

N° d'ordre :

N° de série :

Laboratoires d'accueil :

INRA (Avignon)

Unité Climat Sol Environnement

Unité de Biométrie

Thèse financée par :

CNES (Toulouse)

ALCATEL SPACE

(Cannes)

Ecole doctorale :

Ecole Nationale Supérieure

Agronomique de Rennes

THÈSE

pour obtenir le titre de

Docteur de l'Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes

présentée et soutenue publiquement par

Sébastien GARRIGUES

Avignon, le 16 décembre 2004

Hétérogénéité Spatiale des Surfaces Terrestres en Télédétection : Caractérisation et Influence sur l'estimation des variables biophysiques

Composition du Jury :

G. Douaire	ENSAR, Rennes	<i>Président du jury</i>
J.P. Chilès	Ecole Des Mines de Paris	<i>Rapporteur</i>
C. Puech	CEMAGREF, Montpellier	<i>Rapporteur</i>
G. Dedieu	CESBIO, Toulouse	<i>Examineur</i>
R. Faivre	INRA, Toulouse	<i>Examineur</i>
S. Jacquemoud	Université Paris 7	<i>Examineur</i>
D. Allard	INRA, Avignon	<i>Examineur, co-encadrant de thèse</i>
F. Baret	INRA, Avignon	<i>Examineur, directeur de thèse</i>
D. Lebedeff	Alcatel Space, Cannes	<i>Examineur</i>

« croire en ses rêves »



Remerciements

Pourquoi une thèse en télédétection ? Pour répondre à cette question il est nécessaire de remonter quelques années en arrière et de remercier les personnes qui ont marqué mon parcours. Pour ma part, je ne peux séparer la télédétection d'un personnage : Dominique Dagorne. En effet, c'est dans un petit coin de Granit Rose, au milieu des antennes de réception du centre météorologique de Lannion que j'ai découvert le monde des satellites, des données numériques et des nombreux problèmes associés. Dominique m'a non seulement appris beaucoup dans ce domaine mais a su me transmettre sa passion. A partir de là, deux expériences m'ont guidé jusqu'à ma thèse. Au Centre de Télédétection Spatiale à l'Université de Concepcion au Chili, j'ai découvert la télédétection à échelle humaine dans une ambiance chaleureuse avec Pedro, Fransisco, Andrès, Juan-Luis et Mauricio. Puis, mon année à Météo-France m'a permis de mieux connaître la communauté scientifique française de la télédétection des surfaces continentales.

C'est à l'INRA d'Avignon au sein de l'unité Climat Sol Environnement que j'ai réalisé cette thèse. Merci à mon directeur de Thèse, Frédéric Baret pour m'avoir proposé ce sujet de thèse, pour l'autonomie qu'il m'a laissé dans l'organisation de mon travail ainsi que pour toutes les opportunités de rencontres scientifiques internationales et de campagnes de terrain qu'il m'a proposé. J'ai eu la chance de bénéficier d'un double encadrement puisque cette thèse était co-dirigée par Denis Allard de l'unité de Biométrie à l'INRA d'Avignon. Je tiens à exprimer ma gratitude à Denis pour m'avoir guidé dans les choix méthodologiques de mon travail, pour m'avoir permis de donner une dimension mathématique à ma thèse ainsi que pour ses encouragements qui m'ont bien aidé pendant la phase de rédaction. Je remercie tout particulièrement ma co-bureau Marie Weiss pour les bons moments de travail autour du projet VALERI et pour son aide dans mon travail. Un grand merci aussi à Sophie Moulin et à Cédric Bacour pour leurs soutiens tout au long de cette aventure. Merci à Robert Faivre, Gérard Dedieu, Sandrine Marni et Philippe Blanc pour leurs précieux conseils au travers de mes comités de pilotage. Enfin, je remercie les personnes qui m'ont fait l'honneur de participer à mon jury de thèse et pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail. En particulier, je remercie le président de ce jury Mr Douaire pour la formation très intéressante et très utile pour ma thèse qu'il m'a apportée dans la spécialité Traitement de l'Information Spatiale à l'Agro de Rennes.

Cette thèse s'est bien déroulée dans un laboratoire très accueillant et chaleureux. Je souhaite exprimer toute ma gratitude aux secrétaires de CSE qui font un travail remarquable et sont d'une disponibilité sans faille ! ...Un autre pilier important dans le fonctionnement du labo : les SOSI ! Merci en particulier à "Mr Debian" (aussi nommé Sylvain Barbace) pour sa précieuse et efficace assistance durant les derniers mois de rédaction. Je remercie le directeur de l'unité CSE, André Chanzy pour m'avoir donné la chance de participer à la vie du laboratoire au travers

des conseil de service et de l'animation "Café Science" organisée par les thésards du laboratoire. Enfin j'adresse mes remerciements à tout le personnel de CSE : chercheurs, techniciens et non-permanents avec qui j'ai passé de très agréables moments durant ces trois années de travail. Je n'oublie pas les bons moments de détente indispensables dans la vie d'une thèse : merci aux jogging dans les vignes, aux course à pied par équipe et à la bonne ambiance des entrainements sur stade avec les coureurs de St Maurice ...Enfin, je me souviendrai de beaux moments d'amitié : aussi merci à Cédric, Jérôme, Carlos, Nadia, Claire, David, Mehrez, Yu Tao, Inaki, Franck, Marjorie, Gael, Stéphanie, Mohamed, Noel, Eva, Tom, Marie, Vincent ..

Je ne peux finir ces remerciements sans me se souvenir d'où je viens. Avec cette thèse, j'ai une pensée pour toute ma famille : mes grands parents espagnols et français qui m'ont transmis des racines et une histoire, mon père et ma mère qui m'ont soutenu dans mon parcours et avec qui je partage des valeurs importantes à mes yeux, à mon frère Mathieu avec qui existe une très forte complicité ainsi que vous tous : Anne-Marie, JB, Hugo, Cédric, Chris, Tio, Sylvie, Babeth, Marthe, Stéphanie... Je pense aussi à tous mes amis proches avec qui j'ai partagé de forts moments de vie : Noël, Carlos, Olivier, Thomas, Stéphane, Jean-Luc, Ana et toute ma famille Chilienne adoptive : un abrazo grande a todos!! . Je pense à vous tous et je n'oublie pas ceux qui ne sont plus présents physiquement.

Ces années auront été marquées par une rencontre chère à ma vie personnelle, le début d'un magnifique voyage... Merci Sophie pour ton inestimable présence et ton soutien en particulier lors de la fin de ma thèse.

Enfin, avec cette belle image de télédétection dessinée par des enfants sur un mur d'Ecole quelque part sur cette Terre, j'aimerais transmettre l'idée d'une télédétection à visage humain.



Résumé

L'utilisation des observations spatiales pour le suivi de la végétation à l'échelle globale est nécessaire pour contraindre les modèles d'échanges de masse et d'énergie entre la surface et l'atmosphère et les modèles de fonctionnement de la végétation. La télédétection permet en particulier d'estimer les variables biophysiques révélatrices de l'état et du fonctionnement du couvert végétal. Pour le moment, la répétitivité temporelle nécessaire pour caractériser le fonctionnement des couverts végétaux n'est assurée que par des capteurs à large champ observant la surface à moyenne ou basse résolution spatiale (de l'ordre de la centaine de mètres au kilomètre). Toutefois, l'hétérogénéité spatiale des surfaces qui peut être importante à moyenne résolution spatiale, constitue une source d'incertitude significative lorsque les relations entre les variables biophysiques et les variables radiométriques sont non linéaires.

L'objectif de ce travail de thèse est d'étudier l'influence de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale et de proposer des stratégies pour limiter cette source d'incertitude. Ce travail se décline en deux axes :

1. D'une part, nous avons mis en place **un cadre méthodologique pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale intra-pixellaire à moyenne résolution spatiale**. La base de données VALERI a été utilisée afin de profiter d'une diversité de paysages échantillonnés à l'échelle globale. L'hétérogénéité de la couverture végétale du paysage est décrite par la distribution spatiale d'une variable radiométrique (indice de végétation *NDVI*, réflectances *PIR* et *ROUGE*) issue d'un capteur à haute résolution spatiale (20m) et observée sur une étendue de quelques kilomètres (3000m). Le variogramme défini sous l'hypothèse stationnaire d'ordre deux décrit l'hétérogénéité spatiale selon deux composantes : le degré de variabilité et les structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variation dans l'image. A partir de l'analyse des variogrammes des images de *NDVI*, nous avons montré que le principal facteur d'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage est la variabilité spatiale de l'occupation du sol qui est fortement influencée par l'action anthropique. En effet, le parcellaire agricole explique un degré important de la variabilité de la couverture végétale alors que les sites de végétation naturelle pour lesquels l'action anthropique est moindre sont de façon générale plus homogènes à l'échelle du paysage. Les échelles de variation expliquant la plus grande part de variabilité du paysage ont une gamme de valeur comprise entre 57m et 781m. Par ailleurs, bien que la distribution spatiale des variables *PIR* et *ROUGE* offre une description physique plus riche des structures spatiales composant le paysage, le *NDVI* est plus efficace pour capturer la variabilité de l'occupation du sol.
2. D'autre part, un modèle a été construit pour analyser et corriger l'erreur

d'estimation des variables biophysiques induite par l'hétérogénéité spatiale à moyenne résolution spatiale. L'erreur d'estimation s'exprime de façon multiplicative en fonction du degré d'hétérogénéité du pixel moyenne résolution et du degré de non linéarité de la relation entre la variable radiométrique et la variable biophysique. Le variogramme de l'image est alors utilisé pour quantifier le degré d'hétérogénéité du pixel moyenne résolution spatiale. Le modèle est défini pour une fonction de transfert univariée et bivariée. A partir d'une fonction de transfert semi-empirique entre le LAI et le NDVI, nous avons montré que l'erreur est plus importante pour les sites hétérogènes (les sites agricoles, erreur relative de 10 à 19 % à 1000m de résolution spatiale) et relativement faible pour les sites de végétation naturelle ou de forêt (0.5%-3% à 1000m). Pour l'ensemble des sites étudiés, la correction de cette erreur par le modèle proposé est satisfaisante en particulier à 1000m de résolution. La limite majeure à cette approche est la représentativité du degré d'hétérogénéité d'un pixel moyenne résolution par le variogramme calculé à l'échelle de l'image.

En conclusion, les résultats de cette étude sont utilisés pour discuter de deux stratégies pour limiter les effets de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques. D'une part, **une résolution spatiale optimale** d'observation est proposée à partir de la caractérisation des échelles de variation des paysages étudiés. Cette possibilité est discutée dans une perspective de définition de nouvelles missions spatiales d'observation de la Terre. D'autre part, **le modèle proposé dans cette étude peut être utilisé pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale de surface** caractérisée à partir de données à haute résolution spatiale disponibles occasionnellement. Cette solution est discutée de manière comparative à l'approche de désagrégation.

Table des matières

1	Introduction générale	1
I	Etat de l'art : Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale du paysage et estimation des variables biophysiques par télédétection	7
2	Hétérogénéité spatiale : définitions et concepts associés	11
2.1	Qu'est ce que l'hétérogénéité spatiale?	11
2.1.1	Hétérogénéité spatiale structurelle	12
2.1.2	Hétérogénéité fonctionnelle	15
2.1.3	Hétérogénéité temporelle	18
2.2	Hétérogénéité spatiale et structure spatiale	20
2.2.1	Notion de structure spatiale	20
2.2.2	Structuration spatiale hiérarchique	22
2.2.3	Structure spatiale et processus sous-jacents	23
2.3	Hétérogénéité spatiale et échelle d'observation	24
2.3.1	Notion d'échelle spatiale	24
2.3.2	Hétérogénéité spatiale et échelle d'observation	27
2.3.3	Définition de l'échelle d'observation du paysage	29
3	Caractérisation de la couverture végétale du paysage par télédétection	33
3.1	Déterminisme du signal mesuré par le capteur	35
3.1.1	La mesure de télédétection	35
3.1.2	Caractéristiques spatiales	35
3.1.3	Caractéristiques radiométriques	42
3.1.4	Caractéristiques temporelles	42
3.2	Passage du compte numérique à la réflectance	44
3.2.1	Traitements géométriques et radiométriques	44

3.2.2	Réflectance au sommet de l'atmosphère	45
3.2.3	Réflectance au sommet du couvert végétal	46
3.3	Caractérisation de la surface observée par les variables radiométriques	48
3.3.1	Déterminisme de la réflectance	48
3.3.2	Indices de végétation	51
3.4	Incertitudes des données de télédétection	52
3.4.1	Incertitudes géométriques	52
3.4.2	Incertitudes radiométriques	52
4	Méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale	55
4.1	Définition de la texture d'une image	56
4.1.1	Structure des données	56
4.1.2	Définition de la texture	56
4.1.3	Critères de choix d'un descripteur textural	57
4.1.4	Approches et hypothèses pour décrire la texture d'une image	58
4.2	Descripteurs statistiques du second ordre	61
4.2.1	Matrice de cooccurrence et Indice d'Haralick	61
4.2.2	Le variogramme	63
4.3	Méthodes fractale et multifractale	67
4.3.1	Dimension fractale	67
4.3.2	Approche multifractale	70
4.4	Méthodes d'analyse du signal	73
4.4.1	Méthode de convolution par fenêtre glissante	73
4.4.2	Transformée de Fourier	74
4.4.3	Décomposition multi-échelle d'une image	76
4.4.4	Décomposition en ondelettes	80
4.5	Résolution spatiale et caractérisation de l'hétérogénéité	84
4.5.1	Effet du changement de résolution spatiale sur les données.	84
4.5.2	Résolution spatiale optimale	86
4.6	Synthèse	87
5	Modèles et changement d'échelle d'observation	91
5.1	Estimation des variables biophysiques par télédétection	92
5.1.1	Les variables biophysiques d'intérêt	92
5.1.2	Différents types de fonction de transfert	92
5.1.3	Incertitudes liées à l'estimation des variables biophysiques	95
5.2	Théorie du changement d'échelle	96

5.2.1	Importance du changement d'échelle	96
5.2.2	Mécanisme de transfert d'échelle	98
5.3	Problèmes posés par le transfert d'échelle	99
5.3.1	Respect de la physique du processus	99
5.3.2	Influence de l'hétérogénéité spatiale et de la non linéarité du modèle sur l'estimation	99
5.3.3	Erreur d'estimation due au changement d'échelle	100
5.3.4	Quantification de l'erreur d'estimation des variables biophysiques	102
5.4	Méthodes de transfert d'échelle	105
5.4.1	Grandes catégories de méthode	106
5.4.2	Méthodes spécifiques au problème d'estimation des variables biophysiques	109
6	Conclusion et positionnement de notre étude	115
II	Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale	119
7	Hétérogénéité spatiale d'un paysage par le variogramme du NDVI	123
7.1	Présentation de la base de données	123
7.2	Exploration de la variabilité spatiale d'une image	124
7.2.1	Le variogramme expérimental isotrope	124
7.2.2	Le variogramme directionnel	130
7.2.3	Test du variogramme par permutation	132
7.3	Modélisation des composantes de l'hétérogénéité spatiale	132
7.3.1	Modélisation topo-probabiliste	134
7.3.2	Le variogramme théorique	137
7.3.3	Estimation du variogramme	140
7.3.4	Portée intégrale	141
7.4	Analyse de l'hétérogénéité spatiale des images de NDVI	150
7.4.1	Comparaison des variogrammes de <i>NDVI</i> pour quatre paysages contrastés	150
7.4.2	Typologie de l'hétérogénéité spatiale des paysages	152
7.4.3	Echelle de variation du paysage	163
8	Choix de la variable et hétérogénéité spatiale	167
8.1	Analyse bivariée dans le <i>PIR</i> et le <i>ROUGE</i>	167
8.1.1	Problématique	167
8.1.2	Modélisation bivariée de l'hétérogénéité spatiale	168
8.1.3	Application aux sites de la base de données	172

8.2	Comparaison des variogrammes de NDVI et de variables biophysiques	180
8.3	Effet de l'atmosphère sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale	181
9	Quantification de l'hétérogénéité spatiale avec la résolution spatiale	185
9.1	Effet du changement de résolution sur la description de l'hétérogénéité	186
9.1.1	Notations	186
9.1.2	Effet du changement de résolution spatiale sur les statistiques classiques	186
9.1.3	Effet du changement de résolution spatiale sur le variogramme	186
9.2	Quantification de l'hétérogénéité spatiale par la variance de dispersion	192
9.2.1	Définition de la variance de dispersion	192
9.2.2	Application aux images simulées	198
9.2.3	Application aux images de <i>NDVI</i>	201
10	Autres méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale	205
10.1	L'entropie spatiale	205
10.1.1	Entropie spatiale expérimentale	205
10.1.2	Application aux images de la base données	206
10.1.3	Entropie régularisée	208
10.2	Mélange de deux modèles stochastiques	211
10.2.1	Simulation d'images et modèles stochastiques	211
10.2.2	Un nouveau descripteur : le variogramme d'ordre un	214
10.3	Méthode pour décrire la structure spatiale d'une image	217
10.3.1	Description de l'approche	217
10.3.2	Test sur simulation	221
10.3.3	Application aux images réelles	221
III	Influence de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables bio-physiques	235
11	Modèle univarié de correction du biais	239
11.1	Fonction de transfert univariée	239
11.2	Analyse de l'erreur d'estimation	241
11.2.1	Evolution de l'erreur avec la résolution spatiale	241
11.2.2	Lien entre l'erreur et le degré d'hétérogénéité spatiale	241
11.2.3	Influence du degré de non linéarité	244
11.3	Présentation du modèle univarié	246
11.4	Application du modèle univarié	248

11.4.1	Analyse des résultats	248
11.4.2	Mise en évidence des problèmes d'estimation	252
12	Modèle bivarié de correction du biais	257
12.1	Fonction de transfert bivariée	257
12.2	Formalisme du modèle multivarié	257
12.3	Analyse de l'erreur d'estimation	260
12.3.1	Niveau d'erreur	260
12.3.2	Lien avec la description multivariée de l'hétérogénéité spatiale	261
12.3.3	Décomposition du biais bivarié	265
12.4	Application du modèle bivarié	270
13	Problèmes liés à la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale	275
13.1	Effet de l'étendue de l'image sur le variogramme expérimental	276
13.2	Représentativité de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle locale	277
13.3	Stationnarité temporelle de l'hétérogénéité spatiale	286
14	Conclusion générale	297
A	Algorithmes de calcul de la dimension fractale	307
B	Variogrammes des images NDVI	309
C	Modèles de corégionalisation PIR-ROUGE	321
D	Variance de dispersion des images de NDVI	333
E	Modèle de droites poissoniennes	337

Liste des symboles

Notations générales

I : image à haute résolution spatiale de dimension 3000m*3000m

$|I|$: surface de l'image

N : nombre de pixels de l'image ($N = N_x \times N_y$)

x_α : pixel de l'image à haute résolution spatiale

p : résolution spatiale du pixel x

(m, n) : coordonnées images d'un pixel

$z(x)$: variable régionalisée ($NDVI$) ponctuelle fonction de la localité x

z_{x_α} : valeur de l'image de $NDVI$ au pixel x_α

v : sous-domaine de l'image haute résolution spatiale aussi nommé pixel moyenne résolution

$$(v = \bigcup_{\alpha=1}^n x_\alpha)$$

$|v|$: surface de v

p_v : résolution de v ($p_v = \sqrt{|v|} = \sqrt{np}$)

\bar{z}_{v_α} : valeur de l'image agrégée au sous-domaine v_α ($\bar{z}_{v_\alpha} = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{x_\alpha}$)

Notations relatives à la première partie

R : résolution spatiale d'un capteur

f_e : fréquence d'échantillonnage du capteur ($R = \frac{1}{f_e}$)

FOV : Field Of View, champs d'observation du capteur

GIFOV : Ground Instantaneous Field Of View : taille du pixel

THR : Très Haute Résolution spatiale

HR : Haute Résolution spatiale

MR : Moyenne Résolution spatiale

BR : Basse Résolution spatiale

ε : désigne une résolution spatiale

FA : fonction aléatoire

$Z(x)$: fonction aléatoire

$F_{x_1 x_2 \dots x_k \dots x_n}(a_1, a_2, \dots, a_k, \dots, a_n)$: loi spatiale de la fonction aléatoire $Z(x)$

$E(Z(x))$: espérance de $Z(x)$

$Cov(Z(x), Z(x+h))$: covariance de $Z(x)$ et $Z(x+h)$

$\gamma_e(h)$: variogramme empirique

$\gamma(h)$: variogramme théorique

$C(h)$: covariance, $\gamma(h) = C(0) - C(h)$

$P_{\vec{h}}(a_i, a_j)$: probabilité d'occurrence des valeurs (a_i, a_j) de pixels distants d'un vecteur h

D : dimension fractale

H : exposant de Hurst (pour une image : $H = 3 - D$)

$K(q)$: fonction de facteurs d'échelle

(u_n, v_n) : coordonnées image dans le domaine fréquentiel, u_n et v_n sont les fréquences spatiales normalisées par la fréquence d'échantillonnage f_e de l'image selon les colonnes et les lignes de l'image

\hat{f} : transformée de Fourier de f

ϕ_ω : phase de \hat{f}

A_ω : amplitude de \hat{f}

$P(w)$: puissance spectrale

σ_v^2 : variance locale à la résolution spatiale de v

$Wf(u, s)$: coefficient d'ondelette associée au facteur d'échelle s et à localisation u

$\psi_{u,s}(x)$: fonction d'ondelette

$\tilde{\psi}$: fonction mère d'ondelette

$\hat{\sigma}_j^2$: variance des coefficients d'ondelettes

PIR : réflectance dans le proche-infrarouge (0.79 - 0.89 μm)

ROUGE : réflectance dans le rouge (0.61-0.68 μm)

NDVI : indice de végétation : $NDVI = \frac{PIR - ROUGE}{PIR + ROUGE}$

$f(\theta, z_x)$: modèle générique de paramètre θ et de variable d'entrée z_x

B_x : sortie générique du modèle f

$fAPAR$: fraction de rayonnement photosynthétiquement actif

LAI : indice foliaire

$fCover$: taux de couverture

Notations relatives à la deuxième partie

M_{NDVI} : moyenne de l'image de NDVI

V_{NDVI} : variance expérimentale de l'image de NDVI

S_{NDVI} : écart-type de l'image de NDVI

σ_e^2 : variance expérimentale ou variance empirique de l'image

$|x - y|$: distance entre les localités (pixels) x et y de l'image

g_k : modèle élémentaire de variogramme

r_k : portée de g_k

b_k : poids de variance associé à g_k

σ^2 : variance théorique de l'image (autrement nommé plateau de stationnarité)

r, r_1, r_2 : portées du variogramme

\overline{Z}_v : moyenne spatiale de la fonction aléatoire $Z(x)$ sur v

A : portée intégrale

$\gamma(I, I)$: variogramme intégré sur l'image I

C_{erg} : écart relatif entre σ^2 et $\gamma(I, I)$

$\gamma_{ij}(h)$: variogramme croisé théorique

$\gamma_{eij}(h)$: variogramme croisé expérimental

σ_i^2 : variance théorique du PIR

σ_{ij}^2 : variance théorique du ROUGE

ρ_{ij} : corrélation théorique du PIR et du ROUGE

$s_{loc}^2(x|v)$: variance de dispersion statistique locale de x dans v de la variable $NDVI$

$s^2(x|v)$: variance de dispersion statistique expérimentale de x dans v de la variable $NDVI$

$\gamma(v, v)$: variance de dispersion théorique d'un domaine générique v de l'image associée au $NDVI$

TH_v : taux d'homogénéisation à la résolution de v ($TH_v = 100 \frac{\gamma(v,v)}{\sigma^2}$)

C_m : covariance du modèle mosaïque

C_d : covariance du modèle multi-gaussien

γ_m : variogramme du modèle mosaïque

γ_d : variogramme du modèle multi-gaussien

ω_i : poids associé au modèle multi-gaussien et $\sqrt{(1 - \omega_i^2)}$ est celui associée au modèle mosaïque.

Notations relatives à la troisième partie

A_x : image de A à haute résolution spatiale (A désigne soit le $NDVI$ ou le PIR ou le $ROUGE$)

A_v : image de A_x agrégée à la résolution de v (A désigne soit le $NDVI$ ou le PIR ou le $ROUGE$)

f : fonction univariée : $f : LAI = \frac{-1}{K_{NDVI}} \log \left(\frac{z_x - NDVI_\infty}{NDVI_s - NDVI_\infty} \right)$, $NDVI_\infty$, K_{NDVI} , $NDVI_s$: paramètres de la fonction de transfert $LAI-NDVI$

$f_{i,j}$: fonction bivariée du PIR et du $ROUGE$ $f_{i,j} : LAI = \frac{-1}{K_{NDVI}} \log \left(\frac{z_{i,x} - z_{j,x} - NDVI_\infty}{z_{i,x} + z_{j,x} - NDVI_\infty} \right)$

z_{i,x_α} : valeur de la variable PIR au pixel x_α

z_{j,x_α} : valeur de la variable $ROUGE$ au pixel x_α

z_x^{ij} : vecteur des variables $\begin{pmatrix} z_{i,x} \\ z_{j,x} \end{pmatrix}$

\bar{z}_v^{ij} : vecteur des variables $\begin{pmatrix} \bar{z}_{i,v} \\ \bar{z}_{j,v} \end{pmatrix}$

e_v , $e_{v,univ}$: biais empirique (fonction univariée f) à la résolution de v

$e_{v,th}$: biais théorique (fonction univariée f) à la résolution de v

$e_{v,biva}$: biais empirique (fonction bivariée f_{ij}) à la résolution de v

$e_{v,biva,th}$: biais théorique (fonction bivariée f_{ij}) à la résolution de v

$e_{v,ndvi}$: biais empirique (fonction $NDVI$) à la résolution de v

$e_{v,ndvi,th}$: biais théorique (fonction $NDVI$) à la résolution de v

$LAI_v^{approche}$: LAI estimé à moyenne résolution spatiale de v ($LAI_v^{approche} = f(NDVI_v)$)

LAI_v^{vrai} : LAI agrégé à la résolution de v ($LAI_v^{vrai} = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n LAI_{x_\alpha}$)

$LAI_v^{corrige}$: image corrigée de LAI à la résolution de v , $LAI_v^{corrige} = LAI_v^{approche} - e_{v,th}$

$\Gamma_{f_{i,j}}$: matrice hessienne de $f_{i,j}$

$s_i^2(x|v)$: variance de dispersion statistique locale de x dans v de la variable PIR

$s_j^2(x|v)$: variance de dispersion statistique locale de x dans v associée à la variable *ROUGE*

$s_{ij}^2(x|v)$: covariance de dispersion statistique locale de x dans v associée aux variables *PIR* et *ROUGE*

$\gamma_i(v, v)$: variance de dispersion théorique d'un domaine générique v de l'image associée au *PIR*

$\gamma_j(v, v)$: variance de dispersion théorique d'un domaine générique v de l'image associée au *ROUGE*

$\gamma_{ij}(v, v)$: covariance de dispersion théorique d'un domaine générique v de l'image associée au *PIR* et *ROUGE*

$\Sigma^{ij} = \begin{pmatrix} \gamma_i(v, v) & \gamma_{ij}(v, v) \\ \gamma_{ij}(v, v) & \gamma_j(v, v) \end{pmatrix}$: matrice de variance et covariance théorique d'un domaine générique v de l'image

Chapitre 1

Introduction générale

Contexte de l'étude

La teneur actuelle en CO₂ atmosphérique a augmenté de 30% depuis 200ans pour atteindre un niveau sans précédent depuis les 420 000 dernières années (Petit et al. [1999], Moore [2000], Prentice et al. [2001]). Cette augmentation du carbone atmosphérique est principalement liée à l'activité anthropique au travers de la consommation des ressources fossiles et du changement d'occupation du sol (agriculture, déforestation,..). L'effet de serre lié à la présence de gaz tels que le CO₂ absorbant le rayonnement de grande longueur d'onde, s'est trouvé renforcé, induisant une augmentation des températures qui pourrait aller jusqu'à 3° d'ici 2100 selon les conclusions des experts du groupe intergouvernemental sur l'évolution du climat (IPCC). La réduction des émissions de gaz à effet de serre a donc été reconnue comme un enjeu majeur pour l'humanité par la convention des Nations Unies sur les changements climatiques (UNFCCC).

Le programme international géosphère biosphère (IGBP) et le programme de recherches mondial sur le climat (WRCP) ont été mis en place pour étudier et modéliser les processus physiques, chimiques et biologiques qui déterminent le climat et son évolution. Les trois composantes du système Terre que sont l'atmosphère, l'océan et la biosphère continentale interagissent étroitement (figure 1.1). La biosphère continentale joue un rôle majeur dans le cycle global du carbone (figure 1.1). Pourtant, c'est sans doute la composante la moins bien connue (voir les incertitudes associées, figure 1.2) et aussi la plus variable. Par exemple, la forêt Amazonienne peut se comporter comme un puits ou une source selon les décennies considérées ! Il est donc essentiel de mieux décrire les processus liés à la composante continentale du cycle du carbone pour modéliser et prédire le climat global.

Les processus associés aux surfaces continentales interviennent à toutes les échelles d'espace et de temps : du stomate (lieu d'échange avec l'atmosphère) au paysage (entité où les interactions

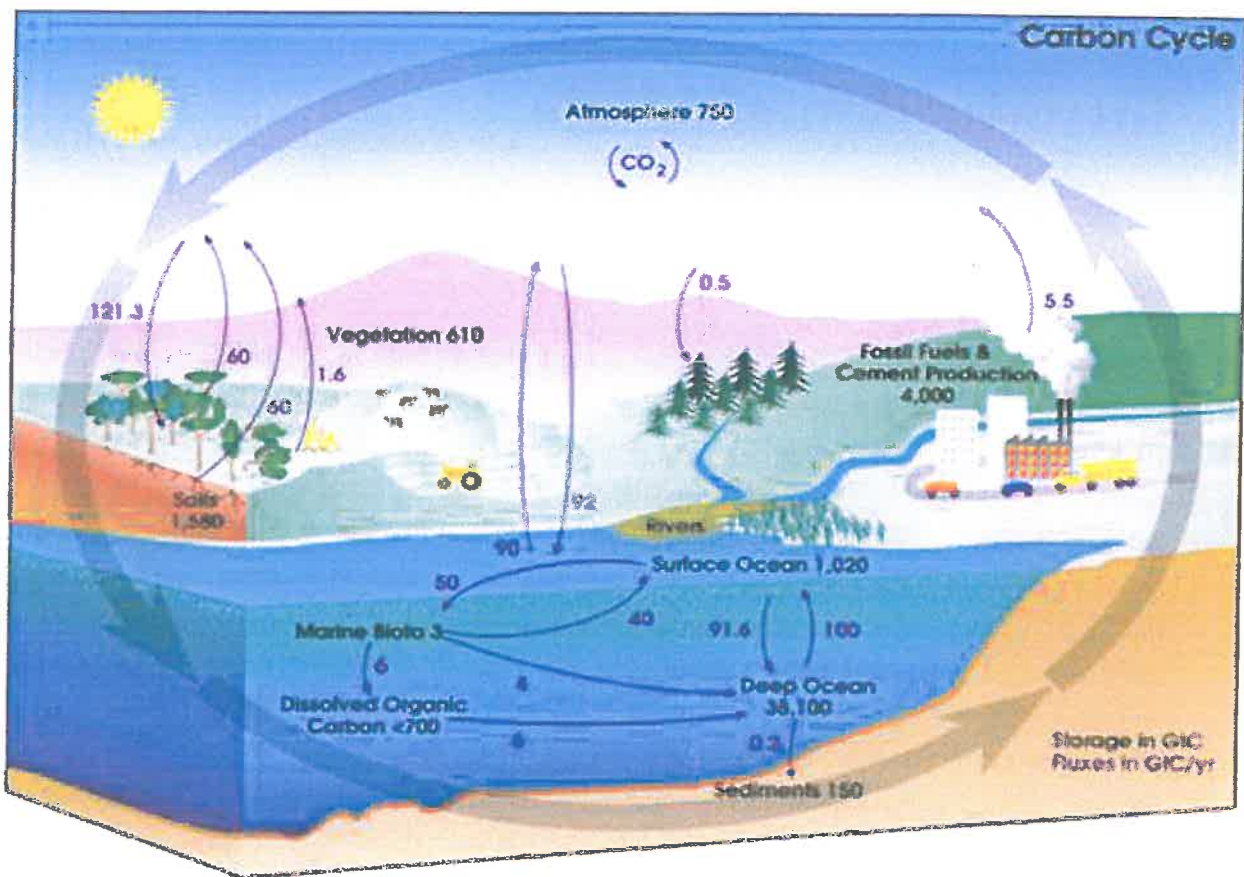


FIG. 1.1 – Cycle du carbone, d'après Rast [2004]

directes entre sous éléments sont significatives) pour le spatial, et de l'instantané (processus élémentaires tels que photosynthèse) au millénaire (dynamique de la végétation) pour le temporel. La modélisation de ces processus en est donc rendue très complexe. La modélisation de processus passe par différentes étapes : identification des mécanismes, formalisation, étalonnage et validation. L'observation est donc nécessaire pour trois d'entre elles : identification, étalonnage et validation. Face à cette demande conséquente d'observations, la télédétection spatiale offre un potentiel important.

La télédétection spatiale permet d'acquérir une quantité importante d'informations sur la surface terrestre à des échelles spatiales et temporelles variées. Depuis le lancement du premier satellite d'observation de la terre Landsat en 1972, de nombreuses missions ont couvert la surface terrestre. En parallèle, la communauté scientifique s'est construite et a mis au point une panoplie d'outils permettant d'utiliser ces données (Tucker and Sellers [1986], Townshend and Justice [1988], Baret and Guyot [1991], Running et al. [1994], Moulin et al. [1997], Myneni et al. [2002]). Les modèles de processus peuvent être renseignés au travers de variables d'état médiatrices qui peuvent être estimées à partir des données radiométriques enregistrées par les capteurs de télédétection. Dans le domaine solaire, ces variables accessibles par télédétection, appelées variables biophysiques, décrivent la structure du couvert, les propriétés optiques des éléments, ou des caractéristiques dérivées utiles au bilan radiatif.

Pour suivre les changements climatiques globaux, une couverture globale est nécessaire sur de longues séries temporelles de données. Depuis 1981 avec le lancement du premier instrument AVHRR par la NOAA, des capteurs à moyenne résolution spatiale surveillent quotidiennement la surface de la terre. Si ces données ont largement été utilisées (par ex. Myneni et al. [1997]), elles sont associées à un certain nombre de problèmes, en particulier au niveau de la résolution spatiale.

L'hétérogénéité intra-pixellaire observée aux résolutions hecto ou kilométriques constitue donc un problème majeur en télédétection. En effet, la taille des objets auxquels la communauté scientifique s'intéresse est bien souvent inférieure à la taille des pixels : le "patch" de végétation ayant des propriétés de fonctionnement similaires. Pour les applications telles que l'agriculture, le "patch" correspond au champ ou une partie homogène du champ. De même, pour la description des cycles biogéochimiques (carbone, eau, azote) le patch est un groupe de végétation ayant le même type de fonctionnement (PFT, Plant Functional Type). De plus, l'hétérogénéité intra-pixellaire pose un problème sérieux lors de la validation des produits biophysiques (estimation des variables biophysiques par télédétection) à partir de mesures sur le terrain qui sont la plupart du temps ponctuelles (Justice et al. [2000], Morissette et al. [2002]).

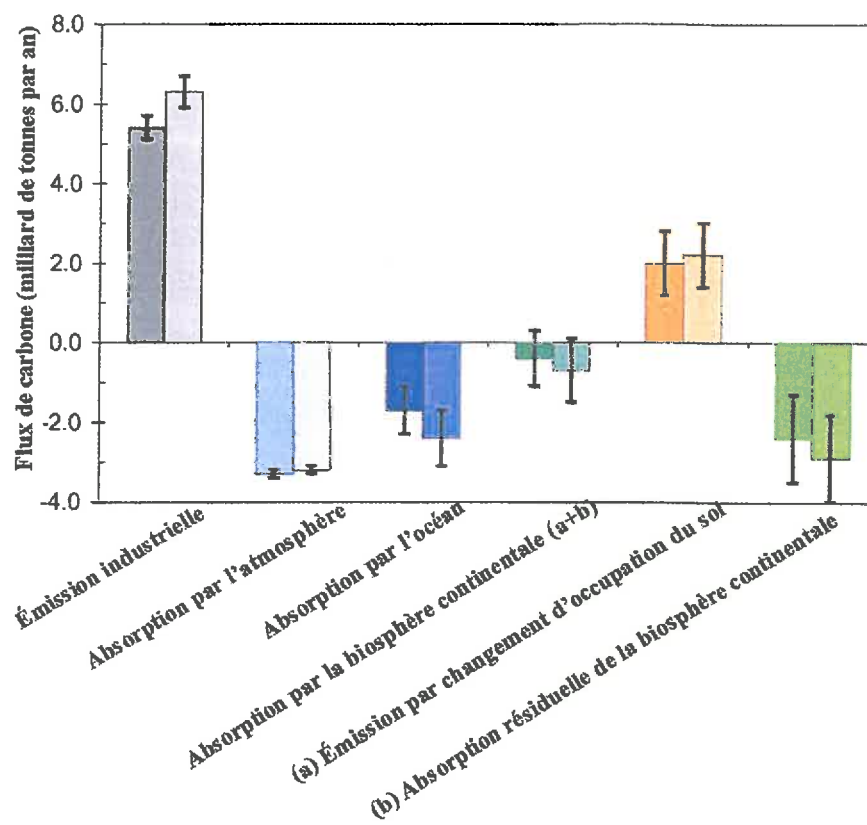


FIG. 1.2 – Echanges de carbone entre les différents compartiments du système Terre. Les deux colonnes correspondent aux estimations de l'IPCC pour les périodes 1989-1990 (gauche) et 1990-2000 (droite). Les incertitudes associées sont indiquées, d'après Rast [2004]

Problématique de la thèse

Ce travail s'inscrit donc dans le contexte de l'utilisation des données de télédétection à moyenne résolution pour décrire le fonctionnement de la surface terrestre. On s'intéressera au problème lié à l'hétérogénéité intra-pixellaire du pixel moyenne résolution spatiale. Différentes études montrent que l'estimation des variables biophysiques par télédétection moyenne résolution est fortement influencée par l'hétérogénéité intra-pixellaire (Friedl et al. [1995], Chen [1999], Weiss et al. [2000], Tian et al. [2002b]). Nous nous proposons donc d'étudier l'influence de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques. Pour limiter cette influence, deux stratégies apparaissent :

- le choix d'une résolution spatiale optimale pour estimer les variables biophysiques
- la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans l'estimation des variables biophysiques par les capteurs moyenne résolution spatiale.

Avant d'aborder ces questions au potentiel de retombées pratiques, il nous faudra d'abord définir ce que nous entendons par hétérogénéité spatiale et proposer un cadre méthodologique pour sa caractérisation. En effet, la plupart des travaux de la littérature dans le domaine de la télédétection utilisent une approche très exploratrice de l'hétérogénéité spatiale, sans proposer de cadre formel pour en caractériser ses différences acceptations et composantes.

Le travail proposé se déclinera donc en 4 grandes parties, chacune répondant à un objectif particulier :

1. **Définition de l'hétérogénéité spatiale et proposition d'une méthode de caractérisation.** Cette partie sera réalisée à partir d'une analyse bibliographique large, explorant d'autres champs disciplinaires que celui restreint à la télédétection.
2. **Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale intra-pixellaire à moyenne résolution.** Cette partie sera réalisée à partir des méthodes proposées précédemment et appliquées à un jeu d'images à haute résolution spatiale acquises dans le cadre du projet VALERI (Baret et al. [2004]). Une méthodologie à partir de l'outil variogramme est introduite pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale d'un pixel moyenne résolution.
3. **Analyse de l'erreur d'estimation induite par l'hétérogénéité intra-pixellaire et développement de modèles pour la corriger.** Ces modèles seront évalués sur la base de données VALERI. Enfin, nous investiguerons différents problèmes liés à la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale dans ces modèles.
4. **Conclusion.** Nous discuterons des différents résultats obtenus et de leur application à notre problématique initiale : Comment caractériser au mieux la surface terrestre à partir d'observations spatiales ?

Première partie

Etat de l'art : Caractérisation de
l'hétérogénéité spatiale du paysage et
estimation des variables biophysiques
par télédétection

Introduction

Cette partie a pour objet de positionner le sujet de recherche exploré, en s'attachant à définir les concepts manipulés et à justifier le choix des outils et méthodes retenus. Les concepts et les méthodes sont appréhendés dans un contexte transdisciplinaire en mettant en évidence les problématiques sous-jacentes.

Le premier chapitre explicite le concept d'hétérogénéité spatiale et les concepts associés pour préciser la définition adoptée dans cette étude.

Le second chapitre présente les caractéristiques spatiales et spectrales des données de télédétection pour comprendre la nature et les causes de la variabilité spatiale d'une image.

Le troisième chapitre propose différentes méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface étudiée à partir de la variabilité spatiale d'une image de télédétection.

A la fin de ce chapitre, une synthèse permet de justifier la méthodologie choisie pour cette étude.

Enfin, le dernier chapitre présente quelques méthodes d'estimation (fonction de transfert) des variables biophysiques à partir des données de télédétection. La problématique liée à l'influence du changement d'échelle d'observation sur la description des processus est introduite. L'influence de l'hétérogénéité spatiale de surface et de la non linéarité des modèles sur l'estimation des variables biophysiques est explicitée dans le cadre des fonctions de transfert. Enfin, quelques méthodes de correction de l'erreur d'estimation sont présentées.

Chapitre 2

Hétérogénéité spatiale : définitions et concepts associés

Introduction

L'hétérogénéité est une caractéristique inhérente au monde dans lequel on vit et elle s'observe à tous les niveaux d'organisation depuis l'échelle moléculaire jusqu'à l'échelle du globe (Kolasa and Rollo [1991], Levin [1992], Jarvis [1995]). Son existence même conditionne le fonctionnement des systèmes vivants. Elle peut être spatiale ou temporelle. Dans ce travail, l'hétérogénéité spatiale est étudiée. Elle constitue un sujet d'étude dans diverses disciplines telles que : l'écologie (distribution spatiale d'une population animale), l'hydrologie (structure spatiale d'un bassin versant), les sciences environnementales (distribution d'un polluant dans le sol), la géologie (propagation d'une onde sismique), géographie (hétérogénéité de la démographie), l'épidémiologie, la télédétection (hétérogénéité de la surface observée)... Le but de ce chapitre est d'appréhender ce concept dans son ensemble, pour le définir dans le cadre de notre étude. Différentes propriétés associées sont présentées : la structure spatiale puis la relation de dépendance de l'hétérogénéité avec l'échelle d'observation.

2.1 Qu'est ce que l'hétérogénéité spatiale ?

Le concept d'hétérogénéité est complexe à définir de façon unique et spécifique comme le souligne le titre d'une introduction d'un livre dédiée à l'hétérogénéité en écologie : "heterogeneity of heterogeneity" Kolasa and Rollo [1991]. Le dictionnaire Petit Robert donne comme définition du sens commun : "Qui est composé d'éléments de nature différente..." La littérature sur l'hétérogénéité est très développée en écologie (Hutchinson [1953], Pielou [1977], Allen and Starr

[1982], Downing [1986], O'Neill et al. [1989], Kolasa and Rollo [1991], Turner et al. [1991], Levin [1992]). Les définitions proposées ont l'avantage d'être assez génériques pour préciser la définition de l'hétérogénéité spatiale dans le cadre de ce travail. En particulier, ces auteurs définissent l'hétérogénéité spatiale selon une approche structurelle et fonctionnelle. Après avoir présenté ces deux concepts, la notion d'hétérogénéité sera étendue à la dimension temporelle.

2.1.1 Hétérogénéité spatiale structurelle

La notion d'hétérogénéité est relative à un système sur lequel est observée une propriété du système (Kolasa and Rollo [1991], Li and Reynolds [1995]). Le système peut être observé au travers d'un support temporel, spatial à 2 dimensions ou spatial à 3 dimensions (structure des pores dans une colonne de sol). Par la suite le système sera observé au travers de l'espace géographique à deux dimensions. On parle alors d'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface. Le système peut désigner par exemple une parcelle agricole, le paysage, un bassin versant, un continent, l'océan ou le globe. De plus, une propriété est décrite par une variable qualitative ou quantitative mesurée sur le système observé. Par exemple la couverture végétale peut être caractérisée par différentes variables telles que : un indice de végétation mesuré par télédétection, l'indice foliaire (LAI), le taux de couverture (fCover), la fraction d'énergie incidente photosynthétiquement active (fAPAR), la température du couvert...

Définition de l'hétérogénéité spatiale structurelle

Une première façon d'appréhender le concept d'hétérogénéité spatiale est de le définir par opposition à la notion d'homogénéité spatiale qui se définit comme l'absence de variation (Kolasa and Rollo [1991]) de la variable étudiée. Aussi, un phénomène est dit hétérogène si une ou plusieurs variables le représentant ont des valeurs qui varient dans l'espace (Kolasa and Rollo [1991], Dutilleul and Legendre [1993], Seixas [2000]). Cette approche connue en écologie sous le nom "d'hétérogénéité structurelle" ou "hétérogénéité mesurée" considère l'hétérogénéité comme une propriété statique. Li (Li and Reynolds [1995]) oppose la notion de complexité utilisée pour une variable qualitative à la notion de variabilité utilisée pour une variable quantitative.

Variabilité spatiale d'une mesure

La variabilité de la variable mesurée peut être appréhendée sous forme de signal spatial (figure 2.1) visualisable en deux dimensions sous forme d'image (figures 2.4 et 2.9). La variabilité est décrite statistiquement par sa variance. Cependant cette définition de la variabilité n'est opérationnelle que pour des comparaisons entre différentes observations. Aussi un seuil choisi relativement au contexte de l'étude doit être défini pour juger du degré d'hétérogénéité. Par

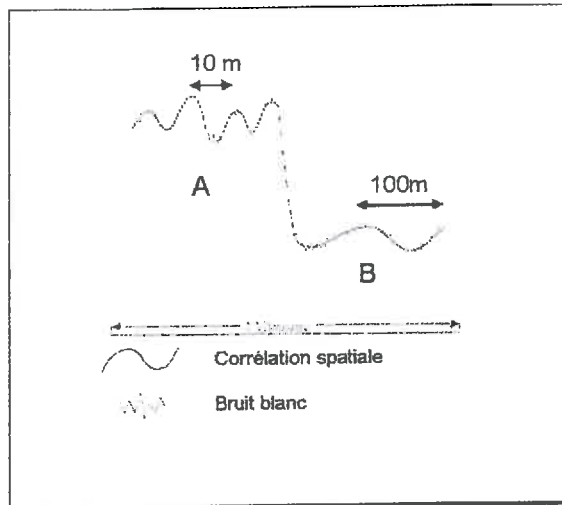


FIG. 2.1 – Représentation unidimensionnelle d'un signal spatial. L'axe horizontal représente la coordonnée spatiale de chaque mesure et l'axe vertical la valeur d'une variable mesurée. A et B désignent deux structures spatiales associées à des échelles de variations différentes, d'après Oliver [2001]

exemple, l'hétérogénéité de l'occupation du sol peut être caractérisée par deux variables radiométriques (ROUGE et PIR¹). Une surface est considérée quasi-homogène si l'enveloppe convexe de l'ensemble des mesures faites sur cette surface occupe un domaine suffisamment petit dans l'espace des variables PIR et ROUGE (Raffy [1992], Gregoire and Raffy [1997]). Sur la figure 2.2, le domaine $D(w)$ représente une surface hétérogène alors que les domaines A,B, C sont quasi-homogènes du point de vue radiométrique. Ces derniers correspondent à un thème d'occupation du sol ou un type de végétation.

Notion de complexité spatiale

En écologie, un système est d'autant plus complexe spatialement qu'il est composé d'un nombre important de parties distinctes présentant différentes connections spatiales (topologie) entre elles (Gleick [1988], Glass and Mackey [1988]). La complexité est une propriété inhérente de différents systèmes du monde vivant. Par exemple, une protéine a une structure tridimensionnelle spécifique constituée de séquences d'acides aminés dont la complexité spatiale conditionne sa fonction. La structure complexe peut se caractériser par un manque de symétrie, c'est-à-dire qu'aucune partie du système ne peut fournir d'information suffisante pour reproduire les autres parties. Cette notion de complexité peut être appliquée à la description de l'hétérogénéité spatiale du paysage. Par exemple, la figure 2.6) illustre la complexité du paysage mise en évidence par

¹variables mesurées par télédétection sensible à l'état du système sol-végétation

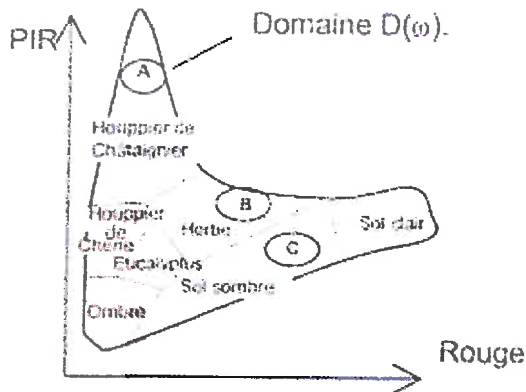


FIG. 2.2 – Variabilité dans l'espace des variables radiométriques PIR et ROUGE, d'après Puech [2000]

la diversité des objets le composant (parcelles, route, haie) et les connections spatiales entre ces objets ("deux parcelles sont délimitées par une haie").

Exemples d'hétérogénéités structurelles

1. La figure 2.3 illustre l'hétérogénéité spatiale de l'activité neuronale dans les zones du cerveau en réponse à un stimulus tactile (Birn et al. [20001]). Il s'agit d'un exemple d'hétérogénéité structurelle à 3 dimensions. L'intensité de l'activité neuronale est proportionnelle au volume sanguin mesurée par la concentration locale de deoxyhémoglobine.



FIG. 2.3 – Répartition de l'activité neuronale dans différentes zones du cerveau, d'après Birn et al. [20001]

2. La thermocline de l'océan représente la surface limite entre les eaux profondes froides et les eaux de surface plus chaudes. Son hétérogénéité spatiale est observable au travers de la distribution spatiale de la température de surface de l'océan mesurée par télédétection. La figure 2.4 présente des images températures de surface pour le bassin océanique Pacifique Sud. Sur l'image de gauche, on note une langue d'eau froide le long de l'équateur vers l'ouest traduisant une remontée de la thermocline (phénomène d'upwelling). En outre, les

températures élevées à l'ouest du bassin soulignent un enfoncement de la thermocline.²

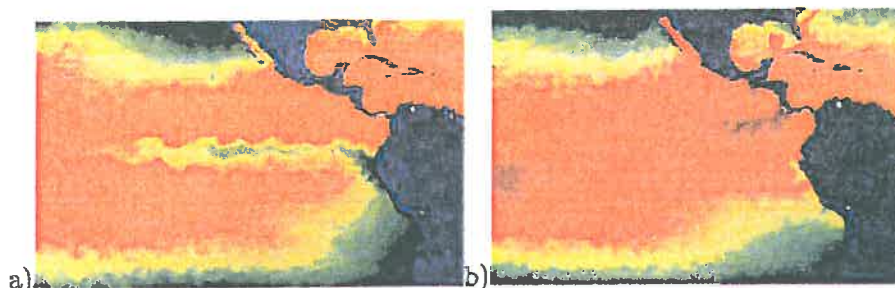


FIG. 2.4 – Température de surface du bassin océanique pacifique sud (à l'ouest du bassin les côtes Indonésiennes et à l'est les côtes Equatoriennes et Péruviennes). La valeur de la température croit du bleu au rouge. a) image acquise pour un événement "normal", b) événement "El Nino". Source Ifremer (<http://www.ifremer.fr/lpo/vulgarisation/elnino/elnino.html>, d'après "Report to the Nations" de UCAR / NOAA)

3. Au niveau d'un couvert végétal donné, l'hétérogénéité spatiale est liée en particulier à l'architecture du couvert. Le couvert est d'autant plus hétérogène que l'organisation spatiale des feuilles est agrégée autour d'axes verticaux tels que les tiges (figure 2.5, Asrar et al. [1992], Chen and Cihlar [1995], Chen et al. [2003], Rochdi [2003]).
4. La photographie aérienne (figure 2.6) illustre l'hétérogénéité spatiale d'un paysage agricole (Wu and Qi [2000], Li and Reynolds [1995], Forman and Godron [1986]). Elle peut être décrite par des variables qualitatives décrivant chaque objet du paysage (routes, parcelles agricoles, haies, groupement d'habitat...) ou quantitatives comme le taux de couverture ou un indice de végétation mesurés par télédétection.

2.1.2 Hétérogénéité fonctionnelle

- Selon l'approche fonctionnelle, un phénomène est hétérogène si l'intensité du processus sous-jacent varie dans l'espace en réponse à des variations structurelles du système (Kolasa and Rollo [1991], Levin [1992], Seixas [2000]). L'hétérogénéité structurelle est relative à une variable mesurable d'un système alors que l'hétérogénéité fonctionnelle caractérise les variations d'intensité d'un processus. Par exemple, le rendement d'une culture peut être observé en tant que processus. Son hétérogénéité fonctionnelle constitue alors une réponse aux variations des propriétés du sol de la parcelle. En outre, il peut être considéré comme

²La remontée de la thermocline est due à des vents de surfaces (alizés) intenses dirigés vers l'ouest du bassin (gradient de pression atmosphérique important entre les côtes indonésiennes et américaines). L'inclinaison d'est en ouest de la thermocline le long de l'équateur induit un niveau d'eau plus élevé sur les côtes indonésiennes qu'aux larges des côtes sud-américaines. Lors d'événements "El Nino", l'intensité des alizés faiblit et la thermocline s'aplatit entre l'ouest et l'est du bassin (disparition de la zone d'upwelling : figure 2.4 b))

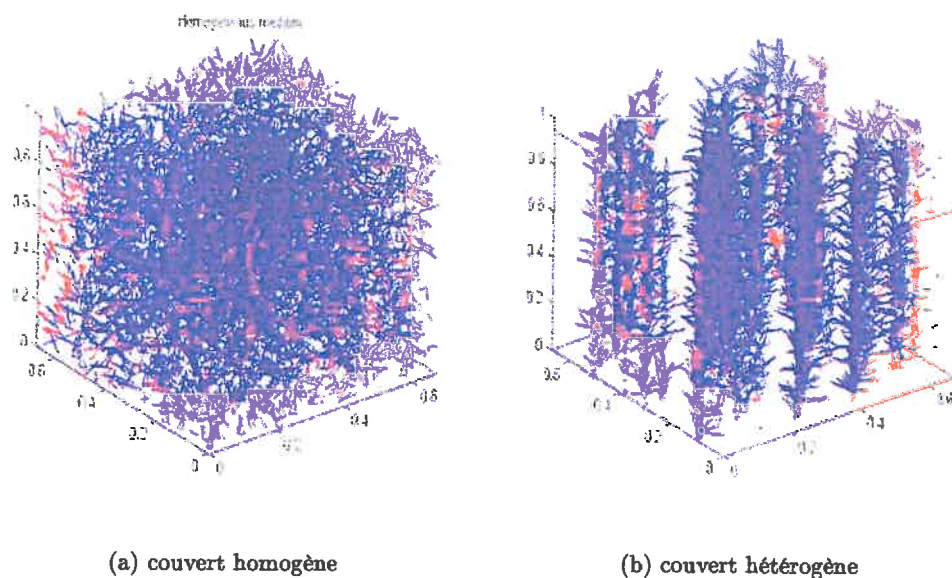


FIG. 2.5 – Maquette 3D d'un couvert homogène, d'après Rochdi [2003]



FIG. 2.6 – Photographie aérienne d'un paysage agricole. Zone Alpilles du Sud-est de la France (Garrigues-Hanocq, 2004)

une propriété de surface mesurable (plus ou moins directement : sortie de modèle, relation avec un indice de végétation...) dont les variations à l'intérieur de la parcelle représentent son hétérogénéité structurelle³. L'hétérogénéité fonctionnelle est donc un niveau supérieur d'analyse permettant d'étudier le lien de causalité entre un processus et les variations structurelles du système.

- Par ailleurs, l'approche fonctionnelle de l'hétérogénéité spatiale est utilisée pour décrire le fonctionnement des écosystèmes (Kolasa and Rollo [1991], Dent and Grimm [1999]). Ainsi, Nicotra et al. [1999] met en évidence que le processus de régénération des espèces végétales d'une forêt tropicale humide est déterminé par la distribution spatiale de la disponibilité de la lumière au travers des différents étages de végétation.
- De plus, l'hétérogénéité fonctionnelle permet de caractériser les processus biophysiques de surface en étudiant les causes de leur variabilité spatiale. Par exemple la variabilité spatiale de la densité de la végétation et de l'occupation du sol influence la circulation atmosphérique dans les basses couches de l'atmosphère (Hall et al. [1988], Avissar and Pielke [1989], Sellers [1997a], Pielke and Avissar. [1990]) ainsi que les échanges des flux de masse et d'énergie entre la surface et l'atmosphère ((Li and Avissar [1994], Hipps and Neale [1996], Njoku et al. [1998], Wendroth et al. [1999], Lyons and Halldin [2004]). Les discontinuités spatiales du paysage comme le passage d'une zone de forêt à une zone agricole, influence le microclimat en modifiant les processus tels que la convection (Brunet et al. [1996]) ou à une échelle plus fine les échanges de CO₂ entre les stomates de la feuille et l'atmosphère (Jarvis [1995]). Cette approche souligne l'importance de caractériser la variabilité spatiale des propriétés de surfaces à différentes échelles pour améliorer la description des processus dans les modèles de surfaces.
- Enfin, l'hétérogénéité fonctionnelle d'un environnement trouve son plein sens en écologie (Kolasa and Rollo [1991]). En particulier un milieu très hétérogène intervient dans la compétition entre espèces en augmentant la diversité et la stabilité des espèces coexistantes (diversité des habitats) et en diminuant l'impact de la prédation (Kolasa and Rollo [1991], Levin [1992]). L'hétérogénéité est considérée comme un signal perçu de façon plus ou moins intense par les individus du milieu considéré selon différents facteurs d'échelles comme l'étendue de leur habitat, la taille de l'individu ou la vitesse de leur déplacement dans cet environnement.

³De la même façon, l'hétérogénéité spatiale de la thermocline océanique explique la localisation des pluies intenses sur la partie Indonésienne (température élevée de l'océan) et son absence le long de la zone d'upwelling.

2.1.3 Hétérogénéité temporelle

Hétérogénéité temporelle structurelle

L'hétérogénéité temporelle structurelle se définit de la même façon que l'hétérogénéité spatiale par la variabilité d'une mesure dans le temps. L'évolution temporelle de la végétation peut être mise en évidence par la mesure d'un indice de végétation par télédétection. La figure 2.7 montre l'évolution saisonnière de la végétation marquée par différentes étapes : dormance, pic de végétation, sénescence. La végétation peut suivre des cycles plus ou moins longs : cycle annuel dû à la rotation des cultures, cycle à plus long terme comme la régénération de la forêt tropicale (20 ans) ou le déplacement de la zone de convergence intertropicale déterminant l'intensité de la sécheresse en zone sahélienne. Un autre exemple d'hétérogénéité est l'évolution du climat mis en

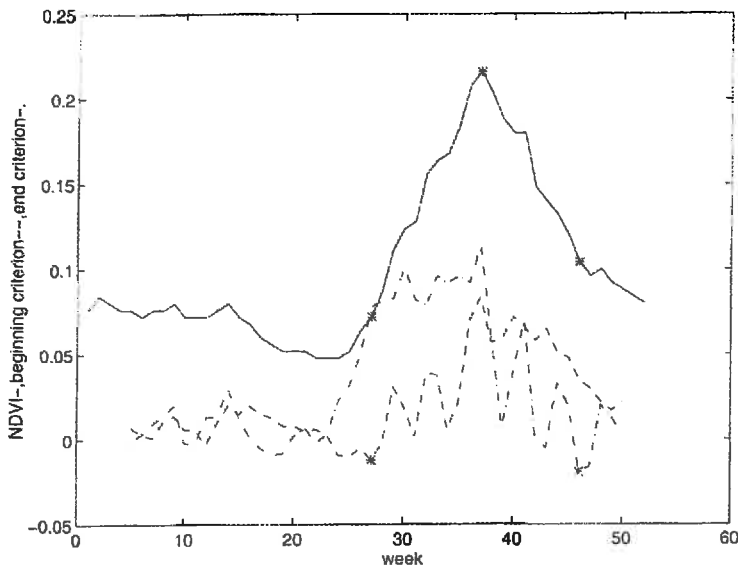


FIG. 2.7 – Cycle phénologique de la végétation représentée par l'évolution temporelle du NDVI, d'après Moulin et al. [1997]

évidence par la variabilité temporelle de l'insolation dont les variations correspondent aux cycles astronomiques de Milankovitch (figure 2.8).

Evolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale

La prise en compte de l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale met en évidence la dynamique des processus sous-jacents (Dunn et al. [1991]). L'utilisation d'indicateur spatiotemporel de l'hétérogénéité d'une propriété de surface permet de détecter des changements (Townshend

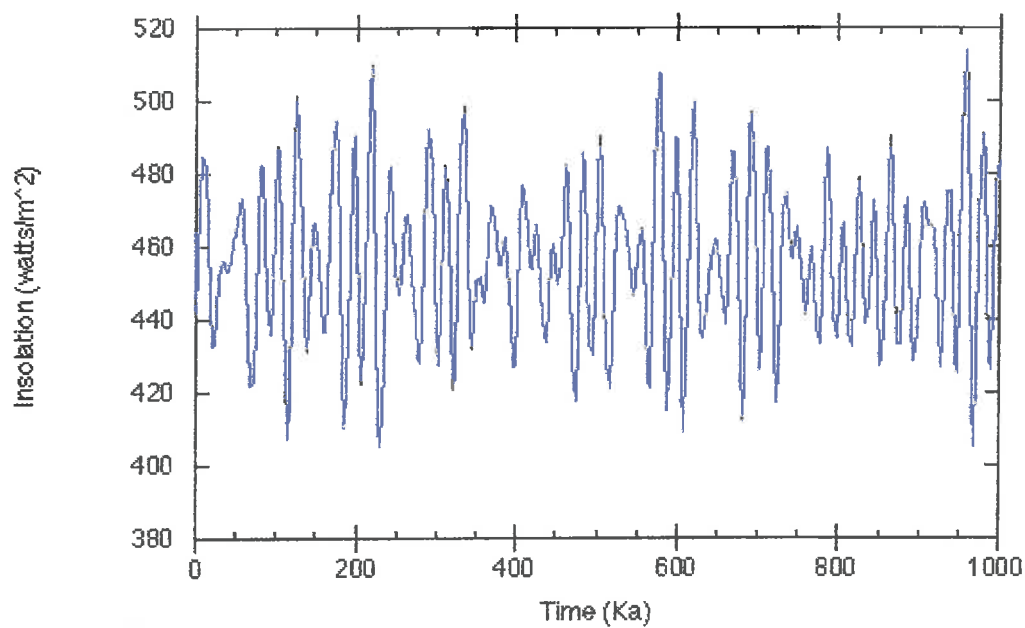


FIG. 2.8 – Variabilité temporelle de l'insolation terrestre à 65 degrés de latitude nord depuis 1 million d'années, les variations d'insolation sont dues à des cycles astronomiques (cycles de Milankovitch de la position terre-soleil) de différentes périodes 41 000 ans, 23000 ans, 19000 ans. d'après Berger, 1991

and Justice [1988], Henebry [1993], Blanc [1999], Seixas [2000]) de l'environnement observé. Par exemple, l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale de la distribution des espèces végétales d'un milieu reflète des changements climatiques régionaux (Franklin and Woodcock [1997]) comme l'avancée de la désertification en milieu aride (Seixas [2000]) ou des actions anthropiques telles que la déforestation (Townshend and Justice [1988]). De la même façon, l'observation temporelle de l'hétérogénéité spatiale de la thermocline du bassin Pacifique Sud permet de mettre en évidence le phénomène "El Nino" (figure 2.4). Ce dernier est caractérisé par une disparition de la zone d'upwelling le long de l'équateur et des côtes Péruviennes entraînant le déplacement des pluies intenses vers les côtes Sud-Américaines.

2.2 Hétérogénéité spatiale et structure spatiale

2.2.1 Notion de structure spatiale

Définition

La précédente section a permis d'appréhender l'hétérogénéité spatiale structurelle par la variabilité de la variable mesurée (Kolasa and Rollo [1991], Li and Reynolds [1995]). La forme de la distribution de la variable mesurée constitue une seconde composante de l'hétérogénéité spatiale. Elle informe sur la répartition de la variabilité spatiale de la propriété de surface dans le système observé (Seixas [2000]). Une caractéristique importante de la distribution spatiale de la variable de surface est la propriété d'autocorrélation des données traduisant la dépendance spatiale de la propriété de surface (Goodchild [2001]). En effet, les phénomènes naturels ont tendance à varier continuellement dans l'espace géographique. Aussi des observations spatialement proches ont des mesures plus semblables que des observations éloignées comme le souligne Tobler "All things are similar, but nearby things are more similar than distant things" (Tobler [1970]). Le signal spatial décrit par la figure 2.1 illustre cette propriété. Cette dernière est inhérente aux données de télédétection. En effet dans une image de la surface terrestre, des pixels proches dans l'espace physique observé ont une probabilité plus importante que des pixels éloignés de décrire le même objet et donc de présenter des propriétés radiométriques semblables. La figure 2.9 représente la distribution spatiale de la couverture végétale d'un paysage agricole mesurée par un indice de végétation⁴. Les observations appartenant à une même parcelle sont corrélées car elles décrivent le même couvert végétal. La distribution spatiale (pattern en anglais) d'une variable peut prendre différentes formes (Turner et al. [1991], Dutilleul and Legendre [1993], Legendre [1993], Lacaze et al. [1994], Gustafson [1998], Fortin [1999], Wu and Qi [2000])

- Un **gradient** (*i.e.* tendance) désigne une évolution continue de la variable mesurée sur

⁴variable résultant de la composition de réflectances dans différentes bandes spectrales

le domaine observé. La température océanique représentée sur la figure 2.4 (a) suit un gradient d'est en ouest le long de l'équateur.

- Une **structure spatiale** (aussi nommé objet ou "patch" en anglais) désigne une zone de similitude (*i.e* corrélation spatiale) de la variable mesurée se répétant dans l'espace selon une **échelle de variation** spécifique à la propriété de surface observée. Elle s'interprète aisément par la périodicité d'un signal spatial (figure 2.1) dont la longueur d'onde indique l'échelle de variation spatiale ⁵. Elle peut prendre des tailles et des formes variables. Son échelle de variation spatiale est alors approchée par son étendue spatiale moyenne. Elle est facilement mise en évidence, si la variable mesurée est peu variable à l'intérieur de la structure par rapport à la variabilité de la structure avec les autres éléments du système observé (Jupp et al. [1988a]). La structure spatiale permet d'introduire dans la définition de l'hétérogénéité la notion de discontinuité spatiale⁶ représentée par la transition d'une structure à une autre (Brunet et al. [1996]). Le parcellaire agricole est un exemple de structure spatiale à l'échelle du paysage dont l'échelle de variation est donnée par l'étendue moyenne des parcelles (figure 2.9). Enfin, une structure peut prendre différentes formes : le parcellaire a une forme assez géométrique qu'on qualifiera de structure mosaïque alors que les paysages de végétation naturelle ont des structures de forme plus diffuse (figure 2.9).

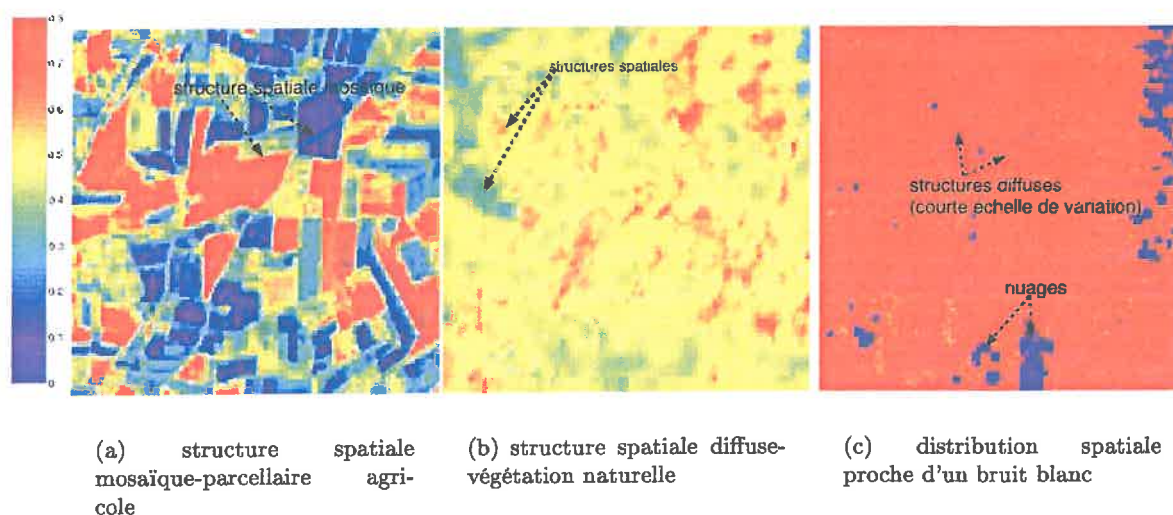


FIG. 2.9 – Exemples de structures spatiales sur des images de NDVI (3000m*3000m) acquises par télédétection (capteur HRVIR-SPOT4,20m de résolution spatiale)

⁵L'échelle de variation correspond dans le domaine fréquentiel à la fréquence de variation spatiale aussi nommée fréquence de coupure.

⁶la fréquence spatiale des transitions est égale à l'inverse de l'échelle de variation spatiale

- Un **signal de bruit blanc** traduit une absence de corrélation spatiale des données. (figures 2.1, 2.9). La dépendance spatiale est une propriété inhérente à toute propriété biophysique de surface (Goodchild [2001]). Aussi, un signal de bruit blanc indique que l'échelle d'observation ne permet pas de caractériser les échelles de variation de la propriété de surface observée .

2.2.2 Structuration spatiale hiérarchique

Théorie de la hiérarchie

La théorie de la hiérarchie ("hierarchy theory") a été développée en écologie (Allen and Starr [1982], O'Neill et al. [1989, 1991], Allen and Hoekstra [1991]) pour analyser la complexité structurelle des systèmes observés. Un système hiérarchique est décomposable en différents **niveaux d'organisation** superposés selon un degré de généralisation croissant : les entités du niveau i père font parties d'un niveau d'organisation supérieur grand-père ($i-1$) et sont composés d'entités appartenant à des niveaux d'organisations inférieurs fils ($i+1$) (Allen and Starr [1982], Meentemeyer and Box [1987], O'Neill et al. [1989], Turner et al. [1989], Puech [2000]). Chaque niveau correspond à une unité fonctionnelle élémentaire caractérisée par une structure spatiale particulière et des processus opérant selon des échelles de variation temporelle et spatiale spécifiques du niveau hiérarchique considéré. En hydrologie, la description des écoulements se fait selon : la parcelle expérimentale (niveau i , étendue de l'ordre de m^2), la parcelle agricole (niveau $i-1$, étendue de l'ordre de ha), le versant (niveau $i-2$, étendue de l'ordre de qqs ha), le sous-bassin versant (niveau $i-3$, étendue de l'ordre de km^2), le bassin versant (niveau $i-4$, étendue de l'ordre de $100 - 1000km^2$) (Puech [2000]). Le HPDP (Hierrarchical Patch Dynamic Paradigm) utilise cette théorie de la hiérarchie et le concept de structures spatiales dynamiques (Marceau [1999], Puech [2000]) pour modéliser l'hétérogénéité spatiale et le fonctionnement du paysage. De plus cette approche permet d'étudier un même phénomène à différents niveaux d'organisation, ce qui offre un cadre théorique intéressant pour comprendre les mécanismes de transfert d'échelle (Jarvis [1995]). Ainsi, la description de la photosynthèse (Jarvis [1995], Asner and Wessman [1997], Marceau [1999]) peut se faire selon différents niveaux organisationnels représentés par les chloroplastes, les feuilles, le couvert, la parcelle agricole, le paysage, ou l'écosystème (figure 2.11). Enfin, la représentation hiérarchique est utilisée pour constituer différentes classifications décrivant l'occupation du sol du paysage (Corine Land Cover, classification de la FAO) ainsi que différents modèles de scènes pour simuler des images de télédétection (Strahler et al. [1986], Franklin and Woodcock [1997], Woodcock and Harward [1992], Tian et al. [2002c]).

Structuration hiérarchique de la distribution spatiale

La théorie de la hiérarchie peut être utilisée pour analyser la forme de la distribution spatiale d'une variable. Cette dernière est décomposée en différentes discontinuités spatiales qui sont engendrées par des structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variation. Les structures sont spatialement emboîtées à l'image de boîtes gigognes ('nested structure') (Serra [1968], Oliver [2001]). Le signal de la figure 2.1 présente une structure spatiale à courte échelle de variation (A : 10m) appartenant à une structure spatiale à large échelle de variation (C : supérieure au kilomètre). L'image de la figure 2.10 présente deux structures spatiales emboîtées associées à des échelles de variation différentes. L'identification des structures spatiales sur une image

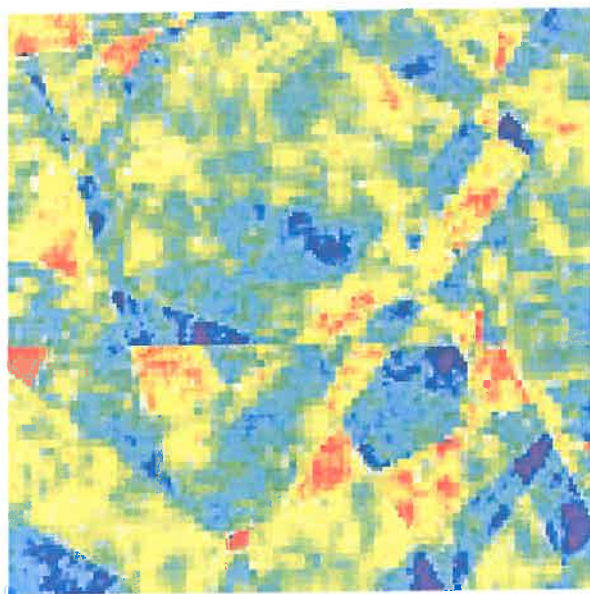


FIG. 2.10 – Image simulée (3000m*3000m) de deux structures spatiales emboîtées, une structure diffuse ayant une échelle de variation de 200m et une structure spatiale mosaïque ayant une échelle de variation de 600m .

réelle est plus ou moins triviale. De plus, il faut noter qu'une structure spatiale hiérarchique ne correspond pas systématiquement à une unité fonctionnelle ou organisationnelle telle que définie dans la théorie de la hiérarchie (Franklin and Woodcock [1997], Walsh et al. [1997]).

2.2.3 Structure spatiale et processus sous-jacents

L'hétérogénéité spatiale résulte des variations spatiales de l'intensité d'un ou de plusieurs processus biophysiques de surface (Rowe [1961], Allen and Starr [1982], Meentemeyer [1989], O'Neill et al. [1989]). L'étendue moyenne des structures spatiales précise l'échelle de variation à

laquelle le processus sous-jacent opère. Par exemple, la distribution spatiale des espèces de végétation dans un milieu aride se fait selon des structures spatiales dont la taille est déterminée par l'échelle de variation d'un processus de surface tel que la salinité (Csillag and Kabos [2002]) ou la disponibilité en eau (Lacaze [1994]). L'identification des processus sous-jacents est plus ou moins directe selon la complexité de l'hétérogénéité spatiale. La figure 2.12 présente des images d'une même scène mais de variables différentes. A la résolution spatiale de 30m, la distribution spatiale de l'altitude met en évidence une structure spatiale correspondant au relief. En outre, celle de l'indice de biomasse présente une superposition de structures spatiales différentes résultant de l'expression de processus divers opérant à différentes échelles de variation spatiale spécifique (exposition, pente, altitude, sol, accumulation de la neige, direction du vent, feu, ..) .

En conclusion, l'analyse de l'hétérogénéité spatiale de surface permet d'identifier les échelles de variation spatiale des processus (Turner et al. [1989], Schimel et al. [1993], Bian [1997], Walsh et al. [1997], Lovejoy et al. [2001]). La structuration hiérarchique de la propriété de surface étudiée est une information à prendre en compte dans la description des processus de surface pour réaliser une modélisation spatialement intégrée de la planète (Brunet et al. [1996], Hipps and Neale [1996], Puech [2000]).

2.3 Hétérogénéité spatiale et échelle d'observation

L'échelle d'observation définit les limites de notre perception de l'environnement (Goodchild [2001]). Aussi l'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface dépend de l'échelle à laquelle elle est observée.

2.3.1 Notion d'échelle spatiale

Le lien entre échelle spatiale et hétérogénéité spatiale est très étudié dans de nombreux travaux scientifiques (Townshend and Justice [1988], Turner [1989], Turner et al. [1991], McGwire and al [1993], Wickham and Riitters [1995], Moran et al. [1997], Wu and Qi [2000], Oliver [2001]). Le terme "échelle" ("scale" en anglais) comporte différentes significations selon la discipline (géographie et écologie) et les auteurs (Kolasa and Rollo [1991], Marceau et al. [1994a], Van Gardigen et al. [1997], Whithers and Meentemeyer [1999]). En première approximation, il représente le niveau de détail d'une observation (Goodchild [2001]). Pour éviter toute ambiguïté de terminologie, on s'appuie sur les définitions données en écologie (Meentemeyer [1989], Allen and Hoekstra [1991]) et reprises par différents auteurs (Marceau et al. [1994a], Cao and Lam [1997], Bierkens et al. [2000], Goodchild [2001], Dungan [2001b]). On distingue les définitions suivantes :

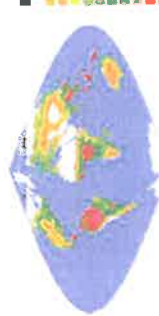


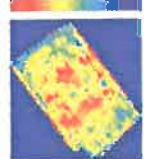
Niveau hiérarchique	Exemples de processus	Variables	Echelle d'observation (R: résolution, E: étendue)	moyen d'observation
Global	Cycles biogéochimiques Circulation atmosphérique et des océans Distribution des continents et des océans Distribution des biomes sur les continents		R ~ 250m-qqskm E : continent, globe	Capteurs spatiaux : MERIS, MODIS, VEGETATION, AVHRR,MSG, MISR,POLDER, SMOS
Régional-ecosystème	Dynamique de la végétation Déforestation, feux de forêts		R ~ 250m-qqskm E ~ 10-100 km	
Paysage	Flux d'eau, carbone, azote, polluants, advection, écoulement latéraux, ruissellement de surface, érosion, action anthropique : agriculture		R ~ 20-60m E ~ 100m-qqskm	Capteurs spatiaux : SPOT-HRV, Landsat, Aster..
Couvert (parcelle)	Action anthropique (itinéraire technique) Flux d'eau, de carbone Élaboration du rendement		R ~ 1m-10m E ~ 100aine m	Capteurs : - Spatial : Ikonos - Aéroporté : CASI, AVIRIS Tour flux Photométrique Mesures de terrain
Plante	Tropisme Distribution de l'interception lumineuse	Quantité d'azote des organes Contenu en chlorophylle	ponctuel E: ~ qqskm-qqsm	dosage, Spad
Feuille	Distribution des chloroplastes	CO2 Densité optique	ponctuel E ~ qqskm	Poromètre spectrophotomètre

FIG. 2.11 – Niveaux hiérarchiques d'organisation, de processus et de moyens et d'échelles d'observation associés. (HR : haute résolution spatiale, MR : moyenne résolution spatiale, BR : basse résolution spatiale)

- **l'échelle cartographique** représente le rapport entre la distance sur une carte et la distance correspondante sur le terrain. Une carte à grande échelle désigne un niveau de détail important et une faible zone couverte (par exemple, carte IGN de terrain de 1 :25000) alors qu'une carte à petite échelle (par exemple carte IGN routière départementale 1 :250000) couvre une zone plus grande mais avec un niveau de détail moindre. Cette définition et le vocabulaire associé sont spécifiques à la cartographie et contrastent avec la terminologie utilisée dans cette étude.
- **La notion d'échelle d'observation** utilisée en sciences environnementales se définit selon différentes composantes liées au système d'échantillonnage des données :
 - **l'échelle géographique** représente l'étendue d'observation. Une grande échelle géographique correspond à une grande étendue observée (par exemple le continent) alors qu'une petite échelle géographique définit une petite étendue observée (par exemple un couvert de forêt).
 - **le support spatial** est la surface au sol sur laquelle la variable est intégrée (Olea [1990], Chiles and Delfiner [1999], Dungan [2001b]). Une valeur unique est associée à un support pour laquelle on ne connaît généralement pas sa variance à l'intérieur du support. Un support a une forme, une orientation et une taille spécifique. Une mesure dont le support est réduit à un point est dite ponctuelle. **Pour les données de télédétection le support au sol sur lequel est intégré le signal radiométrique est approché par une surface de forme carrée : le pixel.**
 - **la résolution spatiale** (i.e. grain qui est parfois utilisé en écologie) de la mesure est spécifiée par la taille ou la surface du support spatial au sol sur lequel est effectuée la mesure. **Pour les données de télédétection la résolution spatiale est la taille du pixel.** Il est à noter, que contrairement à l'échelle cartographique qui est un rapport sans dimension, la résolution spatiale est définie par une mesure (une distance ou une surface). Une **haute résolution spatiale i.e. résolution fine (faible valeur)** désigne un support de petite taille soit un niveau de détail important alors que des données à **basse résolution i.e. résolution grossière (grande valeur)** sont intégrées sur des supports de surface plus importants.
 - **la densité d'échantillonnage** ou **fréquence d'échantillonnage** est le nombre d'observations par mètre unité. Il s'agit de l'inverse de la distance entre deux échantillons pour un échantillonnage régulier. Pour un échantillonnage irrégulier l'inverse de la distance moyenne entre les observations voisines est choisi. Ce paramètre est associé au système d'échantillonnage utilisé : systématique, aléatoire, stratifié (Webster and Oliver [1990], Stein and Etema [2003]). Les données de télédétection constituent une grille régulière d'échantillons sur lesquels est intégré le signal. La définition de leur résolution

spatiale est précisée dans le chapitre suivant.

- l'échelle opérationnelle *i.e.* échelle de variation spatiale du phénomène observé c'est-à-dire l'échelle spatiale à laquelle les processus sous-jacents opèrent. Cette notion a été définie précédemment conjointement à la notion de structure spatiale. Elle est inhérente au phénomène étudié spécifiant la distance à laquelle il atteint le maximum de sa variabilité.

Par la suite, les données sont supposées échantillonnées de façon systématique sur une grille régulière. L'échelle d'observation est caractérisée par deux composantes : la résolution spatiale des données et l'étendue d'observation.

2.3.2 Hétérogénéité spatiale et échelle d'observation

Différents types d'hétérogénéité spatiale selon l'échelle d'observation

L'hétérogénéité spatiale d'un même phénomène dépend de l'échelle d'observation (Allen and Hoekstra [1991], O'Neill et al. [1991], Ehleringer and Field [1993], Jarvis [1995]). En effet, selon l'étendue d'observation et la résolution, on accède à différents niveaux d'organisation. Comme cela a été évoqué précédemment (section 2.2.2), la caractérisation de l'activité photosynthétique diffère du niveau de la feuille jusqu'à celui du globe (figure 2.11). D'un niveau hiérarchique à un autre, différents processus opèrent selon des échelles de variation spécifiques. Lorsqu'un processus apparaît à une échelle d'observation donnée, on parle de propriété émergente (Ehleringer and Field [1993], Jarvis [1995], Cao and Lam [1997]). Par conséquent, le degré d'hétérogénéité d'une même propriété de surface dépend de l'étendue d'observation. Par exemple le taux de couverture végétale d'un paysage de forêt se distribue de façon homogène à l'échelle de la placette. Par contre, à l'échelle du couvert l'alternance des arbres et des trouées détermine une plus grande variabilité du taux de couverture (Woodcock et al. [1988], Tian et al. [2002b]). Par ailleurs, l'échelle d'observation est déterminée par l'instrument de mesure utilisé (figure 2.11) définissant l'étendue et la résolution spatiale des données. Les mesures ponctuelles sont utilisées à l'échelle de la plante ou du couvert (figure 2.11). Un capteur aéroporté (par exemple capteur CASI : résolution spatiale de $2m^7$, étendue de l'ordre de la centaine de mètres) est bien adapté à l'observation d'une parcelle agricole. Un satellite à haute résolution spatiale (par exemple SPOT-HRV : résolution spatiale 20m, étendue : quelques dizaines de km) caractérise le paysage. Un satellite à moyenne résolution spatiale (SPOT-VEGETATION : résolution spatiale 1km, étendue : plusieurs centaines de kilomètres) est utilisé pour l'observation à une échelle globale.

Évolution de la distribution spatiale avec l'échelle d'observation

La forme de la distribution spatiale de la variable étudiée dépend de :

⁷la résolution du capteur aéroporté varie selon l'altitude du vol

- **l'étendue d'observation.** Sur la figure 2.1, l'étendue d'observation de 1 km met en évidence deux structures spatiales distinctes : la courbe (A) avec une échelle de variation de l'ordre de la dizaine de mètres et la courbe (B) avec une échelle de variation de l'ordre de la centaine de mètres. Si la fenêtre d'observation était réduite on observerait une seule des deux structures.
- **la résolution spatiale :** La distribution spatiale de l'indice de biomasse (figure 2.12) diffère entre les résolutions a, b et c. La résolution c met en évidence la structure spatiale liée au relief (les distributions spatiales des variables de biomasse et altitude sont équivalentes ce qui est confirmé par un coefficient de corrélation de 0.71 entre les deux variables). Cette structure spatiale était présente à la résolution (a) mais masquée (coefficient de corrélation de 0.46) par d'autres structures spatiales associées à des échelles de variation plus fines. A la résolution c, seule l'échelle de variation liée à l'altitude a une valeur plus grande que celle de la résolution spatiale ce qui lui permet d'être détectée par l'image.

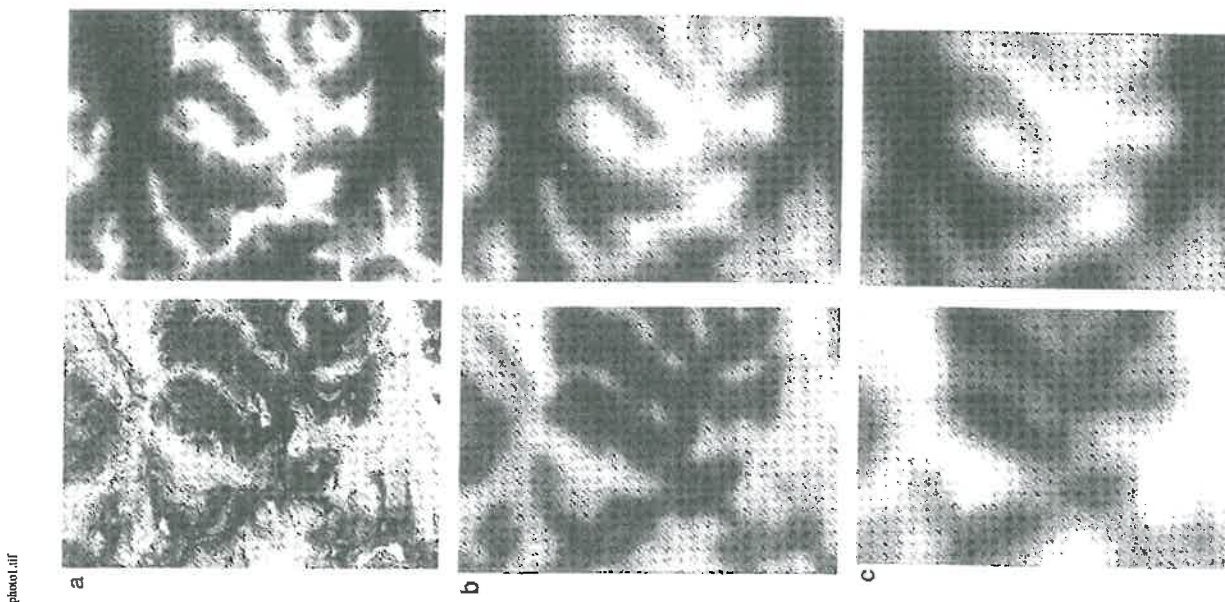


FIG. 2.12 – Comparaison de la distribution spatiale de deux variables pour différentes résolutions spatiales : en bas indice de biomasse (dérivé d'une image Landsat TM), en haut l'altitude (issu d'un modèle numérique de terrain). (a) : résolution de 30m, (b) : résolution de 990m, (c) : résolution 2250m. Le blanc indique de fortes valeurs. Source : Glacier National Park, Montana, d'après Bian [1997]

Aussi, si la distribution spatiale de la variable mesurée varie avec l'échelle d'observation, la propriété de surface étudiée est dite "dépendante de l'échelle d'observation" (Puech [1994], Cao and Lam [1997]). Dans le cas contraire, si elle se reproduit à l'identique d'une échelle d'observation à une autre, la propriété de surface est dite "indépendante de l'échelle d'observation". Elle a alors un comportement fractale (Bian and Walsh [1993], Lam and De Cola [1993], Bian [1997]) ce qui est le cas de la variable altitude de la figure 2.12. En outre, la non dépendance à l'échelle d'observation est rare ou restreinte à une gamme de résolution spatiale donnée (Cao and Lam [1997]).

Enfin, pour caractériser l'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface, l'échelle d'observation doit permettre de détecter les échelles de variation spatiale du phénomène étudié. La connaissance des échelles de variation spatiale permet alors d'adapter les stratégies d'échantillonnage pour capturer la variabilité spatiale du phénomène étudié (Webster [1989], Atkinson [1991], Henebry [1993], Tian et al. [2002c], Stein and Ettema [2003]) et estimer une propriété de surface (cartographie de l'occupation du sol : Moody and Woodcock [1995], estimation de variable biophysique : Tian et al. [2002b], Baret et al. [2004]...).

2.3.3 Définition de l'échelle d'observation du paysage

Les différents types d'échelles d'observations

Il est difficile de déterminer des classes d'échelle d'observation. Un premier critère peut être le découpage en niveaux hiérarchiques (figure 2.11). L'agrométéorologie propose de classer les échelles d'observation en regroupant différents niveaux hiérarchiques d'organisation selon leur étendue spatiale (Brunet et al. [1996]) :

- **l'échelle locale** (celle du micro-climat) regroupe les unités fonctionnelles de l'organe végétal, la plante, la parcelle et correspond à une étendue du cm à la centaine de mètres
- **l'échelle du paysage** (topoclimat) constitue un regroupement de parcelles et s'étend de la centaine de mètres à quelques dizaines de kilomètres
- **l'échelle régionale** (mésoclimat) s'étend jusqu'à quelques centaines de kilomètres.
- **l'échelle globale** se définit pour une étendue continentale ou planétaire.

Concernant la terminologie, l'échelle locale est dite plus petite que l'échelle du paysage et l'échelle globale plus grande que celle du paysage. Cependant cette classification est assez arbitraire et la définition de chaque classe reste ambiguë. En particulier, la limite entre l'échelle régionale et celle du paysage est assez floue.

Une échelle d'observation doit être définie de façon spécifique à la propriété de surface étudiée (Brunet et al. [1996]).

Définition d'une échelle d'observation pour caractériser la couverture végétale du paysage

Selon l'objet d'étude (écologie, hydrologie, météorologie), la définition du niveau hiérarchique "paysage" diffère (Brunet et al. [1996]). Différentes caractéristiques sont communes à l'ensemble des définitions proposées dans la littérature :

- Le paysage constitue une unité hiérarchique fonctionnelle située au-dessus de celle du couvert végétal (soit la parcelle) (Franklin and Woodcock [1997]). Un paysage constitue une unité identifiable par des caractéristiques climatiques, géologiques et physiographiques (Davis et al. [1994]). Il peut être constitué d'un ou plusieurs types de végétation (Tian et al. [2002c]).
- La caractéristique vers laquelle l'ensemble des définitions de la littérature convergent est l'hétérogénéité spatiale (Forman and Godron [1986], Cousins [1993], Brunet et al. [1996], Franklin and Woodcock [1997], Wu and Qi [2000]). Un paysage est constitué d'un ensemble de structures spatiales. Selon l'objet d'étude, une structure spatiale peut correspondre à un écosystème en écologie, un bassin versant en hydrologie ou une parcelle en micro-météorologie (Brunet et al. [1996]).
- L'étendue d'un paysage dépend du point de vue adopté. Par exemple, en écologie la notion de paysage est relative à l'étude d'une espèce et peut aller de la dizaine de mètres carrés à plusieurs milliers de mètres carrés. De la même façon, un ensemble de bassin versant est plus vaste qu'un ensemble de parcelles.

Par ailleurs, différentes études (Henebry [1993], Walsh et al. [1997]) montrent que les données à haute résolutions spatiales de l'ordre de 10m à 30m permettent de mettre en évidence les échelles de variation de la couverture végétale du paysage.

Conclusion

L'hétérogénéité spatiale structurelle d'une propriété de surface (la couverture végétale dans ce travail) est décrite au travers de la distribution spatiale d'une variable d'intérêt selon deux composantes :

- le **degré de variabilité** est donné par la variance de la variable
- la **forme de la distribution spatiale** est caractérisée par différentes structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variations. Chaque structure spatiale résulte de l'expression d'un ou plusieurs processus de surface. La caractérisation des échelles de variation est une information importante pour la modélisation des processus de surface ainsi que pour adapter les stratégies d'échantillonnage des propriétés de surface.

La caractérisation de l'hétérogénéité spatiale dépend de l'échelle d'observation qui est définie par :

- **l'étendue d'observation** détermine le niveau hiérarchique organisationnel étudié (le paysage pour ce travail)
- **la résolution spatiale** doit permettre de détecter les échelles de variation de la propriété de surface observée.

Les variables utilisées pour caractériser la couverture végétale sont les variables radiométriques mesurées par télédétection. Il importe maintenant de préciser la nature de ces données et les caractéristiques de l'échantillonnage sous-jacent pour caractériser l'hétérogénéité spatiale.

Chapitre 3

Caractérisation de la couverture végétale du paysage par télédétection

Introduction

La télédétection consiste à mesurer un signal électromagnétique émis ou réfléchi par la surface (figure 3.1). La mesure se fait à distance depuis un capteur embarqué sur une plate-forme spatiale ou aéroportée transmettant les données à une station de réception au sol. Les données (nommées variables radiométriques) fournies par le capteur constituent une image de la scène observée. Le domaine de la télédétection considéré dans ce travail est celui du domaine solaire réfléchif pour lequel la mesure est liée à la quantité de lumière solaire réfléchie par la surface. Les variables radiométriques sont des réflectances¹ ou des combinaisons de réflectances (indices). Les données utilisées dans ce travail sont issues de capteurs multi-spectraux donnant des valeurs de réflectances dans quelques bandes du domaine solaire réfléchif. Les capteurs multi-directionnels mesurant le signal pour différents angles d'observation ne sont pas considérés ici explicitement. Les variables radiométriques dépendent non seulement de la distribution spatiale de la propriété de surface observée mais aussi des caractéristiques de l'instrument au-travers duquel la scène est observée (Woodcock et al. [1988], Curran and Atkinson [2002]). Aussi, ce chapitre a pour but de mettre en évidence "la nature et les causes de la variabilité spatiale d'une image de télédétection" (Woodcock et al. [1988]).

¹Fraction d'énergie lumineuse incidente réfléchie dans une direction de visée donnée (Nicodemus)

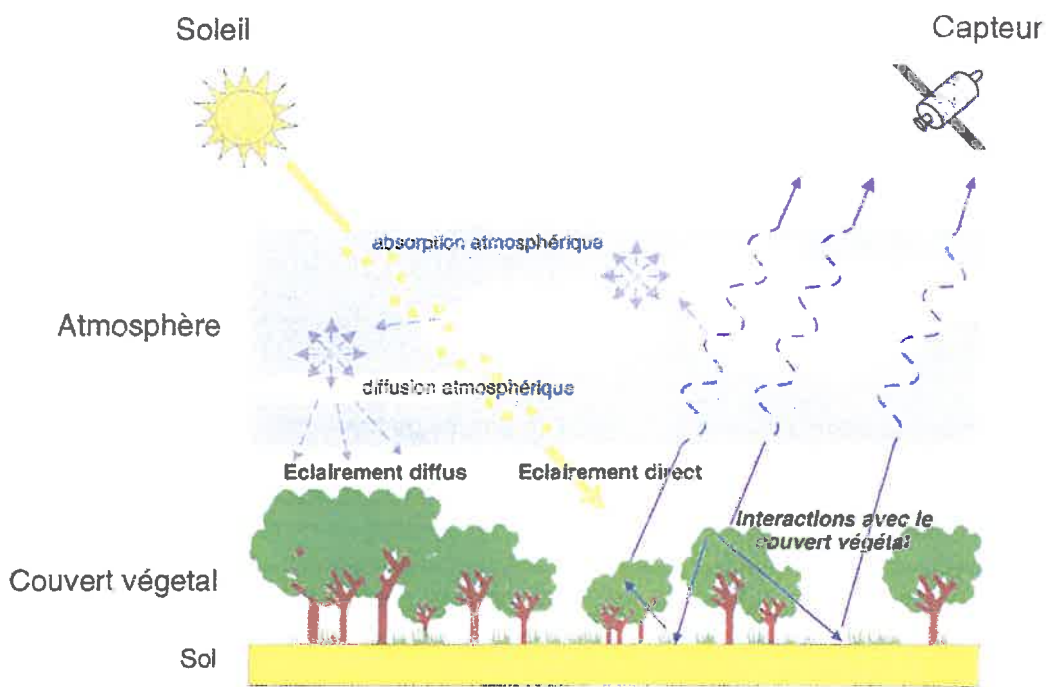


FIG. 3.1 – Mesure de télédétection dans le domaine solaire réflectif, d'après Bacour [2001]

3.1 Déterminisme du signal mesuré par le capteur

3.1.1 La mesure de télédétection

Le capteur est constitué d'une composante optique qui mesure le signal électromagnétique continue L_λ et d'une composante électronique qui le convertit en un signal numérique de sortie z . Les données de télédétection résultent d'un processus d'intégration spatial, spectral et temporel d'un signal électromagnétique continu (nommé luminance spectrale L_λ) en provenance de la surface observée. L'intégration spatiale et radiométrique diffère selon les caractéristiques du capteur. L'intégration spectrale définit les bandes spectrales et leur nombre alors que l'intégration spatiale définit la résolution spatiale des données. L'intégration temporelle est négligeable par rapport aux caractéristiques radiométriques de l'objet observé. Cependant, elle a un effet lors de l'intégration spatiale du signal.

Le capteur est considéré en première approximation comme un système convolutif (linéaire et variant faiblement dans le champs observé). Dans la réalité bien que l'approximation linéaire est pertinente, le processus d'intégration spatial varie dans le champs observé. Le processus de mesure consiste en différentes opérations de convolution dans le domaine spatial ou spectral représentées par :

$$z = L * \zeta + \varepsilon \quad (3.1)$$

ζ est la réponse impulsionnelle de l'instrument et ε est un terme d'erreur. L'équation 3.1 décrit la relation entre la scène observée (représentée par le signal continu L), l'image (représentée par le signal discret z) et le capteur qui constitue un filtre du signal (ζ).

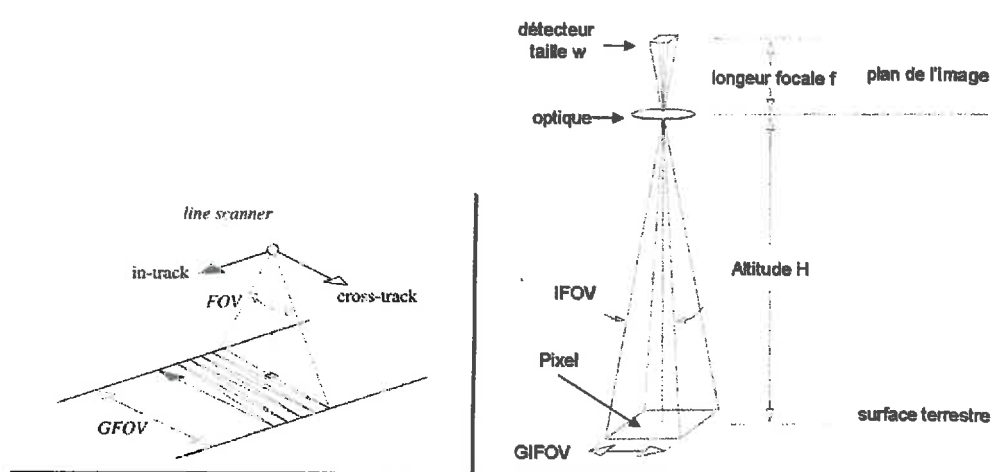
3.1.2 Caractéristiques spatiales

Les données de télédétection résultent d'un processus de discrétisation de l'espace observé par le capteur. Elles sont représentées par une image, c'est-à-dire une grille régulière d'échantillons sur lesquels le signal est intégré. Une caractéristique importante du système d'échantillonnage des données de télédétection est que la couverture de la zone observée est exhaustive. Ce processus d'intégration spatiale dépend des caractéristiques spatiales du capteur :

Géométrie de la mesure

Le capteur observe la scène sous un angle appelé FOV ("Field Of View") définissant la largeur du champ d'observation (GFOV : Ground Field Of View) (figure 3.2). La longueur d'une acquisition est définie selon les capacités de réception des données par le segment sol ou de stockage à bord. Les satellites présentés dans ce chapitre sont des plates-formes défilantes à orbite circulaire

quasi-polaire (SPOT, NOAA, TERRA, ENVISAT...) ² définie par un angle d'inclinaison par rapport à la direction des pôles. Leur vitesse de défilement est liée à leur altitude généralement de l'ordre de 700- 850 km d'altitude. Le processus de mesure se fait selon deux directions (figure : 3.2) : dans la direction d'avancement de la plate-forme ("in-track" *i.e.* lignes de l'image) et dans sa direction perpendiculaire ("cross-track" *i.e.* colonnes de l'image). Différents systèmes de mesure existent : un système "Whiskbroom" (exemple LANDSAT-TM) est composé de différents détecteurs alignés dans la direction "in-track", le système "Pushbroom" (exemple SPOT-HRV) est une ligne de détecteurs mesurant la largeur du champs observé, le système "POLDER" pour lequel une vraie image est prise pour chaque bande. Le premier système utilise un balayage mécanique par miroir oscillant pour observer l'ensemble de la largeur du champs.



(a) Mesure dans le plan d'avancement du capteur

(b) mesure d'un détecteur

FIG. 3.2 – Géométrie spatiale de la mesure de télédétection, d'après Schowengerdt [1997]

L'angle zénithal de visée (θ_v) est l'angle au travers lequel la scène est observée (figure 3.7).

Définition du support spatial de la mesure

Le détecteur effectue la mesure le long de l'axe focal sous un angle appelé **IFOV** (Instantaneous Field Of View, figure 3.2) dépendant de la taille du détecteur w et de la longueur focale f . Sa projection au sol est le support géométrique de la mesure. Il est approché par un carré correspondant au pixel de l'image de dimension **GIFOV** (Ground Instantaneous Field

² par opposition aux satellites géostationnaires (GOES, METEOSAT) dont la vitesse est égale à celle de rotation de la terre et observant une région fixe du globe

Of View, figure 3.2) : $GIFOV \approx w \frac{H}{f}$ (H étant l'altitude de la plate-forme). En réalité la forme du support au sol n'est pas carré et dépend de la forme des détecteurs. Le GIFOV est défini au nadir³. Sa valeur varie avec l'angle d'observation θ_v en fonction de l'attitude de la plate-forme définie par les composantes de roulis, de tangage et de lacet. Par ailleurs l'espacement entre les détecteurs définit la fréquence spatiale f_e d'échantillonnage dans le plan focal, dans les directions "in-track" et "cross-track". La fréquence d'échantillonnage est définie de façon à ce que les supports soient contigus c'est-à-dire que $GIFOV = \frac{1}{f_e}$. Dans ce travail, la résolution spatiale R est définie comme la taille du pixel c'est-à-dire $R = GIFOV = \frac{1}{f_e}$.

La gamme de résolution spatiale des capteurs de télédétection est très importante (tableau : 3.1), en particulier on distingue la très haute résolution spatiale (THR de l'ordre de quelques mètres), la haute résolution spatiale (HR 20-30m), la moyenne (MR 250m-500m) et basse résolution spatiale (BR de l'ordre de 1km ou plus).

Réponse spatiale du capteur : la PSF

Le système de mesure ne reproduit pas fidèlement la scène observée. Il constitue un filtre passe-bas lissant plus ou moins le signal mesuré. La réponse spatiale du capteur est représentée par la PSF ("Point Spread Function" aussi nommée tache image) $k(m, n)$ définie dans \mathfrak{R}^2 . Cette dernière pondère l'intégration spatiale du signal d'entrée L_λ pour un support infini.

$$z = L_\lambda * k \quad (3.2)$$

$$z(m, n) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} L(i, j) k(m - i, n - j) di dj \quad (3.3)$$

(m, n) sont les coordonnées spatiales de la mesure z dans la géométrie d'acquisition de l'image le long de la direction "in-track" (ligne de l'image) et "cross track" (colonne de l'image). i et j sont les coordonnées selon les lignes et les colonnes dans le support de centre de coordonnées (t_i, t_c) . La PSF $k(m, n)$ décroît très rapidement, aussi elle généralement tronquée sur un support fini d'étendue définie par les bornes $i_{max}, i_{min}, j_{max}, j_{min}$

$$z(m, n) = \int_{i_{min}}^{i_{max}} \int_{j_{min}}^{j_{max}} L(i, j) k(m - i, n - j) di dj \quad (3.4)$$

L'étendue sur laquelle est appliquée la PSF définit la taille réelle $GIFOV_{effectif}$ du support au sol sur lequel est intégrée la mesure. Il est supérieur au $GIFOV$ du support défini par la géométrie d'acquisition. Ceci implique que les supports réels se superposent sur leurs bords. La

³instrument situé à la verticale de l'objet mesuré ($\theta_v = 0$)

PSF donne plus de poids au centre du pixel que sur les bords. Plus la PSF est large, plus elle aura tendance à lisser la radiométrie entre des pixels voisins.

La PSF est liée à la fonction de transfert de modulation \hat{k} (FTM) qui est le module de la transformée de Fourier de la PSF. Aussi dans le domaine de Fourier, la relation 3.4 s'écrit en appliquant la formule de poisson (Blanc [1999]) :

$$\hat{z}(u_n, v_n) = \sum_l \sum_{l'} \hat{k}(u_n - l, v_n - l') \hat{L}(u_n - l, v_n - l') \quad (3.5)$$

$\hat{z}(u_n, v_n)$ est le spectre du signal de sortie, \hat{L} est la transformée de Fourier du signal d'entrée L_λ , (u_n, v_n) sont les fréquences spatiales normalisées par la fréquence spatiale d'échantillonnage du capteur selon les directions des lignes et des colonnes. La fonction spatiale du capteur étant un filtre passe-bas, la FTM décroît avec la fréquence spatiale. C'est une fonction symétrique dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1 (figure 3.3).

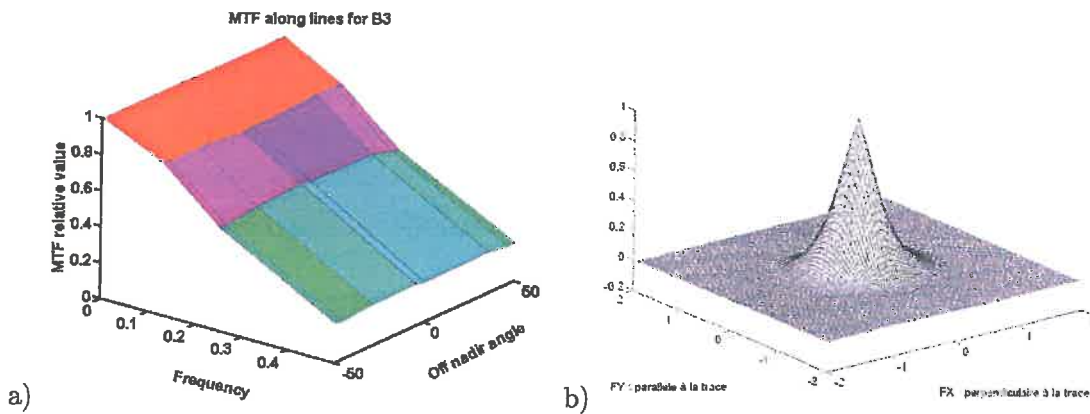


FIG. 3.3 – a) FTM 1D le long des lignes de la bande spectrale PIR du capteur VEGETATION, b) FTM 2D du capteur SPOT-HRV panchromatique.

La FTM \hat{k} exprime comment le capteur restitue les différentes fréquences spatiales du signal continu d'entrée L_λ . Pour une fréquence spatiale donnée, plus le poids de la FTM est important mieux sera restituée la variabilité spatiale de la propriété observée.

La FTM est fonction des caractéristiques de l'instrument. Elle est constituée d'une partie relative à l'optique et d'une partie relative aux détecteurs et à l'effet de filé⁴. Elle peut être approchée par la fonction suivante Blanc [1999] :

$$\hat{k}(u_n, v_n) = e^{-\sqrt{(\lambda_u |u_n|^{\alpha_u})^2 + (\lambda_v |v_n|^{\alpha_v})^2}} \text{sinc}(\delta_u u) \text{sinc}(\beta_u u) \text{sinc}(\delta_v v) \text{sinc}(\beta_v v) \quad (3.6)$$

⁴mouvement relatif satellite/Terre lors du temps d'intégration du signal.

Cette équation contient les paramètres suivants :

= **paramètres réels du capteur :**

- δ_u (respectivement δ_v) désigne le rapport entre la taille w_u (respectivement w_v) du détecteur et la résolution spatiale R
- β_u (respectivement β_v) désigne le rapport entre la distance le long des lignes (respectivement le long des colonnes) correspondant au déplacement lors du temps d'intégration et la résolution spatiale R

- = **paramètres pour modéliser la décroissance exponentielle de la FTM** due à l'ensemble de l'optique : $\alpha_u, \alpha_v, \lambda_u, \lambda_v$. Ils doivent être estimés à partir de valeurs caractéristiques de la FTM spécifiés pour l'instrument (par exemple pour VEGETATION : $\frac{f_e}{2}, \frac{f_e}{4}, \frac{f_e}{8}$ sont disponibles). Si une seule valeur de FTM est connue, une bonne approximation peut être de choisir $\alpha_u = \alpha_v = 1$.

Les coefficients de la FTM diffèrent selon la bande spectrale et l'angle zénithal de visée. La fonction FTM présentée ci-dessus est la FTM instrumentale. Cependant, si on souhaite modéliser la FTM associée à une image de télédétection il est nécessaire de considérer d'autres facteurs affectant le signal et modifiant la FTM. On parle alors de FTM équivalente qui dépend de différents facteurs comme l'effet de l'atmosphère, des rééchantillonnages appliqués à l'image (Guyot et al. [1996]).

Lien entre la FTM et le choix de la fréquence d'échantillonnage

Le théorème de Shannon (Shannon [1948]) précise qu'un signal continu échantillonné à une fréquence f_e peut être reconstruit à partir de ses composantes échantillonnées si la fréquence maximale du signal f_m vérifie : $f_m < \frac{f_e}{2}$, $\frac{f_e}{2}$ est la fréquence de Nyquist. Appliqué aux données de télédétection, cela signifie que l'instrument restitue les fréquences spatiales comprises dans l'intervalle $[-\frac{f_e}{2}, +\frac{f_e}{2}]$. Aussi, un compromis doit être trouvé entre la fréquence d'échantillonnage f_e (ou la taille du pixel R) et la définition de la FTM. f_e doit être suffisamment grande pour être supérieure à la fréquence jugée maximale du signal d'entrée L_λ . En outre, elle ne doit pas être trop importante pour éviter de sur-échantillonner le signal. Dans la spécification des caractéristiques du capteur VEGETATION, il est précisé que la FTM à la fréquence de Nyquist ne doit pas être plus petite que 0.3 pour restituer correctement le signal. Cependant, cette valeur de FTM est importante ce qui signifie que l'instrument peut potentiellement restituer le signal pour des fréquences spatiales supérieures. On parle alors de repliement de spectre (Blanc [1999]). En déterminant une nouvelle fréquence de Nyquist pour une valeur de FTM plus faible, il est potentiellement possible d'accroître la résolution spatiale (Poglio et al. [2000])

Effet des caractéristiques spatiales du capteur sur le signal observé

Le capteur constitue un filtre du signal mesuré à prendre en considération pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface observée.

1. Des images de la même scène observées à des résolutions spatiales différentes ne présentent pas la même information spatiale (figure 3.4). En particulier, l'hétérogénéité spatiale mise en évidence à haute résolution spatiale est perdue à moyenne résolution spatiale.

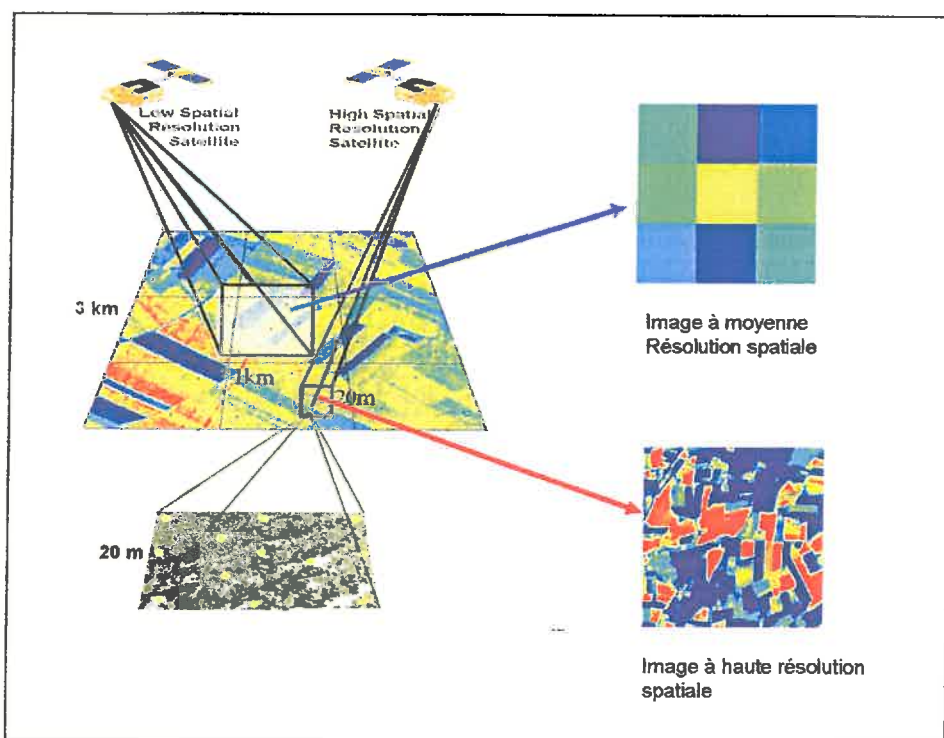


FIG. 3.4 – Scène observée à différentes résolution spatiale, d'après Baret et al. [2004]

2. La FTM lisse le signal d'entrée ce qui dans certaines situations entraîne une perte d'information non négligeable. Aussi, pour une image, certaines composantes de l'hétérogénéité spatiale à haute fréquence spatiale (comme les frontières irrégulières entre des surfaces de nature spectrale différente) peuvent être gommées (Townshend and Justice [1988], Guyot et al. [1996]). Ceci a des conséquences en particulier sur des études de détection de changement tel que le suivi de la déforestation.

3. Effet du pouvoir de résolution spatiale d'un capteur :

La résolution spatiale a été définie d'un point de vue géométrique comme le pas d'échan-

tillonnage. Une autre définition est “la taille du plus petit élément reconnaissable de la scène observée” que l’on appellera **pouvoir de résolution spatiale** (Townshend and Justice [1988], Blanc [1999]). Ce dernier est caractérisé au travers de deux composantes :

- la **taille du plus petit élément reconnaissable** par le capteur c’est-à-dire tel que sa mesure radiométrique soit suffisamment précise (**ERE : Effective Resolution Element**)
- la **taille du plus petit élément détectable** par le capteur c’est-à-dire tel que sa mesure radiométrique contraste sans équivoque avec son environnement (**DRE : Detectable Resolution Element**)

Pour une résolution spatiale donnée, la valeur minimale de DRE diminue avec le contraste réel de l’objet observé alors que la taille minimale de l’ERE augmente (figure 3.5). Ainsi, dans le cas de SPOT-HRV, pour un contraste réel important de plus de 40%, un objet est détectable par un capteur de résolution spatiale de 10m à partir d’une taille réelle d’environ 1m à 1.5m. Pour qu’il soit reconnaissable, sa taille doit être supérieure à la résolution du capteur (20m et plus)

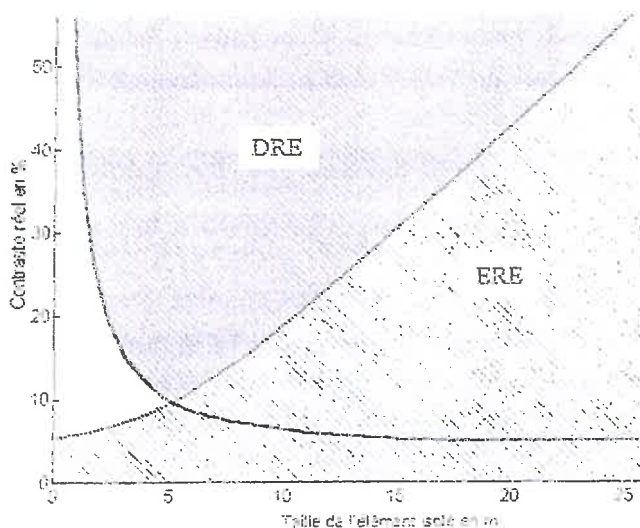


FIG. 3.5 – Domaines des valeurs de DRE et ERE en fonction du contraste réel d’un élément de la scène pour le capteur panchromatique SPOT (résolution spatiale 10m). Les courbes en trait plein représentent les valeurs minimales de ERE et DRE. d’après Blanc [1999]

Le contraste d’un objet de l’image est un contraste apparent qui dépend de la résolution spatiale, de la FTM et du niveau de bruit de l’instrument. Ainsi, différentes combinaisons de contrastes réels et de taille d’objet peuvent donner des signaux identiques en sortie

de l'instrument (ou du moins dont la différence est trop faible par rapport au bruit de l'instrument). Plus la valeur de la FTM à la fréquence de Nyquist est forte, plus la valeur minimale de l'ERE est faible pour un contraste réel donné. En outre, la valeur du DRE est peu sensible à la FTM. Ce dernier dépend plus fortement de la taille du pixel déterminant si le contraste de l'objet est détecté. Enfin, la définition de l'ERE et du DRE est conditionnée par la résolution radiométrique et le niveau de bruit de l'instrument.

3.1.3 Caractéristiques radiométriques

On distingue deux composantes :

1. **Les bandes spectrales** : elles sont définies par leur nombre, leur position et leur largeur *i.e.* résolution spectrale. La luminance continue $L(\lambda)$ est discrétisée en luminance équivalente apparente \widehat{L}_b par bande spectrales b , par un systèmes de filtres multi-spectraux :

$$\widehat{L}_b = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} L(\lambda) S_b(\lambda) d\lambda \quad (3.7)$$

$S_b(\lambda)$ étant la réponse spectrale dans la bande $b = [\lambda_{min}, \lambda_{max}]$

Une augmentation de la résolution spectrale est en général accompagnée d'une diminution de la résolution spatiale afin de maintenir un flux d'énergie lumineuse suffisamment important au niveau des détecteurs.

Les domaines spectraux couramment utilisées en mode multi-spectral pour caractériser la couverture végétale sont :

- le **visible** (0.400 à 0.7 μm) avec les bandes spectrale BLEU (autour de 0.43-0.47 μm), VERT (autour de 0.5-0.59 μm), ROUGE (autour de 0.61-0.67 μm)
- le **proche infrarouge** : (0.7 à 1.3 μm) avec la bande PIR (autour de 0.79-0.89 μm)
- le **moyen infrarouge** : (1.3 à 2.5 μm) avec la bande MIR (autour de 1.58-1.75 μm)

2. **La résolution radiométrique** est liée au pas de discrétisation Q du signal radiométrique d'entrée donnant le nombre 2^Q de compte numérique discrétisant le signal et au bruit associé à l'instrument. Ce dernier est caractérisé par la différence de luminance équivalente au bruit (valeur quadratique moyenne du bruit convertie en luminance) La résolution radiométrique conditionne le niveau de variabilité radiométrique détectable par l'instrument.

3.1.4 Caractéristiques temporelles

Pour les satellites défilants, la dimension temporelle (tableau 3.1) peut être définie par différentes composantes :

Capteur (plate-forme)	catégorie	résolution spatiale	fauchée au nadir	domaine spectral	p_r	d_m
QuickBird	THR	2.44m(Xs)	16.5km	B,V,R,PIR	/	1j à 3.5j
Ikonos	THR	4m (Xs)	11.3km	B,V,R,PIR	/	3j
HRG (SPOT5)	THR	10m et 20m(MIR)	60-80km	V,R,PIR ,MIR	26j	2j à3j
HRVIR (SPOT4)	HR	20m	60km	V,R,PIR,MIR	26j	2j à3j
LANDSAT	HR	30m(60m TIR)	180km	6VIS, TIR	26j	14j
ASTER	HR	15m(VIS) 30m(SWIR) 60m(TIR)	60km	3VIS,6MIR, 5TIR	?	?
MERIS (ENVISAT)	MR	300m - 1100m	1150km	VIS-MIR(15)	35j	3j
MODIS (TERRA, AQUA)	MR	250m-500m -1000m	2330km	VIS-MIR- TIR(50)	16j	1à 2 im/j
AVHRR (NOAA)	BR	1100m	3000km	VIS-PIR-TIR	9j	1
VEGETATION (SPOT4, SPOT5)	BR	1150m	2250km	V,R,PIR, MIR	26j	2.5j
POLDER (ADEOS)	BR (dir)	6x7km	2400km	VIS-PIR	41j, 4j	1j
MISR(TERRA)	MR(dir)	275m-1.1km	300km	R-G-B-PIR	16j	9j

TAB. 3.1 – Caractéristiques spatiales, spectrales et temporelles de quelques capteurs d'intérêt sur plate-forme défilante. Xs : multispectral, THR : très haute résolution spatiale, HR : haute résolution spatiale, MR : moyenne résolution spatiale, BR : basse résolution spatiale, B : bleu, V : vert, R : rouge, PIR : proche-infrarouge, MIR : moyen infrarouge, IRT : infrarouge thermique; dir : contient l'information directionnelle (non précisée ici). p_r : période de revisite, d_m : délai minimal entre deux observations d'un même point de la surface

- le **cycle orbital** définit la période de revisite (r_r) c'est-à-dire le temps nécessaire pour observer un même point de la surface dans les mêmes conditions de visée (position au nadir)
- la **fauchée**
- l'éventuel **dépointage**
- le **nombre de capteurs**

Le **décalage minimal entre deux observations d'un même point de la surface** (d_m) est faible pour les satellites associés à une large fauchée (VEGETATION sur SPOT, MODIS sur TERRA...). De plus le même capteur peut être embarqué sur différentes plate-formes augmentant mécaniquement la fréquence temporelle de passage (AVHRR sur les satellites NOAA, MODIS sur les plate-formes AQUA et TERRA, VEGETATION sur SPOT4 et SPOT5).

Enfin, à l'heure actuelle pour assurer une fréquence temporelle élevée des données il est nécessaire que la résolution spatiale soit faible. Cependant, les projets de systèmes de constellation de satellite (type Rhea) permettront bientôt d'assurer une haute répétitivité temporelle et spatiale.

3.2 Passage du compte numérique à la réflectance

Différents traitements (géométriques et radiométriques) et transformations sont appliqués à l'image "brute" en sortie du capteur pour produire les variables radiométriques utilisables par la suite.

3.2.1 Traitements géométriques et radiométriques

Différents facteurs affectent le signal dans sa dimension spatiale ou sa nature radiométrique. L'avancée du traitement est qualifiée par un niveau le , le système de niveau de traitement des données SPOT est utilisé.

Traitements radiométriques

Les traitements radiométriques effectués consistent principalement à la normalisation de la réponse des détecteurs de l'instrument ($le = 1A$)

Traitements géométriques

Il existe différents types de traitements géométriques selon le niveau de traitement (Schowen-gerdt [1997], Garrigues [2002]) :

1. **Correction des distorsions géométriques** lors de l'acquisition des données ($le = 1B$) : effet de la courbure et de la rotation terrestre, variation d'attitudes du satellite...

2. **Géo-rectification de l'image ($le = 2A$)** : L'image brute est définie dans la géométrie d'acquisition de l'instrument. Ce processus s'effectue en deux étapes :
 - localisation géographique (**géolocalisation**) de chaque pixel par application d'un modèle orbitographique
 - projection de l'image dans un système de projection cartographique défini (**rectification**).
3. **Géoréférencement de l'image ($le = 2B$)** : Cette étape consiste à utiliser des points de contrôles au sol de position connue pour corriger les erreurs de localisation de l'image après la géolocalisation par un modèle orbitographique. La précision de géoréférencement à ce stade est généralement inférieure à un pixel (VEGETATION : 300m, HRV : inférieur à 30m). La prise en compte du relief permet de corriger les effets de parallaxe par **orthorectification**.

3.2.2 Réflectance au sommet de l'atmosphère

La réflectance ρ est la fraction d'énergie lumineuse incidente réfléchiée par la surface dans la direction de visée du capteur. Les deux étapes suivantes sont réalisées pour l'obtenir à partir des données brutes :

Etalonnage

La luminance équivalente apparente \widehat{L}_k est donnée en compte numérique (DN). Le passage des comptes numériques (DN) à la valeur physique \widehat{L}_k correspond à l'étape d'étalonnage représentée par l'équation linéaire : $\widehat{L}_b = gain \times DN + offset$, les paramètres $gain, offset$ sont les coefficients d'étalonnage établis avant le lancement du satellite et éventuellement mis à jour par des observations continues de cibles de surface dont les propriétés spectrales restent constantes (désert..).

Passage à la réflectance

La luminance équivalente apparente \widehat{L}_b doit être normalisée pour être indépendante de la largeur de la bande spectrale : $L_b = \frac{\widehat{L}_b}{\int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} S_b(\lambda) d\lambda}$. En faisant l'hypothèse que la surface est Lambertienne, la réflectance dans la bande spectrale b au sommet de l'atmosphère (TOA) est :

$$\rho_b^{TOA} = \frac{L_b \pi}{\cos(\theta_s) E_b^{TOA} u(t)} \quad (3.8)$$

E_b^{TOA} est l'éclairement solaire moyen annuel incident arrivant verticalement sur $1 m^2$ de surface au sommet de l'atmosphère dans la bande b . θ_s est l'angle solaire zénithal dépendant de la localisation et de l'heure de passage du satellite. $u(t)$ est un facteur correctif prenant en compte

les variations de distance entre la terre et le soleil (Garrigues [2002]). La réflectance ρ_b^{TOA} est sans dimension et généralement comprise entre 0 et 1. Elle ne dépend que de la bande spectrale considérée et de la géométrie de visée et d'éclairement (Bacour [2001]).

3.2.3 Réflectance au sommet du couvert végétal

Le signal radiométrique en provenance de la surface est fortement influencé par différents processus atmosphériques (Guyot et al. [1996]) :

- **absorption atmosphérique** : elle correspond à l'absorption des photons par les molécules de gaz composant l'atmosphère. L'absorption diffère selon le domaine de longueur d'onde considéré. De façon générale, les bandes spectrales sont choisies dans des fenêtres atmosphériques du spectre électromagnétique pour lesquelles l'absorption est minimale. Pour les domaines spectraux considérés pour caractériser la couverture végétale, l'ozone diminue sensiblement le signal dans le ROUGE et la vapeur d'eau de façon plus conséquente dans le PIR.
- **diffusion atmosphérique** : lorsqu'un photon entre en collision avec une particule atmosphérique il est diffusé dans une autre direction sans changement de sa longueur d'onde. Selon, la taille des molécules diffusantes, deux types de phénomènes sont distingués. D'une part, la **diffusion de Rayleigh** concerne les particules de petites tailles (molécules de gaz). Elle est très sélective (intensité proportionnelle à l'inverse de la puissance quatrième de la longueur d'onde). Aussi, le signal est affecté dans les bandes spectrales BLEU et VERT. D'autre part, la **diffusion de Mie relative aux particules de plus grosse taille comme les aérosols** est moins sélective (intensité proportionnelle à l'inverse de la longueur d'onde). Elle affecte l'ensemble du domaine visible du spectre électromagnétique. Ce phénomène constitue l'effet perturbateur prépondérant sur le signal dont la correction est moins triviale en raison de la grande variabilité spatiale et temporelle du contenu de l'atmosphère en aérosols. Dans le domaine des bandes spectrales considérées, les aérosols ont tendance à augmenter le signal dans le ROUGE.

Il est à noter que l'atmosphère affecte non seulement le signal réfléchi par la surface mais aussi l'éclairement incident E_b^{TOA} dont il faut tenir compte. Ainsi, la réflectance mesurée par le capteur peut être considérée comme la somme de trois termes (Guyot et al. [1996], figure 3.6) :

$$\rho_b^{TOA} = 2\tau_a\rho_b^{TOC} + \rho_a + \rho_e \quad (3.9)$$

- la réflectance de surface ρ_b^{TOC} qui est partiellement absorbée par l'atmosphère de transmission τ_a . Le facteur 2 prend en compte l'effet de l'atmosphère sur l'éclairement incident et sur le trajet du rayonnement réfléchi

- la réflectance atmosphérique ρ_a sur le trajet optique du signal réfléchi, due aux phénomènes de diffusion de Rayleigh et de Mie
- le rayonnement réfléchi par l'environnement de la cible et diffusé par l'atmosphère dans la direction de visée représenté par la réflectance ρ_e

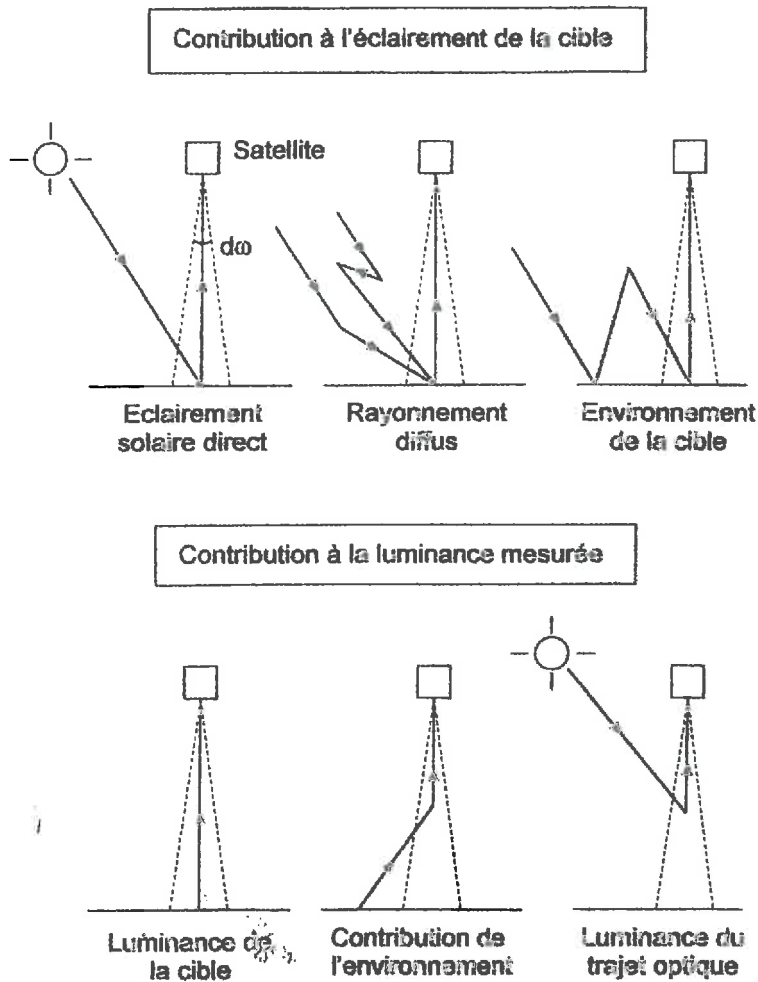


FIG. 3.6 – Effets perturbateurs de l'atmosphère sur le signal, d'après Guyot et al. [1996]

L'absorption et la diffusion atmosphérique diminuent lorsqu'on passe du *ROUGE* au *PIR*. Cependant ces deux phénomènes ont des effets contraires sur le signal mesuré par le capteur : le premier le diminue (effet multiplicatif de $2\tau_a$) alors que le second l'augmente (effet additif de $\rho_a + \rho_e$). L'équation 3.9 montre que :

- pour des valeurs faibles de réflectance, la diffusion est le phénomène prépondérant (termes

ρ_a et ρ_e), la réflectance mesurée par le capteur (ρ_b^{TOA}) est plus importante que celle de surface (ρ_b^{TOC}), ceci est le cas du *ROUGE* au dessus d'un couvert végétal

- pour des valeurs importantes de réflectance, l'absorption est le phénomène dominant et diminue le signal, ceci est le cas du *PIR* au-dessus d'un couvert végétal

Différents modèles (modèle *6s* : Vermote et al. [1997] simplifiée par le modèle *SMAC* : Rahman and Dedieu [1994]) décrivant l'effet de ces phénomènes sur le signal radiométrique permettent le passage de la réflectance ρ_b^{TOA} au sommet de l'atmosphère à celle au sommet du couvert végétal de surface ρ_b^{TOC} .

3.3 Caractérisation de la surface observée par les variables radiométriques

3.3.1 Déterminisme de la réflectance

On considère la surface comme un système composé d'une couverture végétale plus ou moins dense reposant sur un sol. La réflectance mesurée par le capteur est déterminée par l'interaction du rayonnement solaire incident avec le couvert végétal et le sol (figure 3.1). Différents facteurs interviennent (Myneni and Ross [1991], Bacour [2001]) :

- **l'architecture du couvert végétal** : l'intensité du rayonnement réfléchi dépend de la forme, de la dimension et de la distribution de la couverture végétale décrits par les variables :
 - l'indice foliaire⁵ (LAI) : Une augmentation du LAI entraîne une augmentation de la réflectance dans le *PIR* et une diminution dans le *ROUGE*. La variation de la réflectance avec l'indice foliaire étant non linéaire, des phénomènes de saturation de la réflectance apparaissent à partir d'un seuil de LAI (LAI=3 pour le *ROUGE* , LAI autour de 5-6 pour le *PIR*).
 - l'inclinaison des feuilles : la réflectance dans le *PIR* (respectivement dans le *ROUGE*) est plus importante (respectivement moins importante) pour les couverts planophylles (feuilles horizontales prépondérantes) que les couverts érectophylles (feuilles verticales prépondérantes)
 - d'autres caractéristiques interviennent comme la hauteur du couvert, la taille des feuilles, et la distribution spatiale des feuilles. Ce dernier influe en particulier sur la réflectance en fonction du degré d'agrégation des feuilles autour d'axes verticaux la réflectance (Chen and Cihlar [1995], Rochdi [2003]).

⁵surface cumulée, sur toute la hauteur du couvert, des faces supérieures des feuilles par unité de surface (Weiss et al. [2004]).

- **les propriétés optiques des sols** : dans le cas d'un faible taux de couverture, le sol influe fortement la réflectance. Son évolution spectrale est variable selon sa composition minérale, sa teneur en matière organique et son contenu en eau. De façon générale, un sol est plus réfléchissant que la végétation dans le ROUGE et moins réfléchissant dans le PIR.
- **les propriétés optiques des feuilles** : les feuilles interagissent avec le rayonnement électromagnétique incident selon deux caractéristiques :
 - leur composition chimique : la présence des pigments chlorophylliens a et b et d'autres pigments (caroténoïdes) qui absorbent le rayonnement dans le ROUGE, le VERT et le BLEU entraînant une diminution de la réflectance dans ces bandes spectrales. Par contre, le rayonnement dans le PIR est réfléchi. La présence d'eau augmente l'absorption dans le MIR.
 - la structure anatomique explique les variations spectrales dans le PIR par des phénomènes de réflexion et diffusion.

Lors de la sénescence, la réflectance augmente dans le ROUGE due à une diminution de la concentration en chlorophylle comme dans le PIR due à une désorganisation de l'architecture des feuilles.

- **la géométrie de visée et d'éclairement** (figure 3.7). On parle alors de réflectance bidirectionnelle fonction de l'angle de zénithal de visée (θ_v), de l'angle zénithal solaire (θ_s) et de l'angle azimutal relatif (ϕ) entre les directions d'éclairement et de visée (Chen et al. [2003]). La plus grande variation de la réflectance est dans le plan principal ($\phi = 0$). Lorsque les directions de visée et d'éclairement sont colinéaires, on observe un pic de réflectance (hot-spot) dû à l'absence d'ombres dans cette direction d'observation. Lorsque on s'écarte de la position du hot-spot, la réflectance diminue en raison de la présence d'ombre. La variation de la réflectance avec l'angle de visée θ_v (dans le plan principal) dépend de la fraction de sol et de végétation observés. Le nadir ($\theta_v = 0$) correspond à la direction dans laquelle plus de sol est observé. Aussi le sol contribue d'autant plus à la réflectance que le taux de couverture est faible. Ceci implique une augmentation de la réflectance dans le ROUGE et une diminution dans le PIR. Plus on s'écarte du NADIR, moins de sol est observé, la végétation contribue alors de façon prépondérante à la réflectance impliquant une diminution de la réflectance dans le ROUGE et une augmentation dans le PIR. Par la suite les variations directionnelles de la réflectance ne seront pas considérées. On décrira les variations spectrales de la réflectance en faisant l'hypothèse d'une géométrie de visée standard (observation au nadir, angle solaire zénithal de 45°).

L'évolution de la réflectance avec la longueur d'onde est utilisée pour caractériser le système sol-végétation observé (figure 3.8). Le système sol-végétation peut être caractérisé par sa signature spectrale dans le PIR et le ROUGE. Une augmentation de la réflectance dans le PIR

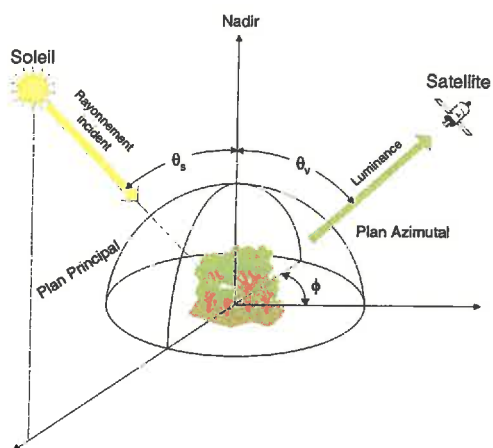


FIG. 3.7 – Géométrie d'observation, d'après Bacour [2001]

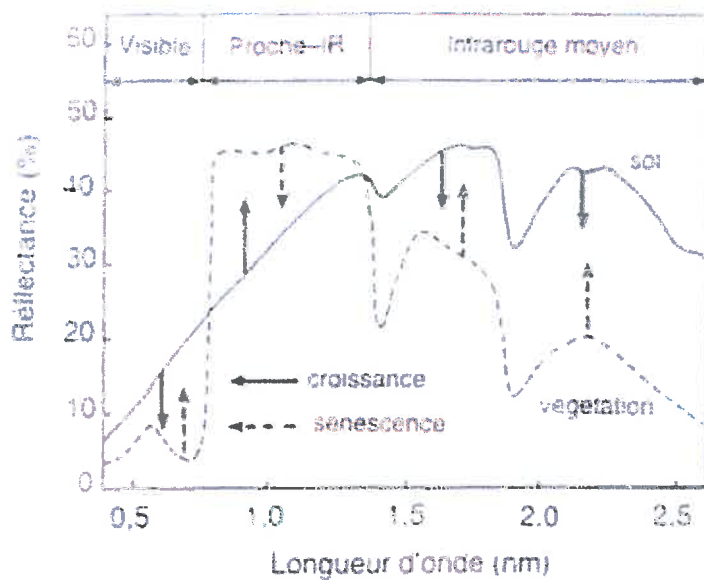


FIG. 3.8 – Signature spectrale de la végétation et du sol dans le domaine solaire réfléchif, d'après Guyot [1997]

est caractéristique de la présence de végétation. Le ROUGE a une réflectance plus faible en présence de végétation aussi son augmentation indique un effet sol prépondérant. La signature spectrale d'une scène observée dans le ROUGE et le PIR peut être visualisée par le nuage de points *PIR – ROUGE* (figure 3.9). L'ensemble des pixels de sol nu (sans végétation) de l'image constituent une droite appelée droite des sols. La signature spectrale dans le PIR et le ROUGE

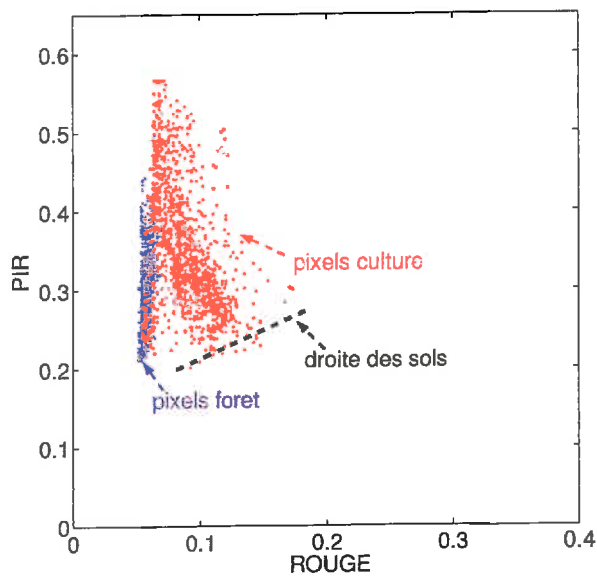


FIG. 3.9 – Nuage de points *PIR – ROUGE*

est spécifique du type de végétation.

3.3.2 Indices de végétation

Les indices de végétation (pour des données multi-spectrales) sont des combinaisons linéaires ou non, de réflectances dans diverses bandes spectrales (ROUGE,PIR,MIR). Ils permettent de caractériser le couvert végétal en terme de vigueur de la végétation Ainsi, ces indices permettent de distinguer une surface de végétation verte photosynthétiquement active (indice élevé) avec une surface de sol nu, ou faiblement couverte ou de végétation sénescente (indice faible). Les indices les plus souvent utilisés sont le :

- Simple Ratio (Pearson and Miller [1972]) : $SR = \frac{PIR}{ROUGE}$
- Normalised Difference Vegetation Index (Rouse et al. [1974], Jackson [1983]) : $NDVI = \frac{PIR-ROUGE}{PIR+ROUGE}$. Cet indice permet en particulier de suivre l'état de vigueur de la végétation en fonction de son stade phénologique (Moulin et al. [1997]).

De façon générale ces indices ont tendance à saturer pour des couverts très denses. De plus, ils sont sensibles à différents facteurs comme les propriétés du sol sous-jacent, l'atmosphère ou encore la géométrie de visée et d'éclairement. Ainsi, certains indices ont été mis en place pour diminuer l'influence du sol sous-jacent : le SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index, Huete [1988]) ou le TSAVI (Transformed SAVI, Baret and Guyot [1991]). Le GEMI combine les réflectances dans le ROUGE et le PIR de façon à minimiser les effets atmosphériques (Pinty and Verstraete [1992]). Plus récemment, des indices ont été développés de façon à être moins sensibles à l'anisotropie de surface (Gobron et al. [1999]). Il est à noter que de très nombreux indices ont été développés et donc cette liste est loin d'être exhaustive.

Enfin, le NDVI sera utilisé dans cette étude car malgré sa sensibilité aux effets atmosphériques ou au sol, sa distribution spatiale décrit de façon satisfaisante l'occupation du sol en première approximation (Henebry [1993], Atkinson [2001]).

3.4 Incertitudes des données de télédétection

Le filtre que constitue la mesure de télédétection n'est pas parfait. Aussi différentes sources d'incertitudes représentées par le terme ϵ dans l'équation 3.1 affectent les données :

3.4.1 Incertitudes géométriques

Les corrections géométriques ne prennent pas complètement en compte l'ensemble des facteurs de distorsions (relief, attitude de la plate-forme mal corrigée, Schowengerdt [1997]...). Par exemple, la résolution spatiale définie au nadir augmente lorsque l'angle de visée augmente (cas de AVHRR). Cependant, à l'heure actuelle la géométrie d'acquisition des capteurs (par ex. VEGETATION) est plus précise, entraînant de faibles erreurs de géométrie et de localisation. L'incertitude de localisation est un facteur important dans une étude temporelle de détection de changement (Townshend and Justice [1988]). En outre, elle a un effet moindre pour caractériser l'hétérogénéité spatiale au travers d'une seule image pour laquelle on considère les variations relatives dans l'image.

3.4.2 Incertitudes radiométriques

Les incertitudes radiométriques modifient la sensibilité radiométrique des données. En effet, la variabilité radiométrique entre deux surfaces ne peut être détectée que si la variabilité causée par le bruit de l'instrument est plus faible. Ces incertitudes proviennent de sources diverses :

- **effets instrumentaux** (Guyot et al. [1996]) :

- bruits des détecteurs et du système de numérisation : ces bruits sont caractérisés par la différence de luminance équivalente au bruit. Ce bruit est aléatoire et dépend seulement de la conception de l'instrument. Il a peu d'influence excepté lorsque les niveaux radiométriques mesurés sont très faibles. L'influence du bruit de mesure sur la variabilité spatiale d'une image a été modélisé (Curran and Duncan [1989], Atkinson [1997]).
- non linéarité de l'instrument en réponse au niveau de luminance spectrale. L'influence de ce facteur est faible (inférieure à 1% pour SPOT, Guyot et al. [1996])
- **effets atmosphériques mal corrigés** : l'atmosphère a pour effet de réduire la variabilité du signal mesuré (Townshend and Justice [1988], Myneni [1994]).
- **présence de nuages non détectés** : la réflectance mesurée est celle du sommet du nuage et non pas celle de la surface observée
- **l'effet du rééchantillonnage sur les données** lors des opérations de géoprojection. Leur effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale est plus difficile à appréhender.

Conclusion

Le capteur de télédétection constitue un filtre spectral et spatial au travers duquel la fraction d'énergie lumineuse réfléchie par la surface est mesurée. Le support des données de télédétection est approché par le pixel de l'image. La résolution spatiale des données est donc la taille du pixel correspondant à l'inverse de la fréquence d'échantillonnage des détecteurs. L'intégration du signal sur ce support est pondérée par une fonction spatiale caractéristique du capteur : la PSF. Les variables radiométriques PIR, ROUGE et l'indice de végétation NDVI sont pertinentes pour caractériser l'état du système sol-végétation. A l'heure actuelle, on oppose grossièrement les capteurs à haute résolution spatiale (de l'ordre de 20 à 30m) aux capteurs à moyenne et faible résolution spatiale (250m à 7km) fournissant des données à une fréquence temporelle plus importante. Ces dernières sont utilisées pour estimer les variables biophysiques à une échelle globale (Running et al. [1999], Justice and Townshend [2002]). En outre, les données à haute résolution spatiale offrent un potentiel intéressant pour décrire l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage (Henebry [1993], Curran and Atkinson [2002]). Enfin, il est à noter l'importance de prendre en considérations les caractéristiques spatiales et spectrales des données ainsi que les incertitudes associées dans l'analyse de la variabilité spatiale de l'image.

Chapitre 4

Méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale

Introduction

L'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale est étudiée au travers de la distribution spatiale des variables radiométriques. Historiquement, un effort important a été réalisé pour valoriser l'information spectrale des images de télédétection (Woodcock et al. [1988]). En comparaison, la dimension spatiale d'une image a été largement moins exploitée. Woodcock et al. [1988] soulignent que le manque de compréhension de la nature et des causes de la variabilité spatiale de l'image explique que l'utilisation de la dimension spatiale d'une image a été longtemps limitée à des relations empiriques pour des besoins de classification (Haralick et al. [1973]) ou de visualisation d'image. Une seconde raison est qu'il n'est pas trivial de reproduire par des méthodes d'analyse automatique ce que peut caractériser l'oeil humain dans le domaine spatial (Tuceryan and Jain [1998]). De plus les méthodes d'analyse spatiale sont associées à des disciplines très différentes telles que les statistiques spatiales ou l'analyse du signal (Dale [2002]). Leur application aux images de télédétection a débuté en classification dans les années 1970-1980 (Haralick [1979]) puis s'est développée dans les années 1990 avec l'utilisation de la géostatistique, de techniques récentes telles que l'analyse multifractale ou les ondelettes. Le but de ce chapitre est de mettre en évidence une méthodologie pertinente pour caractériser l'hétérogénéité spatiale dans le cadre de ce travail. La variabilité spatiale d'une image est représentée par le concept de texture que détaillera la première section. Puis dans les sections suivantes, différents descripteurs de la variabilité spatiale d'une image seront présentés en mettant en évidence leur aptitude à caractériser et à quantifier l'hétérogénéité spatiale de surface telle que définie dans le chapitre 1. Enfin, la dernière section proposera une synthèse comparative des différentes méthodes permettant de

positionner le choix méthodologique de ce travail.

4.1 Définition de la texture d'une image

4.1.1 Structure des données

Les données de télédétection sont représentées par une structure d'image notée I . Une image est une surface constituée d'une grille régulière de $N = N_x \times N_y$ pixels contigus x_α de résolution spatiale p . Chaque pixel est repéré par les coordonnées image (m, n) et associé à une valeur z_{x_α} . On désignera par région d'une image un ensemble de pixels voisins dans l'image. En particulier, le sous-domaine carré ou bloc v est défini par $v = \bigcup_{\alpha=1}^{\alpha=n} x_\alpha$ et une taille de $p_v = \sqrt{np}$. La valeur associée à ce sous-domaine est $\bar{z}_v = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^{\alpha=n} z(x_\alpha)$.

4.1.2 Définition de la texture

Comme le soulignent différents auteurs (Coquerez and Philipp [1995], Tuceryan and Jain [1998], Dale [2002]), il est difficile de donner une définition ou une expression mathématique précise et unique à la notion de texture. En première approximation la texture d'une image se définit au travers de la description visuelle d'une région de l'image en termes linguistiques tels que la rugosité, le contraste, la granulométrie, la régularité (Tuceryan and Jain [1998]). La texture est une propriété contextuelle de l'image définie pour un voisinage de pixel. Dans la littérature, deux approches sont proposées pour la définir (Coquerez and Philipp [1995], Tuceryan and Jain [1998]) :

1. La vision macroscopique (macrotexture) ou structurale de la **texture** fait référence à une **répétition de motifs de bases** (désignés par les termes de primitives, objets, macrostructures ou « texton ») dans différentes directions de l'espace Julesz [1962], He et al. [1988]. La texture est décrite alors par la taille, la forme et l'arrangement spatial des primitives (Haralick [1979]). La texture ne peut être détectée que si le nombre de primitives est assez important pour décrire leur configuration spatiale. Cette approche caractérise un ensemble de méthodes appelées "méthodes objets" décrivant une image par les objets la constituant.
2. La vision microscopique (microtexture) définit la texture par les **variations spatiales des valeurs de l'image** (Haralick et al. [1973]). Dans cette approche l'image n'est pas vue comme un arrangement spatial d'objets mais comme la distribution spatiale d'une variable continue. Des textures rugueuses correspondent à des variations de valeurs à haute fréquence spatiale alors que les textures lisses résultent de variations à plus faible fréquence spatiale (figure 4.1). La texture est identifiée seulement si l'échelle de variation des valeurs

de l'image est mise en évidence à la résolution de l'image. Une image de bruit de blanc (figure 4.1) ne présente pas de texture identifiable.

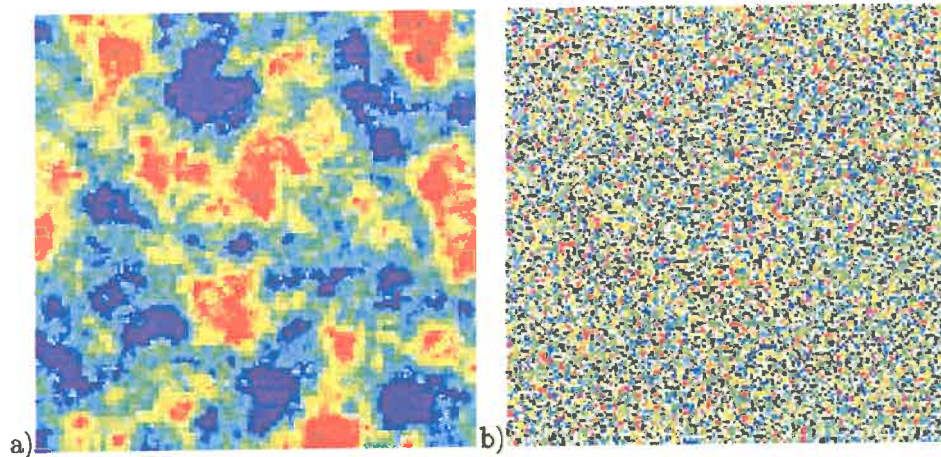


FIG. 4.1 – a) Exemple de texture d'images (150*150 pixels), échelle de variation : 30 pixels b) image de bruit blanc (pas de texture apparente)

Les méthodes d'analyse de texture d'image sont utilisées pour différentes applications (Tuceryan and Jain [1998]). En imagerie médicale, la texture d'une région de l'image caractérise une propriété physiologique. Elle est utilisée dans les processus de segmentation (mise en évidence des frontières entre régions de l'image) et de reconnaissance de forme (détection de régions homogènes dans l'image). En télédétection, l'utilisation de variables texturales dans les algorithmes de classification augmente la précision des résultats de classification par rapport à l'utilisation de la seule information spectrale (Haralick et al. [1973], Carr [1996], Chica-Olmo and Abarca-Hernandez [2000]). L'analyse de texture a été très utilisée pour l'analyse de la structure des image radar (Datcu and Seidel [1995]).

4.1.3 Critères de choix d'un descripteur textural

Le choix d'un descripteur de la texture d'une image est déterminé par les deux points suivants :

Choix d'une approche

Le choix de l'approche macroscopique ou microscopique pour décrire la texture d'une image dépend de l'objectif de l'étude et de la nature des données (Musick and Grover [1991], Marceau [1999]). Les images utilisées étant des champs continus de variables radiométriques, l'approche microtexturale est plus adaptée.

Critère de discrimination de la texture

La difficulté de la définition de la texture pose le problème de sa discrimination. Julesz [1962] propose la conjecture suivante " le cerveau humain ne peut discerner deux textures si leur statistique du second ordre sont identiques".

Les statistiques empiriques du premier ordre décrivent l'histogramme des valeurs de l'image (moyenne, variance, aplatissement, symétrie...). La limite majeure à l'utilisation des statistiques du premier ordre est qu'elles ne caractérisent pas les relations spatiales entre les valeurs de l'image. Aussi l'utilisation des statistiques du premier ordre n'est pas pertinente pour discriminer des textures.

Comme cela a été précisé dans le premier chapitre, la dépendance spatiale des valeurs de l'image est une source d'information importante sur l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface observée. Les relations spatiales entre les valeurs de couples de pixels distant d'un vecteur \vec{h} sont décrites par leur probabilité de cooccurrence. Ces dernières sont nommées en analyse d'image "les moyennes d'espace du second ordre" regroupées dans la matrice de cooccurrence. **Les statistiques empiriques du second ordre**¹ (par exemple l'autocorrélation²) décrivent l'information contenue dans "les moyennes d'espace du second ordre". Selon la conjecture de Julesz [1962], l'utilisation des statistiques du second ordre est pertinente pour décrire des textures d'images. Cependant, Gagalowicz (**Gagalowicz [1983]**) précise que l'utilisation des seuls moments statistiques d'ordre un et deux ne suffisent pas toujours à discriminer toutes les textures d'une image³.

4.1.4 Approches et hypothèses pour décrire la texture d'une image

Les approches

Différents points de vue peuvent être adoptés pour modéliser la texture d'une image (Webster [2000]) :

- **approche statistique** : Elle consiste à expliquer la distribution spatiale des valeurs de l'image en modélisant les processus physiques sous-jacents. Par exemple la distribution spatiale de la végétation peut s'expliquer de façon statistique par un modèle de régression en utilisant différentes variables explicatives appropriées telles que l'altitude, la pente, l'exposition (Walsh et al. [1997], Riera et al. [1998]).

¹la statistique empirique peut être généralisée à l'ordre k décrivant les moyennes d'espace à l'ordre k c'est-à-dire les probabilités de cooccurrence des valeurs des k-tuplets pixels.

²l'autocorrélation (nommé aussi indice de Moran en écologie) mesure la corrélation spatiale entre les valeurs de l'image par classe de distance :

$$\rho_e(\vec{h}) = \frac{1}{\sigma^2 N(\vec{h})} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq \vec{h}} (z(x_\alpha) - m)(z(x_\beta) - m),$$
 σ^2 et m sont respectivement la variance et la moyenne de l'image, $N(\vec{h})$ est le nombre d'éléments dans la classe de distance \vec{h}

³il montre des exemples de textures ayant des statistiques descriptives identiques à l'ordre 4

- **approche probabiliste** : Très souvent, l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface observée résulte d'une complexe interaction entre différents processus difficilement caractérisables par une approche déterministe à partir de la seule information disponible. A la différence du modèle déterministe utilisant une information externe aux données, la modélisation probabiliste est réalisée à partir de la seule information contenue dans l'image. Elle considère la distribution spatiale des valeurs $z(x_\alpha)$ de l'image comme une réalisation d'un processus aléatoire représenté par une fonction aléatoire (FA) $Z(x)$ (Chiles and Delfiner [1999], Webster [2000]). Chaque valeur $z(x_\alpha)$ de l'image est une réalisation d'une variable aléatoire $Z(x_\alpha)$ spécifique au pixel x_α . $Z(x)$ est définie par l'ensemble spatialisé des n variables aléatoires de l'image $\{Z(x_\alpha), x_\alpha \in I\}$. La fonction aléatoire est caractérisée par sa loi spatiale qui constitue l'ensemble des fonctions de répartition multivariées des k -tuples variables aléatoires de l'image $\{(Z(x_1), Z(x_2), Z(x_3) \dots Z(x_k)), k \in (1 \dots n)\}$ définis pour l'ensemble des configurations possibles :

$$F_{x_1 x_2 \dots x_k}(a_1, a_2, \dots, a_k) = P(Z(x_1) \leq a_1, Z(x_2) \leq a_2, \dots, Z(x_k) \leq a_k) \quad (4.1)$$

En pratique, cette loi spatiale est difficilement caractérisable pour l'ensemble des k -tuples. On utilise son expression à l'ordre deux c'est-à-dire la fonction de répartition bivariée $F_{x_\alpha, x_\beta}(a_1, a_2) = P(Z(x_\alpha) \leq a_1, Z(x_\beta) \leq a_2)$ des couples de variables aléatoires $Z(x_\alpha), Z(x_\beta)$ caractérisée par l'espérance $E(Z(x))$ de chaque variable aléatoire (statistique d'ordre un) et la covariance $Cov(Z(x_\alpha), Z(x_\beta))$ entre couples de variables aléatoires (statistique d'ordre deux) ⁴.

Il est à noter qu'il ne s'agit pas de considérer que les processus physiques sous-jacents sont aléatoires. L'approche probabiliste est utilisée comme un outil analytique pour caractériser la distribution spatiale de la variable étudiée. Les hypothèses de modélisation doivent être justifiées par une connaissance de la physique du phénomène observé (Goovaerts [1997]). Enfin, il peut être parfois pertinent de combiner la modélisation déterministe et probabiliste pour décrire la distribution spatiale des données.

Les hypothèses

La texture d'une image est décrite à partir de modèles probabilistes ou mathématiques reposant sur des hypothèses spécifiques. Une hypothèse souvent utilisée est celle de la **stationnarité** (Myers [1989], Chiles and Delfiner [1999], Webster [2000]). Nous la définissons par rapport à un

⁴ Même si elles décrivent des informations équivalentes, les statistiques empiriques d'ordre deux caractérisent les "les moyennes d'espace du second ordre" relatives aux données alors que les statistiques d'ordre deux caractérisent la loi spatiale à l'ordre deux du modèle de fonction aléatoire $Z(x)$. Les statistiques empiriques d'ordre deux peuvent être utilisées pour estimer les statistiques d'ordre deux du modèle.

modèle stochastique. La fonction aléatoire $Z(x)$ vérifie la propriété de stationnarité stricte si sa loi spatiale est invariante par translation, c'est à dire si :

$$F_{x_1 x_2 \dots x_k \dots x_n}(a_1, a_2, \dots, a_k, \dots, a_n) = F_{x_1+h, x_2+h, \dots, x_k+h, \dots, x_n+h}(a_1, a_2, \dots, a_k, \dots, a_n) \quad (4.2)$$

quelque soit la translation h appliquée à l'ensemble des n localités des variables aléatoires.

Des hypothèses plus faibles que la stricte stationnarité sont :

- la **stationnarité d'ordre deux** (notée SFA) appliquée aux moments statistiques d'ordre un et deux :
 - l'espérance existe et est constante :

$$E[Z(x_\alpha)] = m \quad (4.3)$$

- la covariance entre les valeurs prises en deux points existe et est fonction de la distance h séparant leur localité :

$$Cov(Z(x), Z(x+h)) = C(h) \quad (4.4)$$

- l'**hypothèse intrinsèque** (noté IFA) *i.e.* la stationnarité d'ordre deux des incréments de $Z(x)$ ⁵

La stationnarité est une propriété du modèle et pas des données. Elle peut simplement être justifiée à partir du comportement local des données. Par exemple, la stationnarité d'ordre deux est pertinente si la moyenne et la variance locale calculées dans des fenêtres de l'image varient faiblement lorsque la fenêtre est déplacée dans l'image. Lorsque une image présente des zones de moyenne et de variance assez différentes, les termes "d'hétérogénéité" ou de "non stationnarité des données" sont parfois employés dans la littérature. Pour ne pas créer de confusions d'une part avec la définition donnée à l'hétérogénéité dans ce travail, et d'autre part avec le concept de stationnarité relatif au modèle, le terme de **variabilité locale**⁶ est utilisé dans ce travail. De plus, la pertinence de l'hypothèse de stationnarité dépend de l'échelle d'observation. Par exemple, le signal spatial de la figure 2.1 observé sur une étendue d'observation de 1km présente deux zones spatiales de moyenne et de variance différentes, l'hypothèse d'un modèle stationnaire d'ordre deux serait donc peu pertinente.

⁵ $E[Z(x+h) - Z(x)] = 0$ et $\gamma(h) = \frac{1}{2} * Var[Z(x+h) - Z(x)]$, $\gamma(h)$ étant le variogramme de $Z(x)$

⁶ l'hétéroscédasticité désigne la variabilité de la variance locale de l'image

Conclusion :

Dans le cadre de ce travail, la texture est définie selon une approche microscopique. Elle désigne la distribution spatiale des valeurs de l'image (que l'on nommera aussi variabilité spatiale). Les phénomènes observés étant trop complexes pour envisager une modélisation déterministe, la caractérisation de la variabilité spatiale de l'image se fait selon une approche probabiliste en utilisant la seule information disponible dans l'image. En s'appuyant sur le critère donné par Julesz [1962], la plupart des descripteurs présentés par la suite sont équivalents à des statistiques d'ordre deux.

4.2 Descripteurs statistiques du second ordre

4.2.1 Matrice de cooccurrence et Indice d'Haralick

L'ensemble des moyennes d'espace est représenté par la matrice de cooccurrence $MC_{\vec{h}}$. Elle donne les probabilités de cooccurrence des valeurs (a_i, a_j) des couples de pixels distant d'un vecteur \vec{h} (Haralick et al. [1973]). Les lignes et les colonnes de la matrice représentent les différentes valeurs discrétisées de l'image. La valeur de la matrice de cooccurrence pour un vecteur \vec{h} à la ligne i et la colonne j s'écrit :

$$P_{\vec{h}}(a_i, a_j) = \frac{\text{Card}(\{z_x = a_i, z_{x+h} = a_j\})}{N(h)} \quad (4.5)$$

$N(h)$ est le nombre de paires de pixels séparés par le vecteur \vec{h} . La matrice de cooccurrence peut être calculée pour une direction donnée (matrice de cooccurrence anisotrope) ou pour l'ensemble des directions (matrice de cooccurrence isotrope). Elle contient une quantité importante d'information rendant son interprétation difficile. En effet, à chaque vecteur distance h correspond une matrice de $2^L \times 2^L$. Aussi, Haralick et al. [1973] ont défini quatorze descripteurs statistiques empiriques du second ordre résumant l'information texturale contenue de la matrice de cooccurrence (tableau : 4.1).

Il est à noter que les indices de contraste et de corrélation spatiale décrivent la même propriété d'autocorrélation des données par des mesures respectivement de dissimilitude et de similitude des valeurs de l'image. Les valeurs de ces indices à des distances caractéristiques sont utilisées comme variables texturales des algorithmes de classification (Haralick et al. [1973], Haralick and Shanmugan [1974], Carr [1998]). L'évolution de ces indices avec la distance h caractérise l'hétérogénéité spatiale d'un paysage (figure 4.2).

Indice	Formule	Propriété de l'image
Angular Second Moment (ASM)	$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_{\vec{h}}(a_i, a_j)^2$	Homogénéité : détecte occurrence du même couple de valeurs
Inverse Difference Moment (IDM)	$\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{1}{1+(a_i-a_j)^2} P_{\vec{h}}(a_i, a_j)$	Homogénéité locale : sensible à l'occurrence de la même valeur de pixels
Contraste	$\frac{1}{(L-1)^2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (a_i - a_j)^2 P_{\vec{h}}(a_i, a_j)$	Variabilité spatiale
Entropie	$-\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \ln(P_{\vec{h}}(a_i, a_j)) P_{\vec{h}}(a_i, a_j)$	désordre spatial : augmente avec le nombre de couples de valeurs différents.
Corrélation	$\frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (a_i - m_x)(a_j - m_y) P_{\vec{h}}(a_i, a_j)$ m_x, m_y : moyennes pondérées sur les lignes, colonnes de $MC_{\vec{h}}$ et σ_x, σ_y : écart-types sur les lignes, colonnes de $MC_{\vec{h}}$	autocorrélation : détecte la similitude entre les valeurs du couple de pixel
Directivité	$\sum_{j=1}^N P_{\vec{h}}(a_j, a_j)$	présence de pixels de même valeur séparés par \vec{h}
Uniformité	$\sum_{j=1}^N P_{\vec{h}}(a_j, a_j)^2$	apparition répétitive de la même valeur dans le sens de \vec{h}

TAB. 4.1 – Indices d'Haralick. L est le nombre de niveaux de discrétisation des valeurs de l'images.
Source : Haralick et al. [1973], Coquerez and Philipp [1995]

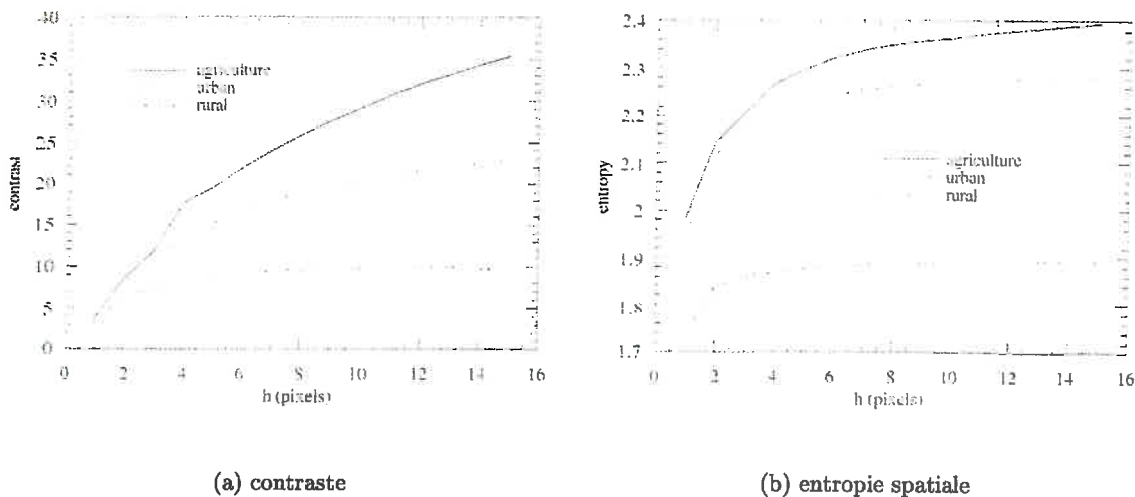


FIG. 4.2 – Indices de contraste et d'entropie d'images (capteur Landsat TM) de différents paysages, d'après Schowengerdt [1997]

Conclusion

L'information texturale de l'image est contenue dans la matrice de cooccurrence (Haralick and Shanmugan [1974], Carr [1996]). Les statistiques empiriques du second ordre d'Haralick informent sur la nature des relations spatiales entre les valeurs de l'image (Carr [1996]). Cependant, la matrice de cooccurrence est sensible au niveau de discrétisation des valeurs. Par exemple, la baisse du nombre de niveaux de discrétisation entraîne une homogénéisation des valeurs et une hausse de l'indice d'homogénéité ASM (due à la cooccurrence de valeurs identiques). Le temps de calcul croît avec le niveau de discrétisation des données. Toutefois, l'information contenue par ces indices est assez redondante (par exemple contraste et corrélation). Enfin, la description de l'hétérogénéité spatiale au travers de ces indices est empirique et la détection des échelles de variation des structures spatiales ne semble pas évidente.

4.2.2 Le variogramme

La géostatistique (terme géostatistique : Matheron, 1962) a pour objet d'étude les phénomènes spatialisés. Elle constitue un groupe de méthodes de mathématiques appliquées mis au point pour répondre à des problèmes d'estimation spatiale auxquels les statistiques classiques n'étaient pas adaptées (historiquement pour la prospection minière avec les travaux initiés par Krige en 1952 sur les gisements d'or en Afrique du sud). Elle propose non seulement de décrire la distribution spatiale des données mais aussi de modéliser la loi spatiale en mettant à disposition un ensemble d'outils mathématiques applicables à un grand nombre de situations réelles (Journel and Huijbregts [1978], Goovaerts [1997], Wackernagel [1998], Chiles and Delfiner [1999], Cressie [1999], Lantuejoul [2002]). Elle s'appuie sur le formalisme des variables régionalisées ⁷ qui est particulièrement bien adapté aux données de télédétection. L'outil central de la géostatistique est le variogramme. Sa forme empirique décrit la distribution spatiale de la variable étudiée par une mesure de dissimilitude entre les valeurs de l'image $z(x_\alpha)$ et $z(x_\beta)$ par classe de distance h (le variogramme est introduit ici dans le cas isotrope, le variogramme anisotrope est défini de la même façon par classe de vecteur \vec{h} .) :

$$\gamma_e(h) = \frac{1}{2 * N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} (z(x_\alpha) - z(x_\beta))^2 \quad (4.6)$$

L'indice de contraste d'Haralick donne la même mesure que le variogramme expérimental mais en discrétisant les valeurs de l'image en L niveaux. Le variogramme traduit comme les indices de contrastes et de corrélation d'Haralick la même propriété d'autocorrélation (section 2.2.1, page 20) des données. Le variogramme théorique est une statistique d'ordre deux caractérisant

⁷fonction numérique de la position géographique Matheron [1965] (voir deuxième partie)

la fonction aléatoire $Z(x)$ définie ici dans le cadre de l'hypothèse stationnaire d'ordre deux ⁸ (la démarche de modélisation est détaillée dans la deuxième partie) :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[Z(x+h) - Z(x)] \quad (4.7)$$

Il est estimé en ajustant une fonction mathématique sur le variogramme expérimental caractérisée par les paramètres suivants (figure : 4.3) :

- **une ou plusieurs portées** : les portées sont des distances caractéristiques donnant les échelles de variation spatiale de la propriété étudiée.
- **un pallier** : Il indique le degré de variabilité des données. Il est atteint à partir d'une distance (portée) au dessus de laquelle les données ne sont plus corrélées spatialement.
- éventuellement **un effet pépite** modélisant une discontinuité à l'origine due à une erreur de mesure ou une variabilité existant à une fréquence spatiale plus grande que celle de l'échantillonnage des données.

Le variogramme a été utilisé pour caractériser la distribution spatiale d'une propriété de surface dans différents domaines tels que l'étude des propriétés du sol (Webster [1985a], Oliver and Webster [1986], Webster and Oliver [1990]), en hydrologie (Wendroth et al. [1999], Seyfried and Wilcox [1995]) ou en écologie (Turner et al. [1991], Rossi et al. [1992], Dent and Grimm [1999], Nicotra et al. [1999]). En télédétection, l'utilisation des méthodes géostatistiques est peu répandue et assez récente. A la fin des années 1980, quelques auteurs (Woodcock et al. [1988], Jupp et al. [1988a,b]) ont montré le potentiel du variogramme pour mettre en évidence la nature de la variabilité spatiale d'une image de télédétection en fonction des caractéristiques de la scène observée et des paramètres d'acquisition. Par la suite, le variogramme a été utilisé dans différentes applications de la télédétection : comme descripteur textural dans les algorithmes de classification d'occupation du sol (Miranda [1992], Carr [1996], Lark [1996], Atkinson and Lewis [2000], Chica-Olmo and Abarca-Hernandez [2000], De Jong et al. [2001], Jakomulska and Clarke [2001]), pour décrire la distribution spatiale d'une propriété de surface (Wald [1989], Curran and Duncan [1989], Webster [1989], Walthall et al. [2001], Treitz [2001], Tian et al. [2002c], Cosh and Brutsaert [2003], Lacaze [1994]) et l'estimer (Dungan [1998], Baret et al. [2004]), pour estimer l'erreur de mesure radiométrique (Atkinson [1997], Curran and Duncan [1989]), pour déterminer une résolution optimale d'observation (Curran [1988], Atkinson [1995], Atkinson and Curran [1997], Collins and Woodcock [1999], Curran and Atkinson [2002], Rahman et al. [2003]) ou pour évaluer une stratégie d'échantillonnage d'une propriété de surface (Webster [1989], Atkinson [1991], Tian et al. [2002c], Baret et al. [2004]). A partir de scènes simulées ou réelles, différents travaux montrent le potentiel du variogramme d'une image de télédétection pour caractériser

⁸L'hypothèse intrinsèque plus faible suffit à définir le variogramme.

l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface observée :

- Le pallier reflète la variabilité radiométrique des objets composant la scène observée. Woodcock et al. [1988] précise à partir d'un modèle discret simple de scène composée de disques noir disposés sur un fond homogène blanc, que le pallier est lié au taux de couverture des disques (maximal pour une couverture de 50% de la surface). Il est à noter que cette observation est un résultat classique de géostatistique (Matheron [1962]). Pour une image d'un couvert forestier observé dans la variable radiométrique ROUGE, le pallier du variogramme diminue avec la taille des couronnes (objet absorbant) qui homogénéise l'image dans laquelle moins de sol (réfléchissant) est vu par le capteur (St-Onge and Cavayas [1995], Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry [1998]).
- la forme du variogramme caractérise la structure spatiale de la surface observée. La portée donne la taille moyenne des structures spatiales de la scène telles que la taille des disques des images simulées (Woodcock et al. [1988]), la taille des couronnes d'une image à très haute résolution spatiale d'un couvert forestier (Woodcock et al. [1988], Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry [1998]), la taille des parcelles d'une image à haute résolution spatiale d'un paysage agricole (Woodcock et al. [1988], Lacaze [2004]). La structuration hiérarchique du paysage selon différentes échelles de variation, est caractérisée par des portées différentes dans le modèle de variogramme (Lacaze [1994], Oliver [2001], Tian et al. [2002c]). Un variogramme pseudo-périodique traduit une structure spatiale semi-périodique du paysage comme les rangs d'une plantation forestière (Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry [1998]) ou d'une culture (Curran [1988]) ou les couches de la texture d'un sol (Lacaze [1994]). Le variogramme anisotrope permet de retrouver l'organisation géométrique structurelle du paysage observé (Woodcock et al. [1988], Curran [1988], Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry [1998]). Le variogramme est utilisé pour discriminer différents types de surfaces telles que des structures géomorphologiques (Bishop et al. [1998]), un type de paysage (Ramstein and Raffy [1989], Wallace et al. [2000], Tian et al. [2002c]) ou encore un type de végétation (Rahman et al. [2003]).

Le variogramme croisé généralise le variogramme au cas multivarié (Chica-Olmo and Abarca-Hernandez [2000]). Il permet de mettre en relation des structures spatiales liées à des propriétés de surfaces différentes. Lacaze, [1994] utilise le variogramme croisé pour expliquer la distribution spatiale de la végétation dans un paysage méditerranéen par la disponibilité en eau.

Le variogramme permet d'analyser la variabilité spatiale de l'image en fonction des paramètres d'acquisitions (Jupp et al. [1988a], Woodcock et al. [1988]). Par exemple, un variogramme calculé dans la direction d'éclairement d'une image à très haute résolution spatiale d'un couvert forestier est sensible à l'ombre des arbres diminuant la variance dans cette direction. De plus, la PSF du capteur peut être directement prise en compte dans la modélisation du variogramme ponctuel

de la scène observée (Jupp et al. [1988a,b], Collins and Woodcock [1999]).

Enfin, différentes études ont montré la sensibilité du variogramme au type de variable radiométrique illustrant la spécificité entre la nature de la variable utilisée et l'hétérogénéité spatiale observée (Curran [1988], Chavez [1992], Lacaze [1994], Atkinson [1999]).

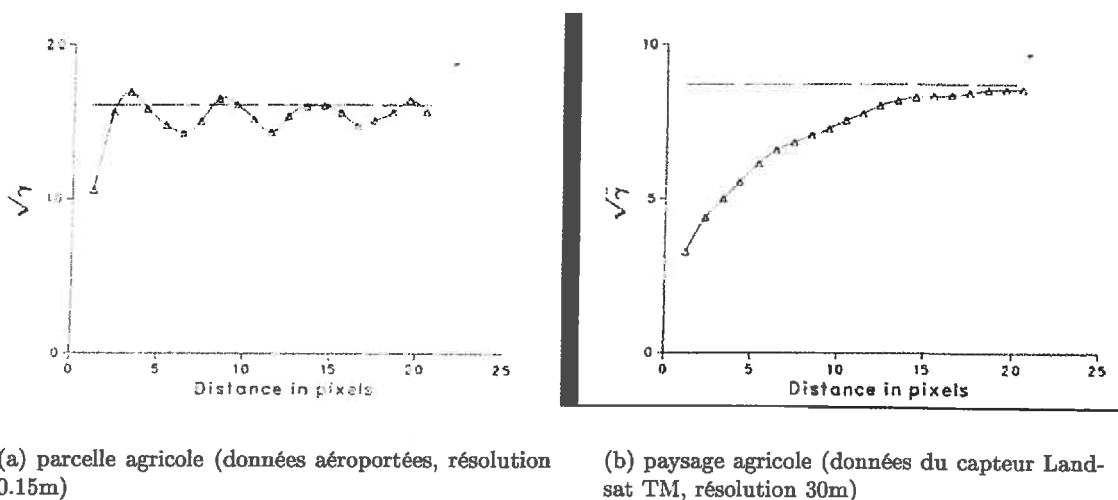


FIG. 4.3 – Exemples de variogrammes, d'après Woodcock et al. [1988]

Conclusion

Le variogramme constitue une statistique d'ordre deux caractérisant la distribution spatiale des valeurs de l'image. Le variogramme expérimental décrit la même propriété d'autocorrélation que les indices d'Haralick de contraste ou de corrélation. L'originalité du variogramme par rapport à ces indices est qu'il repose sur un formalisme mathématique bien défini permettant de modéliser les composantes de variance et de structure spatiale de l'hétérogénéité spatiale. Il offre un cadre intéressant pour caractériser la variabilité spatiale d'une image en fonction de la résolution spatiale du capteur et des échelles de variation de la propriété de surface étudiée.

4.3 Méthodes fractale et multifractale

4.3.1 Dimension fractale

La notion d'objet fractal est introduit par Mandelbrot (Mandelbrot [1975]) pour décrire l'irrégularité et la rugosité d'une ensemble géométrique ⁹. L'exemple de la mesure du périmètre de la côte de Grande-Bretagne étudié par Richardson (1961) et repris par Mandelbrot (1967) illustre la notion d'objet fractal. Le contour géomorphologique de la côte présente des structures spatiales similaires à toutes les échelles d'observation (par exemple : le terrain, une photographie aérienne, une image satellite...). La valeur du périmètre L_ϵ mesuré à différentes résolutions spatiales (méthode du « walking divider », Mandelbrot [1967]), tend vers l'infini lorsque la résolution spatiale ϵ tend vers 0. La mesure du périmètre d'un objet géométrique au sens euclidien devrait converger vers une valeur finie. Mandelbrot qualifie la côte de Grande-Bretagne d'objet fractal pour lequel la géométrie euclidienne ne peut rendre compte de sa complexité spatiale.

Les objets fractals sont caractérisés par un nombre D sans dimension non entier : la dimension fractale (nommée aussi la dimension de Hausdorff-Besicovitch). Dans le cas d'objet unidimensionnel C (la ligne de côte de Grande Bretagne) dont le périmètre L_ϵ est mesuré à la résolution ϵ , la dimension fractale est donnée par la relation suivante (Soille and Rivest [1996]) :

$$D = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left[1 - \frac{\log(L_\epsilon)}{\log(\epsilon)} \right] \quad (4.8)$$

La dimension fractale donne la définition mathématique d'un objet fractal : **un objet est fractal si sa dimension fractale est supérieure à la dimension topologique**. Elle quantifie la rugosité et l'irrégularité de l'objet observé. Pour un objet à une dimension, plus la dimension fractale est proche de 2, plus il est irrégulier et rugueux.

Un objet fractal peut vérifier la propriété d'auto-similitude¹⁰ (i.e. self-similarity) c'est-à-dire que son organisation spatiale se répète à l'identique à toutes les échelles d'observation spatiales et dans toutes les directions (Datcu and Seidel [1995])¹¹. A chaque niveau d'échelle, l'objet fractal présente les mêmes propriétés décrites par sa dimension fractale. La propriété d'auto-similitude est rarement exacte dans la réalité. Elle peut se définir statistiquement par l'invariance au chan-

⁹La notion d'objets fractals est utilisée pour décrire différents objets naturels (Mandelbrot [1983]) tels que les failles sismiques (Mandelbrot [1983]), les nuages en météorologie (Mandelbrot [1983]), le relief des paysages en géomorphologie (Goodchild [1980], Agterberg [1994], Tate and Atkinson [2001]), structure d'un bassin versant (Mandelbrot [1983]), propriétés des sols (Burrough [1981], De Cola [1993]), description de l'architecture d'un couvert végétal...

¹⁰il vaudrait mieux parler d'auto-affinité que d'auto-similitude car on ne change pas de la même manière l'échelle en x,y et l'échelle en z (Chilès, [1999])

¹¹La propriété d'auto-similitude est isotrope. L'invariance de l'organisation spatiale au changement d'échelle peut être anisotrope, le terme de Generalized Scale Invariance (GSI) est alors utilisé dans la littérature (Lavallée and al [1993], Lovejoy et al. [2001]).

gement d'échelle des propriétés statistiques d'une variable d'intérêt. Il est à noter que même si la plupart des objets ou phénomènes fractals étudiés vérifient la propriété d'auto-similitude, cette propriété n'est ni une condition nécessaire ni suffisante à la définition d'un objet fractal (Chiles and Delfiner [1999])¹². Si la propriété d'auto-similitude est vérifiée, alors l'équation 4.8 s'écrit :

$$L_\varepsilon = \alpha \varepsilon^{1-D} \quad (4.9)$$

La notion de fractale peut s'appliquer à une image. L'objet géométrique considéré est alors la surface formée par l'intensité des valeurs de l'image (appelé graphe de l'image c'est-à-dire l'ensemble géométrique des points (x_α, z_{x_α}))¹³. Le concept d'auto-similitude (respectivement auto-similitude statistique) appliqué à l'image s'interprète comme l'invariance de la forme du graphe de l'image (respectivement de ses propriétés statistiques) à différentes résolutions spatiales. Une image dont la distribution spatiale des valeurs est fractale et vérifiant la propriété d'auto-similitude est caractérisée par l'équation :

$$\mu_\varepsilon \propto \varepsilon^{2-D} \quad (4.10)$$

A l'image du périmètre dans le cas d'un objet unidimensionnel, μ_ε est la métrique (géométrique ou statistique) appliquée à l'image au sens de la mesure de Lebesgue. D est un facteur d'échelle liant la mesure μ_ε entre deux résolutions spatiales. La dimension fractale mesure la rugosité de la surface des valeurs de l'image. Elle est comprise entre 2 (texture lisse) et 3 (texture rugueuse). L'annexe 307 présente différents algorithmes pour mesurer la dimension fractale d'une image (De Cola and N.Lam [1993], Burrough [1993], Soille and Rivest [1996], Xia and Clarke [1997]). Chaque algorithme est basé sur une relation de la même forme que l'équation 4.10. La dimension fractale s'obtient en estimant la pente de la relation linéaire entre $\log(\mu_\varepsilon)$ et $\log(\varepsilon)$. La linéarité¹⁴ de cette relation est une condition nécessaire à l'hypothèse d'auto-similitude et donc à la validité du calcul. Dans la pratique cette relation est vérifiée sur un domaine restreint de résolution spatiale (De Cola [1993], Cao and Lam [1997], Bishop et al. [1998]).

Par ailleurs, les fonctions aléatoires $Z(x)$ gaussiennes, définies sous l'hypothèse intrinsèque, et dont le variogramme suit une loi puissance (équation 4.11), définissent une classe particulière de fractales stochastiques, appelées mouvement brownien fractionnaire *i.e* "fractal brownian motion" (fbm¹⁵, Mandelbrot [1975]) :

¹²un exemple d'objet fractal théorique vérifiant la propriété d'auto-similitude est la courbe quadratique de Koch Lam and De Cola [1993]

¹³la dimension fractale caractérise la géométrie de l'ensemble des points du graphe de l'image à la différence de l'approche multifractale (détaillée par la suite) relative à la distribution des valeurs de l'image .

¹⁴Lam and De Cola [1993] souligne que le r^2 doit être supérieur à 0.9

¹⁵qui est une généralisation du mouvement brownien

$$\gamma(h) \propto |h|^{2H} \quad (4.11)$$

$\gamma(h)$ est non borné par un plateau et croît indéfiniment avec la distance h . Le passage de la distance h à une distance sh ne dépend que du facteur d'échelle H : $\gamma(sh) = s^{2H}\gamma(h)$. Le moment statistique d'ordre deux des incréments de $Z(x)$ (représenté par le variogramme) est invariant à un changement d'échelle (*i.e.* $Z(x)$ vérifie la **propriété d'auto-similarité statistique d'ordre deux**)¹⁶. L'exposant H s'appelle l'exposant de Hurst. Dans le cas d'une image, il est lié à la dimension fractale par :

$$H = 3 - D \quad (4.12)$$

Selon la valeur de H la distribution spatiale des valeurs de l'image diffère (figure 4.4) :

- $H = 0$: la distribution spatiale des valeurs est un bruit blanc gaussien.
- $H = 0.5$: la variance augmente linéairement avec la distance
- $H \in]0.5, 1[$ soit $D \in]2, 2.5[$: le phénomène sous-jacent est persistant c'est-à-dire les incréments successifs $(Z(x) - Z(x - h)), (Z(x + h) - Z(x))$ sont corrélés positivement.
- $H \in]0, 0.5[$ soit $D \in]2.5, 3[$ le phénomène sous-jacent est anti-persistant c'est-à-dire les incréments successifs $(Z(x) - Z(x - h)), (Z(x + h) - Z(x))$ sont corrélés négativement.

Il est à noter la différence d'approche entre la dimension fractale calculée à partir de méthodes géométriques et celle calculée à partir de méthodes stochastiques. Cette dernière utilise les caractéristiques statistiques d'un modèle de fonction aléatoire modélisé à partir de la distribution spatiale des valeurs de l'image.

La dimension fractale a été utilisée pour caractériser la variabilité de l'image. Pentland (Pentland [1984]) souligne que la dimension fractale d'un objet est insensible à sa mesure radiométrique par télédétection (en particulier aux effets atmosphériques, changement de condition d'éclaircement...). Elle a été utilisée pour caractériser : la régularité de la topographie d'une surface (Goodchild [1980], Polidori et al. [1991], Klinkenberg [1992], Gregotski [1993]), la complexité spatiale d'un paysage (De Cola [1989], Ramstein and Raffy [1989], Lam [1990], Cao and Lam [1997]) et l'occupation du sol dans les algorithmes de classification (De Jong [1995])

Conclusion

La dimension fractale est une approche géométrique mesurant la rugosité de la surface des valeurs de l'image. Elle constitue donc un descripteur de la variabilité de l'image. Elle représente un facteur d'échelle pouvant être utilisé pour décrire la distribution spatiale d'une propriété

¹⁶un modèle de fractale stochastique fbm génère des valeurs dont la distribution spatiale vérifiant à la fois les propriétés d'objet fractal et d'auto-similarité.

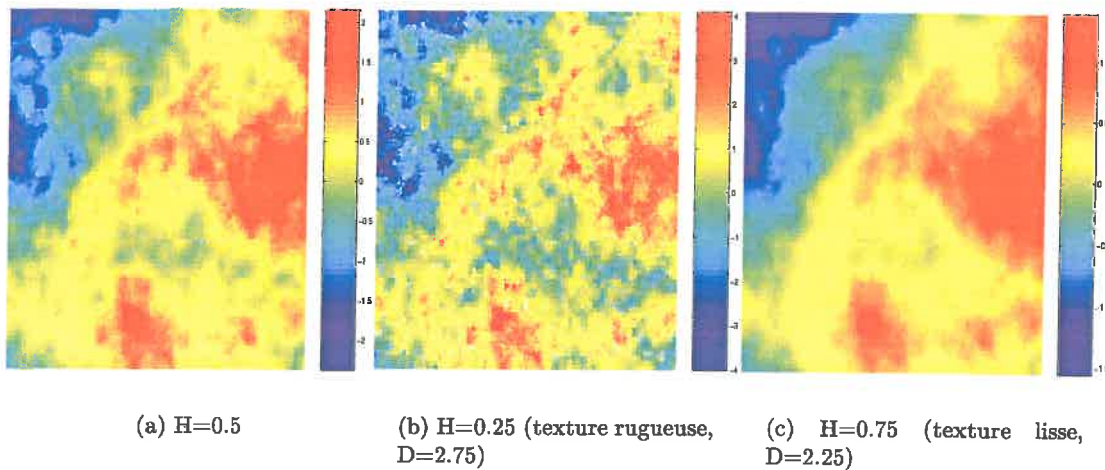


FIG. 4.4 – Exemples d'images fractales simulées à partir d'un modèle fbm.

de surface à partir d'une loi puissance. Cependant, certains auteurs soulignent qu'il est assez réducteur de caractériser l'hétérogénéité spatiale d'un phénomène avec un seul paramètre (Burrough [1993]). Par ailleurs, dans le cas d'un modèle fbm le variogramme défini sous l'hypothèse intrinsèque suit une loi puissance dont l'exposant est lié au variogramme. Dans le cadre de ce modèle, la dimension fractale et le variogramme constituent des outils équivalents. Cependant, si la distribution spatiale de la propriété de surface observée a une échelle de variation finie, elle ne peut pas être décrite par un variogramme de loi puissance pour laquelle l'échelle de variation est infinie. De plus, la propriété d'auto-similarité sur laquelle repose le calcul de la dimension fractale est souvent valide sur une gamme d'échelle spatiale très restreinte, ce qui limite fortement son utilisation.

4.3.2 Approche multifractale

Plusieurs travaux soulignent la limite d'une approche monofractale pour caractériser la surface des valeurs d'une image de télédétection (De Cola [1993], Dubayah et al. [1997], Pecknold et al. [1997], Hu et al. [1998], Lovejoy et al. [2001]). La figure 4.5 illustre la propriété multifractale d'un champ de valeur (réflectance visible d'une surface océanique). Dans, cet exemple la méthode de calcul de dimension fractale "box counting" (annexe A) est appliquée à l'image pour différents seuils de réflectances th . A chaque seuil, th correspond une valeur différente D_{th} de dimension fractale. La variation de la dimension fractale D_{th} avec la valeur du seuil th caractérise la propriété multifractale de l'image. Les valeurs de l'image peuvent alors être considérées comme un ensemble de sous-domaines de valeurs, définis par des seuils particuliers, chacun caractérisé par

une dimension fractale différente (Gaonac'h et al. [2003]). L'évolution de la distribution spatiale des valeurs d'une image avec la résolution spatiale ne peut être décrite par une loi puissance avec un seul facteur d'échelle (approche monofractale) mais par une loi puissance avec une fonction de facteurs d'échelles (approche multifractale).¹⁷ L'approche multifractale est introduite de

S. Lovejoy et al.

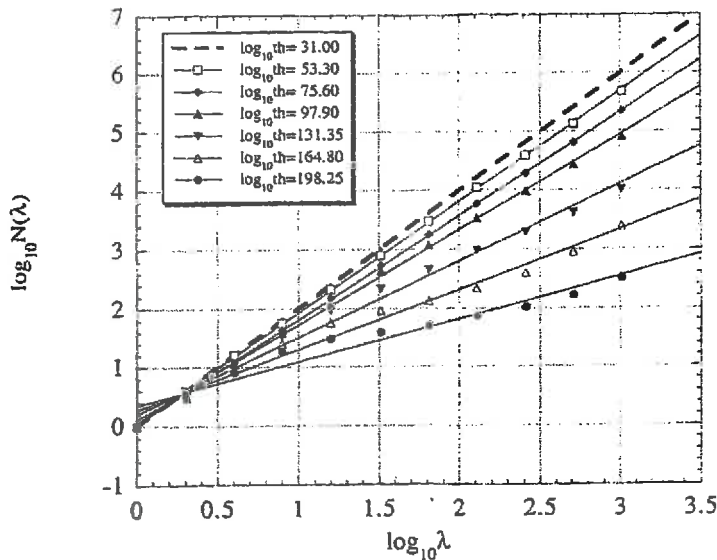


FIG. 4.5 – Propriété multifractale de la réflectance visible mesurée au-dessus de l'océan. L'image est agrégée à différentes résolutions spatiales ϵ . Pour chaque niveau d'agrégation λ (rapport entre l'étendue de l'image et la résolution spatiale ϵ), $N_{th}(\lambda)$ est le nombre de pixels dont la valeur dépasse le seuil th . La dimension fractale D_{th} est la pente de la relation linéaire entre $\log(N_{th}(\lambda))$ et $\log(\lambda)$, d'après Lovejoy et al. [2001]

différentes façons dans la littérature (Levy et al. [1992], Cheng and Agterberg [1996], Cheng [1999]). Nous choisissons de caractériser la propriété multifractale des valeurs d'une image selon une approche probabiliste. Pour cela, nous représentons le modèle multifractal par une fonction aléatoire $Z(x)$. Elle vérifie la propriété d'auto-similarité stricte (Dubayah et al. [1997]) : lors du passage de la résolution spatiale initiale ϵ_0 à la résolution spatiale plus fine ϵ , la loi spatiale F_{ϵ_0} de $Z(x)$ (voir équation 4.1) suit la loi puissance suivante :

¹⁷l'approche fractale caractérise la géométrie d'un objet (pour répondre par exemple à la question "combien mesure la côte de Grande-Bretagne"), l'approche multifractale décrit la distribution des valeurs d'un champs continue d'une variable (pour répondre par exemple à la question "comment brille la côte de Grande-Bretagne") Pecknold et al. [1997].

$$F_\varepsilon(a_1, a_2, \dots, a_k) = \left(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0}\right)^K F_{\varepsilon_0}(a_1, a_2, \dots, a_k) \quad (4.13)$$

où F_ε est la loi spatiale de $Z(x)$ à la résolution ε et K est la fonction de facteurs d'échelle associée à la loi puissance. L'équation 4.13 traduit que la distribution spatiale de la variable à une résolution donnée (pixel basse résolution) se reproduit statistiquement à des résolutions spatiales plus grandes (échelle subpixelaire) selon une loi puissance décrite par la fonction K (Lovejoy et al. [2001]). L'équation 4.13 peut s'appliquer à tous les moments statistiques d'ordre q de $Z(x)$.¹⁸

$$E[Z^q(x_\varepsilon)] \propto \lambda^{K(q)} E[Z^q(x_{\varepsilon_0})] \quad (4.14)$$

A q fixé, la propriété d'auto-similarité est vérifiée si et seulement si la relation entre $\log(E[Z^q(x_\varepsilon)])$ et $\log(\frac{\varepsilon}{\varepsilon_0})$ est linéaire de pente $K(q)$.

Selon la forme de la relation entre $K(q)$ et q , on distingue alors deux cas :

- Si $K(q)$ est linéaire avec q , un seul exposant H (**cas monofractal**) est nécessaire pour décrire la loi puissance de $Z(x)$: $K(q) = H \times q$ (H étant l'exposant de Hurst) . On retrouve pour $q = 2$, le facteur d'échelle $2H$ caractérisant le modèle fractale fbm. Ce modèle multifractal $Z(x)$ **généralise donc le modèle fractal stochastique de fbm.**
- Si l'exposant $K(q)$ n'est pas linéaire avec le moment statistique q , une infinité d'exposants (**cas multifractal**) est nécessaire pour décrire la loi puissance associée à $Z(x)$

Aussi le modèle multifractal tel qu'il est défini généralise l'approche monofractale. La propriété multifractale de la distribution spatiale d'une variable donnée est décrite par $K(q)$. Sa connaissance permet de prédire les propriétés statistiques de $Z(x)$ à différentes résolutions spatiales (Dubayah et al. [1997], Lovejoy et al. [2001]). Le formalisme présenté dans cette section est très sommaire. Il existe dans la littérature différents formalismes pour décrire les propriétés multifractales d'une image auxquels il est conseillé de se rapporter (Levy et al. [1992], Cheng and Agterberg [1996], Cheng [1999]).

Par ailleurs, tout comme la fonction variogramme puissance caractérise le modèle fractal fbm, il existe des variogrammes définies selon l'hypothèse intrinsèque pouvant décrire des propriétés multifractales (variogramme "de Wijs" Agterberg [1994], Chiles and Delfiner [1999])

Différents phénomènes géophysiques ou propriétés de surface présentent des propriétés multifractales mises en évidence par des images de télédétection : propriétés physiques des nuages dans les domaines du visible, infrarouge et microonde (Lovejoy and Schertzer [1990], Pecknold et al.

¹⁸L'auto-similarité stricte généralise l'auto-similarité d'ordre deux introduite pour le modèle fbm à l'ensemble des moments statistiques de $Z(x)$

[1997]), la température de surface et l'albédo pour caractériser les surfaces volcaniques (Gaonac'h et al. [2003]), les champs de pluie par image radar (Lovejoy and Schertzer [1990]), l'humidité du sol dans le domaine des micro-ondes passives (Dubayah et al. [1997], Hu et al. [1998]), description de l'architecture d'un couvert dans le domaine visible (Wildowski et al. [2001])...

Conclusion

L'approche multifractale est plus riche que l'approche monofractale pour décrire la distribution spatiale des valeurs de l'image. La distribution spatiale des valeurs de l'image est caractérisée par une fonction de facteurs d'échelle $K(q)$. Cependant le lien entre la forme de cette fonction et l'hétérogénéité spatiale de la propriété observée n'est pas évident. Enfin, le problème majeur lié à l'utilisation de l'approche multifractale tout comme l'approche fractale est qu'elles reposent sur l'hypothèse d'auto-similarité dont la pertinence dépend fortement de la nature des données et du domaine d'échelle d'observation considéré.

4.4 Méthodes d'analyse du signal

Les valeurs de l'image sont représentées sous forme d'un signal spatial $z(x_\alpha)$ tel que représenté sur la figure 2.1. Il est important de bien souligner le lien entre la représentation spatiale des données par l'image et sa représentation fréquentielle sous forme d'un signal. Le terme fréquence spatiale désigne l'inverse d'une distance dans le domaine spatial. En particulier les méthodes d'analyse du signal consistent à caractériser la variabilité (aussi nommée énergie) du signal en fonction de la fréquence spatiale. L'échelle de variation correspond dans le domaine fréquentiel à la fréquence de variation spatiale aussi nommée fréquence de coupure. Les méthodes d'analyse du signal décomposent le signal en différentes fréquences spatiales par une opération de convolution entre le signal z et un filtre représenté par une fonction w :

$$g = z * w \quad (4.15)$$

Selon le type de filtre utilisé et la manière dont il est appliqué à l'image, on distingue différentes approches :

4.4.1 Méthode de convolution par fenêtre glissante

Principe de la méthode

La méthode de convolution consiste à appliquer des transformations locales à l'image définies sur un voisinage de quelques pixels . Le filtre w est représenté par une fenêtre d'une dimension

de quelques pixels (ex. : 3 sur 3, 5 sur 5, etc.) déplacée au-dessus de chaque pixel de l'image. On applique alors une opération mathématique¹⁹ particulière utilisant les valeurs des pixels sous la fenêtre et on remplace la valeur du pixel central par le résultat obtenu. L'image obtenue est appelée transformée de texture dans laquelle chaque pixel est caractérisé par une relation contextuelle avec son voisinage (Carr [1996]). Un filtre est dit "passe-haut" (respectivement passe bas), si le résultat de la transformation met en évidence les composantes à haute (respectivement basse) fréquence spatiale de l'image. La différence entre l'image et la transformée passe bas g_{pb} donne la composante résultante d'un filtre passe-haut. Un filtre 'passe-bas' caractérise la moyenne locale de l'image alors qu'un filtre passe haut donne une mesure de la variabilité locale de l'image.

4.4.2 Transformée de Fourier

La transformée de Fourier \hat{f} consiste à décomposer un signal spatial²⁰ unidimensionnel continu $f(x)$ sur la base des exponentielles complexes. C'est une transformation linéaire et inversible (Mallat [2000]) :

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)e^{-i2\pi\omega x} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) (\cos(2\pi\omega x) - i\sin(2\pi\omega x)) dx \quad (4.16)$$

ω est la fréquence spatiale (m^{-1}) et $\hat{f}(\omega)$ est le coefficient de Fourier associé à la fréquence spatiale ω . Ce dernier donne une caractérisation du signal spatial en fonction de la fréquence spatiale. Il est constitué d'une partie réelle $Re(\hat{f}(\omega))$ et imaginaire $Im(\hat{f}(\omega))$ définissant les composantes caractéristiques d'une transformée de Fourier :

– **l'amplitude** (parfois nommé spectre de Fourier) est la norme de $\hat{f}(\omega)$:

$$A_\omega = |\hat{f}(\omega)| = \sqrt{[Re(\hat{f}(\omega))]^2 + [Im(\hat{f}(\omega))]^2} \quad (4.17)$$

Les fréquences spatiales dominantes (*i.e* énergétiquement riches) d'un signal ont des valeurs d'amplitudes importantes. Le **spectre de Fourier** est intéressant en particulier pour caractériser la périodicité du signal observé. La puissance spectrale $P(\omega)$ est définie comme le carré de l'amplitude :

¹⁹On distingue :

- les filtres linéaires qui sont une somme pondérée par les valeurs de la fenêtre $W_x * W_y$ $g_{mn} = \sum_{i=m-\frac{W_x}{2}}^{m+\frac{W_x}{2}} \sum_{n=n-\frac{W_y}{2}}^{n+\frac{W_y}{2}} z(i, j)w(m-i, n-j)$
- les filtres donnant mesure statistique des pixels de la fenêtre : variance (filtre passe haut), moyenne (filtre passe bas), médiane, minimum, maximum....

²⁰le signal peut être aussi temporel

$$P(\omega) = |\hat{f}(\omega)|^2 \quad (4.18)$$

= la phase :

$$\phi_\omega = \text{atan}\left(\frac{\text{Im}(\hat{f}(\omega))}{\text{Re}(\hat{f}(\omega))}\right) \quad (4.19)$$

Par ailleurs, il est possible de retrouver le signal à partir des coefficients de Fourier, il s'agit de la transformée inverse de Fourier :

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(\omega) e^{i2\pi\omega x} d\omega \quad (4.20)$$

Elle peut être utilisée pour filtrer certaines fréquences spatiales en leur appliquant un coefficient de Fourier nul.

L'application de la transformée de Fourier à une image de dimension $N_x \times N_y$ correspond à sa discrétisation pour un signal bi-dimensionnel. La transformée de Fourier discrète s'écrit :

$$\hat{f}(u_n, v_n) = \sum_{m=0}^{N_x-1} \sum_{n=0}^{N_y-1} z(m, n) e^{-i2\pi\left(\frac{mu_n}{N_x} + \frac{nv_n}{N_y}\right)} \quad (4.21)$$

où :

- $z(m, n)$ est la valeur de l'image au pixel de coordonnées (m, n)
- u_n et v_n sont les fréquences spatiales normalisées par la fréquence d'échantillonnage f_e de l'image selon les colonnes et les lignes de l'image

Sa transformée inverse s'écrit :

$$z(m, n) = \frac{1}{N_x} \frac{1}{N_y} \sum_{u=0}^{N_x-1} \sum_{v=0}^{N_y-1} \hat{f}(u_n, v_n) e^{i2\pi\left(\frac{mu_n}{N_x} + \frac{nv_n}{N_y}\right)} \quad (4.22)$$

L'algorithme Fast Fourier Transform (FFT) (Schowengerdt [1997], Mallat [2000]) donne les différents coefficients de Fourier d'une transformée de Fourier discrète.

Il est à noter que la transformée de Fourier s'applique à un signal périodique considéré comme une réalisation d'une fonction aléatoire stationnaire. En effet, pour une fonction aléatoire stationnaire d'ordre deux, la puissance spectrale est la transformée de Fourier de la fonction covariance $C(h)$.

$$P(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} C(h) e^{-i2\pi\omega h} dh \quad (4.23)$$

La fonction covariance d'une fonction aléatoire stationnaire d'ordre deux est liée au variogramme par : $\gamma(h) = C(0) - C(h)$. La covariance décroît avec h et s'annule ou tend vers 0 à partir d'une

distance égale à la portée. La puissance spectrale décroît avec la fréquence spatiale ω et tend vers 0 à partir d'une fréquence spatiale égale à l'inverse de la portée qu'on nommera fréquence de coupure.

Aussi, la puissance spectrale constitue un moment statistique du second ordre traduisant la même propriété d'autocorrélation des données que la covariance ou le variogramme. Différentes études utilisent l'évolution de $P(\omega)$ avec la fréquence pour repérer les échelles de variation de la propriété de surface étudiée (Townshend and Justice [1988], Lovejoy et al. [2001], Cosh and Brutsaert [2003]).

Conclusion

La transformée de Fourier caractérise les différentes fréquences spatiales associées à l'image. La puissance spectrale est une statistique d'ordre deux contenant la même information que la covariance ou le variogramme (sous l'hypothèse d'un modèle stationnaire d'ordre deux). L'inconvénient majeur de la transformée de Fourier (Pelgrum [2000], Mallat [2000]) est qu'elle est appliquée de façon globale sur l'image ce qui ne permet pas de localiser des variations locales dans l'image²¹. En effet, dans le formalisme de la transformée de Fourier, la fréquence spatiale du signal n'est associée à aucun paramètre spatial de localisation dans l'image. Une variante de la transformée de Fourier est la transformée de Fourier localisée calculée sur différentes fenêtres de l'image. Cependant, cette approche ne permet pas d'avoir en même temps une analyse fréquentielle et spatiale dans l'image. Par exemple, une fenêtre de petite taille sera bien adaptée pour détecter des variations très locales associées à des hautes fréquences spatiales mais ne permettra pas de décrire les faibles fréquences spatiales de l'image.

4.4.3 Décomposition multi-échelle d'une image

Représentation multi-échelle d'une image

Dans la section 2.2.2, nous avons montré que la distribution spatiale d'une propriété de surface se décompose en différentes structures spatiales selon une hiérarchie d'échelles de variation. Aussi pour mettre en évidence cette structuration spatiale hiérarchique, l'approche "multi-échelle" décompose la variabilité spatiale d'une image selon différents niveaux d'échelles d'observation (Csillag [1997]), ce qui peut se faire de différentes façons :

1. **Décomposition en niveaux d'organisation hiérarchiques** (Woodcock and Harward [1992], Tian et al. [2002c]). Par exemple Tian et al. [2002c] segmentent l'image en trois structures spatiales selon un degré de généralisation décroissant :

²¹ dans ce cas l'hypothèse d'un modèle stationnaire d'ordre deux n'est pas non plus pertinente

- l'image est divisée en classes d'occupation du sol C_i caractérisées par la variable $c_i = \mu(C_i) - \mu(I)$, $\mu(C_i)$ étant la moyenne de la classe C_i et $\mu(I)$ la moyenne de l'image.
- chaque classe est décomposée en régions R_{ij} caractérisées par la variable $r_{ij} = \mu(R_{ij}) - \mu(C_i)$, $\mu(R_{ij})$ étant la moyenne de la région R_{ij}
- chaque région est décomposée en pixels P_{ijk} caractérisés par la variable $p_{ijk} = x_{ijk} - \mu(R_{ij})$, x_{ijk} étant la valeur du pixel P_{ijk} .

La valeur du pixel résulte de la somme des variables associées à chaque niveau d'organisation :

$$x_{ijk} = \mu(I) + c_i + r_{ij} + p_{ijk} \quad (4.24)$$

2. **Structure hiérarchique d'arbre quaternaire** ("quadtree") Csillag and Kabos [1996], Csillag [1997] . il s'agit d'une décomposition successive selon différents niveaux d'échelle j (figure 4.6) : à la racine de l'arbre, l'image à la résolution d'origine p est composée de $2^t \times 2^t$ pixels ²², au niveau inférieur $t - 1$ l'image est agrégée à la résolution spatiale deux fois plus basse $2 \times p$ et est composée de $2^{t-1} \times 2^{t-1}$ pixels (blocs v) et ainsi de suite jusqu'au sommet de l'arbre de niveau 0 pour lequel l'image est constituée d'un seul pixel de résolution 2^t . La valeur d'un pixel à un niveau j résulte de l'agrégation (par moyenne arithmétique) des valeurs des 4 fils au niveau $j - 1$.

Analyse de la variance

Une analyse de la variance (ANOVA) permet de comprendre comment se distribue la variance dans l'image. Elle peut être appliquée aux deux représentations multi-échelle précédentes :

1. L'application de l'ANOVA à la structure d'arbre quaternaire décompose pour un niveau d'agrégation k , la variance totale de l'image d'origine $s^2(x|I)$ selon la variance entre les blocs $s^2(v|I)$ (variance de l'image agrégée au niveau k) et la moyenne de la variance à l'intérieur des blocs $s^2(x|v)$.

$$s^2(x|I) = s^2(v|I) + s^2(x|v) \quad (4.25)$$

Lorsqu'on passe d'un niveau d'échelle k à un niveau inférieur $k - 1$, la variance intra-bloc augmente et la variance inter-bloc diminue. La variance intra-bloc quantifie la degré d'hétérogénéité à l'intérieur des blocs v c'est-à-dire la variabilité spatiale de l'image perdue lors du processus d'agrégation. Le niveau k pour lequel le maximum de variabilité est perdue donne une indication de l'échelle de variation du phénomène observé.

²²on parle de décomposition dyadique de l'image car le niveau d'échelle est représenté par une puissance de 2

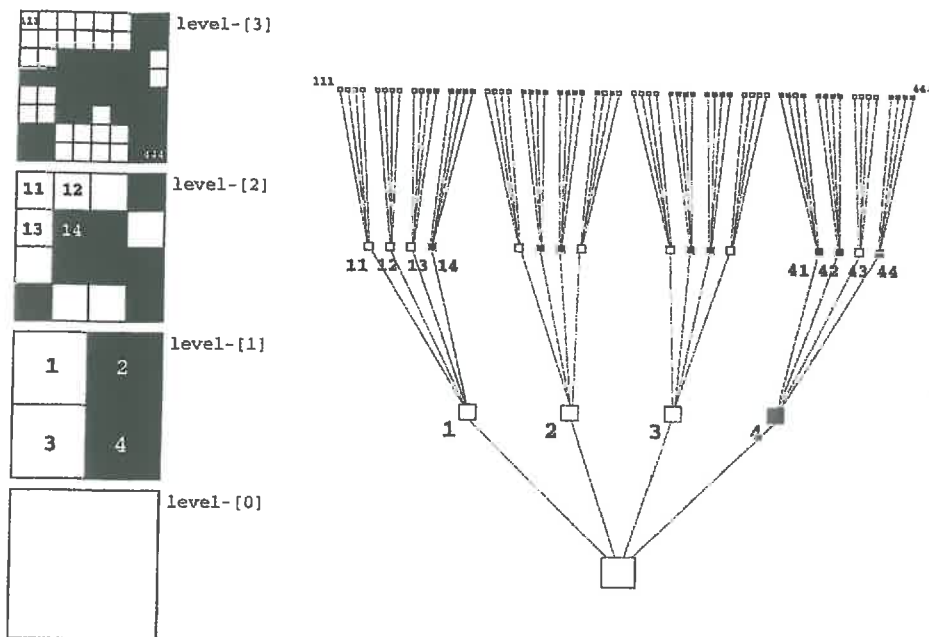


FIG. 4.6 – Décomposition d'une image binaire selon un arbre quaternaire, d'après Csillag [1997]

2. Dans le cas de la décomposition hiérarchique de l'image, en considérant chaque variable (respectivement c, r, p) comme une réalisation d'une fonction aléatoire (respectivement C, R, P), l'ANOVA donne la relation suivante entre les variances théoriques des variables aléatoires :

$$\sigma^2 = \sigma_C^2 + \sigma_R^2 + \sigma_P^2 \quad (4.26)$$

Cette relation précise la part de la variance totale σ^2 de l'image expliquée par chaque composante hiérarchique. De plus en considérant, les fonctions aléatoires C, R, P comme indépendantes et stationnaires d'ordre deux, un modèle de régionalisation (Chiles and Delfiner [1999], Goovaerts [1997]) peut être appliqué permettant de modéliser le variogramme de l'image γ comme une somme de variogrammes élémentaires associés à chaque variable aléatoire C, R, P .

$$\gamma = \gamma_C + \gamma_R + \gamma_P \quad (4.27)$$

Ce modèle de régionalisation met en évidence non seulement la part de variance expliquée par chaque composante (pallier de chaque variogramme) mais aussi les échelles de variation

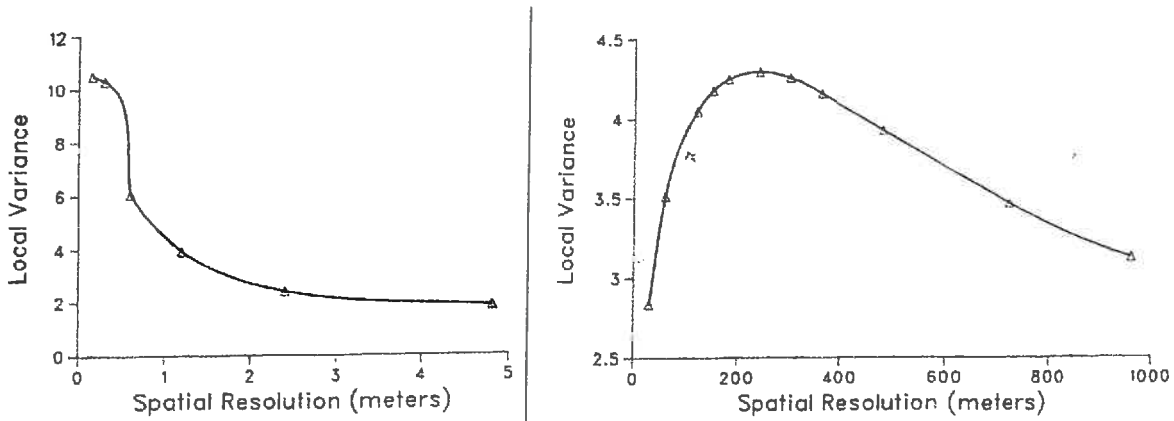
de chaque structure (représentées par les portées des variogrammes). Tian et al. [2002c] utilisent ce modèle pour détecter le niveau d'organisation hiérarchique associé au plus grand degré d'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale, en fonction du type de biome. Dans cet exemple, le modèle de régionalisation a été appliqué sur une décomposition hiérarchique a priori de l'image. Or ce processus de segmentation n'est pas nécessaire pour établir un modèle de régionalisation. Ce dernier peut se faire directement lors de l'ajustement sur le variogramme expérimental d'une combinaison linéaire de variogrammes élémentaires dont les portées ajustées donnent les échelles de variation. Différentes études utilisent cette approche pour décrire la distribution spatiale d'une propriété de surface (Lacaze [1994], Oliver [2001]).

Variance locale

La méthode d'analyse de la variance locale (Woodcock and Strahler [1987]) consiste à calculer la moyenne des variances locales d'une fenêtre glissante sur l'image. En notant $\bar{z}_v(m, n)$ la moyenne de la fenêtre locale (de taille 3×3) à la position $x(m, n)$, la variance locale moyenne de l'image est donnée par :

$$\sigma_v^2 = \frac{1}{N_x * N_y} \sum_{m=1}^{N_y} \sum_{n=1}^{N_x} \frac{1}{9} \sum_{j=-1}^{+1} \sum_{k=-1}^{+1} [z(m+j, n+k) - \bar{z}_v(m, n)]^2 \quad (4.28)$$

Différents auteurs (Woodcock and Strahler [1987], Townshend and Justice [1988], Marceau et al. [1994a], Cao and Lam [1997], Puech and Viné [1999], Rahman et al. [2003]) ont utilisé l'évolution de la variance locale avec la résolution spatiale de l'image pour mettre en évidence les différentes échelles de variation des structures de l'image. Pour des dimensions de pixel (nommé pixel H) inférieures à la taille moyenne des objets, les valeurs des pixels voisins sont similaires aussi la variance locale est faible et croît avec la taille du pixel. Pour des tailles de pixel supérieures à la taille moyenne des objets (nommé pixels L), la variance locale décroît avec la taille du pixel car les valeurs des pixels ont tendance à s'homogénéiser. La valeur maximale est obtenue pour une résolution légèrement inférieure à la taille moyenne des objets de l'image (présence d'un pic caractéristique). Woodcock and Strahler [1987] soulignent que l'échelle de variation détectée et donc le type d'hétérogénéité spatiale décrite dépend de la résolution spatiale de l'image de départ. En effet pour une image à très fine résolution (0.75m) d'un site agricole, le pic de variance est lié à la taille des rangs de la parcelle alors que pour une image à haute résolution spatiale (Landsat 30m) le pic correspond à la taille des parcelles (figure 4.7).



(a) parcelle agricole (données aéroportées 0.15m de résolution)

(b) paysage agricole (données Landsat TM 30m de résolution)

FIG. 4.7 – Exemples de variances locales, d'après Woodcock and Strahler [1987]

4.4.4 Décomposition en ondelettes

La transformée en ondelettes se définit comme la projection d'un signal continu $f(x)$ sur la base des fonctions d'ondelettes (Mallat [2000]) :

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi_{u,s}(x) dx \quad (4.29)$$

$\psi_{u,s}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}} \tilde{\psi}\left(\frac{x-u}{s}\right)$ est la fonction d'ondelette définie par :

- $\tilde{\psi}$ est la **fonction mère d'ondelette** représentant la famille de fonction mathématique utilisée²³. Sa moyenne $\int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{\psi}(x) dx$ est nulle et sa norme $\int_{-\infty}^{+\infty} |\tilde{\psi}(x)|^2 dx$ égale à 1.
- x désigne la localité spatiale
- s est un paramètre d'échelle permettant d'ajuster la taille de la fonction d'ondelette à une fréquence spatiale (distance caractéristique) particulière du signal.
- u est un facteur de translation permettant de déplacer la fonction d'ondelette dans une direction donnée.

Par la suite, f représente le signal de l'image. Le coefficient d'ondelette $Wf(u, s)$ mesure l'intensité des variations locales de l'image dans un voisinage de u , d'échelle de variation proportionnelle à s ²⁴. La **propriété de régularité des ondelettes** désigne leur capacité à détecter les

²³il existe différentes familles d'ondelette. Une des plus utilisée est la dérivée seconde d'une fonction gaussienne : 'Mexican Hat' fonction : $\tilde{\psi}_{\text{hat}} = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (x^2 - 1) e^{-\frac{x^2}{2}}$

²⁴ dans le cas d'une image on peut représenter le voisinage par une fenêtre de quelques pixels de largeur s et de

échelles de variation locales du signal. Elle se traduit sur les coefficients d'ondelette d'une part par une amplitude importante lorsque la taille de l'ondelette est proche de l'échelle de variation du signal et d'autre part par une décroissance des coefficients d'ondelette avec la taille de l'ondelette. Un faible coefficient d'ondelette indique que la variabilité locale du signal est faible à l'échelle considérée. **En faisant varier le facteur d'échelle et de translation, les différentes échelles de variation sont détectées et localisées dans l'image.** Ainsi, l'utilisation des ondelettes est particulièrement bien adaptée pour caractériser un signal dont la moyenne et l'échelle de variation varie en fonction de la localisation dans l'image. Par exemple la composante à haute fréquence spatiale du signal spatial de la figure 2.1 est détectée en appliquant une ondelette de taille équivalente à son échelle de variation et centrée sur la partie de gauche du signal. La détection de la composante à basse fréquence spatiale nécessite une ondelette de taille plus grande translatée sur la partie de droite du signal. La principale différence avec la décomposition de Fourier localisée est que la localisation des différentes composantes fréquentielles de l'image est explicitement prise en compte par la fonction d'ondelette.

L'application de la décomposition en ondelettes aux images implique de discrétiser $Wf(u, s)$ ²⁵. Le coefficient d'ondelettes $Wf[u, a^j]$ issu de la transformée d'ondelettes discrète appliquée aux N valeurs de l'image pour un facteur d'échelle a^j (j étant le niveau d'échelle) et une localisation spatiale u est :

$$Wf[u, a^j] = \sum_{\alpha=0}^{N-1} z(x_\alpha) \psi_j(x_\alpha - u) \quad (4.30)$$

où $\psi_j = \frac{1}{\sqrt{a^j}} \tilde{\psi}(\frac{x}{a^j})$ est une ondelette issue d'une famille d'ondelette discrètes $\tilde{\psi}_a$. Pour une image, on choisit la décomposition dyadique $a = 2$ correspondant à la représentation de l'image en quadtree (voir page 77). Il existe différents schémas de discrétisation (Mallat [2000]). Un des plus utilisé est le Fast Wavelet Transform (FWT) utilisant une base d'ondelettes discrètes orthogonales²⁶ pour laquelle il n'y a pas de redondance d'information. Cette transformation consiste à décomposer les données selon une base de deux fonctions orthogonales : la fonction d'ondelette ψ_j qui constitue un filtre passe haut des données associée aux coefficients d'ondelettes d_j et une fonction d'échelle ϕ_j qui constitue un filtre passe-bas associée aux coefficients de la

centre u .

²⁵La décomposition en ondelette continue est redondante, c'est-à-dire que l'on obtient plus de coefficients d'ondelette (obtenus pour une infinité de valeur de u et s) qu'il n'en est nécessaire pour décrire le signal de manière exhaustive. La discrétisation de la transformée d'ondelettes sera choisie de manière à éviter cette redondance d'information.

²⁶par exemple ondelette de Haar définie par :

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq x \leq 0.5 \\ -1 & \text{si } 0.5 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

fonction d'échelle f_j . A un niveau d'échelle j , le signal $z(u)$ s'écrit selon la combinaison linéaire des fonctions d'échelle ϕ_j associées aux coefficients f_j et d'ondelettes ψ_j associées aux coefficients d_j :

$$z(u) = \sum_{k=0}^{2^{-j}(N-1)} f_j(k) \phi_j(u) + \sum_{i=0}^j \sum_{k=0}^{2^{-j}(N-1)} d_i(k) \psi_i(u) \quad (4.31)$$

La FWT est un processus itératif commençant par décomposer les N valeurs de l'image en $\frac{N}{2}$ coefficients d'ondelette produits par le filtre passe haut de la fonction d'ondelette et $\frac{N}{2}$ coefficients de la fonction d'échelle produits par le filtre passe bas de la fonction d'échelle. A $j = 2$, les $\frac{N}{2}$ coefficients de la fonction d'échelle du niveau précédent sont décomposés en $\frac{N}{4}$ coefficients d'ondelettes et $\frac{N}{4}$ coefficients de la fonction d'échelle et ainsi de suite. La décomposition se fait à chaque niveau d'échelle j selon trois directions : ligne, colonne et diagonale.

L'opération inverse à la FWT est l'Inverse Fast Wavelet Transform (IFWT) permettant de reconstruire l'image ou une partie de ses composantes à partir des coefficients d'ondelette et de ceux de la fonction d'échelle.

La transformation en ondelettes est particulièrement bien adaptée pour réaliser l'analyse multi-échelle de la variabilité de l'image (Mallat [2000]). La figure 4.8 donne un exemple d'analyse multi-échelle par transformation en ondelettes. A chaque niveau de résolution spatiale j , l'image est décomposée en trois images : "détails", "rugueuse" et "lisse". Chacune de ces composantes est obtenue à partir d'une transformée d'ondelettes :

- la composante "rugueuse" résulte de l'application de la IFWT en utilisant les coefficients d'ondelettes obtenus aux niveaux d'échelles inférieurs à j , opération équivalente à un filtre passe bas. La composante rugueuse caractérise à un niveau d'échelle j l'ensemble de la variabilité spatiale perdue depuis le niveau de résolution initial $j = 0$. En particulier, sur la figure 4.8 à $j = 5$, l'ensemble de la variabilité de l'image a été perdue et se retrouve dans la composante rugueuse.
- la composante "lisse" résulte de l'application de la IFWT en utilisant les coefficients d'ondelettes obtenus aux niveaux d'échelles supérieurs ou égaux à j , opération équivalente à un filtre passe haut. Dans l'exemple de la figure 4.8, l'ondelette de Haar étant utilisée, la composante "lisse" correspond à l'image agrégée au niveau de résolution considéré. Elle décrit l'homogénéisation des valeurs de l'image avec la diminution de la résolution spatiale.
- la composante "détails" résulte de l'application de la IFWT à l'image en utilisant les coefficients d'ondelettes trouvés par la FWT appliquée au niveau j . La composante "détails" traduit la perte de variabilité entre deux niveaux successifs de résolution j (i.e. différence entre les composantes lisses des niveaux successifs).

Cette approche nommée **décomposition de Haar** est équivalente à l'analyse de la variance

appliquée à un quadtree. La variance des coefficients d'ondelette quantifie le degré de variabilité

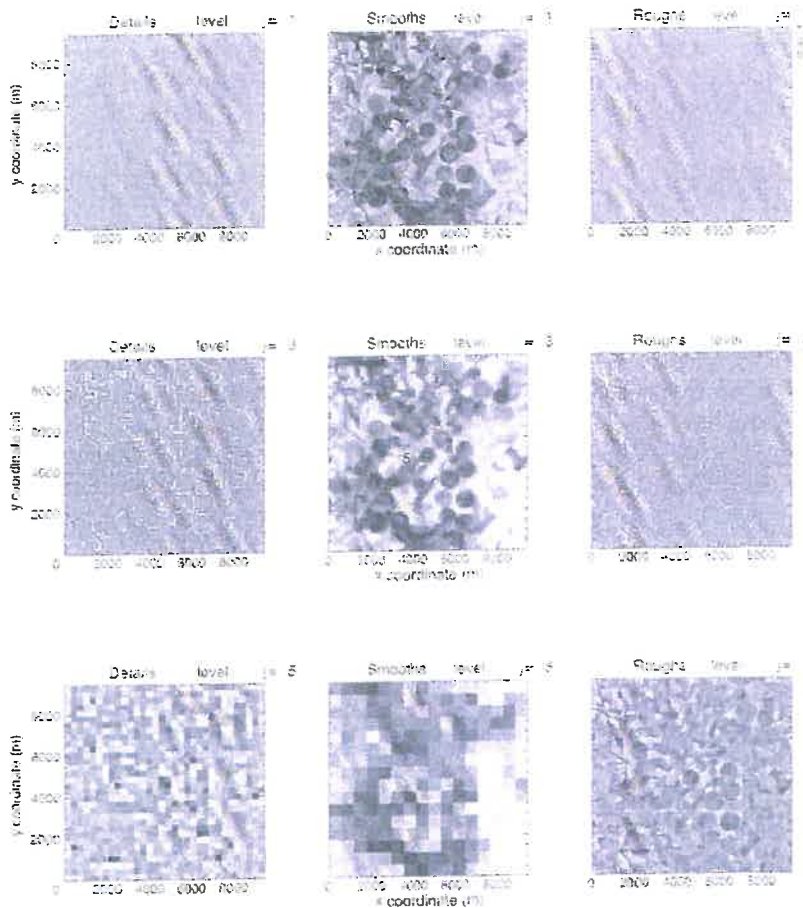


FIG. 4.8 – Analyse multi-échelle d'une image à partir de la transformation d'ondelettes, d'après Pelgrum [2000]

à un niveau de résolution spatiale j :

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^{\frac{N}{2^j}} W f[u, a^j]^2 \quad (4.32)$$

Aussi, la variance des coefficients d'ondelette peut être utilisée :

- pour détecter les échelles de variations de l'image correspondent aux pics de variances (Pelgrum [2000])
- pour quantifier le degré d'hétérogénéité à l'intérieur d'un bloc v de l'image (Pelgrum [2000]).

L'analyse par transformation d'ondelette a été utilisée dans quelques études pour caractériser la

distribution spatiale de propriété de surface : biomasse (Cosh and Brutsaert [2003]), flux d'énergie (Pelgrum [2000]), humidité du sol (Hu et al. [1998]) ou les caractéristiques spatiales d'un paysage (Csillag [1997], Csillag and Kabos [2002]).

Conclusion

A la différence avec la transformée de Fourier, la transformée en ondelette est une analyse spatiale et fréquentielle. Cette approche est bien adaptée pour localiser les variabilités locales dans l'image et détecter leur échelle (*i.e.* fréquence) de variation. Elle est donc une alternative intéressante aux descripteurs (puissance spectrale, covariance, variogramme) pour lesquels la variance et la moyenne des données ne doivent pas trop varier dans les différentes localités de l'image pour que l'hypothèse d'un modèle sous-jacent stationnaire d'ordre deux soit pertinente. Son formalisme est bien adapté à une analyse multi-échelle de la variabilité de l'image. En particulier la variance des coefficients d'ondelette constitue une statistique d'ordre deux permettant de détecter les échelles de variation de la propriété observée. Enfin le riche formalisme mathématique développé et la diversité des familles d'ondelettes permettent de s'adapter à différentes situations comme par exemple décrire les propriétés multifractales d'un phénomène (Mallat [2000])

4.5 Résolution spatiale et caractérisation de l'hétérogénéité

4.5.1 Effet du changement de résolution spatiale sur les données.

Problématique du changement de support

Comme cela a été précisé dans le premier chapitre de cette partie (section 2.3), l'hétérogénéité spatiale dépend de l'échelle d'observation à laquelle la variable est mesurée. L'effet du changement de support sur les propriétés statistiques des données fait partie de la problématique du Modified Areal Unit Problem (MAUP, Openshaw [1984]) concernant non seulement une modification de la taille ou de la forme du support mais aussi les différentes méthodes associées au changement de support (Marceau et al. [1994a], Cao and Lam [1997], Goodchild [2001]). Dans cette section, le changement d'échelle d'observation correspond au changement de la taille du support sur lequel la variable est intégrée (figure 3.4). Il s'agit de décrire l'effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale, du passage (*i.e.* agrégation) d'une image de support x_α de valeur z_{x_α} à une image de résolution spatiale plus basse associée au support v de valeur $\bar{z}_v = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^{\alpha=n} z(x_\alpha)$.²⁷

²⁷l'agrégation consiste principalement à une moyenne arithmétique, elle peut faire intervenir la fonction de pondération spatiale PSF

Mise en évidence de l'effet du changement de résolution sur les données

Une baisse de la résolution spatiale se traduit par une perte de l'information sur l'hétérogénéité spatiale mise en évidence à haute résolution spatiale. Ceci est décrit par les différentes méthodes présentées précédemment :

- un resserrement de la plage de variation des données (figure 4.9)
- une diminution de la variabilité de l'image caractérisée par une diminution de la variance inter-bloc v (Townshend and Justice [1988], Csillag [1997]), une diminution du plateau du variogramme (Jupp et al. [1988a]), une diminution de la densité spectrale de l'image (Townshend and Justice [1988]).
- augmentation de la variabilité intra-bloc v décrite par une augmentation de la variance de dispersion des blocs v , un aplatissement de la forme du variogramme (Jupp et al. [1988a]), une augmentation de la variance des coefficients d'ondelette (Pelgrum [2000]) .
- symétrisation et homogénéisation de l'histogramme des valeurs de l'image traduites par une diminution de l'entropie univariée (Townshend and Justice [1988]), une diminution de la dimension fractale (Bian [1997]), l'homogénéisation de la composante lisse de la décomposition de Haar (Csillag [1997]), un resserrement du domaine radiométrique *PIR* et *ROUGE* (figure 4.9)

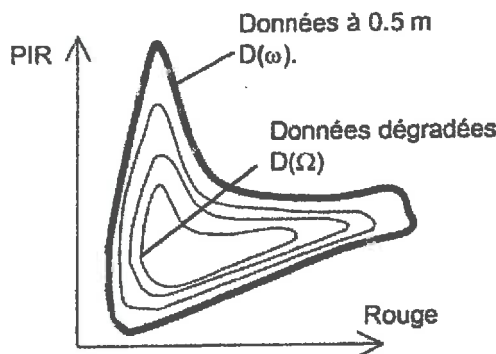


FIG. 4.9 – Resserrement de la plage de variation radiométriques dans le PIR et le ROUGE d'après Puech [2000]

L'effet d'une diminution de la résolution spatiale sur les propriétés statistiques des données est appelée la **régularisation des données**. Toute mesure de télédétection résultant d'une intégration spatiale du signal sur un support est une variable régularisée (Collins and Woodcock [1999], Atkinson [2001]). Woodcock and Strahler [1987] et Jupp et al. [1988a]) mettent en évidence le processus de régularisation des données par l'évolution avec la résolution spatiale respectivement de la variance locale (figure 4.7) et du variogramme (figure 4.10). Pour une valeur de résolu-

tion spatiale plus grande que celle de l'échelle de variation, les structures spatiales ne sont plus détectées.

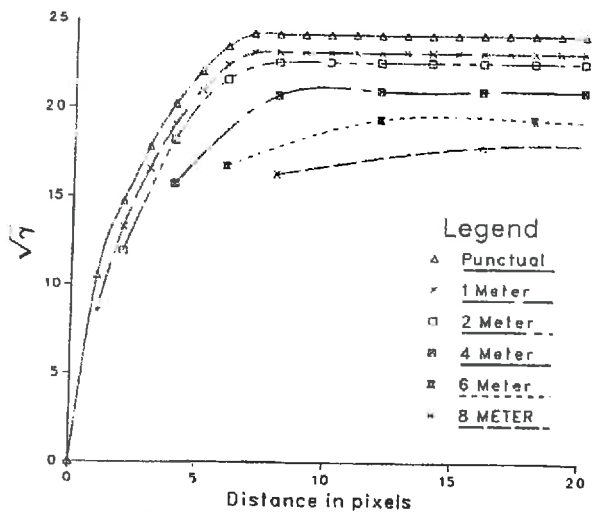


FIG. 4.10 – Évolution du variogramme avec la résolution spatiale, d'après Woodcock et al. [1988]

4.5.2 Résolution spatiale optimale

La résolution spatiale optimale d'observation se définit par rapport à un contexte donné (Townshend and Justice [1988], Marceau et al. [1994b], Minghelli [1999], Rahman et al. [2003]). Différents auteurs la définissent comme la résolution du système d'échantillonnage à laquelle la distribution spatiale des données mesurées capture l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface étudiée (Marceau et al. [1994b], Curran and Atkinson [2002], Stein and Erttema [2003]). Les critères suivants sont utilisés pour la définir :

- Le domaine de valeur de la résolution spatiale optimale est défini par :
 - une borne supérieure (nommée seuil d'hétérogénéité par Puech [1994]) qui est l'échelle de variation de la propriété de surface observée (Marceau et al. [1994a], Curran and Atkinson [2002])
 - une borne inférieure (nommée seuil d'homogénéité par Puech [1994]) : Si la résolution spatiale est trop importante, l'hétérogénéité spatiale est alors bruitée par des structures spatiales associées à des échelles de variation plus petites (Marceau et al. [1994b], figure 2.12). Puech [1994] choisit comme seuil d'homogénéité la première valeur de résolution spatiale correspondant à une variance locale minimale.
- D'autres auteurs utilisent le théorème de l'échantillonnage (voir 3.1.2). En désignant comme fréquence spatiale maximale, l'inverse de l'échelle de variation de la propriété observée,

ils proposent une résolution spatiale optimale égale à la moitié de l'échelle de variation (Rahman et al. [2003]).

- Atkinson and Curran [1997] calculent à partir d'un variogramme ponctuel de la scène observée l'erreur due à la non prise en compte de la corrélation spatiale lors du processus d'agrégation des données ponctuelles à une résolution spatiale plus faible (utilisation de la variance d'estimation, Chiles and Delfiner [1999]). La résolution spatiale optimale est alors définie pour un niveau d'erreur donné.

Pour répondre à la question de la résolution spatiale optimale, il est aussi nécessaire de prendre en compte la FTM du capteur. Ainsi, il ne s'agit plus seulement de déterminer la taille de l'échantillon mais celle du plus petit élément reconnaissable et détectable dans le paysage (voir chapitre 3, page 40).

Enfin, une discussion sur la résolution spatiale optimale relative à cette étude sera abordée en conclusion générale.

4.6 Synthèse

La plupart des outils explorants la variabilité spatiale d'une image, présentés dans ce chapitre sont équivalents à des statistiques d'ordre deux. Ils constituent donc des descripteurs pertinents de la variabilité spatiale d'une image selon la conjecture de Julesz [1962] (voir 4.1.3). Dans les sections précédentes, nous avons décrit successivement chaque méthode. Dans cette conclusion nous portons un regard transversal en comparant ces différentes méthodes selon les critères suivants (voir tableau 4.2) :

1. **hypothèse sous-jacente** : Pour appliquer une méthode, il est souvent nécessaire de faire certaines hypothèses. Ces hypothèses peuvent être implicites si le descripteur utilisé est purement empirique (matrice d'Haralick) ou explicite si un modèle (par exemple modèle de fonction aléatoire pour le variogramme) est utilisé pour l'estimer. Les différentes hypothèses sont :
 - (a) **l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux** (voir 4.1.4). Cette hypothèse est assez forte. Comme nous l'avons vu, elle est d'autant plus justifiée que la moyenne et la variance locale ne varient pas trop dans l'image. Sa pertinence dépend donc fortement de l'échelle d'observation considérée.
 - (b) **l'hypothèse intrinsèque** (voir 4.1.4). Cette hypothèse est plus faible et permet de s'affranchir de la nécessité d'avoir une variance finie, comme dans l'hypothèse stationnaire d'ordre deux. Pour certains modèles compatibles avec cette hypothèse comme les fractales stochastiques "fractional brownian motion", la fonction aléatoire présente des propriétés d'auto-similarité.

2. propriétés accessibles :

- (a) **la variance de l'image et les échelles de variations** sont deux caractéristiques particulièrement intéressantes car elles permettent de caractériser les composantes de l'hétérogénéité spatiale que nous avons définies dans le chapitre 1 (voir 2.3.3). La caractérisation des échelles de variations finies de l'image implique de faire l'hypothèse implicite ou explicite de stationnarité d'ordre deux. Comme nous l'avons souligné dans ce travail, pour caractériser de façon convenable les échelles de variation, il est nécessaire d'adapter l'échelle d'observation (étendue d'observation et résolution spatiale). La décomposition de la distribution de la variance dans l'image permet d'accéder aux échelles de variation de l'image. La décomposition peut être :
- **d'une part implicite** au formalisme sous-jacent comme pour le modèle de régionalisation du variogramme. Ce dernier permet notamment d'associer à chaque échelle de variation son poids de variance par rapport à la variance globale de l'image ;
 - **d'autre part explicite** comme les méthodes utilisant la **représentation multi-échelle** de l'image dans laquelle cette dernière est agrégée à différentes résolutions spatiales (ondelette, ANOVA, variance locale).
- (b) **la rugosité de l'image**. Elle est décrite par la dimension fractale. Mais il est à souligner qu'elle peut être accessible par le comportement à l'origine du variogramme (Chiles and Delfiner [1999])²⁸.
- (c) **la variabilité locale dans l'image**. La plupart des méthodes citées sont définies dans un cadre stationnaire (stationnarité d'ordre deux ou hypothèse intrinsèque). Aussi, la variance locale des données est supposée varier faiblement dans l'image. Les descripteurs tels que le variogramme ou la puissance spectrale sont représentatifs de la variabilité spatiale à l'échelle de l'image et ne peuvent détecter des singularités dans l'image. La transformée de Fourier localisée analyse les fréquences spatiales de sous-domaines de l'image. Cependant la taille des fenêtres contraint la gamme de fréquence spatiale analysée. La représentation en quadtree de l'image peut être utilisée pour investiguer la variance dans des sous-domaines de l'image. Toutefois, la démarche reste exploratoire.

Seul le formalisme des ondelettes semble pouvoir localiser et quantifier des variabilités locales dans l'image de façon satisfaisante.

3. potentiel pour décrire le changement de support : selon le formalisme sous-jacent au descripteur utilisé on peut décrire ou non l'hétérogénéité en fonction de la résolution

²⁸ ou plus exactement du variogramme d'ordre un (Chiles and Delfiner [1999]) dont la définition est donnée dans la deuxième partie (chapitre 10)

spatiale

4. **lien possible avec la fonction variogramme** : parmi les différents descripteurs présentés, il a été souligné les nombreuses équivalences avec le variogramme selon l'hypothèse qui est faite. Dans le cadre stationnaire d'ordre deux, la puissance spectrale s'obtient par transformée de Fourier du variogramme. Dans le cadre de l'hypothèse intrinsèque, le variogramme de Wijs décrit des propriétés multifractales et l'exposant du variogramme puissance d'un modèle fbm est lié à la dimension fractale.

méthodes	hypothèses	propriétés accessibles	changement de support	lien avec le variogramme
Quadtrees variance locale, ANOVA	stationnaire d'ordre deux implicite	- variance - échelles de variation	accessible par construction (formalisme multi-échelle)	version empirique de la variance de dispersion
Indices d' Haralick	stationnaire d'ordre deux implicite	- corrélation - variance - désordre spatial - échelles de variation -...	non	autocorrélation et indice de contraste sont des versions empiriques du variogramme
Variogramme	stationnaire d'ordre deux ou intrinsèque	-variance - échelles de variation - rugosité (par le comportement à l'origine)	théorème explicite	
Fractal	intrinsèque	rugosité	loi puissance avec un facteur d'échelle	exposant de Hurst pour le fbm
Multifractal	intrinsèque ou stationnaire d'ordre deux	spectre multifractal	loi puissance avec une fonction de facteurs d'échelles	variogramme de De Wijs décrit des propriétés multifractales
Transformée de Fourier	stationnaire d'ordre deux	- variance - échelles de variation	non	puissance spectrale
Transformée en Ondelettes	aucune	- variabilité locale - échelles de variation locales	formalisme multi-échelle	possible mais non explicite

TAB. 4.2 – Tableau comparatif des méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale à partir d'une image.

Les méthodes reposant sur un formalisme particulier permettent de bénéficier d'un cadre théorique intéressant et sont à privilégier par rapport aux méthodes purement empiriques pour lesquelles la caractérisation des composantes de l'hétérogénéité spatiale est plus incertaine.

La sélection d'une approche est faite en fonction de la nature des données, de l'échelle d'observation considérée et des objectifs de l'étude. Dans le contexte de ce travail, le variogramme est particulièrement bien adapté pour décrire et modéliser l'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface à partir de variables radiométriques pour les raisons suivantes :

- Dans le cadre de l'hypothèse stationnaire d'ordre deux, il modélise de façon explicite les deux composantes de l'hétérogénéité spatiale de la propriété de surface considérée : le degré d'hétérogénéité par son plateau et les échelles de variation par ses portées. Le modèle de régionalisation modélise les différentes échelles de variation de l'image sans passer par une représentation multi-échelle de quadtree qui est assez lourde à mettre en place.
- Les formules de changement de support modélisent la régularisation des données avec la résolution spatiale. Elles permettent en particulier de quantifier le degré d'hétérogénéité (variance de dispersion théorique) à l'intérieur d'un bloc v à partir de la seule connaissance du variogramme ponctuel²⁹. Ceci ouvre une perspective intéressante pour utiliser de façon quantitative la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale par le variogramme à l'échelle de l'image.
- Enfin, l'existence d'un formalisme multivarié permet de modéliser l'hétérogénéité spatiale à partir de différentes variables radiométriques telles que le couple de réflectances ROUGE et PIR.

²⁹Ce dernier peut alors être approché par le variogramme d'une image à haute résolution spatiale en négligeant la variabilité subpixelaire.

Chapitre 5

Modèles et changement d'échelle d'observation

Introduction

La répétitivité temporelle nécessaire pour décrire les processus de surface à l'échelle globale est assurée par des données à faible résolution spatiale pour lesquelles l'hétérogénéité de surface est importante (Townshend and Justice [1988], Running et al. [1994], Friedl [1997]). Dans un contexte de validation des produits biophysiques de surface, il importe d'identifier les différentes sources d'erreurs associées à l'estimation d'une variable biophysique (Justice et al. [2000], Morissette et al. [2002], Baret et al. [2004], Tian et al. [2002b]). Ce chapitre propose de caractériser la source d'erreur d'estimation des variables biophysiques liée à la non linéarité des modèles et à l'hétérogénéité spatiale des variables d'entrées. Ce dernier est lié à un changement d'échelle d'observation. En effet, le chapitre précédent a montré que la baisse de résolution spatiale entraîne une perte de l'information sur l'hétérogénéité spatiale. Par ailleurs, un changement de résolution est souvent accompagné d'un changement d'étendue spatiale du domaine observé. Ainsi un changement d'échelle d'observation peut désigner dans ce chapitre un changement de niveau d'organisation (feuille, arbre, parcelle, région, voir figure 2.11) ou d'une classe d'échelle (échelle locale, régionale, globale voir 2.3.3). La première section donnera un aperçu des modèles (*i.e* fonction de transfert) d'estimation des variables biophysiques par télédétection. Par la suite, nous introduirons la problématique liée à l'influence du changement d'échelle d'observation sur la description des processus dans un contexte plus large que les fonctions de transfert utilisées en télédétection. L'influence de la non linéarité du modèle et de l'hétérogénéité spatiale sur les variables de sortie du modèle est ensuite expliquée. Enfin, la dernière partie explicitera différentes méthodes de transfert d'échelle prenant en compte l'hétérogénéité spatiale.

5.1 Estimation des variables biophysiques par télédétection

5.1.1 Les variables biophysiques d'intérêt

Les variables biophysiques caractérisent la couverture végétale de surface. L'intérêt porté à ces variables se justifie par deux aspects. D'une part elles interviennent dans la description des processus de surface tels que les échanges de masse et d'énergie entre la couverture végétale et l'atmosphère (modèle TSVA¹, GCM²...), les cycles biogéochimiques (Sellers [1997a], Running et al. [1999], Tian et al. [2002a], Friedl [1997]) et les modèles de fonctionnement (Moulin et al. [1998], Cayrol et al. [2000])³. D'autre part, elles s'expriment au niveau du signal radiométrique mesuré par télédétection (voir 3.3.1). Aussi les variables radiométriques peuvent être utilisées pour les estimer. Les principales variables biophysiques que l'on cherche à estimer sont :

- **l'indice foliaire (LAI)** : c'est la surface cumulée, sur toute la hauteur du couvert, des faces supérieures des feuilles par unité de surface (Weiss et al. [2004]). Il représente la surface d'échange entre le couvert végétal et l'atmosphère.
- **la fraction de rayonnement photosynthétiquement actif (fAPAR)** : C'est le rapport entre le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé par le couvert et le rayonnement photosynthétiquement actif incident (Baret et al. [2004]). Le rayonnement photosynthétiquement actif correspond aux longueurs d'ondes du spectre solaire pour lesquelles il y a absorption par la chlorophylle (400-700 nm).
- **le taux de couverture (fCover)** de la végétation : $fCover = 1 - P_o$. P_o représente la fraction de trou monodirectionnelle au nadir ($\theta_o = 0$)⁴.
- **La teneur en chlorophylle (Cab)** intégrée au niveau du couvert est la teneur en chlorophylle des feuilles multipliée par l'indice foliaire. Elle donne une indication du statut azoté de la plante.

5.1.2 Différents types de fonction de transfert

Définition générale d'un modèle

On considère que tout processus de surface peut être décrit par un modèle. Un modèle f présente une ou plusieurs variables d'entrées (vecteur z_x), des variables de sorties (vecteur B_x) et des paramètres (vecteur θ). L'étalonnage du modèle consiste à fixer ses paramètres dans des conditions données qui restent inchangés par la suite. Un modèle est représenté par l'équation :

¹modèle décrivant les Transferts de masse et d'énergie entre le Sol la Végétation et l'Atmosphère

²Modèle Globaux de Climat

³modèle décrivant la croissance et le développement d'un couvert végétal

⁴la fraction de trou est une variable structurelle liée au LAI et à l'angle d'inclinaison des feuilles du couvert. On distingue la fraction de trou bidirectionnelle qui est la fraction de sol éclairé observé dans une direction donnée et la fraction de trou monodirectionnelle qui est la fraction de sol nu observé dans une direction donnée.

$$B_x = f(\theta, z_x) \quad (5.1)$$

L'échelle du modèle désigne l'étendue spatiale sur laquelle les processus modélisés opèrent (pouvant correspondre à un niveau d'organisation hiérarchique tel que la feuille, la parcelle, la région). La résolution spatiale du modèle est la résolution spatiale s_1 des variables d'entrées et de sorties à laquelle le modèle est étalonné. A cette résolution, la sortie du modèle est considérée exacte. Les modèles estimant une ou plusieurs variables biophysiques B_x à partir des variables radiométriques z_x mesurées sont nommées fonction de transfert. La résolution du modèle correspond alors à une surface homogène du point de vue des variables radiométrique d'entrée. On distingue différents types de modèles et méthodes d'inversion⁵ associées :

Modèles semi-empirique

Un modèle semi-empirique est une relation entre un indice de végétation et la variable biophysique. Il est établi à partir des bases physiques du transfert radiatif dans la végétation et possède différents paramètres nécessitant d'être étalonnés de façon expérimentale (Sellers [1987], Baret and Guyot [1991]). On distingue en particulier (Baret and Guyot [1991]) :

– relation LAI -NDVI

$$LAI = \frac{-1}{K_{NDVI}} \log\left(\frac{NDVI - NDVI_{\infty}}{NDVI_s - NDVI_{\infty}}\right) \quad (5.2)$$

où :

$NDVI_s$: NDVI du sol nu

$NDVI_{\infty}$: valeur asymptotique du NDVI quand le LAI tend vers l'infini

K_{NDVI} : coefficient d'extinction.

Cette fonction est non linéaire en particulier pour des LAI entre 2 et 4 (sachant que le degré de non linéarité est représenté par la dérivée seconde de la fonction). Il est à noter, la saturation du NDVI pour les forts LAI (au delà de LAI=4-5).

– relation fAPAR-NDVI

$$FAPAR = FAPAR_{\infty} \left[1 - \left(\frac{NDVI_{\infty} - NDVI}{NDVI_{\infty} - NDVI_s} \right)^{\frac{K_p}{K_{NDVI}}} \right] \quad (5.3)$$

où :

⁵les méthodes d'inversion sont les méthodes permettant d'estimer les variables d'entrée du modèle à partir de sa variable de sortie.

$FAPAR_{\infty}$: valeur limite du FAPAR pour un couvert infiniment fin

K_p : coefficient d'extinction dépendant de la distribution de l'angle des feuilles et de la géométrie de l'éclairement.

Le degré de non linéarité entre FAPAR et NDVI est moindre

L'étalonnage des paramètres peut se faire en utilisant des simulations à partir d'un modèle de transfert radiatif tel que SAIL (Friedl [1997], Weiss et al. [2000]) ou de façon empirique à partir de mesures de la variable biophysique sur le terrain associé à des mesures d'indice de végétation par télédétection (Baret et al. [2004]). Ces méthodes ont l'avantage d'être rapides et faciles à mettre en place. Cependant, cette simplicité entraîne aussi un manque de précision (saturation pour les couverts très denses, incertitudes liées au NDVI, voir section 3.3.2, page 52). De plus ils sont généralement calculés pour une seule direction et ne permettent pas par exemple d'exploiter l'information directionnelle contenue dans les données de télédétection. Enfin, la validité de ces relations est spécifique de la zone et du moment pour lesquels il est étalonné. Aussi, leur portabilité à d'autres zones ou saison est problématique.

Inversion de modèles de transfert radiatif

Différents modèles g décrivent le transfert radiatif (Verhoef [1984], Jacquemoud and Baret [1990], Baret and Guyot [1991], Myneni et al. [1992], Gastellu-Etchegorry et al. [1996], Kuusk and Nilson [2000]) dans le système sol-végétation. Ils simulent la réflectance au sommet du couvert en fonction de l'architecture du couvert et des propriétés optiques du sol et des feuilles. Aussi, en utilisant ces modèles en mode inverse il est possible d'estimer les variables biophysiques à partir des réflectances (corrigées de l'atmosphère) mesurées par le capteur :

$$B_x = g^{-1}(\theta, z_x) = f(\theta, z_x) \quad (5.4)$$

Deux problèmes compliquent l'estimation de B_x : d'une part le nombre de variables à estimer et de paramètres est généralement supérieur au nombre de données et d'autre part le modèle est rarement analytiquement inversible (on ne dispose que de la forme analytique de g). L'estimation se fait donc lors d'un processus itératif par minimisation d'une fonction de coût entre les réflectances simulées en mode direct et les réflectances observées. Les inconvénients de cette méthode sont le temps de calcul important (le modèle doit être utilisé pour chaque estimation) et le fait que le processus de minimisation peut amener à une solution locale. Cette méthode dépend donc fortement de l'initialisation des paramètres.

Méthodes hybrides

Elles consistent à utiliser un modèle de transfert radiatif, pour générer une base de données mettant en correspondance pour différents types de couverts, les variables biophysiques et les réflectances (Weiss and Baret [1999], Bacour [2001]). L'estimation des variables biophysiques, se fait au travers d'une loi empirique utilisant la base de données simulée. L'avantage de ces méthodes est qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser le modèle à chaque nouvelle estimation. Deux méthodes se présentent :

- **les tables de correspondances (LUT)** : l'algorithme consiste à déterminer dans l'espace des réflectances simulées les réflectances mesurées les plus vraisemblables.
- **les réseaux de neurones** : les réflectances mesurées sont liées aux variables biophysiques à estimer par un ensemble de relations linéaires et non linéaires : les neurones. Un réseau de neurones a une architecture spécifiée par le nombre de couches et le nombre de neurones par couche. Les coefficients, poids du réseau sont étalonnés lors d'une phase d'apprentissage sur la base de données simulées.

Ces méthodes sont plus opérationnelles que l'inversion du modèle. Cependant l'échantillonnage des réalisations que représente la base de données simulées (pour la LUT ou pour l'apprentissage du réseau) doit être assez représentatif de la diversité des couverts végétaux susceptibles d'être rencontrés.

5.1.3 Incertitudes liées à l'estimation des variables biophysiques

La précision d'estimation dépend de différents facteurs (Hall et al. [1992], Friedl et al. [1995], Dungan [2002]) :

- **l'incertitude du modèle et des méthodes d'inversion associées** : Le modèle étant une représentation de la réalité, plusieurs approximations sur la physique des processus modélisés sont faites. Selon la complexité du modèle cette source d'incertitude est plus ou moins importante. Par exemple, certains modèles de transfert radiatif, reposent sur l'hypothèse d'un couvert unidimensionnel horizontalement homogène et d'étendue infinie (Verhoef [1984], Myneni et al. [1992]). Cette hypothèse est très simplificatrice car le modèle ne prend pas en compte l'hétérogénéité spatiale du couvert liée à l'agrégation des feuilles (Asrar et al. [1992])⁶. L'estimation d'une fonction empirique entre une variable biophysique et un indice de végétation (par exemple : relation LAI-NDVI) est associée à différents facteurs d'incertitude : la représentativité de la variabilité spatiale de la variable biophysique par l'échantillonnage de sa mesure sur le terrain, les erreurs de coregistration

⁶phénomène qui est décrit par les modèles plus complexes de transfert radiatif à 3 dimension (Myneni et al. [1992])

entre les mesures de terrain et les données radiométriques, les erreurs de mesures de la variable biophysique et des variables radiométriques (Baret et al. [2004])... Enfin, une source d'incertitude concernant l'ensemble des modèles est leur application à d'autres lieux, types de végétation et saisons différents des conditions pour lesquelles ils ont été étalonnés.

- **les incertitudes associés aux variables radiométriques** (Baret and Guyot [1991], Hall et al. [1992], Myneni [1994], Friedl et al. [1995], Guyot et al. [1996], voir 3.4, page 52)
- **les erreurs dues à la non prise en compte de l'hétérogénéité spatiale des variables d'entrées** (Friedl et al. [1995], Lovejoy et al. [2001], Tian et al. [2002b]).

Peu d'études présentent un bilan de ces différentes sources d'erreurs pour expliciter leur propagation dans le processus d'estimation d'une variable biophysique.

5.2 Théorie du changement d'échelle

Le changement d'échelle consiste à transférer la description d'un processus ou d'un modèle d'une échelle d'observation (résolution spatiale des données et/ou étendue d'observation) à une autre. Dans cette section, un modèle est considéré dans différents contextes et ne désigne pas seulement les fonctions de transfert décrites précédemment.

5.2.1 Importance du changement d'échelle

Le changement d'échelle est un sujet d'importance dans de nombreux domaines :

- hydrologie : L'homme et al. [1994], Bloschl and Sivapalan [1995], Seyfried and Wilcox [1995], Beven and Fisher [1996], Pelgrum [2000] ,
- écologie : Meentemeyer and Box [1987], Turner et al. [1989], Wiens [1989], Running [1990], Turner et al. [1991], Ehleringer and Field [1993], Jarvis [1995], Whitters and Meentemeyer [1999], Wu [2004],
- télédétection : Woodcock and Strahler [1987], Townshend and Justice [1988], Jupp et al. [1988a], Raffy [1994a], Marceau [1999], Dungan [2001b], Curran and Atkinson [2002], Tian et al. [2002a].

D'ailleurs, différents auteurs parlent de "théorie du changement d'échelle" (Meentemeyer and Box [1987], Raffy [1994a], Whitters and Meentemeyer [1999], Goodchild and D.A [1997]) et soulignent en particulier l'effet d'une échelle d'observation inappropriée sur la description des processus (Meentemeyer and Box [1987], Allen and Hoekstra [1991], Cullinan and Thomas [1992]).

Des campagnes de terrain FIFE : (Hall et al. [1992], Sellers and F.G. [1992], Sellers et al. [1992]), HAPEX Sahel, BOREAS (Sellers [1997b]), SAFARI 2000 (Tian et al. [2002b]), BIGFOOT (Cohen and Justice [1999]), VALERI (Baret et al. [2004]) mettant en jeu des données à différentes résolutions spatiales ont mis en évidence le lien entre le changement d'échelle et la description

des processus de surface.

Différentes raisons expliquent l'intérêt porté au changement d'échelle :

Importante gamme d'échelle de variation des processus de surface

Les processus biophysiques de surface agissent sur une large gamme d'échelles spatiales depuis celle de la molécule à celle du globe (Jarvis [1995], McNulty et al. [1997]). Pour décrire un même processus à des niveaux d'organisation hiérarchiques différents, il est nécessaire de comprendre les mécanismes liés au changement d'échelle. Par exemple, le transfert de la description de la photosynthèse (représentée par l'absorption du CO₂) de l'échelle biochimique du chloroplaste à celle de la feuille nécessite de prendre en considération le processus de diffusion du CO₂ ainsi que la structure de la feuille. De même l'architecture du couvert ainsi que des paramètres adaptés doivent être utilisés pour modéliser la photosynthèse à l'échelle du couvert (Norman [1993], Baldocchi [1993], Jarvis [1995]). La précision des estimations (telle que les flux de CO₂) à l'échelle globale est très conditionnée par la prise en compte de façon correcte de processus biophysiques souvent connus à une échelle locale voire biochimique⁷. Pour modéliser les processus à l'échelle globale, on peut envisager deux approches :

- Une première solution est le couplage de modèles décrivant des processus à des échelles de variation spatiale différentes (couplage d'un GCM et un modèle TSVa Schimel et al. [1993], Avissar and Chen [1993]).
- Un autre point de vue consiste à définir un modèle spécifique à chaque niveau hiérarchique. Lors du passage à l'échelle globale un modèle plus simple est défini pour permettre de simuler le processus étudié à l'échelle considérée.

Diversité de la résolution spatiale des variables d'entrées

Avec la diversité des capteurs de télédétection, les données observées existent à des résolutions spatiales très variées (Goodchild [2001], Tian et al. [2002b], Morissette et al. [2002]). Aussi, il est nécessaire de prendre en compte la différence de résolution spatiale entre les variables d'entrée et celle du modèle. Par exemple un modèle GCM nécessite des données d'entrées à des résolutions spatiales de l'ordre de la centaine de kilomètres alors qu'un modèle de culture fonctionnant à l'échelle de la parcelle nécessite des variables radiométriques à des résolutions de l'ordre du mètre à la dizaine de mètres. Des contraintes technologiques peuvent déterminer le choix de la résolution spatiale des données d'entrées. Pour suivre l'évolution de la végétation à l'échelle globale, les données à fréquence temporelle élevée sont associées à une résolution spatiale de

⁷par exemple : la photosynthèse et la respiration à l'intérieur du chloroplaste, la respiration de l'activité microbienne du sol, le transfert radiatif au niveau de la cellule végétale.

l'ordre de la centaine de mètres à quelques kilomètres (Townshend and Justice [1988], Running et al. [1999], Justice and Townshend [2002], Baret et al. [2004] et voir tableau 3.1)

Des estimations à différentes résolutions et étendues spatiales

Selon la finalité des estimations, on peut être amené à appliquer un modèle à des échelles spatiales différentes (Bierkens et al. [2000], Dungan [2001b]). Par exemple, un modèle de culture peut être appliqué à la parcelle pour des besoins d'agriculture de précision (cartographie du rendement Houles [2004]) ou à la région pour l'estimation de la production fourragère : Di Bella [2002]. Bierkens et al. [2000] introduit alors la notion d'échelle de décision comme l'échelle à laquelle l'estimation est requise : l'émission de carbone à l'échelle d'un continent ou la quantité d'azote à l'échelle d'un bassin versant. La précision de ces estimations est d'un intérêt majeur dans toute problématique environnementale (dépassement de seuil de pollution).

Ces exemples montrent qu'il est nécessaire d'adopter des stratégies de changement d'échelle pour répondre à un besoin particulier de modélisation ou d'estimation d'une propriété de surface.

5.2.2 Mécanisme de transfert d'échelle

Il existe deux types de transfert d'échelle (Turner et al. [1989], Jarvis [1995], Bierkens et al. [2000], Dungan [2001b]) selon le rapport entre la résolution du modèle et la résolution de la variable d'entrée ou de sortie :

1. **transfert d'échelle vers le haut *i.e.* agrégation (approche upscaling ou bottom-up)** : il s'agit de transférer un processus connu à une échelle locale à une échelle globale c'est-à-dire alimenter un modèle avec des données d'entrée dont la résolution spatiale est plus grossière que celle du modèle. Par exemple, un modèle TSVa étalonné à une dizaine de mètres de résolution spatiale peut être utilisé avec des données de résolution spatiale de l'ordre de 1km pour estimer les flux à l'échelle du paysage (Brunsell and Gillies [2003]) et à 50km pour les estimer à l'échelle globale (De Fries et al. [1997]) .
2. **transfert d'échelle vers le bas *i.e.* désagrégation (approche downscaling ou top-down)** : cette approche a pour but d'inférer de l'information à une échelle locale à partir d'un processus décrit à une échelle plus grande c'est-à-dire obtenir l'estimation du modèle à une résolution spatiale plus fine que celle du modèle. Par exemple, l'étude de l'impact de l'évolution du climat sur le fonctionnement de la végétation à partir de scénarii climatiques prédits par les GCM (sur des mailles de 4 degrés de résolution) nécessite de transférer les sorties de ce modèle à des résolutions spatiales plus grossières (de l'ordre de la dizaine de kilomètres) en adéquation avec l'échelle de variation des processus liés au fonctionnement de la végétation. Cet exemple souligne l'idée développée dans le chapitre deux de la nécessité de

mettre en adéquation l'échelle d'observation (dans ce cas la résolution spatiale des données d'entrées) avec l'échelle de variation du processus modélisé.

Mon étude correspond à une problématique de transfert d'échelle vers le haut c'est-à-dire l'application du modèle à des données dont la résolution spatiale est plus grossière que celle du modèle.

5.3 Problèmes posés par le transfert d'échelle

5.3.1 Respect de la physique du processus

Le problème central du transfert d'échelle est qu'un modèle ou un processus établi à une échelle d'observation donnée n'est pas forcément vérifié à une autre échelle (Raffy [1994a], Bierkens et al. [2000]). Aussi une condition requise au changement d'échelle est le respect de la physique des processus sous-jacents c'est-à-dire que la propriété de surface doit pouvoir être observée à l'échelle à laquelle elle est estimée (Raffy [1994a]). Lors du passage d'un niveau d'organisation hiérarchique (figure 2.11) à un autre, de nouveaux processus peuvent émerger au niveau de la surface ou de l'atmosphère. Par exemple, la relation entre la conductance stomatique et le flux d'évapotranspiration existant à l'échelle de la feuille n'est pas vérifiée entre une conductance stomatique moyenne et un flux de transpiration moyen à l'échelle de la plante car les feuilles ont des potentiels stomatiques différents pour ce flux. De plus lors du passage de l'échelle de la plante à celle du couvert, **des interactions verticales** entre la structure du couvert et l'atmosphère influent sur les échanges de flux d'eau et de CO₂ entre la plante et l'atmosphère (effets rétroactifs sur la conductance stomatique, Jarvis [1995], Brunet et al. [1996]). Enfin à l'échelle du paysage **des interactions horizontales** apparaissent comme le phénomène d'advection de flux de vapeur d'eau entre une parcelle de sol nu et une parcelle de culture irriguée (Brunsell and Gillies [2003]) ou les **transferts latéraux** d'eau et de soluté par ruissellement (Leenhardt [2002]).

Enfin, le principe de conservation de l'énergie et de masse doit être respecté lors du changement d'échelle (Hu and Islam [1997], Pelgrum [2000], Brunsell and Gillies [2003]), ce qui est le cas lorsqu'on moyenne une grandeur (flux, indice foliaire, ..) par unité de surface.

5.3.2 Influence de l'hétérogénéité spatiale et de la non linéarité du modèle sur l'estimation

Un modèle est dit "**indépendant de la résolution**" si sa variable de sortie est invariante quelque soit la résolution spatiale des données d'entrées. Dans le cas contraire le modèle est dit "**dépendant de la résolution**". Le tableau 5.1 présente les situations pour lesquelles un modèle

f dépend ou non de la résolution spatiale des données d'entrées. La dépendance à la résolution

	surface homogène	surface hétérogène
f linéaire	indépendant de la résolution ($e = 0$)	indépendant de la résolution ($e = 0$)
f non linéaire	indépendant de la résolution ($e = 0$)	dépendant de la résolution ($e \neq 0$)

TAB. 5.1 – Dépendance à la résolution d'un modèle f en fonction de la non linéarité du modèle et de l'hétérogénéité spatiale des données. e désigne l'erreur d'estimation associée à la variable de sortie

d'un modèle dépend donc des deux facteurs suivants (Raffy [1994b], Hu and Islam [1997], Friedl [1997], Rahman et al. [2003], Brunsell and Gillies [2003]) :

1. **la non linéarité du modèle** : De nombreux modèles et processus ont une réponse non linéaire par rapport à la variable d'entrée : absorption du CO₂ en fonction de l'éclairement incident (Norman [1993]), flux de vapeur d'eau en fonction de la conductance stomatique (Baldocchi [1993]), équation de Plank donnant la température de brillance en fonction de l'émissivité et de la température de surface (Becker [1995], Brunsell and Gillies [2003]), estimation de l'indice foliaire LAI en fonction d'un indice de végétation NDVI (Weiss and Baret [1999], Bacour [2001], Tian et al. [2002a])...
2. **l'hétérogénéité de la variable d'entrée sur le support sur lequel elle est mesurée** : Le point de vue fonctionnel de l'hétérogénéité est utilisé pour décrire son influence sur la description du processus représenté par le modèle. Par exemple, l'application d'un modèle TSVA ou d'une fonction de transfert à l'échelle globale dépend de l'hétérogénéité spatiale de l'occupation du sol (Brunsell and Gillies [2003]).

L'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée influence l'estimation parce que le modèle sous-jacent est non linéaire. Dès que le modèle est linéaire ou que la surface est homogène, la résolution spatiale des données n'a aucune influence sur la sortie du modèle (Hu and Islam [1997], Chen [1999]).

5.3.3 Erreur d'estimation due au changement d'échelle

Par la suite, les mécanismes liés au changement d'échelle sont présentés dans le cas de données de télédétection. Une erreur d'estimation e est commise si un modèle "dépendant de la résolution" est appliqué à une variable d'entrée associée une résolution plus grossière que celle du modèle. Le problème posé est l'application d'une fonction de transfert f à des données \bar{z}_v mesurées sur un support v , dont la résolution s_2 est plus faible que la résolution s_1 du modèle. On suppose que la physique des processus modélisés est vérifiée à la résolution s_2 . Pour représenter l'hétérogénéité

spatiale de z à l'intérieur de v , ce dernier est décomposé en n pixels x_α . z_x et \bar{z}_v sont liés par la relation :

$$\bar{z}_v = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{x_\alpha} \quad (5.5)$$

v est appelé **pixel moyenne résolution spatiale** ou **pixel mixte** et x **pixel à haute résolution spatiale** ou **pixel homogène**. Le schéma 5.1 présente les deux voies de transfert d'échelle pour estimer une propriété de surface B_v à une résolution plus basse que celle du modèle :

- la **“voie correcte” (A)** *i.e.* **“modèle distribué”** prend en compte l'hétérogénéité spatiale de v par une application distribuée de f à chacun des sous-domaines homogènes x_α . Les variables de sortie $f(z_{x_\alpha})$ sont exactes à la résolution s_1 . Leur agrégation à la résolution s_2 donne une valeur exacte B_v^{vrai} de B_v .
- la **“voie approchée” (B)** *i.e.* **“modèle agrégé”** (lumped model) consiste à appliquer le modèle directement sur les données à moyenne résolution spatiale. L'hétérogénéité spatiale de v n'est pas prise en compte. Aussi l'estimation de la variable biophysique à la résolution s_2 est une valeur approchée $B_v^{approche}$ de la valeur exacte B_v^{vrai} obtenue par la voie A.

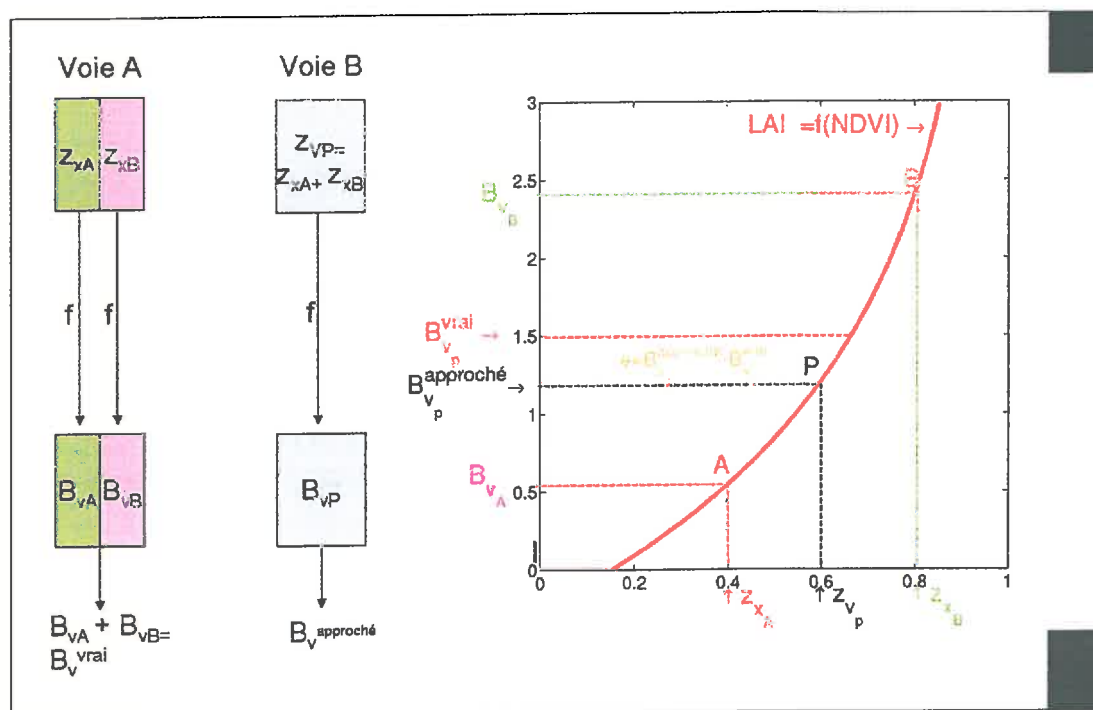


FIG. 5.1 – Mise en évidence de l'erreur due à la non linéarité et à l'hétérogénéité spatiale sur la sortie d'un modèle f (exemple de la fonction de transfert entre le LAI et le $NDVI$)

La différence entre $B_v^{approche}$ et B_v^{vrai} constitue un biais :

$$e = f(\bar{z}_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f(z_{x_\alpha}) \quad (5.6)$$

Ce biais est positif si f est concave (sur-estimation de la variable biophysique) et négatif si f est convexe (sous-estimation de la variable biophysique). Si f est linéaire ou si le pixel moyenne résolution est homogène, le biais est nul : $e = 0$. L'importance du biais dépend à la fois du degré d'hétérogénéité de v et du degré de non linéarité de f (représenté par la valeur de sa dérivée seconde). L'équation 5.6 caractérise la dépendance à la résolution d'un modèle. En particulier, elle peut être utilisée pour déterminer le domaine de résolution spatiale sur lequel le modèle peut être considéré comme étant quasi-indépendant de la résolution, *i.e* le modèle engendre une faible erreur e (Hu and Islam [1997]).

5.3.4 Quantification de l'erreur d'estimation des variables biophysiques

La figure 5.2 met en évidence le biais associé au LAI estimé à moyenne résolution spatiale (Friedl [1997]). Dans cet exemple, il s'agit de la fonction de 5.2 étalonnée à 30m de résolution spatiale. Lorsque elle est appliquée à une résolution plus basse que celle à laquelle elle a été étalonnée, le $LAI_v^{approche}$ sous-estime le LAI_v^{vrai} .

Différents facteurs sont mis en évidence pour expliquer l'erreur d'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution :

1. **Le degré d'hétérogénéité spatiale.** L'erreur d'estimation croît avec le degré d'hétérogénéité du pixel moyenne résolution v . Le tableau 5.2 regroupe différentes études de la littérature mettant en évidence l'ordre de grandeur de l'erreur e d'estimation des variables biophysiques due à la non prise en compte de l'hétérogénéité spatiale. La faible erreur d'estimation des variables $fAPAR$ et $fCover$ est expliquée par le faible degré de non linéarité des fonctions de transfert associées (représenté par la dérivée seconde de la fonction). Cependant, ces travaux (tableau 5.2) sont peu comparables car le type d'étude (simulation, données réelles), le type de fonction de transfert utilisée et le type d'hétérogénéité mise en évidence diffèrent (types de paysage...) fortement.
2. **L'échelle de variation des variables d'entrées** (Friedl [1997], Chen [1999]). L'erreur maximale est atteinte à la résolution spatiale de valeur juste supérieure à celle de l'échelle de variation (résolution de 510m dans l'exemple de la figure 5.2)
3. **Type de fonction de transfert :** Si v est composé de différentes classes d'occupation du sol auxquelles correspondent des fonctions de transfert spécifiques f , l'estimation de la variable biophysique B_v est alors discontinue du point de vue mathématique. En considérant

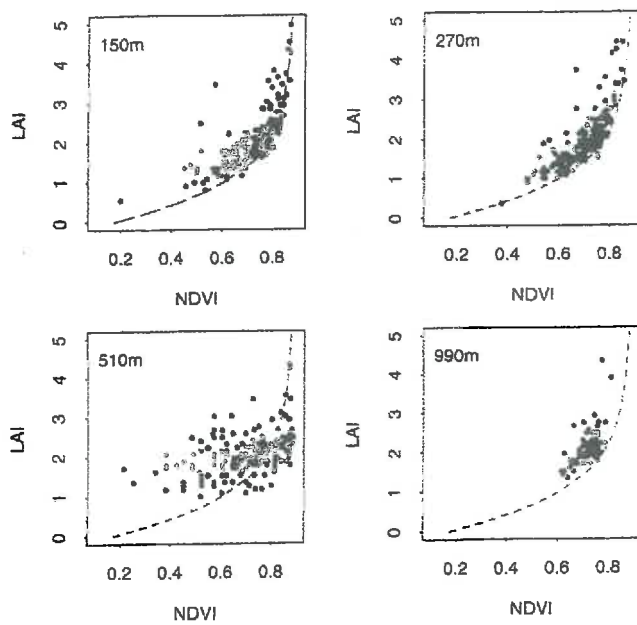


FIG. 5.2 – Effet de la diminution de la résolution spatiale sur l'estimation du LAI (fonction de transfert 5.2). Les points représentent les coordonnées du LAI_v^{vrai} et du \overline{NDVI}_v agrégé à la résolution considérée. Les traits pointillés représentent la fonction de transfert étalonnée à la résolution initiale de 30m, d'après Friedl [1997]

auteur	variable	fonction de transfert utilisée	représentation de l'hétérogénéité dans v	erreur (X)
Friedl [1997] (S)	LAI	Equation 5.2 étalonnée à $s_1 = 30m$	distribution spatiale du LAI d'un paysage, le degré d'hétérogénéité croît avec la taille de v	$X = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{-e_i}{LAI_{v^{grat}}} \right)^2}{N}$ =25% à 150m =50% à 510m
Friedl [1997] (S)	fAPAR	Equation 5.3 étalonnée à $s_1 = 30m$	idem	$X = \frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{-e_i}{LAI_{v^{grat}}} \right)^2}{N}$ =15% à 150m =30% à 510m
Chen [1999] (R)	LAI	relation semi-empirique pour un pixel pur de forêt, $s_1 = 30m$	v pixel mixte de forêt et d'eau, w : fraction de surface d'eau dans v	$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{-e_i}{LAI_{v^{grat}}}$ $w = 50$: $X=18\%$ à 150m, 45% à 500m (erreur maximale) $w = 70$: $X=5\%$ à 150m et 500m
Tian et al. [2002a] (R)	LAI	LUT, $s_1 = 30m$	un seul type de couvert, variabilité des réflectances dans le ROUGE et le PIR	$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{-e_i}{LAI_{v^{grat}}}$ 8%-12% à 1km selon le type de végétation
Weiss et al. [2000] (S)	LAI	LUT	occupation du sol (H) 18 types de couvert utilisés	$X = \frac{-e}{LAI_{v^{grat}}}$ erreur maximale (H proche de 1) : $X=45\%$
Weiss et al. [2000]	Cab	idem	idem	$X = \frac{-e}{LAI_{v^{grat}}}$ erreur maximale : $X=45\%$
Weiss et al. [2000]	fAPAR fCover	idem	idem	$X = \frac{-e}{LAI_{v^{grat}}}$ erreur maximale $X=15\%$

Tab. 5.2 - Erreur d'estimation des variables biophysiques due à la non prise en compte de l'hétérogénéité spatiale. (S) : étude par simulation (S) ; (R) : étude à partir de données réelles

que le pixel v est constitué de deux thèmes i et j , selon la voie A la vraie valeur estimée est $B_v^{vrai} = 0.5(f_i(z_{x_i}) + f_j(z_{x_j}))$. Selon la voie B, en supposant le thème i majoritaire, la valeur approchée de B_v est $B_v^{approch} = f_i(\bar{z}_V)$. En conséquence, même dans le cas où f est linéaire $B_v^{approch} = f_i(\bar{z}_V) = 0.5(f_i(z_i) + f_i(z_j))$ est différent de B_v^{vrai} . Cependant, comme le souligne *Chen [1999]* l'erreur due à la discontinuité de la fonction de transfert dans le pixel v est plus faible que celle engendrée par la non linéarité de la fonction de transfert si les paramètres des fonctions f_i et f_j sont proches. Elle devient non négligeable si les paramètres de chaque fonction sont très différents.

Propagation des erreurs

Friedl [1997] souligne la difficulté de dissocier l'erreur due au changement d'échelle des autres sources d'incertitudes associées au modèle ou aux variables radiométriques. En effet, ces dernières se propagent de façon non triviale avec le changement de résolution spatiale. Par exemple, il souligne que l'erreur mise en évidence pour le fAPAR ne peut être seulement due au faible degré de non linéarité de la fonction de transfert. Par ailleurs, l'erreur d'estimation des variables biophysiques se propage dans les modèles de surface qui utilisent ces variables en entrée (Avisar and Pielke [1989], De Fries et al. [1997], Brunsell and Gillies [2003]). Par exemple, Friedl [1997] montre dans son étude que l'utilisation de $LAI_v^{approche}$ (estimé à 510m) dans un modèle TSVA entraîne une erreur de 15% pour le flux de chaleur sensible et de 8% pour le flux de chaleur latente. Cette erreur résulte de deux termes d'erreur :

- d'une part l'erreur associée à l'estimation du LAI
- d'autre part l'erreur due à la non linéarité entre ces variables et le LAI (degré de non linéarité moins important entre le flux de chaleur latente et le LAI).

5.4 Méthodes de transfert d'échelle

La prise en compte de l'erreur due à l'hétérogénéité spatiale consiste à estimer la variable de sortie B_v telle qu'elle vérifie (Hu and Islam [1997], Tian et al. [2002a]) :

$$B_v = B_v^{vrai} \quad (5.7)$$

Jusqu'à présent, la plupart des méthodes estimant la variable biophysique à moyenne résolution spatiale ne prennent pas en compte l'effet de l'hétérogénéité spatiale et de la non linéarité sur l'estimation de la variable biophysique.

Dans cette section, après avoir montré une vue d'ensemble des stratégies de changement d'échelle, différentes solutions plus spécifiques sont proposées pour corriger le biais d'estimation des va-

riables biophysiques .

5.4.1 Grandes catégories de méthode

Méthodes d'agrégation

Nous présentons ici les grandes classes de méthodes d'agrégation selon l'ouvrage de Bierkens et al. [2000] :

1. **classe 1** : Dans le cas où il n'y a pas de modèle impliqué (f est l'identité) ou bien que le modèle est linéaire, aucune erreur due changement d'échelle n'est commise. L'estimation de la variable B_v à la résolution spatiale s_2 est identique par la voie A ou la voie B d'agrégation ($B_v^{approche} = B_v^{vrai}$, figure 5.1). Si le modèle est non linéaire et si l'information sur la variable z_x est disponible (du moins partiellement) à la résolution s_1 , l'estimation de B_v se fait alors selon la voie A.

Dans tous ces cas de figure, le changement d'échelle est équivalent à un problème d'estimation spatiale de la variable B_x sur le support v pour lequel deux cas se présentent :

- (a) Si le domaine v est couvert de façon exhaustive par les données z_x (*i.e* supports x_α contigus), la moyenne spatiale équivaut à une moyenne arithmétique : $B_v = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n B_{x_\alpha}$.
- (b) Si la variable B_x ne couvre pas exhaustivement v , des méthodes d'interpolation sont utilisées. L'interpolation consiste à moyenner spatialement B_x sur v en affectant des poids à chaque observation.

$$B_v = \sum_{\alpha=1}^n w_\alpha B_{x_\alpha} \quad (5.8)$$

Les poids w_α peuvent être déterminés par l'approche géostatistique (Goovaerts [1997], Chiles and Delfiner [1999]) qui consiste à modéliser la distribution spatiale des données B_x par un modèle de variogramme puis de l'utiliser pour estimer la moyenne spatiale de B_x sur v (krigeage de bloc). L'avantage de cette méthode est qu'elle associe à l'estimation de B_v la variance de l'erreur d'interpolation.

2. **classe 2** : Si l'information n'est pas disponible à la résolution de s_1 et si le modèle est valide à la résolution s_2 , il est possible de le redéfinir à cette résolution. Il s'agit de trouver des variables d'entrées z'_v et/ou des paramètres θ' à la résolution s_2 tels que $f(z'_v, \theta') = B_v^{vrai}$. Différentes stratégies se présentent selon l'information disponible :

- (a) Si on dispose d'un jeu de variables de sortie B_v^{vrai} , le modèle peut être réétalonné à la résolution s_2 par des méthodes inverses. Par exemple, θ' est estimé

tel que $f(\bar{z}_v, \theta') = B_v^{vrai}$ en minimisant une fonction de coût donnée (Bierkens et al. [2000], Hu et al. [1999]). Il est à noter que le modèle obtenu à la résolution s_2 dépend des conditions d'estimation (Brunsell and Gillies [2003]). Ceci consiste à estimer les paramètres équivalents à la résolution s_2 .

- (b) **Si on ne dispose pas d'un jeu de variables de sortie B_v^{vrai} , il est possible de définir de nouveaux paramètres θ' à la résolution s_2 à partir de la connaissance du phénomène modélisé.** Ceci consiste à se donner des règles d'agrégation des paramètres à la résolution s_2 . Par exemple dans le modèle "big leaf" (Baldocchi [1993], Jarvis [1995]) calculant les flux d'eau et de CO₂ à l'échelle du couvert, le paramètre conductance stomatique est redéfini à l'échelle du couvert. Ce dernier ne résulte pas d'une simple moyenne arithmétique de la conductance de chaque feuille mais est pondérée pour prendre en compte la différence de potentiel d'une feuille à une autre par rapport à un flux donné (L'homme et al. [1994], Jarvis [1995], Hippias and Neale [1996]). L'inconvénient de cette méthode est que pour un même modèle, les nouveaux paramètres agrégés peuvent être dépendants de la variable à estimer ce qui complique l'opérationnalité du modèle (L'homme et al. [1994]).
- (c) **Dans le cas où il n'est possible ni d'estimer un jeu de paramètres équivalents à la résolution s_2 , ni de fixer des règles d'agrégation des paramètres à la résolution s_2 , il est possible de prendre en compte l'incertitude sur les variables d'entrées (ou des paramètres) de façon probabiliste.** L'approche consiste à considérer l'ensemble des combinaisons de variables d'entrées z_{x_α} donnant une même valeur de sortie B_v^{vrai} . Les valeurs z_{x_α} sont considérées comme des réalisations d'une variable aléatoire Z_x de loi de densité $p(x)$. L'estimation de B_v en prenant en compte $p(x)$ consiste à calculer l'intégrale suivante (équation 5.9)

$$B_v^{vrai} = E(f(Z_x)) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)p(x)dx \quad (5.9)$$

Cette intégrale peut être calculée analytiquement ou numériquement (Avisar [1992], Braud et al. [1995], Giorgi [1997]). Cette approche est utilisée par exemple pour appliquer un modèle TSVA sur les mailles d'un modèle global Brunsell and Gillies [2003], Tian et al. [2002c]). Dans le cas de différentes variables d'entrée corrélées entre elles, cette approche est plus complexe car les lois de densité conjointes doivent être prises en compte. Enfin, cette méthode considère que les valeurs de z_x ne sont pas spatialement corrélées dans v , ce qui est une hypothèse peu réaliste.

- (d) **Une approche plus pertinente consiste alors à prendre en compte la forme de la distribution spatiale des données d'entrées.** Cette dernière peut être

décrite par une **fonction aléatoire** (voir section 4.1.4, page 59) : A partir des caractéristiques de la fonction aléatoire (par exemple le variogramme de z_x sur v), des simulations selon un schéma de Monte-Carlo sont réalisées pour déterminer les distributions spatiales possibles des valeurs de la variable d'entrée z_x dans v (Chiles and Delfiner [1999]). Pour chaque simulation, B_v est estimé par la voie A d'agrégation (figure 5.1). Ainsi, le résultat n'est pas une estimation unique de B_v mais une distribution de valeurs possibles décrivant l'incertitude associée à l'hétérogénéité spatiale de z_x dans v . Dans le cas où quelques données sont disponibles à la résolution s_1 , il est possible de les utiliser pour conditionner les simulations. Dungan [2001a] a appliqué cette méthode à la cartographie de variables biophysiques. Si différentes variables d'entrée sont utilisées, il est nécessaire d'adopter une approche multivariée prenant en compte les lois spatiales conjointes (variogrammes directs de chaque variable et variogrammes croisés entre variables). Cette approche comme la précédente pose le problème de la disponibilité de l'information a priori nécessaire pour les mettre en oeuvre.

3. **classe 3 : Dans cette classe (et la suivante), le transfert d'échelle porte directement sur le modèle.** Si le modèle a une formulation assez simple, il est possible d'obtenir analytiquement sa forme à la résolution s_2 . Il s'agit de déterminer le modèle g tel que $g(\bar{z}_v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f(z_{x\alpha})$. Par exemple, l'équation de Darcy décrivant les transferts d'eau à l'échelle de la colonne de sol est obtenue à partir des équations de Navier-Stokes opérant à l'échelle du pore de sol (Bierkens et al. [2000]).
4. **classe 4 : Si le modèle devient trop complexe pour être agrégé analytiquement à la résolution s_2 , différentes solutions sont envisageables.** D'une part, il est possible de le simplifier en négligeant certains processus ou par recombinaison des équations (Norman [1993], Baldocchi [1993])⁸. D'autre part, le modèle peut être remplacé par une relation statistique (par exemple régression linéaire, réseaux de neurones : Dowla and Rogers [1996]) entre les données estimées B_v à la résolution s_2 et les données d'entrées \bar{z}_v .

Méthodes de désagrégation

L'approche par désagrégation consiste à retrouver la distribution spatiale de la variable d'entrée z_x à l'intérieur du support v à partir des valeurs de \bar{z}_v connus à la résolution s_2 . B_v est alors estimé de façon exacte en utilisant la voie A d'agrégation. Tout problème de désagrégation n'a pas une solution unique : il existe un nombre infini de fonctions décrivant la distribution spatiale

⁸La théorie de la hiérarchie expliquée dans le chapitre 1 (voir 2.2.2) est un cadre théorique pertinent pour simplifier la description des processus à la résolution s_2 (Jarvis [1995], Cullinan et al. [1997]).

z_x à la résolution s_1 et vérifiant l'équation 5.5. Bierkens et al. [2000] présente deux catégories d'approches selon l'information disponible :

1. **catégorie 1** : Si il existe une variable auxiliaire corrélée avec la variable d'entrée z_x et connue à la résolution s_1 , elle peut être utilisée pour estimer la variable z à la résolution s_1 .
2. **catégorie 2** : Si aucune variable connue à priori n'est disponible, la distribution spatiale de z_x à la résolution s_1 peut être obtenue à partir de lois physiques connues à priori ⁹ ou d'une relation empirique (Bierkens et al. [2000])

Pour chacune de ces catégories les méthodes décrites précédemment sont utilisées pour réaliser la désagrégation :

- Si la variable z_v à la résolution s_2 est connue de façon exacte. La désagrégation peut être réalisée d'une part par une fonction déterministe, d'autre part par un processus de simulation stochastique conditionnelle donnant la distribution de probabilité des distributions spatiales de z_x . Ces deux méthodes sont conditionnées par $\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{x\alpha} = \bar{z}_V$.
- Dans le cas contraire, si \bar{z}_V est décrit par sa loi de densité, un processus de simulation stochastique non conditionnel est utilisé de façon itérative jusqu'à ce que les valeurs des variables simulées z_x , agrégées à la résolution s_2 aient une distribution comparable à la loi de densité de \bar{z}_V .

5.4.2 Méthodes spécifiques au problème d'estimation des variables biophysiques

Par rapport à la classification décrite ci-dessus, nous détaillons quelques méthodes utilisées plus spécifiquement pour l'estimation des variables biophysiques de surface par télédétection.

Prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans le modèle

Certains modèles d'estimation prennent en compte la description de l'hétérogénéité spatiale des données d'entrée dans leur formalisme ou leur paramétrisation (classe 2 des méthodes d'agrégation) :

- Les modèles de transfert radiatif 3D décrivent de façon explicite l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale : agrégation des feuilles, disposition des arbres... (Myneni et al.

⁹par exemple : la distribution spatiale d'un polluant dans le sol est décrite par la solution d'un système d'équation différentielles en appliquant le principe de conservation de la masse et de la quantité de mouvement. Une modèle est préférable à l'utilisation d'une relation empirique car il repose sur des lois physiques permettant de lever les incertitudes sur la distribution spatiale de la variable z à la résolution s_1

[1992], Asrar et al. [1992], Gastellu-Etchegorry et al. [1996], Shabanov et al. [2003]). Cependant, l'utilisation de ces modèles reste du domaine de la simulation et sont trop complexes pour être utilisés directement dans une approche d'estimation à l'échelle globale.

- D'autres modèles plus opérationnels utilisent un paramètre prenant en compte une description plus réaliste de l'architecture du couvert comme l'agrégation des feuilles (Kuusk and Nilson [2000], Shabanov et al. [2003]).

Cependant, ces hétérogénéités spatiales à l'échelle du couvert ne correspondent pas à celle posée par le problème de la basse résolution qui est plus liée à une variabilité d'occupation du sol.

Méthode utilisant la forme analytique du modèle

Différents auteurs (Hall et al. [1992], Hu and Islam [1997], Chen [1999]) proposent d'explicitier le biais e analytiquement (développement de Taylor) en fonction de l'hétérogénéité spatiale de z dans v (classe 3 des méthodes d'agrégation). Différentes représentation du degré d'hétérogénéité sont utilisées selon les auteurs : variance et covariance (Hu and Islam [1997]), variance d'ondelettes (Pelgrum [2000]), fraction d'occupation du sol (Chen [1999]). Le principal problème de cette méthode est la disponibilité de l'information sur l'hétérogénéité spatiale de z sur v . Cette information peut provenir de données de télédétection à haute résolution spatiale disponibles sur la zone (Hu and Islam [1997], Pelgrum [2000]) ou d'information annexe comme l'occupation du sol (Chen [1999]). De plus cette méthode nécessite que la fonction de transfert soit assez simple pour pouvoir être développée analytiquement. Cette méthode a été appliquée au NDVI fonction des réflectances ROUGE et PIR (Hu and Islam [1997]), à l'estimation du LAI à partir du NDVI (Chen [1999]), aux équations d'un modèle TSVa (Hu and Islam [1997], Pelgrum [2000]), à la température de surface (Becker [1995]).

Méthode des enveloppes convexes

Raffy [1992, 1994b] propose une méthode pour estimer le biais e en déterminant l'ensemble des valeurs possibles de B_v^{vrai} (classe 2.c des méthodes d'agrégation). Il existe un nombre fini (ensemble D) de distributions spatiales possibles des variables d'entrées z_x à la résolution s_1 correspondant à la sortie B_v^{vrai} du modèle f . Dans le cas d'une seule variable d'entrée, D est donné par les bornes de l'intervalle $[z_I, z_S]$. Dans le cas de deux variables d'entrées p_1 et p_2 non corrélées, l'ensemble D des distributions spatiales est donné par la figure 5.3. Dans le cas où les variables sont définies sur des domaines disjoints (par exemple domaines radiométriques pour différents thèmes d'occupations du sol), le domaine de variabilité est étendu à l'enveloppe convexe E (figure : 5.3). La méthode est expliquée dans le cas univarié. En considérant que la distribution spatiale des variables d'entrée est uniforme sur l'intervalle $[z_I, z_S]$, Raffy [1994b] montre que

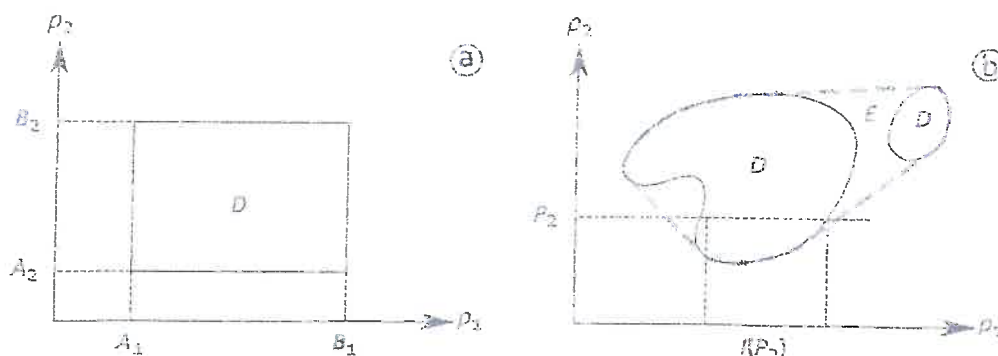


FIG. 5.3 – Domaine D des distributions spatiales possibles des variables p_1 et p_2 , dans le cas où les variables sont non corrélées (figure de gauche) et dans le cas de variables corrélées (figure de droite), d'après : Raffy [1994b]

l'ensemble des valeurs possibles de B_v^{vrai} est contenu dans l'intervalle $[f_v(\bar{z}_v), f^\wedge(\bar{z}_v)]$. $f_v(\bar{z}_v)$ et $f^\wedge(\bar{z}_v)$ sont respectivement les limites inférieures et supérieures de l'enveloppe de convexe du graphe de f . Pour l'ensemble des distributions spatiales z_x dans v , f_v et f^\wedge s'écrivent :

$$f_v = \inf \left(\frac{1}{|v|} \int_v f(z_x) dx \right)$$

$$f^\wedge = \sup \left(\frac{1}{|v|} \int_v f(z_x) dx \right)$$

Raffy [1994b] quantifie l'erreur maximale d'estimation e par l'amplitude de l'intervalle : $[f_v(\bar{z}_v), f^\wedge(\bar{z}_v)]$. En supposant, que la distribution des solutions B_v^{vrai} est uniforme sur l'intervalle $[f_v(\bar{z}_v), f^\wedge(\bar{z}_v)]$, il choisit comme valeur de B_v (appelée "variable spatialisée") :

$$B_v^{spatialise} = \frac{1}{2} (f_v(\bar{z}_v) + f^\wedge(\bar{z}_v))$$

La figure 5.4 illustre la méthode de Raffy [1994b] pour la fonction de transfert entre le LAI (B) et le NDVI (z) utilisée dans la figure 5.1. L'intervalle $[f_v(\bar{z}_v), f^\wedge(\bar{z}_v)]$ est représenté par le segment CD . Le point C correspond à la distribution spatiale de z_x la plus hétérogène pour laquelle la surface du pixel v est composée d'une proportion w de la valeur de NDVI z_{x_I} et $(1-w)$ de la valeur de NDVI z_{x_S} . L'erreur est alors maximale et égale à l'amplitude de l'intervalle $[f_v(\bar{z}_v), f^\wedge(\bar{z}_v)]$. Le point D correspond à un pixel v homogène associé à la valeur de NDVI z_v . Dans ce cas l'erreur e est nulle. Le point P donne la valeur spatialisée B_{v_p} choisi par Raffy [1994b].

Cette méthode a été appliquée à différents modèles : estimation du LAI (Gregoire and Raffy [1997]), estimation de l'albédo et de l'évapotranspiration (Bouguerzaz and Olioso [1999]). L'avant-

tage donné par Raffy [1994b] est qu'elle ne demande aucune information à priori sur les données d'entrées.

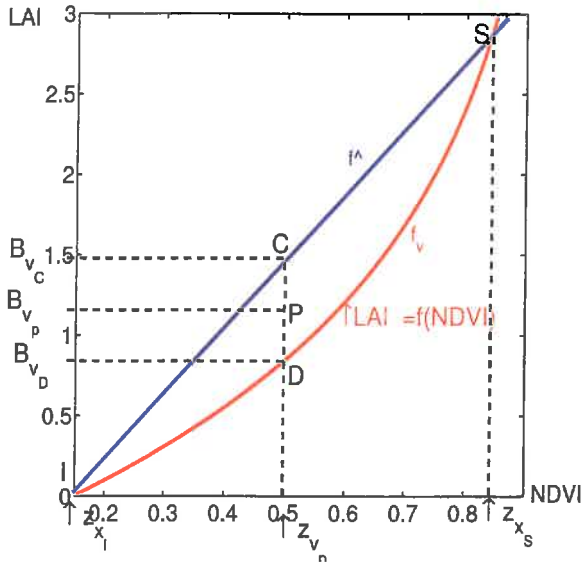


FIG. 5.4 – Application de la méthode de Raffy [1994b] sur la fonction de transfert entre le LAI et le NDVI (équation 5.2).

Utilisation de la désagrégation

Différentes méthodes de désagrégation sont proposées dans la littérature (Ustin et al. [1993]). Le modèle de Faivre and Fischer [1997] consiste à désagréger les réflectances d'un pixel à moyenne résolution selon une carte d'occupation du sol. Il a été appliqué à des cultures sur un paysage agricole (Faivre and Fischer [1997], Faivre et al. [2000]). La réflectance des cultures est considérée comme une réalisation d'une variable aléatoire gaussienne. Le modèle proposé consiste à retrouver la réflectance $z_{x_\alpha}^i$ de chaque culture i dans chaque pixel α tel que :

$$\bar{z}_{v_\alpha} = \sum_{i=1}^n w_\alpha^i z_{x_\alpha}^i + \varepsilon_\alpha \tag{5.10}$$

$$z^i \sim N(\theta_i, \sigma_i) \tag{5.11}$$

ε_α est l'erreur de mesure associée au pixel α considérée comme indépendante d'un pixel à un autre. Une solution est déterminée en utilisant le meilleur estimateur linéaire non biaisé (BLUP). La variable auxiliaire utilisée est une carte d'occupation du sol qui fournit les proportions w^i

de chaque culture dans le pixel v . Cependant, cette méthode repose sur différentes hypothèses discutables :

- la variable occupation du sol est supposée caractériser l'hétérogénéité spatiale des réflectances z_x dans v c'est-à-dire que les deux informations doivent avoir la même échelle de variation spatiale.
- la réflectance d'une classe d'occupation du sol est gaussienne
- la corrélation spatiale des réflectances n'est pas prise en compte :
 - à l'intérieur du pixel v . Les réflectances de deux cultures différentes sont considérées comme indépendantes. Or, les cycles phénologiques des cultures dépendent de facteurs communs comme le climat, le type de culture, type de sol, les pratiques culturales ...
 - entre pixels v . Cette hypothèse est d'autant plus pertinente que la résolution du pixel est basse (effet d'homogénéisation).

Conclusion

Ce chapitre souligne les différents mécanismes intervenant lors du transfert de la description d'un processus ou d'un modèle d'une échelle d'observation à une autre. En particulier, l'application d'une fonction de transfert à une résolution spatiale plus basse que celle à laquelle elle a été étalonnée entraîne un biais d'estimation. Ce dernier est déterminé par le degré d'hétérogénéité de la variable d'entrée et le degré de non linéarité de la fonction de transfert. Il a été souligné l'importance quantitative de ce biais dans l'estimation des variables biophysiques. Enfin, différentes méthodes sont proposées dans la littérature pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale des variables d'entrées d'un modèle. Le modèle de désagrégation de Faivre and Fischer [1997], des enveloppes convexes de Raffy [1994b] et le développement analytique du modèle Hu and Islam [1997] sont potentiellement utilisables pour corriger le biais d'estimation d'une fonction de transfert. La méthode des enveloppes convexe a tendance à sur-estimer le biais. En effet, cette méthode ne prend en compte aucune information a priori sur l'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée dans v . Elle considère comme équi-probable l'ensemble des distributions possibles des valeurs de la variable d'entrée à l'intérieur de v . Cette "hypothèse du pire" a pour effet de sur-estimer la variabilité de la variable d'entrée. De plus, la distribution des solutions B_v est considérée comme uniforme sur l'intervalle $[f_v(\bar{z}_v), f^{\wedge}(\bar{z}_v)]$ ce qui est une hypothèse peu réaliste car les solutions ne sont certainement pas équiprobables en fonction du degré d'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée sur la surface observée. La méthode de désagrégation donne de bons résultats en particulier sur des sites agricoles (Faivre and Fischer [1997]). De plus elle permet d'accéder à des estimations par classe d'occupation du sol ce qui peut être intéressant dans certaines applications. Cependant, son utilisation demande un nombre de données (pixels

v) assez important. Dans le cas des sites de 3x3 km utilisés dans ce travail, le nombre de données moyennes résolution (9 pixels à 1000m) serait limitant. De plus, il est nécessaire de disposer d'une classification de l'occupation du sol. Ceci pose un problème lorsque les sites étudiés sont composés d'un seul type de végétation comme c'est le cas à l'échelle d'observation de notre étude. Enfin, cette méthode ne permet pas de prendre en compte la composante structurale de l'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée.

La méthode choisie pour ce travail est le développement analytique du modèle. Il permet d'utiliser de façon explicite la quantification de l'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée dans *v* à partir du variogramme de l'image. La modélisation de l'hétérogénéité spatiale par le variogramme à l'échelle de l'image permet d'introduire la notion de vraisemblance dans les distributions spatiales de z_x dans *v* ce qui fait défaut dans la méthode des enveloppes convexes. De plus, ce modèle offre un cadre d'analyse intéressant pour expliciter les différents facteurs déterminant le biais d'estimation ce qui constitue un objectif important de cette étude.

Chapitre 6

Conclusion et positionnement de notre étude

Dans le domaine solaire, les données de télédétection permettent d'accéder aux variables biophysiques révélatrices de l'état et du fonctionnement du couvert végétal renseignant les modèles de processus de surface. Pour le moment, la répétitivité temporelle nécessaire pour caractériser le fonctionnement des couverts végétaux avec une couverture globale n'est assurée que par des capteurs à large champ observant la surface à moyenne ou basse résolution spatiale (de l'ordre de la centaine de mètres au kilomètre). Toutefois, nous avons souligné dans cette partie que l'hétérogénéité spatiale des surfaces qui peut être importante à moyenne résolution spatiale constitue une source d'incertitude significative sur l'estimation des caractéristiques de surface et donc sur la description des processus. En effet, lorsque les relations entre les variables biophysiques et les variables radiométriques (fonction de transfert) sont non linéaires, leur application à une résolution spatiale plus basse que celle à laquelle elles ont été étalonnées entraîne un biais d'estimation. Ce dernier est déterminé par le degré d'hétérogénéité de la variable d'entrée et le degré de non linéarité de la fonction de transfert. De nombreux auteurs soulignent l'importance quantitative de ce biais dans l'estimation des variables biophysiques. Friedl et al. [1995], Chen [1999] donnent des erreurs relatives de 50% pour le LAI à 500m de résolution spatiale. Cependant, ces résultats sont très variables selon les études et les approches choisies. Elles correspondent à un type d'hétérogénéité bien particulier et peu d'entre-elles ont quantifié cette erreur pour différents types de paysages. De plus jusqu'à présent présent, la plupart des méthodes utilisées pour estimer les variables biophysiques à moyenne résolution spatiale ne prennent pas en compte le biais dû à l'hétérogénéité spatiale.

Deux stratégies ont été identifiées pour diminuer cette source d'incertitude :

- le choix d'une résolution spatiale optimale pour estimer les variables biophy-

siques

- la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans l'estimation des variables biophysiques.

Pour aborder ces questions, cette partie nous a permis de définir les concepts, outils et méthodes liés à la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale et à sa prise en compte pour corriger le biais d'estimation des variables biophysiques. Nous rappelons ici les principaux points développés dans cette partie en positionnant les choix méthodologiques faits dans notre étude :

1. **L'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage est décrite par la distribution spatiale d'une variable radiométrique** (indice de végétation *NDVI* ou réflectances *PIR*, *ROUGE* caractérisant de façon pertinente le système sol-végétation) selon deux composantes :

- le degré de variabilité
- les structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelle de variation dans l'image. Chaque structure spatiale résulte de l'expression d'un ou plusieurs processus de surface plus ou moins bien identifiables.

La caractérisation de l'hétérogénéité spatiale dépend de l'échelle d'observation qui est définie par :

- l'étendue d'observation qui précise le système organisationnel étudié. Dans ce travail il s'agit du paysage défini pour une étendue de quelques kilomètres,
- la résolution spatiale qui doit permettre de détecter les échelles de variation de la propriété de surface observée. Différents auteurs précisent que les données à haute résolution spatiale (de l'ordre de 20m) sont pertinentes pour mettre en évidence les échelles de variation de la couverture végétale du paysage.

Dans la littérature, l'hétérogénéité spatiale est souvent réduite à la seule composante du degré de variabilité sans prendre en compte la forme de la distribution spatiale des données. Aussi, dans cette étude nous accorderons une attention particulière à la composante structurelle de l'hétérogénéité que nous caractériserons par des paramètres spécifiques. En particulier, les échelles de variations de l'image caractérisant la taille moyenne des structures (i.e objets) composant l'image est une source d'information importante afin de choisir une résolution spatiale optimale pour décrire la propriété de surface observée.

2. Méthodes pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale

Julesz [1962] précise que les statistiques d'ordre deux sont des descripteurs pertinents de la variabilité spatiale d'une image. Différentes méthodes proposées dans la littérature ont été comparées du point de vue de leurs propriétés et des hypothèses qu'elles impliquent. Nous avons souligné que la sélection d'une approche doit être faite en fonction de la nature des

données, de l'échelle d'observation considérée et des objectifs de l'étude. Dans le contexte de ce travail, le variogramme est particulièrement bien adapté pour modéliser l'hétérogénéité spatiale d'une propriété de surface à partir de variables radiométriques. Dans le cadre de l'hypothèse stationnaire d'ordre deux, il modélise de façon explicite les deux composantes de l'hétérogénéité spatiale définies ci-dessus :

- le degré d'hétérogénéité par son plateau,
- les échelles de variation par ses portées.

De plus, la connaissance du variogramme à l'échelle de l'image permet de quantifier de façon efficace le degré d'hétérogénéité (variance de dispersion théorique) à l'intérieur d'un sous-domaine v de l'image. Enfin, l'existence d'un formalisme multivarié permet de caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale à partir de différentes variables radiométriques tel que le couple de réflectances rouge et proche infrarouge.

3. Méthodes pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale lors de l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale

Quelques méthodes sont proposées dans la littérature pour prendre en compte de façon explicite l'hétérogénéité spatiale de surface lors de l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale. Nous avons souligné que la méthode des enveloppes convexes (Raffy [1994b]) a tendance à sur-estimer le biais. La méthode de Faivre and Fischer [1997] consistant à désagréger les réflectances d'un pixel à moyenne résolution selon une carte d'occupation du sol, est difficilement utilisable à l'échelle d'observation de notre étude (nombre de données insuffisantes).

La méthode choisie pour ce travail est le développement analytique du modèle. Cette approche permet d'utiliser de façon explicite la quantification de l'hétérogénéité spatiale de la variable d'entrée dans un domaine v de l'image (*i.e.* pixel moyenne résolution) à partir du variogramme de l'image. La modélisation de l'hétérogénéité spatiale par le variogramme à l'échelle de l'image permet d'introduire la notion de vraisemblance dans les distributions spatiales du pixel moyenne résolution, ce qui fait défaut dans la méthode des enveloppes convexes. De plus cette méthode peut être appliquée à des fonctions à plusieurs variables à partir d'une description multivariée de l'hétérogénéité spatiale.

Nous donnons ici les différentes hypothèses sur lesquelles reposent notre travail :

- l'étendue d'observation permet de détecter les échelles de variation de la couverture végétale du paysage (H_1).
- les erreurs de mesures et les incertitudes (effet de rééchantillonnage des données...) associées au signal radiométrique sont négligées (hypothèse H_2). L'effet de la PSF n'étant

pas considéré, le pixel représente le support au sol sur lequel la mesure est intégrée. La variabilité spatiale à l'intérieur du pixel haute résolution est supposée faible par rapport à l'échelle du paysage (hypothèse H_3). Aussi les données à haute résolution spatiale sont considérées comme des valeurs ponctuelles du signal radiométrique de surface (hypothèse H_4).

- les composantes de l'hétérogénéité spatiale sont modélisées par le variogramme selon l'hypothèse stationnaire d'ordre deux (hypothèse H_5). Aussi, la variance locale de sous-domaines de l'image est supposée varier faiblement dans l'image.

La partie suivante s'attachera à caractériser et documenter l'hétérogénéité spatiale intra-pixellaire à moyenne résolution à partir du variogramme de l'image pour différents types de paysage. La troisième partie décrira les différents mécanismes associés au biais d'estimation. Des modèles de correction des erreurs induites par l'hétérogénéité intra-pixellaire seront ensuite proposés. Les différents problèmes liés à la mise en oeuvre de ces méthodes seront investigués. La conclusion générale permettra de discuter des deux stratégies pour limiter l'effet de l'hétérogénéité spatiale que nous avons introduit ci-dessus.

Deuxième partie

Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale

Introduction

La problématique de ce travail de thèse est la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de surface dans l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale. Aussi, une première étape consiste à mettre en place une méthodologie pour décrire et quantifier l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale. La conclusion de la partie précédente nous a permis de préciser un cadre conceptuel et méthodologique adapté à notre problématique. L'hétérogénéité spatiale est caractérisée à l'échelle de l'image à partir de la distribution spatiale de variables radiométriques (*NDVI, PIR, ROUGE*) selon deux composantes :

- le degré de variabilité
- les structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variation.

Par rapport à l'objectif de quantification de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle du pixel moyenne résolution spatiale, nous choisissons de caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale à l'échelle du paysage. Ce dernier est défini dans le cadre de ce travail comme une étendue de quelques kilomètres. De plus, au travers de notre étude bibliographique, nous avons précisé le potentiel des variables radiométriques à haute résolution spatiale pour détecter les échelles de variation à l'échelle du paysage. Aussi, l'échelle d'observation des données choisie dans cette étude est définie par une résolution spatiale de $20m$ correspondant à la résolution du capteur SPOT-HRV et une étendue d'observation de $3000m$ représentant la taille des sites VALERI utilisés. Enfin, nous avons souligné la pertinence du variogramme par rapport aux autres méthodes pour pouvoir caractériser les composantes de l'hétérogénéité spatiale. Le variogramme est calculé sur l'ensemble du domaine observé. Aucune opération de classification ni de masquage ne sont appliquées à l'image pour **représenter** la variabilité spatiale telle qu'elle est vue au travers d'un pixel moyenne résolution spatiale. Nous rappelons ici les différentes hypothèses précisées précédemment sur lesquelles reposent le travail de cette partie :

- l'étendue d'observation permet de détecter les échelles de variation de la couverture végétale du paysage (H_1) au moins celles inférieures à l'échelle kilométrique.
- les erreurs de mesures et les incertitudes (effet de rééchantillonnage des données...) associées au signal sont négligés (hypothèse H_2). La variabilité spatiale à l'intérieur du pixel haute

résolution (pixel de 20m) est supposée faible par rapport à l'échelle du paysage (hypothèse H_3). Aussi les données à haute résolution spatiale sont considérées comme des valeurs ponctuelles du signal radiométrique de surface (hypothèse H_4).

- les composantes de l'hétérogénéité spatiale sont modélisées par le variogramme selon l'hypothèse stationnaire d'ordre deux (**hypothèse H_5**)

Le premier chapitre présente la base de données utilisée. La méthodologie associée à la modélisation du variogramme d'une image est ensuite introduite. Elle est appliquée à l'ensemble des images de *NDVI* de la base de données pour réaliser une typologie de l'hétérogénéité en fonction du type de paysage. Dans le chapitre deux, l'impact du choix des variables sur la description de l'hétérogénéité spatiale est investigué. En particulier, nous proposons une description bivariée de l'hétérogénéité spatiale à partir des variables radiométriques *PIR* et *ROUGE*. Puis, le variogramme du *NDVI* est comparé à celui des variables biophysiques *LAI* et *fAPAR*. Enfin, nous évaluons l'effet d'un phénomène perturbateur de la mesure radiométrique sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale du couvert végétal : l'atmosphère. Un paramètre quantifiant le degré d'hétérogénéité en fonction de la résolution spatiale à partir de la fonction variogramme d'une image est mis en évidence dans le chapitre 3. Enfin, le dernier chapitre montre la limite du variogramme pour discriminer une structure spatiale. Le variogramme d'ordre un est alors introduit pour décrire la structure spatiale d'une image selon une combinaison linéaire de deux modèles stochastiques : un modèle multi-gaussien et un modèle de droites poissoniennes.

Chapitre 7

Hétérogénéité spatiale d'un paysage par le variogramme du NDVI

Introduction

Ce chapitre introduit la méthodologie pour caractériser l'hétérogénéité spatiale à partir de la variable radiométrique *NDVI*. Après avoir présenté la base de données utilisée, la variabilité spatiale d'une image de *NDVI* est explorée à partir du variogramme expérimental. La démarche de modélisation des composantes de l'hétérogénéité spatiale à partir du variogramme est expliquée dans la troisième section. Enfin, dans la dernière section, cette approche est utilisée pour analyser l'hétérogénéité spatiale de l'ensemble des sites.

7.1 Présentation de la base de données

Les données utilisées sont les images SPOT-HRV(IR) (de résolution 20m) de différents types de paysages issues de la base de données VALERI (Baret et al. [2004], www.avignon.inra.fr/valeri). Ce projet consiste à fournir des cartes de variables biophysiques à haute résolution spatiale à partir de mesures de terrain et de données radiométriques à haute résolution spatiale. La base de données VALERI offre un échantillonnage important du type de paysage à la surface du globe. Dix-huit sites présentant des hétérogénéités spatiales contrastées ont été sélectionnés pour ce travail (voir tableau 7.1 et images de *NDVI* en annexe B). Ils présentent les caractéristiques suivantes :

- un site est constitué généralement d'un type (voire deux) de biome selon la classification de la FAO (figure 7.12)
- la moyenne et la variance locale des variables radiométriques dans des fenêtres de 1km

varient à l'échelle de l'image

- la taille du site (et donc de l'image) est de $3000m \times 3000m$
- la topographie est généralement plane

Pour chaque site une importante information de terrain est disponible permettant en particulier de caractériser l'occupation du sol de chaque site. Les données radiométriques ne sont pas corrigées des effets atmosphériques. On suppose que l'effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale est négligeable (hypothèse testée dans le chapitre 3). Les conditions de visées sont généralement assez proches d'un site à un autre et constante sur une même image. Nous ferons l'hypothèse que la variations de géométrie d'éclairement qui varie d'une image à une autre n'a pas d'influence sur la comparaison de l'hétérogénéité spatiale d'une image à une autre. Généralement une image SPOT est disponible par site excepté quelques sites présentant des images à des dates différentes (qui seront utilisées pour investiguer la stationnarité temporelle de l'hétérogénéité spatiale dans la troisième partie). Les images sont généralement acquises au pic de maximum de végétation spécifique du biome considéré.

Nous rappelons les notations utilisées dans ce travail (voir première partie page 56). L'image à haute résolution spatiale est notée I (de surface $|I|$ et d'étendue $\sqrt{|I|} = 3000m$). Elle est constituée de N pixels x_α de résolution spatiale $p = 20m$ associées à une valeur z_x . Les variables $z(x)$, $z_i(x)$ et $z_j(x)$ désignent respectivement les variables radiométriques *NDVI*, *PIR* et *ROUGE*.

7.2 Exploration de la variabilité spatiale d'une image

7.2.1 Le variogramme expérimental isotrope

Comme nous l'avons précisé dans la première partie (voir section 4.2.2), le variogramme expérimental $\gamma_e(h)$ mesure la dissimilitude entre les valeurs de l'image $z(x_\alpha)$ et $z(x_\beta)$ par classe de distance h (cas isotrope) :

$$\gamma_e(h) = \frac{1}{2 * N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} (z(x_\alpha) - z(x_\beta))^2 \quad (7.1)$$

La valeur de $\gamma_e(h)$ pour une classe de distance donnée est nommée semivariance. L'image étant une grille régulière de pixels contigus x_α , les classes de distances sont choisies comme des multiples de la résolution spatiale du pixel (p). Aussi, la distance minimale est celle d'un pixel. Le calcul du variogramme expérimental n'est pas très stable pour des longues distances en raison du faible nombre de couples de points associés à ces distances (effets de bords). Dans le cadre de notre travail, après avoir observé le nombre de points par classe de distance, on choisit de prendre $1600m$ comme distance limite de calcul du variogramme expérimental. Ce choix est cohérent avec les valeurs de $1/5$ à $2/3$ de la distance maximale (soit ici $3000 * \sqrt{2}$) utilisées dans

nom des sites	id	biome (classification FAO)	saison	lat	lon	m_{NDVI}	σ_{NDVI}
Fundulea01	1	"cropland" (culture, parcelles de grande taille)	mai	44.41	26.58	0.51	0.23
Alpilles01	2	"cropland" (culture, parcelles de petite taille)	mars	43.81	4.74	0.41	0.19
Barrax03	3	"cropland" (culture, parcelles de grande taille : pivot d'irrigation)	juillet	39.06	2.10	0.29	0.19
SudOuest02	4	"cropland" (culture, parcelles de taille moyenne)	juillet	43.51	1.24	0.50	0.17
Alpilles02	5	"cropland" (culture, parcelles de petite taille)	juillet	43.81	4.74	0.38	0.16
Gilching02	6	"cropland and natural vegetation mosaic" (culture et forêt mixte)	juillet	48.08	11.33	0.60	0.12
Laprida01	7	"grassland" (prairie humide)	novembre	36.99	-60.55	0.62	0.09
Larzac01	8	"grassland" (prairie sèche)	juillet	43.95	3.12	0.49	0.06
Larose03	9	"mixed forest" (forêt mixte : conifère et feuillu, zone humide)	août	45.38	-75.22	0.70	0.06
Jarvelja01	10	"mixed forest" (forêt boréale : conifère, feuillu)	juillet	58.29	27.29	0.82	0.05
Hirsikangas03	11	"needleleaf forest" (forêt boréale conifère, pins, sous-bois : mousse)	août	62.64	27.01	0.59	0.09
Nezer01	12	"needleleaf forest" (pins maritime, sous-bois développé)	juin	44.51	-1.04	0.66	0.06
Concepcion03	13	"mixed forest" (80% pins, 20% eucalyptus)	janvier	-37.47	-73.47	0.69	0.09
Aekloba01	14	"cropland" (forêt à feuille large de palmier)	juin	2.63	99.68	0.65	0.04
Counami01	15	"broadleaf forest" (forêt tropicale)	octobre			0.69	0.03
Puechabon01	16	"closed shrubland" (végétation méditerranéenne)	juin	43.72	3.65	0.54	0.1
Gourma00	17	"savannas" (savane, peu dense)	septembre	15.32	-1.55	0.22	0.01
Turco02	18	"barren and sparsed vegetation" (végétation peu couvrante, altiplano Bolivien)	août	-18.23	-68.18	0.11	0.01

Tab. 7.1 - Sites de la base de données (une information détaillée sur chaque site ainsi que des photos du type de végétation sont présentées sur le site VALERI : www.avignon.inra.fr/valeri/). m_{NDVI} et σ_{NDVI} sont respectivement la moyenne et l'écart-type de l'image $NDVI$. lat et lon sont les coordonnées géographiques latitude et longitude du centre du site. Les sites Alpilles01 et Alpilles02 sont échantillonnés dans la même zone mais sont des sites différents.

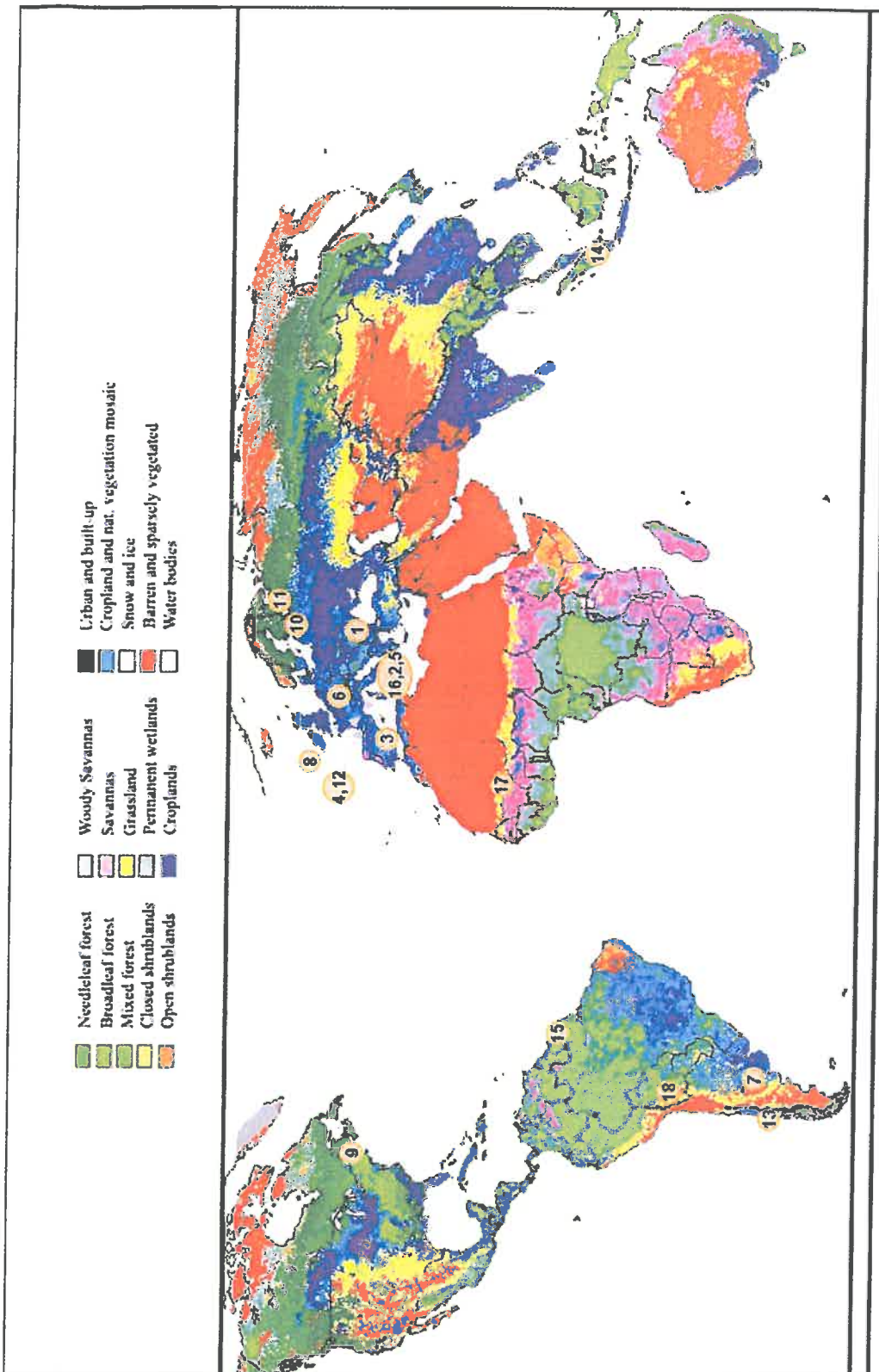


FIG. 7.1 – Types de paysages selon la classification de la FAO. Les sites de notre base de données sont localisés par leur id du tableau 7.1 (source : VUB et Vito, OSTC avec utilisation de données SPOT- VEGETATION : www.geosuccess.net/Geosuccess).

la littérature (Webster [1985b], Curran [1988]). Cette valeur est la borne supérieure du domaine de distance de "confiance" dans lequel on pourra décrire l'hétérogénéité spatiale du paysage par le variogramme expérimental. Ainsi, seules les échelles de variation comprises dans l'intervalle $20m - 1600m$ pourront être caractérisées de façon convenable par le variogramme expérimental de l'image.

Il est possible d'utiliser la structure régulière de l'image (lignes et colonnes) pour calculer le variogramme expérimental ce qui diminue le temps de calcul. Dans notre cas la présence de données manquantes (nuages masqués sur le site de Counami01) pouvant rompre la structure régulière des données, le calcul du variogramme se fait de façon isotrope en considérant l'ensemble des couples des pixels de l'image.

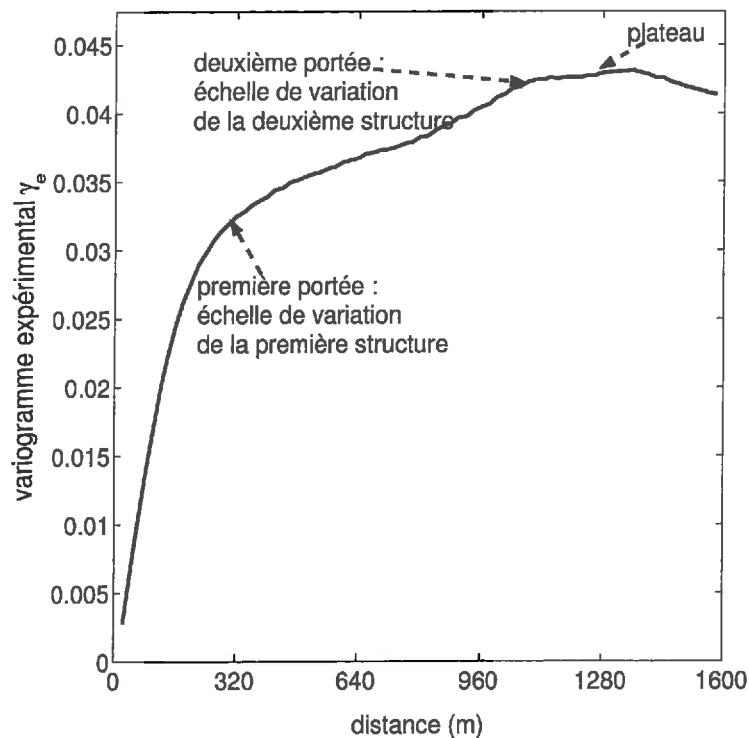


FIG. 7.2 – Variogramme expérimental du *NDVI* d'Alpilles01

Le variogramme expérimental décrit la distribution spatiale de la variable étudiée dans l'image (figure 7.2). Il croît avec la distance, ce qui illustre l'accroissement de la dissimilitude (variabilité) des données avec h . Les valeurs du variogramme sont plus faibles aux courtes distances qu'aux longues ce qui traduit la similitude (corrélation) des données voisines dans l'image. Pour chacun des sites, un variogramme expérimental de l'image de *NDVI* a été calculé (figures en annexe

B). Différentes propriétés caractérisent les variogrammes expérimentaux des images étudiées :

1. A l'échelle de l'image (distance inférieure à 1600m), il peut augmenter de façon indéfinie ou atteindre un plateau. Ce dernier indique le degré de variabilité global de l'image. La distance à laquelle est atteinte le plateau est la portée, distance caractéristique en dessous de laquelle les données sont corrélées spatialement et au delà de laquelle elles sont considérées comme indépendantes. La portée représente l'échelle de variation spatiale associée à la structure spatiale de l'image. La forme du variogramme peut présenter différentes ruptures de pentes indiquant différentes portées chacune caractérisant une échelle de variation spatiale associée à une structure de l'image. La partie du variogramme comprise entre l'origine et la première portée décrit les deux structures spatiales du paysage alors que la partie comprise entre la première et la deuxième portée est liée seulement à la deuxième structure spatiale de l'image. Si le variogramme n'atteint pas de plateau, l'étendue de la surface observée ne permet pas de caractériser la totalité de la variabilité de la variable étudiée. Pour la plupart des images étudiées, le variogramme expérimental atteint un plateau avant la distance limite de 1600m et présente une ou deux portées.
2. Différents comportements à l'origine renseignent sur la continuité et la régularité spatiale de la variable étudiée :
 - un comportement parabolique caractérise une variable très régulière et différentiable
 - un comportement linéaire montre que la variable est moins régulière (variations locales plus importantes) mais est continue.
 - une discontinuité à l'origine (effet de pépité) apparaît lorsque le variogramme expérimental est différent de 0 quand h tend vers 0. La variable n'est pas continue et est très irrégulière. Les causes d'une discontinuité à l'origine sont :
 - le **vrai effet de pépité** est l'existence d'une variabilité à une fréquence spatiale plus grande que la fréquence d'échantillonnage, *i.e.* une micro-structure avec une portée plus faible que la taille du pixel
 - l'**erreur de mesure** liée au capteur ou à la localisation de la mesure

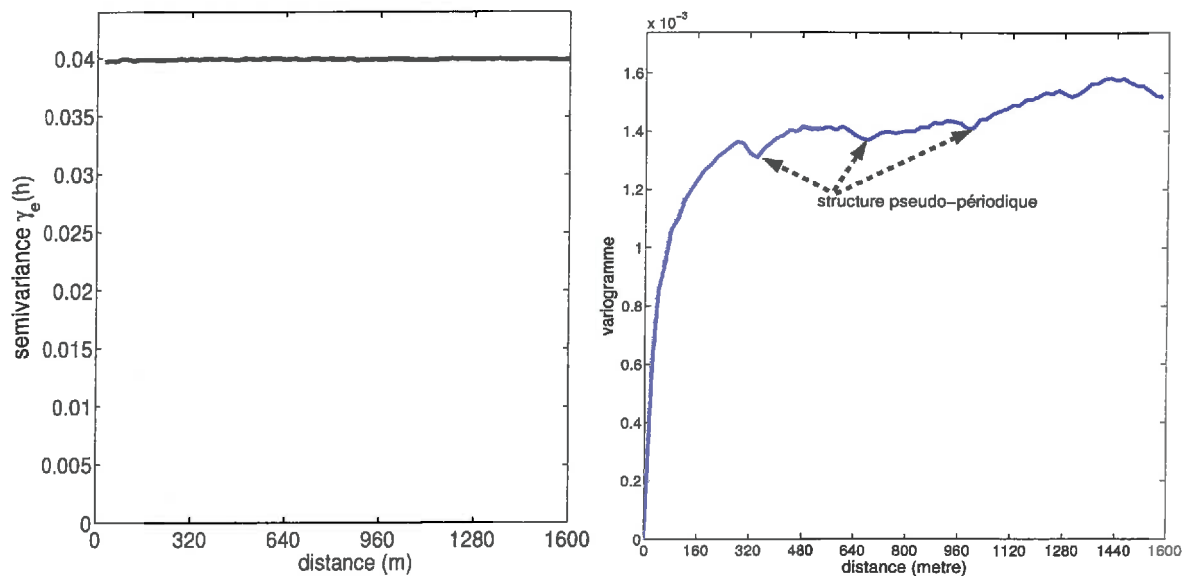
Les variogrammes expérimentaux des images étudiées sont linéaires à l'origine. Ce comportement s'explique par :

- la variation continue du signal radiométrique de surface
- le processus d'intégration spatiale du signal (voir première partie, section 3.1.2) qui prend en compte le signal des pixels voisins renforce la continuité et la corrélation spatiale entre les valeurs des pixels voisins¹.

¹le processus d'intégration suggérerait un comportement parabolique à l'origine qui n'est pas observé sur les variogrammes expérimentaux

Ces propriétés soulignent la régularité de la variable radiométrique suggérant un comportement parabolique à l'origine. Cependant, on peut supposer que la discrétisation radiométrique du signal (voir première partie, section 4.1.1) au niveau des détecteurs diminue cette régularité. La présence d'un effet de pépite n'est pas évident à détecter sur les variogrammes expérimentaux des images en raison de l'absence d'échantillonnage de classe de distance suffisamment faible (entre 0 et 20m). Cependant selon les hypothèses H_2 et H_3 énoncées précédemment, aucun effet de pépite n'est pris en compte, ce qui permet de prolonger le variogramme expérimental entre la distance 0 et 20m.

3. Un variogramme oscillant faiblement autour d'une valeur constante caractérise une image de "bruit blanc" (figure 7.3 a)). Par exemple si l'échelle de variation du paysage est inférieure à la valeur de la résolution spatiale de l'image, aucune structure n'est détectée par le variogramme. Le bruit blanc est une forme particulière de l'hétérogénéité caractérisée par une absence de corrélation spatiale.



(a) Variogramme d'une image simulée de bruit blanc

(b) Variogramme pseudo-périodique (Aekloba01)

FIG. 7.3 – Comportements particuliers de variogrammes expérimentaux

4. Un variogramme dont le comportement est périodique ou pseudo-périodique est caractéristique d'une répétition dans l'espace géographique de la même structure spatiale. Seul le site d'Aekloba01 (voir figure 7.3 b)) présente une faible pseudo-périodicité.

7.2.2 Le variogramme directionnel

Dans la section précédente, le variogramme isotrope est calculé pour l'ensemble des directions de l'image. Or ce dernier ne permet pas de mettre en évidence les éventuelles propriétés anisotropiques de la distribution spatiale de la variable étudiée. Pour cela, le variogramme est calculé par classe de distances selon des directions spécifiques dans l'image. Il existe différents types d'anisotropie :

- l'anisotropie géométrique ou structurelle est mise en évidence par la variation des portées avec la direction.
- l'anisotropie zonale correspond à la variation de la valeur du plateau du variogramme avec la direction

Deux outils sont utilisés pour déceler l'anisotropie éventuelle :

- le **variogramme expérimental directionnel** est calculé selon des directions privilégiées dans l'image (direction nord/sud 90° , est/ouest 0° , nord-ouest/sud-est 135° et nord-est/sud-ouest 45°).
- la **carte variographique** présente sous forme d'image la valeur de semivariance en fonction de la direction et de la distance entre deux pixels. Un pixel de la carte variographique est représenté en coordonnées polaires (r, θ) : r est la classe de distance et θ est la direction.

La figure 7.4 présente ces outils pour Alpilles01 et Puechabon01. Alpilles01 ne présente pas d'anisotropie marquée. Les variogrammes selon les différentes directions ont même portée et convergent vers un même plateau de variance. L'isotropie de la distribution spatiale du *NDVI* est confirmée par le nuage de semivariance quasi-circulaire de la carte variographique. Par contre, la distribution spatiale du *NDVI* de Puechabon01 est singulière le long de la direction 0° . Elle est caractérisée par un degré de variabilité plus faible (plus faible valeur du plateau du variogramme, anisotropie zonale) et une échelle de variation plus grande (nuage de semivariance allongé le long des lignes, anisotropie géométrique). La présence de structures singulières dans la direction est/ouest (routes, carrière : voir l'image de *NDVI* figure B.7 en annexe B) expliquent l'anisotropie de la distribution spatiale des données dans cette direction.

Par la suite, la distribution spatiale des données est considérée isotrope pour les raisons suivantes :

- l'exploration des variogrammes directionnels des images de *NDVI* ne révèle pas d'anisotropie marquée pour la majorité de sites
- le variogramme anisotrope permet de compléter la description de l'hétérogénéité du paysage observé mais complique terriblement sa modélisation pour l'approche choisie dans cette étude.

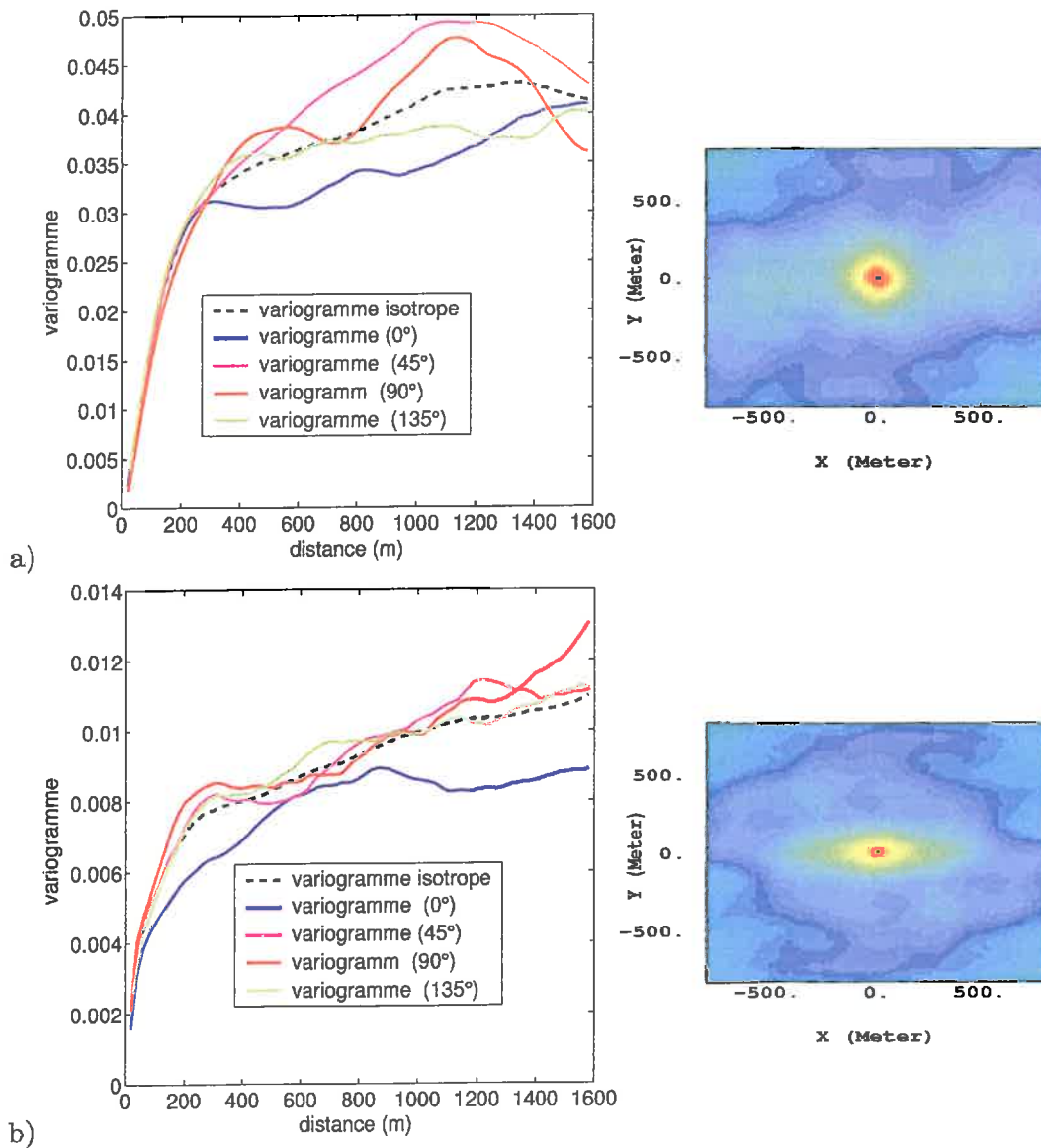


FIG. 7.4 – Variogrammes directionnels et cartes variographiques des images de *NDVI* d'Al-pilles01 (a) et de Puechabon01 (b)

7.2.3 Test du variogramme par permutation

Comme nous l'avons précisé dans la première partie, une propriété importante des données mesurées par télédétection est leur corrélation spatiale. De plus, nous venons de voir précédemment que cette propriété est mise en évidence par le variogramme expérimental de l'image. Aussi, ce dernier peut être utilisé pour mettre un place un test statistique sur la corrélation spatiale des données d'une image. Le test de permutation est une technique permettant de tester statistiquement une propriété d'un jeu de données distribuées dans l'espace (Peyrard et al. [2004]). Cette propriété est relative à un critère qui est calculable sur le jeu de données. L'hypothèse H_0 "il n'y a pas de corrélation spatiale dans l'image est testée contre l'hypothèse H_1 " les données de l'image sont corrélées spatialement". Le critère choisi pour tester ces hypothèses est le variogramme expérimental. L'opération de permutation consiste à redistribuer aléatoirement les positions (pixels) des valeurs de l'image. Cette opération rend les données non corrélées spatialement. Le variogramme calculé sur les images redistribuées est caractéristique d'une image de bruit blanc. 199 permutations sont réalisées. On obtient alors la distribution statistique des valeurs de semivariance par classe de distance. En choisissant un seuil à $\alpha = 0.05$, l'hypothèse H_0 ne sera pas rejetée si le variogramme de l'image se situe dans l'intervalle de confiance [2.5% 97.5%] formé par l'enveloppe inférieure et supérieure des semivariances des images permutées. Nous avons appliqué ce test à quatre images de la base de données (figure 7.5). Pour chaque site, on constate un important écart entre le variogramme expérimental de l'image d'origine et ceux calculés pour les images permutées. Ceci permet de rejeter l'hypothèse H_0 ce qui confirme l'existence de corrélation spatiale dans l'image. Pour COUNAMI01, l'écart est moins important soulignant que cette image est plus proche d'un bruit blanc. Ce test constitue une indication quantitative de l'existence d'une structure spatiale dans une image.

7.3 Modélisation des composantes de l'hétérogénéité spatiale

Le variogramme expérimental décrit empiriquement la distribution spatiale des valeurs de l'image. Cette dernière est modélisée par le variogramme théorique représenté par une fonction mathématique estimée à partir des propriétés du variogramme expérimental. Les paramètres de cette fonction caractérisent alors les composantes de l'hétérogénéité spatiale du paysage. Cette étape de modélisation est contrainte par les caractéristiques et les hypothèses de cette étude rappelés en introduction. Elle s'inscrit dans le cadre de la géostatistique linéaire².

²la géostatistique linéaire utilise seulement les statistiques d'ordre deux de la fonction de répartition bivariée $F_{z_\alpha, z_\beta}(a_1, a_2)$ (tel que le variogramme) alors que la géostatistique non linéaire requiert la caractérisation de l'ensemble de la fonction de répartition bivariée.

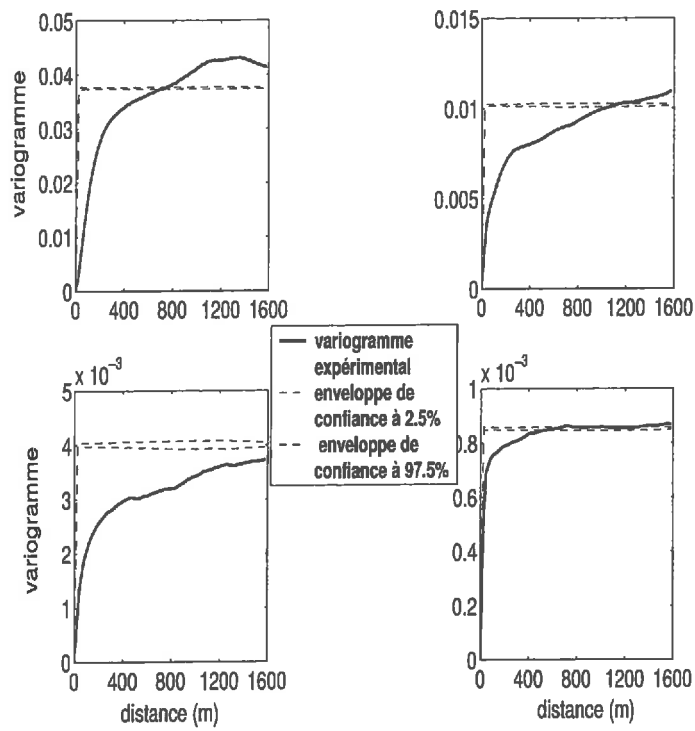


FIG. 7.5 – Application du test par permutations aux images de *NDVI* d'Alpillés01, Puechabon01, Nezer01, Counami01

7.3.1 Modélisation topo-probabiliste

Première étape de modélisation : la variable régionalisée

Une variable régionalisée est une fonction numérique de la position géographique décrivant la distribution spatiale de la propriété de surface observée (Matheron [1965]). Elle est associée à un support de surface fini (Olea [1990], Chiles and Delfiner [1999]). Les variables radiométriques ($NDVI, PIR, RED$) utilisées dans cette étude sont par construction fonctions de la position géographique. Elles constituent des variables régionalisées $z(x)$ définies sur le domaine I de l'image et décrivent la distribution spatiale de la couverture végétale du paysage. $z(x)$ est ponctuelle (l'hypothèse H_4 définie en introduction page 121), continue sur I et connue sur un nombre fini d'observations (les pixels x_α) couvrant exhaustivement le domaine I .

Deuxième étape de modélisation : la fonction aléatoire

Selon l'approche probabiliste présentée dans la partie précédente (voir première partie, page 58), $z(x)$ est considérée comme une réalisation de la fonction aléatoire $Z(x)$. Cette dernière s'écrit aussi $Z(x, \omega)$ où x est un pixel de l'espace régionalisé I et ω est un événement de l'espace probabilisé (Ω, A, P) ³. $Z(x)$ est définie à la fois dans un espace régionalisé et un espace probabilisé justifiant le terme de topo-probabiliste associé à la démarche de modélisation.

La loi spatiale de $Z(x)$ modélise la distribution spatiale de la variable régionalisée $z(x)$. Cependant, comme nous l'avons précisé dans la première partie (équation 4.1, page 59), elle est difficilement caractérisable dans son ensemble. Aussi on se limite dans le cadre de la géostatistique linéaire aux moments d'ordre un et d'ordre deux des couples de variables aléatoires $Z(x_\alpha), Z(x_\beta)$:

- l'espérance :

$$E[Z(x_\alpha)] = m(x_\alpha) \quad (7.2)$$

- la covariance :

$$Cov(Z(x_\alpha), Z(x_\beta)) = E [(Z(x_\alpha) - m(x_\alpha)) (Z(x_\beta) - m(x_\beta))] \quad (7.3)$$

La covariance traduit la corrélation linéaire entre deux variables aléatoires aux localités x_α et x_β de l'image. L'absence de corrélation linéaire n'est pas équivalente à l'indépendance spatiale des variables aléatoires associées aux localités x_α et x_β . Les variables $Z(x_\alpha)$ et $Z(x_\beta)$ sont indépendantes spatialement si leur fonction de répartition bivariée $F_{x_\alpha, x_\beta}(a_\alpha, a_\beta)$ et leur fonction de répartition marginale $F_{x_\alpha(a_\alpha)}, F_{x_\beta(a_\beta)}$ vérifient :

³ Ω : ensemble des réalisations du système - A : ensemble des événements du système, un événement est une famille de réalisation - P : loi de probabilité donnant la fréquence d'occurrence de chaque événement

$$F_{x_\alpha, x_\beta}(a_\alpha, a_\beta) = F_{x_\alpha}(a_\alpha)F_{x_\beta}(a_\beta) \quad (7.4)$$

L'indépendance des variables aléatoires $Z(x_\alpha)$ et $Z(x_\beta)$ entraîne que leur covariance est nulle, mais la réciproque n'est pas toujours vraie.

Par ailleurs, la définition des moments d'ordre un et deux est fonction de la localisation dans l'image. Ne disposant pas de répétitions statistiques des données à chaque pixel il est indispensable de recourir à certaines hypothèses pour pouvoir caractériser les moments d'ordre un et deux de la fonction aléatoire à partir d'une réalisation unique des observations.

Hypothèses de modélisation

1. L'absence de répétition de réalisations des observations décrivant le phénomène observé ne permet pas d'utiliser les techniques probabilistes classiques dans le cadre de "la loi des grands nombres". L'approche consiste à considérer que l'ensemble des variables aléatoires associées à des pixels de l'image distants de h : $\{Z(x_\alpha), Z(x_{\alpha+h}); \alpha = 1..n\}$ sont issus d'un même processus aléatoire. Ainsi, on dispose d'un ensemble de répétitions spatiales constitué des k -tuples de variables aléatoires distantes de h qui ont même fonction de répartition multivariée (voir première partie, section 4.1.4, page 58). Cette idée se traduit sur le plan mathématique par la propriété de stationnarité stricte de la fonction aléatoire définie dans la première partie (équation 4.2, page 60). C'est une hypothèse très forte dans le sens où elle concerne tous les k -tuples possibles de I . Son application aux deux premiers moments supposés exister, constitue l'**hypothèse de stationnarité d'ordre 2 définie dans la première partie** :

- l'espérance existe et est constante :

$$E[Z(x)] = m \quad (7.5)$$

- la covariance entre deux variables aléatoires existe et est seulement fonction de la distance h séparant leur localités :

$$Cov(Z(x), Z(x+h)) = C(h) \quad (7.6)$$

$C(h)$ est la fonction de covariance de $Z(x)$. En conséquence, la variance de $Z(x)$ existe et est finie :

$$Var(Z(x)) = C(0) \quad (7.7)$$

Comme cela a été souligné dans la première partie, la pertinence de l'hypothèse stationnaire d'ordre deux peut être évaluée par le comportement local des données dans des domaines v de l'image selon deux critères :

- si les moyennes locales des domaines v varient faiblement autour d'une valeur constante, la stationnarité du premier ordre du modèle est pertinente. Si la moyenne varie selon une direction particulière dans l'image cela souligne une tendance dans les données.
- si les variances locales à l'intérieur des domaines v sont peu variables à l'échelle de l'image, la variable est qualifiée d'homoscédastique et l'hypothèse de stationnarité du second ordre du modèle se justifie. L'hétéroscédasticité des données est détectée par des variations importantes de la variance locale (par exemple présence de deux populations d'objets dont les signatures radiométriques sont très différentes).

Le comportement local des valeurs de l'image est fortement lié à la taille du domaine v . Aussi, la pertinence de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux est relative à une échelle d'observation donnée. Selon les caractéristiques des sites de la base de donnée VALERI, la moyenne locale de fenêtre de $1km$ dans l'image est faiblement variable. En outre, pour la variance, on fera l'hypothèse qu'elle varie faiblement. Cet aspect sera alors investigué dans la troisième partie.

2. Pour pouvoir établir un lien entre la loi spatiale de la fonction aléatoire $Z(x)$ et la distribution spatiale des données, il est nécessaire de faire appel à une hypothèse supplémentaire : l'**hypothèse ergodique**. Elle consiste à dire que toutes les réalisations ont même moyenne (ou même covariance si on s'intéresse à l'ergodicité de la covariance). Dans le cadre de ce travail, on étudie une seule réalisation (une image de télédétection) de la fonction aléatoire $Z(x)$, aussi on peut formuler l'hypothèse ergodique sans risque d'être contredit.

Pour définir l'espérance mathématique d'une fonction aléatoire $Z(x)$ stationnaire d'ordre deux à partir d'une seule réalisation, nous utilisons le théorème ergodique (Chiles and Delfiner [1999]). Ce dernier établit à quelle condition la moyenne spatiale de $Z(x)$ sur un domaine I converge vers son espérance mathématique m . En ce qui concerne l'espérance de $Z(x)$, le théorème ergodique dit que la moyenne spatiale de $Z(x)$ sur un domaine I (membre de gauche de l'équation 7.8) tend vers m si l'équation 7.8 est vérifiée :

$$\lim_{I \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{|I|} \int_I Z(x) dx \right) = m \quad (7.8)$$

En ce qui concerne la covariance, le théorème ergodique (Chiles and Delfiner [1999]) précise que :

$$\lim_{I \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{|I|} \int_I C(h) dh \right) = 0 \quad (7.9)$$

Par conséquent pour pouvoir appliquer le théorème ergodique, l'étendue de I doit être assez grande pour identifier l'espérance mathématique de $Z(x)$ à la moyenne spatiale de la variable aléatoire sur le domaine I . Le théorème ergodique est applicable à partir de l'hypothèse H_1 (définie en introduction page 121), pour laquelle l'étendue des images est supposée assez importante pour détecter les échelles de variation de la couverture végétale du paysage. Par la suite, un critère sera mis en place pour juger de l'applicabilité du théorème ergodique (appelé aussi propriété ergodique voir section 7.3.4).

Conclusion

Le passage de la variable régionalisée $z(x)$ à la fonction aléatoire $Z(x)$ constitue un apport d'information structurale important sur l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage. Il doit être confronté et validé par rapport aux connaissances sur le paysage observé. Les hypothèses d'ergodicité et de stationnarité d'ordre deux permettent de caractériser les statistiques d'ordre un et d'ordre deux de la fonction aléatoire $Z(x)$ en utilisant la répétitivité spatiale des données. Ces hypothèses sont des choix de modélisation et ne constituent pas des propriétés des données. En effet il faut dissocier les données qui sont les valeurs des pixels de l'image et le modèle conceptuel que nous avons choisi pour caractériser leur distribution spatiale. Ces hypothèses sont relatives à l'échelle d'observation considérée. Elles ne sont pas directement vérifiables à partir des données. Par ailleurs la caractérisation de $Z(x)$ par ses deux premiers moments peut paraître réducteur par rapport à la richesse de l'ensemble de la distribution spatiale bivariée. L'utilisation de cette dernière fait appel au domaine de la géostatistique non linéaire (Chiles and Delfiner [1999]) qui ne sera pas abordée dans cette étude.

Par la suite, $Z(x)$ sera supposée stationnaire d'ordre deux et ergodique.

7.3.2 Le variogramme théorique

Propriétés générales

Nous définissons le variogramme théorique $\gamma(h)$ pour la fonction aléatoire $Z(x)$:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[Z(x+h) - Z(x)] = \frac{1}{2} E[(Z(x+h) - Z(x))^2] \quad (7.10)$$

car selon l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux $E[(Z(x+h) - Z(x)) = 0]$

Le variogramme a les propriétés suivantes :

- c'est une fonction paire

$$\gamma(-h) = \gamma(h) \quad (7.11)$$

- c'est une fonction non négative

$$\gamma(h) \geq 0 \quad (7.12)$$

- la fonction covariance $C(h)$ de $Z(x)$ est liée au variogramme par :

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (7.13)$$

- Lorsque la distance augmente ($h \rightarrow \infty$), la covariance diminue ($C(h) \rightarrow 0$), la fonction variogramme tend asymptotiquement vers le plateau de variance théorique $C(0)$ (nommé aussi plateau de stationnarité)

$$\lim_{h \rightarrow \infty} (\gamma(h)) = C(0) = Var(Z(x)) \quad (7.14)$$

La variance expérimentale d'un ensemble de données corrélées spatialement sous estime la variance théorique $C(0)$ qui constitue la vraie variance des données.

Les fonctions variogramme et covariance sont des statistiques d'ordre deux caractérisant dans le cadre de l'hypothèse stationnaire d'ordre deux $Z(x)$. Le variogramme est choisi pour décrire la distribution spatiale des données pour les raisons suivantes (Chiles and Delfiner [1999]) :

- il a un degré de généralité plus important que la covariance car il existe même dans le cas où la variance de $Z(x)$ n'est pas finie (en se plaçant dans l'hypothèse intrinsèque, voir première partie section 4.1.4, page 58) ce qui laisse une plus grande souplesse lors de la modélisation
- contrairement à la covariance, il n'est pas nécessaire de connaître l'espérance de $Z(x)$ pour le modéliser

Modèles élémentaires de variogramme

Pour qu'une fonction mathématique $G(h)$ soit un variogramme, $-G$ doit être conditionnellement définie positive (Wackernagel [1998], Chiles and Delfiner [1999])⁴. Le modèle G est dit "autorisé". Cette condition permet notamment d'assurer la positivité des calculs de variance de combinaison linéaire de variables aléatoires.

Différents modèles mathématiques de variogramme vérifiant la propriété précédente sont proposés dans la littérature (Chiles and Delfiner [1999]). Deux modèles (exponentiel et sphérique) sont utilisés dans cette étude en raison de leur comportement linéaire à l'origine et du fait qu'ils convergent vers un plateau de stationnarité. Chaque modèle est caractérisé par deux paramètres : un plateau σ^2 et une portée r :

⁴ - $\sum_{\alpha=1}^{\alpha=l} \sum_{\beta=1}^{\beta=l} \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} \gamma(x_{\alpha} - x_{\beta})$ est positif quelque soit les l coefficients λ_{α} vérifiant $\sum_{\alpha=1}^{\alpha=l} \lambda_{\alpha} = 0$

- modèle exponentiel (figure 7.6 (a)) :

$$\gamma(h) = \sigma^2(1 - \exp(\frac{-3h}{r})) \quad (7.15)$$

- modèle sphérique (figure 7.6 (a)) :

$$\gamma(h) = \begin{cases} \sigma^2 \times ((\frac{3}{2}\frac{h}{r}) - \frac{1}{2} \times (\frac{h}{r})^3) & \text{si } h \leq r \\ \sigma^2 & \text{si } h > r \end{cases} \quad (7.16)$$

Ces deux modèles sont continus mais non différentiables à l'origine. Pour une même portée, la pente à l'origine du variogramme exponentiel est plus forte que celle du sphérique⁵ (figure 7.6 (a)). De plus, ce dernier atteint le pallier pour une distance égale à la portée alors qu'un variogramme exponentiel tend asymptotiquement vers le pallier. La portée du modèle exponentiel (nommée la portée pratique) est la distance à laquelle la valeur de semivariance a atteint 95% du pallier.

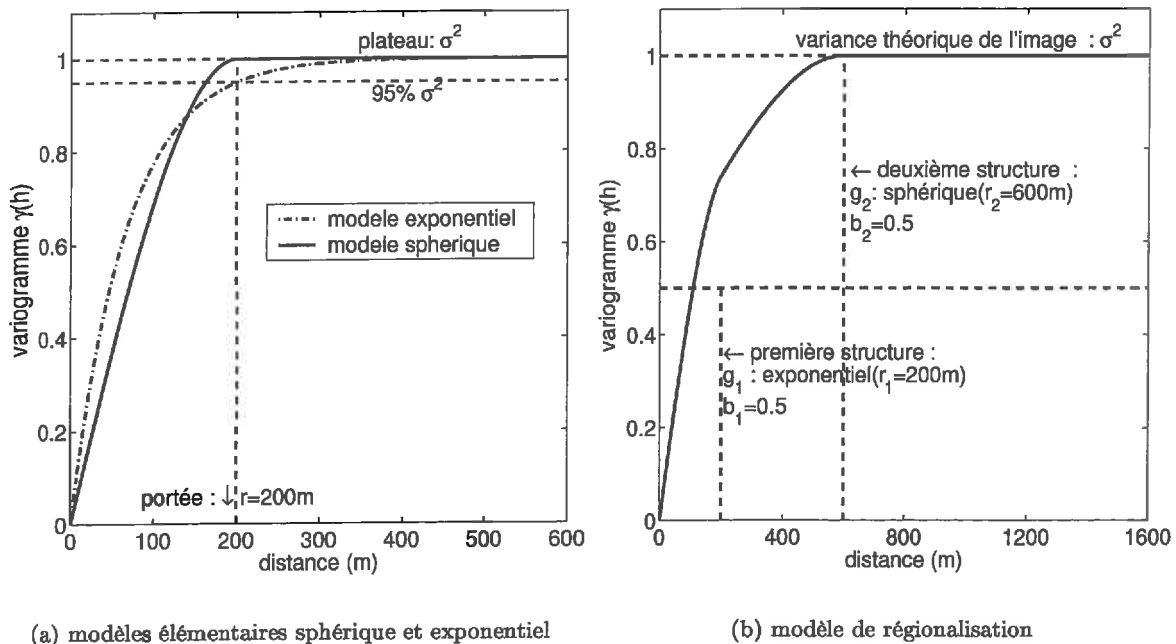


FIG. 7.6 – Modèles de variogramme

⁵la tangente à l'origine d'un modèle sphérique atteint le plateau à une distance d'environ 2/3 de la portée alors que cette distance est de 1/5 de la portée pour le modèle exponentiel ?

Modèle de régionalisation

Nous avons souligné dans la première partie, que dans notre contexte la distribution spatiale d'une variable radiométrique est caractérisée par différentes structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variation. Aussi la fonction aléatoire peut être décomposée en une somme de différentes fonction aléatoires indépendantes deux à deux. Chaque fonction aléatoire représente une structure spatiale associée à une échelle de variation donnée.

$$Z(x) = Z_1(x) + Z_2(x) + \dots + Z_s(x) + m \quad (7.17)$$

Chaque variable aléatoire est supposée stationnaire d'ordre deux. Les fonctions aléatoires $Z_k(x)$ étant indépendantes deux à deux, le variogramme associé à $Z(x)$ est égal à la somme des variogrammes des $Z_k(x)$. Pour que le modèle de régionalisation soit défini, il suffit que chaque modèle de variogramme soit autorisé. Le modèle de régionalisation linéaire $\gamma(h)$ s'écrit de la manière suivante :

$$\gamma(h) = \sigma^2 \sum_{k=1}^{k=S} b_k g_k(r_k, h) \quad (7.18)$$

$\gamma(h)$ est composé de S modèles de variogramme élémentaire g_k (de pallier unité), de portée r_k et de poids de variance $b_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma^2}$ représentant la part de la variance totale σ^2 de $Z(x)$ expliquée par chaque fonction aléatoire $Z_k(x)$ (figure 7.6, b)).

Le modèle de régionalisation linéaire $\gamma(h)$ caractérise les deux composantes de l'hétérogénéité spatiale rappelées en introduction de cette partie :

- le degré de variabilité globale de l'image est représenté par le plateau de stationnarité σ^2
- les structures spatiales de l'image sont caractérisées par les portée r_k qui spécifient les échelles de variation et le poids de variance b_k qui indique la part du degré de variabilité de l'image expliquée par chaque structure.

7.3.3 Estimation du variogramme

Méthode d'estimation

Le variogramme expérimental est un estimateur non biaisé de la fonction variogramme. En effet, on peut montrer que (Chiles and Delfiner [1999])

$$\gamma(h) = E[\gamma_e(h)] \quad (7.19)$$

En ajustant un modèle mathématique sur le variogramme expérimental, on fait le lien entre le modèle de fonction aléatoire précédemment défini et la distribution spatiale des données. Pour prendre en compte les propriétés physiques des variogrammes expérimentaux observés (comportement linéaire à l'origine) et les différentes hypothèses de modélisation (plateau de stationnarité, pas d'effet de pépite), on choisit d'estimer le modèle de régionalisation linéaire des images étudiées par une combinaison linéaire d'un ou deux modèles de variogrammes élémentaires sphérique ou exponentiel. L'ajustement sur le variogramme expérimental peut se faire de façon automatique (minimisation d'un critère de moindres carrés) ou visuellement. La méthode choisie est semi-automatique. La combinaison des modèles et le choix des portées se fait de façon visuelle (outil d'ajustement graphique, logiciel Isatis) alors que l'ajustement des poids de variance et du plateau se fait automatiquement selon un critère de moindres carrés. Cette méthode présente différents intérêts comme celui d'utiliser des connaissances à priori sur les données pour éviter de prendre en compte d'éventuels comportements erratiques du variogramme expérimental. L'ajustement se fait sur les valeurs de semivariance expérimentale correspondant à des classes de distances inférieures à la distance limite (1600m).

Résultats pour les images de *NDVI*

Le tableau B.1 et les figures associées de l'annexe B présentent les paramètres du modèle de régionalisation des images de *NDVI* de la base de données. De manière générale, l'ajustement au variogramme expérimental est bon. En effet l'échantillonnage exhaustif du domaine observé permet d'obtenir une bonne estimation du variogramme théorique. Les causes d'incertitudes de l'ajustement sont principalement :

- l'ajustement de la portée peut parfois être ambiguë. Cependant, la connaissance du paysage observé aide à faire des choix de modélisation cohérents.
- certains variogrammes présentent des baisses de variance inexplicables aux longues distances (sites agricoles Alpilles02, SudOuest02) pour lesquels le pallier est ajusté selon le critère de moindre carré.
- pour quelques sites (Nezer, Concepcion, Puechabon..) le plateau de stationnarité d'ordre deux n'est pas atteint à une distance inférieure à la distance de 1600m. Aussi l'ajustement d'un pallier et d'une portée au-delà de cette distance sont très incertains.

7.3.4 Portée intégrale

La composante structurelle du modèle de régionalisation représentée par les portées et les poids de variance de chaque modèle élémentaire peut être résumée par un seul paramètre : la portée intégrale.

Définition de la portée intégrale

La variable aléatoire \overline{Z}_v représente la moyenne spatiale de la fonction aléatoire $Z(x)$ sur un domaine v de l'image de surface $|v|$:

$$\overline{Z}_v = \frac{1}{|v|} \int_v Z(x) dx \quad (7.20)$$

La variance de \overline{Z}_v s'obtient à partir de la covariance de $Z(x)$:

$$Var(\overline{Z}_v) = \frac{1}{|v|} \int_{x \in v} \int_{y \in v} C(|x-y|) dx dy = \sigma^2 - \frac{1}{|v|^2} \int_{x \in v} \int_{y \in v} \gamma(|x-y|) dx dy \quad (7.21)$$

$|x-y|$ représente la distance entre les pixels de support x et y . En notant $\gamma(v, v) = \frac{1}{|v|^2} \int_{x \in v} \int_{y \in v} \gamma(|x-y|) dx dy$, l'équation 7.21 s'écrit :

$$Var(\overline{Z}_v) = \sigma^2 - \gamma(v, v) \quad (7.22)$$

La portée intégrale A est définie par (Lantuejoul [2002]) :

$$A = \lim_{v \rightarrow \infty} \left(\frac{|v| Var(\overline{Z}_v)}{\sigma^2} \right) \quad (7.23)$$

Pour une image I d'étendue importante par rapport à la plus grande portée du variogramme, la portée intégrale est approchée par :

$$A \approx \frac{|I| Var(\overline{Z}_I)}{\sigma^2} \quad (7.24)$$

Une définition alternative et équivalente de la portée intégrale est :

$$A = \frac{1}{\sigma^2} \int_{h \in \mathfrak{R}^2} C(h) dh = \frac{1}{\sigma^2} \int_{h \in \mathfrak{R}^2} (\sigma^2 - \gamma(h)) dh \quad (7.25)$$

En effet, lorsque I est très grand, la distance $h = (x-y)$ décrit \mathfrak{R}^2 on peut écrire alors (Chiles and Delfiner [1999]) que :

$$\int_{x \in I} \int_{y \in I} C(x-y) dx dy \rightarrow |I| \int_{h \in \mathfrak{R}^2} C(h) dh \quad (7.26)$$

D'où

$$\frac{|I| * \text{Var}(\overline{Z_I})}{\sigma^2} = \frac{|I|}{\sigma^2} \frac{1}{|I|^2} \int_{x \in I} \int_{y \in I} C(x-y) dx dy \approx \frac{1}{\sigma^2} \frac{1}{|I|} \int_{x \in I} dx \int_{h \in \mathbb{R}^2} C(h) dh = \frac{1}{\sigma^2} \int_{h \in \mathbb{R}^2} C(h) dh \quad (7.27)$$

La portée intégrale caractérise la surface d'une structure spatiale théorique représentant les différentes structures de l'image pondérées par la part de variance qu'elles expliquent. Bien que l'ensemble de la variabilité de l'image est atteinte à la deuxième portée, il peut être judicieux de caractériser une image par une seule échelle de variation à laquelle nous considérons qu'une grande partie de la variabilité de l'image est détectée. Cette distance peut être représentée par l'étendue de la structure théorique (considérée de forme carré) de surface A :

$$D_c = \sqrt{A} \quad (7.28)$$

Cette information sera utilisée dans la discussion sur le choix d'une résolution optimale d'observation en troisième partie.

Calcul de la portée intégrale

La littérature (Lantuejoul [2002]) donne les valeurs de A par modèle de variogramme :

- modèle exponentiel

$$A = 2\pi \left(\frac{r}{3}\right)^2 \quad (7.29)$$

$$D_c = \sqrt{\frac{2}{9}\pi r} \quad (7.30)$$

- modèle sphérique

$$A = \frac{\pi}{5} * (r)^2 \quad (7.31)$$

$$D_c = \sqrt{\frac{1}{5}\pi r} \quad (7.32)$$

- modèle de régionalisation à S structures , la portée intégrale résulte de la somme pondérée des portées intégrales associées à chaque structure élémentaire k

$$A = \sum_{k=1}^{k=S} b_k A^k \quad (7.33)$$

Pour une portée pratique fixée, la valeur de la portée intégrale dépend peu du choix de modèle de variogramme (figure 7.7). Les sources de variation de A sont :

- les valeurs de portées d'un modèle élémentaire de variogramme pour lesquelles l'incertitude d'ajustement peut être importante : Puisque la portée intégrale évolue avec le carré de la portée, sa variabilité est plus importante aux grandes distances (augmentation de $90757m^2$ entre $600m$ et $700m$, augmentation de $20944m^2$ entre $100m$ et $200m$).
- le poids de variance associé à une structure dans le modèle de régionalisation : l'évolution est linéaire pour des valeurs de portée fixée et d'autant plus importante que la valeur de la deuxième portée est grande.

Ces courbes de variation de la portée intégral permettront de relativiser les fluctuations des valeurs de portée intégrale des images de NDVI dues à des incertitudes d'ajustement.

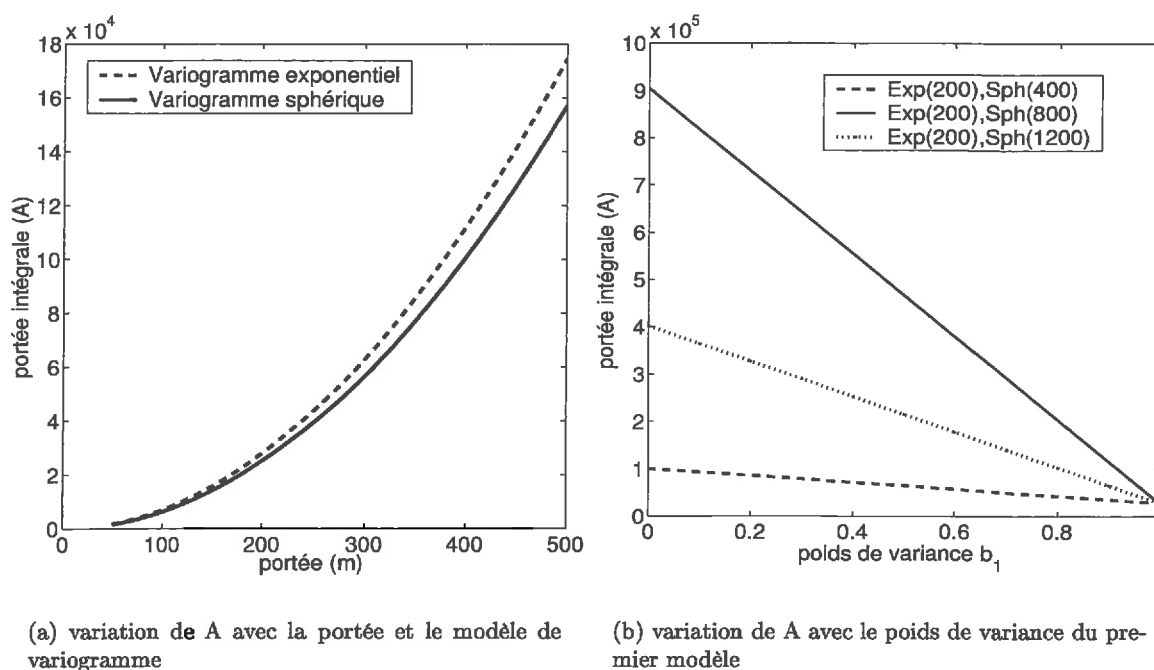


FIG. 7.7 – Analyse des sources de variation de la portée intégral. Exp : modèle exponentiel, Sph : modèle sphérique

Caractérisation de l'hétérogénéité spatiale par le couple de paramètres (A, σ^2)

L'hétérogénéité spatiale d'une image peut être caractérisée selon la composante structurelle A et le degré de variabilité σ^2 . La figure 7.8 présente douze images simulées à partir de champs gaussiens associés à un modèle de variogramme exponentiel pour différentes valeurs de portée. La simulation d'image est détaillée dans le chapitre 4 (voir section 10.2.1). La valeur de A augmente avec l'étendue des structures observées sur les images. Les valeurs des couples de paramètres

(A, σ^2) de chaque modèle simulé S_k , ($k = 1..12$) représentent la gamme de valeur des couples (A, σ^2) des images de *NDVI* de la base de données. Aussi, ce graphe pourra servir de référence dans l'analyse du couple des paramètres (A, σ^2) des images réelles de *NDVI* étudiées dans la section suivante.

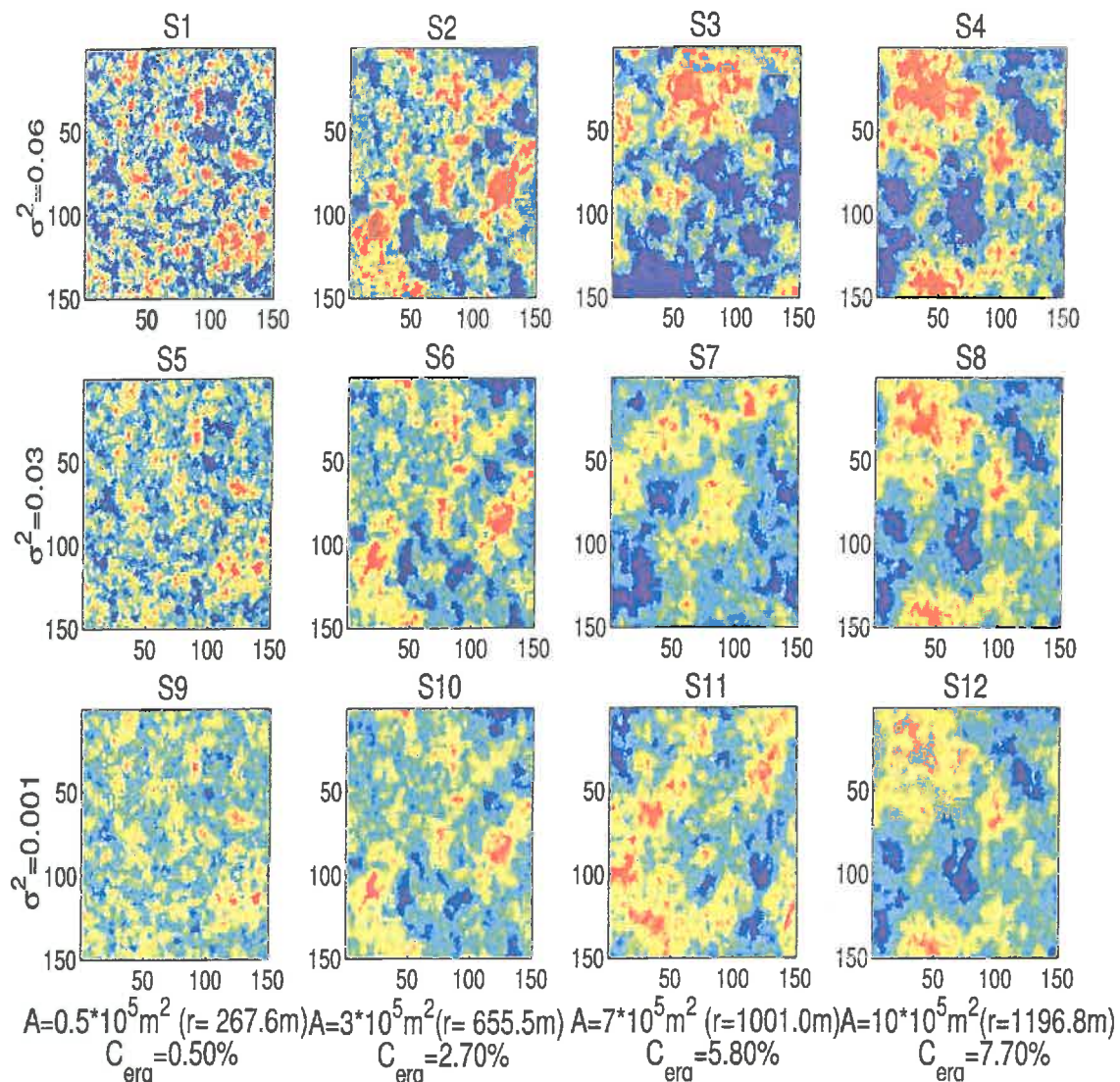


FIG. 7.8 – Couple (A, σ^2) pour différentes images simulées (champs gaussien, modèle exponentiel pour différentes valeurs de portées)

Définition d'un critère d'ergodicité à partir de la portée intégrale

Cette section propose un critère pour juger si l'image I est assez grande pour permettre la caractérisation des échelles de variation de la propriété de surface.

La propriété d'ergodicité de $Z(x)$ (théorème ergodique, équation 7.9) donne le comportement asymptotique de $Var(\overline{Z}_I)$ quand l'étendue de I devient très grande :

$$\lim_{v \rightarrow \infty} (Var(\overline{Z}_I)) = \lim_{I \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{|I|} \int_I C(h) dh \right) = 0 \quad (7.34)$$

Aussi si cette propriété est vérifiée (*i.e.* $Var(\overline{Z}_I)$ est négligeable), alors \overline{Z}_I est une estimation suffisamment précise de l'espérance de $Z(x)$ indiquant que l'image est assez grande pour détecter les échelles de variation spatiale de la propriété observée. Cependant cette propriété ne permet pas de savoir à partir de quelle étendue de I , $Var(\overline{Z}_I)$ peut être considérée comme négligeable. Par ailleurs, il est possible d'utiliser la portée intégrale pour contrôler l'ergodicité de la fonction aléatoire $Z(x)$ (Chiles and Delfiner [1999]). Si A a une limite finie (équation 7.23), $Var(\overline{Z}_I)$ s'écrit selon l'équation 7.24 :

$$Var(\overline{Z}_I) \approx \frac{\sigma^2 A}{|I|} \quad (7.35)$$

Si $|I| \gg A$, alors $Var(\overline{Z}_I) \approx 0$ et la propriété d'ergodicité est justifiée (équation 7.34)⁶. En conséquence, on peut définir un seuil de portée intégrale A_{seuil} en dessous duquel $Var(\overline{Z}_I) \approx 0$. **Nous définissons alors le critère d'ergodicité suivant : si la valeur de la portée intégrale du variogramme de l'image est inférieure à A_{seuil} , l'étendue de l'image est assez grande pour détecter les échelles de variation spatiale de la variable considérée pour le paysage observé .**

La propriété d'ergodicité peut s'exprimer d'une autre façon. En effet, si $Var(\overline{Z}_I) \approx 0$ l'équation 7.22 appliquée au domaine I implique que :

$$\gamma(I, I) \approx \sigma^2 \quad (7.36)$$

Aussi, en fixant une valeur en dessous de laquelle, l'écart relatif entre σ^2 et $\gamma(I, I)$: $C_{erg} = 100 \frac{\sigma^2 - \gamma(I, I)}{\sigma^2}$ est négligeable, on peut vérifier si l'étendue de l'image est assez grande pour caractériser l'ensemble de la variabilité de la propriété de surface. Ce critère représente la même information que le précédent à partir de A_{seuil} . Ils seront analysés conjointement.

Nous pouvons choisir une valeur de A_{seuil} en première approximation à partir des images simulées (figure 7.8) pour lesquelles la gamme de valeur de A est représentative de celle des images de

⁶la réciproque n'est pas systématiquement vérifiée

NDVI étudiées. Comme nous l'avons expliqué ci-dessus, A doit être très inférieur à la surface de l'image soit $A \ll 9 \cdot 10^6 m^2$. Le choix d'un seuil minimal peut se faire selon différents arguments :

- Comme nous l'avons précisé ci-dessus, seules les échelles de variation inférieures à $1600m$ peuvent être modélisées de façon convenable par le variogramme. Un modèle exponentiel de portée $1600m$ correspond à une portée intégrale de $1.7 \cdot 10^6 m^2$ qui pourrait constituer une valeur pour A_{seuil} .
- De plus, un des objectifs de cette étude est de quantifier l'hétérogénéité spatiale pour un pixel de $1km^2$, aussi un seuil de $10^6 m^2$ pourrait être pertinent pour savoir si l'image est assez grande pour caractériser la variabilité spatiale du paysage à l'échelle du kilomètre. La validité de ce seuil est relative aux objectifs de cette étude et sera affinée *a posteriori* avec l'analyse de la portée intégrale des images de NDVI des différents paysages observés.

Pendant, le calcul de la portée intégrale étant lié au modèle, les critères ci-dessus ne sont pas complètement opérationnels. Aussi, Lantuejoul [2002] propose une méthode pour calculer la portée intégrale directement sur le jeu de données.

Estimation empirique de la portée intégrale d'une image

Supposons que la portée intégrale A de $Z(x)$ existe et est de valeur finie non nulle. Pour tout domaine v de I tel que $|v| \gg A$, on a d'après l'équation 7.24 appliqué à v :

$$Var(\bar{Z}_v) \approx \frac{\sigma^2 A}{|v|} \quad (7.37)$$

En partitionnant l'image I en S sous-domaines v rectangulaires de même surface $|v|$, $Var(\bar{Z}_v)$ est estimée par la variance de dispersion $S^2(v|I)$ des domaines v dans I . La notion de variance de dispersion est précisée dans le troisième chapitre (voir section 9.2.1). On donne ici son expression :

$$s^2(v|I) = \frac{1}{S} \sum_{\alpha=1}^S (\bar{z}_v(v_\alpha) - \bar{z}_I)^2 \quad (7.38)$$

\bar{z}_I est la moyenne de l'image et $\bar{z}_v(v_\alpha)$ est la moyenne du domaine v_α . En prenant le logarithme de l'équation 7.37, on obtient la relation linéaire de pente -1 entre $\log(s^2(v|I))$ et $\log(|v|)$

$$\log(s^2(v|I)) \approx \log(\sigma^2 * A) - \log(|v|) \quad (7.39)$$

Aussi, en calculant $s^2(v|I)$ pour différentes partitions de l'image, il est possible d'estimer une valeur de portée intégrale empirique $A_{empirique}$ à partir de l'équation 7.39.

Nous avons testé cette méthode pour des images simulées pour lesquelles la vraie valeur de portée intégrale est connue. Nous avons utilisé les images S_1 , S_2 (figure 7.8) auxquelles nous

avons ajouté les images S_{13} et S_{14} de portées intégrales théoriques plus faibles. La figure 7.9 montre que l'estimation de la portée intégrale théorique est bonne si la portée intégrale est suffisamment faible (image S_{13} simulée à partir d'un modèle exponentiel de portée de $50m$, $A = 1745$). Lorsque la portée intégrale augmente la pente de la régression entre $\log(s^2(v|I))$ et $\log(|v|)$ s'éloigne de -1 expliquant les mauvais résultats. L'équation 7.39 est vérifiée pour des domaines v de surface supérieure à la valeur de la portée intégrale. Aussi, deux raisons expliquent les mauvais résultats pour les images S_{14}, S_1, S_2 :

- le nombre de domaines v de surface assez importante par rapport à A n'est pas suffisant pour permettre une bonne estimation ; ceci est particulièrement vrai pour l'image S_2
- la prise en compte de domaines v de surface plus faible que A explique une mauvaise estimation de la pente de l'équation 7.39. Nous remarquons qu'un écart même faible à la valeur de pente de -1 (image S_{14}) entraîne un mauvais résultat. Aussi, il serait judicieux de considérer les domaines de pente locale proche de -1 pour améliorer l'estimation de la portée intégrale.

Les valeurs de portée intégrale des images de *NDVI* sont de l'ordre de celles des images S_1 et S_2 . Aussi pour obtenir un nombre suffisant de domaines v de surface assez importante par rapport à A , l'étendue des images choisie pour notre étude n'est pas assez grande. L'application de cette méthode à nos images est donc peu pertinente.

En conclusion, il est à souligner la pertinence de cette méthode permettant de calculer la portée intégrale de l'image directement à partir des données sans passer par la modélisation du variogramme. Cette approche serait intéressante pour caractériser la structuration spatiale d'une image ainsi que son échelle de variation directement à partir des données.

Conclusion

Le modèle de régionalisation caractérise les deux composantes de l'hétérogénéité spatiale :

- le degré de variabilité globale de l'image est représenté par le plateau de stationnarité σ^2
- les structures spatiales de l'images sont décrites par les portée r_k qui spécifient les échelles de variation de chaque structure et les poids de variance b_k qui indiquent la part du degré de variabilité de l'image expliquée par chaque structure. Cette information est résumée par la portée intégrale A représentant la surface de la structure spatiale caractéristique de l'image. La racine carré de A indique l'échelle de variation équivalente D_c de l'image.

La valeur de portée intégrale constitue un critère pour juger si l'étendue de l'image est assez grande pour détecter les échelles de variation spatiale de la propriété de surface observée. La valeur de A_{seuil} sera précisée à partir de l'analyse de l'hétérogénéité spatiale des images de *NDVI*.

Enfin, nous précisons que tout plateau de stationnarité ajusté au-delà de la distance de $1600m$

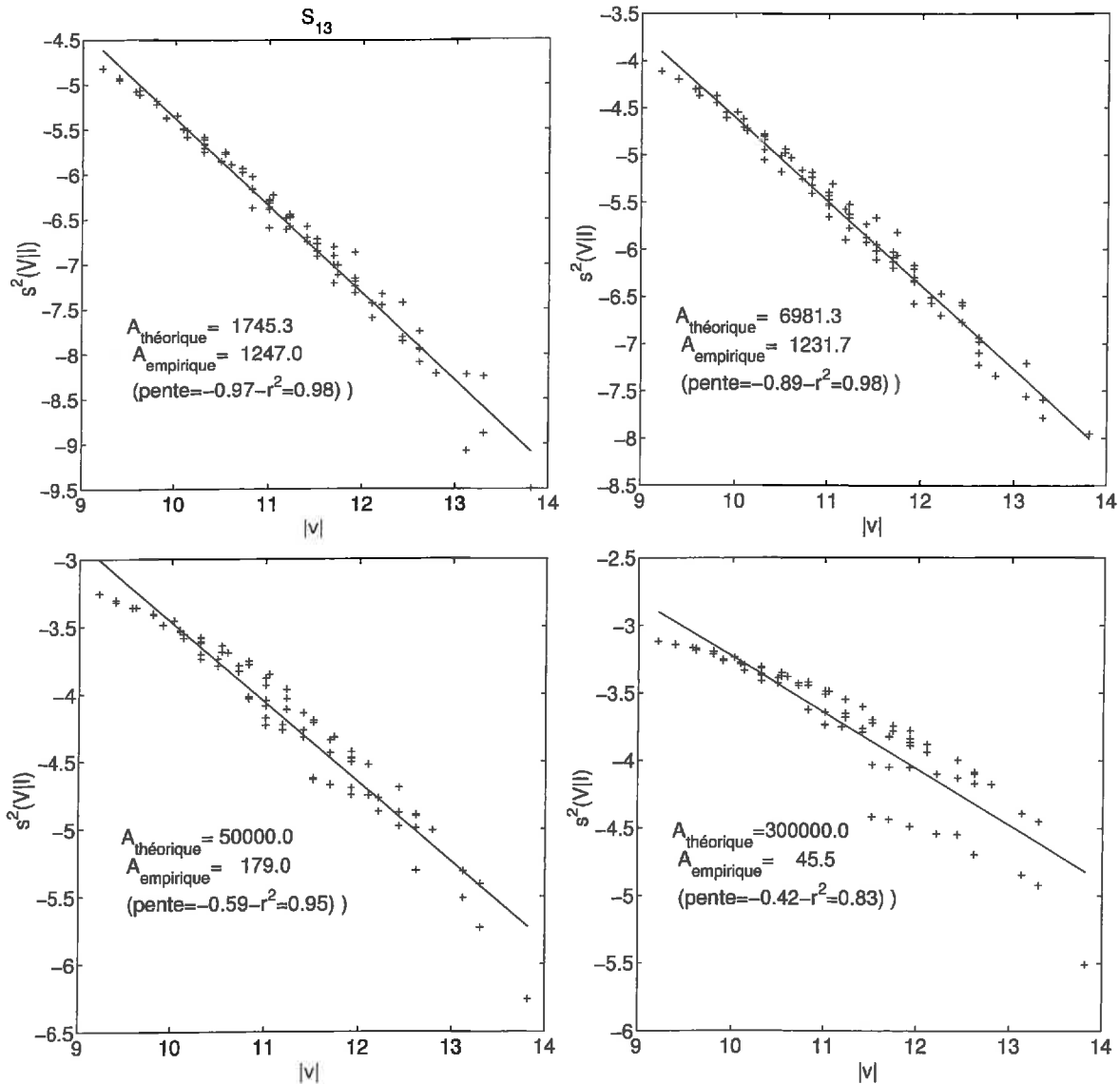


FIG. 7.9 - Estimation de la portée empirique pour les images simulées $S_{13}(r = 50m, A_{\text{thorique}} = 1745)$, $S_{14}(r = 100m, A_{\text{thorique}} = 6981)$, $S_1(r = 268m, A_{\text{thorique}} = 0.5 \times 10^5)$, $S_2(r = 655m, A_{\text{thorique}} = 3 \times 10^5)$. $A_{\text{empirique}}$ désigne la portée intégrale estimée à partir des données.

est incertain. Dans ce cas l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux n'est alors plus pertinente à l'échelle de l'image.

7.4 Analyse de l'hétérogénéité spatiale des images de NDVI

Le but de cette section est d'analyser les composantes de l'hétérogénéité spatiale de l'ensemble des paysages à partir des variogrammes des images de *NDVI*. L'annexe B présente les figures des variogrammes de *NDVI* de chaque site ainsi qu'un tableau regroupant les paramètres du modèle de régionalisation de *NDVI* pour l'ensemble des sites.

7.4.1 Comparaison des variogrammes de *NDVI* pour quatre paysages contrastés

Pour illustrer le potentiel du variogramme du *NDVI* pour caractériser l'hétérogénéité spatiale nous considérons quatre paysages contrastés : Alpilles01 (paysage agricole, annexe B : figure B.1), Puechabon01 (végétation méditerranéenne, annexe B : figure B.7), Nezer01 (forêt de pins, annexe B : figure B.8), Counami01 (forêt tropicale, annexe B : figure B.6). La figure 7.10 (page 153) présente leurs variogrammes. Nous analysons successivement les deux composantes de l'hétérogénéité spatiale :

1. **le degré de variabilité de l'image de *NDVI* (σ^2)** : il croît depuis le site de forêt tropicale (Counami01) au site agricole (Alpilles01). Ce dernier est 54 fois plus variable que Counami01, 11 fois plus variable que Nezer01 et 4 fois plus variable que Puechabon01. Pour Alpilles01, σ^2 est important car il résulte de l'association de parcelles de sol nu de faible *NDVI* et de parcelles de végétation avec un fort *NDVI* (parcelles de blé au maximum végétatif). Pour Nezer01 et Counami01 l'importante couverture végétale (sous-bois développé et pour le site forêt tropicale développement de la végétation à différents étages) limite les variations de *NDVI* à l'échelle de l'image. Cependant, comme nous l'avons précisé dans la première partie (page 93), le *NDVI* sature lorsque la végétation est très développée. Aussi, pour Counami01 il se peut que le *NDVI* ne puisse pas capturer toute la variabilité de la couverture végétale. La valeur de σ^2 intermédiaire pour Puechabon01 représente la variabilité inhérente à la végétation méditerranéenne (composée de chêne vert, buissons...) due à des variations d'architecture de la végétation (taux de couverture, hauteur, densité, présence de zone ouverte...) et à la présence d'affleurements rocheux. De plus des singularités de l'image (routes, carrières) associées à de faibles valeurs de *NDVI* augmentent la variabilité du paysage représenté par ce site.
2. L'analyse de la forme du variogramme (**composante structurelle**) permet de comprendre

comment se distribue la variabilité du *NDVI* dans l'image. Les variogrammes mettent en évidence deux structures spatiales caractérisées par leur échelle de variation (r_k) et leur poids de variance b_k :

- **Analyse de la première structure** : Counami01 présente une structure spatiale dominante (expliquant 85% de la variabilité de l'image) associée à une courte portée (57m). Aussi ce site est très faiblement structuré pour la variable *NDVI* à l'échelle d'observation de l'étude. Les autres sites sont plus structurés et présentent une première portée à des distances comprises entre 200m et 300m. La première structure spatiale d'Alpilles01 correspond à la structuration mosaïque du parcellaire agricole. La valeur de la première portée (268m) est proche de la taille moyenne des parcelles (250 – 350m). La variance associée à cette structure ($\sigma_1^2 = 0.028$) représente la variabilité entre les parcelles qui explique la plus grande part du degré de variabilité de ce paysage ($b_1 = 60.5\%$). L'évolution lente et continue du variogramme aux courtes distances traduit la forte corrélation spatiale à l'intérieur des parcelles. La première structure spatiale de Puechabon01 est plus diffuse et moins évidente à identifier visuellement que pour le parcellaire d'Alpilles01. La première portée traduit non seulement l'échelle de variation inhérente à l'architecture de la couverture végétale méditerranéenne mais résulte aussi de la présence de singularités dans le paysage (carrière, routes, prairie...). L'analyse visuelle de l'image de Nezer01 (annexe B, figure B.8) montre une structuration spatiale apparente en placette rectangulaire (maillage de chemin). Cependant, la première portée de Nezer01 est de 205m alors que l'étendue des placettes est de 500m en moyenne. En effet, la distribution homogène du *NDVI* entre les placettes (faibles différences de type et de structure de peuplement) explique que la structure spatiale apparente des placettes ne soit pas détectée en tant que telle par le variogramme. Les pixels des "chemins" constituant le maillage ne sont pas assez nombreux pour déterminer une structure détectable par le variogramme. La portée de 205m résulte plus probablement de la présence de structures spatiales de forme diffuse à l'intérieur des placettes (pouvant être due à une hétérogénéité de couverture végétale du sous-bois ou à l'exploitation forestière). Cet exemple, souligne que pour qu'une structure spatiale soit détectée à l'échelle de l'image, la part de variance qu'elle explique doit être suffisamment importante (par exemple le parcellaire d'Alpilles01). De plus, la caractérisation de la structure spatiale d'une image nécessite de préciser non seulement l'échelle de variation mais aussi la variance absolue associée ($b_k * \sigma^2$) déterminant le degré de variabilité de la couverture végétale associée à cette structure. Aussi, bien que les structures spatiales d'Alpilles01, de Puechabon01 et de Nezer01 aient des échelles de variations voisines, le degré d'hétérogénéité associé au parcellaire d'Alpilles01 est plus important que celui des autres structures.

- **Analyse de la deuxième structure spatiale** : elle décrit une évolution quasi-linéaire plus lente de la variabilité spatiale du NDVI et est associée à une plus large échelle de variation spatiale (1290m–2000m). Expliquant une faible part de la variabilité de l'image (poids de variance b_2 inférieur à 40%) son importance est moindre dans la détermination du degré d'hétérogénéité du paysage. De plus, elle est plus difficilement identifiable à une organisation particulière du paysage visible sur l'image et sa caractérisation est plus hasardeuse. La deuxième échelle de variation de Counami01 explique une infime part de variance de l'image pouvant correspondre à un effet du relief. Celle d'Alpilles01 explique une part non négligeable du degré de variabilité de l'image (b_2 égal à 40%). Elle peut être liée à un effet sol. Les variogrammes des images de Nezer01 et de Puechabon01 n'atteignent pas de plateau de stationnarité à une distance inférieure à 1600m. Aussi, la modélisation de leur deuxième échelle de variation est très incertaine. Elle ne peut être complètement caractérisée à l'échelle de l'image. Pour Puechabon01, cette absence de plateau de stationnarité peut s'expliquer par la présence d'une zone de forêt au nord-est de l'image dont la moyenne locale de *NDVI* est plus faible que celle de l'image .

Au travers de ces quatre exemples, les liens entre les propriétés de la fonction variogramme de l'image de *NDVI* et les composantes de l'hétérogénéité spatiale du paysage observé ont été mis en évidence. L'analyse est maintenant généralisée à l'ensemble des sites de la base de donnée.

7.4.2 Typologie de l'hétérogénéité spatiale des paysages

La comparaison directe des variogrammes de chaque image *NDVI* n'est pas évidente. Aussi l'hétérogénéité spatiale de chaque site est décrite par le couple portée intégrale-degré de variabilité (A, σ^2). La comparaison de ces deux paramètres nous permet de réaliser une typologie de l'hétérogénéité spatiale en fonction des caractéristiques physiques des paysages étudiés (figure 7.13, page 162). Le but de cette analyse est de mettre en évidence les facteurs déterminant chacune des composantes de l'hétérogénéité spatiale. Aussi, nous procédons de la même façon que précédemment, en étudiant successivement le degré de variabilité (σ^2) puis la composante structurelle de l'hétérogénéité (A).

Analyse du degré de variabilité

La gamme de variabilité des images de *NDVI* est très étendue (variance la plus forte de 0.052 pour Fundulea01, variance la plus faible 0.0001 pour Turco02). Nous distinguons trois domaines de variabilité (figure 7.13, page 162) :

1. **Les sites les plus variables** sont les sites agricoles (σ^2 entre 0.026 et 0.052). Le *NDVI* se distribue selon une gamme de valeurs assez importante comme le montre par exemple

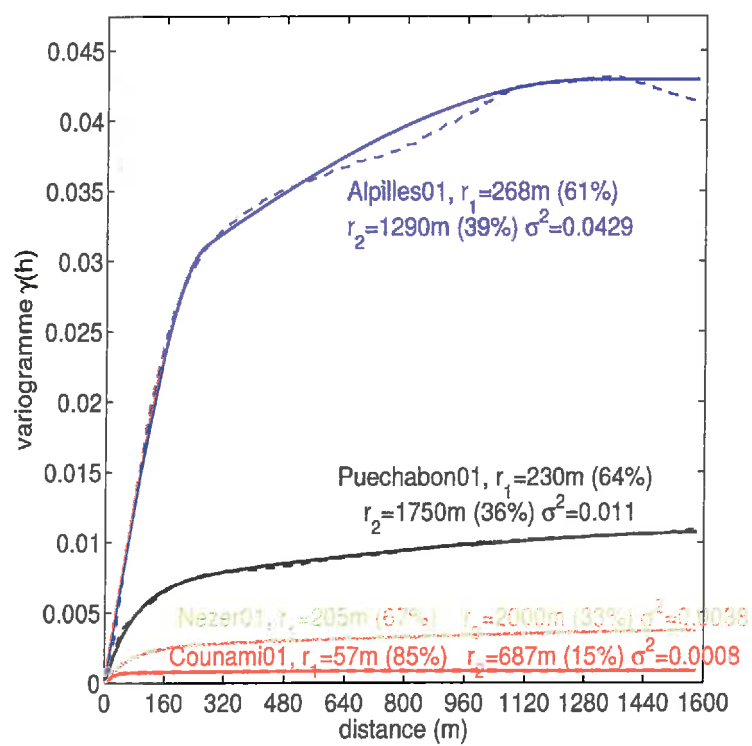


FIG. 7.10 – Comparaison des variogrammes de NDVI de quatre paysages contrastés

l'histogramme d'Alpilles02 (figure 7.11). La vigueur de la couverture végétale diffère d'une parcelle à une autre en fonction de :

- l'occupation du sol : selon sa nature une culture est plus ou moins couvrante, les parcelles de jachère et de prairie sont plus ou moins hétérogènes, la présence ou pas de repousses sur les parcelles de sol nu influe la gamme de distribution des faibles valeurs de *NDVI*
- la saison : elle détermine l'état phénologique de la végétation (le *NDVI* est maximum au moment du pic végétatif et a une valeur faible en début de cycle ou lors de la phase de sénescence, voir figure 2.7, page 18)
- l'itinéraire technique : rotation des cultures, date de récolte, date de semis, la fertilisation et l'irrigation augmente le développement de la couverture végétale
- autres facteurs environnementaux : en particulier des variations de type de sol peuvent expliquer des variations de *NDVI* à l'échelle de la zone agricole

Le degré de variabilité de ces sites est très influencé par l'alternance de parcelles de sol nu ou de végétation faiblement couvrante (faible *NDVI*) avec des parcelles de végétation très couvrante (fort *NDVI*). Cette alternance est d'autant plus importante que le parcellaire contient des cultures d'été et d'hiver qui ont des cycles phénologiques décalés (ce qui est le cas de l'ensemble des sites agricoles étudiés). Par ailleurs, Fundulea01 est constitué de parcelles de grande taille, de variabilité de *NDVI* intra-parcellaire faible, associées soit à une très forte valeur de *NDVI* (culture en pleine maturité) ou une très faible valeur (parcelle de sol nu) (figure 7.11 (b) et figure B.1 de l'annexe B). Cette distribution spatiale "binaire" entre deux valeurs extrêmes de *NDVI* engendre un degré de variabilité important par rapport à celui des autres sites agricoles qui présentent plus de valeurs intermédiaires de *NDVI* et parfois des valeurs maximales moins importantes. Cet exemple montre l'effet de la structure spatiale sur le degré de variabilité de l'image. Enfin, l'importante zone de sol nu assez homogène par rapport au *NDVI* de Barrax03 (annexe B, figure B.2) baisse probablement son degré de variabilité à l'échelle de l'image.

1. Une classe de faible degré de variabilité est définie pour $\sigma^2 < 0.008$. Elle regroupe la plupart des sites de végétation naturelle ou de plantation forestière. Contrairement aux sites agricoles, ces sites présentent un taux de couverture végétal homogène à l'échelle de l'image comme le souligne les distributions de *NDVI* resserrées autour d'une classe de valeur (par exemple histogramme de Jarvelja01 et Turco02 figures 7.11 (d) et (e)). On distingue :
 - (a) les sites de forêt (Larose03, Jarvelja01, Nezer01, Counami01, Aekloba01) présentent un fort taux de couverture végétale ($M_{NDVI} = 0.7$) . Différents facteurs homogénéisent ce taux de couverture à l'échelle de la zone observée :

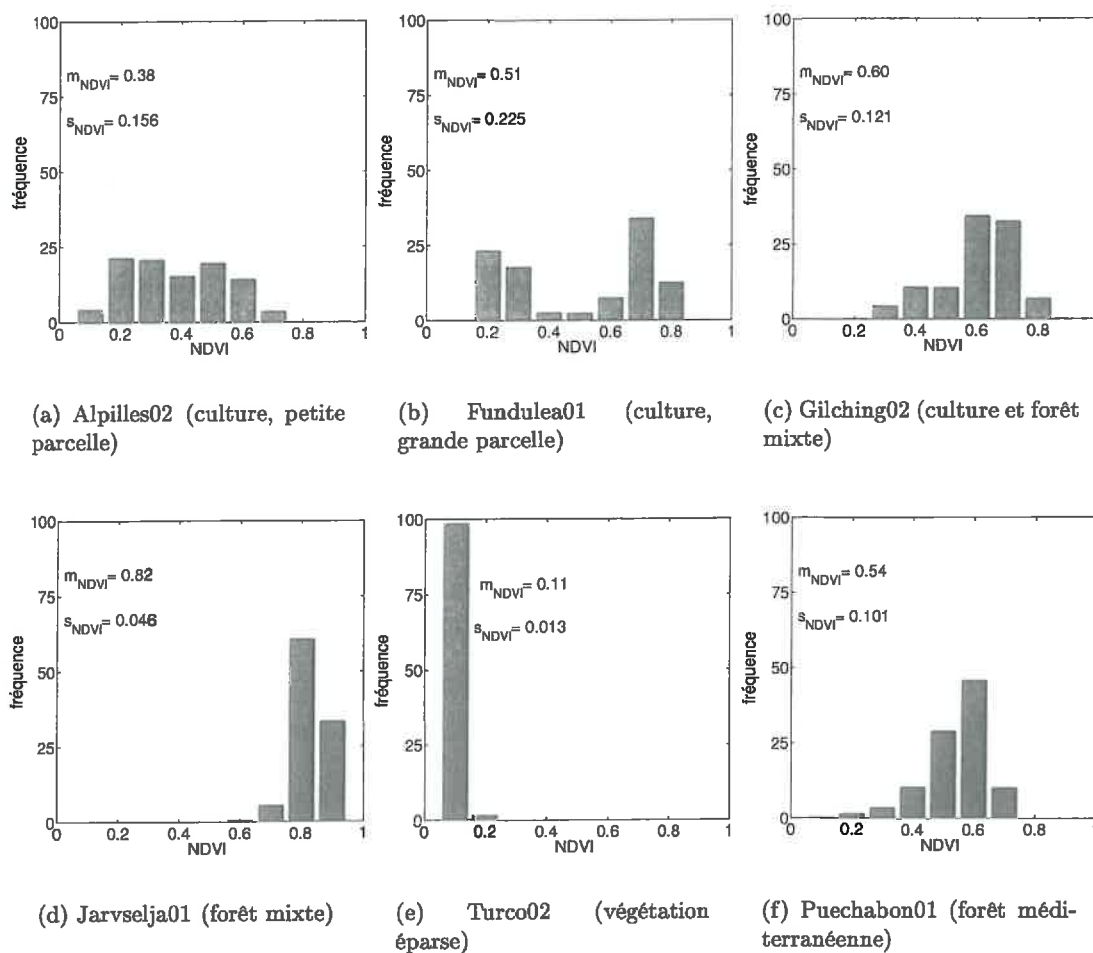


FIG. 7.11 – Histogrammes des images de $NDVI$. M_{NDVI} : moyenne de l'image, S_{NDVI} : écart-type de l'image

- la présence d'un sous-bois développé (Nezer01, Jarvselja01, COUNAMI01...)
- une forte densité de peuplement (COUNAMI01)
- la présence d'arbres à larges feuilles très couvrantes au-dessus desquelles peu de sol est observable (site de forêt mixte : Jarvselja01, Larose03, forêt tropicale).
- l'homogénéité des plantations pour les forêts exploitées telles que la forêt de palmier d'Aekloba01 ou la forêt de pins de Nezer01

Pour l'ensemble de ces sites, le développement de la végétation est important ce qui limite le degré de variabilité du *NDVI* à cette échelle d'observation. Cependant, comme nous l'avons déjà souligné précédemment, la saturation du *NDVI* pour des quantités importantes de végétation peut limiter la caractérisation du degré de variabilité de la couverture végétale (ce qui peut-être le cas pour COUNAMI01, Aekloba01 et Jarvselja01).

- (b) le site de prairie (Larzac02) a un taux de couverture végétale moyen ($M_{NDVI} = 0.49$) mais homogène sur l'ensemble de l'image
- (c) les sites de Turco02 Gourma00 ont un faible taux de couverture végétale ($M_{NDVI} = 0.17$). La végétation est très éparse sur l'ensemble du domaine observé et une part plus importante de sol nu est observée. Ce dernier a des propriétés homogènes à l'échelle de l'image. Par ailleurs, comme nous l'avons précisé en première partie (page 51), l'utilisation de l'indice *NDVI* est moins pertinent pour caractériser ce type de paysage. Un indice tel que le TSAVI serait peut-être plus approprié.

2. **Un troisième groupe de degré de variabilité intermédiaire** ($\sigma^2 : 0.008 - 0.02$) regroupe un site agricole, des paysages de végétation naturelle et des sites de forêt exploitées. Leur degré de variabilité assez atypique par rapport aux deux groupes précédents s'explique par :

- (a) **l'utilisation du sol** : Le site de prairie Laprida01 a un degré de variabilité plus fort que Larzac01 de même classe d'occupation du sol. La principale raison est une différence d'utilisation du sol. La distribution spatiale du *NDVI* de Laprida01 est influencée par une intensité d'élevage bovin variable sur le site.
- (b) **facteurs environnementaux** : Deux autres facteurs expliquent le degré de variabilité du *NDVI* de Laprida01 : le taux variable de salinité du sol influant sur la vigueur de la végétation et la présence d'eau dans les parcelles modifiant la mesure radiométrique
- (c) **hétérogénéité du type d'occupation du sol** :
 - Gilching01 a un degré de variabilité ($\sigma^2 = 0.0151$) plus faible que ceux des autres sites agricoles. Ceci est dû d'une part à la présence d'une zone de forêt mixte pour

laquelle le *NDVI* est moins variable (variance locale de 0.003, moyenne locale 0.66) et d'autre part, à l'occupation du sol de la zone agricole constituée essentiellement de cultures d'hiver dont l'état (culture très couvrante en pleine maturité) est assez homogène d'une parcelle à l'autre (variance locale de 0.015, moyenne locale 0.58). Les deux zones présentant des moyennes locales de *NDVI* assez semblables, leur association influe peu sur le degré de variabilité de l'image. Ce dernier est déterminé essentiellement par la variance locale de *NDVI* à l'intérieur de la zone agricole.

- le *NDVI* des sites de forêt de Concepcion01 et Hirsikangas03 sont plus variables que ceux de Nezer01, Larose03 ou Jarvelsja01. L'explication ne provient de la structure du couvert végétal qui est bien développé pour ces sites. En effet, Concepcion03 a un sous-bois important et la surface de la forêt d'Hirsikangas est recouverte de mousse. L'explication principale est l'hétérogénéité du type d'occupation du sol qui augmente le faible degré de variabilité du *NDVI* de la zone de forêt (occupant 70 – 80% du site). La zone de plantation de jeune eucalyptus très peu couvrante de Concepcion03 (moyenne locale du *NDVI* de 0.45) ou les zones d'eau, de sol nu (*NDVI* de 0.2) et de plantation de jeunes pins (*NDVI* de 0.45) d'Hirsikangas03 contrastent avec le *NDVI* élevé de la forêt de conifères (*NDVI* de 0.7 pour les deux sites). De la même façon, la degré de variabilité de *NDVI* de Puechabon01 ne reflète pas celui de la végétation méditerranéenne mais résulte de la présence d'objets singuliers (carrière, routes, affleurements) associés à de très faibles valeurs de *NDVI*.

Analyse de la composante structurelle de l'hétérogénéité spatiale

La portée intégrale résume la composante structurelle de l'hétérogénéité spatiale. Son analyse conjointe avec les portées et les poids de variance de la fonction variogramme (voir tableau B.1, annexe B) permet de caractériser les structures spatiales du paysage ainsi que leur échelle de variation. A est un paramètre moins discriminant que σ^2 du type de paysage. Nous distinguons deux classes de valeurs par rapport à une valeur de seuil $A_{seuil} = 7 \times 10^5 m^2$ que nous justifions par la suite :

1. $A < A_{seuil}$: Nous organisons l'analyse par grand type de paysage pour lesquels les processus déterminant les structures spatiales sont comparables :
 - (a) **les sites agricoles** : les images des sites agricoles présentent des structures spatiales de forme mosaïque déterminées par les discontinuités de *NDVI* entre les parcelles. La gamme de valeur de portée intégrale (A : $0.83 \times 10^5 m^2$ (Alpilles02)- $4.44 \times 10^5 m^2$ (Alpilles01)) reflète les différences de structuration du parcellaire entre les sites

essentiellement dues à des facteurs anthropiques. La valeur importante de portée intégrale pour Fundulea01 traduit la présence de parcelles rectangulaires de grande taille (figure B.1 en annexe B) dont l'étendue moyenne est bien approchée par une portée unique de 781m. Pour Barrax03, le même ordre de grandeur de portée intégrale caractérise la structure spatiale de l'image composée d'objets circulaires (pivot d'irrigation) reposant sur un fond homogène (sol nu). Le diamètre moyen des pivots est représenté par la valeur de la portée unique de 648m (figure B.2 en annexe B).

Cependant la valeur de la portée intégrale n'est pas suffisante pour expliquer la structure du parcellaire. En effet pour Alpilles01, elle est supérieure à celle de Fundulea01 alors que son parcellaire (parcelles de petites tailles) est similaire à celui du site de même zone géographique Alpilles02. Il est donc nécessaire d'utiliser l'ensemble des caractéristiques des variogrammes (figure 7.12, page 159). Pour Alpilles01, la présence d'une deuxième échelle de variation à large distance (1290m) de degré de variabilité non négligeable (40% de la variance de l'image) explique la valeur élevée de sa portée intégrale. En fait, son parcellaire détermine un degré de variabilité ($0.6 * 0.041 = 0.025$) équivalent à celui d'Alpilles02 (0.025). Par ailleurs, la détermination, par le variogramme, de la taille des parcelles peut être bruitée par des regroupements de parcelles présentant des valeurs semblables de *NDVI*. Par exemple, le variogramme de SudOuest02 détecte deux échelles de variations associées à des poids de variance équivalents :

- la première (356m) représente la taille moyenne des parcelles du site
- la deuxième (844m) traduit un regroupement de parcelles (figure B.2, annexe B) associées à un faible *NDVI* (parcelles de blé récoltées) ou bien à un fort *NDVI* (plusieurs parcelles de maïs en pleine maturité).

Aussi, la caractérisation du parcellaire par la distribution spatiale du *NDVI* est influencée par la saison à laquelle est acquise l'image et par les pratiques agricoles (récolte, date de semis, rotation des cultures ..) déterminant les structures spatiales détectées par le variogramme. Ainsi, le variogramme de Barrax03 décrit une structure spatiale très liée à l'occupation du sol au moment de l'acquisition de l'image. En effet, il est composé de cultures d'été en pleine maturité disposées sur des pivots d'irrigation reposant sur une zone de parcelles récoltées de très faible *NDVI*. Enfin, il semble moins évident de faire un lien entre la forme du variogramme avec la variabilité de taille et de forme des parcelles. Lorsque ces dernières sont assez régulières comme dans le cas de Fundulea01 (parcelles rectangulaires) ou dans le cas de Barrax03 (parcelles circulaires), les variogrammes présentent une portée unique. En outre, pour des parcellaires plus irréguliers tels que Sud-Ouest02 ou Alpilles02, la plus grande variabilité

de taille des parcelles est décrite par plusieurs portées (figure 7.12, page 159).

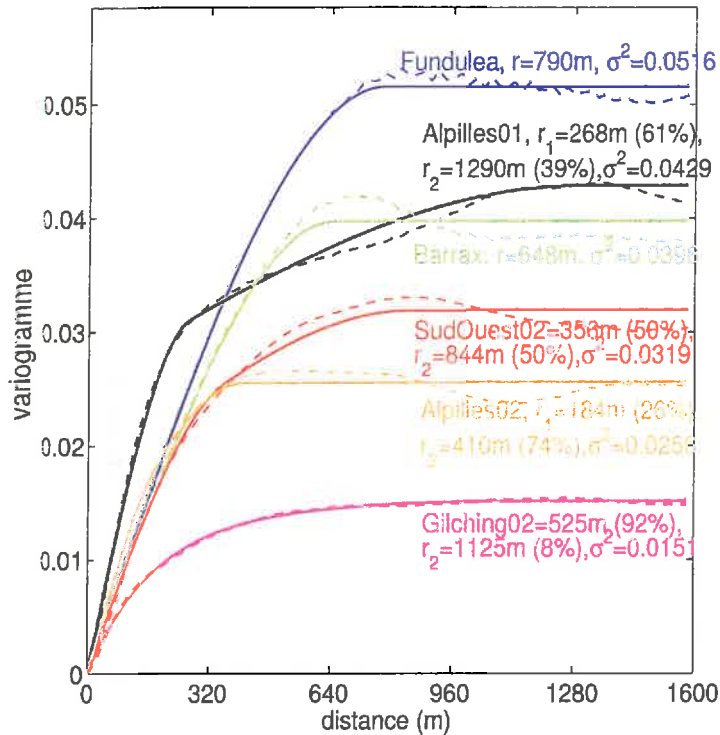


FIG. 7.12 – Variogrammes du *NDVI* pour différents sites agricoles

(b) les sites de végétation naturelle et de plantation de forêt présentent une gamme de valeur de portée intégrale équivalente au sites agricoles ($A = 0.46 \times 10^5 m^2$ (Counami01) - $3.16 \times 10^5 m^2$ (Laprida01)). La forme de leur structure spatiale est généralement diffuse avec des discontinuités moins marquées que celles du parcellaire agricole comme l'illustre notamment les images de *NDVI* de Jarvselja01 (figure B.5, annexe B) et de Larzac02 (figure B.4, annexe B). La plupart de ces sites ont une structure spatiale prépondérante expliquant 81% à 88% de la variance de l'image. Elle est inhérente à la structure du couvert végétal et peut être due à :

- des variations de densité de végétation à très courte échelle de variation pour Counami01 ($r_1 = 57m$) pouvant correspondre à la dimension du houppier. Ce dernier est déterminé par des processus tels que la compétition entre espèces et la disponibilité à la lumière.
- des variations de vigueur de la végétation et de densité végétale pour la structure observée sur le site de prairie de Larzac02 ($r_1 = 289m$). L'utilisation du sol et divers facteurs écologiques propres au milieu sont des processus sous-jacents possibles

- de légères variations de densités de peuplement, de type d'essences forestières ou de couverture du sous-bois à des échelles de variation moyenne (Jarvselja01 $r_1 = 234m$, Larose03 $r_1 = 200m$). L'exploitation forestière et divers facteurs comme la présence d'eau dans le cas de Larose03 peuvent être à l'origine de ces structures spatiales

La portée intégrale de Jarvselja01 est plus grande que celle associée à Larose03 alors que ces deux sites de forêt mixte ont une échelle de variation équivalente (200-234m) associée à la structure du couvert forestier expliquant la même part de variabilité (82%-88% de la variance de l'image). Comme cela a été souligné précédemment (figure 7.7, page 144), la portée intégrale est très sensible à la valeur de la deuxième portée (respectivement 650m et 1500m pour Larose03 et Jarvselja01). Aussi, la deuxième structure de ces deux sites étant associée à un faible poids de variance, on peut se demander si il est judicieux de la prendre en compte dans la comparaison de l'hétérogénéité spatiale de ces deux sites. Par ailleurs, comme nous l'avons déjà souligné pour Nezer01, la détection d'une structure spatiale par le variogramme est conditionnée par le degré de variabilité de *NDVI* qu'elle explique. Ainsi les placettes (matérialisées par un réseau de chemins) observées sur l'image d'Aekloba01 (figure B.6, annexe B) ne constituent pas une structure spatiale pour le *NDVI* car sa variabilité entre placettes est faible. Son échelle de variation principale ($r_1 = 153m$, $b_1 = 85%$) correspond à des variations de la couverture végétale à l'intérieur des placettes. Enfin, le parcellaire de Laprida01 ne constitue pas l'échelle de variation principale de l'image. En effet, deux structures expliquent la même part de variance : d'une part une échelle de variation intra-parcellaire ($r_1 = 200m$) est déterminée par des différences de salinité du sol, de micro-relief ou de contenu en eau, d'autre part la seconde échelle de variation à 1014m est plus influencée par des différences d'intensité d'élevage entre parcelles.

- (c) **Le site de Gilching02** est un site mixte composé d'une zone agricole et d'une zone forêt (figure B.3, annexe B). L'analyse du variogramme de l'image de *NDVI* est intéressante car il décrit les structures spatiales propres à chaque paysage. Nous avons souligné précédemment que la variance locale de la zone forestière est très faible (autour de 0.003) et que la variance de l'image représente essentiellement la variance locale de la zone agricole (0.015). En conséquence, la première structure spatiale expliquant 92% de la variance de l'image représente la structure du parcellaire agricole (la portée de 525m approche la taille moyenne des parcelles). La deuxième échelle de variation de 1125m associée à une faible valeur absolue de variance ($0.084 * 0.01511 = 0.0022$) correspond à la structure diffuse de la couverture végétale à l'intérieur de la zone forestière. Cet exemple souligne la prépondérance du parcellaire agricole dans l'explication du degré d'hétérogénéité du paysage.

2. $A > A_{seuil}$: Ce groupe de sites présente des valeurs importantes de portée intégrale ($7 - 12 * 10^5$) par rapport à la surface de l'image. Celle de Concepcion03 résulte de l'étendue importante (échelle de variation de $1350m$) de la structure engendrée par la zone de faible couverture végétale (figure B.8, annexe B) qui explique la quasi totalité de la variance de l'image (80.6%). Celles des autres sites sont déterminées par une valeur de deuxième portée ($1750m - 2000m$) supérieure à la distance limite de $1600m$ fixée pour l'ajustement du variogramme et associée à un poids de variance non négligeable (35%-45%). En conséquence, la confiance attribuée à leur ajustements est faible. L'étendue de l'image n'est pas assez grande pour caractériser la deuxième structure spatiale du *NDVI*. Comme nous l'avons précisé précédemment, l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux n'est donc plus pertinente pour modéliser le variogramme de *NDVI* de ces sites à l'échelle de l'image. Sur quelques sites, il semble que la présence en bordure de l'image d'une structure singulière de grande taille soit à l'origine de cette non stationnarité : zone de végétation brûlée sur la partie nord-ouest de Gourma00 (figure B.9, annexe B), structure longitudinale d'un cours d'eau non permanent recouvert par une végétation un peu plus dense à l'ouest de Turco02 (figure B.9, annexe B), zone de forêt au nord-est de Puechabon01 (figure B.7, annexe B). Ces structures expliquent une très faible variabilité mais suffisent à engendrer la non stationnarité du variogramme. Pour les sites de Nezer01 et Hirsikangas03, les raisons de cette non stationnarité sont moins évidentes. En outre, ces variogrammes décrivent aussi une première structure spatiale de poids de variance plus ou moins importante. Pour Hirsikangas03, elle est influencée par l'existence de quelques structures singulières de l'image : zone d'eau, zone de sols nus (terreau), zone de jeune plantation de pins. Pour Concepcion03, elle est liée à la présence de micro-vallées dans lesquelles la végétation est plus développée car la forêt n'est pas exploitée.

Détermination de critères pour juger de l'hétérogénéité spatiale d'un paysage

L'analyse des paramètres A et σ^2 des variogrammes de *NDVI* (figure 7.13, page 162), nous permet de proposer les deux critères suivants :

1. un critère d'hétérogénéité de la couverture végétale par rapport au degré de variabilité de l'image de *NDVI*

- (a) les paysages vérifiant $\sigma^2 > \sigma_{het}^2 = 0.02$ sont considérés hétérogènes (sites agricoles)
- (b) les paysages vérifiant $0.008 = \sigma_{hom}^2 < \sigma^2 < \sigma_{het}^2 = 0.02$ ont un degré de variabilité intermédiaire souvent atypique du paysage représenté qui peut être dû à différents facteurs tels qu'une singularité dans l'occupation du sol ou des facteurs externes comme la présence d'eau

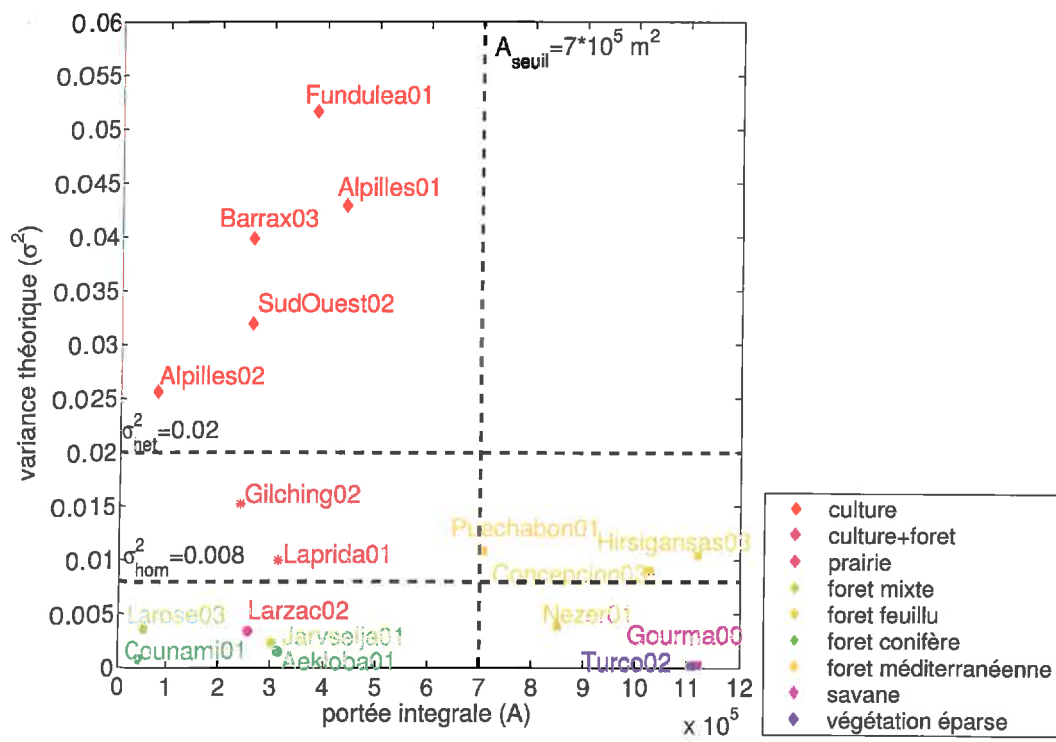


FIG. 7.13 – Variance (σ^2) versus la portée intégrale (A) pour les dix-huit sites de la base de données

(c) les paysages vérifiant $\sigma^2 < \sigma_{hom}^2 = 0.008$ sont considérés homogènes (sites de forêt et de végétation naturelle)

2. un seuil de portée intégrale A_{seuil} pour évaluer si l'étendue de l'image est assez grande pour caractériser l'ensemble de la variabilité des paysages étudiés.

Dans la section 7.3.4 un seuil de $10^6 m^2$ défini par rapport à un domaine de 1000m d'étendue a été proposé. Les sites de portée intégrale supérieure à 7×10^5 n'atteignent pas de plateau de stationnarité à l'échelle de l'image. Leur deuxième portée est supérieure à 1600m, et est associée à un poids de variance non négligeable supérieur à 30%. **Aussi, on choisit le seuil de portée intégrale $A_{seuil} = 7 \times 10^5 m^2$ au-delà duquel on considère que l'hétérogénéité spatiale du paysage n'est pas complètement caractérisable à partir de la la distribution spatiale du NDVI à l'échelle de l'image.** L'écart relatifs C_{erg} entre σ^2 et $\gamma(I, I)$ (équation 7.36) correspondant à $A_{seuil} = 7 \times 10^5 m^2$ est de $C_{erg} = 5.8\%$ (tableau B.1, annexe B). Ce seuil de $C_{erg} = 5.8\%$ peut éventuellement constitué une référence pour définir dans d'autres situations un critère d'ergodicité tel que nous l'avons introduit dans cette étude.

Les sites dont la portée intégrale est supérieure à A_{seuil} ont un degré de variabilité moindre (intermédiaire ou inférieur à σ_{hom}^2). Aussi, la méthodologie mise en place dans cette étude permet de bien caractériser les sites hétérogènes (sites agricoles). Cependant, ces critères sont relatifs à la variable NDVI, à l'échelle d'observation et au type d'hétérogénéité étudiée dans ce travail.

7.4.3 Echelle de variation du paysage

Pour répondre au problème de résolution optimale posé dans cette étude (et qui sera discuté en conclusion), il est nécessaire de définir une **échelle de variation caractéristique** représentant la taille des structures (*i.e.* objets) de l'image. Différents points de vue peuvent alors être adoptés :

- La portée intégrale du modèle de régionalisation peut être utilisée pour définir une distance caractéristique D_c représentant l'échelle de variation équivalente pour chaque paysage. Pour l'ensemble des paysages, la gamme d'échelle de variation est comprise entre 215m et 1059m. Comme nous l'avons vu précédemment, la portée intégrale représente les différentes structures de l'image pondérées par la part de variance qu'elles expliquent (voir définition section 7.3.4). Aussi, D_c tient compte de l'ensemble des échelles de variations de l'image. Cependant, l'interprétation de cette valeur peut parfois être ambiguë. Comme nous l'avons vu dans l'analyse précédente, une deuxième échelle de variation à grande distance associée à un faible poids de variance peut augmenter considérablement la valeur de A et donc de D_c . Par exemple, Aekloba01 a une valeur de $D_c = 561m$ importante alors que sa première échelle de variation à 150m explique 85% de la variance de l'image.

- Un autre point de vue consiste à caractériser les plus petites échelles de variation du paysage. 11 sites ont une première échelle de variation expliquant plus de 60% de la variabilité. Aussi pour la plupart des paysages la plus grande part du degré de variabilité de l'image est expliquée par la première échelle de variation. A ce moment là, il peut être judicieux de caractériser chaque paysage par la valeur de sa première portée r_1 . Pour l'ensemble des sites r_1 est compris entre 57m et 781m

Dans le cas du deuxième critère nous aurions pu utiliser directement la valeur de la racine carré de la portée intégrale associée à la première portée. La portée intégrale donne une information plus riche que les portées car elle prend en compte la forme de la distribution spatiale à l'intérieur des structures. Cependant, pour définir une résolution spatiale optimale cette information n'est pas essentielle.

Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre un cadre méthodologique pour caractériser les composantes de l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale à partir du variogramme de *NDVI* :

- le **degré de variabilité** de la couverture végétale est représenté par le plateau du variogramme σ^2 . Il permet de juger de l'hétérogénéité spatiale d'un paysage à l'échelle de l'image.
- le **la forme du variogramme (composante structurelle)** permet de comprendre comment se distribue la variabilité du *NDVI* dans l'image : les structures spatiales sont décrites par les portée r_k qui spécifient leurs échelles de variation et les poids de variance b_k qui indiquent les parts de degré de variabilité de l'image expliquées par chaque structure. Nous avons souligné qu'une structure spatiale n'est détectée que si elle explique un degré de variabilité suffisant à l'échelle de l'image.
- **L'information structurelle du variogramme est résumée par la portée intégrale** A représentant la surface de la structure spatiale caractéristique de l'image. La portée intégrale prend en compte les différentes structures de l'image pondérées par la part de variance qu'elles expliquent. Ce paramètre permet notamment :
 - de définir pour chaque paysage, une échelle de variation équivalente D_c représentant l'échelle de variation à laquelle une grande partie de la variabilité de la couverture végétale est détectée. La portée intégrale est assez sensible aux valeurs de portées ajustées, ce qui rend son interprétation parfois ambiguë en particulier si le paysage présente différentes échelles de variation associées à des poids de variance très différents. Dans ce cas, il est donc préférable d'utiliser l'ensemble des paramètres structuraux du modèle de régionalisation (portée ou portée intégrale de chaque structure élémentaire associé

au poids de variance expliqué) pour expliciter la structuration spatiale hiérarchique du paysage.

- de juger si l'étendue de l'image est assez grande pour caractériser l'ensemble de la variabilité spatiale du paysage à partir du *NDVI*. Au-delà du seuil de $A_{seuil} = 7 \times 10^5 m^2$, les paysages (6 sites sur 18) sont associés à une échelle de variation supérieure à $1600m$ expliquant un poids de variance non négligeable. Dans ce cas l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux n'est plus pertinente à l'échelle de l'image. Enfin, ce seuil de portée intégrale étant relatif aux sites étudiés, il peut être judicieux d'utiliser l'écart relatif C_{erg} entre σ^2 et $\gamma(I, I)$ (variogramme intégré sur l'image). Nous avons précisé que C_{erg} doit être inférieur à 5.7%.

Bien qu'elle ne permet pas de donner une information explicite de la distribution de la variabilité dans les différentes structures spatiales de l'image, la portée intégrale du modèle de régionalisation constitue un paramètre intéressant pour juger du degré de structuration global d'un paysage. Elle donne une information plus riche que les valeurs de portées car elle prend en compte la forme de la distribution spatiale dans chaque structure. De plus nous avons souligné qu'il est possible de la calculer directement à partir des données ce qui lui donne une dimension pratique intéressante pour caractériser l'échelle de variation d'un paysage.

L'analyse des variogrammes pour l'ensemble des paysages a permis de réaliser une typologie des facteurs d'hétérogénéité spatiale. En première approximation, le type de paysage explique une part importante de l'hétérogénéité :

- **Les sites agricoles** sont les sites les plus hétérogènes ($\sigma^2 > 0.02$). La structure spatiale du parcellaire détermine un degré important de variabilité de la couverture végétale à l'échelle du paysage. Cette dernière est d'autant plus élevée que l'alternance régulière de parcelles homogènes de sol nu et de parcelles homogènes de végétation est importante. Les processus sous-jacents influençant le degré d'hétérogénéité d'un site agricole sont essentiellement la saison et les facteurs anthropiques. Les échelles de variation des paysages agricoles ($Dc = 288m - 683m$) sont complètement caractérisées à l'échelle de l'image ($A < A_{seuil}$).
- **Les sites de végétation naturelle et de forêt** présentent dans l'ensemble un degré d'hétérogénéité de la couverture végétale plus faible ($\sigma^2 < 0.008$) à l'échelle du paysage. Pour les sites à fort taux de couverture végétale (sites de forêt naturelle ou de plantation), le développement important de la végétation (présence d'un sous-bois, d'arbres à larges feuilles et forte densité de peuplement) homogénéise le taux de couverture et donc limite les variations de *NDVI*. Ce faible degré de variabilité est expliqué par des structures spatiales diffuses à faible échelle de variation. Ces résultats confirment ceux d'autres études (St-Onge and Cavayas [1995], Bruniquel-Pinel and Gastellu-Etchegorry [1998], Tian

et al. [2002b]) montrant que la variabilité spatiale des couverts forestiers s'exprime à des échelles plus fines comme celle de la canopée. Les couverts à faible ou moyen taux de couverture, sont homogènes à l'échelle du paysage. Cependant, ces sites (savane, prairie...) étant sous-représentés par notre base de données, il est difficile de conclure. Différents processus écologiques (compétition entre espèces, disponibilité de la lumière...), facteurs géomorphologiques (affleurement rocheux, micro-relief...), propriétés des sols (salinité, présence d'eau...) expliquent les structures spatiales inhérentes à la végétation de chaque type de végétation. Les sites pour lesquels l'ensemble du degré de variabilité de la couverture végétale est caractérisable à l'échelle de l'image ($A < A_{seuil}$) présentent une gamme d'échelles de variation équivalente ($Dc = 215m - 562m$) légèrement plus faible que les sites agricoles. Cependant, il semble assez délicat de spécifier un degré d'hétérogénéité par type de végétation. En effet, ce dernier est spécifique à chaque site dans son ensemble et dépend de différents facteurs qui ne sont pas forcément liés au type de végétation observé :

- **présence de singularités** par rapport au type de végétation pouvant être d'origine naturelle (affleurements rocheux, zone d'eau ...) ou dus à l'action anthropique (jeunes plantations de pins, carrière...). Ces singularités expliquent parfois que le variogramme n'atteint pas un plateau de stationnarité à l'échelle de l'image.
- **utilisation du sol** (intensité d'élevage)
- **divers facteurs** tels que le relief, la présence d'eau. Ce dernier peut être aussi lié au type de paysage (prairie humide de Laprida01)
- **la saison** : cycle phénologique décalé entre cultures d'été et d'hiver pour le parcellaire agricole, présence de sous-bois plus ou moins développé pour les sites de forêt. L'analyse de l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale sera abordée en troisième partie.

Cette analyse confirme la pertinence du choix de caractériser l'hétérogénéité spatiale d'un site dans son ensemble sans masquer les éléments incongrus et sans raisonner par classe d'occupation du sol. En conclusion, le facteur principal d'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage est la variabilité de l'occupation du sol qui à l'échelle du paysage, est principalement influencée par l'action anthropique (parcellaire agricole, élevage, forêts exploitées...)

Enfin, comme nous l'avons précisé dans la première partie, la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale dépend de la nature de la variable utilisée. Ce travail montre que la distribution spatiale du *NDVI* donne une représentation assez lisse de l'occupation du sol. Cependant, cet indice sature pour des niveaux intermédiaires de quantité de végétation. Aussi, le chapitre suivant propose d'étendre la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à d'autres variables.

Chapitre 8

Choix de la variable et hétérogénéité spatiale

L'hétérogénéité spatiale dépend de la nature de la variable utilisée pour la décrire. Lacaze [1994] montre par exemple que le *NDVI* ne permet pas de capturer la structure spatiale périodique du sol mise en évidence par la variable radiométrique *ROUGE*. En effet, chaque variable est sensible à des processus spécifiques déterminants des structures spatiales différentes. Ce chapitre propose de comparer la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale faite à partir du *NDVI* avec d'autres variables. Dans un premier temps, une description bivariée de l'hétérogénéité spatiale à partir des variables radiométriques *PIR* et *ROUGE* est proposée. Puis les variogrammes de *NDVI* sont ensuite comparés avec ceux des variables biophysiques de surfaces (*LAI*, *fAPAR*, *fCover*). Enfin, la dernière section analyse l'effet d'un phénomène perturbateur de la mesure radiométrique sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale du couvert végétal : l'atmosphère.

8.1 Analyse bivariée dans le *PIR* et le *ROUGE*

8.1.1 Problématique

Comme nous l'avons précisé dans la première partie, le système sol-végétation est caractérisé par sa signature spectrale dans le *PIR* et le *ROUGE* (voir 3.3.1, page 48). En particulier, une augmentation de la réflectance dans le *PIR* est caractéristique de la présence de végétation. Le *ROUGE* a une réflectance plus faible en présence de végétation, aussi son augmentation est une indication d'un effet sol prépondérant. Le *NDVI* est une fonction de ces réflectances : $NDVI = \frac{PIR - ROUGE}{PIR + ROUGE}$ (voir 3.3.2, page 51). Aussi, il peut être judicieux de comparer les distributions spatiales de chacune de ces variables *ROUGE* et *PIR* avec celle du *NDVI*. La figure 8.1 montre que leurs variogrammes expérimentaux décrivent les mêmes structures spatiales pour

certaines paysages (Alpilles02) ou mettent en évidence des échelles de variation différentes pour d'autres (Jarvselja01, Gilching02, Nezer01). En particulier, pour Nezer01 le *ROUGE* et le *NDVI* présentent les mêmes variogrammes expérimentaux et ne convergent pas vers un plateau de stationnarité à l'échelle de l'image, alors que le celui du *PIR* détecte une deuxième échelle de variation avant 1600m. Ces exemples soulignent que la distribution spatiale des variables *PIR* et *ROUGE* peuvent constituer un apport d'information intéressant sur l'hétérogénéité de la couverture végétale. L'approche précédente décrivait l'hétérogénéité spatiale à partir du variogramme d'une seule variable (*NDVI*). Elle peut s'appliquer aux deux variables *PIR* et *ROUGE* en calculant les variogrammes directs de chaque variable et le variogramme croisé décrivant la variabilité spatiale conjointe entre les variables.

8.1.2 Modélisation bivariée de l'hétérogénéité spatiale

Variogrammes direct et croisé expérimentaux

Les variogrammes directs associés à chaque variable régionalisée $z_i(x)$ (*PIR*) et $z_j(x)$ (*ROUGE*) sont donnés à partir de l'équation 7.1 :

$$\gamma_{ie}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} (z_i(x_\alpha) - z_i(x_\beta))^2 \quad (8.1)$$

$$\gamma_{je}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} (z_j(x_\alpha) - z_j(x_\beta))^2 \quad (8.2)$$

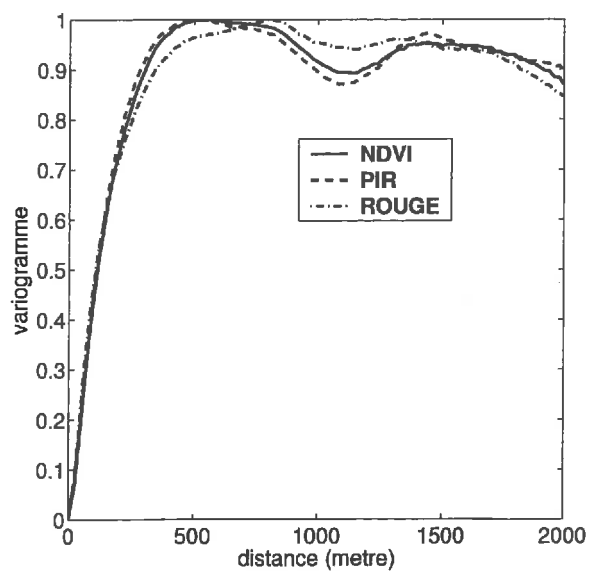
Le variogramme croisé expérimental mesure la variabilité spatiale conjointe entre les variables par classe de distance. Il représente la covariance non centrée des incréments de distance h entre variables :

$$\gamma_{ij,e}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} (z_i(x_\alpha) - z_i(x_\beta))(z_j(x_\alpha) - z_j(x_\beta)) \quad (8.3)$$

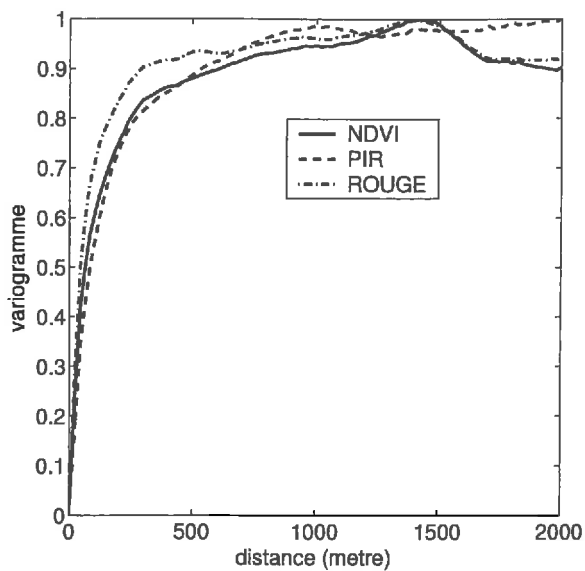
Les erreurs de coregistration entre les supports de mesure des variables $z_i(x)$ et $z_j(x)$ sont négligeables (information mesurée par le même capteur). De plus, elles sont supposées ponctuelles conformément à l'hypothèse H_4 (définie en introduction, page 121).

Modèle de corégionalisation

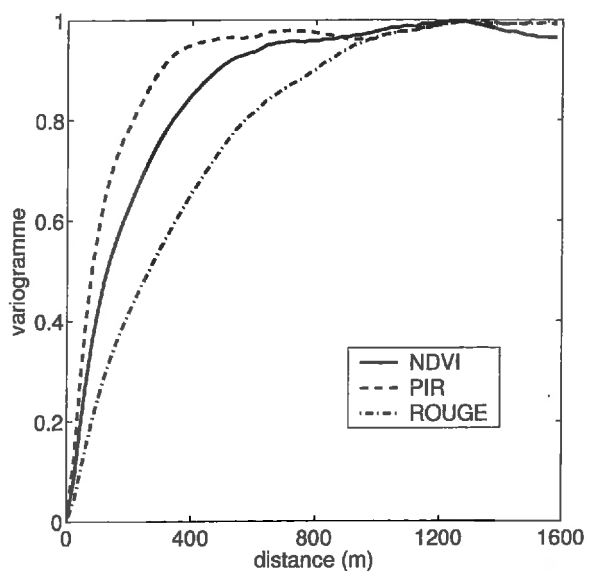
La démarche de modélisation expliquée dans le chapitre précédent se généralise à deux variables. Les distributions spatiales des variables régionalisées $z_i(x)$ et $z_j(x)$ sont des réalisations



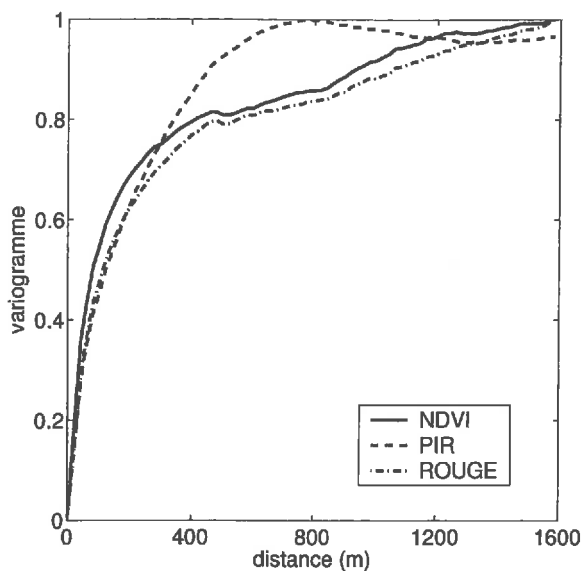
(a) Alpillés02



(b) Jarvselja01



(c) Gilching02



(d) Nezer01

FIG. 8.1 – Variogrammes expérimentaux des variables *NDVI*, *PIR*, *ROUGE*

des fonctions aléatoires $Z_i(x)$ et $Z_j(x)$. Ces dernières sont supposées stationnaires d'ordre deux et ergodiques. Nous définissons ;

- les variogrammes théoriques directs associés à chaque fonction aléatoire $Z_i(x)$ et $Z_j(x)$:

$$\gamma_i(h) = \frac{1}{2} E[(Z_i(x+h) - Z_i(x))^2] \quad (8.4)$$

$$\gamma_j(h) = \frac{1}{2} E[(Z_j(x+h) - Z_j(x))^2] \quad (8.5)$$

- le variogramme théorique croisée associée au couple de fonction aléatoire $Z_i(x)$, $Z_j(x)$:

$$\gamma_{ij}(h) = \frac{1}{2} E[(Z_i(x+h) - Z_i(x))(Z_j(x+h) - Z_j(x))] \quad (8.6)$$

Ce dernier est borné par $\gamma_i(h)$ et $\gamma_j(h)$:

$$-\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)} \leq \gamma_{ij}(h) \leq \sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}$$

Le comportement du variogramme croisé par rapport aux enveloppes $\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}$ et $-\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}$ traduit la distribution spatiale de la corrélation entre les deux variables. Elles sont d'autant plus corrélées positivement (respectivement négativement) , que leur variogramme croisé est proche de l'enveloppe $\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}$ (respectivement $-\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}$) c'est-à-dire que le rapport $\frac{\gamma_{ij}(h)}{\sqrt{\gamma_i(h)\gamma_j(h)}}$ est proche de 1 (respectivement -1). Il est à noter que pour comparer l'information du variogramme croisé d'un paysage à un autre, il est nécessaire de le relativiser aux variogrammes directs (par analogie une covariance entre deux variables est relative au produit des écart-types des variables).

Le modèle de corégionalisation linéaire généralise à plusieurs variables le modèle de régionalisation linéaire présenté dans le chapitre précédent. Nous définissons le modèle de corégionalisation associé à $Z_i(x)$ et $Z_j(x)$:

$$\gamma_i(h) = \sigma_i^2 \sum_{k=1}^{k=S} b_k^i g_k(r_k, h) \quad (8.7)$$

$$\gamma_j(h) = \sigma_j^2 \sum_{k=1}^{k=S} b_k^j g_k(r_k, h) \quad (8.8)$$

$$\gamma_{ij}(h) = \sigma_{ij}^2 \sum_{k=1}^{k=S} b_k^{ij} g_k(r_k, h) \quad (8.9)$$

- les variogrammes directs ou croisé sont une combinaison linéaire des mêmes S modèles élémentaires $g^k(r^k, h)$ pondérés par un poids de variance-covariance (respectivement b_k^i, b_k^j, b_k^{ij}) propre à chaque variogramme (respectivement $\gamma_i(h), \gamma_j(h), \gamma_{ij}(h)$).

- σ_i^2 (respectivement σ_j^2) est la variance théorique de $Z_i(x)$ (respectivement $Z_j(x)$).
- σ_{ij}^2 est la covariance théorique entre les variables $Z_i(x)$ et $Z_j(x)$.
- $\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sqrt{\sigma_{ii}^2 \sigma_{jj}^2}}$ est le coefficient de corrélation théorique entre les variables $Z_i(x)$ et $Z_j(x)$.

Le modèle de corégionalisation linéaire est défini si et seulement si les conditions suivantes sont vérifiées :

1. **condition (1)** : chaque modèle élémentaire $g_k(r_k, h)$ est un modèle autorisé (voir 7.3.2). Comme pour le *NDVI* les modèles sphérique et exponentiel sont utilisés.
2. **condition (2)** : les matrices de corégionalisation $B_k^{ij} = \begin{bmatrix} b_k^i & b_k^{ij} \\ b_k^{ij} & b_k^j \end{bmatrix}$ définies pour chaque structure k sont semi-définies positives, condition vérifiée si les éléments diagonaux sont positifs et si les déterminants $b_k^i b_k^j - b_k^{ij} b_k^{ij}$ sont positifs

L'estimation des paramètres du modèle de corégionalisation linéaire se fait par ajustement d'une combinaison linéaire de modèles sphériques et exponentiels aux variogrammes expérimentaux directs et croisés par une méthode semi-automatique respectant les conditions précédentes. La deuxième condition impose d'une part que tous les modèles élémentaires du variogramme croisé ($b_k^{ij} \neq 0$) sont présents dans les variogrammes directs et d'autre part que tout modèle absent dans un variogramme direct ($b_k^i = 0$ ou $b_k^j = 0$) est aussi absent dans le variogramme croisé. Pour ce travail, chaque variogramme croisé ou direct présente les mêmes modèles $g_k(r_k, h)$ ajustés visuellement. Une méthode automatique fixe alors les poids de variance de chaque structure pour chaque variogramme direct et croisé.

L'estimation du modèle multivarié est plus complexe que le modèle de régionalisation car il s'agit de modéliser 3 variogrammes avec la contrainte que les matrices B_k^{ij} soient définies positives. Dans le cas où les structures associées au *PIR* et au *ROUGE* sont les mêmes, la modélisation est assez directe. Ceci est le cas pour la plus grande partie des paysages agricoles. Si elles varient d'une variable à l'autre, le choix des paramètres de portée est plus délicat (Gilching02, figure 8.1) en particulier si l'une des variables n'atteint pas un plateau de stationnarité. Par exemple pour Nezer01, les variogrammes directs diffèrent sur la caractérisation de la deuxième structure : celui du *ROUGE* ne converge pas vers un plateau de stationnarité à l'échelle de l'image alors que celui du *PIR* atteint un plateau vers 750m. L'ajustement de la deuxième structure est fait en prenant en compte la forme du variogramme croisé convergeant vers un plateau de stationnarité à 750m. Ce choix de modélisation représente bien la première échelle de variation des deux variables. Par contre, la description de la deuxième structure du *ROUGE* est moins bien prise en compte. Le modèle de corégionalisation linéaire fournit une caractérisation bivariée des composantes de l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale :

1. **Le degré de variabilité et de corrélation à l'échelle l'image :**

- les variances théoriques σ_i^2 et σ_j^2 représentent les degrés de variabilité des images *PIR* et *ROUGE*
- le coefficient de corrélation théorique $\rho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{\sqrt{\sigma_i^2 * \sigma_j^2}}$ donne le degré de corrélation à l'échelle de l'image entre le *PIR* et le *ROUGE*

2. Les structures spatiales de la couverture végétale :

- les portées r_k spécifient les échelles de variation
- les poids de variance b_k^i (respectivement b_k^j) indiquent les parts du degré de variabilité de l'image du *PIR* (respectivement *ROUGE*) expliquées par chaque structure. Les différences de répartition des poids de variance d'une variable à une autre précisent les différences de structuration spatiale entre variables.
- les coefficients de corrélation $\rho_k^{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2 b_k^{ij}}{\sqrt{(\sigma_{ii}^2 b_k^{ii})(\sigma_{jj}^2 b_k^{jj})}}$ donnent les degrés de corrélation entre les variables *PIR* et *ROUGE* de chaque structure k .

8.1.3 Application aux sites de la base de données

L'ajustement d'un modèle de corégionalisation est réalisé pour l'ensemble des sites de la base de données (voir tableau C.1 et figures en annexe C). Nous analysons successivement les deux composantes du modèle de corégionalisation en mettant en évidence l'information qu'elles apportent sur la description de l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale :

1. La **composante variance-covariance du modèle de corégionalisation** ($\sigma_i^2, \sigma_j^2, \rho_{ij}$) caractérise la signature radiométrique dans le *PIR* et *ROUGE* de chaque paysage (figure 8.2). L'analyse est faite par grand type de paysage :

(a) Les paysages agricoles :

- Le *PIR* étant sensible au type de couvert, son degré de variabilité (σ_i^2) est important pour les paysages agricoles. Il donne la même description de l'hétérogénéité de l'occupation du sol que pour le *NDVI*.
- De plus, l'association de parcelles de sol nu à des parcelles de végétation explique que les paysages agricoles sont généralement **plus variables dans le ROUGE** (σ_j^2) **que les sites de végétation naturelle ou de forêt**. Ainsi, l'importante valeur de σ_j^2 pour Barrax03 (site le plus variable dans le *ROUGE*) traduit l'hétérogénéité des parcelles de sol nu (texture du sol, présence de repousses...) occupant une surface importante de l'image. Cette variabilité n'est pas détectée par le *NDVI* et très peu par le *PIR* comme l'illustrent les images de chacune de ces variables (figure 8.3). En outre, la très faible valeur de σ_j^2 de Fundulea01 est déterminée par un parcellaire régulier et de grande taille caractérisé par une plus grande homogénéité entre les

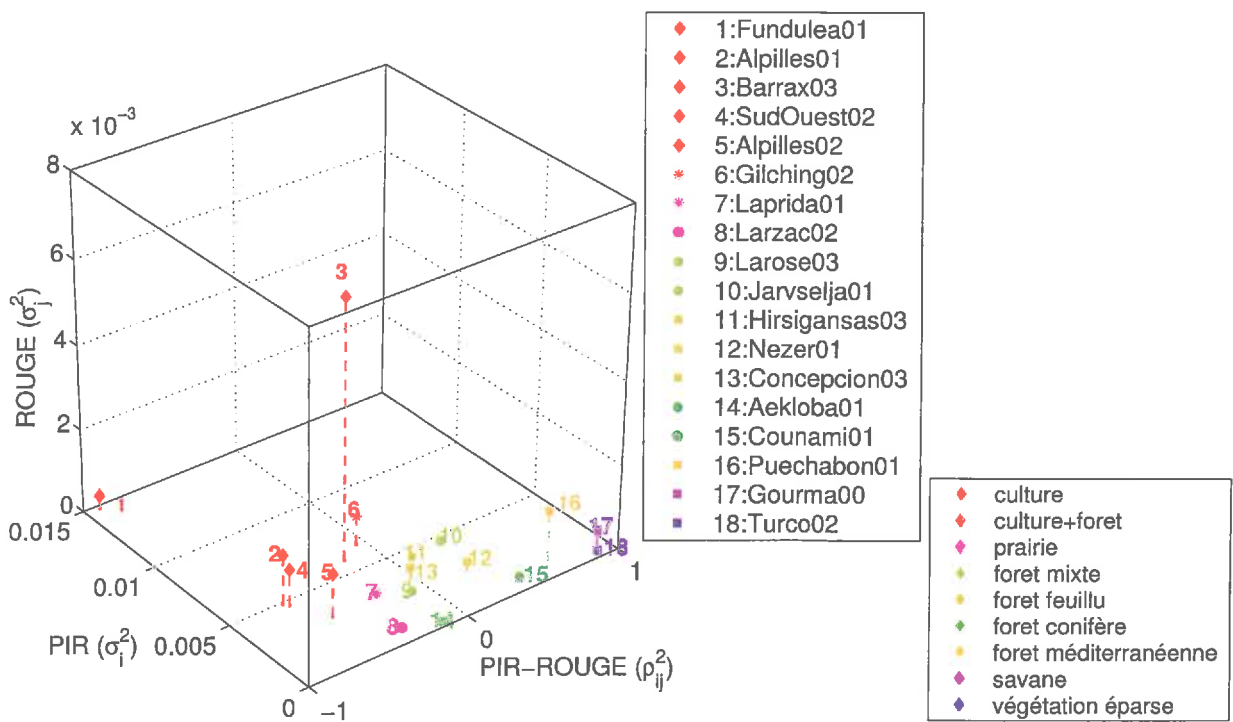


FIG. 8.2 – Paramètres ($\sigma_i^2, \sigma_j^2, \rho_{ij}$) pour l'ensemble des sites de la base de données

parcelles de sol nu. Les parcellaires plus fragmentés d'Alpilles01, d'Alpilles02 et de SudOuest02 composés de parcelles de sol nu ou de cultures peu couvrantes, dans des états très différents déterminent un degré de variabilité intermédiaire dans le *ROUGE*.

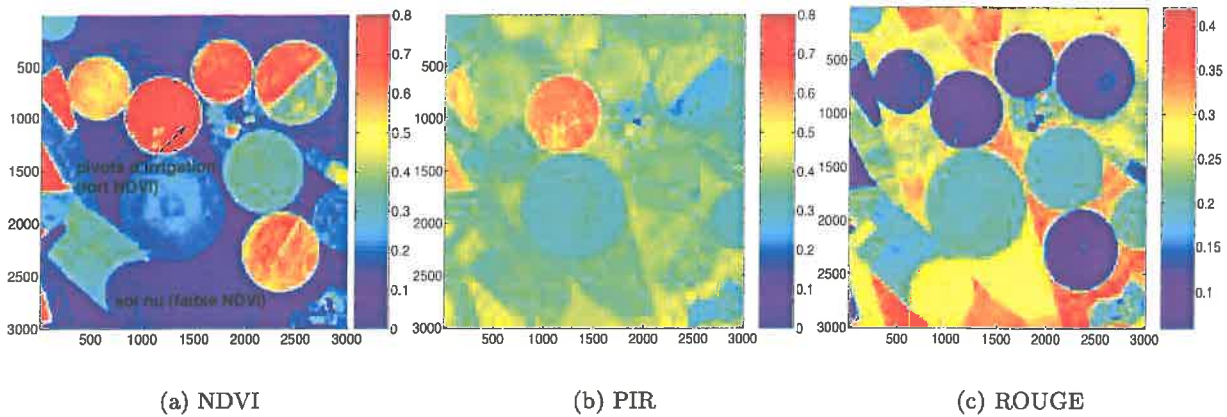


FIG. 8.3 – Images de *NDVI*, *PIR* et *ROUGE* de Barrax03

- Par ailleurs, les paysages agricoles ont un **coefficient de corrélation important et de signe négatif** (figure 8.4) déterminé par l’alternance de parcelles faiblement couvertes ou de sol nu (diminution dans le *PIR*, augmentation dans le *ROUGE*) et de parcelles de végétation (augmentation dans le *PIR*, diminution dans le *ROUGE*). Comme pour le degré de variabilité du *NDVI*, la structure du parcellaire influence le degré de corrélation entre le *PIR* et le *ROUGE*. La régularité et l’homogénéité des parcelles pour lesquelles le *ROUGE* et le *PIR* se distribuent de façon bi-modale explique le fort coefficient de corrélation de Fundulea01 ($\rho_{ij} = -0.91$). Un parcellaire plus fragmenté et plus hétérogène diminue le niveau de corrélation (Alpilles02 : $\rho_{ij} = -0.55$). La surface importante de sol nu de Barrax03, pour laquelle le *PIR* et le *ROUGE* sont corrélés positivement (pixels sur la droite des sols) contraste avec les pixels des parcelles de végétation corrélés positivement (figure 8.4 (b)). Le coefficient de corrélation à l’échelle de l’image est alors plus faible que celui des autres sites agricoles.
- (b) **Les paysages de végétation naturelle à fort taux de couverture et de forêts :**
- Le degré de variabilité du *PIR* ne reflète pas l’homogénéité de la couverture végétale mise en évidence pour la plupart de ces paysages à partir du *NDVI*. En particulier, les sites de forêt de conifères (Nezer01, Concepcion03, Hirsikangas03) et de forêts mixtes (Jarvseljja01, Larose03), ont un degré de variabilité élevé dans le *PIR* parfois

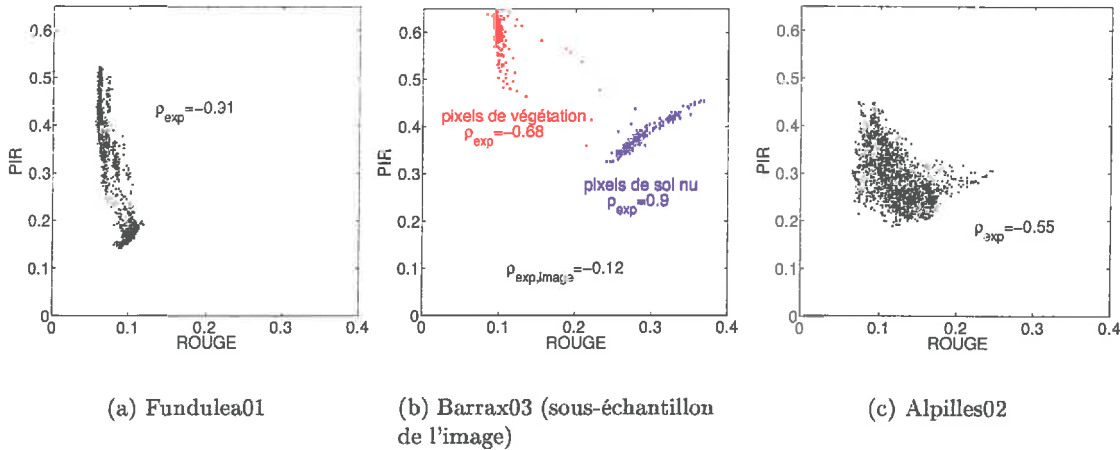


FIG. 8.4 – Nuages de points *PIR* – *ROUGE* de paysages agricoles (le coefficient de corrélation donné est le coefficient de corrélation expérimental des données généralement un peu plus faible que le coefficient de corrélation théorique donné par le modèle de corégionalisation)

proche de celui des sites agricoles (Jarvselja01 : $\sigma_i^2 = 0.0045$, Alpilles01 : $\sigma_i^2 = 0.0048$). Ceci s'explique par la sensibilité du *PIR* à des variations même faibles d'architecture de la couverture végétale qui ne sont pas détectées par le *NDVI* (voir figure 8.5). Le faible degré de variabilité des forêts de Counami01 et Aekloba01 reflète une faible variabilité de l'architecture de la couverture végétale ou peut être dû à une saturation du signal dans le *PIR*.

- En raison de l'importante couverture végétale, la plupart de ces paysages (Jarvselja01, Counami01, Larzac02...) ont un degré de variabilité faible dans le *ROUGE*. En outre, la présence d'objets singuliers très réfléchissants dans le *ROUGE* peut augmenter son degré de variabilité de façon importante : présence de la carrière sur Puechabon01 (σ_j^2 est supérieur à σ_i^2), zone de plantation peu couvrante de Concepcion03 et d'Hirsikangas03 .
- Les sites de végétation naturelle et de forêt sont de façon générale corrélés positivement mais plus faiblement que les sites agricoles (figure 8.7 (a)). Cependant quelques paysages ont une corrélation presque nulle engendrée par différents facteurs : présence d'eau (Larose03 et Laprida01), hétérogénéité de l'occupation du sol avec présence de zones à faibleme taux de couverture (Hirsikangas03 et Concepcion03).

(c) les paysages de végétation naturelle épars (Turco02, Gourma00) : leur faible taux de couverture explique la faible variabilité du *PIR*. Les propriétés du sol sous-

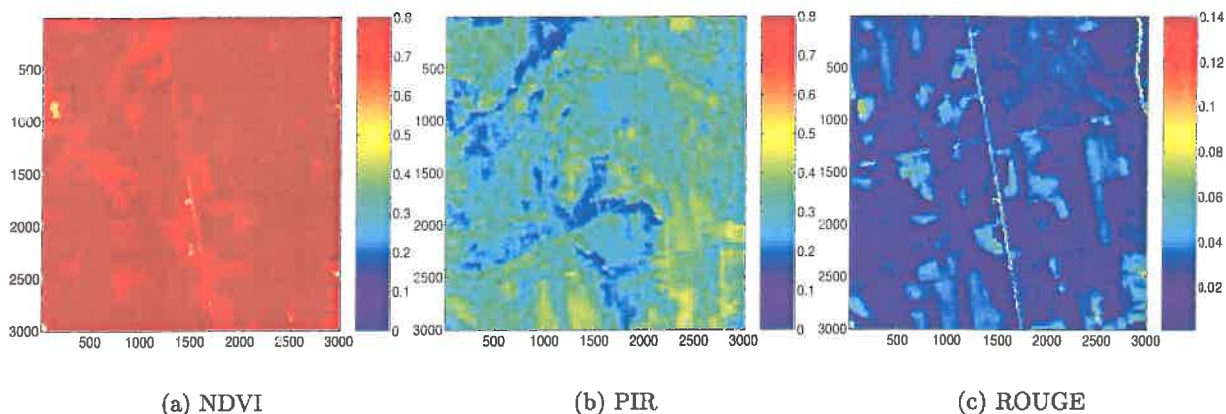


FIG. 8.5 – Images de *NDVI*, *PIR* et *ROUGE* de Jarvselja01

jaçant étant homogènes, le degré de variabilité du *ROUGE* est faible. L'effet sol augmente fortement le coefficient de corrélation de l'image (Turco02 : nuage de points autour de la droite des sols, figure 8.7 (b)).

- (d) La présence d'une zone de forêt et d'une zone agricole pour Gilching02 (voir figure 8.6) détermine d'une part un degré de variabilité dans le *PIR* plus important que la plupart des sites agricoles et d'autre part un très faible coefficient de corrélation résultant de la présence de deux populations de pixels radiométriquement différentes (figure 8.7 (c)).

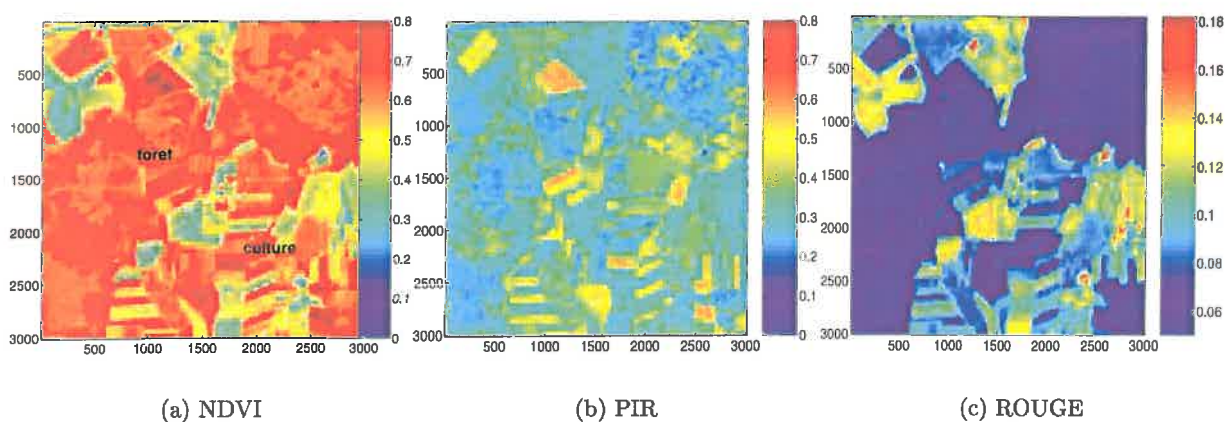


FIG. 8.6 – Images de *NDVI*, *PIR* et *ROUGE* de Gilching02

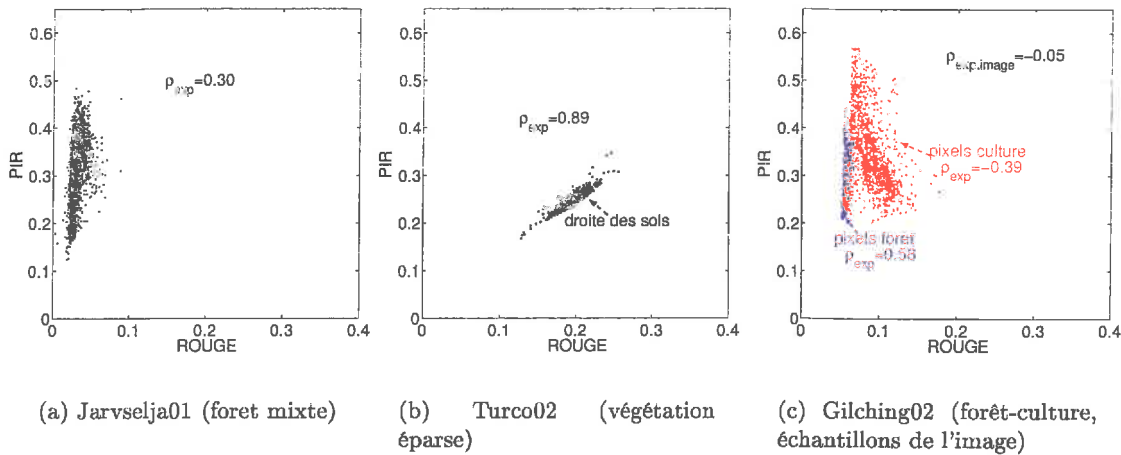


FIG. 8.7 – Nuages de points *PIR* – *ROUGE* de paysages de végétation naturelle et de forêts

2. La composante structurelle du modèle de corégionalisation ($r_k, b_k^i, b_k^j, \rho_k^{ij}$) caractérisent les structures spatiales de la couverture végétale (tableau C.1, annexe C et figure 8.8) :

(a) **Comparaison avec le modèle de régionalisation du *NDVI***

- Pour la plupart des paysages agricoles (excepté Barrax03), les structures spatiales (échelles de variation et poids de variance) décrites par le modèle de corégionalisation sont les mêmes que celles mise en évidence à partir du variogramme du *NDVI* (figure 8.8). De façon générale, la première échelle de variation caractérisée par le modèle de corégionalisation est très souvent la même que celle détectée par le modèle de régionalisation (Larose03, Jarvselja01, Nezer01...).
- Pour d'autres paysages, le modèle de corégionalisation permet de mettre en évidence des structures spatiales non détectées par le *NDVI*. Par exemple, pour Puechabon01, nous avons vu précédemment que l'étendue de l'image n'est pas assez grande pour caractériser l'ensemble de la variabilité de la couverture végétale à partir du variogramme du *NDVI* (plateau de stationnarité d'ordre deux non atteint à l'échelle de l'image, voir figure B.7, annexe B). En revanche, le modèle de corégionalisation propose une description différente des structures spatiales caractérisant complètement la variabilité de la couverture végétale à l'échelle de l'image (figure C.17, annexe C). La première échelle de variation ($r_1 = 350\text{m}$) est liée à la structure spatiale de la végétation méditerranéenne expliquant $b_1^1 = 40\%$ de la variabilité du *PIR* et à la présence de zones de sol nu (affleurements, carrière, route) déterminant $b_2^2 = 60\%$ de la variabilité du *ROUGE*. Une deuxième échelle

de variation ($r_2 = 1000\text{m}$) est détectée par le variogramme du *PIR* ($b_i^2 = 60\%$) et correspond à la zone de forêt au nord-est du site associée à une plus faible valeur du *PIR*. Cet exemple montre que la caractérisation des structures spatiales dépend de la variable utilisée.

- (b) Nous avons constaté précédemment, que les degrés de corrélation de Barrax03 ou de Gilching02 sont plus faibles que ceux des autres sites agricoles sans pour autant pouvoir l'expliquer à partir des seuls paramètres de variance et covariance à l'échelle de l'image. Les paramètres $b_k^i, b_k^j, \rho_k^{ij}$ spatialisent les propriétés radiométriques dans le *PIR* et le *ROUGE* à l'échelle de chaque structure spatiale et précisent la nature des structures spatiales mises en évidence par le variogramme du *NDVI*.
- Pour Gilching02, d'une part, la structure spatiale du parcellaire agricole (échelle de variation $r_1 = 380\text{m}$) a un coefficient de corrélation négatif caractéristique d'un site agricole ($\rho_1^{ij} = -0.48$) expliquant la quasi-totalité ($b_1^i = 93\%$) de la variabilité du *PIR*. D'autre part la structure forêt a un coefficient de corrélation positif ($\rho_2^{ij} = 0.99$) et est principalement détectée par la distribution spatiale du *ROUGE* ($b_2^j = 60\%$ de variance expliquée). La première échelle de variation du modèle de corrélation (380m) est plus faible que celle du modèle de régionalisation (525m). Une explication possible est que le *PIR* détecte aussi des structures spatiales à l'intérieur de la zone forêt influençant la valeur de la première portée (voir figure 8.6). Ces résultats sont cohérents avec les deux populations apparaissant sur le nuage de points *PIR, ROUGE* de la figure 8.7 (c).
 - Pour Barrax03, le premier modèle de coefficient de corrélation positif ($\rho_1^{ij} = 0.62$) décrit les parcelles de sol nu de petite taille ($r_1 = 400\text{m}$) dont les variations de propriétés expliquent $b_1^j = 61\%$ de la variance du *ROUGE*. Le second modèle de coefficient de corrélation négatif ($\rho_2^{ij} = -0.54$) correspond à la structure formée par les pivots d'irrigation (portée de $r_2 = 800\text{m}$) pour lesquels la présence de végétation détermine la quasi-totalité de la variabilité du *PIR* ($b_2^i = 93\%$). Ces résultats correspondent aux deux populations apparaissant sur le nuage de points *PIR, ROUGE* de la figure 8.4 (b). La distribution spatiale du *NDVI* étant homogène entre les parcelles de sol nu, elle ne peut discriminer ces deux structures spatiales. La portée unique de son variogramme traduit essentiellement l'étendue des grandes parcelles occupées par la végétation. Cette différenciation spatiale de signature spectrale entre une zone de sol nu et une zone de végétation n'est pas aussi marquée sur les autres sites agricoles pour lesquels le parcellaire est constitué d'une alternance de parcelles de sol nu et de parcelles de végétation. Cet exemple illustre l'influence de la forme de la structure spatiale du paysage sur l'hétérogénéité

spatiale observée.

Ces deux exemples soulignent le potentiel du modèle de corégionalisation pour caractériser de façon explicite les structures spatiales observées sur les images ou sur les histogramme *PIR* – *ROUGE*.

- (c) Enfin, pour les sites de forêt mixte (Jarvselja01, Larose03), il est à noter la plus faible structuration dans le *ROUGE* par rapport au *PIR* (figure 8.8) pouvant s'expliquer par un effet limitant de la résolution radiométrique du capteur dans le *ROUGE* pour détecter de très faibles variabilités.

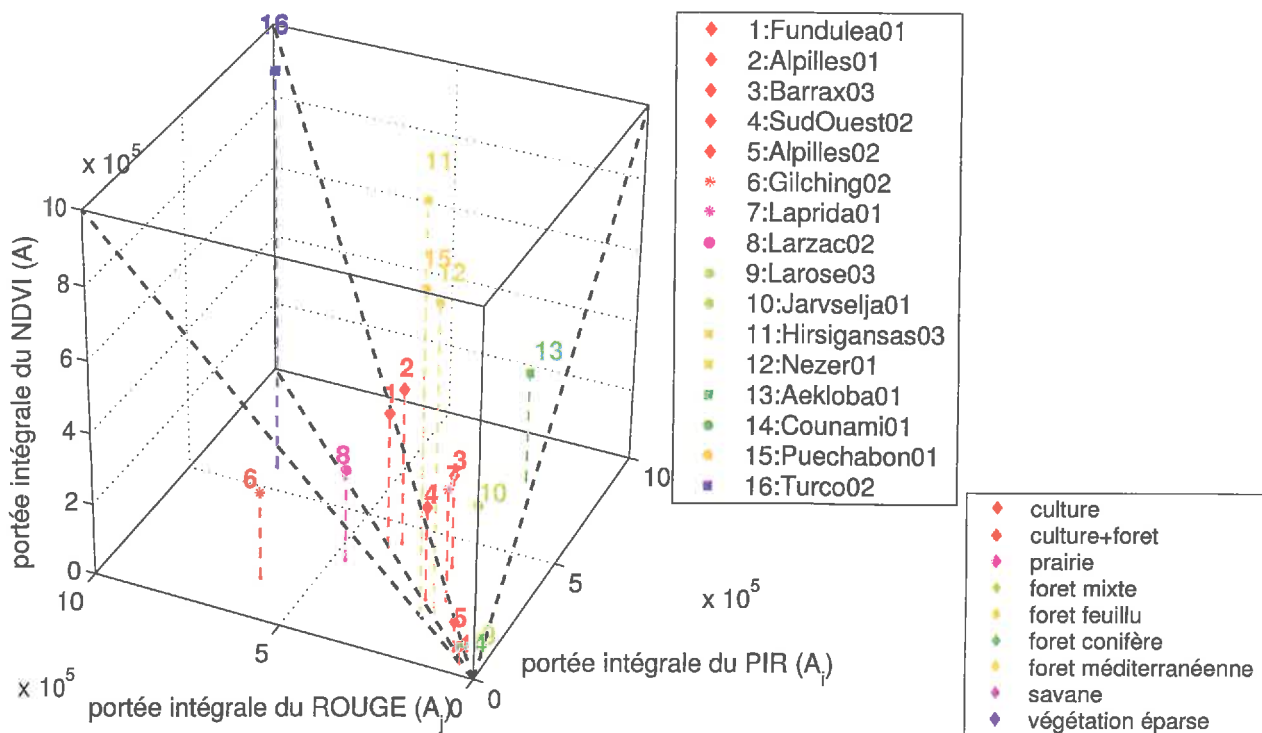


FIG. 8.8 – Comparaison des structures spatiales (représentées par la portée intégrale A) associées aux variables *PIR*, *ROUGE* et *NDVI*. Par nécessité de lisibilité, les sites de Concepcion03 et Gourma00 présentant des portées intégrales beaucoup plus grandes que l'ordre de grandeur des autres sites ne figurent pas sur ce graphe. Leurs valeurs sont indiquées dans le tableau C.1 en annexe C

8.2 Comparaison des variogrammes de NDVI et de variables biophysiques

Nous avons souligné dans la première partie, que différentes variables biophysiques de surface (indice foliaire : LAI fraction du rayonnement photosynthétiquement actif : $fAPAR$; taux de couverture végétale : $fCover$) décrivent la couverture végétale (voir 5.1.1, page 92). Pour quelques sites de la base de données, on dispose de cartes à haute résolution spatiale (20m) de ces variables biophysiques. Elles sont obtenues à partir de l'extrapolation spatiale d'une fonction de transfert établie entre des mesures in situ de ces variables et les variables radiométriques du capteur SPOT-HRV (Baret et al. [2004]). Aussi, il peut être intéressant de comparer le variogramme de ces variables biophysiques avec celui du $NDVI$. Les graphes de la figure 8.9 comparent les variogrammes expérimentaux et les paramètres du modèle de régionalisation associé pour deux sites de la base de données : Larose03 (forêt mixte) et Alpilles02 (agricole).

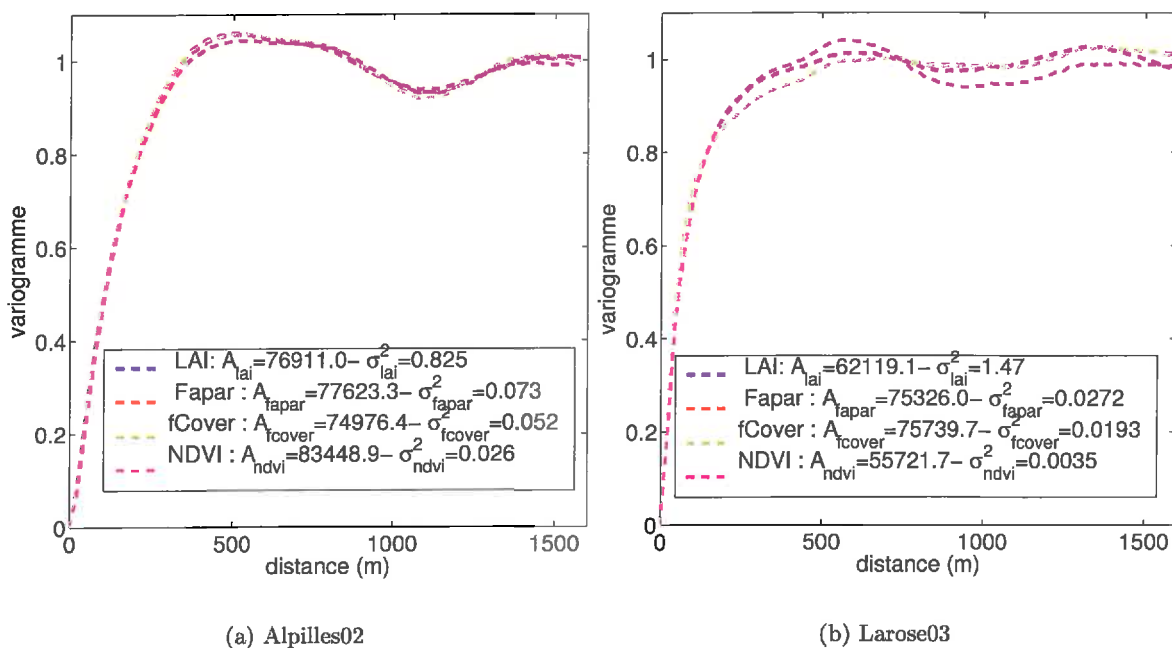


FIG. 8.9 – Variogrammes expérimentaux (normalisés) et paramètres des variogrammes théoriques du NDVI et de différentes variables biophysiques (LAI, fAPAR, fCover)

Comme le montrent la relative constance de la portée intégrale et de la forme des variogrammes, chaque variable décrit les mêmes structures spatiales. Les variables représentant des propriétés physiques différentes, il est normal que leurs variances diffèrent. Le variogramme du

NDVI est donc un descripteur pertinent pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage.

Par ailleurs, les variables biophysiques étant obtenues par des fonctions du *NDVI* ou du *PIR* et du *ROUGE* (voir 5.1.2, page 92), il pourrait être intéressant de retrouver ces résultats en exprimant de façon analytique le variogramme de chaque variable biophysique en fonction de celui du *NDVI*.

8.3 Effet de l'atmosphère sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale

L'analyse de l'hétérogénéité du paysage a été réalisée jusqu'à maintenant à partir de variables radiométriques mesurées au sommet de l'atmosphère. Les différentes incertitudes associées au signal radiométrique ont été négligées (hypothèse H_2 définie en introduction, page 121). Cependant différents facteurs peuvent influencer le signal de surface (voir 3.4, page 52). Dans cette section, nous proposons d'observer l'effet de l'atmosphère sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de surface. L'influence de ce dernier sur le signal est décrite dans la première partie (voir 3.2.3, page 46 et équation 3.9, page 46). Pour cela, les variogrammes de *NDVI* et un modèle de corrégalisation sont calculés sur des images corrigés des effets atmosphériques par le modèle SMAC (Rahman and Dedieu [1994]) et comparés à ceux issus d'images non corrigées :

1. Effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité par le *NDVI*

Comme le montre la constance des portées intégrales et de la forme du variogramme, l'atmosphère n'a pas d'influence sur la caractérisation des structures spatiale du *NDVI* (figure 8.10). Cependant, il diminue son degré de variabilité. Cet effet varie d'un site à l'autre (diminution de 4% pour Fundulea01 et de 16% pour SudOuest02) ce qui est probablement dû à des conditions atmosphériques différentes lors de l'acquisition de ces deux images. En outre, il est à noter que le code de correction atmosphérique SMAC est faiblement non linéaire ce qui explique qu'il influe peu la forme du variogramme.

2. Effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité à partir du *PIR* et du *ROUGE*

Comme pour le *NDVI*, l'atmosphère diminue le degré de variabilité. L'effet est plus important que pour le *NDVI* en particulier dans le *ROUGE* (diminution de 31% dans le *PIR* et 38% dans le *ROUGE*) et n'a pas d'effet sur les structures spatiales (figure 8.11).

En conclusion, l'atmosphère agit surtout sur la dynamique du signal et semble peu modifier les structures spatiales. Cependant ces conclusions doivent être relativisées par les points suivants :

- les images ont généralement été acquises dans des conditions particulières de faible influence atmosphérique (faible teneur en aérosols)

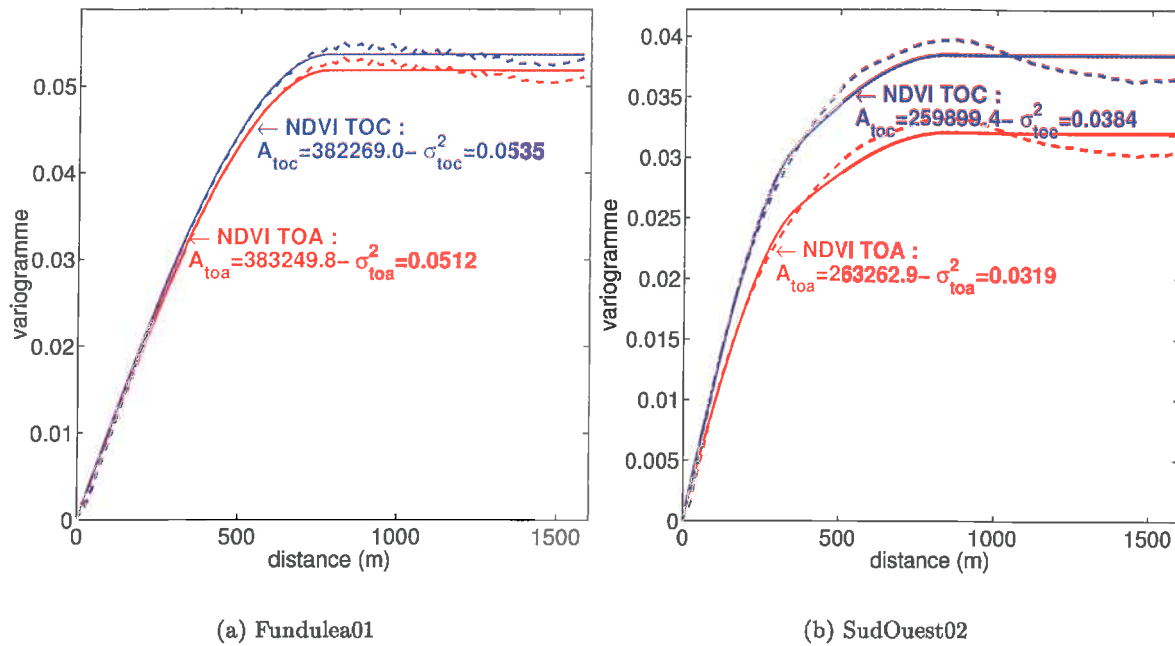


FIG. 8.10 – Effet de l’atmosphère sur le variogramme de *NDVI* (site Fundulea01, site SudOuest02). TOA : données non corrigées de l’atmosphère, TOC : données corrigées de l’atmosphère. Les traits pleins représentent les variogrammes théoriques, les traits discontinus les variogrammes expérimentaux.

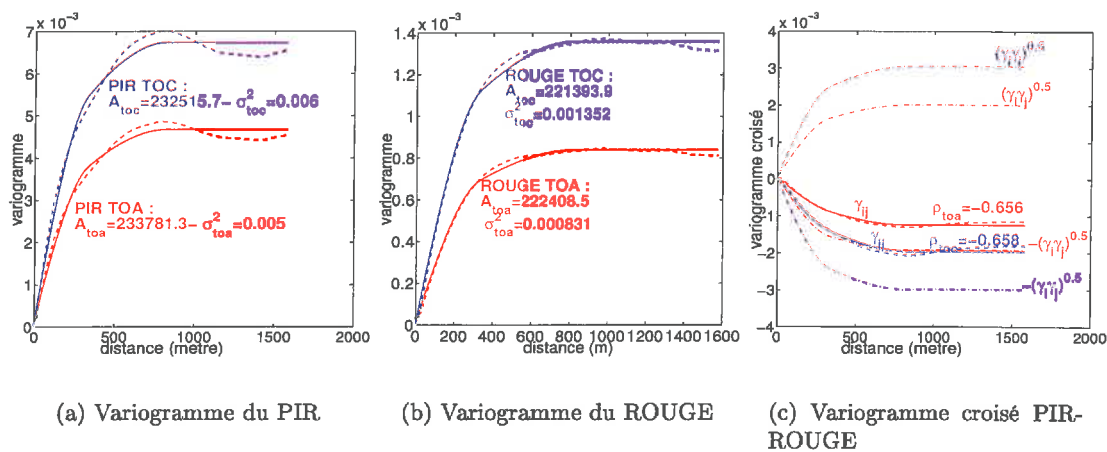


FIG. 8.11 – Effet de l’atmosphère sur les variogrammes directs et croisés du *PIR* et du *ROUGE* (site SudOuest02). TOA : données non corrigées de l’atmosphère, TOC : données corrigées de l’atmosphère. Les traits pleins représentent les variogrammes théoriques, les traits discontinus les variogrammes expérimentaux.

- la zone observée étant de faible étendue, on peut supposer que la composition de l'atmosphère et de la teneur en aérosol est peu variable spatialement.

Comme nous l'avons précisé en première partie, l'influence de l'atmosphère sur le signal résulte d'un phénomène d'absorption et d'un phénomène de diffusion (équation 3.9, page 46). Le premier affecte le signal de façon multiplicative. Il semble que les différences de degré de variabilité mis en évidence résulte de ce facteur. Le second terme dépend en particulier de l'environnement de la cible. Ce dernier pourrait modifier la caractérisation des structures spatiales, mais cela n'est pas observé dans ce travail. Pour étudier les effets atmosphériques sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale du signal, il serait plus judicieux de procéder par simulation à partir d'un modèle de transfert radiatif de la végétation couplé à un modèle représentant les effets de l'atmosphère. Cette approche permettrait en particulier de mettre en évidence l'effet de chaque facteur sur les composantes de l'hétérogénéité spatiale.

Conclusion

Le modèle de corégionalisation à partir du *PIR* et du *ROUGE* offre une description physique plus riche de l'hétérogénéité spatiale du paysage par rapport au variogramme de *NDVI*. En effet, ces variables mettent en évidence des spécificités du système sol-végétation non détectées par la distribution spatiale du *NDVI*. L'hétérogénéité spatiale est décrite par deux composantes :

- le degré de variabilité de chaque variable et la corrélation entre variables reflètent les propriétés radiométriques du système sol-végétation dans le *PIR* et le *ROUGE* à l'échelle de l'image
- les structures spatiales sont décrites par les portées, les poids de variance associés à chaque variable et le degré de corrélation associé à chaque structure. Ces paramètres permettent de préciser les propriétés radiométriques du système sol-végétation dans le *PIR* et le *ROUGE* à l'échelle de chaque structure spatiale.

Le degré de variabilité du *NDVI* (σ^2) discrimine mieux le degré d'hétérogénéité de la couverture végétale que ceux du *PIR* ou du *ROUGE* pris séparément. En effet, pour quantifier ce dernier, on ne peut dissocier l'information donnée par chacune de ces variables. Par exemple la caractérisation de la variabilité de la couverture végétale d'un site agricole nécessite de renseigner la variabilité liée à la présence de zone faiblement couverte (traduite par la variabilité du *ROUGE*) et la variabilité liée au type de culture (traduite par la variabilité du *PIR*). Le *NDVI* intégrant l'influence de la végétation et du sol, son variogramme décrit mieux l'hétérogénéité spatiale de l'occupation du sol et du taux de couverture du paysage.

Par ailleurs, il aurait été intéressant d'utiliser une autre variable radiométrique : la réflectance

dans le moyen infrarouge (disponible sur les données SPOT 4). Cette dernière pourrait apporter une information sur le contenu en eau du couvert végétal.

L'analyse comparative du variogramme du *NDVI* avec celui des variables biophysiques a confirmé la pertinence de cet indice pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale. L'étude des effets atmosphériques a montré que ces derniers influencent peu les distributions spatiales des données utilisées dans le cadre de ce travail :

- ils diminuent faiblement le degré de variabilité du *NDVI* et de façon plus importante celui du *PIRet* du *ROUGE*.
- pour les images utilisées, la caractérisation de la structure spatiale (portées du variogramme) est peu affectée

Une approche par simulation permettrait de mieux comprendre l'effet de l'atmosphère, en particulier les effets d'environnement susceptible d'influencer sur la caractérisation de la structure spatiale. Enfin il serait intéressant de caractériser l'effet des autres sources d'incertitudes associées au signal radiométrique comme : la présence de nuages mal détectés, les bruits de mesure influençant la résolution radiométrique et donc le degré de variabilité pouvant être détecté, l'effet du rééchantillonnage des données ou des effets suggérés dans cette analyse comme la présence d'eau dans le paysage (Laprida01, Larose03) ou encore le relief (Concepcion03).

Chapitre 9

Quantification de l'hétérogénéité spatiale avec la résolution spatiale

Introduction

Dans les chapitres précédents, l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale est décrite par le variogramme à l'échelle de l'image. Le pallier de ce dernier quantifie le degré de variabilité global d'une variable sur l'image. Par ailleurs, le deuxième objectif de ce travail est de quantifier le degré d'hétérogénéité à l'échelle du pixel moyenne résolution spatiale c'est-à-dire un sous domaine de l'image. Dans la première partie, il a été précisé qu'une baisse de résolution spatiale entraîne une perte d'information sur l'hétérogénéité spatiale (voir 4.5.1, page 84). Nous avons désigné ce phénomène par la notion de **régularisation des données**. Elle se traduit notamment par une baisse de la variance de l'image et une augmentation de la variance dans les blocs v de l'image. Aussi, l'objectif de ce chapitre est d'utiliser la modélisation du variogramme à l'échelle de l'image pour quantifier le degré d'hétérogénéité spatiale d'un pixel moyenne résolution. Ce dernier est représenté par un sous-domaine v générique de l'image dont l'étendue spécifie sa résolution spatiale. L'approche se limite à la variable radiométrique $NDVI$. Dans, la première section nous étudierons l'effet d'une diminution de la résolution spatiale sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Puis la notion de variance de dispersion est introduite pour quantifier le degré d'hétérogénéité d'un pixel moyenne résolution spatiale.

9.1 Effet du changement de résolution sur la description de l'hétérogénéité

9.1.1 Notations

Dans ce travail, les images de *NDVI* (image I) de support x à haute résolution spatiale ($p = 20m$) sont considérées ponctuelles (hypothèse H_4 définie en introduction, page 121). L'image à moyenne résolution spatiale (image I_v) associée au support v de valeur $z_v(v)$ s'obtient par agrégation des données haute résolution spatiale (PSF non prise en compte).

$$z_v(v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^{\alpha=n} z(x_\alpha) \quad (9.1)$$

9.1.2 Effet du changement de résolution spatiale sur les statistiques classiques

L'effet d'une diminution de la résolution sur les données peut être appréhendé en première approximation par l'évolution des histogrammes des images. La figure 9.1 montre que la baisse de résolution spatiale entraîne une baisse de la variance expérimentale de l'image de *NDVI* et une homogénéisation des valeurs. Cette baisse de variance est plus importante pour un site hétérogène tel qu'Alpilles01 en comparaison avec un site homogène comme Counami01. Pour des données indépendantes, l'évolution de la variance expérimentale de l'image en fonction de la résolution spatiale est donnée par la relation :

$$\sigma_{e,v}^2 = \frac{\sigma_e^2}{l^2} \quad (9.2)$$

$\sigma_{e,v}^2$ est la variance expérimentale de l'image I_v , σ_e^2 celle de l'image I et l est le rapport des résolutions $l = \frac{\sqrt{|v|}}{p}$ des supports v et x . Selon l'équation 9.2 la variance de l'image d'Alpilles01 à 300m serait de $\sigma_{e,v}^2 = \frac{0.0375}{15^2} = 0.0001666$. Cette valeur sous-estime largement la vraie variance expérimentale des données à cette résolution (0.01782). Ceci est dû à la présence de corrélation spatiale dans les données. Aussi, l'équation 9.2 ne permet pas de prédire l'évolution du degré de variabilité de nos images avec la résolution spatiale.

9.1.3 Effet du changement de résolution spatiale sur le variogramme

Effet du changement de résolution sur les variogrammes expérimentaux

La figure 9.2 présentent des images de *NDVI* associées à des capteurs différents : capteur Ikonos (4m), capteur SPOT-HRV (20m) ou issues de l'agrégation (sans pondération par la PSF) de l'image SPOT-20m aux résolutions spatiales plus grossières : 60m (\sim capteur SPECTRA),

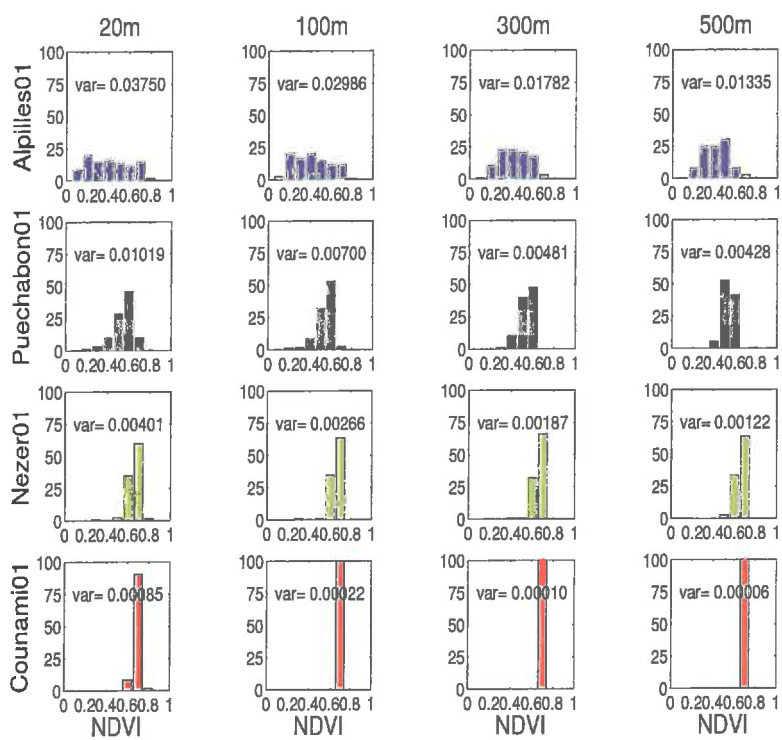


FIG. 9.1 – Évolution de l’histogramme de l’image de *NDVI* avec la résolution spatiale

300m (~MERIS), 500m (~MODIS), 1000m (~VEGETATION). Elles sont de même étendue (3000m) et acquises sur le même site (Puechabon01, végétation méditerranéenne) pour une même date (à quelques jours d'intervalles pour lesquels l'occupation du sol est supposée constante). Visuellement, on constate que ces images ont des structures spatiales différentes.

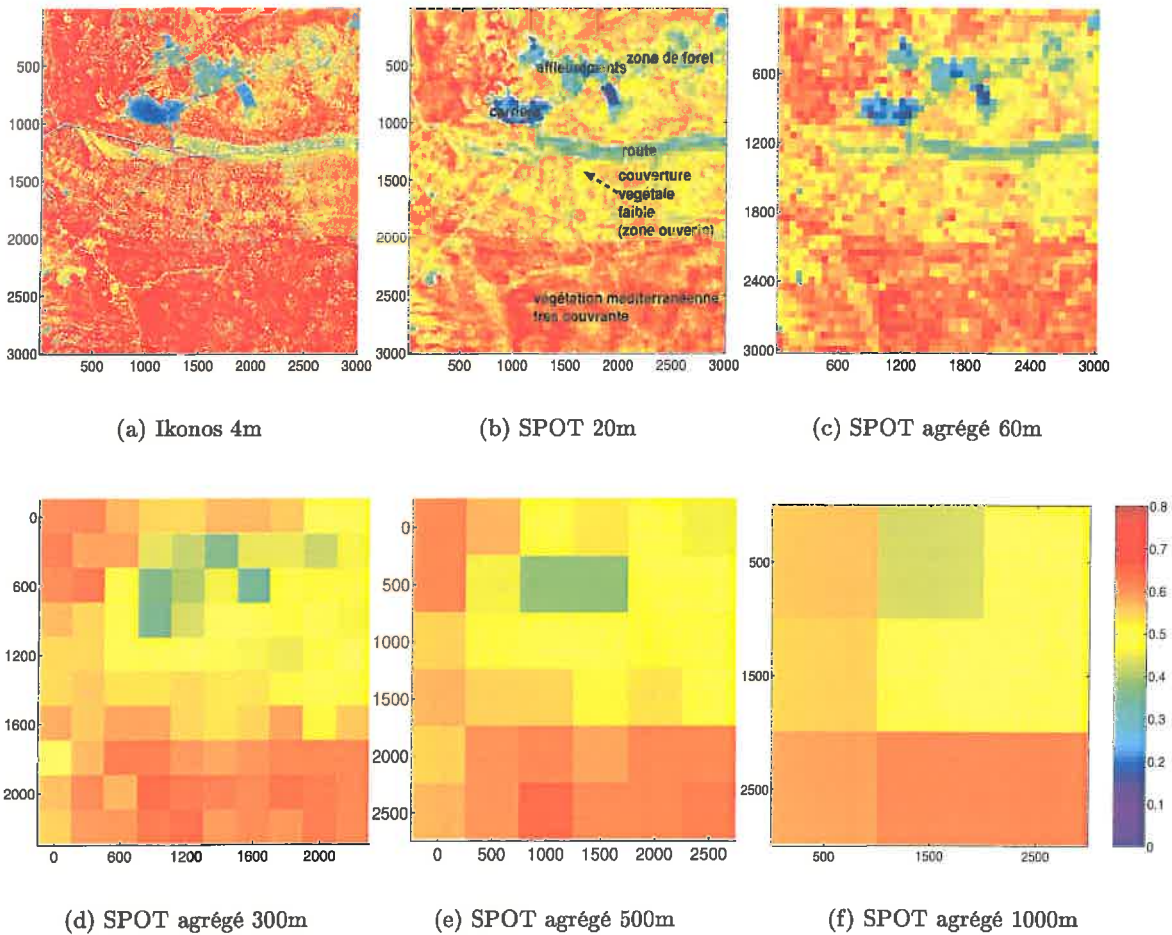


FIG. 9.2 – Images de *NDVI* du même site (Puechabon01) à différentes résolutions spatiales.

La figure 9.3 (a) présente les variogrammes expérimentaux des images précédentes. L'évolution du variogramme avec la diminution de la résolution spatiale est caractérisée par :

- la baisse de la valeur du plateau du variogramme traduit la diminution du degré de variabilité de l'image. La vitesse de décroissance du plateau est cohérente avec le taux de diminution de la résolution spatiale. L'écart de variance entre l'image à 4m et celle à 20m (30%) souligne la différence d'information détectée par l'image *NDVI* d'Ikonos et celle de SPOT-HRV. En effet l'image à 4m, contient des pixels "purs" consti-

tués uniquement de végétation (fort *NDVI*) ou d'affleurements rocheux (faible *NDVI*) alors qu'à la résolution de 20m, les pixels étaient plus souvent composés d'un mélange de végétation et d'affleurements. Cependant, on peut se demander si cette différence de variabilité est seulement due à l'information de surface ou si il y a une influence de la PSF de SPOT-HRV. Pour cela, on agrège l'image Ikonos à la résolution de 20m (figure 9.3 (b)). On observe encore un écart entre les valeurs des paliers (diminution de 15% entre le pallier de SPOT et celui de l'image Ikonos agrégée à 20m). La PSF "augmentant" la résolution spatiale aurait tendance à diminuer le degré de variabilité. Aussi, nous devrions observer un plateau du variogramme de l'image Ikonos agrégée à 20m au-dessus de celui de SPOT-20m. Une explication possible est que d'autres facteurs entrent en considération comme la différence de définition des bandes spectrales entre ces capteurs ou plus probablement des effets atmosphériques différents (écart temporel de quelques jours) sur chacune des images.

- **la forme du variogramme "s'aplatit" traduisant une disparition de la composante de courte portée.** Les variogrammes des images à la résolution de 4m, de 20m et de 60m ont des formes similaires. Ils mettent en évidence la même première échelle de variation à 230m. Pour les images à des résolutions spatiales supérieures à 300m, l'échelle de variation de 230m n'est plus détectée par le variogramme, expliquant son "aplatissement". Lorsque la résolution diminue la variabilité à l'intérieur du pixel moyenne résolution augmente. Le variogramme de l'image à la résolution de 1000m correspond pratiquement à variogramme linéaire.

Cette étude souligne que la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale diffère selon la résolution spatiale du capteur utilisé et confirme les résultats de Jupp et al. [1988a] présentés dans la première partie (figure 4.10, page 86).

Nous retiendrons qu'une structure spatiale est détectée si la valeur de la résolution spatiale est inférieure à l'échelle de variation de la structure.

Modélisation de la régularisation des données

Les observations empiriques précédentes sont décrites par la théorie de changement de support (Chiles and Delfiner [1999]). Les fonctions aléatoires $Z(x)$ et \overline{Z}_v associées respectivement aux variables à $z(x)$ et \overline{z}_v sont liées par :

$$Z_v = \int_v Z(x)dx \tag{9.3}$$

$Z(x)$ étant une fonction aléatoire stationnaire d'ordre deux, \overline{Z}_v est aussi stationnaire d'ordre deux (Chiles and Delfiner [1999]). Le variogramme régularisé γ_v associé à \overline{Z}_v s'obtient par (Chiles and

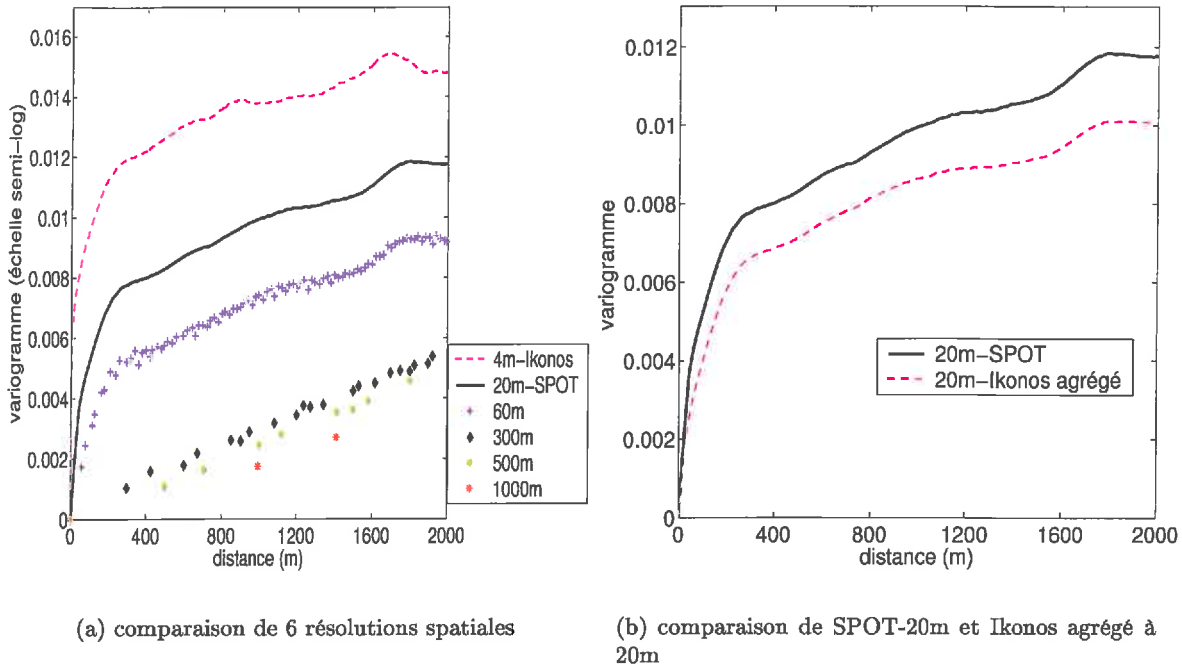


FIG. 9.3 – Images de *NDVI* du même site (Puechabon01) à différentes résolutions spatiales.

Delfiner [1999]) :

$$\gamma_v(h) = (\gamma * g)(h) - (\gamma * g)(0) \quad (9.4)$$

où $g(h)$ est le covariogramme de la fonction de pondération lors de l'intégration spatiale de $Z(x)$ sur v . Dans le cas étudié, la fonction de pondération est la fonction indicatrice du support v normalisée par sa surface $|v|$ (i.e moyenne spatiale sur v , pas de prise en compte de fonction PSF).

L'équation 9.4 souligne qu'en connaissant le modèle de variogramme ponctuel, il est possible de calculer le variogramme régularisé d'une image pour une résolution donnée.

Nous allons maintenant expliciter la relation 9.4. Par définition (voir 7.3.2), le variogramme régularisé s'écrit :

$$\gamma_v(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[\overline{Z}_v(v_{x+h}) - \overline{Z}_v(v_x)] \quad (9.5)$$

v_{x+h} et v_x sont deux domaines v dont les centroïdes sont distants de h . Or $\text{Var}[Z_v(v_{x+h}) - Z_v(v_x)]$ est la variance d'extension de $\overline{Z}_v(v_{x+h})$ à $\overline{Z}_v(v_x)$ (Wackernagel [1998]) :

$$Var[Z_v(v_{x+h}) - Z_v(v_x)] = 2\gamma(v_x, v_{x+h}) - \gamma(v_x, v_x) - \gamma(v_{x+h}, v_{x+h}) \quad (9.6)$$

La stationnarité d'ordre deux de $Z(x)$ et \overline{Z}_v implique que leur variogramme ne dépend que de la distance h , aussi on a :

$$\gamma(v_x, v_x) = \gamma(v_{x+h}, v_{x+h}) \quad (9.7)$$

D'où d'après 9.5 et 9.6 :

$$\gamma_v(h) = \gamma(v_x, v_{x+h}) - \gamma(v_x, v_x) \quad (9.8)$$

en fixant le bloc v en un point, on obtient :

$$\gamma_v(h) = \gamma(v, v_h) - \gamma(v, v) \quad (9.9)$$

Le variogramme régularisé dépend de deux termes :

- $\gamma(v, v_h)$ est l'intégrale spatiale du variogramme ponctuel entre 2 pixels v dont les centres sont distants de h . A v fixé, ce terme ne dépend que de h .
- $\gamma(v, v)$ représente l'intégration spatiale pondérée du variogramme ponctuel γ sur le domaine générique v . Ce dernier, que l'on appellera plus tard variance de dispersion dans v , est un terme constant.

Ces deux termes s'explicitent de la façon suivante :

- soit $x(x_i, x_j)$ et $y(y_i, y_j)$ décrivant respectivement v et v_h (dont le centre est distant de h de celui de v), $\gamma(v, v_h)$ s'écrit :

$$\gamma(v, v_h) = \frac{1}{|v|^2} \int_{x \in v_h} \int_{y \in v} \gamma(|x - y|) dx dy \quad (9.10)$$

En discrétisant v à la résolution du pixel SPOT, l'intégrale précédente s'écrit :

$$\gamma(v, v_h) \approx \frac{1}{n^2} \sum_{x_i(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{x_j(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{y_i(v_h)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{y_j(v_h)=1}^{\sqrt{|v|}} \gamma(\sqrt{(x_j - y_j)^2 + (x_i - y_i)^2}) \quad (9.11)$$

- soit $x(x_i, x_j)$ et $y(y_i, y_j)$ décrivant le bloc v , $\gamma(v, v)$ s'écrit :

$$\gamma(v, v) = \frac{1}{|v|^2} \int_{x \in v} \int_{y \in v} \gamma(|x - y|) dx dy \quad (9.12)$$

$$\gamma(v, v) \approx \frac{1}{n^2} \sum_{x_i(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{x_j(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{y_i(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \sum_{y_j(v)=1}^{\sqrt{|v|}} \gamma(\sqrt{(x_j - y_j)^2 + (x_i - y_i)^2}) \quad (9.13)$$

9.2 Quantification de l'hétérogénéité spatiale par la variance de dispersion

9.2.1 Définition de la variance de dispersion

Variance de dispersion expérimentale

La notion de variance de dispersion statistique a été introduite dans la première partie (voir 4.4.3, page 4.4.3). Il s'agit de la variance expérimentale à l'intérieur de domaine v (variance intra-bloc) d'une image. Dans cette section, nous précisons la définition de la variance de dispersion dans le cadre de ce travail puis nous montrons qu'il est possible de l'estimer à partir du variogramme de l'image.

L'image I est partitionnée en S blocs v_α (figure 9.4) obtenus par translation d'un bloc générique v de forme carré d'étendue $\sqrt{|v|}$ (représentant le pixel moyenne résolution). La partition de l'image est supposée exacte (rapport de $\frac{\sqrt{|I|}}{\sqrt{|v|}}$ entier). Le bloc v est composé d'un nombre fini de n pixels x_α .

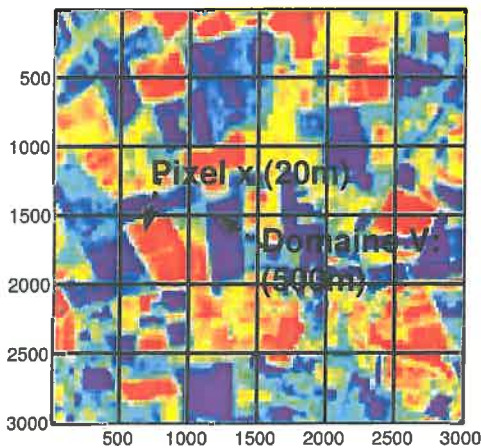


FIG. 9.4 – Partition d'une image

Cette partition de l'image met en évidence trois niveaux de variabilité selon l'échelle considérée :

- la variance de dispersion expérimentale des valeurs des pixels x_α dans l'image :

$$s^2(x|I) = \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (z(x_\alpha) - \bar{z}_I)^2 \quad (9.14)$$

où \bar{z}_I désigne la moyenne de $z(x)$ sur I .

– la variance de dispersion expérimentale des valeurs des blocs v_i dans l'image

$$s^2(v|I) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (\bar{z}_{v_i} - \bar{z}_I)^2 \quad (9.15)$$

où \bar{z}_{v_i} est la moyenne $z(x)$ sur le bloc v_i (voir équation 9.1)

– la variance de dispersion expérimentale (moyenne) des valeurs des pixels x_α dans les blocs v_i

$$s^2(x|v) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z(x_\alpha) - \bar{z}_{v_i})^2 \quad (9.16)$$

la variance de dispersion expérimentale de x dans v est en fait la moyenne des variances de dispersion expérimentales de chaque sous domaine v_i . Ces dernières sont nommées variances de dispersion expérimentales locales $s_{loc}^2(x|v_i)$ de x dans v_i :

$$s_{loc}^2(x|v_i) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z(x_\alpha) - \bar{z}_{v_i})^2 \quad (9.17)$$

$$s^2(x|v) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S s_{loc}^2(x|v_i) \quad (9.18)$$

La variance de l'image $s^2(x|I)$ se décompose entre la variance intra-bloc $s^2(x|v)$ et la variance inter-bloc $s^2(v|I)$:

$$s^2(x|I) = s^2(v|I) + s^2(x|v) \quad (9.19)$$

Cette relation montre qu'une augmentation de la taille des blocs v entraîne une augmentation de la variance intra-bloc $s^2(x|v)$ et une diminution de la variance inter-bloc $s^2(v|I)$ (figure : 9.5).

Définition de la variance de dispersion théorique

Ces variances de dispersion expérimentales définies à partir des données de l'image peuvent être estimées à partir du variogramme de l'image.

Dans ce travail nous nous intéressons à la variabilité à l'intérieur des blocs v , aussi nous expliquons le raisonnement pour la variance de dispersion expérimentale dans les blocs v i.e $s^2(x|v)$. Comme

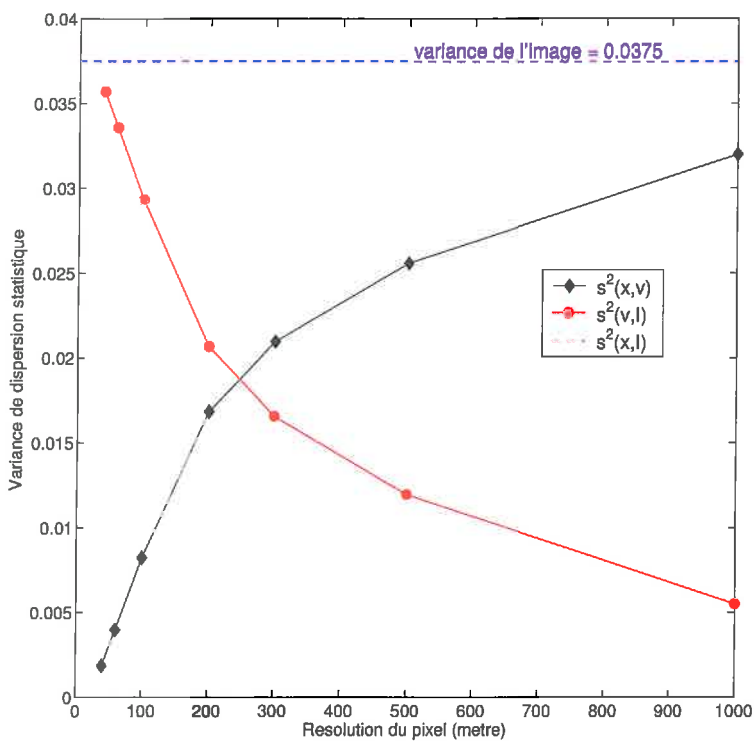


FIG. 9.5 – Évolution des variances de dispersions inter-bloc $s^2(v|I)$ et intra-bloc $s^2(x|v)$ avec la résolution spatiale (pour le site Alpilles01)

nous l'avons vu précédemment, $z(x)$ et \bar{z}_v sont des réalisations de fonctions aléatoires $Z(x)$ et \bar{Z}_v . Nous définissons alors la variable aléatoire :

$$S^2(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (Z(x_\alpha) - \bar{Z}_v)^2 \tag{9.20}$$

La variance de dispersion théorique de $Z(x)$ de x dans v est définie par :

$$\sigma^2(x, v) = E[S^2(x|v)] = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n E \left[(Z(x_\alpha) - \bar{Z}_v)^2 \right] \tag{9.21}$$

$E \left[(Z(x_\alpha) - \bar{Z}_v)^2 \right]$ est la variance d'extension de $Z(x)$ de x dans v (Wackernagel [1998], Chiles and Delfiner [1999]). On montre alors (Wackernagel [1998], Chiles and Delfiner [1999]) que :

$$\sigma^2(x, v) = \gamma(v, v) - \gamma(x, x) \tag{9.22}$$

$\gamma(v, v)$ et $\gamma(x, x)$ sont les intégrales du variogramme (voir équation 9.12) respectivement sur les supports v et x . Le support x des données haute résolution spatiale étant considéré comme ponctuel (hypothèse H_4 définie en introduction de cette partie, page 121), on a :

$$\gamma(x, x) = 0 \tag{9.23}$$

L'équation 9.22 devient alors :

$$\sigma^2(x|v) = \gamma(v, v) \tag{9.24}$$

Par définition, $\gamma(v, v)$ est la variance de dispersion théorique de x dans v . Elle quantifie le degré d'hétérogénéité d'un domaine v à partir du variogramme modélisé à l'échelle de l'image.

La variance de dispersion expérimentale $s^2(x|v)$ est la moyenne des variances de dispersion locales à l'intérieur de chaque domaine v_i de l'image. Aussi elle est un estimateur non biaisé de $\gamma(v, v)$.

On définit de la même façon :

– la variance de dispersion théorique de v dans I

$$\sigma^2(v|I) = \gamma(I, I) - \gamma(v, v) \tag{9.25}$$

– la variance de dispersion de x dans I

$$\sigma^2(x|I) = \gamma(I, I) - \gamma(x, x) = \gamma(I, I)$$

La relation 9.19 s'applique aux variance de dispersion théorique (formule de Krige, Wackernagel [1998]) :

$$\sigma^2(x|I) = \sigma^2(v|I) + \sigma^2(x|v) \quad (9.26)$$

Comportement asymptotique de $\gamma(v, v)$

L'équation 7.22 permet de comprendre le comportement asymptotique de $\gamma(v, v)$ lorsque v devient très grand :

$$\lim_{v \rightarrow \infty} \gamma(v, v) = \lim_{v \rightarrow \infty} (\sigma^2 - Var(\overline{Z}_v)) \quad (9.27)$$

Or $\lim_{v \rightarrow \infty} Var(\overline{Z}_v) = 0$ (propriété d'ergodicité de $Z(x)$, équation 7.9) , on a :

$$\lim_{v \rightarrow \infty} \gamma(v, v) = \sigma^2 \quad (9.28)$$

Aussi $\gamma(v, v)$ tend asymptotiquement vers un "plateau d'homogénéisation" défini par σ^2 . En conséquence, il existe une résolution spatiale à partir de laquelle $\gamma(v, v)$ est constant c'est-à-dire que l'agrégation de l'image I n'entraîne plus de perte d'information sur l'hétérogénéité spatiale à l'intérieur du domaine v .

Ce plateau d'homogénéisation est atteint à l'échelle de l'image si la surface de l'image est assez grande par rapport à la portée intégrale A (voir 7.3.4). On peut alors écrire que :

$$\gamma(I, I) \approx \sigma^2 \quad (9.29)$$

d'où

$$\sigma^2 \approx \gamma(v, I) + \gamma(v, v) \quad (9.30)$$

Par ailleurs, pour caractériser la "vitesse d'homogénéisation (*i.e* de régularisation)" des données lorsque la résolution spatiale diminue, on définit le paramètre de **taux d'homogénéisation** TH_v à la résolution v par :

$$TH_v = 100 \frac{\gamma(v, v)}{\sigma^2} \quad (9.31)$$

Il sera en particulier calculé aux résolutions de 1000m (TH_{1000}) et 300m (TH_{300}) pour comparer la vitesse de régularisation des données d'une image à une autre.

Relation entre la variance de dispersion et la portée intégrale A

D'après l'équation 7.22, $\gamma(v, v)$ s'écrit :

$$\gamma(v, v) = \sigma^2 - \text{Var}(\overline{Z}_v(x)) \quad (9.32)$$

Or si v est suffisamment grand par rapport A , $\gamma(v, v)$ peut être approché en utilisant l'équation 7.37 :

$$\gamma(v, v) \approx \sigma^2 \left(1 - \frac{A}{|v|}\right) \quad (9.33)$$

Cette équation permet de retrouver le comportement asymptotique de $\gamma(v, v)$ mis en évidence précédemment : lorsque $A \gg |v|$, $\gamma(v, v)$ tend vers σ^2 . Par ailleurs en comparant les valeurs de variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ avec celles prédites par l'équation 9.33, on peut juger si à la résolution spatiale de v l'ensemble de la variabilité du paysage est atteinte (même démarche que le critère de A_{seuil} à l'échelle de l'image, voir 7.3.4). On définit donc le paramètre suivant à la résolution spatiale de $1000m$ en supposant que A est inférieur à $|v_{1000}| = 10^6 m^2$

$$C_{1000} = 100 \frac{\gamma(v_{1000}, v_{1000}) - \gamma(v_{1000}, v_{1000})A}{\gamma(v_{1000}, v_{1000})} \quad (9.34)$$

avec $\gamma(v_{1000}, v_{1000})A = \sigma^2 \left(1 - \frac{A}{|v_{1000}|}\right)$. Si C_{1000} est suffisamment faible, alors on peut dire que pour le paysage considéré une grande part de la variabilité spatiale est atteinte à l'échelle du pixel moyenne résolution spatiale de $1000m$.

Estimation de la variance de dispersion à partir des données moyennes résolution spatiale

Le problème majeur qui se pose est : comment retrouver l'hétérogénéité spatiale à l'intérieur des pixels v si l'on dispose seulement des données à basse résolution spatiale ? Cette question a été globalement peu étudiée en télédétection. Certains auteurs proposent à partir de de la théorie de changement de support de retrouver le variogramme ponctuel à partir d'un variogramme régularisé (Collins and Woodcock [1999], Vargas-Guzman and al [2000]). Csillag propose d'utiliser les simulations stochastiques conditionnées par une information à priori telle que le variogramme ou les coefficients d'ondelette pour estimer un ensemble de distribution spatiale possible à une résolution donnée.

La relation 9.33 montre que la variance de dispersion à la résolution de v s'obtient à partir de la portée intégrale A et de la variance théorique σ^2 (en supposant que $v \gg A$). De plus si l'on dispose d'une information à priori sur la valeur de A , il est possible d'estimer σ^2 à partir de la variance des données de l'image à moyenne résolution spatiale. En effet, si la surface de l'image est assez grande par rapport à la valeur de A l'équation 9.30 nous permet d'écrire :

$$\sigma^2 \approx \gamma(v, I) + \gamma(v, v) \quad (9.35)$$

soit en utilisant l'équation 9.33, on obtient :

$$\gamma(v, I) \approx \frac{\sigma^2 A}{|v|} \quad (9.36)$$

$\gamma(v, I)$ est la variance de dispersion théorique de v dans l'image I . On peut l'approcher par la variance de dispersion expérimentale de v dans I c'est-à-dire la variance de l'image à moyenne résolution spatiale (résolution de v). On retrouve ainsi l'équation utilisée pour l'estimation pratique de la portée intégrale (équation 7.39) :

$$\sigma^2 \approx s^2(v|I) \frac{|v|}{A} \quad (9.37)$$

Une stratégie possible consisterait à estimer A à partir de données à haute résolution spatiale disponibles occasionnellement. Cependant, pour rendre cette méthode opérationnelle il reste encore à vérifier la faible évolution temporelle de la structure spatiale de l'image (représentée par A). Ce point sera discuté dans la dernière partie de ce travail.

9.2.2 Application aux images simulées

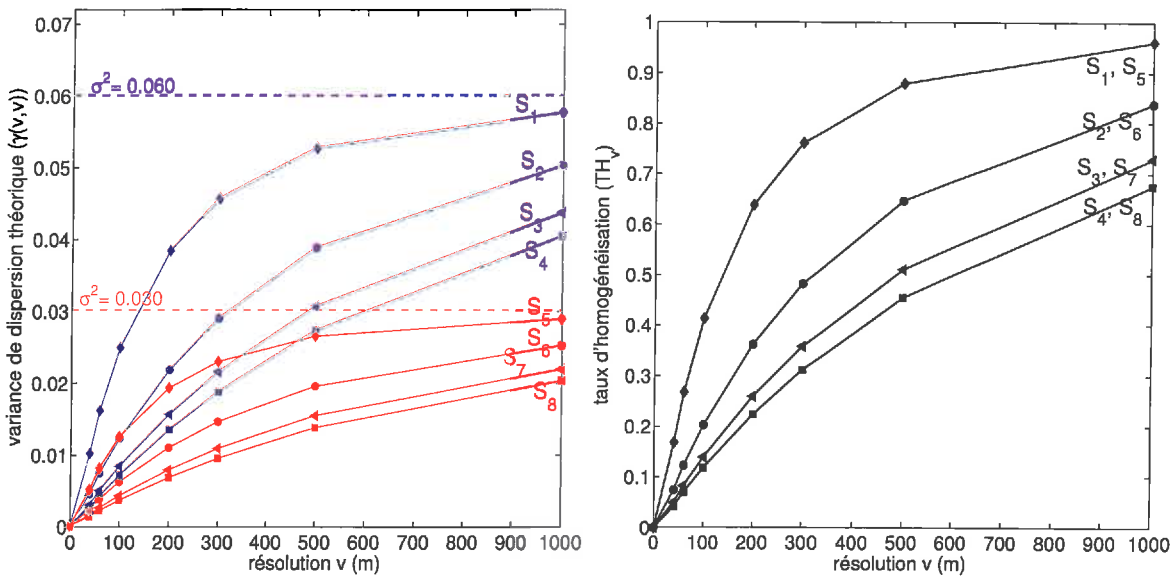
$\gamma(v, v)$ est calculé à différentes résolutions spatiales (60m,100m,200m,300m,500m et 1000m) pour les modèles S_k utilisés dans le chapitre 1 (figure 7.8). Le tableau 9.1 précise les différents paramètres de ces modèles.

modèle	$A(\times 10^5)$	σ^2
S_1	0.5	0.06
S_2	3	0.06
S_3	7	0.06
S_4	10	0.06
S_5	0.5	0.03
S_6	3	0.03
S_7	7	0.03
S_8	10	0.03

TAB. 9.1 – Caractéristiques des modèles S_k .

L'hétérogénéité spatiale de l'image, caractérisée par le couple de paramètres (A, σ^2) permet d'expliquer les différences observées entre les courbes de $\gamma(v, v)$ des images (figure 9.6) :

1. **Le taux d'homogénéisation TH_{1000} décroît quand A augmente** (voir figure 9.6 (b)). Par exemple, l'homogénéisation est presque totale ($TH_{1000} = 96\%$) pour une portée intégrale $A = 0.5 \cdot 10^5 m^2$ alors qu'elle est très partielle ($TH_{1000} = 68\%$) pour $A = 10 \times 10^5 m^2$. En effet, dans le premier cas, la valeur de portée intégrale étant très inférieure à la surface du domaine $|v_{1000}| = 10 \times 10^5 m^2$, l'ensemble de la variabilité de l'image correspondante est atteinte à l'échelle du domaine v_{1000} . Par contre, pour le deuxième cas A est égal à la surface $|v_{1000}|$ ce qui explique le faible taux d'homogénéisation atteint à $1000m$.
2. **A σ^2 fixé, $\gamma(v, v)$ diminue quand la portée intégrale A croît.** Si $A \ll |v|$, la relation 9.33 explique cette observation. Cette observation s'explique aussi si $A > |v|$. En effet dans ce cas v a une surface plus petite que les structures spatiales de l'image. Aussi, il est constitué de données spatialement corrélées déterminant une faible valeur de $\gamma(v, v)$. Cette propriété peut s'exprimer en utilisant l'échelle de variation équivalente (D_c) de l'image (voir 7.3.4) : $\gamma(v, v)$ est d'autant plus faible que la taille de v est plus petite que D_c .
3. Pour une valeur fixée de portée intégrale A inférieure à $|v|$, $\gamma(v, v)$ est d'autant plus grand que le degré d'hétérogénéité σ^2 de l'image est important. Comme le montre l'équation relation 9.33, σ^2 est un facteur multiplicatif.
4. **De façon générale, $\gamma(v, v)$ est d'autant plus grand que σ^2 est important et que A est faible par rapport à la surface du domaine v .** Cependant, lorsque A et σ^2 varient dans le même sens, il n'est pas toujours trivial de prévoir l'évolution de $\gamma(v, v)$. Par exemple, à $300m$, $\gamma(v, v)$ de S_5 est supérieur à celui de S_3 alors que le degré de variabilité σ^2 de S_5 est inférieur à celui de S_3 . L'explication provient alors de la différence de valeurs de portée intégrale entre chaque modèle par rapport à la surface du domaine v . $A_{S_3} = 7 \cdot 10^5 m^2$ est beaucoup plus grande que la surface des domaines v à la résolution de $300m$ ($|v| = 0.9 \cdot 10^5 m^2$). Aussi, les données de S_3 sont très corrélées dans v et leur degré d'hétérogénéité $\gamma(v, v)$ représente une faible part de la variance de l'image ($TH_{300} = 35.8\%$ de $\sigma^2 = 0.06$). En revanche, S_5 a une structure spatiale de surface plus grande que celle de v ($A_{S_5} = 0.5 \cdot 10^5 m^2$). Aussi, la variabilité associée à cette structure n'est plus détectée à la l'échelle de l'image à la résolution de $300m$ et détermine un degré d'hétérogénéité $\gamma(v, v)$ représentant la quasi-totalité de la variance de l'image ($TH_{300} = 76\%$ de $\sigma^2 = 0.03$). L'écart des valeurs de σ^2 entre S_5 et S_3 n'étant pas suffisamment important, l'effet de la différence entre les valeurs de A_{S_3} et A_{S_5} est alors dominant. En revanche, à $500m$ A_{S_3} est proche de la surface de v . Le taux d'homogénéisation est alors suffisant ($TH_{500} = 51\%$) par rapport à celui de S_5 ($TH_{500} = 87\%$) pour que la différence de degré de variabilité σ^2 entre S_5 et S_3 explique alors que $\gamma(v, v)$ de S_3 soit plus important que celui de S_5 .



(a) variance de dispersion théorique de x dans v

(b) taux d'homogénéisation

FIG. 9.6 – Variance de dispersion théorique en fonction de la résolution de v pour les modèles simulé S_k . Les courbes en bleu regroupent les modèles de même variance $\sigma^2 = 0.06$, les courbes en rouge les modèles de variance $\sigma^2 = 0.03$. Chaque symbole de courbe est spécifique à une valeur de portée intégrale : losange $A = 0.5 * 10^5$ et $TH_{1000} = 96\%$, rond : $A = 3 * 10^5$ et $TH_{1000} = 84\%$, triangle $A = 7 * 10^5$ et $TH_{1000} = 73\%$, carré $A = 10 * 10^5$ et $TH_{1000} = 68\%$

L'ensemble des propriétés décrites à partir des modèles théoriques S_k est utilisé pour comparer les courbes de variance de dispersion théorique des images de *NDVI*.

9.2.3 Application aux images de *NDVI*

Les variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ et expérimentales $s^2(x|v)$ sont calculées à différentes résolutions spatiales pour l'ensemble des images de *NDVI* de la base de données (voir figures D.1, D.2 en annexe D). Pour l'ensemble des images, la bonne adéquation entre la variance de dispersion théorique et la variance de dispersion expérimentale souligne la qualité de l'ajustement du variogramme théorique. Cependant pour certains sites des écarts sont observés pour des domaines v de grande taille (500m et 1000m) :

- Pour Nezer01 et Turco02, cet écart s'explique par la non stationnarité d'ordre deux du variogramme à l'échelle de l'image.
- Pour Fundulea01, l'écart observé à 1000m de résolution spatiale peut être dû à l'effet de la partition de l'image. En effet, la surface des domaines v est proche de la taille des parcelles. Aussi, la partition réalisée pour calculer les variances de dispersion expérimentales peut rompre la structure spatiale de l'image et déterminer des domaines v de variances locales très différentes. Cet exemple sera étudié plus en détail dans la troisième partie lors d'une réflexion sur la représentativité locale dans l'image du modèle de variogramme.

La figure 9.7 présente l'évolution de la variance de dispersion théorique avec la résolution spatiale pour l'ensemble des images étudiées. A partir des propriétés mises en évidence précédemment avec le jeu d'images simulées, nous expliquons l'évolution de $\gamma(v, v)$ avec la résolution spatiale à partir de la connaissance des composantes de l'hétérogénéité spatiale (A, σ^2) de chaque site (voir figure 7.13, page 162) :

- Pour l'ensemble des images de la base de données (tableau B.1, annexe B), on remarque que TH_{1000} décroît avec A selon les mêmes proportions que celles décrites par le jeu d'images simulées (figure 9.6). Par exemple, le *NDVI* de Counami01 étant très faiblement structuré ($A \sim 0.5 \cdot 10^5 m^2$), l'homogénéisation des données est atteinte très vite dès la résolution de 300m ($TH_{300} = 88\%$, $TH_{1000} = 96.8\%$). Par contre, pour Alpilles01, l'homogénéisation est plus lente ($TH_{300} = 49\%$, $TH_{1000} = 81.9\%$) car le *NDVI* est plus structuré à cause de la présence du parcellaire ($A = 4.4 \times 10^5 m^2$). Cependant, la portée intégrale ne peut pas toujours expliquer les différences de taux d'homogénéisation. Par exemple pour Aekloba01, $TH_{1000} = 90\%$ est assez élevée pour la valeur de la portée intégrale de ce site ($A = 3.15 \times 10^5 m^2$). Ceci est dû au fort poids de variance du premier modèle expliquant 85 % de la variance de l'image à une portée de 150m. Aussi un taux d'homogénéisation important est atteint dès la résolution spatiale de 300m ($TH_{300} = 70\%$) et évolue faiblement ensuite.
- A 1000m de résolution, l'ordre des valeurs de $\gamma(v, v)$ est bien représenté par le degré de

variabilité (σ^2) de l'image (voir figure 7.13, page 162). Mais ceci n'est plus vrai à 500m. Par exemple, la courbe de $\gamma(v, v)$ de Fundulea01 est en-dessous de celle d'Alpilles01 alors que ce dernier a un degré de variabilité plus faible ($\sigma^2 = 0.42$ pour Alpilles01 et $\sigma^2 = 0.52$ pour Fundulea01) et une portée intégrale plus importante ($A = 4.4 \times 10^5 m^2$ pour Alpilles01 et $A = 3.83 \times 10^5 m^2$ pour Fundulea01). Pour expliquer les différences de valeurs de $\gamma(v, v)$, il faut utiliser comme pour Aekloba01 les paramètres du modèle de régionalisation. A 500m l'échelle de variation unique de Fundulea01 ($r = 781m$) n'est pas atteinte. Aussi, les données sont très corrélées dans v et le degré d'hétérogénéité d'un domaine v représente une faible part de la variance de l'image ($TH_{500} = 46.9\%$). Par contre, Alpilles01 a une première échelle de variation $r_1 = 268m$ expliquant $b_1 = 60.5\%$ de la variabilité de l'image. Cette variabilité n'étant plus détectée par l'image agrégée, le degré d'hétérogénéité des pixels v est plus important ($TH_{500} = 64.1\%$). Par ailleurs, à 1000m l'échelle de variation de Fundulea01 n'est plus détectée par l'image. La variabilité associée étant supérieure à celle d'Alpilles01, $\gamma(v, v)$ de Fundulea01 est alors le plus important. Cet exemple souligne un point important de ce travail : lorsque la valeur de la résolution spatiale est supérieure à l'échelle de variation, la variabilité spatiale du paysage n'est plus détectée à l'échelle de l'image.

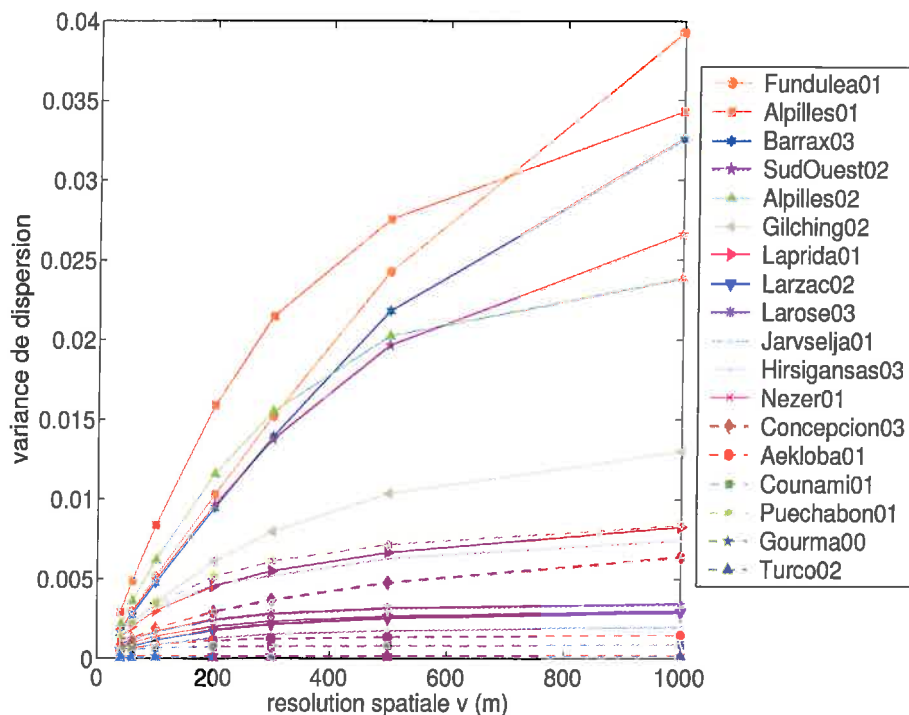


FIG. 9.7 – Evolution de la variance de dispersion théorique avec la résolution spatiale

Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre que la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ calculée à partir du variogramme de l'image quantifie de façon efficace le degré d'hétérogénéité spatiale d'un sous-domaine v de l'image.

Son évolution avec la résolution spatiale décrit la régularisation des données. Elle est fonction de la résolution spatiale et de l'hétérogénéité spatiale des paysages. Le degré d'hétérogénéité $\gamma(v, v)$ est d'autant plus élevé que le degré de variabilité de l'image (σ^2) est important et que la surface des structures spatiales (représentée par la portée intégrale) est faible par rapport à la surface de v . Par ailleurs, nous avons souligné que dans le cas de modèles présentant plusieurs échelles de variation, il est nécessaire de considérer chaque échelle de variation et la variance qu'elle explique pour comprendre les différences de valeurs de $\gamma(v, v)$ d'un site à un autre. Aussi, nous retiendrons que $\gamma(v, v)$ est d'autant plus important que le degré de variabilité de l'image (σ^2) est élevé (σ^2 intervient de façon multiplicative) et que la valeur de la taille de v est plus grande que l'échelle de variation principale de l'image (*i.e.* expliquant la plus grande part du degré de variabilité). Cette conclusion rappelle une idée importante développée dans la première partie : lorsque la valeur de la résolution spatiale d'une image est supérieure à l'échelle de variation, la variabilité spatiale du paysage n'est plus détectée à l'échelle de l'image.

Le paramètre de variance de dispersion nous permet de répondre à un objectif important de ce travail qui est de quantifier l'hétérogénéité spatiale d'un pixel moyenne résolution. Il pourra donc être utilisé pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale lors de la correction du biais d'estimation dû au changement d'échelle. Ceci est abordé dans la partie suivante. Enfin, la variance de dispersion a été présentée dans le cas d'une seule variable : *NDVI*. Cette approche peut s'étendre au modèle de corégionalisation en proposant une matrice de variance et covariance de dispersion théorique. Ceci est présenté dans la partie suivante lors de la présentation d'un modèle bivarié d'estimation du biais.

Enfin, nous avons souligné qu'à partir d'une connaissance à priori de la portée intégrale, on pouvait retrouver la variance de dispersion de l'image à une résolution donnée. Pour rendre cette approche opérationnelle, il reste à vérifier la stationnarité temporelle de la portée intégrale. Ceci sera étudié dans la dernière partie de ce travail.

Chapitre 10

Autres méthodes pour caractériser l'hétérogénéité spatiale

Introduction

La caractérisation de l'hétérogénéité spatiale reposait jusqu'à maintenant sur une fonction structurale unique : le variogramme. Selon le critère de statistique d'ordre deux donné par Julesz [1962] (voir 4.1.3, page 58), le variogramme est un descripteur pertinent de la variabilité spatiale d'une image. Cependant, Gagalowicz [1983] précise que les moments statistiques d'ordre deux ne sont pas suffisants pour discriminer toutes les textures d'une image. Aussi, on peut se demander si le variogramme capture toute l'information sur la structure spatiale de l'image. L'objectif de ce chapitre est de mettre en évidence une autre méthodologie pour caractériser la structure spatiale d'une image. La première section de ce chapitre comparera le variogramme à un autre descripteur : l'entropie spatiale. Puis la simulation d'images sera utilisée pour mettre en évidence la limite du variogramme pour discriminer différentes formes de structures spatiales d'une image. Enfin, le potentiel d'un nouveau descripteur, le variogramme d'ordre un, sera présenté pour décrire la structure spatiale d'une image.

10.1 L'entropie spatiale

10.1.1 Entropie spatiale expérimentale

L'entropie spatiale expérimentale (isotrope) est un des indices d'Haralick présentés dans la première partie pour décrire la texture d'une image :

$$H_e(h) = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \ln(P_h(a_i, a_j)) P_h(a_i, a_j) \quad (10.1)$$

L'image est discrétisée en L valeurs et $P_h(a_i, a_j)$ est la probabilité d'occurrence du couple de valeurs (a_i, a_j) pour des pixels distants de h . $H_e(h)$ a les caractéristiques suivantes :

- en $h = 0$, $H_e(0) = - \sum_{i=1}^L \ln(P(a_i)) P(a_i)$, P est la probabilité d'occurrence d'une valeur de l'image. $H_e(0)$ correspond à l'entropie expérimentale univariée des valeurs de l'image.
- en supposant que les valeurs de l'image sont des réalisations d'une fonction aléatoire $Z(x)$ stationnaire d'ordre deux, l'entropie spatiale expérimentale correspond à l'application dans le cas discret du calcul de l'entropie de la loi de densité bivariée $f_h(z, z')$ de deux variables aléatoires $Z(x)$ et $Z(x+h)$: $H(h) = E[-\ln(f(z, z'))]$. Lorsque $h \rightarrow \infty$, la loi de densité bivariée de $Z(x)$ et $Z(x+h)$ tend vers le produit des densités marginales de chaque variable $f_h(z, z') \rightarrow f(z)f(z')$. De même dans le cas discret on a $P_h(a_i, a_j) \rightarrow P(a_i)P(a_j)$. L'entropie spatiale vérifie alors :

$$\lim_{h \rightarrow \infty} (H_e(h)) = 2 * H_e(0)$$

Si $P_h(a_i, a_j)$ décroît avec h , $H_e(h)$ augmente avec h dans l'intervalle $[H_e(0), 2H_e(0)]$.

A une distance donnée h , $H_e(h)$ quantifie le "désordre spatial" de l'image. Un désordre spatial élevé indique une distribution hétérogène des valeurs des pixels distants de h (peu de répétitions du même couple de valeurs). Par contre, si $H_e(h)$ est faible, la distribution des valeurs des pixels séparés de h est plus homogène. Tout comme le variogramme expérimental, $H_e(h)$ est calculé par classe de distance jusqu'à une distance maximale de 1600m.

10.1.2 Application aux images de la base données

La figure 10.1 présente l'entropie spatiale expérimentale pour les images de NDVI des quatre sites utilisés dans le chapitre précédent pour comparer les variogrammes de NDVI (figure 7.10). L'entropie spatiale ne donne pas plus d'information que le variogramme. On retrouve le même ordre de degré d'hétérogénéité établi par le plateau du variogramme. Le "désordre spatial" augmente avec le degré d'hétérogénéité. De plus, la forme de $H_e(h)$ avec la distance h ne permet pas de différencier les structures spatiales associées à chaque site. L'entropie spatiale atteint très vite pour tous les sites un plateau $H_e(\infty) = 2H_e(0)$.

Aussi, l'information donnée par l'entropie spatiale se résume à celle donnée par l'entropie univariée $H_e(0)$. Cette dernière caractérise la distribution des valeurs des images et donc la forme des histogrammes. Par exemple, pour COUNAMI01 $H_e(0)$ est faible car l'histogramme des valeurs est plus proche d'une gaussienne. Pour ALPILLES01 $H_e(0)$ est plus important car les valeurs de

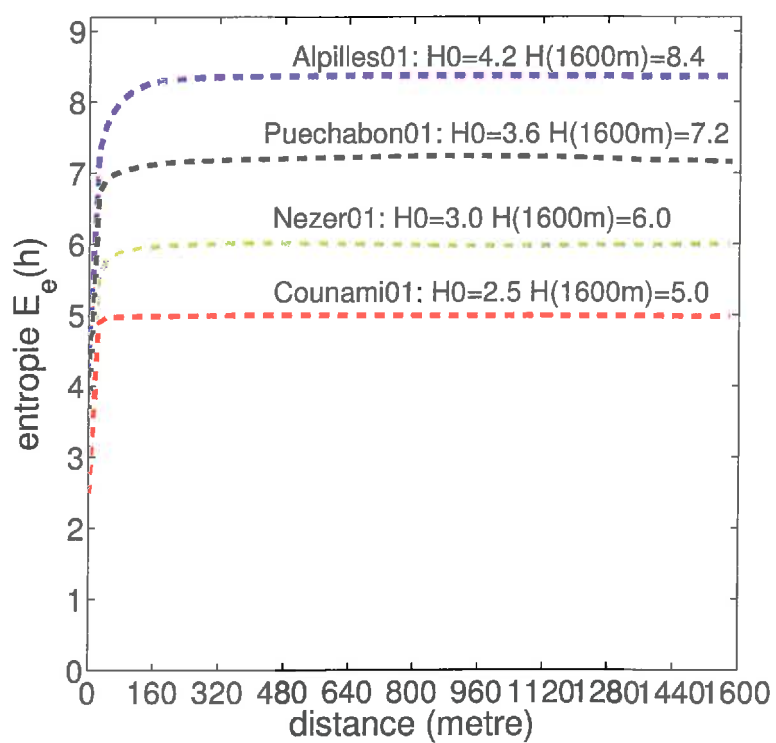


FIG. 10.1 – Entropie spatiale expérimentale $H_e(h)$ pour quatre sites d'hétérogénéité spatiale contrastées

l'image d'Alpilles01 sont uniformément distribuées sur un intervalle plus important. La figure 10.2 croise le paramètre $H_e(0)$ avec le degré de variabilité σ^2 pour les images de NDVI de la base de données. Les sites ayant un fort degré de variabilité ont un fort $H_e(0)$. Il est à noter que $H_e(0)$ est plus important pour Alpilles01 que Fundulea01 alors que la valeur de σ^2 de ce dernier est plus grande. Ceci confirme l'explication donnée dans le chapitre précédent (voir 7.4.2) : les valeurs de NDVI de Fundulea01 se distribuent de façon bi-modale entre un NDVI de sol nu faible et un NDVI fort de végétation en pleine maturité alors que celles d'Alpilles01 se distribuent de façon plus uniforme. Par ailleurs, on remarque qu'au-delà d'une entropie $H_e(0) = 3.5$, cette dernière "sature" et capture peu le degré de variabilité des sites les plus hétérogènes. Nous avons alors comparé l'entropie univariée de chaque site à celle d'une loi de densité gaussienne. Pour une loi de densité continue, l'entropie univariée s'écrit :

$$H(0) = E[-\ln(f(z))] \quad (10.2)$$

Dans le cas d'une loi gaussienne, $H(0)$ est :

$$H(0) = 0.5(1 + \ln(\sigma^2) + \ln(2\pi)) \quad (10.3)$$

Cependant, pour pouvoir comparer $H(0)$ avec $H_e(0)$ il faut tenir compte de la discrétisation réalisée pour calculer $H_e(0)$. Les valeurs de NDVI de l'image sont comprises entre 0 et 1 et le taux de discrétisation utilisé est 100. Aussi la relation entre $H(0)$ et $H_e(0)$ est :

$$H_e(0) = H(0) + \frac{1}{100} \quad (10.4)$$

La courbe de la figure 10.2 indique la valeur de l'entropie d'une loi gaussienne. On remarque que l'écart est d'autant plus important que le paysage est hétérogène (site agricole).

10.1.3 Entropie régularisée

Comme pour la variance de dispersion (section 9.2.1, page 192,), on calcule pour différents niveaux de partition de l'image en sous-domaines v :

- d'une part, l'entropie univariée $H(v, I)$ de l'image agrégée
- d'autre part, l'entropie univariée moyenne $H(x, v)$ des valeurs des sous domaines v

Les graphes de la figure 10.3 décrivent le phénomène d'homogénéisation des données. Lorsque la résolution spatiale diminue, l'histogramme des valeurs se resserre ce qui explique la baisse de l'entropie de l'image agrégée. En outre, à l'intérieur des blocs v l'augmentation du degré d'hétérogénéité est accompagnée d'une augmentation du nombre de valeurs différentes expliquant l'augmentation de l'entropie.

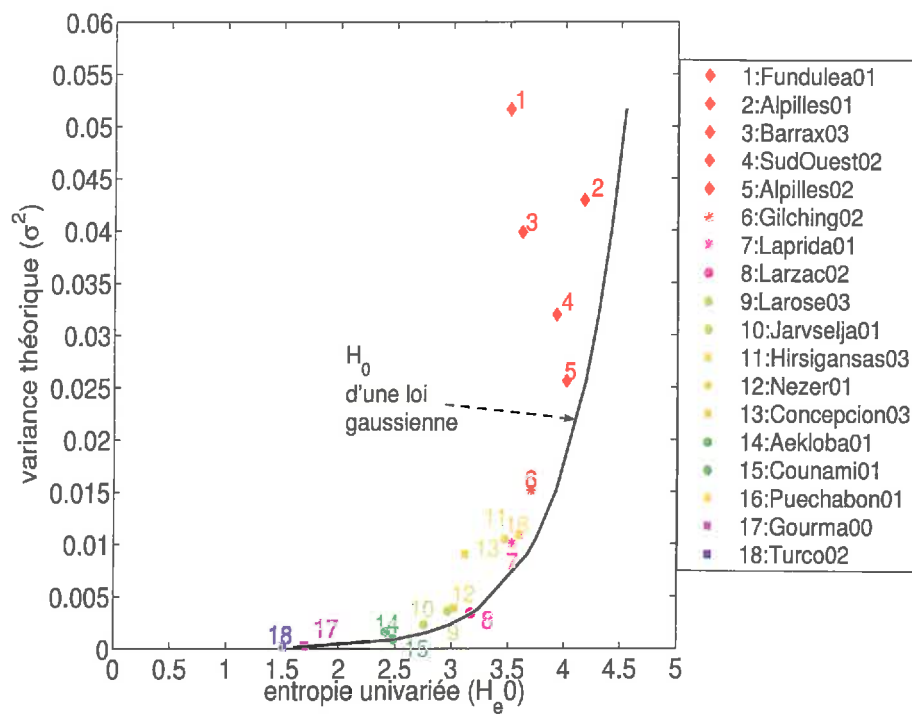


FIG. 10.2 – $H_e(0)$ versus σ^2 . Les codes couleurs et forme des points sont les mêmes que pour la figure 7.13

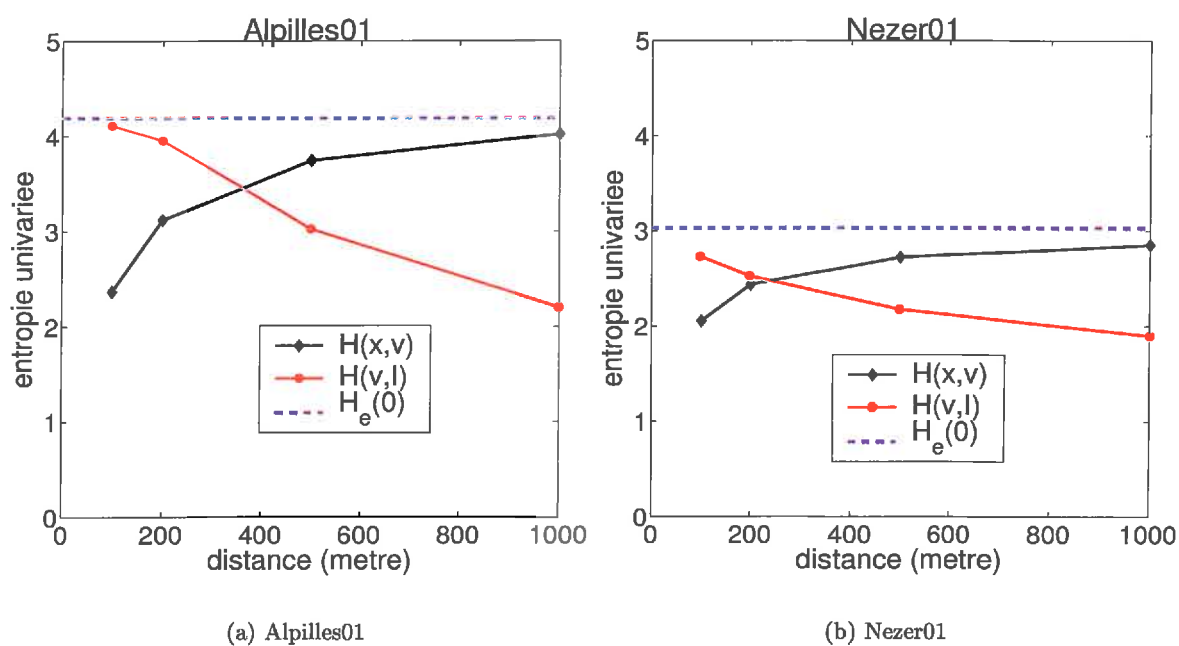


FIG. 10.3 – Entropie de dispersion $H(v, l)$ et $H(x, v)$ pour quatre niveaux de résolution spatiale : 100m, 200m, 500m, 1000m. sites : Alpillés01 et Nezer01.

En conclusion, l'entropie spatiale et univariée n'apportent pas une information supplémentaire pour caractériser l'hétérogénéité spatiale des images de NDVI ni pour la quantifier avec la résolution spatiale.

10.2 Mélange de deux modèles stochastiques

Problématique

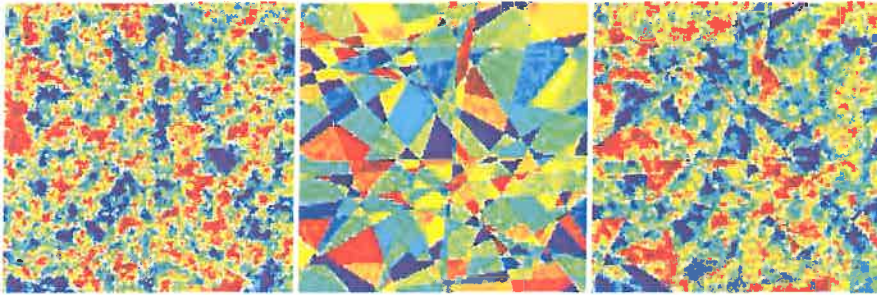
La figure 10.4 présente trois images simulées ayant des formes de structures spatiales différentes. Chaque image est issue de modèles stochastiques différents : modèle de champs gaussiens, modèle mosaïque, et d'une composition des deux avec une proportion de variance de 50% (ces modèles sont expliqués par la suite). Ces trois images ont le même histogramme ce qui confirme l'argument de Julesz [1962] et Gagalowicz [1983] présentés dans la première partie précisant que les statistiques d'ordre un ne peuvent différencier toutes les textures. Cependant, ces trois images ont aussi le même variogramme (figure 10.4) ce qui remet en cause sa pertinence pour discriminer différentes formes de structures spatiales. Il n'est donc pas possible de discriminer ces différentes structures spatiales à partir des seuls outils histogramme et variogramme d'ordre deux. Le but de cette section est de mettre en évidence un descripteur pouvant décrire ces structures spatiales.

10.2.1 Simulation d'images et modèles stochastiques

Deux modèles stochastiques (*i.e* fonction aléatoire) sont choisis pour simuler des images de façon non conditionnelle selon une composition d'un modèle multi-gaussien $Z_d(x)$ et d'un modèle de droite poissonienne $Z_m(x)$ (nommé dans ce travail modèle mosaïque). Chacun de ces modèles est stationnaire d'ordre deux, caractérisé par une loi de densité marginale que l'on choisit gaussienne centrée réduite. Les distributions spatiales des valeurs générées par chaque modèle diffèrent uniquement par le processus stochastique sous-jacent.

Le modèle multi-gaussien est un modèle de champs gaussiens que nous avons choisi de générer par simulation non conditionnelle de "tranche tournante" ("turning band" Chiles and Delfiner [1999]) à partir d'un modèle de variogramme exponentiel $\gamma_d(h)$ de portée r_d (de covariance $C_d(h)$). Le nombre de bandes utilisées pour la simulation du modèle est 600.

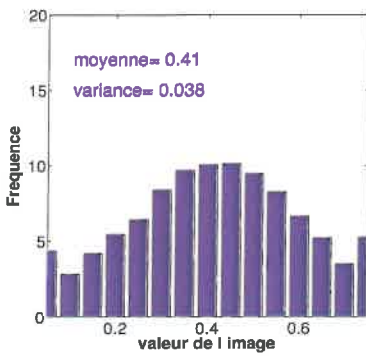
Le modèle mosaïque est un modèle fondé sur des droites poissoniennes (Lantuejoul [2002]). Ce modèle et son principe de simulation sont donnés par l'annexe E. Il est associé à un variogramme exponentiel $\gamma_m(h)$ de portée r_m (de covariance $C_m(h)$). Cette dernière est liée au nombre de droites poissoniennes générées :



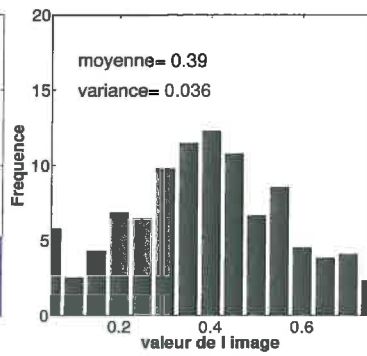
(a) modèle multi-gaussien

(b) modèle mosaïque

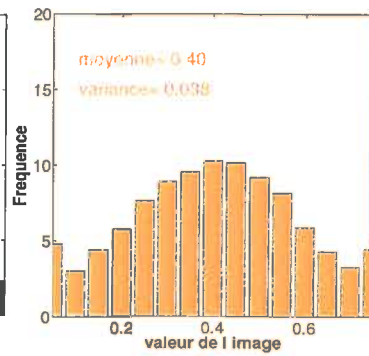
(c) composition multi-gaussien mosaïque



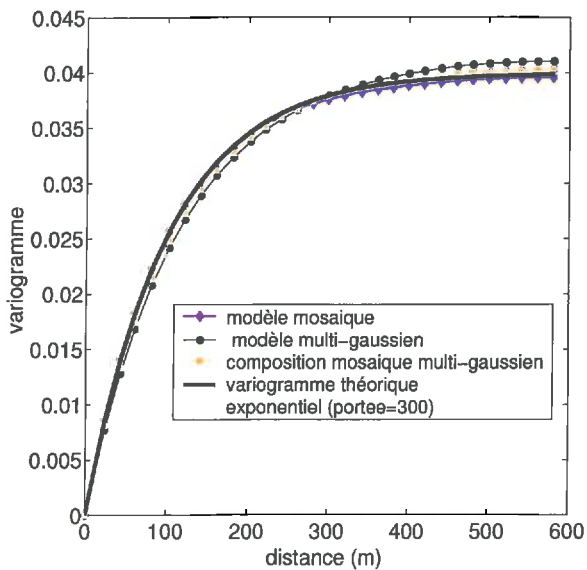
(d) multi-gaussien



(e) mosaïque



(f) composition multi-gaussien-mosaïque



(g) variogramme d'ordre deux

FIG. 10.4 – Images simulées par un modèle mosaïque (a), multi-gaussien (b) et d'une composition de 50% des deux (c). Histogrammes et variogrammes de chaque image

$$\overline{N(I)} = \frac{\Upsilon_I}{\frac{2}{3} * r_m} \quad (10.5)$$

où Υ_I est le périmètre de l'image.

La fonction aléatoire associée à chaque image simulée est :

$$Z_i(x) = \sigma \left(\omega_i Z_d(x) + \sqrt{(1 - \omega_i^2)} Z_m(x) \right) + m \quad (10.6)$$

$Z_d(x)$ et $Z_m(x)$ sont indépendantes. $Z_i(x)$ est caractérisé par les paramètres suivants :

- $E(Z_i(x) = m)$ est l'espérance de $Z_i(x)$. Lors de la simulation, elle constitue une translation de l'histogramme de valeurs et n'intervient pas dans les calculs que nous développons. Par la suite, nous ne considérerons pas m comme un paramètre caractéristique de $Z_i(x)$.
- σ^2 est la variance de l'image.
- ω_i est le poids associé au modèle multi-gaussien et $\sqrt{(1 - \omega_i^2)}$ est celui associé au modèle mosaïque. ω est nommé paramètre de composition.
- γ_d est le modèle élémentaire exponentiel, représenté par sa portée r_d
- γ_m est le modèle élémentaire exponentiel, représenté par sa portée r_m

Les paramètres σ^2, r_d, r_m définissent un groupe de simulations. Pour chaque groupe de simulation, on distingue différents modèles Z_i correspondant à une valeur de ω_i ($0 < \omega_i \leq 1$) donnée. $Z_{\sigma^2 m}$ et $Z_{\sigma^2 d}$ sont nommés respectivement le modèle mosaïque pur et le modèle multi-gaussien pur.

Z_i	$Z_{\sigma^2 m}$	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7	$Z_{\sigma^2 d}$
ω_i	0	0.3536	0.5	0.6	0.7071	0.8	0.866	0.9354	1

TAB. 10.1 – Définitions des Z_i en fonction de ω_i

Une grille de dimension $3000m \times 3000m$ avec un pas de $20m$ est utilisée pour simuler les images à partir du logiciel Isatis (www.geovariances.fr). 20 simulations sont réalisées par jeu de paramètres $\sigma^2, r_d, r_m, \omega_i$. Une image simulée étant une réalisation d'un processus stochastique, il est normal d'observer des écarts entre les statistiques d'ordre un et deux (histogramme, variogramme) des différentes images simulées et celles du modèle sous-jacent. La figure 10.5 montre l'impact des simulations sur le variogramme expérimental de l'image. Par la suite, le faisceau des variogrammes expérimentaux des images simulées sera représenté par la moyenne des variogrammes expérimentaux. Ce dernier est bien représentatif du modèle sous-jacent (figure 10.5). Aussi tout descripteur expérimental des images simulées est représenté par sa moyenne sur l'ensemble des 20 simulations.

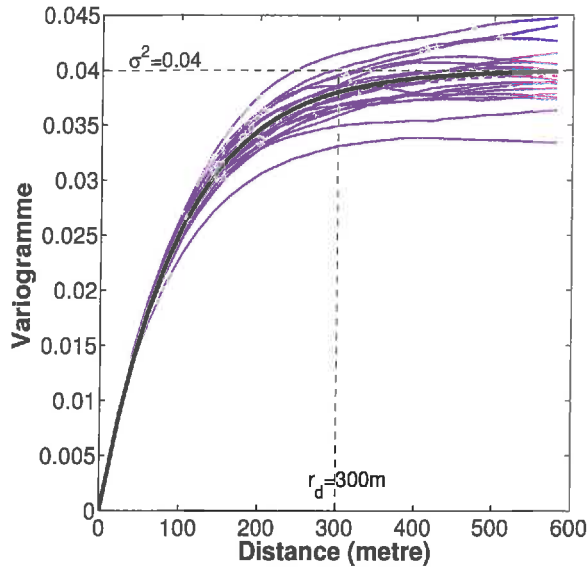


FIG. 10.5 – Variogrammes expérimentaux des images simulées à partir d’un même variogramme ($r_m = r_d = 300m$). Le variogramme en trait plein noir est le modèle théorique, en trait discontinu rouge la moyenne des variogrammes simulés, en trait fin bleu le variogramme de chacune des 20 images simulées.

10.2.2 Un nouveau descripteur : le variogramme d’ordre un

Par la suite, nous considérons les images correspondant à la fonction aléatoire $Z(x)$ caractérisée par :

- les modèles multi-gaussien et mosaïque ont un même variogramme exponentiel de portée $r_m = r_d = 300m$
- $\sigma^2 = 0.04$.

Le but de cette section est de mettre en évidence un descripteur permettant de discriminer les images correspondant aux modèles $Z_i(x)$ issues de la composition d’un modèle mosaïque et multi-gaussien.

Le variogramme d’ordre deux :

Nous avons vu précédemment que le variogramme d’ordre deux ne permettait pas de distinguer ces images (figure 10.6 a)). En effet, $Z_i(x)$ étant une somme de fonctions aléatoires indépendantes, son variogramme s’écrit comme la somme des variogrammes de chaque fonction aléatoire :

$$\gamma(h) = \sigma^2 (\omega_i^2 \gamma_d(h) + (1 - \omega_i^2) \gamma_m(h)) \quad (10.7)$$

Aussi, lorsque $\gamma_d = \gamma_m$, $\gamma(h) = \sigma^2 \gamma_d$ est constant quelque soit ω_i .

L'entropie spatiale

L'entropie spatiale expérimentale (équation 10.1) permet de bien distinguer un modèle mosaïque pur ($\omega = 0$) d'un modèle multi-gaussien pur ($\omega = 1$) (figure 10.6 b)). Cependant elle ne semble pas discriminer les différentes compositions $Z_i(x)$.

L'entropie spatiale dépend uniquement de la loi bivariée sous-jacente :

$$H(h) = E [-\ln(f(z, z'))] \quad (10.8)$$

Les densités bivariées sous-jacentes aux modèles multi-gaussien pur $Z_{\sigma^2 d}$ et mosaïque pur $Z_{\sigma^2 m}$ sont bien distinctes expliquant la différence observée entre les entropies spatiales expérimentales. Par ailleurs, on peut montrer que pour $\omega > 0$, la loi de densité bivariée de $Z_i(x)$ est une loi de densité bivariée gaussienne $f_{N_2}(z, z')$ de variogramme $\gamma(h) = \sigma^2 (\omega_i^2 \gamma_d(h) + (1 - \omega_i^2) \gamma_m(h))$. Or, l'entropie spatiale d'une densité bivariée gaussienne s'exprime directement en fonction du variogramme :

$$H_N(h) = 1 + \ln(2\pi) + \ln(\sigma^2) + 0.5 \ln \left(1 - \left(\frac{\sigma^2 - \gamma(h)}{\sigma^2} \right) \right) \quad (10.9)$$

Aussi, l'entropie spatiale d'une image $Z_i(x)$ n'apporte pas plus d'information que le variogramme d'ordre deux. De plus dans le cas présent où $\gamma_d = \gamma_m$, on a :

$$\gamma(h) = \sigma^2 \gamma_d \quad (10.10)$$

La loi bivariée de $Z(x)$ étant identique à celle de $Z_{\sigma^2 d}(x)$, l'entropie spatiale de toutes les images $Z_i(x)$ est la même que celle de $Z_{\sigma^2 d}(x)$.

Le variogramme d'ordre un :

Le variogramme tel qu'il a été utilisé jusqu'alors est un variogramme d'ordre deux. La notion de variogramme peut être généralisée à un ordre $\alpha > 0$:

$$\gamma_\alpha(h) = 0.5 E |Z(x+h) - Z(x)|^\alpha \quad (10.11)$$

Le variogramme d'ordre un est défini par :

$$\gamma_1(h) = 0.5 E |Z(x+h) - Z(x)| \quad (10.12)$$

Son expression empirique est :

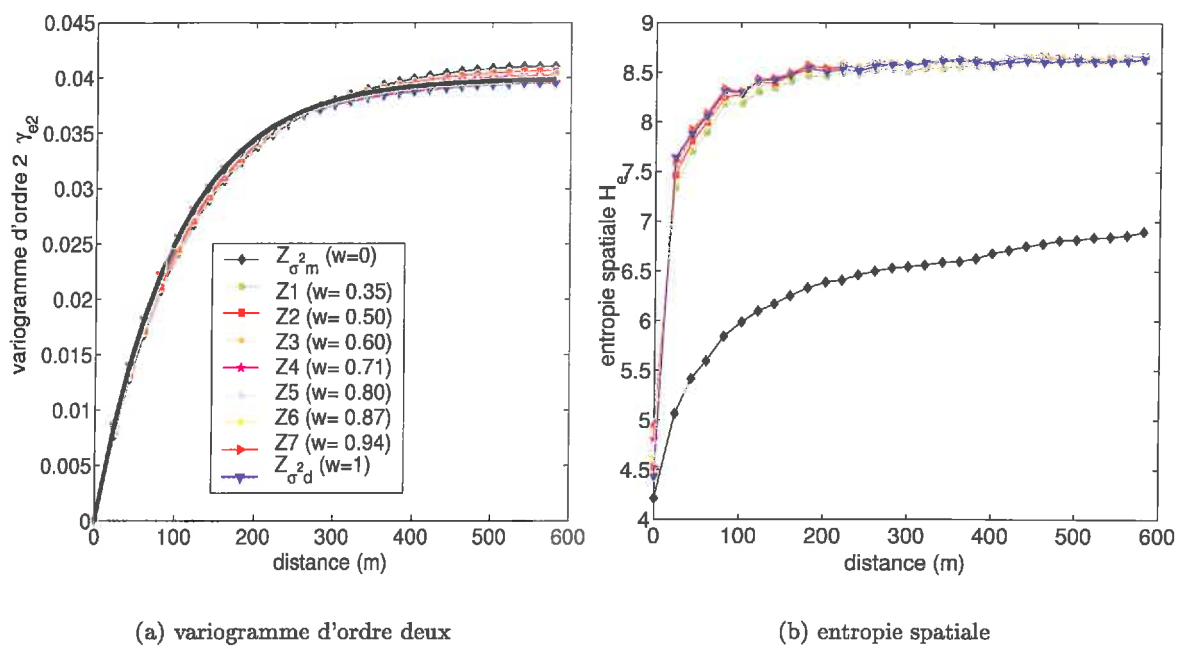


FIG. 10.6 – Variogramme d'ordre deux et entropie spatiale des différentes images $Z_i(x)$, $Z_{\sigma^2 d}(x)$ et $Z_{\sigma^2 m}(x)$. $r_m = r_d = 300m$, $\sigma^2 = 0.04$

$$\gamma_{1e}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{x_\alpha - x_\beta \simeq h} |z(x_\alpha) - z(x_\beta)| \quad (10.13)$$

Par la suite, on distinguera chaque variogramme par un indice spécifiant leur ordre : γ_1 , γ_2 . La figure 10.7 montre que le variogramme d'ordre un expérimental de chaque image $Z_i(x)$ est différent. Il constitue donc un descripteur potentiel pour décrire la structure spatiale d'une image selon une composition d'un modèle mosaïque et multi-gaussien. De plus, la variogramme d'ordre un a la propriété d'être proportionnel à la racine carré du variogramme d'ordre deux pour un modèle multi-gaussien pur et au variogramme d'ordre deux pour un modèle mosaïque pur (Chiles and Delfiner [1999]). Aussi, il est intéressant d'utiliser le couple des variogrammes d'ordre un et deux (γ_{1e}, γ_{2e}) pour décrire les images $Z_i(x)$. La figure 10.7 souligne l'information potentielle que contient le couple de descripteurs (γ_{1e}, γ_{2e}) pour distinguer les différentes structures spatiales. Ces derniers sont normalisés de la manière suivante :

$$\gamma_{1e_n}(h) = \frac{\gamma_{1e} \times \pi}{\sigma} \quad (10.14)$$

$$\gamma_{2e_n}(h) = \frac{\gamma_{2e}}{\sigma^2} \quad (10.15)$$

10.3 Méthode pour décrire la structure spatiale d'une image

10.3.1 Description de l'approche

L'idée est d'utiliser le couple de descripteurs des variogrammes d'ordre un et deux (γ_{1e}, γ_{2e}) pour retrouver les paramètres : ω, r_d, r_m décrivant la structure spatiale de $Z_i(x)$ comme une composition d'un modèle mosaïque et d'un modèle multi-gaussien. La variance théorique σ^2 de $Z(x)$ est supposée connue.

Expression du variogramme théorique d'ordre un

Le variogramme théorique d'ordre un $\gamma_1(h)$ de $Z(x)$ s'écrit :

$$\gamma_1(h) = 0.5E|Z(x+h) - Z(x)| \quad (10.16)$$

Son calcul s'effectue en conditionnant l'espérance selon les événements A de probabilité $p(h)$ et \bar{A} de probabilité $1 - p(h)$:

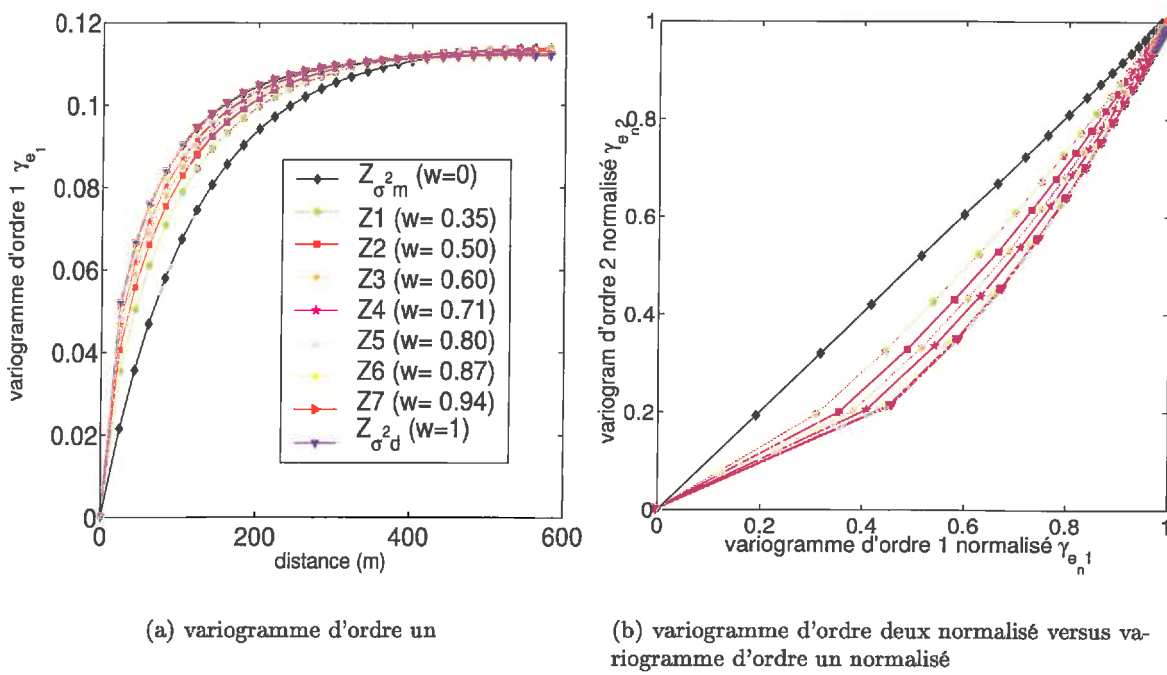


FIG. 10.7 – Variogrammes expérimentaux d'ordre un et deux pour les différentes images issues de $Z_i(x)$ ainsi que celles issues de $Z_{\sigma^2_d}(x)$ et $Z_{\sigma^2_m}(x)$

$$\gamma_1(h) \equiv 0.5p(h)E [|Z(x+h) - Z(x)| / A] + 0.5(1-p(h))E [|Z(x+h) - Z(x)| / \bar{A}] \quad (10.17)$$

D'après l'équation 10.6), on a :

$$Z(x+h) - Z(x) = \sigma \left(\omega (Z_d(x+h) - Z_d(x)) + \sqrt{1-\omega^2} (Z_m(x+h) - Z_m(x)) \right) \quad (10.18)$$

1. Calcul de $E [|Z(x+h) - Z(x)| / A]$.

x et $x+h$ sont dans la même cellule donc $Z_m(x) = Z_m(x+h)$.

Aussi on a :

$$E [|Z(x+h) - Z(x)| / A] = \sigma \omega E [|Z_d(x+h) - Z_d(x)|] \quad (10.19)$$

$Z_d(x+h) - Z_d(x)$ est une différence de deux variables aléatoires gaussiennes centrées réduites et spatialement dépendantes. Aussi $Z_d(x+h) - Z_d(x)$ suit une loi gaussienne centrée et de variance $Var(Z_d(x+h) - Z_d(x)) = 2 - 2C_d(h) = 2\gamma_d(h)$. De plus pour une variable aléatoire gaussienne $Y(x)$ centrée de variance σ^2 , l'espérance de sa valeur absolue est $E|Y(x)| = \frac{\sqrt{2\sigma^2}}{\sqrt{\pi}}$. L'équation 10.19 s'écrit alors :

$$E [|Z(x+h) - Z(x)| / A] = 2\sigma\omega \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sqrt{\gamma_d(h)} \quad (10.20)$$

2. Calcul de $E [|Z(x+h) - Z(x)| / \bar{A}]$:

$$E [|Z(x+h) - Z(x)| / \bar{A}] = \sigma E \left[\left| \omega (Z_d(x+h) - Z_d(x)) + (\sqrt{1-\omega^2}) (Z_m(x+h) - Z_m(x)) \right| \right] \quad (10.21)$$

$\omega (Z_d(x+h) - Z_d(x))$ suit une loi gaussienne centrée de variance $2\omega^2\gamma_d(h)$

$(Z_m(x+h) - Z_m(x))$ est une différence de deux variables aléatoires gaussiennes centrées réduites et indépendantes (car $(x+h)$ et x sont dans des cellules différentes). Aussi $\sqrt{1-\omega^2} (Z_m(x+h) - Z_m(x))$ suit une loi gaussienne centrée de variance $2(1-\omega^2)$.

$\omega (Z_d(x+h) - Z_d(x))$ et $(\sqrt{1-\omega^2}) (Z_m(x+h) - Z_m(x))$ sont deux variables aléatoires gaussiennes indépendantes. Aussi $\omega (Z_d(x+h) - Z_d(x)) + (\sqrt{1-\omega^2}) (Z_m(x+h) - Z_m(x))$ est une variable aléatoire gaussienne centrée de variance $2\omega^2\gamma_d(h) + 2(1-\omega^2)$. L'équation 10.21 s'écrit alors :

$$E [|Z(x+h) - Z(x)| / A] = 2\sigma \frac{\sqrt{\omega^2 \gamma_d(h) + (1-\omega^2)}}{\sqrt{\pi}} \quad (10.22)$$

L'expression 10.17 du variogramme d'ordre un théorique est alors :

$$\gamma_1(h) = p(h)\sigma\omega \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sqrt{\gamma_d(h)} + (1-p(h))\sigma \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sqrt{\omega^2 \gamma_d(h) + (1-\omega^2)} \quad (10.23)$$

Or $p(h) = (1 - \gamma_m(h))$ d'où le variogramme théorique d'ordre un s'écrit en fonction de ω, r_d, r_m :

$$\gamma_1(h) = \frac{1}{\sqrt{\pi}}\sigma \left(\omega(1 - \gamma_m(h))\sqrt{\gamma_d(h)} \right) + \gamma_m(h)\sqrt{\omega^2 \gamma_d(h) + (1-\omega^2)} \quad (10.24)$$

Méthode d'estimation des paramètres ω, r_d, r_m :

Le problème sous-jacent est un problème d'inversion pour retrouver trois paramètres à partir des fonctions variogramme d'ordre un (équation 10.24) et variogramme d'ordre deux (équation 10.7) connus expérimentalement par classes de distance $(\gamma_{1e}, \gamma_{2e})$. La méthode utilisée est une table de correspondance (LUT) mettant en relation les vecteurs de variogramme théorique d'ordre un et d'ordre deux pour un nombre $N(h)$ de classes de distance avec les différentes combinaisons de paramètres ω, r_d, r_m . Pour pouvoir être appliquée aux images de la base de donnée, la LUT utilisée a les caractéristiques suivantes :

- discrétisation des paramètres de porté r_d, r_m entre 25m et 1600m avec un pas de 25m. L'hypothèse sous-jacente est qu'un plateau de stationnarité doit être atteint avant la distance de 1600m ce qui est conforme avec les hypothèses données dans le chapitre deux (voir 7.2.1).
- le paramètre ω est discrétisé entre 0 et 1 avec un pas de 0.01
- La variance théorique σ^2 est supposée connue à priori.¹

Le critère des moindres carrés $Cr = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (\gamma_{1e}(h_i) - \gamma_1(h_i))^2 + \frac{1}{N(h)} \sum (\gamma_{2e}(h_i) - \gamma_2(h_i))^2$ est calculé entre les éléments de la LUT et les variogrammes empiriques $((\gamma_{1e}, \gamma_{2e}))$. La LUT est ordonnée selon le critère Cr . Les N_s premiers éléments $(\omega^{est}, r_d^{est}, r_m^{est})$ sont choisis comme solution. N_s est déterminé de façon arbitraire (Weiss et al. [2000]) ou selon un seuil de précision donné Cr_{seuil} (Knyazikhin et al. [1998]). Les paramètres estimés sont alors les moyennes des paramètres de cet ensemble de solution.

¹D'un point de vue théorique son introduction comme paramètre supplémentaire ne poserait pas de problème. Cependant, le nombre de cas de la LUT augmenterait considérablement.

10.3.2 Test sur simulation

Nous avons d'abord testé la méthode d'estimation sur différents groupes de simulation. La solution correspond à la moyenne des paramètres des $N_s = 10$ premiers éléments de la LUT ordonnés selon un Cr croissant. N_s est faible par rapport au nombre d'éléments de la LUT (426725). Ce choix se justifie par les deux points suivants :

- D'une part, il correspond à une augmentation importante de Cr .
- D'autre part, comme il s'agit de retrouver des résultats de simulation, il est normal de s'attendre à trouver un petit ensemble de solutions associé à une faible valeur de critère Cr . La valeur de Cr est comprise entre 0.01 et 0.018 ce qui donne une valeur indicative d'un bon niveau de précision pour l'application aux images réelles.

Comme le montrent les figures 10.8 et 10.9 les résultats sont satisfaisants. La composante mosaïque ou multi-gaussienne est moins bien estimée lorsque son poids associé (ω pour le modèle multi-gaussien et $\sqrt{(1-\omega^2)}$ pour le modèle mosaïque) est faible. L'écart entre les valeurs des paramètres estimés ($\omega^{est}, r_d^{est}, r_m^{est}$) et ceux du modèle (ω, r_d, r_m) sont dus essentiellement à :

- l'écart entre le modèle et ses réalisations simulées. En particulier, le fait d'imposer le σ^2 du modèle explique que les palliers des variogrammes d'ordre un et d'ordre deux ne sont pas toujours très bien ajustés.
- le niveau de discrétisation des paramètres de portées r_m et r_d dans la LUT. Un test avec une discrétisation à 50m donnait des résultats beaucoup moins précis

Enfin, il est à noter que l'objectif de ce modèle est de décrire la structure spatiale de l'image. Aussi, la qualité de l'estimation est jugée par la qualité d'ajustement entre les courbes des variogrammes estimés ($\gamma_1^{est}, \gamma_2^{est}$) et les courbes des variogrammes empiriques (γ_{1e}, γ_{2e}) .

10.3.3 Application aux images réelles

L'approche est appliquée aux images de $NDVI$ de la base de données. Chaque image est alors caractérisée par une structure spatiale décrite par les paramètres ω, r_d, r_m . La solution correspond à la moyenne des paramètres des $N_s = 1000$ premiers éléments de la LUT ordonnées selon un Cr croissant. Ce nombre a été choisi en explorant l'ensemble des solutions et l'évolution du critère Cr avec le nombre de solutions choisis.

Sites agricoles

Les figures 10.10 et 10.11 présentent les résultats pour quelques sites agricoles. Les paramètres estimés mettent en évidence les caractéristiques de l'hétérogénéité spatiale de chaque site. La composante mosaïque de la structure spatiale est liée au parcellaire de chaque site. La portée r_m donne une indication de la taille des parcelles. La composante multi-gaussienne peut

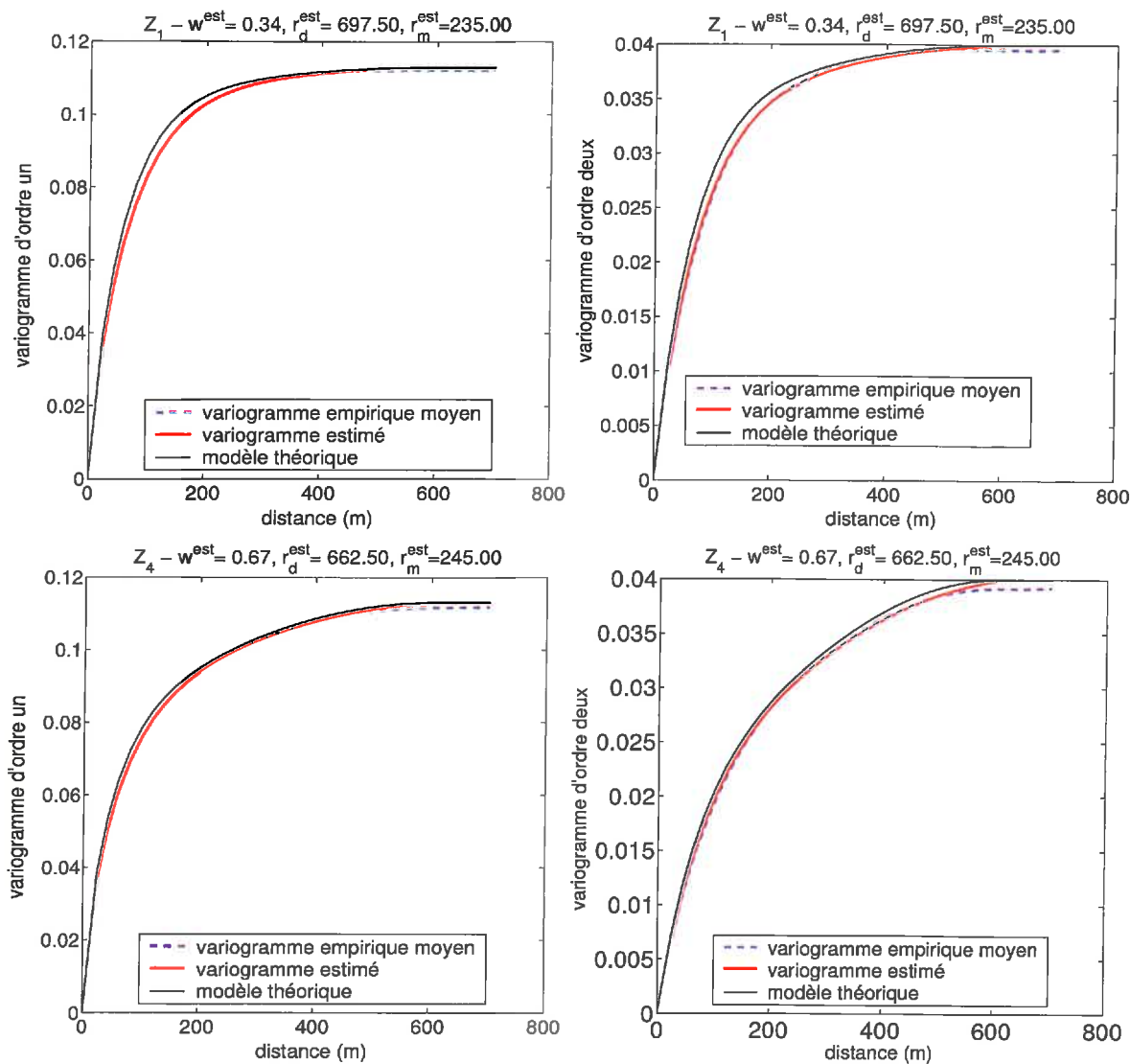


FIG. 10.8 – Résultat de l'estimation du variogramme d'ordre un et du variogramme d'ordre deux pour les variables Z_1 ($\omega_1 = 0.3536$) et Z_4 ($\omega_4 = 0.7071$). Le modèle théorique sous-jacent est défini par $r_m = 200, r_d = 600$.

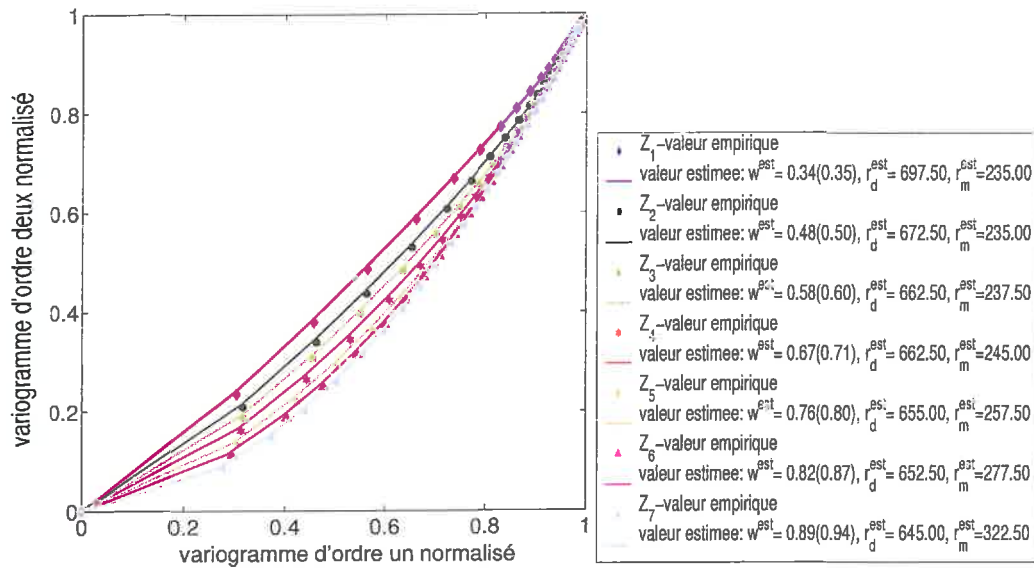


FIG. 10.9 – Résultats des estimations du variogramme d'ordre deux et d'ordre un pour l'ensemble des images issues du modèle défini par $r_m = 200, r_d = 600$

traduire une variabilité plus diffuse à l'intérieur des parcelles ou à des échelles de variation plus grandes.

Dans le cas de Fundulea01, l'absence de composante multi-gaussienne ($\omega = 0.02$) souligne un structure mosaïque bien marquée avec une faible variabilité à l'intérieur des parcelles (figure 10.10). Par contre, pour Alpilles01 (figure 10.10) la composante multi-gaussienne est plus importante que pour Fundulea01 et traduit une variabilité à une échelle de variation plus grande. Le parcellaire est plus petit et sa structure mosaïque moins marquée que pour Fundulea01. Pour SudOuest02 et Alpilles02 (figure 10.11), la composante mosaïque est assez bien marquée et la portée mosaïque traduit bien les tailles de parcelles de ces sites.

Sites de forêts et de végétation naturelles

Les sites de végétation naturelle et de forêts sont caractérisés par une composante mosaïque moins marquée (figures 10.12 et 10.13). La composante multi-gaussienne a un poids plus fort (autour de $\omega = 0.6$). L'ajustement pour les sites présentés est cependant moins bon que pour les sites agricoles.

Ces observations montrent que la composante mosaïque est plus marquée sur les sites agricoles que les paysages naturels. Aussi elle permet de caractériser un effet anthropique dans le paysage.

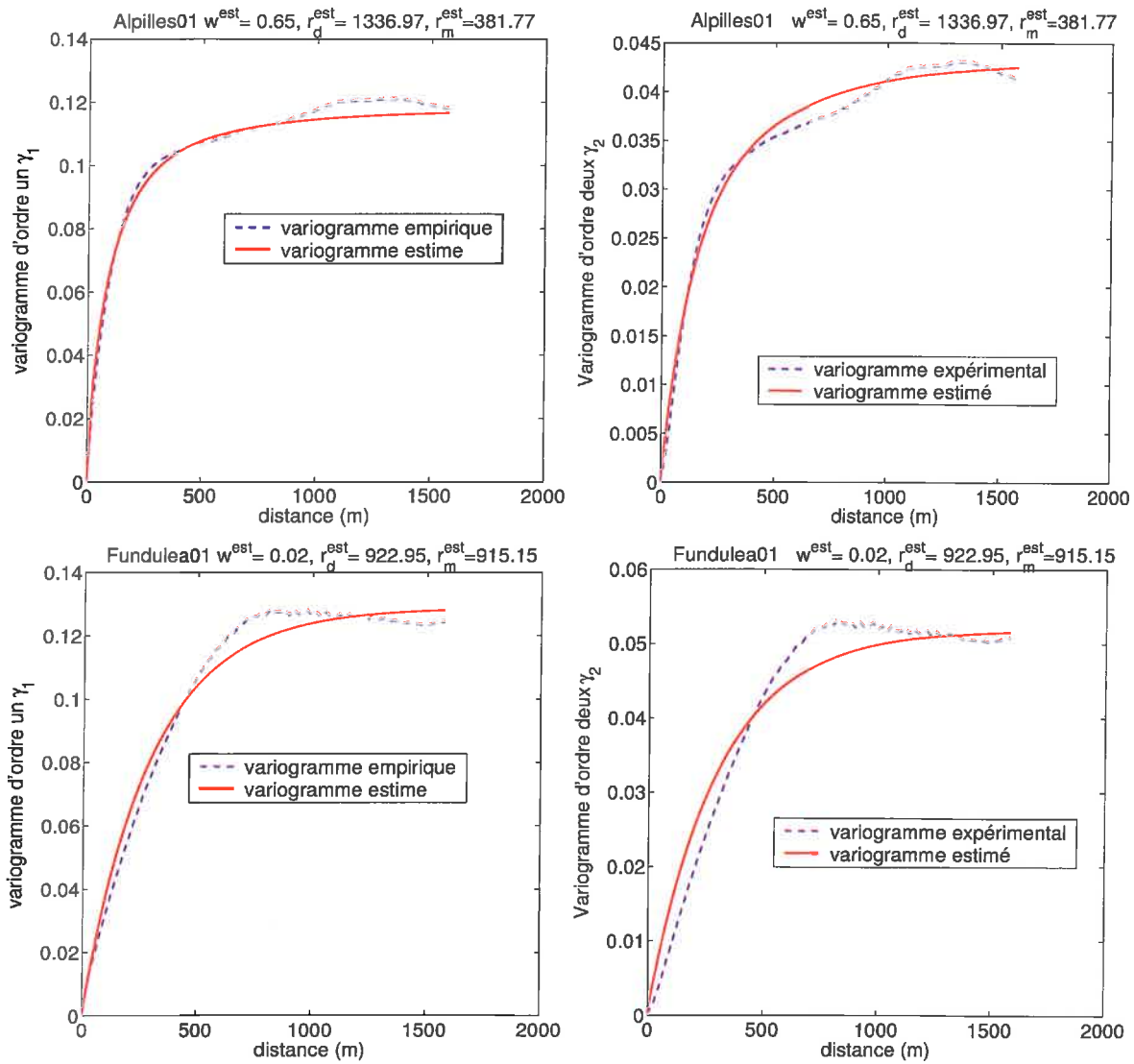


FIG. 10.10 – Résultats pour les sites agricoles Fundulea01, Alpilles01

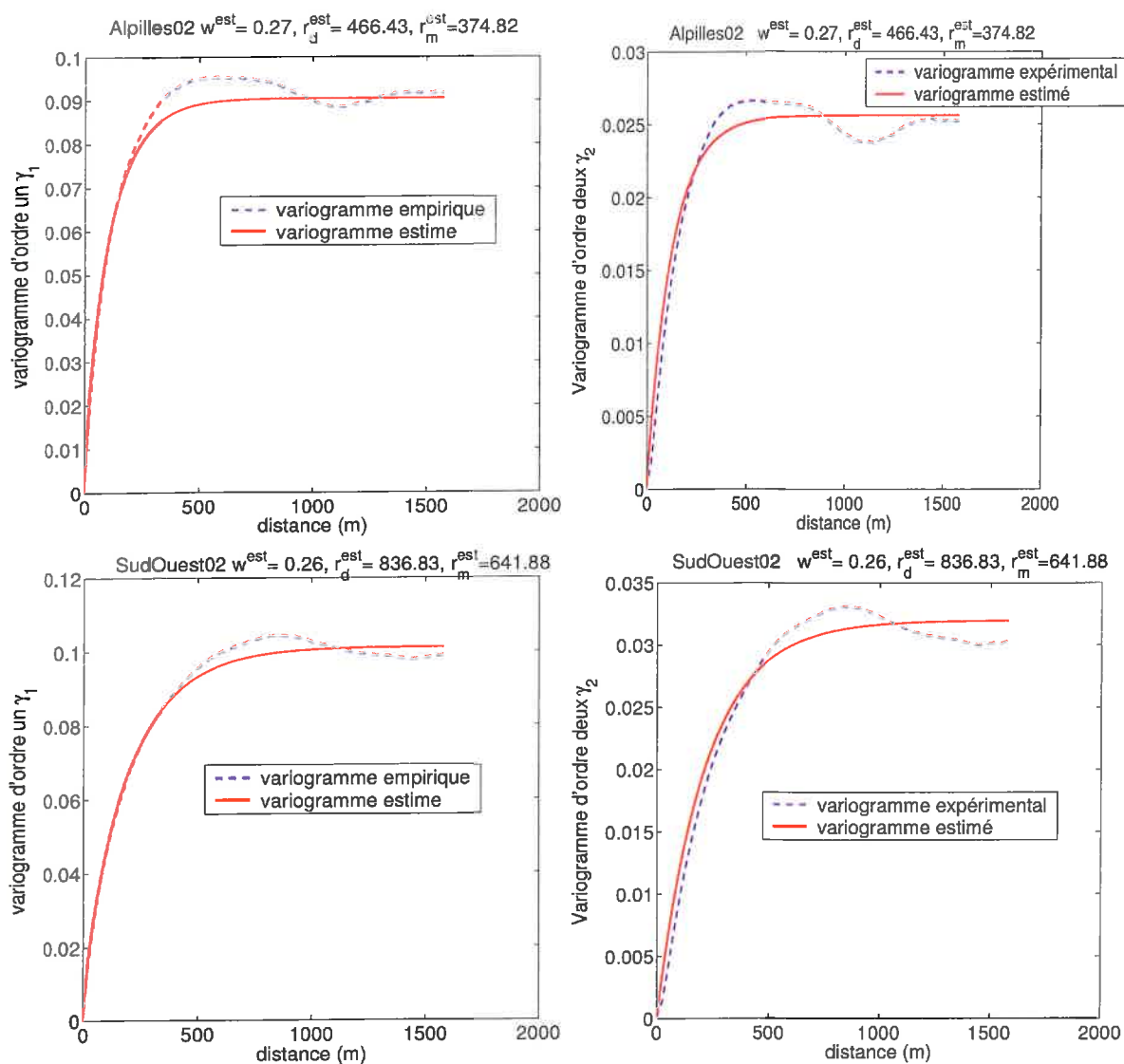


FIG. 10.11 – Résultats pour les sites agricoles Alpilles02, SudOuest02

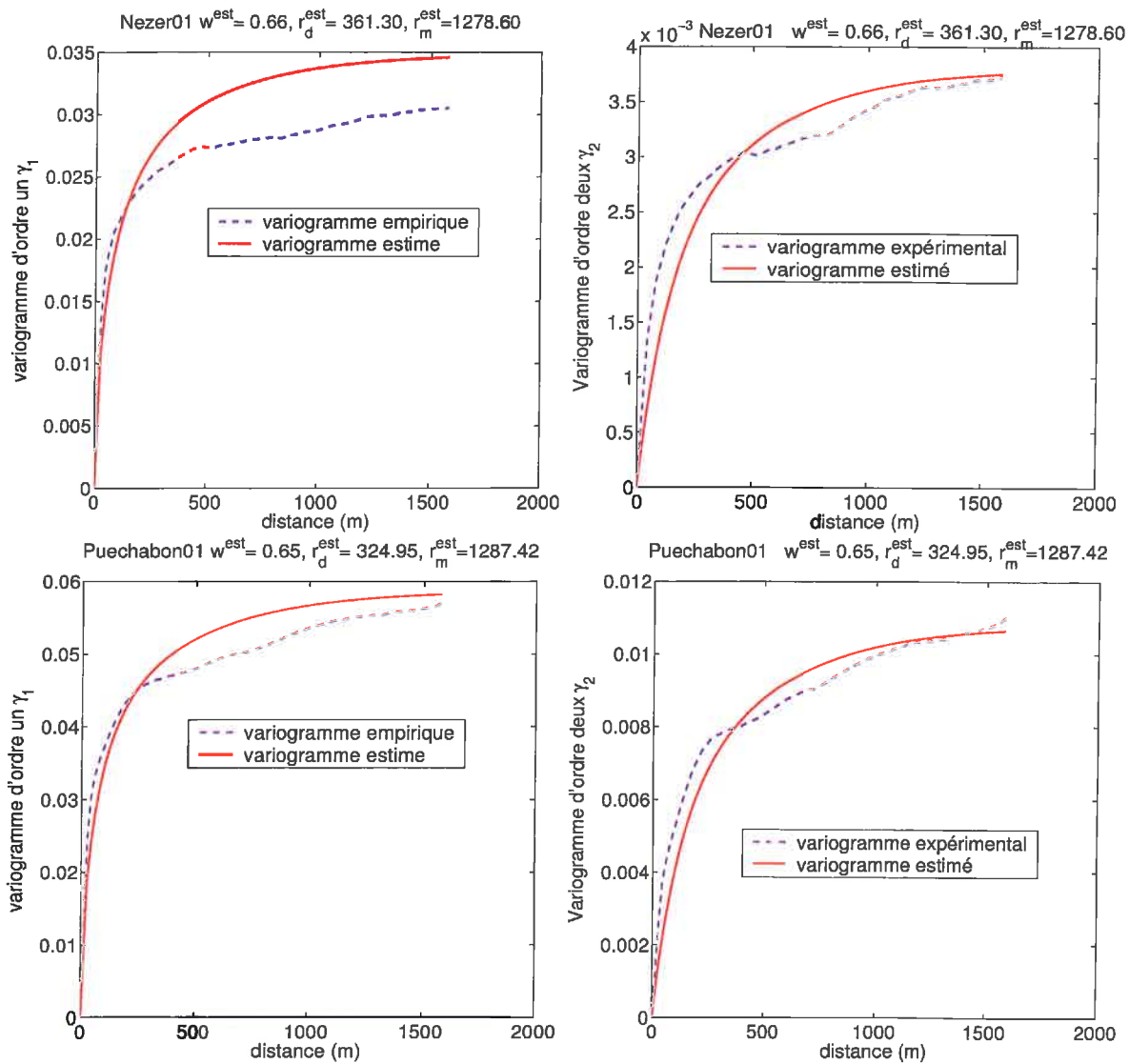


FIG. 10.12 – Résultats pour les sites de végétation naturelle Nezer01,Puechabon01

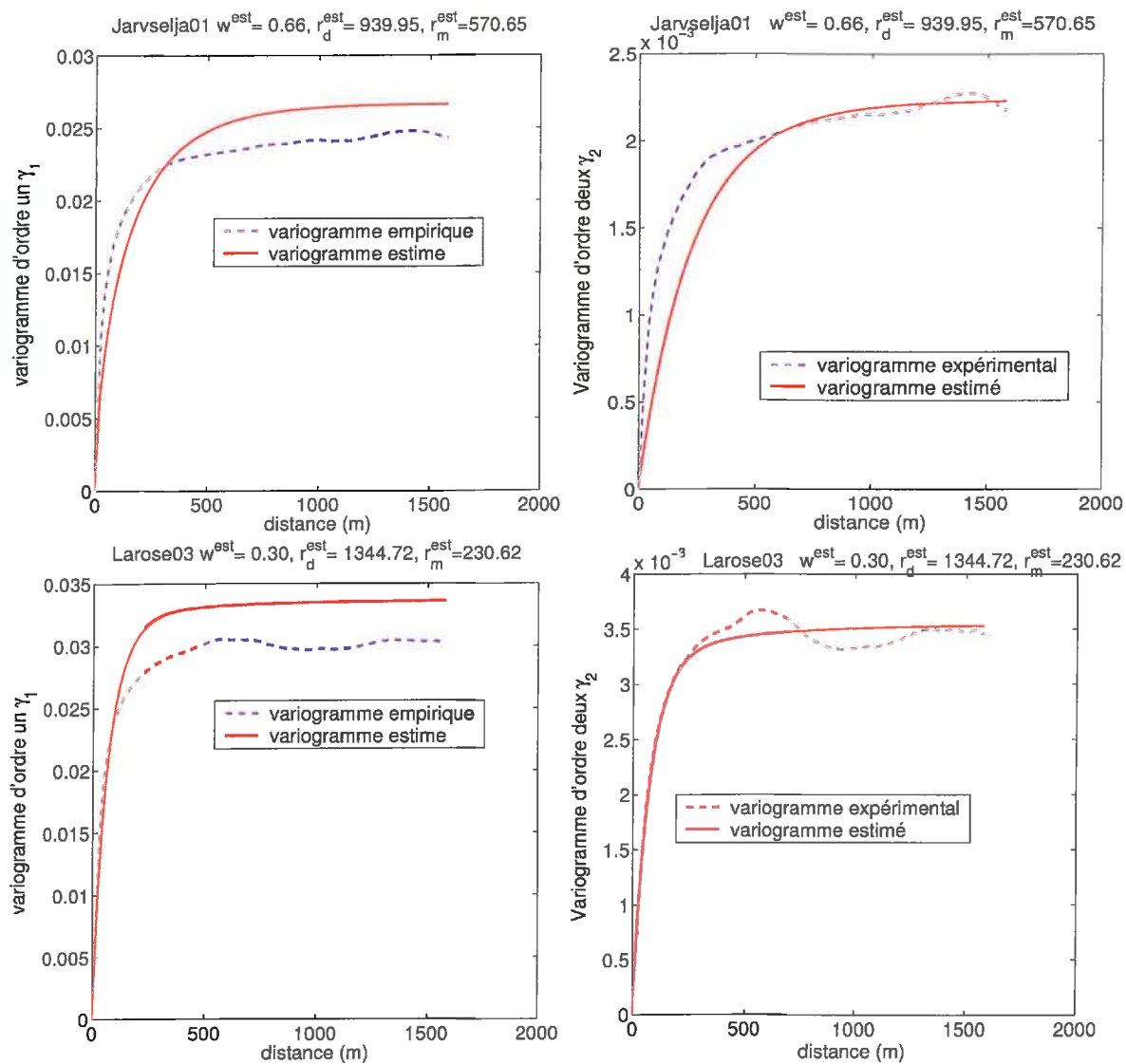


FIG. 10.13 – Résultats pour les sites de végétation naturelle Jarvselja01, Larose03

Problèmes d'estimation

Différentes raisons expliquent les mauvais ajustements observés par rapport aux images simulées :

- l'écart aux hypothèses du modèle :
 - écart à la stationnarité d'ordre deux : comme nous l'avons vu précédemment (voir 7.4.2), Nezer01 et Puechabon01 n'atteignent pas de plateau de stationnarité à l'échelle de l'image.
 - écart à la distribution gaussienne : certaines images étudiées ont des histogrammes éloignés d'une distribution gaussienne. Cette remarque concerne l'ensemble des sites agricoles et de végétation naturelle
- la méthode d'estimation. La qualité de l'estimation est très liée à la discrétisation des paramètres de la LUT. De plus, le résultat est assez sensible à l'ensemble des solutions choisies dans la LUT.

Un des problèmes de la méthode est que le plateau de variance σ^2 est imposé. Ceci constitue une information à priori importante issue de la modélisation du variogramme d'ordre deux de l'image de *NDVI*. Pour rendre la méthode plus indépendante de cette information, il serait intéressant d'ajouter ce paramètre dans la table de correspondance.

Conclusion

Nous avons souligné dans ce chapitre, la limite du variogramme d'ordre deux pour caractériser des structures spatiales. Nous avons montré à partir de la simulation d'image, que certaines structures spatiales ne pouvaient être discriminées à partir des seuls outils de l'histogramme et du variogramme de l'image. Ce résultat confirme ceux de Gagalowicz [1983] à propos de la texture d'une image. De plus nous avons souligné que l'entropie spatiale n'apporte pas plus d'information que le variogramme.

Par contre, le couple de descripteur variogramme d'ordre un et variogramme d'ordre deux permet de caractériser la structure spatiale d'une image selon une combinaison linéaire d'un modèle stochastique multi-gaussien et un modèle stochastique de droites poissoniennes. La variance théorique de l'image est introduite comme information à priori. La structure spatiale d'une image est alors décrite par le poids et la portée du variogramme associés à chaque structure : ω et r_d pour la structure multi-gaussienne, $\sqrt{(1 - \omega^2)}$ et r_m pour la structure mosaïque. Ces paramètres sont estimés à partir d'une table de correspondance. L'application de cette méthode sur les images de la base de données fournit une description intéressante de la forme des structures spatiales des images. En particulier pour les sites agricoles, la structure spatiale du parcellaire est bien décrite par la composante mosaïque. Aussi, ce modèle pourrait être utile pour caractériser une

anthropisation du paysage. Une autre application possible pourrait être la description des structures spatiales de certains nuages. Enfin, à ce stade du travail aucune utilisation quantitative de cette approche n'a pu être envisagée pour corriger le biais d'estimation des variables biophysiques. Aussi, par la suite nous gardons le variogramme d'ordre deux comme le descripteur de l'hétérogénéité spatiale des images tout en relativisant sa pertinence.

Conclusion de la deuxième partie

Cette partie nous a permis de répondre au premier objectif de l'étude : mettre en place une méthodologie pour décrire et quantifier l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale à l'échelle du paysage.

Nous avons montré dans le premier chapitre, le potentiel du variogramme du *NDVI* pour caractériser de façon pertinente les différentes composantes de l'hétérogénéité spatiale :

- le degré de variabilité de la couverture végétale est représenté par le plateau du variogramme σ^2 . Il permet de juger de l'hétérogénéité spatiale d'un paysage à l'échelle de l'image.
- les structures spatiales sont décrites d'une part par les portées r_k qui spécifient les échelles de variation et d'autre part par les poids de variance b_k qui indiquent les parts de degré de variabilité de l'image expliquées par chaque structure.

Nous avons introduit, le paramètre de portée intégrale pour quantifier la surface de la structure spatiale caractéristique de l'image. La portée intégrale prend en compte les différentes structures de l'image pondérées par la part de variance qu'elles expliquent. Elle permet en particulier de :

- définir pour chaque paysage une distance caractéristique D_c représentant l'échelle de variation à laquelle une grande partie de la variabilité de la couverture végétale est détectée. Nous avons remarqué que l'utilisation du seul paramètre de portée intégrale du modèle de régionalisation pouvait être ambiguë si le paysage présente différentes échelles de variation associées à des poids de variance très différents. Si l'objectif est d'explicitier la structuration hiérarchique du paysage, il est préférable d'utiliser l'ensemble des paramètres structuraux du modèle de régionalisation (portée ou portée intégrale de chaque structure élémentaire associée au poids de variance expliqué).
- définir un critère pour juger si l'étendue de l'image est assez grande pour caractériser la variabilité spatiale de la couverture végétale du paysage. Le seuil de portée intégrale de $A_{seuil} = 7 \times 10^5 m^2$ est proposé à partir de la variable *NDVI* au-delà duquel, il n'est pas possible de décrire l'ensemble de la variabilité du paysage. Enfin, ce seuil de portée intégrale étant relatif aux sites étudiés, il peut être judicieux d'utiliser l'écart relatif C_{erg} entre σ^2 et $\gamma(I, I)$ (variogramme intégré sur l'image). Nous avons précisé que C_{erg} doit être inférieur

à 5.7%.

A partir de l'analyse du variogramme de l'ensemble des images de *NDVI*, nous avons mis en évidence que le facteur principal d'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage est la variabilité de l'occupation du sol qui à cette échelle est fortement influencée par l'action anthropique. Les sites agricoles sont les sites les plus hétérogènes. La structure spatiale du parcellaire explique un degré important de la variabilité de la couverture végétale. Les sites de végétation naturelle et de forêts pour lesquels l'action anthropique est moindre sont de façon générale plus homogènes à l'échelle du paysage. Cependant, nous avons remarqué que la présence de singularités liées à l'utilisation du sol (exploitation des forêts, élevage, présence de carrière ...) augmentent le degré de variabilité des paysages. D'autres facteurs tels que la présence d'eau ou le relief modifiant la mesure radiométrique ont également un effet sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Enfin, la saison influence la structure spatiale et le degré de variabilité du paysage. Ce dernier facteur est étudié dans la troisième partie lors de l'analyse de l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale.

Par la suite nous avons testé l'effet du choix de la variable sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale. Nous avons montré que le modèle de corégionalisation à partir des variables radiométriques *PIR* et *ROUGE* offre une description physique plus riche de l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale par rapport au variogramme de *NDVI*. En particulier il permet de préciser la nature des structures spatiale que le *NDVI* ne permettait pas toujours de détecter. Toutefois, nous avons souligné que degré de variabilité du *NDVI* (σ^2) capture mieux la variabilité de l'occupation du sol du paysage que ceux du *PIR* ou du *ROUGE* pris séparément. L'analyse comparative du variogramme du *NDVI* avec celui des variables biophysiques a confirmé la pertinence de cet indice pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale. Enfin, nous avons souligné que la distribution spatiale du *NDVI* était peu sensible aux effets atmosphériques.

Lors du chapitre trois, nous avons introduit la variance de dispersion théorique permettant de quantifier de façon efficace le degré d'hétérogénéité spatiale d'un sous-domaine (pixel moyenne résolution) de l'image. La seule connaissance du variogramme de l'image permet de la calculer à une résolution donnée. La variance de dispersion est d'autant plus importante que le degré de variabilité de l'image (σ^2) est élevé et que la taille du sous-domaine est plus grande que l'échelle de variation principale de l'image. Ce paramètre permet de répondre à un objectif important de ce travail qui est de quantifier l'hétérogénéité spatiale d'un pixel moyenne résolution. Il pourra donc être utilisé pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale lors de la correction du biais d'estimation des variables biophysiques dû au changement d'échelle.

Au travers du dernier chapitre, nous avons mis en évidence la limite du variogramme d'ordre deux pour discriminer les structures spatiales d'une image. Ce résultat confirme l'idée développée

par Gagalowicz [1983] selon laquelle les statistiques d'ordre deux ne peuvent pas toujours discriminer tous les types de structures spatiales. Nous avons alors introduit un autre descripteur : le variogramme d'ordre un. Un modèle a été mis en place à partir variogramme d'ordre un et du variogramme d'ordre deux pour décrire la structure spatiale selon une combinaison linéaire d'un modèle stochastique multi-gaussien et un modèle stochastique de droite poissonienne. Cette étude donne des résultats préliminaires intéressants soulignant le potentiel de cette méthode. A l'état du travail actuel, l'utilisation de cette approche dans notre problématique n'est pas évident. Aussi, par la suite seule la méthodologie associée au variogramme d'ordre deux est utilisée. Enfin, cette partie soulignent différents points de discussions et perspectives :

- la portée intégrale du modèle de régionalisation constitue un paramètre intéressant pour juger du degré de structuration global d'un paysage. Elle donne une information plus riche que les valeurs de portées car elle prend en compte la forme de la distribution spatiale dans chaque structure. De plus il est possible de la calculer directement à partir des données ce qui lui donne une dimension pratique intéressante pour caractériser l'échelle de variation d'un paysage. Enfin, nous avons souligné que son lien avec la variance de dispersion théorique permet d'envisager des solutions pratiques pour retrouver le degré d'hétérogénéité d'un pixel moyenne résolution à partir des données à moyenne résolution spatiale. Toutefois, pour rendre cette approche opérationnelle, il reste à vérifier la stationnarité temporelle de la portée intégrale. Ceci sera étudié dans la dernière partie de ce travail.
- la caractérisation systématique des échelles de variation de l'ensemble des paysage constitue une information intéressante pour discuter de la résolution spatiale optimale d'observation. Ce point qui constitue une réponse possible pour limiter l'effet de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution sera discuté en conclusion générale.
- la méthodologie mise en place repose sur des hypothèses spécifiques données en introduction. En particulier, l'étendue d'observation conditionne le type d'hétérogénéité caractérisé dans ce travail. De plus, nous avons remarqué que pour différents paysages, il n'était pas possible de caractériser l'ensemble de la variabilité spatiale de la couverture végétale à l'échelle de l'image. La troisième partie proposera une discussion à ce sujet.
- la variance de dispersion représente le degré d'hétérogénéité spatiale d'un domaine v calculé à partir du variogramme de l'image. Cette approche repose sur l'hypothèse forte de stationnarité d'ordre deux. Aussi, il est judicieux de se poser la question de sa représentativité à l'échelle locale de chaque sous-domaine d'une image. Cet aspect est mis en évidence dans la partie suivante et plus amplement discuté dans la troisième partie.
- différents facteurs influençant la mesure radiométrique ont été remarqués dans cette étude : l'effet de la PSF du capteur, les perturbations atmosphériques, l'effet du relief ... Aussi,

une perspective intéressante serait d'étudier de façon spécifique leurs effets sur les caractérisation des composantes de l'hétérogénéité spatiale

La méthodologie pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale étant mise en place, la partie suivante consiste à proposer un modèle pour prendre en compte la description de l'hétérogénéité lors de l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution.

Troisième partie

Influence de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques

Introduction

Comme nous l'avons vu dans la première partie, les variables biophysiques (*LAI* en particulier) peuvent être estimées à partir des variables radiométriques. Le modèle sous-jacent (nommé fonction de transfert) est étalonné à haute résolution spatiale. Il a été explicité dans la première partie que l'hétérogénéité spatiale de surface et la non linéarité du modèle entraînent un biais d'estimation lorsque la fonction de transfert est appliquée à une résolution plus basse que sa résolution d'étalonnage (voir figure 5.1, page 101). Différents auteurs soulignent que cette erreur peut être importante (50% à 500m selon Friedl [1997]). Dans la partie précédente, nous avons montré le potentiel du variogramme pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale du paysage à partir des variables radiométriques *NDVI*, *PIR*, *ROUGE*. Ainsi, les différents paysages de la base de données VALERI ont été comparés selon leur degré d'hétérogénéité, les structures spatiales associées, et ceci pour chaque variable. La variance de dispersion issue du variogramme de l'image quantifie le degré d'hétérogénéité à l'intérieur d'un domaine v de l'image en fonction de la résolution spatiale. Elle prend en compte non seulement le degré de variabilité des données mais aussi leurs corrélations spatiales. Ce paramètre peut être utilisé pour corriger le biais d'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale.

L'approche proposée dans cette partie se veut théorique et démonstrative. Aussi un modèle semi-empirique relativement simple entre le *LAI* et les variables radiométriques est utilisé. Les objectifs de cette partie sont d'une part d'analyser les différents facteurs déterminant le biais d'estimation et d'autre part de proposer un modèle analytique pour estimer ce biais.

Le premier chapitre propose un modèle d'estimation du biais pour une fonction de transfert univariée entre *NDVI* et *LAI* (donnée dans la première partie par l'équation 5.2, page 93) à partir de la caractérisation de l'hétérogénéité par le variogramme des images de *NDVI*. Dans le deuxième chapitre, cette même fonction est définie pour les variables *PIR* et *ROUGE*. L'approche est alors étendue au cas bivarié à partir de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale par le modèle de corégionalisation des variables *PIR* et *ROUGE*. Le troisième chapitre discute de différents problèmes liés à la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale dans ces modèles.

Chapitre 11

Modèle univarié de correction du biais

11.1 Fonction de transfert univariée

La fonction de transfert f choisie pour cette étude est le modèle semi-empirique entre le $NDVI$ (z_x) et le LAI présenté dans la première partie :

$$f : LAI = \frac{-1}{K_{NDVI}} \log \left(\frac{z_x - NDVI_{\infty}}{NDVI_s - NDVI_{\infty}} \right) \quad (11.1)$$

Cette relation (figure 11.1) est étalonnée à la résolution spatiale $p = 20m$ de l'image SPOT-HRV. Les paramètres $NDVI_{\infty}$, K_{NDVI} sont fixes pour l'ensemble des sites de la base de données¹. Le paramètre $NDVI_s$ (valeur de $NDVI$ du sol nu) est spécifique du site considéré. z_x appartient à l'intervalle $G = [NDVI_s, NDVI_{\infty}[$ sur lequel f est définie, continue et dérivable. L'application de l'équation 11.1 à l'image à haute résolution spatiale $NDVI_x$ donne l'image à haute résolution spatiale LAI_x .

La fonction de transfert est ensuite appliquée à différentes résolutions spatiales moyennes associées au support v (60m, 100m, 200m, 300m, 500m, 1000m). Pour chacune de ces résolutions spatiales, l'image de $NDVI_v$ est obtenue en agrégeant l'image $NDVI_x$. Il est à noter que le $NDVI$ étant une fonction non linéaire du PIR et du $ROUGE$, sa valeur $NDVI_v$ agrégée à moyenne résolution spatiale est la valeur exacte $NDVI^{vrai}$ au sens de la théorie du changement d'échelle définie en première partie (analogie avec BV^{vrai} , figure 5.1, page 101). Aucune fonction de PSF n'est prise en compte lors de l'agrégation. L'intervalle de définition de $NDVI_v$ étant inclus dans celui de $NDVI_x$, f est définie, continue et dérivable à moyenne résolution spatiale. Comme cela a été montré en première partie (section 5.3.3, page 100), l'application de la fonction 11.1 à moyenne résolution spatiale donne une valeur approchée du LAI : $LAI_v^{approche}$. LAI_v^{vrai}

¹ $K_{NDVI} = 0.67$ et $NDVI_{\infty} = 0.96$, paramètres étalonnés à partir d'une table de correspondance simulée par un modèle de transfert radiatif (SAIL) Weiss et al. [2002]

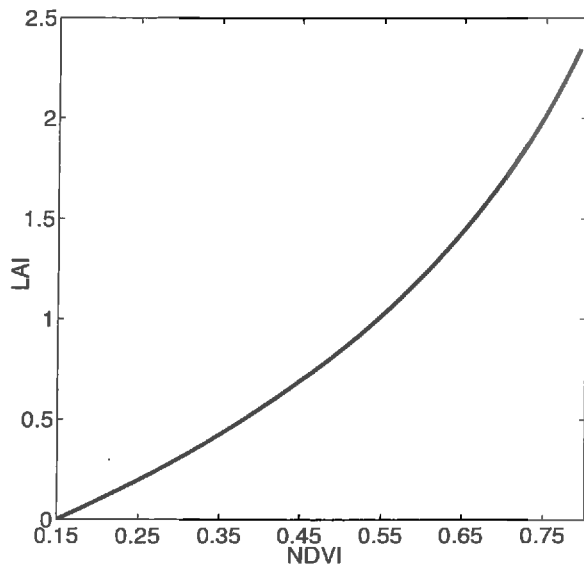


FIG. 11.1 – Fonction de transfert $LAI = f(NDVI)$. Site Alpilles01. $K_{NDVI} = 0.67$ et $NDVI_{\infty} = 0.96$, $NDVI_s = 0.15$

désigne l'image de la vraie valeur de LAI obtenue en agrégeant le LAI_x à haute résolution spatiale (analogie avec BV^{vrai} , figure 5.1, page 101). Le biais d'estimation e_v (nommé biais ou erreur empirique) entre la valeur approchée $LAI^{approche}$ et sa vraie valeur LAI^{vrai} est donné par :

$$e_v = LAI_v^{approche} - LAI_v^{vrai} = f(\bar{z}_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f(z(x_{\alpha})) \quad (11.2)$$

La fonction de transfert est appliquée à l'ensemble des sites de la base de données. Cependant, il est à noter que pour certains d'entre eux cette relation n'est pas très bien adaptée comme pour les sites à fort LAI (phénomène de saturation du NDVI) ou pour les sites dont le taux de couverture est faible (influence du sol sur le NDVI). Elle est utilisée pour mettre en évidence les mécanismes associés au changement d'échelle. Aussi, nous ne discuterons pas de la validité des estimations de LAI d'un point de vue physique. Parmi, les 18 sites de la base de données, nous en avons sélectionné 12. Ce groupe comporte la plupart des sites les plus hétérogènes ($\sigma^2 > 0.02$, figure 7.13, page 162) pour lesquels l'erreur d'estimation est importante. Parmi les sites à faible degré d'hétérogénéité, Turco02 et Gourma00 sont écartés en raison de leur faible taux de couverture. Pour les sites de faible degré d'hétérogénéité pour lesquels l'erreur engendrée est faible nous avons arbitrairement choisi seulement quelques sites pour ne pas alourdir l'étude.

11.2 Analyse de l'erreur d'estimation

11.2.1 Evolution de l'erreur avec la résolution spatiale

La figure 11.2 montre que le LAI est sous-estimé ($e_v < 0$) lorsque la fonction de transfert est appliquée à moyenne résolution. La figure 11.3 (a) montre que l'erreur augmente avec la taille

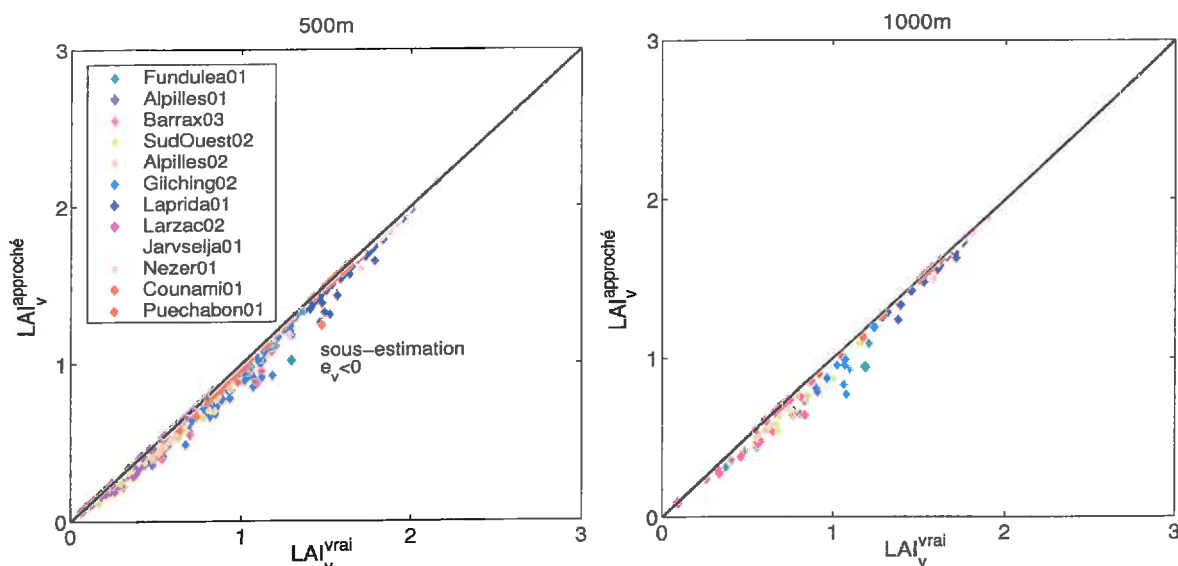


FIG. 11.2 – $LAI_v^{approche}$ versus LAI_v^{vrai} pour l'ensemble des sites à 500m et 1000m de résolution spatiale

du domaine v . A 1000m de résolution spatiale, l'erreur relative varie entre 0.5% (Counami01) et 18.6% (Fundulea01). A 500m l'erreur maximale est de 12% (Alpilles01) et n'est que de 9% à 100m (Alpilles01). Bien que ces résultats confirment les travaux présentés en première partie (tableau 5.2, page 268), le niveau d'erreur est plus faible (7.3% en moyenne à 1000m et 5.44% à 500m) que l'ordre de grandeur de 40-50% à 500m de résolution spatiale donné par Friedl [1997] ou Chen [1999]. La principale raison est que le type d'hétérogénéité mise en évidence à l'échelle d'observation considérée est très différente. Dans ce travail, il s'agit de sites composés d'un seul type de biome alors que dans leurs études le pixel v est composé de différents thèmes d'occupation du sol. Les sections suivantes mettent en évidence les différents facteurs expliquant cette erreur.

11.2.2 Lien entre l'erreur et le degré d'hétérogénéité spatiale

L'évolution de l'erreur en fonction de la résolution est bien décrite par la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ du $NDVI$ (figure 11.3 (b)). Cette dernière quantifie le degré d'hétérogénéité du

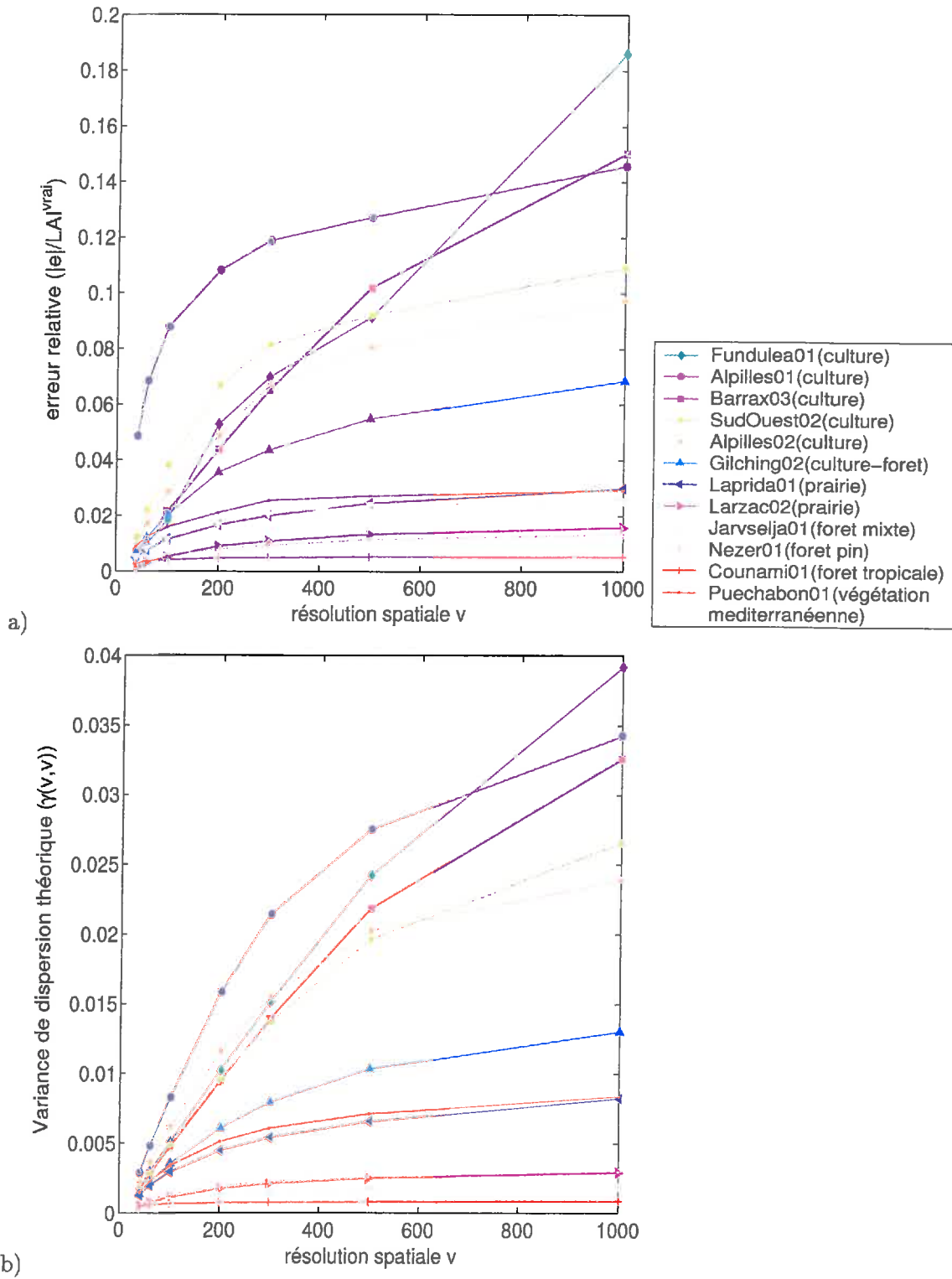


FIG. 11.3 – a) : Valeur absolue de l'erreur empirique relative $\frac{|e_v|}{LAI_v^{vrai}}$ moyennée sur l'image en fonction de la résolution spatiale. b) Variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ du *NDVI* en fonction de la résolution spatiale

NDVI d'un domaine v générique à une résolution donnée en fonction des composantes suivantes :

1. **le degré d'hétérogénéité spatiale (σ^2) du *NDVI* à l'échelle de l'image** (voir dans la partie précédente la figure 7.13, page 268). L'erreur (entre 10% et 19%) est plus importante pour les sites hétérogènes agricoles (Alpilles02, Fundulea01...) que les sites de végétation naturelle plus homogènes (Counami01, Jarvselja01, Larzac02...) présentant une erreur entre 0.5% et 3%.
2. **la structure spatiale du *NDVI***. Cette dernière est caractérisée par les échelles de variations du *NDVI* (modélisées par les portées du variogramme de l'image ou l'échelle de variation équivalente D_c). La figure 11.3 montre que pour Fundulea01, l'erreur double entre 500m et 1000m alors qu'elle n'augmente que de 12% pour Alpilles01. A cette évolution de l'erreur correspond la même augmentation brutale de la variance de dispersion théorique (figure 11.3 (b)). A 500m l'échelle de variation de Fundulea01 (portée de 781m) n'est pas atteinte. Aussi, pour les résolutions inférieures à 500m, le degré d'hétérogénéité d'un domaine v , et par conséquent l'erreur associée, sont faibles par rapport à ceux des autres sites agricoles. A 500m, la première échelle de variation d'Alpilles01 n'est pas détectée par l'image. La variabilité perdue (60.5% de la variance totale) explique le degré d'hétérogénéité important des domaines v et par conséquent le niveau de l'erreur d'estimation. En outre, à 1000m l'échelle de variation de Fundulea01 n'est plus détectée par l'image. La variabilité associée représentant la quasi-totalité de la variance de l'image (la plus importante de tous les sites de la base de données) explique le degré d'hétérogénéité important des domaines v (variance de dispersion théorique la plus importante). Le niveau d'erreur devient alors aussi le plus important de l'ensemble des sites. Cette explication confirme les résultats de Chen [1999] et Friedl [1997] montrant que l'erreur d'estimation est faible pour les valeurs de résolutions inférieures à celle de l'échelle de variation .

Pour bien comprendre l'influence de la structure spatiale sur le biais d'estimation, nous avons appliqué la fonction de transfert 11.1 à quelques images simulées S_i ($\sigma^2 = 0.06$) présentées dans la partie précédente (figure 7.8, page 145). Parmi celles utilisées dans la partie précédente, une image a été rajoutée S_5 ($r = 400m$). Ces images ont le même degré d'hétérogénéité à l'échelle de l'image ($\sigma^2 = 0.06$). Aussi, elles ne diffèrent que par leurs échelles de variation représentées par la portée unique de leur modèle de variogramme. La figure 11.4 montre que pour chaque image, l'erreur augmente fortement à la première résolution spatiale de valeur supérieure à l'échelle de variation puis se stabilise. A 1000m, les images S_1 , S_5 et S_2 (échelle de variation inférieure à 1000m) ont quasiment le même niveau d'erreur (erreur maximale) alors que les images dont l'échelle de variation est supérieure à 1000m ont un niveau d'erreur plus faible.

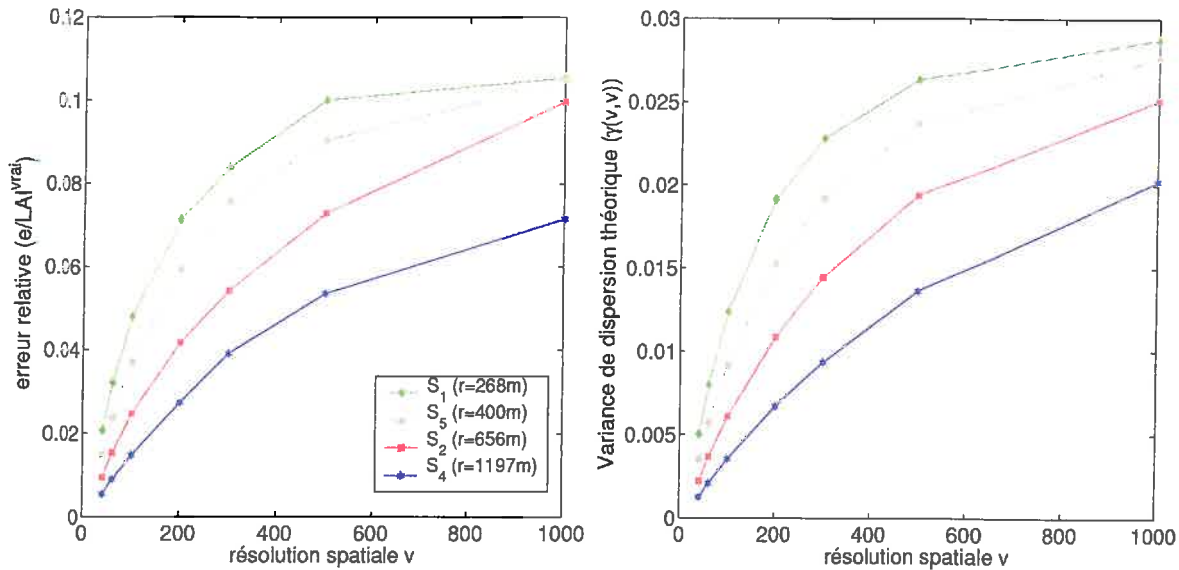


FIG. 11.4 – Caractérisation de l'erreur en fonction de l'échelle de variation.

En conclusion, l'erreur croît avec le degré d'hétérogénéité du *NDVI* dans le domaine v qui est d'autant plus important que :

- le degré de variabilité σ^2 du *NDVI* à l'échelle de l'image est important
- que les échelles de variation du *NDVI* (ou l'échelle de variation équivalente D_c) sont inférieures à la valeur de la résolution spatiale.

11.2.3 Influence du degré de non linéarité

Bien que l'évolution de l'erreur avec la résolution spatiale soit bien expliquée par la variance de dispersion théorique, la figure 11.3 souligne quelques comportements incongrus pour certains sites. Par exemple, Jarvselja01 a un niveau d'erreur proche de celui de Puechabon01 (de l'ordre de 2.5% à 1000m) alors que sa variance de dispersion théorique est équivalente à celle de Larzac02 pour lequel l'erreur est plus faible (1.5% à 1000m). Ces exemples illustrent l'effet d'un autre facteur sur l'erreur d'estimation : le degré de non linéarité de la fonction de transfert. Ce dernier peut être représenté par la dérivée seconde de f : $f''(x) = \frac{1}{K_{NDVI}(z_x - NDVI_\infty)^2}$. Il augmente donc avec la valeur z_x de *NDVI*. La figure 11.5 (a) présente les différents domaines de valeur de *NDVI* à 500m. Les valeurs de *NDVI* des sites de forêts sont centrées autour d'une valeur élevée ce qui leur confère un degré de non linéarité important (Counami01, Nezer01, Jarvselja01). Le degré de non linéarité associé à Jarvselja01 est le plus important des sites étudiés. Cependant, le degré d'hétérogénéité de ces sites étant faible, l'effet du degré de non linéarité de la fonction sur l'erreur engendrée est faible. Par ailleurs, les sites agricoles présentent des valeurs de *NDVI* plus

uniformément distribués sur des intervalles de valeurs plus amples. Il est à noter le faible degré de non linéarité associé à Barrax03 en raison de la présence d'une zone de sol nu importante associée à un faible $NDVI$. Le degré de non linéarité de SudOuest02 est plus important que celui d'Alpilles02. Ceci explique que SudOuest02 a un niveau d'erreur plus grand que celui d'Alpilles02 alors que leurs valeurs de variance de dispersion théorique sont proches. Enfin, la baisse de la résolution spatiale entraînant une homogénéisation des valeurs de $NDVI$, le degré de non linéarité moyen associé à chaque site est modifié. Ainsi, pour Fundulea01 les valeurs de $NDVI$ de la classe 4 (figure 11.5 (a)) disparaissent lors du passage de 500 m à 1000m (figure 11.5 (b)). La

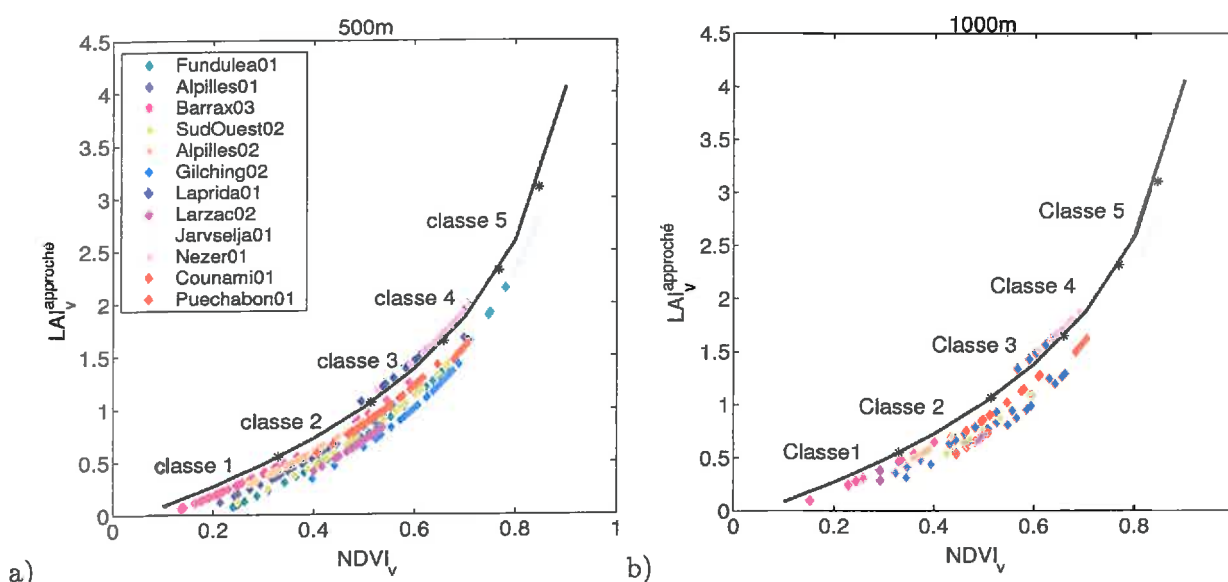


FIG. 11.5 – LAI en fonction du NDVI aux résolutions de 500m et 1000m pour l'ensemble des sites. Les différentes classes sont des classes de degré de non linéarité équivalents (explications sur la note du bas de la page 248) sur un domaine de valeurs de NDVI de 0.1 à 0.9.

variance de dispersion théorique permet d'investiguer l'influence du degré d'hétérogénéité de v sur le biais d'estimation à l'échelle de l'image. En outre, pour mettre en évidence l'effet du degré de non linéarité il est plus pertinent de raisonner à l'échelle locale de chaque sous domaines v_α . Cependant, il est nécessaire de l'isoler du facteur "degré d'hétérogénéité local des domaines v_α ". Ce dernier est quantifié par la **variance de dispersion statistique locale** $s_{loc}^2(x|v)$ (définie dans la partie précédente, équation 9.17, page 193). Le degré de non linéarité est donc calculé par classe de valeur de variance de dispersion statistique locale. La figure 11.6 (a) montre que pour une même classe de degré d'hétérogénéité, l'augmentation de l'erreur est bien expliquée par le degré de non linéarité associé à la valeur de $NDVI$ du pixel v_α . Son effet sur l'erreur est d'autant plus perceptible que le degré d'hétérogénéité de v_α est important à la résolution considérée.

Le deuxième facteur déterminant l'importance de l'erreur est le degré de non linéarité de la fonction de transfert. Pour la fonction considérée, il est d'autant plus important que la valeur de NDVI est importante. L'inverse est aussi vraie. Les deux facteurs expliquent le biais de façon multiplicative comme l'illustre la figure 11.6 (b).

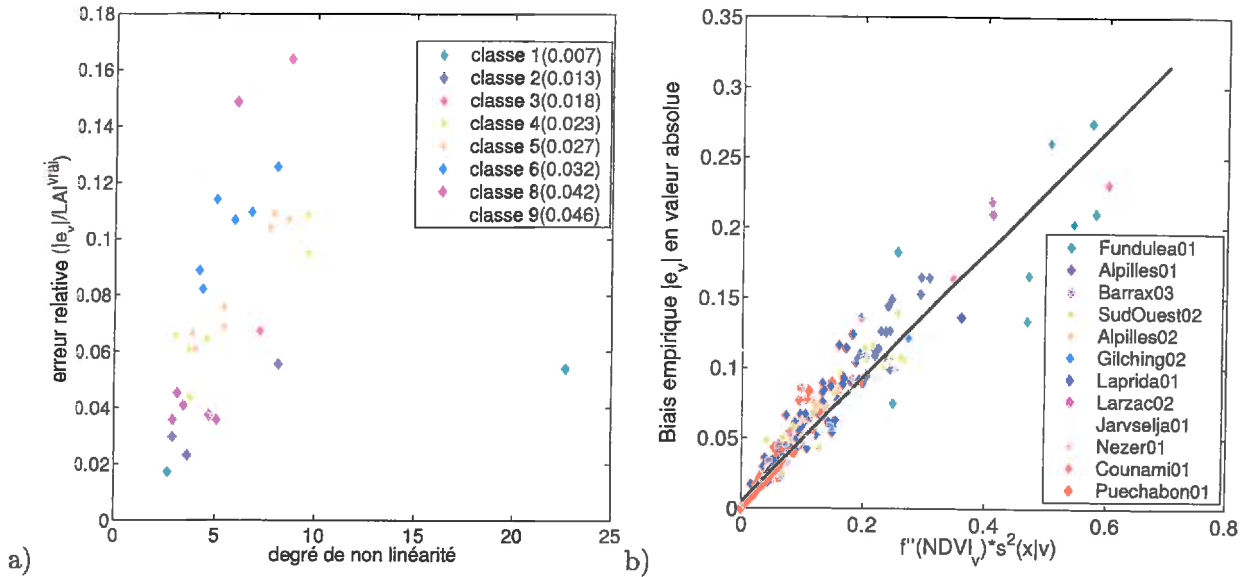


FIG. 11.6 – a) Influence du degré de non linéarité sur le biais (valeur moyenne par classe de valeur de variance de dispersion locale) pour Alpillés01 (500m). b) Biais empirique versus $f'' \times s^2_{loc}(x|v)$ pour l'ensemble des sites à 500m de résolution.

11.3 Présentation du modèle univarié

Le but est de proposer un modèle analytique pour corriger le biais empirique e_v :

$$e_v = LAI_v^{approche} - LAI_v^{vrai} = f(\bar{z}_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f(z_{x_\alpha}) \quad (11.3)$$

Nous proposons le modèle suivant composé de deux étapes :

1. Approximation de Taylor :

Les dérivées premières et secondes de f existent et sont continues sur G . En supposant que z_x ne varie pas trop autour de \bar{z}_v dans v , on peut approximer f par un développement de Taylor au second ordre ². Ceci constitue la première hypothèse du modèle (notée Hm_1).

²Les termes d'ordre supérieurs à deux du développement de Taylor sont alors négligés. Dans la pratique on considère que plus $|\bar{z}_v - z_{x_n}|$ est important plus le nombre de degré du développement doit être important.

Elle est d'autant plus vraie que le domaines v est de petite taille :

$$f(z_x) \approx f(\bar{z}_v) + f'(\bar{z}_v)(z_x - \bar{z}_v) + \frac{f''(\bar{z}_v)}{2}(z_x - \bar{z}_v)^2 \quad (11.4)$$

Le biais empirique 11.3 est approchée par :

$$e_v \approx -\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f'(\bar{z}_v)(z_{x_\alpha} - \bar{z}_v) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n \frac{f''(\bar{z}_v)}{2}(z_{x_\alpha} - \bar{z}_v)^2 \quad (11.5)$$

Or

$$-\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f'(\bar{z}_v)(z_{x_\alpha} - \bar{z}_v) = -f'(\bar{z}_v) \left(\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{x_\alpha} - \bar{z}_v \right) = 0 \quad (11.6)$$

De plus $\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z_{x_\alpha} - \bar{z}_v)^2$ est la variance de dispersion statistique locale $s_{loc}^2(x|v)$ d'un domaine v de l'image (voir équation 9.17, page 193).

Le biais empirique e_v s'écrit alors :

$$e_v \approx -\frac{f''(\bar{z}_v)}{2} s_{loc}^2(x|v) \quad (11.7)$$

$s_{loc}^2(x|v)$ étant positif le signe du biais dépend du signe de $f''(\bar{z}_v)$. Le biais est négatif dans le cas d'une fonction convexe (ce qui est le cas de la fonction 11.1 pour laquelle il y a sous-estimation du LAI) et positif dans le cas d'une fonction concave. Son importance dépend du degré de non linéarité de v_α représenté par $f''(\bar{z}_v)$ et du degré d'hétérogénéité spatiale de v_α représenté par sa variance de dispersion statistique $s^2(x|v)$. L'équation 11.7 confirme que le degré d'hétérogénéité et de non linéarité expliquent le biais de façon multiplicative.

2. Randomisation

On suppose que z_x est une réalisation d'une fonction aléatoire $Z(x)$ stationnaire d'ordre deux. La relation 11.7 s'applique alors aux variables aléatoires Ξ associée à e_v , $\bar{Z}_v = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n Z(x)_\alpha$ et $S(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (Z_{x_\alpha} - \bar{Z}_v)^2$

$$\Xi(v) \approx -\frac{f''(\bar{Z}_v)}{2} S^2(x|v)$$

En appliquant l'espérance conditionnelle à \bar{Z}_v , on obtient :

$$E[\Xi(v)|\bar{Z}_v] \approx -\frac{f''(\bar{Z}_v)}{2} E[S^2(x|v)]$$

$$e_{v,th} = E [\Xi(v)|\bar{Z}_v] \approx -\frac{f''(\bar{Z}_v)}{2}\gamma(v, v) \quad (11.8)$$

$E [\Xi(v)|\bar{Z}_v]$ est l'espérance du biais d'estimation (nommée biais ou erreur théorique $e_{v,th}$) par valeur de \bar{Z}_v sur l'ensemble de l'image. $f''(\bar{Z}_v)$ donne le degré de non linéarité pour chaque pixel v_α . $\gamma(v, v)$ est la variance de dispersion théorique introduite dans la deuxième partie (équation 9.24, page 195) . Elle s'obtient en intégrant le variogramme de l'image sur le domaine v (équation 9.12, page 191). Elle représente le degré d'hétérogénéité du $NDVI$ d'un domaine v générique de l'image contrairement à la variance de dispersion statistique locale qui caractérise un pixel particulier v_α . La deuxième hypothèse (notée Hm_2) du modèle de correction est l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux de la fonction aléatoire utilisée pour modéliser le variogramme. Cette hypothèse conditionne en particulier la représentativité du degré d'hétérogénéité local du $NDVI$ dans l'image par $\gamma(v, v)$ pour une résolution donnée. Sa pertinence sera évaluée par la suite.

L'image corrigée de LAI ($LAI_v^{corrigée}$) s'obtient alors par :

$$LAI_v^{corrigée} = LAI_v^{approche} - e_{v,th}$$

11.4 Application du modèle univarié

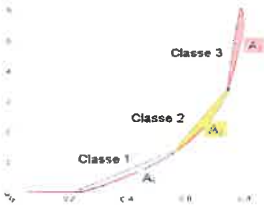
11.4.1 Analyse des résultats

Pour mettre en évidence la relation 11.8 les valeurs de biais théorique et de biais empirique sont comparées par classe de valeur de $NDVI$ (l_i est le nombre d'éléments dans une classe i)³ :

$$e_{v,th}^i = -\frac{f''(\frac{1}{l_i} \sum_{r=1}^{l_i} NDVI_{v_r})}{2}\gamma(v, v) \quad (11.9)$$

$$e_v^i = \frac{1}{l_i} \sum_{r=1}^{l_i} e_v(r) \quad (11.10)$$

³la détermination du nombre et des bornes des classes de valeur de $NDVI$ (figure ci-dessous) se fait de telle façon que les aires A_i (représentant le degré de non linéarité) associées à chaque classe soient égales



En première approximation, le biais empirique est relativement bien estimé par le modèle (figure 11.7).

La figure 11.8 présente le résultat de la correction du biais pour Alpilles01 à 500m et 1000m de

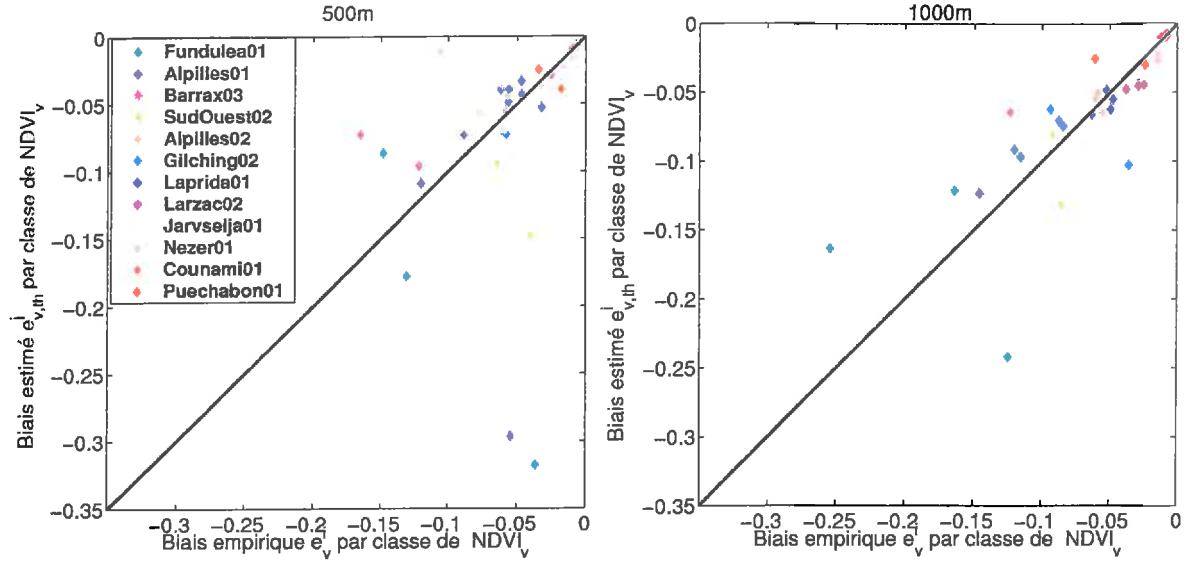
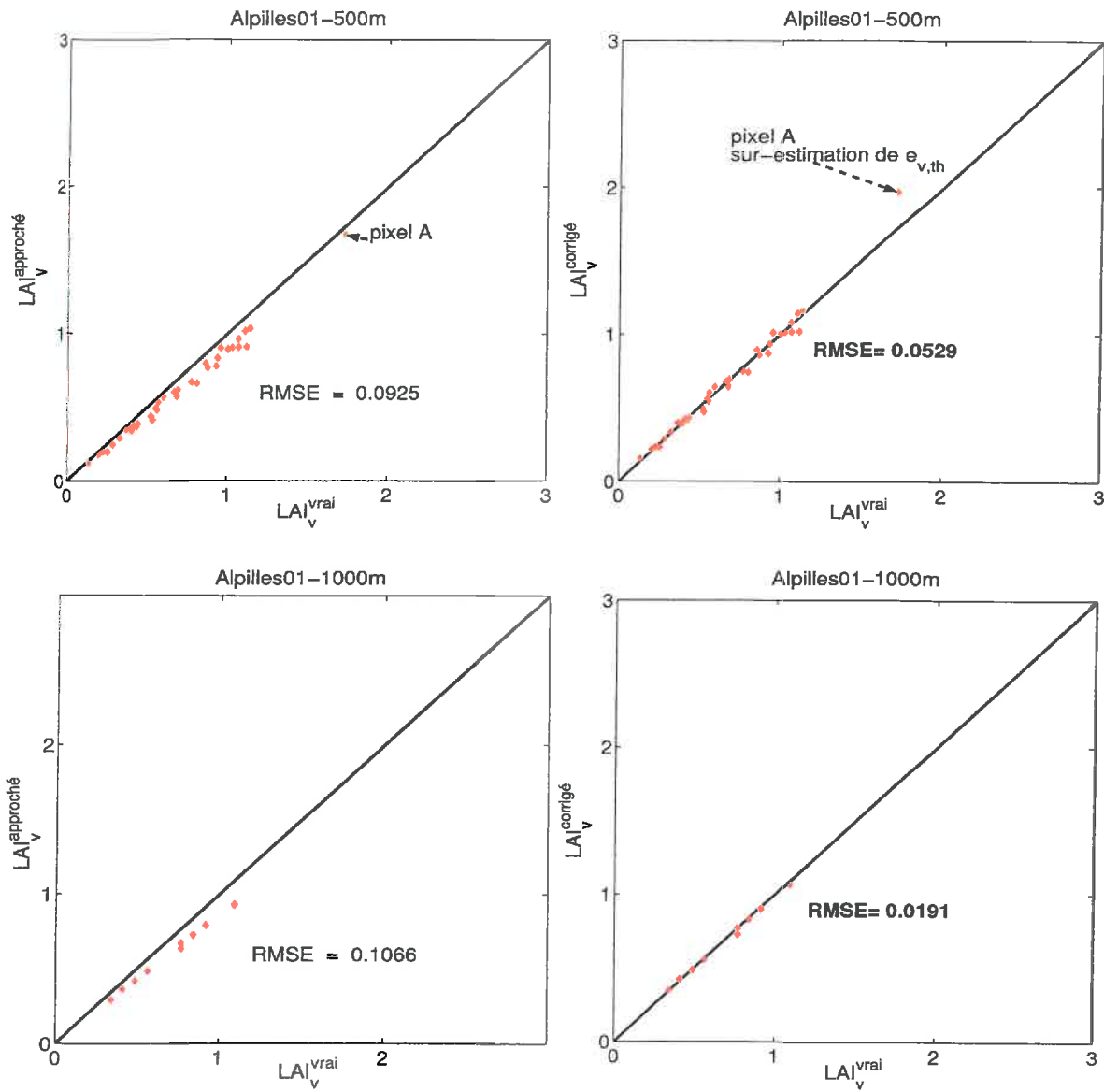


FIG. 11.7 – Biais empirique e_v^i versus biais théorique $e_v^{i,th}$ par classe de valeur de $NDVI_v$ à 500m et 1000m de résolution spatiale

résolution spatiale. La correction est bonne pour l'ensemble des pixels. Nous définissons l'efficacité de la correction par le paramètre suivant :

$$Co_v^{eff} = \frac{RMSE_{approche} - RMSE_{corrige}}{RMSE_{approche}} \quad (11.11)$$

$RMSE_{approche}$ (respectivement $RMSE_{corrige}$) est le RMSE entre $LAI_v^{approche}$ (respectivement $LAI_v^{corrige}$) et LAI_v^{vrai} . Une efficacité positive (respectivement négative) traduit une diminution (respectivement augmentation) du $RMSE$ après correction. La correction est plus efficace à 1000m ($Co_{1000}^{eff} = 0.81$) qu'à 500m ($Co_{500}^{eff} = 0.43$). Ce dernier résultat est dû en particulier à la surestimation du biais pour un pixel (pixel A). Sans prendre en compte ce pixel, $Co_{500}^{eff} = 0.62$ à 500m. Les causes de la surestimation du biais sont explicitées dans la section suivante. La figure 11.9 donne les résultats pour l'ensemble des douze sites étudiés. Pour la plupart des sites, la correction diminue le RMSE entre le LAI_v^{vrai} et le $LAI_v^{approche}$.



(a) 1000m de résolution

FIG. 11.8 – Résultats de la correction pour le site Alpilles01 à 500m et 1000m.

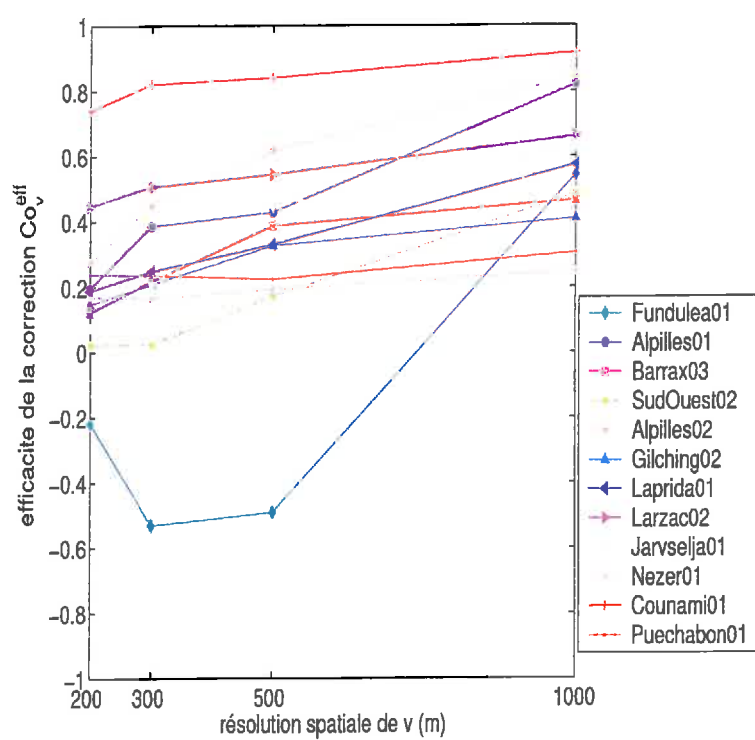


FIG. 11.9 – Efficacité de la correction Co_v^{eff} en fonction de la résolution spatiale pour l'ensemble des sites

11.4.2 Mise en évidence des problèmes d'estimation

La figure 11.7 montre des cas de sur-estimation ou sous-estimation du biais empirique par le modèle 11.8. Pour mettre en évidence les causes d'une mauvaise estimation, nous avons testé les deux hypothèses sur lesquelles le modèle repose.

Pertinence de l'approximation de Taylor

La figure 11.10 montre que pour l'ensemble des sites, l'approximation de Taylor (hypothèse Hm_1) à l'ordre deux est satisfaisante (le même résultat est obtenu pour les autres résolutions) aussi bien à 500m qu'à 1000m de résolution spatiale.

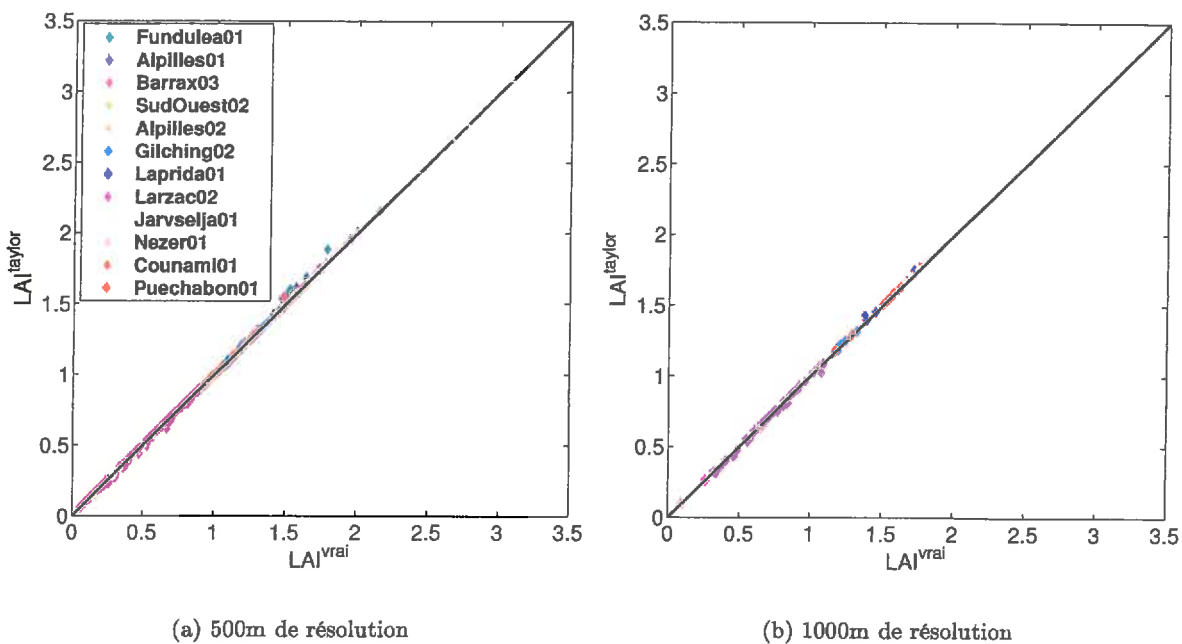


FIG. 11.10 – Approximation de Taylor. Site Alpilles01, résolution spatiale :500m

Pertinence de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux

La mauvaise estimation du biais empirique associé à un pixel particulier v_α est expliquée principalement par une mauvaise représentation du degré d'hétérogénéité du $NDVI$ dans v_α par la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$. L'hypothèse de stationnarité d'ordre deux sur laquelle repose le modèle (hypothèse Hm_2) permet le passage de l'équation 11.7 à l'équation 11.8. A une résolution donnée, elle est d'autant plus pertinente que les valeurs de variance de

dispersion statistiques locales $s_{loc}^2(x|v_\alpha)$ de chaque pixel v_α oscillent faiblement autour de la valeur de $\gamma(v, v)$. Ainsi, la surestimation du biais empirique du pixel *A* d'Alpilles01 à 500m (figure 11.8) est expliquée par une sur-estimation de son degré d'hétérogénéité (figure 11.11). En effet, ce pixel est homogène et correspond à un groupement de parcelles de blé en pleine maturité. Le pixel *C* est aussi un pixel homogène pour lequel la sur-estimation de sa variance de dispersion locale est du même ordre de grandeur que pour le pixel *A*. Cependant, son biais empirique est très peu sur-estimé par rapport à celui du pixel *A*. L'explication provient de l'écart important entre les valeurs de $NDVI_v$ associées à chaque pixel. Le pixel *C* est associé à une faible valeur de NDVI (0.2, zone de sol nu). Aussi le degré de non linéarité associé est faible. En outre, le degré de non linéarité associé au pixel *A* est plus important (valeur de NDVI de 0.7) et amplifie de façon multiplicative la sur-estimation de la variance de dispersion locale par $\gamma(v, v)$ (équation 11.8). L'exemple du pixel *C* illustre l'effet compensateur du degré de non linéarité sur la surestimation du degré d'hétérogénéité par la variance de dispersion théorique. **Il souligne le fait que lorsque la fonction de transfert est faiblement non linéaire, un degré d'hétérogénéité important n'engendre pas d'erreur importante d'estimation.**

Dans le cas d'Alpilles01, le problème de l'écart entre la variance de dispersion théorique et

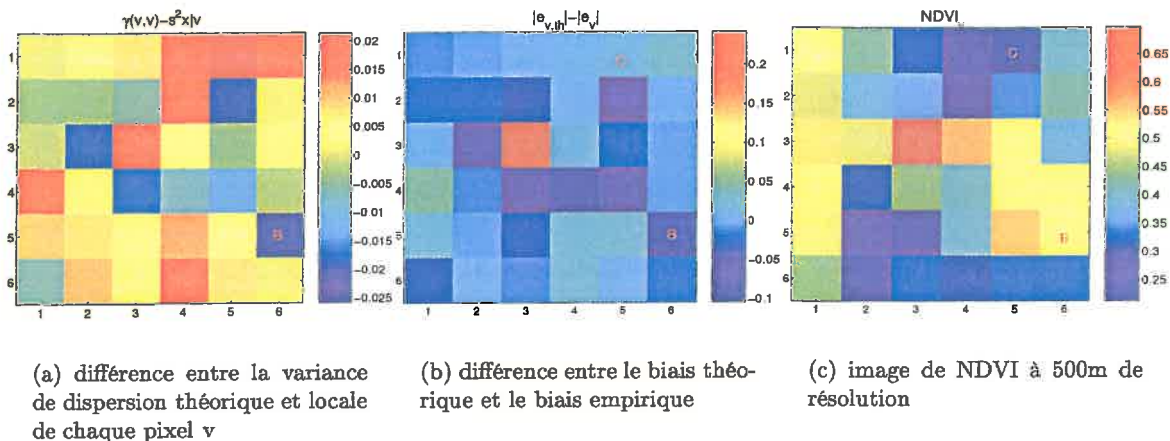


FIG. 11.11 – Analyse de l'estimation du biais local pour Alpilles01 à 500m de résolution

statistique est local. Comme nous l'avons montré dans la section précédente, l'estimation est améliorée sur l'ensemble de l'image. Or, il existe des sites pour lesquels cette mauvaise représentation de la variabilité locale entraîne une mauvaise estimation du biais pour l'ensemble des pixels de l'image. L'efficacité de la correction est faible pour Nezer01 (figure 11.9) et médiocre pour Puechabon01 (figure 11.9). La raison est que les variogrammes de ces sites n'atteignent pas de plateau de stationnarité à l'échelle de l'image. Aussi, il est peu pertinent d'appliquer le

modèle aux images dont la portée intégrale est supérieure à A_{seuil} (figure 7.13, page 162). Les différences d'efficacité Co_v^{eff} de la correction d'un site à un autre (figure 11.9) sont expliquées par la variabilité plus ou moins importante de la variance de dispersion locale autour de $\gamma(v, v)$. Co_v^{eff} est important pour Counami01 pour lequel $\gamma(v, v)$ est bien représentatif de l'homogénéité du $NDVI$. Alpilles02 et Alpilles01 présentent les niveaux d'efficacité les plus importants des sites hétérogènes ($Co_v^{eff} = 0.84$ à 1000m) suggérant que pour ces sites l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux est particulièrement pertinente. La correction est plus faible pour SudOuest02 et Barrax03 pour lesquels $\gamma(v, v)$ capture mal le degré d'hétérogénéité local du $NDVI$. En outre, Pour Fundulea01, l'augmentation du RMSE après correction ($Co_v^{eff} < 0$) à 500m est due à plusieurs pixels du type du pixel A d'Alpilles01 pour lesquels la surestimation ou la sous-estimation de leur degré d'hétérogénéité par la variance de dispersion théorique est amplifiée par un fort degré de non linéarité de la fonction de transfert (valeurs de $NDVI$ supérieures à 0.7). Enfin, la pertinence de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux doit être évaluée à une résolution spatiale donnée. L'augmentation de l'efficacité de la correction à 1000m pour la plupart des sites montre qu'elle est plus pertinente à cette résolution (cas de Fundulea01). Une analyse plus approfondie de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux est proposée dans la quatrième partie.

Conclusion

L'erreur d'estimation lorsque la fonction de transfert est appliquée à moyenne résolution spatiale est un biais. Deux facteurs déterminent de façon multiplicative l'importance de ce biais :

- le degré de non linéarité de la fonction de transfert qui augmente avec la valeur de $NDVI$
- le degré d'hétérogénéité spatiale du $NDVI$ dans v quantifié à l'échelle de l'image par la variance de dispersion théorique. Elle augmente avec le degré de variabilité σ^2 du $NDVI$ à l'échelle de l'image. Il est d'autant plus important que la valeur de la résolution est supérieure à l'échelle de variation équivalente D_c .

Lorsqu'un de ces deux facteurs est négligeable, le biais d'estimation tend vers 0. Selon la typologie de l'hétérogénéité faite dans la partie précédente (figure 7.13, page 162), l'erreur est importante pour les sites agricoles hétérogènes en particulier à 500m et 1000m de résolution spatiale (entre 8% et 19% de la valeur exacte du LAI).

Par ailleurs, un modèle univarié prenant en compte ces deux facteurs a été proposé pour corriger le biais d'estimation. Les résultats sont variables selon la résolution spatiale et le type de biome. L'efficacité de la correction est conditionnée par la représentativité du degré d'hétérogénéité local du $NDVI$ par la variance de dispersion théorique issue du variogramme de l'image. La correction est plus efficace à 1000 m de résolution spatiale. Il est à noter que cette méthode est

facile à mettre en oeuvre car la fonction de transfert 11.1 a une expression analytique simple. Enfin, dans le cas de cette fonction de transfert, on suppose que la valeur exacte du $NDVI_v$ à moyenne résolution est disponible. Or dans la pratique seules les réflectances PIR_v et $ROUGE_v$ sont disponibles à moyenne résolution spatiale. Aussi il est préférable de redéfinir la fonction de transfert en fonction des variables PIR et $ROUGE$ et étendre le modèle de correction à une fonction bivariée.

Chapitre 12

Modèle bivarié de correction du biais

12.1 Fonction de transfert bivariée

En remplaçant le $NDVI$ par son expression $\frac{PIR-ROUGE}{PIR+ROUGE}$, la fonction de transfert 11.1 s'écrit comme une fonction de deux variables $z_{i,x}(PIR)$ et $z_{j,x}(ROUGE)$:

$$f_{i,j} : LAI = \frac{-1}{K_{NDVI}} \log \left(\frac{\frac{z_{i,x} - z_{j,x}}{z_{i,x} + z_{j,x}} - NDVI_{\infty}}{NDVI_s - NDVI_{\infty}} \right) \quad (12.1)$$

Les paramètres $NDVI_{\infty}$, K_{NDVI} , $NDVI_s$ sont les mêmes que pour la fonction univariée. Nous n'avons pas réétalonné la fonction avec des paramètres fonction du PIR et du $ROUGE$. Aussi, l'image de LAI_x à haute résolution spatiale est la même que pour la fonction univariée. $f_{i,j}$ est par construction définie, continue et dérivable (par rapport à chacune des variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$) sur un domaine de valeurs de $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ vérifiant que $\frac{z_{i,x} - z_{j,x}}{z_{i,x} + z_{j,x}}$ appartient à $G = [NDVI_s, NDVI_{\infty}[$. L'image de LAI_v^{vrai} est comme dans le cas univarié l'agrégation de LAI_x à la résolution de v . L'image de $LAI_v^{approche, biva}$ résulte de l'application de la fonction de transfert $f_{i,j}$ aux variables $\bar{z}_{i,v} = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{i,x_{\alpha}}$ (image PIR_x) et $\bar{z}_{j,v} = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n z_{j,x_{\alpha}}$ (image $ROUGE_x$) agrégées à la résolution de v .

12.2 Formalisme du modèle multivarié

La forme multivariée du modèle est présentée dans le cas d'une fonction de transfert f_{ij} à deux variables z_i et z_j mais peut se généraliser à n variables. Il consiste à estimer le biais empirique :

$$e_{v,biva} = f_{ij}(\bar{z}_v^{ij}) - \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n f_{ij}(z_{x_\alpha}^{ij}) \quad (12.2)$$

où z^{ij} désigne le vecteur des variables $\begin{pmatrix} z_{i,x} \\ z_{j,x} \end{pmatrix}$, \bar{z}_v^{ij} désigne le vecteur des variables agrégées $\begin{pmatrix} \bar{z}_{i,v} \\ \bar{z}_{j,v} \end{pmatrix}$.

Comme pour le cas univarié, la méthode se compose de deux étapes :

1. Approximation de Taylor

Les dérivées premières et secondes de f_{ij} par rapport à chaque variable et entre variables existent. Le développement de Taylor à l'ordre deux autour de \bar{z}_v^{ij} s'écrit :

$$f_{ij}(z_x^{ij}) \approx f_{ij}(\bar{z}_v^{ij}) + \nabla f_{ij}(\bar{z}_v^{ij}) (z_x^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) + 0.5 (z_x^{ij} - \bar{z}_v^{ij})^t \Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij}) (z_x^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) \quad (12.3)$$

où

$$\Gamma_{f_{ij}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2} & \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i} \\ \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j} & \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2} \end{pmatrix} \text{ est la matrice hessienne de } f_{ij}$$

$$\nabla f_{ij} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{ij}}{\partial z_i} \\ \frac{\partial f_{ij}}{\partial z_j} \end{pmatrix} \text{ est le gradient de } f_{ij}$$

Le biais empirique est approché par :

$$e_{v,biva} \approx -\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n \nabla f_{ij}(\bar{z}_v^{ij}) (z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) - \frac{1}{n} 0.5 \sum_{\alpha=1}^n \left[(z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij})^t \Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij}) (z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) \right] \quad (12.4)$$

Or $-\frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n \nabla f_{ij}(\bar{z}_v^{ij}) (z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) = 0$ (même remarque que pour l'équation 11.6)

d'où :

$$e_{v,biva} \approx -\frac{1}{n} 0.5 \sum_{\alpha=1}^n (z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij})^t \Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij}) (z_{x_\alpha}^{ij} - \bar{z}_v^{ij}) \quad (12.5)$$

En développant le produit matriciel on obtient :

$$e_{v,biva} \approx -0.5 \left[\frac{\partial f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) \times \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z_{i,x_\alpha} - \bar{z}_{i,v})^2 + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) \times \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z_{j,x_\alpha} - \bar{z}_{j,v})^2 + \right. \\ \left. \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) \times \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n ((z_{i,x_\alpha} - \bar{z}_{i,v})(z_{j,x_\alpha} - \bar{z}_{j,v})) + \right. \\ \left. \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) \times \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n ((z_{i,x_\alpha} - \bar{z}_{i,v})(z_{j,x_\alpha} - \bar{z}_{j,v})) \right] \quad (12.6)$$

Nous définissons la covariance de dispersion statistique locale :

$$s_{loc,ij}^2(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n [(z_{i,x_\alpha} - \bar{z}_{i,v})(z_{j,x_\alpha} - \bar{z}_{j,v})] \quad (12.7)$$

Cette dernière représente la covariance statistique locale des variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ dans le pixel v considéré. $s_{loc,i}^2(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z_{i,x_\alpha} - \bar{z}_{i,v})^2$ et $s_{loc,j}^2(x|v) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z_{j,x_\alpha} - \bar{z}_{j,v})^2$ sont les variances de dispersion locales des variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ (voir équation 9.17, page 193). Le biais empirique s'écrit alors :

$$e_{v,biva} \approx -0.5 \left[\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,i}^2(x|v) + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,j}^2(x|v) + s_{loc,ij}^2(x|v) \left(\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) \right) \right] \quad (12.8)$$

On introduit la matrice $s_{loc}^{ij}(x|v)$ des variances - covariances locales de x dans v :

$$s_{loc}^{ij}(x|v) = \begin{pmatrix} s_{loc,i}^2(x|v) & s_{loc,ij}^2(x|v) \\ s_{loc,ij}^2(x|v) & s_{loc,j}^2(x|v) \end{pmatrix} \quad (12.9)$$

L'expression 12.6 devient :

$$e_{v,biva} \approx -0.5 \text{tr}(\Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc}^{ij}(x|v)) \quad (12.10)$$

tr désigne la trace (somme des éléments diagonaux) de $\Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc}^{ij}(x|v)$. La matrice $s_{loc}^{ij}(x|v)$ représente le **degré d'hétérogénéité local du vecteur de variables z^{ij} d'un pixel v** et $\Gamma_{f_{ij}}(\bar{z}_v^{ij})$ représente le degré de non linéarité de f_{ij} en \bar{z}_v^{ij} . **La relation 12.8 montre que comme dans le cas univarié le degré d'hétérogénéité de v_α et le degré de non linéarité de f_{ij} expliquent le biais de façon multiplicative (au sens de la multiplication matricielle).** $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,i}^2(x|v)$ (respectivement $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,j}^2(x|v)$) est la composante du biais relative à la variable $z_{i,x}$ (respectivement $z_{j,x}$) expliquée par son degré d'hétérogénéité dans v $s_{loc,i}^2(x|v)$ (respectivement $s_{loc,j}^2(x|v)$) et son degré de non linéarité $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij})$ (respectivement $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij})$). $s_{loc,ij}^2(x|v) \left(\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) \right)$ est la composante du biais résultant du degré de covariance $s_{loc,ij}^2(x|v)$ entre les variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ et des dérivées croisées $\left(\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) \right)$. Dans le cas multivarié l'expression du biais est plus complexe que dans le cas univarié. Différents facteurs interagissent et sont moins évidents à mettre en évidence. En particulier, il n'est pas trivial de déterminer le signe du biais.

2. randomisation

L'approche est la même que pour le modèle univarié appliquée aux fonctions aléatoires Z_i et Z_j à chaque variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$. Ces dernières sont supposées stationnaires d'ordre deux. La relation 12.10 s'écrit entre les différentes variables aléatoires :

$$\Xi(v) \approx -0.5tr(\Gamma_{f_{ij}}(\overline{Z}_v^{ij})S^{ij}(x|v)) \quad (12.11)$$

Le passage à l'espérance conditionnellement conditionnée à \overline{Z}_v^{ij} donne :

$$e_{v,th,biva}(v) = E[\Xi(v)|\overline{Z}_v] = -0.5tr(\Gamma_{f_{ij}}(\overline{Z}_v^{ij})\Sigma^{ij}(x|v)) \quad (12.12)$$

Le biais théorique $e_{v,th,biva}(v)$ dépend :

- **du degré d'hétérogénéité des variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ d'un domaine v représenté par la matrice $\Sigma^{ij} = \begin{pmatrix} \gamma_i(v,v) & \gamma_{ij}(v,v) \\ \gamma_{ij}(v,v) & \gamma_j(v,v) \end{pmatrix}$.** Σ^{ij} est la matrice des variances de dispersion théorique $\gamma_i(v,v)$ et $\gamma_j(v,v)$ associée à chaque variable et de covariance de dispersion théorique $\gamma_{ij}(v,v)$ entre variables. Elle s'obtient à partir du modèle de corégionalisation des variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ (voir section 8.1, page 167). Comme pour la variance de dispersion théorique, la covariance de dispersion théorique $\gamma_{ij}(v,v)$ résulte de l'intégration spatiale du variogramme croisé γ_{ij} sur v . Il suffit de remplacer γ par γ_{ij} dans l'équation (équation 9.12, page 191). $\gamma_i(v,v)$ (respectivement $\gamma_j(v,v)$) quantifie le degré d'hétérogénéité de la variable $z_{i,x}$ (respectivement $z_{j,x}$) d'un domaine v générique de l'image. $\gamma_{ij}(v,v)$ quantifie la covariance entre les variables $z_{i,x}$ et $z_{j,x}$ dans ce même domaine.
- **du degré de non linéarité de f_{ij} représenté par $\Gamma_{f_{ij}}(\overline{Z}_v^{ij})$**

12.3 Analyse de l'erreur d'estimation

12.3.1 Niveau d'erreur

La figure 12.1 montre que le biais empirique $e_{v,biva}$ est beaucoup plus faible que celui mis en évidence dans le cas univarié (que l'on nommera $e_{v,univ}$). Même si l'erreur maximale à 1000m (20% pour Barrax03) est supérieure à celle trouvée dans le cas univarié (18.6% pour Fundulea01), la moyenne de l'erreur à 1000m est de 4.7% dans le cas bivarié et de 7.3% dans le cas univarié. De plus, cette moyenne est due aux valeurs importantes d'erreur d'Alpilles01 et Barrax03. La majorité des sites présente une erreur inférieure à 7,3% quelque soit la résolution spatiale de v . L'axe des ordonnées de la figure 12.8 donne la différence des erreurs $e_{v,biva}$ et $e_{v,univ}$ relativement au LAI_y^{vrai} . A 1000m de résolution, l'écart moyen (en valeur absolue) le plus important est obtenu pour le site de Fundulea01 (19.5%). Les autres sites agricoles ont un écart moyen de 4.8%. Pour

les sites de végétation naturelle homogène, l'écart est très faible (inférieur à 1,7%) excepté pour Puechabon (2.6%).

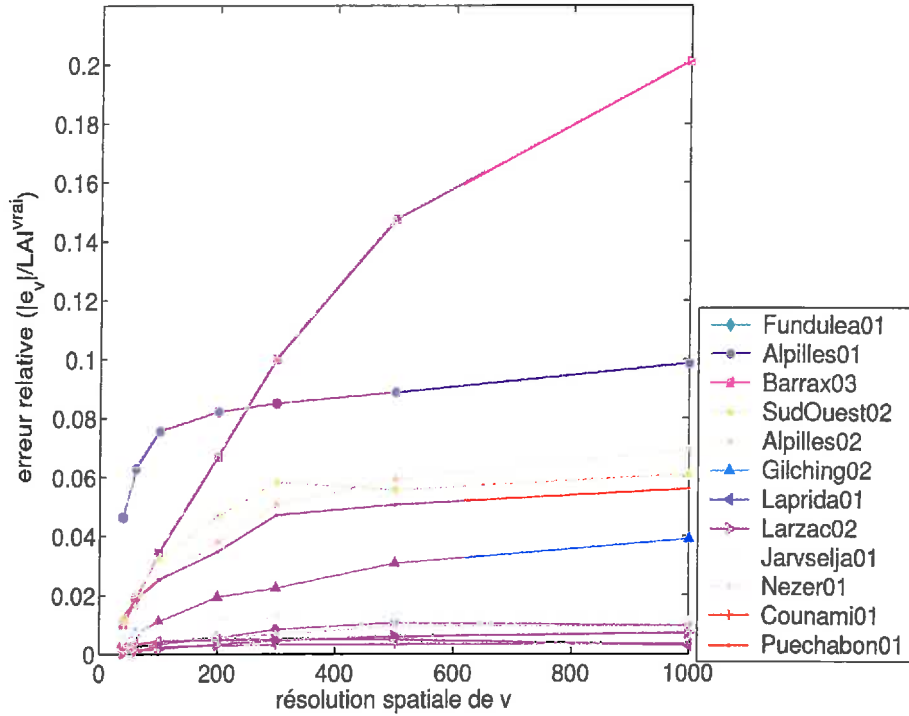


FIG. 12.1 – Valeur absolue de l'erreur empirique relative $\frac{|e_{v,biva}|}{LAI_{vrai}^v}$ moyennée sur l'image en fonction de la résolution spatiale.

12.3.2 Lien avec la description multivariée de l'hétérogénéité spatiale

La figure 12.2 montre que majoritairement il y a sous-estimation et parfois légère sur-estimation du LAI_v^{vrai} . Contrairement au cas univarié, l'interprétation du biais $e_{v,biva}$ dans le cas bivarié et en particulier de son signe n'est pas triviale. En effet, l'équation 12.8 montre que le biais est déterminé par les différents termes de la matrice de variance et covariance ainsi que ceux de la matrice hessienne de $f_{i,j}$ pour les variables $\bar{z}_{i,v}(PIR_v)$ et $\bar{z}_{j,v}(ROUGE_v)$. Dans le cas de la fonction étudiée, les termes de la matrice hessiennes sont de signes constants sur l'intervalle de définition de $f_{i,j}$:

1. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{4}{K_{LAI}} \bar{z}_{j,v} \times \frac{1}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2} \left[\frac{\bar{z}_{i,v} - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})}{[(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})]^2} \right]$ est négatif pour les données utilisées. Les réflectances sont des termes positifs et inférieur à 1. $\frac{\partial f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij})$ est du signe de $(\bar{z}_{i,v} - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))$. On constate que pour les données utilisées ce terme est négatif aussi $\frac{\partial f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij})$ est négatif.

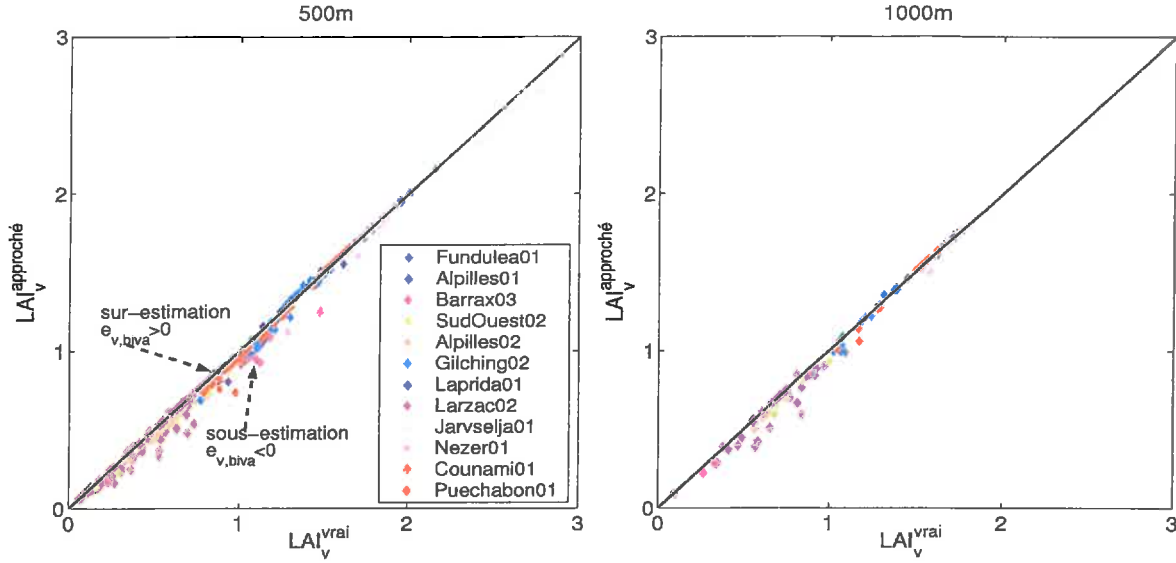


FIG. 12.2 – LAI_v^{vrai} versus $LAI_v^{approche}$ pour l'ensemble des sites : a) 500m b) 1000m

2. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{4}{K_{LAI}} \bar{z}_{i,v} \times \frac{1}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2} \left[\frac{\bar{z}_{j,v} + NDVI\infty(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})}{[(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI\infty(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})]^2} \right]$ est positif. Ce terme est quantitativement le plus important de la matrice hessienne.
3. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) = -\frac{2}{K_{LAI}} \frac{1}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2} \left[\frac{\bar{z}_{i,v}^2(1 - NDVI\infty) + \bar{z}_{j,v}^2(1 + NDVI\infty)}{[(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI\infty(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})]^2} \right]$ est négatif car $\bar{z}_{i,v}^2(1 - NDVI\infty) + \bar{z}_{j,v}^2(1 + NDVI\infty) > 0$ par construction.
4. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij})$

La mise en évidence du lien entre le biais observé et l'hétérogénéité spatiale du *PIR* et du *ROUGE* dans v , peut se faire à l'échelle locale (matrice de variance et covariance de dispersion locale $s^{ij}(x|v)$) ou à l'échelle de l'image (matrice de variance et covariance de dispersion théorique $\Sigma^{ij}(x|v)$ d'un domaine v générique).

Echelle locale

L'expression du biais empirique est donnée par la relation 12.8 :

$$e_{v,biva} = -0.5 \left[\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,i}^2(x|v) + \frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) s_{loc,j}^2(x|v) + 2s_{loc,ij}^2(x|v) \left(\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) \right) \right] \quad (12.13)$$

L'image de Barrax03 est choisie pour analyser le biais local (figure 12.3). Le faible biais associé au pixel A (figure 12.3) est peu expliqué par les composantes de la matrice hessienne (figure

12.4). Par contre ce pixel est fortement hétérogène dans le *PIR* comme le montre sa valeur élevée de variance de dispersion locale $s_{loc,i}^2(x|v)$ (figure 12.4 d)). De plus sa covariance de dispersion locale $s_{loc,ij}^2(x|v)$ est importante et négative (figure 12.4 f)). Ces caractéristiques sont cohérentes avec la description bivariable dans le *PIR* et le *ROUGE* de l'hétérogénéité d'une surface agricole (corrélation importante et de signe négatif entre le *PIR* et le *ROUGE* et un degré de variabilité plus fort dans le *PIR*, section 8.1, page 167). Les termes associés à $s_{loc,i}^2(x|v)$ et à $s_{loc,ij}^2(x|v)$ sont importants et de signe opposé aussi ils ont tendance à se compenser ce qui diminue la valeur du biais $e_{v,biva}$ (figure 12.3). Les pixels *B* et *C* sont composés d'une fraction importante de sol nu. Comme nous l'avons vu précédemment, ce type de surface est caractérisée par un degré de variabilité plus important dans le *ROUGE* (figure 12.4 e)) et une corrélation importante positive entre le *PIR* et le *ROUGE* (figure 12.4f)). Les termes $s_{loc,j}^2(x|v)$ et $s_{loc,ij}^2(x|v)$ sont associés à des termes de la matrice hessienne de signes opposés. Cependant, le terme $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij})$ est d'un niveau quantitatif plus important que les autres ce qui amplifie la valeur de $s_{loc,j}^2(x|v)$ et augmente la valeur de $e_{v,biva}$. Enfin, le biais presque nul associé au pixel *D* résulte d'un effet d'opposition entre les termes de la matrice hessienne et les termes de la matrice de variance et covariance. Ce pixel étant assez homogène, chaque terme même élevé de la matrice hessienne est annulé par une faible variance et covariance de dispersion.

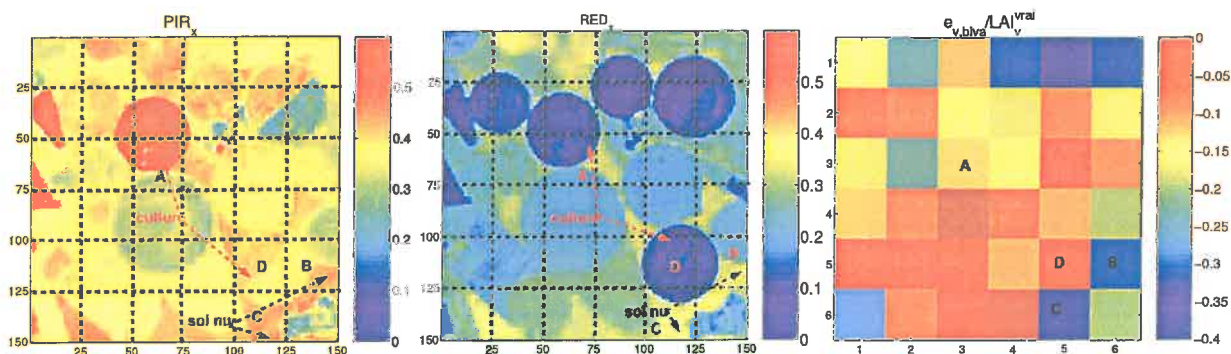


FIG. 12.3 – Analyse du biais empirique local de Barrax03 à 500m

Echelle de l'image

La représentation du degré d'hétérogénéité d'un domaine v par les valeurs de $\gamma_i(v, v)$, $\gamma_j(v, v)$, $\gamma_{ij}(v, v)$ permet d'expliquer la valeur $e_{th}(v)$ à l'échelle de l'image :

$$e_{v,th,biva}(v) = -0.5 \left[\frac{\partial f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) \gamma_i(v, v) + \frac{\partial f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) \gamma_j(v, v) + \left(2 \frac{\partial f_{ij}}{\partial z_j \partial z_i}(\bar{z}_v^{ij}) \right) \gamma_{ij}(v, v) \right] \quad (12.14)$$

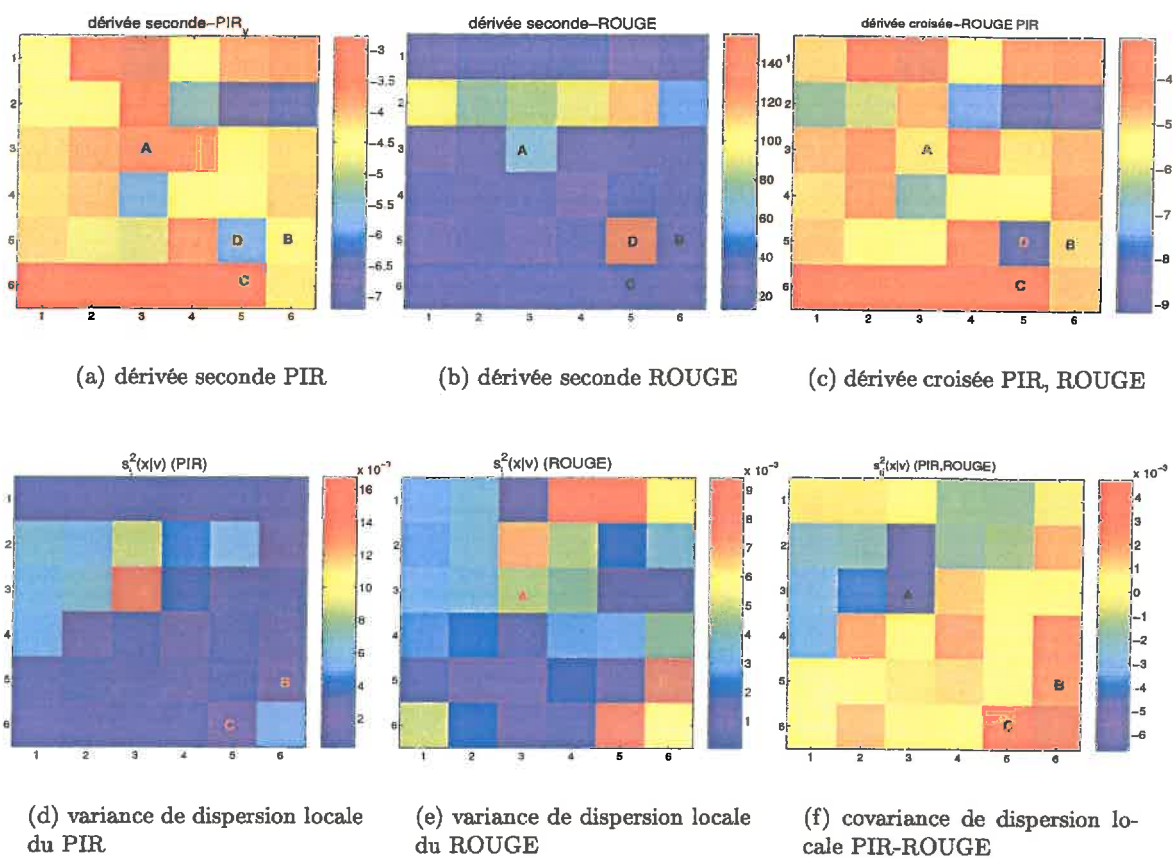


FIG. 12.4 – Éléments de la matrice hessienne et de variance-covariance de Barrax03 à 500m de résolution spatiale

La figure 12.5 montre que le degré d'hétérogénéité augmente avec la résolution spatiale ce qui est cohérent avec une augmentation de l'erreur (figure 12.1). Sans prendre en compte les valeurs de la matrice hessienne au niveau local, il est plus difficile que dans le cas univarié de lier l'effet de l'hétérogénéité avec le biais d'estimation moyen sur l'image à une résolution donnée. On remarque que le niveau d'erreur important de Barrax03 s'explique comme pour les pixel *B* et *C* précédents par une variance de dispersion théorique forte dans le *ROUGE*. En outre la faible erreur associée au site de Fundulea est due à un effet de compensation entre une variance de dispersion importante dans le *PIR* associée à une dérivée seconde négative et une forte covariance négative associée à une dérivée croisée négative (la majorité des pixels sont du type du pixel *A*).

12.3.3 Décomposition du biais bivarié

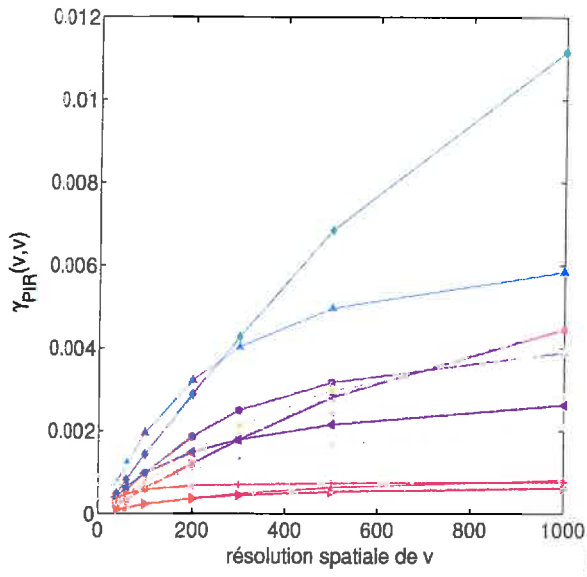
Décomposition de la fonction bivariée $f_{i,j}$

La section précédente souligne que l'interprétation du biais engendré par la fonction bivariée $f_{i,j}$ n'est pas triviale voire parfois ambiguë. Ce dernier dépend des différents éléments de la matrice hessienne et de variance-covariance dont l'interaction est parfois complexe à caractériser. De plus cette analyse ne permet pas d'expliquer les différences importantes avec le biais d'estimation dans le cas univarié. Les fonctions $f_{i,j}$ et f étant équivalentes, la différence des erreurs d'estimation $e_{v,univ}$ et $e_{v,biva}$ provient de la manière dont elles sont appliquées à moyenne résolution spatiale. En effet, dans le cas univarié $LAI_v^{approche}$ est obtenu à partir du $NDVI_v^{vrai}$ directement agrégé à partir de $NDVI_x$. Dans le cas bivarié $LAI_v^{approch,biva}$ est calculé à partir d'un $NDVI_v^{approche} = \frac{PIR_v - ROUGE_v}{PIR_v + ROUGE_v}$ obtenu à partir du PIR_v et $ROUGE_v$ agrégés à la résolution de v . Pour pouvoir comprendre la différence entre $e_{v,univ}$ et $e_{v,biva}$, nous considérons la fonction $g_{ij} : NDVI = \frac{z_{i,x} - z_{j,x}}{z_{i,x} + z_{j,x}}$. La fonction bivariée $f_{i,j}$ (12.1) s'écrit alors comme une composition de la fonction de transfert univariée f (11.1) et de g :

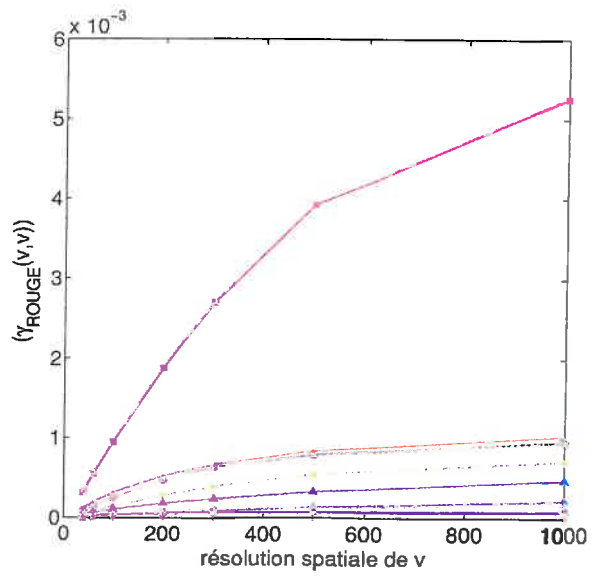
$$f_{i,j} = f \circ g(\bar{z}_{i,v}, \bar{z}_{j,v})$$

A cause de leur non linéarité, f et g engendrent chacune un biais :

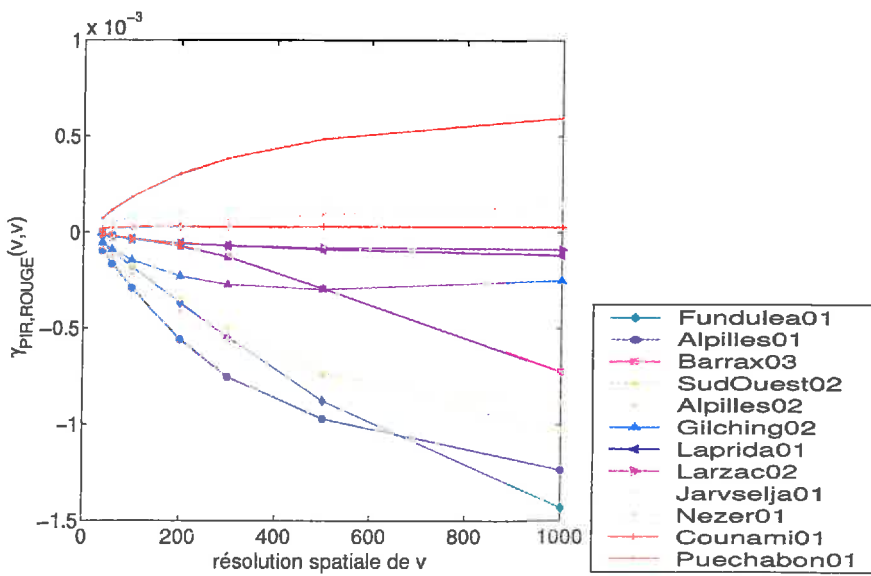
1. $e_{v,univ} = LAI^{vrai} - LAI^{approche}$ engendré par la non linéarité de f entre le LAI et le $NDVI$ a été mis en évidence dans le chapitre précédent. Dans le cas univarié, f est appliquée à moyenne résolution sur la vraie valeur $NDVI_v^{vrai}$. Comme nous l'avons vu précédemment, $e_{v,univ}$ est négatif et s'interprète aisément en fonction du degré d'hétérogénéité du $NDVI$ dans v et du degré de non linéarité de f (relation 11.8).
2. $e_{v,ndvi} = NDVI^{approche} - NDVI^{vrai}$ est le biais dû à la non linéarité de g entre le $NDVI$ et les variables PIR et $ROUGE$. Contrairement aux conclusions de différents auteurs, (Aman



(a) variance de dispersion théorique du PIR



(b) variance de dispersion théorique du ROUGE



(c) covariance de dispersion théorique PIR,ROUGE

FIG. 12.5 – Variance et covariance de dispersion théorique

et al. [1992], Friedl et al. [1995]), l'erreur relative associée au $NDVI$ n'est pas négligeable en comparaison avec celle du LAI (figure 12.6). $e_{v,ndvi}$ dépend de la matrice de variance et covariance de dispersion statistique locale du PIR et du $ROUGE$ dans v ainsi que de la matrice hessienne de g . L'application de la relation 12.12 à la fonction g donne l'expression du biais local empirique $e_{v,ndvi}$:

$$e_{v,ndvi} = -2 \left[- \left(\frac{\bar{z}_{i,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right) s_{loc,i}^2(x|v) + \left(\frac{\bar{z}_{i,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right) s_{loc,j}^2(x|v) + s_{loc,ij}^2(x|v) \left(\frac{\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right) \right] \quad (12.15)$$

La figure 12.6 (b) montre que le $NDVI_v^{vrai}$ est sur-estimé la plupart du temps mais peut parfois être sous-estimé (Barrax03, Puechabon01).

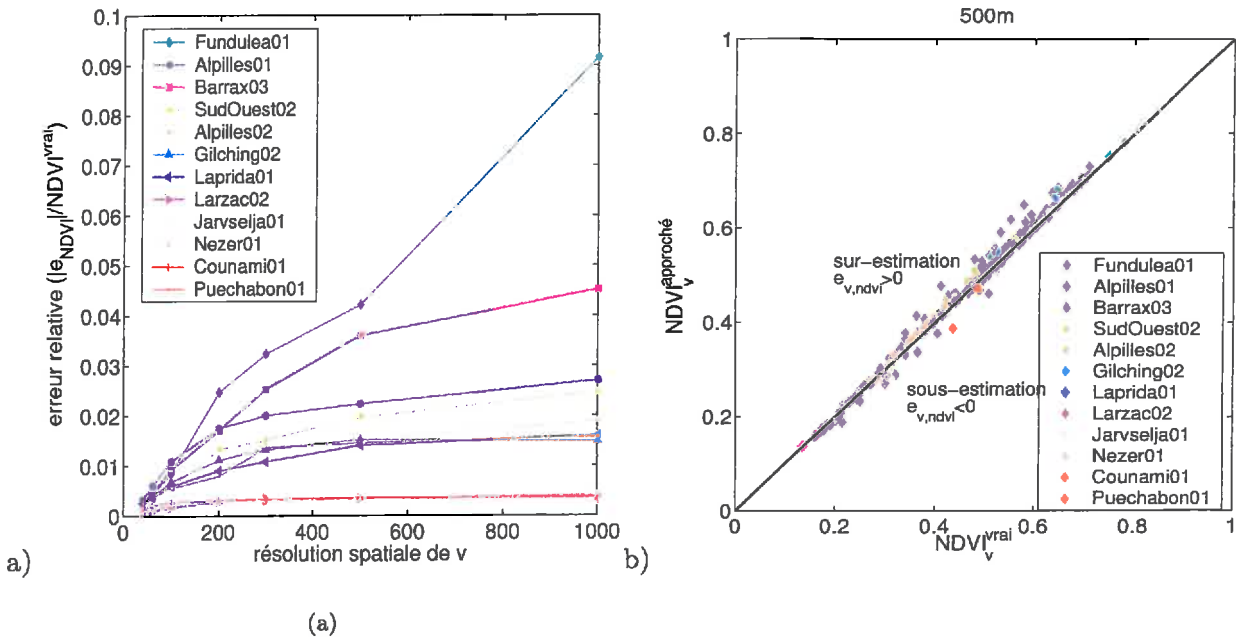


FIG. 12.6 – Mise en évidence de l'erreur due à la non linéarité du $NDVI$ a) valeur absolue de l'erreur empirique relative $\frac{|e_{v,ndvi}|}{NDVI_v^{vrai}}$ moyennée sur l'image en fonction de la résolution spatiale. b) $NDVI_v^{vrai}$ versus $NDVI_v^{approche}$ à 500m de résolution

Pour comprendre dans quel cas le $NDVI$ est sous-estimé ou sur-estimé, nous pouvons prendre l'exemple de l'image de Barrax03 présentant les deux situations (figure 12.7 (a)). L'interprétation est plus directe que pour la fonction f_{ij} . Les termes $\left(\frac{\bar{z}_{i,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right)$, $\left(\frac{\bar{z}_{i,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right)$, $\left(\frac{\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^3} \right)$ étant positifs (car $\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v} > 0$), l'équation 12.15, montre qu'une valeur importante de $s_{loc,i}^2(x|v)$ dans le PIR et une forte covariance locale négative $s_{loc,ij}^2(x|v)$ entre le PIR et le $ROUGE$ entraînent

une sur-estimation ($e_{v,ndvi} > 0$) du $NDVI_v$ (pixel A). Dans le cas des pixels B et C l'importante variance de dispersion $s_{loc,j}^2(x|v)$ dans le $ROUGE$ associée à une forte covariance locale positive, entraîne une sous-estimation du $NDVI_v$ ($e_{v,ndvi} < 0$). Ce résultat se généralise à l'échelle de l'image, à partir des valeurs de $\gamma_i(v, v), \gamma_j(v, v), \gamma_{ij}(v, v)$. Une variance de dispersion théorique du PIR important associée à une forte covariance négative entre le PIR et le $ROUGE$ (figure 12.5f)) explique une sur-estimation du $NDVI$ (cas de Fundulea01). Une forte variance de dispersion théorique dans le $ROUGE$ accompagnée d'une covariance positive entre le PIR et le $ROUGE$ (cas de Puechabon01) entraînent une sous-estimation du $NDVI$.

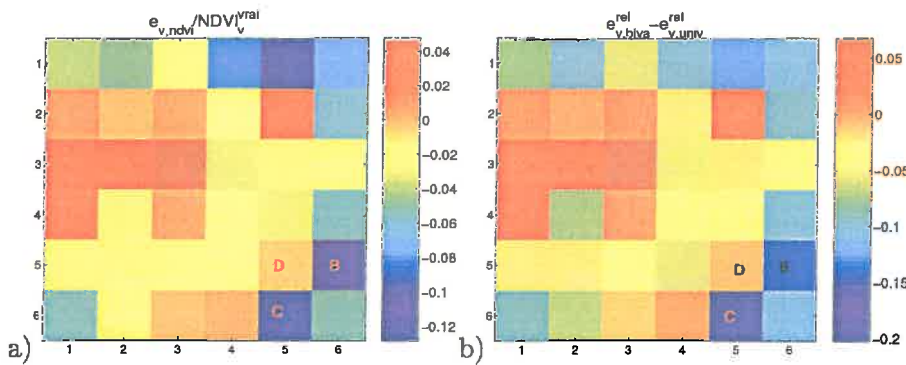


FIG. 12.7 – a) Image du biais relatif e_{ndvi}^{rel} du $NDVI$ (Barrax03 à 500m). b) Image de la différence des biais relatifs $e_{v,biva}^{rel} - e_{v,univ}^{rel}$ du LAI (Barrax03 à 500m.)

Mise en évidence du mécanisme de propagation de l'erreur

La fonction f entraînant toujours une sous-estimation du LAI , les différences de valeur entre $e_{v,univ}$ et $e_{v,ndvi}$ proviennent de $e_{v,ndvi}$. En effet, la figure 12.8 montre que la différence des erreurs relatives $e_{v,biva}^{rel} - e_{v,univ}^{rel}$ (avec $e_v^{rel} = \frac{e_v}{LAI_v^{vrai}}$) est bien expliquée par $e_{v,ndvi}^{rel}$ ($e_{v,ndvi}^{rel} = \frac{e_{v,ndvi}}{NDVI_v^{vrai}}$) pour différentes résolutions spatiales. La relation entre ces différentes erreurs peut se modéliser de façon empirique par la relation linéaire suivante pour l'ensemble des résolutions :

$$e_{v,biva}^{rel} = e_{v,univ}^{rel} + 1.84e_{v,ndvi}^{rel} + 0.0017 \quad (12.16)$$

Cette relation illustre que la sur-estimation du $NDVI$ à moyenne résolution compense une partie de l'erreur $e_{v,univ}$ due à la non linéarité entre le LAI et le $NDVI$ (cas du pixel A de Barrax03, figure 12.7). Une sous-estimation du $NDVI$ ($e_{v,ndvi}$ négatif) augmente l'erreur engendrée par f (cas des pixels B et C de Barrax03 : figure 12.7).

La plupart des études (Friedl [1997], Chen [1999]) caractérisent l'erreur d'estimation du LAI en n'utilisant pas un $NDVI^{vrai}$ (comme dans le cas univarié) mais le $NDVI^{approche}$ ce qui corres-

pond à $e_{v,biva}$. Or comme nous l'avons vu ce dernier est déterminé non seulement par la non linéarité entre le LAI et le $NDVI$ mais aussi par le biais engendré par la non linéarité du $NDVI$ avec les variables PIR et $ROUGE$ dont l'effet n'est pas négligeable. Par exemple, pour Fundulea01, à 1000m de résolution spatiale la sur-estimation de 10% du $NDVI$ (valeur moyenne à l'échelle de l'image) diminue l'erreur $e_{v,univ}$ de 19%. Même si les niveaux d'erreur absolue caractérisés sont faibles, cet exemple souligne l'importance de l'effet de leur propagation lors de la composition de fonction ou de modèles. La manière dont les erreurs se composent constitue un point méthodologique d'importance. Ainsi, comme le soulignait (Friedl [1997]) une faible erreur associée au LAI peut se propager de façon importante lors de son utilisation dans un autre modèle tel que l'estimation des flux de chaleur sensible et latente (TSVA).

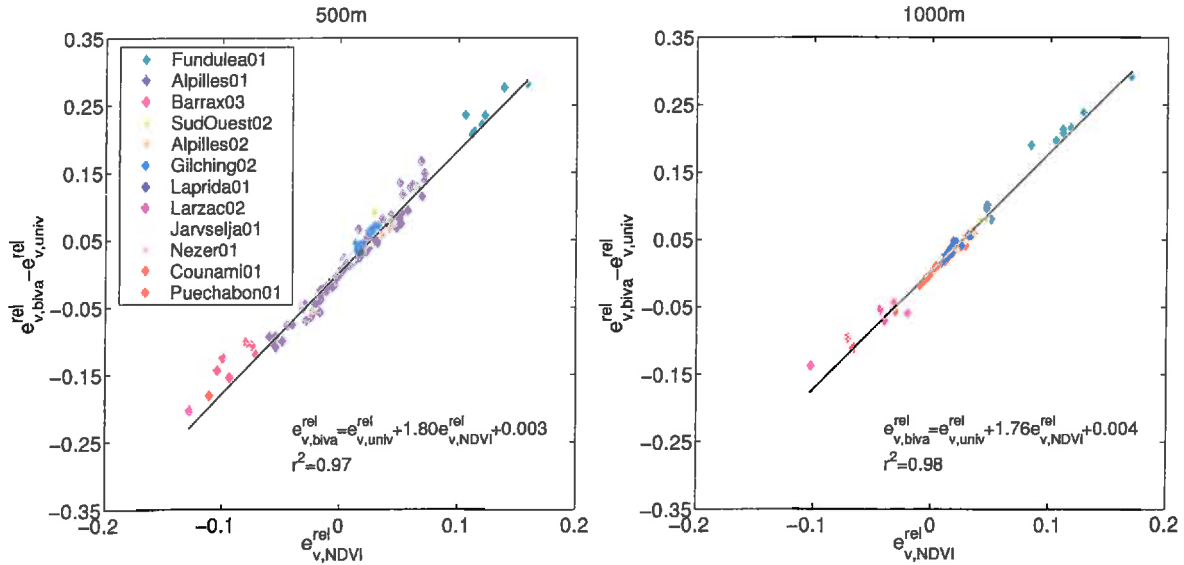


FIG. 12.8 – Différence des biais relatifs $e_{v,univ}^{rel} - e_{v,biva}^{rel}$ versus $e_{v,NDVI}^{rel}$ à 500m et 1000m de résolution

Lien théorique entre les biais $e_{v,biva}$ et $e_{v,ndvi}$

Une autre approche pour mettre en évidence le lien entre $e_{v,biva}$ et $e_{v,ndvi}$ est d'explicitier les termes de la matrice hessienne de $f_{i,j}$ en fonction de ceux de la matrice hessienne de g_{ij} :

1. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{-1}{K_{LAI}} \left[\frac{\partial^2 g_{ij}}{\partial z_i^2}(\bar{z}_v^{ij}) \frac{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})}{(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})} - \frac{4\bar{z}_{j,v}^2}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2 ((\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))^2} \right]$
2. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{-1}{K_{LAI}} \left[\frac{\partial^2 g_{ij}}{\partial z_j^2}(\bar{z}_v^{ij}) \frac{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})}{(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})} - \frac{4\bar{z}_{i,v}^2}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2 ((\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))^2} \right]$
3. $\frac{\partial^2 f_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) = \frac{-1}{K_{LAI}} \left[\frac{\partial^2 g_{ij}}{\partial z_i \partial z_j}(\bar{z}_v^{ij}) \frac{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})}{(\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})} + \frac{4\bar{z}_{i,v} \bar{z}_{j,v}}{(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2 ((\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI \infty (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))^2} \right]$

D'où $e_{v,biva}$ s'écrit (équation 12.8 et 12.15) :

$$e_{v,biva} = \frac{-1}{K_{LAI} (\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})} e_{v,ndvi} - 0.5 \left[\frac{4}{K_{LAI} (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2 ((\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))^2} \right] \quad (12.17)$$

De la même façon le biais théorique s'écrit :

$$e_{v,biva} = \frac{-1}{K_{LAI} (\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})} e_{v,ndvi,th} - 0.5 \left[\frac{4}{K_{LAI} (\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v})^2 ((\bar{z}_{i,v} - \bar{z}_{j,v}) - NDVI_{\infty}(\bar{z}_{i,v} + \bar{z}_{j,v}))^2} \right] \quad (12.18)$$

12.4 Application du modèle bivarié

La figure 12.9 présente le résultat de la correction du biais pour Alpilles01 à 500m et 1000m de résolution spatiale. Comme dans le cas univarié, le modèle corrige le biais de façon convenable pour l'ensemble des pixels. L'efficacité de la correction est du même ordre de grandeur à 1000m ($Co_v^{eff} = 0.9$). La faible efficacité à 500m ($Co_v^{eff} = 0.24$) est due à une sur-estimation du biais du pixel A .

La cause principale de la sur-estimation du biais est, comme dans le cas univarié, la mauvaise représentation du degré d'hétérogénéité à l'échelle locale par la matrice de variance-covariance théorique Σ^{ij} . L'interprétation est cependant plus complexe car trois termes interviennent et les écarts de valeur à l'échelle locale peuvent se compenser dans l'équation 12.14. Dans le cas d'Alpilles01, la sur-estimation du biais du pixel A est due à une sur-estimation de la variance de dispersion locale dans le *ROUGE* $s_j(x|v)$ (figure 12.10). Pour le pixel B (respectivement C) la sur-estimation (respectivement sous-estimation) de la covariance $s_j(x|v)$ est compensée par une sous-estimation (respectivement sur-estimation) de la variance de dispersion dans le *PIR* $s_i(x|v)$.

La figure 12.11 donne les résultats pour l'ensemble des douze sites étudiés. Comme dans le cas univarié, Σ^{ij} décrit mieux la variance et la covariance locale à 1000m de résolution spatiale. L'efficacité de correction est bonne pour Counami01, Alpilles01 et Alpilles02. Cependant, de façon générale elle est inférieure à celle du modèle univarié du moins pour des résolutions supérieures à 500 m (par exemple Alpilles01 $Co_{500}^{eff} = 0.23$ dans le cas bivarié et $Co_{500}^{eff} = 0.4$ dans le cas univarié). De plus pour Fundulea01, le modèle continue à sur-estimer l'erreur même à 1000m de résolution spatiale contrairement au cas univarié. Cet exemple souligne que l'évaluation de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux est fonction non seulement de la résolution mais aussi des variables considérées. Aussi, la matrice de variance-covariance Σ^{ij} semble moins bien représenter

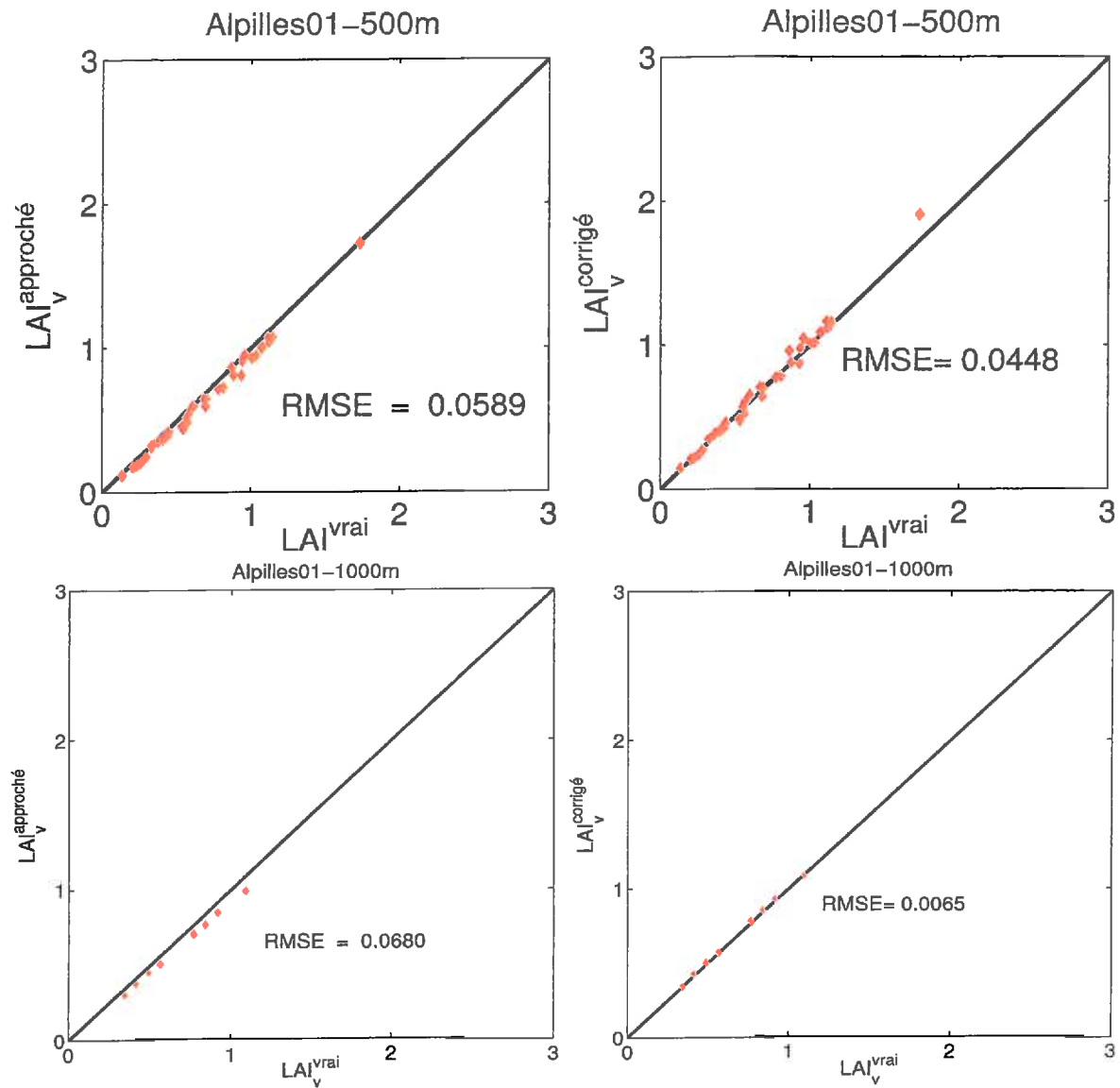


FIG. 12.9 – Résultats du modèle bivarié pour le site Alpilles01 à 500m et 1000m.

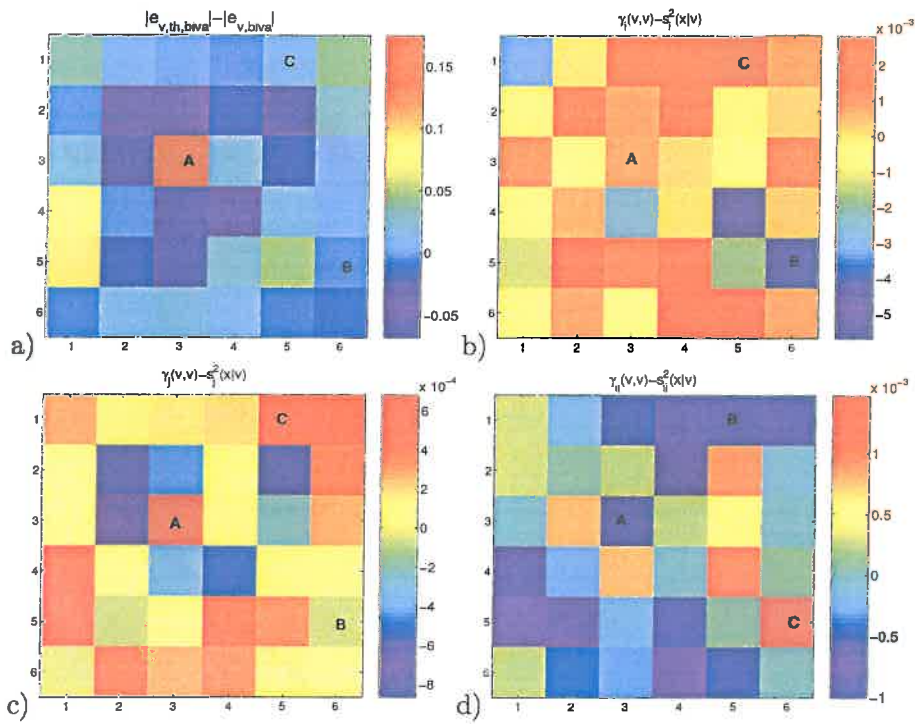


FIG. 12.10 – Ecart entre le biais estimé et le biais empirique local pour Apilles01 à 500m.

Les valeurs locales en comparaison avec la variance de dispersion théorique du $NDVI$. Enfin, dans le cas bivarié, l'hétérogénéité locale étant déterminée par trois termes, les sources d'écart entre le biais théorique et empirique sont plus importantes.

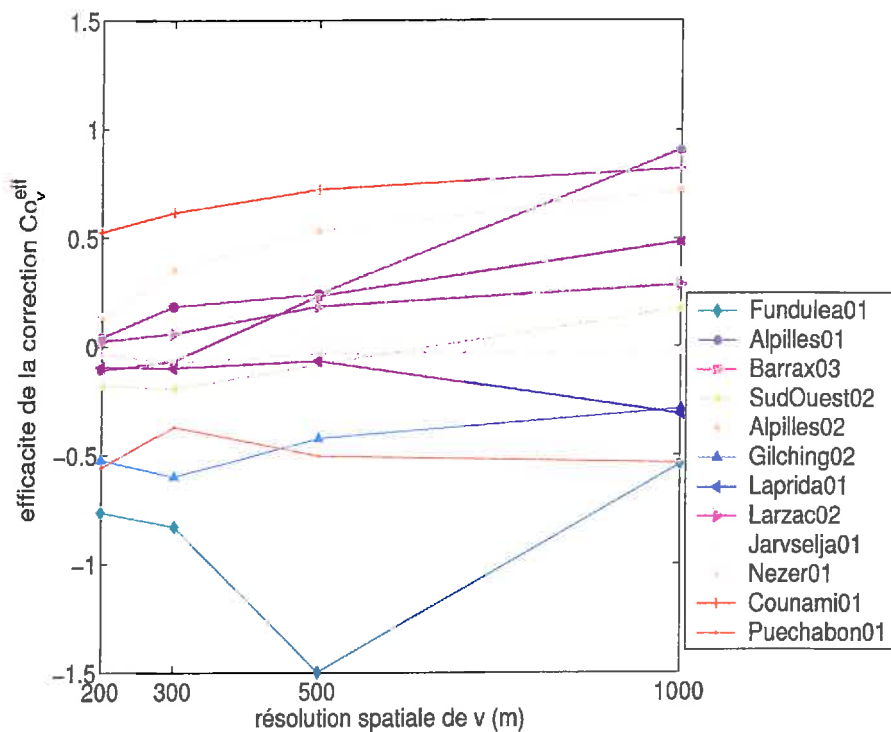


FIG. 12.11 – Efficacité de la correction Co_v^{eff} en fonction de la résolution spatiale

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en évidence l'erreur $e_{v,biva}$ d'estimation du LAI à partir des variables PIR_v et $ROUGE_v$ agrégées à la résolution de v . Ceci correspond à ce qui est fait dans la pratique lorsque la fonction de transfert univariée f est appliquée au $NDVI_v$ approché obtenu à partir du PIR_v et $ROUGE_v$ fournies par le capteur moyenne résolution. Nous avons montré que pour la plupart des sites, l'erreur $e_{v,biva}$ est plus faible que l'erreur d'estimation $e_{v,univ}$ du LAI à partir du $NDVI_v$ exact agrégé à la résolution de v . L'erreur $e_{v,biva}$ résulte non seulement de la non linéarité entre le LAI et le $NDVI$ mais aussi de l'erreur engendrée par la non linéarité entre le $NDVI$ et les variables PIR et $ROUGE$. Cette dernière peut compenser ou augmenter l'erreur $e_{v,univ}$ de façon non négligeable. Cette analyse met en évidence l'importance de prendre en considération la propagation des erreurs lors de l'utilisation d'une variable dans

un modèle. Par ailleurs, le modèle mis en place dans la cas univarié s'étend au cas bivarié et multivarié. Le biais s'exprime de façon non triviale en fonction des termes de la matrice hessienne de la fonction interagissant de façon multiplicative avec les variances et covariances de dispersion des variables *PIR* et *ROUGE*. Le modèle permet d'estimer le biais en utilisant la variance de dispersion théorique de chaque variable et la covariance de dispersion théorique entre variables obtenues à partir du modèle de corégionalisation des variables *PIR* et *ROUGE*. Comme dans le cas univarié l'efficacité de la correction est plus importante à 1000m de résolution spatiale. La cause d'une faible efficacité de correction est principalement la représentativité à l'échelle locale de la matrice de variance et covariance de dispersion modélisée à l'échelle de l'image. Enfin, le modèle multivariée constitue une approche intéressante pouvant s'appliquer à d'autres fonctions de transfert telles que les réseaux de neurones, certains modèles de transfert radiatif ...

Chapitre 13

Problèmes liés à la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale

Introduction

La problématique pratique de laquelle émane ce travail de thèse est la mise en place de solutions pour limiter les effets de l'hétérogénéité spatiale lorsqu'on transfère un modèle non linéaire au travers des échelles spatiales. Les chapitres précédentes ont apporté un éclairage théorique à cette problématique en mettant en évidence les différents mécanismes sous-jacents et en proposant un modèle analytique pour quantifier l'erreur d'estimation due au changement d'échelle. Le modèle construit utilise notamment la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle de l'image pour la quantifier à l'échelle d'un pixel moyenne résolution. Pour envisager des solutions pratiques, différents problèmes ont été soulevés dans les parties précédentes :

- **la pertinence du choix de l'étendue d'observation (3000m)** pour caractériser l'hétérogénéité spatiale du paysage. En effet, nous avons remarqué dans la partie précédente (section 7.4.3, page 164) que la variabilité spatiale de certains paysages ne peut être complètement caractérisée à l'échelle de l'image.
- **la pertinence du choix de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux.** En particulier, elle nous permet de représenter le degré d'hétérogénéité local d'un domaine v de l'image par un seul paramètre : la variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme de l'image. Or nous avons remarqué dans les chapitres précédents que selon le paysage et selon la résolution spatiale, cette hypothèse n'était pas toujours pertinente. En effet, si le degré d'hétérogénéité locale de chaque pixel moyenne résolution varie de façon importante dans l'image la correction du biais est peu efficace.
- **la disponibilité de l'information sur l'hétérogénéité spatiale.** La variance de dispersion est calculée sur les images à haute résolution spatiale. Cependant si nous disposons

seulement des données à moyenne résolution, le problème de comment obtenir cette information se pose. Nous avons souligné dans la deuxième partie que la connaissance de la portée intégrale permet sous certaines conditions d'obtenir la variance de dispersion à une résolution donnée. Cette dernière pourrait être estimée à partir de données à haute résolution spatiale disponibles à une autre date. Mais, pour juger de la pertinence d'une telle stratégie, l'évolution temporelle des composantes de l'hétérogénéité spatiale doit être investiguée.

L'objectif de ce chapitre est d'appréhender ces différents points pour alimenter la discussion de la conclusion générale sur les solutions pratiques envisageables pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale. L'étude se limite à la variable *NDVI*. D'une part, le problème lié à l'étendue de l'image est investigué. Puis, une analyse de la variabilité locale dans l'image permet de discuter de l'hypothèse de stationnarité spatiale d'ordre deux. Enfin, l'évolution temporelle des composantes de l'hétérogénéité spatiale est évaluée sur une série d'images temporelles du même site.

13.1 Effet de l'étendue de l'image sur le variogramme expérimental

Les figures 13.1, 13.3 et 13.2 mettent en évidence différents points :

- pour certains paysages, l'augmentation de l'étendue de l'image influence peu la forme du variogramme (Alpilles02, Fundulea01) ce qui permet de confirmer la pertinence du plateau de stationnarité modélisé à l'échelle de l'image de 3000m. Par contre, on remarque pour ces deux sites une baisse de leur degré de variabilité. Ceci est dû à la prise en compte de zones plus homogènes du paysage lorsque l'étendue d'observation est accrue. En particulier, pour Alpilles02 la baisse importante à 10km est due à la prise en compte d'une zone de végétation naturelle très homogène au nord du site (figure 13.2).
- les sites de Nezer01 et Puechabon01 n'atteignent pas de plateau de stationnarité pour une étendue d'observation de 3000m. Aussi, la caractérisation de leur deuxième échelle de variation est très incertaine à cette échelle d'observation. Pour ces sites, on observe que la forme du variogramme change significativement avec l'augmentation de la taille de l'image. Notamment, pour Nezer01, un plateau de stationnarité est détecté sur l'image d'étendue de 5000m. La variabilité de la couverture végétale est alors mieux caractérisée à cette échelle en comparaison avec l'image de 3000m d'étendue. Une deuxième échelle de variation entre 700m et 1000m peut être ajustée. A l'échelle de 7km, un plateau de stationnarité est aussi atteint. Cependant, l'échelle de variation associée semble être plus importante. De la même façon pour l'image de Puechabon01, la deuxième échelle de variation est détectée pour une étendue de 5000m.

En conclusion, pour les paysages dont la portée intégrale du *NDVI* est supérieure au seuil de $A_{seuil} = 7.10^5 m^2$ mis en évidence dans la première partie (voir figure 7.13 page 162), une étendue d'image de 5 à 7km serait plus pertinente pour caractériser l'ensemble de la variabilité de la couverture végétale. De plus cette étendue pourrait permettre de mieux estimer le plateau du variogramme même pour les sites l'atteignant avec une image d'étendue de 3000m. **Par ailleurs ces exemples soulignent une idée récurrente à tout ce travail : la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale dépend de l'échelle d'observation choisie. Aussi, la typologie de l'hétérogénéité spatiale est relative à l'étendue d'observation utilisée.**

13.2 Représentativité de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle locale

Problématique et notations

Tout d'abord, nous précisons à partir de l'image de Fundulea01 de la figure 13.4 (a) , les notations utilisées dans cette section :

- $s_{loc}^2(x|v_i)$ est la variance de dispersion locale dans le domaine v_i de l'image partitionnée (figure 13.4 (a))

$$s_{loc}^2(x|v_i) = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^n (z(x_\alpha) - \bar{z}_{v_i})^2 \quad (13.1)$$

- $s^2(x|v)$ est la variance de dispersion expérimentale qui est la moyenne des variances de dispersion locale des sous domaines de l'image partitionnée (voir équation 9.16, page 193) :

$$s^2(x|v) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S s_{loc}^2(x|v_i) \quad (13.2)$$

- $\gamma(v, v)$ désigne la variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme de l'image (voir équation 9.22, page 195). Elle représente l'espérance de la variance de dispersion expérimentale :

$$\gamma(v, v) = E[S^2(x|v)] \quad (13.3)$$

Dans l'approche proposée pour ce travail, l'hétérogénéité spatiale est décrite par le variogramme estimé à l'échelle de l'image. Ce dernier est alors utilisé, pour quantifier le degré d'hétérogénéité spatiale $\gamma(v, v)$ d'un domaine v générique de l'image. Deux problèmes ont été soulignés dans les parties précédentes :

- la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ ne s'ajuste pas toujours très bien avec la variance de dispersion expérimentale $s^2(x|v)$ (cas de Nezer01 et Fundulea01 à 1000m de résolution spatiale, voir 9.2.3, page 201).

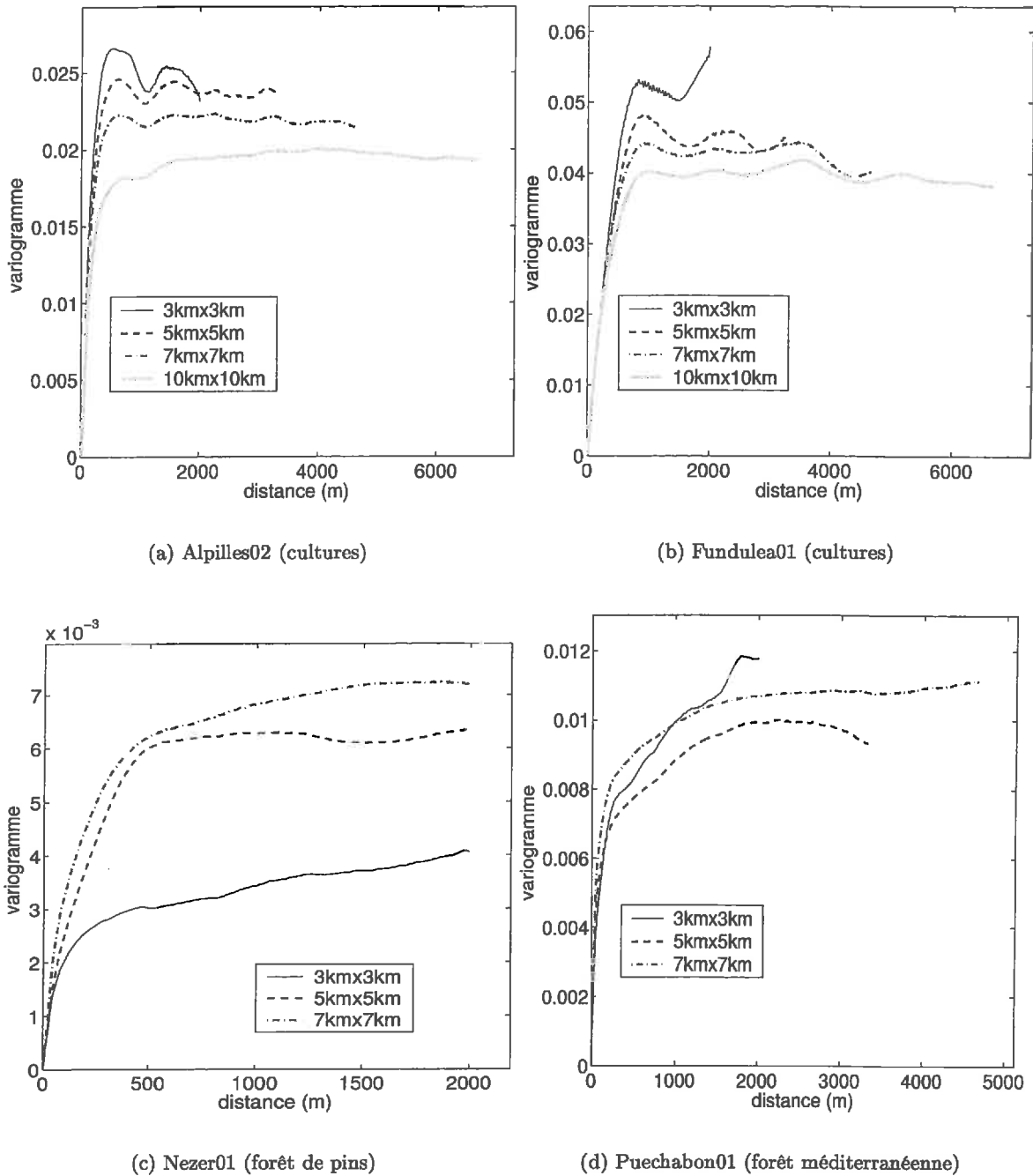


FIG. 13.1— Effet de l'étendue de l'image sur les variogrammes expérimentaux du NDVI

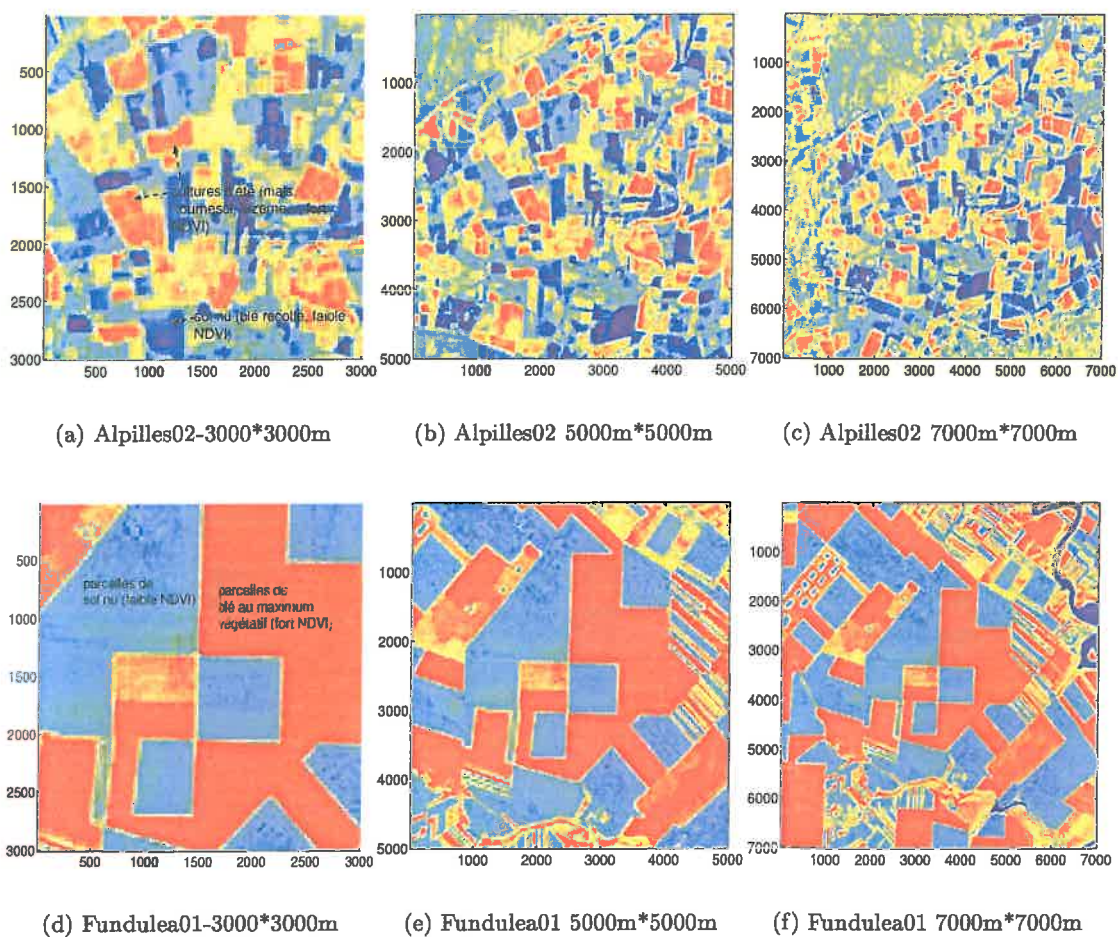


FIG. 13.2 – Images de *NDVI* d'Alpilles01, Fundulea01 pour différentes étendues d'observation (3km, 5km, 7km).

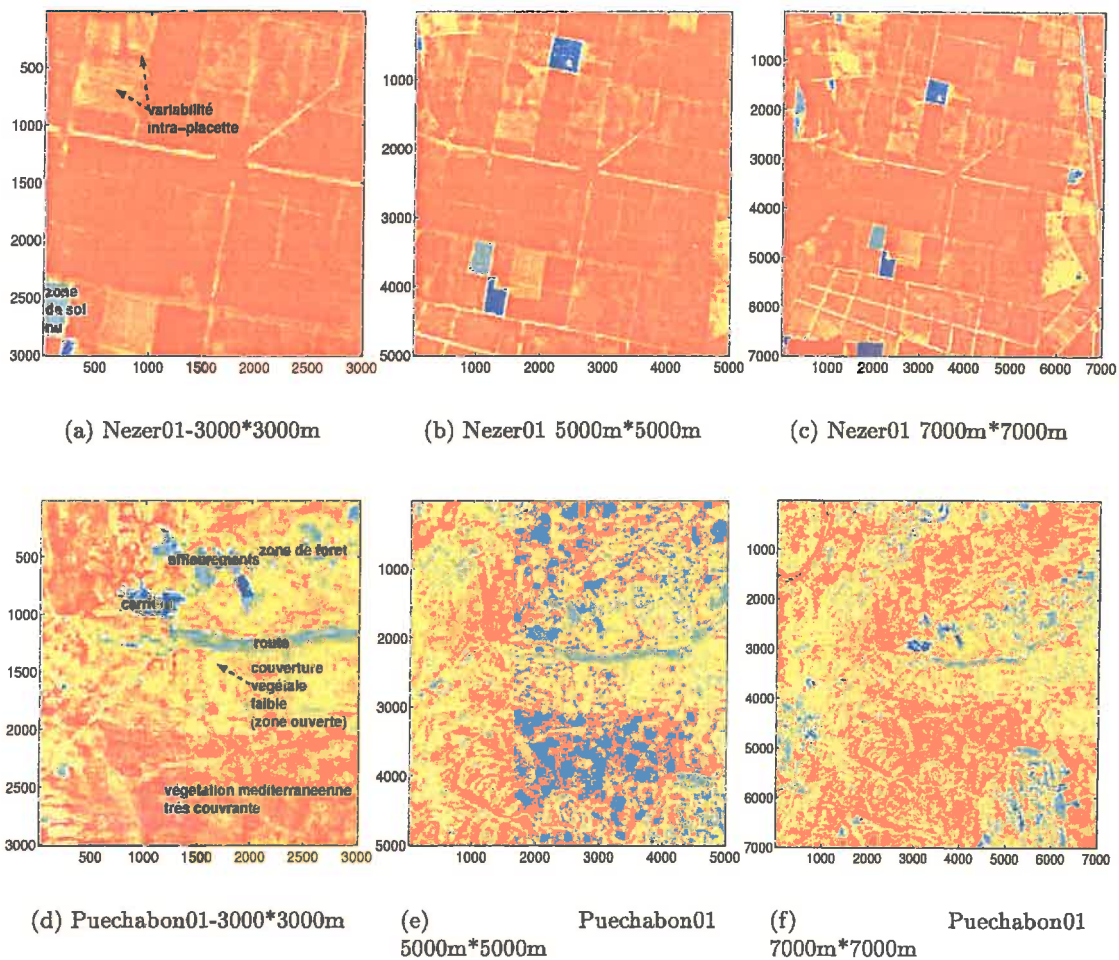


FIG. 13.3 – Images de *NDVI* de Nezer01, Puechabon01 pour différentes étendues d'observation (3km, 5km, 7km).

- la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ représente parfois mal la variance de dispersion locale $s_{loc}^2(x|v_i)$ entraînant une mauvaise estimation locale du biais (cas d'Alpilles01 à 500m voir 11.4.2). Lorsque les écarts sont très importants sur l'ensemble de l'image, l'efficacité de la correction du biais diminue fortement (cas de Fundulea01 à 500m, voir 11.4.2)

En particulier ces deux points remettent en question la pertinence de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux. Ces deux problèmes sont investigués de deux façons différentes :

Stationnarité des composantes de l'hétérogénéité spatiale à l'intérieur de l'image

Cette approche consiste à partitionner une image en différents domaines v_i de même taille. Puis un variogramme expérimental est calculé pour chaque sous-domaine v_i de l'image. L'ajustement d'un variogramme théorique pour chaque variogramme expérimental, permet de disposer des paramètres de variance $\sigma_{v_i}^2$ et de portée intégrale A_{v_i} pour chaque domaine v_i . Nous définissons les paramètres suivants :

- l'écart relatif entre la portée intégrale A_{v_i} de chaque domaine v_i et la portée intégrale A estimée à partir du variogramme de l'image :

$$A_{v_i,rel} = 100 \frac{A_{v_i} - A}{A} \quad (13.4)$$

$m(A_{v_i,rel})$ et $\sigma(A_{v_i,rel})$ désignent respectivement la moyenne et l'écart-type des $A_{v_i,rel}$ pour l'ensemble des domaines.

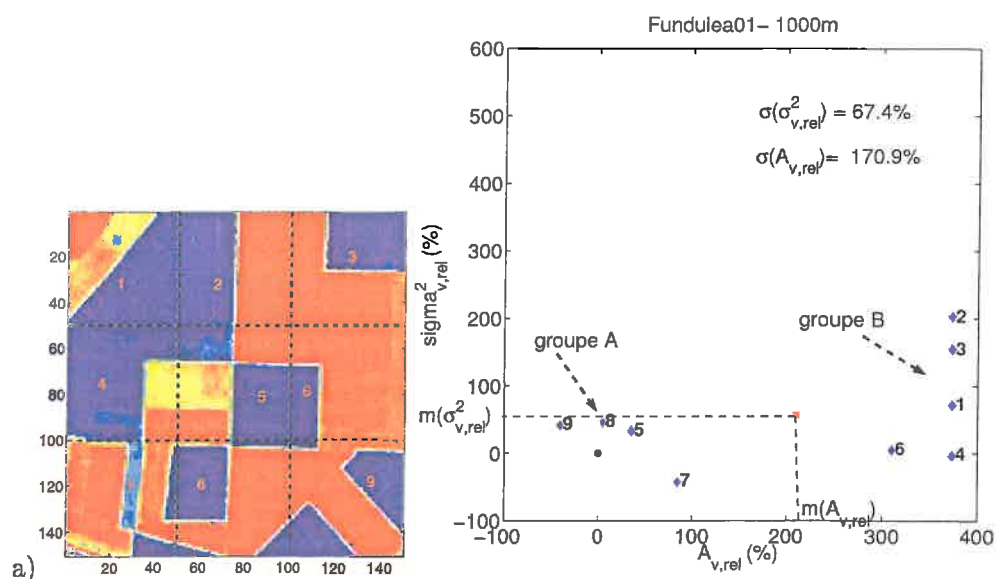
- l'écart relatif entre la variance $\sigma_{v_i}^2$ de chaque domaine v_i et la variance σ^2 estimée à partir du variogramme de l'image :

$$\sigma_{v_i,rel}^2 = 100 \frac{\sigma_{v_i}^2 - \sigma^2}{\sigma^2} \quad (13.5)$$

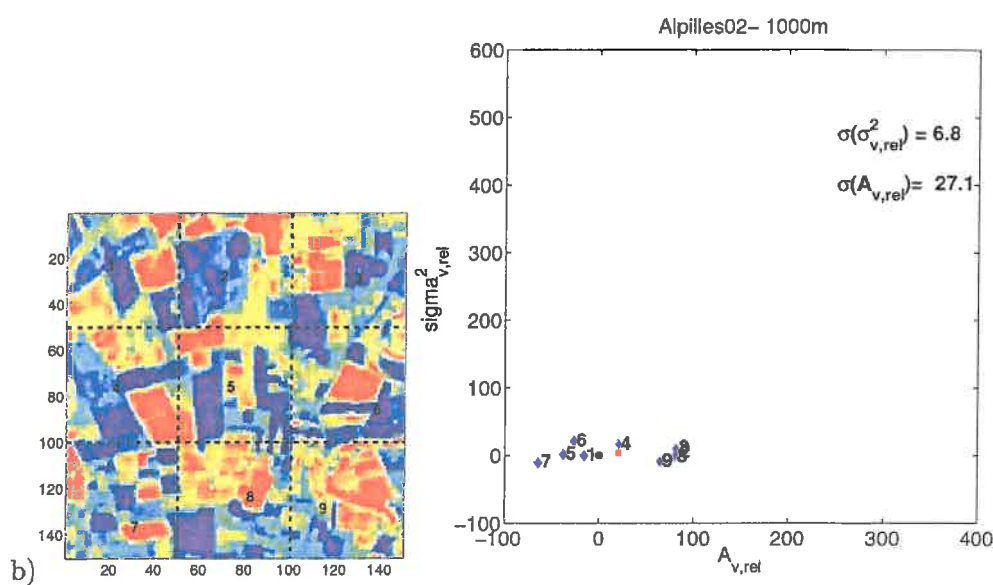
$m(\sigma_{v_i,rel}^2)$ et $\sigma(\sigma_{v_i,rel}^2)$ désignent respectivement la moyenne et l'écart-type des $\sigma_{v_i,rel}^2$ pour l'ensemble des domaines.

Nous avons appliqué cette approche à 5 images de *NDVI* correspondants à des sites différents. La partition est réalisée pour des domaines v de taille 1000m. Les figures 13.4 et 13.5 représentent les images partitionnées de chaque site associées à la distribution des paramètres ($\sigma_{v_i,rel}^2, A_{v_i,rel}$) des 9 domaines v_i de l'image. L'analyse des figures 13.4 et 13.5 permet de mettre en évidence les points suivants :

1. **effet de la partition de l'image sur sa structure spatiale** : Dans le cas de Fundulea01 (figure 13.4 a)) on distingue deux groupes de domaines v_i :
 - les domaines v_i du **groupe A** (pixels 5,7,8,9) ont des paramètres $A_{v_i,rel}$ et $\sigma_{v_i,rel}^2$ proches de ceux de l'image. Leur hétérogénéité locale (degré de variabilité et structure spatiale)

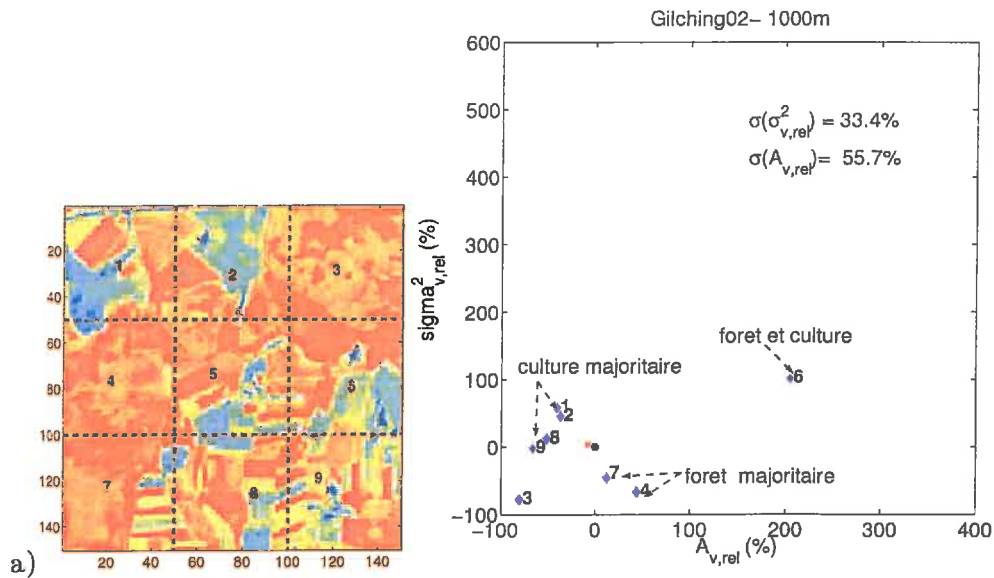


(a) Image de NDVI, Fundulea01 (culture, grandes parcelles)

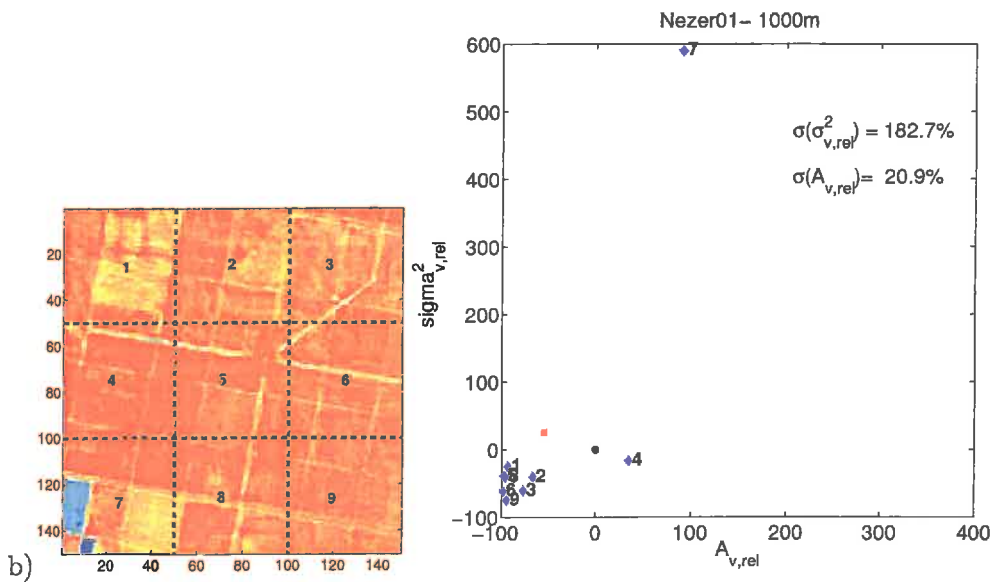


(b) Image de NDVI, Alpilles02 (culture, petites parcelles)

FIG. 13.4 – Stationnarité des composantes de l'hétérogénéité spatiale à l'intérieur de l'image pour les sites Fundulea01 et Alpilles02. Pour chaque graphe, chaque point correspond à un domaine v_i dont le numéro i est identifié sur les images. Le carré rouge est la moyenne des valeurs relatives de portée intégrale $m(A_{v_i,rel})$ et de variance $m(\sigma_{v_i,rel}^2)$ pour l'ensemble des pixels. Le rond noir permet juste d'identifier l'origine (position des valeurs de A et σ^2 de l'image)



(a) Image de NDVI, Gilching02 (culture et forêt)



(b) Image de NDVI, Nezer01 (forêt)

FIG. 13.5 – Stationnarité des composantes de l'hétérogénéité spatiale à l'intérieur de l'image pour les sites de Gilching02 et Nezer01. Pour chaque graphe, chaque point correspond à un domaine v_i dont le numéro i est identifié sur les images. Le carré rouge est la moyenne des valeurs relatives de portée intégrale $m(A_{v_i,rel})$ et de variance $m(\sigma_{v_i,rel}^2)$ pour l'ensemble des pixels. Le rond noir permet juste d'identifier l'origine (position des valeurs de A et σ^2 de l'image)

est bien représentée par celle modélisée à l'échelle de l'image

- par contre, les domaines v_i du **groupe B** (pixels 1,2,3,4,6) ont des structures spatiales très différentes de celle de l'image. Leur portée intégrale est beaucoup plus importante que celle de l'image. Ceci peut engendrer une augmentation du degré de variabilité comme l'illustre la surface du pixel 2 occupée par 50% de végétation (fort NDVI) et 50% de sol nu (faible NDVI). L'augmentation de la portée intégrale est due à l'effet de la partition mettant en évidence localement des structures de surface plus importantes qu'à l'échelle de l'image (cas du pixel 4 ou 6). Sachant que la surface moyenne des parcelles est proche de celle du domaine v , on aurait pu s'attendre à une diminution des structures spatiales résultant de la segmentation des parcelles. Ceci n'est pas observé.

Ainsi, bien que la portée intégrale de ce site $A = 3.83 \times 10^5$ soit plus faible que la surface des domaines v de taille de $1000m$, selon la géométrie de la partition, la structure spatiale mise en évidence à l'échelle de l'image est plus ou moins préservée à l'intérieur des domaines v . La conséquence directe de cette observation est que la structure spatiale moyenne (représentée par $m(A_{v_i,rel})$) des différents pixels est assez éloignée de celle estimée à l'échelle de l'image (représentée par A). Ceci permet d'expliquer en particulier l'écart entre la variance de dispersion expérimentale $s^2(x|v)$ et théorique $\gamma(v, v)$ à $1000m$ de résolution observé dans la première partie (voir 9.2.3, page 201).

2. hétérogénéité des structures spatiales de l'image :

- dans le cas d'Alpilles01 (figure 13.4 b)), la surface des parcelles de l'image est inférieure à la surface des domaines v . Par contre, la partition de l'image met en évidence des zones constituées de parcelles plus ou moins grandes par rapport à leur taille moyenne caractérisée à l'échelle de l'image. En effet, la présence de petites parcelles sur le pixel 7 explique la plus faible valeur de portée intégrale $A_{v_7} = 0.2975 \times 10^5 m^2$. Par contre, les grandes structures observées sur le pixel 9 déterminent une valeur plus importante de portée intégrale ($A_{v_9} = 1.37 \times 10^5 m^2$). Ceci est cohérent avec le variogramme de *NDVI* de l'image pour lequel les deux portées détectent la variabilité des tailles de parcelle dans l'image. La première portée à $184m$ est associée à une portée intégrale de $A_1 = 0.21 \times 10^5 m^2$ proche de celle du pixel 7 alors que la deuxième portée représente les parcelles observées dans le pixel 9 par une portée de $410m$ (associée à une portée intégrale de $A_2 = 1.05 \times 10^5 m^2$). Par ailleurs, il est à noter que le degré de variabilité de chaque sous-domaine est peu variable dans l'image.

Cette dernière observation permet de souligner la pertinence de l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux pour ce site pour lequel la variabilité de la variance locale à $1000m$ de résolution est faible. Aussi, nous pouvons conclure que le degré de variabilité $\gamma(v, v)$ est bien représentatif de la variabilité locale

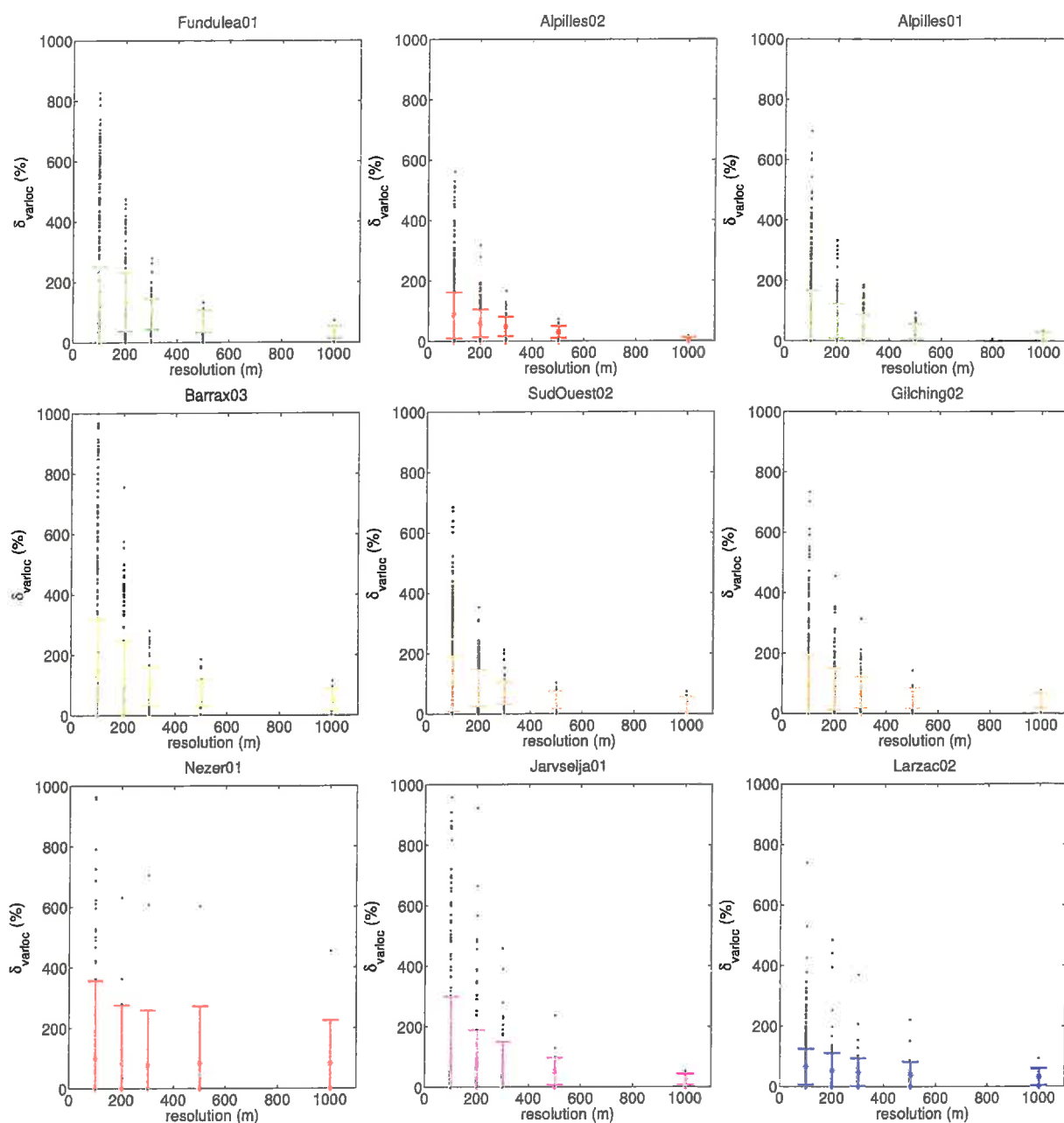


FIG. 13.6 – Evolution de l'écart entre la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ et la variance de dispersion locale $s_{loc}^2(x|v_i)$ dans l'image en fonction de la résolution spatiale. Les barres représentent l'écart type de δ_{varloc} à chaque résolution. Les étoiles représentent la moyenne de δ_{varloc}

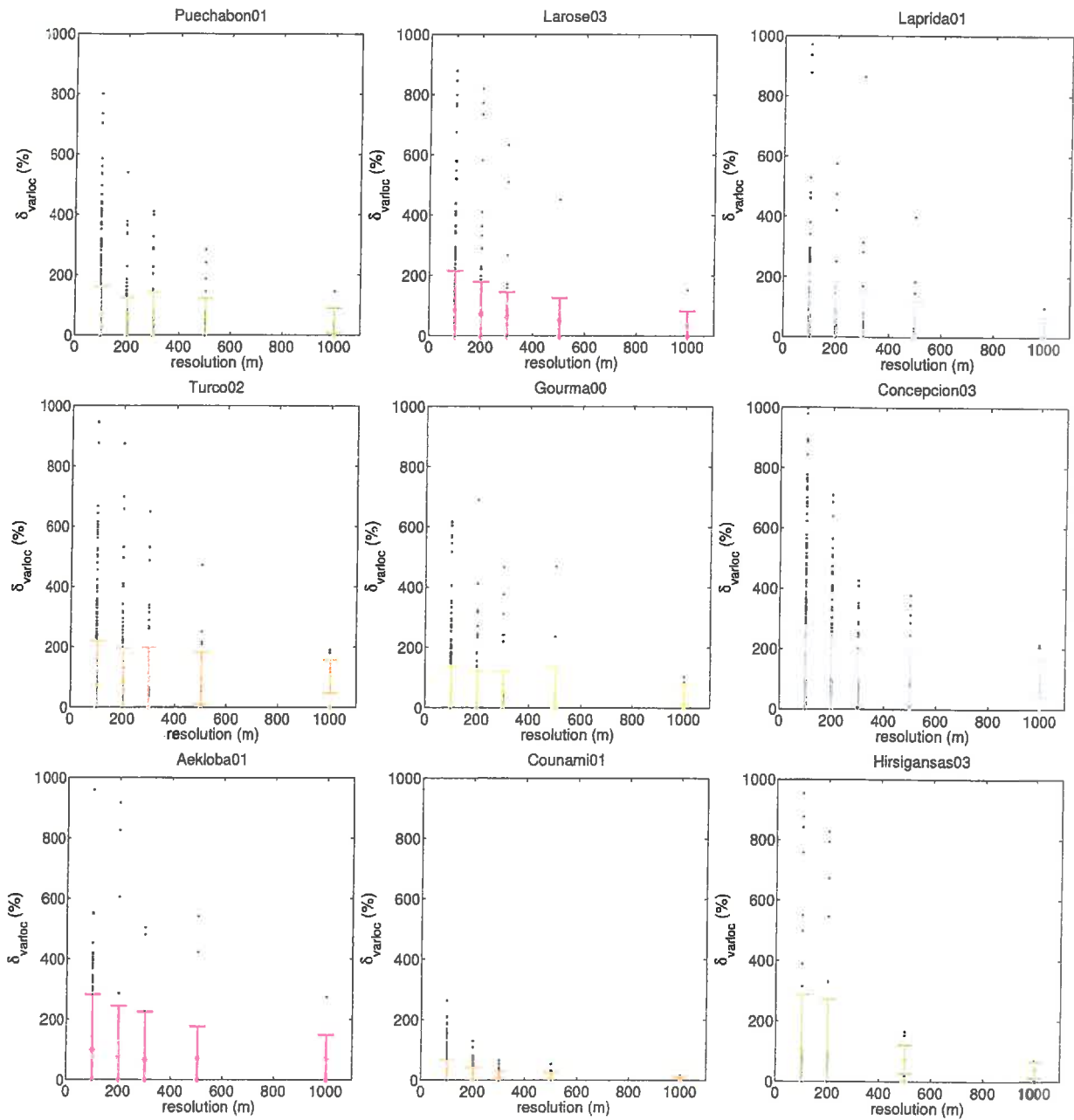


FIG. 13.7 – Evolution de l'écart entre la variance de dispersion théorique $\gamma(v, v)$ et la variance de dispersion locale $s_{loc}^2(x|v_i)$ dans l'image en fonction de la résolution spatiale. Les barres représentent l'écart type de δ_{varloc} à chaque résolution. Les étoiles représentent la moyenne de δ_{varloc}

de mai pour laquelle la culture d'hiver blé est au maximum de sa maturité et les autres parcelles de culture d'été sont occupées par du sol nu (voir image de *NDVI* figure B.2, en annexe B). Ce site fait l'objet d'une étude spécifique par un autre projet que le projet VALERI : le projet ADAM (<http://medias.obs-mip.fr/adam/>). Ce dernier met à disposition une base de données temporelles d'images SPOT sur ce site. Il est à noter l'excellente cohérence radiométrique et géométrique de ces images permettant de réaliser cette étude temporelle. 21 images ont été utilisées de manière à bien échantillonner le cycle phénologique de la végétation. La période étudiée s'étend d'octobre 2000 à juillet 2001. Pour chaque image un variogramme expérimental est calculé. Un variogramme théorique est alors ajusté pour chaque image.

La figure 13.8 présente les images de *NDVI* pour 9 dates caractéristiques du cycle phénologique de la végétation. L'observation visuelle de ces images permet d'apprécier la variabilité temporelle de l'hétérogénéité spatiale. La figure 13.9 donne les variogrammes à ces différentes dates. On remarque que l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale est détectée par l'évolution temporelle des variogrammes.

Pour mettre en évidence l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale nous avons réalisé les profils de chacune des composantes de l'hétérogénéité spatiale (figure 13.11). Leur analyse nous permet de souligner les points suivants :

- l'évolution du degré de variabilité capture les cycles phénologiques de chaque type de culture. En effet, si on compare les profils de *NDVI* des cultures d'hiver et des cultures d'été (figure 13.10) de ce site, on constate qu'au maximum végétatif de chaque cycle correspond un maximum de variance. Les cycles des cultures d'hiver et d'été étant décalés, aux dates de chaque maximum végétatif (010503 pour la culture d'hiver et 010624 pour la culture d'été), le parcellaire est constitué de parcelles de sol nu de *NDVI* très faible et de parcelles de végétation de *NDVI* important. Comme nous l'avons précisé dans la deuxième partie cette configuration engendre un maximum de variabilité. Par contre en hiver, le *NDVI* est faiblement variable à cause de la présence d'une zone homogène de sol nu (par exemple date 000122 voir figure 13.8). Entre deux cycles végétatifs (par exemple date 010613 voir figure 13.8), les parcelles occupées par des cultures d'hiver juste avant la récolte et les parcelles de culture d'été n'étant pas complètement à maturité ont des valeurs de *NDVI* moyen semblables, ce qui diminue le degré de variabilité de l'image.
- la portée intégrale a un cycle plus erratique par rapport à celui de la variance. Il ne semble pas tellement capturer la variabilité phénologique de la végétation. Il est plus sensible aux différentes configurations structurelles évoluant selon le regroupement de parcelles de valeurs de *NDVI* équivalentes. Ainsi, en hiver, l'absence de végétation engendre de grandes structures spatiales constituées par les parcelles de sol nu. La portée intégrale est plus faible

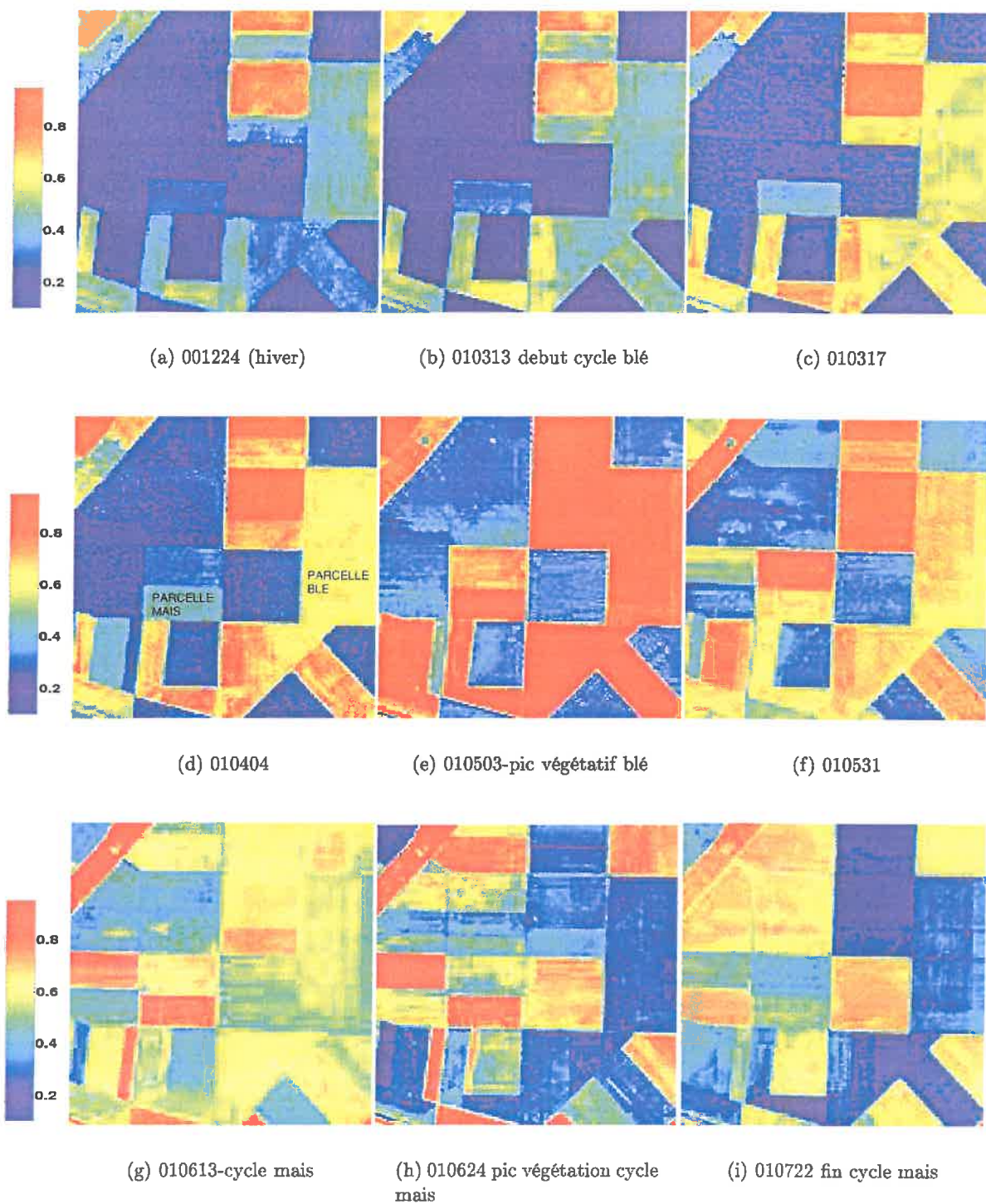


FIG. 13.8 – Images de NDVI à différentes dates (même échelle de couleur 0-0.8).

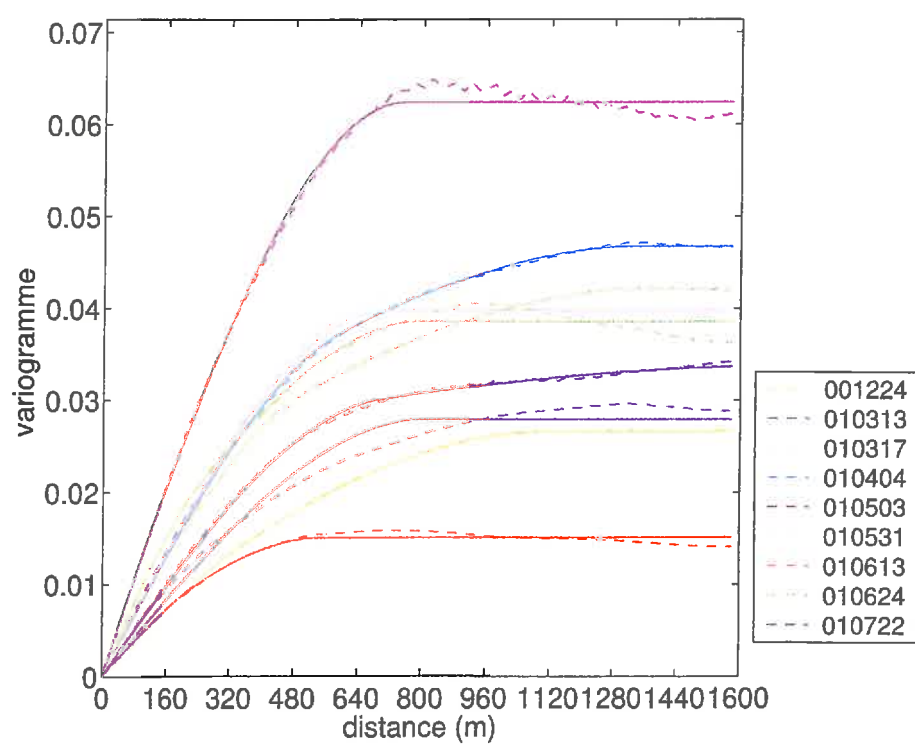


FIG. 13.9 – Variogrammes à différentes dates.

et relativement stable pour les périodes de maximum de végétation.

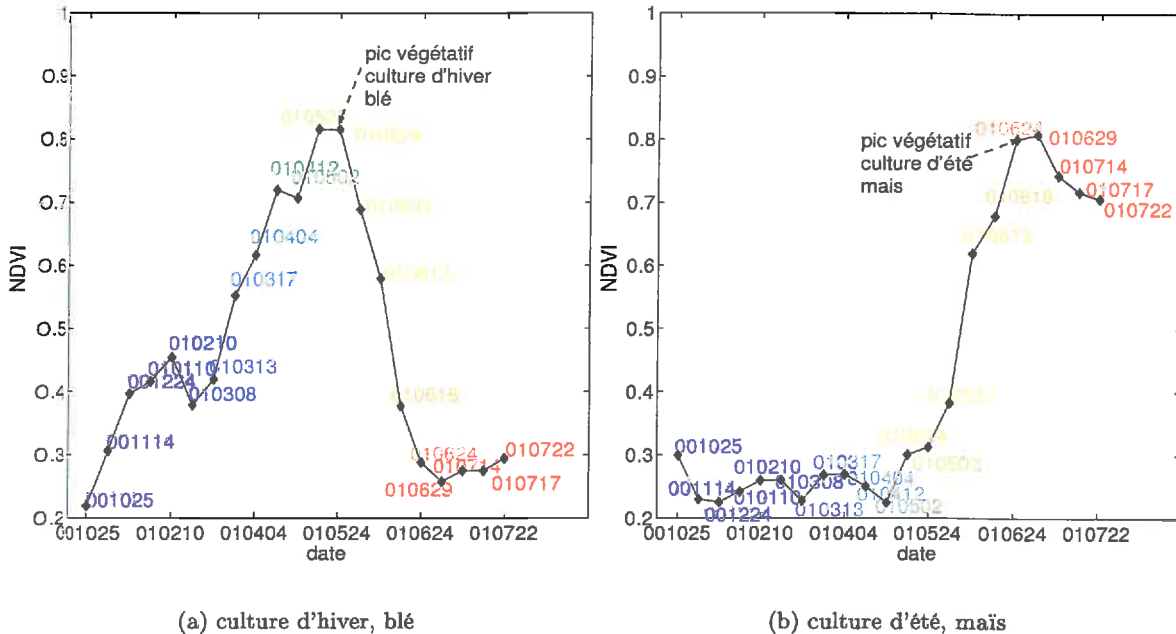


FIG. 13.10 – Profils de NDVI de cultures d'été et d'hiver de Fundulea.

Conclusion

Cette partie a permis d'apporter un jugement critique sur deux hypothèses importantes de ce travail :

- **l'étendue de l'image** choisie dans cette étude ne permet pas de caractériser de façon convenable la variabilité spatiale de la couverture végétale de tous les sites. Aussi, il est serait plus judicieux d'utiliser une étendue d'image plus importante (5km par exemple).
- **l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux** est une hypothèse forte à partir de laquelle nous avons défini le variogramme. La représentativité à l'échelle locale de la variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme s'appuie notamment sur cette hypothèse.
- l'analyse des composantes de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle locale d'un pixel de 1000m de résolution a permis de mettre en évidence les causes d'une mauvaise représentation de l'hétérogénéité locale :
 - la présence d'une structure spatiale dont la surface est proche de celle du domaine local. Ce facteur influence en particulier la représentativité de la structure spatiale

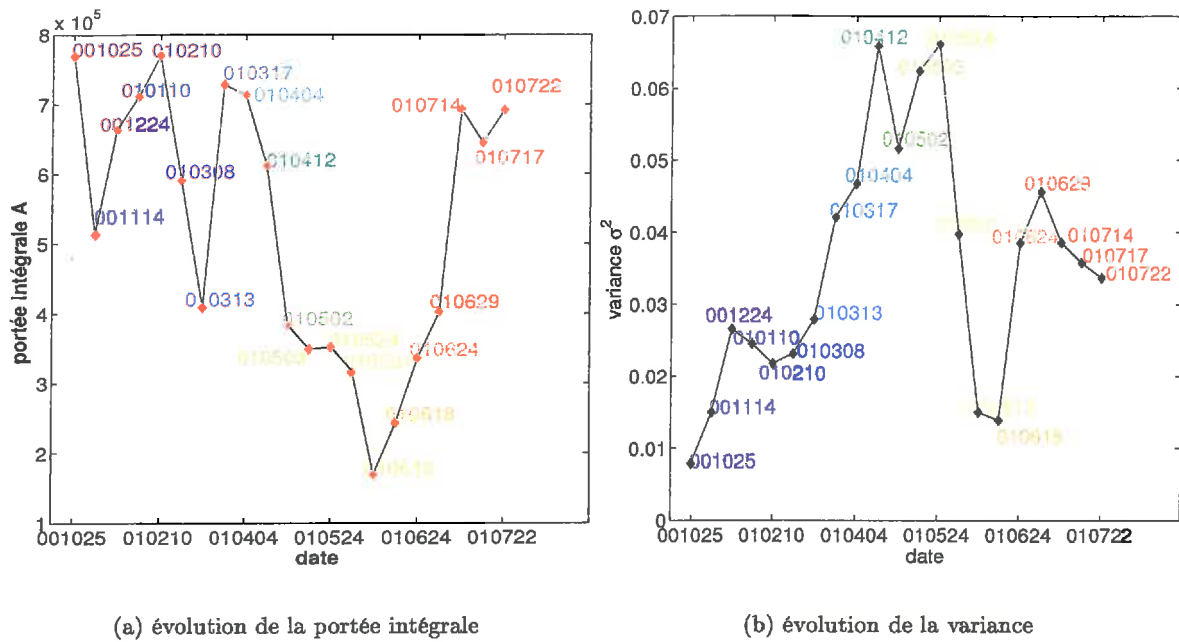


FIG. 13.11 – Evolution temporelle des variances (σ^2) et des portées intégrales (A) de Fundulea

locale

- l'hétérogénéité de l'occupation du sol peut engendrer un écart important avec le degré de variabilité de l'image. Ce facteur peut expliquer notamment le fait que le variogramme n'atteint pas de plateau de stationnarité à l'échelle de l'image. Par ailleurs, les écarts entre l'hétérogénéité locale et celle de l'image sont surtout des écarts de structures. **Généralement le degré de variabilité est assez bien représenté à 1000m de résolution.**
- Cette conclusion est confirmée par l'analyse systématique de l'écart entre la variance locale et la variance de dispersion théorique en fonction de la résolution spatiale. **A 1000m de résolution spatiale pour une majorité de sites, le degré de variabilité local de chaque pixel varie faiblement autour de la variance de dispersion théorique.** Ceci confirme en particulier, l'efficacité plus importante à cette résolution de la méthode de correction proposée dans les chapitres précédents.

Par ailleurs, l'analyse des composantes de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle locale est une approche intéressante pour compléter la caractérisation des structures spatiales de l'image. Elle nous a permis en particulier de préciser l'information donnée par les différents paramètres du modèle de régionalisation modélisé à l'échelle locale. Elle représente un potentiel intéressant pour

détecter et localiser d'éventuelles variabilités locales. Cependant, les méthodes d'ondelettes sont plus adaptées pour détecter et quantifier des variations locales dans l'image

L'analyse de l'évolution temporelle de l'hétérogénéité spatiale a confirmé les observations faites lors de l'analyse des variogrammes de NDVI : la saison est un facteur important influençant l'hétérogénéité spatiale. Le degré de variabilité est très lié au cycle phénologique de la végétation. La portée intégrale a un cycle plus erratique plus difficile à caractériser. Elle est relativement plus stable autour des périodes de maximum de végétation, autour desquelles sa relative stationnarité devrait permettre de pouvoir l'utiliser pour estimer la variance de dispersion à une date différente. Cependant, il est difficile de tirer des conclusions à partir de cette étude sur un site unique. Il serait judicieux d'étendre l'analyse :

- d'une part à d'autres paysages : agricoles présentant des structures spatiales différentes tel que le site d'Alpilles utilisé dans ce travail ou les forêts pour évaluer l'effet du sous-bois sur le degré de variabilité de la couverture végétale
- d'autre part il serait intéressant d'investiguer l'évolution inter-annuelle de l'hétérogénéité spatiale.

Enfin, cette analyse temporelle de l'hétérogénéité spatiale offre des perspectives intéressantes pour exploiter l'information sur la dynamique de l'hétérogénéité spatiale du paysage.

Conclusion de la troisième partie

Dans cette partie, nous avons mis en évidence les facteurs explicitant le biais d'estimation lorsqu'un modèle est appliqué à une résolution spatiale plus faible que celle à laquelle il a été étalonné. A partir d'un modèle univarié, nous avons montré que le degré d'hétérogénéité de la variable d'entrée associée à un support v et le degré de non linéarité du modèle déterminent de façon multiplicative l'importance du biais. Le biais augmente avec la baisse de résolution spatiale qui est associée à une augmentation du degré d'hétérogénéité spatiale. L'erreur maximale est atteinte pour une valeur de résolution supérieure à l'échelle de variation équivalente D_c de la variable d'entrée.

En considérant le degré de non linéarité de la fonction de transfert f entre le LAI et le $NDVI$, nous avons montré le lien entre le niveau d'erreur et la typologie de l'hétérogénéité spatiale réalisée dans la partie précédente. L'erreur relative la plus importante est commise pour les sites agricoles hétérogènes (10 à 19 % à 1000m, erreur moyenne 13%). Le niveau d'erreur est plus faible pour les sites à végétation naturelle plus homogènes (0.5%-3% à 1000m). L'erreur moyenne pour l'ensemble des sites est de 7.3% à 1000m. Pour la plupart des sites hétérogènes étudiés, l'erreur est importante dès 500 m de résolution spatiale (erreur relative moyenne de 10% pour les sites agricoles). De façon globale le niveau d'erreur due à l'hétérogénéité spatiale est plus faible que celui donné dans la littérature (Friedl [1997], Chen [1999]). Ceci est dû au type d'hétérogénéité mis en évidence à l'échelle d'observation considérée qui concerne des paysages observés sur une faible étendue de 3000m. Dans la réalité, les scènes sont composées de différents thèmes d'occupation du sol dont le degré d'hétérogénéité devrait engendrer des erreurs plus importantes.

De plus, le biais engendré par l'application de f au $NDVI$ calculé à partir des variables $ROUGE$ et PIR agrégées à moyenne résolution, diffère de celui associé à l'application de f au $NDVI$ directement agrégé à moyenne résolution. Ce dernier constitue le biais lié à la non linéarité entre le LAI et le $NDVI$. En outre, le premier dépend non seulement de la non linéarité de f mais aussi du biais engendré par la non linéarité du $NDVI$ avec les variables $ROUGE$ et PIR . Ce biais associé au $NDVI$ augmente ou compense alors le biais d'estimation dû à la non linéarité de f . Ainsi, dans la réalité le biais d'estimation du LAI dû à la non prise en compte de

l'hétérogénéité spatiale est globalement plus faible que celui attendu (erreur moyenne de 10% à 1000m de résolution pour les sites agricoles). **Cette analyse permet de souligner que des erreurs mêmes faibles associées à l'estimation d'une variable peuvent se propager de façon non négligeable lorsque cette variable est utilisée en entrée d'un autre modèle.** Par ailleurs, un modèle s'appuyant sur le développement analytique de la fonction de transfert a été construit pour estimer le biais en fonction de la résolution spatiale. Dans le cas d'une fonction univariée, le biais théorique s'exprime en fonction de la dérivée seconde de la fonction et de la variance de dispersion théorique de la variable calculée à partir de son variogramme à l'échelle de l'image. Le modèle se généralise à une fonction bivariée voire multivariée en utilisant les termes de la matrice hessienne de la fonction et la matrice de variance et covariance de dispersion théorique des variables d'entrées. Ces modèles illustrent la pertinence de la modélisation de l'hétérogénéité spatiale réalisée dans la partie précédente permettant de quantifier le degré d'hétérogénéité en fonction de la résolution spatiale. Pour l'ensemble des sites étudiés, la correction est satisfaisante en particulier à 1000m de résolution. La correction est d'autant plus efficace que la variance de dispersion théorique ou la matrice de variance-covariance modélisées à l'échelle de l'image sont représentatives du degré d'hétérogénéité local. Enfin, une perspective intéressante à ce modèle serait la prise en compte de la discontinuité mathématique de la fonction de transfert lorsque ses paramètres sont définis de façon spécifiques à un type de couvert.

Le dernier chapitre de ce travail consistait à discuter de trois problèmes liés à la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale dans ces modèles :

- une analyse comparative des variogrammes calculés à partir de différentes taille d'images a montré que des étendues d'observation de 5000m ou 7000m sont plus adaptées pour caractériser de façon convenable l'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage
- une limite majeure à l'approche proposée dans ce travail est la représentativité à l'échelle locale de la variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme de l'image à haute résolution spatiale. Une analyse de la variabilité locale à l'intérieur de l'image montre qu'à la résolution spatiale de 1000m, la variance de dispersion théorique représente assez bien le degré de variabilité locale.
- enfin, l'analyse temporelle de l'hétérogénéité spatiale a confirmé que la saison est un facteur d'hétérogénéité important influençant à la fois le degré de variabilité de l'image et les structures spatiales de l'image. Cette dernière évolue plus lentement, ce qui permet d'envisager de l'utiliser à des dates différentes pour estimer la variance de dispersion théorique.

Chapitre 14

Conclusion générale

La télédétection constitue une source d'informations pertinentes pour suivre l'évolution de la végétation à l'échelle globale et par conséquent pour décrire les processus relatifs aux échanges de masse et d'énergie entre la surface et l'atmosphère. Elle permet d'estimer les variables biophysiques révélatrices de l'état et du fonctionnement du couvert végétal. Pour le moment, la répétitivité temporelle nécessaire pour caractériser le fonctionnement des couverts végétaux n'est assurée que par des capteurs à large champ observant la surface à moyenne ou basse résolution spatiale (de l'ordre de la centaine de mètres au kilomètre). Toutefois, l'hétérogénéité spatiale des surfaces qui peut être importante à moyenne résolution spatiale, constitue une source d'incertitude significative lorsque les relations entre les variables biophysiques et les variables radiométriques sont non linéaires. Jusqu'à présent, la plupart des méthodes utilisées pour estimer les variables biophysiques à moyenne résolution spatiale ne prennent pas en compte le biais dû à l'hétérogénéité spatiale. Deux stratégies ont été identifiées pour diminuer cette source d'incertitude :

1. la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans l'estimation des variables biophysiques.
2. le choix d'une résolution spatiale optimale pour estimer les variables biophysiques

Principaux résultats de ce travail

Pour envisager chacune des solutions proposées pour limiter l'effet de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques, ce travail de thèse a consisté à éclairer différents points théoriques et méthodologiques :

1. **Un cadre conceptuel et méthodologique a été défini pour caractériser et quantifier l'hétérogénéité spatiale intra-pixellaire à moyenne résolution spatiale.** Le type d'hétérogénéité que nous avons choisi d'étudier est relatif à l'échelle du paysage définie

pour une étendue de quelques kilomètres. La base de données VALERI (Baret et al. [2004]) a été utilisée afin de profiter d'une diversité de paysages échantillonnés à l'échelle globale. L'hétérogénéité de la couverture végétale du paysage est décrite par la distribution spatiale d'une variable radiométrique (indice de végétation *NDVI* ou réflectances *PIR*, *ROUGE*) selon deux composantes : le degré de variabilité et les structures spatiales distribuées selon une hiérarchie d'échelles de variation dans l'image. Pour accéder à ces composantes à l'échelle du paysage, nous avons jugé opportun d'utiliser les données issues de capteur à haute résolution spatiale tel que SPOT-HRV. Différentes méthodes proposées dans la littérature pour décrire la variabilité spatiale d'une image ont été présentées. Une synthèse s'appuyant sur la comparaison de leurs propriétés et des hypothèses qu'elles impliquent, a mis en évidence la pertinence du variogramme défini sous l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux pour accéder aux différentes composantes de l'hétérogénéité spatiale :

- le plateau du variogramme donne le degré de variabilité de l'image
- les portées et les poids de variance représentent respectivement les échelles de variations et les degrés de variabilité associés à chaque structure spatiale

Nous avons introduit le paramètre de portée intégrale quantifiant le degré de structuration du paysage. Ce paramètre peut être utilisé pour associer à chaque paysage une valeur unique d'échelle de variation. Une méthode permettant de calculer la portée intégrale directement à partir des données lui donne une dimension pratique intéressante, pouvant être exploitée pour caractériser l'échelle de variation d'un paysage.

L'analyse systématique des variogrammes des images de *NDVI* de l'ensemble des sites étudiés a été particulièrement instructive pour documenter l'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage. En particulier, le degré de variabilité de l'image permet de juger de façon efficace du degré d'hétérogénéité d'un paysage. Le principal facteur d'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage est la **variabilité spatiale de l'occupation du sol**, qui à ces échelles est fortement influencée par l'action anthropique. En effet, le parcellaire agricole explique un degré important de la variabilité de la couverture végétale. La présence de singularités liées à l'utilisation du sol (exploitation des forêts, élevage, présence de carrière ...) augmente sensiblement le degré de variabilité des sites. Les paysages "naturels" sont de façon générale relativement homogènes aux échelles d'observation considérées.

La méthodologie mise en place à partir d'une seule variable peut s'étendre à plusieurs variables. Ainsi, la description bivariée de l'hétérogénéité à partir des variables radiométriques *PIR* et le *ROUGE* permet d'accéder à une description physique plus riche de l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale par rapport au variogramme de *NDVI*. Bien que cette approche permette notamment de mieux discriminer des structures spatiales occupées par des types de végétation différents, le degré de variabilité du *NDVI* est plus efficace

pour capturer la variabilité de l'occupation du sol dans le paysage. De plus la pertinence de l'utilisation de cet indice pour caractériser l'hétérogénéité spatiale de la couverture végétale est confirmée par :

- la similitude des variogrammes de *NDVI* avec celui des variables biophysiques
- la faible sensibilité de la distribution spatiale du *NDVI* aux effets atmosphériques

Afin de pouvoir exploiter l'information sur l'hétérogénéité spatiale dans l'estimation des variables biophysiques, nous avons proposé un paramètre la décrivant à l'intérieur du pixel moyenne résolution. La variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme de l'image à haute résolution spatiale, quantifie de façon efficace le degré d'hétérogénéité en fonction de la résolution spatiale. Ce dernier est d'autant plus important que le degré de variabilité du paysage est élevé et que la valeur de la résolution spatiale est plus grande que l'échelle de variation de l'image. Enfin, la variance de dispersion théorique peut s'exprimer sous certaines hypothèses en fonction de la portée intégrale et du degré de variabilité de l'image. Aussi, nous avons souligné la possibilité de calculer la variance de dispersion théorique directement à partir des données moyenne résolution spatiale et d'une connaissance à priori de la portée intégrale.

Enfin, nous avons montré la limite du variogramme d'ordre deux pour discriminer les structures spatiales d'une image à partir d'images simulées selon une combinaison linéaire de modèles stochastiques multi-gaussiens et de droites poissoniennes. Ce résultat confirme l'idée développée par Gagalowicz [1983] selon laquelle les statistiques d'ordre deux ne peuvent pas toujours représenter toutes les structures spatiales d'une image. Une méthode originale a alors été proposée à partir du couple de variogramme d'ordre un et d'ordre deux pour décrire la structure spatiale d'une image selon une combinaison linéaire d'un modèle stochastique multi-gaussien et d'un modèle stochastique de droites poissoniennes. Cette méthode montre un intérêt particulier pour caractériser l'effet de l'action anthropique dans la structuration du paysage.

2. La deuxième partie de ce travail de thèse avait pour objet d'utiliser la **caractérisation de l'hétérogénéité spatiale à l'échelle de l'image pour corriger le biais associé à l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution spatiale**. Une approche démonstrative et théorique a été utilisée pour identifier et décrire les différents mécanismes associés au biais d'estimation. Le degré d'hétérogénéité du pixel moyenne résolution et le degré de non linéarité du modèle déterminent de façon multiplicative l'importance du biais. Par ailleurs, le degré d'hétérogénéité est d'autant plus important que le degré de variabilité du paysage est élevé et que la valeur de la résolution spatiale est plus grande que l'échelle de variation de l'image.

L'erreur due seulement à la non linéarité entre le *NDVI* (obtenu en agrégeant le *NDVI* à

haute résolution spatiale) et l'indice foliaire *LAI* est plus importante pour les sites agricoles (erreur relative de 10 à 19 % à 1000m de résolution spatiale) que les sites de végétation naturelle ou de forêts (0.5%-3% à 1000m). Elle est significativement importante dès 500 m de résolution spatiale (moyenne de 10% pour les sites agricoles). Toutefois, ce niveau d'erreur est plus faible (moyenne sur l'ensemble des sites de 7.3 % à 1000m de résolution spatiale) que celui donné dans la littérature (Friedl [1997], Chen [1999]). La raison principale est attribuée au type d'hétérogénéité étudié dans ce travail qui concerne des sites composés d'un faible nombre de classes d'occupation du sol. Par ailleurs, en pratique le *LAI* est estimé à partir du *NDVI* calculé à moyenne résolution spatiale. Dans ce cas, l'erreur associée à la non linéarité du *NDVI* par rapport aux réflectances *ROUGE* et *PIR* peut compenser ou augmenter le biais introduit par la non linéarité entre le *NDVI* et le *LAI*. Cette erreur est alors globalement plus faible (moyenne sur l'ensemble des sites de 4.7 % à 1000m de résolution spatiale) que celle seulement due à la non linéarité entre le *LAI* et le *NDVI*. Cette analyse souligne un résultat important dont la portée dépasse le cadre fixé par cette étude : **de faibles erreurs associées à l'estimation d'une variable peuvent se propager de façon non négligeable lorsque cette variable est utilisée en entrée d'un autre modèle.**

Différentes approches permettant de prendre en compte l'hétérogénéité spatiale lors du changement d'échelle ont été discutées. La méthode des enveloppes convexes de Raffy [1992] considérant comme équiprobable l'ensemble des distributions spatiales à l'intérieur du pixel moyenne résolution a pour effet de sur-estimer l'effet de l'hétérogénéité spatiale. La méthode de Faivre and Fischer [1997] consistant à désagréger les réflectances d'un pixel à moyenne résolution selon une carte d'occupation du sol, était difficilement utilisable à l'échelle d'observation de notre étude. D'une part, la faible étendue des images ne permettait pas d'avoir un nombre assez important de pixels à moyenne résolution spatiale pour l'appliquer de façon convenable. D'autre part, la nécessité d'utiliser une carte d'occupation du sol était problématique pour les sites de végétation naturelle ou de forêt généralement composés d'un faible nombre de classes d'occupation du sol. Aussi, un modèle s'appuyant sur le développement analytique de la fonction de transfert a été construit pour estimer le biais d'estimation en fonction de la résolution spatiale. Ce modèle utilise de façon explicite la quantification de l'hétérogénéité spatiale par le variogramme de l'image. Ce dernier introduit alors une notion de vraisemblance des distributions spatiales du pixel moyenne résolution ce qui fait défaut dans la méthode des enveloppes convexes. Dans le cas d'une fonction univariée, le biais est estimé en fonction de la dérivée seconde de la fonction et de la variance de dispersion théorique. Le modèle se généralise à une fonction bivariée voire multivariée en utilisant les termes de la matrice hessienne de la fonction et la matrice de

variance et covariance de dispersion théorique des variables d'entrées. La correction est d'autant plus efficace que la variance de dispersion théorique ou la matrice de variance-covariance modélisées à l'échelle de l'image sont représentatives du degré d'hétérogénéité local d'un sous-domaine de l'image.

3. La dernière partie de ce travail consistait à discuter des problèmes liés à la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale :

- une analyse comparative des variogrammes calculés à partir de différentes tailles d'images a montré que des étendues d'observation de 5000m ou 7000m sont plus adaptées pour caractériser de façon convenable l'hétérogénéité spatiale à l'échelle du paysage.
- une limite majeure à l'approche proposée dans ce travail est la représentativité à l'échelle locale de la variance de dispersion théorique calculée à partir du variogramme de l'image à haute résolution spatiale. Une analyse de la variabilité locale à l'intérieur de l'image montre qu'à la résolution spatiale de 1000m, la variance de dispersion théorique représente assez bien le degré de variabilité locale.
- enfin, l'analyse temporelle de l'hétérogénéité spatiale a confirmé que la saison est un facteur d'hétérogénéité important influençant à la fois le degré de variabilité de l'image et les structures spatiales de l'image représentées par la portée intégrale. Cette dernière évolue plus lentement, ce qui permet d'envisager de l'utiliser à des dates différentes.

Stratégies pour limiter l'effet de l'hétérogénéité spatiale

A partir des différentes conclusions de ce travail, nous pouvons préciser les deux stratégies proposées précédemment pour limiter les effets de l'hétérogénéité spatiale sur l'estimation des variables biophysiques à moyenne résolution :

Prise en compte explicite de l'hétérogénéité spatiale

Pour prendre en compte l'hétérogénéité spatiale de façon explicite dans l'estimation des variables biophysiques, nous proposons deux méthodes :

1. Le modèle analytique utilisé dans cette étude.

Cette méthode requiert la connaissance de la variance de dispersion théorique à la résolution considérée. Nous avons souligné dans ce travail que cette dernière peut s'obtenir à partir de la portée intégrale et du degré de variabilité de l'image à haute résolution spatiale. Vargas-Guzman and al [2000] proposent une méthode pour estimer ces paramètres à partir des données à moyenne résolution spatiale. Cependant, cette méthode nécessite d'être étudiée plus précisément afin de juger de sa pertinence pour être appliquée aux échelles

d'observation considérées dans ce travail.

Une approche plus adaptée à notre problème est d'utiliser une information à priori sur la structure spatiale (*i.e.* portée intégrale) du paysage. Sous condition que la structure spatiale varie faiblement sur une période donnée, des données à haute résolution spatiale disponibles occasionnellement sont alors utilisées pour estimer la portée intégrale. Le degré de variabilité s'obtenant à partir de la variance des données à moyenne résolution spatiale, le biais dû à l'hétérogénéité spatiale peut être estimé à la résolution considérée. L'approche correspond à une philosophie de "couplage de données" entre capteur moyenne résolution spatiale et capteur haute résolution spatiale. Actuellement différentes sources de données à haute résolution spatiale sont disponibles (comme par exemple la mosaïque Landsat). De plus, nous pourrions imaginer des missions spatiales embarquant un capteur à moyenne résolution spatiale fournissant une information spectrale et directionnelle assez riche pour estimer les variables biophysiques et un capteur à haute résolution spatiale plus adapté pour caractériser la structure spatiale du paysage. Cependant, cette méthode présente différentes limitations :

- elle requiert l'hypothèse forte de stationnarité d'ordre deux. Celle-ci est d'autant plus justifiée que la variance locale dans des fenêtres de l'image varie faiblement.
- l'étendue de l'image doit être assez grande par rapport aux plus grandes structures du paysages. L'étendue de 3000m utilisée dans ce travail ne permet pas de caractériser la variabilité spatiale de l'ensemble des paysages. Les dimensions d'images de 5000m ou de 7000m devraient être plus adaptées.
- l'information à priori sur la portée intégrale repose sur sa stationnarité temporelle. Or comme nous avons pu le voir, une étude plus approfondie est nécessaire pour juger de la pertinence de cette hypothèse. De plus, dans un certain nombre de cas, cette hypothèse sera mise en défaut lors d'un changement brutal de la végétation tel qu'un feu de forêt.

2. L'approche par désagrégation (Faivre and Fischer [1997]).

Cette méthode nécessite l'utilisation d'une carte d'occupation du sol sur la zone observée. Elle a l'avantage de reposer sur un très faible nombre d'hypothèses peu contraignantes. De plus elle permet de faire des estimations par classe d'occupation du sol ce qui peut être utile pour certaines applications. Elle présente aussi différentes limitations :

- la carte d'occupation du sol doit être suffisamment précise et actualisée. La disponibilité de cette information à haute résolution spatiale de façon systématique pour l'ensemble des paysages n'est pas directe. La stratégie proposée précédemment associant un capteur moyenne résolution spatiale à un capteur haute résolution pourrait être une solution.
- la méthode nécessite que l'occupation du sol soit assez variable entre les pixels moyenne résolution spatiale.

- pour pallier ces limitations, on pourrait proposer de calculer l'occupation du sol en exploitant la dynamique du signal à moyenne résolution. Cette approche séduisante mériterait d'être analysée plus en détail.
- elle ne prend pas en compte les structures spatiales de l'image. Pour, juger de l'importance de cet effet, il serait intéressant d'observer le lien entre les échelles de variation du paysage caractérisées dans ce travail et la précision des estimations du modèle de désagrégation.
- enfin, une adaptation de la méthode de désagrégation serait nécessaire afin de la rendre vraiment multivariée

Le choix d'une méthode est donc très fortement lié à l'information disponible et au type d'hétérogénéité observé.

Résolution spatiale optimale

Dans le cadre de ce travail, **une résolution spatiale optimale** doit permettre de détecter la variabilité de la couverture végétale du paysage s'exprimant à une échelle de variation finie. Le théorème de Shannon précise que pour échantillonner un signal de façon convenable, la fréquence d'échantillonnage doit être supérieure à deux fois la valeur de la fréquence maximale du signal. Aussi, en considérant l'inverse de l'échelle de variation comme la fréquence maximale du signal mesuré, la résolution spatiale optimale doit être inférieure à la moitié de l'échelle de variation. En considérant une contrainte technologique et économique selon laquelle la résolution spatiale doit être la plus grossière possible tout en satisfaisant notre objectif, nous choisissons comme valeur de résolution optimale la moitié de l'échelle de variation. L'analyse de l'hétérogénéité spatiale à partir des variogrammes de *NDVI* fournit une documentation pertinente des échelles de variation de la couverture végétale du paysage. Selon le critère choisi pour représenter l'échelle de variation du paysage, nous proposons différentes valeurs de résolutions spatiales optimales :

- si l'échelle de variation est représentée par la racine carré D_c de la portée intégrale, la gamme de résolution spatiale optimale pour l'ensemble des sites est $108m - 530m$ et sa valeur moyenne $R_{moy} = 324m$
- si l'on considère seulement la plus petite échelle de variation de chaque site, la gamme de résolution spatiale optimale pour l'ensemble des sites est $28.5m - 390.5m$ et sa valeur moyenne $R_{moy} = 141m$.

Le choix d'un critère dépend de la définition que l'on veut donner à la résolution spatiale optimale. La principale différence entre les deux critères est que celui utilisant la portée intégrale résulte de la pondération des différentes échelles de variation du paysage. Dans le cas de notre problématique, la résolution spatiale doit permettre de détecter la fréquence maximale du signal. Aussi,

L'information donnée par la plus petite échelle de variation de chaque site est plus pertinente. En utilisant ce critère, la valeur minimale de la résolution spatiale optimale est de 28.5m. La plupart des paysages (75%) ont des échelles de variation comprises entre 200m et 300m ce qui correspond à une résolution spatiale optimale comprise entre 100m et 150m. En considérant une fonction semi-empirique entre le NDVI et le LAI, l'erreur associée à ces résolutions est extrêmement faible (2.2%-3.6% pour l'ensemble des sites). Cependant, ces résultats doivent être relativisés au cadre de cette étude. D'une part, la méthodologie utilisée ne permet pas de décrire des échelles de variations locales dans l'image. Les échelles de variations détectées sont des valeurs moyennes obtenues à l'échelle de l'image. Nous avons alors fait l'hypothèse forte de stationnarité d'ordre deux pour considérer qu'elles sont représentatives de l'échelle locale. Cette approche ne rend pas bien compte de la diversité de la taille des objets contenus dans l'image. D'autre part, l'étendue d'observation utilisée conditionne le type d'hétérogénéité observée. Nous avons remarqué que la plupart des sites "naturels" étaient homogènes à cette échelle. Une plus grande diversité de types de paysage, observés sur des étendues plus importantes et à différentes dates permettraient de préciser les résultats de ce travail. Par ailleurs, pour proposer une résolution spatiale optimale d'un point de vue opérationnel, d'autres facteurs doivent être considérés tels que la FTM du capteur. Enfin, la résolution proposée est inférieure aux résolutions les plus fines d'instruments opérationnels tels que MERIS (300m) ou MODIS (250m). Cependant, la définition de cette résolution optimale et d'une partie de la problématique de ce travail s'appuient sur l'obligation d'utiliser des capteurs à moyenne résolution. Or avec l'apparition des systèmes de constellation de satellites associant une haute résolution spatiale à une haute répétitivité temporelle, cette contrainte technologique risque de ne plus être d'actualité dans les prochaines années.

Perspectives

Au delà du problème pratique qui a motivé cette étude et qui consistait à prendre en compte l'hétérogénéité spatiale dans l'estimation des variables biophysiques, ce travail souligne la richesse de l'information spatiale que l'on peut extraire à partir d'une image. Cette information est de façon générale peu utilisée dans la littérature alors qu'elle permet d'accéder à différentes propriétés pertinentes d'un paysage. Différentes perspectives apparaissent pour enrichir la réflexion méthodologique sur la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale :

- Le travail réalisé à partir du variogramme d'ordre un pour discriminer les structures spatiales d'une image permet d'envisager des perspectives d'utilisation intéressantes dans différents domaines tels que la description d'un paysage en écologie ou encore la détection de certaines structures nuageuses.
- L'hypothèse limitante sur laquelle a reposé notre travail est la stationnarité d'ordre deux.

Comme nous l'avons montré, la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale par le variogramme de l'image ne permet pas toujours de bien représenter les variabilités locales dans l'image. Bien que l'hypothèse de stationnarité d'ordre deux se justifie assez bien à la résolution de 1000m, sa pertinence dépend du type de paysage et l'échelle d'observation.

- Par ailleurs, l'utilisation de la décomposition en ondelettes ne nécessitant aucune hypothèse de stationnarité permet d'accéder à une information plus riche des objets constituant l'image. Notamment, elle localise et quantifie chacune des échelles de variations locales de l'image. Cette méthode devrait être investiguée pour juger de son utilisation potentielle dans différentes applications telles que la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale dans l'estimation des variables biophysiques.

La caractérisation des différents types d'erreurs ainsi que de l'analyse de leur propagation est un sujet d'importance majeure. En effet, comme nous l'avons vu, les erreurs se propagent de façon complexe dans un processus d'estimation. Cette étude représente donc une contribution à la caractérisation des erreurs, en mettant en évidence une source d'incertitude particulière liée à l'hétérogénéité spatiale.

Annexe A

Algorithmes de calcul de la dimension fractale

Le tableau suivant donne différents algorithmes pour calculer la dimension fractale, ε désigne la résolution de l'image, D la dimension fractale. Le calcul de la dimension fractale repose sur une relation du genre $L_\varepsilon \propto \varepsilon^{f(D)}$. Pour cela l'image est agrégée à différentes résolutions spatiales ε et la dimension fractale est obtenue en prenant la pente de la relation supposée linéaire entre $\log(L_\varepsilon)$ et $\log(\varepsilon)$. :

Selon, la méthode utilisée, la dimension fractale obtenue peut être différente (Carr and Benzer [1991]). En particulier, il existe une différence notable entre les approches stochastiques et géométriques. La méthode basée sur la puissance spectrale est assez coûteuse en traitement des données ce qui limite son utilisation dans la pratique (Carr and Benzer [1991], Soille and Rivest [1996]). Soille (Soille and Rivest [1996]) conseille l'utilisation de la méthode variogramme qui est plus robuste par rapport aux transformations linéaires de l'image. Lam (Lam and De Cola [1993]) conseille aussi l'utilisation de cette méthode moins ambiguë à mettre en place que la méthode isarithm. En effet il est assez facile à mettre en place dans la mesure où il fait appel seulement au calcul du variogramme. De plus cette méthode repose sur la description de la distribution spatiale de la variable par une loi puissance définie dans le cadre du modèle stochastique fbm (fractal brownian motion).

algorithme	Type	Détail de l'algorithme	Références
Planar triangle	géométrique	$S_\epsilon \propto \epsilon^{2-D}$ chaque pixel de l'image est divisé en quatre triangles, S_ϵ est la somme des surfaces des triangles à la résolution ϵ	Clarke [1986] Soille and Rivest [1996]
Isarithm	géométrique	Soit les n isolignes I_i de valeur de l'image calcul pour chaque I_i de sa dimension fractale D_i $L_\epsilon \propto \epsilon^{2-D_i}$, L_ϵ est le nombre de couple de pixels encadrant la valeur de l'isoligne à la résolution ϵ , $D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i$	Lam [1990] Goodchild [1980] De Cola and N.Lam [1993]
Box counting	géométrique	l'image est partitionnée en sous-domaines v de dimension ϵ N_ϵ est le nombre de sous-domaines v vérifiant une métrique μ donnée, $N_\epsilon \propto \lambda^{-D}$	De Cola [1993]
Variogramme	stochastique	$\gamma(h) \propto h^{2H}$, $D = 3 - H$ $\gamma(h)$ est le variogramme de l'image, h la distance	Ramstein and Raffy [1989] Burrough [1993]
Puissance spectrale	stochastique	$P(u, v) \propto (\sqrt{u^2 + v^2})^{-\beta}$, $D = 0.5(8 - \beta)$ $P(u, v)$ est la puissance spectrale de l'image (u, v) sont les coordonnées images en fréquences spatiales	Soille and Rivest [1996]

TAB. A.1 - Algorithmes pour calculer la dimension fractale

Annexe B

Variogrammes des images NDVI

Les figures suivantes présentent les variogrammes de *NDVI* de chaque site. Le trait plein représente le variogramme théorique $\gamma(h)$ et le trait pointillé le variogramme expérimental $\gamma_e(h)$. Pour chaque image, la même échelle de couleur est utilisée ($NDVI \in [0, 0.8]$).

sites	σ^2	$g_1 - b_1(\%)$	$g_2 - b_2(\%)$	$A(\times 10^5)$	D_C	$TH_{300}(\%)$	$TH_{500}(\%)$	$TH_{1000}(\%)$	$C_{erg}(\%)$
Fundulca01	0.0516	Sph(781)	/	3.832	619.07	29.3	46.9	76	3.7
Alpilles01	0.0429	Sph(268)-60.5	Sph(1290)-39.5	4.445	663.70	49.9	64.1	79.9	3.9
Barrax03	0.0398	Sph(648)	/	2.638	513.65	34.9	54.8	81.9	2.6
SudOuest02	0.0319	Sph(356)-50.1	Sph(844)-49.9	2.633	513.09	42.9	61.5	83.3	2.5
Alpilles02	0.0256	Sph(184)-26.3	Sph(410)-73.7	0.834	288.88	60.6	79.1	93.3	0.9
Gilching02	0.0151	Exp(525)-91.6	Sph(1125)- 8.4	2.430	492.93	52.4	68.3	85.9	2.3
Laprida01	0.0099	Exp(216)-53.8	Sph(1014)-46.2	3.161	562.26	54.4	66.2	82.7	2.9
Larzac01	0.0033	Exp(289)-83.4	Sph(1410)-16.6	2.560	506.02	64.4	76.6	88.1	2.3
Larose03	0.0035	Exp(200)-88.3	Sph(650)-11.7	0.557	236.05	77.7	87.8	95.8	0.6
Jarvselja01	0.0022	Exp(234)-81.3	Sph(1515)-18.7	3.028	550.31	67.5	77.8	87.7	2.6
Hirsikangas03	0.0104	Exp(200)-56	Sph(2000)-44	11.21	1058.88	44.2	60.2	71.2	15.2
Nezer01	0.0038	Exp(205)-66.9	Sph(2000)-33.1	8.508	922.37	59.3	67.9	77.7	6.4
Concepcion03	0.0090	Exp(150)-19.4	Exp(1350)-80.6	10.29	1014.30	40.1	52.2	70.5	7.6
Aekloba01	0.0015	Exp(150)-85.2	Sph(1800)-14.8	3.149	561.12	77.7	84.3	90.1	2.5
Counami01	0.0009	Exp(57)-85.0	Sph(687)-15.00	0.464	215.41	88.0	92.1	96.8	0.5
Puchabon01	0.0108	Exp(230)-64.4	Sph(1750)-35.6	7.081	841.46	56.3	66.0	77.6	5.7%
Gourma00	0.0002	Exp(67)-55.4	Sph(2000)-44.6	11.215	1058.99	59.1	63.5	71.9	8.6%
Turco02	0.0001	Exp(300)-57.3	Sph(2000)-42.7	11.096	1053.39	46.4	57.4	70.4	8.5%

Tab. B.1 - Paramètres du modèle de régionalisation des images de NDVI. Sph : modèle sphérique; Exp : modèle exponentiel

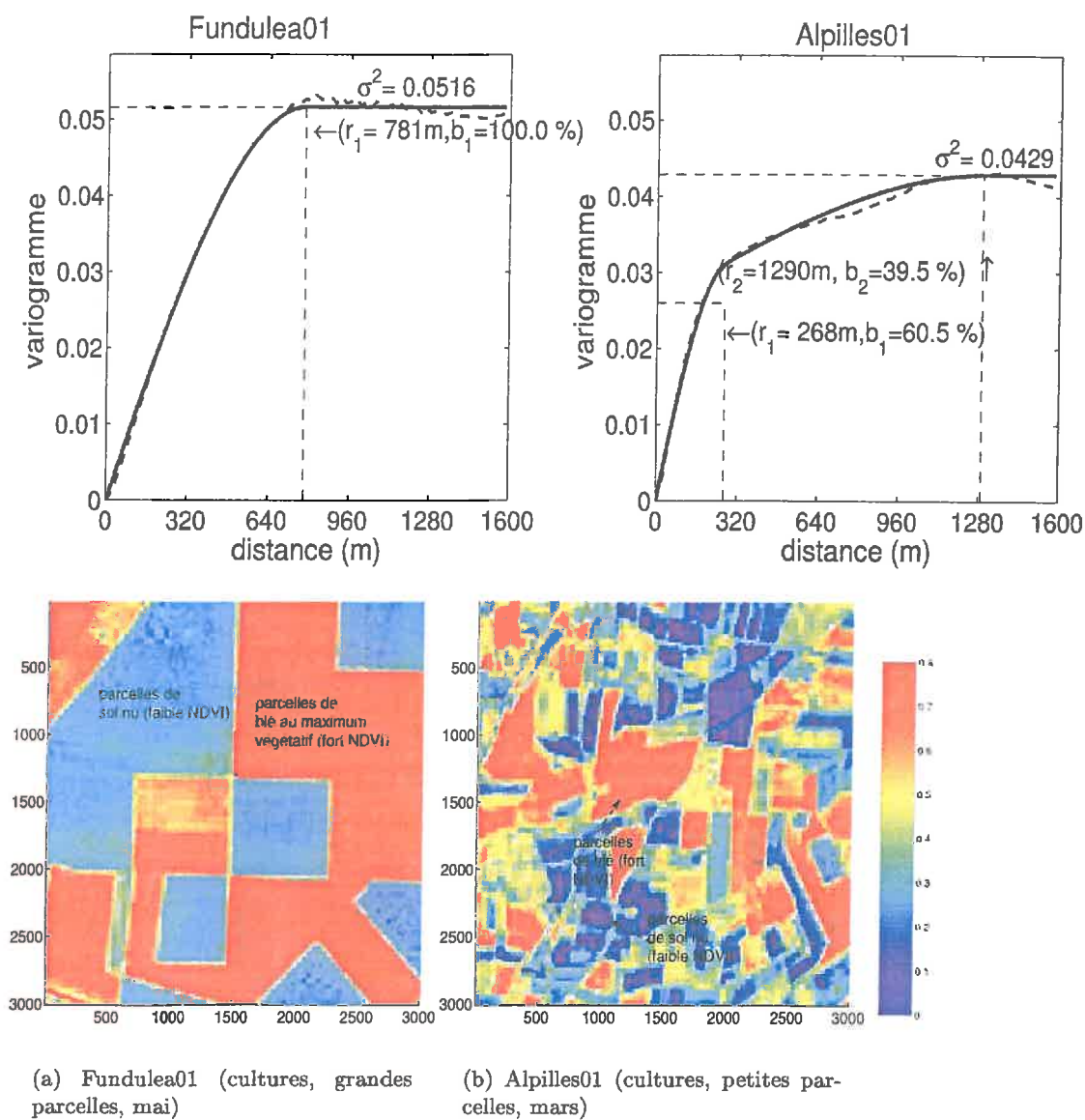
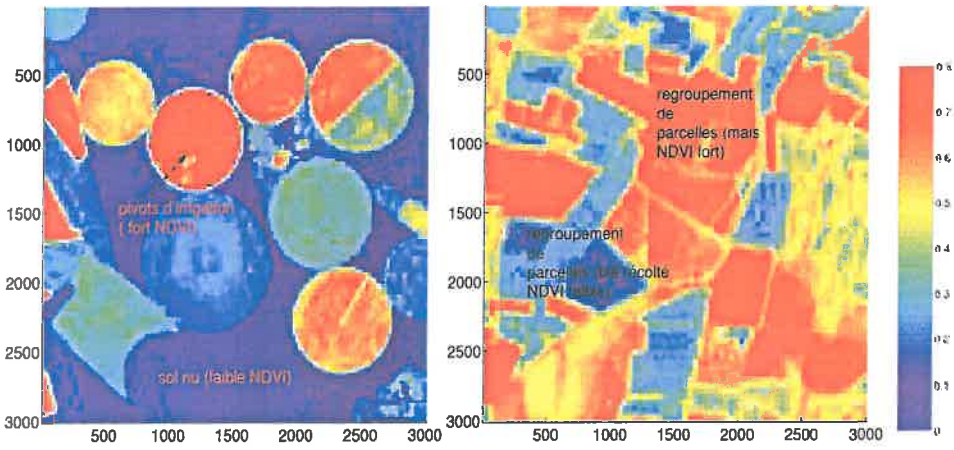
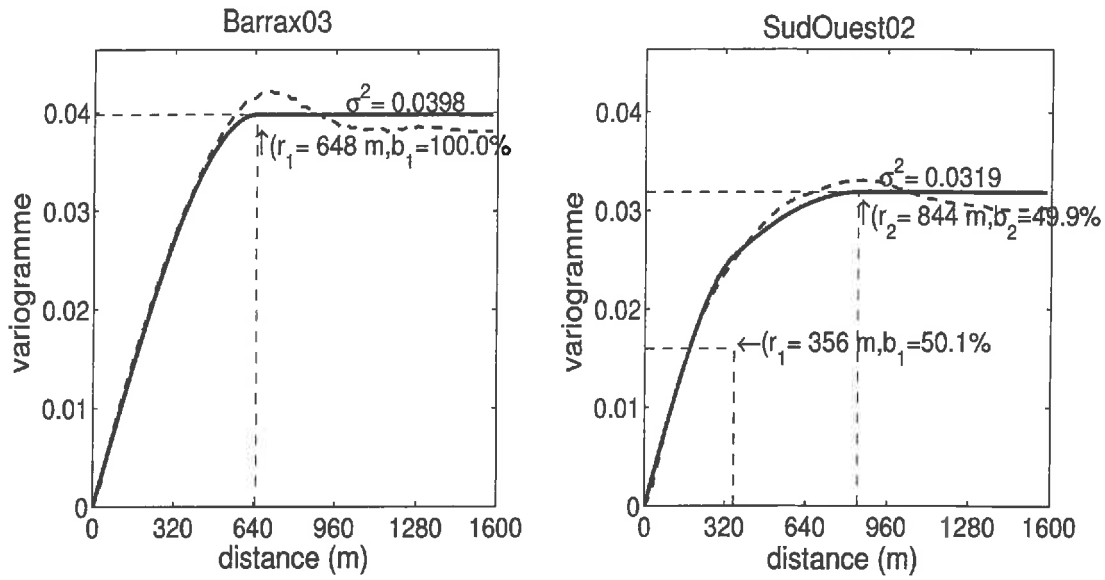


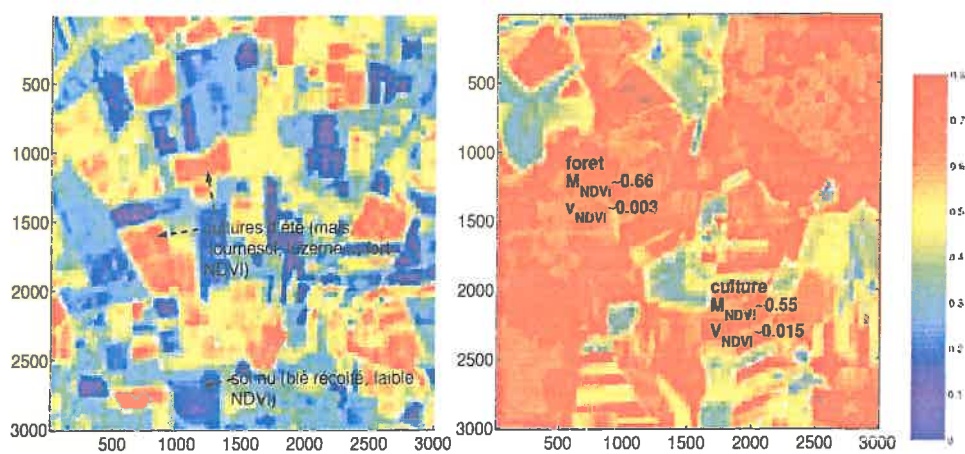
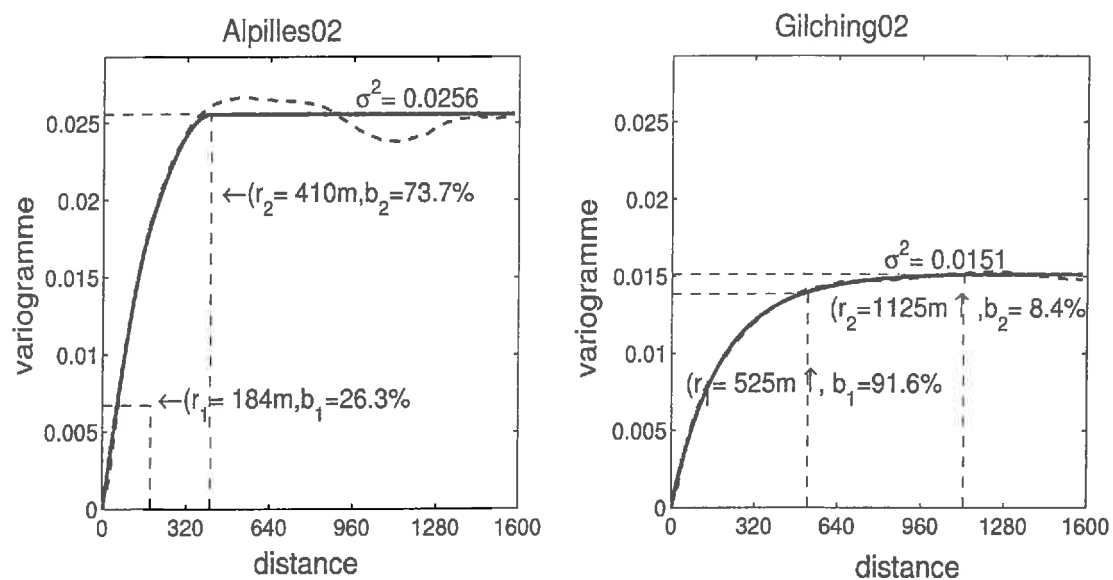
FIG. B.1 – Variogrammes et images du *NDVI* de Fundulea01 et Alpillés01



(a) Barrax03 (cultures, pivots d'irrigation de grande taille, juillet)

(b) SudOuest02 (cultures parcelles de taille moyenne, juillet)

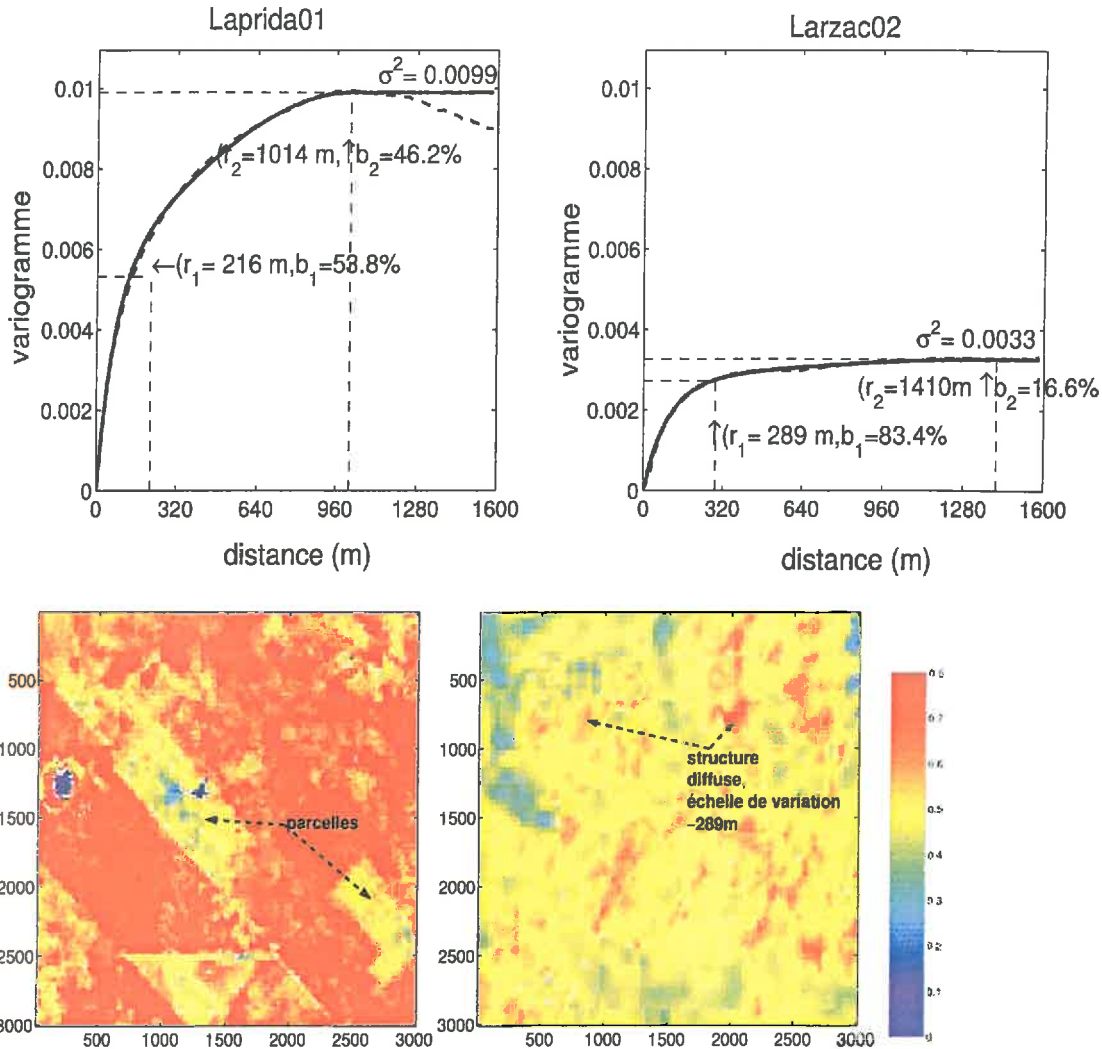
FIG. B.2 – Variogrammes et images du NDVI de Barrax et SudOuest02



(a) Alpillés02 (culture, petites parcelles, juillet)

(b) Gilching02 (culture et forêt mixte, juillet)

FIG. B.3 – Variogrammes et images du *NDVI* de Alpillés02 et Gilching02



(a) Laprida01 (prairie humide, novembre)

(b) Larzac02 (prairie sèche, juillet)

FIG. B.4 – Variogrammes et images du NDVI de Laprida01 et Larzac02

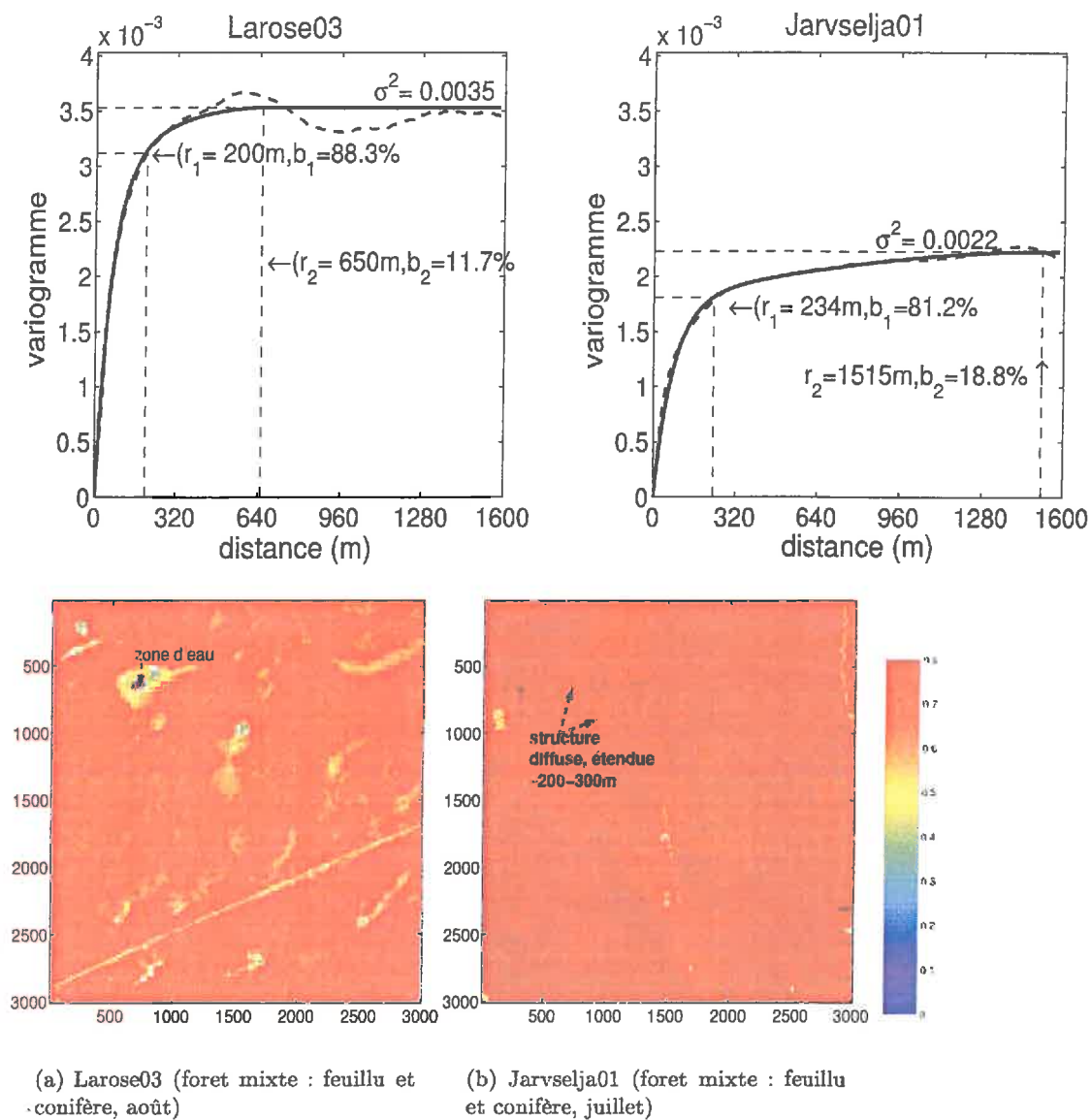
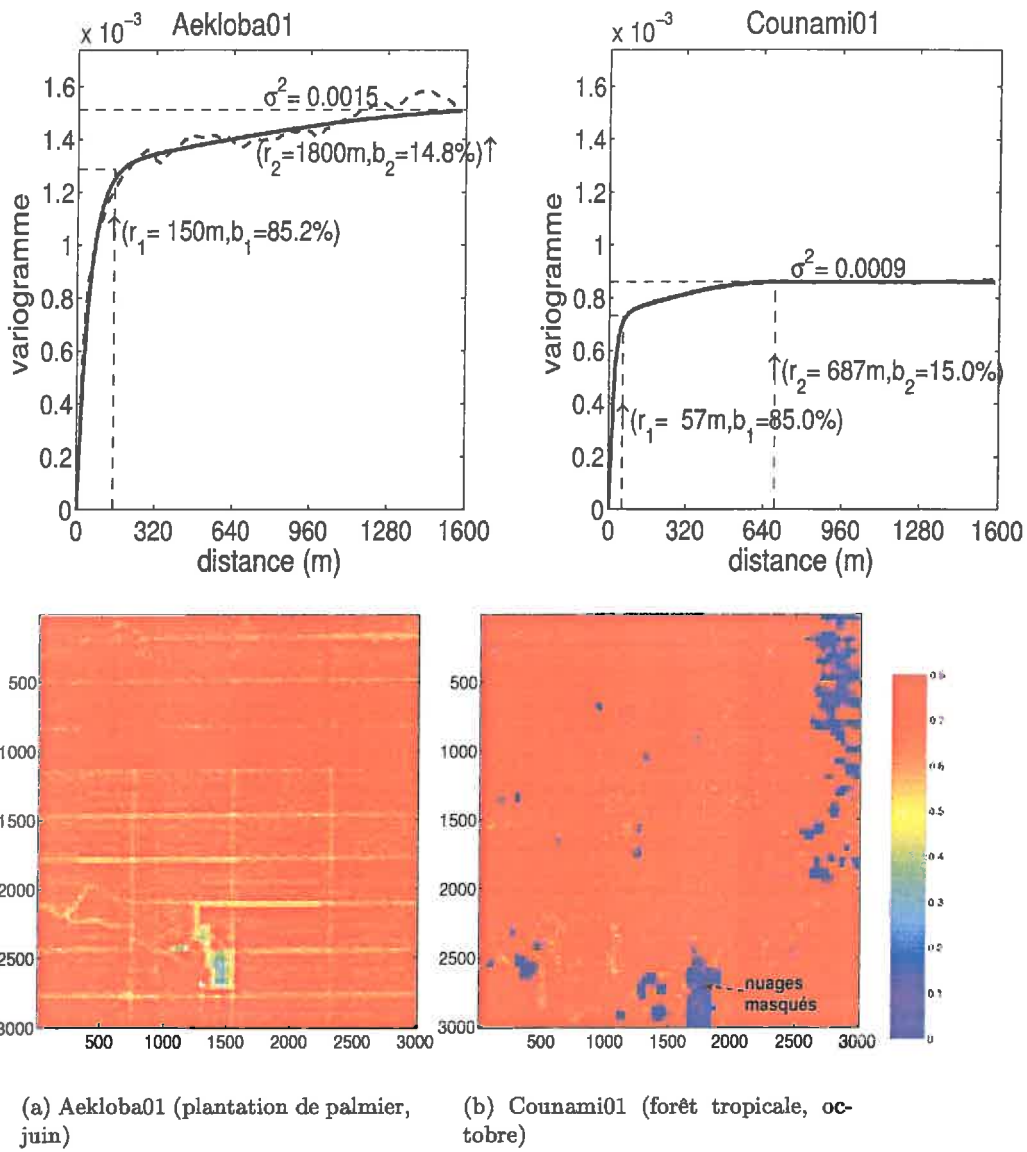


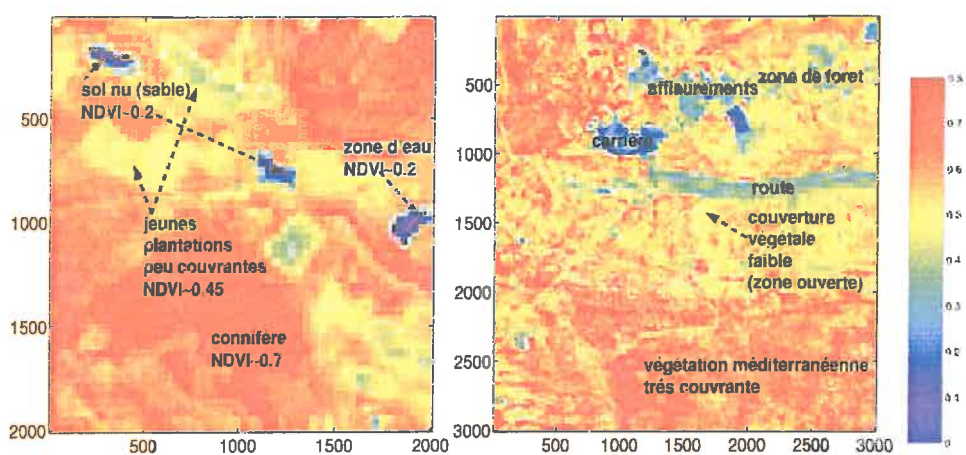
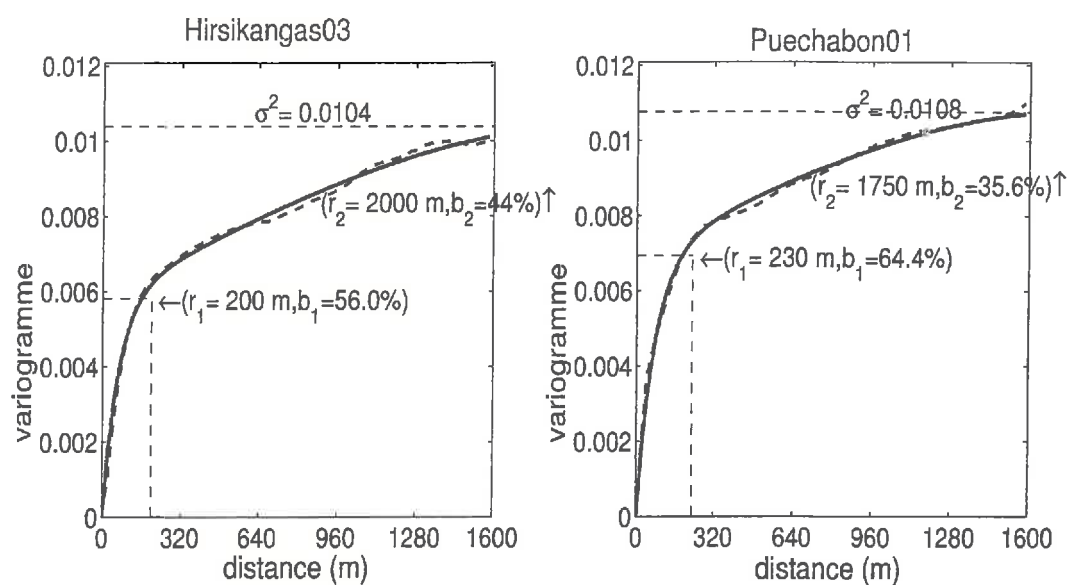
FIG. B.5 – Variogrammes et images du *NDVI* de Larose03 et Jarvselja01



(a) Aekloba01 (plantation de palmier, juin)

(b) Counami01 (forêt tropicale, octobre)

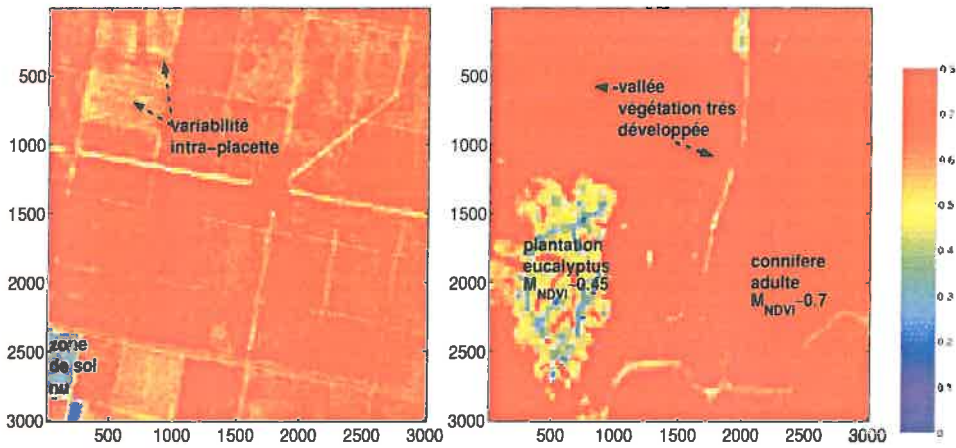
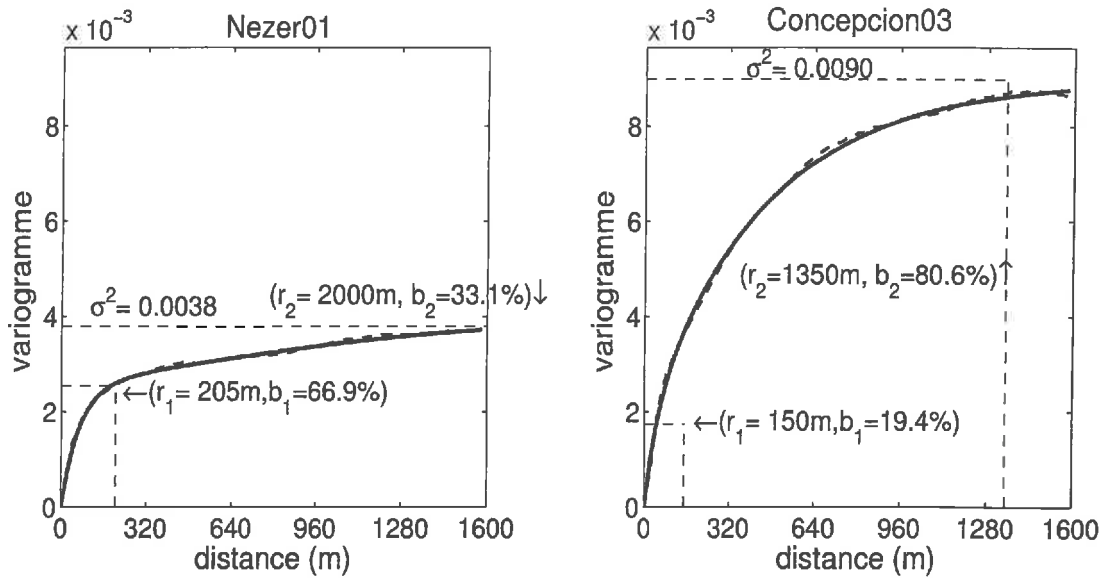
FIG. B.6 – Variogrammes et images du NDVI de Aekloba01 et Counami01



(a) Hirsikangas03 (conifères, août)

(b) Puechabon01 (forêt méditerranéenne, juin)

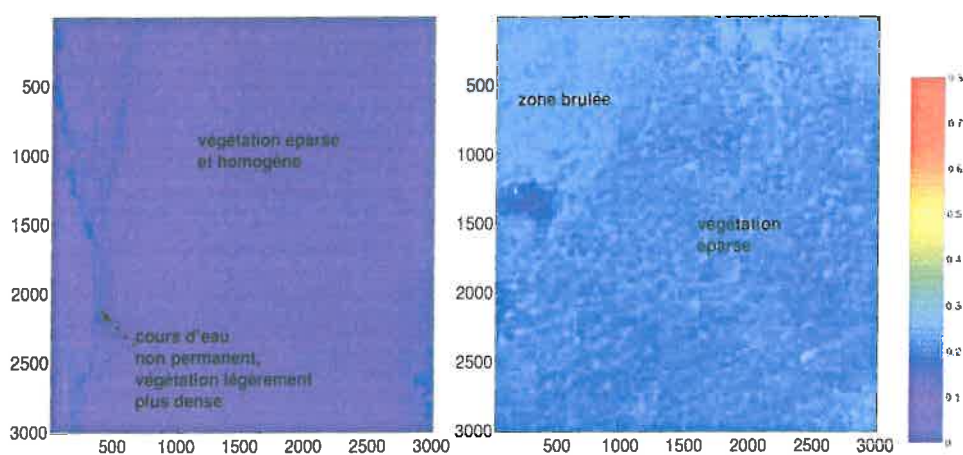
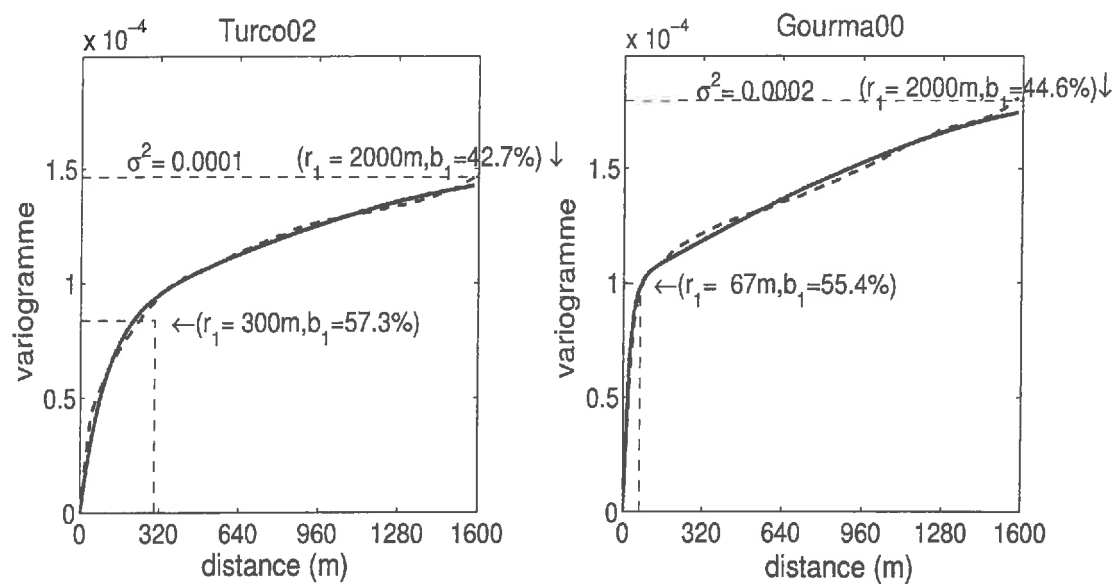
FIG. B.7 – Variogrammes et images du *NDVI* de Hirsikangas03 et Puechabon01



(a) Nezer01(conifère : pins maritimes, juin)

(b) Concepcion03 (conifère et eucalyptus, janvier)

FIG. B.8 – Variogrammes et images du NDVI de Nezer01 et Concepcion03



(a) Turco02 (végétation épars, août)

(b) Gourma00 (savanne peu couvrante, septembre)

FIG. B.9 – Variogrammes et images du *NDVI* de Turco02 et Gourma00

Annexe C

Modèles de corégionalisation PIR-ROUGE

Les figures suivantes présentent les variogrammes directs et croisés des variables *ROUGE* (représenté par l'indice j) et *PIR* (représenté par l'indice i). Comme pour le *NDVI*, les traits pleins (-) représentent les variogrammes théoriques ajustés sur les variogrammes expérimentaux en trait discontinu (-). Sur la figure du variogramme croisé (*ROUGE PIR*), les enveloppes $-\sqrt{\gamma_i * \gamma_j}$ et $+\sqrt{\gamma_i * \gamma_j}$ sont représentées par des traits pointillés (...)

sites	$g_1(r_1)$	$g_2(r_2)$	σ_i^2	$b_i^1(\%)$	$b_i^2(\%)$	σ_j^2	$b_j^1(\%)$	$b_j^2(\%)$	ρ_{ij}	ρ_{ij}^1	ρ_{ij}^2	$A_i \times 10^5$	$A_j \times 10^5$
Fundulea01	Sph(790)	/	0.0148	100	/	0.00029	/	/	-0.91	-0.91	/	3.921	3.921
Alpilles01	Sph(260)	Sph(1290)	0.0048	62.4	37.6	0.00115	67.6	32.4	-0.68	-0.56	-0.89	4.195	3.677
Barrax03	Sph(400)	Sph(800)	0.0058	7.5	92.5	0.00615	61.1	38.9	-0.19	0.62	-0.54	3.797	2.178
SudOuest02	Sph(340)	Sph(830)	0.0046	55.3	44.7	0.00083	58.4	41.6	-0.66	-0.40	0.99	2.338	2.224
Alpilles02	Sph(185)	Sph(415)	0.0030	36.7	63.3	0.00101	31.3	68.7	-0.55	-0.35	-0.65	4.195	3.677
Gilching02	Exp(380)	Sph(1180)	0.0064	93.5	6.5	0.00068	32.4	67.6	-0.05	-0.48	0.99	1.515	6.238
Laprida01	Exp(216)	Sph(950)	0.0031	59.3	40.7	0.00010	73.0	27.0	-0.26	-0.18	-0.44	2.499	1.768
Larzac01	Exp(280)	Sph(1400)	0.0007	79.2	20.8	0.00009	65.0	35.0	0.35	-0.55	0.17	3.001	4.671
Larose03	Exp(140)	Sph(650)	0.0025	72.9	27.1	0.00002	99.7	0.3	-0.10	-0.08	-0.99	0.819	0.145
Jarvelja01	Exp(194)	Sph(1078)	0.0045	69.8	30.2	0.00006	90.0	10.0	0.30	0.33	0.23	2.389	0.965
Hirsikangas03	Exp(200)	Sph(1000)	0.0034	75.8	24.2	0.00048	69.5	30.5	-0.01	0.26	-0.76	1.731	2.111
Nezer01	Exp(220)	Sph(750)	0.0024	51.6	48.4	0.00018	52.0	48.0	0.26	0.06	0.46	1.985	1.873
Concepcion03	Exp(150)	Exp(1800)	0.0032	62.2	37.8	0.00032	6.4	93.6	-0.04	-0.31	0.03	8.649	21.118
Aekloba01	Exp(150)	Sph(1800)	0.0002	61.3	38.7	0.00005	91.0	9.0	-0.15	-0.06	-0.54	7.981	1.977
Counami01	Exp(60)	Sph(700)	0.0008	86.2	13.8	0.00001	83.2	16.8	0.43	0.44	0.35	0.446	0.538
Puechabon01	Exp(350)	Sph(1000)	0.0010	39.7	60.3	0.00119	59.6	40.4	0.64	0.77	0.53	4.548	3.330
Gourma00	Exp(70)	Sph(2000)	0.0007	10.0	90.0	0.00030	22.2	77.8	0.95	0.89	0.97	22.627	19.571
Turco02	Exp(255)	Sph(2000)	0.0001	77.7	22.3	0.00010	69.7	30.3	0.88	0.91	0.82	5.950	7.936

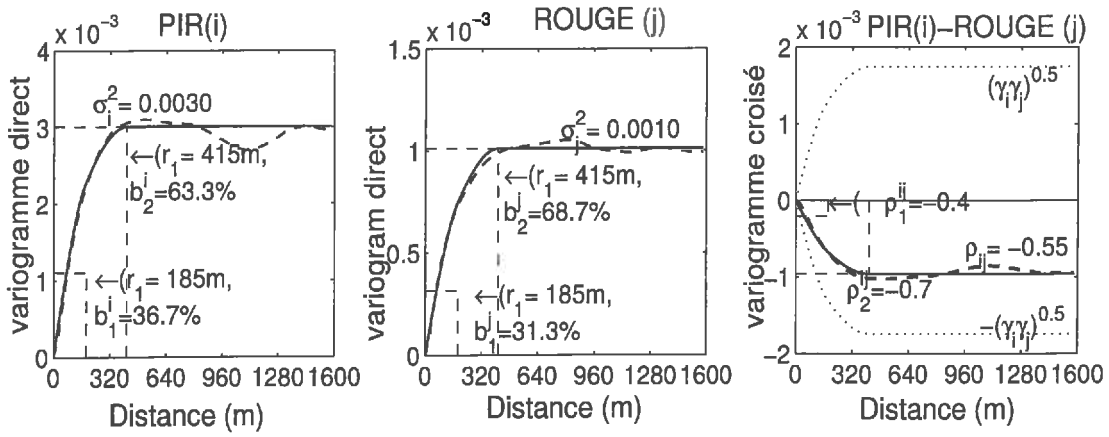


FIG. C.6 – Modèle de corégionalisation -Alpillés02

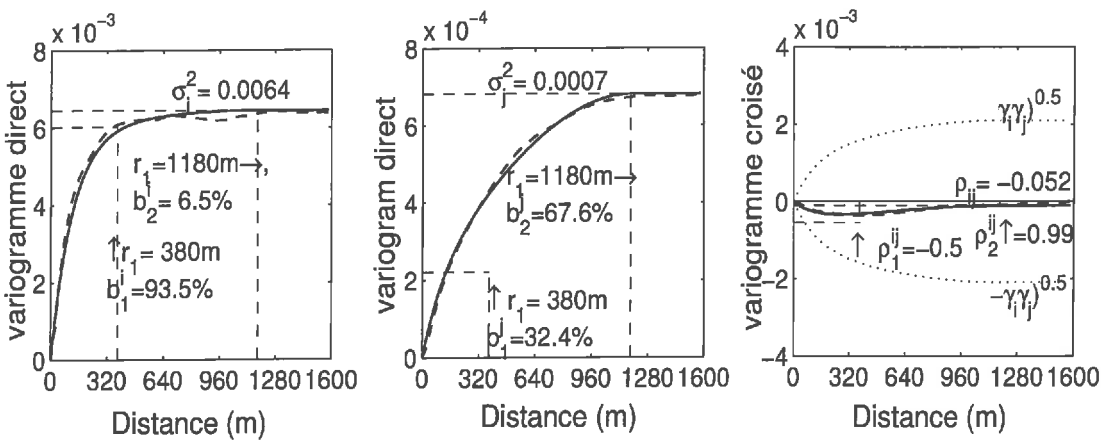


FIG. C.7 – Modèle de corégionalisation - Gilching02

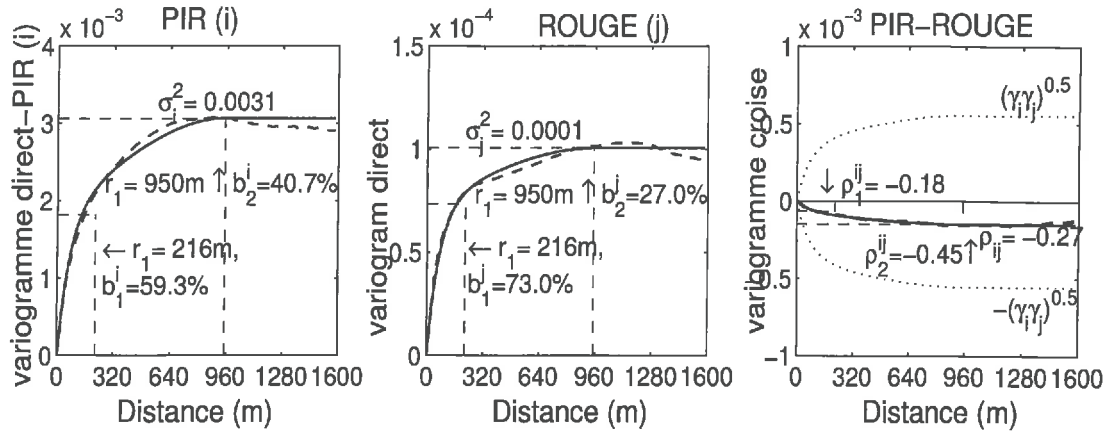


FIG. C.8 – Modèle de corégionalisation -Laprida01

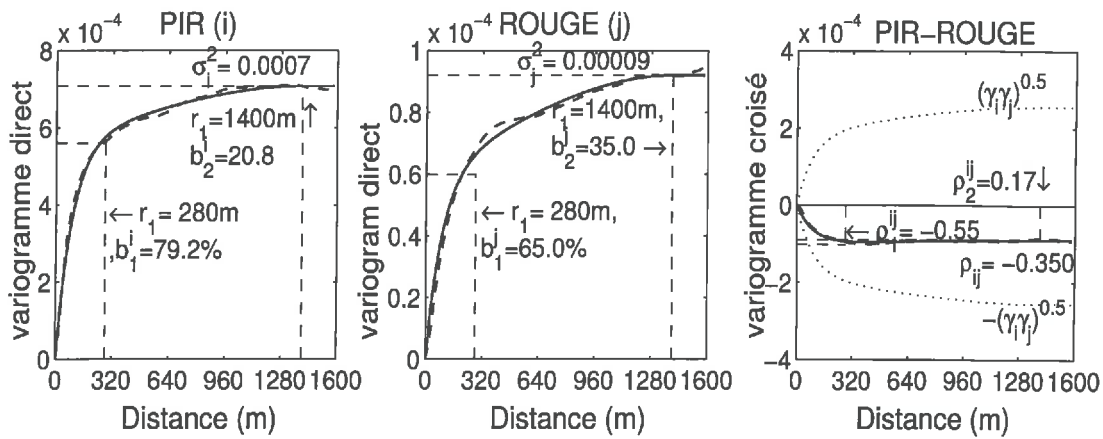


FIG. C.9 – Modèle de corégionalisation -Larzac02

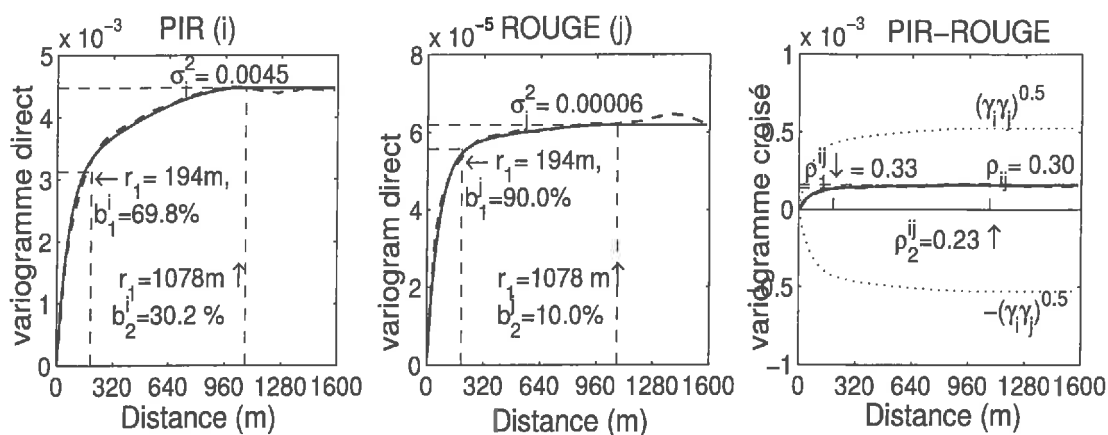


FIG. C.10 – Modèle de corégionalisation -Jarvselja01

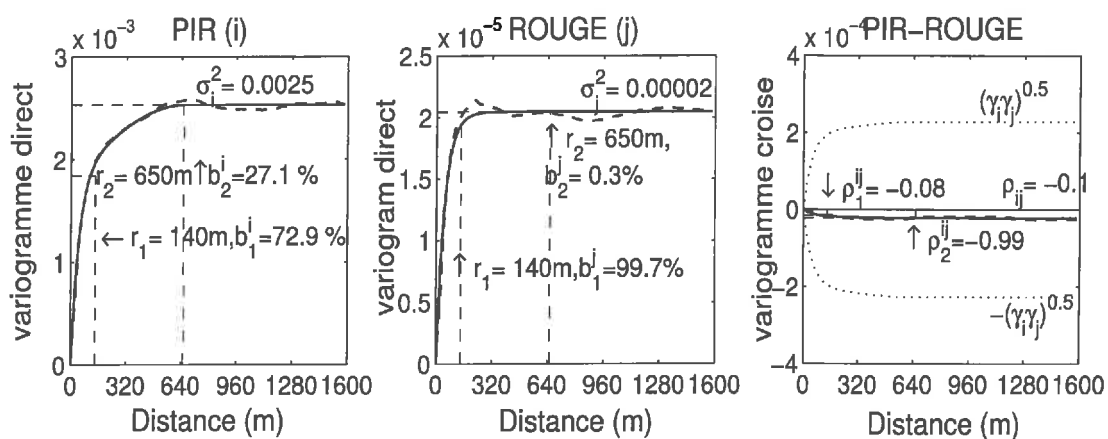


FIG. C.11 – Modèle de corégionalisation -Larose03

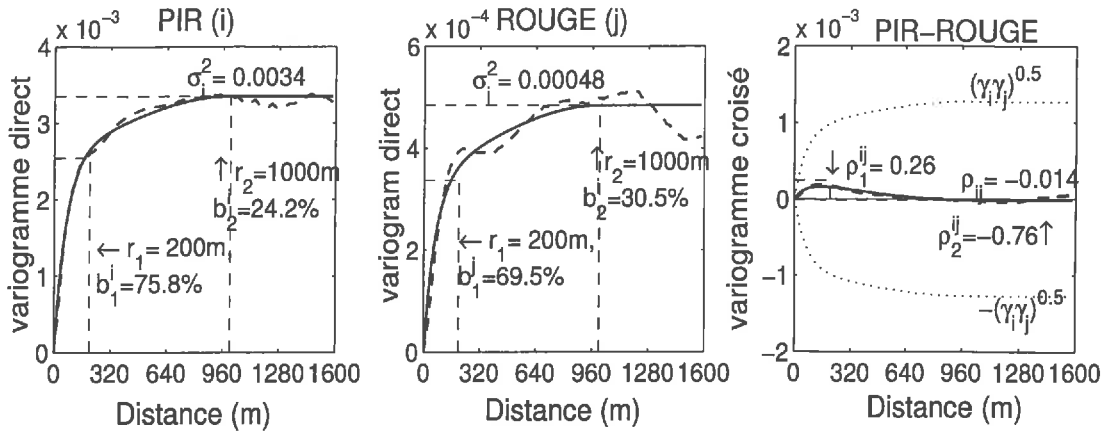


FIG. C.12 – Modèle de corégionalisation -Hirsikangas03

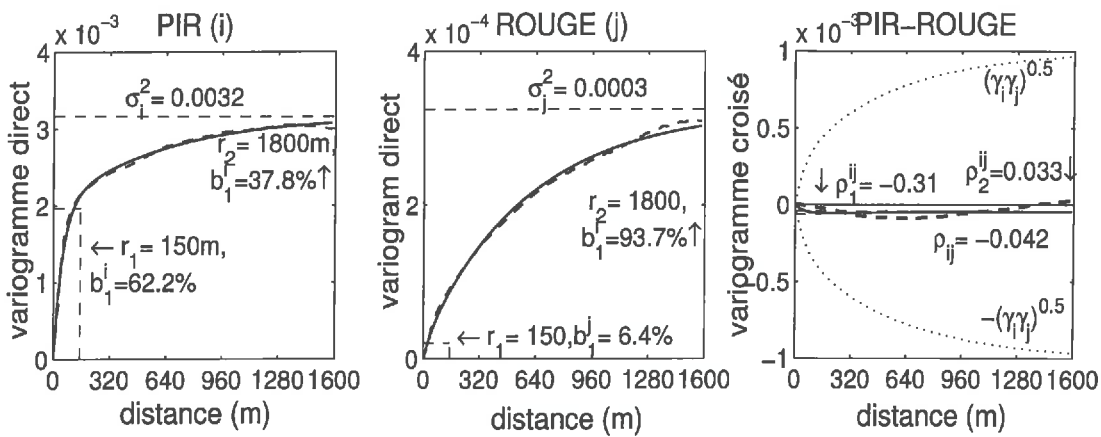


FIG. C.13 – Modèle de corégionalisation -Concepcion03

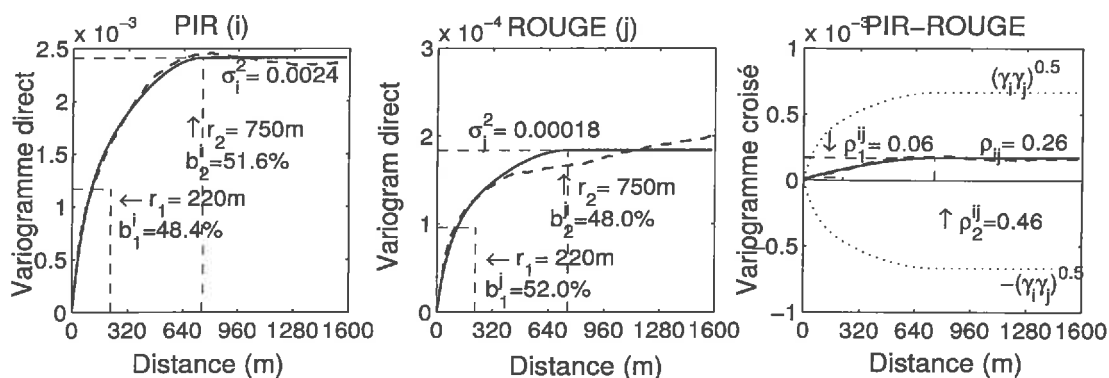


FIG. C.14 – Modèle de corégionalisation -Nezer01

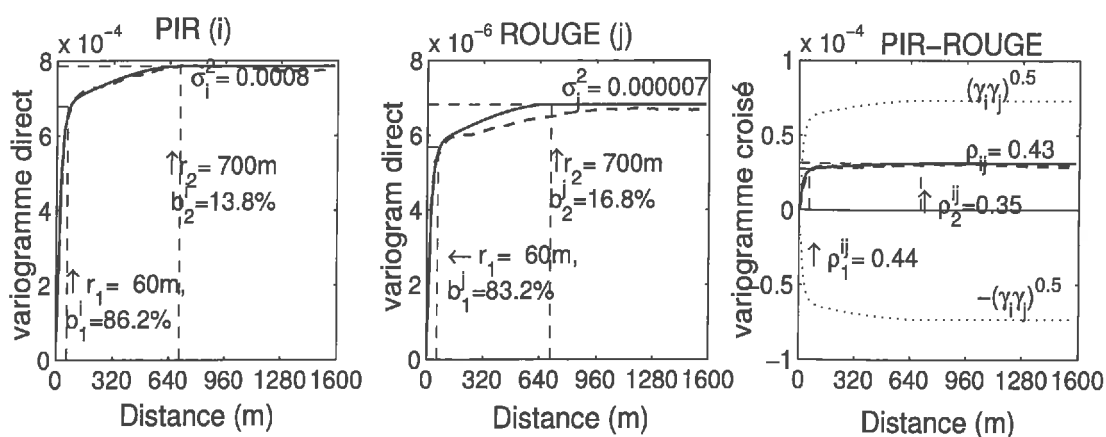


FIG. C.15 – Modèle de corégionalisation -Counami01

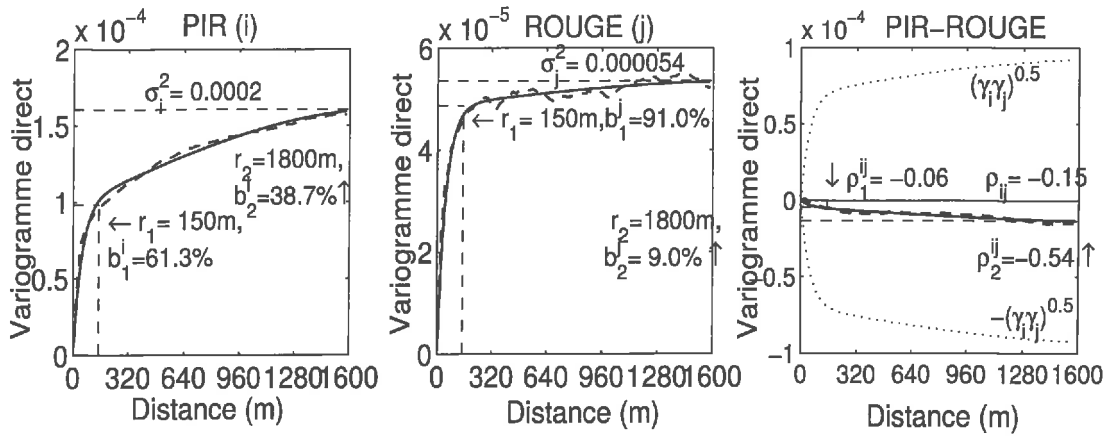


FIG. C.16 – Modèle de corégionalisation -Aekloba01

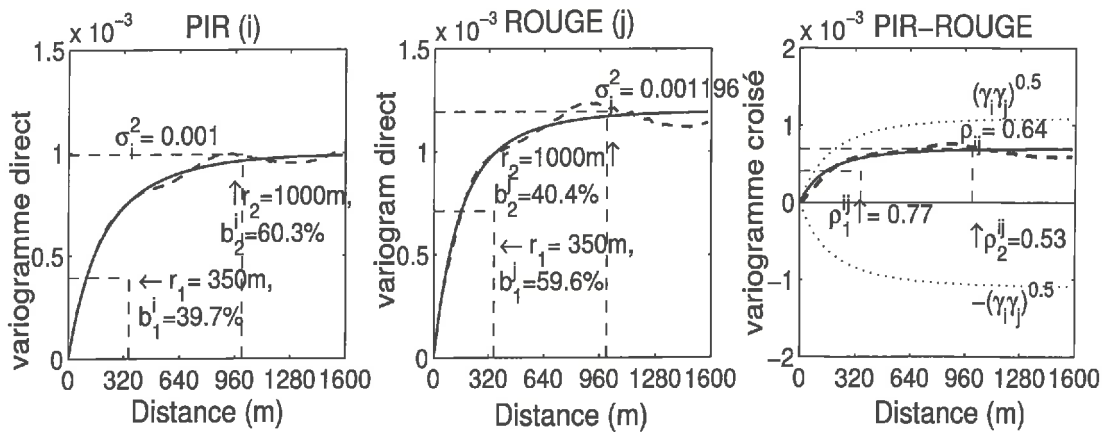


FIG. C.17 – Modèle de corégionalisation -Puechabon01

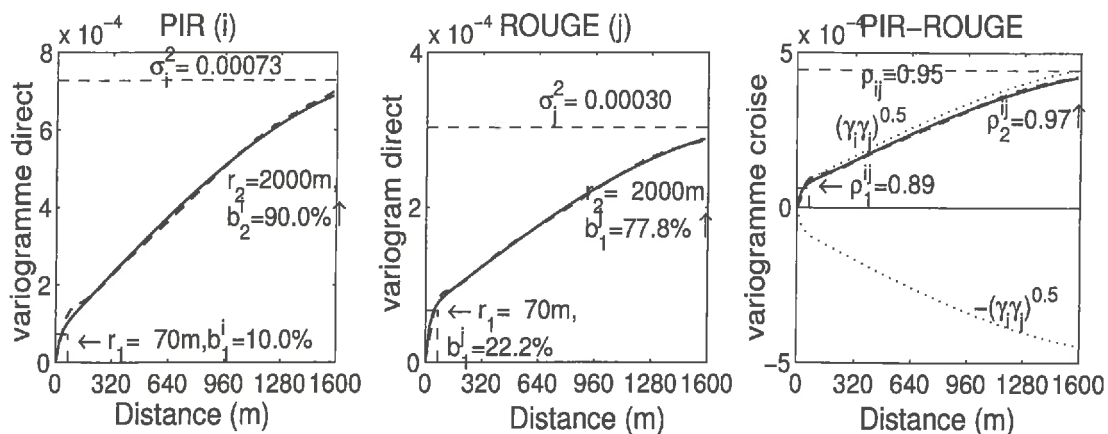


FIG. C.18 – Modèle de corégionalisation -Gourma00

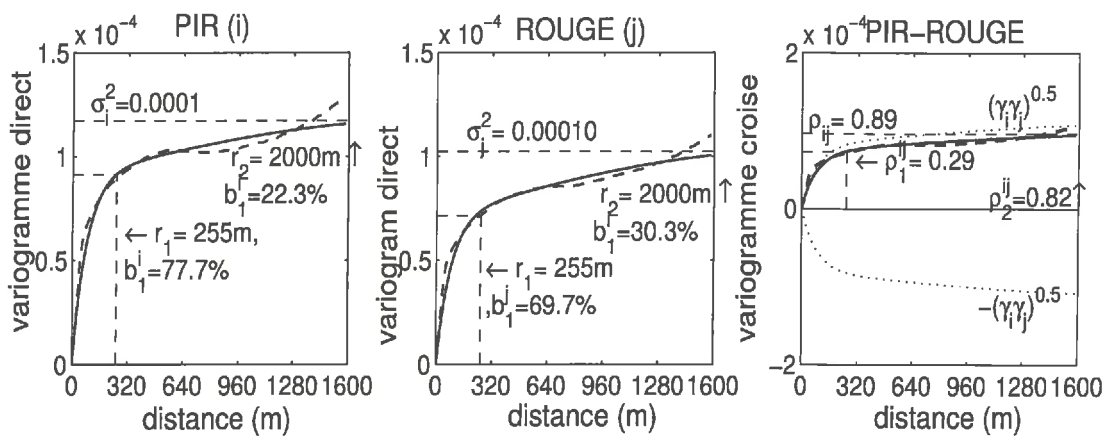


FIG. C.19 – Modèle de corégionalisation -Turco02

Annexe D

Variance de dispersion des images de *NDVI*

Les figures suivantes présentent les variances de dispersion théoriques et expérimentales associées à chaque image de *NDVI*.

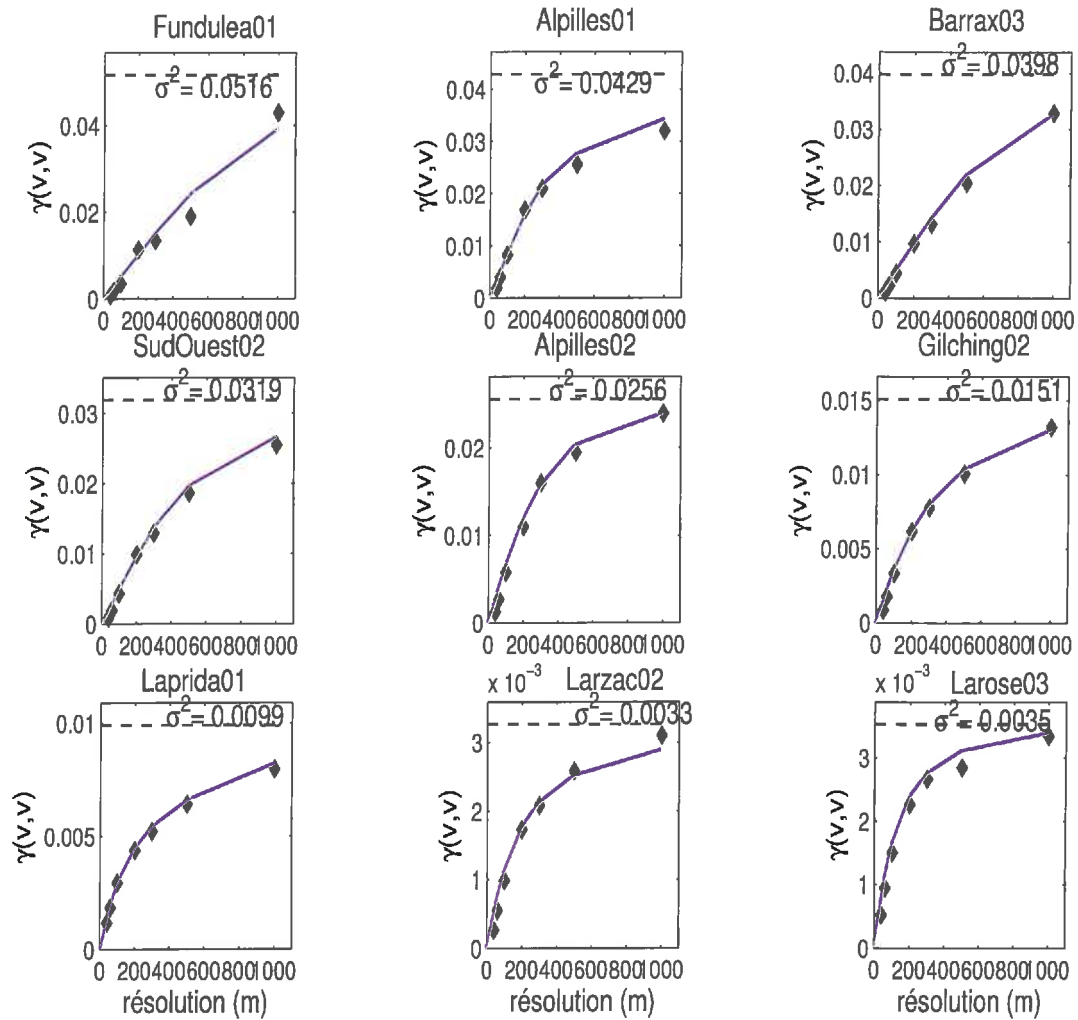


FIG. D.1 – Variance de dispersion des images de *NDVI* pour les 9 premiers sites de la base de données

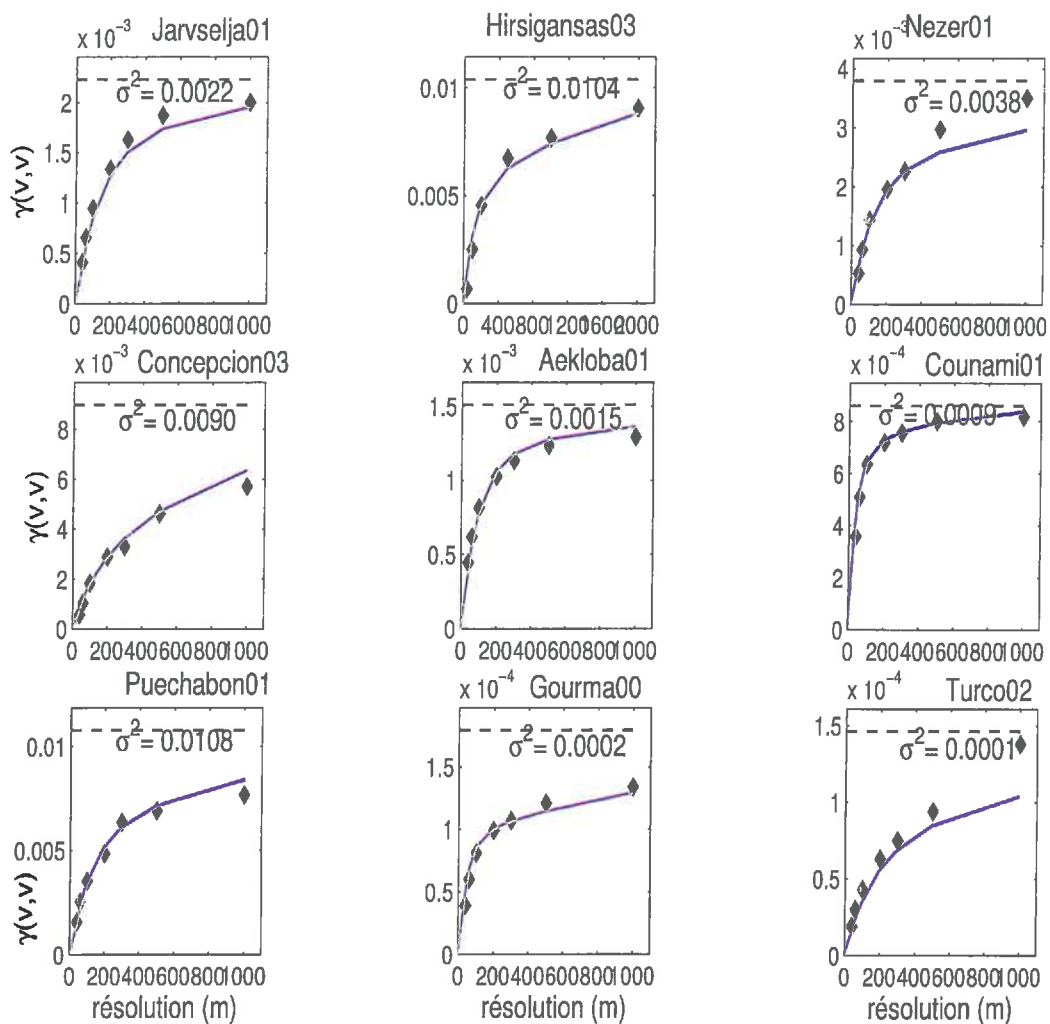


FIG. D.2 – Variance de dispersion des images de *NDVI* pour les 9 autres sites de la base de données

Annexe E

Modèle de droites poissoniennes

La génération de ce modèle se fait selon deux étapes (Lantuéjoul [2002]) :

Processus de tessellation

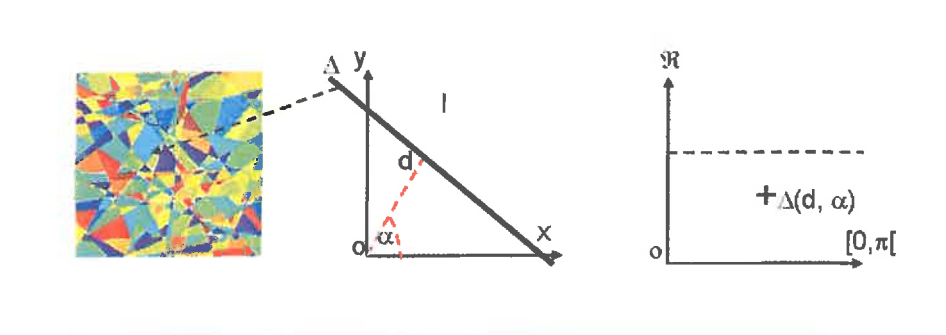


FIG. E.1 – Tessellation selon les droites poissoniennes

La tessellation consiste à une partition du plan formé par l'image en différentes cellules polygonales. Dans ce travail, elle est réalisée selon un **processus de poisson de droites** dans le plan. Chaque droite poissonienne Δ dans le plan image I est caractérisée un paramètre α de direction appartenant à $[0, 2\pi[$ et un paramètre d de localisation (distance par rapport à l'origine du repère) appartenant à \mathfrak{R} (figure E.1). Aussi, à chaque droite Δ de I correspond un point $\Delta(d, \alpha)$ dans l'espace des paramètres $R = \mathfrak{R} \times [0, \pi[$. Le processus de droite poissonienne défini dans le plan image I de \mathfrak{R}^2 équivaut à un processus de poisson ponctuel homogène (d'intensité θ constante) dans l'espace des paramètres R . L'intersection des droites poissoniennes engendre les cellules poissoniennes qui sont des polygones convexes dont les propriétés statistiques sont complètement définies par θ . Pour simuler de façon non conditionnelle, n droites dans I , il suf-

fit de simuler n points dans $R(I)$ (sous domaine de R associé au domaine convexe I du plan) selon un processus de poisson ponctuel d'intensité θ . Rappelons brièvement, les propriétés de la distribution spatiale d'un processus ponctuel de Poisson d'intensité θ dans le plan :

- J étant un sous-ensemble borné du plan, le nombre de points $N(J)$ dans J est une variable aléatoire de poisson de paramètre $\theta|J|$, $|J|$ désigne la d-volume de J :

$$P(N(A) = n) = \exp(-\theta|J|) \frac{(\theta|J|)^n}{n!} \quad (\text{E.1})$$

Les n points d'un processus de poisson ponctuel sont indépendants et uniformément distribués dans J .

- pour toute famille d'ensemble J_i disjoints deux à deux, les variables aléatoires $N(J_i)$ sont mutuellement indépendantes
- L'espérance $E[N(J)]$ de points dans J est $N(J) = \theta|J|$

Nous considérons un domaine convexe Λ du plan formé par l'image. L'espérance $E[N(\Lambda)]$ du nombre de droites intersectant Λ est égal à l'espérance du nombre de points $E[N(R(\Lambda))]$ contenus dans $R(\Lambda)$. Une droite poissonnienne de direction α appartient à Λ si et seulement si son paramètre de localisation d appartient à un domaine R_α de $R(\Lambda)$ ce qui revient à considérer que $R(\Lambda) = \cup_{\alpha \in [0, \pi[} R_\alpha(\Lambda)$. Le nombre de points dans $(R_\alpha(\Lambda) N(R_\alpha(\Lambda)))$ est une variable de poisson de paramètre $\theta|R_\alpha(\Lambda)|$ c'est à dire $E[N(R_\alpha(\Lambda))] = \theta|R_\alpha(\Lambda)|$. $E[N(R(\Lambda))]$ s'écrit alors :

$$E[N(R(\Lambda))] = \theta \int_0^\pi |R_\alpha(\Lambda)| d\alpha \quad (\text{E.2})$$

On montre que (Lantuéjoul [2002]) :

$$E[N(R(\Lambda))] = \theta \frac{d \times w_d}{2} \frac{\Upsilon_D}{\pi} \quad (\text{E.3})$$

où w_d est le volume d'une sphère unité dans \mathfrak{R}^d , soit pour un plan $d = 2$ et $w_d = \pi$ et Υ_Λ est le périmètre de Λ

$$E[N(R(\Lambda))] = \theta \Upsilon_{\Lambda D} \quad (\text{E.4})$$

Si Λ désigne le domaine I de l'image, le nombre moyen de droites intersectant le plan de l'image I (pour une grille de 3000m*3000m, $\Upsilon_I = 12000m$) est :

$$E[N(I)] = E[N(R(I))] = \theta \Upsilon_I \quad (\text{E.5})$$

Si Λ désigne un segment Ψ de longueur h le nombre moyen de droite intersectant Ψ est :

$$N(\Psi) = E[N(R(\Psi))] = \theta \Upsilon_{\Psi} = \theta \times 2h \quad (\text{E.6})$$

En choisissant $\lambda = 2\theta$, le nombre de droite $N(\Psi)$ intersectant un segment Ψ suit une loi de poisson d'intensité λ et de paramètre λh (car le 1-volume d'un segment $|\Psi|$ est h).

Processus stochastique :

Le processus de tessellation est décrit d'un point de vue stochastique. Il est représenté par une fonction aléatoire $Z_m(x)$ stationnaire d'ordre deux, de variogramme $\gamma_m(h)$ (de covariance $C_m(h)$) et de portée r_m . A chaque cellule est affectée une variable aléatoire gaussienne centrée réduite. Les valeurs affectées à chaque cellule sont indépendantes d'une cellule à l'autre. En considérant deux points x et $x+h$ séparés d'une distance h , deux évènements complémentaires sont possibles :

- l'évènement A de probabilité $p(h)$: x et $x+h$ appartiennent à la même cellule :
- l'évènement \bar{A} de probabilité $1 - p(h)$: x et $x+h$ n'appartiennent pas à la même cellule :

La covariance $C_m(h)$ de $Z_m(x)$ est :

$$C_m(h) = E(Z_m(x)Z_m(x+h)) \quad (\text{E.7})$$

Le calcul de $E(Z_m(x)Z_m(x+h))$ se fait en conditionnant par rapport aux évènements A et \bar{A} :

$$E(Z_m(x)Z_m(x+h)) = E(Z_m(x)Z_m(x+h)|A)p + E(Z_m(x)Z_m(x+h)|\bar{A})(1-p(h)) \quad (\text{E.8})$$

Quand x et $x+h$ sont dans la même cellule, $Z_m(x) = Z_m(x+h)$, d'où :

$$E(Z_m(x)Z_m(x+h)|A) = E(Z_m(x)^2) = 1 + E(Z_m(x))^2 = 1 \quad (\text{E.9})$$

Quand x_{α} et $x_{\alpha+h}$ sont dans des cellules différentes, $Z(x_{\alpha})$ et $Z(x_{\alpha+h})$ sont indépendants d'où :

$$E(Z(x_{\alpha})Z(x_{\alpha+h})|\bar{A}) = E(Z(x_{\alpha}))E(Z(x_{\alpha+h})) = E(Z(x))^2 = 0 \quad (\text{E.10})$$

D'où

$$C_m(h) = p(h) \quad (\text{E.11})$$

L'évènement A correspond à l'évènement "deux points sur un segment Ψ de longueur h n'intersectent aucune droite poissonnienne" c'est à dire $N(\Psi) = 0$. D'où la probabilité $p(h)$ de A est donnée par :

$$p(h) = P(N(\Psi) = 0) = \exp(-\lambda h) \quad (\text{E.12})$$

D'après l'équation E.11 on peut définir le paramètre λ à partir de la fonction covariance de $Z(x)$:

$$p(h) = \exp(-\lambda h) = C_m(h) \quad (\text{E.13})$$

Ceci montre que la fonction de covariance de ce modèle est par construction exponentielle, on obtient alors par identification :

$$\lambda = \frac{-3}{r_m} \quad (\text{E.14})$$

$$\theta = \frac{3}{2 * r_m} \quad (\text{E.15})$$

Aussi l'espérance du nombre de droites poissoniennes intersectant l'image I est donné par un seul paramètre la portée r_m du modèle de covariance exponentiel sous-jacent.

$$\overline{N(I)} = \frac{\Upsilon_I}{\frac{2}{3} * r_m} \quad (\text{E.16})$$

Pour résumer, le processus de simulation non conditionnelle d'une image selon un modèle de droite poissoniennes suit les étapes suivantes :

1. **La tessellation de l'image génère les différentes droites poissoniennes** les unes après les autres selon une distance décroissante avec l'origine et ce tant que l'ajout d'une nouvelle droite ne modifie pas la cellule contenant l'origine.
2. **Une valeur est affectée à chaque cellule selon une loi marginale gaussienne centrée réduite de façon indépendante d'une cellule à l'autre.**

Bibliographie

- F.P. Agterberg. Fractals, multifractals and change of support. In Dordrecht Kluwer Academic Publishers, editor, *Geostatistics for the next century*, pages 223–234. 1994.
- T.F.H Allen and T.W. Hoekstra. Role of heterogeneity in scaling of ecological systems under analysis. In J. Kolasa and Pickett, editors, *Ecological studies 86 : ecological heterogeneity*. springer verlag, 1991.
- T.F.H. Allen and T.B. Starr. *Hierarchy : Perspectives for Ecological Complexity*. University of Chicago Press, Chicago, 1982.
- A. Aman, H P. Randriamamantena, A. Podaire, and R. Frouin. Upscale integration of normalized difference vegetation index : The problem of spatial heterogeneity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sens.*, 30(2) :326–338, 1992.
- G.P. Asner and C.A. Wessman. Scaling par absorption from the leaf to landscape level in spatially heterogeneous ecosystems. *Ecological Modelling*, 103 :81–97, 1997.
- G. Asrar, R. Myneni, and B.J. Choudhury. Spatial heterogeneity in vegetation canopies and remote sensing of absorbed photosynthetically active radiation : a modeling study. *Remote Sens Environ*, 41 :85–103, 1992.
- P.A. Atkinson. Defining an optimal size of support for remote sensing investigations. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.*, 33 :768–776, 1995.
- P.A. Atkinson. Exploring the relation between spatial structure and wavelength : implications for sampling reflectance in the field. *Int. J. Remote Sensing*, 20 :2663–2678, 1999.
- P.A. Atkinson. Geostatistical regularization in remote sensing. In N. J Tate and P. M. Atkinson, editors, *Modelling Scale in Geographic Information Science*, pages 237–260. wiley, 2001.
- Peter M. Atkinson and P.J Curran. Choosing an appropriate spatial resolution for remote sensing investigations. *photogr. Eng Remote Sensing*, 63(12) :1345 – 1351, 1997.

- P.M. Atkinson. Optimal ground-based sampling for remote sensing investigations :estimating the mean. *International Journal of Remote Sensing*, 12 :559–567, 1991.
- P.M. Atkinson. On estimating measurement error in remotely-sensed images with the variogram. *Int. J. Remote Sens.*, 18(14) :3075–3084, 1997.
- P.M. Atkinson and P. Lewis. Geostatistical classification for remote sensing : an introduction. *Computers and Geosciences*, 26 :361–371, 2000.
- R. Avissar. Conceptual aspects of a statistical-dynamical approach to represent landscape subgrid scale heterogeneities in atmospheric models. *Journal of Geophysical Research*, 97 :2729–2742, 1992.
- R. Avissar and F. Chen. Development and analysis of prognostic equations for mesoscale (subgrid scale) fluxes for large-scale atmospheric models. *Journal of Atmospheric Sciences*, 50(22) : 3751–3774, 1993.
- R. Avissar and R.A. Pielke. A parametrization of heterogeneous land surfaces for atmospheric numerical models and its impact on regional meteorology. *Mon. Wea. Rev.*, 117 :2113–2136, 1989.
- C. Bacour. *Contribution à la détermination des paramètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectance : analyses de sensibilité comparatives et configurations optimales*. PhD thesis, Paris 7, 2001.
- D.D. Baldocchi. Scaling water vapor and carbon dioxide exchange from leaves to a canopy : rules and tools. In J.R. Ehleringer and C.B. Field, editors, *Scaling physiological processes. leaf to globe*. 1993.
- F. Baret and G. Guyot. Potentials and limits of vegetation indices for lai and fapar assessment. *Remote Sensing of Environment*,, 35 :161–173, 1991.
- F. Baret, M. Weiss, D. Allard, and S . Garrigues. Valeri : a network of sites and a methodology for the validation of medium spatial resolution land satellite product. *Remote Sens. Environ.-accepted*, 2004.
- F. Becker. Surface temperature and emissivity at various scales : definition, measurement and related problems. *Remote sensing Reviews*, 12 :225–253, 1995.
- K.J. Beven and J. Fisher. Remote sensing and scaling in hydrology. In J.B. Stewart, E.T. Engman, R.A. Feddes, and Y. Kerr, editors, *Scaling up in Hydrology using remote sensing*, pages 1–18. Wiley, 1996.

- L. Bian. Multiscale nature of spatial data in scaling up environmental models. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS.*, pages 57–72. Lewis Publisher, 1997.
- L. Bian and S.J. Walsh. Scale dependencies of vegetation and topography in a mountainous environment of montana. *Professional Geographer*, 45(1) :1–11, 1993.
- Marc F.P. Bierkens, Peter A. Finke, and Peter de Willigen. *Upscaling and Downscaling Methods for Environmental Research.* Kluwer Academic Publishers, Hardbound, 2000.
- R.M. Birn, Z.S. Saad, and P.A. Bandettini. Spatial heterogeneity of the nonlinear dynamics in the fmri bold response. *NeuroImage*, 14 :817–826, 2001.
- M.P. Bishop, J F. Shroder Jr, B.L. Hickman, and L. Copland. Scale-dependent analysis of satellite imagery for characterization of glacier surfaces in the karakoram himalaya. *Geomorphology*, 21 :217–232, 1998.
- P. Blanc. *Developpement de méthodes pour la détection de changement.* PhD thesis, Ecole des Mines de Paris, 1999.
- G. Bloschl and M. Sivapalan. Scale issues in hydrological modelling : a review. *Hydrological Processes*, 9 :251–290, 1995.
- F.A Bouguerzaz and A. Oliosio. Modelling radiative and energy balance on heterogeneous areas from remotely-sensed radiances. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 25(4) :412–424, 1999.
- I. Braud, A. C. Dantas-Antonino, and M. Vauclin. A stochastic approach to studying the influence of the spatial variability of soil hydraulic properties on surface fluxes, temperature and humidity. *Journal of Hydrology*, 165(1-4) :283–310, 1995.
- Y. Brunet, E. Lamaud, and E. Pradel. Les problèmes d'échelle en modélisation. In INRA, editor, *Ecole chercheur du Croisic, volume 2.* 1996.
- V. Bruniquel-Pinel and J-P. Gastellu-Etchegorry. Sensitivity of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters. *Remote Sens Environ*, 65 :61–85, 1998.
- N.A. Brunsell and R.R. Gillies. Scale issues in land-atmosphere interactions : implications for remote sensing of surface energy balance. *Agric. For. Meteorol.*, 117 :203–221, 2003.
- P.A. Burrough. Fractal dimensions of landscapes and other environmental data. *Nature*, 294 : 240–242, 1981.

- P.A. Burrough. fractals and geostatistical methods in landscape studies. In N.S-N. Lam and L. De Cola, editors, *Fractals in Geography*, pages 87–121. Prentice Hall, Englewood Cliffs,NJ, 1993.
- C. Cao and N S Lam. Understanding the scale and resolution effects in remote sensing and gis. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS.*, pages 57–72. Lewis Publisher, 1997.
- J. Carr. Spectral and textural classification of single and multiple band digital images. *Computers and Geosciences*, 22 :849–865, 1996.
- J. Carr. The semivariogram in comparison of the co-occurrence matrix for classification of image texture. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.*, 36(6), 1998.
- J. Carr and W. Benzer. On the practice of estimating fractal dimension. *Math. Geol*, 23(7) : 945–958, 1991.
- P. Cayrol, L. Kergoat, S. Moulin, G. Dedieu, and A. Chehbouni. Calibrating a coupled svat-vegetation growth model with remotely sensed reflectance and surface temperature a case study for the hapex-sahel grassland sites. . *Journal of applied meteorology*, 39(12) :2452 – 2472, 2000.
- P.S. Chavez. Comparison of spatial variability in visible and near - infrared spectral images. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 58 :957–964, 1992.
- J. Chen. Spatial scaling of a remotely sensed surface parameter by contexture. *Remote Sens Environ*, 69 :30–42, 1999.
- J.M. Chen and J. Cihlar. Quantifying the effect of canopy architecture on optical measurements of leaf area index using two gap size method analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(3) :777–787, 1995.
- J.M. Chen, J. Liu, S.G. Leblanc, R. Lacaze, and J.-L. Roujean. Multi-angular optical remote sensing for assessing vegetation structure and carbon absorption. *Remote Sens. Environ.*, 84, 2003.
- Q. Cheng. Multifractality and spatial statistics. *Computers and Geosciences*, 25 :949–961, 1999.
- Q. Cheng and F.P. Agterberg. Multifractal modeling and spatial statistics. *Math. Geol*, 28(1) : 1–16, 1996.

- M. Chica-Olmo and F. Abarca-Hernandez. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification. *Computers and Geosciences*, 26 :373–383, 2000.
- J-P. Chiles and P. Delfiner. *Geostatistics : Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley Series In Probability and Statistics. Wiley Inter Science, 1999.
- K.C. Clarke. Computation of the fractal dimension of topographic surfaces using the triangular prism surface area method. *Computers and Geosciences*, 12(5) :713–722, 1986.
- W.B. Cohen and C.O. Justice. Validating modis terrestrial ecology products : linking in situ and satellite measurements. *Remote Sens. Environ.*, 70 :1–3, 1999.
- J.B Collins and C.E. Woodcock. Geostatistical estimation of resolution-dependent variance in remotely sensed images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65 :41–50, 1999.
- J-P. Coquerez and S. Philipp. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Enseignement de la physique. Masson, 1995.
- M.H. Cosh and W. Brutsaert. Microscale structural aspects of vegetation density variability. *Journal of Hydrology*, 276 :128–136, 2003.
- S.H. Cousins. Hierarchy in ecology : its relevance to landscape ecology and geographic information system. In Green D.R. Cousins S. Haines-Young, R., editor, *Landscape Ecology and GIS*. Taylor and Francis, New-York, 1993.
- N. A. C. Cressie. *Statistics for Spatial Data*. Wiley, New York, 1999.
- F. Csillag. Quadrees : Hierarchical multiresolution data structures for analysis of digital images. In Quattrochi D.A and M.F Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis, 1997.
- F. Csillag and S. Kabos. Hierarchical decomposition of variance with applications in environmental mapping based on satellite images. *Math. Geol*, 4(28) :385–405, 1996.
- F. Csillag and S. Kabos. Wavelets, boundaries and the analysis of landscape pattern. *Ecoscience*, 9 :177–190, 2002.
- V.I. Cullinan, M.A. Simmons, and J.M. Thomas. A bayesian test of hierarchy theory : scaling up variability in plant cover from field to remotely-sensed-data. *Landscape Ecology*, 12 :273–285, 1997.
- V.I. Cullinan and J.M. Thomas. A comparison of quantitative methods for examining landscape pattern and scale. *Landscape Ecology*, 7(3) :211–227, 1992.

- P.J. Curran. The semivariogram in remote sensing an introduction. *Remote Sens Environ*, 24 : 493–507, 1988.
- P.J Curran and P.M Atkinson. Issues of scale and optimal pixel size. In Gorte B. Stein A., Vander Meer F., editor, *Spatial statistics for Remote Sensing*, pages 115–133. Dordrecht : Kluwer, 2002.
- P.J. Curran and J. Duncan. Estimation of signal to noise : a new procedure applied to aviris data. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.*, 27 :620–628, 1989.
- Dale. Conceptual and mathematical relationships methods for spatial analysis. *Ecography*, 25 : 558–577, 2002.
- M. Datcu and K. Seidel. Fractal and multiresolution techniques for the understanding of geo-information. In G.G Wilkinson, I. Kanellopoulos, and J. Megier, editors, *Fractals in Geoscience and Remote Sensing*, pages 56–84. Official Publications of The European Communities, Brussels, 1995.
- F.W. Davis, P.A. Stine, and D.M. Stoms. Distribution and conservation status of coastal sage scrub in southwestern california. *Journal of Vegetation Science*, 5 :743, 1994.
- L. De Cola. fractal analysis of a classified landsat scene. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 55 : 601–610, 1989.
- L. De Cola. Multifractals in image processing and processing imaging. In N.S-N. Lam and L. De Cola, editors, *Fractals in Geography*. Prentice Hall, 1993.
- L. De Cola and N.Lam. Introduction to fractals in geography. In N.S-N. Lam and L. De Cola, editors, *Fractals in Geography*, pages 87–121. Prentice Hall, Englewood Cliffs,NJ, 1993.
- R.S. De Fries, J.R. G. Townshend, and S.O. Los. Scaling land cover heterogeneity for global atmosphère-biosphère models. In Dale A. Quattrochi and M.F Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publisher, 1997.
- Burrough P.A De Jong, S.M. a fractal approach to the classification of mediterranean vegetation types in remotely sensed images. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 61 :1041–1053, 1995.
- S.M. De Jong, T. Hornstra, and H-G. Maas. An integrated spatial and spectral approach to the classification of mediterranean land cover types : the ssc method. *Journal of applied geosciences*, 3(2) :176 – 183, 2001.
- Lisa.C. Dent and N. Grimm. Spatial heterogeneity of stream water nutrient concentrations over successional time. *Ecology*, 1999.

- F.J. Dowla and L.L. Rogers. *Solving Problems in Environmental Engineering and Geosciences with Artificial Neural Networks*. The MIT Press, Cambridge,MA, 1996.
- J.A. Downing. Spatial heterogeneity : evolved behaviour or mathematical artefact? *Nature*, 323 (18) :255–287, 1986.
- R. Dubayah, E.F. Wood, and D. Lavallée. Multiscaling analysis in distributed modeling and remote sensing : an application using soil moisture. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS.*, pages 93–112. Lewis Publisher, 1997.
- J. Dungan. Conditional simulation : An alternative to estimation for achieving mapping objectives. In N. J Tate and P. M. Atkinson, editors, *Modelling Scale in Geographic Information Science*. wiley, 2001a.
- J. L. Dungan. Scaling up and scaling down : the relevance of the support effect on remote sensing of vegetation. In N. J Tate and P. M. Atkinson, editors, *Modelling Scale in Geographic Information Science*, pages 221–235. Wiley and Sons, Ltd, 2001b.
- J.L. Dungan. Spatial prediction of vegetation quantities using ground and image data. *International Journal of Remote Sensing.*, 19 :267–285, 1998.
- J.L. Dungan. Toward a comprehensive view of uncertainty in remote sensing. In Foody and Atkinson, editor, *Uncertainty in Remote Sensing and GIS.*, pages 25–33. J.W. Sons (Editor), 2002.
- C.P. Dunn, D.M. Sharpe, G.R. Guntenspergen, F. Stearms, and Z. Yang. Methods for analyzing temporal changes in landscape pattern. In Turner M.G and R.H. Gardner, editors, *Quantitative methods in landscape ecology*. Springer-Verlag, New York, 1991.
- P. Dutilleul and P. Legendre. Spatial heterogeneity against heteroscedasticity : an ecological paradigm versus a statistical concept. *Oikos*, 66 :152–167, 1993.
- J.R. Ehleringer and C.B. Field. *Scaling physiological processes. leaf to globe*. Sandiego, 1993.
- R. Faivre, C. Bastié, and Husson A. Integration of vegetation and hrvir into yield estimation approach. In G. Saint, editor, *Vegetation2000 : 2 years to prepare the future*, pages 235–240, Ispra, Lake Maggiore (Italy), 2000.
- R. Faivre and A. Fischer. Predicting crop reflectances using satellite data observing mixed pixels. *Journal of Agricultural, Biological, and Environment Statistics*, 2(1) :87–107, 1997.
- R.T.T Forman and M. Godron. *Landscape ecology*. John Wiley, New-York, 1986.

- M-J. Fortin. Spatial statistics in landscape ecology. In J.M. Klopatek Gardner and R.H, editors, *Landscape Ecological Analysis : Issues and Applications*. 1999.
- J. Franklin and C.E. Woodcock. Multiscale vegetation data for the mountains of southern california. In Quattrochi and Goodchild, editor, *Scale in Remote Sensing and GIS*, pages 141–168. Lewis Publisher, 1997.
- M A. Friedl. Examining the effects of sensor resolution and sub-pixel heterogeneity on spectral vegetation indices : Implications for biophysical modeling. In Quattrochi and Goodchild, editor, *Scale in Remote Sensing and GIS*, pages 113–140. Lewis Publisher, 1997.
- M A. Friedl, Davis F.W., J. Michaelsen, and M.A.. Moritz. Scaling and uncertainty in the relationship between the ndvi and land surface biophysical variables : An analysis using scene simulation model and data from fife. *Remote Sens Environ*, 54 :233–246, 1995.
- A. Gagalowicz. *Vers un modèle de texture*. PhD thesis, Pierre et Marie Curie, 1983.
- H. Gaonac'h, S. Lovejoy, and D. Schertzer. Resolution dependence of infrared imagery of active thermal features at kilauea volcano. *Int. J. Remote Sens.*, 24(11) :2323–2344, 2003.
- S. Garrigues. High spatial resolution spot image processing. Technical report, INRA, 2002.
- J.P. Gastellu-Etchegorry, V. Demarez, V. Pinel, and F. Zagolski. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-d vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58 :131–156, 1996.
- F. Giorgi. An approach for the representation of surface heterogeneity in land surface models :theoretical framework. *Mon. Wea. Rev.*, 125 :1885–1899, 1997.
- L. Glass and MC Mackey. *From Clocks to Chaos : The Rhythms of Life*. Princeton University Press, Princeton, 1988.
- J. Gleick. *Chaos : Making a New Science*. Penguin Books, New-York, 1988.
- N. Gobron, B. Pinty, M.M. Verstraete, and Y.M. Goaverts. The meris global vegetation index (mvgi) : description and preliminary application. *Int. J. Remote Sens.*, 20 :1917–1927, 1999.
- M.F. Goodchild. Fractals and the accuracy of geographical measures. *Math. Geol*, 12(2) :85–98, 1980.
- M.F. Goodchild. Introduction : Models of scale and scales of modelling. In N. J Tate and P. M. Atkinson, editors, *Modelling Scale in Geographic Information Science*. wiley, 2001.

- M.F. Goodchild and Quattrochi D.A. Scale, multiscaling, remote sensing and gis. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS.*, pages 2–11. Lewis Publisher, 1997.
- P. Goovaerts. *Geostatitics for natural resources evaluation*. New York, 1997.
- C. Gregoire and M. Raffy. Elaboration of multispectral models for heterogeneous media : Application to the lai. *Remote Sensing Reviews*, 15 :223–224, 1997.
- Jensen O. Gregotski, M.E. fractal modeling techniques for spatial data. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.*, 31 :980–988, 1993.
- Gustafson. Quantifying landscape spatial pattern : what is the state of the art ? *Ecosystems*, 1 : 143–156, 1998.
- G. Guyot. *Climatologie de l'Environnement : de la plante aux écosystèmes*. Masson, 1997.
- G. Guyot, X.F. Gu, M. Weiss, and F. Baret. Du signal satellitaire à le réflectance au sol : problèmes direct et inverse. *Photo-interprétation*, 1996(2) :119–144, 1996.
- F.G. Hall, K.F. Huemmrich, S.J. Goetz, P.J. Sellers, and J.E. Nickeson. Satellite remote sensing of surface energy balance : success, failure, and unresolved issues in five. *Journal of Geophysical Research*, 97(D17) :19061–19089, 1992.
- F.G. Hall, D.E. Strebel, and P.J. Sellers. Linking knowledge among spatial and temporal scales : vegetation, atmosphere, climate and remote sensing. *Landscape Ecology*, 2 :3–22, 1988.
- R.M. Haralick. statistical and structural approaches to texture. *Proceeding of the IEEE*, 67 : 786–804, 1979.
- R.M. Haralick, K. Shanmugan, and Its'hak Dinstein. textural features for image classification. *IEEE Trans.Syst. Man, Cybernetics, SMC*, 3(6) :610–621, 1973.
- R.M. Haralick and K.S. Shanmugan. Combined spectral and spatial processing of erts imagery data. *Remote Sens Environ*, 3 :3–13, 1974.
- D. He, L. Wang, and J. Guilbert. Texture discrimination based on an optimal utilization of textures features. *Pattern Recognition*, 2 :141–146, 1988.
- G.M Henebry. Detecting change in grasslands using measures of spatial dependence with landsat tm. *Remote Sens Environ*, 46 :233–234, 1993.

- D. OR. Hipps and C.M.U. Neale. Spatial structure and scaling of surface fluxes in a great basin ecosystem. In J.B. Stewart, E.T. Engman, R.A. Feddes, and Y. Kerr, editors, *Scaling up in Hydrology using remote sensing*, pages 113–124. Wiley, 1996.
- V. Houles. *Mise au point d'un outil de modulation intra-parcellaire de la fertilisation azotée du blé d'hiver basé sur la télédétection et un modèle de culture*. PhD thesis, INA-PG, 2004.
- Z. Hu, Y. Chen, and S. Islam. Multiscaling properties of soil moisture images and decomposition of large- and small scale features using wavelet transforms. *Int. J. Remote Sens.*, 19(13) : 2451–2467, 1998.
- Z. Hu and S. Islam. A framework for analyzing and designing scale invariant remote sensing algorithms. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 35 :747–755, 1997.
- Z. Hu, S. Islam, and L. Jiang. Approaches for aggregating heterogeneous surface parameters and fluxes for mesoscale and climate models. *Boundary. Layer Meteorology*, 93 :313–336, 1999.
- A.R. Huete. A soil adjusted vegetation index (savi). *Remote Sensing of the Environment*, 25 : 295–309, 1988.
- Hutchinson. The concept of pattern in landscape ecology. In *Proceedings of the Academy of Natural Sciences of Philadelphia*, 1953.
- R.D. Jackson. Spectral indices in n-space. *Remote Sensing of Environment*, 13 :409–421, 1983.
- S. Jacquemoud and F. Baret. Prospect : A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34 :75–91, 1990.
- A. Jakomulska and K.C. Clarke. Variogram-derived measures of textural image classification. In P. Monestier, editor, *geoENV III geostatistics for environmental applications*. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- P.G. Jarvis. Scaling processes and problems. *Plant, Cell and Environment*, 18 :1079–1089, 1995.
- A.G. Journel and C.J. Huijbregts. *Mining Geostatistics*. London, 1978.
- B. Julesz. Visual pattern discrimination. *Institute of Radio Engineers Transactions on Information Theory*, 8 :84–92, 1962.
- D.L.B. Jupp, A.H. Strahler, and C.E. Woodcock. Autocorrelation and regularization in digital images i : Basic theory. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 26 :463–473, 1988a.

- D.L.B. Jupp, A.H. Strahler, and C.E. Woodcock. Autocorrelation and regularization in digital images ii : Simple image models. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 27 :247–258, 1988b.
- C. Justice, A. Belward, J. Morisette, P. Lewis, J. Privette, and F. Baret. Developments in the validation of satellite sensor products for the study of the land surface. *International Journal of Remote Sensing*, 21(17), 2000.
- Christopher Justice and John Townshend. Special issue on the moderate resolution imaging spectroradiometer (modis) : a new generation of land surface monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2) :1–2, 2002.
- B. Klinkenberg. Fractals and morphometric measures : is there a relationships? *Geomorphology*, 5 :5–20, 1992.
- Y. Knyazikhin, J.V. Martonchik, R.B. Myneni, D.J. Diner, and S.W. Running. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from modis and misr data. *J. Geophys. Res.*, 103(D24) :32257–32275, 1998.
- J. Kolasa and CD. Rollo. The heterogeneity of heterogeneity. In J. Kolasa and STA. Pickett, editors, *Ecological heterogeneity*, pages 1–23. Springer Verlag, New-York, 1991.
- A. Kuusk and T. Nilson. A directional multispectral forest reflectance model. *Remote Sensing of Environment*, 72 :244–252, 2000.
- B. Lacaze, S. Rambal, and T. Winkel. Identifying spatial patterns of mediterranean landscapes from geostatistical analysis of remotely-sensed data. *international Journal of remote sensing*, 15(12) :2437–2450, 1994.
- N.S-N. Lam. Description and measurement of landsat tm images using fractals. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 56 :187–195, 1990.
- N.S-N. Lam and L. De Cola. *Fractals in Geography*. Englewood Cliffs. New Jersey, 1993.
- C. Lantuejoul. *Geostatistical Simulation : Models and Algorithms*. Springer, 2002.
- R.M. Lark. Geostatistical description of texture on an aerial photograph for discriminating classes of land-cover. *International Journal of remote sensing*, 17(11) :2115–2133, 1996.
- D. Lavallée and al. Nonlinear variability of landscape topography : multifractal analysis and simulation. In N.S-N Lam and L. De Cola, editors, *Fractals in Geography*. Prentice Hall, New Jersey, 1993.

- D. Leenhardt. Modèles de culture et changement d'échelle. In D Wallach, editor, *Pour une bonne utilisation des modèles de culture*, pages 1–15. Formascience INRA, 2002.
- P. Legendre. Spatial autocorrelation trouble or new paradigm ? *Ecology*, 74 :1659–1673, 1993.
- S.A. Levin. The problem of pattern and scale in ecology. *Ecology*, 73 :1943–1967, 1992.
- Vehel J. Levy, P. Mignot, and J-P Berroir. Texture and multifractals : new tools for image analysis. Technical report, INRIA, 1992.
- J.P. L'homme, A. Chehbouni, and B.A. Monteny. Effective parameters of surface energy balance in heterogeneous landscapes. *Bound. Layer Meteorol*, 71 :297–309, 1994.
- B. Li and R. Avissar. The impact of spatial variability of land-surface characteristics on land-surface heat fluxes. *Journal of Climate*, 7 :527–537, 1994.
- H. Li and J.F. Reynolds. On definition and quantification of heterogeneity. *Oikos*, 73(2) :280–284, 1995.
- S Lovejoy and Schertzer. Multifractals, universality classes and satellite and radar measurements of cloud and rain fields. *Journal of Geophysical Research*,, 95 :2021–2034, 1990.
- S. Lovejoy, D. Schertzer, Y. Tessier, and H. Gaonac'h. Multifractals and resolution-independent remote sensing algorithms : the example of ocean colour. *int. j. remote sensing*,, 22(7) : 1191–1234, 2001.
- T. J. Lyons and S. Halldin. Surface heterogeneity and the spatial variation of fluxes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(3-4) :153–165, 2004.
- S. Mallat. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Les éditions de l'Ecole Polytechnique, Paris, 2000.
- B.B. Mandelbrot. How long is the coast of great britain ? statistical self-similarity and fractional dimension. *Science*, 156 :636–638, 1967.
- B.B. Mandelbrot. *Les objets fractales : Forme, Hasard et Dimension*. Paris, 1975.
- B.B. Mandelbrot. *The Fractal Geometry of Nature*. New-York, 1983.
- D.J. Marceau. The scale issue in the social and natural sciences. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 25(4) :347–356, 1999.

- D.J. Marceau, P.J. Howarth, and D.J. Gratton. Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment 1/ the scale and spatial aggregation problem. *Remote Sens Environ*, 49 :93–104, 1994a.
- D.J. Marceau, P.J. Howarth, and D.J. Gratton. Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment, 2/the optimal spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, 49 :105–117, 1994b.
- G. Matheron. *Traité de Géostatistique (tome I)*. 1962.
- G. Matheron. *Les variables régionalisées et leur estimation*. Masson, Paris, 1965.
- K. McGwire and al. Spatial structure, sample design and scale in remotely-sensed imagery of a california woodland. *international Journal of remote sensing*, 14(11) :2137–2164, 1993.
- S.G. McNulty, J.M. Vose, and W. Swank. Scaling predicted pine forest hydrology and productivity across southern united states. In Dale A. Quattrochi and M.F Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publisher, 1997.
- B. Meentemeyer and E.O. Box. Scale effects in landscape studies. In M.G. Turner, editor, *Landscape heterogeneity and disturbance*, pages 15–34. Springer Verlag, Berlin, 1987.
- V. Meentemeyer. Geographical perspectives of space,time and scale. *landscape ecology*, 3(3-4) : 163–173, 1989.
- A. Minghelli. *Apport et perspectives de l'imagerie hyperspectrale pour la télédétection des paysages naturels et agricoles*. Phd thesis, Université de Sophia-Antipolis, 1999.
- F.P. Miranda. Application of the semivariogram textural classifier (stc) for vegetation discrimination using sir-b data of borneo. *Int. J. Remote Sens.*, 13(12) :2349–2354, 1992.
- A. Moody and C.E. Woodcock. The influence of scale and the spatial characteristics of landscapes on land cover mapping using remote sensing. *landscape ecology*, 10(6) :363–379, 1995.
- B. Moore. Le programme international géosphère-biosphère : une étude du changement global. quelques réflexions. *Lettre pigb-pmrc*, (10) :1–9, 2000.
- M.S. Moran, K.S Humes, and P.J. Pinter. The scaling characteristics of remotely-sensed variables for sparsely-vegetated heterogeneous landscapes. *Journal of Hydrology*, 190 :337–362, 1997.
- Jeffrey T. Morissette, Jeffrey L. Privette, and Christopher O. Justice. A framework for the validation of modis land products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2) :77–96, 2002.

- S. Moulin, A. Bondeau, and R. Delécolle. Combining agricultural crop models and satellite observations : from field to regional scales. *Int. J. Remote Sens.*, 19(6) :1021–1036, 1998.
- S. Moulin, L. Kergoat, N. Viovy, and G. Dedieu. Global scale assessment of vegetation phenology using noaa/avhrr satellite measurements. *Journal of Climate*, 10(6) :1154–1170, 1997.
- H.B Musick and H.D Grover. Image textural measures as indices of landscape pattern. In Monica G. Turner and Robert H. Gardner, editors, *Quantitative methods in landscape ecology*. 1991.
- D. Myers. To be or not to be .. stationary ? that is the question. *Math. Geol*, 21 :347–362, 1989.
- R. Myneni. Atmospheric effects and spectral vegetation indices. *Remote Sens Environ*, 47 : 390–402, 1994.
- R. Myneni, S. Hoffman, Y. Knyazikhin, and al. Global products of vegetation leaf area and fractaion absorbed par from year one of modis data. *Remote Sens Environ*, 83 :214–231, 2002.
- R. B. Myneni and J. Ross. *Photon-vegetation interactions. Applications in optical remote sensing and plant ecology*. Springer Verlag, Berlin Heiderberg New York, 1991.
- R.B. Myneni, G. Asrar, and F.G. Hall. A three-dimensional radiative transfer method for optical remote sensing of vegetated land surfaces. *Remote Sensing of Environment*, 41 :105–121, 1992.
- R.B. Myneni, C.D. Keeling, C.J. Tucker, G. Asrar, and R.R. Nemani. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981-1991. *Nature*, 386 :698–702, 1997.
- A.B. Nicotra, R.L. Chazdon, and S.V.B. Iriarte. Spatial heterogeneity of light and woody seedling regeneration in tropical wet forest. *Ecology*, 1999.
- E.G. Njoku, S.J. Hook, and A. Chehbouni. Effects of surface heterogeneity on thermal remote sensing of land parameters. In J.B. Stewart, E.T. Engman, R.A. Feddes, and Y. Kerr, editors, *Scaling up in Hydrology Using Remote Sensing*, pages 19–39. Wiley, 1998.
- John M. Norman. Scaling processes between leaf and canopy levels. In J.R. Ehleringer and C.B. Field, editors, *Scaling physiological processes. leaf to globe*. Sandiego, 1993.
- R.A. Olea. *Geostatistical Gloassry and Multilingual Dictionnary*. International Association of Mathematical Geology. Oxford University Press, New-York, 1990.
- M.A. Oliver. Spatial scale variation in environmental properties. In N. J. Tate and P. M. Atkinson, editors, *Modelling Scale in Geographic Information Science*, pages 193–219. wiley, 2001.

- M.A. Oliver and R. Webster. Semivariogram for modelling the spatial pattern of landform and soil properties. *Earth Surface Processes Landforms*, 11 :491–504, 1986.
- R.V. O'Neill, R.H. Gardner, B. Milne, M.G. Turner, and B. Jackson. Heterogeneity and spatial hierarchies. In J. Kolasa and S.T.A. Pickett, editors, *Ecological heterogeneity*, pages 85–96. Springer Verlag, New-York, 1991.
- R.V. O'Neill, A.R. Johnson, and A.W. King. A hierarchical framework for the analysis of scale. *landscape ecology*, 3(3-4) :193–205, 1989.
- S. Openshaw. *The Modifiable Area Unit Problem*, volume 38 of *Catmog. Concept and techniques in modern geography*. Geo Books, Norwich, 1984.
- R.L. Pearson and L.D. Miller. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short grass prairie, pawnee national grasslands, colorado. In *8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment, ERIM*, pages 1357–1381, Ann Arbor, Michigan (USA), 1972.
- S. Pecknold, S. Lovejoy, D. Schertzer, and C. Hooge. Multifractals and resolution dependence of remotely sensed data : Gsi to gis. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publisher, 1997.
- Henk. Pelgrum. *Spatial aggregation of land surface characteristics*. PhD thesis, Wageningen University, 2000.
- A Pentland. Fractal-based description of natural scenes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, 6(6) :661–674, 1984.
- J.R. Petit, J. Jouzel, D. Raynaud, N.I. Barkov, J.-M. Barnola, I. Basile, M. Bender, J. Chappellaz, M. Davis, G. Delaygue, M. Delmotte, V.M. Kotlyakov, M. Legrand, V.Y. Lipenkoy, C. Lorius, L. Pepin, C. Ritz, E. Saltzman, and M. Stievenard. Climate and atmospheric history of the past 420,000 years from the vostok ice core, antarctica. *Nature*, (399) :429–436, 1999.
- N. Peyrard, A. Calonnec, F. Bonnot, and F. J. Chadoeuf. Explorer un jeu de données sur grille de tests de permutation. *Revue de Statistiques Appliquées*, accepté, 2004.
- R. A. Pielke and R. Avissar. Influence of landscape structure on local and regional climate. *Landscape Ecology*, 4 :133–155, 1990.
- E.C. Pielou. *Mathematical ecology*. Wiley, New York, 1977.

- B. Pinty and M. Verstraete. Gemi : a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio*, 101 :15–20, 1992.
- T. Poglio, P. Blanc, and R. Aloisi. Applicability of superresolution to the vegetation sensor. In *Fusion of Earth Data*, Sophia Antipolis, France, 2000.
- L. Polidori, J. Chorowicz, and R. Guillaude. description of terrain as a fractal surface, and application to digital elevation model quality assessment. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 57 : 1329–1332, 1991.
- I.C. Prentice, G.D. Farquhar, M.J.R. Fasham, M.L. Goulden, M. Heimann, V.J. Jaramillo, H.S. Kheshgi, C. Le Quere, R.J. Scholes, and D.W.R. Wallace. The carbon cycle and atmospheric carbon dioxide, in climate change 2001 :. In Y. Ding J.T. Houghton, P.J. van der Linden X. Dai K. Maskell D.J. Griggs, M. Noguer, and C.A. Johnson, editors, *The Scientific Basis. Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, pages 185–225. Cambridge, United Kingdom and New York, USA,, Cambridge, 2001.
- C. Puech. Thresholds of homogeneity in targets in the landscape. relationship with remote sensing. *Int. J. Remote Sensing*, 15(12) :2421–2435, 1994.
- C. Puech. Utilisation de la télédétection et des modèles numériques de terrain pour la connaissance du fonctionnement des hydrosystèmes. Technical report, 2000.
- C. Puech and P. Viné. Une approche physique de la résolution optimale par analyse géométrique et radiométrique des éléments constitutifs du pixel. application à un couvert forestier méditerranéen. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 25(4) :381–387, 1999.
- A.M. Raffy. Change of scale theory : a capital challenge for space observation of earth. *International Journal of Remote Sensing*, 15 :2353–2357, 1994a.
- A.M. Raffy. heterogeneity and change of scale in models of remote sensing- spatialization of multi-spectral models. *International Journal of Remote Sensing*, 15(2359-2380), 1994b.
- .M. Raffy. Change of scale in models of remote sensing : A general method for spatialization of models. *Remote Sens Environ*, 40 :101–112, 1992.
- A. F. Rahman, J. A. Gamon, D. A. Sims, and M. Schmidts. Optimum pixel size for hyperspectral studies of ecosystem function in southern california chaparral and grassland. *Remote Sensing of Environment*, 84(2) :192–207, 2003.

- H. Rahman and G. Dedieu. Smac : a simplified method for the atmospheric correction of satellite measurements in the solar spectrum. *Int. J. Remote Sens.*, 16(1) :123–143, 1994.
- G. Ramstein and M. Raffy. analysis of the structure of remotely-sensed images. *international Journal of remote sensing*, 10 :1019–1073, 1989.
- M. Rast. *SPECTRA Surface Processes and Ecosystem Changes Through Response Analysis*. Reports For Mission Selection. ESA, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 2004.
- J.L. Riera, J.J. Magnuson, J.R. Vande Castle, and M.D. Mackenzie. Analysis of large-scale spatial heterogeneity in vegetation indices among north american landscapes. *Ecosystems*, 1 : 268–282, 1998.
- N. Rochdi. *Un modele generique d'agrégation des feuilles dans un couvert végétal : application à la simulation du transfert radiatif*. PhD thesis, INA-PG, 2003.
- R.E. Rossi, D.J. Mulla, A.G. Journel, and E.H. Franz. Geostatistical tools for modelling and interpreting ecological spatial dependence. *Ecological monograph*, 62 :277–314, 1992.
- J.W. Rouse, R.H. Haas, J.A. Schell, D.W. Deering, and J.C. Harlan. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Final report type iii, NASA/GSFC, 1974.
- J.S. Rowe. The level of interpretation concept and ecology. *Ecology*, 42 :420–427, 1961.
- S.W. Running. A bottom-up evolution of terrestrial ecosystem modeling theory, and ideas toward global vegetation modeling. In D. Ojima, editor, *Modeling the earth system*, pages 263–280. UCAR/Office for Interdisciplinary Earth Studies, Boulder, CO, 1990.
- S.W. Running, D. Baldocchi, D.P. Turner, S.T. Gower, P.S. Bakwin, and K.A. Hibbard. A global terrestrial monitoring network integrating tower fluxes, flask sampling, ecosystem modeling and eos satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 70 :108–127, 1999.
- S.W. Running, C. Justice, V. Salomonson, D. Hall, and et al. Terrestrial remote sensing science and algorithms for eos/modis. *Int. J. Remote Sens.*, 15 :3587–3620, 1994.
- D.S. Schimel, F.W. Davis, and T.G.F. Kittel. Spatial information for extrapolation of canopy processes : Examples from fife. In J.R. Ehleringer and C.B. Field, editors, *Scaling physiological processes. leaf to globe*. 1993.
- R.A. Schowengerdt. *Remote Sensing : models and methods for image processing*. Academic Press, 1997.

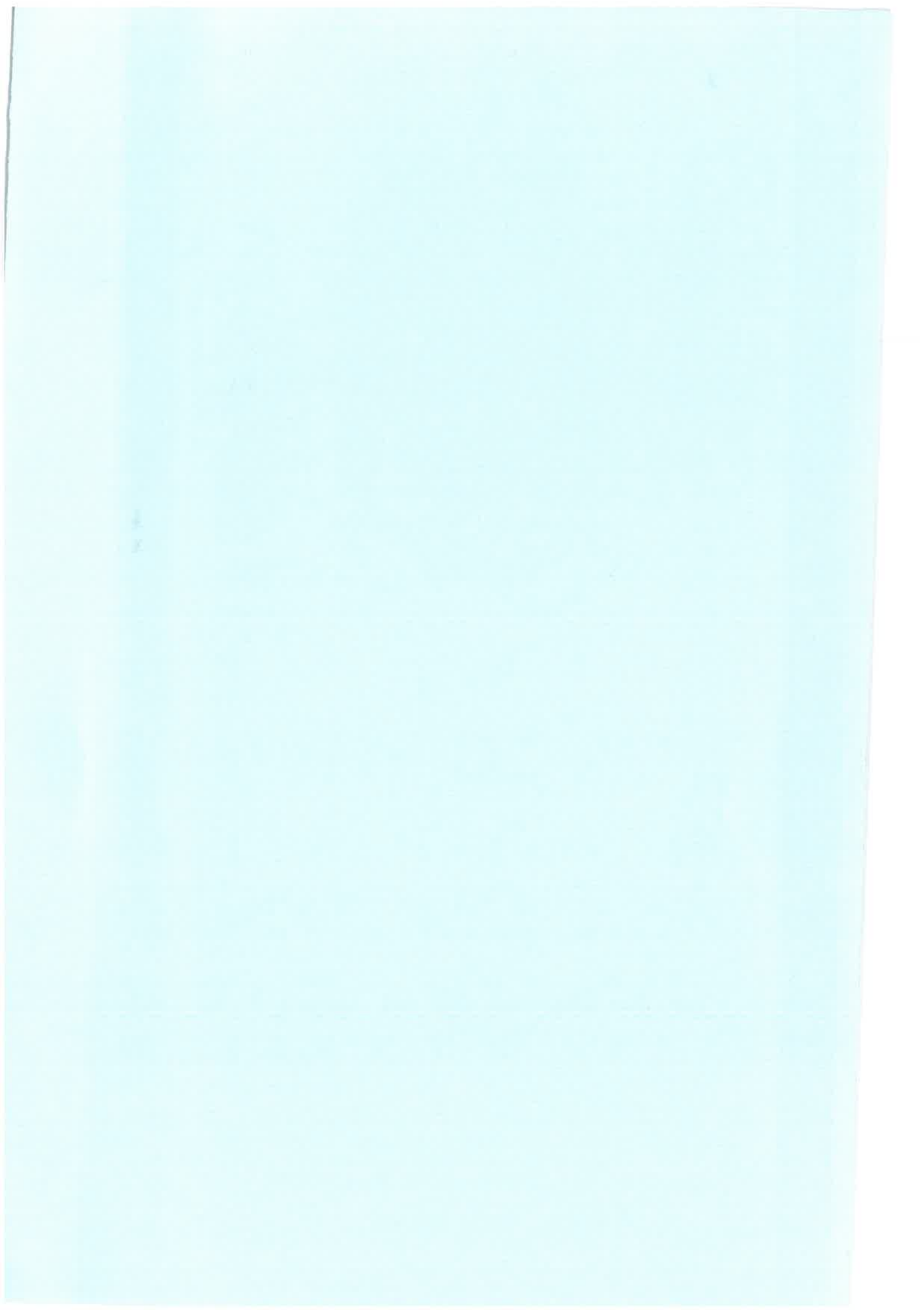
- J. Seixas. Assessing heterogeneity from remote sensing images : the case of desertification in southern portugal. *int. j. remote sensing*, 21(13 and 14) :2645–2663, 2000.
- Piers J. Sellers. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration ii. the role of biophysics in the linearity of their interdependence. *Remote Sensing of Environment*, 21 :143–183, 1987.
- P.J. Sellers. Modeling the exchange of energy, water, and carbon between continents and atmosphere. *Science*, 275 :602–609, 1997a.
- P.J. Sellers and Hall F.G. Fife in 1992 : Results, scientific gains and future research directions. *Journal of Geophysical Research*, 97 :19091–19109, 1992.
- P.J. Sellers, Hall F.G., G. Asrar, D.E. Strelbel, and R.E. Murphy. An overview of the first international satellite land surface climatology project (islscp) field experiment (fife). *Journal of Geophysical Research*, 97 :18345–18371, 1992.
- P.J. et al Sellers. Boreas in 1997 : experiment overview, scientific results and future directions. *Journal of Geophysical Research*, 102(D24) :28731–28770, 1997b.
- J. Serra. Les structures gigognes : morphologie mathématique et interprétation métallogénique. *Mineralium Deposita*, 3 :135–154, 1968.
- M.S. Seyfried and B.P. Wilcox. Scale and the nature of spatial variability : field examples have implications for hydrological modelling. *Water Resources Research*, 31 :173–184, 1995.
- N. V. Shabanov, Y. Wang, W. Buermann, J. Dong, S. Hoffman, G. R. Smith, Y. Tian, Y. Knyazikhin, and R. B. Myneni. Effect of foliage spatial heterogeneity in the modis lai and fpar algorithm over broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 85(4) :410–423, 2003.
- C.E Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell Syst Tedhn J*, 23 :379–423,623–656, 1948.
- P Soille and J-F Rivest. On the validity of fractal dimension measurements in image analysis. *Journal of visual communication and image representation*, 7(3) :217–229, 1996.
- B.A. St-Onge and F. Cavayas. Estimating forest stand structure from high-resolution imagery using the directional variogram. *International Journal of remote sensing*, 16(11) :1999–2001, 1995.
- A. Stein and C. Ettema. An overview of spatial sampling procedures and experimental design of spatial studies for ecosystem comparisons. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 94 : 31–47, 2003.

- A.H. Strahler, C.E. Woodcock, and J.A. Smith. On the nature of models in remote sensing. *Remote Sens. Environ.*, 20 :121–139, 1986.
- N. J Tate and P. M. Atkinson. *Modelling Scale in Geographic Information Science*. wiley, wiley edition, 2001.
- Y. Tian, Y. Wang, Y. Zhang, Y. Knyazikhin, J. Bogaert, and R.B. Myneni. Radiative transfer based scaling of lai/fpar retrievals from reflectance data of different resolutions. *Remote Sens. Environ.*, 84 :143–159, 2002a.
- Y. Tian, C.E. Woodcock, Y. Wang, J.L. Privette, N.V. Shabanov, L. Zhou, Y. Zhang, W. Buermann, J. Dong, B. Veikkanen, T. Häme, K. Andersson, M. Ozdogan, Y. Knyazikhin, and R.B. Myneni. Multiscale analysis and validation of the modis lai product. i. uncertainty assessment. *Remote Sens. Environ.*, 83 :414–430, 2002b.
- Y. Tian, C.E. Woodcock, Y. Wang, J.L. Privette, N.V. Shabanov, L. Zhou, Y. Zhang, W. Buermann, J. Dong, B. Veikkanen, T. Häme, K. Andersson, M. Ozdogan, Y. Knyazikhin, and R.B. Myneni. Multiscale analysis and validation of the modis lai product. ii. sampling strategy. *Remote Sens. Environ.*, 83 :431–441, 2002c.
- W.R. Tobler. A computer movie simulating urban growth in the detroit region. *Economic Geography Supplement*, 46 :234–240, 1970.
- J.R. G. Townshend and C.O. Justice. Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations. *International Journal of Remote Sensing*, 9 : 187–236, 1988.
- Paul Treitz. Variogram analysis of high spatial resolution remote sensing data : an examination of boreal forest ecosystem. *International Journal of Remote Sensing*, 2001.
- M. Tuceryan and A.K. Jain. Texture analysis. In Pau L.F. Chen, C.H and P.S.P. Wang, editors, *Handbook of pattern recognition and computer vision*, pages 207–248. world scientific publishing Co., 1998.
- C.J. Tucker and P.J. Sellers. Satellite remote sensing of primary production. *Int. J. Remote Sens.*, 7(11) :1395–1417, 1986.
- M.G. Turner, V.H. Dale, and R.H. Gardner. Predicting across scales : theory development and testing. *Landscape Ecology*, 3(3-4) :245–252, 1989.
- O'Neill R.V. Gardner R.H. Milne B.T. Turner, M.G. Effects of changing the spatial scale on the analysis of landscape pattern. *Landscape Ecology*, 3(1) :53–62, 1989.

- S.J. Turner, R.V. O'Neill, W. Conley, M.R. Conley, and H.C. Humphries. Pattern and scale : Statistics for landscape ecology. In Monica G. Turner and Robert H. Gardner, editors, *Quantitative methods in landscape ecology*, pages 3–14. Springer-Verlag, New-York, 1991.
- S. Ustin, M.O. Smith, and J.B Adams. Remote sensing of ecological processes : a strategy for developing and testing ecological models using spectral mixture analysis. In J.R. Ehleringer and C.B. Field, editors, *Scaling physiological processes. leaf to globe*. 1993.
- P.R. Van Gardigen, G.M. Foody, and . Curran, P.J. *Scaling-up from Cell to Landscape*. Cambridge University Press, 1997.
- J.A Vargas-Guzman and al. Derivatives of spatial variances of growing windows and the variogram. *Math. Geol*, 32(7) :852–871, 2000.
- W. Verhoef. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling : the sail model. *Remote Sensing of Environment*, 16 :125–141, 1984.
- E.F. Vermote, D. Tanré, J.L. Deuzé, M. Herman, and J.J. Mockette. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6s : an overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3) :675–686, 1997.
- H. Wackernagel. *Multivariate Geostatistics An Introduction with applications*. Berlin, second edition edition, 1998.
- L. Wald. Some examples of the use of structure functions in the analysis of satellite image of ocean. *Photogr. Eng Remote Sensing*, 55 :1487–1490, 1989.
- C. Wallace, J. M. Watts, and S.R. Yool. Characterizing the spatial structure of vegetation communities in the mojave desert using geostatistical techniques. *Computers and Geosciences*, 26 :397–410, 2000.
- S.J. Walsh, A. Moody, T.R. Allen, and D.G. Brown. Scale dependence of ndvi. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publisher, 1997.
- C.L. Walthall, Y. Pachepsky, W.P. Dulaney, D.J. Timlin, and C.S.T. Daughtry. Using spatial variance information from remotely sensed imagery to map crop foliage density. In *Third International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry*, Proc. of Denver,, 2001.
- R. Webster. Quantitative analysis of soil in the field. *Advances in Soil Science*, 3 :1–70, 1985a.
- R. Webster. Quantitative spatial analysis of soil in the field. *Adv. Soil. Sci.*, 3 :7–70, 1985b.

- R. Webster. Spatial correlation in reflected radiation from the ground and its implications for sampling and mapping by ground -based radiometry. *Remote Sens Environ*, 29 :67-78, 1989.
- R. Webster. Is soil variation random? *Geoderma*, 97(3-4) :149-163, 2000.
- R. Webster and M.A. Oliver. *Statistical Methods in Soil and Land Resource Survey*. Oxford University Press, New York, 1990.
- M. Weiss and F. Baret. Evaluation of canopy biophysical variable retrieval performances from the accumulation of large swath satellite data. *Remote Sens Environ*, 70 :293-306, 1999.
- M. Weiss, F. Baret, M. Leroy, O. Hautecoeur, C. Bacour, L. Prevot, and N. Bruguier. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. *Agronomie*, 22 :547-553, 2002.
- M. Weiss, F. Baret, R.B. Myneni, A. Pragnère, and Y. Knyazikhin. Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie*, 20 :3-22, 2000.
- M. Weiss, F. Baret, G. J. Smith, I. Jonckheere, and P. Coppin. Review of methods for in situ leaf area index (lai) determination : Part ii. estimation of lai, errors and sampling. *Agricultural and Forest Meteorology*, 121(1-2) :37-53, 2004.
- O. Wendroth, W. Pohl, S. Koszinski, H. Rogasik, C.J. Ritsem, and D.R. Nielsen. Spatio-temporal patterns and covariance structures of soil water status in two northeast-german field sites. *Journal of Hydrology*, 215 :38-58, 1999.
- M.A. Whitters and V. Meentemeyer. Concepts of scale in landscape ecology. In Jeffrey M. Klopatek and Robert H. Gardner, editors, *Landscape ecological analysis : Issues and Applications*. Springer Verlag, 1999.
- J.D. Wickham and R.H. Riitters. Sensitivity of landscape metrics to pixel size. *International Journal of Remote Sensing*, 16 :35-85-3594, 1995.
- J.A. Wiens. Spatial scaling in ecology. *Funct Ecol*, 3 :385-397, 1989.
- Jean-Luc Wildowski, Bernard Pinty, Nadine Gobron, and Michel M. Verstraete. Characterization of surface heterogeneity detected at the misr/terra subpixel scale. *Geophysical Research Letters*, 28(24) :4639-4642, 2001.
- C.E. Woodcock and V.J. Harward. Nested-hierarchical scene models and image segmentation. *Int. J. Remote Sensing*, 13(16) :3167-3187, 1992.

- C.E. Woodcock and A.H Strahler. The factor of scale in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 21 :311–332, 1987.
- C.E. Woodcock, A.H Strahler, and D.L.B jUPP. The use of variograms in remote sensing : a/ scene models and simulated images b/ real digital images. *Remote Sensing of Environment*, 25 :323–379, 1988.
- Jianguo Wu. Effects of changing scale on landscape pattern analysis : scaling relations. *Landscape Ecology*, 19(2) :125–138, 2004.
- Jianguo Wu and Ye. Qi. Dealing with scale in landscape analysis : an overview. *Geographic Information Sciences*, 6(1) :1–5, 2000.
- Z-G Xia and K.C. Clarke. Approaches to scaling of geo-spatial data. In Quattrochi Eds and Goodchild, editors, *Scale in Remote Sensing and GIS*. Lewis Publisher, 1997.



Résumé : Hétérogénéité spatiale des surfaces terrestres en télédétection : caractérisation et influence sur l'estimation des variables biophysiques.

La télédétection permet d'estimer les variables biophysiques révélatrices de l'état et du fonctionnement du couvert végétal. A l'heure actuelle, la répétitivité temporelle nécessaire pour caractériser le fonctionnement des couverts végétaux n'est assurée que par des capteurs à large champ observant la surface à des résolutions spatiales hectométrique ou kilométrique. Toutefois, l'hétérogénéité spatiale intra-pixellaire constitue une source d'incertitude significative lorsque les relations entre les variables biophysiques et les variables radiométriques mesurées par télédétection sont non linéaires. L'hétérogénéité du pixel moyenne résolution est caractérisée à partir du variogramme d'images de variables radiométriques (NDVI, PIR, ROUGE) issues d'un capteur à haute résolution spatiale. L'analyse de différents paysages montre que les échelles de variation expliquant la plus grande part de variabilité de la couverture végétale ont une gamme de valeur comprise entre 60m et 800m. D'autre part, un modèle a été construit pour corriger l'erreur d'estimation des variables biophysiques induite par l'hétérogénéité spatiale du pixel moyenne résolution. L'erreur d'estimation s'exprime de façon multiplicative en fonction du degré d'hétérogénéité et du degré de non linéarité de la relation entre la variable radiométrique et la variable biophysique. La correction est satisfaisante, en particulier à 1000m de résolution. A partir de la caractérisation de l'hétérogénéité spatiale de dix-huit paysages, la résolution spatiale optimale qui permet de capturer le maximum de variabilité de la couverture végétale du paysage pour minimiser l'erreur d'estimation a été estimée à 30m.

Mots-cles : télédétection, paysage, indice foliaire, moyenne résolution spatiale, hétérogénéité spatiale, structure spatiale, texture d'image, variogramme, échelle de variation, résolution spatiale optimale, changement d'échelle, agrégation, erreur d'estimation, non linéarité.

Abstract : Spatial heterogeneity and remote sensing observations of land surface: characterization and effects on biophysical variable estimates.

Biophysical variable estimates from remote sensing data characterize plant canopy structure and functioning. The monitoring of earth surface dynamic processes at global scale requires high temporal frequency remote sensing observations which are provided up to now thanks to coarse spatial resolution sensors. At these scales, both the spatial heterogeneity of the observed scenes and the non linearity of the relationships between the biophysical variable of interest and the radiometric data, generate a bias in the variable estimation. This work aims at reducing the biophysical variable estimation uncertainty due to scaling effects. Spatial heterogeneity is characterized by the variogram of high spatial resolution remote sensing data (NDVI, NIR, RED). The analysis is performed for different landscapes. Typical length scales as measured by the range of the variogram is between 50m and 800m. Then, a method is developed to reduce scaling effects in the estimates of the biophysical variable. It accounts for spatial heterogeneity within coarse resolution pixel and the degree of non linearity of the relationship between remote sensed data and biophysical variable. Results show good performance for coarse resolution sensors. Based on the characterization of heterogeneity over a large range of landscapes (18), the optimal resolution, *i.e* the resolution that would minimize the artefacts due to spatial heterogeneity, is estimated at 30m.

Key-words : remote sensing, landscape, coarse resolution, spatial heterogeneity, spatial structure, image texture, variogram, optimal spatial resolution, upscaling, estimation error, non linearity.