

**Record Number:****Author, Monographic:** Villeneuve, J. P.//Fortin, J. P.//Guertin, K.//Ouellet, J.//Dubé, C.  
Blanchette, C.//Deschênes, S.//Grimaud, M.//Houle, S.//Lacroix, J.**Author Role:****Title, Monographic:** Modélisation de la structure temporelle et spatiale d'images infrarouges.  
Rapport-synthèse**Translated Title:****Reprint Status:****Edition:****Author, Subsidiary:****Author Role:****Place of Publication:** Québec**Publisher Name:** INRS-Eau**Date of Publication:** 1988**Original Publication Date:** 17 mai 1988**Volume Identification:****Extent of Work:** 43**Packaging Method:** pages**Series Editor:****Series Editor Role:****Series Title:** INRS-Eau, Rapport de recherche**Series Volume ID:** 235**Location/URL:****ISBN:** 2-89146-232-7**Notes:** Rapport annuel 1987-1988**Abstract:** Rapport rédigé pour Approvisionnement et Services Canada et le Centre de  
recherche pour la défense de Valcartier  
10.00\$**Call Number:** R000235**Keywords:** rapport/ ok/ dl

Dossier MAS : 16SD.97701-4-23571  
INRS : SB-43040147

**RAPPORT-SYNTHESE**

**MODELISATION DE LA STRUCTURE  
TEMPORELLE ET SPATIALE  
D'IMAGES INFRAROUGES**

par

Jean-Pierre VILLENEUVE  
Jean-Pierre FORTIN  
Kateri GUERTIN  
Jocelyn OUELLET  
Clément DUBE  
Claude BLANCHETTE  
Sylvain DESCHENES  
Michel GRIMAUD  
Sylvain HOULE  
Jean LACROIX

Rapport scientifique 235

INRS-Eau, Université du Québec, Case Postale 7500  
2700, rue Einstein, Sainte-Foy (Québec) G1V 4C7

## TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION .....	1
<b>1 ETUDE DES MODELES D'AJUSTEMENT DES FONCTIONS PSD REPRESENTATIVES DES ARRIERE-PLANS DANS L'INFRAROUGE .....</b>	<b>3</b>
1.1 Problématique.....	3
1.2 Quelques propriétés fondamentales de la fonction PSD .....	3
1.3 Estimation des fonctions PSD des arrière-plans.....	4
1.4 Les fonctions analytiques ajustées aux fonctions analytiques ajustées aux fonctions estimées .....	5
1.4.1 Les fonctions optimisées par régression linéaire.....	5
1.4.2 Les fonctions analytiques sélectionnées pour la présente étude.....	5
1.5 Conclusions et recommandations .....	6
<b>2 METHODES GEOSTATISTIQUES APPLIQUEES A LA SYNTHESE ET A LA REPRODUCTION D'IMAGES DAEDALUS .....</b>	<b>13</b>
2.1 Problématique.....	13
2.2 Traitement d'images à couvert unique .....	13
2.2.1 Synthèse de l'information.....	14
2.2.2 Reproduction de l'image .....	14
2.3 Traitements d'images à couverts multiples .....	16
2.3.1 Traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert et par image.....	16
2.3.2 Traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert et par vol	18
2.4 Exemples d'applications .....	18
2.5 Evaluation des procédures de synthèse et de reproduction .....	19
2.6 Conclusions et recommandations .....	19
<b>3 MODELISATION DE LA STRUCTURE TEMPORELLE ET SPATIALE D'IMAGES INFRAROUGES .....</b>	<b>23</b>
3.1 Problématique.....	23
3.2 Analyse qualitative de l'imagerie infrarouge thermique.....	23
3.3 Constitution de la base de données.....	24
3.3.1 Sélection des arrière-plans.....	24
3.3.2 Types d'arrière-plans .....	24
3.3.3 Classes d'arrière-plans .....	24

3.4	Analyse des données.....	25
3.5	Modélisation des arrière-plans.....	29
3.6	Conclusions et recommandations .....	33
REFERENCES.....		35
LISTE DES FIGURES .....		37
LISTE DES TABLEAUX.....		39

## INTRODUCTION

Le but de cette étude consiste à représenter à l'aide de différentes techniques de modélisation mathématique l'information contenue dans des images (arrière-plans) infrarouges.

Les images utilisées au cours de l'étude et fournies par le Centre de Recherche pour la Défense, Valcartier (CRDV), ont été recueillies à l'aide du système imageur aéroporté Daedalus DS-1260. Les caractéristiques de ce capteur multi-spectral, qui comporte deux canaux thermiques (4.5-5 et 9-13 microns), ainsi que la procédure de calibration utilisée sont décrits dans DREV (1983) et dans Villeneuve et al., Tome 3 (1987). Pour ce projet, les valeurs d'irradiance de ces images, allant de 0 à 255 (en base binaire), ont été converties en micro-Flicks ( $\mu F$ ).

Le projet comporte trois études complémentaires qui, chacune selon une approche particulière, permettent de caractériser le contenu de ces images.

Dans un premier temps, on vérifie divers modèles d'ajustement des fonctions PSD calculées à partir de plusieurs images infrarouges; on établit ainsi les modèles d'ajustement les plus pertinents pour représenter les caractéristiques d'images infrarouges.

Par ailleurs, on applique la méthode du krigeage pour la synthèse et la reproduction de ces images; on démontre ainsi l'utilité de cette méthode de même que sa capacité de reproduction à partir d'un minimum d'information issue d'images comportant jusqu'à trois textures (couverts).

Enfin, on établit une modélisation mathématique mettant en relation les caractéristiques statistiques (moyenne et variance) d'images de sites homogènes (à couvert unique) et mixtes (à couverts multiples) et celles d'autres sites homogènes provenant du même vol.

A l'issue de cette étude, on constate que le krigeage est une méthode d'interpolation efficace au niveau de la reproduction des images et que la modélisation des caractéristiques statistiques de sites à couverts homogènes ou mixtes est très prometteuse.

# **1 ETUDE DES MODELES D'AJUSTEMENT DES FONCTIONS REPRESENTATIVES DES ARRIERE-PLANS INFRAROUGES**

## **1.1 PROBLEMATIQUE**

Cette étude porte sur l'ajustement de différentes fonctions analytiques aux fonctions de densité spectrale (PSD) estimées à partir de données d'arrière-plans dans l'infrarouge.

Pour cette étude, on ne retient que des images de la ville de Québec et ses alentours, dont les dimensions sont (en pixels) 64x64, 128x128 et 512x512. Différentes fonctions analytiques sont ajustées aux fonctions PSD estimées à partir de ces images. L'analyse des résultats d'ajustement est effectuée selon deux critères: la somme des moindres carrés, et la somme des amplitudes des fréquences des fonctions PSD estimées.

Chacune des fonctions analytiques a deux paramètres à optimiser. Le critère d'optimisation est la minimisation de la somme des moindres carrés.

Finalement, les ajustements obtenus par moindres carrés seront comparés à ceux obtenus par régression linéaire dans les plans log-linéaire et log-log.

## **1.2 QUELQUES PROPRIETES FONDAMENTALES DE LA FONCTION PSD**

Considérons un processus stochastique discret stationnaire  $X_t$  ( $t$  tient lieu d'une variable temps, espace, ou autre). On définit la fonction de densité spectrale (PSD) comme étant la transformée de Fourier de la fonction d'autocovariance:

$$\text{PSD}(u) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N\delta} \sum_{i=-(N/2-1)}^{N/2} \phi(i\delta) \delta \exp(j2\pi u i \delta)$$

où,

$1/N\delta$  est la fréquence fondamentale,

$\delta$  est la distance entre les observations, et

$N$  est une des dimensions de l'image.

Cette fonction représente la contribution de chacune des fréquences à la variance du processus  $X_t$ ; si le processus est réel, la fonction d'autocovariance est réelle et symétrique, et la fonction PSD est réelle, symétrique et positive. Puisque la transformée inverse de la fonction PSD conduit à la fonction d'autocovariance,

$$\phi(i\delta) = \int_{-1/2\delta}^{1/2\delta} \text{PSD}(u) \exp(j2\pi u i \delta) du,$$

où  $1/2\delta$  est la fréquence de Nyquist, on obtient pour  $i=0$ ,

$$\phi(0) = \int_{-1/2\delta}^{1/2\delta} \text{PSD}(u) du = \int_{-1/2\delta}^{1/2\delta} \text{PSD}(u) du,$$

où  $\phi(0)$  est la variance du processus.

On démontre aussi qu'un estimateur de la fonction PSD peut être obtenu directement à partir du processus  $X_t$  par la relation suivante:

$$\text{PSD}(u) = \frac{1}{N\delta} \left| \sum_{i=-(N/2-1)}^{N/2} X_i \delta \exp(-j2\pi u i \delta) \right|^2$$

### 1.3 ESTIMATION DES FONCTIONS PSD DES ARRIERE-PLANS

Les fonctions PSD sont estimées à partir des valeurs d'irradiance (en  $\mu\text{F}$ ) de chaque image, pour chacune des deux longueurs d'ondes traitées, et dans les

deux directions principales de l'image: direction perpendiculaire au vol (rangée) et direction parallèle au vol (colonne). Chacune de ces fonctions est une somme pondérée de fonctions PSD calculées à toutes les huit (8) rangées (ou colonnes). Cette somme pondérée porte sur les rangées (ou colonnes) suivantes: 4, 12, 20, ....., (N-4).

#### 1.4 LES FONCTIONS ANALYTIQUES AJUSTEES AUX FONCTIONS ESTIMEES

Un total sept fonctions analytiques ont été ajustées aux fonctions PSD estimées. Deux de ces fonctions sont ajustées par régression; elles ont été précédemment utilisées par Moniteq Ltd (1985). Elles sont reprises dans la présente étude afin de les comparer à cinq autres fonctions analytiques. Ces sept fonctions, qui ont chacune deux paramètres à optimiser, sont définies dans Villeneuve et al., Tome 1 (1987).

##### 1.4.1 Les fonctions optimisées par régression linéaire

Les deux fonctions ajustées par régression aux fonctions PSD estimées sont les suivantes:

- une droite dans le plan log-linéaire,
- une droite dans le plan log-log.

##### 1.4.2 Les fonctions analytiques sélectionnées pour la présente étude

Cinq nouvelles fonctions analytiques sont ajustées à chacune des fonctions PSD estimées:

- une fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type exponentiel, identifiée par PSDEX,
- une fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type gaussien, identifiée par PSDGS,

- une fonction de Bessel modifiée du premier ordre, identifiée par PSDWT,
- une fonction de type exponentiel qui est une droite dans le plan log-linéaire; celle-ci est similaire à la fonction utilisée lors de la régression dans le plan log-linéaire, et est identifiée par PSDLNM,
- une fonction qui est une droite dans le plan log-log; celle-ci est similaire à la fonction utilisée lors de la régression dans le plan log-log, et est identifiée par PSDLGM.

Nous avons utilisé la méthode du gradient réduit généralisé (Kuester and Mize, 1973) pour ajuster les cinq fonctions analytiques aux fonctions PSD estimées.

La fonction objective à minimiser est de la forme suivante:

$$F(a,b) = \sum_{i=1}^N [\text{PSDaj}(u_i | a,b) - \text{PSDest}(u_i)]^2,$$

où,

$F(a,b)$  est la fonction objective,

$\text{PSDaj}(u_i | a,b)$  est l'une des fonctions analytiques,

$\text{PSDest}(u_i)$  est la fonction PSD estimée correspondante,

$a, b$  sont les paramètres à optimiser,

$N$  est une des dimensions de l'image  $N \times N$ .

## 1.5 CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Les conclusions issues de cette étude peuvent être résumées en sept principaux points.

1 - La fonction PSDEX est celle qui, dans la majorité des cas, possède les meilleures caractéristiques pour décrire l'arrière-plan de l'image. Cependant, les

résultats montrent aussi que cette fonction s'ajuste de moins en moins bien lorsque les dimensions de l'image diminuent (tableaux 1.1 et 1.2). Nous remarquons aussi que cette fonction s'ajuste mieux aux fonctions PSD estimées dans la direction rangée, sauf pour les images de dimensions 64x64. Normalement, nous devrions observer des résultats similaires quelle que soit la direction.

2 - La fonction PSDLGM (une droite dans le plan log-log) vient au second rang. A l'inverse de la fonction PSDEX, celle-ci a tendance à mieux s'ajuster lorsque les dimensions de l'image diminuent (tableaux 1.1 et 1.2). Ces résultats montrent aussi que celle-ci s'ajuste mieux aux fonctions PSD estimées dans la direction colonne. Cette fonction analytique possède cependant des propriétés indésirables: la transformée de Fourier inverse de cette fonction n'existe pas; cette fonction a tendance à sous-estimer les contributions à la variance pour les basses fréquences, et à surestimer ces contributions pour les hautes fréquences (tableau 1.3).

3 - Pour les images de dimensions 512x512, la fonction PSDEX est, selon le critère de la somme des amplitudes, sans conteste le meilleur choix pour caractériser les arrière-plans. On constate cependant que le critère des moindres carrés n'est pas aussi discriminatoire: la fonction PSDEX s'ajuste mieux aux fonctions PSD estimées dans la direction rangée, alors que la fonction PSDLGM s'ajuste mieux aux fonctions PSD estimées dans la direction colonne (Lévesque et Charpentier, 1988).

4 - La fonction PSDLNM (une droite dans le plan log-linéaire) est celle qui vient au troisième rang. Elle tend cependant à mieux décrire l'arrière-plan de l'image que la fonction PSDLGM dans la direction rangée (tableaux 1.1 et 1.2). Elle a tendance à sous-estimer les contributions à la variance pour les hautes fréquences (tableau 1.3).

TABLEAU 1.1

Analyse globale des résultats du pointage (1)  
des sommes des carrés des erreurs, et des sommes des amplitudes  
des fonctions PSD ajustées par optimisation.  
(bande 2: 9 à 13 microns)

<u>DIMENSIONS</u> <u>DES IMAGES</u>	Pointage sur les sommes des carrés des erreurs										Pointage sur les sommes des amplitudes									
	PSDEX		PSDGS		PSDWT		PSDLNM		PSDLGM		PSDEX		PSDGS		PSDWT		PSDLNM		PSDLGM (3)	
	R	C	R	C	R	C	R	C	R	C	R	C	R	C	R	R	R	C	R	C
64 x 64	2	6	3	2	8	1	4	3	4	9	3	9	0	0	6	0	8	1	4	11
128 x 128	10	7	3	6	3	3	8	2	9	9	14	7	0	0	2	3	9	7	8	10
512 x 512	12	7	0	0	0	0	6	1	0	10	12	12	0	0	0	0	5	6	1	0
<u>GRAND-TOTAL=</u>	24	20	6	8	11	4	18	6	13	28	29	28	0	0	8	3	22	14	13	21

(1) Le pointage a été déterminé de la façon suivante, :

-dans le cas des sommes des carrés des erreurs,

-deux (2) points pour la fonction qui a obtenue le meilleur ajustement au sens des moindres carrés,

-un (1) point pour celle qui vient au second rang,

-dans le cas des sommes des amplitudes,

-deux (2) points pour la fonction ajustée dont la somme des amplitudes est la plus près de la somme des amplitudes de la fonction PSD estimée,

-un (1) point celle qui vient au second rang.

(2) R = rangée. C = colonne.

(3) PSDEX = la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type exponentiel,

PSDGS = la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type gaussien,

PSDWT = la fonction PSD est une fonction de Bessel,

PSDLNM= la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = au + b$  ajusté dans le plan linéaire,

PSDLGM= la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = a \log(u) + b$  ajusté dans le plan linéaire.

Analyse globale (en pourcentage) des résultats du pointage (1)  
des sommes des carrés des erreurs, et des sommes des amplitudes  
des fonctions PSD ajustées par optimisation.  
(bande 2: 9 à 13 microns)

<u>DIMENSIONS</u> <u>DES IMAGES</u>	Pointage sur les sommes des carrés des erreurs (en pourcentage)					Pointage sur les sommes des amplitudes (en pourcentage)				
	PSDEX	PSDGS	PSDWT	PSDLNM	PSDLGM	PSDEX	PSDGS	PSDWT	PSDLNM	PSDLGM (3)
(2) -----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
64 x 64 -R	9.5	14.3	38.2	19.0	19.0	14.3	0	28.6	38.1	19.0
" -C	28.6	9.5	4.8	14.3	42.8	42.8	0	0	4.8	52.4
128 x 128-R	30.3	9.1	9.1	24.2	27.3	42.4	0	6.1	27.3	24.2
" -C	26.0	22.2	11.1	7.4	33.3	25.9	0	11.1	25.9	37.0
512 x 512-R	66.7	0	0	33.3	0	66.7	0	0	27.8	5.6
" -C	38.9	0	0	5.6	55.5	66.7	0	0	33.3	0
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
<u>% GLOBAL</u> -R	33.3	8.3	15.3	25.0	18.1	40.3	0	11.1	30.6	18.1
" -C	30.3	12.1	6.1	9.1	42.4	42.4	0	4.5	21.2	31.8

(1) Les pourcentages ont été calculés à l'aide des pointages du tableau No.1.

(2) R = rangée. C = colonne.

(3) PSDEX = la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type exponentiel,  
 PSDGS = la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type gaussien,  
 PSDWT = la fonction PSD est une fonction de Bessel,  
 PSDLNM= la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = au + b$  ajusté dans le plan linéaire,  
 PSDLGM= la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = a \log(u) + b$  ajusté dans le plan linéaire.

Comportement des fonctions PSD ajustées par optimisation  
versus les fonctions PSD estimées  
en fonction de la fréquence

IMAGE	DIMENSIONS	RANGEE				COLONNE			
		Basses fréquences		Hautes fréquences		Basses fréquences		Hautes fréquences	
		SS	SR	SS	SR	SS	SR	SS	SR (1)
EAU4	64x64			2-3-4	5	1		2-3-4	1 (2)
EAU7	"				1-5			2-3-4	1-5
C35J10H4	"	5		2	1-5			2-3-4	
V35J10H4	"	5		2	1-5			2-3-4	
X35J10H4	"	5		2	1-5			1-2-3-4	
Q35J10H4	"	5		2-3-4	5			2-3-4	
R35J10H4	"			1-2-3-4				1-2-3-4	
U48J10B8	128x128	5		2-3-4	5			1-2-3-4	
U49N09H8	"	5		2-3	1-5	5		1-2-3-4	5
U53N09B8	"			2-3-4	5				
U60J10H8	"	5		2-3-4	5	5		2-3-4	5
F35J10H8	"		4	2-3-4-5				2-3-4	5
D50N09H8	"			2-3-4		5		2-3-3	1-5
F50N09H8	"			2-3-4	5			2-3-4	
F59J10H8	"			2-3-4					
C48J10B8	"	5		2-3-4	1-5	5		2-3-4	1-5
C49N09H8	"	5		2-3-4	1-5	4		2-3-4-5	1
C60J10H8	"			1-2-3-4	5			1-2-3-4	
RACBOIS	512x512			2-3-4	5	5		1-2-3-4	5
RACSTEFO	"	5		1-2-3-4	5			1-2-3-4	5
RADBOIS	"			2-3-4	5			1-2-3-4	5
RAEBOIS	"			2-3-4	5	5		1-2-3-4	5
RBFSTEFO	"			2-3-4	5	5		1-2-3-4	5
RBCBOIS	"			2-3-4	5	5		2-3-4	5

(1) SS = une sous-estimation de la fonction PSD estimée,  
SR = une surestimation de la fonction PSD estimée.

- (2) 1 = PSDEX: la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type exponentiel,  
2 = PSDGS: la fonction PSD dont la fonction d'autocovariance est de type gaussien,  
3 = PSDWT: la fonction PSD est une fonction de Bessel,  
4 = PSDLNM: la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = au + b$  ajusté dans le plan linéaire,  
5 = PSDLGM: la fonction PSD est le modèle  $\log(\text{PSD}(u)) = a \log(u) + b$  ajusté dans le plan linéaire.

NOTE: Les résultats sont tirés de l'observation des fonctions PSD ajustées versus les fonctions PSD estimées.

5 - Les fonctions PSDGS et PSDWT (respectivement: une fonction dont la fonction d'autocovariance est de type gaussien, et une fonction de Bessel) viennent aux derniers rangs. Elle tendent à sous-estimer les contributions à la variance pour les basses fréquences (tableau 1.3).

6 - Nous avons effectué un rapport de fonctions PSD estimées (PSD rangée/PSD colonne) pour trois images (deux de dimensions 128x128, et une de dimensions 512x512). Ces rapports montrent:

- qu'ils sont près de 1 pour des fréquences autour de zéro,
- qu'ils ont tendance à légèrement augmenter pour des fréquences autour de 0.2 fois la fréquence de Nyquist,
- qu'ils tendent vers le rapport 0.2 à la fréquence de Nyquist.

7 - Tous les résultats montrent qu'il existe un bruit important lors de l'enregistrement des données. Ce bruit semble être d'une intensité différente pour chaque ligne de balayage. Ce bruit altère de façon significative les données des arrière-plans des images.

Enfin, trois recommandations peuvent être faites à l'issue de cette étude.

1 - Les fonctions ajustées par régression dans les plans log-linéaire et log-log ne sont pas recommandées pour la caractérisation de l'arrière-plan de l'image.

2 - Un paramètre de l'image intéressant à estimer serait celui caractérisant son angle d'anisotropie. Celui-ci pourrait être évalué en estimant la densité spectrale en deux dimensions de l'image. Cependant, la mauvaise qualité actuelle des données viendrait biaiser la valeur de ce paramètre. Tel que noté précédemment, il existe une distorsion des données entre la direction rangée et la direction colonne. En admettant des données correctes, pour une image donnée, ce paramètre risque peu de varier pour des modifications de conditions environnementales (altitude, heure du jour, mois de l'année, etc.), sauf dans la

situation où un phénomène étranger vient altérer les données de l'arrière-plan (construction de nouvelles routes, de nouveaux bâtiments, réalignement des champs de culture, etc.). La méthode d'évaluation de ce paramètre consiste à trouver l'angle des axes pour lequel les amplitudes de la fonction PSD dans la direction abscisse sont indépendantes des amplitudes dans la direction ordonnée.

3 - Après avoir soustrait des données le bruit qui semble inhérent au système d'enregistrement, il serait intéressant d'exécuter, sur un nombre assez large d'images, des ajustements de la fonction PSDEX sur les fonctions PSD estimées, mais cette fois-ci en tenant compte de l'angle d'anisotropie de l'image. Les ajustements seraient exécutés dans les directions où nous aurions indépendance entre la fonction PSD de la direction abscisse et la fonction PSD de la direction ordonnée. La variance de l'image servirait de valeur au deuxième paramètre de PSDEX, et celle-ci serait optimisée avec un seul paramètre, soit celui de la longueur de corrélation. Les paramètres pouvant caractériser les images seraient les suivants:

- $\mu$ , la moyenne estimée de l'image,
- $\delta^2$ , la variance estimée de l'image,
- $a_n$ , le paramètre définissant l'angle d'anisotropie de l'image,
- $a_r$ , le premier paramètre optimisé de PSDEX définissant la longueur de corrélation dans la direction abscisse,
- $a_c$ , le premier paramètre optimisé de PSDEX définissant la longueur de corrélation dans la direction ordonnée.

## **2 METHODES GEOSTATISTIQUES APPLIQUEES A LA SYNTHESE ET A LA REPRODUCTION D'IMAGES DAEDALUS**

### **2.1 PROBLEMATIQUE**

Le but de cette seconde étude consiste à établir une procédure permettant de synthétiser l'information contenue dans une image Daedalus pour ensuite reproduire cette image le plus fidèlement possible. On désire donc établir la signature de l'image qui allouera ensuite sa reproduction à l'aide d'un minimum d'information.

Pour ce faire, on a recours à des techniques géostatistiques (Journel and Huijbregts, 1978) qui permettent premièrement de caractériser la structure de variabilité spatiale de l'image au moyen de semi-variogrammes, et deuxièmement de reproduire cette image. La technique d'estimation linéaire utilisée à cette fin, le krigeage ordinaire, est optimale dans le sens qu'elle minimise la variance de l'erreur d'estimation (appelée plus couramment variance d'estimation). On retrouve dans Villeneuve et al., Tome 2 (1987), une brève introduction aux concepts de base de la géostatistique linéaire.

### **2.2 TRAITEMENT D'IMAGES A COUVERT UNIQUE**

Dans un premier temps, on établit une procédure de synthèse et de reproduction pour des images à couvert unique (unimodales).

Les valeurs d'irradiance des pixels d'une image à couvert unique étant généralement homogènes, on peut considérer ces valeurs comme étant les réalisations d'une seule fonction aléatoire stationnaire intrinsèque. Une telle hypothèse de stationnarité intrinsèque étant acceptable, on peut donc accéder à la fonction du semi-variogramme et utiliser la technique du krigeage ordinaire dans le but de reproduire ces valeurs à partir d'une information limitée.

### 2.2.1 Synthèse de l'information

Afin d'établir un minimum d'information pouvant synthétiser l'image le mieux possible, on a tout d'abord recours à la fonction du semi-variogramme. Cette fonction sert à caractériser la structure de variabilité spatiale des valeurs d'irradiance des pixels de l'image. La structure de variabilité étant une fonction du vecteur distance (module et direction) entre les pixels, on calcule 4 semi-variogrammes directionnels (à 0, 45, 90 et 135 degrés) à partir des valeurs d'irradiance de tous les pixels qui composent l'image et on ajuste aux valeurs expérimentales ainsi obtenues un modèle (fonction mathématique) qui sert donc de signature à l'image traitée (figure 2.1).

En plus de la fonction du semi-variogramme, on doit aussi échantillonner l'image de façon à pouvoir la reproduire par krigeage. L'ensemble des pixels échantillonnés doit demeurer restreint tout en étant représentatif à la fois de l'image dans sa totalité et de ses valeurs extrêmes. On sélectionne donc les valeurs extrêmes locales: par exemple, dans le cas d'une image de 64x64 pixels, on divise la surface en 64 mini-images de 8x8 pixels à l'intérieur desquelles on choisit les valeurs extrêmes minimale et maximale, la médiane de même que les premier et dernier quartiles, obtenant ainsi un ensemble de 320 échantillons à partir d'un total de 4096 valeurs (figure 2.2).

### 2.2.2 Reproduction de l'image

L'image étant synthétisée au moyen du modèle ajusté aux semi-variogrammes expérimentaux et d'un ensemble d'échantillons extrêmes locaux, on utilise ensuite cette information réduite pour estimer tous les pixels de l'image par la technique du krigeage ordinaire en 2 dimensions. On obtient alors, pour chaque pixel de l'image, une valeur estimée (krigée) à laquelle est associée une variance d'estimation qui quantifie le degré de précision de l'estimation.

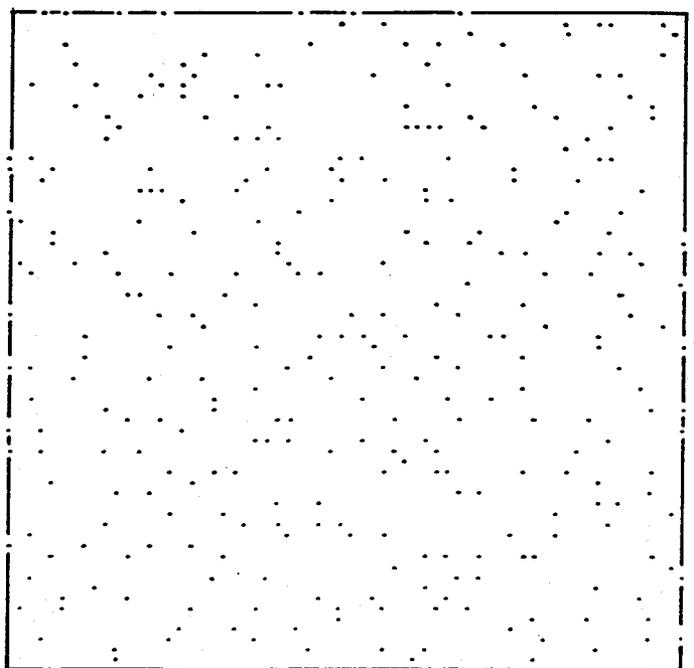
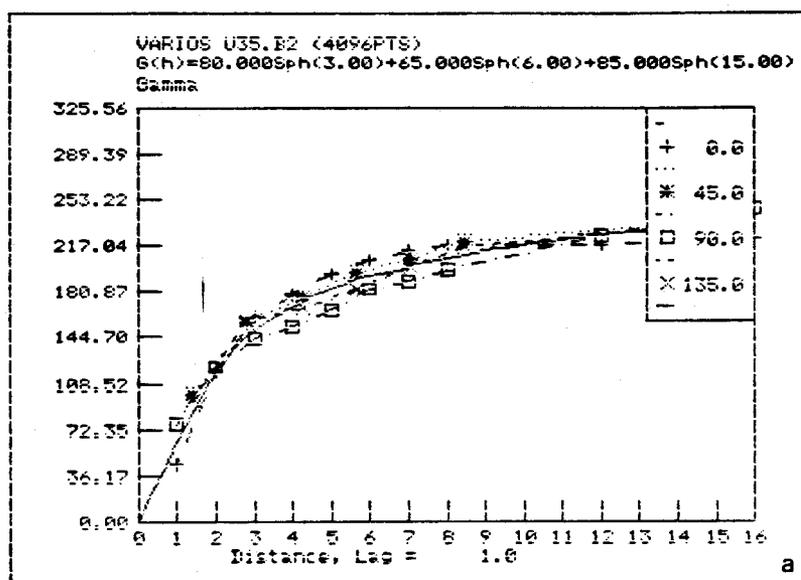


Figure 2.1 Semi-variogrammes directionnels calculés à partir des valeurs d'irradiance des pixels d'une image (64x64) en milieu urbain, avec modèle mathématique isotrope.

Figure 2.2 Echantillonnage des 320 valeurs extrêmes locales d'une image (64x64) en milieu forestier.

## 2.3 TRAITEMENTS D'IMAGES A COUVERTS MULTIPLES

L'histogramme des valeurs d'irradiance des pixels d'une image à couverts multiples montre souvent autant de modes qu'il y a de couverts distincts. On ne peut donc, en théorie, considérer l'ensemble des valeurs d'irradiance comme étant les réalisations d'une seule fonction aléatoire stationnaire intrinsèque. On doit plutôt considérer les valeurs d'irradiance à l'intérieur de chaque couvert comme étant les réalisations d'une fonction aléatoire stationnaire intrinsèque particulière et entreprendre la synthèse et le krigeage de l'image couvert par couvert.

Les deux traitements d'images à couverts multiples expérimentés au cours de cette étude sont établis à partir de la procédure décrite pour le traitement d'images à couvert unique.

### 2.3.1 Traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert et par image

En se basant sur l'histogramme multimodal des valeurs des pixels d'une image composée de  $N$  couverts distincts (figure 2.3), on établit tout d'abord les  $N-1$  valeurs-seuils qui délimitent les différents milieux (les valeurs  $S_1$  et  $S_2$  sur la figure 2.3). On procède ensuite à la classification par couvert des pixels et l'on attribue à chacun d'eux une valeur indicatrice du couvert auquel il appartient (0, 1, 2, ...,  $N-1$ ), créant ainsi une matrice indicatrice dont les dimensions sont celles de l'image traitée (figure 2.4).

En second lieu, on fait la synthèse de l'information en calculant 4 semi-variogrammes directionnels à l'intérieur de chacun des couverts de l'image, tels que délimités par la matrice indicatrice. On échantillonne ensuite les valeurs extrêmes locales de l'image tout comme on le fait pour une image à couvert unique.

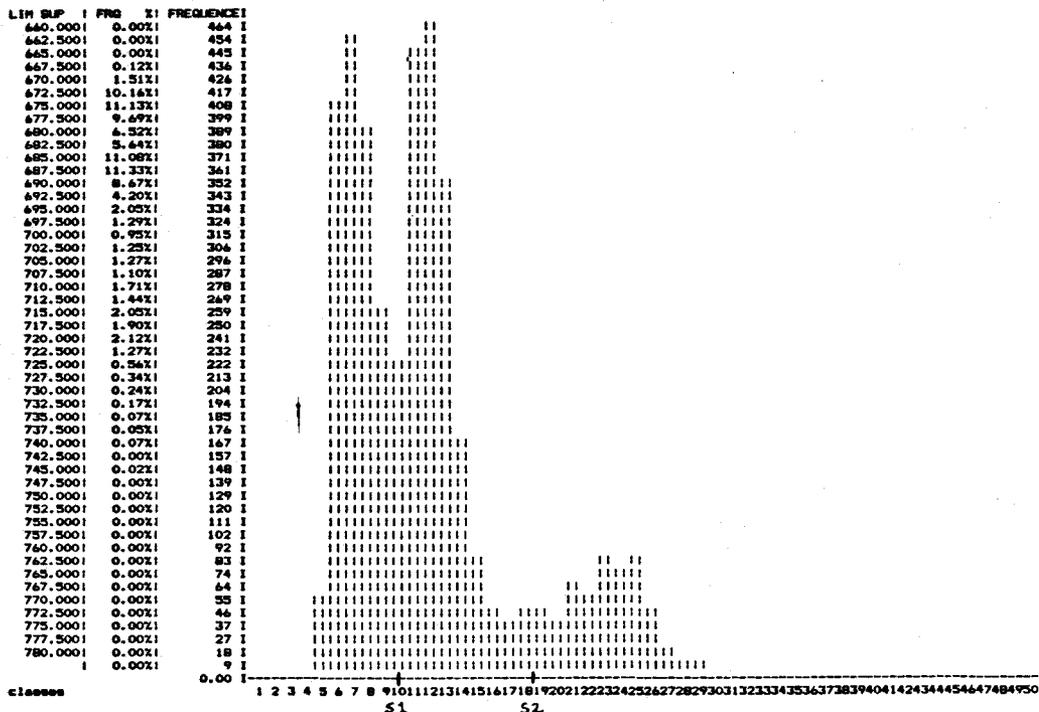
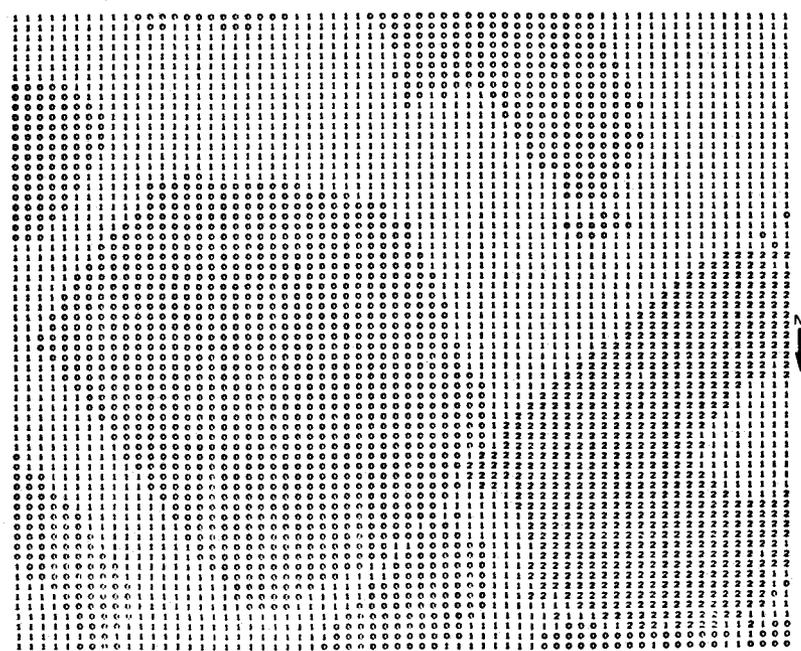


Figure 2.3 Histogramme des 4096 valeurs vraies de l'image trimodale Q35 avec les valeurs-seuils S1, entre forêt et culture, et S2, entre culture et urbain.

Figure 2.4 Matrice indicatrice issue de la classification des pixels de l'image trimodale Q35 en couverts forestier (0), agricole (1) et urbain (2).





Enfin, on procède à l'estimation des pixels de l'image en réalisant autant de krigeages qu'il y a de couverts distincts: à partir de la matrice indicatrice, de l'ensemble de valeurs extrêmes locales échantillonnées et des modèles ajustés aux semi-variogrammes des N différents couverts, on krige successivement les pixels qui appartiennent à chacun des couverts, obtenant ainsi, après fusion des valeurs estimées, une image krigée à N couverts. Encore une fois, chaque valeur estimée est associée à une variance d'estimation typique du couvert auquel elle appartient.

### **2.3.2 Traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert et par vol**

Ce second traitement par couvert est en tous points identique au premier, sauf en ce qui touche les semi-variogrammes. On utilise maintenant, pour chacun des N couverts, des semi-variogrammes calculés à partir d'une autre image prise dans les mêmes conditions de vol et dont le couvert unique est de même type. Par exemple, la section forêt d'une image à plusieurs couverts est estimée à l'aide du modèle ajusté aux semi-variogrammes d'une image-forêt à couvert unique prise lors du même vol et donc dans les mêmes conditions de vol.

## **2.4 EXEMPLES D'APPLICATIONS**

Des exemples d'applications des procédures décrites ci-haut ont été réalisés à partir d'images infrarouges prises à une altitude moyenne de 9100 mètres. Ces images contiennent 64x64 pixels (4096 pixels) et couvrent une superficie de 15.9 km<sup>2</sup> (résolution de 62.4 mètres<sup>2</sup>/pixel); toutes ont été prises au cours d'un même vol nord-sud durant le jour, au mois d'octobre. Seule la bande de 9 à 13 microns est utilisée et la valeur d'irradiance de chaque pixel est exprimée en micro-Flick ( $\mu F$ ).

Deux exemples, le premier étant basé sur une image à couvert unique (forêt), et le second sur une image à couverts multiples (forêt-culture-urbain), sont décrits et évalués en détails dans Villeneuve et al., Tome 2 (1987). Des exemples

additionnels sont présentés de façon plus succincte en annexe de ce même ouvrage, de même qu'une brève étude sur l'effet que peut avoir le capteur dans l'analyse de la variabilité spatiale de ces images.

## 2.5 EVALUATION DES PROCEDURES DE SYNTHESE ET DE REPRODUCTION

L'évaluation de la performance des procédures appliquées aux exemples présentés dans Villeneuve et al., Tome 2 (1987) est basée sur l'erreur vraie d'estimation, c'est-à-dire, sur la différence entre la valeur vraie et la valeur krigée de chaque pixel de l'image, de même que sur la fiabilité de l'erreur prédite par krigeage (variance d'estimation). En effet, une image peut être localement plus ou moins bien reproduite par l'image krigée mais la variance d'estimation associée à chaque valeur krigée peut ne pas être une prédiction juste de l'erreur vraie correspondante.

## 2.6 CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

De façon générale, les résultats d'applications sont très satisfaisants: les images originales, qu'elles soient à couvert unique ou non, sont très fidèlement reproduites par les images krigées (figures 2.5 et 2.6). Bien qu'il demeure essentiel de vérifier la performance de ces procédures en considérant plusieurs autres images prises dans diverses conditions de vol, on peut tout de même tirer quelques conclusions à partir des résultats obtenus jusqu'à présent.

Tout d'abord, en ce qui concerne la synthèse de l'information, il est particulièrement important de bien établir les semi-variogrammes pour des distances inférieures au quart du côté de l'image (par exemple, pour des distances inférieures à 8 pixels dans le cas d'une image de 64x64 pixels), cette portion des semi-variogrammes étant la plus utilisée lors du krigeage. Il est donc préférable d'utiliser tous les pixels de l'image afin d'obtenir des semi-variogrammes exhaustifs bien définis sur de courtes distances. On doit

mentionner également que pour toutes les images traitées dans cette étude, les semi-variogrammes ne montrent pas de variabilité directionnelle préférentielle sur des distances inférieures à 16 pixels, et que des modèles isotropes (omnidirectionnels) peuvent donc leur être ajustés. De plus, on doit souligner l'importance de l'échantillonnage systématique des valeurs extrêmes locales de l'image tant au niveau de la reproduction de ses valeurs extrêmes (le krigeage est un interpolateur exact) qu'au niveau de la réduction du lissage, le lissage étant une caractéristique du krigeage qui se traduit par une variabilité spatiale réduite des valeurs krigées.

Deuxièmement, dans le cas d'images à couverts multiples, on observe la pertinence du traitement par couvert, proposé par rapport au traitement unique "aveugle" de ces images qui fournit des résultats moins satisfaisants, surtout dans les zones frontières entre les différents couverts (Figure 2.7).

Des deux traitements par couvert expérimentés, le premier (avec semi-variogrammes/couvert/image) est clairement plus adéquat en ce qui a trait aux semi-variogrammes et aux variances d'estimation. D'autre part, le second traitement (avec semi-variogrammes/couvert/vol) est plus pratique puisqu'il ne requiert pas le calcul des semi-variogrammes pour chaque couvert de chaque image, et puisqu'il assure des semi-variogrammes bien définis pour des couverts peu étendus à l'intérieur de l'image. Lorsqu'appliqué, ce traitement produit des valeurs krigées (figure 2.8) très semblables à celles obtenues selon le premier traitement par couvert (figure 2.6). Il n'est cependant pas aussi performant en ce qui concerne l'établissement des variances d'estimation (c'est-à-dire, la prédiction de l'erreur d'estimation), celles-ci étant fortement dépendantes des semi-variogrammes/couvert/vol qui peuvent ne pas représenter très fidèlement les valeurs de chaque couvert de l'image traitée. A ce propos, une solution consisterait à ajuster les semi-variogrammes/couvert/vol en fonction de la moyenne et de la variance des pixels de chaque couvert de l'image.

Finalement, dépendant des objectifs visés et de l'utilisation future des images reproduites, on mentionne la possibilité d'utiliser une méthode de

simulation conditionnelle (à un ensemble de valeurs échantillonnées) de façon à reproduire la variabilité spatiale originale des valeurs des pixels de l'image. Les valeurs simulées ainsi obtenues ne seraient plus des valeurs estimées associées à des variances d'estimation minimales, comme c'est le cas avec le krigeage, mais formeraient plutôt une image dont les semi-variogrammes coïncideraient avec ceux de l'image originale.



### **3 MODELISATION DE LA STRUCTURE TEMPORELLE ET SPATIALE D'IMAGES INFRAROUGES**

#### **3.1 PROBLEMATIQUE**

La modélisation d'arrière-plans dans l'infrarouge constitue le principal objectif de cette troisième étude. Plus exactement, on désire réaliser des simulations suffisamment précises, à partir de modèles simplifiés avant d'entreprendre l'élaboration d'un modèle plus complexe. Cette approche, qui a l'avantage de conduire rapidement à des résultats, permet, par l'analyse des écarts entre les valeurs simulées et les valeurs observées, de jeter les bases d'un modèle plus complexe.

#### **3.2 ANALYSE QUALITATIVE DE L'IMAGERIE INFRAROUGE THERMIQUE**

En général, les images infrarouges (canaux thermiques de 4.5-5 et 9-13 microns) utilisées dans le cadre de ce projet sont de bonne qualité. Le contraste assez élevé contribue à définir clairement les divers éléments du paysage. Des distorsions géométriques peuvent cependant affecter la qualité des images. Elles sont attribuables soit au fonctionnement (balayage) du capteur Daedalus, soit au mouvement même de l'avion. Des corrections géométriques ont donc été effectuées sur les images en utilisant le système de traitement d'images ARIES-III de l'I.N.R.S.-Eau.

Des effets d'illumination sont aussi présents sur les images. Ces effets ne sont toutefois pas systématiques. Ils n'ont pas été corrigés. Les images ont, par ailleurs, été sélectionnées de façon à les éviter le plus possible.

### 3.3 CONSTITUTION DE LA BASE DE DONNEES

#### 3.3.1 Sélection des arrière-plans

Les différents arrière-plans ont été sélectionnés suivant des critères précis, en fonction des contraintes liées à l'imagerie. Un certain nombre d'images prises au-dessus de la région de Québec étaient disponibles. Toutefois, les images retenues sont essentiellement celles des survols effectués les 21 et 22 juillet 1986.

#### 3.3.2 Types d'arrière-plans

Des arrière-plans comportant un, deux ou trois types de couverts distincts ont été retenus dans la base de données. Ainsi, un arrière-plan ne comportant qu'un seul type de couvert est qualifié d'homogène (unimodal) alors qu'une combinaison de plusieurs couverts donne des arrière-plans mixtes (bimodaux ou trimodaux).

Les trois types de couverts retenus pour ce projet, sont les couverts forestier, agricole et urbain.

#### 3.3.3 Classes d'arrière-plans

Dans le but de satisfaire aux besoins statistiques du projet, la base de données se divise en deux grandes classes: les arrière-plans superposables et les arrière-plans complémentaires.

Les arrière-plans superposables sont ceux qui, dans toutes les scènes sélectionnées, possèdent les mêmes coordonnées géographiques de positionnement, ce qui facilite la comparaison des statistiques d'un arrière-plan quelconque dans le temps.

Des arrière-plans complémentaires plus nombreux ont été inclus dans la base de données, car on considère qu'un seul arrière-plan (superposable) par

couvert et par scène n'est pas suffisant pour représenter la véritable identité statistique d'un type donné d'arrière-plan. Ces arrière-plans ne sont toutefois pas superposés.

Dans son ensemble, la base de données comporte 5 sites superposables et 21 sites complémentaires par scène.

### 3.4 ANALYSE DES DONNEES

Avant d'élaborer des modèles décrivant les divers types d'arrière-plans, il importe de vérifier dans quelle mesure un couvert forestier peut se différencier d'un couvert agricole ou d'un couvert urbain.

Le tableau 3.1 nous apprend tout d'abord que la gamme d'irradiances pouvant être rencontrées pour les couverts forestiers et les couverts agricoles est sensiblement la même. Les couverts agricoles possèdent toutefois une distribution d'irradiances généralement plus large que les couverts forestiers, comme en témoignent les valeurs des écarts-types présentées au même tableau. Quant aux couverts urbains, leurs irradiances sont supérieures à celles des deux autres couverts, de même que leurs écarts-types.

Les caractéristiques de ces couverts peuvent aussi être visualisées par des histogrammes présentés aux figures 3.1, 3.2 et 3.3 respectivement pour les sites superposables forestier, agricole et urbain. On constate que les distributions deviennent de plus en plus étroites et accusent des moyennes de plus en plus faibles à mesure que la nuit progresse. Par ailleurs, pendant le jour, la moyenne augmente et les distributions s'élargissent. Il est possible de constater de plus, en regardant la figure 3.4, que les histogrammes de sites différents correspondants à un couvert et un survol donnés sont similaires mais non identiques.

TABLEAU 3.1

Valeurs maximales et minimales des irradiances moyennes  
et des écarts-types des sites complémentaires  
représentatifs de chaque couvert.

SITES COMPLEMENTAIRES	PARAMETRES STATISTIQUES $\mu F$	IDENTIFICATION ET HEURE DU SURVOL				
		AS1724 19h02 27-07-86	AS1726 23h54 21-07-86	AS1728 04h59 22-07-86	AS1730 08h49 22-07-86	AS1734 11h28 22-07-86
Forestier	$T_x$	714.3	692.7	665.2	714.1	858.3
	$T_m$	705.2	680.1	663.3	704.4	786.1
	$\sigma_x$	3.1	2.7	2.5	4.1	14.6
	$\sigma_m$	2.2	2.0	2.0	2.2	2.8
Agricole	$T_x$	705.7	663.7	690.8	733.6	864.9
	$T_m$	693.2	657.5	677.9	719.4	808.2
	$\sigma_x$	7.1	4.2	4.8	9.1	28.2
	$\sigma_m$	4.1	1.9	2.6	4.7	7.7
Urbain	$T_x$	747.7	681.0	716.0	797.9	1001.0
	$T_m$	718.2	671.7	699.9	750.4	905.3
	$\sigma_x$	15.5	7.3	12.2	42.4	72.0
	$\sigma_m$	12.1	5.9	10.1	34.7	51.2

Signification des symboles:  $T_x$  : irradiance moyenne maximale  
 $T_m$  : irradiance moyenne minimale  
 $\sigma_x$  : écart-type maximal  
 $\sigma_m$  : écart-type minimal

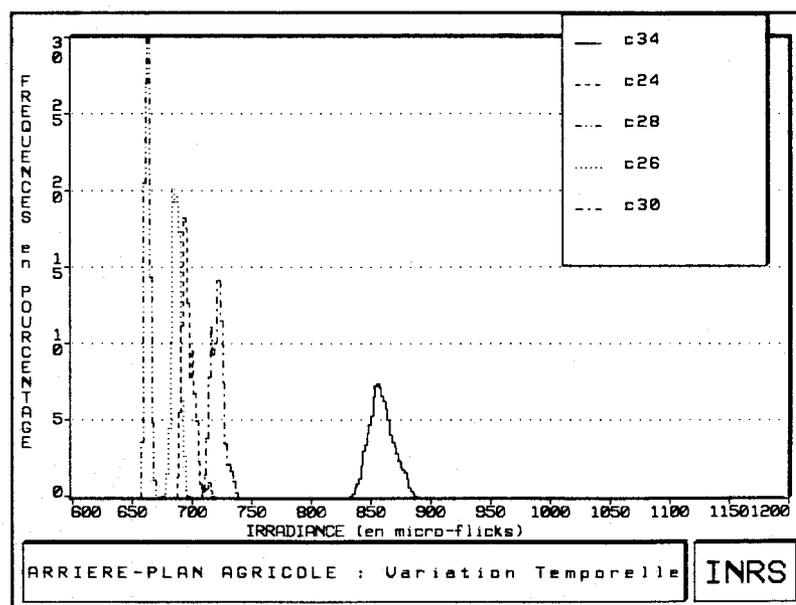
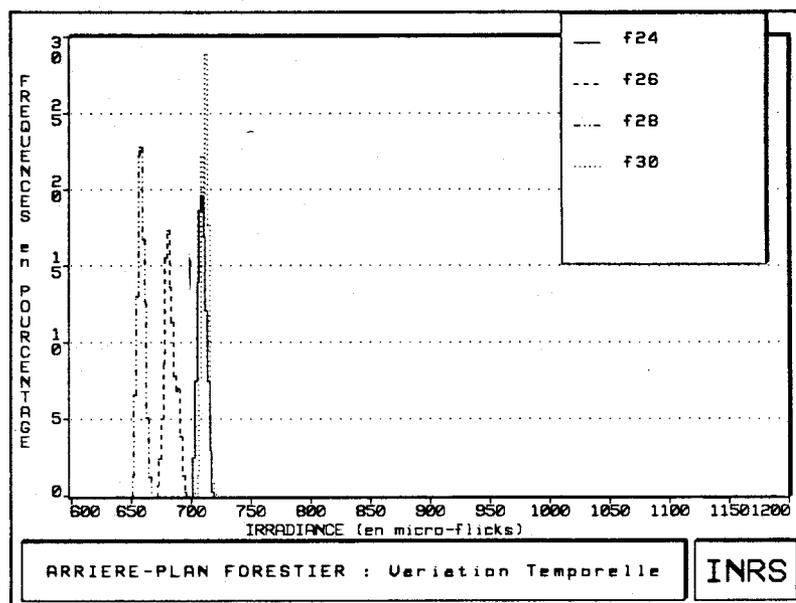


Figure 3.1 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan forestier superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: f24 (19h02), f26 (23h54), f28 (4h50) et f30 (8h49).

Figure 3.2 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan agricole superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: c24 (19h02), c26 (23h54), c28 (4h50), c30 (8h49) et c34 (11h28).

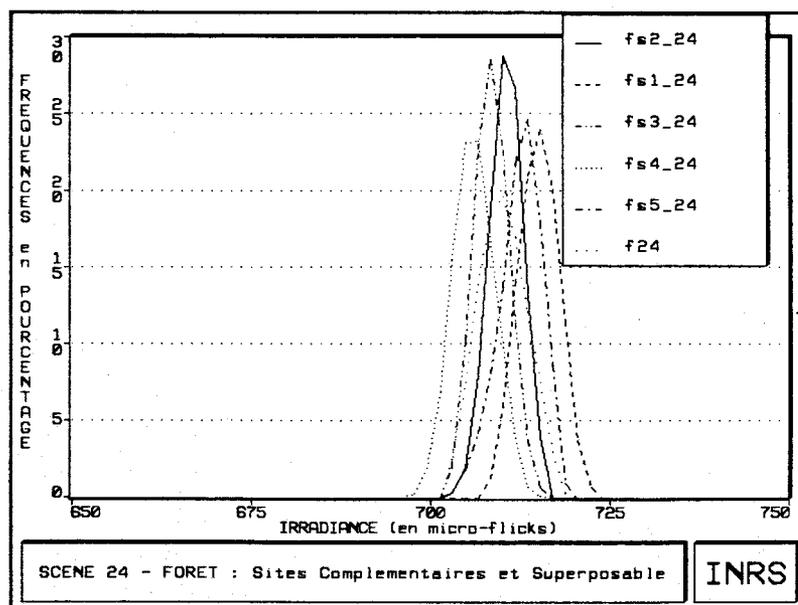
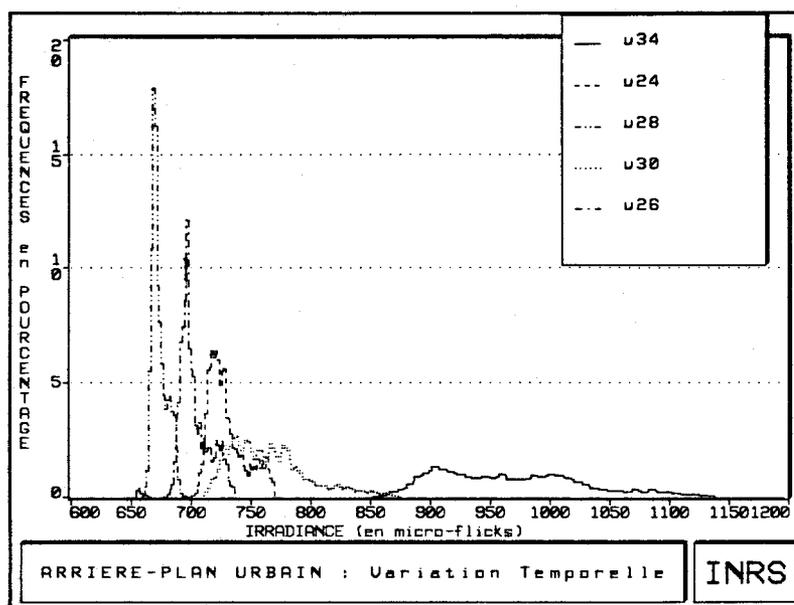


Figure 3.3 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan urbain superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: u24 (19h02), u26 (23h54), u28 (4h50), u30 (8h49) et u34 (11h28).

Figure 3.4 Histogramme de fréquences du site superposable (f24) et des sites complémentaires forestiers (fs1\_24 à fs5\_24) tirés de la scène AS1724.

En d'autres termes, chaque site est unique et possède des caractéristiques propres. Il apparaît donc impensable de simuler un site donné avec une précision absolue.

### 3.5 MODELISATION DES ARRIERE-PLANS

Tel que mentionné précédemment, nous avons tout d'abord voulu évaluer le potentiel de modèles simplifiés pouvant être appliqués lorsque les seules données disponibles seront celles du ou des survols. La figure 3.5 montre qu'effectivement, si l'on connaît l'irradiance moyenne d'un site homogène (à couvert unique) sur une scène, il est possible d'estimer l'irradiance moyenne d'un autre site de même type avec un écart inférieur à 1 pourcent. De même, il est possible d'estimer les écarts-types des mêmes sites avec, toutefois, une précision légèrement plus faible (figure 3.6).

Les irradiances moyennes des sites mixtes (à couverts multiples) peuvent aussi être obtenues avec une précision tout à fait satisfaisante comme en témoigne la figure 3.7. Quant aux écarts-types, ils sont estimés avec une tendance à la surestimation (figure 3.8). Des problèmes de saturation du capteur, de même que les caractéristiques propres des sites mixtes et des sites homogènes servant à les estimer, expliquent en grande partie les différences entre les estimations et les valeurs observées.

Les histogrammes des sites mixtes ont aussi été modélisés. Dans ce cas, on s'en est tenu aux sites superposables. Compte tenu des données disponibles, les histogrammes des sites mixtes à deux ou trois couverts sont généralement bien reproduits, comme l'indiquent les figures 3.9 et 3.10.

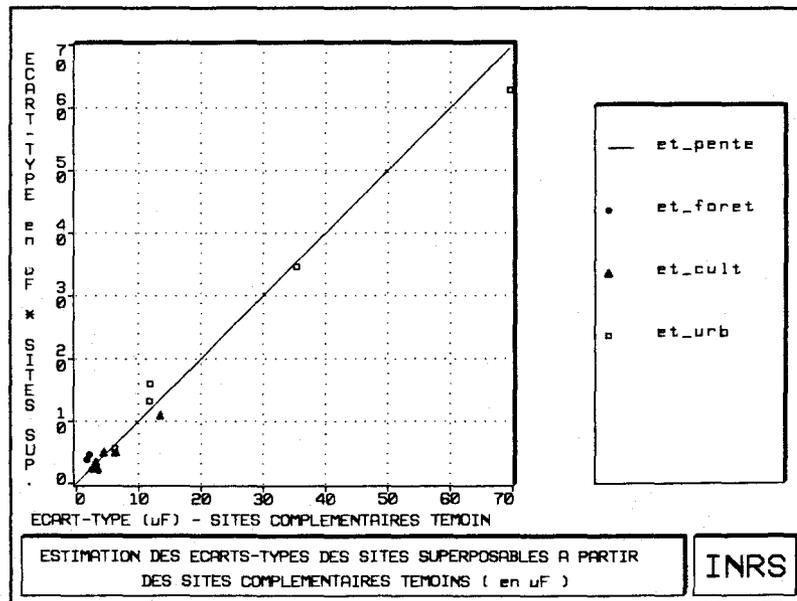
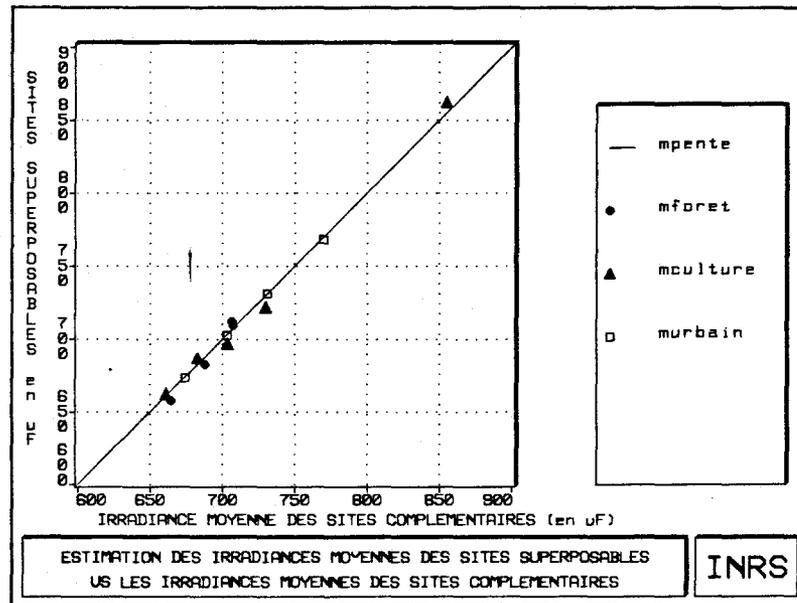


Figure 3.5 Estimation des irradiances moyennes ( $\mu F$ ) des sites homogènes superposables en fonction des irradiances moyennes ( $\mu F$ ) des sites complémentaires témoins.

Figure 3.6 Estimation des écarts-types des sites homogènes superposables en fonction des écarts-types des sites complémentaires témoins.

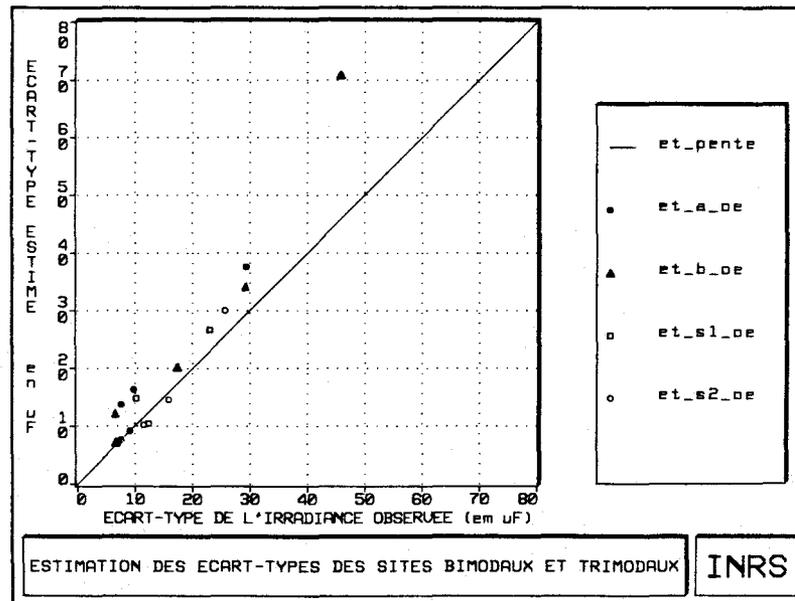
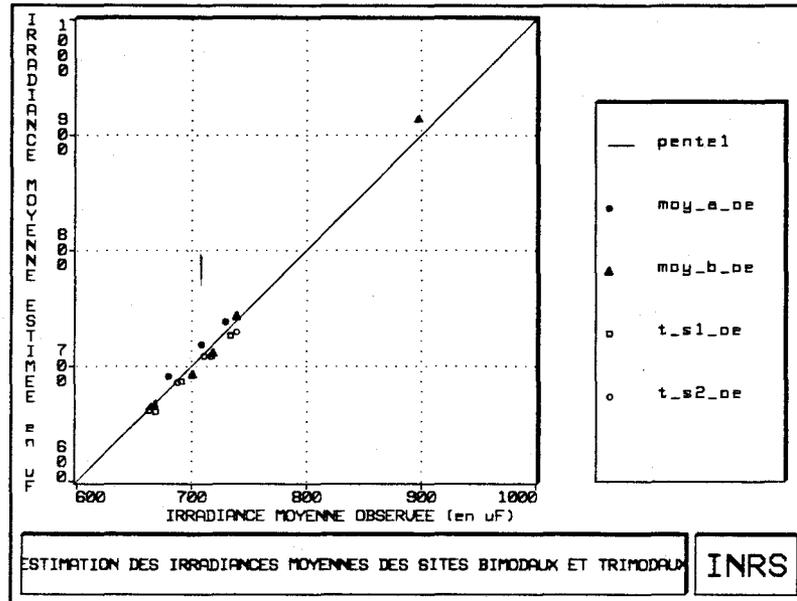


Figure 3.7 Irradiances moyennes estimées ( $\mu F$ ) des sites mixtes à deux couverts ( $moy_a$ ,  $moy_b$ ) et à trois couverts ( $t_{s1}$ ,  $t_{s2}$ ) en fonction des irradiances moyennes observées ( $\mu F$ ) pour les 5 survols.

Figure 3.8 Estimation des écarts-types des sites mixtes à deux couverts ( $et_a_{oe}$  et  $et_b_{oe}$ ) et à trois couverts ( $et_{s1_{oe}}$  et  $et_{s2_{oe}}$ ) pour tous les survols.

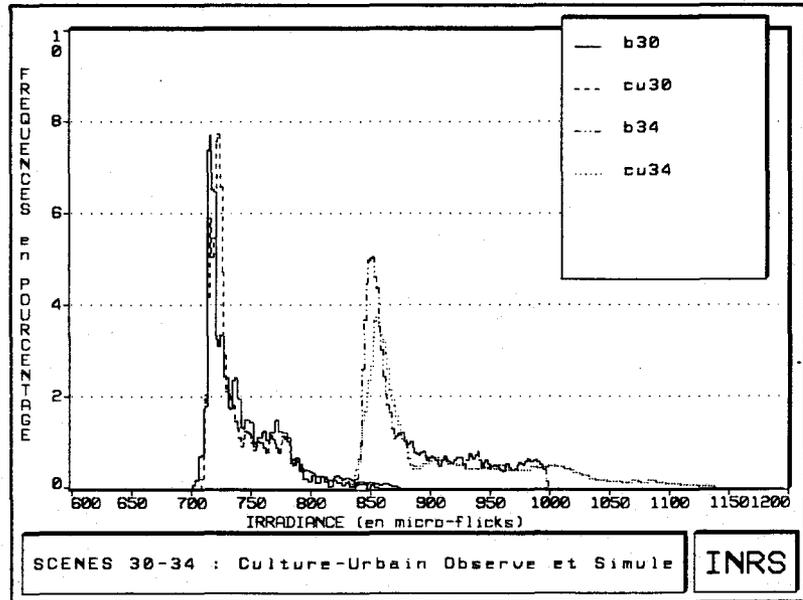
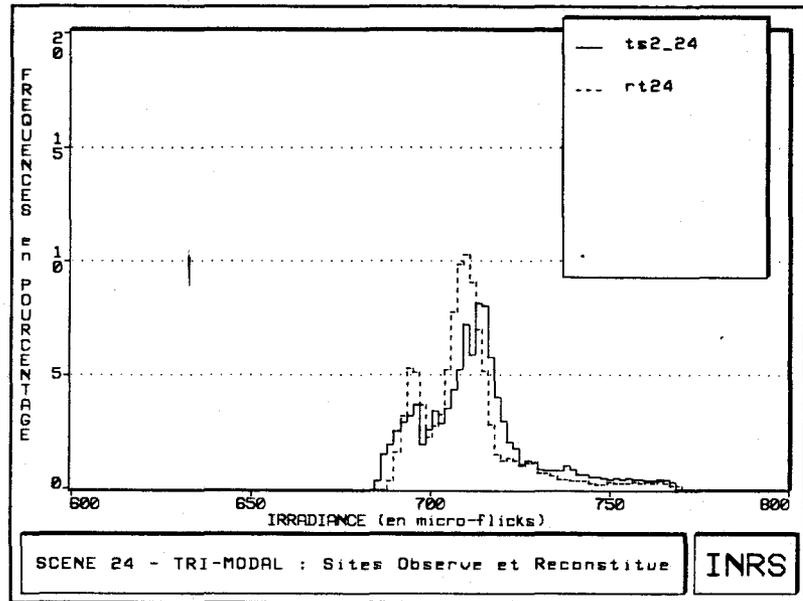


Figure 3.9 Distribution observée du site mixte à trois couverts (ts2\_24) et distribution trimodale reconstituée (rt24) pour la scène AS1724.

Figure 3.10 Distribution observée des sites mixtes à deux couverts agricole-urbain (b30 et b34) et distributions bimodales reconstituées correspondantes (cu30 et cu34); poids égal attribué aux deux types de couverts.

### 3.6 CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

Les résultats obtenus démontrent la possibilité de modéliser, pour des sites homogènes ou mixtes, certaines caractéristiques propres à ces sites (irradiances moyennes, écarts-types et histogrammes). Ces résultats sont aussi indépendants du temps. En effet, pour la gamme de valeurs analysées, quels que soient le jour et l'heure de la journée, pourvu que les valeurs soient dans la même gamme que celles qui ont été modélisées dans l'étude, les relations obtenues devraient s'appliquer.

Les recommandations suivantes sont donc à considérer.

#### **Données de base:**

- Effectuer au moins une ou deux autres séries de survols permettant d'étudier le cycle journalier et prévoir ces survols à des dates complémentaires à celles qui sont disponibles actuellement.
- Obtenir, lors de ces survols, des images qui soient vraiment superposables.
- Avoir recours à d'autres bandes spectrales afin d'obtenir une meilleure classification des sites.

#### **Modélisation:**

- Vérifier comment les modèles simplifiés se comportent en régions montagneuses.
- Faire appel à des données complémentaires facilement disponibles (température et humidité de l'air,...) pour améliorer les modèles simples.
- Evaluer l'opportunité d'utiliser un modèle numérique de terrain pour compenser les effets du relief sur le réchauffement et le

refroidissement des surfaces en fonction, naturellement, des résultats obtenus avec les modèles simples en régions montagneuses.

- Augmenter les dimensions des images traitées.
- Procéder par étapes, afin de recourir à un modèle relativement détaillé de bilan énergétique seulement si des modèles plus simples ne peuvent convenir, de sorte que l'on ait le moins possible à dépendre de données complémentaires difficilement disponibles.

## REFERENCES

- DREV; "Appendice A: Technical Specification 1332-83-5, Statistical Analysis of I.R. Backgrounds", Contract 12SD.97701-3-82504, Department of National Defence, Val-Cartier, 1983.
- JOURNEL A.G. and Ch.J. HUIJBREGTS; "Mining Geostatistics", Academic Press, New York, 1978.
- KUESTER J.L. and J. MIZE; "Optimization Techniques with Fortran", McGraw-Hill Book Company, c1973.
- LEVESQUE, M.P. and R. CHARPENTIER; "Autocovariance and Power Spectral Density Analysis to Determine the Relevant Parameters for Background Characterization", Scientific Report no. 4453/88, Centre de Recherche pour la Défense, Valcartier, Québec, janvier 1988.
- MONITEQ LTD: "Standard Statistical Analysis of Infrared Backgrounds, Scientific Report", prepared for: Defence Research Center Val-Cartier, January 1985.
- VILLENEUVE, J.P., FORTIN, J.P., GUERTIN, K., OUELLET, J., DUBE, C., et al.: "Etude des modèles d'ajustement des PSD représentatifs des arrière-plans dans l'infrarouge", Tome 1 de "Modélisation de la structure temporelle et spatiale d'images infrarouges", Rapport Scientifique 221, INRS-Eau, Université du Québec, 1987.
- VILLENEUVE, J.P., FORTIN, J.P., GUERTIN, K., OUELLET, J., DUBE, C., et al.: "Méthodes géostatistiques appliquées à la synthèse et à la reproduction d'images Daedalus", Tome 2 de "Modélisation de la structure temporelle et spatiale d'images infrarouges", Rapport Scientifique 222, INRS-Eau, Université du Québec, 1987.

VILLENEUVE, J.P., FORTIN, J.P., GUERTIN, K., OUELLET, J., DUBE, C., et al.:  
"Modélisation des paramètres statistiques d'arrière-plans dans l'infrarouge",  
Tome 3 de "Modélisation de la structure temporelle et spatiale d'images  
infrarouges", Rapport Scientifique 223, INRS-Eau, Université du Québec,  
1987.

## LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Semi-variogrammes directionnels calculés à partir des valeurs d'irradiance des pixels d'une image (64x64) en milieu urbain, avec modèle mathématique isotrope.

Figure 2.2 Echantillonnage des 320 valeurs extrêmes locales d'une image (64x64) en milieu forestier.

Figure 2.3 Histogramme des 4096 valeurs vraies de l'image trimodale Q35 avec les valeurs-seuils S1, entre forêt et culture, et S2, entre culture et urbain.

Figure 2.4 Matrice indicatrice issue de la classification des pixels de l'image trimodale Q35 en couverts forestier (0), agricole (1) et urbain (2).

Figure 2.5 Reproduction-couleurs des valeurs vraies de l'image trimodale Q35.

Figure 2.6 Reproduction-couleurs des valeurs krigées de l'image trimodale Q35 obtenue selon le traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert par image.

Figure 2.7 Reproduction-couleurs des valeurs krigées de l'image trimodale Q35 obtenue selon le traitement unique.

Figure 2.8 Reproduction-couleurs des valeurs krigées de l'image trimodale Q35 obtenue selon le traitement par couvert avec semi-variogrammes par couvert par vol.

Figure 3.1 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan forestier superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: f24 (19h02), f26 (23h54), f28 (4h50) et f30 (8h49).

Figure 3.2 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan agricole superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: c24 (19h02), c26 (23h54), c28 (4h50), c30 (8h49) et c34 (11h28).

Figure 3.3 Variation temporelle de l'histogramme de fréquences de l'arrière-plan urbain superposable de 19h02, le 21-07-86 à 8h49, le 22-07-86: u24 (19h02), u26 (23h54), u28 (4h50), u30 (8h49) et u34 (11h28).

Figure 3.4 Histogramme de fréquences du site superposable (f24) et des sites complémentaires forestiers (fs1\_24 à fs5\_24) tirés de la scène AS1724.

Figure 3.5 Estimation des irradiances moyennes ( $\mu F$ ) des sites homogènes superposables en fonction des irradiances moyennes ( $\mu F$ ) des sites complémentaires témoins.

Figure 3.6 Estimation des écarts-types des sites homogènes superposables en fonction des écarts-types des sites complémentaires témoins.

Figure 3.7 Irradiances moyennes estimées ( $\mu F$ ) des sites mixtes à deux couverts (moy\_a, moy\_b) et à trois couverts (t\_s1, t\_s2) en fonction des irradiances moyennes observées ( $\mu F$ ) pour les 5 survols.

Figure 3.8 Estimation des écarts-types des sites mixtes à deux couverts (et\_a\_oe et et\_b\_oe) et à trois couverts (et\_s1\_oe et et\_s2\_oe) pour tous les survols.

Figure 3.9 Distribution observée du site mixte à trois couverts (ts2\_24) et distribution trimodale reconstituée (rt24) pour la scène AS1724.

Figure 3.10 Distribution observée des sites mixtes à deux couverts agricole-urbain (b30 et b34) et distributions bimodales reconstituées correspondantes (cu30 et cu34); poids égal attribué aux deux types de couverts.

## **LISTE DES TABLEAUX**

- Tableau 1.1 Analyse globale des résultats du pointage des sommes des carrés des erreurs, et des sommes des amplitudes des fonctions PSD ajustées par optimisation (bande 2: 9 à 13 microns).
- Tableau 1.2 Analyse globale (en pourcentage) des résultats du pointage (1) des sommes des carrés des erreurs, et des sommes des amplitudes des fonctions PSD ajustées par optimisation (bande 2: 9 à 13 microns).
- Tableau 1.3 Comportement des fonctions PSD ajustées par optimisation versus les fonctions PSD estimées en fonction de la fréquence.
- Tableau 3.1 Valeurs maximales et minimales des irradiances moyennes et des écarts-types des sites complémentaires représentatifs de chaque couvert.