

# Analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires par une approche de fusion de données sur la ville de Mexico.

Oscar Viveros-Cancino, Xavier Descombes, Josiane Zerubia

► **To cite this version:**

Oscar Viveros-Cancino, Xavier Descombes, Josiane Zerubia. Analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires par une approche de fusion de données sur la ville de Mexico.. RR-4578, INRIA. 2002. inria-00072010

**HAL Id: inria-00072010**

**<https://hal.inria.fr/inria-00072010>**

Submitted on 23 May 2006

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

*Analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires  
par une approche de fusion de données sur la ville de  
Mexico.*

Oscar Viveros-Cancino — Xavier Descombes — Josiane Zerubia

**N° 4578**

Octobre 2002

THÈME 3



*Rapport  
de recherche*



## Analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires par une approche de fusion de données sur la ville de Mexico.

Oscar Viveros-Cancino , Xavier Descombes , Josiane Zerubia\*

Thème 3 — Interaction homme-machine,  
images, données, connaissances  
Projet Ariana

Rapport de recherche n° 4578 — Octobre 2002 — 84 pages

**Résumé :** Ce document présente une analyse intra-urbaine afin d'améliorer la détection des différents tissus urbains avec une application sur la ville de Mexico. La méthode de fission-fusion est proposée ainsi qu'une méthode pour fusionner les classes existantes. Les deux méthodes se composent des étapes suivantes : premièrement, une analyse de texture, nommée étape de fission, est faite pour mieux décrire l'image, ensuite, une classification supervisée, nommée étape de fusion, est faite sur les paramètres issus de l'analyse de texture à partir des valeurs de qualité, notamment la valeur Kappa calculée sur la matrice de confusion. Ces étapes sont réalisées sur des images optiques (SPOT) et radar (ERS) de la ville de Mexico et sont suivies d'un régularisation.

**Mots-clés :** Imagerie satellitaire, analyse intra-urbaine, fusion de données, matrice de confusion, champs de markov, texture.

\* Les auteurs remercient l'ESA pour la fourniture des données ERS et le CNES, via le programme ISIS, pour l'achat des données SPOT. Le premier auteur remercie le programme CONACYT/SFERE pour le financement de sa thèse.

## Intra-urban analysis from satellite images by means of a data fusion approach on Mexico City.

**Abstract:** In this research report we present an intra-urban analysis to improve urban texture extraction. Two methods are proposed : a fission-fusion method and another method which fuses already existing classes. Both methods consist of two steps. The first step, called fission, performs a texture analysis which looks for structures with different parameters. The second step, called fusion, involves a supervised classification using quality parameters, in particular the kappa value which is computed from the confusion matrix. These two steps are carried out on SPOT and radar images of Mexico city. A regularization step is then performed which completes our analysis.

**Key-words:** Remote sensing, intra-urban analysis, data fusion, confusion matrix, Markov random fields, texture.

## Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>4</b>
<b>2</b>	<b>État de l'art</b>	<b>5</b>
<b>3</b>	<b>Analyse de la texture des images satellitaires</b>	<b>6</b>
3.1	Valeurs statistiques sur l'histogramme d'une fenêtre. . . . .	6
3.2	Matrices de cooccurrence . . . . .	7
3.3	Variance conditionnelle dans une fenêtre. . . . .	8
3.4	Résultats de l'analyse de la texture . . . . .	10
3.4.1	Images SPOT et Radar utilisées. . . . .	10
3.4.2	Statistiques sur l'histogramme. . . . .	10
3.4.3	Matrices de cooccurrence. . . . .	12
3.4.4	Variance conditionnelle. . . . .	20
<b>4</b>	<b>Classification d'images satellitaires par Maximum de Vraisemblance</b>	<b>20</b>
4.1	Matrice de confusion . . . . .	23
4.2	Régularisation Spatiale . . . . .	24
4.3	Résultats : classification et régularisation . . . . .	24
4.3.1	Identification des zones d'apprentissage. . . . .	24
4.3.2	La vérité-terrain. . . . .	26
4.3.3	Classification sur la radiométrie . . . . .	29
4.3.4	Valeurs statistiques . . . . .	29
4.3.5	Matrices de cooccurrence . . . . .	48
4.3.6	Variance conditionnelle . . . . .	48
<b>5</b>	<b>Fusion de capteurs</b>	<b>63</b>
5.1	Fusion d'images par matrice de confusion, opérateur "multiplication" . . . . .	64
5.2	Fusion d'images par matrice de confusion, opérateur "addition". . . . .	66
5.3	Fusion d'images par Maximum de Vraisemblance Vectorielle. . . . .	66
5.4	Résultats de la fusion de capteurs . . . . .	67
<b>6</b>	<b>Fusion de classes en améliorant la valeur <math>\kappa</math></b>	<b>74</b>
6.1	Résultats de la fusion de classes . . . . .	78
<b>7</b>	<b>Conclusion Générale</b>	<b>82</b>

## 1 Introduction

Ce rapport propose une étude intra-urbaine des images issues de la télédétection. Une méthode de fission-fusion est proposée ainsi qu'une méthode pour fusionner les classes existantes. Ces deux méthodes se déroulent en plusieurs étapes : premièrement, une analyse de texture, nommée étape de fission, est faite pour mieux décrire l'image ; ensuite, une classification supervisée, nommée étape de fusion, est réalisée à partir de critères de qualité sur les classifications, pour obtenir finalement les régularisations correspondantes.

Ce document est divisé en six parties :

La première répond aux questions relatives aux concepts de l'urbain et de l'intra-urbain ainsi qu'aux textures associées. Puis, un état de l'art sur les méthodes d'extraction des agglomérations est présenté.

La deuxième partie consiste en la description de l'étape de fission. Il s'agit de décrire les paramètres utilisés pour caractériser de façon différente chaque image, le but est d'arriver à une bonne discrimination des différentes zones par l'analyse des textures. Des résultats sont montrés sur des images radar et optique. Nous présentons l'algorithme de base pour la détection des zones urbaines décrit dans [13] et nous utilisons la variance conditionnelle.

La troisième partie traite de la classification par Maximum de Vraisemblance et de la définition de critères de qualité sur les classifications utilisées. En effet, la matrice de confusion et la valeur kappa sont très utilisées. Pour la classification supervisée nous allons définir des zones d'apprentissage et des zones vérité-terrain pour valider les algorithmes. Après la classification, la matrice de confusion est calculée et la valeur kappa obtenue. La régularisation spatiale d'images classifiées est utilisée pour obtenir des régions plus homogènes; la technique utilisée est un filtre modal ou une régularisation par un modèle de Potts. Les matrices de confusion ainsi obtenues nous permettent de proposer deux étapes de fusion d'information. Dans la quatrième partie, nous montrons la fusion de capteurs à partir de critères de qualité en utilisant une approche issue de la théorie de Bayes. C'est à dire la combinaison des résultats de classification à partir des matrices de confusion, ce qui nous permet d'estimer l'appartenance de chaque pixel aux différentes classes; la valeur kappa est utilisée pour valider l'amélioration de la classification finalement obtenue par rapport à la classification initiale. Dans cette méthode deux variantes sont introduites, l'une utilise un opérateur multiplicatif et l'autre un opérateur additif.

La cinquième partie décrit l'étape qui consiste à fusionner les classes similaires ou mal discriminées par les informations extraites en utilisant la matrice de confusion pour améliorer la valeur du coefficient kappa: tant que la valeur kappa augmente suffisamment, les classes continuent à fusionner.

Pour finir, dans la sixième partie, une discussion sur les résultats est présentée ainsi qu'une conclusion.

## 2 État de l'art

L'urbain est défini dans [11] comme " l'ensemble formé par une ville et ses banlieues, ou commune isolée comptant plus de 2000 habitants ". Dans [20], une étude sur les images de télédétection et le milieu urbain est réalisée, notamment sont définies six familles d'éléments paysagés donnant lieu aux formes qui produisent des caractéristiques sur les images. Dans [13], l'urbain est considéré comme une entité par opposition au non-urbain (champs, forêt, bois).

Plusieurs écoles proposent des définitions de l'urbain. Pour certains, il s'agit uniquement des zones bâties, pour d'autres, des ensembles des zones bâties et des zones boisées entourées de bâti définissent la ville. Dans [1], [5], [8] et [20], nous pouvons trouver différentes définitions de la ville. Dans [15], une étude sur l'apport de la combinaison des signatures SAR et InSAR est faite pour délimiter les milieux urbains, via un algorithme de seuillage pour extraire la densité urbaine.

La définition de l'intra-urbain est une conséquence des définitions antérieures. Divers algorithmes qui caractérisent différents objets à l'intérieur de l'urbain peuvent être trouvés dans [7]. Pour nous, l'intra-urbain peut contenir des objets tels que routes, bâti, zones de service, zones vertes, etc.

L'extraction des différents tissus urbains à partir d'images de télédétection n'est pas un sujet nouveau, la photographie aérienne a été utilisée depuis longtemps et les images satellitaires haute résolution permettent également de faire une telle détection depuis peu. Dans [1], deux méthodes de classification de l'urbain sont présentées, la première utilise une croissance de régions tandis que la deuxième fait appel à la matrice de cooccurrence, tout en utilisant un image SPOT multispectrale. Les auteurs sont arrivés à la conclusion que la méthode de classification par croissance de régions est la mieux adaptée pour ce besoin. Dans [2], une étude par télédétection des problèmes urbains dans la vallée de Katmandu est faite à partir d'une base de données composées de sept canaux de LANDSAT TM, quatre canaux du satellite indien IRS-1 et d'une image SPOT Panchromatique avec un algorithme de classification qui agit sur l'histogramme. Cette étude pose le problème de la difficulté de faire la différence entre l'urbain et le non-urbain dans les pays du tiers monde. Dans [19], les auteurs proposent un algorithme de classification supervisée qui maximise la redondance entre l'image source et l'image classifiée, cette redondance issue de la théorie de l'information, prend en compte le voisinage de chaque pixel.

Une définition générale de la texture s'écarterait du but principal de ce rapport, mais une définition de la texture urbaine s'impose. La texture urbaine dans les images satellitaires issues des capteurs SPOT et Radar est aisément détectable à l'oeil car celui-ci est sensible aux textures. Des modèles de texture urbaine [12] ont montré que l'urbain crée des variations des niveaux de gris de façon anisotrope. Les zones urbaines en sont un cas particulier car les niveaux de gris ne sont pas caractéristiques des zones urbains et il n'est pas possible de faire une bonne discrimination avec un simple seuil sur l'histogramme des niveaux de gris. Dans [3], [4], les auteurs introduisent des concepts sur la fusion de données et différents modèles pour faire une telle fusion. Dans [16], un algorithme de recalage entre des images



SAR et SPOT est décrit qui s'appuie sur des détections de structures primaires et des corrélations. Le seul but ici est de faire un recalage. Dans [17], [18], différentes méthodes de fusion d'images classifiées sont proposées, les applications sont faites sur des images de Guinée et sur la ville de Mexico.

### 3 Analyse de la texture des images satellitaires

Notre but est de réaliser la détection de la texture urbaine mais aussi de pouvoir distinguer les différents types de tissu urbain à l'intérieur de la ville. Pour cela, nous utilisons l'algorithme d'extraction des zones urbaines décrit dans [13] et quelques paramètres additionnels définis par des valeurs statistiques sur l'histogramme et les matrices de cooccurrence calculées sur une fenêtre d'analyse.

#### 3.1 Valeurs statistiques sur l'histogramme d'une fenêtre.

Un histogramme est fréquemment défini comme la fréquence d'apparition des niveaux de gris dans une image ou une partie de l'image donnée.

Soient  $g$  un niveau de gris et  $f(g)$  la fréquence d'apparition de ce niveau dans l'image  $\mathcal{I}(x,y)$ , sachant que  $x = 0, \dots, N_x$  et  $y = 0, \dots, N_y$  sont les coordonnées de l'image. L'histogramme dans une fenêtre  $\mathcal{V} \in \mathcal{I}$  est donné par :

$$f(g) = \frac{1}{N_{\mathcal{V}}^2} \sum_{(x,y) \in \mathcal{V}} \delta(g_{x,y} - g) \quad (1)$$

Où  $N_{\mathcal{V}}$  est la taille de la fenêtre,  $g_{(x,y)}$  le niveau de gris en  $(x,y)$  et

$$\delta(g_{x,y} - g) = \begin{cases} 0 & \text{si } g_{x,y} \neq g \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

Différents paramètres de texture peuvent être définis à partir de l'histogramme :

- **Maximum.** Cet valeur est calculée à partir de l'identification du nombre maximum d'apparitions d'un niveau de gris dans la fenêtre d'analyse, autrement dit il s'agit du filtre modal ; il est utile lors de l'apparition de structures qui ont une texture homogène.

$$g_{max} = \arg \max_g \{f(g)\} \quad (3)$$

- **Moyenne.** Le niveau de gris moyen calculé sur un fenêtre correspond à un lissage de l'image. Il est défini par :

$$g_\mu = \sum_{g=1}^{N_g} g * f(g) \quad (4)$$

- **Variance locale.** Cette valeur nous indique la dispersion de l'information dans la fenêtre d'analyse. Nous allons l'utiliser comme un descripteur de texture, l'équation est :

$$g_\sigma = \sum_{g=1}^{N_g} g^2 * f(g) - g_\mu^2 \quad (5)$$

- **Coefficient de variation.** Étant donné que les valeurs de moyenne et variance ne sont pas suffisamment discriminantes, nous cherchons une valeur qui met en rapport ces deux quantités. Le coefficient de variation est donné par l'équation suivante :

$$g_{cv} = \frac{g_\sigma}{g_\mu} \quad (6)$$

- **Entropie.** La texture dans une fenêtre d'analyse est évaluée en tenant compte du désordre. Pour cela, nous utilisons l'entropie issue de la théorie de l'information et décrite par :

$$g_e = \sum_{g=1}^{N_g} (g * \log(f(g))) \quad (7)$$

Les valeurs statistiques calculées ci-dessus sur des histogrammes locaux sont les descripteurs de texture les plus simples.

### 3.2 Matrices de cooccurrence

La matrice de cooccurrence est très utilisée pour caractériser les textures contenues dans les images. Elle permet de prendre en compte les relations entre les pixels voisins. Différents paramètres sont calculés à partir des matrices de cooccurrence, [9], [10], [14].

Le calcul de la matrice de cooccurrence est fait de la façon suivante: soit  $\mathcal{I}$  un tableau de dimension  $N_x \times N_y$ , où  $N_x$  et  $N_y$  sont les dimensions de l'image ou de la fenêtre à analyser. Le niveau de gris au point  $s$  est  $g_s \in \{0, 1, \dots, N_g - 1\}$  où  $N_g$  est le nombre de niveaux de gris.

Nous définissons un voisinage  $\mathcal{V} = \{\mathcal{V}_s, s \in \mathcal{I}\}$ . La matrice de cooccurrence alors est définie comme suit :

$$C(i,j) = P(g_s = i, g_{s'} = j, s' \in V_s) \quad (8)$$

Nous allons calculer divers paramètres sur la matrice de cooccurrence  $C(i,j)$ , où  $(i,j) \in [0, \dots, N_g]$ .

- **Énergie.** Cette valeur est calculée comme la somme des carrés de tous les éléments de la matrice de cooccurrence, la valeur est minimale quand tous les éléments sont égaux.

$$E_c = \sum_i \sum_j (C(i,j))^2 \quad (9)$$

- **Moyenne.** Cette valeur est calculée en prenant en compte les valeurs non nulles de la matrice de cooccurrence.

$$\mu_c = \frac{\sum_i \sum_j C(i,j)}{\text{card}((i,j) : C(i,j) \neq 0)} \quad (10)$$

- **Entropie.** C'est une mesure du désordre de la matrice de cooccurrence qui est maximale quand toutes les valeurs sont égales.

$$S_c = \sum_i \sum_j (C(i,j) * \log(C(i,j))) \quad (11)$$

### 3.3 Variance conditionnelle dans une fenêtre.

Nous définissons huit modèles markoviens directionnels pour lesquels le voisinage d'un pixel est constitué des deux plus proches pixels dans la direction considérée [13]. La probabilité conditionnelle locale s'écrit alors:

$$P(X_s/X_r \in V_s^d) = \frac{1}{Z_{V_s^d}} \exp \left( -\beta^d \left( \sum_{r \in V_s^d} (X_s - X_r)^2 + \lambda^d (X_s - \mu^2) \right) \right) \quad (12)$$

où  $d$  représente la direction considérée,  $X_s$  est le niveau de gris du pixel  $s$ ,  $V_s^d$  son voisinage suivant la direction  $d$ ,  $X_r \in V_s^d$  et  $\beta^d$ ,  $\lambda^d$  et  $\mu$  sont les paramètres du modèle. Il est montré dans [6], que cette valeur ne dépend que de la moyenne du voisinage  $m_s^d$ . Nous avons alors une loi normale :

$$P(X_s/X_r \in V_s^d) = P(X_s/m_s^d) \equiv N \left( \frac{2m_s^d + \mu\lambda^d}{2 + \lambda^d}, \frac{1}{2\beta^d(2 + \lambda^d)} \right) \quad (13)$$

L'attribut de texture considéré est la variance conditionnelle :

$$\sigma_{P(X_s/X_r)^d}^2 = \frac{1}{2\beta^d(2 + \lambda^d)} \quad (14)$$

Elle est estimée par la méthode des queues de comète [6], dans une fenêtre centrée sur le pixel  $s$  ( voir figure 1 ). Pour cela, nous nous sommes intéressés aux niveaux de gris  $X_{s'}$  et à la moyenne  $m_{s'}^d$ , calculée pour chaque site  $s'$  dans la direction indiquée, où  $s'$  correspond à chaque site dans la fenêtre d'analyse ; tout cela pour former la matrice  $(X_{s'}, m_{s'}^d)$  en incrémentant le point de la matrice pour chaque site  $s'$  dont les coordonnées correspondent aux valeurs  $(X_{s'}, m_{s'}^d)$ . Après, nous estimons la variance conditionnelle pour chaque distribution  $P(X_{s'}/m_{s'}^d)$  pour enfin choisir la variance conditionnelle la plus représentative dans la direction  $d$  en tenant compte du nombre de pixels qui font partie de la distribution  $P(X_{s'}/m_{s'}^d)$ . Les valeurs obtenues dans ces huit directions sont normalisées afin d'éliminer le biais introduit à cause de la distance inter-pixels sur la trame discrète.

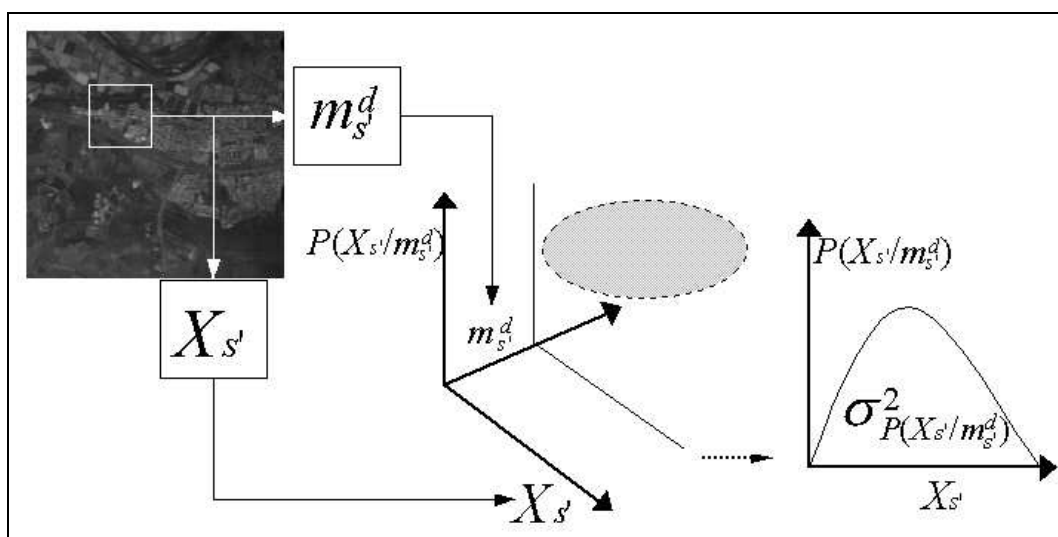


FIG. 1 – Diagramme correspondant à l'algorithme des queues de comète pour estimer la variance conditionnelle.

Deux paramètres de texture sont alors retenus : la valeur minimale des huit variances conditionnelles et la moyenne des deux valeurs médianes. La raison en est que le milieu urbain dans les images satellitaires est caractérisé par une forte variance dans toutes les directions par opposition aux champs, forêts ou mer qui ont une variance faible. Des constructions telles que les serres, hangars, petites parcelles ou routes ont une orientation privilégiée perpendiculairement à laquelle il existe une forte variance. Donc, la valeur minimale sera quand

même forte lorsqu'il s'agit d'un pixel appartenant à l'urbain, ou faible pour les champs, mais dans la périphérie de la ville les pixels seront mal classés, c'est pour cela que la moyenne des deux valeurs médianes est prise en compte, de cette manière les fausses alarmes sont réduites.

### 3.4 Résultats de l'analyse de la texture

Nous allons présenter les images correspondant à l'analyse de la texture sur des images optique SPOT et radar ERS de la ville de Mexico. Bien que la majorité des mesures que nous avons vues jusqu'à présent soient très générales, le but est de montrer la possibilité de l'apport de ces capteurs à la fusion d'images classifiées. Pour cela, nous allons montrer les caractéristiques des paramètres choisis.

#### 3.4.1 Images SPOT et Radar utilisées.

Dans un premier temps, nous montrons les images utilisées : radar ERS-1 sur la figure 2a et optique SPOT Panchromatique HRV2 sur la figure 2b. Ces images montrent une scène de la ville de Mexico prises en décembre 1995 et mai 1995 respectivement. Ce sont deux images recalées avec une technique par points d'amer [8] par rapport à l'image SPOT. Les images traitées sont extraites d'images au format standard, elles ont 1200 lignes  $\times$  1110 colonnes, 8 bpp (dans le cas de l'image ERS, nous avons pondéré les valeurs). Ces images ont été sélectionnées car elles présentent une grande diversité de textures urbaines et non urbaines décrites dans la partie 4.3.1 de ce rapport.

#### 3.4.2 Statistiques sur l'histogramme.

Sur les histogrammes de la figure 3a (correspondant à l'image radar) et de la figure 3b (correspondant à l'image SPOT Panchromatique), nous pouvons apprécier la différence sur la distribution des données. L'image SPOT a une dynamique bien plus petite que celle de l'image Radar. À partir de l'observation des histogrammes, nous pouvons réaliser une segmentation. Dans l'image radar, les pixels ayant une valeur élevée appartiennent en général à des zones urbaines. Il est plus difficile de faire la différence dans l'image SPOT.

Le maximum de l'histogramme sur une fenêtre peut s'apprécier sur les figures 4a (correspondant au radar) et 4b (correspondant à SPOT). Sur l'image radar, on peut observer que les zones urbaines sont bien plus claires que dans l'image SPOT à cause de la dynamique de l'image.

Le lissage fait sur l'image à partir de la moyenne de l'histogramme sur une fenêtre  $15 \times 15$  est montré sur les figures 5a (pour le radar) et 5b (pour SPOT). Les structures texturales observées dans ces images sont similaires à la radiométrie, le lissage a débruité l'image mais a également introduit du flou.

Nous pouvons noter dans les figures 6a (pour le radar) et 6b (pour SPOT) que les bords entre les différentes régions sont bien localisés dans les deux capteurs, raison pour laquelle ils peuvent être utilisés pour la définition de régions intra-urbaines.

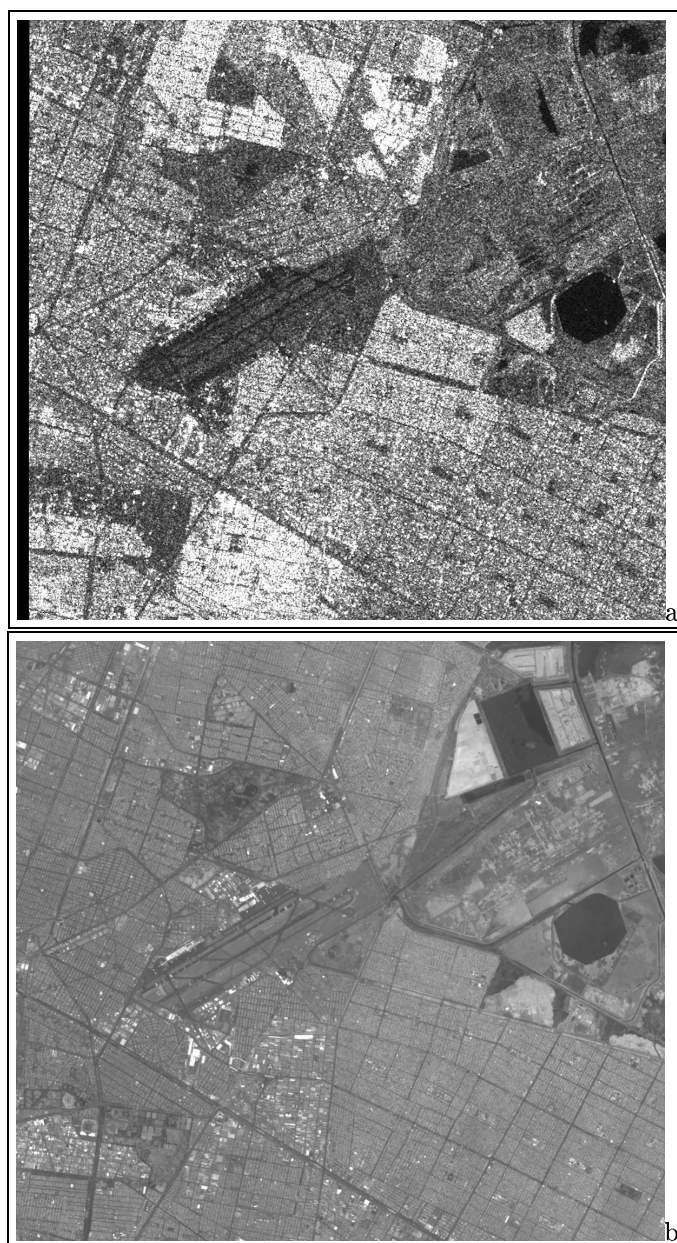


FIG. 2 – Deux imagettes extraites d'images de la ville de Mexico. (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique. Les images ont été recalées par rapport à l'image SPOT.

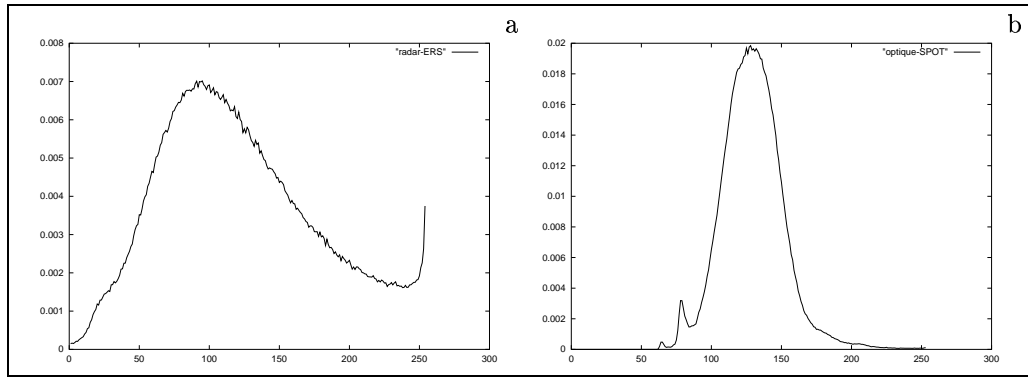


FIG. 3 – Histogrammes des imagerie. (a) ERS radar, (b) SPOT Panchromatique.

Le coefficient de variation calculé sur l'histogramme de l'image radar, figure 7a, et SPOT, figure 7b, ne présente pas de variations importantes par rapport à celui de la figure 6. L'entropie calculée sur l'histogramme présente quelques différences sur les deux images, du fait de la variation des valeurs qui n'est pas assez importante dans l'image radar, cf. figure 8a, par contre dans l'image SPOT, cf. figure 8b, nous pouvons observer plus de structures dans l'image.

### 3.4.3 Matrices de cooccurrence.

La matrice de cooccurrence calculée sur une fenêtre d'analyse est utilisée pour obtenir des mesures qui caractérisent la texture. Les valeurs présentées sur la figure 9a et figure 9b correspondent aux valeurs de l'énergie calculée sur la matrice de cooccurrence pour les images radar ERS et optique SPOT respectivement. Nous pouvons observer que certaines structures ressortent mais qu'il n'y a pas de discrimination efficace de l'urbain. C'est pour cela qu'un descripteur plus adapté sera utilisé par la suite.

Un autre paramètre testé est celui de l'entropie sur la matrice de cooccurrence qui peut s'observer sur la figure 10a pour l'image ERS et la figure 10b pour l'image SPOT. Sur l'image SPOT, il est plus facile de distinguer la texture urbaine du non-urbain, l'image radar montre très peu de structures texturales.

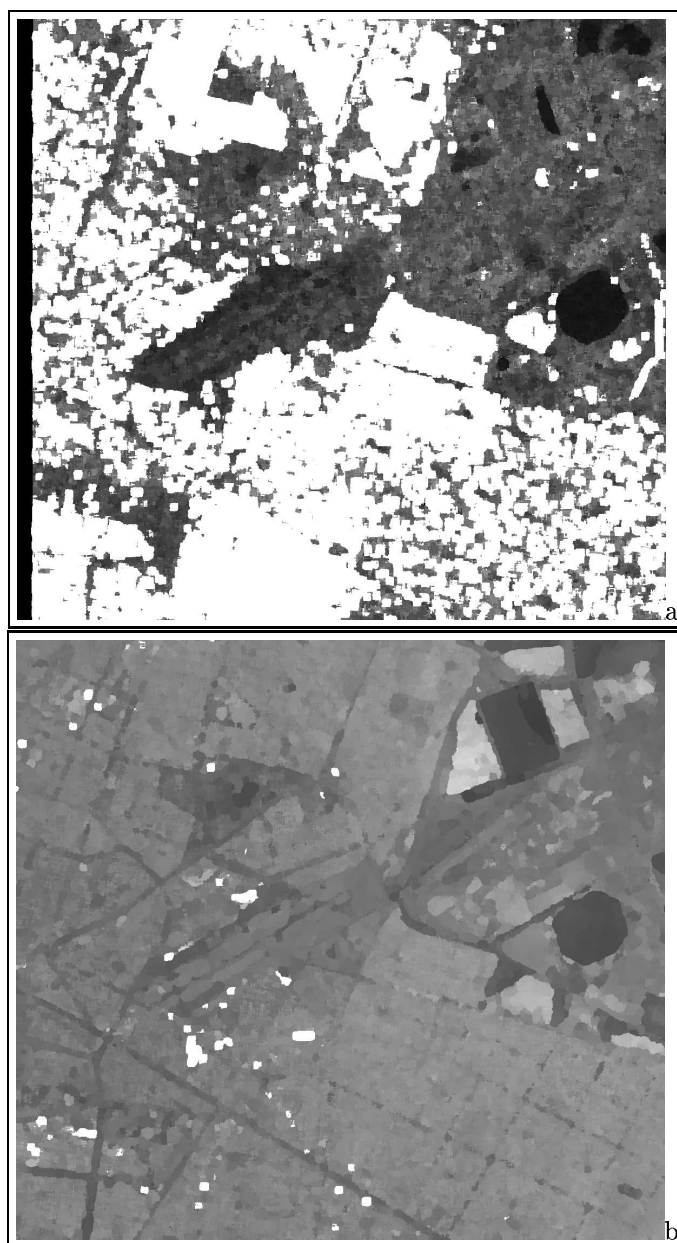


FIG. 4 – Valeur maximum d'un histogramme calculé sur une fenêtre d'analyse  $15 \times 15$ . (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique.



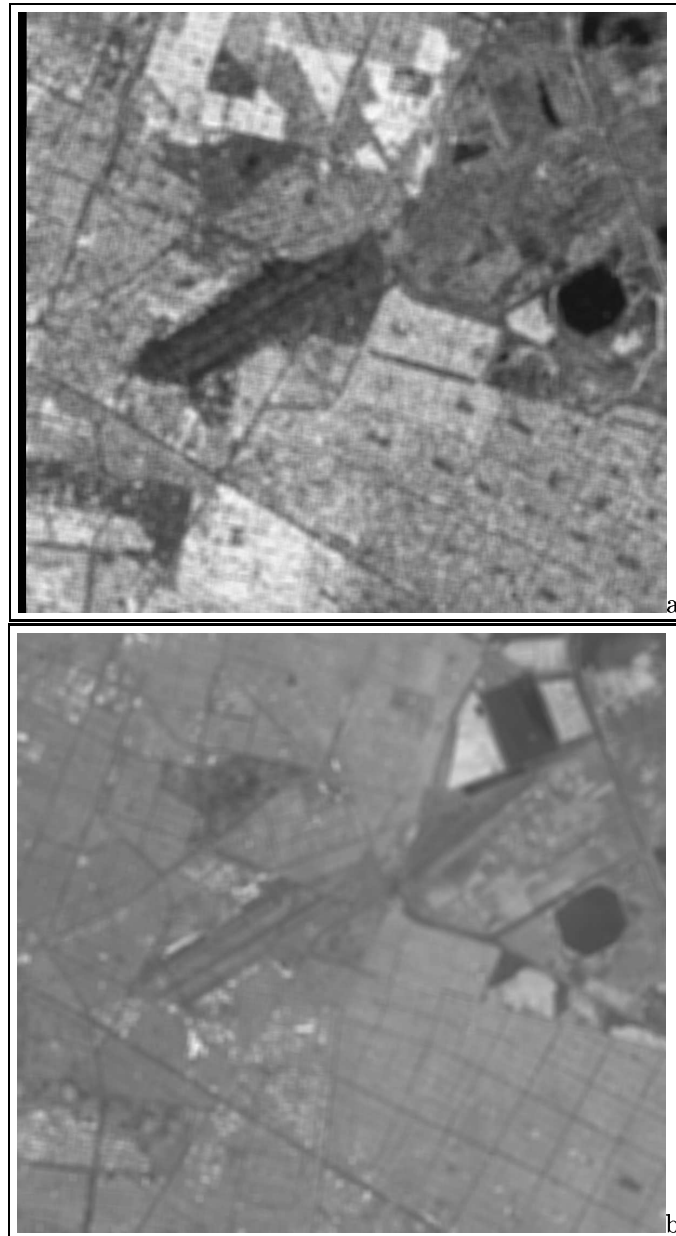


FIG. 5 – Moyenne de l'histogramme sur une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$ . (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique.

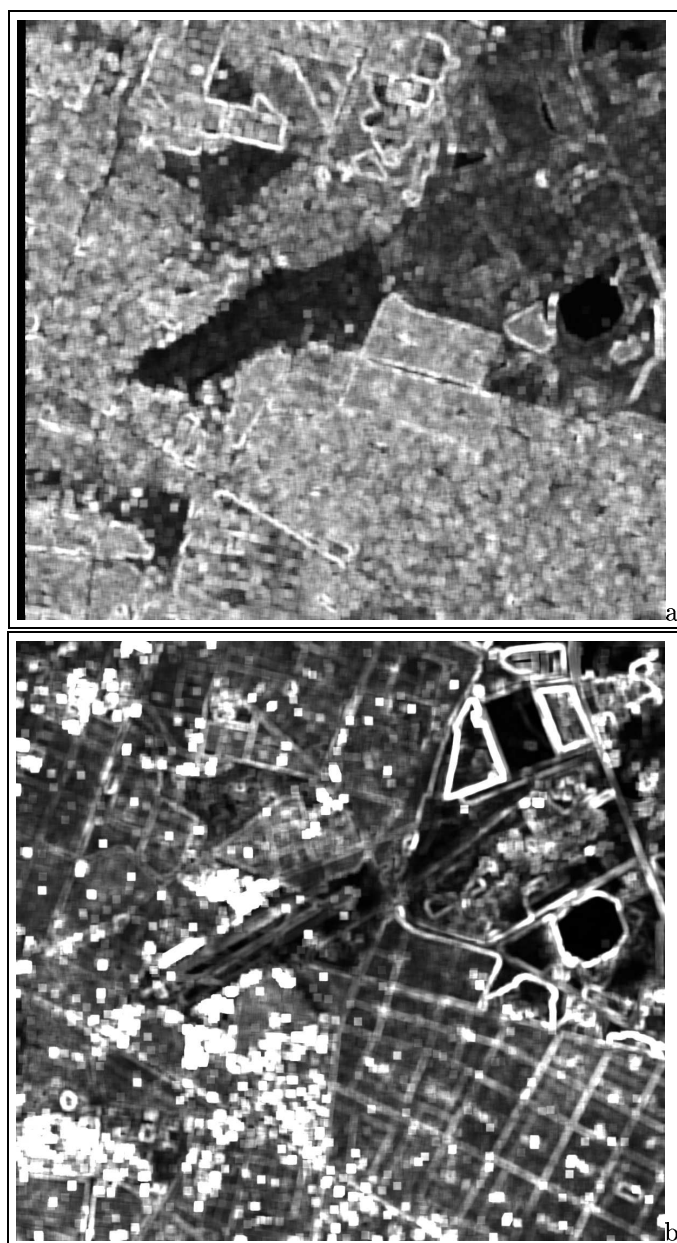


FIG. 6 – Variance de l'histogramme sur une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$ . (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique.

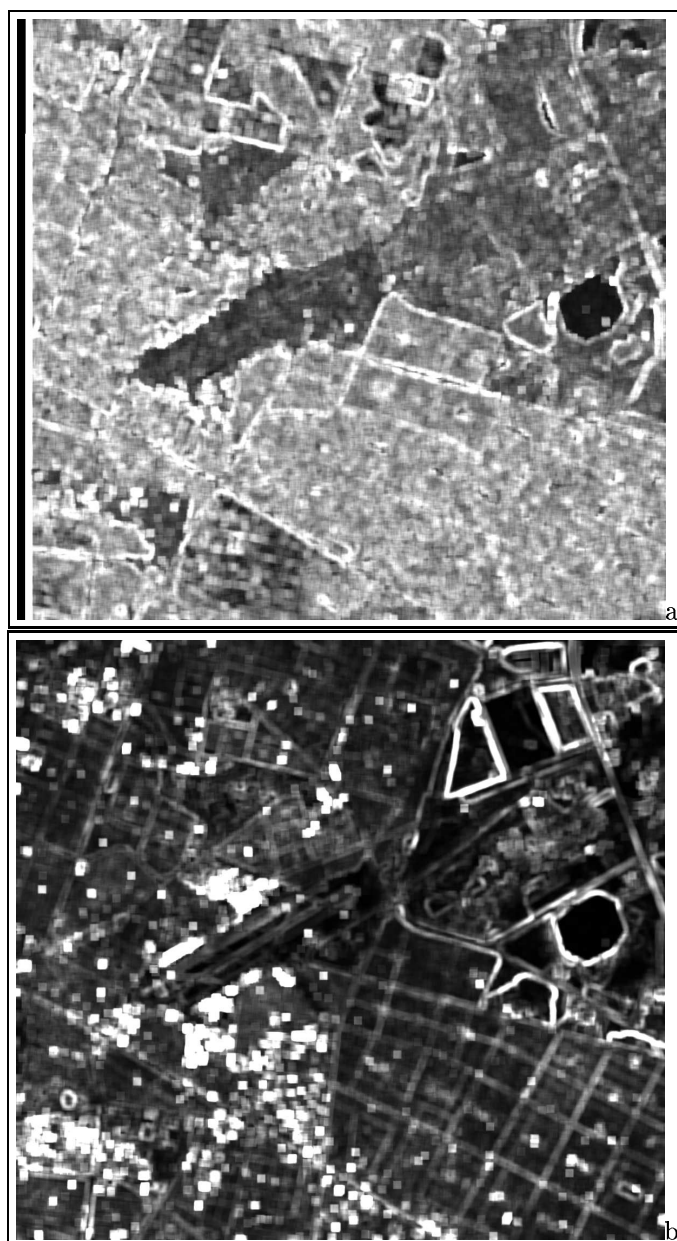


FIG. 7 – Coefficient de variation de l'histogramme sur une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$ . (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique.

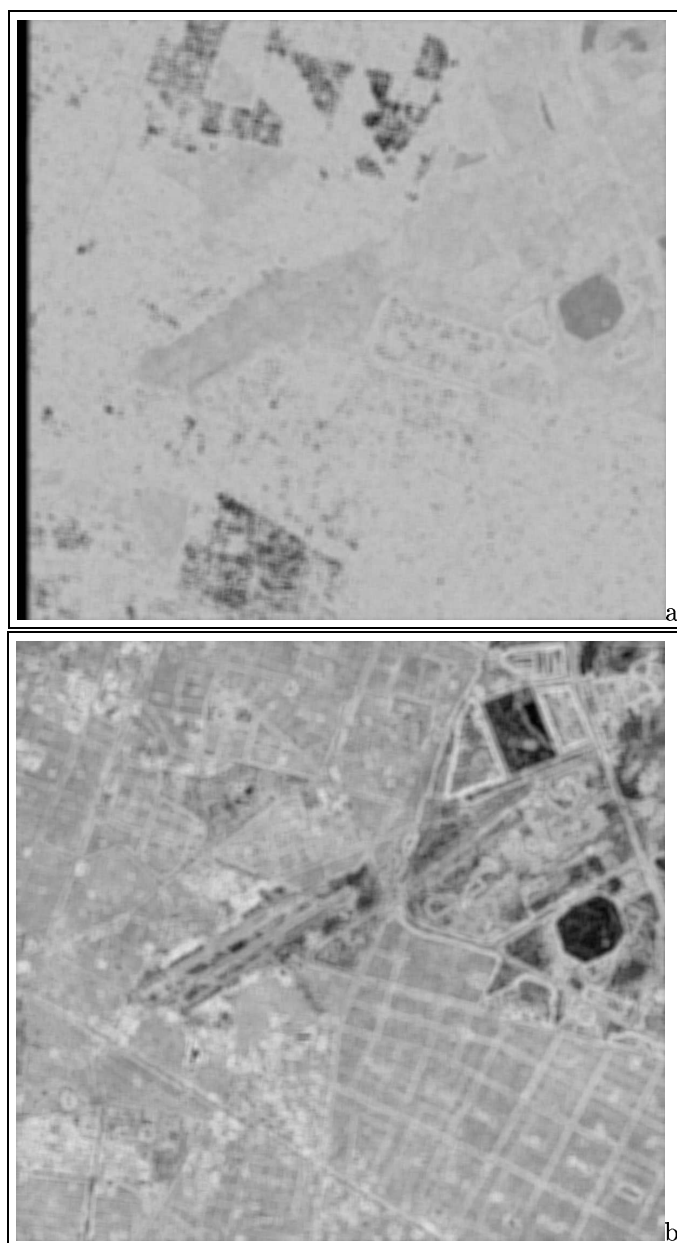


FIG. 8 – Entropie de l'histogramme sur une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$ . (a) radar ERS, (b) SPOT Panchromatique.

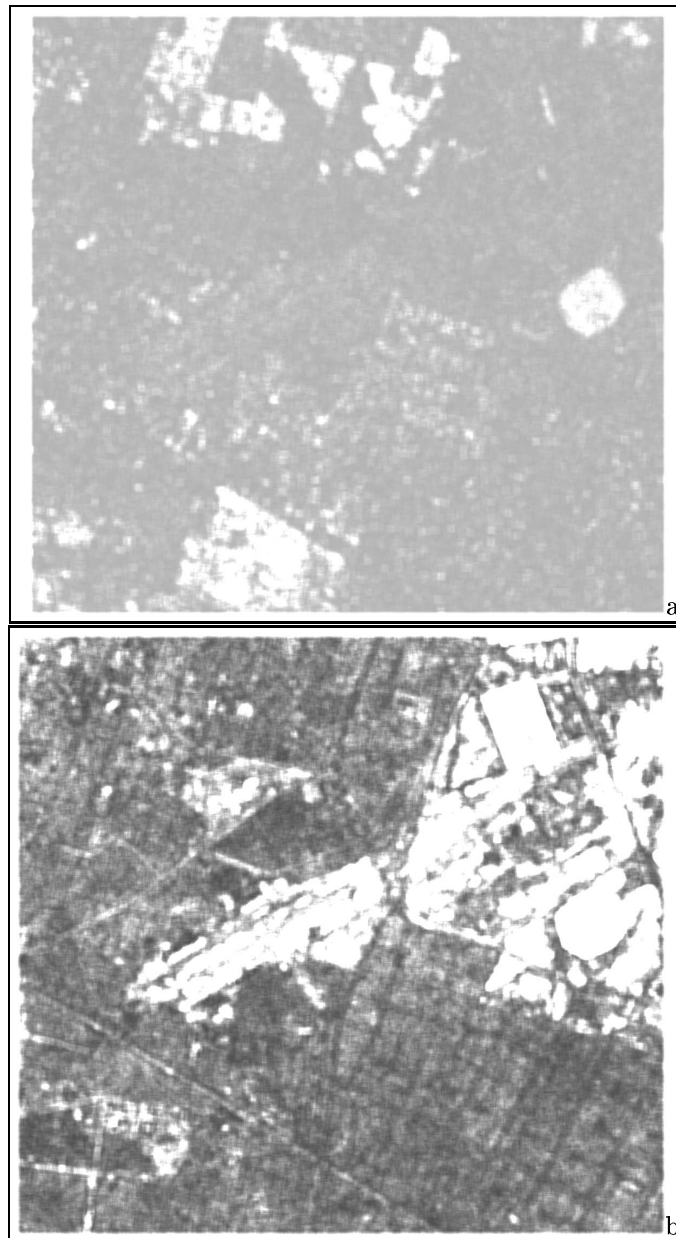


FIG. 9 – Énergie de la matrice de cooccurrence sur des images de la ville de Mexico. (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.

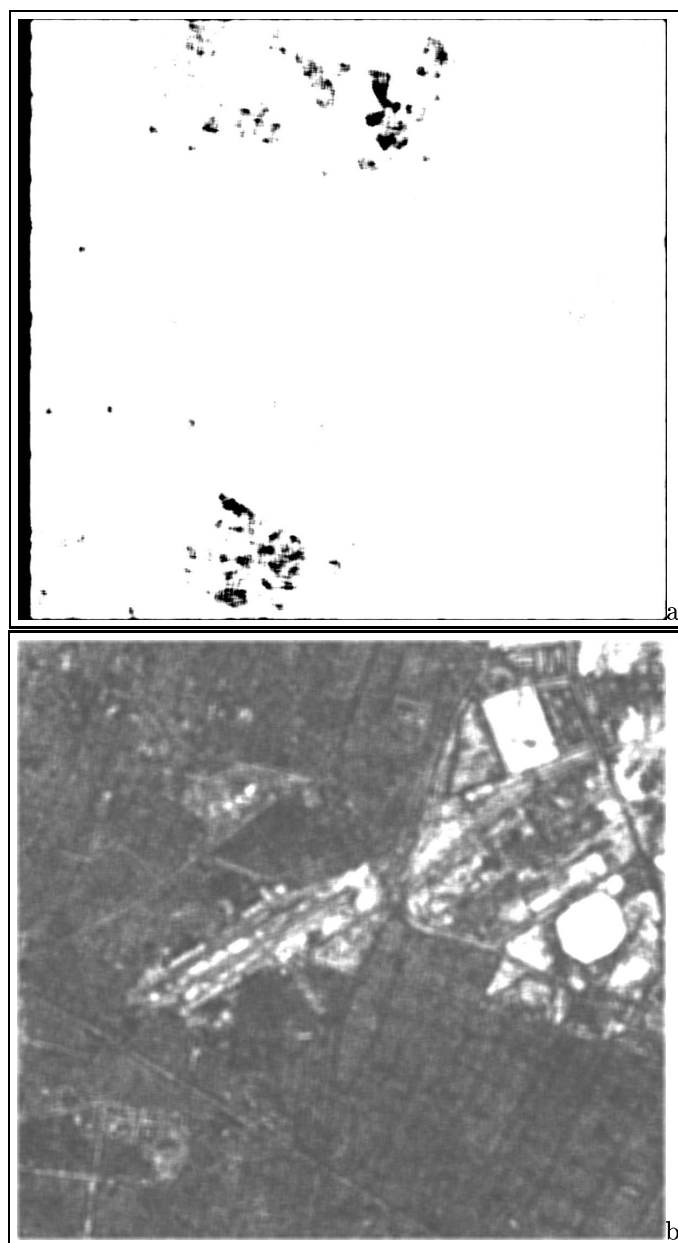


FIG. 10 – Entropie de la matrice de cooccurrence sur des images de la ville de Mexico. (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.

#### 3.4.4 Variance conditionnelle.

La variance conditionnelle est un bon descripteur de l'urbain, le premier algorithme décrit dans [6] correspond à une analyse sur un voisinage 4 connexe, tandis que dans [13], il est proposé une analyse directionnelle avec huit orientations. Sur la figure 11a pour l'image radar et 11b pour l'image SPOT, nous pouvons observer que le résultat sur SPOT est meilleur que celui sur l'image radar.

Ensuite, sur la figure 12a, la variance conditionnelle directionnelle sur l'image radar est présentée, la zone urbaine présente une certaine homogénéité spatiale. La figure 12b montre la variance conditionnelle directionnelle pour l'image SPOT qui présente des textures plus mélangées.

## 4 Classification d'images satellitaires par Maximum de Vraisemblance

Nous allons calculer l'appartenance d'un pixel à une certaine classe définie par des zones d'apprentissage, par estimation du Maximum de Vraisemblance (noté MV par la suite). Nous allons déterminer deux paramètres, la moyenne et la variance pour chaque classe, pour ensuite estimer la probabilité d'appartenance de chaque pixel pour chacune des classes. Nous allons choisir celle qui a la probabilité la plus forte en faisant l'hypothèse d'une distribution Gaussienne.

Soit  $s$  le niveau de gris,  $s \in [0, \dots, N_s]$ ,  $N_s$  étant le nombre total de niveaux de gris.  $x_s$  est le pixel à analyser et la classe  $i \in [1, \dots, N_c]$ ,  $N_c$  étant le nombre total de classes. La probabilité de l'appartenance du pixel  $x_s$  à la classe  $c_i$  est donnée par :

$$P(x_s \in c_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(x_s - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (15)$$

Nous cherchons à maximiser cette probabilité pour trouver la classe  $j$ , retenue au sens de MV :

$$j = \arg \max_i P(x_s \in c_i) \quad (16)$$

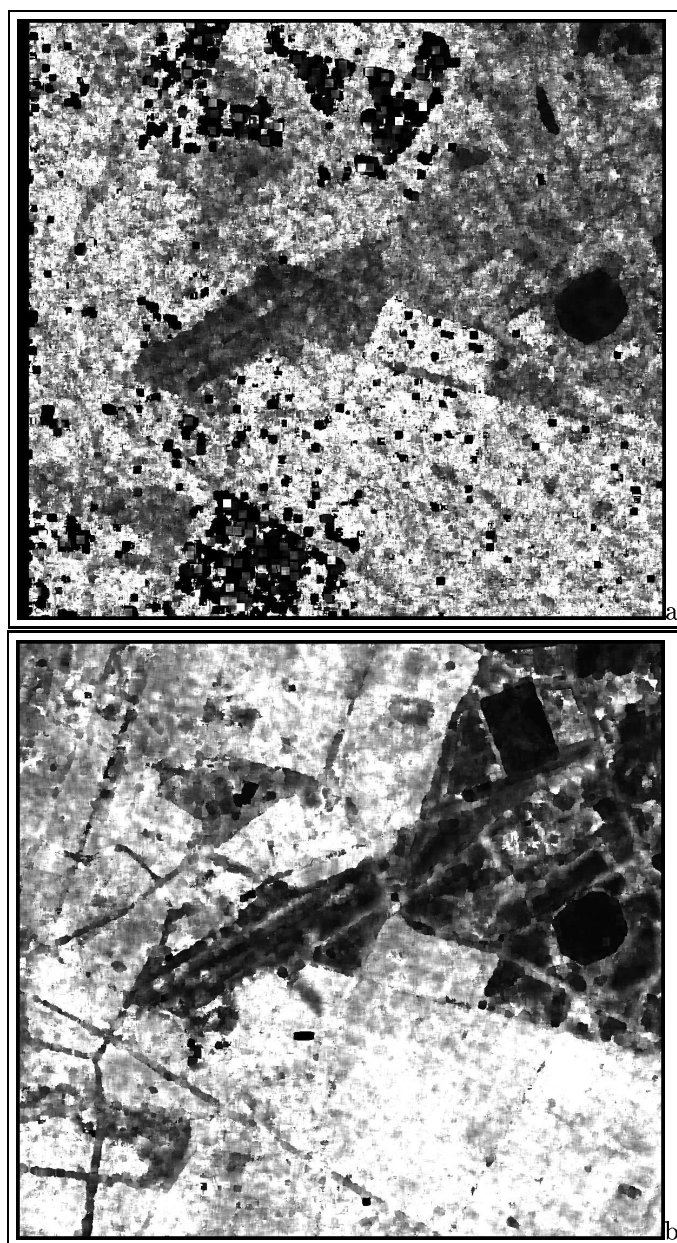


FIG. 11 – Variance conditionnelle 4 connexe calculée dans une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$  sur des images de la ville de Mexico. (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.



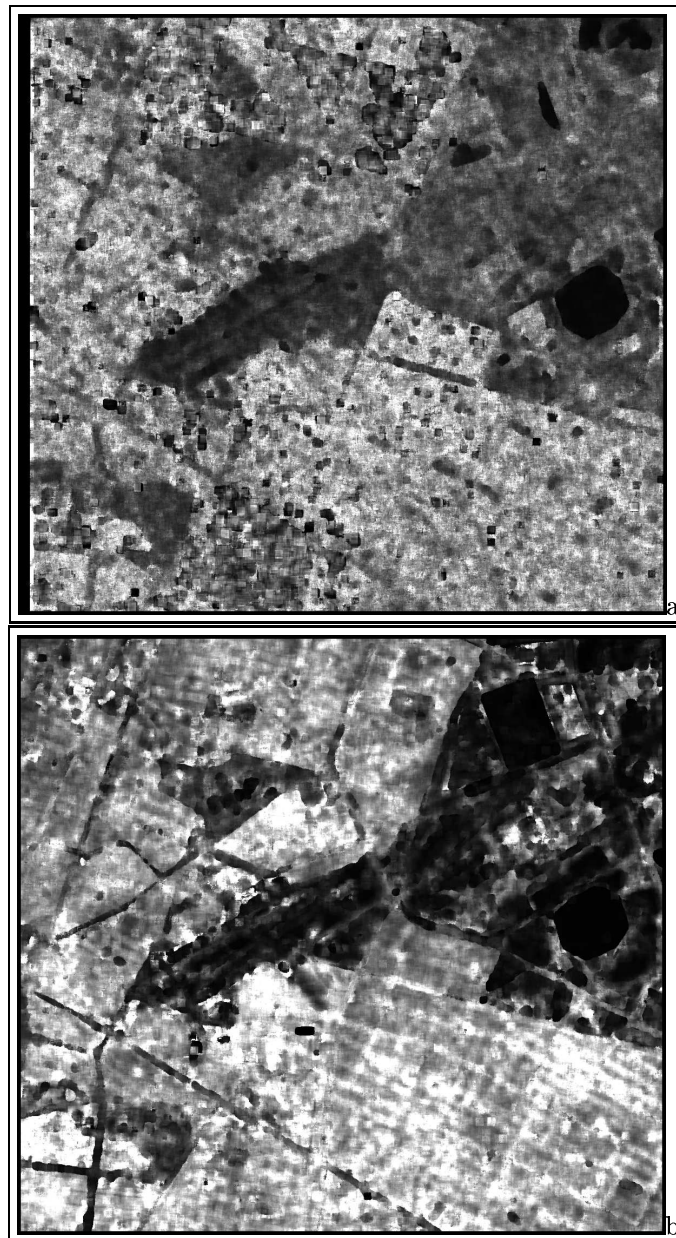


FIG. 12 – *Variance conditionnelle directionnelle calculée dans une fenêtre d'analyse  $[15 \times 15]$  sur des images de la ville de Mexico. (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.*

#### 4.1 Matrice de confusion

La matrice de confusion est définie comme la répartition des pixels classés dans les différentes classes pour chacune des régions de référence [12]. D'abord, nous définissons  $\mathcal{R}_i$ , comme l'ensemble de pixels de référence (soit de la région d'apprentissage ou de la vérité terrain) classés dans  $i = 1, \dots, c$  et  $\mathcal{C}_j$ , comme l'ensemble des pixels classés dans  $j = 1, \dots, c$  où  $c$  est le nombre de classes. Nous définissons la matrice  $A = (A_{i,j})$ . Soit :

$$A_{i,j} = \text{card}(\mathcal{R}_i \cap \mathcal{C}_j) \quad (17)$$

Les coefficients  $A_{i,j}$  correspondent au nombre de pixels classés dans  $j$  appartenant à la région  $i$  ; la matrice de confusion  $M = (M_{i,j})$ , est alors :

$$M_{i,j} = \frac{A_{i,j}}{\text{card}(\mathcal{R}_i)} \quad (18)$$

A partir de la matrice de confusion, il est possible de calculer la valeur Kappa  $\kappa$  qui détermine la qualité de la classification :

$$\kappa = \frac{N \sum_{i=1}^c A_{i,i} + \sum_{k=1}^c \left( \sum_{i=1}^c A_{i,k} \cdot \sum_{j=1}^c A_{k,j} \right)}{N^2 - \sum_{k=1}^c \left( \sum_{i=1}^c A_{i,k} \cdot \sum_{j=1}^c A_{k,j} \right)} \quad (19)$$

où  $N$  est le nombre de pixels de référence classifiés dans l'image. La valeur Kappa  $\kappa$  appartient à l'intervalle  $[0,1]$ . De la même façon, nous définissons un autre critère de qualité, nommé précision de la classification, défini par :

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^c A_{i,i}}{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c A_{i,j}} \quad (20)$$

Enfin, la matrice de l'utilisateur est définie par :

$$U[i,j] = \frac{\text{card}(\mathcal{R}_i \cap \mathcal{C}_j)}{\text{card}(\mathcal{C}_j)} \quad (21)$$

Cette matrice nous permet d'observer la dispersion de la classification dans l'ensemble de référence pour toutes les classes.

## 4.2 Régularisation Spatiale

Les résultats obtenus par la classification ne sont pas tout à fait satisfaisants dans le sens de la segmentation car les classes ont été trouvées par rapport aux pixels et non par rapport aux objets qui composent la scène. Pour définir des régions, nous allons faire une régularisation avec un filtre modal, défini par l'équation (3) qui nous permet de trouver le nombre maximum d'apparitions d'une classe.

## 4.3 Résultats : classification et régularisation

Nous montrons ci-dessous la classification supervisée obtenue sur les images texturées par l'algorithme du maximum de vraisemblance décrit dans le paragraphe 4.

### 4.3.1 Identification des zones d'apprentissage.

En premier lieu, sur la figure 13 nous pouvons visualiser les zones d'apprentissage choisies. Nous avons défini 14 classes correspondant aux différentes textures qui composent la scène. Ces zones de référence ont été choisies à partir de l'observation de l'image optique, de l'image radar et du plan de la ville, figure 14.

Les zones d'apprentissage se répartissent en 14 classes nommées et numérotées :

1. **Eau.**
2. **Déchets Publics.**
3. **Sol nu + sel + champs.**
4. **Champs.**
5. **Aéroport.**
6. **Bois intra-urbain.**
7. **Centre Sportif.**
8. **Zone industrielle.**
9. **Zone industrielle + résidentielle.**
10. **Zone Résidentielle a.**
11. **Zone Résidentielle b.**
12. **Zone Résidentielle c.**
13. **Zone Résidentielle d.**
14. **Zone Résidentielle e.**

Les cours d'eau, qui sont montrés dans la classe 1, sont bien classés dans le non-bâti, la texture générée dans les images satellitaires est tellement homogène que c'est la classe la plus facile à détecter.

Dans cette scène, les déchets publics, qui correspondent à la classe 2, présentent une réponse en optique qui peut être facilement confondue avec l'urbain, en plus de sa position dans la périphérie de la ville.

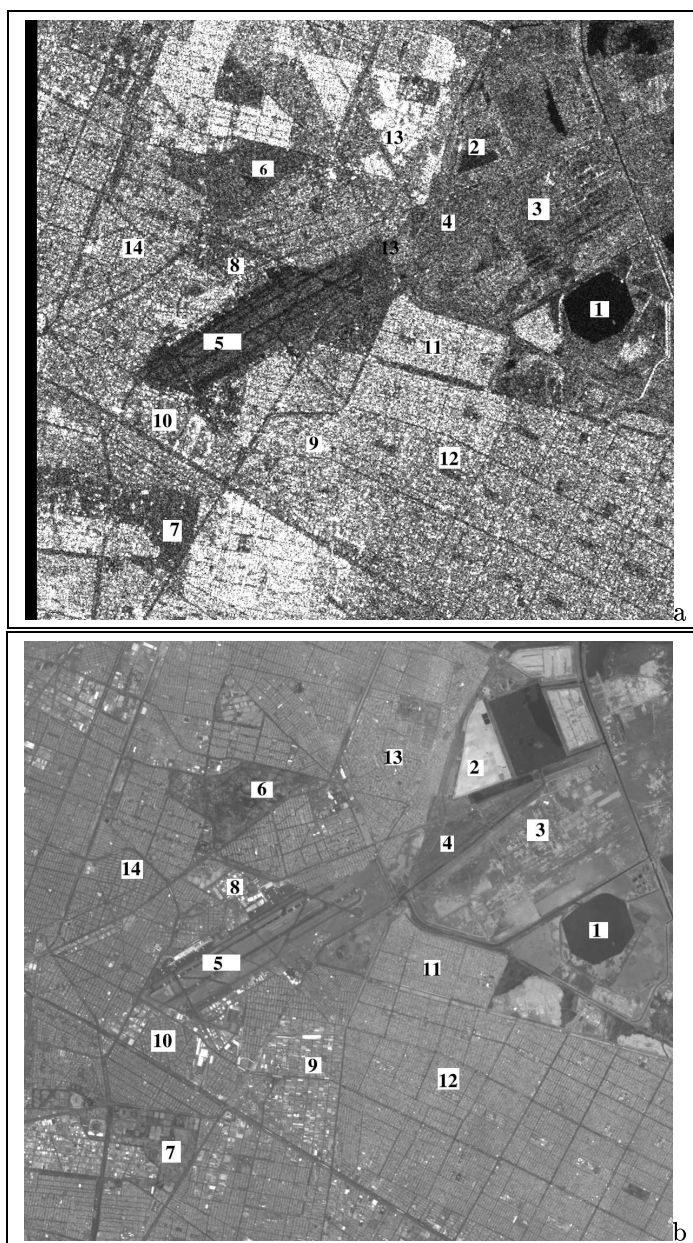


FIG. 13 – Zones d'apprentissage sur les images à analyser (a) radar ERS (b) SPOT Pan-chromatique.

La classe 3 correspond au sol nu, dépôts de sel, et quelques champs. La variation présente dans l'image optique dans cette zone de référence peut entraîner des erreurs importantes dans la détection de l'urbain, puisqu'ici la variation de niveaux de gris est importante.

Des prés et champs localisés dans l'image, qui font partie de la classe 4, constituent une frontière entre les zones urbaine et non-urbaine.

L'aire correspondant à l'aéroport a été choisie comme zone de référence, nommée classe 5. Bien que la densité de bâti soit faible, cette zone constitue une partie de la ville, l'asphalte et l'herbe entre les pistes en font une texture particulière.

La surface correspondant à la zone boisée, nommée classe 6, est d'une taille telle qu'elle est détectée comme non-urbaine même si cette classe se trouve à l'intérieure des zones bâties.

Le centre sportif, qui est montré comme la classe 7, est constitué d'une grande partie de zones vertes mais il y a du bâti qui est bien détecté par les capteurs optique et radar.

La zone industrielle, qui forme la classe 8, est constituée principalement de grands bâtiments et par conséquent de pâtés de maison étendus.

Dans la classe 9, une texture particulière est montrée ; elle correspond à un mélange des zones industrielle et résidentielle avec des pâtés de maisons moins grands que dans la zone précédente.

Dans la zone de référence correspondant à la classe 10, nous avons trouvé une zone résidentielle dont la caractéristique la plus importante est sa forme géométrique.

La forte densité urbaine est la principale caractéristique de la zone correspondant à la classe 11. Pourtant, le type d'habitation est plutôt pavillonnaire dans la plupart des cas.

Le type de maisons dans cette zone, choisi comme classe 12, est un mélange pavillonnaire et multi-familial, c'est une grande aire projetée uniquement comme une zone résidentielle, la densité du bâti est importante.

Le tissu urbain qui compose la zone correspondant à la classe 13 est différente des autres, correspondant à des zones résidentielles et la densité de bâti est importante également.

Un quartier résidentiel plus traditionnel correspond à la zone nommée classe 14, nous pouvons voir que le tissu est différent des précédents.

#### **4.3.2 La vérité-terrain.**

Dans un premier temps, nous montrons le plan de la ville sur la figure 14 qui va nous aider à définir les zones de vérité-terrain.

Les zones de vérité-terrain sont montrées sur la figure 15a pour l'image radar et sur la figure 15b pour l'image SPOT.

En théorie, la vérité-terrain sert à tester les performances de la classification d'une façon plus rigoureuse. Nous avons choisi comme zones de vérité-terrain, les mêmes aires que dans les zones d'apprentissage, sauf que la vérité-terrain couvre une aire plus importante. Les images sont présentées en niveau de gris.

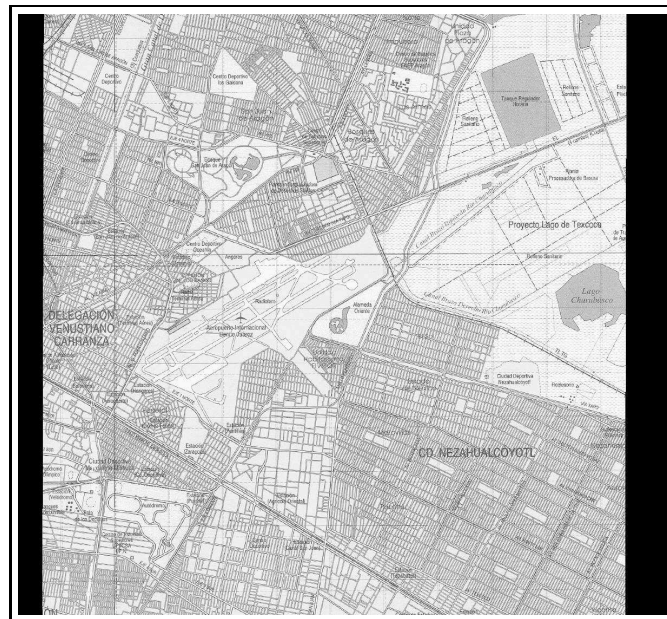


FIG. 14 – Plan de la ville de Mexico, sur l'aire d'analyse.

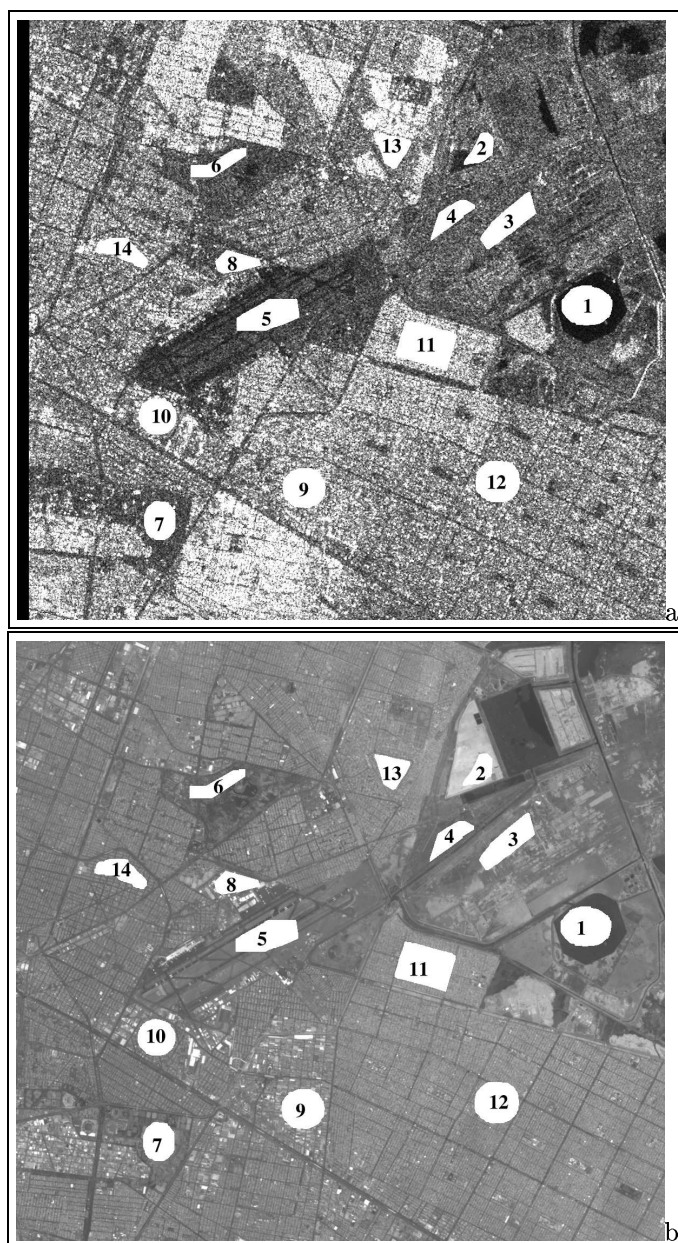


FIG. 15 – Zones de vérité-terrain sur les images à analyser (a) radar ERS (b) SPOT Pan-chromatique.

### 4.3.3 Classification sur la radiométrie

Nous allons commencer par montrer la classification obtenue sur une image radar figure 16a, qui montre une différence entre l'urbain et le non-urbain avec du bruit, et une image SPOT figure 16b, cette dernière classification est plus homogène mais peu fiable. Le sol nu et la végétation sont confondus dans l'image radar et différenciés dans l'image SPOT. Dans le tableau 1, nous pouvons observer les valeurs correspondant à la matrice de confusion pour le radar où il y a deux classes bien représentées, 1 et 13. Dans le tableau 2, la matrice de confusion correspondant à l'image SPOT est montrée, cette fois, il y a quatre classes, 1, 2, 4 et 11, qui sont très bien représentées. A ce niveau, on peut déjà noter la complémentarité des deux capteurs.

### 4.3.4 Valeurs statistiques

Ensuite, la figure 17a montre la classification par Maximum de Vraisemblance sur l'image de texture de la figure 4a qui correspond à celle du maximum du radar. La classification faite sur l'image du maximum, issue de SPOT, est sur la figure 17b. La matrice de confusion correspondant à la figure 17a issue du radar est sur le tableau 3, nous pouvons voir que la classe 1 est bien représentée ainsi que la 11, mais cette dernière est mélangée avec les classes 9, 10 et 14. Le tableau 4 correspond à l'image issue de SPOT qui a plus de classes bien représentées, notamment 2, 4 et 13 ainsi que 1.

Sur la figure 18a est montrée l'image correspondant au MV sur l'image de moyenne issue du radar et le tableau 5 représente la matrice de confusion ; nous pouvons noter que les classes 1 et 13 sont bien représentées mais également 4, 5, 7, 11, 14 qui sont mélangées avec les autres classes. La figure 18b correspond à la classification faite sur la moyenne de l'image SPOT, le tableau 18b montre la matrice de confusion où quelques classes bien représentées : 4, 9, 11, 13. Dans les images de moyenne, figure 18, on peut observer une mauvaise détection des bords qui peut être gênante pour le résultat final.

Ensuite, la classification MV faite sur les images de variance locale, figure 19a pour le radar et 19b pour SPOT, est présentée ainsi que les matrices de confusion sur les tableaux 7 pour le radar et 8 pour SPOT. Les résultats ne sont pas convenables sauf pour les classes 1, 8 dans SPOT et 4 sur le radar.

Puis, nous montrons la classification par MV faite sur les images du coefficient de variation issue du radar, figure 20a et issue de SPOT figure 20b. De la même façon, les matrices de confusion sur le tableau 9 pour le radar et le tableau 10 pour SPOT sont présentées. Dans ces images, nous pouvons remarquer que les classes 1, 4, 9 sont bien obtenues pour l'image radar et 1, 4, 8 pour SPOT, ainsi que 11 et 13, mais ces dernières sont mélangées.

Les images correspondant à l'entropie des capteurs radar et SPOT sont aussi classifiées par MV, sur la figure 21a est montrée celle issue du radar et sur la figure 21b, celle issue de SPOT. Les matrices de confusion correspondantes se trouvent sur le tableau 11 pour le radar et le tableau 12 pour SPOT.



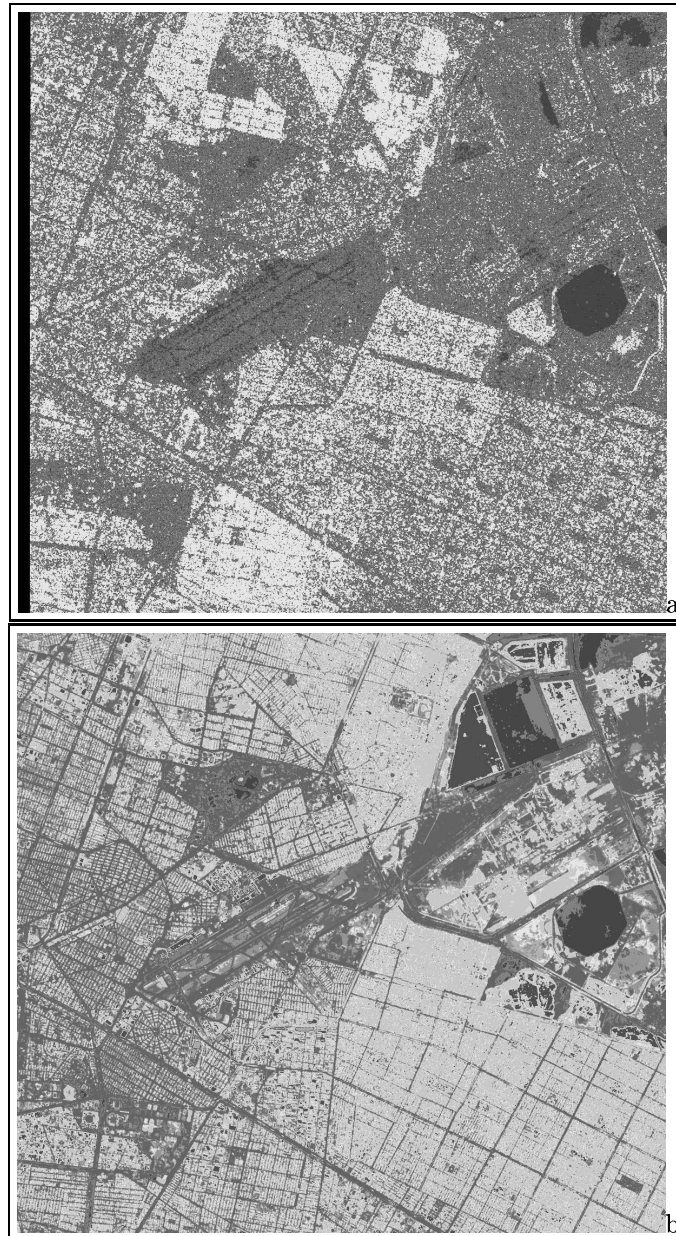


FIG. 16 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie des images (a) radar ERS, (b) optique SPOT Panchromatique.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>98.18</b>	0	0	0.19	1.53	0	0.10	0	0	0	0	0	0	0
2	10.01	0	0.44	35.26	29.70	0	10.57	0	0	0	3.67	6.01	4.34	0
3	2.44	0	0.31	41.59	32.40	0	14.70	0	0	0	3.25	4.50	0.81	0
4	3.33	0	0.53	44.13	30.40	0	13.73	0	0	0	3.07	4.53	0.27	0
5	20.73	0	0.05	11.46	56.78	0	10.46	0	0	0	0.24	0.24	0.05	0
6	25.96	0	0.08	11.85	51.50	0	9.18	0	0	0	0.33	1	0.08	0
7	7.14	0	0.14	24.86	49.64	0	15.50	0	0	0	1.43	1.07	0.21	0
8	5.48	0	1.01	26.96	27.40	0	8.50	0	0	0	9.28	4.59	16.78	0
9	1.45	0	0.56	24.81	6.90	0	4.45	0	0	0	12.12	8.45	41.27	0
10	2.62	0	0.72	35.24	15.87	0	9.97	0	0	0	9.58	7.85	18.15	0
11	1.22	0	0.45	20.71	4.90	0	3.34	0	0	0	16.59	9.35	43.43	0
12	1.50	0	0.31	37.51	11.52	0	7.89	0	0	0	11.52	8.64	21.10	0
13	0.67	0	0.22	6.13	1.34	0	0.33	0	0	0	4.79	2.90	<b>83.61</b>	0
14	2.44	0	0.50	31.11	13.07	0	5.75	0	0	0	14.80	8.26	24.07	0

TAB. 1 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0.38	0	14.94	27.44	0	25.88	0	5.69	0	15.56	1.50	8.62	0
4	0	0	0	<b>93.87</b>	<b>6.13</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0.05	0	0	32.24	39.48	6.86	17.95	0	2.38	0	0.14	0	0.90	0
6	37.17	0	0	36.33	7.58	9.58	5.67	0	2.17	0	0.83	0	0.67	0
7	0	0	0	16.36	19.43	3	36.79	0	13.79	0	3.71	0	6.93	0
8	0	9.11	0	9.44	14.56	0	16.44	2.67	7.89	0	23.67	3.56	12.67	0
9	0	1	0	0.78	8.56	0	26	0.11	17	0	23.33	0.56	22.67	0
10	0	0.61	0	20.11	25.06	0	27.11	0.11	11.67	0	4.22	0.11	11	0
11	0	0.11	0	0	0	0	0.89	0.11	2.78	0	<b>82.89</b>	1.44	11.78	0
12	0	0.75	0	0.12	1.06	0	4.88	0.81	7.94	0	62.50	4.94	17	0
13	0	0.22	0	0	1.56	0	11.33	0	12.67	0	46.44	0.89	26.89	0
14	0	0.93	0	19.36	22.71	0	28.36	0	11.79	0	5.36	0.21	11.29	0

TAB. 2 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la radiométrie de l'image SPOT.

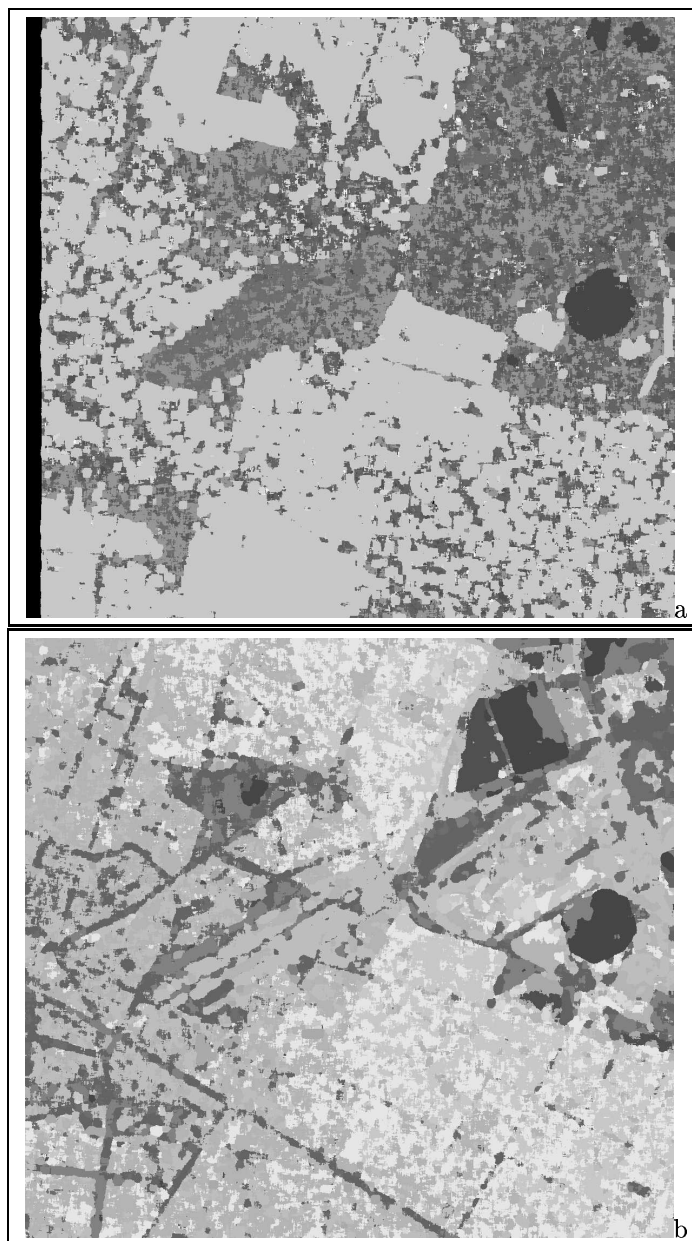


FIG. 17 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de paramètres de texture maximum issues de: (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	18.89	22.33	35.44	2.67	19.56	0	0	0	0	1.11	0	0
3	0	0.44	14.56	42.56	0.81	0	41.62	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	13.20	58.93	0.13	0	27.73	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	6.14	0.05	53.43	3.57	36.81	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	8.67	7.92	44	13.42	26	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	17.21	2.36	11.93	0	68.50	0	0	0	0	0	0	0
8	0	2	1.56	9.56	2.22	0	22	0	0	0	61.33	1.33	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	99.44	0.56	0	0
10	0	0.28	5.56	12.72	0	0	6.44	0	0	0	74.11	0.61	0	0.28
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>99.67</b>	0	0	0.33
12	0	5.88	1.50	23.88	0	0	5.12	0	0	0	61.31	2.19	0	0.12
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
14	0	1	0	8.96	0	0	2.51	0	0	0	85.38	1.43	0	0.72

TAB. 3 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le maximum de l'image radar

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>99.90</b>	0	0	0	0	0.10	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>99.78</b>	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	10.94	12.38	0	0	0	4.12	<b>66.69</b>	1.69	2	2.19	0
4	0	0	0	<b>95.47</b>	4.53	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	9.24	<b>12.43</b>	5.67	0	0	4.14	68.52	0	0	0	0
6	61.92	0	0	24.67	0.75	5.75	0	0	2.42	4.50	0	0	0	0
7	0	0	0	5.79	8.64	<b>6.36</b>	0	0	43	34.07	0.64	0	1.50	0
8	0	0	0	1.11	5.78	0	0	10.89	<b>30.33</b>	25.22	11.56	0	15.11	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	72.44	6.22	0.67	0	20.67	0
10	0	0	0	7.28	12.17	0	0	0	23.94	56.50	0	0	0.11	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>94.33</b>	0.22	5.44	0
12	0	0	0	0	0	0	0	2.94	24.12	0	44.81	<b>3.25</b>	24.88	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	4.67	0	14.11	0	<b>81.22</b>	0
14	0	0	0	2.50	8.86	0	0	0	61.07	26.64	0	0	0.93	0

TAB. 4 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le maximum de l'image SPOT

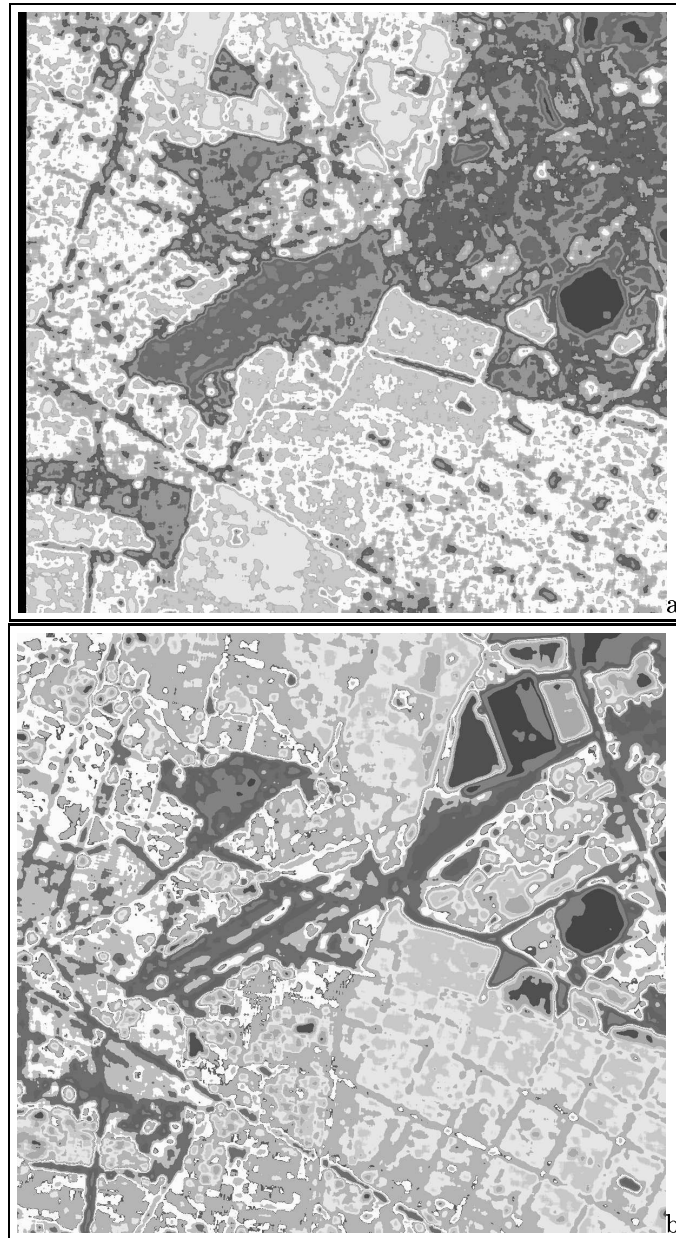


FIG. 18 – *Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de moyenne issues de : (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	18.22	27.89	10.22	3.67	16.56	22.33	0	1.11	0	0	0	0
3	0	0	14.19	<b>66.38</b>	0	0	14.69	4.75	0	0	0	0	0	0
4	0	0	2.27	<b>89.73</b>	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	<b>85.33</b>	2.90	11.76	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0.33	51	20.42	28.25	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	6.36	5.36	0	<b>88.29</b>	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	10.56	11.78	0	0	0	51.44	0	14.78	0	0	0	11.44
9	0	0	0	0	0	0	0	0	15.78	0	65	0	0.22	19
10	0	0	3.17	0.67	0	0	0	25.67	1.50	23.67	0	0	0	45.33
11	0	0	0	0	0	0	0	0	7.78	0	<b>89.78</b>	0	0	2.44
12	0	0	1.56	3.62	0	0	0.31	8.06	6.69	12.19	3.69	0	0	63.88
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	<b>99.78</b>	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0.14	5.50	9.07	0.64	0	0	<b>84.64</b>

TAB. 5 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le moyenne issue de l'image radar.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>99.71</b>	0	0	0	0	0.29	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	<b>3.31</b>	0	11.56	0	0	0	<b>23.62</b>	21.50	0	0	11.44	<b>28.56</b>
4	0	0	0	<b>96.40</b>	<b>3.60</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	28.76	49.90	0.05	0	0	0	17.57	0	0	0	3.71
6	13.42	0	0	16.50	16.17	52.58	0	0	0	<b>1.33</b>	0	0	0	0
7	0	0	3.71	5.21	22.64	0	0	0	5.50	24.57	0	0	0	<b>38.36</b>
8	0	0	1.67	0	0	0	0	6.78	18.44	0	21	10.11	41.33	0.67
9	0	0	0.56	0	0	0	0	0	<b>89.33</b>	0	1.22	1.33	7.44	0.11
10	0	0	0	0	5.33	0	0	0	0	38.72	0	0	0	55.94
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>93.11</b>	6.89	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0.56	0	0	52.06	13.88	33.50	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	1.56	0	5.33	2.44	<b>90.67</b>	0
14	0	0	1.93	0	1.14	0	0	0	1.93	44.29	0	0	0	50.71

TAB. 6 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le moyenne issue de l'image SPOT.

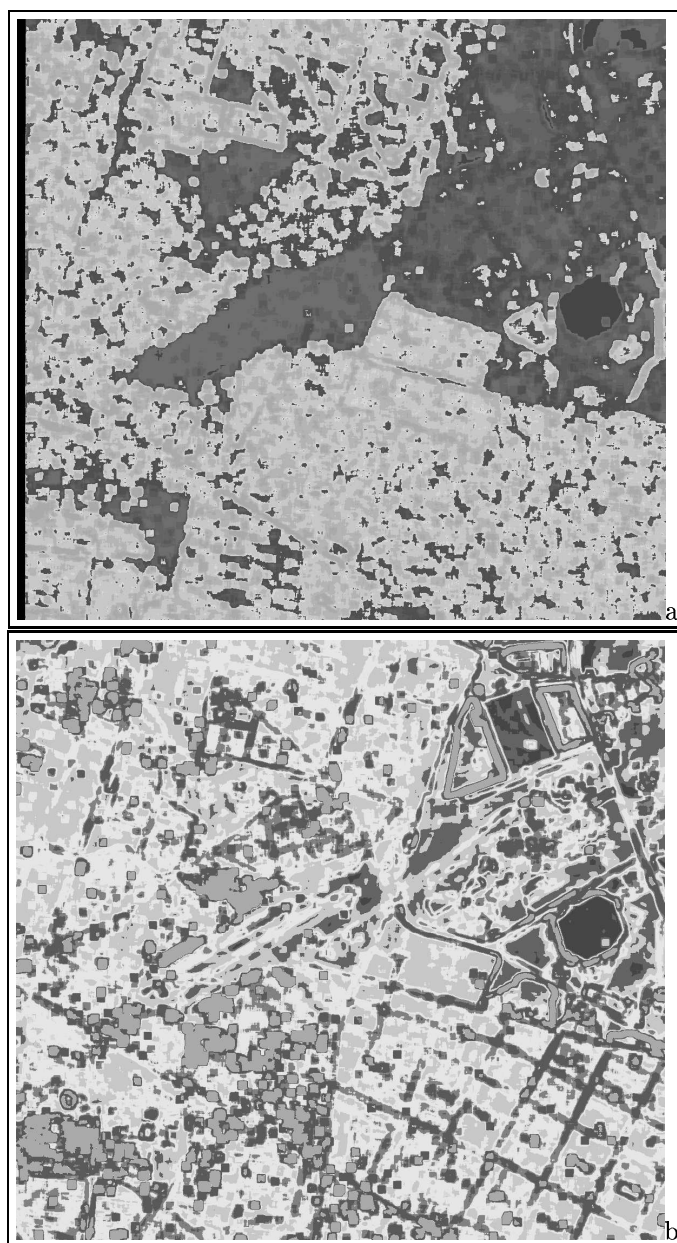


FIG. 19 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de la variance locale issues de : (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0.67	42.56	27.78	10.67	3.11	0	0	0	1.44	0	8.44	5.22	0.11	0
3	0	3.06	32.62	60.25	4.06	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	8.13	<b>88.93</b>	2.93	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	1	25.95	73.05	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	2.50	0	1	34.42	62.08	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	14.43	61.21	24.36	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	5.56	0	0	0	0	0	18.67	32	0	30.67	12.89	0.22	0
9	0	0.22	0	0	0	0	0	2.44	63.44	0	31.22	2.67	0	0
10	0	9.56	0.06	0	0	0	0	4.44	30.94	0	41.22	13.61	0.17	0
11	0	0.56	0	0	0	0	0	0.11	22.22	0	73.89	3.11	0.11	0
12	0	19	0.44	0	0	0	0	1.81	22.69	0	37.50	18.38	0.19	0
13	0.11	28.56	8.44	5	5	0	0	0	2.33	0	43.22	7.11	0.22	0
14	0	1	0	0	0	0	0	7.71	33.93	0	55.71	1.64	0	0

TAB. 7 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance local de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	2.89	0	21.33	0	3.67	0	0	0	0	59.56	1.89	10.67	0
3	0	0.44	35.75	5.88	0	22.38	0	0	0	0	15.25	3.69	16.62	0
4	0.27	0.67	0	<b>98</b>	0	0	0	0	0	0	1.07	0	0	0
5	0	0.71	0	14.67	0	0.19	0	0	0	0	49.57	3.62	31.24	0
6	0	0	6.83	0	0	14.75	0	0	0	0	13.25	10	55.17	0
7	0	2.57	10.64	17.93	0	7.79	0	0	0	0	40	3.57	17.50	0
8	0	0	5.89	0	0	0	0	<b>93.56</b>	0	0	0	0	0	0.56
9	0	0	12.56	0	0	14.56	0	3.11	0	0	16.11	6.56	47.11	0
10	0	0	10.83	0	0	9.39	0	0	0	0	7.89	5.61	66.28	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>92.67</b>	0	7.33	0
12	0	0	5.69	0	0	13.25	0	0	0	0	16.12	7.56	57.38	0
13	0	0	0	0	0	0.67	0	0	0	0	4.33	4.11	<b>90.89</b>	0
14	0	0	2.86	0	0	1.21	0	9.64	0	0	6.43	2.50	77.07	0.29

TAB. 8 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance local de l'image SPOT.

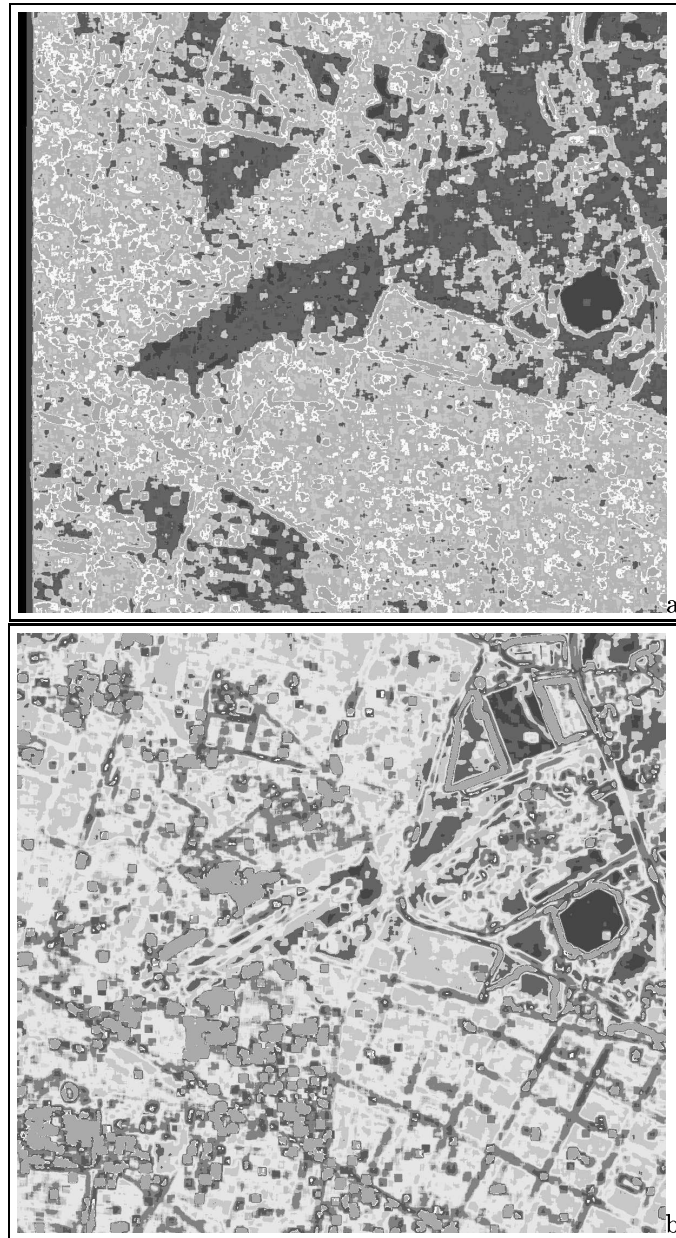


FIG. 20 – *Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images du coefficient de variation issues de: (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	83.52	0	0	13.05	3.43	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1.78	0	20.44	3.22	0.11	0	7.11	9	19.67	0	34.11	0	0	4.56
3	0.25	0	36.94	55.87	0	0	3.25	0	0	0	3.69	0	0	0
4	0	0	11.60	<b>88.40</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	10.19	0	16.76	60.52	3.10	0	3	0	0	0	6.43	0	0	0
6	5.17	0	28.25	58.58	0.92	0	1.67	0	0	0	5.42	0	0	0
7	6.21	0	48.50	37.21	1.86	0	3.21	0	0	0	3	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	63.11	14.33	0	1.22	0	0	21.33
9	0	0	0	0	0	0	0	0	79.44	0	15.56	0	0	5
10	0	0	1.89	0	0	0	0.83	17.94	41.83	0	7.28	0	0	30.22
11	0	0	1.11	0	0	0	2.78	0	34.78	0	58.89	0	0	2.44
12	0	0	1.88	0	0	0	2.19	1.44	54.19	0	26.12	0	0	14.19
13	20.33	0	15.67	25.33	1.56	0	11.56	0	0	0	25.56	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	15.07	50.43	0	3.14	0	0	31.36

TAB. 9 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le coefficient de variation issue de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	58.89	0	0	0	0	0	0	32.44	0	8.67	0
3	0	0	13.50	5.25	0	35.75	0	0	0	8.94	12.25	5.12	16.31	2.88
4	3.87	0	0	<b>91.47</b>	0	0	0	0	0	0	4.67	0	0	0
5	0	0	0	13.86	0	0.76	0	0	0	5.05	32.24	9.67	38.43	0
6	0	0	4.92	0	0	32.67	0	1	0	21	0.83	16.08	23.08	0.42
7	0	0	6.79	16.93	0	11.50	0	0	0	4.43	38.43	4.50	17.07	0.36
8	0	0	3.67	0	0	0.44	0	<b>93.78</b>	0	0	0	0	0	2.11
9	0	0	5.67	0	0	12.33	0	3.11	0	9.44	10	9.11	50.22	0.11
10	0	0	1.67	0	0	17.94	0	0	0	5.44	2	10.22	62.72	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>93.78</b>	0	6.22	0
12	0	0	0	0	0	6.62	0	0	0	8.75	17.88	9.62	57.13	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.67	3	4.44	<b>91.89</b>	0
14	0	0	1.71	0	0	0.93	0	10.86	0	3	0.36	13.29	69.79	0.07

TAB. 10 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur le coefficient de variation issue de l'image SPOT.

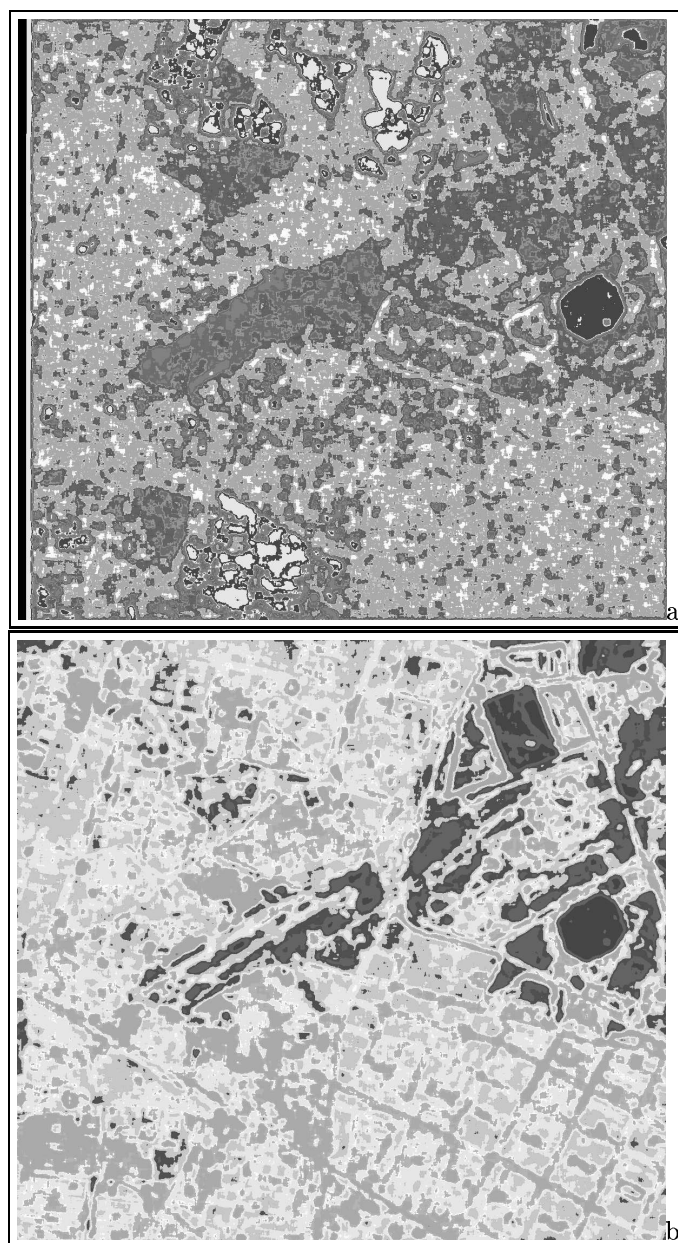


FIG. 21 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images d'entropie issues des capteurs (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>99.90</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.10	0
2	0	0	21.56	12	2.22	3.56	2	34.78	0	15.33	0	5	0	3.56
3	0	0	21.88	50.75	0.94	0	5.19	6.31	0	12.31	0	2.62	0	0
4	0	0	5.20	<b>88.80</b>	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	3.14	22.71	50.05	6.86	17.24	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	3.42	19	37.17	17.75	22.25	0	0	0	0	0	0.42	0
7	0	0	5.64	55	15.14	0	24.14	0	0	0.07	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>89.78</b>	0	1.89	0	2.33	0	6
9	0	0	8.67	17.44	18.67	5.44	8.56	28	0	9.33	0	3.78	0	0.11
10	0	0	15.06	8.61	0.06	0	1	49.89	0	15.83	0	6.39	0	3.17
11	0	0	17.56	45.22	2.89	1.22	8.56	15.89	0	5.56	0	1	0	2.11
12	0	0	6.50	4.81	0	0	0	72.81	0	7.81	0	4.25	0	3.81
13	18.89	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	79.11	0
14	0	0	2.79	3.50	0	0	0	60.64	0	4.64	0	1.50	0	26.93

TAB. 11 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'entropie issue de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	55.78	0	3.33	0	0	0	0	0	1.44	35.44	0	4	0
3	0	14.81	0	4.44	0	0	0	10.06	20.50	3.44	16.69	0	21.50	8.56
4	0	9.47	0	<b>90.53</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	23.86	0	23.71	0	0	0	0	0	2.48	29.14	0	20.76	0.05
6	1.92	16.42	0	14.92	0	0	0	0.83	7.75	3.08	27.58	0	24.67	2.83
7	0	34.29	0	3	0	0	0	7.50	9.50	2	23.86	0	17.07	2.79
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>96.22</b>	3.78	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	6.78	12.67	4	12.22	0	55.67	8.67
10	0	0	0	0	0	0	0	0	1.94	5.72	8.33	0	78.28	5.72
11	0	2.89	0	0	0	0	0	0	0	3.78	81.56	0	11.78	0
12	0	0	0	0	0	0	0	4.12	12.44	4.56	14.44	0	57.50	6.94
13	0	0	0	0	0	0	0	0	1.56	4.22	1.11	0	<b>87.89</b>	5.22
14	0	0	0	0	0	0	0	1.36	10.29	5.79	9.21	0	69.07	4.29

TAB. 12 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'entropie issue de l'image SPOT.

#### 4.3.5 Matrices de cooccurrence

Dans la suite de ce rapport, nous montrons les images obtenues à partir de la classification de l'énergie calculée sur des matrices de cooccurrence. Sur l'image de la figure 22a, la classification obtenue sur l'image radar par l'énergie de la matrice de cooccurrence est montrée; alors que sur la figure 22b, il s'agit de celle obtenue sur l'image SPOT. La matrice de confusion correspondante est décrite dans le tableau 13 pour le radar. Les classes 1 et 13 sont bien représentées, mais les classes 3, 4 sont mélangées; le tableau 14 pour SPOT montre qu'il y a plus de classes bien représentées et que celles-ci sont mélangées.

Dans l'image de la figure 23a, nous montrons la classification obtenue par MV sur l'image d'entropie de la matrice de cooccurrence issue de radar, ainsi que sur la figure 23b, celle qui correspond à l'image issue de SPOT. Les matrices de confusion correspondantes sont présentées dans les tableaux 15 pour radar et 16 pour SPOT. Dans ces tableaux, nous pouvons voir clairement qu'il n'y a que les classes 1 et 2 sur l'image le radar et 1, 2, 4, 8 dans le cas de SPOT qui sont bien représentées.

#### 4.3.6 Variance conditionnelle

La classification sur les valeurs de la variance conditionnelle 4-connexe est présentée sur la figure 24a pour l'image radar et sur la figure 24b pour SPOT. Nous pouvons observer que la classification de ces deux images montre bien la différence entre l'urbain et le non-urbain, mais plus clairement sur la dernière image. Les tableaux 17 pour le radar et 18 pour SPOT donnent les matrices de confusion.

Puis, la classification sur les valeurs de la variance conditionnelle directionnelle sont montrées sur la figure 25a pour l'image radar et sur la figure 25b pour SPOT. Malgré quelques fausses alarmes, la différence entre l'urbain et le non-urbain est visible. Le tableau 19 pour le radar et le tableau 20 pour SPOT présentent les matrices de confusion.

Il est possible d'observer une complémentarité des deux capteurs, car les zones où il y a des erreurs sur un capteur sont bien localisées dans l'autre capteur. La preuve est fournie par les valeurs correspondant à la diagonale de la matrice de confusion, montrées dans le tableau 21. Nous pouvons observer l'évolution des classifications pour chaque image testée.

Pour l'image radar ERS, les paramètres statistiques calculés sur l'histogramme sont : (A) Radiométrie, (B) Maximum, (C) Moyenne, (D) Variance, (E) Coefficient de variation, (F) Entropie; les paramètres calculés sur la matrice de cooccurrence sont : (G) Énergie, (H) Entropie; la variance conditionnelle (I) 4-connexe, (J) directionnelle.

Pour l'image optique SPOT Panchromatique, les paramètres statistiques calculés sur l'histogramme sont : (K) Radiométrie, (L) Maximum, (M) Moyenne, (N) Variance, (O) Coefficient de variation, (P) Entropie; les paramètres calculés sur la matrice de cooccurrence sont : (Q) Énergie, (R) Entropie; la variance conditionnelle (S) 4-connexe, (T) directionnelle.

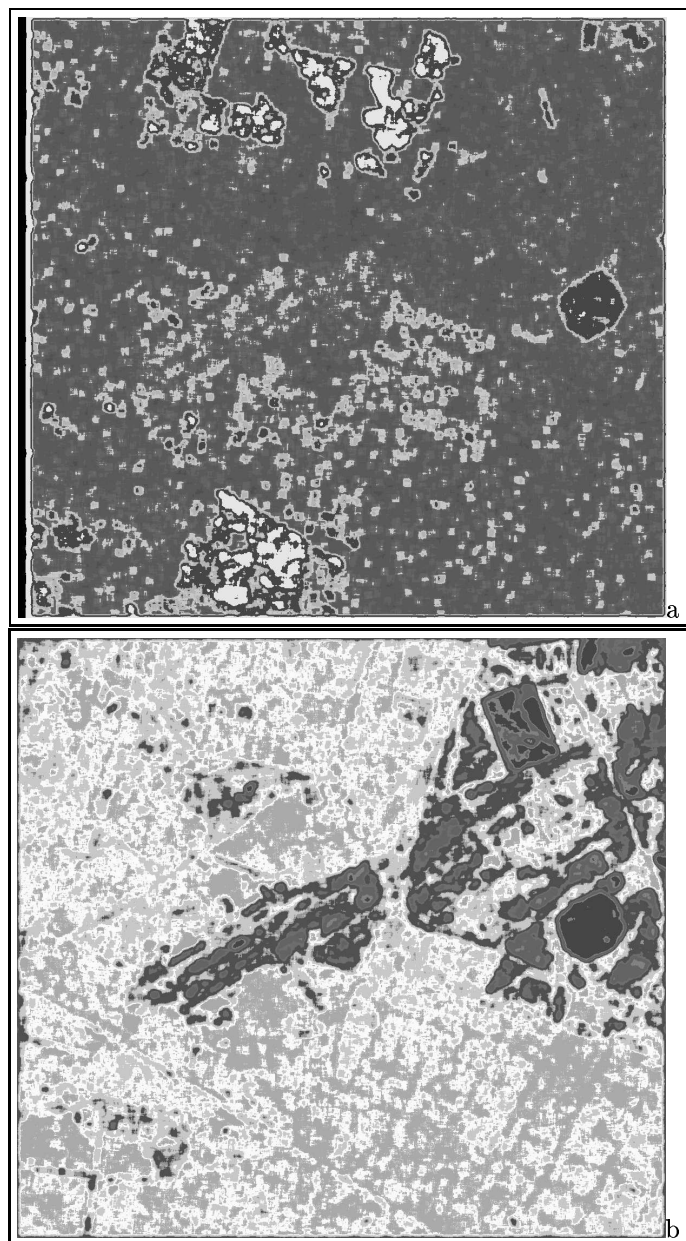


FIG. 22 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de l'énergie calculée sur des matrices de cooccurrence issues de : (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>94.29</b>	0	0	0	0	0	0	0	3.52	0	0	0	2.19	0
2	0	0	64.78	25.33	4.22	0	0	0	2.33	0	3.33	0	0	0
3	0	1.12	66.06	31.38	1	0	0	0	0	0	0.44	0	0	0
4	0	0	34.27	58.67	6.27	0	0	0	0	0	0.80	0	0	0
5	0	0	30.86	39.14	12.67	0	0	0	0.33	0	17	0	0	0
6	0	0	22.25	32.58	11.67	0	0	0	6	0	27.50	0	0	0
7	0	0.07	46.64	47.36	5.21	0	0	0	0	0	0.71	0	0	0
8	0	0.22	58.56	38.89	1.78	0	0	0	0	0	0.56	0	0	0
9	1.89	0	8.56	19.56	9.56	0	0	0	34.56	0	25.89	0	0	0
10	0	0.11	33.28	32.83	14	0	0	0	0.94	0	18.83	0	0	0
11	0.22	0	6.89	20.22	21.44	0	0	0	5.44	0	45.78	0	0	0
12	0	0	53.25	32.56	8.44	0	0	0	0	0	5.75	0	0	0
13	18.22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81.78	0
14	0	0	49.43	38	6.36	0	0	0	0	0	6.21	0	0	0

TAB. 13 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'énergie de la matrice de cooccurrence issue de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	82.78	0.67	0	1.44	0	11.89	0	0	0	3.22	0	0	0
3	0	23.44	0.75	0.94	6.94	0	9.25	3.12	10.06	0	26.94	0.75	0	17.81
4	0	10.67	0.80	68.93	19.60	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	39.48	0.81	23.86	15.71	0	8.67	0	0	0	10.90	0	0	0.57
6	5.50	13.42	0.50	14.67	9	4.67	6.17	0.17	2.17	0	33.58	0.08	0	10.08
7	0	21.29	0.79	0	1.43	0	14.71	6	10.79	0	29.57	1.07	0	14.36
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>96.56</b>	2	0	0	1.44	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	12.22	27.33	0	4.11	2.78	0	53.56
10	0	0	0	0	0	0	0	11.61	26.94	0	7.22	3.06	0	51.17
11	0	0	0	0	0	0	0.78	0.78	3	0	71.22	0.22	0	24
12	0	0	0	0	0	0	0	28.19	25.38	0	5.88	4.25	0	36.31
13	0	0	0	0	0	0	0	17.44	19.78	0	15.56	4	0	43.22
14	0	0	0	0	0	0	0	9.07	13.50	0	3.14	1.07	0	73.21

TAB. 14 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'énergie de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT.

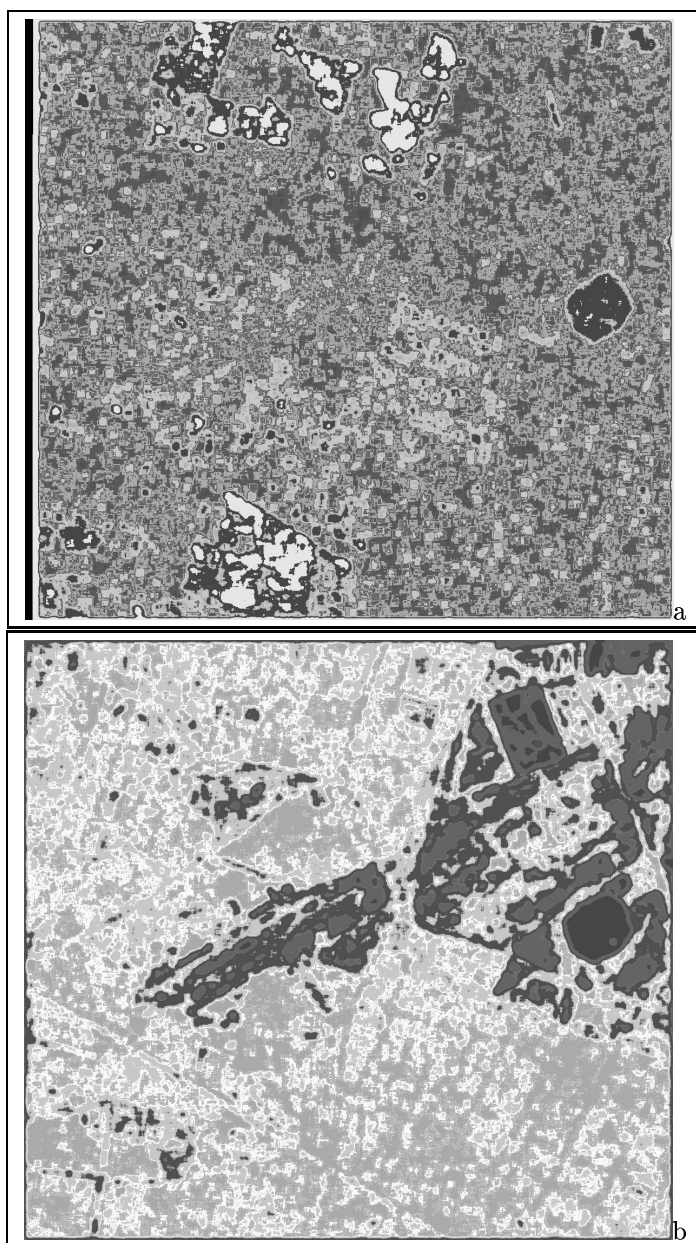


FIG. 23 – *Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images d'entropie calculée sur la matrice de cooccurrence issues de: (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>93.43</b>	0	0	0	0	0	0	0	4.29	0	0	0	2.29	0
2	0	2	48	9.67	2.11	0	0	<b>33.56</b>	0.78	0	<b>3.89</b>	0	0	0
3	0	1.62	<b>35.56</b>	8.81	0.75	0	0	<b>52.88</b>	0	0	0.38	0	0	0
4	0	0	14.53	<b>22.53</b>	4.27	0	0	<b>58.27</b>	0	0	0.40	0	0	0
5	0	0	11.90	21.05	<b>12.76</b>	0	0	<b>39.05</b>	0	0	15.24	0	0	0
6	0	0	11.33	20.08	9.08	0	0	28	3.25	0	<b>28.25</b>	0	0	0
7	0	0.07	<b>23.93</b>	12	2.29	0	0	<b>61.57</b>	0	0	0.14	0	0	0
8	0	0.22	<b>31.22</b>	18.11	2.78	0	0	<b>46.56</b>	0	0	1.11	0	0	0
9	5.78	0	1.33	12.78	4.67	0	0	12.22	<b>32.44</b>	0	<b>30.78</b>	0	0	0
10	0	0.28	15.94	15.61	11.50	0	0	<b>29.06</b>	1.72	0	<b>25.89</b>	0	0	0
11	0.89	0	1.78	11.44	11.67	0	0	7.56	<b>4.33</b>	0	<b>62.33</b>	0	0	0
12	0	0	27.25	17.19	7.12	0	0	<b>38.75</b>	0	0	<b>9.69</b>	0	0	0
13	<b>7.33</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>92.67</b>	0
14	0	0.07	14.64	20	5.57	0	0	48.07	0	0	11.64	0	0	0

TAB. 15 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'entropie de la matrice de cooccurrence issue de l'image radar.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>92</b>	0	0	1.89	0	3.67	0	0	0	2.44	0	0	0
3	0	28.56	0	3.44	4.19	0	6.25	2.69	13.25	0	26.37	1.62	0	13.62
4	0	10.40	0	81.73	7.87	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	45.81	0	32.29	7.33	0	4.43	0	0	0	10.05	0	0	0.10
6	1.33	23.08	0	18.50	5.75	0	7.08	0.08	3.42	0	32.17	0.25	0	8.33
7	0	29	0	0	2.71	0	10.21	5.29	13.07	0	27	3.14	0	9.57
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>95.78</b>	2.11	0	0	2.11	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	9.11	<b>36.22</b>	0	5.44	<b>6.33</b>	0	42.89
10	0	0	0	0	0	0	0	11.56	40.17	0	6.17	5.67	0	36.44
11	0	0	0	0	0	0	1.56	0.44	5.44	0	71.11	0.44	0	21
12	0	0	0	0	0	0	0	27.62	<b>32.56</b>	0	7.25	8.06	0	24.50
13	0	0	0	0	0	0	0	19.11	24.67	0	17.11	5.11	0	34
14	0	0	0	0	0	0	0	9.07	25	0	6.14	1.79	0	58

TAB. 16 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur l'entropie de la matrice de cooccurrence issue de l'image SPOT.

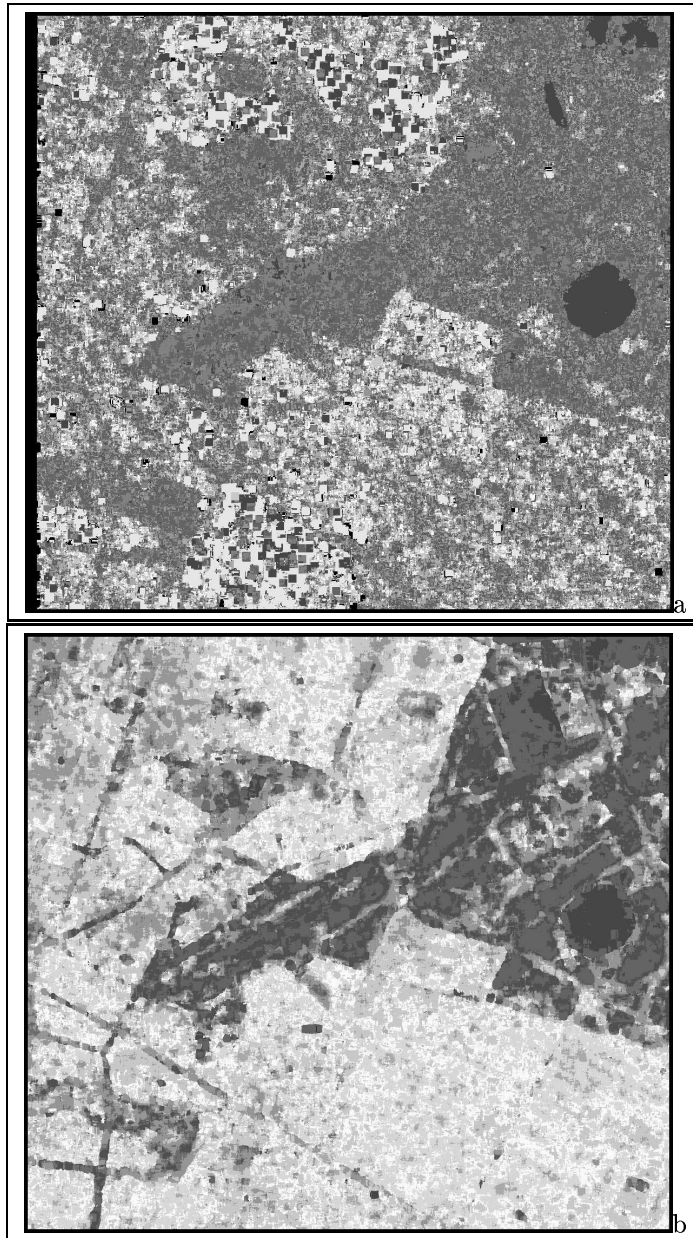


FIG. 24 – Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de variance conditionnelle 4-connecte issues de : (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3.22	0	14.78	27.11	0	24.33	24.89	5	0	0	0	0	0	0.67
3	0	0	27.44	38	0	8.38	23.25	2.94	0	0	0	0	0	0
4	1.20	0	0.27	65.47	0	22.53	10.53	0	0	0	0	0	0	0
5	3.38	0	2.95	61.43	0	26.29	5.90	05	0	0	0	0	0	0
6	10.25	0	1.67	49.33	0	33	5.75	0	0	0	0	0	0	0
7	0.29	0	6.79	64.93	0	5.57	19.86	2.57	0	0	0	0	0	0
8	0.56	0	27	14.78	0	1.56	12.89	33.78	0	0	2.44	0	0	7
9	0.89	0	9.16	5.03	0	10.73	3.13	25.36	0	0	10.39	0	14.30	21.01
10	2.28	0	27.55	11.35	0	2.95	13.69	27.71	0	0	4.45	0	0.06	9.96
11	0.67	0	7.92	4.91	0	1.23	2.23	29.88	0	0	22.63	0	1.34	29.21
12	0.25	0	19.81	11.88	0	2.94	10.94	32.69	0	0	6.81	0	0.06	14.62
13	42.78	0	0	10.78	0	18	0.11	0.89	0	0	0	0	26.56	0.89
14	0	0	19.05	4.82	0	1.29	6.54	29.83	0	0	12.29	0	0	26.17

TAB. 17 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance conditionnelle 4-connexe issue de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>99.62</b>	0	0	0.38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>93.44</b>	0	4.78	1.78	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1.12	41.12	0	8.38	16.31	0	17.19	1	0	0	11.25	1.81	0	1.81
4	0	4.13	0	<b>93.47</b>	1.60	0	0.80	0	0	0	0	0	0	0
5	0.05	36	0	40.95	16.86	0	6.14	0	0	0	0	0	0	0
6	29.83	7.08	0	25.08	8.08	0	25.67	0	0	0	4.25	0	0	0
7	0	9.79	0	0.57	18.64	0	51.29	0	0	0	17.93	0	0	1.79
8	0	0.22	0	0	0.11	0	1.89	43.22	0	0	4.44	41.78	0	8.33
9	0	0	0	0	0	0	3.44	2.78	0	0	53.56	17.89	0	22.33
10	0	0	0	0	0	0	5.22	0	0	0	41.17	13.44	0	40.17
11	0	0	0	0	0	0	5.78	0	0	0	78.56	0	0	15.67
12	0	0	0	0	0	0	0	2.81	0	0	5.38	60.12	0	31.69
13	0	0	0	0	0	0	3.89	0.11	0	0	54.44	8.44	0	33.11
14	0	0.07	0	0	0.21	0	2.14	0	0	0	46.14	8.86	0	42.57

TAB. 18 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance conditionnelle 4-connectée de la matrice de confusion issue de l'image SPOT.

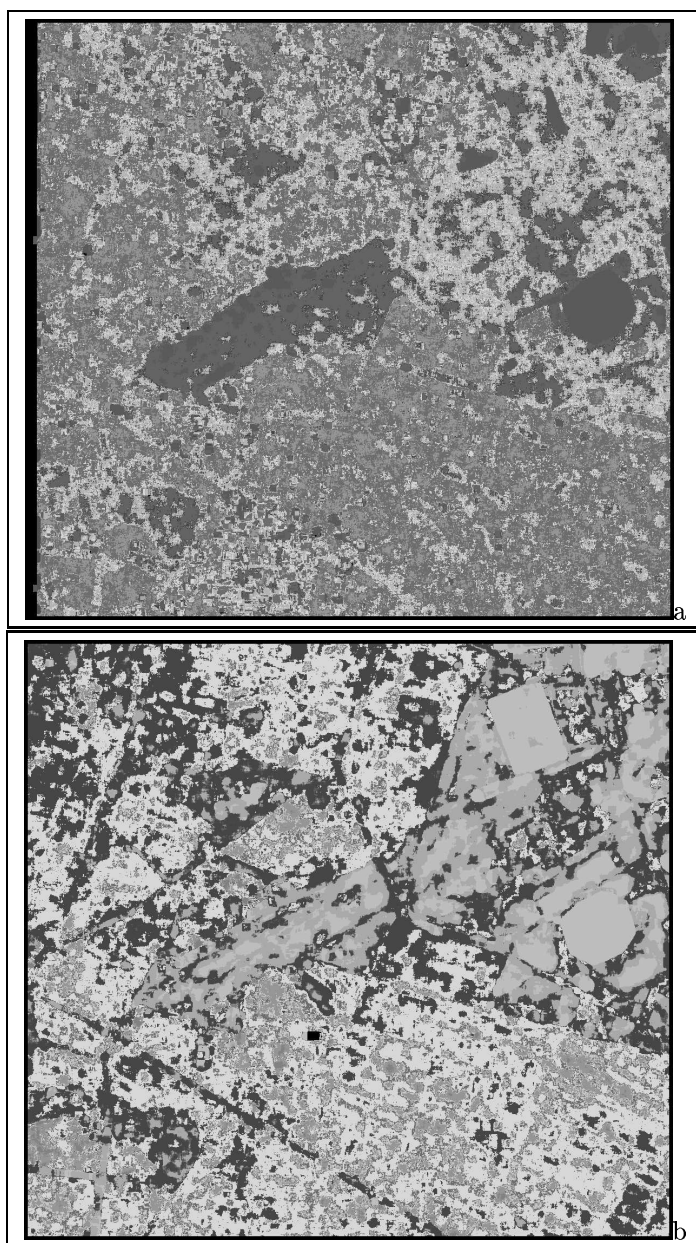


FIG. 25 – *Classification par Maximum de Vraisemblance sur les images de variance conditionnelle directionnelle issues de : (a) radar ERS (b) SPOT Panchromatique.*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0.11	0	<b>34.33</b>	28.89	6.67	17.11	0	0	0	3.11	0	0	9.78	0
3	0	0	47.06	45.44	5.56	0	0	0	0	0.12	0	0	1.81	0
4	0	0	6.40	<b>82.53</b>	11.07	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	3.14	30.10	58.10	8.57	0	0	0	0	0	0	0.10	0
6	0	0	2.25	29.50	40.42	27.83	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	25.86	59.50	10.29	0	0	0	0	0.43	0	0	3.93	0
8	0	0	14.11	7.11	0.67	0	0	0	0	37.33	24.89	0	14.78	1.11
9	0	0	6	6.11	9.22	5.78	0	0	0	25.89	40.67	0	5.22	1.11
10	0	0	15.11	2.61	0.06	0	0	0	0	32.39	28.56	0	20.78	0.50
11	0	0	1.67	0.33	0	0	0	0	0	18.89	73.89	0	2.22	3
12	0	0	7.12	3.69	1.31	0	0	0	0	36.56	36.56	0	11.75	3
13	0	0	28.56	22.67	13.11	9.22	0	0	0	11.44	1	0	14	0
14	0	0	3.64	0.14	0	0	0	0	0.14	19.36	71	0	2.64	3.07

TAB. 19 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance conditionnelle directionnelle issue de l'image radar.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>85</b>	0	11.67	2.33	0.44	0.56	0	0	0	0	0	0	0
3	0	19.38	0	6.62	8.38	2.81	<b>33.38</b>	0.81	0	3.19	10.75	4.06	5.50	5.12
4	0	7.07	0	<b>90.93</b>	1.60	0.27	0.13	0	0	0	0	0	0	0
5	0	30.48	0	57.48	<b>6.33</b>	<b>2.33</b>	<b>3.38</b>	0	0	0	0	0	0	0
6	0.25	11.42	0	46.75	7.50	4.17	19.50	0	0	0	9.50	0	0.92	0
7	0	14.50	0	0.14	14.86	5.79	<b>36.79</b>	0	0	0	<b>24.79</b>	0	2.71	0.43
8	0	0	0	0	0	0	0	40	0	10.78	5.33	15.44	7.44	21
9	0	0.11	0	0	0.22	0.22	0.44	0.67	0	6.11	12.67	9.33	35.89	34.33
10	0	0	0	0	0	0	0	0.06	0	9.44	13.39	10	20.17	46.94
11	0	0	0	0	0	0	1.67	0	0	0	<b>86.56</b>	0	9.44	2.33
12	0	0	0	0	0	0	0	3.44	0	11	18.56	12.81	21.69	32.50
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2.67	19.56	0.11	41.33	36.33
14	0	0	0	0	0	0	0.07	0	0	6.07	5.29	0.64	35.07	52.86

TAB. 20 – Matrice de confusion correspondant à la classification faite par Maximum de Vraisemblance sur la variance conditionnelle directionnelle de la matrice de confusion issue de l'image SPOT.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
<b>A</b>	98.18	0	0.31	44.13	56.78	0	15.50	0	0	0	16.59	8.64	83.61	0
<b>B</b>	100	0	14.56	58.93	53.43	13.42	68.50	0	0	0	99.67	2.19	0	0.72
<b>C</b>	100	0	14.19	89.73	85.33	20.42	88.29	51.44	15.78	23.67	89.78	0	99.78	84.64
<b>D</b>	100	42.56	32.62	88.93	73.05	0	0	18.67	63.44	0	73.89	18.38	0.22	0
<b>E</b>	83.52	0	36.94	88.40	3.10	0	3.21	63.11	79.44	0	58.89	0	0	31.36
<b>F</b>	99.90	0	21.88	88.80	50.05	17.75	24.14	89.78	0	15.83	0	4.25	79.11	26.93
<b>G</b>	94.29	0	66.06	58.67	12.67	0	0	0	34.56	0	45.78	0	81.78	0
<b>H</b>	93.43	2	35.56	22.53	12.76	0	0	46.56	32.44	0	62.33	0	92.67	0
<b>I</b>	100	0	27.44	65.47	0	33	19.86	33.78	0	0	22.63	0	26.56	26.17
<b>J</b>	100	0	47.06	82.53	58.10	27.83	0	0	0	32.39	73.89	0	14	3.07
<b>K</b>	100	100	0	93.87	39.48	9.58	36.79	2.67	17	0	82.89	4.94	26.89	0
<b>L</b>	99.90	99.78	0	95.47	12.43	5.75	0	10.89	72.44	56.50	94.33	3.25	81.22	0
<b>M</b>	99.71	100	3.31	96.40	49.90	52.58	0	6.78	89.33	38.72	93.11	13.88	90.67	50.71
<b>N</b>	100	2.89	35.75	98	0	14.75	0	93.56	0	0	92.67	7.56	90.89	0.29
<b>O</b>	100	0	13.50	91.47	0	32.67	0	93.78	0	5.44	93.78	9.62	91.89	0.07
<b>P</b>	100	55.78	0	90.53	0	0	0	96.22	12.67	5.72	81.56	0	87.89	4.29
<b>Q</b>	100	82.78	0.75	68.93	15.71	4.67	14.71	96.56	27.33	0	71.22	4.25	0	73.21
<b>R</b>	100	92	0	81.73	7.33	0	10.21	95.78	36.22	0	71.11	8.06	0	58
<b>S</b>	99.62	93.44	0	93.47	16.86	0	51.29	43.22	0	0	78.56	60.12	0	42.57
<b>T</b>	100	85	0	90.93	6.33	4.17	36.79	40	0	9.44	86.56	12.81	41.33	52.86

TAB. 21 – Valeurs correspondant à la diagonale de la matrice de confusion calculée pour chaque image.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
<b>A</b>	46.47	0	8.06	7.50	26.17	0	14.33	0	0	0	13.76	16.97	27.59	0
<b>B</b>	100	0	20.92	19.43	51.71	61.92	27.21	0	0	0	13.29	37.63	0	50
<b>C</b>	100	0	38.80	29.84	69.70	72.27	54.43	34.73	33.41	47.81	55.30	0	99.78	35.70
<b>D</b>	96.60	30.99	45.31	18.59	55.18	0	0	41.18	22.95	0	17.46	34.96	16.67	0
<b>E</b>	60.78	0	24.15	14.91	42.48	0	10.64	47.10	19.54	0	25.09	0	0	29.07
<b>F</b>	86.05	0	24.67	17.05	54.20	45.61	26.30	17.84	0	29.63	0	19.15	99.16	62.73
<b>G</b>	84.40	0	16.85	8.15	19.69	0	0	0	60.51	0	21.59	0	96.97	0
<b>H</b>	88.62	33.96	18.55	6.86	25.70	0	0	6.96	64.46	0	24.01	0	97.20	0
<b>I</b>	60.52	0	19.74	9.99	0	20.32	15.25	12.82	0	0	29.94	0	62.73	27.91
<b>J</b>	99.90	0	30.67	16.04	52.81	41.59	0	0	0	25.16	19.81	0	11.46	29.25
<b>K</b>	70.14	86.87	0	23.37	30.88	38.21	18.20	58.54	12.49	0	24.44	47.59	15.55	0
<b>L</b>	58.54	100	0	43.71	25.64	24.82	0	66.67	19.05	21.59	46.17	60.47	46.53	0
<b>M</b>	86.67	100	34.87	45.24	55.66	99.37	0	87.14	54.84	29.16	43.67	54.28	41.34	25.39
<b>N</b>	99.81	29.21	44.17	46.52	0	14.56	0	83.78	0	0	20.56	17.93	12.74	44.44
<b>O</b>	97.31	0	42.52	37.53	0	23.09	0	81.47	0	10.49	27.80	12.97	13.74	1.30
<b>P</b>	97.86	24.93	0	45.30	0	0	0	67.24	10.42	18.73	22.75	0	13.09	9.84
<b>Q</b>	94.09	29.94	20.69	42.76	45.27	100	28.45	42.06	13.04	0	24.73	28.10	0	24.21
<b>R</b>	98.50	27.53	0	39.09	38.12	0	30.56	42.78	12.32	0	24.85	28.35	0	25.41
<b>S</b>	73.51	33.49	0	34.18	35.22	0	42.36	81.72	0	0	19.24	48.83	0	22.97
<b>T</b>	99.72	36.27	0	25.61	22.17	21.46	37.32	82.76	0	25.84	32.98	30.01	17.03	24.35

TAB. 22 – Valeurs correspondant à la diagonale de la matrice de l'utilisateur calculée pour chaque image.

Dans le tableau 22, nous avons les valeurs correspondant à la diagonale de la matrice de l'utilisateur, calculée pour chaque image à partir de l'équation (21). La matrice de l'utilisateur est importante car elle donne une idée de la dispersion de la classe dans les différentes zones de référence.

Les valeurs Kappa  $\kappa$  et de précision totale correspondant à l'erreur de la classification sont fournies dans le tableau 23.

	Z.A.		V.T.	
	Prec.T.	Kappa	Prec.T.	Kappa
<b>A</b>	0.2193	0.1576	0.2376	0.1754
<b>B</b>	0.2822	0.2293	0.3383	0.2652
<b>C</b>	<b>0.5256</b>	0.4872	0.4823	0.4406
<b>D</b>	0.3366	0.2896	0.3576	0.2956
<b>E</b>	0.2582	0.2111	0.2924	0.2318
<b>F</b>	0.3401	0.2914	0.2897	0.2415
<b>G</b>	0.2421	0.1855	0.2497	0.1848
<b>H</b>	0.2363	0.1855	0.2479	0.1877
<b>I</b>	0.2166	0.1644	0.2144	0.1601
<b>J</b>	0.3099	0.2555	0.3108	0.2482
<b>K</b>	0.3079	0.2582	0.3389	0.2802
<b>L</b>	0.3674	0.3195	0.3792	0.3268
<b>M</b>	<b>0.4914</b>	0.4515	0.4303	0.3839
<b>N</b>	0.2976	0.2550	0.3300	0.2716
<b>O</b>	0.2938	0.2488	0.3148	0.2577
<b>P</b>	0.2816	0.2404	0.3141	0.2575
<b>Q</b>	0.3313	0.2860	0.3189	0.2621
<b>R</b>	0.3194	0.2758	0.3272	0.2705
<b>S</b>	0.3629	0.3171	0.3362	0.2762
<b>T</b>	0.3345	0.2888	0.3289	0.2740

TAB. 23 – Kappa et Précision Totale issues de la matrice de confusion en utilisant comme image de référence les zones d'apprentissage (Z.A.) et la vérité-terrain (V.T.).

## 5 Fusion de capteurs

Nous montrons ici qu'il est possible de tirer parti des avantages de chacun des capteurs (optique et radar) par un schéma de fusion de données en utilisant des opérateurs de "multiplication" et "d'addition".

Le schéma de la figure 26 montre l'algorithme, dit de "fission-fusion", que nous utiliserons pour combiner les informations obtenues.

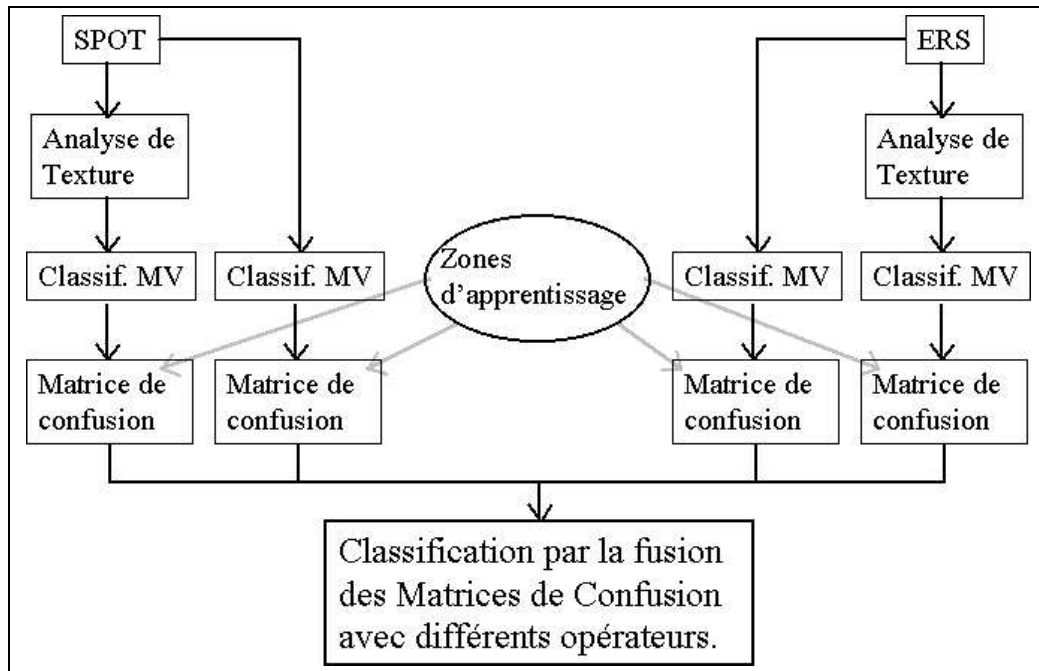


FIG. 26 – Diagramme correspondant à l'algorithme de fusion de capteurs .

Dans un premier temps, l'algorithme extrait divers paramètres comme indiqué plus haut. Ces paramètres sont ensuite classifiés à partir d'une référence nommée "zones d'apprentissage", et finalement la classe d'appartenance est choisie à partir des informations fournies par les matrices de confusion calculées sur ces mêmes zones d'apprentissage.

### 5.1 Fusion d'images par matrice de confusion, opérateur "multiplication"

Il s'agit de trouver la meilleure classe à partir des options qui nous ont été données par les classifications individuelles ; pour cela, nous avons des descriptions de la performance d'une classification donnée par la matrice de confusion calculée sur chaque image classifiée pour les zones d'apprentissage. Ces valeurs nous seront utiles pour faire le choix entre les différentes classes.

Dans un premier temps, nous allons prendre en compte les valeurs des matrices de confusion. Chaque valeur de la matrice de confusion nous donne un poids qui détermine l'appartenance à une classe. Donc, chaque valeur de la matrice de confusion  $M_{i,j}$  correspond à la probabilité conditionnelle de la classe  $j$  sachant la région d'apprentissage  $i$ , où  $(i,j) \in \llbracket 1, N_c \rrbracket^2$ .

Nous nous sommes intéressés à l'appartenance d'un pixel à une des classes  $i$ , en tenant compte de l'estimation qui a été faite par le calcul de la matrice de confusion. Sachant alors que  $y_s^{(n)} = j_n$  correspond au capteur  $n$  dont le site  $s$  a été classé  $j_n$ , où  $s \in S$  et  $n \in \llbracket 1, C \rrbracket$ . Nous exprimons alors  $P(s = i / y_s^{(n)} = j_n)$  la probabilité qui nous intéresse, grâce au théorème de Bayes :

$$\begin{aligned} P(s = i / y_s^{(n)} = j_n) &= \frac{P(y_s^{(n)} = j_n / s = i) P(s = i)}{P(y_s^{(n)} = j_n)} \\ &= \frac{P(y_s^1 = j_1, \dots, y_s^C = j_C / s = i) P(s = i)}{P(y_s^1 = j_1, \dots, y_s^C = j_C)} \end{aligned} \quad (22)$$

En supposant l'indépendance entre les capteurs conditionnellement aux classes, nous obtenons :

$$P(s = i / y_s^{(n)} = j_n) = \frac{P(y_s^1 = j_1 / s = i) \cdots P(y_s^C = j_C / s = i) P(s = i)}{P(y_s^1 = j_1) \cdots P(y_s^C = j_C)} \quad (23)$$

La probabilité a priori  $P(y_s^{(n)} = j_n)$  est une constante pour tout  $j$ , donc nous cherchons à maximiser :

$$P(s = i / y_s^{(n)} = j_n) \propto P(y_s^1 = j_1 / s = i) \cdots P(y_s^C = j_C / s = i) P(s = i) \quad (24)$$

En absence d'information, nous allons considérer  $P(s = i)$  comme une distribution uniforme :

$$\begin{aligned} P(s = i / y_s^{(n)} = j_n) &\propto P(y_s^1 = j_1 / s = i) \cdots P(y_s^C = j_C / s = i) \\ &\propto \prod_{n=1}^C P(y_s^n = j_n / s = i) \end{aligned} \quad (25)$$

où

$$P(y_s^n = j_n / s = i) = M_{i, j_n}^{(n)} \quad (26)$$

Il est possible d'observer dans l'équation ci-dessus que la probabilité d'appartenance du pixel  $s$  à la classe  $i$  est calculée comme la multiplication des valeurs des matrices de confusion pour chaque classification, donc, l'opérateur correspond ici à une multiplication. Pourtant, il est facile d'imaginer que des problèmes existeront en présence de nombreux capteurs, car la multiplication affaiblira la valeur finale dès qu'une seule valeur sera très faible.

## 5.2 Fusion d'images par matrice de confusion, opérateur "addition".

Nous allons définir un autre opérateur heuristique via l'addition pour pallier le défaut de la multiplication cité ci-dessus :

$$P(s = i / y_s^n = j_n) \propto \sum_{n=1}^C P(y_s^n = j_n / s = i) \quad (27)$$

## 5.3 Fusion d'images par Maximum de Vraisemblance Vectorielle.

Une classification à partir des images de texture obtenues peut être faite par le Maximum de Vraisemblance Vectorielle. L'équation est issue d'une généralisation de l'équation (15) utilisée précédemment pour chaque pixel, les paramètres de la fonction sont la moyenne  $\vec{\mu}$  et  $\Sigma_i$  la covariance des images.

$$P(\vec{x}_s \in c_i) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma_i|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x}_s - \vec{\mu})\Sigma_i^{-1}(\vec{x}_s - \vec{\mu})^T\right) \quad (28)$$

Sur la figure 27, nous présentons la démarche pour réaliser la classification à partir de plusieurs sources. Le but est d'utiliser l'algorithme de Maximum de Vraisemblance en prenant comme paramètres la moyenne et la covariance des images.

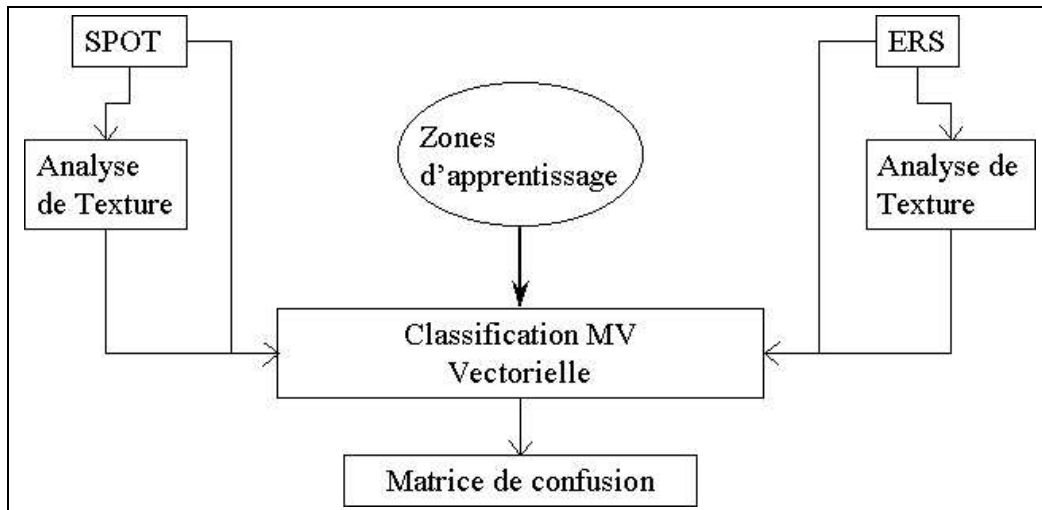


FIG. 27 – Diagramme correspondant à l'algorithme de fusion de capteurs par Maximum de Vraisemblance Vectorielle.

## 5.4 Résultats de la fusion de capteurs

Nous allons présenter ici les résultats obtenus pour la fusion de capteurs grâce aux deux opérateurs proposés ci-dessus plus le Maximum de Vraisemblance Vectorielle.

L'algorithme de "fission-fusion" sur les deux images radar et SPOT a donné les résultats suivants : dans un premier temps, il s'agit de faire l'analyse de la texture pour avoir une description assez variée de l'image, c'est ici que la fission a lieu, à partir de la classification de chaque image, nous avons trouvé l'appartenance du pixel à la classe indiquée par la matrice de confusion. Sur la figure 28a, le résultat pour la fusion avec l'opérateur "multiplication" est montré.

Nous pouvons observer que les zones urbaines, en clair, sont bien trouvées mais il subsiste quelques erreurs provenant des analyses de texture faites à l'avance; la valeur Kappa pour cette image par rapport aux zones d'apprentissage est  $\kappa = 0.9197$  et la précision totale = 92.6%; par rapport à la vérité terrain, la valeur kappa baisse ( $\kappa = 0.7298$ ) et la précision totale égale 75.15%. Sur la figure 28b, il est possible d'observer la régularisation avec un filtre modal  $[3 \times 3]$ , ce qui donne une petite amélioration. Les valeurs kappa  $\kappa = 0.9336$  et la précision totale = 93.88% par rapport aux zones d'apprentissage le confirment, mais il est impossible de voir cette amélioration à l'oeil nu ; les valeurs calculées par rapport à la vérité-terrain sont  $\kappa = 0.7461$  et la précision totale = 76.66%.

La matrice de confusion correspondant à la fusion d'images avec l'opérateur "multiplication" est montrée dans le tableau 24.

Puis, la matrice de confusion correspondant à la régularisation sur l'image fusionnée avec l'opérateur "multiplication" est présentée dans le tableau 25.

Ensuite, l'algorithme de "fission-fusion" utilise un opérateur "addition" pour choisir l'appartenance correcte aux classes. Sur la figure 29a, nous trouvons visuellement dans l'image fusionnée une meilleure classification, par contre les valeurs kappa  $\kappa = 0.7262$  et la précision totale = 74.6%, calculées par rapport aux zones d'apprentissage, ne sont pas aussi hautes que pour l'opérateur "multiplication"; par rapport à la vérité-terrain, nous avons  $\kappa = 0.5896$  et la précision totale = 62.13%. Sur la figure 29b, nous voyons l'image régularisée avec un filtre modal  $[3 \times 3]$ , la valeur kappa  $\kappa = 0.7348$  et la précision totale = 75.4% ainsi que l'image montrent des améliorations par rapport aux zones d'apprentissage; les valeurs calculées par rapport à la vérité-terrain  $\kappa = 0.5998$  et la précision totale = 63.06% montrent des améliorations.

La matrice de confusion correspondant à la fusion d'images avec l'opérateur "addition" est montrée dans le tableau 26.

La matrice de confusion correspondant à la régularisation sur la fusion d'images avec l'opérateur "addition" est présentée dans le tableau 27.

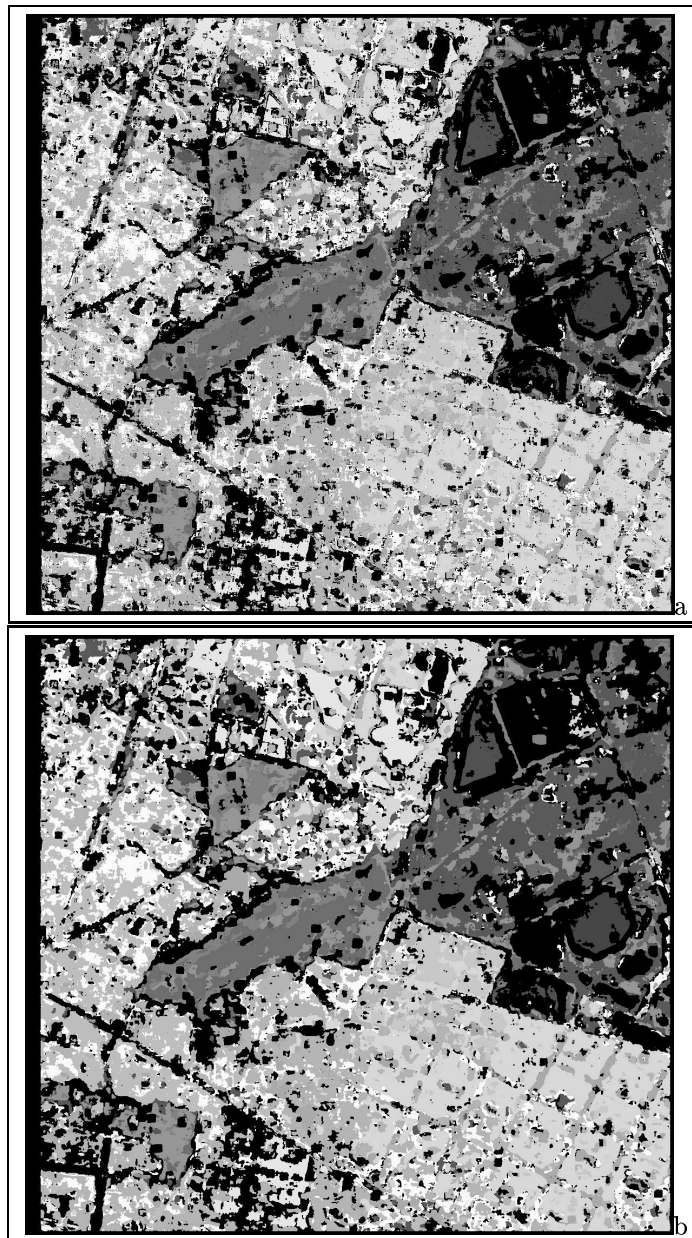


FIG. 28 – Images correspondant à la fusion par l'opérateur "multiplication", (a) sans régularisation, (b) après le filtre modal.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	<b>91.93</b>	0	0	0	8.01	0	0	0.06	0	0	0	0
4	0	0	2.40	<b>96.93</b>	0	0	0.67	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0.10	0	<b>90.16</b>	7.16	2.58	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	7.10	0	4.76	<b>76.96</b>	11.19	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	1.64	0	0.64	0.21	<b>97.50</b>	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0.45	<b>92.51</b>	0	0	0.34	0.45	6.26
10	0	0	0.28	0	0	0	0	0	0.39	<b>90.02</b>	0	0	0	9.31
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0.56	0	<b>94.97</b>	4.47	0	0
12	0	0	0.50	0	0	0	0	2.88	2.38	0	1.57	<b>92.67</b>	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	<b>99.78</b>	0
14	0	0	0	0	0	0	0	3.27	0.07	11.39	0	0	0	85.27

TAB. 24 – Matrice de confusion correspondant à la fusion avec l'opérateur "multiplication".



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	<b>93.44</b>	0	0	0	6.56	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	2.40	<b>97.20</b>	0	0	0.40	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	<b>90.71</b>	6.81	2.48	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	7.58	0	4.58	77.58	10.25	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0.43	0	0.29	0.07	<b>99.21</b>	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>94.21</b>	0	0	0	0.22	5.57
10	0	0	0.06	0	0	0	0	0	0.44	<b>94.67</b>	0	0	0	4.83
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0.22	0	<b>95.22</b>	4.56	0	0
12	0	0	0.44	0	0	0	0	2.81	2.31	0	0.75	<b>93.69</b>	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0.22	0	0	0	<b>99.78</b>	0
14	0	0	0	0	0	0	0	2.88	0	9.29	0	0	0	87.83

TAB. 25 – Matrice de confusion correspondant à la fusion avec l'opérateur "multiplication" régularisé.

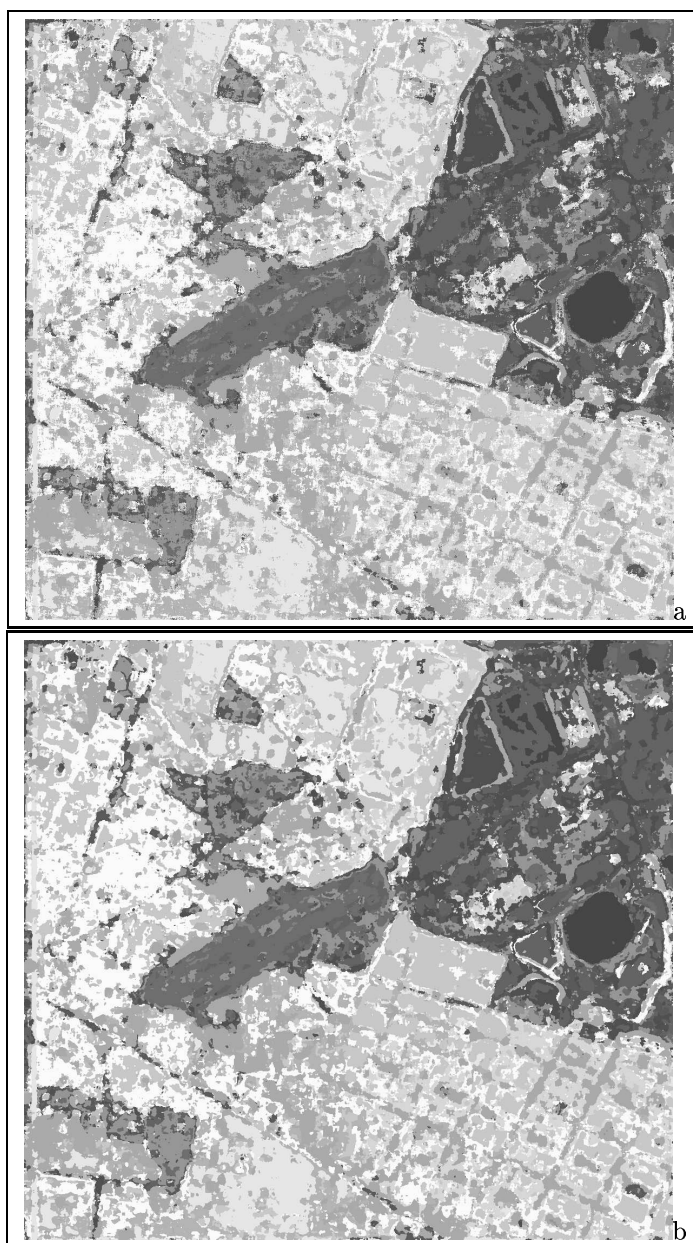


FIG. 29 – Images correspondant à la fusion par l’opérateur “addition”, (a) sans régularisation, (b) après le filtre modal.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	10.19	59.19	16.50	0.75	0.12	13.25	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0.13	0	<b>99.73</b>	0.13	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	1.33	0.05	18.57	73.95	3.19	2.90	0	0	0	0	0	0	0
6	4.83	0	1.33	11.67	11.33	57.92	12.92	0	0	0	0	0	0	0
7	0	1.36	1.43	2.93	1.36	0.07	<b>92.07</b>	0.21	0	0.07	0	0	0	0.50
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>99.78</b>	0.22	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	2.11	69.44	0.11	9.22	0.89	1.33	16.89
10	0	0	0	0	0	0	0.17	2.06	0.61	25.11	5.89	0.11	0.11	65.94
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>97.22</b>	0	1.67	1.11
12	0	0	1.31	0.06	0	0	0.56	9.62	1.50	0	18.19	48.25	2.25	18.25
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0.11	0	1	0	<b>98.89</b>	0
14	0	0	0	0	0	0	0	5.57	0.07	0.64	1.79	0	0	<b>91.93</b>

TAB. 26 – Matrice de confusion correspondant à la fusion avec l'opérateur "addition".

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	10.75	60.44	15.50	0.44	0	12.81	0	0	0	0.06	0	0	0
4	0	0	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0.76	0	18	76.10	3.05	2.10	0	0	0	0	0	0	0
6	4.67	0	1.08	11.75	10.08	60.17	12.25	0	0	0	0	0	0	0
7	0	1.07	0.57	1.07	0.29	0	<b>97</b>	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	<b>100</b>	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	2.11	70.89	0	8.33	0.11	0.89	17.67
10	0	0	0	0	0	0	0	1.78	0.44	20.39	6.06	0	0	71.33
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>97.89</b>	0	1.67	0.44
12	0	0	1.50	0	0	0	0.50	10	0.88	0	18.94	49.75	1.56	16.88
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	<b>99</b>	0
14	0	0	0	0	0	0	0	5.57	0	0	1.43	0	0	<b>93</b>

TAB. 27 – Matrice de confusion correspondant à la fusion avec l'opérateur "addition" régularisé.

Puis, nous comparons les résultats obtenus avec le Maximum de Vraisemblance Vectorielle. Pour cela, et comme il a été indiqué sur la figure 27, nous utilisons les paramètres moyenne et covariance pour tous les capteurs, pour ensuite classifier par Maximum de Vraisemblance. Le résultat peut être observé sur la figure 30a, il se trouve que la classification a détecté une classe mélangée dans toutes les zones de l'image. La valeur kappa  $\kappa = 0.16$  et la précision totale = 20.59% calculées par rapport aux zones d'apprentissage, montrent que les résultats sont mauvais ; par rapport à la vérité-terrain les valeurs sont  $\kappa = 0.1376$  et la précision totale = 20.16% . La régularisation, observée sur la figure 30b, apporte de légères améliorations pour la valeur kappa  $\kappa = 0.1602$  et la précision totale = 20.60% par rapport aux zones d'apprentissage et kappa  $\kappa = 0.1393$  et la précision totale = 20.33% par rapport à la vérité terrain. Il est clair que le Maximum de Vraisemblance n'est pas le moyen adéquat pour faire une classification à partir de la "fission" pour deux capteurs optique et radar.

La matrice de confusion correspondant à la fusion d'images par MV Vectorielle est décrite dans le tableau 28.

La matrice de confusion correspondant à la régularisation faite par un filtre modal sur l'image obtenue de la fusion d'images par MV Vectorielle est présentée dans le tableau 29.

## 6 Fusion de classes en améliorant la valeur $\kappa$

Il s'agit de fusionner les classes afin d'apporter une amélioration sur la valeur  $\kappa$ . D'abord, nous avons une image initiale classifié  $\mathcal{Y}_s^{(0)}$ , où  $s \in S$ , à partir de laquelle nous allons calculer la matrice de confusion initiale  $M_{ij}^{(0)}$  comme décrit par l'équation (18); avec les classes  $i \in \llbracket 1, N_c \rrbracket$  et les zones de référence  $j \in \llbracket 1, N_c \rrbracket$ ,  $N_c$  est le nombre de classes. La valeur kappa initiale  $\kappa^{(0)}$  est donc calculés par l'équation (19) à partir de la matrice de confusion initiale.

L'itération  $n$ ,  $n \in \llbracket 1, m \rrbracket$ , où  $m$  est le nombre total d'itérations, commence par la recherche de la classe  $l^{(n)} \in \llbracket 1, N_c \rrbracket$  qui a la plus faible représentation dans la matrice de confusion  $M_{ij}^{(n)}$  :

$$l^{(n)} = \arg \min_{i \in \llbracket 1, N_c \rrbracket} M_{ii}^{(n-1)} \quad (29)$$

Ensuite, un coût de fusion de la classe  $l^{(n)}$  avec toutes les autres classes  $i \in \llbracket 1, N_c \rrbracket$ ,  $i \neq l^{(n)}$ , est calculé. Pour cela, nous considérons les différentes fusions possibles :

$$\forall i \in \llbracket 1, N_c \rrbracket, i \neq l^{(n)}, \quad \mathcal{Y}_s^{(n)} = \mathcal{Y}_s^{(n-1)} \quad \text{si } \mathcal{Y}_s^{(n-1)} \neq l^{(n)} \\ \mathcal{Y}_s^{(n)} = i \quad \text{si } \mathcal{Y}_s^{(n-1)} = l^{(n)} \quad (30)$$

La matrice de confusion  $\hat{M}_{ij}^{(n)}$  est estimée pour chacune des fusions faites ainsi que la valeur kappa  $\hat{\kappa}_i^{(n)}$  associée. La classe  $\hat{i}$  candidate pour la fusion avec la classe  $l^{(n)}$  est celle qui maximise la valeur kappa :

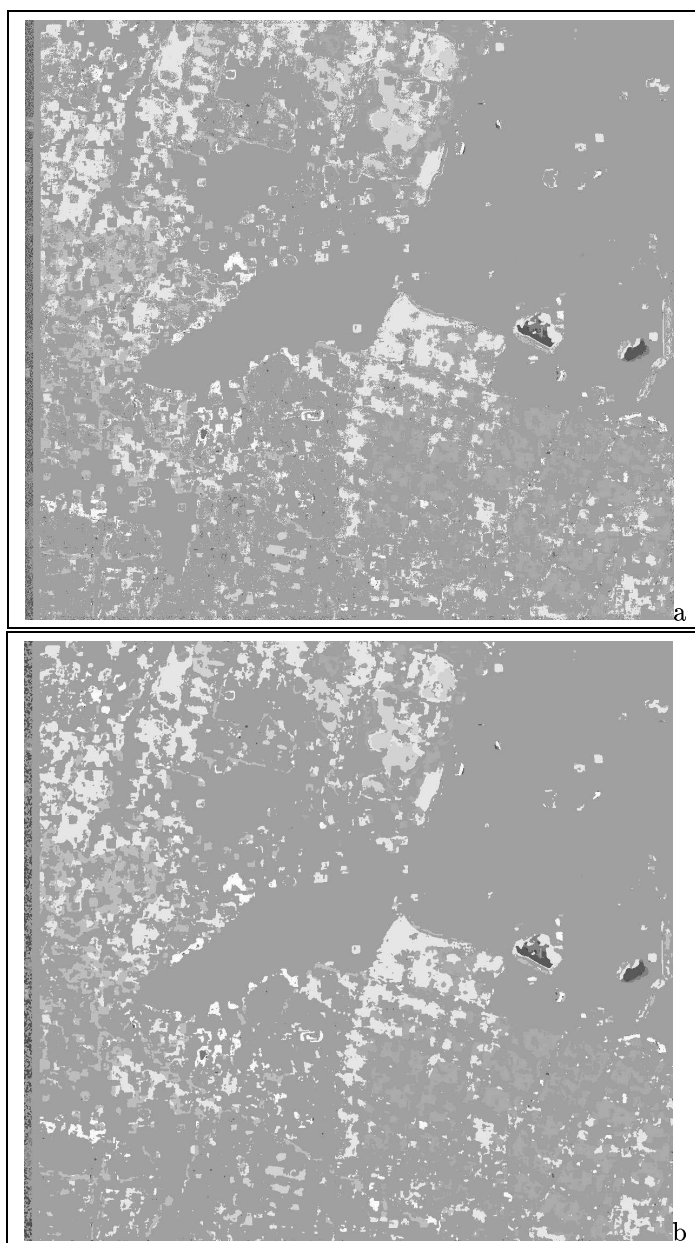


FIG. 30 – Images correspondant à la fusion par MV Vectorielle, (a) sans régularisation, (b) après le filtre modal.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
2	0	3	0	0	0	0	0	0	17.56	0	0	0	79.44	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	20.75	0	0	0	79.25	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	99.87	0	0	0	0.13	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	54.67	0	0	0	45.33	0
6	0	0	0	0	0	2.50	0	0	48.08	0	0	0	49.42	0
7	0	0	0	0	0	0	2.79	0	8.57	0	0	0	88.64	0
8	0	0	0	0	0	0	0	64.78	5.78	0	0	0	29.44	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>99.44</b>	0	0	0	0.56	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	64.78	9.28	0	0	25.89	0.06
11	0	0	0	0	0	0	0	0	25.67	0	73.56	0.44	0.33	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	23.50	0	0	37.81	38.69	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	91	0	0	0	9	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0.29	47	2.64	0	0	14.86	35.21

TAB. 28 – Matrice de confusion correspondant à la fusion par MV Vectorielle.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
2	0	2	0	0	0	0	0	0	17.56	0	0	0	80.44	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	20.12	0	0	0	79.88	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	54.43	0	0	0	45.57	0
6	0	0	0	0	0	2.17	0	0	47.92	0	0	0	49.92	0
7	0	0	0	0	0	0	2.64	0	8.29	0	0	0	89.07	0
8	0	0	0	0	0	0	0	65.67	4.33	0	0	0	30	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>99.89</b>	0	0	0	0.11	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	66.72	7.50	0	0	25.78	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	21.67	0	78.22	0.11	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	38.25	38.75	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	92.22	0	0	0	7.78	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	47.29	2.21	0	0	15.36	35.14

TAB. 29 – Matrice de confusion correspondant à la fusion par MV Vectorielle après régularisation avec le filtre modal.



	Z.A.		V.T.	
	Prec.T.(%)	Kappa	Prec.T.(%)	Kappa
<b>Fusion Op.Π</b>	92.60	0.9197	75.15	0.7298
<b>Fusion Op.Σ</b>	74.60	0.7262	62.13	0.5896
<b>Fusion MVV</b>	20.59	0.1600	20.16	0.1376
<b>Fusion Op.Π Reg.</b>	93.88	0.9336	76.66	0.7461
<b>Fusion Op.Σ Reg.</b>	75.40	0.7348	63.06	0.5998
<b>Fusion MVV Reg.</b>	20.60	0.1602	20.33	0.1393

TAB. 30 – *Kappa et Précision Totale issus de la matrice de confusion pour les images fusionnées par les différentes méthodes, en utilisant comme image de référence les zones d'apprentissage (Z.A.) et la vérité-terrain (V.T.).*

$$\hat{i} = \arg \max_i \kappa_i^{(n)} \quad (31)$$

Nous calculons ensuite la différence  $D_n$ , pour chaque iteration  $n$ , entre la valeur kappa antérieure  $\kappa^{(n-1)}$ , et la valeur kappa calculée  $\kappa^{(n)}$  à partir de la fusion des classes  $\hat{i}$  et  $l^{(n)}$ :

$$D_n = \kappa^{(n)} - \kappa^{(n-1)} \quad (32)$$

Si  $D_n$  est supérieur à un seuil fixé  $\epsilon$ , la fusion est acceptée. L'algorithme s'arrête quand l'augmentation de la valeur kappa est supérieure au seuil établi :

$$D_n > \epsilon$$

Le seuil  $\epsilon$  est fixé suffisamment haut pour que les classes de natures différentes ne soient pas fusionnées.

## 6.1 Résultats de la fusion de classes

L'algorithme est testé sur les images fusionnées, pour essayer d'améliorer la qualité de la classification. Dans le cas de l'image obtenue à partir de l'opérateur "multiplication", voici les résultats sur la figure 31a, valeur Kappa  $\kappa = 0.9316$  et la régularisation par filtre modal sur l'image de la figure 31b, valeur Kappa  $\kappa = 0.9452$ . Les classes 5 et 6 ont été fusionnées. Dans le cas de l'image obtenue à partir de l'opérateur "addition", les résultats sont donnés sur la figure 32a, la valeur Kappa  $\kappa = 0.8091$  et la régularisation par filtre modal sur l'image de la figure 32b, valeur Kappa  $\kappa = 0.8265$ . Les classes 10, 12 et 14 ont été fusionnées. Dans le cas de l'image obtenue à partir de la classification avec MV Vectorielle, les résultats sont montrés sur la figure 33a, valeur Kappa  $\kappa = 0.3083$  et la régularisation par filtre

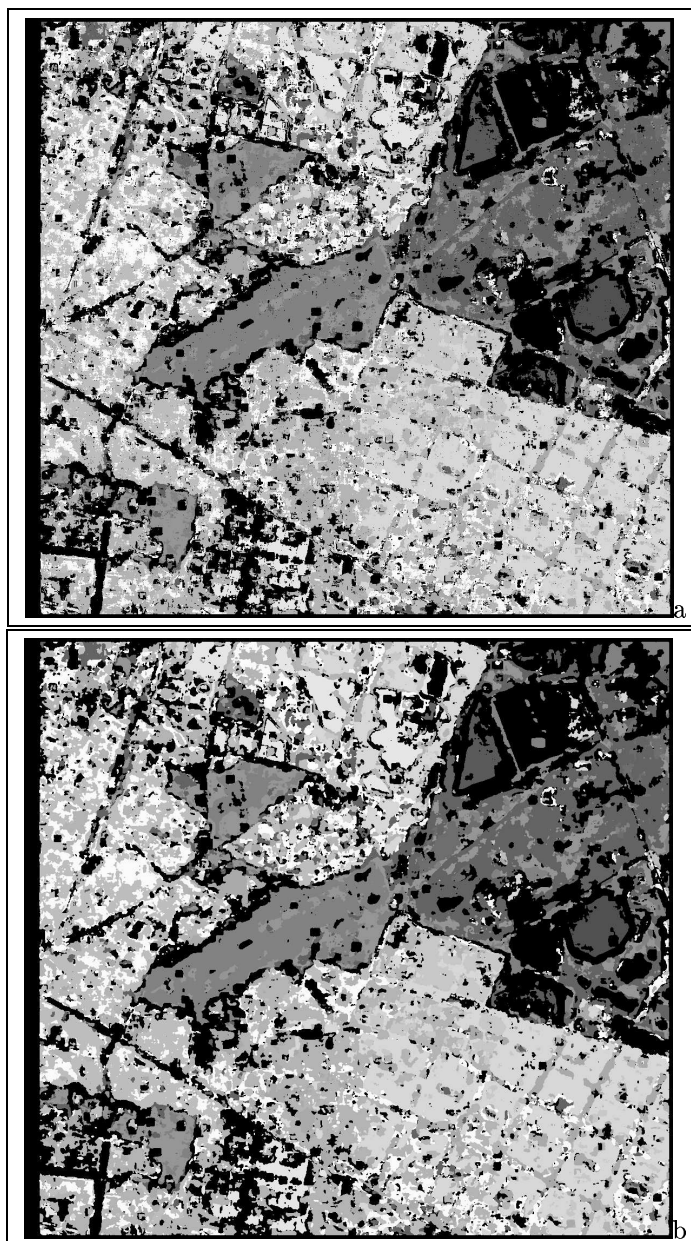


FIG. 31 – Images correspondant à la fusion de classes par l'amélioration de kappa pour l'image issue de la fusion avec l'opérateur "multiplication" en (a), régularisé par filtre modal en (b).

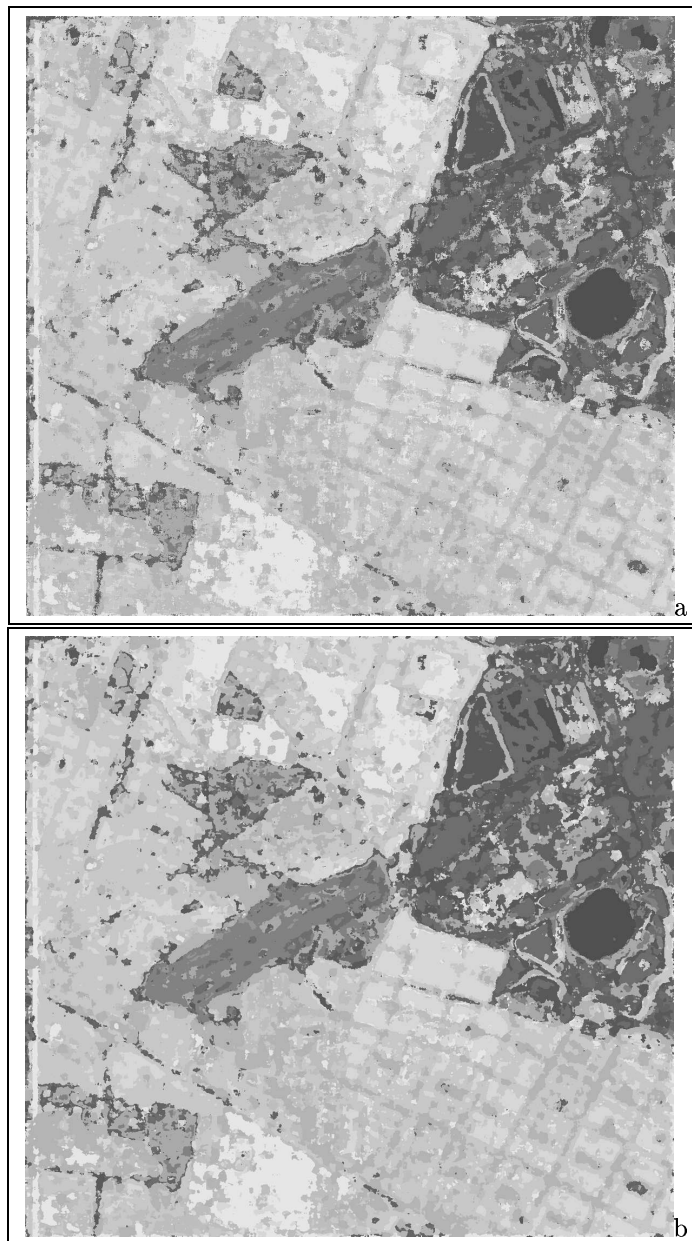


FIG. 32 – Images correspondant à la fusion de classes par l'amélioration de kappa pour l'image issue de la fusion avec l'opérateur "addition" en (a), régularisé par filtre modal en (b).

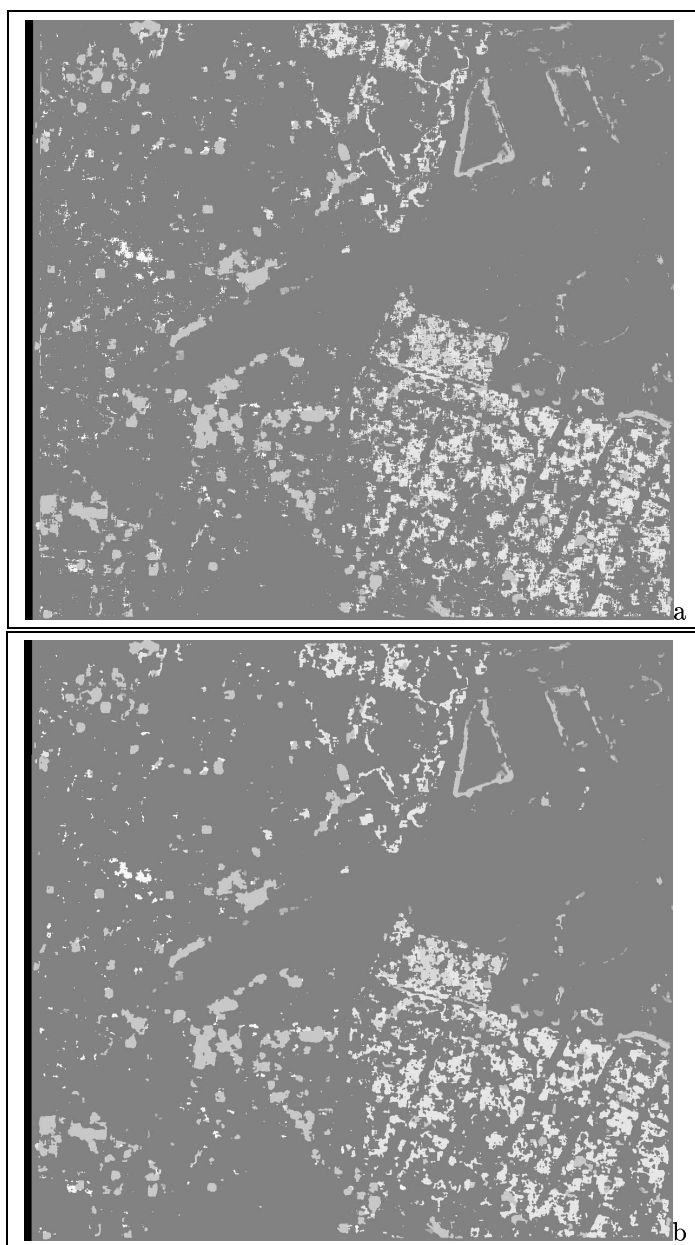


FIG. 33 – Images correspondant à la fusion de classes par l'amélioration de kappa pour l'image issue de la fusion avec la classification avec MV Vectoriel en (a), régularisé par filtre modal en (b).

	Z.A.		V.T.		classes fusionnées
	Prec.T.(%)	Kappa	Prec.T.(%)	Kappa	
<b>Fusion Op. <math>\Pi</math></b>	93.80	0.9316	76.44	0.7421	5,6
<b>Fusion Op. <math>\Sigma</math></b>	83.17	0.8091	68.87	0.6512	10,12,14
<b>Fusion MVV</b>	57.11	0.3083	54.82	0.2767	1,4,9,10,13
<b>Fusion Op. <math>\Pi</math> Reg.</b>	95.04	0.9452	77.82	0.7572	5,6
<b>Fusion Op. <math>\Sigma</math> Reg.</b>	84.72	0.8265	70.17	0.6656	10,12,14
<b>Fusion MVV Reg.</b>	57.12	0.3083	55.06	0.2790	1,4,9,10,13

TAB. 31 – *Kappa et Précision Totale issus de la matrice de confusion pour les images dont les classes ont été fusionnées par la méthode proposée, en utilisant comme image de référence les zones d'apprentissage (Z.A.) et la vérité-terrain (V.T.).*

modal sur l'image de la figure 33b, valeur Kappa  $\kappa = 0.3083$ . Les classes 1, 4, 5, 9, 10 et 13 ont été fusionnées.

Nous observons une amélioration relativement aux paramètres de qualité à partir de l'observation des valeurs kappa et précision totale présentées dans le tableau 30 correspondant à la fusion de capteurs et celles correspondant à la fusion de classes présentées dans le tableau 31.

## 7 Conclusion Générale

Dans ce rapport, une étude sur l'analyse intra-urbaine à partir d'images satellitaires a été réalisée. Les tests ont porté sur deux images, SPOT Panchromatique et radar ERS, prises sur la ville de Mexico. L'algorithme final proposé est constitué de deux parties: "fission" et "fusion".

Pour la fission, nous avons fait l'extraction des paramètres de texture en utilisant des opérateurs classiques pour obtenir une description plus détaillée de chaque image. Nous avons trouvé que, parmi les paramètres utilisés, la variance conditionnelle et les mesures locales sur l'histogramme d'une fenêtre - telles que le maximum ou mode - donnent les descriptions les plus claires et différenciées de l'image.

Pour la classification, nous avons utilisé un algorithme de Maximum de Vraisemblance avec des zones d'apprentissage définies à l'avance sur des zones urbaines et non-urbaines. La matrice de confusion et la valeur kappa sont des critères de qualité pour la classification. C'est à ce stade de l'algorithme qu'il est possible de connaître les descriptions qui peuvent être utiles pour la fusion.

Bien que la description texturale faite par la variance conditionnelle permette de différencier les tissus urbain et non-urbain, les paramètres de texture classiques tels que le mode, la variance et la moyenne peuvent aider à la détection de certains tissus qui ne sont pas trouvés par la variance conditionnelle. Notamment, les zones industrielles qu'on peut voir sur les images et qui correspondent à des zones homogènes dans un milieu urbain dense.

Pour la fusion de données, trois méthodes ont été utilisées : (a) par matrice de confusion avec opérateur “multiplicatif”, (b) par matrice de confusion avec opérateur “additif” et (c) par Maximum de Vraisemblance Vectorielle. Les deux premiers cas nous ont permis de trouver une bien meilleure classification que le dernier. Il est important de souligner que l’opérateur “additif” a été proposé comme une alternative à l’opérateur “multiplicatif”, cet opérateur agit dans les cas où généralement l’opérateur “multiplicatif” aurait commis une erreur. La fusion de classes est proposée comme un moyen d’améliorer la performance de la classification. L’utilisation de la matrice de confusion pour réduire le nombre de classes est bien adaptée car l’algorithme va permettre d’éliminer les classes qui ne sont pas bien représentées. La méthode d’optimisation de la matrice de confusion est simple, mais les résultats sont satisfaisants. Néanmoins, le choix du seuil de fusion peut s’avérer délicat si l’on veut éviter d’aboutir à une sous-segmentation, c’est à dire à un trop grand nombre de fusions de classes.

## Références

- [1] A. Baraldi et F. Parmiggiani. Urban area classification by multispectral SPOT images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4):674–680, Juillet 1990.
- [2] C. Bardinnet, F. M. Le Tourneau et J. Jalon. Étude par télédétection du problème urbain dans la vallée de Kathmandu. In *Congrès "High Mountain Remote Sensing Cartography"*, Mendoza, Argentine, 1994.
- [3] I. Bloch. Information combination operators for data fusion: A comparative review with classification. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part A*, 26(1):52–67, 1996.
- [4] I. Bloch et H. Maitre. Fusion de données en traitement d’images : modèles d’information et décisions. *Traitement du Signal*, 11:435 – 446, 1994.
- [5] Y. H. Bonello. *Que sais je? La Ville*. Presses Universitaires de France, 1998.
- [6] X. Descombes. *Champs Markoviens en analyse d’images*. Thèse de Doctorat, ENST Paris, Décembre 1993.
- [7] J.P. Donnay, M.J. Barnsley et P. A. Longley. *Remote sensing and Urban Analysis*, volume 9 of *GISDATA*. Taylor and Francis, 2001.
- [8] C. Gouinaud. *Traitement d’images satellitaires pour la détection d’agglomérations*. Thèse de Doctorat, ENST Paris, Décembre 1996.
- [9] R. M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In *Proceedings of IEEE*, volume 67, pages 786–804. IEEE, Mai 1979.
- [10] S. Houzelle. *Extraction Automatique d’Objets Cartographiques par fusion d’informations extraites d’images satellites*. Thèse de Doctorat, ENST Telecom Paris, Janvier 1993.
- [11] Larousse. *Larousse Dictionnaire*. Larousse, 2002.
- [12] T. M. Lillesand et R. W. Kiefer. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley and Sons, Inc., 1979.

- [13] A. Lorette, X. Descombes et J. Zerubia. Texture analysis through a markovian modeling and fuzzy classification: Application to urban area extraction from satellite images. *International Journal of Computer Vision*, 36(3):219–234, 2000.
- [14] R.M.Haralick, K.Shanmugam et I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3:610–621, Novembre 1973.
- [15] M. Santoro, A. Fanelli, J. Askne et P. Murino. Monitoring urban areas by means of coherence levels. In *FRINGE'99 Advancing ERS-SAR Interferometry from Applications towards operations.*, 1999.
- [16] O. Thepaut, K. Kpalma et J. Ronsin. Automatic registration of ERS and SPOT multisensor images in data fusion context. *Forest and ecology management*, 128:93–100, Septembre 2000.
- [17] O. Viveros-Cancino, X. Descombes, N. Baghdadi et J. Zerubia. Fusion of radiometry and textural information for sir-c image classification. In *ICIP 2002*, Rochester, NY. USA, Septembre 2002.
- [18] O. Viveros-Cancino, X. Descombes et J. Zerubia. Apport de l'imagerie radar pour l'extraction des zones urbaines. In *ORASIS 2001, Congrès francophone de vision, Cahors, 5-8 juin.*, pages 405–413, Juin 2001.
- [19] E. Volden, G. Giraudon et M. Berthod. La redondance d'image : étude et application. In *10ème Congrès RFIA'96*, Rennes, Janvier 1996.
- [20] C. Weber. *Images satellitaires et milieu urbain*. Editions Hermès, 1995.



---

Unité de recherche INRIA Sophia Antipolis  
2004, route des Lucioles - BP 93 - 06902 Sophia Antipolis Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Lorraine : LORIA, Technopôle de Nancy-Brabois - Campus scientifique  
615, rue du Jardin Botanique - BP 101 - 54602 Villers-lès-Nancy Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rennes : IRISA, Campus universitaire de Beaulieu - 35042 Rennes Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes : 655, avenue de l'Europe - 38330 Montbonnot-St-Martin (France)

Unité de recherche INRIA Rocquencourt : Domaine de Voluceau - Rocquencourt - BP 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)

---

Éditeur  
INRIA - Domaine de Voluceau - Rocquencourt, BP 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)  
<http://www.inria.fr>  
ISSN 0249-6399