

# **Techniques de fusion et de classification floue d'images satellitaires multisources pour la caractérisation et le suivi de l'extension du tissu urbain de la région d'Alger (Algérie)**

**Youcef SMARA, Nadia OUARAB, Sihem LAAMA et Dalila CHERIFI, Algérie**

**Mots clés:** fusion, classification floue, images multisources, zones urbaines.

## **SUMMARY**

This paper highlights advantages of using radar SAR data combined with multispectral data to improve vegetal cover assessment and monitoring in a semi arid region of southern Algeria. In effect, we present a number of pre-processing and processing techniques using multirate optical data analysis alone and SAR ERS-1 and Landsat TM data integration due to aspects of radar image enhancement techniques and the restitution of roughness of different types of vegetation in steppic regions. Image data integration has become a valuable approach to integrate multisource satellite data. It has been found that image data from different spectral domains (visible, near infrared, microwave) provides data sets with complementarity information content and can be used to improve the spatial resolution of satellite images. In this communication, we present a part of the cooperation research project which deals with fusing ERS-1 SAR geocoded images with Landsat TM, investigating different combinations of integration and classification techniques. The methodology consists of several steps which are:

- Speckle noise reduction by comparative performance of different filtering algorithms. Several filtering algorithms were implemented and tested with different window sizes, iterations and parameters.
- Geometric superposition and geocoding of optical images regarding GEC type SAR ERS-1 image available and resampling at unique resolution of 25 m.
- Application of different numerical combinations of integration techniques and unsupervised classifications such as the Forgy method, the MacQueen method and other methods.

The results are compared with vegetal cover mapping from aerial photographs of the region of Fom Redad in the south of the saharian Atlas. The combinations proposed above allow us in a color composite image to distinguish different themes existing in the arid and semi-arid regions in the south of the saharian Atlas and show a good correlation between different types of land cover and land use and radar backscattering level in the SAR data which corresponds essentially to the roughness of the soil surface.

**Keywords:** Speckle filtering, unsupervised classification, Data fusion, Geocoding, Co-registration, semi-arid areas, Image processing, steppic areas, IHS transform.

# Techniques de fusion et de classification floue d'images satellitaires multisources pour la caractérisation et le suivi de l'extension du tissu urbain de la région d'Alger (Algérie)

Youcef SMARA, Nadia OUARAB, Sihem LAAMA et Dalila CHERIFI, Algérie

## 1. INTRODUCTION

La particularité du phénomène d'extension du tissu urbain, tel que celui de la région du grand Alger, est qu'il ne procède pas d'un mécanisme de "tache d'huile" qui s'étendrait peu à peu, mais beaucoup plus d'un processus de remplissage sporadique, par essaimage de constructions tant dans les interstices de l'espace urbain déjà édifié que dans les espaces péri-urbains. Bien que la croissance des villes est considérée comme un indicatif du développement de l'industrialisation, celle-ci s'effectue souvent aux détriment des terres agricoles ou des forêts productives envahies par ces irrésistibles poussées d'urbanisation et elle a généralement un impact négatif sur la santé environnementale d'une région.

Avec des analyses multitemporelles, la télédétection offre une perspective unique sur la façon dont les villes se développent. La télédétection satellitaire est adaptée à cette utilisation par le simple fait qu'elle permet de comparer très facilement l'état d'un même lieu à deux dates différentes à partir de deux images prises à des époques différentes.

La détection et la cartographie des changements d'utilisation du sol doivent satisfaire deux exigences: une haute résolution spatiale afin d'obtenir des informations détaillées, et des données multispectrales optiques afin de faire la distinction entre les différentes classes d'utilisation du sol. Les détecteurs opérationnels dans les zones visible et infrarouge du spectre sont les sources de données les plus utiles pour l'analyse de la couverture et de l'utilisation du sol. Les capteurs radars sont également utiles pour le tracé des applications rurales et urbaines grâce à leur sensibilité aux formes géométriques qui permet de détecter les éléments anthropogéniques comme les édifices.

Dans cette communication, nous présentons des techniques de fusion et de classification floue d'images multisources optiques et radar. La méthodologie développée se base sur un processus comprenant différentes phases dont la première concerne les prétraitements de toutes les données mises en jeu (superposition géométrique, réduction du speckle dans les images radar SAR, etc). La deuxième étape consiste à effectuer une classification de type flou non supervisé dont le principe consiste à trouver une partition de l'image caractérisée par une matrice de partition  $U_{ij}$  qui caractérise le degré d'appartenance d'un pixel  $x_j$  à une classe  $C_i$ . Cette approche floue FCM (Fuzzy C-Means) a été étudiée et mise en œuvre pour une meilleure classification sur le plan thématique. Cette classification a été appliquée, d'une part, sur les images optiques seules et radar seules et d'autre part, sur l'ensemble des données optiques et radar d'une même date et ce dans le but de comparer les deux approches. Dans le cas où les radar et les données sont classifiées séparément, nous les faisons suivre d'un processus de fusion qui intégrera les résultats des deux classifications et donnera une affectation plus appropriée des pixels basée sur les caractéristiques spectrales (optiques) et géométriques (radar).

Les résultats préliminaires sont intéressants et encourageants dans la mesure où l'image radar permet d'avoir une haute résolution ainsi qu'une information sur la notion de rugosité qui nous permet de distinguer par exemple la végétation basse et les forêts et les images optiques de haute ou de moyenne résolution.

## 2. METHODOLOGIE ADOPTÉE

La méthodologie du processus classificatoire que nous proposons repose sur la théorie de la logique floue et comporte les étapes suivantes:

- Prétraitement des données pour la fusion: consiste à corriger géométriquement l'image SPOT par rapport à l'image RSO permettant de travailler dans un même référentiel, et à filtrer l'image RSO pour réduire le bruit du chatolement.
- Une classification non supervisée sur l'ensemble des images( SPOT, RSO ), et sur chacune des images utilisées permettant d'identifier des zones d'apprentissages qui seront utilisées lors de l'application de la fusion.

### 2.1 Prétraitement des données pour la fusion

#### 2.1.1 Correction géométrique de l'image SPOT par rapport à l'image RSO

Une correction image-image est utilisée afin de rendre les images d'Alger superposables entre elles. Pour le choix du référentiel, nous avons sélectionné l'image RSO d'ERS-1 qui date du 17-08-96 comme référence.

Pour le modèle de déformation que nous avons utilisé dans notre travail est le modèle polynomial d'ordre 1 et pour le rééchantillonnage radiométrique nous avons utilisé le filtre interpolateur bilinéaire. L'erreur des moindres carrés obtenue lors de la correction des images est donnée dans le tableau 1:

Images	Nombre de points d'appui	Erreur des moindres carrés	Taille (Pixel)
Pan97	130	0,5378	1250 x1250
XS 97	111	0,3666	625 x 625

**Tableau 1:** Taille des images avant correction géométrique.

#### 2.1.2 Filtrage de l'image RSO

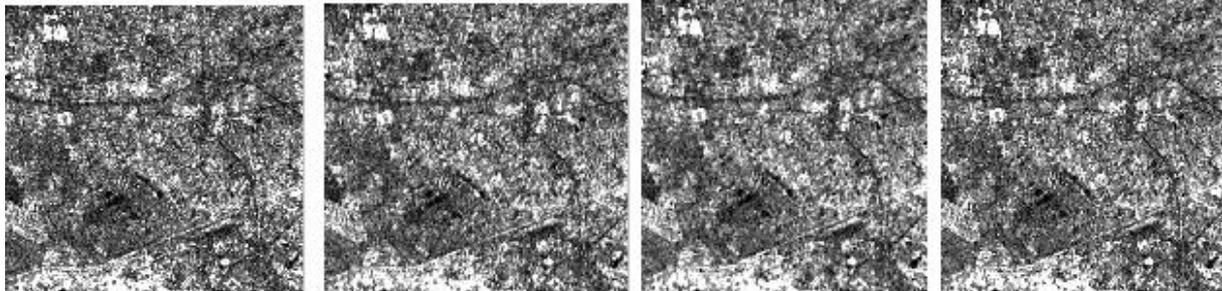
Le radar imageur est un système d'imagerie cohérent où chaque élément, se comporte comme une source émettant une onde, elle-même cohérente qui peut interférer en tout point dans l'espace, dans le cas où l'interférence serait constructive on obtient une tache brillante, sombre dans le cas contraire. Cet effet est appelé "speckle". Sa réduction par un filtre peut être satisfaite par différentes méthodes, entre autres la technique de la multi-vues (pendant la formation de l'image).

En pratique le filtrage s'avère nécessaire afin de réduire l'effet du speckle, pour assurer une meilleure interprétation. Plus particulièrement les filtres adaptatifs qui présente relativement une meilleure qualité.

nous avons testé quatre filtres (disponibles). En utilisant le logiciel ENVI 3.2 à savoir:

- Le filtre de Lee.
- Le filtre de Frost.
- Le filtre de Gamma.
- Le filtre de Kuan.

Le filtre de Gamma, avec un indice de speckle optimal, semble être le filtre le plus adéquat pour la suite de nos travaux.



**Fig.1:**  
Image RSO 17-08-96  
filtrée par Lee

**Fig. 2:**  
Image RSO 17-08-96  
Filtrée par Frost

**Fig. 3:**  
Image RSO 17-08-96  
Filtrée par Gamma

**Fig. 4:**  
Image RSO17-08-6  
Filtrée par Kuan

## 2.2 Classification des images satellitaires

La classification multi-spectrale est une des techniques de traitement et l'extraction d'informations à partir d'images satellitaires utilisées. En effet, elle permet l'obtention d'une carte thématique représentative de l'état de surface des sols. Elle regroupe les objets en classes et un autre critère de ressemblance qui gère les affectations des objets aux classes et un autre critère de décision qui permet l'attribution d'un objet à une classe donnée.

Dans le cadre de cette étude, on s'intéressera particulièrement à la classification floue "Fuzzy-C-Means", dont l'avantage majeur est la prise en considération des pixels mixtes, c'est à dire appartenant à plusieurs classes.

### 2.2.1 Méthode FCM

La méthode FCM consiste à trouver l'appartenance exacte d'un pixel donné à une classe. Au départ, à chaque pixel est assigné une valeur qui représente son degré d'appartenance dans chaque classe. Ce degré varie entre 0 et 1 (Wang, 1990) et (Lebart, 1997): c'est la fuzzyfication. On applique la règle floue choisie, cette règle gère la défuzzyfication du système en affectant chaque pixel à une seule classe à savoir celle dont il a le plus grand degré d'appartenance. Le principe consiste à trouver une partition de l'image caractérisée par une matrice de partition  $U_{ij}$  qui caractérise le degré d'appartenance d'un pixel  $x_j$  à une classe  $C_i$ .

Soit la matrice  $U_{ij}$  donnée par:

$$U_{ij} = \begin{bmatrix} P_{C_1}(x_1) & \dots & P_{C_1}(x_n) \\ P_{C_2}(x_1) & \dots & P_{C_2}(x_n) \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{C_n}(x_1) & \dots & P_{C_n}(x_n) \end{bmatrix}$$

Où:

$P_{C_i}(x_j)$ : degré d'appartenance du pixel  $x_j$  à la classe  $C_i$ .

Avec la condition:

$$0 \leq P_{C_i}(x_j) \leq 1 \quad \text{et} \quad \sum_{i=1}^n P_{C_i}(x_j) = 1$$

Cette matrice interprète la fuzzyfication du système et fournit les données à l'étape suivante. Cette étape constitue l'établissement des règles qui serviront par la suite à la défuzzyfication de la matrice. Celle-ci consiste à trouver une partition stable de l'image en affectant chaque pixel dans une seule classe. Chaque pixel est caractérisé par son niveau de gris. Le nombre de classes est choisi par l'opérateur.

Pour partitionner l'image, il faut minimiser le critère de la somme des distances intra-classes généralisée au cas flou et donné par la formule suivante:

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N (U_{ij})^m d^2(x_j, C_i)$$

sous la contrainte suivante:

$$\sum_{i=1}^C U_{ij} = 1 \quad \forall j \in [0, N]$$

Où:

- $m \in ]1, +\infty]$  est un paramètre qui caractérise le degré du flou,
- $C$ : représente le nombre de classes,
- $N$ : représente le nombre de pixels à classifier,
- $C_i$  est le vecteur caractéristique du centre de gravité de la classe d'indice  $i$ .
- $d^2(x_j, C_i)$  caractérise la distance entre un pixel  $x_j$  et le centre de gravité de la classe  $C_i$ .

### 2.2.2 Algorithme de partitionnement (F.C.M)

Avant d'exécuter l'algorithme, on fixe le nombre de classes  $C$  et le degré de flou  $m$ . Pour minimiser  $J$  on procède par deux étapes:

Dans un premier temps, nous minimisons  $J$  par rapport aux centres  $C_i$

Une fois les centres étant fixés, nous minimisons  $J$  par rapport à  $U_{ij}$

L'algorithme suit les instructions suivantes:

1/ Initialisation des centres de gravités des classes prédéfinis (Lorette, 1999) et (Robert et al, 1999). Dans notre cas, pour tirer les centres, on fait un maillage qui consiste à partitionner l'image selon le nombre de classes choisies.

## 2/ Fuzzyfication

C'est le calcul de la matrice de partition  $U_{ij}$ . La matrice finale s'obtient après un nombre d'itérations qui détermine sa stabilité. C'est à dire que la configuration ne change plus.  $U_{ij}$  est donné par les équations suivantes:

Si  $I_j = \emptyset$

$$U_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^C \left( d^2(x_j, c_i) / d^2(x_j, c_k) \right)^{1/m-1} \right]^{-1}$$

Si  $I_j \neq \emptyset$

$$U_{ij} = 0 \quad \text{pour } i \notin I_j$$

$$U_{ij} = \frac{1}{|I_j|} \quad \text{pour } i \in I_j$$

Avec  $I_j = \{i/1 \leq i \leq C, d^2(x_j, C_i) = 0\}$

3/ Calcul des nouveaux centres multidimensionnels qui serviront à modéliser la matrice de partition dans une nouvelle itération. L'équation de mise à jour des centres  $C_i$  est donnée par:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N (U_{ij})^m * X_j}{\sum_{j=1}^N (U_{ij})^m}$$

$$1 \leq i \leq C$$

Où:

$X_j$ : le niveaux de gris de chaque pixel.

$m$ : le degré de flou choisi.

$N$ : le nombre de pixel dans chaque classe  $i$ .

## 4/ Règle de décision

Dans cette étape, on peut juger de la stabilité de la matrice de partition en utilisant les deux cas suivants:

$$\|U_{(n)} - U_{(n-1)}\| > \xi$$

$$\|U_{(n)} - U_{(n-1)}\| \leq \xi$$

Tel que:  $U_{(n-1)}$  représente la matrice précédante et  $\xi$  le seuil de convergence.

Dans le cas où:

Si  $\|U_{(n)} - U_{(n-1)}\| > \xi$ . Retour à l'étape de Fuzzification pour la mise à jour de la matrice de partition par une nouvelle itération.

La comparaison se fait entre tous les pixels. Il suffit qu'il y ait un seul pixel qui ne satisfait pas la comparaison pour décider de la non convergence et donc l'instabilité de la partition.

Si  $\|U_{(n)} - U_{(n-1)}\| \leq \xi$ . La matrice converge, aller à l'étape suivante (de défuzzyfication).

## 5/ Défuzzyfication

Après la satisfaction de la condition de convergence, la défuzzyfication consiste à appliquer la règle floue choisie . Il s'agit de la technique du maximum d'appartenance. On affecte chaque pixel à la classe pour laquelle il a le plus grand degré d'appartenance.

### 2.2.3 Processus classificatoire développé

L'intégration des données multi-sources est un cas particulier de la fusion de données relatif aux capteurs à informations complémentaires. La fusion des données est un processus permettant l'association, la corrélation et la combinaison d'informations issues de différentes sources dans le but d'acquérir une estimation de la position et de l'identité de la cible d'une manière beaucoup plus précise.

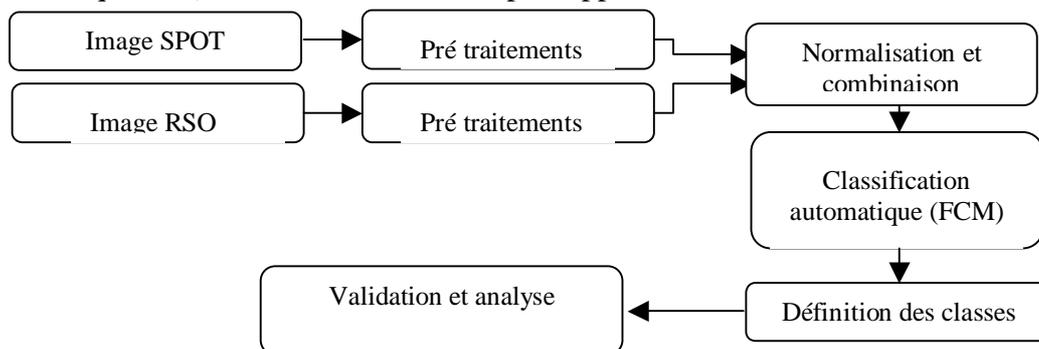
Notre étude porte sur la définition d'un processus de classification prenant en considération la complémentarité des deux types de données, en l'occurrence l'image SPOT (apporte une grande richesse d'information au niveau des valeurs spectrales)et l'image d'amplitude RSO d'ERS (ajoute l'expression de la topographie ou du relief de surface à une image qui en paraît dépourvue).L'application à laquelle seront destinées les images est importante car elle spécifie le conditionnement et la stratégie à suivre pour les associer.

Deux cas de figures visant à mettre en exergue l'apport de l'imagerie radar sont étudiés:

- Le premier cas porte sur la fusion des deux images où les données sont d'abord normalisées, combinées, ensuite une classification automatique (FCM classique flou) est exécutée et validée par rapport à la réalité terrain.
- Dans le second cas les images RSO et SPOT ont été préalablement classifiées. La fusion intervient, après la validation et la quantification de la qualité des deux résultats, par le biais de règles de décision.

#### 2.2.3.1 Première méthode

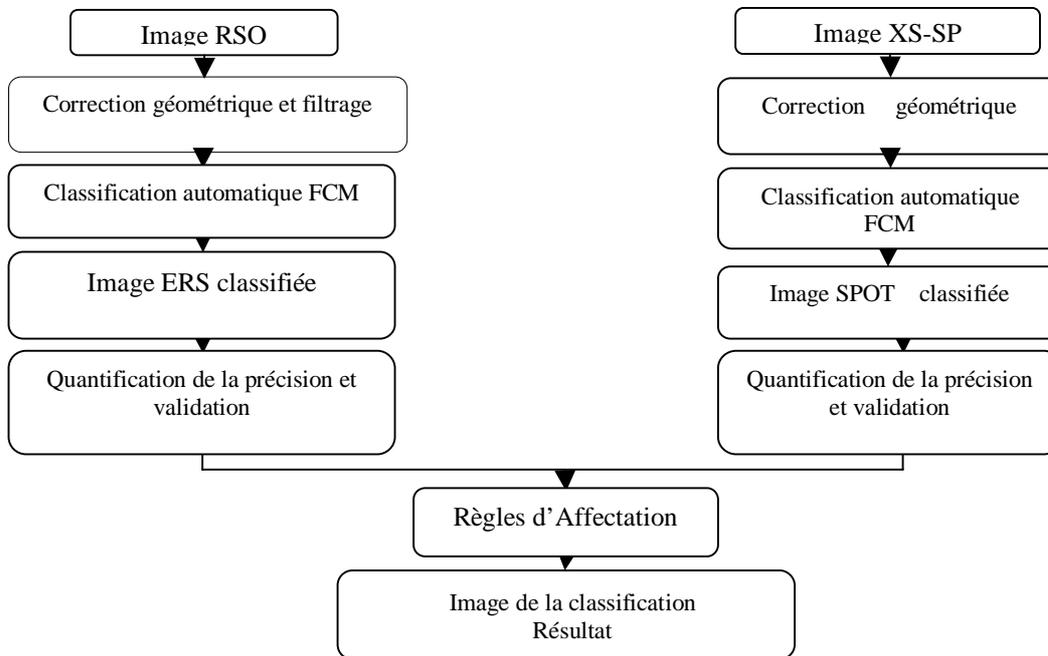
Les données sont d'abord normalisées, combinées, ensuite une classification automatique (FCM classique flou) a été exécuté et validé par rapport à la réalité terrain.



**Fig 5:** Organisation du processus de classification (1<sup>er</sup> cas ).

### 2.2.3.2 Deuxième méthode

Dans ce cas , les images RSO et SPOT ont toutes deux été préalablement classifiées. La fusion intervient après la validation et la quantification de la qualité des deux résultats.



**Fig 6:** Organigramme de classification intégrant l'imagerie RSO (2<sup>ème</sup> cas )

Les différentes étapes sont:

- Classification automatiques de l'image optique (FCM classique flou).
- Définition des classes présentes dans l'image optique.
- Validation et analyse de la classification .
- Classification automatiques de l'image radar (FCM classique flou).
- Définition des classes présentes dans l'image radar.
- Validation et analyse de la classification.
- Fusion des deux résultats sur la base des règles de décisions.
- Validation et discussion des résultats.

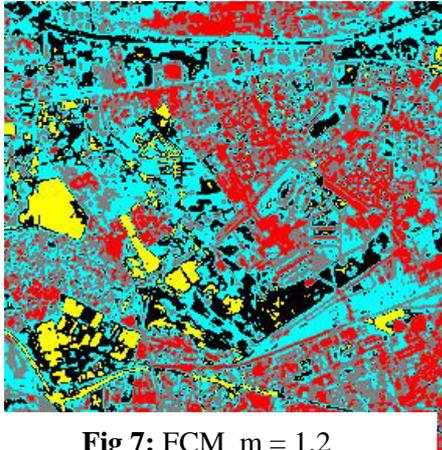
### 2.3 Implémentation de la logique floue FCM

Le principe de cette méthode est d'initialiser les centres de gravités, choisir un nombre de classes et l'implémentation algorithmique de cette méthode nécessite le choix de deux paramètres:

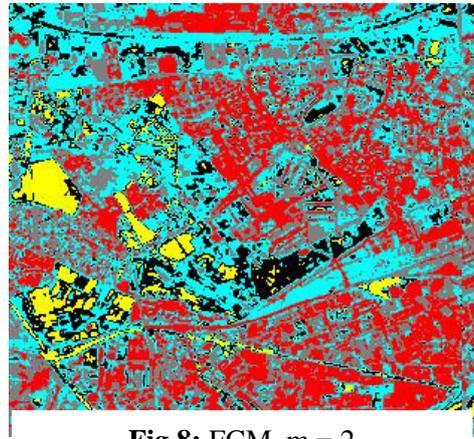
- Degré du flou.
- Seuil de convergence.

Le degré du flou est choisi, après plusieurs tests avec des valeurs différentes. Ces valeurs appartiennent à l'intervalle  $m \in ]1, + \infty [$ .

Pour le choix de  $m$  on a effectué des tests sur une image Panchromatique 97 de SPOT, les résultats sont représentés par les figures 7 et 8.



**Fig 7:** FCM  $m = 1,2$



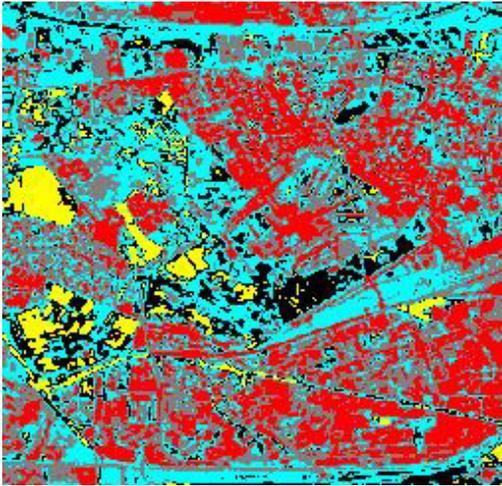
**Fig 8:** FCM  $m = 2$

Nous remarquons que pour la valeur du degré du flou  $m = 2$ , nous avons une meilleure classification du point de vue qualité du résultat. D'après les images classées avec les quatre valeurs de  $m$ , respectivement (1,2, 2), l'image classée avec un  $m = 2$  est celle qu'on a choisit pour sa précision et le nombre d'itération.

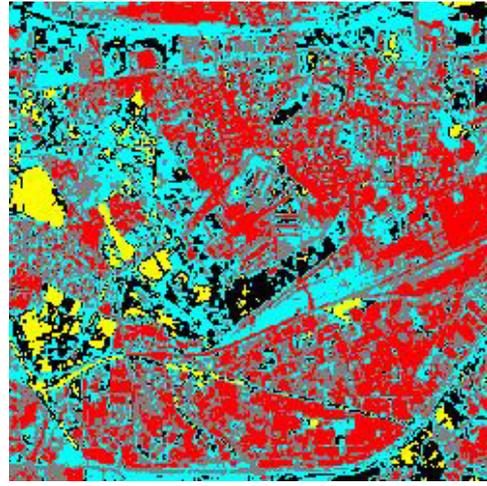
Après le choix du degré du flou  $m$ , on a effectué d'autres tests pour le choix de  $\xi$  seuil de convergence sur l'image panchromatique de SPOT les résultats sont présentés dans le tableau 1 et les figures 9 et 10 comme suit:

Images	$\xi$	$m$	Itération	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Pan-NOR	0,001	2	9	68225	183537	214723	158308	104043	83300	167964
	0,036	2	9	68225	183537	214723	158308	104043	83300	167964
	0,5	2	3	68225	183537	176271	158308	129141	83300	181318

**Tableau 1:** Tests sur le choix de  $\xi$



**Fig 9:** FCM  $\xi = 0,001$



**Fig 10:**  $\xi = 0,036$

on constate que pour:

$0,001 \leq \xi \leq 0,036$  on a une itération de 9 et le même nombre de pixels dans les sept classes pour l'image panchromatique de SPOT. Pour la suite de nos travaux, on a opté pour  $\xi = 0,036$  pour une meilleure classification de nos images.

Après avoir effectué tous ces prétraitements et ces tests sur nos données de SPOT et ERS-1, nous les avons intégré dans un processus classificatoire à deux méthodes.

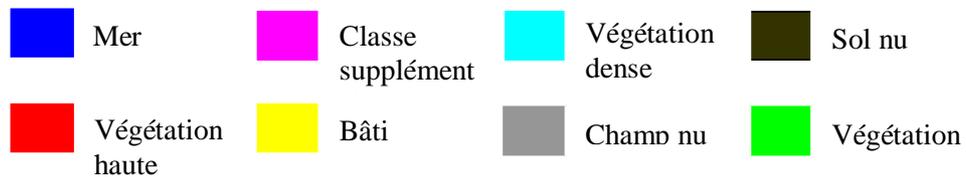
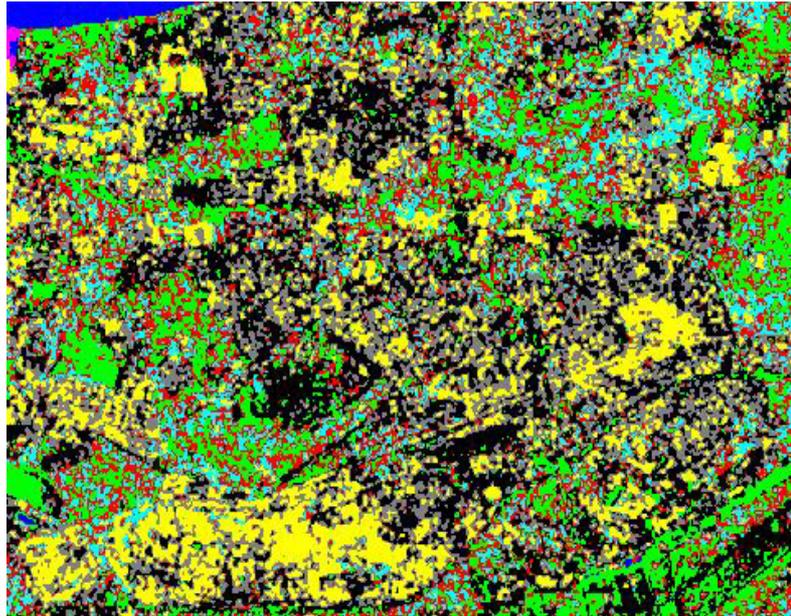
## 4. PROCESSUS CLASSIFICATOIRE

### 4.1 Première Méthode

Les données de SPOT et ERS-1 sont d'abord normalisées, combinées, ensuite une classification non supervisée (Fuzzy C-means) a été exécutée et validée. Un nombre de huit classes a été considéré pour la classification par la logique floue de la combinaison des images XS1, XS2, XS3, Panchromatique normalisées de SPOT avec l'image RSO filtrée et normalisée d'ERS-1.

Les classes considérées sont: la mer, la classe supplémentaire, végétation dense, routes et pistes, végétation haute, bâtis, sol nu, végétation moins dense comme le montre la figure 11.

Les résultats obtenus sont tributaires de la capacité du filtrage à débruiter l'image radar. On note cependant, plusieurs confusions dues aux caractéristiques spéciales de l'image RSO d'ERS-1 à savoir: les distorsions dues au relief, à la rugosité de surface etc.



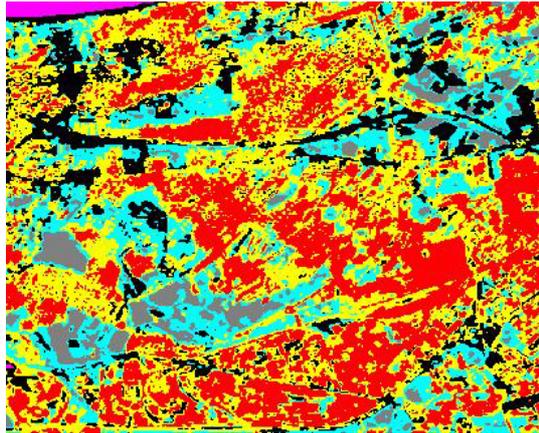
**Fig 11:** Classification des images d'ERS et SPOT combinées

D'après l'image de la figure 11, on observe des confusions entre les thèmes "sol nu", "bâtis", "routes et pistes" et les thèmes "végétation moins dense", "routes et pistes" qui sont probablement dues aux de superposition des images SPOT avec l'image RSO d'ERS.

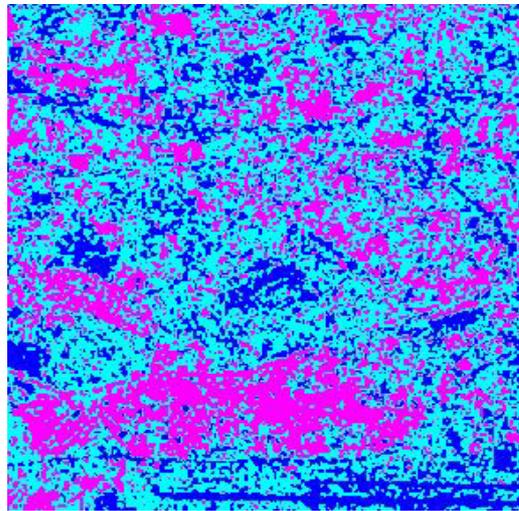
#### 4.2 Deuxième Méthode

Dans cette méthode , les images RSO et SPOT ont toutes deux été préalablement classifiées. La fusion intervient après la validation et la quantification de la qualité des deux résultats.

Le résultat de la classification des images est représenté dans le tableau qui suit:



**Fig 12:** Classification des images XS1, XS2, XS3, Panchromatique de SPOT



**Fig 13:** Classification de l'image RSO d'ERS

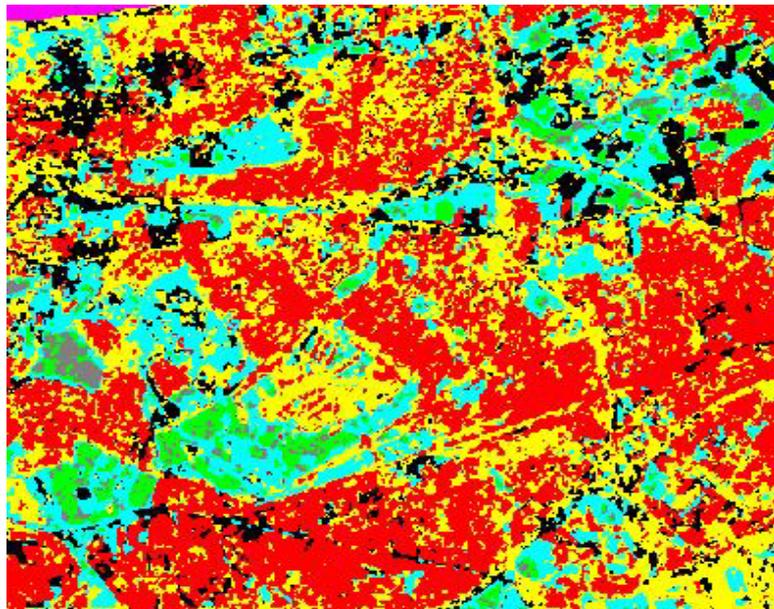
#### 4.2.1. Fusion des données de SPOT et ERS

La fusion intervient, dans ce cas de figure, après la classification antérieure des deux scènes (SPOT et ERS) et est exécutée selon les règles suivantes:

- Classe supplémentaire.
- Mer.
- Végétation moins dense.
- Si le pixel appartient à la classe champ nu (SPOT) et à la classe lisse (ERS), il sera affecté à la classe sol nu.
- Si le pixel appartient à la classe champ nu (SPOT) et à la classe rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe récoltes.

- Si le pixel appartient à la classe champ nu (SPOT) et à la classe moyennement rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe récoltes.
- Si le pixel appartient à la classe bâtis (SPOT) et à la classe lisse (ERS), il sera affecté à la classe sol nu.
- Si le pixel appartient à la classe bâtis (SPOT) et à la classe rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe bâtis.
- Si le pixel appartient à la classe bâtis (SPOT) et à la classe moyennement rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe bâtis.
- Si le pixel appartient à la sol nu (SPOT) et à la classe lisse (ERS), il sera affecté à la classe sol nu.
- Si le pixel appartient à la classe bâtis (SPOT) et à la classe rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe bâtis.
- Si le pixel appartient à la classe bâtis (SPOT) et à la classe moyennement rugueuse (ERS), il sera affecté à la classe sol nu.

Ces tests sont appliquées à chaque pixel dans l'ordre cité et prenant fin quand l'une des règles sera satisfaite. L'ensemble de ces tests ne sera définitif que lorsque tous les cas de confusion seraient identifiés et localisés.



**Fig 14:** Fusion des images SPOT et ERS

Cette méthode donne de meilleurs résultats par rapport à la première.

## 5. CONCLUSION

Dans le cadre de cette étude, nous avons développé un processus classificatoire à deux méthodes ayant pour objectif d'intégrer différents types de données satellitaires (dans notre cas, XS1, XS2, XS3, Panchromatique de SPOT, et une image RSO d'ERS-1).

Nous avons traité un cas d'étude pour une application exécutée sur la zone d'Alger. nous y avons énuméré les différentes phases de prétraitement des deux scènes à fusionner. Nous avons par la suite, étudié puis exécuté deux méthodes d'intégration de l'image RSO conjointement aux images de SPOT dans un processus classificatoire.

Dans la première méthode, nous avons pris en considération huit classes pour une classification non supervisée FCM des images (XS1, XS2, XS3, Panchromatique) normalisées de SPOT combinées avec l'image RSO filtrée et normalisée d'ERS-1. Les classes considérées ont été: la classe "Mer", la classe "Classe supplémentaire", la classe «Végétation dense», la classe "routes et pistes", la classe "Végétation haute", la classe «Bâtis», la classe "Sol nu" et la classe "végétation mois dense".

Les résultats obtenus sont tributaires de la capacité du filtrage à débruiter l'image radar ainsi que la méthode de normalisation. On note cependant que la deuxième méthode donne de meilleurs résultats et quelques confusions dues aux caractéristiques spéciales de l'image RSO.

## REMERCIEMENTS

Les auteurs tiennent à remercier l'agence spatiale européenne (ASE) pour la mise à disposition des données RSO.

## REFERENCES

- P. Gamba, P. Savazzi: "Classification of urban environments in SAR images: a fuzzy clustering perspective", Proc. of the 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'98), Vol. I, pp. 351-353, Seattle, WA, July 1998.
- P. Gamba, P. Savazzi: "Classification of urban environments in SAR images: a fuzzy clustering perspective", Proc. of the 1998 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'98), Vol. I, pp. 351-353, Seattle, WA, July 1998.
- P. Gamba: "Data fusion over urban environments", Proc. of the 21<sup>st</sup> Urban Data Management Symposium, Venice, Italy, 21-23 April 1999.
- L. Wald, "Data fusion," Lectures notes," Ecole des mines de Paris , Centre d'Energétique groupe télédétection et modélisation, April 1999.
- C. Pohl and J.L.V. Genderen, "Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications, International journal of Remote," Sensing,m19(5): 823-854, 1998.
- Lorette, A. (1999) Analyse de texture par méthodes markoviennes et par morphologie mathématique: Application à l'analyse des zones urbaines sur des images satellitaires. Thèse de doctorat, présentée à l'université de Nice Sophia Antipolis.
- Maitre, H and Bloch, I. (1999) Imag Fusion,"Ecole nationale supérieure des télécommunications de Paris. Preprint Submitted to Elsevier Science.

Robert, L., Cannon Jitendra V. Dave et James, C. (1986) Efficient Implémentation of the Fuzzy C-Means Clustering Algorithms. IEEE transactions on Pattern analysis and machine intelligence, Vol. PAMI-8, No. 2, MARS.

Wang, F. (1990) Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images. IEEE transaction on geoscience and remote sensing. Vol. 28, No. 2 MARS.

## NOTES BIOGRAPHIQUES

**Dr. Youcef Smara** est maître de conférences et directeur de recherche au sein du laboratoire de traitement d'images et rayonnement de la Faculté d'Electronique et Informatique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene d'Alger. Il travaille depuis plus d'une quinzaine d'années dans le domaine du traitement d'images de télédétection et des SIG et Il est l'auteur d'une cinquantaine de publications et de communication internationales.

**Mlle Nadia Ouarab** est maitre assistance et chargée de recherche au sein du laboratoire de traitement d'images et rayonnement de la Faculté d'Electronique et Informatique de l'Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene d'Alger. Elle travaille depuis une dizaine d'années dans le domaine du traitement d'images de télédétection et elle est l'auteur d'une dizaine de publications et de communication internationales.

**Milles Sihem Laama** et **Dalila Cherifi** finalisent leur formation de graduation dans le cadre de l'obtention d'une diplôme d'ingénieur d'état en Electronique au sein de la même institution.

## CONTACTS

Doctor Youcef Smara  
Laboratoire de Traitement d'Images et Rayonnements  
Faculté d'Electronique et d'Informatique  
Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène ((U.S.T.H.B)  
BP 32 El-Alia Bab-Ezzouar 16111 Alger  
ALGERIE  
Tel. + 213 21 24 79 50 p.806  
Fax + 213 21 24 71 87  
Email: y.smara@mailcity.com