

# Segmentation marginale et vectorielle des images multi-composantes

Sadia Alkama

Département d'Automatique  
Université M. Mammeri UMMTO  
15000 Tizi-Ouzou, Algérie  
sadia\_alkama@yahoo.fr

Youssef Chahir

GREYC-UMR CNRS 607, Campus  
II - BP 5186, université de Caen  
14032 Caen Cedex, France  
youssef.chahir@unicaen.fr

Daoud Berkani

Département d'Electronique  
Ecole Nationale Polytechnique ENP  
16200 El Harrach, Algérie  
dbarkani@hotmail.com

**Résumé**— Dans ce papier, nous réalisons une segmentation marginale et une segmentation vectorielle des images multi-composantes. Dans l'approche de segmentation vectorielle l'ensemble des composantes est traité de manière globale, le pixel est alors considéré comme un vecteur à plusieurs composantes et le traitement s'opère sur ces vecteurs. Dans l'approche de segmentation marginale, chaque composante est traitée indépendamment des autres, le nombre des cartes des étiquettes obtenu correspond alors au nombre de composantes de l'image. L'élaboration d'une technique de fusion de ces cartes est donc nécessaire. Dans la plupart des techniques de fusion de ces cartes, l'établissement des liens de compatibilité entre-elles est exécuté au préalable en réalisant une correspondance des étiquettes. La méthode que nous proposons dans ce papier, ne suppose aucun lien de compatibilité au préalable. Les tests réalisées sur des images couleurs et satellitaires ont montrés l'efficacité de la méthode de segmentation marginale proposée comparativement à la segmentation vectorielle en utilisant l'algorithme FCM lors du processus de segmentation dans les deux cas.

**Mots clés**- *Segmentation marginale; segmentation vectorielle; image multi-composante; technique de fusion; FCM; classification hiérarchique ascendante*

## I. INTRODUCTION

Depuis les premiers travaux dérivés du traitement du signal, le traitement et l'analyse des images numériques est devenu un domaine de recherche en pleine expansion et dont l'intérêt ne s'est jamais démenti. Les techniques de traitement des images numériques ont été tout d'abord élaborées pour les images à niveaux de gris (monochromes, ou mono-composantes) avant d'être étendues à des images multi-composantes de dimension plus élevée fournies par des systèmes de vision plus complexes mettant en œuvre un ou plusieurs capteurs. Les objectifs de traitement des images multi-composantes restant sensiblement les mêmes qu'en imagerie monochrome, il semble intéressant de pouvoir disposer, pour ces données multidimensionnelles, des mêmes outils que pour les images à niveaux de gris. C'est dans ce cadre que s'inscrit le travail de ce papier. Nous nous sommes en effet intéressés aux différentes approches possibles permettant de segmenter des images multi-composantes.

Pour segmenter une image multi-composante, trois approches sont possibles [1, 2]. La première est désignée par scalaire, elle consiste en la segmentation de l'image en niveaux de gris obtenue en fusionnant au préalable les différentes

composantes de l'image. Le passage d'une image multi-composante en une image monochrome peut se faire par exemple par la transformée de Karhunen-Loeve ou par une quantification. On se ramène alors à un problème de segmentation scalaire ou tout l'arsenal des méthodes de segmentation des images monochromes peut être utilisé. L'approche dite vectorielle, consiste à considérer chaque pixel comme un vecteur et à n'appliquer qu'un seul traitement sur l'image. Cette approche traite de manière globale l'ensemble des composantes, le pixel est alors considéré comme un vecteur à plusieurs composantes et le traitement s'opère sur ces vecteurs. L'approche qualifiée de marginale consiste à segmenter chaque composante séparément en utilisant des segmentations mono-composantes, empruntés à l'imagerie monochrome. Toutes les méthodes définies en imagerie monochrome sont alors directement exploitables, sans aucune adaptation. Cette stratégie demande autant de traitements qu'il y a de composantes, ce qui peut se révéler coûteux en temps de calcul lorsque le nombre de composantes est élevé.

Contrairement à la segmentation vectorielle ou plusieurs travaux traitent de ce domaine [3-8], on trouve peu de travaux qui traitent de la segmentation marginale dont la difficulté majeure réside dans la fusion des cartes des étiquettes. Les travaux concernant la fusion des images des étiquettes traitent souvent de la fusion d'images binaires qui sont des cartes contour/non-contour obtenues en utilisant une segmentation type contour sur les différentes composantes de l'image. La fusion des cartes contour/non-contour est souvent réalisée par des opérateurs logiques tel le "ou" et le "et" logique [9, 10]. Dans le cas où les cartes obtenus en segmentant les composantes de l'image de manière marginale sont des cartes étiquettes, le problème de la fusion devient plus accru. Quelques auteurs [11, 12] réalisent la fusion en utilisant la théorie de l'évidence [13-15]. L'une des difficultés majeures de cette théorie réside dans le choix de la modélisation des fonctions de masse. La fonction de masse étant le degré de confiance accordée à un élément focale qui est une réunion des éléments (un ou plusieurs) originaux qu'on souhaite fusionner. Une autre difficulté de cette technique réside dans l'établissement des liens de compatibilité entre les hypothèses. En effet, les différentes composantes de l'image étant segmentées et étiquetées indépendamment, les cartes des étiquettes sont alors considérées comme des sources indépendantes. Il n'y a aucune garantie qu'une même étiquette

ne soit attribuée à la même zone d'intérêt dans les différentes cartes. Afin de réaliser la fusion par la théorie de l'évidence, une correspondance des étiquettes doit être réalisée au préalable. D'autres auteurs ont traité le problème de la fusion des cartes des étiquettes de manière différente mais souvent ils réalisent aussi la concordance des étiquettes au préalable. Par exemple, Kurugollu et al. [16] réalisent une segmentation semi-marginale d'images couleurs par un multi-seuillage des histogrammes bidimensionnels RG, RB et BG. Trois cartes des étiquettes seront ainsi obtenues. La fusion de ces cartes est par la suite réalisée en deux étapes. La première étape consiste à réaliser la concordance des étiquettes de ces trois cartes en attribuant la même valeur dans de nouvelles cartes aux étiquettes présentant un maximum d'occurrences. L'étape suivante consiste à déterminer la carte fusion en attribuant à chaque pixel l'étiquette la plus répétée dans son voisinage 5x5 des trois nouvelles cartes des étiquettes.

En ce qui nous concerne, nous proposons dans cet article une technique de fusion des cartes des étiquettes sans réaliser au préalable la concordance des étiquettes. Elle sera totalement automatique. Nous utiliserons l'algorithme de classification Fuzzy C-Means (FCM) pour segmenter de manière indépendante chaque composante de l'image multi-composante. Par la suite la technique de fusion proposée sera utilisée pour passer de plusieurs images des étiquettes à une image unique des étiquettes. Ce résultat sera comparé avec le résultat de la segmentation vectorielle des mêmes images, en utilisant le même algorithme de classification FCM et en se basant sur la fonction d'évaluation de Borsotti.

## II. STRATEGIE DE SEGMENTATION VECTORIELLE PAR L'ALGORITHME FCM

### A. Principe de la Segmentation Vectorielle

Dans l'approche vectorielle, chaque pixel  $y_i$  est traité comme un vecteur dans l'espace de représentation de l'image multi-composante  $Y = \{Y^1, Y^2, \dots, Y^D\}$  contenant  $D$  composantes. Les primitives sont extraites en tenant compte de toutes les composantes de l'image à la fois. Le passage de l'image multi-composante à l'image mono-composante, donnant l'image des étiquettes, se fait directement par la technique de segmentation utilisée (voir Fig. 1). Aucune fusion n'intervient dans cette stratégie, ni avant segmentation sur les différentes composantes de l'image, ni après segmentation sur les cartes des étiquettes. Dans ce travail, nous utiliserons une méthode de segmentation fondée sur la classification, à savoir la segmentation en utilisant l'algorithme FCM et nous l'appliquerons à des images multi-composantes et plus particulièrement à des images couleur et des images Meteosat.

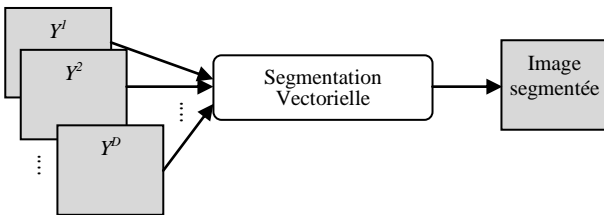


Fig. 1. Stratégie de traitement vectorielle

### B. Principe de l'algorithme FCM

C-moyennes floues ou Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue [17-19]. L'idée de base est qu'un individu peut appartenir à plusieurs classes avec des degrés d'appartenance différents, contrairement à la classification exclusive où un individu ne peut appartenir qu'à une seule classe. Les degrés d'appartenance des observations (pixels)  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  aux différentes classes  $C = (C_1, C_2, \dots, C_K)$  sont présentés dans une matrice  $U(\mu_{ik})$  avec  $i = 1, \dots, n$  ( $n$  est le nombre d'observations) et  $k = 1, \dots, K$  ( $K$  est le nombre de classes). L'observation  $y_i$  est un vecteur dont les composantes sont les composantes du pixel correspondant dans l'image multi-composante. Les degrés d'appartenance doivent vérifier les conditions suivantes :

$$\begin{cases} \mu_{ik} \in [0, 1] & \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \\ \sum_{k=1}^K \mu_{ik} = 1 & \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \\ 0 < \sum_{i=1}^n \mu_{ik} < n & \forall k \in \{1, 2, \dots, K\} \end{cases} \quad (1)$$

L'algorithme des C-moyennes floues effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonctions d'erreur associées à cet algorithme qui se distinguent par des valeurs différentes prises par un paramètre réglable,  $m$ , appelé indice de flou (fuzzy index) et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. La fonction objective à minimiser dans le cas de la méthode FCM est :

$$J_m(C) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \mu_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (2)$$

où  $1 \leq m < \infty$  et  $d_{ik}$  est la distance séparant l'objet  $y_i$  du centre  $\bar{y}_k$  de la classe  $k$ . Cette distance exprime la similarité entre l'observation et le centre d'une classe telle que :

$$d_{ik} = \|y_i - \bar{y}_k\|. \quad (3)$$

Le carré de la distance séparant un vecteur  $y_i$  d'un centre  $\bar{y}_k$ ,  $(d_{ik})^2$ , est pondéré par la puissance  $m^{eme}$  du degré d'appartenance de la donnée  $y_i$  à la classe  $k$  ( $\mu_{ik}^m$ ).  $J_m$  est donc une erreur quadratique généralisée et sa minimisation conduit, théoriquement à la partition optimale. La méthode FCM fonctionne d'une manière itérative, à chaque itération, est effectuée une mise à jour du degré d'appartenance  $\mu_{ik}$  et des centres  $\bar{y}_k$  des classes. La mise à jour des centres des classes est donnée par l'expression suivante :

$$\bar{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m y_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m}. \quad (4)$$

La mise à jour des centres des classes modifie la répartition des observations, par conséquent une mise à jour de la matrice

d'appartenance est nécessaire. Elle est effectuée en utilisant l'expression suivante :

$$\mu_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si } d_{ik} = 0 \\ 0 & \text{si } d_{il} = 0 \text{ pour } l \neq k \\ \frac{1}{\sum_{l=1}^K \left(\frac{d_{ik}}{d_{il}}\right)^{2/m-1}} & \text{sinon} \end{cases} \quad (5)$$

La Fig. 1 présente l'algorithme FCM où la variable  $t$  indique le numéro de l'itération. Le critère d'arrêt est indiqué par la dernière étape de l'algorithme. Il consiste à vérifier si la répartition entre deux itérations est la même ou non.  $\epsilon$  est un nombre réel dont la valeur est comprise entre 0 et 1.

1. Fixer le nombre  $K$  de classes et le facteur flou  $m$ .
2. Initialisation des centres des classes,  $t=0$ .
3. Déterminer la matrice d'appartenance  $U^{(0)}$  en utilisant les équations II.19 et II.20.
4.  $t=t+1$  et déterminer les nouveaux centres des classes en utilisant l'équation II.20.
5. Déterminer la matrice d'appartenance  $U^{(t)}$  en utilisant les équations II.19 et II.21.
6. Si  $\|U^{(t+1)} - U^{(t)}\| < \epsilon$  s'arrêter; sinon aller à l'étape 4.

Fig 1. Algorithme Fuzzy C-Means

### III. STRATEGIE DE SEGMENTATION MARGINALE ET PROPOSITION D'UNE TECHNIQUE DE FUSION

Dans l'approche marginale, les différentes composantes de l'image sont traitées séparément (voir Fig.2). Les différentes cartes des étiquettes, obtenues pour chaque composante, sont fusionnées ensuite. La segmentation marginale se fait alors en deux étapes qui sont la segmentation monochrome indépendante des différentes composantes de l'image et la fusion des cartes des étiquettes obtenues dans l'étape précédente.

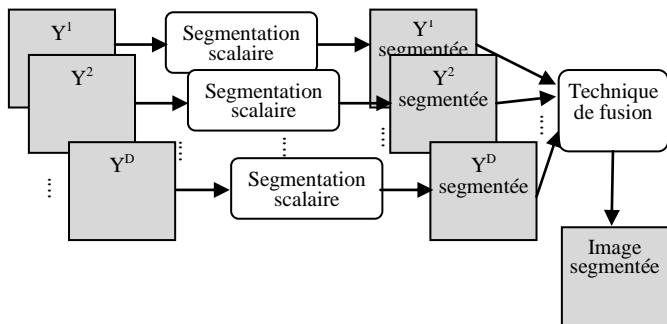


Fig. 2. Stratégie de segmentation marginale

En ce qui concerne la première étape, nous utiliserons la segmentation par l'algorithme FCM. Chaque composante de l'image sera traitée indépendamment des autres composantes en réduisant la dimension des vecteurs représentant les pixels à un. La deuxième étape de cette stratégie est très délicate. En ce qui nous concerne, nous proposons une nouvelle technique de fusion des images des étiquettes. Elle se déroule en quatre étapes et ces différentes étapes sont illustrées en Fig. 3. Pour distinguer les différents changements au cours des étapes, une illustration sur une image couleur est produite en Fig. 6.

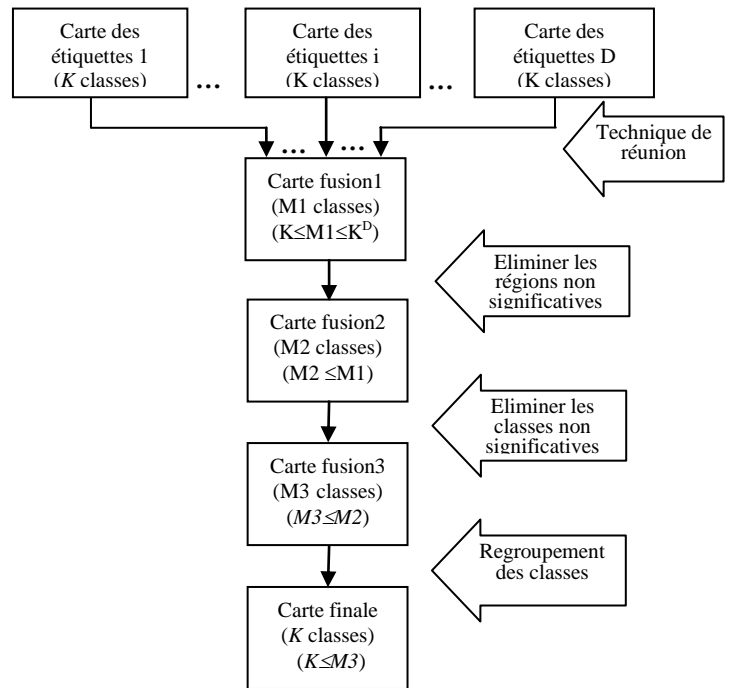


Fig 3. Schéma des étapes de la fusion et de regroupement

La première étape consiste à créer, à partir des cartes des étiquettes obtenues lors de l'étape de segmentation marginale, une nouvelle carte en réalisant leur réunion. Pour générer cette nouvelle carte, appelée "carte fusion1", nous affectons à la même combinaison de classes dans les "cartes des étiquettes" le même numéro dans la "carte fusion1" et pour des combinaisons différentes, nous affectons des numéros différents. Ainsi, si nous avons initialement  $K$  classes dans chaque "carte des étiquettes", au final dans la carte "fusion1", nous obtenons  $M1$  classes tel que  $K \leq M1 \leq K^D$  avec  $D$  est le nombre de composantes de l'image. Ce nombre  $M1$  est généralement important, il convient alors de le réduire. Pour ce faire, les régions et les classes non significatives seront éliminés avant d'opérer des regroupements de classes proprement dit jusqu'à obtention du nombre de classes souhaité.

Les petites régions dite aussi trous, sont dans notre cas des régions dont la taille ne dépasse pas 0.06% de la taille de l'image. Ce nombre a été choisie de manière empirique. Ces régions seront jointes à des régions qui leurs sont voisines et qui leurs sont radiométriquement proches. Cette procédure est réalisée en plusieurs étapes qui sont décrites par l'algorithme de la Fig. 4. Ainsi à la fin de cette étape, nous obtenons une autre carte des classes que nous nommons "carte fusion2" qui contient un nombre de classes  $M2$  tel que  $M2 \leq M1$ .

1. Décomposer la carte fusion1 en carte de régions connexes
2. Rechercher les régions non significatives
3. Pour chacune de ces régions :
  - Rechercher les classes qui l'entourent,
  - Fusionner chacune de ces régions à la classe de son entourage qui lui est radiométriquement la plus proche.

Fig. 4. Algorithme d'élimination des trous

Nous passons par la suite à l'élimination des petites classes non significatives dont le nombre de pixels ne dépasse pas

0.5% de la taille de l'image. Ce nombre est aussi choisi de manière empirique. Ces petites classes seront fusionnées avec des classes dont la taille est plus importante sauf que les composantes connexes de ces petites classes peuvent être jointes à des classes différentes. Cette procédure est aussi réalisée en plusieurs étapes qui sont résumées dans l'algorithme de la Fig. 5. A la fin de cette procédure, nous obtenons une carte des classes nommée "carte fusion3" dont le nombre de classes  $M3$  est tel que  $M3 \leq M2$ .

4. Rechercher les classes non significatives
5. Pour chacune de ces classes :
  - La décomposer en région connexes
  - Fusionner chacune de ces régions à la classe de son entourage qui lui est radiométriquement la plus proche.

Fig. 5. Algorithme d'élimination des classes non significatives

Après avoir éliminé les régions et les classes non significatives, la dernière étape de cette technique de fusion consiste à fusionner les classes radiométriquement proches de manière hiérarchique ascendante jusqu'à obtention du nombre de classes  $K$  souhaité (voir Fig. 6). C'est ce résultat final qui est le résultat de la technique de segmentation marginale proposée.

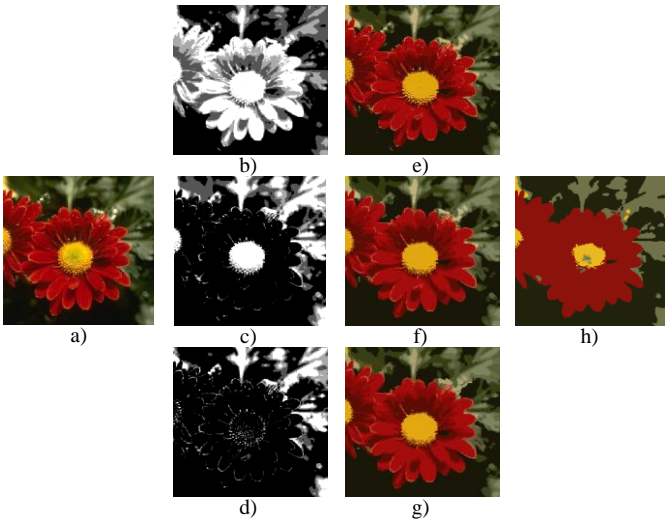


Fig. 6. Illustration des différentes étapes de la fusion sur l'image Fleurs  
 a) image original, segmentation en 4 classes des composantes b) rouge c) verte et d) bleu  
 e) carte fusion1 (44 classes, 3611 régions) f) carte fusion2 (32 classes, 801 régions) g) carte fusion3 (30 classes, 740 régions) h) carte final (4 classes, 30 régions)

#### IV. TESTS ET RESULTATS

L'algorithme FCM nécessite la connaissance préalable du nombre de classes  $K$ . Il est aussi très sensible à la répartition initiale. Pour réaliser une évaluation objective et équitable, nous utilisons les mêmes paramètres initiaux lors de la segmentation marginale et lors de la segmentation vectorielle. Nous reprenons donc les mêmes vecteurs donnant les centres des classes et nous utiliserons ces centres pour calculer la matrice des degrés d'appartenance en utilisant les formules de (5) dans chacun des cas.

Cinq images couleur, dont quatre sont réelles et une est synthétique, sont testées (voir Fig.7). Une image satellitaire Meteosat [20] contenant 5 composantes est aussi testée en Fig.

8. La Fig. 7 présente les images couleurs originales sur la première ligne. Les résultats de la segmentation vectorielle sont présentés sur la deuxième ligne et ceux de la segmentation marginale sont donnés sur la dernière ligne. L'image Meteosat [20] que nous utilisons décrit la région nord-ouest de l'Afrique englobant le territoire algérien. Elle présente des régions nuageuses et d'autres régions non nuageuses. Les deux premières images de la Fig. 8 sont des représentations colorées des cinq composantes infrarouges de cette image Meteosat. Les dernières images fournissent les résultats de la segmentation de cette image multi-spectrale en utilisant l'algorithme FCM de manière vectorielle et marginale.

L'évaluation des résultats de la segmentation de ces images peut être réalisée en utilisant deux types d'approches. La première évalue la qualité des résultats de la segmentation en mesurant sa similarité avec une "vérité terrain". Cette "vérité terrain" est souvent subjective, particulièrement dans le cas des images réelles. La seconde est basée sur des critères d'évaluation non supervisés, où la qualité des résultats de la segmentation est estimée à partir des statistiques calculées sur chaque zone détectée.

Plusieurs de ces critères sont élaborés pour la segmentation d'images en niveau gris et peu d'entre eux sont consacrés pour la segmentation d'images couleur [21, 22] et encore moins pour la segmentation d'images multi-composantes. Les critères élaborés pour les images couleur peuvent être appliqués aux images multi-composantes par simple extension de la dimension des données. L'un des premiers critères proposés pour les images couleur est la fonction de Liu et de Yang [23]. Borsotti et al. [24] et Zhang et al. [22] ont montré que cette fonction tend à bien évaluer des segmentations très bruitées quand le nombre de régions détectées est important. La fonction de Liu et Yang a été améliorée en opérant un ajustement sur quelques paramètres [24]. L'inconvénient majeur de cette fonction d'évaluation révisée est qu'elle n'est pas assez sensible aux petites différences de segmentation [22, 24]. Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser la fonction de Borsotti et al. [24] parce qu'elle n'exige aucun réglage de paramètres, elle ne possède pas l'inconvénient de la fonction de Liu et Yang et de leur version révisée et parce qu'elle donne une indication sur la qualité des résultats qui est en adéquation avec notre perception visuelle. Elle est définie par :

$$Cr = \frac{\sqrt{N_R}}{10^d n} \sum_{r=1}^{N_R} \left( \frac{E_r^2}{1 + \text{Log}(\text{card}B_r)} + \frac{R(B_r)^2}{\text{card}B_r^2} \right) \quad (6)$$

avec:

$N_R$ : le nombre de régions dans l'image segmentée,

$n$ : la taille de l'image,

$E_r$ : est la somme des distances entre les pixels de la région  $B_r$  dans l'image d'entrée et les valeurs multi-composantes attribuées à la région  $B_r$  dans l'image segmentée.

$R(B_r)$  : est le nombre de régions ayant exactement une aire égale à celle du  $B_r$ .

Le premier terme de cette somme est élevé seulement pour des régions non homogènes (typiquement, les grandes régions), alors que le second terme est élevé seulement pour les régions  $B_r$  dont l'aire est égale à l'aire de beaucoup d'autres régions dans l'image segmentée (typiquement, les petites régions).

Cette fonction pénalise les segmentations qui forment trop de régions et qui ont des régions non homogènes. Plus cette fonction présente une faible valeur, plus la segmentation est de meilleure qualité.

Nous calculons pour chaque résultat obtenu précédemment la valeur de la fonction de Borsotti pour évaluer les segmentations. Les valeurs de cette fonction sont regroupées dans le tableau 1. Le nombre de classe  $K$  est spécifié à chaque fois sur ce tableau et nous avons relevé le nombre de régions connexes  $Nr$  obtenu ainsi que le temps de calcul  $Tc$  obtenu sur un PC portable HP Intel Core 2 duo de 1,8 GHz.

TABLEAU 1 : RESULTATS DES TESTS

image	Synthétique		Avion		Fleur		Peppers		Jelly		Meteosat	
	$K$											
	6		2		4		4		6		15	
	Vec.	Mar.	Vec.	Mar.	Vec.	Mar.	Vec.	Mar.	Vec.	Mar.	Vec.	Marg.
$Cr$	295	94	513	223	1750	1079	870	306	443	627	10656	258
$Nr$	274	30	22	4	389	30	592	80	826	110	8050	818
$Tc(s)$	14	95	6	11	9	25	9	27	11	47	82	359

En observant les résultats des segmentations marginales et vectorielles des images couleurs et Meteosat fournis sur les Fig. 7 et 8, nous pouvons constater que la technique marginale développée fournit de bons résultats. En effet dans le cas des images couleurs, les résultats sont assez proches de ceux de la segmentation vectorielle ou même améliorés comme le montre l'exemple de l'image "fleur" (voir la Fig.7.b pour le résultat vectoriel et la Fig. 7.c pour le résultat marginal) ou dans le cas vectorielle, quelques régions appartenant à la classe des pétales ont été classés dans la même classe que le fond. Cette constatation est confirmée par les calculs objectifs se trouvant dans le tableau 1. En effet, en observant ce tableau où une évaluation quantitative des résultats par la fonction de Borsotti  $Cr$  est fournie, nous constatons que 5 résultats sur 6 se trouvent améliorés dans le cas de cette segmentation marginale. Soit au total dans 83% des cas, la segmentation marginale proposée donne de meilleurs résultats que la segmentation vectorielle. Pour l'image Meteosat, le critère de Borsotti se trouve très nettement amélioré lors des segmentations marginales car la technique de fusion utilisée commence par éliminer les régions de très faible dimensions et c'est effectivement ces régions, comme le stipule Borsotti et al. [24], qui pénalisent leur fonction. En observant toujours ce tableau, nous constatons aussi que le nombre de régions se trouve réduit lors de la segmentation marginale par rapport à la segmentation vectorielle, bien sur cela est dû à la technique de fusion développée.

Sachant que, de par sa structure, l'approche marginale ignore totalement la dépendance pouvant exister entre les différentes composantes, délaissant ainsi une information pouvant participer à l'amélioration des performances des traitements et en observant les résultats obtenues, nous pouvons conclure que la technique de fusion développée est performante au vue des différentes étapes de post traitement qu'elle utilise.

Les temps de calcul dans le cas de la segmentation marginale se trouvent augmentés par rapport à la segmentation vectorielle. Ce résultat est prévisible car l'application de l'algorithme de segmentation dans le cas marginal est réalisé autant de fois que l'image compte de composantes, 3 pour

l'image couleur et 5 pour l'image Meteosat, contre une seule fois en segmentation vectorielle, ajouter à cela le temps nécessaire pour réaliser la fusion des images des étiquettes.

## V. CONCLUSION

Dans ce papier, nous avons développé deux stratégies de segmentation des images multi-composantes, à savoir la stratégie marginale et la stratégie vectorielle et nous les avons appliquées à l'imagerie couleur et satellitaire. Dans la stratégie marginale, nous avons développé une nouvelle technique de fusion des cartes des étiquettes. Pour rendre compte de l'efficacité de cette technique, plusieurs tests ont été réalisés et les résultats des tests sont comparés à ceux obtenus dans le cas d'une stratégie de segmentation vectorielle. Le critère choisi pour cette comparaison est la fonction de Borsotti. Cette évaluation quantitative, réalisée sur plusieurs images, montre que la technique marginale que nous avons développée fournit de bons résultats. Effectivement, bien que dans la structure de segmentation marginale aucune dépendance pouvant exister entre les différentes composantes n'est prise en compte durant le processus de segmentation, les résultats obtenus sont souvent meilleurs de ceux de la segmentation vectorielle. Nous pouvons de ce fait conclure que la technique de fusion développée est performante.

## REFERENCES

- [1] A. Trémeau, C. Fernandez-Maloigne and P. Bonton, "Image numérique couleur : de l'acquisition au traitement", Editions Dunod, Paris, France, 2004.
- [2] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, "Color image processing and applications", Springer, 2000.
- [3] L. Macaire, N. Vandenbroucke and J.-G. Postaire, "Color image segmentation by analysis of subset connectedness and color homogeneity properties", *Comput. Vis. and Image Underst.*, vol. 102(1), April 2006, pp. 105-116.
- [4] A. R. F. Araújo and D. C. Costa, "Local adaptive receptive field self-organizing map for image color segmentation", *Image and Vis. Comput.*, vol. 27(9), 2009, pp. 1229-1239.
- [5] Z. Yu, C. Oscar, R. Zou, W. Yu and J. Tian, "An adaptive unsupervised approach toward pixel clustering and color image segmentation", *Pattern Recognit.*, vol. 43(5), 2010, pp. 1889-1900.
- [6] G. Ramella and G. S. di Baja, "Color Histogram-Based Image Segmentation", A. Berciano et al. (Eds.): CAIP 2011, Part I, LNCS 6854, pp. 76-83, 2011 *Comput. Anal. of Images and Patterns*, 2011, vol. 6854, pp.76-83.
- [7] S. Alkama, Y. Chahir and D. Berkani, "Markovian approach using several Gibbs energy for remote sensing images segmentation", *Analog Integrated Circuits and Signal Proces.*, vol. 69, 2011, pp. 39-47.
- [8] N. Hema Rajini and R. Bhavani, "Automatic MR Brain tumor detection using possibilistic C-Means and K-Means clustering with color segmentation", *International J. of Comput. Applications*, vol. 56(2), 2012, pp. 11-17.
- [9] A. Rosenfeld and A. Kak, "Digital Image Processing". Vol. *Comput. Science and Applied Math.*, Academic Press. 1981.
- [10] L. Busin, N. Vandenbroucke and L. Macaire, "Color spaces and image segmentation", vol. 151 of *Advances in Imaging and Electron Physics*, chapter 2, pp. 65-168. Orlando, FL, USA: Elsevier Inc., 2008.
- [11] O. Lezoray and C. Charrier, "Segmentation d'images couleur par coalescence non supervisée d'histogrammes 2D et fusion de régions selon la théorie de Dempster-Shafer", *Traitement du Signal*, vol. 21, numéro spécial "L'image numérique couleur", 2004, pp. 605-621.
- [12] C. Charrier and O. Lezoray, "Segmentation d'images couleur par la théorie de l'évidence", *CORESA (Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels)*, 2005, pp. 291-296.

[13] A.P. Dempster, "Upper and Lower Probabilities Induced by a Multi-valued Mapping", *Annals of Math. Statistics*, vol. 38, 1967.

[14] A.P. Dempster, "A Generalization of Bayesian Inference", *J. of the Royal Stat. Soc.*, vol. 30(B), 1968 .

[15] G . Shafer, "A Mathematical Theory Of Evidence," Princeton University Press, Princeton, 1976.

[16] F. Kurugollu, B. Sankur and A.E. Harmanci, "Color image segmentation using histogram multithresholding and fusion", *Image and Vis. Comput.*, vol. 19, 2001, pp. 915-928

[17] J. C. Dunn, "A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters", *J. Cybernetics*, vol. 3(3), 1973, pp. 32-57.

[18] J. C. Bezdek, "Fuzzy mathematics in pattern classification", PH.D dissertation, Cornell Univ., Ithaca, NY, 1973.

[19] J. C. Bezdek, "Numerical taxonomy with fuzzy sets", *J. of Math. Biology*, 1, 1974, pp. 57-71.

[20] <http://www.eumetsat.int>

[21] H. Zhang, J. E. Fritts and S. A. Goldman, "Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods", *Comput. Vis. and Image Underst.*, vol. 110(2), 2008, pp. 260-280

[22] Y. J. Zhang, "A survey of evaluation methods of image segmentation", *Pattern Recognit.*, vol. 29(8), 1996, pp. 1335-1346

[23] J. Liu and Y.-H. Yang, "Multiresolution color image segmentation", *IEEE trans. on Pattern Anal. and Mach. Intell.*, vol. 16(7), 1994, pp. 689-700

[24] M. Borsotti, P. Campadelli and R. Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation results", *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 19, 1998, pp.741-747



Fig. 7. Résultats de la segmentation par l'algorithme FCM des images couleur  
 1) Image "Synthétique" 2) Image "Avion" 3) Image "Fleurs" 4) Image "Peppers" 5) Image "Jelly"  
 a) Images originales b) résultats de la segmentation vectorielle c) Résultats de la segmentation marginale

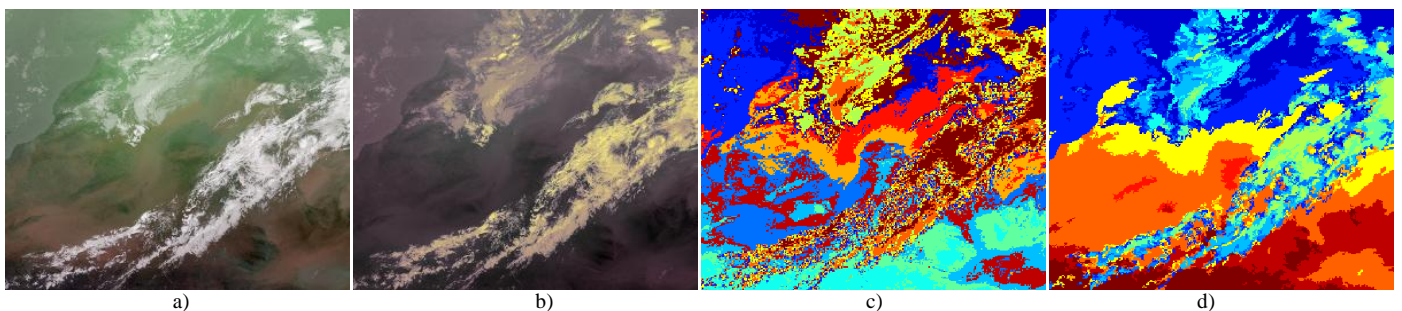


Fig. 8. Résultats de la segmentation par l'algorithme FCM de l'image Meteosat prise le 15/12/2006 à 12h00mn en 15 classes  
 a) Composition colorée des composantes IRN8.7, IRN9.7 et IRN10.8 b) Composition colorée des composantes IRN12.0, IRN13.4 et (IRN12.0+IRN13.4)/2; c) résultats de la segmentation vectorielle d) Résultats de la segmentation marginale