



IDENTIFICATION DES MASSES NUAGEUSES PAR FUSION DE DONNEES IMAGES (RADAR – SATELLITE)

AMEUR Z., LAZRI M., AMEUR S.

Laboratoire d'analyse et de modélisation des phénomènes aléatoires LAMPA,
Département d'électronique, Université de Tizi-Ouzou, Algérie
m_lazri@yahoo.fr / ameursoltane@yahoo.com

RESUME

Dans cet article, nous présentons une méthode de fusion d'images basée sur une approche probabiliste en vue de l'identification des masses nuageuses. L'objectif visé est l'obtention d'une image segmentée à partir de deux images représentant la même scène captée au même moment par satellite et par radar. L'image résultante pourrait ainsi être utilisée pour une estimation plus fine des précipitations. Pour mettre au point notre méthode, nous avons dans une première étape, recalé les deux images à fusionner afin de superposer les pixels correspondant à un même objet observé par les deux capteurs. Ensuite, en considérant que l'image radar est constituée de trois classes "ciel clair", "précipitations moyennes" et "fortes précipitations" et que l'image satellitaire est constituée de deux classes "ciel clair" et "ciel nuageux", nous avons fait l'hypothèse que l'image résultante est constituée de la combinaison de ces classes. Nous avons ainsi défini pour cette image quatre classes qui correspondent à quatre situations météorologiques, à savoir, "ciel clair", "nuages non précipitants", "nuages à précipitation moyenne" et "nuages à fortes précipitations". Dans une seconde étape, les paramètres initiaux de chaque classe (moyenne et écart type) de chaque image sont déduits à partir d'une modélisation gaussienne de leurs histogrammes. Ces paramètres sont utilisés pour calculer les probabilités a priori d'appartenance des pixels aux différentes classes citées précédemment. Enfin, une première image de fusion est obtenue en appliquant la méthode du maximum de vraisemblance (Tupin et al. 2004). A partir de cette première image, les paramètres de chaque classe sont mis à jour pour être utilisés une deuxième fois, puis les mêmes opérations sont répétées jusqu'à ce qu'aucun pixel ne change de classes d'une itération à l'autre.

Mots-clés : fusion, images, segmentation, classification bayésienne, recalage d'images, radar météorologique, satellite, Météosat, nuages, précipitations

INTRODUCTION

Ce travail porte sur l'identification des masses nuageuses par fusion d'images satellite et radar. Par l'intermédiaire de leurs interactions multiples avec le rayonnement, les nuages jouent un rôle déterminant dans l'évolution du climat et sur les prévisions du temps à long terme. Bien interprétées les structures nuageuses figurant sur les images satellitaires donnent d'importants indices sur les processus dynamiques et thermodynamiques qui se déroulent dans l'atmosphère.

En Afrique du Nord, où un processus de désertification s'est enclenché depuis plusieurs dizaines d'années, il est devenu crucial d'évaluer et de gérer convenablement les ressources en eau. Une telle exigence implique entre autres l'identification et le suivi des nuages précipitants. Grâce à l'observation par satellites météorologiques, il est devenu possible d'acquérir régulièrement des images de l'Afrique du Nord et de sa couverture nuageuse, puis d'en déduire une répartition spatio-temporelle de la pluviométrie. Quant à l'estimation des pluies par satellites, les méthodes publiées dans la littérature sont essentiellement basées sur la détermination du taux de précipitation associé aux différents types de nuages (Guillot, 1995), sur la caractérisation de la convection atmosphérique, sur le suivi du cycle d'évolution des nuages (Cadet et al. 1991; Stout et al. 1979) ou sur l'évaluation de la fréquence d'apparition des nuages froids (Guillot, 1995). Pour accroître leur efficacité, les méthodes d'estimation du taux de précipitation ont besoin, pour la plupart, d'être associées à une technique d'identification et de classification automatique des nuages. Néanmoins, les images satellitaires à elles seules ne permettent pas une identification précise des masses nuageuses (Luque et al. 2006). Aussi, nous présentons dans les sections suivantes une méthode de fusion d'images basée sur l'approche probabiliste et nous montrerons que l'utilisation conjointe des images radar météorologiques et satellitaires permet de mieux identifier les différents types de nuages.

PRESENTATION DES DONNEES

Pour mettre en évidence les étapes de fusion et évaluer notre méthode, nous avons d'abord exploité deux images de simulation dont les classes sont parfaitement identifiées (Figure.1). Ces images sont obtenues à partir d'une image de quatre classes à laquelle nous avons adjoint deux bruits gaussiens différents. Notons que dans ce cas, le recalage n'est pas nécessaire. Ensuite,

dans le but d'identifier les nuages, la méthode de fusion a été appliquée à deux images météorologiques prises le 11 février 2004 à 11h30, l'une par le radar météorologique de Sétif et l'autre par le satellite Météosat dans le canal infrarouge.

L'image radar considérée est une image au format 512x512 pixels, de résolution spatiale de 1kmx1km et pour laquelle nous avons défini trois classes, à savoir "ciel clair", "précipitations moyennes" et "fortes précipitations" (Figure 2). L'image satellitaire est de format 800x800 pixels de résolution spatiale 5kmx5km et pour laquelle nous avons défini deux classes, à savoir "ciel clair" et "ciel nuageux" (Figure 3).

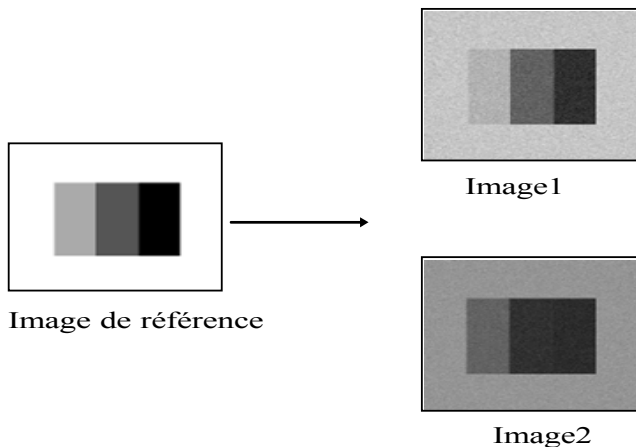


Figure 1 : Images de simulation à fusionner

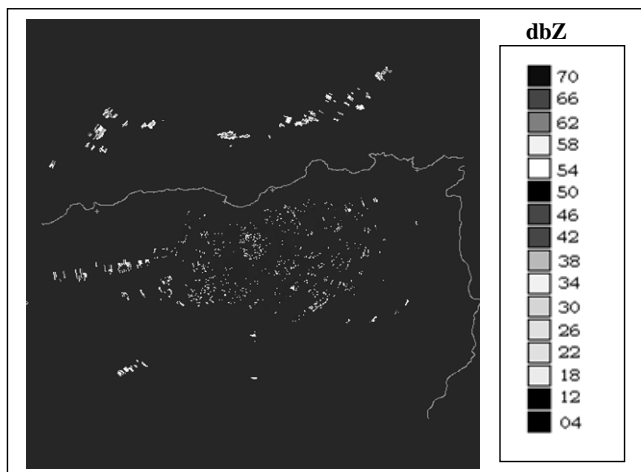


Figure 2 : Image radar de Sétif

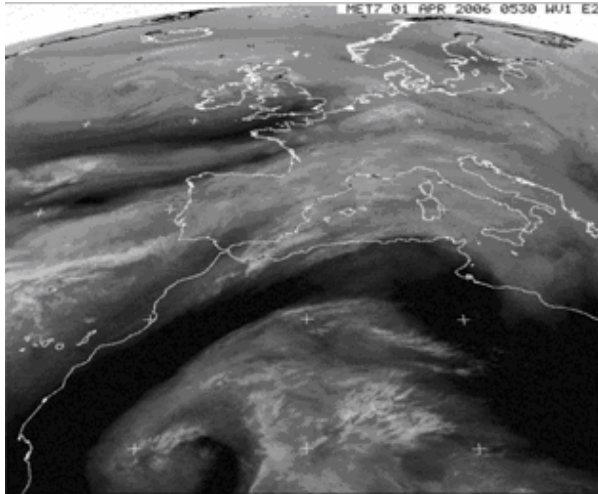


Figure 3. Image du canal infrarouge de Météosat

METHODOLOGIE

Principe général de la fusion d'images

Soient m sources S_j avec $j \in \{1, \dots, m\}$ fournissant chacune une image. La fusion de ces images consiste alors à identifier à partir des informations $f_j(x)$ provenant des m sources et d'une décision d_i , la classe d'appartenance C_i de chaque pixel x (Dromigny, 1998; Appriou, 1991). L'ensemble des décisions constitue le cadre de décision. Ainsi, la décision finale sur l'observation x , sera prise à partir de la combinaison des informations contenues dans la matrice $(M_i^j(x))$ donnée par (1) :

$$\begin{array}{cccccc}
 & d_1 & \dots & d_i & \dots & d_n \\
 & \downarrow & \dots & \downarrow & \dots & \downarrow \\
 & C_1 & \dots & C_i & \dots & C_n \\
 S_1 & : f_1(x) & \left[\begin{array}{cccccc}
 M_1^1(x) & \dots & M_i^1(x) & \dots & M_n^1(x) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 S_j & : f_j(x) & \left[\begin{array}{cccccc}
 M_1^j(x) & \dots & M_i^j(x) & \dots & M_n^j(x) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 S_m & : f_m(x) & \left[\begin{array}{cccccc}
 M_1^m(x) & \dots & M_i^m(x) & \dots & M_n^m(x)
 \end{array} \right.
 \end{array} \right.
 \end{array}$$

Les techniques de fusion d'images reposent sur quatre étapes à savoir, la modélisation, l'estimation, la combinaison et la décision. Ces différentes étapes sont décrites ci-après.

- i. **La modélisation** : cette étape comporte le choix d'un formalisme, et des expressions des informations à fusionner dans ce formalisme. La forme de $(M_i^j(x))$ dépend donc du formalisme choisi.
- ii. **L'estimation** : la plupart des modélisations nécessitent une phase d'estimation de $(M_i^j(x))$. Les informations supplémentaires peuvent aider à cette estimation.
- iii. **La combinaison** : cette étape concerne le choix d'un opérateur de combinaison, compatible avec le formalisme de modélisation retenu.
- iv. **La décision** : c'est l'étape ultime de la fusion, qui permet de passer des informations fournies par les sources au choix d'une décision d_i .

La figure 4 illustre un tel processus dans le cas de plusieurs images. Notons que la fusion d'images peut s'effectuer au niveau pixel (bas niveau), au niveau objet (niveau intermédiaire) ou bien au niveau de la décision (haut niveau) (Pohl et Genderen, 1998; Wald, 1999).

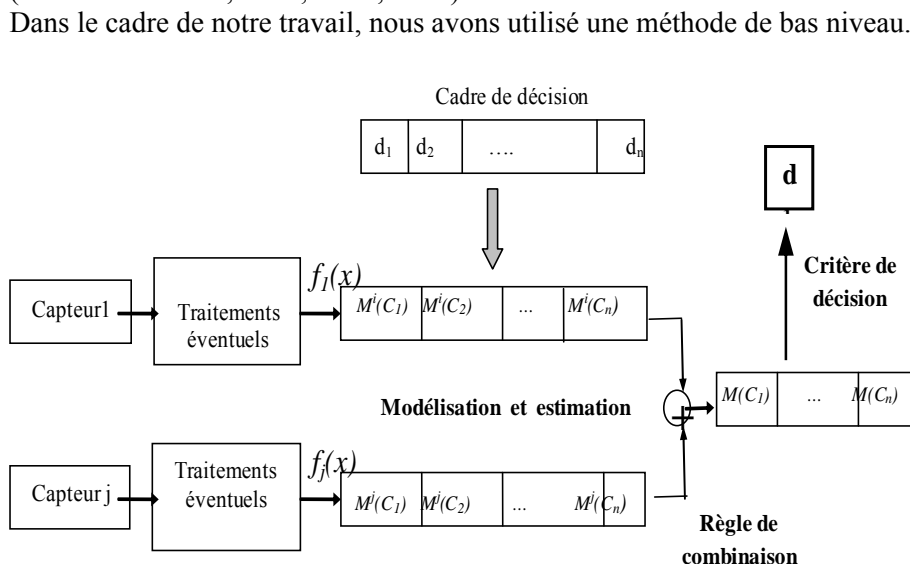


Figure 4 : Synoptique d'un processus de fusion de données.

Principe de la fusion d'images par approche probabiliste

Pour fusionner deux images en utilisant l'approche probabiliste, nous avons considéré comme seule primitive les niveaux de gris m_1 et m_2 d'un couple de pixels de même adresse (x,y) issus respectivement des deux images radar et satellite à fusionner. Le nombre de classes de l'image après fusion est fixé en fonction de l'objectif visé.

Après l'opération de recalage, le procédé de fusion par approche probabiliste est effectué en trois étapes (Dubois et al., 1988; Geraud et al., 2000) :

- i. On fixe les classes C_i de l'image résultat,
- ii. On modélise les histogrammes des deux images,
- iii. On affecte les pixels de deux images à fusionner à l'une des classes de l'image résultat.

Détermination des classes de l'image résultat

Le nombre de classes de l'image résultat est obtenu à partir de la combinaison des classes déjà définies dans les deux images à fusionner.

Modélisation des histogrammes des deux images

Les deux histogrammes des deux images à fusionner sont modélisés par des gaussiennes dont le nombre est donné par le nombre de classes définies pour chacune des deux images. Ainsi, les fonctions de vraisemblance $P(m_j / C_i^j)$ qui permettent d'estimer la probabilité d'avoir un niveau de gris m_j (où j représente l'image considérée), étant donnée la classe C_i^j , sont déterminées en utilisant l'hypothèse gaussienne. Ces fonctions s'écrivent (Dubois et al., 1988) :

$$P(m_j / C_i^j) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(m_j - \bar{C}_i^j)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

où \bar{C}_i^j est la moyenne de la classe C_i^j et σ_i son écart type.

Prise de décision

En l'absence de toute information sur la répartition des classes de l'image résultat, nous nous plaçons dans l'hypothèse de l'équiprobabilité des différentes classes. La probabilité d'avoir la classe C_i pour une image résultat contenant K classes est donnée par :

$$P(C_i) = \frac{1}{K} \quad \text{avec } i=1,2,\dots,K \quad (3)$$

A partir des modélisations des histogrammes des deux images à fusionner, nous appliquons la règle de *Bayes* pour toutes les hypothèses gaussiennes et pour tous les couples de niveaux de gris (m_1, m_2) . Nous obtenons ainsi K probabilités à posteriori, qui dépendent uniquement des fonctions de vraisemblance. Ces probabilités s'écrivent (*Tupin et Sigelle, 2004*) :

$$P(C_i / m_1, m_2) = \frac{P(C_i)P(m_1 / C_i^1)P(m_2 / C_i^2)}{\sum_{i=1}^K P(C_i)P(m_1 / C_i^1)P(m_2 / C_i^2)} = \alpha P(m_1 / C_i^1)P(m_2 / C_i^2) \quad (4)$$

La classe à laquelle sera affecté le couple de valeurs (m_1, m_2) correspond, selon le principe du MAP, à la classe dont la probabilité à postérieure est la plus élevée. Ainsi, une matrice de fusion est construite. Celle-ci représente la répartition des classes de l'image obtenue après fusion en fonction des couples de niveaux de gris (m_1, m_2) des images initiales. L'image résultante de la fusion est alors obtenue en utilisant cette matrice de correspondance. On réitère l'opération jusqu'à convergence de la méthode, c'est-à-dire jusqu'à ce que la matrice de fusion reste constante d'une itération à une autre.

La figure 6 illustre les étapes nécessaires pour la construction de la matrice de fusion.

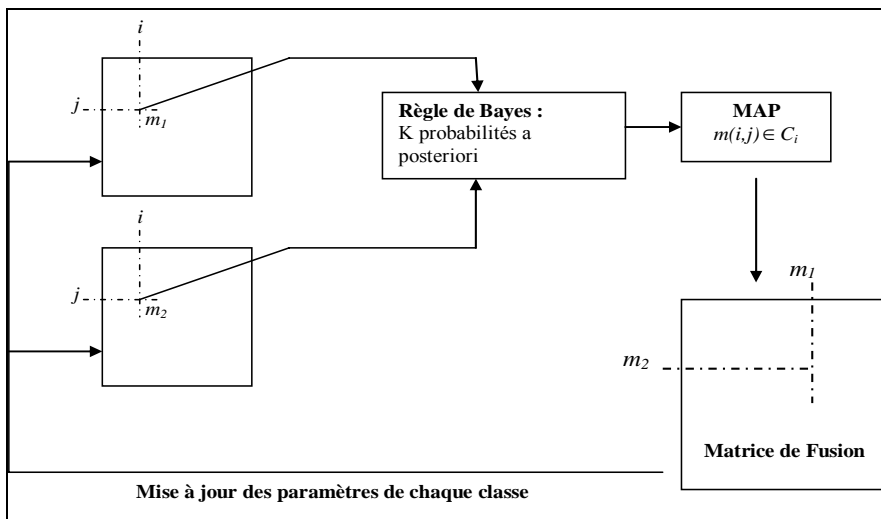


Figure 6 : Construction de la matrice de fusion.

APPLICATION DE LA METHODE A DES IMAGES DE SIMULATION

Nous avons appliqué la fusion d'images par approche probabiliste à deux images de simulation (Figure 1). Pour ce faire, nous avons d'abord défini les classes de l'image résultat. Rappelons que pour les images de simulation ainsi que pour l'image résultat quatre classes ont été définies. Ensuite, en appliquant la loi de Bayes, nous avons calculé les probabilités à postériori après avoir modélisé les histogrammes des deux images à fusionner par des gaussiennes (Figure 7). Ainsi, des couples de niveaux de gris (m_1, m_2) sont affectés à l'une des classes de l'image résultat dont la probabilité à postériori est la plus élevée. La matrice de fusion obtenue avant et après convergence ainsi que l'image résultante de la fusion sont données respectivement par les figures (8) et (9).

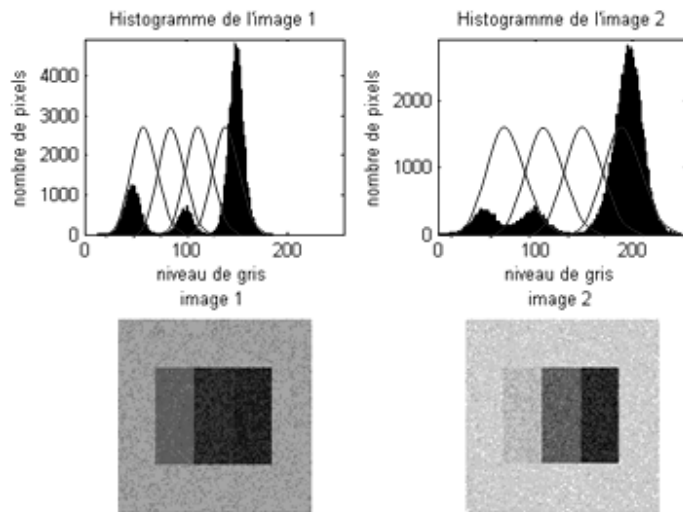


Figure 7 : Histogramme des deux images de simulation

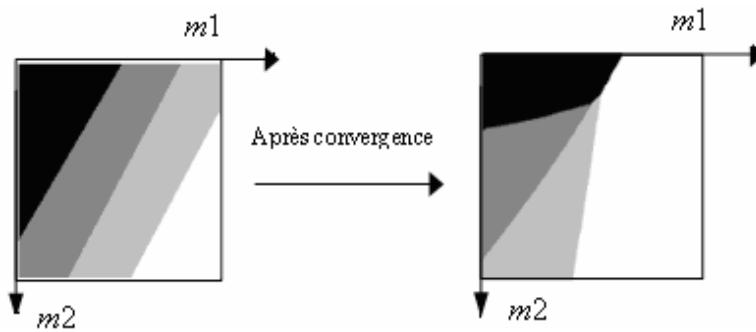


Figure 8: Images des matrices de fusion initiales et après convergence dans le cas des images de simulation.

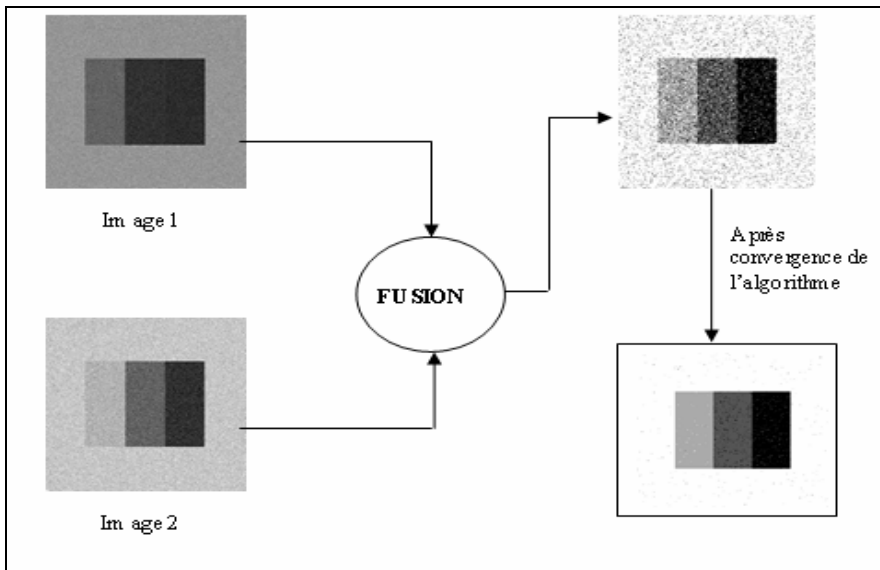


Figure 9 : Résultats de la fusion des images de simulation

Discussion

Le résultat de la fusion des deux images de simulation est une image proche de celle prise comme référence. En effet, le taux des pixels mal classés ne représente que 1,23% de l'ensemble des pixels de l'image. Ceci montre que la fusion d'images par approche probabiliste est une méthode très performante.

APPLICATION A UN COUPLE D'IMAGES RADAR ET SATELLITE

L'objectif visé par cette application est d'identifier les nuages pluvieux et non pluvieux. Dans ce cas, nous avons opéré en trois étapes distinctes, à savoir le recalage des deux images, la définition des classes et la modélisation d'histogramme ainsi que la combinaison selon le critère de *Bayes*.

Recalage des deux images radar et satellite

Avant de fusionner les deux images, une étape de recalage est nécessaire. Elle a pour but de superposer de façon la plus précise possible les pixels correspondant à un même objet observé par les deux capteurs (satellite et radar).

Pour ce faire, l'image satellitaire est préalablement rééchantillonnée pour être ramenée à la même résolution spatiale que l'image radar (Figure 9). A partir de cette image et de l'image radar, les contours identiques sont détectés. Pour minimiser les décalages spatiaux entre les deux contours, une opération de superposition est réalisée en appliquant une transformation géométrique supervisée à l'image radar (figure 10). Cette transformation s'écrit :

$$I_S = I_R \cdot T(X_H, X_L, R, I_H, I_V) \quad (5)$$

I_S : Image satellitaire; I_R : Image radar; X_H et X_L : Homothétie en hauteur et en longueur respectivement, R : Degré de rotation; I_H et I_V : Degré d'inclinaison Horizontale et verticale respectivement.

Les paramètres de la transformation de l'image radar obtenus sont donnés par le tableau 1. Notons que l'opération de fusion n'est appliquée qu'à la partie de l'image satellitaire couverte par le radar. Le résultat du recalage est illustré par la figure 11.

Tableau 1 : Paramètres de la transformation de l'image radar par rapport à l'image satellitaire.

X_H	X_L	R	I_H	I_V
85,3%	100%	05,9°	02,9°	00,0°

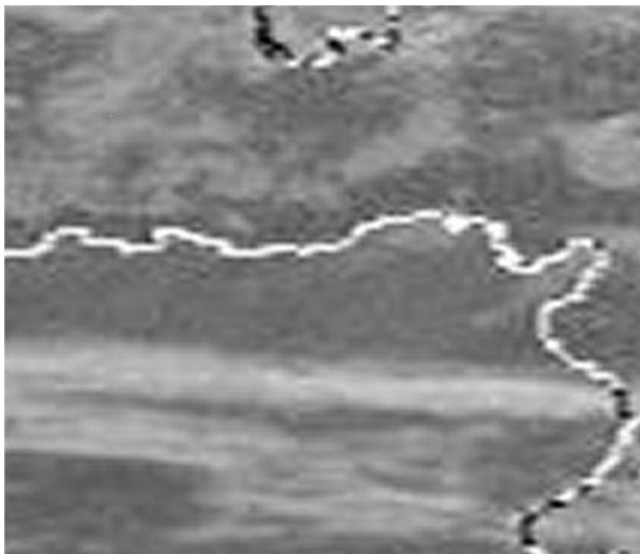


Figure 9 : Image satellitaire rééchantillonnée.



Figure 10 : Image radar transformée.

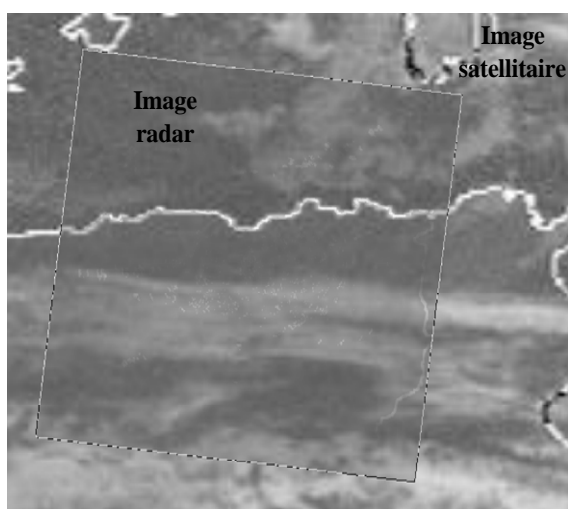


Figure 11. Images recalées.

Définition des classes et Modélisation des histogrammes

Nous noterons dans ce qui suit, les différentes classes C_n^j , où n désigne le numéro de la classe et j le type d'image considérée ($j=1$: image radar ; $j=2$: image satellitaire).

Pour l'image radar, trois classes $C_n^1 = \{C_1^1, C_2^1, C_3^1\}$ ont été définies en fonction du facteur de réflectivité « Z », à savoir :

- C_1^1 : Classe « Ciel clair » correspond aux pixels dont $Z < 12\text{dbZ}$.
- C_2^1 : Classe « Précipitations moyennes » correspond aux pixels dont $12 < Z \leq 42$.
- C_3^1 : Classe « Fortes précipitations » correspond aux pixels dont $42 < Z \leq 70$.

Pour l'image du canal infrarouge de Météosat, deux classes discriminantes $C_n^2 = \{C_1^2, C_2^2\}$ ont été définies, à savoir :

- C_1^2 : Classe « ciel clair » correspond aux pixels inférieurs à 130.
- C_2^2 : Classe « ciel nuageux » correspond aux pixels supérieurs à 130.

En combinant les classes définies précédemment, nous avons déterminé quatre classes $C_i = \{C_1, C_2, C_3, C_4\}$ pour l'image résultat. Ces classes correspondent à quatre situations météorologiques, à savoir :

- C_1 : Classe « ciel clair » vérifiant ((C_1^1) est vraie) et ((C_1^2) est vraie);
- C_2 : Classe « nuage non précipitant » vérifiant ((C_1^1) est vraie) et ((C_2^2) est vraie) ;
- C_3 : Classe « nuage à forte précipitation » vérifiant ((C_2^1) est vraie) et ((C_2^2) est vraie);
- C_4 : Classe « nuage à forte précipitation » vérifiant ((C_3^1) est vraie) et ((C_2^2) est vraie).

Rappelons que la fusion d'images s'appliquera sur l'image radar ainsi transformée et la partie de l'image satellitaire délimitée par l'image radar. Les histogrammes de ces images transformées sont modélisés par des gaussiennes (figure 12).

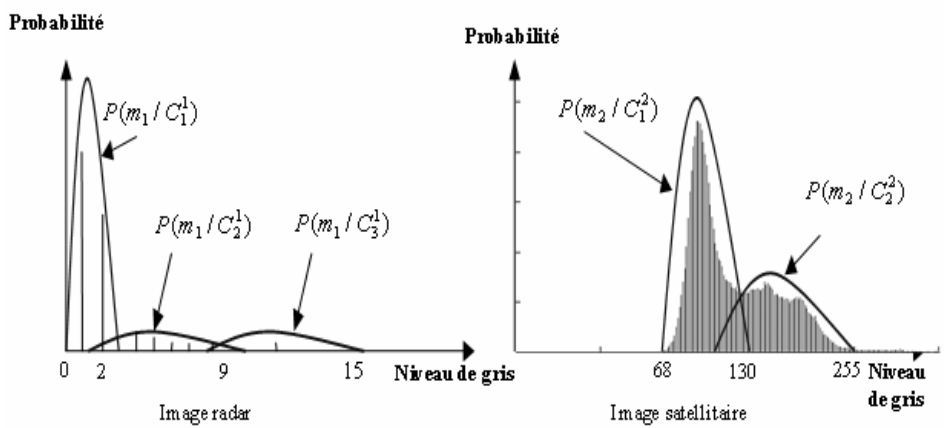


Figure 12 : Modélisation des l’histogrammes des images radar et satellitaire

PRISE DE DECISION

A partir de cette modélisation, nous avons calculé les fonctions de vraisemblance. Ces fonctions sont calculées en prenant en compte la définition des différentes classes C_n^j ; elles sont calculées en utilisant les relations suivantes :

$$\begin{aligned}
 P(m_1, m_2 / C_1) &= P(m_1 / C_1^1).P(m_2 / C_1^2) \\
 P(m_1, m_2 / C_2) &= P(m_1 / C_1^1).P(m_2 / C_2^2) \\
 P(m_1, m_2 / C_3) &= P(m_1 / C_2^1).P(m_2 / C_2^2) \\
 P(m_1, m_2 / C_4) &= P(m_1 / C_3^1).P(m_2 / C_2^2)
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

La classe à laquelle sera affecté le couple de valeurs (m_1, m_2) correspond à la classe dont la fonction de vraisemblance $P(m_1, m_2 / C_i)$ est la plus élevée. Ainsi, la matrice de fusion est construite. L’image résultante de la fusion est alors obtenue en utilisant cette matrice de correspondance. On réitère l’opération jusqu’à convergence de la méthode. L’image obtenue finale après fusion et classification est donnée par la figure (13).

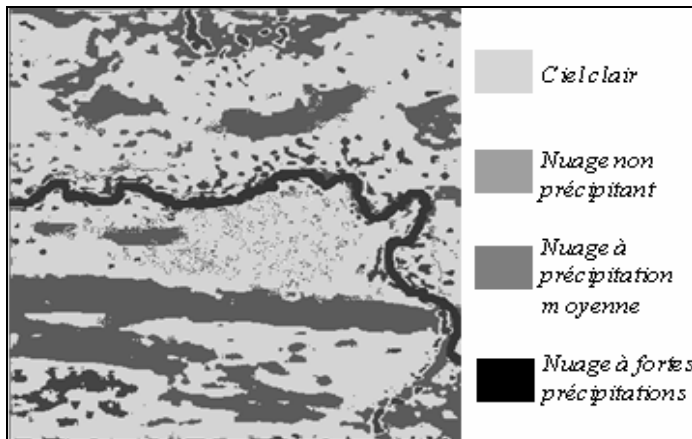


Figure 13. Image résultante de la fusion de l'image radar et de l'image satellitaire.

Discussions

Les résultats obtenus après fusion ont permis une identification des masses nuageuses sur l'image satellitaire. Notons néanmoins que les pixels formant le contour ont été comptabilisés comme appartenant à des nuages précipitants de par la nuance du niveau de gris qui leur a été attribué lors de la délimitation de la frontière entre la zone terrestre et la mer.

CONCLUSION

Ce travail avait pour but d'identifier les différents types de nuages par une technique de fusion d'images basée sur une méthode probabiliste. L'image obtenue après fusion est une image contenant des informations extraites simultanément de l'image satellite et de l'image radar. Ceci a permis de mettre en évidence sur l'image satellitaire les nuages précipitants tout en discriminant les nuages non précipitants et les situations de ciel clair.

L'avantage essentiel de la méthode mise en œuvre vient de ce qu'elle repose sur une base mathématique solide, aussi bien pour la modélisation que pour la combinaison (Appriou, 1991; Dromigny, 1998). Notons toutefois que la fusion n'est appliquée qu'à la zone balayée par le radar. L'utilisation d'un réseau radar couvrant le territoire national permettra une analyse globale des situations météorologiques. L'estimation des précipitations par satellite étant basée essentiellement sur l'identification des nuages pluviogènes, la technique que nous avons mise en œuvre est une contribution certaine pour une prédiction plus fine des précipitations.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- APPRIOU A. (1991). Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs. *Revue scientifique et technique de la défense*, 11 :27–40,
- CADET, D.L., GUILLOT B. (1991). Programme de recherche EPSAT (Estimation des Précipitations par satellite), Publication ORSTOM/Ministère de la coopération.
- DROMIGNY A. (1998). Fusion d'images par la théorie de l'évidence en vue d'applications médicales et industrielles. Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (France).
- DUBOIS D. et al. (1988). *Possibility Theory*. Plenum Press, New-York.
- GERAUD T. et al. (2000). Reconnaissance de structures cérébrales à l'aide d'un atlas et par fusion d'informations structurelles floues. In RFIA, volume I, 287-295, Paris.
- GUILLOT, B. (1995). Satellite et précipitations : contraintes techniques et physiques, analyse de quelques méthodes, problèmes de recherche et de validation, *Veille Climatique Satellitaire*, 55, 27-58.
- LUQUE A., GOMEZ I. MANSO M. (2006). Convective rainfall rate multi-channel algorithm for Meteosat-7 and radar derived calibration matrices. *revue Atmosfera*, Vol. 19, N°3, 145-168.
- POHL C., GENDEREN J. L. V. (1998). Multisensor image fusion in remote sensing : Concepts, methods and applications, *International journal of Remote Sensing*, Vol. 19, N°5, 823-854.
- STOUT, J.E, MARTIN D.W., SIKDAR D.N. (1979) : Estimating GATE rainfall with geosynchronous satellite images. *Monthly Weather Review*, 107, 585-598.
- TUPIN F., SIGELLE M. (2004). *Analyse Bayésienne en Traitement des Images*, support de cours, ENST de Paris, Département TSI (France).
- WALD L. (1999). *Data fusion*, Lectures notes, Ecole des mines de Paris, Centre d'Énergétique groupe télédétection et modélisation.