Télédétection, 2003, vol. 3, n° 2-3-4, p. 265–279
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2003 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

CARTOGRAPHIE AUTOMATIQUE DES LIMITES MANGROVES/MER ET DES CHENAUX INTÉRIEURS DANS LES IMAGES RADAR À SYNTHÈSE D'OUVERTURE PAR FUSION D'INFORMATIONS ISSUES DES DONNÉES DE COHÉRENCE ET D'AMPLITUDE

VINCENT DE PAUL ONANA*[1,a], HERVÉ TRÉBOSSEN[2,b], JEAN-PAUL RUDANT[2,c], EMMANUEL TONYÉ[1,d] et MARCELLIN NZIENGUI[3,e].

[1] *Laboratoire d'Électronique et de Traitement du Signal*
École Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé
Boîte Postale 8390, Yaoundé, Cameroun
Téléphone : (237) 22 86 20/40 62 79 ; télécopieur : (237) 23 18 41/40 24 82

[2] *Laboratoire de Géomatériaux, Institut Francilien de Géosciences*
Université de Marne-la-Vallée
Cité Descartes 5, bd Descartes, Champs-sur-Marne
77454 Marne-la-Vallée Cedex 2, France
Téléphone : (331) 49 32 90 71/72 ; télécopieur : (331) 49 32 91 37

[3] *École Nationale des Eaux et Forêts*
Cap Estérias – Boîte Postale 3960
Libreville, Gabon
Téléphone : (241) 75 83 45 ; télécopieur : (241) 76 10 73

Courriel [(a,b,c,d,e)] : onanav@yahoo.fr ; trebosse@shom.fr ; rudant@univ-mlv.fr ; tonyee@hotmail.com ; mziengui@assala.com

(soumis le 26 février 2002 ; révisé le 22 avril 2002 ; accepté le 23 octobre 2002)

Nous proposons une nouvelle méthode d'extraction de structures linéaires fines dans les données interférométriques radar à synthèse d'ouverture (RSO), par fusion d'informations issues de la cohérence et de l'amplitude. La détection s'appuie en premier dans l'image de cohérence filtrée après une classification floue non dirigée, où les régions d'eau (en particulier les chenaux intérieurs fins) qui correspondent aux zones sombres (faible cohérence) sont agrandies à cause de la décorrélation du signal rétrodiffusé dans ces régions et dans les régions de végétations hautes environnantes et, les régions de végétations basses, aux zones brillantes (cohérence élevée). Cette localisation approximative des chenaux intérieurs fins est raffinée en utilisant l'information sur leurs contours extraite de l'image d'amplitude au moyen de la fusion de deux mesures : le coefficient de variation (CV) et le rapport des moyennes locales (RML) directionnelles pour produire la carte de contours flous. La précision de la détection est alors améliorée en fusionnant du résultat de la classification avec la carte de contours. L'originalité de cette méthode, tient à ce que le schéma de la fusion cohérence-amplitude s'apparente au comportement d'un photointerprète qui utilise en premier l'image de cohérence pour une détection principale où les chenaux intérieurs fins sont plus visibles, mais avec une moins bonne précision de localisation et ensuite l'image d'amplitude pour améliorer la précision des résultats. La méthode est appliquée à l'extraction de limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins dans les images RSO de ERS de la région du littoral sud-est du Cameroun, dans un objectif de mise à jour de cartes géographiques. Le résultat final montre bien la complémentarité des deux sources d'informations. Certaines structures linéaires qui sont plus visibles dans l'image de cohérence et moins dans l'image d'amplitude sont détectées. L'information de cohérence permet aussi de récupérer la détection des structures linéaires dont certaines parties n'apparaissent pas dans l'image d'amplitude. La distance de Baddeley est utilisée pour évaluer quantitativement les performances de la méthode et les principaux résultats obtenus sur cette évaluation sont présentés.

Mots-clefs : *Imagerie interférométrique RSO ; structures linéaires ; mangroves ; chenaux littoraux ; fusion d'informations.*

* Correspondant principal

MANGROVES/SHORELINES AUTOMATIC MAPPING AND INTERNAL CHANNELS IN SYNTHETIC APERTURE RADAR IMAGES BY USING FUSION INFORMATION COMING FROM COHERENCE AND AMLITUDE DATA

New thin linear features extraction method, in synthetic aperture radar (SAR) interferometric data is proposed, by using coherence and amplitude fusion information. A main detection is realized in filtering coherence image after fuzzy classification, where water regions (in particular thin internal channels) are dark areas (low coherence) due to the decorrelation of backscattering signal in these regions and in surrounding high vegetation regions and, conventional vegetation areas, brighter areas (high coherence). This approximate linear features (internal channels) location is further refined by using fusion amplitude measures coming from the coefficient of variation (CV) and the ratio of local means (RLM), which guides the detection. A fussy detection is then performed by fusioning the results of coherence classification and fusion of the CV and the RLM measures. The originality of this method in comparison with conventional approach is in the fusion scheme of coherence and amplitude images which follow the human behaviour by using first the coherence image for a fuzzy detection where thin internal channels are more visible, but having low accuracy location and then the amplitude to obtain improved results. The method has been applied to extract mangroves/shorelines and thin internal channels on ERS SAR images from the western part of Cameroon and the goal is to update geographical maps. The final results show a complementarity of both information chanels. Certains linear features which are more visible in coherence image and even less in amplitude image are detected. Coherence information also allows to recover linear features detection which certains parts not appear in amplitude image. Baddeley distance is used for quantitative performance evaluation of the proposed method, and the interesting results obtained with it are presented.

Keywords : SAR interferometric imagery ; linear features ; mangroves ; coastal channels ; information fusion.

1. INTRODUCTION

L'extraction de structures linéaires (SL) fines, en particulier celle des chenaux intérieurs fins dans les images satellitaires RSO est une tâche difficile lorsqu'elle ne s'appuie que sur les seules données d'amplitude. Tupin (1997) a utilisé une méthode multirésolutions pour l'extraction de SL fines (réseaux hydrographiques fins). Cette approche donne certes des résultats satisfaisants, mais elle n'exploite que le seul canal d'amplitude, ce qui ne conduit pas, dans certains cas, à l'extraction de toute l'information réellement disponible dans la zone d'étude. Lorsqu'elle est disponible, et dans les cas favorables, l'image de cohérence apporte une information complémentaire à l'image d'amplitude, information qui peut être utile pour améliorer l'extraction de structures (Hellwich, 1998). La cohérence est un indicateur de stabilité temporelle d'une cible en termes de propriétés géométriques.

Généralement, les images de cohérence brutes issues d'un faible moyennage sont très bruitées et faiblement contrastées. Les images de cohérence sont néanmoins utilisées dans diverses applications. La cohérence permet ainsi, dans des conditions favorables, une bonne distinction des zones de cultures (Wegmüller and Werner, 1995b), des paysages forestiers (Wegmüller and Werner, 1995a ; Hoekman and Varekamp, 2001 ; Strozzi *et al*., 2000), particulièrement lorsque plusieurs données de corrélation sont utilisées (Wegmüller and Werner, 1997), et une caractérisation des surfaces arides (Wegmüller *et al*., 2000). Lee and Liu (2001) ont introduit plus récemment le rapport des images de cohérence pour augmenter la décorrélation topographique par rapport à la décorrélation temporelle des structures, afin de mieux détecter ces dernières. En matière de spatialisation des zones de mangroves, certains auteurs se sont intéressés à la cartographie générale de ces zones (Baltzer *et al*., 1996) et d'autres à la distinction des formations végétales littorales et terrestres (Rudant *et al*., 1997). Ces études ont été réalisées sur le canal amplitude.

Dans le cas des données traitées dans cet article, l'image de cohérence apporte une information spatiale sur les structures linéaires, mais avec une moins bonne précision de localisation. En effet, les zones sombres dans l'image de cohérence correspondent aux zones d'eau et aux zones de végétations hautes avoisinantes (faible corrélation du signal), alors que les zones claires correspondent aux zones de végétations basses (forte corrélation). La réalité de terrain montre que l'image de cohérence élargit les structures fines (figure 1).

En revanche, l'image d'amplitude donne une bonne précision de localisation, mais pour des structures linéaires ayant une largeur suffisamment grande en fonction de la résolution spatiale.

L'objectif de cette étude est d'intégrer les informations a priori du photointerprète dans le processus de traitement automatique. Ceci est réalisé en profitant de la complémentarité des sources d'informations de la cohérence et de l'amplitude, afin de faciliter l'extraction des limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins qui sont visibles dans l'un ou l'autre canal. La méthode proposée consiste à fusionner les

informations spatiales et de localisation obtenues respectivement des images de cohérence et d'amplitude.



FIGURE 1 Réalité terrain : photographie de la zone des mangroves et des chenaux intérieurs. *Groung thruth : photography of mangroves areas and thin channels.*

La coopération entre un système de fusion symbolique et la géophysique est ainsi mise en valeur. Une évaluation quantitative des performances de la méthode proposée est faite avec un opérateur de distance. La distance de Baddeley est utilisée à cet effet. Cette erreur métrique permet de mesurer l'écart entre la localisation de référence des contours des bordures des structures linéaires donnée par l'amplitude et celle issue du résultat de la méthode proposée.

Cet article est organisé en cinq sections : dans la première, on décrit la méthodologie développée ; dans la seconde, on présente le site d'étude et les caractéristiques des données interférométriques RSO utilisées, dans la troisième, on expose les étapes de la méthode proposée ; dans la quatrième section, on présente les résultats expérimentaux avec la mise à l'épreuve de la méthode à travers un jeu de données interférométrique RSO de ERS de la région du littoral sud-est du Cameroun. L'évaluation quantitative des résultats obtenus est développée dans la dernière section.

2. APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE

Les images originales de cohérence et d'amplitude ont été recalées et sont donc utilisées à la même échelle. Les pixels dans les deux images correspondent aux mêmes localisations au sol, avec une résolution approximative de 20×20 m. La principale détection est réalisée sur l'image de cohérence filtrée avec un filtre adaptatif basé sur l'estimation fréquentielle de l'interférogramme local (Trouvé *et al.*, 1998). Dans cette image, les SL, en particulier les chenaux intérieurs fins, sont agrandis à cause de la décorrélation du signal rétrodiffusé dans ces régions ainsi que dans les régions de mangroves hautes environnantes. Dans l'image de cohérence, les régions d'eau et de mangroves environnantes correspondent aux zones sombres (faible cohérence) et les régions de végétation basse aux zones brillantes (cohérence élevée). Une classification floue (Bezdek *et al.*, 1984) est alors réalisée pour séparer les deux classes où chaque pixel a un certain degré d'appartenance à chacune des classes. La localisation approximative résultante des limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins est ensuite raffinée en utilisant l'image d'amplitude : les mesures du *CV* et des *RML* directionnels normalisés (Touzi *et al.*, 1988), sont fusionnées pour produire la carte de contours flous et ainsi guider les localisations des SL, lors du processus d'extraction. L'étape finale de détection consiste alors à fusionner le résultat de la classification floue de la cohérence avec la carte de contours flous issus de l'image d'amplitude pour améliorer la précision de détection, profitant ainsi de l'apport des deux sources de données.

3. SITE D'ÉTUDE ET CARACTÉRISTIQUES DES DONNÉES RSO

3.1. Site d'étude et contexte environnemental

Les mangroves de la région du littoral sud-est du Cameroun sont sillonnées par des réseaux hydrographiques fins (chenaux intérieurs fins). Ces réseaux constituent les seules voies de communication pour les populations riveraines. Cette région est difficile d'accès, mais très riche en ressources halieutiques.

Ces réseaux hydrographiques fins sont quotidiennement empruntés par des pirogues et des embarcations de fortune pour la pêche artisanale. Cette région est relativement mal connue sur le plan cartographique conventionnel. Le potentiel des images RSO peut ainsi être mis en valeur. Les données RSO peuvent alors, rapidement et à moindre coût, apporter une information indispensable sur l'espace de navigabilité des pirogues et des autres embarcations dans cette région.

3.2. Caractéristiques des données RSO

Les données interférométriques utilisées dans cette étude ont été produites par le logiciel DIAPASON c du Centre national d'études spatiales (CNES) de France. Les principales caractéristiques de ces images sont données sur le tableau 1.

TABLEAU 1 Caractéristiques des images RSO utilisées. *SAR images characteristics.*

Orbite	Secteur	Date	Heure	$B_\perp$, h	Type	Capteur
23 714	3 519	27 01 1996	09 : 45	–	amplitude	RSO de ERS-1
4 041	3 519	28 01 1996	09 : 45	–	amplitude	RSO de ERS-2
23 714-4 041	–	–	–	95 m, 16 m	cohérence	RSO de ERS-1/ERS-2

Compte tenu des deux types d'occupation du sol étudiés spatialement, la cohérence à un jour (tableau 1) pour les zones de végétation basse est élevée alors que celle des zones d'eau et des zones de mangroves hautes environnantes est faible, ce qui permet une distinction de ces deux types d'occupation du sol dans l'image de cohérence.

4. PRÉSENTATION DE LA MÉTHODE PROPOSÉE

Les principales étapes de la méthode sont les suivantes :

1. classification floue de l'image de cohérence filtrée ;
2. fusion symbolique des mesures du CV et des RML issues de l'image d'amplitude pour produire la carte de contours flous ;
3. détection des limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins par fusion des résultats de la classification de la cohérence filtrée et de la carte de contours flous des SL ;
4. régularisation des bords des SL à l'aide d'un filtre médian adaptatif ;

Sur la figure 3a, on montre le synoptique de la méthode proposée, divisé en trois blocs : extraction des informations spatiales dans l'image de cohérence, extraction des informations de localisation dans l'image d'amplitude et fusion des deux sources d'informations.

4.1. Classification de l'image de cohérence

4.1.1. Distinction des types d'occupation du sol : zones d'eau et zones de végétation

Afin de mettre en évidence l'information spatiale des SL à détecter, la classification de l'image de cohérence s'avère nécessaire, là où les SL sont plus visibles, mais avec une moins bonne résolution spatiale. Nous avons utilisé l'algorithme classique k-moyennes floues de (Bezdek *et al.*, 1984) pour produire une image de cohérence avec deux classes (« eau » et « végétations ») dans laquelle la principale identification sera effectuée. La classification floue permet de corroborer des structures connues, mais aussi d'en suggérer des inconnues.

4.1.2. Taux d'identification des deux types d'occupation du sol

Afin de quantifier les résultats obtenus à l'issue de la classification floue (figure 2b), nous avons utilisé l'approche proposée par Le Hégarat-Mascle (1996). On définit le taux d'identification $\tau_{id}(\kappa)$(en pourcentage) d'un type d'occupation du sol κ par l'équation 1 :

$$\tau_{id}(\kappa) = 100 \times \sum_{i=1}^{c} P(l_s = i / k_s = \kappa).P(k_s = \kappa / l_s = i) \quad (1)$$

où c est le nombre de classes considérées (c = 2 dans le cas présent) et l_s l'étiquette du pixel s (représentant la cible à identifier). $P(l_s = 1/k_s = \kappa)$ est la probabilité conditionnelle que le pixel s soit classé dans la classe i sachant qu'il appartient au type d'occupation du sol κ, et $P(k_s = \kappa/l_s = i)$ est la probabilité conditionnelle que le pixel s appartienne au type d'occupation du sol κ sachant que son étiquette est i). Pour calculer les taux d'identification des deux types d'occupation du sol, des zones test dans l'image de cohérence originale filtrée sont choisies et le pourcentage de pixels des classes correspondantes dans l'image classifiée (image d'étiquettes) est évalué et vice-versa, c'est-à-dire que des zones test dans l'image classifiée sont également choisies et le pourcentage de pixels correspondant aux types d'occupation du sol dans l'image originale filtrée est évalué.

4.2. Fusion des mesures du CV et des RML

4.2.1. Définitions des mesures de localisation : CV et RML

Les deux mesures de localisation, *CV* et *RML*, sont calculées à partir de l'une des deux images d'amplitude. Les deux images d'amplitude représentent la même réalité en ce qui concerne l'information de localisation. Pour cette étude, c'est l'image d'amplitude RSO (orbite 23714) du 27/01/1996 qui est utilisée. Le coefficient de variation est défini par :

$$c_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (2)$$

où σ et μ sont respectivement l'écart type et la moyenne des intensités des pixels dans la fenêtre d'estimation. Dans les régions homogènes, le *CV* peut être dérivé du modèle multiplicatif du chatoiement et il est égal à $1/\sqrt{L}$ où L est le nombre de vues moyennées pour former l'image d'intensité RSO. Les valeurs élevées du *CV* révèlent que la fenêtre d'estimation couvre une région hétérogène ou texturée. Le rapport des moyennes locales directionnelles est défini par Touzi *et al*. (1988) :

$$r_{ml} = \min\left(\frac{m_1}{m_2}, \frac{m_2}{m_1}\right) \qquad (3)$$

où m_1 et m_2 sont les moyennes locales de part et d'autre du pixel contour. En pratique, quatre directions sont utilisées pour le calcul des *RML*. Dans notre cas, le *CV* et le *RML* sont des mesures complémentaires. Le *RML* a un meilleur comportement par rapport au *CV* pour des contours situés spatialement dans des zones larges relativement à la taille de la fenêtre d'estimation des moyennes locales, alors que le *CV* est plus sensible pour des contours ayant un faible contraste mais aussi aux SL fines et dont les deux bords sont difficilement détectables par le *RML*. Pour le calcul des mesures du *CV* et des *RML*, la taille de fenêtre 3 × 3 est utilisée pour la grande sensibilité de détection de ces détecteurs. Cette taille de fenêtre 3 × 3 permet de mettre en évidence les contours des structures fines par rapport à une taille de fenêtre plus grande. La figure 4c montre l'image de la mesure du *CV* ; l'image de la mesure de l' attribut directionnel du *RML* est présentée sur la figure 4d pour la direction 0°. Les images de ces mesures ont initialement des valeurs floues appartenant à [0, 1].

4.2.2. Intérêt de la fusion du CV et des RML

Pour bénéficier des contributions du *CV*, d'une part, qui apporte une information sur les contours situés dans des régions faiblement contrastées ou sur les contours pour lesquels les *RML* sont moins sensibles et, d'autre part, celle des *RML* qui apportent une information sur les discontinuités directionnelles des contours, les mesures issues de ces deux attributs sont fusionnées. Cette combinaison de mesures de localisation permet ainsi d'enrichir la carte de contours. Dans le cas présent, la fusion est basée sur la connaissance de l'interprète en s'appuyant sur les informations a priori apportées par les images des figures 4c et 4d. Le fait que les valeurs élevées (pixels sombres sur la figure 4c) du *CV* correspondent aux zones de rupture d'homogénéité (et donc à la présence potentielle d'un contour), est une information imprécise. Il en est de même en ce qui concerne le fait que les valeurs faibles (pixels sombres sur la figure 4d) du *RML* normalisé sont des zones de discontinuités directionnelles. Cette information a priori sur le comportement des distributions de ces deux mesures est exploitée dans un cadre de fusion d'informations. Il est donc évident que l'interprétation de ces deux variables aléatoires est imprécise. Ainsi, l'outil qui doit effectuer la fusion devrait être capable de coder symboliquement cette connaissance. La théorie des ensembles flous fournit des outils pour manipuler ce genre de données par leur interprétation et le raisonnement sous-jacent (Zadeh, 1965 ; Dubois *et al*., 1999).

4.2.3. Représentation linguistique du CV et des RML

Dans l'approche de fusion symbolique utilisée, chaque attribut est décrit par un ensemble de mots. En pratique, plus l'ensemble des mots est grand, plus la description sous-jacente est fine. Pour l'attribut *CV*, l'ensemble des mots retenus est donné par l'équation 4 :

$$\mathcal{L}_{CV} = \{\text{« petit », « grand »}\} \qquad (4)$$

où « petit » et « grand » correspondent respectivement à une petite valeur (absence potentielle de contour) ou à une grande valeur (présence potentielle de contour) du *CV*. Comme pour le *CV*, les attributs issus du *RML* appliqué dans différentes directions sont décrits par un ensemble de mots. Pour ces attributs, l'ensemble des mots retenus pour une direction θ_i est donnée par l'équation 5 :

$$\mathcal{L}_{RML\theta i} = \{\text{« très petit », « petit », « moyen », « grand », « très grand »,}\} \qquad (5)$$

Pour chaque mot, la fonction de degré d'appartenance associée est définie en fonction des évaluations de l'interpréteur. Sur les figures 4a et 4b, on montre la signification des termes correspondant du *CV* et des *RML*. Les supports initiaux et les noyaux des fonctions de degré d'appartenance sont donnés par l'interpréteur. L'attribut RML dépend de l'orientation qui est utilisée pour le calculer. Quatre principales directions sont utilisées : horizontale (0°), verticale (90°) et les deux diagonales (–45° et 45°), c'est-à-dire pour $\theta i \in \{-45°, 0°, 45°, 90°\}$. Nous avons utilisé les formes triangulaires classiques, qui ont généralement un bon comportement descriptif, pour représenter les fonctions d'appartenance. L'affectation des valeurs S_i est flexible en fonction de la dynamique des mesures du *CV* et des *RML*

normalisés issues de l'image d'amplitude, ce qui permet de définir les équations des fonctions d'appartenance. En fonction de l'interprétation faite et des données traitées, elles peuvent être modifiées si nécessaire. Les valeurs du *CV* sont dans l'intervalle [CV_{min}, CV_{max}], correspondant sur la figure 4a à l'intervalle [S1,1]. Elles sont normalisées pour appartenir à l'intervalle [CV_{min}/CV_{max},1] pour des raisons de compatibilité dans des opérations d'agrégation d'attributs. Pour les données traitées, les valeurs des S_i suivantes : $S1 = \frac{CV_{min}}{CV_{max}}$, S2 = 0,2 ; S3 = 0,3 ; S4 = 0,4 et S5 = 0,5 sont utilisées pour le *CV*. Les mesures des *RML* appartiennent à [0,1] et les valeurs retenues sont les suivantes : S6 = 0,25, S7 = 0,5 et S8 = 0,75. Si on prend en compte les quatre directions utilisées, le degré d'appartenance de l'attribut RML s'écrit en un point donné (équation 6) :

$$\underbrace{\mu_{RML} = \begin{bmatrix} \mu_{RML_{-45°}} \\ \mu_{RML_{0°}} \\ \mu_{RML_{45°}} \\ \mu_{RML_{90°}} \end{bmatrix} = \left[\mu_{RML_{\theta_i}}\right], i \in \{-45°, 0°, 45°, 90°\}}_{(6)}$$

Les images des deux mesures (*CV*, *RML*) ont été, d'une part projetées de [0,1] dans [0,255] et, d'autre part, pour des raisons de convenance d'affichage, c'est plutôt $\frac{1}{CV}$ (figure 4c) et $\frac{1}{RML}$ (figure 4d) qui sont utilisées.

4.2.4. Agrégation des attributs CV et RML

Une fois la description linguistique floue des entrées (*CV* et *RML*) établie, il faut alors les combiner pour produire la carte de contours flous. Ainsi, le raisonnement de l'interpréteur est codé dans une base de données comme un ensemble de règles du type « SI–ALORS ». Nous avons identifié trois principales règles permettant de conclure sur un pixel contour donné :

SI CV **EST** grand **ET SI** RML **EST** très petit **ALORS** pixel **EST AFFECTE COMME** contour ;

SI CV **EST** grand **ET SI** RML **EST** petit **ALORS** pixel **EST AFFECTE COMME** contour ;

SI CV **EST** grand **ET SI** RML **EST** moyen **ALORS** pixel **EST AFFECTE COMME** contour.

L'ensemble des mots de sorties (résultat) est égal au nombre de conclusions (contour ou non-contour) (équation 7) :

$$\mathcal{L}_{résultat} = \{\text{« contour »}, \text{« non-contour »}\} \quad (7)$$

De l'équation 6, on déduit une estimation de μ_{RML} pour chaque intervalle [S_i,S_j] (figure 4b) considéré pour les fonctions d'appartenance de l'attribut RML (équation 8) :

$$\hat{\mu_{RML}} = \max\left[\mu_{RML_{\theta_i}}\right], i \in \{-45°, 0°, 45°, 90°\} \quad (8)$$

compte tenu du fait que la mesure du contour avec le RML (normalisation de Touzi *et al.* (1988)) est faible en présence d'un contour (fort degré d'appartenance) et grande en l'absence de contour. Ainsi, c'est l'estimation de l'attribut *RML* : $\hat{\mu_{RML}}$ qui sera combinée à l'attribut *CV*, pour une entrée × donnée.

La représentation floue de l'ensemble des règles est faite par une vue conjonctive symbolique des règles (Dubois *et al.*, 1999). Les règles sont ainsi représentées par une relation R telle que $\mu_R(L_1, L_2, S) = 1$, si la règle est active, et 0 sinon ; S désigne la sortie décrite linguistiquement par l'équation 7. Dans le cas de cette application, les trois règles sur les attributs *CV* et *RML*, qui permettent de détecter les contours à partir des deux attributs, sont représentées par :

$$\mu_R(\text{« grand »}, \text{« très petit »}, \text{« contour »}) = 1 \quad (9)$$

$$\mu_R(\text{« grand »}, \text{« petit »}, \text{« contour »}) = 1 \quad (10)$$

$$\mu_R(\text{« grand »}, \text{« moyen »}, \text{« contour »}) = 1 \quad (11)$$

Les images (au sens fonctionnel) des attributs d'entrée par la relation R sont obtenues au moyen du principe « combinaison-projection » appliqué aux descriptions linguistiques (équation 12) :

$$\mu(S) = {}_{\perp}\forall_{L_1, L_2 \in L_1, L_2} \top(\top(\mu_{CV}(L_1)), \hat{\mu_{RML}}(L_2)), \mu_R(L_1, L_2, S)) \quad (12)$$

où L_i est un mot de l'ensemble $\mathcal{L}_i$.

Dans l'équation 12, la T-norme est un opérateur de combinaison et la ⊥-conorme est un opérateur de projection. La littérature propose plusieurs opérateurs de T et de ⊥ (Bloch, 1996). La T-norme et la ⊥-conorme ci-après ont des propriétés intéressantes (Mauris *et al.*, 1996) et sont utilisées :

- $T(a, b) = a * b$
- $\perp(a, b) = \min(a + b, 1)$

Les résultats obtenus par cette approche sont des classifications linguistiques floues, qui sont ensuite « défuzzifier » pour produire des résultats nets au moyen d'un seuillage par des valeurs de coupe de niveau.

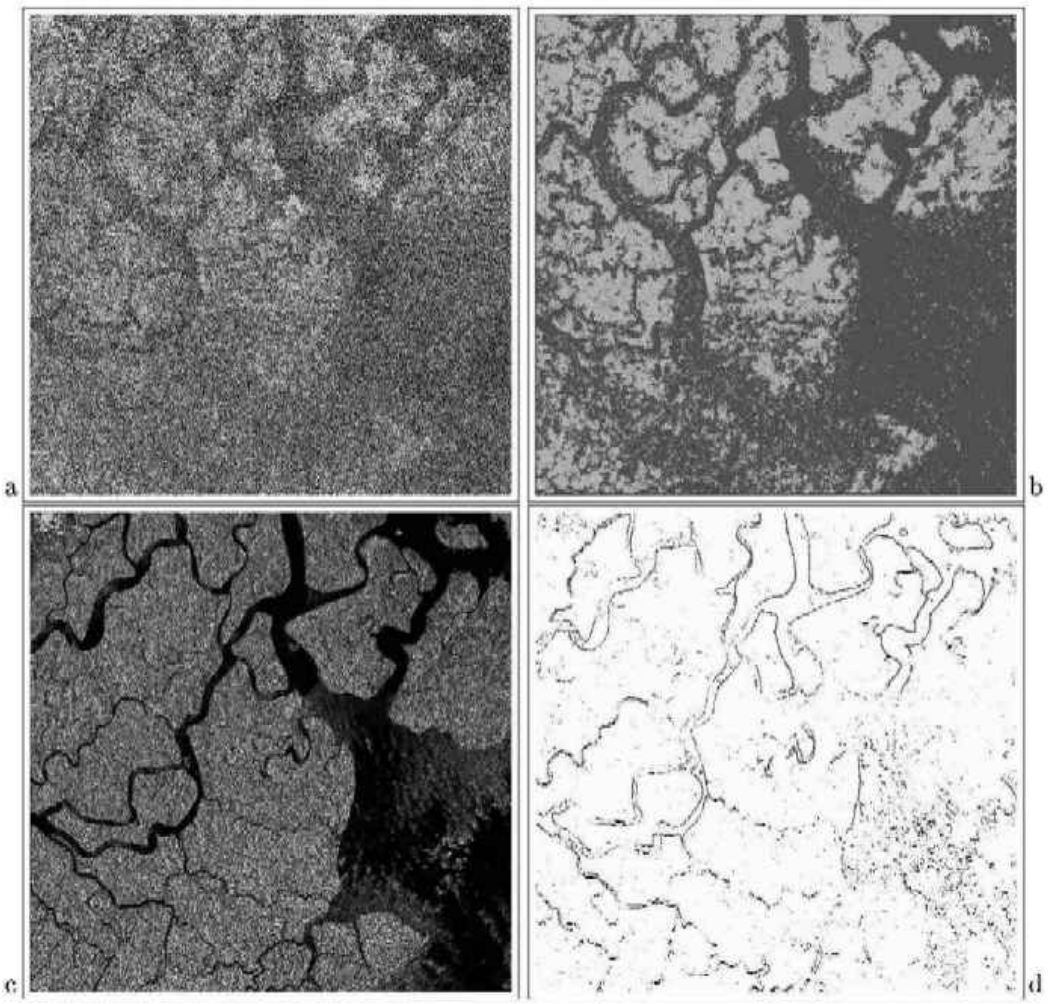


FIGURE 2 Images issues des étapes du traitement de la méthode AFFCA : images originales de cohérence (a) et d'amplitude (c), image de cohérence classifiée avec α-coupe = 0,5 (b) et carte de contours avec β-coupe = 0,1 (d). *Images resulting of CAFFAL method steps (Coherence and Amplitude Fuzzy Fusion ALgorithm) method : original coherence (a) and amplitude (b) images, classified coherence image with α-section = 0,5 (c) and edges map with β-section = 0,1 (d).*

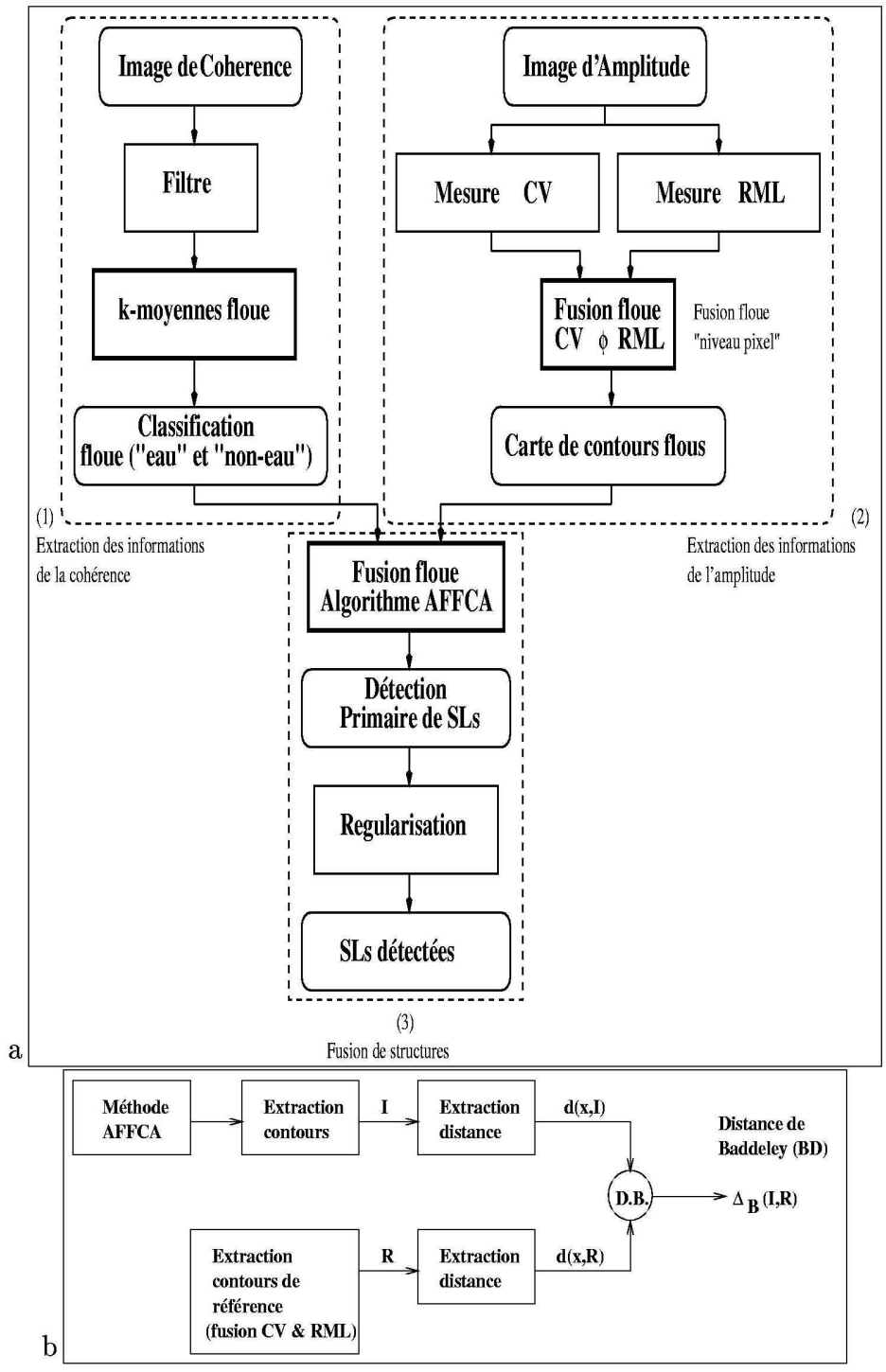
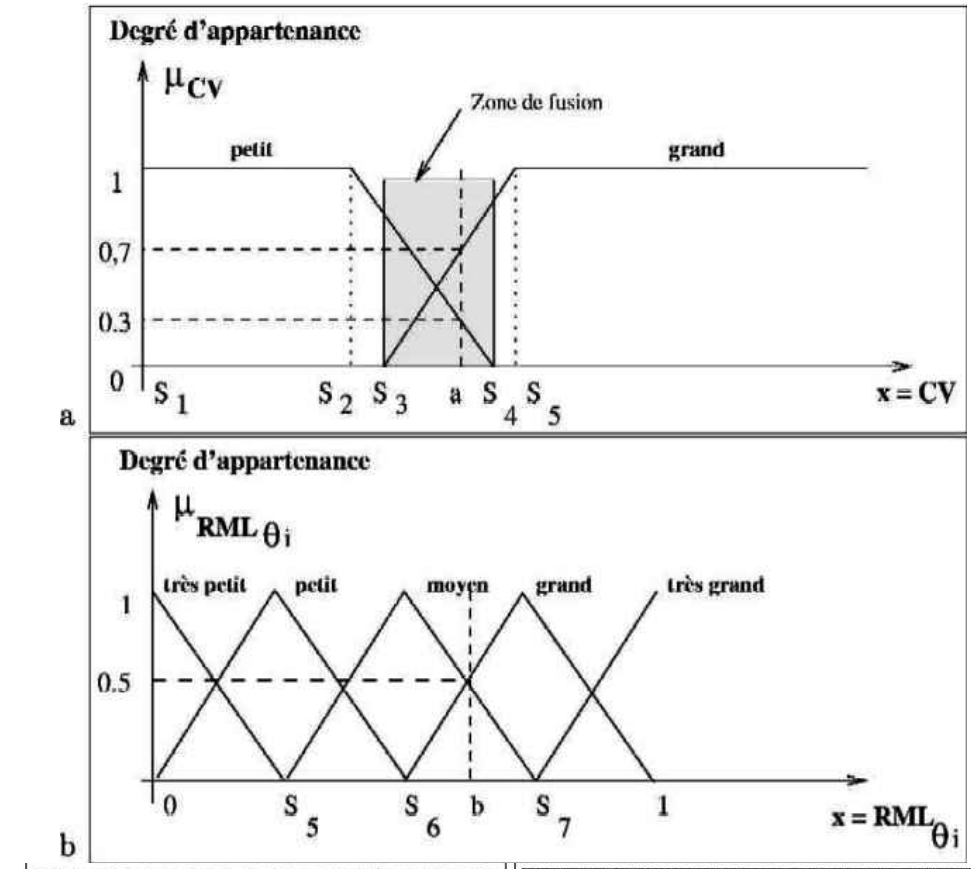


FIGURE 3 Synoptique de la méthode d'extraction des limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins par fusion floue de la cohérence et de l'amplitude et étapes de comparaison pour l'utilisation de la distance de Baddeley. *Mangroves/shorelines and thin internal channels extraction by using fuzzy fusion of coherence and amplitude block diagram and comparison steps for the use of Baddeley distance.*



μ_{CV}, $\mu_{RML\theta i}$: degré d'appartenance du *CV* et du *RML* dans la direction θ_i respectivement.

FIGURE 4 Description linguistique du coefficient de variation (CV) et du rapport des moyennes locales (RML), et images des mesures correspondantes : a) degré d'appartenance du CV (b), degré d'appartenance du RML (c), image mesure CV (d) et image mesure RML pour la direction 0°. Les images de ces différentes mesures ont été d'une part projetées de [0;1] dans [0; 255], et d'autre part, pour des raisons de convenance d'affichage, c'est plutôt 1/*CV* et 1/*RML* qui sont utilisés. *Linguistic description of coefficient of variation (CV) and ratio of local means (RLM), and corresponding measures images : (a) Membership degree of CV (b), membership degree of RLM (c), measure image of CV (d) and measure image RLM for direction 0°. Images of CV and RLM measures have been throwed up from [0;1] to [0;255], and 1/CV and also 1/RML are used for display raisons fitness.*

4.3. Étape de détection

L'information spatiale des chenaux intérieurs fins extraite de l'image de cohérence après classification floue est à fusionner avec l'information de localisation des contours de ces *SL* issue de l'image d'amplitude. Cette localisation de ces *SL* est issue de la fusion floue des mesures du *CV* et des *RML* directionnelles. La méthode de fusion floue proposée est baptisée AFFCA soit Algorithme de Fusion Floue de la Cohérence et de l'Amplitude pour la détection de *SL*.

4.3.1. Méthode AFFCA

L'algorithme proposé est décrit par les notations suivantes :

– i un pixel donné appartenant indifféremment à l'image de cohérence ou à l'image amplitude à la même position spatiale ;

– C_c : l'image de cohérence classifiée floue en deux classes (zones d'eau et zones de végétation) ;

– $CV \phi \hat{}_{RML}$: la carte de contours flous résultant de la fusion floue des mesures du *CV* et des *RML* de l'image d'amplitude (où ϕ désigne l'opérateur de fusion pour la sortie « contour ») ;

– C_{sl}^{α} : l'ensemble des pixels de la classe des SL (zones d'eau) dans l'image de cohérence classifiée floue C_c, avec un degré d'appartenance α ;

– α-coupe : seuil de « défuzzification » pour la classification floue ;

– P_c^{β} : l'ensemble des pixels des paires (ou une partie) des contours des *SL* dans $CV \phi \hat{}_{RML}$, avec un degré d'appartenance β ;

– β-coupe : seuil de « défuzzification » pour la carte de contours flous ;

– D : l'ensemble des quatre orientations de recherche des *SL* (uniquement les orientations horizontale, verticale et les deux diagonales sont utilisées) ;

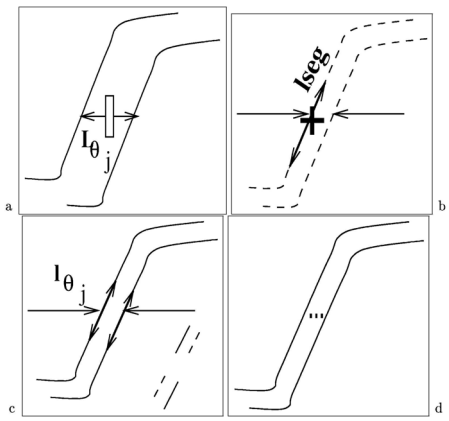
Pour chaque pixel i, si $i \in C_{sl}^{\alpha}$, avec $\alpha > \alpha$-coupe:

1. rechercher, dans les quatre directions de D, la largeur approximative d'une *SL* de $C_{sl}^{\alpha-\text{coupe}}$ dans l'image de cohérence classifiée floue C_c (figure 5a);
2. rechercher 1 (ou les 2) contour(s) sur un segment de longueur lseg de P_c^{β}, avec

$\beta \geq \beta$-coupe, dans la carte de contours flous $CV \phi \hat{}_{RML}$, (figure5b) en réduisant progressivement la largeur précédemment détectée et confirmation de la présence de contours (figure 5c) ;

– si on ne trouve pas de contour, alors vérifier que les pixels du voisinage du pixel couramment traité dans C_c appartiennent à $C_{sl}^{\alpha-\text{coupe}}$ (cas des SL présentes dans l'image de cohérence mais non visibles dans l'image d'amplitude) ;

3. valider les pixels de C_{sl}^{α} ayant $\alpha \geq \alpha$-coupe dans cet alignement directionnel (figure 5d), relativement à la largeur détectée plus haut.



lseg : longueur du segment d'exploration pour la confirmation de la présence d'un contour.

FIGURE 5 Illustration des étapes de détection des SL : (a) Contours issus de la classification floue de la cohérence ; (b) Exploration sur un segment de longueur lseg pour confirmer la présence d'un contour ; (c) Carte des contours flous ; (d) Validation des pixels appartenant à une structure linéaire. *Linear features detection steps illustration : (a) Edges coming from Coherence fuzzy classification ; (b) Exploration on segment length lseg for validation of existant edge ; (c) Fuzzy edges map ; (d) Validation of linear feature pixels.*

4.3.2. Régularisation des bordures des SL

Le résultat de la détection primaire présente quelques fausses alarmes et, surtout, les bordures des SL ne sont pas régulières. Une étape de régularisation de ces bordures est alors nécessaire pour parachever la détection. Ceci est réalisé grâce à un filtre médian adaptatif (Hwang et Haddad, 1995). L'avantage de ce filtre est que la taille de la fenêtre d'analyse et de traitement n'est pas figée : elle s'adapte en fonction du contexte couramment traité.

5. RÉSULTATS EXPERIMENTAUX

Soient κ_1 et κ_2 les deux types d'occupation du sol représentant respectivement les « zones d'eau » et les « zones de végétation », et C_1 et C_2 les deux classes correspondantes respectivement. Les parties gauche et droite du tableau 2 représentent respectivement la répartition (en pourcentage du nombre de pixels du type d'occupation du sol considéré) de κ_1 et κ_2 dans les deux classes et la répartition (en pourcentage du nombre de pixels de la classe considérée) de c1 et c2 dans les deux types d'occupation du sol. On obtient les taux d'identification suivants pour les zones tests utilisées (équation 1) :

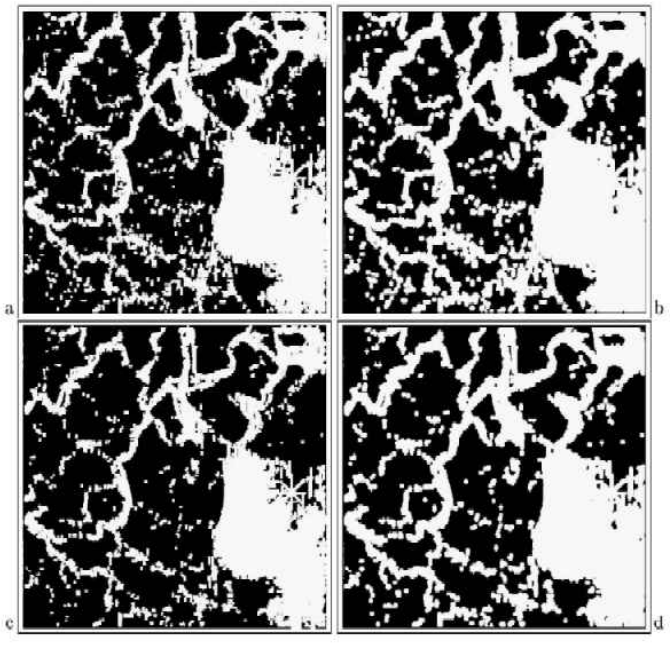
1. « eau » : $\tau_{id}(\kappa_1) = 100 \cdot (0{,}9384 \times 0{,}9729 + 0{,}0033 \times 0{,}0270) = 91{,}3\ \%$;
2. « végétation » : $\tau_{id}(\kappa_2) = 100 \cdot (0{,}0619 \times 0{,}0055 + 0{,}9966 \times 0{,}9944) = 99{,}13\ \%$;

qui signifient que relativement à ces zones tests, le type d'occupation du sol « zones d'eau » pourrait être détecté avec 91,3 % de probabilité, alors que le type d'occupation du sol « zones de végétations » le serait avec 99,13 % de probabilité. Les images des figures 2a et 2b illustrent respectivement l'image originale de la cohérence et l'image de la cohérence classifiée après filtrage. La classe « eau » est sombre alors que la classe mangroves est brillante. Un pixel est affecté à une classe donnée si son degré d'appartenance à cette classe est supérieur à 0 ; 5, ce qui correspond à utiliser une valeur α-coupe = 0,5. Sur la figure 2c, on montre l'image originale d'amplitude. La carte de contours résultant de la fusion floue du *CV* et des RMLs après « défuzzification » est donnée en figure 2d, avec une valeur β-coupe = 0,25. Ces valeurs de seuil ont été retenues à l'issue des tests. La valeur de α-coupe a peu d'influence sur le résultat alors que, pour celle de β-coupe, le nombre de fausses alarmes sur la localisation augmente lorsque sa valeur baisse et le nombre de pixels de localisation baisse lorsque sa valeur augmente. Sur les figures 6a et 6c, on montre les résultats de la détection primaire des SL respectivement pour β-coupe = 0,1 et 0,2 (amplitude), avec une valeur α-coupe = 0,5 (cohérence), après application de l'algorithme « AFFCA » (section 4.3.1). Les figures 6b et 6d illustrent les résultats finaux, respectivement pour les mêmes valeurs β-coupe, après régularisation des bordures des SL avec un filtre médian adaptatif.

Les résultats finaux contiennent certaines SL qui sont plus visibles dans l'image de cohérence et moins dans l'image d'amplitude. L'information de cohérence permet aussi de récupérer la détection des SL dont certaines parties n'apparaissent pas dans l'image d'amplitude. La méthode permet de détecter les SL visibles ayant une largeur de quelques pixels. Pour les SL fines de largeur inférieure 3 pixels, la détection est bruitée.

TABLEAU 2 Répartition des deux types d'ocupation du sol dans les deux classes et des deux classes dans les deux types d'occupation du sol. *Two landscapes use distribution in the two classes and two classes distribution in the two types landscape use.*

	c_1	c_2		κ_1	κ_2
κ_1 (148)	97,29 % (144)	2,70 % (4)	c_1 (146)	93,84 % (137)	6,16 % (9)
κ_2 (179)	0,55 % (1)	99,44 % (179)	c_2 (300)	0,33 % (1)	99,66 % (299)



a) et b) : β-coupe = 0,1 ; c) et d) : β-coupe = 0,2

FIGURE 6 Résultats de la détection primaire et de la détection finale des SL : (a) Image de la détection primaire des SL ; (b) image de la détection primaire après régularisation des bords ; (c) avec α-coupe = 0,5 (cohérence) et β-coupe = 0,1 (amplitude). Image de la détection primaire des SL ; (d) et image de la détection primaire après régularisation des bords avec α-coupe = 0,5 (cohérence) et β-coupe = 0,2 (amplitude). *Primary detection and final detection of linear features results : a) Image of primary detection of linear features ; (b) and image of primary detection after regularization of borders ; (c) with α-section = 0.5 (coherence) and β-section = 0.1 (amplitude). Image of primary detection of linear features ; (d) and image of primary detection after regularization of borders with α-section = 0.5 (coherence) and β-section = 0.2 (amplitude).*

6. ÉVALUATION DES RÉSULTATS

6.1. Définition du critère et choix de l'opérateur d'évaluation

Les résultats obtenus et présentés (figures 6b et 6d) montrent l'utilité d'une évaluation quantitative des performances de la méthode AFFCA. Pour pouvoir évaluer les résultats, il faudrait disposer d'une référence. Compte tenu du fait que les SL sont identifiées par leur forme et donc par leurs contours, nous avons choisi comme référence les contours extraits de l'image d'amplitude et, comme critère de comparaison la variation des détections des bordures des SL et leur élargissement. L'information sur les bordures des SL est donnée par les contours extraits du résultat de la détection finale issue de la méthode AFFCA.

Après avoir choisi un critère d'évaluation, il faut aussi choisir une mesure de distance entre la référence (contours issus de l'image d'amplitude) et le résultat (contours issus de la détection après application de la méthode AFFCA). Soit R l'image de contours de référence, I l'image de contours issue de la méthode AFFCA et Δ l'opérateur de différence.

Cet opérateur devra satisfaire la propriété suivante : lorsque les pixels contours issus d'une image résultat I_1 sont plus proches de la référence R que ceux issus d'une image résultat I_2, alors : $\Delta(R, I_1) < \Delta(R, I_2)$.

Comme opérateur de différence, nous avons utilisé la distance de Baddeley (1992). Cette distance est une mesure numérique de la divergence entre deux images binaires. Elle a été proposée pour étudier les performances des algorithmes en traitement d'images tels que la détection des contours en vision par ordinateur, la classification ou la segmentation.

Cette erreur métrique est définie comme une moyenne de différences d'ordre p entre deux images. La formulation générale de la distance de Baddeley est donnée par :

$$\Delta_B(I,R) = \left[\frac{1}{n(R)} \sum_{x \in X} \left| d(x,I) - d(x,R) \right|^p \right]^{\frac{1}{p}} \qquad (13)$$

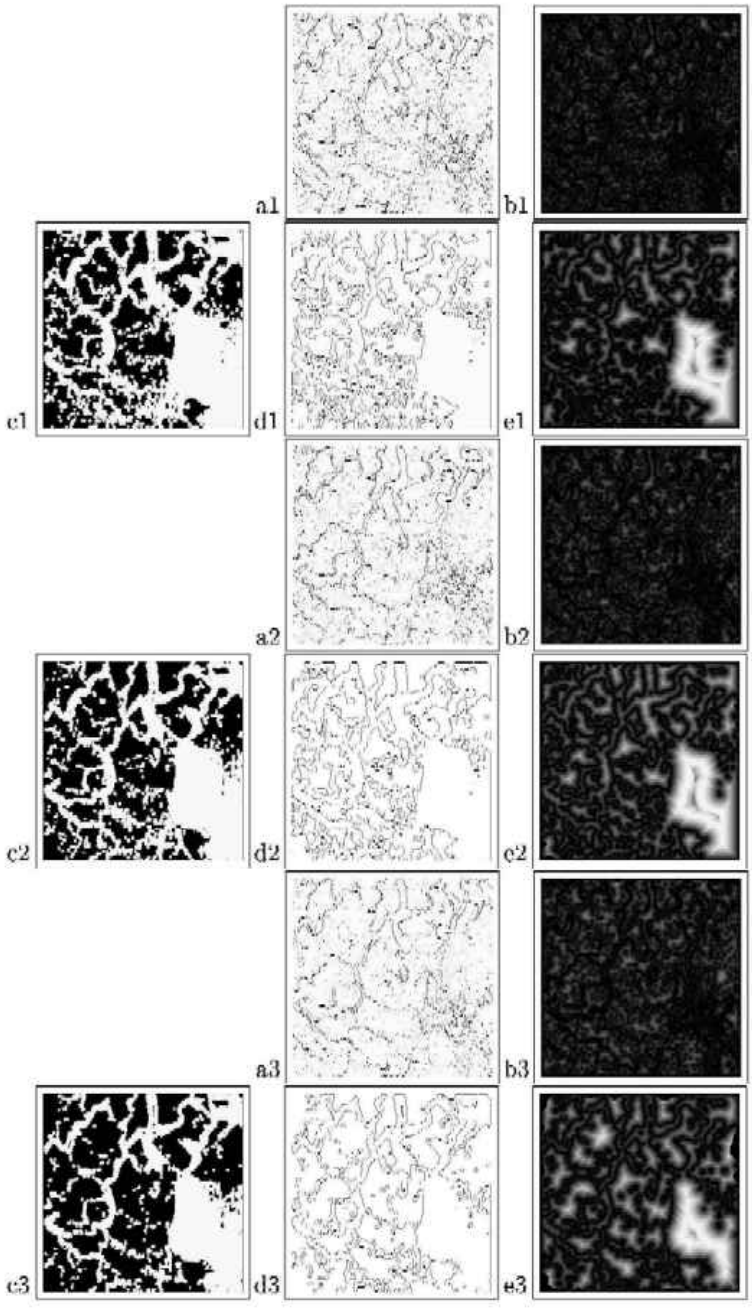
où I est l'image à comparer avec R qui est l'image (binaire) de contours de référence ; d(x,I) et d(x,R) sont, respectivement, les distances entre le pixel x et le contour le plus proche dans les images I et R. Enfin, n(I) = n(R) est le nombre de pixels dans l'image I ou dans l'image R. La distance entre deux images binaires doit satisfaire la propriété évoquée plus haut, pour être validée dans la présente application. Les variations de contours des bordures des SL, créent de petites différences de distances qui génèrent de petits accroissements de la distance de Baddeley.

6.2. Tests expérimentaux

Cette section est consacrée aux illustrations issues de l'évaluation des résultats avec la distance de Baddeley. Pour calculer cette distance, plusieurs étapes sont nécessaires, comme on le montre sur la figure 3b. La première consiste à extraire les contours de référence des SL issus de l'image d'amplitude (fusion des mesures CV et RML) et ceux issus du résultat de l'identification des SL avec la méthode AFFCA. Ensuite, les images de distance sont calculées, respectivement pour l'image des contours de référence et celle issue de la méthode AFFCA. Chaque pixel dans les images de distance prend pour valeur la distance le séparant du pixel de contour le plus proche. Enfin, la moyenne arithmétique des différences entre les pixels correspondant aux deux images de distance donne accès à une évaluation quantitative du résultat relativement à l'image de contours de référence. On choisit le paramètre p égal à 2 pour les tests réalisés.

Les images de distance (figures 7b1, 7e1, 7b2, 7e2, 7b3, 7e3) doivent être interprétées de la manière suivante : les régions claires correspondent aux pixels éloignés des contours alors que les régions sombres correspondent aux pixels proches des contours. Sur les figures 7a1 et 7d1, avec une valeur β-coupe = 0,05, on observe une variation entre les contours de référence issus de l'image d'amplitude et ceux issus de la méthode AFFCA; cette variation (élargissement des SL) fluctue pour les figures 7a2, et 7d2 (pour β-coupe = 0,1) et pour 7a3 et 7d3 (β-coupe = 0,2). Ces différentes variations sont quantifiées par la distance de Baddeley : soit $\Delta B = 20{,}92$ dans le premier cas, $\Delta B = 21{,}47$ dans le second et $\Delta B = 17{,}47$ pour le dernier. Sur les figures 7b2, 7e2, et 7b3, 7e3, on montre les images de distance respectivement pour les contours de référence et pour ceux issus de la méthode AFFCA, pour une valeur de coupe-β = 0,1 (figure 7a2) et β = 0,2 (figure 7a3).

Les différents tests d'expérimentation montrent que la distance de Baddeley est sensible aux variations des contours des bordures des SL et permet ainsi de quantifier ces dispersions. À travers les trois cas de tests (β-coupe = 0,05 ; 0,1 ; 0,2), on peut conclure que ΔB a tendance globalement à diminuer lorsque β-coupe augmente. Or, lorsque β-coupe augmente, on détecte moins les structures linéaires fines. Il faudrait donc trouver un compromis qui permette de ne pas pénaliser la capacité de détection des structures linéaires fines, mais également obtenir un résultat proche de la référence choisie.



a1 à e1 : β-coupe = 0,05 ; Δ_B = 20,92 - a2 à e2 : β-coupe = 0,1 ; Δ_B = 21,47 - a3 à e3 : β-coupe = 0,2 ; Δ_B = 17,47

FIGURE 7 Résultats des tests sur les variations de contours des borbures des SL avec la distance de Baddeley : ΔB = 20,92 pour (a1) à (e1) ; ΔB = 21,47 pour (a2) à (e2) et ΔB = 17.47 pour (a3) à (e3). *Tests results on linear features bordering edges variation with Baddeley distance : ΔB = 20.92 for (a1) to (e1) ; ΔB = 21,47 for (a2) to (e2) and ΔB = 17,47 for (a3) to (e3).*

7. DISCUSSION ET CONCLUSION

Une nouvelle méthode d'extraction de SL fines, appliquée à la détection des limites mangroves/mer et des chenaux intérieurs fins dans les images interférométriques RSO de ERS, a été proposée. La méthode fusionne les informations spatiales et de localisation des SL issues de la cohérence et de l'amplitude respectivement. Dans notre cas, l'extraction de SL fines à partir de l'image d'amplitude s'avérait difficile, en particulier les chenaux fins considérés étaient partiellement masqués par la végétation.

L'intérêt de la fusion ici est d'exploiter la complémentarité des données utilisées pour l'extraction des informations géographiques pertinentes. Le rôle de la carte de contours issue de la fusion des contributions des mesures du CV et des RML est de guider le processus détection. Les bordures des SL obtenues lors de la détection primaire ne sont pas régulières du fait de l'insuffisance de discrétisation des orientations utilisées dans la détection et, en outre, du fait de la localisation approximative de ces SL dans l'image de cohérence : image sur laquelle s'appuie en premier l'identification. Une régularisation des bordures s'est alors avérée nécessaire. La méthode proposée donne des résultats prometteurs. L'originalité de cette méthode, comparativement aux approches classiques de fusion d'informations (Pohl and Van Genderen, 1998 ; Valet *et al.*, 2000), tient à ce que le schéma de la fusion cohérence-amplitude s'apparente au comportement d'un photointerprète qui utilise en premier l'image de cohérence pour une détection principale où les SL sont plus visibles et ensuite l'amplitude pour améliorer la précision des résultats. Un autre intérêt de la méthode est qu'elle exploite l'information a priori fournie d'une part par la photointerprétation des données et, d'autre part, celle issue des mesures de localisation pour permettre leur fusion. La coopération entre un système de fusion symbolique et la géophysique est ainsi mise en valeur.

Relativement aux résultats obtenus, cette méthode peut être proposée dans certains cas favorables (exploitation de l'image de cohérence) comme un outil complémentaire pour la détection de SL dans les images RSO.

Une évaluation quantitative des résultats obtenus a été faite, en choisissant comme référence les contours issus de l'image d'amplitude. La distance de Baddeley a été utilisée à cet effet. Cet opérateur, basé sur la distance entre chaque pixel et le contour le plus proche a permis de quantifier les variations (élargissement) des contours des bordures des SL issus de la méthode AFFCA. Cette évaluation s'est faite sur différents exemples en fonction de la sensibilité de la détection donnée par les valeurs de β-coupe. Les travaux futurs vont concerner le calibrage de la distance de Baddeley, ce qui permettra d'étudier, d'une part, le comportement asymptotique de ΔB en fonction de β-coupe et, d'autre part, à l'utilisateur de fixer les bornes d'acceptabilité du résultat obtenu au moyen des valeurs de ΔB. L'ajustement des paramètres (base des règles, définition d'autres mesures de localisation, *etc.*) du système de fusion pourra également améliorer la robustesse de la méthode.

8. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient le groupe de recherche Information, Simulation, Image et viSion (ISIS) de Paris, le programme national de télédétection spatiale (PNTS) de France et le Centre d'étude géographique national (CEGN) de France pour avoir encouragé ce projet et l'Agence spatiale européenne (ASE) pour la fourniture des images. Les remerciements s'adressent aussi aux lecteurs pour leurs précieuses remarques et suggestions.

Références

Baddeley, A.J. (1992) An error metric for binary images, In W. Förstner and S. Ruwiedel, (réd.), Robust computer vision Karlsruhe, Wichmann, p. 59-78.

Baltzer, F., Rudant, J.-P. et Tonyé, E. (1995) Applications de la télédétection microonde en bande C (aéroporté ESAR et satellitaire ERS1) à la cartographie des mangroves de la région de Douala (Cameroun). Proceedings of the second ERS Applications Workshop, december 6-8, 1995, ESA SP-383, London, p. 455-462.

Bezdek, J.-C., Ehrlich, R. and Full, W. (1984) "FCM" : the fuzzy c-means algorithm. Computer and Geoscience, vol. 10, n° 2-3, p. 191-203.

Bloch, I. (1996) Information Combination Operators for Data Fusion : A Comparative Review with Classi_cation. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 26, n° 1, p. 52-67.

Dubois, D., Foulloy, S., Galichet, S. and Prade, H. (1999) Computing with words. In L.A. Zadeh (réd.) Information/Intelligent Systems 1, Chapter Performing approximate reasoning with words. Springer Verlag, New York, p. 24-49.

Hellwich, O. (1998) Fusion of SAR intensity and coherence data in markov random field model for line extraction. Proceedings of IEEE, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 6-10, 1998, Seattle, p. 165-167.

Hoekman, D.-H. and Varekamp, C. (2001) Observation of Tropical Rain Forest Trees by Airborne High-Resolution Interferometric Radar. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, no 3, p. 584-594.

Hwang, H. and Haddad, R.A. (1995) Adaptative median filters : new algorithms and results. IEEE Transaction on Image Processing, vol. 4., n° 4, p. 499-502.

Lee, H. and Liu, J.-G. (2001) Analysis of Topographic Decorrelation in SAR Interferometry Using Ratio Coherence Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, n° 2, p. 223-232.

Le Hégarat-Mascle, S. (1996) Classification non supervisée d'images SAR Polarimétriques. Thèse de doctorat, Ecole

nationale supérieure des télécommunications, Paris, n° ENST 96E024, 204 p.

Mauris, G., Benoit, E. and Foulloy, L. (1996) The aggregation of complementary information via fuzzy sensors. Journal of the International Measurement Confederation, vol. 4, n° 17, p. 235-249.

Pohl, C. and Van Genderen, J.-L. (1998) Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications. International Journal of Remote Sensing, vol. 19, n° 5, p. 823-854.

Rudant, J.-P., Baltzer, F., Tupin, F., Abata, T., Amougou Akoa, Ndongo, D., Akono, A. et Tonyé, E. (1997) Distinction entre formations végétales littorales et continentales dans leur rapport avec la géomorphologie : intérêt des images ERS1. Proceedings of 3rd ERS Symposium on Space at the service of our Environment, March 17-21, 1997, Florence, p. 1069-1073.

Strozzi, T., Dammert, B.-G., Wegmüller, U., Martinez, J.-M., Askne, J.-I.-H., Beaudoin, A. and Hallikainen, M.-T. (2000) Landuse Mapping with ERS SAR Interferometry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, n° 2, p. 766-774.

Touzi, R., Lopes, A. and Bousquet, P. (1988) A Statistical and Geometrical edge detector for SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 26, n° 6, p. 764-773.

Trouvé, E., Nicolas, J.-M. and Maître, H. (1998 Improving Phase Unwrapping Techniques by the Use of Local Frequency Estimates. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 36, n° 6, p. 1963-1972.

Tupin, F. (1997) Reconnaissance des formes et analyse de scènes en imagerie radar à ouverture synthétique. Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications, Paris, n° ENST 97EO16, 282 p.

Valet, L., Mauris, G. and Bolon, Ph. (2000) A statistical overview of recent literature in information fusion. Proceedings of 3rd International Conference on Information Fusion FUSION'2000, July 10-13, 2000, Paris, p. 322-329.

Wegmüller, U., Strozzi, T., Farr, T. and Werner, C.-L. (2000) Arid Land Surface Characterization with Repeat-Pass SAR Interferometry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, n° 2, p. 776-781.

Wegmüller, U. andWerner, C. (1995a) SAR interferometric signatures of forest. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 33, p. 1153-1161.

Wegmüller, U. and Werner, C. (1995b) Farmland monitoring with SAR interferometry. Proceedings of IEEE, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 10-14, 1995, Florence, p. 544-546.

Wegmüller, U. and Werner, C. (1997) Retrieval of Vegetation Parameters with SAR Interferometry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, n° 1, p. 18-24.

Zadeh, L.-A. (1965) Fuzzy sets. Information and Control, vol. 8, p. 338-353.