

Détection de structures linéaires sur des images ROS

Linear Feature Detection on SAR Images

par Florence TUPIN, Christophe GOUINAUD, Henri MAÎTRE, Jean-Pierre CRETTEZ et Jean-Marie NICOLAS

Département Images
École Nationale Supérieure des Télécommunications
46 rue Barrault, 75634 Paris Cedex 13
e-mail :tupin@ima.enst.fr

résumé et mots clés

Dans l'objectif d'établir une méthode de détection semi-automatique du réseau routier sur des images radar, des détecteurs de lignes sont développés. Ils ont pour but d'extraire des structures linéaires de l'image, qui seront ensuite considérées comme des segments « candidats routes ». Deux détecteurs de lignes prenant en compte les statistiques du speckle sont proposés, et une étude détaillée de leurs comportements et du comportement de leur fusion (probabilités de détection et de fausse alarme) est réalisée. L'un de ces détecteurs est fondé sur un détecteur de contours largement utilisé en imagerie radar, et l'autre plus original sur un filtrage adapté. La détection de lignes est finalement réalisée par la fusion des réponses de ces deux détecteurs.

Radar à Ouverture Synthétique, Détection de lignes, Télédétection.

abstract and key words

We aim at defining an automatic or semi-automatic method for the extraction of road network in radar images. To realize the low level detection, line detectors are proposed. They extract linear features which become candidates for road segments. Two local structure detectors are developed taking into account the speckle phenomenon, and an extensive study of their behaviour as well as the behaviour of the fusion of their responses is made (theoretical detection and false alarm probabilities are evaluated and computed on real images). One of this detector is based on an edge detector widely used in coherent imagery, and the second one is based on a specific adapted filtering. The line detection is eventually made by the fusion of both detector responses.

Synthetic Aperture Radar, Line detection, Remote Sensing.

1. introduction

L'avènement de plusieurs radars satellitaires à haute résolution (ERS-1 et -2, JERS-1, RADARSAT) a suscité un vif intérêt dans l'imagerie du radar à vision latérale¹. Bien sûr, sa capacité à fournir des informations sur le sol par tout temps est la qualité première recherchée par ses utilisateurs, mais d'autres avantages sont aussi très appréciés : sa forte sensibilité aux effets de relief, une certaine capacité à pénétrer les couverts de végétation, une réponse marquée aux constructions artificielles, une bonne sensibilité à la teneur en eau des sols sont les principaux. Pour ces raisons l'imagerie radar prend une place reconnue à côté des im-

ages du domaine visible, comme celles issues de SPOT et LANDSAT, pour les applications les plus variées de la télédétection.

Il est naturel alors d'essayer de reproduire, sur des images radar, les travaux de détection accomplis sur les images des satellites d'observation dans le domaine visible, par exemple le satellite SPOT. Parmi ceux-ci, la détection du réseau routier tient une place particulière pour la variété de ses applications (navigation automatique, recalage d'images multi-sources, mise à jour de cartes...). Dans le domaine visible, de nombreuses techniques ont été développées pour permettre son extraction automatique ou quasi-automatique sur les images satellitaires à haute résolution [1] [2] [3] et aériennes [4] [5] [6] [7]. Dans le domaine des micro-ondes, très peu de travaux ont été publiés sur ce thème en raison de la difficulté de la tâche. Par exemple Welch et Ehlers [8] ont utilisé conjointement des images LANDSAT-5 et SIR-B pour la détection d'éléments cartographiques, mais l'apport de l'image

1. Il s'agit de radars à ouverture synthétique notés ROS.

radar était jugé faible, et les outils (filtre médian et détecteur de contours de Sobel) inadaptés. De nombreux auteurs ont également utilisé la transformation de Hough pour la détection de segments de droite sur les images radar [9] [10] [11] [12] [13]. Néanmoins l'application d'une telle méthode reste limitée.

Il nous est donc apparu nécessaire de développer des méthodes spécifiques à l'imagerie radar, tenant compte en particulier de la granularité des images radar (chatolement ou speckle).

Nous nous proposons ici de détecter le réseau routier sur des images PRI (produit Precision Image) obtenues par le radar satellitaire ERS-1 de résolution 12,5 m. Les zones considérées sont des paysages européens au relief modéré, d'aspect structuré, avec une forte présence du parcellaire. Nous nous sommes limités à la détection du réseau fin, c'est-à-dire d'une épaisseur variant de 1 à 3 pixels, ce qui correspond à des routes dont l'emprise totale est inférieure à 40 m.

Notre méthode comporte 2 grandes étapes :

- une première phase locale constituée de 2 détecteurs de lignes proposant chacun une mesure d'appartenance à une structure linéaire;
- une deuxième phase globale travaillant sur les segments et accomplissant l'opération de suivi.

Cet article décrit la première phase locale, et fait une étude des deux détecteurs de lignes utilisés, ainsi que de leur fusion. La seconde phase de la méthode qui s'inscrit dans un cadre markovien pour réaliser la connection des segments détectés est actuellement soumise à publication [14].

2. le réseau routier en imagerie ROS

La résolution des images ERS-1 étant insuffisante pour tenir compte d'autres informations (nature du revêtement, présence de plusieurs voies), comme il a été fait par exemple dans [4], les traitements de bas-niveau que nous présentons ici ont pour but la seule détection de structures linéaires contrastées.

Les images ERS1 sont le résultat de la rétrodiffusion d'une onde électromagnétique cohérente, ce qui induit, comme pour tout système radar, une structure d'image bruitée par le chatolement. Dans l'hypothèse d'un chatolement totalement développé [15], une cellule de résolution pourra être considérée comme constituée d'un nombre fini de diffuseurs élémentaires, chacun réagissant individuellement comme une cible ponctuelle. Le signal résultant pour la cellule de résolution est alors la somme cohérente des différents signaux des réflecteurs élémentaires. Cette sommation peut avoir lieu de façon destructive ou constructive. Il en résulte, pour des pixels de même nature physique, donc de coefficient de rétrodiffusion σ_0 constant, une très grande variabilité radiométrique.

Compte tenu de la longueur d'onde du radar d'ERS-1 (5,6 cm) le revêtement des routes peut être considéré comme lisse et le signal est donc rétro-diffusé selon les lois de Descartes. Dès lors, deux cas de figures sont possibles. Le plus souvent, le signal étant totalement réfléchi suivant la composante spéculaire sans que d'autres réflexions se produisent, les routes apparaissent comme un minimum radiométrique. Parfois l'onde est fortement réfléchie par des éléments de l'environnement immédiat de la route (talus, glissières, haies) et dans certains cas d'orientation le signal est rétro-diffusé vers le capteur, les routes apparaissant alors très brillantes. Nous nous sommes attachés à la détection des seules portions de routes sombres, en laissant le soin aux processus de plus haut niveau de les connecter [14].

Les différentes techniques traditionnellement utilisées pour la détection des structures linéaires ([16], [5], [17], [18], [19]) sont mises en échec sur les images radar. Elles sont en effet, dans leur grande majorité, fondées sur des différences de moyennes entre zones. Or le défaut principal de ces opérateurs sur les images ROS est d'avoir un comportement différent suivant la radiométrie moyenne de la zone. Touzi, Lopes et Bousquet [20] ont montré de façon théorique et vérifié expérimentalement que, sur des images soumises au chatolement, le taux de fausses alarmes de ces opérateurs augmente avec la radiométrie moyenne de la zone.

Nous proposons donc dans la suite deux détecteurs de lignes dédiés aux images de chatolement, ainsi que le détecteur constitué par leur fusion. Le premier, que nous noterons D1, est fondé sur le détecteur de contours « rapport » [20], largement utilisé en imagerie cohérente. Le second, noté D2, est fondé sur le coefficient de corrélation centré et normalisé entre deux populations statistiques. La détection des lignes proprement dite est alors réalisée par la fusion des réponses de D1 et D2 par un opérateur approprié. Puisque sous certaines conditions la statistique du chatolement est bien modélisée, nous étudierons ces deux détecteurs et leur fusion au travers de leurs probabilités de détection et de fausse alarme, avant de comparer leurs performances.

3. le détecteur de lignes D1

3.1. définition

Une solution pour s'affranchir du problème de chatolement associé à l'imagerie cohérente, consiste à considérer non plus la différence des valeurs radiométriques, mais leur rapport [21]. Ainsi en imagerie ROS l'usage du rapport entre radiométries moyennes de deux zones est l'équivalent d'un gradient généralisé en imagerie optique.

Partant de ce principe, Touzi, Lopes et Bousquet [20] ont obtenu un détecteur de contours à probabilité de fausse alarme constante

pour un seuil de décision donné, c'est-à-dire un détecteur dont le taux de détection pour un rapport de contraste c fixé, est constant, quelle que soit la radiométrie moyenne. Par ailleurs, ils ont montré que les seuils de décision peuvent être déduits du nombre de vues L , de la taille de la fenêtre de traitement utilisée, et de la probabilité de détection pour un rapport de contraste c fixé.

Nous considérons dans cette étude des images radar en amplitudes. Notons $a \exp i\phi$ le signal complexe reçu par le capteur; nous définissons alors l'intensité $I = |a|^2$, et l'amplitude $A = \sqrt{I}$. Ces amplitudes peuvent avoir été moyennées (cas d'une image L -vues), en divisant la bande spectrale disponible ou en effectuant un moyennage spatial. C'est le cas par exemple des produits ERS-1 PRI qui sont des images 3-vues, d'espacement inter-pixels de 12,5m.

En notant A_s l'amplitude en un site s , la moyenne radiométrique empirique \overline{A}_i d'une région i constituée de n_i pixels est :

$$\overline{A}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{s \in i} A_s$$

Notre détecteur de lignes D1 est obtenu en couplant deux détecteurs de contours « rapport » de part et d'autre d'une région centrale (fig.1). L'indice 1 fera référence à cette zone centrale, et les indices 2 et 3 aux régions adjacentes. Nous définissons la réponse d'un détecteur de contours entre les régions i et j par r_{ij} :

$$r_{ij} = 1 - \min\left(\frac{\overline{A}_i}{\overline{A}_j}, \frac{\overline{A}_j}{\overline{A}_i}\right) \quad (1)$$

et la réponse à une structure linéaire par r :

$$r = \min(r_{12}, r_{13})$$

Ainsi r est la plus faible réponse des détecteurs de contours de part et d'autre de la structure linéaire. Un pixel est considéré comme appartenant à une ligne si sa réponse r est suffisante (plus grande qu'un seuil r_{min} choisi a priori).

Pour étudier le comportement du détecteur, les probabilités de fausse alarme et de détection sont estimées, sous les hypothèses suivantes qui correspondent au speckle « totalement développé » [15] :

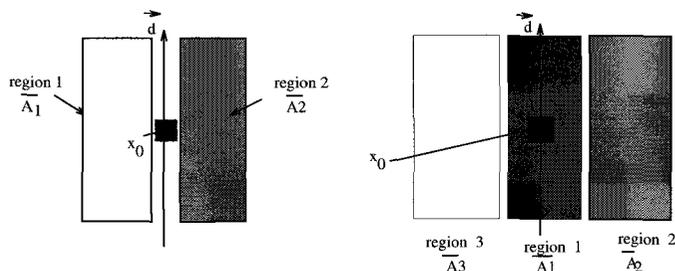


Figure 1. – Masques pour la détection de contours (à gauche) et de lignes (à droite).

- indépendance entre l'amplitude et la phase de chaque réflecteur élémentaire,
- indépendances entre les amplitudes et les phases de tous les réflecteurs élémentaires de la cellule de résolution,
- phases uniformément distribuées sur $[-\pi, \pi]$.

Ces propriétés statistiques correspondent à celles d'une surface rugueuse par rapport à la longueur d'onde. La largeur apparente d'une route sur l'image n'étant pas connue avec précision, plusieurs largeurs seront testées pour la zone centrale (largeurs de 1 à 3 pixels, correspondant à des structures de 12 à 40 m environ). Ainsi, si nous considérons \mathcal{N}_d directions $\vec{d}_k, k \in \{0, \dots, \mathcal{N}_d\}$ pour le détecteur de lignes, $3\mathcal{N}_d$ réponses seront calculées. Mais analysons d'abord la réponse de D1 dans une seule direction. Dans toute la suite nous notons $f_x(t|p_1, \dots, p_k)$ la densité de probabilité (dpp) d'une variable aléatoire x pour la valeur t et les valeurs des paramètres p_1, \dots, p_k . La fonction de répartition est notée $\Phi_x(t|p_1, \dots, p_k)$. Sous les hypothèses précédentes, en notant Γ la fonction Gamma [Abra-72], et suivant les calculs de [23] et [24], nous obtenons la densité de probabilité f_A de l'amplitude pour une région homogène d'intensité moyenne $\langle I \rangle$ et L vues :

$$f_A(t|\langle I \rangle) = \frac{2L^L}{\Gamma(L)\langle I \rangle^L} t^{2L-1} e^{-\frac{L t^2}{\langle I \rangle}} \quad (2)$$

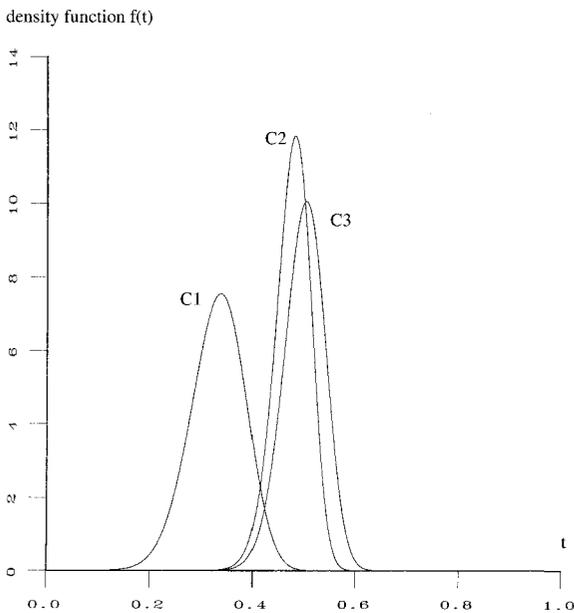
Cette expression n'est valable que dans le cas d'une zone physiquement homogène. La prise en compte de la présence d'une texture se modélise généralement par une distribution K [25] [26] faisant intervenir un autre paramètre (et non pas seulement $\langle I \rangle$). Néanmoins, les études théoriques évaluant les performances de détecteurs supposent presque toujours le modèle sans texture (hormis le chatoiement) [20] [27] [28], ce qui limite considérablement le nombre de cas à envisager. Par ailleurs, comme nous recherchons des structures linéaires, il est difficile d'utiliser des fenêtres de grandes tailles, nécessaires pour l'estimation des paramètres de texture [29]. Nous nous placerons donc ici sous l'hypothèse simplificatrice de régions homogènes dont l'amplitude suit une loi Gamma. Considérant r_{ij} et r comme des variables aléatoires et en notant c_i le contraste radiométrique exact entre la région 1 et i ($c_i = \sqrt{\frac{\langle I_1 \rangle}{\langle I_i \rangle}}$), nous obtenons la densité de probabilité de la réponse du détecteur de lignes D1 (cf. annexe I) :

$$f_r(t|c_2, c_3) = \frac{4\Gamma((n_1 + n_2)L)\Gamma((n_1 + n_3)L)}{\Gamma(n_1L)^2\Gamma(n_2L)\Gamma(n_3L)} \times n_1^{2n_1L} n_2^{n_2L} n_3^{n_3L} \times [g(t|c_2) \int_t^1 g(x|c_3) dx + g(t|c_3) \int_t^1 g(x|c_2) dx] \quad (3)$$

où

$$g(x|c_i) = \frac{c_i^{2n_i L} (1-x)^{2n_i L-1}}{\left((1-x)^{2n_1} + n_i c_i^2 \right)^{L(n_1+n_i)}} + \frac{\left(\frac{1}{c_i^2} \right)^{n_1 L} (1-x)^{2n_i L-1}}{\left((1-x)^{2n_i} + \frac{n_1}{c_i^2} \right)^{L(n_1+n_i)}} \quad (4)$$

Comme cette expression ne dépend que des contrastes c_2 et c_3 entre la zone centrale et les 2 zones adjacentes, ce détecteur a une probabilité de fausse alarme constante indépendante de la radiométrie d'une région. Des exemples de $f_r(t|c_2, c_3)$ sont présentés (fig.2) pour différents couples (c_2, c_3) . La réponse du détecteur varie de 0 pour des contrastes nuls, à 1 pour des contrastes infinis. Les courbes C_2 et C_3 obtenues pour la même valeur de c_2 , montrent dans quelle mesure les 2 bords s'influencent.



Densités de probabilité pour différents contrastes : C_1 pour $c_2 = 2, c_3 = 1, 5$; C_2 pour $c_2 = c_3 = 2$; C_3 pour $c_2 = 2, c_3 = 4$ (avec $L = 3, n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22$, i.e. un masque de longueur 11 pixels, de largeur 7, et une zone centrale d'épaisseur 3).

Figure 2. – Densités de probabilité de D1.

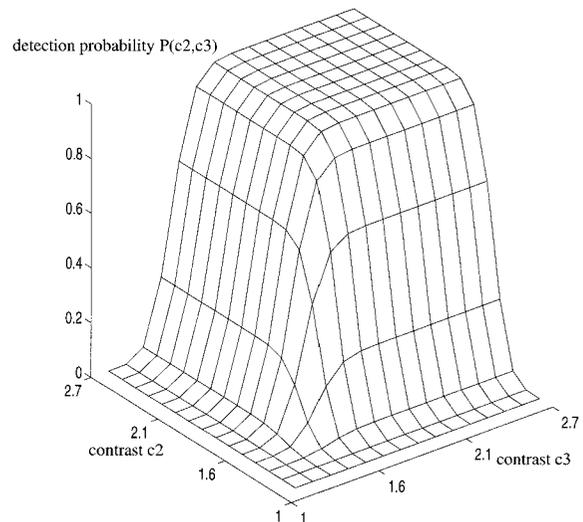
3.2. probabilités de détection et de fausse alarme

La probabilité de détection s'obtient pour un seuil r_{min} donné par :

$$P_d(r_{min}, c_2, c_3) = \int_{r_{min}}^1 f_r(t|c_2, c_3) dt$$

La surface de la figure 3 montre cette probabilité en fonction des contrastes c_2 et c_3 . On s'aperçoit que pour avoir une probabilité de détection de 90%, il faut un bon contraste de part et d'autre de la structure (pratiquement d'au moins 2 dB en amplitude). Bien sûr la probabilité de détection augmente lorsque le seuil de décision r_{min} diminue. Parallèlement, étudions la probabilité de fausse alarme du détecteur. Deux cas peuvent se présenter : la détection d'une structure linéaire sur une zone homogène ($c_2 = c_3 = 1$), ou la détection d'une ligne alors qu'il ne s'agit que d'un contour ($c_2 = 1$ et $c_3 = c$, ou $c_2 = 1$ et $c_3 = 1$). Dans ces deux cas nous pouvons écrire :

$$P_\phi(r_{min}, c) = P_d(r_{min}, 1, c) = P_d(r_{min}, c, 1) = \int_{r_{min}}^1 f_r(t|1, c) dt \quad (5)$$

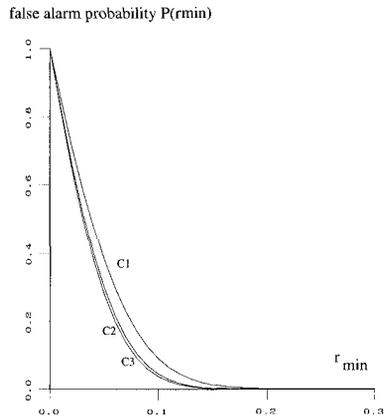


Probabilité de détection en fonction des contrastes c_2 et c_3 de part et d'autre de la structure pour un seuil $r_{min} = 0.3$ et des fenêtres de tailles $n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22$

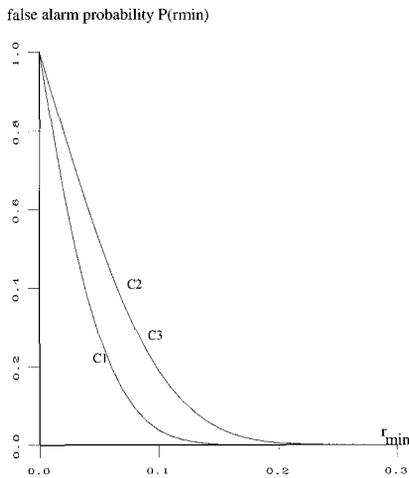
Figure 3. – Probabilité de détection de D1 en fonction des contrastes.

Les deux figures 4a et 4b, représentent ces probabilités. On constate que l'influence de la taille des zones est tout à fait minime pour des fenêtres suffisamment larges (fig.4a). Sur la figure 4b, on voit que la probabilité de détecter une structure linéaire sur une zone homogène est très faible pour un seuil supérieur à 0,2. Par ailleurs la probabilité de fausse alarme dans le cas d'un contour ne dépend plus du contraste de ce contour au-delà d'un certain seuil (les courbes pour un contour de contraste 2 et 4 sont confondues).

D'une façon générale, comme toujours lorsque le seuil de décision diminue, la probabilité de détection et celle de fausse alarme augmentent (fig.5). Ainsi le seuil de décision r_{min} doit être choisi de façon à réaliser un compromis entre un taux de fausse alarme et un contraste minimum à détecter.



a. Influence du nombre de pixels sur $P_{\phi}(r_{min}, 1)$ pour une zone homogène;
 $C_1 : n_1 = 11, n_2 = n_3 = 33;$
 $C_2 : n_1 = n_2 = 22, n_3 = 33;$
 $C_3 : n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22.$



b. Influence du contraste c du contour sur $P_{\phi}(r_{min}, c);$
 $C_1 : c = 1;$
 $C_2 : c = 2;$
 $C_3 : c = 4.$

Figure 4. – Probabilités de fausse alarme de D_1 en fonction du seuil de décision r_{min} pour différents jeux de paramètres.

3.3. validation empirique

Pour tester la correspondance entre ces résultats théoriques et ceux obtenus en pratique, une région homogène a été sélectionnée sur nos images. Elle correspond à une zone de chatoiement totalement développé avec une densité de probabilité mesurée proche de l'équation (1) (fig.6, 7a et 7b). Notons \mathcal{H}_0 l'hypothèse que cet échantillon suit la loi théorique de l'équation (1), \mathcal{H}_1 l'hypothèse qu'il ne la suit pas, et α le risque de première espèce (probabilité de choisir \mathcal{H}_1 alors que \mathcal{H}_0 est vraie). Le test de Kolmogorov-Smirnov effectué avec $\alpha = 0.01$ est positif, ce qui signifie que l'échantillon choisi a un comportement correspondant à la loi

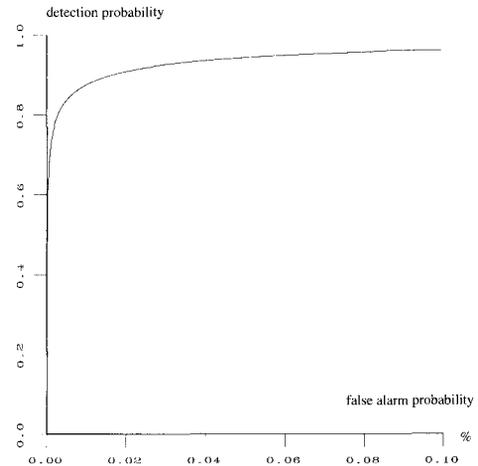


Figure 5. – Probabilité de détection ($c_2 = 2$ et $c_3 = 1, 5$) en fonction de la probabilité de fausse alarme en % (contour avec $c = 2$).

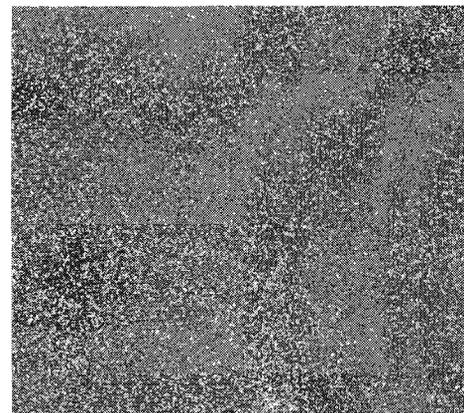


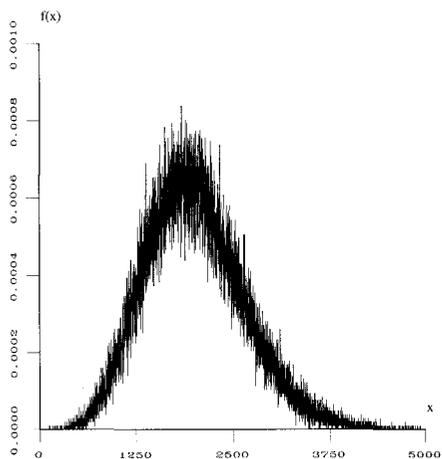
Figure 6. – Zone-test de chatoiement totalement développé; image ERS-1 des Pays-Bas (256×256 pixels) ©ESA.

théorique avec un risque de première espèce de 1%. Sur cette zone-test parfaitement homogène et qui ne contient donc aucune structure linéaire nous avons calculé les taux de fausse alarme en fonction du seuil de décision r_{min} , et nous les avons comparés aux taux théoriques.

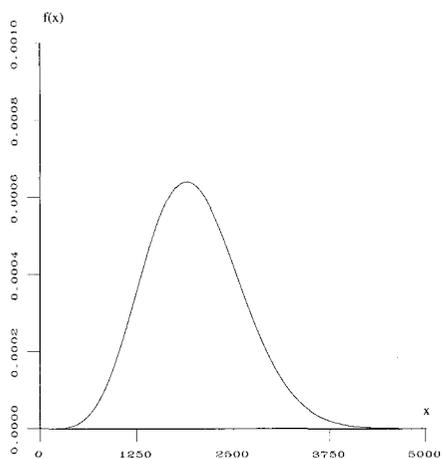
Par ailleurs, il nous faut tenir compte de la corrélation qui existe entre pixels voisins sur les images PRI ERS-1 délivrées par l'Agence Spatiale Européenne. Il s'agit en effet d'images 3-vues, dont l'espacement inter-pixels est de 12,5 m pour une taille de la cellule de résolution de 25 m. Il nous faut donc d'une part remplacer le nombre de vues par le nombre de vues équivalent : $L_{eq} = \frac{4}{\gamma^2} - 1$, où γ est le coefficient de variation² calculé sur une zone homogène [30]. Celui-ci peut-être légèrement inférieur au nombre de vues théorique (ici 2,74 contre 3 théoriquement).

2. Ou écart-type normalisé, rapport de l'écart-type sur la moyenne, mesurant l'homogénéité d'une zone en imagerie radar.

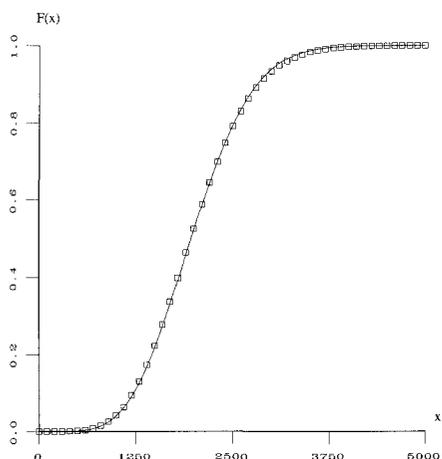
Détections de structures linéaires



a. Histogramme des amplitudes mesuré sur la zone test homogène.



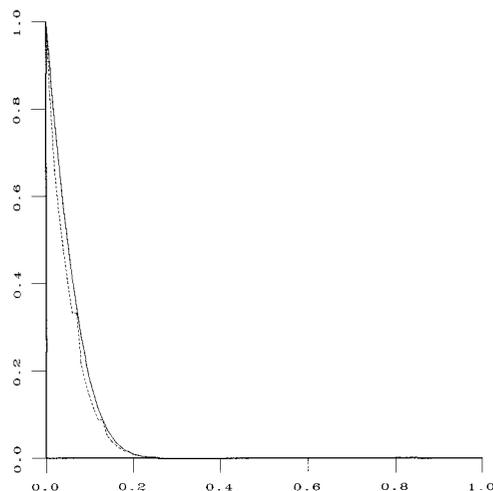
b. Densité de probabilité théorique correspondant à l'équation (2).



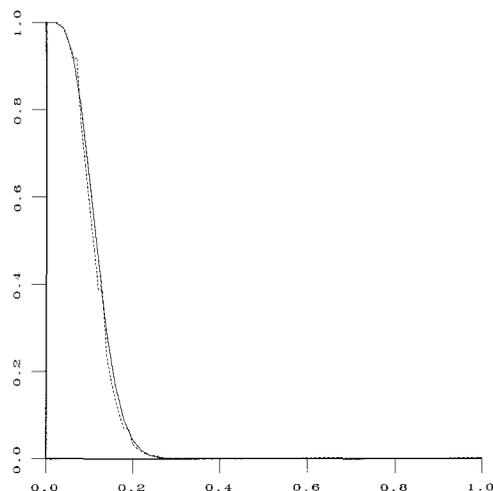
c. Fonction de répartition de l'amplitude théorique (ligne) et mesurée sur la zone homogène (points); leur différence est utilisée dans le test de Kolmogorov-Smirnov.

Figure 7. – Étude de la zone test de spectre totalement développé.

D'autre part, il est nécessaire de multiplier les termes $n_i L_{eq}$ intervenant dans les ddp, par un coefficient tenant compte du fait que les moyennes empiriques ont été calculées avec des pixels corrélés³. Compte tenu des corrections mentionnées, les courbes de la figure 8a montrent un excellent accord entre les résultats théoriques et ceux obtenus en pratique.



a. Probabilité de fausse alarme empirique d'une zone test (en pointillé), et théorique (trait plein), pour une direction sur une zone homogène.



b. Probabilité de fausse alarme pour le maximum des 8 directions empiriques d'une zone test (en pointillés) et l'approximation théorique proposée (trait plein) pour une zone homogène.

Figure 8. – Comparaison des probabilités de fausse alarme théoriques et empiriques pour D1.

3. Pour des pixels indépendants, le moyennage par blocs de n_i pixels d'une image L -vues donne une image $n_i L$ vues. En revanche, pour des pixels corrélés, il faut tenir compte de la diminution du nombre de vues obtenu à l'aide d'un facteur correcteur.

3.4. paramètres utilisés en pratique

La forme du détecteur a été choisie pour contenir suffisamment de pixels dans chaque région tout en respectant la forme d'une route. En effet plus le nombre de pixels utilisés dans le calcul des moyennes empiriques est grand, plus le taux de fausses alarmes est faible, comme on peut le voir sur la courbe (fig.4a). Ainsi un masque d'une longueur de 11 pixels pour une largeur totale de 7 pixels a été utilisé. Les nombres de pixels des régions centrale et adjacentes pour les 3 largeurs de routes testées (de 1 à 3 pixels) sont donnés dans le tableau 1. Pour des raisons de simplicité, des masques rectangulaires ont été utilisés. Cependant, on pourrait envisager des formes permettant de tenir compte des courbes, notamment pour des images aériennes.

Tableau 1. – Taille des fenêtres de traitement
(en nombre de pixels).

Taille au sol	Ligne centrale	Région 1	Région 2	Région 3
12,5m	1	11	33	33
25m	2	22	22	33
37,5m	3	33	22	22

De plus comme il a été mentionné plus haut, les réponses du détecteur de lignes doivent être calculées dans plusieurs directions. A cause de la longueur du masque, au moins 8 directions doivent être utilisées pour garantir que toute structure linéaire, quelle que soit sa direction, ait la même probabilité d'être détectée. Ainsi en chaque pixel 24 réponses sont calculées.

Les tailles du masque ont été choisies pour réaliser un compromis entre deux contraintes : d'une part le voisinage doit être aussi grand que possible pour limiter les fausses alarmes, d'autre part le nombre de directions à utiliser doit être suffisamment petit pour limiter le temps de calcul. Après avoir mesuré les réponses du filtre dans plusieurs directions, la plus grande réponse est conservée. Ce détecteur multi-directions a un taux de fausse alarme différent de l'équation (5). Notons $P_{\phi_{\mathcal{N}_d}}$ la probabilité de fausse alarme pour \mathcal{N}_d directions. Touzi, Lopes et Bousquet [20] ont proposé l'expression empirique suivante pour le détecteur de contours :

$$P_{\phi_{\mathcal{N}_d}} = 1 - (1 - P_{\phi_1})^\alpha \quad (6)$$

avec $\alpha = 3$, lorsque $\mathcal{N}_d = 4$. Pour le détecteur de lignes, nous avons trouvé expérimentalement une expression similaire, avec $\alpha = 5$ lorsque $\mathcal{N}_d = 8$ (fig.8b). Les seuils de décision utilisés en pratique sont déduits de ces résultats.

4. le détecteur D2

Nous présentons dans cette partie le second détecteur de ligne que nous avons développé. Il s'appuie sur un détecteur de contour que nous allons d'abord introduire.

4.1. définition

La démarche que nous avons adoptée pour ce second détecteur est similaire en son principe à celle de Hueckel [31]. Nous cherchons à définir en un pixel x_0 , le contour de direction \vec{d}_k qui approximera au mieux l'intensité dans un voisinage V_{x_0} du pixel courant x_0 . Un contour est supposé être une marche d'escalier, c'est donc une ligne qui sépare 2 zones i et j d'intensités constantes, et passe par x_0 . Plutôt que de raisonner dans l'espace continu pour définir le contour idéal à partir de l'intensité comme le fait Hueckel, nous avons choisi de nous limiter à un certain nombre de directions \vec{d}_k , et de raisonner sur l'image discrète. Sous ces hypothèses, et en choisissant de minimiser l'erreur quadratique moyenne, le contour idéal correspondant à une direction \vec{d}_k a pour valeurs les moyennes empiriques (\bar{A}_i et \bar{A}_j) définies sur les zones i et j délimitées par la droite (\vec{d}_k, x_0) (fig.1). Par convention, la droite (\vec{d}_k, x_0) appartient toujours à la région j .

Une fois ce contour idéal défini, nous mesurons la pertinence de l'hypothèse de départ : *il existe un contour de direction \vec{d}_k passant en x_0* . La comparaison entre le contour idéal et la zone de l'image dont il a été déduit se fait en évaluant le coefficient de corrélation ρ_{ij} entre ces deux populations. On peut montrer (cf. annexe II) que l'expression de ρ_{ij} est :

$$\rho_{ij}^2 = \frac{1}{1 + (n_i + n_j) \frac{n_i \gamma_i^2 \bar{c}^2 + n_j \gamma_j^2}{n_i n_j (\bar{c} - 1)^2}} \quad (7)$$

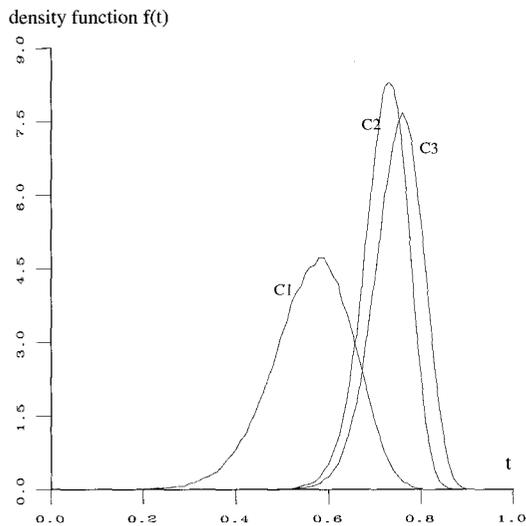
où, comme précédemment, n_i est le nombre de pixels de la région i , $\bar{c} = \frac{\bar{A}_i}{\bar{A}_j}$ est le contraste empirique, et γ_i le coefficient de variation qui mesure l'homogénéité d'une région en imagerie radar. Cette expression dépend non seulement du contraste, mais tient également compte de l'homogénéité des régions, ce qui est plus cohérent que le détecteur rapport qui peut être influencé par des valeurs isolées. Dans le cas d'un voisinage homogène, ρ_{ij} est égal à 0, ce qui correspond au résultat attendu. Comme dans la partie précédente, le détecteur D2 est défini par la réponse minimum ρ de part et d'autre de la structure.

4.2. probabilités de détection et de fausse alarme

Pour réaliser l'étude statistique de D2, la densité de probabilité de ρ doit être estimée. A cause de la dépendance des variables

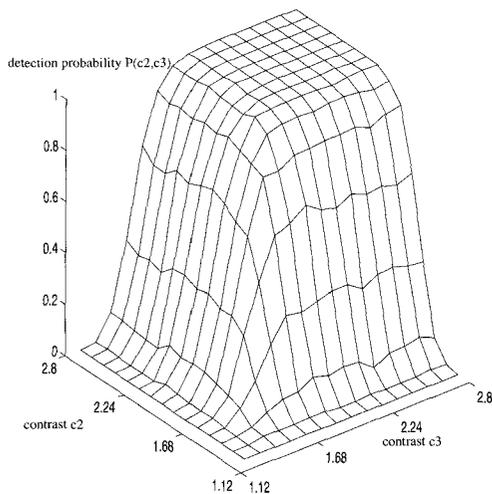
Détections de structures linéaires

aléatoires moyenne et écart-type d'une région i il est difficile d'obtenir une expression explicite. Pour approximer le comportement du détecteur des simulations sont utilisées. Pour chaque région d'intensité moyenne $\langle I_i \rangle$, n_i valeurs de l'amplitude sont tirées selon la loi de l'équation (2). Ce processus est itéré (100 000 fois) et les occurrences de ρ sont utilisées pour approximer la densité de probabilité (fig.9). Les probabilités de détection et de fausse alarme sont ensuite déduites (fig.10 et 11). Dans le cas de zones homogènes les résultats des 2 détecteurs sont très proches comme on peut le voir en comparant les figures 10 et 3, ou 11 et 4.



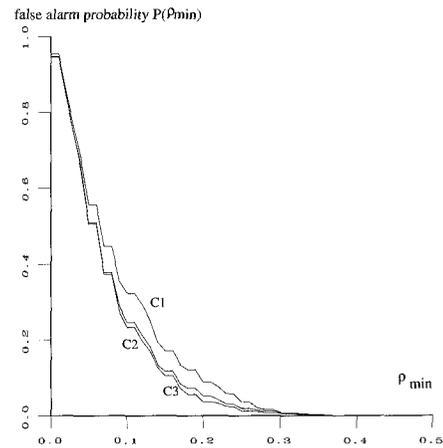
Densités de probabilité avec $n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22$ pour différents contrastes : C_1 pour $c_2 = 2, c_3 = 1,5$; C_2 pour $c_2 = c_3 = 2$; C_3 pour $c_2 = 2, c_3 = 4$.

Figure 9. – Densités de probabilité de D2.

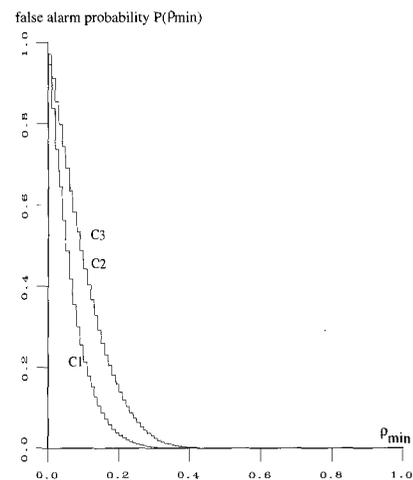


Probabilité de détection en fonction des contrastes c_2 et c_3 de part et d'autre de la structure pour un seuil $\rho_{min} = 0.6$ et des fenêtres de taille $n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22$.

Figure 10. – Probabilité de détection de D2 en fonction des contrastes.



a. Influence du nombre de pixels sur $P_{\phi}(\rho_{min}, 1)$ pour une zone homogène; $C_1 : n_1 = 11, n_2 = n_3 = 33$; $C_2 : n_1 = n_2 = 22, n_3 = 33$; $C_3 : n_1 = 33, n_2 = n_3 = 22$.



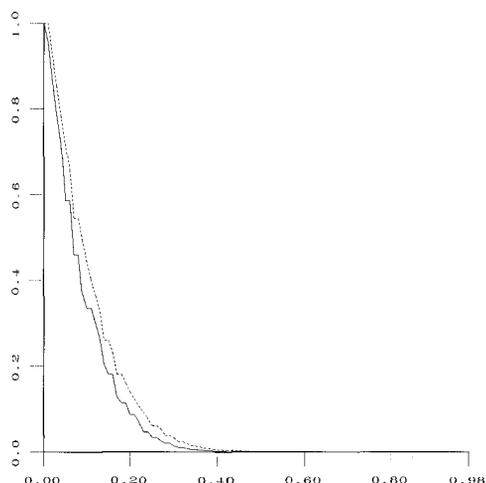
b. Influence du contraste c du contour sur $P_{\phi}(\rho_{min}, c)$; $C_1 : c = 1$; $C_2 : c = 2$; $C_3 : c = 4$.

Figure 11. – Probabilités de fausse alarme $P_{\phi}(\rho_{min}, c)$ de D2 en fonction du seuil de décision ρ_{min} pour différents jeux de paramètres.

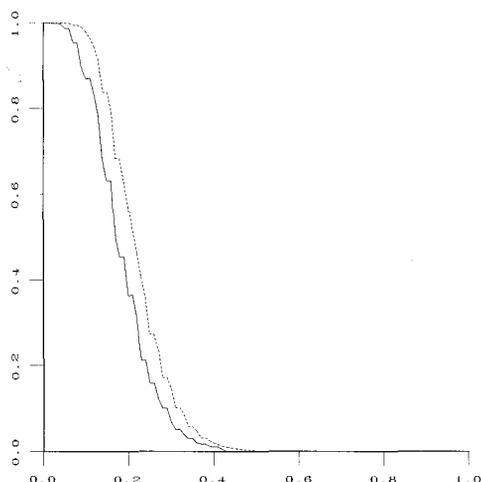
Comme pour le détecteur de lignes D1, les réponses sont calculées dans 8 directions sur des masques 7×11 , et pour 3 largeurs différentes de la ligne centrale.

Pour comparer résultats théoriques et empiriques la même zone test a été utilisée. La prise en compte de la corrélation entre les pixels se fait en supposant un recouvrement partiel (à 50%) des cellules de résolution⁴. Là encore on constate une bonne correspondance entre résultats empiriques et théoriques (fig.12a). La relation (6) est utilisée pour passer de 1 à 8 directions (fig.12b).

4. Ce qui est une approximation raisonnable [ERS-93].



a. Probabilité de fausse alarme empirique d'une zone test (en pointillé), et théorique (trait plein), pour une direction sur une zone homogène.



b. Probabilité de fausse alarme pour le maximum des 8 directions empiriques d'une zone test (en pointillés) et l'approximation théorique proposée (trait plein) pour une zone homogène.

Figure 12. – Comparaison des probabilités de fausse alarme théoriques et empiriques pour D2.

5. fusion des réponses de D1 et D2

Chaque détecteur présente des avantages et des inconvénients. Nous proposons dans cette partie une étude de leurs comportements respectifs et une méthode de fusion de leurs réponses. Les

hypothèses servant aux calculs des statistiques étant les mêmes pour D1 et D2, les résultats dans un cadre théorique sont sensiblement comparables. Néanmoins, en pratique, il existe des différences de comportement. Pour cette étude nous utiliserons les détecteurs de contours Dc1 et Dc2 dont sont déduits respectivement D1 et D2 et dont les réponses r_{ij} et ρ_{ij} sont données par les équations (1) et (7). Les remarques faites sur les détecteurs de contours Dc1 et Dc2 se répercutent bien sûr de la même façon sur les détecteurs de lignes D1 et D2.

Sur une image, la présence du coefficient de variation dans le détecteur Dc2 permet d'obtenir une réponse plus précise que celle de Dc1. En effet, pour des pixels distants de 1 ou 2 pixels d'un contour (fig. 13), non seulement le contraste diminue, mais les coefficients de variation des 2 zones augmentent, les deux effets se conjuguant pour diminuer la réponse de Dc2 (fig. 14). Cette remarque est également valable lorsqu'une des zones contient un très fort réflecteur, cas où la réponse de Dc1 peut être favorable mais non celle de Dc2. Si le détecteur Dc2 est plus précis, Dc1 est cependant plus sensible, et moins tributaire des hypothèses.

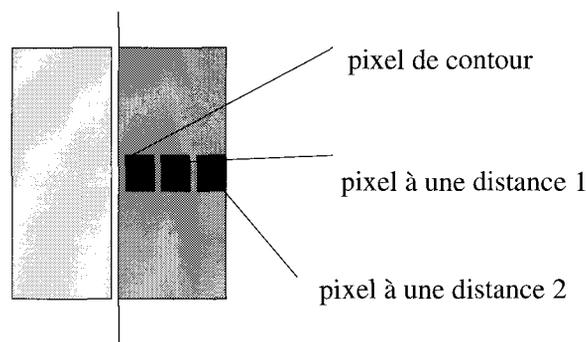


Figure 13. – Exemples de pixels distants du contour.

La figure 15 illustre ces propos sur D1 et D2. Les seuils de décision utilisés pour le seuillage ont été choisis de façon à assurer une probabilité de fausse alarme inférieure à 1%. Le détecteur D1 donne des réponses moins précises, mais est moins sensible à l'hypothèse de régions homogènes, comme on peut le constater dans la partie en haut à droite de l'image, où des réflecteurs spéculaires sont situés le long de la route.

Pour conserver les informations délivrées par les deux détecteurs D1 et D2, nous avons choisi de fusionner leurs réponses en essayant de « rehausser le contraste ». Ainsi, nous utilisons une somme associative symétrique $\sigma(x, y)$ [33] :

$$\sigma(x, y) = \frac{xy}{1 - x - y + 2xy} \text{ avec } x, y \in [0, 1]$$

Nous avons choisi cet opérateur de fusion car il a une attitude disjonctive (indulgente) pour de fortes valeurs des mesures et conjonctive (sévère) pour de faibles valeurs. Les réponses des 2 détecteurs sont recentrées, de telle sorte que les seuils de décision coïncident avec 0,5 ($\tilde{r} = r + 0,5 - r_{min}$ et $\tilde{\rho} = \rho + 0,5 - \rho_{min}$

Détections de structures linéaires

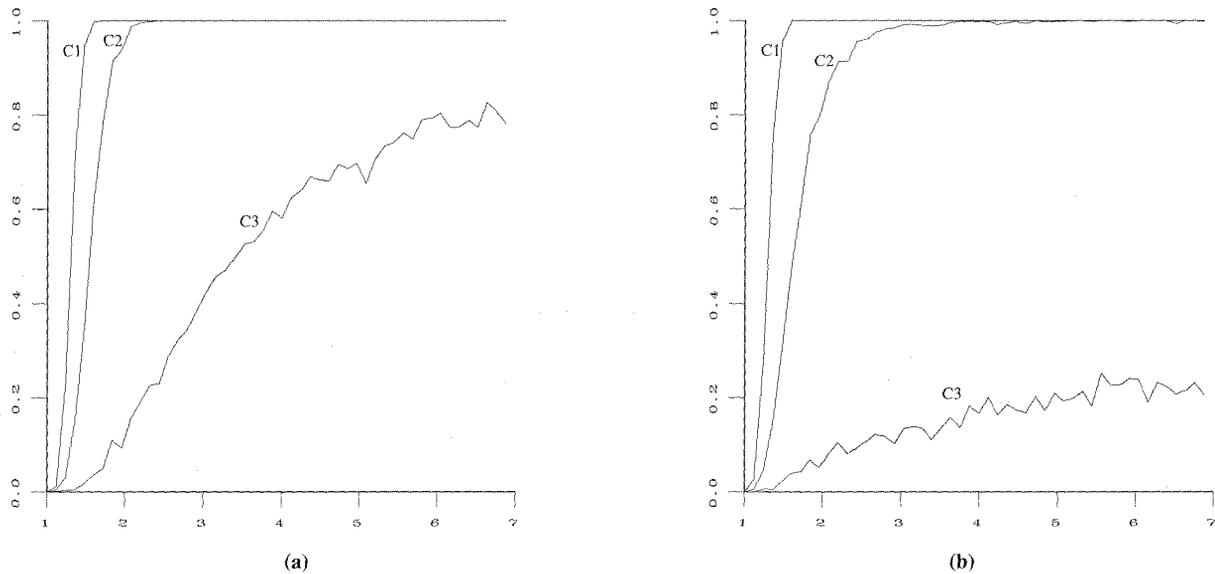


Figure 14. – Comparaison des détecteurs de contours Dc1 et Dc2.
a) Probabilités de détection en fonction de c pour Dc1. b) Probabilités de détection en fonction de c pour Dc2.

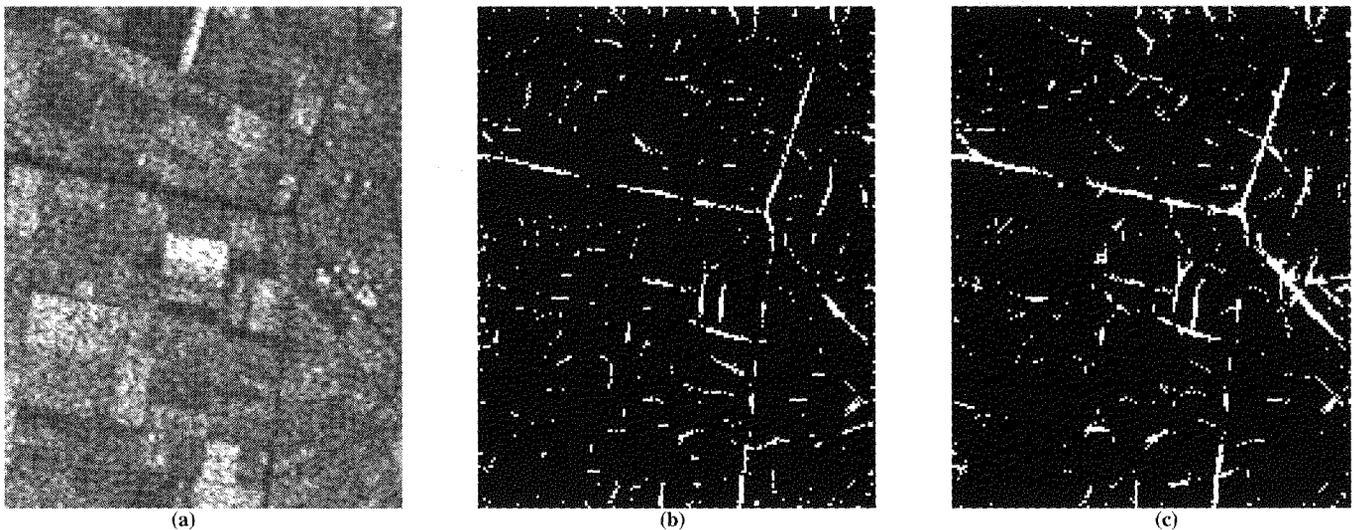


Figure 15. – Comparaison des détecteurs D1 et D2.
a. Imagerie extraite d'une scène des Pays-Bas ERS-1 ©ESA. b. Réponses seuillées pour le détecteur de lignes D2. c. Réponses seuillées pour le détecteur de lignes D1.

ramenés dans $[0,1]$). Le seuil de décision ensuite utilisé sur $\sigma(\tilde{r}, \tilde{\rho})$ est automatiquement la valeur centrale 0,5 de l'intervalle $[0,1]$.

Ici encore, puisque les variables \tilde{r} et $\tilde{\rho}$ ne sont pas indépendantes, il est difficile de trouver une expression analytique de la densité de probabilité de $\sigma(\tilde{r}, \tilde{\rho})$. Aussi des simulations ont-elles été utilisées pour étudier le comportement de cette fusion. De plus, la probabilité de fausse alarme est ici fonction des seuils de décision de D1 et D2, r_{min} et ρ_{min} ; un exemple dans le cas d'une zone parfaitement homogène est montré sur la figure 16a. Un exemple

de la probabilité de détection pour des seuils de décision fixés est montré figure 16b. On constate comme précédemment que la diminution des seuils de décision entraîne une augmentation de la probabilité de détection pour des contrastes faibles. Par ailleurs, comme souhaité, les transitions sont devenues plus abruptes pour la fusion des réponses.

Finalement, pour obtenir une unique réponse à la détection de lignes en chaque pixel, la mesure de fusion la plus forte sur toutes les directions et toutes les largeurs testées est conservée, ainsi

6. des pixels aux segments

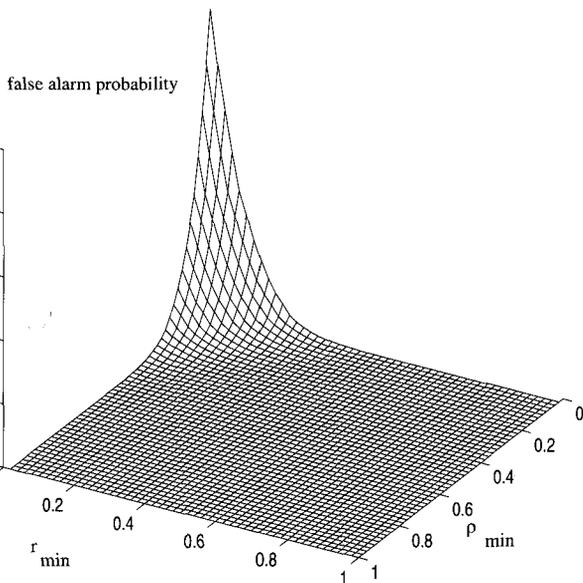
Partant de l'image résultat de la fusion seuillée, nous obtenons des primitives segments, sur lesquelles se fera la phase de détection des routes ou autres structures linéaires longes proprement dite. Cette transition pixels-segments est effectuée par les étapes suivantes, qui ont pour but de supprimer une partie du bruit présent sur le résultat.

- Une étape de suppression des pixels est effectuée. En chaque pixel conservé avec une direction \vec{d}_k , nous répertorions les autres pixels sélectionnés avec une direction proche de \vec{d}_k (on admet un écart de plus ou moins $22,5^\circ$) et situés dans un faisceau angulaire autour de \vec{d}_k (l'angle du faisceau est de 45°). Si aucun autre pixel n'est trouvé, le pixel examiné est supprimé.
- Une transformée de Hough locale est appliquée sur un découpage en blocs 20×20 de l'image, avec un recouvrement de moitié des fenêtres [34]. L'accumulateur est simplifié et ne tient compte que des droites ayant l'une des 8 directions utilisées pour D1 et D2 et passant par la fenêtre d'étude. Chaque pixel vote pour sa propre direction. La droite ayant un nombre de votes majoritaire est sélectionnée et les pixels lui appartenant conservés, les autres étant supprimés.
- Une étape de liaison des pixels est effectuée en utilisant la direction \vec{d}_k de chaque pixel : les autres pixels sélectionnés situés à une distance inférieure à 4 pixels, appartenant à un faisceau angulaire (l'angle du faisceau est de 45°) autour de \vec{d}_k et ayant une direction proche de \vec{d}_k (on admet un écart de plus ou moins $22,5^\circ$) sont reliés avec lui.
- Les segments sont finalement obtenus après squelettisation de l'image binaire résultat [35], par une approximation polygonale [1].

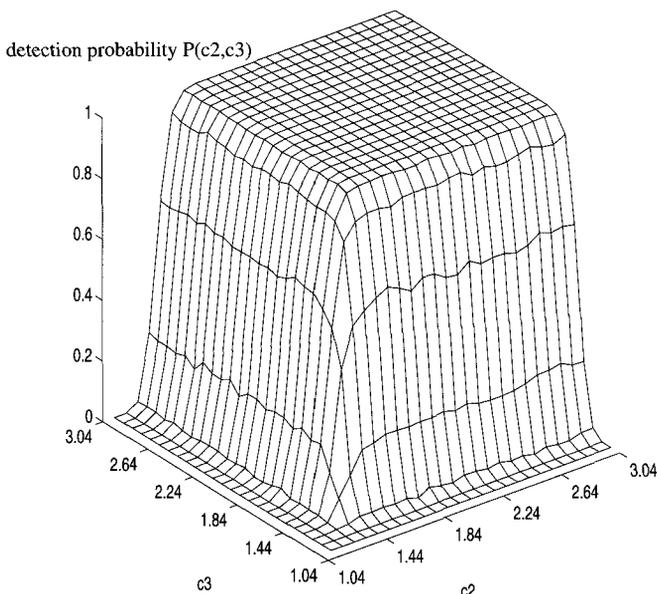
Les trois étapes de post-traitement (suppression des pixels isolés, transformée de Hough locale, et liaison des pixels) et l'étape de squelettisation sont illustrées fig. 18a et fig. 18b.

Nous ne détaillerons pas dans cet article la seconde étape de notre méthode de détection, qui consiste à connecter les segments obtenus, mais nous en donnons les idées principales (une description détaillée est disponible dans [14]). Une première méthode déterministe a été développée [36], s'appuyant sur les travaux de Michel Roux pour l'imagerie SPOT [1]. Cette méthode donne des résultats satisfaisants lorsque la détection des segments est d'une qualité suffisante (par exemple comme ceux de la figure fig.19).

Sur des paysages plus complexes (relief, réseau peu marqué) nous avons développé une méthode plus robuste, capable de gérer de médiocres détections (larges sauts entre les segments sur les routes, nombreuses fausses alarmes dues à des structures locales). Cette méthode s'appuie sur un champ de Markov défini sur le graphe irrégulier des segments.



a. Probabilité de fausse alarme sur une zone homogène.



b. Probabilité de détection pour $r_{min} = 0,25$ et $\rho_{min} = 0,45$.

Figure 16. – Comportement de la fusion des réponses de D1 et D2.

que la direction associée \vec{d}_k , $k \in \{0, \dots, 7\}$. L'image des mesures est alors seuillée avec un seuil de 0,5. Les pixels conservés sont considérés comme des éléments de structure possible, et leur direction est stockée. Cette étape est illustrée fig.17.

Remarquons par ailleurs que l'opérateur de fusion utilisé, appliqué à des images réelles, a donné de meilleurs résultats que de simples opérateurs logiques ET ou OU, qui sont trop sévère ou trop indulgent.

Détections de structures linéaires



a. Image originale des Pays-Bas ©ESA.



b. Réponses au détecteur D2 seuillées.

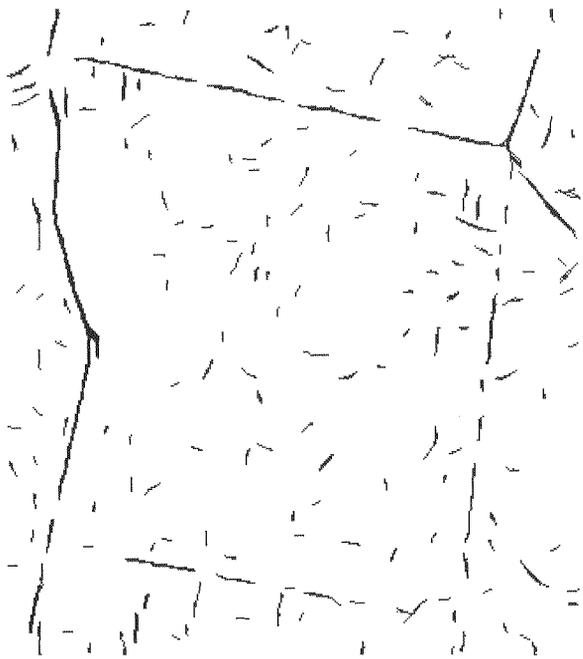


c. Réponses au détecteur D1 seuillées.

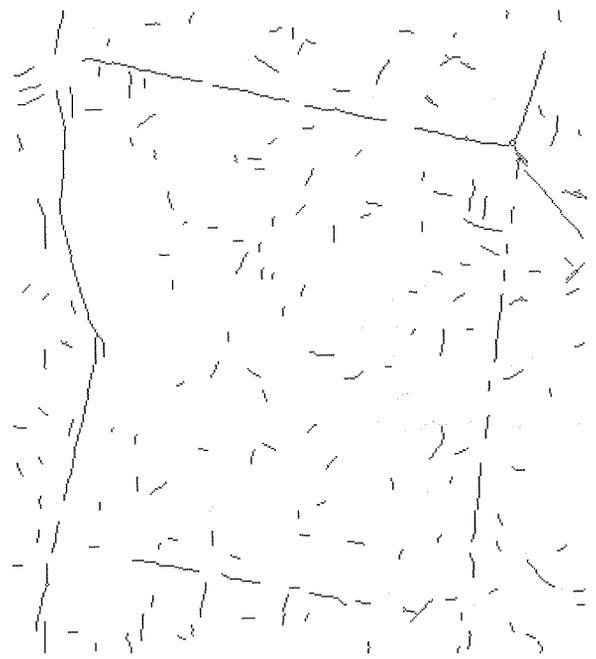


d. Fusion des réponses à D1 et D2 seuillée.

Figure 17. – Étapes de la détection de lignes.



a. Résultat après l'ensemble des post-traitements.



b. Résultat après la squelettisation.

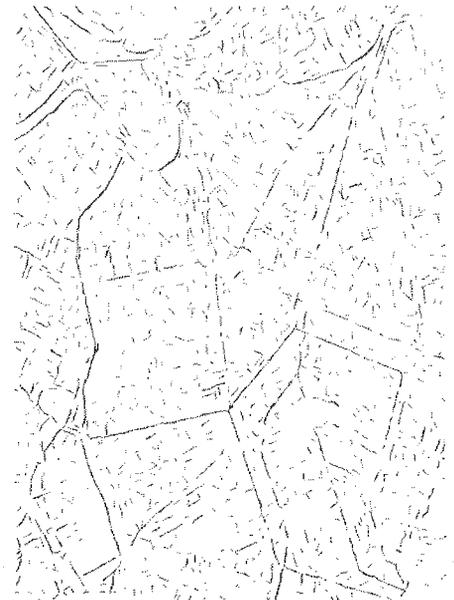
Figure 18. – Résultats de la connexion locale et de la squelettisation.



(a)



(b)



(c)

Figure 19. – Résultats sur l'image des Pays-Bas.

a. Image originale des Pays-Bas ©ESA. b. Résultat de la fusion des réponses des deux détecteurs de lignes D1 et D2. c. Résultats après les post-traitements et la squelettisation.

L'énergie d'attache aux données tient compte de l'image originale (présence ou absence de structures), et l'énergie contextuelle modélise les connaissances que nous avons a priori sur une route idéale [14].

7. conclusion

Deux détecteurs de lignes adaptés aux statistiques particulières des images radar ont été proposés et étudiés. L'un de ces détecteurs se déduit logiquement des détecteurs de contours utilisés en imagerie radar, l'autre est plus original et dépend de l'homogénéité des zones sur lesquelles il est appliqué. Une étude comparative a permis de voir les avantages et inconvénients de chacun. La méthode de détection est effectuée en combinant les réponses de ces deux détecteurs. L'application sur laquelle leurs performances ont été illustrées est la détection des routes, cadre dans lequel s'est inscrit ce travail, mais leur utilisation peut être très variée : détection des structures linéaires très brillantes à proximité des lignes de crêtes (dues aux zones de compression et de recouvrements), ou détection du réseau hydrographique. Malgré des taux de fausse alarme qui peuvent être choisis très faibles en théorie, les fausses détections restent nombreuses sur des paysages complexes qui ne vérifient pas toujours les hypothèses du modèle. Les performances de la détection des lignes en imagerie ROS, si elles sont bien supérieures à celles issues des détecteurs traditionnels, demeurent cependant médiocres et nettement inférieures à celles obtenues en imagerie visible avec des capteurs satellitaires. Les techniques d'interprétation qui suivent la détection de bas-niveau des lignes doivent tenir compte de ces limites, et être capables de gérer cet inconvénient, souvent au prix d'une complexité accrue. Les techniques markoviennes permettant la prise en compte d'une connaissance a priori haut niveau apportent une solution, même imparfaite, à ces problèmes [14].

8. annexes

8.1. annexe I

Notons $\overline{A}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{s \in i} A_s$ la moyenne empirique en amplitude de la région i calculée sur n_i pixels, et $\langle I_i \rangle$ l'intensité moyenne réfléchie. La densité de probabilité de \overline{A}_i correspondant à $n_i L$ vues équivalentes est :

$$f_{\overline{A}_i}(t|\langle I_i \rangle) = \frac{2}{\Gamma(n_i L)} \left(\frac{n_i L}{\langle I_i \rangle}\right)^{n_i L} t^{(2n_i L - 1)} \exp\left(-\frac{t^2 n_i L}{\langle I_i \rangle}\right) \quad (8)$$

Notons $r^* = \frac{\overline{A}_1}{\overline{A}_2}$ et $r_{12}^* = \min\left(\frac{\overline{A}_1}{\overline{A}_2}, \frac{\overline{A}_2}{\overline{A}_1}\right)$. La ddp de r^* est [37] :

$$f_{r^*}(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \int_0^\infty f_{\overline{A}_1}(tx|\langle I_1 \rangle) f_{\overline{A}_2}(x|\langle I_2 \rangle) x dx \quad (9)$$

et en utilisant (8) :

$$f_{r^*}(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \frac{4}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} \left(\frac{n_1 L}{\langle I_1 \rangle}\right)^{n_1 L} \left(\frac{n_2 L}{\langle I_2 \rangle}\right)^{n_2 L} t^{2n_1 L - 1} h(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle)$$

où $h(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \int_0^\infty x^{2L(n_1 + n_2) - 1} \exp\left(-x^2\left(t^2 \frac{n_1 L}{\langle I_1 \rangle} + \frac{n_2 L}{\langle I_2 \rangle}\right)\right) dx$

En faisant un changement de variable, $f_{r^*}(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle)$ est déduite :

$$f_{r^*}(t|\langle I_1 \rangle, \langle I_2 \rangle) = \frac{2\Gamma(n_1 L + n_2 L)}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} \left(\frac{n_1}{\langle I_1 \rangle}\right)^{n_1 L} \left(\frac{n_2}{\langle I_2 \rangle}\right)^{n_2 L} \frac{t^{2n_1 L - 1}}{\left(t^2 \frac{n_1}{\langle I_1 \rangle} + \frac{n_2}{\langle I_2 \rangle}\right)^{L(n_1 + n_2)}} \quad (10)$$

Notons le contraste entre les moyennes radiométriques $c = \sqrt{\frac{\langle I_1 \rangle}{\langle I_2 \rangle}}$, nous avons :

$$f_r(t|c) = \frac{2\Gamma(n_1 L + n_2 L)}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} n_1^{n_1 L} n_2^{n_2 L} \frac{t^{2n_1 L - 1}}{(t^2 n_1 + n_2 c^2)^{L(n_1 + n_2)}} c^{2n_2 L} \quad (11)$$

Puisque pour la variable aléatoire $\min(x, y)$ la ddp est :

$$f_{\min(x,y)}(t) = f_x(t)\Phi_y(t) + f_y(t)\Phi_x(t)$$

$f_{r_{12}^*}$ est finalement obtenue :

$$f_{r_{12}^*}(t|c) = \frac{2\Gamma(n_1 L + n_2 L)}{\Gamma(n_1 L)\Gamma(n_2 L)} n_1^{n_1 L} n_2^{n_2 L} \left[\frac{c^{2n_2 L} t^{2n_1 L - 1}}{(t^2 n_1 + n_2 c^2)^{L(n_1 + n_2)}} + \frac{\left(\frac{1}{c^2}\right)^{n_1 L} t^{2n_2 L - 1}}{\left(t^2 n_2 + \frac{n_1}{c^2}\right)^{L(n_1 + n_2)}} \right] \quad (12)$$

Et en définissant $r_{12} = 1 - r_{12}^*$, alors nous avons $f_{r_{12}}(t|c) = f_{r_{12}^*}(1 - t|c)$, et $\Phi_{r_{12}}(t|c) = 1 - \Phi_{r_{12}^*}(t|c)$.

Puisque $r = \min(r_{12}, r_{13})$, avec $c_i = \sqrt{\frac{\langle I_1 \rangle}{\langle I_i \rangle}}$:

$$f_r(t|c_2, c_3) = f_{r_{12}}(t|c_2)\Phi_{r_{13}}(t|c_3) + f_{r_{13}}(t|c_3)\Phi_{r_{12}}(t|c_2)$$

8.2. annexe II

Nous considérons le cas d'un contour entre les régions i et j . Notons A la variable aléatoire amplitude, \bar{A} et σ_A les statistiques empiriques du premier ordre, moyenne et écart-type, calculés sur n pixels, A_s l'amplitude du pixel s . En utilisant les mêmes notations pour la population B du contour déduit, ρ_{ij} est :

$$\rho_{ij} = \frac{1}{\sigma_A \sigma_B} \frac{1}{n} \left(\sum_{s \in V_{x_0}} A_s B_s - \bar{A} \bar{B} \right) \quad (13)$$

L'expression suivante est déduite en utilisant les valeurs de B (la valeur de B_s est ou bien \bar{A}_i pour un pixel appartenant à la région i , ou bien \bar{A}_j pour un pixel appartenant à la région j , \bar{A}_i et \bar{A}_j étant les moyennes empiriques des régions i et j calculées sur n_i et n_j pixels) :

$$\rho_{ij}^2 = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_A^2}$$

et :

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \frac{n_i n_j}{n^2} (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2 \\ \sigma_A^2 &= \frac{1}{n^2} (n_i n_j (\bar{A}_i - \bar{A}_j)^2 + n(n_i \sigma_i^2 + n_j \sigma_j^2)) \end{aligned}$$

avec $n = n_i + n_j$.

Remarquons que si nous avions choisi le coefficient de corrélation non normalisé, la réponse aurait été un gradient généralisé, inadapté aux images radar.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. Roux, J. Lopez-Krahe, and H. Maître. Recalage image SPOT / carte routière. *XVIIe Congrès ISPRS, Washington*, 1992, pp. 384–391.
- [2] N. Merlet and J. Zerubia. New prospects in line detection by dynamic programming. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(4) : April 1996, pp. 426–431.
- [3] D. Geman and B. Jedynak. An active testing model for tracking roads in satellite images. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-18(1) : 1996, pp. 1–14.
- [4] D. M. McKeown and J. L. Denlinger. Cooperative methods for road tracking in aerial imagery. *Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (Ann Arbor, USA)*, June 1988, pp. 662–672.
- [5] C. Graffigne and I. Herlin. Modélisation de réseaux pour l'imagerie satellite SPOT. *AFCET, 7th congrès de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (Paris)*, 1989, pp. 833–842.
- [6] R. Ruskoné, S. Airault, and O. Jamet. Road network extraction by local context interpretation. *EUROPTO-SPIE 95*, 2579(14) : 1995, pp. 126–136.
- [7] M. Barzohar and D. B. Cooper. Automatic finding of main roads in aerials images by using geometric stochastic models and estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-18(7) : 1996, pp. 707–721.
- [8] R. Welch and M. Ehlers. Cartographic feature extraction with integrated SIR-B and Landsat TM images. *International Journal of Remote Sensing*, 9(5) : 1988, pp. 873–889.
- [9] J. W. Wood. Line finding algorithms for SAR. *Royal Signals and Radar Establishment (Memorandum 3 841)*, 1985.
- [10] S. Quegan, A. Hendry, and J. Skingley. Analysis of synthetic aperture radar images over land. *Mathematics in Remote Sensing (Danbury)*, 1986, pp. 365–379.
- [11] J. Skingley and A. J. Rye. The Hough transform applied to SAR images for thin line detection. *Pattern Recognition Letters*, 6 : 1987, pp. 61–67.
- [12] A. Hendry, J. Skingley, and A. J. Rye. Automated linear feature detection and its application to curve location in Synthetic Aperture Radar imagery. *IGARSS'88 (Edinburgh, Scotland)*, 1988, pp. 1521–1524.
- [13] I. J. Green, F. G. Sawyer, and S. B. Dunster. SAR image feature extraction system - A pre-operational application of ERS-1 SAR. *Int. Symp. Operationalization of Remote Sensing (Enschede, The Netherlands)*, 1993, pp. 23–32.
- [14] F. Tupin, H. Maître, J-F. Mangin, J-M. Nicolas, and E. Pechersky. Linear feature detection on SAR images : application to the road network. *soumis à IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (rapport interne ENST 96D006)*, May 1996.
- [15] J.W. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *Journal Optical Society of America*, 66(11) : 1976, pp. 1145–1150.
- [16] R. Nevatia and R. Babu. Linear feature extraction and description. *Computer Graphics and Image Processing*, 13(3) : 1980, pp. 257–269.
- [17] G. J. VanderBrug. Experiments in iterative enhancement of linear features. *Computer Graphics and Image Processing*, 6(1) : January 1977, pp. 25–42.
- [18] M. A. Fischler, J.M Tenenbaum, and H.C. Wolf. Detection of roads and linear structures in low resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique. *Computer Graphics and Image Processing*, 15(3) : 1981, pp. 201–223.
- [19] B. Jédynak, D. Geman, and A. Gagalowicz. Détection de réseaux routiers à partir des images du satellite SPOT. *9th RFIA-AFCET (Lyon-Villeurbanne)*, November 1991, pp. 489–494.
- [20] R. Touzi, A. Lopes, and P. Bousquet. A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(6) : November 1988, pp. 764–773.
- [21] A. C. Bovik. On detecting edges in speckle imagery. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, ASSP-36(10) : October 1988, pp. 1618–1627.
- [22] M. Abramowitz and I. Stegun. *Handbook of Mathematical Functions*. Dover Publications, 1972.
- [23] J.W Goodman. Statistical properties of laser speckle patterns. In *Laser Speckle and Related Phenomena*, volume 9, pages 9–75. J.C Dainty (Springer Verlag, Heidelberg, 1975), 1975.
- [24] E. Jakeman and Tough J. A. Generalized K distribution : a statistical model for weak scattering. *J. Opt. Soc. Am.*, 4(9) : 1987, pp. 1764–1772.
- [25] E. Jakeman. On the statistics of K-distributed noise. *J. Phys. A : Math. Gen.*, 13 : 1980, pp. 31–48.
- [26] J. K. Jao. Amplitude distribution of composite terrain radar clutter and the K-distribution. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-32(10) : October 1984, pp. 1049–1062.
- [27] R. Samadani and J. F. Vesecy. Finding curvilinear features in speckled images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4) : 1990, pp. 669–673.
- [28] R. G. Caves, P. J. Harley, and S. Quegan. Matching map features to synthetic aperture radar (SAR) images using template matching. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(4) : 1992, pp. 680–685.
- [29] C. J. Oliver. Edge detection in SAR segmentation. *EUROPTO, SAR Data Processing for Remote Sensing (Rome)*, 2316 : September 1994, pp. 80–91.
- [30] F.T. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco, and T.H. L. Williams. Textural information in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 24(2) : March 1986, pp. 235–245.

Détections de structures linéaires

- [31] M. H. Hueckel. An operator which locates edges in digitized pictures. *Journal of the Association for Computing Machinery*, 18(1) : January 1971, pp. 191–203.
- [32] European Space Agency. ERS User Handbook. Technical report, ESA, esa sp-1148 (revision 1), 1993.
- [33] I. Bloch. Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-26(1) : January 1996, pp. 52–67.
- [34] R. D. Duda and P. E. Hart. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Comm. ACM*, 15(1) : 1972, pp. 11–15.
- [35] E. S. Deutsch. Thinning algorithms on rectangular, hexagonal, and triangular arrays. *CACM*, 15(9) : 1972, pp. 827–837.
- [36] F. Tupin, C. Gouinaud, H. Maître, and J-P. Crettez. Détection du réseau routier sur des images radar ERS1. *RFIA AFCET 96 (Remes)*, January 1996, pp. 43–52.
- [37] M. G. Kendall and A. Stuart. *The Advanced Theory of Statistics*, volume 1. Griffin, 3 edition, 1969.

Manuscrit reçu le 10 juillet 1996

LES AUTEURS

Florence TUPIN



Florence Tupin a obtenu le diplôme d'ingénieur de l'École Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST) en 1994. Elle est actuellement en thèse au Département Images de l'ENST. Ses activités de recherche sont principalement consacrées à l'imagerie radar et aux techniques markoviennes.

Christophe GOUINAUD



Christophe Gouinaud est né en 1966. Il est titulaire d'un DESS de l'université Pierre et Marie Curie 1991, Docteur es Sciences traitement du Signal et Image de l'ENST en 1996. Il est ingénieur d'études au CUST de Clermont Ferrand. Il mène des recherches en traitement d'images de télédétection.

Henri MAÎTRE



Henri Maître est né en 1948. Il est diplômé de l'École Centrale de Lyon en 1971, Docteur es Sciences Physiques de Paris VI en 1982. Il enseigne le traitement d'images numériques depuis 1973 à l'ENST. Chef du Département Images de l'ENST, il mène des recherches en traitement d'images, interprétation d'images et vision par ordinateur.

Jean-Pierre CRETTEZ



Jean-Pierre Crettez, ingénieur de recherche aux CNRS, a soutenu sa thèse de Doctorat d'Etat en 1984 à l'Université P.&M. Curie. Membre du Laforia jusqu'en 1989, il a encadré de nombreux chercheurs dans le domaine de la reconnaissance des formes, de l'imagerie radar et de l'écriture imprimée et manuscrite. Il est actuellement membre de l'URA 820, rattaché au département Images de l'ENST.

Jean-Marie NICOLAS



Ancien élève de l'École Normale Supérieure de Saint Cloud, docteur 3-ème cycle de l'Université Paris XI (1982), Jean Marie NICOLAS a travaillé en recherche industrielle pour Philips (au Laboratoire d'Electronique Philips) puis pour Thomson-CSF (à Thomson Sintra Activités sous marines, puis au Laboratoire Central de Recherche). En mai 1995, il a rejoint l'École Nationale Supérieure des Télécommunications en tant que professeur au Département Images. Ses activités de

recherche traitent principalement de la modélisation et du traitement des images de Radar à Ouverture Synthétique.