

Projet de Traitement du Signal Segmentation d'images SAR

Introduction

En analyse d'images, la segmentation est une étape essentielle, préliminaire à des traitements de haut niveau tels que la classification, la détection ou l'extraction d'objets. Elle consiste à décomposer une image en régions homogènes. Les deux principales approches sont l'approche région et l'approche contour. L'approche région cherche à regrouper les pixels présentant des propriétés communes alors que l'approche contour vise à détecter les transitions entre régions. Des détecteurs efficaces ont été développés dans le cadre de l'imagerie optique, mais s'avèrent inadaptés aux images radar de par la présence d'un bruit multiplicatif appelé speckle. L'objectif de ce projet est d'effectuer la segmentation d'une image radar à synthèse d'ouverture (Image RSO ou Image SAR pour Synthetic Aperture Radar) à l'aide d'une méthode originale de détection de ruptures appliquée successivement sur les lignes et colonnes de l'image. La méthode est issue d'une publication intitulée "An Optimal Multiedge Detector for SAR Image Segmentation" publiée en mai 1998 dans la revue *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* [1].

Ce projet s'articule en 4 parties.

1) Génération d'une ligne image

Cette partie consiste à générer des lignes d'image radar conformément au modèle proposé par l'article. La méthode de segmentation choisie sera d'abord testée sur ces lignes avant d'être appliquée à des images.

2) Analyse spectrale

Dans cette partie, le signal synthétique est étudié à l'aide des outils classiques d'analyse spectrale (corrélogramme, périodogramme). Les courbes obtenues peuvent être comparées aux résultats théoriques énoncés dans la publication.

3) Détection des contours

Le détecteur ROEWA est appliqué au signal simulé. Il est basé sur des contrastes locaux de niveau radiométrique moyen.

4) Application à des images radar

La segmentation d'une image est réalisée en plusieurs étapes. Les ruptures sont détectées successivement en ligne et en colonne de façon à créer une carte des contours délimitant les régions de radiométrie différente.

1^{ère} Partie : Génération d'une ligne d'image SAR

1) Ligne d'image non bruitée $R(x)$

Une ligne d'image apparaît comme une juxtaposition de segments de réflectivité constante. Elle est correctement modélisée comme un processus constant par morceaux dont les

sauts d'intensité obéissent à un processus de Poisson de paramètre λ . On rappelle que la largeur des segments obéit alors à une loi exponentielle de paramètre λ , $\frac{1}{\lambda}$ représentant le nombre moyen de pixels séparant deux sauts d'intensité. (Remarque : c est le nombre de transitions par intervalle de temps qui suit une loi de Poisson de paramètre λ). Pour simplifier l'analyse, générer un signal binaire à valeurs dans $\{1, 2\}$ construit sur un processus de Poisson de paramètre λ . Vérifier que le processus ainsi construit est stationnaire et ergodique à l'ordre un (on déterminera la moyenne arithmétique (spatiale) de chaque réalisation et la moyenne statistique pour chaque pixel x_i). On admettra la stationnarité et l'ergodicité à l'ordre 2. Observer et commenter l'influence du paramètre λ sur les signaux générés.

Remarque : la fonction `expnrd` sous Matlab génère des échantillons suivant la loi exponentielle de paramètre $1/\lambda$.

Conformément à l'article [1], générer alors un processus discret à valeurs dans $\{0, \dots, 255\}$ construit sur un processus de Poisson de paramètre λ .

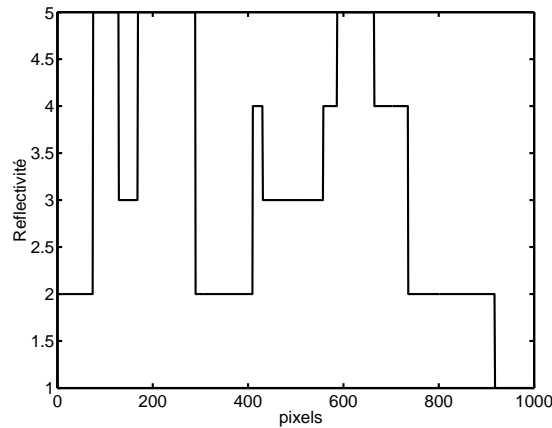


FIG. 1 – Ligne d'image non bruitée

2) Bruit Multiplicatif $n(x)$ (Speckle)

Générer une suite de variables aléatoires indépendantes suivant une loi Gamma (fonction `gamrnd`) de moyenne $\mu_n = 1$ et de variance $\sigma_n^2 = 1/L$, où L correspond au nombre de vues moyennées. Comparer l'histogramme de ces variables aléatoires à la densité de la loi Gamma correspondante (fonction `gampdf`).

Remarque : Matlab considère que la densité de la loi Gamma est :

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}.$$

3) Ligne d'image bruitée $I(x)$

Construire l'intensité d'une ligne d'image Radar à l'aide de $I(x) = R(x)n(x)$. Observer l'effet de L sur l'intensité $I(x)$ (en considérant par exemple $L = 1$, $L = 4$ et $L = 10$).

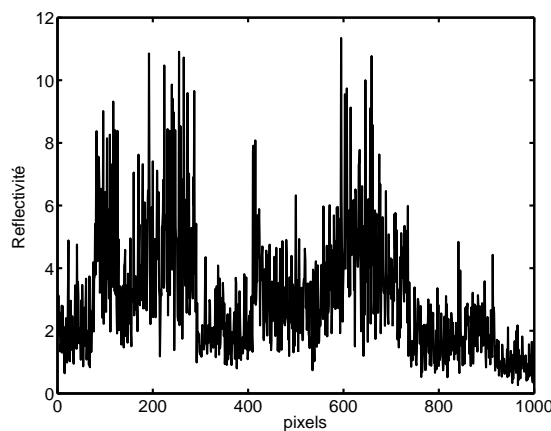


FIG. 2 – Ligne d’image perturbée par un bruit multiplicatif (speckle).

2^{ème} Partie : Analyse Spectrale d’une ligne d’image SAR

Pour simplifier l’analyse, on commence tout d’abord par étudier le signal binaire à valeurs dans $\{1, 2\}$ construit sur un processus de Poisson de paramètre λ . On rappelle que la fonction d’autocovariance d’un tel processus s’écrit :

$$C_{RR}(\tau) = E[(R(x) - m_R)(R(x - \tau) - m_R)] = \sigma_r^2 e^{-\lambda|\tau|},$$

où $m_R = E[R(x)]$ est la moyenne de la ligne d’image. La densité spectrale de puissance est définie comme la transformée de Fourier de la fonction d’autocovariance

$$S_{RR}(f) = \frac{2\lambda\sigma_r^2}{\lambda^2 + 4\pi^2 f^2}.$$

1) Périodogramme

Calculer le périodogramme d’une réalisation en utilisant une fenêtre rectangulaire et de Hanning. Comparer le résultat obtenu avec la densité spectrale de puissance associée au processus étudié.

2) Périodogramme cumulé

Déterminer la moyenne des périodogrammes de différentes réalisations du signal appelée périodogramme cumulé. Commenter le résultat obtenu.

3) Corrélogramme

Déterminer les estimations biaisées et non-biaisées de la fonction d’autocorrélation du processus étudié à l’aide d’une réalisation de ce processus. En déduire une estimation par corrélogramme de la densité spectrale de puissance du processus.

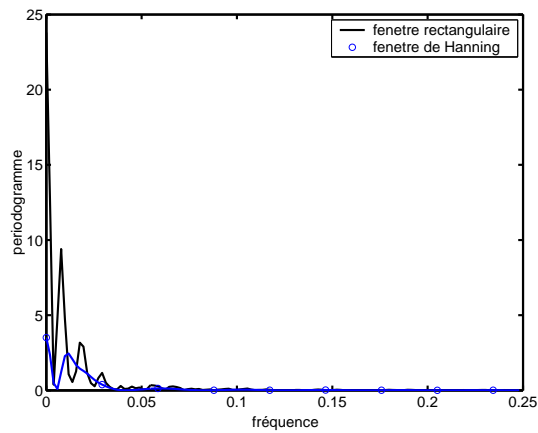


FIG. 3 – Périodogramme

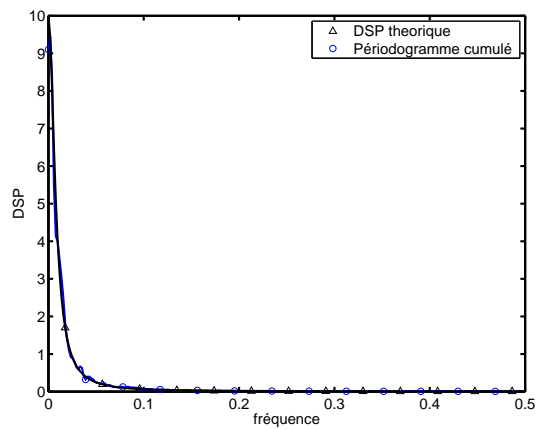


FIG. 4 – Périodogramme cumulé

Annexes

Périodogramme/Corrélogramme

La densité spectrale de puissance (DSP) d'un signal à énergie finie est définie par

$$S(f) = TF[K_x(\tau)] = |X(f)|^2$$

où $X(f)$ est la transformée de Fourier $x(t)$ et $K_x(\tau)$ sa fonction d'autocorrélation. Il en découle deux méthodes d'estimation de la DSP appelées **périodogramme** et **corrélogramme**.

– **Périodogramme**

Lorsqu'on estime la transformée de Fourier avec l'algorithme de FFT rapide de Matlab, on montre qu'un estimateur satisfaisant de la DSP du signal $x(t)$ appelé périodogramme est défini par :

$$\frac{1}{N} |TFD[x(n)]|^2$$

où $x(n)$ est obtenu par échantillonnage de $x(t)$.

– **Corrélogramme**

L'estimation de la DSP par corrélogramme comporte deux étapes :

- 1) Estimation de la fonction d'autocorrélation (xcorr.m) qui produit $\hat{K}_x(n)$
- 2) Transformée de Fourier discrète de $\hat{K}_x(n)f(n)$, où $f(n)$ est une fenêtre de pondération et $\hat{K}_x(n)$ est l'estimation biaisée ou non biaisée de la fonction d'autocorrélation.

Remarque 1 : il est important de noter que lorsque $\hat{K}_x(n)$ est l'estimateur biaisé de la fonction d'autocorrélation de $x(t)$, le corrélogramme coïncide exactement avec le périodogramme comme le montre la figure suivante (obtenue avec une fréquence normalisée $f_e = 0.1$:

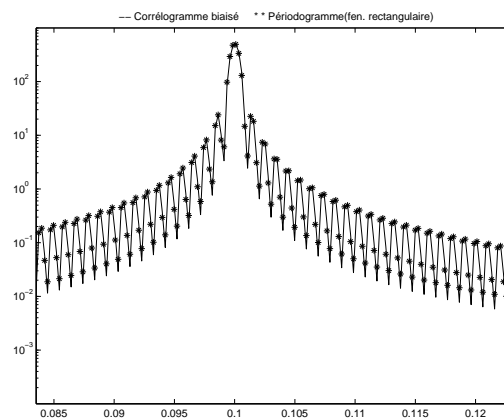


FIG. 5 – Fig. 5. Corrélogramme biaisé et Périodogramme

Remarque 2 : Implantation numérique

Si le signal numérique $x(n)$ possède N_s points, la fonction xcorr calcule la fonction d'autocorrélation $\hat{K}_x(n)$ pour $n = -(N_s - 1), \dots, -1, 0, 1, \dots, (N_s - 1)$ (on a donc $2N_s - 1$ points). On peut "padder" cette autocorrélation par des zéros afin d'avoir une représentation plus précise de la DSP. L'algorithme de transformée de Fourier discrète de Matlab nécessite une symétrisation de la fonction d'autocorrélation de la façon suivante :

- Points d'autocorrélation $\hat{K}_x(0), \hat{K}_x(1), \dots, \hat{K}_x(N_s - 1)$
- N_z zéros
- zéro central
- N_z zéros

– Points d'autocorrélation $\hat{K}_x(N_s - 1), \dots, \hat{K}_x(1)$

Cette procédure de symétrisation est illustrée sur la figure suivante pour $N_s = 4$ et $N_z = 4$:

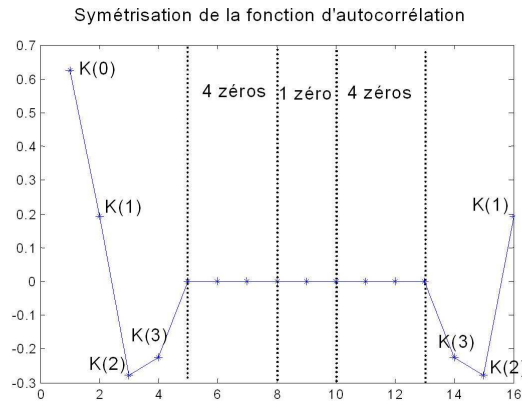


FIG. 6 – Symétrisation de la fonction d'autocorrélation

3^{ème} Partie : Détection de Ruptures sur une ligne d'image SAR

La détection s'effectue au moyen d'une fenêtre d'analyse glissante. Une forte différence de réflectivité moyenne de part et d'autre d'un pixel permet de repérer un contour. Cette méthode, bien adaptée aux images optiques, est mise en défaut pour l'imagerie radar. La présence d'un bruit multiplicatif augmente en effet le taux de fausses détections dans les régions de forte réflectivité. Pour pallier cette limitation, l'article propose un détecteur basé non plus sur des différences, mais sur des rapports de réflectivité moyenne. En outre, les moyennes arithmétiques sont remplacées par des moyennes pondérées exponentiellement pour traiter les cas de contours multiples (présence de plusieurs contours dans la fenêtre d'analyse). Les plus proches voisins du pixel central sont ainsi favorisés aux dépens de pixels plus éloignés pouvant correspondre à un nouveau contour.

Conformément à l'article [1], on désire réaliser un filtre appelé filtre ISEF de réponse

impulsionnelle

$$f(x) = \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|}$$

où α dépend de L , λ , de la moyenne μ_R et de l'écart type σ_R de la réflectivité. Pour calculer μ_R et σ_R pour un processus à valeurs discrètes $\{1, \dots, n_r\}$, on pourra utiliser les formules de sommation :

$$\sum_{k=0}^{n_r} k = \frac{n_r(n_r + 1)}{2}$$

$$\sum_{k=0}^{n_r} k^2 = \frac{n_r(n_r + 1)(2n_r + 1)}{6}.$$

Le résultat du filtrage avec le filtre ISEF est le meilleur estimateur linéaire de la réflectivité au sens de la moyenne quadratique.

On commence tout d'abord par étudier le signal binaire à valeurs dans $\{1, 2\}$ construit sur un processus de Poisson de paramètre λ bruité par le bruit de scintillement (speckle).

1) Synthétiser le filtre ISEF au moyen d'un filtre RIF. Montrer que le filtrage de $I(x)$ par ce filtre réalise un débruitage de la ligne de l'image SAR. Commenter ce résultat à l'aide de l'article [1]. Quelques résultats typiques sont représentés sur les figures ci-dessous :

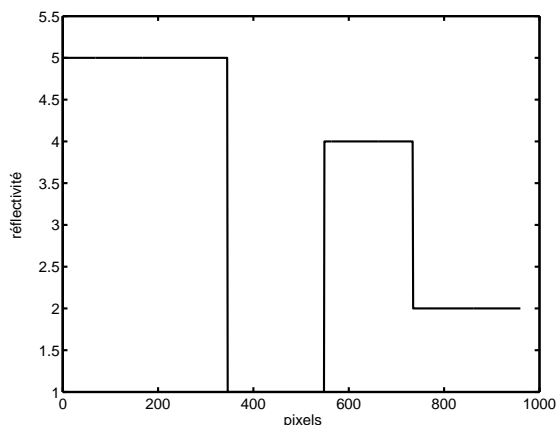


FIG. 7 – ligne non bruitée

2) Conformément à l'article [1], déterminer le rapport des moyennes pondérées exponentiellement noté r_{\max} (opérateur ROEWA) et montrer qu'il permet d'estimer la position des ruptures.

3) Que se passe-t-il lorsque le signal d'analyse est un processus discret à valeurs dans $\{0, \dots, 255\}$ construit sur un processus de Poisson de paramètre λ et bruité par du speckle ?

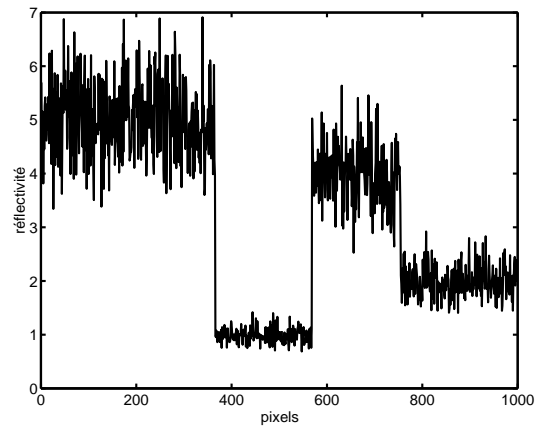


FIG. 8 – ligne bruitée

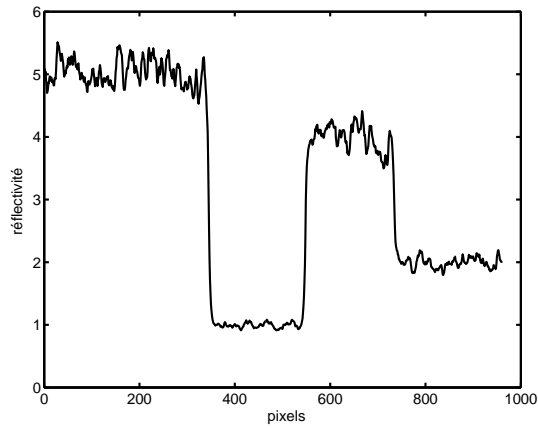


FIG. 9 – ligne débruitée

4^{ème} Partie : Détection de Ruptures sur une image TEST

La détection de contours sur une image est réalisée en deux temps. Le détecteur ROEWA est d'abord appliqué successivement à chaque ligne de l'image, préalablement lissée dans la direction opposée, pour obtenir la carte horizontale des contours $r_X(x, y)$. En opérant de façon similaire dans la direction verticale, la carte verticale des contours est construite. Ces deux composantes peuvent alors être combinées pour former la carte des contours en deux dimensions :

$$r_{2D}(x, y) = \sqrt{r_X^2 + r_Y^2}.$$

Retrouver les résultats obtenus sur les images de la figure 5 de l'article [1]. Appli-

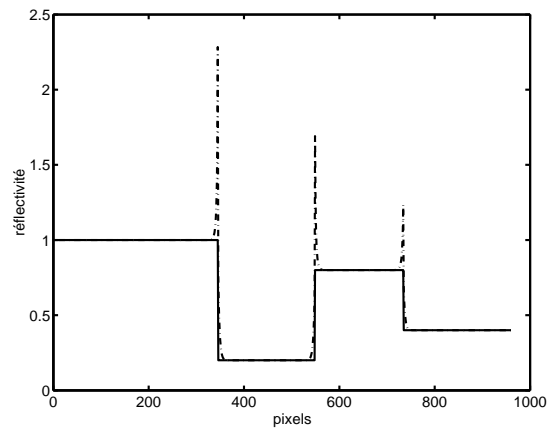


FIG. 10 – Détection de transitions sur une ligne image non bruitée.

quer enfin la méthode à des images non simulées telles que l'image satellitaire de la ville de Bourges (prendre $L = 4$). Pour afficher une image, utiliser "imagesc". Comme on peut le voir, les résultats de segmentation peuvent être décevants dans le cas d'images bruitées. Observer l'effet de la segmentation sur des images synthétiques de Matlab (par exemple, charger l'image eight avec "load indemos eight", transformer les pixels de cette image en réels avec "y=double(eight)") et montrer que les résultats s'améliorent sensiblement.

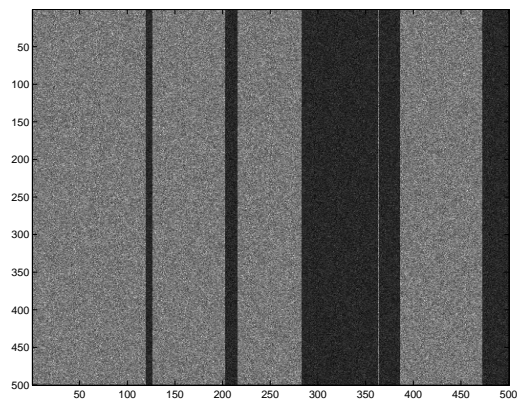


FIG. 11 – Image idéale / lignes verticales

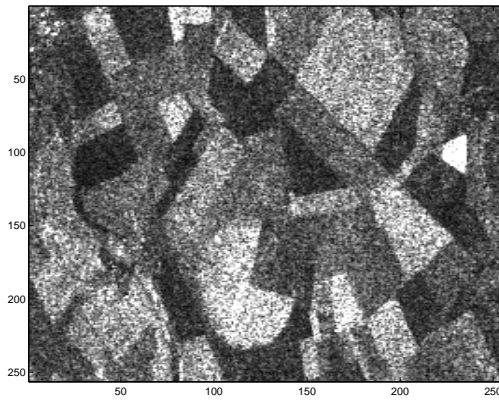


FIG. 12 – Image satellite de Bourges

Références

- [1] R. Fjørtoft, A. Lopès, P. Marthon and E. Cubero-Castan, “An Optimal Multiedge Detector for SAR Image Segmentation,” *IEEE Trans. Geosci. and Remote Sensing*, vol. 36, n° 3, pp. 793-802, May 1988.