

# Démodulation d'images large bande par opérateur d'énergie

El Hadji Samba DIOP<sup>1,2</sup>, Abdel-Ouahab BOUDRAA<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Ecole Navale/IRENav-EA3634, BCRM Brest, CC 600, 29240 Brest Cedex 9, France.

<sup>2</sup>ENSIETA/E3I2-EA3876, 2 rue François Verny, 29806 Brest Cedex 9, France.

(el-hadji.diop, abdel.boudra)@ecole-navale.fr

**Résumé** – Dans ce travail, on s'intéresse à la démodulation d'images large bande. Les images sont approchées par un modèle AM-FM. On propose une amélioration de l'algorithme de démodulation DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) par une approche multi-composante combinée avec un banc de filtres de Gabor, l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser et une méthode d'analyse de composantes dominantes des réponses des filtres. L'algorithme proposé est plus robuste vis-à-vis bruit et les résultats de démodulation sont meilleurs comparés à ceux donnés par le DESA et l'approche par image analytique.

**Abstract** – In this paper, we propose a new wideband image demodulation method. Images are approximated with an AM-FM model. To improve the demodulation algorithm DESA (Discrete Energy Separation Algorithm), we use a multicomponent approach combined with Gabor filters, the Teager-Kaiser energy operator and the dominant component analysis. We show that the proposed algorithm is robust in a noisy environment and that demodulation results are improved in comparison to the obtained ones with the DESA and the analytical image demodulation approach.

## 1 Introduction

Les modèles AM-FM à travers l'Opérateur d'Energie de Teager-Kaiser (OETK) ont été initialement introduits par Kaiser pour le traitement de la parole [2]. Ils ont été ensuite étendus aux cas multi-dimensionnels et en particulier aux images avec l'algorithme DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) par Maragos et Bovik [1]. Le DESA décompose une image bande étroite en une composante AM (Amplitude Modulation) et une composante FM (Frequency Modulation). La partie AM renseigne sur le contraste des textures, plus précisément sur la disparité en intensité entre les textures sombres et brillantes. La partie FM permet de capturer l'orientation des textures locales, la granularité et les contours. Cette décomposition AM-FM a donné lieu à plusieurs applications en traitement d'images [3]-[6]. Cependant, ces algorithmes de séparation d'énergie, l'ESA (Energy Separation Algorithm) ou le DESA, sont moins efficaces pour la démodulation d'images réelles, qui sont en général, à bande large. Dans cet article, nous proposons une nouvelle approche pour démoduler des images large bande et ainsi nous affranchir des limitations de l'ESA et algorithmes dérivés. Pour se faire, nous introduisons un banc de filtres de Gabor combiné avec l'OETK 2D. Les filtres de Gabor nous permettent ainsi d'obtenir une décomposition en sous-bandes monocomposante. Nous pouvons par la suite appliquer une méthode de démodulation sur chacune des parties monocomposante obtenues. Pour une meilleure analyse et une meilleure extraction des structures les plus pertinentes de l'image réelle, nous utilisons l'analyse par composante dominante (DCA) [3]. La DCA consiste à choisir, par rapport à un certain critère, pour chaque pixel de l'image, celui qui est le plus représentatif dans le banc de filtres. Ces pixels sont dits dominants. La démodulation

est finalement faite sur ces pixels dominants. Les filtres de Gabor étant choisis pour leur bonne résolution spatio-temporelle, leur régularité de même que celle des dérivées. Un travail un peu similaire utilisant l'image analytique a été proposé par Nguyen and Havlicek [5]. Comme nous le montrerons plus loin, toutes les dérivations se feront désormais sur les filtres, qui sont réguliers ainsi que leurs dérivées. Ce qui entraîne une meilleure robustesse au bruit. L'algorithme est finalement appliqué sur des images réelles et les résultats de démodulation sont comparés à ceux donnés par le DESA et l'approche par image analytique.

## 2 Démodulation par approche multicomposante

L'approche multi-composante considère l'image comme la somme de contributions AM-FM mono-composante telle que:

$$I(x_1, x_2) = \sum_{n=1}^N a_n(x_1, x_2) \cos[\varphi_n(x_1, x_2)] = \sum_{n=1}^N I_n(x_1, x_2). \quad (1)$$

Les  $a_n$  et les  $\omega_n = \nabla\varphi_n$ ,  $n = 1, \dots, N$  sont les composantes AM et FM à déterminer.

Considérons un banc de filtres de Gabor bidimensionnels de réponses impulsionnelles  $g_n$ ;  $n = 1, \dots, N$  et de fréquences impulsionnelles  $G_n$ ;  $n = 1, \dots, N$ .

Soit  $I_n^g$  la réponse du  $n^{ieme}$  filtre  $g_n$  tel que l'on ait:

$$I_n^g(x_1, x_2) = (I \star g_n)(x_1, x_2) \quad (2)$$

$$\approx (I_n \star g_n)(x_1, x_2), \quad (3)$$

où  $\star$  est l'opérateur de convolution.

Désignons par  $\Omega$ , le domaine de l'image.  $\Omega$  est un ouvert borné. Comme de plus,  $I$  est bornée dans  $\Omega$ , alors  $I \in L^\infty(\Omega) \subseteq L^2(\Omega)$ . Les fonctions de Gabor sont de classe  $C^\infty$ , et donc:

$$\nabla^i (I_n \star g_n) = I_n \star \nabla^i g_n, \quad \forall n = 1, \dots, N; \text{ et } i = 1, 2 \quad (4)$$

Toutes les dérivées s'opèrent sur ces filtres de Gabor, qui sont réguliers, de même que leurs dérivées. Cela aura comme conséquence immédiate, une robustesse vis-à-vis du bruit.

En appliquant l'OETK 2D à  $I_n^g$ , on obtient:

$$\psi(I_n^g) = \|\nabla I_n^g\|^2 - I_n^g \Delta I_n^g \approx \|I_n \star \nabla g_n\|^2 - (I_n \star g_n) \cdot (I_n \star \Delta g_n) \quad (5)$$

En considérant les approximations faites dans [7], on calcule l'énergie de l'image  $I_k^g$  comme suit:

$$\psi[I_n^g(x_1, x_2)] \approx a_n^2(x_1, x_2) \|\nabla \varphi_n(x_1, x_2)\|^2 \times \|G_n[\nabla \varphi_n(x_1, x_2)]\|^2 \quad (6)$$

La discrétisation de (6) donne:

$$\psi_d[I_n^g(k, l)] \approx \psi_d[I_n(k, l)] \|G_n[\nabla \varphi_n(k, l)]\|^2, \quad (7)$$

où  $\psi_d$  est la discrétisation de l'OETK 2D donnée par:

$$\psi_d[I(k, l)] = 2(I(k, l))^2 - I(k-1, l)I(k+1, l) - I(k, l-1)I(k, l+1). \quad (8)$$

En appliquant le DESA à  $I_n^g$ , on obtient les estimations  $\hat{U}_n$  et  $\hat{V}_n$  des composantes horizontales et verticales de la fréquence FM de l'image  $I_n$ :

$$|\hat{U}_n(k, l)| = \arcsin \sqrt{\frac{\psi_d[I_n^g(k+1, l) - I_n^g(k-1, l)]}{4\psi_d[I_n^g(k, l)]}} \\ |\hat{V}_n(k, l)| = \arcsin \sqrt{\frac{\psi_d[I_n^g(k, l+1) - I_n^g(k, l-1)]}{4\psi_d[I_n^g(k, l)]}}, \quad (9)$$

pour tout  $n = 1, \dots, N$ .

Comme les  $I_n$  sont modifiées en passant à travers les filtres  $g_n$ , on divise alors par  $\|G_n[\nabla \varphi_n(k, l)]\|$  pour estimer les composantes AM des  $I_n$ , ce qui donne:

$$\hat{a}_n(k, l) = \frac{\sqrt{\frac{\psi_d[I_n^g(k, l)]}{\sin^2(|U(k, l)|) + \sin^2(|V(k, l)|)}}}{\|G_n[U_n(k, l), V_n(k, l)]\|} \quad (10)$$

Ainsi, pour chaque pixel  $(k, l)$ , on détermine le pixel dominant  $(k, l)_D$  à travers le banc de filtres par:

$$(k, l)_D = \arg \max_{1 \leq n \leq N} \psi_d[(I \star g_n)(k, l)] \quad (11)$$

$$= \arg \max_{1 \leq n \leq N} \psi_d[I_n^g(k, l)]. \quad (12)$$

### 3 Résultats

Nous illustrons l'algorithme de démodulation sur des données synthétiques et réelles. On considère d'abord l'image

TAB. 1: Erreurs d'approximation commises avec le DESA, l'image analytique (IAAna) et l'approche multi-composante (MC) combinée avec la DCA (MSE( $U, \Omega_1$ )=MSE1), MSE( $V, \Omega_2$ )=MSE2)

	MSE1	$\ U - \Omega_1\ _2$	MSE2	$\ V - \Omega_2\ _2$
DESA	0.0452	15.9952	0.0160	9.5691
IAAna	0.0129	9.1603	0.0096	7.3023
MC	0.0126	9.0702	0.0016	2.7140

synthétique définie  $\forall m, n = 1, \dots, 100$ , par:

$$I(k, l) = 0.5 [1 + 0.5 \cos(k\pi/30 + l\pi/50)] \cdot \cos[k\pi/3 + l\pi/5 + 2 \sin(k\pi/30) + \sin(l\pi/50 + \pi/2)].$$

La représentation graphique de l'image synthétique est illustrée par la figure 1. Nous avons utilisé un banc de 81 filtres de Gabor. Ces filtres sont obtenus en faisant varier la fréquence, l'orientation et les variances par rapport aux axes de coordonnées. Comme indiqué sur le tableau 1, les erreurs d'approximations des fréquences horizontale et verticale commises avec notre méthode sur l'image synthétique (Fig. 1) sont beaucoup plus faibles que celles des méthodes DESA et de l'image analytique.

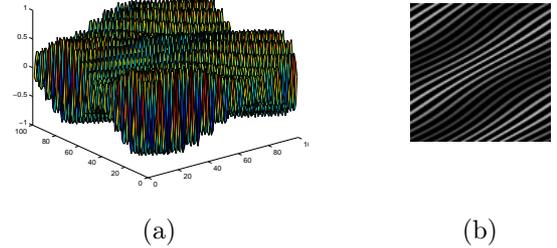


FIG. 1: Représentation 3D de l'image synthétique (a) de  $I$ . Image en niveau de gris de  $I$  (b)

Afin de mieux évaluer les performances de notre algorithme, nous l'avons testé sur l'image de Lena sans bruit, et avec du bruit additif Gaussien de moyenne nulle et de variances 0.01. Nous avons ensuite comparé les résultats de démodulation (Fig. 2). On remarquera, en plus de la robustesse au bruit, que les détails sont plus représentatifs avec notre méthode (e.g les contours du chapeau, des yeux, du nez, des objets du fond de l'image, etc...).

Nous avons enfin testé l'algorithme sur des images réelles (Sonar), avec et sans bruit, et comparé les résultats de démodulation (Figs. 3 et 4). Comme pour l'image de Lena, l'algorithme est plus robuste au bruit et les rides de l'image de fond marin sont beaucoup plus mises en évidence avec l'approche proposée. L'extraction des rides ou ondulations à partir des images Sonar est une étape importante pour la caractérisation des fonds marins à des fins civiles et militaires. Les résultats obtenus (Figs. 2-4) montrent que la méthode de démodulation proposée peut être exploitée comme une technique de segmentation après que quelques améliorations ou pré-traitements supplémentaires. Ce qui sera l'objet de nos prochains travaux.

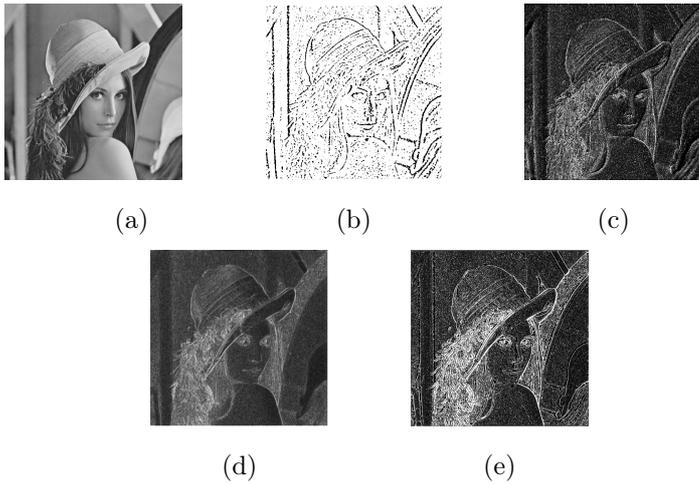


FIG. 2: Image de Lena (a). Composante AM estimée avec l'approche multi-composante avec la DCA (b). Module de la composante FM estimée respectivement par le DESA (c), l'image analytique (d) et l'approche multi-composante avec la DCA (e)

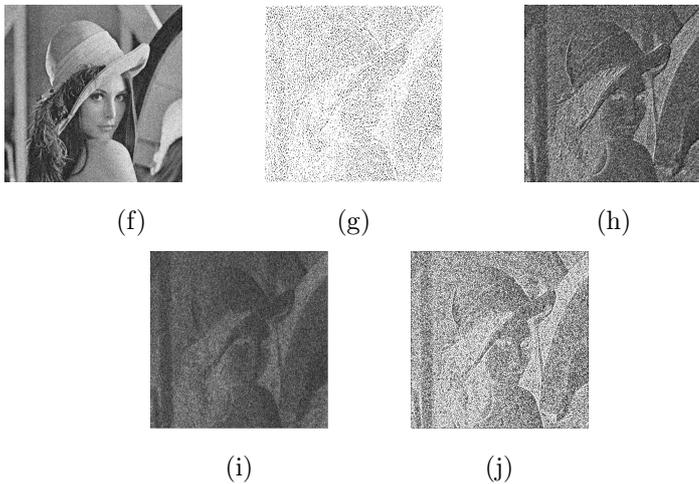


FIG. 3: Image bruitée de Lena (f). Composante AM estimée avec l'approche multi-composante et la DCA (g). Module de la composante FM estimée respectivement par le DESA (h), l'image analytique (i) et l'approche multi-composante avec la DCA (j).

## 4 Conclusion

Les modèles AM-FM sont très intéressants pour l'analyse des images. De nombreuses améliorations ont été apportées depuis leur introduction. Nous venons de contribuer à cela avec l'approche multicomposante combinée avec un banc de filtres de Gabor et la DCA. Comme nous l'avons vu avec les résultats numériques sur des images synthétiques et réelles, l'algorithme de démodulation que nous proposons est plus efficace que le DESA et l'approche par image analytique. Nous avons aussi montré sa robustesse par rapport au bruit aussi bien sur le plan théorique que sur des exemples pratiques. Cela est une contribution supplémentaire, en comparaison aux autres méthodes de démodulation d'images. Cependant, il y a d'autres améliorations à apporter au modèle; ce qui sera l'objet de nos prochains travaux.

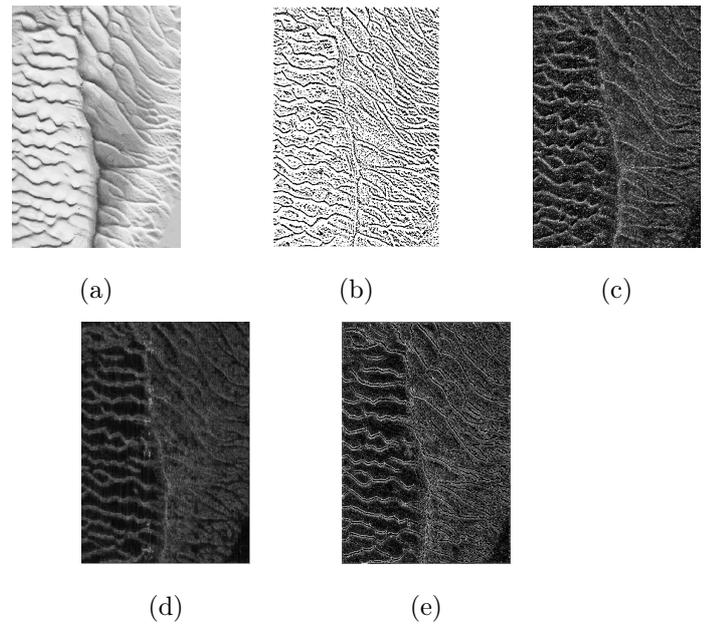


FIG. 4: Image Sonar de fond marin (a). Composante AM estimée avec l'approche multi-composante et la DCA (b). Module de la composante FM estimée respectivement avec le DESA (c), l'image analytique (d) et l'approche multi-composante avec la DCA (e).

## References

- [1] P. Maragos and A.C. Bovik "Image demodulation using multidimensional energy separation," *Opt. Soc. Am. A*, vol. 12, no. 9, pp. 1867-1876, 1995.
- [2] J.F. Kaiser "Some useful properties of Teager's energy operator," *Proc. ICASSP*, vol. 3, pp. 149-152, 1993.
- [3] I. Kokkinos, G. Evangelopoulos and P. Maragos "Advances in texture analysis: energy dominant component and multiple hypothesis testing," *Proc. ICIP*, vol. 2, pp. 1509-1512, 2004.
- [4] M.S. Pattichis, C.S. Pattichis, M. Avraam, A.C. Bovik and K. Kyriacou "AM-FM texture segmentation in electron microscopic muscle imaging," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 19, no. 12, pp. 1253-1258, 2000.
- [5] C.T. Nguyen and J.P. Havlicek, "Modulation domain features for discriminating infrared targets and backgrounds," *Proc. ICIP*, pp. 3245-3248, 2006.
- [6] A.O. Boudraa, F. Salzenstein and J.C. Cexus, "2D Continuous higher energy operators," *Opt. Eng.*, vol. 44, no. 11, pp. 7001-7010, 2005.
- [7] J.P. Havlicek, P.C. Tay and A.C. Bovik "Handbook of image and video processing," A.C. Bovik Ed. ch. 4.4, pp. 377-395, 2005.

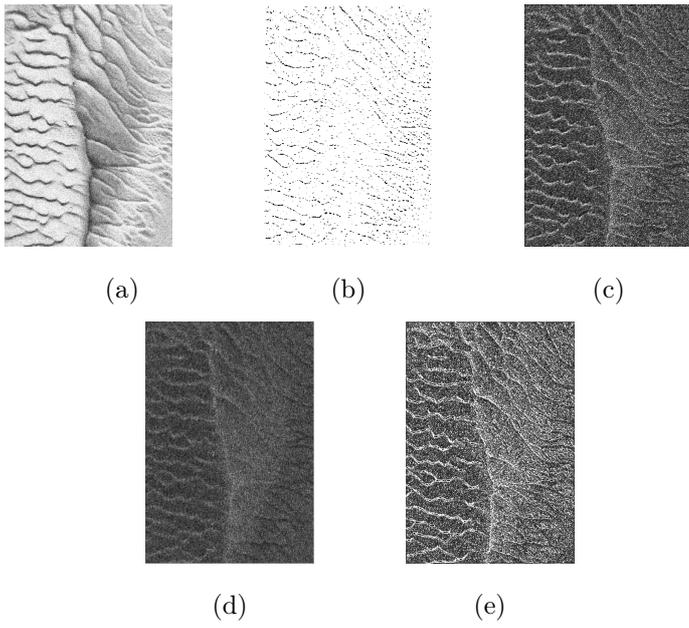


FIG. 5: Image Sonar bruitée à 0.05 (f). Composante AM estimée par l'approche multi-composante avec la DCA (g). Module de la composante FM estimée respectivement avec le DESA (h), l'image analytique (i) et l'approche multi-composante avec la DCA (j).

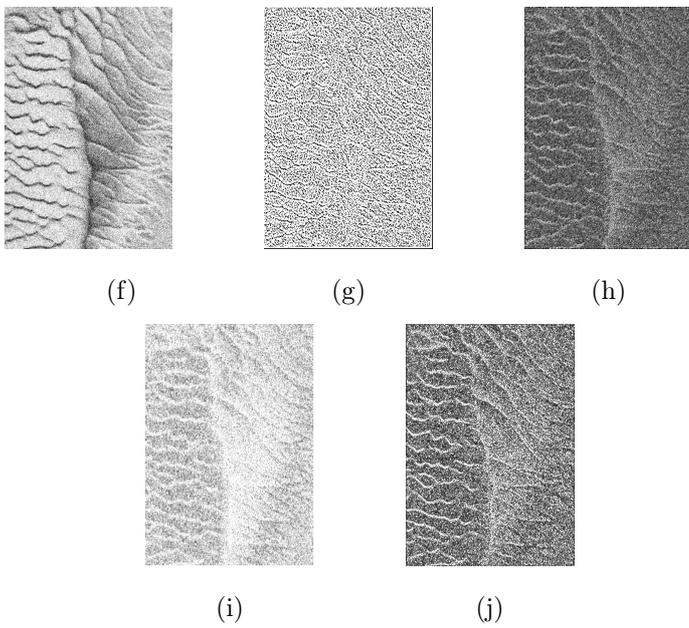


FIG. 6: Image Sonar bruitée à 0.05 (f). Composante AM estimée par l'approche multi-composante avec la DCA (g). Module de la composante FM estimée respectivement avec le DESA (h), l'image analytique (i) et l'approche multi-composante avec la DCA (j).