

Décomposition Empirique Multimodale Bidimensionnelle Modifiée pour l'analyse d'images

J.C. Nunes, O. Niang, Y. Bouaoune, E. Deléchelle, and Ph. Bunel

LERISS, Université Paris 12, Val de Marne, 61, avenue du Général de Gaulle 94010 CRETEIL France

nunes@univ-paris12.fr

Résumé Cet article présente une nouvelle approche d'analyse d'images par une décomposition empirique multimodale bidimensionnelle (BEMD). Cette décomposition, obtenue par un processus bidimensionnel dénommé « sifting process », permet d'extraire des structures à différentes échelles et fréquences spatiales, comportant des modulations en amplitude et en fréquence. Le « sifting process » est réalisé en utilisant d'une part la reconstruction morphologique pour analyser les fréquences, et d'autre part les fonctions radiales de base (RBF) pour l'interpolation de surfaces. Nous avons modifié l'algorithme original de « sifting process » pour permettre une pseudo décomposition passe-bande d'images par l'intermédiaire de critères d'échelle et de forme. Son efficacité est démontrée sur des images et en particulier des images de textures. De plus, la décomposition multimodale empirique bidimensionnelle, dans sa version classique et modifiée, ouvre une voie prometteuse pour la réduction de bruit et l'extraction de textures.

Abstract We present texture analysis algorithm based on Bidimensional Empirical Mode Decomposition (BEMD) of a texture field. The EMD approach has been recently introduced in signal processing by Huang in 1998. The main contribution of our approach is to apply the empirical mode decomposition to texture extraction and image denoising. This decomposition, obtained by the bidimensional sifting process, plays an important role in the characterization of regions in textured images. The sifting process is realized using morphological operators to detect regional maxima and thanks to radial basis functions (RBF) for surface interpolation. We modified the original sifting algorithm to permit a texture decomposition of images by inserting shape and scale criteria. The performance of the texture extraction algorithms, using BEMD method and a modified version, is demonstrated in the experiment with texture images.

1 Introduction

De nombreuses études, qui s'inspirent du système visuel humain, ont montré l'intérêt d'une analyse multi-échelle de textures. Parmi les méthodes multirésolution les plus répandues [1], on peut citer : les méthodes spectrales [2], les fonctions de Gabor [3] et les transformées en ondelettes [4]. Nous présentons une décomposition d'images en filtre passe-bande, basée sur la méthode de Décomposition Multimodale Empirique (EMD), introduite par Huang [5] qui ne nécessite pas, dans ce cas, de connaissances a priori sur les fréquences spatiales présentes. Nous avons développé un algorithme bidimensionnel de l'EMD, puis nous l'avons modifié en introduisant des critères sélectifs (de distance, de voisinage et de forme), permettant un filtrage spatio-fréquentiel passe-bande.

Tout d'abord, nous présentons la BEMD, la BEMD modifiée, qui intègre un critère de distance de voisinage et de forme, des résultats d'analyse de texture utilisant ces deux approches, puis en conclusion nous proposons les perspectives de cette approche.

2 L'analyse d'image par la BEMD

Dans cet article, l'approche par EMD, introduite en traitement du signal par Huang [5], est appliquée à l'analyse d'images. Cette technique de décomposition est adaptative et est appropriée à l'analyse de données non linéaires et non-stationnaires [11]. Nous montrons qu'elle est adéquate pour l'analyse de textures.

2.1 La Décomposition Bidimensionnelle Empirique Multimodale (BEMD)

Huang a prouvé l'efficacité de l'EMD en analyse 1D de signaux médicaux et sismiques. Son principe est une décomposition fréquentielle adaptative d'un signal donné en Fonctions Modes Intrinsèques (IMF) définie dans [5,6]. Une IMF est une fonction AM-FM. Cet algorithme, qui extrait localement et pour chaque mode les oscillations de la fréquence la plus élevée du signal original, est appelé « sifting process ».

Le « sifting process » bidimensionnel se définit comme suit [12]:

- 1) L'image résiduelle I_r est égale à l'image originale I ,
- 2) Détecter les extrema locaux (minima et maxima),
- 3) Calculer l'enveloppe 2-D supérieure E_s et inférieure E_i reliant ces extrema;
- 4) Déterminer l'enveloppe moyenne E_{mean} de ces 2 enveloppes;
- 5) Soustraire l'enveloppe moyenne à l'image résiduelle $I_r = I_r - E_{mean}$;
- 6) Répéter 1) à 5) jusqu'à ce que l'image résiduelle I_r soit une IMF, c'est à dire inférieure à Standard Deviation (SD).

La somme de tous les modes, ajoutée à la composante résiduelle reconstitue l'image originale :

$$I = \sum_{i=1}^n (c_i) + r_n$$

SD est le critère d'arrêt d'obtention d'un mode, il calcule l'écart type entre deux images résiduelles consécutives durant la recherche d'un mode [11].

Nous pouvons assimiler le « sifting process » à un filtre passe haut puisqu'il n'extrait que les hautes fréquences, pouvant contenir des modulations en amplitude et en fréquence. La détection des extrema de l'image a été réalisée par reconstruction morphologique, basée sur les opérateurs géodésiques [7]. Plutôt que d'utiliser l'interpolation par spline cubique proposé par Huang [5], nous avons préféré utiliser les fonctions radiales de bases (RBF) pour, entre autres, ses noyaux locaux régularisants [8].

2.2 La BEMD modifiée

La plupart des techniques multirésolution utilisent des bancs de filtres sélectifs en fréquence, en échelle, mais aussi en orientation. Huang [9] a, pour sa part, introduit dans l'EMD une longueur de période pour séparer les ondulations de périodes différentes pour chaque mode. L'intérêt majeur est la suppression des effets de « mode mixing ». En effet, il s'agit d'appliquer un filtre passe-haut dont la fréquence spatiale de coupure est égale à k (facteur d'échelle) fois la période la plus courte du signal, ou plus précisément k fois la distance minimale séparant deux extrema locaux. Pour appliquer cette technique à l'analyse d'images, nous avons proposé d'introduire non seulement un critère de distance ou d'échelle, mais aussi de forme.

Dans le cas des extrema régionaux de l'image qui vérifient ces critères d'échelle ou de forme, nous appli-

quons le « sifting process ». Par contre pour les autres extrema, nous affectons les valeurs de l'image résiduelle à leur voisinage. Le critère de distance permet la détection des régions ayant des fréquences comprises dans la bande fréquentielle définie. Ainsi, une segmentation non-supervisée est introduite dans la décomposition.

A partir de l'image des lignes crêtes des distances euclidienne entre extrema, obtenue par la Ligne de Partage des Eaux (LPE), nous pouvons définir les paramètres d'échelle ou de forme (direction, excentricité, ...).

Dans un premier temps, les valeurs de ces critères sont donnés empiriquement. Ce choix dépend des caractéristiques des structures à détecter.

Dans un deuxième temps, nous construisons un histogramme des paramètres correspondant à ces régions de voisinage. Par des mesures statistiques, les critères d'échelle ou de forme sont alors estimés pour chaque mode.

3 Résultats et discussion

La BEMD modifiée ne permet pas les recouvrements fréquentiels entre les différents modes, mais prends en compte pour chaque mode les modulations en fréquence et en amplitude. Des caractéristiques de la fonction d'interpolation dépend le contenu spatio-fréquentiel extrait sur l'image à chaque étape du sifting process. Les critères de distance et de forme introduits dans le sifting process, en amont de l'interpolation, permettent d'analyser, sur plusieurs modes, le contenu de l'image.

Sur la figure 1, le sifting process est appliqué à l'image Lena, sans critère sélectif. La décomposition montre une analyse multirésolution semblable à une représentation pyramidale laplacienne.

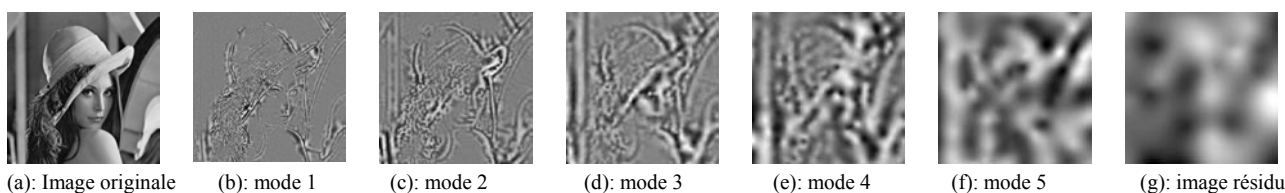


Figure 1 : L'image de Lena

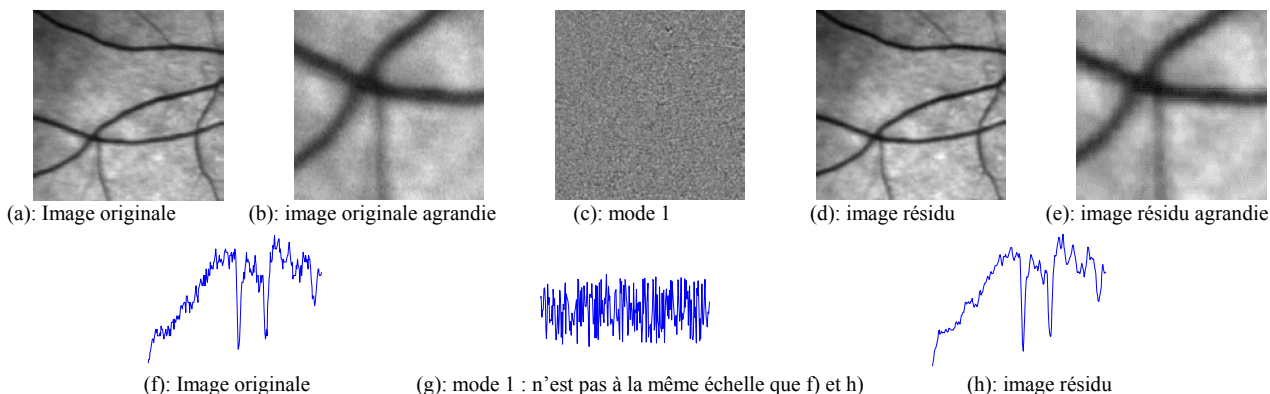


Figure 2 : Image rétinienne

Nous montrons, dans la suite, les résultats de l'application de la BEMD, classique et modifiée (c'est à dire avec critère sélectif), à la réduction de bruit et à l'extraction de texture.

3.1 Réduction de bruit

La réduction de bruit est obtenue en soustrayant le ou les premiers modes à l'image originale. Nous présentons des résultats de la BEMD sans critère sélectif.

Sur la figure 2, l'image rétinienne (a) avec du bruit d'acquisition représente l'image originale. Suivant la diagonale descendante de gauche vers la droite, nous avons représenté le profil des intensités figure 2(f). La décomposition BEMD classique, extrait dès le premier mode le bruit figure 2(c) dont le profil des intensités sur la même diagonale est représenté en figure 2(g). L'image résiduelle figure 2(d) représente l'image originale affranchi du bruit. Le profil d'intensité correspondant montre cette amélioration dans la figure 2(h).

Une visualisation agrandie de l'image originale figure 2(b) et de l'image résiduelle figure 2(e) montre l'effet de lissage.

Cependant, une partie de l'information de contour est également contenu dans (ce ou) ces premiers modes. Nous montrons cela figure 3(c) et plus visiblement figure 3(d) après un agrandissement.

Sur l'image de Barbara (figure 4), nous pouvons voir que la BEMD permet une extraction multiéchelle locale. En effet, nous retrouvons sur le premier mode des informations spatio-fréquentielles différentes ; la fréquence spatiale du voile diffère de la fréquence spatiale du fauteuil en osier en arrière plan.

A partir de ce constat, nous pouvons envisager des variantes de la BEMD tout en conservant ses propriétés multiéchelles. On peut, par exemple, envisager d'extraire dans un premier temps des informations suivant une direction privilégiée.

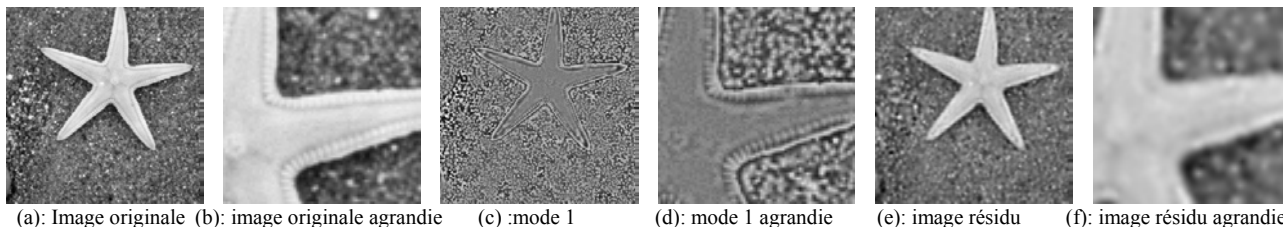


Figure 3 : Image d'Etoile de mer.

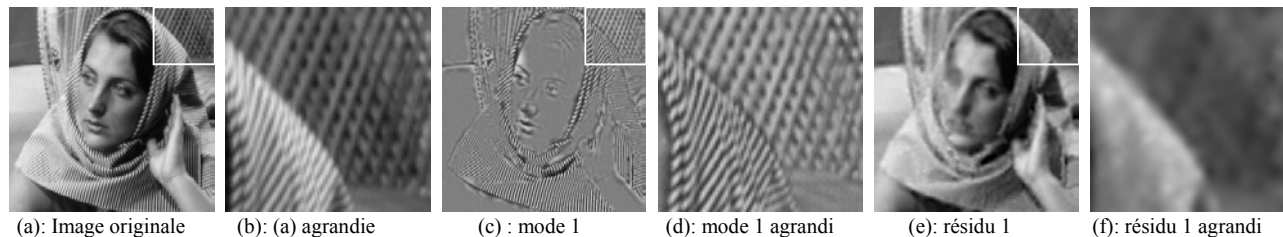


Figure 4 : Image de Barbara.

3.2 Extraction de textures

L'avantage de la décomposition BEMD reste sa modulation en fréquence et en amplitude. Ces deux caractéristiques appliquées au contenu d'une image permettent en agissant sur les critères de forme, de distance, d'orientation et d'homogénéité, de ne laisser apparaître, dans un mode, que des formes, des tailles d'objets ou d'orientations précises et sélectionnées.

Les textures sont considérées ici comme une suite de progression lente de l'intensité de gris le long des contours ou suivant une direction donnée (ou privilégiée [10]).

Nous montrons l'extraction de textures par BEMD sans critère sélectif figure 5, puis par BEMD avec 2 critères d'échelle figure 6.

L'extraction de textures s'obtient en analysant les composantes fréquentielles de chaque région de l'image par le biais de critères sélectifs de forme et de distance de voisinage entre extrema dans la mise en œuvre du sifting process. Sur la figure 6, le premier facteur $k=27$ pour le premier mode, et le second facteur $k=68$ pour le deuxième mode, et sans critère de forme. Le mode 1 montre la possibilité de segmenter une image, par approche région, par l'introduction d'un critère d'homogénéité adaptatif.

Ainsi, une segmentation non supervisée peut être envisagée par l'adaptation des critères sélectifs que nous avons introduits dans la BEMD modifiée.

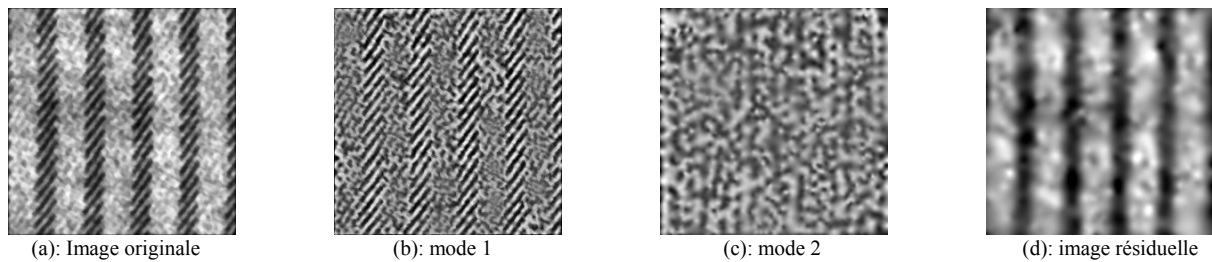


Figure 5 : Image composite.

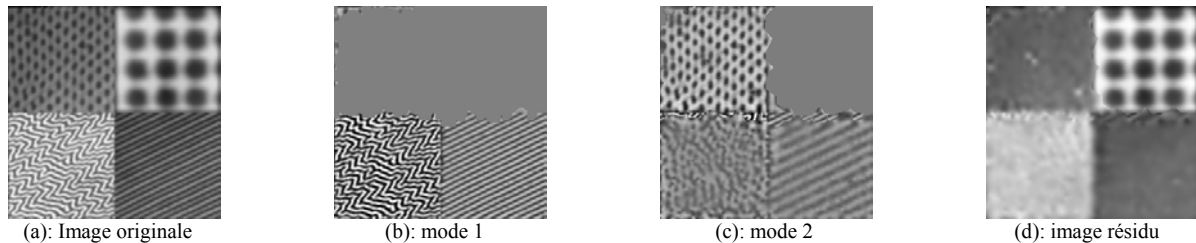


Figure 6 : Image composite.

4 Conclusion et perspectives

Nous avons développé une Décomposition Multimodale Empirique Bidimensionnelle et modifié le sifting process 2D pour l'appliquer à l'analyse d'images. Ainsi nous avons pu, avec ou sans critères de forme et de distance, réaliser une extraction de textures, et une réduction du bruit. Une étude quantitative des paramètres de forme et de distance permettrait en plus de faire une classification non supervisée.

Après avoir décomposé une image, nous pouvons extraire des paramètres caractérisant chacune de ces composantes (IMF). A partir de ceux-là, il est possible de reconstruire l'image originale ; ce qui pourrait ouvrir une nouvelle voie pour la synthèse de texture. De plus, l'ensemble de ces paramètres semble représenter au mieux l'image originale.

Références

- [1] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture analysis", *The Handbook of pattern Recognition and Computer Vision* (2nd edition), by C. H. Chen, L. F. Pau, P. S. P. Wang (editors.), 207-248, World scientific Publishing Co., 1998.
- [2] J. Krumm and S.A. Shafer, "Shape from Periodic Texture Using Spectrogram," *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 284-289, 1992.
- [3] D. Dunn and W. E. Higgins, "Optimal Gabor filters for texture segmentation", *IEEE Trans. Image Proc.*, 4(7):947-964, July 1995.
- [4] M. Unser, "Texture classification and segmentation using wavelet frames", *IEEE Trans. Image Proc.*, 4(11):1549-1560, November 1995.
- [5] N. E Huang and al., "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis", *Proceedings of the Royal Society Lond. A*, 454, 903-995, 1998.
- [6] P.J. Oonincx; "Empirical mode decomposition: a new tool for S-wave detection", *CWI Reports of*

Probability, Networks and Algorithms (PNA), PNA-R0203, ISSN 1386-3711, 2002.

[7] L. Vincent, "Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 2, No. 2, 176-201, April 1993.

[8] J.C. Carr, W.R. Fright, and R.K. Beatson, "Surface interpolation with radial basis functions for medical imaging", *IEEE Trans. Med. Imag.* vol. 16, pp. 96-107, Janv. 1997.

[9] N. E Huang, Z. Shen and S. R. Long, "A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum", *Annu. Rev. Fluid. Mech.*, 31: 417-57, 1999.

[10] Zucker, S.W., and Gupta, K.K., "Multiple-level representations for texture discrimination", *IEEE Conf. on Pattern Recognition and Image Processing*, Dallas, August, 1981.

[11] J.C. Nunes, Y. Bouaoune, E. Deléché, S. Guyot, and Ph. Bunel. "Texture analysis based on the bidimensional empirical mode decomposition". *Journal of Machine Vision and Applications (MVA)*, (to appear), 2003.

[12] J.C. Nunes, Y. Bouaoune, E. Deléché, N. Oumar, and Ph. Bunel. "Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition". *Image and Vision Computing Journal (IVC)*, (to appear), 2003.