

Traitement du Signal

Amélioration des performances des techniques de séparation de sources par débruitage via EMD

Kais Khaldi* — Abdellah Adib**,*** — Monia Turki*

* Unité de Recherche Signaux et Systèmes.
Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, Tunis, Tunisie.
{kais.khaldi@gmail.com, m.turki@enit.rnu.tn}

** Laboratoire d'Informatique de Mohammedia
Faculté des Sciences et Techniques, Université Hassan II - Mohammedia, B.P. 146, 20650, Maroc.
adib@israbat.ac.ma

*** GSCM-LRIT
Faculté des Sciences de Rabat
Université Mohammed V-Agdal, B.P. 1014, 10106 Rabat, Maroc.

RÉSUMÉ. Ce papier s'intéresse à la mise en œuvre d'une technique de débruitage fondée sur la Décomposition Modale Empirique (ou EMD, pour "Empirical Mode Decomposition") [8] dans une problématique de séparation de sources [1]. La technique de débruitage proposée ici utilise la méthode EMD connue pour ces bonnes propriétés de décomposition, en association avec le filtre Savitsky-Golay (SG) [14] permettant de réduire le bruit tout en préservant les statistiques d'ordre supérieur du signal original. Ce procédé de débruitage est utilisé pour le filtrage d'une version bruitée d'un mélange de sources avant de procéder à leur séparation. Les résultats obtenus par simulations réalisées dans des contextes réalistes de séparation de sources, mettent en évidence l'intérêt de l'approche proposée. En particulier un gain de performance considérable est obtenu pour des bruits colorés. Comparée à une approche de séparation de sources associant un débruitage par ondelette, la méthode proposée est meilleure.

ABSTRACT. This paper investigates the interest of a denoising method based on Empirical Mode Decomposition (EMD) [8] in a separation source framework [1]. The proposed denoising associates the EMD known for their good decomposition proprieties to the Savitsky-Golay (SG) filter [14] witch reduces the noise amount with a preservation of the high order statistics of the original signal. The proposed denoising technique is used then to enhance a contaminated sources mixture before the separation procedure. Simulation results obtain in realistic source separation contexts, display the efficiency of the proposed approach. In particular, a considerable performance gain is achieved with colored noise. A comparison with a separation source approach associating a denoising based wavelet, confirms the advantage of the proposed technique.

MOTS-CLÉS : Séparation de Sources, Débruitage, Décomposition Modale Empirique

KEYWORDS : Source Separation, Denoising, Empirical Mode Decomposition

1. Introduction

L'égalisation aveugle dans un environnement multi-utilisateurs, appelée aussi Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) est l'un des outils qui ont acquis une certaine notoriété ces vingt dernières années. En effet, de nombreux domaines d'applications ont vu dans l'ICA une réponse à bon nombre de problèmes jusqu'alors sans solution, le bio-médical, les télécommunications, l'acoustique, l'exploration sismique, la géophysique, le traitement des signaux audio et/ou de parole, etc. Son objectif est de fournir des facteurs complètement indépendants. Ainsi, elle peut être mise au profit de la résolution du problème de la Séparation Aveugle de Sources (SAS) qui tente de restituer les sources émises à partir de la seule connaissance des observations. La plus grande classe des techniques de séparation de sources reposent sur la réduction, par transformation linéaire, de la dépendance statistique des observations aux ordres supérieurs à deux [?][3][4]. Cependant, la plupart de ces méthodes, proposées pour la SAS, ont été développées pour des signaux stationnaires [3][15] et pour des environnements non-bruités. Dans le cadre de ce papier nous adressons le problème de SAS dans un contexte bruité. En effet, pour des applications réelles où les observations sont corrompues par de forts bruits additifs, ces techniques voient leurs performances se dégrader.

Afin de venir au bout de ces deux problématiques, des méthodes de SAS basées sur un débruitage via les ondelettes ont fait l'objet de nombreux travaux [12]. Cependant, récemment dans [2] [10], il a été montré que le débruitage axé sur l'EMD, introduite par Huang et al comme méthode de décomposition en sous bandes, locale et auto-adaptative pour l'analyse des signaux non-stationnaires [8], est plus performant que celui utilisant les ondelettes. En fait, une des limites de l'approche par ondelettes est la nécessité de pré-définir les fonctions de base nécessaires à la décomposition du signal. L'EMD est entièrement pilotée par les données [8] et elle ne nécessite pas la connaissance a priori d'une famille de fonctions. Ainsi l'EMD permet de décomposer un signal en une somme finie de composantes de type AM-FM, appelées IMF (Intrinsic Mode Function).

Ainsi, pour améliorer les performances d'un système conjoint de débruitage et de SAS, nous proposons d'utiliser une technique de débruitage axée sur l'EMD. L'approche proposée est totalement différente de celle présentée dans [7]. En effet, dans [7] la séparation de sources est basée sur l'EMD, alors dans notre cas l'EMD est utilisée dans un système de débruitage précédant l'opération de séparation de sources faite par un algorithme classique se basant sur l'optimisation d'un critère à cumulant.

L'originalité du système de débruitage proposé dans ce papier, dédié à la SAS, repose sur l'utilisation du filtre de Savitsky-Golay (SG) [14] qui assure une conservation des statistiques d'ordre supérieur du signal utile en présence de divers types de bruits, blancs ou corrélés. Un tel avantage du filtre SG aide à garantir de bonnes performances de la technique SAS.

Le reste du papier est organisé comme suit. La section 2 sera dédiée à la description de la problématique. La section 3 présente l'approche de débruitage proposée ainsi que son intérêt pour la séparation aveugle de sources en ambiances bruitées. Ensuite, la technique de SAS utilisée sera mise en évidence. Dans la section 4 les résultats de simulations liés aux divers contextes réalistes considérés sont présentés. Une dernière section conclura la papier.

2. Formulation du problème

On suppose disposer d'une réalisation de taille $(M \times T)$ d'un processus stochastique vectoriel à temps discret $\mathbf{y}(n)_{n \in \mathbb{N}}$ dont chaque vecteur aléatoire de taille $(M \times 1)$ vérifie le modèle suivant :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{G} \mathbf{s}(n) + \epsilon(n), \quad (1)$$

où $\mathbf{s}(n)$ est le processus source, $\mathbf{G}$, de taille $(M \times N)$, est la matrice de mélange qui associe à tout vecteur aléatoire de dimension N un vecteur aléatoire de dimension M , et $\mathbf{w}\epsilon(n)$ est un bruit blanc indépendant de $\mathbf{s}(n)$. Le rôle de la SAS consiste à trouver une matrice $\mathbf{H}$, appelée séparateur, telle que :

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{H} \mathbf{y}(n) = \mathbf{H} \mathbf{A} \mathbf{s}(n) + \mathbf{H} \epsilon(n) \quad (2)$$

$$= \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{s}(n) + \mathbf{A} \mathbf{P} \epsilon(n) \quad (3)$$

soit une estimée de $\mathbf{s}(n)$, où $\mathbf{A}$ et $\mathbf{P}$ sont respectivement une matrice diagonal et une matrice de permutation.

Il existe de nombreuses méthodes de séparation qui sont pour la plupart basées sur les statistiques d'ordre supérieur (ou HOS pour "High Order Statistics") et qui visent à réduire, par transformation linéaire, la dépendance statistique des observations [1][3][15]. Cependant, la plus grande classe de ces techniques ont été développées pour des signaux stationnaires et pour des environnements perturbés par des bruits blancs gaussiens [1][4]. Ainsi, pour des applications réelles, où d'une part l'hypothèse de stationnarité n'est pas conforme aux caractéristiques des sources utilisées, les statistiques mises en jeu ne peuvent pas, en général, être uniformément estimées. Ainsi, la non-localisation des statistiques masque toutes les régions dynamiques et affecte la qualité de séparation. D'autre part, pour des mélanges fortement bruités par des bruits corrélés/non-gaussiens, ces techniques voient leurs performances se dégrader, présence du terme $\mathbf{A} \mathbf{P} \epsilon(n)$ relatif au bruit dans (3).

Afin de venir au bout de ces limitations, on propose une technique de séparation hybride, combinant un pré-traitement basé sur une décomposition EMD suivie d'une opération de filtrage par le filtre de Savitsky-Golay (SG)[14] des IMF ainsi obtenues. Le filtre (SG) assure une conservation des statistiques d'ordre supérieur du signal. Ensuite, l'opération de séparation est réalisée sur les signaux reconstruits à partir des IMF filtrées. Ci après, nous détaillerons les différentes étapes du schéma hybride de séparation ainsi proposé.

3. Approche de débruitage par EMD dédiée SAS

Nous nous intéressons au problème du débruitage des signaux non-stationnaires en vue de la séparation aveugle de sources pour des mélanges fortement bruités. En particulier le cas de bruits corrélés/non-gaussiens est considéré. L'appel à la procédure de débruitage par l'EMD se fait au niveau du débruitage des signaux juste après le mélange comme le montre la Figure 1 présentant le système conjoint débruitage et SAS. Le principe du débruitage est basé sur la reconstruction du signal à partir des IMF préalablement filtrées [2]. L'idée fondamentale du débruitage proposé repose sur le pré-traitement des IMF à l'aide du filtre de Savitsky-Golay (SG) [14].

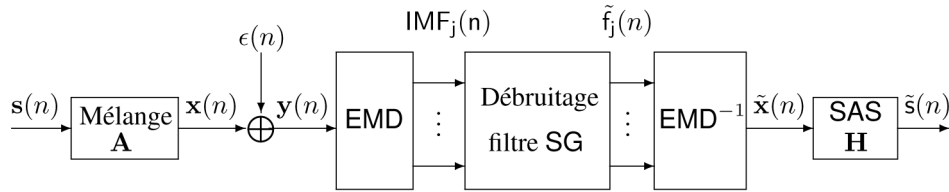


Figure 1. Débruitage par EMD en vue de la séparation aveugle de sources.

3.1. Principe de l'EMD

L'EMD repose sur la décomposition adaptative du signal en une série d'IMF, au moyen du processus de tamisage. Chacune des IMF peut être considérée comme un niveau d'échelle distinct les uns des autres [8]. Cette notion d'échelle est locale et la décomposition est non-linéaire. La décomposition décrit localement le signal comme une succession de contributions d'oscillations rapides (hautes fréquences) sur des oscillations plus lentes (basses fréquences). Contrairement aux ondelettes, l'EMD n'utilise aucun filtre ou fonction prédéterminée. A noter, que l'EMD nécessite toutefois le choix d'une fonction interpolatrice (spline cubique) afin d'estimer les enveloppes supérieures et inférieures du signal nécessaires à la reconstruction de l'IMF. Toutefois, on ne parle d'une IMF que si elle vérifie les critères suivants :

- 1) Une moyenne nulle.
- 2) La différence entre le nombre d'extrema et le nombre de passage à zéros est au plus de un (c'est à dire qu'entre un minimum et un maximum successif, l'IMF passe par zéro).

Le principe de décomposition de l'EMD est assuré par le processus de tamisage, suite auquel un signal $v(n)$ s'écrit :

$$v(n) = \sum_{j=1}^C \text{IMF}_j(n) + r_C(n), \quad (4)$$

où IMF_j est l'IMF d'ordre j qui est de type plus haute fréquence que l' IMF_{j+1} , C est le nombre des IMF obtenus. Le signal $r_C(n)$ est appelé résidu, il correspond à la composante la plus basse fréquence du signal. D'après (4) et en supposant que C est fini, on reconstruit le signal original sans perte ou distorsion de l'information [8].

3.2. Débruitage des composantes IMF

L'approche consiste à reconstruire le signal avec toutes les IMF préalablement pré-traités. La méthode est vue comme une technique de débruitage. L'idée de débruitage est de pré-filtrer chaque IMF séparément [2]. Ainsi, si on considère $f_j(n)$ un mode non bruité de longueur finie T et $\text{IMF}_j(n)$ sa version bruitée par un bruit $\epsilon_j(n)$, alors :

$$\text{IMF}_j(n) = f_j(n) + \epsilon_j(n); \text{ avec } j \in 1, \dots, C. \quad (5)$$

Nous définissons alors $\tilde{f}_j(n)$ comme estimée de $f_j(n)$ basée sur l'observation bruitée de $\text{IMF}_j(n)$. L'estimation de $\tilde{f}_j(n)$ est alors donnée par la relation :

$$\tilde{f}_j(n) = \Gamma[\text{IMF}_j(n), \tau_j], \quad (6)$$

avec $\Gamma[\text{IMF}_j(n), \tau_j]$ est la fonction de pré-traitement, définie par le paramètre τ_j (Taille de la fenêtre d'analyse, le degré du polynôme avec lequel on fait le lissage), appliquée au signal $\text{IMF}_j(n)$. Le signal débruité $\tilde{x}(n)$ est donné par la relation :

$$\tilde{x}(n) = \sum_{j=1}^C \tilde{f}_j(n) + r_C(n). \quad (7)$$

Dans ce papier, l'approche de débruitage prend le même principe que dans [2]. Ainsi, la fonction de pré-traitement Γ est une opération du filtrage basée sur le filtre SG [14]. Ce filtre RIF est très rapide et efficace pour le lissage des données bruitées. En effet, il dérive directement de la formulation d'un problème de lissage de données dans l'espace des temps. Il apparaît donc intéressant dans le cadre de l'EMD ou l'on ne change pas d'espace de représentation. Ce filtre effectue localement une régression pour estimer la valeur de chaque échantillon du signal [14]

$$\tilde{f}_j(i) = \sum_{m=-MG}^{m=MD} \alpha_m \text{IMF}_j(i+m), \quad (8)$$

avec MG et MD sont le nombre des échantillons à gauche et à droite du $\text{IMF}_j(i)$. L'idée du filtre SG est de trouver les coefficients α_m qui conservent les moments d'ordres supérieurs à l'intérieur de la fenêtre d'analyse. Les points $\text{IMF}_j(i-MG), \dots, \text{IMF}_j(i+MD)$ sont approchés par un polynôme d'ordre p de la forme : $\alpha_0 + \alpha_1 i^1 + \alpha_2 i^2 + \dots + \alpha_i i^p$. Les coefficients α_m sont obtenus par un lissage au sens des moindres carrés, en utilisant une fenêtre glissante de taille $MD + MG + 1$.

3.3. Technique de la SAS utilisée

Pour profiter des atouts du filtre SG, il manque la conservation des HOS des signaux, la recherche de la matrice de séparation $\mathbf{H}$ pourra être réalisée par n'importe quel algorithme de séparation de sources se basant sur l'optimisation d'un critère à cumulant. L'utilisation de tels types d'algorithmes permet de garantir de bonnes performances de la technique de SAS dans le cas de bruits blancs gaussiens. Ainsi nous faisons agir l'algorithme JADE [3] sur les signaux $\tilde{x}(n)$, reconstruits à partir des versions filtrés, par le filtre SG, des IMFs du mélange bruité.

4. Résultats

L'approche du débruitage par EMD en vue de la séparation de sources est appliquée à deux signaux de parole contaminés par différents types du bruit (Blanc, moteur, f16), ou le niveau du bruit est fixé par un Rapport Signal à Bruit à l'entrée, $\text{SNR}_{\text{in}} =$

$10 \log_{10} \frac{\sum_{t=1}^T (x(n))^2}{\sum_{t=1}^T (y(n) - x(n))^2}$ qui varie entre -10 dB et 10 dB , où $x(n)$ et $y(n)$ désigne respectivement le signal original et le signal bruité.

La taille L , de la fenêtre d'analyse du filtre SG est fixée à $L = 511$, et l'ordre du polynôme est fixé à $p = 33$. Les résultats obtenus par la méthode proposée sont comparés à ceux obtenus par la méthode à base de l'ondelette (Daubechies 8) [11]. Comme critère objectif d'évaluation des performances du système débruitage associée à la séparation

de sources, nous avons opté pour le Rapport Signal sur interférence de sortie, $SIR_{out} =$

$$10 \log_{10} \frac{\sum_{t=1}^T (s(n))^2}{\sum_{t=1}^T (s(n) - \tilde{s}(n))^2} \text{ où } \tilde{s}(n) \text{ est le signal reconstruit.}$$

Nous prenons comme exemple deux signaux de parole dégradés par un bruit coloré f16 avec un $SNR_{in} = -2 \text{ dB}$. La Figure 2.(a) présente les signaux originaux et leurs versions séparées par l'EMD et l'ondelette (db8). En fait, nous avons choisi db8 avec seuillage dur de 10 niveaux de décomposition, parce qu'elle offre de meilleurs résultats par rapport aux autres types d'ondelettes. Des tests d'écoute réalisés sur les signaux séparés ont montré l'efficacité de la technique proposée comparativement à celle utilisant l'approche par ondelette.

La robustesse des deux méthodes au nombre de modes de décomposition a été mesurée dans le cas d'un bruit blanc. Ainsi, d'après la Figure 2.(b), pour la méthode ondelette le SNR_{out} se dégrade dès que le nombre de modes s'éloigne d'une certaine valeur optimale, égale à 10 pour cet exemple. En revanche, dans le cas de l'EMD, pour un nombre de modes supérieur ou égale à 10, SNR_{out} est presque constant. Ceci illustre l'avantage principal de l'EMD ; les fonctions de base dérivent du signal lui-même. Par conséquent, l'analyse est adaptative contrairement aux méthodes traditionnelles où les fonctions de base et le nombre de modes sont fixés à l'avance (ondelette).

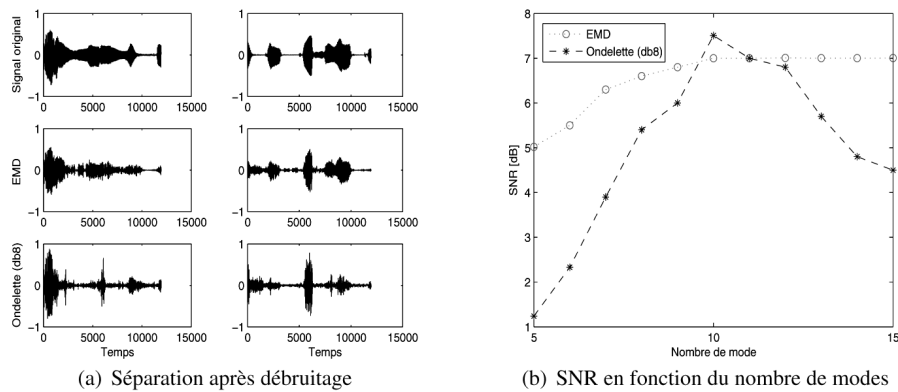


Figure 2. (a) Les signaux originaux, leurs versions séparées par EMD et par ondelette "db8" pour un bruit f16 avec un $SNR_{in} = -2 \text{ dB}$ et (b) Variation du SNR à la sortie en fonction du nombre de modes (La première source contaminée par un bruit blanc avec $SNR_{in} = 0 \text{ dB}$).

Les Figures 3.(a) et 3.(b) montrent l'évolution du SNR_{out} correspondant au deux signaux pour différents types de bruit : colorés (f16 et moteur) et blanc. Ces figures montrent que le gain en SNR réalisé par la méthode proposée est très intéressant. En effet, il varie de 4 dB à 25 dB . D'après ces résultats, la méthode proposée présente de meilleures performances en terme de rejection de bruit que celle basée sur l'ondelette (db8).

Afin de mettre en évidence l'intérêt de l'approche de débruitage au niveau de la SAS, nous présentons dans les Figures (4.(a)) et (4.(b)), les résultats comparatifs entre la séparation avec débruitage par EMD et la séparations de sources sans débruitage. Ainsi, ces figures montrent que la méthode proposée améliore la qualité de séparation au niveau du SIR_{out} par rapport à la séparation sans débruitage.

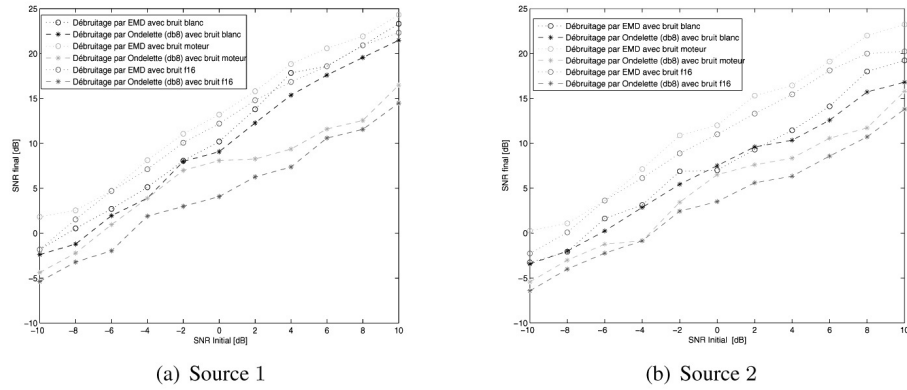


Figure 3. (a) Gain en SNR pour la première source, (b) Gain en SNR pour la deuxième source.

5. Conclusion

Dans ce papier, nous avons présenté une nouvelle méthode de séparation de sources en utilisant la méthode EMD dans un contexte bruité. La méthode s'est basée sur une combinaison d'un débruitage par EMD et une séparation par l'algorithme JADE. Les résultats de séparation obtenus pour deux signaux de parole mélangés et contaminés par différents type de bruits (blanc et corrélé), avec un SNR variant entre -10 dB et 10 dB , ont démontré l'efficacité de la méthode en terme de séparation de sources, et ont montré que la méthode proposée présente de meilleurs résultats par rapport à une méthode axée sur la décomposition par ondelette.

L'opération de débruitage pré-séparation risque d'éliminer la contribution du signal dans certaines IMF (celles où la contribution du bruit est peut forte de celle du signal). Si cette perte n'influe pas trop sur l'estimation de la matrice de séparation $\mathbf{H}$, son effet sera ressenti dans la restauration des sources. Ainsi, une ouverture immédiate du présent travail consiste à effectuer un débruitage post-séparation et de proposer un critère de sélection des IMF qui vont être débruitées.

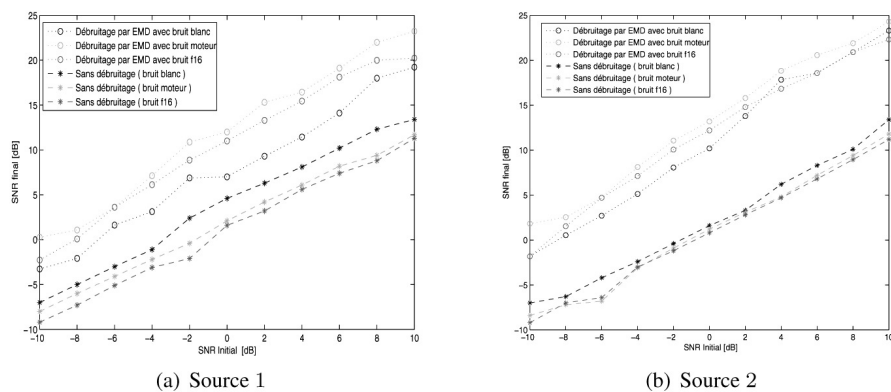


Figure 4. (a) Gain en SIR_{out} pour la première source après séparation avec et sans débruitage, (b) Gain en SIR_{out} pour la deuxième source après séparation avec et sans débruitage.

Remerciements : Nous tenons à remercier Professeur Abelwaheb Boudraa de l'Institut de Recherche de l'Ecole NAvale (IRENav), Brest, France, pour ses conseils.

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'un projet de coopération tuniso-marocain dirigé par Professeur D. Aboutajeddine de la Faculté des Sciences de Rabat, Maroc, et Professeur Monia Turki-Hadj Alouane, de l'Ecole Nationale des Ingénieurs de Tunis, Tunisie.

6. Bibliographie

- [1] A. ADIB and D. ABOUTAJDINE, « Reference-Based Blind Source Separation Using a Deflation Approach », *Elsevier Signal Processing*, vol. 85, n° 10, pp. 1943–1949, October, 2005.
- [2] A.O. BOUDRAA and J.C. CEXUS, « Denoising via empirical mode decomposition », *Proc. IEEE ISCCSP*, Marrakech, Morocco, 2006.
- [3] J.F. CARDOSO and A. SOULOUMIAC, « Blind beamforming for non gaussian signals », *In IEEE-Proceeding-F*, vol. 140, n° 6, pp. 362–370, 1993, Special issue on Applications Of High-Order Statistics.
- [4] P. COMON, « Independent component analysis, a new concept ? », *Signal Processing*, vol. 36, n° 3, pp. 287–314, April, 1994.
- [5] Y. DEVILLE, « Applications des méthodes de séparation aveugle de sources », *chapitre 13 du livre muti-auteurs "Séparation de Sources, tome 2"*, sous la direction de C. Jutten et P. Comon. Collection IC2, Herms-Lavoisier, Paris, France, 2007.
- [6] D.L. DONOHO, « De-noising by soft-thresholding », *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 41, n° 3, pp. 613–627, 1995.
- [7] A. A. EL BEY, K. ABED-MERAÏM and Y. GRENIER, « Underdetermined blind audio source separation using modal decomposition », *EURASIP journal on audio, speech, and music processing*, vol. 2007, pp. 1–15, Mars, 2007.
- [8] N.E. HUANG, AL., « The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis », *Proc. Royal Society*, vol. 454, n° 1971, pp. 903–995, 1998.
- [9] C. JUTTEN, M. BABAIE-ZADEH, « Source separation : principles, current advances and applications », *ACD'2006*, Nancy, France, 2006.
- [10] K. KHALDI, A.O. BOUDRAA, A. BOUCHIKI, M. TURKI and E. SAMBA, « Speech signal noise reduction by EMD », *Proc. IEEE ISCCSP*, Malta, March, 2008.
- [11] K. KHALDI, A.O. BOUDRAA, A. BOUCHIKI, M. TURKI, « Speech enhancement via EMD », *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 8 pages, 2008.
- [12] A. PARASCHIV-IONESCU, C. JUTTEN, K. AMINIAN, B. NAJAFI and PH. ROBERT, « Source separation in strong noisy mixtures : a study of wavelet de-noising pre-processing », *ICASSP'2002, Orlando, Floride*, 2002.
- [13] J.G. PROAKIS and D.G. MANOLAKIS, « Digital Signal Processing : Principles, Algorithms, and Applications », *Prentice-Hall, 3rd*, vol. 1, 1996.
- [14] A. SAVITSKY and M.J.E. GOLAY, « Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures », *Analytical Chemistry*, vol. 36, pp. 1627–1639, 1964.
- [15] M. TAOUFIKI, A. ADIB and D. ABOUTAJDINE, « Blind Separation of any Source Distributions via High-Order Statistics », *Elsevier Signal Processing*, vol. 87, n° 8, pp. 1882–1889, August, 2007.