

# EDA, approche non linéaire de débruitage des signaux cardiaques

O. Beya, E. Fauvet, O. Laligant

LE2I  
 CNRS UMR 5185 IUT  
 12 rue de la Fonderie  
 71200 Le Creusot

**Résumé**—Les signaux cardiaques, électrocardiogramme (ECG) et phonocardiogramme (PCG), traduisent l'activité électromécanique du cœur et leur analyse permet au cardiologue d'établir un diagnostic médical. Ce sont des signaux de faible amplitude (quelques millivolts) qui sont très sensibles aux bruits, d'où l'obligation d'avoir des conditions optimales pour les enregistrer (isolation sonore en clinique). En cas d'interventions avec des dispositifs mobiles sur des lieux d'accidents, il est nécessaire d'utiliser des outils adaptés de traitement de signal qui n'altèrent pas ces signaux et ne délocalisent pas leurs caractéristiques (pics, oscillations,...). Dans la littérature, il existe différentes approches de débruitage des signaux cardiaques basées principalement sur la transformée en ondelette qui induit une délocalisation des signatures médicales. Dans cet article nous proposons une approche empirique non linéaire de débruitage de signaux cardiaques : EDA (empirical denoising algorithm).

**Mots Clés :** Debruitage – EDA – Traitement du signal – ECG – PCG

## I. INTRODUCTION

La nouvelle approche non linéaire que nous proposons pour le débruitage de signaux est inspirée de l'algorithme de la décomposition modale empirique [1], [2], [3]. Nous rappelons donc dans une première partie cet algorithme puis nous expliquons la modification que nous y avons introduite pour conduire à l'EDA. Nous mesurerons l'efficacité de la méthode en débruitage sur des signaux synthétiques. Enfin nous validerons la méthode sur des signaux cardiaques réels en examinant le débruitage et la non délocalisation des éléments caractéristiques dans ces signaux [6], [7].

## II. PRÉSENTATION DE LA MÉTHODE EDA

### A. Rappels de l'EMD

La décomposition modale empirique ou EMD est une analyse récursive multiéchelle permettant d'extraire d'un signal ses composantes oscillantes appelées IMF (Intrinsic Mode Functions). Elle considère le signal  $s(t)$  comme étant la superposition d'une oscillation rapide  $d(t)$  dite détail et d'une oscillation lente  $a(t)$  dite approximation. Celle-ci est à son tour décomposable en détail et en approximation.

Contrairement à la transformée en ondelettes [8], l'EMD ne fait pas intervenir une fonction externe car elle utilise le signal

lui-même à la fois comme objet d'étude et fonction analysante. C'est une approche non linéaire et totalement adaptative dont l'approximation à l'échelle  $k$  est la somme de l'approximation et du détail à l'échelle  $(k + 1)$  :

$$a_k(t) = a_{k+1}(t) + d_{k+1}(t) \quad (1)$$

À l'échelle  $k$ , l'algorithme EMD applique les étapes suivantes :

**Algorithme 1** Les différentes étapes de l'algorithme EMD

- 1) Identifier les extrema de l'approximation  $a_k(t)$
- 2) Interpoler par spline cubique les maxima locaux pour obtenir l'enveloppe supérieure  $E_{max}(t)$
- 3) Interpoler par spline cubique les minima locaux pour obtenir l'enveloppe inférieure  $E_{min}(t)$
- 4) Calculer la moyenne des enveloppes :  

$$m(t) = \frac{E_{max} + E_{min}}{2}$$
- 5) Soustraire cette moyenne du signal initial  $s(t)$

Cette opération dite de tamisage (sifting) est itérée  $n$  fois jusqu'à l'obtention d'une approximation ne présentant aucune oscillation, on parle de résidu. Il est recommandé d'appliquer l'EMD à des signaux largement sur-échantillonnés pour obtenir une meilleure localisation des extrema [9], [10]. À l'échelle  $n$  le signal initial  $s(t)$  est alors composé par son approximation  $a_n(t)$  à cette échelle et de tous les détails  $d_k(t)$  des échelles précédentes de 1 à  $n$  :

$$s(t) = a_n(t) + \sum_{k=1}^n d_k(t) \quad (2)$$

### B. Empirical denoising algorithm (EDA)

La modification que nous proposons est de remplacer dans la phase 5 la soustraction de la moyenne du signal initial par la demi-somme du signal avec cette moyenne des enveloppes. En itérant  $n$  fois les différentes phases de l'algorithme, on obtient l'expression suivante du signal :

$$s_k = \frac{s_{k-1} + m_{k-1}}{2} \quad (3)$$

Si on effectue cette opération de dichotomie pour plusieurs itérations on obtient l'expression suivante du signal à l'échelle  $n$  :

$$S_n = 2^{-n} s(t) + \sum_{k=0}^{n-1} 2^{k-n} m_{n-k} = 2^{-n} s(t) + M(k) \quad (4)$$

Le critère d'arrêt de l'EDA, est défini par le nombre d'itérations maximum (a priori) nécessaires à un débruitage

optimal des signaux et par la non évolution de la moyenne calculée des enveloppes d'une itération à la suivante. La figure suivante décrit l'EDA de l'itération  $k$  à  $(k + 1)$  :

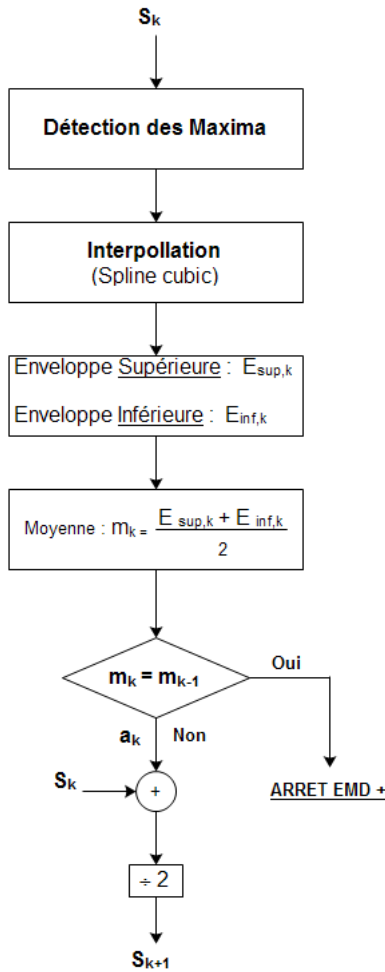


FIGURE 1: Organigramme de l'EDA de l'itération  $k$  à  $(k + 1)$

Nous allons décrire l'algorithme EDA sur un signal  $s(t)$  composé d'une oscillation lente et une autre rapide (Figure 2) : dans un premier temps nous localisons par gradient (comparaisons de la variation des amplitudes entre trois échantillons successifs) les maxima du signal étudié et nous déterminons les enveloppes supérieure et inférieure du signal par interpolation des maxima (Figure 2b). Nous déterminons la moyenne  $m_k$  de ces enveloppes (Figure 2c) que nous additionnons au signal initial  $s(t)$  et nous divisons par deux, à chaque itération, pour conserver l'amplitude initiale du signal. Nous réalisons l'extraction d'une composante lente (approximation, basse fréquence), c'est une  $im.f_{k+1}$  à laquelle nous appliquons ces mêmes opérations (si sa moyenne est différente de la moyenne précédente des enveloppes  $m_k$ ) afin d'extraire la composante suivante et supprimer les hautes fréquences.

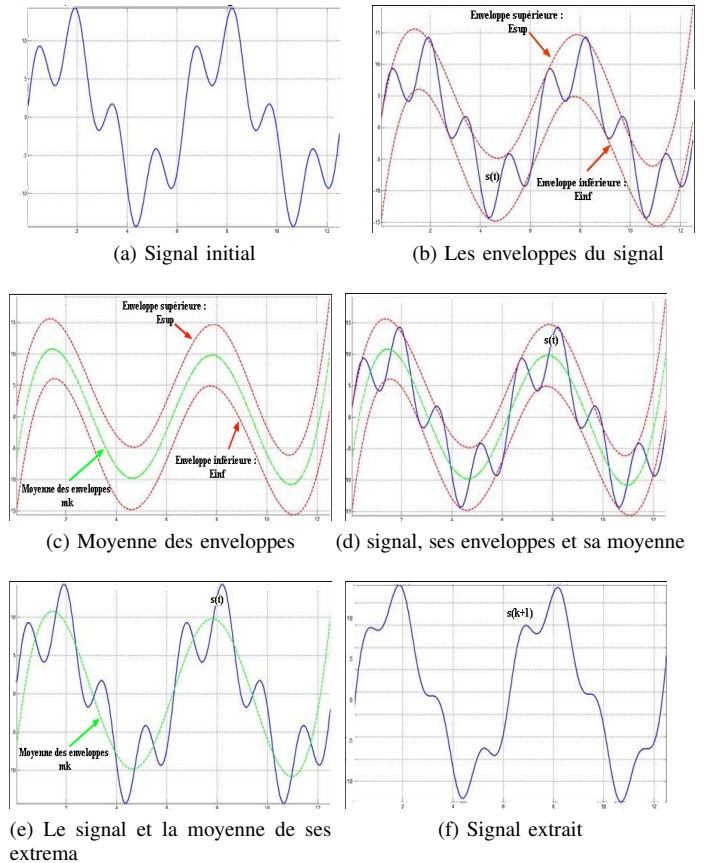


FIGURE 2: Illustration des différentes étapes de l'algorithme EDA (durant une itération) : (a) le signal initial synthétique (b) détection des maxima et interpolation par spline cubique pour obtenir les enveloppes supérieure  $E_{max}$  et inférieure  $E_{min}$  (c) détermination de la moyenne des enveloppes du signal (d) Visualisation du signal, ses enveloppes et leur moyenne (e) Visualisation du signal  $s(t)$  et la moyenne  $m_k$  de ses enveloppes (f) Extraction de l' $im.f_{k+1} = s_{k+1}$ .

L'extraction automatique par EDA des composantes lentes et sans faire intervenir une fonction externe, correspond à une opération de filtrage automatique : l'EDA réalise un filtre auto-adaptatif non linéaire.

Avec l'EDA, nous avons des effets de bord qui sont dus à la taille limitée des signaux et à l'interpolation par spline des extrema, à chaque itération. Lorsque la moyenne  $moy_k$  des enveloppes finit par devenir invariable d'une itération à la suivante alors on peut arrêter le processus de l'EDA. L'invariabilité modale de la moyenne des enveloppes peut servir de critère d'arrêt de l'algorithme EDA.

### III. PERFORMANCE DE L'ALGORITHME

#### A. Protocole de mesure

Pour caractériser l'algorithme, nous avons suivi le protocole décrit dans la figure suivante (fig3) :

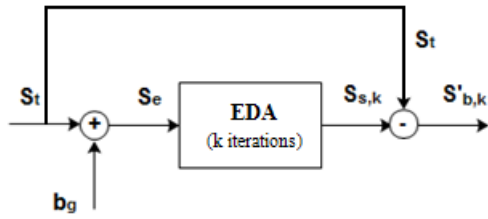


FIGURE 3: Opération de détermination du bruit résiduel  $S'_{b,k}$  à chaque itération  $k$

Soit  $S_k$  le signal original non bruité auquel on ajoute un bruit gaussien  $b_g$  d'écart-type  $\sigma_b$ . Au signal bruité obtenu  $S_e = S_t + b_g$  on applique l'algorithme EDA (fig3) qui, après  $k$  itérations, donne le signal  $S_{s,k}$ . L'extraction du signal initial  $S_t$  de  $S_{s,k}$  permet de définir le **bruit résiduel**  $S'_{b,k}$  :

$$S'_{b,k} = S_t - S_{s,k} \quad (5)$$

On détermine, le rapport signal sur bruit en entrée :

$$SNR_e = \frac{P(S_t)}{P(b_g)} = \frac{P(S_t)}{\sigma_b^2} \quad (6)$$

De même, le rapport signal sur bruit à la sortie, après  $k$  itérations est :

$$SNR_{s,k} = \frac{P(S_t)}{P(S_t - S_{s,k})} = \frac{P(S_t)}{P(S'_{b,k})} \quad (7)$$

$$SNR_{s,k} = \frac{P(S_t)}{\sigma_{b,k}^2} \quad (8)$$

Avec,  $P(S_t)$  la puissance du signal initial  $S_t$  et  $P(S_{s,k})$  la puissance du signal  $S_{s,k}$  obtenu par EDA après  $k$  itérations. On peut définir le gain en débruitage de l'EDA par :

$$G_{s,k} = \frac{SNR_{s,k}}{SNR_e} = \frac{P(b_g)}{P(S'_{b,k})} \quad (9)$$

soit donc en dB

$$G_{s,k}(dB) = 20 \log(P_{b_g}) - 20 \log(P_{S'_{b,k}}) \quad (10)$$

## B. Résultats

Nous avons étudié les performances de cet algorithme sur des signaux périodiques en fonction de la forme du signal, du niveau de bruit et enfin du type du bruit.

1) *En fonction du type de signal:* Pour mesurer l'influence du type du signal sur la qualité du débruitage par EDA, on a conservé un même bruit blanc gaussien avec un écart type fixe  $\sigma_b = 3$ , qu'on a ajouté à des signaux synthétiques différents (signal modulé en amplitude (AM), Somme de sinusoides, chirp) de 15000 échantillons (fig.4).

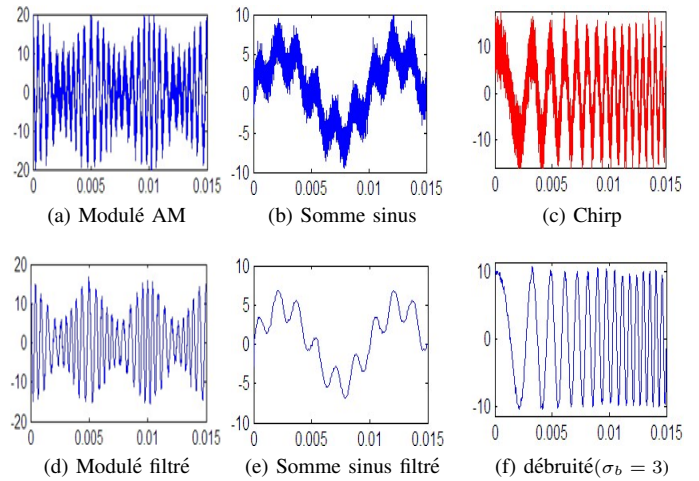


FIGURE 4: Débruitage signaux synthétiques ( $\sigma_b = 3$ )

Sur la figure (fig. 5) on mesure le gain en débruitage  $G$  de ces différents signaux filtrés par l'EDA en fonction du nombre des itérations. Durant les 12 premières itérations, les courbes du gain en débruitage des trois signaux sont confondues. En présence de signaux sinusoidaux, l'opérateur est sensiblement constant et obtenu pour un même nombre d'itérations.

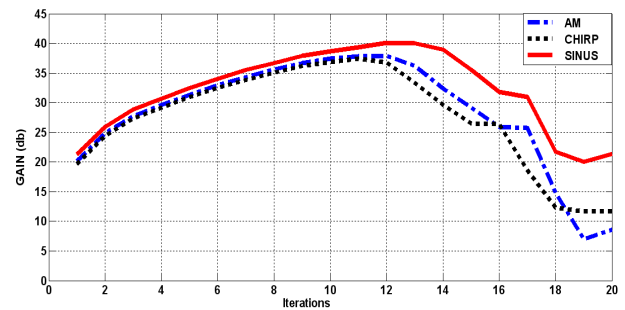


FIGURE 5: RSB(db) en fonction des itérations avec un bruit gaussien à écart-type fixe ( $\sigma_b = 3$ ) ajoutés à 3 signaux synthétiques différents

Le gain en débruitage maximum pour ce type de signaux peut dépasser  $G_{max} = 35db$  au bout de 10 itérations. La position temporelle des extrema est conservée entre l'entrée et la sortie.

2) *En fonction du niveau de bruit:* Afin de mesurer l'influence de la puissance du bruit sur le débruitage par EDA, on a ajouté à un même signal chirp un bruit blanc gaussien avec trois valeurs différentes d'écart-type  $\sigma_b = 1$ ;  $\sigma_b = 3$ ;  $\sigma_b = 5$ . Pour ces trois exemples, on a un débruitage du signal chirp avec conservation des extrema et sans altération de sa forme.

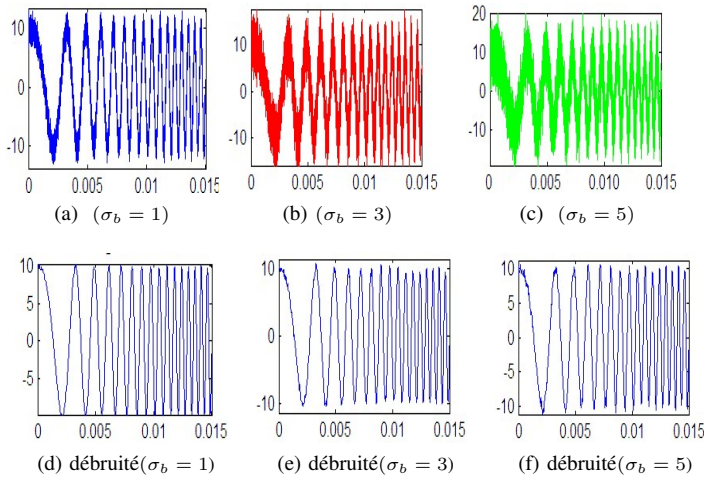


FIGURE 6: (a) Le signal chirp bruité (15000 samples) avec un bruit gaussien avec  $\sigma_b = 1, 3$  et  $5$  (b) Résultats de débruitage obtenus par EDA

En mesurant le gain en débruitage  $G_i$  pour les différents niveaux de bruit, on observe une forte croissance du gain  $G_i$  en fonction des itérations mais qui décroît brutalement après la dixième itération (fig.7).

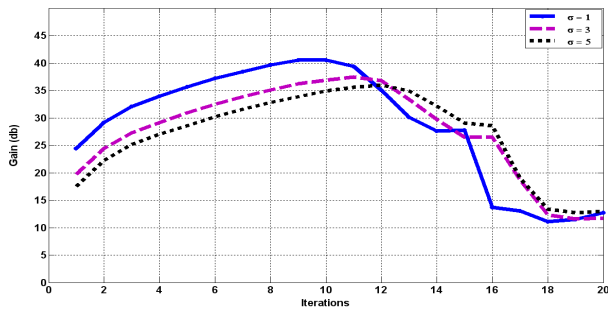


FIGURE 7: L'évolution du GAIN(db) en fonction des itérations pour un signal chirp avec différentes valeurs d'écart-type du bruit gaussien ajouté

L'optimum en débruitage est obtenu pour une dizaine d'itérations quel que soit le niveau de bruit.

3) *En fonction de la nature du bruit:* Pour évaluer l'influence de la nature du bruit sur le débruitage par EDA, on a conservé le même signal chirp qu'on a bruité avec un speckle noise (bruit multiplicatif produit par les systèmes électroniques) et pour trois valeurs d'écart-type  $\sigma_b = 1$ ;  $\sigma_b = 3$ ;  $\sigma_b = 5$  (fig. 8).

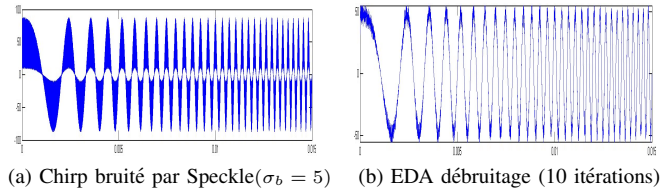


FIGURE 8: Débruitage par EDA d'un signal chirp bruité (15000 samples) avec un bruit multiplicatif speckle ( $\sigma_b = 5$ )

Nous avons choisi ce bruit car il est multiplicatif et correspond à celui présent dans les signaux cardiaques réels [10], [11].

L'optimum en débruitage est encore obtenu pour une dizaine d'itérations (fig. 9).

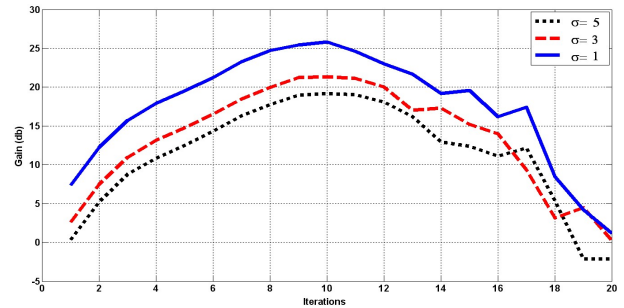


FIGURE 9: L'évolution du GAIN(db) en fonction des itérations pour un signal chirp bruité en Speckle noise avec différents écart-types.

La nature de bruit, additif ou multiplicateur, ne semble pas influencer le nombre d'itérations pour obtenir le débruitage optimum.

4) *Comparaison avec l'EMD:* Bien que l'EDA soit inspirée de l'algorithme EMD, ces deux approches ont des objectifs différents : l'EDA a pour but le débruitage d'un signal alors que l'EMD permet sa décomposition en plusieurs composantes, ce sont donc deux méthodes complémentaires réalisant un débruitage sans délocalisation du signal par l'EDA suivi d'une décomposition modale par l'EMD.

5) *Délocalisation temporelle :* Pour ces différentes mesures, les positions temporelles des maxima des signaux synthétiques avant et après débruitage par EDA sont identiques. L'approche EDA conserve la localisation des singularités des signaux.

#### IV. DÉBRUITAGE DES SIGNAUX RÉELS (CARDIAQUES)

Les signaux cardiaques, électrocardiogrammes et phonocardiogrammes [8], [9] traduisent le comportement électromécanique du cœur et leur interprétation conduit au

diagnostic médical. Ces signaux sont sensibles à différents bruits lors de leur acquisition, de leur transmission ou de leur traitement. La méthode de débruitage à utiliser pour améliorer le RSB (Rapport signal sur bruit) doit prendre en compte la particularité de ces signaux, conserver la forme de l'onde et la localisation temporelle des événements pour ne pas altérer la fiabilité du diagnostic [12], [13].

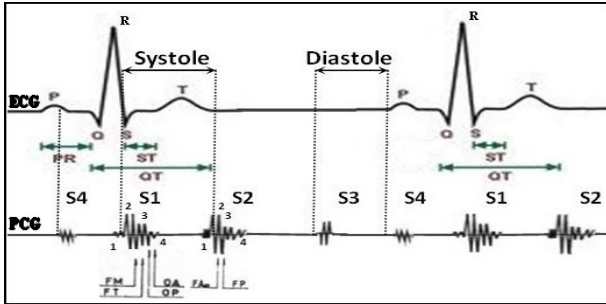


FIGURE 10: Les différents sons (S1, S2, S3, S4) du PCG en concordance avec les ondes de l'ECG

Dans ce qui suit, nous présentons nos mesures de débruitage par EDA appliquées à 50 signaux ECG et PCG réels issus de NKZdatabase constituée de 390 signaux cardiaques collectés auprès du service cardiologie de l'hôpital Jean-Bouveri de Montceau les Mines (France) auprès de patients hospitalisés présentant différentes pathologies cardiaques. Nous vérifions la conservation de la localisation des singularités de ces signaux pour déterminer le rythme cardiaque ou les souffles systoliques ou diastoliques.

#### A. Débruitage des électrocardiogrammes

Dans la base de données, les signaux ECG sont préfiltrés et de très faible amplitude (de l'ordre de 2 mV). Nous avons ajouté un bruit blanc Gaussien ( $\sigma_b = 0.1$ ) (Figure 11a). Nous avons appliqué l'algorithme de débruitage par EDA.

En mesurant l'écart temporel  $\Delta t = 0s$  (tableau I) entre les instants  $t_i$  correspondant à la position temporelle des pics R de l'ECG initial (pics : P1, P2, P3, P4 de la Figure I) avec les instants  $t_f$  de ces mêmes pics après débruitage (Figure 11b), nous réalisons qu'au bout d'une dizaine d'itérations (Figure 11a), le résultat obtenu donne un filtrage efficace sans délocalisation des maxima et sans faire intervenir une fonction externe [11].

Pics (fig 11b)	P1	P2	P3	P4
$t_i$ (position avant bruitage)	0.375	1.019	1.683	2.336
$t_f$ (position après débruitage)	0.375	1.019	1.683	2.336
Décalage : $\Delta t = t_f - t_i$	0	0	0	0

TABLE I: Mesure de la délocalisation temporelle des pics de l'ECG après débruitage par EDA

Aux mêmes ECG, nous avons appliqué un filtre gaussien pour différentes valeurs du paramètre  $\sigma_g$  ( $\sigma_g = 0.5$ ;  $\sigma_g = 1$ ;  $\sigma_g = 2$ ;  $\sigma_g = 4$ ) et nous avons mesuré la délocalisation

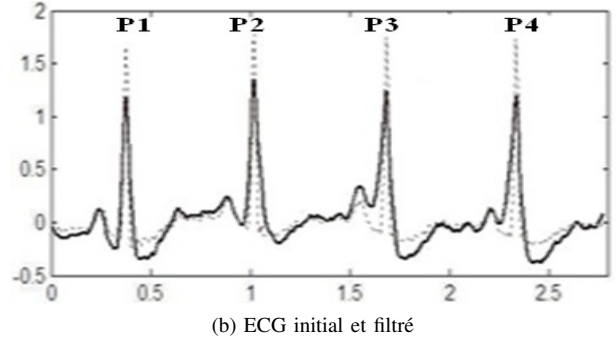
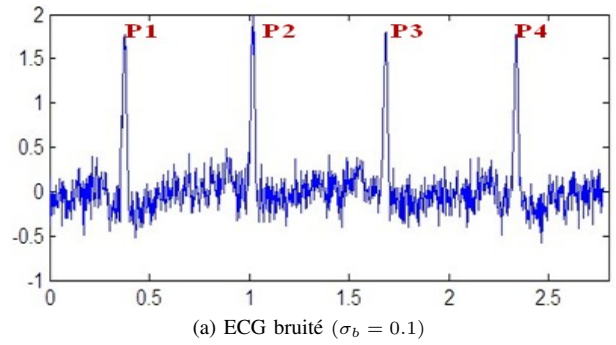


FIGURE 11: Filtrage d'un ECG réel par EDA ( $RSB(db) = 27db$ )

temporelle moyenne (en pixels et ms) des pics R de ces ECG (Tableau II). Le filtre gaussien provoque une délocalisation des signaux ECG qui s'accroît avec la taille du filtre même si ces enregistrements sont sur-échantillonnés ( $F_e = 4400Hz$ ).

$\sigma_g$	0.5	1	2	4
décalage moyen : $\Delta p(pixels)$	2	6	8	13
décalage moyen temporel : $\Delta t(ms)$	0.454	1.3620	1.816	2.951
$RSB(db)$	13	11.5	7	2

TABLE II: Mesure de la délocalisation temporelle des pics R de l'ECG après débruitage par un filtre gaussien.  $\sigma_g$  est le paramètre du filtre gaussien. Nous mesurons un léger décalage des pics des ECG qui augmente avec le paramètre du filtre gaussien.

Dans le cas de l'EDA, le débruitage sans délocalisation des singularités de l'ECG est très important car les cardiologues se basent sur la position temporelle de ses ondes PQRST afin de déterminer le rythme cardiaque, la pression artérielle ou localiser les composantes B1 et B2 contenues dans le phonocardiogramme. Toute délocalisation liée au débruitage peut altérer l'établissement d'un diagnostic médical, d'où l'importance d'un débruitage qui conserve les positions des signatures des signaux cardiaques.

#### B. Débruitage des Phonocardiogrammes

L'amplitude du PCG est assez faible (0.5V) et est très sensible aux bruits et aux conditions d'acquisition. L'application de l'approche EDA sur des PCG réels a permis leur débruitage sans délocalisation des singularités qui sont

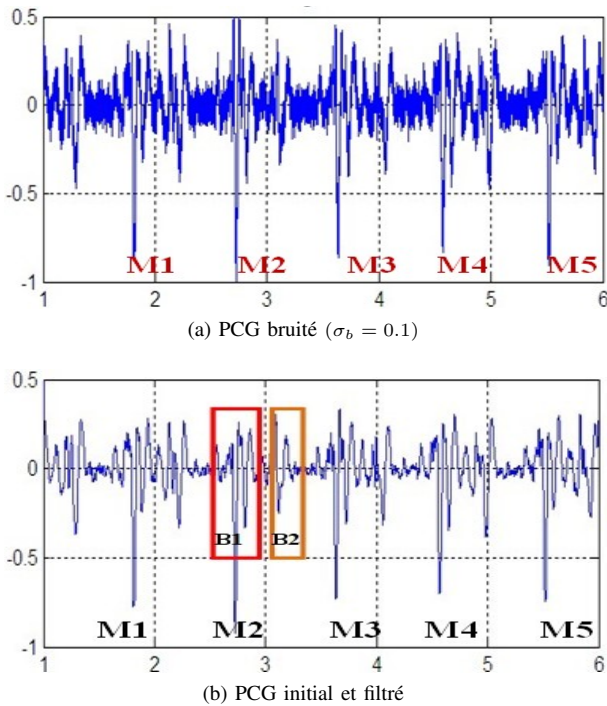


FIGURE 12: Débruitage de PCG réel par EDA ( $RSB(db) = 22.5db$ )

désignées par les pics (M1, M2, M3, M4, M5) des sons B1, sur la Figure 12a et la Figure 12b. Le bruit d'acquisition étant important nous n'ajoutons pas de bruit synthétique.

Les mesures du tableau III du décalage temporel de ces pics avant et après débruitage donnent un  $\Delta t = 0s$ , ce qui confirme (après application sur 27 PCG réels de la même base) que le débruitage par EDA des signaux réels ne provoque aucune délocalisation des singularités de ces signaux.

Pics (fig. 11b)	M1	M2	M3	M4	M5
$t_i$ (pic avant bruitage)	1.835	2.682	3.515	4.524	5.501
$t_f$ (pic après débruitage)	1.835	2.682	3.515	4.524	5.501
Décalage : $\Delta t = t_f - t_i$	0	0	0	0	0

TABLE III: Mesure de la délocalisation temporelle des Pics des sons B1 du PCG après débruitage par EDA

## V. PERSPECTIVES ET CONCLUSION

Dans la première partie de cet article, nous avons proposé le principe de la nouvelle approche EDA. Nous avons montré l'intérêt de cet algorithme pour le débruitage sans délocalisation des signaux synthétiques sinusoïdaux. Le gain optimum en débruitage en fonction du type de signal traité, du niveau de bruit, de la nature additive ou multiplicative du bruit (gaussien ou speckle) est obtenu pour un nombre fixe d'environ dix itérations.

Dans la seconde partie, nous avons présenté nos résultats de débruitage par EDA sur des signaux cardiaques collectés dans des conditions réelles auprès de patients hospitalisés et présentant des pathologies cardiaques. Nous avons obtenu un

débruitage sans délocalisation des signatures importantes des signaux ECG et PCG [14], [15]. Cela rend plus fiable le diagnostic médical. Parmi nos perspectives, nous envisageons l'implantation hardware [16] de l'algorithme EDA dans un dispositif léger et mobile pour un fonctionnement en temps réel.

## RÉFÉRENCES

- [1] Huang N., Zheng S., Long S., Wu M., Shih H., Yen N., Tung C., Liu H., 1998 "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proceedures of Royal Society of London*, A454,903-995.
- [2] Flandrin P., Rilling G., "Décomposition modale empirique – Echantillonnage et résolution". – Ecole Normale Supérieure de Lyon, Gdr ISIS – 13 décembre 2004.
- [3] Flandrin P., Gonçalves P., Rilling G., "Une extension bivariée pour la décomposition modale empirique – Application à des bruits blancs complexes". – p :809, Colloque GRETSI , 11-14 Sep2007, Troyes - France.
- [4] (Gri 2006) (Grivelet P. 2006) "Application de la décomposition modale empirique à l'analyse des signaux de chocs".
- [5] Norden E., Huang N., Zheng S., Steven R., Long S., Manli C., Wu M., Hsing H. Shih, Quanan Zheng, Nai-Chyuan Yen, Chi Chao Tung and Henery H. Liu : "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proceedures of Royal Society of London*, A454, p : 903-995 – received 3 june 1996 ; accepted 4 november 1996.
- [6] Beya, O. Bushra, J. Fauvet, E. and Laligant, O. Lew, L. "Application de l'EMD sur des signaux cardiaques", CNRIUT- Lille, (2009).
- [7] Beya, O. Bushra, J. Fauvet, E. and Laligant, O. "Application of the empirical modal decomposition to analyze cardiac signals", *IS&T/SPIE Electronic Imaging - Wavelet applications in industrial processing*, SPIE, SAN JOSE, USA, 7535, January (2010).
- [8] Bushra, J. Beya, O. Fauvet, E. and Laligant, O. "Singularity detection by wavelet approach : with an application to electrocardiogram signal", *IS&T/SPIE Electronic Imaging - Science and Technology*, SPIE, SAN JOSE, USA, 7535, January (2010).
- [9] Chang, k. "Arrhythmia ECG Noise Reduction by Ensemble Empirical Mode Decomposition", *Department of Photonics and communication Engineering , Asia University, Taichung County, 41354, Taiwan, June (2010).*
- [10] Zapata, J. Ruiz, R. "Reduction of the speckle noise in echographic images by a cubic spline filter", *Dpto. Electronica, Tecnologia de computadores y Proyectos, Universidad Politécnica de Cartagena. Cartagena, Murcia, Spain (2002).*
- [11] Souag, N. "Speckle reduction in echocardiographic images", *14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2006), Florence, Italy, (Sept 2006).*
- [12] Boudraa, A. Cexus, J. "Denoising via empirical mode decomposition", *IRENav, Ecole navale ENSITA, BP600, 29240 Brest - armées, France.*
- [13] Kopsinis, Y. McLaughlin, S. "Empirical mode decomposition based denoising techniques", *IDCOM, School of Engineering and Electronics, the University of Edinburgh, king's buildings, EH9 3JL, Edinburgh.*
- [14] Blanco-Velasco, M. Weng, B. Barner, K. "ECG signal denoising and baseline wander correction based on empirical mode decomposition", *Universidad de Alcalá, 28871 Madrid, Spain, June (2007).*
- [15] Ben Arfia, F. Ben Messaoud, M. Abid, M. "A new image denoising technique combining the empirical mode decomposition with a wavelet technique", *CES, LETI, NES of Sfax, Tunisie.*
- [16] Ya-Wen, T. Tai, C. Ching-chau, S. Chien-Yi, C. Jiann-Fuh, C. "A correlated empirical mode decomposition method for partial discharge signal denoising", *Department of Electrical engineering, Natial Cheng Kung university, Tainan City 70101, Taiwan. June (2010).*