

ANALYSE ET REPRESENTATION PAR TRANSFORMÉE
EN ONDELETTES D'UN SIGNAL ECG

CARRAULT G.✧, SENHADJI L.✧, BELLANGER J.J.✧
PASSARIELLO G.*, MORA F.*

✧ LABORATOIRE TRAITEMENT DU SIGNAL ET DE L'IMAGE UNITE INSERM U335 - 35042
RENNES CEDEX

* UNIVERSITE SIMON-BOLIVAR - CARACAS - VENEZUELA

RÉSUMÉ

Une description d'une chaîne d'analyse du signal ECG basée sur la transformée en ondelettes est proposée. L'accent est mis sur la comparaison de deux familles d'ondelettes (l'une orthonormale l'autre non orthogonale), l'exploitation des différents niveaux de décomposition pour la détection des événements significatifs ou bien encore le débruitage du signal (élimination des bruits hautes et basses fréquences). L'intégration de la transformée en ondelettes pour la reconnaissance de formes est évaluée au travers d'une comparaison de différents paramètres de codage issus de la décomposition. Les tests ont été effectués sur des signaux électrocardiographiques (ECG) observés en monitoring.

ABSTRACT

A description of a wavelet analysis chain applied to the ECG signal is proposed. A comparison of two wavelet families (one orthonormal, the other non-orthogonal), the use of different levels of decomposition for pattern detection or noise reduction (cancellation of high and low frequency noise) are emphasized. Finally, the integration of the wavelet transform for pattern recognition is evaluated through a comparison of different parameters extracted from the decomposition. The tests have been performed on ECG signals observed during monitoring.

INTRODUCTION

Une analyse par transformée en ondelettes du signal électrocardiographique enregistré en monitoring est proposée. Ce signal est soumis à des variations temporelles liées aux conditions d'observation, à l'état pathophysiologique du patient et à un ensemble de facteurs souvent difficiles à maîtriser qui justifient l'utilisation de méthodes d'analyse de signaux non stationnaires. Son analyse consiste à rechercher les ondes (P, QRS, T) qui traduisent le rythme cardiaque et donc renseignent sur le fonctionnement du cœur. Elle peut être étendue, dans le cas du monitoring en unité de soins intensifs, à la reconnaissance des événements pathologiques isolés tels que des extrasystoles d'origine ventriculaire ou des complexes QRS à segment ST d'amplitude élevée (patients sujets à un infarctus aigu du myocarde). Ce sont ces objectifs qui ont guidé initialement notre démarche. Néanmoins, cette étude s'inscrit dans une problématique de traitement du signal plus générale, où un des objectifs majeurs est d'extraire une information noyée ou non dans un bruit, dans le but de prendre une décision. La chaîne de traitement se décompose alors en plusieurs blocs successifs dont les plus importants sont : le filtrage, la détection d'événements, la représentation du signal par un vecteur de paramètres, l'apprentissage de classes et finalement la décision. L'analyse par ondelettes a donc été évaluée aux différents niveaux de cette structure de décision. Plus particulièrement, les trois points suivants ont été examinés :

1) La comparaison de deux familles d'ondelettes, celle de Daubechies et une famille d'ondelettes non orthogonales, pour le rehaussement des ondes significatives du signal afin d'en faciliter la détection en exploitant les différents niveaux de décomposition.

2) L'intérêt de la décomposition en terme de codage et de représentation dans une perspective de reconnaissance de formes ou de diagnostic.

3) La recherche de liens significatifs entre les différents niveaux de la décomposition (par exemple le suivi des extrêmes).

Les deux premiers paragraphes sont consacrés respectivement à une brève description des familles d'ondelettes utilisées et aux outils d'interprétation utilisés. Une plus large place est réservée à des résultats illustrant l'apport potentiel de la transformée en ondelettes. Des extensions de ce travail à d'autres signaux neurophysiologiques sont en cours d'évaluation.

PRESENTATION DES FAMILLES D'ONDELETTES

Il existe plusieurs familles qui correspondent à des décompositions distinctes et conduisent à des analyses différentes. Par exemple, les ondelettes orthonormales permettent de représenter un signal sous une forme non redondante. Néanmoins dans certains cas, tels qu'en détection, l'utilisation d'une famille non orthogonale peut s'avérer plus adaptée. Des travaux récents ont illustré plusieurs applications de la transformée en ondelettes, ils englobent des domaines variés tels ceux de la parole [4], des signaux neurophysiologiques [3], [8] et de l'image [1] [9].... Pour les deux premiers, l'objectif consiste à rehausser dans le domaine temporel des événements significatifs, transitoires ou prolongés, localisés sur une bande de fréquence, afin d'en faciliter la détection. Pour le troisième, les résultats les plus prometteurs sont observés pour le codage de l'image.



L'analyse d'un signal d'énergie finie $S(t)$ (élément de $L^2(\mathbb{R})$) par une ondelette analysante $\psi(t)$ est la décomposition suivant une famille de fonctions particulières notées $\psi_{a,b}$, déduites de $\psi(t)$ par translation et dilatation et conduisant aux coefficients :

$$D_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \psi'_{a,b}(t) dt ; \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) ; a \neq 0, b \in \mathbb{R}$$

où "*" désigne le complexe conjugué et $\psi(t)$ vérifie :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty ; \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 ; c_{\psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(f)|^2 / |f| df < \infty$$

où Ψ est la transformée de Fourier de ψ .

L'ensemble des $(D_{a,b})$, a non nul et b réel, constitue la transformée en ondelettes continue.

En posant $\widetilde{\psi}_a(t) = \psi^*(-t/a)$, $D_{a,b}$ s'écrit :

$$D_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \widetilde{\psi}_a(b-t) dt$$

$D_{a,b}$ peut être vu comme la sortie, observée à l'instant b , d'un filtre de réponse impulsionnelle $\widetilde{\psi}_a(t)$, $S(t)$ étant l'entrée et où a permet d'ajuster la largeur de bande passante. Cette transformation agit donc sur le signal comme une batterie de filtres de caractéristiques fréquentielles liées à $\Psi(f)$ et au facteur d'échelle a . C'est une représentation complète très redondante du signal et $S(t)$ peut être reconstruit à partir des $D_{a,b}$:

$$S(t) = \frac{1}{c_{\psi}} \iint_{-\infty}^{+\infty} D_{a,b} \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2}$$

En pratique, $D_{a,b}$ n'est calculé que pour des valeurs de a et b prises dans des ensembles discrets finis pouvant être choisis en fonction du signal étudié ; dans ce cas, la représentation n'est pas complète et les coefficients $D_{a,b}$ ne sont pas représentatifs de tout le signal, la reconstruction correspondante ne donne au mieux qu'une approximation de celui-ci.

La représentation est non redondante si les $(\psi_{a,b})$ forment une base de $L^2(\mathbb{R})$. Pour cela, l'ensemble des paramètres d'échelle (a) et de temps (b) doit être infini et dénombrable. Une grille quelconque (a_m, b_m) ne permet pas a priori de construire une base à partir d'une fonction $\psi(t)$ donnée (la reconstruction exacte du signal ainsi décomposé n'est pas assurée). La discrétisation des paramètres a et b peut être déduite des propriétés analytiques de $\psi(t)$ [2] et ne se fait pas en liaison avec le signal à étudier. Pour des fonctions $\psi(t)$ particulières et pour un choix approprié des paramètres d'échelles (a_m) et de temps (b_m) , la famille $(\psi_{m,n})$ constitue une base orthonormale de $L^2(\mathbb{R})$. La reconstruction se fait simplement à partir de la décomposition

comme n'importe quels vecteurs exprimés dans une base orthonormale :

$$S(t) = \sum_{m,n} \langle S, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n}(t)$$

où, $\langle S, \psi_{m,n} \rangle$ représente le produit scalaire dans $L^2(\mathbb{R})$ des vecteurs $S(t)$ et $\psi_{m,n}(t)$. Le choix communément fait, pour des raisons de simplicité, des suites (a_m) et (b_m) est : $a_m = 2^m$, $b_m = n \cdot a_m$, où m et n sont des entiers.

Les liens entre l'analyse par ondelettes orthonormales et l'analyse multirésolution, décrits par S. Mallat [1], ont permis de mettre en évidence un algorithme de décomposition-reconstruction rapide basé sur deux filtres QMF, passe haut et passe bas, et des opérations de décimations interpolations. L'équivalence de cette transformation en ondelettes orthogonales discrètes avec une analyse par banc de filtre QMF à deux canaux devient évidente, les caractéristiques fréquentielles de celui-ci dépendent des propriétés spectrales de Ψ . Chaque ondelette est caractérisée par une suite (h_n) de nombres réels permettant de réaliser le banc de filtres équivalent.

Au cours de ce travail, deux types d'ondelettes ont été comparés : la première génère une base orthonormale à support compact [2] ; la seconde, non orthogonale, est déduite de fonctions splines d'ordre 3 [9].

LES OUTILS D'INTERPRETATION

Les informations déduites de l'analyse du signal sur différentes populations (ici les ondes ECG) peuvent être représentées par un vecteur de paramètres (les coefficients de la décomposition par exemple). Les tableaux à analyser nous ont orienté naturellement vers des approches relevant de l'analyse des données. Notre démarche a suivi le chemin classique d'utilisation de ces méthodes :

- Une phase de caractérisation à partir de l'analyse en composantes principales (ACP) qui permet de représenter les individus et les variables dans un sous espace privilégié afin de mettre en évidence, s'ils existent, des groupes homogènes d'individus.

- Une phase de discrimination. La validité de la caractérisation assurée, la capacité des variables à séparer les diverses ondes a été étudiée au moyen d'une analyse discriminante linéaire entre plusieurs groupes. L'objectif est double : dégager les niveaux de décomposition les plus discriminants et vérifier la stabilité des classes d'apprentissage en traitant un ensemble complémentaire de signaux.

RESULTATS

Les résultats reportés ci-dessous représentent le prolongement de travaux antérieurs qui ont servi de base à cette étude [5]. Les principales conclusions de cette analyse peuvent être résumées ainsi :

- La séparation des composantes élémentaires (P, QRS, T) aux différents niveaux de résolution n'a pu être observée et ceci quelle que soit la famille d'ondelettes utilisée. Seul le QRS, composante dominante de l'ECG, a pu être isolé mais cela ne représente qu'un intérêt moindre.

- Des retombées en terme de filtrage ont été constatées pour l'élimination simultanée de composantes parasites hautes et basses fréquences [7]. Ceci est réalisé en éliminant, lors de la reconstruction du signal certains détails et la dernière approximation (les sorties du filtre passe haut et passe bas respectivement du banc de filtre QMF) produits durant la décomposition en ondelettes orthogonales ; le choix de ces niveaux semble stable à travers le temps et sur différents enregistrements. Un exemple significatif est reporté figure 1a où un bruit musculaire et une dérive de la ligne de base sont observés ; la figure 1b représente le même signal où seuls les détails $D_{a,b}$ ($a = 2^{-4}, 2^{-5}, 2^{-6}$) ont été conservés lors de la reconstruction.

- La mise en évidence de nuages homogènes au moyen d'une ACP réalisée sur des ondes élémentaires P, QRS, T décomposées séparément.

- L'apparition à un niveau particulier de décomposition d'événements pathologiques. C'est ce constat qui nous a amené à poursuivre notre effort afin d'intégrer l'analyse par ondelettes dans un processus complet de décision.

53 complexes élémentaires d'énergie normalisée à 1 ont été préalablement détectés [6] puis décomposés par transformée en ondelettes sur 9 niveaux de résolution. L'ensemble des objets est constitué de 20 complexes normaux (figure 2a), 13 extrasystoles (figure 2b) et 20 complexes présentant une élévation du segment ST (figure 2c).

Chaque complexe a été représenté par 3 groupes de variables caractérisés à la fois par l'ondelette analysante (base orthonormale/base non orthogonale) et la nature des paramètres déduits de la décomposition (Tableau I).

Une ACP réalisée sur l'ensemble des objets décrits par 18 variables du troisième groupe est reportée tableau 2 et figure 3. L'analyse des résultats a suggéré de limiter l'interprétation aux trois premiers facteurs. Le pourcentage d'inertie extrait par ces trois facteurs est de 82%. Le tableau des coordonnées actives des variables montre (tableau 2) que les paramètres M_{22}, M_{32} et $M_{23}, M_{33}, M_{41}, M_{43}, M_{51}, \dots, M_{61}$ sont opposés. Une analyse fine de chaque décomposition a montré que M_{22}, M_{32} correspondaient aux pentes de l'intervalle QR ou RS et que $M_{41}, M_{23}, M_{51}, \dots, M_{61}$ coïncidaient avec la pente de l'onde T ou avec l'amplitude du segment ST. Le second facteur est corrélé aux deux premiers extréma des deux premiers niveaux. Cet axe recouvre donc la notion de plus forte pente du complexe, qui dans le cas de l'ECG appartient au QRS.

La projection des objets dans le premier plan factoriel montre une séparation des complexes normaux et pathologiques le long de l'axe F1. La différenciation des extrasystoles et des ischémies s'effectue avec la combinaison des deux premiers facteurs. Les extrasystoles se projettent dans le plan inférieur gauche tandis que les complexes ischémiques se situent dans le plan supérieur gauche (complexes à forte déviation du segment ST) et inférieur droit (complexes à segment ST d'amplitude faible).

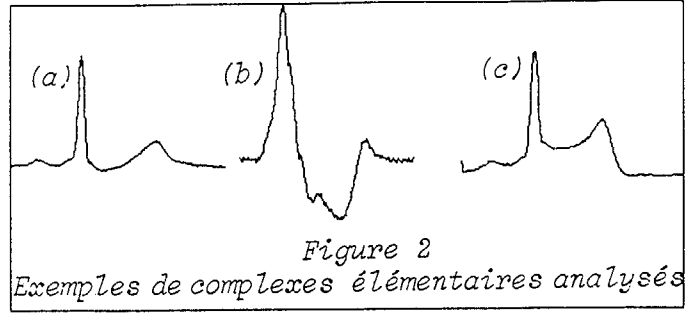
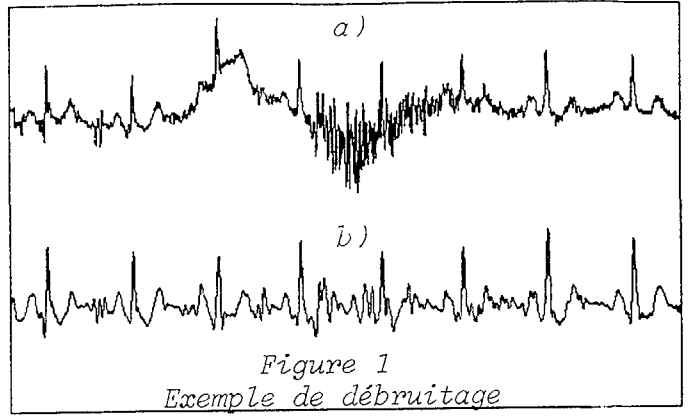


Tableau I
Présentation des groupes de variables

	Ondelettes	Variables
Groupe 1	Orthonormales[2]	Somme des carrés des coefficients de la décomposition à chaque niveau de résolution (i.e énergie relative à chaque niveau)
Groupe 2	Orthonormales[2]	Extréma locaux observés aux différents niveaux de la décomposition notés M_{ij}^*
Groupe 3	Non orthogonales[9]	Identique groupe 2

* i représente l'échelle d'analyse (i.e. 2^{-i}) et j le numéro de l'extremum par amplitude décroissante.

Les mêmes analyses effectuées avec les autres groupes de paramètres conduisent à des résultats sensiblement identiques. Les mêmes performances ont été obtenues quand l'extremum global par niveau et sa position relative (par rapport au plus grand extremum du premier niveau) sont conservés.

Une analyse discriminante linéaire effectuée sur l'ensemble des objets, décrit par le groupe 2 de variables, a permis une séparation complète de la population au quatrième pas de l'analyse. Les variables $M_{81}, M_{31}, M_{71}, M_{21}$ ont participé à la règle de décision. Plusieurs initialisations aléatoires de l'ensemble d'apprentissage ont été réalisées ; seules les variables M_{81}, M_{31}, M_{71} sont apparues comme étant les plus stables pour la décision



finale ; 96% des individus complémentaires se sont projetés dans leur classe respective.

La même approche appliquée au premier groupe de variables montre un pouvoir de discrimination moindre. En revanche, le troisième groupe permet d'obtenir des résultats équivalents lorsque la position relative des extréma est introduite.

CONCLUSIONS

L'utilisation de la transformée en ondelettes dans une perspective de reconnaissance de formes a été proposée. Les résultats obtenus doivent être considérés comme préliminaires et méritent d'être étendus à une plus grande base de données. Outre les conclusions partielles mentionnées au cours de ce travail, il apparaît que le codage par les extréma issus de la décomposition conduit à une bonne discrimination et ceci quelle que soit l'ondelette analysante (orthogonale ou non). En revanche, l'énergie relative calculée à chaque niveau de détails ne permet pas à elle seule de séparer toutes les formes d'ondes. Un schéma de décision possible à base de transformée en ondelettes peut être envisagé ; il associe un détecteur simple du QRS, une analyse multiniveaux de l'onde détectée et une classification des cycles cardiaques.

Malgré les résultats positifs qui viennent d'être présentés, il n'en reste pas moins que cette étude doit être comparée aux approches standards de l'analyse de l'ECG [10]. Des développements analogues sont menés sur le signal électroencéphalographique, dans une perspective d'aide au diagnostic et de reconnaissance de tracés pathologiques et normaux. Les premiers tests montrent [8] que les changements de rythme liés à l'apparition d'une crise d'épilepsie ou d'une pointe peuvent être mis en évidence.

REFERENCES

[1] S.G. Mallat : *A theory of multiresolution signal decomposition : the wavelet representation*, IEEE Trans. PAMI, Vol 2 n° 7, pp. 674-693, 1989.

[2] I. Daubechies : *Orthonormal bases of compactly supported wavelets*, Com . Pure Appl . Math., 41, pp. 909-996, 1988.

[3] O. Bertrand et al : *Analyse et filtrage de signaux numériques par transformations en ondelettes discrètes*, Rapport interne, INSERM - Unité 280, LYON.

[4] S. Kadambe et al : *A comparison of wavelet functions for pitch detection of speech signals*, IEEE/ICASSP, pp. 449-452, 1991.

[5] G. Carrault et al : *Knowledge based interactive signal monitoring system : final report on advanced signal processing methods and algorithms*, July 1990.

[7] L. Senhadji et al : *Wavelet analysis of E.C.G.signal*, IEEE/EMBS, Philadelphie, USA, pp. 811-812, 1990.

[6] G. Carrault et al : *ECG segmentation by means of change detection theory*, IEEE/EMBS, Philadelphie, USA, pp. 817-818, 1990.

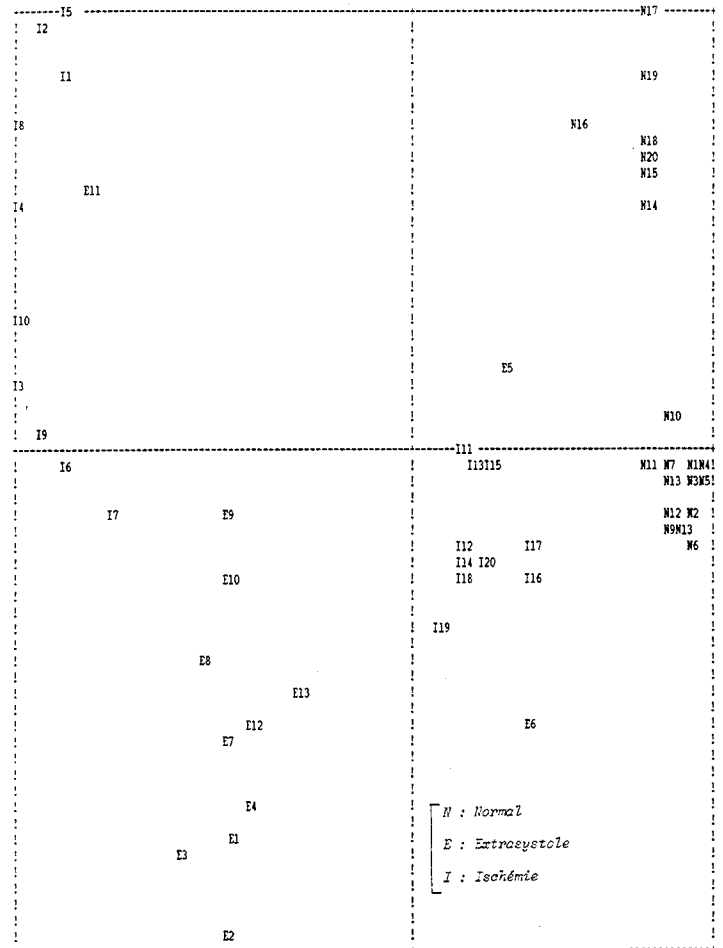
[8] L. Senhadji et al : *Multiscale E.E.G. Mapping of epileptic events*, soumis à IEEE/EMBS, Orlando, USA, 1991.

[9] S.G. Mallat et S. Zhong : *Complete signal representation with multiscale edges*, Robotics Research Technical Report n° 483,

New York University Courant Institute of Mathematical Sciences, December 1989.

[10] G. Passariello : *Monitoring intelligent en unité de soins intensifs pour coronariens. Aspects traitement du signal*. Thèse de l'Université François Rabelais - Tours, Juin 1991.

Figure 3
Projection des objets dans le premier plan factoriel



Axe Horizontal (1) - Axe Vertical (2) - Nombre d'Objets=53 Echelle : 4 Caractères=0.253
1 Ligne = 6.122

	! J1 !	! QLT !	! 1#F	COR	CTR!	2#F	COR	CTR!	3#F	COR	CTR!
!M11 !	972 !	29	1	0!	964	930	268!	-165	27	13!	
!M12 !	912 !	314	98	10!	816	666	192!	-364	132	65!	
!M13 !	848 !	-806	650	69!	385	148	43!	-149	22	11!	
!M21 !	962 !	173	30	3!	948	899	259!	141	20	10!	
!M22 !	932 !	840	706	75!	447	200	58!	77	6	3!	
!M23 !	914 !	-900	810	86!	260	67	19!	-174	30	15!	
!M31 !	937 !	205	42	4!	496	246	71!	759	576	284!	
!M32 !	929 !	717	514	55!	381	145	42!	457	209	103!	
!M33 !	922 !	-843	710	75!	222	49	14!	12	0	0!	
!M41 !	950 !	-931	867	92!	73	5	2!	133	18	9!	
!M42 !	928 !	-417	174	18!	-94	9	3!	736	542	268!	
!M43 !	953 !	-743	552	59!	72	5	2!	340	115	57!	
!M51 !	990 !	-944	892	95!	111	12	4!	-183	33	16!	
!M52 !	947 !	-957	916	97!	2	0	0!	76	6	3!	
!M53 !	814 !	-775	601	64!	-47	2	1!	395	156	77!	
!M61 !	974 !	-935	874	93!	206	42	12!	-186	35	17!	
!M62 !	917 !	-933	871	92!	171	29	8!	-100	10	5!	
!M63 !	981 !	-325	106	11!	-116	13	4!	299	89	44!	

Tableau 2
Coordonnées actives des variables
corrélations variables facteurs