

MASTER 2 Ing nierie des Syst mes Industriels et des Projets

Sp cialit  : Syst mes Dynamiques et Signaux

Ann e 2008 – 2009

Pr sent  et soutenu par

Thibaud LEVRARD

le 2 juillet 2009

Au sein de l'Institut des Sciences et Techniques de l'Ing nieurs d'Angers

Une m thodologie de caract risation multi- chelle de la d pendance de deux signaux

Application aux signaux cardio-vasculaires

Encadr  par

Fran ois CHAPEAU-BLONDEAU, David ROUSSEAU (LISA)

Marc-Antoine CUSTAUD , Victor de GERMAIN (CHU)

*Laboratoire de Biologie Neuro-vasculaire Int gr e (INSERM CNRS / Facult  de
M decine d'Angers).*

Laboratoire des Explorations Fonctionnelles Vasculaires du CHU d'Angers.

Sommaire

1. Introduction	3
1.1. Caractériser une dépendance à travers les échelles	3
1.2. Contexte cardio-vasculaire	4
1.3. Objectifs de l'étude	4
2. Méthodes de décomposition et de mesure de dépendance	5
2.1. Décomposition multi-résolution des signaux	5
2.1.1. La décomposition par ondelettes	5
2.1.2. La décomposition empirique modale	8
2.2. Mesure de dépendance entre deux signaux	9
3. Résultats de l'élaboration, de l'étalonnage et de l'analyse préliminaire de signaux physiologiques	10
3.1. Elaboration de la méthodologie	10
3.1.1. Visualisation linéaire d'une dépendance multi-échelle	10
3.1.2. Visualisation logarithmique d'une dépendance multi-échelle	11
3.2. Mise en œuvre numérique de la méthodologie	12
3.3. Etalonnage de la méthodologie	13
3.3.1. Sensibilité aux artefacts	13
3.3.2. Signal synthétique contenant des composantes en cascade	13
3.3.3. Signaux de modélisation physiologique	14
3.4. Analyse préliminaire de signaux physiologiques	17
3.4.1. Signaux relevés en situation de repos	17
3.4.2. Signaux relevés en situation de stress	18
4. Discussion sur la méthodologie	20
4.1. A propos des décompositions	20
4.2. A propos de la caractérisation de dépendance	20
5. Conclusions et perspectives	22

1. Introduction

Les progrès scientifiques constants de notre civilisation font apparaître en permanence de nouvelles données qui doivent permettre à toute personne de se soigner, de se mouvoir, de se nourrir, de se divertir... Avec la masse croissante d'informations auquel tout individu fait face dans sa vie quotidienne, le traitement et l'analyse des signaux offre de puissants outils pour évaluer, pondérer, extrapoler, tester tous ces signaux qui constituent le fondement de l'aire de l'information dans laquelle nous évoluons.

Dans ce cadre, le présent document s'intéresse à un domaine particulier qui connaît lui aussi une montée en puissance de sa masse informationnelle depuis l'essor de l'informatique dans le domaine médical. Les dernières avancées de la mesure des variables physiologique (pression, ECG, flux,...) offrent de nouvelles perspectives en ce qui concerne le diagnostic et la compréhension de notre organisme. Mieux comprendre ces nouvelles données, c'est mieux prendre en charge les pathologies cardiovasculaires (prévention, dépistage, traitement) qui représentent à ce jour la première cause de mortalité dans le monde.

Le Laboratoire de Biologie Neuro-Vasculaire Intégrée (BNVI) s'intéresse à la modélisation du fonctionnement du système cardio-vasculaire. Il étudie le fonctionnement de notre organisme dans des conditions particulières (microgravité, changement de position ...) afin de pouvoir mettre en avant le rôle de signaux physiologiques particuliers (pression artérielle, diamètre vasculaire, flux sanguin) dans certaines maladies comme le diabète ou l'hypertension artérielle.

Afin de modéliser le système cardio-vasculaire, on s'appuie sur des données physiologiques de patients malades. Ces données sont recueillies par le biais du Laboratoire des Explorations Fonctionnelles Vasculaires du CHU d'Angers. Ce Laboratoire participe lors de son activité quotidienne au diagnostic des atteintes vasculaires au niveau de la macro-circulation (grosses artères et veines) et au niveau de la microcirculation (artérioles, veinules et capillaires).

1.1. Caractériser une dépendance à travers les échelles

Comme cela a été cité précédemment, les avancées de la science offrent à l'Homme de nouveaux moyens de compréhension du monde qui l'entoure. La caractérisation de dépendance est un des moyens qui existe pour mieux comprendre l'intérêt ou l'impact d'un signal sur un autre.

Les nouvelles méthodes de mesure qui permettent de mieux appréhender notre environnement produisent des signaux chaque jour plus complexe. Pour cette raison il est nécessaire d'approfondir les outils qui permettent de les analyser.

L'analyse multi-échelle (ondelette, EMD, ...) permet d'étudier un signal en fonction d'un « zoom » prédéfini ou non et peut faciliter l'interprétation d'un signal. C'est un outil standard et précieux pour l'analyse de signaux complexes.

Partant de ces constats, il est proposé une méthodologie pour décrire la dépendance multi-échelle de deux signaux.

1.2. Contexte cardio-vasculaire

Le corps Humain peut être vu comme un système complexe muni de boucles de régulation. Afin de mieux en comprendre son fonctionnement il sera étudié plus spécifiquement les mécanismes de régulation de la pression artérielle. Cette régulation implique plusieurs facteurs physiologiques liés entre eux.

Pour comprendre cette régulation, il est nécessaire de connaître l'influence d'un signal physiologique vis-à-vis d'un autre. Nous nous intéresserons au baroréflexe, c'est l'un des principaux mécanismes de contrôle à court terme de la pression artérielle de notre organisme. La boucle baroréflexe agit sur la fréquence cardiaque et le diamètre des vaisseaux pour assurer la pression artérielle adéquate au fonctionnement de notre organisme.

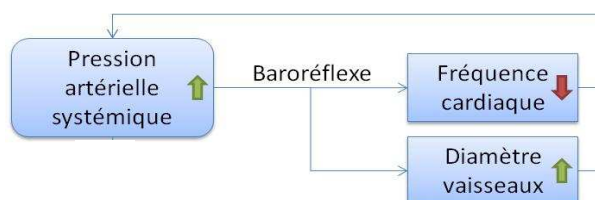


Figure 1. Schéma simplifié du fonctionnement du système de régulation cardio-vasculaire. Baroréflexe : quand la PA augmente, la FC diminue et le diamètre des vaisseaux augmente.

L'étude du baroréflexe peut être faite à l'aide de trois signaux mesurés à l'échelle du battement cardiaque: la fréquence cardiaque, le diamètre des vaisseaux et la pression artérielle. Dans cette étude, les analyses seront effectuées sur les signaux de pression artérielle systolique et de fréquence cardiaque d'un sujet au repos (Figure 2) et en situation de stress.

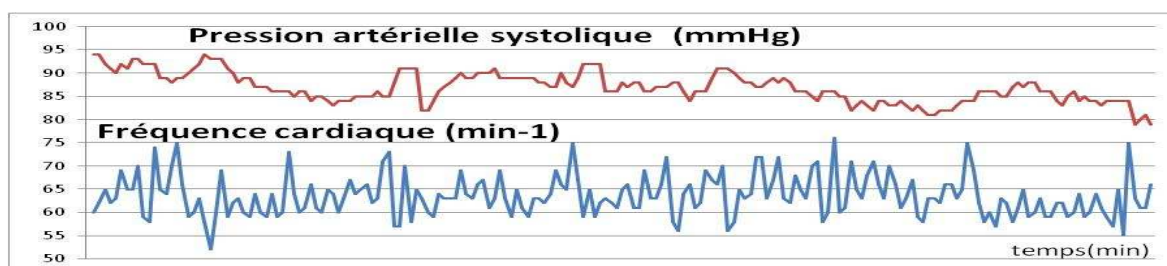


Figure 2. PA et FC – enregistrement au repos montrant les variations spontanées des variables

1.3. Objectifs de l'étude

Mon objectif au sein du Laboratoire est d'élaborer une méthodologie générique pour répondre à la problématique de la caractérisation multi-échelle de la dépendance, de la mettre en œuvre numériquement, de l'étalonner puis de la tester sur des signaux physiologiques.

Pour le domaine cardio-vasculaire l'outil pourra permettre de mieux comprendre les mécanismes intrinsèques de régulation tel que celui du baroréflexe.

2. Méthodes de décomposition et de mesure de dépendance

La chaîne de traitement décrit par la figure 3 permet de quantifier la dépendance qui existe entre deux signaux selon plusieurs échelles.

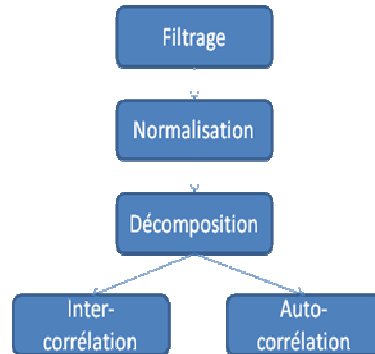


Figure 3. Résumé des étapes de quantification multi-échelle de dépendance. Filtrage, normalisation et centrage, décomposition multi-échelle et mesure de dépendance.

2.1. Décomposition multi-résolution des signaux

Deux méthodes sont implémentées pour décomposer le signal d'origine : la décomposition par ondelettes et la décomposition empirique modale (DEM). Cela afin de pouvoir pondérer les résultats obtenus par chaque méthode.

2.1.1. La décomposition par ondelettes

Le document (Thirion-Moreau, 2002) résume le principe de cette méthode : décomposer le signal grâce à une ondelette dont l'on fait varier l'échelle. Une ondelette est une fonction localisée en temps autour d'un paramètre b et oscillant à une fréquence $\nu = 1/a$.

Elles sont générées par translation b et dilatation a à partir d'une seule fonction, l'ondelette mère, de moyenne nulle, comme suit :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

2.1.1.1. Coefficient

On définit le coefficient d'ondelette au point b , à l'échelle a , comme le produit scalaire du signal et de la fonction par :

$$C_{a,b} = \langle s, \psi_{a,b} \rangle$$

Lorsque le signal oscille à la même fréquence que l'ondelette, le produit scalaire entre les deux signaux – représentant leur « similitude » – devient maximal, le coefficient est grand. Au contraire, si les deux échelles sont différentes, on calcule le produit d'une fonction de moyenne nulle par une fonction presque constante, le coefficient est donc voisin de zéro.

$$C_{a,b} = \sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{S}(\xi) \hat{\psi}(a\xi) e^{2i\pi b\xi} d\xi$$

2.1.1.2. Reconstruction

Dans le domaine spectrale, une ondelette se comporte comme un filtre passe-bande de fréquence centrale liée au nombre d'oscillations de l'ondelette mère et de largeur de bande relative constante.

L'équation précédente permet d'interpréter la transformée en ondelettes comme la sortie d'une série de filtres passe-bande de précision relative constante, de fréquence centrale variant continûment sur toutes les fréquences d'analyse.

Pour une décomposition de niveau 1, le principe de fonctionnement est décrit par la figure ci-après. Le signal source est filtré selon un filtre passe-bas et un filtre passe haut ; il en résulte un signal contenant les coefficients hautes fréquences (détail de niveau 1) et un signal contenant les coefficients basses fréquences (approximation de niveau 1).

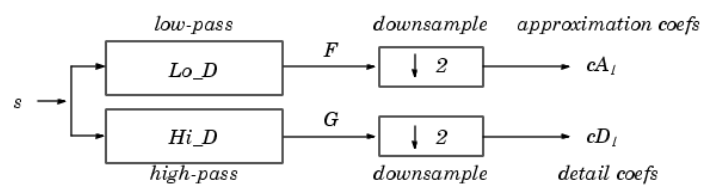


Figure 4. Principe de la décomposition en ondelette : filtrage d'un signal par banc de filtres. Illustration issue de la documentation Matlab

Le signal peut être reconstruit de manière partielle ou complète à partir des coefficients de basses et hautes fréquences du signal décomposé.

2.1.1.3. Paquet d'ondelettes

Dans cette étude, le signal est décomposé selon la généralisation de la décomposition en ondelette (paquet d'ondelettes). Chaque signal est décomposé de manière exhaustive et dyadique telle que le décrit la figure ci-après.

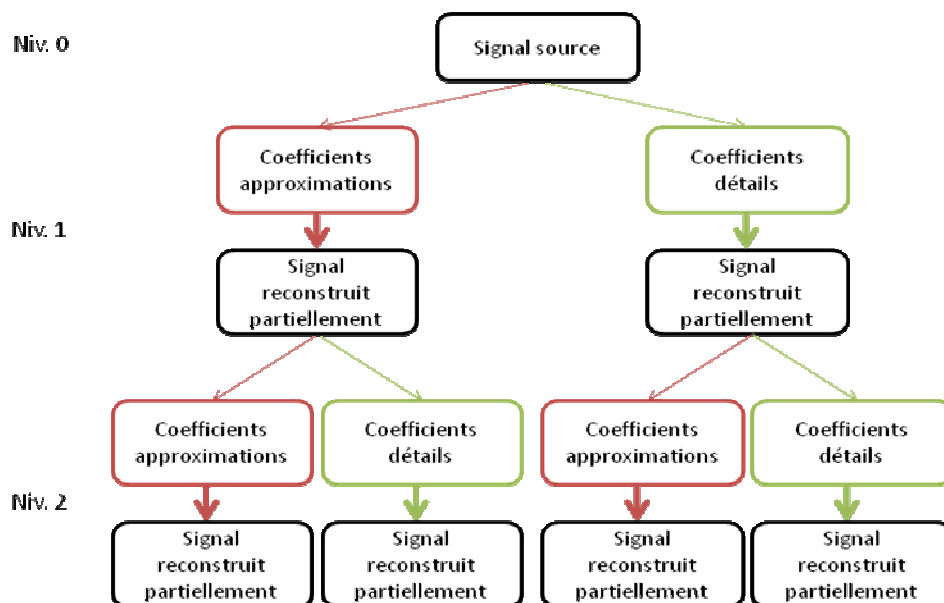


Figure 5. Principe de la décomposition par paquet d'ondelette pour une décomposition de niveau 3, décomposer de manière exhaustive le signal

Tous les coefficients d'approximations et de détails sont pris en compte et chacun des coefficients permet de reconstruire une portion du signal :

1. décomposition en ondelette du signal source,
2. reconstruction partielle du signal à partir du coefficient d'approximation de niveau 1 et d'une matrice de zéros,
3. reconstruction partielle du signal à partir du coefficient de détail de niveau 1 et d'une matrice de zéros,
4. décomposition de (2),
5. reconstruction partielle du signal à partir du coefficient d'approximation de (4) et d'une matrice de zéros,
6. ...

Avec ce type d'analyse, une décomposition de niveau 3 génère 14 sous signaux qui décrivent de manière unique le signal.

2.1.1.4. L'ondelette analysante

Il existe de nombreuses ondelettes analysantes : toutes ayant des propriétés intéressantes ou non en fonction du type de signal que l'on analyse. L'ondelette Daubechies 4 généralement utilisée (Pichot et al., 1999 - Nowak et al, 2009) dans le domaine de l'analyse de signaux cardio-vasculaires a été utilisée.

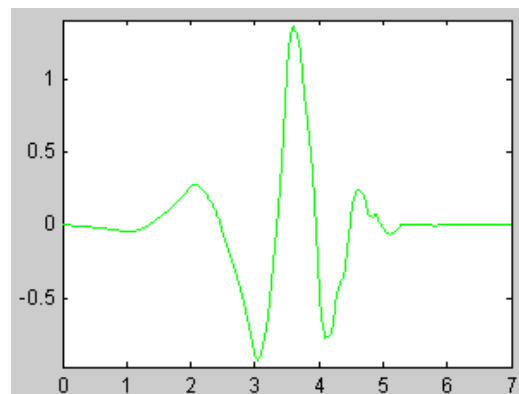


Figure 6. Illustration de l'ondelette de Daubechies 4. Ondelette généralement utilisée pour l'analyse multi-échelle des signaux cardio-vasculaires

2.1.2. La décomposition empirique modale

Comme le présente (Cexus, 2006), la DEM est un outil d'analyse multi-échelle permettant de décomposer un signal en contributions de base appelées modes empiriques ou IMF (intrinsic mode functions). La décomposition est locale, itérative et entièrement pilotée par les données (« data driven approach »).

La DEM est un algorithme et n'a pas de cadre théorique défini.

2.1.2.1. Principe de la DEM

L'extraction des IMF est non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. En se basant essentiellement sur les variations (ou oscillations naturelles) du signal, la DEM permet une interprétation des phénomènes physiques présents.

Une IMF (ou mode empirique) est une fonction qui doit être :

- de moyenne nulle,
- dont les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un (cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro),
- qui suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) naturellement de type mono-composante.

La figure 7 illustre la décomposition d'un signal $x(t)$ formé de deux contributions : une oscillation rapide - $d(t)$ - et une autre lente :

$$x(t) = d(t) + m(t)$$

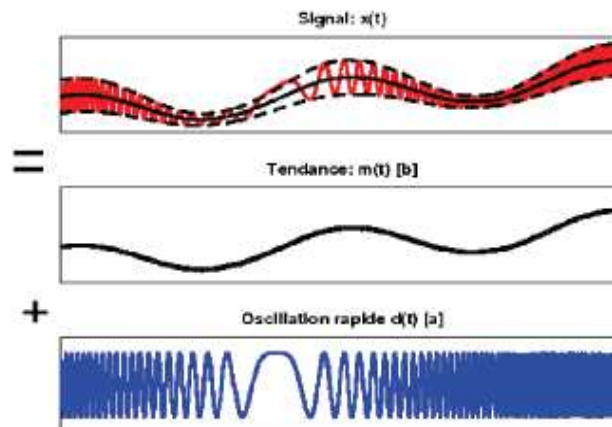


Figure 7. Principe de l'EMD : considérer le signal à l'échelle de ses oscillations locales, soustraire l'oscillation la plus rapide du signal et réitérer le processus sur le résidu de manière à écrire le signal $x(t)$ comme une combinaison finie d'oscillations

La reconstruction du signal $x(t)$ est réalisée en sommant les deux courbes. La tendance $b(t)$ du signal contient localement des oscillations de plus basse fréquence que celle de l'oscillation rapide. Ce résultat peut être généralisé à toutes les contributions comme suit : chacune contient localement des oscillations de plus basse fréquence que celle extraite précédemment.

Le signal $x(t)$ peut s'écrire : $x(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i(t) + r(t)$

2.1.2.2. Le tamisage

Le processus dit de tamisage (ou « sifting ») permet d'extraire les IMFs du signal source. Le tamisage se décompose en plusieurs étapes :

- trouver les extrema locaux (maximum et minimum) du signal,
- estimer les enveloppes supérieures et inférieures par interpolation respective des maxima et minima locaux,
- estimer l'enveloppe moyenne locale à partir des enveloppes supérieure et inférieure,
- soustraire l'enveloppe moyenne du signal d'entrée. On calcule le critère d'arrêt et on vérifie alors que le signal remplit les critères d'une IMF,
- vérifier si le résidu présente un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux) et répéter sur le signal résultant le processus d'extraction de l'IMF sinon, le résidu est considéré comme étant le résidu final. Idéalement, le processus d'extraction des IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema.

2.2. Mesure de dépendance entre deux signaux

La mesure de dépendance est obtenue par la méthode de la corrélation. C'est une méthode qui fait la moyenne du produit de deux signaux décalés de τ dans le temps.

La corrélation est obtenue par :

$$C_{\tau} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(t) \times y(t + \tau).$$

Comme l'illustre la figure ci-dessus, c'est le 2^{ème} signal qui subit le décalage. On calcule la corrélation entre les deux signaux sur une longueur de signal qui décroît en fonction de la valeur du décalage. Plus le décalage sera important plus l'inter-corrélation sera calculée sur un signal court et plus la valeur de corrélation perdra sa significativité.

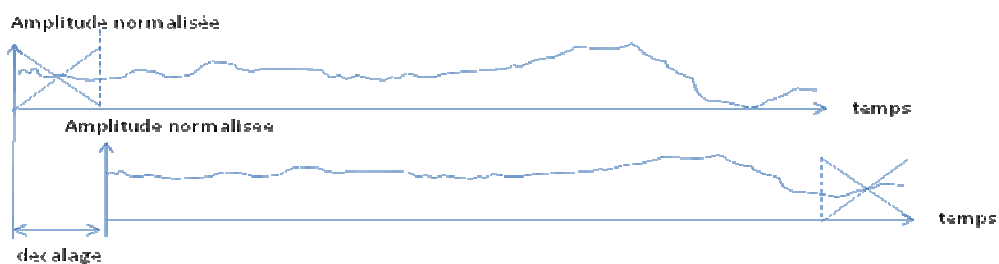


Figure 8. Illustration de la méthode de corrélation

Deux valeurs de corrélation peuvent être plus aisément comparées lorsque la corrélation normalisée est calculée. Cette dernière est obtenue en effectuant une normalisation préalable des signaux $x(t)$ et $y(t)$. Tous les signaux analysés pour cette étude ont été normalisés. La normalisation d'un signal est obtenue par :

$$x_{norm}(t) = \frac{x(t) - \overline{x(t)}}{\sigma_x(t)}$$

3. Résultats de l'élaboration, de l'étalonnage et de l'analyse préliminaire de signaux physiologiques

Les résultats du travail effectué peuvent se découper en quatre parties qui sont l'élaboration, l'étalonnage de la méthodologie et l'analyse préliminaire de signaux cardio-vasculaire. Je décris ces quatre étapes par la suite.

3.1. Elaboration de la méthodologie

L'élaboration de l'outil à consisté en la mise en place de matrices permettant de caractériser la dépendance des signaux.

Deux types de matrices sont mises en place pour visualiser la dépendance. La première permet de visualiser l'information de manière linéaire tandis que la deuxième propose un changement d'échelle pour mettre en avant les faibles corrélations. Chacune des matrices peut être visualisée suite à une décomposition par ondelette ou par DEM.

3.1.1. Visualisation linéaire d'une dépendance multi-échelle

A partir des outils de décomposition de signaux et d'analyse de corrélation il à été mis en place une visualisation sous forme d'image matricielle de la corrélation. Chaque matrice représente la corrélation des signaux pour un décalage donné.

Les valeurs de corrélation pour chaque cellule sont codées en couleur afin de donner une perception de l'intensité de la corrélation. Le codage en couleur a été limité dans une gamme arbitraire de $[-3, 3]$ afin que les valeurs de corrélation soient identifiables et comparables en fonction des analyses.

Dans la suite de ce document, nous définirons les images comme des matrices M de m lignes et n colonnes dont les éléments sont représentés par les indices $a_{i,j}$. Le nombre de lignes et de colonnes est défini par le niveau de décomposition de chaque signal. L'élément m_{11} représente l'inter-corrélation d'un signal (noté X) avec un second signal (noté Y), en généralisant l'élément $a_{m,n}$ représente l'inter-corrélation de X décomposé niveau $m-1$ avec Y décomposé niveau $n-1$.

Pour la méthode des ondelettes (figure 10), l'organisation de la matrice correspond au schéma dyadique de la décomposition en ondelette qui a été décrit en page 7 ; a_{1d1} est l'approximation du détail de niveau 1.

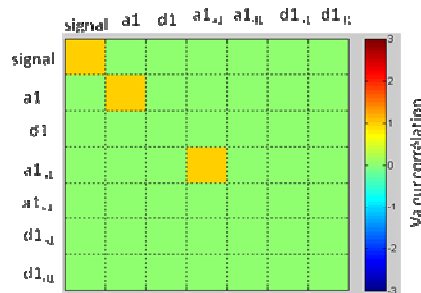


Figure 9 Représentation multi-échelle de l'auto-corrélation pour un décalage donné après décomposition par la méthode des ondelettes

Pour la DEM (figure 12), l'incrément de l'indice « i » pour les lignes ou « j » pour les colonnes correspond à un déplacement vers les modes contenant les plus hautes fréquences.

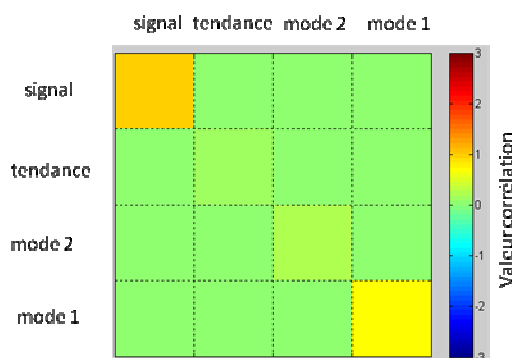


Figure 10. Représentation multi-échelle de l'auto-corrélation pour un décalage donné après DEM

Pour le cas particulier de l'auto-corrélation (m est alors égal à n), seules les composantes de la diagonale de la matrice sont informatives.

3.1.2. Visualisation logarithmique d'une dépendance multi-échelle

L'image précédente est intéressante pour comparer les résultats qui existent entre plusieurs signaux normalisés (l'échelle de représentation étant fixée). Cependant cette représentation n'offre pas une précision suffisante pour rendre compte de la corrélation qui peut exister pour des signaux de faible énergie.

En utilisant une base logarithmique, l'échelle de variation est élargie : elle varie de « +∞ » lorsque les signaux sont dé-corrélés à « -∞ » lorsque les signaux sont anti-corrélés ou corrélés.

Le changement de base est effectué par la formule :

$$b_{i,j} = \log_{10}(|a_{i,j}|)$$

Étant donné que les variations des corrélations ne sont plus limitées, l'échelle d'indexation des couleurs est ajustée en fonction des extrema présent dans les matrices. La gamme de variation est ainsi une information plus complète que pour la représentation matricielle linéaire.

La figure ci-dessous met en avant l'amélioration de la dynamique de représentation (en comparaison avec la figure 12).

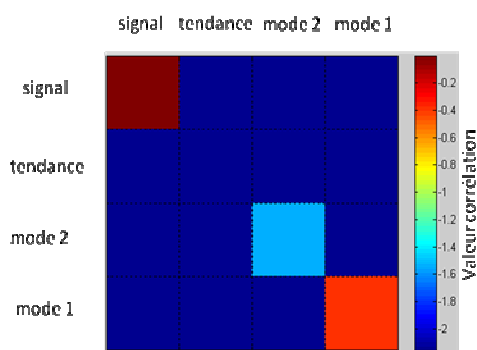


Figure 11. Visualisation de l'auto-corrélation d'un signal en représentation logarithmique. Comparaison avec la figure 10.

3.2. Mise en œuvre numérique de la méthodologie

Afin de fournir une méthodologie qui puisse être facilement réutilisable, il a été développé une « routine » Matlab qui génère automatiquement :

- les modes de décomposition des deux signaux d'entrées,
- les matrices d'auto-corrélation en représentation linéaire ou logarithmique,
- les matrices d'inter-corrélation en représentation linéaire ou logarithmique.

La routine permet d'ouvrir un fichier de données physiologique puis de sélectionner deux colonnes du fichier à analyser. Il est possible d'influer rapidement sur plusieurs paramètres, notamment le type de décomposition et sa profondeur. Pour le cas des ondelettes il est possible de paramétrer le type d'ondelette analysante.

Il a été utilisé la routine proposée dans (Rilling et al., 2003) pour décomposer les signaux avec la méthode de la DEM. La décomposition / recombinaison en ondelette est effectuée par la méthode proposée en standard dans Matlab (dwt-idwt).

La figure 12 offre une représentation simplifiée des entrées/sorties, des paramètres et des tâches effectuées par la routine.

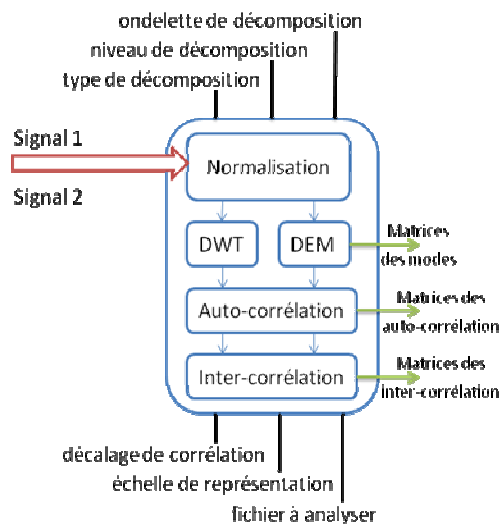


Figure 12. Schématisation de la routine Matlab mise en place pour automatiser la méthodologie décrite dans ce document.

3.3. Etalonnage de la méthodologie

Cette partie a pour objectif de mettre en évidence certaines limites de la méthodologie dont l'élaboration et la mise en œuvre numérique a été décrite dans le chapitre précédent.

3.3.1. Sensibilité aux artefacts

Les signaux physiologiques et les signaux en général sont soumis aux artefacts. On compare ici la sensibilité de la méthode des ondelettes et celle de la méthode de DEM. Il ne s'agit pas de quantifier précisément la sensibilité de chacun des algorithmes, mais d'évaluer l'impact d'un filtrage¹ sur chacune des décompositions. C'est une information importante pour connaître la reproductibilité qui pourra être attendue de la méthodologie mise en place.

L'équation de la sensibilité est définie par :

$$s_i = mode_{Brut}(t) - mode_{Filtré}(t) \text{ avec } i \text{ le niveau de décomposition.}$$

La sensibilité d'une décomposition à un artefact est la différence pour chaque niveau entre le mode après décomposition du signal bruité et le mode après décomposition du signal filtré. Le tracé de chaque sensibilité (figure 13) semble présenter la DEM comme plus sensible aux artefacts que les ondelettes : les amplitudes des sensibilités sont plus importantes.

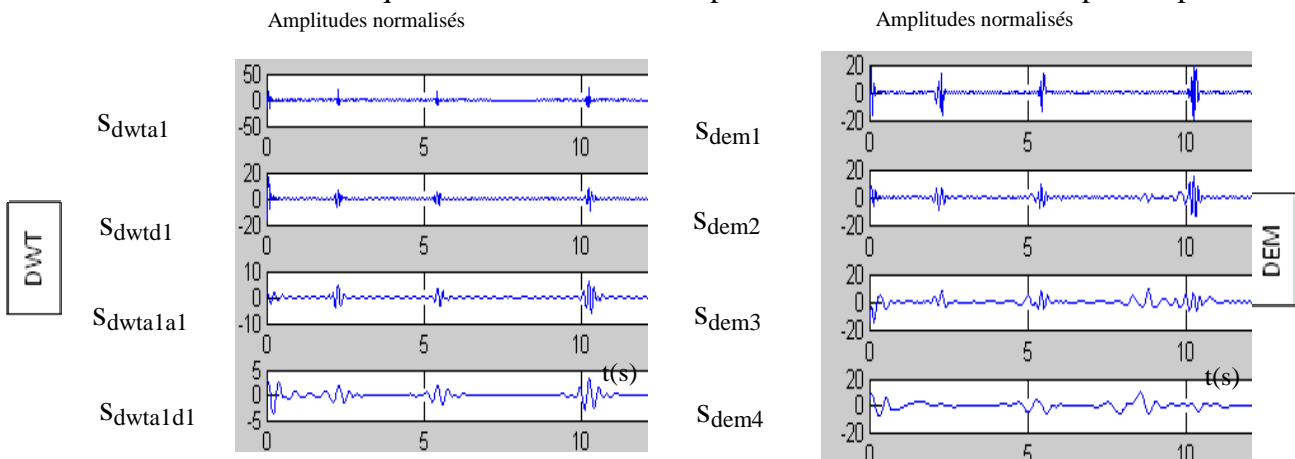


Figure 13. Impact et propagation d'un artefact sur la décomposition d'un signal physiologique. La DEM est plus sensible aux artefacts que la décomposition par ondelettes.

3.3.2. Signal synthétique contenant des composantes en cascade

Il est ici évalué le fonctionnement de la méthodologie avec un signal muni de composantes fréquentielles « en cascade ».

Le signal est décrit par l'équation² qui suit :

$$x(t) = \begin{cases} \sin(2\pi \times 0.01) & \text{pour } t < 250 \\ \sin(2\pi \times 0.1) & \text{pour } t > 250 \text{ et } t < 375 \\ \sin(2\pi \times 0.2) & \text{pour } t > 375 \end{cases}$$

¹ La méthode de filtrage est celle du filtre médian glissant.

² Le pas d'échantillonnage des signaux synthétiques de ce document est de 0.25s.

Comme décrit dans (Souza Neto et al., 2004) une composante à 0.1 Hz peut traduire le fonctionnement du baroréflexe et une composante à 0.2 Hz la fréquence respiratoire d'un individu.

Pour le niveau 1, la décomposition attendue est un mode contenant la fréquence la plus rapide (0.2 Hz) et un mode contenant les fréquences de 0.1 Hz et 0.2 Hz.

Les cadrans de gauche illustrent la décomposition par ondelette avec son approximation s_1 (composante lente) et détail de niveau 1 : s_2 . Les cadrans de droite représentent la décomposition empirique modale avec s_1 le résidu (composante la plus lente) et sa composante de niveau 1 s_2 . Les amplitudes des signaux sont des valeurs normalisées. La suite du document respectera cette logique de représentation.

Il apparait ici clairement que les deux méthodes ne sont pas adaptées à la décomposition de ce type de signaux. En ce qui concerne les ondelettes, l'approximation contient toute l'information utile du signal source. Les détails contiennent une information résiduelle aux instants de changement de fréquence (t_{250} , t_{375} et t_{500}).

Pour ce qui est de la DEM le résidu est constitué d'une composante lente entre t_0 et t_{250} puis d'un artefact à l'instant de changement de fréquence t_{375} . Le mode le plus rapide est constitué des signaux à 0.1Hz (entre t_{250} et t_{375}) et 0.2Hz (t_{375} à t_{500}) et d'une composante lente. La composante lente du résidu semble être une compensation générée par l'algorithme pour obtenir une moyenne de reconstruction totale du signal nulle.

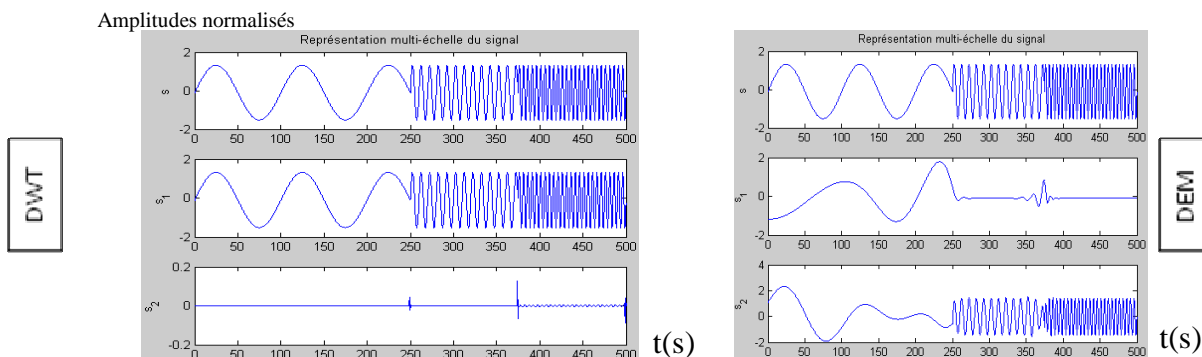


Figure 14. Comparaison des méthodes de décompositions pour un signal à trois composantes fréquentielles en cascade. Ni les ondelettes, ni l'EMD ne permet d'extraire les composantes fréquentielles.

3.3.3. Signaux de modélisation physiologique

La décomposition et la caractérisation de la dépendance de deux signaux « simulant » des variables cardio-vasculaires sont ici abordées.

3.3.3.1. Décomposition des signaux

Les signaux sont décrits par les équations suivantes :

$$x(t) = \sin 2\pi \times 0.01 + \sin 2\pi \times 0.1$$

$$y(t) = \sin 2\pi \times 0.1 + \sin 2\pi \times 0.3$$

Avec de tels signaux, il est attendu des décompositions une séparation des deux composantes sinusoïdales qui composent le signal. En ce qui concerne la corrélation, les modes contenant la composante commune à 0.1Hz doivent présenter une corrélation importante au décalage 0.

En appliquant la méthodologie d'analyse sur $x(t)$ et $y(t)$, il apparait que la DEM – contrairement à l'analyse par ondelette - génère les signaux qui étaient attendus : les composantes sont distinctement séparées pour $x(t)$ et $y(t)$.

Les équations des modes de la DEM suivent les équations suivantes :

$$IMF_x(1) = \sin 2\pi \times 0.01$$

$$IMF_x(1) = \sin 2\pi \times 0.1$$

$$IMF_x(2) = \sin 2\pi \times 0.1$$

$$IMF_x(2) = \sin 2\pi \times 0.3$$

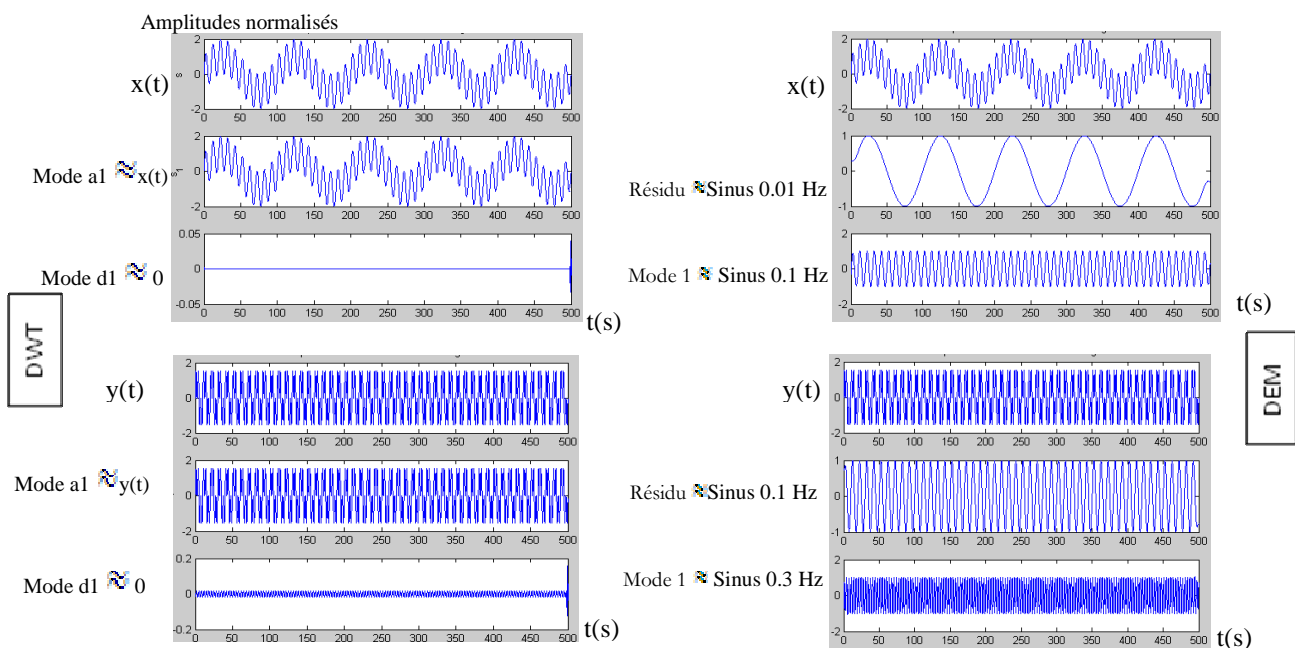


Figure 15. Signal x (cadran du haut), y et leur analyse par ondelette (à gauche) et par DEM. Contrairement aux ondelettes, la méthode de DEM permet d'extraire les deux composantes du signal $y(t)$.

3.3.3.2. Caractérisation des dépendances

Les résultats de décomposition de la partie précédente sont complétés par les valeurs des matrices d'auto-corrélations (noté M_{auto}) au décalage 0 (figure ci-dessous) ; seule la matrice M_{auto} de $x(t)$ est représentée, la matrice M_{auto} de $y(t)$ étant identique.

Au temps de décalage 0, une représentation matricielle de l'auto-corrélation multi-échelle d'un signal normalisé doit être une matrice identité (M_I): un signal est similaire à lui-même au décalage zéro. Comme on l'a dit dans le paragraphe 2.2 la méthodologie mise en place normalise uniquement les signaux sources. On s'aperçoit ici que la normalisation est perdue après décomposition par ondelette ou par DEM.

Pour les ondelettes, le mode d'approximation contient toute l'information et le mode de détail est nul, cela se traduit pour M_{autoDwt} par la valeur zéro de l'élément a_{33} .

En ce qui concerne la DEM, les deux modes de décompositions sont dé-normalisés.

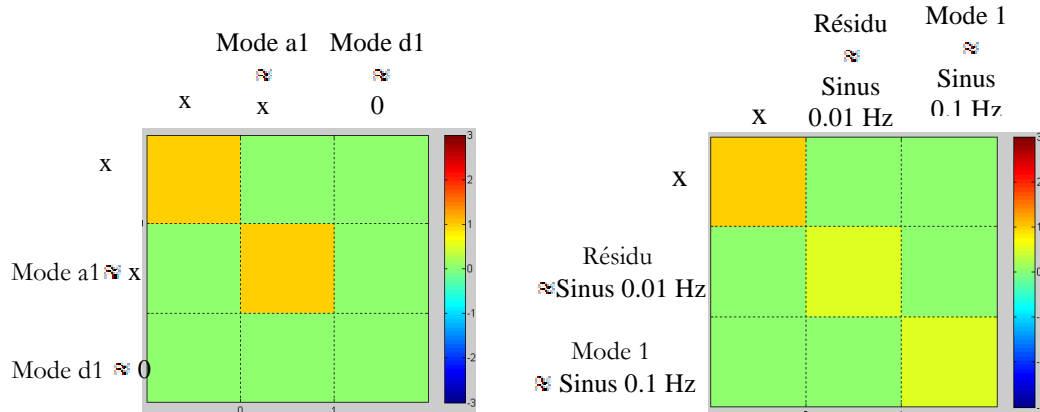


Figure 16. Matrices d’auto-corrélations linéaires pour chaque décomposition du signal de modélisation cardio-vasculaire. Il n’y a plus de normalisation après décomposition.

Les matrices d’inter-corrélations (noté M_{inter}) issues de l’analyse par ondelette et par DEM confirment ce à quoi on pouvait s’attendre. La matrice $M_{interDem}$ permet de mettre en exergue la présence dans $x(t)$ et $y(t)$ de composantes oscillantes de même fréquence alors que $M_{interDwt}$ ne permet de déduire la composante commune aux deux signaux (sinus 0.1Hz).

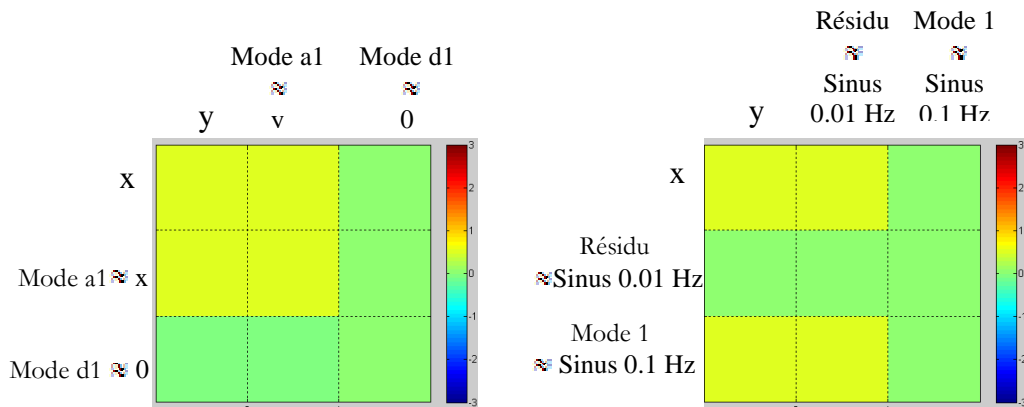


Figure 17. La matrice d’inter-corrélation de la DEM permet d’identifier la composante commune aux deux signaux : la composante sinusoïdale 0.1Hz. La matrice de l’ondelette ne permet pas de tirer de conclusion.

Les matrices M_{inter} de représentation logarithmique permettent une lecture plus fine des valeurs de M_{inter} . $M_{interDem}$ présente une gamme de variation des corrélations logarithmiques centrées entre $[0,-8]$ et entre $[0,-12]$ pour $M_{interDwt}$.

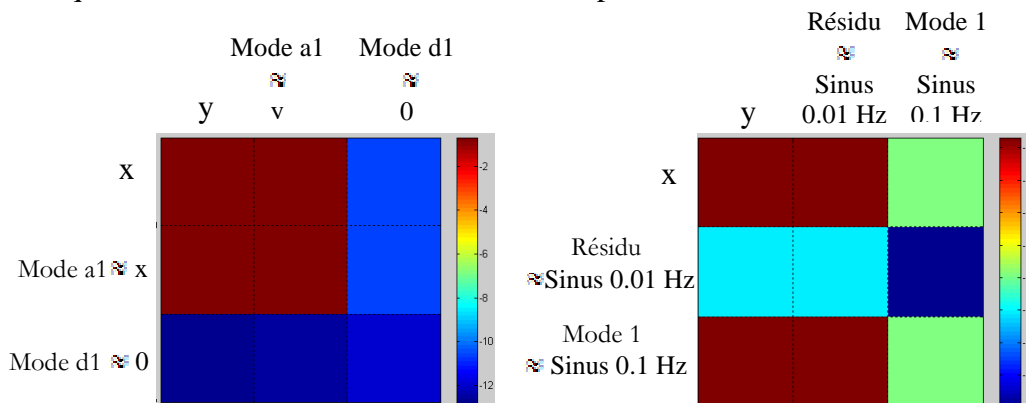


Figure 18. Les matrices d’inter-corrélation logarithmique permettent de caractériser précisément la corrélation des signaux.

3.4. Analyse préliminaire de signaux physiologiques

Cette étape propose une analyse préliminaire de signaux physiologiques à partir de la méthodologie mise en place et étalonnée précédemment. La dépendance qui existe entre un signal de pression artérielle et un signal d'IRR est ici étudiée. La méthodologie est appliquée sur des signaux dans des situations différentes : une situation où des mesures physiologiques sont effectuées sur un patient au repos et une situation où le patient est en situation de stress.

3.4.1. Signaux relevés en situation de repos

Les données physiologiques sont extraites de la base de données de (Laude et al, 2004), cette base de données propose une comparaison de différentes méthodes d'évaluation de la liaison entre des signaux d'IRR et de PAS.

Un niveau 2 de décomposition est fixé arbitrairement pour les décompositions par ondelette et un niveau 3 pour la DEM. Il est choisi un niveau 2 pour les ondelettes par souci de lisibilité. Par ailleurs, seule la décomposition du signal d'IRR est ici présentée afin d'illustrer la décomposition.

3.4.1.1. Décomposition des signaux

La DEM et les ondelettes permettent de séparer les hautes fréquences et les basses fréquences qui constituent le signal. Les composantes s1 (DEM) et a1 sont les tendances des signaux.

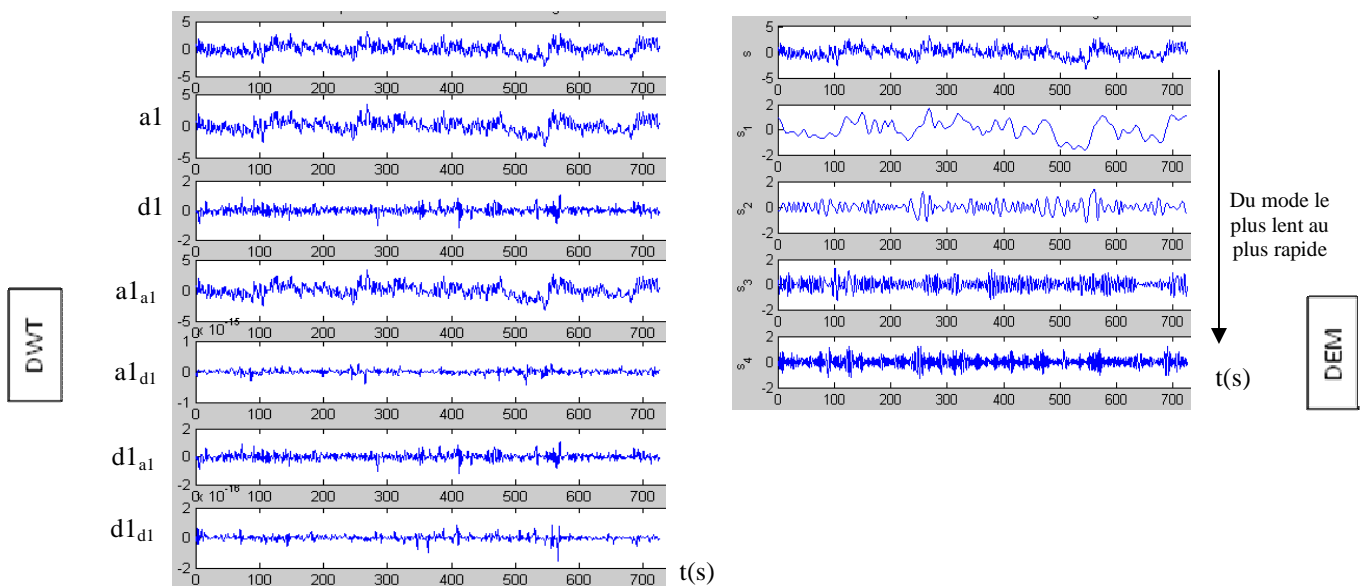


Figure 19. Décomposition du signal d'IRR d'un individu au repos.

3.4.1.2. Caractérisation des dépendances

La matrice d'auto-corrélation après analyse d'ondelettes indique que la décomposition par ondelette n'a pas dé-normalisé le signal. Au contraire la DEM rompt la normalisation.

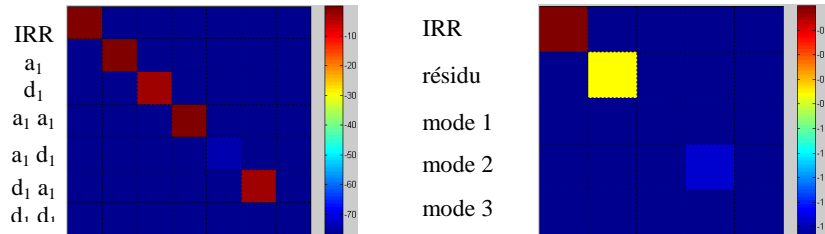


Figure 20. Auto-corrélation logarithmique des modes d'ondelettes (à gauche) et des modes de la DEM (à droite). Contrairement aux ondelettes, la DEM rompt la normalisation

Pour $M_{interDwt}$ en représentation logarithmique, les composantes a_1 , d_1 , $a_1 d_1$ et $d_1 a_1$ sont corrélées et la plage de variation est approximativement située dans $[0 -80]$. En ce qui concerne $M_{interDem}$, les composantes les plus lentes - s_1 du signal d'IRR et s_2 du signal de PAS - ont une valeur de corrélation plus importante que le signal source (environ -1.94 contre environ -3.76). La plage de variation indique des valeurs de corrélation générales plus fortes que pour $M_{interDwt}$.

Il est difficile d'interpréter les corrélations des modes de hautes fréquences.

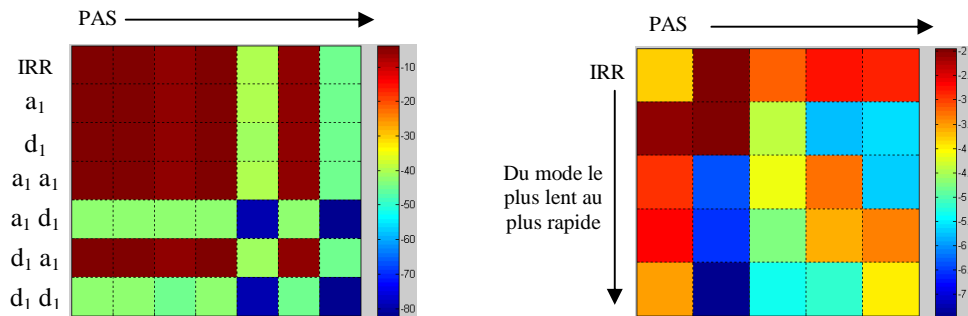


Figure 21. Les matrices d'inter-corrélations logarithmiques des deux modes de décomposition semblent indiquer que les tendances des signaux ont un rôle clé dans la corrélation totale des signaux.

3.4.2. Signaux relevés en situation de stress

On analyse ici les données physiologiques d'un patient qui connaît un état de stress à de l'instant 5 min à l'instant 7.5 min.

3.4.2.1. Décomposition des signaux

Le résultat de la décomposition génère les graphiques de la figure 22. Comme pour l'analyse d'un signal stationnaire, les ondelettes et la DEM permettent de donner la tendance du signal. La méthode des ondelettes est ici plus lissée que dans le cas de signaux issus de patient au repos. Ce peut être lié à une différence de méthode de lissage du signal brut.

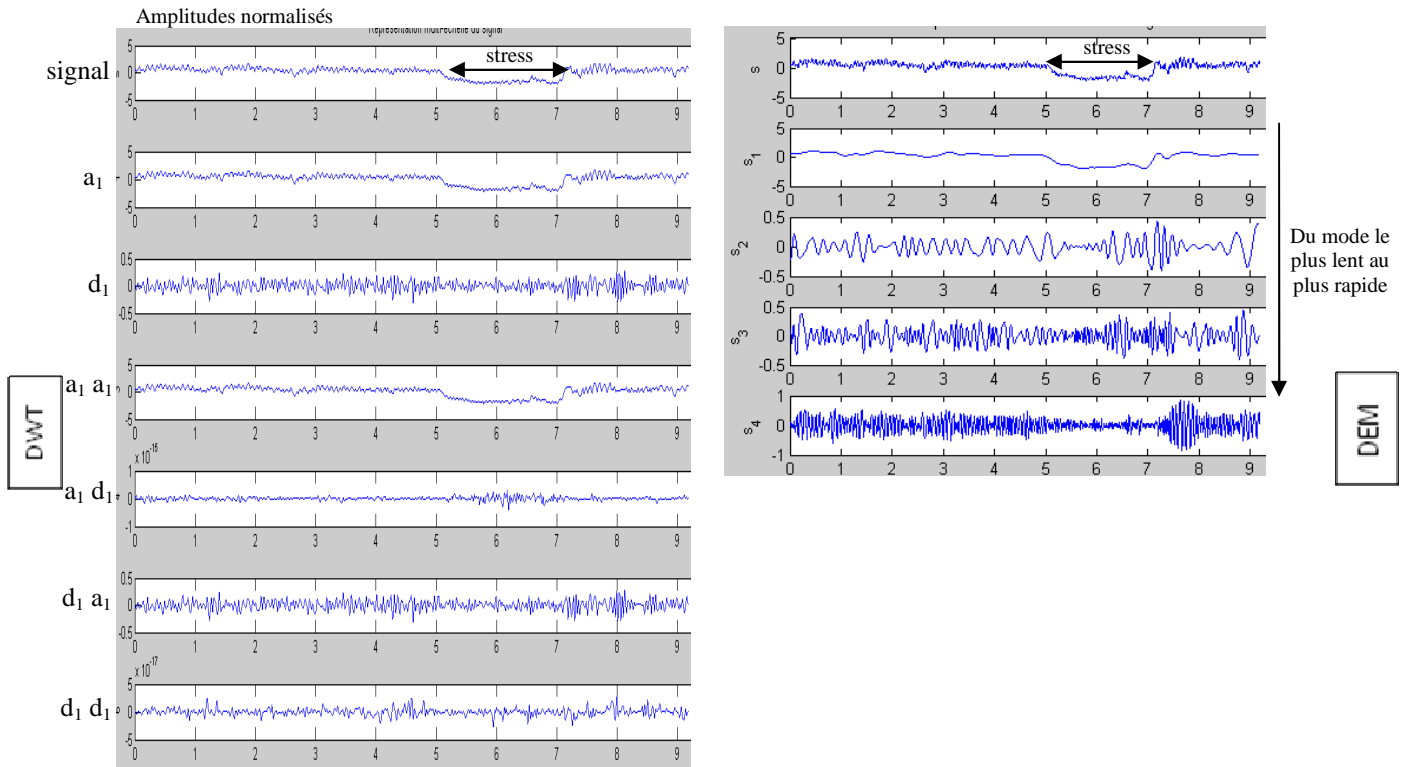


Figure 22. Représentation temporelle des décompositions d'un signal physiologique d'un patient subissant un stress entre l'instant 5 min et 7.5min.

3.4.2.1. Caractérisation des dépendances

Les matrices M_{auto} fournissent des résultats identiques à ceux obtenus dans la partie précédente.

La figure 23 illustre une corrélation significative de la tendance (a1 ou les résidus de la DEM) des deux signaux. Cette remarque est commune aux deux méthodes de décomposition.

Il est difficile de conclure sur la corrélation des modes de plus hautes fréquences.

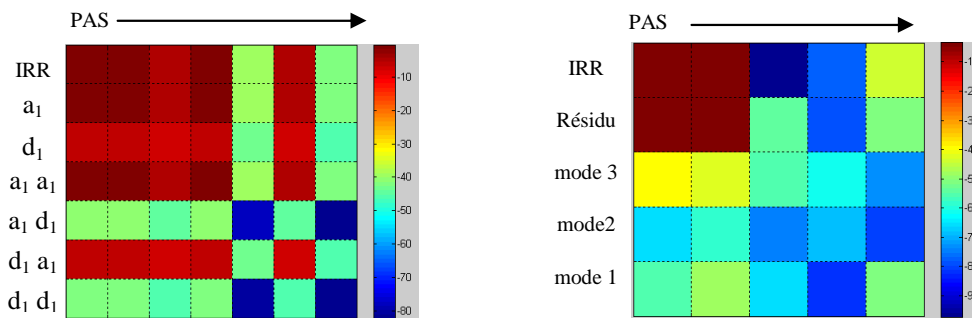


Figure 23. Les matrices d'inter-corrélations de signaux physiologiques d'un patient soumis à un stress indiquent la corrélation significative des tendances.

4. Discussion sur la méthodologie

Ces dernières années, il a largement été développé des méthodes de mesure de dépendance basées sur le changement de représentation (Keissar et al., 2009 - Souza Neto et al., 2004).

Il existe des outils standard pour mesurer la dépendance de signaux dans le domaine temporel. Dans (Hoyer et al., 2002) par exemple, il est utilisé une mesure de dépendance temporelle pour évaluer l'impact de la fréquence respiratoire sur la variabilité de la fréquence cardiaque.

La méthodologie élaborée par ce document suit un schéma d'analyse qui se base sur les deux approches complémentaires décrites précédemment. La caractérisation de dépendance est effectuée à partir des modes d'un signal préalablement décomposé. Ce schéma d'analyse permet d'offrir une approche et une représentation différente par rapport aux outils actuellement utilisés. A deux signaux sont associés une matrice qui décrit la dépendance de chaque mode des signaux.

Le schéma d'analyse élaboré permet de « suivre » l'évolution de la dépendance de deux signaux en fonction de leurs composantes fréquentielles. Les composantes temporelles sont tout d'abord extraites grâce à la méthode de la DEM et des ondelettes puis les dépendances entre chaque mode sont caractérisées.

4.1. A propos des décompositions

La DEM « soustrait itérativement » chaque composante fréquentielle ce qui conduit à une sensibilité importante vis-à-vis du bruit présents dans les signaux. La méthode des ondelettes consiste à appliquer un banc de filtre au signal, la sensibilité au bruit est ainsi moins importante.

La DEM semble générer dans les niveaux de décomposition importants des « composantes de compensation ». Ainsi il est difficile d'évaluer pour des signaux dont le cadre théorique n'est pas défini si la décomposition empirique d'un signal extrait effectivement les modes ou si des modes compensatoires sont générés. Le cadre théorique de l'analyse par ondelette permet de comparer et pondérer les résultats obtenus avec la méthode de la DEM.

4.2. A propos de la caractérisation de dépendance

La dépendance des signaux en fonction des échelles est caractérisée par le biais de la fonction de corrélation. La normalisation initiale des signaux à pour but d'offrir des valeurs de corrélations normalisées. Les décompositions peuvent cependant rompre la standardisation, il devient alors difficile d'interpréter les résultats de la mesure de dépendance.

Dans le cas où la normalisation est perdue, de nombreux paramètres peuvent influencer sur la valeur de la corrélation : longueur du signal, offset ... La méthodologie évalue la corrélation sur la durée totale des signaux, la caractérisation de dépendance de deux même

signaux dont la durée temporelle aurait été modifiée pourra donc varier singulièrement. La technique de DEM semble plus sujette à la perte de standardisation que les ondelettes.

Enfin on peut s'interroger sur l'impact d'une décomposition sur la dépendance qui peut exister entre deux signaux : la séparation des modes d'un signal peut-elle conduire à sa dé-corrélation ? La décomposition de signaux synthétiques n'a pas conduit à la perte de corrélation, cela reste-t-il vrai pour des signaux cardio-vasculaires ?

5. Conclusions et perspectives

Une méthodologie de caractérisation de la dépendance multi-échelle de deux signaux a été élaborée, mise en œuvre numériquement, étalonnée et des analyses préliminaires ont été effectuées sur des signaux physiologiques.

La phase d'élaboration a consistée en la mise en place des outils d'analyse multi-échelle et de la caractérisation de la dépendance. L'analyse multi-échelle est effectuée par deux outils : la décomposition empirique modale (DEM) et la transformée en ondelette. La caractérisation de dépendance est effectuée au moyen du calcul de la corrélation.

La phase de mise en œuvre numérique a été une phase importante du travail. Une routine Matlab a été mise en place pour automatiser la méthodologie proposée dans la phase d'élaboration. La routine génère les matrices de dépendance multi-échelles associées à deux signaux. Il est possible de paramétrer les principales variables d'analyse : type d'ondelette, niveau de décomposition, décalage temporelle des signaux, ...

La phase d'étalonnage a permis de fixer le cadre d'utilisation de la méthodologie. La méthode d'analyse par ondelette mise en œuvre numériquement doit être affinée afin d'offrir un niveau d'analyse de même niveau que celui de la DEM.

La phase d'analyse préliminaire a été l'occasion d'appliquer la méthodologie aux signaux cardio-vasculaires. La méthodologie mise en œuvre permet de fournir des premiers résultats en ce qui concerne la dépendance de deux signaux après DEM. Cependant la phase de mise en œuvre numérique et d'étalonnage de la méthodologie doit être poursuivie pour conclure de manière fiable sur la signification des résultats obtenus.

Les suites à donner à ce travail suivent deux axes. Le premier consiste en un étalonnage de la méthodologie sur des signaux synthétiques bruités et en la poursuite de l'analyse préliminaire.

Le deuxième axe est une synthétisation accrue des matrices de corrélation et la mise en place d'une interface graphique. L'outil sera alors de prise en main rapide et permettra d'offrir une interprétation synthétique de la corrélation multi-échelle.

Le développement de ces deux axes permettra d'évaluer la capacité ou non de la méthodologie à caractériser la dépendance multi-échelle de deux signaux physiologiques.

Bibliographie

Thirion-Moreau, N., & Arquès, P. Analyses temps-fréquence linéaires et quadratiques. *Techniques de l'ingénieur*. 2002.

Nowak JA, Ocon A, Taneja I, Medow MS, Stewart JM. Multiresolution wavelet analysis of time-dependent physiological responses in syncopal youths. *Am J Physiol Heart Circ Physiol*. 2009.

Pichot V, Gaspoz JM, Molliex S, Antoniadis A, Busso T, Roche F, Costes F, Quintin L, Lacour JR, Barthélémy JC. Wavelet transform to quantify heart rate variability and to assess its instantaneous changes. *J Appl Physiol*. 1999 ; 86(3):1081-91.

Keissar, K., Davrath, L., & Akselrod, S. (2009). Coherence analysis between respiration and heart rate variability using continuous wavelet transform. *Philosophical Transactions Royal Society, vol. 367, n. 1892* , pp. 1393-1406.

Cexus J.C. Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT). *Thèse* , 2006, pp. 120-133.

G. Rilling, P. Flandrin and P. Gonçalves "On Empirical Mode Decomposition and its algorithms", *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03*, Grado (I), 2003.

Souza Neto EP, Custaud MA, Cejka JC, Abry P, Frutoso J, Gharib C, Flandrin P. Assessment of cardiovascular autonomic control by the empirical mode decomposition. *Methods Inf Med*. 2004 ; 43(1):60-5.

Hoyer D., Leder U., Hoyer H., Pompe B., Sommer M., Zwiener U. Mutual information and phase dependencies : measures of reduced nonlinear cardiorespiratory interactions after myocardial infarction. *Medical Engineering Physics*. 2002 ; 24(1) : pp. 33-43.

Souza Neto EP, Neidecker J, Lehot JJ. To understand blood pressure and heart rate variability. *Annales françaises d'anesthésie et de réanimation*. 2003 ; 22(5): pp. 425-52.

Laude D, Elghozi JL, Girard A, Bellard E, Bouhaddi M, Castiglioni P, Cerutti C, Cividjian A, Di Rienzo M, Fortrat JO, Janssen B, Karemaker JM, Lefthériotis G, Parati G, Persson PB, Porta A, Quintin L, Regnard J, Rüdiger H, Stauss HM. Comparison of various techniques used to estimate spontaneous baroréflex sensitivity (the EuroBaVar study). *Am J Physiology Regulatory Integrative Comparative Physiology*. 2004 ; 286(1).

Custaud M.A., de Souza Neto EP, Abry P., Flandrin P., Millet C., Duvareille M., Fortrat J.O., Gharib C. Orthostatic tolerance and spontaneous baroreflex sensitivity in men versus women after 7 days of head-down bed rest. *Autonomic Neuroscience*. 2002 ; 100(1-2): pp. 66-76.

Titre : une m thodologie de caract risation multi- chelle de la d pendance de deux signaux. Application aux signaux cardio-vasculaires

Mots cl s : d composition empirique modale, ondelette, d pendance de signaux, corr lation, signaux cardio-vasculaire, baror flexe.

R sum  :

Une m thodologie de caract risation multi- chelle de la d pendance de deux signaux    t   labor e, mise en  uvre num riquement,  talonn e et test e.

La d composition empirique modale et la transform e en ondelette permettent de d composer chaque signal. La d pendance entre les signaux est caract ris e et repr sent e par des matrices de corr lation. La m thodologie est automatis e par une routine Matlab. Cette routine a permis d'offrir un  talonnage de la m thodologie et une  tude pr liminaire de signaux cardio-vasculaires.

La suite   donner   ce travail est la simplification de la prise en main et de l'interpr tation des r sultats. C'est  galement la r alisation compl te d'une analyse afin de pouvoir juger de la capacit  de la m thodologie   d crire la d pendance multi- chelle.

Title : A multi-scale characterization methodology of two signals dependence. Cardio-vascular signals application.

Keywords : empirical mode decomposition, wavelet, signals dependence, correlation, cardio-vascular signals, baroreflex.

Abstract :

A multi-scale characterization methodology of two signals dependence has been elaborated, digitally implemented, calibrated and tested.

The empirical mode decomposition and the wavelet transform enable to decompose each signal. The dependence between the signals is characterized and represented by correlation matrices. This routine enabled to get a calibration of the methodology and preliminary study of cardio-vascular signals.

The next step is to make it easier to use and to simplify the results rendering. It is also an analysis complete realization so as to be able to determine the methodology ability to describe multi-scale dependence.