République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes MASTER ACADEMIQUE Spécialité : Electronique Filière : Electronique biomédical

Thème : Extraction du rythme cardiaque fœtal (RTF) à partir de l'ECG composite de la mère.

Proposé et Dirigé par :

M AMIROU

Présentée par:

M^{elle}. ADJLOUT Zahia

M^{elle}. BELA Fariza

Année universitaire : 2013/2014



Mes très chers parents : ce travail est le fruit de vos sacrifices que vous avez consentis pour ma éducation et ma formation. A Mes chers frères.

A mes chères sœurs et leurs familles surtous Hayat et son fiancé Amine

A tous mes amis avec lesquelles j'ai partagé la joie et le bonheur Fatiha et Thanina , Rachida ,Douh,Liza et Bahdja .

A mon futur marie et sa famille.

A mon binôme et sa famille.

A toutes personnes m'ayant aidées de près ou de loin.

Fariza



A Mes très chers parents : ce travail est le fruit de vos Sacrifices que vous avez consentis pour mon éducation et ma formation.

A Mon chers frères Iddir, Slimane, Hani et surtous Mokrane. A ma chère sœur et sa famille surtous Daris et Rayan. A tous mes amis avec lesquelles j'ai partagé la joie et le bonheur. A mon binôme et sa famille, surtout Hayet. A toutes personnes m'ayant aidées de près ou de loin.

Sommaire

Introduction générale	
Chapitre 1 : Electrocardiographie fœtale	
Introduction	1
1.1Circulation sanguine fœtale	
1.2Physiologie du cœur fœtal	2
1.3Activité électrique du cœur	3
1.4Automatisme cardiaque	4
1.5Electrocardiographie	5
1.5.1Description du signal ECG	6
1.5.2 Ondes d'activations	6
1.5.3 Les segments et intervalles d'un ECG	7
1.6 ECG d'une femme enceinte	9
1.7 ECG fœtal	10
1.7.1 Contenu fréquentiel d'un ECG composite	11
1.7.2 Méthodes d'acquisition de l'ECGF	12
1.7.2.1 Méthode externe	12
1.7.2.2 Méthode interne	13
1.7.2.3 Cas de plusieurs fétus	14
1.7.3 Types de bruits présents dans le signal ECG	14
1.7.3.1 Bruits d'origine technique	15
1.7.3.1.1 Bruit due au réseau 50Hz	15
1.7.3.1.2 Bruits dus au mauvais contact électrode-peau	15
1.7.3.1.3 Autres bruit	15
1.7.3.2 Bruits physiques	16

1.7.3.2.1 Fluctuations de la ligne de base	16
1.7.3.2.2 Bruits dus au signal électromyogramme EMG	17
1.7.3.2.3 Autres artefacts d'origine physique	17
CONCLUSION	17
Chapitre 2 : Extraction du RTF, Etat de l'art	
Introduction	18
2 Méthodologies d'Extraction de l'ECG du Fœtus	18
2.1Méthodes d'extraction de l'ECG par Ondelette	18
2.1.1 Maxima du module	18
2.1.2 Valeur singulière	19
2.2 Méthodes de décomposition linéaire et non linéaire	19
2.2.1Méthodes d'analyse en composantes indépendantes	20
2.2.2Méthodes d'analyse en composantes principales(PCA)	20
2.3 Méthodes filtrage adaptatif	21
2.4 Défis actuels	22
Conclusions	28

Chapitre 3 : Traitement par ondelettes

Introduction	29
3.1De la Transformée de Fourier à la Transformée en ondelettes	29
3.1.1 Insuffisances de la Transformée de Fourier	29
3.1.2Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)	31
3.2 La transformée en ondelettes	32
3.2.1 La fonction d'ondelettes	32
3.2.2 construction de famille ondelettes	33
3.2.3 Propriétés de la fonction de l'ondelette	33
3.3 La transformée en ondelette continue et discrète	34
3.3.1Transformée en Ondelettes Continue (CWT)	34

3.3.2Transformée en Ondelettes Discrète	35
3.3.3Interprétation en bancs de filtres	36
3.4Analyse multirésolution	37
3.4.1La fonction d'échelle	
3.4.2Décomposition en approximations et détails	
Conclusion	41

Chapitre 4 : Extraction du RCF par Ondelettes

Introduction	42
4.1Base de données	42
4.2Filtrage du signal	42
4.2.1 Suppression du bruit de haute fréquence	43
4.2.1.1Filtrage par seuillage des coefficients de détail	43
4.2.1.2 Types de seuillage	45
4.2.2 Correction des dérives de la ligne de base	47
4.3 Localisation des battements cardiaques du fœtus	47
4.3.1 Détection des QRS de la mère	47
4.3.1.1. Décomposition du signal en bandes de fréquences	49
4.3.1.2 Sélection des bandes de fréquences	50
4.3.2 Suppression des QRS de la mère	51
4.3.3 Extraction des QRS du fœtus	51
4.3.3.1 Méthode de Pan et Tompkins	52
4.4 Calcul du RCF	57
4.5 Algorithme de détection	58
4.6 Discussion des difficultés liées à la nature du signal	
Conclusion	59
Conclusion général	
Bibliographie	

Liste des tableaux

Tab	2.1:Comparaison	des	méthodes	existantes	pour	l'extraction	de	l'ECG	fœtal
[44]							••••		26
Tabl	eau 4.1 : correspon	ndan	ce entre dé	tail et bande	es de f	réquences			49

Liste des figures

Figure 1.1 circulation sanguine fœtal	2
Figure 1.2 Anatomie du cœur	3
Figure 1.3 Coupe longitudinale du cœur	5
Figure 1.4 signal ECG	
Figure 1.5 ECG d'une femme enceinte	9
Figure 1.6 Principe d'enregistrement de l'ECGF	10
Figure 1.7 Représentation temps-fréquence d'un ECG composite	11
Figure 1.8 Densité spectrale de puissance d'un QRS de la mère et celle d'un	n QRS fœtal12
Figure 1.9 Acquisition externe	13
Figure 1.10 Acquisition interne	13
Figure 1.11 Multiple grossesse	14
Figure 1.12 Bruits présent dans un signal ECG	
Figure 2.1 Exemple typique d'échec de la méthode [13]	23
Figure 2.2 Exemple typique d'échec des méthodes multicanales	25
Figure 3.1.a Exemple de sinusoïdes à différentes fréquences	
Figure 3.1.b Spectres respectifs des 3 sinusoïdes	
Figure 3.2 Exemple de sinusoïde non stationnaire (haut) et son spectre d'an	nplitude (bas)30
Figure 3.3 bandes de fréquences associées à différents échelles	
Figure 3.4 Arbre d'analyse multi-résolution	40
Figure 3.5 principe de décomposition par algorithme	40
Figure 3.6 Décomposition dyadique d'un signal en bandes de fréquences	41

Figure 4.1 a)Signal ECG; b) analyse en ondelettes non redondantes du signal ECG c) : Mise e	n
évidence du bruit dans les derniers coefficients de détail de haute résolution	
Figure 4.2 les différents types de seuillages	
Figure 4.3 résultat de filtrage de signal ECG46	,
Figure 4.4 exemple de ECG présente une variété d'onde R et T avec divers amplitudes 48	
Figure 4.5 exemple de détection de QRS de la femme enceinte	
Figure 4.6 Exemple d'élimination QRS de la mère	
Figure 4.7 Réponse en fréquence du filtre p-bas propose par Pan et tompkins	
Figure 4.8 réponse en fréquence du filtre dérivateur à l'échelle loga-rithemique53	
Figure 4.9 ECG filtré ; sortie de filtre dérivateur ; sortie de filtre d'intégrateur à fenêtre glissante	
Figure 4.10 détection des QRS du fœtus	
Figure 4.11 Exemple de détection sur la dérivation DII	
Figure 4.12 Exemple de la détection sur la dérivation DIII	
Figure 4.13 intervalle R_R	

Introduction générale

Introduction générale

L'électrocardiogramme est une représentation graphique du potentiel électrique qui commande l'activité musculaire du cœur. Ce potentiel est recueillie par des électrodes posées à la surface du corps. Il se présente comme une suite de déflexions (ondes) répétitives représentant chacune une phase de fonctionnement du cœur.

Chaque déformation visible sur ces ondes peut être attribuée à un dysfonctionnement cardiaque ou arythmie.

Dans ce présent mémoire, nous portons un travail particulièrement intéressant et à travers lequel nous abordons les ondelettes. Cette méthode s'est imposée depuis une trentaine d'année dans nombreux domaines de la recherche comme un outil performant de traitement du signal.

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur. Il permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des signaux composite d'une femme enceinte enregistrés par l'électrocardiogramme ainsi les différentes méthodes d'acquisition de l'ECG fœtal.

Le deuxième chapitre, nous présentons un état de l'art sur diveres méthodes basées sur les ondelettes, séparation de source et d'autres approches ont été proposées pour l'extraction de l'ECG du fœtus (ECGF) à partir de celui de la mère.

Le troisième chapitre est composé de la présentation des principes mathématiques des transformées en ondelettes continue et discrète et leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Le calcul des coefficients de détail d'approximations dans la décomposition en ondelettes.

Enfin le quatrième chapitre on a illustré dans la première partie le filtrage du signal ECG et dans la deuxième partie les résultats obtenus de l'extraction ECG fœtus en éliminant le complexe QRS de la mère dans le but de calculer le rythme cardiaque du fœtus.

Et on terminera par une conclusion générale

Premier Chapitre

Electrocardiographie fœtale

Introduction

Le signal ElectroCardioGramme (ECG) composite de la mère peut fournir des informations utiles sur le cœur du fœtus. Le suivi régulier de la fréquence cardiaque fœtale et la détection précoce d'éventuelles anomalies cardiaques peut aider l'obstétrique et le cardiologue pédiatrique à prescrire des traitements ou à envisager des précautions nécessaires lors de l'accouchement car les maladies et les malformations cardiaques congénitales sont les pathologies natales les plus communes. Ce sont les principales causes de mortalité à la naissance. Chaque année, environ un bébé sur 125, présente une forme de malformations cardiaques congénitales.

1.1 Circulation sanguine fœtale

Le sang oxygéné en provenance du placenta est transporté au fœtus par la veine ombilicale. Le sang du fœtus traverse la veine porte vers la veine cave inférieure par l'intermédiaire du canal d'Arantius (voir figure 1.1). A ce niveau, un mélange aura lieu avec le sang appauvri en oxygène provenant de la partie basse du corps du fœtus. Si le débit sanguin est normal, la majeure partie du sang bien oxygéné provenant du placenta passe directement dans l'oreillette gauche par l'intermédiaire du foramen ovale. Cette séparation du sang oxygéné est essentielle car le sang riche en oxygène peut être transporté du ventricule gauche vers le myocarde et les régions supérieures du corps du fœtus. Le sang à concentration basse en oxygène est transporté de l'oreillette droite au ventricule droit puis passe dans l'artère pulmonaire. Il traverse ensuite l'aorte par l'intermédiaire du canal artériel. A partir de l'aorte, le sang est ramené par les artères ombilicales jusqu'au placenta, où il sera réoxygéné pour un nouveau cycle cardiaque.



Figure 1.1 circulation sanguine fœtale

1.2 Physiologie du cœur fœtal

L'anatomie du cœur fœtal pleinement développé est représentée sur la Figure 1.2. Il ya quelques différences fonctionnelles entre le cœur fœtal et celui de l'adultes. Il est connu que après la naissance Le cœur propulse le sang grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde.

Une épaisse cloison le divise en deux moitiés (cœur gauche/cœur droit). Chaque partie comporte deux cavités: l'oreillette et le ventricule. À chaque battement, le myocarde suit la même séquence de mouvement : le sang pauvre en oxygène arrive au cœur par la veine cave. Il y entre par l'oreillette droite, et il est chassé par sa contraction appelée systole auriculaire qui l'envoie dans le ventricule droit. La systole ventriculaire (contraction des ventricules) propulse à son tour le sang du ventricule droit vers les poumons où il va se charger en oxygène. De retour au cœur par les veines pulmonaires, le sang s'accumule dans l'oreillette gauche puis, lors de la systole auriculaire, passe dans le ventricule gauche qui lors de la systole ventriculaire l'envoie vers les organes par l'artère aorte.

Cependant, pour le fœtus l'oxygène est fourni par le placenta, par conséquent, le sang n'est plus pompé vers les poumons pour cet effet. Au lieu de cela, deux ventricules pompent le sang vers tout le corps y compris, les poumons. A cet effet, il existe deux shunts, à savoir le foramen ovale et le canal artériel qui relie le sang sortants des deux ventricules. Cela permet au sang d'entrer dans l'oreillette droite et d'éviter la circulation pulmonaire. Une autre adaptation chez le fœtus est le canal veineux, qui est un récipient qui permet au sang de contourner le foie. Il transporte le sang avec l'oxygène et les nutriments du cordon ombilical droit sur le côté droit du cœur fœtal.

Après la naissance, le foramen ovale se ferme avec les premières respirations et le canal artériel se ferme partiellement [01].

Figure 1.2 Anatomie du cœur

1.3 Activité électrique du cœur

Comme pour tous les muscles du corps, la contraction du myocarde est provoquée par la propagation d'une impulsion électrique le long des fibres musculaires cardiaques induite par la dépolarisation des cellules musculaires. L'activité électrique du cœur du fœtus est faible car le muscle myocardique est plus petit comparé à celui de la maman.

Dans le cœur, la dépolarisation prend normalement naissance dans le haut de l'oreillette droite (le sinus), et se propage ensuite dans les oreillettes, induisant la systole auriculaire qui est suivie d'une *diastole* (décontraction du muscle). L'impulsion électrique arrive alors au nœud auriculo-ventriculaire (AV), seul point de passage possible pour le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules [01].

L'impulsion électrique subit une courte pause permettant au sang de pénétrer dans les ventricules. Elle emprunte alors le faisceau de His, qui est composé de deux branches principales allant chacune dans un ventricule. Les fibres constituant ce faisceau, complétées par les fibres de Purkinje, grâce à leur conduction rapide, propagent l'impulsion électrique en plusieurs points des ventricules, et permettent ainsi une dépolarisation quasi instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire, malgré sa taille importante, ce qui assure une efficacité optimale dans la propulsion du sang ; cette contraction constitue la phase de systole ventriculaire. Puis suit la diastole ventriculaire (décontraction du muscle) ; les fibres musculaires se re-polarisent et reviennent ainsi dans leur état initial.

1.4 Automatisme cardiaque

Il existe un automatisme cardiaque, c'est-à-dire, le cœur génère sa propre activité. Différents centres au niveau du cœur permettent d'avoir cet automatisme :

- ➢ Le nœud Sino-Atrial (SA)
- ➢ Le nœud Atrio-Ventriculaire (AV)
- Le faisceau de Purkinje.

Ces différentes structures permettent un automatisme avec des fréquences variables. Le nœud SA ayant la plus élevée, bat à une fréquence allant de 60 à 80 battements par minute. La progression de cette activité se produit le long de l'oreillette pour se propager au faisceau de His, aux branches de division de ce faisceau puis à l'ensemble du myocarde [03]. Les parties du cœur participant à la propagation de cette activité sont visibles sur la coupe longitudinale du cœur présentée sur la figure 1.3.

Figure 1.3 Coupe longitudinale du cœur

- 1 : Nœud sinusal;
- 2 : Oreillettes ;
- 3 : Nœud AV;
- 4 : Faisceau de His ;
- 5 : Branches ;
- 6 : Réseau de Purkinje.

1.5 Electrocardiographie

Cette discipline désigne l'art d'enregistrer l'activité électrique du cœur. Vers 1880, E..Marey et Augustus Waller montrèrent que l'activité électrique du cœur, découverte quelques années plus tôt, pouvait être suivie à partir de la peau [02] .En 1890, Willem Einthoven réalisa le premier enregistrement cardiographique. Ainsi naît l'électrocardiogramme à l'aube du XXIème siècle. Avec l'évolution des techniques, les médecins disposent aujourd'hui d'outils performants pour observer le fonctionnement du muscle cardiaque et dresser ainsi leurs diagnostics. Parmi les examens cardiologiques possibles, l'électrocardiogramme (ECG) est l'examen le plus couramment effectué, car il est rapide à mettre en place, peu coûteux et surtout non invasif donc très peu

contraignant pour le patient.

L'étude d'un enregistrement ECG est fondée sur l'analyse de quelques battements cardiaques successifs ; l'étude d'un seul battement ne fournit que peu d'indications pour la pose d'un diagnostic, mais les variations des paramètres caractéristiques de chaque battement au cours de l'enregistrement constituent une source d'information essentielle.

1.5.1 Description du signal ECG

On observe dans un signal électrocardiographique que le processus de contraction et de relâchement du myocarde se présentent comme une séquence de déflexions positives et négatives superposées à une ligne de potentiel zéro (ligne de base) qui correspond à l'absence de phénomènes cardiaques comme illustré dans la figure 1.4.

Morphologiquement, les adultes et les fœtus ont des motifs de l'ECG assez similaires ; mais les amplitudes relatives des complexes fœtales subissent des changements considérables tout au long de la gestation et même après la naissance. un grand changement qui concerne les ondes T , qui sont plutôt faibles pour les fœtus et les nouveau-nés .

1.5.2 Ondes d'activation

L'électrocardiogramme présente plusieurs ondes relatives à la dépolarisation des oreillettes, des ventricules ou à leur relâchement.

Onde P: C'est la première onde détectable. Elle apparaît quand l'impulsion électrique se propage à partir du nœud sinusal pour dépolariser les oreillettes (voir Figure 1.8). Sa masse musculaire relativement faible entraîne une variation de potentiel faible (moins de 0.25 mv). La progression de l'onde de dépolarisation dans les oreillettes est beaucoup plus lente que dans les ventricules. Par conséquent, la région des oreillettes autour du nœud sinusal est dépolarisée très en avance par rapport aux régions plus éloignées. Puis, le front de repolarisation prend le même sens que celui de la dépolarisation et le vecteur résultant instantané est orienté vers le noeud sinusal. Cela produit une onde de repolarisation à l'inverse de l'onde de dépolarisation P. Normalement, l'onde de repolarisation des oreillettes apparaît au moment où le complexe QRS est produit. Comme ce signal est beaucoup plus intense que le premier, l'onde de repolarisation est cachée.

Le complexe QRS: C'est un ensemble de déflexions positives et négatives qui correspondent à la contraction des ventricules. Pour un cas normal, il a une durée inférieure à 0.12 seconde et son amplitude variable est comprise entre 5 et 20 mV.

Il est constitué de trois ondes :

L'onde Q : première déflexion négative

L'onde R : première déflexion positive

L'onde S : défection négative qui suit l'onde R

Sa forme est variable selon les dérivations utilisées (emplacement des électrodes sur le corps). La morphologie des complexes QRS selon que le battement cardiaque est normal ou arythmique.

L'onde T : Elle correspond à la repolarisation ventriculaire. Elle est normalement de faible amplitude et ne témoigne d'aucun événement mécanique. Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.

L'onde U : Dans certaines occasions, une onde, dite onde U, peut être observée après l'onde T. C'est une onde de faible amplitude. Elle est visible dans certaines dérivations notamment chez les athlètes. L'onde U est souvent associée aux processus de repolarisation ventriculaire tardive, mais le mécanisme de sa genèse est encore discuté. L'allure d'un électrocardiogramme normal est illustrée par la figure 1.4. La caractérisation d'un ECG concerne les durées, les amplitudes et la morphologie des ondes P, QRS et T ainsi que d'autre paramètres temporels qui sont les segments PR et ST, et les intervalles PR, QT et ST.

1.5.3 Les segments et intervalles d'un ECG

En plus des différentes ondes qui sont les paramètres de base pour une bonne caractérisation d'un signal ECG, il existe un certain nombre d'intervalles et de segments qui portent des informations très utiles sur la vitesse de conduction de l'impulsion électrique dans les différentes parties du cœur [02].

Les intervalles et les segments les plus importants sont :

Figure 1.4 signal ECG

Intervalle RR: cet intervalle correspond au délai entre deux dépolarisations des ventricules. C'est cet intervalle qui permet de calculer la fréquence cardiaque.

Segment PR : (pause du nœud AV) Le segment PR correspond au délai entre la fin de la dépolarisation des oreillettes et le début de celle des ventricules. C'est le temps pendant lequel l'onde de dépolarisation est bloquée au niveau du noeud AV.

Intervalle PR : (durée de conduction auriculo-ventriculaire) L'intervalle PR correspond à la durée de propagation de l'onde de dépolarisation du nœud sinusal jusqu'aux cellules myocardiques ventriculaires.

Intervalle QT : (durée de systole ventriculaire) Cet intervalle correspond au temps de systole ventriculaire, qui va du début de l'excitation des ventricules jusqu'à la fin de leur relaxation.

Segment ST : (durée de stimulation complète des ventricules) Le segment ST correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées, le segment est alors isoélectrique.

Une présentation détaillée des caractéristiques de l'ECG normal, leur interprétation physiologique ainsi que plusieurs méthodes de calcul de l'axe électrique du complexe QRS.

1.6 ECG composite d'une femme enceinte

Lorsque ECG d'une femme enceinte est enregistré sur l'abdomen, le signal obtenu est composite (voir figure 1.5). Il contient l'ECG de la mère MECG auquel vient s'ajouter l'ECG du fœtus FECG ainsi que d'autres signaux dus aux mouvements de l'utérus.

L'analyse de l'ECG du fœtus est aujourd'hui devenue une routine médicale en période de grossesse. Une technique non agressive pour l'obtention de l'ECGF consiste à l'extraire de l'ECG composite de la mère, enregistré au niveau de l'abdomen. La difficulté dans ce procédé réside dans le fait que l'ECG du fœtus faible et est noyé dans celui de la mère.

Figure 1.5 ECG d'une femme enceinte.

F : indique le QRS du fœtus.

M : indique le QRS de la mère.

1.7 ECG fœtal

L'ECGF peut être mesuré en plaçant des électrodes sur l'abdomen de la mère (voir figure 1.6. L'électrocardiogramme fœtal est un enregistrement qui représente une méthode de surveillance de l'activité électrique du cœur du fœtus. L'ECGF est potentiellement un indicateur de l'état de santé de fœtus.

L'électrocardiogramme fœtal peut changer selon divers évènements internes et externes. Ces événements ont une influence non négligeable sur l'interprétation du l'ECGF. C'est la raison pour laquelle il est intéressant de le mesurer avec exactitude [13].

Figure 1.6 Principe d'enregistrement de l'ECGF

A l'ECG fœtal sont ajoutées plusieurs sources de bruits et interférences. Il s'agit notamment de l'activité fœtale cérébrale, des électromyogrammes (EMG) de la mère, de l'activité respiratoire, du mouvement de l'utérus et des perturbations (50 Hz) dues au secteur.

En outre, sa variabilité dépend de l'âge gestationnel, de la position des électrodes, de l'impédance de la peau, etc. Néanmoins, la contamination principale est l'ECG de la mère (ECGM), dont l'amplitude est très supérieure à celle du fœtus. L'amplitude de l'ECGF change pendant la

grossesse, elle augmente au cours des 25 premières semaines, éprouve un minimum marquée vers la 32emme semaine puis augmente à nouveau. En conséquence, le problème de base consiste à extraire l'ECGF à partir l'ECG composite dans lequel l'ECGF ne présente que 25% de l'énergie du signal composite.

1.7.1 Contenu fréquentiel d'un ECG composite

Le signal ECGF a une très faible puissance car il est estimé à moins d'un quart de l'énergie d'ECG de la mère. La fréquence ou le rythme cardiaque de la mère est le premier paramètre recherché en tout examen médical.il représente le nombre de battements par minute [43]. En l'absence de toute pathologie, le rythme est régulier et sa fréquence est environ de 60 bpm pour le fœtus la fréquence peut atteindre 160 bpm.

La figure 1.7 montre une distribution de l'énergie du signal composite sur le plan temps-fréquence. Il est clair que d'une part, l'énergie du QRS fœtal est faible par rapport à celle du QRS de la mère et d'autre part le QRS fœtal est légèrement décalé vers les hautes fréquences car il est plus bref vu le petit volume du cœur fœtal.

Figure 1.7 Représentation temps-fréquence d'un ECG composite

Ceci est également visible sur les densités spectrales de puissance respectives d'un QRS de la mère et d'un QRS fœtal (voir figure 1.8).

Figure 1.8 Densité spectrale de puissance d'un QRS de la mère et celle d'un QRS fœtal.

1.7.2 Méthodes d'acquisition de l'ECGF

L'activité du cœur humain produit des courants électriques qui se propagent à travers les tissus et qui peuvent être mesurés au moyen d'électrodes cutanées. Ces signaux portent le nom d'électrocardiogramme (ECG). En obstétrique ces signaux peuvent être utilisés pour la surveillance cardiaque du fœtus, en particulier durant l'accouchement, ce qui permet de détecter très tôt d'éventuelles anomalies, et donc de les traiter plus rapidement.

Essentiellement deux méthodes sont utilisées pour observer le rythme cardiaque du fœtus :

1.7.2.1 Méthode externe

Cette méthode utilise un capteur externe appelé tocomètre. Il enregistre les contractions utérines, il ne suffit pas car l'amplitude de ECGF peut être plusieurs fois inferieur au bruit produit par diverse sources d'interférences comme les signaux de l'activité musculaire électromyogramme ou encore ceux liées à la respiration donc l'observation est difficile .par contre un deuxième capteur à ultrasons comporte un émetteur et un récepteur, placé sur l'abdomen (le ventre) de la mère est utilisé pour surveiller la fréquence cardiaque fœtale.

Figure 1.9 Acquisition externe

1.7.2.2 Méthode interne

Cette méthode qui ne peut être mise en œuvre que pendant l'accouchement, consiste à relever directement l'électrocardiogramme (ECG) avec une grande précision de chaque battement cardiaque, qui repose sur l'intervalle R-R de l'Électrocardiogramme fœtal (ECGF) enregistré grâce à une électrode mise en place sur le scalp (le crâne) du fœtus. Les modifications de la pression intrautérine peuvent également être enregistrées à l'aide d'un capteur de pression intra-utérine

Figure 1.10 Acquisition interne

L'enregistrement externe de la fréquence cardiaque fœtale présente certaines limites, et il est nécessaire d'employer un monitorage interne pour obtenir des enregistrements de la variabilité exacte du rythme cardiaque fœtal.

1.7.2.3 Cas de plusieurs fétus:

Les méthodes proposées jusqu'à présent ont été principalement conçus pour l'extraction d'ECGF de celui de la mère. Mais des nouvelles études pour l'extraction des signaux cardiaques des jumeaux sont développées car une femme sur 80 attend des jumeaux et ces grossesse étant très différent d'une grossesse unique.

Figure 1.11 Multiple grossesse

1.7.3 Types de bruits présents dans le signal ECG

Lors de l'acquisition du signal ECG, des événements indésirables appelés artefacts peuvent apparaître sur le tracé électrocardiographiques. Le problème est souvent posé lors du traitement automatique du signal, où la présence de ces bruits peut engendrer des erreurs dans le diagnostic [43].

Ces bruits sont considérés comme des perturbations, et ils ont fait l'objet de plusieurs travaux dans la littérature, mais souvent le traitement de ces bruits reste encore difficile à effectuer de manière automatique.

1.7.3.1 Bruits d'origine technique

Les bruits d'origine technique sont les bruits qui sont causés par le matériel utilisé lors de l'enregistrement et dont les plus courants sont :

1.7.3.1.1 Bruit du au réseau 50Hz

Le bruit 50Hz est un bruit qui provient de l'alimentation par le réseau de distribution électrique. Il contamine le signal électro-cardiographique ECG avec des oscillations dont l'harmonique

fondamentale est à 50 Hz. Généralement, ce bruit est présent dans tous les enregistrements et il peut être assez fort, cependant il s'élimine facilement avec une opération de filtrage sélective. Ce type de bruit est illustré dans la figure 1.12.a.

1.7.3.1.2 Bruits dus au mauvais contact électrode-peau

Lorsque les électrodes utilisées pour le recueil du signal ECG se détachent ou le gel entre l'électrode et la peau se sèche, cela peut provoquer un bruit qui provoque des changements brusques de l'amplitude du signal d'ECG ainsi que de faibles changements de fréquence de référence.

De plus, une mauvaise conductivité entre les électrodes et la peau peut avoir un effet sur le signal EGC qui peut aller d'une simple diminution d'amplitude à l'apparition des pics qui peuvent parfois être confondus avec les ondes du tracé normal. Ce type de bruit est difficile à éliminer car son énergie se trouve dans la même gamme de fréquence que celle des complexes QRS.

1.7.3.1.3 Autres bruits

Parmi les autres bruits techniques souvent rencontrés, nous pouvons citer les artefacts dûs aux:

- Mouvements des câbles électriques.
- La saturation des instruments de mesure
- Mauvaise qualité du câblage
- Port de vêtements synthétiques.
- > Ondes RF émises par les équipements électro chirurgicaux.

1.7.3.2Bruits physiques

Les bruits d'origine physique sont des artefacts engendrés par, soit des activités électriques du corps humain telles que les contractions musculaires, soit par les mouvements lors de la respiration.

1.7.3.2.1 Fluctuations de la ligne de base

La ligne de base est la ligne horizontale prise comme référence pour étudier la forme et l'amplitude des différentes ondes cardiaques.

Les fluctuations de cette ligne de base correspondent aux déviations de basses fréquences de l'amplitude de l'ECG liées principalement aux mouvements du patient pendant sa respiration. En effet Pendant un enregistrement d'un signal ECG, l'activité respiratoire peut faire osciller la ligne de base du signal à un rythme régulier. Un tel bruit est visible sur la figure1.12(b)

Généralement, Ces perturbations ne sont pas très gênantes pour l'analyse du signal ECG, car ils peuvent être filtrés puisque leur énergie se situe dans les basses fréquences

Figure 1.12 Bruits présent dans un signal ECG

1.7.3.2.2 Bruits dus au signal électromyogramme EMG

Malgré que les électrocardiographes soient conçus pour être essentiellement sensibles aux contractions du myocarde, l'ECG peut enregistrer aussi les contractions des autres muscles squelettiques. En effet, Ce bruit est dû à la contraction des tissus musculaire qui est accompagnée par une dépolarisation des cellules ce qui donne un signal électromyogramme qui va être superposé sur le signal ECG comme des oscillations hautes fréquences.

Ces perturbations sont assez gênantes surtout lorsque le patient bouge beaucoup ou lorsqu'il frissonne, elles peuvent noyer les ondes P et T et empêcher parfois la détection des pics R.

1.7.3.2.3 Autres artefacts d'origine physique

Le signal électro-cardiographique peut être affecté par certaines maladies comme l'hyperthyroïdie, l'ischémie et l'hypokaliémie ainsi que l'utilisation de certains médicaments qui peuvent modifier l'allure du tracé ECG, notamment la *digoxine* qui bloque la conduction AV et ralentit la fréquence

cardiaque et la *digitaline* qui provoque un abaissement du segment ST avec inversion des ondes T et tend à raccourcir l'intervalle QT.

CONCLUSION

L'électrocardiogramme (ECG) composite de la mère est la représentation graphique de l'activité électrique du cœur de la mère à laquelle vient s'ajouter l'activité électrique du cœur fœtal. Il fournit des informations essentielles notamment le rythme cardiaque fœtal RCF. Ce dernier a été un volet de recherche très actif. Extraction du RCF ont été exposées dans la littérature ouverte. Dans le prochain chapitre l'état de l'art de l'extraction de l'ECG fœtal est la question qui sera abordé.

Deuxième Chapitre

Extraction du RCF, Etat de l'art

Introduction

L'évolution de la puissance des outils informatiques et le traitement de signal a conduit vers la conception et l'implémentation d'une variété de méthodes dédiées à l'extraction d'ECG fœtal.La détection des différentes ondes électrocardiographiques et l'extraction de l'ECG de fœtus est un problème difficile en raison de la variation de la morphologie temporelle du signal pour des raisons physiologiques et à cause de la présence de bruit dans le signal lui-même. Un certain nombre de techniques basées sur les ondelettes, séparation de source et d'autres méthodes ont été proposées pour détecter ces paramètres caractéristiques.Nous allons présenter d'une façon non exhaustive les méthodesplus populaires qui sont appliqué sur ECG et souvent cités dans la littérature.

2. Méthodologies d'Extraction de l'ECG du Fœtus

Depuis la première démonstration de l'ECGf réalisée en 1906 par Cremer [10], diverses méthodes de surveillance de l'ECGf ont été proposées pour obtenir des informations sur l'état du cœur. Selon la synthèse [06], les approches d'extraction de l'ECGf dans la littérature peuvent être classées selon leurs méthodes, qui comprennent la décomposition linéaire ou non linéaire et le filtrage adaptatif.

2.1Méthodes d'extraction par ondelettes

2.1.1 Maxima du module

Des enregistrements uniques ou multicanaux sont décomposés en différentes composantes en utilisant des ondelettes mères appropriées. Celles-ci Les peuvent être choisies en fonction de la cohérence avec les caractéristiques temps, fréquence. Dans [45],une méthode basée sur la transformation en ondelettes a été développée pour extraire l'ECGf à partir de l'ECG composite. Elle est basée sur la détection dessingularités obtenues à partir du signal composite abdominal, en utilisant les maxima du module dans le domaine temps-échelle. Lerésultat obtenu à partir de données synthétiques et réelles présente une bonne détection des points singuliers, mais l'amplitude de ECGfn'était pas exacte [45].

2.1.2Valeur singulière

Dans une autre étude [05], une nouvelle ondelette mère a été conçue pour atteindre un débruitage optimale. Cette ondelette mère *est une* gaussiennes modulée pour modéliser les ondes de l'ECG. Elle a une forme plus semblable à un signal ECG par rapport aux autres ondelettes courantes. La décomposition en valeurs singulières (SVD) a également été utilisée en supposant que les signaux

mélangés peuvent être configurés pour être algébriquement orthogonaux entre eux. Cette orthogonalité peut être exploitée pour extraire ECGf[06].

Néanmoins, les méthodes de décomposition linéaires utilisent soit des fonctions fixes de base (ondelettes), soit des vecteurs singuliers. Elles ont alors des performances limitées en décomposition de mélanges non linéaires ou dégénérés, signal et bruit [08]. Par conséquent, on ne s'attend pas à estimer l'ECG fœtal et autres interférences. En plus, les bruits ne sont pas linéaires.

2.2 Les méthodes de décomposition linéaire ou non linéaire

Les méthodes de décomposition linéaire ou non linéaire sont des approches communes dans lesquelles, des enregistrements uniques ou multicanaux sont décomposés en différentes Composantes à l'aide de fonctions de base appropriées. Les fonctions de base peuvent être choisies en fonction de la cohérence avec les caractéristiques des composantes de l'ECG du fœtus. Les méthodes de décomposition linéaire utilisent soit des fonctions fixes de base (par exemple, les ondelettes [11]), soit des fonctions de base pilotées par les données (par exemple, des vecteurs singuliers [13]) ont des performances limitées si les mélanges sont non linéaires ou dégénérés [06]. Les méthodes de séparation aveugle ou semi-aveugle de sources, qui peuvent être classées dans les méthodes de décomposition linéaire, ont également été utilisées pour l'extraction de l'ECGf [37,38].

Ces méthodes sont fondées sur l'hypothèse d'indépendance statistique des signaux ECG maternels et fœtaux, ou de l'existence d'un modèle temporel des signaux [14–15]. Néanmoins, la plupart des méthodes existantes sont plutôt génériques et ne sont pas entièrement adaptées aux caractéristiques du signal ECG. Dans [17], la nature quasi-périodique de l'ECG a été exploitée pour extraire un sous-espace indépendant, basé sur la périodicité des signaux ECGf.

2.2.1. Méthodes d'analyse en composantes indépendantes

Cette méthode a été combinée avec un outil de traitement du signal basé sur un modèle afin de mieux éliminer l'ECGm selon une procédure de déflation [18]. Une autre tentative pour adapter les méthodes génériques existantes au signal ECG était d'utiliser l'analyse multidimensionnelle en composantes indépendantes (MICA1) pour séparer l'ECGf de l'ECGm et des interférences [19,20].

MICA est une extension de l'analyse en composantes indépendantes (ICA2), basée sur un modèle linéaire tel que celui utilisé dans l'ICA. Cependant, à la différencede l'ICA, les composantes ne sont pas supposées être toutes mutuellement indépendantes. Au lieu de cela, il est supposé que les composantes peuvent être divisées en groupes, qui sont statistiquement indépendantes entre elles, mais les composantes appartenant à un même groupe peuvent être dépendantes. Cette méthode a ensuite été affinée dans [21] pour fonctionner efficacement dans un grand nombre de scénarios.

Dans [22,46], la décomposition en ondelettes a également été associée à la séparation aveugle de sources pour l'extraction et le débruitage des signaux ECGf. Dans un travail récent, une nouvelle technique a 'été proposée pour accélérer la méthode ICA traditionnelle utilisée dans l'extraction de l'ECG [24] suivie de l'algorithme SOBI (Second Order Blind Identification) basé sur la décorrelation de sources stationnaires colorées, autrement dit de sources stationnaires temporellement décarrelées [30]; Dans ce travail, A.Belouchrani et alexploitèrentplusieurs matrices de convariance des observations associées respectivement à des retards non nul. Plus exactement, ils montrent qu'après blanchiment des observations, une diagonalisation conjointe des matrices en question permet d'estimer le mélange à une matrice triviale près. Cette approche nécessite cependant que les sources aient des spectres distincts.Quelques années plus tard, A. Belouchrani et A. Cichocki améliorèrent l'algorithme SOBI notamment l'étape de blanchiment. La méthode obtenue [29], nommée RSOBI (R pour Robust), a l'avantage d'être insensible asymptotiquement à un bruit temporellement décarrelé et de cohérence spatiale inconnue. Dans les méthodes de séparation aveugle de sources, il est généralement supposé que les signaux et les bruits sont mélangés de manière stationnaire et linéaire. Cependant, ces hypothèses ne sont pas toujours vérifiées [08].

2.2.2Méthodes de l'analyse en composantes principales (PCA)

Dans ces méthodes, on construit l'espace de phase d'un signal bruité et de ses versions retardées, lissées à l'aide de l'analyse en composantes principales (PCA) ou d'autres lisseurs classiques [25–26]. Les échantillons sont ensuite transférés à la représentation dans le domaine temporel. Bien que ces méthodes soient intéressantes car applicables à une mesure réduite à un seul canal maternel abdominal. La sélection des décalages temporels requise pour la construction de la représentation de l'espace des phases est empirique et les variations inter-battementsimportantes des signaux cardiaques peuvent être perdues par le lissage. En outre, les méthodes présentent une complexité de calcul plus élevée que les méthodes linéaires [06]. Le filtrage adaptatif est une autre approche classique pour la suppression de l'ECGm et l'extraction de l'ECGf [27].

2.3 Méthodes filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif classique est basé sur la conception d'un filtre adaptatif pour enlever l'ECGm en utilisant un ou plusieurs canaux de référence maternelle [27,28],oupourextrairedirectementlesondesQRSdufœtus[29,30].Cependant, lesméthodesde filtrage adaptatif pour la suppression de l'artefact ECGm, nécessitent soit un canal de référence ECGm qui est morphologiquement similaire à la forme d'onde contaminant, soit plusieurs canaux linéairement indépendants pour grossièrement reconstruire toute forme morphologique des références [27]. Ces deux approches sont peu pratiques et ont des performances limitées car la morphologie des contaminants ECGm dépend fortement de l'emplacement des électrodes, et il n'est pas toujours possible de bien reconstruire l'ECGm, à partir d'une combinaison linéaire des électrodes de référence [06]. Par conséquent, un filtre adaptatif qui ne nécessite pas d'enregistrements de référence ou tout au plus une seule référence, sans contrainte de similarité morphologique, est d'un grand intérêt. Le filtrage de Kalman, qui peut être considéré comme un des filtresadaptatifs, est une approche prometteuse qui utilise uniquement des références ECGm et ECGf arbitraires pour supprimer l'ECGm et extraire l'ECGf. Dans [09], un ensemble d'équations d'état a été utilisé pour modéliser la dynamique temporelle des signaux ECG, et pour concevoir un filtre bayésien pour le débruitage de l'ECG, ce filtrage bayésien a ensuite été utilisé dans [08] pour extraire l'ECGf dans le mélange d'ECGm et d'ECGf mesuré sur un canal unique. Cependant, comme il est mentionné dans [08], le filtre ne parvient pas à distinguer les composantes maternelles et fœtales quand les battements de l'ECGm et de l'ECGf se superposent entièrement. En pratique, il a été démontré que pour l'extraction de l'ECGf, les méthodes de séparation aveugle de sources surpassent les filtres adaptatifs [23]. Un avantage important du filtrage spatial sur les filtres adaptatifs classiques est leur capacité à séparer des battements ECGm et ECGf qui se superposent, mais au prix d'une acquisition sur plus de deux capteurs.

2.4Défis actuels

Au-delà de l'électrocardiographie, le cœur du fœtus peut être surveillé à l'aide d'autres modalités [07], y compris l'échocardiographie [31], la phonocardiographie [32, 47], l'oxymétrie de pouls [33], cardiotocographie[34], et la magnétocardiographie[35,36]. Parmi la ces modalités, l'échocardiographie, qui est fondée sur des techniques classiques d'échographie, est le moyen le plus simple pour la surveillance cardiaque du fœtus [06]. Néanmoins, l'électrocardiographie et la magnétocardiographie peuvent fournir plus d'informations sur l'état du cœur du fœtus, puisque la plupart des anomalies cardiaques se manifestent sur la morphologie de l'ECG ou le magnétocardiogramme (MCG) ou simplement dans les variations de l'intervalle R-R [07]. En raison de la similarité morphologique de l'ECG et de son homologue magnétique, le MCG, les méthodes fondées sur l'ECG sont également applicables à des signaux MCG. Le rapport signal sur bruit (RSB) du MCG du fœtus est habituellement plus élevé que celui de l'ECG, mais les dispositifs d'enregistrement d'ECG sont plus simples et plus abordables par rapport aux systèmes MCG [06].

La présente étude utilise des mesures électriques de l'activité cardiaque pour évaluer le rythme cardiaque du fœtus. Dans un tel contexte, les méthodes proposées se heurtent à plusieurs facteurs et contraintes nécessitant des méthodes de traitement du signal bien adaptées. En plus du faible RSB de signal cardiaque fœtal notamment par rapport à l'ECG, les éventuels mouvements du fœtus et la variation de la fréquence cardiaque fœtale doivent être considérés. En effet, le rapport entre les rythmes cardiaques fœtaux et maternels, le rapport des puissances des ECG fœtaux et maternels, le bruit et la position du fœtus, ses mouvements, les contractions du placenta et les mouvements respiratoires de la mère sont tous des éléments qui peuvent changer la configuration des mélanges.

Les méthodes à utiliser pour l'extraction du RCF doivent être suffisamment robustes à la variation de ces facteurs. En outre, les méthodes doivent être aussi automatiques que possibles pour être appliquées à de longues séries de données avec une un minimum d'intervention de l'opérateur, expert ou non.

Un autre facteur important dans ce contexte est le nombre de capteurs utilisés pour la mesure des signaux. L'utilisation d'un capteur unique ne parvient pas à récupérer les variations interbattements de l'ECGf. La plupart des méthodes sont incapables de distinguer les battements du fœtus lorsqu'ils chevauchent avec ceux de la mère. La Figure 2.1 montre un exemple de ce type de défaillance sur un enregistrement réel traité par filtrage bayésien [08].

Figure 2.1 Exemple typique d'échec de la méthode [08] pour la discrimination des composantes cardiaques de la mère et du fœtus lorsque les complexes QRS de l'ECGm et de l'ECGf se chevauchent entièrement, par exemple entre t = 6s et t = 7s.

Les méthodesactuelles d'extraction del'ECG futilisant plusieurs capteurs. Par exemple, la séparation aveugle de sources [48], la séparation semi-aveugle de sources [13], le filtrage adaptatif [07 ?08], et l'analyse encomposantes périodiques (π CA) [06]) exploitent la redondance des enregistrements multicanaux de l'ECG pour éliminer l'ECGm et les autres sources d'interférence. Néanmoins, même si cette réduction a été couronnée de succès, le bruit exogène ne peut pasêtre totalement éliminé de cette manière [16]. En outre, ces méthodes nécessitent plusieurs canaux pour récupérer les faibles traces des signaux fœtaux. La Figure 2.2montre un exemple de performance de deux méthodes classiques dans l'extraction des ECG maternels et fœtaux, avec seulement deux électrodes. Comme on peut constater aussi que les algorithmes FastICA [23]et π CA échouent complètement dans l'extraction de l'ECGf.

Figure 2.2 Exemple typique d'échec des méthodes multicanales actuelles pour l'extraction de l'ECGf à partir d'un mélange d'ECG maternels et fœtaux utilisantuniquement deux électrodes. Les deux méthodes FastICA et π CA ne parviennent pas àextraire correctement l'ECGf [44].

Ceci peut être expliqué par les limites inhérentes à ces méthodes. Si les ECG maternels et fœtaux ne sont pas linéairement mélangés, les méthodes linéaires ne sont pas en mesure de les séparer. En outre, les signaux cardiaques sont multidimensionnels [05], et ces méthodes ne sont pas applicables aux mélanges sous-déterminés (avec deux capteurs) ou lorsque les composantes du fœtus sont noyées dans le signal de la mère et dans bruit.

Ainsi, un premier défi est le développement des méthodes monocanal, capables de discriminer sans erreur les battements cardiaques maternels et fœtaux (mêmes'ils se superposent) et de préserver les dynamiques inter-battements de l'ECGf. La performance de ces méthodes doit être évaluée sur différents scénarios et configurations possibles des mélanges. Une seconde étape consiste àdévelopper des méthodes multicanales, qui surpasseraient les monocanales pour l'extraction et le débruitage de signaux ECGf. Dans ce cas, le second défis est de concevoir des méthodes qui utilisent un minimum d'électrodes. En effet, ceci conduirait à des dispositifs plus économiques, plus pratiques et portables, faciles à utiliser pour la surveillance de l'activité cardiaque du fœtus sur de longues durées, en routine à l'hôpital ou même à domicile.

Le tableau2.1, montreune comparaison, avantages et inconvénients desméthodes actuellement existantes

	Méthode	avantage	limites
Canal unique	Filtrage par ondelettes	Convientpour les mélangesayantdifférente s échelles	Performances limitéesdans les mélangesnon linéaires
	Filtrage basé surSVD	Robuste pourdes mélanges à faible SNR	Performances limitéesdans les mélangesnon linéaires
	Filtragenon linéaire	Applicable aux mélangesnon linéairesoudégénérés	Perte de la dynamiqueinter- battement, calcul complexe
	Lefiltrage Bayesien	Préserverla dynamiqueinter-beat	Échec lorsque les ondes ECG chevauchent.
Plusieurs canaux	SVD /PCA	Applicableà des donnéesde grande dimensionbruyante	Performances limitées pour les mélangesnon linéaires
	ICA	Général	Performances de séparation limitée nécessitent plusieurs canaux
	πCA	Adaptée àl'ECG	Faible atténuation de bruit, nécessitent plusieurscanaux.
	Procédurededéflati on	Adaptéàl'ECG, applicableàquelques chaînes	Faible atténuation de bruit, itérative, perte des caractéristiques ECGF lors del'annulation de l'ECGM l

Tableau 2.1:Comparaisondes méthodes existantespour l'extractionde l'ECG fœtal [44].
Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons examiné brièvement les approches et les méthodes proposées dans la littérature pour l'extraction de l'ECG fœtal. Les facteurs limitant les méthodes ainsi que les défis actuels ont été soulevés. Dans la présente étude, nous allons examiner l'utilisation d'une analyse multirésolution pour l'extraction du RCF. L'analyse par ondelettes sera développée dans le chapitre suivant.

Troisième Chapitre

Traitement par ondelettes

Introduction

Le concept des ondelettes a commencé véritablement durant les années 1980, notamment par les travaux de Morlet, Meyer, Daubechies et Mallat. L'appropriation des résultats des travaux obtenus par ces mathématiciens par différents ingénieurs et chercheurs en quête de nouvelles méthodes de traitement des signaux toujours plus efficaces a permis la conception et l'amélioration de nombreuses applications basées sur les ondelettes et dont plusieurs seront destinées à l'analyse des signaux biomédicaux.

3.1 De la Transformée de Fourier à la Transformée en ondelettes

Afin de pouvoir extraire certains paramètres d'intérêt cliniques, on fait souvent appel aux différentes techniques de traitement numériques du signal tel que la transformée de Fourier (TF) qui consiste à projeter le signal sur une base orthonormée de fonctions exponentielles. Les coefficients obtenus sont donnés par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt$$
 (3.1)

La TF permet de représenter comment l'énergie d'un signal est distribuée en fonction de la fréquence. Cette dernière est toujours considérée comme un outil mathématique très puissant pour analyser le comportement fréquentiel de signaux stationnaires. Elle permet d'explorer la composition fréquentielle du signal et par ses propriétés de lui appliquer des opérateurs de filtrage.

3.1.1 Insuffisances de la transformée de Fourier

La Transformée de Fourier nous renseigne sur toutes les composantes fréquentielles présentes dans un signal mais ne donne aucune information sur la position temporelle de chaque composante. (Voir les figures 3.1 et 3.2)



Figure 3.1.a Exemple de sinusoïdes à différentes fréquences



Figure 3.1.b Spectres respectifs des 3 sinusoïdes



Figure 3.2 Exemple de sinusoïde non stationnaire (haut) et son spectre d'amplitude (bas)

La TF est efficace dans le cas de signaux stationnaires mais s'avère insuffisante dans le cas de signaux non stationnaires où la fréquence change au cours du temps. Cet inconvénient majeur de la transformée de Fourier donne naissance à d'autres techniques fondés soit sur une analyse temps-fréquence, et la première idée qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction "fenêtre" que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signal, on obtient ainsi la transformée de Fourier à fenêtres glissantes.

3.1.2 Transformée de Fourier à court terme (TFCT)

Elle consiste à appliquer la TF pour chaque morceau du signal contenu dans la fenêtre g(t) puis à décaler cette fenêtre tout le long du signal. L'emplacement de la fenêtre sur le signal nous donnera l'information de temps qui manquait à la TF

$$X(\tau, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t-\tau)e^{-j2\pi ft}dt$$
(3.2)

Où x(t) est le signal à analyser et g(t), une fenêtre appropriée, centrée sur τ .

Cependant, la TFCT présente un inconvénient important. Le fait de restreindre la durée de la fenêtre l'observation à une durée t finie, crée dans le spectre de Fourier, des composantes qui ne sont pas représentatives du contenu fréquentiel du signal que l'on cherche à analyser. D'après le principe de Heisenberg, aucun signal ne peut être simultanément localisé en temps et en fréquence [40].

Le choix d'une fenêtre étroite permet d'avoir une bonne résolution temporelle tandis qu'une fenêtre temporelle large conduit à une bonne résolution fréquentielle. Malheureusement, une fois que la fenêtre est choisie, sa taille est fixe et par conséquent la résolution temporelle et fréquentielle sont à leur tour définitivement fixées.

Par contre, pour une bonne représentation temps-fréquence du signal étudié, nous souhaitons une résolution temporelle élevée (Δt petit) pour les hautes fréquences, ainsi qu'une résolution temporelle faible (Δt grand) pour les fréquences plus basses.

Or, Cette approche n'est pas pleinement satisfaisante à cause du choix de la fenêtre utilisée (Hemming, Gauss, ...) et plus précisément du choix de sa largeur qui va compromettre la notion de résolution (temporelle et fréquentielle) et de stationnarité du signal.

Cette exigence n'est pas facile à satisfaire lors de l'utilisation de la transformée de Fourier par fenêtres glissantes TFCT. Par conséquent, la transformée en ondelettes s'est rapidement imposée comme un outil de base pour les représentations temps-fréquence pour surmonter ces inconvénients.

3.2 La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes a été développée comme une approche alternative à la transformée de Fourier à court terme TFCT pour surmonter le problème des résolutions temporelle et fréquentielle d'un côté, et la non-stationnarité des signaux de l'autre coté.

La transformée en ondelette remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de fonctions obtenues par translations et dilatations d'une fonction de base appelée ondelette mère. Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en le représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentations plus précises et plus localisées.

En effet, la transformée en ondelette est considérée comme un microscope mathématique qui découpe le signal analysé en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle. La principale caractéristique d'une fonction ondelette est son support compact, c'est-à-dire que la fonction d'ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence [39].

3.2.1 La fonction d'ondelette

L'ondelette $\psi(t)$ est une fonction à support compact, oscillante, de moyenne nulle et de carré sommable.

$$\psi a, b(t) = 1 / \sqrt{a} \psi(\frac{t-b}{a})$$
(3.3)

a : facteur d'échelle.

b : facteur de translation.

3.2.2 Construction de famille ondelettes

A partir d'une fonction de base $\psi(t)$ appelée ondelette (mère), on construit une famille d'ondelettes appelées ondelettes (filles) par translation et dilatation ou compression de l'ondelette $\psi(t)$.

Le facteur (a) joue le rôle inverse de la fréquence, plus (a) est petit moins l'ondelette ψ est étendue temporellement plus sa fréquence est élevée.

La pondération en $(1/\sqrt{a})$ permet d'avoir des fonctions analysantes de même norme (toutes les ondelettes ont la même énergie).

3.2.3 Propriétés de la fonction de l'ondelette

Sélectivité en fréquence

Dans la transformée de Fourier, la fonction utilisée pour analyser le signal étudié est une fonction sinusoïdale de fréquence précise, et quand on la multiplie par le signal, le coefficient obtenu ne se réfère qu'à cette fréquence.

En revanche, une ondelette est constituée de plusieurs fréquences. Les coefficients d'ondelettes se réfèrent à cette bande de fréquences. Plus la gamme de fréquence de l'ondelette est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence.

Similarité

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est à dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations.

> Symétrie :

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes.

> Orthogonalité :

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique.

> Régularité :

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du codage. Elle agit sur la qualité de la reconstruction du signal.

Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls.

Nombre de moments nuls

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls, afin d'éliminer la partie polynomiale du signal et être ainsi plus sensible aux fluctuations les moins régulières [42].

> Relation entre fréquence et échelle

Si f0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère $\psi(t)$, les autres ondelettes ψ a,b(t) oscillent à la fréquence f = f0/a d'où l'identification : a = f0/f.

3.3 La transformée en ondelette continue et discrète

Les transformées en ondelettes continues et discrètes ont des applications différentes.

La transformée en ondelettes continue permet de localiser plus précisément des événements dans le domaine temporel et fréquentiel. Elle est utilisée pour analyser des transitions fréquentiel, des détections de ruptures, des événements temporels.

3.3.1 La transformée en ondelette continue

Pour un signal x(t) d'énergie finie, on définit la transformée en ondelettes continue par la fonction TOC (a,b).

$$TOC(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{ab}^{*}(t) dt$$
(3.4)

Le signal x(t) est alors représenté par ses coefficients d'ondelettes TOC (a, b) qui permettent de mesurer les fluctuations, à l'échelle (a), du signal x(t).

L'ondelette est translatée et en même temps centrée sur le paramètre b, qui est le point autour duquel l'analyse se fait, (a) est le paramètre d'échelle qui caractérise la finesse de l'analyse. Plus a est grand, plus $\psi(t)$ est dilatée et l'analyse se fait alors sur une large partie de x(t).

La transformée en ondelette représente le signal dans le domaine temps-échelle. La largeur de la fenêtre diminue lorsqu'on se concentre sur les événements de petite échelle (hautes fréquences) et augmente lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (basses fréquences). Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse permet de considérer la transformée en ondelette comme un microscope mathématique.

Pour une échelle "a" fixée, on peut voir la transformée en ondelettes continue comme un produit de convolution.

$$CWT_{x} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{ab}^{*}(t) dt = \langle x(t), \psi_{a,b}(t) \rangle$$
(3.5)

Ou l'on à :
$$\psi_{a,b} = 1 / \sqrt{a} \psi^*(\frac{-b}{a})$$
 (3.6)

On peut interpréter $\Psi(-b/a)$ comme la repense impulsionnelle d'un filtre passe-bande. En exploitant les propriétés de translation et de changement d'échelle de la transformée de Fourier, la transformée de Fourier de: $\psi_{a,b}(t)$ peut s'écrire :

$$\Psi_a(f) = \sqrt{a}\Psi(af) \tag{3.7}$$

Par conséquent, la convolution dans l'équation (3.5) permet de calculer la transformée en ondelettes d'un signal x(t) avec différents filtres passe-bande.

3.3.2. La transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelette discrète (TOD) est essentiellement introduite pour réduire la redondance des coefficients obtenus lors de l'application d'une transformée en ondelette continue (TOC).

La transformée en ondelettes continue, définie par l'équation (3.4) est fondée sur une décomposition du signal par des ondelettes dont les paramètres de dilatation et de translation sont des variables continues.

Outre, lors du traitement des signaux numériques, une discrétisation des paramètres a et b est nécessaire .par conséquent, l'intégrale de l'équation (3.5) exprimant la conservation de l'énergie est

elle aussi discrétisée, ce qui pose la question des conditions dans lesquelles l'approximation de cette intégrale sera applicable.

Il est nécessaire de donner une règle sur la discrétisation des pas de dilatation et translation des ondelettes à condition de respecter cette règle, la conservation de toutes les informations du signal peut être assurée, ce qui permet d'avoir une expression applicable numériquement de la transformée inverse en tant que série d'ondelettes discrète.

Nous pouvons choisir d'échantillonner le signal en utilisant l'ondelette «comme un microscope » : puisque la taille de l'ondelette varie selon la dilatation, la conservation d'un même pas d'échantillonnage temporel est redondante et inutile. On construit une fonction d'ondelette dyadique en posant dans l'expression (3.3)

$$\begin{cases} a = a_0^j \\ b = b0 n a_0^j \end{cases}$$
 avec $a0, b_0 \in \mathbb{Z} \text{ et } n \in \mathbb{N}$. On choisit :

$$\begin{cases} a0 = 2 & a = 2^{j} \\ b0 = 1 & b = n2^{j} \end{cases} \text{ Tel que : j entier} \\ \psi_{j,n}(t) = 1 / \sqrt{2^{j}} \psi(\frac{t - n2^{j}}{2^{j}}) = 2^{-j/2} \psi(\frac{t - n2^{j}}{2^{j}}) \qquad (3.8)$$

Relation entre fonctions ondelettes :

Soit $\psi 0$, 0(t), la fonction ondelette au niveau 0 On a :

- $\psi_{0,0}(t) = \psi(t) \rightarrow = \psi_{j,n}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t n)$ (dilatation de rapport 2^{j})
- $\psi_{0,0}(t) = \psi(t) \rightarrow = \psi_{-j,n}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^j t n)$ (compression de rapport2^j).

3.3.3 Interprétation en bancs de filtres

La transformée en ondelettes peut être vue comme un produit de convolution [41].

Cwt x (a,b)=1
$$\sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*(\frac{t-b}{a}) dt$$

 $\mathbf{x}(t) * \mathbf{y}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{x}(\tau) \mathbf{y}(t-\tau) d\tau$

Cwt x (a,b) =
$$1 / \sqrt{a} x(b) \psi^*(\frac{-b}{a})$$

A chaque fois qu'on fixe l'échelle « a », la Cwt x(b) peut être considérée comme un passage du signal x(t) a travers un filtre passe bande de réponse impulsionnelle $\psi^*(\frac{-b}{a})$.

Cwt x(a,b)= $\sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} x(f) \cdot \Psi(af) e^{j2\sigma ft} df$

La TF de l'ondelette $\psi_{(a,b)}(t)$ est :

TF $[\psi_{(a,b)}(t)] = \sqrt{a} \Psi(af)$

Soit B, la bande de fréquence de l'ondelette mère $\psi(t)$ TF $\Psi(f)$



La figure 3.3 bandes de fréquences associées à différents échelles

Si les ondelettes sont dyadique $a=2^{j}$:

Si $j > 0 \rightarrow$ dilatation dans le temps et dilatation de la fenêtre.

Si $j < 0 \rightarrow$ compression de la bande de fréquence.

3.4. Analyse multi-résolution

Le principe de base de l'Analyse multi-résolution (AMR) consiste à séparer de façon itérative le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure du signal (approximation) et l'autre ses détails. Cette opération est réalisée grâce à la projection du signal sur deux sous espaces vectoriels orthogonaux et complémentaires, l'un appelé espace des approximations et l'autre espace des détails [43].

3.4.1 La fonction d'échelle

L'apparition de l'analyse multirésolution coïncide avec l'introduction de la fonction d'échelle φ: le père des ondelettes telles que la famille :

 $\varphi_{\mathbf{j},\mathbf{n}} \cup \psi_{\mathbf{j},\mathbf{n}} \quad \mathbf{j} \geq 0 \ \mathbf{n} \in \mathbb{Z}$

forme une base orthonormée. Les fonctions φ_j ; n $\in L^2(\mathbb{R})$ sont construites suivant cette relation:

$$\varphi_{j,n}(t) = 2^{-j/2} \varphi (2^{-j} t - n)$$
 (3.9)

La fonction ondelette et la fonction d'échelle sont étroitement liées. A chaque niveau de résolution, la fonction ondelette est une combinaison linéaire de sa fonction d'échelle. On associe par exemple à la fonction ondelette de Haar (fonction en escalier) une fonction échelle (fonction porte). Ces deux fonctions sont respectivement données par :

La fonction ondelette :

$$\begin{cases} \psi \ 0,0(t) = +1 \text{ si } 0 \le t \le 1/2 , \\ \psi \ 0,0(t) = -1 \text{ si } \frac{1}{2} \le t \le 1, \\ \psi \ 0,0(t) = 0 \text{ ailleurs }. \end{cases}$$
(3.10)

La fonction échelle :

$$\begin{cases} \psi_{0,0}(t) = 1 \text{ si } t \in [0,1], \\ \psi_{0,0}(t) = 0 \text{ ailleurs} \end{cases}$$
(3.11)

3.4.2 Décomposition du signal en approximation et détails

La décomposition d'un signal sur un niveau de résolution consiste en sa projection sur deux sous espaces vectoriels.

Espace d'approximations

Nous nous plaçons dans l'espace L ²(R) des fonctions continues à variable réelle et à énergie finie. Une analyse à la résolution j d'une fonction f(t) est obtenue par action d'un projecteur linéaire Aj sur f(t). L'approximation de f(t) sur ce niveau est aj $(t) \in Vj$

Vj étant un sous espace de L^2 . On construit une analyse multi-résolution à l'aide de sous espaces Vj emboités tels que le passage de l'un à l'autre soit le résultat d'un changement d'échelle. Par exemple, dans le cas dyadique :

 $a_{j}(t) \ \in \ v_{j} \ \leftrightarrow \ a_{j}\left(t/2\right) \ \in \ V_{j+1}$

ce qui correspond à une dilatation d'un facteur de 2. L'espace Vj+1 contient des signaux plus

grossiers (de plus basse fréquence) que Vj , autrement dit : Vj+1 \subset Vj .

Pour un sous ensemble de L^2 , on a :

$$\dots \subset \mathbf{v}_2 \subset \mathbf{v}_1 \subset \mathbf{v}_0 \subset \mathbf{v}_{-1} \dots \subset \mathbf{v}_{j+1} \subset \mathbf{v}_j \subset \dots$$
(3.12)
$$\bigcup \mathbf{v}_j = \mathbf{L}^2(\mathbb{R})$$

Si la fonction d'échelle $\varphi_{j,n}$ engendre une base orthonormée Vj, la projection par Aj d'une fonction f(t) sur cette base fournira les coefficients de cette décomposition.

Ces coefficients qui décrivent l'approximation de f(t) à l'échelle j sont appelés coefficients d'échelle et sont donnés par :

$$a_n^J = \langle f(t), \varphi_{j,n}(t) \rangle$$
 (3.13)

$$a_{j}(t) = \sum_{n} \langle f(t), \varphi_{j,n}(t) \rangle \varphi_{j,n}(t) = \sum_{n} a_{n}^{j} \varphi_{j,n}(t)$$
 (3.14)

La base étant orthonormée :

 $\|a_j(t)\|^2 = \sum_{-\infty}^{+\infty} |a_n^{\ j}|^2$

Espace des détails :

On vient de voir que Vj⊂Vj-1, on peut alors définir pour chaque Vj, son complément orthogonal Wj dans Vj-1 qui nous permet de récupérer les détails perdus en passant de Vj-1 à Vj tel que : Vj-1 = Vj ⊕Wj

Comme Wj-1 est orthogonal à Vj-1, Wj-1 est orthogonal à Wj. Cette propriété s'écrit : $w_i \perp w_k, \forall_i \neq k$

La base Wj est engendrée par la fonction ondelette $\psi_{j,n}$. L'approximation à l'échelle immédiatement plus fine pourra être reconstruite en utilisant les détails du signal fournis par sa projection sur la base w_i suivant la relation :

$$a_{j-1}(t) = a_j(t) + \sum_n \langle f(t), \psi_{j,n}(t) \rangle \psi_{j,n}(t) = a_j(t) + d_j(t)$$

dj(t) est la projection de f(t) sur Wj. Le signal détail est décrit par les coefficients de détails notés : $d_n^j = \langle f(t), \psi_{j,n}(t) \rangle$ tel que : $d_j(t) = \sum_n d_n^j, \psi_{j,n}(t)$

A chaque itération, seuls les signaux d'approximation sont à nouveau décomposés (figure3.5). Dans la pratique, nous choisissons un nombre approprié de niveaux en nous basant sur la nature du signal, sa fréquence d'échantillonnage et l'application envisagée.



Figure 3.4 Arbre d'analyse multi-résolution.

3.5 Algorithme d'analyse

Il existe une variété d'algorithmes d'analyse basés sur le même principe.

L'algorithme de décomposition consiste à envoyer le signal dans des filtres miroirs passe haut et passe bas.



Figure 3.5 : principe de décomposition.

Certains algorithmes de décomposition sont complétés par un sur-échantillonnage de rapport de 2 afin de garder le même nombre d'échantillons dans tous les vecteurs à la sortie des filtres.

La décomposition d'un signal par analyse multi-résolution consiste à l'injecter dans deux filtres miroirs (un P-Bas et un P-Haut). A chaque itération, l'approximation du signal est à nouveau décomposée (figure 3.6).



Figure 3.6 Décomposition dyadique d'un signal en bandes de fréquences.

Conclusion

La transformée en ondelette est considérée comme une découverte importante en traitement du signal .elle est considérée comme solution à tous les problèmes relatifs aux insuffisances de la transformée de Fourrier .Dans ce qui suit, nous allons examiner l'intérêt d'une analyse multirésolution pour accéder au contenus fréquentiels désirés afin de détecter les QRS du fœtus sur un ECG composite.

Quatrième Chapitre

Extraction du RCF par Ondelettes

Introduction

L'extraction non-invasive de l'ECG du fœtus à partir d'un ensemble de signaux ECG recueillis sur la mère est l'un des problèmes cliniques posés en maternité. Durant la grossesse, il est important de pouvoir lire l'ECG fœtal (ECGF) pendant la période intra-utérine afin de collecter le maximum d'information susceptibles de révéler d'éventuelles malformation ou problèmes cardiaques .une telle lecture serait également importante lors du monitorage du fœtus durant la phase de travail précédent l'accouchement.

Dans ce qui suit, nous travaillerons sur des signaux simulés puis sur un enregistrement ECG provenant de huit capteurs en appliquant les ondelettes afin d'extraire le rythme cardiaque du fœtus.

4.1. Base de Données

Il ya un manque de bases de données standard. Ceci est partiellement dû aux rapports signal sur bruit de l'ECG fœtal par rapport à l'ECG maternel.

Actuellement, il existe quelques bases de données publiques largement utilisées par la communauté de traitement de signaux biologiques. Le jeu de données connues sous le nom DALSY [17] a été utilisé dans cette étude. Elle consiste en un enregistrement du potentiel cutané de la mère sur 8 dérivations (4 abdominales et 3 thoraciques). Les signaux obtenus sont échantillonnés à 250 Hz pendant 10 secondes. Cette base est une partie de la base connue sous le nom de SISTA (Signal Identification System, Theory and Automation) réalisée par le département de génie électrique de l'université de Katholieke - Leuven, Belgique [2].

4.2. Filtrage du signal

Dans le signal ECG, nous trouvons des bruits d'origines diverses (voir chapitre 1) car les conditions d'enregistrement ne sont pas contrôlées. Ces bruits sont présents parfois de façon transitoire, parfois de façon plus persistante avec une puissance plus ou moins élevée.

Pour pouvoir segmenter les battements cardiaques de manière efficace, nous sommes amenés à réaliser un certain nombre de prétraitements à savoir :

- La suppression des bruits de haute fréquence.
- > La suppression des ondulations de la ligne de base.

4.2.1 Suppression des bruits de haute fréquence

Le bruit de haut fréquence est un bruit musculaire dû à l'activité des autres muscles vient de s'ajouter au signal. Malheureusement, ce bruit est beaucoup plus difficile à supprimer à cause du chevauchement entre son contenu fréquentiel et celui de l'ECG.

En considérant que le bruit est additif, le signal ECG peut être exprimé par une fonction f(t) telle que :

$$f(t) = u(t) + b(t)$$
 (4.1)

où u(t) est le signal utile et b(t) est le bruit.

Pour supprimer le bruit b(t), plusieurs méthodes reportées dans la littérature proposent des performances satisfaisantes mais la plupart des travaux récents proposent un filtrage par ondelettes [70].

4.2.1.1Filtrage par seuillage des coefficients de détail

La méthode de filtrage proposée par Donoho et Johnstone dans [49] utilise le seuillage des coefficients de détails après la décomposition du signal par analyse multi-résolution. Les coefficients au dessus du seuil, caractéristiques de ruptures dans le signal, sont suffisants pour le reconstituer par synthèse. Les faibles coefficients en dessous du seuil, correspondent aux bruits qui peuvent être supprimés. La figure 4.1 montre la décomposition d'un signal ECG sur trois niveaux de résolution. La décomposition jusqu'au niveau 3 a été choisie dans le but de ne pas dégrader les complexes QRS après le seuillage. Sur l'ensemble des coefficients, on remarque que ceux de faible amplitude ou de faible variance correspondent plutôt aux régions d'inactivité du signal ECG ne comportant que du bruit. Pour souiller ces coefficients de détail, Donoho a proposé un seuil universel T défini comme suit :

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \tag{4.2}$$

N : est le nombre d'échantillons de la séquence à seuiller.

 σ :L'estimation de l'écart type du bruit à la résolution (j = 1).

Ce seuil a été amélioré par Johnstone et Silvermanan qui l'on adapter à chaque niveau de résolution « j » et tenir compte ainsi des bruits non stationnaires et corrélés [50]. On calcule alors un seuil à chaque niveau de résolution par :

$$T_J = \sigma_j \sqrt{2\log(N_j)} \tag{4.3}$$

 N_j : est le nombre de coefficients dans le vecteur d_j^n .





Figure 4.1 a) Signal ECG; b) : analyse en ondelettes non redondantes du signal ECG; c) : Mise en évidence du bruit dans les derniers coefficients de détail de haute résolution.

Les différents niveaux de résolution ont été mis bout à bout :

d1n :[2049; 4096] ;

d2n: [1025; 2048];

d3n : [513; 1024] ;

a3n : [1; 512].

Du fait des changements d'échelle, les variations des petits coefficients ne sont pas visibles

Estimation de l'écart type du bruit

L'écart type σ du bruit est estimé par une méthode statistique utilisant la valeur médiane de la déviation absolue (MedianAbsoluteDeviation ou MAD) qui représente un estimateur robuste. Pour un vecteur X, cette valeur est donnée par :

$$MAD(X) = med[|X - med(X)|]$$

med(X) : représente la médiane ou la valeur centrale du vecteur X.

L'écart type d'un bruit gaussien de moyenne nulle sur X peut être estimé par :

$$\sigma = Q .MAD(X)$$

Q : est une constante qui dépend de la distribution du bruit. Dans le cas d'un bruit gaussien

$$Q = F^{-1}(0.75) = 1.4826$$

Avec F^{-1} , l'inverse de la fonction de répartition de la distribution gaussienne. Dans ce cas, on a :

$$\sigma = \frac{\text{MAD}(x)}{0.6745}$$

4.2.1.2 Types de seuillage

Seuillage dur : Soit dⁿ_jles coefficients de détail issus du signal f(t) à la résolution j, et T_j la valeur du seuil de sélection correspondant. A l'issue du seuillage, on obtient le vecteur de coefficients souillés d^j_{ns} tels que :

$$d_{ns}^{j} = \begin{cases} d_{n}^{j} & si \quad \left| d_{n}^{j} \right| > T_{j} \\ 0 & si \quad \left| d_{n}^{j} \right| \le T_{j} \end{cases}$$

Seuillage doux : Le seuillage doux est similaire au seuillage dur sauf qu'il diminue de T_j la valeur des coefficients dⁿ_i se trouvant au-dessus du seuil :

$$d_{ns}^{j} = \begin{cases} d_{n}^{j} + T & si & d_{n}^{j} > T_{j} \\ d_{n}^{j} - T & si & d_{n}^{j} < -T_{j} \\ 0 & si & |d_{n}^{j}| \le T_{j} \end{cases}$$



Figure 4.2 les différents types de seuillages

Le seuillage dur conserve les coefficients de détail supérieurs aux seuils, contrairement au seuillage doux qui les atténue peut être observée sur la Figure (4.2). De tels coefficients correspondent aux fortes ruptures dans le signal qui sont souvent les complexes QRS. Nous considérons alors le seuillage dur de sauvegarder les complexes QRS [43]. Les résultats de filtrage sont respectivement donnés en figure (4.3).



Figure 4.3 résultat du filtrage du signal ECG

4.1.2 Correction des dérives de la ligne de base

On appelle ligne de base, la ligne isoélectrique du cœur. Elle correspond au tracé qui serait observé sur un ECG si le cœur n'avait aucune activité électrique.

Lorsque l'ECG est effectué en cabinet, ou pendant les périodes d'enregistrement nocturne du Holter, cette ligne est souvent horizontale car le patient n'effectue aucun mouvement. En revanche, dans le

cas d'un enregistrement de longue durée(Holter), les mouvements et la respiration de la mère modifient les positions relatives des électrodes, de sorte que cette ligne présente un tracé ondulé.

Pour l'analyse d'un enregistrement ECG, un œil exercé fait abstraction de cette ligne : Elle est prise comme référence pour étudier la forme et la hauteur des différentes ondes cardiaques. Dans le cas du traitement automatique, il est impératif de la repérer précisément pour fixer la référence des tensions dans l'algorithme global.

Puisque la dérive de la ligne de base est un phénomène s'illustrant dans les basses fréquences du signal ECG, nous pouvons appliquer un filtrage passe haut pour la supprimer.

L'analyse multi-résolution réalise un découpage itératif en bandes de fréquences. Elle s'avère alors utile pour corriger cette dérive [51].

La procédure consiste à décomposer le signal jusqu'à un niveau de résolution j suffisant pour séparer la ligne de base du reste du signal ECG. Nous reconstruisons alors le signal utile en annulant l'élément de plus basse fréquence. En tenant compte de la fréquence d'échantillonnage f_e des enregistrements utilisés et en nous référant aux travaux publiés dans [74] où il a été montré que la puissance des complexes QRS appartient à une bande de fréquences supérieures à 5 Hz, nous avons fixé le niveau j à 6. La procédure équivaut alors à un filtrage P-Haut avec une fréquence de coupure de 2.8 Hz.

4.3 Localisation des battements cardiaques du fœtus

La méthode que nous proposons est divisée en deux étapes :

- La première consiste à localiser puis à supprimer les QRS de la mère.
- La deuxième consiste à localiser les QRS du fœtus sur le signal obtenu.

4.3.1 Détection des QRS de la mère

La détection des complexes QRS (localisation des battements) est la première étape de toute analyse automatique de l'ECG. À première vue, cette détection semblerait pouvoir être effectuée par un simple seuillage du signal, car les ondes R sont en général de plus grande amplitude que les autres. Mais ce n'est pas le cas, parfois, l'onde T est d'amplitude comparable à celle de l'onde R, ce qui pourrait constituer une sérieuse cause d'erreur. La figure 4.5 montre que dans certains cas pathologiques, l'onde R peut avoir une très faible amplitude et une morphologie très variable d'un cycle cardiaque à un autre.



Figure 4.4. Exemple de ECG présente une variété d'onde R et T avec divers amplitudes.

Une bonne détection des complexes QRS nécessite donc un traitement du signal très adéquat. Cette tâche est très difficile sur tous dans le cas d'un signal ECG composite. Ceci est dû principalement à :

- La morphologie du complexe QRS qui change de manière significative d'un cas sain à un cas malade.
- Une onde T élevée peut être morphologiquement semblable à un complexe QRS, notamment après un battement PVC.
- Les divers types de bruit (provoqués par un stimulateur, une interférence de ligne de puissance, mouvement du patient,...) interfèrent dans la détection du QRS.
- La qualité et la largeur de la bande de fréquence du signal ECG enregistré peuvent changer de manière significative, celle-ci dépend fortement des conditions d'enregistrement (pendant l'exercice, au repos, ...).

Pour détecter les battements cardiaques de la mère, nous avons utilisé la méthode proposée dans [53]. Cette dernière est basée sur les coefficients d'ondelettes. Elle consiste à définir un paramètre de localisation à partir des coefficients de détails à l'échelle où les battements cardiaques sont plus pertinents.

4.3.1.1. Décomposition du signal en bandes de fréquences

L'analyse multirésolution décompose le signal en différentes bandes de fréquences. Ainsi les hautes fréquences et les basses fréquences pourront être analysées séparément. Les niveaux de décomposition sont fixés en fonction de la fréquence d'échantillonnage et de la bande de fréquence

recherchée. Lors de cette décomposition, le choix de l'ondelette analysante est très important, cependant, il n'existe pas de règle générale permettant la sélection d'une ondelette mère. Ce choix dépend de la nature du signal à traiter ainsi que de l'application envisagée. Dans le cas de la présente application, l'ondelette de Haar donne de meilleurs résultats car elle est compacte et offre une meilleure localisation temporelle.

Le signal ECG est décomposé jusqu'au niveau 5. Nous avons choisi ce niveau en nous basant d'une part, sur les densités spectrales de puissance des complexes QRS données en figure 1.8 et d'autre part, sur la fréquence d'échantillonnage qui est de 250 Hz. En tenant compte du théorème de Shannon, la bande de fréquence du signal est [0 Hz, 125 Hz] où 125Hz représente la fréquence de Nyquist. La correspondance entre les coefficients de détail obtenus et les bandes de fréquences est représentée sur la tab (4.1).

Détail d _n	Bande de fréquence
<i>d</i> ₁	[62.5Hz, 125Hz]
d_2	[31.25Hz, 62.5Hz]
d_3	[15.625Hz, 31.25Hz]
d_4	[7.812 Hz, 15.625Hz]
d_5	[3.90Hz, 7.812Hz]

Tab 4.1 correspondance entre détail et bandes de fréquences.

4.3.1.2Sélection des bandes de fréquences

Les travaux de Thakor [55] sur la densité spectrale de puissance du signal ECG et celle des complexes QRS ont montré que la puissance d'un segment ECG est principalement concentrée dans les ondes QRS. Par ailleurs, il a été montré dans [43] que les battement cardiaques de la mère sont plus visibles sur la bande de fréquence allant de 5Hz à 22Hz. Dans le même article, une analyse multirésolution a été réalisée, indiquant que complexes QRS sur plus pertinents sur les détails d4 et d5. La figure 4.6 montre que sur le signal h (produit des deux vecteurs d4n et d5n) choisi comme signal de localisation, les ondulations de la ligne de base ainsi que l'effet des ondes P et T sont supprimés. Ainsi, les battements cardiaques de la mère sont parfaitement localisés.



Figure 4.5 exemple de détection de QRS de la femme enceinte

4.3.2 Suppression des QRS de la mère

Comme les QRS de la mère sont de plus grande énergie par rapport à ceux du fœtus présentant 25% de l'énergie de l'ECG composite, leur suppression est nécessaire afin de mettre en évidence les QRS fœtaux. En effet, nous annulons une fenêtre de 100ms autour de chaque pic R détecté et correspondant à un QRS de la mère ; un exemple de signal obtenu est indiqué par la figure (4 .7).



Figure 4.6 Exemple d'ECG composite sans les QRS de la mère

4.3.3 Extraction des QRS du fœtus

Nous avons vu au chapitre 1 que les QRS du fœtus sont de très faible amplitude et virent vers les hautes fréquences. Leur détection est alors beaucoup plus complexe que celle des QRS de l'adulte. Pour ce faire, nous nous basons sur la méthode classique proposée par Pan et Tompkins [43] mais en utilisant uniquement les dérivées car le signal est déjà filtré.

4.3.3.1Méthode de Pan et Tompkins

Le travail de Pan et Tompkins dans leur publication [54], est focalisé essentiellement sur la détection des complexes QRS. Les auteurs ont alors proposé des filtres qui doivent préserver la densité spectrale de puissance des segments QS. Le filtre P-Bas proposé est un Filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII) régi par l'équation aux différences suivante :

$$y(n) = 2y(n-1) - y(n-2) + x(n) - 2x(n-6) + x(n-12)$$

La fonction de transfert correspondante est alors donnée par :

$$H(z) = \frac{(1 - z - 6)^2}{(1 - z - 1)^2}$$

La fréquence de coupure et le gain linéaire de ce filtre sont respectivement fc =18 Hz et G=36 dB. La courbe de réponse d'un tel filtre est présentée en figure 4.8.



Figure 4.9. Réponse en fréquence du filtre passe-bas propose par Pan et tompkins.

> Un filtre dérivateur :

L'ECG débruité est ensuite injecté dans un filtre dérivateur afin de mettre en évidence les fortes pentes qui distinguent les complexes QRS des composantes ECG de basses fréquences telles que les ondes P et T. Un tel filtre est géré par l'équation aux différences finies :

$$y(n) = \frac{1}{8} [-x(n-2) - 2x(n-1) + 2x(n+1) + x(n+2)]$$

La fonction de transfert d'un tel filtre est :

$$H(z) = \frac{1}{8} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^{1} + z^{2})$$

La figure 4.9 montre que la réponse en fréquence de ce filtre est linéaire entre 0 Hz et 30 Hz. Il approxime donc une dérivée idéale dans cette gamme de fréquence, gamme à laquelle appartiennent les complexes QRS.



Figure 4.8 Réponse en fréquence du filtre dérivateur à l'échelle logarithmique

> Un filtre quadrature :

L'opération suivante est la quadrature de la sortie y(n) du dérivateur pour obtenir

$$z(n) = [y(n)]^2$$

afin d'éviter le signe et de ressortir les valeurs les plus hautes qui correspondraient aux complexes QRS.

Un filtre intégrateur :

Le signal z(n) est ensuite envoyé dans un filtre intégrateur à fenêtre glissante géré par l'équation aux différences suivante :

$$g(n) = \frac{1}{N} [Z (n - (N - 1)) + Z(n - (N - 2)) + \dots + Z(n)]$$

La longueur N de la fenêtre a été choisie égale à 30 échantillons pour une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz. Elle correspond au complexe QRS le plus large possible. La sortie de ce filtre permet en plus de la détection des pics R, la mesure de la durée des ondes QRS.

Les signaux x(n); z(n) et g(n) sont présentés sur la figure 4.10 l'algorithme de Pan et Tompkins a été amélioré par Fokapu et Girard.



Figure 4.9 a) ECG filtré ; b) sortie de filtre dérivateur ; c) sortie de filtre d'intégrateur à fenêtre glissante.

Ils ont utilisé des dérivées première et seconde de l'électrocardiogramme x(n). Les étapes de la méthode sont :

Calcul des dérivées :

$$\begin{cases} \text{premiére}: & y_1(n) = x(n+1) - x(n-1) \\ \text{seconde}: & y_2(n) = x(n+2) - 2x(n) + x(n-2) \end{cases}$$

Lissage des dérivées par une moyenne mobile :

$$yliss = \frac{1}{4} \left[y(n+1) + 2y(n) + y(n-1) \right]$$

Normalisation :

$$y_a(n) = a_1 \cdot \left[y_1 liss(n) \right]^2 + a_2 \left[y_2 liss(n) \right]^2$$

Où a₁et a₂sont des coefficients de normalisation tels que :

$$a_1 = \frac{1}{\max(y_1 liss)} \text{ Et } a_2 = \frac{1}{\max(y_2 liss)}$$

La localisation des pics R se fait grâce à un seuil originellement fixé à 30 % de la valeur maximale de y_a . Néanmoins, cette localisation doit être complétée par la recherche des maximums locaux car

nous avons besoin de la position exacte du pic R pour définir a priori une fenêtre contenant l'intervalle QRS. La figure 4.11 montre un exemple de détection des pics R.

La méthode de Pan et Tompkins a fait ses preuves dans de nombreuses applications citées dans la littérature ouverte. Elle possède de bonnes caractéristiques comme la simplicité de sa mise en œuvre. Elle représente la méthode la plus citée dans la littérature. Néanmoins, cet algorithme basé sur les dérivées ne garantie pas la détection des pics R dans le cas des complexes QRS larges liés à certaines anomalies ventriculaires telles que les extrasystoles. Ces battements sont très atténués par les filtres dérivateurs car ils sont de basse fréquence. Leur détection nécessite toujours des seuils adaptatifs, ce qui consomme plus de temps.



Figure 4.10 Exemple de détection des QRS du fœtus



Figure 4.11 Exemple de détection sur la dérivation DII



Figure 4.12 Exemple de la détection sur la dérivation DIII

4.4 Calcul du RCF

Apres la detection des QRS par la méthode de Pan et Tompkins



Figure 4.13 intervalle R_R

Soit R_R :l'écart entre deux pics.

R_Rmoy : la moyenne des écarts (R_R) .

 $R_Rmoy = 60 / \sum R_R$

 $\begin{cases} \Delta T \rightarrow 1 \\ 60 \rightarrow X \end{cases}$

 $\Delta T=N/250$

N : Nombres d'échantillon.

250Hz : la fréquence de d'échantillonnage.

La moyenne(R_Rmoy) est évaluée sur tout l'enregistrement lors d'une acquisition de longue durée.

$$R_R_1 = \frac{110}{250} = 0.44s$$
$$R_R_2 = \frac{100}{250} = 0.4s$$

$$R_{R_3} = \frac{120}{250} = 0.48s.$$

 $\text{RCF} = \frac{60}{0.44 + 0.4 + 0.48/3} = 136 \text{ batt/min.}$

4.5 Algorithme de détection

4.6 Discussion des difficultés liées à la nature du signal

La détection des différentes ondes électrocardiographiques et l'extraction de l'ECG du fœtus est un problème difficile en raison de la variation de la morphologie temporelle du signal pour des raisons physiologiques ou pathologiques ainsi que la présence des bruits déjà cités plus haut dans le signal lui-même causé par des événements indésirables appelés artefacts, peuvent apparaître et brouiller le tracer, donc peut induire en erreur le diagnostic.ces bruits peuvent avoir plusieurs origines : techniques, physiques.

En autre des impulsions indésirables apparaissent inévitablement lors d'une acquisition ambulatoire impulsion dus au mouvement du patient.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le prétraitement du signal ECG suivi des étapes de détection des complexes QRS du fœtus. La méthode de détection proposée est testée en utilisant quelques enregistrements la base de données DAISY. La méthode proposée nous permet la détection des QRS fœtaux malgré qu'ils sont parfois noyés dans les QRS de la mère.

Conclusion générale

Conclusion général

Le signal électrocardiogramme ECG est un examen très utiliser dans le domaine de la cardiologie. Ce signal représente l'activité électrique du coeur et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre de problèmes cardiaques chez l'adulte et le fœtus.

Dans ce travail, nous présentons une première tentative d'extraction du Rythme Cardiaque Fœtal (RCF)à partir de l'ECG composite de la mère. La méthode combine une analyse multirésolution pour la suppression des QRS de la mère avec la méthode classique de Tompkins pour localiser les QRS du fœtus pour enfin calculer le RCF.

Dans la première partie on a appliquer le filtrage avant l'extraction car le signal ECG composite est affecte par divers bruits , le signal est décomposé en bandes de fréquence grâce à une analyse multirésolution les traitement effectués sur les différents niveaux de résolution nous ont permis de supprimer aussi bien les bruits de haute fréquence .

La détection des complexes QRS de la mère à partir du signal ECG composite par une approche basée sur la transformée en ondelettes a été développé en utilisant les coefficients de détail issus d'une analyse multirésolution et en considérant les Densités Spectrales de Puissance de la mère et de fetus. Elle permet d'extraire des paramètres représentatifs de chaque battement cardiaque de la mère et sa suppression.

Dans la deuxième partie, L'algorithme de tompkins en utilisant un filtre dérivateur afin de mettre en évidence les fortes pentes ainsi d'obtenir les instants des pics R fœtaux dans le but de calculer le rythme cardiaque fœtal (RTF).

La base de donne

Ce travail nous a permis d'acquérir des notions d'électrocardiographie puis d'étudier le signal ECG, indispensable pour la plupart des diagnostics.il a permis d'améliorer et de concrétiser certaine de nos connaissance en traitement de signal .nous avons également eu l'occasion de travailler plus sous environnement Matlab, les résultats obtenus avec les fonctions développées sont très concluants.

Des travaux en perspective sont également envisagés.

Nous pourrions peut être amélioré la séparation des signaux réels en étudiant plus précisément les propriétés statistiques des signaux de l'ECGF pour ajouter des hypothèse a e problème

Nous pourrions envisagé l'extraction de ECG des jumeaux a partir de l'ECG composite.

Bibliographie

Bibliographie

[01] J.P.Coudere,<<Analyse quantitative des composantes temps-échelle de l'ECG haute résolution, moyenné pour du risque de tachycardies ventriculaire et de mort subite après infarctus du myocard>>.thèse de doctorat, université de lyon,janvier 1997.

[02] O.Fokapu et J.P.Girard <<Evolution temporelle et fréquentielle de l'ECG : analyse battement par battement >>.ITBM ,14(1) :102-112,1994.

[03] D.BENATINIA, S.BENABDELKADER, M.BADECHE, << Analyse et traitement du signal électrocardiographique(ECG)par la transformée en ondelettes>>.Rapport annuel de projet de recherche, N°j0501/02/06/2006.

[04] Z.AMIROU <<Conception et réalisation d'une système de télésurveillance et d'aide au diagnostic en milieu hospitalier :Application au signal cardiaque >>.thèse Magister ,université Mouloud Mammri de T.O.avril 1996.

[05] M. E. Pierpont, C. T. Basson, D. W. Benson, B. D. Gelb, T. M. Giglia, E. Goldmuntz, G. McGee, C. A. Sable, D. Srivastava, and C. L. Webb, "Genetic basis for congenital heart defects: Current knowledge a scientific statement from the american heart associa- tion congenital cardiac defects committee, council on cardiovascular disease in the young: Endorsed by the american academy of pediatrics," Circulation, vol. 115, no. 23, pp. 3015–3038, 2007.

[06] R. Sameni and G. D. Clifford, "A Review of Fetal ECG Signal Processing; Issues and Promising Directions," The Open Pacing, Electrophysiology & Therapy Journal (TOPETJ), vol. 3, pp. 4–20, November 2010.

[07] M. Peters, J. Crowe, J.-F. Pi'eri, H. Quartero, B. Hayes-Gill, D. James, J. Stinstra, and S. Shakespeare, "Monitoring the fetal heart non-invasively: a review of methods," Journal of perinatal medicine, vol. 29, no. 5, pp. 408–416, 2001.

[08] R. Sameni, "Extraction of Fetal Cardiac Signals from an Array of Maternal Abdom- inal Recordings," Ph.D. dissertation, Sharif University of Technology – Institut Na- tional Polytechnique de Grenoble, July 2008, available Online: http://www.sameni.info/Publications/Thesis/PhDThesis.pdf.

[09] R. Sameni, M. B. Shamsollahi, C. Jutten, and G. D. Clifford, "A Nonlinear Bayesian Filtering Framework for ECG Denoising," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 54, no. 12, pp. 2172–2185, December 2007.

[10] H. M. Jenkins, "Technical progress in fetal electrocardiography–a review." J Perinat Med, vol. 14, no. 6, pp. 365–370, 1986.

[11] A. Khamene and S. Negahdaripour, "A new method for the extraction of fetal ECG from the composite abdominal signal," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, no. 4, pp. 507–516, 2000.

[12] P.D. Patra. Integration of FCM, PCA and Neural Networks for Clas- sification of ECG Arrhythmias. IAENG International Journal of Computer Science, vol. 36, no. 3, 2010.

[13] P. Kanjilal, S. Palit, and G. Saha, "Fetal ECG extraction from single-channel maternal ECG using singular value decomposition," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 44, no. 1, pp. 51–59, 1997.

[14] A. K. Barros and A. Cichocki, "Extraction of specific signals with temporal structure," Neural Computation, vol. 13, no. 9, pp. 1995–2003, Sep. 2001. [Online]. Available.
[15] Y. Li and Z. Yi, "An algorithm for extracting fetal electrocardiogram," Neurocomputing, vol. 71, no. 7-9, pp. 1538 – 1542, 2008.

[16] L. de Lathauwer, B. de Moor, and J. Vandewalle, "Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, no. 5, pp. 567–572, may 2000.

[17] R. Sameni, C. Jutten, and M. B. Shamsollahi, "Multichannel electrocardiogram decomposition using periodic component analysis," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol. 55, no. 8, pp. 1935–1940, 2008.

[18] R. Sameni, C. Jutten, and M. Shamsollahi, "A deflation procedure for subspace decomposition," Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 58, no. 4, pp. 2363–2374, 2010.

[19] J.-F. Cardoso, "Multidimensional independent component analysis," in Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on, vol. 4. IEEE, 1998, pp. 1941–1944.

[20] V. Zarzoso, "Extraction of ECG characteristics using source separation techniques: exploit- ing statistical independence and beyond," in Advanced Biosignal Processing. Springer, 2009, pp. 15–47.

[21] J. Camargo-Olivares, R. Marti-Clemente, S. Hornillo-Mellado, M. Elena, and I. Roman, "The maternal abdominal ECG as input to MICA in the fetal ECG extraction problem," Signal Processing Letters, IEEE, vol. 18, no. 3, pp. 161–164, 2011.

[22] M. G. Jafari and J. A. Chambers, "Fetal electrocardiogram extraction by sequential source separation in the wavelet domain," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 52, no. 3, pp. 390–400, 2005.

[23] K. Ananthanag and J. Sahambi, "Investigation of blind source separation methods for extraction of fetal ECG," in Electrical and Computer Engineering, 2003. IEEE CCECE 2003. Canadian Conference on, vol. 3. IEEE, 2003, pp. 2021–2024.

[24] R. Martin-Clemente, J. Camargo-Olivares, S. Hornillo-Mellado, M. Elena, and I. Roman, "Fast technique for noninvasive fetal ECG extraction,"IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 58, no. 2, pp. 227–230, 2011.

[25] M. Kotas, "Projective filtering of time-aligned ECG beats," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 51, no. 7, pp. 1129–1139, 2004.

[26] T. Schreiber and D. T. Kaplan, "Signal separation by nonlinear projections: The fetal electrocardiogram," Physical Review E, vol. 53, no. 5, pp. R4326–R4329, 1996.

[27] B. Widrow, J. Glover, J.R., J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, R. Hearn, J. Zeidler, J. Eugene Dong, and R. Goodlin, "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," Proceedings of the IEEE, vol. 63, no. 12, pp. 1692 – 1716, 1975.

[28] N. Outram, E. Ifeachor, P. Van Eetvelt, and J. Curnow, "Techniques for optimal en-hancement and feature extraction of fetal electrocardiogram," Science, Measurement and Technology, IEE Proceedings -, vol. 142, no. 6, pp. 482–489, 1995.

[29] A. G. Favret, "Computer matched filter location of fetal R-waves." Med Biol Eng, vol. 6, no. 5, pp. 467–475, Sep 1968.

[30] Y. C. Park, K. Y. Lee, D. H. Youn, N. H. Kim, W. K. Kim, and S. H. Park, "On detecting the presence of fetal R-wave using the moving averaged magnitude difference algorithm," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 39, no. 8, pp. 868–871, 1992.

[31] J. A. Drose, Fetal echocardiography. WB Saunders Company, 2010.

[32] F. Kovacs, M. Torok, and I. Habermajer, "A rule-based phonocardiographic method for long-term fetal heart rate monitoring," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol. 47, no. 1, pp. 124–130, 2000.

[33] S. L. Bloom, C. Y. Spong, E. Thom, M. W. Varner, D. J. Rouse, S. Weininger, S. M. Ramin, S. N. Caritis, A. Peaceman, Y. Sorokin et al., "Fetal pulse oximetry and cesarean delivery," New England Journal of Medicine, vol. 355, no. 21, pp. 2195–2202, 2006.

[34] M. G. Signorini, G. Magenes, S. Cerutti, and D. Arduini, "Linear and nonlinear parameters for the analysis of fetal heart rate signal from cardiotocographic recordings," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol. 50, no. 3, pp. 365–374, 2003.

[35] V. Kariniemi and K. Hukkinen, "Quantification of fetal heart rate variability by magnetocardiography and direct electrocardiography." American journal of obstetrics and gyne- cology, vol. 128, no. 5, p. 526, 1977.

[36] H. Ter Brake, A. Rijpma, J. Stinstra, J. Borgmann, H. Holland, H. Krooshoop, M. Peters, J. Flokstra, H. Quartero, and H. Rogalla, "Fetal magnetocardiography: clinical relevance and feasibility," Physica C: Superconductivity, vol. 368, no. 1, pp. 10–17, 2002.

[37] J.-F. Cardoso, "Multidimensional Independent Component Analysis," in Proc. of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '98), vol. 4, May 1998, pp. 1941–1944.

[38] L. de Lathauwer, B. de Moor, and J. Vandewalle, "Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 47, no. 5, pp. 567–572, may 2000.

[39] Navarro L., haneche T., 1998 « Acquisition en temps reel du signal cardiaque ECG et détection des arythmies » U.S.T.H.B. institut d'électronique département de contrôle, Alger, 1998.

[40] Al-Ani T., 2008 «cours ISBS2éme partie », Paris.

[41] Z. Amirou cours de traitement de signal 2013-2014 dans Faculté de Génie Electrique et d'Informatique Département d'Electronique, UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI - TIZI-OUZOU.

[42] BENALI Radhwane., Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques DOCTEUR De FACULTE DE technologie spécialité : electronique biomedicale Soutenir en Avril 2013, devant le jury composé de

[43] ZID ALMAL ,2012 << Reconnaissance d'arythmies cardiaques par support vecteur machines (SVMs)>>.thèse de doctorat, université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou,Algérie.

[44] MOHAMMAD NIKNAZAR ;Thèse dirigée par Christian JUTTEN et codirigée par Bertrand RIVET ,préparée au sein du laboratoire Grenoble, images, parole, signal, automatique (GIPSA-lab) dans l'école doctorale d'électronique, électrotechnique, automatique et traitement du signal (EEATS)

[45] A. M. MININ^oO, M. P. Heron, S. L. Murphy, and K. D. Kochanek, "Deaths: final data for 2004," 2007.

[46] V. Vigneron, A. Paraschiv-Ionescu, A. Azancot, O. Sibony, and C. Jutten, "Fetal electrocardiogram extraction based on non-stationary ICA and wavelet denoising," in Proc. Seventh Int Signal Processing and Its Applications Symp, vol. 2, 2003

[47] A. J. Zuckerwar, R. A. Pretlow, J. W. Stoughton, and D. A. Baker, "Development of a piezopolymer pressure sensor for a portable fetal heart rate monitor," Biomedical Engi- neering, IEEE Transactions on, vol. 40, no. 9, pp. 963–969, 1993.

[48] D. Graupe, Y. Zhong, and M. H. Graupe, "Extracting fetal from maternal ECG for early diagnosis: Theoretical problems and solutions-BAF and ICA," in Proceeding of the Inter- national Conference on Biomedical Engineering, 2007.

[49] D.L. Donoho. Denoising by soft thresholding. IEEE, Trans. Information Theory, vol, 1995.

[50] M.I. Johnstone et B.W. Silverman. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise. Technical report Dept. of Statistics, Stanford University, 1996.

[51] N. Arzeno, Deng. Zhi et C. Poon. Analysis of First Derivative Based QRS Detection Algorithms. IEEE Trans. Biomed. eng., vol 2008.

[52] N.V. Thakor, J.G Wbstor et W.J. Tompkins. Estimation of the QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. IEEE.Trans. on Biomed. Eng,1984.

[53] R. Lepage. Detection et analyse de l'onde P d'un electrocardiogramme: Application au dépistage de la _brillation auriculair. These deDoctorat de l'universite de Bretagne, 2003.

[54] J. Pan et W.J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm. IEEE Trans. Biomed. ENG, 1985.

[55] N.V. Thakor, J.G Wbstor et W.J. Tompkins. Estimation of the QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. IEEE.Trans. on Biomed. Eng, no. 11, pages 702–706, 1984.