

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



N°:

Université Mohamed Boudiaf - M'Sila

Faculté de Technologie
Département d'Électronique

Mémoire
présenté pour obtenir le diplôme de
Master Académique

Filière : Télécommunications

Option : Systèmes des Télécommunications

Titre du mémoire

**Extraction d'électrocardiogramme fœtal
(f-ECG) à l'aide de techniques de
séparation de sources aveugles**

Réalisé par :

- **Chayma Salhi**
- **Essaadia Herizi**

Dirigé par:

- Dr. Ali KHALFA**
- Dr. Mohamed SAHED**

Soutenu publiquement le ... Juin 2024 devant le jury composé de :

Mostapha TABAKH	Université de M'Sila	Président
Ali KHALFA	Université de M'Sila	Rapporteur
Mohamed SAHED	Université de M'Sila	Co-rapporteur
Lahouaoui LALAOUI	Université de M'Sila	Examinateur

Année universitaire : 2023/2024

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dédicaces

À ma chère mère, à la lumière de ma vie, à celle qui m'a toujours soutenu avec amour et patience, je vous dédie ce mémoire. Vous êtes mon inspiration et ma force, et sans votre soutien et vos sacrifices, cet accomplissement n'aurait jamais été possible.

À mon père bien-aimé, dont les conseils et le soutien constant ont toujours été une source de motivation pour moi. Merci pour votre présence indéfectible et votre encouragement sans faille.

À mes frères et sœurs, qui ont été un secours et un soutien à chaque étape, merci pour votre encouragement constant et votre présence à mes côtés.

À mes professeurs estimés, qui n'ont jamais hésité à partager leur savoir et leurs conseils précieux, je vous suis reconnaissant pour vos efforts et votre dévouement à me guider tout au long de mes années d'études.

À mes amis et collègues, qui ont partagé avec moi des moments de joie et de défis, merci pour votre soutien et votre motivation continue.

Ce travail est le fruit d'un effort collectif, et sans votre soutien à tous, cet accomplissement n'aurait pas été possible.

Chayma

Dédicaces

;;;;;

Essaadiya

Remerciements

Nous exprimons notre gratitude envers Dieu Tout-Puissant pour nous avoir accordé la force et la volonté nécessaires pour mener à bien cette tâche.

Nous souhaitons exprimer notre gratitude envers notre promoteur, Dr. Ali KHALFA, pour l'investissement réalisé, les recommandations données et sa persévérance dans notre suivi.

Nous tenons à remercier chaleureusement notre co-promoteur Dr. Mohamed SAHED pour son soutien et aide durant la réalisation de ce travail.

Nous exprimons également notre gratitude envers tous les enseignants qui ont apporté leur contribution à notre formation ; qu'ils puissent ressentir à travers ces mots notre profonde gratitude.

Nous exprimerons notre gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail modeste.

Résumé

L'électrocardiogramme fœtal (fECG) permet de surveiller la santé du fœtus. Toutefois, le faible rapport signal/bruit complique l'extraction du fECG de l'électrocardiogramme abdominal (aECG). Ce dernier contient l'électrocardiogramme de la mère enceinte (mECG), le fECG et des artefacts de bruit. Dans ce mémoire, nous mettons en œuvre et comparons les méthodes d'extraction à une seule dérivation de la décomposition de la valeur singulière (SVD) et la méthode FastICA basée sur l'analyse des composants indépendants. En utilisant un aECG réel, les deux méthodes ont été comparées en termes de précision de détection des pics, de morphologie du signal et d'efficacité de calcul. Nous avons constaté que la méthode SVD peut être plus efficace que la méthode FastICA pour extraire proprement et complètement le fECG.

Mots clés : Séparation Aveugle de Sources (SAS); Signal Electrocardiogramme (ECG); Electrocardiogramme Fœtal (fECG); Electrocardiogramme Maternel (mECG); Méthode SVD, Methode FastICA.

Abstract

The fetal electrocardiogram (fECG) is used to monitor the health of the fetus. However, the low signal-to-noise ratio complicates the extraction of the fECG from the abdominal electrocardiogram (aECG). The aECG contains the electrocardiogram of the pregnant mother (mECG), the fECG, and noise artifacts. In this paper, we implement and compare single-lead extraction methods based on Singular Value Decomposition (SVD) and the FastICA method based on Independent Component Analysis. Using real aECG data, the two methods were compared in terms of peak detection accuracy, signal morphology, and computational efficiency. We found that the SVD method may be more effective than the FastICA method in cleanly and completely extracting the fECG.

Keywords: Blind Source Separation (BSS); Electrocardiogram Signal (ECG); Fetal Electrocardiogram (fECG); Maternal Electrocardiogram (mECG); SVD Method, FastICA Method.

ملخص

يساعد مخطط كهربية القلب للجنين (fECG) على مراقبة صحة الجنين. ومع ذلك، فإن انخفاض نسبة الإشارة إلى الضوضاء يعقد استخراج fECG من مخطط كهربية القلب في البطن (aECG). يحتوي الأخير على مخطط كهربية القلب للأم الحامل (mECG)، وتخطيط كهربية القلب (feECG) والضوضاء. في هذا البحث، قمنا بتنفيذ ومقارنة طرق استخراج المشتق المفرد لتحليل القيمة المفردة (SVD) وطريقة FastICA القائمة على تحليل المكونات المستقلة. وباستخدام مخطط كهربية القلب الحقيقي، تمت مقارنة الطريقتين من حيث دقة اكتشاف الارتفاع وتشكل الإشارة والكفاءة الحسابية. لقد وجدنا أن طريقة SVD يمكن أن تكون أكثر فعالية من طريقة FastICA في استخراج fECG بشكل نظيف وكامل.

الكلمات المفتاحية: فصل المصدر الأعمى (SAS); إشارة مخطط كهربية القلب (ECG); مخطط كهربية القلب للجنين (fECG); مخطط كهربية القلب للأمهات (mECG); طريقة SVD، طريقة A، طريقة FastIC

Table des Matières

Table des Figures.....	ix
Liste des Tableaux.....	x
Liste des Acronymes et Abréviations	xi
Introduction générale.....	1
A. Préambule :.....	2
B. Etat de l'art	2
C. Organisation du manuscrit :.....	3
Chapitre I: Fondements Théoriques sur le Signal ECG.....	4
I.1 Introduction.....	5
I.2 Signal Electrocardiogramme ECG.....	6
I.2.1 Principe de base de l'ECG.....	7
I.2.3 Ondes de l'ECG.....	10
I.2.4 Intervalles temporels de l'ECG	12
I.4 Rythme cardiaque normal	13
I.5 ECG maternel.....	14
I.6 ECG fœtal (fECG)	15
1.6.1 Définition du fECG.....	15
1.6.2 Anatomie et physiologies du cœur fœtal	15
I.7 Pourquoi on fait le fECG ?.....	17
I.8 Extraction du signal fECG	17
I.9 Forme particulière du fECG et la difficulté de son extraction.....	19
I.9.1 Forme particulière du fECG	19
I.9.2. Difficulté d'extraction du fECG	19
I. 10 Conclusion	20
Chapitre II: Méthodes de Séparation Aveugle de Sources.....	21
II.1 Introduction	22
II.2 Historique de la Séparation Aveugle de Sources.....	22
II.3 Principe général de la séparation de sources	26
II.4 Domaine d'application de la séparation de sources.....	26
II.5 Problème de la séparation de sources	28
II.6 Types de mélanges.....	28
II.6.1 Mélanges linéaires.....	28
II.7 Formulation mathématique du problème.....	30
II.8 Sources.....	31

II.8.1 Sources stationnaires	31
II.8.2 Source non stationnaire	32
II.8.3. Source parcimonieuse	32
II.8.4 Sources indépendantes et identiquement distribuées	32
II.9 Différentes techniques de séparation des sources.....	32
II.9.1 Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices	33
II.9.2 Analyse en composantes indépendantes	33
II.9.3 Méthode FastICA	35
II.9.4 Singular Value Decomposition	36
II.10 Critères de performances de la séparation de source.....	39
II.10.1 Précision de la détection des pics R	39
II.10.2 Morphologie du signal	40
II.11 Conclusion	41
Chapitre III: Résultats et Discussions	42
III.1 Introduction	43
III.2 Base de données utilisée.....	43
III.2.1 Description de la base de données NFEA DB	43
III.2.2 Accès à la base de données NFEA DB.....	44
III.2.3 Applications de la base de données NFEA DB	44
III.3 Prétraitement des données brutes	45
III.4 Analyse et discussion de résultats	45
III.4.1 Cas de l'enregistrement a24.....	46
III.4.2 Cas de l'enregistrement a25.....	48
III.5 Conclusion.....	50
Conclusion générale et perspectives	51

Table des Figures

Figure I.1 Extraction non invasive de l'ECG d'un fœtus.....	6
Figure I-I.2 Représentation graphique de l'activité électrique du cœur.....	7
Figure I.3 Système cardiovasculaire	8
Figure I.4 Anatomie du cœur	9
Figure I.5 Onde électriques d'un battement cardiaque	11
Figure I-I.6 Différents intervalles dans l'ECG.....	13
Figure I-I.7 Illustration des enregistrement ECG fœtal abdominaux. À droite, les électrodes sont positionnées sur l'abdomen de la mère. À gauche, deux exemples de signaux enregistrés sont représentés par des flèches indiquant l'ECG maternel et fœtal.	15
Figure I-I.8 Anatomie du cœur fœtal	16
Figure I-I.9 Extraction du signal fECG	18
Figure I.10 Représentation d'un ECG normal	18
Figure II.1 Méthodes avancées de séparation de sources applicable aux mélanges	27
Figure II.2 Principe de la séparation de sources.....	31
Figure II.3 Méthode SVD appliquée pour l'exraction du fECG	38
Figure III.1 ECG abdominal original de l'enregistrement a24	46
Figure III.2 ECG maternel de l'enregistrement a24 extrait par : (a) Méthode SVD (b) Méthode FastICA	47
Figure III.3 ECG de fœtus de l'enregistrement a24 extrait par : (a) Méthode SVD (b) Méthode FastICA	47
Figure III.4 ECG abdominal original de l'enregistrement a25	48
Figure III.5 ECG maternel de l'enregistrement a25 extrait par : (a) Méthode SVD (b) Méthode FastICA	49
Figure III.6 ECG de fœtus de l'enregistrement a25 extrait par : (a) Méthode SVD (b) Méthode FastICA	49

Liste des Tableaux

Tableau I.1 Mesures du fECG.....	19
Tableau III.1 Critères de performance pour le cas de l'enregistrement a24	48
Tableau III.2 Critères de performance pour le cas de l'enregistrement a25	50

Liste des Acronymes et Abréviations

ECG Electrocardiogramme

FECG ECG Fœtal

ECGm ECG maternel

EQM Erreur Quadratique Moyenne

ICA Analyse en Composantes Indépendantes (Independent Component Analysis)

JADE Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices

RCF Rythme Cardiaques Fœtal

SAS Séparation Aveugle de Sources

SNR Rapport Signal sur Bruit (Signal to Noise Ratio)

SVD Singular Value Decomposition

Introduction générale

A. Préambule :

Le cœur est l'un des organes essentiels du corps humain, car il favorise la circulation du sang dans tout le corps. Sans ces battements, l'individu est considéré comme décédé. En raison des avancées technologiques, l'électrocardiogramme (ECG) a vu le jour, qui représente l'activité électrique du cœur.

L'électrocardiogramme joue un rôle crucial, que ce soit dans la surveillance médicale ou dans le diagnostic de maladies. L'évaluation continue d'un fœtus est essentielle pour assurer une surveillance efficace et est généralement effectuée à l'aide de la technologie électronique. Cependant, le nombre de bébés nés avec des malformations cardiaques congénitales a remis en cause la validité des techniques de surveillance utilisées dans l'identification des fœtus à risque.

La réduction du nombre de bébés nés avec une maladie est l'une des principales aspirations des soins de santé, et la technologie peut apporter le meilleur à cet égard en développant des outils de surveillance fœtale pendant la grossesse, ce qui est crucial pour soutenir la prise de décision médicale. Dans cette situation, l'objectif principal de cette étude est d'analyser les éventuels usages de la séparation de sources pour extraire l'ECG du fœtus (fECG) à partir de mesures non invasives de l'ECG de la mère. En ce moment, il est possible de déterminer le rythme cardiaque du fœtus en utilisant des méthodes traditionnelles, mais une description plus précise du fECG permettrait aux médecins de détecter avec précision d'éventuelles malformations cardiaques prénatales.

Un grand nombre de recherches ont déjà traité le traitement de l'ECG non-invasif, enregistré à partir de la surface de l'abdomen de la maman. Le principal souci réside dans le fait que le signal électrique, obtenu à l'aide des électrodes de surface abdominale, ne comprend pas seulement les signaux fECG.

En général, l'ECG abdominal du nourrisson est très faible pour diverses raisons : l'enregistrement de l'ECG maternel à l'aide d'une électrode de surface abdominale présente une amplitude bien supérieure à celle du fECG.

B. Etat de l'art

L'électrocardiogramme fœtal (ECGF) fournit des informations importantes sur la santé cardiovasculaire du fœtus. La surveillance à long terme de l'fECG permet une identification précoce des problèmes cardiaques tels que l'asphyxie fœtale et peut réduire la mortalité et la

morbidity infantiles. Le faible rapport signal/bruit (SNR) de l'ECG fœtal par rapport à l'ECG maternel (mECG) et le bruit compliquent l'extraction de l'ECG fœtal à partir de l'ECG abdominal (aECG).

Plusieurs approches d'extraction du fECG basées sur des techniques de séparation des sources aveugle (Blind Source Separation, BSS) ou en semi-aveugle (SBSS) ont été proposées dans la littérature. On peut citer à titre d'exemple l'analyse en composantes indépendantes (Independent Component Analysis, ICA) [1, 2], l'analyse en composantes principales (Principale Component Analysis, PCA) ou la décomposition en valeurs singulières (Singular Values Decomposition, SVD) [3, 4, 5] ; la soustraction moyenne du mECG [6, 7] ; les différentes variantes de filtres adaptatifs [8, 9], et la décomposition en ondelettes [10]. La BSS est la technique la plus utilisée pour extraire le fECG, car il a été démontré que les méthodes BSS sont meilleures que les filtres adaptatifs [11], et les transformations non linéaires ont une charge de calcul plus importante et nécessitent que certains paramètres soient réglés de manière empirique. Dans ce travail, nous mettons en œuvre et comparons deux méthodes, à savoir la méthode FastICA et l'approche basée sur la SVD.

C. Organisation du manuscrit :

Notre mémoire est structurée de la manière suivante : Le premier chapitre présente les diverses définitions de l'électrocardiogramme (ECG) et les notions reliées. Dans le deuxième chapitre, nous présenterons trois techniques de séparations des signaux fECG, à savoir : méthode de décomposition en valeurs singulières (Singular Value Decomposition, SVD), méthode d'analyse en composantes indépendantes (Independent Component Analysis, ICA), méthode JADE et méthode FastICA. Le dernier chapitre est consacré complètement à la présentation des résultats de simulation. Enfin, notre mémoire se termine par une conclusion générale qui résume les résultats obtenus et les perspectives d'amélioration pour la méthode appliquée.

Chapitre I: Fondements Théoriques sur le Signal ECG

I.1 Introduction

Un électrocardiogramme (ECG) est une méthode graphique utilisée pour enregistrer avec précision l'activité électrique du cœur. Il fournit des informations exactes sur la santé cardiaque du cœur de l'être humain, notamment : la fréquence cardiaque, le rythme cardiaque, la morphologie des ondes ECG, ...etc.

En fait, le cœur génère un champ électrique à chaque battement. Un ECG utilise des électrodes placées sur la peau de la poitrine, des bras et des jambes pour capter ce champ électrique. Les électrodes transmettent les signaux à un appareil appelé électrocardiographe, qui enregistre les signaux et les imprime sur un tracé papier, appelé tracé ECG. Ce tracé est composé d'une série d'ondes, chacune représentant une partie spécifique du cycle cardiaque. Les principales ondes sont les suivantes : l'onde P, complexe QRS et l'onde T.

Les malformations cardiaques sont l'une des malformations congénitales les plus courantes et la principale cause de décès liés à des malformations congénitales. Ces malformations se développent lorsque le cœur se forme au début de la grossesse et peuvent affecter différentes parties du cœur ou sa fonction globale.

Le processus d'enregistrement d'un électrocardiogramme fœtal de l'abdomen de la femme enceinte sans aucun contact direct avec le fœtus est appelé méthode non invasive. Cette méthode utilise des techniques de séparation des sources (ECG maternel, ECG fœtal et bruit) pour extraire de manière non invasive le rythme cardiaque fœtal du signal ECG enregistré à l'aide d'électrodes placées sur l'abdomen de la mère (voir Figure 1).

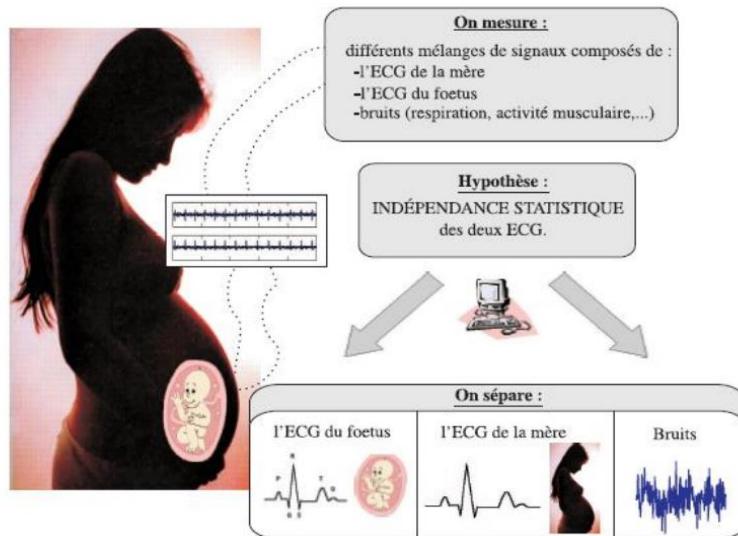


Figure I.1 Extraction non invasive de l'ECG d'un fétus

I.2 Signal Electrocardiogramme ECG

L'échocardiographie est la représentation graphique des forces électromotrices produites par les événements électriques de stimulation du cœur. C'est l'examen médical le plus courant, car il est non invasif, sans risque, peu coûteux et assez rapide. On a besoin de 10 minutes pour obtenir ce signal et le diagnostic du médecin, et il fournit de nombreuses informations sur l'état physiologique normal et pathologique du cœur [II.43]. Le signal électrocardiogramme a une bande dynamique de 1 à 10 mV et une plage de fréquences de 0,05 à 100 Hz. Il est considéré comme un signal non stationnaire avec une amplitude faible, allant généralement de 10 µV à 5 mV. La fréquence d'échantillonnage varie de 250 à 500 Hz. Le signal ECG est composé d'une succession d'ondes (ondes P, Q, R, S et T), et il existe un certain nombre d'intervalles et de segments qui fournissent des informations très utiles sur la vitesse de conduction de l'impulsion électrique dans les différentes parties du cœur. Toute modification morphologique ou temporelle dans ces paramètres indique des anomalies cardiaques [II.45].

I.2.1 Principe de base de l'ECG

L'ECG (électrocardiogramme) est un outil utilisé pour évaluer l'activité électrique du cœur. Il est basé sur la mesure des courants électriques générés par les muscles cardiaques lorsqu'ils se contractent. L'ECG est composé de 12 dérivations standard, chacune fournissant des informations sur une partie spécifique du cœur. Les principes de base de l'ECG incluent la mesure de la fréquence cardiaque, l'analyse de l'onde P, l'intervalle PR, le complexe QRS, l'onde T, l'intervalle QT et le segment ST. Ces éléments sont utilisés pour détecter des anomalies dans le rythme cardiaque, la conduction, la position du cœur et les problèmes de circulation dans les artères coronaires [I.2] [I.3].

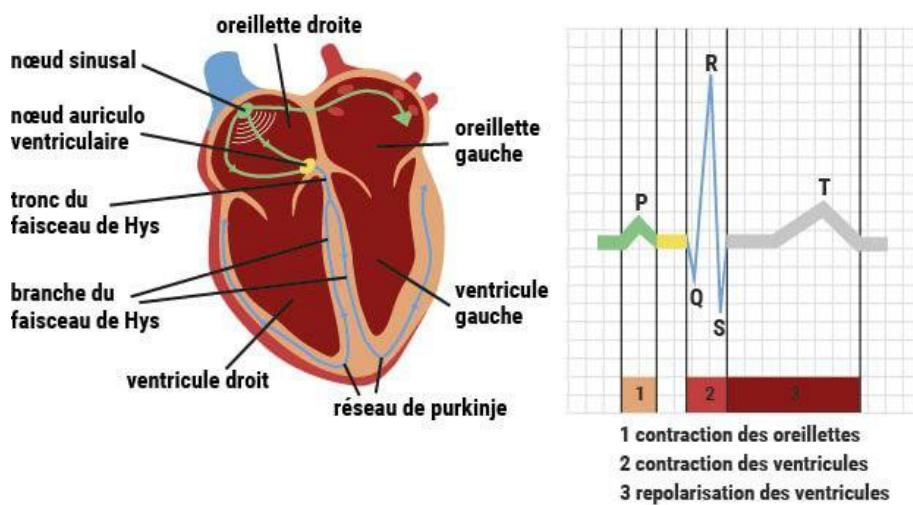


Figure I-I.2 Représentation graphique de l'activité électrique du cœur

I.2.2 Système cardiovasculaire

La fonction du système cardiovasculaire est de faciliter la circulation du sang dans tout le corps, fournissant ainsi de l'oxygène et des nutriments. Ce système est constitué du cœur, qui agit comme une double pompe, favorisant la circulation dans deux réseaux interconnectés : les artères et les veines. Le système artériel est chargé de transporter le sang oxygéné vers les

organes, tandis que le système veineux facilite le retour du sang désoxygéné vers le cœur. Par la suite, les artères pulmonaires transportent le sang vers les poumons où il subit une oxygénation dans la petite circulation. Le réseau veineux constitue le principal réservoir sanguin, contenant environ 70 % du volume total, soit 5 à 6 litres chez l'adulte.



Figure I.3 Système cardiovasculaire

I.2.2.1 Anatomie du cœur

Le cœur se compose de [I.1] côtés droit et gauche et de quatre valvules qui forcent le sang à circuler dans la bonne direction. Il y a des oreillettes (chambres supérieures) et des ventricules (chambres de pompage principales) sur les côtés gauches et droit. L'oreillette droite reçoit le sang pauvre en oxygène des organes vers le cœur par les veines. Il dirige le sang veineux vers le ventricule droit. Le ventricule droit transporte le sang dans les poumons, où il est oxygéné avant de passer par l'oreillette gauche jusqu'au ventricule gauche. Cette dernière est la plus épaisse et projette le sang dans les artères, où il se propage dans tout le corps. Nous pouvons également ressentir l'impulsion qui en résulte sur nos poignets.

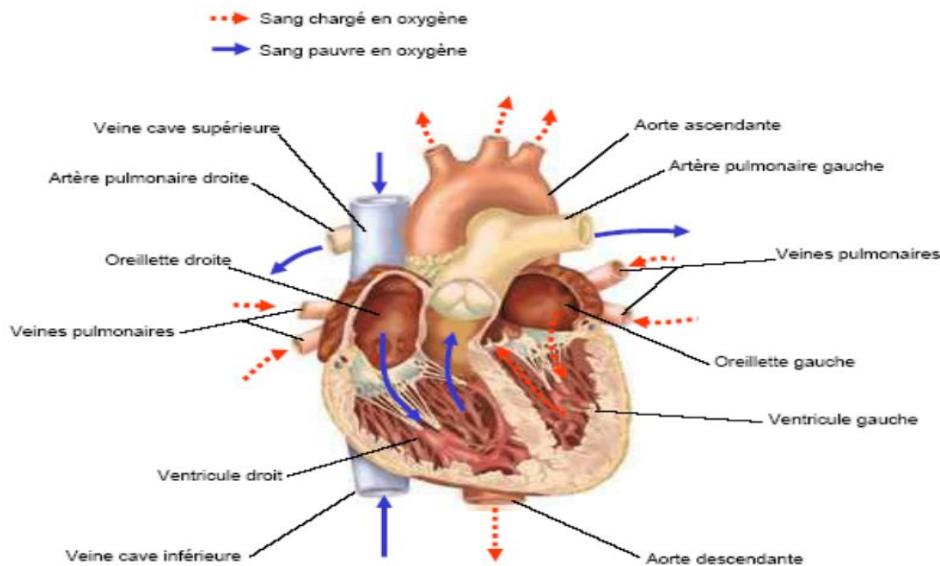


Figure I.4 Anatomie du cœur

I.2.2.2 Fonctionnement électrique du cœur

Pour que le cœur puisse pomper le sang efficacement, des milliers de cellules situées dans les oreillettes et les ventricules (myocytes) doivent se contracter simultanément [I.1]. Ceci est incroyable.

La coordination est déclenchée par des impulsions électriques. Le conducteur est le nœud sino-auriculaire, situé dans l'oreillette droite. De là, le courant électrique passe de cellule en cellule. Il est arrivé au nœud auriculo-ventriculaire, qui est le seul point de passage possible du courant entre les nœuds auriculo-ventriculaires. Oreillettes et ventricules. Là, l'impulsion électrique subit une brève pause, provoquant le repos. Puis elle lui a emprunté son paquet, composé de deux branches principales qui pénètrent chacune dans le ventricule. Les fibres qui composent le faisceau sont complétées par des fibres Purkinje, qui propagent les impulsions en raison de leur conduction rapide. Il y a de l'électricité en plusieurs points du ventricule, ce qui peut presque se dépolarisier. Une couverture instantanée de l'ensemble du muscle ventriculaire malgré sa grande taille assure l'efficacité optimale de la propulsion sanguine. Cette contraction constitue la systole ventriculaire, suivie de la diastole.

ventriculaire. (Relâchement musculaire) ; les fibres musculaires se repolarisent, revenant ainsi à leur état d'origine Etat initial. Le cycle cardiaque est alors terminé et le cœur est prêt pour un nouveau battement cardiaque Battre.

I.2.3 Ondes de l'ECG

Comme mentionné précédemment, il y a des cellules spécialisées appelées cellules régulatrices du rythme cardiaque dans le cœur. Elles produisent de l'électricité en transformant rapidement une charge positive en une charge négative ou inversement. Une onde initiale suffisante pour déclencher une réaction en chaîne d'ondes arrive à la surface du corps. Il est possible d'enregistrer les potentiels électriques générés par ces ondes si des électrodes ECG sont placées sur la peau. La ligne horizontale isoélectrique, également appelée ligne de base, reflète l'absence d'activité électrique dans tout le graphe de l'ECG. Elle est considérée comme une référence. Toute courbe qui se trouve en haut de cette ligne est une courbe positive, tandis que toute courbe qui se trouve sous cette ligne est une courbe négative. L'information enregistrée sur l'électrocardiogramme est présentée sous forme d'ondes et d'intervalles avec des durées et des amplitudes spécifiques qui se répètent de même ordre dans chaque battement cardiaque.

Les principales mesures de l'électrocardiogramme sont généralement indiquées par les lettres P, Q, R, S et enfin :

- **Onde P :** Elle représente le courant électrique qui se produit lorsque les oreillettes se contractent. Elle est fréquemment précédée des complexes ventriculaires (QRS). C'est une onde positive, arrondie et petite car les muscles oreillettes sont très petits par rapport aux muscles ventriculaires. Son temps est d'environ 120 ms et son amplitude est inférieure ou égale à 0.2 mV.

- **Onde Q** : Il indique une polarisation sur le site du réseau de His. La première déviation négative dans le complexe QRS est une onde négative sous la ligne isoélectrique. Cette onde a une faible amplitude et peut durer jusqu'à 0,2 secondes.
- **Onde R** : représente la dépolarisation qui est déplacée de l'intérieur des ventricules vers l'extérieur. C'est une onde positive avec une amplitude importante qui suit directement l'onde Q.
- **Onde S** : Elle représente l'onde de polarisation des ventricules restants. C'est une déflexion située au-dessous de la ligne de base de faible amplitude et est la deuxième composante négative du complexe QRS.
- **Onde T** : Elle marque le moment où la contraction ventriculaire et la dépolarisation du muscle cardiaque sont terminées. En raison de sa fin progressive, cette onde positive n'a pas de durée précise. Son amplitude est inférieure à 2 mV que celle du complexe QRS.

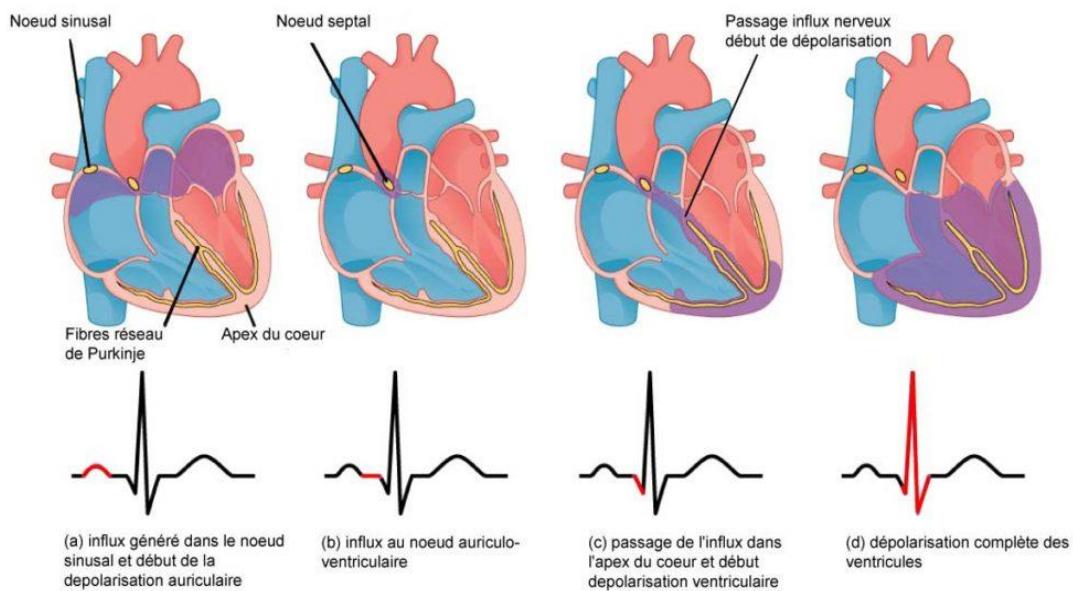


Figure I.5 Onde électriques d'un battement cardiaque

I.2.4 Intervalles temporels de l'ECG

Les différentes ondes (P, Q, R, S et T) représentent les paramètres de base d'un signal électrocardiographique. De plus, ces ondes sont liées à plusieurs intervalles et segments isoélectriques. Ils contiennent des informations très utiles qui permettent de surveiller la vitesse de propagation des accidents électriques dans le myocarde et l'état normal ou anormal. Par conséquent, les cinq intervalles de temps : PR, QRS, QT, ST et RR sont définis comme suit (Figure I.5) [I.47] :

- **Intervalle PR** : Il s'agit d'un segment isoélectrique court qui est mesuré entre le début de l'onde P et le début du complexe QRS. Il montre le temps nécessaire pour que l'influx se propage par les oreillettes, le noeud auriculo-ventriculaire, le faisceau de His, ses branches et le réseau de Purkinje jusqu'au début de l'activation ventriculaire. En fonction du rythme cardiaque, sa durée varie entre 0,012 et 0,021 secondes chez l'adulte d'âge moyen.
- **Complexe QRS** : Il est un symbole de la dépolarisation des ventricules. Il est composé de déflexions positives et négatives correspondant aux ondes Q, R et S. Il est crucial dans toute approche de diagnostic. Parce que le complexe QRS a l'ampleur la plus élevée dans l'ECG, son amplitude varie entre 5 et 20 mV. La dérivation permet de le reconnaître. Le complexe QRS dure généralement entre 0,06 et 0,10 secondes dans un cas sain. La rapidité de la dépolarisation ventriculaire est indiquée par cette courte durée.
- **Intervalle QT** : Il est l'écart entre le point de départ du complexe et la fin de l'onde T. Il représente la période de stimulation jusqu'à l'arrêt des contractions ventriculaires. Cette période se distingue par une durée variant de 0,3 à 0,44 secondes.
- **Segment ST** : La distance entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T est représentée par ce nombre. Il s'agit de la période pendant laquelle les cellules

ventriculaires sont complètement excitées. D'ordinaire, le segment ST est habituellement isoélectrique.

Intervalle RR : Il correspond au temps écoulé entre l'onde R du premier battement et l'onde R du battement suivant, c'est-à-dire entre deux ondes R successives. On utilise cet intervalle afin de déterminer la fréquence des battements cardiaques.

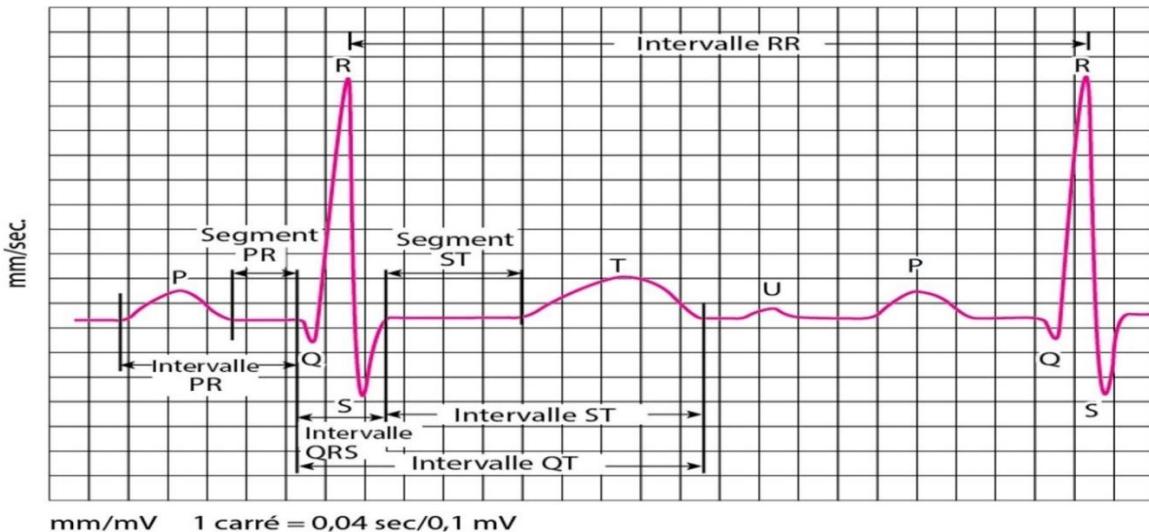


Figure I-I.6 Différents intervalles dans l'ECG

I.4 Rythme cardiaque normal

La fréquence cardiaque est un concept qualitatif qui indique la manière dont se produit la contraction ventriculaire. Elle évolue sous l'influence de la peur, de la colère, de l'effort physique du corps ou de l'esprit et de l'état physiologique de l'organisme.

Un rythme normalement tracé est sinusal, toutes les ondes P sont identiques, tous les QRS sont identiques et chaque onde P est suivie d'un QRS. La fréquence cardiaque et la respiration sont parfaitement synchronisées pour une circulation sanguine et une répartition optimale de l'oxygène dans le corps. Cela réduit la perte d'énergie lors de la réalisation d'activités physiques ou intellectuelles. [I.4] :

- **Rythme cardiaque régulier** : En l'absence de toute anomalie, si l'intervalle R-R est quasiment constant tout au long de l'enregistrement ECG et que des complexes QRS similaires sont présents, le rythme cardiaque est régulier.
- **Rythme cardiaque sinusal** : Le rythme est dit de sinusal parce que la genèse de l'activité électrique du cœur est le nœud sinusal. Il se caractérise par une onde P avant chaque complexe QRS.

I.5 ECG maternel

L'ECG abdominale (aECG) enregistrement est une méthode alternative très prometteuse pourrait être utilisée pour la surveillance du fœtus pendant la grossesse ou durant la période pré-natale avec plusieurs avantages importants. La technique est totalement non-invasive utilisant seulement des électrodes sur l'abdomen de la mère, les enregistrements sont de longue durée [I.5] ; simple à utiliser, cependant, aECG est en composite de signaux contenant à la fois l'ECG maternelle (mECG) et l'ECG fœtal (fECG) ainsi que des interférences, deux grandes approches existent actuellement dans l'analyse des signaux fECG enregistrés à partir de la femme enceinte :

- a) Ordonner extraction de FHR de l'aECG,
- b) Extraction du fECG de l'aECG L'extraction de FHR et fECG à partir d'enregistrement abdominaux reste encore une tache très complexe.

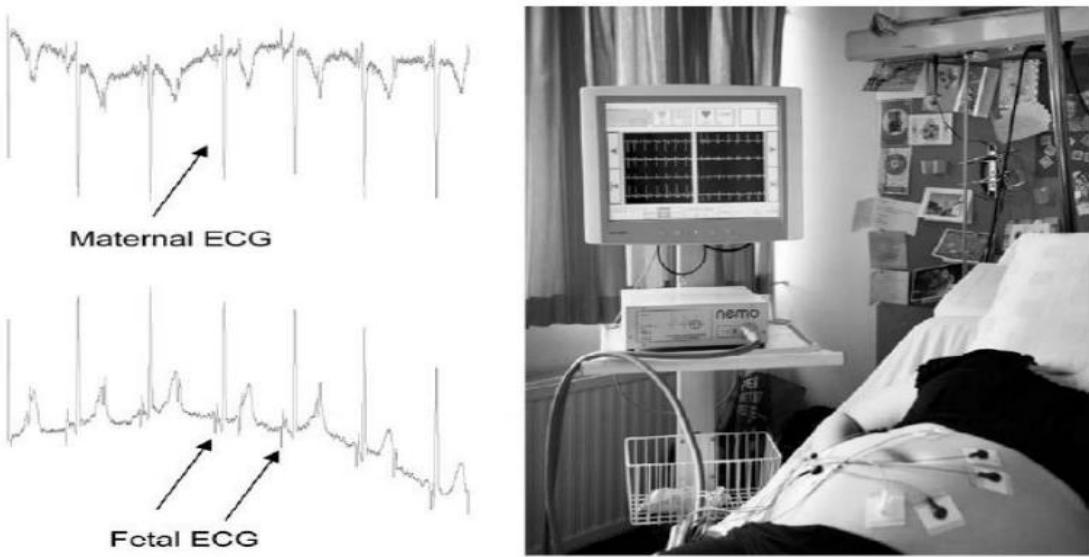


Figure I-I.7 Illustration des enregistrement ECG fœtal abdominaux. À droite, les électrodes sont positionnées sur l'abdomen de la mère. À gauche, deux exemples de signaux enregistrés sont représentés par des flèches indiquant l'ECG maternel et fœtal.

I.6 ECG fœtal (fECG)

1.6.1 Définition du fECG

L'ECG fœtal (Electrocardiogramme fœtal) est un outil utilisé pour évaluer la santé du fœtus en mesurant les signaux électriques produits par son cœur. Il est souvent utilisé en conjonction avec le CTG (Cardiotocographie) pour surveiller le bien-être du fœtus pendant la grossesse et l'accouchement. Les résultats de recherche montrent que l'ECG fœtal peut être utile pour détecter des anomalies cardiaques fœtales et pour fournir des traitements appropriés [I.7]. Cependant, il n'y a pas de preuve forte que l'analyse de l'ECG fœtal améliore significativement les résultats des autres méthodes de surveillance fœtale [I.6].

1.6.2 Anatomie et physiologies du cœur fœtal

La circulation cardiovasculaire fœtale diffère significativement de celle observée après la naissance. Voici quelques aspects clés concernant l'anatomie et la physiologie du cœur fœtal :

- **Circulation placentaire :** Les poumons du fœtus ne participent pas à l’oxygénation du sang ; celui-ci est réalisé par le placenta. L’hémoglobine fœtal désoxygénée se lie à l’oxygène disponible dans le sang maternel dans les villosités choriales [I.8].
- **Structures spécifiques à la circulation fœtale :** La circulation fœtale inclut quatre structures qui ne sont pas présentes dans la circulation postnatale : Vaisseaux ombilicaux liés au placenta, Ductus Venouse, Foramen ovale et Canal artériel [I.8] [I.9].
- **Dominance cardiaque droite :** Le cœur droit fournit la majeure partie de la perfusion systémique, alors que le cœur gauche irrigue principalement les membres supérieurs et la tête. Ce schéma est inverse de celui observé après la naissance. [I.8].
- **Transition vers la circulation postnatale :** Après la naissance, plusieurs modifications ont lieu pour adapter la circulation fœtale à la circulation pulmonaire : Passage de la circulation placentaire à la circulation pulmonaire, Passage de la dominance ventriculaire droite à la dominance ventriculaire gauche, et Oblitération des structures propres au fœtus [I.8].

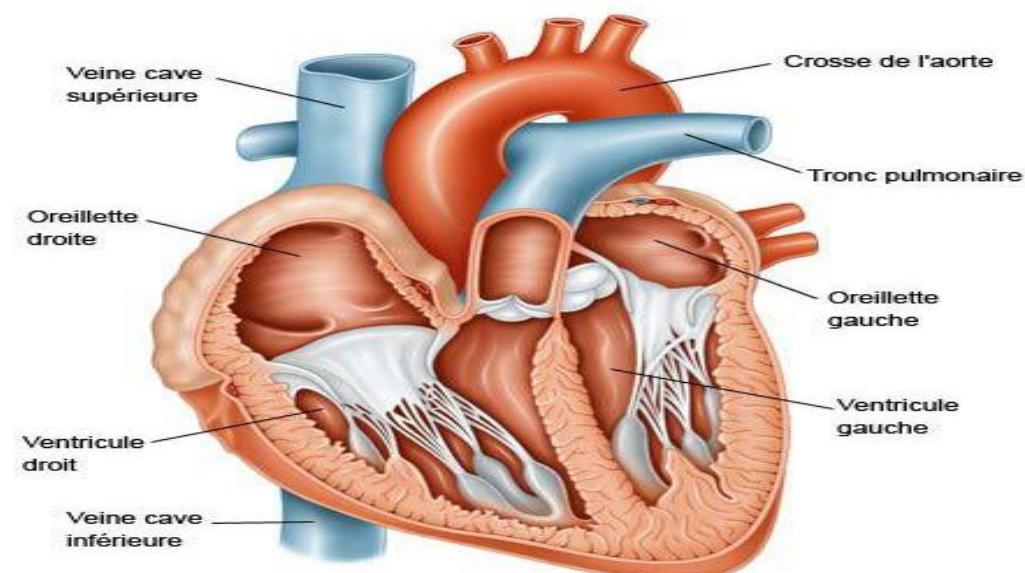


Figure I-I.8 Anatomie du cœur fœtal

I.7 Pourquoi on fait le fECG ?

L'ECG fœtal, ou électrocardiogramme fœtal, est réalisé pour évaluer la santé cardiaque du fœtus en mesurant les signaux électriques émis par son cœur. Cet examen est crucial pour surveiller le bien-être du fœtus, détecter précocement d'éventuelles anomalies cardiaques et permettre la mise en place des traitements appropriés [I.12]. Les avancées technologiques récentes visent à rendre la mesure de l'ECG fœtal plus accessible en utilisant des méthodes non invasives. Cependant, cette mesure reste un défi en raison du faible rapport signal sur bruit des signaux captés sur l'abdomen maternel [I.11].

Pour extraire le signal ECG fœtal à partir de l'ECG maternel, des approches innovantes sont développées, telles que l'utilisation de la modélisation des processus Gaussiens combinée avec le signal Phono cardiogramme (PCG) pour améliorer l'extraction des signaux dans une base multimodale [I.10]. Cette méthode permet non seulement de détecter les battements cardiaques fœtaux de manière efficace mais aussi de fournir des informations sur la morphologie de l'ECG fœtal [I.11].

1.8 Extraction du signal fECG

L'ECG fœtal est extrait du canal ECG abdominal maternel. Cette méthode est utilisée pour modéliser les signaux d'électrocardiogramme maternel et fœtal. On suppose que le canal d'électrocardiogramme abdominal brute $x(t)$ est un mélange d'ECG maternel $s_m(t)$, d'ECG fœtal $s_f(t)$ et d'autres bruits (tels que l'EMG maternel et/ou le bruit fœtal de l'environnement) $n(t)$. Dans ce cas, le signal brut est donné donc par:

$$X(t) = s_m(t) + s_f(t) + n(t) \quad (\text{I.1})$$

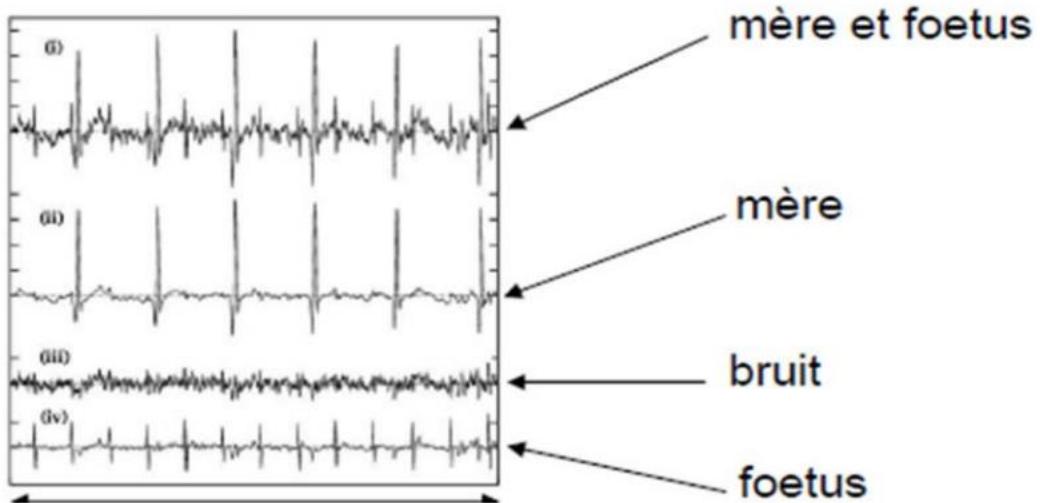


Figure I-1.9 Extraction du signal fECG

La puissance de bruit $n(t)$ est considérée comme suffisamment élevée pour masquer visuellement les pics R de l'électrocardiogramme fœtal.

La figure I.10 représente un électrocardiogramme normal avec chaque P, Q, R, S et T a fait signe. L'onde P marque la dépolarisation. Le complexe QRS marque la dépolarisation et la contraction ventriculaire. L'onde T indique la fin de la repolarisation ventriculaire.

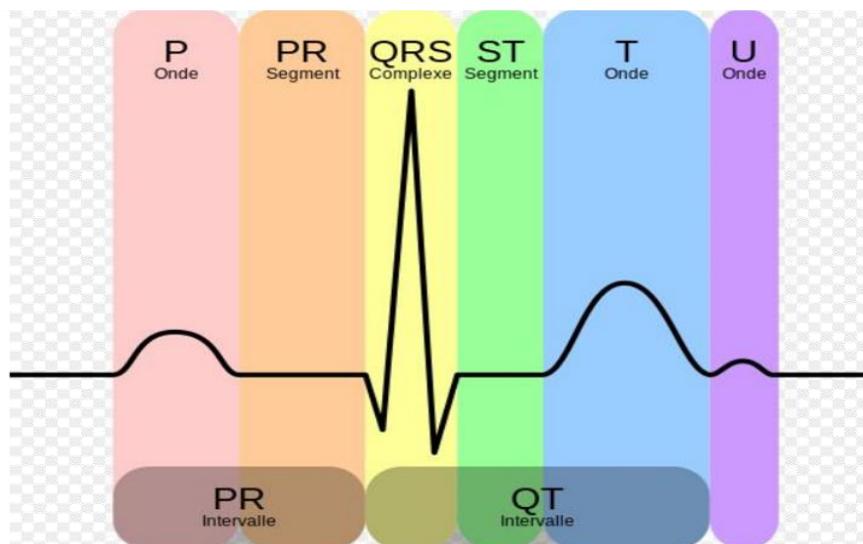


Figure I.10 Représentation d'un ECG normal

I.9 Forme particulière du fECG et la difficulté de son extraction

I.9.1 Forme particulière du fECG

Les mesures du fECG sont obtenues à partir d'électrodes de **scalp** à une période de 36 à 42 semaines [I.107].

Tableau I.1 Mesures du fECG

Ondes	Longueur	Segment	Longueur
P	6.5µs	P-R	10.4µs
QRS	6.6µs	S-T	5.7µs
T	13.5µs	P-T	36.5µs

La fréquence cardiaque normale d'un foetus à terme se situe entre 110 et 150 battements par minute.

I.9.2. Difficulté d'extraction du fECG

S'il est plus facile d'enregistrer un électrocardiogramme sur un adulte, relever celui d'un foetus reste beaucoup plus difficile. Effectivement, le rythme cardiaque du fœtus ne permet pas de détecter d'éventuelles affections [I.75] : la structure de l'onde le cœur renferme d'importantes données.

Ces signaux peuvent servir en gynécologie obstétrique à identifier la présence de jumeaux ou à surveiller l'activité du cœur du fœtus, notamment lors de l'accouchement. On utilise principalement deux méthodes [I.75]. La première, très efficace, est la mesure directe de l'ECG du fœtus par électrode placée sur son crâne, méthode qui ne peut donc être utilisée que pendant l'accouchement. 2. Les médecins espèrent un diagnostic plus précoce pendant la grossesse, en utilisant ainsi des méthodes non invasives.

La deuxième approche consiste à extraire l'ECG du fœtus sur des signaux enregistrés à partir de plusieurs électrodes positionnées dans différents endroits du thorax et de l'abdomen

de la mère. Les données obtenues sont des combinaisons de l'ECG du fœtus (FECG) et de celui de la mère (ECGM). En outre, il est important de prendre en compte d'autres sources en raison de la faible intensité des signaux FECG : parmi les perturbations principales, on peut citer les électromyogrammes (notés EMG) de la mère, le bruit thermique des électrodes et d'autres équipements électroniques, et ainsi de suite.

I. 10 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté tout d'abord les fondements théoriques des signaux électrocardiogrammes (ECG) d'une manière générale. Par la suite, les différents types de signaux ECG ont été également discuté. Nous avons ensuite mis l'accent sur l'étude théorique de l'électrocardiogramme foetal (fECG), à cause de son importance dans le suivi de l'état de santé de fétus durant la phase de grossesse. A la fin de ce chapitre, nous avons discuté la difficulté de l'extraction du fECG dans les scenarios pratiques.

Chapitre II: Méthodes de Séparation Aveugle de Sources

II.1 Introduction

La séparation de sources est un domaine du traitement du signal visant à extraire des signaux sources individuels à partir de mélanges complexes de signaux enregistrés par plusieurs capteurs. Cela inclut le défi de démêler les signaux sources même lorsque la manière dont ils sont mélangés est inconnue. Les méthodes exploitant des statistiques d'ordre deux, telles que l'ACI, FastICA et JADE, sont largement utilisées pour résoudre ce problème en estimant la matrice de mélange inverse ou une approximation de celle-ci. Ces méthodes sont cruciales dans de nombreux domaines, de la reconnaissance audio à la vision par ordinateur, offrant des outils puissants pour analyser et comprendre des données complexes.

D'autres méthodes telles que les méthodes JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices) [II.2] et FastICA [II.3] (Fast Independent Component Analysis) exploitent à la fois les statistiques du second ordre et les statistiques d'ordre quatre. Très récemment, de nouvelles méthodes SAS exploitant les statistiques d'ordre quatre uniquement, telles que la méthode ICA [II.4] ont été exploitées. Dans ce qui suit nous présentons deux méthodes SAS que nous utilisons pour la séparation de signaux audio, les méthodes Infomax et Robust ICA que nous décrirons en détails dans ce qui suit.

II.2 Historique de la Séparation Aveugle de Sources

Alors que la technologie de traitement des signaux numériques se développe rapidement, de nombreux algorithmes SAS efficaces sont constamment proposés. Aujourd'hui, le problème de la SAS est devenu le thème le plus populaire dans le domaine du traitement des données. Le nombre de communications consacrées à la SAS a augmenté depuis le milieu des années 1990.

En janvier 1999, a eu lieu à Aussois, en France, la première conférence internationale sur l'ACI (Analyse en Composantes Indépendantes, en anglais ICA pour Independent Component Analysis), une méthode d'analyse des données provenant des statistiques, des réseaux de

neurones et du traitement du signal. En juin 2000, un deuxième atelier a eu lieu à Helsinki, en Finlande, avec plus de 100 chercheurs travaillant sur l'ACI et la SAS. Les différentes conférences ont tous joué un rôle dans la conversion de la SAS en un domaine de recherche développé.

Le modèle de réseau neuronal de rétroaction proposé par Herault et Jutten dans [II.1] permet de séparer deux signaux provenant de sources indépendantes mélangées. En réalité, il est extrêmement complexe de résoudre les problèmes de la SAS car nous ne disposons pas d'informations sur les signaux sources. Les deux hypothèses formulées dans l'algorithme proposé dans [II.1] sont les suivantes : les signaux sources sont considérés comme statistiquement indépendants et la distribution statistique du signal source est connue. Si la distribution des signaux source est gaussienne, il est évident qu'il n'existe pas de solution universelle au problème de la SAS, car toute distribution est différente.

La gaussienne avec un mélange linéaire reste gaussienne. Selon le modèle de réseau Herault et Jutten [II.2], les signaux source sont des signaux sous-gaussiens, ce qui implique que le kurtosis de chaque signal doit être inférieur à zéro (le kurtosis d'un signal gaussien est nul). Étant donné que l'algorithme proposé par Herault et Jutten n'a pas résolu les conditions de solvabilité du problème de la SAS, Linsker [II.3] a suggéré le critère du maximum d'information mutuelle qui est le plus adapté à la création d'un modèle auto-organisateur.

Dans le paragraphe [II.4], Giannakis et Swami présentent le concept de cumulant d'ordre trois qui repose sur une étude approfondie afin de résoudre le problème d'identification de la SAS. En 1989, l'analyse spectrale d'ordre supérieur a été la première conférence internationale. Dans [II.5], Cardoso et Comon ont exposé lors de cette conférence sur l'ACI. Généralement,

Ces travaux ont établi un cadre clair pour l'ACI. En cas d'indépendance statistique des signaux originaux, il est possible d'obtenir des signaux sources qui sont mutuellement indépendants. Depuis lors, la théorie de l'ACI a connu une évolution progressive.

Lors de leur article [II.6], Herault et Jutten ont abordé le problème de la SAS dans le traitement du signal en proposant un algorithme de réseau de neurones artificiel pour la SAS. Cette recherche a ouvert la voie à un nouveau champ de recherche. La méthode d'apprentissage qu'ils utilisaient était heuristique (approximative mais rapide) et ne soulignait pas clairement l'importance d'utiliser les statistiques d'ordre supérieur des signaux examinés. Depuis ces études préliminaires, le problème de la SAS est devenu un enjeu majeur dans le domaine du traitement du signal au cours des vingt dernières années. Des études plus poussées ont permis d'améliorer à la fois la théorie et son application concrète.

Dans [II.7], Comon a suggéré une approche populaire de l'ACI qui repose sur une information minimale entre les parties. L'approche par entropie maximale a été suggérée par Bell et Lejcowski [II.8], qui repose sur le principe Infomax. Les Amari et al. [II.9] ont créé l'algorithme Infomax en utilisant le gradient nature et ses liens fondamentaux, avec une estimation de vraisemblance maximale [II.10]. Les chercheurs Hyvärinen et Oja ont introduit l'algorithme FastICA quelques années plus tard [II.11], [II.12], [II.13], ce qui a permis d'appliquer l'ACI aux problèmes à grande échelle en raison de son efficacité computationnelle. Les méthodes ACI classiques, telles que l'algorithme rapide FastICA, l'algorithme Infomax et l'algorithme d'extension maximisation de l'information [II.14], ont été plus exhaustives jusqu'à présent.

Il est non linéaire [II.18] [II.19]. On peut classer les algorithmes SAS en deux catégories : les algorithmes adaptatifs et ceux basés sur des clusters ou des lots. Par ailleurs, en ce qui concerne les hypothèses, on peut classer les algorithmes SAS en trois catégories : ceux qui reposent sur l'indépendance statistique, ceux qui reposent sur les caractéristiques de parcimonie et ceux qui reposent sur les contraintes non négatives du signal source.

En ce qui concerne la fonction de coût, les algorithmes SAS peuvent être classés en méthodes autonomes basées sur des statistiques de deuxième ordre, en méthodes basées sur des

statistiques d'ordre supérieur, en méthodes basées sur des réseaux neuronaux et en méthodes basées sur des fonctions non linéaires. Les algorithmes SAS actuels sont principalement employés pour résoudre des problèmes de mélange instantané linéaire et ont démontré des performances satisfaisantes.

À titre d'exemple, on a utilisé l'algorithme ACI dans le domaine du traitement de signal, tels que le traitement des signaux biomédicaux (comme les signaux de l'électroencéphalographie (EEG) et les signaux de la magnétoencéphalographie (MEG)) et les systèmes de reconnaissance vocale. De plus, au cours des dernières années, on a développé des méthodes non linéaires afin de résoudre le problème de la SAS [II.20]. Plusieurs algorithmes ont été suggérés par Jutten et Babaie-Zadeh afin de résoudre le problème de la SAS, y compris le modèle post-non linéaire (PNL) [II.21]. Dans le domaine du traitement des signaux de réseau de capteurs, des communications micro-ondes, des communications par satellite et de nombreux systèmes biologiques, ces algorithmes ont acquis une importance fonctionnelle [II.22].

L'intégration de l'apprentissage de réseau bayésien dans la SAS non linéaire a permis d'obtenir des résultats améliorés. Ces dernières années, la méthode bayésienne non linéaire de séparation aveugle est devenue un sujet de recherche majeur. La méthode SAS localement linéaire et l'algorithme SAS non linéaire dans le domaine nucléaire développés par Taleb, Jutten et Olympieff [II.23] ont également suscité une grande attention.

Toutefois, en raison de la complexité intrinsèque des problèmes non linéaires, il n'existe pas d'algorithme bien connu qui puisse être adapté à toutes sortes de problèmes pratiques. Ainsi, différents modèles ont été utilisés pour proposer une série de méthodes de la SAS non linéaires [II.24], [II.25]. En raison de leur flexibilité non linéaire, la SAS a été très intéressée par les réseaux neuronaux tels que les réseaux à fonction radiale de base (RBF), les réseaux de

perceptrons multicouches (MLP : Multi Layer Perceptron) [II.26], les réseaux neuronaux polynomiaux (PNN) et les algorithmes génétiques (GA) [II.27].

Ainsi, il est possible d'utiliser les réseaux neuronaux pour résoudre des problèmes non linéaires. La méthode de décomposition par réseau RBF présente la vitesse de convergence la plus rapide dans des conditions non linéaires, mais elle présente une faible précision lors de la récupération du signal.

II.3 Principe général de la séparation de sources

La séparation de sources consiste à extraire des signaux individuels à partir de signaux mélangés, en supposant généralement que ces sources sont statistiquement indépendantes. L'analyse en composantes indépendantes (ICA) est une méthode qui permet de démêler les signaux en utilisant leur indépendance statistique plutôt que leur corrélation. Dans la réalité, la séparation des sources nécessite fréquemment des mélanges linéaires ou non linéaires, et la clé réside dans la capacité à retrouver les signaux originaux des sources malgré le mélange. Les techniques de séparation de sources reposent sur des hypothèses comme l'indépendance des sources, la parcimonie des signaux ou d'autres critères spécifiques afin de décomposer les signaux mélangés en leurs composantes d'origine.

II.4 Domaine d'application de la séparation de sources

La recherche sur la séparation des sources est très active en raison de son intérêt théorique et de ses multiples applications concrètes. Au quotidien, il existe de nombreuses applications de séparation de sources qui correspondent à divers types de signaux.

On l'utilise dans le domaine médical pour extraire l'Electromyogramme (EMG), l'Electroencéphalogramme (EEG) ou l'Electrocardiogramme (ECG) [II.30]. À titre d'exemple, il est possible d'extraire de manière non invasive les battements cardiaques du nourrisson à partir de signaux ECG enregistrés à l'aide d'électrodes placées sur le ventre de la mère en séparant les sources. Actuellement, les recherches visent à obtenir la forme complète de l'ECG

du fœtus (le complexe PQRST) plutôt que simplement les pics R comme c'est le cas actuellement [II.32].

Il existe également des applications en téléphonie mobile [II.34] qui permettent à notre interlocuteur de s'exprimer dans un environnement bruyant (musique, voitures qui circulent dans la rue, etc.). Parfois, le signal enregistré est grandement "détérioré".

Il est donc nécessaire de distinguer la source utile (parole) de la source perturbante (bruit de fond) afin de pouvoir ensuite réduire ces bruits de fond.

Le problème de séparation des sources est également présent dans le domaine de la sismologie [78], car le signal émis par une vibration ou une explosion est inconnu et observé à travers un mélange reflétant différentes sources. La division de Les sources doit offrir aux sismologues la possibilité d'obtenir des informations sur la source et de la modéliser en utilisant des enregistrements et des informations sur la fonction de transfert du sous-sol.

La liste des applications n'est pas complète. Il existe de nombreux autres domaines, tels que l'astrophysique, pour superviser le trafic aérien [II.33].

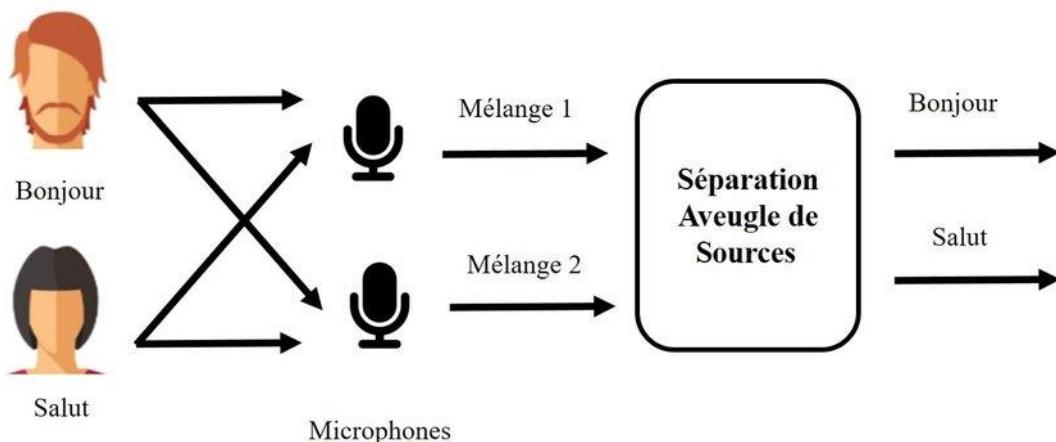


Figure II.1 Méthodes avancées de séparation de sources applicable aux mélanges

II.5 Problème de la séparation de sources

La difficulté de la SAS varie en fonction des caractéristiques des sources et, surtout, du mélange. Trois critères doivent être pris en compte [II.31] :

- **Rapport entre le nombre d'observations M et le nombre de sources N** : de manière intuitive, il est facile de comprendre que le cas surdéterminé (avec plus d'observations que de sources ($M \geq N$) est plus facile à comprendre et donc à résoudre que le cas sous-déterminé ($M < N$). Il est impossible de résoudre ce dernier cas sans une information préalable importante sur les sources.
- **Nature de mélanges** : le mélange le plus facile est le mélange instantané linéaire : à chaque instant, les observations sont des combinaisons linéaires des sources respectives. Dans les scénarios réalistes, les mélanges sont fréquemment convolutifs (non linéaires), c.-à-d., à chaque instant, les observations sont également influencées par des sources précédemment présentes.
- **Nature de sources** : la majorité des techniques de la SAS sont basées sur l'idée que les sources sont mutuellement indépendantes, au moins à l'ordre de deux. Un autre aspect de la nature des sources est leur caractère stationnaire. La résolution des sources stationnaires est plus facile que celle des sources non stationnaires.

II.6 Types de mélanges

II.6.1 Mélanges linéaires

II.6.1.1 Mélange instantané

Il s'agit d'un mélange instantané, sans mémoire [12]. La propagation du signal dans un canal de fonction de transfert constante A sur sa bande passante est définie par ce type de mélange, et la fonction de transfert est indéterminée de cette bande. Dans ce cas, le mélange est donné par

$$X(t) = \mathbf{A}S(t) + b(t) = \sum_{j=1}^N a_j S_j(t) + b(t) \quad (\text{II.1})$$

où \mathbf{A} est la matrice de mélange, $S_j(t)$ sont les sources inconnus statistiquement indépendant et b est le bruit aditif.

II.6.1.2 Mélange convolutif

Lorsque la transmission dans le canal implique des phénomènes de propagation, qui peuvent être représentés par des filtres linéaires, les mélanges sont écrits comme suit :

$$X(t) = \mathbf{A}(t) * S(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij}(t) * s_j(t), \quad i = 1, \dots, M \quad \text{et} \quad j = 1, \dots, N \quad (\text{II.2})$$

où $a_{ij}(t)$ est la réponse impulsionnelle de la $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur, et $*$ symbolise le produit de convolution.

II.6.2 Mélanges non linéaires

Ce genre de mélange est extrêmement répandu, ce qui entraîne une relation de mélange de la forme suivante :

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} S_j(t) \quad (\text{II.3})$$

$$e_i(t) = f_i(x(t)) \quad (\text{II.3})$$

où f_i est la fonction non linéaire inversibles inconnues, a_{ij} sont les coefficients réels d'une matrice de mélange instantané \mathbf{A} et $e_i(t)$ est le mélange post non linéaire.

II.6.2.1 Mélange sous déterminer

Le nombre de mélanges est inférieur à celui des sources, ce qui signifie qu'il n'y a pas de séparation préalable supplémentaire.

II.6.2.2 Mélange sur déterminer

Le nombre de mélanges est supérieur à celui des sources, il est possible de procéder à un prétraitement par PCA avant de projeter dans l'espace du signal avant de procéder à la séparation.

II.7 Formulation mathématique du problème

La recherche des sources estimées est le défi de la séparation des sources [II.36].

$$Y(t) = [y_1(t), \dots, y_N(t)]^T \quad \text{II.4}$$

où $Y(t)$ est un vecteur colonne de dimension $N \times 1$ qui regroupe les signaux sources estimées.

Dans le cas où nous avons au moins autant de capteurs que de sources ($M \geq N$) et que nous sommes au courant de la structure du mélange, le problème est similaire à l'identification de la matrice de séparation \mathbf{B} . Nous ne disposons que de l'indépendance statistique des sources $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$.

En conséquence, on va estimer la matrice séparante \mathbf{B} de manière à rendre les composantes du vecteur $Y(t)$ indépendantes, comme suit :

$$\mathbf{B} = \mathbf{PDA}^T \quad \text{II.5}$$

où \mathbf{P} est une matrice de permutation, et \mathbf{D} est une matrice diagonale inversible.

Notre estimation des sources est donnée alors par :

$$Y = \mathbf{BX} \quad \text{II.6}$$

$$Y = PDS|\mathbf{B}b \quad \text{II.7}$$

avec $\mathbf{B}(t)$ est un bruit additif.

La structure de la matrice \mathbf{B} varie en fonction du type de modèle [II.36] : pour un mélange linéaire instantané, elle est une matrice avec des coefficients réels, tandis que pour un mélange linéaire convolutif, les coefficients sont des filtres. La séparation des mélanges non linéaires se fait en deux parties :

Une première séparation inverse la non-linéarité, tandis que la seconde séparation se ramène au cas linéaire.

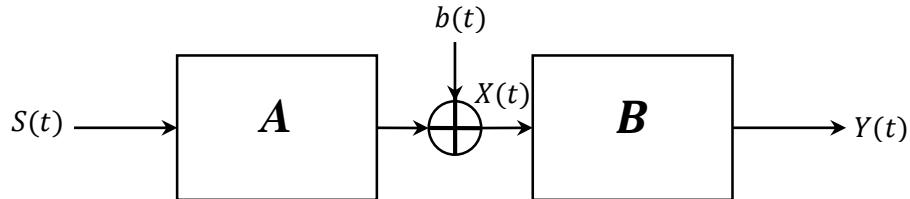


Figure II.2 Principe de la séparation de sources

II.8 Sources

Une source (ou un signal source) désigne les signaux individuels distincts qui se combinent pour former un mélange observé lors de la transmission ou de la mesure d'informations. Ces sources conservent leurs caractéristiques intrinsèques, telles que la nature du signal, les propriétés temporelles et spectrales, même après leur combinaison. Il existe de nombreux types de sources telles que :

- Sources stationnaires blanches ;
- Sources stationnaires colorées ;
- Sources non stationnaires colorées ;
- Sources indépendantes et identiquement distribuées (IID).

II.8.1 Sources stationnaires

Une source $S(t)$ est dit stationnaire si ses propriétés statistiques ne changent pas au cours du temps. Cela signifie que sa moyenne, sa variance et sa fonction d'autocorrélation restent constantes quel que soit le moment temporel auquel on les observe. On peut distinguer deux types de sources stationnaires : sources stationnaires blanches et sources stationnaires colorées.

II.8.2 Source non stationnaire

Si les paramètres statistiques d'un signal $S(t)$ sont influencés par l'origine de la mesure et la durée dans laquelle elle est effectuée (durée limitée ou transitoire), il est considéré comme non stationnaire [II.38].

II.8.3. Source parcimonieuse

On qualifie un signal $S(k)$ $k = 1, \dots, k$, de parcimonieux [II.4O], si pour la plupart des valeurs de k , nous avons :

$$S(k) = 0 \text{ (nulle).} \quad \text{II.7}$$

Dans la réalité, il n'est pas indispensable d'être aussi restreint : nous considérons comme parcimonieux un signal dont la plupart des points ne peuvent pas être distingués du bruit additif ou dont l'ampleur est très faible.

II.8.4 Sources indépendantes et identiquement distribuées

Dans ce cas, les sources sont des séquences qui sont distribuées de manière identique et indépendamment [II.41] :

$$p(s_j) = \prod_{t=0}^{\tau-1} p(s_j(t)), \quad \forall j \in [1, n] \quad \text{II.7}$$

et

$$p(S_j(t)) = p(S_j(t')), \quad \forall (t, t') \quad \text{II.8}$$

II.9 Différentes techniques de séparation des sources

Dans ce paragraphe, on va présenter les différentes méthodes souvent utilisées dans la séparation de sources aveugle, à savoir : Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices (JADE), Independent Component Analysis (ICA) et FastICA. Dans ce mémoire, on va utiliser

une méthode de séparation de source basée sur la décomposition en valeurs singulières (Singular Value Decomposition, SVD).

II.9.1 Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices

L'algorithme JADE est un algorithme d'analyse en composantes indépendantes (ICA) créé par Jean-François Cardoso. Il est appelé Joint Approximante Diagonalisation of Eigen matrices. On l'emploie pour supprimer de manière aveugle des sources, afin d'obtenir des sources indépendantes non gaussiennes à partir de mélanges de signaux avec du bruit gaussien [II.42]. JADE détermine la rotation de $P w$, assurant ainsi l'indépendance de ses vecteurs colonnes.

La séparation des sources est réalisée en utilisant l'algorithme qui consiste à diagonaliser conjointement les matrices propres et à effectuer différentes étapes telles que le blanchiment, les calculs de cumulant et la décomposition des cumulant [II.43].

JADE a été mis en place dans divers langages de programmation tels que Python et R, offrant aux utilisateurs des outils permettant de réaliser une séparation aveugle des sources de manière efficace. Par exemple, la mise en œuvre Python de JADE, appelée jade, permet de séparer de manière aveugle les sources de signaux réels en utilisant Jumpy [II.44]. De la même manière, la version R de JADE offre des fonctions comme JADE(X) pour extraire des composants d'une matrice de données numériques ou d'une trame de données, avec des options pour définir le nombre de composants à extraire et la tolérance de convergence [II.45].

Globalement, l'algorithme JADE représente un outil de traitement du signal puissant qui permet de séparer les signaux mixés en leurs sources distinctes, ce qui en fait une technique valorisée dans différents domaines tels que le traitement d'images, le traitement du signal audio, etc.

II.9.2 Analyse en composantes indépendantes

Définition 1 :

La technique mathématique de l’analyse en composantes indépendantes (ICA) permet de repérer des signaux dissimulés dans le mélange de signaux observés. Elle est principalement employée pour séparer les signaux mélangés dans les applications multi-capteurs/sources [II.47]. L’ICA est aussi une méthode très répandue pour distinguer le signal fECG de l’aECG. Elle utilise l’indépendance statistique des composantes prédites et cherche à trouver des composants indépendants en maximisant cette indépendance. On peut définir l’indépendance pour l’ICA de deux façons : en réduisant l’information mutuelle et en maximisant la non-gaussianité [II.47].

Dans l’équation 1, le modèle mathématique de l’ICA est représenté par x , un mélange linéaire de deux ou plus signaux de source indépendants, s représentant les composantes indépendantes, et A représentant le mélange matrice.

$$x = A.s \quad \text{II.9}$$

Le but du modèle est de trouver A et s en utilisant x . La matrice A est calculée comme une matrice carrée et les composantes indépendantes peuvent être trouvées en calculant l’inverse de cette matrice [II.47]. Lorsque nous multiplions les deux côtés de l’égalité dans l’équation. 1 par l’inverse de la matrice de mélange, on obtient l’Eq. 2, où W , est l’inverse de la matrice de mélange.

$$s = W.x \quad \text{II.9}$$

Définition 2 :

L’analyse en composantes indépendantes d’un vecteur aléatoire X de taille p et de la matrice de covariance $V_x = E\{XX^T\}$ finie est un couple de matrices $\{A,D\}$ tel que :

- La matrice de variance / covariance se factorise sous la forme

$$Vx = A.D^2.A^T \quad \text{II.10}$$

Dans ce cas, D est une matrice réelle positive diagonale et A est une matrice de rang n et de taille $p*n$.

- Les observations peuvent être exprimées de la manière suivante :

$$X = A.S \quad \text{II.11}$$

Ou S est un vecteur aléatoire de taille n dont D^2 est la matrice de covariance et dont les composantes $(S_1, S_2, \dots, S_n)^T$ sont les plus Indépendantes. Une mesure d'indépendance apparaît immédiate, Nous pouvons en effet remarquer qu'un vecteur aléatoire réel

$S = (S_1, S_2, \dots, S_n)^T$ dont la densité de probabilité es notée

$$f_s(u) = [f_{s1}(u_1), (u_2), \dots, (u_i)] \quad \text{II.10}$$

a par définitions composantes indépendantes si et seulement si :

$$f_s(u) = \prod_i^n = 1 f_{s1}(u_i) \quad \text{II.9}$$

Cette méthode de blanchiment vise à isoler les éléments en utilisant des statistiques de second d'ordre, tandis que l'ICA utilise des statistiques d'ordre supérieur pour séparer les signaux (Sources) de manière aveugle, ce qui ne garantit pas l'indépendance totale des signaux, mais c'est une étape essentielle pour traiter les données de manière plus approfondie pour l'ICA. [II.46]

II.9.3 Méthode FastICA

L'algorithme FASTICA est un outil de maximisation extrêmement efficace pour les sources non-gaussiennes. [II.49]. Il est basé sur le principe de l'algorithme d'apprentissage itératif de type point fixe (fixed point algorithme). Nous constatons que la méthode de FASTICA est plus rapide par rapport à la méthode de l'ICA. On peut réécrire la version simplifiée de l'algorithme pour estimer une composante indépendante de la façon suivante :

Algorithme FastICA pour estimer une seule composante indépendante :

1. Initialiser le vecteur W (valeurs aléatoire) ;
2. Mettre $W^T = E(x \cdot g(w^T \cdot x)) - E(g'(w^T \cdot x))w$;
3. Mettre $W = \frac{W^T}{\|W^T\|}$;
4. Si la convergence n'est pas encore atteinte, refaire les étapes 2, et 3.

La convergence signifie que les valeurs de W (anciennes et nouvelles) vont dans la même direction. C'est à dire leurs produits est presque égale à 1.

Algorithme FastICA pour estimer plusieurs composantes indépendantes:

Afin d'évaluer plusieurs composantes, il est nécessaire d'utiliser l'algorithme mentionné précédemment, c'est-à-dire l'algorithme du point fixe pour estimer le vecteur W_{p+1} et après chaque itération, on soustrait du vecteur W_{p+1} les projections $(W_{p+1})^T W_j W_j (j = 1, \dots, p)$,

- Puis on normalise de nouveau le vecteur W_{p+1} :
- Mettre $W_{p+1} = W_{p+1} - \sum_{i=1}^p W_{p+1} W_j W_j$;
- Mettre $\frac{W_{p+1}}{\sqrt{(W_{p+1} W_{p+1})}}$;

1. Initialiser le vecteur W (valeurs aléatoire) ;
2. Mettre $W^T = E(x \cdot g(w^T \cdot x)) - E(g'(w^T \cdot x))w$;
3. Mettre $W = \frac{W^T}{\|W^T\|}$;
4. Puis on normalise de nouveau le vecteur W_{p+1}
5. Mettre $W_{p+1} = W_{p+1} - \sum_{i=1}^p W_{p+1} W_j W_j$;
6. Mettre $\frac{W_{p+1}}{\sqrt{(W_{p+1} W_{p+1})}}$;
7. Si la convergence n'est pas encore atteinte, refaire les étapes 2, et 6.

L'efficacité de l'algorithme FastICA repose sur la sélection de la fonction g . Il est possible d'extraire individuellement les composantes indépendantes.

II.9.4 Singular Value Decomposition

Dans ce travail, on va appliquer une approche basée sur la décomposition en valeurs singulières (Singular Values Decomposition, SVD). En fait, la décomposition en valeurs

singulières (SVD) est une technique d’algèbre linéaire qui factorise une matrice rectangulaire A en trois matrices et peut être représentée comme suit :

$$A = U\Sigma V^T$$

où U est une matrice $m \times m$ orthogonale dont les colonnes sont les vecteurs singuliers gauches de la matrice d’origine, Σ est une matrice $m \times n$ diagonale dont les éléments diagonaux sont les valeurs singulières de la matrice d’origine, classées par ordre décroissant et V est une matrice $n \times n$ orthogonale dont les colonnes sont les vecteurs singuliers droits de la matrice d’origine. V^T désigne la transposée de V .

Il est important d’insister sur le fait que la décomposition en valeurs singulières ne suppose rien sur A ; elle est toujours possible. En particulier, elle s’applique à des matrices qui ne sont pas forcément carrées.

Les valeurs uniques de A , également connues sous le nom de $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p$, représentent une décomposition très pratique qui fournit de nombreuses informations sur A . Nommons maintenant les colonnes de V , Σ et U comme suit :

$$V = [\mathbf{u}_1 \dots \mathbf{u}_m], \quad \mathbf{u}_k \in \mathcal{R}^m$$

$$\Sigma = [\sigma_1 \dots \sigma_n], \quad \sigma_i \in \mathcal{R}^m$$

$$V = [\mathbf{v}_1 \dots \mathbf{v}_n], \quad \mathbf{v}_j \in \mathcal{R}^n$$

La matrice Σ représente une application $\mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}^m$ dont la simplicité rappelle celle des matrices diagonales carrées. On note σ_i les éléments diagonaux de Σ . Il est à noter également que, si $m > n$ (resp. $m < n$), alors certaines lignes (resp. colonnes) de Σ sont nulles.

Comme les valeurs singulières sont rangées dans un ordre d’importance descendante, la majorité des informations signalétiques importantes se trouvent dans le premier sommets (dyad) $u_1\sigma_1v_1^T$ lorsque $\sigma_1^2 / \sigma_2^2 \gg 1$. Les conséquences de cette propriété sont particulièrement significatives pour les signaux périodiques. Les signaux périodiques peuvent être utilisés pour créer une matrice en définissant les rangées de la matrice à l’instar d’un ECG. Dans le cas d’un

signal purement périodique, toutes les valeurs singulières à l'exception de σ_1 seront nulles. Comme la fréquence du signal diminue, alors l'importance de σ_1 et la valeur de σ_1^2 / σ_2^2 diminuent aussi.

Les signaux ECG présentent une structure périodique, comme une séquence d'ondes PQRST, ce qui fait de la SVD une méthode d'extraction optimale des signaux ECG. Dans notre travail, la méthode appliquée utilise la technique SVD pour extraire le fECG, comme illustré sur la Figure II.3 et indiqué en détail dans l'algorithme ci-dessous.

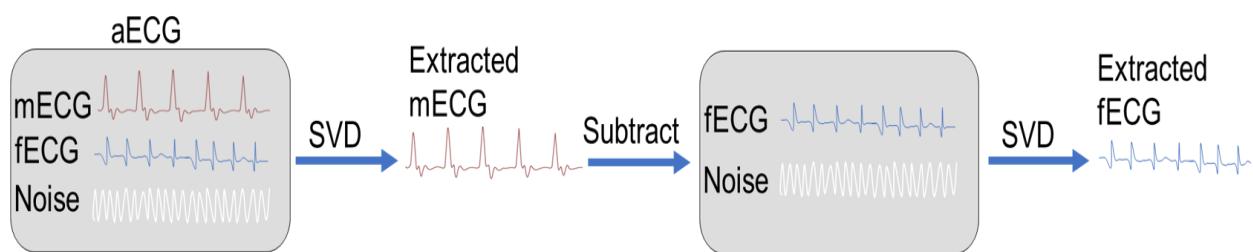


Figure II.3 Méthode SVD appliquée pour l'extraction du fECG

✓ *Algorithme d'extraction l'ECG fœtal en utilisant la SVD :*

1. Prétraiter le signal abdominal ECG (aECG) pour éliminer les interférences de basse fréquence,
2. Filtrer le signal aECG prétraité et l'organiser dans une matrice A ($m \times n$),
3. Effectuer la SVD sur la matrice A pour obtenir sa décomposition en valeurs singulières, ce qui donne les matrices : U, S et V^T , où ($A=USV^T$),
4. Extraire le composant mECG (ECG maternal) dominant en sélectionnant les premiers k vecteurs singuliers de U, où k est déterminé en fonction de la signification des valeurs singulières.
5. Soustraire le composant mECG extrait du signal aECG filtré pour obtenir le signal résiduel.
6. Répéter les étapes 2-5 sur le signal résiduel pour extraire le composant fECG dominant.
7. Sortir le composant fECG extrait (Sortie : Composant fECG dominant),
8. Fin de l'Algorithmme.

II.10 Critères de performances de la séparation de source

La qualité d'un algorithme d'extraction de fECG est définie par sa capacité à reproduire le fECG original ainsi que par le temps nécessaire à l'exécution de l'algorithme (ce dernier critère n'est pas pris en considération dans ce mémoire). La qualité de l'extraction et l'efficacité des calculs sont toutes deux critères importants.

Pour évaluer la qualité d'extraction de la SVD et la FastICA, les fECG de sortie et d'entrée ont été comparés en termes de précision de détection des crêtes et de morphologie du signal. En détails, ces critères de qualité d'extraction sont résumés dans le suivant :

II.10.1 Précision de la détection des pics R

La plupart des systèmes de surveillance par fECG s'appuient sur la fréquence cardiaque fœtale (fetal heart rate, fHR) pour évaluer la santé du fœtus. Cependant, le fECG contient également des informations cliniques importantes dans la morphologie de son signal. La précision de la détection des pics R est liée au fHR dans la mesure où les positions des pics R déterminent le fHR. Si tous les pics R de l'ECG extrait sont correctement préservés et identifiés, le fHR extrait devrait correspondre exactement au fHR original. Les variations du fHR peuvent résulter d'une mal extraction (ou une extraction incorrecte) du fECG ou d'une mauvaise identification des pics R. Les paramètres utilisés pour évaluer la précision de la détection des pics R comprennent l'erreur de la fréquence cardiaque (Heart Rate Error, HRE) en %, la sensibilité/précision (Sensitivity/Precision Error, SE), la valeur prédictive positive/rappel (positive predictive value/recall, PPV) et le score F1 (F1), qui sont définis comme suit :

$$HRE\% = 100 \times \frac{|HR_{originale} - HR_{Extraite}|}{R_{original}}$$

$$SE\% = 100 \times \frac{TP}{TP + FN}$$

$$PPV\% = 100 \times \frac{TP}{TP + FP}$$

$$F1 = 2 \times \frac{TP}{2 \times TP + FP + FN} = \frac{2 \times PPV \times SE}{100 \times (PPV + SE)}$$

où $HR_{Originale}$ correspond à la fréquence cardiaque originale, $HR_{Extraite}$ est la fréquence cardiaque extraite, TP correspond à un vrai positif (True Positif), FN à un faux négatif (False Negative) et FP à un faux positif (False Positif). Les emplacements des pics R originaux ont été fournis lors de la génération du signal synthétique, tandis que les pics R extraits ont été identifiés à l'aide de l'algorithme décrit dans la section relative à la mise en œuvre de la SVD. Pour identifier les pics R comme TP , FP ou FN , les emplacements des pics R extraits et originaux ont été comparés. Si le pic R extrait se situait dans une durée QRS fœtale normale de 40 millisecondes, le pic est considéré comme TP (See [16]). Dans le cas contraire, l'emplacement du pic R est marqué comme étant un FP . Après l'analyse complète des emplacements des pics R extraits, les pics R originaux non comparés restants ont été marqués comme FN . SE décrit le pourcentage de pics corrects parmi tous les pics R originaux, et PPV décrit le pourcentage de pics corrects parmi tous les pics identifiés. Les algorithmes dont la précision de détection des pics R est élevée doivent présenter à la fois une SE et une PPV élevées. $F1$ est une mesure qui permet d'évaluer facilement la SE et la PPV . $F1$ est compris entre 0 et 1, où 0 représente des scores de SE et de PPV de 0 % et 1 représente des scores de SE et de PPV de 100 %.

II.10.2 Morphologie du signal

II.10.2.1 Erreur quadratique moyenne (EQM)

L'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal source S_i et le signal observé (estimé) Y_i peut être calculée comme suit :

$$EQM_i = E[(S_i - Y_i)^2] \triangleq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (S_i(n) - Y_i)^2$$

où E est l'espérance mathématique qui fait référence à la moyenne et N correspond au nombre d'échantillons employés. L'EQM moyenne sur toutes les sorties est de

$$EQM_{Total} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P EQM_i = \frac{1}{NP} \sum_{i=1}^P \sum_{n=1}^N (S_i(n) - Y_i)^2$$

La qualité de séparation est évaluée de manière naturelle avec une EQM la plus faible.

II.10.2.2 Rapport signal sur résidus (SNR)

La mesure de performance la plus couramment utilisée dans la séparation de sources est le rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio, SNR). Le SNR, donnée en décibel (dB), est calculé par le rapport de la puissance de la source et le bruit qu'il accompagne. Dans notre cas, il est écrit comme suit :

$$SNR_i = 10 \log_{10} \left(\frac{\hat{E}(S_i^2)}{\hat{E}(B_i^2)} \right) = 10 \log_{10} \left(\frac{\hat{E}(S_i^2)}{\hat{E}(Y_i^2 - S_i^2)} \right), \quad i = 1, \dots, P$$

Le critère de performance pour les mélanges convolutifs, à savoir l'estimation par Y_i , est défini de la manière suivante :

$$SNR_i = 10 \log_{10} \left(\frac{\hat{E}(S_i^2)}{\hat{E}(Y_i^2 | S_i = 0)} \right), \quad i = 1, \dots, P$$

La sortie $Y_i^2 | S_i = 0$ est obtenue lorsque la source (S_i) est nulle (en supposant qu'il n'y a pas de permutation). La qualité de séparation est évaluée en utilisant une valeur du SNR maximale. Cela indique que d'autres sources ($S_j, j = 1, \dots, P$, et $j \neq i$) ne contribuent pas de manière significative à cette sortie Y_i .

II.11 Conclusion

Dans ce chapitre, le principe de la séparation des sources aveugles avec les divers types de mélanges a été exposé. Nous avons par la suite présenté les différentes méthodes utilisées dans la séparation de sources aveugle. Pour notre application, nous avons choisi la méthode SVD, qu'on va comparer avec l'algorithme FastICA lors du chapitre suivant.

Chapitre III: Résultats et Discussions

III.1 Introduction

Ce dernier chapitre présente les tests effectués et les résultats de simulation obtenus pour évaluer les performances de la méthode proposée pour l'extraction d'électrocardiogramme fœtal (fECG) à partir d'électrocardiogramme maternel (mECG). La méthode proposée, basée sur la décomposition en valeurs singulières (SVD), est comparée à la méthode FastICA, une autre technique de séparation de sources aveugles (SSA) largement utilisée dans la littérature.

Nous commençons par une brève description des données utilisées et des métriques employées pour évaluer les performances des méthodes. Ensuite, les résultats obtenus par les deux méthodes sont présentés et discutés en détail. Une analyse comparative des performances des deux méthodes est également effectuée, en mettant en évidence les avantages et les limites de chacune d'entre elles.

III.2 Base de données utilisée

La base de données *Non-Invasive Fetal ECG Arrhythmia Database* (NIFEA DB) est un ensemble de données public dédié à l'analyse et à la détection d'arythmies cardiaques fœtales à l'aide d'électrocardiogrammes fœtaux non invasifs (NI-fECG). Elle constitue une ressource précieuse pour les chercheurs et les développeurs d'algorithmes dans le domaine de la cardiologie fœtale.

III.2.1 Description de la base de données NIFEA DB

- **Nombre d'enregistrements:** La base de données contient 26 enregistrements NI-fECG, dont 12 cas d'arythmies fœtales et 14 cas de rythme normal.
- **Canaux d'enregistrement:** Chaque enregistrement comprend plusieurs canaux d'enregistrement:
 - 4 à 5 canaux abdominaux capturant les signaux fœtaux ;
 - 1 canal thoracique capturant le signal ECG maternel.

- **Fréquence d'échantillonnage:** La fréquence d'échantillonnage est de 500 Hz ou 1khz (indiquée dans l'en-tête de chaque fichier), permettant une capture précise des signaux ECG.
- **Formats de fichiers:** Les enregistrements sont disponibles aux formats “.mat” et “.wfdb”.

Pour des informations détaillées sur le diagnostic ainsi que l'âge gestationnel de chaque fœtus dans cette base de données, le lecteur est invité à se référer à l'article original [[See original publication in PhysioNet website](#)].

III.2.2 Accès à la base de données NIFEA DB

La base de données NIFEA DB est accessible gratuitement via le site web de PhysioNet:

<https://physionet.org/content/nifeadb/>

III.2.3 Applications de la base de données NIFEA DB

La base de données NIFEA DB est utilisée dans divers domaines de la recherche cardiologique fœtale, notamment:

- **Développement d'algorithmes de détection d'arythmies fœtales:** Cette base de données fournit des données réalistes pour tester et valider de nouvelles méthodes de détection d'arythmies.
- **Étude des caractéristiques des arythmies fœtales:** Les enregistrements de cette base de données permettent d'analyser les différents types d'arythmies et leurs caractéristiques électrocardiographiques.
- **Évaluation des performances des méthodes de séparation de sources aveugles (SSA):** La base de données NIFEA DB peut être utilisée pour comparer et évaluer les performances de différentes techniques SSA appliquées à l'extraction du fECG à partir du mECG.

III.3 Prétraitement des données brutes

Les données brutes réelles des signaux ECG abdominaux sont prétraitées par Matlab pour éliminer les interférences perturbatrices puissantes et pour corriger le décalage de la ligne de base (Baseline wander). Le filtre Notch à réponse impulsionnelle infinie (Infinite Impulse Response, IIR Filter) de MATLAB (implémenté sous nom *iirnotch*) est un filtre numérique coupe-bande qui atténue une bande étroite de fréquences. Ce filtre est idéal pour éliminer les interférences de ligne électrique en raison de sa caractéristique qui ne touche pas les composants du signal avec des fréquences en dehors de la bande passante prévue. Un filtre Notch avec une bande passante de 5 Hz a été utilisé pour l'aECG afin de supprimer les interférences de ligne puissantes de 50 Hz (comme observé dans les signaux réels de l'aECG provenant de la base de données non invasive de l'ECG féminin PhysioNet [11]).

En plus de ça, on a également éliminé le décalage de la ligne de base en utilisant le filtre pass-haut bidirectionnel de Butterworth avec un autre filtre coupe-bande de 0.1-10 Hertz. L'aspect bidirectionnel du filtre de Butterworth empêche le changement de phase de l'aECG [12]. On a ensuite sous-échantillonné le aECG filtré par un facteur de huit afin de réduire le nombre d'échantillons contenus entre deux pics R (RR période) et voilà pour gérer facilement la taille de la matrice d'entrée SVD.

III.4 Analyse et discussion de résultats

Pour évaluer la qualité d'extraction, la technique d'extraction basée sur la SVD et la méthode FastICA ont été appliquées sur des signaux ECG abdominal réel (aECG réel). Plus précisément, l'aECG réel est le canal 3 des deux enregistrements a24 et a25 de la base de données 2013 PhysioNet Computing in Cardiology Noninvasive Fetal ECG Database [11]. Les deux enregistrements sont montrés respectivement dans les deux Figures III.1 et III.4. Les deux sous-sections suivantes présentent les résultats d'une analyse qualitative et quantitative des signaux extraits par les deux méthodes SVD et FastICA.

III.4.1 Cas de l'enregistrement a24

Dans cette sous-section, nous étudions et analysons les résultats d'extraction des deux méthodes SVD et FastICA sur le signal ECG abdominal original de l'enregistrement a24 de la base de données PhysioNet (voir Figure III.1). Les résultats de séparation (ou d'extraction) sont présentés qualitativement sur les Figures III.2 (a), III.2 (b), III.3 (a) et III.3 (b) ; et quantitativement sur le Tableau III.1. Ces figures représentent soit les signaux ECG maternels ou les signaux ECG de fœtus extraits par la méthode SVD ou par la méthode FastICA.

D'après ces figures, on peut constater que la qualité d'extraction de la méthode SVD est supérieure comparé aux résultats de l'approche FastICA. On remarque aussi la bonne récupération des composantes mECG et fECG avec une localisation précise des pics. En revanche, notre mise en œuvre de la méthode FastICA n'a pas démontré sa capacité à extraire le signal fœtal (fECG) lorsqu'elle a été appliquée au signal réel de l'enregistrement a24. Ceci est approuvé par les résultats présentés dans le Tableau III.1, où les valeurs du score F1, de la VPP et de la SE montrent que la méthode SVD a la capacité d'être systématiquement plus performante que la technique FastICA.

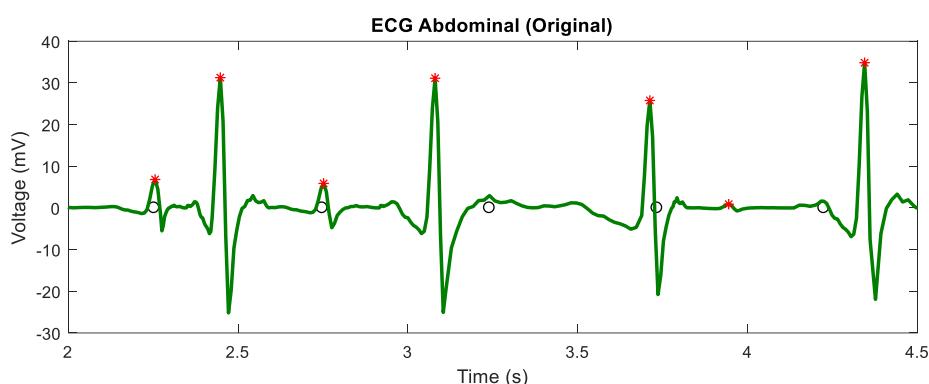


Figure III.1 ECG abdominal original de l'enregistrement a24
Cercle : fQRS localisé, Etoile : mQRS localisé

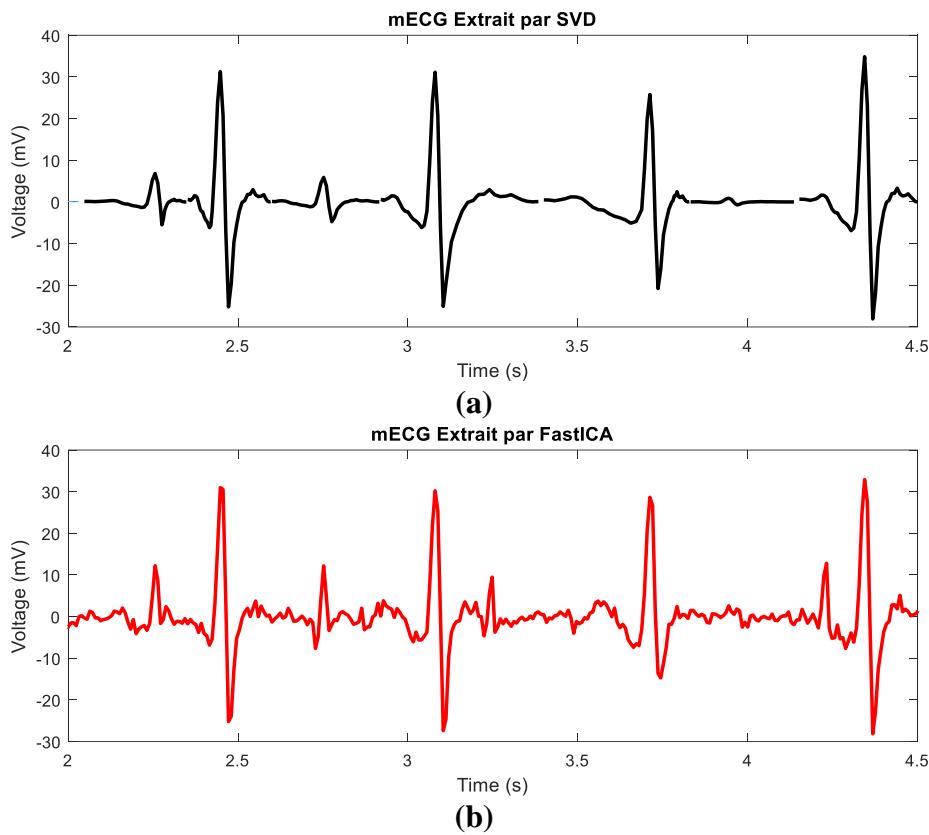


Figure III.2 ECG maternel de l'enregistrement a24 extrait par : **(a)** Méthode SVD **(b)** Méthode FastICA

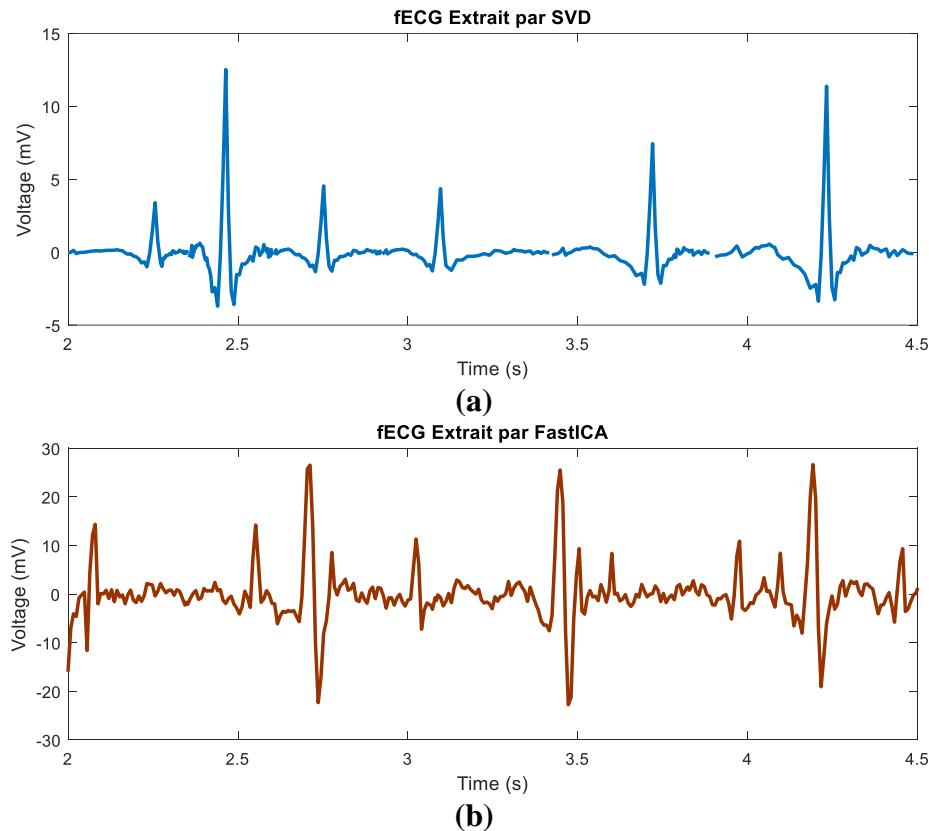


Figure III.3 ECG de fœtus de l'enregistrement a24 extrait par : **(a)** Méthode SVD **(b)** Méthode FastICA

Tableau III.1 Critères de performance pour le cas de l'enregistrement a24

Critères	SVD	FastICA
SE	83.73	6.50
PPV	95.37	16.67
F1	0.89	0.09

III.4.2 Cas de l'enregistrement a25

Maintenant, on va analyser les performances des méthodes SVD et FastICA pour l'extraction des signaux fœtaux (fECG) à partir d'un ECG abdominal réel provenant de l'enregistrement a25 de la base de données PhysioNet (Figure III.4). Les résultats d'extraction sont présentés visuellement dans les Figures III.5 (a), III.5 (b), III.6 (a) et III.6 (b) et quantitativement dans le Tableau III.2. Ces figures illustrent les signaux ECG maternels et fœtaux extraits par les deux méthodes.

De manière analogue aux résultats obtenus dans la sous-section précédente, l'analyse effectuée ici révèle aussi que la méthode SVD surpassé la FastICA en termes de qualité d'extraction. Les composantes des signaux mECG et fECG sont récupérées avec précision par la technique SVD, y compris la localisation des pics. En revanche, l'approche FastICA n'a pas réussi à extraire efficacement le signal fœtal dans le cas de l'enregistrement a25. Ceci est confirmé par les valeurs du score F1, de la VPP et de la SE présentés dans le Tableau III.2, qui démontrent, encore fois, la supériorité de la méthode SVD.

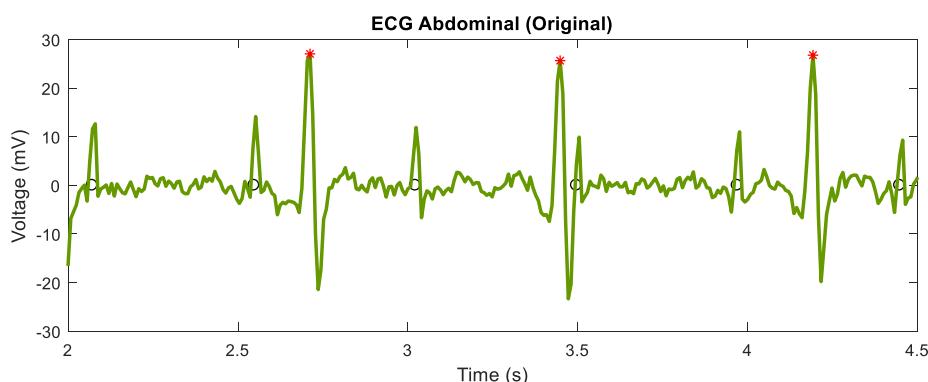


Figure III.4 ECG abdominal original de l'enregistrement a25
Cercle : fQRS localisé, Etoile : mQRS localisé

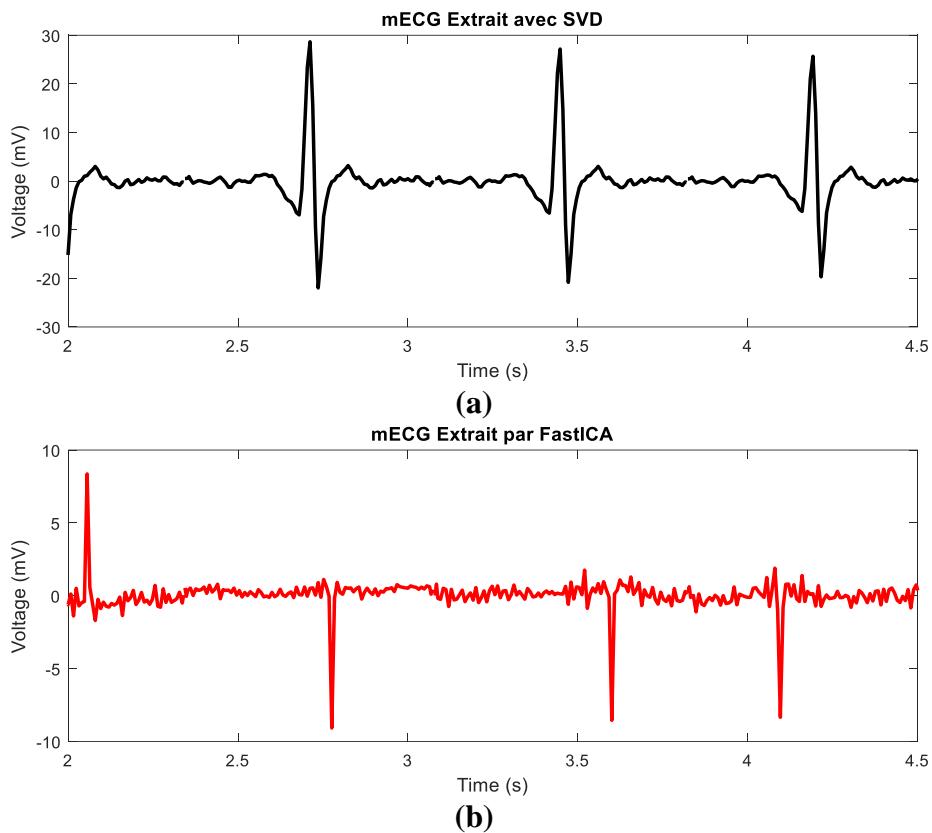


Figure III.5 ECG maternel de l'enregistrement a25 extrait par : **(a)** Méthode SVD **(b)** Méthode FastICA

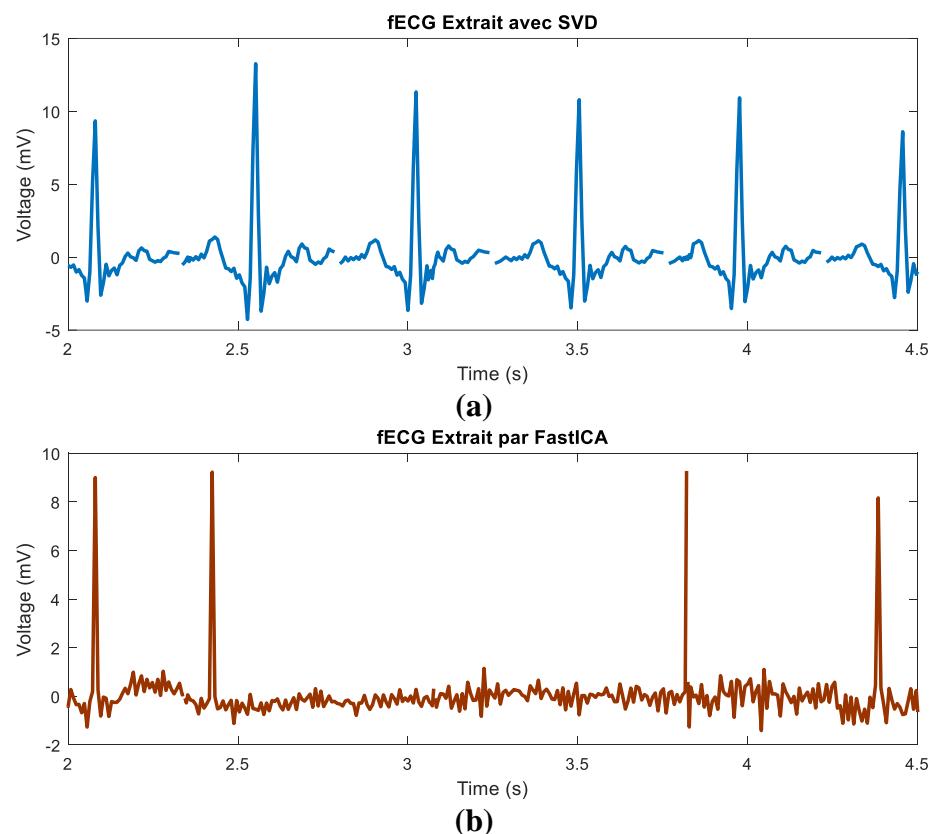


Figure III.6 ECG de fœtus de l'enregistrement a25 extrait par : **(a)** Méthode SVD **(b)** Méthode FastICA

Tableau III.2 Critères de performance pour le cas de l'enregistrement a25

Critères	SVD	FastICA
SE	83.20	10.57
PPV	90.43	14.61
F1	0.86	0.12

III.5 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons implémenté et comparé deux méthodes d'extraction des signaux fECG et mECG, en utilisant des enregistrements réels, à savoir la méthode SVD et la technique FastICA. En analysant tous les résultats de l'application, il est possible de conclure que la méthode SVD présente une meilleure qualité de séparation des signaux fECG, et montre une grande supériorité devant la technique FasyICA.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Perspectives

La poursuite de ces travaux en vue d'améliorer chaque méthode d'extraction et d'inclure un plus grand nombre de signaux aECG réels pourrait valider le potentiel de l'extraction de fECG à canal unique pour les futurs dispositifs médicaux.

