

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

التعليم
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique

Spécialité Microelectronique, Microsysteme et Conception de Circuits

présenté par

BOUNEKRAF Kaouther

&

MELLAH Mohamed Medjdi

Séparation Du signal ECG Fœtal à partir D'ECG Maternel réel

Proposé par : *M^m* Kaoula Ikram & *M^m* Boughrira Nadia

Année Universitaire 2015-2016

Remerciements

*Avant tout, je remercie **ALLAH** le tout puissant qui nous a donné, durant toutes ces années, la santé, la patience, le courage et la foi pour avoir finaliser ce travail.*

Nous tenons à remercier très sincèrement les membres de jury d'avoir bien voulu accepter de faire partie de la commission d'examineur

A notre Président de jury, Monsieur **A.Bounemri** enseignant du département d'électronique de Blida

C'est un grand privilège que vous avez accepte de présider le jury de notre mémoire. Soyez assure, honorable présidente, de notre profonde reconnaissance. Veuillez accepter nos respectueuses considérations.

A notre Maitre, promotrice de mémoire, **M^m Kaoula Ikram**, enseignante du département d'électronique de Blida.

*De même, j'exprime ma plus grande gratitude à **M^m Kaoula Ikram**, enseignante au département d'électronique de l'université Saad Dhaleb de Blida. De m'avoir accordé beaucoup de temps .Merci Kaoula pour tous les conseils, les intenses discussions fructueuses et les efforts fournis .j'exprime ma profonde reconnaissance aussi pour la confiance, le soutien, la patience, et les encouragements, je ne les oublierai pas.*

A notre Co-promotrice de mémoire, **M^m Bougherira Nadia**, enseignante à la faculté d'électronique de Blida

Nous sommes très sensibles à l'honneur que vous aviez eu spontanément à

Diriger ce travail. Pour votre soutien et votre sympathie, que vous trouvez ici l'expression de notre estime, et de notre gratitude.

*A notre examinatrice de mémoire **M^m W.Khellal** enseignante à la faculté d'électronique de Blida. Qui nous fait l'honneur d'accepter d'examiner et de juger notre mémoire.*

J'exprime ma gratitude envers ma famille pour leur amour et leur soutien. Merci de m'avoir donné les moyens de réussir.

Nous remercions également tous les enseignants de département électronique pour leur encouragement durant notre cursus universitaire et tous les enseignants du primaire jusqu'à l'université.

Je remercie enfin ceux dont le nom n'apparaît pas dans cette page et qui m'ont aidé, encouragé, ou soutenu, d'une manière ou d'un autre, tout au long de mon travail de mémoire.

:

والهدف من هذا العمل هو لفصل إشارة تخطيط القلب الجنين من ECG تسجيل إشارة الأم الحقيقية، ويعتبر هذا الأخير من خليط من إشارة ECGF ECGM والضوضاء المحتملة. وسوف يتم الفصل عن طريق أسلوب المستقلة تحليل المكونات باستخدام FastICA الخوارزمية.

كلمات المفاتيح: تحليل عنصر مستقل. ECG . ICA . ECGM.FASTICA.ECGF.

Résumé Le but de ce travail est de séparer le signal ECG foetal à partir d'enregistrement du signal ECG maternel réel, ce dernier est considéré comme le mélange du signal ECGM, ECGF ainsi d'éventuels bruits. La séparation sera effectuée via la méthode en Analyse en Composantes Indépendantes en utilisant l'algorithme FASTICA.

Mots clés : Analyse des composantes indépendantes ; ICA ; ECG;ECGM;ECGF;FASTICA.

Abstract The goal of this work is to separate foetal signal ECG starting from recording real signal ECG maternal. this last is regarded as the mixture of MEGC signal, FECG thus possible noises. the separation will be carried out via the method Analysis independent component by using FASTICA algorithm.

Keywords : Independent Component Analysis; ICA ; ECG;MECG;FECG;FASTICA.

Listes des acronymes et abréviations

ICA Analyse en composantes indépendantes

ACP l'analyse en composantes principales

ECG électrocardiogramme

ECGf ECG Fœtal

ECGm ECG maternel

ICAR Analyse en composantes indépendantes rapides

SAS séparation aveugle de sources

RCF Rythme cardiaques foetal

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 L'électrocardiogramme ECG.....	3
1.1 Introduction.....	4
1.2 L'ECG FËETAL.....	6
1.2.1 Présentation foetal.....	6
1.3 ECG maternelle	6
1.4 METHODE D'EXTRACTION DES SIGNAUX CARDIAQUES FËETAL.....	8
1.4.1 Les applications cliniques	8
1.4.2 traitement du signal.....	8
1.5 L'Extraction du signal ECG foetal.....	9
1.6 Conclusion.....	11
Chapitre 2 L'analyse en composantes independantes.....	12
2.1 Introduction.....	13
2.2 La soirée cocktail	13
2.2.1 Formulation générale.....	14
2.2.2 Notation.....	15
2.3 Réduire les données.....	16
2.3.1 Analyse en composantes principales.....	16
2.3.2 Méthode.....	16
2.3.2.1 Centres les données	16
2.3.2.2 Blanchissant les données.....	17
2.4 Définition de l'analyse en composantes indépendantes.....	18
2.4.1 Cadre pris en compte.....	18

2.4.2 Définition.....	18
2.5 Algorithme FASTICA.....	19
2.6 Conclusion.....	20
Chapitre 3 Tests et Résultats.....	21
3.1 Introduction	22
3.2 ML 138 OCTAL BIO AMP.....	22
3.2.1 Description.....	22
3.2.2 Compatibilité.....	25
3.2.3 Caractéristiques et avantages.....	25
3.2.4 Applications	26
3.2.5 Techniques	26
3.2.6 Panneaux avants et arrières	28
3.3 Résultats	29
3.3.1 Séparation de signaux périodiques	30
3.3.2 séparation de signaux ECG réels	33
Conclusion Générale.....	36

Liste des figures

Figure1.1 : Extraction non invasive de l'ECG d'un fœtus.

Figure1.2 : Illustration des enregistrements ECG foetal abdominaux.

Figure1.3 : L'extraction du signal ECG.

Figure 1.4: Représentation d'un ECG normal.

Figure2.1 : Modèle générale de la représentation de donnée.

Figure 3.1: Les signaux sources.

Figure 3.2: Les signaux mélangés.

Figure 3.3: Les signaux séparés.

Figure 3.4: Signaux mélangés ECGm réels

Figure 3.5 : Signaux ECGm réels (mélangés)

Figure 3.6: Signaux ECG réel Séparés via FastICA.

Dédicace

À mes très chers parents

*pour tous leurs sacrifices qu'ils ont consentis pour me
permettre de suivre mes études dans les meilleures
conditions possibles. J'espère qu'ils trouvent dans ce travail
toute ma reconnaissance et tout mon amour.*

*À mes frères Zakarya et Oussama, mes sœurs Sihem, Imane
et Farida, je leurs souhaite une belle vie pleine de joie et
d'amour.*

À mes chères amies sans exception.

MELLAH M^{ed} Medjdi

Dédicaces

Je dédie ce projet de fin d'étude aux personnes qui me sont les plus chères:

- *A mes adorables parents **MOHAMED ET ZOULIKHA** qui m'ont énormément soutenu dans les moments les plus difficiles, partagés mes joies et mes peines, qui se sont toujours sacrifiés a mes dépends.*
- *A ma chère grand-mère et grand-père, je leur souhaite une longue vie pleine de bonheur.*
- *A mes frères **Yousef et Abdeljalil** et mes sœurs **Meriem et Radia**.*
- *A la mémoire de mes grands parents maternel.*
- *A mes oncles, tantes, cousins, cousines. **Nabil, Bilal, Abdellatif, Fella, Ikram, Yahia, Amel, Ferdows, Yasser, Halima, Housseem, Nadir**.*
- *A toute ma famille sans exception.*
- *A mes très chère amis : **Amina, Ibtessem, Medjda, Houda, Warda, Fatma, Fella, Nour El Houda**, et toute la promo d'électronique(MMCC) 2015/2016.*
- *A mon collègue **Mohamed Medjdi** et toute sa famille.*

Enfin, mes dédicaces sont destinés a tous ceux et celles que j'aime et qui m'ont soutenu durant le P.F.E.

B.KAOUTHER

Introduction générale

Introduction

Parmi les organes vitaux du corps humaine, le cœur, ce dernier permet la circulation du sang dans tout le corps; sans ces battements, l'individu est considéré mort. Vu l'évolution de la technologie, il y a eu l'apparition de L'électrocardiogramme(ECG) qui est un signal représentatif de l'activité électrique du cœur.

L'ECG est un élément essentiel que ce soit dans la surveillance médicale ou le diagnostic de maladies.

Une surveillance efficace d'un fœtus nécessite une évaluation continue et est généralement réalisée en utilisant la technologie électronique, cependant le nombre de bébé nés avec des malformations cardiaque congénitales a remis en question la validité des techniques de surveillance présent dans l'identification des fœtus à risque.

L'une des principales intentions des soins de santé est de réduire le nombre de bébé nés avec une maladie, et la technologie peut offrir le meilleur à cet égard par le développement d'outils pour la surveillance fœtale pendant la grossesse qu'il est important de soutenir la prise de décision médicale.

Le traitement de l'ECG non-invasif, qui est enregistré à partir de la surface de l'abdomen de la maman, déjà abordé par un grand nombre de recherches. Le problème principal est que le signal électrique, obtenu grâce aux électrodes de surface abdominales, ne contient pas uniquement les signaux ECGf.

L'ECG abdominal du fœtus est généralement très faible pour plusieurs raisons :

L'ECG maternel qui est enregistré à partir d'électrode de surface abdominale à une amplitude beaucoup plus grande que l'ECGf.

Le cœur du fœtus est très petit.

Le positionnement correct de l'électrode abdominale.

Aujourd'hui, c'est la surveillance précise du rythme cardiaque fœtale(RCF), qui intéresse les chercheurs.

Une technique non-invasive qui vise à estimer le rythme cardiaque fœtal(RCF) et ECGf pendant la grossesse et pendant l'accouchement.

Dans le cadre de notre travail, nous avons organisé notre mémoire selon l'ordre suivant:

Dans le chapitre 1 nous abordons des différentes définitions l'électrocardiogramme (ECG).

Dans le chapitre 2 nous allons décrire la méthode de l'analyse en composantes indépendantes (ACI).

Dans le chapitre 3 on exposera les tests et résultats.

Chapitre 1

Electrocardiogramme

"ECG"

Chapitre1 Electrocardiogramme ECG

1.1 Introduction

L'électrocardiogramme (ECG) est une technique graphique utilisé pour enregistrer avec précision le l'activité électrique. Il est utilise pour l'enregistrement de l'activité fonctionnelle du cœur.

Les malformations cardiaques sont parmi les malformations congénitales les plus courantes et la principale cause de décès liés à des défauts de naissance.

Les malformations cardiaques congénitales proviennent dans les premiers stades de la grossesse, lorsque le cœur se forme et ils peuvent affecter l'une des parties ou le fonctionnement du cœur.

Le procédé d'enregistrement d'ECG fœtal à partir de l'abdomen de la femme enceinte, sans contact avec le fœtus, est appelé non-invasif.

L'extraction non-invasif des battements cardiaques du fœtus, à partir de signaux ECG enregistrés à l'aide d'électrodes placées sur le ventre de la mère (voir figure (1)), est possible grâce à la séparation de sources (ECG maternelle, ECG fœtal et le bruit).

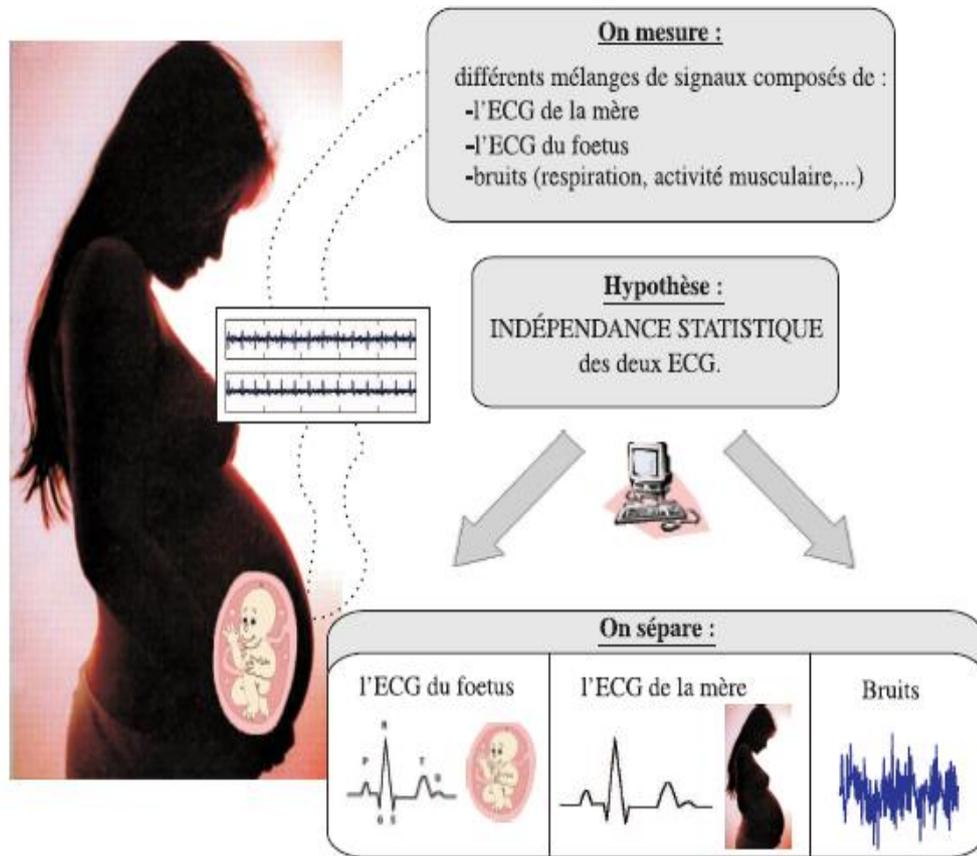


Figure1.1 : Extraction non invasive de l'ECG d'un fœtus.

1.2. ECG Foetal

L'électrocardiogramme foetal non-invasif (ECG) est une analyse. Cette dernière porte l'extraction de l'ECG foetal à partir du mélange des signaux qui sont enregistrés à partir de l'abdomen de la mère.

ECG foetal est l'ECG de l'enfant à naitre ; lorsque nous prenons l'ECG de la mère, on prend en réalité un mélange de signaux, celui de la mère, du foetus et en plus des bruits. Il est très difficile de contrôler l'ECG foetal (ECGf) parce qu'il peut être dérivé de l'ECG de l'abdomen maternelle, et à partir de la, on extrait le rythme cardiaque foetal(RCF).l'extraction est réalisée en soustrayant ou en filtrant le ECGm. Et plus tard on fait une technique de débruitage pour améliorer l'ECGf extrait et atteindre un signal relativement propre.

1.3. ECG Maternelle

L'ECG abdominale (abd ECG) enregistrement est une méthode alternative tres prometteuse pourrait être utilisée pour la surveillance du foetus pendant la grossesse ou durant la période prénatale 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 [1] ; simple à utiliser, cependant, abd ECG est en composite de signaux contenant à la fois l'ECG maternelle (MECG) et l'ECG foetal(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'abd
- b) Extraction du FECG de l'abd ECG

L'extraction de FHR et FECG à partir d'enregistrement abdominaux reste encore une tache très complexe.

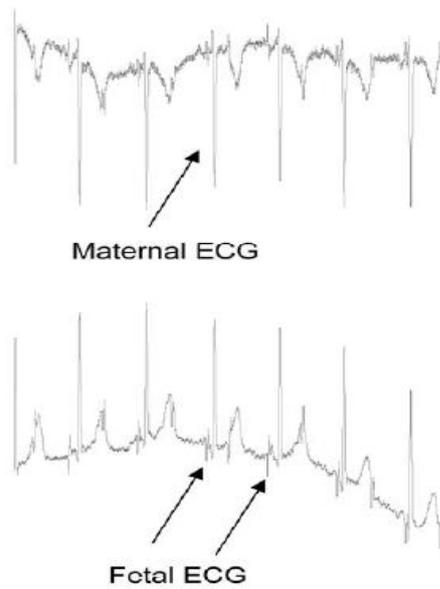


Figure1.2 : Illustration des enregistrements ECG foetal abdominaux. À droite, les électrodes sont positionnées sur l'abdomen de la mère. À gauche, deux exemples de signaux enregistrés sont représentés par des flèches indiquant l'ECG maternel et foetal.

1.4. Méthodes d'extraction des signaux cardiaques Foetal

L'extraction des signaux cardiaques foetal peut être étudiée sous deux aspects : les applications cliniques et les méthodes des traitements de signaux qui sont développée pour l'analyse des données enregistrées.

1.4.1 Les Applications Cliniques

L'électrocardiogramme (ECG) foetal est une problématique clinique importante pour suivre le fœtus, Pour le suivi du développement et du bien-être du fœtus, tout au long de la grossesse et de l'accouchement.

Les routines cliniques actuelles, principalement identifiées dans les 2 situations suivantes montrent des limites.

1- Lors de l'accouchement, l'état de santé du fœtus et de la mère sont surveillés grâce au suivi de leurs rythmes cardiaques. Ce suivi est particulièrement important pendant la phase finale, où les anomalies de variations du rythme foetal sont majoritaires [2] et traduisent un mal-être foetal important. Les appareils de mesure actuels sont souvent incapables de différencier les rythmes maternel et foetal tout au long de l'accouchement.

2- De manière plus précoce, et beaucoup plus rarement, des troubles du rythme cardiaque chez le fœtus peuvent être détectés, lors des échographies obstétricales de routine. Le suivi de l'efficacité des traitements alors mis en place se fait par monitoring échographique, mais ceci ne permet pas un suivi en continu du fœtus.

1.4.2 Traitement du signal

Malgré les améliorations technologiques, l'extraction de l'ECG foetal à des enregistrements abdominaux est encore un problème difficile qui est abordé par un grand nombre d'études. Certaines études ont formulé l'extraction fECG comme un problème de séparation aveugle de sources (SAS) [3]. La SAS est basé sur l'hypothèse que les enregistrements d'ECG abdominaux sont constitués de composantes indépendantes. Dans ce cadre, les enregistrements abdominaux sont formulés comme des mélanges instantanés de sources ECG maternelle et foetale [4]. Les deux approches principales qui existent à cet égard sont l'Analyse en Composantes Principales (ACP) [5],[6] et l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [7].

1.5. Extraction du signal ECG Foetal

L'extraction de l'ECG foetal à partir des canaux abdominaux maternels de l'ECG. Le procédé est utilisé dans la modélisation de deux signaux ECG maternels et foetaux.

En considérant que le canal ECG abdominal bruité $x(t)$ est un mélange de l'ECG maternel, $s_m(t)$, de l'ECG foetal, $s_f(t)$, et d'autres bruits tels que l'EMG de la mère et/ou du fœtus ou le bruit de l'environnement, $n(t)$, alors

$$X(t) = s_m(t) + s_f(t) + n(t) \quad (1.1)$$

L'ECG maternel: $s_m(t)$, l'ECG foetal: $s_f(t)$, et le bruit: $n(t)$.

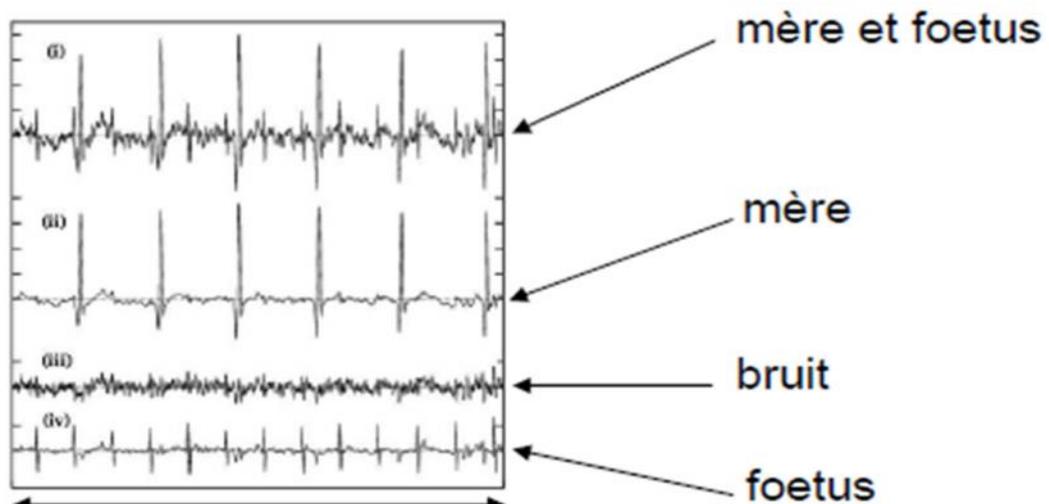


Figure1.3 :L'extraction du signal ECG

La puissance du bruit $n(t)$ est considérée comme suffisamment élevée pour cacher visuellement les pics R de l'ECG foetal.

Cette image représente un électrocardiogramme normal, et chaque onde P, Q, R, S et T est signalée.

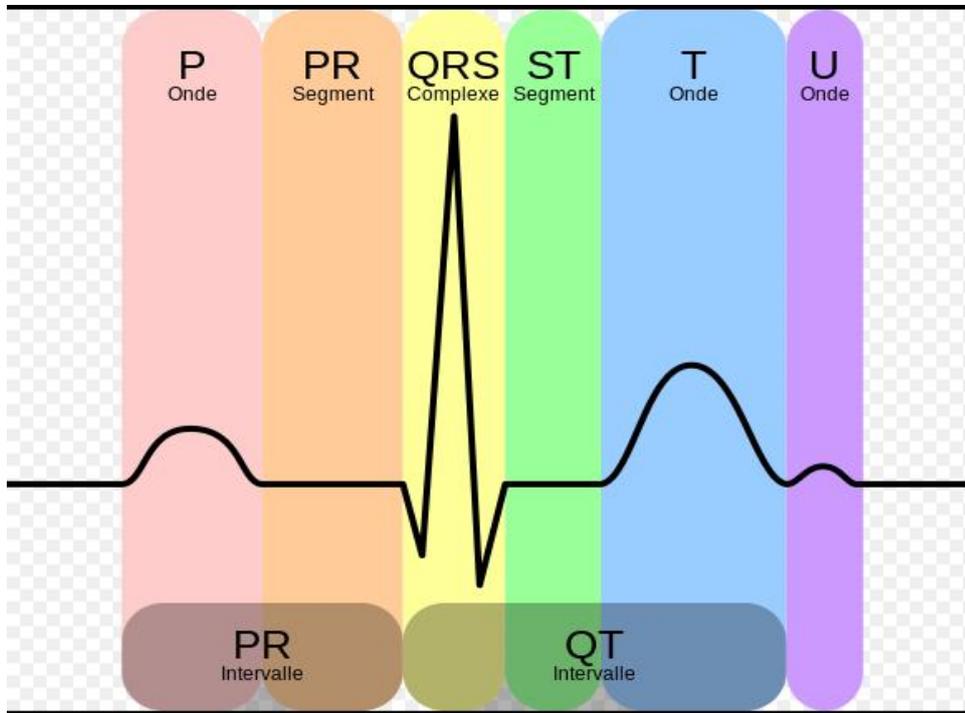


Figure 1.4: Représentation d'un ECG normal

-) l'onde P marque la dépolarisation
-) le complexe QRS marque la dépolarisation et la contraction ventriculaire.
-) l'onde T désigne la fin de la repolarisation ventriculaire.

1.6. Conclusion

Ce chapitre vise à étudier l'extraction d'un signal ECGf, grâce à des enregistrements qui sont enregistrés de façon non invasive sur l'abdomen de la mère. Il existe des limites des technologies conventionnelles pour l'extraction du ECGf, car ce dernier peut être approprié pour détecter le rythme cardiaque foetal. Cependant, l'extraction du ECGf est toujours un défi pour la recherche scientifique.

Chapitre 2
Analyse en
Composantes
Indépendantes "ACI"

Chapitre2 Analyse en composantes indépendantes

2.1. Introduction

L'analyse en composant Indépendantes (L'ACI) se propose de résoudre le problème de séparation de source en trouvant des sources statistiquement indépendantes. L'illustration de cette méthode est le problème de soirée cocktail (the cocktail party).

2.2. La soirée cocktail

Il est courant d'observer en milieu naturel des mélanges de signaux provenant de source différentes. Le célèbre problème de la « SOIREE COCKTAIL » évoque le cas d'une soirée. Ce problème rend dans le cadre plus générale de la séparation aveugle de sources qui consiste à retrouver un certain nombre de sources à partir des observation d'un mélange de celles-ci .Le terme « aveugle » traduit simplement le fait que l'on ignore la façon dont observation les sources mélangent.

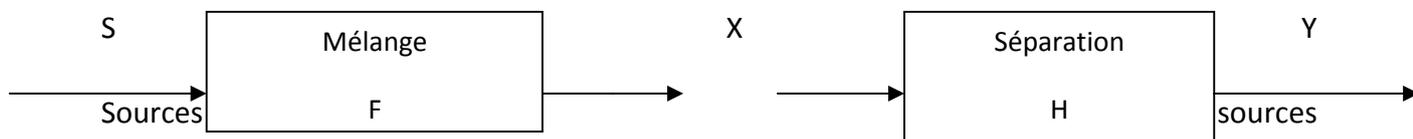


Figure2.1 : Modèle générale de la représentation de donnée.

2.2.1 Formulation générale

Le problème de séparation de sources a initialement été formulé par Héroult, Jutten et Ans [8] pour séparer des signaux.

Si nous représentons les données observées par un vecteur aléatoire noté \mathbf{X} , le problème revient donc à trouver une fonction \mathbf{F} représentant le mélange d'un certain nombre n qui sont aussi considérées comme un vecteur aléatoire $\mathbf{S}=(S_1, S_2, \dots, S_n)^T$ tel que :

$$\mathbf{X}=\mathbf{F}(\mathbf{S}) \quad (2.1)$$

Il s'agit de trouver la meilleure façon de représenter les données \mathbf{X} comme transformées des variables \mathbf{S} au moyen de la fonction \mathbf{F} .

La meilleure façon dépend bien entendu de la manière dont on veut comprendre les données, donc l'hypothèse formulée dans cadre applicatif détermine.

L'une des visions les plus anciennes de ce problème est l'analyse en composantes principales(ACP), Dans ce cas, on cherche à exprimer les données observées comme résultant d'une transformation linéaire des sources.

Dans le cas de l'analyse en composantes indépendantes, l'hypothèse sans jacentes permettant la meilleure représentation des données est que les sources sont statistiquement indépendantes entre elles.

L'ACP qui a amené Héroult et Jutten à adopter le nom « Analyse en composantes

Quelles que soient les hypothèses formulées, nous nous plaçons dans cadre statistique donc contraints à chercher une estimation des sources .de plus, même si nous avons modélisé ces dernières par une variable aléatoire \mathbf{X} , formellement nous pouvons écrire :

$$\mathbf{Y}=\mathbf{H}(\mathbf{S}) \quad (2.2)$$

Séparation. C'est en réalité cette fonction de séparation que l'on cherche généralement à exprimer :

$$\mathbf{Y}=\mathbf{H}(\mathbf{F}(\mathbf{S})) \quad (2.3)$$

Nous exprimerons la fonction F de mélange comme l'inverse de la fonction de séparation H , si toute fois cet inverse existe .si nous ne faisons aucune hypothèse sur la fonction de mélange nous ne savons pas résoudre ce problème.

Comme dans bien des domaines scientifiques, la restriction au cas d'une transformation des sources est un cas particulier très important. Si les fonctions de mélange et de séparation des applications linéaires, elles s'expriment alors sous la forme de matrices et les équations précédentes s'expriment alors sous la forme :

$$Y=W.x=W.A.S \quad (2.4)$$

A est la matrice de mélange et W est la matrice de séparation.

Dans le cas de l'ACP par exemple, cette base de représentation est composée des vecteurs.

2.2.2 Notation

Sauf mention contraire, nous adoptons notations suivantes. Un vecteur aléatoire contenant n sources est noté S et celui contenant P observations est noté X .les composantes de ces vecteurs sont respectivement $(S_1, S_2, \dots, S_n)^T$ et $(X_1, X_2, \dots, X_n)^T$.

Lorsque l'on considère des observations particulières de ces vecteurs aléatoires, nous adoptons une notation matricielle de la forme $X_T=[X(1),X(2),\dots,X(T)]$ la matrice de mélange est notée A et la matrice de séparation W .dans les processus itératifs.

2.3. Réduire les données

Dans ce paragraphe, nous allons d'une part étudier le cas de l'analyse en composantes principales est une technique initialement développée pour observer des données.

2.3.1 Analyse par composantes principales

L'Analyse en composantes Principales d'un vecteur aléatoire réel \mathbf{X} de taille p et de matrice de covariance $V_x = E\{XX^T\}$ finie est définie dans [9] comme un couple de matrice $\{F, D\}$ tel que la matrice de variance /covariance se factorise sous la forme :

$$V_x = F \cdot D \cdot F^T \quad (2.5)$$

D est une matrice diagonale réelle positive et F est une matrice de rang r et de taille $p \times r$ dont colonnes sont orthogonales entre elles (c'est-à-dire que $F^T \cdot F$ est une matrice diagonale).

Une méthode pratique réalisé une ACP est donc de diagonaliser la matrice de covariance des données et de définir la matrice D comme une matrice diagonale contenant les valeurs propres non nulles de V_x rangées dans l'ordre décroissant et F telles que ses colonnes contiennent les vecteurs propres correspondants.

2.3.2 Méthode

Pour obtenir les meilleurs résultats, nous avons choisit d'effectuer une série de technique de prétraitement, les données et ensuite passer les signaux traites par un algorithme de FASTICA [10].

-) Centrer les données
-) Blanchissant les données

2.3.2.1 Centrer les données

Le but de centrer les données est de simplifier le calcul que l'algorithme ICA utilise. Cette étape peut être réalisée simplement en prenant la valeur attendue des données

(ou le calcul de moyenne) et en la soustrayant de chaque élément du vecteur de données .

2.3.2.2 Blanchissant les données

Nous pouvons voir L'ACP comme un moyen de décorréliser les données, donc à rendre leur matrice de covariance diagonale .si on définit la matrice de blanchiment par :

$$W_A = D^{-1/2} F^T \quad (2.6)$$

La séparation des données à l'aide d'une telle matrice s'appelle blanchiment et correspond à une annulation des statistiques d'ordre 2. Il existe d'autres procédés pour effectuer cette opération, comme par exemple une solution symétrique [11] :

$$W_A = E\{XX^T\}^{-1/2}$$

La matrice de covariance $E\{YY^T\}$ des sources $Y=W_A \cdot X$ est diagonale et les données sont donc décorrélées. De manière générale, multiplier à gauche une matrice de blanchiment par une matrice diagonale, donne une nouvelle matrice orthogonale.

On peut faire un lien entre le blanchiment et L'ACP, celle-ci recherche une base pour un nuage de données qui permet d'obtenir une covariance des données qui égale à la matrice identité, en fait le blanchiment correspond à une analyse en composantes principales ACP [12].

2.4 Définition de l'analyse en composantes indépendantes

2.4.1 Cadre pris en compte

Il existe plusieurs façon de définir L'ACI, ou ce qui revient au même, d'expliquer la manière dont on souhaite représenter les données .Dans cette étude nous nous restreignons d'une part cas des mélanges linéaires des signaux, qui est de loin le cas le plus étudié et qui jusqu'à aujourd'hui a même souvent été pris comme point de départ pour la définition de l'ACI. L'intérêt est que dans ce cas, l'hypothèse d'indépendance statistique entre les signaux est suffisante pour effectuer la séparation.

Dans la suite, nous donnons la définition de l'ACI établie par comon [9],qui est historiquement première définition rigoureuse pour le cas des mélanges linéaires, mais aussi la plus générale .Enfin ,nous présentons un état de l'art de plusieurs approches et développons certaines d'entre elles dans le paragraphes suivants :

2.4.2 Définition

L'analyse en composantes Indépendantes d'un vecteur aléatoire \mathbf{X} de taille p et de matrice de covariance $V_{\mathbf{X}}=E\{\mathbf{X}\mathbf{X}^T\}$ finie est un couple de matrice $\{\mathbf{A},\mathbf{D}\}$ tel que :

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

$$V_{\mathbf{X}}=\mathbf{A}.\mathbf{D}^2.\mathbf{A}^T \quad (2.7)$$

Ou \mathbf{D} est une matrice diagonale réelle positive et \mathbf{A} est une matrice de rang n et de taille $p*n$.

b- Les observations peuvent être écrites sous la forme :

$$\mathbf{X}=\mathbf{A}.\mathbf{S} \quad (2.8)$$

Ou \mathbf{S} est un vecteur aléatoire de taille n dont \mathbf{D}^2 est la matrice de covariance et dont les composantes $(\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_n)^T$ sont les plus Indépendantes.

Une mesure d'indépendance apparait immediat, Nous pouvons en effet remarque qu'un vecteur aléatoire réel $\mathbf{S}=(\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_n)^T$ dont la densité de probabilité es notée

$f_s(u)=[f_{s1}(u_1), f_{s2}(u_2), \dots, f_s(u_l)]$ a par définitions composantes indépendantes si et seulement si :

$$f_s(u)=\prod_{i=1}^n f_{s1}(u_i) \quad (2.9)$$

Cette opération de blanchiment cherche à decorréler les composantes par le calcul des statistiques de second d'ordre, par contre l'ACI utilise des statistique d'ordre supérieur pour séparer les signaux (Sources) ou le plus indépendantes possible de manière aveugle, en effet cette démarche ne suffit pas à rendre les signaux indépendantes, mais c'est une étape nécessaire au traitement des données de plus pour l'ACI.

2.5 Algorithme FASTICA

L'algorithme FASTICA est un algorithme très performant de maximisation pour les sources non –gaussiennes [13]. Il est basé sur le principe de l'algorithme d'apprentissage itératif de type point fixe (fixed point algorithm). Nous constatons que la méthode de FASTICA est plus rapide par rapport à la méthode de l'ACI.

La forme simplifiée de l'algorithme pour l'estimation d'une composante indépendante peut être reformulée de la manière suivante :

ALORITHME FASTICA POUR ESTIMER UNE SEUL COMPOSANTE INDEPENDANTE :

1- Initialiser le vecteur W (valeurs aléatoire)

2- Mettre $W^+ = E(x.g(w^T.x)) - E(g'(w^T.x))w$;

3- Mettre $W = \frac{W^+}{\|W^+\|}$;

-Si la convergence n'est pas encore atteindré, refaire les étapes 2, et3.

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

Algorithme FASTICA pour estimer plusieurs composantes, on a besoin d'utiliser l'algorithme précédent, on utilise l'algorithme du point fixe estimer le vecteur W_{p+1}

et, après chaque itération, on soustrait du vecteur W_{p+1} les projections $W_{p+1}^T W_j W_j$ ($j=1, \dots, p$).

ALGORITHME FASTICA POUR PLUSIEURS COMPOSANTES :

Puis on normalise de nouveau le vecteur W_{p+1} :

-mettre $W_{p+1} = W_{p+1} - \sum_{i=1}^p W_{p+1} W_i W_i$;

-mettre $\frac{W_{p+1}}{\sqrt{W_{p+1}^T W_{p+1}}}$;

La performance de l'algorithme FASTICA dépend du choix de la fonction g . Les composantes indépendantes peuvent être extraites une à une.

2.6 Conclusion

L'utilisation de l'ACI pour la séparation aveugle de sources des signaux donnent des résultats prometteurs.

Analyse en composantes indépendantes (ICA) est une nouvelle technique d'analyse de données. Le but de l'application ICA est de séparer les ECGf et ECGm. L'algorithme FASTICA est utilisé pour estimer la matrice de séparation et de mélange.

Chapitre 3

Tests et Résultats

Chapitre3 Tests et résultats

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous avons citer les résultats de la simulation de notre programme MATLAB.

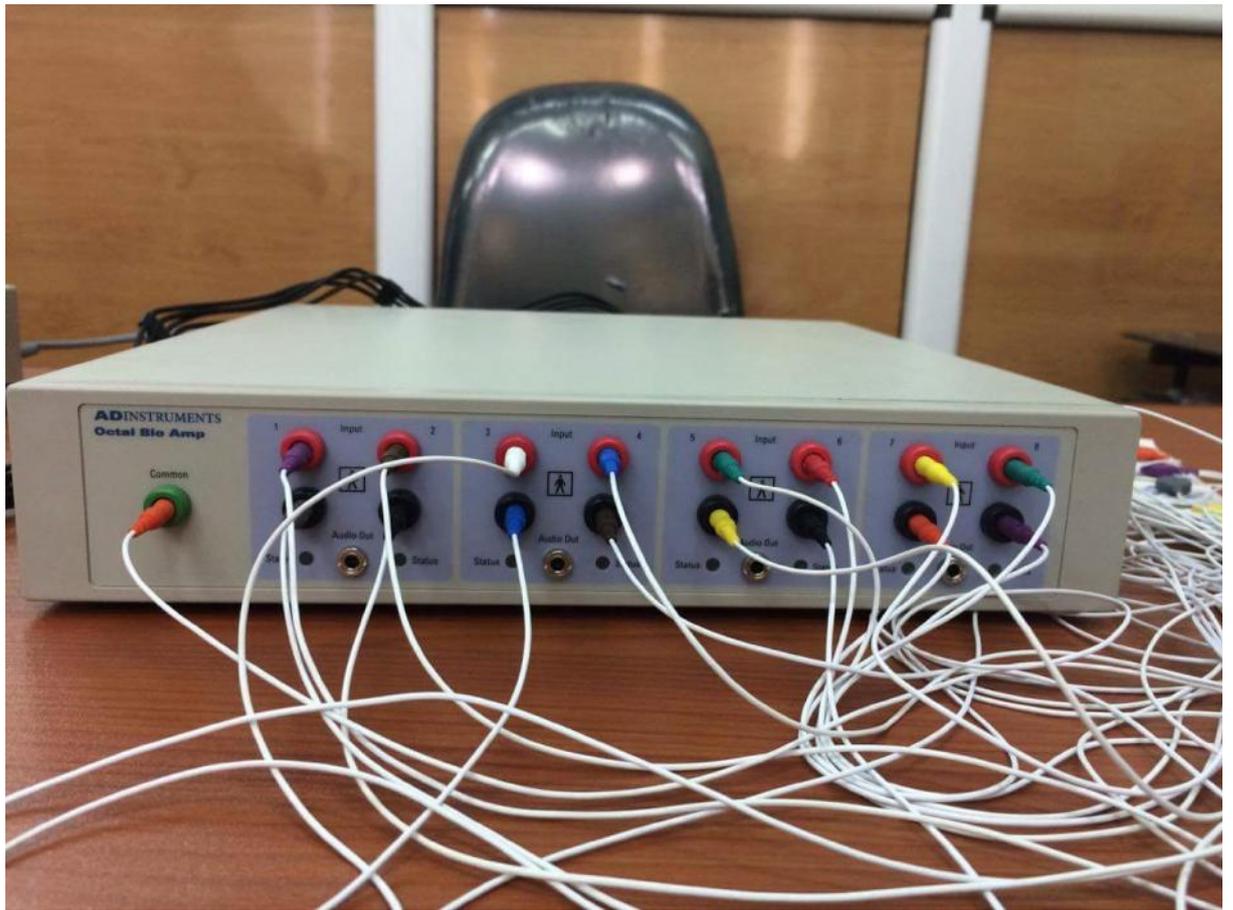
3.2 ML 138 OCTAL BIO AMP

3.2.1Description

Le ML138 bio ampère octal est électriquement d'isolement ; (conçu pour rencontrer le CEI 60601-1), haute performance, amplificateur différentiel de 8 canaux. Il comporte des arrangements de filtre optimisés pour la variété de mesure d'awide de signaux biologiques comprenant EEG, ECG et EMG.

L'unité est équipée des prises d'entrée 8*2 différentielles, appropriées à la connexion avec les avances non protégées, telles que les électrodes plates de disque (MLAWBT9) poue l'EMG, l'EEG et les enregistrements aussi bien que la connexion d'ECG aux systemesd'electro-chapeau(MLAEC1etMLAEC2).

Une terre simple met en référence tous les canaux d'entrée. Le panneau avant comporte également 4 crics mini-stéréo pour le contrôle d'écoute (L+R) des canaux 1+2,3+4,5+6 et 7+8.





3.2.2 Compatibilité

Le bio ampère octal est compatible avec des modèles de laboratoire de puissance de PS ou plus tard et exige le diagramme v4 ou plus tard ou la portée v3.3 ou plus tard .

Ce qui suit sont certains des accessoires appropriés pour l'usage avec le bio ampère octal :

MLA700 Électrodes réutilisables d'ECG.

MLA710 Électrodes du coffre ECG (aspiration).

MLAWBT9 Électrodes plates d'EEG.

3.2.3 Caractéristiques et avantages

Isolement électrique dans les circuits de ligne de courant (de canalisations) pour assurer la sécurité soumise.

Enregistrez 8 bio entrées potentielles d'un sujet simple.

Approprié à la connexion humaine.

Le contrôle de logiciel du gain, arrangements de filtre et les canalisations en ligne adaptatives filtrent.

Intégration parfaite avec les systèmes par acquisition de données de laboratoire de puissance.

Montre l'amplitude réelle d'entrée (une fois utilisé avec le logiciel de laboratoire et de diagramme de puissance).

3.2.4 Applications

Les applications appropriées incluent l'EMG extérieur des muscles multiples, 12 de l'avance ECG (8 canaux plus 4 calculés), du 8-canal EEG et des potentiels connexes par événement.

3.2.5 Technique

Entrée

Type de connexion : 17 x 1,5 millimètres choisissent la prise masculine enveloppée par goupille.

Configuration d'entrée : 8 ont isolé les canaux différentiels avec la référence au sol d'isolement par terrain communal.

Impédance d'entrée : 200 M Ω differential, 30 PF (aucun câble) ou 200 PF à la terre d'isolement.

Isolement : 4000 Vrms (50 hertz pour 1 minute).

Chaînes d'amplification : $\pm 5 \mu\text{V}$ à ± 100 système complet dans 14 étapes (PowerLab combiné et bio ampère).

Exactitude de gain : $\pm 1.5 \%$ toutes les gammes

Non-linéarité : $< 0.1 \%$ dans la marge

Bruit à de diverses largeurs de bande :

o 1 hertz à 5 kilohertz : $\mu\text{Vrms} < 1.3$ ($< 8 \mu\text{V pp}$)

o 0,3 hertz à 1 kilohertz : $\mu\text{Vrms} < 0.7$

o 0,1 hertz à 100 hertz : $\mu\text{Vrms} < 0.35$ (@ 200 échantillons/en second lieu)

IMRR (mode d'isolement) : DB > 135 (pour véritable 50 à 100 les hertz de la terre,)

CMRR (mode commun) : DB 85 (typique) @ 60 hertz

Courant de fuite d'entrée : $\mu\text{Arms} < 3$ @ 240 V, μArms de 50 hertz < 2 @ 120 V, 60 hertz

Blocage de C.C : $\pm 1 \text{ V}$

Restauration de ligne de base : Automatique ou manuel

Filtrage

Filtre passe-bas : filtre de Bessel de Quatrième-ordre, exactitude du $\pm 3 \%$

Options passe-bas : Logiciel sélectionnable. Norme : 50, 100, 200, et 500 hertz et 1 et 5 kilohertz (– à DB 3) ; Mode d'EEG : 3, 10, 30, 60 et 120 hertz

Filtre passe-haut : Filtre de premier ordre, exactitude du $\pm 0.25 \%$

Options passe-haut : Logiciel sélectionnable. Norme : 0,02, 0,1, 0,3, 1, 3, et 10 hertz (tout – à DB 3) ; Mode d'EEG : secondes 0,03, 0,1, 0,3 et 1

Filtre à encoche : Filtre de second ordre, – atténuation du DB 32 ; 50 ou 60 hertz de fréquence (détection automatique)

Production

Signal: Norme de $\pm 2.0V$

Sortie audio : Signaux fournisseurs de production stéréo des deux voies de transmission de données ; ± 200 système mv complet, limité actuel à ± 5 mA. Approprié aux écouteurs ou aux haut-parleurs actionnés.

Commandez le port

Le port d'I2C fournit le contrôle et la puissance. Taux de communications d'interface de ~ 50 Kbits/s.

Configuration physique

Dimensions (h×w× d) : 60 millimètres de × 300 millimètres de × 300 millimètre (2,36" × 11,8 » × 11,8 ») .

Poids : 4 kilogrammes (9 livres) .

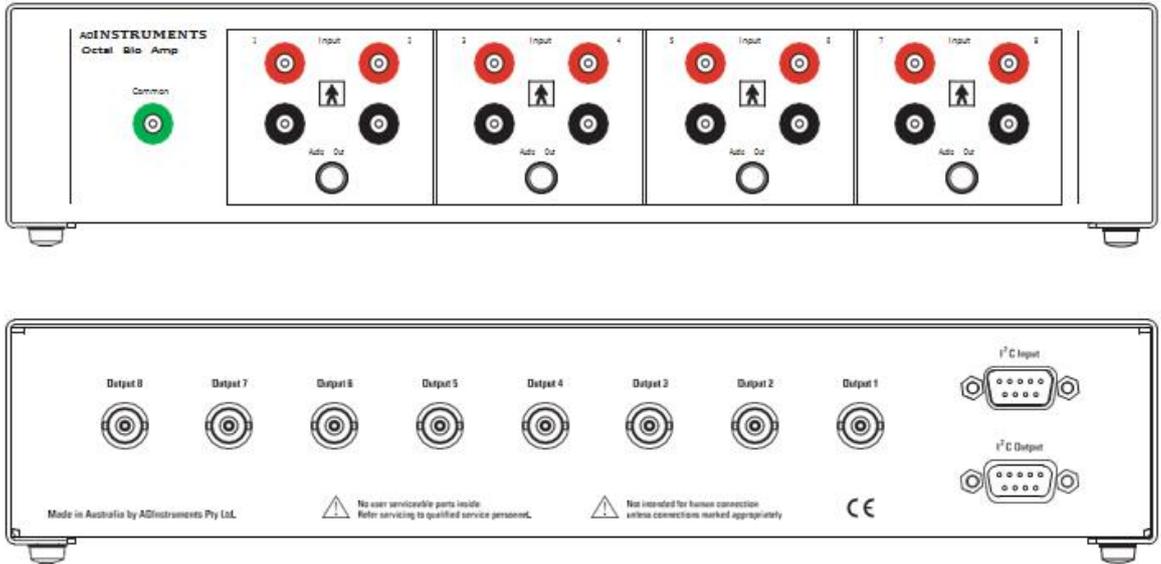
Alimentation électrique : ~ 10 W .

Gamme de température de fonctionnement : 0 à 35 °C, humidité de 0 à de 90% .

Sécurité

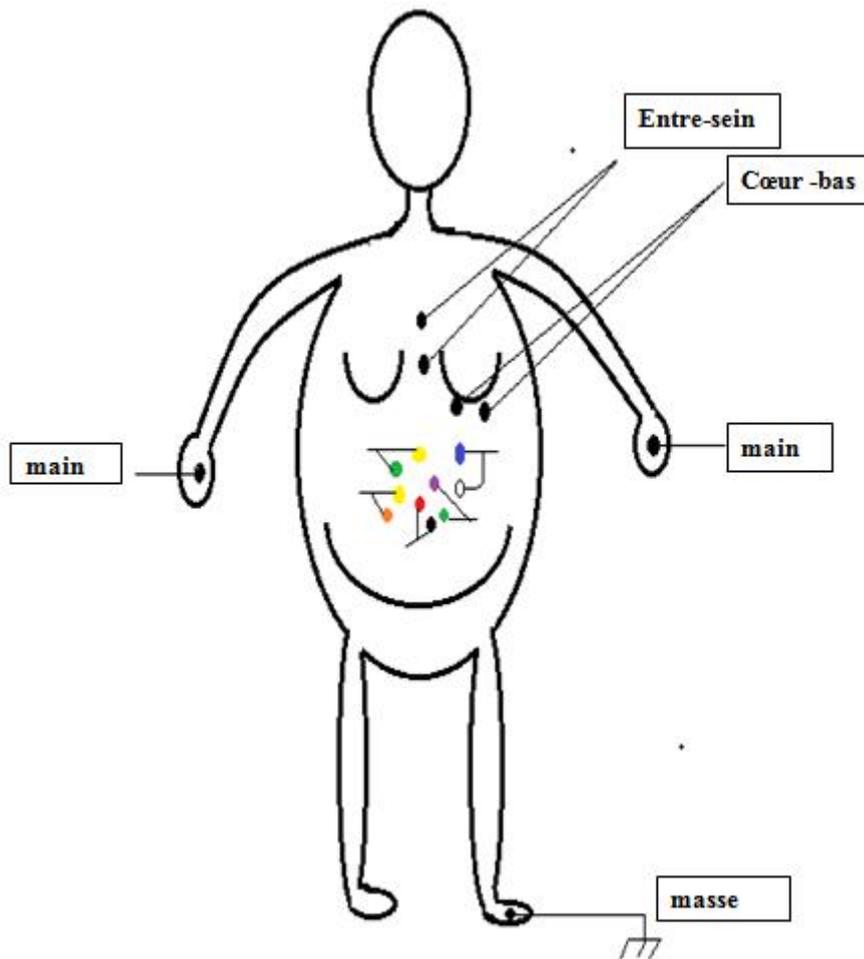
Équipement : Méthode de la classe 1 de disposition : Expédiez à réutiliser le centre ou revenez au fabricant.

3.2.6 Panneaux avants et arrières



3.3 Résultats:

Dans cette partie on représentera la séparation des signaux périodiques pour valider notre algorithme FASTICA, par la suite on présentera les résultats obtenus lors de la séparation des signaux ECG réels.



3.3.1 Séparation de signaux périodiques

Les signaux sources sont présentés par la figure 3.1 générés sous Matlab

La source1 est un signal carré , la source2 est un signal sinusoïdale, et la source3 est un signal dent de scie.

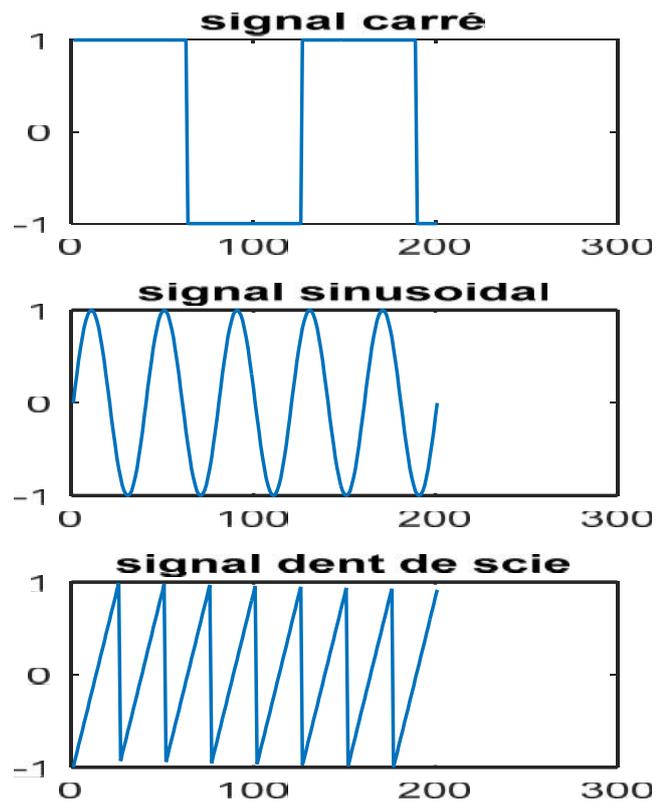


Figure 3.1: Les signaux sources

Les Signaux mélangés sont présentés par la figure 3.2, Ces signaux sont obtenus en multipliant les signaux représentés dans la figure 3.1 par une matrice aléatoire A dite mélangé généré sous Matlab.

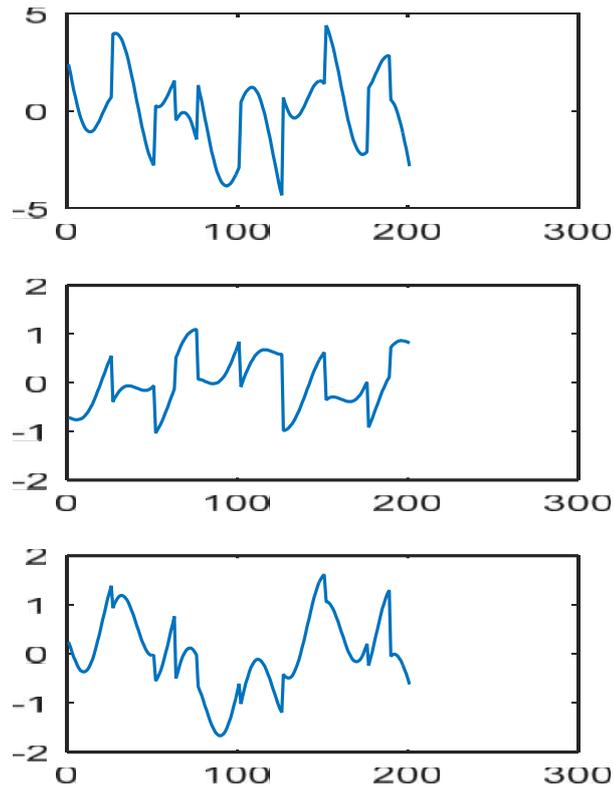


Figure 3.2: Les signaux mélangés

La figure 3.3 représente les signaux séparés via l'algorithme FASTICA. ou on retrouve nos signaux sources (carré, sinusoidale,...).

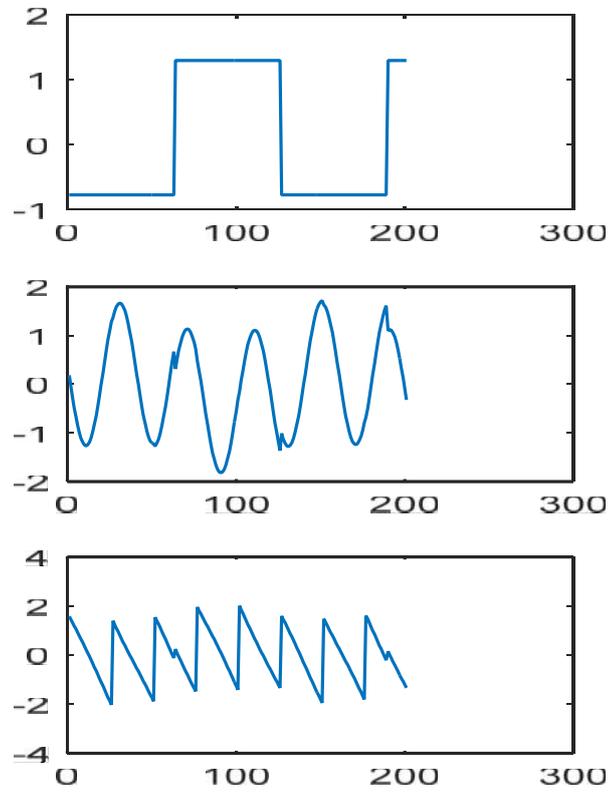


Figure 3.3: Les signaux séparés

3.3.2 Séparation de signaux ECG réel

Après enregistrement de signaux ECG réel d'une maman enceinte à la 39^{ème} semaine au niveau du laboratoire LATSI du département d'électronique à l'université de Blida I.

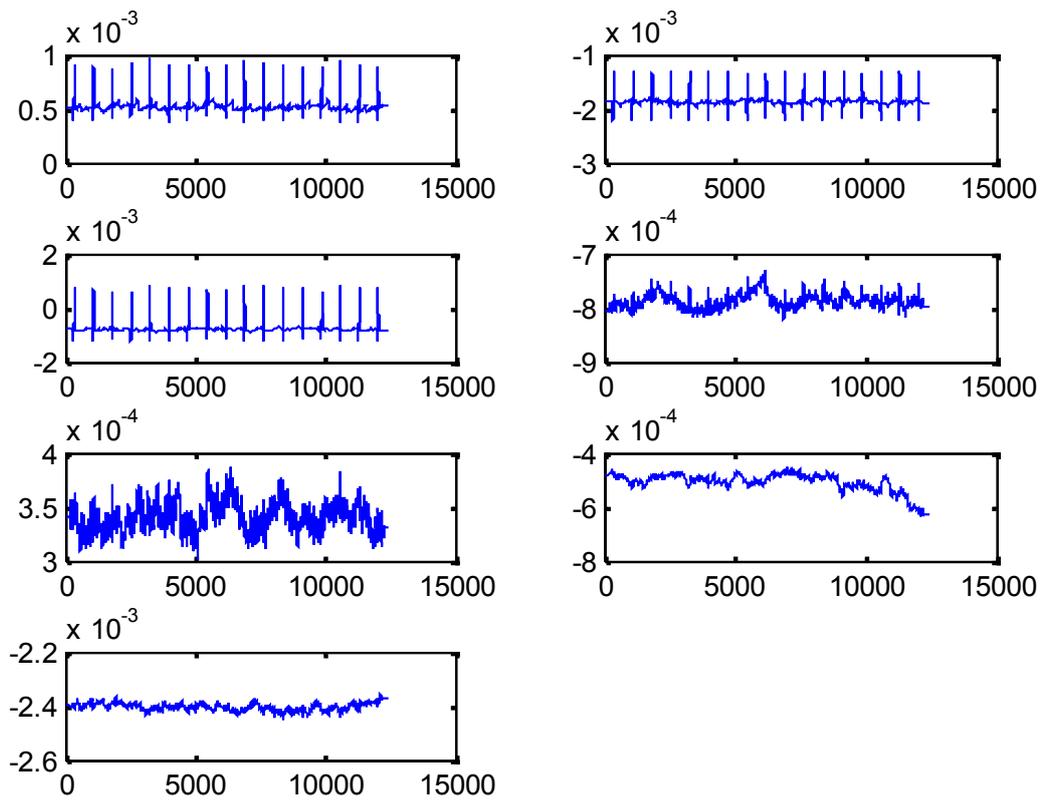


Figure 3.4: Signaux mélangés ECGm réel

signaux présentés ci-dessus sont des enregistrements d'ECG au niveau du poigné, l'abdomen et le thorax d'une femme enceinte à la 39^{ème} semaine. Ces enregistrements ont été traités par l'algorithme FastICA, le résultat obtenu est représenté dans la figure suivante.

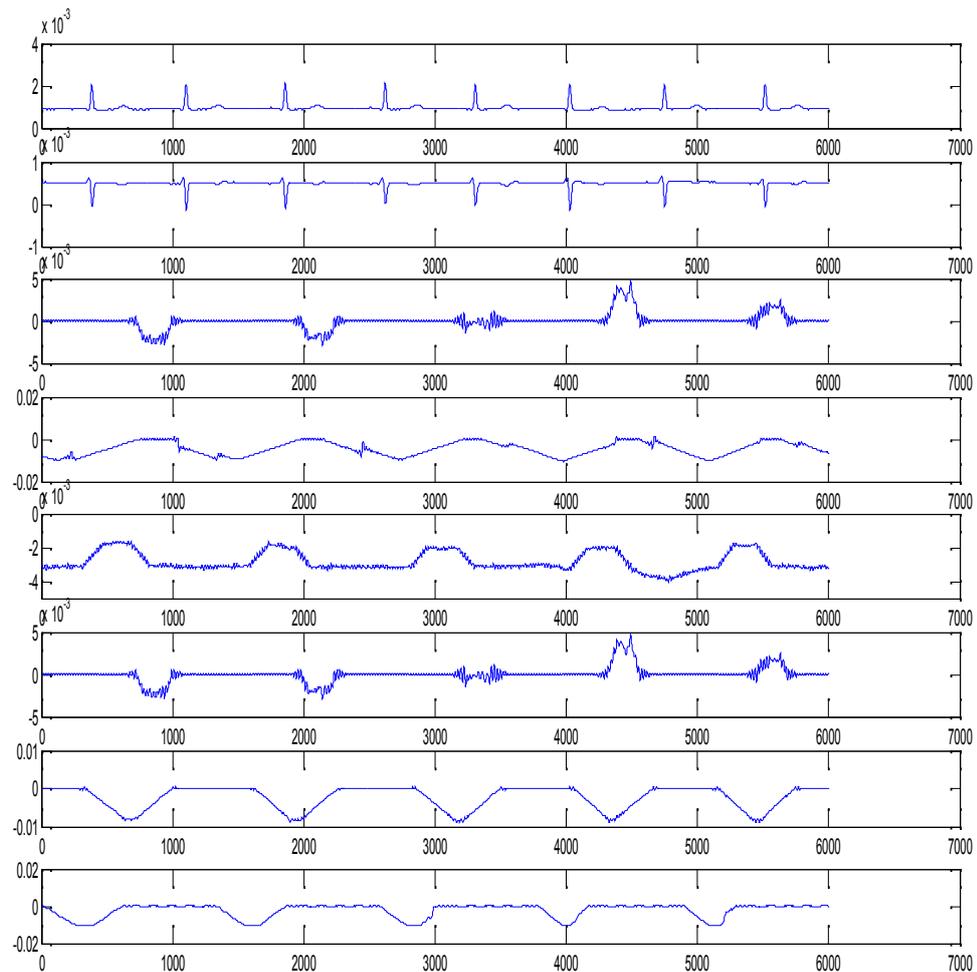


Figure 3.5 : Signaux ECGm réel (mélangés)

La figure ci-dessus représente les signaux ECG réels séparés, on remarque que l'activité cardiaque dans la composante quatre et cinq n'est pas la même, où on peut conclure que la cinquième composante représente celui du fœtus et la quatrième celui de la maman.

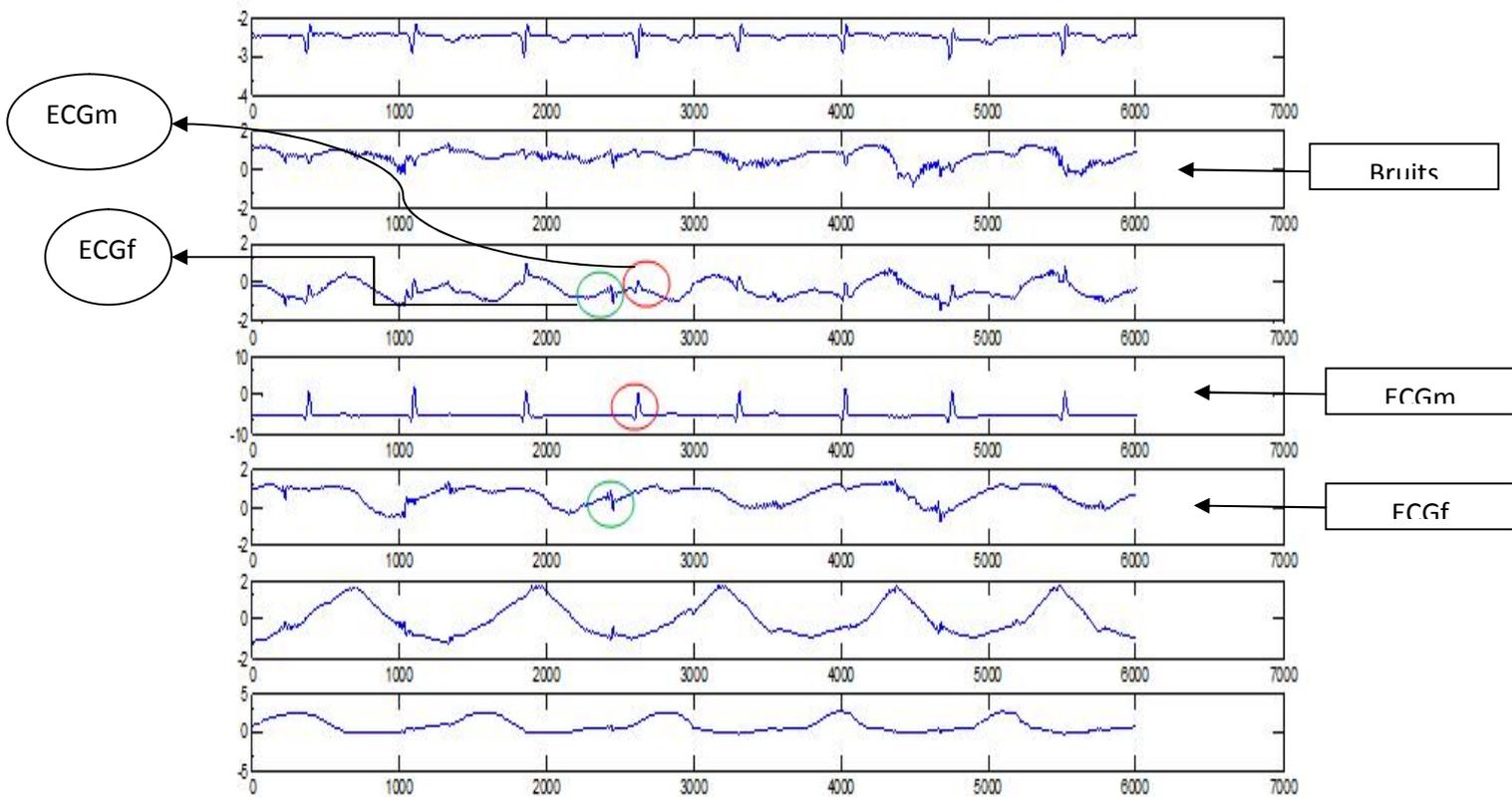


Figure 3.6: Signaux ECG réel Séparés via FastICA.

Conclusion générale

Le travail entrepris dans ce mémoire entre dans le cadre de la séparation d'ECG fœtal à partir d'enregistrements d'ECG maternel réel en utilisant un algorithme de séparation en Analyse en Composantes Indépendantes.

L'idée se rapporte à un procédé consistant à placer des capteurs ECG sur l'abdomen et le thorax d'une femme enceinte afin d'avoir des enregistrements réels d'un Electrocardiogramme (ECG) Maternel. Ces signaux sont généralement considérés comme des combinaisons (mélange) de signaux sources, les signaux ECG fœtal et maternel.

Afin de parvenir à une bonne séparation de signaux, l'algorithme FastICA a été testé en utilisant un mélange de signaux périodiques générés sous Matlab. Après l'étape de vérification, l'algorithme de séparation a été appliqué sur des signaux ECG enregistrés au niveau du poigné, l'abdomen et du thorax d'une femme enceinte afin de séparer le signal ECG fœtal à partir de ces enregistrements réels ECG maternel.

La séparation des signaux périodiques a été effectuée avec succès, tous les signaux périodiques ont été retrouvés via l'algorithme de séparation FastICA. Les résultats obtenus pour la séparation de l'ECG réel ont été plus que satisfaisante puisque on distingue bien le rythme cardiaque fœtal dans une composante et celui de la maman dans une autre composante après séparation.

Notre objectif a été atteint, le rythme cardiaque fœtal a été retrouvé à partir d'enregistrements ECG maternel et de manière non-invasif.

Bibliographie

[1] Pieri JF, Crowe JA, Hayes-Gill BR, Spencer CJ, Bhogalk, James DK. Compact long-term recorder for the transabdominal foetal and maternal electro -cardiogram. *Med Biol Eng Comput* 2001; 39:118–125.

[2] V. Equy, S. Buisson, M. Heinen, J-P Schaal, P. Hoffmann, F. Sergent, “Confusion between maternal and fetal heart rate during delivery: risk factors and consequences” *British Journal of Midwifery*, vol.20 (11), 2012.

[3] [Comon and Jutten, 2010] Comon, P. and Jutten, C. (2010). *Handbook of Blind Source Separation: Independent component analysis and applications*. Academic press.

[4] [Zarzoso et al., 1997] Zarzoso, V., Nandi, A. K., and Bacharakis, E. (1997). Maternal and foetal ECG separation using blind source separation methods. *Mathematical Medicine and Biology*, 14(3):207–225.

[5] [Di Maria et al., 2014] Di Maria, C., Liu, C., Zheng, D., Murray, A., and Langley, P. (2014). Extracting fetal heart beats from maternal abdominal recordings: selection of the optimal principal components. *Physiological measurement*, 35(8):1649.

[6] [Castells et al., 2007] Castells, F., Laguna, P., Sörnmo, L., Bollmann, A., and Roig, J. M. (2007). Principal component analysis in ECG signal processing. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2007(1):98–98.

[7] [Cardoso, 1998] Cardoso, J. F. (1998). Multidimensional independent component analysis.

In *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1998. Proceedings of the 1998 IEEE

International Conference on, volume 4, pages 1941–1944. IEEE.

[8] [HER85] Héraut J.; Jutten C. et ans B.; "Détection de grandeurs dans primitives dans un message composite par une architecture de calcule en apprentissage non supervisé", actes du XIème GRETSI; NICE, France. Volume2, Page 1017-1022, Mai 1985.

[9] [COM94] Comon P. "independant component analysis. A new concept?" Signal processing, vol.36, N°3, PP287-314, 1994.

[10] A. Hyvarinen, E. Oja, " independent component analysis: algorithm and application" Neural networks, 13(4-5), pg. 411-30, 2000.

[11] [BEL97] Bell A.J, sejnowski T.J., "The independant component of Natural scenes are Edge Filter". Vision research, vol 37, n°23, pp 3327-3338, 1997.

[12] Brahimy MI, Ahmed F, Mohd Ali, Zahedi E. Real-time signal processing for foetal heart rate monitoring. IEEE transbiomed Eng 2003;50:258-262.

[13] [Hyvarinen.A 1999.a] Fast and robust fixed point algorithms for independant component analysis. IEEE transactions on neural networks. 10(3):626-634.