



UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA

Faculté de Technologie

Département d'Électronique

THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité : Communication

TRAITEMENT DES SIGNAUX BIOMÉDICAUX RÉELS ECG -EMG-EEG

Par

Ikram KAOULA

Devant le jury composé de :

H. MELIANI	Pr, U. de Blida	Président
A. GUESSOUM	Pr, U. de Blida	Directeur de thèse
M. SOLTANE	MCA, U. de Médéa	Examineur
B. BENGHERBIA	MCA, U. de Médéa	Examineur

Blida, 2024

ملخص

تعتبر سلامة الجنين قضية أساسية للأطباء والمتخصصين في المجال الطبي في الفترة المحيطة بالولادة، ويغطي هذه الاشكال مجال تشخيص الجنين وأمه للوقاية من الأمراض أو المضاعفات المحتملة خلال فترة الحمل. من أجل تقديم الرعاية بشكل مناسب، إن أفضل طريقة للتشخيص الجيد للتشوهات لدى الجنين هي النقاط الإشارة الكهربائية القلبية الضعيفة لهذا الجنين، وتكمن أهمية هذا التسجيل في أنه يكشف معلومات مهمة عن صحة الجنين، خاصة خلال الأسابيع الأربعة الأخيرة من الحمل. لهذا يوجد طريقتان، الطريقة التدخلية الطريقة غير تدخلية، الطريقة الأولى وهي الطريقة التدخلية تعطي تسجيلات لقلب الجنين أكثر دقة من التقنية الثانية غير التدخلية. يتم النقاط إشارة مخطط دقات القلب مباشرة على فروة رأس الجنين بطريقة تدخلية ولا يمكن تطبيقها إلا أثناء المخاض في مرحلة ما قبل الولادة، بينما تسمح الطريقة غير التدخلية بتسجيل إشارة قلب الجنين عن طريق تسجيل تخطيط نبضات قلب الأم على مستوى البطن، وهذا يستوجب معالجة هذه الإشارة من أجل فصل إشارة التخطيط الكهربائي للجنين عن الإشارة القلبية للأم باستعمال التسجيلات البطنية لمعدل ضربات قلب الأم.

. ستركز هذه الأطروحة على خوارزمية تكيفية جديدة، وهي خوارزمية GRA، لعزل والحصول على المخطط الكهربائي لقلب الجنين من تسجيل المخطط الكهربائي لقلب الأم للبطن، يتم تحقيق ذلك باستخدام طريقة غير جراحية لتسجيل تخطيط كهربائي لقلب الأم ثنائي القناة، أي باستخدام المخطط الكهربائي القلبي بالجهة الصدرية للأم كإشارة مرجعية والمخطط الكهربائي القلبي البطني للأم كإشارة رئيسية.

قبل الانتقال إلى مرحلة الفصل لإشارة الجنين، لا بد من إجراء المعالجة المسبقة للإشارات المسجلة من أجل تحسين النتائج المتوقعة من خلال الخوارزميات المقترحة والمطبقة خلال هذا البحث، يتم تطبيق خوارزمية DWT على إشارة القلب الكهربائي البطني لتنظيفها من أي مؤثرات لإشارات إضافية وتذبذب القاعدة التي عادة ما تكون موجودة في التسجيلات الأولية، يظهر المرشح التكيفي الجديد المقترح كطريقة ذات خصائص محسنة من خلال عمليات المحاكاة. تم إجراء عمليات المحاكاة هذه على كل من إشارات اصطناعية وحقيقية. تمت مقارنة هذا العمل بخوارزمية NLMS وخوارزمية RLS.

RESUMÉ

Le bien-être du fœtus englobe la surveillance prénatale pour la mère et le fœtus. Cette surveillance vise à prévenir toute maladie ou complication pendant la grossesse, afin d'assurer des soins appropriés. Pour établir un diagnostic précis des anomalies chez le fœtus, la méthode la plus efficace consiste à détecter son faible signal électrique cardiaque. Ce signal révèle des informations cruciales sur l'état de santé du fœtus, notamment au cours des quatre dernières semaines de la grossesse. Pour cela deux approches existent, la méthode invasive et la technique non-invasive. La méthode invasive fournit des enregistrements cardiaques fœtaux plus précis que la deuxième technique non-invasive. Le signal électrocardiographique du fœtus peut être capté directement depuis son cuir chevelu de manière invasive, mais cette méthode n'est applicable qu'au cours du travail pré-accouchement. En revanche, une approche non-invasive consiste à enregistrer le signal cardiaque fœtal à partir de l'enregistrement cardiaque abdominal de la mère. Cela nécessite alors un traitement du signal pour différencier le signal électrocardiographique fœtal du rythme cardiaque maternel, en se basant sur des enregistrements du rythme cardiaque maternel au niveau abdominal et thoracique.

Cette thèse portera sur un nouvel algorithme adaptatif, à savoir l'algorithme récursif généralisé, pour isoler et obtenir l'électrocardiogramme fœtal à partir d'enregistrement électrocardiogramme maternel abdominal. Cela est réalisé à l'aide d'une méthode non-invasive d'enregistrement électrocardiographique maternel à deux canaux, c'est-à-dire avec l'électrocardiogramme maternel thoracique comme signal de référence et l'électrocardiogramme maternel abdominal comme signal principal. Avant de procéder à la phase de la séparation, il est impératif d'effectuer un prétraitement des signaux enregistrés afin d'améliorer les résultats escomptés par le biais des algorithmes proposés et appliqués durant cette recherche. La méthode de la transformation en ondelettes discrètes (DWT) est appliquée aux signaux électrocardiographiques abdominal et thoracique, afin de les nettoyer des bruits additifs et de la ligne de base généralement présente dans les enregistrements bruts. Le nouveau filtre adaptatif proposé est présenté comme une méthode ayant des caractéristiques améliorées, démontrées à travers des simulations effectuées sur des signaux synthétiques et réels. Ce travail a été comparé aux algorithmes de moindre carré moyen normalisé (NLMS) et de moindres carrés récursifs (RLS).

ABSTRACT

The well-being of the fetus is a crucial concern for clinicians and perinatal medical specialists. This requirement encompasses the diagnosis of the fetus and his mother to prevent potential diseases or complications during pregnancy and therefore provide appropriate care. The most effective way to diagnose abnormalities in the fetus is to capture its weak electrical cardiac signal. The significance of this recording lies in the fact that it reveals crucial information about fetal health, especially during the last four weeks of pregnancy. Two approaches exist for this purpose: the invasive method and the non-invasive technique. The invasive method provides more accurate fetal cardiac recordings than the non-invasive technique. The electrocardiogram signal is captured directly on the fetus's scalp in an invasive manner and can only be applied during pre-delivery operation. In contrast, a non-invasive approach involves recording the fetal cardiac signal from the mother's abdominal cardiac recording. This then requires signal processing to separate the fetal electrocardiographic signal from the maternal cardiac rhythm, based on recordings of both the maternal abdominal and thoracic cardiac rhythms.

This thesis focuses on a new adaptive algorithm, namely the Generalized Recursive Algorithm, to isolate and obtain the fetal electrocardiogram from maternal abdominal electrocardiogram recordings. This is achieved using a non-invasive two-channel maternal electrocardiogram recording, using the maternal thoracic electrocardiogram as a reference signal and the maternal abdominal electrocardiogram as the primary signal. Before proceeding to the separation phase, it is imperative to preprocess the recorded signals to enhance the desired results through the proposed algorithms applied during this research. The discrete wavelet transform (DWT) method is applied to the abdominal and thoracic electrocardiographic signals for baseline and additive noise reduction. The proposed new adaptive filter is shown to deliver improved characteristics through simulations performed on both synthetic and real signals. This work is favorably compared to the normalized least mean squares (NLMS) algorithm and the recursive least squares (RLS) algorithm.

DÉDICACES

À la mémoire de ma défunte mère.

À la mémoire de mon défunt père.

À mon mari et mes enfants.

À ma sœur et mon beau-frère.

À mes frères et mes belles-sœurs.

À mes nièces et neveux

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué de manière significative à la réalisation de cette thèse de doctorat.

Je souhaite tout d'abord remercier mon directeur de thèse, Pr GÜESSEM Abderrazak, directeur du laboratoire LATSIS (Laboratoire et de Traitement de Signal et d'Image) pour sa guidance éclairée, son soutien inébranlable, et son expertise précieuse tout au long de cette aventure académique. Ses conseils et sa patience ont été inestimables.

Je suis reconnaissante envers le comité de thèse, pour leur précieuse expertise et leurs précieux commentaires qui ont grandement enrichi ce modeste travail, notamment Pr. Meliani président du comité et professeur à l'université Blida1, Pr. Soltane professeur à l'université de Médéa et Dr Bengherbia Maître de conférences classe A à l'université de Médéa.

Ma reconnaissance va également à ma famille et à mes collègues, dont leur soutien moral et émotionnel m'a aidé à aller de l'avant tout au long de ce parcours académique si exigeant.

Enfin, je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à cette recherche. Votre collaboration a été essentielle et primordiale pour l'achèvement et le succès de cette thèse.

TABLE DES MATIÈRES

ملخص	i
RESUMÉ	ii
ABSTRACT	iii
DÉDICACES.....	iv
REMERCIEMENTS	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
TABLE DES TABLEAUX	ix
TABLE DES FIGURES.....	xii
LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS	xv
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
I. ÉTAT DE L'ART	6
I.1. Introduction.....	6
I.2. Surveillance fœtale	6
I.3. Électrocardiographie maternelle	7
I.3.1. Électrocardiographie maternelle thoracique.....	7
I.3.2. Électrocardiographie maternelle abdominale.....	7
I.4. Électrocardiographie fœtale.....	8
I.5. Synthèse de méthodes ultérieures de séparation du signal fœtal.....	8
I.6. Objectif	10
I.7. Approche méthodologique et contribution	11
I.8. Conclusion	16
II. Généralités sur l'électrocardiogramme fœtal.....	18
II.1. Introduction.....	18
II.2. Électrocardiogramme	18
II.3. L'électrocardiogramme fœtal	20
II.4. Croissance in Utero	20
II.5. L'électrocardiogramme maternel	21
II.6. Méthode d'enregistrement du signal électrocardiographique fœtal	22
II.6.1. Méthode non-invasive.....	23
II.6.2. Méthode invasive	24
II.7. Conclusion	25

III.	Données et prétraitements	27
III.1.	Introduction.....	27
III.2.	Données	27
III.2.1	Bases de données	28
III.2.2	Données synthétiques	29
III.2.3	Données réelles	31
III.3.	Prétraitement	33
III.3.1	Principe de la méthode de prétraitement.....	34
III.3.2	Résultats obtenus du prétraitement.....	37
III.4.	Conclusion	42
IV.	Filtres Adaptatifs	44
IV.1.	Introduction.....	44
IV.2.	Filtrage adaptatif du signal électrocardiographique.....	44
IV.2.1.	Principe de filtrage adaptatif appliqué aux ECGF.....	45
IV.2.2.	Algorithme NLMS.....	46
IV.2.3.	Algorithme RLS.....	48
IV.3.	Contribution	50
	L'Algorithme GRA.....	50
IV.4.	Complexité des algorithmes.....	54
IV.5.	Conclusion	56
V.	Méthodes d'évaluation et résultats de la séparation du signal électrocardiographique fœtal.....	58
V.1.	Introduction.....	58
V.2.	Méthodes d'évaluation adoptées	58
V.2.1.	Évaluation de la séparation des signaux cardiaques synthétiques	59
V.2.2.	Évaluation de la séparation des signaux cardiaques réels.....	61
V.2.3.	Analyse de la variance (Test ANOVA).....	62
V.3.	Résultats de la séparation et discussion.....	65
V.3.1.	Séparation de signaux synthétiques.....	65
V.3.2.	Séparation de signaux réels	70
V.4.	Résultats d'évaluation de la séparation	74
V.4.1.	Résultats d'évaluation de la séparation des signaux cardiaques synthétiques	74
V.4.2.	Résultats d'évaluation de la séparation des signaux cardiaques réels.....	81
V.4.3.	Résultats du Test ANOVA.....	83
V.5.	Conclusion	86
	CONCLUSION GÉNÉRALE	88

APPENDICES.....	91
A. Algorithme RLS	91
B. Lemme d'inversion de matrice	95
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE	97

TABLE DES TABLEAUX

Tableau I-1 Descriptions des codes des noms des fichiers synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB).....	13
Tableau I-2. Événements ajoutés aux signaux synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB)	14
Tableau IV-1 Étapes de l'algorithme NLMS	47
Tableau IV-2.Étapes de l'algorithme RLS	49
Tableau IV-3. Algorithme proposé GRA.....	54
Tableau IV-4.Complexité de l'algorithme NLMS.....	55
Tableau IV-5. Complexité de l'algorithme RLS.....	55
Tableau IV-6. Complexité de l'algorithme GRA.....	56
Tableau V-1. Les variations du coefficient de corrélation pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique.....	79
Tableau V-2. Les variations de la RRMSE pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique	80
Tableau V-3. Amélioration du coefficient d corrélation pou l'algorithme RLS.....	80
Tableau V-4. Amélioration du RRMSE pour l'algorithme RLS.....	81
Tableau V-5. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG foetal réel à l'aide du GRA	82
Tableau V-6. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG foetal réel à l'aide du RLS	82
Tableau V-7. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG foetal réel à l'aide du NLMS	83

Tableau V-8. Test ANOVA pour le critère RRMSE	84
Tableau V-9. Test ANOVA pour le critère du coefficient de corrélation.....	85
Tableau I-1 Descriptions des codes des noms des fichiers synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB).....	13
Tableau I-2. Événements ajoutés aux signaux synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB).....	14
Tableau IV-1 Étapes de l'algorithme NLMS.....	47
Tableau IV-2.Étapes de l'algorithme RLS.....	49
Tableau IV-3. Algorithme proposé GRA	54
Tableau IV-4.Complexité de l'algorithme NLMS	55
Tableau IV-5. Complexité de l'algorithme RLS	55
Tableau IV-6. Complexité de l'algorithme GRA	56
Tableau V-1. Les variations du coefficient de corrélation pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique.....	79
Tableau V-2. Les variations de la RRMSE pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique	80
Tableau V-3. Amélioration du coefficient d corrélation pou l'algorithme RLS	80
Tableau V-4. Amélioration du RRMSE pour l'algorithme RLS	81
Tableau V-5. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG foetal réel à l'aide du GRA	82
Tableau V-6. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG foetal réel à l'aide du RLS	82

Tableau V-7. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG fœtal réel à l'aide du NLMS	83
Tableau V-8. Test ANOVA pour le critère RRMSE	84
Tableau V-9. Test ANOVA pour le critère du coefficient de corrélation	85

TABLE DES FIGURES

Figure0-1 Procédure complète de la séparation du signal	3
Figure I-1 Interface graphique de la base Physionet	15
Figure II-1 Les ondes cardiaques d'un électrocardiogramme.....	19
Figure II-2 Tracé électrocardiographique fœtal du signal r01 de la base Physionet, a) tracé ECG fœtal direct, b) tracé ECG abdominal	20
Figure II-3 Tracé électrocardiographique maternel, a) tracé ECG maternel thoracique, b) tracé ECG maternel abdominal	22
Figure II-4. Méthodes d'enregistrements du signal ECGF, a) non-invasive et b) invasive	23
Figure II-5 Enregistrement non-invasive bi-canal d'ECGM.....	24
Figure II-6. Principe d'enregistrement d'ECG fœtal via la méthode invasive.....	25
Figure III-1.Exemple d'un ECG signal synthétique. a) ECG fœtal artificiel, b) ECG maternel créé, c) bruit gaussien créé, d) ECG abdominal artificiel.....	30
Figure III-2. Signal ECG non-invasif simulé Sub01_Snr00db_I4_C0 de la base Physionet. a) ECG fœtal synthétique, b) ECG maternel synthétique, c) bruit gaussien synthétique, d) ECG abdominal synthétique	31
Figure III-3. Signal réel de la base de données Daisy. a) signal abdominal, b) signal thoracique	32
Figure III-4. Signal réel de la base de données Physionet (donnée 102 ecga). a) signal abdominal, b) signal thoracique	33
Figure III-5 Principe général du prétraitement d'un signal ECG	36
Figure III-6. Trois premiers niveaux de décomposition du 4 ^{ème} canal de la base Daisy	38
Figure III-7. .Les trois premiers niveaux de décomposition seuillés du 4 ^{ème} canal de la base Daisy	39

Figure III-8. suppression de la ligne de base, a) signal ECG Brut du 4 ^{ème} canal de la base Daisy, b) Estimation de la ligne de base $\alpha^{(7)}$, c) suppression de la ligne de base.....	40
Figure III-9 Prétraitement d'un ECG abdominal synthétique, a) donnée abdominale originale, b) Donnée corrigée	41
Figure III-10. prétraitement du signal réel 102ecga de Physionet, a) signal abdominal corrigé, b) signal thoracique corrigé	41
Figure III-11. Prétraitement d'un enregistrement réel de Daisy, a) signal abdominal corrigé, b) signal thoracique corrigé	41
Figure IV-1. Modèle général d'un filtre adaptatif pour la séparation d'ECGF	45
Figure IV-2 Concept général de la méthode proposée	50
Figure V-1. Séparation d'un signal synthétique par les filtres usuels (RLS, NLMS), a) Signal référence, b) Signal primaire, c) Signal foetal séparé par le RLS, d) Signal séparé par le NLMS	66
Figure V-2. Séparation du signal Sub01_Snr00db_I4_C0 synthétique d la base de données Physionet (fecgsyn db), a) Signal abdominal maternel, b) Signal foetal original (en haut)- résultat de la séparation par NLMS (en bas), c) Signal foetal séparé par le RLS	67
Figure V-3 Séparation du signal synthétique, (a) signal aECGM synthétique, b) signal ECGF synthétique, (c) ECGF estimé par GRA	68
Figure V-4 .Séparation des trois signaux synthétiques générés sous MATLAB par la méthode GRA	69
Figure V-5. Séparation du signal Sub01_Snr00db_I4_C0 synthétique d la base de données Physionet (fecgsyn db), (a) signal aECGM synthétique, b) signal ECGF synthétique, (c) ECGF estimé par GRA	70
Figure V-6. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Physionet (Nlfecgdb), a) Signal thoracique du signal ecga 102 , b) Signal abdominal, c) ECGF séparé par RLS, d) ECGF séparé par NLMS	71

Figure V-7. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Daisy, a) Signal thoracique du, b) Signal abdominal, c) ECGF séparé par RLS, d) ECGF séparé par NLMS	72
Figure V-8. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Physionet (Nifecgdb), a) signal référence du 102ecga, b)signal primaire, c)ECGF séparé par GRA	73
Figure V-9. Séparation d'enregistrement de la base de données Daisy, a) signal référence, b) signal primaire, c)ECGF séparé par GRA	73
Figure V-10. Comparaison du SNR du GRA, RLS et NLMS	75
Figure V-11. Amélioration des résultats obtenus via l'algorithme RLS pour le SNR	76
Figure V-12. La variation du coefficient de corrélation	77
Figure V-13 Amélioration des résultats obtenus via l'algorithme RLS pour le coefficient de corrélation	78

No table of figures entries found.

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

Acc	: Accuracy
aECGM	: Électrocardiogramme Maternel Abdominal
ANC	: Adaptive Noise Cancelling
ANFIS	: Adaptive Neuro Fuzzy interference
ANOVA	: Analysis Of Variance (En), Test d'Analyse de variance (Fr)
BSS	: Blind Sources Separation
BW	: the Base Line Wandering (En), La ligne de base (Fr)
CNN	: Convolutional Neural Network
CTG	: Cardiotocogramme
DP-LSTM	: Generative dual-path long short-term memory
DPSS	: Dual-Path source separation architecture
DWT	: Discrete Wavelet Transform
ECG	: Électrocardiogramme
ECGF	: Électrocardiogramme Fœtal
ECGM	: Électrocardiogramme Maternel
EEMD	: Ensemble Empirical Mode Decomposition
FASTICA	: FAST Independent Component Analysis
FHR	: Fetal Heart Rate
FIR	: filtre à réponse impulsionnelle finie
FN	: False Negative
FP	: False Positive
GRA	: Generalized Recursive Algorithm
ICA	: Independent Component Analysis
IMAF	: Input-Mode Adaptive Filter
MCGF	: Magnetocardiogramme Fœtal

MHR : Maternal Heart Rate

NLMS : Normalized Least Mean Square

OMAF : Output Mode of Adaptive Filter

PPv : Positive Predictive value

PSF : Parallel Sub-Filter

PWD : Pulsed Wave Doppler

RLS : Recursive Least Squares

RRMSE : Relative Root Mean Squared Error

SCEinter : Somme des erreurs quadratiques inter-classes (entre tous les groupes)

SCEinter : Somme totale des carrées

SCEintra : Somme des erreurs quadratiques intra-classes (au sein du même groupe)

Se : Sensitivity

SVD : Singular Value Decomposition

TP : True Positive

ρ : Coefficient de corrélation

INTRODUCTION GÉNÉRALE

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les enfants sont le cadeau de Dieu dans cette vie. Le Très Haut a dit : « **Les biens et les enfants sont l'ornement de la vie de ce monde.** » (Coran, verset (46) de la sourate EL KAHF, 18 :46), l'humanité ne peut survivre sans progéniture, et les femmes sont le moyen d'avoir une descendance de l'être humain dans cette vie.

Le bien-être des mamans enceintes, ainsi que leurs bébés est primordial pour le bien-être et la santé des deux. La surveillance de l'état de santé du fœtus durant la grossesse et l'accouchement est une étape inévitable, en surveillant les électrocardiogrammes fœtaux et maternel et d'autres types de signaux tels que les enregistrements magnétiques. Les méthodes existantes pour cette surveillance du signal cardiaque de ces deux êtres vivants durant la grossesse et qui se résume en deux procédés, la méthode invasive et non-invasive, la première requiert un enregistrement direct de l'électrocardiogramme fœtal et maternel, tandis que la seconde utilise les enregistrements d'électrocardiogrammes thoracique et abdominal maternel. Dans cette dernière méthode, le signal cardiaque fœtal est inclus dans le signal abdominal maternel.

La surveillance du rythme cardiaque fœtal est le centre d'intérêt des cliniciens contemporains. L'utilisation d'algorithmes de plus en plus avancés, devient une nécessité. L'amélioration de ces méthodes doit se faire avec une bonne compréhension des interprétations des signaux et connaître les limites de ces algorithmes, ce qui permet la validation des résultats. L'élaboration de ces méthodes dites avancées, demandent l'utilisation de ressources du rythme cardiaque fœtal. Parmi celles-ci, nous citons: la cardiotocographie (CTG), qui est une surveillance fœtale assurée par l'enregistrement des contractions utérines, ainsi que

l'enregistrement du rythme cardiaque fœtal [1]. La magnétocardiographie fœtale (MCGF) permet des enregistrements magnétiques accompagnant le rythme cardiaque fœtal [2]. L'électrocardiographie fœtale (ECGF) concerne l'enregistrement du rythme cardiaque fœtal [3]. La dernière méthode citée, l'électrocardiographie fœtale, sera adoptée dans cette recherche. Le recueil du signal ECGF peut être réalisé d'une manière invasive (interne) au moment du travail lors de l'accouchement. Cette méthode peut entraîner des risques aussi bien pour la maman que pour le fœtus, étant donné que les capteurs seront placés sur le cuir chevelu du fœtus, afin de recueillir son rythme cardiaque [4].

La méthode non-invasive (externe) de l'électrocardiographie fœtale consiste à l'enregistrement du signal cardiaque au niveau de l'abdomen maternel. Cette méthode est plus facile, plus rapide et plus sûre que la méthode invasive. Le signal recueilli au niveau de la surface abdominale maternelle, représente le signal électrocardiogramme maternel abdominal. Cet enregistrement résulte de la combinaison de plusieurs sources de signaux, comprenant le signal cardiaque fœtal et le signal cardiaque maternel, ainsi que divers bruits provenant de plusieurs origines. Ces bruits sont engendrés par la localisation des électrodes sur l'abdomen maternel [5], ainsi que par les divers bruits causés par la respiration et l'activité musculaire du corps de la mère, en plus du signal résultant de l'activité du fœtus, ce qui entraîne des bruits dus à ses mouvements.. Le signal cardiaque fœtal est très faible comparé à l'électrocardiogramme maternel, représentant le signal dominant des enregistrements cardiaques maternels abdominaux. La difficulté de la séparation des signaux maternel et fœtal, réside dans le fait que les fréquences des deux signaux électrocardiogrammes fœtal et maternel sont très proches, sachant que le signal fœtal est plus rapide par rapport au maternel.

La figure 0-1, représente le travail effectué dans le cadre de cette thèse. La première étape essentielle à pour obtenir un bon diagnostic précis de l'état du fœtus consiste à prétraiter les signaux cardiaques enregistrés de manière non-invasive en utilisant la méthode des ondelettes discrètes (DWT). Ce prétraitement permet de réduire les bruits, à savoir : la ligne de base et les différents bruits provenant de différentes origines comme la respiration et les mouvements musculaires. La

deuxième étape, la séparation du signal ECGF à partir d'enregistrements d'ECG maternel, sera assurée par des filtres adaptatifs tels le NLMS (Normalized Least Mean Square), le RLS (Recursive Least Squares), et l'algorithme proposé dans ce travail nommé GRA « Generalized Recursive Algorithm » représentant une version généralisée des algorithmes récursifs. La complexité de cette séparation du signal ECGF à partir d'enregistrements abdominal et thoracique de l'électrocardiogramme maternel (ECGM) réside dans la réduction des bruits, notamment l'ECGM. Ce dernier signal est considéré très fort devant le signal informatif ECGF avec la contrainte des fréquences adjacentes du signal informatif l'ECGF et du bruit dominant ECGM. Les algorithmes adaptatifs utilisés dans ce travail nécessitent deux sources d'entrées, un signal dit primaire représenté par le signal ECGM abdominal (aECGM), contenant le signal dominant ECGM et le signal fœtal ECGF. La deuxième source, le signal d'entrée secondaire représentant le signal de référence enregistré au niveau du thorax maternel, est constitué exclusivement du signal ECGM. Ces deux signaux ECGM et ECGF sont ensuite décorrélés.

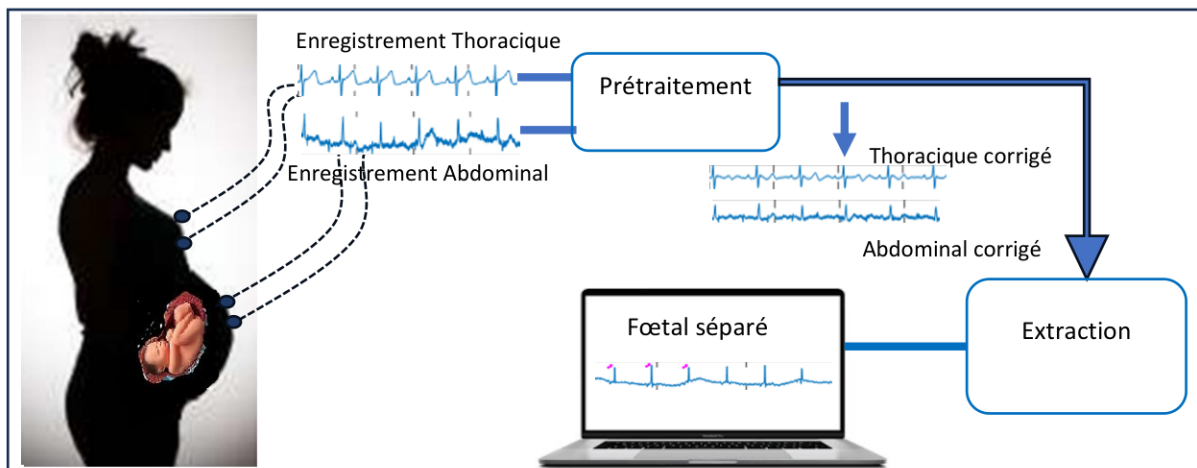


Figure0-1 Procédure complète de la séparation du signal

Physionet [6] et Daisy [7], deux bases de données synthétiques et réelles respectivement, seront utilisées pour les tests du prétraitement et la séparation d'ECGF, ainsi que d'autres signaux synthétiques créés sous l'environnement Matlab [8].

Cinq chapitres seront présentés dans cette thèse afin d'évoquer le problème de la séparation du signal ECGF à partir de seulement deux enregistrements abdominal et thoracique maternels.

- ♥ Le premier chapitre propose une vue d'ensemble du principe général de la surveillance fœtale. Il présente brièvement l'électrocardiographie maternelle ainsi que les divers signaux cardiaques maternels pertinents pour cette recherche. Le signal ECG fœtal, au cœur de cette étude, est examiné à l'aide de différentes méthodes récentes de traitement. Ensuite, nous décrivons les objectifs de notre recherche ainsi que notre contribution, en plus des différents signaux utilisés pour valider les algorithmes.
- ♥ Dans le chapitre deux de cette thèse, nous abordons des généralités sur l'ECG fœtal et maternel, en exposant les méthodes de recueilment des données cardiaques fœtales, qu'elles soient invasives ou non-invasives. Nous illustrons également la localisation des capteurs pour chaque méthode.
- ♥ Le troisième chapitre présente les deux types de données réelles et synthétiques utilisées dans ce travail, en explorant les différentes bases de données. Nous présentons une description de la méthode du prétraitement requise pour le débruitage de tous ces signaux via la méthode de la transformée en ondelettes discrètes DWT.
- ♥ Dans le quatrième chapitre, nous décrivons les filtres adaptatifs sur lesquels se repose l'algorithme GRA proposé dans cette thèse, tout en présentant les fondements théoriques de ce type de filtre.
- ♥ Nous terminons par l'exploration des méthodes d'évaluation dans le cinquième chapitre, ainsi que par la présentation des différents résultats de la séparation, mis en évidence à travers des figures et des tableaux.

CHAPITRE I

État de l'art

I. ÉTAT DE L'ART

I.1. Introduction

Le suivi prénatal durant ces dernières années est devenu une nécessité, et presque une obligation, pour la femme enceinte. Ces suivis de santé préventifs peuvent prévenir des problèmes de santé potentiels et préservent la santé de la mère et de son bébé. Ces suivis sont simplement effectués sous forme d'examens médicaux où nous pouvons citer : les échographies, les ECG, les tests sanguins, les examens pelviens et d'autres procédures.

I.2. Surveillance fœtale

La surveillance de l'état de santé du bébé avant de naître permet de garantir un suivi de grossesse et du monitoring du fœtus afin d'éviter une perte ou des dommages permanents du prénatal. Cependant, la majorité des femmes enceintes font un suivi durant leurs grossesses chez les spécialistes du domaine afin de garantir un bon déroulement de leurs états et de s'assurer de la santé du fœtus. Le moyen le plus courant de nos jours pour ce genre de test repose sur des systèmes électroniques permettant le monitoring du système cardiaque du fœtus.

I.3. Électrocardiographie maternelle

L'électrocardiogramme (ECG) est l'un des moyens cliniques les plus utilisés dans le domaine de la santé, notamment pour la femme enceinte et son fœtus. L'ECGM est un enregistrement du rythme cardiaque de la mère. Il peut être capté en plaçant de simples électrodes au niveau de l'abdomen ou du thorax de la maman afin de pouvoir enregistrer le signal cardiaque de cette dernière et de son prénatal. C'est la méthode d'enregistrement dite non-invasive. Pour ce qui est de la méthode invasive, elle repose sur le placement de capteurs à l'intérieur de l'utérus ou directement sur le cuir chevelu du fœtus durant le travail ou l'accouchement.

I.3.1. Électrocardiographie maternelle thoracique

L'électrocardiogramme maternel thoracique (tECGM) est le signal enregistré captant l'activité cardiaque de la maman au niveau de son thorax. Il est constitué principalement du signal cardiaque maternel, ainsi que des bruits additifs.

I.3.2. Électrocardiographie maternelle abdominale

L'électrocardiogramme maternel abdominal (aECGM) est le signal enregistré captant l'activité cardiaque de la maman au niveau de son abdomen. Il est constitué du signal cardiaque maternel et d'un très faible signal cardiaque représentant l'activité du cœur de son bébé, ainsi que des bruits additifs. La fréquence habituelle des battements d'une femme enceinte est échelonnée entre 70 et 90 battements par minute [9].

I.4. Électrocardiographie fœtale

L'électrocardiogramme fœtal (ECGF) représente le rythme cardiaque du bébé. Ce signal peut être capté d'une façon non-invasive à l'aide d'électrodes placées au niveau de l'abdomen de la maman. Cet enregistrement abdominal est la somme de plusieurs signaux, dont l'ECG maternel représentant le signal dominant, l'ECG fœtal qui est un signal très faible comparé à celui de la maman, ainsi que des bruits additifs. La fréquence habituelle des battements d'un fœtus est échelonnée entre 120 et 160 battements par minute [10].

La méthode invasive d'enregistrement du signal ECGF consiste à placer des électrodes directement sur le cuir chevelu du bébé et qui peut se faire juste avant l'accouchement. Ce type de signal ECGF invasif est de meilleure qualité que celui capté par la méthode non-invasive. Ce dernier est enregistré par l'intermédiaire du corps de la maman et non pas directement sur le bébé, contrairement à l'approche invasive, qui est désagréable.

I.5. Synthèse de méthodes ultérieures de séparation du signal fœtal

L'enregistrement du signal cardiaque fœtal par la méthode non-invasive consiste à avoir un ECGF capté au niveau de l'abdomen maternel. Cependant, l'amplitude du signal ECGF est trop faible comparée à celle du signal ECGM, d'où la nécessité de faire une séparation de ces deux signaux [11],[12]. Plusieurs travaux ont été proposés pour résoudre le problème de la séparation. L'approche multimodale a été utilisée dans plusieurs méthodes où l'enregistrement ECGM est exploité à côté du signal phonocardiographique (PCG), représentant l'enregistrement sonore des bruits cardiaques [13]. Le signal magnétocardiographie fœtal (MCGF) représente l'enregistrement du champ magnétique provoqué par l'activité du cœur [14], ainsi que le Doppler pulsé (PWD) [15]. D'autres travaux étaient basés seulement sur l'enregistrement non-invasif du signal ECGM [16].

D'autres études ont proposé la possibilité de séparer le signal ECGF à partir de multiples enregistrements du signal ECGM non-invasif, ou même de réaliser cette séparation à partir d'un seul enregistrement ECGM abdominal. Dans l'étude de Tavoosi et al. [17], une approche combinant deux algorithmes de séparation de sources aveugles (BSS), à savoir l'analyse en composantes indépendantes rapide (FastICA) et la BSS temps-fréquence, a été proposée pour séparer l'ECGF après avoir estimé les signaux sources à partir des signaux enregistrés. Une approche basée sur le deep Learning a été utilisée dans [18], où l'on commence par éliminer le signal ECGM en tant que première étape, puis en débruitant l'ECGF multicanaux. Une autre méthode multicanaux a été décrite dans [19], dans laquelle les auteurs ont choisi de diviser le processus en deux étapes distinctes : un prétraitement initial suivi de la classification. Pendant le prétraitement, un spectrogramme est généré en utilisant la transformée de Fourier à court terme. Par la suite, ce spectrogramme est soumis à un réseau de neurones convolutionnel 2D (CNN) pour effectuer la classification.

La méthode à un seul canal ou unique vise à utiliser uniquement un enregistrement d'ECGM abdominal (aECGM) pour séparer l'ECGF. Dans [20], la méthode proposée consiste à extraire simultanément l'ECGM et l'ECGF en utilisant l'architecture de séparation de sources à double chemin (dual-path source separation architecture, DPSS). La première étape consiste à débruiter les signaux d'ECGM abdominal à l'aide d'un réseau générateur de mémoire à court et long terme à double chemin (generative dual-path long short-term memory, DP-LSTM). Par la suite, les composantes ECGF et ECGM ont été combinées pour obtenir des cartes de masquage à l'aide d'une série de cartes DP-LSTM, et ces cartes de masquage sont ensuite appliquées sur l'enregistrement ECG abdominal comme dernière étape pour différencier les signaux ECGM et ECGF. Dans [21], un réseau d'apprentissage en profondeur de bout en bout utilisant W-net est adopté pour obtenir l'ECGF en utilisant un enregistrement réel du signal aECGM. Enfin, [22] a utilisé une combinaison de plusieurs méthodes, notamment l'analyse en composantes indépendantes (ICA), un réseau de neurones convolutionnel (CNN)

et la décomposition en valeurs singulières (SVD), pour extraire l' ECGF à partir d'un seul enregistrement aECGM.

En plus des méthodes adoptées pour obtenir l'ECGF à partir d'ECGM, des algorithmes de filtres adaptatifs ont également été utilisés dans plusieurs autres travaux. Les algorithmes des moindres carrés récurrents (RLS) et des moindres carrés moyens (LMS) ont été combinés avec un bloc de génération de référence unique pour obtenir un filtre adaptatif de mode d'entrée (IMAF) et un filtre adaptatif de mode de sortie (OMAF) dans [23], où l'aECGM sert d'entrée pour l'IMAF, tandis que le signal généré par le bloc BSS représente l'entrée de l'OMAF en fonction de l'emplacement d'ECGM. Barnova et al. [24] ont combiné (ICA, RLS) et la décomposition en modes empiriques par ensemble (EEMD) pour extraire l'ECGF ; ils ont procédé en plusieurs étapes, en utilisant d'abord ICA pour décomposer l'aECGM. Seuls deux signaux avec trois composantes ICA ont été utilisés pour le reste de l'apprentissage ; l'ECGM était la première composante, suivie d'ECGF, mélangé à un ECGM faible. Ces deux signaux ont servi d'entrées au système RLS, et pour améliorer la séparation d'ECGF, ils ont appliqué la méthode EEMD comme dernier bloc du système. La méthode proposée dans [25] se compose de deux étapes : le système d'inférence neuro-floue (ANFIS) est appliqué pour obtenir la référence du dispositif d'annulation adaptative du bruit (ANC) à partir du aECGM en tant que première étape ; afin d'extraire l'ECGF, le sous-filtre parallèle (parallel sub-filter, PSF) a été proposé comme dernière étape.

I.6. Objectif

L'objectif de ce travail réside dans la séparation du signal fœtal à partir d'enregistrements cardiaques maternels d'une manière non-invasive. L'enregistrement du signal ECGM peut contenir des informations cruciales concernant l'état de santé de la maman et du fœtus durant la période de grossesse. L'obtention du signal cardiaque fœtal se fera par l'utilisation de filtres adaptatifs en exploitant juste deux enregistrements cardiaques : abdominal et

thoracique de la maman. L'avantage de cette méthode est que la séparation peut être réalisée en ligne et en temps réel.

I.7. Approche méthodologique et contribution

Cette thèse est une contribution à la surveillance médicale avancée durant la grossesse, afin de permettre une détection précoce de problèmes potentiels chez le fœtus, pour améliorer les soins de santé maternels et fœtaux.

Compte tenu de la faible puissance électrique de l'ECG, une attention particulière doit être portée à la réduction du bruit indésirable présent dans les données brutes acquises, tout en préservant les propriétés originales du signal. Deux types de signaux, à savoir des signaux ECG synthétiques et des enregistrements d'ECG réels, ont été utilisés dans cette étude dans le but d'évaluer l'efficacité de notre méthode. Les signaux synthétiques ont servi à des analyses quantitatives, tandis que les ECG réels ont été utilisés pour des analyses qualitatives.

I.7.1. Données utilisées

Ce projet repose sur l'acquisition d'un signal ECGF dissimulé dans un enregistrement de signal ECGM non-invasif au niveau de l'abdomen de la maman. Pour évaluer l'efficacité de notre méthode proposée, nous avons fait l'usage des signaux ECG synthétiques et réels. Les signaux ECG synthétiques ont été générés sous l'environnement MATLAB [8]. D'autres types de signaux ont été employés dans cette thèse via deux bases de données, notamment des signaux synthétiques et réels.

I.7.2. Bases de données

Deux bases de données ont été employées dans ce travail, Physionet [6] et Daisy [7]. La base de données Physionet présente une multitude de bases de données différentes les unes des autres. Les signaux synthétiques utilisés dans ce travail sont issus de la base des signaux synthétiques ECG fœtal non-invasifs nommée (FECGSYNDB) [26]. Cette base contient un grand nombre de signaux ECG fœtal non-invasifs, des ECG maternel abdominal et thoracique, ainsi que des signaux de bruits additifs et sept événements ajoutés, comme présenté dans le tableau I-1. Ces ajouts permettent de faire plusieurs combinaisons. Les simulations des données synthétiques proposées par la base de données ont été réalisées pour dix différentes grossesses.

Cette base de signaux synthétiques non-invasifs est subdivisée en sous-répertoires sous la forme (sub**XX**/snr**YY**db/**Z_WW_VVVV**), contenant le groupe de données simulées de la grossesse symbolisé par **XX**. **YY** désigne le niveau du bruit.

Le tableau I-1 représente la nomenclature de la nomination des fichiers cardiaques fœtaux synthétiques.

Tableau I-1 Descriptions des codes des noms des fichiers synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB)

Code	Description
XX	Le numéro de la grossesse simulée cette valeur est comprise entre 01 et 10.
YY	Niveau du bruit avec différentes valeurs comme suit : (00, 03, 06, 09, 12) dB.
Z	Nombre de répétition des séquences de 1 à 5
WW	Les évènements (ci) ajoutés au signal allant de (c0 à c5) décrits dans le tableau I-2, ou vide dans le cas de l'existence d'une ligne de base seulement.
VVVV	Identifiant de la nature du signal fœtal, maternel ou bruit.

Les cas des (ci) du code **WW** représentent les événements ajoutés au signal, comme le montre le tableau I-2, ci-dessous.

Tableau I-2. Événements ajoutés aux signaux synthétiques de la base Physionet (FECGSYNDB)

cas	Description
Baseline	Pas d'événements ou de bruits ajoutés
c0	Ligne de base (Pas d'événements) ajouté, bruit ajouté
c1	Bruit et mouvement du fœtus ajoutés.
c2	Ajout du bruit et de l'accélération ou décélération du rythme cardiaque fœtal (RCF) ou rythme cardiaque maternel (MHR).
c3	Ajout du bruit et de la contraction de l'utérus.
c4	Bruit et battements ectopiques maternel et fœtal ajoutés.
c5	Bruit et signal ECGF additif pour la simulation de la présence de jumeaux ajoutés.

Les signaux réels de cette base ont été utilisés à partir de la base des signaux ECG fœtal non-invasifs (NI-FECG) [26] contenant une série de 55 enregistrements ECG abdominal et fœtal, pris d'une seule patiente durant les 19 dernières semaines de sa grossesse, et ils sont représentés sous forme de deux signaux ECG thoraciques et trois enregistrements ECG abdominaux.

Le téléchargement des signaux réels et synthétiques de la base Physionet est assuré par une interface graphique nommée PhysioBank ATM [27]. La figure I-1 représente cette interface contenant les différentes bases de données pour différents domaines. Elle permet la visualisation de tous les enregistrements, ainsi que leurs annotations.

La durée des signaux peut être choisie entre 10s, 1min, 1 heure ou 12 heures. L'interface donne la possibilité de télécharger les signaux sous la forme d'un fichier Matlab (.mat) pour une utilisation ultérieure via le logiciel Matlab.

PHYSIOBANK ATM

Input

Database:

Record:

Signals:

Annotations:

Output

Length: 10 sec 1 min 1 hour 12 hours to end

Time format: time/date elapsed time hours minutes seconds samples

Data format: standard high precision raw ADC units

Toolbox

Navigation

-

Figure I-1 Interface graphique de la base Physionet

La deuxième base concernant les signaux réels utilisés dans cette recherche est la base de données Daisy [7]. Cette base contient elle aussi plusieurs bases de données concernant plusieurs disciplines, dans les domaines mécanique, biomédical, industriel et environnemental...

La base de signaux biomédicaux utilisée dans la base Daisy inclut deux bases, la première étant des enregistrements cardiaques d'une femme enceinte, la deuxième contient des enregistrements de la prononciation de voyelles en anglais pour différentes personnes. Les signaux cardiaques de la femme enceinte comprennent cinq signaux ECG abdominaux et trois signaux ECG thoraciques réels, enregistrés cutanément sur une seule femme enceinte, d'une durée de 10 s sur 2500 échantillons. Les fichiers de cette base sont disponibles sous forme de fichiers Data (.dat), contenant neuf colonnes. La première représente le vecteur

temps, les cinq colonnes suivantes sont les signaux ECG abdominaux et les trois dernières représentent les signaux ECG thoraciques.

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par une introduction succincte sur les signaux ECG maternel et fœtal, suivie d'une brève revue des algorithmes et des méthodes récemment développés pour la séparation du signal ECG fœtal. Il est important de souligner, que dans le cadre de notre recherche, nous nous sommes particulièrement intéressés à la séparation du signal ECGF en utilisant uniquement deux enregistrements, à savoir ceux de l'ECGM abdominal et thoracique. Les bases de données utilisées dans cette étude ont été brièvement introduites; une description plus détaillée sera fournie ultérieurement.

CHAPITRE II

Généralités sur l'électrocardiogramme fœtal

II. Généralités sur l'électrocardiogramme fœtal

II.1. Introduction

L'électrocardiogramme fœtal est l'élément incontournable de la surveillance prénatale, donnant toutes les informations utiles concernant l'état physiologique du cœur du bébé durant la période prénatale. C'est un moyen crucial d'enregistrement de l'activité cardiaque du bébé en phase de développement continu capté par des électrodes. Un enregistrement bien conditionné du rythme cardiaque fœtal permet de faire un bon diagnostic et de détecter d'éventuelles anomalies. L'analyse de ce signal est le pilier du bien-être de l'enfant à naître.

II.2. Électrocardiogramme

L'Électrocardiogramme, ou ECG, présenté sur la figure II-1, est une schématisation des variations électriques résultantes de l'activité électrique du cœur durant un cycle cardiaque. Cet enregistrement graphique est un moyen de diagnostic de l'état de santé du cœur; il est recueilli via des électrodes cutanées placés tout près du cœur [28, 29].

L'interprétation de L'électrocardiogramme (ECG) se fait en analysant les différentes ondes constituant cet enregistrement cardiaque :

- ♥ **Onde P** : caractérisée généralement par sa petite amplitude et une forme arrondie. Cette onde est suivie par un segment **PR**, définissant le segment isoélectrique de la durée entre cette onde **P** et le complexe **QRS**.

- ♥ **Le complexe QRS** : représente le début de la contraction des ventricules reflétant leur dépolarisation. Il est constitué de trois ondes différentes, l'onde **Q** en descente, l'onde **R** représentée par un pic ascendant, et une onde **S** comme la prochaine descente. Ce complexe est suivi par la ligne isoélectrique appelée segment **ST**.
- ♥ **Onde T** : la repolarisation des ventricules est reflétée par cette onde. Elle implique leur relaxation. Cette onde **T** est suivie d'une ligne isoélectrique nommée segment **TP**.

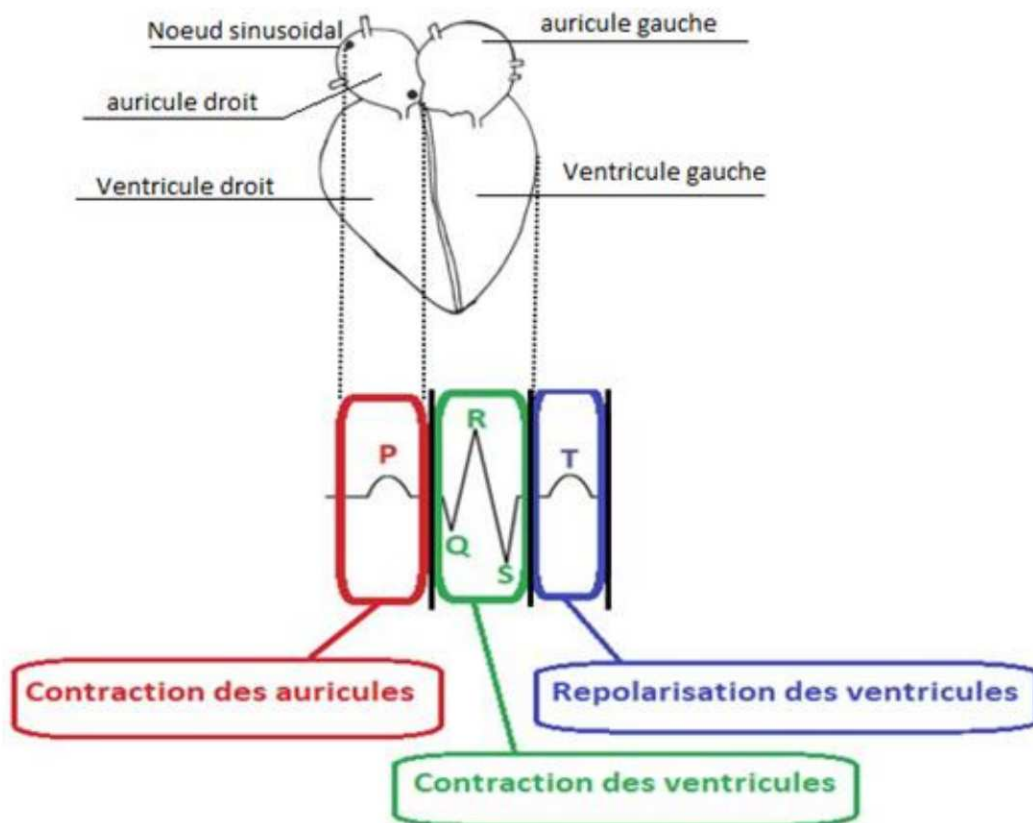


Figure II-1 Les ondes cardiaques d'un électrocardiogramme

II.3. L'électrocardiogramme fœtal

L'électrocardiogramme fœtal est connu sous l'abréviation ECG fœtal, ou ECGF. Cette représentation est captée indirectement au niveau cutané maternel ou directement au moment du travail au niveau du cuir chevelu fœtal. Cet enregistrement électrique permet aux cliniciens de bien suivre l'état de santé du fœtus. Cette surveillance doit être en continue afin de prévenir les complications durant la grossesse et pendant la délivrance [30, 31].

La figure II-2 (a), illustre le tracé d'un enregistrement direct de l'activité cardiaque du bébé. La figure II-2 (b) présente un ECG abdominal de la maman contenant à la fois le signal cardiaque fœtal et maternel. Ces deux tracés sont des enregistrements ECG du signal r01 de la base ECG Direct et Abdominal (adecgdb) de la base Physionet [6].

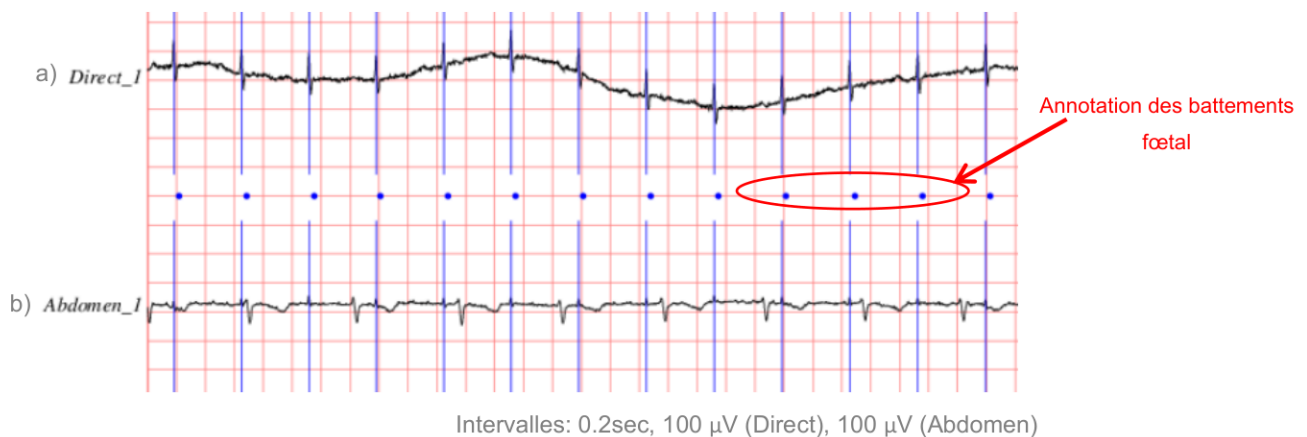


Figure II-2 Tracé électrocardiographique fœtal du signal r01 de la base Physionet, a) tracé ECG fœtal direct, b) tracé ECG abdominal [6]

II.4. Croissance in Utero

La croissance du cœur du fœtus passe par différentes étapes afin d'avoir la meilleure qualité de l'enregistrement de son activité électrique. Cette période est estimée à 20 semaines de gestation, où le cœur fœtal est très petit au début de la

grossesse. Plusieurs couches entourent le fœtus, assurant une protection pour le bébé du monde extérieur, des bruits et des chocs externes. Chacune de ces couches a une conductivité différente. Il est à considérer qu'on peut avoir une meilleure qualité du signal ECG fœtal à partir de la 37^e semaine de grossesse, étant donné que le cœur du prénatal est suffisamment formé en plus de la désintégration de la couche de graisse nommée vernix caseosa entourant le bébé vers la 37^e à la 42^e semaine, permettant ainsi un enregistrement de qualité du signal électrocardiographique fœtal [32].

II.5. L'électrocardiogramme maternel

L'électrocardiogramme maternel, connu sous l'abréviation ECG maternel, ou ECGM, constitue l'enregistrement de l'activité cardiaque de la femme durant les semaines de grossesse. Un enregistrement au niveau de l'abdomen maternel engendre un ECG abdominal contenant à la fois le tracé dominant de l'activité électrique maternelle et un faible tracé de l'activité électrique de son prénatal.

L'enregistrement thoracique maternel donne un ECG thoracique où nous ne retrouvons exclusivement que l'ECG maternel. Dans les conditions réelles, plusieurs artefacts viennent s'ajouter à ces enregistrements, nous citons quelques-unes : la ligne de base, les bruits additifs des instruments électroniques, les artefacts musculaires.

La figure II-3 (a), illustre le tracé d'un enregistrement thoracique maternel. La figure II-3 (b) présente un ECG abdominal de la maman. Ces deux tracés sont des enregistrements ECG obtenus à partir de la base ECG fœtal non-Invasif (Nlfechgdb) de la base Physionet [26].

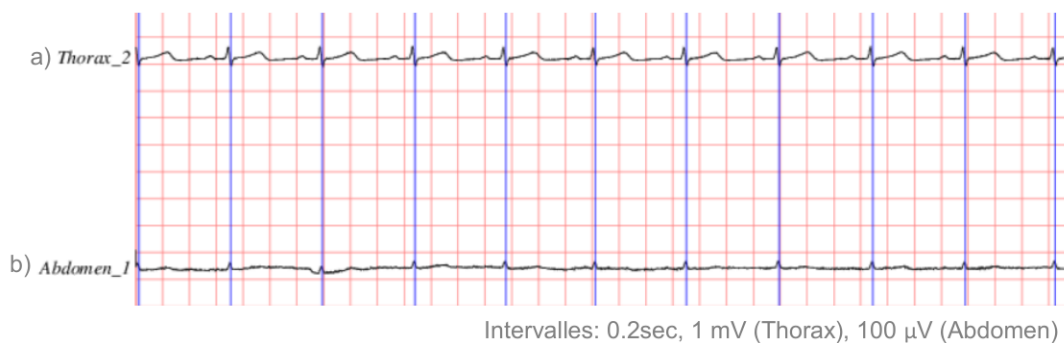


Figure II-3 Tracé électrocardiographique maternel, a) tracé ECG maternel thoracique, b) tracé ECG maternel abdominal [6]

II.6. Méthode d'enregistrement du signal électrocardiographique fœtal

La technologie développée de nos jours nous permet d'avoir des enregistrements au niveau du corps humain, en captant les activités électriques des différents organes vitaux de l'être humain. Ceci est devenu possible par l'utilisation d'instruments électroniques de plus en plus sophistiqués. Dans le milieu clinique, deux méthodes distinctives existent pour l'enregistrement du signal électrocardiographique fœtal, à savoir la méthode non-invasive et la méthode invasive. Ces enregistrements se font en général au-delà de la 20^{ème} semaine de la gestation, lorsque le cœur du fœtus est suffisamment développé.

La figure II-4 présente les différentes méthodes d'enregistrements du signal ECGF, notamment la méthode non-invasive et la méthode invasive illustrées respectivement dans la figure II-4 (a) et la figure II-4 (b).

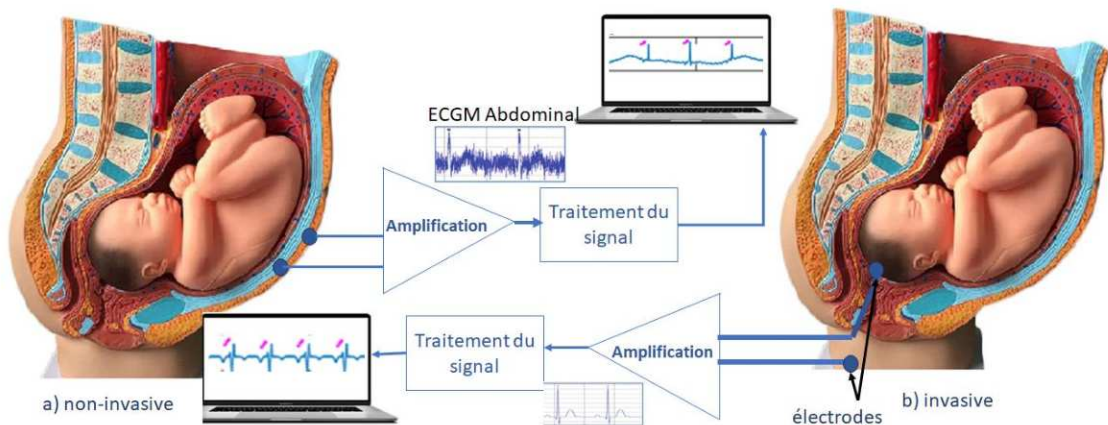


Figure II-4. Méthodes d'enregistrements du signal ECGF, a) non-invasive et b) invasive

II.6.1. Méthode non-invasive

La méthode non-invasive est une méthode indirecte d'enregistrement du signal ECGF. Ce dernier est capté via un enregistrement abdominal de l'ECG maternel. L'enregistrement d'un signal cardiaque abdominal contenant le signal ECGF d'assez bonne qualité impose une bonne position des capteurs qui doivent être proches du cœur du prénatal [33]. Cette position des électrodes doit être guidée par les spécialistes du domaine médical.

♥ **Emplacement des électrodes**

Le positionnement des électrodes pour l'enregistrement non-invasif des ECG est une méthode simple. Il consiste à placer les électrodes directement sur la peau de la mère à l'aide de gel conducteur. La zone du corps où les électrodes sont placées détermine le type des signaux captés. Dans la région abdominale, un signal résultant de la somme de l'ECG maternel et l'ECG fœtal est présent. Le placement précis de ces capteurs, réalisé par des cliniciens expérimentés connaissant la position du fœtus à l'intérieur de l'utérus maternel suite à une échographie, favorise l'obtention d'un enregistrement fiable. La figure II-5 illustre le principe d'enregistrement non-invasive bi-canal d'ECGM, au niveau abdominal et thoracique.

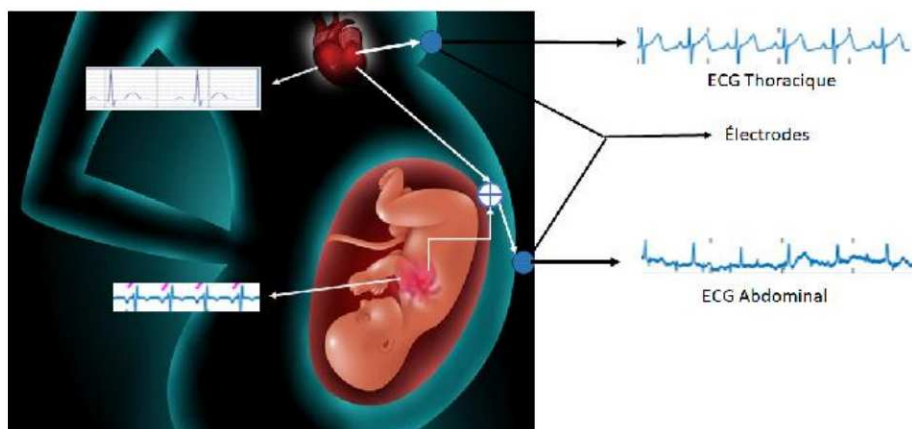


Figure II-5 Enregistrement non-invasive bi-canal d'ECGM

II.6.2. Méthode invasive

La méthode invasive est la méthode directe d'enregistrement du signal ECGF, c'est une méthode moins apaisante que la non-invasive; puisque le recueil de l'activité cardiaque du bébé est effectué directement sur le cuir chevelu du fœtus. En conséquence, nous retrouvons un enregistrement exclusif d'ECG fœtal. Ce procédé ne peut être appliqué que si la femme enceinte est en phase de travail durant la délivrance.

♥ **Emplacement des électrodes**

Le positionnement des électrodes selon la méthode invasive, tel qu'illustré dans la figure II-6, est réalisé au niveau du cuir chevelu du fœtus lors de l'accouchement. Cette procédure requiert l'intervention des cliniciens expérimentés afin d'assurer son déroulement dans les conditions les plus confortables pour la mère et son bébé.

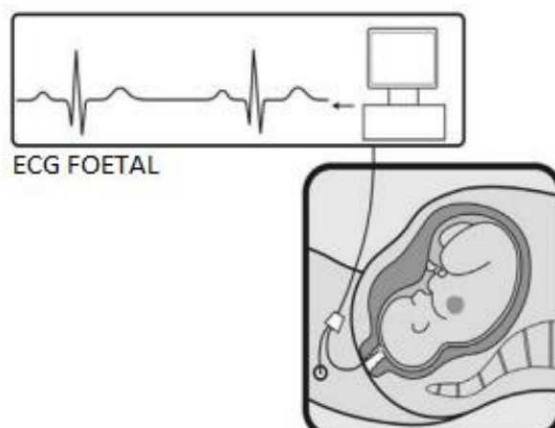


Figure II-6. Principe d'enregistrement d'ECG fœtal via la méthode invasive [34]

II.7. Conclusion

Dans ce chapitre, l'importance du bon conditionnement des enregistrements cardiaques a été abordée. Les deux méthodes d'enregistrements de l'activité cardiaque fœtale, invasive et non-invasive, ont été exposées avec les avantages et les inconvénients de chacune, en illustrant l'emplacement des électrodes pour chaque méthode.

CHAPITRE III

Données et Prétraitement

III. Données et prétraitements

III.1. Introduction

Le signal ECG est considéré à la base comme un signal très faible, il faut veiller particulièrement à faire un débruitage, d'où la nécessité d'appliquer un prétraitement à ces enregistrements cardiaques faibles, sans changement des caractéristiques des signaux originaux.

Dans ce chapitre, nous évoquerons les différentes étapes nécessaires pour ce prétraitement afin d'avoir des signaux adéquats et utilisables par notre méthode suggérée. L'évaluation de cette dernière est assurée par l'utilisation de deux types de signaux, des enregistrements ECG synthétiques et réels.

III.2. Données

Ce projet est basé sur l'obtention d'un ECGF caché, qui ne peut pas être directement enregistré à l'aide d'un équipement électronique, à partir d'un ECGM non-invasif. Pour analyser les performances de notre méthode, nous avons d'abord utilisé des signaux ECG synthétiques. Ce type de signaux permet une mesure quantitative contrairement aux signaux ECG réels. Ainsi, pour évaluer notre méthode, nous avons utilisé à la fois des ECG synthétiques et réels. Les signaux ECG synthétiques ont été générés sous l'environnement Matlab.

L'analyse d'ECG fœtal est une étape très importante dans le domaine de la surveillance du fœtus, afin de suivre l'état de santé du prénatal [35, 36]. Cette recherche est basée sur l'analyse du signal ECG fœtal enregistré d'une manière non-invasive, ce qui veut dire qu'on ne pourra pas obtenir ce signal directement des enregistrements cardiaques maternels cutanés, puisqu'il est capté en même temps que le signal du rythme cardiaque maternel. Pour tester la performance de notre méthode proposée, deux types de données ont été utilisés. Des signaux cardiaques synthétiques et réels, où l'utilisation de signaux ECG fœtal synthétiques est une nécessité afin de pouvoir tester les méthodes de séparation non-invasives.

III.2.1 Bases de données

Deux bases de données ont été utilisées dans ce travail pour tester l'efficacité de l'algorithme proposé, Physionet [6] et Daisy [7].

a) Première base de données (Physionet)

La base de données nommée Physionet, contient plus de 90 000 enregistrements de signaux physiologiques organisés sur plus de 80 bases de données [26]. Dans ce contexte, le domaine de notre recherche est le domaine des signaux cardiaques maternels non-invasifs. Dans cette base, nous retrouvons les signaux utiles pour notre application, notamment les signaux cardiaques fœtal et maternel synthétiques, ainsi que les signaux réels cardiaques non-invasifs maternels.

b) Deuxième base de données (Daisy)

La base de données Daisy abrégée de : (Database for the Identification of System). Cette base est pluridisciplinaire, elle dispose de bases de données dans plusieurs domaines, comme le domaine de la mécanique, de la chimie et bien d'autres disciplines [37]. La base des systèmes biomédicaux est celle qu'on a

utilisée dans cette recherche. Ce sont des signaux réels, contenant huit enregistrements cutanés d'une femme enceinte. Les cinq premiers signaux sont des enregistrements abdominaux, les trois autres des ECG thoraciques.

III.2.2 Données synthétiques

L'utilisation des signaux ECG synthétiques est indispensable pour tester les méthodes de la séparation non-invasive, dans lesquelles le signal ECGF n'existe pas en réalité. Nous avons utilisé deux types de signaux synthétiques : le premier groupe étant les signaux générés sous l'environnement Matlab [8], le second ce sont des données synthétiques issues de la première base citée ci-dessus, Physionet [6, 26].

a) Description du premier groupe de données synthétiques

Ce premier groupe de signaux ECG synthétiques créés sous l'environnement MATLAB [8]. Trois signaux cardiaques synthétiques d'une longueur de 10 secondes chacun, dont le premier est caractérisé par un rythme cardiaque maternel de 90 battements/min et une vitesse de battements fœtale de 139 battements/min, avec une fréquence d'échantillonnage de 4 kHz. Les deux autres signaux ont été synthétisés pour présenter respectivement 85 et 80 battements/min pour une fréquence de battements de cœur maternel et 120 battements/min et 150 battements/min pour le battement des cœurs des fœtus. La fréquence d'échantillonnage de chaque signal est respectivement de 3,78 kHz et 3,51 kHz. Une ligne de base a été ajoutée à ces signaux sous forme de signaux sinusoïdaux pour simuler les artefacts respiratoires de basses fréquences comprises entre 0,15 et 0,31 Hz. Le bruitage de ces signaux synthétiques a été réalisé par l'ajout d'un bruit blanc gaussien additif. Les figures III-1(a), III-1(b), III-1(c) et III-1(d) illustrent respectivement l'un des ECGF non-invasifs simulés, un ECGF synthétique, un ECGM synthétique, un bruit gaussien synthétique et un ECGM synthétique.

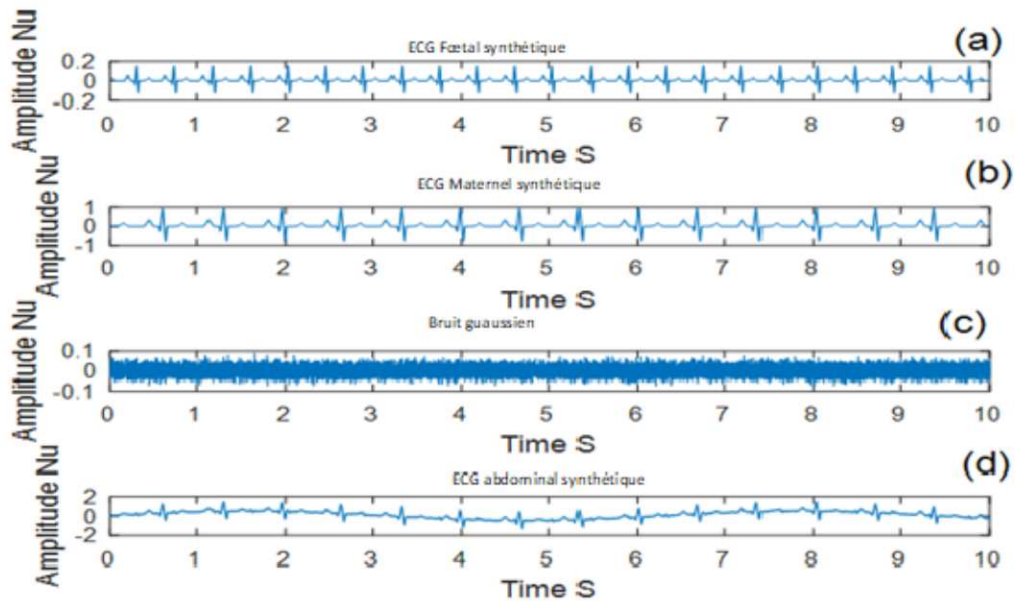


Figure III-1. Exemple d'un ECG signal synthétique. a) ECG fœtal artificiel, b) ECG maternel créé, c) bruit gaussien créé, d) ECG abdominal artificiel

b) Description du deuxième groupe de données synthétiques

Le deuxième groupe de signaux synthétiques utilisé dans cette recherche provient de la base de données Physionet [26]. La figure III-2 illustre des signaux simulés de l'ECG fœtal synthétique (fecgsynbdb)[26] de Physionet Sub01_Snr00db_I4_C0. Les figures III-2 (a), III-2 (b), III-2 (c) et III-2 (d) illustre respectivement l'ECGF simulé, l'ECGM simulé et le bruit synthétique, ainsi que l'ECGM abdominal synthétique.

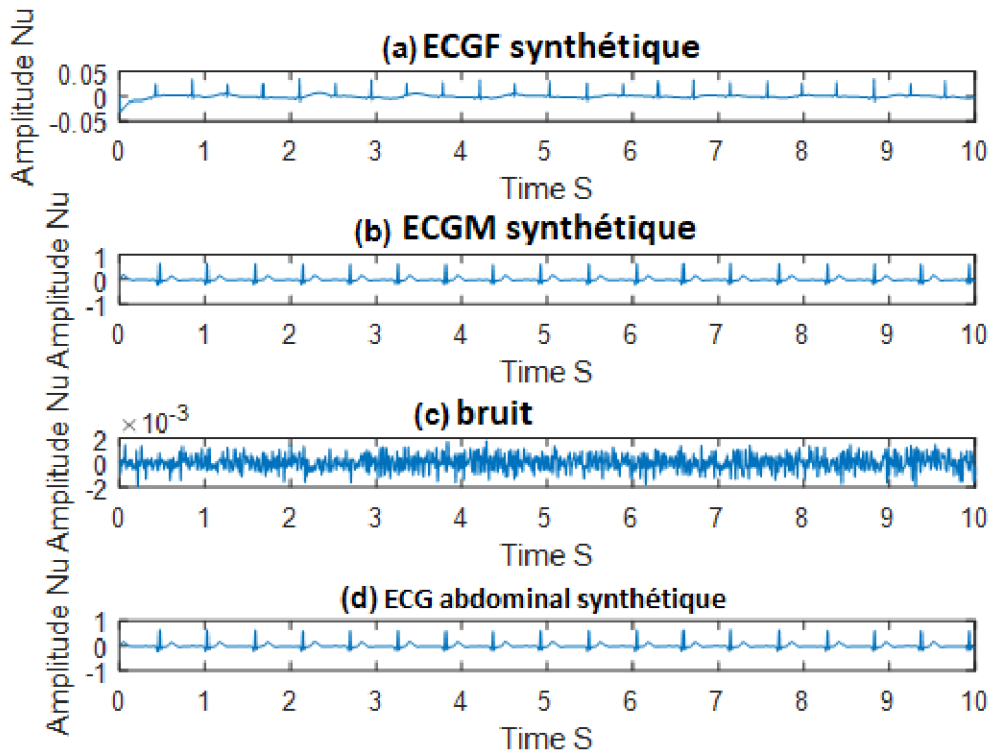


Figure III-2. Signal ECG non-invasif simulé Sub01_Snr00db_I4_C0 de la base Physionet. a) ECG fœtal synthétique, b) ECG maternel synthétique, c) bruit gaussien synthétique, d) ECG abdominal synthétique

III.2.3 Données réelles

Les signaux ECG réels enregistrés dans un environnement hospitalier permettent de mettre l'application des algorithmes dans un monde réel. La fiabilité et la robustesse des algorithmes proposés peuvent être vérifiées à travers ces signaux réels enregistrés dans un milieu clinique. Les signaux cardiaques réels utilisés sont extraits des deux bases de données citées plus haut.

a) Description du premier groupe de données réelles

Ce sont des enregistrements électrocardiographiques de la base de données Daisy [7]. Ces signaux captés au niveau cutané d'une femme enceinte

sont d'une durée de 10 secondes. Ces signaux se présentent comme suit : du premier au cinquième signal représentent les ECG abdominaux de la maman, tandis que du sixième au huitième signal illustrent les ECG maternels thoraciques; ces signaux sont répartis sur 2500 échantillons chacun.

Les figures III-3 (a), III-3 (b) schématisent respectivement un signal abdominal et un signal thoracique de la base de données Daisy.

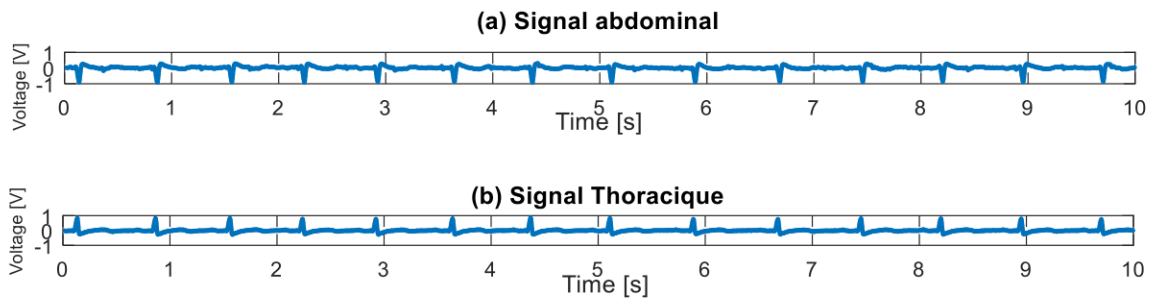


Figure III-3. Signal réel de la base de données Daisy. a) signal abdominal, b) signal thoracique

b) Description du deuxième groupe de données réelles

La deuxième source des données de nos signaux réels est la base de données électrocardiogrammes fœtaux non-invasives (NI-ECGF) de Physionet [6]. Ces enregistrements captés d'une manière non-invasive d'une seule femme enceinte après le 5^{ème} mois de grossesse. Ces signaux sont aux nombres de 55 ensembles d'enregistrements ECG réels non-invasifs, chaque ensemble contient 2 ECG thoraciques et 4 ECG abdominaux ; avec une plage de fréquence allant de 1 Hz à 150 Hz échantillonnés à une fréquence de 1 kHz, la résolution de ces enregistrements est de 16 bits.

Les figures III-4 (a), III-4 (b) illustrent respectivement un enregistrement abdominal et un enregistrement thoracique de l'ensemble des signaux de la donnée (102 ecga).

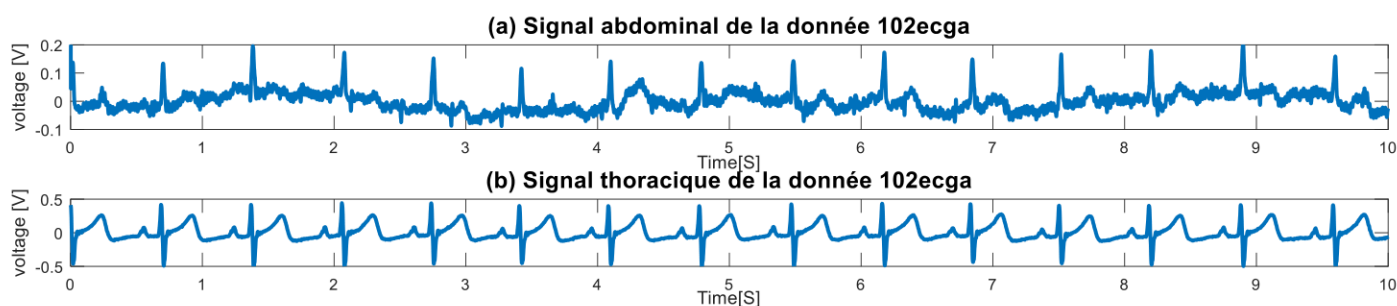


Figure III-4. Signal réel de la base de données Physionet (donnée 102 ecga). a) signal abdominal, b) signal thoracique

III.3. Prétraitement

Le prétraitement des enregistrements électrocardiographiques est une étape évidente dans le domaine du traitement et de l'analyse des signaux biomédicaux.

La complexité des enregistrements cardiaques du fœtus et de la mère se présentent comme des signaux complexes, contenant des informations cruciales sur l'état de santé du prénatal. Cependant, avant de diagnostiquer l'état du fœtus il est impératif que ces enregistrements subissent un prétraitement adéquat, afin de débruiter et d'augmenter la qualité de ces signaux.

La méthode de prétraitement utilisée dans ce travail a été proposée dans [38, 39]. Dans cette technique, les auteurs de [38-40] ont suggéré d'utiliser la méthode de la transformée en ondelettes discrètes (DWT), une branche du vaste domaine de la transformée en ondelettes [41], connue pour son efficacité de traitement des signaux biomédicaux, en particulier les signaux cardiaques [10, 42]. Le calcul de la méthode DWT est basé sur les filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR), des filtres passe-haut et passe-bas, suivi d'un sous-échantillonnage par deux [43].

Cette technique est appliquée dans ce travail afin d'atténuer à la fois le bruit et la ligne de base (BW) servant à prétraiter les données cardiaques utilisées. La motivation de cette approche est due à la similarité de l'application de la structure ondelette pour la réduction du bruit ainsi qu'à la ligne de base des signaux cardiaques.

III.3.1 Principe de la méthode de prétraitement

Le principe de cette méthode est d'éliminer deux artefacts en une seule étape seulement et en utilisant le même algorithme DWT. La méthode proposée est schématisée dans la figure III-5, après une décomposition du signal ECG en ondelettes via la méthode DWT, un seuillage sera appliqué sur les coefficients détails des L premiers niveaux de la transformation en ondelettes ainsi qu'une mise à zéro des approximations des M premiers niveaux de la décomposition, sachant que $M < L$. Cette méthode de prétraitement facilitera la tâche du prétraitement à côté de l'économie du temps pour une suppression efficace des deux artefacts. Les quatre phases requises pour cette méthode se résument comme suit :

- i. Décomposition : l'application de la décomposition en ondelette à un certain niveau L , permettant de capturer la ligne de base par les coefficients d'approximation notés $a_n^{(L)}$, où n est la taille de ces vecteurs.
- ii. Mise à zéro des approximations : mettre à zéro tous les coefficients de l'approximation $a_n^{(L)}$ retrouvés dans l'étape précédente.

iii. Seuillage des détails : tous les M niveaux permettant de bien identifier le bruit doivent être sélectionnés. Afin de supprimer ce bruit, un seuil sera appliqué sur tous les coefficients détails $d_n^{(i)}$, avec $i = 1$ à M , ($M < L$) et n représente le nombre d'éléments de ces vecteurs.

iv. Reconstruction : cette étape permet de retrouver un signal ECG débruité avec une élimination de la ligne de base, en prenant en compte pour la reconstruction, les approximations mises à zéro des L niveaux et les nouveaux détails des M niveaux seuillés.

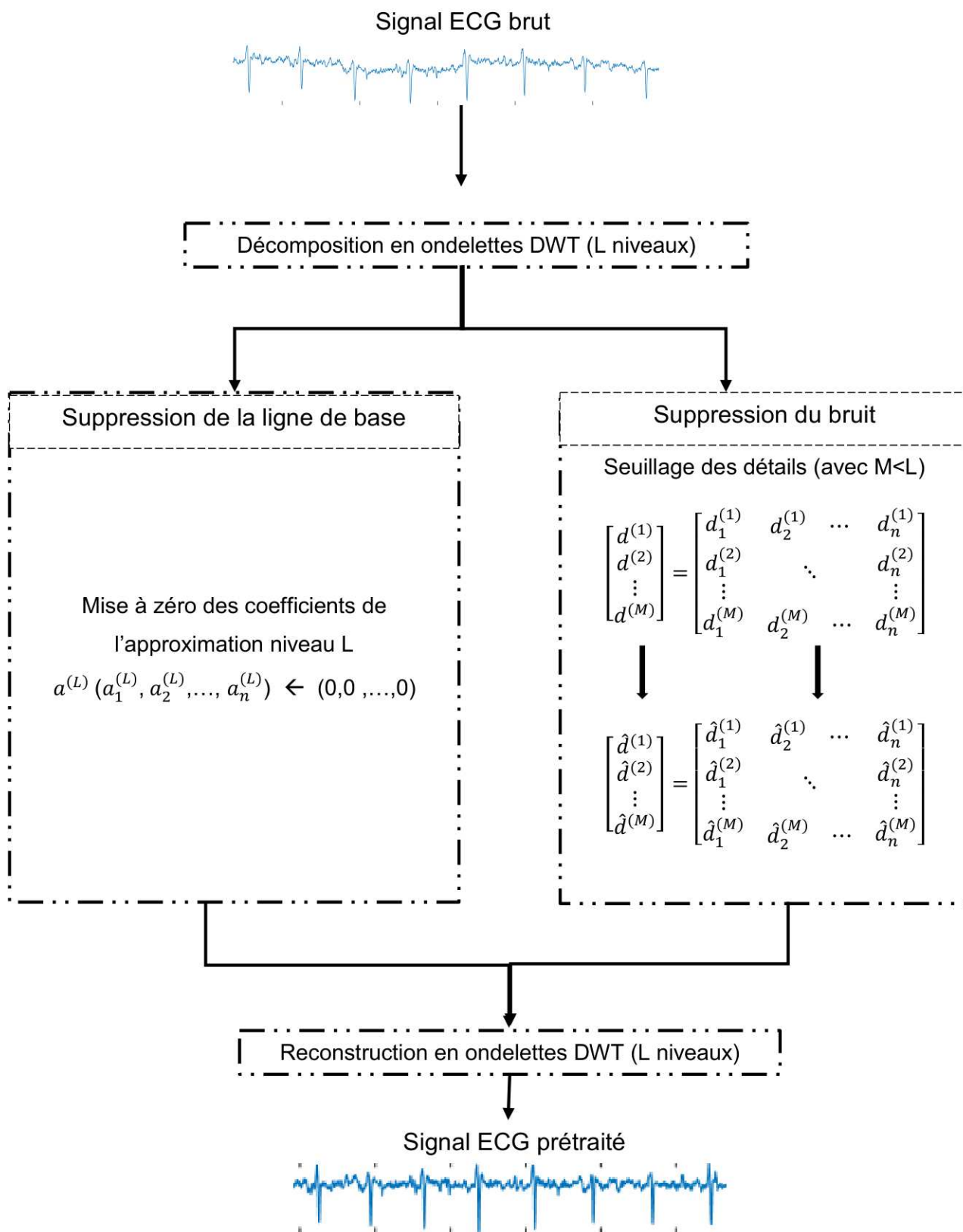


Figure III-5 Principe général du prétraitement d'un signal ECG

III.3.2 Résultats obtenus du prétraitement

Les résultats obtenus après avoir appliqué la méthode de prétraitement à différentes données de signaux ECG, sont significatifs et démontrent l'importance de cette étape critique dans le processus d'analyse et de séparation du signal ECG fœtal. Avant ce prétraitement, nos données contenaient des artefacts et des interférences susceptibles de biaiser notre analyse. Cependant, grâce à la méthode de prétraitement, ces problèmes sont résolus efficacement.

Le bruit contenu dans les différents signaux ECG est un signal de hautes fréquences se concentrant dans les premiers vecteurs des coefficients détails issus de la décomposition en ondelettes du signal ECG brut, en général les vecteurs : $d^{(1)}$, $d^{(2)}$ et $d^{(3)}$. Cependant, l'apparition de la ligne de base dans un enregistrement cardiaque, cet artefact est caractérisé par sa basse fréquence comprise en général entre 0.15 et 0.3 Hz; en appliquant la décomposition en ondelettes sur l'ECG jusqu'à un certain niveau, où un vecteur d'approximations pouvant capturer cet artefact, nous procéderons à sa suppression par la mise à zéro de ce vecteur estimant la ligne de base [44]. La décomposition est effectuée via l'ondelette 'Daubechies 6' avec une décomposition atteignant 12 niveaux, $L = 7$ et $M = 3$.

Les artefacts, tels que le bruit additif et la ligne de base ont été supprimés avec succès par le seuillage des vecteurs des coefficients détails concernés par ce bruit de hautes fréquences, ainsi que par la suppression et la mise à zéro du vecteur d'approximations capturant le signal de basses fréquences, ligne de base. Ceci a considérablement amélioré la qualité de nos données. Les signaux cardiaques qui étaient auparavant perturbés par des interférences indésirables, sont maintenant plus clairs et plus faciles à interpréter.

Les résultats des prétraitements présentés dans les figures ci-dessous ont été obtenus en utilisant l'ondelette 'Daubechies 6' pour la décomposition en ondelettes discrètes. La figure III-6, représente les trois premiers niveaux des vecteurs des coefficients détails de la décomposition du 4^{ème} canal du signal ECG

issu de la base de données Daisy. Ces signaux, à savoir $d^{(1)}$, $d^{(2)}$ et $d^{(3)}$ représentent la concentration du bruit contenu dans le signal ECG. La figure III-7 illustre ces trois niveaux de la décomposition en ondelettes modifiés par le seuillage, afin d'éliminer le bruit contenu dans le signal ECG et concentré dans ces vecteurs de détails.

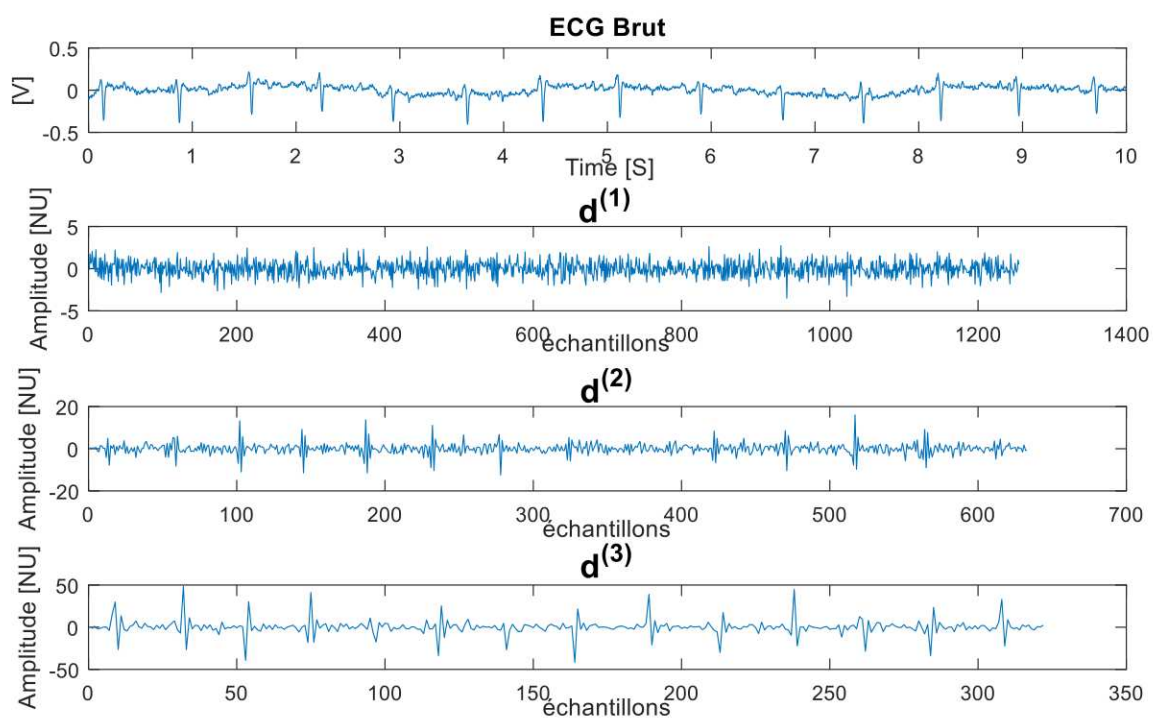


Figure III-6. Trois premiers niveaux de décomposition du 4^{ème} canal de la base Daisy

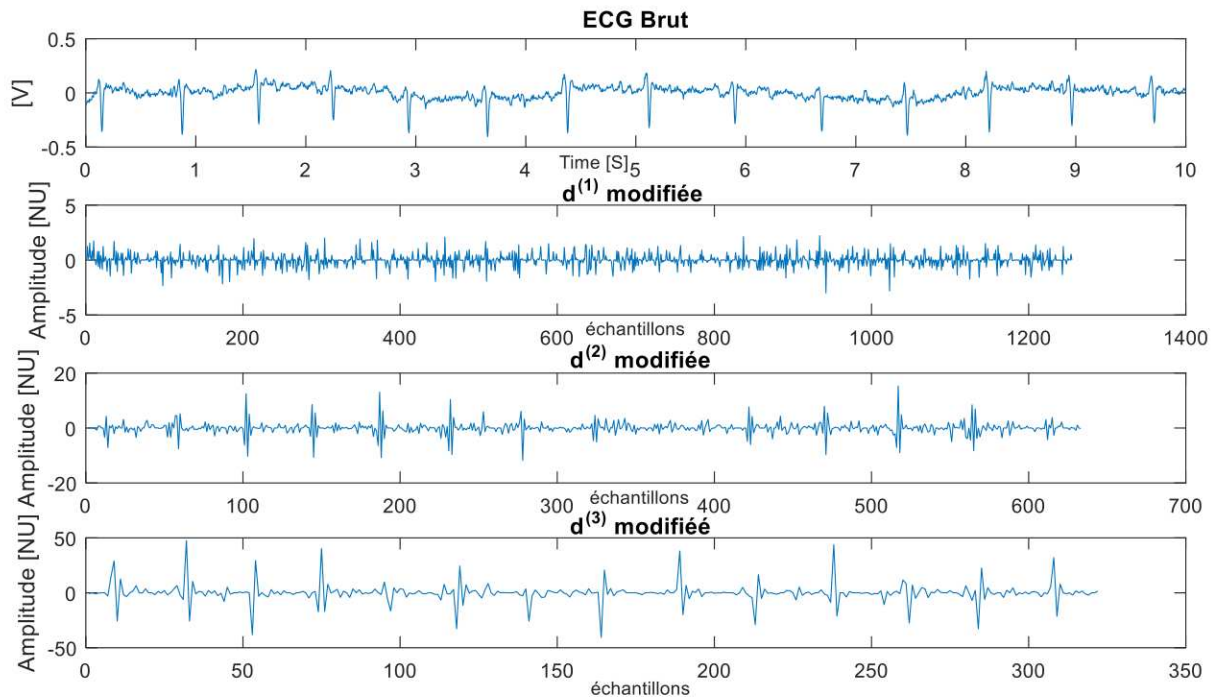


Figure III-7. Les trois premiers niveaux de décomposition seuillés du 4^{ème} canal de la base Daisy

La figure III-8 montre le résultat de la suppression de la ligne de base. Les figures III-8 (a), III-8 (b) et III-8 (c) représentent respectivement l'ECG brut du signal du 4^{ème} canal de la base Daisy, l'estimation de la ligne de base représentée par la composante des coefficients de l'approximation $a^{(7)}$ et le signal ECG résultant après suppression de la ligne de base.

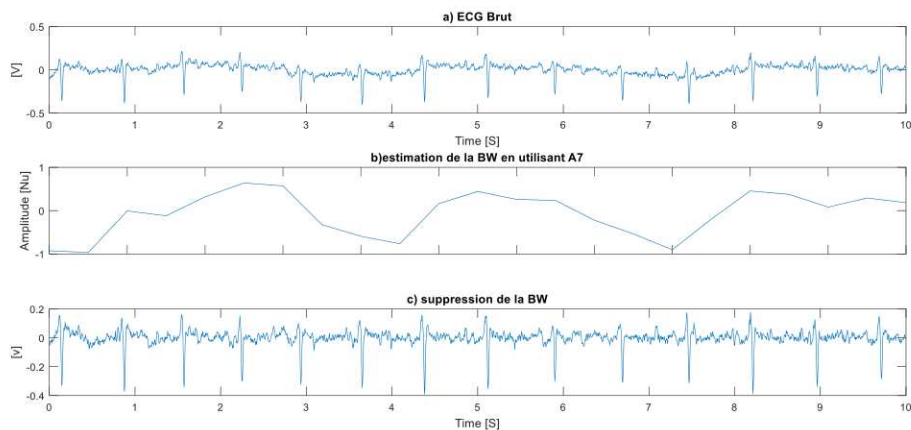


Figure III-8. suppression de la ligne de base, a) signal ECG Brut du 4^{ème} canal de la base Daisy, b) Estimation de la ligne de base $\alpha^{(7)}$, c) suppression de la ligne de base

La figure III-9 montre le résultat de la modification du signal ECG synthétique crée sous Matlab, où les figures III-9 (a) et III-9 (b) illustrent les résultats après l'application des étapes du prétraitement citées précédemment, où le prétraitement des données abdominales synthétiques a permis la suppression du bruit et de la ligne de base en corrigeant ces données synthétiques. Les figures III-10 et III-11 présentent respectivement, les résultats du prétraitement des signaux issus des bases Physionet et Daisy. Les figures III-10(a), III-10(b), III-11(a) et III-11(b) montrent respectivement le résultat de la suppression de la bande de base et du bruit par la méthode DWT en une seule étape dans le prétraitement des ECG abdominaux et thoraciques réels issus des bases de données Physionet et Daisy.

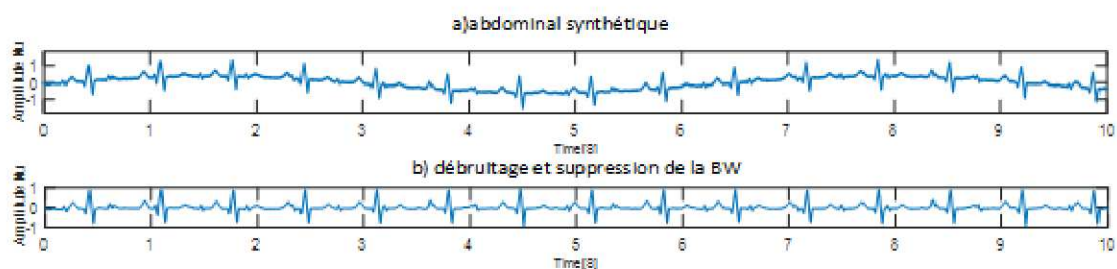


Figure III-9 Prétraitement d'un ECG abdominal synthétique, a) donnée abdominale originale, b) Donnée corrigée

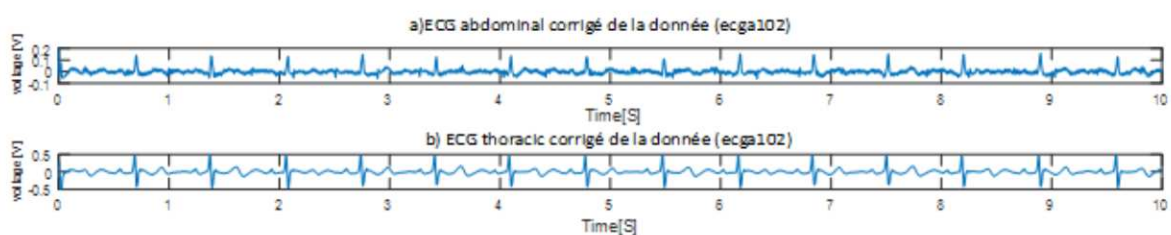


Figure III-10. prétraitement du signal réel 102ecga de Physionet, a) signal abdominal corrigé, b) signal thoracique corrigé

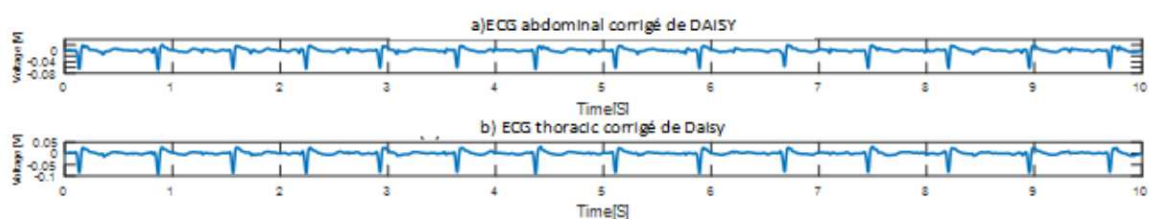


Figure III-11. Prétraitement d'un enregistrement réel de Daisy, a) signal abdominal corrigé, b) signal thoracique corrigé

III.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les bases de données utilisées dans cette thèse, à savoir Physionet et Daisy. Nous avons décrit les caractéristiques des signaux synthétiques générés sous MATLAB et d'autres signaux issus de la base Physionet, ainsi qu'exposé les propriétés des enregistrements réels fournies par ces deux bases de données. Ce chapitre s'est conclu par la présentation des différentes étapes du prétraitement utilisé afin de corriger les divers signaux cardiaques. Nous avons constaté que l'application du prétraitement a permis de corriger la ligne de base et de réduire les bruits dans les enregistrements des données cardiaques.

CHAPITRE IV

Filtres adaptatifs

IV. Filtres Adaptatifs

IV.1. Introduction

Les filtres adaptatifs représentent des outils hautement performants dans le domaine du traitement du signal et de l'information. Leurs caractéristiques distinctives résident dans leur aptitude d'ajustement automatique des paramètres en fonction de l'évolution des paramètres des signaux d'entrées. Cette capacité d'adaptation leur confère une polyvalence considérable, qui s'étend du domaine du système de communication au prétraitement, en passant par le traitement des signaux biomédicaux.

Dans ce chapitre, nous explorerons les principes fondamentaux des filtres adaptatifs en abordant différents types de filtres adaptatifs adoptés aux spécificités des signaux biomédicaux, notamment les signaux ECG maternel et fœtal abordés dans ce modeste travail.

IV.2. Filtrage adaptatif du signal électrocardiographique

Les filtres adaptatifs destinés au traitement des signaux biomédicaux revêtent une importance dans la recherche scientifique dans le domaine de la médecine. La conception de ce genre de filtre est spécialement orientée vers le traitement de signaux générés par le corps humain. Ces filtres adaptatifs ont la caractéristique distinctive dans leur capacité d'ajustement automatique afin de pouvoir extraire avec une précision des informations pertinentes tout en éliminant les bruits et les artefacts engendrant ce genre de signaux vitaux. Notre étude reflète l'utilisation de ce genre de

filtre afin de traiter et de séparer le signal ECG fœtal à partir d'enregistrements bi-sinaux de la maman : les signaux ECG abdominal et thoracique.

Dans cette recherche, les filtres adaptatifs utilisés pour cette séparation sont les filtres très connus : le filtre NLMS et le filtre RLS ainsi qu'un nouveau filtre adaptatif proposé nommé GRA.

IV.2.1. Principe de filtrage adaptatif appliqué aux ECGF

Les coefficients des filtres adaptatifs sont mis à jour d'une manière automatique et récursive pour une adaptation au processus, en partant des valeurs initiales des signaux d'entrées, contrairement aux filtres ordinaires et classiques [45].

Le traitement des signaux biomédicaux est l'une des applications très vastes des filtres adaptatifs. Cette thèse se concentre sur la séparation du signal électrocardiographique fœtal. Le processus fondamental de cette séparation implique la conception d'un modèle utilisant les signaux abdominaux et thoraciques en tant que paramètres d'entrée. Le signal aECGM est dit primaire, enregistré au niveau abdominal maternel. Le signal ECG thoracique, tECGM, représente le signal secondaire comme le montre la figure IV-1 ci-dessous.

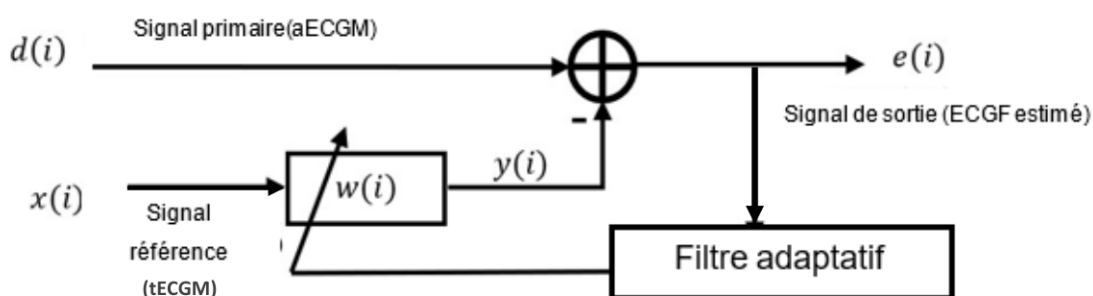


Figure IV-1. Modèle général d'un filtre adaptatif pour la séparation d'ECGF

La séparation du signal ECGF par des filtres adaptatifs est représentée dans la figure IV-1. Ce modèle général adopte deux entrées, $d(n)$ et $x(n)$. Le signal primaire, qui représente le signal ECG abdominal maternel, est constitué de la somme des deux signaux cardiaques maternel et fœtal à la fois. Le signal secondaire enregistré au niveau du thorax maternel, dit de référence, est composé principalement du signal ECG maternel. Le signal de sortie de ce système représente l'ECGF estimé. Les deux signaux ECGF et ECGM sont décorrélés, néanmoins, la composante ECGF est trop faible comparée à celle de la composante ECGM.

Suivant le modèle de la figure IV-1, le calcul du signal de sortie estimé $e(n)$ est donné par l'équation (IV.1) présentée ci-dessous :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{x}(\mathbf{n}) \quad (IV.1)$$

Où $x(n), d(n)$ sont les vecteurs d'entrées de longueur l chacun; $e(n)$ représente le signal de sortie et w représente le vecteur poids de longueur l du filtre. Dans l'application des filtres adaptatifs sur les signaux biomédicaux, le signal $x(n)$ représente le signal cardiaque thoracique maternel, considéré comme le signal de référence; $d(n)$ illustre le signal cardiaque maternel abdominal et $e(n)$ représente le signal fœtal à retrouver.

IV.2.2. Algorithme NLMS

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Squares) est une technique d'optimisation largement utilisée en traitement du signal et en apprentissage automatique. Il s'agit d'une extension de l'algorithme LMS (Least Mean Squares), conçu pour adapter les coefficients d'un filtre de manière à minimiser l'erreur

quadratique moyenne entre la sortie du filtre et une valeur de référence souhaitée [46, 47].

La mise à jour de l'algorithme NLMS [48] appliqué dans cette thèse est donnée par l'équation (IV.2), comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2 \cdot \frac{\alpha}{\gamma + (\mathbf{x}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n))} \cdot e^*(n) \cdot \mathbf{x}(n) \quad (IV.2)$$

Où α représente le pas d'adaptation, compris entre 0 et 2; tandis que γ compris entre 0 et 1, désigne le facteur de régularisation empêchant la division par zéro.

Les étapes de l'algorithme NLMS utilisé dans cette recherche sont décrites dans le tableau (IV-1) :

Tableau IV-1 Étapes de l'algorithme NLMS

INITIALISATION: $n=0$;

$$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}$$

Paramètres :

γ paramètre de régularisation, α : le pas d'adaptation

Iterations pour $n>1$,

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2 \cdot \frac{\alpha}{\gamma + (\mathbf{x}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n))} \cdot e^*(n) \cdot \mathbf{x}(n)$$

IV.2.3. Algorithme RLS

L'algorithme RLS (Recursive Least Squares) repose sur le concept de la récursivité. Cela signifie qu'il met à jour constamment les coefficients de ce filtre à mesure que de nouvelles données d'entrée deviennent disponibles. L'objectif principal de cet algorithme est de trouver les coefficients optimaux du filtre en minimisant l'erreur entre la sortie du filtre et la valeur de référence souhaitée [49]. L'estimation des paramètres du filtre RLS $w(n)$ est effectuée en minimisant la fonction coût $J(n)$ présenté dans l'équation (IV.3) comme suit : en annulant ses dérivées par rapport aux éléments $w(n)$:

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} |e(i)|^2\} \quad (IV.3)$$

Où λ appartient à l'intervalle $]0,1]$, est le facteur d'oubli exponentiel afin d'éliminer les non stationnarités des signaux produites dans le passé de ceux-ci. La minimisation de $J(n)$ est réalisée en annulant ses dérivées par rapport aux éléments $w(n)$ selon l'équation (IV.4) suivante :

$$\nabla_w J(n) = -2 \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x(i) \left(d(i) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(i) \right) \right\} = 0 \quad (IV.4)$$

Après calcul matriciel et des remplacements d'équations (appendice A), [49], les équations (IV.5) à (IV.8) expriment l'algorithme RLS sous la forme suivante :

$$\mathbf{M}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)} \quad (IV.5)$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{n} - 1) - \lambda^{-1}\mathbf{M}(\mathbf{n})\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\mathbf{H}(\mathbf{n} - 1) \quad (\text{IV.6})$$

$$e(\mathbf{n}) = d(\mathbf{n}) - \mathbf{w}^T(\mathbf{n} - 1)\mathbf{x}(\mathbf{n}) \quad (\text{IV.7})$$

$$\mathbf{w}(\mathbf{n}) = \mathbf{w}(\mathbf{n} - 1) + \mathbf{M}(\mathbf{n})e(\mathbf{n}) \quad (\text{IV.8})$$

Où $\mathbf{M}(\mathbf{n})$ exprime le vecteur gain, $\mathbf{H}(\mathbf{n})$ et $e(\mathbf{n})$ décrivent respectivement l'inverse de la matrice de corrélation et l'estimation de l'erreur. La mise à jour du filtre RLS est assurée par le vecteur $\mathbf{w}(\mathbf{n})$ comme décrite ci-dessous dans le tableau (IV-2) :

Tableau IV-2. Étapes de l'algorithme RLS

INITIALISATION: $n=0$;

$$\mathbf{w}(\mathbf{0}) = \mathbf{0}, \mathbf{H}(\mathbf{0}) = \delta^{-1} \cdot \mathbf{I},$$

avec \mathbf{I} : matrice identité, δ : paramètre de régularisation.

Iterations pour $n \geq 1$,

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{n} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{n})}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{H}(\mathbf{n} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{n})}$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{n} - 1) - \lambda^{-1} \mathbf{M}(\mathbf{n}) \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{H}(\mathbf{n} - 1)$$

$$e(\mathbf{n}) = d(\mathbf{n}) - \mathbf{w}^T(\mathbf{n} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{n})$$

$$\mathbf{w}(\mathbf{n}) = \mathbf{w}(\mathbf{n} - 1) + \mathbf{M}(\mathbf{n}) e(\mathbf{n})$$

IV.3. Contribution

Notre contribution dans cette recherche, consiste en la proposition d'une nouvelle version généralisée de l'algorithme RLS. La nouveauté et la différence entre la méthode proposée dans ce travail et les autres versions du RLS, est la minimisation de la fonction coût qui est basée sur n'importe quelle puissance k de l'erreur $e(n)$, elle ne se limite pas seulement sur le carré ou les puissances paires du signal d'erreur comme dans [23, 50, 51]. Cette nouvelle version de filtres adaptatifs récursifs est baptisée : algorithme récursive généralisé (the Generalized Recursive Algorithm, GRA)

L'Algorithme GRA

La figure IV-2 représente le système de base de L'algorithme GRA proposé dans ce travail, où le signal d'entrée $x(i)$ est de longueur l et $e(i)$ symbolise la sortie. Cette dernière est régie par l'équation (IV.1) citée en dessus, où $w(i)$ de longueur l représente le vecteur poids du filtre.

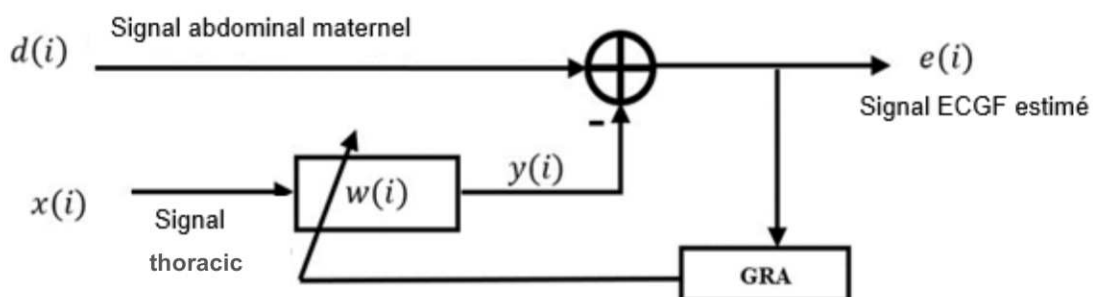


Figure IV-2 Concept général de la méthode proposée

La fonction coût de cet algorithme, comme il a été déjà mentionné, dépend d'une puissance k comme l'équation (IV.9) le montre :

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} |e(i)|^k\} \quad (IV.9)$$

Où λ ($0 < \lambda \leq 1$) est le facteur poids de l'exponentiel, i et n sont des entiers positifs et k peut prendre n'importe quelle valeur entière positive. Le vecteur poids optimum pour la fonction coût est déduit de l'équation (IV.10), comme suit :

$$\nabla_w J(n) = -k \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x(i) (d(i) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(i))^{k-1} \right\} \cdot (\text{sgn}(e(i))) = 0 \quad (IV.10)$$

Où ∇_w est le gradient par rapport à w , $x(i)$ et $d(i)$ sont les vecteurs contenant les l derniers échantillons des signaux d'entrées x et d . L'étape suivante est de prendre l'expansion binomiale de $(e(i))^{k-1}$, et faire l'approximation suivante [52]:

$$\left(d(i) - \mathbf{W}^T \mathbf{x}(i) \right)^{k-1} \approx d^{k-1}(i) - (k-1) d^{k-2}(i) \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T \mathbf{w}(n) \quad (IV.11)$$

On aura:

$$\nabla_w J(n) \approx -k \left[\sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{k-1}(i) \mathbf{x}(i)] - (k-1) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{k-2}(i) \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T] \mathbf{w}(n) \right] \cdot (\text{sgn}(e(i))) \quad (IV.12)$$

Les deux expressions dans l'équation (IV.12) seront noté respectivement, $\mathbf{Z}(i)$ et $\boldsymbol{\phi}(i)$:

$$\mathbf{z}(\mathbf{n}) = \sum_{i=1}^{\mathbf{n}} [\lambda^{n-1} d^{k-1}(i) \mathbf{x}(i)] \text{ et } \boldsymbol{\phi}(\mathbf{n}) = (k-1) \sum_{i=1}^{\mathbf{n}} [\lambda^{n-i} d^{k-2}(i) \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T].$$

Alors l'équation (IV.12) devient:

$$\nabla_w J(n) \approx -k \cdot [\mathbf{z}(\mathbf{n}) - \boldsymbol{\phi}(\mathbf{n}) \mathbf{w}(\mathbf{n})] \cdot (\text{sgn}(e(i))) \quad (\text{IV.13})$$

Pour l'obtention du minima de la fonction coût dans l'équation (IV.9), nous annulons l'équation (IV.13), afin d'avoir la valeur optimale de $\mathbf{w}(\mathbf{n})$ donnée par:

$$\mathbf{w}(\mathbf{n}) = \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}) \cdot \mathbf{z}(\mathbf{n}) \quad (\text{IV.14})$$

Isolant le dernier terme, correspondant à $i = n$ dans $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{n})$, nous aurons:

$$\boldsymbol{\phi}(\mathbf{n}) = \lambda \boldsymbol{\phi}(\mathbf{n} - 1) + [(k-1) d^{k-2}(n)] \mathbf{x}(\mathbf{n}) \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \quad (\text{IV.15})$$

Appliquant le lemme d'inversion de matrice (appendice B), [49], sur la matrice $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{n})$ dans (IV.15) avec une identification des termes suivants $\lambda \boldsymbol{\phi}(\mathbf{n} - 1)$, $\mathbf{x}(\mathbf{n})$, $(k-1) d^{k-2}(\mathbf{n})$ et $\mathbf{x}^T(\mathbf{n})$, nous aurons:

$$\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1} \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) - \frac{\lambda^{-1} \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \mathbf{x}(\mathbf{n}) \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \lambda^{-1} \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1})}{\left[((k-1)d^{k-2}(\mathbf{n}))^{-1} \right] + \lambda^{-1} \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \mathbf{x}(\mathbf{n}) \mathbf{x}^T(\mathbf{n})} \quad (\text{IV.16})$$

En utilisant l'équation (IV.17), ci-dessous:

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}) = \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) - \lambda^{-1} \mathbf{M}(\mathbf{n}) \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \quad (\text{IV.17})$$

Alors nous obtenons le vecteur gain nommé $\mathbf{M}(\mathbf{n})$:

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \mathbf{x}(\mathbf{n})}{\left[(k-1)d^{k-2}(\mathbf{n}) \right]^{-1} + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \mathbf{x}(\mathbf{n})} \quad (\text{IV.18})$$

Posons:

$\left[(k-1)d^{k-2}(\mathbf{n}) \right]^{-1} \mathbf{M}(\mathbf{n}) = \mathbf{H}(\mathbf{n}) \mathbf{x}(\mathbf{n})$ en considérant $\mathbf{H}(\mathbf{n}) \mathbf{x}(\mathbf{n})$ comme factorisation de $\mathbf{M}(\mathbf{n})$, en remplaçant (IV.16) dans (IV.14), nous obtenons:

$$\mathbf{w}(\mathbf{n}) = \mathbf{w}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) + \mathbf{M}(\mathbf{n}) \left[\frac{d(\mathbf{n})}{k-1} - \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{w}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \right] \quad (\text{IV.19})$$

L'estimation de l'erreur à priori est représenté par l'expression affichée entre crochets dans l'équation (IV.19), elle sera notée comme suit:

$e(\mathbf{n}) = \frac{d(\mathbf{n})}{k-1} - \mathbf{x}^T(\mathbf{n}) \mathbf{w}(\mathbf{n} - \mathbf{1})$. Par conséquent, la mise à jour du filtre GRA sera donnée par l'équation (IV.20) :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{M}(n)\mathbf{e}(n) \quad (IV.20)$$

Un récapitulatif de l'algorithme proposé GRA est illustré dans le tableau (IV-3) suivant :

Tableau IV-3. Algorithme proposé GRA

INITIALISATION: $n=0$;

$$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}, \mathbf{H}(0) = \delta^{-1} \cdot \mathbf{I},$$

avec \mathbf{I} : matrice identité, δ : paramètre de régularisation.

Iterations pour $n \geq 1$,

$$\mathbf{M}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)}{[(k-1)d^{k-2}(n)]^{-1} + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)}$$

$$\mathbf{H}(n) = \boldsymbol{\Phi}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{H}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{M}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{H}(n-1)$$

$$\mathbf{e}(n) = \frac{d(n)}{(k-1)} - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{M}(n)\mathbf{e}(n)$$

IV.4. Complexité des algorithmes

La complexité des algorithmes utilisés dans ce travail a été calculée en nombres d'opérations telles que les multiplications, les divisions, les additions et les soustractions. Les tableaux IV-4, IV-5 et IV-6 présentent respectivement les calculs de cette complexité pour les différentes étapes des algorithmes NLMS, RLS et GRA.

L'algorithme NLMS présente une complexité de calcul de l'ordre $O(n)$, nécessitant seulement de $3N+1$ multiplications et de $3N$ additions, sachant que N représente la taille du filtre. Les algorithmes RLS et GRA ont une complexité de l'ordre de $O(n^2)$, en raison de la matrice de covariance dans ces deux derniers algorithmes.

Le nombre de multiplications pour le RLS ne dépasse pas $5N^2+5N$ et $5N^2$ pour les additions. Le GRA présente un nombre de complexité pour les multiplications de $5N^2+5N+k-3$ dépendant de la puissance k , en choisissant $k=3$, nous auront une similitude de complexité avec le RLS; le nombre des additions est estimé à $5N^2$, identique à celui calculé pour le RLS.

Tableau IV-4. Complexité de l'algorithme NLMS

Étape	Équation	Mul	Add	Div
1	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n)$	N	N	0
2	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2 \cdot \frac{\alpha}{\gamma + (\mathbf{x}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n))} \cdot e^*(n) \cdot \mathbf{x}(n)$	$2N+1$	$2N$	1
Complexité Totale		$3N+1$	$3N$	1

Tableau IV-5. Complexité de l'algorithme RLS

Étape	Équation	Mul	Add	Div
1	$M(n) = \frac{\lambda^{-1} H(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) H(n-1) \mathbf{x}(n)}$	$2N^2+3N$	$2N^2-N$	N
2	$H(n) = \lambda^{-1} H(n-1) - \lambda^{-1} M(n) \mathbf{x}^T(n) H(n-1)$	$3N^2$	$3N^2-N$	0
3	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$	N	N	0
4	$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + M(n) e(n)$	N	N	0
Complexité Totale		$5N^2+5N$	$5N^2$	N

Tableau IV-6. Complexité de l'algorithme GRA

Étape	Équation	Mul	Add	Div
1	$\mathbf{M}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)}{[(k-1)d^{k-2}(n)]^{-1} + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{H}(n-1) \mathbf{x}(n)}$	$2N^2+3N+(k-3)$	$2N^2-N$	N
2	$\mathbf{H}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{H}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{M}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{H}(n-1)$	$3N^2$	$3N^2-N$	0
3	$e(n) = \frac{d(n)}{(k-1)} - \mathbf{w}^T(n-1) \mathbf{x}(n)$	N	N	0
4	$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{M}(n) \mathbf{e}(n)$	N	N	0
Complexité Totale		$5N^2+5N+(K-3)$	$5N^2$	N

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, les algorithmes adaptatifs ont été introduits, en citant quelques types de filtres adaptatifs, à savoir : le NLMS et le RLS, en exposant les différents algorithmes et équations de chaque algorithme. Par la suite, nous avons présenté notre contribution dans cette thèse en décrivant le nouvel algorithme proposé nommé GRA par ces différentes équations. À la fin, nous avons effectué une comparaison de la complexité des différents algorithmes utilisés dans cette recherche, en termes de nombre d'opérations utilisées pour chaque approche.

CHAPITRE V

Méthodes d'évaluation et résultats de la séparation du signal électrocardiographique fœtal

V. Méthodes d'évaluation et résultats de la séparation du signal électrocardiographique fœtal

V.1. Introduction

Au fil des ans, les avancées technologiques, ainsi que les nouveaux algorithmes ont permis d'améliorer la précision et la fiabilité de l'étude du signal ECG fœtal, offrant ainsi aux praticiens des informations de qualité supérieure pour évaluer la vitalité du fœtus. Cette amélioration des techniques d'enregistrement et d'analyse des signaux électrocardiographiques fœtaux a considérablement contribué à l'amélioration des soins prénataux et à la réduction des risques pour le fœtus.

Le processus de recherche scientifique, particulièrement dans le domaine médical, requiert une évaluation des nouvelles méthodes d'aide au diagnostic. Cette évaluation inclut l'analyse et l'interprétation des résultats obtenus. Pour cela, il existe des méthodes d'évaluation des résultats qui vont au-delà des simples enregistrements et des affichages de ces résultats. Dans ce contexte, la validité et la fiabilité des résultats doivent se faire d'une manière qualitative et quantitative par les scientifiques et les chercheurs.

V.2. Méthodes d'évaluation adoptées

Il est manifeste que la simple observation visuelle ne peut suffire pour assurer la validité des résultats et évaluer la qualité de la séparation après le processus de

prétraitement. Il est impératif de dépasser cette approche en intégrant une évaluation quantitative. Par conséquent, dans le but de mettre à l'épreuve et d'évaluer l'efficacité de l'algorithme proposé dans le cadre de cette thèse, nous avons opté pour l'utilisation de données simulées. Ce qui nous a permis d'analyser les performances d'extraction de l'ECG fœtal initial. Cette démarche est couramment employée en génie biomédical, où la technique non-invasive implique la fixation d'électrodes sur l'abdomen de la mère pour enregistrer les signaux ECG.

Notre recherche catégorise les mesures statistiques d'évaluation des algorithmes destinés au traitement des signaux biomédicaux en deux groupes, selon le type des données : synthétiques ou réelles. Le premier groupe concerne les critères utilisés pour évaluer ces algorithmes appliqués aux signaux synthétiques, comprenant le SNR, la racine de l'erreur quadratique moyenne relative (RRMSE) et le coefficient de corrélation. Le deuxième groupe porte sur les mesures statistiques calculées pour évaluer ces approches lorsqu'elles sont appliquées sur des signaux réel, incluant la sensibilité (S_e), la précision (A_{cc}) et la valeur prédictive positive (PP_v). Enfin, nous terminerons nos tests avec la méthode nommée test ANOVA. C'est une technique statistique d'Analyse de variance. Cette méthode est puissante pour déterminer la relation statistique entre plusieurs groupes, si elle est significative ou pas en comparant leurs moyennes respectives.

V.2.1. Évaluation de la séparation des signaux cardiaques synthétiques

L'évaluation des méthodes de séparation des enregistrements cardiaques notamment synthétiques nécessite l'utilisation de critères bien adéquats pour ces signaux cardiaques. Plusieurs de ces critères ont été proposés pour l'évaluation de ce genre de signaux biomédicaux [30]. Ceux utilisés dans cette recherche seront cités ci-dessous :

♥ SNR Signal sur Bruit

Le rapport signal sur bruit (SNR), abréviation du rapport signal sur bruit, est un critère couramment utilisé pour comparer le niveau d'un signal désiré au niveau d'un signal bruité. Comme le véritable (idéal) signal ECGF n'existe pas réellement dans la méthode non-invasive, cette mesure peut être utilisée sur des signaux cardiaques synthétiques.

Ce rapport est défini par l'équation (V.1) présentée ci-dessous, où x_{org} représente le signal de référence de l'ECG fœtal original et x_{rec} exprime l'ECG fœtal retrouvé après sa séparation par le filtre adaptatif. Le SNR est donné par la formule suivante [38]:

$$SNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{\sum_n [x_{org}]^2}{\sum_n [(x_{rec} - x_{org})]^2} \quad (V.1)$$

♥ Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne Relative (RRMSE)

La mesure statistique RRMSE acronyme de la racine de l'erreur quadratique moyenne relative, est calculée comme son nom l'indique par la racine carrée du rapport entre l'erreur quadratique moyenne et le signal original au carré. Elle est définie par l'équation (V.2) comme suit [53] :

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_n \left(\frac{x_{rec} - x_{org}}{x_{org}} \right)^2} \times 100\% \quad (V.2)$$

♥ Coefficient de Corrélation

Cette mesure statistique généralement symbolisée par ρ est exprimée par l'équation (V.3) suivante [54]:

$$\rho = \frac{\sum_n [x_{org}(i) - \bar{x}_{org}] [x_{rec}(i) - \bar{x}_{rec}]}{\sqrt{\sum_n \{x_{org}(i) - \bar{x}_{org}\} \sum_n \{x_{rec}(i) - \bar{x}_{rec}\}}} \quad (V.3)$$

Où x_{org} représente le signal cardiaque fœtal original et x_{rec} est le signal ECGF reconstitué par le filtre adaptatif.

Ce critère est compris entre -1 et +1. Cette valeur exprime la relation entre les deux signaux, original et retrouvé. Une valeur positive indique une forte connexion d'une manière directe signifiant la similitude des deux signaux. Une valeur négative indique une forte relation inverse montrant une corrélation, mais dans le sens inverse des enregistrements. Une valeur proche de zéro indique une relation linéaire très faible entre les deux signaux impliquant la décorrélation des deux enregistrements.

V.2.2. Évaluation de la séparation des signaux cardiaques réels

L'évaluation de la séparation des signaux réels nécessite l'utilisation de mesures statistiques distinctes de celles appliquées aux signaux synthétiques, telles que décrites dans la section V.2.1.

Les critères définis dans l'équation (V.4) ci-dessous sont employés afin d'évaluer les divers filtres adaptatifs utilisés sur les signaux cardiaques réels, à savoir : la sensibilité (S_e), la précision (A_{cc}) et la valeur prédictive positive (PP_v) [30, 55]:

$$S_e = \frac{TP}{TP+FN} ; PP_v = \frac{TP}{TP+FP} ; A_{cc} = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (V.4)$$

Dans les formules ci-dessus dans l'équation (V.4), **TP** représente un vrai positif, correspondant à un pic ECGF correctement identifié ; **FP** signifie un faux positif, c'est-à-dire un pic ECGF incorrectement détecté et identifié comme un pic ECGM ; **FN** définit un faux négatif symbolisant un pic ECGF non détecté.

V.2.3. Analyse de la variance (Test ANOVA)

Pour une évaluation complémentaire, la technique d'analyse de la variance dite ANOVA [56, 57], a été appliquée aux signaux cardiaques synthétiques de la base de données Physionet. Cette analyse revêt une importance particulière dans la recherche scientifique et médicale. Cette méthode permet de tester s'il existe une différence significative entre le traitement de plusieurs groupes de données. Ce test a été appliqué aux moyennes des critères RRMSE, ainsi qu'au coefficient de corrélation utilisés pour évaluer les filtres adaptatifs NLMS, RLS et GRA lors de la séparation des signaux foetaux.

La méthode ANOVA évalue au sein de chaque groupe représenté par le résultat donné par chaque algorithme pour un groupe de signaux pour un critère donné. Cette évaluation teste la variabilité au sein de chaque groupe par rapport à la variabilité entre les groupes. Ce test calcule la variance totale décomposée en deux variances, la première étant la variance due à la différence au sein de chaque groupe, la deuxième variance est due à la différence entre les groupes.

Il existe plusieurs variantes de l'Analyse de variance, notamment l'Analyse de variance à un facteur (utilisation d'une seule variable indépendante ou d'un critère) et l'Analyse de variance à deux facteurs (deux variables indépendantes ou deux critères sont utilisés) [56, 58, 59].

♥ Détails mathématiques de l'ANOVA

L'Analyse de variance à un facteur a été appliquée pour le critère RRMSE, ainsi que pour le critère coefficient de corrélation. Trois groupes ont été formés pour ce test à partir des trois algorithmes appliqués aux différents signaux cardiaques dans ce travail, la méthode NLMS, RLS et GRA.

Chaque groupe contient le calcul de la RRMSE entre le signal fœtal original et retrouvé par les différents filtres. La séparation est réalisée pour six signaux cardiaques différents, composés de la somme d'un signal fœtal et d'un signal maternel. Les RRMSE retrouvées par chaque méthode forment un groupe, ce qui donne au total trois groupes de six valeurs de la RRMSE chacun.

Trois autres groupes pour tester le coefficient de corrélation ont été réalisés à partir des mêmes signaux cardiaques utilisés pour la RRMSE. Après la séparation de ces six données par les filtres adaptatifs, le coefficient de corrélation a été calculé pour chaque résultat de séparation entre le signal fœtal vrai et le signal fœtal séparé, formant ainsi trois groupes de six valeurs chacun.

Le principe de la méthode d'Analyse de variance consiste à diviser la variation totale en deux composantes afin de tester la différence entre les moyennes des groupes. La première composante représente la variation des moyennes des groupes par rapport à la moyenne globale de tous les groupes, tandis que la deuxième composante représente la variation des échantillons au sein de chaque groupe par rapport à la moyenne du groupe (au sein du même groupe).

Le test de l'Analyse de variance vise à vérifier si l'hypothèse nulle (H_0) est vérifiée. Cette hypothèse annonce que toutes les moyennes des groupes sont égales. Si le résultat du test indique que cette hypothèse (H_0) est rejetée, cela suggère qu'il existe une différence significative entre au moins deux moyennes de groupes.

En résumé, la méthode d'Analyse de variance calcule la somme totale des carrés (STC) entre la somme des carrés dus à l'effet entre les groupes (SCE_{inter}) et la

somme des erreurs quadratiques (SCE_{intra}) calculée à partir des différents échantillons et leur moyenne, comme le montre l'équation (V.5) ci-après [59] :

$$\underbrace{\sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y})^2}_{STC} = \underbrace{\sum_j n_j (\bar{y}_j - \bar{y})^2}_{SCE_{inter}} + \underbrace{\sum_i \sum_j (y_{ij} - \bar{y}_j)^2}_{SCE_{intra}} \quad (V.5)$$

Où y_{ij} représente le $i^{\text{ème}}$ échantillon du $j^{\text{ème}}$ groupe, \bar{y}_j est la moyenne du $j^{\text{ème}}$ groupe, \bar{y} est la moyenne générale de tous les échantillons et n_j représente la taille du groupe (le nombre d'échantillons par groupe), avec $j = 1, 2, \dots, k$ et $i = 1, 2, \dots, N$.

La méthode d'Analyse de variance fait une comparaison de la variation entre les groupes par rapport à la variation au sein de chaque groupe. Un quotient noté (F), calculé à partir de la variation entre groupes et la variation au sein du même groupe via l'équation (V.6) suivante [56] :

$$F = (SCE_{inter}/(k - 1))/(SCE_{intra}/(N - k)) \quad (V.6)$$

Où F représente le test-F statistique qui suit la distribution de Fisher avec $(k - 1, N - k)$ degrés de liberté, k est le nombre de groupes, N est le nombre total des échantillons.

Si le quotient F est considérablement élevé par rapport à un $F_{critique}$ donnée par la table de la loi de Fisher [60], et la valeur de probabilité p est inférieur à un seuil significatif, la valeur la plus utilisée de ce seuil est de 0.05. Alors l'hypothèse nulle qui suppose que les moyennes des groupes sont égales est rejetée. On conclut qu'au moins une moyenne des groupes est différente des autres moyennes.

V.3. Résultats de la séparation et discussion

Nous exposerons les résultats obtenus de la séparation des différents signaux cardiaques utilisés, synthétiques [6, 8] et réels [6, 7], en mettant en lumière l'efficacité de l'algorithme proposé lors de cette thèse. Cette séparation est mise en œuvre à la suite du processus de prétraitement abordé précédemment dans le chapitre III, qui vise au débruitage et à l'optimisation de la qualité des signaux cardiaques enregistrés.

Ces résultats apportent des informations précieuses pour la pratique médicale et la recherche clinique en ouvrant la voie dans le domaine de la santé et de la surveillance prénatale, permettant ainsi un diagnostic précoce pouvant contribuer à prévenir la perte ou la survenue d'éventuelles maladies chez le fœtus.

V.3.1. Séparation de signaux synthétiques

L'utilisation des signaux synthétiques dans le processus de la séparation du signal ECGF occupe une importance significative dans la validation et l'évaluation de la méthode proposée. Ceci est évident, puisque le signal ECGF original n'existe pas pour les méthodes d'enregistrements non-invasifs, qui sert de référence pour valider le signal ECGF estimé après la séparation.

Les signaux illustrés concernent un exemple utilisé d'un signal synthétique généré sous Matlab. Il s'agit d'un signal à une fréquence maternelle de 89 battements/min et 139 battements/min pour le fœtus [8], le deuxième signal est un signal synthétique issu de la base de données Physionet [6].

a. Séparation via les filtres adaptatifs usuels

Les algorithmes adaptatifs usuels utilisés dans ces tests sont l'algorithme NLMS et l'algorithme RLS, décrits dans le chapitre IV. La figure V-1 représente les résultats obtenus sous MATLAB en appliquant ces deux algorithmes. Les figures V-1(a) et V-1(b) illustrent respectivement, le signal de référence, représentant le signal

cardiaque thoracique maternel, et le signal primaire, montrant le signal cardiaque abdominal de la maman. Les figures V-1 (c) et V-1 (d), représentent respectivement les résultats de la séparation du signal ECGF par la méthode RLS et la méthode NLMS. Le signal ECGF a été retrouvé par l'algorithme RLS en réduisant considérablement le signal cardiaque maternel; tandis que l'algorithme NLMS n'a pas pu séparer totalement le signal ECGF, néanmoins les pics d'ECGM ont été réduits et déformés.

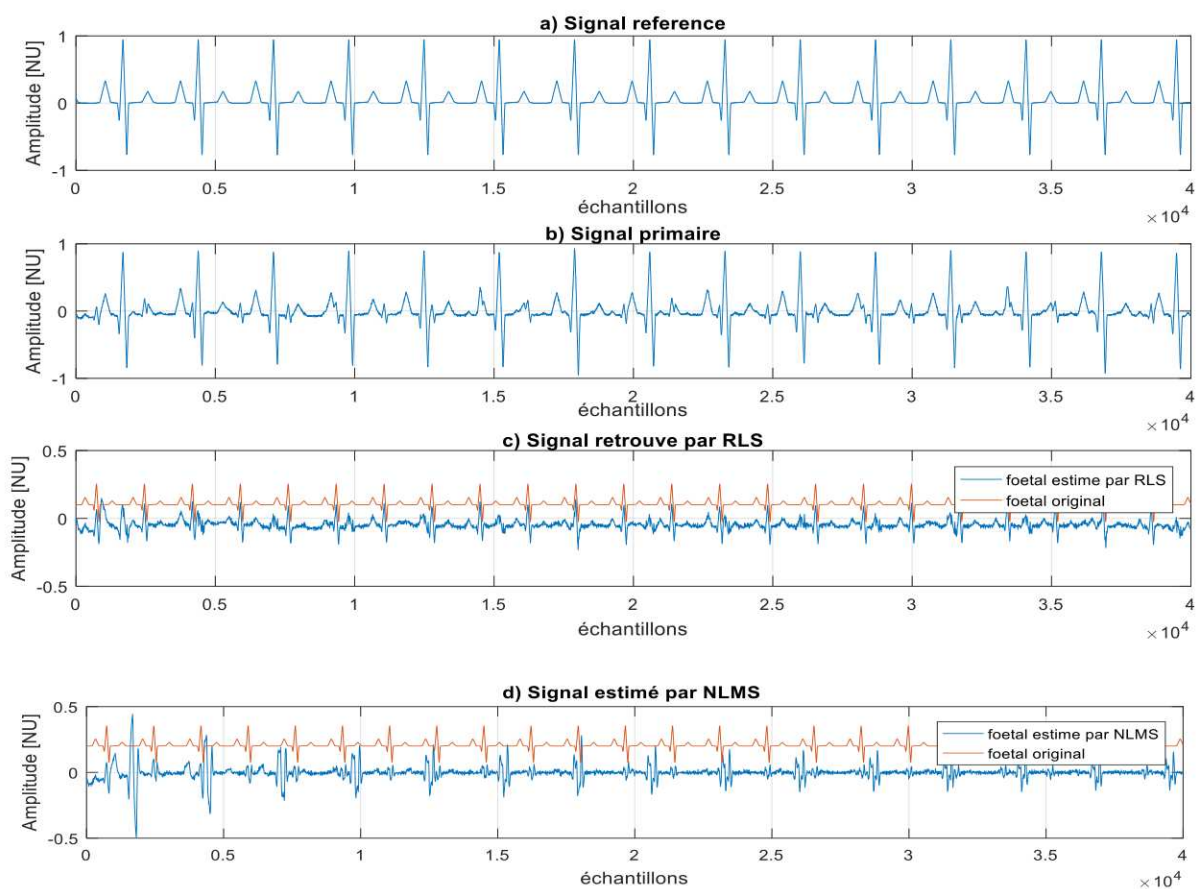


Figure V-1. Séparation d'un signal synthétique par les filtres usuels (RLS, NLMS), a) Signal référence, b) Signal primaire, c) Signal foetal séparé par le RLS, d) Signal séparé par le NLMS

Les résultats de la séparation des signaux, obtenus à l'aide des méthodes NLMS et RLS, en utilisant les signaux synthétiques issues de la base Physionet (fecgsyndb) [6, 26], sont illustrés dans la figure V-2. La figure V-2 (a) montre le signal

abdominal synthétique. Le signal présenté en haut de la figure V-2(b) illustre le résultat de la séparation effectuée par l'algorithme NLMS, tandis que le signal affiché en bas de cette même figure représente le signal fœtal original. Nous pouvons constater que l'application de la méthode NLMS n'a pas réussi à ressortir le signal fœtal. En revanche, le signal fœtal synthétique a été séparé en utilisant le signal abdominal illustré dans la figure V-2(a) par la méthode RLS, comme le montre la figure V-2 (c).

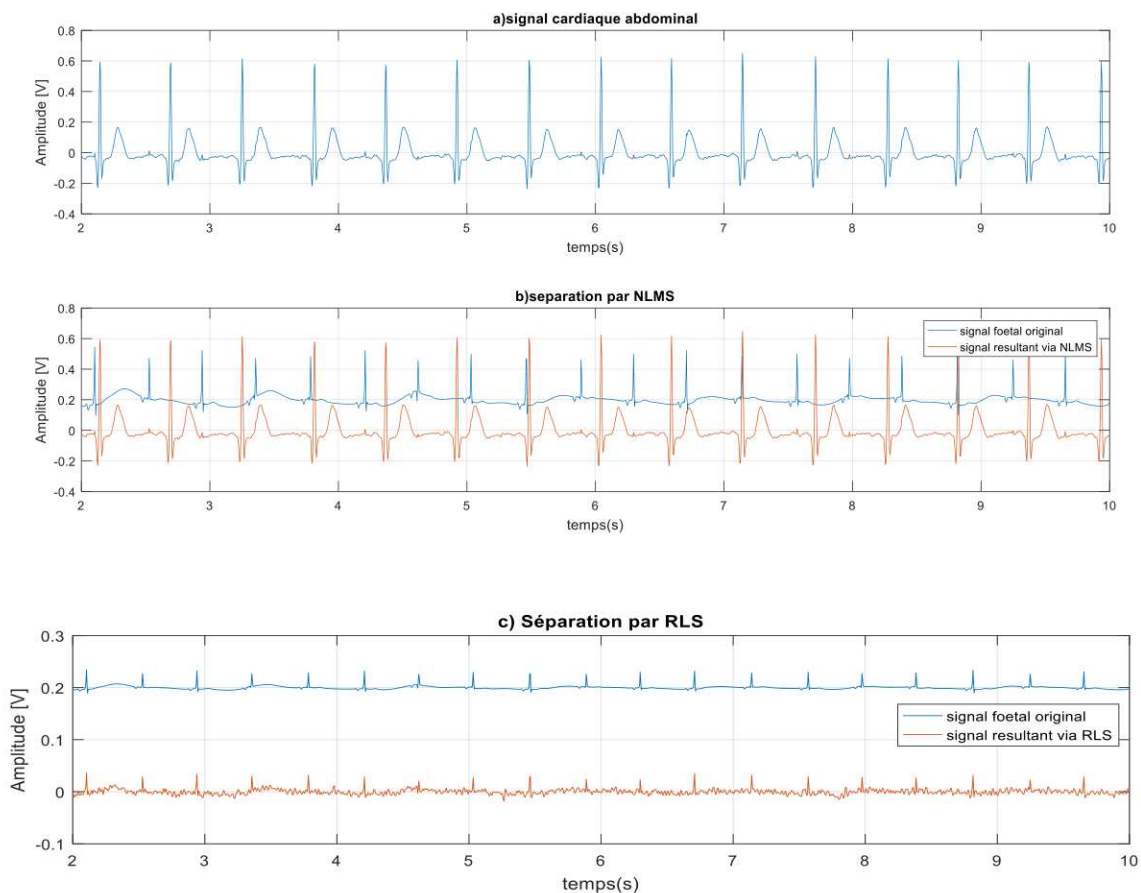


Figure V-2. Séparation du signal Sub01_Snr00db_I4_C0 synthétique de la base de données Physionet (fecgsyndb), a) Signal abdominal maternel, b) Signal fœtal original (en haut)- résultat de la séparation par NLMS (en bas), c) Signal fœtal séparé par le RLS

b. Séparation via la méthode GRA proposée

La méthode proposée dans ce travail a été testée tout d'abord par des signaux synthétiques, générés sous MATLAB [8] et issus de la base de données Physionet [6]. La figure V-3 illustre le résultat obtenu de la séparation d'un signal synthétique généré sous l'environnement Matlab. Les figures de V-3(a) à V-3(c) illustrent respectivement le signal électrocardiographique maternel abdominal synthétique aECGM, le signal synthétique original ECGF et le résultat de la séparation de l'aECGM synthétique par la méthode GRA proposée. En comparaison avec l'ECGF synthétique original de la figure V-3(b), nous pouvons voir que notre méthode adaptative est suffisamment efficace pour supprimer l'ECGM synthétique et a pu extraire l'ECGF même lorsque les deux QRS d'ECGF et d'ECGM sont superposés, comme le montrent les cercles dans la figure V-3. La figure V-4 montre les résultats de l'application de la méthode GRA sur les trois signaux cardiaques générés sous MATLAB. La technique de séparation proposée a totalement séparé les signaux fœtaux des signaux cardiaques abdominaux maternels.

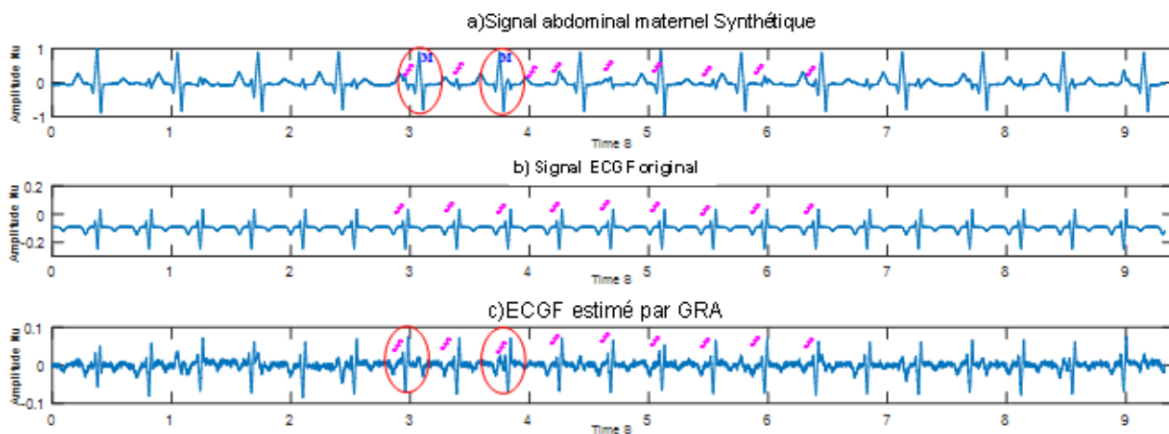


Figure V-3 Séparation du signal synthétique, (a) signal aECGM synthétique, (b) signal ECGF synthétique, (c) ECGF estimé par GRA



Figure V-4 .Séparation des trois signaux synthétiques générés sous MATLAB par la méthode GRA

Le deuxième groupe des signaux synthétiques utilisé dans ce travail sont issus de la base de données Physionet. Les figures V-5(a) à V-5(c) illustrent le signal aECGM, l'ECGF original et la séparation des signaux ECG fœtaux synthétiques non-invasifs, Sub01_Snr00db_I4_C0 de la base de données Physionet (fecgsyndb) [6, 26]. La figure V-5 (a) montre un ECG fœtal zoomé faisant partie de l'ECG maternel abdominal. Malgré la faiblesse des pics de l'ECG fœtal par rapport aux pics de l'ECG maternel, les pics fœtaux ont été totalement séparés du signal maternel abdominal par notre méthode adaptative.

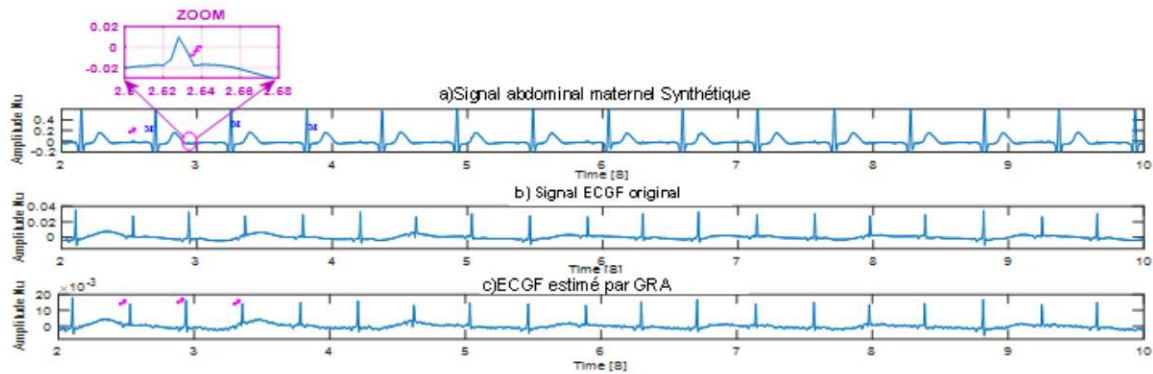


Figure V-5. Séparation du signal Sub01_Snr00db_I4_C0 synthétique d la base de données Physionet (fecgsyndb), (a) signal aECGM synthétique, b) signal ECGF synthétique, (c) ECGF estimé par GRA

V.3.2. Séparation de signaux réels

Les signaux réels issus de bases de données renommées telles utilisées dans ce travail, à savoir Physionet et Daisy [6, 7], offrent la capacité de mettre les algorithmes de séparation dans des situations cliniques réelles.

a. Séparation via les filtres adaptatifs usuels

L'évaluation des méthodes en utilisant des signaux réels va mettre ces algorithmes dans un contexte réel, permettant ainsi de valider ces algorithmes sous des conditions réelles et des enregistrements réels.

Les figures V-6 et V-7 montrent respectivement, les résultats donnés par les méthodes adaptatives NLMS et RLS en séparant les signaux réels des bases de données Physionet et Daisy. Les figures V-6 (a) et V-6 (b) illustrent le signal thoracique et le signal abdominal de l'enregistrement issu de la base Physionet (Nlfecgdb) du signal (ecga 102). Le résultat de la séparation par le filtre RLS est donné par la figure V-6 (c) où le QRS maternel est considérablement réduit par rapport au signal original abdominal. La figure V-6 (d) illustre le résultat obtenu en appliquant la méthode NLMS sur le signal réel de Physionet (ecga102). Cet algorithme n'a pas pu séparer le signal ECGF.

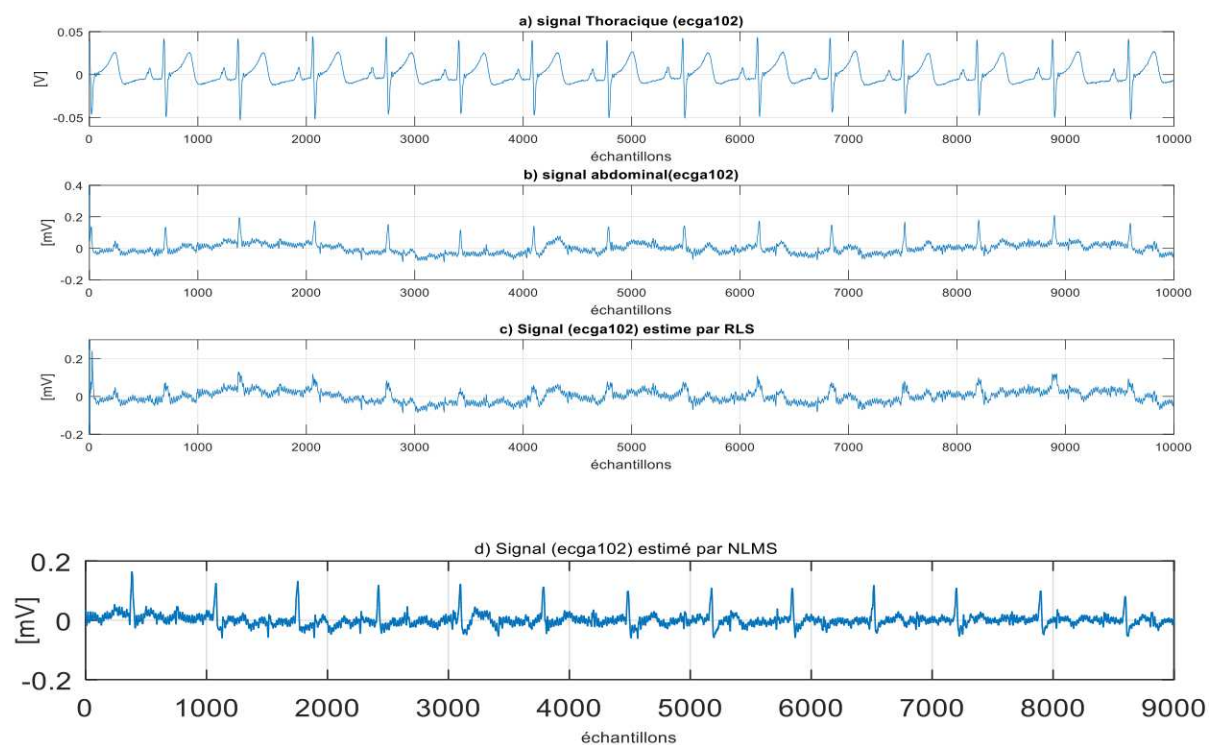


Figure V-6. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Physionet (Nifecgdb), a) Signal thoracique du signal ecga 102 , b) Signal abdominal, c) ECGF séparé par RLS, d) ECGF séparé par NLMS

Les signaux réels issus de la base de données Daisy sont illustrés respectivement, dans les figures V-7 (a) et V-7 (b). Le signal thoracique réel est présenté sur la figure V-7 (a) et le signal abdominal réel sur la figure V-7 (b). Les résultats de l'application des algorithmes RLS et NLMS sur les signaux réels issus de la base de données Daisy sont illustrés dans les figures V-7 (d) et V-7 (c). Nous remarquons que les deux algorithmes n'ont pas pu séparer l'ECGF ni faire diminuer le signal ECGM.

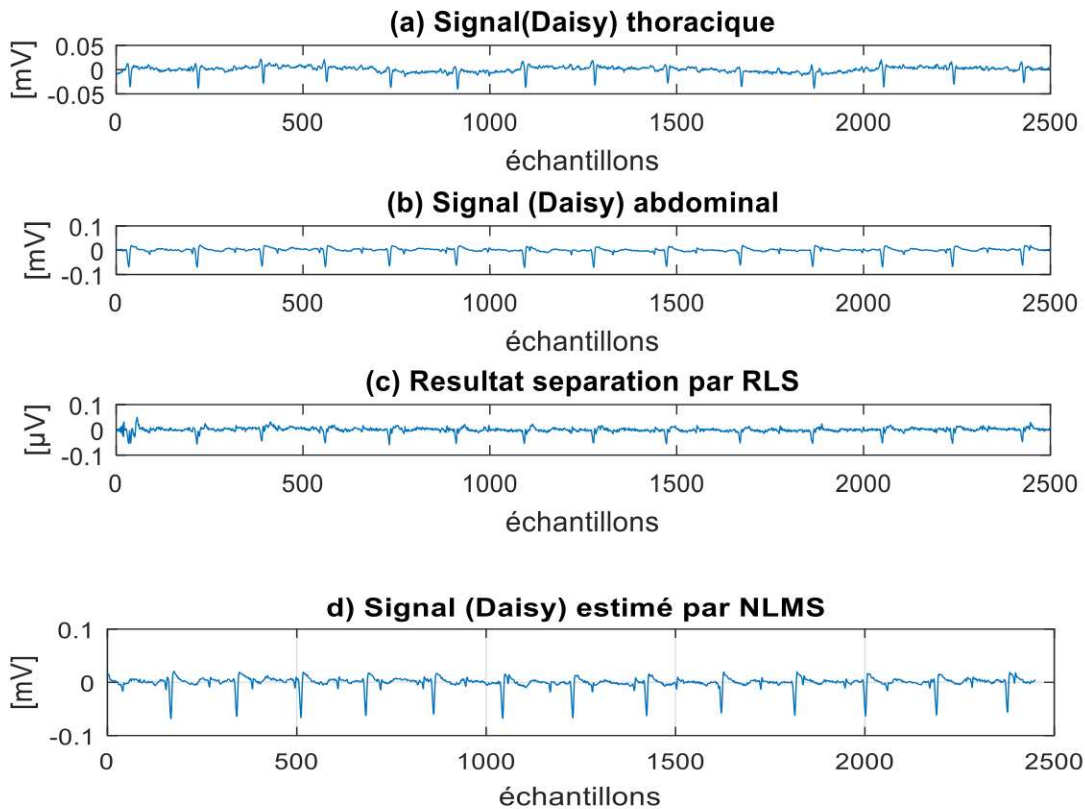


Figure V-7. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Daisy, a) Signal thoracique du, b) Signal abdominal, c) ECGF séparé par RLS, d) ECGF séparé par NLMS

b. Séparation via la méthode GRA proposée

Les enregistrements réels utilisés dans cette recherche afin de valider notre algorithme proposé sont issus des bases de données PhysioNet et DaISy. Ces signaux réels ont été séparés par l'algorithme GRA, comme le montrent respectivement les figures V-8 et V-9. Les figures de V-8 (a) à V-8 (c) représentent respectivement l'ECG thoracique, l'ECG abdominal et les enregistrements réels séparés par GRA. Les signaux ECG abdominal et thoracique dans la figure V-8 sont issus de Physionet (Nifecgdb) [26].

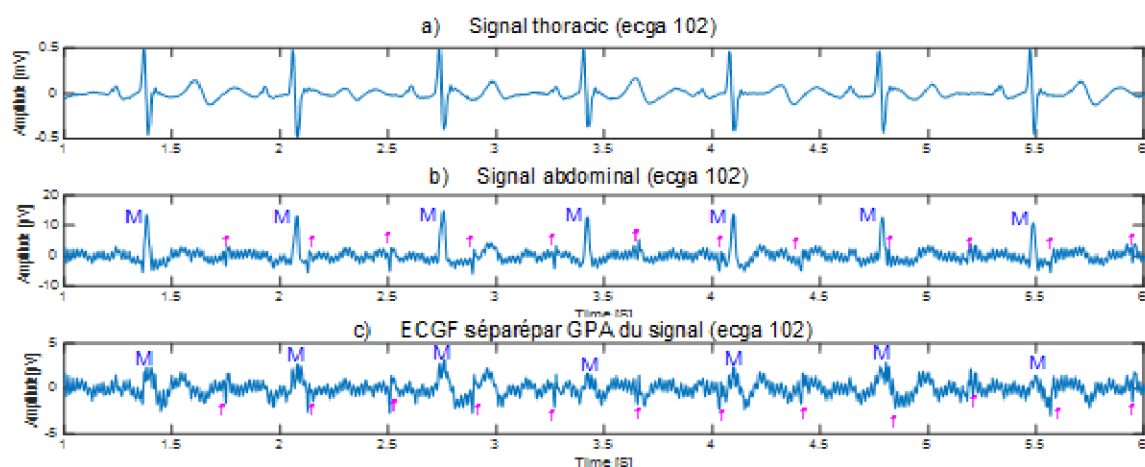


Figure V-8. Séparation d'un enregistrement réel de la base de données Physionet (Nifecgdb), a) signal référence du 102ecga, b) signal primaire, c) ECGF séparé par GRA

Les figures de V-9 (a) à V-9 (c) présentent l'ECG thoracique, l'ECG abdominal et l'ECG réel séparés par l'algorithme adaptatif proposé. Ces signaux ECG abdominal et thoracique illustrés dans la figure V-9 sont issus de la base de données Daisy [7].

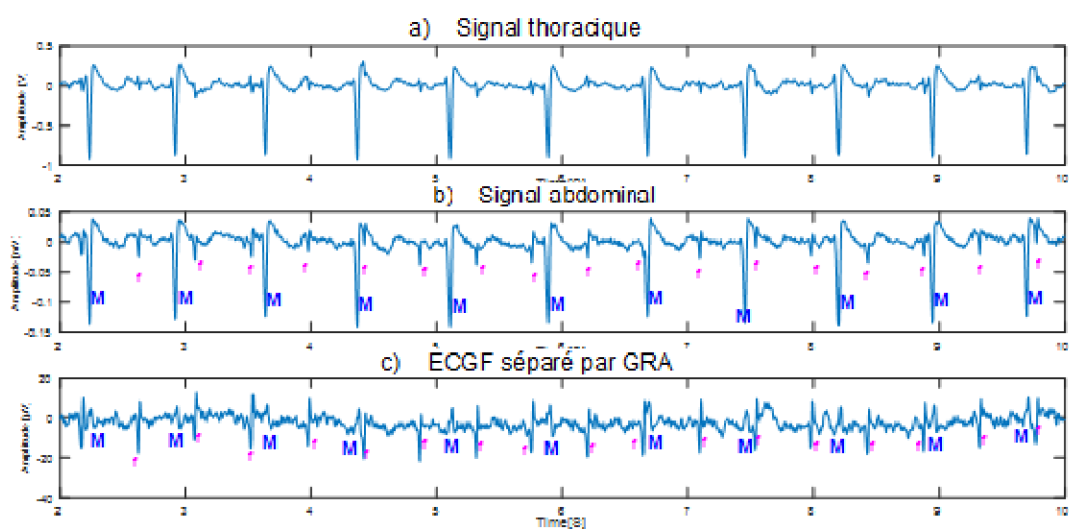


Figure V-9. Séparation d'enregistrement de la base de données Daisy, a) signal référence, b) signal primaire, c) ECGF séparé par GRA

La figure V-9 montre une certaine détérioration des pics de la mère après la séparation par l'algorithme GRA, mais ils sont considérablement réduits, tandis que les pics du fœtus sont amplifiés. En outre, le résultat de la séparation dans la figure V-9 (c) montre que les pics fœtaux sont bien triés à l'aide de la méthode GRA : les amplitudes des pics de la mère sont nettement inférieures comparés à ceux du fœtus après la séparation. Nous pouvons remarquer que les résultats de la séparation des pics fœtaux de la figure V-9 sont meilleurs que ceux de la figure V-8. Ce fait est dû à la forme de l'entrée de référence par rapport à l'entrée primaire. Par conséquent, et afin d'améliorer les résultats de notre filtre adaptatif, nous devons avoir une forme similaire des pics ECG maternels pour les signaux de référence et primaire. Une synchronisation entre ces deux signaux est également nécessaire.

V.4. Résultats d'évaluation de la séparation

À cette étape d'évaluation des algorithmes, notre objectif est la détermination de l'efficacité de ces méthodes. Pour cela nous présenterons les résultats obtenus en calculant les critères mentionnés précédemment dans ce chapitre.

V.4.1. Résultats d'évaluation de la séparation des signaux cardiaques synthétiques

La méthode GRA proposée, décrite dans le tableau IV.3 dans le chapitre IV, est appliquée à la séparation du signal ECGF, ainsi que les algorithmes RLS [49] et NLMS [48]. Les résultats obtenus pour la comparaison du SNR lors de l'application de ces trois filtres adaptatifs pour la séparation du signal ECGF sont illustrés dans la figure V-10 et dans le tableau V-1. Les évaluations quantitatives ont été réalisées, en utilisant les échantillons 500 à 2500 du signal sub01_snr00dB_I4_c0 provenant de la base de données synthétique Physionet.

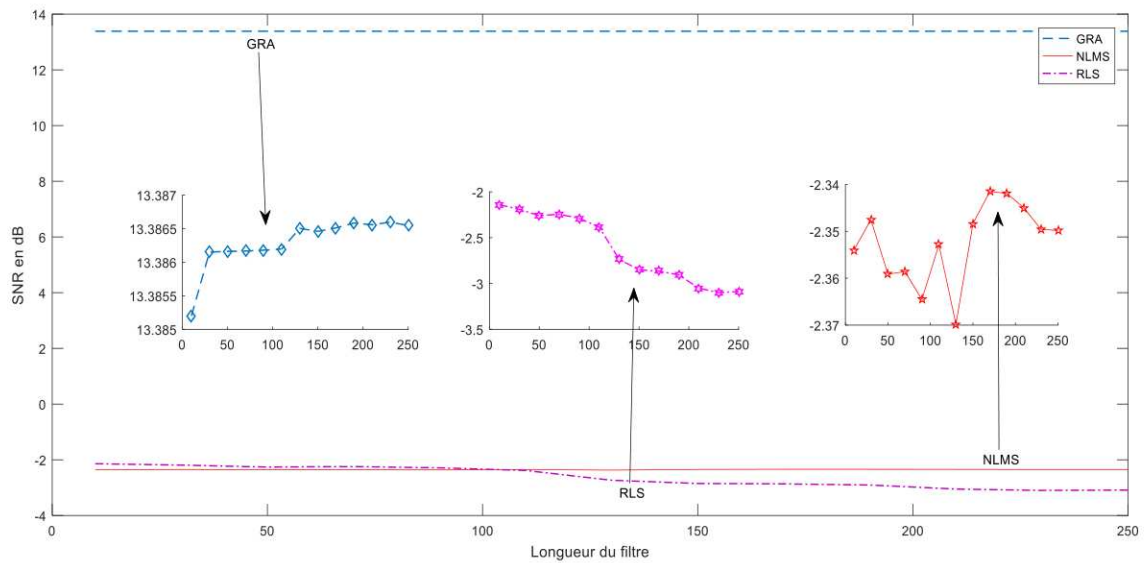


Figure V-10. Comparaison du SNR du GRA, RLS et NLMS

La longueur du filtre a été modifiée progressivement de 10 à 250 par pas de 20. Les paramètres utilisés dans le GRA sont les suivants : $k=3$, $\delta = 10^{-09}$, $\lambda = 1$. Les paramètres NLMS réalisés selon les étapes décrites dans le tableau IV.1 cité précédemment dans le chapitre IV, sont comme suit: $\alpha = 0,01$, $\gamma = 0,001$. Pour l'algorithme RLS, réalisé selon l'algorithme décrit dans le tableau IV.2, $\delta = 10^{-03}$ et $\lambda = 0.95$.

Une comparaison des trois SNR après l'application des filtres adaptatifs sur le signal synthétique de Physionet sub01_snr00dB_I4_c0 est illustrée sur la figure V-10, où l'on peut voir que l'augmentation de la longueur du filtre GRA entraîne une augmentation du SNR positif de la méthode GRA, tandis que l'augmentation de la longueur du filtre NLMS fait fluctuer le SNR de l'algorithme NLMS entre des valeurs négatives, par contre l'augmentation de la longueur du filtre RLS fait baisser le SNR de l'application de l'algorithme RLS. La figure V-11 illustre le SNR du filtre RLS qui atteint 12dB, se rapprochant ainsi du résultat obtenu par la méthode GRA à 13dB. Cette amélioration significative du filtre RLS est due au choix de nouvelles valeurs des paramètres de ce filtre, à savoir $\delta = 10^{-09}$ et $\lambda = 1$.

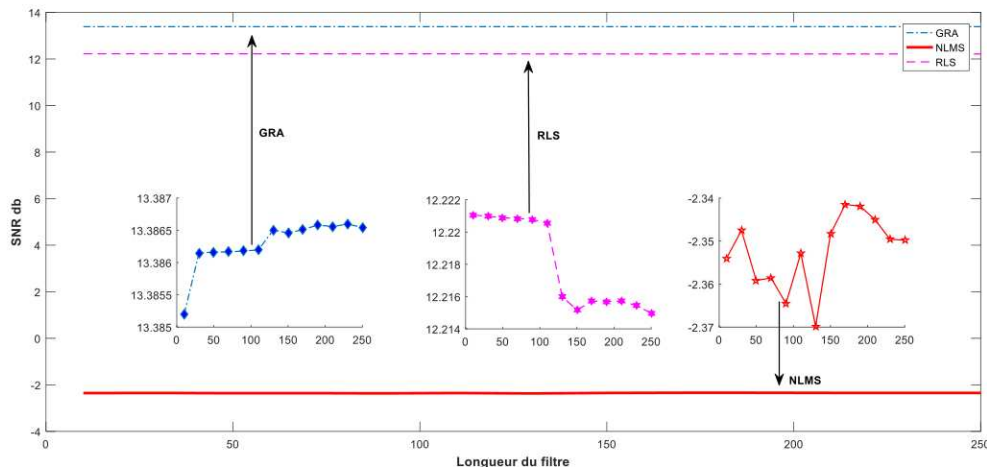


Figure V-11. Amélioration des résultats obtenus via l'algorithme RLS pour le SNR

Nous avons utilisé le coefficient de corrélation ρ entre l'ECGF original et l'ECGF reconstruit comme critère quantitatif pour une évaluation plus poussée. Un signal synthétique est utilisé, car l'ECGF original n'existe pas réellement dans les méthodes non-invasives. À cette fin, le signal sub09_snr06dB_l1_c1 de la base de données Physionet a été utilisé, avec un SNR égal à 6dB. La figure V-12 montre la variation des valeurs du coefficient de corrélation pour différents niveaux de SNR pour les méthodes NLMS, RLS et GRA proposées. Nous avons constaté que les meilleures valeurs pour l'approche NLMS commencent à 20 dB et ne dépassent pas 0,58, tandis que la méthode RLS ne dépasse pas 0.23 en commençant à 20 dB, alors que notre méthode montre de bien meilleures valeurs allant au-delà de 0,94 pour le même intervalle de niveaux de SNR. Cette valeur du coefficient de corrélation a été améliorée pour l'algorithme RLS atteignant 0.75 par l'application de nouvelles valeurs de ces paramètres, à savoir $\delta = 10^{-09}$ et $\lambda = 1$. Ce résultat, illustré par la figure V. 13, est très satisfaisant, surpassant nettement celui présenté dans la figure V.10, qui ne dépassait pas 0.23. Ces résultats montrent que l'algorithme GRA surpassait significativement les méthodes NLMS et RLS en termes de performance, atteignant une valeur de 0.94 pour le coefficient de corrélation à des niveaux de SNR comparables. De plus l'amélioration des résultats obtenus par le filtre RLS, grâce à l'optimisation de ses paramètres, a

permis une augmentation de la performance de ce filtre, avec des valeurs du coefficient de corrélation atteignant 0.75.

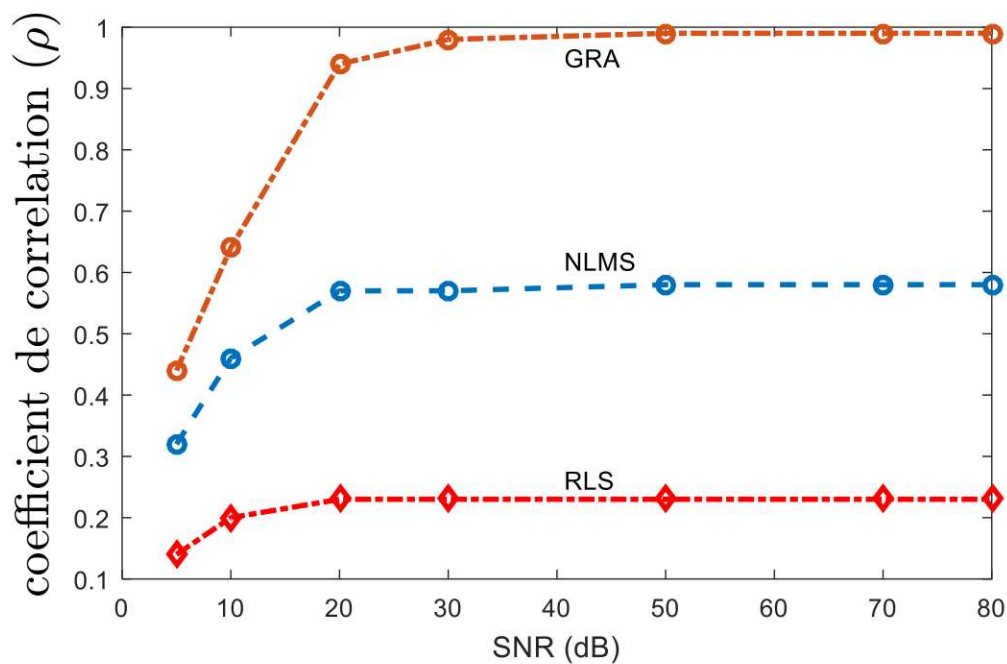


Figure V-12. La variation du coefficient de corrélation

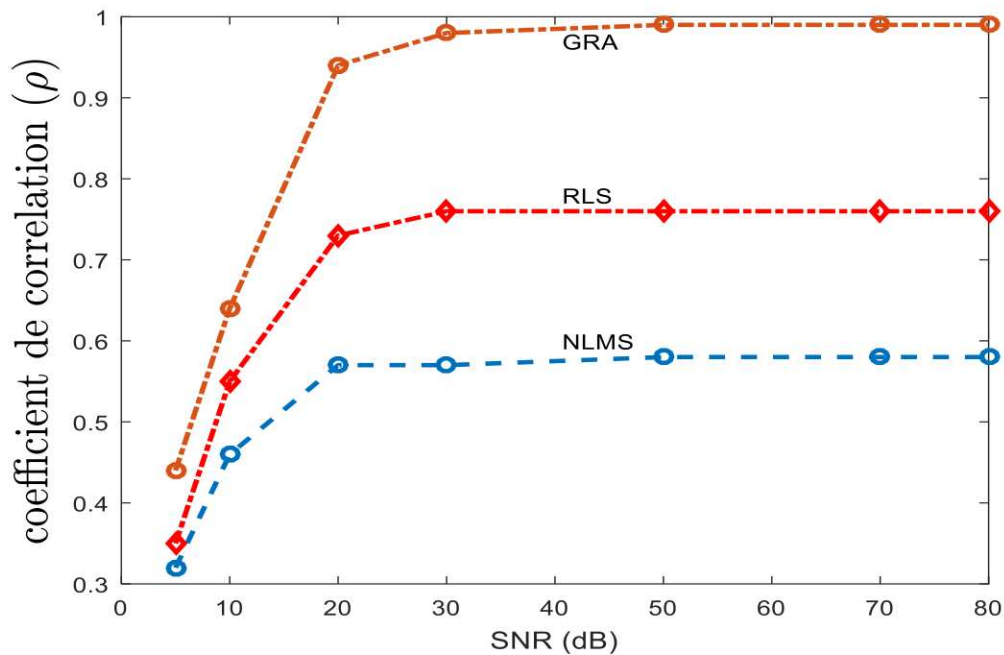


Figure V-13 Amélioration des résultats obtenus via l'algorithme RLS pour le coefficient de corrélation

Les autres critères utilisés dans ce travail sont le coefficient de corrélation ρ et la RRMSE. Ils sont largement utilisés dans le domaine de l'ingénierie biomédicale. Ces deux paramètres ont été calculés pour les algorithmes GRA, RLS et NLMS, pour différentes longueurs de filtre allant de 10 à 250. Les résultats sont présentés dans les tableaux V -1 et V-2. Ils indiquent clairement la robustesse de l'algorithme GRA, dont le coefficient de corrélation est égal à 0,98, comme le montre le tableau V-1. Il s'agit d'une amélioration majeure par rapport aux algorithmes NLMS et RLS, dont le coefficient de corrélation fluctue respectivement, entre 0,007 et 0,016 pour l'approche NLMS, et à 0.18 pour l'algorithme RLS.

Tableau V-1. Les variations du coefficient de corrélation pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique

Critère : coefficient de corrélation				
Algorithme	NLMS	RLS	GRA	
Longueur du filtre	10	0.007	0.018	0.98
	30	0.010	0.018	0.98
	50	0.008	0.018	0.98
	70	0.009	0.018	0.98
	90	0.007	0.018	0.98
	110	0.010	0.018	0.98
	130	0.007	0.018	0.98
	150	0.015	0.018	0.98
	170	0.016	0.018	0.98
	190	0.016	0.018	0.98
	210	0.015	0.018	0.98
	230	0.014	0.018	0.98
	250	0.013	0.018	0.98

Le tableau V-2 présente l'évaluation de la RRMSE pour des longueurs de filtres comprises entre 10 à 250. Nous pouvons remarquer que le critère RRMSE du GRA est fortement amélioré par rapport à celui du NLMS et du RLS. Ce critère est égal à 0,53 pour l'algorithme GRA, tandis qu'il fluctue respectivement, entre 3,40 et 3,42 pour la méthode NLMS, et à 3,42 pour le filtre RLS, pour une longueur de filtre variant de 10 à 250.

Une amélioration considérable est obtenue en évaluant la RRMSE et le coefficient de corrélation pour l'algorithme RLS avec de nouvelles valeurs de ces paramètres, à savoir $\delta = 10^{-09}$ et $\lambda = 1$. Ces améliorations sont présentées dans les tableaux V.3 et V.4, où la RRMSE atteint une valeur de 0.99 et le coefficient de corrélation s'élève à 0.54. Ces résultats confirment l'efficacité de la méthode GRA et montrent l'amélioration des résultats du RLS avec des paramètres optimisés.

Tableau V-2. Les variations de la RRMSE pour les filtres adaptatifs : NLMS, RLS et GRA avec un signal synthétique

Critère RRMSE				
Algorithme	NLMS	RLS	GRA	
Longueur du filtre	10	3.42	3.42	0.53
	30	3.42	3.42	0.53
	50	3.42	3.42	0.53
	70	3.42	3.42	0.53
	90	3.42	3.42	0.53
	110	3.41	3.42	0.53
	130	3.42	3.42	0.53
	150	3.40	3.42	0.53
	170	3.40	3.42	0.53
	190	3.40	3.42	0.53
	210	3.40	3.42	0.53
	230	3.41	3.42	0.53
	250	3.41	3.42	0.53

Tableau V-3. Amélioration du coefficient d corrélation pou l'algorithme RLS

Critère : coefficient de corrélation				
Algorithme	NLMS	RLS	GRA	
Longueur du filtre	10	0.007	0.99	0.98
	30	0.010	0.99	0.98
	50	0.008	0.99	0.98
	70	0.009	0.99	0.98
	90	0.007	0.99	0.98
	110	0.010	0.99	0.98
	130	0.007	0.99	0.98
	150	0.015	0.99	0.98
	170	0.016	0.99	0.98
	190	0.016	0.99	0.98
	210	0.015	0.99	0.98
	230	0.014	0.99	0.98
	250	0.013	0.99	0.98

Tableau V-4. Amélioration du RRMSE pour l'algorithme RLS

		Critère RRMSE		
	Algorithme	NLMS	RLS	GRA
Longueur du filtre	10	3.42	0.54	0.53
	30	3.42	0.54	0.53
	50	3.42	0.54	0.53
	70	3.42	0.54	0.53
	90	3.42	0.54	0.53
	110	3.41	0.54	0.53
	130	3.42	0.54	0.53
	150	3.40	0.54	0.53
	170	3.40	0.54	0.53
	190	3.40	0.54	0.53
	210	3.40	0.54	0.53
	230	3.41	0.54	0.53
	250	3.41	0.54	0.53

V.4.2. Résultats d'évaluation de la séparation des signaux cardiaques réels

Les résultats de cette évaluation métrique sont illustrés dans les tableaux V-5 à V-7 en utilisant les trois méthodes de séparation. Les résultats de chaque traitement sont présentés pour la précision (Acc), la sensibilité (S_e) et la valeur prédictive positive (PPv). Les définitions de ces trois paramètres sont présentés dans l'équation V.4.

L'évaluation a été réalisée pour trois différents groupes de signaux pour chaque base de données, Physionet et Daisy; où l'ECGM éliminé a été considéré comme des pics maternels non détectés. En ce qui concerne le calcul de la PF , les pics fœtaux incorrectement détectés sont dus à la coïncidence de l'ECG de la mère et du fœtus en même temps. Les tests réalisés dans cette partie concernent des signaux ayant un nombre de 3000 échantillons chacun.

On peut conclure des résultats dans les tableaux de V-5 à V-7, l'amélioration de la précision, de la sensibilité et de la valeur prédictive positive dus à l'application

de l'algorithme proposé GRA par rapport aux autres filtres usuels adaptatifs NLMS et RLS, pour les signaux réels des bases de données Physionet et Daisy.

Tableau V-5. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG fœtal réel à l'aide du GRA

Base de données	N° du Canal	Nombre des picks ECGF	TP	FP	FN	A_{cc} (%)	S_e (%)	PP_v (%)	F1 (%)
Daisy	Abdo:3 rd canal Thorax: 6 th canal	22	22	2	0	91.67	100	91.67	95.65
	Abdo:1 st canal Thorax: 8 th canal	22	22	1	0	95.65	100	95.65	97.78
	Abdo:5 th canal Thorax: 7 th canal	22	22	2	0	91.67	100	91.67	95.65
Physionet	Ecgca_102 Thorax_1, Abdomen_2	7	6	1	1	75	85.71	85.71	85.71
	Ecgca_473 Thorax_2, Abdomen_1	19	17	2	2	80	89.74	89.74	89.47
	Ecgca_746 Thorax_2, Abdomen_2	22	21	3	1	84	95.45	87.5	91.30

Tableau V-6. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG fœtal réel à l'aide du RLS

Base de données	N° du Canal	Nombre des picks ECGF	TP	FP	FN	A_{cc} (%)	S_e (%)	PP_v (%)	F1 (%)
Daisy	Abdo:3 rd canal Thorax: 6 th canal	22	22	14	0	61.11	100	61.11	75.86
	Abdo:1 st canal Thorax: 8 th canal	22	22	14	0	61.11	100	61.11	75.86
	Abdo:5 th canal Thorax: 7 th canal	22	20	14	2	55.56	90.90	58.82	71.43
Physionet	Ecgca_102 Thorax_1, Abdomen_2	7	6	4	1	54.55	85.71	60	70.59
	Ecgca_473 Thorax_2, Abdomen_1	19	14	12	5	45.16	73.68	53.85	62.22
	Ecgca_746 Thorax_2, Abdomen_2	22	21	10	1	66.67	95.65	68.75	80.00

Tableau V-7. Paramètres d'évaluation de la détection de l'ECG fœtal réel à l'aide du NLMS

Base de données	N° du Canal	Nombre des picks ECGF	TP	FP	FN	A_{cc} (%)	S_e (%)	PP_v (%)	F1 (%)
Daisy	Abdo:3 rd canal Thorax: 6 th canal	22	22	19	22	61.11	100	61.11	75.86
	Abdo:1 st canal Thorax: 8 th canal	22	14	14	14	52.78	86.36	57.58	69.10
	Abdo:5 th canal Thorax: 7 th canal	22	0	3	0	61.11	100	61.11	75.86
Physionet	Ecgca_102 Thorax_1, Abdomen_2	7	6	4	1	54.55	85.71	60.00	70.59
	Ecgca_473 Thorax_2, Abdomen_1	19	12	12	7	38.71	63.16	50.00	55.81
	Ecgca_746 Thorax_2, Abdomen_2	22	21	10	1	66.67	95.65	68.75	80.00

V.4.3. Résultats du Test ANOVA

Pour une analyse plus approfondie, cette évaluation a été étendue à l'analyse de la variance à sens unique ANOVA [56, 57].. Pour évaluer les moyennes des filtres adaptatifs utilisés dans cette thèse à savoir NLMS, RLS et la méthode proposée GRA. Le test ANOVA a été utilisé pour les critères RRMSE et du coefficient de corrélation ρ pour six signaux synthétiques générés sous Matlab à partir de signaux (fœtal et maternel) issus de la base Physionet.

Le résultat du test ANOVA pour la RRMSE en utilisant les trois groupes des algorithmes NLMS, RLS et GRA est de $F = 14,24$, ce qui est beaucoup plus élevé que la valeur critique $F_{critique} = 3,68$. La valeur de probabilité $P = 0,000341$, cela est très faible par rapport à $\alpha = 0.05$, comme le montre le tableau V-8. Ce tableau affiche aussi la somme, la moyenne ainsi que la variance des données des différents groupes utilisés pour les calculs lors de ce test.

Tableau V-8. Test ANOVA pour le critère RRMSE

ANALYSE DE VARIANCE : UN FACTEUR**Critère RRMSE****RAPPORT DÉTAILLÉ**

Groupes	Nbre d'échantillons	Somme	Moyenne	Variance
GRA	6	12,05	2,008333	0,254737
NLMS	6	17,76	2,96	0,02896
RLS	6	17,62	2,936667	0,088747

ANALYSE DE VARIANCE

Source de Variations	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité	Valeur critique pour F
Entre groupes	3,536033	2	1,768017	14,24123	0,000341	3,68232
À l'intérieur des Groupes	1,862217	15	0,124148			
Total	5,39825	17				

Le deuxième critère testé par la méthode d'Analyse de la covariance ANOVA, est le coefficient de corrélation. Les résultats de ce test sont illustrés dans le tableau ci-dessous, tableau V-9, où le facteur $F = 17,50$, qui est également beaucoup plus élevé que la valeur critique $F_{\text{critique}} = 3,68$, et la probabilité $P = 0,00012$ est très faible par rapport à $\alpha = 0.05$. Ce tableau présente les différentes moyennes, sommes et les variances entre les groupes utilisés pendant le calcul du test ANOVA.

Tableau V-9. Test ANOVA pour le critère du coefficient de corrélation

ANALYSE DE VARIANCE : UN FACTEUR**Critère Coefficient de Corrélation****RAPPORT DÉTAILLÉ**

<i>Groupes</i>	<i>Nbre d'échantillons</i>	<i>Somme</i>	<i>Moyenne</i>	<i>Variance</i>
GRA	6	4,9	0,816667	0,124347
NLMS	6	0,803	0,133833	0,00943
RLS	6	0,86	0,143333	0,02389

ANALYSE DE VARIANCE

<i>Source de Variations</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>Degré de liberté</i>	<i>Moyenne des carrés</i>	<i>F</i>	<i>Probabilité</i>	<i>Valeur critique pour F</i>
Entre groupes	1,839459	2	0,919729	17,50013	0,00012	3,68232
À l'intérieur des Groupes	0,788334	15	0,052556			
Total	2,627792	17				

Les résultats présentés dans les tableaux V-8 et V-9 montrent respectivement, l'analyse de variance à un facteur pour le critère RRMSE et pour le coefficient de corrélation. Le test a été effectué pour trois groupes dont l'algorithme GRA, le RLS et la méthode NLMS. Ces résultats montrent qu'il existe une différence statistique nulle entre le GRA, le RLS et l'algorithme NLMS et que l'hypothèse nulle (H_0) est rejetée. Cette hypothèse implique que la moyenne entre les groupes est différente, signifiant que les résultats donnés par ces algorithmes ne sont pas identiques.

V.5. Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats obtenus en calculant différents critères, afin d'évaluer les méthodes utilisées dans le cadre de ce travail ont été illustrés via des figures et des tableaux. Ces mesures diffèrent selon le type des données et des signaux, si ce sont des signaux réels ou synthétiques. À côté de tous les critères utilisés pour les tests d'évaluation, la méthode ANOVA a été appliquée aux résultats obtenus après la séparation du signal ECGF. Les résultats étaient plus que satisfaisants et concluants pour l'algorithme proposé GRA par rapport aux algorithmes NLMS et RLS. De plus l'amélioration des résultats obtenus via le filtre RLS peut être observée en optimisant ses paramètres.

CONCLUSION GÉNÉRALE

CONCLUSION GÉNÉRALE

Dans cette recherche, la problématique de la séparation non-invasive du signal ECG fœtal à partir d'enregistrements simultanés du rythme cardiaque maternel dans les zones abdominale et thoracique a été présentée. Cette question de recherche est d'une pertinence continue, étant donné l'importance cruciale de surveiller efficacement la santé prénatale pour garantir un suivi adéquat du fœtus. Bien que cette problématique soit ancienne, elle demeure d'une actualité significative en raison des enjeux liés à la santé maternelle et fœtale.

Dans le contexte de cette thèse, les filtres adaptatifs tels que le NLMS et le RLS, ainsi que l'algorithme proposé GRA, ont été employés pour la séparation du signal cardiaque fœtal. Cette recherche se base sur l'utilisation du signal cardiaque thoracique maternel, considéré comme une référence contenant exclusivement le signal cardiaque maternel, conjointement avec un signal primaire constitué par l'enregistrement cardiaque abdominal. Ce dernier se compose de la somme d'un signal cardiaque fœtal de faible amplitude et d'un signal cardiaque maternel dominant. Ces éléments sont intégrés dans la méthodologie d'application des filtres adaptatifs en vue d'une séparation non-invasive du signal ECGF.

Un prétraitement s'impose pour ce type de signaux biomédicaux considérés faibles et complexes, afin de les débiter et réduire tous les artefacts qui sont indésirables et viennent s'ajouter aux enregistrements. La méthode de la transformée en ondelettes discrètes DWT a été utilisée pour éliminer la ligne de base et diminuer les bruits additifs en une seule étape. Cependant, l'utilisation de cette méthode a révélé la possibilité des distorsions dans les signaux prétraités, nécessitant ainsi un ajustement des enregistrements cardiaques pour obtenir des résultats optimaux.

L'évaluation des méthodes requiert l'exploitation de signaux réels et synthétiques. Les enregistrements non-invasifs des signaux cardiaques réels ne contiennent pas un enregistrement composé exclusivement du signal ECG fœtal,

puisque ces signaux sont des captures cutanées maternelles, d'où la nécessité d'utiliser des signaux synthétiques afin de simuler l'intégralité des enregistrements cardiaques, notamment maternel et fœtal.

Les signaux synthétiques et réels utilisés dans ce travail sont issus de deux bases renommées : Physionet et Daisy, en plus de l'utilisation de signaux synthétiques supplémentaires générés sous Matlab de manière à pouvoir contrôler les caractéristiques des données. L'évaluation des algorithmes avec l'utilisation des signaux réels vise à les soumettre à des conditions réelles de l'environnement clinique, garantissant ainsi une évaluation réaliste de leur performance.

Les résultats de l'extraction du signal ECG fœtal par l'algorithme proposé dans cette recherche démontrent sa capacité à séparer intégralement le signal cardiaque prénatal des signaux synthétiques. Concernant les signaux réels, une nette diminution de l'enregistrement maternel par rapport à celui du fœtus a été observée. Les performances de la méthode GRA dans la séparation du signal ECGF ont été supérieures à celles des filtres NLMS et RLS, selon plusieurs critères d'évaluation. Ces critères incluent le rapport signal sur bruit (SNR) et le coefficient de corrélation, ainsi que l'erreur quadratique moyenne relative (RRMSE). Ces critères sont calculés pour différents signaux synthétiques pour chaque méthode, où les résultats retrouvés par le GRA sont nettement meilleurs que ceux trouvés par le NLMS et le RLS. Une amélioration des résultats obtenus pour le calcul de la RRMSE et le coefficient de corrélation a été observée pour le filtre RLS grâce à l'optimisation de ses paramètres. L'évaluation des trois algorithmes à l'aide de signaux réels provenant des bases de données Physionet et Daisy a été réalisée en utilisant la précision, la sensibilité et la valeur prédictive positive, calculées à partir de la classification de la détection des pics du signal ECGF. Les performances du filtre GRA se sont révélées très concluantes par rapport aux approches NLMS et RLS.

Une autre évaluation a été appliquée dans cette recherche, l'Analyse de variance dite l'ANOVA. Cette méthode appliquée à notre travail, consiste à tester s'il existe une différence significative entre le traitement de plusieurs groupes de signaux par l'application de différentes méthodes. La variante ANOVA à un facteur a été réalisée pour deux critères, la RRMSE et le coefficient de corrélation. Ce test permet d'évaluer la variabilité au sein de chaque groupe par rapport à la variabilité entre les groupes.

Les trois filtres utilisés lors de ce travail ont été élaborés formant trois groupes; le calcul des RRMSE et du coefficient de corrélation a été effectué pour six signaux cardiaques différents synthétiques de la base Physionet constituant les éléments de chaque groupe formant les composantes de chaque groupe. Le résultat de cette performance indique que l'hypothèse nulle a été rejetée, signifiant que les résultats obtenus par les méthodes utilisées dans ce travail sont différents.

Les résultats de ce travail étaient plus que satisfaisants. Cependant, comme perspective pour cette recherche, d'autres approches pour enrichir ce sujet de la séparation du signal ECGF via la méthode non-invasive peuvent être mentionnées :

- ♥ Application de méthodes de prétraitements efficaces afin d'améliorer les résultats obtenus par les algorithmes de séparation.
- ♥ La séparation du signal ECGF en utilisant un seul enregistrement cardiaque maternel.
- ♥ Utilisation de l'IA pour non seulement séparer les signaux mais aussi pour le diagnostic.
- ♥ Réalisation en hard du dispositif de séparation (FPGA ou microcontrôleur).

APPENDICES

APPENDICE A

A. Algorithme RLS

La méthode des moindres carrés repose sur une la récursivité. L'algorithme RLS consiste en la minimisation de la fonction coût $J(n)$ présenté dans l'équation (A. 1), en minimisant l'erreur entre la sortie de ce filtre et l'entrée de la référence souhaitée [49].

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} |e(i)|^2\} \quad (\text{A. 1})$$

Où λ est le facteur d'oubli exponentiel, compris entre]0, 1] et $e(i)$ représente la sortie estimée et n est la longueur de la variable donnée observable.

Le principe de ce filtre RLS ayant les signaux abdominaux et thoraciques en tant que paramètres d'entrée est illustré dans la figure A-1. Le signal $d(i)$ est dit primaire, tandis que le signal $x(i)$ est le signal référence et $e(i)$ représente le signal de sortie de ce filtre.

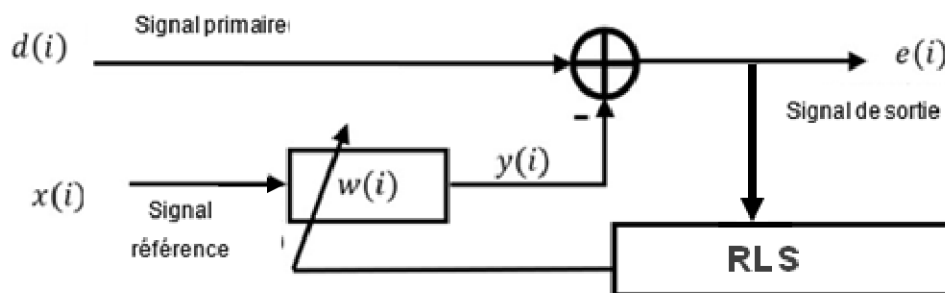


Figure A- 1. Concept général du filtre RLS

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - \mathbf{y}(n) \\ &= d(n) - \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

La valeur optimale du vecteur poids pour laquelle la fonction coût $J(n)$ atteint sa valeur minimale est définie par l'équation (A. 3) sous sa forme matricielle.

$$\boldsymbol{\phi}(n) \mathbf{w}(n) = \mathbf{z}(n) \quad (\text{A.3})$$

La matrice de corrélation est définie dans l'équation (A. 4) comme suit :

$$\boldsymbol{\phi}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \quad (\text{A.4})$$

Le vecteur $\mathbf{z}(n)$ est définie par l'équation (A. 5) :

$$\mathbf{z}(n) = \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) d^*(i)] \quad (\text{A.5})$$

L'isolation du dernier terme de la somme de l'équation (A. 4), on obtient :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\phi}(n) &= \lambda \left[\sum_{i=1}^{n-1} \lambda^{n-1-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right] + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \\ &= \lambda \boldsymbol{\phi}(n-1) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

De la même manière on obtient la mise à jour du vecteur $\mathbf{z}(n)$ exprimée dans l'équation (A.7) :

$$\mathbf{z}(n) = \lambda \mathbf{z}(n-1) + \mathbf{x}(n) d^*(n) \quad (\text{A.7})$$

Appliquant le lemme de l'inversion de matrice (appendice B), sur la matrice $\boldsymbol{\phi}(n)$, par identification de l'équation (A. 6) avec l'équation (B.1) on obtient :

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \boldsymbol{\phi}(n) \\ \mathbf{B}^{-1} &= \lambda \boldsymbol{\phi}(n-1) \\ \mathbf{C} &= \mathbf{u}(n) \\ \mathbf{D} &= 1 \end{aligned}$$

La substitution de ces identifications dans l'équation (A. 6) on obtient l'équation (A. 8) de l'inverse de la matrice de corrélation, comme suit :

$$\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1}\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) - \frac{\lambda^{-2}\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n})\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1})}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n})} \quad (\text{A. 8})$$

On pose :

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}) = \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}) \quad (\text{A. 9})$$

et

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n})}{\mathbf{1} + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n})} \quad (\text{A. 10})$$

En utilisant ces définitions, on obtient :

$$\mathbf{H}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) - \lambda^{-1}\mathbf{M}(\mathbf{n})\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1}) \quad (\text{A. 11})$$

Le réarrangeant l'équation (A. 10), on aura :

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \lambda^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n}) - \lambda^{-1}\mathbf{M}(\mathbf{n})\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\mathbf{H}(\mathbf{n} - \mathbf{1})\mathbf{x}(\mathbf{n}) \quad (\text{A. 12})$$

En remplaçant la valeur de $\mathbf{H}(\mathbf{n})$ de l'équation (A. 11) dans l'équation (A. 12), on aura:

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \mathbf{H}(\mathbf{n})\mathbf{x}(\mathbf{n}) \quad (\text{A. 13})$$

Pour établir la mise à jour de $w(\mathbf{n})$, on utilise les équations (A. 3), (A. 7) et (A. 9), on obtient :

$$\begin{aligned} w(\mathbf{n}) &= \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n})z(\mathbf{n}) \\ &= \mathbf{H}(\mathbf{n})z(\mathbf{n}) \end{aligned} \quad (\text{A. 14})$$

$$= \lambda H(\mathbf{n})z(n-1) + H(n)\mathbf{x}(\mathbf{n}) d^*(n)$$

La substitution de l'équation (A. 11) du $P(n)$ dans le premier terme du côté droit de l'équation (A. 14), on aura :

$$\begin{aligned} w(n) &= H(\mathbf{n}-\mathbf{1})z(n-1) - M(n)\mathbf{x}^T(\mathbf{n})H(\mathbf{n}-\mathbf{1})z(n-1) + H(n)\mathbf{x}(\mathbf{n})d^*(n) \\ &= \boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}-\mathbf{1})z(n-1) - M(n)\mathbf{x}^T(\mathbf{n})\boldsymbol{\phi}^{-1}(\mathbf{n}-\mathbf{1})z(n-1) + H(n)\mathbf{x}(\mathbf{n})d^*(n) \quad (A.15) \end{aligned}$$

$$= w(\mathbf{n}-\mathbf{1}) - M(n)\mathbf{x}^T(\mathbf{n})w(\mathbf{n}-\mathbf{1}) + H(n)\mathbf{x}(\mathbf{n})d^*(n)$$

Finalement, l'obtention de la mise à jour de $w(n)$ est obtenue en utilisant l'équation (A. 13), on obtient :

$$w(n) = w(\mathbf{n}-\mathbf{1}) + M(n)[d^*(n) - \mathbf{x}^T(\mathbf{n})w(\mathbf{n}-\mathbf{1})] \quad (A.16)$$

$$\mathbf{w}(\mathbf{n}) = \mathbf{w}(\mathbf{n}-\mathbf{1}) + \mathbf{M}(\mathbf{n})\mathbf{e}(\mathbf{n})$$

L'estimation de l'erreur est donnée par :

$$e(n) = d(n) - w^T(n)u(n) \quad (A.17)$$

APPENDICE B

B. Lemme d'inversion de matrice

Supposons que deux matrices carrées positives $M \times M$, A et B , soient liées par :

$$A = B^{-1} + CD^{-1}C^T \quad (\text{B.1})$$

Où C est une matrice $N \times M$ et D est une matrice positive $N \times M$.

Ainsi l'expression de la matrice inverse A^{-1} sera exprimée selon le lemme d'inversion de matrice, de la manière suivante :

$$A^{-1} = B - BC(D + C^TBC)^{-1}C^TB \quad (\text{B.2})$$

Ce lemme est démontré par la multiplication de l'équation (B. 1) par l'équation (B. 2) et en admettant que le produit d'une matrice carrée par son inverse est égal à la matrice identité [49].

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] A. K. Debdas, *Practical cardiotocography*: JP Medical Ltd, 2013.
- [2] E. Labyt, T. Sander, and R. Wakai, *Flexible High Performance Magnetic Field Sensors: On-Scalp Magnetoencephalography and Other Applications*: Springer Nature, 2022.
- [3] E. M. Symonds, A. Chang, and D. Sahota, *Fetal electrocardiography*: World Scientific, 2001.
- [4] R. Vullings and J. O. E. H. van Laar, "Non-invasive Fetal Electrocardiography for Intrapartum Cardiotocography," *Frontiers in Pediatrics*, vol. 8, 2020, doi: 10.3389/fped.2020.599049. Available: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fped.2020.599049>
- [5] G. Clifford, R. Sameni, J. Ward, J. Robinson, and A. J. Wolfberg, "Clinically accurate fetal ECG parameters acquired from maternal abdominal sensors," *American journal of obstetrics and gynecology*, vol. 205, pp. 47-e1, 2011,
- [6] A. L. Goldberger, L. A. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, 2000. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals* [Online]. Available: <http://physionet.org/content/nifecgdb/1.0.0/>, dernière consultation le : 02/01/2023.
- [7] B. De Moor, P. De Gersem, B. De Schutter, and W. Favoreel. 1997,. *DAISY: A database for identification of systems* [Online]. Available: <http://homes.esat.kuleuven.be/~smc/daisy/>, dernière consultation le : 02/01/2023
- [8] k. raviprakash, "ECG simulation using MATLAB (MATLAB Central File Exchange.)," Available: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/10858-ecg-simulation-using-matlab>), dernière consultation le 07/01/2023.
- [9] R. Artal-Mittelmark, "Stages of Development of the Fetus," *Saint Louis University*, 2021,
- [10] R. Sameni and G. D. Clifford, "A review of fetal ECG signal processing; issues and promising directions," *The open pacing, electrophysiology & therapy journal*, vol. 3, p. 4, 2010,
- [11] C. Lempersz, L. Noben, B. de Vries, J. O. van Laar, M. E. Westerhuis, and S. G. Oei, "The noninvasive fetal electrocardiogram during labor: a review of the literature," *Obstetrical & Gynecological Survey*, vol. 75, pp. 369-380, 2020,
- [12] A. T. A Theodoridou and A. A. A Athanasiadis, "Current methods of non-invasive fetal heart rate surveillance," pp. 459–464, 2020, doi: 10.31083/j.ceog.2020.04.5422.
- [13] R. Souriau, J. Fontecave-Jallon, and B. Rivet, "Fetal heart rate monitoring by fusion of estimations from two modalities: A modified Viterbi's algorithm," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 80, p. 104405, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104405.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [14] T. Phan, J. F. Strasburger, G. P. Tardelli, G. Eckstein, and R. T. Wakai, "Magnetomechanical fetal cardiac imaging: Feasibility of a new multimodal technique," *Heart Rhythm*, 2022, doi: 10.1016/j.hrthm.2022.12.027.
- [15] E. Sulas, M. Urru, R. Tumbarello, L. Raffo, R. Sameni, and D. Pani, "A non-invasive multimodal foetal ECG–Doppler dataset for antenatal cardiology research," *Scientific data*, vol. 8, p. 30, 2021, doi: 10.6084/m9.figshare.13283492.
- [16] J. D. K. Abel, S. Dhanalakshmi, and R. Kumar, "A comprehensive survey on signal processing and machine learning techniques for non-invasive fetal ECG extraction," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, pp. 1373-1400, 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13391-0. Available: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13391-0>
- [17] P. Tavoosi, F. Haghi, P. Zarjam, and G. Azemi, "Fetal ECG Extraction from Sparse Representation of Multichannel Abdominal Recordings," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 41, pp. 2027-2044, 2022/04/01 2022, doi: 10.1007/s00034-021-01870-y. Available: <https://doi.org/10.1007/s00034-021-01870-y>
- [18] E. Fotiadou and R. Vullings, "Multi-channel fetal ECG denoising with deep convolutional neural networks," *Frontiers in Pediatrics*, vol. 8, p. 508, 2020, doi: 10.3389/fped.2020.00508.
- [19] Y.-C. Ting, F.-W. Lo, and P.-Y. Tsai, "Implementation for Fetal ECG Detection from Multi-channel Abdominal Recordings with 2D Convolutional Neural Network," *Journal of Signal Processing Systems*, vol. 93, pp. 1101-1113, 2021/09/01 2021, doi: 10.1007/s11265-021-01676-w. Available: <https://doi.org/10.1007/s11265-021-01676-w>
- [20] A. Shokouhmand and N. Tavassolian, "Fetal electrocardiogram extraction using dual-path source separation of single-channel non-invasive abdominal recordings," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2022,
- [21] K. J. Lee and B. Lee, "End-to-End Deep Learning Architecture for Separating Maternal and Fetal ECGs Using W-Net," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 39782-39788, 2022, doi: 10.1109/access.2022.3166925.
- [22] S. ZIANI, Y. FARHAOUI, and M. MOUTAIB, "Extraction of Fetal Electrocardiogram By Combining Deep Learning and SVD-ICA-NMF methods," *Big Data Mining and Analytics*, 2022, doi: 10.26599/BDMA.2022.9020035.
- [23] L. Y. Taha and E. Abdel-Raheem, "Fetal ECG Extraction Using Input-Mode and Output-Mode Adaptive Filters With Blind Source Separation," *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 43, pp. 295-304, 2020, doi: 10.1109/cjece.2020.2984602.
- [24] K. Barnova, R. Martinek, R. Jaros, R. Kahankova, A. Matonia, M. Jezewski, R. Czabanski, K. Horoba, and J. Jezewski, "A novel algorithm based on ensemble empirical mode decomposition for non-invasive fetal ECG extraction," *PloS one*, vol. 16, p. e0256154, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0256154. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256154>
- [25] A. J. D. Krupa, S. Dhanalakshmi, and K. R, 2023-02-05, "An improved parallel sub-filter adaptive noise canceler for the extraction of fetal ECG," *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, vol. 66, pp. 503-514, 2021, doi: 10.1515/bmt-2020-0313. Available: <https://doi.org/10.1515/bmt-2020-0313>
- [26] F. Andreotti, J. Behar, S. Zauneder, J. Oster, and G. D. Clifford, "An open-source framework for stress-testing non-invasive foetal ECG extraction algorithms," *Physiological measurement*, vol. 37, p. 627,

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- 2016/04/12 2016, doi: 10.1088/0967-3334/37/5/627. Available:
<https://physionet.org/content/fecgsyndb/>
- [27] *PhysioBank ATM*. Available: <https://archive.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>, dernière consultation le : 04/07/2023.
- [28] E. Khan, "Clinical skills: the physiological basis and interpretation of the ECG," *British journal of nursing*, vol. 13, pp. 440-446, 2004,
- [29] M. G. Khan, *Rapid ECG interpretation*: Springer, 2008.
- [30] R. Kahankova, R. Martinek, R. Jaros, K. Behbehani, A. Matonia, M. Jezewski, and J. A. Behar, "A review of signal processing techniques for non-invasive fetal electrocardiography," *IEEE reviews in biomedical engineering*, vol. 13, pp. 51-73, 2019,
- [31] D. Gibb and S. Arulkumaran, *Fetal Monitoring in Practice-E-Book*: Elsevier Health Sciences, 2023.
- [32] V. Smith, S. Arunthavanathan, A. Nair, D. Ansermet, F. da Silva Costa, and E. M. Wallace, "A systematic review of cardiac time intervals utilising non-invasive fetal electrocardiogram in normal fetuses," *BMC Pregnancy and Childbirth*, vol. 18, p. 370, 2018/09/12 2018, doi: 10.1186/s12884-018-2006-8. Available: <https://doi.org/10.1186/s12884-018-2006-8>
- [33] M. Peters, J. Crowe, J.-F. Piéri, H. Quartero, B. Hayes-Gill, D. James, J. Stinstra, and S. Shakespeare, "Monitoring the fetal heart non-invasively: a review of methods," 2001,
- [34] Z. Hájek, "Fetal ECG in the Prognosis of Fetal Hypoxia," 2005.
- [35] M. Mhajna, N. Schwartz, L. Levit-Rosen, S. Warsof, M. Lipschuetz, M. Jakobs, J. Rychik, C. Sohn, and S. Yagel, "Wireless, remote solution for home fetal and maternal heart rate monitoring," *American Journal of Obstetrics & Gynecology MFM*, vol. 2, p. 100101, 2020,
- [36] R. J. Knupp, W. W. Andrews, and A. T. N. Tita, "The future of electronic fetal monitoring," *Best Practice & Research Clinical Obstetrics & Gynaecology*, vol. 67, pp. 44-52, 2020,
- [37] D. Callaerts, "Signal Separation Methods based on Singular Value Decomposition and their Application to the Real-Time Extraction of the Fetal Electrocardiogram from Cutaneous Recordings," Ph.D. Thesis, K.U.Leuven - E.E. Dept., Dec 1989.
- [38] E. Castillo, D. P. Morales, A. García, L. Parrilla, N. López-Ruiz, and A. J. Palma, "One-step wavelet-based processing for wandering and noise removing in ECG signals," in *IWBBIO*, 2013, pp. 491-498.
- [39] E. Castillo, D. P. Morales, A. García, F. Martínez-Martí, L. Parrilla, and A. J. Palma, "Noise suppression in ECG signals through efficient one-step wavelet processing techniques," *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2013, 2013,
- [40] E. Castillo, D. P. Morales, G. Botella, A. García, L. Parrilla, and A. J. Palma, "Efficient wavelet-based ECG processing for single-lead FHR extraction," *Digital Signal Processing*, vol. 23, pp. 1897-1909, 2013,
- [41] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 11, pp. 674-693, 1989,

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [42] C.-T. Ku, K.-C. Hung, H.-S. Wang, and Y.-S. Hung, "High efficient ECG compression based on reversible round-off non-recursive 1-D discrete periodized wavelet transform," *Medical engineering & physics*, vol. 29, pp. 1149-1166, 2007,
- [43] A. K. Chan, *Fundamentals of wavelets: theory, algorithms, and applications*: John Wiley & Sons, 2011.
- [44] L. N. Sharma, S. Dandapat, and A. Mahanta, "ECG signal denoising using higher order statistics in Wavelet subbands," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, pp. 214-222, 2010,
- [45] R. C. Bilcu, P. Kuosmanen, and K. Egiazarian, "A new variable length LMS algorithm: Theoretical analysis and implementations," pp. 1031-1034.
- [46] S. Haykin, "Adaptive filter theory, -Pearson Education Inc," 2014,
- [47] A. H. Sayed, *Fundamentals of adaptive filtering*: John Wiley & Sons, 2003.
- [48] M. Li and X. Xi, "A new variable step-size nlms adaptive filtering algorithm," in *2013 International Conference on Information Technology and Applications*, 2013, pp. 236-239.
- [49] S. S. Haykin, *Adaptive filter theory*: Pearson Education India, 2002.
- [50] Y. Xuan, X. Zhang, S. S. Li, Z. Shen, L. P. Garcia, and R. Togneri, "A New Approach to Extract Fetal Electrocardiogram Using Affine Combination of Adaptive Filters," *arXiv preprint arXiv:2210.11658*, 2022, doi: 10.48550/arXiv.2210.11658.
- [51] R. Kahankova, M. Mikolasova, and R. Martinek, "Optimization of adaptive filter control parameters for non-invasive fetal electrocardiogram extraction," *PloS one*, vol. 17, p. e0266807, 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0266807.
- [52] C. da Silva, A. K. Barros, E. Santana, M. A. de Araújo, M. V. d. S. Lopes, J. V. Fonseca, and J. C. Principe, "An algorithm based on non-squared sum of the errors," *Signal processing*, vol. 117, pp. 188-191, 2015, doi: 10.1016/j.sigpro.2015.03.012.
- [53] W. Alkasawneh, E. Pan, and R. Green, "Effect of the relative root-mean-square error on pavement response," in *Analysis of Asphalt Pavement Materials and Systems: Engineering Methods*, ed, 2007, pp. 117-132.
- [54] M. Martinez, J. Calpe, E. Soria, J. Guerrero, G. Camps, and L. Gómez, "Methods to evaluate the performance of fetal electrocardiogram extraction algorithms," in *Computers in Cardiology 2001. Vol. 28 (Cat. No. 01CH37287)*, 2001, pp. 253-256.
- [55] P. Sutha and V. E. Jayanthi, "Fetal electrocardiogram extraction and analysis using adaptive noise cancellation and wavelet transformation techniques," *Journal of medical systems*, vol. 42, pp. 1-18, 2018,
- [56] M. G. Larson, "Analysis of variance," *Circulation*, vol. 117, pp. 115-121, 2008,
- [57] R. Beurskens and O. Bock, "Age-related decline of peripheral visual processing: the role of eye movements," *Experimental brain research*, vol. 217, pp. 117-124, 2012,
- [58] C. F. J. Wu and M. Hamada, "Experiments planning analysis and parameter design optimization. Jhon Wiley and Sons," *Inc., Singapore*, 2000,

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [59] J. Neter, M. H. Kutner, C. J. Nachtsheim, and W. Wasserman, "Applied linear statistical models," 1996,
- [60] *Tables Statistiques*. Available: <https://www.supagro.fr/cnam-lr/statnet/tables.htm#fisher0.05>, dernière consultation le : 30/07/2023