

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur  
et de la Recherche Scientifique

Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -

Tasdawit Akli Muḥend Ulḥağ - Tubirett -



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
جامعة أكلي محمد أولحاج  
- البويرة -

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

كلية العلوم والعلوم التطبيقية

Référence : ...../MM/2021

المرجع : .....م / م / 2021

## Mémoire de Master

Présenté au

Département: Génie Électrique

Domaine: Sciences et Technologies

Filière: Electronique

Spécialité: Electronique des systèmes embarqués

Réalisé par :

Terfani Abdelrahim

Et

Boullemallah Nihad

## Thème

### Méthodes de filtrage adaptatif appliquées à l'extraction de l'ECG fœtal

Soutenu le: 25 / 06 / 2025

Devant le Jury composé de :

Mr :	Kamel SAOUDI	Prof.	Univ. Bouira	Président
	Benziane Mourad	M.C.B	Univ. Bouira	Encadreur
	Mohamed Yakoub TOUAFEK	M.A.A	Univ. Bouira	Examineur

Année Universitaire: 2024-2025

---

## Remerciements

Avant toute chose, nous remercions Allah Tout-Puissant, source de sagesse, de force et de patience, qui nous a permis d'accomplir ce travail.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à notre encadreur, Monsieur **Benziane Mourad**, pour sa disponibilité, ses conseils précieux, et son suivi attentif tout au long de la réalisation de ce mémoire. Son accompagnement a été déterminant dans l'avancement et la qualité de ce travail.

Nous adressons également nos remerciements les plus sincères à nos **familles**, pour leur amour, leur soutien inconditionnel, et leurs encouragements constants, qui ont été une source essentielle de motivation.

Nos remerciements vont aussi aux **membres du jury**, pour l'attention qu'ils porteront à notre travail, ainsi que pour le temps qu'ils consacrent à l'évaluation de ce mémoire.

Nous n'oublions pas de remercier nos **enseignants** de l'Université Akli Mohand Oulhadj de Bouira, qui nous ont transmis leur savoir et accompagné tout au long de notre parcours universitaire.

Enfin, nous pensons à nos **amis et collègues**, avec qui nous avons partagé cette belle aventure, entre efforts, entraide et moments inoubliables.

---

## **Abstract**

This thesis is focused on fetal electrocardiogram (fECG) recovery from abdominal non-invasive abdominal signals based on adaptive filtering techniques. The fECG is an important biomedical signal that provides immediate feedback about fetal heart activity and enables early fetal distress, hypoxia, or cardiac malformation diagnosis. However, the separation of the fECG is technologically challenging due to its low voltage, interference caused by the dominant mECG, and the presence of noise, all in a non-stationary signal environment. Conventional signal processing techniques have a tendency to fail under these conditions. To counter this, we learn and implement three adaptive filtering algorithms — LMS, NLMS, and RLS — which have the capability to adapt their parameters in real-time in order to extract the fECG more effectively. The abdominal ECG is simulated by combining known mECG and fECG signals, and all the algorithms are compared using Mean Squared Error (MSE) and correlation coefficient metrics. Our results show that LMS is simple but parameter-sensitive, NLMS improves stability at slight.

## **Résumé**

Cette thèse porte sur la récupération d'un électrocardiogramme fœtal (fECG) à partir de signaux abdominaux non invasifs, grâce à des techniques de filtrage adaptatif. Le fECG est un signal biomédical important qui fournit un retour d'information immédiat sur l'activité cardiaque fœtale et permet un diagnostic précoce de détresse fœtale, d'hypoxie ou de malformation cardiaque. Cependant, la séparation du fECG représente un défi technologique en raison de sa faible tension, des interférences causées par le mECG dominant et de la présence de bruit, le tout dans un environnement de signal non stationnaire. Les techniques conventionnelles de traitement du signal ont tendance à échouer dans ces conditions. Pour remédier à cela, nous apprenons et mettons en œuvre trois algorithmes de filtrage adaptatif – LMS, NLMS et RLS – capables d'adapter leurs paramètres en temps réel afin d'extraire le fECG plus efficacement. L'ECG abdominal est simulé en combinant des signaux mECG et fECG connus, et tous les algorithmes sont comparés à l'aide de mesures de l'erreur quadratique moyenne (MSE) et du coefficient de corrélation. Nos résultats montrent que le LMS est simple mais sensible aux paramètres, tandis que le NLMS améliore la stabilité à une légère variation.

---

table de matière .....	iii
table de acronymes .....	v
Liste des figures et du tableaux .....	vi
Introduction Général .....	1

---

## **Chapitre I : Électrocardiographie fœtale**

1. Introduction .....	3
2. Généralités sur l'électrocardiographie .....	3
2.1. Définition .....	3
2.2. Origine du signal ECG .....	3
3. Électrocardiographie fœtale .....	5
3.1. Surveillance invasive .....	5
3.2. Surveillance non-invasive .....	6
3.3. Analyse comparative .....	6
3.4. Historique de la surveillance par FECG .....	7
3.5. Applications cliniques de la surveillance FECG .....	8
4. Problèmes d'extraction du FECG .....	9
4.1. Faible rapport signal/bruit (SNR) .....	9
4.2. Interférence des lignes électriques .....	9
4.3. Caractéristiques des signaux non stationnaires .....	9
4.4. Traitement des signaux monocanal .....	9
4.5. Variabilité du placement des électrodes et de la qualité du signal .....	9
5. Méthodes actuelles d'extraction de l'ECG fœtal .....	10
5.1. Méthodes de séparation aveugle des sources (BSS) .....	10
5.1.1. Analyse des composantes principales (PCA) .....	10
5.1.2. Analyse des composantes indépendantes (ICA) .....	11
5.2. Méthodes de transformation en ondelettes .....	12
5.2.1. Transformée en ondelettes discrètes (DWT) .....	12
5.2.2. Transformée stationnaire en ondelettes (SWT) .....	12
5.3. Techniques de filtrage adaptatif .....	12
6. Concept d'extraction de l'ECG fœtal avec filtrage adaptatif .....	13
6.1. Méthodologie .....	13
6.2. Motivations .....	14
7. Conclusion .....	15

---

## **Chapitre II : Filtrage adaptatif**

1. Introduction .....	16
2. Définition .....	16
3. Intérêt du filtrage adaptatif .....	17
4. Algorithmes de filtrage adaptatif .....	18
4.1. Algorithme LMS .....	18
4.2. Algorithme NLMS .....	20
4.3. Algorithme RLS .....	22
5. Conclusion .....	24

---

## **Chapitre III : Simulation et évaluation**

1. Introduction .....	26
2. Méthodologie .....	26
3. Critères d'évaluation des performances d'extraction .....	28
4. Résultats d'extraction .....	28
4.1. Filtre LMS .....	28
4.2. Filtre NLMS .....	29
4.3. Filtre RLS .....	30
5. Analyse des résultats .....	31
6. Effet du bruit sur les performances des filtres .....	34
7. Résumé .....	37
8. Conclusion .....	37

---

Conclusion générale .....	38
Bibliographie .....	40

## Tableau des acronymes

Acronyme	Signification
<b>ECG</b>	Électrocardiogramme
<b>FECG</b>	Électrocardiogramme fœtal
<b>AECG</b>	Électrocardiogramme abdominal
<b>MECG</b>	Électrocardiogramme maternel
<b>MSE</b>	Mean Squared Error
<b>SNR</b>	Signal-to-Noise Ratio
<b>LMS</b>	Least Mean Squares
<b>NLMS</b>	Normalized Least Mean Squares
<b>RLS</b>	Recursive Least Squares

# Liste des figures et des tableaux

## *Chapitre I : électrocardiographie fœtale.*

- **Figure I.1** : Anatomie du cœur.
- **Figure I.2** : (a) Ondes caractéristiques d'un cycle ECG ; (b) ECG normal.
- **Figure I.3** : Méthode invasive.
- **Figure I.4** : Méthode non invasive.
- **Figure I.5** : Historique de l'ECG fœtal (FECG).
- **Figure I.6** : Extraction du FECG par filtrage adaptatif.

## *Chapitre II : filtrage adaptatif*

- **Figure II.1** : Schéma d'un filtre adaptatif.

## *Chapitre III : simulation et évaluation*

- **Figure III.1** : Structure de filtrage adaptatif pour l'extraction du FECG.
- **Figure III.2** : Signaux utilisés dans les simulations.
- **Figure III.3** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,0005$  et  $N = 12$  avec LMS.
- **Figure III.4** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,0005$  et  $N = 24$  avec LMS.
- **Figure III.5** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,0005$  et  $N = 32$  avec LMS.
- **Figure III.6** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,001$  et  $N = 12$  avec NLMS.
- **Figure III.7** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,001$  et  $N = 24$  avec NLMS.
- **Figure III.8** : Résultat de séparation pour  $\mu = 0,001$  et  $N = 32$  avec NLMS.
- **Figure III.9** : Résultat de séparation pour  $\lambda = 0,99999$  et  $N = 12$  avec RLS.
- **Figure III.10** : Résultat de séparation pour  $\lambda = 0,99999$  et  $N = 24$  avec RLS.
- **Figure III.11** : Résultat de séparation pour  $\lambda = 0,99999$  et  $N = 32$  avec RLS.
- **Figure III.12** : Variation de la MSE (en dB) selon différents niveaux de SNR.
- **Tableau III.1** : Résultats d'extraction du FECG avec le filtre LMS.
- **Tableau III.2** : Résultats d'extraction du FECG avec le filtre NLMS.
- **Tableau III.3** : Résultats d'extraction du FECG avec le filtre RLS.
- **Tableau III.4** : Valeurs de la MSE (en dB) pour différents niveaux de bruit SNR.

---

# Introduction Général

L'électrocardiographie a été un thème central du diagnostic et de la surveillance cardiaque depuis les premières périodes de son évolution au 20ème siècle. Dans le domaine de la médecine, l'électrocardiogramme fœtal (FECG) fournit des informations cruciales sur la santé et le développement du fœtus. Une surveillance FECG appropriée et continue peut être capable d'identifier la détresse fœtale et de diriger une action clinique appropriée et en temps opportun [1]. Les techniques traditionnelles comme l'échographie et le Doppler ont été largement utilisées, mais elles prennent généralement la forme d'images basse résolution et ne montrent pas toujours l'activité cardiaque détaillée en temps réel [2].

La surveillance fœtale basée sur le signal de l'ECG abdominal (AECG) s'est récemment développée comme une alternative prometteuse. Elle utilise des électrodes sur l'abdomen de la mère pour capter un mélange de l'ECG maternel (MECG) et de l'ECG fœtal. Cependant, l'extraction du signal fœtal est une tâche difficile car le signal fœtal est de faible amplitude et entouré de fortes interférences provenant du signal maternel et d'autres bruits [3]. Les techniques de traitement du signal conventionnelles sont généralement incapables de gérer des signaux biomédicaux aussi puissants et imprévisibles par nature [4].

Les techniques de filtrage adaptatif sont la meilleure solution à cet égard. Ces filtres adaptatifs peuvent changer leurs paramètres en temps réel et sont les mieux adaptés pour traiter des signaux non stationnaires tels que l'AECG [5]. Parmi les algorithmes adaptatifs les plus populaires, on trouve les Moindres Carrés Moyens (LMS), les Moindres Carrés Normalisés (NLMS) et les Moindres Carrés Récursifs (RLS), chacun ayant sa propre équation mathématique, ses avantages et ses inconvénients. Il est essentiel de comprendre et de comparer ces algorithmes sur la base de l'extraction de l'ECG fœtal pour la sélection de la méthode la mieux adaptée [6, 7].

L'objectif du présent travail est d'appliquer et de comparer ces trois algorithmes de filtrage adaptatif pour séparer l'ECG fœtal des enregistrements abdominaux. Différentes

---



configurations de paramètres sont essayées pour chacun des filtres afin d'évaluer leur performance. Des mesures objectives telles que l'erreur quadratique moyenne (EQM) et la corrélation entre le signal séparé et un FECG de référence sont utilisées pour la comparaison.

La structure de ce mémoire est la suivante :

Le chapitre 1 est un aperçu de l'électrocardiographie, comprenant son histoire, son application clinique et certaines techniques utilisées pour enregistrer les signaux ECG.

Le chapitre 2 fournit les bases théoriques des filtres adaptatifs, avec une explication détaillée des algorithmes LMS, NLMS et RLS, y compris les équations mathématiques, les avantages et les limitations.

Le chapitre 3 est consacré à l'utilisation des algorithmes pour l'extraction du FECG, présente les résultats obtenus sous différents réglages de paramètres et compare les performances des filtres.

Enfin, une conclusion générale résumera les résultats obtenus et tracera des perspectives pour ce travail.

---

## *Chapitre I :*

# **Electrocardiographie fœtale**

## **1. Introduction**

L'électrocardiogramme fœtal (fECG) est un signal biomédical important pour la prise en charge, car il apporte des informations essentielles pour l'activité cardiaque du fœtus et de suivre sa santé sans intervention dans la grossesse et l'accouchement. Cependant, l'acquisition directe du fECG est très difficile car le signal n'est pas facilement mesurable au niveau de la surface abdominale maternel où il est principalement noyé dans le signal ECG maternel (mECG).

Dans ce cadre, des méthodes robustes de traitement du signal sont requises pour extraire efficacement le fECG à partir des enregistrements abdominaux. Parmi les solutions proposées dans ce sens figurent par exemple : la séparation aveugle de sources, transformée en ondelettes et filtres adaptatifs

Ce chapitre présente la théorie fondamentale de l'extraction du fECG ainsi que ses problèmes, discute les différentes techniques de traitement du signal employées, rappelle les avantages et les inconvénients de chacune ainsi que leurs domaines d'application en mettant l'accent sur le filtrage adaptatif objet de notre travail.

## **2. Généralités sur L'électrocardiographie**

### **2.1.Définition**

L'électrocardiographie (ECG) est une technique clinique d'enregistrement de l'activité électrique du cœur. Elle enregistre les variations de tension dues à la dépolarisation et à la repolarisation du muscle cardiaque et fournit des informations essentielles sur la fonction cardiaque. L'ECG standard est largement utilisé pour diagnostiquer les arythmies, les maladies cardiaques ischémiques et d'autres anomalies cardiaques.

### **2.2.Origine du signal ECG**

Le signal ECG est un enregistrement de l'activité électrique cyclique du cœur, marquée par des phases de dépolarisation et repolarisation. La figure 1.1 montre l'anatomie du cœur. La Figure 1.2.(a) montre la forme théorique, tandis que la Figure 1.2.(b) présente un ECG normal. On distingue cinq ondes principales (P, Q, R, S, T) et parfois une sixième (U). L'onde P traduit la contraction des oreillettes, alors que les ondes suivantes reflètent l'activité

---

ventriculaire, la complexe QRS produite à cause des contractions des ventricules et l'onde T à cause de repolarisation des ventricules.

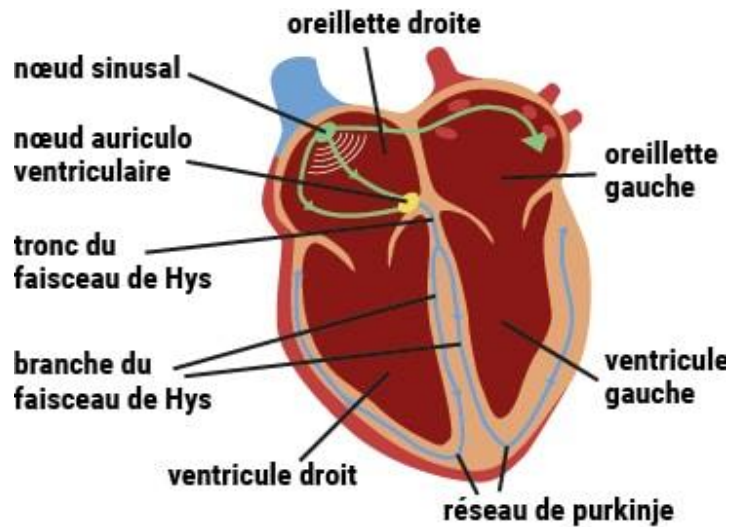


Figure I.1. Anatomie du cœur.

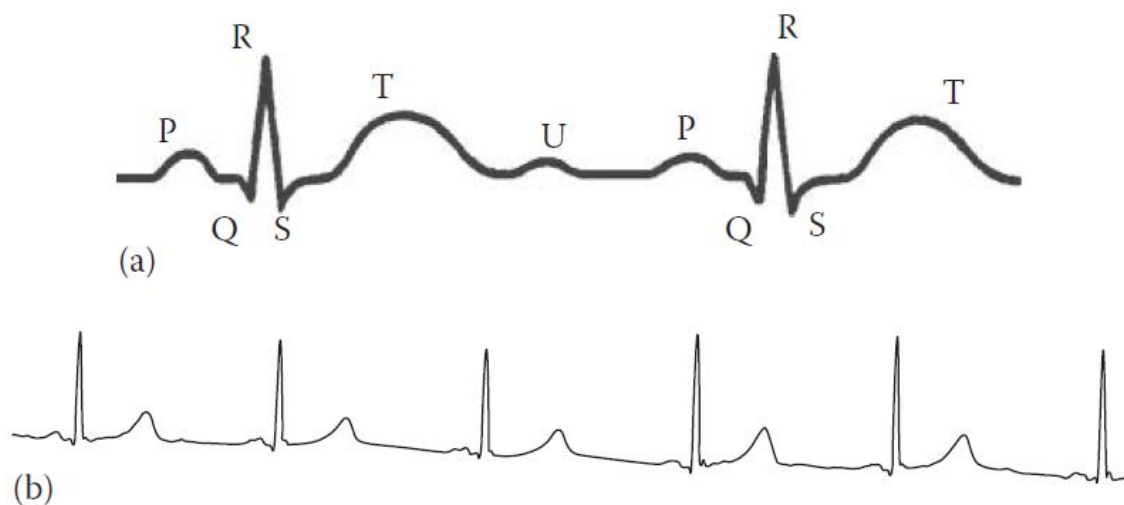


Figure I.2. (a) Ondes caractéristiques d'un cycle ECG (b) ECG normal.

L'enregistrement initial de l'onde P dure approximativement 90 ms avec une amplitude généralement inférieure à  $2,5 \times 10^{-4}$  V. La transition entre la dépolarisation auriculaire et le nœud auriculo-ventriculaire (AV) n'est généralement pas détectable. De plus, le nœud AV lui-même est trop petit et trop éloigné des électrodes de surface pour être enregistré. La période calme entre l'onde P et le complexe QRS est souvent utilisée comme ligne de référence. Le complexe QRS dure environ 80 ms avec une amplitude d'environ 1 mV. Elle représente :

- La dépolarisation du septum (paroi séparant les ventricules gauche et droit).

- La conduction via les fibres de Purkinje.
- La dépolarisation progressive des parois ventriculaires (de l'intérieur vers l'extérieur et de la base vers l'apex)

La repolarisation s'effectue dans le sens opposé (extérieur vers intérieur) et présente une polarité inverse, visible sur l'ECG sous forme d'onde T.

### 3. Électrocardiographie fœtale

L'électrocardiographie fœtale fECG est un ECG spécialisé qui enregistre l'activité électrique du cœur du fœtus. Le fECG fournit des données en temps réel sur le rythme cardiaque fœtal et aide à déterminer le bien-être du fœtus. Le fECG peut être détecté par des électrodes placées directement sur le cuir chevelu du fœtus (méthode invasive) ou sur l'abdomen de la mère (méthode non-invasive). Chacune des deux méthodes a ses avantages et ses inconvénients.

#### 3.1. Surveillance invasive

La surveillance invasive de l'ECG fœtal comprend l'utilisation d'une électrode placée directement sur le cuir chevelu du fœtus à travers le col de l'utérus après la rupture de la membrane pendant l'accouchement. Cette technique permet d'obtenir un signal ECG de qualité, et donc de surveiller avec succès le rythme cardiaque fœtal. Elle est toutefois limitée par la procédure invasive, qui nécessite la rupture de la membrane et la dilatation du col de l'utérus. Elle est également liée à des complications sous forme d'infection, de traumatisme intra-utérin et de douleur maternelle et ne peut donc pas être utilisée avant l'accouchement ou dans des circonstances où la rupture de la membrane s'oppose à son application. La figure 1.3 montre le schéma synoptique de cette méthode.

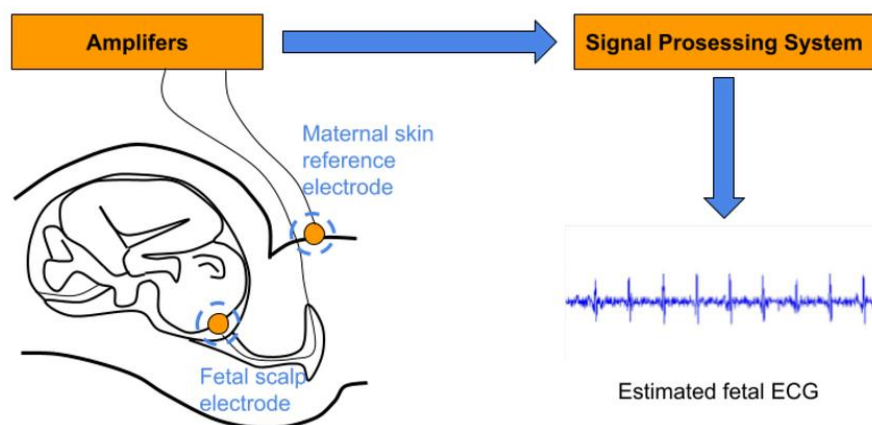


Figure I.3. Méthode invasive.

### 3.2. Surveillance non-invasive

Dans cette méthode on utilise des électrodes placées sur la paroi abdominale de la mère pour détecter l'activité cardiaque du fœtus par l'intermédiaire du corps de la mère, comme le montre la figure 1.4. Cette méthode est moins douloureuse et plus sûre et peut éventuellement être utilisée dans toutes les étapes de grossesse, avec la possibilité d'une utilisation continue à long terme. Les interférences de l'ECG maternel, de l'activité musculaire et des bruits extérieurs sont toutefois les principaux facteurs gênants pour une meilleure surveillance non invasive. En outre, la posture du fœtus, l'habitus maternel (IMC) et l'âge de la gestation peuvent aussi avoir un impact sur la qualité du signal, et des techniques sophistiquées de traitement du signal sont nécessaires pour isoler correctement l'ECG fœtal de l'enregistrement abdominal composite.

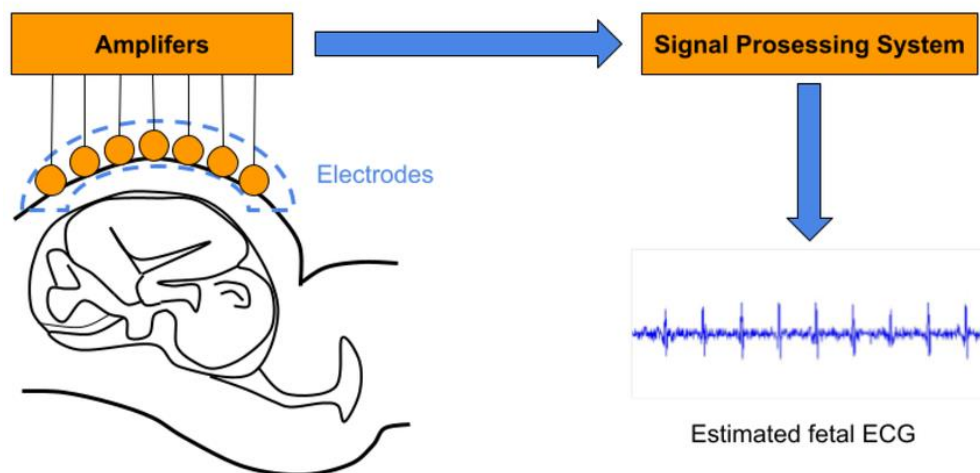


Figure I.4. Méthode non invasive.

### 3.3. Analyse comparative

L'étude menée dans [8] a comparé la cardiotocographie Doppler et le fECG fœtal non invasive aux méthodes conventionnelles au premier stade du travail. Les résultats ont démontré que la fECG non invasive détecte les tracés de la fréquence cardiaque fœtale (*FetalHeartRate*, FHR) avec une efficacité comparable aux méthodes Doppler pour le décompte des accélérations, le décompte des décélérations, la variabilité et la ligne de base, avec un coefficient de corrélation global de 0,91.

Une autre étude [9, 10] a démontré que la surveillance de la fréquence cardiaque fœtale par fECG fœtal non invasive offre une fiabilité supérieure à l'échographie Doppler dans les

situations où les méthodes Doppler sont moins performantes, notamment en cas d'obésité maternelle ou de grossesse prématurée.

De plus, les innovations en matière de fECG non invasive ont conduit au développement de capteurs portables et de vêtements intelligents qui peuvent être utilisés pour la surveillance continue des fœtus dans l'environnement domestique. Les technologies visent à maintenir le confort de la mère tout en offrant aux cliniciens des informations en temps réel pour la détection précoce de la détresse fœtale.

En dehors de ces avancées, des défis demeurent dans la surveillance non invasive, à savoir le problème de la qualité du signal et la nécessité d'algorithmes complexes de traitement du signal pour récupérer sans ambiguïté les signaux ECG fœtaux en présence d'interférences multiples. Des efforts sont en cours pour faire progresser ces technologies afin qu'elles deviennent cliniquement acceptables en termes de précision et de fiabilité.

La surveillance ECG fœtale invasive offre de meilleurs signaux, mais elle est limitée par le caractère invasif et les risques connexes et se limite donc aux environnements cliniques contrôlés. La surveillance non invasive de l'ECG fœtal offre le potentiel d'une technologie plus sûre et plus acceptable avec des utilisations plus larges, avec la possibilité de l'étendre pour un usage continu dans l'environnement domestique. La surveillance non invasive de l'ECG fœtal est toutefois confrontée à des interférences et à une variabilité du signal, ce qui nécessite des innovations continues en matière de traitement du signal et de génération du signal afin d'optimiser sa précision et son utilité clinique.

### **3.4.Historique de la surveillance par FECG**

#### *Premiers développements (années 1900-1950) :*

Les premiers enregistrements de signaux cardiaques fœtaux ont été au début du 20<sup>e</sup> siècle. La toute première tentative d'enregistrement du rythme cardiaque fœtal a été réalisée par auscultation stéthoscopique et échographie Doppler. [11]

L'enregistrement des signaux ECG fœtaux a commencé pour la première fois dans les années 1950 en utilisant des électrodes invasives sur le cuir chevelu pendant l'accouchement, et l'ère clinique de l'ECG a commencé.

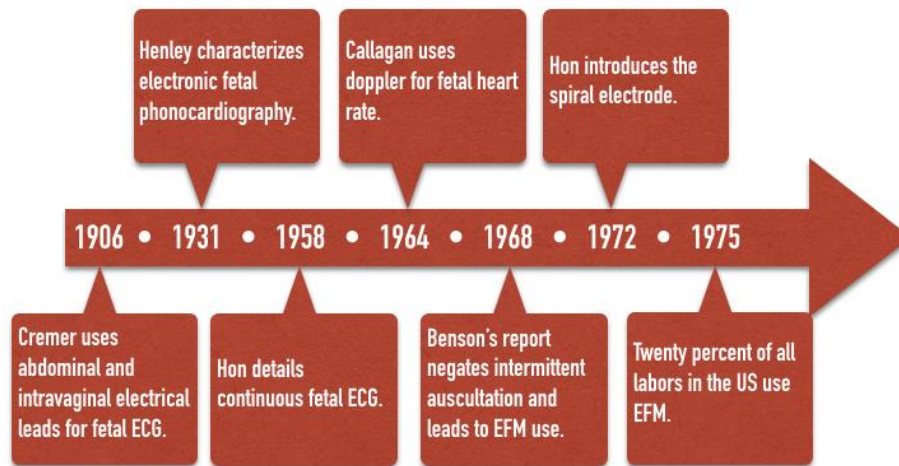


Figure I.5. Historique de FECG.

*Évolution des techniques non invasives (années 1960-1990) :*

Les chercheurs ont exploré la fECG non invasive (NI-fECG) en utilisant l'enregistrement abdominal, mais l'ECG maternel interférait avec le signal fœtal et était difficile à extraire.

Le traitement et le filtrage du signal dans les années 1980 et 1990 ont amélioré la spécificité du NI-FECG.

*L'ère actuelle (des années 2000 à aujourd'hui) :*

Le filtrage adaptatif (LMS, NLMS, RLS), l'apprentissage automatique et la technologie portable ont encore amélioré la surveillance NI-FECG.

L'objectif actuel est d'améliorer la qualité du signal pour la surveillance à domicile et le développement d'appareils médicaux intelligents intégrant la fECG. [12]

### **3.5.Applications cliniques de la surveillance fECG**

La surveillance fECG pendant la grossesse est utile pour les applications cliniques suivantes :

- État de bien-être du fœtus : utile en cas de détresse fœtale, d'hypoxie et d'arythmie.
- Surveillance de la grossesse à haut risque : utilisée pour le diabète gestationnel, la pré éclampsie et le retard de croissance intra-utérin (RCIU).
- Diagnostic des malformations cardiaques congénitales (CHD) : détecte les anomalies du rythme cardiaque du fœtus.

- Doppler CTG Alternative : Fournit l'activité électrique réelle du cœur du fœtus au lieu d'une simple estimation de la fréquence cardiaque par Doppler.
- Évaluation neurologique néonatale : Il est cliniquement établi que la fECG peut prédire l'issue néonatale en mesurant l'activité du système nerveux autonome du fœtus.

#### **4. Problèmes d'extraction du fECG**

L'extraction de l'électrocardiogramme fœtal (fECG) à partir des signaux de l'électrocardiogramme maternel (mECG) et de l'électrocardiogramme abdominal (aECG) soulève plusieurs défis techniques :

##### **4.1.Faible rapport signal/bruit (SNR) :**

Le signal fECG est généralement faible par rapport au mECG accessible et aux autres bruits et produira donc un faible rapport signal/bruit. Ce déséquilibre rendra difficile la distinction entre le battement de cœur du fœtus et le bruit.

##### **4.2.Interférence des lignes électriques :**

Les PLI (*Power Line Interference*) ou interférences des lignes électriques sont des composantes fréquentielles pouvant affecter le signal ECG et sont produites à cause de l'alimentation en courant alternatif (50 ou 60 Hz). Malgré certaines techniques de filtrage employées, les PLI constituent une composante de bruit très gênante qui peut même influencer l'amplitude du signal fECG, rendant ainsi le processus d'extraction inopérant.

##### **4.3.Caractéristiques des signaux non stationnaires :**

Les signaux ECG maternels et fœtaux sont non stationnaires, dont la fréquence et l'amplitude changent avec le temps. Leur nature dynamique rend l'opération d'extraction encore plus difficile, car les techniques de filtrage traditionnelles peuvent ne pas être en mesure de traiter la dynamique variable.

##### **4.4.Traitement des signaux monocanal**

Lorsqu'un seul canal de aECG est disponible, la séparation du fECG devient compliquée en raison des multiples composantes oscillatoires superposées et du bruit non stationnaire présent dans le canal unique. Ces défis nécessitent le recours à des techniques avancées de traitement du signal pour améliorer l'extraction dans ces conditions. [13]

##### **4.5.Variabilité du placement des électrodes et de la qualité du signal**



Les variations dans le placement des électrodes, les changements dans la composition corporelle de la mère et les changements dans les mouvements du fœtus entraînent des changements dans la qualité et la morphologie du signal qui compliquent encore plus la séparation d'un signal fECG propre. Ces difficultés nécessitent la création et l'application de techniques avancées de traitement du signal capables de gérer cette nature dynamique et d'éliminer efficacement le fECG des autres sources d'interférence.

## **5. Méthodes actuelles d'extraction de l'ECG fœtal**

L'extraction du signal fECG est rendue complexe par l'interférence des signaux dominants du mECG et du bruit d'enregistrement aECG. Diverses techniques de traitement du signal ont été suggérées pour l'extraction fECG :

### **5.1.Méthodes de séparation aveugle des sources (BSS)**

Les approches de séparation des sources aveugles (*Blind Source Separation*, BSS) tentent de séparer le FECG des signaux mixtes multidimensionnels sans aucune information sur les sources originales. Les algorithmes tiennent également compte du fait que les signaux mixtes observés sont des mélanges linéaires ou non linéaires de composants indépendants. Les approches BSS les plus couramment utilisées pour l'extraction du FECG sont l'analyse des composantes principales (*Principal Component Analysis* PCA) et l'analyse des composantes indépendantes (*Independent Component Analysis* ICA).

#### **5.1.1. Analyse des composantes principales**

PCA est une technique statistique qui transforme un ensemble donné de signaux corrélés en un nouvel ensemble de signaux non corrélés appelés composants principaux (PC). PCA divise le signal en fragments représentant la variance maximale des données.

Son fonctionnement est comme suit :

- PCA trouve les directions (composantes principales) où la variance des données est la plus importante.
- Les composantes principales les plus significatives expliquent la majeure partie de la variance qui correspond aux signaux dominants c'est-à-dire l'ECG maternel.
- Les composantes principales ayant la variance la plus faible représentent l'ECG fœtal ou le bruit et peuvent être éliminées de manière sélective.

Avantages :

- Calcul efficace et rapide.
- Fonctionne bien si le fECG et le mECG ont des propriétés statistiques différentes.

Inconvénients :

- Suppose que les signaux ne sont pas corrélés, pas toujours vrais.
- Se décompose pour les signaux ayant des variances similaires.

### **5.1.2. Analyse des composantes indépendantes**

L'ICA est une technique plus sophistiquée de séparation aveugle de sources (BSS) qui décompose des signaux mélangés en composantes statistiquement indépendantes. Contrairement à l'PCA, l'ICA n'est pas basée sur l'orthogonalité, mais maximise l'indépendance statistique des composantes.

Son fonctionnement est comme suit :

- ICA traite l'ECG abdominal comme un mélange d'ECG maternel, d'ECG fœtal et de bruit.
- Elle traduit les signaux mixtes pour fournir l'indépendance statistique maximale des sources individuellement sur la base de critères tels que kurtosis ou information mutuelle.
- Un des signaux récupérés est reconnu comme ECG fœtal en fonction de la fréquence et de l'amplitude.

Avantages :

- Meilleure que le PCA pour l'extraction de l'ECG fœtal à partir de l'ECG maternel.
- Fonctionne mieux avec des mélanges non linéaires.

Limites :

- Nécessite plusieurs canaux pour une séparation efficace.
- Plus complexe en termes de calcul que la PCA.
- Sensible au bruit et peut nécessiter un post-traitement.

Ces techniques BSS sont appliquées à l'extraction d'ECG fœtal depuis des décennies et sont généralement combinées avec d'autres techniques de traitement du signal telles que le filtrage

adaptatif (LMS, NLMS, RLS) et les transformations par ondelettes pour une plus grande précision et fiabilité.

## **5.2.Méthodes de transformation en ondelettes**

La transformée en ondelettes (*Wavelet Transform*, WT) est une méthode d'analyse temps-fréquence par laquelle un signal est décomposé en différentes bandes de fréquences à l'aide de fonctions élémentaires appelées ondelettes. Il s'agit d'une méthode précise démontrée pour séparer les signaux ECG du fœtus et de la mère en fonction de leur contenu en fréquence.

### **5.2.1. Transformée en ondelettes discrètes (DWT)**

Reçoit le signal ECG et le décompose en coefficients d'approximation et de détails. Les composantes basses fréquences de l'ECG maternel peuvent être rejetées, tandis que les hautes fréquences (où l'ECG fœtal est principalement concentré) peuvent être isolées.

### **5.2.2. Transformée stationnaire en ondelettes (SWT)**

SWT ne requiert aucun sous-échantillonnage, ce qui la rend invariante au décalage et particulièrement adaptée à l'extraction de caractéristiques

Avantages :

- Idéal pour les signaux non stationnaires comme l'ECG.
- Résolution temps-fréquence améliorée pour l'ECG fœtal.
- Efficace dans le dé-bruitage des signaux.

Inconvénients :

- Nécessite une sélection soigneuse du type d'ondelette et du nombre de niveaux de décomposition.
- Peut-être de grande complexité de calcul.
- Dépend fortement de la nature du signal d'entrée.

## **5.3.Techniques de filtrage adaptatif**

Le filtrage adaptatif est une technique puissante qui exploite un signal de référence (l'ECG maternel obtenu au niveau du thorax) pour supprimer et éliminer la composante maternelle de l'ECG abdominal. De manière dynamique, le filtre ajuste ses coefficients selon

un algorithme d'optimisation. Les filtres adaptatifs les plus couramment utilisés pour l'extraction de l'ECG fœtal sont :- Les moindres carrés moyens (*Least Mean Square*, LMS), Les LMS normalisés (NLMS) et Les moindres carrés récurrents (*Recursive Least Square*, RLS).

Avantages du filtrage adaptatif :

- Nécessite uniquement un seul signal de référence (ECG thoraciques)
- Capacité d'adaptation dynamique aux signaux non-stationnaires
- Particulièrement efficace lorsque la composante maternelle est dominante dans l'ECG abdominal.

Inconvénients :

- Nécessite un signal de référence non-bruité, ce qui n'est pas toujours le cas.
- Sensible aux interférences et à la position des électrodes.
- L'algorithme RLS s'avère particulièrement de grande complexité de calcul.

Ces trois techniques sont pratiquement les plus utilisées pour l'extraction de l'ECG fœtal, chacune d'elles a ses avantages ses limites, bien que la BSS et la WT sont plus appropriés pour l'extraction d'un ECG fœtal à un seul canal, le filtrage adaptatif reste une excellente option si un bon signal de référence est disponible. La méthode la plus appropriée repose généralement sur le nombre de canaux disponibles, la puissance de traitement et la qualité du signal, les méthodes hybrides offrent généralement les meilleurs résultats.

## **6. Concept d'extraction de l'ECG fœtal avec filtrage adaptatif**

### **6.1.Méthodologie**

La méthodologie de l'extraction du signal ECG fœtal à partir d'enregistrements abdominaux (aECG) en utilisant le filtrage adaptatif illustrée dans la figure I.6, est basée sur le fait que cette technique permet d'estimer et de soustraire dynamiquement les composantes du signal ECG maternel (mECG) existantes dans le signal ECG abdominal à l'aide d'un signal de référence (maternel). Le principe repose sur l'adaptation continue des coefficients d'un filtre (comme LMS, NLMS ou RLS) afin de minimiser l'erreur entre le signal abdominal et une version filtrée du signal thoracique. L'erreur résiduelle contient alors principalement le signal fœtal, permettant son extraction sans nécessiter de modélisation préalable du signal.

Cette approche est particulièrement intéressante pour les applications en temps réel et les environnements bruyants [14].

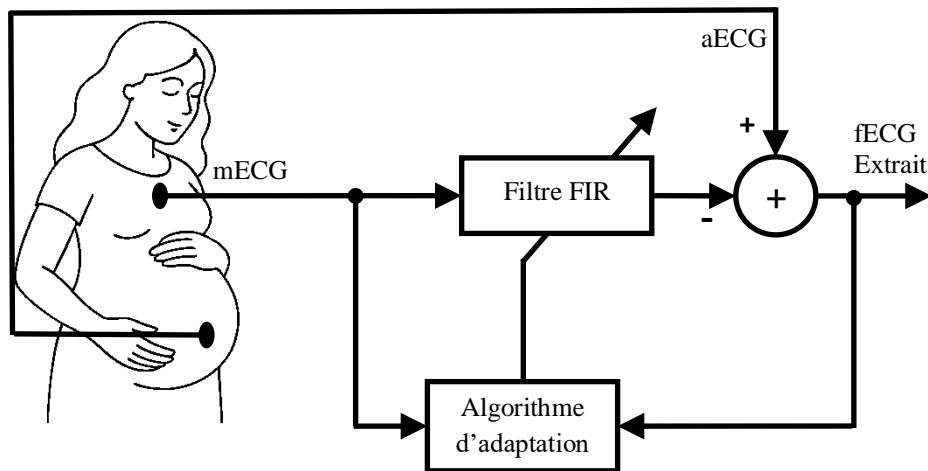


Figure I.6. Extraction du fECG avec filtrage adaptatif.

## 6.2.Motivations

### *Nécessité d'un filtrage adaptatif dans l'extraction du FECG*

L'extraction de l'ECG fœtal utilise le filtrage adaptatif en raison du fait que le processus peut isoler le signal cardiaque fœtal et l'ECG maternel des éléments de bruit. L'isolation est nécessaire car les signaux cardiaques maternels et fœtaux partagent une caractéristique non stationnaire et peuvent varier dans le temps.

### *Séparation dynamique des signaux*

Les filtres adaptatifs tels que l'algorithme LMS (*Least Mean Square*) sont ajustés en temps réel à leurs paramètres pour suivre et filtrer les composantes du signal ECG abdominal qui varient dans le temps. Dans ce contexte, l'adaptabilité est essentielle dans la mesure où elle permet d'extraire efficacement le FECG par rapport à l'ECG maternel et aux interférences.

### *Gestion de faibles rapports signal/bruit (SNR)*

Le signal fECG est faible par rapport au mECG, et le rapport signal/bruit est donc minime, ces techniques de filtrage adaptatif, comme l'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) permettent d'extraire l'ECG fœtal même à un faible SNR, améliorant ainsi la qualité et la fiabilité du signal cardiaque fœtal.

Il est possible de calculer des filtres adaptatifs en temps réel, ce qui est la clé de la surveillance fœtale en temps réel. Les implémentations matérielles des filtres adaptatifs sur des plates-formes informatiques telles que les réseaux de portes programmables (FPGA) ont rendu l'extraction en temps réel du fECG faisable et, par conséquent, de l'information en temps utile pour la prise de décision clinique.

## **7. Conclusion**

Dans ce premier chapitre introductif, nous avons essayé l'exposer l'essentiel de la théorie relative à notre travail qui consiste à extraire le signal ECG fœtal dans un contexte non invasif, nous avons d'abord monter l'utilité de tel signal dans la surveillance de la santé du fœtus, les méthodes invasive et non invasive sont ensuite comparées afin de montrer les points forts et les limites de chacune d'elles, finalement les technique de traitement du signal employées pour une extraction non-invasive sont détaillées en se focalisant sur le filtrage adaptatif qui est justement traité dans notre travail.

Dans le chapitre suivant, nous allons détailler les fondements mathématiques des algorithmes adaptatifs qui vont être employés pour l'étude en simulation dans le troisième chapitre.

---

## *Chapitre II*

# **Filtrage adaptatif**

### **1. Introduction**

Depuis les années 1960, le filtrage adaptatif a connu des progrès sans précédent. Son avancement est le résultat des développements dans le traitement numérique du signal. Les schémas adaptatifs dans le traitement des signaux tentent de mettre à jour les opérateurs de traitement pour suivre statistiquement les caractéristiques des signaux et des systèmes.

Les techniques de filtrage adaptatif sont optimales dans les cas où le bruit -ou le processus perturbateur- présente un comportement spectral inconnu ou variables dans le temps.

Extraire le signal ECG du fœtus à partir du signal ECG abdominal de la mère pose plusieurs problèmes car ce signal se trouve noyé dans l'ECG de la mère donc le filtrage conventionnel s'avère inefficace à cause de la composition fréquentielle semblable. Le filtrage adaptatif est très efficace dans de tels cas.

Il existe plusieurs critères et d'algorithmes utilisés dans le filtrage adaptatif. Certains algorithmes courants comprennent l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS) et l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS), ses variations étant l'algorithme normalisé LMS (NLMS).

Ce chapitre traite des principes mathématiques derrière le filtrage adaptatif en général et présente les trois algorithmes utilisés dans notre application (LMS, NLMS et RLS), qui sont largement utilisés en raison de leur popularité et de leur facilité d'utilisation.

### **2. Définition**

Le filtrage adaptatif est un outil puissant dans le traitement du signal numérique. Il fonctionne sur les paramètres suivants : un signal d'entrée  $x(n)$ , une référence (réponse souhaitée)  $d(n)$  et un signal d'erreur  $e(n)$ , la différence entre  $d(n)$  et la sortie du filtre  $y(n)$ . Les coefficients de filtre dynamique sont mis à jour par le signal d'erreur  $e(n)$ . La différence entre les différentes applications réside dans la spécification de la réponse désirée  $d(n)$ [15, 16].

La figure II.1 illustre un schéma simplifié d'un filtre adaptatif :

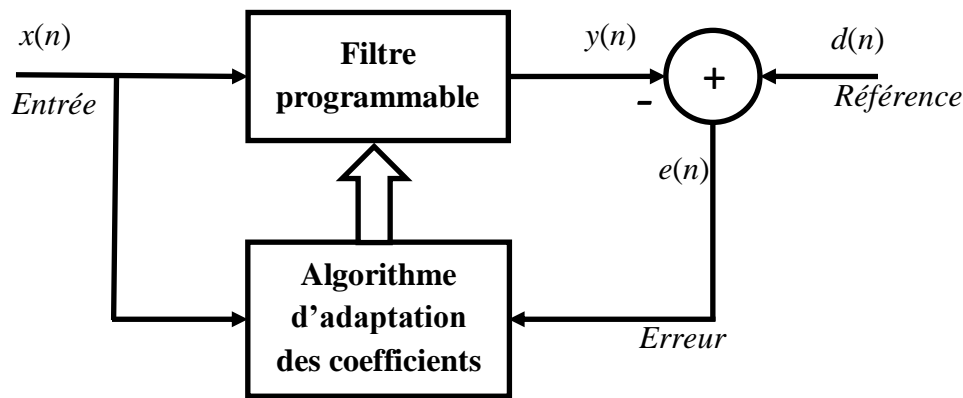


Figure II.1. Schéma d'un filtre adaptatif.

- $d(n)$  le signal désiré.
- $y(n)$  le signal de sortie :  $y(n) = x(n) * h(n)$
- $e(n)$  le signal d'erreur.

Un filtre adaptatif se caractérise par sa capacité de régler ses paramètres automatiquement en cas de changement du signal d'entrée ou de l'environnement. Contrairement aux filtres classiques, les filtres adaptatifs n'ont pas de coefficients statiques ; ils ajustent plutôt leurs coefficients de manière dynamique pour minimiser une fonction d'erreur.

Fredrik Gustafsson décrit le filtrage adaptatif comme un sous-champ du traitement numérique du signal qui permet l'amplification sélective des parties souhaitées d'un signal et l'atténuation des parties indésirables. Il note que la détection des changements est une autre forme de filtrage adaptatif pour les signaux non stationnaires et constitue le noyau de la détection et du diagnostic des défauts [17].

### 3. Intérêt du filtrage adaptatif

Nous avons besoin d'un filtrage adaptatif parce que la majorité des signaux utilisés dans les applications pratiques sont non stationnaires et imprévisibles, c'est-à-dire que leurs propriétés changent avec le temps. Les filtres nominaux à coefficient fixe ne peuvent pas répondre de façon optimale à ces changements. Les filtres adaptatifs modifient leurs paramètres automatiquement en temps réel en fonction du signal d'entrée et d'une référence ou d'une sortie idéale. Cela les rend particulièrement adaptés aux applications telles que l'annulation du bruit, l'identification des systèmes et le traitement biomédical des signaux où les conditions du signal et de l'environnement changent de façon dynamique. Leur adaptabilité permet un filtrage, un suivi et une séparation plus efficaces des signaux dynamiques.



## 4. Algorithmes de filtrage adaptatif

### 4.1. Algorithme LMS

Est un algorithme de filtrage qui met à jour ses coefficients de manière itérative pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal souhaité et la sortie du filtre. Il est basé sur l'algorithme de descente du gradient pour les poids des filtres, ce qui le rend simple à calculer et très populaire dans les applications de traitement du signal telles que l'annulation du bruit, la suppression de l'écho et le traitement biomédical du signal.

L'algorithme LMS a été introduit pour la première fois par Bernard Widrow et Marcian Hoff en 1960 à l'université de Stanford. Il a été mis au point dans le cadre de la recherche sur le traitement adaptatif des signaux et les réseaux neuronaux, plus précisément pour des applications de reconnaissance de motifs et de contrôle adaptatif. L'algorithme LMS a été largement utilisé en raison de sa simplicité, de sa facilité d'implémentation et de sa fiabilité pour les applications temps réel. Avec le temps, des variantes telles que LMS normalisé (NLMS) sont apparues pour améliorer les performances et la stabilité.

L'équation de mise à jour du poids est :

$$w(n+1) = w(n) + \mu \times e(n) \times x(n) \quad (\text{II.1})$$

- $w(n)$  est le vecteur de poids du filtre à l'itération  $n$ .
- $\mu$  est le pas d'adaptation.
- $e(n)$  est le signal d'erreur (différence entre la sortie souhaitée et la sortie réelle).
- $x(n)$  est le signal d'entrée

Voici les deux étapes les plus importantes dans une application d'algorithme LMS :

Étape 1: Filtrage

À chaque itération  $n$ , le filtre adaptatif LMS calcule un signal de sortie basé sur le vecteur de poids actuel et le signal d'entrée.

La sortie du filtre est :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M-1} w_i(n) \times x_i(n) \quad (\text{II.2})$$

ou en notation vectorielle :

$$Y(n) = W^T(n) \times X(n) \quad (\text{II.3})$$

avec :

- $y(n)$  est la sortie du filtre.
- $w(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T$  est le vecteur de poids adaptatif au temps  $n$ .
- $x(n) = [x_0(n), x_1(n), \dots, x_{M-1}(n)]^T$  est le vecteur du signal d'entrée.
- $M$  est l'ordre des filtres (nombre de coefficients de filtre),
- $W^T(n)$  est la transposition du vecteur de poids.

Il s'agit d'une équation d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR), où chaque poids  $W_i(n)$  est multiplié par son échantillon d'entrée correspondant  $X_i(n)$ .

**Calcul de l'erreur :**

Après avoir calculé la sortie du filtre, l'algorithme calcule le signal d'erreur :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.4})$$

avec:

- $d(n)$  est le signal souhaité (signal de référence)
- $e(n)$  est le signal d'erreur, c'est-à-dire la différence entre la sortie souhaitée et la sortie réelle du filtre.

Ce signal d'erreur est important car il nous informe de la distance entre le signal de sortie actuel du filtre et le signal souhaité. La tâche de l'algorithme LMS est donc de mettre à jour les pondérations d'une façon qui minimise cette erreur au fil du temps.

**Étape 2 : Mise à jour du poids (règle d'adaptation)**

L'algorithme LMS ajuste les poids du filtre en utilisant une variante de la méthode de descente gradient, en les modifiant dans la direction qui permet de réduire l'erreur.

L'équation de mise à jour du poids est :

$$w(n+1) = w(n) + \mu \times e(n) \times x(n) \quad (\text{II.5})$$

avec :

- $w(n+1)$  est le nouveau vecteur de pondération pour l'itération suivante.

Cette équation est dérivée d'une approximation stochastique sur la fonction coût de l'erreur quadratique moyenne (MSE)[18].

**Dérivation de l'erreur moyenne au carré (MSE) :**

L'algorithme LMS minimise la fonction coût :

$$J(n) = E[e^2(n)] \quad (\text{II.6})$$

C'est-à-dire l'erreur quadratique moyenne (MSE) :

$$J(n) = E[(d(n) - w^T(n) \times x(n))^2] \quad (\text{II.7})$$

Pour minimiser  $J(n)$ , on calcule le gradient par rapport à  $w(n)$  :

$$\nabla J(n) = -2 \times E[e(n) \times x(n)] \quad (\text{II.8})$$

Comme l'espérance mathématique  $E[\cdot]$  est généralement inconnue, le LMS utilise l'estimation instantanée du gradient :

$$\nabla J(n) = -2 \times e(n) \times x(n) \quad (\text{II.9})$$

Ainsi, l'équation de mise à jour du poids est obtenue en utilisant la descente du gradient :

$$w(n+1) = w(n) - \left(\frac{2}{\mu}\right) \times \nabla J(n) \quad (\text{II.10})$$

Substitution de l'estimation du gradient :

$$w(n+1) = w(n) + \mu e(n) \times x(n) \quad (\text{II.11})$$

Cette équation de mise à jour adapte les poids pour minimiser l'erreur au fil du temps.

**Choix du pas d'adaptation :**

- $\mu$  doit être suffisamment petit pour assurer une convergence stable, mais suffisamment grand pour permettre une adaptation rapide [19].
- La condition de convergence LMS est :

$$0 < \mu < 2/\lambda_{\max}$$

Où  $\lambda_{\max}$  est la plus grande valeur propre de la matrice d'auto-corrélation du signal d'entrée :

$$R = E[x(n) \times x^T(n)]$$

Les valeurs propres de la matrice d'auto-corrélation  $R$  sont la distribution de la puissance du signal d'entrée dans différentes directions (ou modes). La plus grande valeur propre  $\lambda_{\max}$  fournit la plus grande propagation de l'énergie du signal dans n'importe quelle direction.

Le pas d'adaptation  $\mu$  doit être choisi avec soin pour la convergence. Et  $\lambda_{\max}$  joue un rôle dans ce choix.

Le filtre adaptatif LMS est largement utilisé en raison de sa simplicité d'implémentation, de son efficacité de calcul et de sa stabilité dans le traitement du signal en temps réel. Les principaux avantages du LMS sont sa faible complexité de calcul, ce qui le rend adapté à l'implémentation matérielle, et sa convergence rapide pour des signaux d'entrée relativement corrélés. Il s'agit également d'un algorithme basé sur la descente de gradient stochastique et, par conséquent, il a la capacité de s'adapter en continu à des environnements de signaux variables dans le temps.

Cependant, le LMS a aussi quelques limitations : il a une convergence lente si les signaux d'entrée ont une propagation de valeurs propres élevée et ses performances sont très sensibles à la valeur du pas  $\mu$ , qui doit être soigneusement choisie pour équilibrer la vitesse de convergence et la stabilité. De plus, le LMS est sensible au bruit ce qui influe sur son comportement dans le cas des signaux non stationnaires si la valeur de pas est trop grande. Pour surmonter ces restrictions, des variantes comme le LMS normalisé (NLMS) sont largement utilisées pour améliorer les performances.

#### **4.2. Algorithme NLMS**

Le filtre NLMS (*Normalized Least Mean Squares*) est un filtre adaptatif qui constitue une amélioration par rapport à l'algorithme de base LMS en rendant le pas d'adaptation

normalisé pour assurer la stabilité et accélérer la convergence. Les filtres NLMS adaptent  $\mu$  dynamiquement en fonction de la puissance du signal d'entrée afin que l'instabilité ne se produise pas lorsque l'amplitude du signal d'entrée varie fortement [20].

L'algorithme NLMS a été développé dans les années 1970 et 1980 par des chercheurs en traitement adaptatif du signal en intégrant une normalisation dynamique de la valeur des pas pour améliorer la stabilité et le taux de convergence [21]. NLMS a été une technique standard dans les applications de filtre adaptatif, telles que l'annulation du bruit, l'identification des systèmes et le traitement biomédical des signaux.

***Mise à jour des équations des coefficients du filtre NLMS:***

$$w(n+1) = w(n) + \left( \frac{\mu}{(\|x(n)\|^2 + \varepsilon)} \right) \times e(n) \times x(n) \quad (\text{II.12})$$

Où :

- $w(n)$  : vecteur de poids (coefficient) à l'étape  $n$ .
- $x(n)$  : vecteur du signal d'entrée.
- $e(n) = d(n) - y(n)$  : signal d'erreur.
- $M$  : taille des pas (taux d'apprentissage).
- $\|x(n)\|^2 = x^T(n) \cdot x(n)$  : norme au carré du vecteur d'entrée,
- $E$  epsilon : petite constante (terme de régularisation) pour éviter la division par zéro.

Étape 1 : Calculer la sortie du filtre  $y(n)$

Comme pour le LMS, la sortie du filtre adaptatif est :

$$y(n) = w^T(n) \times x(n) \quad (\text{II.13})$$

$w(n)$  et  $x(n)$  sont des vecteurs.

Étape 2 : Calculer le signal d'erreur  $e(n)$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.14})$$

- $d(n)$  est la sortie souhaitée.
- $y(n)$  est la sortie réelle du filtre.
- $e(n)$  est l'erreur entre la sortie souhaitée et la sortie réelle, utilisée pour mettre à jour les poids.

Étape 3 : Normalisation de la valeur du pas d'adaptation

Dans l'algorithme LMS, la taille de pas  $\mu$  est fixe, ce qui pourrait entraîner une instabilité si la puissance du signal d'entrée change soudainement. NLMS normalise  $\mu$  en le divisant par l'énergie du vecteur d'entrée :

$$\frac{\mu}{\|x(n)\|^2 + \varepsilon}$$

Cette normalisation fait varier la taille des pas en fonction de l'intensité du signal d'entrée :

- Une puissance d'entrée élevée fait diminuer la taille de l'étape afin d'éviter toute divergence.
- La faible puissance d'entrée permet d'augmenter la taille de l'étape pour accélérer la convergence

Étape 4 : Mise à jour des poids

$$w(n+1) = w(n) + \left(\frac{\mu}{\|x(n)\|^2 + \varepsilon}\right) \times e(n) \times x(n) \quad (\text{II.15})$$

La mise à jour des poids est proportionnelle au signal d'erreur  $e(n)$  et au vecteur d'entrée  $x(n)$ .

- La valeur normalisée  $\mu$  assure une stabilité et une convergence plus rapide par rapport aux LMS classique.
- Le pas d'adaptation  $\mu$  reste un paramètre à définir, mais il change maintenant en fonction de la puissance du signal d'entrée.

Les performances du filtre NLMS sont largement meilleures que celles de l'algorithme LMS classique, principalement en raison du pas d'adaptation variable, qui améliore la vitesse de convergence et la stabilité, surtout dans les zones où la puissance du signal d'entrée varie. NLMS a un meilleur suivi des signaux variables dans le temps par rapport à LMS.

NLMS présente tout de même quelques inconvénients : il est plus complexe sur le plan informatique en raison de l'étape de normalisation, et les performances sont sensibles aux petites valeurs du dénominateur, ce qui nécessite d'introduire un paramètre de régularisation ( $\varepsilon$ ) pour éviter l'instabilité. NLMS reste toujours un algorithme de filtrage adaptatif populaire car il est plus efficace et robuste.

### 4.3. Algorithme RLS

Contrairement aux algorithmes basés sur la descente de gradient stochastique des moindres carrés moyens (LMS) et des LMS normalisés (NLMS), l'algorithme basé sur les moindres carrés récurrents (RLS) est une méthode de filtrage qui met à jour ses coefficients afin de minimiser l'erreur quadratique cumulée entre le signal souhaité et la sortie du filtre au moyen d'une implémentation récursive du critère des moindres carrés, conduisant à une convergence plus rapide et à de meilleures performances dans le cas des signaux fortement corrélés.

L'algorithme RLS fonctionne en exécutant à plusieurs reprises le processus de mise à jour des poids afin de surveiller la somme pondérée minimisée des erreurs carrées passées, en mettant l'accent sur les données les plus récentes. Pour cette raison, RLS est idéal pour les applications en temps réel où une adaptation rapide est nécessaire [22].

### *Équations primaires du filtrage adaptatif RLS :*

L'algorithme RLS calcule les poids du filtre à travers les étapes ci-dessous :

Étape 1 : Calcul de la sortie du filtre

$$y(n) = w^T(n) \times x(n) \quad (\text{II.16})$$

où :

- $y(n)$  : sortie du filtre à l'instant  $n$ .
- $w(n)$  : vecteur de poids du filtre (coefficient).
- $x(n)$  : vecteur du signal d'entrée.
- $T$  désigne l'opération de transposition.

Étape 2 : Calculer le signal d'erreur

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.17})$$

où :

- $e(n)$  : signal d'erreur.
- $d(n)$  : signal désiré.

Étape 3 : Calculer le vecteur de gain  $k(n)$

$$k(n) = \frac{P(n-1) \times x(n)}{\lambda + x^T(n) \times P(n-1) \times x(n)} \quad (\text{II.18})$$

où :

- $k(n)$  : vecteur de gain Kalman (permet de réguler l'impact des nouvelles données sur l'ajustement du poids).
- $P(n-1)$  : inverse de la matrice d'auto corrélation (recalculée à chaque étape).
- $\lambda$  : facteur d'oubli (habituellement  $0,95 \leq \lambda \leq 1$ ), qui détermine le poids attribué aux observations précédentes :
  - $\lambda \rightarrow 1 \rightarrow$  Toutes les données antérieures sont pondérées de manière égale (adaptation lente, mais précision améliorée).
  - si  $\lambda < 1 \rightarrow$  Les données plus récentes sont plus pondérées (adaptation plus rapide, mais stabilité réduite).

Étape 4 : Mettre à jour les poids des filtres

$$w(n+1) = w(n) + k(n) \times e(n) \quad (\text{II.19})$$

Les poids sont mis à jour en utilisant le gain de Kalman  $k(n)$  et le signal d'erreur  $e(n)$ . Cela permet au filtre de suivre rapidement les changements du signal d'entrée.

Étape 5 : Mise à jour de la matrice d'auto corrélation inverse

$$P(n) = \left(\frac{1}{\lambda}\right) \times P(n-1) - k(n) \times x^T(n) \times P(n-1) \quad (\text{II.20})$$

Où :

- $P(n)$  est la nouvelle matrice d'auto-corrélation inverse.

La stabilité numérique et l'efficacité du calcul sont maintenues par cette étape.

Le filtre des moindres carrés récurrents (RLS) est connu pour sa grande précision et sa convergence rapide, ce qui le rend approprié dans les situations où une adaptation rapide est nécessaire. Par rapport au LMS et au NLMS, le RLS est mieux approprié pour traiter des signaux d'entrée fortement corrélés et fournit un suivi amélioré pour les environnements à variation temporelle.

Mais ces avantages viennent avec une complexité de  $O(M^2)$ , l'algorithme est coûteux en calcul et donc RLS n'est pas aussi bien adapté pour l'application en temps réel avec des filtres d'ordre supérieur. RLS entraîne également des opérations d'inversion de matrice qui peuvent entraîner une instabilité numérique si elles sont gérées incorrectement. Le facteur d'oubli  $\lambda$  devrait également être correctement choisi pour garantir l'adaptabilité contre la stabilité. Malgré tous ces inconvénients, RLS reste un algorithme de filtrage adaptatif polyvalent où des ressources de calcul sont disponibles.

## 5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté essentiellement les fondements mathématiques du filtrage adaptatif. Nous avons traité trois algorithmes adaptatifs largement utilisés – LMS, NLMS et RLS – chacun avec ses équations, ses propriétés de convergence et sa complexité de calcul différente.

L'algorithme LMS est caractérisé par sa simplicité de mise en œuvre mais avec de faibles performances produites principalement à cause de son pas d'adaptation fixe et qui doit être soigneusement choisi afin d'améliorer ses performances. Le NLMS avec son pas d'adaptation variable en fonction de la variation de l'énergie du signal, surmonte les limites

du LMS et donne donc une plus grande stabilité et vitesse. RLS, bien qu'il soit coûteux sur le plan informatique, offre une convergence et une précision supérieures avec l'estimation récursive de la corrélation des signaux. Toutes ces approches de filtrage adaptatif combinées donnent des outils robustes pour la séparation des signaux non stationnaire et sont donc très utiles dans les systèmes modernes de surveillance fœtale.

Le troisième chapitre sera consacré à la mise en œuvre, à l'évaluation de performances et à la comparaison de ces trois algorithmes dans l'extraction de l'ECG fœtale



---

## Chapitre III

# Simulation et évaluation

### 1. Introduction

Les résultats de l'application des trois algorithmes pour l'extraction de l'FECG sont présentés dans ce chapitre. L'objectif est d'évaluer et de comparer les performances de chaque algorithme en termes de précision et de qualité du signal.

Des mesures quantitatives telles que l'erreur quadratique moyenne (*Mean Squared Error*, MSE) et le coefficient de corrélation entre le FECG de référence et le FECG extrait servent de base à l'évaluation. Ces métriques nous permettent d'évaluer la fidélité du signal fœtal récupéré ainsi que l'efficacité de la suppression du bruit ou de l'ECG maternel.

Les conditions de test de chaque algorithme variaient, notamment les valeurs de la longueur du filtre ( $N$ ) et les paramètres propres à chaque méthode, comme le facteur d'oubli ( $\lambda$ ) pour le RLS et le pas d'adaptation ( $\mu$ ) pour le LMS et le NLMS. Cette analyse met en évidence l'effet de ces paramètres sur la robustesse générale, la vitesse de convergence et les performances du filtrage.

Le but de ce chapitre est de montrer les avantages et les limites de chaque algorithme de filtrage à travers une analyse comparative détaillée et une visualisation graphique des résultats. Il permet également de justifier le choix de l'algorithme le plus adapté aux besoins des applications de surveillance fœtale, en milieu clinique et en temps réel.

### 2. Méthodologie

Comme déjà mentionné dans les deux premiers chapitres, l'une des approches les plus couramment utilisées pour l'extraction du signal ECG fœtal (fECG) est basé sur l'utilisation de filtres adaptatifs et adopte la structure de la Figure III.1. Le signal de référence est le signal thoracique maternel (mECG), supposé exempt de toute contribution fœtale, tandis que le signal désiré est le signal abdominal (aECG). Bien que certaines techniques utilisent plusieurs signaux de référence, un seul signal thoracique est considéré dans ce travail. De cette manière, toutes les composantes corrélées (le signal maternel) sont éliminées, et le signal fœtal est récupéré en tant que signal d'erreur.

---

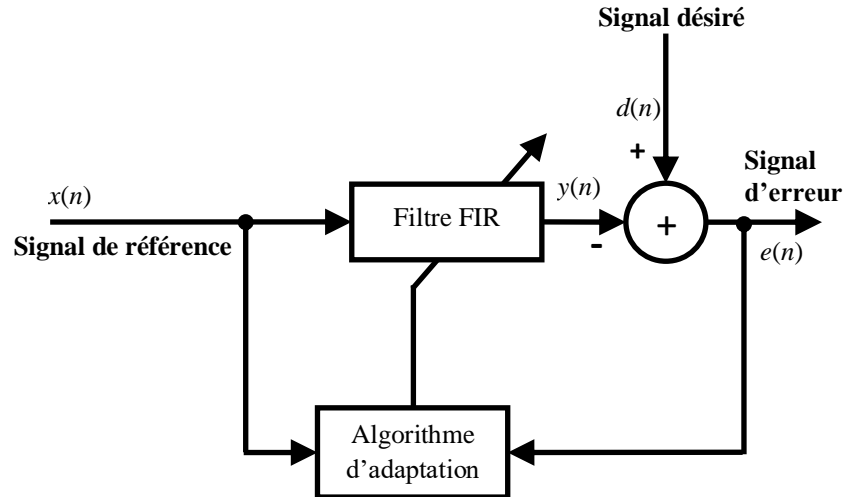


Figure III.1. Structure de filtrage adaptatif pour l'extraction du fECG.

Les signaux utilisés peuvent être des signaux provenant d'enregistrements réels et dans ce cas on doit disposer du signal abdominal ainsi que du signal thoracique. Dans notre cas nous avons opté plutôt pour des signaux générés en utilisant le modèle suivant :

$$ecg = A \left[ 1.5 \sin(2\pi f_c t) + 0.5 \sin(4\pi f_c t) + 0.2 \sin 8(2\pi f_c t) \right]$$

- *Signal de référence (thoracique):*

Nous avons considéré que la fréquence cardiaque est de 60 Bpm soit une fréquence  $f_c=80/60=1.33$  Hz et un facteur d'amplification  $A=1$ .

- *Signal fœtal :*

Avec une fréquence cardiaque de 120Bpm soit une fréquence  $f_c=120/60=2$  Hz et un facteur d'amplification  $A=0.5$ .

- *Signal désiré (abdominal) :*

On considère que ce signal est la somme des deux signaux thoracique et fœtal.

La figue III.2 représente les cinq premières secondes des signaux obtenus en utilisant ce modèle.

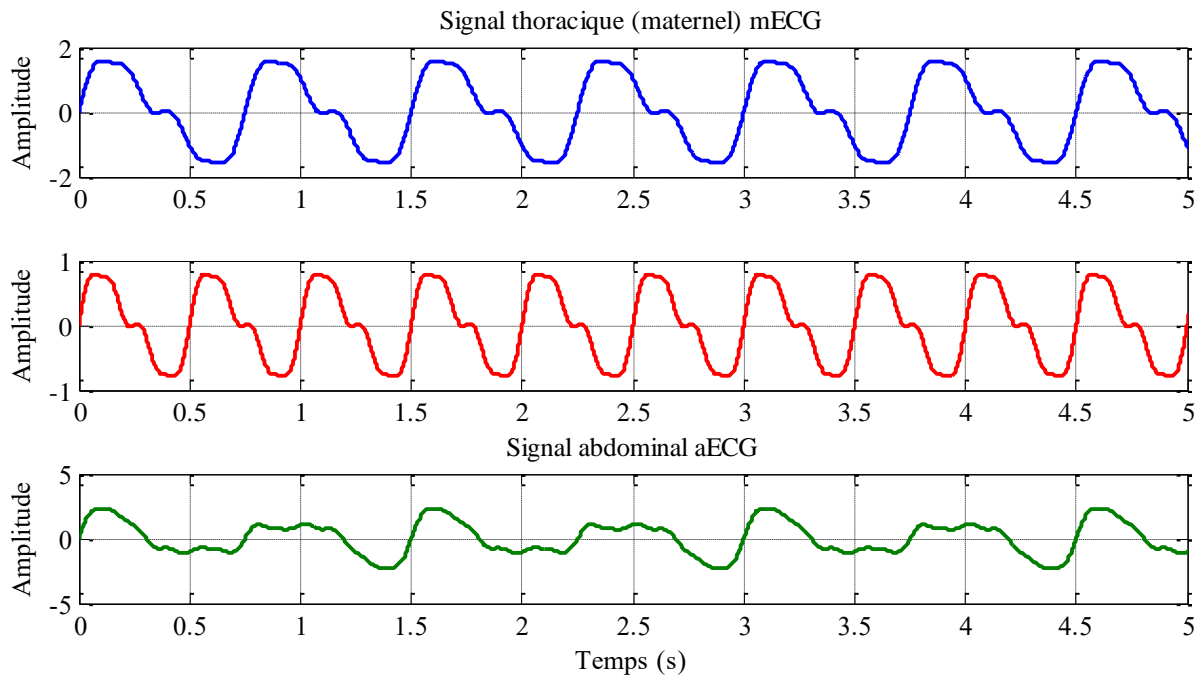


Figure III.2. Signaux utilisés dans les simulations.

### 3. Critères d'évaluation des performances d'extraction

Pour évaluer les performances de ces filtres, nous utiliserons deux mesures : l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le coefficient de corrélation.

La MSE est la moyenne des carrés de la différence entre l'ECG fœtal réel et le signal extrait (e). Une MSE plus faible correspond à une meilleure extraction.

Le coefficient de corrélation (ou corrélation de Pearson) est une mesure statistique de la relation linéaire entre l'ECG fœtal réel et l'ECG fœtal extrait. Il compare la morphologie du signal extrait à celle de l'ECG fœtal réel.

Ça varie entre -1 à 1 :

- 1 = corrélation positive parfaite
- 0 = absence de corrélation
- -1 = corrélation négative parfaite

### 4. Résultats d'extraction

Nous avons testé les performances des trois filtres avec différents paramètres sur des signaux générés sous MATLAB, afin d'identifier ceux qui offrent la meilleure extraction.

#### 4.1. Filtre LMS

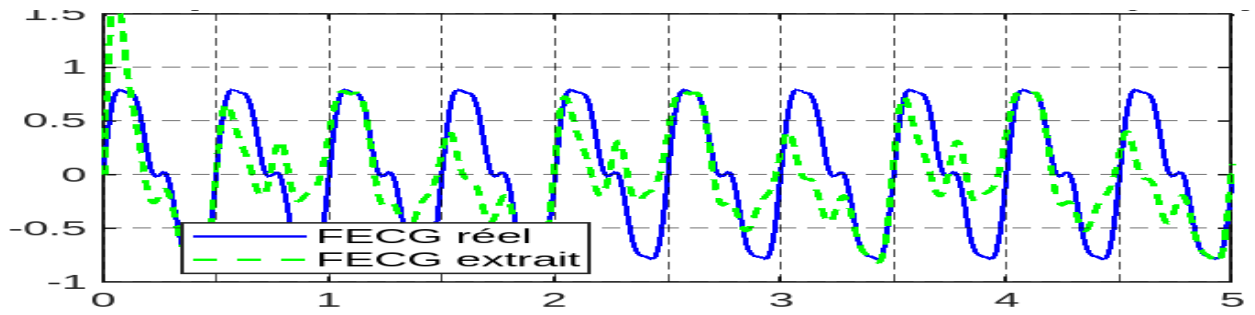


Figure III.3. Résultat de séparation pour  $\mu=0.0005$  et  $N=12$  avec LMS.

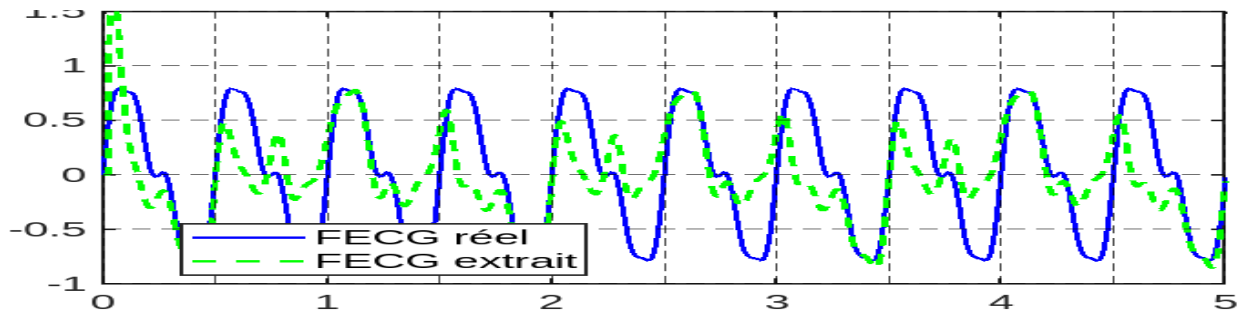


Figure III.4. Résultat de séparation pour  $\mu=0.0005$  et  $N=24$  avec LMS.

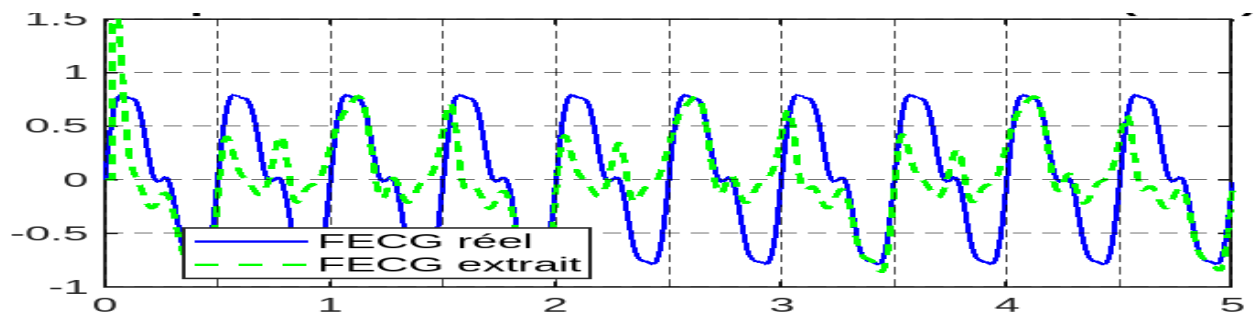


Figure III.5. Résultat de séparation pour  $\mu=0.0005$  et  $N=32$  avec LMS.

#### 4.2. Filtre NLMS

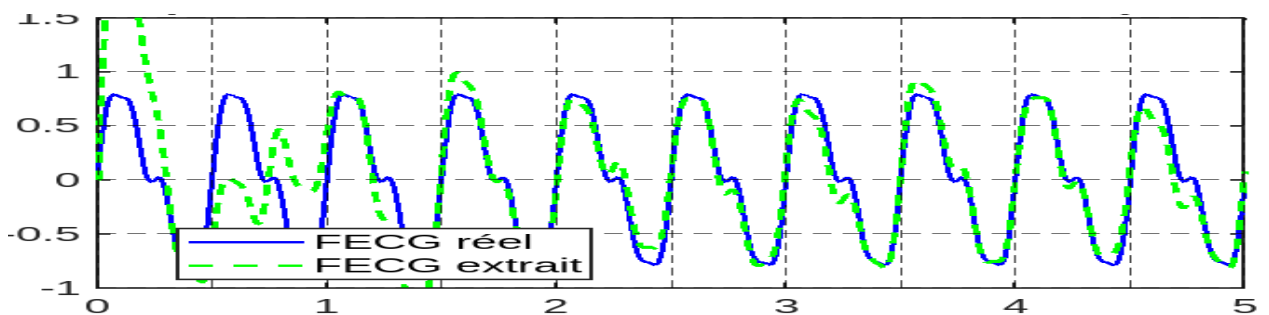


Figure III.6. Résultat de séparation pour  $\mu=0.001$  et  $N=12$  avec NLMS.

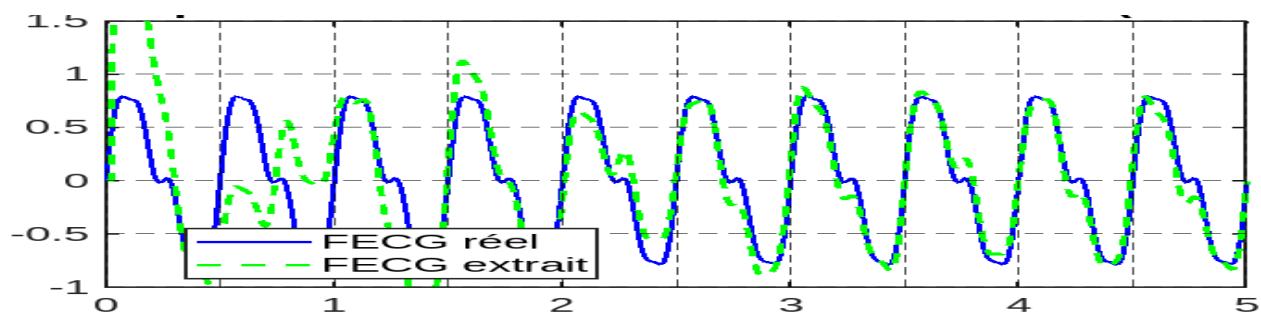


Figure III.7. Résultat de séparation pour  $\mu=0.001$  et  $N=24$  avec NLMS.

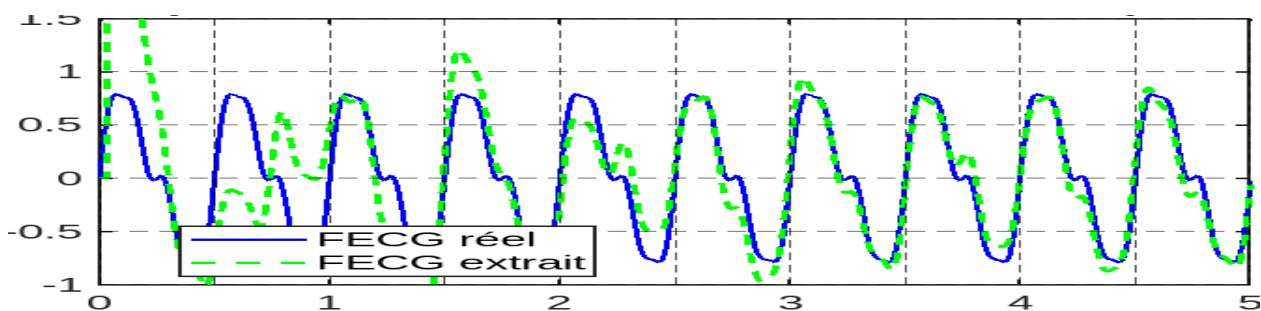


Figure III.8. Résultat de séparation pour  $\mu=0.001$  et  $N=32$  avec NLMS.

### 4.3. Filtre RLS

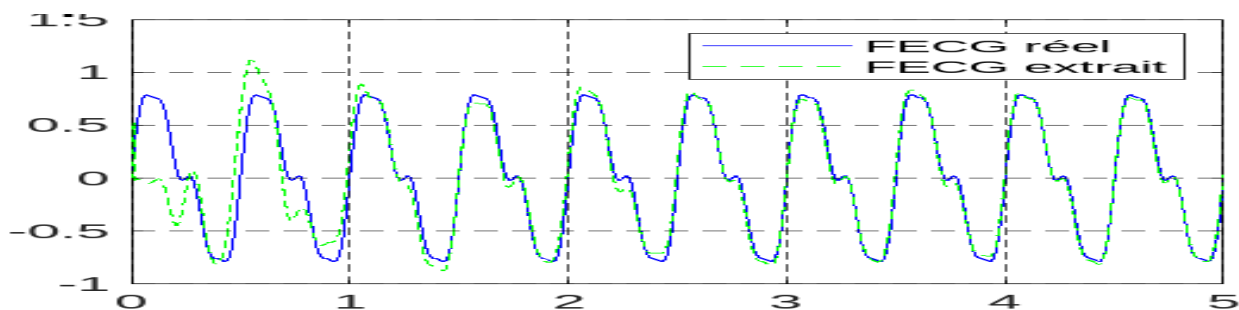


Figure III.9. Résultat de séparation pour  $\lambda=0.99999$  et  $N=12$  avec RLS.

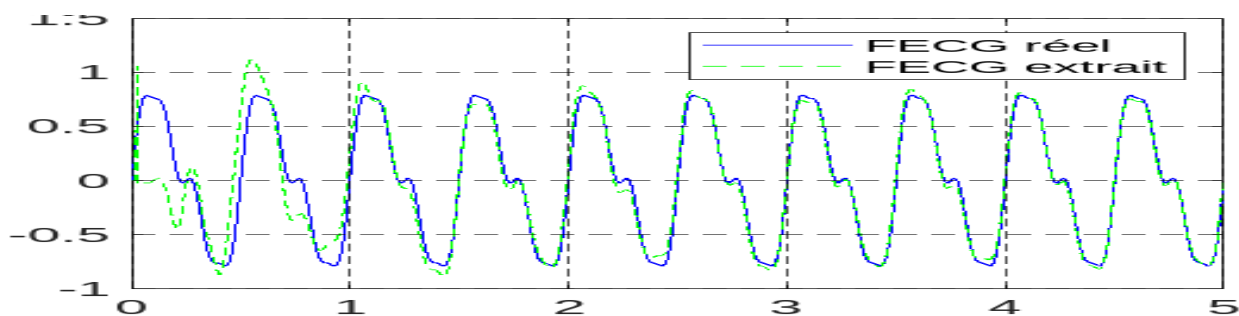


Figure III.10. Résultat de séparation pour  $\lambda=0.99999$  et  $N=24$  avec RLS.

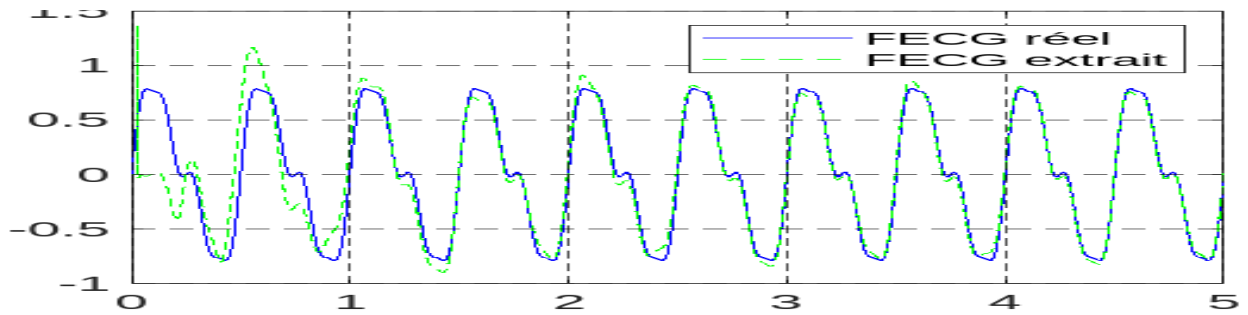


Figure III.11. Résultat de séparation pour  $\lambda=0.99999$  et  $N=32$  avec RLS.

## 5. Analyse des résultats

Les performances du filtre LMS (MSE et corrélation) pour toutes les longueurs et tailles de pas testées sont résumées dans le tableau 1. En général, la diminution de la longueur du filtre et l'utilisation d'une petite taille de pas améliorent les performances. Un  $\mu$  plus petit (par exemple 0,0005) converge lentement mais avec une meilleure stabilité, tandis qu'un  $\mu$  plus grand (par exemple 0,01) s'adapte plus rapidement mais avec moins de stabilité.

Longueur du filtre (N)	Pas d'adaptation ( $\mu$ )	MSE	Coefficient de corrélation
12	0.0005	0.144822	0.739116
	0.001	0.181991	0.653952
	0.01	0.218064	0.560189
24	0.0005	0.181767	0.654225
	0.001	0.199769	0.609238
	0.01	0.223798	0.543720
32	0.0005	0.190297	0.633193
	0.001	0.204378	0.597613
	0.01	0.227438	0.532967

Tableau III.1 : Résultats d'extraction de filtre LMS.

Comme le montre la table 1,  $N=12$ ,  $\mu=0,0005$  a donné le meilleur équilibre : la MSE la plus faible (0,144822) et la corrélation la plus élevée (0,739116). En revanche, l'utilisation d'un  $\mu$  trop grand (0,01) a augmenté la MSE de manière significative (par exemple 0,218064-0,227438) et a réduit la corrélation, ce qui indique une adaptation instable.

De très petits  $\mu$  (0,0005) ont produit des MSE plus élevés que  $\mu=0,001$  dans cet ensemble de données, en raison d'une convergence lente. En résumé, pour le LMS, une taille de pas plus petite a constamment amélioré l'extraction et une longueur de filtre intermédiaire a produit le meilleur équilibre entre la convergence et l'erreur. Cependant, pour atteindre cet équilibre, il a fallu régler  $\mu$  avec soin.

Le LMS normalisé (NLMS) a produit des données similaires, mais a généralement amélioré les performances par rapport au LMS. En normalisant le pas par la puissance d'entrée, le NLMS s'adapte de manière plus stable aux variations du signal. Le tableau 2 présente les résultats pour les mêmes longueurs N (pour NLMS,  $\mu$  est le facteur de pas normalisé).

Longueur du filtre (N)	Pas d'adaptation ( $\mu$ )	MSE	Coefficient de corrélacion
12	0.0025	0.038339	0.938207
	0.001	0.014445	0.977295
	0.01	0.176889	0.669807
24	0.0025	0.033598	0.946234
	<b>0.001</b>	<b>0.010827</b>	<b>0.983107</b>
	0.01	0.166222	0.693981
32	0.0025	0.033452	0.946416
	0.001	0.011288	0.982508
	0.01	0.158465	0.710612

Tableau III.2 : Résultats d'extraction de filtre NLMS.

Avec le NLMS nous avons obtenu une MSE plus faible et une corrélation plus élevée que le LMS pour des paramètres comparables. Le meilleur résultat était  $N=24$ ,  $\mu=0,001$  (MSE=0,010827, Corr.= 0,983107). Dans ce cas encore, un  $\mu$  trop grand (0,01) a dégradé les performances, alors qu'un  $\mu$  trop petit (0,0025) a conduit à une convergence plus lente. En effet, le NLMS a nécessité un  $\mu$  plus grand que le LMS pour atteindre des résultats optimaux, ce qui reflète son pas normalisé. Cela confirme que le NLMS peut converger plus rapidement et de manière plus fiable que le LMS standard pour les mêmes données (ce qui est cohérent avec le fait que le NLMS ajuste le pas pour maintenir la stabilité). Dans l'ensemble, le NLMS améliore les performances par rapport au LMS pour une complexité d'implémentation presque identique.

Le filtre RLS est plus performant que le LMS et le NLMS en termes de précision. Le tableau 3 présente la MSE et la corrélation pour le RLS avec différents N et facteurs d'oubli  $\lambda$  (un  $\lambda$  plus élevé signifie une mémoire plus longue des échantillons passés).

Longueur du filtre (N)	Facteur d'oubli ( $\lambda$ )	MSE	Coefficient de corrélation
12	0.9995	$>10^{13}$	0.001149
	0.9999	0.000434	0.999318
	<b>0.99999</b>	<b>0.000288</b>	<b>0.999548</b>
24	0.9995	$>10^{20}$	0.022927
	0.9999	0.000427	0.999328
	0.99999	0.000284	0.999555
32	0.9995	$>10^{20}$	-0.010369
	0.9999	0.000441	0.999308
	0.99999	0.000315	0.999506

Tableau III.3 : Résultats d'extraction de filtre RLS.

Avec le RLS nous avons obtenu la meilleure qualité d'extraction. Que ce soit avec le filtre le plus court (N=12) ou le plus long (N=32), un réglage de  $\lambda$  proche de 1 a donné MSE  $\approx 0.000284-0.000315$  et une corrélation  $\geq 0.9995$ . La configuration optimale était N=12,  $\lambda=0.99999$  (MSE= 0,000288 et Corr= 0,999548.) Il s'agit d'une amélioration spectaculaire par rapport à LMS/NLMS. Dans tous les cas de RLS, un  $\lambda$  plus grand (signifiant un oubli plus lent) a conduit à une MSE plus faible et à une corrélation plus élevée, puisque l'algorithme retient plus d'informations passées. Un filtre (N) plus petit a légèrement amélioré les résultats. Ces résultats correspondent à la prédiction selon laquelle RLS converge plus rapidement et produit une erreur plus faible que LMS/NLMS.

Sur l'ensemble des expériences, le RLS a toujours conduit à la plus faible MSE et à la plus forte corrélation. Par exemple, le meilleur LMS avait (0.144822 ; 0.739116) et le meilleur NLMS avait (0.010827, 0.983107), alors que le meilleur RLS était (0.000288, 0.999548).

L'une des rares faiblesses du RLS est le fait qu'un  $\lambda$  mal choisi peut entraîner une erreur élevée, ou même une divergence.



Cela confirme que la convergence RLS permet une extraction plus précise de l'ECG fœtal (erreur plus faible, meilleure correspondance de la forme d'onde) au détriment de la complexité algorithmique. En termes pratiques, RLS nécessite de l'ordre d'  $O(N^2)$  calculs par mise à jour alors que LMS et NLMS nécessitent  $O(N)$  multiplications. Ainsi, la force du RLS est une forte annulation du bruit, ce qui le rend idéal pour les signaux bruyants ou les situations exigeant une grande précision. Son point faible est le coût de calcul.

Le LMS est le plus simple et le moins exigeant en termes de calcul, et il est robuste dans son concept, mais il est plus lent à s'adapter et sensible au  $\mu$  choisi. De plus, la vitesse d'adaptation est constante sauf si elle est modifiée manuellement ou dynamiquement. Le NLMS conserve la simplicité du LMS (complexité toujours  $O(N)$ ) mais normalise  $\mu$  par la puissance d'entrée, ce qui le rend moins sensible aux variations d'amplitude. Cela a donné à NLMS une meilleure convergence dans les résultats sans coût supplémentaire significatif. En résumé, la force du LMS/NLMS est sa simplicité et sa facilité de mise en œuvre ; sa faiblesse est sa performance limitée. La force du RLS est sa performance supérieure (faible MSE, corrélation élevée) et sa convergence rapide ; sa faiblesse est sa plus grande complexité et sa consommation de ressources.

Le choix de l'algorithme dépend donc du contexte. Pour la surveillance en temps réel ou embarquée, lorsque les ressources informatiques ou la puissance sont limitées, le NLMS peut être plus pratique malgré une légère pénalité en termes de performances. Pour l'analyse hors ligne ou les conditions bruitées (par exemple, faible rapport signal/bruit), le RLS est préférable pour maximiser la précision de l'extraction.

## **6. Effet du bruit sur les performances des filtres**

L'ajout de bruit au signal AECG artificiel dans MATLAB sert un objectif important : il simule des conditions réelles. Dans les enregistrements biomédicaux réels, les signaux d'ECG abdominal ne sont jamais parfaitement nets. Ils sont composés non seulement de l'ECG maternel dominant et de l'ECG fœtal plus faible (FECG), mais contiennent également divers types d'interférences, tels que le bruit des lignes électriques (généralement à 50 ou 60 Hz), les artefacts de mouvement de la mère ou du fœtus, les perturbations électriques des équipements environnants et la dérive de la ligne de base causée par la respiration ou l'activité musculaire.

Tester les algorithmes sur un signal sans bruit serait une simplification excessive qui ne refléterait pas les véritables défis de l'extraction de l'ECG fœtal. En ajoutant du bruit réaliste,

nous pouvons mieux évaluer la robustesse et l'adaptabilité des techniques de filtrage. Cette approche nous permet d'évaluer la capacité de chaque filtre à supprimer les interférences tout en préservant le signal fœtal. En fait, les indicateurs de performance clés, tels que l'erreur quadratique moyenne, le coefficient de corrélation et le rapport signal/bruit (SNR), ne deviennent significatifs que lorsque les données contiennent du bruit. Ces indicateurs aident à quantifier l'efficacité avec laquelle chaque algorithme améliore la qualité du signal et isole la composante fœtale d'un mélange bruyant. Sans bruit, tous les filtres semblent fonctionner exceptionnellement bien, ce qui rend difficile l'établissement de comparaisons équitables ou la compréhension de leurs limites.

Pour garantir que notre évaluation est réaliste et cliniquement pertinente, nous avons introduit du bruit dans les signaux AECG et testé chaque algorithme sous différents niveaux de bruit. D'après les tests précédents, les ensembles de paramètres les plus performants étaient :

- **LMS** :  $N = 12$ ,  $\mu = 0,0005$
- **NLMS** :  $N = 24$ ,  $\mu = 0,001$
- **RLS** :  $N = 12$ ,  $\lambda = 0,99999$

Nous avons ensuite introduit du bruit dans l'entrée de chaque filtre, en l'ajustant à plusieurs de rapport signal/bruit. Les valeurs de rapport signal/bruit testées étaient de 4, 8, 12, 16 et 20 dB. Ci-dessous les résultats que nous avons obtenus en termes de MSE (en dB) pour chaque configuration :

<b>SNR</b>	<b>LMS</b>	<b>NLMS</b>	<b>RLS</b>
<b>4</b>	<b>-1.6</b>	<b>-1.68</b>	<b>-1.99</b>
<b>8</b>	<b>-5.32</b>	<b>-5.55</b>	<b>-5.98</b>
<b>12</b>	<b>-9.07</b>	<b>-9.23</b>	<b>-9.98</b>
<b>16</b>	<b>-11.14</b>	<b>-12.83</b>	<b>-13.96</b>
<b>20</b>	<b>-13.88</b>	<b>-15.7</b>	<b>-17.91</b>

Tableau 4 : valeurs de MSE (dB) pour différents niveaux de bruit.

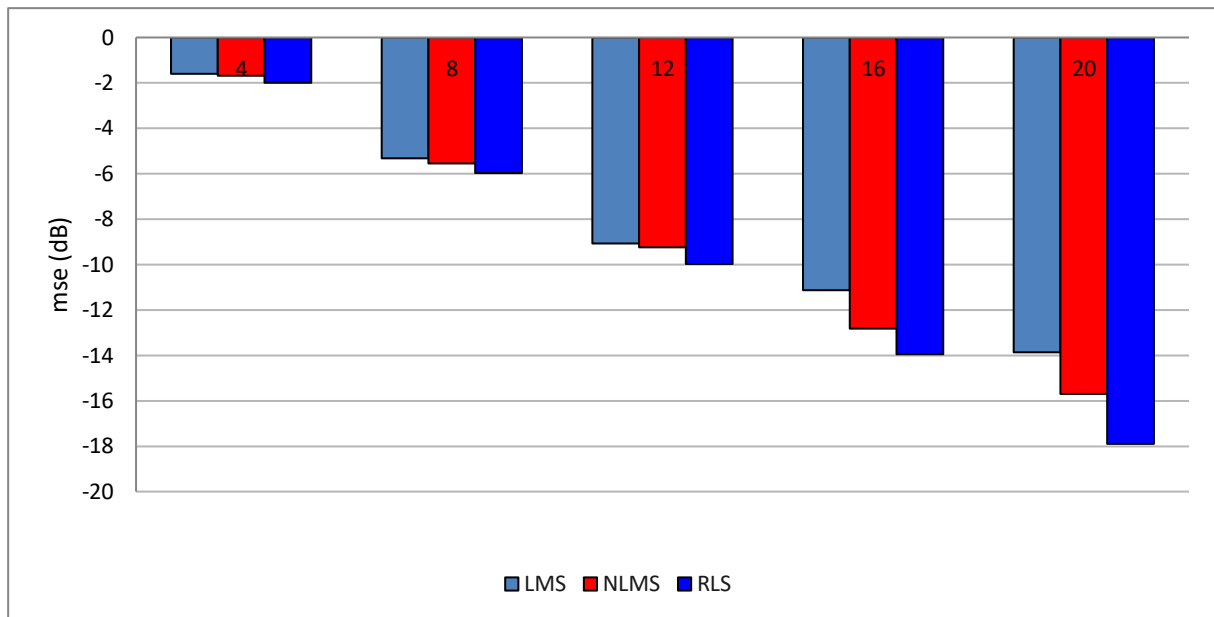


Figure III.12. Variation de la MSE (en dB) selon différents niveaux de SNR

Avant l'ajout de bruit, le filtre RLS surpassait nettement les filtres LMS et NLMS, obtenant l'erreur quadratique moyenne MSE la plus faible et le coefficient de corrélation le plus élevé, un résultat cohérent avec la précision reconnue de l'algorithme RLS. Lorsqu'un bruit réaliste est introduit dans le signal d'ECG abdominal (AECG) à différents niveaux de rapport signal/bruit (4, 8, 12, 16 et 20 dB), la hiérarchie des performances globales reste largement inchangée : le RLS continue de fournir les résultats les plus précis, tandis que le LMS affiche une efficacité modérée.

Le filtre RLS conserve d'excellentes performances, notamment à des valeurs de rapport signal/bruit modérées à élevées ( $\geq 12$  dB), grâce à sa grande adaptabilité et à sa minimisation efficace des erreurs. En revanche, le filtre NLMS s'avère plus robuste que le LMS dans les environnements bruyants. Sa capacité à ajuster dynamiquement le pas de mesure en fonction de la puissance du signal d'entrée lui permet de rester stable et efficace même dans des conditions de faible rapport signal/bruit.

Le filtre LMS, par contre, est plus vulnérable au bruit, notamment lorsque le rapport signal/bruit est faible. Sa taille de pas fixe provoque une convergence lente, voire une instabilité si les niveaux de bruit sont trop élevés.

Dans l'ensemble, ces observations confirment que le filtre RLS excelle non seulement en conditions sans bruit, mais continue également d'offrir les meilleures performances de séparation en présence de bruit.

## 7. Résumé

En résumé, le RLS a fourni l'extraction la plus efficace de l'ECG du fœtus dans nos expériences, confirmant son avantage théorique caractérisé par une convergence plus rapide et une erreur plus faible. Le NLMS a surpassé le LMS standard en termes de stabilité de la convergence, avec un coût supplémentaire marginal, ce qui constitue une amélioration pratique pour le LMS. LMS/NLMS sont intéressants pour une mise en œuvre en temps réel à faible complexité, mais nécessitent un réglage précis de la taille des pas, alors que RLS offre une qualité supérieure lorsque les ressources le permettent. Les meilleurs paramètres trouvés sont  $N=12$  avec  $\mu = 0,0005$  pour LMS,  $\mu \approx 0,001$  pour NLMS, et  $\lambda \approx 0,99999$  pour RLS.

Dans l'ensemble, RLS est plus efficace lorsqu'une précision maximale est nécessaire (par exemple, bruit élevé ou traitement hors ligne), et LMS/NLMS sont plus pratiques pour les systèmes simples ou en temps réel.

## 8. Conclusion

À la fin de cette étude, on constate que chacun des trois filtres adaptatifs — LMS, NLMS et RLS — a ses points forts et ses faiblesses pour extraire le signal ECG fœtal à partir du signal abdominal.

Le filtre **LMS** est très facile à utiliser et demande peu de calculs. Il fonctionne correctement quand le signal n'est pas trop perturbé, mais devient moins efficace quand il y a du bruit. Il est aussi assez sensible au choix des paramètres.

Le filtre **NLMS** améliore le LMS en adaptant automatiquement son réglage selon la puissance du signal. Cela lui permet de mieux résister au bruit, de converger plus vite et d'obtenir des résultats plus stables. Il représente un bon compromis pour les systèmes en temps réel qui demandent à la fois de bonnes performances et une faible complexité.

Le filtre **RLS**, de son côté, est celui qui donne les meilleurs résultats. Il offre une extraction très précise du signal fœtal, même quand il y a beaucoup de bruit. Il s'adapte rapidement aux changements et garde en mémoire les anciens signaux pour mieux filtrer. Mais il est aussi plus compliqué à mettre en œuvre et demande plus de puissance de calcul. Il peut aussi devenir instable si ses paramètres sont mal choisis.

Quand on ajoute du bruit à différents niveaux (SNR de 4 à 20 dB), les résultats confirment que le RLS reste le plus robuste. Le LMS devient vite instable en présence de bruit, tandis que le NLMS se situe entre les deux : il reste stable et efficace sans être trop complexe.

En résumé, le choix du filtre dépend de l'utilisation souhaitée :

- Le RLS est recommandé pour les analyses précises, comme en milieu médical hors ligne.
- Le NLMS est un bon choix pour les systèmes en temps réel, car il est à la fois rapide et fiable.
- Le LMS convient aux cas simples, ou quand on a peu de ressources, à condition de bien régler ses paramètres.

---

# Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons abordé le problème de l'extraction de l'ECG fœtal à partir des signaux d'électrocardiogramme (ECG) à l'aide d'un filtre adaptatif. Ce problème est d'intérêt pour le monitoring prénatal, où une extraction adéquate de l'FECG à partir des signaux cardiaques fœtaux peut améliorer la prise de décision clinique et le bien-être du bébé.

Ce travail s'est initialement déroulé à travers une présentation d'électrocardiographie, de son développement sur les années et d'utilisation dans le diagnostic médical, en particulier pour le monitoring fœtal. Nous avons ensuite défilé les principes et les bases mathématiques de trois algorithmes de filtrage adaptatif couramment utilisés : les moindres carrés moyens (LMS), les moindres carrés normalisés (NLMS) et les moindres carrés récursifs (RLS). Toutes les méthodes ont été abordées en termes de convergence, de complexité de calcul, de sensibilité des paramètres et d'adaptabilité aux environnements non stationnaires.

En phase de test, nous avons appliqué tous les filtres décrits à des signaux abdominaux contenant des composantes ECG maternel et fœtal. En modifiant les paramètres de chaque algorithme, nous avons comparé leurs performances sur la base de deux critères objectifs : l'erreur quadratique moyenne (EQM) et le coefficient de corrélation avec un signal FECG de référence.

Les résultats ont montré que l'algorithme RLS surpassait systématiquement les deux autres méthodes pour diverses configurations, avec les valeurs les plus faibles pour l'EQM et les plus élevées pour corrélation. Le filtre NLMS arrivait en deuxième position, offrant un équilibre entre complexité de calcul et performances, tandis que le filtre LMS, bien que plus simple à mettre en œuvre, offrait les moins bonnes performances dans cette application particulière.

Ces résultats confirment la supériorité de l'algorithme RLS en termes de précision pour l'extraction de FECG, mais à une complexité de calcul plus élevée. Le filtre NLMS offre un compromis intéressant pour les applications où la réponse en temps réel et les

---

faibles ressources sont primordiales. Le filtre LMS, moins précis pour cet usage spécifique, reste une bonne alternative pour les applications moins exigeantes ou comme référence.

Les études futures peuvent explorer des techniques de filtrage hybrides, intégrer des données cliniques réelles ou combiner le filtrage adaptatif avec des techniques alternatives de traitement du signal telles que les transformées en ondelettes ou l'apprentissage profond (*Deep learning*) pour améliorer encore la qualité et la fiabilité de la surveillance fœtale non invasive.

---

## Bibliographie:

- [1] R. Kahankova, M. Mikolasova, and R. Martinek, "Optimization of adaptive filter control parameters for non-invasive fetal electrocardiogram extraction," *Bioengineering*, vol. 9, no. 4, p. 145, 2022.
- [2] R. V. Kahankova, "Non-invasive Fetal ECG Extraction from Maternal Abdominal ECG Using LMS and RLS Adaptive Algorithms," *Proc. Int. Conf. on Electrical and Electronic Engineering*, 2017.
- [3] T. S. Sunish and J. Aravinth, "Analyzing Adaptive Filters for the Separation of Fetal ECG from Maternal Abdominal Signals," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, 2024.
- [4] R. Mumtaz and A. R. Subhani, "Performance Comparison of Adaptive Filtering Algorithms for ECG Signal Processing," in *Recent Advances in Information and Communication Technology*, Berlin, Germany: Springer, 2012, pp. 785–792.
- [5] C. Ni Ntibanyurwa, et al., "Improved fetal ECG extraction using electrode positioning and adaptive filtering," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 34, pp. 174–181, 2017.
- [6] H. Xuan, D. Han, and D. Jiang, "CRLS: A Combined RLS Algorithm for Fetal ECG Extraction," *arXiv preprint*, 2022.
- [7] J. Scholesy, et al., "Improved fECG Extraction Using a Combined RLS Framework (CRLS)," *arXiv preprint*, 2023.
- [8] J. Reinhard, B. R. Hayes-Gill, Q. Yi, H. Hatzmann, and S. Schiermeier, "Comparison of non-invasive fetal electrocardiogram to Doppler cardiocotogram during the 1st stage of labor,".
- [9] G. Fruhman, J. A. Gavard, K. McCormick, J. Wilson-Griffin, E. Amon, and G. A. Gross, "Standard external Doppler fetal heart tracings versus external fetal electrocardiogram in very preterm gestation: A pilot study,".
- [10] N. Sanger, B. R. Hayes-Gill, S. Schiermeier, W. Hatzmann, J. Yuan, E. Herrmann, F. Louwen, and J. Reinhard, "Prenatal foetal non-invasive ECG instead of Doppler CTG – A better alternative?" *unpublished*.
- [11] R. Sameni and G. D. Clifford, "A review of fetal ECG signal processing: Issues and promising directions," *unpublished*.
- [12] Y. Xuan, X. Zhang, S. S. Li, Z. Shen, X. Xie, L. P. Garcia, and R. Togneri, "A new approach to extract fetal electrocardiogram using affine combination of adaptive filters," *unpublished*.
- [13] N. Zhang, J. Zhang, H. Li, O. O. Mumini, O. W. Samuel, K. Ivanov, and L. Wang, "A novel technique for fetal ECG extraction using single-channel abdominal recording," *unpublished*.
-



- [14] E. D. Dhas and M. Suchetha, "Extraction of fetal ECG from abdominal and thorax ECG using a non-causal adaptive filter architecture," *pubMed*.
- [15] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 5th ed. Pearson Education, 2013.
- [16] A. H. Sayed, *Adaptive Filters*. Wiley, 2008.
- [17] F. Gustafsson, *Adaptive Filtering and Change Detection*. Wiley, 2000.
- [18] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*. Prentice-Hall, 1985.
- [19] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th ed. Prentice Hall, 2002.
- [20] A. H. Sayed, *Fundamentals of Adaptive Filtering*. Wiley, 2003.
- [21] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation*, 4th ed. Springer, 2013.
- [22] M. L. Honig and D. G. Messerschmitt, *Adaptive Filters: Structures, Algorithms, and Applications*.