



HAL
open science

Estimation multimodale du Rythme Cardiaque Foetal: contributions méthodologiques et validation clinique

Mariel Resendiz Rojas

► **To cite this version:**

Mariel Resendiz Rojas. Estimation multimodale du Rythme Cardiaque Foetal: contributions méthodologiques et validation clinique. Biotechnologies. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2024. Français. NNT: 2024GRALS003 . tel-04650910

HAL Id: tel-04650910

<https://theses.hal.science/tel-04650910v1>

Submitted on 17 Jul 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : ISCE - Ingénierie pour la Santé la Cognition et l'Environnement

Spécialité : BIS - Biotechnologie, instrumentation, signal et imagerie pour la biologie, la médecine et l'environnement

Unité de recherche : Translational Innovation in Medicine and Complexity

Estimation multimodale du Rythme Cardiaque Foetal : contributions méthodologiques et validation clinique

Multimodal estimation of fetal heart rate: methodological contributions and clinical validation

Présentée par :

Mariel RESENDIZ ROJAS

Direction de thèse :

Julie FONTECAVE-JALLON

MAITRESSE DE CONFERENCE HDR, Université Grenoble Alpes

Directrice de thèse

Bertrand RIVET

MAITRE DE CONFERENCES HDR, GRENOBLE INP

Co-directeur de thèse

Rapporteurs :

PHILIPPE RAVIER

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, UNIVERSITE D'ORLEANS

VICENTE ZARZOSO

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, UNIVERSITE COTE D'AZUR

Thèse soutenue publiquement le **4 mars 2024**, devant le jury composé de :

SOPHIE ACHARD,

DIRECTRICE DE RECHERCHE, CNRS DELEGATION ALPES

Présidente

PHILIPPE RAVIER,

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, UNIVERSITE D'ORLEANS

Rapporteur

VICENTE ZARZOSO,

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, UNIVERSITE COTE D'AZUR

Rapporteur

VINCENT VIGNERON,

MAITRE DE CONFERENCES HDR, UNIVERSITE EVRY VAL D'ESSONNE

Examineur

JERÔME MARS,

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, GRENOBLE INP

Examineur



Remerciements

J'ai imaginé au début la thèse comme une aventure à plusieurs dimensions. C'était bien le cas puisque, finalement, elle a été tout autant scientifique que humaine et un défi personnel. Cette thèse aura été une course de longue haleine ; un marathon que je m'apprêtais à courir seule, et au cours duquel j'ai constaté que je le parcourais bel et bien accompagnée. Je suis donc reconnaissante envers tous les gens qui ont été là pour moi dès le début, et envers tous ceux que j'ai pu rencontrer en chemin, votre présence a été la clé de la réussite.

C'est donc naturel pour moi de commencer par remercier mon encadrement, mes parents scientifiques : Julie Fontecave-Jallon et Bertrand Rivet. Rien de tout cela n'aurait pas été possible sans vous ! Quelques lignes ne suffiront jamais pour dire tout le bien que je pense d'eux. Je vous remercie surtout de m'avoir si bien encadrée. Vos conseils et vos critiques m'ont grandement aidé (lentement mais sûrement) à me faire avancer et évoluer dans le monde de la recherche. Je me dois de vous remercier aussi pour m'avoir motivé même quand j'étais au plus bas, notamment aussi pendant la pandémie qui a représenté à peu près la moitié du temps de la thèse. Merci de m'avoir partagé vos connaissances infinies avec de la patience, d'une étendue tout aussi grande, que cette thésarde aura réussi à mettre à l'épreuve de temps à autre. Votre encadrement a été tout autant redondant que complémentaire (on ne se fatiguera pas de le répéter) : vous avez su insister sur les points essentiels tout en apportant chacun votre essence. Julie : le mélange parfait entre bienveillance et efficacité. Tu es une personne admirable et un modèle à suivre. Tu démontres chaque jour qu'il n'y a rien qui ne puisse être accompli lorsqu'on se donne tout pour y arriver (y compris une armée de post-its !). Il suffit de bien regarder devant et d'avancer d'un pas à la fois. Merci pour ce repas improvisé qui m'aura bien touchée, je le garderai toujours en souvenir. Bertrand : lorsque la méticulosité rencontre un passionné, beaucoup d'idées sont nées. J'aurai beaucoup appris à te regarder faire. Merci pour ce bel exemple de pédagogie. Mes questions les plus naïves ont rencontré les réponses les plus bienveillantes et les plus éclairantes.

Je tiens ensuite à remercier mon jury, d'avoir attendu patiemment la date finale et pour leur intérêt porté à mon sujet de thèse. Merci à mes deux rapporteurs Philippe Ravier et Vicente Zarzoso d'avoir lu aussi attentivement mon manuscrit et pour tous les retours qu'ils ont pu me faire. Merci également à Sophie Achard, Jérôme Mars et Vincent Vigneron, d'avoir mené un débat intéressant et bien rythmé ; les discussions ont été enrichissantes.

Merci à tous ceux qui font régulièrement de la vie au laboratoire un cadre de travail

agréable. Merci à Elsa, Diane, Léna et MISI (en particulier à Olivier) vous m'avez beaucoup aidé pendant toutes mes démarches, problèmes et péripéties. Merci aussi aux filles du CIC-IT et du HCE qui ont grandement participé aux travaux ici présentés. Merci à tous ceux que j'ai pu côtoyer pendant ma thèse. Merci tout particulièrement aux gens de ce demi-premier étage. Merci aux gens de l'équipe PRETA, GMCAO et RH qui ont su lui donner toute sa vie colorée. Merci pour ce premier accueil ; Nafissa, merci pour tes mots rassurants et ton sourire pour bien commencer ce projet. Merci Cindy et Pascale pour les petites discussions quand on se croise. Merci Tiana, Nafissa, Pascale, Laurent, Elsa, Nicolas, Rolf, Simon et Pierre-Yves pour ces premières discussions et repas à table. Merci à tous ceux qui se joints à nous après aussi au fur et à mesure (Rémi, Hugo, Eric, Jérôme, Léandro, Diane, Mathurin, Matthieu, Léna, Vianney et Stéphanie) ainsi que tous ceux qui continuent à arriver. Merci au bureau 101 (Nicolas, Mathurin, Anastasia et Matthieu), il y avait toujours quelqu'un pour aller parler et se changer les idées. Merci aussi aux stagiaires que j'ai pu voir passer et à ceux qui ont travaillé dans le projet de thèse (Matthis, Amira, Duane et Baptiste). Merci aux co-bureaux qui ont su m'accompagner pendant les différentes périodes de ce parcours : merci Rémi pour ta compagnie constante et les discussions amusantes le matin dans le bureau ; merci Duane pour ces discussions pendant la rédaction de ma thèse ; merci Baptiste pour ton aide précieuse le moment venu et pour les petits moments au RU. Merci à ce couloir que j'ai vu tant changer, dont la renommée de certains comme des acharnés et professionnels de jeux de société a traversé ses frontières.

Des chaleureux remerciements à tous ceux qui m'ont accompagnée de près, de loin ou virtuellement au long de ma thèse. Merci en général à tous mes amis, même si je ne suis pas exhaustive, ils se reconnaîtront. Merci à Moriki-san pour ces appels pendant le confinement, c'était salvateur. Merci à mes amis au Mexique qui m'écrivent encore et toujours. Merci aux gens de Gre : merci à Paty et à Titouan pour me proposer des sorties de fréquence aléatoire ; merci à Nicolas et à Anastasia pour ces sorties et discussions thérapeutiques (et philosophiques), on voit que la thèse est une galère partagée ; merci aussi Rémi pour les moments de jeux, de cuisine ou les deux (Overcooked). Merci à ceux m'ont accueillie pendant mes escapades parisiennes (merci à mes Sirènes et aux gens du groupe) ou autres destinations (Aldo, Paula). Merci à ceux qui m'ont reçue les bras ouverts (Claire, Tristan, Sylvain, Valentin, Samuel, Florian, Céline, Amandine, Marguerite, Carlos et Constantine), les vacances avec vous m'ont vraiment ressourcée. Merci à Itzel de m'appeler quand elle pense à moi de temps à autre, son intuition est toujours la bonne, merci de rester. Merci à Aymeric pour les années passées et pour son soutien, les gestes sincères ne s'oublient pas. Merci à Alain, Béa, François et Aurélie (et Lucien !) pour l'accueil chaleureux, je suis vraiment chouchoutée.

Des grands remerciements aux gens qui ont pris soin de moi et de ma santé, physique et mentale, que ce soit de près (merci au meilleur colocataire du confinement, merci Jhon pour ta bonté et toutes les discussions passionnantes) ou de loin (merci infiniment à Tania, les milliers de km n'ont pas empêché des conversations de durée kilométrique ; tu sais me conseiller précieusement). Bien sûr, merci à Renato pour toutes ces années de soutien et d'amitié, décrocher le téléphone peut toujours varier entre devoir résoudre une crise ou des blagues à en mourir de rire, mais tu réponds toujours présent, *gracias cosa*.

Merci de tout coeur à ma famille. Merci à mes oncles, tantes et cousins qui prennent de nouvelles de moi, je reçois vos messages avec affection. Merci tout particulièrement à mes parents et à ma soeur, pour leur soutien inconditionnel. J'ai la chance d'avoir une famille exemplaire, une famille en or. Ce sont peu de mots mais qui veulent tout dire. Merci d'avoir fait le voyage pour venir m'accompagner le jour de ma soutenance, c'était le meilleur cadeau.

Merci à mon *alter ego*, tu as été le meilleur point d'inflexion durant cette thèse ; contrairement à ce que tu penses, tu maîtrises l'art du *bon timing*. Merci de m'avoir aidé à traverser les moments de doute et de stress, tu auras vécu tout autant que moi cette thèse. Merci aussi pour tous ces moments de joie et de fierté, je suis sûre que l'avenir nous en réserve plein. Merci d'être toi, merci d'être là, merci Matlau.

L'analyse du rythme cardiaque foetal (RCF) reste la technique la plus courante pour suivre le bien-être du fœtus et détecter la détresse foetale pendant le travail et l'accouchement. Si la cardiotocographie (CTG) est aujourd'hui la technique clinique non invasive de référence pour la mesure du RCF, elle souffre de plusieurs inconvénients, ce qui pousse à s'intéresser à des technologies alternatives, comme l'électrocardiographie (ECG) et la phonocardiographie (PCG) abdominales. Une solution originale, utilisant un unique signal abdominal (ECG ou PCG), a été proposée pour répondre à la fois à la faisabilité en routine clinique et au défi de la difficile détection d'événements temporels dans des signaux enregistrés en conditions réelles. Basée sur l'algorithme de factorisation de matrices non négatives (NMF), elle exploite la semi-périodicité de l'ECG ou du PCG foetal pour l'estimation du RCF.

Le travail mené dans le cadre de cette thèse est d'une part expérimental et d'autre part algorithmique. Sur le plan expérimental, une base de données de 40 enregistrements sur femmes enceintes volontaires dans le dernier mois de grossesse a été constituée avec l'enregistrement synchrone de signaux ECG et PCG thoraciques et abdominaux, simultanément avec la CTG de référence. Elle a été analysée sur les plans expérimental et clinique. Du point de vue algorithmique, la méthode proposée, dans sa première version, supposait l'indépendance temporelle et ne tenait pas compte de la propriété de continuité des valeurs du RCF. Aussi, le travail algorithmique mené dans cette thèse a contribué à l'ajout dans le cadre NMF d'un modèle de Markov caché (HMM) pour inclure des informations physiologiques sur l'évolution temporelle du RCF. Cette proposition a été implémentée numériquement et évaluée sur la base de données réelles.

Abstract

Fetal heart rate (FHR) analysis remains the most common technique for monitoring fetal well-being and detecting fetal distress during labor and delivery. Although cardiotocography (CTG) is today the non-invasive clinical reference technique for measuring FHR, it suffers from a number of drawbacks, prompting interest in alternative technologies such as abdominal electrocardiography (ECG) and phonocardiography (PCG).

An original solution, using a single abdominal signal (ECG or PCG), has been proposed to address both the feasibility in clinical routine and the challenge of the difficult detection of temporal events in signals recorded in real-life conditions. Based on the non-negative matrix factorization (NMF) algorithm, it exploits the semi-periodicity of the fetal ECG or PCG to estimate the FHR.

The work carried out in this thesis is both experimental and algorithmic. On the experimental side, a database of 40 recordings from volunteer pregnant women in the last month of pregnancy was created, with synchronous recording of thoracic and abdominal ECG and PCG signals, simultaneously with the reference CTG. It was analyzed both experimentally and clinically. From an algorithmic point of view, the first version of the proposed method assumed temporal independence, and did not take into account the property of continuity of FHR values. Therefore, the algorithmic work carried out in this thesis contributed to the addition of a Hidden Markov Model (HMM) to the NMF framework to include physiological information on the temporal evolution of the RCF. This proposal has been implemented numerically and evaluated on the basis of real data.

Table des matières

Remerciements	3
Résumé	7
Abstract	9
Liste des publications liées à la thèse	15
Liste des acronymes	17
I Introduction	19
1 Contexte clinique général	21
1.1 Préambule / Motivation	21
1.2 Surveillance foetale pendant le travail et l'accouchement	23
1.3 Techniques de mesure du RCF	26
1.4 Enjeux cliniques	33
2 Signaux physiologiques : Électrocardiogramme & Phonocardiogramme	37
2.1 Activité cardiaque : fonctionnement et mesure	37
2.1.1 Anatomie et physiologie cardiaque	37
2.1.2 Mesure de l'activité cardiaque	39
2.1.3 Spécificités du coeur foetal	42
2.2 Modélisation des signaux ECG et PCG	42
2.2.1 Caractéristiques temporelles et fréquentielles	42
2.2.2 Analyse temps-fréquence	45
2.3 Signaux en conditions réelles	46
3 Etat de l'art méthodologique : traitement de signaux pour le suivi du Rythme Cardiaque Foetal (RCF)	51
3.1 Approche classique : estimation du rythme cardiaque par détection d'événements	52

TABLE DES MATIÈRES

3.1.1	Principaux défis du suivi cardiaque foetal par ECG ou PCG abdominal	52
3.1.2	Etapes de traitement	54
3.1.3	Algorithmes de débruitage du signal ECG abdominal	55
3.1.4	Algorithmes de débruitage du PCG abdominal	61
3.1.5	Algorithmes de détection d'événements cardiaques	63
3.2	Estimation de rythme cardiaque par suivi harmonique	65
3.3	Factorisation non-négative des matrices (NMF) pour l'estimation du RCF .	69
3.3.1	Description méthodologique de la NMF	69
3.3.2	Mesures de ressemblance	72
3.3.3	Critère d'optimisation	74
3.3.4	Utilisation de la NMF pour le suivi du RCF	76
3.4	Modèle de Markov Caché (HMM) pour les signaux cardiaques	79
3.4.1	Modèle de Markov Caché (HMM)	80
3.4.2	Utilisation du HMM pour le débruitage des signaux cardiaques . . .	81
4	Objectifs de la thèse	83
 II Acquisitions et traitements de signaux ECG et PCG pour l'estimation du rythme cardiaque foetal		85
5	Base de données de santé	87
5.1	Limites des bases de données existantes	87
5.2	Constitution de la base de données	88
5.2.1	Étude clinique SurFAO-Obstétrique	88
5.2.2	Procédure d'acquisition des signaux	90
5.3	Évaluation clinique de la base de données	93
5.3.1	Bilan des acquisitions	93
5.3.2	Qualité et sélection des enregistrements	95
5.3.3	Référence clinique : cardiotocogramme	98
5.4	Critères de performance	99
5.4.1	Mesure de fiabilité de l'estimation du RCF	99
5.4.2	Mesure du biais d'estimation du RCF	101
5.4.3	Mesure de la corrélation entre l'estimation du RCF et la référence .	101
5.4.4	Mesure de la confusion entre l'estimation du RCF et le rythme cardiaque maternel	102
6	Estimation du RCF à partir de l'ECG	103
6.1	Éléments théoriques : NMF+HMM	103

6.1.1	Interprétation statistique de la NMF	103
6.1.2	Inclusion des dynamiques temporelles par HMM	106
6.1.3	Estimation des paramètres	107
6.2	Application à l'estimation du RCF	110
6.2.1	Prétraitement du signal électrocardiogramme (ECG)	110
6.2.2	Mise en œuvre et paramétrage de la méthode NMF+HMM	110
6.2.3	Problèmes numériques	112
6.3	Analyse qualitative des résultats d'estimation	113
6.4	Analyse quantitative	122
7	Estimation du RCF à partir du PCG	133
7.1	Pré-traitement du signal PCG pour l'estimation du RCF	133
7.2	Atténuation de la composante maternelle par <i>template subtraction</i>	137
7.3	Estimation du RCF par NMF+HMM à partir du PCG débruité	140
7.4	Analyse qualitative des résultats d'estimation	143
7.4.1	Atténuation de la composante maternelle	143
7.4.2	Bénéfices de l'algorithme HMM	145
7.5	Analyse quantitative	147
III	Conclusions et Perspectives	155
8	Conclusions et Perspectives	157
8.1	Sur le plan méthodologique	157
8.2	Sur le plan des données de santé et de la validation clinique	159
	Table des figures	170
	Liste des tableaux	171
	Bibliographie	186

Publications liées à la thèse

Articles dans des revues internationales

- **Mariel Reséndiz Rojas**, Julie Fontecave-Jallon and Bertrand Rivet, “Hidden Markov model in nonnegative matrix factorization for fetal heart rate estimation using physiological priors,” *Physiological Measurement*, vol. 43, no. 10, p. 105001, 2022.

- Nafissa Dia, Julie Fontecave-Jallon, **Mariel Resendiz Rojas**, Marie-Caroline Faisant, Veronique Equy, Didier Riethmuller, Pierre-Yves Gumery and Bertrand Rivet, “Fetal heart rate estimation by non-invasive single abdominal electrocardiography in real clinical conditions,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, p. 103187, 2022.

- Marie-Caroline Faisant, Julie Fontecave-Jallon, B. Genoux, Bertrand Rivet, Nafissa Dia, **Mariel Resendiz Rojas**, Didier Riethmuller, Véronique Equy and Pascale Hoffmann, “Non-invasive fetal monitoring : Fetal Heart Rate multimodal estimation from abdominal electrocardiography and phonocardiography,” *Journal of Gynecology Obstetrics and Human Reproduction*, vol. 51, no. 8, p. 102421, 2022.

Article de conférence internationale

- Lafaye de Micheaux, Hugo, **Mariel Resendiz Rojas**, Bertrand Rivet and Julie Fontecave-Jallon, “Residual convolutional autoencoder combined with a non-negative matrix factorization to estimate fetal heart rate,” in *Proc. Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Glasgow, Scotland, UK, July 202, pp. 1292–1295.

Liste des acronymes

bpm	battements par minute
BSS	blind source separation
CTG	cardiotocographie
DSP	densité spectrale de puissance
ECG	électrocardiogramme
ECGa	électrocardiogramme abdominal
ECGf	électrocardiogramme foetal
ECGm	électrocardiogramme maternel
ECGt	électrocardiogramme thoracique
EKF	extended kalman filter
EM	expectation-maximization
EMD	empirical mode decomposition
EMG	électromyogramme
FDA	Food and Drug Administration
FIR	finite impulse response
GEM	generalized expectation maximization
HMM	hidden Markov model
ICA	Independent Component Analysis
LMS	Least Mean Squares
MAP	maximum a posteriori
MCGf	magnétocardiogramme foetal
MD	median deviation
MLE	maximum likelihood estimation
MM	majoration-minimisation
MUR	multiplicative update rules
NMF	non-negative matrix factorization
NSA	noeud sino-auriculaire
NSV	noeud sino-ventriculaire
PCA	Principal Component Analysis
PCG	phonocardiogramme
PCGa	phonocardiogramme abdominal
PCGf	phonocardiogramme foetal

TABLE DES MATIÈRES

PCGt	phonocardiogramme thoracique
PPG	photopléthysmographie
RC	rythme cardiaque
RCF	rythme cardiaque foetal
RCM	rythme cardiaque maternel
RG	ratio of good agreement
RMC	ratio of maternal confusion
RO	ratio of outliers
RSB	rapport signal sur bruit
SFA	souffrances foetales aiguës
SNA	système nerveux autonome
STFT	short-time Fourier transform
SVD	singular value decomposition
TEO	Teager energy operator
TS	template subtraction
WT	wavelet transform

Première partie

Introduction

Contexte clinique général

1.1 Préambule / Motivation

Le premier mois de vie de tout nouveau-né représente la période la plus vulnérable en lien avec sa survie. Depuis 1990, il y a eu globalement une amélioration importante concernant la survie des nouveaux-nés. En effet, à l'échelle mondiale, le nombre total de décès pendant la période néonatale a significativement diminué, passant de 5 millions à 2,4 millions en 2020 [1]. Cependant, il faut maintenir les efforts pour une réduction de ce chiffre surtout au vu de certains éléments, comme le fait que la grande majorité des cas se produit dans les pays à revenu faible et intermédiaire et que près de la moitié se produit pendant l'intrapartum [2]. Ainsi, les nouveaux-nés dont le décès advient pendant les premiers 28 jours de vie souffrent des conditions et des maladies associées à un manque de soins de santé de qualité et à une absence de prise en charge pendant ou immédiatement après la naissance et pendant les premiers jours de vie. Les naissances prématurées, les complications pendant l'accouchement (asphyxie intrapartum ou incapacité de respirer correctement), les infections et les anomalies congénitales se trouvent parmi les principales causes de mortalité néonatale.

Dès lors, pour s'assurer du bon déroulement de la grossesse, du travail et de l'accouchement, une surveillance de l'état de santé du fœtus est primordiale. Plusieurs méthodes existent pour évaluer le bien-être du fœtus mais c'est la surveillance continue du rythme cardiaque fœtal (RCF) qui est la méthode d'évaluation la plus utilisée [3]. Ses caractéristiques ont été étudiées dans diverses situations cliniques, comme l'identification d'un retard de croissance pendant le parturient. Certaines anomalies de son tracé ont été également associées à des souffrances du fœtus pendant l'intrapartum [4]. Son usage est devenu quasiment systématique pendant toute la durée du travail, toujours dans le but de réduire

les issues défavorables.

Ainsi, parmi les complications pouvant se présenter pendant les phases du travail et de l'accouchement se trouvent les souffrances foetales aiguës (SFA). Celles-ci correspondent à des perturbations graves de l'oxygénation foetale survenant au cours de l'accouchement [5]. Le suivi du RCF, et notamment l'analyse de sa variabilité, a pour objectif la détection d'anomalies pouvant présager une SFA, afin de signaler la nécessité d'une éventuelle intervention d'urgence pour éviter des sévères dommages néonataux. En effet, une prise en charge non effectuée à temps pourrait conduire à une mort intrapartum ou à l'évolution vers des séquelles neurologiques graves [5]. Défini comme un test de dépistage pour les asphyxies foetales, le suivi du RCF est devenu, du fait de sa facilité de mise en oeuvre, un indicateur clé de souffrance foetale [6].

Par conséquent, il existe un besoin de disposer de technologies de surveillance du rythme cardiaque foetal qui puissent fournir des informations fiables sur l'état de santé du foetus tout au long de la grossesse mais également pendant la phase de travail et d'accouchement. Plusieurs techniques de mesure centrées sur le suivi et l'évolution du RCF existent actuellement.

Pourtant, l'introduction et l'adoption des modalités ont souvent été soumises à controverse. Ainsi, il y a eu beaucoup de discussions autour de la surveillance continue face à l'auscultation intermittente, qui était la pratique clinique standard au milieu du XXème siècle. En effet, après son introduction en 1968, la cardiotocographie (CTG), technique à ultrasons, a connu un essor considérable, utilisée dans 99% des cas en France depuis 1989 [6] et dans plus de 85% des fins de grossesse aux Etats-Unis [7]. C'est aujourd'hui la référence clinique pour le suivi du RCF en salle d'accouchement dans tous les pays développés [8]. Cependant, malgré son utilisation très répandue, certaines études suggèrent qu'elle a significativement contribué à l'augmentation du taux des césariennes [3], sans pour autant avoir démontré que la réduction des cas adverses était liée à son utilisation [9].

Beaucoup de précautions sont prises dorénavant face à tout changement de technologie et peu d'évolutions significatives ont été faites à cet égard en pratique. Néanmoins, l'intérêt de proposer des nouvelles méthodes capables de rivaliser ou de venir en support de celles existantes est toujours aussi présent.

Parmi les différentes méthodes d'enregistrement du RCF, l'électrocardiogramme foetal (ECGf) et le phonocardiogramme foetal (PCGf) ont quelques caractéristiques les mettant en avant dans les recherches actuelles. Par exemple, leur aspect simple d'utilisation et de coût réduit est en accord avec l'objectif initial d'améliorer les conditions cliniques pour la plus grande quantité de personnes. Mais aussi, parce que par leur nature et par leur

morphologie, elles permettent l'accès à un grand nombre de paramètres cliniques et en particulier au rythme cardiaque. Un nombre considérable d'études se sont focalisées sur leur traitement respectif pour obtenir, de manière non-invasive, une estimation cliniquement viable de ce biomarqueur. Dans la littérature, de nombreux travaux méthodologiques pour le calcul du RCF ont conduit à des résultats remarquables et sont encore en constante évolution. Toutefois, si tous ces travaux théoriques n'aboutissent pas naturellement à une implémentation en routine clinique c'est d'abord dû à la difficulté de retrouver la même qualité de résultats dans les conditions complexes rencontrées dans la pratique, et ensuite parce que les protocoles d'utilisation des capteurs n'ont pas été conçus en accord avec les restrictions d'usage clinique. Il reste alors de la place pour perfectionner les techniques qui promettent de résister le mieux aux conditions difficiles et réelles d'enregistrement.

Dans cette optique, le projet ANR SurFAO (Surveillance Foetale Assistée par Ordinateur), mené entre 2018 et 2024, a pour ambition d'enrichir les pratiques cliniques au cours des différents stades de la grossesse. La ligne directrice du projet est d'étudier des alternatives algorithmiques tout en respectant les contraintes médicales requises. Il s'agit en conséquence d'un travail collaboratif entre différentes unités de recherche comprenant des scientifiques et des cliniciens (laboratoires TIMC et GIPSA-Lab, CIC-IT Grenoble, et CHU Grenoble Alpes, services de Gynécologie-Obstétrique et de Cardiologie Foetale et Pédiatrique). Pour cela, un des objectifs était la création et la validation d'une base de données de signaux enregistrés sur des femmes volontaires enceintes, celle-ci permettant de disposer de données représentatives de situations réelles, pour le développement algorithmique et pour l'évaluation de l'efficacité obtenue. C'est dans le cadre de ce projet que les travaux ici menés s'inscrivent.

1.2 Surveillance foetale pendant le travail et l'accouchement

Diverses circonstances, parfois imprévisibles, peuvent conduire à une SFA pendant l'accouchement. Plusieurs signes cliniques permettent d'en faire le diagnostic, mais ce dernier est principalement réalisé à partir de l'évaluation de l'oxygénation foetale. Celle-ci peut-être réalisée de façon directe ou indirecte par [5] :

- L'apparition de méconion : évaluée à travers l'étude de la variation de l'aspect et de la couleur du liquide amniotique,
- Le RCF : qui traduit l'adaptation du fœtus à la variation d'oxygène dans son sang et à la variation de sa pression artérielle,
- L'oxymétrie de pouls foetal : mesurant la saturation d'oxygène dans le sang à travers

l'absorption des lumières rouge et infra-rouge,

- La mesure du pH au scalp foetal : chargée de déterminer l'équilibre acido-basique, puisque l'accumulation de certains types de gaz lors d'un épisode d'hypoxie provoque une acidose.

Au vu des inconvénients repérés et de la difficulté d'obtention de la mesure du pH, l'étude du RCF bénéficie d'une certaine supériorité qui s'est traduite par son utilisation comme méthode habituelle de diagnostic [5]. Par conséquent, les efforts se sont concentrés d'abord, à obtenir un tracé RCF de qualité et ensuite à réaliser une lecture pertinente des évolutions et changements du RCF au cours du temps.

De façon générale, les variations de rythme cardiaque (RC) sont dues à un processus connu sous le nom d'homéostasie. C'est la régulation permanente à laquelle est soumise l'activité cardiaque, contrôlée par le système nerveux autonome (SNA). Appartenant au système nerveux, le SNA est la partie reliée aux organes du corps. Il se compose de deux sous-systèmes : sympathique et parasympathique. Il est en charge de répondre aux changements de l'environnement en stimulant ou en inhibant les processus physiologiques, dont la tension artérielle, le rythme cardiaque et la fréquence respiratoire par exemple. En d'autres termes, le système sympathique est en charge de réagir en cas de stress ou d'urgence et cela passe par la stimulation de l'organisme. Au contraire, le système parasympathique tend à le ralentir ; il contrôle les processus physiologiques de sorte à maintenir l'énergie dans l'organisme. Ainsi, la variation du RC est l'expression des adaptations des états physiologiques aux sollicitations externes, et livre en conséquence des informations sur les états du corps, particulièrement les états de stress.

Dans le cas du fœtus, l'interprétation du RCF repose sur quatre critères définis en 1997 par l'Institut Américain de la Santé de l'Enfant et du Développement Humain (NICHD) [10, 5, 11] : le rythme de base ou fréquence de base, la variabilité, les accélérations et les ralentissements ou décélérations de rythme. La figure 1.1 illustre les quatre critères d'interprétation du RCF.

Le rythme de base ou fréquence de base du RCF, correspond à la valeur moyenne des battements au cours des 10 dernières minutes sans prendre en compte des événements épisodiques et des moments de grande variabilité. Le RCF est généralement plus élevé que celui d'un adulte mais la plage de valeurs considérées normales varie fortement en fonction de l'âge gestationnel pour se trouver entre 110 et 160 battements par minute (bpm) au moment de la naissance.

La variabilité fait référence aux fluctuations de la fréquence de base. Le fait que la durée entre chaque battement cardiaque ne soit pas toujours constante traduit un bon équilibre

1.2. SURVEILLANCE FOETALE PENDANT LE TRAVAIL ET L'ACCOUCHEMENT

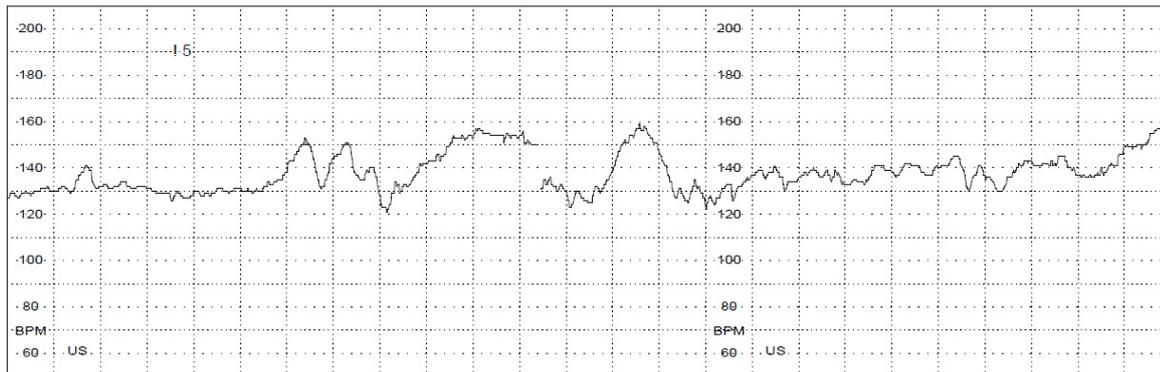


FIGURE 1.1 – Extrait d'un tracé du RCF enregistré avec la CTG illustrant les critères d'interprétation du RCF : rythme de base de valeur ici autour de 130 bpm, variabilité d'environ 10 bpm et accélérations qui font ponctuellement grimper le RCF à 150 bpm.

entre les deux sous-systèmes du SNA et une capacité du corps à s'adapter. La mesure de la variabilité du RCF se fait en calculant l'écart entre le point le plus élevé et le plus bas de la courbe du RCF (hors épisodes d'accélérations et de décélérations). Elle est dite normale ou modérée lorsque cette amplitude a une valeur entre 6 et 25 bpm. Initialement de structure plus simple, la variabilité devient de plus en plus complexe, à mesure que le coeur du fœtus se développe [12].

Les accélérations et les décélérations se traduisent par un changement soudain de rythme de 15 bpm, respectivement supérieur ou inférieur au rythme de base, de durée entre 15 et 120 secondes. Tandis que les accélérations font part de la réactivité du fœtus, les ralentissements vont souvent de pair avec les contractions utérines pour favoriser l'oxygénation en allongeant la diastole [5]. Depuis la fin du XIXème siècle, le lien a été observé entre la présence de décélérations et la souffrance du fœtus [9]. C'est notamment pour cela que le RCF est considéré comme un indicateur de l'évolution de l'état du fœtus. Ainsi, les ralentissements se caractérisent par leur *nadir* (niveau le plus bas du RCF pendant la durée du ralentissement). Ils sont quantifiés par leur amplitude (que ce soit la différence entre le *nadir* et la fréquence de base ou juste par l'amplitude du *nadir*), par leur durée et par la fréquence de répétition. Ils se classifient en précoces, tardifs, variables et prolongés selon leur apparition par rapport aux contraction utérines [10]. Pour une bonne interprétation la qualité du tracé est essentielle. Il n'est pas étonnant alors que plusieurs méthodes d'enregistrement aient été développées.

1.3 Techniques de mesure du RCF

Le domaine maintenant essentiel de la surveillance du bien-être du fœtus au moyen du RCF est en réalité une application réussie de la science du diagnostic. En effet, les travaux de Laennec sur les bienfaits de la pratique de l'auscultation pour le diagnostic des maladies de la poitrine ont inspiré Kergaradec qui, en 1821, décida d'appliquer cette idée en posant un stéthoscope sur l'abdomen d'une femme enceinte [13].

L'**auscultation** consiste à réaliser des observations espacées des sons cardiaques. Son importance devint rapidement évidente et la méthode fût rapidement adoptée dans plusieurs pays pour finalement devenir la pratique clinique standard vers la moitié du 20ème siècle. Son utilisation a permis de déceler le lien entre les ralentissements du RCF et les souffrances fœtales. Les moyens de mise en oeuvre ont changé graduellement avec le temps. Si Kergaradec a été le premier à faire un rapport complet de son idée, il y a des traces d'expériences antérieures. Tout indique que le premier moyen d'auscultation était tout simplement la pose de l'oreille contre le ventre maternel. La technique a évolué ensuite, en passant par les propositions successives de différents instruments dont le "gastroscope", le "métroscope" et le "vaginoscope" - les deux derniers pour ausculter par voie vaginale, pour finalement arriver au stéthoscope fœtal ou "fétoscope" en 1917. Ce dernier consiste à placer un stéthoscope sur le front de l'examineur au moyen d'une bande métallique pour le fixer. Cependant, la fiabilité du diagnostic repose sur les compétences de l'expert [14].

Pour avoir un accès aux sons cardiaques fœtaux et à ses applications, l'intérêt de les enregistrer est devenu de plus en plus évident. Les avancées technologiques en électronique et informatique ont contribué par la suite à l'introduction des premiers moniteurs basés sur la phonocardiographie [15].

Le **phonocardiogramme (PCG)** provient de l'activité mécanique du coeur. Le signal peut être obtenu facilement en plaçant un petit capteur acoustique sur l'abdomen maternel. Le signal est une retranscription graphique des sons cardiaques entendus au stéthoscope. Il montre les deux principaux sons, systolique S_1 et diastolique S_2 , voir figure 1.2. Bien enregistré et avec une qualité suffisante, il peut fournir des informations comme la présence des extrasystoles, le bigéminisme ou le trigéminisme, entre autres [16]. Son étude dans la littérature n'a pas été linéaire au cours du temps. Non seulement les problèmes technologiques relatifs à la captation et à l'enregistrement ont contribué à la perte de son attractivité jusqu'à la fin des années 60 [13], mais encore aujourd'hui, un des problèmes majeurs liés à l'exploitation des signaux PCG est la corruption par différentes sources de bruit. Le microphone peut être très sensible d'abord aux bruits internes, relatifs au fœtus

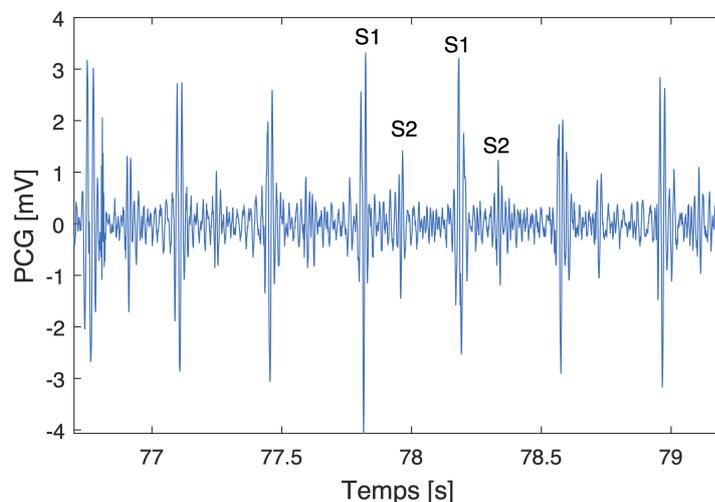


FIGURE 1.2 – Signal phonocardiogramme foetal (PCGf) où apparaissent une succession de sons S_1 (motif de grande amplitude) et S_2 (motif de plus faible amplitude).

- en fonction de sa position et de ses déplacements - ou à la mère - par le fonctionnement de ses systèmes physiologiques, comme l'activité digestive, cardiaque et respiratoire. Mais il est aussi sensible aux bruits externes liés au maintien et positionnement du dispositif ainsi qu'aux événements ambiants comme la voix [17]. D'interprétation difficile, son utilisation a été drastiquement réduite [18] avant que des travaux récents ne reprennent son étude ([19] et [20]).

Ce n'est qu'après l'introduction d'autres importants apports technologiques en gynécologie que les pratiques cliniques ont commencé à changer. Il s'agit en particulier de l'utilisation des ultrasons pour la mesure du RCF. Une méthode d'auscultation largement connue est l'**échographie Doppler** à ultrasons. C'est une technique non invasive qui étudie la fluctuation de sang et permet l'évaluation des vaisseaux, superficiels et profonds [21]. Le Doppler pulsé utilise une sonde composée d'un ou plusieurs transducteurs. Il émet et reçoit, alternativement, un faisceau ultrasonore et le faisceau des échos réfléchis. Couplé à une échographie en temps réel, cette méthode est utilisée pour détecter le flux sanguin foetal [22]. Un traitement des faisceaux réfléchis permet d'obtenir le RCF. Toutefois, c'est une technologie coûteuse et il est impératif que l'examen soit réalisé et interprété par des opérateurs experts pour s'assurer de son exactitude [23]. Cela empêche une évaluation en continu et rend donc l'échographie inutilisable au moment de l'accouchement.

La **cardiotocographie (CTG)** est une technique également basée sur le Doppler pulsé et

qui est aujourd'hui la technique de référence clinique en salle d'accouchement. En positionnant un capteur Doppler à ultrasons sur l'abdomen maternel, les signaux échos réfléchis par le coeur du fœtus sont analysés en utilisant généralement un processus d'autocorrélation pour obtenir le RCF [24]. Les contractions utérines sont enregistrées simultanément avec un transducteur abdominal de pression. Cependant, la nature bruitée et complexe des signaux du transducteur Doppler est encore une limitation de la CTG. L'autocorrélation utilisée pour l'estimation du RCF est parfois incapable de suivre les décélérations très abruptes ce qui peut entraîner des pertes de signal [25]. Ces pertes, visibles sur la figure 1.3, peuvent nuire à la lecture et à l'interprétation du tracé. A ce problème s'ajoutent la tendance à surestimer la variabilité [6] et l'occasionnelle confusion du RCF avec le rythme cardiaque maternel (RCM) [26], cette confusion étant d'autant plus fréquente que l'indice de masse corporelle de la patiente est élevé ou au moment de l'accouchement [27]. De plus, la correcte utilisation de la CTG dépend des compétences et de l'expérience des experts lors du placement et de la manipulation des capteurs. Du fait des mouvements fœtaux et maternels, le remplacement des capteurs est souvent nécessaire pour éviter l'augmentation des confusions de rythme, qui surviennent du fait de l'orientation du transducteur vers les artères maternelles [28, 15]. Enfin, même si la CTG fait actuellement partie de la routine clinique, il n'a pas encore été démontré de façon concluante que l'exposition aux ultrasons soit complètement inoffensive pour le fœtus [9]. Même si des effets n'ont été démontrés que dans le cas des animaux, ces raisons peuvent entraver une utilisation prolongée de cette technique pour une surveillance à long terme [18].

Une autre technique pour mesurer et enregistrer l'activité cardiaque est l'électrocardiogramme fœtal (ECGf). Si les recherches à son égard ont évolué en parallèle de celles du phonocardiogramme fœtal (PCGf), son champ d'étude est actuellement beaucoup plus complet et étoffé, avec un nombre plus important de travaux se consacrant à son analyse et à son utilisation, du fait de l'interprétation plus facile du signal observé. L'**électrocardiogramme (ECG)** est une très ancienne méthode inventée par Einthoven en 1895 ; il a utilisé un galvanomètre à cordes pour enregistrer les battements d'un coeur d'adulte. A peine quelques années plus tard, en 1906, Cremer s'en sert pour observer les battements cardiaques fœtaux au moyen de capteurs abdominaux et intravaginaux [30]. Pendant la première moitié du 20ème siècle, son utilisation est dirigée vers l'évaluation de l'état de santé du fœtus [14], mais n'arrive pas à s'imposer à cause de la très faible puissance fœtale, comme clairement observé sur la figure 1.4. C'est pourquoi, l'arrivée de l'amplification électrique, grâce aux travaux de Maekawa et Toyoshima représente une étape importante dans le domaine de l'électrocardiographie [13].

Ce n'est qu'en 1953 que Smyth [4] a essayé de réaliser la mesure autrement, en attachant une électrode à la partie visible du fœtus pendant l'accouchement. Cela a donné lieu à la

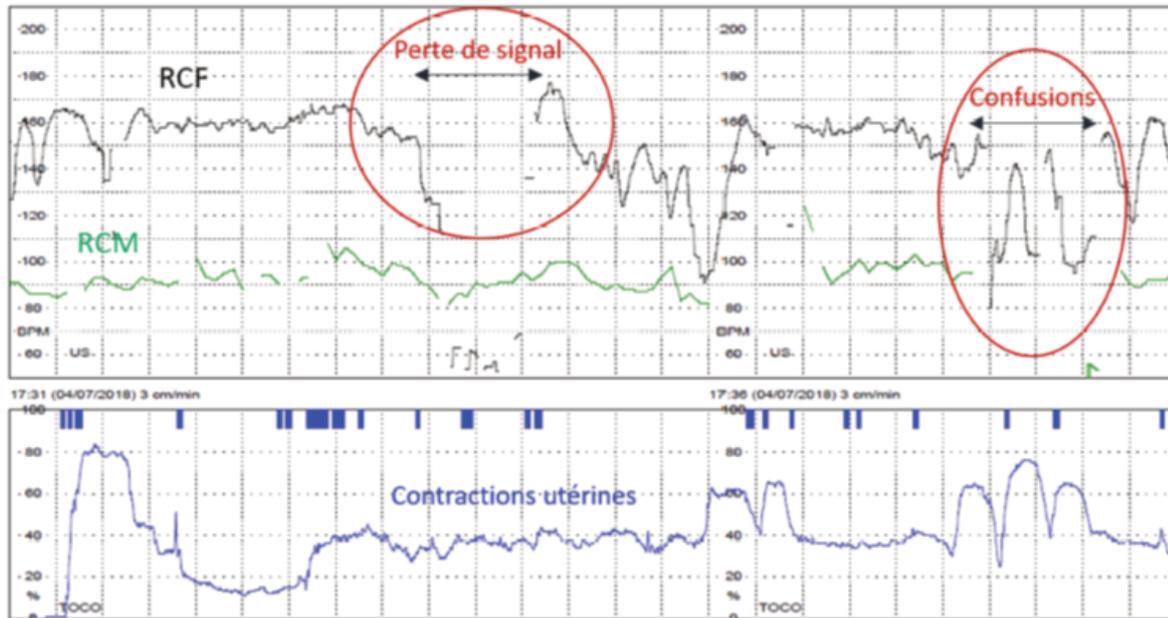


FIGURE 1.3 – Exemple d'un tracé CTG enregistrant simultanément le rythme cardiaque foetal, le rythme cardiaque maternel et les contractions utérines. Sont présents ici des pertes de signal et des confusions à la lecture entre le RCF et le RCM [29].

technique de l'ECG de scalp (figure 1.5). Ainsi, l'**ECG de scalp**, considéré actuellement comme le *gold standard*, permet d'obtenir le RCF en plaçant par voie interne une électrode sur le scalp foetal. Son utilisation est très limitée car la mesure de l'ECG de scalp n'est possible qu'après la rupture de la poche des eaux et avec le cervix dilaté [10]. C'est une technique invasive et dont les risques incluent des infections et des saignements pour la mère et le foetus [31].

Toutes ces méthodes présentent des avantages, tant du côté pratique que du côté de la précision de la mesure, mais leurs inconvénients ont laissé une porte ouverte pour continuer à proposer d'autres alternatives. Un nouveau besoin clairement identifié est celui d'une méthode non-invasive nécessitant le minimum d'intervention de professionnels médicaux.

Une méthode recevant beaucoup d'intérêt dans ce sens est l'**électrocardiogramme abdominal (ECG_a)**. Le principe est le même que celui utilisé pour l'électrocardiogramme thoracique (ECG_t) d'un adulte. De façon générale, l'électrocardiogramme (ECG) est généré par l'activité électrique du coeur et correspond à l'enregistrement des potentiels électriques parcourant le coeur. Chaque cycle du coeur correspond au passage du courant des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre. Cela se traduit, sur le plan électrocardiographique, par l'enregistrement toujours dans le même ordre de

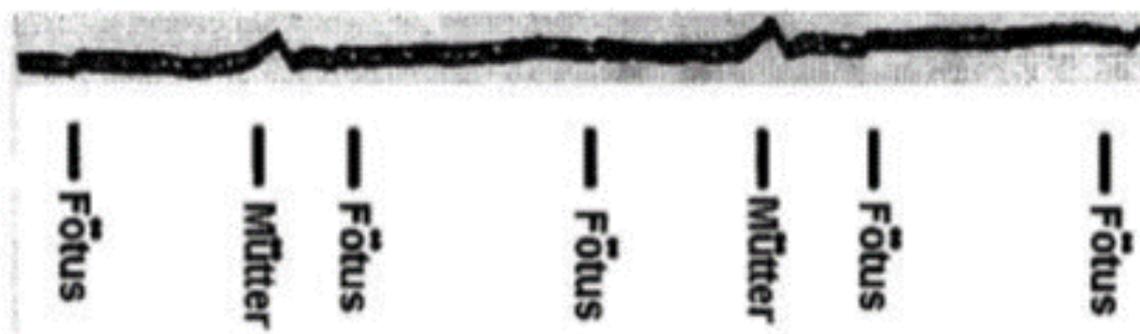


FIGURE 1.4 – Premiers enregistrements ECGf obtenus par Cremer en 1906, comportant les annotations pour les battements de la mère (*Mütter*) et du foetus (*Fötus*). Figure prise de [30].

différentes ondes. Ces ondes sont au nombre de 5 et sont plus connues sous les noms de P, Q, R, S et T (définies au chapitre 2). Toutefois, pour le cas du foetus cette signature du fonctionnement cardiaque est obtenue de manière indirecte à l'aide d'électrodes placées à la surface de la peau au niveau de l'abdomen de la mère. C'est un signal de faible amplitude, auquel peuvent également s'ajouter différentes sources de bruits. Néanmoins, la principale contamination est l'électrocardiogramme maternel ; celui-ci étant beaucoup plus important que le signal du foetus (figure 1.5).

La qualité du signal ECGa enregistré représente alors un défi dans le domaine du traitement du signal. Dans cette optique, le **magnétocardiogramme foetal (MCGf)** est une technique alternative d'intérêt pour le suivi du RCF. Elle consiste à mesurer les champs magnétiques générés par la conduction du courant au coeur du foetus. Le signal obtenu est morphologiquement très semblable à celui de l'ECGa mais son principal atout est d'avoir un rapport signal sur bruit (RSB) plus élevé (figure 1.6). Ceci permet de faire une analyse détaillée des ondes et peut être utilisé pour un diagnostic précoce des arythmies foetales et d'autres pathologies congénitales [18]. Le volume de travaux de recherche permet de rendre compte de l'intérêt croissant pour cette technologie, notamment au cours des derniers années, ceci accru par l'amélioration et l'accessibilité des appareils de mesure [12]. Néanmoins, son utilisation n'en est qu'au stade expérimental en raison des inconvénients liés à l'appareil notamment sa taille, son prix et la complexité de l'instrumentation, qui nécessite obligatoirement la présence de personnel compétent. Actuellement le seul appareil suffisamment sensible pour enregistrer les mesures d'intérêt de très faible amplitude est le superconductive quantum interference device (SQUID) qui possède un système de refroidissement à base d'hélium [18]. De plus, puisque les mouvements de la mère et du foetus troublent la mesure pendant la durée d'enregistrement, il n'est pas pour l'instant

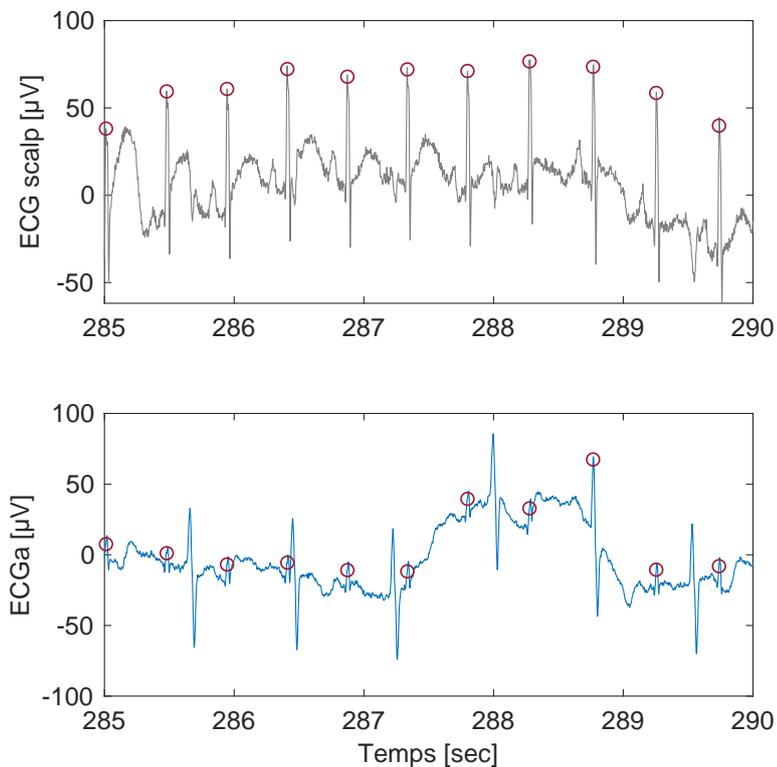


FIGURE 1.5 – Signaux ECG de scalp et ECG abdominal (ECGa) enregistrés de manière synchrone. Signaux de la base de données PhysioNet [32, 33]. Sur les deux tracés, les marqueurs rouges correspondent aux pics R du fœtus.

envisageable de le considérer pour une surveillance de longue durée.

Une dernière technique introduite en 1930 mais récemment mise en application pour le calcul du RCF est la **photopléthysmographie (PPG)**. En se servant des principes optiques de l'absorption de la lumière en fonction des tissus et des différentes longueurs d'onde, c'est une méthode non-invasive qui mesure la variation de volume dans les vaisseaux sanguins en utilisant une source de lumière et un détecteur [14].

Pour finir, outre les systèmes utilisés en routine clinique actuelle (telles que ceux de cardiocographie ou d'échographie, déjà mentionnés), il est intéressant de faire un point sur les dispositifs approuvés et actuellement disponibles sur le marché pour la surveillance continue du RCF. A ce jour, il n'existe que trois dispositifs commerciaux pour la mesure et l'enregistrement du RCF approuvés par la *Food and Drug Administration (FDA)* [15] : Monica AN24 monitor (Monica Healthcare, Nottingham, UK), Meridian M110 Fetal Moni-

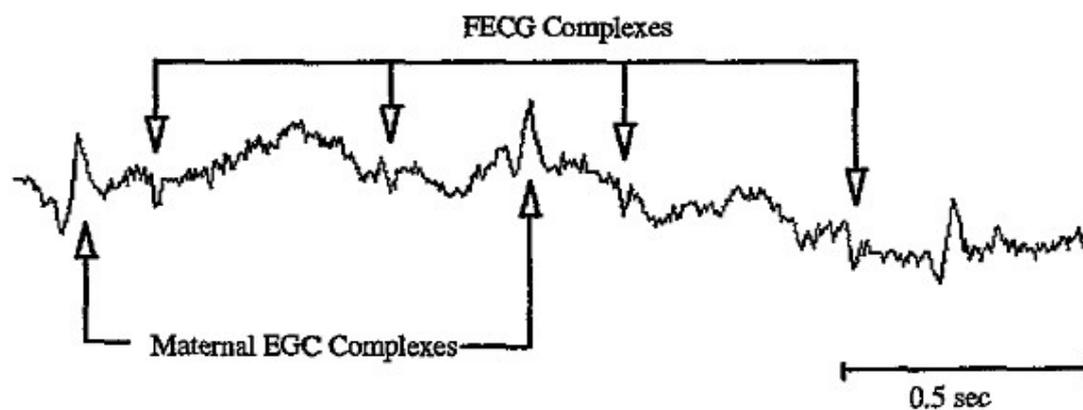


Figure 1. Raw fetal electrocardiogram data recorded from the abdomen of a 38 week gestation subject.

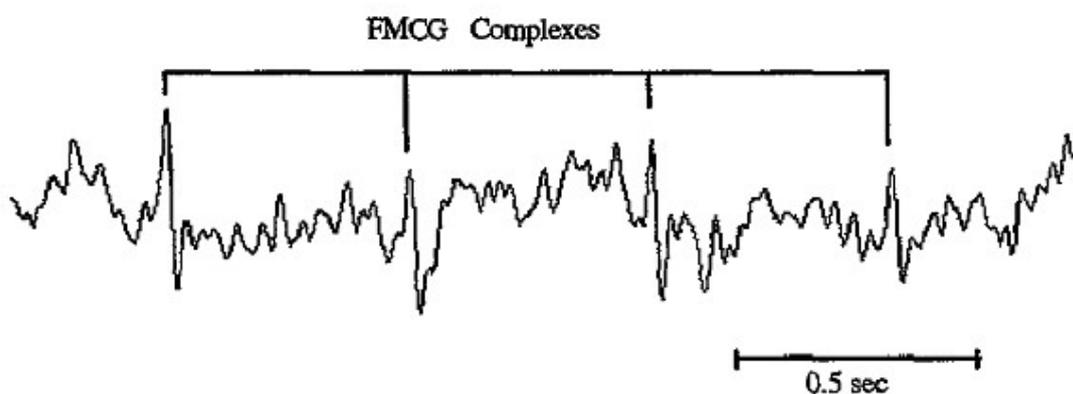


Figure 2. Raw fetal magnetocardiogram data recorded from the abdomen of a 38 week gestation subject.

FIGURE 1.6 – Signaux ECGa (haut) et MCGf (bas) synchrones d'un même sujet, repris de [34].

toring System (MindChild Medical, Inc., North Andover, MA, USA) et PUREtrace (Nemo Healthcare, Veldhoven, the Netherlands). Les deux premiers se centrent sur la technologie de l'ECGf, tandis que le dernier est un dispositif mesurant l'électromyogramme (EMG) pour la mesure de l'activité utérine au-delà de 37 semaines de gestation. Si le premier utilise un réseau de 5 électrodes ECG à placer sur le ventre maternel, les derniers réalisent les mesures à l'aide d'un système de patch. Les possibilités sont nombreuses mais pour l'instant, il y a un manque d'études réalisées et les résultats ne sont pas encore optimaux, notamment à l'approche du moment de l'accouchement.

Après cette présentation globale des méthodes de surveillance les plus connues, il ressort qu'elles peuvent être classifiées selon leur caractère invasif ou non-invasif et en fonction de la possibilité d'effectuer une évaluation continue, ou intermittente le cas échéant. Le tableau 1.1 synthétise les méthodes précédemment présentées et résume la technique de mesure utilisée, ainsi que les avantages et les inconvénients de chacune des méthodes.

1.4 Enjeux cliniques

Le but de la recherche dans les dispositifs biomédicaux est de perfectionner de manière constante les méthodes de mesure, d'enregistrement et de diagnostic pour en proposer de nouvelles, moins invasives (ou au moins plus confortables pour le patient) et plus performantes. L'idée est qu'elles soient donc capables de réaliser des mesures les plus précises possibles tout en essayant de rester les plus simples, tant en matière de confort pour le patient, que dans la mise en pratique par les cliniciens pour une utilisation en continu.

Dans le domaine de la surveillance foetale, les recherches ont donné lieu à diverses technologies pour l'obtention du signal du RCF. Ainsi, actuellement la CTG et l'ECG de scalp se sont imposés comme étant la référence clinique et le *gold standard*. Cependant, les problématiques liées à ces méthodes invitent à réfléchir à des solutions alternatives. Plus particulièrement, il s'agit d'améliorer l'estimation obtenue de façon à trouver un bon compromis entre l'ergonomie et la robustesse, l'objectif étant de développer une technique pouvant combiner la praticité et le caractère non invasif de la CTG avec la fiabilité et l'exactitude de l'ECGf de scalp. Les techniques plus anciennes comme l'ECGf et le PCGf sont non invasives, d'un coût moindre et très pratiques d'utilisation. Leur utilisation ne requiert pas d'opérateurs experts. Pour ces raisons, et dans le but d'améliorer l'extraction du signal foetal et en particulier le RCF, ce sont celles qui seront considérées dans ce travail et utilisées via un nombre restreint de capteurs et d'électrodes positionnés sur l'abdomen de la mère.

Classiquement, l'approche choisie dans ce but est l'ajout d'un plus grand nombre de capteurs du même type ; c'est le cas des techniques recourant à plusieurs capteurs abdominaux pour améliorer la précision du signal ECGf extrait. Cette solution est généralement inadaptée à la pratique clinique. Dans la suite de ces travaux, il sera donc étudié la question de minimiser le nombre de capteurs. Issus de différentes modalités électrique et mécanique, ECG et PCG partagent la même information recherchée de RC. Cependant, leur nature différente est mise en évidence puisqu'ils ne sont pas affectés par le même type de bruit. Ceci pourrait à terme permettre de les utiliser conjointement pour rendre l'estimation plus robuste face aux bruits tout en n'utilisant que peu de capteurs.

Cette approche reste toujours en accord avec la recherche biomédicale, où il est de grand intérêt de perfectionner les techniques et de réduire les coûts pour les rendre accessibles au plus grand nombre [14].

1.4. ENJEUX CLINIQUES

Méthode	Technologie	Type d'intervention	Avantages	Limitations
Auscultation	Écoute des sons cardiaques avec un fétoscope	Non-invasive	- Facilité d'utilisation	- Fiabilité du diagnostic dépendant des compétences de l'expert - Intermittent, pas d'évaluation continue.
PCG	Un microphone pour l'enregistrement des sons cardiaques	Non-invasive	- Signal riche en informations cardiaques - Très accessible - Facilité d'utilisation - Évaluation continue	- Très susceptible aux bruits - Interprétation difficile - Faible rapport signal sur bruit (RSB) - Sensible au placement
Échographie	Transducteurs envoyant des faisceaux à ultrasons	Non-invasive	- Très précise - Information sur l'anatomie du cœur (taille et forme)	- Coût du dispositif - Besoin d'experts qualifiés - Radiation ultrasonore - Mesure intermittente
CTG	Transducteurs Doppler et transducteurs abdominaux	Non-invasive	- Référence clinique - Facilité d'utilisation - Évaluation continue	- Besoin d'experts - Radiation ultrasonore - Pertes de signal - Confusion avec le RCM
ECG scalp	Électrodes à spires	Invasive	- <i>Gold standard</i> - Très précise - RSB élevé - Signal riche en informations	- Risques d'infections - Fenêtre d'utilisation réduite (après la rupture de la poche des eaux)
ECGa	Électrodes sur la surface de l'abdomen maternel	Non-invasive	- Pas cher - Facilité d'utilisation - Évaluation continue	- Faible RSB - Très interféré, surtout par la composante maternelle
MCGf	Magnétomètre utilisant des capteurs SQUID près de l'abdomen maternel	Non-invasive	- Morphologie semblable à celle de l'ECGf avec un meilleur RSB - Précis	- Coûteux - Grande taille de l'appareil - Besoin d'experts - Mesure intermittente

TABLE 1.1 – Tableau récapitulatif des techniques de suivi et de mesure du RCF.

2

Signaux physiologiques : Électrocardiogramme & Phonocardiogramme

Pour une compréhension plus approfondie des signaux qui seront traités dans ce travail, ce chapitre est consacré à en faire une description globale. Pour cela il introduit les concepts physiologiques qui se trouvent à l'origine des signaux enregistrés et qui expliquent leurs principales caractéristiques. Quelques outils mathématiques, permettant de faire l'analyse des signaux, seront ensuite décrits. Finalement, les sources de bruit les plus couramment rencontrées en pratique seront décrites pour illustrer le problème qu'il est question de traiter.

2.1 Activité cardiaque : fonctionnement et mesure

2.1.1 Anatomie et physiologie cardiaque

Le coeur humain

Le coeur est l'élément phare du système cardio-vasculaire, qui se charge de ravitailler les organes du corps avec de l'oxygène et des nutriments, transportés dans le sang, pour qu'ils puissent fonctionner correctement. Le système cardio-vasculaire est constitué du coeur, des artères, des veines et des capillaires. Le coeur est un muscle creux qui, comme une pompe, assure la circulation du sang dans les vaisseaux sanguins. Il est séparé en quatre parties, les oreillettes gauche et droite, dans la partie supérieure, et les ventricules gauche et droit, dans la partie inférieure. La communication au sein et vers l'extérieur du coeur se fait à travers d'une part les valves auriculo-ventriculaires -mitrale à gauche et tricuspide à droite- qui relient les oreillettes aux ventricules, et d'autre part les valves pulmonaires et aortique. Les différentes parties mentionnées sont illustrées sur la figure 2.1. Le coeur

CHAPITRE 2. SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES : ÉLECTROCARDIOGRAMME & PHONOCARDIOGRAMME

fonctionne selon deux boucles pour l'acheminement du sang, la circulation systémique et la circulation pulmonaire, réalisées respectivement par les parties "coeur gauche" et "coeur droit" de la manière suivante :

- A droite, le sang pauvre en oxygène arrivant par la veine cave supérieure est reçu par l'oreillette droite pour être ainsi dirigé directement au ventricule droit. Celui-ci l'envoie aux poumons pour la libération du dioxyde de carbone et l'absorption de l'oxygène.
- A gauche, le sang oxygéné rentre par les veines pulmonaires pour traverser l'oreillette gauche, ensuite le ventricule gauche et finir par sortir par l'aorte pour être redistribué dans tout le reste du corps.

L'acheminement du sang dans le coeur et son éjection en dehors de celui-ci se fait grâce à la contraction et le relâchement successifs des oreillettes et ventricules. Le résultat de la séquence d'événements lors de chaque battement cardiaque s'appelle la révolution ou cycle cardiaque. Le système cardio-vasculaire, et par extension la fréquence des battements - le rythme cardiaque (RC) - est régi par le SNA, voir chapitre 1, qui le régule pour s'adapter aux besoins du corps et de son environnement.

Le cycle cardiaque

Le cycle cardiaque décrit donc le parcours complet du sang à travers le coeur et se décompose selon les étapes suivantes [35] :

- La contraction des oreillettes et la fermeture des valves auriculo-ventriculaires
- Une phase isovolumétrique
- L'ouverture de la valve aortique
- La phase d'éjection, produite par la contraction ventriculaire
- La fermeture de la valve aortique
- La relaxation isovolumétrique
- L'ouverture des valves auriculo-ventriculaires
- Le remplissage des ventricules

Ces événements se regroupent selon trois phases, illustrées sur la figure 2.1 :

1. Systole auriculaire (*Atrial systole*) : Commence par la contraction des oreillettes versant le sang vers les ventricules. Lorsque celles-ci sont vides, les valves auriculo-ventriculaires se ferment pour permettre aux oreillettes de se remplir à nouveau.
2. Systole ventriculaire (*Ventricular systole*) : Les ventricules se vident en se contractant pour éjecter le sang vers les poumons et vers le reste du corps (ventricules droit et gauche respectivement).

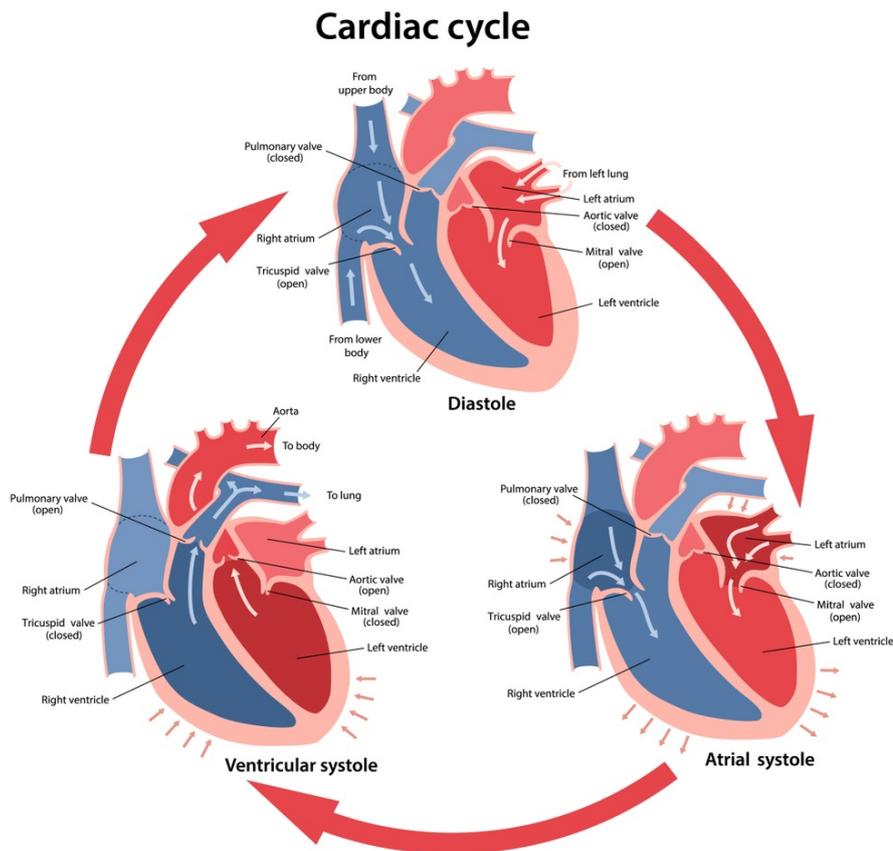


FIGURE 2.1 – Étapes du cycle cardiaque [36].

3. Diastole : A ce stade les ventricules sont vides, les oreillettes pleines et les valves entre les deux encore fermées. Avant de recommencer le processus, une phase de relaxation s'impose et se caractérise par l'ouverture des valves et par le remplissage progressif des ventricules par le sang des oreillettes. Les contractions des cavités se réalisant de manière impulsionnelle sur des courtes durées, le processus de relaxation est le plus long du cycle, environ deux tiers du cycle dans le cas d'un adulte.

Pour un adulte au repos, la fréquence cardiaque est de l'ordre de 60 à 80 bpm, ce qui correspond à une période moyenne de 0,75 à 1s entre deux battements consécutifs.

2.1.2 Mesure de l'activité cardiaque

Électrocardiogramme ECG

L'électrocardiogramme (ECG) correspond à la mesure et l'enregistrement sur la surface du corps de l'activité électrique du coeur. En effet, l'action mécanique des muscles cardiaques est étroitement liée à la propagation électrique. Cette dernière est donc utilisée par le

CHAPITRE 2. SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES : ÉLECTROCARDIOGRAMME & PHONOCARDIOGRAMME

coeur pour pouvoir fonctionner et pouvoir garantir le mouvement constant et répétitif des oreillettes et des ventricules. Ainsi, il est capable de produire et guider ses propres impulsions grâce à un système de conduction composé de différents éléments :

- Le noeud sino-auriculaire (NSA) ou noeud sinusal
- Le noeud sino-ventriculaire (NSV)
- Le faisceau de His et les branches gauche et droite
- Le fibres du réseau de Purkinje

Les stimuli prennent naissance dans le NSA avant d'être conduits vers le reste de l'organe par le système de branches de His et de Purkinje. Leur propagation à travers les cellules cardiaques entraîne une vague de contractions des 4 cavités. Plus spécifiquement, le terme "dépolariation" désigne la décharge électrique, correspondant au déclenchement d'une impulsion, et le terme "repolarisation" sert à désigner le temps de recharge.

L'ECG est donc l'enregistrement des potentiels électriques parcourant le coeur ; il est mesuré grâce à l'utilisation d'électrodes de surface. Le premier enregistrement ECG considéré comme cliniquement significatif a été réalisé par Einthoven [37]. Ainsi, chaque cycle du coeur correspond au passage du courant des oreillettes vers les ventricules qui se contractent dans ce même ordre. Cela se traduit, sur le plan électrocardiographique, par l'enregistrement toujours dans le même ordre des différentes ondes. Ces ondes sont au nombre de 5 et sont plus connues sous les noms de P, Q, R, S et T, illustrées sur la figure 2.2, notamment avec :

- L'onde P qui représente l'impulsion allant du NSA au NSV, correspondant à la phase de dépolariation auriculaire et provoquant la contraction des oreillettes, permettant de les vider en envoyant le sang vers les ventricules.
- Le segment PR qui marque le temps de conduction auriculo-ventriculaire. Le signal électrique arrivant au NSV est retardé pour donner le temps aux oreillettes de se vider. Pendant le remplissage des ventricules, le signal traverse le faisceau de His.
- Le complexe QRS indicatif de la dépolariation ventriculaire et du parcours du courant du réseau de Purkinje. Du fait de la taille plus grande des ventricules, une plus grande énergie et tension sont nécessaires à leur contraction. Ce qui explique que ce complexe soit le plus élevé en amplitude par rapport au reste du signal.
- L'intervalle ST et l'onde T qui symbolisent la repolarisation ventriculaire. Ce temps de recharge est nécessaire avant de recommencer un nouveau cycle.

Les événements P, QRS et ST correspondent respectivement aux systoles auriculaire, ventriculaire et à la diastole. Les segments PR et ST correspondent aux phases isovolumétriques mentionnées plus haut. La figure 2.4 affiche la signature caractéristique de l'ECG (en haut) avec les ondes citées bien observables.

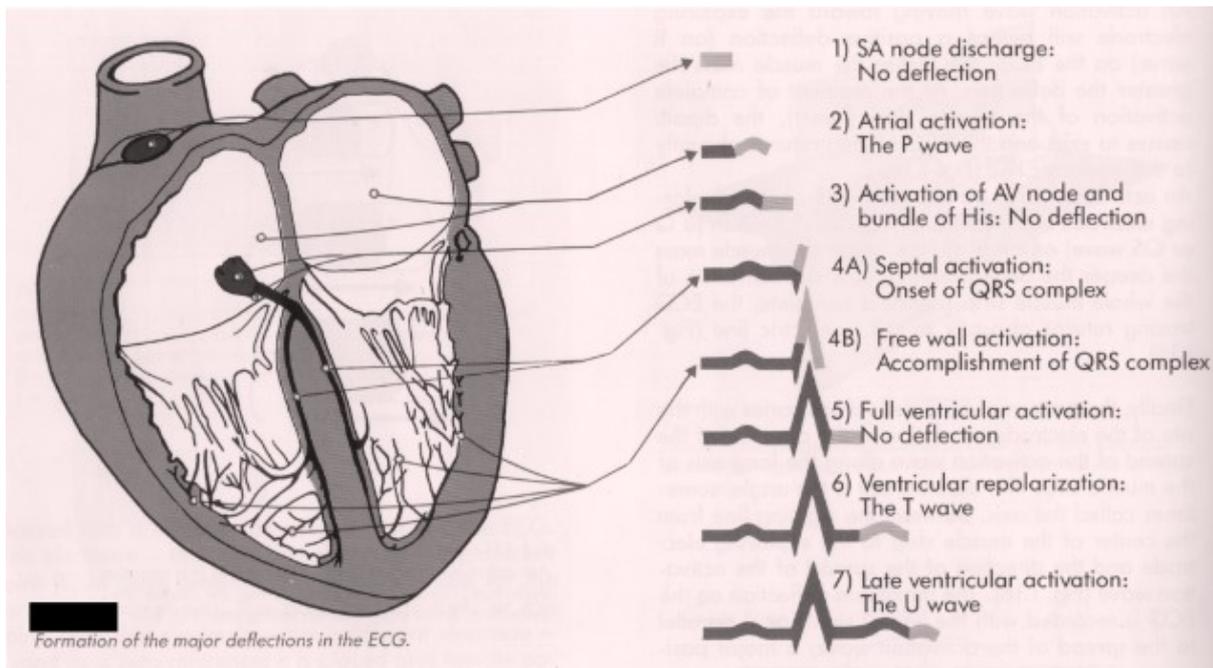


FIGURE 2.2 – ECG comme la mesure de l'activité électrique du coeur. Image reprise de [38].

Phonocardiogramme (PCG)

Le signal PCG peut se définir comme la retranscription graphique des sons cardiaques. Comme détaillé plus haut, le pompage du sang dans le corps est assuré par la circulation du sang à travers les différentes cavités cardiaques. Le passage entre les différentes parties est anatomiquement délimité par :

- Les valves auriculo-ventriculaires, qui séparent les oreillettes des ventricules et dont la fermeture après la systole auriculaire prévient le reflux du sang vers les oreillettes pendant la contraction des ventricules.
- Les valves semilunaires (ou sigmoïdes) correspondant aux valves aortiques et pulmonaires empêchant quant à elles le reflux vers les ventricules pendant la phase de la diastole.

Tout le système cardio-vasculaire contribue au mouvement et au transport du sang à travers différentes actions comprenant des événements valvulaires (ouverture et fermeture des valves), musculaires (vibrations des parois du coeur), vasculaires (vibrations des artères) et des vibrations causées par le changement de vitesse du sang dans le circuit. Les sons cardiaques sont alors le résultat de la somme d'une série d'événements mécaniques dont les composantes les plus proéminentes et les plus audibles sont :

- Le son S_1 , ou son systolique, produit lors de la fermeture des valves auriculo-

ventriculaires.

- Le son S_2 , ou son diastolique, produit lors de la fermeture des valves aortiques et pulmonaires.

En pratique, le signal PCG s'obtient facilement en plaçant un petit capteur acoustique sur la surface de la peau à proximité du coeur. Avec un microphone dont le rôle est de convertir les vibrations mécaniques en signal électrique, le signal PCG est donc une mesure de l'activité mécanique du coeur. La figure 1.2 montre l'allure classique des signaux PCG (en bas), où les deux sons sont bien présents.

2.1.3 Spécificités du coeur foetal

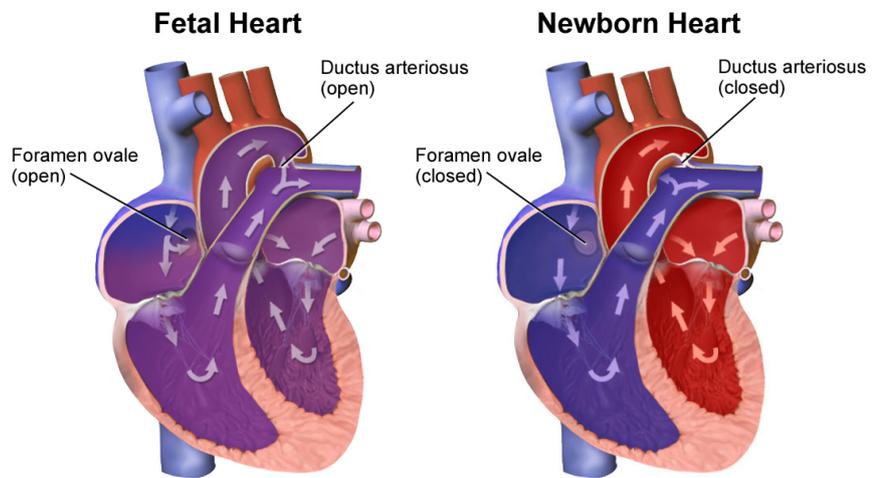
Quelques différences fonctionnelles sont à noter entre le coeur de l'adulte et celui du foetus. En effet, les poumons n'étant pas utilisés avant la naissance, la circulation du sang foetal s'effectue différemment. Dans le cas du système cardio-vasculaire foetal c'est le placenta qui assure le rôle de fournisseur d'oxygène; ce qui évite d'expédier le sang vers les poumons. A la place, les deux ventricules pompent le sang tout au long du reste du corps (y compris dans les poumons). C'est pourquoi le coeur du foetus contient deux connexions additionnelles qui se fermeront définitivement après la naissance : le *foramen ovale* et le *ductus areriosus*. Le *foramen ovale* est le trou reliant les deux oreillettes. Ainsi, lorsque le sang oxygéné est reçu par l'oreillette droite, il est capable d'aller directement à l'oreillette gauche pour arriver au ventricule gauche pour être distribué dans tout le corps. Ceci permet au sang de contourner le circuit pulmonaire. Le sang pauvre en oxygène est aussi reçu par l'oreillette droite qui l'envoie au ventricule droit. Le *ductus areriosus* ou canal artériel, passage entre le tronc pulmonaire et l'aorte, permet ensuite au sang d'être acheminé vers le bas du corps et de rejoindre le placenta via les artères ombilicales. La figure 2.3 affiche un schéma montrant explicitement ces deux connexions (haut) ainsi que la globalité du système cardio-vasculaire du foetus avec l'ajout du placenta (bas).

Malgré ces différences de fonctionnement cardiaque avant et après la naissance, les signaux ECG et PCG foetaux présentent les mêmes caractéristiques que les signaux adultes (ondes P, Q, R, S, T successives pour l'ECG et sons S_1 et S_2 pour le PCG).

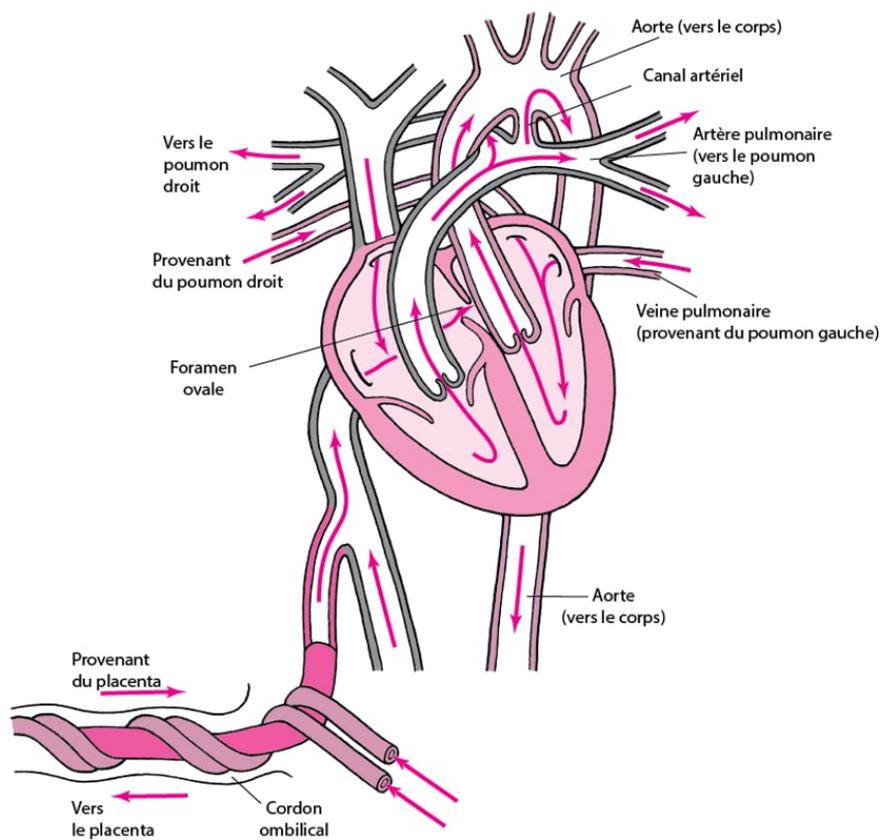
2.2 Modélisation des signaux ECG et PCG

2.2.1 Caractéristiques temporelles et fréquentielles

Les signaux foetaux, l'électrocardiogramme foetal (ECGf) et le phonocardiogramme foetal (PCGf), tout comme les signaux adultes, l'électrocardiogramme thoracique (ECGt)



(a) Passages caractéristiques de la physiologie du foetus



(b) Différences fonctionnelles du système cardiaque

FIGURE 2.3 – Anatomie et fonctionnement du coeur foetal [39, 40].

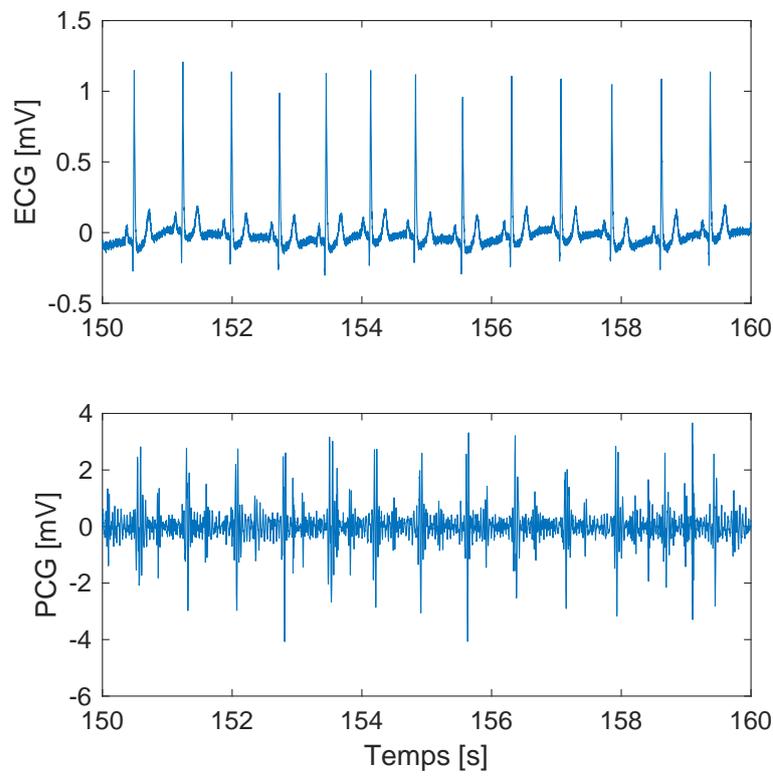


FIGURE 2.4 – Signaux ECG (haut) et PCG (bas). Il est possible d’observer le phénomène de quasi-périodicité de chacun des 2 signaux et de quasi-synchronie entre eux.

et le phonocardiogramme thoracique (PCG_t), ne sont pas en réalité parfaitement périodiques, on les considère comme quasi-périodiques. D’une part, le motif correspondant à un battement cardiaque n’est pas identique pour des battements distincts dans le temps. D’autre part, ces motifs se répètent à intervalles quasi-réguliers, le temps entre chaque battement étant variable. Cette variabilité est due à la régulation permanente à laquelle est soumise l’activité cardiaque, contrôlée par le SNA (section 1.2).

Les signaux peuvent être modélisés grâce au modèle source-filtre [41]. L’entrée du filtre modélise alors la partie quasi-périodique dans le temps, et la partie filtre modélise la forme des différents battements cardiaques, variables dans le temps, et suivant la nature du signal électrique ou mécanique, selon la formule suivante :

$$x(t) = e(t) * \varphi(t) = \sum_i \delta(t - \tau_i) * s_i(t) \quad (2.1)$$

où s_i est le motif du i -ème battement qui a lieu à l’instant τ_i .

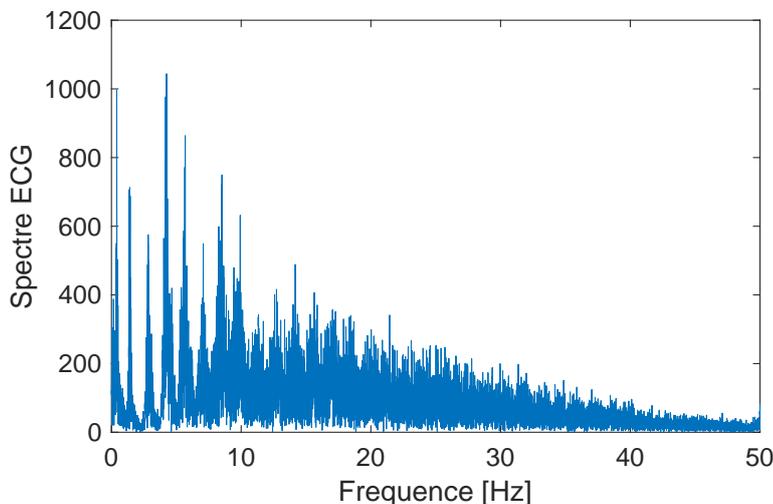


FIGURE 2.5 – Exemple de spectre d’un signal ECG thoracique (ECGt), calculé sur une fenêtre de 4 minutes.

Comme on peut le voir sur la figure 2.4 les signaux d’ECG et de PCG sont une répétition des motifs quasi-périodiques, ondes PQRST pour l’ECG et sons S_1 et S_2 pour le PCG.

D’un point de vue fréquentiel, nous observons, pour un signal ECGt d’adulte sur la figure 2.5, un spectre de raies, localisées à la fréquence fondamentale, ici de valeur 1,4 Hz (soit 84 bpm) et correspondant à la fréquence cardiaque, et aux harmoniques de cette fréquence, et dont l’enveloppe correspond à la valeur absolue de la transformée de Fourier d’un battement (ondes PQRST). Cependant, la fréquence cardiaque évoluant au cours du temps, un élargissement des raies fondamentale et harmoniques est observé, ce qui ne permet pas d’avoir accès à la fréquence cardiaque instantanée. Aussi, pour permettre le suivi de la fréquence cardiaque au cours du temps, une analyse temps-fréquence est donc nécessaire.

2.2.2 Analyse temps-fréquence

Les signaux physiologiques étant non-stationnaires, leur représentation dans le domaine temps-fréquence est d’intérêt, de façon à observer l’évolution du contenu fréquentiel des signaux au cours du temps. Dans cette thèse, nous privilégierons l’analyse temps-fréquence basée sur l’utilisation de la transformée de Fourier à court terme (*short-time Fourier transform* (STFT)). Ainsi, la STFT d’un signal $x(t)$ est définie par :

$$STFT\{x(t)\}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.2)$$

où $h(t)$ est une fonction de fenêtrage et $x(\tau)h(\tau - t)$ le morceau du signal découpé par la fenêtre h à l'instant t . Le spectrogramme est ainsi l'image, en fonction du temps et de la fréquence, de la densité spectrale d'énergie calculée à partir de cette transformée, tel que :

$$S(t, f) = |STFT\{x(t)\}(t, f)|^2. \quad (2.3)$$

Plusieurs paramètres sont à prendre en compte lors du calcul de la STFT, mais le principal dans ce contexte est la durée de la fenêtre de calcul $h(t)$, notée w (constante pour toute l'analyse dans le cas de la STFT). Sur le plan mathématique, le spectrogramme est donc une matrice à coefficients positifs ou nuls, avec un pavage régulier des axes (temporel et fréquentiel). Le choix de la longueur de fenêtre d'analyse donne différentes représentations et allures dans le spectrogramme. A savoir, avec une fenêtre suffisamment courte, nous pourrions observer la localisation précise des événements évoluant dans le temps. Une fenêtre plus longue, autour de 4s, permet *a contrario* de tenir compte d'une structure plus globale du signal [29]. Cela se traduit par l'apparition d'un spectre de raies harmoniques, effet conforme à des signaux quasi-périodiques, voir la figure 2.6. Cette dernière met en évidence la fréquence fondamentale, entre 1 et 1,5 Hz, puis les différentes harmoniques, multiples de cette fréquence fondamentale. Fondamentale et harmoniques ne sont pas constantes au cours du temps, cette évolution temporelle est d'autant plus visible que le rang de l'harmonique augmente. Ceci permet de visualiser les épisodes d'accélération puis de ralentissement du rythme cardiaque.

2.3 Signaux en conditions réelles

Pour bien mettre en évidence les propriétés théoriques, les signaux illustrés précédemment correspondent à des signaux thoraciques, ECGt et PCGt, enregistrés chez l'adulte. Dans le cas du fœtus, bien qu'il y ait des différences avec le coeur après la naissance, l'activité électrique cardiaque, et par conséquent le signal ECG, présente des caractéristiques très similaires. En effet, les stimuli électriques traversent le même système de conduction, comprenant les noeuds et les différentes ramifications, pour la dépolarisation et repolarisation des chambres cardiaques [42]. Les cavités effectuant le même type de mouvement que celles de l'adulte, le même constat peut être fait pour le signal PCG produit par les actions mécaniques du coeur. Ainsi, le même type de signature du fonctionnement cardiaque peut être observé dans tous les cas.

Cependant, il doit être noté que les valeurs physiologiques ne sont pas les mêmes. En effet, si pour un adulte au repos, la fréquence cardiaque est de l'ordre de 60 à 80 bpm, chez un nouveau-né elle s'élève autour de 100 à 120 bpm et pour un fœtus, la durée d'un cycle est environ deux fois plus petite que celle d'un adulte. La fréquence cardiaque fœtale varie

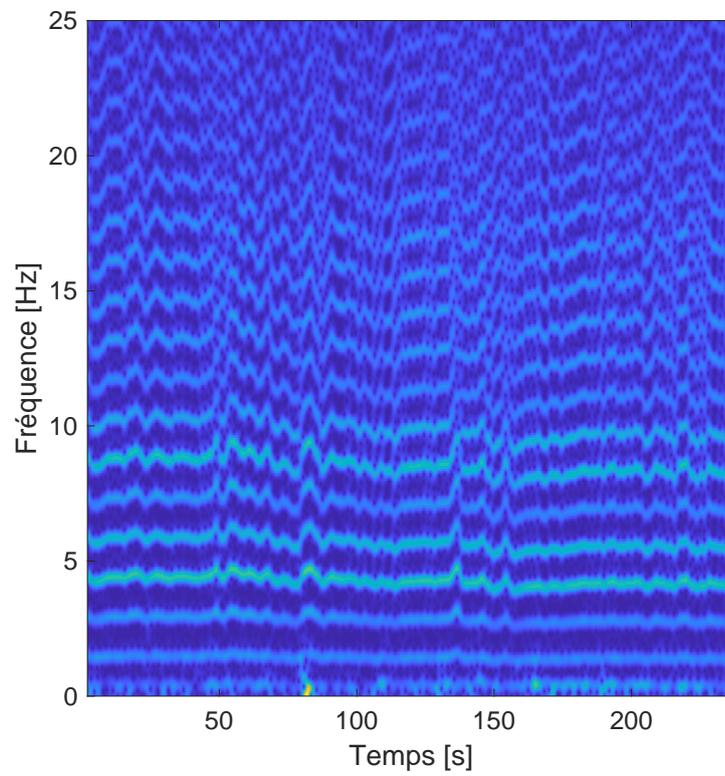


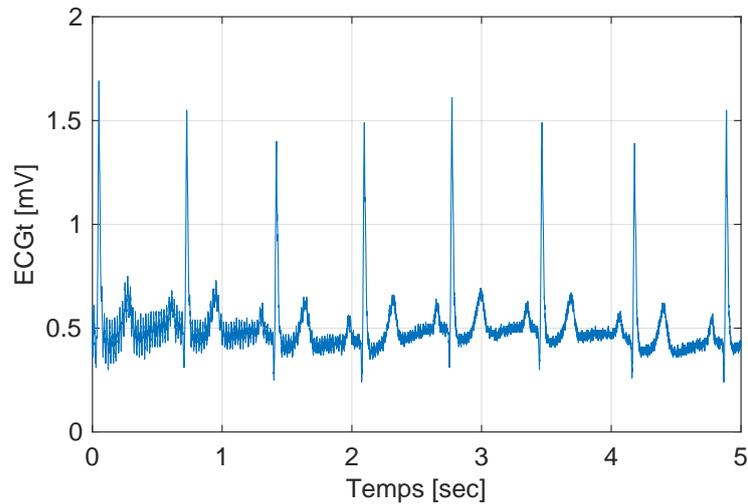
FIGURE 2.6 – Exemple de spectrogramme, tronqué entre 0 et 25 Hz, d'un signal ECGt et calculé avec une fenêtre glissante de 4 secondes. On peut observer la structure harmonique du signal dont la fréquence fondamentale évolue au cours du temps.

entre 110 et 160bpm [43]. Ces valeurs doivent être prises en compte lors de l'analyse des signaux foetaux.

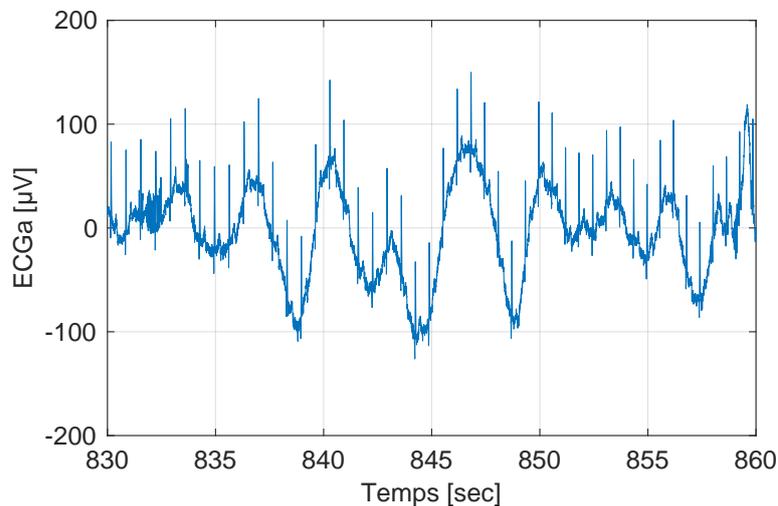
Pourtant, ce qui différencie principalement les signaux thoraciques d'adulte des signaux foetaux est la qualité des enregistrements obtenus. Ceci peut s'expliquer en partie par la variation de protocole d'enregistrement. Tandis que les capteurs sont placés très près du coeur pour les signaux thoraciques, les signaux foetaux sont mesurés en plaçant les capteurs et électrodes à la surface de la peau au niveau de l'abdomen de la femme enceinte. Pour l'ECG, la différence d'amplitude et de puissance entre le signal thoracique ECGt et le signal abdominal ECGa est conséquente. Ainsi, les potentiels mesurés sont de l'ordre de quelques millivolts pour le cas thoracique et de quelques dizaines de microvolts pour le cas abdominal. Ceci constitue une première difficulté pour l'observation et l'analyse détaillée des signaux foetaux.

CHAPITRE 2. SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES : ÉLECTROCARDIOGRAMME & PHONOCARDIOGRAMME

Le deuxième défi provient des bruits courants enregistrés simultanément avec la composante foetale. Certaines de ces interférences sont également observées sur les signaux d'adulte, comme la fluctuation de la ligne de base ou la présence du signal de secteur de fréquence de 50Hz, pour le cas de l'ECG, comme illustré sur la figure 2.7. Or, le signal



(a) Interférence du secteur à 50Hz



(b) Fluctuation de la ligne de base

FIGURE 2.7 – Exemples de signaux ECG bruités en conditions réelles d'acquisition. Signal thoracique ECGt d'adulte bruité par les interférences du secteur à 50Hz (haut). Signal abdominal ECGa présentant une importante fluctuation de la ligne de base (bas).

du fœtus étant de plus faible amplitude, celui-ci est plus facilement affecté par ces bruits. Finalement, pour cette même modalité, c'est la composante maternelle se propageant au long du corps de la mère jusqu'au mélange abdominal qui constitue la principale source de bruit, comme déjà montré sur la figure 1.5 (bas).

Le signal PCGf est soumis à des bruits comparables à ceux du PCG, difficile à interpréter et à modéliser.

Beaucoup de travaux de la littérature sont dédiés au débruitage et à l'analyse des signaux ECG ou PCG de l'adulte, ces travaux de thèse ont eux vocation à se focaliser sur les signaux fœtaux. Le chapitre 3 fera alors l'état de l'art des principaux algorithmes de débruitage pour les signaux ECGa et PCGa dans le but d'extraire des signaux fœtaux et d'en estimer le RCF.

3

Etat de l'art méthodologique : traitement de signaux pour le suivi du Rythme Cardiaque Fœtal (RCF)

Ce chapitre présente un état de l'art des algorithmes de la littérature pour l'analyse de l'électrocardiogramme abdominal (ECGa) et du phonocardiogramme abdominal (PCGa) pour l'estimation du RCF. Une approche intuitive pour une estimation de RCF à partir des signaux abdominaux est de considérer la séquence des intervalles entre deux battements successifs. Ceci correspond à l'approche la plus classique dans la littérature et consiste en la localisation précise des événements cardiaques dans le temps. Dans ce but, il faut d'abord séparer les signaux foetaux du mélange abdominal par des algorithmes de débruitage et d'extraction avant l'utilisation d'algorithmes de détection des événements caractéristiques des battements cardiaques (ondes R pour le signal ECGf et sons S_1 pour le signal PCGf).

Ainsi, la première section de ce chapitre décrira brièvement pour chaque modalité les algorithmes de débruitage et de détection les plus connus et les plus utilisés. Après un diagnostic des principaux défis de cette approche de détection d'événements cardiaques pour l'estimation du signal RCF et des principales limitations des algorithmes, une deuxième philosophie de calcul du RCF par suivi harmonique sera présentée. C'est cette approche qui est au coeur des travaux de thèse de Nafissa Dia [29], point de départ des travaux de cette présente thèse. Ainsi, les principes des algorithmes utilisés pour la suite des travaux seront introduits, d'abord les principes généraux de la *non-negative matrix factorization* (NMF) et puis, les détails de son application pour l'estimation du RCF dans [29]. Enfin, une introduction aux modèles de Markov cachés (*hidden Markov model* (HMM)) viendra terminer ce chapitre, en prévision des contributions méthodologiques à suivre.

3.1 Approche classique : estimation du rythme cardiaque par détection d'événements

3.1.1 Principaux défis du suivi cardiaque foetal par ECG ou PCG abdominal

Le suivi foetal robuste et fiable depuis les enregistrements abdominaux reste encore à ce jour une problématique ouverte n'ayant pas une réponse systématique. En effet, l'extraction d'un ECGf et d'un PCGf de qualité, tout comme la détection précise de leurs caractéristiques, demeure un problème non encore résolu.

L'acquisition des signaux se faisant de manière indirecte, plusieurs sources de bruits peuvent s'ajouter au signal foetal. De ce fait, la qualité des signaux mesurés peut fortement être influencée par plusieurs facteurs, dont le placement des capteurs, la position du foetus et les mouvements maternels et foetaux. De plus, par la nature des mesures effectuées et des technologies utilisées, il peut encore s'ajouter des signaux indésirables provenant du bruit ambiant ou liés aux fonctions physiologiques de la mère. Il est donc possible de dire que les signaux ECG et PCG abdominaux sont des mélanges systématiques de différentes sources, où le signal foetal risque de n'avoir qu'une faible amplitude. Ainsi, l'utilisation de capteurs abdominaux nécessite le développement d'algorithmes de traitement des signaux spécifiques et innovants pour pouvoir extraire l'information utile au suivi foetal.

L'analyse détaillée des signaux ECG et PCG ainsi que des différents bruits observés dans la section 2.3, permet d'identifier le principal défi algorithmique propre à chaque signal.

- Dans le cas de l'ECG abdominal (ECGa), il s'agit de la forte présence du signal traduisant l'activité cardiaque maternelle, comme illustré précédemment dans la partie (b) de la figure 1.5. L'amplitude de la composante maternelle est très significativement supérieure au signal foetal, et rend difficile la suppression de cette interférence.
- Du côté du PCG abdominal (PCGa), ce sont sa nature et sa morphologie qui compliquent sa lecture et son interprétation. En effet, les événements représentant les sons cardiaques n'apparaissent pas aussi évidents que pourraient l'être les complexes QRS de l'ECG. De plus, c'est une technologie très sensible aux bruits extérieurs, ce qui peut facilement dégrader le signal. L'étude et l'analyse du PCGa sont donc entravées par ces caractéristiques.

L'extraction de l'ECGf est une problématique ancienne mais toujours d'actualité, et beau-

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

coup de travaux ont été réalisés autour de ce sujet. Ainsi, le site PubMed (US National Library of Medicine) comprendrait 3301 articles se focalisant sur le suivi du RCF (à la fois invasif et non-invasif) depuis 1940 [15].

C'est moins le cas pour le PCGf. Bien que cette technologie ait été parmi les premières à être utilisées, sa difficile analyse a limité les recherches associées pendant de longues années, avant qu'elles ne soient récemment reprises [19].

Les algorithmes actuels conçus pour le traitement de ces deux signaux ont montré leur efficacité pour l'extraction des signaux foetaux et pour l'obtention des informations cliniques. Les travaux [12, 9, 28, 15] et [19, 20, 44] font une synthèse de ces méthodologies développées au fil des années respectivement pour l'ECGf et pour le PCGf.

Cependant, malgré les bons résultats et la grande quantité de travaux proposés, leur intégration à la pratique clinique reste encore très limitée. Il n'y a pas encore d'implémentation capable de maintenir la qualité des résultats publiés lorsque ces méthodes sont mises en oeuvre sur des signaux réels respectant les contraintes de la pratique clinique.

Enfin, à titre de dernière remarque, l'ECG et le PCG, tant pour l'adulte que pour le fœtus, représentent une réserve importante d'informations et marqueurs cliniques pour évaluer l'état de santé des patients. Si pour le fœtus, leur étude et analyse ne sont actuellement réduites qu'au suivi du RCF, particulièrement en fin de grossesse, l'analyse de leurs morphologies peut également donner des éléments d'intérêt aux médecins pour déceler d'autres anomalies cardiaques présentes. Il y a donc un réel intérêt à envisager une analyse fiable et des travaux sont spécifiquement consacrés au développement d'algorithmes propres à cette problématique [12, 28]. Pour l'ECG, cela correspond, au delà de la série des intervalles RR , à l'étude des segments QT , ST , et du ratio T/QRS . Le travail revient alors à segmenter correctement quelques battements cardiaques dont la qualité a été jugée bonne. Pour le PCG, il s'agit d'identifier précisément les sons S_1 et S_2 et de les classifier correctement.

Dans le cas du fœtus, cette étude morphologique est surtout intéressante à réaliser à des stades de grossesse moins avancés, où il est important de surveiller le développement du fœtus et de ses principaux organes. En revanche, le suivi du RCF montre tout son intérêt lors du travail et de l'accouchement où il est essentiel de s'assurer d'une bonne oxygénation foetale. Le cadre de cette thèse s'intéresse uniquement au traitement des signaux pour le calcul et le suivi du RCF. Ainsi, c'est seulement la répétition des motifs QRS et des sons S_1 et S_2 qui sera considérée. Les travaux à suivre se situent donc dans l'amélioration de la robustesse du signal RCF estimé dans des conditions cliniques réelles.

Si certains algorithmes peuvent s'appliquer aux deux contextes, les deux problématiques ont des contraintes et des besoins différents et un algorithme est donc difficilement bien

adapté aux 2 problématiques, comme cela pourra être mis en avant par la suite.

3.1.2 Etapes de traitement

Que ce soit pour l'ECGa ou le PCGa, le traitement le plus classique des signaux pour l'obtention du RCF est divisé en 2 étapes bien distinctes :

1. Débruitage : cette étape consiste à extraire les signaux foetaux ECGf et PCGf des signaux abdominaux bruts.
2. Estimation du RCF : le calcul se fait à partir des instants des événements cardiaques détectés au préalable. Pour l'ECGf, il s'agit de la détection des pics R , tandis que pour le PCGf, ce sont généralement les sons S_1 .

Du fait de la forte présence de la composante maternelle, retrouver les signaux ECGf à partir des signaux ECGa est une sous-étape spécifique à ce cadre particulier. Ainsi, l'étape générale de débruitage comprend un traitement en deux sous-parties : le débruitage et la suppression de la composante maternelle.

Le débruitage traite alors les bruits autres que ceux de l'électrocardiogramme maternel (ECGm), notamment la suppression de la fluctuation de la ligne de base, des interférences de 50Hz et d'autres sources de bruit comme celles dues aux contractions utérines (EMG en particulier).

Puisque la suppression de la composante maternelle est l'élément phare, les algorithmes appartenant à cette partie du débruitage de l'ECGa sont plus communément connus sous le nom d'algorithmes d'extraction de l'ECGf à partir de l'ECGa.

La figure 3.1 résume les traitements pour les signaux ECGa et PCGa.

Ici, pour une bonne fiabilité des valeurs du RCF, il est nécessaire de réaliser une détection très précise des événements cardiaques R ou S_1 . Cependant, dans beaucoup des cas, les signaux abdominaux bruts ne mettent pas clairement en évidence ces instants. Le débruitage est crucial, et l'objectif est double : supprimer la composante maternelle - surtout dans le cas de l'ECGa - et le plus de sources d'interférences possibles et, en même temps, rehausser les caractéristiques d'intérêt du signal, quitte éventuellement à déformer un peu le signal.

Avant de détailler l'état de l'art de chacune des étapes, il est à noter que les algorithmes utilisés ici pour le débruitage et l'estimation du signal cardiaque foetal à partir de la détection d'événements ont été initialement développés pour les signaux thoraciques d'adultes. Ceci à l'exception de l'extraction de l'ECGf depuis l'ECGa, qui reste un cas particulier. La faible quantité de travaux spécifiques au fœtus est due à plusieurs facteurs. Dans le cas du débruitage du PCG, la forte ressemblance morphologique entre le signal adulte

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

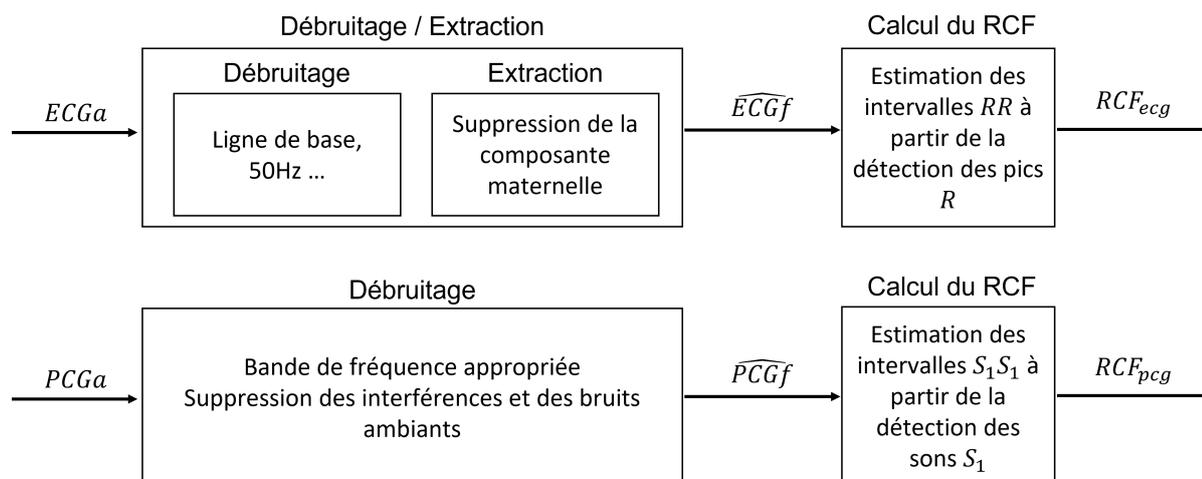


FIGURE 3.1 – Chaîne générale de l'approche classique de traitement des signaux $ECGa$ et $PCGa$ pour l'estimation du rythme cardiaque fœtal, par détection d'évènements. Les données d'entrée sont les signaux abdominaux bruts et les données de sortie sont les estimations du RCF_{ecg} et RCF_{pcg} calculées à partir des signaux \widehat{ECGf} et \widehat{PCGf} extraits.

thoracique et celui du fœtus permet la reprise des algorithmes déjà existants. En effet, à la différence de l' $ECGa$, le $PCGa$ contient principalement des sons fœtaux. Ainsi, enregistrés avec la même technologie, les signaux présentent de bruits de nature semblables, expliquant que le même type de traitement puisse être effectué.

Dans la même idée, une fois les bruits externes atténués, les signaux fœtaux extraits \widehat{ECGf} et \widehat{PCGf} ressemblent très fortement à l' $ECGt$ et au $PCGt$. Comme vu au chapitre 2, le fonctionnement physiologique entre adulte et fœtus étant globalement le même, la morphologie des signaux est similaire. En conséquence, il est possible de garder les mêmes méthodes de calcul du RC à condition de régler les paramètres en fonction des valeurs physiologiques correspondantes, qui elles, sont variables (par exemple, le rythme cardiaque fœtal (RCF) est plus rapide que le rythme cardiaque maternel (RCM)).

En conclusion, s'il est possible d'adapter facilement les méthodes développées pour l'adulte au cas du fœtus, il faut garder à l'esprit que les signaux abdominaux sont davantage bruités et donc les performances sont souvent moins bonnes que pour un signal thoracique.

Enfin, le nombre plus faible de travaux dédiés spécifiquement à l'étude du fœtus s'explique également par le caractère plus récent de cette application, par rapport aux études réalisées pour l'adulte, dont la littérature est beaucoup plus fournie.

3.1.3 Algorithmes de débruitage du signal ECG abdominal

Bien que des méthodes recourant au filtrage classique aient été abordées [45], elles ne sont pas les plus fréquentes. En effet, les informations des signaux fœtaux et maternels tendent

à se superposer en temps et en fréquence, ce qui rend l'exercice du filtrage compliqué. Ceci a donné lieu au développement de nombreuses méthodologies au fil des années. Les principes et les techniques mathématiques utilisés par certaines d'entre elles sont détaillés par la suite.

Les méthodes d'extraction sont ici regroupées selon le domaine dans lequel elles opèrent : domaine correspondant aux données d'observation (méthodes temporelles) ou domaine des sources (méthodes spatiales), comme proposé dans [4] et [15].

Méthodes temporelles

Soustraction de modèle (*Template subtraction* (TS))

C'est un groupe d'approches qui retrouvent le signal $\widehat{\text{ECGf}}$ par la soustraction d'un modèle de la composante maternelle au signal abdominal.

De manière concise, une fois les pics des instants des complexes QRS maternels (QRSm) détectés, un modèle (*template*) du cycle maternel $\underline{\mathbf{t}}$ est calculé en moyennant un nombre nbC de cycles précédents, alignés selon l'onde R. Ce modèle $\underline{\mathbf{t}} \in \mathbb{R}^n$, avec n le nombre d'échantillons d'un battement, est alors soustrait au cycle maternel courant $\underline{\mathbf{m}} \in \mathbb{R}^n$. Et ce, pour chaque cycle de la mère. Ce problème se traduit ainsi par la résolution de l'équation :

$$e^2 = \min_{\underline{\mathbf{t}}} (||\underline{\mathbf{t}} - \underline{\mathbf{m}}||^2) \quad (3.1)$$

Un certain degré d'adaptabilité de la méthode peut s'observer dans [46, 47, 48, 49, 50, 51] où sont présentées différentes façons d'aborder le problème.

- Dans [47], une constante c , différente à chaque battement, est utilisée pour pondérer le *template* en cherchant à réduire les possibles différences d'amplitude : $e^2 = \min_{\underline{\mathbf{t}}} (||c\underline{\mathbf{t}} - \underline{\mathbf{m}}||^2)$.
- Dans le travail de Martens [51], la pondération avait été réalisée séparément pour chaque onde du battement.
- Une autre manière de création du *template* est de s'inspirer de la technique du *Principal Component Analysis* (PCA) [46]. Les composantes principales sont retrouvées en appliquant une *singular value decomposition* (SVD). En supprimant des composantes soigneusement sélectionnées, le signal restant ne devrait plus contenir de cycles maternels.

Le *template subtraction* (TS) travaille alors sur l'hypothèse que les signaux ECGf et ECGm ne sont pas corrélés dans le temps pour générer un modèle du bruit à supprimer.

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

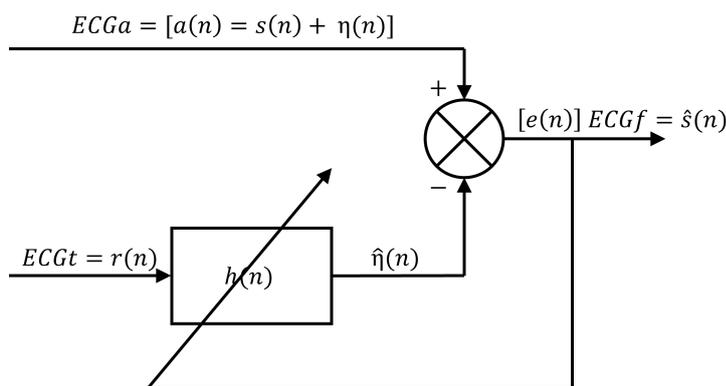


FIGURE 3.2 – Filtrage adaptatif pour l'extraction du signal ECGf à partir du signal ECGa grâce au signal de référence ECGt.

Son principal paramètre à optimiser est le nombre de cycles nbC qui sont moyennés pour créer ce modèle.

Le principal désavantage réside dans le fait que la précision de l'extraction du signal \widehat{ECG}_f dépend en grande partie de la qualité de l' ECG_m reconstruit, qui n'est pas toujours assurée. De plus, la méthode nécessite une détection fiable des pics R maternels.

Filtrage Adaptatif

Les méthodes de filtrage adaptatifs mettent à jour de façon récursive, les coefficients d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (*finite impulse response* (FIR)) pour estimer au mieux la composante maternelle du mélange abdominal ECGa et ainsi l'enlever pour ne rester qu'avec le signal ECGf voulu. La figure 3.2 résume le mode de fonctionnement de ce type de filtrage.

En effet, lorsqu'il est possible d'avoir un signal de référence pour l'un des bruits connus dans un mélange à l'entrée du filtre, on peut calculer les coefficients de ce filtre de façon à minimiser une fonction d'erreur. Cette dernière est calculée à partir de la comparaison entre la sortie du filtre et le mélange initial.

De cette manière, pour l'extraction du signal foetal, le mélange initial ECGa $a(n)$ peut être considéré comme la somme du signal utile du foetus $s(n)$ et du bruit $\eta(n)$. Ce terme contient principalement le bruit lié à l'activité cardiaque de la mère. Le signal thoracique ECGt, ne contenant pas de battements du foetus, sert alors de référence $r(n)$ pour le bruit à enlever. Les coefficients du filtre de réponse impulsionnelle $h(n)$ sont ajustés de sorte à minimiser l'erreur $e(n)$ au sens des moindres carrés. Ce faisant, le signal $\eta(n)$ approche donc au mieux la principale source de bruit du signal abdominal $a(n)$, ECGa. Finalement, en enlevant le signal estimé $\hat{\eta}(n)$ au signal ECGa, le reste du signal ne devrait

plus contenir de battements maternels, ou au moins ceux-ci sont fortement atténués.

Ces méthodes sont effectives lorsque le bruit peut être identifié et enregistré de façon synchrone, comme pour l'ECGm, principale source de bruit du signal du signal ECGf.

Depuis l'application du *Least Mean Squares* (LMS) par Widrow [52] à la problématique de l'extraction du signal foetal, d'autres résultats et variantes ont été proposés dans [53, 54, 55, 56].

Concernant les limites du filtrage adaptatif, la performance de ces méthodes lorsqu'elles sont confrontées à des données réelles dépend grandement d'un bon choix de leurs paramètres de conception. Cependant, les valeurs idéales de ces paramètres, qui incluent l'ordre N du filtre et le coefficient de convergence μ , peuvent non seulement changer pendant les différents stades de la grossesse mais aussi au sein d'un même enregistrement [15].

Enfin, ce modèle suppose qu'une dépendance linéaire existe entre le signal abdominal ECGm et le signal de référence thoracique ECGt, c'est-à-dire, une corrélation entre les signaux $\eta(n)$ et $r(n)$. Il suppose aussi une décorrélation entre $r(n)$ et $s(n)$.

Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif qui, pour chaque pas de temps k , calcule l'état courant \underline{x}_k d'un processus à temps discret en n'utilisant que l'estimation de l'état précédent \underline{x}_{k-1} et la série des observations $\{\underline{y}_{1:k}\}$. Deux équations modélisent le système dynamique, une décrivant l'évolution des changements que subit le système, et une autre qui décrit les mesures réalisées de ce dernier [57] :

$$\begin{cases} \underline{x}_{k+1} = f(\underline{x}_k, \underline{w}_k, k + 1) \\ \underline{y}_{k+1} = h(\underline{x}_{k+1}, \underline{v}_{k+1}, k + 1) \end{cases}$$

où \underline{w}_k et \underline{v}_k représentent respectivement les bruits dus au processus et à la mesure.

Construit initialement pour les systèmes linéaires, sa version étendue (*Extended kalman filter* (EKF)) en est une extension pour les systèmes non-linéaires $f(\cdot)$ et $h(\cdot)$. Cette méthode est utilisée pour plusieurs applications biomédicales, comme dans [58]; elle a été implémentée pour la première fois dans le cadre de la non-linéarité du signal ECG dans [59]. La composante maternelle y est filtrée en considérant l'ECGm comme du bruit. Elle est ensuite soustraite du signal abdominal ECGa. Le signal restant est alors l'ECGf et du bruit.

Une proposition pour l'extraction de plusieurs électrocardiogrammes, comme dans le cas de l'extraction de l'ECGf à partir du mélange abdominal, en n'utilisant qu'un unique capteur est présentée dans [57]. Les auteurs considèrent que le signal enregistré est l'addition

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

de plusieurs signaux ECG, chacun simulé par le modèle de signal électrocardiographique présenté dans [60]. Pour fonctionner, cet algorithme nécessite la connaissance de la localisation des pics R sur les signaux ECG. Dans le contexte considéré ici de l'estimation du RCF, l'enjeu du débruitage est d'avoir un signal propre pour ensuite localiser les pics R. Cet algorithme n'est donc pas adapté pour cette problématique.

Transformée en Ondelettes (*Wavelet transform* (WT))

La transformée en ondelettes est une technique très présente dans les domaines du traitement d'images et des signaux, notamment pour la compression ou le débruitage [61]. Une décomposition du signal en une base d'éléments bien localisés en temps et en fréquence permet de l'appliquer aux cas où le signal utile et le bruit se superposent dans le spectre de fréquences, comme c'est le cas des signaux ECGf et ECGm dans le signal abdominal [62, 63, 64]. Un des principaux paramètres à prendre en compte est le choix de l'ondelette mère, qui peut fortement affecter les résultats. Pour certains signaux ayant une faible interférence de bruits ou pour des signaux simulés, la WT peut suffire à elle seule pour extraire le signal ECGf du mélange abdominal contenant également l'ECGm. Cependant, dans des cas de signaux plus complexes, notamment des signaux réels, la WT est utilisée conjointement avec d'autres méthodes de débruitage. L'usage de la WT est tellement varié, que cette technique s'emploie non seulement pour le débruitage et l'extraction des signaux ECGf, mais également comme détecteur de complexes QRS [65]. Cependant, l'étude morphologique des signaux ECGf extraits en utilisant la WT est encore limitée. Si la bonne localisation spatiale des éléments de la base de décomposition permet de faire une bonne analyse des situations de discontinuité observées dans des signaux réels, l'utilisation de la WT implique souvent une déformation de certaines ondes, P et T notamment [15].

Méthodes spatiales

Pour cette seconde catégorie de méthodes, les informations relatives à la distribution spatiale des signaux sources sont utilisées pour séparer les signaux. Elles sont communément appliquées aux problèmes de séparation de sources (*blind source separation* (BSS)) [66, 67, 68, 69, 70, 42]. Les principales méthodes sont l'Analyse en Composantes Indépendantes (*Independent Component Analysis* (ICA)), et l'Analyse en Composantes Principales (*Principal Component Analysis* (PCA)).

Les méthodes spatiales sont utilisées pour extraire des signaux qui ne sont pas observables, les sources, sous l'hypothèse que ces dernières sont statistiquement indépendantes et que leur mélange est linéaire et instantané [71]. Elles sont récurrentes dans les domaines de la compression, de la visualisation des données et de la séparation de différents éléments

d'un mélange.

Pour la présente problématique d'extraction du signal ECGf, les techniques de BSS cherchent à séparer les sources sous-jacentes du mélange ECGa en trois groupes : ECGm, ECGf ou bruit.

La PCA a pour but d'identifier une base représentative pour exprimer les données. En supposant que les composantes principales sont orthogonales, elle cherche à décorréler l'ensemble des données. Cependant, il n'y a pas de raison spécifique pour dire que les signaux ECGm et ECGf sont orthogonaux dans le domaine temporel. Il est donc préférable de faire des hypothèses d'indépendance qui pourraient se révéler plus utiles et vraies dans le cadre de l'application ici traitée.

L'ICA est une des méthodes d'extraction les plus utilisées depuis son utilisation par [69]. Cette technique assume que les sources sont indépendantes et non-gaussiennes. A la différence de la PCA, elle ne donne pas l'ordre de pertinence de ces composantes, qui n'apparaissent pas classées par un quelque ordre établi. Parmi les algorithmes développés à partir de ces méthodes, JADE [72] et FastICA [73] sont des bons exemples. Pour l'extraction de l'ECGf, les travaux ont montré que l'ICA donne des meilleurs résultats que la PCA [15].

Un paramètre important qui joue sur la performance des méthodes de séparation de sources est le nombre de capteurs utilisés. Bien qu'il existe des propositions n'utilisant qu'un unique capteur abdominal [74], la plupart des méthodes utilise plusieurs capteurs pour mieux estimer le signal foetal. Généralement, plus le nombre de capteurs augmente, meilleure est l'estimation. Cela constitue le principal inconvénient de ces méthodes, puisque ce n'est ni ergonomique ni facilement utilisable en conditions cliniques réelles.

Autres méthodes

Enfin, d'autres méthodes d'extraction existent ou ont été popularisées ces dernières années. C'est le cas notamment des méthodes basées sur les réseaux de neurones dont quelques exemples sont présentés dans [54, 75].

Pour terminer, il est à noter que la présence ou absence d'un capteur thoracique additionnel pour la référence maternelle est souvent considérée comme une caractéristique de la méthode et comme un critère de choix de celle-ci par rapport à une autre. Dans certains études, les méthodes n'utilisant que des capteurs abdominaux sont privilégiées pour des soi-disant soucis de simplification. Pourtant, bien que l'utilisation d'un capteur thoracique puisse être vu comme l'ajout d'un capteur, il n'a aucune conséquence dans le contexte d'étude de cette thèse puisque l'utilisation d'un capteur thoracique pour surveiller l'état

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

de santé de la mère est absolument recommandée et même systématiquement intégrée dans la pratique clinique de routine. Sa présence d'office dans le milieu clinique permet alors de l'utiliser et d'exploiter les informations enregistrées.

3.1.4 Algorithmes de débruitage du PCG abdominal

Le principe de mesure du PCG étant différent de celui de l'ECG, les signaux abdominaux PCGa ne sont pas soumis aux mêmes types de bruits que les signaux ECGa. Les algorithmes conçus pour le débruitage du PCG sont donc nécessairement différents et traitent principalement l'élimination des bruits les plus courants pour permettre une meilleure lecture des sons cardiaques.

Bien que ne se focalisant pas sur la suppression de la composante maternelle, comme c'est le cas pour le signal ECGa, les algorithmes de débruitage utilisent néanmoins souvent les mêmes principes mathématiques et algorithmiques que les méthodes d'extraction précédemment citées pour l'ECG. Le fonctionnement et le principe de ces méthodes ayant déjà été détaillés, cette partie listera principalement les travaux applicatifs au débruitage du PCGa.

Analyse directe

Tout comme pour l'ECGa, les techniques recourant au filtrage classique existent [76] mais ne sont pas les plus utilisées dans la pratique.

Toutefois, à la différence de l'autre modalité, des résultats satisfaisants peuvent être retrouvés en utilisant tout simplement un filtrage classique. Ainsi, dans [29] le débruitage du signal abdominal enregistré est réalisé au moyen d'un filtre passe-bande entre [20-200] Hz, bande qui correspond à la bande de fréquence des sons cardiaques.

Dans [77] sous l'hypothèse des signaux stationnaires, et quasi-périodiques, les signaux sont moyennés pour enlever les éléments ne correspondant pas à cette caractéristique du signal. Or, la difficulté est de faire un alignement correct de plusieurs segments. Dans le cas contraire, non seulement le signal en sortie ne serait pas précis, mais cette méthode enlèverait certaines informations cliniquement importantes, comme les extrasystoles par exemple.

Ainsi, un filtrage classique peut aider à la mise en forme du signal PCG mais, pour certains bruits plus complexes, d'autres techniques sont clairement plus performantes.

Filtrage Adaptatif

Adapté pour les signaux stationnaires comme non-stationnaires, le filtrage adaptatif est utilisé dans [78] pour enlever l'influence de la respiration maternelle. Un algorithme de *Least Mean Squares* (LMS) est proposé dans [79]. En tant que technique de filtrage adaptatif, cette technique a besoin d'un signal de référence mettant en évidence les sons cardiaques pour l'optimisation des coefficients du filtre. Les travaux [80] et [81] montrent l'utilisation du filtrage adaptatif et du filtrage de Kalman respectivement, pour le débruitage des signaux PCG.

Il a été observé dans [20] que les résultats sont plutôt non satisfaisants lorsque ces techniques sont utilisées seules. Pour améliorer la qualité du débruitage, l'utilisation des filtres adaptatifs doit être complétée par d'autres techniques.

Décomposition linéaires

Transformée en Ondelettes (*Wavelet transform* (WT))

En utilisant la corrélation, [82] décompose cette dernière avec une ondelette mère bien choisie. Le signal a été ensuite débruité en se servant du seuillage de bruit.

Les travaux de [83] ont montré des résultats corrects en utilisant la transformée en ondelettes discrète. Mais l'algorithme n'a été testé que sur des signaux simulés où seulement un bruit de type Gaussien est introduit. Le PCG réel étant de nature plus complexe, les performances risquent de ne plus être les mêmes quand elles seront calculées sur des signaux réels.

Une comparaison de différentes ondelettes à partir de 3 étapes de décomposition a été menée dans [84].

Un travail plus approfondi sur le débruitage avec différentes ondelettes mères, permet de dire que cette méthode est effective pour supprimer les bruits se trouvant en dehors de la bande de fréquence où se trouvent les sons cardiaques. C'est possible d'atténuer ainsi le bruit blanc et les impulsions. Mais cela reste globalement inefficace face à d'autres interférences [20]. La WT reste cependant une technique prometteuse, surtout quand elle est combinée avec d'autres algorithmes [44].

Séparation aveugle de sources (*Blind source separation* (BSS))

Des études comparatives sur des signaux synthétiques [85, 86] montrent que parmi les méthodes de séparation de sources, c'est l'ICA qui obtient les résultats les plus précis. Ces résultats sont en accord avec ceux réalisés pour l'extraction de l'ECGf.

Le sujet du nombre de capteurs a été traité dans [87, 86], où un nombre supérieur à 3 capteurs abdominaux est nécessaire. Un grand nombre de capteurs est souhaitable pour améliorer la précision des résultats, et les configurations peuvent contenir jusqu'à 8

3.1. APPROCHE CLASSIQUE : ESTIMATION DU RYTHME CARDIAQUE PAR DÉTECTION D'ÉVÉNEMENTS

capteurs différents. Tant que le nombre de capteurs reste élevé, une utilisation en pratique clinique est difficilement envisageable.

Non-negative matrix factorization (NMF)

Faisant partie de la famille des décompositions linéaires, la NMF est introduite pour cette étape de débruitage par [88]. S'agissant d'un algorithme de décomposition matricielle, le but est de décomposer le signal abdominal PCGa en matrices de spectres fréquentiels s'activant au cours du temps, selon une matrice d'activation. Cette approche n'est pas plus décrite ici, car la NMF sera présentée en détail un peu plus loin.

Décomposition non-linéaires

Empirical mode decomposition (EMD)

Cette méthode est utile lorsqu'il s'agit de systèmes non-linéaires et de signaux non-stationnaires. Elle décompose un signal de manière itérative en ses composantes oscillatoires sous-jacentes. Elle est utilisée pour le traitement des signaux PCG, mais cela reste un domaine où la recherche est encore en cours pour pouvoir arriver à des conclusions plus solides concernant son utilisation [20]. Un exemple de mise en oeuvre est donné dans [89].

Pour conclure sur l'étape de débruitage, il est fréquent qu'un algorithme de débruitage ne soit efficace que pour certains types de bruits. De plus, le débruitage du PCGa comporte généralement plusieurs étapes, où différentes méthodes sont mises ensemble pour augmenter la précision et la robustesse des résultats. Puisque c'est un domaine où les recherches sont encore très actives, il est possible de s'attendre à avoir des résultats plus concluants dans un futur proche.

3.1.5 Algorithmes de détection d'événements cardiaques

Le calcul du rythme cardiaque foetal par détection d'événements requiert une détection précise des points caractéristiques des signaux ECGf et PCGf, c'est-à-dire respectivement, pics R et sons S_1 . La précision de l'estimation dépend donc fortement de la qualité des signaux foetaux obtenus en sortie du débruitage.

Pour faire ressortir les événements d'intérêt, et contrairement aux algorithmes dédiés à l'analyse morphologique des signaux, les algorithmes de détection s'autorisent à déformer le signal pour rehausser les motifs d'intérêt des signaux, quitte à altérer d'autres parties du signal.

Détection des pics R de l'ECG

Comme déjà dit en début de section, l'étude de la détection des pics R de l'ECG ne s'est pas focalisée jusqu'à maintenant sur le développement de détecteurs spécifiques aux complexes QRS foetaux (QRSf). Mais, la plupart des détecteurs des QRSf ont été adaptés à partir de détecteurs QRS d'adultes plus traditionnels [28]. Les efforts étant concentrés sur l'extraction d'un signal ECG de qualité, peu de travaux se sont penchés sur la conception d'algorithmes spécifiques de détection pour les signaux foetaux.

Dans le cas de l'ECG, la localisation des complexes QRS et la détection des pics R est une des principales étapes de l'analyse du signal. C'est le point de départ de nombreuses applications, parmi lesquelles l'estimation du RC.

Des méthodes très utilisées se basent sur un filtrage temporel comportant plusieurs étapes [90], sur la WT [91] et sur la transformée de Hilbert [92].

Comme cela a été rapidement mentionné auparavant, la WT est non seulement utilisée pour le débruitage des signaux mais aussi et surtout comme méthode de détection de motifs. L'idée est de séparer les complexes QRSf des autres ondes. Le signal est d'abord décomposé pour ensuite être reconstruit, après qu'une sélection des complexes QRS soit faite en utilisant des valeurs de seuils.

Une autre transformée très connue dans ce cadre applicatif est la transformée de Hilbert. Le processus global comporte différentes étapes. Tout d'abord le signal est filtré pour faire ressortir les motifs QRS du fœtus. Ensuite, des morceaux de signal sont découpés selon une valeur de fenêtre définie, sur lesquels est appliqué un filtre dérivateur. La transformée de Hilbert est alors calculée sur chaque portion pour retrouver l'enveloppe de chaque bloc. Le calcul des seuils adaptatifs de bruit permettent finalement de retrouver les instants des ondes R [92].

Le détecteur des pics R le plus connu dans la littérature est sans doute celui de Pan&Tompkins [90]. Celui-ci fait une détection en temps réel après plusieurs étapes intermédiaires visant à rehausser les caractéristiques spécifiques des complexes QRS. Des données physiologiques aident ensuite à faire la séparation d'événements d'intérêt, par l'établissement de critères de décision basés sur des valeurs de seuils adaptatifs temporels et d'amplitude.

Finalement, [93] adapte cette méthode de Pan&Tompkins au cas du fœtus en changeant notamment les valeurs physiologiques des seuils.

Détection des sons S_1 du PCG

En ce qui concerne le PCGf, la nature du signal et la forme des sons S_1 et S_2 mènent vers une lecture moins aisée de la localisation de ces événements. Ainsi, pour contourner ce problème, le signal passe souvent par une étape supplémentaire de traitement destinée à calculer son enveloppe. C'est cette dernière que les algorithmes de détection vont ensuite exploiter pour localiser les sons cardiaques.

Les transformées classiques WT [82, 94, 95] et la transformée de Hilbert [96, 97, 95] permettent, tout comme pour l'ECG de proposer des bons détecteurs de sons cardiaques.

Pour le cas spécifique du PCG, la mise en place d'un opérateur non-linéaire d'énergie, *Teager energy operator* (TEO), permet d'identifier les maximas d'énergie du signal à des instants donnés. Le signal traité est alors formé de lobes. Des méthodes de décision utilisant des données physiologiques identifient les lobes correspondant aux événements souhaités [17]. Cette méthode donne des bons résultats malgré quelques difficultés dans des conditions adverses.

Que ce soit pour l'ECGf ou le PCGf, il est difficile de faire une comparaison des différents détecteurs disponibles. En effet, les valeurs du RCF estimées correspondent à la sortie d'un long processus de traitement des signaux abdominaux. Puisque les travaux utilisent à chaque fois des algorithmes différents à chaque étape du processus, il est compliqué d'évaluer uniquement la performance du dernier élément de la chaîne, à savoir celui de la détection des événements. Il a d'ailleurs été conseillé [15] de réaliser une étude comparative entre les différents détecteurs proposés, en utilisant à chaque fois le même type d'algorithme de débruitage/extraction. Ceci soulève une autre question qui n'a pas été étudiée dans la littérature, à savoir le meilleur couplage d'algorithmes d'extraction du signal foetal avec un algorithme de détection d'événements. Jusqu'à maintenant, les algorithmes de détection ont été conçus entièrement à part et sans tenir compte des caractéristiques des algorithmes d'extraction précédent la détection.

3.2 Estimation de rythme cardiaque par suivi harmonique

Dans ce qui vient d'être décrit, calculer le RCF à partir des points morphologiques saillants des signaux ECGf et PCGf nécessite une détection précise de ces derniers. Or, les performances d'un algorithme de détection dépendent en grande partie du RSB et de la complexité des signaux d'entrée. Ainsi, dans l'approche classiquement utilisée pour le suivi du RCF, l'étape de débruitage est cruciale.

Cependant, la présence d'interférences, que ce soit par leur type ou par leur intensité, est plus importante dans le cas de signaux de longue durée issus de conditions réelles que pour ceux utilisés dans la grande majorité des évaluations des algorithmes actuels. L'exercice de détection devient ainsi plus complexe lorsque les principales caractéristiques du signal sont masquées par ces sources de bruit.

Pour robustifier l'estimation du RCF, il est alors d'intérêt d'exploiter d'autres caractéristiques de ces signaux, moins susceptibles aux changements induits par les conditions externes. Si les pics R et les sons S_1 sont des points incontournables dans la description temporelle des signaux ECG et PCG, ces signaux se caractérisent tous les deux également par leur propriété de quasi-périodicité. Si la grande majorité des algorithmes de traitement des signaux ECG et PCG se basent souvent sur des critères de séparabilité en fonction du bruit, du temps, de la fréquence ou de l'échelle, il a été noté que la structure quasi-périodique des signaux cardiaques a été rarement utilisée dans la littérature [12].

Néanmoins, quelques travaux ont commencé à explorer cette piste. Pour cela, ils utilisent notamment des outils de représentation dans le plan temps-fréquence qui permettent d'afficher plus clairement la structure harmonique des signaux. Il s'agit plus précisément du spectrogramme et du cepstre. Le premier est l'image obtenue via le carré du module de la STFT, détaillée au chapitre 2, qui montre la répartition de l'énergie du signal en fonction du temps et de la fréquence. Le deuxième est le résultat de la transformée de Fourier inverse (*inverse Fourier transform* (IFT)) appliquée au logarithme du module de la transformée de Fourier du signal. C'est un outil pour étudier les structures périodiques du spectre fréquentiel et qui peut être utilisé pour le suivi de la fréquence fondamentale dans le domaine du traitement de la parole [98].

Ainsi, dans le problème ici traité, ces outils peuvent permettre d'observer l'évolution de la fréquence des composantes à caractère périodique du mélange ECGa ou PCGa étudié, à savoir les signaux cardiaques maternel et foetal. La problématique principale devient alors d'extraire cette évolution de la fréquence fondamentale, représentative du RC maternel ou foetal.

Dans [99], les auteurs proposent une nouvelle technique d'analyse temps-fréquence non-linéaire, la de-shape STFT, pour le suivi de la fréquence cardiaque basée sur l'utilisation combinée du spectrogramme et du cepstre. Pour récupérer le signal foetal du mélange abdominal, l'algorithme d'extraction est composé de trois parties. D'abord, la de-shape STFT est appliquée au signal ECGa pour identifier la fréquence cardiaque instantanée de la mère. Ensuite, en se servant de cette estimation, les pics R maternels sont localisés avec un algorithme de *beat tracking* [100]. Finalement, un modèle ECGm est reconstruit

à partir de ces instants par un algorithme de médiane non-locale [101] qui se caractérise par sa robustesse face aux valeurs aberrantes. Ce processus est ainsi appliqué deux fois, la première à l'ECGa pour estimer le signal ECGm qu'on viendra soustraire au mélange abdominal ECGa, la deuxième fois au signal résiduel après soustraction pour donner une estimation du signal foetal ECGf. La figure 3.3 récapitule les étapes menant à l'estimation du signal ECGf. Contrairement à l'approche traditionnelle, le travail utilise simultanément l'information fréquentielle des signaux évoluant dans le temps et les points de repère morphologiques pour aboutir à une estimation du signal foetal en n'utilisant qu'un seul capteur abdominal. Leur algorithme de de-shape STFT repose sur l'idée de séparer la fréquence fondamentale du reste des harmoniques qui représentent les composantes non sinusoïdales du signal cardiaque. Ceci peut-être vu comme une technique de masquage non-linéaire, puisqu'il essaie de cacher les fréquences harmoniques et ne garder que la fréquence fondamentale.

Dans des travaux récents du laboratoire, et notamment dans le cadre de la thèse de Nafissa Dia [29], l'objectif est de s'affranchir complètement des problèmes de détection d'événements temporels. Pour cela, la propriété quasi-périodique des signaux est considérée pour proposer des nouvelles techniques de traitement. Comme la plupart des méthodes, elle se divise en 2 parties, mais cette fois les enjeux sont différents. Pour utiliser au maximum la propriété de quasi-périodicité, le signal doit être le moins déformé possible. Le débruitage devient alors moins contraignant. L'algorithme proposé s'appuie par la suite sur la *non-negative matrix factorization* (NMF), détaillée dans la section 3.3, une technique de décomposition matricielle. Ici, l'idée est d'exploiter la structure harmonique, les événements ne sont pas détectés individuellement, mais le rythme présent dans la structure en raies du spectrogramme du signal est extrait directement. Ce profil fréquentiel est décomposé par la NMF selon une combinaison linéaire des peignes de Dirac. Les peignes ainsi sélectionnés traduisent les fréquences les plus présentes, dont la fréquence cardiaque du foetus, dans chaque fenêtre étudiée du signal. Leur sélection à chaque pas de temps donnera l'évolution du RCF. Ce processus est expliqué plus en détail ultérieurement dans ce chapitre (à la fin de la section 3.3).

Dans ces deux exemples, un des avantages est l'importance moins cruciale accordée à l'étape de débruitage. Dans les deux cas, cette dernière consiste dans le filtrage de la fluctuation de la ligne de base et de l'interférence de 50 Hz. Pour préserver la structure du signal, aucun autre filtre n'a été appliqué avant l'étape d'extraction. Si dans [99] le rythme cardiaque maternel est tout de suite isolé grâce à la de-shape STFT, dans [29] le relâchement de cette forte exigence sur le débruitage permet d'utiliser des algorithmes d'extraction de l'ECGf plus simples.

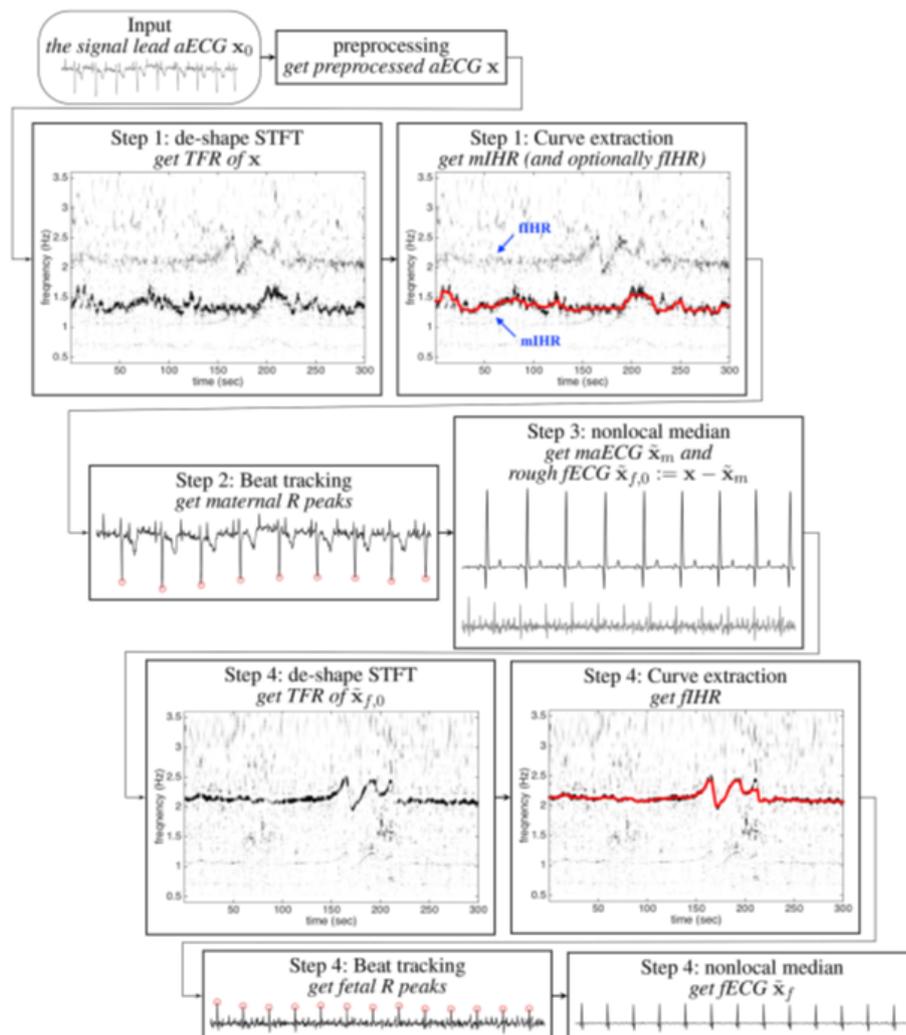


FIGURE 3.3 – Schéma-bloc des étapes de l'algorithme de Su et Wu [99] pour l'extraction de l'ECGf à partir du signal ECGa abdominal.

3.3. FACTORISATION NON-NÉGATIVE DES MATRICES (NMF) POUR L'ESTIMATION DU RCF

Les résultats issus de [29] sont particulièrement prometteurs, d'une part par leur caractère innovant et d'autre part, par les résultats satisfaisants obtenus sur quelques signaux réels en comparaison à la référence clinique. De plus, il est à noter que ce travail est réalisé en n'utilisant qu'une seule paire d'électrodes placés sur l'abdomen de la mère pour la mesure du ECGa et/ou un capteur pour la mesure du PCGa en plus de la mesure du ECGt de routine. Cet aspect pratique ouvre la possibilité d'une potentielle utilisation dans la pratique clinique.

Point de départ de ce travail de thèse, cette dernière méthodologie est maintenant décrite plus en détail, afin de mettre en avant son fonctionnement de façon approfondie, d'identifier ses limites et de dégager des pistes d'amélioration. Basée sur la NMF, c'est donc d'abord cette approche de décomposition qui est ici présentée.

3.3 Factorisation non-négative des matrices (NMF) pour l'estimation du RCF

La NMF est une technique de décomposition matricielle qui sépare une matrice donnée en une multiplication de matrices. C'est l'outil mathématique principal utilisé dans [29] pour décomposer le spectrogramme du signal et récupérer le rythme cardiaque via l'information contenue dans l'un des facteurs de la décomposition. Ainsi, dans le but d'améliorer cette méthode d'estimation du RCF proposée, il est essentiel ici d'en présenter les principales caractéristiques, en commençant par la description générale des éléments théoriques de la NMF.

3.3.1 Description méthodologique de la NMF

Étant donnée une matrice V à valeurs positives ou nulles, $V \in \mathbb{R}_+^{F \times N}$, la NMF revient à trouver une factorisation approchée telle que :

$$V \simeq WH \tag{3.2}$$

où les facteurs W et H sont également des matrices à coefficients non-négatifs de dimensions respectives $F \times K$ et $K \times N$.

La technique a d'abord été présentée par Paatero et Tapper [102], sous le nom de *Positive Matrix Factorization*, posant ainsi pour la première fois l'énoncé du problème. Néanmoins, son franc succès revient à sa popularisation par Lee et Seung [103] qui ont lancé la NMF comme une méthode d'apprentissage de dictionnaire appliquée à la décomposition d'une base d'images de visages. Elle est actuellement une technique très répandue

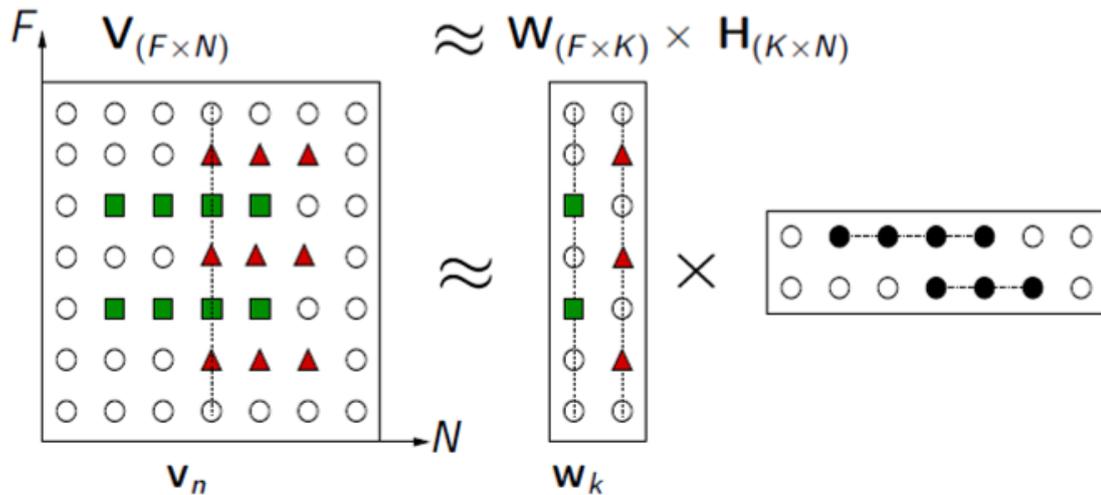


FIGURE 3.4 – Exemple schématique illustrant le principe de décomposition de la NMF [104].

et généralement utilisée pour la décomposition de données à plusieurs variables. En effet, les colonnes de W sont souvent considérées comme des éléments d'une base de motifs, qui prendra souvent le rôle de dictionnaire. Par conséquent, étant donnée V la matrice de données, chacune de ses colonnes -assimilées chacune à un échantillon- peut s'écrire comme une combinaison linéaire des composants de la base pondérés par les coefficients situés dans la colonne correspondante de la matrice des activations H . Le principe est illustré visuellement dans la figure 3.4. Pour restituer la matrice de données V , dont les différentes valeurs sont représentées par différentes formes géométriques -triangle et carré-, le dictionnaire W regroupe sur ses deux colonnes, les motifs élémentaires retrouvés dans la matrice de données. La matrice H permet, à travers l'activation de ses coefficients, colorés en noir lorsqu'ils sont activés, de combiner linéairement les éléments du dictionnaire pour décrire la matrice V .

L'ordre K du modèle est choisi tel que $FK + KN \ll FN$, de sorte que la NMF agit donc comme une technique de réduction de dimensionnalité. La valeur du paramètre K contrôle alors le degré de compression. Une valeur proche de F amène à une décomposition exacte. Décroître sa valeur impose aux matrices W et H de prendre des valeurs qui peuvent décrire de manière très concise les caractéristiques fondamentales du mélange V . Un ordre approprié du modèle permet donc d'extraire les éléments fondamentaux composant la matrice de données [105]. Le cas où $K > F$ est aussi possible mais requiert de l'ajout de certaines contraintes pour contrôler les solutions calculées [104].

Ce qui différencie la NMF d'autres techniques se basant sur le principe d'apprentissage

3.3. FACTORISATION NON-NÉGATIVE DES MATRICES (NMF) POUR L'ESTIMATION DU RCF

d'un dictionnaire est son interprétation plus intuitive. L'introduction des contraintes de non-négativité des coefficients produit, d'une part, un dictionnaire W dont les éléments appartiennent au même domaine que les données analysées, ce qui les rend directement interprétables, et d'autre part, rend toute combinaison des coefficients de la matrice H purement additive. C'est cette interdiction de toute soustraction entre les éléments du dictionnaire qui confère à la NMF la particularité d'être une décomposition en parties, comme illustré par l'exemple le plus connu [103]. A la différence d'autres techniques comme la PCA qui autorisent des coefficients négatifs lors de la factorisation, les composants du dictionnaire s'assimilent à des briques élémentaires cherchant à former un tout en s'assemblant.

La NMF est en réalité le résultat d'un problème d'optimisation. En effet, en définissant une fonction de coût D qui permet de mesurer la ressemblance entre la matrice de données V et son approximation WH , la NMF peut être présentée comme un problème de minimisation par rapport à H et W sous des contraintes de non-négativité :

$$\min_{W, H \geq 0} D(V | WH). \quad (3.3)$$

Les coefficients de W et de H sont généralement calculés de façon itérative, pour à la fin retrouver la factorisation qui minimise le plus la dissemblance avec les données. Pour s'atteler à cette tâche, la littérature offre un vaste choix d'algorithmes de minimisation. Différents algorithmes cherchent à améliorer l'optimisation des différentes façons, que ce soit en terme de rapidité, de facilité d'application ou de meilleure précision des valeurs reconstruites. Sans être exhaustive, voici une liste correspondant à quelques catégories les plus connues :

1. Les algorithmes de moindres carrés alternés : [102]
2. Les algorithmes de mise à jour multiplicatives : [103]
3. Les algorithmes de descente du gradient : [106], comprenant le gradient conjugué et le gradient projeté

Dans la suite du travail de thèse, l'attention sera portée aux algorithmes multiplicatifs. Contrairement à d'autres techniques où la non-négativité n'est pas naturellement préservée, ces algorithmes intègrent directement cette contrainte de positivité sur les facteurs, ce qui facilite les calculs et leur implémentation. De plus, cette simplicité rend les algorithmes flexibles à l'éventuel ajout des contraintes, comme ce sera précisé ultérieurement.

3.3.2 Mesures de ressemblance

Suivant la définition du problème de NMF, exprimé par l'équation (3.3), l'obtention de la factorisation passe d'abord par la définition d'une fonction de coût D séparable telle que :

$$D(V | WH) = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N d(v_{fn} | [WH]_{fn}) \quad (3.4)$$

où $d(\cdot | \cdot)$ est une fonction de coût scalaire à valeurs positives ou nulles, $d : \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$, et s'annulant $d(x | y) = 0$ si et seulement si (ssi) $x = y$.

Cette fonction $d(\cdot | \cdot)$ est une mesure de (dis)similarité mais elle n'est pas forcément une *distance* au sens mathématique strict. En effet, pour être qualifiée comme telle, elle doit vérifier les propriétés de séparation, symétrie et respecter l'inégalité triangulaire. Or, ceci n'est pas toujours le cas pour les fonctions de coût utilisées dans la pratique. Pour le problème ici étudié, seule la propriété de séparation ($\forall (x, y) \in \mathbb{R}_+^2, d(x | y) = 0 \leftrightarrow x = y$) est requise et toute fonction respectant ce critère se justifie comme choix de mesure d'erreur tant qu'elle reflète une pénalisation plus importante lorsque les valeurs qu'elle mesure sont d'autant plus éloignées. Autrement dit, une fonction croissante quand $|x - y|$ augmente [107]. Dans la littérature, lesdites fonctions sont désignées en tant que *divergences*. Elles étendent ainsi la notion de *distance* aux distributions de probabilité de différentes propriétés statistiques. De manière générale, elles mesurent une quasi-distance entre deux distributions P et Q .

β -divergences

Un choix populaire dans le cadre du problème de la NMF est la famille de β -divergences [108, 109, 110], définie comme suit :

$$\begin{cases} \frac{1}{\beta(\beta-1)}(x^\beta + (\beta-1)y^\beta - \beta xy^{\beta-1}), & \beta \in \mathbb{R} \setminus \{0, 1\} \\ x \log\left(\frac{x}{y}\right) - x + y, & \beta = 1 \\ \frac{x}{y} - \log\left(\frac{x}{y}\right) - 1, & \beta = 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

La β -divergence est une famille de fonctions de coût dont la forme est paramétrisable par une seule valeur, β . Elle contient trois fonctions de coût très utilisées, la distance Euclidienne $d_{EUC}(x | y) = \frac{1}{2}(x-y)^2$, la divergence de Kullback-Leiber d_{KL} et la divergence d'Itakura-Saito d_{IS} lorsque $\beta = 2, 1, 0$ respectivement. La figure 3.5 montre l'allure de ces trois cas spécifiques.

Il est également possible d'interpréter le paramètre β comme l'ajustement de la distribution du type de bruit assumé lors de la génération de données. Lorsqu'il s'agit des trois

3.3. FACTORISATION NON-NÉGATIVE DES MATRICES (NMF) POUR L'ESTIMATION DU RCF

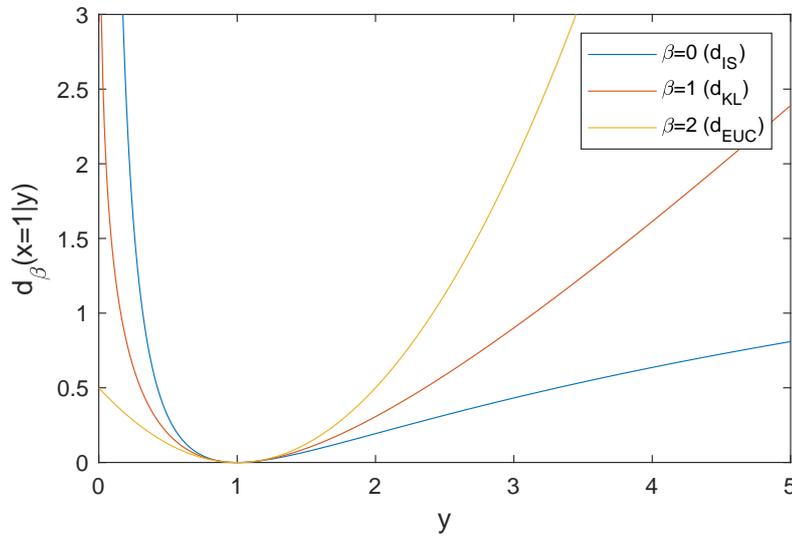


FIGURE 3.5 – Etude de l’allure de la fonction $d_\beta(x|y)$ en fonction de y à $x = 1$ fixé. Les trois courbes correspondent à d_{EUC} , d_{KL} et d_{IS} respectivement.

cas particuliers, $\beta(= 2, 1, 0)$ traduit respectivement l’hypothèse du bruit additif Gaussien, de Poisson ou multiplicatif Gamma sous-jacent [111]. Ainsi, cette famille offre la possibilité d’étudier simultanément les propriétés de ces types de bruits parmi d’autres sous un même cadre et de proposer des algorithmes de minimisation généralisés.

Une propriété remarquable de la fonction est son comportement vis-à-vis de l’échelle des coefficients à décomposer. Pour toute valeur de β il s’en suit que :

$$d_\beta(\lambda x | \lambda y) = \lambda^\beta d_\beta(x | y) \quad (3.6)$$

Ceci équivaut à dire que lorsque $\beta > 0$, la reconstruction obtenue par la NMF aura tendance à mieux approximer les données de valeur élevée et à négliger l’exactitude de l’approximation des coefficients de faible valeur. Inversement, pour des valeurs de $\beta < 0$, une meilleure précision de reconstruction sera attendue des coefficients de faible valeur [111]. La divergence d’Itakura-Saito représente le seul cas particulier de ce fonctionnement, elle est invariable par changement d’échelle puisque $d_{IS}(\lambda x | \lambda y) = d_{IS}(x | y)$. Son utilisation convient particulièrement lorsque les données d’intérêt à décomposer possèdent une dynamique des valeurs très large.

Pour finir cette brève description, il est précisé que beaucoup d’attention a été portée au développement d’algorithmes de minimisation plus performants pour des fonctions de coût spécifiques. Néanmoins, plus d’importance devrait être également dédiée à la définition

des critères motivant le choix de la fonction de coût en fonction du problème et des caractéristiques des données à disposition. En effet, les différentes mesures de similarité peuvent avoir des comportements différents selon leur type et selon le type de données, et il serait avisé de choisir la fonction la plus adaptée au type d'application souhaitée [107].

3.3.3 Critère d'optimisation

Comme déjà mentionné, l'approximation est obtenue de façon itérative en utilisant un algorithme de minimisation de la fonction de coût. Puisque la convexité de $D(V | WH)$ n'est pas garantie pour le couple de variables (W, H) , l'architecture d'optimisation la plus couramment utilisée, indépendamment de la fonction de coût choisie, est une optimisation en descente par blocs, où les facteurs sont mis à jour de façon alternative, conditionnés respectivement à la valeur du paramètre fixé.

De plus, pour une décomposition standard, la symétrie par transposition de la factorisation $V \simeq WH \leftrightarrow V^T \simeq H^T W^T$ [111] permet de ne se concentrer que sur la mise à jour d'un seul des facteurs, dans ce cas H :

$$\min_H \left[C(H) \stackrel{\text{def}}{=} D(V | WH) = \sum_{fn} d(v_{fn} | [WH]_{fn}) \right] \quad (3.7)$$

Finalement, le caractère séparable de la fonction D (3.4) permet de l'arranger de façon à réaliser l'optimisation par colonnes (respectivement par lignes) de H (respectivement de W) :

$$D(V | WH) = \sum_n C(h_n), \text{ avec } C(h_n) \stackrel{\text{def}}{=} D(v_n | Wh_n) \quad (3.8)$$

où $v_n \in \mathbb{R}_+^F$, $W \in \mathbb{R}_+^{F \times K}$ et $h_n \in \mathbb{R}_+^K$ est la n -ème colonne de H .

Algorithme de majoration-minimisation (MM)

La résolution du critère ci-dessus se fera à l'aide d'un algorithme multiplicatif. Les mises à jours dans les travaux pionniers de Lee et Sung [103] sont parmi les plus connues. Toutefois, c'est dans [111] qui se trouvent les détails de l'étude de cette méthode, d'autres alternatives à leur obtention ainsi que leur principales propriétés.

Ainsi, l'optimisation de la fonction de coût se fera avec un algorithme de majoration-minimisation (MM) [112, 111]. Celui-ci se compose de deux étapes :

1. Majoration : pour chaque point h courant, la fonction de coût est majorée en utilisant une fonction auxiliaire $G(h | \tilde{h})$ de $C(h)$ construite de sorte à vérifier les conditions :

3.3. FACTORISATION NON-NÉGATIVE DES MATRICES (NMF) POUR L'ESTIMATION DU RCF

- $\forall h \in \mathbb{R}_+^K, C(h) = G(h | h)$
- $\forall (h, \tilde{h}) \in \mathbb{R}_+^K \times \mathbb{R}_+^K, C(h) \leq G(h | \tilde{h})$

2. Minimisation : ladite fonction est minimisée

Il sera noté que les algorithmes de MM sont un cas particulier du cas plus général des algorithmes de type *expectation-maximization* (EM).

Fonction auxiliaire

La construction d'une fonction G majorante, pour le cas des β -divergences, se sert de la propriété de cette dernière à pouvoir toujours se décomposer telle que $d_\beta(x | y)$ soit la somme d'une partie convexe $\check{d}_\beta(x | y)$, d'une partie concave $\hat{d}_\beta(x | y)$ et d'une constante $\bar{d}_\beta(x | y)$ [111] :

$$d_\beta(x | y) = \check{d}_\beta(x | y) + \hat{d}_\beta(x | y) + \bar{d}_\beta(x | y). \quad (3.9)$$

Puisque la fonction critère $C(h)$ est la somme des fonctions $d_\beta(\cdot | \cdot)$ individuelles, elle partage également cette propriété de séparabilité.

De cette manière, en s'inspirant de l'approche de [113], une façon de majorer la fonction de coût est de majorer chacune de ses parties. En utilisant l'inégalité de Jensen pour majorer la partie convexe et la majoration par la tangente pour la partie concave, la fonction auxiliaire ainsi créée s'écrit :

$$G(h | \tilde{h}) = \check{G}(h | \tilde{h}) + \hat{G}(h | \tilde{h}) + \bar{G}(h | \tilde{h}) \quad (3.10)$$

$$\begin{aligned} G(h | \tilde{h}) = \sum_f \left[\sum_k \frac{[W]_{fk} [\tilde{h}]_k}{[\tilde{v}]_f} \check{d} \left([v]_f | [\tilde{v}]_f \frac{[h]_k}{[\tilde{h}]_k} \right) \right] \\ + \left[\hat{d}([v]_f | [\tilde{v}]_f) \sum_k [W]_{fk} ([h]_k [\tilde{h}]_k) + \hat{d}([v]_f | [\tilde{v}]_f) \right] + \bar{d}([v]_f) \end{aligned} \quad (3.11)$$

Équations de mise à jour multiplicatives

Une telle fonction peut être alors minimisée par l'annulation du gradient :

$$\nabla_{[h]_k} G(h | \tilde{h}) = \sum_f [W]_{fk} \left[\check{d}'([v]_f | [\tilde{v}]_f) \frac{[h]_k}{[\tilde{h}]_k} + \hat{d}'([v]_f | [\tilde{v}]_f) \right] \quad (3.12)$$

$$[h]_k^{MM} = [\tilde{h}]_k \left(\frac{\sum_f [W]_{fk} [v]_f [\tilde{v}]_f^{\beta-2}}{\sum_f [W]_{fk} [\tilde{v}]_f^{\beta-1}} \right)^{\gamma(\beta)} \quad (3.13)$$

où $\gamma(\beta)$ est donnée par un tableau selon la valeur de β .

Par exemple, pour $1 \leq \beta \leq 2$, $\gamma(\beta) = 1$. De sorte que $[h]_k^{MM}$ devient :

$$[h]_k^{MM} = [\tilde{h}]_k \left(\frac{\sum_f [W]_{fk} [v]_f}{\sum_f [W]_{fk} [\tilde{v}]_f} \right) \quad (3.14)$$

qui mènera aux formules de mises à jour multiplicatives :

$$W = W \odot \frac{[X]H^T}{[(WH)]H^T}, \quad (3.15)$$

$$H = H \odot \frac{W^T[X]}{W^T[(WH)]} \quad (3.16)$$

où \odot est l'opérateur de la multiplication élément par élément. Le résultat obtenu par [111] en utilisant cette démarche est le même que celui présenté par [103], à un exposant $\gamma(\beta)$ près, qui diffère lorsque $\beta \notin [1, 2]$.

3.3.4 Utilisation de la NMF pour le suivi du RCF

Dans le cadre de sa thèse [29], Nafissa Dia s'est principalement intéressée au suivi du RCF à partir de l'utilisation de la NMF.

Comme il a été expliqué au chapitre 2, l'analyse des signaux foetaux s'effectue dans le plan temps-fréquence. Les représentations de ce domaine affichent la variation du contenu spectral au cours du temps. Ceci permet donc dans cette application d'observer l'évolution de la fréquence cardiaque au cours de l'enregistrement. Une analyse de ces représentations est possible à travers l'utilisation de l'algorithme de la NMF. Dans ce contexte, le spectrogramme est une représentation bien adaptée à l'utilisation de la NMF : (1) c'est une matrice à coefficients positifs ou nuls, et (2) il a la propriété d'avoir un quadrillage régulier et constant de l'espace temps-fréquence et par conséquent des résolutions fixes en temps et en fréquence pour toute la durée du signal.

Comme également introduit au chapitre 2, les signaux d'intérêt sont quasi-périodiques et peuvent être décrits par le modèle temporel source-filtre [41], selon l'équation (2.1).

Le spectrogramme appliqué à ce modèle donne

$$\forall(t, f), X(t, f) = X^{(e)}(t, f) X^{(\varphi)}(t, f), \quad (3.17)$$

où t et f sont les variables temps et fréquence. $X^{(e)}(t; f)$ (resp. $X^{(\varphi)}(t; f)$) est l'amplitude de la STFT de la partie excitation $e(t)$ (resp. filtre $\varphi(t)$). Cette expression peut être

3.3. FACTORISATION NON-NÉGATIVE DES MATRICES (NMF) POUR L'ESTIMATION DU RCF

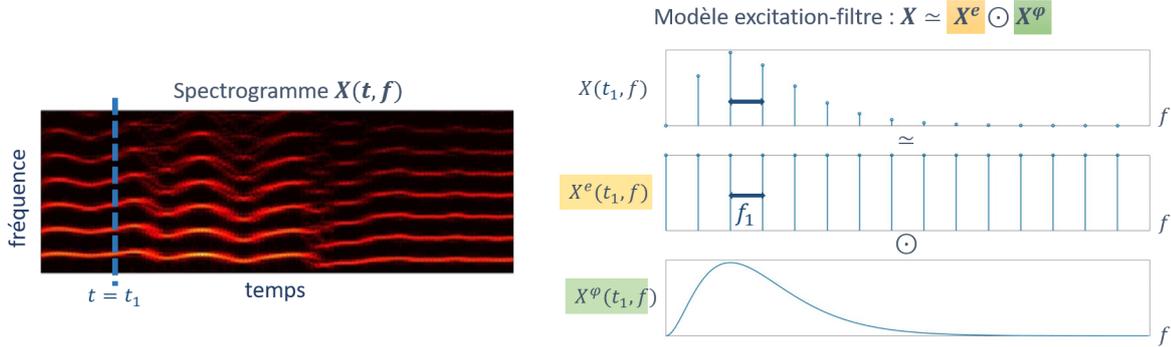


FIGURE 3.6 – Modélisation source filtre considérée dans [29].

réécrite comme suit

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}^{(e)} \odot \mathbf{X}^{(\varphi)} \quad (3.18)$$

où le (t, f) -ème élément de \mathbf{X} est $X(t, f)$, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}_+^{F \times N}$, $\mathbf{X}^{(e)} \in \mathbb{R}_+^{F \times N}$, $\mathbf{X}^{(\varphi)} \in \mathbb{R}_+^{F \times N}$, avec F le nombre de fréquences et N le nombre de fenêtres temporelles.

Le spectrogramme calculé avec une taille de fenêtre de quelques secondes (4 s dans notre cas) fait apparaître une structure harmonique, comme illustré à la figure 3.6. Une coupe d'un spectrogramme à un instant $t = t_1$ met en évidence que la partie excitation est un peigne de Diracs de fréquence fondamentale f_1 et la partie filtre est une enveloppe qui module l'amplitude des Diracs pour matérialiser la variabilité d'amplitude de la fréquence.

L'application de l'algorithme de NMF au spectrogramme \mathbf{X} ci-dessus donne :

$$\mathbf{X} \simeq (\mathbf{W}^{(e)} \mathbf{H}^{(e)}) \odot (\mathbf{W}^{(\varphi)} \mathbf{H}^{(\varphi)}) \quad (3.19)$$

où $\mathbf{W}^{(e)}$ et $\mathbf{W}^{(\varphi)}$ sont respectivement les modèles spectraux de l'excitation et du filtre et $\mathbf{H}^{(e)}$ et $\mathbf{H}^{(\varphi)}$ correspondent à leurs évolutions temporelles.

La partie excitation $\mathbf{X}^{(e)} = \mathbf{W}^{(e)} \mathbf{H}^{(e)}$, illustrée sur la figure 3.7, contient la structure quasi-harmonique des signaux cardiaques ECG et PCG, qui porte, elle-même, l'information de RCF recherchée.

Cependant, la décomposition NMF du spectrogramme relative à (3.19) est confrontée à quelques ambiguïtés, notamment à l'interchangeabilité des deux parties, excitation et filtre, ainsi qu'à des problèmes de facteur d'échelle. Une façon de pallier ces problèmes est d'ajouter des contraintes à chacune de ces parties. En particulier, pour la partie excitation, Dia propose de garder le dictionnaire $\mathbf{W}^{(e)}$ fixe, et pour la partie filtre, d'introduire sur les colonnes de $\mathbf{W}^{(\varphi)}$ une contrainte de lissage. Ainsi, il a été décidé de modéliser la matrice

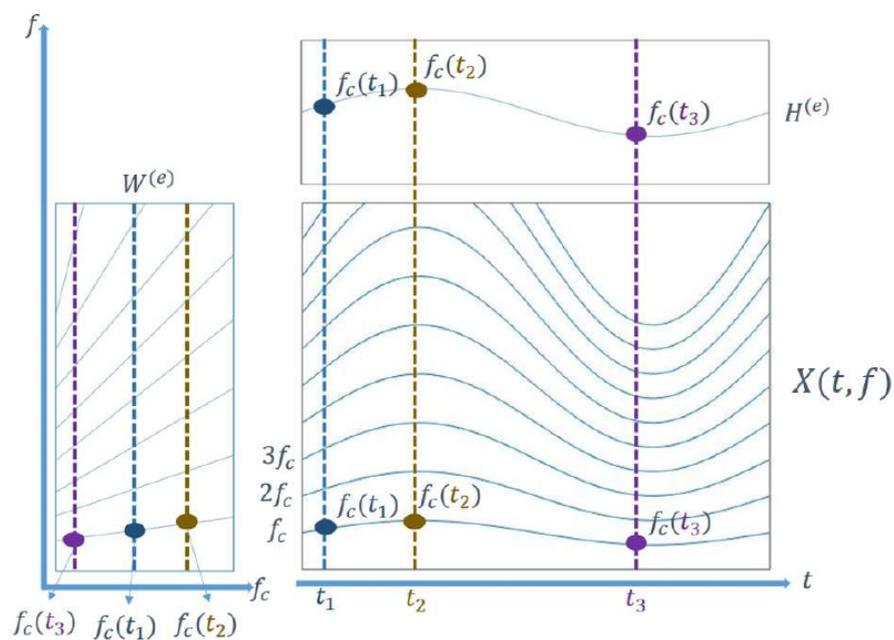


FIGURE 3.7 – Illustration du principe de l’algorithme de Dia [29], où la partie excitation est le produit d’une matrice fixe de fréquences cardiaques $\mathbf{W}^{(e)}$ (ou dictionnaire) et d’une matrice contenant l’évolution de la fréquence fondamentale $\mathbf{H}^{(e)}$, de laquelle sera extrait le rythme cardiaque foetal (RCF).

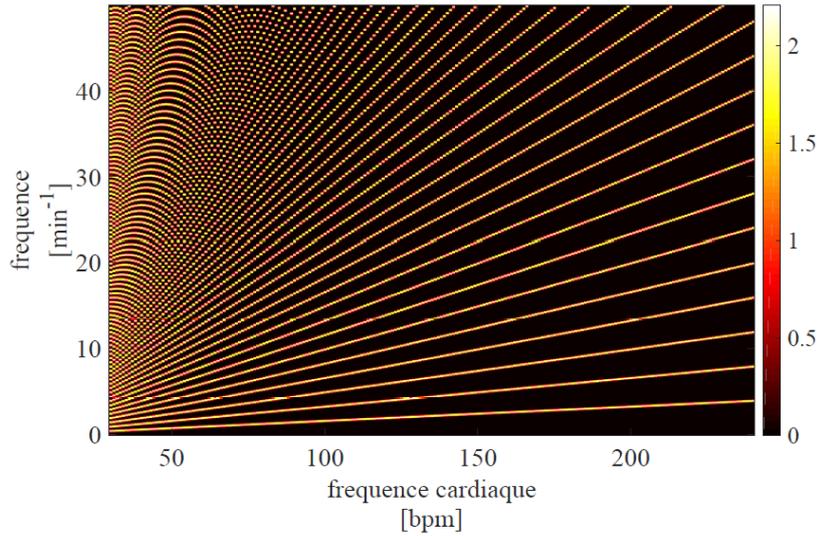


FIGURE 3.8 – Dictionnaire, $W^{(e)}$, de fréquences cardiaques foetales allant de 30 bpm (i.e., 0,5 Hz) à 240 bpm (i.e., 4 Hz) [29].

$W^{(e)}$ par un dictionnaire constitué d'un ensemble de peignes de Dirac dont la fréquence fondamentale couvre la gamme de toutes les fréquences cardiaques foetales (de 30 à 240 bpm). Chaque colonne de $W^{(e)}$ correspond donc à l'un de ces peignes de Dirac. Une représentation de ce dictionnaire est disponible à la figure 3.8. Le dictionnaire $W^{(e)}$ est gardé fixe tout au long des itérations de l'algorithme d'optimisation de la décomposition. Les détails de cette modélisation sont décrits plus précisément dans [29].

Cette façon de modéliser et fixer la matrice $W^{(e)}$ permet d'estimer dans la matrice $H^{(e)}$ l'évolution de la fréquence cardiaque fondamentale au cours du temps. A chaque instant t , la fréquence cardiaque correspondante sélectionnée est associée à une colonne de $H^{(e)}$ (figure 3.7). Par conséquent, la matrice $H^{(e)}$ contient l'information relative à l'évolution temporelle des valeurs du RCF. Le RCF instantané est finalement extrait de la matrice $H^{(e)}$ comme la fréquence ayant la puissance maximale sur chaque colonne de $H^{(e)}$. Cette dernière étape est illustrée à la figure 3.9

3.4 Modèle de Markov Caché (HMM) pour les signaux cardiaques

Le signal physiologique RCF est une série temporelle et continue. Par conséquent, la valeur à un instant n n'est pas aléatoire mais est liée à la valeur prise à l'instant précédent. A ce stade, la NMF telle que présentée juste avant montre ses limites, puisqu'elle ne fait aucune

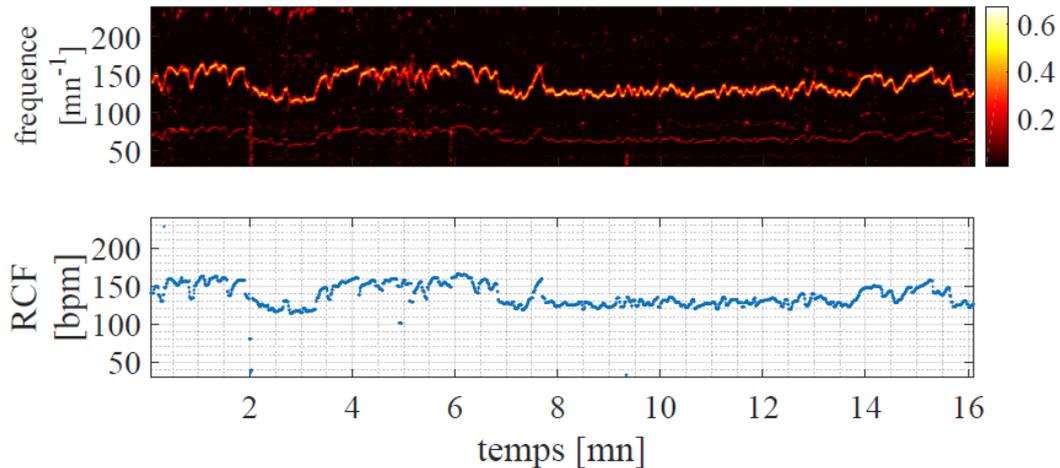


FIGURE 3.9 – Estimation du RCF par l'algorithme de Dia [29]. De haut en bas : matrice $\mathbf{H}^{(e)}$ issu de la NMF et RCF extrait de la matrice $\mathbf{H}^{(e)}$, à partir du dictionnaire $\mathbf{W}^{(e)}$.

hypothèse sur l'indépendance ou la dépendance temporelle des facteurs. Aussi un outil mathématique complémentaire est ici présenté et sera utilisé dans la suite des travaux pour modéliser cette propriété de continuité du RCF.

Un processus de Markov est un processus stochastique indexé par le temps obéissant à la propriété de Markov qui stipule que l'information utile pour la prédiction de la valeur de l'instant à venir ne dépend que de la valeur à l'instant présent et est donc indépendante du passé. Une chaîne de Markov n'est autre qu'un processus de Markov à temps discret. Il s'agit d'une séquence de variables aléatoires prenant des valeurs dans un ensemble fini d'éléments, appelés les *états*. Les transitions entre les états sont déterminées par un ensemble de distributions de probabilités conditionnées chacune à chaque valeur prise par les différents états.

3.4.1 Modèle de Markov Caché (HMM)

Dans le cadre des modèles de Markov, le HMM décrit une certaine catégorie de processus stochastiques. Il caractérise des séquences de variables aléatoires à travers des relations probabilistes, avec un intérêt particulier pour leur dynamique de comportement. Un modèle HMM se compose de deux processus différents reliés entre eux (figure 3.10) : une séquence d'un "vrai" processus, dont les valeurs ne sont pas accessibles (appelée séquence des états cachés), et une suite de mesures (appelées observations) dont la probabilité dépend des valeurs prises par le premier processus inconnu. Le but est alors d'apprendre davantage sur la séquence cachée à travers la suite d'observations. Une suite $V = \{v_n\}_{n=1}^N$

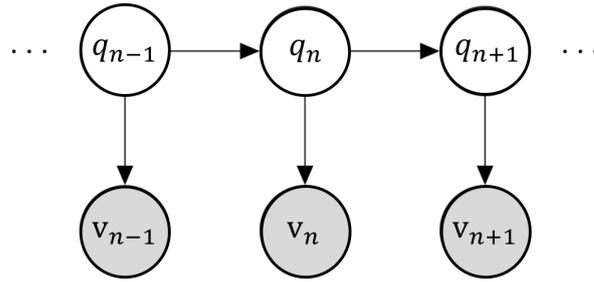


FIGURE 3.10 – Représentation graphique d'un hidden Markov model (HMM). q_n représente l'état caché à l'instant n et $v_n = [v_{1n} \cdots v_{Fn}]^T$ les valeurs observées.

de N observations est modélisée par une séquence des données chronologiques correspondante $q = \{q_n\}_{n=1}^N$ d'états cachés, dont les valeurs sont choisies dans un ensemble fini de K valeurs distinctes [114, 115, 116]. La paire de vecteurs est probabilistiquement reliée. Chaque observation v_n à l'instant n ne dépend donc que de la valeur prise par l'état q_n à cet instant, selon la loi de probabilité conditionnelle

$$v_n \sim p(v_n | q_n). \quad (3.20)$$

D'autre part, la transition dynamique entre les états cachés est mise en place par une Chaîne de Markov de premier ordre; ainsi, le changement d'état entre q_{n-1} et q_n est réalisé selon le schéma suivant :

$$q_n \sim p(q_n = j | q_{n-1} = i). \quad (3.21)$$

En pratique, les valeurs de l'état caché seront estimées grâce à l'algorithme de Viterbi [114].

3.4.2 Utilisation du HMM pour le débruitage des signaux cardiaques

Le HMM a été énormément utilisé dans de nombreux domaines, par exemple pour la reconnaissance automatique de la parole et pour l'étude des signaux physiologiques. Dans le cadre de son application à l'ECG, les méthodes se concentrent sur l'analyse des ondes et des battements cardiaques. L'objectif de ces approches est, à terme, de pouvoir distinguer les éventuels battements pathologiques des battements normaux. Cette classification des battements permettrait le dépistage des arythmies.

Dans [117] et [118], les chaînes de Markov sont utilisées pour modéliser la séquence et la durée des formes d'onde et des intervalles au sein de chaque battement cardiaque. Pour cela, les auteurs définissent la série des états cachés comme les différentes ondes retrouvées au sein d'un battement type d'ECG. Chaque onde ou intervalle dans la signature du signal

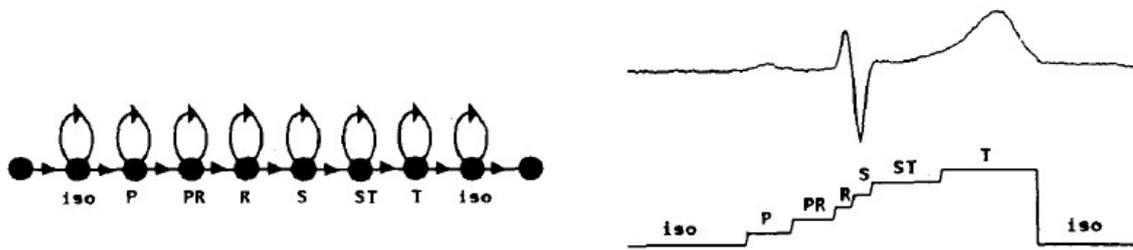


FIGURE 3.11 – Utilisation du HMM pour la détection des différents segments d'un seul battement ECG [117].

ECG est supposé correspondre à un état du processus de Markov associé. La séquence d'observation comprend des échantillons numériques du signal ECG ou des échantillons dérivés des signaux numériques. Ainsi, dans [118] ces états sont définis à l'aide des caractéristiques physiologiques observées du signal ECG. Les probabilités d'observation sont définies en fonction des états précédemment définis. Dans [117], des distributions Gaussiennes uni-variées sont utilisées en tant que distribution des observations ; ceci basé sur l'analyse des histogrammes calculés pour chaque onde de l'ECG en utilisant des données manuellement segmentées. La figure 3.11 illustre la segmentation d'un battement ECG grâce à la définition des différents états possibles.

Ces résultats montrent l'intérêt de l'application de ce modèle HMM aux signaux physiologiques où l'évolution des valeurs dépend des valeurs précédentes. Cependant, dans la suite de nos travaux, le modèle HMM considéré ne sera pas appliqué au sein de chaque battement cardiaque, mais comme méthode de suivi du RC. Dans ce cas, les états ne correspondront pas aux ondes mais aux valeurs successives de la fréquence cardiaque.

4

Objectifs de la thèse

Les problématiques liées aux méthodes existantes d'estimation du rythme cardiaque foetal (RCF) engagent à réfléchir à des solutions alternatives. Les techniques comme l'électrocardiogramme (ECG) et le phonocardiogramme (PCG) se caractérisent comme des techniques non invasives, d'un coût moindre et très pratiques. En outre, leur utilisation ne requiert pas d'opérateurs experts. Pour ces raisons, et dans le but d'améliorer l'extraction du signal foetal et en particulier le RCF, nous nous intéressons à l'utilisation de ces technologies via des capteurs et électrodes positionnés sur l'abdomen de la mère. Plus particulièrement, dans le cadre de nos travaux, nous nous focalisons sur leur utilisation en parallèle pour robustifier la mesure extraite. Un tel procédé permettrait à terme de combiner la praticité et le caractère non invasif de la CTG avec la fiabilité et l'exactitude de l'ECG de scalp.

L'objectif fixé pour cette thèse est le traitement de signaux fœtaux pour une estimation robuste du RCF en conditions cliniques. Cet objectif est double et se positionne d'une part sur des propositions méthodologiques nouvelles et d'autre part sur la validation de ces contributions dans des conditions cliniques réelles d'utilisation.

Sur le plan clinique, l'enjeu est de respecter les conditions imposées par le corps médical en milieu clinique, à savoir l'ergonomie à la fois pour le praticien et la patiente. Une des principales contraintes fixées (et discutées avec des praticiens du domaine) est l'utilisation d'un nombre limité de capteurs. Aussi, notre proposition se focalise sur l'estimation du RCF à partir d'un *unique* capteur abdominal. D'après l'analyse de l'état de l'art, il ressort que 2 modalités sont particulièrement d'intérêt dans ce contexte : une modalité électrique par électrocardiogramme abdominal (ECGa) et une modalité mécanique par phonocardiogramme abdominal (PCGa).

Du point de vue algorithmique, ce choix d'un seul capteur contraint fortement les méthodologies possibles. Dans ce contexte et compte-tenu de l'état de l'art, il ressort l'intérêt d'explorer le caractère quasi-périodique des signaux cardiaques. La proposition récente de Nafissa Dia [29], basée sur l'utilisation de la factorisation non-négative des matrices (NMF), semble être une solution efficace pour faire face au caractère bruité des signaux en conditions réelles et permettre une estimation robuste du RCF. La nouvelle proposition envisagée dans cette thèse mise sur une meilleure modélisation des signaux et de leurs caractéristiques. Pour cela, l'objectif est d'intégrer dans le modèle la dépendance temporelle des mesures de RCF, pour l'instant non exploitée par la NMF utilisée. A cette fin, une approche basée sur l'utilisation de Modèles de Markov Cachés (HMM) est envisagée.

Enfin, l'enjeu de l'évaluation est central dans l'approche menée. Il ressort de la littérature la difficulté actuelle d'évaluer les algorithmes développés et leur efficacité sur des signaux réels. Parmi les bases de données publiques, beaucoup sont constituées de signaux simulés. Et dans le cas de signaux réels, contrairement aux recommandations d'évaluation cliniques du RCF, les signaux des bases de données disponibles sont, pour la plupart, de très courte durée (inférieure à 5 minutes). En outre, la qualité est fortement variable mais généralement contrôlée. Aussi, dans nos travaux, nous nous sommes confrontés à la création d'une nouvelle base de données, plus proche des recommandations cliniques pour l'interprétation du RCF. Cette base permettra d'une part d'analyser et d'étudier les phénomènes pouvant être rencontrés en pratique et d'autre part de développer de nouvelles techniques afin de contourner les problèmes observés. Enfin cette base de données de santé permettra d'évaluer les performances des méthodes proposées en confrontant les résultats avec une référence clinique synchrone, sur la base de critères d'évaluation cliniques et pas uniquement algorithmiques.

La suite du manuscrit est organisée selon le plan suivant. Le chapitre 5 commencera par décrire en détail le travail mené autour de la constitution de la base de données de santé et son utilisation pour l'évaluation des contributions méthodologiques. Celles-ci seront présentées au chapitre 6 pour l'estimation du RCF à partir du signal ECG abdominal et au chapitre 7 pour le PCG abdominal. Un dernier chapitre viendra apporter un ensemble de conclusions et de perspectives au travail ici mené.

Deuxième partie

Acquisitions et traitements de signaux ECG et PCG pour l'estimation du rythme cardiaque foetal

5

Base de données de santé

Comme cela a été présenté dans la partie introductive, l'objectif du travail qui est mené dans cette thèse est d'être au plus proche de la clinique, des besoins et des usages des cliniciens. Dans ce contexte, il apparaît que les données disponibles réellement d'intérêt sont finalement peu nombreuses.

5.1 Limites des bases de données existantes

Il existe des banques de données publiques très riches dans le domaine de l'ECG foetal, elles sont pour beaucoup accessibles via Physionet. Cependant, ces données se heurtent à plusieurs critiques si on veut les utiliser dans l'objectif de travail en conditions réelles, qui est le nôtre.

1. Une grande part de ces données sont simulées et malgré des modèles de simulation puissants, le passage aux données réelles de méthodes développées uniquement sur signaux simulés est souvent difficile. En particulier, ce passage est compliqué car les bruits sont rarement tous modélisables et les modifications des signaux liées à des dérèglements physiologiques ne peuvent pas toutes être envisagées.
2. Les données réelles disponibles ne sont pas toujours associées à une référence clinique. Dans notre application, où le RCF est la grandeur d'intérêt, le rythme de référence, obtenu par un *gold standard*, n'est pas forcément accessible. Dans quelques cas néanmoins, des données considérées de référence sont disponibles, mais très souvent, cette information a été obtenue par des traitements spécifiquement développés (algorithmes de traitement des signaux) et donc toute nouvelle méthode appliquée à ces signaux est forcément moins bonne que la méthode originale qui a permis d'établir la donnée dite de référence.

3. Les informations concernant la position des électrodes ECG sur l'abdomen de la mère sont rarement précisées. Pour beaucoup des bases de données en lien avec l'ECG fœtal, plusieurs ECG abdominaux synchrones sont enregistrés, mais sans indication sur les positions exactes des capteurs, notamment par rapport au cœur fœtal.
4. Une référence propre à la mère et à son rythme cardiaque est souvent absente des bases de données, ce qui limite les propositions algorithmiques qui peuvent être faites. Ce n'est pourtant pas une contrainte clinique que d'avoir ce type de référence, car actuellement, le suivi du fœtus pour une femme enceinte est toujours couplé au suivi du rythme cardiaque maternel.
5. Les données réelles disponibles sont généralement de très courte durée. On trouve essentiellement des enregistrements dont la durée s'étend de 30 secondes à quelques minutes (rarement plus de 5 minutes). Les signaux ont-ils été coupés ? Y a-t-il eu une sélection des segments choisis et stockés dans la base ? Ceci n'est jamais clairement indiqué. Mais cette durée courte est une limite à l'interprétation des résultats. L'analyse clinique du RCF est basée sur un ensemble de critères (valeurs moyennes, variabilité, nombre d'accélération et de décélérations. . .) qui, par définition, nécessitent une durée de signal de plusieurs dizaines de minutes.
6. Les données de PCG abdominaux de femmes enceintes sont quasiment inexistantes. Et elles ne sont jamais synchrones avec des signaux ECG abdominaux.

Face à ces constats et à ces limites des données existantes, il ressort donc la nécessité de disposer d'une base de données spécifique pour répondre aux besoins relatifs à notre étude. L'enjeu a donc été de constituer une base de données réelles dans des conditions représentatives des cas d'utilisation clinique envisagés.

5.2 Constitution de la base de données

5.2.1 Étude clinique SurFAO-Obstétrique

Dans le cadre du projet ANR SurFAO, une étude clinique a pu être financée et a été menée entre mai 2019 et avril 2021, suite à une étude préliminaire en 2016. Cette étude, appelée « SurFAO-Obstétrique » (numéro CHU Promoteur : 38RC18.172, N°RCB : 2018-A03182-53) visait à enregistrer une activité cardiaque fœtale chez des femmes enceintes, à terme, dans le cadre d'une grossesse de déroulement non pathologique.

L'objectif de l'étude était de constituer une base de données de signaux synchronisés provenant des électrodes ECG (signal ECG maternel thoracique et signal ECG abdominal),

des capteurs PCG (signal PCG fœtal abdominal) et des sondes CTG (= *gold standard*) durant une phase de monitoring d'une durée de 30 minutes chez des sujets au cours du 9ème mois de grossesse. Il s'agissait d'une étude pilote, prospective, monocentrique, non randomisée, ouverte, contrôlée.

Dans cette étude, c'est l'extraction de données fœtales (PCGf, ECGf et RCF), et non l'interprétation de ces données pour prise de décision, qui est considérée. L'interprétation du RCF n'est donc pas un objectif de cette étude. L'objectif principal de l'étude clinique est de collecter une base de données des signaux ECG, PCG et CTG. Cette banque de signaux physiologiques servira ensuite au développement et à la validation de nouveaux algorithmes d'estimation robuste du RCF par électrocardiographie ou/et phonocardiographie abdominales.

Cette étude a été portée par le service de Gynécologie-Obstétrique de l'Hôpital Couple Enfant (HCE) du CHU de Grenoble. L'investigateur principal était le Dr Véronique Equy et un nombre important de médecins, d'internes et de sages-femmes ont été impliqués. Le Centre d'Investigation Clinique - Innovation Technologique (CIC-IT) de Grenoble a été partie prenante de l'étude, depuis la rédaction du protocole, son dépôt, le déroulé de l'étude et l'ensemble des inclusions, jusqu'à la clôture de l'étude et l'analyse statistique finale. Pour ma part, j'ai pu participer à la collecte de données, lors des séances d'acquisition de signaux sur femmes enceintes au sein de l'HCE.

Population

Les sujets participants à l'étude SurFAO-Obstétrique ont été des femmes enceintes sujets saines sans antécédent particulier, suivies au CHU de Grenoble pour une grossesse de déroulement physiologique ; leur enfant était indemne de toute pathologie diagnostiquée en anténatal.

Critères d'inclusion :

- Enceinte d'une grossesse unique,
- Agée de plus de 18 ans,
- Au cours du 9ème mois de grossesse (> 37 semaines d'aménorrhée (SA)),
- Avec un suivi de grossesse sans complication sur le plan maternel et fœtal,
- Avec un IMC entre 18.5 et 30 au début de grossesse,
- Sans antécédent médical notable,
- Inscrite à un régime de sécurité sociale,
- Ayant signé le formulaire de consentement à l'étude.

Critères de non-inclusion :

- Sujet sous tutelle, protégé par la loi ou privé de liberté (article L1121-8),
- Sujet sous surveillance administrative ou judiciaire,
- Sujet en période d'exclusion d'une autre étude,
- Avec consommation toxique (i.e. tabac, alcool, cannabis),
- Avec terme de la grossesse imprécis,
- Denis de grossesse.

Recrutement

- La visite de sélection était prévue lors de la consultation de terme (dernière consultation pré-natale obligatoire - appelée aussi consultation du 9ème mois, qui a lieu à l'HCE du CHUGA au service de Gynécologie-Obstétrique). Les sujets étaient sollicités pour participer comme volontaires à l'étude. Si elles acceptaient, un rendez-vous leur était alors proposé.
- L'inclusion des sujets était effectuée dans le service de Grossesse à Haut Risque (Gynécologie-Obstétrique) du CHUGA (Hôpital Couple Enfant - HCE). Elles bénéficiaient d'un enregistrement de l'activité cardiaque fœtale, qui ne présente aucun risque pour la participante ou son enfant.
- Un enregistrement chez 40 sujets appartenant à la population d'étude décrite était attendu pour l'étude.

5.2.2 Procédure d'acquisition des signaux

La chaîne d'acquisition des données utilisée pour l'étude, illustrée schématiquement (Figure 5.1), était constituée des éléments suivants (Figure 5.2) :

- cinq électrodes ECG, pour l'acquisition d'un signal ECG thoracique et un ECG abdominal
- deux microphones cardiaques (MLT201, fournis par la société ADInstruments) permettant d'acquérir les signaux PCG de la mère au niveau du thorax et du fœtus au niveau de l'abdomen de la mère
- un amplificateur de signaux électro-physiologiques (Dual BioAmp, ADInstruments), permettant d'amplifier les signaux ECG
- un système d'acquisition (PowerLab 4/35, société ADInstruments), permettant de collecter de façon synchrone les signaux ECG et PCG

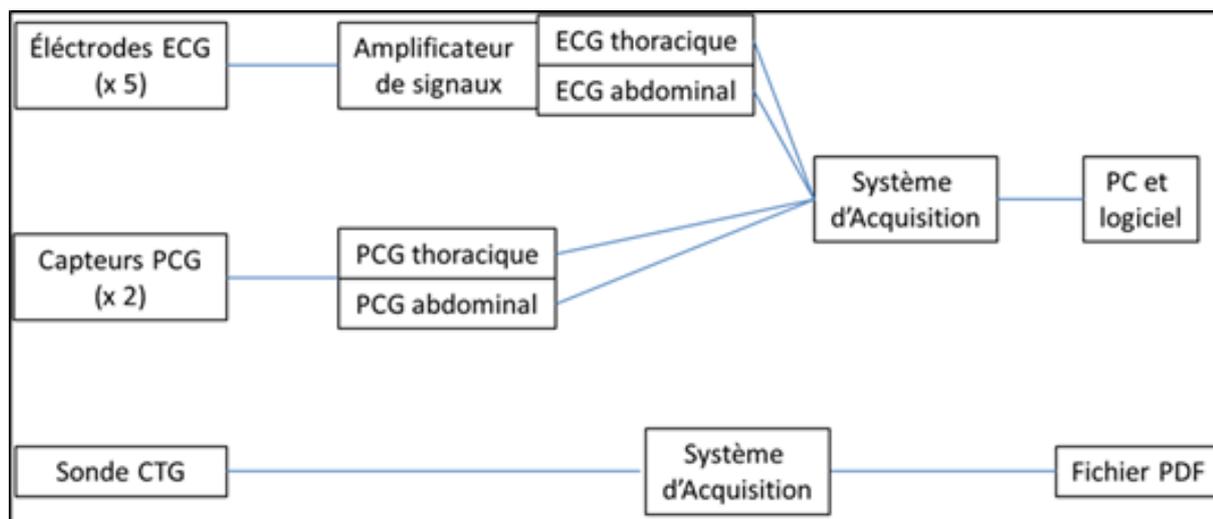


FIGURE 5.1 – Schéma de la chaîne de mesure utilisée pour l'étude SurFAO-Obstétrique

- un ordinateur avec un logiciel d'interface spécifique à la collecte et l'analyse des signaux physiologiques (logiciel LabChart (v.8.0), ADInstruments)
- un système CTG (Avalon Fetal Monitor F20) composé de deux sondes reliées à un système d'acquisition, permettant l'acquisition des tracés de cardiocardiographie (rythmes cardiaques fœtaux et maternels et contractions utérines)

Sur chaque femme incluse dans l'étude, la mise en place de la chaîne de mesure a été réalisée par un personnel qualifié (sage-femme, interne ou praticien hospitalier en gynécologie-obstétrique) comme suit, en positionnant (Figure 5.3) :

- Quatre électrodes ECG : deux sur le thorax et deux sur l'abdomen
- Une cinquième électrode sur le poignet, comme point de référence
- Deux capteurs PCG contre la peau en regard des cœurs maternel et fœtal

En outre, les électrodes ECG et les capteurs PCG étaient reliés et branchés à l'amplificateur de signaux et au système d'acquisition. En parallèle, les sondes du système CTG étaient positionnées sur l'abdomen de la femme enceinte à l'aide de sangles.

Pour certaines inclusions, une échographie a été réalisée pour mieux localiser le cœur du fœtus, si les premiers signaux ECG et PCG n'étaient pas considérés de bonne qualité. Cet examen complémentaire permettait de vérifier la présentation fœtale, et notamment le positionnement de son dos, pour un placement optimal des électrodes ECG et des capteurs PCG abdominaux. Les placements des capteurs pour chaque enregistrement ont été consignés dans le cahier d'observation (*case report form (CRF)*) associé au protocole.

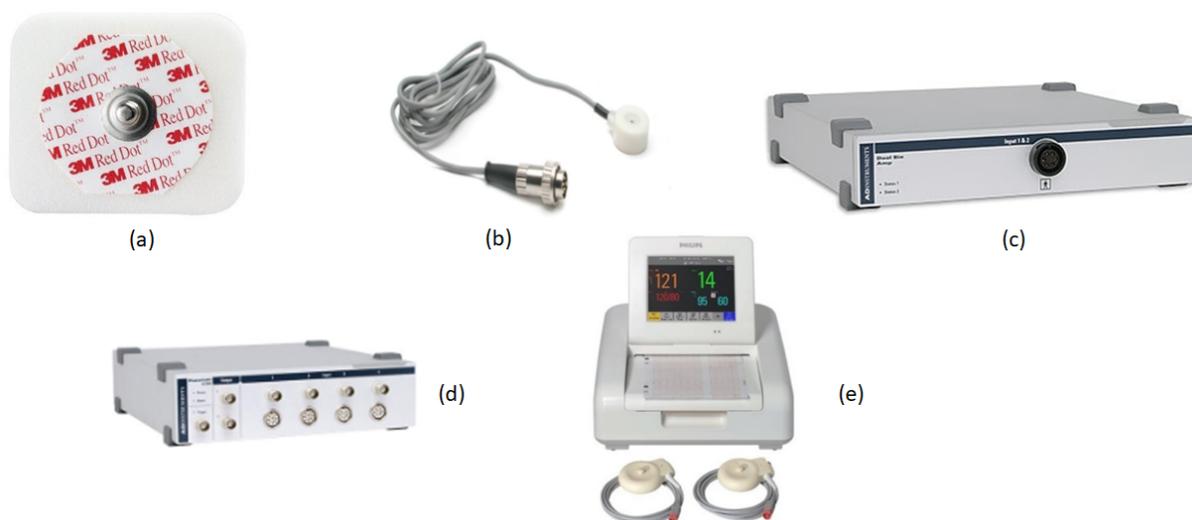


FIGURE 5.2 – Différents éléments de la chaîne d'acquisition utilisée pour l'étude SurFAO-Obstétrique : (a) électrode ECG, (b) microphone cardiaque, (c) bioamplificateur, (d) système d'acquisition, (e), système de cardiotocographie de référence.



FIGURE 5.3 – Volontaire prête pour l'enregistrement des signaux. Les électrodes ECG et les capteurs PCG sont appliqués sur le sujet (thorax et abdomen) et sont reliés à l'amplificateur et au système d'acquisition. Les sangles jaunes maintiennent les sondes CTG reliées à l'appareil CTG.

Variables	Total
Effectif	40
Age moyen (ET)	31,5 (3,7)
1ère grossesse (oui), n(%)	25 (62,5%)
Poids, début grossesse, moyenne (ET)	61,9 (10,0)
IMC, début grossesse, moyenne (ET)	22,6 (3,0)
Poids, visite inclusion, moyenne (ET)	74 (11,1)
IMC, visite inclusion, moyenne (ET)	27,0 (3,52)
Taille, moyenne (ET)	165,4 (6,0)
Age gestation du fœtus (en semaine), moyenne (ET)	38,02 (0,9)

TABLE 5.1 – Table des caractéristique cliniques de l’étude SurFAO-Obstétrique

5.3 Évaluation clinique de la base de données

5.3.1 Bilan des acquisitions

Le recrutement des patientes participantes à l’étude s’est étalé du 02 Mai 2019 au 15 avril 2021. Des signaux ont pu être récupérés pour les 40 femmes incluses, dont les caractéristiques cliniques sont listées dans le tableau 5.1.

Pour un enregistrement, il y a eu une erreur de manipulation et de réglage du système d’acquisition et le signal ECG abdominal n’a pas pu être capté. Pour un autre enregistrement, il y a eu une erreur d’enregistrement et le tracé CTG a été perdu. Par conséquent, 38 enregistrements de signaux ECG et PCG thoraciques et abdominaux, synchrones avec la CTG constituent finalement la base de données SurFAO-Obstétrique.

Une synthèse des données cliniques, sujet par sujet, est également disponible pour l’étude SurFAO-Obstétrique dans la figure 5.4 et liste pour chaque volontaire le terme de la grossesse au moment de l’acquisition, l’indice de masse corporelle avant la grossesse et au moment de l’acquisition, ainsi que la position du fœtus au moment de l’enregistrement. Le tableau détaille également la durée de l’enregistrement et le taux de perte de signal pour la technique de référence cardiotocographique, illustré sur la figure 1.3.

Les résultats d’estimation du rythme cardiaque foetal par l’une ou l’autre des technologies d’intérêt dans notre étude seront présentés plus loin, avec les propositions méthodologiques de cette thèse. La variabilité des termes de grossesse, des indices de masse corporelle et des positions des fœtus auraient pu être des paramètres d’intérêt pour expliquer les bons ou mauvais résultats des méthodes d’estimation proposées. Mais il s’avère que rien n’est

CHAPITRE 5. BASE DE DONNÉES DE SANTÉ

Volontaire	Terme	Sujet				durée enregistrement (min)	Pertes de signal CTG (%)
		IMC (avant grossesse)	IMC (jour J)	Position fœtus			
1	38+0	27,0	33,2	Céphalique	Dos à droite		
2	40+4	22,0	25,9	Céphalique	Dos à droite	16	11
3	39+4	18,7	20,9	Céphalique	Dos à gauche	28	3
4	39+5	25,3	27,2	Céphalique	Dos à droite		
5	37+3	29,4	31,4	Podalique	Dos à droite	16	7
6	39+0	19,5	22,2	Céphalique	Dos à droite	32	4
7	38+3	19,2	22,5	Céphalique	Dos à gauche	27	3
8	39+5	19,9	24,6	Céphalique	Dos à gauche	30	3
9	38+3	26,5	32,3	Céphalique	Dos à droite	29	15
10	38+1	20,9	26,4	Céphalique	Dos à gauche	28	3
11	37+4	24,3	27,2	Céphalique	Dos à gauche	27	4
12	39+4	21,6	29,3	Céphalique	Dos à droite	28	3
13	37+1	20,1	24,6	Céphalique	Dos postérieur	30	9
14	38+4	20,2	24,4	Céphalique	Dos à droite	31	3
15	37+5	19,3	22,2	Céphalique	Dos à droite	30	5
16	40+0	20,3	26,0	Céphalique	Dos à droite	30	6
17	38+0	20,6	27,1	Céphalique	Dos à gauche	40	30
18	39+0	20,9	27,2	Céphalique	Dos à gauche	30	4
19	39+0	23,4	27,7	Céphalique	Dos à gauche	32	10
20	39+1	21,7	25,7	Céphalique	Dos à gauche	30	3
21	37+5	20,0	22,8	Céphalique	Dos à droite	30	4
22	38+0	28,6	35,4	Céphalique	Dos antérieur	26	4
23	38+4	27,3	30,1	Céphalique	Dos antérieur	31	3
24	37+0	24,2	29,3	Céphalique	Dos à gauche	32	7
25	37+6	27,3	32,4	Céphalique	Dos à gauche	30	5
26	37+3	20,6	21,7	Céphalique	Dos à droite	32	10
27	39+2	20,1	25,5	Céphalique	Dos à gauche	30	4
28	37+1	23,3	27,6	Céphalique	Dos à droite	31	9
29	37+4	24,4	30,2	Céphalique	Dos à gauche + antérieur	30	6
30	38+2	20,9	25,3	Céphalique	Dos à gauche	22	2
31	38+0	29,4	34,2	Céphalique	Dos à gauche	29	4
32	38+5	23,5	29,2	Céphalique	Dos à droite	20	4
33	38+3	20,8	26,4	Céphalique	Dos à gauche	30	10
34	38+0	24,0	28,0	Céphalique	Dos à droite	30	4
35	38+6	20,4	25,8	Céphalique	Dos à gauche	34	12
36	37+5	21,7	26,4	Céphalique	Dos à gauche	28	0
37	38+2	23,4	27,7	Céphalique	Dos à droite	27	5
38	38+4	22,6	27,1	Céphalique	Dos à droite + antérieur	25	4
39	38+1	20,9	26,3	Céphalique	Dos à droite + antérieur	30	6
40	37+4	18,8	22,3	Céphalique	Dos à droite	42	22

FIGURE 5.4 – Données cliniques SurFAO-Obstétrique pour les 40 volontaires de l'étude. Les cases noires indiquent que les données enregistrées ne sont pas disponibles. Le jour J correspond au jour de l'enregistrement.

ressorti à ce niveau là. Ceci s'explique peut-être par un nombre de combinaisons trop grand de ces paramètres et de fait par un nombre trop petit de sujets pour chaque combinaison. Aussi, à ce stade de notre étude, les données disponibles ne permettront pas de corréler la qualité d'estimation du RCF par ECG ou PCG à telle ou telle position du fœtus, ni même à un terme de grossesse particulier. Cela pourrait néanmoins faire l'objet d'une étude de plus grande envergure, pour laquelle le recrutement des volontaires respecterait un échantillonnage adéquat des différentes combinaisons.

5.3.2 Qualité et sélection des enregistrements

L'analyse visuelle des signaux abdominaux permet de mettre en évidence un certain nombre de bruits en présence. En effet, lors de l'enregistrement des données, l'environnement peut varier : le fœtus peut bouger et même se retourner, une électrode peut se décoller, il peut y avoir des bruits sonores, les médecins et patients peuvent parler, les microphones peuvent être plus ou moins bien fixés... Tout ceci conduit à l'observation de variations de comportement sur les signaux électriques ou sonores : grandes variations d'amplitude, ou au contraire enregistrement de données de très faible amplitude... rendant l'exploitation des données plus ou moins difficiles, voire impossibles.

A ce stade de notre travail, tous les bruits en présence n'ont pas pu être caractérisés, que ce soit leur origine ou leur conséquence sur les signaux. On listera ici les bruits qui ont pu clairement être identifiés et pour lesquels on peut envisager des solutions pour un futur dispositif, plus intégré et plus représentatif des conditions d'usages, que celui considéré dans notre étude pour l'acquisition des données. On distinguera les bruits observés sur le PCG ou l'ECG.

ECG abdominaux

La perturbation la plus souvent constatée est la **saturation** du signal. Les mouvements foetaux induisent des variations conséquentes de la ligne de base du signal ECG abdominal. Aussi, s'il y a une forte variation, l'amplitude du signal dépasse la gamme de valeurs choisie pour l'acquisition et le signal sature, c'est-à-dire qu'il reste bloqué sur la valeur maximale d'amplitude acceptée par le système. La gamme de valeurs d'acquisition ne peut pas être choisie trop grande, car l'enjeu est de pouvoir capter des données de faible amplitude et les petites variations du signal associées aux battements cardiaques du fœtus. Aussi la gamme d'amplitude est principalement adaptée à la dynamique du signal ECG foetal de l'ordre de quelques centaines de micro-volts. Ceci implique des segments de saturation des signaux, plus ou moins fréquents en fonction des sujets (en fait, des fœtus). Dans le cadre d'un stage de M1 encadré au cours de ma thèse, un étudiant a travaillé

à l'analyse automatique des zones de saturation, pour les identifier et éventuellement les supprimer pour l'analyse quantitative des résultats d'estimation du RCF. L'algorithme de détection de ces segments saturés ne sera pas détaillé ici. En termes de résultats, il est à noter que pour la majorité des sujets, la durée de signal saturé est faible par rapport à la longueur des signaux. Ceci est un résultat important, car il nous a permis ainsi de considérer que pour ces sujets, l'intégralité de l'enregistrement pouvait être conservée, sans avoir à supprimer des petits segments. Cependant, des taux de saturations élevés (de 30% à 60%) ont été remarqués sur certains signaux. C'est le cas par exemple des sujets 7, 30 et 38. Deux solutions ont été envisagées : (1) découper les signaux et ne conserver que les zones non saturées. Toutes les zones saturées sont alors supprimées de l'analyse puisque la saturation implique la perte de toute information utile dans le signal (2) conserver les signaux dans leur intégralité à condition que le taux de saturation soit faible et retirer de l'analyse qualitative les signaux pour lesquels le taux de saturation est trop important. C'est la solution (2) qui a finalement été choisie.

Une autre problématique récurrente de perturbation sur les signaux ECG abdominaux est la **présence de 50Hz**, liée aux interférences électromagnétiques. Notre étude a été réalisée avec un matériel d'acquisition de recherche, branchée sur le secteur. En fonction des électrodes, des volontaires enceintes, des perturbations sur le secteur de l'hôpital le jour de l'acquisition, le niveau de 50Hz est variable, et il a dans quelques cas été problématique pour l'analyse des signaux. Malgré les étapes de filtrage de cette composante fréquentielle (filtrage coupe bande, passe-bas pour les harmoniques et filtrage adaptatif), pour certains sujets, le niveau était tel que l'information foetale n'a pas pu être accessible. Comme pour la saturation, nous avons alors fait le choix de retirer de l'analyse quelques enregistrements ECG.

Enfin, la problématique de **forte présence maternelle** sur l'ECG abdominal a rendu quelques enregistrements inexploitable. Malgré les traitements pour minimiser cette composante, quelques enregistrements n'ont pas pu permettre d'identifier la présence du fœtus sur le signal ECG abdominal. Est-ce lié à un mauvais positionnement des électrodes ? à un problème spécifique de l'algorithme de débruitage ? Nous n'avons pas toujours été en mesure de conclure sur la cause, mais la conséquence est qu'à nouveau nous avons décidé, en lien avec nos partenaires cliniciens, de mettre de côté un petit nombre de sujets selon ce critère.

Compte tenu de ces observations et des choix qui ont été faits, nous avons finalement identifié une liste réduite d'enregistrements pour l'analyse des performances de nos propositions méthodologiques, en ce qui concerne l'estimation du RCF à partir d'un capteur ECG abdominal. La base de données réduite prise en compte pour les analyses qui sui-

vront au chapitre 6 contient 23 enregistrements ECG abdominaux, correspondant aux sujets 2,3,8,9,10,12,13,14,15,16,18,19,20,21,25,26,29,31,33,37,38,39,40.

Concernant les problèmes constatés de saturation et de présence de 50 Hz dans les enregistrements, il est à noter que ce sont des situations qui pourront matériellement être résolues lors de la conception d'un dispositif spécifique, dans lequel des filtres analogiques pourront être intégrés. En particulier, un filtrage de ligne de base en amont de l'acquisition devrait limiter les problèmes de saturation. En outre, un dispositif autonome, sur batterie, limitera les interférences avec le secteur électrique et donc l'influence du 50 Hz sur les signaux. Ces constats permettent de légitimer nos choix de ne pas prendre en compte les signaux de la base de données soumis à ces perturbations.

PCG abdominaux

Les critères de sélection des signaux PCG abdominaux diffèrent de ceux décrits précédemment pour l'ECG abdominal. En effet, les bruits observés sur les signaux PCG n'ont pas pu être aussi facilement caractérisés que pour le signal électrique. Les problèmes de saturation et d'interférences secteur sont inexistantes dans le cas du PCG. La contribution maternelle dans ces signaux est, selon notre hypothèse, peu importante, en tout cas beaucoup moins que pour l'ECG abdominal. Le seul constat qui a pu être fait est sur l'amplitude des signaux PCG abdominaux observés. Il est apparu que pour quelques enregistrements, cette amplitude pouvait être très faible ou diminuer au cours de l'enregistrement, laissant supposer un mauvais placement du microphone par rapport au coeur foetal. L'intermittence de ce problème au cours d'un enregistrement est alors probablement dû à des mouvements du foetus. Une autre explication à ce problème d'amplitude des signaux peut aussi être liée à la pression exercée sur les microphones. De même, le bruit ambiant peut être un problème pour l'acquisition de signaux cardiaques sonores. Des tentatives ont été faites au cours des enregistrements pour atténuer les bruits ambiants, grâce à l'utilisation de mousse pour isoler de l'environnement sonore. Mais ces tentatives n'ont pas été bien annotées dans les cahiers d'observation et il a alors été difficile d'identifier les enregistrements plus ou moins bien isolés d'un point de vue phonique. Une réflexion autour de l'interface entre le microphone et l'abdomen maternel sera nécessaire pour la conception du futur dispositif, ainsi que sur le choix du type de microphone. Les acquisitions ont ici été réalisées avec des capteurs unidirectionnels, pas forcément les mieux adaptés à des changements d'orientation du foetus et de son coeur.

Ni le niveau d'amplitude justifiant de la perte de signal, ni le niveau de bruit extérieur n'ont pu être facilement caractérisés. Il n'a pas été possible de décider de seuil en terme de rapport signal à bruit pour sélectionner ou non les segments des enregistrements à retenir

pour l'analyse des performances des propositions méthodologiques d'estimation du RCF à partir des PCG abdominaux. Ainsi, faute de critères de sélection, la base de données prise en compte pour les analyses qui suivront au chapitre 7 contient les enregistrements PCG abdominaux de 38 sujets, correspondant à tous les signaux PCG de la base.

5.3.3 Référence clinique : cardiotocogramme

La cardiotocographie (CTG) est considérée comme la technique non-invasive de référence pour le suivi du RCF en pratique clinique. Le cardiotocogramme, voir figure 1.3, donne accès au rythme cardiaque foetal RCF, au rythme cardiaque maternel RCM et aux contractions utérines tout au long de l'enregistrement. Pour qu'un enregistrement CTG soit considéré valide pour une interprétation clinique, il doit présenter moins de 20 % de perte de signal. Quand ce taux de perte du signal est supérieur à 20%, la CTG est considérée comme non exploitable selon la Fédération Internationale de Gynécologie et Obstétrique (FIGO). Sur l'ensemble de la base de données SurFAO-Obstétrique, comme illustré sur la figure 5.4, les pertes de signal sont en moyenne de 7%, ce qui est faible, et compréhensible, compte tenu du contexte physiologique d'enregistrement (hors travail pré-accouchement). Seulement deux enregistrements présentent une perte de signal CTG supérieure à 20%.

L'objectif de notre étude est d'évaluer la possibilité d'un monitoring foetal non invasif à partir de capteurs ECG ou PCG abdominaux et d'un traitement du signal adapté à l'estimation du RCF. Un premier niveau de validation est de montrer que le suivi du RCF par ECG ou PCG est comparable à celui de la CTG de référence en situation normale. Aussi, dans les analyses de performance qui suivront aux chapitres 6 et 7, les évaluations quantitatives ont été effectuées uniquement lorsque la CTG était disponible, en excluant les instants de perte de signal. Dans ce cadre, même les enregistrements pour lesquels la perte de signal CTG était supérieure à 20% ont été conservés dans l'analyse.

En conclusion, pour les 38 enregistrements disponibles de la base de données SURFAO-Obstétrique, la référence CTG est donc disponible et de qualité, le faible manque de données permet son interprétation et son utilisation pour la validation des estimations de RCF.

La durée d'enregistrement exprime la durée utilisable de RCF pour chaque sujet (figure 5.4), une fois que les pertes de signal ont été supprimées. La durée moyenne d'enregistrement pour les 38 sujets est de 29 minutes, pour des valeurs individuelles comprises entre 16 et 42 minutes.

La comparaison avec la référence CTG est justifiée à ce stade de notre travail, car il s'agit

actuellement de la technologie de référence recommandée pour mesurer le RCF. Mais comme cela a déjà été mentionné en introduction, la CTG elle-même présente certaines erreurs d'estimation, qui peuvent interférer et dégrader les performances des algorithmes évalués. Dans le cas où l'estimation par CTG serait erronée, même si les algorithmes estiment fidèlement la vraie valeur de RCF, l'estimation proposée pour le RCF sera considérée comme une mauvaise estimation et les scores seront mauvais. La qualité du signal RCF issu de la CTG est illustrée à la figure 5.5 avec plusieurs types d'erreurs rencontrées avec la technologie CTG, sur les données de la base SurFAO-Obstétrique. La figure de gauche permet d'illustrer la perte de signal avec un segment central présentant des valeurs manquantes. Il peut également y avoir des pertes ponctuelles de signal, plus difficiles à illustrer. La figure du milieu, quant à elle, met en évidence des exemples d'erreurs d'estimation, où les séquences de points ne suivent pas les variations du signal de RCF. Enfin, le panneau de droite illustre un cas où le RCF est confondu avec le rythme cardiaque maternel (RCM), cas confirmé en superposant le RCF estimé avec le RCM calculé depuis l'ECG thoracique.

Malgré ces sources d'erreurs observées, mais compte tenu du fait qu'elles sont finalement assez peu présentes dans cette base de données, l'évaluation des performances de nos algorithmes est menée par comparaison à la CTG, selon des critères de performance spécifiquement choisis et décrits ci-après.

5.4 Critères de performance

Les méthodologies ont été évaluées avec les critères présentés ci-dessous, la plupart d'entre eux basés sur les métriques définies dans [119]. Les signaux estimés de RCF ont été comparés à une fréquence d'échantillonnage de 4 Hz, une fréquence usuelle pour les signaux CTG. Par la suite, *algo* désignera l'algorithme à évaluer et par conséquent RCF_{algo} correspondra à l'estimation du RCF parmi les différentes propositions algorithmiques considérées. RCF_{CTG} correspondra à la mesure de référence du RCF par CTG.

5.4.1 Mesure de fiabilité de l'estimation du RCF

Sur la base des critères cliniques d'interprétation de la variabilité du RCF [5, 10], le signal estimé RCF_{algo} est divisé en deux ensembles complémentaires, \mathcal{O}_{algo} et $\overline{\mathcal{O}}_{algo}$ où \mathcal{O}_{algo} correspond à l'ensemble des *outliers*. Ces derniers sont définis comme étant les indices des points pour lesquels l'estimation de RCF est éloignée de la référence CTG de plus de 12,5 bpm, c'est-à-dire les indices des points répondant à la condition suivante :

$$\mathcal{O}_{algo} = \{i, |\text{RCF}_{algo}(i) - \text{RCF}_{CTG}(i)| \geq 12.5\}. \quad (5.1)$$

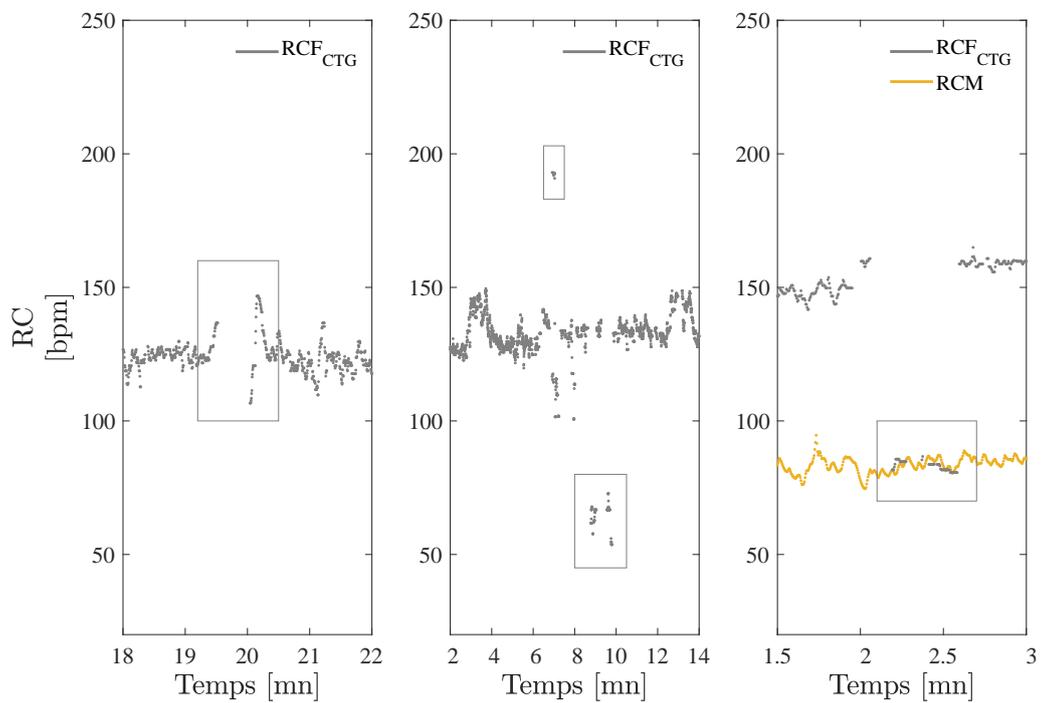


FIGURE 5.5 – Qualité du signal CTG. Erreurs d’estimation du RCF dans le signal CTG de référence clinique. De gauche à droite : Perte de signal, erreurs d’estimation et confusion maternelle (illustrée avec le rythme cardiaque maternelle calculé depuis l’ECG thoracique en jaune et noté RCM).

En effet, au sens de la clinique obstétricale, la variabilité du RCF fluctue entre 6 et 25 bpm crête à crête, en conditions normales pour des sujets sains, comme ceux inclus dans cette étude (grossesses physiologiques). Par conséquent, une différence de plus de 12.5 bpm est ici considérée hors de portée. L'ensemble $\overline{\mathcal{O}}_{algo}$ est, quant à lui, tout simplement le complémentaire de \mathcal{O}_{algo} :

$$\overline{\mathcal{O}}_{algo} = \{1, \dots, N\} \setminus \mathcal{O}_{algo} \quad (5.2)$$

avec N le nombre total des points du signal.

Finalement, le ratio d'outliers total, ou ratio of outliers (RO), est défini comme $RO_{algo} = \text{card}(\mathcal{O}_{algo})/N$ de sorte que le Ratio of good agreement (RGA) est défini comme :

$$RGA_{algo} = 1 - RO_{algo}. \quad (5.3)$$

Une valeur proche de 100% de RGA est attendue et indique une forte cohérence des estimations avec la référence, et de ce fait une bonne fiabilité entre le signal de référence, RCF_{CTG} , et le signal estimé RCF_{algo} .

5.4.2 Mesure du biais d'estimation du RCF

Une méthode pour mesurer le biais caché est de regarder la valeur médiane de la différence entre les deux signaux comparés. Calculée pour la totalité de la durée d'enregistrement, cette déviation médiane, nommée *Median deviation* (MD), est définie par :

$$MD_{algo} = \text{med}(RCF_{algo} - RCF_{CTG}). \quad (5.4)$$

Des valeurs proches de 0 bpm pour MD indiquent une bonne précision, c'est-à-dire un faible biais. Une différence positive (respectivement négative) très marquée représente une surestimation (respectivement sous estimation) du signal RCF estimé par rapport à la référence.

5.4.3 Mesure de la corrélation entre l'estimation du RCF et la référence

Pour quantifier la similarité entre l'estimation et le signal de référence, le coefficient de Pearson, Pearson correlation coefficient (R), est d'intérêt puisqu'il mesure la corrélation entre deux ensembles de données. Dans notre étude, il est calculé seulement sur l'ensemble de points $\overline{\mathcal{O}}_{algo}$, après la suppression des *outliers* :

$$R_{algo} = \frac{\sum_{i \in \overline{\mathcal{O}}_{algo}} \widetilde{RCF}_{algo}(i) \widetilde{RCF}_{CTG}(i)}{\sqrt{\sum_{i \in \overline{\mathcal{O}}_{algo}} \widetilde{RCF}_{algo}^2(i)} \sqrt{\sum_{i \in \overline{\mathcal{O}}_{algo}} \widetilde{RCF}_{CTG}^2(i)}} \quad (5.5)$$

où $\widetilde{\text{RCF}}_{algo}$ est la valeur normalisée de RCF_{algo} obtenue après la soustraction de la moyenne. $\widetilde{\text{RCF}}_{algo}(i) = \text{RCF}_{algo}(i) - \overline{\text{RCF}}_{algo}$ avec $\overline{\text{RCF}}_{algo}$ la valeur moyenne du signal :

$$\overline{\text{RCF}}_{algo} = \frac{1}{\text{card}(\overline{\mathcal{O}}_{algo})} \sum_{i \in \overline{\mathcal{O}}_{algo}} \text{RCF}_{algo}(i) \quad (5.6)$$

Une bonne corrélation est atteinte pour des valeurs élevées de R, proches de 100%.

5.4.4 Mesure de la confusion entre l'estimation du RCF et le rythme cardiaque maternel

En plus des métriques précédentes, il a aussi été inclus dans cette étude un critère pour évaluer les cas indésirables qui peuvent survenir lorsque le signal estimé RCF_{algo} se superpose au signal RCM. Ceci sera important quand il sera question d'interpréter et de mieux comprendre les possibles sources d'erreur. En pratique, le RCM est estimé à partir de la détection des ondes R de l'ECGt. Ensuite, la confusion maternelle, ou maternal confusion (MC), est définie comme l'ensemble des indices des points qui respectent la condition suivante :

$$\text{MC}_{algo} = \{i, 0.9 * \text{RCM}_{CTG}(i) \leq \text{RCF}_{algo}(i) \leq 1.1 * \text{RCM}_{CTG}(i)\} \quad (5.7)$$

c'est-à-dire les estimations de RCF qui correspondent à +/- 10% du RCM. Cette confusion maternelle (MC) est un sous-ensemble de \mathcal{O}_{algo} . Ainsi, le taux de confusions maternelles, ou ratio of maternal confusion (RMC), est calculé sur l'ensemble des *outliers* par :

$$\text{RMC}_{algo} = \text{card}(\text{MC}_{algo})/N \quad (5.8)$$

Une faible valeur de RMC signifie que sur les points estimés de façon erronée (*outliers*), peu d'entre eux sont issus d'une confusion entre les rythmes maternels et foetaux.

La base de données constituée et présentée au début de ce chapitre sera considérée pour tous les développements qui vont suivre dans ce manuscrit. Les propositions méthodologiques pour l'estimation du RCF, décrites au chapitre 6 à partir de l'électrocardiogramme abdominal (ECGa) et au chapitre 7 à partir du phonocardiogramme abdominal (PCGa), seront systématiquement évaluées sur les signaux de cette base de données et selon les critères de performances détaillés au paragraphe 5.4.

6

Estimation du RCF à partir de l'ECG

Ce chapitre présente le travail réalisé dans le but d'améliorer l'estimation du rythme cardiaque fœtal pour un meilleur suivi clinique. La direction choisie pour cela est celle d'une modélisation plus précise du signal cardiaque intégrant les caractéristiques physiologiques de celui-ci. Il sera détaillé ici l'utilisation du modèle HMM dans le cadre de la NMF pour l'ajout de certaines propriétés temporelles. Dans ce sens, il sera d'abord présenté une interprétation statistique de la décomposition matricielle et une première section expliquera le principe et les détails théoriques du modèle. Ensuite, les détails de l'implémentation numérique ainsi que les difficultés pratiques rencontrées seront précisés. Finalement, les résultats obtenus pour une application à l'estimation du RCF à partir des signaux ECGa seront présentés.

6.1 Éléments théoriques : NMF+HMM

Comme présenté au chapitre 3.3, le problème de la NMF permet une approximation d'une matrice V en un produit de matrices WH , $V \simeq WH$, grâce à une mesure de ressemblance $D(V|WH)$

$$\min_{W, H \geq 0} D(V|WH).$$

Il peut être intéressant d'introduire une interprétation statistique en fonction de la mesure de ressemblance choisie.

6.1.1 Interprétation statistique de la NMF

Dans le cadre de cette thèse, les signaux ECG et PCG enregistrés de manière non-invasive sur l'abdomen maternel peuvent être considérés comme des mélanges linéaires de plusieurs

sources et de bruit superposés :

$$x(t) = \sum_{j=1}^J s_j(t),$$

où $s_j(t)$ sont les J sources présentes dans le mélange $x(t)$. L'hypothèse de linéarité, combinée à celle de la transformée de Fourier à court terme (STFT), permet ainsi d'écrire

$$X(n, f) = \sum_{j=1}^J S_j(n, f), \quad \forall 1 \leq n \leq N, \text{ et } \forall 1 \leq f \leq F, \quad (6.1)$$

où $X \in \mathbb{C}^{F \times N}$ est la STFT de $x(t)$, avec F le nombre de fréquences et N le nombre de trames temporelles et $S_j \in \mathbb{C}^{F \times N}$ les STFT des J sources $s_j(t)$ mutuellement indépendantes.

Pour modéliser des signaux non-stationnaires, ceux-ci sont supposés localement stationnaires et décrits par un certain nombre de formes spectrales correspondant à des densités spectrales de puissance (DSP) locales, chacune associée à un événement particulier [120]. De cette manière, le mélange initial peut alors s'écrire comme une somme de composantes mutuellement indépendantes [121]

$$\mathbf{x}_n = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_j} \mathbf{c}_{j,k,n}, \quad (6.2)$$

où $\mathbf{x}_n = [X(n, 1), \dots, X(n, F)]^T \in \mathbb{C}^F$ est la transformée de Fourier de la $n^{\text{ème}}$ trame de l'observation $x(t)$ et $\mathbf{c}_{j,k,n} \in \mathbb{C}^F$ celle de la $n^{\text{ème}}$ trame de la $k^{\text{ème}}$ composante de la $j^{\text{ème}}$ source $s_j(t)$. C'est-à-dire que la $j^{\text{ème}}$ source $\mathbf{s}_{j,n} = [S_j(n, 1), \dots, S_j(n, F)]^T$ est constituée de K_j composantes : $\mathbf{s}_{j,n} = \sum_{k=1}^{K_j} \mathbf{c}_{j,k,n}$. Une façon classique de modéliser chaque point temps-fréquence $c_{j,k,n}(f)$ est par une loi complexe Gaussienne propre à moyenne nulle [122] : $c_{j,k,n}(f) \sim \mathcal{N}_C(0, \sigma_{j,k,n}^2(f))$. En découplant dans la variance $\sigma_{j,k,n}^2(f)$ les aspects temporels et fréquentiels, il est possible de l'écrire

$$\sigma_{j,k,n}^2(f) = h_{j,k,n} w_{j,f,k},$$

ou encore

$$\mathbf{c}_{j,k,n} \sim \mathcal{N}_C(0, h_{j,k,n} \text{diag}(\mathbf{w}_{j,k})), \quad (6.3)$$

où $\mathbf{w}_{j,k} = [w_{j,1,k}, \dots, w_{j,F,k}]^T$. En supposant que toutes les composantes du modèle (6.2) sont mutuellement indépendantes et individuellement identiquement distribuées, il résulte que les valeurs $x_{fn} = X(n, f)$ de la STFT de $x(t)$ sont des variables aléatoires telles que :

$$x_{fn} \sim \mathcal{N}_C \left(0, \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K_j} h_{j,k,n} w_{j,f,k} \right) \quad (6.4)$$

où $w_{j,f,k}$ et $h_{j,k,n}$ sont les coefficients des matrices $W_j \in \mathbb{R}_+^{F \times K_j}$ et $H_j \in \mathbb{R}_+^{K_j \times N}$ respectivement. Il est alors possible de regrouper les différentes sources en un seul jeu de composantes en concaténant les matrices $W = [W_1, \dots, W_J] \in \mathbb{R}_+^{F \times K}$ et $H = [H_1^T, \dots, H_J^T]^T \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$, où $K = \sum_{j=1}^J K_j$. Ainsi

$$x_{fn} \sim \mathcal{N}_C \left(0, \sum_{k=1}^K h_{k,n} w_{f,k} \right). \quad (6.5)$$

L'estimation des paramètres de ce modèle se fait selon la définition d'une fonction critère. Cette fonction est alors optimisée sur les paramètres à partir des données du mélange X observées. Puisqu'il est question d'une formulation probabiliste, le calcul par le maximum de vraisemblance (*maximum likelihood estimation* (MLE)) de la probabilité de réalisation du mélange X en fonction des valeurs des paramètres est tout à fait naturel. Sous cette configuration, en désignant la matrice V comme le spectrogramme du mélange ayant pour coefficients $v_{fn} = |x_{fn}|^2$, l'estimation des paramètres est égale à la décomposition du spectrogramme de puissance V en produit des matrices WH lorsque la divergence d'Itakura-Saito est utilisée comme mesure de dissemblance [123] :

$$\begin{aligned} C_{ML}(W, H) &\stackrel{\text{def}}{=} -\log p(X | W, H) \\ &= -\sum_{n=1}^N \sum_{f=1}^F \log \mathcal{N}_C \left(0, \sum_{k=1}^K w_{fk} h_{kn} \right) \\ &= \sum_{n=1}^N \sum_{f=1}^F \log \pi + \log \left(\sum_{k=1}^K w_{fk} h_{kn} \right) + \frac{|x_{fn}|^2}{\sum_{k=1}^K w_{fk} h_{kn}} \\ &\stackrel{c}{=} \sum_{n=1}^N \sum_{f=1}^F d_{IS} \left(v_{fn} \mid \sum_{k=1}^K w_{fk} h_{kn} \right) \\ &\stackrel{c}{=} D_{IS}(V | WH), \end{aligned} \quad (6.6)$$

où $\stackrel{c}{=}$ définit l'égalité à une constante près.

L'équivalence entre la méthode de factorisation IS-NMF et l'estimation par MLE des paramètres d'un modèle de composantes gaussiennes superposées assure une reconstruction optimale des sources au sens statistique, absente dans d'autres approches *ad hoc* en utilisant d'autres fonctions de coût dans une pure approche d'optimisation. En effet, cette dernière ne suffit pas toujours pour avoir la vue d'ensemble des propriétés sous-jacentes des données X , nécessaire pour une meilleure modélisation et ajout de contraintes plus spécifiques, plus naturellement formulées dans un scénario probabiliste.

6.1.2 Inclusion des dynamiques temporelles par HMM

Plusieurs représentations ont été proposées pour prendre en compte les propriétés des signaux considérés. La plupart ont été développées à partir du *local Gaussian model* (LGM). Il peut être intéressant de prendre en compte, dans une même formulation, plusieurs aspects contribuant à la nature et au comportement des observations; par exemple, la description du contenu spectral des sources, leurs distributions, la nature physique de la propagation spatiale ou la quantité de mélanges observés disponibles.

Plusieurs travaux se sont donc penchés sur le formalisme théorique pour étendre, relier et prendre en compte le plus de situations possibles dont quelques exemples sont [123, 124, 125, 126, 127, 128]. Dans [126], un guide plus complet est dressé détaillant chacun des éléments du modèle ici repris présenté dans [129] et complété un peu après dans [130]. Il s'agit d'un cadre assez complet permettant d'étendre la plupart des méthodes au cas de mélanges multiples.

Dans le cadre des modèles de Markov caché (chapitre 3.4), le HMM décrit une certaine catégorie de processus stochastiques. Il caractérise la dynamique de séquences de variables aléatoires à travers des relations probabilistes. Ici, il s'agit d'estimer le chemin ou succession de valeurs suivies par la séquence la plus probable correspondant aux valeurs du RCF en se basant sur la séquence des trames \mathbf{v}_n du spectrogramme, car le RCF ne peut pas être observé directement.

Comme montré dans [128], le HMM est incorporé dans le cadre de la NMF en utilisant un modèle dynamique discret :

$$q_n \sim p(q_n | q_{n-1}), \quad (6.7a)$$

$$\mathbf{h}_n \sim p(\mathbf{h}_n | q_n), \quad (6.7b)$$

$$\mathbf{v}_n = W\mathbf{h}_n, \quad (6.7c)$$

où q_n est la séquence d'états cachés, \mathbf{h}_n la $n^{\text{ème}}$ colonne de la matrice H . L'équation (6.7a) est ainsi la loi de transition entre les états $\Lambda = [\lambda]_{kl}$ où $\lambda_{kl} = p(q_n = l | q_{n-1} = k)$ et l'équation (6.7b) définit la loi d'émission $b_k(\cdot) = p(\cdot | q_n = k)$.

En d'autres termes, la relation existante entre les trames adjacentes \mathbf{v}_{n-1} et \mathbf{v}_n du spectrogramme est indirectement déterminée par les états cachés q_n . Plus spécifiquement, les valeurs du spectrogramme à l'instant n sont décrites par une combinaison linéaire des éléments de la base W (6.7c). Des trames contiguës \mathbf{h}_{n-1} et \mathbf{h}_n sont à leur tour reliées au moyen de la chaîne des états cachés \mathbf{q} , qui suit une Chaîne de Markov de premier ordre (6.7a). Finalement, l'état à l'instant n détermine le support du vecteur colonne \mathbf{h}_n (6.7b).

La fréquence cardiaque q_n étant contrainte à ne prendre qu'une seule valeur par instant de temps, la colonne \mathbf{h}_n contient donc un unique coefficient non nul.

6.1.3 Estimation des paramètres

L'estimation de l'ensemble des paramètres du modèle, $\theta = \{\theta_j = \{W_j, H_j\}\}_{j=1}^J$ et $\eta = \{\eta_j\}_{j=1}^J$ l'ensemble des hyperparamètres servant à décrire les J sources, est calculée avec la méthode du maximum a posteriori (*maximum a posteriori* (MAP)). Le critère à maximiser est donc le log à posteriori modifié :

$$\hat{L}(\theta, \eta | X, S) \stackrel{\text{def}}{=} \hat{\mathbb{E}}[\log p(\theta, \eta | X, S)] \quad (6.8)$$

$$\stackrel{c}{=} \hat{\mathbb{E}}[\log p(X | S, \theta)] + \hat{\mathbb{E}}[\log p(S | \theta)] + \sum_{j=1}^J \log(p(\theta_j | \eta_j)) \quad (6.9)$$

de l'ensemble des données complètes $\{X, S\}$, avec $S = \{s_{fn}\}_{f,n}$, par rapport aux paramètres et hyperparamètres.

L'optimisation est effectuée de façon itérative par un algorithme généralisé d'espérance-maximisation (*generalized expectation maximization* (GEM)) comprenant 2 étapes et consistant à maximiser une limite inférieure de la fonction de vraisemblance. Plus particulièrement [130], du développement de l'expression (6.8), il est possible de montrer que $\{\exp \hat{L}(X, S | \theta)\}_\theta$ est une famille de fonctions exponentielles dont l'ensemble des statistiques suffisantes correspondantes $T(X, S) = \{R_{x,fn}, R_{xs,fn}, R_{s,fn}\}$ est défini par : $R_{x,fn} \stackrel{\text{def}}{=} \hat{E}[|x_{fn}|^2]$, $R_{xs,fn} \stackrel{\text{def}}{=} \hat{E}[x_{fn}s_{fn}^H]$, $R_{s,fn} \stackrel{\text{def}}{=} \hat{E}[s_{fn}s_{fn}^H]$.

Une itération de l'algorithme GEM est décrite comme suit : d'abord, l'espérance conditionnelle des statistiques suffisantes est calculée à partir des observations et des valeurs précédentes des paramètres θ_{n-1}, η_{n-1} (étape E). Ensuite, en se servant de ces résultats, les valeurs des paramètres de la prochaine itération θ_n, η_n sont mises à jour de façon à augmenter l'espérance conditionnelle du logarithme de la fonction critère modifiée sur l'ensemble des données complètes (étape M).

Etape E : Calcul de $E_{S|X, \theta_{n-1}}[T(X, S)]$.

Etape M : Mise à jour des paramètres du modèle.

A partir de (6.8), mettre à jour θ de sorte à maximiser :

$$\hat{E}_{\theta_{n-1}}[\hat{L}(\theta, \eta | X, S)] \stackrel{c}{=} - \sum_{j=1}^J \sum_{f,n} d_{IS}(\tilde{\xi}_{j,fn} | v_{j,fn}) + \sum_{j=1}^J \log p(\theta_j | \eta_j) \quad (6.10)$$

avec $\tilde{\xi}_{j,fn} = R_{s,fn}(j, j)$ et $v_{j,fn} = \sum_{k=1}^{K_j} w_{j,fk} h_{j,kn}$.

Pour le sous-ensemble de paramètres non contraints $\theta_j = \{W_j, H_j\}_j$, $j \in \{1, \dots, J\}$, l'absence d'information correspond à ne pas introduire de distribution à priori spécifique ou, de manière équivalente, d'y assigner la distribution uniforme : $p(\theta_{j,i} | \eta_{j,i}) = 1$. Optimiser juste par rapport à $\theta_j = \{W_j, H_j\}$ revient à optimiser la fonction de coût :

$$C_{MAP}(W_j, H_j) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{f,n} d_{IS}([\tilde{\Xi}_j]_{f,n} | [V_j]_{f,n}) \quad (6.11)$$

avec $V_j = W_j H_j$ et $\tilde{\Xi}_j \in \mathbb{R}^{F \times N}$, où $[\tilde{\Xi}_j]_{f,n} = \tilde{\xi}_{j,fn}$.

Par conséquent, en utilisant la méthode des mises à jour multiplicatives (*multiplicative update rules* (MUR)) [111] le sous-ensemble de paramètres θ_a peut s'actualiser selon :

$$W_j = \frac{[\tilde{\Xi}_j \odot (W_j H_j)^{-2}] H_j^T}{[(W_j H_j)^{-1}] H_j^T}, \quad (6.12)$$

$$H_j = \frac{W_j^T [\tilde{\Xi}_j \odot (W_j H_j)^{-2}]}{W_j^T [(W_j H_j)^{-1}]}, \quad (6.13)$$

où \odot , \div et $(\cdot)^2$ désignent, respectivement, la multiplication, la division et l'opérateur de puissance effectués élément par élément.

La considération des a priori Bayésiens se fait à travers le terme de pénalisation $p(\theta_{j,i} | \eta_{j,i})$, dont l'expression dépend des contraintes imposées sur les paramètres. Pour une continuité temporelle sur la matrice des coefficients d'activation, H_j , de la NMF, la pénalisation est définie par :

$$p(H_j | \eta_j) = p(\mathbf{q}_j | \Lambda_j) = \prod_{n=2}^N \lambda_{q_{j,n-1}, q_{j,n}}. \quad (6.14)$$

où \mathbf{q}_j est la séquence des états cachés de la $j^{\text{ème}}$ source et Λ_j la matrice de transition entre ses états cachés telle que $\lambda_{j,kl} = p(q_{j,n} = l | q_{j,n-1} = k)$.

Pour les éléments du facteur H_j dont les valeurs sont restreintes selon les états, il est observé que, comme décrit par (6.7b), pour chaque instant n et valeur $q_{j,n}$ de rythme cardiaque, seulement un peigne de Dirac est sélectionné, tel que $[H_j]_{q_{j,n},n} = 1$ et 0 ailleurs. En conséquence, $v_{j,fn} = [W_j H_j]_{fn}$ devient tout simplement $v_{j,fn} = W_{j,fq_{j,n}}$. Résoudre (6.8) pour H_j équivaut à résoudre (6.10) pour la séquence \mathbf{q}_j :

$$\hat{\mathbf{q}}_j = \arg \min_{\mathbf{q}_j} \sum_{f,n} d_{IS}(\tilde{\xi}_{j,fn} | W_{j,fq_{j,n}}) - \log p(\{q_{j,n}\}_n | \Lambda). \quad (6.15)$$

L'optimisation du critère ci-dessous est réalisée par l'algorithme de Viterbi [114], qui est en réalité un estimateur du MAP de la séquence d'états optimale correspondant à la séquence

des observations. Dans le contexte des graphes connectés, comme sur la figure 3.10 du chapitre 3, il s'agit d'un algorithme itératif pour trouver le chemin optimal de moindre coût entre les noeuds.

Ainsi, pour trouver la séquence d'états relative à la $j^{\text{ème}}$ source $\mathbf{q}_j = \{q_{j,1}, \dots, q_{j,n}\}$ ayant la plus forte probabilité d'être à l'origine de la séquence $\tilde{\Xi}_j = [\tilde{\Xi}]_{j,fn}$, des valeurs observées il est nécessaire d'introduire la variable

$$\tilde{\delta}_{j,n}(i) = \max_{q_{j,1}, q_{j,2}, \dots, q_{j,n-1}} p(q_{j,1}, q_{j,2}, \dots, q_{j,n} = i, \tilde{\xi}_{j,1}, \tilde{\xi}_{j,2}, \dots, \tilde{\xi}_{j,n} | \Lambda_j, \mathbf{b}_j), \quad (6.16)$$

qui représente la probabilité maximale de la séquence d'états cachés \mathbf{q}_j se terminant à l'état i , $q_{j,n} = i$, à l'instant n , en prenant en compte les n premières observations, où $\tilde{\xi}_{j,l} = [\tilde{\xi}_{j,1,l}, \dots, \tilde{\xi}_{j,F,l}]^T$ et $\mathbf{b}_j = \{b_{j,1}, \dots, b_{j,K}\}$ l'ensemble de K lois d'émission de la $j^{\text{ème}}$ source.

L'étape d'induction est au coeur de l'algorithme et fournit

$$\tilde{\delta}_{j,n+1}(m) = [\max_i \tilde{\delta}_{j,n}(i) \lambda_{j,im}] b_{j,m}(\tilde{\xi}_{j,n+1}). \quad (6.17)$$

Celle-ci traduit comment l'état $q_{j,n+1} = m$ peut être atteint à l'instant $n + 1$ à partir des K valeurs d'états possibles à l'instant précédent n , $q_{j,n} = i$ avec $1 \leq i \leq K$. La valeur maximale de la multiplication entre chaque chemin le plus probable $\tilde{\delta}_{j,n}(i)$ se terminant à l'état $q_{j,n} = i$ et la probabilité de transition entre les états $q_{j,n} = i$ et $q_{j,n+1} = m$, $\lambda_{j,im}$, est alors la plus haute probabilité d'un chemin se terminant à l'état $q_{j,n+1} = m$ à l'instant $n + 1$. Cette quantité est multipliée ensuite par la probabilité $b_{j,m}(\tilde{\xi}_{j,n+1})$ pour prendre en compte la valeur de la nouvelle observation $\tilde{\xi}_{j,n+1}$.

L'implémentation se fait alors par le calcul en quatre étapes :

1. Initialisation

$$\tilde{\delta}_{j,1}(i) = \pi_{j,i} b_{j,i}(\tilde{\xi}_{j,1}), \quad \forall i \in \{1, \dots, K\} \quad (6.18a)$$

$$\phi_{j,1}(i) = 0, \quad (6.18b)$$

où $\pi_{j,i}$ est la probabilité initiale d'être à l'état i pour la $j^{\text{ème}}$ source.

2. Récursion : pour $n \in \{2, \dots, N\}$,

$$\tilde{\delta}_{j,n}(m) = \max_{1 \leq i \leq K} [\tilde{\delta}_{j,n-1}(i) \lambda_{j,im}] \cdot b_{j,m}(\tilde{\xi}_{j,n}), \quad \forall m \in \{1, \dots, K\} \quad (6.19a)$$

$$\phi_{j,n}(m) = \arg \max_{1 \leq i \leq K} [\tilde{\delta}_{j,n-1}(i) \lambda_{j,im}], \quad \forall m \in \{1, \dots, K\} \quad (6.19b)$$

3. Terminaison

$$p_j^* = \max_{1 \leq i \leq K} [\tilde{\delta}_{j,N}(i)] \quad (6.20a)$$

$$q_{j,N}^* = \arg \max_{1 \leq i \leq K} [\tilde{\delta}_{j,N}(i)] \quad (6.20b)$$

4. Finalement, la détermination de la séquence d'états la plus probable est obtenue par *path backtracking*, pour $n \in \{N-1, N-2, \dots, 1\}$,

$$q_{j,n}^* = \phi_{j,n+1}(q_{j,n+1}^*). \quad (6.21)$$

6.2 Application à l'estimation du RCF

6.2.1 Prétraitement du signal ECG

L'estimation du rythme cardiaque foetal (RCF) à partir de l'électrocardiogramme abdominal (ECGa) nécessite une étape de pré-traitement pour extraire le signal foetal ECGf du mélange abdominal.

Contrairement à l'approche classique d'estimation du rythme cardiaque foetal (RCF) par détection des pics R , dans cette proposition basée sur le suivi harmonique, l'étape de débruitage maternel est moins contraignante. L'enjeu n'est pas de supprimer intégralement la composante maternelle, mais de l'atténuer suffisamment. Le point crucial est, par contre, d'utiliser au maximum la propriété de quasi-périodicité, et donc, de déformer le moins possible les motifs répétitifs du signal foetal.

L'étape de prétraitement du signal ECGa consiste en plusieurs étapes. D'abord, il est nécessaire de supprimer la fluctuation de la ligne de base (filtre passe-haut de fréquence de coupure de 10 Hz) ainsi que la présence de 50 Hz (filtre coupe-bande de 50 Hz) tout comme de ses harmoniques (filtre passe-bas de 80 Hz). Ensuite, l'atténuation maternelle est effectuée par une version non-linéaire du filtre classique adaptatif linéaire, comme celui dans [52]. Le filtre adaptatif basé sur le noyau exponentiel carré présenté dans [131] a été ici adopté et utilise l'électrocardiogramme thoracique (ECGt) comme signal de référence. Finalement, les signaux foetaux ECGf sont normalisés afin d'imposer une valeur moyenne nulle. Le processus de prétraitement complet est le même que celui utilisé et présenté dans [119], où plus de détails sont fournis. La figure 6.1 résume les étapes de ce prétraitement.

6.2.2 Mise en œuvre et paramétrage de la méthode NMF+HMM

La séquence d'observations d'entrée est ici le spectrogramme de puissance de seulement le signal ECGf, situation correspondante au choix de paramètres $J = 1$ et donc $\theta = \{W, H\}$.

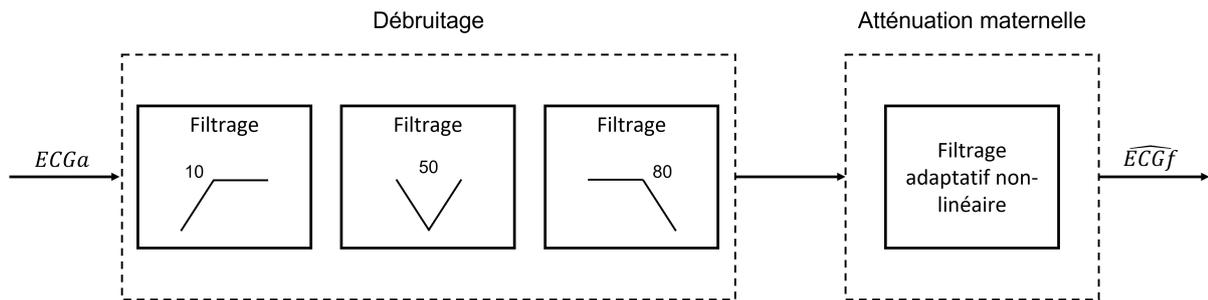


FIGURE 6.1 – Schéma-bloc des étapes de prétraitement du signal ECG_a proposées dans [29] et utilisées pour l'extraction du signal ECG_f .

Le spectrogramme de puissance s'écrit alors $V = |X|^2$ avec $X \in \mathbb{C}^{F \times N}$ étant la STFT du signal ECG_f . La transformée STFT est calculée avec une valeur de largeur de fenêtre fixée à 4 secondes ; assez large pour exploiter la propriété quasi-périodique du signal mais permettant de suivre son évolution temporelle sans trop moyenner. En effet, une fenêtre assez large dévoile visuellement la structure harmonique du signal dans le plan temps-fréquence. Pour avoir directement en sortie un signal échantillonné à 4 Hz, tout comme la CTG de référence, le pas de décalage est défini à 250ms. Pour finir, une fenêtre de type Hanning et un facteur 2 de *zero-padding* (bourrage de zéros) sont utilisés.

Le dictionnaire W , illustré dans la figure 3.8, est fixe tout au long du calcul et contient un large ensemble de peignes de Dirac, chacun d'entre eux paramétré par une valeur de fréquence cardiaque allant de 30 à 240 bpm [119]. Le nombre de composantes du dictionnaire et donc de peignes de Dirac est donc de $K = 211$, de sorte à estimer le RCF avec une précision de 1 bpm. Pour prendre en compte la modulation d'amplitude des peignes, le dictionnaire est multiplié par l'enveloppe moyenne de la matrice V du spectrogramme, calculée comme la moyenne des spectres des différentes trames.

En ce qui concerne les contraintes physiologiques du coeur, puisque le fonctionnement mécanique du coeur ne permet pas de changements de RCF abruptes sous un intervalle de 250ms, il est ici considéré qu'étant donné une valeur q_{n-1} de RCF à l'instant $n - 1$, la valeur adjacente peut seulement varier selon une marge restreinte de valeurs possibles, paramétrées par un choix de paramètre δ . Plus la valeur de δ est élevée et moins la variation du signal est restreinte. Une fois δ fixé, une distribution de probabilité sur l'intervalle $[q_{n-1} - \delta, q_{n-1} + \delta]$ modélise la probabilité de prendre une valeur q_n de RCF à l'instant n selon la valeur de l'échantillon précédent q_{n-1} . Pour tous les signaux CTG, la différence entre des points consécutifs a été évaluée pour connaître l'intervalle sous lequel réside la variation entre les échantillons : 99% des mesures tombe sous un écart de 5bpm. Une valeur de $\delta = 5\text{bpm}$ est alors représentative du comportement physiologique.

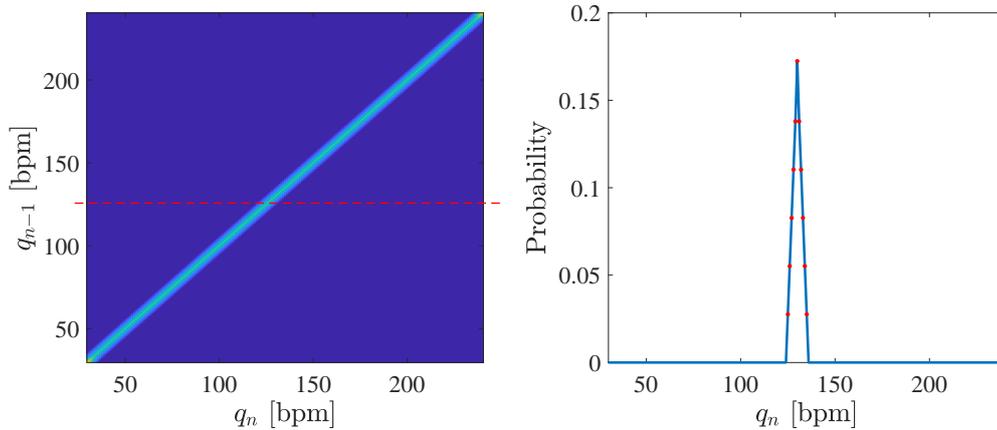


FIGURE 6.2 – Matrice de probabilité de transition Λ avec $\delta = 5$ bpm (gauche). La ligne rouge en pointillés correspond à $q_{n-1} = 130$ bpm. La distribution de probabilité de transition correspondante est affichée à droite : celle-ci est triangulaire, centrée sur son espérance q_{n-1} et compte 11 coefficients non-nuls (poins rouges), les autres valeurs valant zéro.

Finalement, pour cette étude, la famille de distributions triangulaires avec des coefficients non-nuls sur l'intervalle $[max(q_{n-1} - \delta, 0), min(q_{n-1} + \delta, K)]$ et des zéros partout ailleurs a été choisie pour caractériser la matrice de probabilités de transition. Les différentes probabilités de transition liées à chacun des états caractérisent la matrice Λ . Ceci est illustré à la figure 6.2 : les lignes correspondent à l'état précédent q_{n-1} et les colonnes à la valeur prise par l'état à l'instant courant q_n .

6.2.3 Problèmes numériques

Lors du calcul de la divergence $\overline{6.11}$ entre la factorisation WH et les statistiques suffisantes $\tilde{\Xi}$, des problèmes numériques peuvent survenir dus à la présence de 0 dans la matrice W . En effet, celle-ci est constituée de peignes de Dirac modulés en amplitude (Figure 6.3). Ainsi, lors du calcul de la divergence d'Itakura-Saito, le terme $\sum_k w_{fk} h_{kn}$ apparaît au dénominateur. Or, celui-ci peut être nul pour certaine fréquence f en fonction du peigne de Dirac qui sera sélectionné par l'algorithme de Viterbi. Pour pallier ce problème, certaines implémentations numériques proposent l'ajout d'une très petite constante aux zéros du modèle. Dans notre cas, cette constante est calculée automatiquement en fonction du sujet, comme visualisé à la figure 6.4.

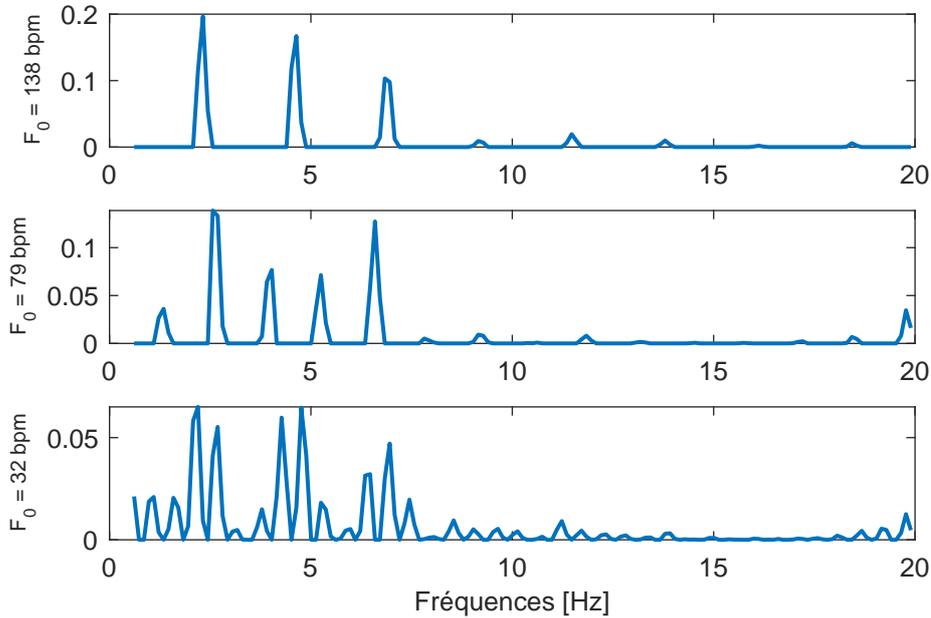


FIGURE 6.3 – Exemples de trois peignes de Dirac (de fréquences fondamentales, F_0 , 138 bpm, 79 bpm et 32 bpm) modulés en amplitude présents dans la matrice W .

6.3 Analyse qualitative des résultats d'estimation

Il sera question à présent, d'analyser les résultats obtenus sur la base de données des signaux ECGf. Cette analyse s'appuie sur la comparaison entre la méthodologie proposée, dorénavant notée $NMF + HMM$, et l'approche initiale de la NMF seule proposée dans [119], nommée par la suite NMF . L'objectif est d'illustrer la plus-value des propriétés de l'algorithme décrit dans ce travail, à savoir la continuité temporelle introduite avec le HMM , et de montrer les écarts par rapport à la version initiale. L'évaluation est effectuée en comparant chacune des deux estimations du rythme foetal, $RCF_{NMF+HMM}$ et RCF_{NMF} , par rapport au signal clinique de référence du rythme cardiaque foetal enregistré à l'aide de la CTG, RCF_{CTG} . Cette analyse qualitative donne d'abord l'occasion d'observer concrètement les améliorations et les imprécisions d'estimation des tracés RCF. Ensuite, les performances seront calculées et commentées dans l'analyse quantitative (paragraphe suivant 6.4).

La figure 6.5 illustre un de ces résultats pour le sujet numéro 18. Le signal RCF de la référence CTG (en haut) est comparé à l'estimation RCF obtenue par l'algorithme proposé (au milieu) et à l'estimation calculée à partir de l'algorithme de [119] (en bas). Il apparaît alors évident que la principale différence entre les deux méthodologies est le

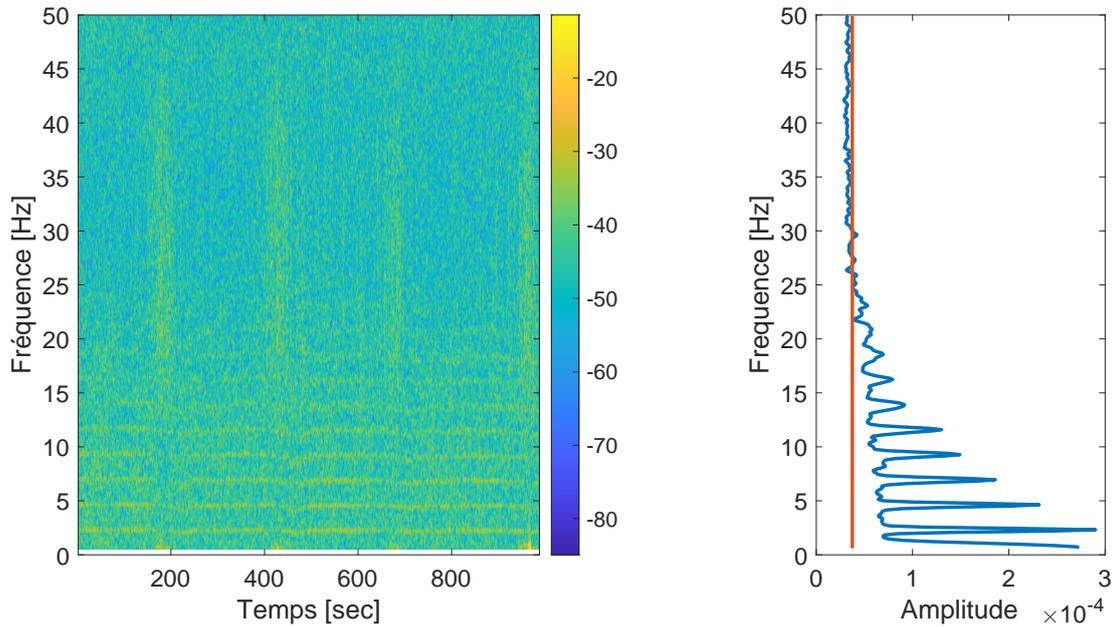


FIGURE 6.4 – Choix de la constante pour éviter les problèmes numériques dans le calcul de $d_{IS}(\tilde{\Xi}_{j,fn} | W_{j,fq_{j,n}})$. A gauche sont représentées les statistiques suffisantes $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ en fonction du temps et de la fréquence. A droite est représentée la moyenne temporelle de celles-ci en fonction de la fréquence (courbe bleue). La droite rouge représente la constante de bruit choisie comme le maximum de la seconde moitié des moyennes de $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ (i.e. courbe bleue), de l'ordre de $4 \cdot 10^{-5}$ pour ce sujet.

caractère continu du signal RCF estimé. Il peut être clairement observé que l'estimation RCF donnée par l'algorithme $NMF + HMM$ représente au mieux la continuité observée sur le signal mesuré avec la CTG. Comme expliqué auparavant, la NMF seule ne tient pas compte de la dépendance temporelle de la série RCF ce qui apparaît comme du bruit éparse dans l'estimation du RCF. L'amélioration visuelle est confirmée par la valeur du Ratio of good agreement (RGA) (5.3) défini au paragraphe 5.4.1, passant de 55% à 90%.

La figure 6.5 montre également différents scénarios qui peuvent se produire, les fenêtres a), b) et c), qui correspondent aux changements induits par l'algorithme proposé. Deux types d'amélioration peuvent être soulignées :

1. Lorsque l'estimation donnée par la NMF est déjà bonne, l'ajout du HMM aide à enlever les valeurs estimées apparaissant comme des points isolés qui ne sont pas physiologiquement valides et qui s'apparentent à du bruit. Dans la fenêtre b) de la figure 6.5 le résultat de cet effet peut être apprécié sur le segment compris entre

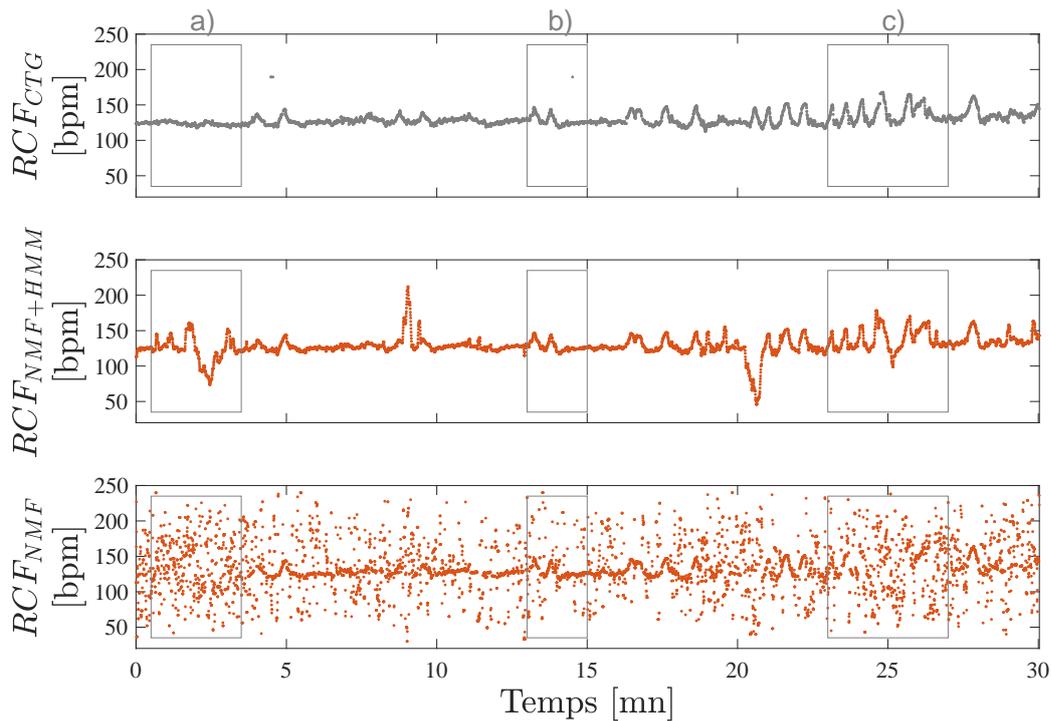


FIGURE 6.5 – Évaluation qualitative des estimations du RCF calculées par les algorithmes $NMF+HMM$ et NMF . De haut en bas : le signal RCF de référence enregistré à partir de la CTG, le résultat obtenu par la méthodologie proposée ($NMF+HMM$) et l'estimation donnée par l'approche de décomposition matricielle NMF (NMF). Les différents encadrés servent à illustrer les scénarios suivants : a) une mauvaise estimation est faite par les deux algorithmes utilisés, b) la combinaison $NMF+HMM$ permet de débruiter le tracé et c) l'ajout du HMM permet la récupération de l'information foetale.

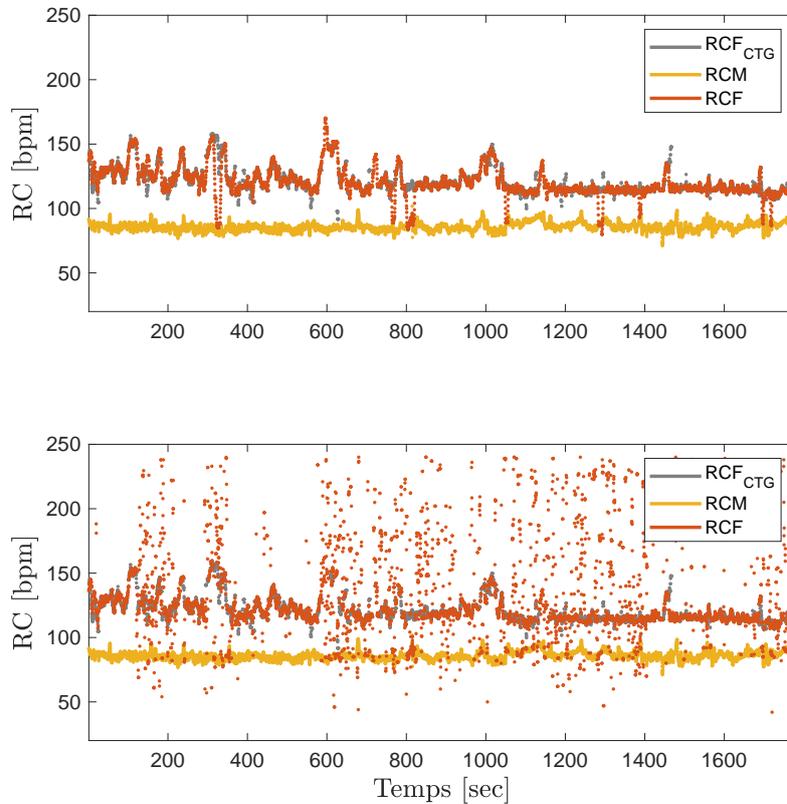


FIGURE 6.6 – Exemple d’amélioration visuelle du tracé RCF : lissage des bruits aléatoires. En haut, estimation donnée par $NMF + HMM$, dont l’aspect continu contraste avec l’aspect bruité du signal issu de la NMF (bas). Pour chaque figure les points rouges désignent les valeurs RCF estimées, superposés aux échantillons du signal de référence RCF_{CTG} , en gris. Les points jaunes correspondent au rythme cardiaque maternel (RCM) issu de l’ECGt.

13 min et 15 min.

2. Plus important encore, l’imposition de la continuité du RCF estimé ($NMF+HMM$) peut se révéler essentiel pour dévoiler des informations autrement perdues (NMF) : la fenêtre c) de la figure 6.5 révèle entre les minutes 23 et 27 sur le signal de l’algorithme $NMF + HMM$ les fortes fluctuations du signal RCF qui étaient noyées dans du bruit et donc difficilement visibles et interprétables avec la NMF seule.

Cependant, malgré ces améliorations, il y a encore quelques situations où les deux algorithmes peinent à donner une estimation fiable du signal RCF. La fenêtre a) située entre la première et la troisième minute, montre que l’introduction forcée de la continuité peut provoquer quelques erreurs d’estimation.

Nous allons maintenant détailler ces trois situations (dans l'ordre b), c) et a)) dans les trois paragraphes suivants.

Effet de débruitage : lissage des bruits aléatoires (situation b))

Un premier constat de l'utilisation de la méthode $NMF + HMM$ est la disparition des points isolés par rapport à la méthode NMF (situation b) de la figure 6.5). Leur apparition est due à la possibilité de choisir, à chaque instant, le peigne de Dirac contribuant le plus à minimiser la fonction critère parmi tous les peignes du dictionnaire. Ce choix se restreint, différemment en fonction du temps n , en pénalisant certaines valeurs grâce à la matrice de transition Λ . Cette première amélioration s'observe principalement sur les sujets qui présentaient déjà une bonne estimation avec l'algorithme NMF , comme illustré pour le sujet 13 à la figure 6.6. Les signaux estimés $RCF_{NMF+HMM}$ (haut) et RCF_{NMF} (bas), sont affichés pour montrer l'effet produit sur la lecture du tracé. S'il est déjà possible avec l'algorithme NMF de deviner l'évolution du RCF dans la quasi totalité de la durée d'enregistrement (DE), il est plus aisé d'en faire le suivi avec l'algorithme $NMF + HMM$.

Finalement, pour souligner le fait que cette amélioration ne détériore pas les bons résultats avec la NMF seule, la figure 6.7 affiche une partie de l'estimation du RCF du sujet 39 pour les deux algorithmes $NMF + HMM$ et NMF (premier et deuxième tracés respectivement) :

- Sur les signaux de droite (encadré b)), l'estimation du RCF par la méthode NMF seule ne donne que très peu d'estimations erronées (ex. aux alentours de 510 s) que la méthode $NMF + HMM$ lisse parfaitement. Si l'on regarde le signal ECGf, on constate que les pics R du fœtus (tracé du bas) sur le signal extrait ECGf sont facilement détectables à l'oeil nu, ce qui justifie la bonne estimation des deux méthodes.
- Sur les signaux de gauche (encadré a)), l'estimation du RCF par la méthode NMF seule présente plus de valeurs erronées, tandis que la méthode $NMF + HMM$ lisse bien celles-ci. Sur le signal ECGf, les pics R du fœtus se détachent moins facilement expliquant des erreurs éparses dans l'estimation par NMF . Ces erreurs sont bien lissées par l'ajout du HMM dans la méthode $NMF + HMM$.

Rehaussement de l'information foetale par HMM (situation c))

Si améliorer davantage les bonnes performances obtenues avec la NMF est une conséquence de l'estimation du RCF par $NMF + HMM$, son apport le plus intéressant réside dans la mise en lumière dans certains cas de l'information foetale lorsque celle-ci est difficilement visible autrement (situation c) de la figure 6.5).

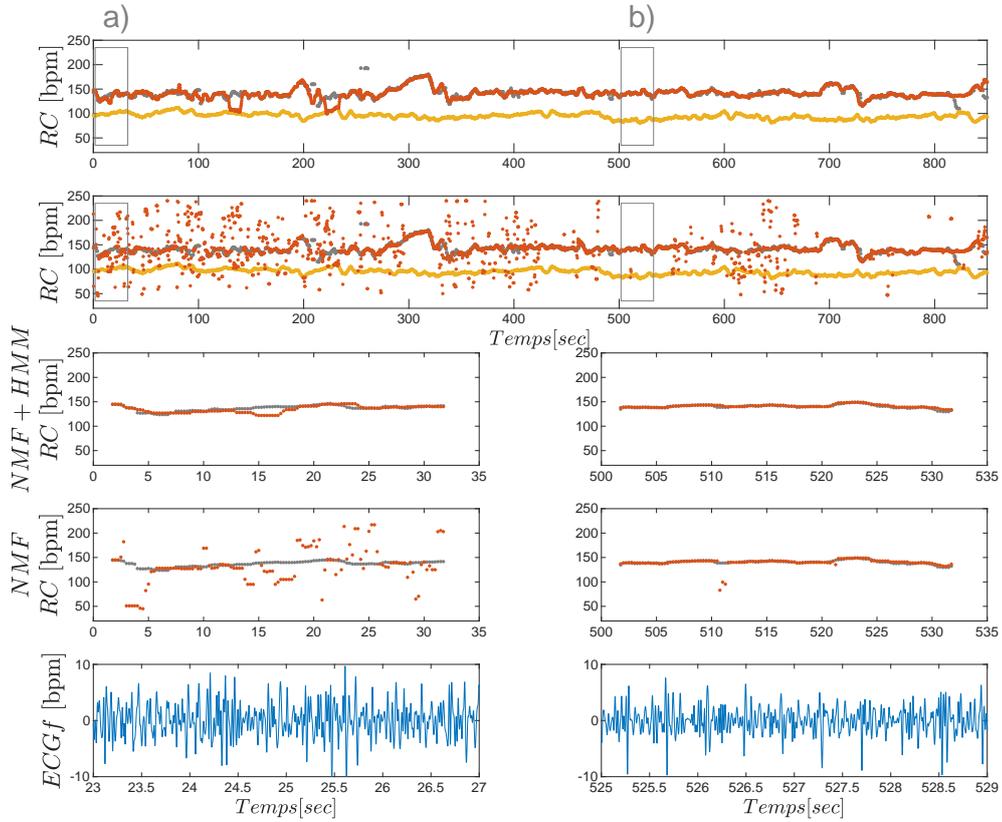
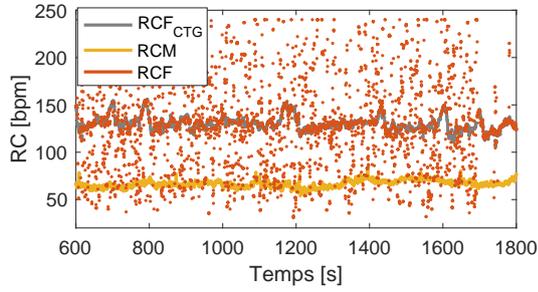
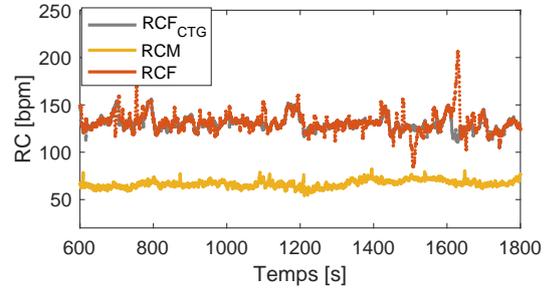
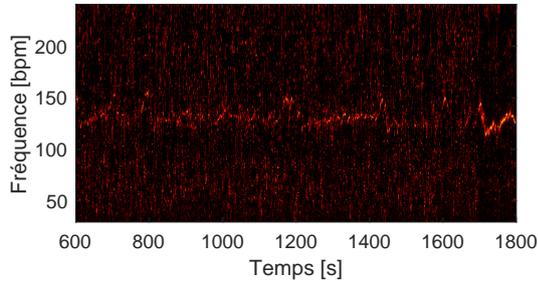
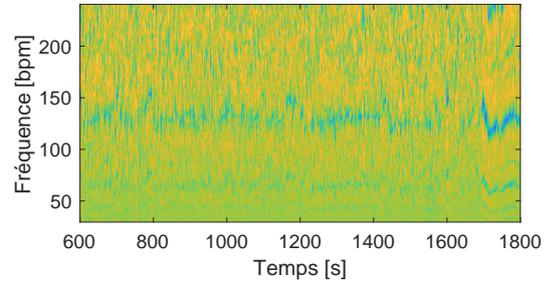


FIGURE 6.7 – Exemple de lissage du RCF par $NMF + HMM$. Les deux tracés en haut affichent les estimations du RCF par $NMF + HMM$ (1^{ère} ligne) et par NMF (2^{ème} ligne) en rouge, les valeurs de référence CTG (en gris) et le RCM (en jaune). Deux exemples sont ensuite illustrés (colonnes gauche et droite) : zoom du RCF estimé par $NMF + HMM$ (3^{ème} ligne) et par NMF (4^{ème} ligne). La dernière ligne représente l'ECGf correspondant (segments plus courts pour plus de visibilité).

La figure 6.8 illustre comment la combinaison $NMF + HMM$ arrive à mieux extraire l'information utile. A gauche sont affichées, de haut en bas, l'estimation RCF_{NMF} comparée à la référence clinique, la matrice H des activations temporelles et l'estimation grossière du RCF, présentée comme les valeurs maximales prises de H . A droite, le résumé de la $NMF + HMM$ est illustré de sorte à faire une analogie avec la méthode NMF ; avec l'estimation $RCF_{NMF+HMM}$ superposée à la référence RCF_{CTG} , la matrice des divergences entre les statistiques suffisantes et la factorisation WH (6.11) et la matrice Φ (6.19b) avec en noir la séquence $\{q_n\}_n$ qui en est extraite (6.21), et donc l'estimation $RCF_{NMF+HMM}$ donnée en sortie. Malgré les erreurs d'estimation, les deux algorithmes laissent entrevoir


 (a) RCF_{NMF}

 (b) $\text{RCF}_{NMF+HMM}$

 (c) Matrice d'activations $H^{(e)}$


(d) Matrice de divergence

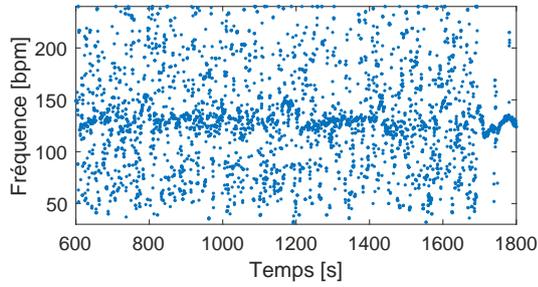
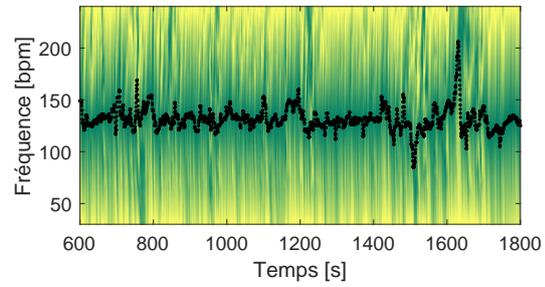

 (e) Indices des maxima par colonne de $H^{(e)}$

 (f) Matrice Φ

FIGURE 6.8 – Étapes clés des deux méthodologies comparées NMF (a, c et e) et $NMF + HMM$ (b, d et f). Pour la NMF : (a) estimation RCF_{NMF} , (c) matrice d'activations $H^{(e)}$ et (e) indices des maxima par colonne de cette dernière (chapitre 3.3.4). Pour la $NMF + HMM$: (b) estimation $\text{RCF}_{NMF+HMM}$, (d) matrice de divergence $D_{IS}(\tilde{\Xi} | V)$ (6.11) et (f) matrice Φ , telle que $[\Phi]_{k,n} = \phi_n(k)$ (6.19b), avec la superposition, en noir, des états q_n^* (6.21) estimés.

la présence de la fréquence fondamentale du rythme du fœtus sur les matrices H et de divergence respectivement. Cependant, la NMF ne fournit qu'une allure grossière du signal RCF et perd l'essentiel des détails. Par exemple, sur le signal en bas à gauche, la concentration des points autour de 140 bpm vers la 1000^{ème} seconde indique correctement la valeur moyenne du RCF. Toutefois, le RCF estimé par la méthode NMF est fortement bruité et les variations ne sont plus observables. De plus, sur le morceau autour de la 1600^{ème} seconde, l'absence de continuité est significative et il n'est plus possible de retrouver les principaux critères d'étude du signal RCF comme le rythme moyen ou la variabilité. Pour ces deux exemples, on constate que la méthode $NMF + HMM$ permet de rendre visible le RCF de manière fiable par rapport à la référence CTG.

Erreurs d'estimation (situation a))

Finalement, il reste plusieurs moments où la méthode proposée, tout comme la NMF , n'arrive pas à fournir une estimation fiable du RCF (situation a) de la figure 6.5).

Pour cela, il faut dans un premier temps, sélectionner quelques extraits mal estimés et regarder les signaux en entrée de l'algorithme, ici le signal ECGf et le spectrogramme V . Dans un deuxième temps, il s'agit ensuite d'identifier le type de bruit à l'origine de ces mauvaises estimations, ainsi que de lister les difficultés auxquelles l'algorithme peut se voir confronté. La figure 6.9 illustre différentes situations conduisant à une mauvaise estimation du RCF. Les encadrés, 1), 2) et 3) se centrent sur certains passages où l'estimation du RCF (en haut en rouge) dévie des valeurs de référence CTG, en gris. Pour affiner l'analyse et détecter les causes possibles, les extraits du signal temporel ECGf utilisé pour le calcul du spectrogramme à ces instants et le signal abdominal brut associé sont affichés (quatrième et troisième ligne respectivement).

Il en ressort que deux segments présentent une confusion avec le signal RCM, 1) et 3), et un présente une surestimation du rythme cardiaque, 2).

- Sur le premier morceau 1), le spectrogramme correspondant montre déjà la présence conséquente de la composante maternelle du fait de l'apparition de son profil harmonique. Ceci se confirme lorsqu'en comparant les deux signaux temporels affichés, les pics de grande amplitude sur le signal fœtal extrait ECGf correspondent aux pics R de la mère sur le signal enregistré ECGa. Ceci caractérise une atténuation non suffisante du signal maternel ECGm lors de l'étape d'extraction qui entrave fortement la lecture et l'étude de l'ECGf. En effet, l'algorithme ensuite ne fait que suivre correctement la périodicité la plus visible sur le signal, à savoir celle de la mère, en délaissant la périodicité de plus faible amplitude, celle du fœtus. Pour avoir une meilleure estimation, il faudrait utiliser un algorithme d'atténuation de

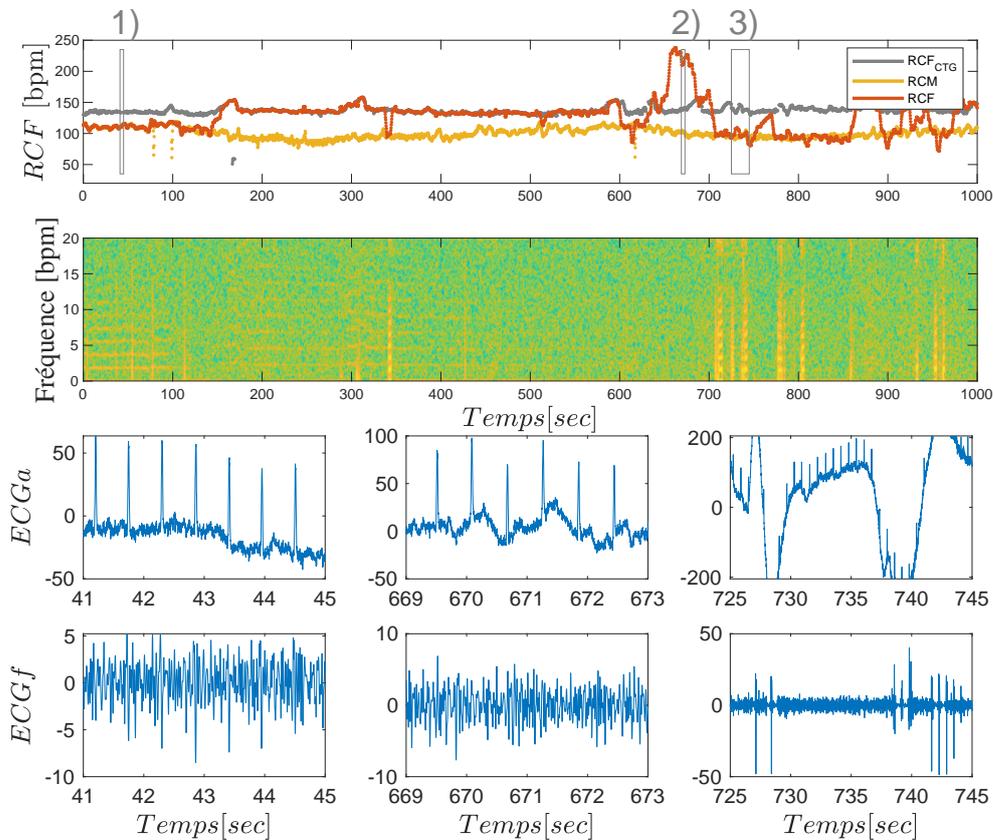


FIGURE 6.9 – Différents cas de figure conduisant à de mauvaises estimations du RCF. Sur la moitié supérieure de la figure, on observe l'estimation $RCF_{NMF+HMM}$ comparée à la référence clinique RCF_{CTG} (1^{ère} ligne) et le spectrogramme calculé à partir du signal ECGf correspondant (2^{ème}). Sur la deuxième moitié de la figure, les trois cadres 1), 2), et 3) illustrent différentes situations en s'appuyant sur les signaux ECGa brut (3^{ème} ligne) et ECGf associés aux passages repérés (4^{ème}).

l'électrocardiogramme maternel (ECGm) plus performant.

- Au contraire, le deuxième morceau 2) montre que malgré une bonne atténuation du signal ECGm -les grands pics R n'étant plus visibles sur le signal ECGf- la qualité du signal extrait n'est pas assez bonne pour pouvoir en faire une analyse correcte de ses principales propriétés. La composante foetale est trop fortement noyée dans du bruit ou peut-être totalement absente (mouvements du fœtus faisant que le capteur ECG n'est plus correctement placé par exemple). Une présence insuffisante des motifs quasi-périodiques peut tromper l'algorithme, qu'ici n'arrive plus à estimer le RCF et en fournit une surestimation.

- Finalement, si le troisième morceau 3) correspond aussi à une situation où il y a une confusion entre le RCF et le RCM, il montre une autre cause. En effet, cela s'explique également, comme pour la configuration 1) ci-dessus par la forte présence des pics R maternels. Leur présence est maintenant due à la fois à la forte variation de la ligne de base et à la saturation du signal. D'ailleurs, il est possible de remarquer que sur le spectrogramme il y a non seulement le profil harmonique de la mère, comme pour le premier cas 1), mais aussi une répartition du bruit sur toutes les fréquences.

6.4 Analyse quantitative

Pour pouvoir comparer la méthodologie proposée par rapport à l'algorithme *NMF* original ainsi qu'aux algorithmes de la littérature, il est nécessaire de quantifier leurs performances à l'aide de critères qui évaluent la qualité de son estimation sous différents angles (chapitre 5). Ceci sera donc l'objet de cette section.

Apport de la dynamique temporelle par HMM pour la NMF

Les résultats issus de l'évaluation des deux méthodologies *NMF* et *NMF + HMM* sur la totalité de la base réduite (comprenant 23 signaux) en utilisant les critères précédemment introduits au chapitre 5, RGA, MD et R sont présentés sous forme de boxplot à la figure 6.10.

En se focalisant sur le critère RGA (5.3), une nette amélioration est observée en faveur de l'algorithme *NMF + HMM* lorsqu'il s'agit d'une évaluation globale. En effet, la valeur médiane du RGA confirme cette affirmation : 80% sur l'exactitude des estimations du RCF pour *NMF + HMM* contre 71% pour l'algorithme *NMF*. De plus, la différence (Diff) entre les valeurs globales de RGA des deux méthodes considérées a été par ailleurs calculée pour chaque sujet comme suit :

$$\text{RGA}_{\text{Diff}} = \text{RGA}_{\text{NMF+HMM}} - \text{RGA}_{\text{NMF}}. \quad (6.22)$$

Le fait que la boîte correspondant à cette différence Diff dans la figure 6.10 prenne des valeurs positives indique que les meilleurs résultats globaux de la RGA s'obtiennent pour presque tous les sujets grâce à l'ajout du HMM. Seuls trois sujets (9, 14 et 38) voient leur performance légèrement dégradée par la méthode *NMF + HMM* par rapport à *NMF*. La figure 6.10 montre que la médiane de l'amélioration entre *NMF + HMM* par rapport à *NMF* est de 11%. Ainsi, une meilleure fiabilité par rapport à la référence CTG est bien atteinte par l'ajout des dynamiques temporelles grâce au HMM.

Les valeurs médianes (Figure 6.10 du milieu), -0.7 bpm et -0.2 bpm du critère MD pour

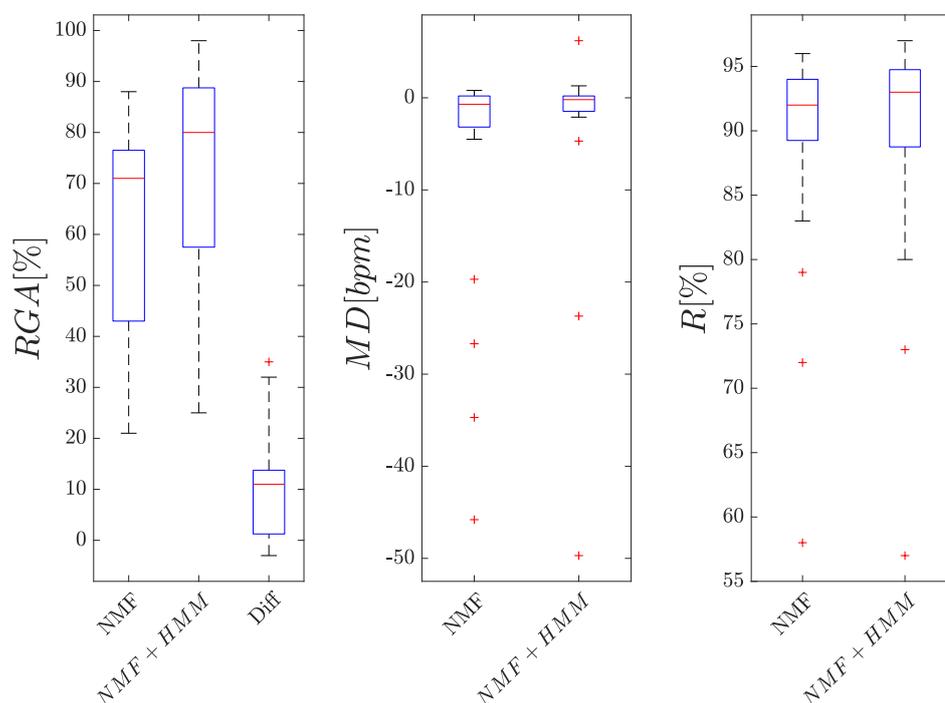


FIGURE 6.10 – Boxplots des 3 critères de performance RGA, MD et R, calculés à partir des 23 enregistrements considérés, pour les deux méthodologies NMF et $NMF + HMM$. Chaque boîte affiche la valeur médiane (ligne horizontale rouge), le premier et troisième quartiles (bords inférieur et supérieur de la boîte), les valeurs extrêmes minimum et maximum (par les moustaches), et, le cas échéant, les valeurs aberrantes apparaissent individuellement (marqueurs '+' rouges).

NMF et $NMF + HMM$ respectivement, sont assez proches mais légèrement meilleures pour $NMF + HMM$. Les valeurs négatives indiquant que le RCF est généralement sous-estimé par rapport à la CTG. L'écart interquartile est plus petit et plus proche de 0 bpm pour la méthodologie proposée. Ceci montre que, par rapport aux résultats obtenus par la méthodologie NMF , les estimations $RCF_{NMF+HMM}$ ont tendance à être moins sous-estimées.

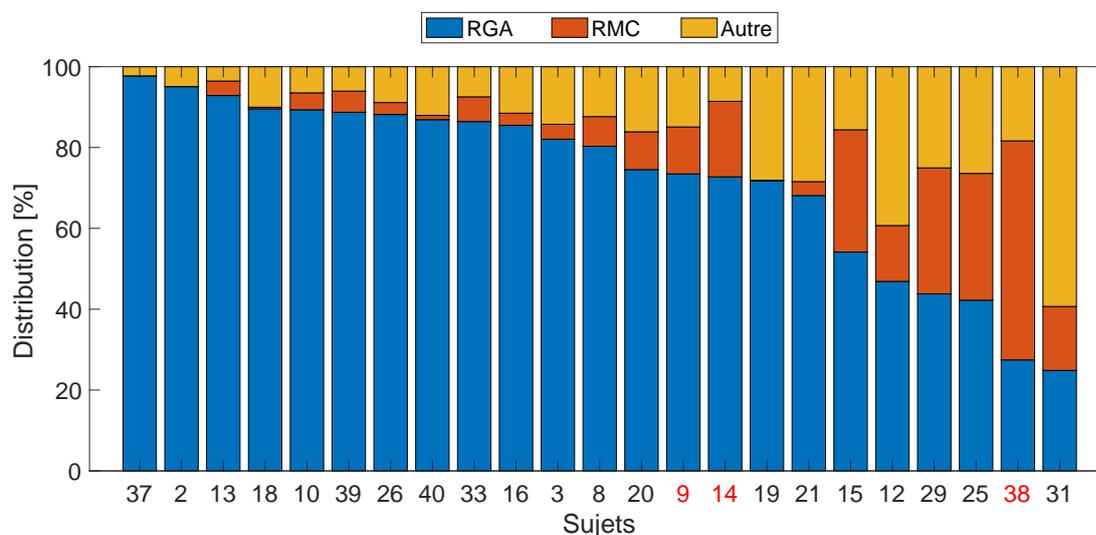
Finalement, les deux algorithmes présentent des résultats comparables pour l'évaluation de la corrélation au moyen du coefficient de corrélation de Pearson R, dont leur valeur médiane de groupe se situe autour de 93% (Figure 6.10 droite). Lorsque l'ensemble des *-outliers-* n'est pas pris en compte, l'algorithme de NMF montrait déjà un fort niveau de similarité entre le signal de référence RCF_{CTG} et le signal estimé RCF_{NMF} et il est donc difficile d'en faire une amélioration significative. Ainsi, obtenir des résultats similaires à

ceux de la NMF permet de dire qu'au moins il n'y a pas de dégradation globale sur les estimations de notre algorithme. Il est important de signaler que ce critère n'est pas calculé sur le même ensemble de points pour chaque sujet par les deux approches : en effet, le coefficient de corrélation R (5.5) est calculé sur l'ensemble des points sans les *outliers*. Ainsi, en réduisant le nombre total des points appartenant à l'ensemble $\mathcal{O}_{NMF+HMM}$ des *outliers* suite aux meilleurs résultats de RGA, la méthode $NMF + HMM$ calcule le coefficient de corrélation R sur un plus large nombre de points. Ce qui potentiellement pourrait dégrader la corrélation calculée si les points additionnels ne sont pas correctement estimés. Par conséquent, obtenir des valeurs comparables de R ne veut pas seulement dire qu'il n'y a pas eu de dégradation mais aussi que les échantillons ajoutés dans le calcul sont bien corrélés avec le signal de référence RCF_{CTG} , et non placés aléatoirement entre les bornes de $+/- 12.5$ bpm autour de RCF_{CTG} .

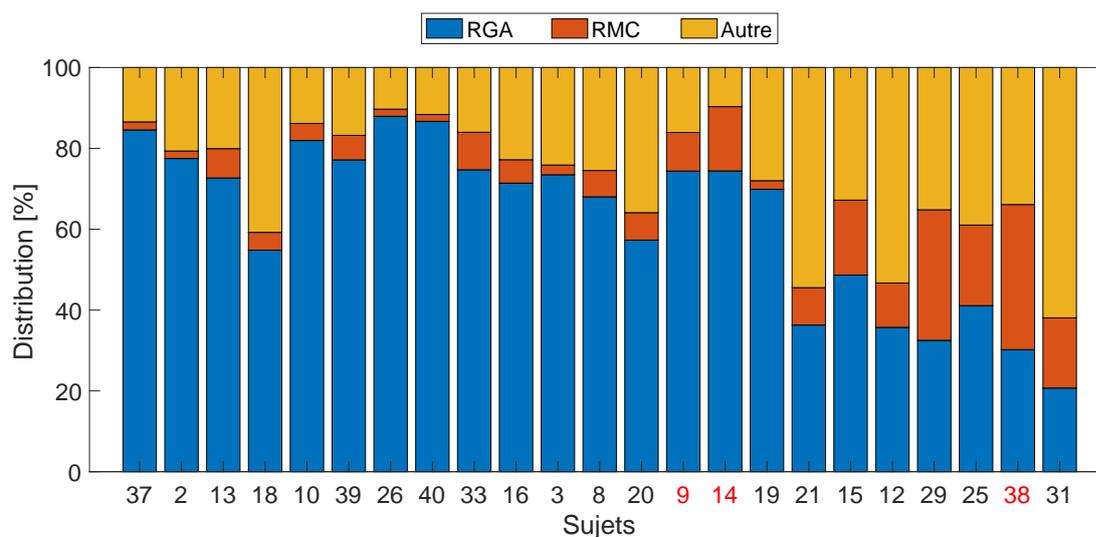
Après une évaluation globale et une quantification des erreurs d'estimation par rapport au signal de référence, une étude plus approfondie est effectuée pour chaque sujet afin de mieux déterminer la nature et la cause de ces erreurs. Par conséquent, pour chacun des algorithmes, après l'obtention des valeurs de la fiabilité RGA sur chacune des estimations RCF_{NMF} et $RCF_{NMF+HMM}$ respectives, le RMC a été calculé sur leur ensemble de *outliers* respectif. A partir de là, pour tous les sujets, chaque point du RCF classé comme *outlier* sera associé soit à la confusion maternelle soit à un autre type d'erreur. Ainsi, chaque estimation du RCF (figure 6.11) est classé en bonne estimation par rapport au RCF_{CTG} (en bleu), en confusion avec le RCM (en orange) ou en autre erreur (en jaune). La proportion de chaque catégorie est calculée par rapport au nombre total d'échantillons N . Cette répartition des RCF estimés est présentée pour chacun des sujets et pour chacune des méthodes d'estimation RCF, $NMF+HMM$ en haut et NMF en bas. Les sujets sont triés par ordre décroissant du taux de RGA, selon l'évaluation de l'algorithme $NMF + HMM$. Le même ordre est alors utilisé pour présenter la classification obtenue pour l'algorithme NMF , de sorte que la comparaison visuelle soit plus adaptée.

Tout d'abord, la figure 6.11 confirme les observations tirées de la figure 6.10 : les résultats de $NMF + HMM$ sont aussi bons ou meilleurs que ceux de la NMF concernant le RGA. Les meilleurs résultats globaux du côté du RGA sont obtenus par l'amélioration individuelle de chaque score, pour la presque majorité des sujets. Seulement les signaux correspondant aux sujets 9, 14 et 38 ont eu des meilleurs résultats avec la NMF , avec des valeurs de RGA de 74,4%, 74,4% et 30.2% ; bien que les résultats avec la $NMF + HMM$ restent très proches, avec 73.5%, 72.7% et 27.5% respectivement.

De plus, le pourcentage de RCF estimés étant une confusion avec le RCM est globalement très similaire pour les deux algorithmes : ceux-ci font donc des confusions avec le



(a) NMF+HMM



(b) NMF

FIGURE 6.11 – Analyse visuelle des 23 sujets considérés. Classification selon différentes catégories des échantillons RCF estimés : proportion de points qui sont correctement estimés (RGA, en bleu), erreurs provenant de la confusion maternelle (RMC, en rouge) et autres types d’erreurs (en jaune). En haut, les résultats sont ceux obtenus pour la méthode $NMF + HMM$ et en bas, ceux de la méthode NMF . Les sujets sont ordonnés, pour les 2 figures, selon les performances RGA de $NMF + HMM$. Les nombres rouges indiquent les quelques sujets pour lesquels l’algorithme NMF présente de meilleurs résultats que $NMF + HMM$ quant au RGA.

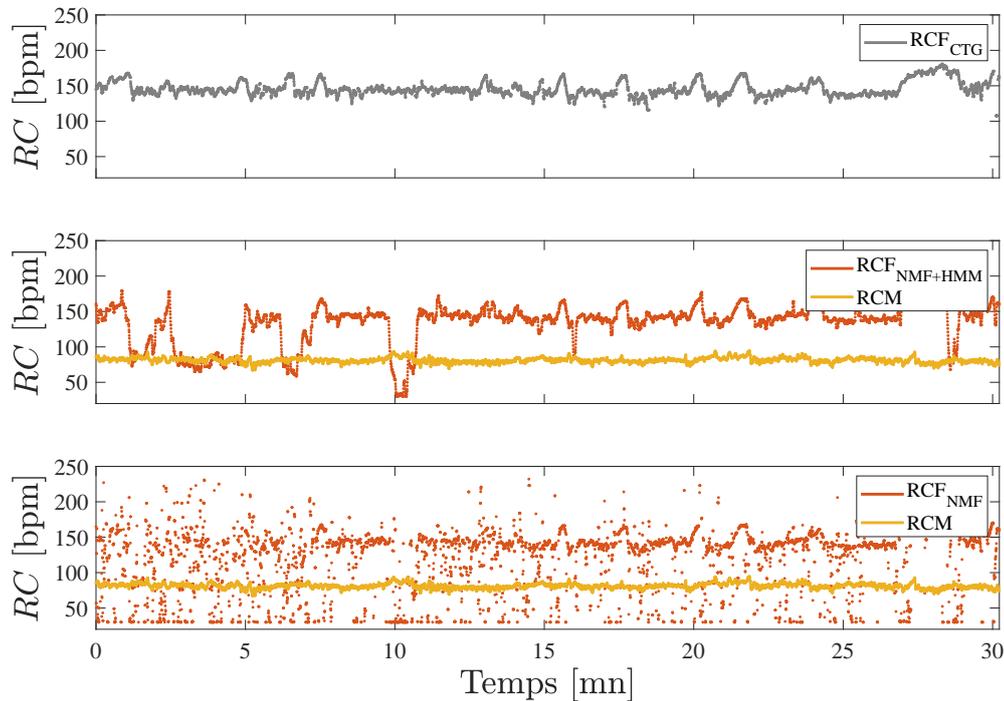


FIGURE 6.12 – Mise en évidence du pourcentage d’amélioration de la méthode $NMF + HMM$ par rapport à la NMF sur les tracés des estimations de RCF. Ici pour le sujet 20, l’amélioration est de 17.2% sur le RGA avec la référence CTG. Pour $NMF + HMM$ (au milieu), le RGA est de 74.5% et de 57.3% pour NMF (en bas).

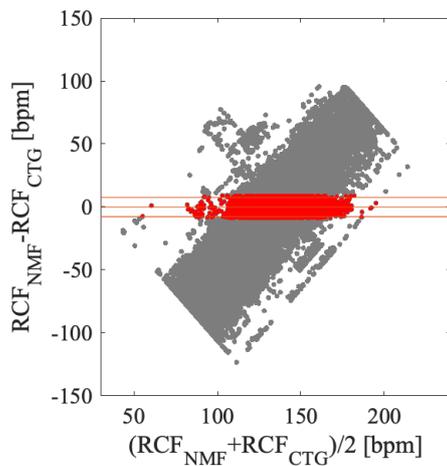
rythme maternel similaires. Ainsi, la propriété de continuité temporelle semble plus adaptée à la correction d’autres types d’inexactitudes provenant d’autres sources de bruit. Ceci montre également qu’il y a encore une marge d’amélioration possible sur l’atténuation de la composante maternelle lors de l’étape de pré-traitement qui permettrait d’obtenir des meilleures estimations de RCF. Un dernier mot à propos du critère RMC : il est intéressant de remarquer qu’en comparant par rapport à la méthodologie NMF , l’algorithme $NMF + HMM$ présente globalement un ratio de confusion maternelle plus élevé. Par conséquent, moins d’erreurs aléatoires ou correspondant à d’autres origines sont faites, renforçant encore la nécessité de mieux atténuer la composante maternelle dans l’étape de pré-traitement.

Enfin, pour se rendre compte à quoi correspondent visuellement les pourcentages d’amélioration sur les estimations données, quelques tracés des deux algorithmes sont comparés pour quelques sujets. Ainsi, les résultats du RCF pour le sujet 20, RGA de 74.5% pour $NMF + HMM$ et de 57.3% pour NMF , soit une amélioration de 17.2%, sont présentés à

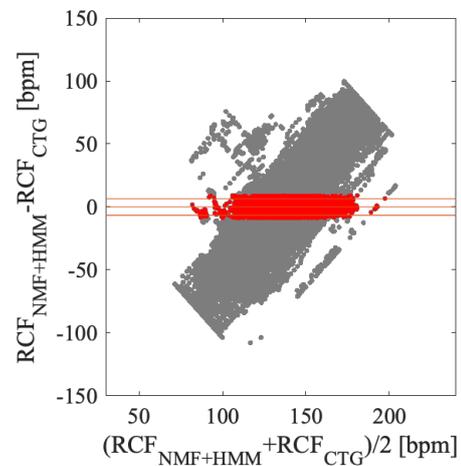
la figure 6.12. Cette amélioration est principalement obtenue en lissant les erreurs d'estimation du RCF aléatoires, même si quelques confusions avec le RCM sont visibles, comme le segment compris entre les minutes 3 et 5. En guise de comparaison, l'effet de débruitage du sujet 21 sur la figure 6.6 traduit une amélioration d'environ 10%, obtenue en lissant les erreurs éparses. Finalement, les améliorations peuvent être particulièrement importantes comme pour le sujet 18 (figure 6.5) où celle-ci est de 35%. Ceci s'explique d'une part par un lissage des erreurs aléatoires mais aussi par le rehaussement de la composante foetale lorsque celui-ci n'était pas visible par la méthode NMF .

Pour compléter les analyses ci-dessus, une analyse des tracés de Bland&Altman et de corrélation est menée (figure 6.13). Cette étude complète celle menée par Dia dans [29] à l'ensemble des 23 sujets de notre base de données. Les représentations de Bland&Altman sont disponibles sur la première ligne pour les deux méthodes NMF et $NMF + HMM$ respectivement, et de la même manière, représentations graphiques de la régression sont affichées dans la deuxième ligne. Il est tout d'abord observé que les résultats pour l'approche NMF précédente appliquée sur les 23 sujets sont très similaires à ceux obtenus dans le travail [119] (Figure 8) pour les 8 sujets traités. Ensuite, dans les représentations de Bland&Altman, les *outliers* correspondent aux points (en gris) distribués principalement au long de la droite diagonale avec une pente égale à 2 (*i.e.* les points sur la diagonale). L'ensemble de *non-outliers* (en rouge) se trouvent au sein de l'intervalle défini par les limites de concordance (± 1.96 fois l'écart type), apparaissant comme les lignes rouges horizontales sur le graphique. La valeur de ces limites est de 7.3 bpm pour la NMF et de 6.6 bpm pour la $NMF + HMM$, ce qui montre que ces deux méthodes de mesure du RCF sont interchangeable avec la mesure RCF de la CTG, avec une performance légèrement meilleure pour la méthode $NMF + HMM$.

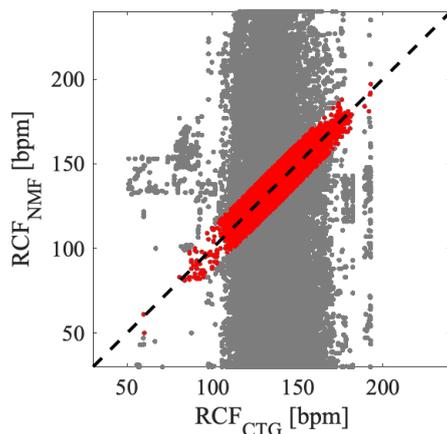
Les représentations du RCF_{algo} en fonction du RCF_{CTG} (figure 6.13 en bas) font apparaître une forme rectangulaire verticale lorsque les points *outliers* sont pris en considération dans la figure (points gris). Ceci traduit (i) les erreurs d'estimation apparaissent sur toute la gamme de valeurs de RCF possibles (100 à 200 bpm) et que (ii) ces dernières valeurs ne sont pas corrélées avec la référence CTG. De plus, il est possible de souligner le bon comportement des estimations par NMF et $NMF + HMM$ respectivement vis-à-vis du signal de référence lorsque les *outliers* ne sont pas pris en compte, avec un coefficient de corrélation R évalué à 0.95 pour la NMF et à 0.96 pour la $NMF + HMM$ calculé sur les 23 sujets.



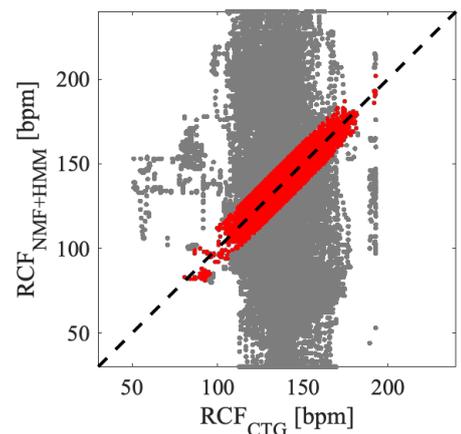
(a) Bland-Altman NMF



(b) Bland-Altman NMF+HMM



(c) RCF_{NMF} vs RCF_{CTG}



(d) $RCF_{NMF+HMM}$ vs RCF_{CTG}

FIGURE 6.13 – Estimations RCF globales de l'ensemble des 23 volontaires calculées avec les deux méthodes comparatives NMF (a et c) et $NMF + HMM$ (b et d). (a) et (b) : graphiques de Bland-Altman avec la prise en compte des *outliers* (points gris) et après la suppression de ces derniers (points rouges). Les lignes rouges horizontales correspondent à la valeur moyenne des écarts (MD) et aux limites de concordance, calculés après suppression des *outliers*. (c) et (d) : représentation en nuage des points entre les estimations RCF, à partir de la NMF (c) et la $NMF + HMM$ (d), et le signal RCF_{CTG} , avec (en gris) et sans (en rouge) la prise en compte des *outliers*. La ligne noire en pointillés correspond à $y = x$.

RGA (%)	$NMF + HMM$	NMF	$Hilb$	PT
Moyenne±écart-type	72±22	62±20	35±19	12±10
Médiane	80	71	36	13

TABLE 6.1 – Critère de performance RGA calculé sur la base de données réduite (23 signaux) pour les deux méthodes se basant sur l’analyse harmonique ($NMF + HMM$ et NMF [119]) et pour deux méthodes de détection de pics R, Hilbert ($Hilb$) [92] et Pan et Tompkins (PT) [93]. Les meilleures performances parmi les 4 méthodes comparées sont affichées en gras.

Comparaison à la littérature

Nous allons maintenant comparer les performances de notre approche avec celles obtenues par des méthodes de la littérature estimant le RCF à partir de la détection des pics R du fœtus pour en déduire dans un second temps le RCF alors que notre approche cherche à estimer ce dernier directement. Deux approches classiques, ne nécessitant qu’une seule dérivation abdominale, ont été choisies dans l’optique de cette comparaison : un algorithme basé sur la transformée de Hilbert [92] et la version adaptée au cas fœtal de l’algorithme de Pan&Tompkins [93], désignées ici par la suite par $Hilb$ et PT respectivement.

Le critère de performance RGA a été calculé donc avec les quatre algorithmes ($NMF + HMM$, NMF , $Hilb$, PT) pour l’intégralité de la base de données considérée pour cette analyse (23 sujets). Le tableau 6.1 caractérise les résultats globaux. Deux principales conclusions peuvent être dressées :

1. Les estimations RCF basées sur l’analyse harmonique des signaux ECGf ($NMF + HMM$, NMF) sont meilleures que celles des méthodes se basant sur la détection des caractéristiques temporelles ($Hilb$, PT). Ceci confirme donc la préférence d’une estimation directe du RCF, plutôt que d’une estimation nécessitant d’abord la détection des pics R du fœtus ; d’où la pertinence de notre approche.
2. Une meilleure modélisation des propriétés physiologiques du signal considéré permet d’améliorer les résultats d’estimation ($NMF + HMM$ comparée à la NMF), comme déjà prouvé à travers des analyses qualitatives et quantitatives

Une illustration des résultats obtenus par les méthodes $Hilb$ et PT comparés à l’estimation de la $NMF + HMM$ se trouve à la figure 6.14. Il est à noter que l’algorithme de Pan&Tompkins est celui qui donne les plus mauvais résultats (tracé du haut), confirmant ainsi les 23% de bonne estimation du RCF. Les résultats obtenus par la méthode $Hilb$ (tracé du milieu) sont légèrement meilleurs (54.4% de bonne estimation du RCF). Il est

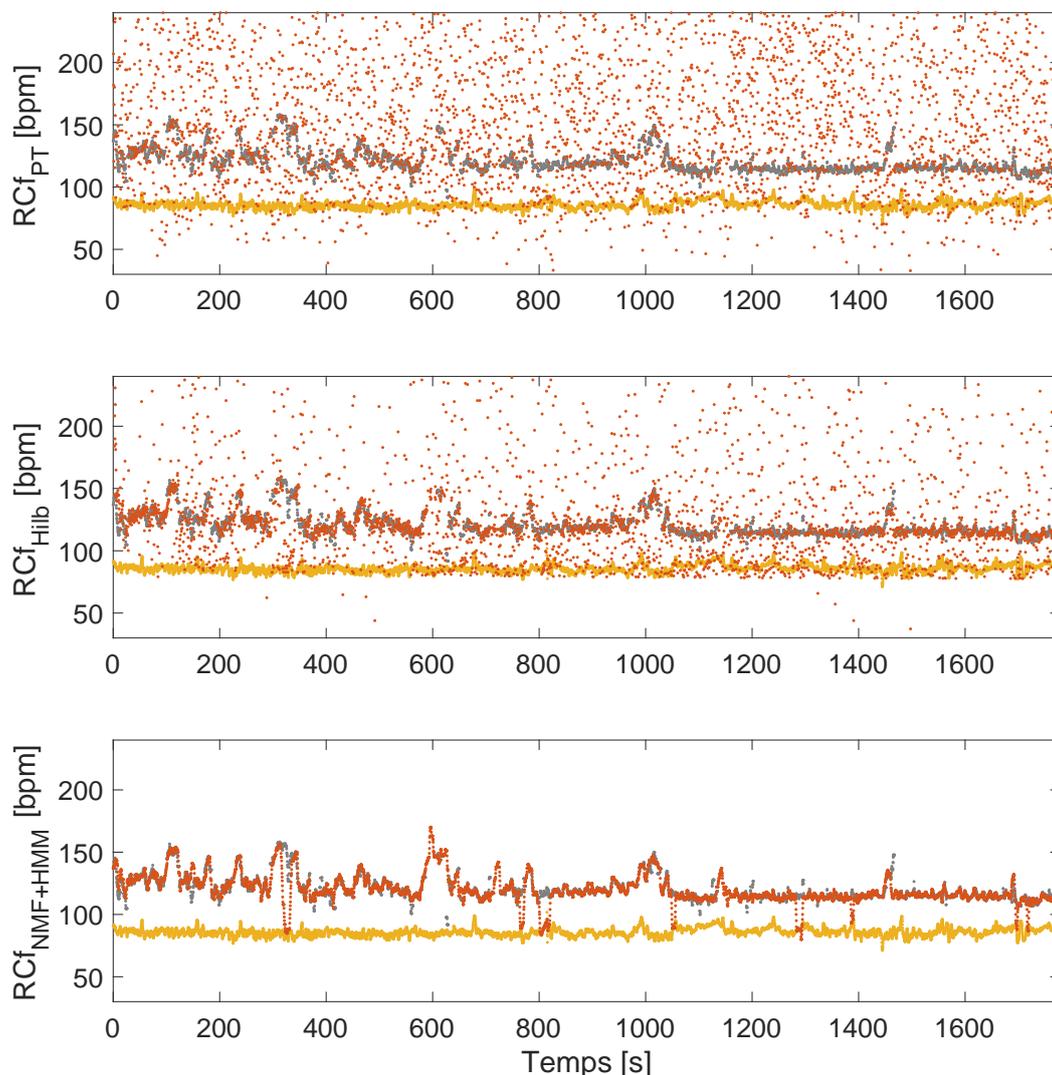


FIGURE 6.14 – Comparaison, pour le sujet 13, de l’approche harmonique $NMF + HMM$ (en bas) avec deux méthodes de la littérature basées sur la détection des pics R de l’ECGf (*Hilb* [92], au milieu et *PT* [93], en haut). Chacune des estimations (en rouge) est superposée à la référence CTG (en gris) et au rythme cardiaque maternel (RCM) (en jaune).

en effet plus facile de suivre visuellement celui-ci sur les 30 minutes. On peut distinguer un rythme de base aux alentours de 120 bpm avec quelques accélérations. Mais la lecture reste difficile et imprécise à cause de la présence de trop nombreuses erreurs d’estimation. Finalement, l’estimation obtenue par la méthode $NMF + HMM$ (tracé du bas) est la meilleure (83% de bonne estimation). On remarque une très bonne estimation du RCF permettant de bien mettre en évidence le rythme de base mais aussi les changements

de rythme. Il est à noter que quelques confusions avec le rythme maternel sont encore présentes (par exemple vers 800 s).

En conclusion, dans ce chapitre, nous avons proposé une approche mêlant la décomposition non-négative de matrices du spectrogramme du signal ECGf et le modèle de Markov caché pour estimer le rythme cardiaque fœtal. Les analyses menées ont montré que cette approche permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'une NMF du spectrogramme à la fois d'un point de vue des métriques utilisées, notamment la bonne détection du RCF par rapport à la référence CTG, mais aussi de la lecture du RCF. L'ajout du HMM permet ainsi, suivant les sujets, d'une part de lisser le RCF en supprimant les erreurs d'estimations aléatoires et d'autre part de mieux estimer celui-ci lorsqu'une simple NMF ne le permettait pas. Une étude comparative avec des méthodes de la littérature fonctionnant en deux étapes (détection des pics R du fœtus puis estimation du RCF) montre que la proposition reposant sur l'estimation du RCF directement est plus robuste aux conditions réelles présentes dans notre base de données et valide ainsi notre choix.

L'idée par la suite sera d'appliquer cette même approche pour l'estimation du RCF à partir des signaux phonocardiographiques PCGf.

7

Estimation du RCF à partir du PCG

Ce chapitre se focalise maintenant sur l'application de la méthodologie précédemment présentée, au signal phonocardiogramme (PCG) pour le suivi du rythme cardiaque foetal (RCF). En effet, étant donnés les résultats obtenus à partir de l'ECG il serait d'intérêt d'en obtenir de similaires pour le signal des sons cardiaques. Pour cela, l'étape de débruitage doit être adaptée à la nature différente et aux caractéristiques physiques de ce signal, ainsi qu'aux bruits par lesquels il est plus facilement affecté. Une première proposition de prétraitement du signal PCGa brut est d'abord présentée (section 7.1), extraite des travaux de [29]. Après une réévaluation des hypothèses, cette étape de débruitage est complétée par l'ajout d'un *template subtraction* (TS) pour prendre en compte et supprimer l'occasionnelle présence de la composante cardiaque maternelle (section 7.2). La mise en oeuvre de la méthodologie d'estimation du RCF nécessite ensuite une implémentation numérique spécifique, qui sera décrite dans la section 7.3. Enfin, les résultats de notre approche sont discutés, de façon qualitative puis quantitativement pour rendre compte des améliorations proposées.

7.1 Pré-traitement du signal PCG pour l'estimation du RCF

Dans le but d'étendre l'utilisation de l'algorithme $NMF + HMM$ pour l'estimation du RCF aux signaux PCG, l'idée est de remplacer le spectrogramme de l'ECGf extrait par le spectrogramme du signal PCGa débruité en entrée de l'algorithme de décomposition matricielle. Une bonne factorisation s'obtient plus facilement lorsque le spectrogramme affiche de manière proéminente le contenu harmonique de la composante foetale. Ainsi, comme pour l'ECG, il faut définir une méthode de débruitage pour mettre en valeur le

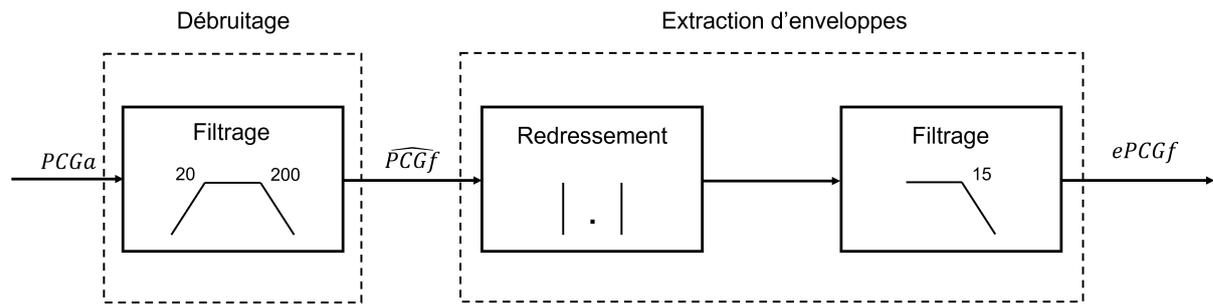


FIGURE 7.1 – Schéma-bloc des étapes de prétraitement du signal $PCGa$ proposé dans [29] dédié principalement à l'extraction de l'enveloppe du signal $PCGf$ ($ePCGf$).

caractère quasi-périodique du signal cardiaque foetal. Dans le cas du phonocardiogramme, les travaux de Dia [29] supposent que le $PCGa$ est principalement composé des sons foetaux. Face à l'absence de la composante cardiaque maternelle de manière systématique et significative, les interférences les plus fréquentes (mouvement, voix, activité gastrique maternelle...) interviennent de façon ponctuelle et sont non périodiques, elles ne viendront donc pas perturber l'harmonicité spectrale foetale du spectrogramme. Ceci justifie un prétraitement moins complexe que pour l'ECGa, où il s'agit avant tout d'accentuer les sons S_1 et S_2 . Or, un signal PCG peut se décrire comme une porteuse modulée en amplitude. La fréquence d'intérêt (l'information du RC) ne correspond pas alors à la fréquence du signal, mais à la fréquence du signal modulant. En outre, contrairement à la simplicité du motif de l'ECG, pour lequel le pic R représente le maximum global à chaque battement cardiaque, le PCG présente un battement cardiaque dont le motif est composé non pas d'une, mais de deux formes caractéristiques, S_1 et S_2 . Ainsi, les travaux dans [29] proposent de travailler sur l'enveloppe du signal $PCGf$, nommé ici $ePCGf$, extrait avec un prétraitement simple constitué de 3 étapes pour récupérer les principales caractéristiques du signal modulant. La figure 7.1 résume les étapes de ce prétraitement.

Tout d'abord, un filtre passe-bande entre 20 et 200 Hz permet de débruiter et de privilégier les sons cardiaques. Ensuite, le redressement par valeur absolue et le filtre passe-bas (0-15 Hz) permettent la démodulation d'amplitude, chargée de ramener vers la fréquence zéro l'information de l'enveloppe $ePCGf$, se trouvant sinon autour de la fréquence de la porteuse f_p de valeur plus élevée. La figure 7.2 illustre quant à elle les effets du prétraitement sur un segment de l'enregistrement du sujet 10 et par conséquent le calcul de l'enveloppe à partir de l'enregistrement abdominal $PCGa$.

On peut observer que, contrairement au signal ECG qui, malgré les sources de bruit, permet la lecture directe des sources maternelle et foetale, le $PCGa$ brut (premier tracé) ne donne pas lui une visualisation aussi claire, même pour un oeil avisé. L'application du

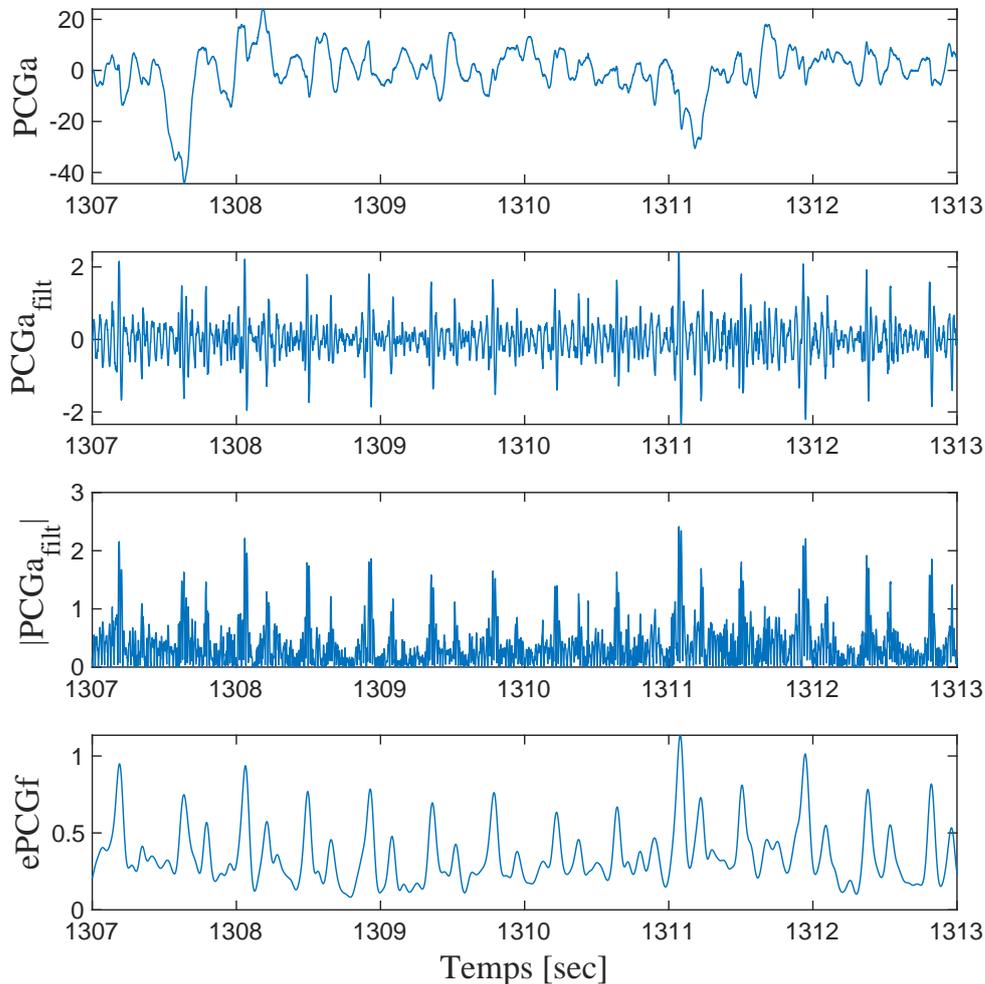


FIGURE 7.2 – Illustration des différentes étapes de prétraitement du signal PCG. De haut en bas, le signal $PCGa$ brut enregistré, le signal $PCGa$ filtré dans le spectre des fréquences des sons cardiaques [20-200] Hz (\widehat{PCGf}), ce dernier signal redressé et enfin, l'enveloppe $ePCGf$ extraite après l'application d'un filtre passe-bas.

Un filtre passe-bande permet l'observation des sons S_1 et S_2 . Ils apparaissent dans le signal comme l'enchaînement de changements d'amplitude dont la plus importante correspond au son S_1 et la plus petite survenant juste après, au son S_2 . Ceci met en évidence que l'information périodique se trouve bien dans l'enveloppe. La lecture du signal peut alors être envisagée comme un parallèle avec le signal ECG par l'identification des deux sons cardiaques à l'onde R.

Au moyen de ce prétraitement, [29] réussit ainsi à étendre au PCG obtenu l'utilisation

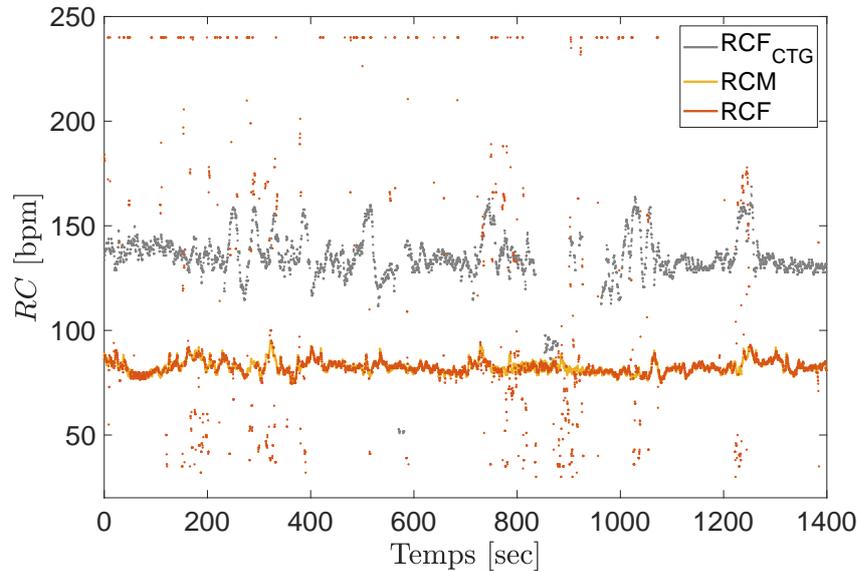


FIGURE 7.3 – Estimation du RCF (en rouge) du sujet 33 par la méthode de la *NMF* appliqué au PCGa. En comparant aux signaux RCF_{CTG} (en gris) et RCM (en jaune) de référence, il est facile de conclure que le rythme estimé correspond au RCM.

de sa méthode *NMF* proposée pour l'ECG. Les résultats préliminaires dans [29] sur 6 sujets montrent que ce prétraitement bien que très simple était amplement suffisant pour effectuer sur le PCGa une estimation du RCF par analyse harmonique. Néanmoins, l'exploitation de la base de données plus conséquente de 38 enregistrements a permis de mettre en évidence des exemples de signaux pour lesquels un rythme autre que celui du fœtus est estimé en sortie. La figure 7.3 affiche le résultat du sujet 33 par la méthode *NMF* appliqué au signal PCGf, pour lequel la comparaison de l'estimation de RCF par *NMF* (points rouges) aux signaux de référence RCF_{CTG} (points gris) et RCM (points jaunes) indique que l'estimation de RCF correspond complètement au rythme maternel. La pleine superposition avec le signal RCM calculé à partir de l'ECGt ne laisse aucun doute sur la forte interférence avec le système cardio-vasculaire de la femme enceinte. Ceci montre donc qu'il est possible d'avoir une forte présence de la composante maternelle sur les signaux PCGa bruts enregistrés. Ces observations ont donc remis en question une des hypothèses centrales énoncées dans [29] sur l'absence de la composante maternelle dans le mélange abdominal PCGa.

Cette affirmation s'appuyait sur le fait que le coeur de la mère se trouverait trop loin du capteur microphonique pour être observé sur le signal mesuré. Mais, d'autres hypothèses peuvent être considérées pour expliquer cette présence effectivement observée, et notam-

ment l'enregistrement de flux de sang maternel au niveau de certaines artères (utérine ou fémorales) occasionnellement à proximité du microphone abdominal [132]. Cette présence maternelle dans le PCGa doit donc être éliminée pour améliorer les performances d'estimation du RCF.

7.2 Atténuation de la composante maternelle par *template subtraction*

Une fois qu'il a été décidé de la nécessité d'une étape d'atténuation de la présence maternelle, une première idée serait de reprendre tout simplement l'algorithme utilisé pour l'ECGa, qui a déjà fait la preuve de son efficacité. Cependant, la technique de filtrage adaptatif non linéaire utilisée dans le cas de l'ECGa nécessite un signal de référence pour reconnaître dans le signal à traiter le bruit qu'il est question d'éliminer. Pour l'ECGa, ce signal de référence est l'ECGt qui a une forte ressemblance avec les interférences maternelles du signal abdominal, puisqu'il s'agit d'un phénomène de propagation des ondes électriques. Ce n'est pas le cas pour le PCG sur l'abdomen. Après observation des enveloppes, et comme signalé auparavant, ce n'est pas forcément l'activité liée aux bruits des valves cardiaques qui apparaît sur l'abdomen mais peut-être plutôt des bruits de flux de sang dans les artères maternelles, ce qui justifierait une forme de motifs différente.

Ce ne sont donc généralement pas les sons maternels cardiaques S_1 et S_2 qui témoignent de la présence maternelle dans le signal abdominal, mais plutôt un motif unique qui apparaît, quasi-périodique au rythme maternel et dont la forme est sensiblement la même pour chaque battement cardiaque (identifié au moyen de l'ECGt). Cette répétition de motif peut justifier l'utilisation de l'algorithme de *template subtraction* (TS). Pour rappel, celui-ci a pour but la création d'un signal de référence créé à partir de la moyenne des motifs passés pour ensuite soustraire ce *template* au signal d'origine, comme décrit dans la section 3.1.3. Le TS nécessite ainsi d'aligner les motifs selon un point de repère pour le calcul de la moyenne synchrone. Si pour l'ECG c'est généralement les pics R après une rapide détection, pour le PCG il n'est pas simple de détecter aussi facilement et de façon robuste les sons S_1 (ou un quelconque événement reproductible d'un cycle cardiaque à l'autre). Il n'y a d'ailleurs pas beaucoup de travaux dans la littérature qui fassent de la détection d'événements du PCG de manière temporelle à l'image de ce qui est fait pour l'ECG.

La solution proposée ici finalement (figure 7.4 pour le pré-traitement du signal PCGa) consiste donc à compléter la partie de débruitage avec une étape de TS avant l'étape de calcul de l'enveloppe. Pour chaque battement cardiaque, le TS consiste à aligner 50 batte-

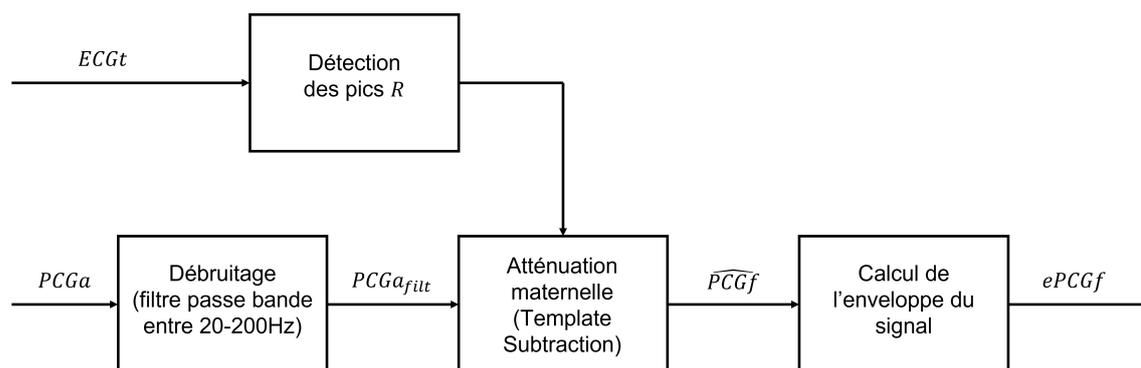


FIGURE 7.4 – Schéma bloc des étapes de prétraitement total pour le débruitage du PCGa en intégrant l'atténuation de la composante maternelle par TS, avant le calcul de l'enveloppe $ePCGf$. Le motif à soustraire est une moyenne cohérente des motifs du PCG_{filt} , alignés sur les pics R de l'ECGt.

ments abdominaux du PCGa (après filtrage passe-bande [20-200] Hz) selon la position des pics R correspondants sur l'ECGt puis à les moyenner pour obtenir le *template* de référence à soustraire à ce battement cardiaque. A titre illustratif pour 2 sujets confrontés à la présence d'une composante maternelle sur le signal phonocardiogramme abdominal (PCGa), la figure 7.5 montre les motifs alignés pour le signal ECGt, pour l'enveloppe $ePCGf$ et pour le signal PCG filtré passe-bande. La moyenne cohérente de ces motifs alignés est superposée pour chaque signal. Ceci met bien en évidence la présence maternelle sur les signaux abdominaux puisque tous les motifs se superposent bien. En outre, on constate également que le motif phonocardiographique n'est pas le même au niveau du thorax (2 sons ou 2 "bosses" pour l'enveloppe, 2ème et 3ème lignes) et au niveau de l'abdomen (1 seul motif, 4ème et 5ème lignes).

Enfin, la figure 7.6 illustre l'effet de l'atténuation de la composante maternelle par TS sur le spectrogramme du PCGa d'un sujet. Sur le spectrogramme de gauche, avant TS, on observe des raies correspondant aux harmoniques maternelles (identifiables autour de 1 et 3 Hz). A noter que l'harmonique autour de 2 Hz se confond ici avec le fondamental foetal. Après TS (spectrogramme de droite), les harmoniques maternelles sont moins visibles et la composante foetale (autour de 2 Hz) est donc dominante, ce qui est souhaité pour un suivi harmonique du RCF.

7.2. ATTÉNUATION DE LA COMPOSANTE MATERNELLE PAR *TEMPLATE SUBTRACTION*

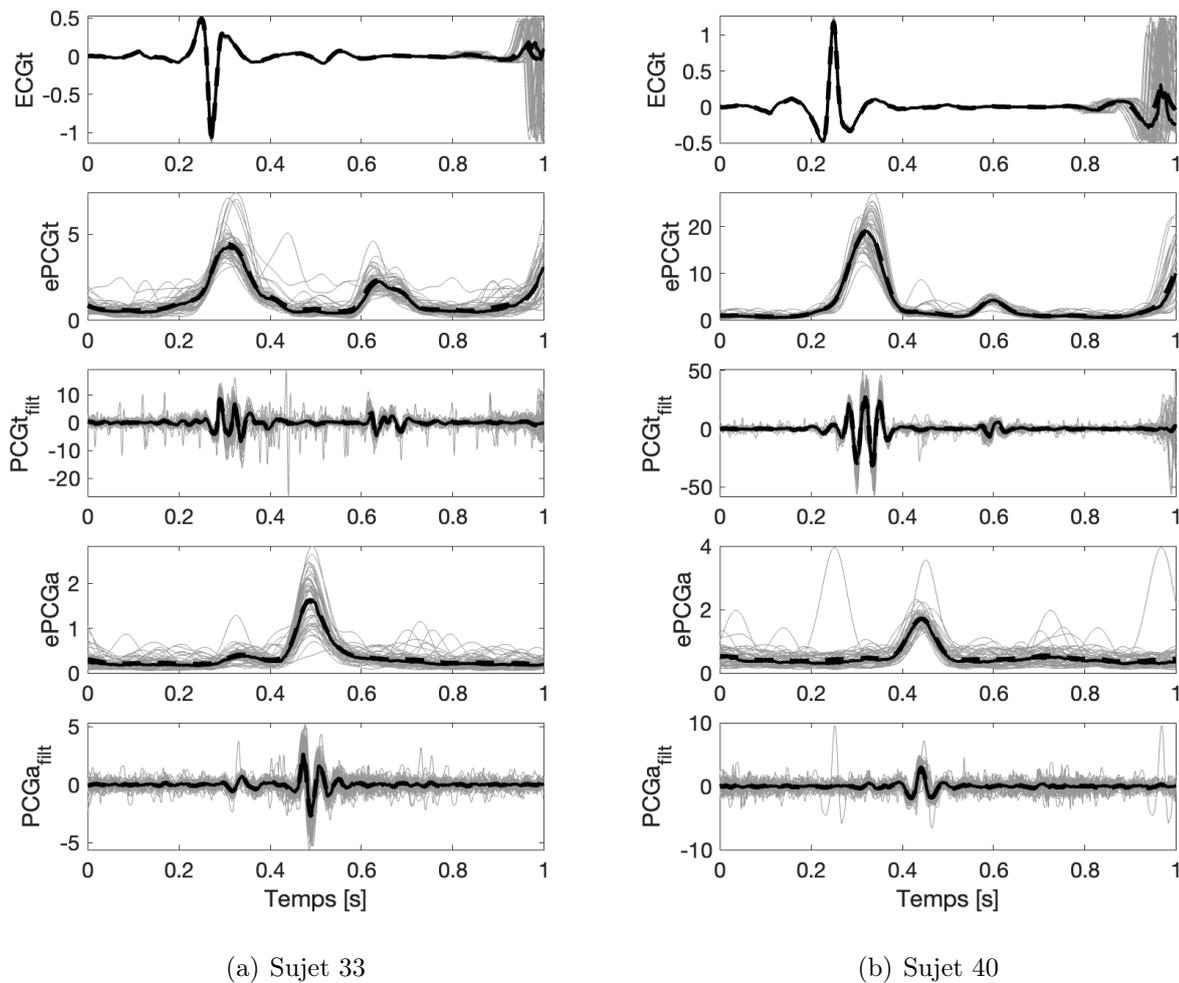


FIGURE 7.5 – Visualisation de 50 motifs (en gris clair) ECG et PCG synchronisés sur les instants du pic R de l'ECGt, pour 2 sujets (33 et 40). La moyenne cohérente est superposée en trait noir pour chaque tracé. De haut en bas : signal ECGt, enveloppes (ePCGt) extraites du signal phonocardiographique thoracique (PCGt) filtré passe-bande entre 20 et 200 Hz (PCGt_{filt}, 3^{ème} ligne), enveloppes (ePCGa) extraites du signal phonocardiographique abdominal (PCGa) filtré passe-bande entre 20 et 200 Hz (PCGa_{filt}, dernière ligne).

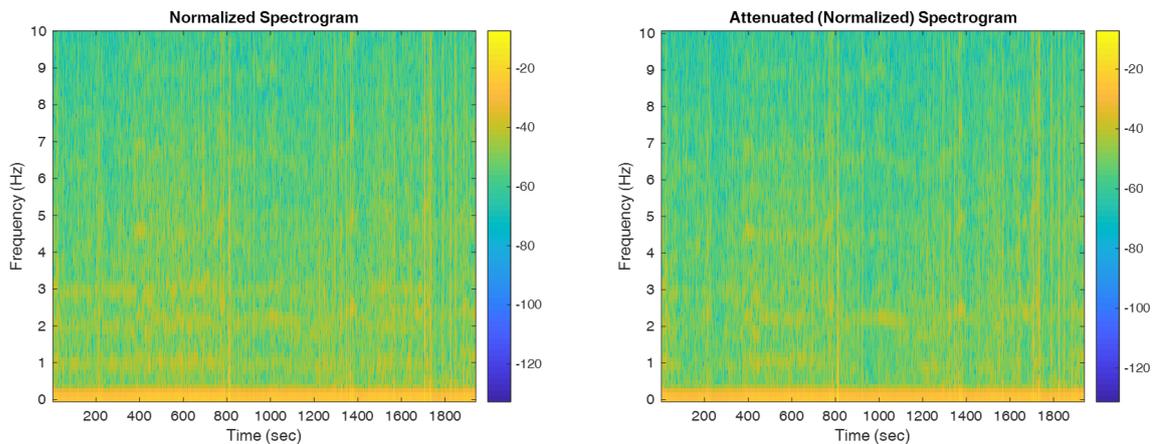


FIGURE 7.6 – Spectrogrammes (fenêtre de 4 s) du PCGa du sujet 19 avant (à gauche) et après (à droite) atténuation de la composante maternelle par TS. Les lignes autour des fréquences 1 et 3 Hz correspondant au contenu fréquentiel maternel sont moins visibles après atténuation. Une ligne de nature foetale, autour de 2 Hz, ressort quant à elle.

7.3 Estimation du RCF par $NMF+HMM$ à partir du PCG débruité

L'ajout de l'étape d'atténuation maternelle a permis dans certains cas, de mieux apprécier la composante foetale sur le spectrogramme du PCGf. En effet, l'idée est d'utiliser ce dernier en entrée de l'algorithme $NMF + HMM$ pour essayer de reproduire les mêmes résultats que ceux obtenus sur le signal ECG abdominal. Cependant, après une première implémentation de l'algorithme, on observe que la solution trouvée pour l'ECGf pour régler les problèmes numériques n'est pas compatible avec les propriétés physiques du signal PCG.

Pour rappel, comme décrit au chapitre 6.2.3, le calcul de la divergence implique une division entre les peignes de Dirac du dictionnaire et les profils spectraux aux différents instants de temps du spectrogramme des données. Ceci pose le problème numérique de la division par zéro du fait de leur présence dans les motifs du dictionnaire.

Pour l'ECGf, la solution a été l'utilisation d'une petite constante numérique, correspondant au bruit de fond du spectrogramme en entrée (figure 6.4). Dans le cas du PCG, le calcul de ce seuil sur le spectrogramme devient plus compliqué du fait de l'allure fréquentielle de ce signal (figure 7.7). Comme pour l'ECG, la puissance est essentiellement concentrée sur les premières fréquences mais contrairement à l'ECG, elle diminue d'abord plus rapidement puis continue à diminuer tout au long des fréquences. Il s'avère alors que

7.3. ESTIMATION DU RCF PAR NMF+HMM À PARTIR DU PCG DÉBRUITÉ

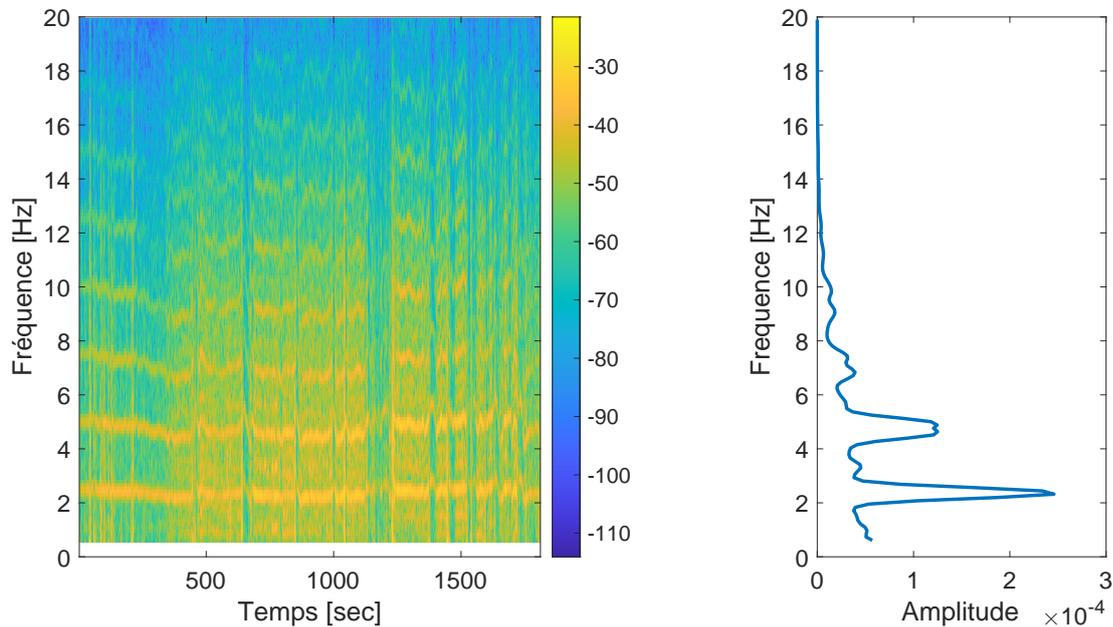


FIGURE 7.7 – Recherche d’une solution au problème numérique dans le calcul de $d_{IS}(\tilde{\Xi}_{j,fn} | W_{j,fq_{j,n}})$. A gauche sont représentées les statistiques suffisantes $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ en fonction du temps et de la fréquence. A droite est représentée la moyenne temporelle de celles-ci en fonction de la fréquence (courbe bleue). Le profil spectral est différent de celui obtenu pour l’ECG avec une atténuation plus rapide et qui continue à décroître tout au long des fréquences.

le calcul automatique d’une petite constante numérique n’est pas possible ici.

La solution alors proposée pour régler le problème de résolution numérique est la suivante, telle qu’illustrée sur la figure 7.8. A chaque instant t du spectrogramme, on cherche à supprimer la tendance globale de la divergence par rapport aux fréquences f . La correction s’effectue au moyen d’une interpolation. Pour cela, les 8 minima locaux les plus proéminents de la courbe de divergence sont identifiés (cercles jaunes). La proéminence pour chacun des minima est estimée par une fonction Matlab (`islocalmin`) et correspond approximativement à la profondeur du minimum local considéré. A chaque minimum local est ajoutée la proéminence correspondante, ce qui permet d’obtenir un jeu de 8 points (carrés rouges), complété avec les 2 points aux extrémités de la courbe (début et fin), à partir desquels une interpolation quadratique est réalisée pour obtenir la tendance. Par soustraction de cette dernière à la courbe de divergence, la tendance est supprimée. Ainsi, les minima les plus importants de la fonction sont mieux mis en valeur. Et la recherche

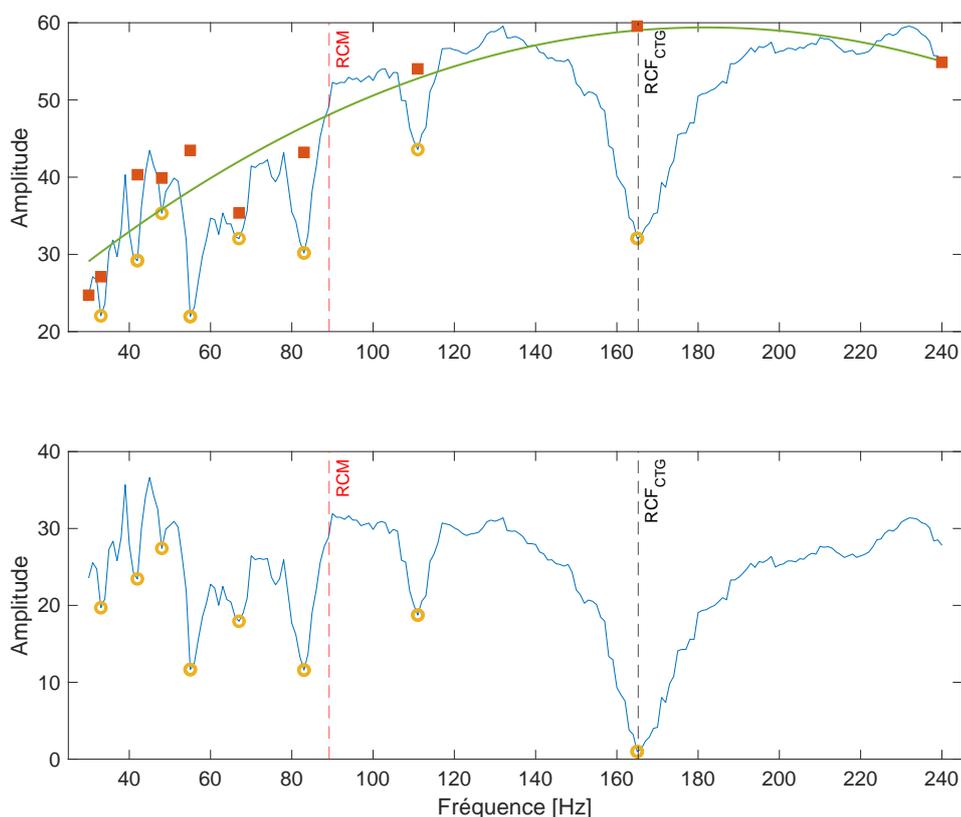


FIGURE 7.8 – Observation à un instant donné, pour le sujet 16, des valeurs de divergence (courbe bleue en haut) entre la colonne du spectrogramme de $ePCGf$ et les peignes de Diracs du dictionnaire W . Les creux indiquent les fréquences des peignes qui ont la plus forte ressemblance avec l'information contenue dans le spectrogramme, parmi lesquelles le RCF de la CTG (pointillés verticaux noirs). A titre indicatif, le RCM est reporté en pointillés verticaux rouges. Sur le tracé du haut, le profil de la courbe bleue tend à privilégier systématiquement les faibles fréquences. Aussi, une correction de la tendance est effectuée pour obtenir la figure du bas en soustrayant la verte à la bleue (de la figure du haut). La courbe verte est l'interpolation quadratique des carrés rouges, définis à partir des 8 points de proéminence la plus élevée (cercles jaunes).

du peigne de Diracs le plus ressemblant est réalisable, permettant ainsi l'implémentation numérique de l'algorithme $NMF + HMM$.

Mise à part cette différence d'implémentation numérique, la méthode $NMF + HMM$ est mise en oeuvre de la même façon que pour l'ECG, à partir du signal d'entrée, qui est ici l'enveloppe du signal, ePCGf.

7.4 Analyse qualitative des résultats d'estimation

La méthodologie proposée, $NMF + HMM$ a été appliquée sur l'intégralité des données à disposition, i.e. 38 signaux PCGs abdominaux, pour l'estimation et le suivi du RCF. Les résultats obtenus sont analysés en fonction des différences et similitudes avec le signal de référence mesuré par la CTG, et de la comparaison avec l'approche initiale de la NMF seule [29]. Cette évaluation passe donc par la comparaison par rapport au signal clinique de référence RCF_{CTG} des signaux estimés RCF_{algo} , où $algo \in \{NMF, NMF(TS), NMF + HMM\}$ désigne les trois algorithmes d'estimation considérés ici. NMF est la méthode initiale, $NMF(TS)$ est la même méthode d'estimation à la différence près d'intégrer dans l'étape du prétraitement l'atténuation maternelle par *template subtraction* (TS) comme décrit plus haut. La $NMF(TS)$ utilise les mêmes paramètres dans l'application de la NMF que la méthode NMF et ne fait donc varier que le signal en entrée de la décomposition. Finalement, $NMF + HMM$ est la proposition méthodologique de ce travail, adaptée aux signaux PCG, et intègre le TS dans le prétraitement du signal PCGa. La méthodologie comparative $NMF(TS)$ a été introduite dans un double objectif, (1) pour mieux distinguer les apports de chaque étape : le débruitage renforcé par le TS et l'estimation par la combinaison $NMF + HMM$, et (2) pour réaliser une comparaison plus juste avec la méthode de la NMF qui jusqu'à maintenant ne faisait pas l'hypothèse de l'éventuelle contribution maternelle dans les mélanges abdominaux.

7.4.1 Atténuation de la composante maternelle

Dans un premier temps, l'analyse qualitative des résultats d'estimation du RCF se focalise sur l'apport de l'étape nouvelle d'atténuation de la composante maternelle via l'introduction du TS pour le débruitage du PCGa.

Différents cas de figure peuvent être observés (Figure 7.9).

- La présence maternelle est constatée grâce à l'estimation par NMF , avec une confusion du RCF estimé avec le RCM issu de l'ECGt. L'ajout du TS permet d'atténuer la composante maternelle et de réhausser le signal foetal, comme observé sur la

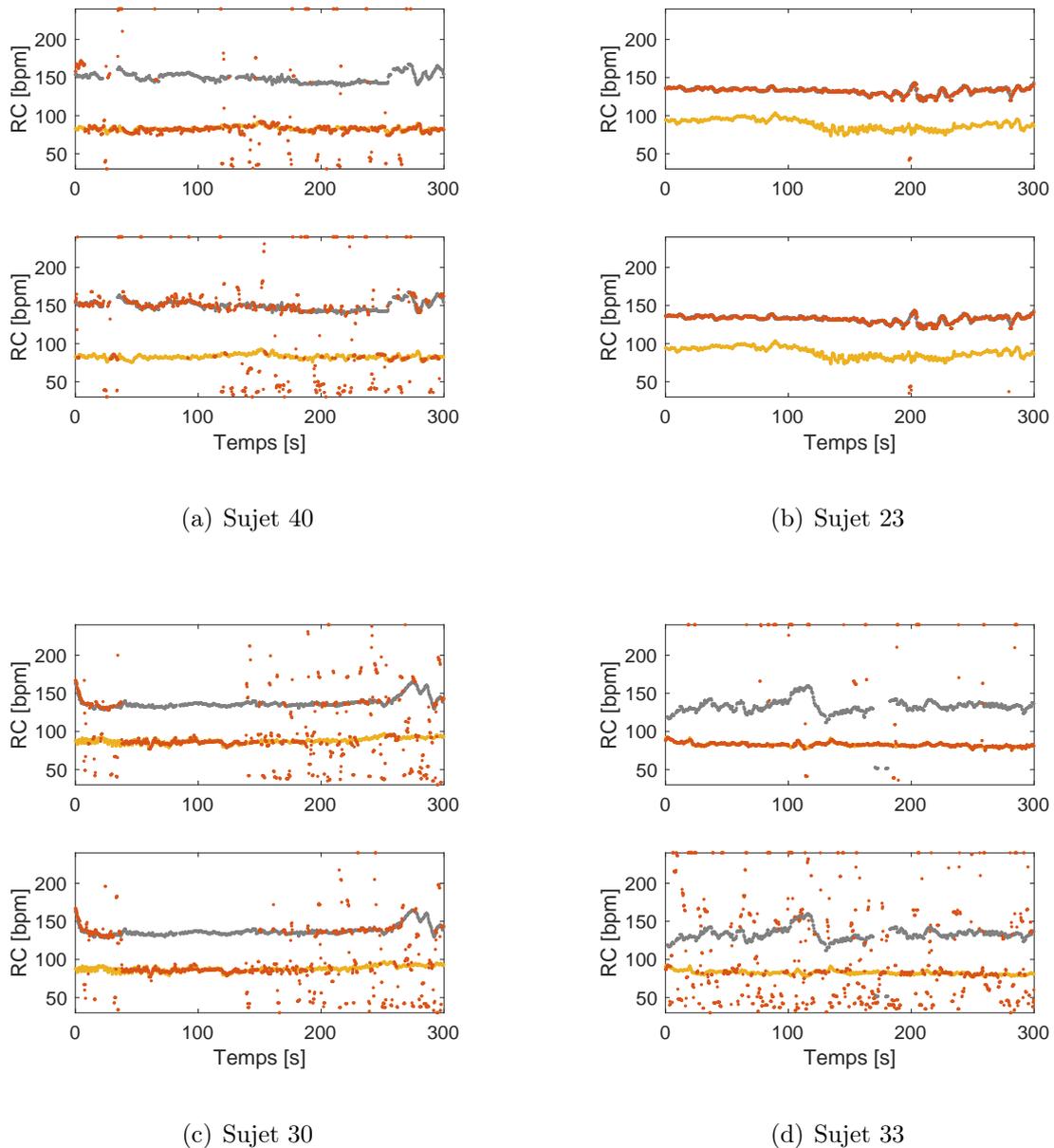


FIGURE 7.9 – Effet du *template subtraction* (TS) sur l'atténuation maternelle du PCGa. Sur chaque figure (5 minutes de signal), l'estimation du RCF apparaît en rouge, superposée au signal de référence CTG (en gris) et au RCM (en jaune). A chaque fois, le tracé du haut correspond à l'estimation du RCF par NMF et celui du bas à celle par $NMF(TS)$. (a) le TS limite les confusions avec la mère et permet l'estimation correcte du RCF. (b) le TS ne dégrade pas l'estimation du RCF. (c) le TS ne permet pas d'améliorer l'estimation du RCF. (d) le TS limite les confusions avec la mère mais ne permet pas l'estimation du RCF.

figure 7.9(a) avec l'estimation par $NMF(TS)$.

- En l'absence de composante maternelle sur le signal abdominal, et dans le cas de signaux pour lesquels la méthode NMF présente de bons résultats d'estimation, on constate que $NMF(TS)$ fournit des résultats de qualité similaire : toujours pas de présence maternelle et estimation préservée malgré l'ajout de TS (voir figure 7.9(b)).
- La présence de la composante maternelle avec la méthode NMF n'est pas suffisamment éliminée par l'utilisation du TS, comme sur la figure 7.9(c), ce qui remet en cause l'utilisation de cette technique de débruitage dans le cas de certains sujets.
- Enfin, une dernière situation (figure 7.9(d)) met en évidence une présence maternelle supprimée par l'ajout du TS, sans pour autant que cela réhausse le signal foetal, qui n'est donc toujours pas correctement estimé, pour d'autres raisons encore mal expliquées -problèmes d'acquisition, position du microphone...).

7.4.2 Bénéfices de l'algorithme HMM

Nous analysons maintenant d'un point de vue qualitatif les effets de l'introduction de la partie HMM dans l'algorithme. Ces effets sont globalement similaires à ceux observés lors de l'application de la méthode proposée au signal ECGf, présentés dans la section 6.3. Ils se divisent principalement en trois catégories :

1. **Effet de débruitage : lissage des bruits aléatoires.** Les points erronés qui apparaissaient aléatoirement au long du tracé sont supprimés, ce qui apparaît visuellement comme un effet de débruitage par lissage en éliminant les fortes discontinuités (principe même du HMM). Ceci est illustré sur la figure 7.10. Dans ce cas précis, le TS n'améliore pas le rendu visuel, c'est bien l'introduction du HMM qui en est la raison. De la même manière que pour l'ECG, ce premier point concerne principalement les signaux qui ont de bonnes performances globales avec la NMF .
2. **Rehaussement de l'information foetale par HMM.** L'information foetale est mise en valeur sur des portions d'enregistrement où le signal abdominal est fortement bruité et où l'estimation sans l'utilisation du HMM échoue. Que ce soit pour l'ECGf précédemment ou le PCGf ici, la combinaison $NMF+HMM$ permet de rehausser le signal de rythme cardiaque foetal. La figure 7.11 illustre l'amélioration d'estimation du RCF grâce à l'introduction de la continuité temporelle par HMM. Pour le sujet 16, l'introduction du HMM est cruciale. En effet, la méthode d'estimation NMF n'avait pas permis de récupérer le RCF sur toute la première moitié de l'enregistrement. Bien que contenant encore des erreurs, l'estimation par $NMF+HMM$ permet de mieux estimer cette séquence et donne une vision du RCF tout au long de la durée d'enregistrement, cohérente avec le rythme donné par la CTG.

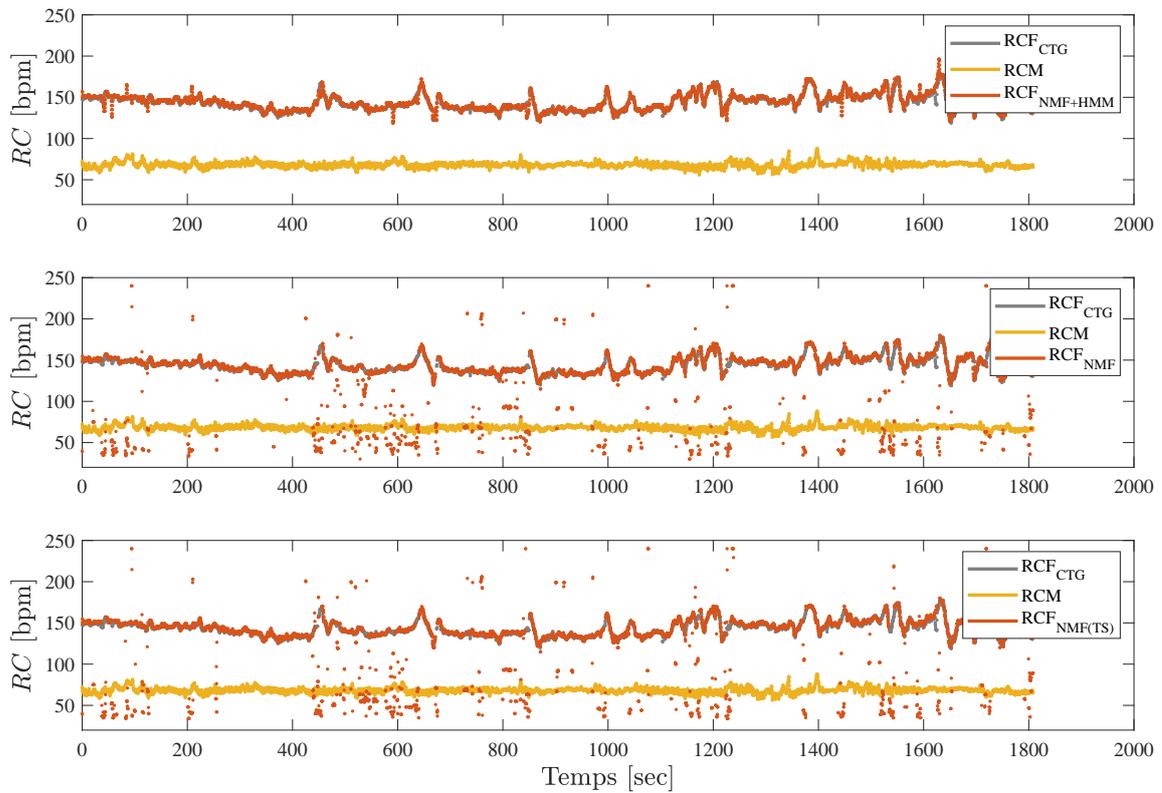


FIGURE 7.10 – Effet de lissage du tracé RCF par HMM. A partir du signal ePCGf du sujet 08, de haut en bas, estimation par $NMF + HMM$, $NMF(TS)$ et NMF . Pour tous les tracés, les valeurs RCF estimées sont représentées en rouge et superposées au signal de référence RCF_{CTG} , en gris et au RCM en jaune.

3. **Erreurs d'estimation qui persistent malgré l'introduction du HMM.** A nouveau, comme pour l'ECGf, il reste plusieurs séquences d'enregistrements et des sujets pour lesquels la méthode proposée $NMF + HMM$, tout comme la NMF , n'arrive pas à fournir une estimation fiable du RCF. On peut observer des exemples de cette situation à la figure 7.11 aux alentours de 25 et 200 secondes.

En conclusion de cette analyse qualitative, il ressort que les 2 contributions méthodologiques (TS et HMM) améliorent visuellement les résultats, comme illustré sur quelques sujets. Nous allons maintenant tâcher de quantifier ce gain en performances pour l'ensemble de la base de données de signaux PCG.

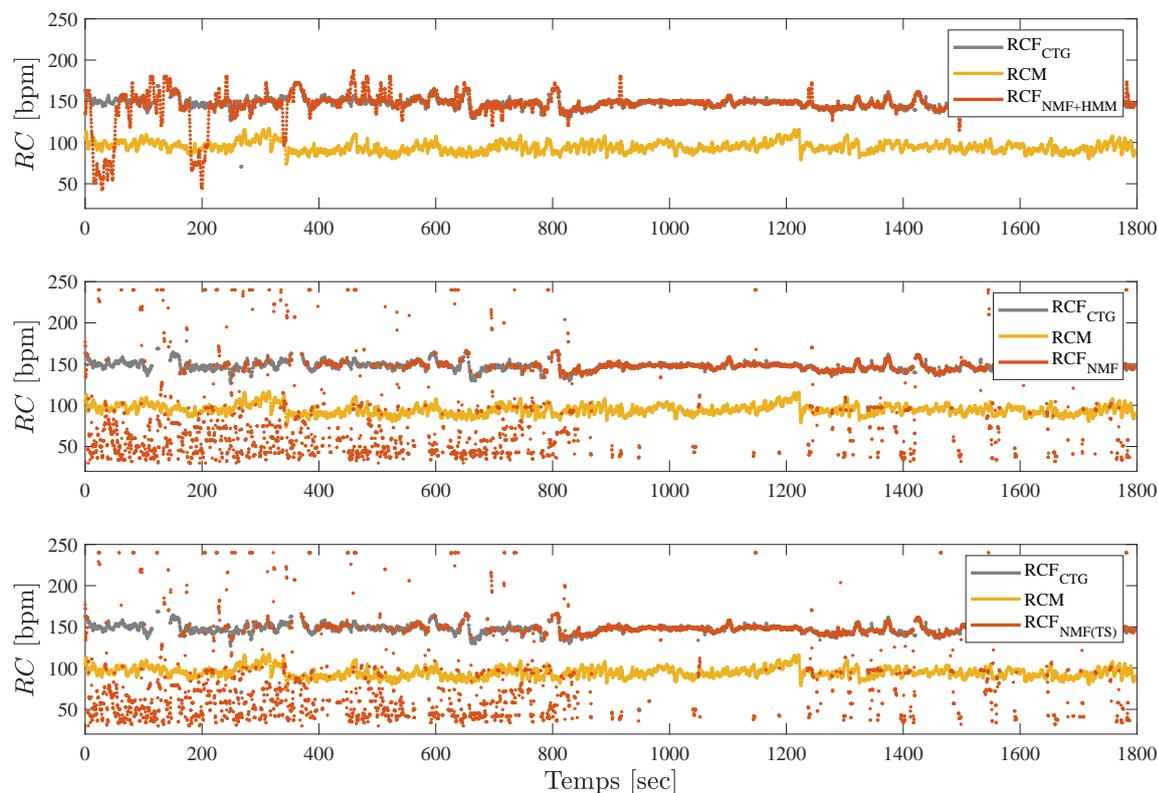


FIGURE 7.11 – Réhaussement de l’information foetale grâce au HMM. A partir du signal ePCGf du sujet 16, de haut en bas, estimation par $NMF + HMM$, $NMF(TS)$ et NMF . Pour tous les tracés, les valeurs RCF estimées sont représentées en rouge et superposées au signal de référence RCF_{CTG} , en gris et au RCM en jaune.

7.5 Analyse quantitative

Les trois méthodologies NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$ sont évaluées sur l’intégralité de la base de données SurFAO (38 sujets) selon les critères de RGA, MD, R et RMC décrits au chapitre 5. Les performances calculées sur tous les signaux sont présentées sous forme de *boxplot* dans la figure 7.12, qui résume les tendances globales des résultats. Les résultats pour chaque critère ainsi que leurs interdépendances seront analysés ensuite.

Tout d’abord, l’amélioration de la fiabilité des estimations est très facilement appréciable par l’augmentation de la valeur de la médiane du RGA, passant de 36% pour la NMF à 48% et 69% pour $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$ respectivement. Cet accroissement incrémental traduit le gain amené par chacune des démarches incorporées, le TS et le HMM. En comparant la méthode initiale NMF et la proposition finale $NMF + HMM$, la progression est très significative puisque les scores sont globalement multipliés par deux.

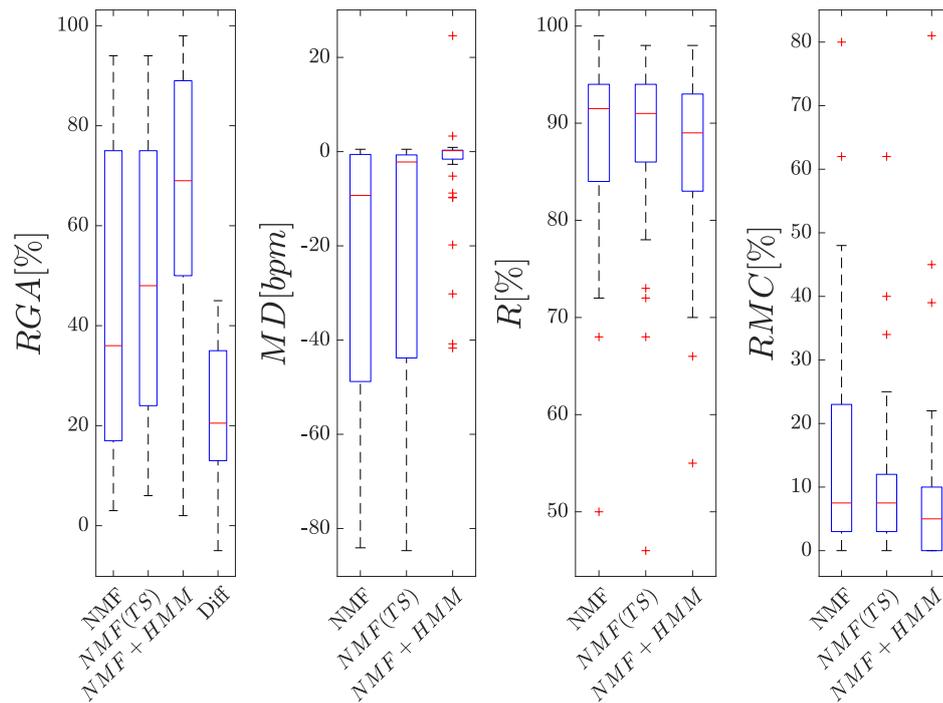


FIGURE 7.12 – *Boxplot* des scores obtenus pour les critères RGA, MD, R et RMC (de gauche à droite) pour chacune des trois méthodologies NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$. Chaque boîte bleue illustre la distribution des performances en affichant les valeurs significatives : la valeur médiane (ligne horizontale rouge), le premier et troisième quartile (bords inférieur et supérieur de la boîte), les valeurs extrêmes minimum et maximum (délimitées par les moustaches). Les valeurs aberrantes apparaissent individuellement (marqueurs '+' rouges) le cas échéant. Dans le cas du RGA, la différence de performances entre les méthodes $NMF + HMM$ et NMF est calculée pour chaque sujet, et le résultat est matérialisé par le quatrième *boxplot* noté *Diff*.

Pour notre proposition $NMF + HMM$, ce sont trois quarts des signaux ont une fiabilité supérieure à 50% (contre à peine un tiers pour la NMF) et la moitié des signaux ont un RGA au-dessus de 69%.

Pour s'assurer que l'amélioration globale des performances reflète un bon comportement individuel, sans favoriser davantage un certain type de données à défaut de fortement en dégrader d'autres, le vecteur des différences entre les deux méthodes est calculé tel que : $RGA_{Diff} = RGA_{NMF+HMM} - RGA_{NMF}$ et affiché ensuite avec la légende *Diff* (sur le graphe de gauche de la figure 7.12). Il s'agit d'une distribution comprise entre -5% et 45% avec une médiane de 20.5% qui montre que la tendance est principalement positive. Trois quarts des signaux (partie basse de la boîte) montrent une amélioration de leur fiabilité de plus de 13%.

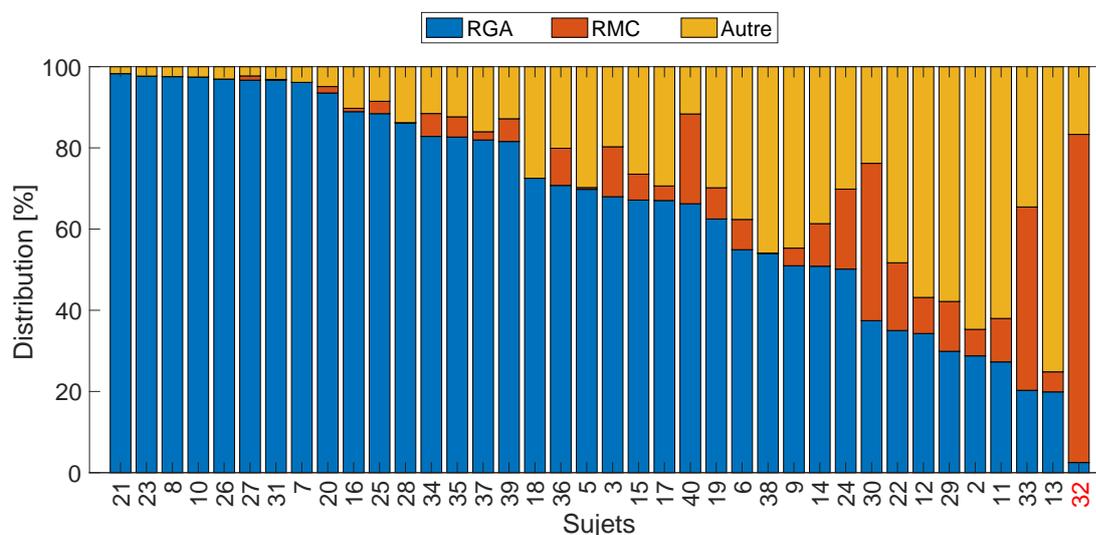
De la même manière, le rapprochement progressif de 0 bpm du critère mesurant la justesse (median deviation (MD)) (-9.3,-2.2 et 0.2 bpm pour NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$ respectivement) est un indice du rôle de chacune des modifications implémentées. Pour ce critère, l'apport du HMM apparaît évident puisque l'écart interquartile est de 48.2 bpm et de 43.1 bpm pour la NMF et la $NMF(TS)$ et de seulement 1.9 bpm pour $NMF + HMM$. Une explication de cette dissimilitude est la différence de comportement des algorithmes d'estimation. De par sa flexibilité, une grande dispersion de points est observée sur les tracés issus de la méthode NMF . En revanche, lorsque les points estimés sont soumis à la règle de continuité temporelle ($NMF + HMM$), les grandes déviations se voient restreintes. Cela a pour effet de rapprocher les points autour du chemin le plus probable, et lorsque celui-ci est proche de la vérité terrain RCF_{CTG} , l'écart avec la référence clinique est donc réduit.

Concernant le critère de corrélation mesuré par le *Pearson correlation coefficient* (R), les résultats sont très similaires pour les trois méthodes : les distributions s'étalent sur une même plage des valeurs, avec des valeurs de médianes de 91.5%, 91% et 89% pour NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$ respectivement. La légère baisse de performances s'explique par le fait que plus la fiabilité est bonne et moins il y a des *outliers*, et donc plus l'ensemble de points sur lequel est calculé la corrélation est grand. En effet, l'ensemble de points d'évaluation pour ce critère dépend entièrement des performances obtenues sur le RGA. Par conséquent, l'ajout de plus de points potentiellement moins bien estimés, risque de détériorer cette valeur de corrélation. Malgré cette légère diminution, les performances restent très proches et cette différence est donc négligeable. En outre, le fait que les méthodes montrent un comportement comparable sur leur ensemble de *non outliers* \bar{O}_{algo} respectif indique que ces dernières fournissent une bonne qualité d'estimation pour les points significatifs de leur signal en sortie.

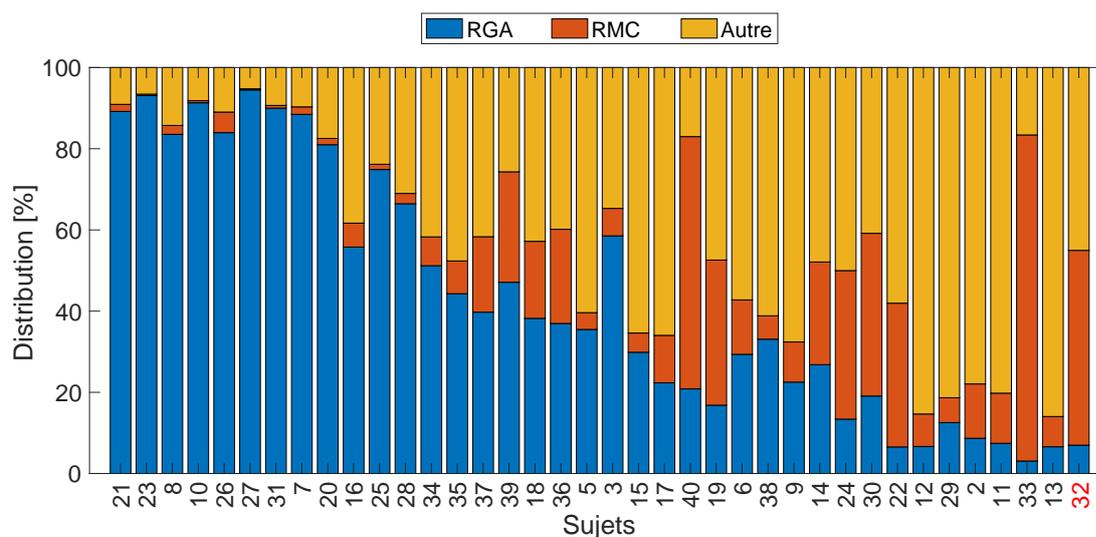
Finalement, puisqu’une des nouveautés dans le processus global est l’atténuation de la présence de l’activité cardiaque maternelle dans le mélange abdominal capté par le PCG, il paraît pertinent d’analyser les résultats du nouveau critère, ratio of maternal confusion (RMC). Ceux-ci (figure 7.12, figure de droite) mettent en évidence la qualité de l’atténuation maternelle lors de l’étape de débruitage, avec l’ajout du *template subtraction* (TS). Par rapport à l’algorithme ne travaillant pas sous cette hypothèse (NMF), les 2 autres algorithmes, incorporant le TS, voient moins fréquemment de confusions maternelles dans leurs estimations. En effet, les valeurs globales du RMC ont significativement diminué. Si les valeurs de la médiane restent proches (7.5%, 7.5% et 5% pour la NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$ respectivement), le nombre de signaux avec des fortes valeurs de confusion est moins important pour $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$. En effet, il y a bien un abaissement du bord supérieur des boîtes de distribution pour ces 2 méthodes. En outre, il y a peu de différences entre les scores des méthodes $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$, ce qui corrobore l’affirmation avancée que le HMM ne se focalise pas sur la correction de cette classe d’erreurs. Une réduction de la confusion maternelle RMC mène, comme attendu, à une meilleure justesse (MD) et fiabilité (RGA) de l’estimation.

Cette première analyse quantitative de toute la base de données permet de dégager les tendances globales des méthodes d’estimation utilisées. Cependant, il est d’intérêt d’étudier chaque sujet séparément afin d’avoir un meilleur aperçu des effets induits par les changements apportés et de repérer les principales difficultés entravant encore le comportement souhaité. Ainsi, tout comme il a été fait pour l’ECG, pour chaque sujet, les estimations RCF_{algo} sont classifiées selon trois catégories et représentées à la figure 7.13. La première catégorie (en bleue) correspond aux estimations contenues dans l’ensemble des *non outliers*, c’est-à-dire aux estimations fiables par rapport à la référence CTG, cette catégorie correspond donc au RGA. Parmi l’ensemble des points restants (à savoir les *outliers*), la deuxième catégorie (en rouge) est définie par les estimations qui se confondent avec le rythme maternel et correspond au RMC. La troisième catégorie (en jaune) regroupe les points restants et qui correspondent à des estimations incorrectes dont la cause n’est pas la forte présence du signal cardiaque maternel. La figure 7.13 présente ainsi visuellement les résultats de tous les sujets évalués et permet de comparer l’algorithme proposé $NMF + HMM$ (haut) avec l’algorithme original NMF (bas). Comme pour les résultats de l’ECG, les sujets sont ordonnés selon les performances RGA de la méthode $NMF + HMM$; le même ordre est gardé pour l’affichage des résultats de la NMF pour une comparaison visuelle facilitée.

De la comparaison entre les deux méthodes, le premier constat est que tous les signaux, à l’exception du sujet 32 (complètement à droite et noté en rouge), ont leurs performances



(a) NMF+HMM



(b) NMF

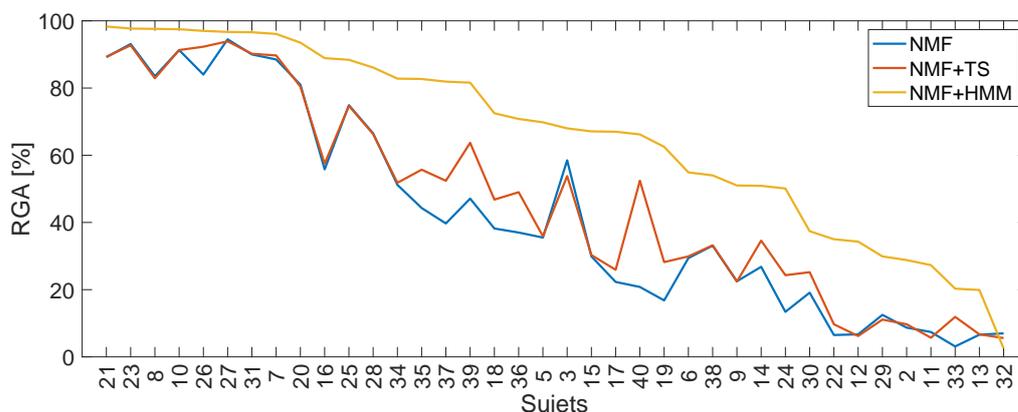
FIGURE 7.13 – Analyse visuelle de tous les sujets de la base de données évaluée. Classification selon différentes catégories des échantillons RCF estimés : la proportion de points qui sont correctement estimés (RGA, en bleu), les erreurs provenant de la confusion maternelle (RMC, en rouge) et d'autres types d'erreurs (en jaune). En haut, les résultats sont ceux obtenus pour la méthode $NMF + HMM$ et en bas, ceux de la méthode NMF . Pour les deux figures, les sujets sont ordonnés selon les performances RGA de $NMF + HMM$. Le sujet 32 noté en rouge est le seul pour lequel l'algorithme NMF a une meilleure performance RGA.

améliorées. En effet, l'aire bleue est significativement plus importante pour l'algorithme $NMF + HMM$. On observe de fait une diminution considérable de la partie jaune et une réduction de la surface rouge. Ceci est dû à l'amélioration conjointe du TS dans l'étape de débruitage et du HMM dans l'algorithme de NMF. Comme mentionné, les sujets ont été ordonnés selon l'ordre décroissant des performances de RGA pour l'algorithme de $NMF + HMM$. Pourtant, on observe que cela correspond grossièrement aussi à l'ordre des performances pour la NMF . Les meilleures performances par NMF restent également les meilleures par $NMF + HMM$. Ceci confirme les résultats des *boxplots*, où le vecteur différence $Diff$ restait positif, et indique que les résultats sont améliorés pour tous les sujets individuellement, à l'exception du signal 32. Pour ce dernier, qui présente de très mauvaises performances quelle que soit la méthode, la composante maternelle est encore fortement présente malgré le TS. Dans ce cas, le caractère continu du HMM lie les valeurs de RCM et augmente donc la valeur de la confusion.

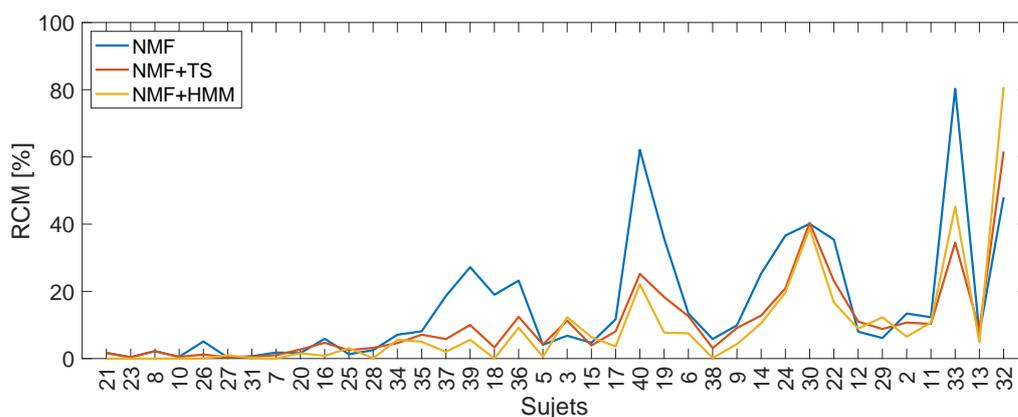
A partir de la figure 7.13, on peut mettre en évidence trois groupes sur l'estimation par $NMF + HMM$. 16 sujets (entre le sujet 21 et le sujet 39, de gauche à droite) ont des performances de RGA supérieures à 80%. 13 sujets (entre 18 et 24) ont un RGA entre 75% et 50%. Et les 9 derniers sujets (entre sujet 30 et sujet 32) ont un RGA inférieur à 40% .

Pour finir, la figure 7.14 illustre d'une manière différente et complémentaire les performances des critères RGA (haut) et RMC (bas) pour les trois méthodes NMF , $NMF(TS)$ et $NMF + HMM$. Cette représentation permet ainsi de mettre en évidence l'amélioration de la fiabilité (RGA) pour chaque sujet et pour chacune des modifications introduites (TS et HMM). La courbe de performances pour $NMF + HMM$ est presque systématiquement (37 sujets) nettement au-dessus des 2 autres courbes, la courbe pour $NMF(TS)$ étant elle-même plus haute que pour NMF . L'observation conjointe avec la confusion maternelle RMC illustre le rôle de l'atténuation maternelle dans l'amélioration des performances globales. Les confusions maternelles sont atténuées entre NMF et $NMF(TS)$ pour une très grande majorité des sujets (courbe bleue plus haute que les 2 autres) et pour certains de façon très notable.

Finalement, cette dernière courbe explique aussi les résultats obtenus sur la figure 7.12. Le *boxplot* pour RMC montrait une diminution de la confusion tout en gardant la même valeur de médiane pour les deux méthodes NMF et $NMF + HMM$. Ici, sur la figure 7.14 b), bien que de nombreux signaux aient été améliorés par le TS, le même nombre de signaux reste au-dessus de la valeur médiane de confusion, autour de 8%.



(a) RGA



(b) RCM

FIGURE 7.14 – Performances des critères RGA (a) et RCM (b) pour les trois méthodes comparées NMF (bleu), $NMF(TS)$ (rouge) et $NMF+HMM$ (jaune). Pour les 2 figures, les sujets sont ordonnés selon l'ordre décroissant des valeurs de RGA de la méthode $NMF + HMM$.

En conclusion de ce chapitre, la transposition de la méthodologie $NMF + HMM$, développée pour l'ECGf au chapitre 6, aux enveloppes des signaux filtrés du PCGa n'a pas été aussi directe que prévue pour permettre l'estimation du RCF. En effet, outre les différences d'implémentations numériques, force a été de constater que notre hypothèse initiale "les signaux PCGa ne dépendent que des sons liés au cœur du fœtus et non à celui de sa mère" n'est pas valide. Pour surmonter cela, nous avons alors proposé un nouveau pré-traitement des signaux PCGa pour atténuer au mieux les sons liés à l'activité cardiaque de la mère intégrant un *template subtraction* multimodal dont les instants de synchro-

nisation sont extraits du signal ECGt. Avec ce nouveau traitement, nous avons montré, d'une part, que le *template subtraction* multimodal, bien que simple, permet d'atténuer suffisamment la composante cardiaque de la mère dans les signaux PCGa pour améliorer l'estimation du RCF. De plus, comme au chapitre 6, l'ajout du HMM à la NMF permet une meilleure estimation du RCF tant au niveau des métriques que de la lisibilité des tracés obtenus en lissant le RCF et/ou en le révélant lorsqu'il n'était pas directement visible avec la NMF seule. Ainsi, l'approche multimodale proposée combinant une atténuation de la composante cardiaque maternelle par *template subtraction* comme pré-traitement suivi d'une NMF+HMM pour l'estimation du rythme cardiaque fœtal est robuste aux conditions réelles rencontrées dans notre base de données.

Troisième partie

Conclusions et Perspectives

8

Conclusions et Perspectives

Les contributions de ce travail de thèse se situent à 2 niveaux dans le contexte de l'estimation du rythme cardiaque foetal (RCF) à partir de capteurs abdominaux. D'une part, nous avons proposé une nouvelle méthode d'estimation du RCF intégrant les *a priori* physiologiques de continuité temporelle de celui-ci, et contrainte à n'utiliser qu'un unique capteur abdominal. Et d'autre part, nous avons confronté cette méthode à des données réelles, en constituant une base de données de santé et en l'utilisant pour la validation clinique de notre approche.

8.1 Sur le plan méthodologique

Dans cette thèse, nous avons combiné une approche basée sur la factorisation non négative des matrices (NMF) et un modèle de Markov Caché (HMM).

La NMF permet un **suivi harmonique** directement depuis le spectrogramme des signaux foetaux (ECGf et PCGf), contrairement aux approches de la littérature fondées sur la détection d'événements pour en déduire le RCF. La très grande différence entre les pics R de l'ECG et les sons S_1 du PCG implique des méthodes de détection d'événements spécifiques pour les 2 signaux. *A contrario*, le suivi harmonique est insensible à cette distinction. Nos résultats ont également montré que cette approche est plus robuste aux conditions réelles rencontrées dans notre base de données en offrant une meilleure qualité d'estimation du RCF.

L'introduction du HMM permet de prendre en compte la **continuité temporelle**, intrinsèque au rythme cardiaque. D'un point de mesure à l'autre (toutes les 250 ms), des sauts de fréquence trop importants sont physiologiquement impossibles. Nous avons montré, sur l'ECG et le PCG, que cet ajout permet d'améliorer significativement la qualité de

l'estimation du RCF.

Sur le plan du débruitage des signaux, avant l'estimation du RCF, nous avons fait l'hypothèse que les PCG abdominaux, bien que potentiellement bruités par diverses sources, ne pouvaient pas l'être par une interférence maternelle. Dans la lignée des travaux de thèse de Nafissa Dia [29], nous n'avions donc pas pris en compte la nécessité d'un **débruitage de la composante maternelle** dans les signaux PCG abdominaux. Pourtant, l'analyse plus fine des signaux et des résultats obtenus sur un échantillon beaucoup plus grand de signaux a mis en évidence de mauvais résultats pour certains sujets, apparaissant comme une confusion de l'estimation du RCF avec le RCM. En conséquence, quelle que soit la modalité considérée (ECG ou PCG), les signaux abdominaux ont besoin d'une étape indispensable d'atténuation de la composante maternelle. Le débruitage en question a pour objectif de casser l'harmonicité maternelle et pour cela, l'utilisation de méthodes de type *template subtraction* (TS) ont permis des résultats satisfaisants.

A ce stade, nous n'avons pas encore exploité au mieux la complémentarité entre les 2 modalités investiguées. La méthode proposée $NMF + HMM$ a été appliquée indépendamment sur chacune d'entre elles, avec des résultats prometteurs.

Du point de vue des perspectives méthodologiques, les pistes restent nombreuses pour améliorer encore l'estimation du rythme cardiaque foetal (RCF) dans des conditions réelles d'utilisation clinique.

La première piste est d'**améliorer l'étape d'atténuation maternelle** sur les signaux ECG et PCG. Pour l'ECG, nous avons d'ores et déjà constaté que les enregistrements des différents sujets ne répondaient pas tous de la même façon à des approches différentes de débruitage (filtrage adaptatif linéaire ou non, *template subtraction*, ou même approche par réseaux de neurones). Ceci laisse entrevoir que les performances de l'approche complète d'estimation du RCF pourraient être améliorées en identifiant un meilleur débruitage individuel des signaux. Pour le PCG, l'approche simple de TS n'a pas encore été totalement optimisée. A ce stade, elle a permis de montrer l'importance de cette atténuation maternelle sur ces signaux mais pourrait être encore largement améliorée.

La méthode d'estimation du RCF par $NMF + HMM$ ne permet pas aujourd'hui d'envisager une **utilisation en ligne**. Ce point peut être vu comme une seconde piste de perspectives. Que ce soit au niveau de la NMF ou du HMM, l'implémentation des algorithmes doit être repensée pour permettre une estimation en temps réel du RCF si l'on veut pouvoir l'utiliser pendant un examen clinique.

Enfin, tout l'intérêt d'avoir considéré à la fois l'ECG et le PCG est de pouvoir envisager ensuite une **fusion des informations**, complémentaires et redondantes, portées par les 2 modalités. Ces modalités, affectées par des types de bruits différents, permettent, au terme de ce travail, de disposer de 2 estimations indépendantes du RCF. Plusieurs approches de fusion des informations peuvent maintenant être envisagées pour robustifier les résultats estimés en une unique estimation du RCF.

8.2 Sur le plan des données de santé et de la validation clinique

Dans le cadre du projet ANR SurFAO, le protocole SurFAO-Obstétrique a permis d'enregistrer 38 sujets pendant le 9^{ème} mois de grossesse en conditions représentatives de la réalité clinique. Les données, par sujet, sont : deux dérivations électrocardiogrammes (ECG), une abdominale et l'autre thoracique, deux signaux phonocardiogrammes (PCG), un abdominal et l'autre thoracique et une référence clinique (CTG). L'ensemble de ces signaux ont été acquis de façon synchrone et sur une longue durée, environ 30 minutes, pour chaque sujet. Ainsi, les signaux multimodaux enregistrés et leurs conditions de recueil font de cette **base de données** une base **originale** servant de support pour le développement et la validation de nouvelles méthodes de traitement des signaux fœtaux pour le suivi du bien-être fœtal via l'analyse du RCF, tant d'un point de vue de métriques de traitement du signal que du point de vue médical.

Les conditions d'enregistrement, limitant à une le nombre de dérivations ECG abdominales et à un microphone utilisé, permettent de garantir l'utilisabilité en routine clinique des nouvelles méthodes développées. Cela permet ainsi de garantir une bonne ergonomie et une **aptitude à l'utilisation**. Il est à noter que lors des enregistrements, aucun des capteurs (ECG, PCG et CTG) n'a été remplacé, contrairement à ce qui se fait habituellement en pratique. Lors de monitoring CTG, il est courant de repositionner le capteur pour une meilleure captation du RCF. De plus, cette minimisation du nombre de capteurs permet d'envisager un monitoring fœtal à un moindre coût avec l'utilisation de l'ECG ou du PCG abdominal.

Enfin, la **référence CTG** est disponible et de qualité, le faible manque de données permet son interprétation et son utilisation pour la validation des estimations de RCF. Elle permet ainsi une référence clinique, à la fois pour des calculs de métriques mais aussi vis-à-vis des critères cliniques d'interprétation du RCF.

Contrairement à ce qui se fait habituellement dans la littérature pour l'évaluation des

méthodes d'estimation du RCF, nous avons proposé des **critères de performances basés sur l'interprétation clinique**. En particulier, nous avons quantifié l'écart par rapport à la référence clinique CTG (ratio of good agreement (RGA) et median deviation (MD)) ainsi que la confusion avec le rythme cardiaque maternel (RCM) (ratio of maternal confusion (RMC)). En outre, nous avons mis en évidence l'importance du tracé visuel et de son interprétation dans l'évaluation.

Les **signaux ECG** sont faciles à enregistrer, par la pose assez approximative des 2 électrodes de part et d'autre du cœur fœtal, dont la position est simple à identifier cliniquement par le personnel médical qualifié. Les complexes QRS fœtaux sont très souvent difficiles (voire impossibles) à observer directement sur les signaux ECG abdominaux, du fait de leur faible amplitude par rapport à la composante maternelle toujours présente au niveau de l'abdomen. Le traitement des signaux pour atténuer cette composante reste cruciale. Parmi les 38 sessions d'acquisition disponibles, pour les résultats de suivi du RCF, certaines ont été écartées (saturations du signal, 50Hz trop important, problème non résolu d'atténuation de la mère). Au final, une base de données restreinte de 23 signaux a été constituée pour l'analyse des résultats.

Concernant l'**utilisation du PCG**, il apparaît que la position et la fixation du capteur abdominal sont cruciales pour l'acquisition des sons cardiaques fœtaux. L'interface entre le microphone et la peau au niveau de l'abdomen est importante pour optimiser le contact et atténuer les sons ambiants, et pour permettre une pression suffisante. L'estimation de RCF peut être rapidement dégradée lorsque le microphone est décalé du cœur fœtal, ce qui reste une difficulté avec les mouvements du fœtus. Cependant, il semble qu'avec un microphone bien placé et fixé, l'estimation concorde extrêmement bien avec la référence CTG. Pour l'analyse des résultats du RCF à partir du PCG abdominal, les 38 signaux de la base de données ont été considérés.

La question du signal CTG de référence peut ici être abordée. La **comparaison avec la CTG** est logique à ce stade du travail, car il s'agit actuellement de la technologie de référence recommandée pour mesurer le RCF. Cependant, la CTG elle-même présente certaines erreurs d'estimation, qui peuvent interférer et dégrader les performances des algorithmes évalués. La qualité du signal RCF issu de la CTG a été illustrée à la figure 5.5 avec plusieurs types d'erreurs rencontrées avec cette technologie.

Dans le cas où l'estimation par CTG est erronée, même si les algorithmes estiment fidèlement la vraie valeur de RCF, l'estimation proposée pour le RCF sera considérée comme une mauvaise estimation et les scores seront mauvais. La figure 8.1 illustre, à ce propos une situation où la CTG (en gris) ne parvient pas à fournir un RCF (en estimant en réalité le rythme cardiaque maternel, en jaune), et où notre proposition méthodologique

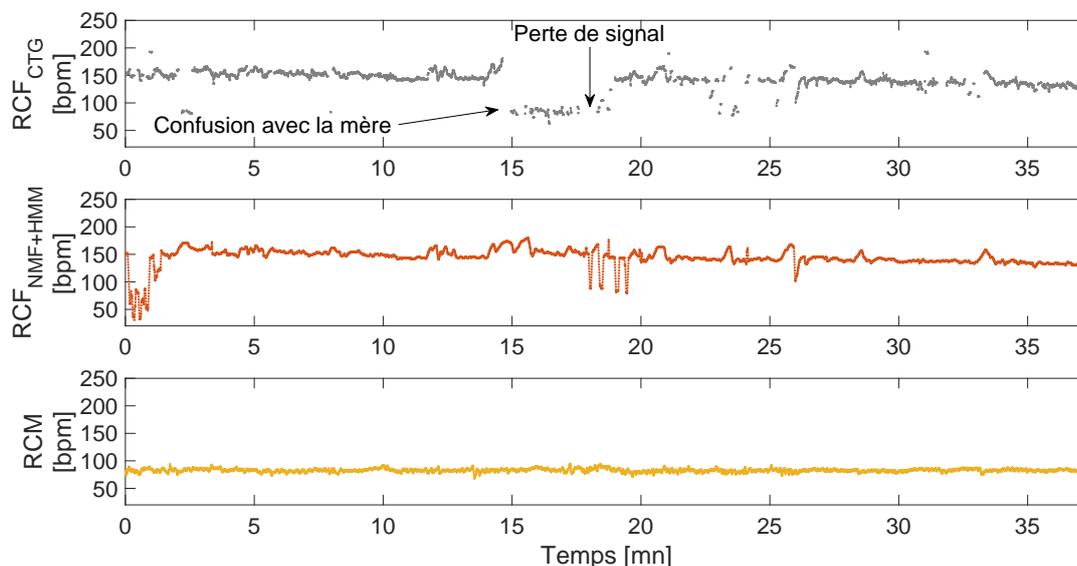


FIGURE 8.1 – Potentiel de l’approche $NMF + HMM$ pour compenser les défauts de la CTG. Illustration (de haut en bas) pour le sujet 40 du RCF de la CTG, du RCF estimé par $NMF + HMM$ et du RCM.

$NMF + HMM$ appliquée ici à l’ECG abdominal permet de capturer l’information cardiaque fœtale et de fournir une estimation de RCF (en rouge). Cette dernière semble tout à fait plausible, même s’il n’y a en réalité pas de moyen de s’en assurer, faute de référence fiable. Ceci semble néanmoins répondre à un des objectifs de notre proposition, de compenser certains défauts de la CTG.

Du point de vue des perspectives sur le plan des données de santé et de l’évaluation clinique, la base de données de santé SurFAO-Obstétrique, constituée de signaux synchrones ECG, PCG et CTG, est désormais un moyen de choix pour le développement et la validation de nouvelles propositions méthodologiques. Chaque nouvelle contribution peut être comparée à la précédente, via l’évaluation des performances sur le même jeu de données réelles.

Néanmoins, il faudra aussi dans un futur proche se confronter à des données encore plus représentatives de la réalité clinique. Dans le présent travail, nous avons concentré notre étude sur des femmes enceintes pendant leur dernier mois de grossesse, ce qui est un bon modèle pour la phase de travail, qui précède celle de l’accouchement (ou plus précisément de l’expulsion). Mais l’objectif final reste bien la **phase de l’accouchement**, au cours de laquelle le suivi du RCF est particulièrement primordial, puisque c’est lors des efforts d’expulsion qu’il est vraiment important de connaître l’état de santé du fœtus. Ainsi,

l'étude devra donc se poursuivre en salle d'accouchement, avec l'acquisition de nouvelles données. Ces dernières seront nécessairement bien plus perturbées, entre autres par les contractions utérines, les mouvements de la mère et du fœtus, la hausse de la fréquence cardiaque maternelle pendant les efforts de poussée. . . Les algorithmes développés devront s'y confronter et être adaptés pour répondre à ces nouvelles problématiques.

Table des figures

1.1	Extrait d'un tracé du RCF enregistré avec la CTG illustrant les critères d'interprétation du RCF : rythme de base de valeur ici autour de 130 bpm, variabilité d'environ 10 bpm et accélérations qui font ponctuellement grimper le RCF à 150 bpm.	25
1.2	Signal phonocardiogramme foetal (PCGf) où apparaissent une succession de sons S_1 (motif de grande amplitude) et S_2 (motif de plus faible amplitude). 27	27
1.3	Exemple d'un tracé CTG enregistrant simultanément le rythme cardiaque foetal, le rythme cardiaque maternel et les contractions utérines. Sont présents ici des pertes de signal et des confusions à la lecture entre le RCF et le RCM [29].	29
1.4	Premiers enregistrements ECGf obtenus par Cremer en 1906, comportant les annotations pour les battements de la mère (<i>Mütter</i>) et du fœtus (<i>Fötus</i>). Figure prise de [30].	30
1.5	Signaux ECG de scalp et ECG abdominal (ECGa) enregistrés de manière synchrone. Signaux de la base de données PhysioNet [32, 33]. Sur les deux tracés, les marqueurs rouges correspondent aux pics R du fœtus.	31
1.6	Signaux ECGa (haut) et MCGf (bas) synchrones d'un même sujet, repris de [34].	32
2.1	Étapes du cycle cardiaque [36].	39
2.2	ECG comme la mesure de l'activité électrique du coeur. Image reprise de [38].	41
2.3	Anatomie et fonctionnement du coeur foetal [39, 40].	43
2.4	Signaux ECG (haut) et PCG (bas). Il est possible d'observer le phénomène de quasi-périodicité de chacun des 2 signaux et de quasi-synchronie entre eux.	44
2.5	Exemple de spectre d'un signal ECG thoracique (ECGt), calculé sur une fenêtre de 4 minutes.	45
2.6	Exemple de spectrogramme, tronqué entre 0 et 25 Hz, d'un signal ECGt et calculé avec une fenêtre glissante de 4 secondes. On peut observer la structure harmonique du signal dont la fréquence fondamentale évolue au cours du temps.	47
2.7	Exemples de signaux ECG bruités en conditions réelles d'acquisition. Signal thoracique ECGt d'adulte bruité par les interférences du secteur à 50Hz (haut). Signal abdominal ECGa présentant une importante fluctuation de la ligne de base (bas).	48

3.1	Chaîne générale de l'approche classique de traitement des signaux ECGa et PCGa pour l'estimation du rythme cardiaque fœtal, par détection d'évènements. Les données d'entrée sont les signaux abdominaux bruts et les données de sortie sont les estimations du RCF_{ecg} et RCF_{pcg} calculées à partir des signaux $\widehat{\text{ECG}}_f$ et $\widehat{\text{PCG}}_f$ extraits.	55
3.2	Filtrage adaptatif pour l'extraction du signal ECGf à partir du signal ECGa grâce au signal de référence ECGt.	57
3.3	Schéma-bloc des étapes de l'algorithme de Su et Wu [99] pour l'extraction de l'ECGf à partir du signal ECGa abdominal.	68
3.4	Exemple schématique illustrant le principe de décomposition de la NMF [104].	70
3.5	Etude de l'allure de la fonction $d_\beta(x y)$ en fonction de y à $x = 1$ fixé. Les trois courbes correspondent à d_{EUC} , d_{KL} et d_{IS} respectivement.	73
3.6	Modélisation source filtre considérée dans [29].	77
3.7	Illustration du principe de l'algorithme de Dia [29], où la partie excitation est le produit d'une matrice fixe de fréquences cardiaques $\mathbf{W}^{(e)}$ (ou dictionnaire) et d'une matrice contenant l'évolution de la fréquence fondamentale $\mathbf{H}^{(e)}$, de laquelle sera extrait le rythme cardiaque foetal (RCF).	78
3.8	Dictionnaire, $\mathbf{W}^{(e)}$, de fréquences cardiaques foetales allant de 30 bpm (i.e., 0,5 Hz) à 240 bpm (i.e., 4 Hz) [29].	79
3.9	Estimation du RCF par l'algorithme de Dia [29]. De haut en bas : matrice $\mathbf{H}^{(e)}$ issu de la NMF et RCF extrait de la matrice $\mathbf{H}^{(e)}$, à partir du dictionnaire $\mathbf{W}^{(e)}$	80
3.10	Représentation graphique d'un hidden Markov model (HMM). q_n représente l'état caché à l'instant n et $\mathbf{v}_n = [v_{1n} \cdots v_{Fn}]^T$ les valeurs observées.	81
3.11	Utilisation du HMM pour la détection des différents segments d'un seul battement ECG [117].	82
5.1	Schéma de la chaîne de mesure utilisée pour l'étude SurFAO-Obstétrique	91
5.2	Différents éléments de la chaîne d'acquisition utilisée pour l'étude SurFAO-Obstétrique : (a) électrode ECG, (b) microphone cardiaque, (c) bioamplificateur, (d) système d'acquisition, (e), système de cardiotocographie de référence.	92
5.3	Volontaire prête pour l'enregistrement des signaux. Les électrodes ECG et les capteurs PCG sont appliqués sur le sujet (thorax et abdomen) et sont reliés à l'amplificateur et au système d'acquisition. Les sangles jaunes maintiennent les sondes CTG reliées à l'appareil CTG.	92

5.4 Données cliniques SurFAO-Obstétrique pour les 40 volontaires de l'étude. Les cases noires indiquent que les données enregistrées ne sont pas disponibles. Le jour J correspond au jour de l'enregistrement. 94

5.5 Qualité du signal CTG. Erreurs d'estimation du RCF dans le signal CTG de référence clinique. De gauche à droite : Perte de signal, erreurs d'estimation et confusion maternelle (illustrée avec le rythme cardiaque maternelle calculé depuis l'ECG thoracique en jaune et noté RCM). 100

6.1 Schéma-bloc des étapes de prétraitement du signal ECGa proposées dans [29] et utilisées pour l'extraction du signal ECGf. 111

6.2 Matrice de probabilité de transition Λ avec $\delta = 5$ bpm (gauche). La ligne rouge en pointillés correspond à $q_{n-1} = 130$ bpm. La distribution de probabilité de transition correspondante est affichée à droite : celle-ci est triangulaire, centrée sur son espérance q_{n-1} et compte 11 coefficients non-nuls (poins rouges), les autres valeurs valant zéro. 112

6.3 Exemples de trois peignes de Dirac (de fréquences fondamentales, F_0 , 138 bpm, 79 bpm et 32 bpm) modulés en amplitude présents dans la matrice W . . . 113

6.4 Choix de la constante pour éviter les problèmes numériques dans le calcul de $d_{IS}(\tilde{\Xi}_{j,fn} | W_{j,fn})$. A gauche sont représentées les statistiques suffisantes $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ en fonction du temps et de la fréquence. A droite est représentée la moyenne temporelle de celles-ci en fonction de la fréquence (courbe bleue). La droite rouge représente la constante de bruit choisie comme le maximum de la seconde moitié des moyennes de $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ (i.e. courbe bleue), de l'ordre de $4 \cdot 10^{-5}$ pour ce sujet. 114

6.5 Évaluation qualitative des estimations du RCF calculées par les algorithmes $NMF + HMM$ et NMF . De haut en bas : le signal RCF de référence enregistré à partir de la CTG, le résultat obtenu par la méthodologie proposée ($NMF + HMM$) et l'estimation donnée par l'approche de décomposition matricielle NMF (NMF). Les différents encadrés servent à illustrer les scénarios suivants : a) une mauvaise estimation est faite par les deux algorithmes utilisés, b) la combinaison $NMF + HMM$ permet de débruiter le tracé et c) l'ajout du HMM permet la récupération de l'information foetale. 115

6.6 Exemple d'amélioration visuelle du tracé RCF : lissage des bruits aléatoires. En haut, estimation donnée par $NMF + HMM$, dont l'aspect continu contraste avec l'aspect bruité du signal issu de la NMF (bas). Pour chaque figure les points rouges désignent les valeurs RCF estimées, superposés aux échantillons du signal de référence RCF_{CTG} , en gris. Les points jaunes correspondent au rythme cardiaque maternel (RCM) issu de l'ECGt. . . . 116

- 6.7 Exemple de lissage du RCF par $NMF + HMM$. Les deux tracés en haut affichent les estimations du RCF par $NMF + HMM$ (1^{ère} ligne) et par NMF (2^{ème} ligne) en rouge, les valeurs de référence CTG (en gris) et le RCM (en jaune). Deux exemples sont ensuite illustrés (colonnes gauche et droite) : zoom du RCF estimé par $NMF + HMM$ (3^{ème} ligne) et par NMF (4^{ème} ligne). La dernière ligne représente l'ECGf correspondant (segments plus courts pour plus de visibilité). 118
- 6.8 Étapes clés des deux méthodologies comparées NMF (a, c et e) et $NMF + HMM$ (b, d et f). Pour la NMF : (a) estimation RCF_{NMF} , (c) matrice d'activations $H^{(e)}$ et (e) indices des maxima par colonne de cette dernière (chapitre 3.3.4). Pour la $NMF + HMM$: (b) estimation $RCF_{NMF+HMM}$, (d) matrice de divergence $D_{IS}(\tilde{\Xi} | V)$ (6.11) et (f) matrice Φ , telle que $[\Phi]_{k,n} = \phi_n(k)$ (6.19b), avec la superposition, en noir, des états q_n^* (6.21) estimés. 119
- 6.9 Différents cas de figure conduisant à de mauvaises estimations du RCF. Sur la moitié supérieure de la figure, on observe l'estimation $RCF_{NMF+HMM}$ comparée à la référence clinique RCF_{CTG} (1^{ère} ligne) et le spectrogramme calculé à partir du signal ECGf correspondant (2^{ème}). Sur la deuxième moitié de la figure, les trois cadres 1), 2), et 3) illustrent différentes situations en s'appuyant sur les signaux ECGa brut (3^{ème} ligne) et ECGf associés aux passages repérés (4^{ème}). 121
- 6.10 Boxplots des 3 critères de performance RGA, MD et R, calculés à partir des 23 enregistrements considérés, pour les deux méthodologies NMF et $NMF + HMM$. Chaque boîte affiche la valeur médiane (ligne horizontale rouge), le premier et troisième quartiles (bords inférieur et supérieur de la boîte), les valeurs extrêmes minimum et maximum (par les moustaches), et, le cas échéant, les valeurs aberrantes apparaissent individuellement (marqueurs '+' rouges). 123
- 6.11 Analyse visuelle des 23 sujets considérés. Classification selon différentes catégories des échantillons RCF estimés : proportion de points qui sont correctement estimés (RGA, en bleu), erreurs provenant de la confusion maternelle (RMC, en rouge) et autres types d'erreurs (en jaune). En haut, les résultats sont ceux obtenus pour la méthode $NMF + HMM$ et en bas, ceux de la méthode NMF . Les sujets sont ordonnés, pour les 2 figures, selon les performances RGA de $NMF + HMM$. Les nombres rouges indiquent les quelques sujets pour lesquels l'algorithme NMF présente de meilleurs résultats que $NMF + HMM$ quant au RGA. 125

6.12 Mise en évidence du pourcentage d'amélioration de la méthode $NMF + HMM$ par rapport à la NMF sur les tracés des estimations de RCF. Ici pour le sujet 20, l'amélioration est de 17.2% sur le RGA avec la référence CTG. Pour $NMF + HMM$ (au milieu), le RGA est de 74.5% et de 57.3% pour NMF (en bas). 126

6.13 Estimations RCF globales de l'ensemble des 23 volontaires calculées avec les deux méthodes comparatives NMF (a et c) et $NMF + HMM$ (b et d). (a) et (b) : graphiques de Bland-Altman avec la prise en compte des *outliers* (points gris) et après la suppression de ces derniers (points rouges). Les lignes rouges horizontales correspondent à la valeur moyenne des écarts (MD) et aux limites de concordance, calculés après suppression des *outliers*. (c) et (d) : représentation en nuage des points entre les estimations RCF, à partir de la NMF (c) et la $NMF + HMM$ (d), et le signal RCF_{CTG} , avec (en gris) et sans (en rouge) la prise en compte des *outliers*. La ligne noir en pointillés correspond à $y = x$ 128

6.14 Comparaison, pour le sujet 13, de l'approche harmonique $NMF + HMM$ (en bas) avec deux méthodes de la littérature basées sur la détection des pics R de l'ECGf (*Hilb* [92], au milieu et *PT* [93], en haut). Chacune des estimations (en rouge) est superposée à la référence CTG (en gris) et au rythme cardiaque maternel (RCM) (en jaune). 130

7.1 Schéma-bloc des étapes de prétraitement du signal $PCGa$ proposé dans [29] dédié principalement à l'extraction de l'enveloppe du signal PCGf (ePCGf). 134

7.2 Illustration des différentes étapes de prétraitement du signal PCG. De haut en bas, le signal PCGa brut enregistré, le signal PCGa filtré dans le spectre des fréquences des sons cardiaques [20-200] Hz (\widehat{PCGf}), ce dernier signal redressé et enfin, l'enveloppe ePCGf extraite après l'application d'un filtre passe-bas. 135

7.3 Estimation du RCF (en rouge) du sujet 33 par la méthode de la NMF appliqué au PCGa. En comparant aux signaux RCF_{CTG} (en gris) et RCM (en jaune) de référence, il est facile de conclure que le rythme estimé correspond au RCM. 136

7.4 Schéma bloc des étapes de prétraitement total pour le débruitage du PCGa en intégrant l'atténuation de la composante maternelle par TS, avant le calcul de l'enveloppe ePCGf. Le motif à soustraire est une moyenne cohérente des motifs du PCG_{filt} , alignés sur les pics R de l'ECGt. 138

- 7.5 Visualisation de 50 motifs (en gris clair) ECG et PCG synchronisés sur les instants du pic R de l'ECGt, pour 2 sujets (33 et 40). La moyenne cohérente est superposée en trait noir pour chaque tracé. De haut en bas : signal ECGt, enveloppes (ePCGt) extraites du signal phonocardiographique thoracique (PCGt) filtré passe-bande entre 20 et 200 Hz (PCGt_{filt}, 3^{ème} ligne), enveloppes (ePCGa) extraites du signal phonocardiographique abdominal (PCGa) filtré passe-bande entre 20 et 200 Hz (PCGa_{filt}, dernière ligne). . . . 139
- 7.6 Spectrogrammes (fenêtre de 4 s) du PCGa du sujet 19 avant (à gauche) et après (à droite) atténuation de la composante maternelle par TS. Les lignes autour des fréquences 1 et 3 Hz correspondant au contenu fréquentiel maternel sont moins visibles après atténuation. Une ligne de nature foetale, autour de 2 Hz, ressort quant à elle. 140
- 7.7 Recherche d'une solution au problème numérique dans le calcul de $d_{IS}(\tilde{\Xi}_{j,fn} | W_{j,fn})$. A gauche sont représentées les statistiques suffisantes $\tilde{\Xi}_{j,fn}$ en fonction du temps et de la fréquence. A droite est représentée la moyenne temporelle de celles-ci en fonction de la fréquence (courbe bleue). Le profil spectral est différent de celui obtenu pour l'ECG avec une atténuation plus rapide et qui continue à décroître tout au long des fréquences. 141
- 7.8 Observation à un instant donné, pour le sujet 16, des valeurs de divergence (courbe bleue en haut) entre la colonne du spectrogramme de l'ePCGf et les peignes de Diracs du dictionnaire W . Les creux indiquent les fréquences des peignes qui ont la plus forte ressemblance avec l'information contenue dans le spectrogramme, parmi lesquelles le RCF de la CTG (pointillés verticaux noirs). A titre indicatif, le RCM est reporté en pointillés verticaux rouges. Sur le tracé du haut, le profil de la courbe bleue tend à privilégier systématiquement les faibles fréquences. Aussi, une correction de la tendance est effectuée pour obtenir la figure du bas en soustrayant la verte à la bleue (de la figure du haut). La courbe verte est l'interpolation quadratique des carrés rouges, définis à partir des 8 points de proéminence la plus élevée (cercles jaunes). 142

7.9 Effet du *template subtraction* (TS) sur l'atténuation maternelle du PCGa. Sur chaque figure (5 minutes de signal), l'estimation du RCF apparaît en rouge, superposée au signal de référence CTG (en gris) et au RCM (en jaune). A chaque fois, le tracé du haut correspond à l'estimation du RCF par *NMF* et celui du bas à celle par *NMF(TS)*. (a) le TS limite les confusions avec la mère et permet l'estimation correcte du RCF. (b) le TS ne dégrade pas l'estimation du RCF. (c) le TS ne permet pas d'améliorer l'estimation du RCF. (d) le TS limite les confusions avec la mère mais ne permet pas l'estimation du RCF. 144

7.10 Effet de lissage du tracé RCF par HMM. A partir du signal ePCGf du sujet 08, de haut en bas, estimation par *NMF + HMM*, *NMF(TS)* et *NMF*. Pour tous les tracés, les valeurs RCF estimées sont représentées en rouge et superposées au signal de référence RCF_{CTG}, en gris et au RCM en jaune. 146

7.11 Réhaussement de l'information foetale grâce au HMM. A partir du signal ePCGf du sujet 16, de haut en bas, estimation par *NMF + HMM*, *NMF(TS)* et *NMF*. Pour tous les tracés, les valeurs RCF estimées sont représentées en rouge et superposées au signal de référence RCF_{CTG}, en gris et au RCM en jaune. 147

7.12 *Boxplot* des scores obtenus pour les critères RGA, MD, R et RMC (de gauche à droite) pour chacune des trois méthodologies *NMF*, *NMF(TS)* et *NMF + HMM*. Chaque boîte bleue illustre la distribution des performances en affichant les valeurs significatives : la valeur médiane (ligne horizontale rouge), le premier et troisième quartile (bords inférieur et supérieur de la boîte), les valeurs extrêmes minimum et maximum (délimitées par les moustaches). Les valeurs aberrantes apparaissent individuellement (marqueurs '+' rouges) le cas échéant. Dans le cas du RGA, la différence de performances entre les méthodes *NMF + HMM* et *NMF* est calculée pour chaque sujet, et le résultat est matérialisé par le quatrième *boxplot* noté *Diff*. 148

7.13 Analyse visuelle de tous les sujets de la base de données évaluée. Classification selon différentes catégories des échantillons RCF estimés : la proportion de points qui sont correctement estimés (RGA, en bleu), les erreurs provenant de la confusion maternelle (RMC, en rouge) et d'autres types d'erreurs (en jaune). En haut, les résultats sont ceux obtenus pour la méthode $NMF + HMM$ et en bas, ceux de la méthode NMF . Pour les deux figures, les sujets sont ordonnés selon les performances RGA de $NMF + HMM$. Le sujet 32 noté en rouge est le seul pour lequel l'algorithme NMF a une meilleure performance RGA. 151

7.14 Performances des critères RGA (a) et RMC (b) pour les trois méthodes comparées NMF (bleu), $NMF(TS)$ (rouge) et $NMF + HMM$ (jaune). Pour les 2 figures, les sujets sont ordonnés selon l'ordre décroissant des valeurs de RGA de la méthode $NMF + HMM$ 153

8.1 Potentiel de l'approche $NMF + HMM$ pour compenser les défauts de la CTG. Illustration (de haut en bas) pour le sujet 40 du RCF de la CTG, du RCF estimé par $NMF + HMM$ et du RCM. 161

Liste des tableaux

1.1	Tableau récapitulatif des techniques de suivi et de mesure du RCF.	35
5.1	Table des caractéristique cliniques de l'étude SurFAO-Obstétrique	93
6.1	Critère de performance RGA calculé sur la base de données réduite (23 signaux) pour les deux méthodes se basant sur l'analyse harmonique (<i>NMF+HMM</i> et <i>NMF</i> [119]) et pour deux méthodes de détection de pics R, Hilbert (<i>Hilb</i>) [92] et Pan et Tompkins (<i>PT</i>) [93]. Les meilleures performances parmi les 4 méthodes comparées sont affichées en gras.	129

Bibliographie

- [1] World Health Organization. Newborn Mortality. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/levels-and-trends-in-child-mortality-report-2021>, 2021. Accessed : 2023-09-03. 21
- [2] Zulfiqar A. Bhutta, Mohammad Yawar Yakoob, Joy E. Lawn, Arjumand Rizvi, Ingrid K. Friberg, Eva Weissman, Eckhart Buchmann, and Robert L. Goldenberg. Stillbirths : what difference can we make and at what cost? *The Lancet*, 377(9776) :1523–1538, April 2011. 21
- [3] Declan Devane, Joan G. Lalor, Sean Daly, William McGuire, Anna Cuthbert, and Valerie Smith. Cardiotocography versus intermittent auscultation of fetal heart on admission to labour ward for assessment of fetal wellbeing. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2019(5), January 2017. 21, 22
- [4] Joachim Behar. *Extraction of clinical information from the non-invasive fetal electrocardiogram*. PhD thesis, University of Oxford, May 2014. 21, 28, 56
- [5] G. Boog. La souffrance foetale aiguë. *Journal de Gynécologie Obstétrique et Biologie de la Reproduction*, 30(5) :393–432, 2001. 22, 23, 24, 25, 99
- [6] ANAES. Intérêt et indications des modes de surveillance du rythme cardiaque fœtal au cours de l'accouchement normal. *Journal de Gynécologie Obstétrique et Biologie de la Reproduction*, 1091(2) :101–197, 2003. 22, 28
- [7] National Collaborating Centre for Women's and Children's Health (UK). *Intrapartum care : care of healthy women and their babies during childbirth*. RCOG Press, London, 2007. 22
- [8] Diogo Ayres-de-Campos, Catherine Y. Spong, and Edwin Chandrachan. FIGO consensus guidelines on intrapartum fetal monitoring : Cardiotocography. *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, 131(1) :13–24, September 2015. 22
- [9] Gari D. Clifford, Ikaro Silva, Joachim Behar, and George B. Moody. Non-invasive fetal ECG analysis. *Physiological Measurement*, 35(8) :1521–1536, July 2014. 22, 25, 28, 53
- [10] A. Martin. Rythme cardiaque fœtal pendant le travail : définitions et interprétation. *Journal de Gynécologie Obstétrique et Biologie de la Reproduction*, 37(1) :S34–S45, February 2008. 24, 25, 29, 99

- [11] Collège National des Gynécologues et Obstétriciens Français (CNGOF). Recommandations pour la pratique clinique : modalités de surveillance foetale pendant le travail. *Journal de Gynécologie Obstétrique et Biologie de la Reproduction*, 37(1) :S1, February 2008. 24
- [12] Reza Sameni and Gari D. Clifford. A review of fetal ECG signal processing issues and promising directions. *The Open Pacing, Electrophysiology & Therapy Journal*, 3 :4–20, 2010. 25, 30, 53, 66
- [13] François Duchatel. L’auscultation obstétricale de Philippe Le Goust au monitoring foetal. *Histoire des sciences médicales*, 16(1) :37–47, 1982. 26, 28
- [14] Enas W. Abdulhay, Rami J. Oweis, Asal M. Alhaddad, Fadi N. Sublaban, Mahmoud A. Radwan, and Hiyam M. Almasaeed. Non-invasive fetal heart rate monitoring techniques : review article. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 2 :53–67, January 2014. 26, 28, 31, 34
- [15] Radana Kahankova, Radek Martinek, Rene Jaros, Khosrow Behbehani, Adam Matonia, Michal Jezewski, and Joachim A. Behar. A review of signal processing techniques for non-invasive fetal electrocardiography. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 13 :51–73, 2019. 26, 28, 31, 53, 56, 58, 59, 60, 65
- [16] D. Chen, Louis-Gilles Durand, and H. C. Lee. Time-frequency analysis of the first heart sound. part 1 : Simulation and analysis. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 35(4) :306–310, July 1997. 26
- [17] Mariano Ruffo, Mario Cesarelli, Maria Romano, Paolo Bifulco, and Antonio Fratini. An algorithm for FHR estimation from foetal phonocardiographic signals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 5(2) :131–141, April 2010. 27, 65
- [18] Maria Peters, John Crowe, Jean-Francois Piéri, Hendrik Quartero, Barrie Hayes-Gill, David James, Jeroen Stinstra, and Simon Shakespeare. Monitoring the fetal heart non-invasively : a review of methods. *Journal of Perinatal Medicine*, 29(5) :408–416, January 2001. 27, 28, 30
- [19] Ferenc Kovács, Csaba Horváth, Ádám T. Balogh, and Gábor Hosszú. Fetal phonocardiography — Past and future possibilities. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 104(1) :19–25, October 2011. 27, 53
- [20] Prashanth Chetlur Adithya, Ravi Sankar, Wilfrido Alejandro Moreno, and Stuart Hart. Trends in fetal monitoring through phonocardiography : Challenges and future

- directions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 33 :289–305, March 2017. 27, 53, 62, 63
- [21] Christine Grataloup-Oriez and Anne Charpentier. Principes et techniques de l'échographie-doppler. *RADIOLOGIE ET IMAGERIE MÉDICALE : Principes et techniques - Radioprotection*, 1999. 27
- [22] K. J. W. Taylor, P. N. Burns, P. N. T. Wells, D. I. Conway, and M. G. R. Hull. Ultrasound Doppler flow studies of the ovarian and uterine arteries. *BJOG : An International Journal of Obstetrics and Gynaecology*, 92(3) :240–246, March 1985. 27
- [23] Robert Gagnon, Michiel Van den Hof, et al. The Use of Fetal Doppler in Obstetrics. *JOGC : Journal of Obstetrics and Gynaecology Canada*, 25(7) :601–607, July 2003. 27
- [24] German Society of Gynecology and Obstetrics (DGGG) and Maternal Fetal Medicine Study Group (AGMFM) and German Society of Prenatal Medicine and Obstetrics (DGPGM) and German Society of Perinatal Medicine (DGPM). S1-Guideline on the Use of CTG During Pregnancy and Labor. *Geburtshilfe und Frauenheilkunde*, 74(08) :721–732, September 2014. 28
- [25] Faezeh Marzbanrad, Lisa Stroux, and Gari D. Clifford. Cardiotocography and beyond : a review of one-dimensional Doppler ultrasound application in fetal monitoring. *Physiological Measurement*, 39(8) :08TR01, August 2018. 28
- [26] Karnie Bhogal and Joscha Reinhard. Maternal and fetal heart rate confusion during labour. *British Journal of Midwifery*, 18(7) :424–428, July 2010. 28
- [27] Séverine Buisson. *Confusion des enregistrements cardiaques fœtal et maternel au cours de l'expulsion : impact sur l'état néonatal et le taux d'extraction instrumentale*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, June 2009. 28
- [28] Joachim Behar, Fernando Andreotti, Sebastian Zaunseder, Julien Oster, and Gari D. Clifford. A practical guide to non-invasive foetal electrocardiogram extraction and analysis. *Physiological Measurement*, 37(5) :R1–R35, April 2016. 28, 53, 64
- [29] Nafissa Dia. *Suivi non-invasif du rythme cardiaque foetal : exploitation de la factorisation non-négative des matrices sur signaux électrocardiographiques et phonocardiographiques*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, December 2019. 29, 46, 51, 61, 67, 69, 76, 77, 78, 79, 80, 84, 111, 127, 133, 134, 135, 136, 143, 158, 163, 164, 165, 167

- [30] Max Cremer. Über die Ursache der elektromotorischen Eigenschaften der Gewebe, zugleich ein Beitrag zur Lehre von den polyphasischen Elektrolytketten. *z. Biol.*, 47(29) :562–608, 1906. 28, 30, 163
- [31] Anna-Karin Welin, Håkan Norén, Anders Odeback, Mona Andersson, Gunnel Andersson, and K. G. Rosén. STAN, a clinical audit : the outcome of 2 years of regular use in the city of Varberg, Sweden. *Acta Obstetricia et Gynecologica Scandinavica*, 86(7) :827–832, January 2007. 29
- [32] Ary L. Goldberger, Luis A. N. Amaral, Leon Glass, Jeffrey M. Hausdorff, Plamen Ch. Ivanov, Roger G. Mark, Joseph E. Mietus, George B. Moody, Chung-Kang Peng, and H. Eugene Stanley. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, 101(23) :e215–e220, June 2000. 31, 163
- [33] Janusz Jezewski, Adam Matonia, Tomasz Kupka, Dawid Roj, and Robert Czabanski. Determination of fetal heart rate from abdominal signals : evaluation of beat-to-beat accuracy in relation to the direct fetal electrocardiogram. *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, 57(5), January 2012. 31, 163
- [34] John A. Crowe, J. M. Herbert, X. B. Huang, N. Reed, M. S. Woolfson, D. Rassi, Y. E. Zhuravlev, and S. J. Emery. Sequential recording of the abdominal fetal electrocardiogram and magnetocardiogram. *Physiological Measurement*, 16(1) :43–47, February 1995. 32, 163
- [35] Raheel Chaudhry, Julia H. Miao, and Afzal Rehman. *Physiology, Cardiovascular*. StatPearls Publishing, Treasure Island (FL), 2022. 38
- [36] Gabe Buckley. Cardiac cycle. <https://biologydictionary.net/cardiac-cycle/>, 2021. Accessed : 2023-09-03. 39, 163
- [37] Saman Noorzadeh. *Extraction of fetal ECG and its characteristics using multimodality*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, November 2015. 40
- [38] Juan Sztajzel. Introduction à l'électrocardiogramme (ECG). Accessed : 2023-09-03. 41, 163
- [39] Academic Accelerator. Fetal circulation. <https://academic-accelerator.com/encyclopedia/fetal-circulation>. Accessed : 2023-09-03. 43, 163

-
- [40] Le Manuel MSD - Malformations congénitales du coeur - Présentation des malformations cardiaques. <https://www.msmanuals.com/fr/accueil/problèmes-de-santé-infantiles>. Accessed : 2023-09-03. 43, 163
- [41] Lennart Nord, T. V. Ananthapadmanabha, and Gunnar Fant. Signal analysis and perceptual tests of vowel responses with an interactive source filter model. *STL-QPSR*, 25(2-3) :25–52, 1984. 44, 76
- [42] Reza Sameni, Christian Jutten, and Mohammad B. Shamsollahi. Multichannel Electrocardiogram Decomposition Using Periodic Component Analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(8) :1935–1940, August 2008. 46, 59
- [43] Stephanie Pildner von Steinburg, Anne-Laure Boulesteix, Christian Lederer, Stefani Grunow, Sven Schiermeier, Wolfgang Hatzmann, Karl-Theodor M. Schneider, and Martin Daumer. What is the "normal" fetal heart rate? *PeerJ*, 1 :e82, June 2013. 47
- [44] Radek Martinek, Katerina Barnova, Rene Jaros, Radana Kahankova, Tomasz Kupka, Michal Jezewski, Robert Czabanski, Adam Matonia, Janusz Jezewski, and Krzysztof Horoba. Passive Fetal Monitoring by Advanced Signal Processing Methods in Fetal Phonocardiography. *IEEE Access*, 8 :221942–221962, 2020. 53, 62
- [45] J. H. Van Bommel and H. Van Der Weide. Detection Procedure to Represent the Foetal Heart Rate and Electrocardiogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-13(4) :175–182, October 1966. 55
- [46] Partha Pratim Kanjilal, Sarbani Palit, and Goutam Saha. Fetal ECG extraction from single-channel maternal ECG using singular value decomposition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(1) :51–59, 1997. 56
- [47] Sergio Cerutti, Giuseppe Baselli, Silvia Civardi, Enrico Ferrazzi, Anna Maria Marconi, Massimo Pagani, and Giorgio Pardi. Variability analysis of fetal heart rate signals as obtained from abdominal electrocardiographic recordings. *Journal of Perinatal Medicine*, 14(6) :445–452, January 1986. 56
- [48] Mihaela Ungureanu, Johannes W. M. Bergmans, Swan Guid Oei, and Rodica Strungaru. Fetal ECG extraction during labor using an adaptive maternal beat subtraction technique. *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering*, 52(1) :56–60, February 2007. 56
- [49] Rik Vullings, Chris H. L. Peters, Rob J. Sluijter, Massimo Mischi, Swan Guid Oei, and Johannes W. M. Bergmans. Dynamic segmentation and linear prediction for

- maternal ECG removal in antenatal abdominal recordings. *Physiological Measurement*, 30(3) :291–307, February 2009. 56
- [50] Fernando Andreotti, Maik Riedl, Tilo Himmelsbach, Daniel Wedekind, Niels Wessel, Holger Stepan, Claudia Schmieder, Alexander Jank, Hagen Malberg, and Sebastian Zaunseder. Robust fetal ECG extraction and detection from abdominal leads. *Physiological Measurement*, 35(8) :1551–1567, July 2014. 56
- [51] Suzanna M. M. Martens, Chiara Rabotti, Massimo Mischi, and Rob J. Sluijter. A robust fetal ECG detection method for abdominal recordings. *Physiological Measurement*, 28(4) :373–388, March 2007. 56
- [52] Bernard Widrow, John R. Glover, John M. McCool, John Kaunitz, Charles S. Williams, Robert H. Hearn, James R. Zeidler, Jr. Eugene Dong, and Robert C. Goodlin. Adaptive noise cancelling : Principles and applications. *Proceedings of the IEEE*, 63(12) :1692–1716, 1975. 58, 110
- [53] Earl R. Ferrara and Bernard Widrow. Fetal Electrocardiogram Enhancement by Time-Sequenced Adaptive Filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-29(6) :458–460, June 1982. 58
- [54] Gustavo Camps, Marcelino Martinez, and Emilio Soria. Fetal ECG extraction using an FIR neural network. In *Computers in Cardiology 2001*, volume 28, pages 249–252. IEEE, 2001. 58, 60
- [55] Rajaguru Swarnalath and D. V. Prasad. A novel technique for extraction of FECG using multi stage adaptive filtering. *Journal of Applied Sciences*, 10(4) :319–324, February 2010. 58
- [56] Shuicai Wu, Yanni Shen, Zhuhuang Zhou, Lan Lin, Yanjun Zeng, and Xiaofeng Gao. Research of fetal ECG extraction using wavelet analysis and adaptive filtering. *Computers in Biology and Medicine*, 43(10) :1622–1627, October 2013. 58
- [57] Mohammad Niknazar, Bertrand Rivet, and Christian Jutten. Fetal ECG extraction by extended state kalman filtering based on single-channel recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(5) :1345–1352, May 2013. 58
- [58] Fernando Andreotti, Maik Riedl, Tilo Himmelsbach, Daniel Wedekind, Sebastian Zaunseder, Niels Wessel, and Hagen Malberg. Maternal Signal Estimation by Kalman Filtering and Template Adaptation for Fetal Heart Rate Extraction. In *Computing in Cardiology 2013*, pages 193–196. IEEE, 2013. 58

-
- [59] Reza Sameni, Mohammad Bagher Shamsollahi, Christian Jutten, and Massoud Babaie-Zade. Filtering noisy ECG signals using the extended kalman filter based on a modified dynamic ECG model. In *Computers in Cardiology, 2005*, pages 1017–1020. IEEE, 2005. 58
- [60] Patrick E. McSharry, Gari D. Clifford, Lionel Tarassenko, and Leonard A. Smith. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(3) :289–294, March 2003. 59
- [61] George Bachman, Lawrence Narici, and Edward Beckenstein. *Fourier and Wavelet Analysis*. Springer, 2000. 59
- [62] Evaggelos C. Karvounis, Costas Papaloukas, Dimitrios I. Fotiadis, and Lampros K. Michalis. Fetal heart rate extraction from composite maternal ECG using complex continuous wavelet transform. In *Computers in Cardiology, 2004*, pages 737–740. IEEE, 2004. 59
- [63] R. Abburi and A. S. Chandrasekhara Sastry. FPGA based fetal ecg feature extraction for prenatal monitoring using hybrid method. *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 9 :69–90, 2012. 59
- [64] Chinmayee G. Raj, V. Sri Harsha, Bojja Saigowthami, and R. Sunitha. Virtual Instrumentation Based Fetal ECG Extraction. *Procedia Computer Science*, 70 :289–295, 2015. 59
- [65] Rute Almeida, Hernâni Gonçalves, João Bernardes, and Ana Paula Rocha. Fetal QRS detection and heart rate estimation : a wavelet-based approach. *Physiological Measurement*, 35(8) :1723–1735, July 2014. 59
- [66] Adriaan van Oosterom. Spatial filtering of the fetal electrocardiogram. *Journal of Perinatal Medicine*, 14(6) :411–419, January 1986. 59
- [67] E. Bacharakis, Asoke K. Nandi, and Vicente Zarzoso. Foetal ECG extraction using blind source separation methods. In *1996 8th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 1996)*, pages 1–4. IEEE, 1996. 59
- [68] Vicente Zarzoso, Asoke K. Nandi, and E. Bacharakis. Maternal and foetal ECG separation using blind source separation methods. *Mathematical Medicine and Biology*, 14(3) :207–225, September 1997. 59
- [69] Lieven de Lathauwer, Bart de Moor, and Joos P. Vandewalle. Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47(5) :567–572, May 2000. 59, 60
-

- [70] Vicente Zarzoso and Asoke K. Nandi. Noninvasive fetal electrocardiogram extraction : blind separation versus adaptive noise cancellation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(1) :12–18, 2001. 59
- [71] Jean-François Cardoso. Blind signal separation : statistical principles. *Proceedings of the IEEE*, 86(10) :2009–2025, 1998. 59
- [72] Jean-François Cardoso and Antoine Souloumiac. Blind beamforming for non Gaussian signals. *IEE Proceedings F Radar and Signal Processing*, 140(6) :362–370, December 1993. 60
- [73] Ruben Martín-Clemente, Jose Luis Camargo-Olivares, Susana Hornillo-Mellado, Mar Elena, and Isabel Román. Fast technique for noninvasive fetal ECG extraction. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(2) :227–230, February 2011. 60
- [74] Pei-Chun Su, Stephen Miller, Salim Idriss, Piers Barker, and Hau-Tieng Wu. Recovery of the fetal electrocardiogram for morphological analysis from two trans-abdominal channels via optimal shrinkage. *Physiological Measurement*, 40(11) :115005, December 2019. 60
- [75] Hugo Lafaye de Micheaux, Mariel Resendiz, Bertrand Rivet, and Julie Fontecave-Jallon. Residual convolutional autoencoder combined with a non-negative matrix factorization to estimate fetal heart rate. In *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. IEEE, July 2022. 60
- [76] Silas J. Ginsburg, Louis Gerstley, R. M. Rauch, and J. M. Benjamin. A fetal phonocardiometer for use in labor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-11(1/2) :35–39, January 1964. 61
- [77] Allan J. Zuckerwar, Robert A. Pretlow, John W. Stoughton, and Donald A. Baker. Development of a piezopolymer pressure sensor for a portable fetal heart rate monitor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 40(9) :963–969, 1993. 61
- [78] Henk G. Goovaerts, H.P. van Geijn, and Otto Rompelman. An inductive sensor for recording of fetal movements and sounds. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Volume 13 : 1991*. IEEE, 1991. 62
- [79] Robert A Pretlow III and John W Stoughton. Signal processing methodologies for an acoustic fetal heart rate monitor. Technical report, National Aeronautics and Space Administration (NASA), 1992. 62

-
- [80] Mohammad Ali Tinati, Abdessalam Bouzerdoum, and J. N. Mazumdar. Modified Adaptive Line Enhancement Filter And Its Application To Heart Sound Noise Cancellation. In *Fourth International Symposium on Signal Processing and Its Applications*, volume 2, pages 815–818, 1996. 62
- [81] S. Charleston and Mahmood R. Azimi-Sadjadi. Reduced order kalman filtering for the enhancement of respiratory sounds. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43(4) :421–424, April 1996. 62
- [82] A. Jiménez, M. R. Ortiz, M. A. Peña, S. Charleston, A. T. Aljama, and Rene González. The use of wavelet packets to improve the detection of cardiac sounds from the fetal phonocardiogram. In *Computers in Cardiology 1999*, volume 26, pages 463–466. IEEE, 1999. 62, 65
- [83] Sheila R. Messer, John Agzarian, and Derek Abbott. Optimal wavelet denoising for phonocardiograms. *Microelectronics Journal*, 32(12) :931–941, December 2001. 62
- [84] V. S. Chourasia and A. K. Mitra. Selection of mother wavelet and denoising algorithm for analysis of foetal phonocardiographic signals. *Journal of Medical Engineering and Technology*, 33(6) :442–448, January 2009. 62
- [85] Diddi Sandeep Vara Sankar and Lakshi Prosad Roy. Principal component analysis (PCA) approach to segment primary components from pathological phonocardiogram. In *2014 International Conference on Communication and Signal Processing*. IEEE, April 2014. 62
- [86] Rene Jaros, Radana Kahankova, Radek Martinek, Jan Nedoma, Marcel Fajkus, and Zdenek Slanina. Fetal phonocardiography signal processing from abdominal records by non-adaptive methods. In Ryszard S. Romaniuk and Maciej Linczuk, editors, *Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2018*, volume 10808, pages 1038–1045. SPIE, October 2018. 62
- [87] Maryam Samieinasab and Reza Sameni. Fetal phonocardiogram extraction using single channel blind source separation. In *2015 23rd Iranian Conference on Electrical Engineering*. IEEE, May 2015. 62
- [88] Vijay S. Chourasia, Anil Kumar Tiwari, Ranjan Gangopadhyay, and Kalyani A. Akant. Foetal phonocardiographic signal denoising based on non-negative matrix factorization. *Journal of Medical Engineering and Technology*, 36(1) :57–66, December 2011. 63

- [89] Ouadi Beya, Eric Fauvet, and Olivier Laligant. EDA, approche non linéaire de débruitage des signaux cardiaques. In *CORESA*, pages 166–171. GDR ISIS, November 2013. 63
- [90] Jiapu Pan and Willis J. Tompkins. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32(3) :230–236, March 1985. 64
- [91] Zahia Zidelmal, Ahmed Amirou, Mourad Adnane, and Adel Belouchrani. QRS detection based on wavelet coefficients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 107(3) :490–496, September 2012. 64
- [92] Diego S. Benitez, Patrick A. Gaydecki, Adnan Zaidi, and A. P. Fitzpatrick. A new QRS detection algorithm based on the Hilbert transform. In *Computers in Cardiology 2000*, volume 27, pages 379–382. IEEE, 2000. 64, 129, 130, 167, 171
- [93] Angela Agostinelli, Ilaria Marcantoni, Elisa Moretti, Agnese Sbrollini, Sandro Fiorretti, Francesco Di Nardo, and Laura Burattini. Noninvasive fetal electrocardiography part i : Pan-Tompkins’ algorithm adaptation to fetal R-peak identification. *The Open Biomedical Engineering Journal*, 11(1) :17–24, March 2017. 64, 129, 130, 167, 171
- [94] Ferenc Kovács, Csaba Horváth, Ádám Balogh, and Gábor Hosszú. Extended Noninvasive Fetal Monitoring by Detailed Analysis of Data Measured With Phonocardiography . *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(1) :64–70, January 2011. 65
- [95] Vijay S. Chourasia, Anil Kumar Tiwari, and Ranjan Gangopadhyay. A novel approach for phonocardiographic signals processing to make possible fetal heart rate evaluations. *Digital Signal Processing*, 30 :165–183, July 2014. 65
- [96] A. Jiménez, M. R. Ortiz, M. A. Peña, S. Charleston, Rene González, A. T. Aljama, and S. Carrasco. Performance of a method to generate fetal cardiograms using fetal phonocardiography. In *Computers in Cardiology 2001*, volume 28, pages 453–456. IEEE, 2001. 65
- [97] Shuping Sun, Zhongwei Jiang, Haibin Wang, and Yu Fang. Automatic moment segmentation and peak detection analysis of heart sound pattern via short-time modified hilbert transform. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 114(3) :219–230, May 2014. 65

-
- [98] Patricio de la Cuadra, Aaron S. Master, and Craig Stuart Sapp. Efficient Pitch Detection Techniques for Interactive Music. In *International Conference on Mathematics and Computing (ICMC)*, 2001. 66
- [99] Li Su and Hau-Tieng Wu. Extract Fetal ECG from Single-Lead Abdominal ECG by De-Shape Short Time Fourier Transform and Nonlocal Median. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 3, February 2017. 66, 67, 68, 164
- [100] Daniel P. W. Ellis. Beat Tracking by Dynamic Programming. *Journal of New Music Research*, 36(1) :51–60, March 2007. 66
- [101] Antoni Buades, Bartomeu Coll, and Jean-Michel Morel. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2) :490–530, January 2005. 67
- [102] Pentti Paatero and Unto Tapper. Positive matrix factorization : A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values. *Environmetrics*, 5(2) :111–126, June 1994. 69, 71
- [103] Daniel D. Lee and H. Sebastian Seung. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, 401(6755) :788–791, October 1999. 69, 71, 74, 76
- [104] Cédric Févotte. *Contributions à la factorisation en matrices non-négatives*. Habilitation à diriger des recherches (hdr), Université Nice Sophia Antipolis, October 2014. 70, 164
- [105] Paris Smaragdis and Judith C. Brown. Non-negative matrix factorization for polyphonic music transcription. In *2003 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (IEEE Cat. No.03TH8684)*, pages 177–180. IEEE, 2003. 70
- [106] Moody Chu, Fasma Diele, Robert Plemmons, and Stefania Ragni. Optimality, computation, and interpretation of nonnegative matrix factorizations. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 7 :11–20, 2004. 71
- [107] Nancy Bertin. *Les factorisations en matrices non-négatives. Approches contraintes et probabilistes, application à la transcription automatique de musique polyphonique*. PhD thesis, Télécom ParisTech, October 2009. 72, 74
- [108] Ayanendranath Basu, Ian R. Harris, Nils L. Hjort, and M. C. Jones. Robust and efficient estimation by minimising a density power divergence. *Biometrika*, 85(3) :549–559, September 1998. 72
-

- [109] Shinto Eguchi and Yutaka Kano. Robustifying maximum likelihood estimation by psi-divergence. *ISM Research Memo*, 802, 2001. 72
- [110] Andrzej Cichocki and Shun ichi Amari. Families of Alpha- Beta- and Gamma-Divergences : Flexible and Robust Measures of Similarities. *Entropy*, 12(6) :1532–1568, June 2010. 72
- [111] Cédric Févotte and Jérôme Idier. Algorithms for Nonnegative Matrix Factorization with the β -Divergence. *Neural Computation*, 23(9) :2421–2456, September 2011. 73, 74, 75, 76, 108
- [112] David R. Hunter and Kenneth Lange. A Tutorial on MM Algorithms. *The American Statistician*, 58(1) :30–37, February 2004. 74
- [113] Yu Cao, Paul P. B. Eggermont, and Susan Terebey. Cross Burg entropy maximization and its application to ringing suppression in image reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 8(2) :286–292, 1999. 75
- [114] Lawrence R. Rabiner. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2) :257–286, 1989. 81, 108
- [115] Zoubin Ghahramani and Michael I. Jordan. Factorial hidden Markov models. *Machine Learning*, 29(2/3) :245–273, 1997. 81
- [116] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer New York, NY, 2006. 81
- [117] Douglas A. Coast, Richard M. Stern, Gerald G. Cano, and Stanley A. Brillner. An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(9) :826–836, 1990. 81, 82, 164
- [118] Shing-Tai Pan, Tzung-Pei Hong, and Hung-Chin Chen. ECG signal analysis by using Hidden Markov model. In *2012 International conference on Fuzzy Theory and Its Applications (iFUZZY2012)*. IEEE, November 2012. 81, 82
- [119] Nafissa Dia, Julie Fontecave-Jallon, Mariel Resendiz, Marie-Caroline Faisant, Veronique Equy, Didier Riethmuller, Pierre-Yves Gumery, and Bertrand Rivet. Fetal heart rate estimation by non-invasive single abdominal electrocardiography in real clinical conditions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71 :103187, January 2022. 99, 110, 111, 113, 127, 129, 171

- [120] Alexey Ozerov, Pierrick Philippe, Frédéric Bimbot, and Rémi Gribonval. Adaptation of Bayesian Models for Single-Channel Source Separation and its Application to Voice/Music Separation in Popular Songs. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 15(5) :1564–1578, July 2007. 104
- [121] Laurent Benaroya, Lorcan M. Donagh, Frédéric Bimbot, and Rémi Gribonval. Non negative sparse representation for Wiener based source separation with a single sensor. In *2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings. (ICASSP '03).*, volume 6. IEEE, 2003. 104
- [122] Israel Cohen and Sharon Gannot. *Springer Handbook of Speech Processing*, chapter Spectral enhancement methods, pages 873–902. Springer Berlin Heidelberg, 2008. 104
- [123] Cédric Févotte, Nancy Bertin, and Jean-Louis Durrieu. Nonnegative Matrix Factorization with the Itakura-Saito Divergence : With Application to Music Analysis. *Neural Computation*, 21(3) :793–830, March 2009. 105, 106
- [124] Alexey Ozerov, Cédric Févotte, and Maurice Charbit. Factorial Scaled Hidden Markov Model for polyphonic audio representation and source separation. In *2009 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics*. IEEE, October 2009. 106
- [125] Ali Taylan Cemgil. Bayesian Inference for Nonnegative Matrix Factorisation Models. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2009 :1–17, 2009. 106
- [126] Alexey Ozerov and Hirokazu Kameoka. Gaussian Model Based Multichannel Separation. In Emmanuel Vincent, Tuomas Virtanen, and Sharon Gannot, editors, *Audio Source Separation and Speech Enhancement*, pages 289–315. John Wiley & Sons Ltd, August 2018. 106
- [127] Alexey Ozerov, Cédric Févotte, and Emmanuel Vincent. *An Introduction to Multichannel NMF for Audio Source Separation*, pages 73–94. Springer International Publishing, 2018. 106
- [128] Cédric Févotte, Paris Smaragdis, Nasser Mohammadiha, and Gautham J. Mysore. Temporal Extensions of Nonnegative Matrix Factorization. In *Audio Source Separation and Speech Enhancement*, pages 161–187. John Wiley & Sons Ltd, August 2018. 106

- [129] Alexey Ozerov and Cédric Févotte. Multichannel Nonnegative Matrix Factorization in Convolutional Mixtures for Audio Source Separation. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 18(3) :550–563, March 2010. 106
- [130] Alexey Ozerov, Emmanuel Vincent, and Frédéric Bimbot. A General Flexible Framework for the Handling of Prior Information in Audio Source Separation. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 20(4) :1118–1133, May 2012. 106, 107
- [131] Weifeng Liu, José C. Príncipe, and Simon Haykin. *Kernel Adaptive Filtering : A Comprehensive Introduction*. Wiley, feb 2010. 110
- [132] Julie Fontecave-Jallon, Amira Haouas, and Stéphane Tanguy. Abdominal cardiovascular sound recording and analysis using cardio-microphones. In *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, pages 820–823, 2022. 137