

# Analyse de signaux de ballistocardiogramme pour la détection des événements cardiorespiratoires

par

Samuel OTIS

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE  
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE, CONCENTRATION EN TECHNOLOGIES DE  
LA SANTÉ  
M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 24 OCTOBRE 2020

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Samuel Otis, 2020



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

**PRÉSENTATION DU JURY**

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Jacques de Guise, directeur de mémoire  
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

Mme. Neila Mezghani, co-directrice  
Département des sciences et technologies à l'Université TÉLUQ

M. Rachid Aissaoui, président du jury  
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Bessam Abdulrazak, membre du jury  
Département d'informatique à l'Université de Sherbrooke

M. David Labbé, examinateur externe  
Département de génie logiciel à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 7 OCTOBRE 2020

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE



## REMERCIEMENTS

Bien que je sois l'auteur de ce mémoire et des travaux qui y sont rattachés, je peux difficilement en être considéré l'unique contributeur. Ces quelques lignes me permettront de souligner l'impact positif que toutes les personnes impliquées de près ou de loin ont eu sur mes travaux.

D'emblée, je me dois d'offrir mes remerciements à Neila Mezghani, ma directrice officielle, mais codirectrice officielle, qui a fait preuve d'une patience, d'une empathie et d'une rigueur qui m'ont été salvatrices durant mes travaux. Quelconques inquiétudes que j'ai eues, elle a su les atténuer et me guider tranquillement dans mes travaux. À mon plus proche collaborateur, Bessam Abdulrazak, j'offre aussi mes remerciements profonds. Il m'a grandement permis de bien comprendre ce qu'est le style littéraire scientifique et a passé plusieurs heures à réviser dans le détail mes moindres publications se voulant potentiellement officielles. Son attention au détail et à la bonne façon de dire les choses est certainement un atout qui me suivra longtemps après ce projet. Merci aussi à Jacques de Guise, mon directeur officiel, sans qui je n'aurais jamais eu les ressources techniques et académiques pour réaliser un travail d'une telle complexité.

Merci à Youssef, François Tournoux et toute l'équipe de l'Unité de soins intensifs en cardiologie du CHUM pour leur support durant l'étude. Merci aussi à toutes les personnes responsables de l'éthique et de la gestion de la qualité.

Dans un contexte plus personnel : À Catherine, merci d'avoir été présente dans mes moments plus comme moins motivés, tu m'as donné l'énergie pour réussir. Merci à Capu d'être devenue mon amie et confidente la plus proche, à Annie-Pierre d'avoir partagé l'espace vital de ses pieds avec les miens, à Jérôme d'avoir été un rayon de soleil dans les jours de pluie, à Valentin de m'avoir montré que les gens avec le crâne rasé méritent d'être aimés, à Gwendal de faire d'aussi bonnes crêpes, à Anne-Marie d'avoir un sourire et une énergie contagieuse, à Margaux d'avoir photocopié et découpé plus de 1000 pages avec moi, à Marie de ne pas assumer son humour tordu, à Aude d'avoir redéfini l'expression Poker Face et finalement à tous les membres restants du LIO et du LBEV d'avoir constitué ce cercle social incroyable qui a ponctué mon passage à la maîtrise. À mes parents, merci pour l'encouragement durant toutes mes études.



## Analyse de signaux de ballistocardiogramme pour la détection des événements cardiorespiratoires

Samuel OTIS

### RÉSUMÉ

La nouvelle génération de matelas connectés ouvre des avenues intéressantes pour la surveillance des signes vitaux en milieu clinique. Ce mémoire propose une étude de l'utilité et de la validité d'une telle technologie sur une population présentant des problèmes cardiorespiratoires en contexte clinique. En effet, la surveillance discrète et continue de la fréquence respiratoire (FR) est essentielle pour proposer de meilleurs diagnostics en utilisant des objets connectés. Par conséquent, les nouveaux matelas connectés se concentrent de plus en plus sur la FR. Dans notre travail, nous validons les performances d'un matelas FOS à micro pliures sur 80 sujets admis à l'unité de soins intensifs cardiaques (USIC) en estimant la FR à partir de leur ballistocardiogrammes (BCG). Notre étude propose un nouvel estimateur de la FR, basé sur des modèles harmoniques plus bruit (HNM) et le compare à deux estimateurs connus (à savoir MODWT et CLIE). L'objectif est d'examiner, à l'aide d'un ensemble représentatif de données, la précision de ces méthodes et du matelas connecté. Les résultats de l'application de ces trois estimateurs au BCG montrent que le MODWT est plus précis avec une erreur moyenne absolue moyenne (MAE) de  $5.72 \pm 6.47$  RPM. L'estimateur CLIE s'est montré moins performant avec une MAE de  $10.90 \pm 8.35$  RPM. L'estimateur HNM montre des résultats encourageants de  $8.45 \pm 8.22$  RPM. Des analyses de Bland-Altman ont révélé que chacune de ces méthodes d'estimations fonctionne mieux pour des FR lentes et que l'erreur augmente linéairement en fonction de la vitesse de la FR. Cela signifie que le matelas connecté fonctionne bien dans un intervalle de FR standard de 10-20 respirations par minute (BPM) mais devient moins précis avec une plus grande plage d'estimation. Ces résultats soulignent la nécessité d'améliorer les performances de ces capteurs pour des plages de signes vitaux plus larges. En somme, ce projet propose une base de données bien plus large que les précédentes sur une population ayant différents troubles cardiorespiratoires. De plus, les résultats valident qu'un matelas connecté peut fonctionner, dans de bonnes conditions, sur cette même population.

**Mots-clés:** Matelas connecté, Ballistocardiogramme, Respiration, Anomalies cardiorespiratoires





## **Analysis of ballistocardiogram signals for the detection of cardiorespiratory events**

Samuel OTIS

### **ABSTRACT**

The new generation of connected mattresses opens up interesting avenues for monitoring vital signs in clinical settings. This paper proposes a study of the utility and validity of such technology in a population with cardiorespiratory problems in a clinical setting. Discreet and continuous monitoring of the respiratory rate (RR) is essential to provide better diagnostic when using smart objects. As a result, new intelligent mattresses are increasingly focusing on respiratory rate (RR). In our work, we validate the performance of a microbend FOS mattress on 80 subjects admitted to the cardiac intensive care unit (CICU) by estimating the RR from their ballistocardiograms (BCG). Our study proposes a new estimator of the RR, based on harmonic plus noise (HNM) models and compares it to two known estimators (namely MODWT and CLIE). The objective is to examine, using a representative data set, the accuracy of these methods and of the smart mattress itself. The results of applying these three estimators to the BCG show that the MODWT is more accurate with an average absolute mean absolute error (MAE) of  $5.72 \pm 6.47$  BPM. The CLIE estimator was less efficient with an MAE of  $10.90 \pm 8.35$  BPM. The HNM estimator shows encouraging results of  $8.45 \pm 8.22$  BPM. Bland-Altman analyses revealed that each of these estimation methods works better for slow RRs, but that the error increases linearly with the frequency of the RR. This means that the smart mattress works well within a standard RR range of 10-20 breaths per minute (BPM) but becomes less accurate with a wider range of estimation. These results highlight the need to improve the performance of these sensors for wider ranges of vital signs. In short, this project proposes a much broader database than the previous ones on a population with different cardiorespiratory disorders. Moreover, it validates that a smart mattress can function, under good conditions, on this same population.

**Keywords:** Smart Mattress, Ballistocardiogram, Respiratory activity, Cardiorespiratory events



## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE .....	5
1.1 Surveillance des signes vitaux .....	5
1.1.1 Surveillance du coeur .....	7
1.1.2 Surveillance de la ventilation .....	8
1.1.3 Événements cardiorespiratoires anormaux .....	9
1.1.3.1 Tachycardie (TC) .....	9
1.1.3.2 Bradycardie (BC) .....	10
1.1.3.3 Fibrillation auriculaire (FA) .....	10
1.1.3.4 Asystolie .....	10
1.2 Ballistocardiogramme .....	11
1.2.1 Histoire du BCG .....	11
1.2.2 Description du signal .....	12
1.2.3 Forme d'onde .....	13
1.2.4 Placement des capteurs .....	16
1.3 Capteurs .....	17
1.3.1 Types de capteurs .....	18
1.3.2 Multicanaux .....	22
1.4 Traitement du signal .....	23
1.4.1 Méthode de prétraitement .....	23
1.4.1.1 Filtrage .....	24
1.4.1.2 Artéfacts de mouvement .....	25
1.4.2 Estimation des signes vitaux .....	27
1.4.2.1 Transformé de Fourier discrète (TFD) .....	28
1.4.2.2 Transformé en ondelettes (TO) .....	28
1.4.2.3 Décomposition en modes empiriques (DME) .....	32
1.4.2.4 Cepstre .....	34
1.4.2.5 Apprentissage machine .....	36
1.4.2.6 Méthodes probabilistes .....	38
1.4.2.7 Algorithmes personnalisés .....	39
CHAPITRE 2 ÉTUDE COMPARATIVE DES MÉTHODES D'EXTRACTIONS DU RYTHME CARDIAQUE DEPUIS LE SIGNAL DE BALLISTOCARDIOGRAMME D'UN MATELAS CONNECTÉ .....	43
2.1 Mise en contexte .....	43
2.2 Méthodologie .....	44
2.2.1 Description du capteur de BCG .....	44
2.2.2 Procédure expérimentale .....	46
2.2.3 Implémentation des méthodes d'estimation .....	49

2.2.3.1	Prétraitement .....	49
2.2.3.2	Algorithme de recherche de pics .....	50
2.2.3.3	MODWT .....	52
2.2.3.4	CEEMDAN .....	52
2.2.3.5	Cepstre .....	52
2.2.3.6	Clustering .....	53
2.2.4	Comparaison statistique .....	53
2.2.5	Performances de calcul .....	54
2.3	Résultats et Discussion .....	55
2.3.1	Prétraitement .....	55
2.3.2	MODWT .....	57
2.3.3	CEEMDAN .....	60
2.3.4	Cepstre .....	60
2.3.5	Clustering .....	63
2.3.6	Synthèse des résultats .....	67
2.4	Conclusions .....	71
CHAPITRE 3 ÉTUDE D'UN MATELAS CONNECTÉ PENDANT LA DÉTECTION DE L'ACTIVITÉ RESPIRATOIRE EN MILIEU CLINIQUE .....		
3.1	Mise en contexte .....	73
3.2	Méthodologie .....	75
3.2.1	Procédure expérimentale .....	75
3.2.1.1	Filtrage des patients .....	76
3.2.1.2	Protocole .....	76
3.2.1.3	Enregistrement des données .....	76
3.2.2	Population recrutée .....	78
3.2.3	Implémentation des estimateurs de FR .....	78
3.2.3.1	Prétraitement .....	79
3.2.3.2	Filtrage des artéfacts de mouvements .....	80
3.2.3.3	MODWT .....	80
3.2.3.4	CLIE .....	81
3.2.3.5	HNM .....	84
3.2.4	Validation des données .....	86
3.3	Résultats .....	88
3.3.1	Fréquence cardiaque en contexte clinique .....	88
3.3.2	Fréquence respiratoire en contexte clinique .....	92
3.3.2.1	FR avec MODWT .....	92
3.3.2.2	FR avec CLIE .....	93
3.3.2.3	FR avec HNM .....	94
3.3.2.4	Synthèse des résultats .....	96
3.3.3	Événements anormaux détectés .....	100
3.4	Conclusions .....	101

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS .....	105
ANNEXE I    RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DU CHAPITRE 2 .....	109
ANNEXE II    RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DU CHAPITRE 3 .....	115
BIBLIOGRAPHIE .....	124



## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Résumé des capteurs et méthodes utilisés dans la littérature ..... 40
Tableau 2.1	Performances moyennes et écarts-types des algorithmes sur tous les participants ..... 71
Tableau 3.1	Résumé des caractéristiques physiologiques et démographiques des participants valides recrutés ..... 79
Tableau 3.2	Performance des méthodes d'estimation en fonction de différentes plages de référence respiratoire..... 97
Tableau 3.3	Compilation des événements anormaux détectés durant l'étude en contexte clinique.....101





## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Anatomie du coeur humain ..... 6
Figure 1.2	Complexe PQRST..... 8
Figure 1.3	Intérêt pour le BCG à travers le temps ..... 12
Figure 1.4	Méthodes de lecture du BCG..... 14
Figure 1.5	Signal ECG et BCG..... 15
Figure 1.6	Exemple d'un BCG longitudinal et de ses composants ..... 16
Figure 1.7	Modèle du BCG..... 17
Figure 1.8	Table BCG MB-1 ..... 18
Figure 1.9	Concept du FOS à micro pliages ..... 21
Figure 1.10	Modèle du BCG..... 24
Figure 1.11	Exemple de la TFD ..... 29
Figure 1.12	Résolution temps-fréquence des transformés en ondelettes et de Fourier ..... 30
Figure 1.13	Décomposition typique en ondelettes d'un signal ..... 31
Figure 1.14	Décomposition en modes empiriques d'une série temporelle ..... 33
Figure 1.15	Exemple de cepstre ..... 35
Figure 1.16	Apprentissage machine comparé aux algorithmes standards ..... 37
Figure 2.1	Matelas et module d'acquisition utilisés ..... 45
Figure 2.2	Procédure expérimentale sur chaise..... 46
Figure 2.3	Gilet d'entraînement Hexoskin ..... 47
Figure 2.4	Méthodologie de comparaison ..... 50
Figure 2.5	Pics d'un BCG et pics d'un ECG ..... 51

Figure 2.6	BCG de 300 secondes .....	56
Figure 2.7	BCG de 60 et 10 secondes .....	57
Figure 2.8	Décompositions en coefficients d'ondelettes .....	58
Figure 2.9	Coefficients d'approximations de niveaux 4 .....	59
Figure 2.10	Fréquence cardiaque par décomposition en ondelettes.....	59
Figure 2.11	Décompositions en modes empiriques .....	61
Figure 2.12	Fonction de mode intrinsèque 6 .....	62
Figure 2.13	Fréquence cardiaque par décomposition en modes empiriques.....	62
Figure 2.14	Intervalle de 0.4 à 1.5 seconde des quéfrenes du signal BCG .....	63
Figure 2.15	Fréquence cardiaque par la méthode du cepstre .....	64
Figure 2.16	Segment d'un BCG pour l'entraînement.....	64
Figure 2.17	Pic du segment d'un BCG pour l'entraînement .....	65
Figure 2.18	Cluster typique d'un segment d'entraînement .....	66
Figure 2.19	Fréquence cardiaque par la méthode du clustering .....	67
Figure 2.20	Cluster de mauvaise qualité .....	68
Figure 2.21	Rythmes cardiaques du participant 4 estimés par les 4 méthodes .....	70
Figure 2.22	MAE de chaque méthode pour tous les participants .....	70
Figure 3.1	Positionnement du matelas connecté et de sa boîte d'acquisition .....	77
Figure 3.2	Seuillage des artéfacts de mouvement .....	81
Figure 3.3	Coefficients d'approximations d'un segment de 20 secondes .....	82
Figure 3.4	6 <sup>e</sup> niveau de coefficients représentant la respiration.....	82
Figure 3.5	Exemple de fusion des estimateurs d'autocorrélation, AMDF et MAP.....	83
Figure 3.6	Signal filtré, HNM du coeur et signal respiratoire.....	85
Figure 3.7	Exemple de diagramme de Bland-Altman .....	87

Figure 3.8	Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode MODWT .....	89
Figure 3.9	Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode CLIE.....	90
Figure 3.10	Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode HNM .....	91
Figure 3.11	Signes vitaux de référence et FR estimée par MODWT .....	93
Figure 3.12	Bland-Altman de l'accord entre MODWT et la référence .....	94
Figure 3.13	Signes vitaux de référence et FR estimée par CLIE.....	95
Figure 3.14	Bland-Altman de l'accord entre CLIE et la référence .....	96
Figure 3.15	Signes vitaux de référence et FR estimée par HNM .....	97
Figure 3.16	Bland-Altman de l'accord entre HNM et la référence .....	98



## LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ETS	École de technologie supérieure
CHUM	Centre hospitalier de l'Université de Montréal
USIC	Unité de soins intensifs en cardiologie
BCG	Ballistocardiogramme
ECG	Électrocardiogramme
FOS	"Fiber optic sensor"
TC	Tachycardie
BC	Bradycardie
FA	Fibrillation atriale
FC	Fréquence cardiaque
FR	Fréquence respiratoire
MODWT	Maximal overlap discrete wavelet transform
CEEMDAN	Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptative noise
CLIE	Continuous local interval estimation
HNM	Harmonic plus noise model



## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$\sigma$	Écart-type
s	Seconde
ms	Milliseconde
BPM	Battements par minutes
RPM	Respiration par minute





## INTRODUCTION

Les nouveaux capteurs pour la détection discrète et non invasive des signes vitaux doivent être testés dans un environnement clinique, et ce, afin d'évaluer leur véritable potentiel et leurs limites quant à l'impact qu'ils peuvent avoir sur la santé des usagers. Ces capteurs sont une percée dans les techniques permettant d'offrir un meilleur traitement et de meilleurs soins aux personnes ayant des problèmes cardiorespiratoires. C'est d'autant plus pertinent dans un contexte d'Internet des Objets (IdO), où l'état de santé à long terme des patients sera beaucoup plus simple à surveiller, à l'hôpital comme à la maison (Leenen, Leerentveld, van Dijk, van Westreenen, Schoonhoven & Patijn (2020); Shea & Chamoff (2011)). Considérant que les données à long terme, discrètement acquises, sont nécessaires pour offrir des diagnostics plus précis (Cardona-Morrell, Prgomet, Turner, Nicholson & Hillman (2016); Donaldson, Corrigan, Kohn & others (2000)), il est primordial de vérifier l'efficacité de ces capteurs. Récemment, les matelas connectés acquérant le ballistocardiogramme (BCG) se sont montrés de plus en plus fiables et efficaces, tout en étant complètement non-invasifs du point de vue d'un usager (Sadek (2018)). Le BCG est le mouvement du corps suite à l'action mécanique du cœur. Il a été montré, dans de multiples revues et études, qu'il est possible d'en capter le signal et d'en extraire la fréquence cardiaque (FC) (Gordon (1877); Inan, Migeotte, Park, Etemadi, Tavakolian, Casanella, Zanetti, Tank, Funtova, Prisk & Rienzo (2015); Sadek (2018); Singewald (1954)). D'autres informations concernant la santé et le fonctionnement du cœur sont aussi présents dans le signal BCG. Il contient également le mouvement de la respiration lorsque l'utilisateur inspire et expire, donc quand sa cage thoracique se contracte et s'expand. Il semble donc être possible, sous toutes réserves, d'extraire également la fréquence respiratoire (FR). Ainsi, si un sujet est appuyé sur un matelas connecté, il est possible d'obtenir ses signes vitaux de façon totalement discrète pendant sa présence sur un lit.

Malgré cette attrayante technologie, la grande majorité des études réalisées avec le signal BCG sont faites sur de petites quantités de sujets en santé et généralement assez jeunes, à l'exception

de quelques-unes en lien avec l'insuffisance cardiaque et la fibrillation atriale (Brueser, Diesel, Zink, Winter, Schauerte & Leonhardt (2013); Giovangrandi, Inan, Banerjee & Kovacs (2012); Inan, Etemadi, Paloma, Giovangrandi & Kovacs (2009a); Jung, Hwang, Yoon, Lee, Jeong & Park (2014); Kortelainen, Mendez, Bianchi, Matteucci & Cerutti (2010); Lau, Chen, Teo, Ng, Rumpel, Lian, Yang & Kei (2013); Mack, Patrie, Suratt, Felder & Alwan (2009); Rosales, Skubic, Heise, Devaney & Schaumburg (2012b)). Ce phénomène pose deux problèmes majeurs dans ce champ de recherche. D'abord, les échantillons sont tout simplement trop petits (de 1 à 22 sujets à travers les études) pour fournir une information concluante sur les résultats (Sadek (2018)). Nous ne pouvons donc pas accorder la crédibilité des études cliniques d'envergures à de telles études. Ensuite, les participants dans les études ne sont pas représentatifs des utilisateurs ciblés. Les utilisateurs potentiels de ces capteurs ont généralement des problèmes de santé et des paramètres physiologiques contrastés comme le poids, l'âge, les habitudes de vie, les troubles cardiorespiratoires, etc. Tous ces paramètres ont des effets sur la qualité du signal BCG acquis (Harrison & Smith (1980)). Ces deux problèmes doivent être pris en compte dans la recherche actuelle puisque nous voulons extraire les signes vitaux de façon robuste et fiable sur tous les types de sujets. Il est donc important de recruter des participants possédant une très grande variabilité de leurs paramètres physiologiques et pathophysiologiques.

Dans ce mémoire, une partie du projet est consacrée à l'étude des méthodes préexistantes en estimation de la FC à partir du signal BCG. Cette analyse des méthodes permet ainsi de déterminer si elles sont réapplicables pour la détection de la respiration. Cet aspect est important puisque, dans son ensemble, ce projet de recherche se concentre sur la détection de l'activité respiratoire et donc de la FR. La FR est un signe vital qui a été négligé par le passé du à son manque de précision (Alleway (2005); Cretikos, Bellomo, Hillman, Chen, Finfer & Flabouris (2008); Philip, Richardson & Cohen (2013); Semler, Stover, Copland, Hong, Johnson, Kriss, Otepka, Wang, Christman & Rice (2013)). Les recherches se sont effectivement peu penchées sur la pertinence d'utiliser ce signe vital dans la dernière décennie, le personnel hospitalier préférant

l'estimer manuellement en comptant visuellement les respirations des patients. Elle se montre pourtant être un marqueur important de maladie grave dans certaines conditions (Cretikos *et al.* (2008) ; Subbe & Kinsella (2018)). Nous pensons donc qu'il est possible d'extraire, avec précision et sous certaines contraintes, la FR du signal BCG acquis sur une population représentative des personnes ayant des troubles cardiorespiratoires.

Afin de vérifier cette hypothèse, les objectifs de ce projet de recherche sont de :

1. Mettre au point un outil de collecte du signal BCG ;
2. Mettre en oeuvre une riche base de données de signaux BCG mesurés sur une population ayant des troubles cardiorespiratoires ;
3. Sélectionner la meilleure méthode d'estimation des signes vitaux depuis le BCG ;
4. Valider les signes vitaux issus du BCG avec des équipements de références.

Afin de bien représenter la recherche faite durant cette maîtrise, ce mémoire aborde en détail les différentes étapes qui ont mené à la fin du projet. Dans la prochaine section, une revue de littérature exhaustive donne au lecteur tous les outils et références nécessaires pour bien comprendre le contexte scientifique qui circonscrit ce projet. Nous y décrivons le fonctionnement du coeur, les mouvements qu'il génère, comment les capter et les événements cardiorespiratoires anormaux qui peuvent potentiellement survenir. Plus de détails quant au mouvement de la respiration suivront. Nous présentons ensuite, dans le détail, les origines du BCG, sa signification et les différents capteurs qui ont été mis au point, dans la littérature, pour le détecter. Nous proposons ensuite une explication complète des méthodes qui ont été explorées pour prétraiter et estimer le signal BCG afin d'en extraire les signaux comme le FC et la FR. Au final, afin de bien comprendre la nécessité de cette recherche, il est primordial de comparer les études ayant utilisé des sujets sains et des sujets souffrant de troubles cardiorespiratoires.

Au chapitre 2, nous présentons l'étude préliminaire dans laquelle nous avons mis au point l'outil de collecte et réalisé une collecte exploratoire de données. Cette collecte était pertinente afin de sélectionner la méthode d'estimation des signes vitaux qui serait la plus pertinente pour la suite du projet.

Au chapitre 3, nous présentons l'étude complète qui a été réalisée dans un contexte clinique, au CHUM, afin d'acquérir une grande quantité d'enregistrements du signal BCG sur des patients ayant des troubles cardiorespiratoires. Nous y faisons l'analyse complète des données ainsi que l'estimation des signes vitaux. Nous réalisons ensuite la comparaison avec les équipements de références de l'hôpital. Cette analyse permet de bien représenter les forces et les limites actuelles du capteur et des méthodes présentes dans la littérature pour estimer les signes vitaux.

Finalement, ce mémoire se termine avec une conclusion et des recommandations détaillées sur les choix à faire dans le domaine de la détection des signes vitaux par un matelas connecté. Les contraintes actuelles et les défis futurs y sont d'ailleurs expliqués.

## **CHAPITRE 1**

### **REVUE DE LITTÉRATURE**

Afin de bien comprendre la pertinence du travail présenté dans ce mémoire, il est nécessaire de bien comprendre le sujet dont on traite. Cette revue de littérature se veut un survol exhaustif de toutes les facettes traitées dans ce projet. D'abord, les différents signes vitaux seront présentés. Il sera ainsi possible de bien comprendre d'où proviennent ceux-ci, comment il est possible de les mesurer à notre époque et que signifient des valeurs anormales de ceux-ci. Ensuite, le concept du ballistocardiogramme, central à ce mémoire est expliqué dans le détail. On résume ensuite tous les capteurs de ballistocardiogrammes connus afin de bien mettre en emphase celui qui est utilisé pour nos recherches. Finalement, nous présentons toutes les méthodes de traitement du signal, à notre connaissance, utilisées dans l'estimation des signes vitaux depuis le signal de ballistocardiogramme.

#### **1.1 Surveillance des signes vitaux**

Il existe quatre signes vitaux primaires : la fréquence cardiaque (FC), la fréquence respiratoire (FR), la température corporelle et la pression artérielle (Ball, Dains, Flynn, Solomon & Stewart (2014)). La surveillance de ces signes vitaux est le moyen le plus efficace d'établir l'état de santé d'un sujet vivant. Non seulement elle permet d'obtenir des informations instantanées sur l'état du patient, mais elle permet aussi d'effectuer un suivi continu de son état et ainsi d'augmenter sa sécurité lors de son hospitalisation (Jensen, Skår & Tveit (2018) ; Kyriacos, Jelsma & Jordan (2011) ; Storm-Versloot, Verweij, Lucas, Ludikhuize, Goslings, Legemate & Vermeulen (2014) ; Watkins, Whisman & Booker (2016)). Dans le cadre de ce mémoire, nous nous intéressons à la FC et plus particulièrement à la FR, des marqueurs concrets de la santé du coeur, des poumons et de la circulation sanguine.

Le coeur humain est situé entre les poumons et sous le sternum. Il est notamment recouvert par une couche protectrice appelée péricarde. Il est composé de quatre chambres principales, à savoir les oreillettes gauche et droite, dans la partie supérieure, ainsi que les ventricules gauche

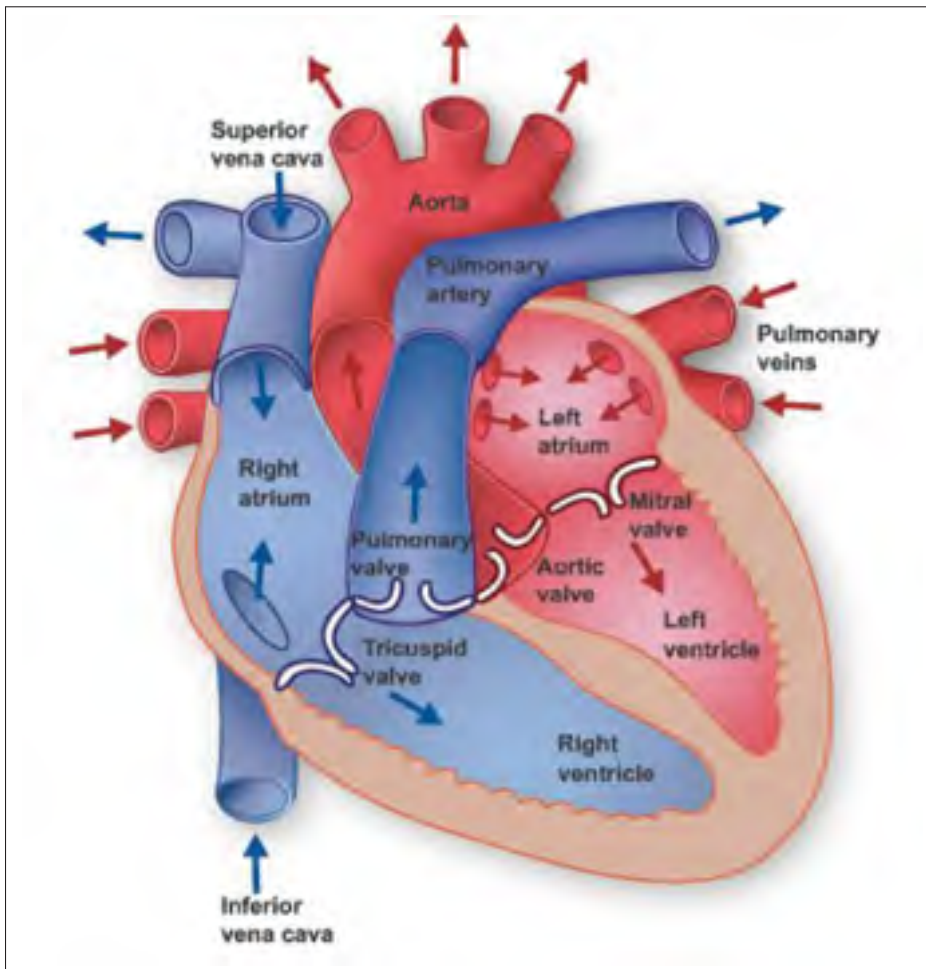


Figure 1.1 Anatomie du coeur humain  
 Tirée de [www.texasheart.org](http://www.texasheart.org)  
 (Consulté le 2018-08)

et droit, dans la partie inférieure (voir figure 1.1). Ensemble, ils permettent d'acheminer le sang oxygéné à travers le corps et d'envoyer le sang vicié vers les poumons pour le recharger en oxygène. C'est d'ailleurs le ventricule gauche qui est le plus large et le plus puissant, permettant ainsi de pousser le sang jusqu'aux extrémités de l'arbre vasculaire du corps. La FC est mesurée, en contexte clinique, comme étant le nombre de battements par minutes (BPM) de l'organe cardiaque. Un coeur sain bat entre 50 et 90 battements par minutes (BPM)(Spodick (1993)). La FC maximale dépend de l'âge et peut être estimée par la formule 1.1 (Tanaka, Monahan & Seals (2001)).

$$FC_{max} = 208 - 0.7 * age \quad (1.1)$$

La FC minimale pourrait, selon certaines études, être aussi basse que 35 BPM (Bjerregaard (1983); Kostis, Moreyra, Amendo, Di Pietro, Cosgrove & Kuo (1982)).

Un autre signe vital important est la FR, qui est mesurée en respiration par minute (RPM). Une FR normale se situe entre 10 et 20 RPM alors qu'une FR lente, appelée bradypnée, varie entre 4 et 10 RPM (Russo, Santarelli & O'Rourke (2017)). Un rythme respiratoire rapide, qu'on appelle tachypnée, est supérieur à 20 RPM et peut aller jusqu'à 39 RPM chez les adultes malades (Cretikos *et al.* (2008)).

### 1.1.1 Surveillance du coeur

L'électrocardiogramme (ECG) offre des informations importantes sur le fonctionnement du coeur par l'entremise de son activité électrique. D'abord découvert au 19e siècle, l'ECG était mesuré à l'aide d'un imposant galvanomètre (AlGhatrif & Lindsay (2012)). Les méthodes pour acquérir, caractériser et interpréter l'ECG se sont développées pour en arriver à sa représentation moderne telle que visible à la figure 1.2. Aujourd'hui, une ou plusieurs électrodes (jusqu'à 12) placées selon des schémas standardisés autour du coeur permettent d'acquérir la forme d'onde de l'ECG (AlGhatrif & Lindsay (2012)). Un battement cardiaque est lié à un complexe QRS, soit les points principaux de la forme d'onde de l'ECG. Le pic R de l'ECG survient lorsque les ventricules se contractent et expulse le sang vers la périphérie du corps. Différents algorithmes, le plus courant étant celui de Pan et Tompkins (Pan & Tompkins (1985)), permettent d'extraire la FC du signal ECG. D'autres outils bien connus permettent aussi de récupérer le rythme cardiaque. Par exemple, la mesure de la saturation en oxygène du sang, appelée oxymétrie, permet d'obtenir le rythme cardiaque d'un patient par l'entremise de capteurs optiques réalisant ce qu'on appelle communément une photopléthysmographie (Wieringa, Mastik & Steen (2005)). La mesure de la pression artérielle permet aussi de déduire le rythme cardiaque en observant

l'alternance entre les pressions systoliques (lorsque le coeur expulse le sang) et les pressions diastoliques (lorsque le coeur se décontracte et se remplit à nouveau de sang).

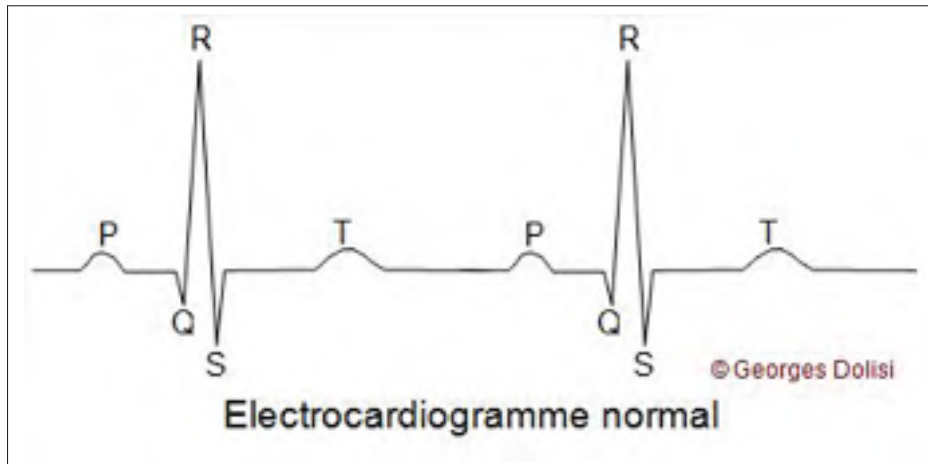


Figure 1.2 Tracé du complexe PQRST d'un électrocardiogramme typique  
Tirée de dictionnaire-medical.net  
(Consulté le 2020-05)

### 1.1.2 Surveillance de la ventilation

La caractérisation de la respiration n'a pas son plein potentiel dans le milieu hospitalier malgré son importance dans le suivi de la santé des patients (Alleway (2005); Cretikos *et al.* (2008); Semler *et al.* (2013)). En général, il arrive que des infirmières calculent le FR en comptant manuellement les respirations d'un patient puisque cela se révèle être plus précis et moins complexe que les appareils permettant de surveiller la FR (Philip *et al.* (2013)). Cependant, plusieurs technologies existent pour le faire automatiquement. L'oxymétrie, décrite précédemment, permet aussi de caractériser la ventilation (Leonard, Beattie, Addison & Watson (2003)). La capnographie, impliquant des canules nasales, acquiert les niveaux de CO<sub>2</sub> et il est ensuite possible d'en déduire la ventilation (Krauss (2018)). La pléthysmographie transthoracique, mesurant le changement de volume du thorax, est l'une des méthodes les plus précises pour mesurer la ventilation malgré le risque de ne pas détecter une obstruction respiratoire (Kelley & Ramsay (2014)). Une autre des mesures standards est la spirométrie, soit la mesure du débit d'air inspiré et expiré par le patient. C'est un capteur non invasif qui permet d'extraire plusieurs caractéristiques importantes



de la fonction respiratoire telles que le débit maximal de sortie, le volume maximal d'expiration ainsi que différents ratios (Moore (2012)). Certains hôpitaux utilisent aussi la bioimpédance entre des électrodes de l'ECG pour caractériser le rythme respiratoire (Ginsburg, Lenahan, Izadnegahdar & Ansermino (2018)). On mesure donc, avec cette méthode, la fluctuation dans le volume des poumons lors de la respiration. Plusieurs autres capteurs, tous plus ou moins utilisés actuellement, permettent d'acquérir la FR (Ginsburg *et al.* (2018)).

### **1.1.3 Événements cardiorespiratoires anormaux**

Lorsqu'on mesure la FC ou la FR, nous nous attendons à voir apparaître une information particulière qui nous renseigne sur l'état de santé de la personne. Plusieurs phénomènes détectables existent et aident le clinicien à poser son diagnostic. Parmi ceux-ci, nous retrouvons la tachycardie (TC), la bradycardie (BC), la fibrillation auriculaire (FA) et l'asystolie. Ce sont quatre événements de l'ECG qui peuvent être communément enregistrés durant la présence d'un patient à l'hôpital.

#### **1.1.3.1 Tachycardie (TC)**

La TC est une condition durant laquelle le coeur bat à plus de 100 battements par minutes (BPM) (Goldberger, Goldberger & Shvilkin (2017)). La TC se sépare en 3 sous-types :

1. La TC supraventriculaire se caractérise par un défaut de l'activité électrique dans l'oreillette ou dans la zone auriculoventriculaire. Cela cause l'augmentation abrupte du rythme cardiaque, durant lequel les ventricules ne peuvent se remplir complètement, et la diminution du sang envoyé dans le corps.
2. La TC ventriculaire est aussi causée par un mauvais relais électrique dans le bas du ventricule, occasionnant ainsi les mêmes problèmes que pour la TC supraventriculaire.
3. La TC sinusale provient d'un rythme électrique très élevé envoyé au noeud sinusale. Il continue cependant à battre à un rythme normal.

### 1.1.3.2 Bradycardie (BC)

La BC survient lors d'un rythme anormalement lent sous 60 BPM (Goldberger *et al.* (2017)). Elle se présente autant pour les patients sains (généralement des athlètes élités) que malades, mais est tout de même un signe potentiel de dysfonction interne, de dommage au système de conduction des signaux électriques du coeur ou de réponse de tissus normaux à des facteurs externes.

### 1.1.3.3 Fibrillation auriculaire (FA)

La FA est la forme la plus fréquente d'arythmie cardiaque observée (Xu, Luc & Phan (2016)). La FA est caractérisée par des dépolarisations rapides et irrégulières dans les oreillettes allant à un rythme de 400 à 600/minutes (Goldberger *et al.* (2017)). Les oreillettes ne se contractent donc pas efficacement et le sang y demeure statique, augmentant la chance de former des caillots. Les ventricules peuvent aussi se contracter de façon irrégulière et ainsi diminuer l'efficacité de l'éjection du sang dans les vaisseaux sanguins.

### 1.1.3.4 Asystolie

Il arrive que le noeud sinusal mal fonctionne et mène à l'absence d'activité mécanique des ventricules (Goldberger *et al.* (2017); Jordan & Morrisonponce (2019)). Le coeur ne bat donc plus et une lecture de l'ECG montre une ligne plate sans activité électrique (aucun complexe QRS). Une asystolie de trop longue durée mène à l'arrêt cardiaque.

Les signes vitaux sont certainement utile pour surveiller l'état de santé d'un patient, mais la plupart des méthodes utilisées sont souvent invasives, difficiles à mettre en place ou encore technologiquement complexes. La prochaine section nous présente en détail le signal de ballistocardiogramme, une nouvelle méthode de surveillance des signes vitaux, qui offre plusieurs avantages.

## 1.2 Ballistocardiogramme

Parmi les méthodes permettant d'acquérir la fréquence cardiaque et la fréquence respiratoire, nous trouvons le ballistocardiogramme (BCG). Ce type de cardiographie mesure les forces balistiques subies par le corps en réponse au sang éjecté par le coeur dans tout le reste du corps (Gordon (1877)). De plus, ce signal est directement modulé par la respiration (Polo, Tafti, Hämäläinen, Vaahtoranta & Alihanka (1992); Prisk, Verhaeghe, Padeken, Hamacher & Paiva (2001); Zink, Brüser, Stüben, Napp, Stöhr, Leonhardt, Marx, Mischke, Schulz & Schiefer (2017)). Le signal BCG est donc considéré comme contenant le signal cardiaque et le signal respiratoire.

### 1.2.1 Histoire du BCG

C'est JW Gordon qui a d'abord observé le phénomène du BCG sur une personne debout sur une balance mécanique. Un mouvement périodique de l'aiguille s'est révélé être synchronisé avec les phases systolique et diastolique du coeur (Gordon (1877)). De multiples recherches ont étudié le BCG au XXe siècle. Le BCG a malheureusement perdu en popularité puisque 1) les technologies et méthodes de l'époque limitaient les données pouvant être extraites, 2) il n'y avait pas d'accent sur les diagnostics cliniques, 3) il n'existait pas de standard de mesure du BCG et 4) il s'est vu remplacée par des techniques non invasives plus attirantes comme l'échocardiographie (Giovanrandi, Inan, Wiard, Etemadi & Kovacs (2011)). Il est possible de voir, à la figure 1.3, que le domaine de la ballistocardiographie a perdu beaucoup de son intérêt dans les années 80. Cependant, de nouvelles technologies et méthodes de traitements de signal permettent à la communauté scientifique de revisiter ce domaine à partir des années 2000 (Giovanrandi *et al.* (2011)). C'est très récemment, soit depuis environ 2005, que l'intérêt de la communauté scientifique pour cette technique s'est revigoré. De multiples capteurs sensibles aux moindres variations de mouvements ont vu le jour et de nouvelles méthodes de traitement de signal, dont l'apprentissage machine, ont été mis au point (Giovanrandi *et al.* (2011); Inan *et al.* (2015)). De surcroît, le contexte médical a évolué vers un paradigme de télémédecine où les patients sont surveillés à distance et de façon non invasive (Perednia & Allen (1995)).

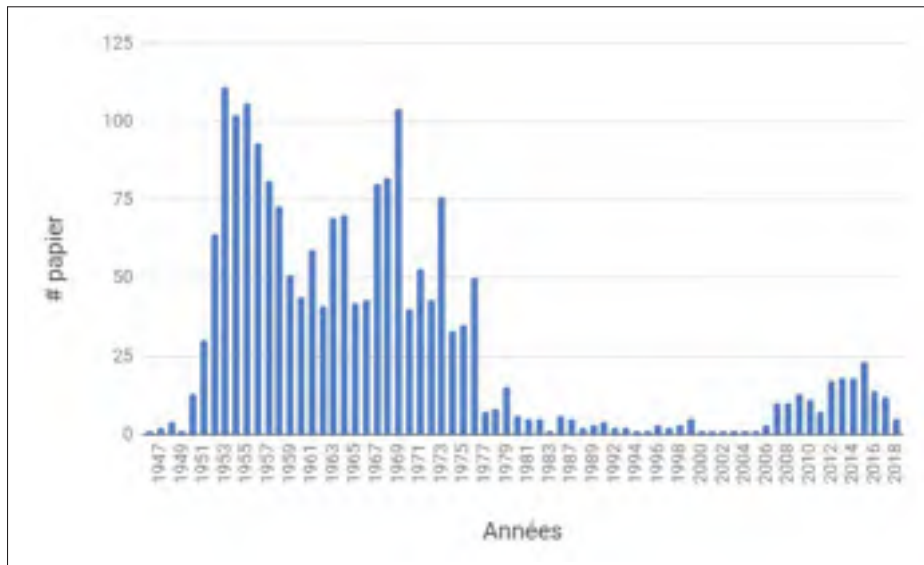


Figure 1.3 Intérêt pour le BCG à travers le temps  
 Le domaine de la balistocardiographie a perdu de l'intérêt dans les années 80, mais en a repris dans les années 2000. Ce graphique représente seulement les publications disponibles sur PubMed utilisant les mot-clés Mesh "Ballistocardiography" NOT "Magnetic Resonance Imaging" NOT "Electroencephalography"  
 Adaptée de PubMed (2019)

## 1.2.2 Description du signal

Lorsque le coeur éjecte le sang dans les vaisseaux sanguins périphériques, le corps subit un déplacement dans de multiples axes en réponse à cette éjection. Une analogie intéressante est le recul qu'une arme à feu subit lorsqu'un projectile est tiré. On mesure ainsi les déplacements du centre de masse du corps auxquels les artères majeures contribuent (Noordergraaf & Heynekamp (1958); Westerhof, Bosman, De Vries & Noordergraaf (1969)). C'est un signal périodique s'apparentant à l'ECG, mais légèrement décalé, sur le plan temporel, puisqu'il est synchronisé avec les phases de systole et de diastole. Il survient environ 300 ms après le complexe QRS puisqu'on mesure la réponse mécanique du corps, soit le mouvement après l'expulsion du sang. Il est possible de découvrir un signal BCG autant dans l'axe longitudinal (pied-tête), transversal (poitrine-dos) ou sagittal (gauche-droite) (Migeotte, De Ridder, Tank, Pattyn & Prisk (2012)). Leurs propriétés sont cependant différentes dépendamment de l'axe étudié. Les différents

systèmes (voir figure 1.4) qui permettent de mesurer le BCG dans différents axes sont d'ailleurs une façon de voir l'information du BCG en fonction de l'axe (Inan *et al.* (2015)) :

- accéléromètres (longitudinal, transversal et/ou sagittal) :
  - fonctionne mieux en faible gravité ou gravité nulle ;
  - les artéfacts de mouvements doivent être détectés et diminués ;
  - le positionnement des capteurs affecte la qualité du signal enregistré.
- lit (longitudinal ou transversal)
  - couplage indésirable entre l'axe longitudinal et transversal ;
  - la position lors du sommeil affecte la forme du BCG.
- chaise (longitudinal ou transversal) :
  - la posture affecte la qualité et la répétabilité du signal.
- balance (longitudinal) :
  - la posture affecte la qualité et la répétabilité du signal ;
  - les artéfacts de mouvements doivent être détectés et diminués.

### 1.2.3 Forme d'onde

Tout comme l'ECG possède le complexe QRS, le BCG possède le complexe IJK (figure 1.5). Le complexe IJK est associé avec la systole du coeur et son amplitude varie avec la respiration d'une personne (Inan *et al.* (2009a)). Les petites ondes entre les différents complexes ne s'apparentent pas à la diastole, contrairement à des hypothèses précédemment émises (Gubner, Rodstein & Ungerleider (1953)). Elles découlent apparemment plutôt de la configuration du système mécanique une fois celui-ci modélisé (Inan *et al.* (2009a)). Toutes les composantes du BCG sont montrées en détail à la figure 1.6

Un modèle mathématique (figure 1.7) du BCG permettant de résumer l'action des forces intra-aortique lors de l'éjection du sang des ventricules a été développé par Kim *et al.* (Kim, Ober, McMurtry, Finegan, Inan, Mukkamala & Hahn (2016)). L'aorte a été simplifiée comme

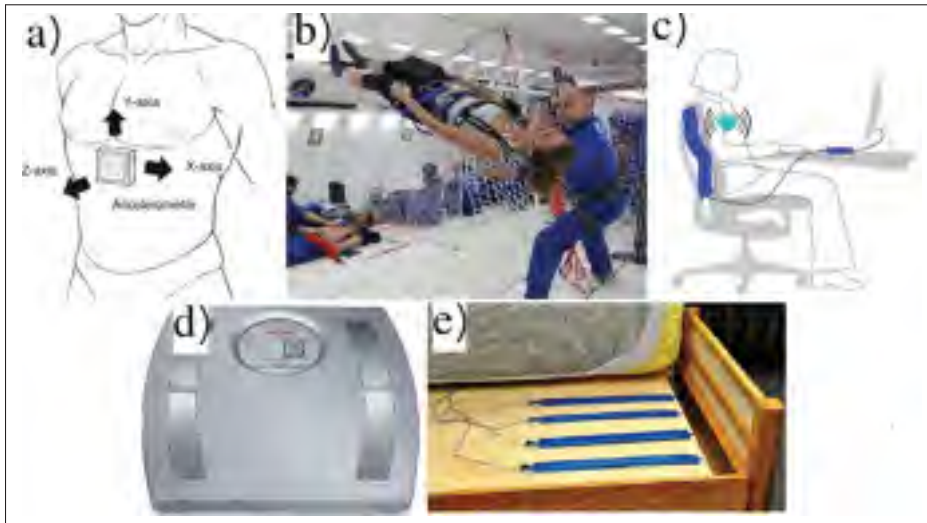


Figure 1.4 a) Utilisation d'un accéléromètre dans les trois axes pour mesurer le BCG

Tirée de Park & Yoon (2018)

b) Étude en microgravité du BCG sans artéfacts de mouvement

Tirée de LPHYS (2014))

c) Matelas connecté pour capter le BCG sur une chaise

Tirée de Otis *et al.* (2018)

d) Balance électronique pour capter les variations de poids dues au BCG

Tirée de flickr.com

(Consulté le 2020-05)

e) Capteurs de force placés sous un matelas pour capter le BCG d'un sujet couché

Tirée de phys.org

(Consulté le 2020-05)

étant l'assemblage de deux cylindres de rayons et longueurs différents dans lesquels les pressions sanguines interagissent pour créer le signal du BCG dans le reste du corps. Il est donc possible d'estimer la force instantanée longitudinale  $F_{BCG}(t)$  comme étant :

$$F_{BCG}(t) \approx A_D[P_1(t) - P_2(t)] - A_A[P_0(t) - P_1(t)]$$

où  $P_0(t)$  représente la pression sanguine à l'entrée de la partie ascendante de l'aorte ;  $P_1(t)$  représente la pression sanguine à la sortie de la partie ascendante de l'aorte ou l'entrée de la partie descendante de l'aorte ;  $P_2(t)$  représente la pression sanguine à la sortie de la partie

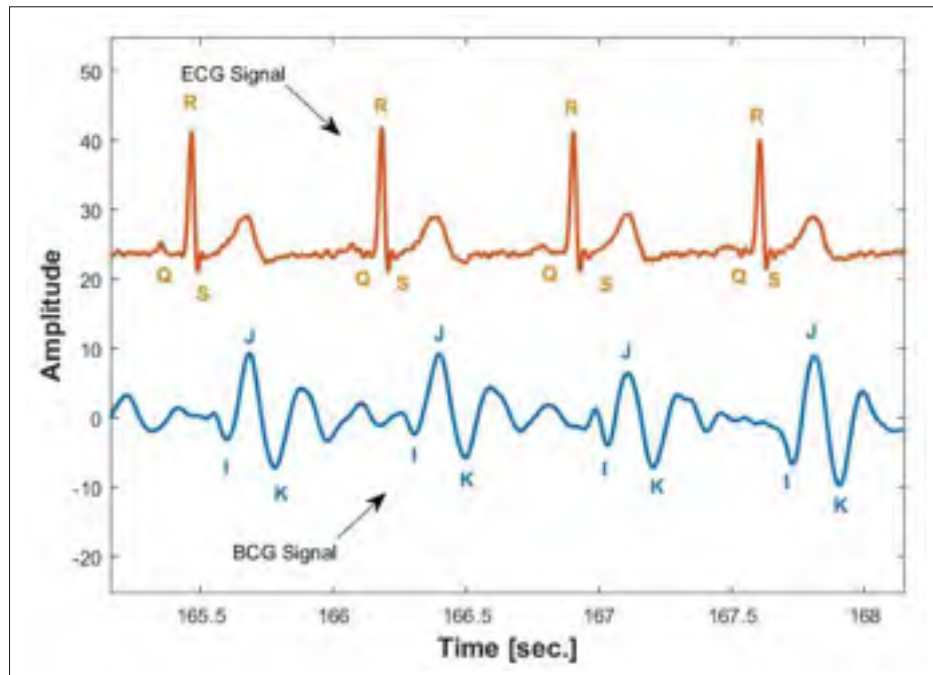


Figure 1.5 Signal ECG et signal BCG enregistrés au même moment  
Tirée de Pino *et al.* (2017)

descendante de l'aorte ;  $A_A$  est la surface de la section ascendante de l'aorte et  $A_D$  est la surface de la section descendante de l'aorte.

Des modèles plus complexes, mais plus précis ont été développés par différentes équipes afin de modéliser les forces liées au BCG. Un modèle dans lequel nous considérons uniquement la partie courbée de l'aorte, soit l'arche, a été développé par Pinheiro *et al.* (Pinheiro, Postolache & Girão (2016)). L'une des premières interprétations théoriques du BCG basées sur un modèle physique théorique en boucle fermée du système cardiovasculaire a été proposée par Guidoboni *et al.* (Guidoboni, Sala, Enayati, Sacco, Szopos, Keller, Popescu, Despina, Huxley & Skubic (2019)). Un modèle mathématique par élément fini du système vasculaire aortique dans le thorax a été mis au point par Wiard *et al.* (Wiard, Kim, Figueroa, Kovacs, Taylor & Giovangrandi (2009)). Celui-ci permet de quantifier les forces générées par le flux sanguin lors de l'action du coeur. Quoiqu'il en soit, la manière exacte dont les forces générées par le coeur se répandent dans le corps est complexe et les différents modèles tentent au mieux de les représenter.

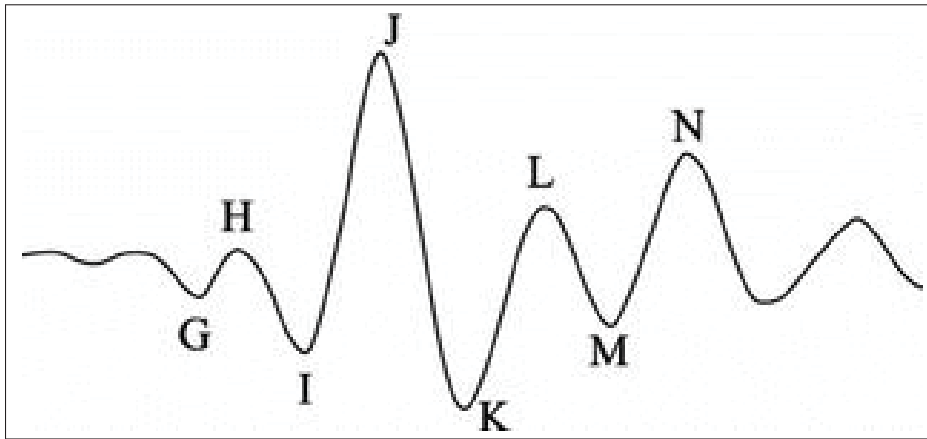


Figure 1.6 Exemple d'un BCG et ses composants

G : Petite ondulation vers le bas due à la contraction des oreillettes

H : Déflexion vers le haut débutant près du pic R de l'ECG

I : Déflexion vers le bas associé à la contraction des ventricules

J : La plus grande ondulation survenant à la fin de la contraction des ventricules

K : Ondulation vers le bas à la fin de la systole

L, M et N : Trois ondulations amorties suite à l'ondulation K

Tirée de Park & Yoon (2018)

#### 1.2.4 Placement des capteurs

L'endroit où les capteurs sont placés lors de l'acquisition d'un signal BCG modifie grandement la forme de celui-ci. Les quelques études ayant utilisé un accéléromètre ont observé qu'il y avait des différences entre les signaux mesurés sur le sternum et ceux entre les omoplates (Migeotte, Lejeune, Delière, Caiani, Casellato, Tank, Funtova, Baevsky, Prisk & van de Borne (2014)). Cela implique donc nécessairement aussi des différences entre un BCG capté sous les pieds et un BCG capté sous la tête lorsqu'elle est appuyée sur une surface. Il est important de comprendre que le BCG n'a pas toujours la forme du BCG longitudinal représentée à la figure 1.6. La majorité des études courantes s'orientent sur un BCG transversal (axe poitrine-dos). Quelques-unes utilisent un capteur sur lequel le sujet s'assoit (Junnila, Akhbardeh, Barna, Defee & Varri (2006); Luna-Lozano & Alvarado-Serrano (2012); Pino, Chávez & Aqueveque (2015)) afin de détecter un BCG longitudinal. D'autres utilisent une balance pour mesurer le BCG longitudinal à partir



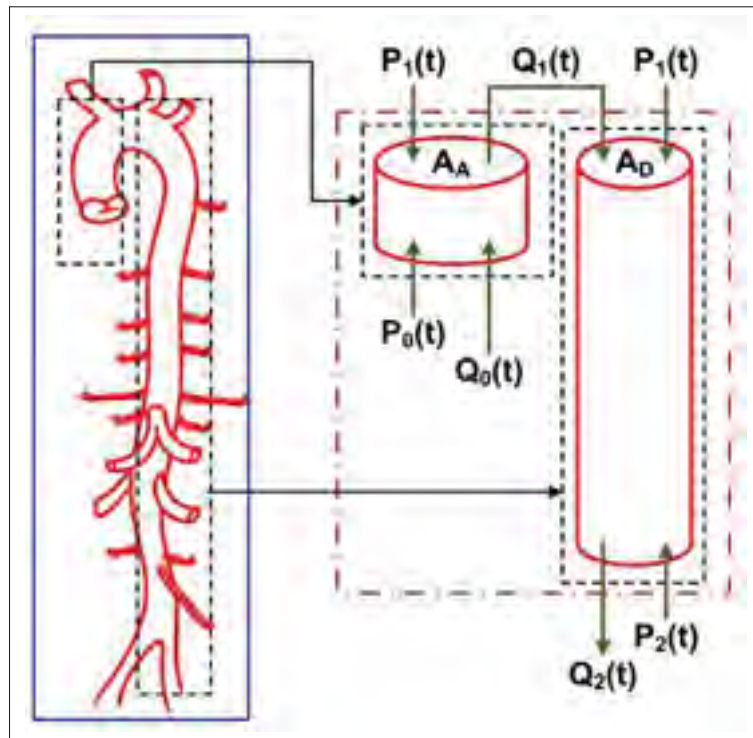


Figure 1.7 Modèle mathématique de la force du BCG dans l'aorte  
Tirée de Kim *et al.* (2016)

des pieds d'une personne debout (Gilaberte, Gómez-Clapers, Casanella & Pallas-Areny (2010); Giovangrandi *et al.* (2012); Inan *et al.* (2009a)).

### 1.3 Capteurs

Depuis les premières études sur le BCG, différentes façons d'acquérir le BCG ont été explorées. Les premières recherches menées par Starr ou Henderson se faisaient avec l'utilisation d'une table, sur laquelle le sujet était couché, pour capter les mouvements longitudinaux du corps, soit de la tête aux pieds (voir figure 1.8)(Henderson (1905); Starr (1964); Starr, Rawson, Schroeder & Joseph (1939)). Une balance pour capter le BCG longitudinal était utilisée par Gordon dans ses premières recherches (Gordon (1877)). Plus récemment, les recherches se concentrent sur le mouvement transversal, c.-à-d. de la poitrine vers le dos, pour capter le BCG. Des capteurs sensibles aux mouvements placés sous le dos (Alihanka, Vaahtoranta & Saarikivi

(1981)), sur des sièges (Koivistoinen, Junnila, Varri & Koobi (2004)) ou sous d'autres zones du corps lorsqu'une personne est assise ou couchée (Zhu, Zhang, Jayachandran, Ng, Biswas & Chen (2013)) permettent de capter le BCG. Dépendamment du but des travaux, un accéléromètre placé sur le sternum ou un autre placé sur un pied présenteront des lectures différentes du BCG. Peu d'information sur les façons de placer les capteurs et les implications physiologiques est disponible dans la littérature (Inan *et al.* (2015)).

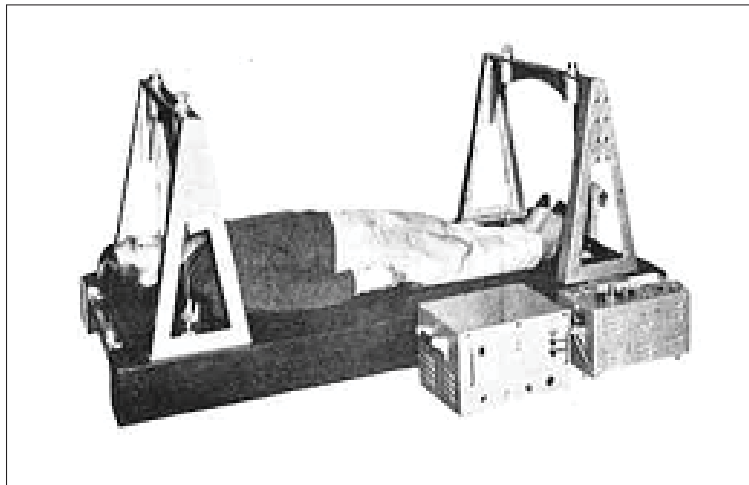


Figure 1.8 Table BCG MB-1 de la compagnie Nihon Kohden  
Tirée de benthamopen.com  
(Consulté le 2020-05)

### 1.3.1 Types de capteurs

Dans les années 80, la technologie était limitée en ce qui avait attrait à l'acquisition du BCG. Récemment, le domaine du BCG a eu une résurgence avec l'arrivée de technologies plus modernes. De multiples capteurs utilisant différents phénomènes électriques, optiques ou mécaniques permettent de retrouver le signal BCG. Voici d'ailleurs une liste résumant les différents capteurs existants :

- piézoélectrique :
  - EMFi;

- PVDF;
- mécaniques :
  - hydraulique;
  - jauge de contrainte;
  - cellules de charge;
- optiques :
  - infrarouge;
  - fibre optique (Bragg ou micro-pliages);
- ultrasonique.

Deux types de capteurs, soit acoustique et infrarouge, utilisent les réflexions de leurs ondes sur des surfaces pour estimer la distance avec lesdites surfaces. Un réseau de capteurs ultrasoniques pouvant être placés sous un matelas et qui est sensible au déplacement des parois a été mis au point (Yamana, Tsukamoto, Mukai, Maki, Ogawa & Yonezawa (2011)). Il permet ainsi de récupérer la FC et la FR. L'insertion de capteurs infrarouges entre les ressorts d'un matelas a été explorée afin d'enregistrer les mouvements du BCG (Maki, Ogawa, Tsukamoto, Yonezawa & Caldwell (2010)). Ils ont retrouvé la FC et la FR depuis le signal BCG d'une personne couchée sur le matelas. Plusieurs capteurs de force ont aussi été mis au point pour capter le BCG ou les mouvements des sujets. Des capteurs hydrauliques ont permis d'extraire les battements du coeur (Lydon, Su, Rosales, Enayati, Ho, Rantz & Skubic (2015); Rosales *et al.* (2012b)). De multiples équipes ont aussi mis à profit les données provenant de jauges de contraintes, généralement configurées en cellules de charges, pour acquérir les signes vitaux, surveiller le sommeil des sujets et, entre autres, vérifier l'état de santé des bébés (Brüser, Stadlthanner, Brauers & Leonhardt (2010); Choi, Chung, Lee, Jeong & Park (2009); Kutilek, Hozman & Smrcka (2012); Lee, Yoon, Jung, Hwang & Park (2015); Paalasmaa & Others (2014); Waltisberg, Amft, Brunner & Troester (2016)). Les jauges de contrainte mesurent la force ou le stress sur un matériau interne au capteur via la variation de sa conductivité électrique lorsque soumises à une charge (Ruge (1944)). Une cellule de charge, constituée de quatre jauges de contrainte reliées en pont de Wheatstone (Wheatstone (1843)), est plus sensible qu'une jauge de contrainte seule. Dans les capteurs de forces les plus utilisés figurent

les capteurs piézoélectriques, nommément les films électromécaniques (“Electromechanical Film”(EMFi)) et les polyfluorure de vinylidène (“PolyVinylidene Fluorure”(PVDF)). L’EMFi est un film élastique chargé électriquement de façon permanente (Kirjavainen (1987)). Ce capteur possède de multiples couches internes chargées positivement et séparées par des vides. Lorsqu’une force s’exerce sur sa surface, une charge est créée sur les électrodes puisqu’un mouvement des charges est forcé à l’intérieur. De multiples études ont permis de retrouver les signes vitaux en plaçant le capteur EMFi à différents endroits sous un patient pour obtenir le BCG transversal (Brüser, Kerekes, Winter & Leonhardt (2012); Koivistoinen *et al.* (2004); Kortelainen & Virkkala (2007); Postolache, Girao, Mendes & Postolache (2009)). Les PVDF sont des polymères piézoélectriques avec une structure de 50 à 60 % cristalline. De par sa structure chimique, plusieurs dipôles existent à l’intérieur du matériau PVDF (Rajala & Lekkala (2012)). Lorsqu’une force est exercée sur le capteur PVDF, les orientations des dipôles changent et un signal électrique apparaît alors sur les électrodes. Quelques études font aussi usage d’un capteur PVDF sous les draps ou bien sous le matelas d’un lit pour détecter la FC, la FR et les mouvements du corps (Brüser, Kortelainen, Winter, Tenhunen, Pärkkä & Leonhardt (2015); Jacobs, Embree, Gleis, Christensen & Sullivan (2004); Siivola (1989)). La dernière classe de capteurs est la plus récente et est de plus en plus utilisée. Ce sont les capteurs à fibre optique (Fiber Optical Sensor (FOS)). Une fibre optique transporte la lumière grâce à sa gaine ayant un indice de réfraction plus bas que le matériau de la fibre. Ce faisant, la lumière est reflétée en continu à l’intérieur de la fibre puisqu’elle ne peut en sortir. Il y a bien entendu toujours une légère perte d’intensité lumineuse dans la gaine négligeable sur des courtes distances. Les FOS font usage de la déformation de la fibre optique, généralement imbriquée dans un objet comme un petit matelas, pour détecter l’amplitude des forces et des mouvements sur la surface du capteur. Différents principes d’optique sont utilisés dans lesquels le mesurande affecte l’intensité lumineuse en sortie (Silvestri & Schena (2011)). Ils sont préférables puisqu’ils présentent une très grande sensibilité aux déformations et sont immunisés aux interférences électromagnétiques de par la nature optique du capteur (Dziuda, Skibniewski, Krej & Lewandowski (2012)). Les FOS à réseaux de Bragg (“Fiber Bragg Grating (FBG)”) sont des fibres optiques dont les indices de réfraction, à l’interne, sont modulés périodiquement (Othonos (1997)). La zone agit ensuite

comme un miroir sélectif à la longueur d'onde qui respecte la loi de Bragg (Bragg (1913)). On voit apparaître un moyen de mesurer le stress subit par un FBG puisque sa déformation engendre une modification de la longueur d'onde de Bragg initiale. Ces fibres ont alors été insérées dans un coussin ou des petits matelas et placées sous des sujets afin de détecter leurs mouvements. Il a ainsi été possible d'enregistrer les activités cardiaque et respiratoire à travers différentes expérimentations durant lesquelles les sujets étaient assis, adossés ou couchés sur le capteur (Dziuda *et al.* (2012); Zhu, Fook, Jianzhong, Maniyeri, Guan, Zhang, Jiliang & Biswas (2014); Zhu, Maniyeri, Fook & Zhang (2015)). L'utilisation d'un FBG demande cependant un module de décodage optique spécialisé basé sur l'interféromètre de Fabry Pérot (Dziuda *et al.* (2012)).

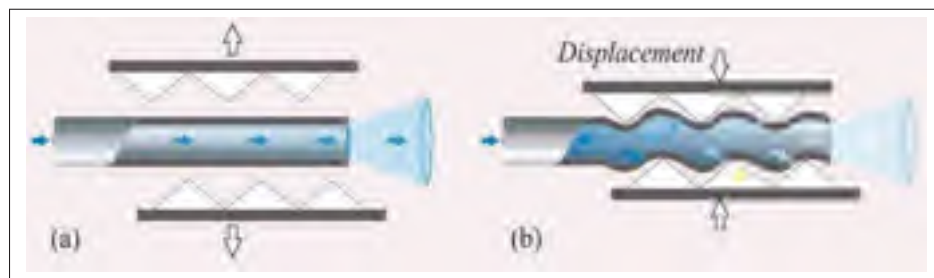


Figure 1.9 Concept du FOS à micro pliages  
Tirée de Silvestri & Schena (2011)

Le deuxième type de capteur à fibre optique est le FOS à micro pliages. Il est bien connu que l'atténuation dans la gaine de la fibre optique peut être augmentée si nous plions la fibre optique. C'est ici que les micro pliages entrent en jeu. Tel que visible à la figure 1.9, l'atténuation de la lumière parcourant le FOS augmente lorsque les irrégularités créent de multiples micro pliages dans la gaine (Silvestri & Schena (2011)). L'avantage majeur de ce type de FOS est la quantité minimale de matériel requis pour l'utiliser. De multiples recherches utilisent depuis le début des années 2000 les FOS et plus précisément ceux à micro pliages. Des études sur la ventilation, sur la détection du rythme cardiaque, des battements cardiaques uniques et de la synchronisation en imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf), pour n'en citer que quelques-uns, utilisent ces FOS. Une fibre optique a été insérée dans une mince couche déformable et a été placée sous le corps d'un sujet couché sur un lit (Chen, Teo & Yang (2009)). Ils ont de plus imbriqué le capteur dans un oreiller connecté pour acquérir le rythme cardiaque d'une personne

couchée depuis les mouvements de la tête (Chen, Teo, Ng & Yim (2011)). Le capteur est ainsi facile à installer et complètement non-intrusif. Une étude de faisabilité de la balistocardiographie a été réalisée avec le FOS à micro pliages (Zhu *et al.* (2013)). En plaçant le capteur derrière la tête du sujet, ils ont récupéré son signal BCG avec précision. Le capteur FOS a été utilisé pour détecter la respiration et synchroniser la prise d'image d'un IRMf afin d'augmenter la clarté des résultats (Lau *et al.* (2013)). De nouveaux algorithmes avec d'excellents résultats dans l'extraction du rythme cardiaque en utilisant le FOS à micro pliages ont d'ailleurs été développés (Sadek, Biswas, Abdulrazak, Haihong & Mokhtari (2017)). Le matelas connecté utilisé par Sadek *et al.* a d'abord été développé et testé par Lau *et al.* et a montré de bonnes performances dans la détection de la respiration (Lau *et al.* (2013)). Les performances du matelas à capter la FC, avec une excellente précision, ont été améliorées par Chen *et al.* (Chen, Lau, Teo, Ng, Yang & Kei (2014a); Chen, Teo, Ng, Yang, Zhou, Zhang, Loo, Zhang & Thong (2014b)).

### 1.3.2 Multicanaux

Les meilleurs résultats de la dernière décennie, en matière d'extraction de la FC, proviennent de l'utilisation de multiples capteurs, appelés mesures multicanaux, et de la fusion des estimations provenant de ces capteurs. Lors d'une étude sur l'extraction des rythmes cardiaques et de l'activité respiratoire, il a été démontré par Brüser *et al.* qu'une redondance des capteurs possède plusieurs avantages : 1) plusieurs zones d'acquisition augmentent les chances de capter les signes vitaux et 2) la redondance des capteurs peut être exploitée par les algorithmes de traitement de signal pour fournir des lectures plus robustes et précises des signes vitaux (Brüser *et al.* (2012)). Dans ce travail, quatre capteurs avec photodiodes ont été utilisés pour détecter le BCG et les FC découlant des différentes lectures de chaque photodiode ont été fusionnés. Avant cette étude, des acquisitions multicanaux pour améliorer l'estimation des intervalles entre les battements cardiaques ont aussi été réalisées par Kortelainen *et al.* (Kortelainen & Virkkala (2007)). Ils ont placé une matrice de 160 capteurs EMFi dans un matelas en mousse qu'ils ont placé sous un autre matelas conventionnel. Cette technique a été réutilisée par Sadek *et al.* avec 4 matrices de capteurs possédant chacun 6 capteurs FBG optiques (Sadek, Biswas, Fook & Mokhtari (2015)).

C'est donc un total de 24 capteurs. Ils ont détecté le rythme cardiaque grâce à cette méthode avec une erreur minimale.

## **1.4 Traitement du signal**

Un signal, généralement parlant, transporte de l'information sur un système ou encore les caractéristiques d'un phénomène (Priemer (1991)). Dans cette recherche, le signal étudié est celui provenant d'un capteur de mouvement du même type que ceux décrits précédemment. Le signal à extraire est le BCG, cependant il est couvert par de multiples sources de bruits et d'autres signaux indésirables pouvant être présents. On parle ici de bruits électromagnétiques, de vibrations du sol, de bruits scintillants des composants électroniques et surtout de bruits attribuables à ce qu'on appelle les artéfacts de mouvements. Ainsi, un sujet doit demeurer immobile, sinon le moindre mouvement risque de submerger les très faibles mouvements attribuables au rythme cardiaque et à la respiration (Javaid, Ashouri, Dorier, Etemadi, Heller, Roy & Inan (2017); Postolache *et al.* (2009); Wartzek, Brüser, Walter & Leonhardt (2014)). Un exemple de BCG acquis durant 300 secondes est visible à la figure 1.10. On y voit, entre autres, le bruit des mouvements et l'oscillation de la respiration. Considérant ces phénomènes, il est vital d'adopter des stratégies efficaces et adaptées pour extraire de la façon la plus robuste possible le BCG, le signal cardiaque et la respiration. À cette fin, plusieurs algorithmes sont généralement utilisés dans le domaine des signaux biomédicaux pour obtenir l'information désirée.

### **1.4.1 Méthode de prétraitement**

Une étape importante dans l'estimation des signes vitaux est, naturellement, l'utilisation d'un prétraitement rigoureux du signal. Avant de pouvoir estimer quelques FC ou FR que ce soit, il est obligatoire de prétraiter le signal. Celui-ci est généralement corrompu par plusieurs signaux en trop. Si nous cherchons à estimer la FC, il est nécessaire d'en retirer la composante respiratoire et les mouvements. Si nous désirons la FR, il est logiquement pertinent de retirer encore les mouvements et bien sûr le signal cardiaque.

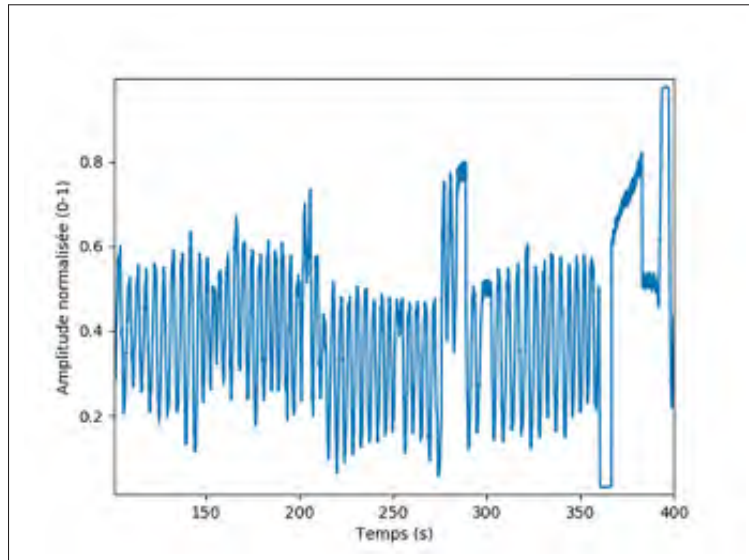


Figure 1.10 Enregistrement d'un BCG typique avec bruit

#### 1.4.1.1 Filtrage

Les signaux biomédicaux sont souvent sous formes digitales, c.-à-d. qu'ils ont été échantillonnés et quantifiés pour passer du domaine continu, par exemple d'un capteur, vers le domaine discret, interprétable par une machine (Bronzino & Peterson (2014)). Les opérations sur les signaux dans le domaine discret se sont révélées beaucoup plus performantes avec l'amélioration rapide des technologies de l'information (Bronzino & Peterson (2014); Smith (1997)). La méthode la plus commune pour récupérer l'information souhaitée dans un signal est le filtrage. Les filtres relèvent du domaine continu, avec des signaux analogiques, ou du domaine discret, avec des signaux numériques. Il existe de multiples algorithmes pour filtrer un signal, tous avec des avantages et des désavantages dans les plans temporels, fréquentiels et de phases. La compréhension des concepts de filtres analogiques et digitaux nécessite des connaissances avancées en mathématiques complexes et en modélisation des signaux; une approche plus intuitive des filtres digitaux est mise de l'avant afin de bien comprendre leur utilisation en lien avec les BCG. Les filtres digitaux permettent de faire la séparation des différentes composantes fréquentielles d'un signal et ainsi de discriminer l'information temporelle ou fréquentielle qui nous intéresse, par exemple un rythme cardiaque ou respiratoire (Smith (1997)). Il est



important, lorsqu'on décide d'utiliser un filtre, de bien connaître son influence sur le signal dans les domaines temporel et fréquentiel, c.-à-d. la réponse à l'échelon du filtre et la réponse fréquentielle. Ce comportement de la sortie en fonction de l'entrée du filtre est critique pour caractériser l'action du filtre sur un signal. Dans le cas des BCG, le filtrage est généralement une étape obligatoire du prétraitement. Cela assure un signal propre sur lequel il est plus simple d'appliquer des algorithmes avancés. Ces algorithmes seront d'ailleurs discutés plus tard dans cette section. Un filtre passe-bande (0.025-0.514 Hz) a été utilisé par Mack *et al.* pour séparer la respiration du reste du BCG (Mack *et al.* (2009)). Ils ont choisis ces valeurs afin de bien récupérer toute la plage de FR potentiels, soit entre 2 et 30 RPM. Ils ont ensuite utilisé un filtre passe-bas et un filtre passe-haut analogique pour former un passe-bande (0.785-18.000 Hz) pour séparer le rythme cardiaque du signal BCG brut. Ces valeurs ont aussi été choisies afin de sélectionner toute la plage de FC possible, soit entre 47 et 180 BPM ainsi que les harmoniques de 6e ordre pouvant aller jusqu'à 18 Hz. Ils ont finalement utilisé un filtre *notch* pour couper le bruit de l'alimentation de 60 Hz. Un filtre passe-bande 1-30 Hz a aussi été exploité par Lee *et al.* pour isoler le signal cardiaque dans une plage normale dont le minimum est de 60 BPM (Lee *et al.* (2015)). Dans la même lancée, un filtre passe-bande de 0.7-10 Hz a été employé par Lydon *et al.* pour séparer la FC sur une plage de 42 BPM à 180 BPM tout en incluant les harmoniques de 3e ordre au maximum (Lydon *et al.* (2015)). Une multitude d'autres travaux utilisent généralement les filtres, ceux-ci étant presque incontournables (Brüser *et al.* (2010); Kortelainen, Gils & Pärkkä (2012); Maki *et al.* (2010); Otis *et al.* (2018); Postolache, Girao, Postolache & Pereira (2007)).

#### **1.4.1.2 Artéfacts de mouvement**

Les artéfacts de mouvement sont sans conteste le bruit le plus polluant lorsqu'on souhaite estimer les signes vitaux depuis un BCG brut. Ils sont de très grande amplitude, comparés aux signes vitaux, et sont imprévisibles. On demande généralement aux patients de demeurer immobiles pendant les études pour éviter l'apparition de tout artéfact. Cela rend les études moins proches des contextes réels, où les sujets peuvent bouger librement sur le capteur de mouvement. À ce

jour, les artefacts de mouvements se montrent si problématiques que les parties du signal de trop grandes amplitudes sont, en moyenne, systématiquement ignorées. On introduit alors la notion de couverture, c.-à-d., la portion du signal où la détection est possible sans trop d'erreurs (équation 1.2).

$$couverture\% = \frac{x_{valide}}{x_{total}} * 100\% \quad (1.2)$$

où  $x_{total}$  représente le signal en entier et  $x_{valide}$  représente la partie du signal sans artefacts de mouvements.

Plusieurs équipes montrent généralement leurs résultats d'estimation de signes vitaux combinés avec la portion sur laquelle ces estimations s'appliquent. Par exemple, une erreur relative de 0.40% a été obtenue par Kortelainen *et al.* entre leur système BCG et la référence ECG (Kortelainen *et al.* (2012)). Cette erreur a été compilée pour une couverture de 88% du temps d'enregistrement du BCG. Similairement, une erreur moyenne de moins de  $\pm 2$  BPM pour une couverture allant de 80-94% a été obtenue par Wartzek *et al.* dépendamment des sujets (Wartzek *et al.* (2014)). Une couverture de 96.87% a été rapportée par Brüser *et al.* pour leur méthode (Brüser *et al.* (2010)).

Les artefacts de mouvement faisant souvent chuter grandement la couverture du signal BCG, plusieurs méthodes pour filtrer plus efficacement les artefacts de mouvement et conserver l'intégrité du signal possible ont été développées. Les méthodes plus directes appliquent directement une limite à la variance du signal (équation 1.3), filtrant automatiquement toute partie du signal dont l'amplitude devient trop grande (Kortelainen & Virkkala (2007)).

$$couverture\% = \frac{x_{\sigma^2 < \sigma_{max}^2}}{x_{total}} * 100\% \quad (1.3)$$

où  $x_{total}$  représente le signal en entier et  $x_{\sigma^2 < \sigma_{max}^2}$  représente la partie du signal dont l'amplitude de la variance ne dépasse pas la limite prédéfinie.

L'analyse de composante indépendante (ACI) a été utilisée par Postolache *et al.* pour isoler le bruit dû aux mouvements et le retirer du signal (Postolache *et al.* (2009)). Un index de qualité du signal a été proposé par Brüser *et al.* pour retirer les parties contenant des artéfacts (Brueser *et al.* (2013)). Leur système a d'ailleurs montré une très bonne corrélation avec le signal de référence. Il n'existe pas encore de méthode parfaite pour retirer les artéfacts de mouvement tout en conservant l'intégralité du signal. La majorité des méthodes d'estimation des signes vitaux est donc généralement sensible aux artéfacts de mouvements (Sadek (2018)).

#### **1.4.2 Estimation des signes vitaux**

Une fois le signal BCG prétraité, nous passons à l'estimation des signes vitaux. Il existe plusieurs méthodes, toutes plus variées que les autres. Dans le spectre de ces méthodes, il est possible de les regrouper en quelques familles générales, notamment :

- transformé de Fourier discrète (TFD) ;
- transformé en ondelettes (TO) ;
- décomposition en modes empiriques (DME) ;
- cepstre ;
- apprentissage machine ;
- méthodes probabilistes ;
- heuristiques.

Il est très fréquent, dans certains travaux, d'utiliser 2 ou plusieurs de ces méthodes d'estimations. Elles peuvent être mises en parallèle et les résultats sont subséquentement fusionnés pour augmenter la fiabilité et la robustesse des estimations. Elles peuvent aussi être mises en séries afin d'augmenter la précision de l'estimation des signes vitaux.

### 1.4.2.1 Transformé de Fourier discrète (TFD)

La TFD utilise une série de sinusoides à différentes fréquences pour analyser un signal donné. Les sinusoides ne sont pas localisées dans le temps et ne peuvent donc pas extraire d'informations temporelles locales. La TFD permet cependant de bien représenter les différentes fréquences contenues dans un signal de façon simple et rapide (Soucy (2014)).

Soit la TFD  $A_k$  pour  $n = 0 \dots N - 1$  du signal échantillonné  $a_n$ . La transformé  $A_k$  est alors modélisé comme une somme de  $N$  sinusoides d'amplitudes et de fréquences prédéfinies (équation 1.4) :

$$A_k = \sum_{n=0}^{N-1} W_N^{kn} a_n \quad (1.4)$$

où

$$W_N = e^{-i\frac{2\pi}{N}}$$

Le spectre est ensuite représenté par les amplitudes de ces sinusoides à différentes fréquences (figure 1.11).

Afin de récupérer l'allure temps-fréquence d'un signal BCG, il est courant d'utiliser une TF à court terme (TFCT) afin d'observer l'évolution de la FC et de la FR dans le temps. La TFCT a été utilisée par Kortelainen *et al.* pour estimer la fréquence cardiaque (Kortelainen *et al.* (2012)). Une version modifiée de la transformé d'Hilbert-Huang a été implémentée par Li *et al.* pour améliorer l'allure de la TFD du signal BCG et extraire la fréquence fondamentale du rythme cardiaque (Li, Kwong, Yang, Huang & Xiao (2011)).

### 1.4.2.2 Transformé en ondelettes (TO)

La TO est une méthode utilisée fréquemment dans le domaine des signaux médicaux. Elle permet notamment de séparer un signal temporel en plusieurs composantes oscillantes s'affranchissant

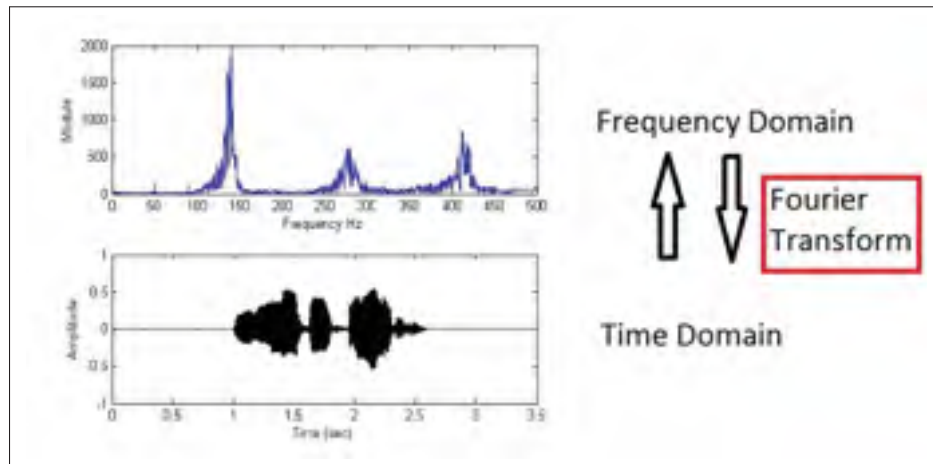


Figure 1.11 La TFD permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel  
Adaptée de MathWorks (2008)

de la résolution temps-fréquence imposée par la TFCT. Comme montré à la figure 1.12, les différentes résolutions temporelles et fréquentielles sont présentées pour les séries temporelles, la TFD, la TFCT et la TO. Les séries temporelles ne possèdent aucune variété d'information fréquentielle. À l'opposé, la TFD ne possède de l'information que dans le domaine fréquentiel. La TFCT réussit à bien représenter les différentes fréquences et leur évolution dans le temps, mais avec une résolution fixe indépendamment de l'échelle utilisée. La TO permet d'obtenir plus de résolution temporelle à haute fréquence et inversement plus de résolution fréquentielle sur de plus longues périodes de temps. C'est particulièrement intéressant dans le cas des signaux médicaux qui sont généralement à basse fréquence. La TFD possède une résolution temps-fréquence constante à chaque échelle de fréquence. À l'opposé, la TO permet d'avoir plus de résolution à basse fréquence (Linas (2016)). La TO extrait des phénomènes fréquentiels sur l'axe du temps par l'entremise de petites ondulations finies et localisées dans le temps qu'on appelle ondelettes. En appliquant une convolution entre le signal et les ondelette, il est possible d'extraire non seulement les fréquences présentes dans un signal, mais aussi les moments auxquels elles surviennent.

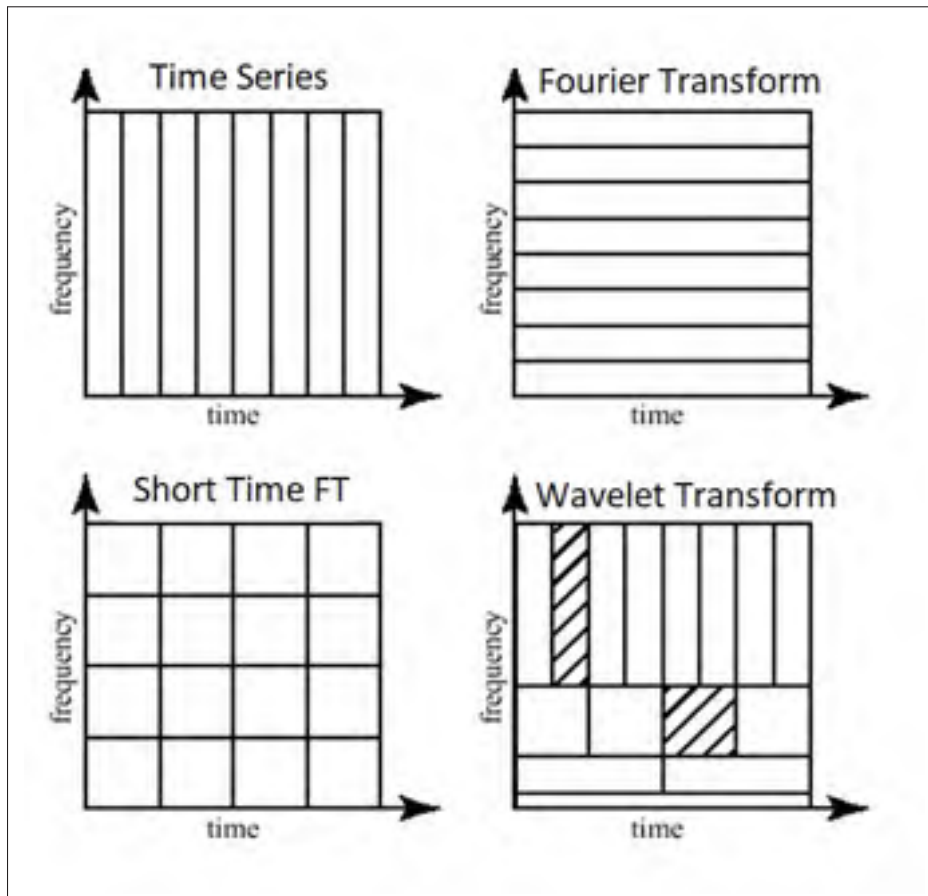


Figure 1.12 Différentes résolutions temporelles et fréquentielles pour les séries temporelles, la TFD, la TFCT et la TO  
Tirée de Taspinar (2018)

En appliquant cette convolution avec les ondelettes à différentes échelles fréquentielles du signal, il est possible de décomposer le signal en différentes composantes oscillantes. C'est un peu comme avoir une très grande banque de filtres passe-haut (*HP, High pass*) et passe-bas (*LP, Low pass*) extrêmement sélectifs (voir figure 1.13). Il existe plusieurs types d'ondelettes, nommées ondelettes mères, ayant des effets différents lors de la décomposition. Certaines ondelettes mères, comme la Daubechies et la Symlet, sont souvent utilisées pour l'analyse des signaux médicaux comme l'électromyographie (EMG) et l'électroencéphalographie (EEG).

Afin d'enregistrer les signes vitaux d'une manière non intrusive, le signal BCG a été transformé par Postolache *et al.* avec une base d'ondelettes Daubechies 4 sur huit niveaux de décomposition

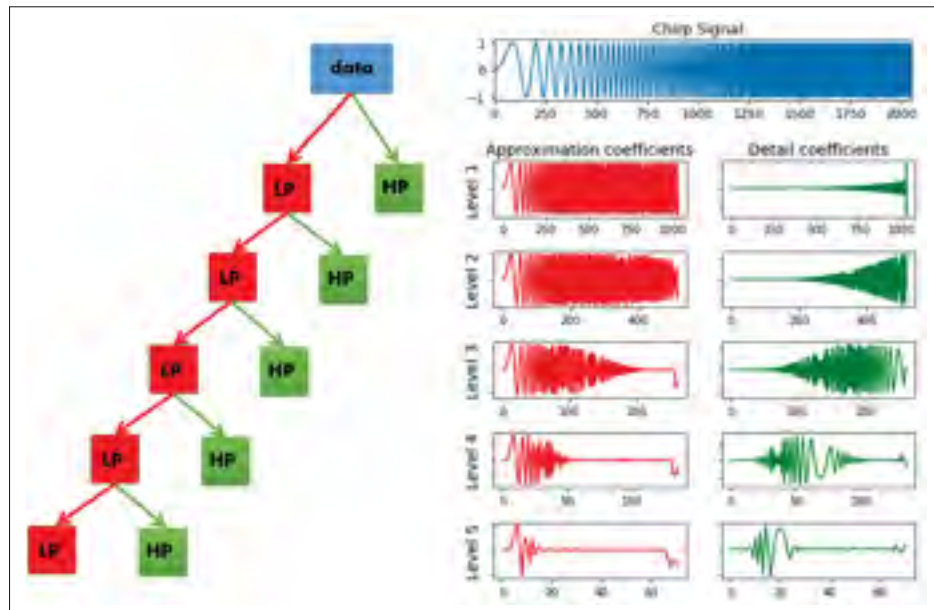


Figure 1.13 Décomposition en ondelettes sur différents niveaux  
Tirée de Taspinar (2018)

(Postolache *et al.* (2009)). Ils ont filtré les coefficients cibles avec une moyenne mobile. Leur étude, basée sur 10 jeunes sujets, a été validée par rapport à un ECG de référence et un spiromètre pour le signal respiratoire. La limite de leur étude réside dans l'utilisation d'une petite quantité de sujets sains. Combinant la méthode de rétrécissement des coefficients d'ondelettes de Donoho et Johnstone avec une base d'ondelettes Symlet 8 (Donoho & Johnstone (1995)). La fréquence cardiaque a été détectée par Jin *et al.* à l'aide d'un algorithme de recherche de crête (Jin, Wang, Li & Wu (2009)). La validation de leur méthode n'est visuelle qu'à l'aide des graphiques de leur BCG et de l'ECG. L'étude, réalisée sur un sujet dont l'état de santé est inconnu, ne donne aucune expression de la fréquence cardiaque en fonction du temps et ne traite pas du problème des artéfacts du mouvement. Plusieurs autres chercheurs ont également utilisé des ondelettes avec différentes bases d'ondelette mère pour extraire le BCG des enregistrements bruts. La transformation en ondelettes continues (CWT) a été mise en oeuvre par Delière *et al.*, avec une base d'ondelette mère de Morlet, pour quantifier la modulation d'amplitude du signal BCG induite par la respiration durant un protocole imposé de respiration contrôlée (Delière, Tank, Funtova, Luchitskaya, Gall, Borne & Migeotte (2015)). La modulation d'amplitude du signal

BCG est exprimée par l'énergie locale maximale dans chaque cycle cardiaque. Ils pouvaient alors étudier la variation de la fréquence cardiaque (VFC) avec la lecture du signal BCG plutôt qu'avec le signal de l'arythmie sinusale respiratoire (ASR), un dérivé de l'ECG. Les résultats provenaient de quatre adultes en bonne santé et montraient un coefficient de corrélation de 0,8466 entre l'ASR et leur nouvelle méthode. La validation a été effectuée entre deux valeurs estimées, l'ASSR étant calculé avec leur propre algorithme à partir de l'intervalle entre les pics R du complexe QRS. La transformation d'ondelettes directes à chevauchement maximal ("*Maximal overlap discrete wavelet transform*" (MODWT)) a été utilisée par Sadek *et al.* pour extraire le signal BCG d'un FOS microbend (Sadek *et al.* (2017)). Cette méthode s'est avérée beaucoup plus rapide que leur méthode précédente qui utilisait l'algorithme "*Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptative noise*" (CEEMDAN) sur des données prises avec un tapis de capteurs FBG. Ils ont validé leur étude sur 50 sujets avec un ECG de référence. L'approche DME et l'approche par TO ont été comparées par Pino *et al.* pour détecter le signal BCG (Pino *et al.* (2015)). Ils ont utilisé une simple DME pour extraire le signal BCG. Les composantes 2 et 3 de la DME contenaient le signal de fréquence cardiaque, mais l'approche par ondelettes a néanmoins donné de meilleurs résultats. Leur approche par ondelettes utilisait une base d'ondelettes Daubechie 6 pour extraire les coefficients de détail du signal BCG. Pour valider leur recherche, ils ont utilisé 54 sujets volontaires et un ECG de référence. Leur étude était, cependant, sensible aux artéfacts de mouvement. Les résultats de couverture des estimations, de 48% au minimum, le montrent bien. Le rythme cardiaque de sujets assis dans une chaise a été mesuré par Alvarado *et al.* à l'aide d'une TO avec splines (Alvarado-Serrano, Luna-Lozano & Pallàs-Areny (2016)). Le capteur utilisé était un capteur de forces piézoélectriques.

### 1.4.2.3 Décomposition en modes empiriques (DME)

La DME permet d'extraire, plusieurs fois en série, l'enveloppe d'un signal par l'interpolation de splines cubiques. On obtient donc des niveaux de décompositions appelés fonctions de modes intrinsèques (FMI). Les FMI représentent les caractéristiques oscillatoires du signal à différentes échelles. La DME permet de décomposer le signal en composantes oscillatoires sans quitter le



domaine temporel comme la TFD ou la TO (Maheshwari & Kumar (2014)). Il est possible de comparer la DME à la TO dans leur capacité à offrir une représentation temps-fréquence d'un signal donné.

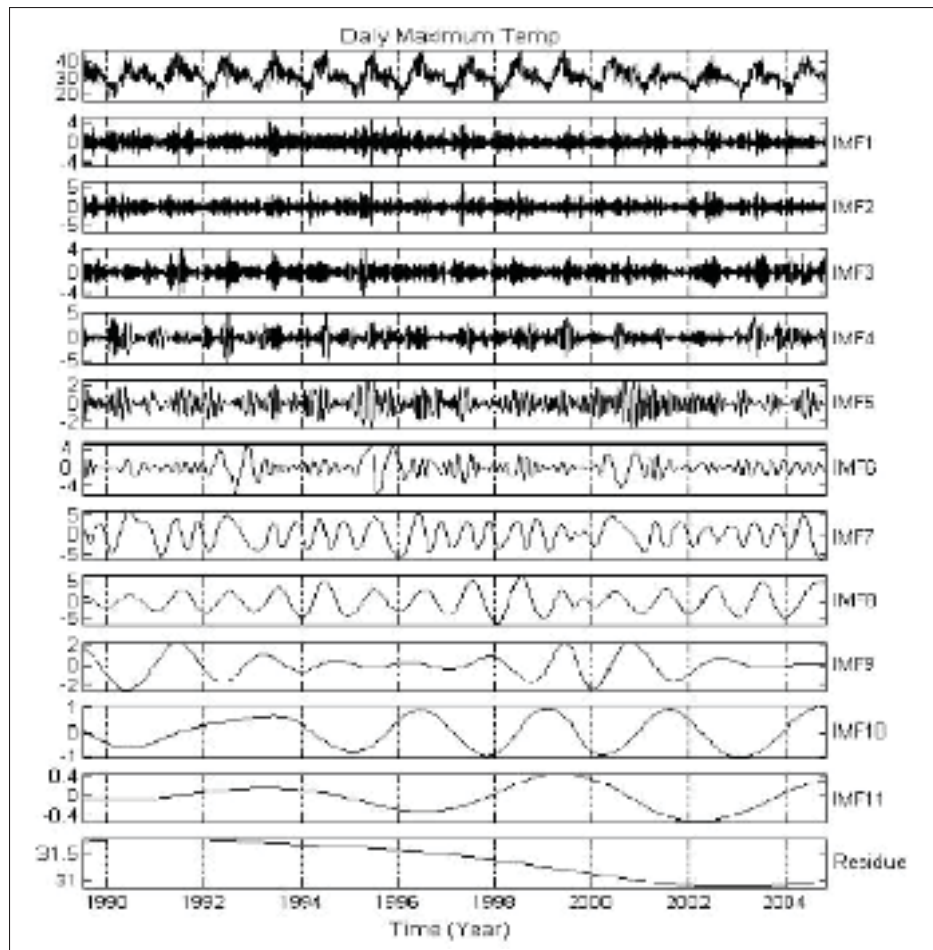


Figure 1.14 DME démontrée avec la série temporelle de températures mesurées pendant quelques années  
Tirée de Maheshwari & Kumar (2014)

La série chronologique du signal BCG a également été décomposée par Pinheiro *et al.* en quelques composants. Ils ont trouvé le signal BCG dans des enregistrements immobiliers et ont pu récupérer une partie de l'information sur les battements cardiaques (Pinheiro, Postolache & Girão (2010b)). Il n'a toujours pas été possible de récupérer la plupart des informations lorsqu'il y a présence d'artéfacts de mouvements. Ils ont validé sur huit sujets, dont un ayant une endoprothèse

coronarienne, sans aucune référence ECG. Leur travail était orienté vers le traitement en temps réel, atteignant un excellent temps de calcul de moins de 1 ms par segment. Néanmoins, leur étude a été limitée par la taille de l'échantillon et l'absence de validation de l'ECG. Suite à la procédure DME d'ensemble (DMEE), le signal BCG a été extrait par Song *et al.* pour la classification cardiovasculaire (Song, Ni, Zhou, Zhao & Wang (2015)). Ils ont utilisé des méthodes temporelles, fréquentielles et non linéaires pour récupérer la fréquence cardiaque dans le signal BCG et classer ensuite les caractéristiques à l'aide d'un classificateur naïf de Bayes. Ils n'avaient pas d'ECG de référence puisque l'objectif de leur étude était de classer les maladies. Leur meilleur résultat de classification était d'environ 92%, combinant les trois méthodes de fréquence cardiaque. Ils avaient encore des difficultés à gérer des artefacts de mouvement. Une version améliorée de la DMEE a été utilisée par Sadek *et al.* pour extraire le signal BCG d'un capteur FBG (Sadek *et al.* (2015)). Cette méthode s'est avérée fiable. Avec la 9<sup>e</sup> FMI de la méthode CEEMDAN, ils ont récupéré la fréquence cardiaque avec peu d'erreurs et, avec la fusion des capteurs, ils ont obtenu une lecture de la fréquence cardiaque plus rapide qu'avec la DME. Cette étude, réalisée sur 10 sujets, avait un ECG de référence pour valider les résultats. Le point faible de leur méthode est le temps de calcul très lent d'environ 30 secondes pour l'algorithme CEEMDAN. Les sujets étaient également tous en bonne santé et présentaient donc des signes vitaux idéaux. Des sujets en bonne santé et plus jeunes vont effectivement avoir un cœur avec des contractions plus fortes. La force de ces contractions va diminuer avec l'âge et devenir plus difficile à détecter avec la méthode du BCG (Fares & Howlett (2010)).

#### 1.4.2.4 Cepstre

Le cepstre est une technique de traitement souvent utilisée pour le traitement de la parole dans le domaine des fréquences (Oppenheim & Schaffer (2004)). Le cepstre est la TFD inverse du spectre logarithmique d'un signal. C'est en quelque sorte l'information du taux de changement dans les bandes spectrales du signal (Nair (2018)). Avec cette représentation, nous pouvons découvrir l'occurrence temporelle d'un signal, c.-à-d. la période de certains signaux comme la FC et la FR.

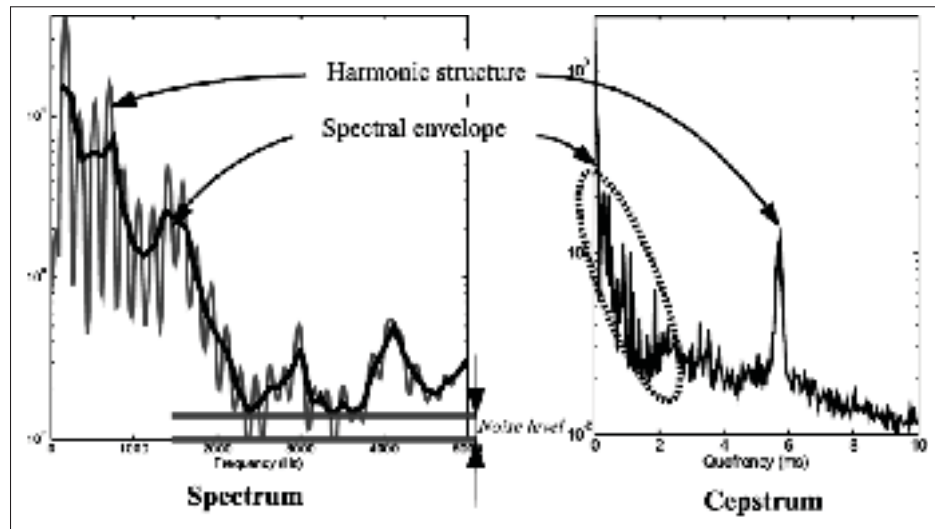


Figure 1.15 Cepstre montrant un pic en lien avec la fréquence fondamentale d'un signal particulier  
Tirée de Fraile *et al.* (2009)

Le cepstre, tel que décrit précédemment, a été appliqué avec de bons résultats pour estimer la FC. La moyenne du spectre enregistré sur différents capteurs a été réalisée par Bruser *et al.* avec un capteur à glissement et ils l'ont ensuite converti dans le domaine cepstral (Brüser *et al.* (2015)). Avec une simple détection de crête, il était possible de retrouver la période cardiaque. Leur méthode BedS avait une déviation de 150 ms dans les intervalles inter battements (IIB). Sur 28 sujets suspectés de différents troubles du sommeil, ils ont recueilli les résultats précédents, validés par un ECG de référence. Bien qu'ils aient utilisé des sujets souffrant de troubles du sommeil, ils ne se prononcent sur aucun de ces troubles d'après les enregistrements. La même approche a été utilisée par Zhu *et al.* en extrayant le cepstre d'un algorithme à fenêtre glissante (Zhu *et al.* (2014)). Ils ont ensuite filtré le cepstre pour faciliter la recherche du pic de fréquence cardiaque. Atteignant une erreur d'environ 1% pour l'ensemble des enregistrements, ils ont validé le système avec un ECG de référence sur 10 sujets sains. L'étude n'a montré aucune façon de traiter les artefacts en mouvement. Dans une autre étude, la fréquence respiratoire a été extraite par Zhu *et al.* à l'aide d'une approche similaire, mais avec de nombreuses fenêtres multirésolutions sur trois tapis contenant chacun 6 capteurs (Zhu *et al.* (2015)). Leurs résultats comportaient tous une très petite erreur inférieure à 1%. Validés avec une ceinture de pléthysmographie respiratoire

induite (PRI) sur 10 sujets en santé, ils n'avaient toujours pas d'approche concernant les artefacts en mouvement. Le rythme cardiaque et le rythme respiratoire ont été extraits par Kortelainen *et al.* à l'aide de nombreuses fenêtres contenant deux battements par fenêtre (Kortelainen *et al.* (2012)). Puis, en appliquant le cepstre sur ces fenêtres et en examinant la différence entre deux cepstres consécutifs, ils ont obtenu une erreur de 0,4% sur la fréquence cardiaque et de 1,5% sur le rythme respiratoire. L'étude, portant sur l'apnée du sommeil, a été validée sur 28 sujets suspectés d'apnée avec ceinture RIP et référence ECG. Les artefacts de mouvements n'ont pas été abordés dans cette étude.

#### 1.4.2.5 Apprentissage machine

L'apprentissage machine, avec sa popularité récente, a également été utilisé pour extraire les signes vitaux d'un capteur BCG non intrusif. L'apprentissage machine permet d'apprendre, depuis plusieurs exemples de données spécifiques, leur structure sous-jacente et d'ensuite prédire les valeurs de nouvelles données selon les données utilisées en entraînement (voir figure 1.16). Dans la majorité des cas lors de la détection des signes vitaux depuis un signal BCG, les opérations sont réalisées depuis un algorithme fait par un humain dans l'optique de traduire les données d'entrées en une sortie interprétable par l'humain. Dans le cadre de l'apprentissage machine, l'algorithme apprend le programme dont il a besoin pour reconnaître l'allure des signes vitaux, depuis les données d'entrée, et estimer les valeurs de celui-ci avec ou sans la supervision d'un humain.

Dans les travaux de Bruser *et al.*, la phase d'entraînement a généré le meilleur prototype de battement cardiaque en utilisant le clustering et a sélectionné le prototype parmi tous les clusters qui représentaient le mieux le battement cardiaque (Bruser, Stadlthanner, Waele & Leonhardt (2011)). Ils ont ensuite utilisé la corrélation croisée entre le reste du signal et le prototype pour trouver tous les battements du cœur. La distance euclidienne était également un moyen de trouver les battements du cœur dans l'espace de clustering ainsi que le signal de valve cardiaque (SVC). Ils ont effectué la validation sur 16 sujets sains, dans le but de détecter idéalement les arythmies cardiaques. Un ECG de référence a été utilisé et ils ont rapporté une couverture du rythme

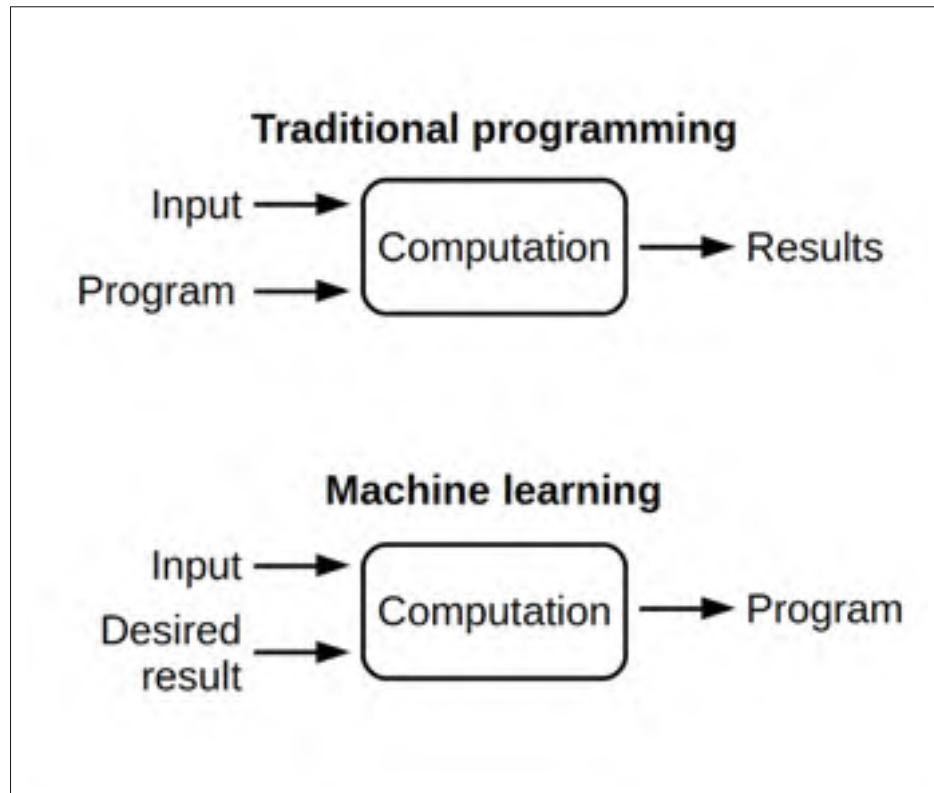


Figure 1.16 Apprentissage machine comparé aux algorithmes standards  
Tirée de futurice.com  
(Consulté le 2020-05)

cardiaque de près de 96% avec seulement 1,79% d'erreur. Néanmoins, l'étude est limitée par la nécessité d'effectuer la phase d'entraînement manuellement à chaque fois que le sujet bouge. Ils n'ont également qu'un seul cas d'arythmie, ce qui n'est pas suffisant pour prononcer des résultats en ce sens. Paalasmaa et Ranta utilisaient aussi un algorithme de clustering, mais avec un signal synthétique idéal qu'ils génèrent eux-mêmes (Paalasmaa & Ranta (2008)). Leur taux de détection de moins de 50% était bien inférieur à celui de Bruser *et al.* (Bruser *et al.* (2011)). L'étude était encore validée avec un ECG de référence et 3 sujets. Ils doivent encore trouver un meilleur moyen d'isoler le bon cluster pour représenter le rythme cardiaque. La méthode actuelle consiste à choisir le cluster avec la plus grande densité. Ils sont suivis de Noh *et al.*, qui ont mis au point un module portable pour la détection de la fréquence cardiaque (Noh, Ye & Jeong (2010)). Ils ont prétraité le signal BCG brut provenant du tapis du capteur avec

une base d'ondelettes Daubechie 4 et l'ont comparé à un modèle pour retrouver le battement cardiaque. Le modèle est généré à partir des corrélations du signal d'entrée. Ils utilisent les ondelettes pour filtrer et exécuter un algorithme de détection de crête. Les battements de coeur sont également retrouvés en faisant de nouveau la corrélation entre le modèle et le reste des signaux d'entrée. Les ondelettes seules ont montré une efficacité de 94% dans la détection des battements cardiaques d'un échantillon de 10 sujets. Avec la couche d'apprentissage machines, ils ont augmenté le taux de détection à 98%. Les auteurs ne donnent pas suffisamment de détails sur la façon dont le modèle est généré. De plus, tous les signaux sont idéaux puisque tous les sujets sont en bonne santé. Avec une simple régression logistique binomiale, les intervalles entre les battements sont classifiés (IEB) par Katz *et al.* (Katz, Karasik & Shinar (2016)). Réalisés sur 14 sujets sains et validés avec un ECG à deux électrodes, ils ont une erreur maximale de 20,75 ms sur la durée de l'intervalle entre deux battements. Ils souhaitent baser les travaux futurs sur l'arythmie, un sujet très peu abordé. De façon à comparé les différents algorithmes d'apprentissage machine, Brüser *et al.* ont évalué et classé 7 algorithmes populaires dans un contexte de détection de la fibrillation auriculaire depuis un signal BCG (Brueser *et al.* (2013)). De tous les algorithmes utilisés (Bayes naïf, analyse de discriminant linéaire et quadratique, machine à support de vecteur, forêt d'arbre décisionnel et arbres *boosted* et *bagged*), c'est la forêt d'arbre décisionnel qui a eu les meilleurs résultats.

#### 1.4.2.6 Méthodes probabilistes

Certains projets ont préféré une approche probabiliste lors de la détection des signes vitaux avec un matelas connecté. Le théorème de Bayes (Bayes Thomas & Price null (1763)) était souvent utilisé par ceux-ci pour fusionner plusieurs estimateurs ou capteurs (Brüser *et al.* (2012); Brüser, Winter & Leonhardt (2013); Brüser *et al.* (2015); Wartzek *et al.* (2014)). Un détecteur de battement du coeur basé sur un estimateur de maximum a posteriori (MAP) a été mis au point par Sprager *et al.* et ceux-ci ont détecté avec succès environ 97% des battements en comparaison à l'ECG de référence (Sprager & Zazula (2014)). Un processus gaussien a été utilisé par Yao *et al.* pour modéliser un BCG et un processus gaussien inverse pour modéliser la séquence de

battements cardiaques (Yao, Schiefer, van Waasen & Schiek (2014a); Yao, Brüser, Pietrzyk, Leonhardt, van Waasen & Schiek (2014b)). Ils ont finalement inféré le rythme cardiaque réel depuis le BCG réel avec la méthode de Monte-Carlo par chaînes de Markov (*MCMC, Markov chain Monte Carlo*). Un modèle de chaîne de Markov cachée a d'ailleurs aussi été utilisé par Gao *et al.* pour analyser la variabilité du rythme cardiaque (Gao, Teng & Ertin (2018)).

#### 1.4.2.7 Algorithmes personnalisés

D'autres équipes, plutôt que d'utiliser des méthodes connues, ont décidé de développer leur propre algorithme souvent basé sur plusieurs heuristiques appliquées sur un signal BCG filtré. Un filtrage bi directionnel récursif et d'abord appliqué par Mack *et al.* sur leurs signaux pour assurer qu'il n'y a pas de décalage de phase (Mack *et al.* (2009)). Ils analysent ensuite, avec une suite d'heuristiques, les maxima et les minima pour estimer la FC et la FR. Lee *et al.* utilisent un pré filtrage du BCG et applique ensuite une détection de pics et une réinterpolation à plus basse fréquence pour obtenir les signaux respiratoire et cardiaque (Lee *et al.* (2015)). Dans un autre travail, ils ont utilisé le filtrage, la différenciation et l'entropie de Shannon du signal BCG pour extraire les intervalles entre les battements (Lee, Yoon, Han, Joo & Park (2016)). L'énergie à court terme du signal est mesurée par Lydon *et al.* pour extraire la FC de celui-ci (Lydon *et al.* (2015)).

Le tableau 1.1 présente un résumé succinct de tous les capteurs et toutes les méthodes utilisées, à notre connaissance, dans les travaux des dernières années. Pour plus de simplicité, les acronymes suivants sont utilisés : MFOS : Microbend Fiber Optic Sensor ; FBG : Fiber Bragg-Grating ; FS : Force Sensor ; PFS : Piezoelectric Force Sensor ; PS : Pressure Sensor ; LCS : Load Cell Sensor ; FCP : Force Coupling Pad ; FC : Fréquence cardiaque ; FR : Fréquence respiratoire ; AP : Algorithme personnalisé ; TO : Transformé en ondelettes ; DME : Décomposition en modes empiriques ; AM : Apprentissage machine ; CS : Cepstre ; MP : Méthode probabiliste.

Tableau 1.1 Résumé des capteurs et méthodes utilisés dans la littérature

<b>Publication</b>	<b>Capteur</b>	<b>Signe vital</b>	<b>Méthode</b>
Suliman <i>et al.</i> (2019)	LCS	FC	TO-AP-MP
Otis <i>et al.</i> (2018)	MFOS	FC	MODWT-DME
Zink <i>et al.</i> (2017)	EMFi	FC	CS-AM
Sadek <i>et al.</i> (2017)	MFOS	FC	AP
Ganesan & Sumesh (2016)	EMFi	Force	TO
Katz <i>et al.</i> (2016)	PFS	FC	TO
Lee <i>et al.</i> (2016)	LCS	FR/FC	AM
Alvarado-Serrano <i>et al.</i> (2016)	PFS	FC	AM
Sadek <i>et al.</i> (2015)	FBG	FC	TO
Lydon <i>et al.</i> (2015)	PS	FC	DME
Pino <i>et al.</i> (2015)	EMFi	FC	AP
Song <i>et al.</i> (2015)	FS	FC	TO/DME
Delière <i>et al.</i> (2015)	-	FC	DME
Brüser <i>et al.</i> (2015)	PVDF	FC	TO
Lee <i>et al.</i> (2015)	LCS	FR/FC	CS
Zhu <i>et al.</i> (2015)	FBG	FR	AP
Chen <i>et al.</i> (2014b)	MFOS	FR/FC	CS
Zhu <i>et al.</i> (2014)	FBG	FC	TFD/AP
Zhu <i>et al.</i> (2013)	MFOS	FC	AP
Lau <i>et al.</i> (2013)	MFOS	FR	AP
Brüser <i>et al.</i> (2013)	EMFi	FC	AP-MP
Chen <i>et al.</i> (2012)	MFOS	FC	AP
Dziuda <i>et al.</i> (2012)	FBG	FR/FC	AP
Kortelainen <i>et al.</i> (2012)	PS	FC	CS
Bruser <i>et al.</i> (2011)	FS	FC	AM



Tableau 1.1 suite de la page précédente

<b>Publication</b>	<b>Capteur</b>	<b>Signe vital</b>	<b>Méthode</b>
Pinheiro <i>et al.</i> (2010b)	EMFi	FC	DME
Noh <i>et al.</i> (2010)	LCS	FC	TO/AM
Jin <i>et al.</i> (2009)	-	FC	TO
Mack <i>et al.</i> (2009)	FCP	FR/FC	AP
Paalasmaa & Ranta (2008)	Piezo FS	FC	AM
Postolache <i>et al.</i> (2007)	EMFi	FR/FC	TO

En somme, les signes vitaux sont des indicateurs critiques de l'état de santé des patients. Les plus importants sont la FC et la FR. Il existe différentes technologies éprouvées pour lire ces signes vitaux et aider les professionnels de la santé à fournir des diagnostics précis de l'état de santé des patients. Une technologie qui a dernièrement repris de la popularité, à savoir le ballistocardiogramme, se montre de plus en plus intéressante dans la littérature. Les capteurs utilisés pour enregistrer le signal de BCG sont bien moins invasifs et complexes à mettre en place que leurs homologues utilisés pour enregistrer la FC et la FR comme l'ECG ou la bioimpédance. Plusieurs capteurs du signal de BCG ont été développés pour explorer les avantages de cette méthode de lecture des signes vitaux. Les capteurs à fibre optique avec microplages se sont montrés particulièrement intéressants en raison de leur précision, simplicité et immunité au bruit électromagnétique. Le signal de BCG est cependant difficile à transformer en valeurs lisibles de FC ou de FR. Plusieurs méthodes de traitement du signal ont été développées afin de l'interpréter, mais celles montrant les meilleurs résultats sont les méthodes MODWT, DME, cepstrales, probabilistes et d'apprentissage machine.

Le prochain chapitre montre les premières étapes de ce projet de recherche. Quatre méthodes connues, MODWT, CEEMDAN, Cepstre et Clustering, sont utilisées pour estimer les signes vitaux d'un petit échantillon de sujets sains. L'objectif est de comparer leurs performances et de sélectionner la ou les méthodes les plus pertinentes pour une application en contexte clinique.



## CHAPITRE 2

### ÉTUDE COMPARATIVE DES MÉTHODES D'EXTRACTIONS DU RYTHME CARDIAQUE DEPUIS LE SIGNAL DE BALLISTOCARDIOGRAMME D'UN MATELAS CONNECTÉ

#### 2.1 Mise en contexte

Dans ce chapitre, l'étude comparative des méthodes d'estimation de la FC est présentée (Otis *et al.* (2018)). Rappelons que nos objectifs sont, ici, de mettre au point un outil de collecte du signal BCG. Comme aucun résultat n'a été publié auparavant à ce sujet, il sera pertinent de faire cet exercice. En effet, les équipes de recherche se concentrent généralement sur leur propre méthode d'estimation de la FC, enregistrent leurs propres résultats et se comparent par la suite à d'autres équipes de recherche ayant des résultats différents. Cependant, cela pose un problème de fiabilité puisque la population considérée d'une étude à l'autre est différente ; les sujets sur lesquels les résultats sont acquis possèdent nécessairement des caractéristiques différentes dues à leur petite taille. De plus, comme les protocoles entre les projets diffèrent beaucoup en général, il a donc été décidé de réaliser une étude préliminaire avec un même protocole pour plusieurs méthodes. Cela nous permet d'implémenter les méthodes principalement utilisées en estimation de la FC ayant les meilleurs résultats dans la littérature. Chacune des méthodes a ensuite été appliquée sur les données recueillies sur ce protocole. Nous nous assurons donc que chacune des méthodes offre ses estimations avec les mêmes données acquises dans les mêmes conditions. Cette étude comparative s'inscrit dans notre objectif de développer un outil de collecte BCG, de valider celui-ci sur une population saine et de sélectionner quelles sont les méthodes les plus efficaces dans la littérature pour extraire les signes vitaux.

Le chapitre 2 sera structuré de la manière suivante : la section 2.2 montrera la méthodologie utilisée pour acquérir les données ainsi que les capteurs utilisés. La section 2.3 présentera en détail les résultats obtenus lors de notre étude préliminaire. Ces résultats sont ensuite détaillés et interprétés afin de donner une bonne vue d'ensemble des performances des différentes méthodes d'estimations. La section 2.4 résume finalement les constatations faites lors de l'étude

préliminaire et propose nos recommandations quant à l'utilisation des méthodes testées. Ce chapitre pose les bases pour le travail du chapitre 3.

## 2.2 Méthodologie

Dans l'optique de comparer les performances des méthodes les plus courantes en estimation des signes vitaux, ce projet a mis au point un protocole d'acquisition de données sur un petit nombre de participants. L'objectif est de comparer les performances d'estimations de la FC de quatre algorithmes. À cette fin, cette section propose : 1) une explication du fonctionnement du capteur de BCG utilisé, 2) une définition du protocole proposé, 3) une description des participants recrutés dans l'étude et 4) des détails exhaustifs sur les 4 méthodes implémentées.

### 2.2.1 Description du capteur de BCG

Le capteur de BCG utilisé est un matelas acquis dans le cadre d'un memorandum de collaboration avec une compagnie partenaire. Le petit matelas, fonctionnant par l'entremise d'un réseau de FOS micro pliés à l'interne (voir section 1.3), a montré ses capacités lors de précédentes études (Chen *et al.* (2014a,1); Lau *et al.* (2013); Sadek *et al.* (2017)). Tel qu'illustré à la figure 2.1, le matelas est d'environ 30 mm d'épaisseur, 30 cm de large et 80 cm de long. Il est relié par un câble de fibre optique au module de d'acquisition. Le module d'acquisition transforme l'intensité lumineuse dans la fibre en valeur numérique interprétable par une machine. Comme le module d'acquisition ne fonctionne qu'avec un lien sans-fil et les serveurs de la compagnie collaboratrice, auquel nous n'avons pas accès, un moyen alternatif est utilisé pour récupérer les valeurs de forces exercées sur le matelas. Le logiciel du microcontrôleur embarqué sur le module de Juvo a été modifié par la compagnie elle-même pour permettre de récupérer les données lues autrement que par leurs serveurs. Il est ainsi possible de lire, avec un script Python spécialement développé pour cette situation, les données du matelas par l'entremise d'un Raspberry Pi<sup>®</sup> 3 B+ reliés au port DEBUG du module d'acquisition. Le script Python développé à cette fin est exécuté sur le Raspberry Pi<sup>®</sup> et enregistre durant une période de temps prédéterminée le signal brut relayé par le module d'acquisition. La fréquence d'échantillonnage du module d'acquisition est de 50 Hz

et le matelas FOS est suffisamment sensible pour détecter les battements du coeur. Toutes les valeurs sont exprimées en format 16 bits et enregistrées en format \*.csv sur le micro-ordinateur Raspberry Pi<sup>®</sup>. Il est ensuite possible de transférer directement les fichiers enregistrés sur un ordinateur fixe pour la lecture et le traitement subséquent de celles-ci.



Figure 2.1 Le système d'acquisition utilisé lors de l'étude

- 1) Le matelas fonctionnant avec une technologie FOS micro pliés module l'intensité lumineuse dans la fibre optique en fonction de la force exercée sur la surface du matelas.
- 2) Le boîtier utilisé pour isoler le module d'acquisition et le Raspberry Pi<sup>®</sup> de l'environnement extérieur. Il permet aussi de remplir les standards hygiéniques du Centre hospitalier universitaire de l'Université de Montréal.
  - 3a) La fibre optique du matelas est reliée au module d'acquisition (3b).
  - 3b) Le module d'acquisition transfère l'intensité lumineuse dans la fibre en valeurs numériques interprétables. Il rend ensuite ces données accessibles sur son port DEBUG (3c).
  - 3c) Le port DEBUG permet de récupérer sur le Raspberry Pi<sup>®</sup> (4) les valeurs de force exercée sur le matelas (1)
- 4) Le Raspberry Pi<sup>®</sup> 3 B+ lit les données sur le port DEBUG (3c) et les enregistre pour extraction ultérieure en fichiers \*.csv.

### 2.2.2 Procédure expérimentale

Afin d'assurer un protocole simple et répétable, il a été décidé de capter le BCG de participants en position assise, au repos, sur une chaise. Tel que montré à la figure 2.2, le matelas est installé sur le dossier de la chaise et le patient, lorsque requis, est adossé au repos et en contact avec le matelas. Ainsi, tel qu'expliqué à la section 1.2, le BCG mesuré est de type transversal. Cela permet de limiter les artéfacts de mouvements ainsi que la complexité du montage expérimental.



Figure 2.2 Procédure expérimentale sur chaise

Avec le capteur installé et prêt à enregistrer les BCG des participants, il est aussi nécessaire de posséder une lecture de référence des signes vitaux qui permettra de comparer les estimations des algorithmes aux vraies valeurs. À cette fin, le gilet d'entraînement Hexoskin<sup>®</sup> (voir figure 2.3) est utilisé en tant que référence pour les lectures de FC et de FR. Ce gilet a été cliniquement validé et est ainsi considéré comme une référence fiable (Cherif, Mezghani, Gaudreault, Ouakrim, Mouzoune & Boulay (2018); Sayed, Vinches & Hallé (2017)). Les gilets de tailles appropriés

sont ainsi distribués aux participants de l'étude et ceux-ci sont requis de le porter directement en contact avec la peau pour permettre une bonne lecture des signes vitaux.

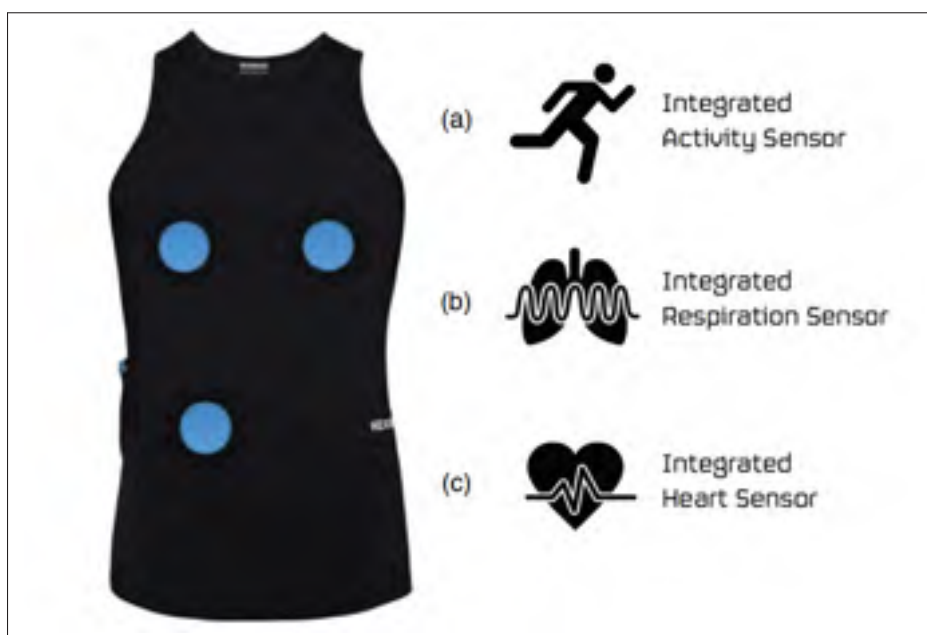


Figure 2.3 Gilet d'entraînement Hexoskin

Comme il est impossible de démarrer l'enregistrement du BCG avec le matelas et l'enregistrement des signes vitaux de référence avec le gilet Hexoskin, le protocole inclut des événements particuliers à des moments précis du protocole pour permettre de synchroniser les enregistrements ensemble durant le traitement. Ces événements particuliers incluent 1) se lever, 2) se rasseoir, 3) tousser, 4) retenir sa respiration et 5) expirer lentement. Le protocole, accepté par les comités d'éthiques institutionnels de l'ÉTS, de la TÉLUQ et du CHUM, a été réalisé avec 6 patients (Sexe : 3H, 3F; âge : 20-35 ans) en pleine santé et sans troubles cardiorespiratoires connus. Le protocole réalisé est le suivant :

- à l'arrivée du participant, le personnel de recherche recueille ses données démographiques et physiologiques par le biais d'un questionnaire, c'est-à-dire son poids et sa taille ainsi que certaines caractéristiques comme l'âge et le sexe. Par la suite, une camisole instru-

mentée (Hexoskin, voir Figure 1) lui est prêtée et il la porte durant toute la période de l'expérimentation ;

- une période de 5 minutes est d'abord accordée pour permettre de s'habituer au port de l'Hexoskin. Cette période d'adaptation permet à l'équipe de recherche de préparer le matelas connecté qui est placé sur le dossier de la chaise et aussi de répondre aux questions du participant ;
- nous demandons ensuite au participant de s'asseoir sur la chaise, de bien appuyer le dos sur le matelas connecté fixé à celle-ci et de réaliser les actions des étapes subséquentes avec diligence ;
- les différentes actions (étapes) à réaliser par les sujets sont les suivantes :
  1. Respirer tranquillement en position assise (30 secondes) ;
  2. Tousser trois fois ;
  3. Respirer tranquillement en position assise (300 secondes) ;
  4. Retenir leur souffle (30 secondes) ;
  5. Expirer profondément ;
  6. Respirer tranquillement en position assise (60 secondes) ;
  7. Tousser avec force 10 fois par intervalle de 5 secondes (50 secondes) ;
  8. Respirer tranquillement en position assise (30 secondes) ;
  9. Tousser avec force 10 fois par intervalle de 2 secondes (20 secondes) ;
  10. Respirer tranquillement en position assise (120 secondes) ;
  11. Se lever de la chaise ;
  12. Se rasseoir après 5 secondes ;
  13. Répéter les étapes 10 et 11 quatre fois ;
  14. Se lever une dernière fois.

Par le biais de ce protocole, les données suivantes sont collectées :



- les données anthropométriques des participants (poids, grandeur, sexe, etc.);
- les données de l'activité cardiaque sont mesurées par l'Hexoskin;
- les données de l'activité respiratoire (taux de respiration (RPM) et la ventilation par minute (L/min)) sont également mesurées par l'Hexoskin;
- les données de l'activité cardiaque, respiratoire et des mouvements sont aussi recueillies avec le matelas connecté.

### **2.2.3 Implémentation des méthodes d'estimation**

Comme en témoigne la revue de la littérature scientifique actuelle dans ce domaine, plusieurs méthodes différentes existent afin d'estimer la FC depuis un signal BCG acquis avec un matelas connecté. Dans notre étude, nous avons choisi d'étudier 4 méthodes fréquemment utilisées et ayant donné des résultats pertinents : 1) MODWT, 2) CEEMDAN, 3) le cepstre et 4) le clustering. Afin d'assurer l'estimation optimale de la FC, un prétraitement des données est appliqué sur le signal BCG brut. De plus, un post-traitement de recherche de pics est nécessaire pour extraire les véritables FC proposés par les algorithmes tels qu'illustrés à la figure 2.4. Toutes les analyses ont été effectuées sur un processeur Intel (R) Core (TM) i7-6700 CPU @ 3.40GHz.

#### **2.2.3.1 Prétraitement**

Tous les signaux BCG brut ont été prétraités avec un filtre Butterworth bidirectionnel de 5<sup>e</sup> ordre. Le filtre est de type passe-bande, ayant une fréquence de coupure basse de 0.5 Hz et une fréquence de coupure haute de 10.0 Hz. La seule exception est la méthode CEEMDAN. Elle s'est montrée trop sensible aux artéfacts basses fréquences de la respiration ce qui fausse les résultats. Cette sensibilité accrue au bruit a d'ailleurs été démontré par le passé dans une étude sur le signal électroencéphalographique (EEG) (Fares & Howlett (2010)). La coupure basse est donc rehaussée à 1.0 Hz au lieu de 0.5 Hz afin d'éviter le bruit des harmoniques de la respirations.

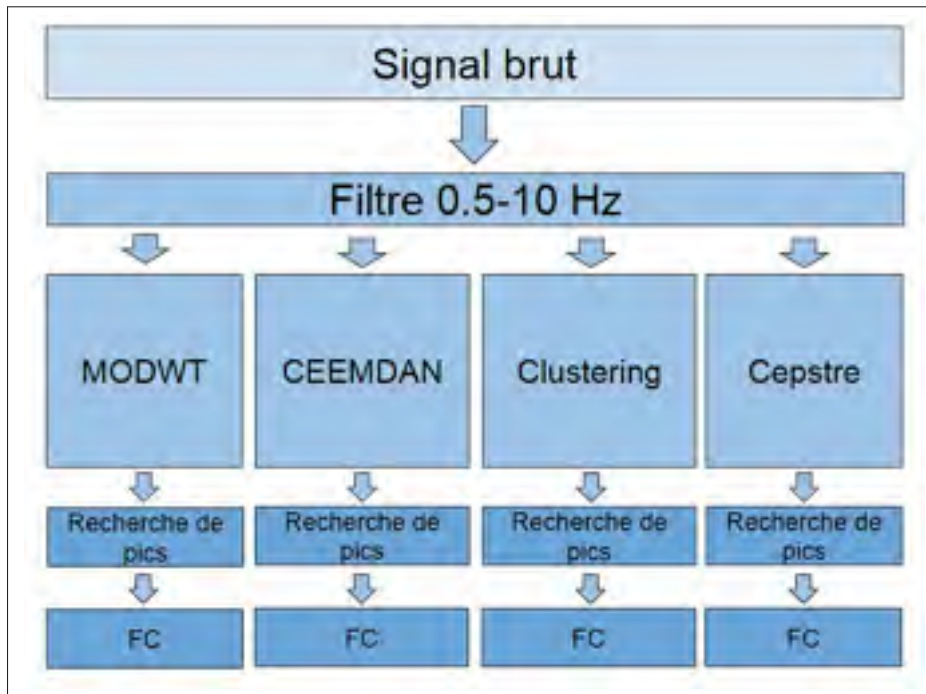


Figure 2.4 Méthodologie de comparaison des méthodes

### 2.2.3.2 Algorithme de recherche de pics

Les méthodes d'estimations permettent d'obtenir une vue plus propre et interprétable des battements du coeur dans le BCG. Ainsi, afin de récupérer la période entre ces battements, et donc la FC, nous avons mis au point un algorithme de recherche de pics inspiré des travaux de Mack *et al.* (Mack *et al.* (2009)). Cet algorithme est utilisé après les méthodes MODWT, CEEMDAN et de clustering. L'algorithme de recherche de pics s'adapte par le biais de limites de détection d'amplitudes modifiable en continu lorsque le nombre des pics détectés est trop élevé. Par exemple, si la quantité de pics détectés est bien trop grande, l'algorithme va augmenter l'amplitude limite de détection des pics pour demeurer dans une plage plus raisonnable de FC (Mack *et al.* (2009); Zhu *et al.* (2014)). De plus, l'algorithme de recherche de pics possède un intervalle de temps minimal entre les pics pour éviter de détecter un faux pic qui surviendrait trop rapidement après un pic réel. L'algorithme 2.1 montre la procédure complète de calcul utilisée. La figure 2.5 montre aussi un exemple de la détection des pics du signal BCG grâce à cet algorithme.

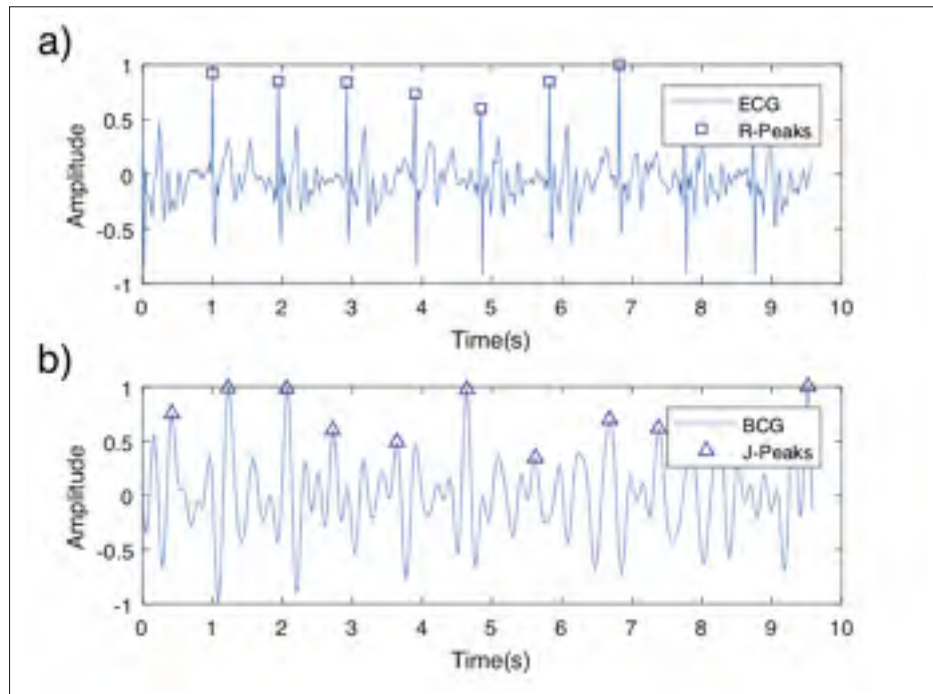


Figure 2.5 a) Représentation de l'ECG acquis avec le gilet Hexoskin  
Les sommets des pics R sont bien identifiés avec un marqueur carré bleu.  
b) Un BCG prétraité avec l'algorithme de recherche de pic  
Les sommets des pics J sont identifiés avec des triangles bleus.

#### Algorithme 2.1 Recherche de pics adaptative

```

1 Entrée : Largeur ← Largeur de la fenêtre de recherche de pics
2 Signal ← Segment du signal
3 Limite ← Amplitude minimale des pics
4 Pas ← Pas d'ajustement de la limite
5 while 40 BPM ≥ Rythme calculé ≥ 180 BPM do
6   | Rythme calculé ← Rythme depuis la période entre les pics détectés
7   | if Rythme calculé ≤ 40 BPM then
8     |   Limite ← Limite - Pas
9   | else if Rythme calculé ≥ 180 BPM then
10  |   Limite ← Limite + Pas
11 end

```

### 2.2.3.3 MODWT

Le travail de Sadek *et al.* a déjà utilisé la méthode MODWT, basée sur la transformée directe en ondelettes (Sadek *et al.* (2017)). Les résultats ont été très probants et, comme le concept des ondelettes est généralement utilisé dans ce champ de recherche, cette méthode est retenue pour notre approche comparative. La méthode MODWT a été implémentée en Python 3. Elle utilise une base d'ondelette mère Symlet-8. Le 4<sup>e</sup> niveau de coefficients d'atténuation est empiriquement sélectionné pour représenter le BCG. L'algorithme 2.1 est utilisé pour retrouver la FC.

### 2.2.3.4 CEEMDAN

La DME est aussi fréquemment utilisée dans la littérature. L'une de ses variations, en l'occurrence le CEEMDAN, a d'ailleurs montré des résultats très prometteurs avec des participants immobiles (Sadek *et al.* (2015)). Nous avons utilisé la méthode implémentée par Torres *et al.* pour extraire le signal périodique cardiaque du BCG (Torres, Colominas, Schlotthauer & Flandrin (2011)). Nous avons réutilisé les paramètres proposés par Sadek *et al.* pour exécuter l'algorithme, soit une déviation standard du bruit de 0.2, un nombre de réalisations de 100 et un nombre maximal d'itérations de 30. Nous appliquons encore l'algorithme 2.1 en post-traitement pour extraire la valeur de la FC.

### 2.2.3.5 Cepstre

Le cepstre s'est montré prometteur pour l'extraction des signes vitaux. Nous avons donc implémenté la méthode de Zhu *et al.* pour estimer la période cardiaque, soit l'inverse de la fréquence (Zhu *et al.* (2014)). C'est en utilisant une fenêtre de calcul du cepstre de 10 secondes et en recherchant le plus haut pic de période, entre 40 et 180 BPM, que nous pouvons estimer la FC depuis le cepstre.

### 2.2.3.6 Clustering

Cette méthode, telle que proposée par Bruser *et al.*, est la plus complexe à implémenter en raison des multiples calculs en parallèle à l'interne (Bruser *et al.* (2011)). Nous extrayons d'abord les caractéristiques temporelles et d'amplitudes (voir équation 2.4 et figure 2.17) d'un segment de signal et appliquons une analyse par composantes principales (ACP) sur celles-ci pour réduire leur dimensionnalité.

Avec les caractéristiques restantes, nous appliquons un algorithme de clustering du  $k$  plus proche voisin pour créer des grappes dont l'une devrait représenter le battement du coeur. Nous sélectionnons ensuite le centre de l'une des grappes pour créer un modèle de battement de coeur. L'implémentation de Bruser proposait d'utiliser la corrélation croisée avec ce modèle ainsi que la distance euclidienne et le signal de valve cardiaque. Nous n'avons utilisé que la corrélation croisée puisqu'aucune information pertinente ne ressortait, dans notre contexte, des deux autres indicateurs proposés. Le modèle de battement cardiaque est créé à partir d'un segment d'entraînement de 30 secondes du signal. Ensuite, nous effectuons la corrélation croisée entre le reste du signal et le modèle généré. Des pics de corrélation devraient apparaître lorsqu'il y a une très haute similarité entre le modèle et le segment de signal, montrant donc la potentielle présence d'un battement cardiaque à cet endroit. Nous réutilisons finalement l'algorithme 2.1 pour détecter le nombre de pics cardiaques dans cette fenêtre et en estimer la FC.

### 2.2.4 Comparaison statistique

Nous quantifions les performances pour les quatre méthodes d'estimation de la FC étudiées (MODWT, CEEMDAN, Cepstre et Clustering) par le biais d'outils statistiques. Afin de vérifier la précision des estimations des méthodes, l'erreur moyenne absolue ("*Mean average error*" (MAE)) est un indicateur pertinent de la différence entre 2 valeurs continues; dans notre cas les estimations d'une méthode et les valeurs de références de la FC. Comme son nom l'indique, la MAE (voir équation 2.1) est la moyenne des erreurs absolues, où l'erreur absolue est la distance verticale entre 2 points au même moment  $t_i$ .

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n}, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.1)$$

où  $y_i$  = Valeur de référence ,  $x_i$  = Valeur estimée

et  $n$  = Nombre de valeurs totales mesurées

Cette mesure de l'erreur a été sélectionnée pour sa facilité d'interprétation et sa moins grande sensibilité aux artéfacts de mouvements. Comme aucune méthode de filtrage des artéfacts n'est utilisée pour cette expérience, les rares artéfacts vont engendrer des observations aberrantes. Dans le but d'éviter de donner trop d'importance à ces observations, la MAE est préférable aux autres mesures de l'erreur existantes.

De plus, afin de caractériser la MAE entre les différents participants  $k$ , nous observons la moyenne de la MAE (équation 2.2) entre les sujets ainsi que sa déviation standard (équation 2.3) :

$$\widehat{MAE} = \frac{\sum_{k=1}^N MAE_k}{N} \quad (2.2)$$

où  $N$  = Nombre de participants

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})^2} \quad (2.3)$$

où  $\bar{e}$  = Erreur moyenne

Ces deux mesures permettent de vérifier si les méthodes d'estimations fonctionnent bien sur chaque participant ou bien si certaines méthodes sont moins efficaces en général.

### 2.2.5 Performances de calcul

Il est très pertinent, lorsqu'on utilise un nouvel algorithme, de connaître la vitesse de calcul de celui-ci. Cela nous renseigne ainsi sur l'utilisabilité ou non de celui-ci dans un contexte de

calcul en temps réel et sur la possibilité de l'appliquer sur de grandes quantités de données. Dans cette première expérience, nous enregistrons le temps nécessaire à chaque algorithme, en millisecondes (ms), pour estimer les FC dans des segments de données de 5 minutes.

Dans la prochaine section, les résultats de ce protocole d'acquisition sont présentés en détail et les performances inter méthodes sont comparées et discutées.

## **2.3 Résultats et Discussion**

Dans cette section, les résultats des quatre méthodes d'estimation de la FC, sur 6 participants, sont exposés et justifiés. D'abord, nous présentons les résultats de la phase de prétraitement. Ensuite, les données de traitements des différentes méthodes sont individuellement montrées pour permettre de bien observer le fonctionnement de chaque méthode. Les résultats généraux des 4 méthodes sont synthétisés puis discutés en détail. Finalement, nous posons quelques recommandations quant à l'utilisation des différentes méthodes. Dans tous les cas, nous présentons uniquement les résultats d'estimation de la FC pour la partie de l'enregistrement où les participants sont totalement immobiles, soit de la 50<sup>e</sup> à la 350<sup>e</sup> seconde, tel que prévu dans le protocole. Outre ce segment, les participants produisent des artéfacts de mouvements, volontairement ou involontairement, qui rendent très complexe la détection du BCG.

### **2.3.1 Prétraitement**

Les signaux BCG captés par le matelas connecté peuvent sembler difficiles à interpréter à première vue. Les premiers signaux bruts acquis grâce au matelas, dans leur pleine résolution, ont généralement l'allure de la figure 2.6. Généralement, l'amplitude du signal est encodée sur 16 bits et varie donc entre 0 et 65535 ( $2^{16}$ ). Pour une meilleure lisibilité, le signal de la figure 2.6 a été normalisé entre 0 et 1. Les mouvements perçus par le matelas connecté sont multiples et, à pleine résolution, il est difficile d'interpréter ce que nous observons. Par exemple, sur ce graphe, les grandes oscillations périodiques sont reliées au signal respiratoire. La baisse d'intensité abrupte à 0, peu après 350 secondes, coïncide avec la partie du protocole où nous demandons

au participant de retenir son souffle et d'expirer longuement par après. Il faut prendre de plus petites sections du signal pour découvrir l'influence des signes vitaux dans la forme du signal.

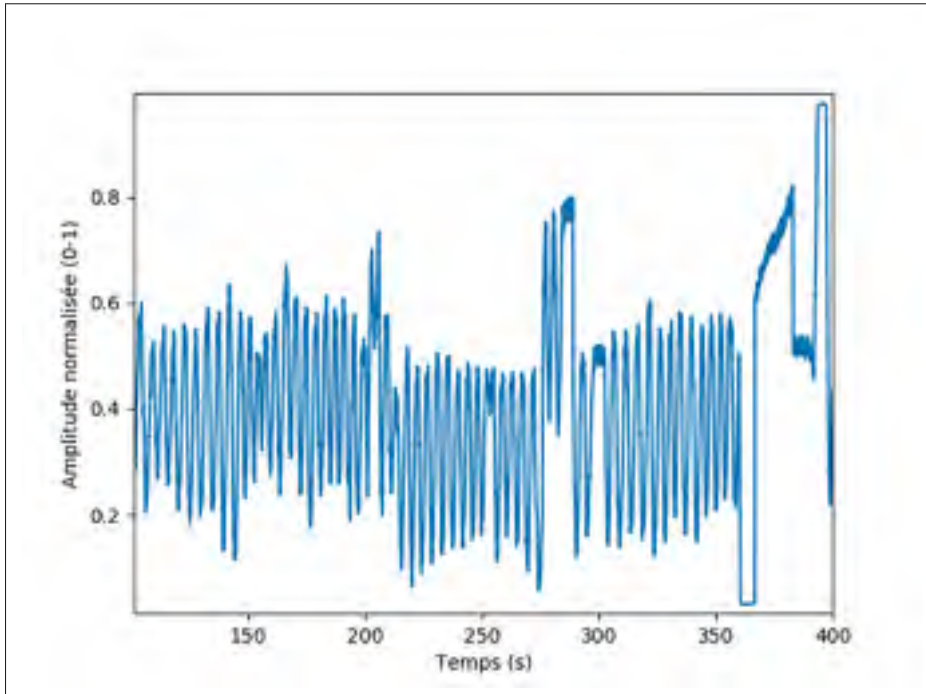


Figure 2.6 Segment de signal BCD encodé sur 16 bits et variant donc entre 0 et 65535 ( $2^{16}$ )

En appliquant un filtre passe-bande (0.5-10 Hz) butterworth de 5<sup>e</sup> ordre sur cette section de signal et en agrandissant la résolution, nous avons accès à plus de détails intrinsèques au signal.

Comme le montre la figure 2.7, le filtrage à lui seul ne permet pas d'isoler uniquement le signal BCG lorsque nous enregistrons les mouvements d'un participant. Même lorsqu'un signal est exempt d'artéfacts de mouvements de trop grande amplitude, d'autres signaux indésirables comme la respiration peuvent couvrir le signal cardiaque. En filtrant les fréquences en deçà de 0.5 Hz, nous éliminons la majeure partie du signal respiratoire. La respiration possède cependant des harmoniques à plus haute fréquence qui vont tout de même moduler le BCG et déformer les battements du coeur que nous espérons détecter. Les méthodes de filtrage abordées plus tôt vont se montrer utiles pour obtenir le signal cardiaque le plus propre possible et ainsi la FC la plus précise possible. La figure 2.7 représente, à gauche, 60 secondes ([150,210]) d'enregistrement



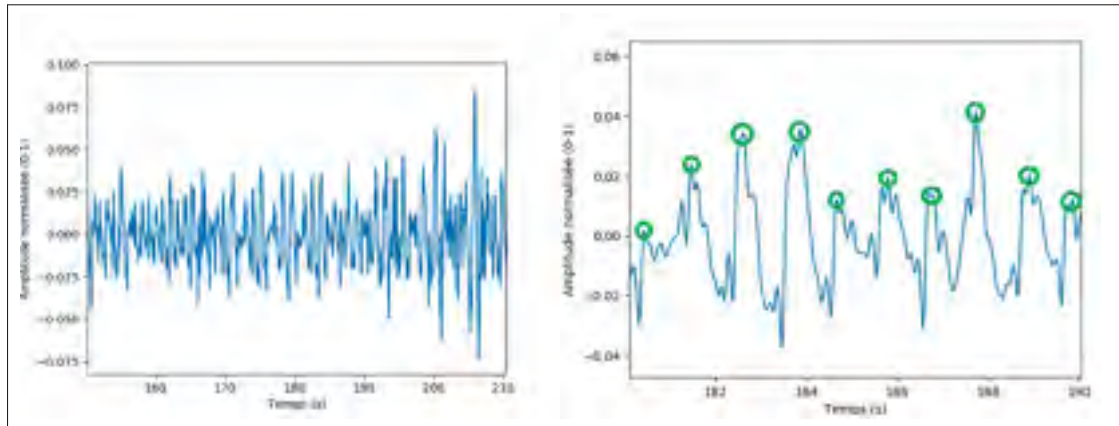


Figure 2.7 BCG de 60 et 10 secondes

du BCG filtré durant une période sans artefacts de mouvements. Le BCG est encore en faible partie modulé par la respiration. À droite, la figure 2.7 représente une résolution plus petite de 10 secondes et nous laisse finalement découvrir les premiers signes du signal cardiaque contenue dans le BCG. Les cercles verts représentent les battements du coeur présents dans le signal BCG. Les battements affichés ne ressemblent pas à un signal BCG traditionnel tel qu'il était présenté à la section 1.2. Cela montre bien la difficulté de détecter ce signal de très petite amplitude.

### 2.3.2 MODWT

Avec une fenêtre glissante d'environ 10 secondes, nous calculons les coefficients d'ondelettes sur 8 niveaux de décompositions pour le participant 1. Comme le montre la figure 2.8, il est possible d'extraire les différents phénomènes oscillatoires périodiques dans le signal BCG filtré. Comme le niveau 4 de décomposition représente au mieux la périodicité du signal cardiaque, c'est celui-ci qui est sélectionné pour en extraire les pics de battements cardiaques (voir figure 2.9). Les pics sont extraits grâce à l'algorithme adaptatif décrit à la section 2.2. Ensuite, la FC est calculée grâce à la distance moyenne entre les pics, soit la période moyenne inter battements. Par exemple, la figure 2.9 représente une période moyenne de 1.06 seconde et donc un rythme cardiaque moyen de 56.6 BPM.

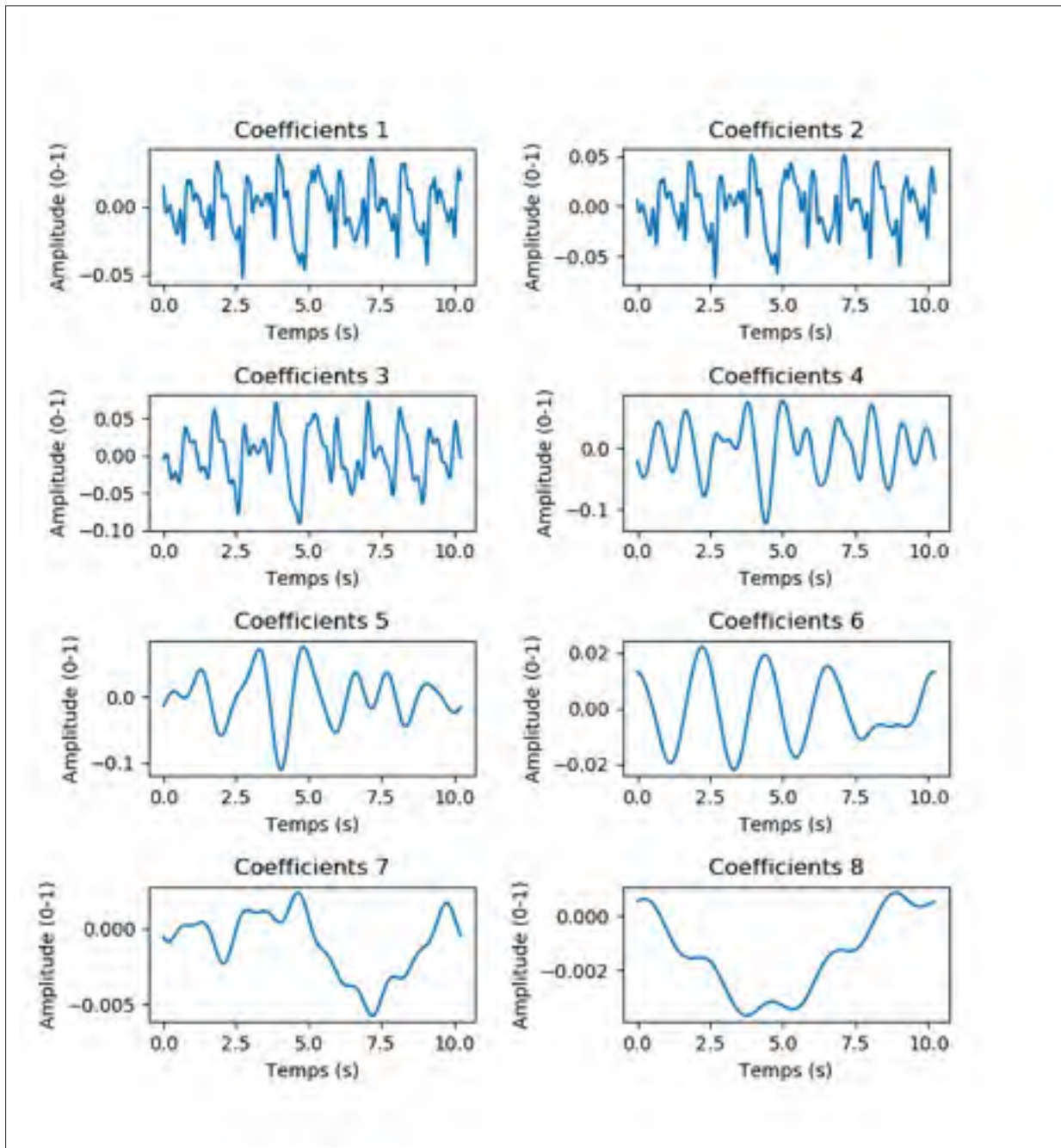


Figure 2.8 Décompositions en coefficients d'ondelettes

Différents phénomènes ondulatoires sont présents, incluant le signal cardiaque, le signal respiratoire et leurs harmoniques respectives. Les coefficients du niveau 4 représentent bien la périodicité du rythme cardiaque tandis que ceux du niveau 6 celle du rythme respiratoire

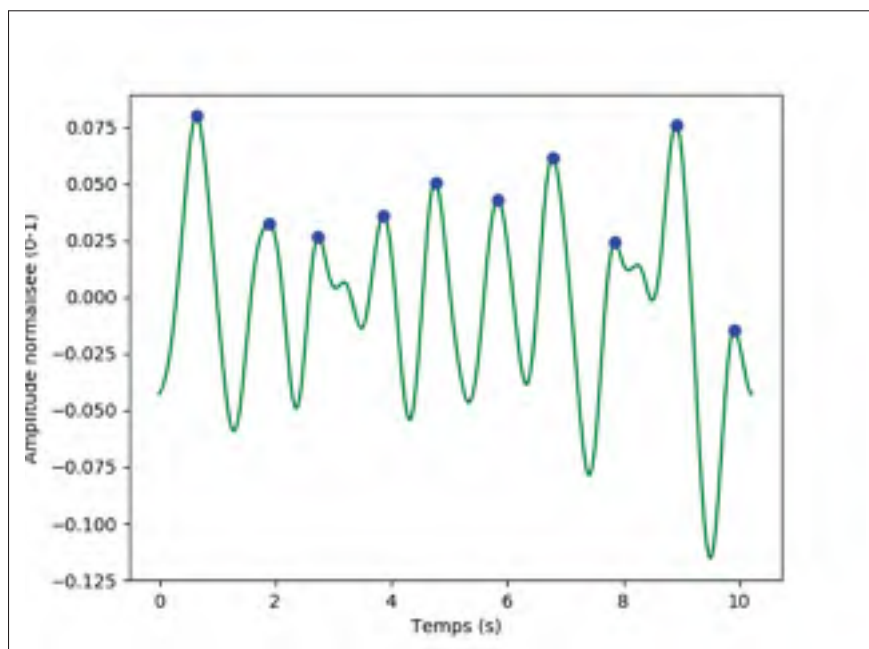


Figure 2.9 Coefficients d'approximations de niveaux 4  
Chacun des pics de ce niveau de décomposition représente un cycle cardiaque du participant 1

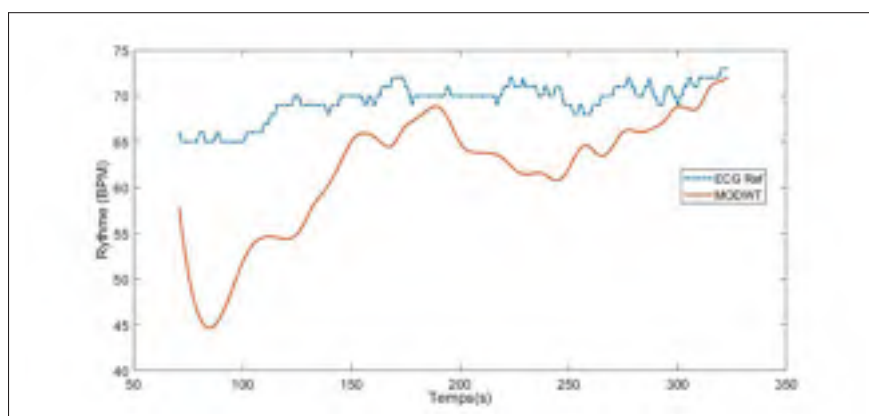


Figure 2.10 Fréquence cardiaque par décomposition en ondelettes  
Représente la fréquence cardiaque du participant 1 en utilisant la méthode de décomposition en ondelettes. En bleu pointillé, nous voyons le rythme cardiaque de référence acquis avec l'ECG de l'Hexoskin et en orange nous voyons le rythme cardiaque calculé par MODWT à fenêtre glissante

Ainsi, en calculant le rythme cardiaque moyen d'un enregistrement avec une fenêtre glissante pour un participant, nous obtenons le tracé du rythme cardiaque de la figure 2.10. L'expérience sur le participant 1, par exemple, montre une MAE de 7.59 BPM. Le temps de calcul pour un BCG de 5 minutes est de 4.1 ms.

### 2.3.3 CEEMDAN

En utilisant de nouveau une fenêtre glissante de 10 secondes, le signal BCG filtré est décomposé en FMI. De façon analogue à la méthode MODWT, nous extrayons les FMI du participant 1 avec la méthode CEEMDAN. Nous sélectionnons la 6e FMI pour représenter la périodicité du rythme cardiaque (Sadek *et al.* (2015)). Nous assumons donc que celle-ci représente au mieux les cycles cardiaques. Nous appliquons de nouveau l'algorithme de recherche de pics adaptatifs (section 2.2) et, tout comme pour MODWT, nous extrayons la période moyenne entre les pics et donc la FC estimé pour ce segment de signal. Dans le cas du FMI de la figure 2.12, le rythme cardiaque calculé équivaut à 66.4 BPM.

Le CEEMDAN à fenêtre glissante a, comme résultats d'estimation des FC, le graphe de la figure 2.13. Il en ressort une MAE de 3.05 BPM. Cette méthode est plus précise que MODWT pour le participant 1, mais nettement plus lente avec un temps de calcul pour un segment de 5 minutes est de 2236.7 ms secondes.

### 2.3.4 Cepstre

Le cepstre, tel que défini à la section 1.4, permet d'estimer quelle est la périodicité du cycle cardiaque. À cette fin, nous calculons, à l'aide d'une fenêtre glissante de 10 s, le cepstre du BCG filtré. Par exemple, la figure 2.14 représente bien le cepstre d'un segment de 10 secondes du participant 1. Puisque nous ne cherchons pas à trouver la période entre les pics cardiaques comme dans les méthodes précédentes, mais à trouver le pic représentant la période du cycle cardiaque dans le cepstre, nous sélectionnons la valeur maximale du cepstre. Afin de nous assurer qu'aucun autre phénomène comme la respiration ne remplace le cycle cardiaque, nous choisissons la

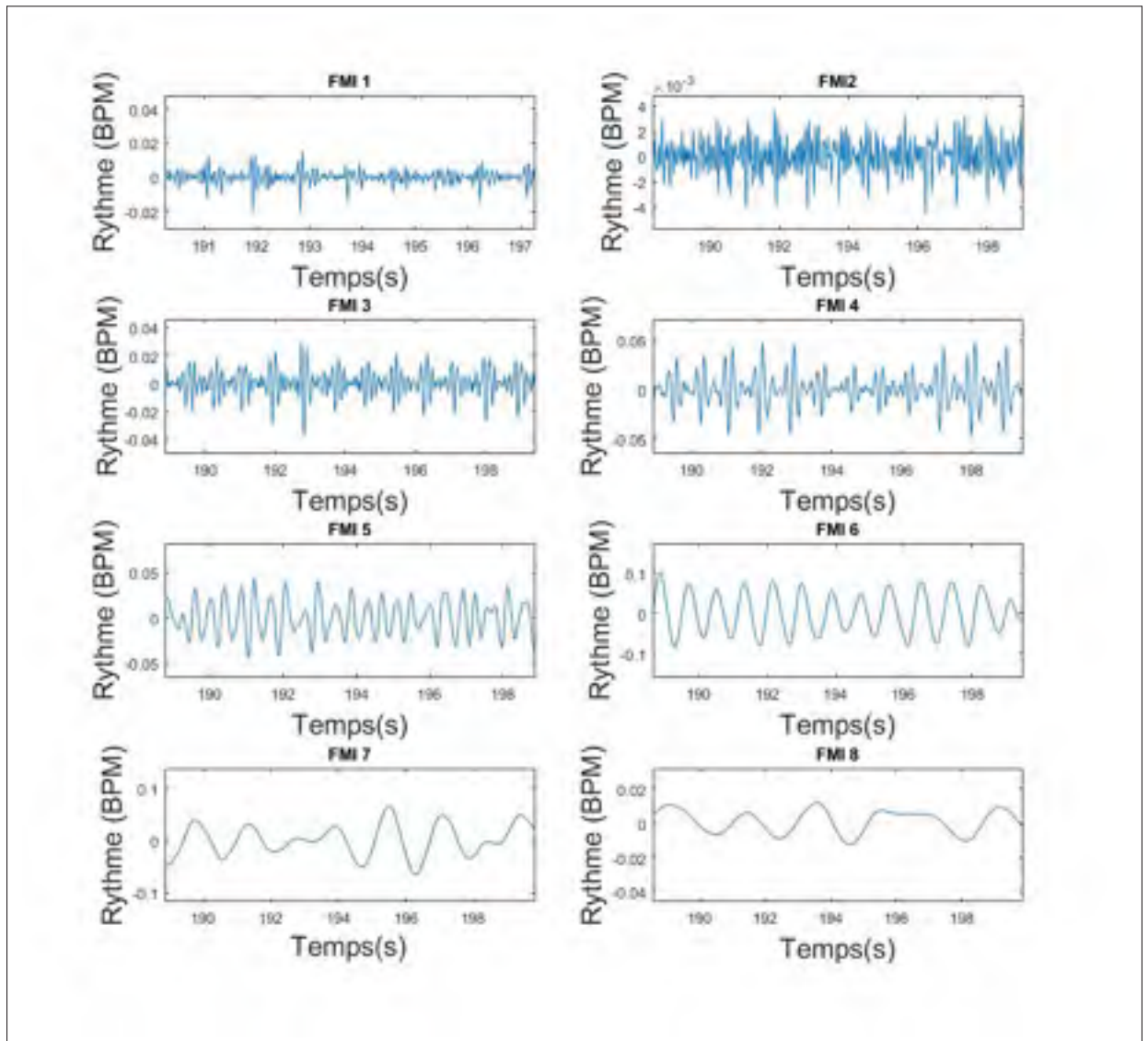


Figure 2.11 Décompositions en modes empiriques  
 Plusieurs enveloppes sont extraites, dont le signal cardiaque, le signal respiratoire et leurs harmoniques respectives. La 6e FMI représente bien la périodicité du rythme cardiaque alors que la huitième représente mieux le rythme respiratoire

leur valeur maximale entre des fréquences de 0.4 à 1.5 seconde, soit de 40 à 150 BPM. De plus, l'algorithme a une étape de post-traitement qui ignore les estimations aberrantes trop éloignées de la moyenne cumulée du rythme cardiaque. Cela évite donc d'avoir des changements dans les estimations qui sont trop abruptes pour des FC typique.

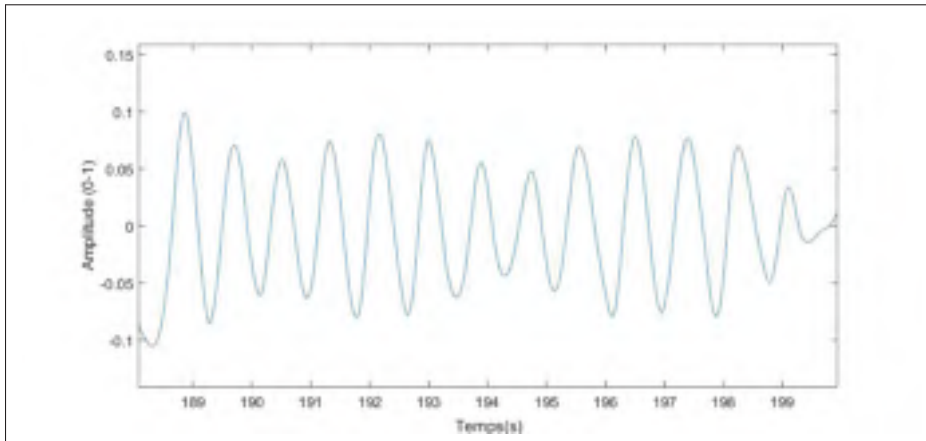


Figure 2.12 Fonction de mode intrinsèque 6  
Chacun des pics de ce FMI représente un cycle cardiaque

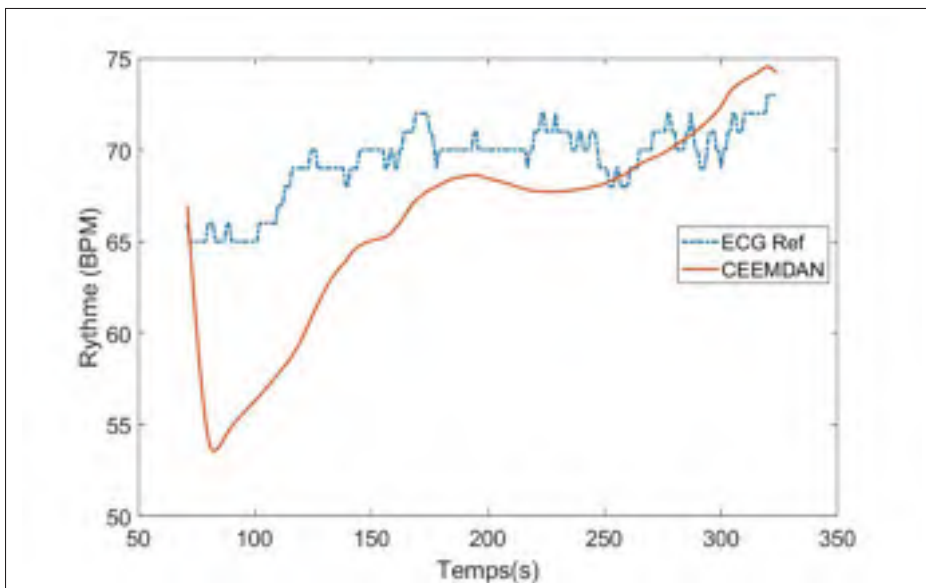


Figure 2.13 Fréquence cardiaque par décomposition en modes empiriques  
Représente la fréquence cardiaque du participant 1 en utilisant la méthode de décomposition en modes empiriques. En bleu pointillé, nous voyons le rythme cardiaque de référence acquis avec l'ECG de l'Hexoskin et, en orange, le rythme cardiaque calculé par le CEEMDAN à fenêtre glissante

En utilisant cet algorithme sur le BCG filtré, il est possible d'extraire la FC visible à la figure 2.15. Cette fois-ci, pour le participant 1, la MAE est de 2.98 BPM avec un temps de calcul

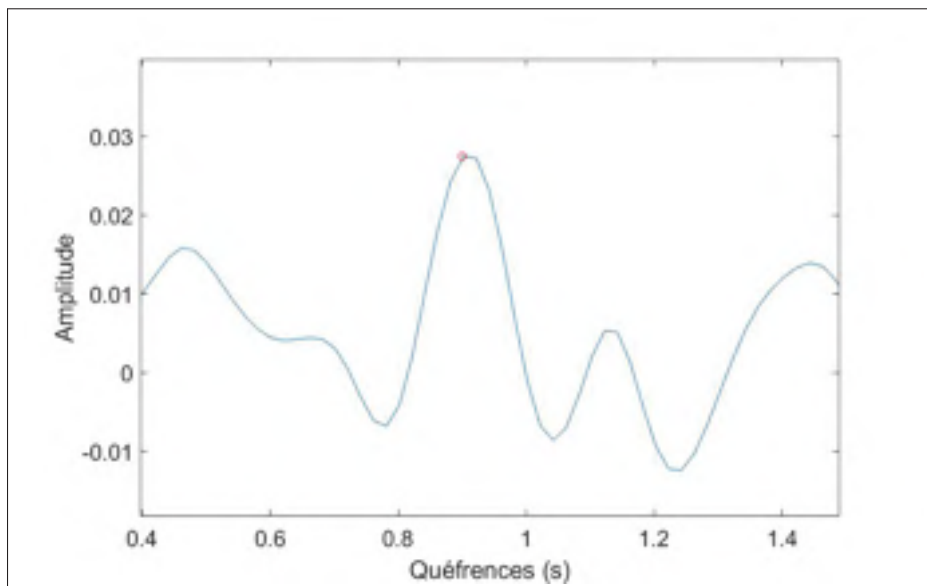


Figure 2.14 Intervalle de 0.4 à 1.5 seconde des quérences du signal BCG  
L'intervalle sélectionné est de 0.4 s - 1.5 s, soit une FC entre 40 et 150 BPM.  
Le pic représentant le cycle cardiaque est indiqué avec un point rouge et  
représente une période de 0.94 s, soit une FC de 63.8 BPM

de 662.9 ms pour 5 minutes d'enregistrement BCG. Le cepstre offre donc des résultats très satisfaisants avec un temps de calcul inférieur à une seconde.

### 2.3.5 Clustering

Le clustering est certainement la méthode la plus complexe à implémenter parmi celles testées en raison des multiples étapes de calculs impliquées. Le concept, tel qu'expliqué à la section 1.4, consiste à sélectionner, dans un premier temps, un segment de 30 secondes du BCG filtré (voir figure 2.16) pour la phase d'entraînement (Bruser *et al.* (2011)).

Ensuite, il s'agit de créer les vecteurs de caractéristiques pour chaque pic dans ce segment d'entraînement. Un vecteur de caractéristiques est alors formé par la combinaison de son pic  $i$  de départ et des  $N$  prochains pics. Tel que proposé dans la littérature, nous avons posé  $N = 7$  pour nous assurer de représenter un battement de coeur complet (voir figure 2.17) (Bruser *et al.*

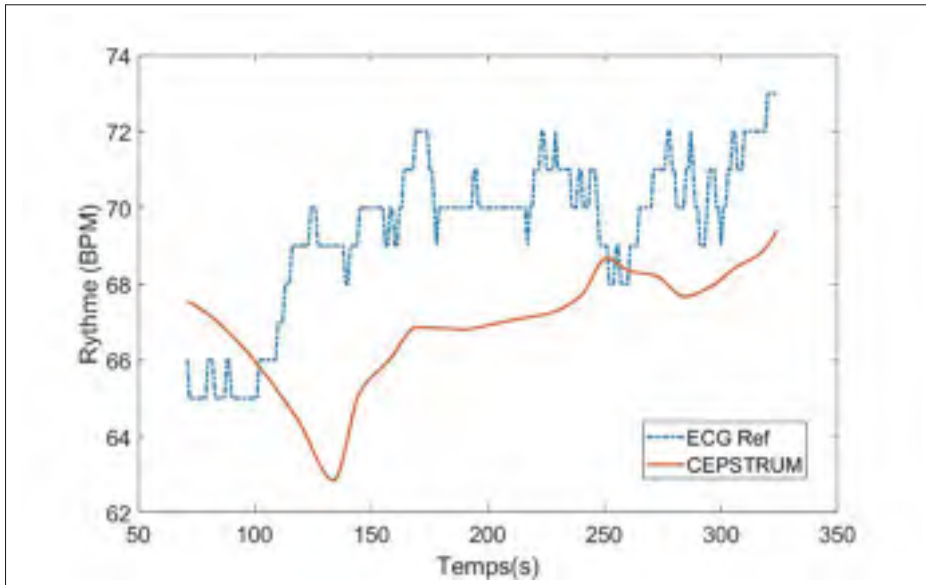


Figure 2.15 Fréquence cardiaque par la méthode du cepstre  
Représente la fréquence cardiaque du participant 1 en utilisant la méthode du cepstre. En bleu pointillé, nous observons le rythme cardiaque de référence acquis avec l'ECG de l'Hexoskin et, en orange, le rythme cardiaque calculé par le cepstre à fenêtre glissante

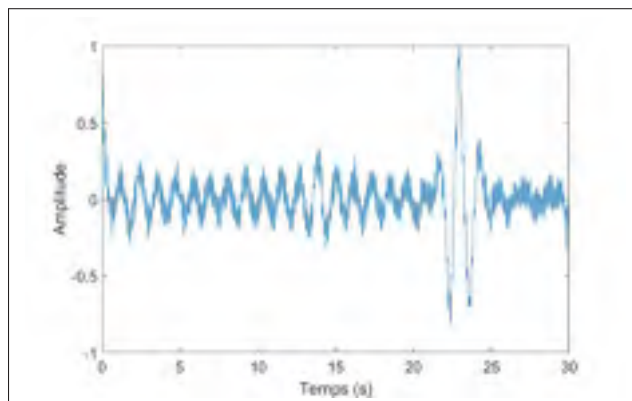


Figure 2.16 Segment d'un BCG pour l'entraînement  
Un segment de 30 secondes est sélectionné pour la phase d'entraînement de l'algorithme de clustering. Celui sélectionné a cependant un défaut, dû à un artéfact de mouvement de faible amplitude

(2011)). Puisque nous extrayons, pour chaque pic  $i$ , 4 caractéristiques, chaque vecteur de  $N = 7$  pics contient 28 caractéristiques.



Lorsque nous possédons tous les vecteurs de caractéristiques reliés à chaque pic du segment d'entraînement, nous appliquons une analyse en composante principale (ACP) pour conserver les 2 dimensions représentant le maximum de variabilité dans les 28 dimensions de départ. L'algorithme de clustering *k-means*, pour des vecteurs à 28 dimensions et  $k = 4$ , n'a aucun problème à séparer les vecteurs de 28 dimensions en 4 grappes. L'ACP permet tout de même de bien visualiser en 2 dimensions les mêmes grappes. La figure 2.18 représente d'ailleurs bien la séparation en grappes des 2 premières composantes principales.

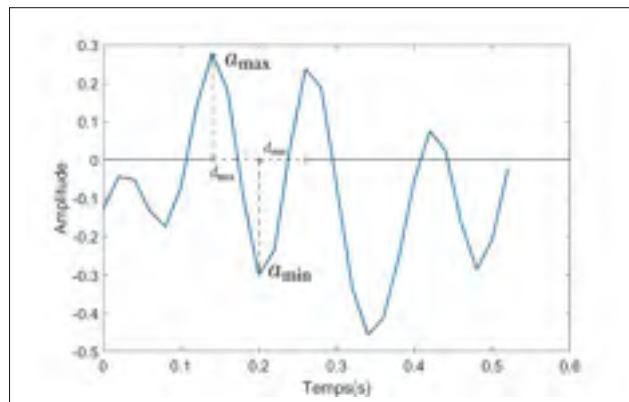


Figure 2.17 Pic du segment d'un BCG pour l'entraînement  
Pour chaque vecteur, nous enregistrons le premier maxima ( $a_{max}$ ) du pic  $i$ , le premier minima ( $a_{min}$ ), la distance horizontale entre eux ( $d_{max}$ ) et la distance entre le minima et le maxima ( $d_{min}$ ) du prochain pic ( $i + 1$ )

$$f_i = (a_{max,i}, d_{max,i}, a_{min,i}, d_{min,i}, \dots, a_{max,i+N-1}, d_{max,i+N-1}, a_{min,i+N-1}, d_{min,i+N-1}) \quad (2.4)$$

Comme les vecteurs ont été séparés en grappe, il est possible de sélectionner quelle grappe représente le battement du coeur. Pour sélectionner celle-ci, nous prenons celle ayant la plus grande densité, c.-à-d. le plus de points dans la plus petite zone. Le centre de cette grappe est sélectionné pour former le prototype du battement cardiaque. Ensuite, tel qu'expliqué à la section 1.4, nous estimons la FC avec la corrélation croisée entre le reste du signal ainsi que le

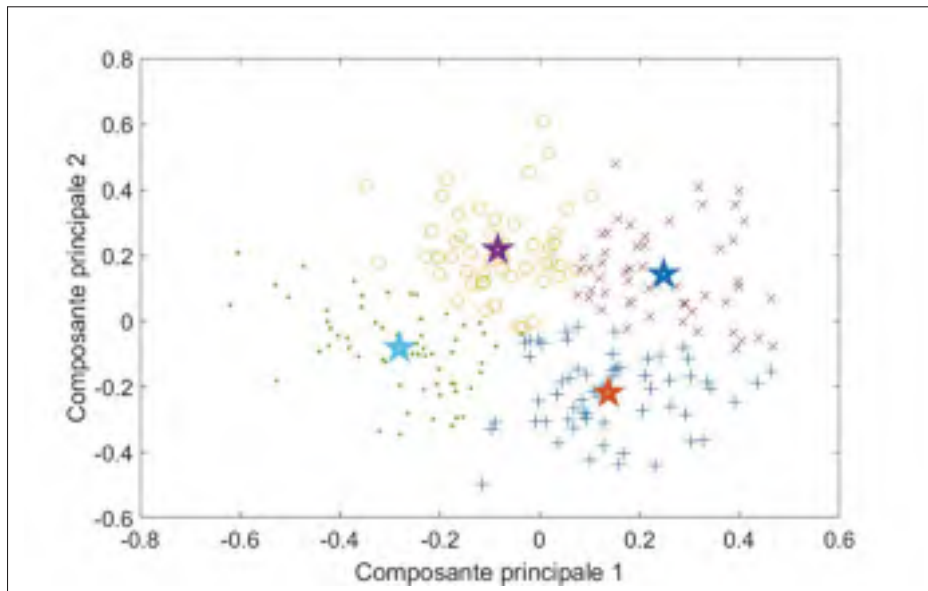


Figure 2.18 Pic du segment d'un BCG pour l'entraînement  
 Pour chaque vecteur, nous enregistrons le premier maxima ( $a_{max}$ )  
 du pic  $i$ , le premier minima ( $a_{min}$ ), la distance horizontale entre eux  
 ( $d_{max}$ ) et la distance entre le minima et le maxima ( $d_{min}$ ) du  
 prochain pic ( $i + 1$ )

vecteur le plus près du prototype. La FC extraite de l'enregistrement du participant 4 est visible à la figure 2.19. Contrairement aux autres méthodes où nous présentions les estimations pour le participant 1, ici nous utilisons le participant 4 puisque les estimations représentent mieux ses performances générales que pour le participant 1. Dans les meilleures conditions, comme pour le participant 4, la MAE de la FC est de 4.06 BPM avec une vitesse de calcul de 99.6 ms pour 5 minutes de signal BCG.

La qualité de l'estimation de la FC dépend cependant de la qualité de l'échantillon d'entraînement et, conséquemment, du prototype utilisé. Si le segment d'entraînement est de mauvaise qualité ou comporte des artéfacts de mouvements, l'algorithme de clustering donnera des résultats de basse qualité. La figure 2.20 montre les grappes faites depuis le segment d'entraînement de la figure 2.16. Les pics positifs et négatifs entre la 20e et la 25e seconde du segment influencent directement la qualité du segment au complet. Lorsque nous appliquons le clustering *k-means* sur ce segment, des valeurs aberrantes apparaissent à grande distance des autres dans le plan

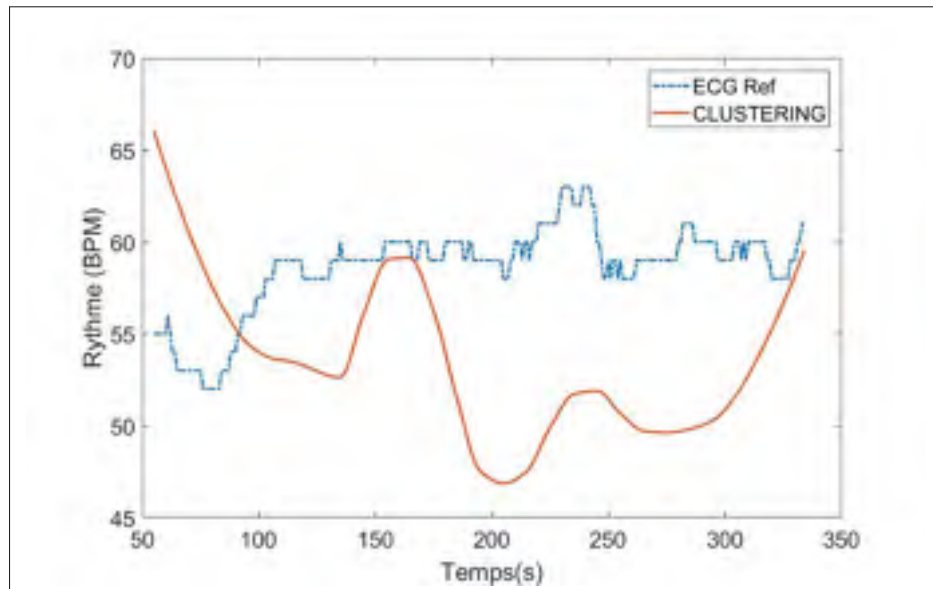


Figure 2.19 Fréquence cardiaque par la méthode du clustering  
Représente la fréquence cardiaque du participant 4 en utilisant la méthode du cepstre. En bleu pointillé, nous remarquons le rythme cardiaque de référence acquis avec l'ECG de l'Hexoskin et, en orange, le rythme cardiaque calculé par le clustering à fenêtre glissante

2D des 2 composantes principales. Cela fausse donc l'estimation du centre des autres grappes et mène éventuellement à un prototype de battement cardiaque de mauvaise qualité. Lorsque Brüser *et al.* ont réalisé leur étude, les participants étaient couchés dans un lit et ne faisaient aucun mouvement (Brüser *et al.* (2011)). Les segments d'enregistrements avec des artefacts de mouvement étaient automatiquement ignorés. Cela fait donc de cette méthode un outil très sensible aux artefacts de mouvements qui fournit des estimations moins fiables plus il y a d'artefacts.

### 2.3.6 Synthèse des résultats

Lorsque nous comparons les estimations de FC de chacune des méthodes ensemble pour un même participant (voir figure 2.21), il est rapidement possible de se faire une idée des performances de chacune d'entre elles. Pour le participant 4, CEMMDAN a eu des piètres résultats alors que MODWT a eu la plus grande précision. Le clustering et le cepstre ont tous deux eu des

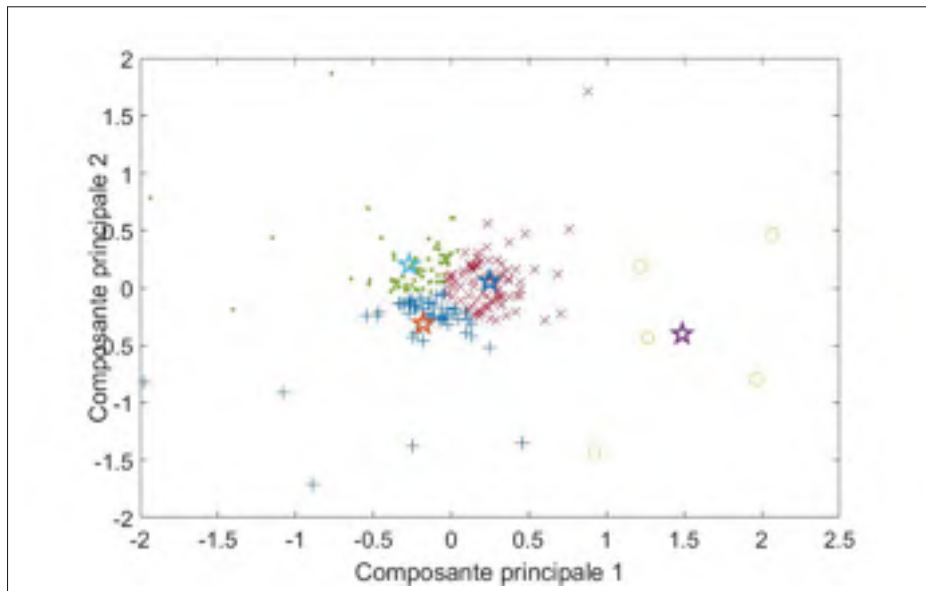


Figure 2.20 Grappes de mauvaise qualité  
 Les données aberrantes (cercles jaunes) à la droite du graphe ont mené à la création d'une 4e grappe à l'écart des grappes centrales

performances de basse qualité. À travers tous les participants, les performances varient souvent beaucoup. Comme le montrent les boîtes à moustaches de la figure 2.21, certaines méthodes ont une plus grande variabilité dans leurs performances entre les participants.

La méthode du cepstre, sur tous les participants, a eu la plus petite MAE moyenne et le plus petit écart-type pour cette MAE avec des estimations d'environ  $MAE = 4.62 \pm 1.68$  BPM pour un temps de calcul de 662.9 ms. Ses performances se sont même montrées meilleures que celle de la littérature (Zhu *et al.* (2014)). Il est tout de même un peu trop lent pour une utilisation efficace puisque les segments du signal doivent passer au travers d'une TF et d'une TFI plusieurs fois.

À l'opposé, CEEMDAN qui a eu de très mauvais résultats avec le participant 4, a des résultats similaires à la littérature avec les autres participants ( $MAE = 7.85 \pm 4.34$  BPM ; temps de calcul = 2236.7 ms)(Sadek *et al.* (2015)). Il est possible que l'information du cycle cardiaque soit répartie sur plusieurs FMI de la DME. Le fait de sélectionner une seule FMI peut donc diminuer la précision des estimations. Même si les performances d'estimations de CEEMDAN venaient à s'améliorer, cette méthode demeurerait tout de même moins pertinente en raison de son temps

de calcul bien trop long. Appliquer cette méthode sur un enregistrement de 24 heures reviendrait à attendre presque 12 minutes avant d'avoir des résultats.

Le clustering a eu des performances plus basses qu'anticipées ( $MAE = 12.76 \pm 9.53$  BPM; temps de calcul = 99.6 ms). La difficulté à choisir la bonne grappe pour créer le prototype de battement cardiaque est l'une des premières causes de la mauvaise performance. Les heuristiques doivent être mieux choisies et être basées sur des propriétés du cycle cardiaque pour mieux représenter celui-ci. Bien que nous ayons décidé, de ne pas utiliser le signal HVS et la distance euclidienne fusionnés avec l'indicateur de corrélations croisées, les performances étaient estimées être meilleures (Brüser *et al.* (2011)). Nous expliquons d'ailleurs cette faible performance par la qualité de l'acquisition. Comme Brüser *et al.* ont réalisé leur étude sur des participants couchés complètement immobiles et ont ignoré complètement les artefacts de mouvements, leur phase d'apprentissage n'a pas été polluée par ces mêmes artefacts. Dans notre cas, nous avons sélectionné la partie du signal la plus stable, mais sans pour autant éliminer les artefacts. Cela a mené, fréquemment, à des défauts dans la qualité du segment d'apprentissage et éventuellement à des défauts dans l'estimation de la FC.

Le temps de calcul de MODWT est le meilleur puisque le signal ne fait que passer, à plusieurs niveaux, dans l'équivalent de plusieurs filtres passe-bandes. C'est donc l'une des meilleures méthodes existantes pour estimer en temps réel les signes vitaux. MODWT a montré des résultats similaires à la littérature en terme de précision ( $MAE = 6.87 \pm 1.94$  BPM; temps de calcul = 4.1 ms) et, tout comme CEEMDAN, a eu des estimations acceptables, mais encore trop loin de la réalité. C'est dû à la difficulté de sélectionner les niveaux de coefficients et de FMI, respectivement de la MODWT et de CEEMDAN, représentant au mieux le cycle cardiaque. Dans le cadre de développements futurs, il sera pertinent de mettre au point un outil permettant de sélectionner, de façon adaptative, les composantes représentant au mieux le cycle cardiaque ou même respiratoire pour diminuer la marge d'erreur. Ainsi, le fait de pouvoir sélectionner dynamiquement la bonne composante assurera, lors du calcul de la fréquence cardiaque, que l'information attribuable au cycle cardiaque est majoritairement contenue dans la composante que l'on traite.

MODWT et le cepstre sont, en somme, deux méthodes très pertinentes à utiliser pour l'estimation des signes vitaux. MODWT est d'ailleurs réutilisée dans le chapitre 3 en raison de sa simplicité d'utilisation, rapidité et performance sur de grandes quantités de données.

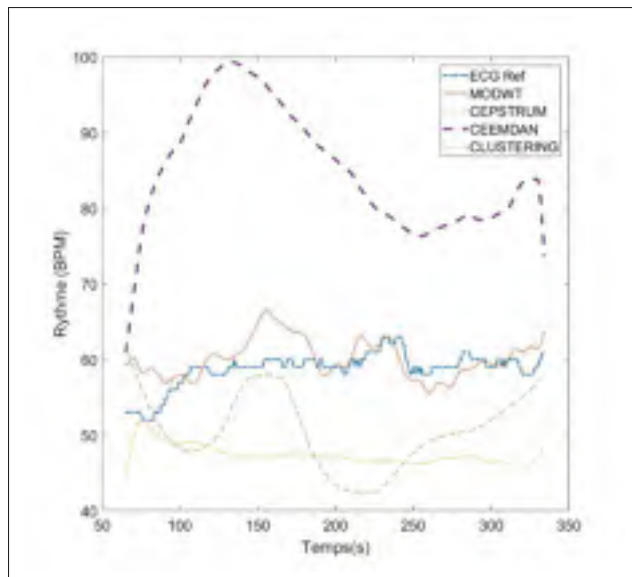


Figure 2.21 Rythmes cardiaques du participant 4 estimés par les quatre méthodes

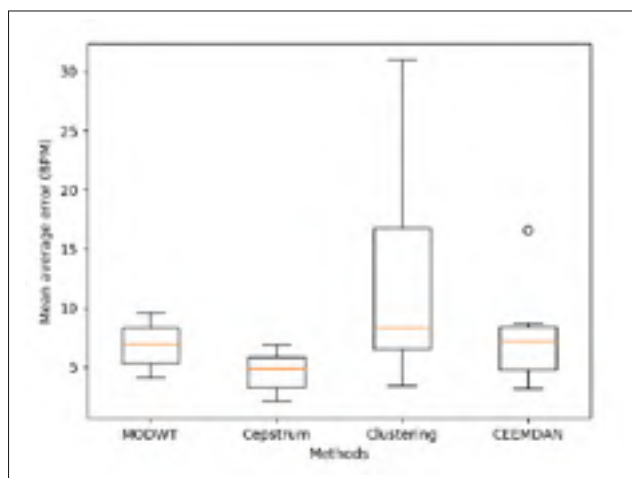


Figure 2.22 MAE de chaque méthode pour tous les participants

Tableau 2.1 Performances moyennes et écarts-types des algorithmes sur tous les participants

Méthode	MAE moyenne (BPM)	$\sigma_{MAE}^2$ (BPM)	Temps de calcul (ms)
MODWT	6.87	1.94	4.1
CEEMDAN	7.85	4.34	2236.7
Cepstrum	4.62	1.68	662.9
Clustering	12.76	9.53	99.6

## 2.4 Conclusions

La détection continue et non invasive des signes vitaux demeure nécessaire pour obtenir des diagnostics rigoureux. Beaucoup d'équipes de recherches ont proposé une multitude de méthodes et d'algorithmes pour estimer la fréquence cardiaque (FC) depuis le signal du ballistocardiogramme (BCG). Aucune de ces méthodes n'a cependant été comparée entre elles sur une base de référence similaire. Dans cette étude préliminaire, nous avons comparé les quatre méthodes avec les meilleurs résultats, ou résumant au mieux plusieurs autres méthodes, sur les mêmes 6 participants sains en position assise. Un matelas connecté donnant les mouvements bruts dans le temps a permis de capter le BCG. Nous avons ensuite estimé les signes vitaux avec l'aide de ces quatre méthodes : 1) MODWT, 2) CEEMDAN, 3) cepstre et 4) clustering. Nous avons comparé les performances de ces méthodes selon leur erreur absolue moyenne (MAE) avec la FC de référence et le temps de calcul requis pour fournir les estimations. Les résultats montrent que MODWT a d'excellentes performances en termes d'estimation et de temps de calcul ( $MAE = 6.87 \pm 1.94$  BPM ; temps de calcul = 4.1 ms). Le cepstre se montre aussi très précis, mais plus lent ( $MAE = 4.62 \pm 1.68$  BPM ; temps de calcul = 662.9 ms). Les méthodes CEEMDAN et clustering ont montrés de moins bonnes performances que prévus. CEEMDAN a des difficultés à bien récupérer toute l'information d'un cycle cardiaque avec une seule FMI. Les artéfacts de mouvements sont majoritairement à blâmer dans le cas du clustering puisqu'il diminue grandement la qualité du prototype de battement cardiaque lors de la phase d'entraînement.

Comme l'étude présente n'est réalisée que sur 6 participants, il est difficile d'accorder une grande fiabilité aux résultats en raison du petit nombre de participants. De plus, puisque les participants sont tous sains, il est risqué d'établir si toutes ces méthodes fonctionnent bien avec des patients ayant des caractéristiques physiologiques bien plus variées. Cette étude préliminaire montre donc tout le potentiel d'utiliser le matelas connecté dans un contexte clinique avec des personnes souffrant de troubles cardiorespiratoires. Le chapitre 3 permettra donc d'observer les performances de certaines des méthodes étudiées ici sur un bien plus grand échantillon de participants ayant différents problèmes de santé en lien avec les fonctions cardiaque et respiratoire.



## CHAPITRE 3

### ÉTUDE D'UN MATELAS CONNECTÉ PENDANT LA DÉTECTION DE L'ACTIVITÉ RESPIRATOIRE EN MILIEU CLINIQUE

#### 3.1 Mise en contexte

Dans ce chapitre, nous présentons une étude réalisée dans un contexte clinique avec une grande population de personnes atteintes de troubles cardiorespiratoires. Cette partie du projet introduit, à notre connaissance, la première base de données d'envergure de signaux BCG acquise sur un grand nombre de participants symptomatiques (N=100 participants). Certaines méthodes pour estimer les signes vitaux de ces participants, dont quelques-unes étudiées précédemment, sont utilisées.

Notre étude préliminaire sur des participants assis a démontré les performances de différentes méthodes généralement utilisées, mais s'est difficilement démarquée des autres travaux de ce champ de recherche. En effet, comme il a déjà été mentionné, la grande majorité des études sont réalisées sur des participants sains et en petits nombres (Jung *et al.* (2014); Kortelainen *et al.* (2010); Lau *et al.* (2013); Mack *et al.* (2009); Rosales *et al.* (2012b)). La faiblesse principale de cette approche réside dans le manque de significativité des résultats et dans la faible représentativité des populations étudiées. Effectivement, la grande partie des personnes potentiellement visées pour l'utilisation d'un matelas connecté possède généralement des paramètres physiologiques (taille, poids, âge, sexe, etc.) variés et des problèmes de santé (fumeurs, AVC, infarctus, insuffisant cardiaque, etc.) tout aussi différents. Tous ces paramètres influencent de manière plus ou moins directe la qualité de lecture d'un BCG (Harrison & Smith (1980)). Cela inclut bien sûr la capacité qu'ont les méthodes actuelles à récupérer des signes vitaux comme la FC ou la FR. La FR a été négligée par les travailleurs de la santé en termes d'importance de l'information qu'elle fournit, mais une FR anormale s'est révélée être un marqueur important de maladies graves (Cretikos *et al.* (2008)). Malgré le manque flagrant de données BCG sur des populations symptomatiques, il serait possible de capter les signes vitaux, et plus particulièrement la FR, de patients malades.

L'objectif de cette partie du projet est de valider le matelas à FOS lors de l'estimation de la FR sur une grande population souffrant de troubles cardiorespiratoires.

Le chapitre 2 a permis de bien observer les performances des méthodes généralement utilisées en estimation des signes vitaux depuis un signal BCG. Il en est ressorti deux méthodes, sur les quatre étudiées, ayant des performances intéressantes pour la suite des travaux. La méthode MODWT a montré d'excellentes performances temporelles et des estimations de la FC avec un niveau de précision très intéressant. La méthode du cepstre a été plus lente au niveau du temps de calcul, mais a eu des résultats plus précis que MODWT. Durant la phase préliminaire de l'étude en contexte clinique, il a été décidé de ne pas utiliser la méthode du cepstre. Bien que celle-ci ait donné des résultats de qualités avec l'estimation de la FC dans l'étude préliminaire, les résultats du cepstre pour estimer la FR ( $MAE = 4.38 \pm 5.67$  RPM) sur les premiers participants symptomatiques (N=20 au moment des premiers résultats sur sujets hospitalisés) avec le grand bassin de participants symptomatiques se sont montrés moins attrayants que MODWT ( $MAE = 4.03 \pm 4.97$  RPM). Nous avons à ce moment remarqué que le cepstre fonctionnait bien sur une plage très réduite de FR. Le cepstre était donc moins adapté pour des plus grandes variations de FC et de FR dans ce contexte. Ne voulant conserver qu'une seule méthode de référence provenant de l'étude du chapitre 2, nous avons sélectionné MODWT pour sa performance sur une plage de valeurs plus large. Nous avons aussi décidé de concentrer nos efforts sur la détection de la FR puisque l'estimation de la FC pour des sujets hospitalisés devenait erratique et trop prompt à l'erreur. Par exemple, pour les 20 premiers participants symptomatiques, en utilisant MODWT, nous obtenions une MAE de plus de 10 BPM sur les FC les plus standard.

La première méthode, développée par Brüser et al., se différencie largement de leur méthode d'apprentissage machine développée dans le chapitre 2 (Brueser *et al.* (2013); Bruser *et al.* (2011)). Celle-ci a montré de bien meilleurs résultats lors de l'estimation de la FC que leur méthode précédente. Plutôt qu'utiliser le clustering, ils utilisent la fusion bayésienne de trois estimateurs à court terme de la FC. Cette méthode d'estimation continue des intervalles locaux ("*Continuous local interval estimation (CLIE)*"), surnommé CLIE, a donné de très bons résultats

sur des participants plus âgés et ayant des troubles du sommeil (Bruser, Antink, Wartzek, Walter & Leonhardt (2015)).

La seconde est développée par notre équipe et s'inspire des méthodes permettant de détecter des sons particuliers dans un environnement bruyant. Cette méthode, utilisant le modèle harmonique + bruit ("Harmonic plus Noise Model (HNM)"), permet de créer un modèle des harmoniques d'un signal donné. Nous l'utilisons afin d'estimer le signal cardiaque et soustraire celui-ci du signal complet afin de ne conserver que le signal respiratoire. Aucune méthode de ce genre n'a été, à notre connaissance, utilisée par d'autres équipes de recherches dans ce contexte particulier.

Le chapitre 3 sera structuré comme suit : la section 3.2 définira notre protocole expérimental, fournira des détails complets sur la population étudiée et expliquera en détail l'implémentation de nos méthodes ainsi que les outils statistiques utilisés pour analyser et valider les résultats ; la section 3.3 présentera en détail les résultats obtenus lors de notre étude en contexte clinique et discutera de l'implication de ceux-ci ; la section 3.4 résumera finalement les constatations faites lors de l'étude faite en contexte clinique.

## **3.2 Méthodologie**

Dans le cadre de ce protocole expérimental, des patients hospitalisés souffrant de troubles cardiorespiratoires sont recrutés afin de tester le matelas à FOS. La grande quantité de données ainsi récupérée avec ces patients permettra de tester deux méthodes (MODWT et CLIE) ayant donné des résultats significatifs lors de précédentes études et d'en tester une nouvelle (HNM) développée lors du projet (Brüser *et al.* (2013) ; Otis *et al.* (2018)). Différents outils statistiques robustes permettront non seulement de valider le fonctionnement de ces méthodes, mais aussi de valider la pertinence du matelas connecté dans un contexte clinique.

### **3.2.1 Procédure expérimentale**

Le projet est réalisé au Centre hospitalier universitaire de l'Université de Montréal (CHUM) et le protocole a été accepté par les comités d'éthiques institutionnels de l'ÉTS, de la TÉLUQ et du

CHUM. La procédure a été mise en place dans l'Unité des soins intensifs en cardiologie (USIC) du CHUM. L'équipe médicale (infirmier.e.s, docteur.e.s et préposé.e.s) a toute été renseignée au sujet de l'étude et a activement participé à sa réalisation.

### **3.2.1.1 Filtrage des patients**

Afin de sélectionner les participants enrôlés dans l'étude, l'assistant infirmier de l'USIC nous remettait une liste des participants potentiels à approcher avec les critères d'inclusions suivants :

- doit être majeur ;
- doit parler et lire le français ;
- ne doit pas être confus ;
- doit être à l'USIC pour une période minimale de 24 heures ;
- peut être légèrement mobilisé pour permettre l'installation du matelas connecté.

### **3.2.1.2 Protocole**

Une fois que les patients ont accepté de participer à l'étude, nous avons recueilli leurs données dans leur dossier médical telles que leurs données démographiques et anthropomorphiques (âge, poids, taille, etc. ). Nous avons ensuite installé le matelas connecté directement sous les draps de leur lit au niveau de leur thorax, comme le montre la figure 3.1. Si le patient ne pouvait se lever de son lit, le matelas était installé avec l'aide du personnel hospitalier. Ils pouvaient toujours se déplacer, si leur condition le permettait, comme ils le souhaitaient pendant l'enregistrement.

### **3.2.1.3 Enregistrement des données**

Nous avons ensuite commencé un enregistrement des mouvements du participant qui durait plus ou moins 24 heures, selon la durée du séjour du participant. Après l'enregistrement, le matelas connecté était retiré du lit du participant. Les données enregistrées par le système sont ensuite extraites sur un ordinateur pour un traitement subséquent.



Figure 3.1 Positionnement du matelas connecté (1) et de sa boîte d'acquisition (3)

Sur la gauche, nous voyons le matelas connecté protégé dans une taie d'oreiller imperméable. Cela permet de le protéger contre les risques biologiques standard présents dans un hôpital ainsi que de répondre aux exigences sanitaires de l'hôpital. On voit le câble de fibre optique (2) allant du matelas connecté (1) à la boîte d'acquisition (3), tel que montré au chapitre 2, section 2.2

Les valeurs de référence de l'hôpital, qui servent de base de référence pour les estimations futures de notre système, ont également été extraites des systèmes de l'hôpital. Une procédure de récupération des données de références a été mise au point en raison du fonctionnement des systèmes de l'hôpital. En effet, dû aux protections des systèmes informatiques du CHUM, il était impossible d'avoir directement accès aux données digitales des patients comme leurs valeurs de FC et de FR. La seule méthode accessible à ce moment était l'impression, sur plusieurs pages en série, des valeurs de références. Les mêmes pages sont ensuite anonymisées (nom, prénom et numéro de dossier effacés) et numérisées en format \*.pdf sur un ordinateur de travail. Ensuite, afin de transférer les fichiers \*.pdf en fichier \*.csv comme pour les enregistrements BCG, un logiciel de reconnaissance optique des caractères (Readiris Pro 17<sup>©</sup>) est utilisé afin de reconnaître les images numérisées et les transférer en valeur lisible par un ordinateur.

Par le biais de ce protocole, les données suivantes sont collectées :

- les données anthropométriques des participants (poids, grandeur, sexe, etc.) depuis leur dossier médical ;

- la FC de référence (résolution : 1 valeur/min) enregistrée par l'ECG de l'hôpital ;
- la FR de référence (résolution : 1 valeur/min) enregistrée par la mesure de la bioimpédance entre 2 électrodes ;
- l'amplitude des signaux sur les électrodes (résolution : 1 valeur/min) ;
- les événements anormaux durant la présence du patient (TC, BC, FA, Asystolie) ;
- les données de l'activité cardiaque, respiratoire et des mouvements avec le matelas connecté.

### 3.2.2 Population recrutée

Le recrutement des patients a commencé le 1<sup>er</sup> septembre 2018 et s'est déroulé jusqu'au 1<sup>er</sup> mai 2019, soit sur une période de 8 mois. En tout, 100 patients (Homme :70 ; Femme :30) ont accepté de participer à ce projet. Parmi ceux-ci, des hommes et des femmes de différentes provenances, tranches d'âge et possédant des symptômes et maladies très variées ont testé le matelas sur des périodes d'environ 24 heures. Les acquisitions totalisent 1520 heures d'enregistrement. Il est d'ailleurs possible de voir un tableau résumé des caractéristiques complètes des participants valides recrutées durant l'étude, incluant la surface corporelle (SC) et l'indice de masse corporelle (IMC). Sur les 100 patients recrutés, 20 ont été rejetés de l'étude pour les raisons suivantes :

- départ avant la fin de l'étude ;
- problème logiciel dans le module d'acquisition du matelas ;
- FR non enregistré par le système de l'hôpital.

### 3.2.3 Implémentation des estimateurs de FR

Trois méthodes différentes sont testées pour valider le matelas FOS dans un contexte clinique. La première méthode, MODWT, a déjà été explorée dans le chapitre 2. La seconde, CLIE, est l'une des meilleures avec un capteur simple (Brüser *et al.* (2013)). La troisième, utilisant le HNM, est la première de son genre. Elle a été développée durant ce projet en se basant sur les

Tableau 3.1 Résumé des caractéristiques physiologiques et démographiques des participants valides recrutés (N=80; Homme :53; Femme :27)

	Âge	Taille (cm)	Poids (kg)	SC (m <sup>2</sup> )	IMC
Minimum	26.0	148.0	45.0	1.42	16.57
1 <sup>er</sup> quartile	59.8	162.0	67.6	1.74	23.11
2 <sup>e</sup> quartile	67.5	170.0	76.1	1.86	26.46
3 <sup>e</sup> quartile	73.0	175.0	83,2	1,94	29,58
Maximum	91.0	188.0	160,5	2,68	50,55
Moyenne	65.6	168.6	78.0	1.87	27.43
Écart-type ( $\sigma^2$ )	12.7	9.4	18.4	0.21	6.31

HNM dans le traitement des signaux audio. Ces trois méthodes sont utilisées pour estimer la FR et la façon dont celles-ci ont été implémentées est expliquée dans le détail. Comme la résolution temporelle minimale du système est de 1 minute (une valeur instantanée de FR/FC à chaque minute), tous les FC ou FR estimés depuis le BCG du matelas sont interpolés sur la résolution temporelle de la référence de l'hôpital. Toutes les méthodes prochainement présentées ont été implémentées avec Python 3. Toutes les analyses ont été effectuées sur un processeur Intel(R) Core(TM) i7-6700 CPU @ 3.40GHz.

### 3.2.3.1 Prétraitement

Tous les signaux BCG bruts ont été prétraités avec un filtre butterworth bidirectionnel de 5<sup>e</sup> ordre. Le filtre était un passe-bande, ayant une fréquence de coupure basse de 0.1 Hz et une fréquence de coupure haute de 20 Hz. Ces fréquences nous permettent de conserver le signal respiratoire, cardiaque ainsi que toutes leurs harmoniques (une fréquence haute de 20.0 Hz permet de conserver jusqu'à 6 harmoniques du signal cardiaque). On s'assure ainsi de capturer le signal respiratoire, le signal cardiaque et toutes leurs harmoniques respectives. Dans le cas de la détection du rythme cardiaque, abordé à la section 3.3, le filtre passe-bande du début a été ajusté de 0.75 Hz à 20.0 Hz dans sa bande passante afin de bien capter toutes les harmoniques du signal cardiaque et rejeter le plus possible le signal respiratoire (le signal respiratoire peut être présent jusqu'à 1.0 Hz, mais son amplitude devient négligeable à cette fréquence). Ce sont des

valeurs de filtres utilisées dans d'autres travaux sur l'enregistrement du BCG pour l'estimation de la FC ou de la FR (Koivuluoma, Barna, Koivistoinen, Kööbi & Värri (2008)). Quoiqu'en général, la fréquence de coupure basse utilisée pour le coeur soit de 1.0 Hz, nous avons utilisé une fréquence plus basse de 0.75 Hz puisque beaucoup de sujets, lors de notre étude, montraient des FC très basses dues à des épisodes de bradycardie.

### 3.2.3.2 Filtrage des artéfacts de mouvements

La majorité des artéfacts de mouvements, durant les enregistrements, sont filtrés avec un seuillage de la variance locale du signal. Un seuil inférieur est utilisé pour ignorer les moments de l'enregistrement où le patient n'est pas dans son lit. L'absence de mouvement sur le capteur diminue la variance générale du signal capté. Ainsi, lorsque la variance est à moins de 1% de sa valeur médiane, nous ignorons cette partie de l'enregistrement. Parallèlement, lors de grands mouvements, la variance devient subitement très grande. Afin d'ignorer ces parties du signal, le seuil supérieur est à 1000% (ou 10 fois) de la variance médiane locale de l'enregistrement. Ces 2 paramètres ont été choisis empiriquement en observant l'effet du seuillage sur la qualité des estimations de la FC. Il est possible de voir un exemple de seuillage à la figure 3.2.

### 3.2.3.3 MODWT

Dans le chapitre 2, nous avons utilisé la méthode MODWT, basée sur la transformée directe en ondelettes (Otis *et al.* (2018); Sadek *et al.* (2017)). Les résultats, étant plutôt encourageant, font que cette méthode est retenue pour notre étape de validation du matelas connecté à FOS. La méthode MODWT a été implémentée en Python 3.5. Le signal est traité avec une fenêtre glissante de 20 secondes. À l'intérieur de la fenêtre, nous calculons la FR locale avec les ondelettes. On utilise une base d'ondelette mère Symlet-8 (Sadek *et al.* (2017)). Le 6<sup>e</sup> niveau de coefficients d'atténuation est empiriquement sélectionné pour représenter le signal respiratoire (voir figure 3.3). Comme la respiration est bien moins difficile à observer que le signal cardiaque, nous délaissions l'algorithme 2.1, qui permettait de trouver les pics de façon adaptative. On ne fait que prendre la valeur médiane de l'intervalle entre les pics de respiration (voir figure 3.4) détectés



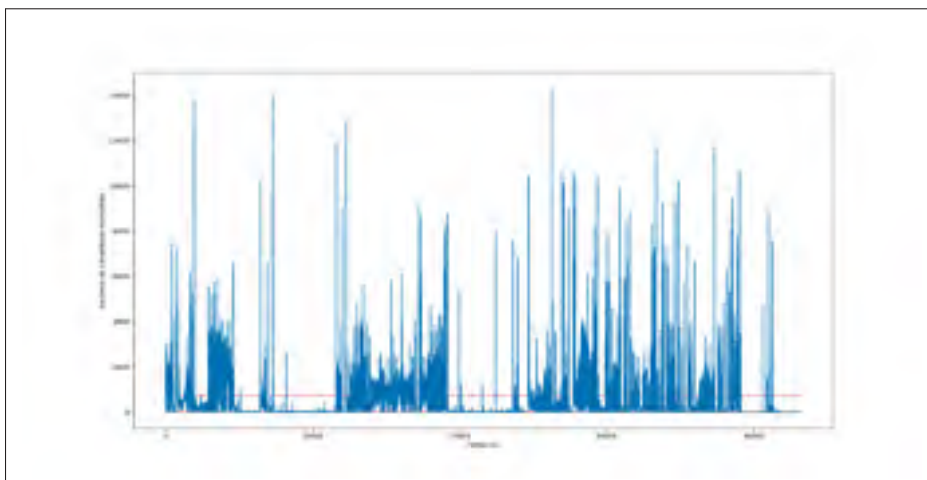


Figure 3.2 Seuillage des artéfacts de mouvement sur un enregistrement d'une durée de 12 heures

La ligne pointillée du bas représente le seuil inférieur. Les valeurs en dessous de cette ligne sont systématiquement ignorées par le programme. La ligne pointillée du haut représente le seuil supérieur. Les valeurs au-dessus de ce seuil sont associées à des artéfacts de mouvements et sont aussi ignorées

grâce à MODWT dans la fenêtre. Cette méthode est sélectionnée en raison de sa grande vitesse de calcul, facilitant ainsi le traitement des données denses, et de sa maniabilité et fiabilité à représenter différents phénomènes périodiques à différentes échelles.

#### 3.2.3.4 CLIE

La méthode d'estimation continue des intervalles locaux ("*Continuous local interval estimation*" (CLIE)) utilise trois estimateurs du cycle respiratoire et fusionne ceux-ci à l'aide du théorème de Bayes pour augmenter la robustesse de l'estimation finale (Bayes Thomas & Price null (1763)). Ces estimateurs sont respectivement une version modifiée de la méthode d'autocorrélation, une version modifiée de la fonction de différence d'amplitude moyenne ("*Average magnitude difference function*" (AMDF)) et 3) les paires d'amplitude maximum ("*Maximum amplitude pair*" (MAP)) (Rabiner (1977); Ross, Shaffer, Cohen, Freudberg & Manley (1974)). En utilisant les mathématiques bayésiennes, les trois estimateurs sont fusionnés comme le montre la figure

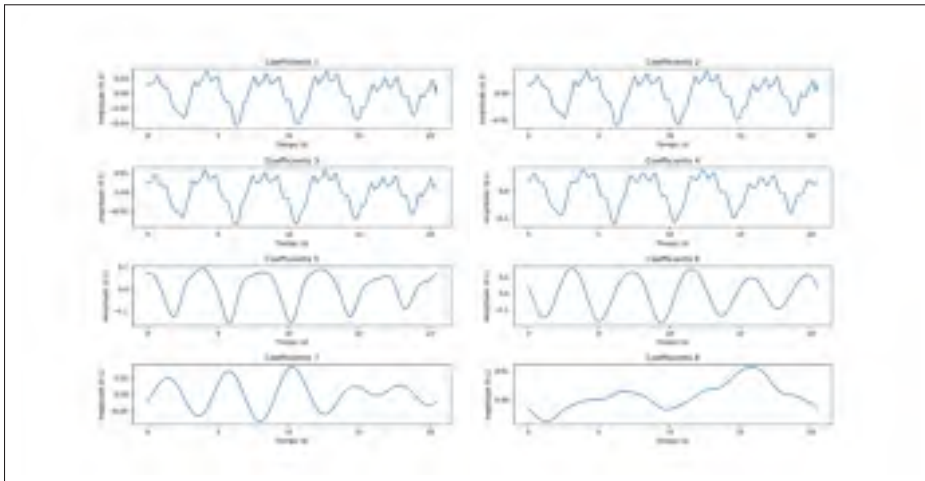


Figure 3.3 Coefficients d'approximations d'un segment de 20 secondes enregistré dans le lit  
Par analyse visuelle, nous remarquons que c'est le 6e niveau de coefficients qui représente le mieux le cycle respiratoire

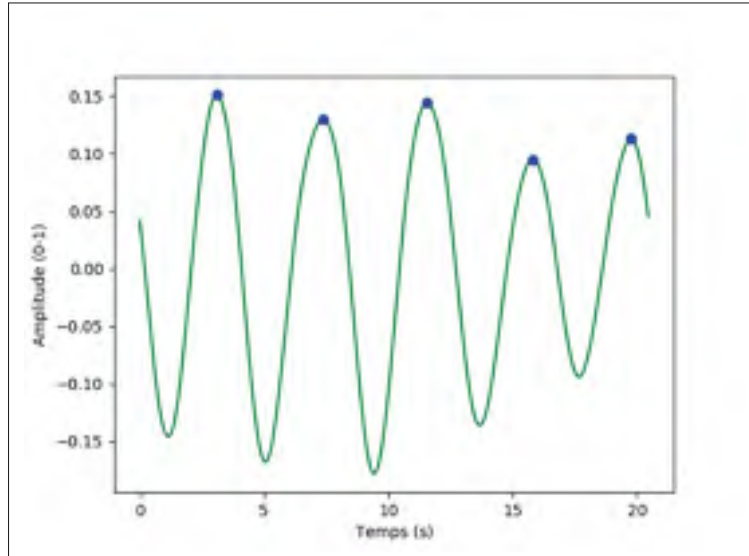


Figure 3.4 6<sup>e</sup> niveau de coefficients représentant la respiration de la figure 3.3 Les pics, représentés par des points, sont à intervalles réguliers. L'intervalle moyen entre ces pics est associé à la période du cycle respiratoire

3.5. Chacun des estimateurs propose sa propre distribution de probabilité de l'intervalle le plus probable entre deux respirations. Les estimateurs sont représentés en fonction des échantillons

représentés. La fusion des trois, dans le graphique du bas, montre une plus grande robustesse dans la qualité de l'estimation que les trois estimateurs séparément. Au contraire des trois premiers graphes, celui du bas est représenté sur l'équivalent temporel de l'axe des échantillons plus haut pour mieux comprendre les implications. Le plus grand pic dans le graphe totalement en bas, juste après 4 secondes et marqué par un point, représenterait donc la période du cycle respiratoire fusionné des trois estimateurs plus haut. Cet estimateur a été utilisé dans un contexte à canal unique (un seul capteur) Brüser *et al.* (2013) et dans un contexte multicanal (plusieurs capteurs en parallèle) Brüser *et al.* (2015). Il offre une estimation beaucoup plus robuste et fiable de l'intervalle entre les battements cardiaques. Il n'a toutefois pas été testé pour estimer la FR.

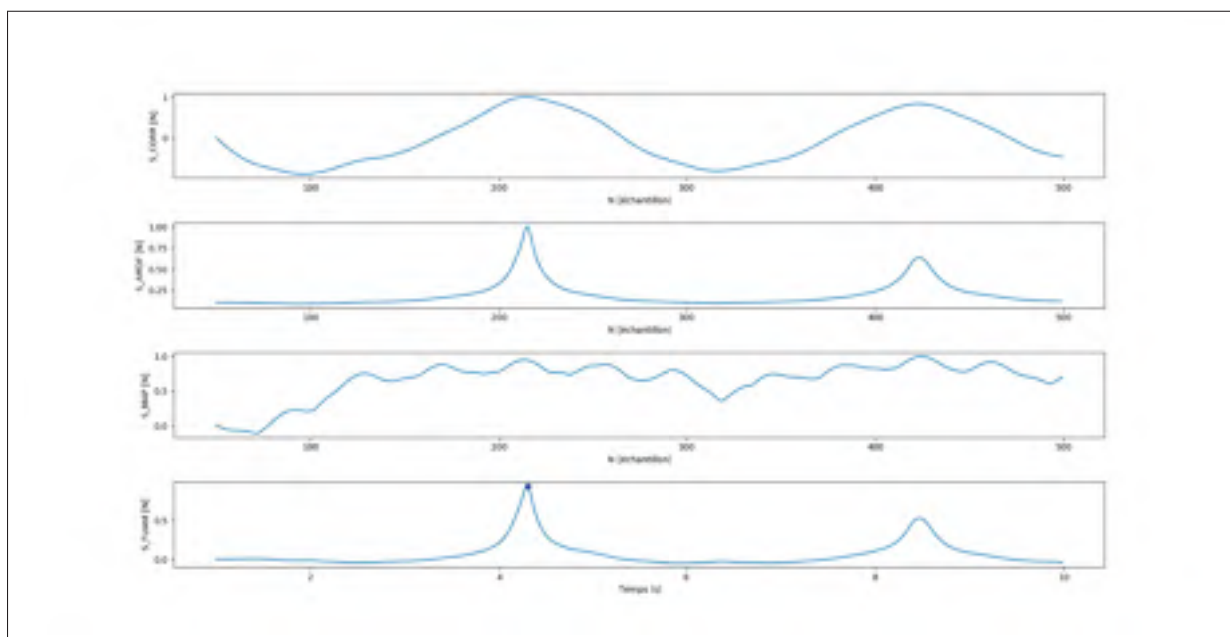


Figure 3.5 Exemple de fusion des estimateurs d'autocorrélation, AMDF et MAP (Brüser *et al.* (2013))

Dans les travaux de Brüser, la méthode CLIE est utilisée pour détecter la période du cycle cardiaque. Les résultats que leurs méthodes ont donnés laissent présumer qu'il est possible d'obtenir des résultats similaires avec le cycle respiratoire puisque leur méthode était jugée comme étant agnostique du type de signal (Brüser *et al.* (2013)). Nous avons donc réadapté l'algorithme pour la détection du rythme respiratoire en y adaptant les paramètres de l'algorithme.

Le paramètre de la période minimale  $T_{min}$  est fixé à 1 seconde et la période maximale  $T_{max}$  est fixée à 10 secondes.

### 3.2.3.5 HNM

Le modèle harmonique plus bruit ("*Harmonic plus noise model*" (HNM)) représente un signal sous la forme d'une somme de parties harmoniques et d'une partie bruit Stylianou (1998). En utilisant des méthodes particulières, comme celle développée par Pantazis, il est possible d'estimer les harmoniques de ce HNM (Pantazis, Rosec & Stylianou (2010)). Cette méthode, connue sous le nom d'estimation itérative des paramètres d'un signal sinusoïdal, ne nécessite que la fréquence fondamentale du signal pour en construire un modèle en utilisant la méthode des moindres carrés. L'algorithme optimise donc lui-même les amplitudes, les fréquences et les phases de chaque harmonique de façon à obtenir l'erreur minimale. Le but avec la méthode HNM est de construire une représentation synthétique du signal respiratoire. Le signal synthétique peut s'écrire comme suit :

$$\hat{s} = s_h(t) + s_n(t) \quad (3.1)$$

La partie harmonique est modélisée comme une somme d'harmoniques :

$$s_h(t) = \sum_{k=-L}^L A_k(t) \cos(2 * \pi k f_0 t + \phi_k(t)), \quad (3.2)$$

où  $L$  représente le nombre d'harmoniques inclus dans la partie harmonique,  $\phi_k(t)$  est la phase temporelle de l'harmonique  $k$ ,  $f_0$  représente la fréquence fondamentale et  $A_k$  représente l'amplitude des composantes sinusoïdales.

La partie bruit est communément considérée comme un bruit blanc gaussien synchronisé avec la partie harmonique.

Il est possible de construire un signal cardiaque synthétique à partir de sa version originale en utilisant un HNM. Il est toutefois essentiel d'estimer la fréquence fondamentale  $f_0$  du cycle cardiaque avec la plus grande précision possible. Pour ce faire, nous utilisons une TF avec rejet d'artéfacts harmoniques ("*Harmonic artifact rejection*" (HAR)) comme le propose Beattie (Beattie, Jacobs, Riley & Hagen (2015)). Un ensemble d'heuristiques élimine les harmoniques d'amplitudes plus élevées ou plus basses pour nous assurer que nous extrayons correctement la fréquence fondamentale du cycle cardiaque.

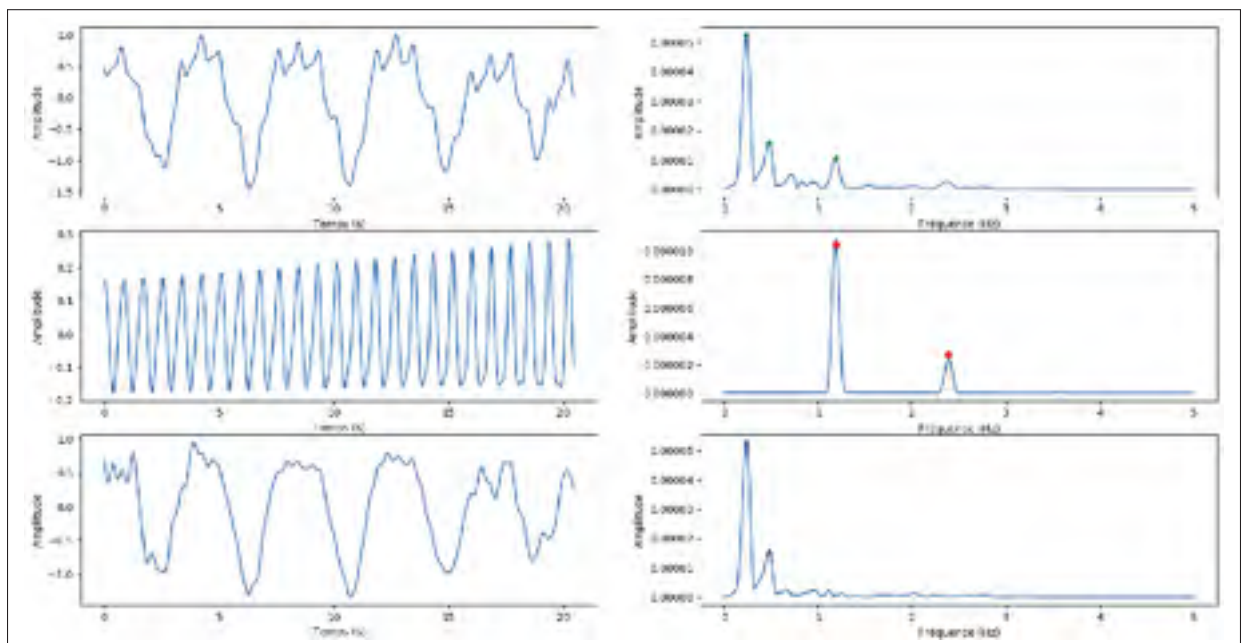


Figure 3.6 Signal filtré, HNM du coeur et signal respiratoire  
 À gauche, les signaux dans le temps. À droite, les spectres de ces mêmes signaux. Les 2 graphiques du haut représentent une fenêtre de 20 secondes du signal BCG. Les deux du milieu représentent le HNM du coeur lors de la 2e modélisation depuis la fréquence fondamentale du coeur estimée. Les deux derniers graphiques représentent finalement le signal respiratoire, obtenu par deux itérations de modélisation/soustraction

Dans le cadre de notre étude, nous construisons un HNM en utilisant cette fréquence fondamentale du coeur. Le signal, dont les fréquences sous 0.70 Hz sont filtrées, est transmis à l'algorithme HNM et nous construisons un HNM du coeur avec des harmoniques  $L = 6$  de la fréquence fondamentale cardiaque. Nous soustrayons ensuite ce HNM du signal d'origine. Ce cycle

complet de modélisation soustraction permet de retirer les signaux appartenant au cycle cardiaque. Théoriquement, nous avons maintenant la partie du signal qui contiendrait le signal respiratoire et d'autres composantes de bruits. Nous l'appellerons le signal transitoire parce qu'en réalité, il y a encore une partie du signal cardiaque dans ce signal. Nous faisons à nouveau ce cycle de modélisation/soustraction pour retirer presque complètement la composante cardiaque du signal d'origine et obtenir le signal respiratoire ainsi qu'un peu de bruit négligeable. Il en résulte une estimation de la composante respiratoire réelle de laquelle nous récupérons le pic fréquentiel le plus grand, soit la fréquence du cycle respiratoire. Les résultats de ces opérations sont représentés à la figure 3.6

### 3.2.4 Validation des données

Afin de valider le fonctionnement du matelas connecté et les méthodes utilisées, plusieurs outils statistiques, dont certains très robustes, sont utilisés. Tout comme au chapitre 2, les mesures de l'erreur absolue moyenne ("*Mean absolute error*" (*MAE*)) sont prises pour chaque méthode et sur chaque participant. On compile la moyenne de cette MAE ainsi que l'écart-type. Cela permet d'avoir une compréhension plus intuitive de l'efficacité des différentes méthodes et de la pertinence du matelas connecté en général.

Pour faire une validation robuste en contexte clinique, il est important de savoir, même quand la MAE est petite, si les toutes les estimations sont précises ou bien si les grandes erreurs sont nombreuses. On utilise donc aussi la mesure de l'erreur moyenne quadratique ("*Root mean square error*" (*RMSE*)). Cette mesure donne plus d'importance aux erreurs larges et pénalise donc plus les comportements erratiques des méthodes d'estimations de la FR (voir équation 3.3).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{d_i - f_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (3.3)$$

On propose finalement le diagramme de Bland-Altman (BA) pour comparer chaque technique d'estimation avec la mesure de référence, soit l'ECG (Altman & Bland (1983)). Ce type de

diagramme, tel que présenté à la figure 3.7, permet de mesurer l'accord entre 2 méthodes quantitatives et donc de voir quelles sont les limites de cet accord, donc dans quelles limites sont 95% des différences entre les méthodes. On peut donc aisément évaluer la robustesse d'une nouvelle méthode par rapport à une méthode de référence. Les diagrammes de BA peuvent, à priori, sembler difficiles à interpréter, mais ils sont largement utilisés dans le domaine médical pour valider de nouvelles méthodes.

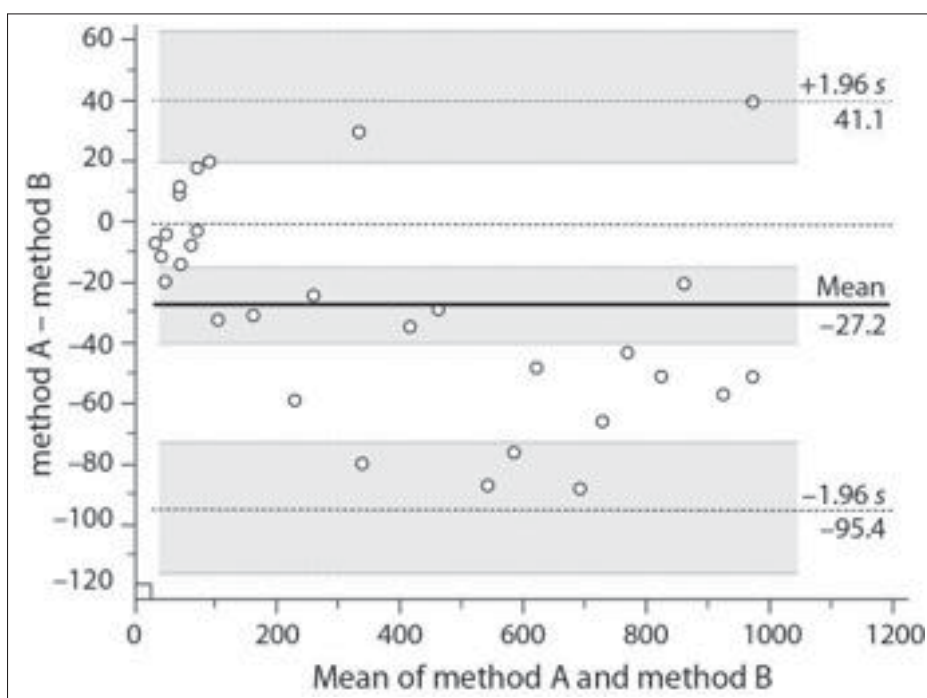


Figure 3.7 Exemple de diagramme de Bland-Altman  
Le diagramme présente les différences des méthodes en fonction de leurs valeurs moyennes. En général, les limites d'accord sont exprimées pour 95% des différences cumulées et la différence moyenne est aussi affichée pour observer tout biais potentiel entre les méthodes

La prochaine section présente en détail les résultats obtenus lors de l'étude en contexte clinique au CHUM. Les résultats pour chaque méthode y sont présentés en utilisant les statistiques de validation que nous venons de décrire.

### 3.3 Résultats

Cette section regroupe, synthétise et discute les résultats obtenus lors de l'étude clinique réalisée sur 80 des 100 patients recrutés à l'USIC, au CHUM. Nous présentons d'abord quelques résultats pour chacune des 3 méthodes discutées en ce qui a trait à l'estimation de la FC afin de justifier pourquoi nous avons rapidement délaissé l'estimation des FC et nous sommes concentrés sur l'estimation de la FR. On présente ensuite, de façon exhaustive, les résultats d'estimation de la FR. On regroupe ensuite les méthodes entre elles pour observer laquelle semble plus à même de bien estimer les FR et discutons la pertinence d'utiliser le matelas connecté dans un contexte clinique. Il est bien important de comprendre à l'intérieur de quelles limites et dans quel contexte les estimations sont fiables et dans quel contexte elles le sont moins.

#### 3.3.1 Fréquence cardiaque en contexte clinique

Au début de l'étude en contexte clinique, l'hypothèse était la suivante : il est possible de capter, avec autant de précision qu'au chapitre 2, la FC des participants hospitalisés. Des essais rapides avec les méthodes, telles que décrites dans la section 3.2, ont montré que les résultats étaient bien moins robustes. Les résultats qui suivent sont recueillis sur les mêmes 80 participants recrutés pour la détection de la respiration. Au lieu d'utiliser les enregistrements complets de chaque patient, nous utilisons 2 heures durant la nuit pour chaque patient. Cette période de temps est préférable puisqu'il est estimé que le patient est couché et se repose. Les 2 méthodes (CLIE et MODWT), jugées être parmi les plus performantes de la littérature, montrent des résultats erratiques en dehors d'une certaine plage de FC. La méthode MODWT a comme résultats, sur la base de données, une MAE moyenne de 7.71 BPM ( $\sigma^2=9.25$  BPM; RMSE=12.04 BPM). Malgré la valeur moyenne, somme toute très près de celle du chapitre 2, l'écart-type et l'erreur RMS révèle que la méthode est très erratique avec les valeurs de FC des participants de l'étude. Le graphique de B-A, de la figure 3.8, montre que MODWT performe à son mieux entre 60 BPM et 70 BPM. L'erreur tend cependant à augmenter en dehors de cette plage. De plus, des groupes de points apparaissent à une plage des moyennes plus basses (26 BPM). Cela signifie que MODWT confond parfois la respiration avec le signal cardiaque. La respiration étant à



plus basse fréquence, cela cause des données aberrantes et des déviations majeures dans les estimations.

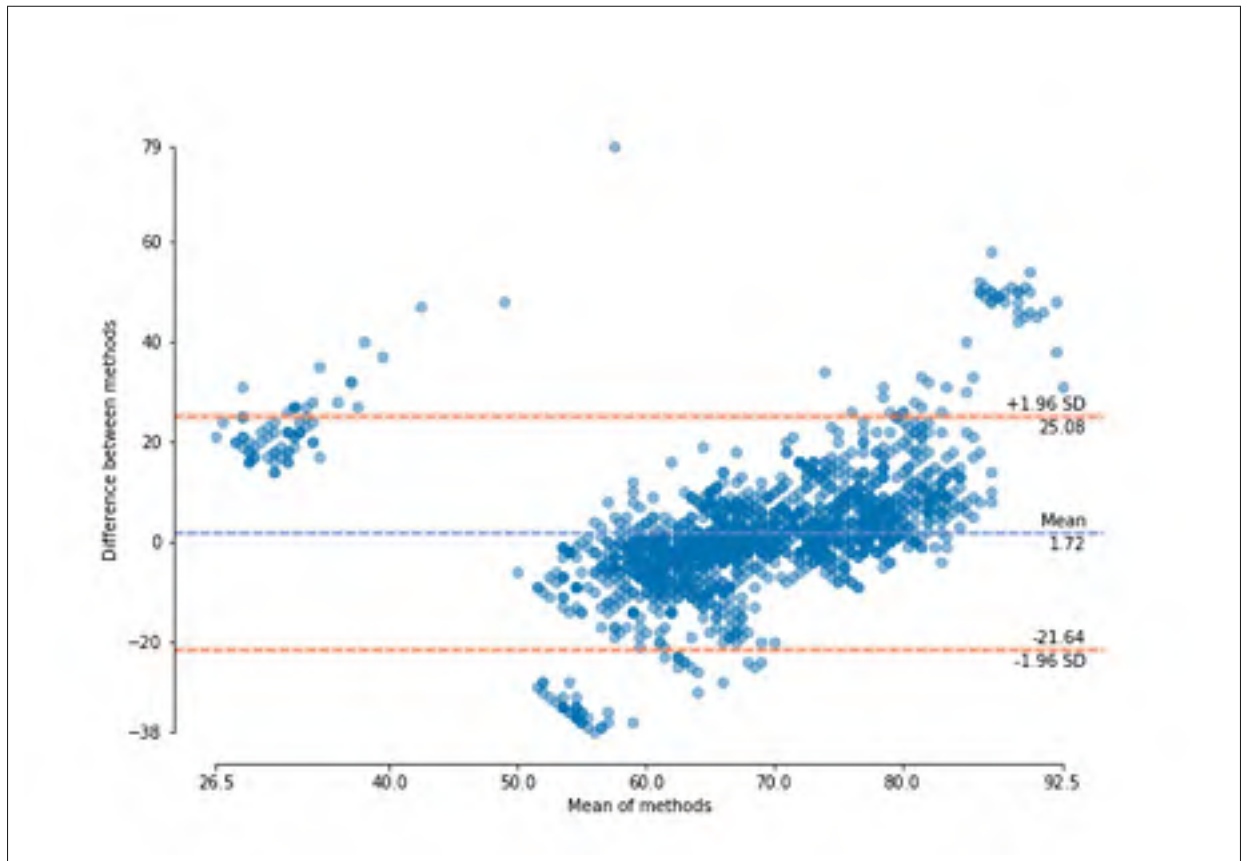


Figure 3.8 Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode MODWT

Le même phénomène est visible avec la méthode CLIE (MAE=15.77 BPM;  $\sigma^2=14.11$  BPM; RMSE=21.16). La méthode CLIE montre un biais moyen très élevée (14.56 BPM) et des limites d'accord encore plus grandes. L'algorithme se montre donc généralement mauvais dans l'estimation de la FC et crée, de plus, encore un groupe de mauvaises estimations reliées à la respiration.

Notre nouvelle méthode, HNM, a eu des résultats de très mauvaise qualité durant l'estimation de la FC (MAE=20.48 BPM;  $\sigma^2=90.33$  BPM; RMSE=92.62). Le graphique de BA est encore

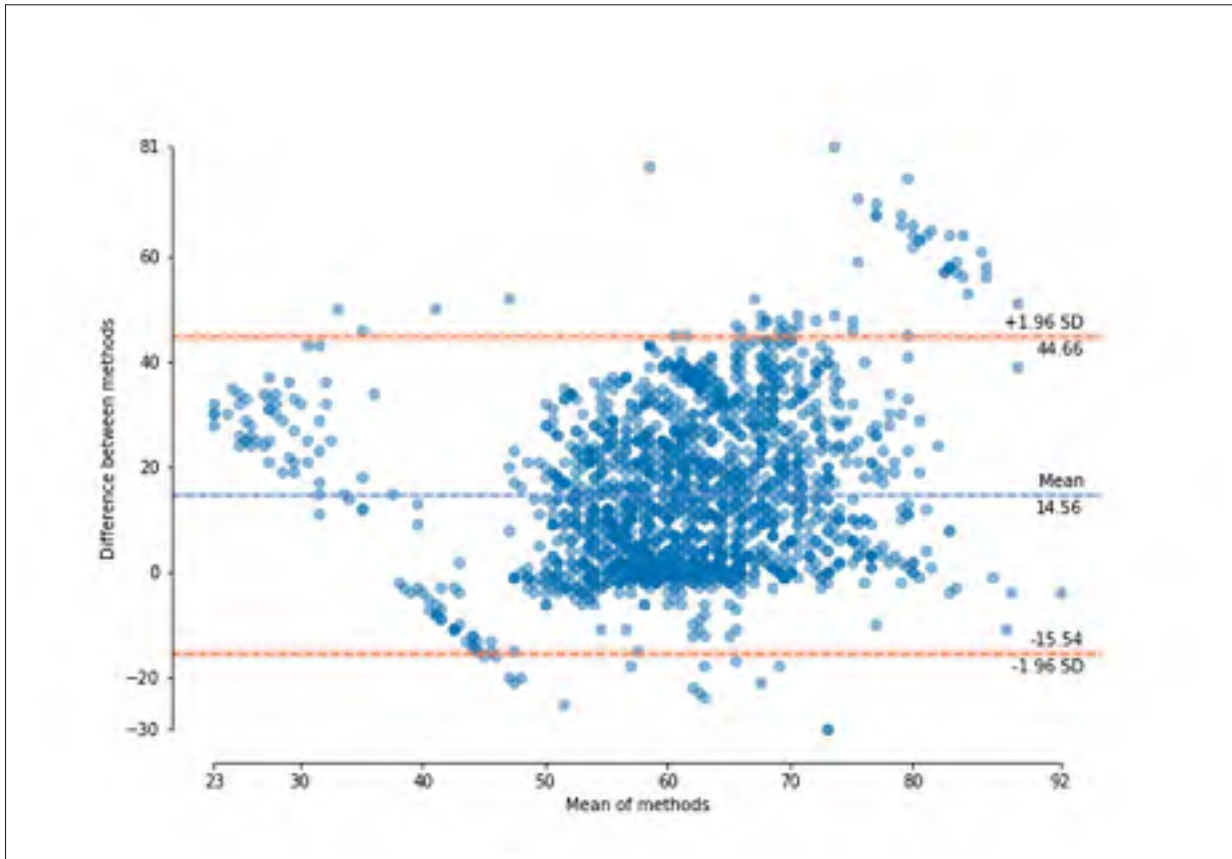


Figure 3.9 Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode CLIE

moins performant que les autres méthodes avec des limites d'accords montrant que cette méthode est totalement inutilisable pour l'instant pour l'estimation de la FC.

Ces erreurs sont, sous toutes réserves, dues à la faiblesse générale du signal cardiaque des participants de l'étude, tel qu'expliqué à la section 1.4 (Fares & Howlett (2010); Starr (1964)). Particulièrement la méthode HNM. Celle-ci donne de bons résultats dans la prochaine section, mais performe mal dans le cas opposé où nous modélisons la respiration et l'enlevons du signal initial.

Le point commun entre toutes ces méthodes est malgré tout leur précision optimale dans une certaine plage de rythme de référence, soit entre 60 BPM et 80 BPM. Au-dessus et en deçà de cette plage de rythmes de référence, les erreurs s'accumulent et les méthodes deviennent plus

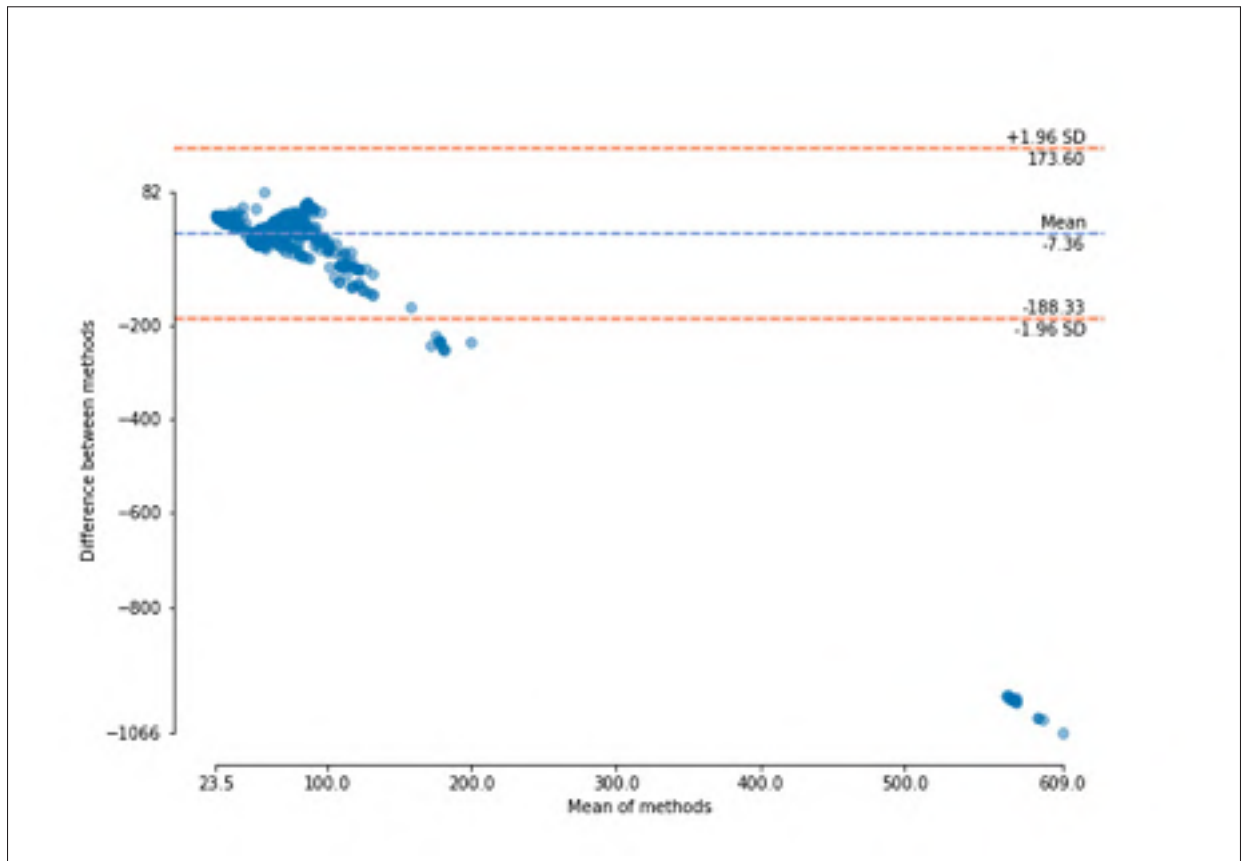


Figure 3.10 Bland-Altman de l'estimation de la FC avec la méthode HNM

erratiques. Cela montre que, malgré le filtrage efficace de la respiration et de ses harmoniques, le BCG demeure très difficile à détecter. Sa forme particulière, qui varie selon la position des patients, change d'amplitude fréquemment. Comme mentionné plus tôt dans la section 3.1, les études sont en générales réalisées avec des participants sains et jeunes n'ayant aucun trouble cardiorespiratoire. Avec l'âge la force de contraction du coeur s'affaiblit considérablement (Fares & Howlett (2010)). Cela a nécessairement un effet sur l'intensité du BCG (Starr (1964)). Il est donc fort probable que la difficulté que nous avons à bien capter le BCG dans le contexte de cette étude est due à l'âge des patients et la présence de multiples types de troubles cardiorespiratoires.

### 3.3.2 Fréquence respiratoire en contexte clinique

Comme le calcul précis et fiable de la FC s'est révélé plus ardu qu'initialement supposé, le projet s'est réorienté vers la détection de la FR. La FC est plus simple à détecter en raison de sa plus grande amplitude et sa forme d'onde plus simple que celle du BCG. Cette fois-ci, les traitements de nos 3 méthodes ont été appliqués sur les enregistrements complets, comptabilisant 1520 heures d'enregistrements sur 80 patients.

#### 3.3.2.1 FR avec MODWT

La figure 3.11 montre la FR estimée par MODWT. Durant cet enregistrement de 2 heures, les estimations de MODWT semblent bien suivre la FR lorsque celle-ci est continue et lisse. Pour les variations rapides, comme expliquées à la figure 3.11, les estimations ne peuvent suivre les variations rapides enregistrées par le système de référence. Cela est dû, en partie, au filtre médian. Celui-ci, ayant une fenêtre glissante de 60 secondes, lisse les données estimées en prenant la valeur médiane. Une largeur de 60 secondes a été sélectionnée afin que les valeurs sortant du filtre médian soient à une résolution représentative de leur unité de mesure, soit la respiration par minute. L'utilisation de ce filtre était nécessaire puisque les algorithmes font fréquemment des estimations très variables, augmentant grandement le taux d'erreur (sans filtre, MAE=6.58 RPM)(annexe 1, figure II-2). Le filtre médian diminue de 8.36% la MAE finale (avec filtre, MAE=5.71 RPM), mais rend aussi l'estimateur moins rapide dans sa réponse aux variations soudaines (figure 3.11).

Sur l'ensemble de la BD, la méthode MODWT montre des performances de qualité du même grade que celles précédemment démontrées dans les études passées avec la FC (Otis *et al.* (2018); Sadek *et al.* (2017)). La méthode MODWT montre le plus bas biais positif moyen, soit un biais de 4.61 RPM. L'analyse de BA met au jour un comportement intéressant de cette méthode. On observe une tendance linéaire proportionnelle entre la moyenne de MODWT et de la référence et leurs différences. Ceci montre bien évidemment que MODWT fonctionne, à son meilleur, dans des valeurs de références entre 10 et 20 RPM. Dans les cas de références plus

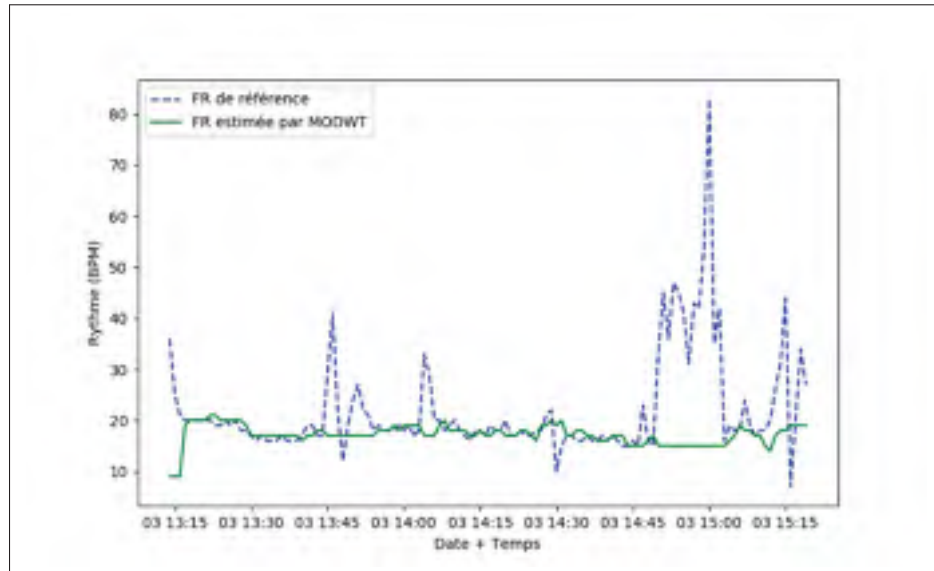


Figure 3.11 Signes vitaux de référence et FR estimée par MODWT  
 La FR estimée par MODWT (cercles en vert) est comparée avec la FR réelle (croix en bleu). L'estimation suit généralement bien l'évolution de la FR réelle. La FC et la FR réelle subissent des variations plus abruptes à certains moments et pour des périodes d'environ 15 minutes (13 :45-14 :00 et 14 :45-15 :00)

basses, MODWT a tendance à surestimer la FR par rapport à la FR réelle et, parallèlement, a tendance à sous-estimer la FR lorsque la FR réelle est plus élevée.

### 3.3.2.2 FR avec CLIE

La figure 3.11 montre bien la FR estimée par CLIE. On voit ici que les valeurs de FR calculées par CLIE sont majoritairement sous-estimées. Malgré la robustesse de la fusion bayésienne des estimateurs utilisée, il peut demeurer des cas où la sélection du pic le plus haut, tel que montré dans le graphique de la figure 3.5, n'est pas valide. Des pics de période plus grande peuvent supplanter la vraie période et fausser les estimations (voir annexe 1, figure II-1).

Comme le montre l'analyse de BA de la figure 3.14, le biais moyen positif de 9.82 RPM est plus élevé que celui de MODWT. De plus, CLIE démontre aussi une tendance linéaire positive à sous-évaluer les valeurs estimées par rapport aux valeurs réelles. On voit encore apparaître

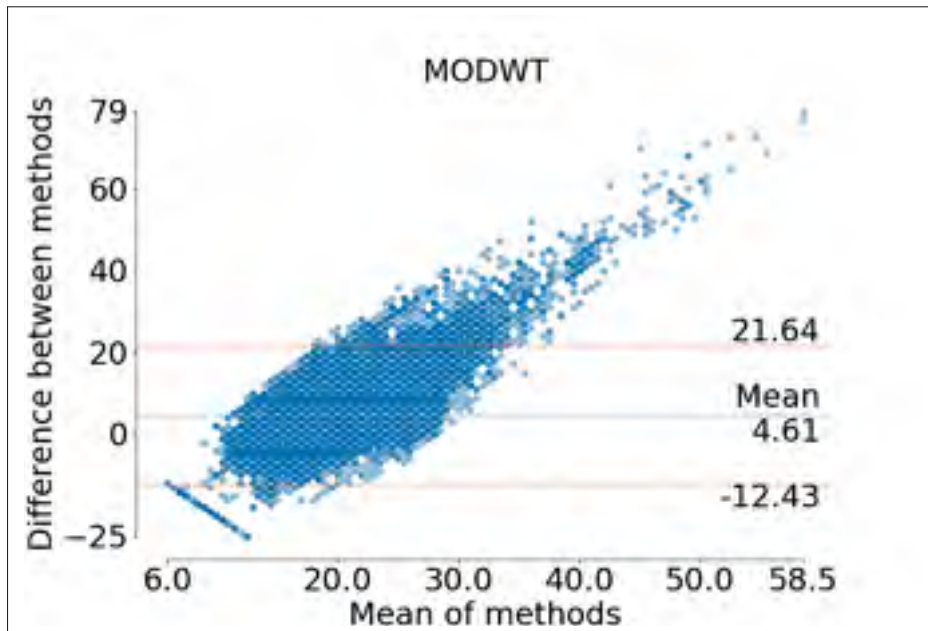


Figure 3.12 Bland-Altman de l'accord entre MODWT et la référence

beaucoup de différences négatives dans l'accord entre les 2 méthodes. Cela signifie qu'il est tout de même souvent arrivé que la méthode surévaluait les valeurs de FR par rapport à la référence. Le filtre médian se montre aussi utile dans le cas de CLIE pour réduire l'erreur sur l'estimation. La MAE sur la plage complète avec un filtre médian est de 10.90 RPM alors que sans filtre médian elle est de 11.44 RPM (voir annexe 1, figure II-3). Le filtre médian occasionne donc une diminution de l'erreur de 4.72%. Comme pour MODWT, CLIE présente aussi une plage où ses estimations sont optimales pour les plus basses valeurs de FR.

### 3.3.2.3 FR avec HNM

La figure 3.15 montre la FR estimée par HNM. La méthode semble bien suivre les valeurs stables de la FR, mais présente aussi une difficulté à suivre de près les modifications rapides du rythme respiratoire. Le même effet du filtre médian peut être observé. Effectivement, celui-ci lisse beaucoup la plage des valeurs estimées de la FR, mais limite la capacité de l'algorithme à réagir rapidement face à des modifications rapides. Le retrait du filtre médian faisant encore augmenter légèrement la MAE moyenne (9.13 RPM)(annexe 1, figure II-4), nous utilisons tout

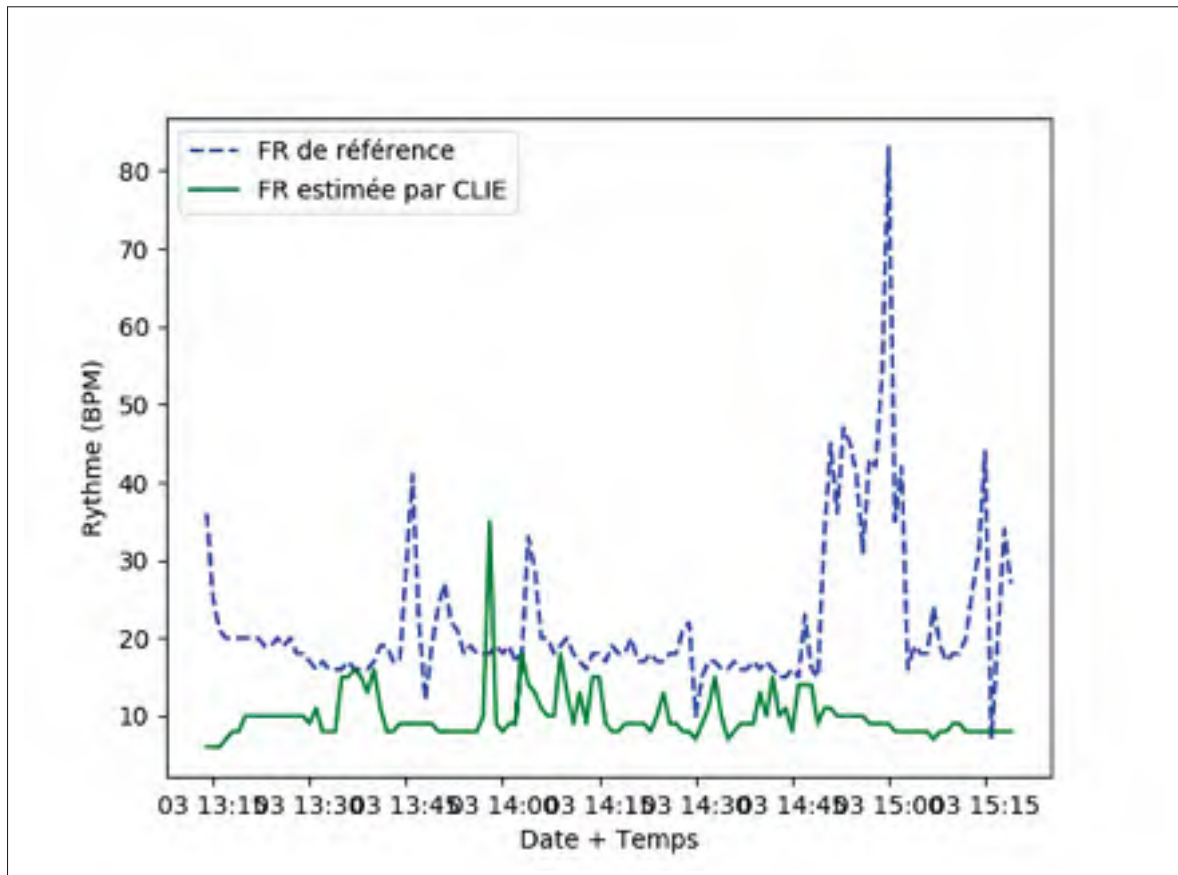


Figure 3.13 Signes vitaux de référence et FR estimée par CLIE  
La FR estimée par CLIE (cercles en vert) est comparée avec la FR réelle (croix en bleu)

de même celui-ci pour avoir des estimations moyennes plus précises (8.45 RPM, diminution de l'erreur de 7.45%).

L'analyse de BA de la méthode HNM révèle un biais positif de 8.11 RPM. Ce graphe de B-A, dont le biais est légèrement plus bas que celui de la méthode CLIE, montre aussi une tendance linéaire positive de l'erreur. En somme, cette méthode peine à estimer les hautes valeurs de la FR et sous-estime généralement celles-ci tout comme CLIE et MODWT.

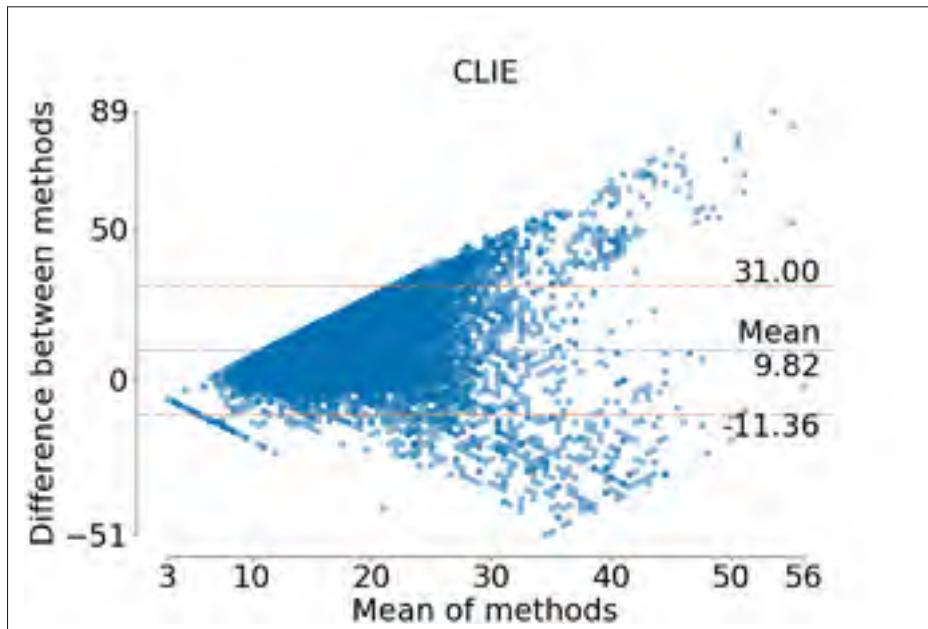


Figure 3.14 Bland-Altman de l'accord entre CLIE et la référence

#### 3.3.2.4 Synthèse des résultats

Le tableau 3.2 regroupe les performances de chacune des méthodes sur la base de données en entier. Elle est séparée en trois sous-sections, soit 1) les performances sur toutes les valeurs de références, 2) les performances pour les valeurs de référence comprises entre 5 et 30 RPM et 3) les performances pour les valeurs de référence comprises entre 10 et 20 RPM. Comme le montraient les analyses de BA de la section précédente, il arrivait fréquemment que les différences entre les méthodes et la référence aient une tendance linéaire positive. Cela signifie donc une tendance à sous-évaluer la FR quand celle-ci est en réalité plus élevée. L'objectif ici est de qualifier la performance des méthodes en fonction des plages de la FC. Cela nous permet de valider le fonctionnement des méthodes sur la population de l'étude pour différentes plages de la FR.

Chacune des méthodes est évaluée par 1) la moyenne de la MAE de chaque participant, 2) l'écart-type moyen de la MAE et 3) l'erreur quadratique moyenne. Les hypothèses de la section précédente sont validées lorsque nous observons les performances générales des trois méthodes



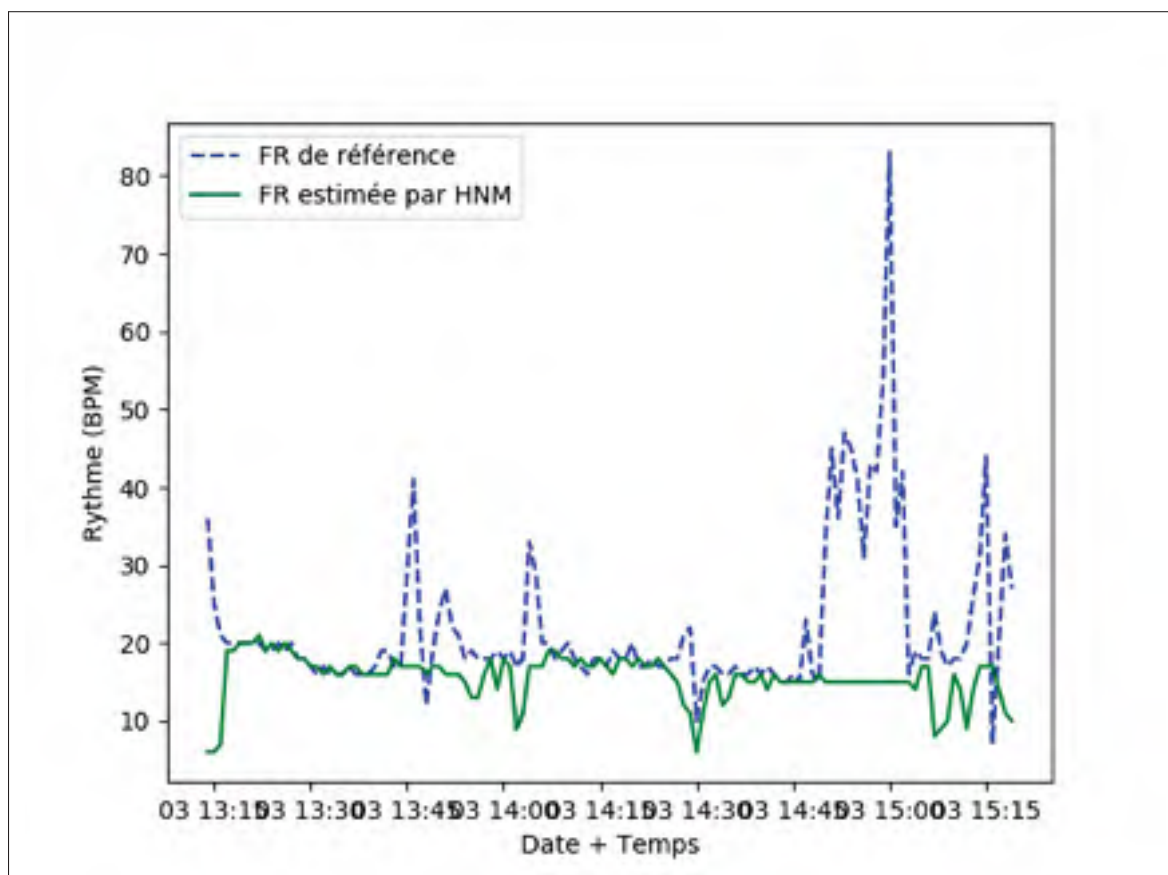


Figure 3.15 Signes vitaux de référence et FR estimée par HNM  
La FR estimée par HNM (cercles en vert) est comparée avec la FR réelle (croix en bleu)

Tableau 3.2 Performance des méthodes d'estimation en fonction de différentes plages de référence respiratoire

Méthode	MAE moyen (RPM)	$\sigma$ moyen (RPM)	RMSE moyen (RPM)
Plage de FR complète			
MODWT	5.72	6.47	8.69
CLIE	10.90	8.35	13.84
HNM	8.45	8.22	11.92
Plage de FR entre 5 et 30 RPM			
MODWT	3.54	3.44	5.29
CLIE	8.63	5.82	10.49
HNM	6.21	5.41	8.35
Plage de FR entre 10 et 20 RPM			
MODWT	2.10	1.89	2.86
CLIE	5.72	4.13	7.15
HNM	3.57	3.09	4.82

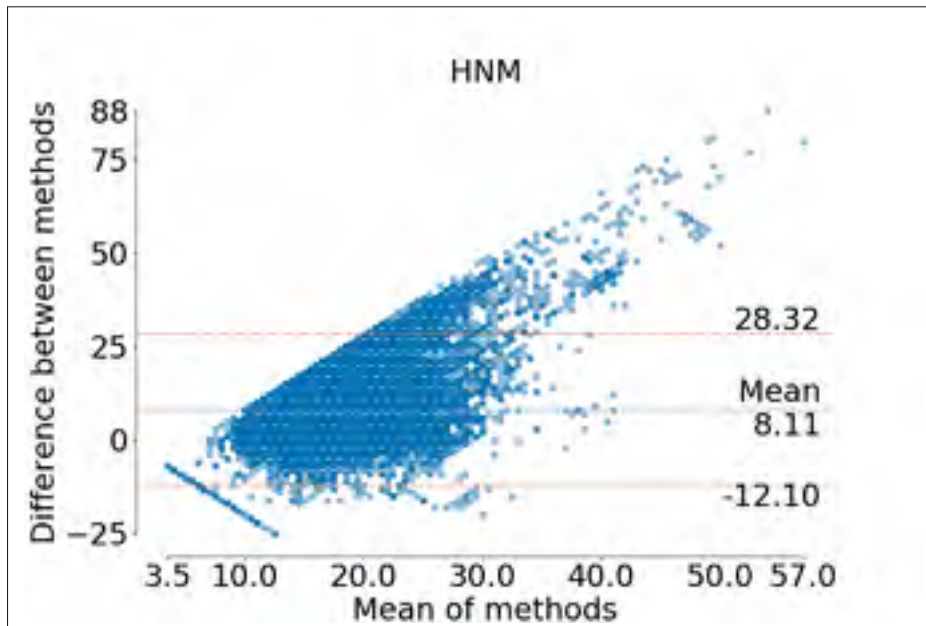


Figure 3.16 Bland-Altman de l'accord entre HNM et la référence

pour chacune des plages sélectionnées. Effectivement, dans la plage complète la MAE moyenne est généralement élevée alors que dans la plage de 5 à 30 RPM elle diminue substantiellement. Le phénomène est encore plus visible dans la plage de 10 à 20 RPM, où la MAE moyenne, pour les 3 méthodes, a diminué de presque 250% par rapport aux valeurs de la plage complète.

La première méthode sur laquelle nous nous concentrons est MODWT. MODWT montre des résultats encore plus performants que ceux observés dans la littérature par Sadek *et al.*. Effectivement, sur 50 participants sains, les résultats de MAE de Sadek étaient de  $7.31 \pm 1.60$  BPM pour la détection de la FC (Sadek *et al.* (2017)). La FC étant plus difficile à détecter que la FR, il est pertinent de considérer que la détection de la respiration devrait être plus précise. Dans notre cas, la précision s'est révélée être de  $5.72 \pm 6.47$  BPM. La moyenne de la MAE est plus petite que dans le cas de Sadek, mais la déviation standard est bien plus grande. Il ne faut pas oublier que notre échantillon, même s'il est composé de 80 participants, est constitué de personnes malades. Il est donc possible que beaucoup plus de variations imprévisibles faussent les données. On observe ce même phénomène de performance plus faible sur des participants symptomatiques dans d'autres travaux (Brüser *et al.* (2013)). Comme le montrait d'ailleurs notre

analyse de BA, MODWT montre aussi une plus grande erreur avec de grandes valeurs de FR. Cela a donc un impact direct sur la moyenne de la déviation standard. Si nous observons la FR dans des valeurs appartenant à une plage normale de signes vitaux, l'erreur (MAE=2.10 RPM) devient très petite et la déviation standard (1.89 RPM) du même ordre que dans les travaux de Sadek. On voit que MODWT est la méthode la plus performante des 3 et montre des résultats de très haute précision dans la détection de signes vitaux à l'intérieur d'une plage normale. L'algorithme n'a, cependant, malheureusement pas la flexibilité nécessaire pour garder les mêmes performances dans des FR plus élevées. Il est pertinent de penser qu'en utilisant une sélection adaptative du niveau de coefficient des ondelettes, nous pouvons obtenir plus de précision avec les FR élevées.

Surprenamment, CLIE montre des performances moins élevées que dans les résultats rapportés précédemment (Brüser *et al.* (2013)). Brüser obtenait, pour l'intervalle entre les battements, une MAE moyenne de 8.67 ms sur un échantillon de 33 participants. L'équivalent de cet intervalle est une MAE moyenne de 0.52 BPM. Dans notre contexte, CLIE montre une mauvaise performance avec une MAE moyenne de  $10.90 \pm 8.35$ . Tel que noté par Brüser *et al.*, leur méthode assume que les battements du coeur (ou les respirations dans notre cas) ont une morphologie similaire. Comme notre population est composée de patients souffrant de troubles cardio-respiratoires, il est possible que les respirations de ceux-ci, même avec un rythme régulier, aient des différences remarquables dans leurs formes. De plus, chez de nombreux participants, le signal cardiaque est souvent plus fort que le signal respiratoire. Dans d'autres cas, c'est le contraire qui se produit. Ainsi, lors de la fusion des trois sous-estimateurs du CLIE (corrélation croisée, AMDF et MAP), la FC modifie souvent fortement le résultat. Ceci explique les estimations souvent très élevées de CLIE, même dans la plage des FR standard.

Dans le cas de la méthode HNM, ses performances sont meilleures que CLIE ( $8.69 \pm 8.27$  RPM dans la plage complète de FR et  $3.57 \pm 3.09$  RPM dans la plage restreinte de 10 à 20 RPM) et nous permettent donc de penser qu'HNM est une méthode prometteuse. La majeure partie de l'efficacité d'HNM réside dans la nécessité de bien estimer la fréquence cardiaque fondamentale avant d'en faire un modèle. La plupart des estimations de HNM sont directement

liées à l'estimation de la fréquence fondamentale, avant de construire le modèle HNM. La fréquence fondamentale du coeur calculée doit être exacte si nous voulons construire un modèle haute fidélité du signal cardiaque. Cela signifie que la réjection des artéfacts harmoniques que nous avons utilisée n'est pas aussi efficace que nous le pensions pour trouver la bonne fréquence fondamentale, ce qui conduit à des modèles incorrects et à des estimations erronées de la FR réelle.

En somme, MODWT est la méthode la plus précise et montre une précision remarquable sur une base de données composée uniquement de participants souffrant de troubles cardiorespiratoires. CLIE montre des résultats moins performants qu'anticipés et les raisons entourant ces faibles performances dans un contexte clinique restent à investiguer. HNM n'est pas encore assez précise pour être utilisée en contexte clinique, mais des améliorations dans la construction du modèle du signal cardiaque amélioreraient grandement ses capacités. En somme, les résultats obtenus, surtout ceux de MODWT, montrent que ce type de matelas connecté peut obtenir les mêmes performances dans un contexte clinique que dans un contexte de laboratoire (Sadek *et al.* (2017)). Il faut, cependant, se concentrer sur les erreurs dans les FR plus hautes pour réduire les erreurs. S'il est possible d'avoir des estimations robustes de la FR dans toute la plage des FR réelle possible, il sera envisageable de détecter différents événements anormaux tels que ceux enregistrés par les systèmes de l'hôpital, mais de manière bien moins invasive et inconfortable pour l'utilisateur.

### 3.3.3 Événements anormaux détectés

Au total, les systèmes du CHUM ont enregistré 1064 événements anormaux sur les 80 patients recrutés. Le tableau 3.3 résume les événements par classe d'événements survenus, à savoir 1) la bradycardie, 2) la bradycardie ventriculaire, 3) la tachycardie, 4) la tachycardie ventriculaire, 5) la fibrillation auriculaire et 6) l'asystolie (voir chapitre 1, section 1.1).

Selon toutes vraisemblances, il y aurait eu un total de 390 FC anormalement lente (Brady. et Brady. vent.), 540 FC trop élevées, 117 fibrillations et 17 asystolies. Cette banque d'événements

Tableau 3.3 Compilation des événements anormaux détectés durant l'étude en contexte clinique.

<b>Total</b>	<b>Brady.</b>	<b>Brady. vent.</b>	<b>Tachy.</b>	<b>Tachy. vent.</b>	<b>Fibrillation aur.</b>	<b>Asystolie</b>
1064	231	159	354	186	117	17

est très importante pour la suite des recherches dans ce secteur. Considérant l'importance majeure qu'ont les nouveaux algorithmes d'apprentissage machine, le fait de posséder chacun de ces événements avec les moments exacts auxquels ils sont survenus est une opportunité inégalée. Cela permettra d'utiliser les données acquises avec le matelas connecté (mouvements, BCG, FC, FR) pour apprendre à détecter ces événements au moment où ils surviennent. Certains algorithmes d'apprentissage machine, comme les réseaux de neurones récurrents (*Recurrent Neural Network* (RNN)) ou les modèles cachés de Markov (*Hidden Markov Model* (HMM)) permettraient d'ailleurs de prédire l'occurrence d'événements anormaux avant qu'ils surviennent.

### 3.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude réalisée dans un contexte clinique avec une grande population de personnes atteintes de troubles cardiorespiratoires. Ce travail propose, notre connaissance, la première base de données d'envergure de signaux BCG et d'événements anormaux acquise sur un grand nombre de participants symptomatiques. Nous avons ainsi utilisé des méthodes de référence en estimation des signes vitaux, depuis le signal BCG pour valider le fonctionnement du matelas connecté dans un contexte clinique. Comme nos résultats préliminaires dans la détection de la fréquence cardiaque n'étaient pas assez précis pour faire une validation fiable, la fréquence respiratoire s'est révélée être bien plus facile à estimer.

L'objectif de cette partie du projet était donc de valider le matelas à FOS lors de l'estimation de la FR sur une grande population souffrant de troubles cardiorespiratoires. L'étude, réalisée au CHUM, à l'Unité de soins intensifs en cardiologie, a recruté 100 participants ayant une grande variabilité dans leurs paramètres démographiques et physiologiques (âge, sexe, taille, poids, surface corporelle, indice de masse corporelle, etc.). Les enregistrements, totalisant 1520 heures,

comportent les enregistrements BCG à l'aide du matelas connecté à FOS, les valeurs de FC et de FR des systèmes de référence de l'hôpital et les événements anormaux enregistrés. La base de données compte d'ailleurs 1064 événements anormaux enregistrés.

Nous avons utilisé, pour valider le matelas, les méthodes de référence "Maximal overlap discrete wavelet transform" (MODWT) et "Continuous local interval estimation" (CLIE). Celles-ci ont montré des résultats parmi les meilleurs de la littérature scientifique. De plus, nous proposons notre propre méthode, développée durant le projet, s'appuyant sur le "Harmonic plus noise model" (HNM).

Nous avons utilisé des analyses de Bland-Altman pour valider l'accord entre chacune des mesures et la référence de l'hôpital. De plus, nous avons extrait les erreurs absolues moyennes dans différentes plages de FR de référence. Cela permet de quantifier, de manière plus intuitive, dans quels contextes les méthodes marchent plus ou moins bien. Toutes les méthodes montrent des difficultés dans l'estimation de FR plus élevées et fonctionnements généralement bien entre 5 et 20 RPM. Les résultats ont montré des performances bien plus basses que dans la littérature pour la méthode CLIE ( $10.90 \pm 8.35$  RPM sur toute la plage de FR et  $5.72 \pm 4.13$  RPM entre 10 et 20 RPM)(Brueser *et al.* (2013)).

Notre méthode HNM, montre des résultats plus prometteurs avec des performances de  $8.69 \pm 8.27$  RPM dans la plage complète de FR et  $3.57 \pm 3.09$  RPM dans la plage restreinte de 10 à 20 RPM. Il serait possible d'en augmenter les performances en améliorant la sélection de la fréquence fondamentale qui définit le signal cardiaque. On obtiendrait ainsi un signal respiratoire plus simple à traiter à toutes les échelles.

La méthode MODWT montre des performances de bonnes qualités de  $5.72 \pm 6.47$  RPM dans la plage complète et des résultats de  $2.10 \pm 1.89$  RPM, donc meilleurs que la littérature, dans une plage de 10 à 20 RPM (Sadek *et al.* (2017)). Elle pourrait montrer des meilleures performances à haute FR en utilisant une méthode adaptative pour sélectionner les coefficients d'ondelettes qui représentent le mieux les signaux à haute fréquence.

En somme, les méthodes utilisées permettent de valider l'utilisation du matelas connecté dans un contexte clinique avec de participants symptomatiques. Les résultats sont, pour MODWT, plus précis que dans la littérature, malgré de plus grandes déviations standard, sur toutes les valeurs de FR possible. Si nous restreignons l'utilisation du matelas à des FR normale (10-20 RPM), la performance augmente encore plus. Cela montre donc la grande pertinence d'utiliser ces matelas connectés dans un contexte clinique sur des participants malades.





## CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Les signes vitaux sont critiques pour que les professionnels de la santé offre des diagnostics précis (Donaldson *et al.* (2000)). Or, la façon dont ceux-ci sont acquis, à savoir la fréquence cardiaque (FC) et la fréquence respiratoire (FR), est inconfortable et complexe à mettre en place. Dans le cas de la FR, qui est particulièrement importante, le personnel hospitalier ne l'utilise pas à son plein potentiel (Alleway (2005); Philip *et al.* (2013)). De nouveaux capteurs connectés se sont montrés prometteurs dans l'acquisition non-invasive et précise des signes vitaux. Dans le cas de notre projet, nous utilisons la technologie ré-émergente de la ballistocardiographie, permettant de capter les signes vitaux depuis les mouvements du corps humain. Le capteur utilisé est un matelas connecté à base de fibre optique dont la simplicité et les performances en font un choix intéressant. Plusieurs chercheurs utilisent le signal de ballistocardiogramme acquis avec des capteurs de force pour estimer les signes vitaux. Cependant, la majorité des études réalisées avec ces capteurs sont faites avec des populations peu représentatives et avec peu d'échantillons.

Notre projet avait comme objectifs de (1) mettre au point un outil de collecte du BCG basé sur un matelas connecté, (2) sélectionner les meilleures méthodes d'estimations de signes vitaux depuis le signal BCG, (3) collecter des données de signaux BCG sur une population ayant des troubles cardiorespiratoires et (4) valider les signes vitaux issus du BCG en les comparant à des équipements de référence.

Avec une recherche exhaustive de la littérature, la mise au point d'un protocole d'acquisition en contexte clinique et la validation statistique robuste des signes vitaux estimés depuis un matelas connecté, nous pouvons conclure qu'il est possible de détecter les signes vitaux dans un contexte clinique avec une précision acceptable. La littérature comportant l'utilisation d'un matelas connecté sur des participants malades est très rare (Jung *et al.* (2014); Kortelainen *et al.* (2010); Lau *et al.* (2013); Mack *et al.* (2009); Rosales, Skubic, Heise, Devaney & Schaumburg

(2012a)). Les résultats montrent qu'il est possible d'estimer, avec autant ou plus de précision que pour de participants sains, les signes vitaux de participants ayant des troubles cardiorespiratoires.

La littérature scientifique propose de multiples méthodes pour estimer les signes vitaux depuis le signal BCG enregistré à l'aide d'un capteur de mouvement, plus précisément à l'aide d'un matelas connecté. Dans la partie préliminaire de notre projet, nous avons utilisé 4 méthodes d'estimations des signes vitaux ayant eu de bons résultats sur des participants sains. Celles-ci étaient les méthodes MODWT (Sadek *et al.* (2017)), CEEMDAN (Sadek *et al.* (2015)), Cepstre (Zhu *et al.* (2014)) et Clustering (Bruser *et al.* (2011)). Par le biais de courts enregistrements sur de participants assis, les résultats ont montrés que la méthode du cepstre ( $MAE = 4.62 \pm 1.68$  BPM; temps de calcul = 662.9 ms) et surtout MODWT ( $MAE = 6.87 \pm 1.94$  BPM; temps de calcul = 4.1 ms) avaient des résultats assez intéressants. MODWT s'est montrée plus intéressante pour la fiabilité des estimations et le temps de calcul requis pour traiter une fenêtre de 10 secondes du signal BCG. Malgré la plus grande précision du cepstre, celui-ci donnait des résultats de piètre qualité lors de l'étude en contexte clinique et a ainsi été rejeté.

Afin de récolter des données de qualité sur une population symptomatique souffrant de troubles cardiorespiratoires, l'étude principale a été réalisée dans un contexte clinique au Centre hospitalier de l'Université de Montréal à l'Unité de soins intensifs en cardiologie (USIC). Cent participants souffrant de divers troubles cardiorespiratoires ont accepté de participer à l'étude. Sur ceux-ci, 80 était admissible pour la détection de la fréquence respiratoire, le signal cardiaque s'étant révélé trop complexe à détecter en contexte clinique. Le matelas connecté était placé dans le lit des patients pour des périodes d'environ 24 heures. La base de données comptait, au final, 1520 d'enregistrements de signaux BCG. De plus, les systèmes de référence de l'USIC, fournissant les fréquences cardiaque et respiratoire réelles, détectaient aussi les événements cardiorapiratoires anormaux. La base de données s'en trouve donc enrichie de 1064 événements anormaux ainsi que les moments auxquels ceux-ci se sont produits. Afin de valider l'utilisation du matelas

connecté en contexte clinique, nous avons réutilisé la méthode MODWT utilisée lors de l'étude préliminaire ainsi que la méthode CLIE (Brüser *et al.* (2013)). Ces deux méthodes montraient des résultats parmi les meilleurs de la littérature scientifique. Afin de tester un nouvel outil développé lors du projet, nous avons aussi utilisé la nouvelle méthode HNM, souvent utilisée en acoustique. Nous avons systématiquement analysé l'accord entre chacune des méthodes et la référence respiratoire de l'hôpital avec des analyses de Bland-Altman. Chaque méthode a démontré la même tendance linéaire dans les différences avec la référence. Cela montre que les méthodes ont généralement de la difficulté à estimer les FR plus élevées. De plus, nous avons compilé les erreurs absolues moyennes ("*Mean absolute error*" (MAE)) sur chaque participant dans toutes les plages de FR pour quantifier la performance générale des méthodes. Malgré les faibles performances de CLIE (MAE=10.90 ± 8.35 RPM), HNM s'est montré être une méthode prometteuse (MAE=8.69 ± 8.27 RPM). C'est sans doute MODWT qui a montré les meilleures performances (MAE=5.72 ± 6.47 RPM). Les résultats de MODWT permettent de valider la pertinence d'utiliser le matelas connecté en contexte clinique avec des participants malades.

Suivant l'interprétation des multiples résultats obtenus durant ce projet, il est possible de poser les recommandations suivantes :

1. Il est vital de se concentrer sur l'élimination des artéfacts de mouvements, ceux-ci empêchant fréquemment les outils de fournir des estimations de qualité ;
2. La méthode MODWT, malgré ses performances de grande qualité, doit être améliorée pour fonctionner efficacement dans une plage de FR plus large ;
3. La méthode CLIE doit être revisitée autant dans son applicabilité à la détection de la respiration que dans son efficacité en contexte clinique ;
4. La méthode HNM peut être améliorée en optimisant non seulement la sélection de la fréquence fondamentale du modèle à construire, mais aussi les différents paramètres

internes. Par exemple, le nombre d'harmoniques choisies pour construire le modèle devrait être basé sur une caractérisation harmonique des signaux cardiaques et respiratoires ;

5. Il est pertinent de développer des modèles pour détecter et même prédire des événements anormaux avec le matelas connecté ; la base de données contenant des informations riches sur 1064 événements cardiorespiratoires anormaux sert de base à ce travail.

Ce projet propose donc, en somme, des contributions intéressantes :

- outil de collecte du signal BCG simple à installer et à utiliser ;
- analyse réaliste des performances et limites de plusieurs méthodes d'estimations des signes vitaux ;
- création de la première base de données d'envergure sur des participants malades souffrant de différents troubles cardiorespiratoires comportant les signes vitaux de référence (FC et FR), les enregistrements BCG et 1064 anomalies cardiorespiratoires ;
- évaluation et validation statistique d'un matelas connecté dans un contexte clinique.
- deux publications scientifiques dans des conférences internationales (Otis *et al.* (2018) ; Otis, Abdulrazak, Jebara, Tournoux & Mezghani (2019)).

## ANNEXE I

### RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DU CHAPITRE 2

#### 1. Étude préliminaire : Résultats supplémentaires

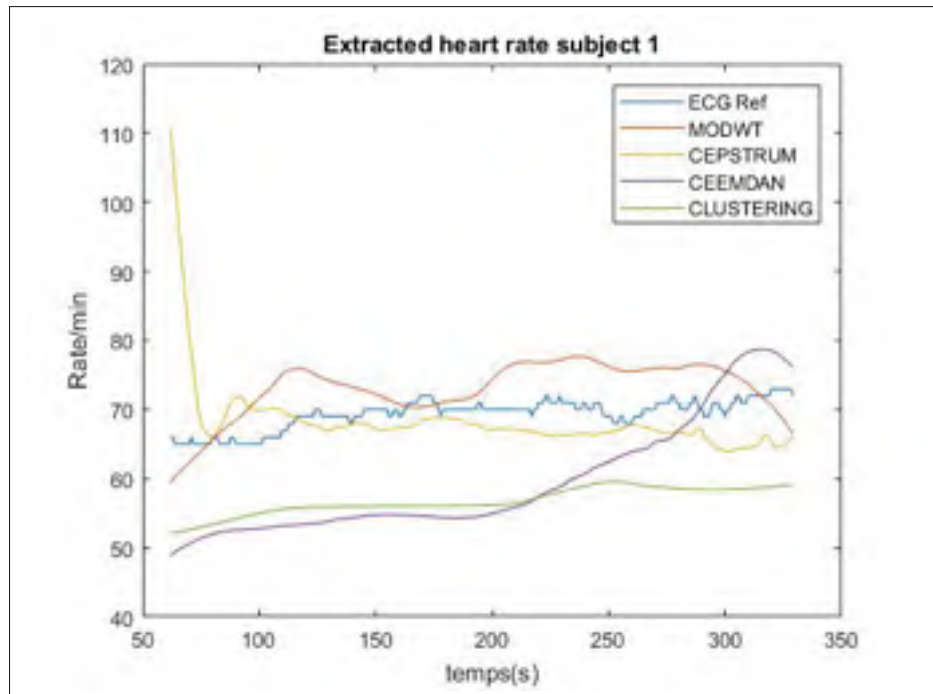


Figure-A I-1 Rythmes cardiaques du sujet 1

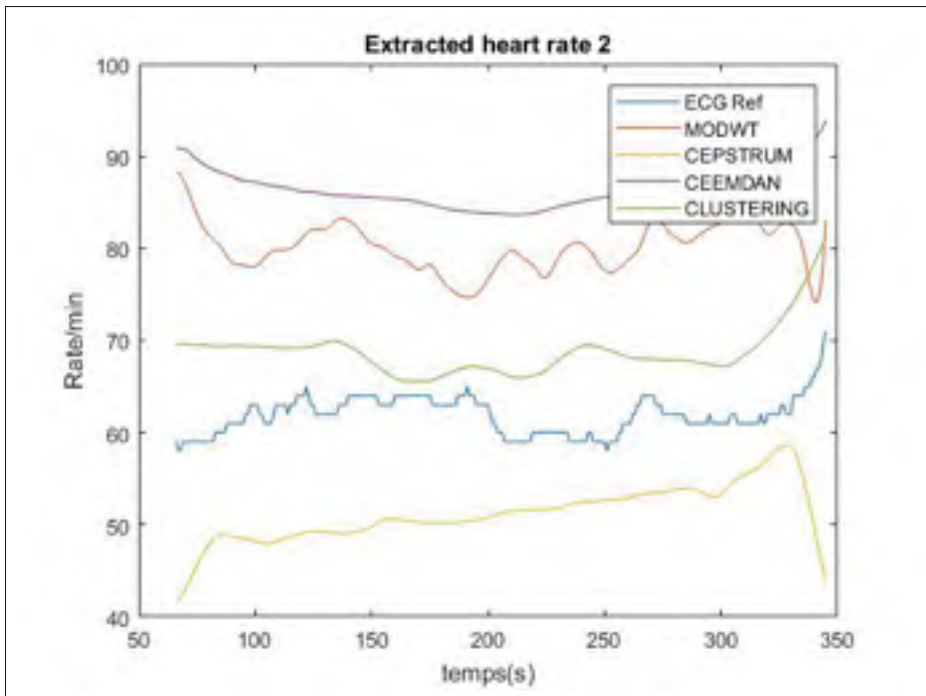


Figure-A I-2 Rythmes cardiaques du sujet 2

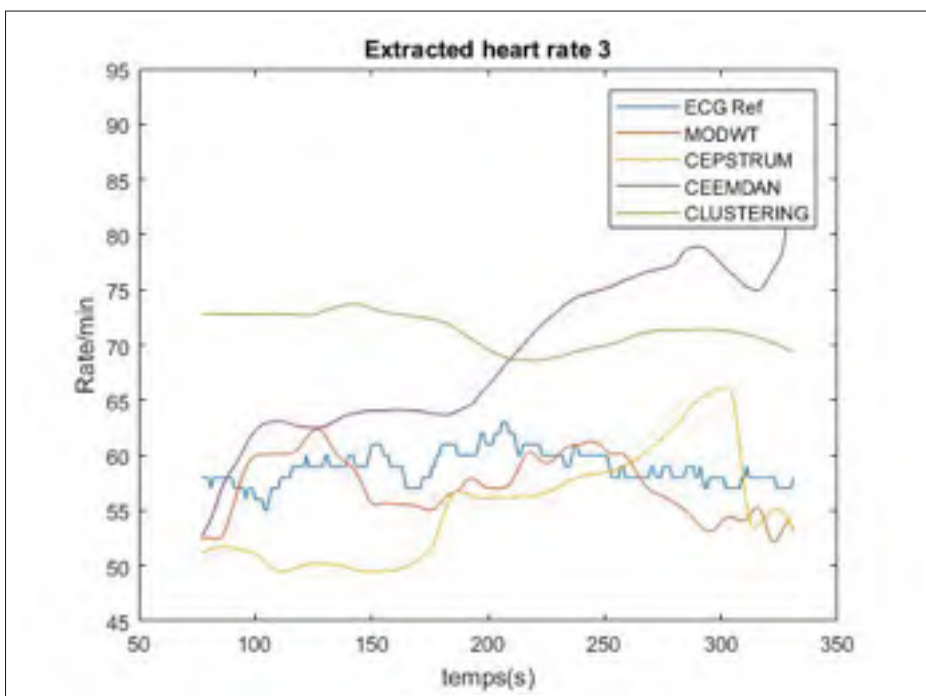


Figure-A I-3 Rythmes cardiaques du sujet 3

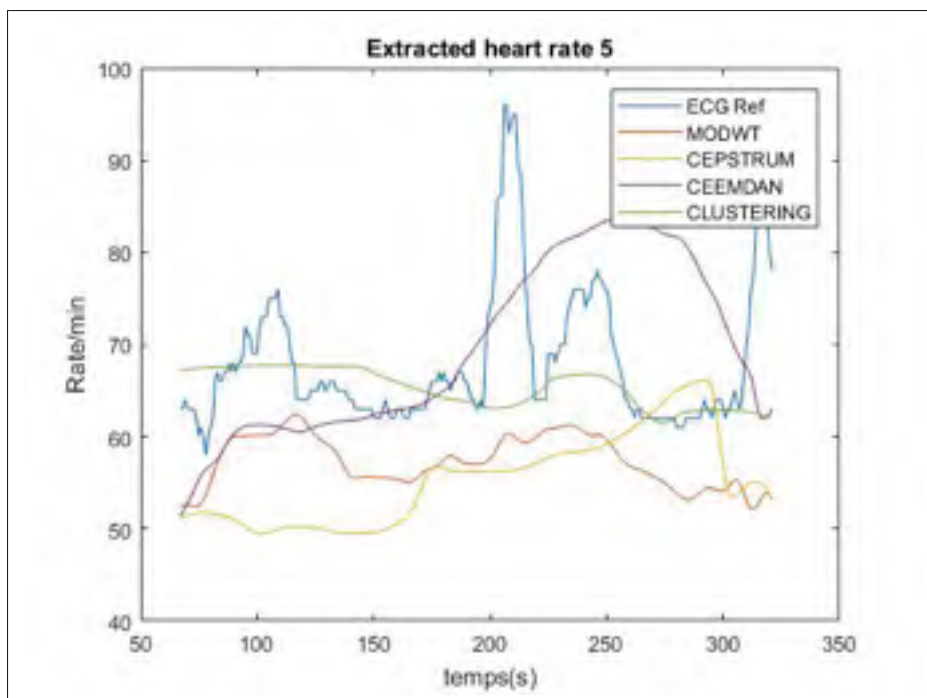


Figure-A I-4 Rythmes cardiaques du sujet 5

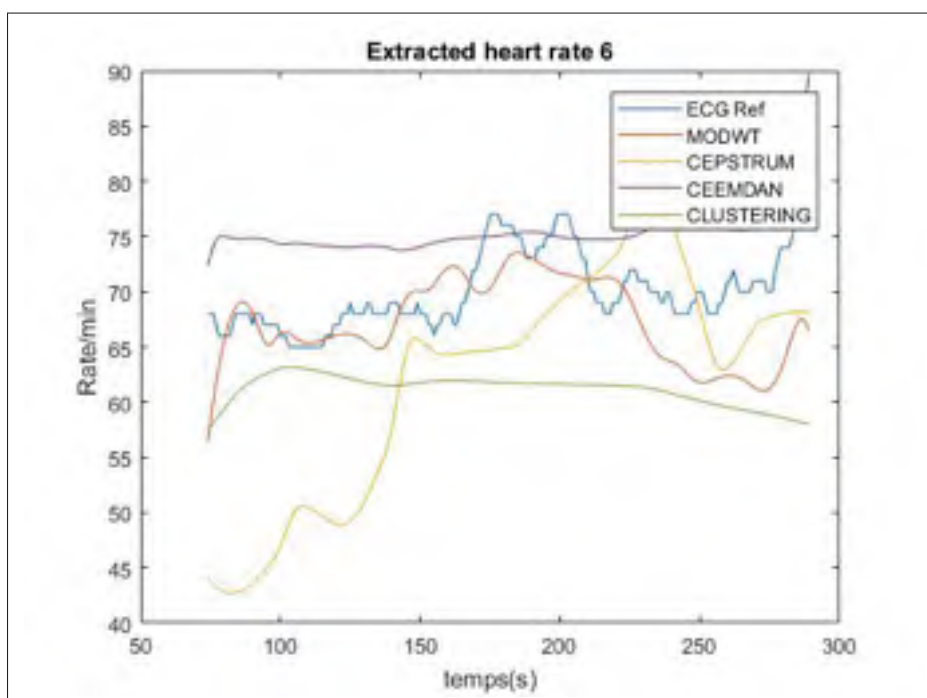


Figure-A I-5 Rythmes cardiaques du sujet 6

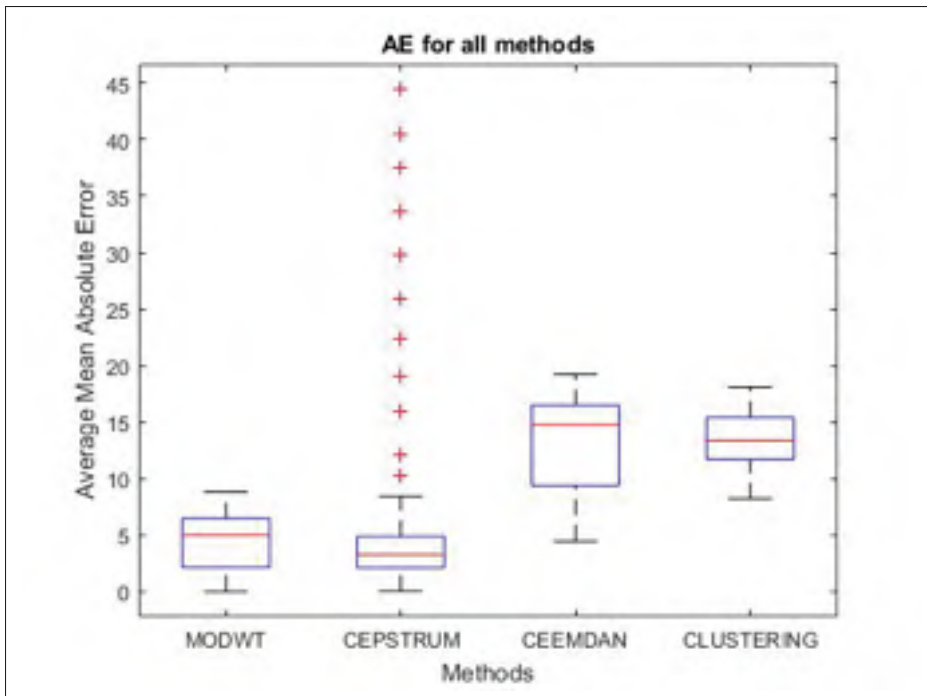


Figure-A I-6 Erreur absolue des mesures du sujet 1

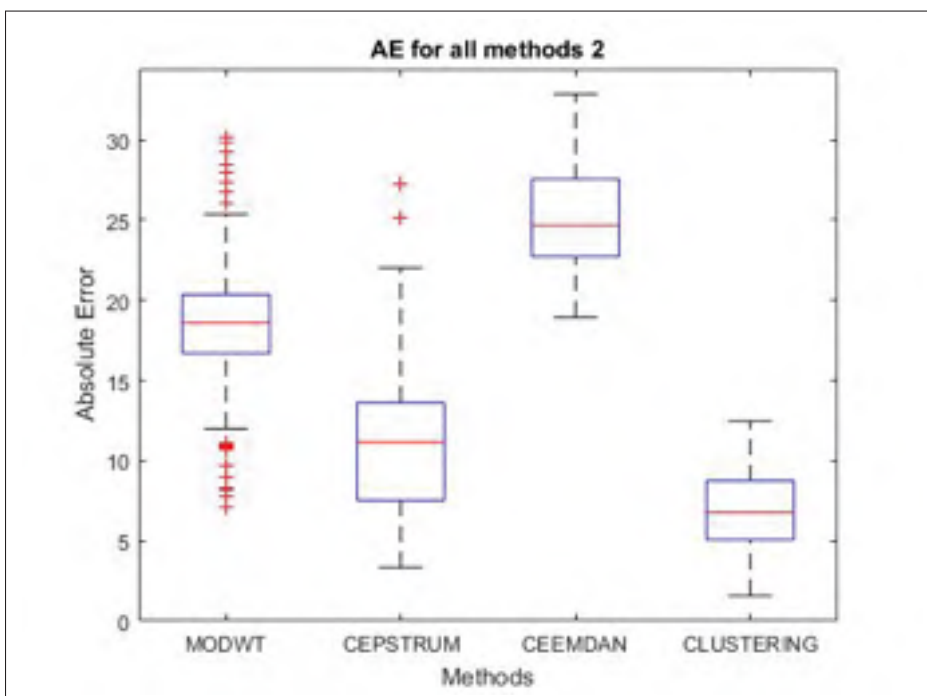


Figure-A I-7 Erreur absolue des mesures du sujet 2



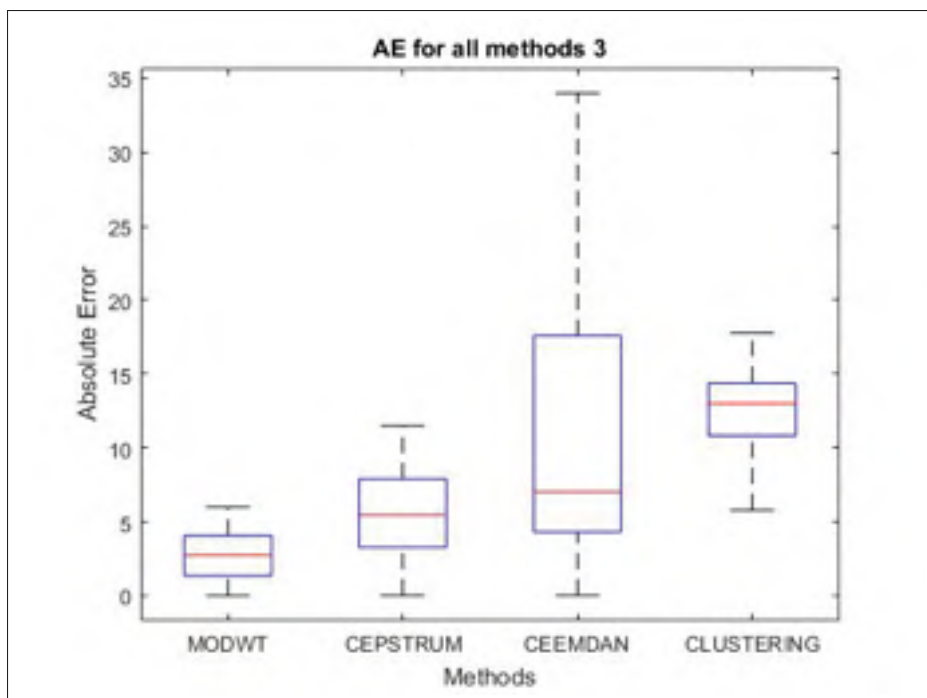


Figure-A I-8 Erreur absolue des mesures du sujet 3

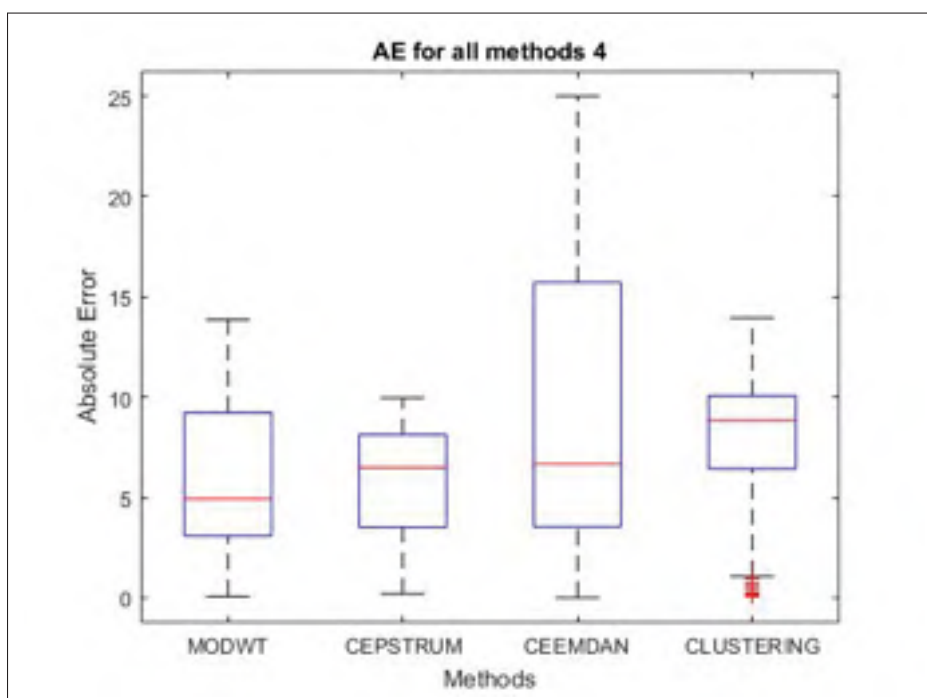


Figure-A I-9 Erreur absolue des mesures du sujet 4

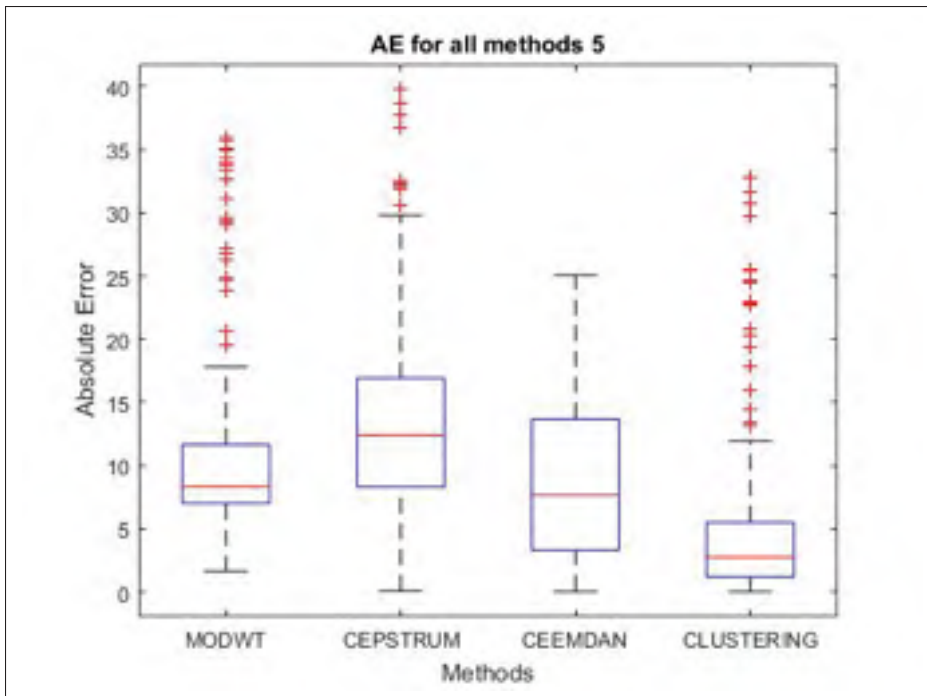


Figure-A I-10 Erreur absolue des mesures du sujet 5

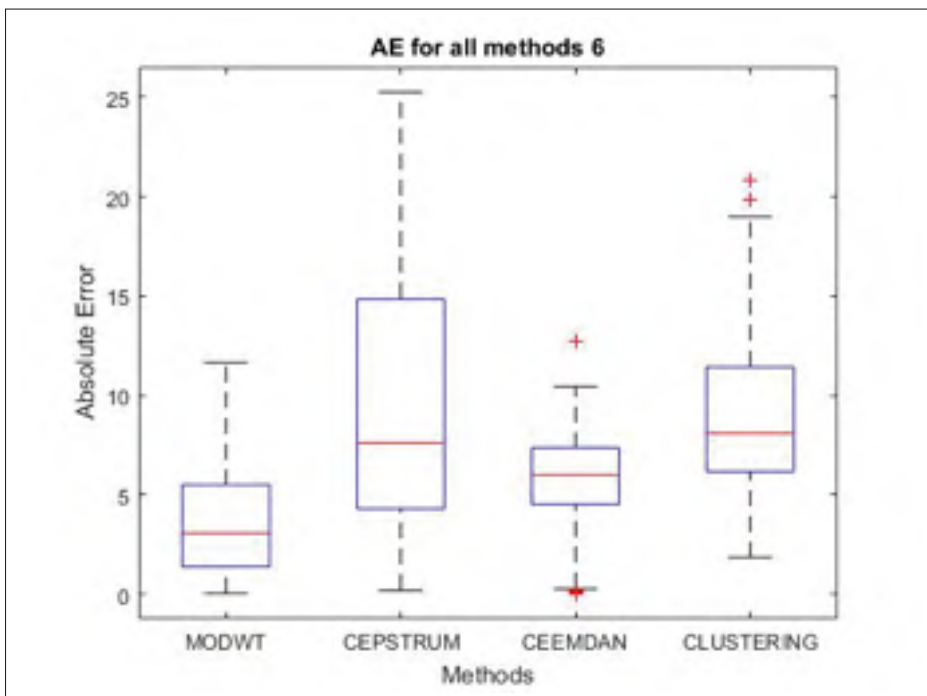


Figure-A I-11 Erreur absolue des mesures du sujet 6

## ANNEXE II

### RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DU CHAPITRE 3

#### 1. Étude en contexte clinique : Résultats additionnels

Tableau-A II-1 Résumé des paramètres démographiques et physiologiques de 80 des 100 sujets recrutés

Sujets	Âge	Sexe	Taille (cm)	Poids (kg)	SC (m <sup>2</sup> )	IMC
001	73	M	167,0	69,7	1,8	25,0
002	68	F	166,0	75,9	1,8	27,5
004	45	M	165,0	66,0	1,7	24,2
006	69	F	155,0	66,1	1,7	27,5
008	53	M	183,0	76,4	2,0	22,8
009	73	F	162,0	82,2	1,9	31,3
010	64	M	172,0	81,3	1,9	27,5
011	68	F	160,0	74,0	1,8	28,9
012	56	M	170,0	85,5	2,0	29,6
013	57	M	175,0	81,7	2,0	26,7
014	83	F	157,0	56,7	1,6	23,0
015	72	M	158,0	45,0	1,4	18,0
016	85	F	155,0	70,4	1,7	29,3
018	79	M	163,0	80,3	1,9	30,2
019	73	M	167,0	82,9	1,9	29,7
022	62	M	182,0	73,3	1,9	22,1
023	29	F	167,0	77,3	1,9	27,7
024	59	F	170,0	82,6	1,9	28,6
025	67	M	175,0	116,6	2,3	38,1
026	69	F	152,0	68,3	1,7	29,6
028	60	M	175,0	89,9	2,1	29,4

Tableau-A II-1 suite de la page précédente

<b>Sujets</b>	<b>Âge</b>	<b>Sexe</b>	<b>Taille (cm)</b>	<b>Poids (kg)</b>	<b>SC (m<sup>2</sup>)</b>	<b>IMC</b>
029	77	M	172,0	63,9	1,8	21,6
031	67	M	168,0	78,0	1,9	27,6
033	75	M	152,0	78,8	1,8	34,1
034	87	F	148,0	85,2	1,8	38,9
035	62	M	178,0	107,5	2,3	33,9
036	64	F	154,0	67,7	1,7	28,6
037	66	M	162,0	66,7	1,7	25,4
038	71	M	180,0	64,4	1,8	19,9
039	71	M	172,0	80,5	1,9	27,2
040	78	M	167,0	66,3	1,8	23,8
041	74	M	172,0	87,1	2,0	29,4
043	66	F	160,0	57,0	1,6	22,3
044	53	M	172,0	69,7	1,8	23,6
045	44	M	182,0	93,0	2,2	28,1
047	64	F	175,0	75,7	1,9	24,7
048	59	M	172,0	70,7	1,8	23,9
049	91	M	167,0	70,1	1,8	25,1
050	62	F	152,0	90,4	1,9	39,1
051	58	M	164,0	89,5	2,0	33,3
052	79	M	170,0	64,2	1,7	22,2
054	31	F	165,0	61,5	1,7	22,6
055	41	M	182,0	54,9	1,7	16,6
056	73	M	180,0	160,5	2,7	49,5
057	69	F	162,0	46,9	1,5	17,9
058	71	M	172,0	67,7	1,8	22,9
059	71	M	178,0	81,9	2,0	25,9
061	73	F	165,0	69,6	1,8	25,6

Tableau-A II-1 suite de la page précédente

<b>Sujets</b>	<b>Âge</b>	<b>Sexe</b>	<b>Taille (cm)</b>	<b>Poids (kg)</b>	<b>SC (m<sup>2</sup>)</b>	<b>IMC</b>
063	55	M	165,0	80,4	1,9	29,5
064	59	M	180,0	99,9	2,2	30,8
065	77	F	162,0	80,4	1,9	30,6
066	62	M	175,0	73,4	1,9	24,0
067	73	M	180,0	72,3	1,9	22,3
068	71	F	158,0	126,2	2,2	50,6
070	52	M	183,0	93,4	2,2	27,9
071	78	M	170,0	91,5	2,0	31,7
072	68	M	178,0	79,6	2,0	25,1
073	64	M	175,0	69,7	1,8	22,8
074	79	M	172,0	77,6	1,9	26,2
075	41	M	-	95,3	-	-
076	59	F	157,0	62,6	1,6	25,4
077	47	F	-	78,6	-	-
078	70	M	157,0	84,1	1,9	34,1
079	65	M	172,0	76,2	1,9	25,8
081	62	M	188,0	112,0	2,4	31,7
082	63	F	160,0	54,7	1,6	21,4
083	62	M	167,0	58,9	1,7	21,1
084	72	M	178,0	85,9	2,0	27,1
085	71	M	172,0	76,7	1,9	25,9
086	74	M	182,0	71,8	1,9	21,7
087	62	F	162,0	88,2	1,9	33,6
089	71	F	149,0	79,9	1,7	36,0
091	82	M	180,0	68,5	1,9	21,1
092	86	F	160,0	66,6	1,7	26,0
093	80	F	157,0	69,8	1,7	28,3

Tableau-A II-1 suite de la page précédente

Sujets	Âge	Sexe	Taille (cm)	Poids (kg)	SC (m <sup>2</sup> )	IMC
094	26	F	168,0	66,1	1,8	23,4
095	56	M	172,0	63,0	1,8	21,3
096	62	M	175,0	72,8	1,9	23,8
098	77	M	180,0	56,6	1,7	17,5
099	61	M	180,0	138,5	2,5	42,8

Tableau-A II-2 Résultats généraux des 80 sujets valides recrutés dans l'étude

Sujets	MODWT		CLIE		HNM		Couv. %
	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	
001	8,73	8,74	14,68	9,31	11,07	10,15	64,33%
002	1,31	0,82	1,85	1,79	1,23	1,12	97,62%
004	4,55	4,87	8,90	8,15	5,57	7,33	46,94%
006	6,97	6,11	11,90	7,60	10,36	8,01	60,72%
008	5,60	6,96	8,30	8,41	7,33	8,71	73,37%
009	5,50	6,53	7,85	7,83	6,11	7,23	81,63%
010	5,34	7,12	7,97	9,18	6,83	9,57	79,63%
011	4,44	5,16	10,73	6,00	6,25	5,76	84,48%
012	5,50	6,69	5,84	8,08	7,50	8,74	67,35%
013	3,55	3,98	9,83	5,52	6,14	6,27	89,31%
014	11,40	9,06	18,10	7,92	16,42	9,11	63,44%
015	6,37	6,48	14,21	7,51	11,00	8,40	93,94%
016	3,67	6,70	8,77	8,02	5,53	8,21	86,54%
018	3,13	6,60	4,56	7,59	3,49	7,10	98,92%
019	5,60	9,72	12,09	10,53	6,80	10,35	74,57%
022	7,81	7,28	10,22	6,85	8,96	7,52	74,87%
023	6,51	9,37	10,37	11,07	9,22	11,49	75,41%

Tableau-A II-2 suite de la page précédente

Sujets	MODWT		CLIE		HNM		Couv. %
	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	
024	8,85	11,84	14,03	12,06	11,23	13,19	71,96%
025	5,30	4,04	11,01	4,86	12,43	4,35	56,54%
026	6,87	7,33	11,44	9,31	9,24	8,96	96,76%
028	4,03	5,23	11,73	6,87	6,66	7,65	87,34%
029	14,48	18,58	19,40	19,93	19,14	19,89	94,07%
031	13,45	11,80	16,20	13,89	16,77	14,36	68,36%
033	6,99	6,32	11,73	7,32	10,51	7,28	57,91%
034	4,86	6,25	9,79	8,89	7,06	8,51	88,68%
035	7,64	7,03	12,12	8,70	11,79	9,26	60,72%
036	8,64	12,32	12,29	13,21	10,14	12,95	70,41%
037	10,41	9,63	15,67	11,75	14,73	12,22	66,18%
038	4,90	4,89	10,41	7,07	8,60	7,50	83,62%
039	4,32	3,94	11,04	5,22	8,08	6,92	58,99%
040	5,95	5,58	8,02	6,04	8,18	6,84	80,57%
041	6,44	7,67	10,35	9,00	8,58	9,69	76,46%
043	3,38	5,90	7,20	7,43	5,01	8,02	66,48%
044	9,61	7,97	14,55	8,69	13,32	9,38	86,93%
045	5,65	5,40	10,27	6,67	8,83	6,76	56,24%
047	6,75	5,34	13,02	5,53	12,43	5,50	68,24%
048	11,25	8,46	19,07	8,94	17,26	10,28	77,09%
049	4,21	5,60	10,54	6,10	5,64	6,65	81,23%
050	5,25	6,27	9,69	7,05	8,29	8,13	55,52%
051	5,66	4,93	10,81	5,25	9,83	5,18	61,80%
052	6,70	6,67	13,72	8,02	10,93	8,97	90,44%
054	3,92	6,17	10,40	8,23	5,49	7,59	74,80%
055	3,33	1,63	15,67	9,49	10,22	2,39	83,59%

Tableau-A II-2 suite de la page précédente

Sujets	MODWT		CLIE		HNM		Couv. %
	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	
056	5,98	6,43	10,17	8,12	6,79	7,59	86,72%
057	4,09	4,37	6,92	6,34	5,11	5,52	80,39%
058	4,23	3,74	9,91	8,32	6,26	5,06	88,26%
059	4,92	4,53	7,75	9,02	3,87	4,36	62,45%
061	6,51	7,25	12,58	8,80	9,50	9,62	86,56%
063	4,67	5,24	9,38	7,59	5,77	6,43	81,69%
064	2,98	4,11	7,16	5,97	4,45	5,96	81,98%
065	2,57	3,70	4,43	4,94	2,57	3,94	82,43%
066	7,79	9,48	11,42	10,31	9,77	10,25	85,55%
067	6,12	7,21	11,04	8,32	8,98	9,08	85,53%
068	15,03	10,65	17,79	11,11	20,34	10,84	100,00%
070	11,73	11,99	15,27	12,96	13,31	12,43	72,65%
071	2,21	3,26	5,27	5,58	2,85	4,66	99,84%
072	6,00	7,80	9,54	10,02	8,38	10,31	54,91%
073	9,19	13,35	13,90	13,59	12,24	13,55	78,63%
074	10,21	10,04	13,93	9,94	8,49	8,71	34,31%
075	7,47	7,87	12,32	9,67	10,23	9,95	73,26%
076	6,98	7,49	14,13	10,09	12,16	10,12	90,48%
077	4,29	5,95	9,18	8,30	6,20	7,48	71,75%
078	3,79	4,87	9,81	7,52	5,48	6,27	86,40%
079	3,24	4,80	8,93	8,28	5,45	6,89	83,92%
081	7,79	6,81	11,28	8,60	8,72	7,64	74,06%
082	4,53	6,18	7,15	8,25	6,26	8,36	86,46%
083	4,17	4,94	9,67	5,31	6,14	5,89	72,93%
084	5,79	7,50	9,60	8,20	6,59	8,63	73,59%
085	4,18	4,89	6,58	5,76	5,26	6,22	83,17%



Tableau-A II-2 suite de la page précédente

Sujets	MODWT		CLIE		HNM		Couv. %
	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	MAE	$\sigma^2$	
086	6,03	5,09	13,45	6,69	7,62	6,64	69,77%
087	7,64	8,01	10,45	9,59	9,21	9,42	80,94%
089	3,47	6,02	6,97	7,12	4,84	7,10	75,50%
091	6,06	6,44	9,74	7,82	8,47	8,21	82,16%
092	4,72	3,64	9,07	6,47	6,67	5,60	94,25%
093	7,67	8,48	10,74	7,39	9,50	9,17	75,73%
094	4,27	5,82	9,37	7,94	6,05	7,80	78,29%
095	7,24	6,25	13,79	7,03	10,74	8,10	71,56%
096	5,91	7,94	11,46	9,62	8,53	9,88	74,24%
098	13,25	11,98	14,29	12,79	14,58	14,38	96,09%
099	4,73	4,69	11,07	7,69	7,37	6,01	70,70%
<b>Moyenne</b>	<b>6,28</b>	<b>6,85</b>	<b>10,90</b>	<b>8,35</b>	<b>8,69</b>	<b>8,27</b>	<b>77%</b>
<b>Écart-type</b>	<b>2,79</b>	<b>2,74</b>	<b>3,29</b>	<b>2,53</b>	<b>3,67</b>	<b>2,82</b>	<b>13%</b>

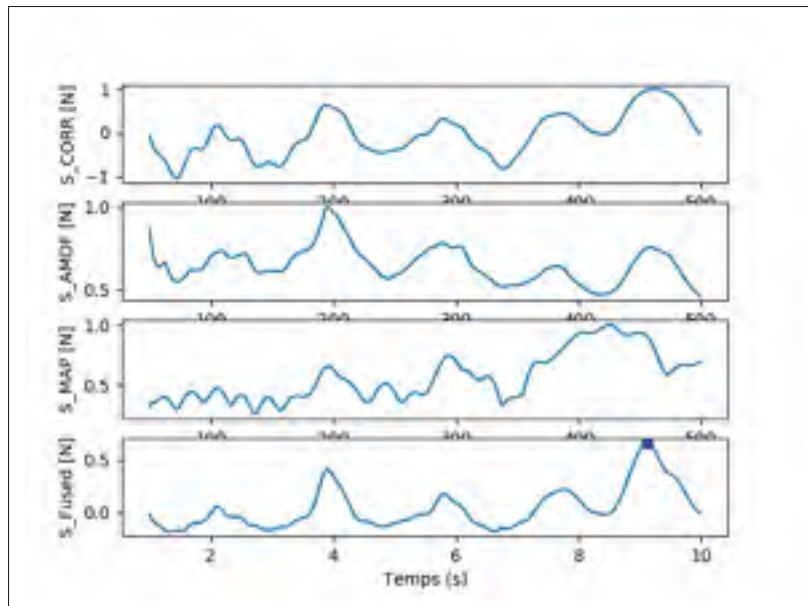


Figure-A II-1 Probabilités d'intervalles estimées par CLIE sur un segment d'enregistrement du sujet 001.

Selon ce graphe, l'intervalle estimé serait d'environ 9 secondes ( 7 BPM), alors que le vrai intervalle entre les respiration se trouverait plutôt autour du pic à 2 secondes ( 30 BPM)

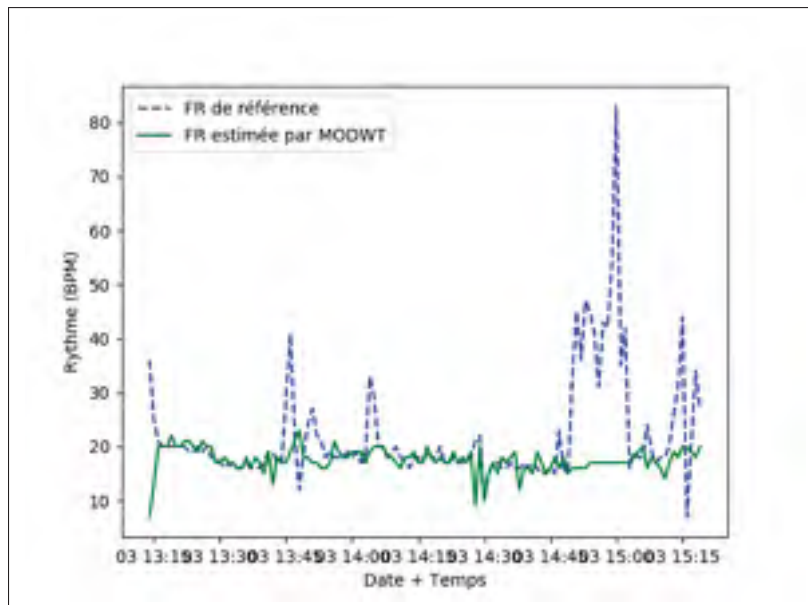


Figure-A II-2 FR estimée par MODWT sans filtre médian sur le sujet 019

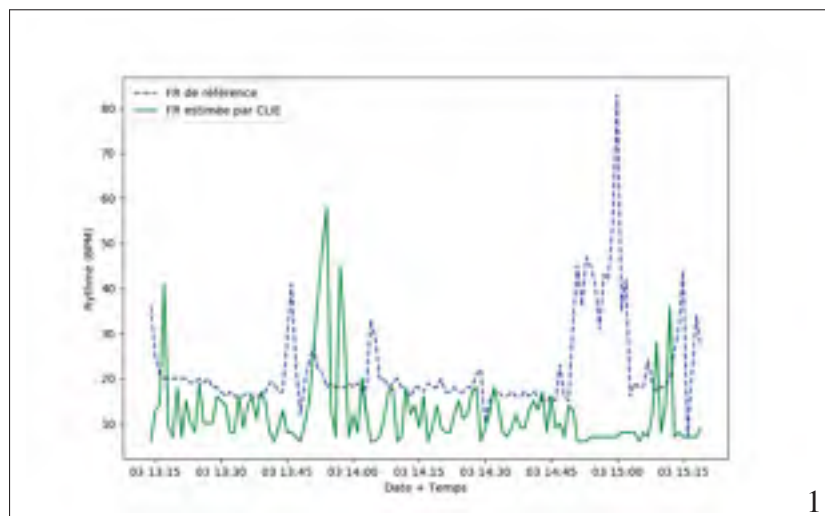


Figure-A II-3 FR estimée par HNM CLIE filtre médian sur le sujet 019

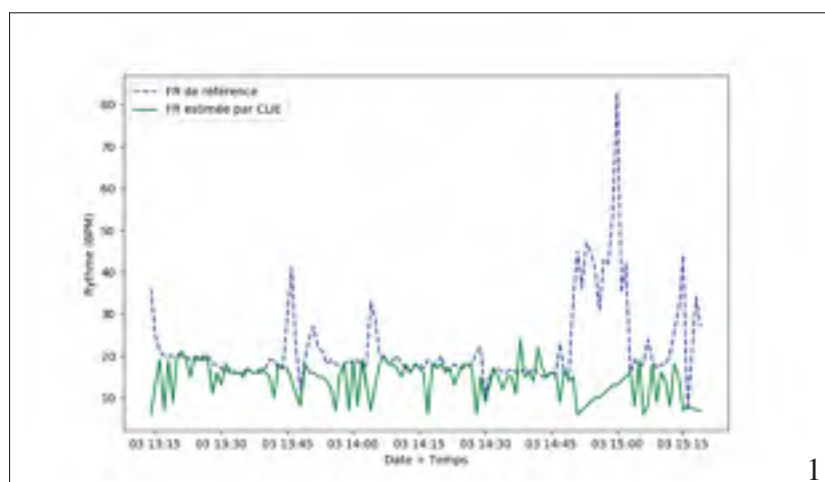


Figure-A II-4 FR estimée par HNM sans filtre médian sur le sujet 019



## RÉFÉRENCES

- (2018). *2 easy, accurate ways to measure your heart rate*. Mayo Clinic. Accessed : 2019-6-20.
- Akhbardeh, A., Koivuluoma, M., Koivistoinen, T. & Varri, A. (2005, Juin). BCG Data Discrimination Using Daubechies Compactly Supported Wavelet Transform and Neural Networks for Heart Disease Diagnosis. *Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on, Mediterrean Conference on Control and Automation Intelligent Control, 2005.*, pp. 1452–1457.
- AlGhatrif, M. & Lindsay, J. (2012). A brief review : history to understand fundamentals of electrocardiography. *J Community Hosp Intern Med Perspect*, 2(1).
- Alihanka, J., Vaahtoranta, K. & Saarikivi, I. (1981). A new method for long-term monitoring of the ballistocardiogram, heart rate, and respiration. *Am. J. Physiol.*, 240(5), R384–92.
- Alleway, R. (2005). NCEPOD - AAP : An Acute Problem ? (2005). Accessed : 2018-8-24.
- Altman, D. G. & Bland, J. M. (1983). Measurement in medicine : the analysis of method comparison studies. *J. R. Stat. Soc.*
- Alvarado-Serrano, C., Luna-Lozano, P. S. & Pallàs-Areny, R. (2016). An algorithm for beat-to-beat heart rate detection from the BCG based on the continuous spline wavelet transform. *Biomed. Signal Process. Control*, 27, 96–102.
- Azzerboni, B., Carpentieri, M., Foresta, F. L. & Morabito, F. C. (2004, Juillet). Neural-ICA and wavelet transform for artifacts removal in surface EMG. *2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE Cat. No.04CH37541)*, 4, 3223–3228 vol.4.
- Ball, J. W., Dains, J. E., Flynn, J. A., Solomon, B. S. & Stewart, R. W. (2014). *Seidel's Guide to Physical Examination - E-Book*. Elsevier Health Sciences.
- Bayes Thomas & Price null. (1763). LII. An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. By the late Rev. Mr. Bayes, F. R. S. communicated by Mr. Price, in a letter to John Canton, A. M. F. R. S. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 53, 370–418.
- Beattie, Z. T., Jacobs, P. G., Riley, T. C. & Hagen, C. C. (2015, Août). A time-frequency respiration tracking system using non-contact bed sensors with harmonic artifact rejection. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 8111–8114.

- benthamopen.com. Theory and Developments in an Unobtrusive Cardiovascular System Representation : Ballistocardiography. Accessed : 2020-5-18.
- Bjerregaard, P. (1983). Mean 24 hour heart rate, minimal heart rate and pauses in healthy subjects 40–79 years of age. *Eur. Heart J.*, 4(1), 44–51.
- Bouchouareb, R. & Benatia, D. Comparative Study between Wavelet Thresholding Techniques (Hard, Soft and Invariant-translation) in Ultrasound Images. *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, 6(6), 29–38.
- Bragg, W. H. (1913). The Reflection of X-Rays by Crystals. *Nature*, 91, 477.
- Bronzino, J. D. & Peterson, D. R. (2014). *Biomedical Signals, Imaging, and Informatics*. CRC Press.
- Brueser, C., Diesel, J., Zink, M. D. H., Winter, S., Schauerte, P. & Leonhardt, S. (2013). Automatic detection of atrial fibrillation in cardiac vibration signals. *IEEE J Biomed Health Inform*, 17(1), 162–171.
- Bruns, A. (2004). Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis : are they really different approaches? *J. Neurosci. Methods*, 137(2), 321–332.
- Brüser, C., Stadlthanner, K., Brauers, A. & Leonhardt, S. (2010, Août). Applying machine learning to detect individual heart beats in ballistocardiograms. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 1926–1929.
- Bruser, C., Stadlthanner, K., Waele, S. d. & Leonhardt, S. (2011). Adaptive Beat-to-Beat Heart Rate Estimation in Ballistocardiograms. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 15(5), 778–786.
- Brüser, C., Kerekes, A., Winter, S. & Leonhardt, S. (2012, Août). Multi-channel optical sensor-array for measuring ballistocardiograms and respiratory activity in bed. *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5042–5045.
- Brüser, C., Winter, S. & Leonhardt, S. (2013). Robust inter-beat interval estimation in cardiac vibration signals. *Physiol. Meas.*, 34(2), 123–138.
- Brüser, C., Kortelainen, J. M., Winter, S., Tenhunen, M., Pärkkä, J. & Leonhardt, S. (2015). Improvement of Force-Sensor-Based Heart Rate Estimation Using Multichannel Data Fusion. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19(1), 227–235.
- Bruser, C., Antink, C. H., Wartzek, T., Walter, M. & Leonhardt, S. (2015). Ambient and Unobtrusive Cardiorespiratory Monitoring Techniques. *IEEE Rev. Biomed. Eng.*, 8, 30–43.

- Campo, D., Khettab, H., Yu, R., Genain, N., Edouard, P., Buard, N. & Boutouyrie, P. (2017). Measurement of Aortic Pulse Wave Velocity With a Connected Bathroom Scale. *Am. J. Hypertens.*, 30(9), 876–883.
- Cardona-Morrell, M., Prgomet, M., Turner, R. M., Nicholson, M. & Hillman, K. (2016). Effectiveness of continuous or intermittent vital signs monitoring in preventing adverse events on general wards : a systematic review and meta-analysis. *Int. J. Clin. Pract.*, 70(10), 806–824.
- Chen, Z., Teo, J. T. & Yang, X. (2009, Février). In-bed fibre optic breathing and movement sensor for non-intrusive monitoring. *Optical Fibers and Sensors for Medical Diagnostics and Treatment Applications IX*, 7173, 71730P.
- Chen, Z., Teo, J. T., Ng, S. H. & Yim, H. (2011, Février). Smart pillow for heart-rate monitoring using a fiber optic sensor. *Optical Fibers, Sensors, and Devices for Biomedical Diagnostics and Treatment XI*, 7894, 789402.
- Chen, Z., Teo, J. T., Ng, S. H. & Yang, X. (2012, Février). Portable fiber optic ballistocardiogram sensor for home use. pp. 82180X.
- Chen, Z., Lau, D., Teo, J. T., Ng, S. H., Yang, X. & Kei, P. L. (2014a). Simultaneous measurement of breathing rate and heart rate using a microbend multimode fiber optic sensor. *J. Biomed. Opt.*, 19(5), 057001.
- Chen, Z., Teo, J. T., Ng, S. H., Yang, X., Zhou, B., Zhang, Y., Loo, H. P., Zhang, H. & Thong, M. (2014b). Monitoring respiration and cardiac activity during sleep using microbend fiber sensor : A clinical study and new algorithm. *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2014, 5377–5380.
- Cherif, N. H., Mezghani, N., Gaudreault, N., Ouakrim, Y., Mouzoune, I. & Boulay, P. (2018, Janvier). Physiological Data Validation of the Hexoskin Smart Textile. *11th International Conference on Biomedical Electronics and Devices*, pp. 150–156.
- Choi, B. H., Chung, G. S., Lee, J.-S., Jeong, D.-U. & Park, K. S. (2009). Slow-wave sleep estimation on a load-cell-installed bed : a non-constrained method. *Physiol. Meas.*, 30(11), 1163–1170.
- Chung, G. S., Lee, J. S., Hwang, S. H., Lim, Y. K., Jeong, D. U. & Park, K. S. (2010, Août). Wakefulness estimation only using ballistocardiogram : Nonintrusive method for sleep monitoring. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 2459–2462.
- Cretikos, M. A., Bellomo, R., Hillman, K., Chen, J., Finfer, S. & Flabouris, A. (2008). Respiratory rate : the neglected vital sign. *Med. J. Aust.*, 188(11), 657–659.

- Delière, Q., Tank, J., Funtova, I., Luchitskaya, E., Gall, D., Borne, P. V. d. & Migeotte, P. F. (2015, Septembre). Ballistocardiogram amplitude modulation induced by respiration : a wavelet approach. *2015 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, pp. 313–316.
- Donaldson, M. S., Corrigan, J. M., Kohn, L. T. & others. (2000). *To err is human : building a safer health system*. National Academies Press.
- Donoho, D. L. & Johnstone, I. M. (1995). Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage. *J. Am. Stat. Assoc.*, 90(432), 1200.
- Dziuda, L., Skibniewski, F. W., Krej, M. & Lewandowski, J. (2012). Monitoring Respiration and Cardiac Activity Using Fiber Bragg Grating-Based Sensor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(7), 1934–1942.
- Engin, M., Demirel, A., Engin, E. Z. & Fedakar, M. (2005). Recent developments and trends in biomedical sensors. *Measurement*, 37(2), 173–188.
- Etemadi, M., Inan, O. T., Giovangrandi, L. & Kovacs, G. T. A. (2011). Rapid assessment of cardiac contractility on a home bathroom scale. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 15(6), 864–869.
- Fares, E. & Howlett, S. E. (2010). Effect of age on cardiac excitation-contraction coupling. *Clin. Exp. Pharmacol. Physiol.*, 37(1), 1–7.
- Fraile, R., Sáenz-Lechón, N., Godino-Llorente, J. I., Osma-Ruiz, V. & Fredouille, C. (2009). Automatic detection of laryngeal pathologies in records of sustained vowels by means of mel-frequency cepstral coefficient parameters and differentiation of patients by sex. *Folia Phoniatr. Logop.*, 61(3), 146–152.
- Franzblau, S. A. (1968). Ballistocardiography in Cardiovascular Research : Physical Aspects of the Circulation in Health and Disease. *JAMA*, 203(2), 157–157.
- Friedrich, D., Aubert, X. L., Führ, H. & Brauers, A. (2010, Août). Heart rate estimation on a beat-to-beat basis via ballistocardiography - a hybrid approach. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 4048–4051.
- Futurice. *Differences between machine learning and software engineering — Futurice*. Futurice. Accessed : 2019-6-27.
- futurice.com. *Differences between machine learning and software engineering — Futurice*. Futurice. Accessed : 2020-5-18.
- Ganesan, M. & Sumesh, E. P. (2016, Mars). Evaluating the force of contraction of heart using ballistocardiogram. *2016 3rd MEC International Conference on Big Data and Smart City*



(ICBDSC), pp. 1–5.

- Gao, J., Teng, D. & Ertin, E. (2018, Juin). A Probabilistic Approach for Heart Rate Variability Analysis Using Explicit Duration Hidden Markov Models. *2018 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, pp. 273–277.
- Gilaberte, S., Gómez-Clapers, J., Casanella, R. & Pallas-Areny, R. (2010, Août). Heart and respiratory rate detection on a bathroom scale based on the ballistocardiogram and the continuous wavelet transform. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 2557–2560.
- Ginsburg, A. S., Lenahan, J. L., Izadnegahdar, R. & Ansermino, J. M. (2018). A Systematic Review of Tools to Measure Respiratory Rate in Order to Identify Childhood Pneumonia. *Am. J. Respir. Crit. Care Med.*, 197(9), 1116–1127.
- Giovangrandi, L., Inan, O. T., Wiard, R. M., Etemadi, M. & Kovacs, G. T. A. (2011, Août). Ballistocardiography #x2014; A method worth revisiting. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 4279–4282.
- Giovangrandi, L., Inan, O. T., Banerjee, D. & Kovacs, G. T. A. (2012). Preliminary results from BCG and ECG measurements in the heart failure clinic. *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2012, 3780–3783.
- Goldberger, A. L., Goldberger, Z. D. & Shvilkin, A. (2017). *Clinical Electrocardiography : A Simplified Approach E-Book*. Elsevier Health Sciences.
- Gordon, J. W. (1877). Certain molar movements of the human body produced by the circulation of the blood. *J. Anat. Physiol.*, 11(Pt 3), 533.
- Grillet, A., Kinet, D., Witt, J., Schukar, M., Krebber, K., Pirotte, F. & Depre, A. (2008). Optical Fiber Sensors Embedded Into Medical Textiles for Healthcare Monitoring. *IEEE Sens. J.*, 8(7), 1215–1222.
- Gubner, R. S., Rodstein, M. & Ungerleider, H. E. (1953). [Ballistocardiography ; an appraisal of technic, physiologic principles, and clinical value]. *undefined*.
- Guidoboni, G., Sala, L., Enayati, M., Sacco, R., Szopos, M., Keller, J. M., Popescu, M., Despina, L., Huxley, V. & Skubic, M. (2019). Cardiovascular function and ballistocardiogram : a relationship interpreted via mathematical modeling. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*
- Harrison, W. K. & Smith, J. E. (1980). Sex differences in cardiac function of a group of young adults. *Cardiology*, 66(2), 74–84.

- Helfand, M., Christensen, V. & Anderson, J. (2011). Technology Assessment : Early Sense for Monitoring Vital Signs in Hospitalized Patients. Dans *VA Evidence-based Synthesis Program Evidence Briefs*. Washington (DC) : Department of Veterans Affairs (US).
- Henderson, Y. (1905). THE MASS-MOVEMENTS OF THE CIRCULATION AS SHOWN BY A RECOIL CURVE. *American Journal of Physiology-Legacy Content*, 14(3), 287–298.
- Hsu, P. T. (2017). Singular Spectrum Analysis in acquiring Ballistocardiogram signals. *eScholarship*.
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C. C. & Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 454(1971), 903–995.
- Hyun, E., Noh, S., Yoon, C. & Kim, H. C. (2014, Février). Patch type integrated sensor system for measuring electrical and mechanical cardiac activities. *2014 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, pp. 94–96.
- Inan, O. T., Etemadi, M., Paloma, A., Giovangrandi, L. & Kovacs, G. T. A. (2009a). Non-invasive cardiac output trending during exercise recovery on a bathroom-scale-based ballistocardiograph. *Physiol. Meas.*, 30(3), 261–274.
- Inan, O. T., Etemadi, M., Wiard, R. M., Giovangrandi, L. & Kovacs, G. T. A. (2009b). Robust ballistocardiogram acquisition for home monitoring. *Physiol. Meas.*, 30(2), 169–185.
- Inan, O. T., Etemadi, M., Wiard, R. M., Kovacs, G. T. A. & Giovangrandi, L. (2009c). Novel methods for estimating the ballistocardiogram signal using a simultaneously acquired electrocardiogram. *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5334–5347.
- Inan, O. T., Migeotte, P. F., Park, K. S., Etemadi, M., Tavakolian, K., Casanella, R., Zanetti, J., Tank, J., Funtova, I., Prisk, G. K. & Rienzo, M. D. (2015). Ballistocardiography and Seismocardiography : A Review of Recent Advances. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19(4), 1414–1427.
- Jacobs, J. L., Embree, P., Gleib, M., Christensen, S. & Sullivan, P. K. (2004). Characterization of a novel heart and respiratory rate sensor. *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1, 2223–2226.
- Javaid, A. Q., Ashouri, H., Dorier, A., Etemadi, M., Heller, J. A., Roy, S. & Inan, O. T. (2017). Quantifying and Reducing Motion Artifacts in Wearable Seismocardiogram Measurements During Walking to Assess Left Ventricular Health. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(6), 1277–1286.

- Jensen, J. K., Skår, R. & Tveit, B. (2018). The impact of Early Warning Score and Rapid Response Systems on nurses' competence : An integrative literature review and synthesis. *J. Clin. Nurs.*, 27(7-8), e1256–e1274.
- Jin, J., Wang, X., Li, S. & Wu, Y. (2009, Janvier). A Novel Heart Rate Detection Algorithm in Ballistocardiogram Based on Wavelet Transform. *2009 Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 76–79.
- Jordan, M. R. & Morrisonponce, D. (2019). Asystole. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing.
- Jung, D. W., Hwang, S. H., Yoon, H. N., Lee, Y. J. G., Jeong, D. U. & Park, K. S. (2014). Nocturnal Awakening and Sleep Efficiency Estimation Using Unobtrusively Measured Ballistocardiogram. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(1), 131–138.
- Junnila, S., Akhbardeh, A., Barna, L. C., Defee, I. & Varri, A. (2006, Août). A Wireless Ballistocardiographic Chair. *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5932–5935.
- Katz, Y., Karasik, R. & Shinar, Z. (2016, Septembre). Contact-free piezo electric sensor used for real-time analysis of inter beat interval series. *2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, pp. 769–772.
- Kelley, S. D. & Ramsay, M. A. E. (2014). Respiratory rate monitoring : characterizing performance for emerging technologies. *Anesth. Analg.*, 119(6), 1246–1248.
- Kim, C.-S., Ober, S. L., McMurtry, M. S., Finegan, B. A., Inan, O. T., Mukkamala, R. & Hahn, J.-O. (2016). Ballistocardiogram : Mechanism and Potential for Unobtrusive Cardiovascular Health Monitoring. *Sci. Rep.*, 6, 31297.
- Kirjavainen, K. (1987). Electromechanical film and procedure for manufacturing same. (4654546).
- Koivistoinen, T., Junnula, S., Varri, A. & Koobi, T. (2004, Septembre). A new method for measuring the ballistocardiogram using EMFi sensors in a normal chair. *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1, 2026–2029.
- Koivuluoma, M., Barna, L., Koivistoinen, T., Kööbi, T. & Värri, A. (2008). INFLUENCES OF DIGITAL BAND-PASS FILTERING ON THE BCG WAVEFORM. *Proceedings of the First International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing - Volume 2 : BIOSIGNALS, (BIOSTEC 2008)*, pp. 84-89. doi : 10.5220/0001061100840089.

- Kortelainen, J. M. & Virkkala, J. (2007, Août). FFT averaging of multichannel BCG signals from bed mattress sensor to improve estimation of heart beat interval. *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6685–6688.
- Kortelainen, J. M., Gils, M. v. & Pärkkä, J. (2012, Septembre). Multichannel bed pressure sensor for sleep monitoring. *2012 Computing in Cardiology*, pp. 313–316.
- Kortelainen, J. M., Mendez, M. O., Bianchi, A. M., Matteucci, M. & Cerutti, S. (2010). Sleep staging based on signals acquired through bed sensor. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 14(3), 776–785.
- Kostis, J. B., Moreyra, A. E., Amendo, M. T., Di Pietro, J., Cosgrove, N. & Kuo, P. T. (1982). The effect of age on heart rate in subjects free of heart disease. Studies by ambulatory electrocardiography and maximal exercise stress test. *Circulation*, 65(1), 141–145.
- Krauss, B. (2018). Carbon dioxide monitoring (capnography). Dans Walls, R. M. & Grayzel, J. (Éds.), *UpToDate*. Waltham, MA : UpToDate.
- Kutilek, P., Hozman, J. & Smrcka, P. (2012, Décembre). Identification of patient's physiological movements on the bed by strain gauge sensors detect torsion of the elements of the bed. *Proceedings of 15th International Conference MECHATRONIKA*, pp. 1–6.
- Kyriacos, U., Jelsma, J. & Jordan, S. (2011). Monitoring vital signs using early warning scoring systems : a review of the literature. *J. Nurs. Manag.*, 19(3), 311–330.
- Lau, D., Chen, Z., Teo, J. T., Ng, S. H., Rumpel, H., Lian, Y., Yang, H. & Kei, P. L. (2013). Intensity-Modulated Microbend Fiber Optic Sensor for Respiratory Monitoring and Gating During MRI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(9), 2655–2662.
- Lee, W. K., Yoon, H., Jung, D. W., Hwang, S. H. & Park, K. S. (2015, Août). Ballistocardiogram of baby during sleep. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 7167–7170.
- Lee, W. K., Yoon, H., Han, C., Joo, K. M. & Park, K. S. (2016). Physiological Signal Monitoring Bed for Infants Based on Load-Cell Sensors. *Sensors*, 16(3).
- Leenen, J. P. L., Leerentveld, C., van Dijk, J. D., van Westreenen, H. L., Schoonhoven, L. & Patijn, G. A. (2020). Current Evidence for Continuous Vital Signs Monitoring by Wearable Wireless Devices in Hospitalized Adults : Systematic Review. *J. Med. Internet Res.*, 22(6), e18636.
- Leonard, P., Beattie, T. F., Addison, P. S. & Watson, J. N. (2003). Standard pulse oximeters can be used to monitor respiratory rate. *Emerg. Med. J.*, 20(6), 524–525.

- Li, H., Kwong, S., Yang, L., Huang, D. & Xiao, D. (2011). Hilbert-Huang Transform for Analysis of Heart Rate Variability in Cardiac Health. *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform.*, 8(6), 1557–1567.
- Linás, J.-M. (2016). GTS831 : Ondelettes et problèmes inverses : applications biomédicales. École de technologie supérieure.
- LPHYS. (2014). Three-dimensional ballistocardiography (B3D) in microgravity | LPHYS research unit – Université Libre de Bruxelles. Accessed : 2019-6-21.
- Luna-Lozano, P. S. & Alvarado-Serrano, C. (2012). Time and amplitude relationships of the ballistocardiogram in vertical and horizontal direction. *2012 9th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, pp. 1–6.
- Lydon, K., Su, B. Y., Rosales, L., Enayati, M., Ho, K. C., Rantz, M. & Skubic, M. (2015, Août). Robust heartbeat detection from in-home ballistocardiogram signals of older adults using a bed sensor. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 7175–7179.
- Mack, D. C., Patrie, J. T., Suratt, P. M., Felder, R. A. & Alwan, M. (2009). Development and Preliminary Validation of Heart Rate and Breathing Rate Detection Using a Passive, Ballistocardiography-Based Sleep Monitoring System. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 13(1), 111–120.
- Maheshwari, S. & Kumar, A. (2014). Empirical Mode Decomposition : Theory & Applications. *International Journal of Electronic and Electrical Engineering*, 7(8), 873–878.
- Maki, H., Ogawa, H., Tsukamoto, S., Yonezawa, Y. & Caldwell, W. M. (2010, Août). A system for monitoring cardiac vibration, respiration, and body movement in bed using an infrared. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 5197–5200.
- MathWorks. (2008). Voice Audio Processing - File Exchange - MATLAB Central. Accessed : 2019-6-26.
- Medicopedia. ECG - Dictionnaire médical. Accessed : 2018-8-24.
- Migeotte, P., Lejeune, L., Delière, Q., Caiani, E., Casellato, C., Tank, J., Funtova, I., Baevsky, R., Prisk, G. K. & van de Borne, P. (2014, Août). Three dimensional Ballistocardiogram and Seismocardiogram : What do they have in common ? *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6085–6088.
- Migeotte, P.-F., De Ridder, S., Tank, J., Pattyn, N. & Prisk, G. K. (2012, Août). Three dimensional ballisto- and seismo-cardiography : HIJ wave amplitudes are poorly correlated to maximal

systolic force vector. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2012, 5046–5049.

Moore, V. C. (2012). Spirometry : step by step. *Breathe*, 8(3), 232–240.

Nair, P. (2018). *The dummy's guide to MFCC - prathena - Medium*. Medium. prathena. Accessed : 2019-6-26.

Noh, Y.-H., Ye, S.-Y. & Jeong, D.-U. (2010, Novembre). Development of the BCG feature extraction methods for unconstrained heart monitoring. *5th International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*, pp. 923–928.

Noordergraaf, A. & Heynekamp, C. E. (1958). Genesis of displacement of the human longitudinal ballistocardiogram from the changing blood distribution. *Am. J. Cardiol.*, 2(6), 748–756.

Nukaya, S., Shino, T., Kurihara, Y., Watanabe, K. & Tanaka, H. (2012). Noninvasive Bed Sensing of Human Biosignals Via Piezoceramic Devices Sandwiched Between the Floor and Bed. *IEEE Sens. J.*, 12(3), 431–438.

Oppenheim, A. V. & Schafer, R. W. (2004). From frequency to quefrequency : A history of the cepstrum. *IEEE Signal Process. Mag.*, 21(5), 95–106.

Othonos, A. (1997). Fiber Bragg gratings. *Rev. Sci. Instrum.*, 68(12), 4309–4341.

Otis, S., Mezghani, N. & Abdulrazak, B. (2018, Novembre). Comparative Study of Heart Rate Extraction Methods for a Novel Intelligent Mattress. *2018 9th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC)*, pp. 93–98.

Otis, S., Abdulrazak, B., Jebara, S. B., Tournoux, F. & Mezghani, N. (2019). Smart Mat for Respiratory Activity Detection : Study in a Clinical Setting. *How AI Impacts Urban Living and Public Health*, pp. 61–72.

Paalasmaa, J., Waris, M., Toivonen, H., Leppäkorpi, L. & Partinen, M. (2012, Août). Unobtrusive online monitoring of sleep at home. *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 3784–3788.

Paalasmaa, J. & Others. (2014). Monitoring sleep with force sensor measurement. *Department of Computer Science Series of Publications A*.

Paalasmaa, J. & Ranta, M. (2008). Detecting heartbeats in the ballistocardiogram with clustering. *Proceedings of the ICML/UAI/COLT 2008 Workshop on Machine Learning for Health-Care Applications, Helsinki, Finland*, 9.

- Paalasmaa, J., Toivonen, H. & Partinen, M. (2015). Adaptive Heartbeat Modeling for Beat-to-Beat Heart Rate Measurement in Ballistocardiograms. *IEEE J Biomed Health Inform*, 19(6), 1945–1952.
- Pan, J. & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32(3), 230–236.
- Pantazis, Y., Rosec, O. & Stylianou, Y. (2010). Iterative Estimation of Sinusoidal Signal Parameters. *IEEE Signal Process. Lett.*, 17(5), 461–464.
- Park, K. S. & Yoon, H. (2018). Ballistocardiography. Dans Tamura, T. & Chen, W. (Éds.), *Seamless Healthcare Monitoring : Advancements in Wearable, Attachable, and Invisible Devices* (pp. 127–155). Cham : Springer International Publishing.
- Perednia, D. A. & Allen, A. (1995). Telemedicine technology and clinical applications. *JAMA*, 273(6), 483–488.
- Philip, K., Richardson, R. & Cohen, M. (2013). Staff perceptions of respiratory rate measurement in a general hospital. *Br. J. Nurs.*, 22(10), 570–574.
- Pinheiro, E., Postolache, O. & Girao, P. (2009, Mai). Pulse arrival time and ballistocardiogram application to blood pressure variability estimation. *2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*, pp. 132–136.
- Pinheiro, E., Postolache, O. & Girão, P. S. (2016, Novembre). Ballistocardiogram : Model and sensing systems. *2016 10th International Conference on Sensing Technology (ICST)*, pp. 1–6.
- Pinheiro, E. C., Postolache, O. A. & Girão, P. S. (2010a, Août). Online heart rate estimation in unstable ballistocardiographic records. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp. 939–942.
- Pinheiro, E., Postolache, O. & Girão, P. (2010b). Theory and Developments in an Unobtrusive Cardiovascular System Representation : Ballistocardiography. *Open Biomed. Eng. J.*, 4, 201–216.
- Pino, E. J., Chávez, J. A. P. & Aqueveque, P. (2015, Août). Noninvasive ambulatory measurement system of cardiac activity. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 7622–7625.
- Pino, E. J., Chavez, J. A. P. & Aqueveque, P. (2017, Novembre). BCG algorithm for unobtrusive heart rate monitoring. *2017 IEEE Healthcare Innovation Point-of-Care Technologies (HI-POCT)*, pp. 180–183.

- Polo, O., Tafti, M., Hämäläinen, M., Vaahtoranta, K. & Alihanka, J. (1992). Respiratory variation of the ballistocardiogram during increased respiratory load and voluntary central apnoea. *Eur. Respir. J.*, 5(2), 257–262.
- Postolache, O., Girao, P. S., Postolache, G. & Pereira, M. (2007, Mai). Vital Signs Monitoring System Based on EMFi Sensors and Wavelet Analysis. *2007 IEEE Instrumentation Measurement Technology Conference IMTC 2007*, pp. 1–4.
- Postolache, O., Girao, P. S., Mendes, J. & Postolache, G. (2009, Mai). Unobstrusive heart rate and respiratory rate monitor embedded on a wheelchair. *2009 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*, pp. 83–88.
- Priemer, R. (1991). *Introductory Signal Processing*. World Scientific.
- Prisk, G. K., Verhaeghe, S., Padeken, D., Hamacher, H. & Paiva, M. (2001). Three-dimensional ballistocardiography and respiratory motion in sustained microgravity. *Aviat. Space Environ. Med.*, 72(12), 1067–1074.
- PubMed. (2019). National Center for Biotechnology Information. Accessed : 2020-1-6.
- Rabiner, L. (1977). On the use of autocorrelation analysis for pitch detection. *IEEE Trans. Acoust.*, 25(1), 24–33.
- Rajala, S. & Lekkala, J. (2012). Film-Type Sensor Materials PVDF and EMFi in Measurement of Cardiorespiratory Signals #x2014; A Review. *IEEE Sens. J.*, 12(3), 439–446.
- Rajmic, P. (2005, Avril). Method for Real-Time Signal Processing Via Wavelet Transform. *Nonlinear Analyses and Algorithms for Speech Processing*, pp. 368–378.
- Rosales, L., Skubic, M., Heise, D., Devaney, M. J. & Schaumburg, M. (2012a, Août). Heart-beat detection from a hydraulic bed sensor using a clustering approach. *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2383–2387.
- Rosales, L., Skubic, M., Heise, D., Devaney, M. J. & Schaumburg, M. (2012b). Heartbeat detection from a hydraulic bed sensor using a clustering approach. *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2012, 2383–2387.
- Ross, M., Shaffer, H., Cohen, A., Freudberg, R. & Manley, H. (1974). Average magnitude difference function pitch extractor. *IEEE Trans. Acoust.*, 22(5), 353–362.
- Ruge, A. C. (1944). Strain gauge. (2350972).



- Russo, M. A., Santarelli, D. M. & O'Rourke, D. (2017). The physiological effects of slow breathing in the healthy human. *Breathe (Sheff)*, 13(4), 298–309.
- Sadek, I., Biswas, J., Fook, V. F. S. & Mokhtari, M. (2015, Décembre). Automatic heart rate detection from FBG sensors using sensor fusion and enhanced empirical mode decomposition. *2015 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, pp. 349–353.
- Sadek, I., Biswas, J., Abdulrazak, B., Haihong, Z. & Mokhtari, M. (2017, Février). Continuous and unconstrained vital signs monitoring with ballistocardiogram sensors in headrest position. *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI)*, pp. 289–292.
- Sadek, I. (2018). Ballistocardiogram Signal Processing : A Literature Review.
- Sayed, C. A., Vinches, L. & Hallé, S. (2017). Validation of a Wearable Biometric System's Ability to Monitor Heart Rate in Two Different Climate Conditions under Variable Physical Activities. *E-Health Telecommunication Systems and Networks*, 06(02), 19.
- Semler, M. W., Stover, D. G., Copland, A. P., Hong, G., Johnson, M. J., Kriss, M. S., Otepka, H., Wang, L., Christman, B. W. & Rice, T. W. (2013). Flash mob research : a single-day, multicenter, resident-directed study of respiratory rate. *Chest*, 143(6), 1740–1744.
- Shea, K. & Chamoff, B. (2011). Patient Reactions to Vital Sign Measures : Comparing Home Monitoring Technology to Face-to-Face Delivery. *Home Health Care Manag. Pract.*, 23(6), 454–460.
- Shin, J. H., Choi, B. H., Lim, Y. G., Jeong, D. U. & Park, K. S. (2008, Août). Automatic ballistocardiogram (BCG) beat detection using a template matching approach. *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1144–1146.
- Siivola, J. (1989). New noninvasive piezoelectric transducer for recording of respiration, heart rate and body movements. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 27(4), 423–425.
- Silvestri, S. & Schena, E. (2011). Optical-Fiber Measurement Systems for Medical Applications.
- Singewald, M. L. (1954). Ballistocardiography : past, present, future. *Ann. Intern. Med.*, 41(6), 1124–1133.
- Smith, S. W. (1997). *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. San Diego, CA, USA : California Technical Publishing.

- Song, Y., Ni, H., Zhou, X., Zhao, W. & Wang, T. (2015, Août). Extracting Features for Cardiovascular Disease Classification Based on Ballistocardiography. *2015 IEEE 12th Intl Conf on Ubiquitous Intelligence and Computing and 2015 IEEE 12th Intl Conf on Autonomic and Trusted Computing and 2015 IEEE 15th Intl Conf on Scalable Computing and Communications and Its Associated Workshops (UIC-ATC-ScalCom)*, pp. 1230–1235.
- Soucy, L. (2014). MAT265 : Équations différentielles. École de technologie supérieure.
- Spodick, D. H. (1993). Survey of selected cardiologists for an operational definition of normal sinus heart rate. *Am. J. Cardiol.*, 72(5), 487–488.
- Šprager, S. & Zazula, D. (2012). Heartbeat and Respiration Detection From Optical Interferometric Signals by Using a Multimethod Approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(10), 2922–2929.
- Sprager, S. & Zazula, D. (2014). Optimization of heartbeat detection in fiber-optic unobtrusive measurements by using maximum a posteriori probability estimation. *IEEE J Biomed Health Inform*, 18(4), 1161–1168.
- Srinivasan, A., Hailong, Z., Zhiping, L., Biswas, J. & Zhihao, C. (2015, Août). Towards numerical temporal-frequency system modelling of associations between electrocardiogram and ballistocardiogram. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 394–397.
- Starr, I. (1964). AN ESSAY ON THE STRENGTH OF THE HEART AND ON THE EFFECT OF AGING UPON IT. *Am. J. Cardiol.*, 14, 771–783.
- Starr, I., Rawson, A. J., Schroeder, H. A. & Joseph, N. R. (1939). STUDIES ON THE ESTIMATION OF CARDIAC OUTPUT IN MAN, AND OF ABNORMALITIES IN CARDIAC FUNCTION, FROM THE HEART'S RECOIL AND THE BLOOD'S IMPACTS; THE BALLISTOCARDIOGRAM. *American Journal of Physiology-Legacy Content*, 127(1), 1–28.
- Storm-Versloot, M. N., Verweij, L., Lucas, C., Ludikhuizen, J., Goslings, J. C., Legemate, D. A. & Vermeulen, H. (2014). Clinical Relevance of Routinely Measured Vital Signs in Hospitalized Patients : A Systematic Review : Clinical Relevance of Vital Signs. *J. Nurs. Scholarsh.*, 46(1), 39–49.
- Stylianou, Y. (1998). Concatenative speech synthesis using a harmonic plus noise model. *The Third ESCA/COCOSDA Workshop (ETRW) on.*
- Subbe, C. P. & Kinsella, S. (2018). Continuous Monitoring of Respiratory Rate in Emergency Admissions : Evaluation of the RespiSense™ Sensor in Acute Care Compared to the Industry Standard and Gold Standard. *Sensors*, 18(8).

- Suliman, A., Carlson, C., Ade, C. J., Warren, S. & Thompson, D. E. (2019). Performance Comparison for Ballistocardiogram Peak Detection Methods. *IEEE Access*, 7, 53945–53955.
- Tanaka, H., Monahan, K. D. & Seals, D. R. (2001). Age-predicted maximal heart rate revisited. *J. Am. Coll. Cardiol.*, 37(1), 153–156.
- Taspinar, A. (2018). *A guide for using the Wavelet Transform in Machine Learning*. Ahmet Taspinar. Accessed : 2019-6-26.
- Tavakolian, K. (2010). *Characterization and analysis of seismocardiogram for estimation of hemodynamic parameters*. (Thèse de doctorat, Applied Science : School of Engineering Science).
- Torres, M. E., Colominas, M. A., Schlotthauer, G. & Flandrin, P. (2011). A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. pp. 4144–4147.
- Udd, E. (1995). An overview of fiber-optic sensors. *Rev. Sci. Instrum.*, 66(8), 4015–4030.
- Vlach, J., Rajmic, P., Prinosil, J., Vyoral, J. & Mica, I. (2007). Optimized discrete wavelet transform to real-time digital signal processing. Dans *Personal Wireless Communications* (pp. 514–520). Springer, Boston, MA.
- Waltisberg, D., Amft, O., Brunner, D. & Troester, G. (2016). Detecting disordered breathing and limb movement using in-bed force sensors. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, PP(99), 1–1.
- Wartzek, T., Brüser, C., Walter, M. & Leonhardt, S. (2014). Robust Sensor Fusion of Unobtrusively Measured Heart Rate. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18(2), 654–660.
- Wartzek, T., Eilebrecht, B., Lem, J., Lindner, H.-J., Leonhardt, S. & Walter, M. (2011). ECG on the road : robust and unobtrusive estimation of heart rate. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 58(11), 3112–3120.
- Watkins, T., Whisman, L. & Booker, P. (2016). Nursing assessment of continuous vital sign surveillance to improve patient safety on the medical/surgical unit. *J. Clin. Nurs.*, 25(1-2), 278–281.
- WebMD. (2015). *Flutter, thump, bump : facts about tachycardia*. WebMD. WebMD. Accessed : 2019-6-20.
- Westerhof, N., Bosman, F., De Vries, C. J. & Noordergraaf, A. (1969). Analog studies of the human systemic arterial tree. *J. Biomech.*, 2(2), 121–143.

- Wheatstone, C. (1843). An account of several new instruments and processes for determining the constants of a voltaic circuit. *Abstracts of the Papers Printed in the Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 4, 469–471.
- Wiard, R. M., Kim, H. J., Figueroa, C. A., Kovacs, G. T. A., Taylor, C. A. & Giovangrandi, L. (2009). Estimation of central aortic forces in the ballistocardiogram under rest and exercise conditions. *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2831–2834.
- Wieringa, F. P., Mastik, F. & Steen, A. F. W. v. d. (2005). Contactless Multiple Wavelength Photoplethysmographic Imaging : A First Step Toward “SpO2 Camera” Technology. *Ann. Biomed. Eng.*, 33(8), 1034–1041.
- Wijesinghe, L. P., Wickramasuriya, D. S. & Pasqual, A. A. (2014, Décembre). A generalized preprocessing and feature extraction platform for scalp EEG signals on FPGA. *2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*, pp. 137–142.
- Wolk, R., Gami, A. S., Garcia-Touchard, A. & Somers, V. K. (2005). Sleep and cardiovascular disease. *Curr. Probl. Cardiol.*, 30(12), 625–662.
- www.texasheart.org. *Heart Anatomy | Texas Heart Institute*. Texas Heart Institute. Accessed : 2018-8-24.
- Xu, J., Luc, J. G. Y. & Phan, K. (2016). Atrial fibrillation : review of current treatment strategies. *J. Thorac. Dis.*, 8(9), E886–E900.
- Xu, R. & WunschII, D. (2005). Survey of Clustering Algorithms. *IEEE Trans. Neural Netw.*, 16(3), 645–678.
- Yamana, Y., Tsukamoto, S., Mukai, K., Maki, H., Ogawa, H. & Yonezawa, Y. (2011, Août). A sensor for monitoring pulse rate, respiration rhythm, and body movement in bed. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5323–5326.
- Yao, Y., Schiefer, J., van Waasen, S. & Schiek, M. (2014a, Juin). A non-parametric model for Ballistocardiography. *2014 IEEE Workshop on Statistical Signal Processing (SSP)*, pp. 69–72.
- Yao, Y., Brüser, C., Pietrzyk, U., Leonhardt, S., van Waasen, S. & Schiek, M. (2014b). Model-based verification of a non-linear separation scheme for ballistocardiography. *IEEE J Biomed Health Inform*, 18(1), 174–182.
- Zhu, X., Chen, W., Nemoto, T., Kanemitsu, Y., Kitamura, K.-I., Yamakoshi, K.-I. & Wei, D. (2006). Real-time monitoring of respiration rhythm and pulse rate during sleep. *IEEE*

*Trans. Biomed. Eng.*, 53(12 Pt 1), 2553–2563.

- Zhu, Y., Zhang, H., Jayachandran, M., Ng, A. K., Biswas, J. & Chen, Z. (2013, Juilliet). Ballistocardiography with fiber optic sensor in headrest position : A feasibility study and a new processing algorithm. *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 5203–5206.
- Zhu, Y., Fook, V. F. S., Jianzhong, E. H., Maniyeri, J., Guan, C., Zhang, H., Jiliang, E. P. & Biswas, J. (2014, Août). Heart rate estimation from FBG sensors using cepstrum analysis and sensor fusion. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5365–5368.
- Zhu, Y., Maniyeri, J., Fook, V. F. S. & Zhang, H. (2015, Août). Estimating respiratory rate from FBG optical sensors by using signal quality measurement. *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 853–856.
- Zink, M. D., Brüser, C., Stüben, B.-O., Napp, A., Stöhr, R., Leonhardt, S., Marx, N., Mischke, K., Schulz, J. B. & Schiefer, J. (2017). Unobtrusive Nocturnal Heartbeat Monitoring by a Ballistocardiographic Sensor in Patients with Sleep Disordered Breathing. *Sci. Rep.*, 7(1), 13175.