

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

---

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

Département d'Electronique



---

Projet de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Électronique

Thème :

Estimation de la fréquence cardiaque à partir de signaux  
photopléthysmographiques fortement bruités : Algorithmes  
et implémentation temps réel.

par :

BEKKAR Mohammed Reda

BOUZIDI Aomer

Encadré par :

Dr. M.ADNANE

Pr. A.BELOUCHRANI

Membres du jury :

Dr. Z.TERRA

Président

M. L.SAADAOU

Examineur

Promotion 2015

# REMERCIEMENTS

En tout premier lieu, nous remercions le bon Dieu, tout puissant, pour toutes ses bénédictions qu'il nous a offertes et de nous avoir donné la force de poursuivre ce modeste travail.

On voudrait ensuite remercier nos encadreurs le Dr. Mourad ADNANE et le Pr. Adel BELOUHRANI pour leurs disponibilités et la confiance qu'ils nous ont accordé ; pour le savoir-faire dont ils nous ont fait bénéficier au cours de nombreuses discussions ; et les précieux conseils qui nous ont permis de mener à terme ce travail.

Nous remercions tous ceux qui ont de près ou de loin contribué à l'aboutissement de ce mémoire de fin d'études.

*À ma chère famille, à tous mes amis. A.B*

*À ma famille, à mes camarades de promotion. R.B*

## ملخص:

البليتسموغرافية الضوئية إشارة تسمح بقياس نشاط القلب بطريقة غير احتلائية و التي يمكن الاستخراج منه عوامل فيزيولوجية . إلا أنها معرضة لتشويشات التحرك اللواتي تدخلن أخطاء عند تقييم هذه العوامل. نعرض في هذا العمل دراسة و تطبيق خوارزميات مختلفة مقترحة في المنشورات بهدف التقليل من التشويش في إشارات حقيقية. متبعين بتحقيق جهاز اكتساب و تقييم تواتر نبضات القلب.

كلمات المفتاح : البليتسموغرافية الضوئية, معدل ضربات القلب, تشويش التحرك, الوقت الحقيقي.

## RÉSUMÉ

Le photopléthysmographe est un signal qui permet de mesurer l'activité cardiaque de façon non-invasive et dont on peut extraire la fréquence cardiaque. Néanmoins les signaux acquis sont vulnérables aux artéfacts de mouvement qui introduisent des erreurs lors de son estimation. On présente dans ce travail l'étude et l'application de plusieurs algorithmes de réduction de bruit proposés dans la littérature sur des signaux réels, suivi de la réalisation d'un dispositif d'acquisition et d'estimation de la fréquence cardiaque au repos.

**Mots clés : photopléthysmographie, fréquence cardiaque, artéfacts de mouvement, temps réel.**

## ABSTRACT

The photoplethysmograph is a technique used to measure the cardiovascular activity non-invasively, and from which one can extract the heart rate. However, the acquired signals are prone to motion artifacts which introduce errors in the estimation. We present in this work the study and the application of several denoising algorithms proposed in the litterature applied to real signals, followed by the realization of a system for the acquisition and estimation of heart rate at rest.

**Keywords : photoplethysmography, heart rate, motion artefacts, realtime.**

# Table des figures

1	Contractions du muscle cardiaque et les ondes résultantes . . . . .	14
2	Forme d'onde ECG : l'onde T représente la repolarisation des ventricules . . .	15
1.1	Influence de l'absorption et de la diffraction de la lumière sur des mesures optiques - loi de Beer-Lambert Modifiée [3] . . . . .	17
1.2	à gauche : capteur PPG en mode de transmission, à droite : en mode de réflexion[4] . . . . .	18
1.3	Intensité de la lumière absorbée et transmise dans un tissu vivant en fonction du temps [4] . . . . .	19
1.4	Illustration de la loi de Beer-Lambert dans un tissu vivant [4] . . . . .	19
1.5	Variation des absorbions spécifiques $\epsilon[L.mmol^{-1}.cm^{-1}]$ en fonction de la longueur d'onde [4] . . . . .	20
1.6	Enveloppe du flux de lumière (à gauche) dans un milieu diffractif. Retard de propagation d'une impulsion dans un milieu diffractif (à droite). [6] . . . . .	21
1.7	Représentation des pics P1, P2, P3 sur le périodogramme [7], en gris : sujet au repos, en noir : sujet en mouvement. . . . .	24
1.8	Exemple d'un signal au repos (à gauche) et de son spectre (à droite)[10] . . . .	25
1.9	Exemple d'un signal en mouvement (à gauche) et de son spectre (à droite)[10] .	25
1.10	Courbes de variation au cours du temps des fréquences décrites par les pics $P1$ , $P2$ , $P3$ et l'ER ; de bas en haut les courbes $C1$ $C2$ et $C3$ [7]. . . . .	26
1.11	Signal PPG normalisé et sa dérivée ; [11] . . . . .	27
1.12	Schéma bloc de l'extraction de la période principale à partir de l'autocorrélation [12] . . . . .	28
1.13	Spectre du signal PPG d'un sujet au repos, fenêtre rectangulaire, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique. . . . .	29
1.14	Spectre du signal PPG d'un sujet au repos, fenêtre rectangulaire, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.	29
1.15	Spectre du signal PPG d'un sujet au repos, fenêtre de Hamming, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique. . . . .	30

1.16	Spectre du signal PPG d'un sujet au repos, fenêtre de Hanning, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.	30
1.17	Spectre du signal PPG d'un sujet en mouvement, fenêtre rectangulaire, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique. . . . .	31
1.18	Spectre du signal PPG d'un sujet en mouvement, fenêtre Hamming, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique. . . . .	31
1.19	Spectre du signal PPG d'un sujet en mouvement, fenêtre Hanning, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique. . . . .	32
2.1	Expérience de recherche des branches les plus courtes par une colonie de fourmis	34
2.2	Phase préparatoire de l'heuristique [7] . . . . .	35
2.3	Les trois moteurs de classifications de l'heuristique et seuillage du spectre : a- seuillage b- classification par puissance c- classification par harmonique d- classification par mémoire [7] . . . . .	36
2.4	Modèle ICA pour la séparation des MA [14]. . . . .	38
2.5	Comparaison entre PICA et ICA [14] . . . . .	40
2.6	Identification adaptative d'un système[16] . . . . .	41
2.7	Itérations successives de la méthode du gradient pour le cas unidimensionnel[17]	43
2.8	valeurs successive des $w_k$ pour le cas unidimensionnel[17] . . . . .	44
2.9	Schéma bloc du traitement des signaux . . . . .	47
2.10	Gabarit du filtre passe bande . . . . .	47
2.11	Structure dynamique du filtre FIR pour éliminer les MA [21] . . . . .	48
2.12	Erreur quadratique instantanée en fonction des itérations, $SNR = -5dB$ , $\mu = 0.9/Trace(\hat{\mathbf{R}})$ . . . . .	50
2.13	Erreur quadratique moyenne en fonction du $SNR$ . . . . .	50
2.14	Erreur quadratique moyenne en fonction du $SNR$ . . . . .	51
2.15	Estimation du spectre par periodogramme traditionnel appliqué à un sujet en mouvement.[8] . . . . .	52
2.16	Schéma bloc du traitement par la méthode TROIKA . . . . .	53
2.17	Schéma bloc de la méthode d'analyse des spectres singuliers - SSA . . . . .	54
2.18	Schéma détaillé de la méthode d'analyse des spectres singuliers - SSA . . . . .	57
2.19	Estimation du spectre par la méthode de reconstruction du signal compressif appliqué à un sujet en mouvement[8] . . . . .	58
3.1	Image du capteur TCRT5000L . . . . .	62
3.2	Schéma électrique du circuit de conditionnement du signal PPG . . . . .	64

3.3	Les entrées/sorties numériques du Raspberry Pi . . . . .	65
3.4	Communication par bus SPI (maitre-esclaves) . . . . .	67
3.5	Opérations de lecture et d'écriture au sein d'une communication SPI : Échange de données entre les buffers par une opération de rotation . . . . .	67
3.6	chronogramme d'une communication SPI : illustrant différents modes de communication définie par les combinaisons de (CPHA,CPOL) . . . . .	68
3.7	Boitier du convertisseur analogique numérique - MCP 3008 . . . . .	69
3.8	Chronogramme expliquant la communication avec le convertisseur analogique numérique MCP3008 [Datasheet MCP3008] . . . . .	70
3.9	Image du dispositif réalisé . . . . .	71
3.10	Création des deux threads d'acquisition et de traitement à partir du main() . . .	72
3.11	Organigramme du thread chargé de l'acquisition : la fenêtre est constituée de 1000 échantillons et se déplace d'un pas de 250 . . . . .	74
4.1	Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre LMS	77
4.2	Fréquence cardiaque du sujet 3 avant et après réduction de bruit avec le filtre LMS	78
4.3	Moyenne et écart-type de l'erreur de l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre LMS . . . . .	79
4.4	Fréquence cardiaque du sujet 1 avant et après réduction de bruit avec le filtre NLMS . . . . .	80
4.5	Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre NLMS . . . . .	80
4.6	Moyenne et écart-type de l'erreur de l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre NLMS . . . . .	81
4.7	Variation du maximum de corrélation normalisé en fonction de $\sigma_{kf}$ - [21] . . .	82
4.8	Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre KALMAN . . . . .	82
4.9	Fréquence cardiaque du sujet 3 avant et après réduction de bruit avec le filtre Kalman . . . . .	83
4.10	Moyenne et écart-type de l'erreur de l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre KALMAN . . . . .	84
4.11	SSA appliqué sur le sujet 1 (au repos) sans réduction de bruit : On fixe la dimension L à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour $N_\sigma = 4$ . . . . .	86
4.12	SSA appliqué sur le sujet 1 (au repos) sans réduction de bruit : On fixe la dimension L à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour $N_\sigma = 20$ . . . . .	86

4.13	SSA appliqué sur le sujet 1 (en mouvement) sans réduction de bruit : On fixe la dimension $L$ à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour $N_{\sigma} = 4$ . . . . .	87
4.14	SSA appliqué sur le sujet 1 (en mouvement) sans réduction de bruit : On fixe la dimension $L$ à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour $N_{\sigma} = 20$ . . . . .	87
4.15	Erreur quadratique moyenne en fonction du nombre de valeurs propres en utilisant l'analyse en spectres singuliers sur un sujet au repos avec $L$ fixé à 400 . . .	88
4.16	Erreur quadratique moyenne en fonction du nombre de valeurs propres en utilisant l'analyse en spectres singuliers sur un sujet en mouvement avec $L$ fixé à 400 . . . . .	88
4.17	Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 1 . . . . .	89
4.18	Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 2 . . . . .	90
4.19	Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 3 . . . . .	91
4.20	Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 4 . . . . .	91
4.21	Acquisition de données par Raspberry Pi . . . . .	93
4.22	Spectre du signal acquis par Raspberry Pi avant filtrage . . . . .	93
4.23	Spectre du signal acquis par Raspberry Pi après filtrage . . . . .	94
4.24	Résultats de l'algorithme de traitement appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 1 au repos . . . . .	95
4.25	Résultats finaux du dispositif réalisé . . . . .	96



# Liste des tableaux

1	Comparaison entre ECG et PPG . . . . .	15
3.1	Différentes configurations du convertisseur analogique numérique MCP3008 en mode asymétrique (un seul canal)[Datasheet MCP3008] . . . . .	70
3.2	Différentes configurations du convertisseur analogique numérique MCP3008 en mode différentiel (deux canaux)[Datasheet MCP3008] . . . . .	71
4.1	Type d'exercice accompli par les sujets du cas d'étude . . . . .	76
4.2	Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre LMS . . . . .	78
4.3	Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre NLMS . . . . .	80
4.4	Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre de Kalman . . . . .	83
4.5	Moyenne , écart-type, erreur-type et réduction de l'erreur-type sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec la méthode TROIKA . . . . .	92

# NOMENCLATURE

bpm	battements par minute
CAN	convertisseur analogique numérique
DSP	densité spectrale de puissance
ECG	Électrocardiographie
ER	ECG référence
FFT	transformée de Fourier rapide (fast Fourier transform)
FIR	finite impulse response
Hb	Hémoglobine
HbO2	Oxyhémoglobine
HR	fréquence cardiaque (Heart Rate)
ICA	analyse en composantes indépendantes (independent components analysis)
LED	diode électro-luminescente (light emitting diode)
LMS	moyenne des moindres carrés (least mean squares)
NLMS	moyenne des moindres carrés normalisés (normalized least mean squares)
MA	artéfacts de mouvement (motion artifacts)
MSE	erreur quadratique moyenne (mean square error)
RMSE	racine de l'erreur quadratique moyenne (root mean square error)
PPG	Photopléthysmographie, Photopléthysmographe
SNR	rapport signal sur bruit, signal to noise ratio
SPI	interface périphérique série (Serial Peripheral Interface)
SpO2	Saturation périphérique en oxygène de l'hémoglobine
SSA	analyse singulière du spectre (singular spectrum analysis)
SSR	reconstruction de signal comprimé (sparse signal reconstruction)

# Table des matières

<b>NOMENCLATURE</b>	<b>9</b>
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b>	<b>13</b>
<b>1 GÉNÉRALITÉS SUR LES SIGNAUX PPG</b>	<b>17</b>
1.1 SOURCES DES SIGNAUX PPG . . . . .	17
1.2 INFLUENCE DE LA LONGUEUR D'ONDE . . . . .	20
1.3 PROPAGATION ET DIFFRACTION DANS LES TISSUS . . . . .	20
1.4 SOURCES DE BRUIT . . . . .	22
1.5 ÉTUDE FRÉQUENTIELLE . . . . .	22
1.5.1 Densité spectrale de puissance . . . . .	23
1.5.2 Spectre du signal PPG . . . . .	23
1.6 MESURE DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE . . . . .	26
1.6.1 Estimation à partir de la distance inter-pics . . . . .	27
1.6.2 Estimation par autocorrélation . . . . .	27
1.6.3 Méthode fréquentielle . . . . .	28
1.6.4 Discussion . . . . .	32
<b>2 MÉTHODES DE TRAITEMENT DU SIGNAL PPG</b>	<b>33</b>
2.1 APPROCHE PAR ALGORITHME HEURISTIQUE . . . . .	33
2.1.1 Principe . . . . .	33
2.1.2 Algorithme de colonie de fourmis . . . . .	33
2.1.3 Application à l'estimation de la fréquence cardiaque . . . . .	34
2.1.4 Avantages et inconvénients . . . . .	37
2.2 APPROCHE PAR SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES . . . . .	37
2.2.1 Analyse en Composantes Indépendantes . . . . .	37
2.2.2 Modèle linéaire instantané . . . . .	38
2.2.3 La méthode d'analyse en composantes indépendantes rapide - Fast ICA	38
2.2.4 Avantages et inconvénients . . . . .	39
2.3 TRAITEMENT AVEC FILTRES ADAPTATIFS . . . . .	41
2.3.1 Introduction . . . . .	41

2.3.2	Filtre de Wiener . . . . .	41
2.3.3	Méthode du gradient . . . . .	42
2.3.4	Méthode de la moyenne des moindres carrés - LMS . . . . .	44
2.3.5	Méthode de la moyenne des moindres carrés normalisés - NLMS . . . . .	45
2.3.6	Filtre de Kalman . . . . .	45
2.3.7	Application sur les signaux PPG . . . . .	46
2.3.8	Tests et performances . . . . .	49
2.4	<b>TRAITEMENT PAR LA MÉTHODE TROIKA . . . . .</b>	<b>51</b>
2.4.1	Motivations . . . . .	52
2.4.2	Filtre numérique utilisé . . . . .	53
2.4.3	Analyse des spectres singuliers . . . . .	53
2.4.4	Estimateur spectral utilisé . . . . .	57
2.4.5	Poursuite spectrale - Tracking . . . . .	59
2.4.6	Résumé . . . . .	60
<b>3</b>	<b>DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME D'ACQUISITION DES SIGNAUX PPG . . . . .</b>	<b>61</b>
3.1	INTRODUCTION . . . . .	61
3.2	CIRCUIT DE CONDITIONNEMENT DU CAPTEUR PPG . . . . .	61
3.2.1	Capteur . . . . .	61
3.2.2	Filtres . . . . .	62
3.2.3	Amplificateurs . . . . .	63
3.3	SYSTÈME D'ACQUISITION ET DE TRAITEMENT DES DONNÉES . . . . .	65
3.3.1	Architecture de la carte de développement . . . . .	65
3.3.2	Système d'acquisition . . . . .	66
3.3.3	Programmes d'acquisition et du traitement temps réel . . . . .	71
<b>4</b>	<b>APPLICATION POUR L'ESTIMATION DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE : RÉSULTATS ET INTERPRÉTATIONS . . . . .</b>	<b>75</b>
4.1	CAS D'ÉTUDE . . . . .	75
4.2	MÉTRIQUES DE PERFORMANCES . . . . .	76
4.3	RÉSULTATS DE L'ESTIMATION DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE APRÈS TRAITEMENT AVEC FILTRES ADAPTATIFS . . . . .	77
4.3.1	Traitement avec le filtre LMS . . . . .	77
4.3.2	Traitement avec le filtre NLMS . . . . .	79
4.3.3	Traitement avec le filtre Kalman . . . . .	81
4.3.4	Discussion des résultats . . . . .	84
4.4	RÉSULTATS DE LA MÉTHODE TROIKA . . . . .	85
4.4.1	Paramètres optimaux . . . . .	85
4.4.2	Résultat des tests . . . . .	89

4.4.3	Interprétations . . . . .	92
4.5	RÉSULTAT DE L'ACQUISITION ET DU TRAITEMENT PAR RASPBERRY PI . . . . .	92
4.5.1	Bloc acquisition . . . . .	93
4.5.2	Bloc traitement des données . . . . .	94
4.5.3	Application . . . . .	95
	<b>CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES</b>	<b>97</b>
	<b>BIBLIOGRAPHIE</b>	<b>98</b>

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

## CONTEXTE ET MOTIVATIONS

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la conception d'un circuit et le développement de méthodes de traitement du signal permettant de mesurer des signaux physiologiques du cœur d'une manière non invasive et en utilisant des moyens à faible coût. Les différents procédés proposés dans ce travail sont rattachés à l'ingénierie biomédicale et cherchent à répondre à des besoins particuliers du domaine de l'e-santé et de la télé-médecine. Les mesures non invasives de paramètres physiologiques sont utilisables dans de nombreux champs d'application, allant des services d'urgence jusqu'aux sciences du sport, où la fréquence cardiaque est surveillée pendant un effort physique intense.

Certaines données physiologiques comme la fréquence cardiaque, le rythme respiratoire, ou bien la concentration en oxygène dans le sang sont habituellement mesurées à l'aide de capteurs en contact avec la peau. Des recherches récentes montrent que des technologies comme les semi-conducteurs sont tout à fait utilisables pour mesurer l'activité cardiaque d'une personne. En plus d'être très abondant, ces outils grand public de moindre coût équipent un grand nombre de périphériques informatiques comme les smartphones. Les recherches sur cette thématique sont en plein essor depuis les dix dernières années, les premières publications ont montré qu'il est pratiquement possible de mesurer l'activité du cœur par photopléthysmographie.

Malgré l'avantage d'être peu coûteuse et non invasive, cette technique est très sensible aux interférences causées par le mouvement du sujet qui sont désignés par le terme d'artéfacts de mouvement (motion artifacts MA). Et c'est dans ce contexte que s'inscrit notre travail qui a pour but l'estimation de la fréquence cardiaque à partir de signaux PPG fortement bruités.

## HISTORIQUE

Ce paragraphe relate tous les événements importants qui ont conduit au développement de la photopléthysmographie moderne :

- En 1851, August Beer utilise la technique de Johann Heinrich Lambert en établissant la Loi de Beer-Lambert qui est la base même de la photopléthysmographie. Il prouva que la transmission de la lumière est une fonction logarithmique de la densité ou la concentration de l'absorbant.

- En 1935, Karl Matthes professeur en physiologie de Vienne, en Autriche, utilise deux longueurs d'ondes lumineuse, et construit le premier appareil capable de mesurer la saturation en oxygène  $SpO_2$  de façon continue dans le sang humain, tout en démontrant l'interaction lumière et hémoglobine[1].
- En 1937, Alrick Hertzman et al. ont publié leur premier article sur les signaux PPG décrivant l'utilisation d'un système en mode réflexion pour mesurer les changements du volume sanguin dans le doigt. Les sources potentielles d'erreurs de la technique ont été identifiées par Hertzman (1938) qui a souligné qu'un bon contact avec la peau est nécessaire, mais sans pression excessive. Il a indiqué que le mouvement de la sonde de mesure contre la peau doit être évité. Ces observations ont conduit au développement de dispositifs à base de photopléthysmographie et ont démontré l'utilité de la technique[1].
- En 1974, Takuo Aoyagi démontre que la saturation en oxygène ( $SpO_2$ ) peut être mesurée en analysant les pulsations de signaux lumineux traversant les tissus. Cette découverte est à l'origine des oxymètres de pouls modernes[2].
- Au cours des dernières décennies, les progrès de l'opto-électronique et de l'instrumentation clinique ont largement contribué à l'avancement de la photopléthysmographie. Les développements dans la technologie des semi-conducteurs, ont fait considérablement améliorer la taille, la sensibilité, la fiabilité et la reproductibilité des signaux PPG.

## ÉTUDE COMPARATIVE : ECG VS PPG

L'électrocardiographie (ECG) correspond à l'enregistrement de l'activité électrique du coeur, via des électrodes cutanées positionnées dans différents points du corps. On appelle électrocardiogramme(ECG) le tracé de l'activité électrique.

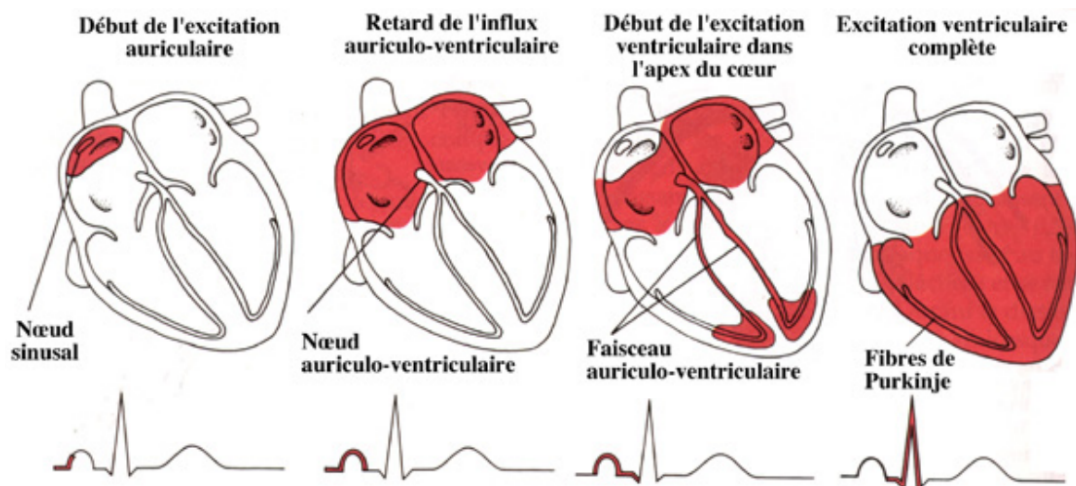


FIGURE 1 – Contractions du muscle cardiaque et les ondes résultantes

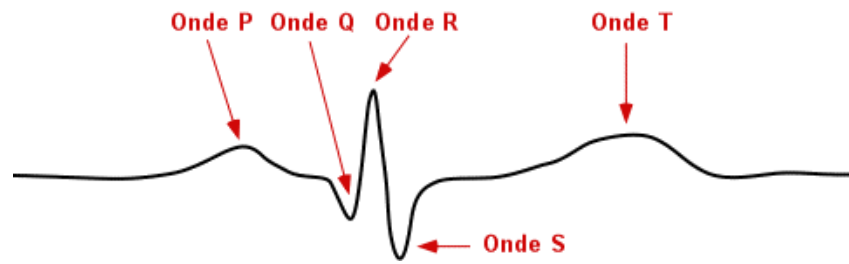


FIGURE 2 – Forme d’onde ECG : l’onde T représente la repolarisation des ventricules

Le Tableau suivant montre une comparaison entre les deux méthodes de mesure de pouls ECG et PPG :

TABLE 1 – Comparaison entre ECG et PPG

ECG	PPG
Mesure électrique d’une impulsion due à une décontraction musculaire du cœur	Mesure optique du changement de volume sanguin
Bonne précision au repos et en mouvement	Bonne précision au repos
Nécessite plusieurs électrodes	un seul capteur PPG
Application de Gel électrolyte avant la mesure	Application direct sur la peau
Encombrant et souvent gênant	Intégration dans un appareil portatif
Prix du capteur élevé	Bas prix (composants électroniques très répandus de nos jours)

De plus, contrairement aux capteurs PPG, le positionnement des électrodes lors de la mise en place d’un électrocardiographe est à réaliser par une personne qualifiée car une mauvaise acquisition risquerait de parasiter les signaux et fausser les mesures des fonctions vitales.

## ORGANISATION DU TRAVAIL

Notre travail se décline selon deux axes scientifiques distincts :

En premier lieu, un état de l’art sur les techniques permettant de mesurer avec précision le pouls d’une personne au repos puis en mouvement. D’importantes contraintes de mesure, comme le mouvement et les fluctuations de lumière rendent la détection des paramètres physiologiques très incertaine. Une majeure partie du travail consiste à utiliser des techniques de traitement du signal proposées dans la littérature permettant de filtrer ces artéfacts afin de rendre le système robuste face aux perturbations engendrées par l’environnement ou le sujet lui même.

En second lieu, on propose un circuit bas cout suivit d’une application temps réel qui permet l’estimation du pouls au repos. L’omniprésence des distributions Linux et leur intégration dans un grand nombre de dispositifs informatiques rendent l’implémentation présentée dans ce mémoire indépendante du matériel.



Notre travail s'organise comme suit :

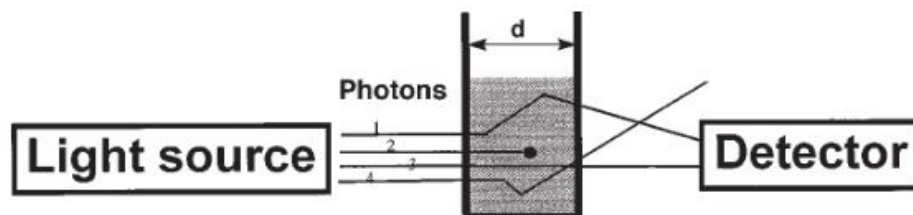
- Dans le premier chapitre nous décrivons brièvement la portée et les objectifs de cette étude. Nous introduisons le problème et les limitations qui y sont adressé.
- Le deuxième chapitre, fait une analyse du problème, une partie théorique suivie d'une analyse fréquentielle dans le but de déterminer certaines relations entre le signal pléthysmographique et les artefacts causés par le mouvement du capteur.
- Le troisième chapitre, fait un passage rapide de plusieurs méthodes, proposées dans la littérature, basé sur la séparation aveugle de sources et l'heuristique ainsi que leurs sources d'échec. Ensuite nous aborderons un premier algorithme d'estimation par filtres adaptatifs comme solutions à ce problème. Puis nous nous intéresserons à son amélioration par un algorithme plus évolué et plus efficace, le filtre de Kalman. On présentera ensuite un autre algorithme, appelé TROIKA, basé sur la reconstruction du signal photopléthysmographique et l'estimation dans le domaine fréquentiel.
- Le quatrième chapitre, présente les détails concernant la réalisation de la carte d'acquisition et l'implémentation du programme de traitement temps réel.
- Dans le cinquième chapitre une implémentation sur MATLAB des algorithmes cités au chapitre 3 est présentée, ainsi que les interprétations des résultats obtenus.

# Chapitre 1

## GÉNÉRALITÉS SUR LES SIGNAUX PPG

### 1.1 SOURCES DES SIGNAUX PPG

La source des signaux PPG réside dans un phénomène d'interactions photon-matière, plus précisément photon-solution liquide. Les photons qui pénètrent un tissu biologique subissent plusieurs effets : un effet d'absorption qui mène à un transfert d'énergie dans le milieu ou à une fluorescence, et un effet de diffraction à une fréquence inchangée ou avec un doppler si les particules du milieu sont en mouvement (e.g globules rouges). L'expérience où ce genre de phénomène peut être mis en évidence se compose d'un émetteur (source de lumière) et un récepteur séparés par le milieu à étudier. L'intensité émise  $I_0$  est atténuée à  $I$  par les deux phénomènes d'absorption et de diffraction, et est gouvernée par la loi de Beer-Lambert modifiée.



**Modified Lambert-Beer law**  
 $A = \epsilon \times c \times d \times B + G$

- A:  $Lg(I_0/I)$ : Light extinction
- $\epsilon$ : Specific extinction coefficient
- c: Substance concentration
- d: Distance (width of cuvette)
- B: Differential path length factor (DPF)
- G: Signal loss due to light scattering

FIGURE 1.1 – Influence de l'absorption et de la diffraction de la lumière sur des mesures optiques - loi de Beer-Lambert Modifiée [3]

Sur la figure 1.1 on peut voir les différents effets que subissent les photons sur leurs trajets : le photon 1 subit une diffraction avant d'être reçu, le photon 2 est totalement absorbé, le photon 3 est reçu en trajet direct, et le photon 4 est diffracté avant d'être perdu. Le bilan de la propagation se fait en quantifiant l'absorption totale comme  $A = \log(I_0/I)$ . Celle-ci dépend de la concentration de l'élément absorbant dans la solution  $c$ , de son absorption spécifique  $\epsilon$  et de la distance  $d$ . Les pertes par diffraction sont quantifiées par le terme  $G$ , un facteur de correction  $B$  (facteur de trajet différentiel) est introduit pour compenser le fait que les photons ne sont pas tous reçus en trajet direct. Dans le cas de milieux non homogènes l'absorption devient une somme des absorptions de chaque composant :

$$A_t = \sum_i (\epsilon_i c_i d_i B_i + G_i) \quad (1.1)$$

Pour le cas des capteurs PPG l'émetteur est une simple diode électroluminescente (LED) et le récepteur peut être une photodiode ou un phototransistor. Ils peuvent fonctionner en deux modes : transmission et réflexion, dans le premier mode le détecteur mesure l'intensité de la lumière qui passe à travers le milieu, et dans le deuxième, il mesure l'intensité réfléchie par le milieu, dans notre cas le milieu est composé des différents tissus biologiques (peau, os, veines, artères...).

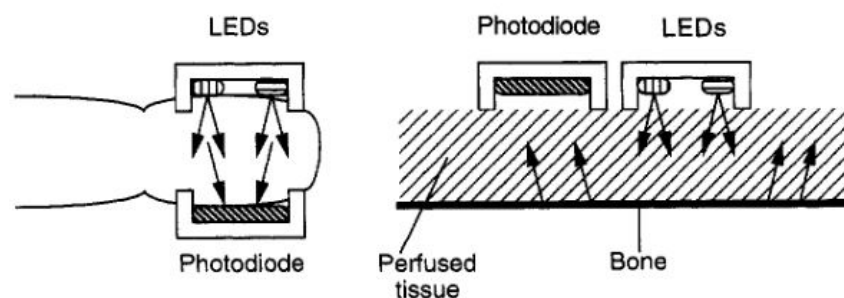


FIGURE 1.2 – à gauche : capteur PPG en mode de transmission, à droite : en mode de réflexion[4]

Les principaux absorbants de la lumière dans les tissus biologiques sont les pigments de la peau, l'os et le sang artériel et veineux. La figure 1.3 montre l'intensité de la lumière absorbée et transmise en fonction du temps. L'intensité absorbée est corrélée avec les pulsations du sang artériel [4] une quantité constante est absorbée par la pigmentation de la peau, l'os, le sang veineux et les autres composants non pulsatives (i.e. dont la concentration ne varie pas au cours du temps).

Les artères contiennent plus de sang lors de la phase systolique du rythme cardiaque, leur diamètre augmente à cause de la pression. L'absorbance de la lumière dans les tissus augmente à cause de l'augmentation des substances absorbantes (hémoglobine) et ce à cause de l'augmentation du trajet  $d$  dans les artères. Cette composante alternative nous permet de la distinguer

de la composante continue, cette partie alternative ne dépasse pas 1 % à 2 % de la composante continue[4, p61], la variation dans le temps de la lumière transmise est appelé *signal photopléthysmographique*.

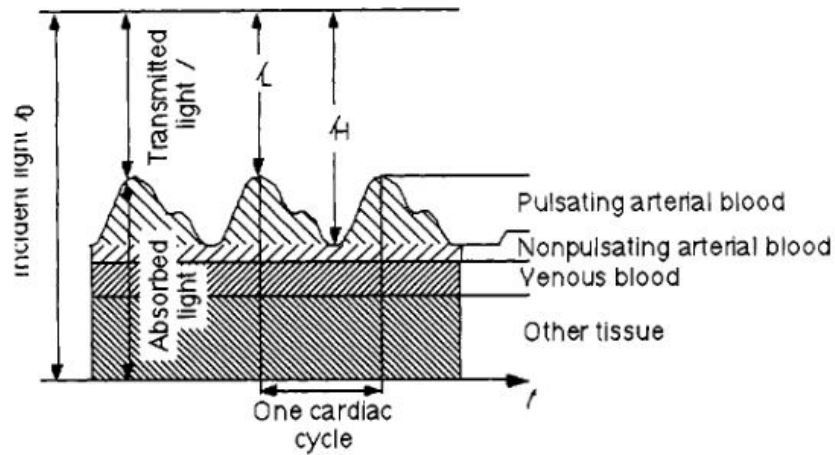


FIGURE 1.3 – Intensité de la lumière absorbée et transmise dans un tissu vivant en fonction du temps [4]

Lors de la phase diastolique les absorbants non pulsatifs sont représentés par  $\epsilon_{DC} c_{DC}$  et  $d_{DC}$ , durant cette phase le diamètre de l'artère est minimal  $d_{min}$  les absorbants principaux sont l'hémoglobine  $\epsilon_{Hb} c_{Hb}$  et l'oxyhémoglobine  $\epsilon_{HbO_2} c_{HbO_2}$ , l'intensité reçue atteint  $I_H$ . Le même raisonnement s'applique lors de la phase systolique où le diamètre de l'artère atteint  $d_{max}$ . Le bilan de la propagation lors des deux phases s'écrit :

$$I_H = I_0 10^{-\epsilon_{DC} c_{DC} d_{DC}} 10^{-(\epsilon_{Hb} c_{Hb} + \epsilon_{HbO_2} c_{HbO_2}) d_{min}} \quad (1.2)$$

$$I_L = I_0 10^{-\epsilon_{DC} c_{DC} d_{DC}} 10^{-(\epsilon_{Hb} c_{Hb} + \epsilon_{HbO_2} c_{HbO_2}) d_{max}} \quad (1.3)$$

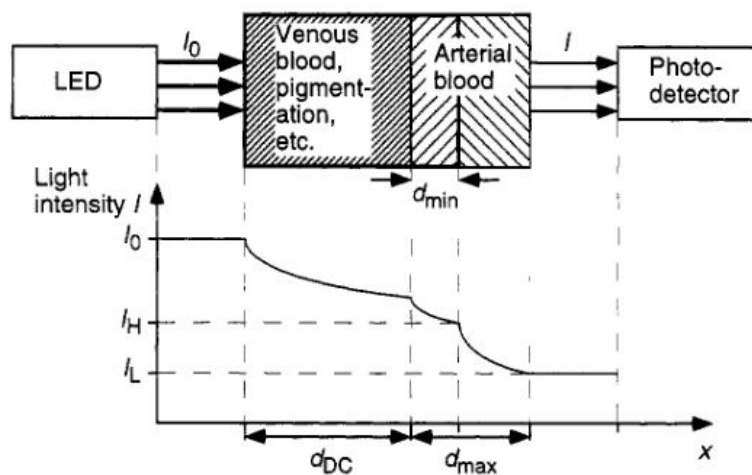


FIGURE 1.4 – Illustration de la loi de Beer-Lambert dans un tissu vivant [4]

## 1.2 INFLUENCE DE LA LONGUEUR D'ONDE

Les absorptions spécifiques des bilans de propagation précédents devraient être indicés en  $\lambda$  car ils dépendent de la longueur d'onde, leur variations sont montrés sur la figure 1.5 :

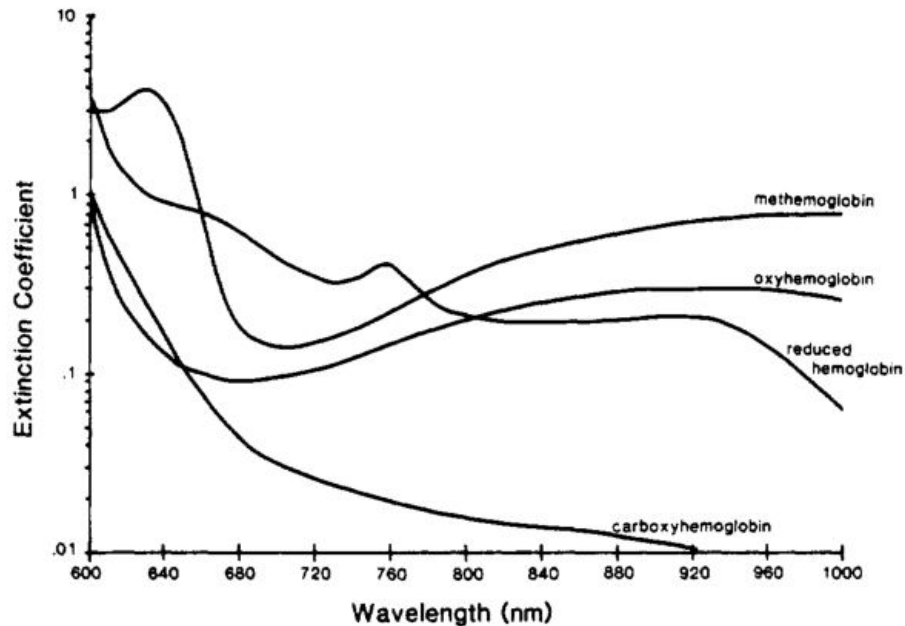


FIGURE 1.5 – Variation des absorptions spécifiques  $\epsilon[L.mmol^{-1}.cm^{-1}]$  en fonction de la longueur d'onde [4]

L'eau absorbe fortement la lumière dans les ultraviolets et au dessus des infrarouges [5], les longueur d'ondes plus courtes sont aussi absorbées par la mélanine de la peau. C'est pour cela que les longueurs d'onde de travail sont plus communément choisies dans la fenêtre entre le rouge et l'infra rouge. Les courbes d'intérêt dans la figure 1.5 sont l'hémoglobine (reduced hemoglobine) et l'oxyhémoglobine, leur intersection se fait à  $800nm$  (point isobestique), au dessus de ce point l'oxyhémoglobine absorbe plus et on aura donc une composante lente due aux veines qui transportent de l'hémoglobine, de plus la profondeur de pénétration est proportionnelle à la longueur d'onde ce qui donnerait une composante continue encore plus grande pour les capteurs en mode de transmission. On aurait donc intérêt à choisir une petite longueur d'onde (e.g  $\sim 600nm$ ), néanmoins le capteur serait plus sensible au bruit de la lumière ambiante.

## 1.3 PROPAGATION ET DIFFRACTION DANS LES TISSUS

La loi de Beer-Lambert présentée dans les paragraphes précédents est un modèle simplifié de la propagation dans les tissus. Il fait le bilan de la propagation sur le trajet moyen de tout les photons émis. En réalité, les photons à cause de la diffraction ont un trajet non-linéaire à travers un tissus composé d'éléments non-homogènes. La théorie des interactions photon-matière serais

une base rigoureuse mais de grande complexité pour l'établissement d'un modèle précis. Ce paragraphe a pour but la présentation d'un modèle non-expérimental du phénomène reposant sur des hypothèses de la théorie des particules simplifiée avec des hypothèses présentées dans [6].

Les tissus biologiques sont considérés comme hautement diffractifs, et à l'interface émetteur/tissu les photons prennent toutes les directions vers l'intérieur du tissu avec des proportions différentes. Les trajets d'intérêt dans notre étude sont ceux reliant l'émetteur et le récepteur. Dans le cas d'un capteur PPG en mode réflexion la figure 1.6 montre la distribution des trajets du flux de lumière. Ces enveloppes sont appelées "banane" à cause de leur forme. Les chiffres romains (I-VI) montrent la correspondance entre chaque fraction de puissance sur chaque trajet et le retard de sa réception. Cette figure illustre le fait que les photons ne prennent pas des trajets avec des proportions qui diminuent de part et d'autre d'un trajet *moyen* (enveloppe III sur la figure 1.6).

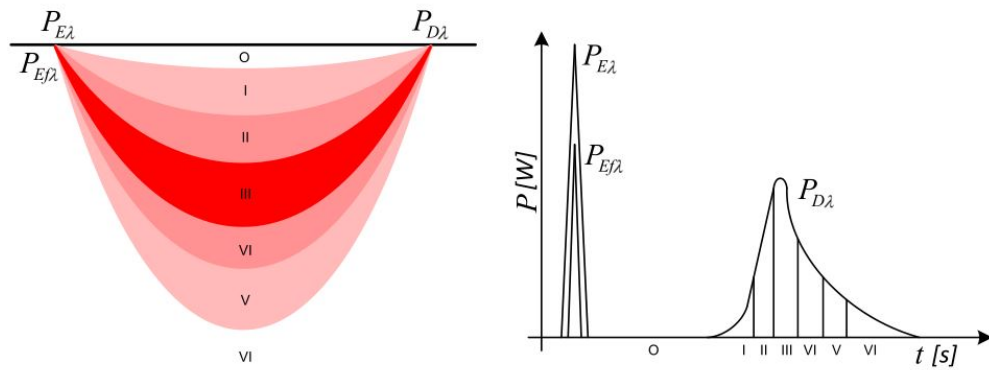


FIGURE 1.6 – Enveloppe du flux de lumière (à gauche) dans un milieu diffractif. Retard de propagation d'une impulsion dans un milieu diffractif (à droite). [6]

Les photons traversent des milieux différents sur chaque trajet, si on remplace les bananes par des trajets discrets moyens, et si on suppose que sur chaque trajet l'atténuation par unité de longueur est  $\mu_i [cm^{-1}]$ , l'atténuation totale est de la forme :

$$A = \sum_0^{N-1} \mu_i l_i \quad (1.4)$$

Où  $N$  est le nombre de trajets et les  $l_i$  leur longueur respective. Si sur chaque trajet  $i$  les photons traversent  $M_i$  milieux avec des absorptions spécifiques différentes, il faut calculer les  $\mu_i$  selon :

$$\mu_i = \sum_0^{M_i} \epsilon_j c_j \quad (1.5)$$

## 1.4 SOURCES DE BRUIT

Comme tout capteur les capteurs PPG sont sensibles à des bruits de sources différentes. Les sources classiques sont le bruit thermique et les différentes interférences causées par les dispositifs environnants. L'influence de ces derniers peut être réduite grâce à un bon conditionnement du capteur. Une autre source de bruit à laquelle le capteur est considérablement sensible sont les artéfacts de mouvement (motion artifacts MA). Du fait que la source même des signaux PPG est la variation du volume du sang (et donc de l'artère) tout mouvement du capteur par rapport à l'artère introduit un changement dans la puissance reçue. Ce bruit est considérablement accru lors d'un mouvement aléatoire comme lorsque le capteur est porté par un sujet en exercice physique.

Le mouvement du capteur introduit essentiellement deux changements dans le bilan de propagation :

- La puissance reçue  $I_0$  à la surface de la peau : causé par la distance supplémentaire et l'angle que fait la LED avec la surface de la peau.
- Le terme  $G$  qui modélise les pertes par diffraction : causé par le changement dans les trajets des photons.

Les sources des signaux PPG ne sont pas encore totalement compris [5], ils résultent d'une interaction complexe entre les photons et les tissus du vivants ; du fait du mouvement aléatoire du capteur les MA sont aussi des signaux aléatoires, leur étude et leur filtrage sont le but principal du traitement des signaux PPG. La littérature spécialisée les modélise souvent comme corrélés avec l'accélération du capteur. Ces accélérations peuvent être aisément acquises avec un accéléromètre solide au capteur.

## 1.5 ÉTUDE FRÉQUENTIELLE

La traditionnelle analyse de fourrier, est une méthode peu coûteuse qui permet de comprendre et de tirer l'information de la fréquence cardiaque à partir de signaux PPG. Pour que l'onde PPG soit convenablement détectée, un bon contact entre la peau et le capteur est nécessaire. Au repos, la plupart des techniques existantes aboutissent à un résultat satisfaisant, que ce soit pour le cas des méthodes fréquentielles ou temporelles.

Toute fois, il est impératif de connaître le contenu fréquentiel de la forme d'onde du signal, cela aide à améliorer la robustesse du traitement. Les mouvements peuvent changer cette allure se traduisant par une altération de son spectre.

Ces deux cas (au repos et en mouvement) feront l'objet d'une étude dans cette section. Nous analyserons en premier lieu le spectre du signal lorsque le sujet est au repos puis soumis à un exercice physique. Avant d'entamer cette partie, une étude théorique sur les différents estimateurs fréquentiels existants s'avère donc nécessaire.

### 1.5.1 Densité spectrale de puissance

Il existe deux grandes approches pour l'estimation spectrale. La première contient des méthodes dites classiques ou non-paramétriques qui sont basées sur le périodogramme. La seconde classe contient des méthodes dites paramétriques qui utilisent un modèle pour le processus.

Dans le cas d'un processus aléatoire stationnaire  $x(n)$  de moyenne nulle sa fonction d'autocorrélation est :

$$\varphi_x(k) = E[x(n+k)x^*(n)] \quad (1.6)$$

La densité spectrale de puissance  $S_x(k)$  d'un signal aléatoire, donnée par le théorème de *Wiener-Khintchine*, est égale à la transformée de Fourier de sa fonction d'autocorrélation  $\varphi_x(k)$  :

$$S_{xx}(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} \varphi_x(k) \exp(-j\omega k) \quad (1.7)$$

Comme la fonction d'autocorrélation possède une symétrie hermitienne et si de plus la variable aléatoire  $x$  est réelle, alors la densité spectrale de puissance est réelle paire. En pratique, les signaux aléatoires sont soumis à du bruit et sont rarement stationnaires sur une durée infinie. Les calculs se font donc toujours à partir d'estimateurs opérant dans une fenêtre de  $N$  valeurs.

Comme la densité spectrale de puissance d'un signal est la transformée de Fourier de sa fonction d'autocorrélation, estimer le spectre est équivalent à estimer l'autocorrélation. Dans le cas d'un processus ergodique, on trouve :

$$\hat{\varphi}_x(k) = \lim_{N \rightarrow +\infty} \left\{ \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N x(n+k)x^*(n) \right\} \quad (1.8)$$

Cependant, si  $x(n)$  est mesurée sur un intervalle fini  $n = 0, \dots, N-1$  alors la fonction d'autocorrélation doit être estimée avec une somme finie :

$$\hat{\varphi}_x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n+k)x^*(n) \quad (1.9)$$

La transformée de Fourier de  $\hat{\varphi}(k)$ , est appelée le periodogramme :

$$\hat{S}_{per}(\omega) = \sum_{k=-N+1}^{N-1} \hat{\varphi}_x(k) \exp(-j\omega k) \quad (1.10)$$

### 1.5.2 Spectre du signal PPG

L'étude du spectre du signal PPG présenté en [7] a été réalisée avec des capteurs ECG servant de référence. L'étude est réalisée au repos puis en présence de mouvements. La densité spectrale de puissance ( $V^2/bpm$ ) est tracée pour chaque cas. Le travail consiste à suivre l'évolution des trois composantes principales constituant la forme d'onde, qui sont noté par  $P1$ ,  $P2$  et  $P3$  classé par ordre croissant en terme de puissance. Les résultat trouvés sont comparés avec la référence ECG (noté : ER - *ECG Reference*).



### 1.5.2.1 En terme de puissance

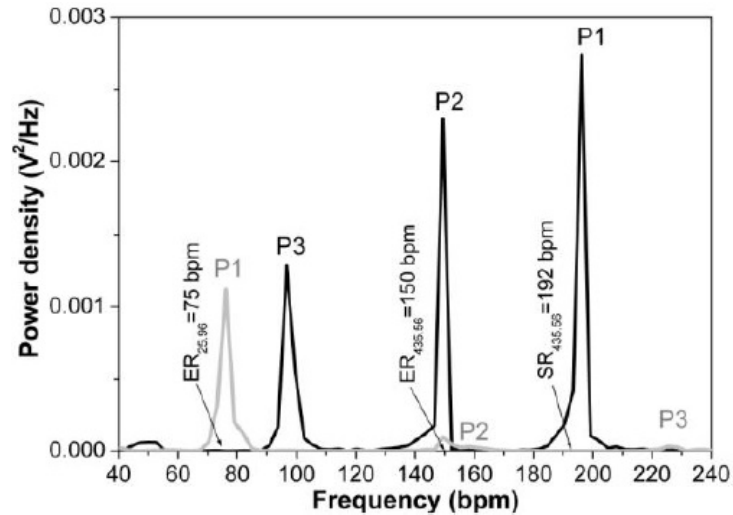


FIGURE 1.7 – Représentation des pics P1, P2, P3 sur le périodogramme [7], en gris : sujet au repos, en noir : sujet en mouvement.

La figure 1.7 montre le spectre calculé sur une fenêtre de 10 secondes d'un sujet au repos caractérisé en gris et en présence de mouvement caractérisé en noir ainsi que les trois pics principaux  $P1$ ,  $P2$ ,  $P3$  :

**Au repos :** Lorsque le sujet est au repos, on remarque que presque toute la majeure partie de la puissance est concentrée sur  $P1$  tandis que  $P2$  et  $P3$  sont de puissance négligeable. Ces trois pics composent la forme d'onde d'un signal associé à la fréquence cardiaque, dont  $P1$  représente sa fréquence principale ( $75bpm$ ) et les deux autres fréquences sont ses harmoniques d'ordre deux et trois. La plupart des techniques d'estimation de fréquence cardiaque utilise cette information, sauf que souvent ils ne se restreignent qu'à l'harmonique d'ordre 2 [8] [7].

Par conséquent, la fréquence cardiaque au repos est déterminée par le pic qui présente un maximum de puissance. L'exemple suivant, tiré de la compétition ICASSP 2015 [10], met en évidence les résultats trouvés par [7] et [9].

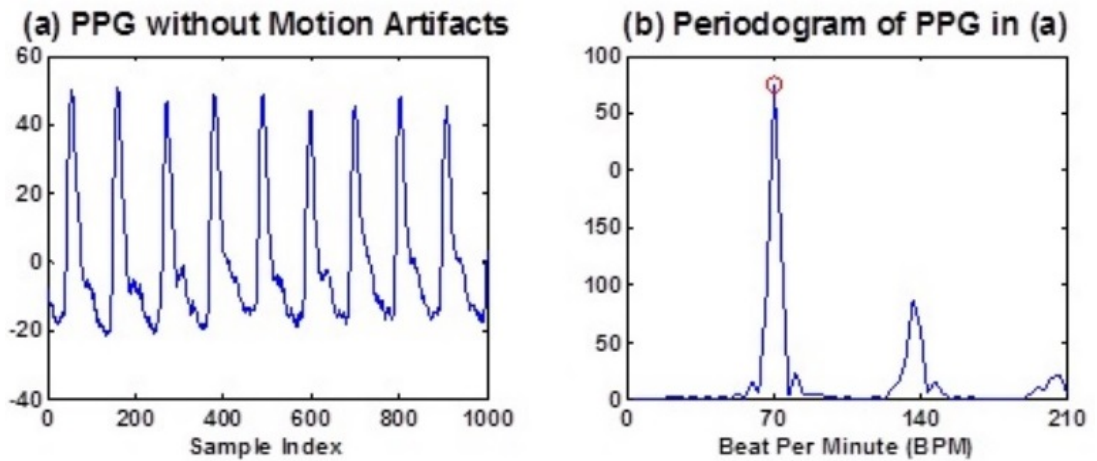


FIGURE 1.8 – Exemple d’un signal au repos (à gauche) et de son spectre (à droite)[10]

**Durant un exercice physique :** Le second spectre représenté en noir (fig 1.7), est calculé pour une observation de 10s sur un sujet courant sur un tapis roulant à une vitesse de 12km/h[7]. On remarque que d’après la référence ECG (*ER*) que la fréquence cardiaque n’est plus associée à *P1* mais à *P2*. Cette expérience démontre que les MA représenté par *P1* et *P3* peuvent fausser les résultats trouvés précédemment.

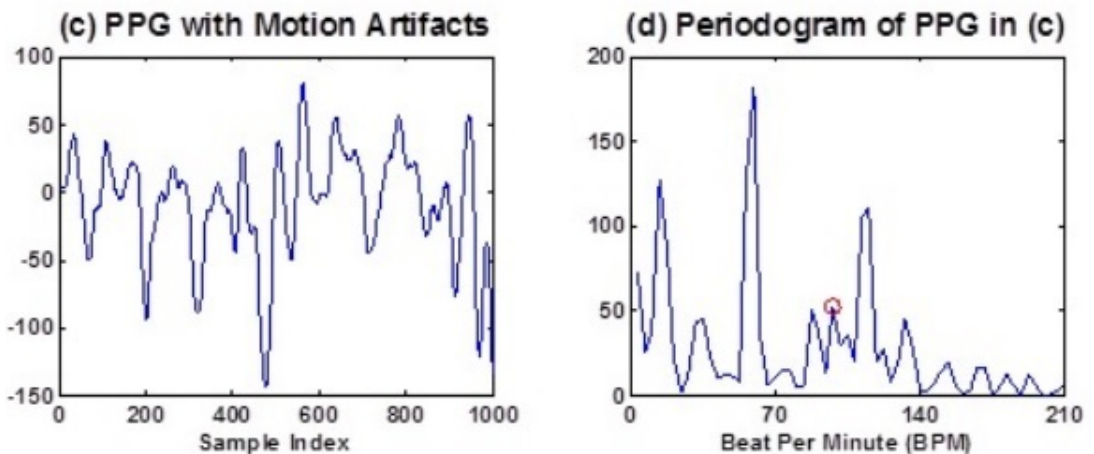


FIGURE 1.9 – Exemple d’un signal en mouvement (à gauche) et de son spectre (à droite)[10]

#### 1.5.2.2 En termes de poursuite

Pour une meilleure interprétation, on trace l’évolution des précédents pics *P1*, *P2*, *P3* ainsi que la référence ECG, durant tout l’intervalle de temps (fig. 1.10).

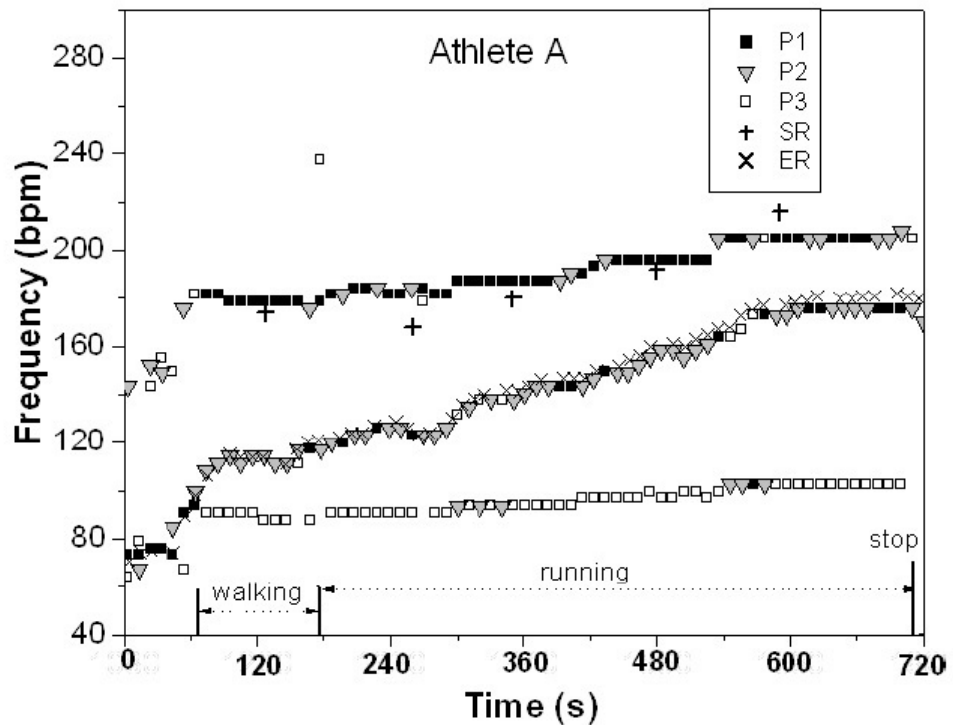


FIGURE 1.10 – Courbes de variation au cours du temps des fréquences décrites par les pics  $P1$ ,  $P2$ ,  $P3$  et l'ER ; de bas en haut les courbes  $C1$   $C2$  et  $C3$  [7].

Sur la figure 1.10 la référence ECG (ER) permet de déterminer quel pic, s'il coïncide, représente la fréquence cardiaque. En effet, ces pics dessinent communément trois grandes lignes  $C1$   $C2$  et  $C3$ , on remarque que  $C2$  coïncide avec la référence ER, sauf dans certains points distincts.

En l'absence de mouvement, la courbe  $C2$  est constituée en grande majorité des pics  $P1$ , désignant la fréquence cardiaque au repos, et la courbe  $C3$ , l'harmonique d'ordre deux. Ce qui confirme les résultats trouvés précédemment. Cependant, en présence de mouvement la courbe  $C2$  se compose de l'ensemble des trois pics principaux et plus particulièrement  $P2$ , qui est le plus abondant. Les deux autres courbes  $C1$  et  $C2$  varient lentement, et la majorité des pics  $P1$  sont beaucoup plus concentrés sur  $C3$  ce qui montre la dominance des MA en présence de mouvement.

Cette coïncidence entre les courbes  $ER$  et  $C2$ , permet de conclure que si on arrive à réduire plus les MA, on peut estimer la fréquence cardiaque directement par periodogramme traditionnel, dans le cas échéant, on utilise des technique telle que la poursuite de pics spectrale, néanmoins cette dernière nécessite à son tour une bonne initialisation.

## 1.6 MESURE DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE

Il existe plusieurs techniques pour extraire la fréquence cardiaque, elles peuvent être divisées en deux catégories : méthodes temporelles et méthodes fréquentielles ; les paragraphes qui

suivent en listent les plus courants :

### 1.6.1 Estimation à partir de la distance inter-pics

Cette méthode est la plus simple, elle consiste à calculer la distance entre deux pics successifs de la forme d'onde ; ou bien à prendre la dérivée du signal et calculer la distance entre cinq passages par zéro (fig 1.11 ).

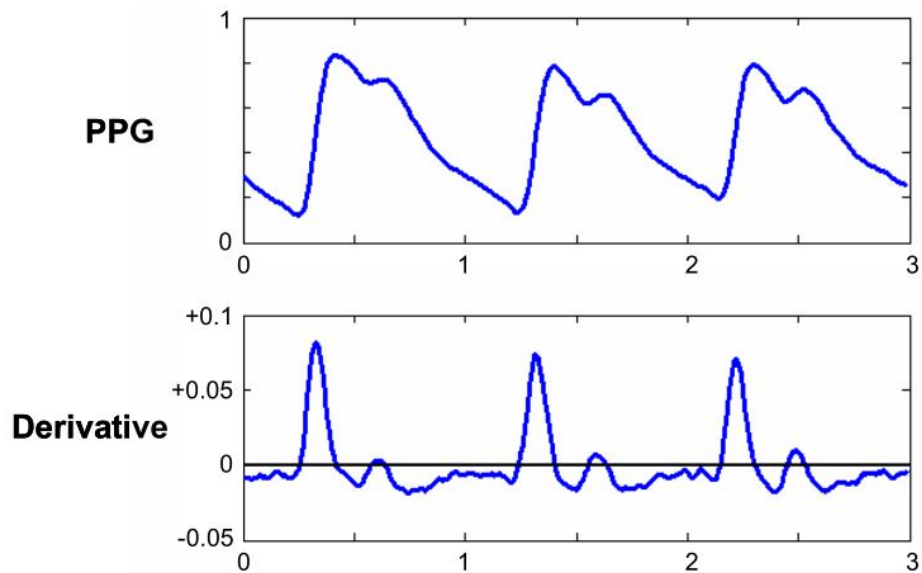


FIGURE 1.11 – Signal PPG normalisé et sa dérivée ; [11]

### 1.6.2 Estimation par autocorrélation

La fonction d'autocorrélation conserve la périodicité du signal, dans le cas discret d'un signal réel, stationnaire et ergodique elle peut être estimée par :

$$c(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n+t) \quad (1.11)$$

Où  $t$  est le retard discret et  $n$  le temps discret. La fonction a ses maximums à l'origine et à des multiples entiers de sa période principale  $T_a$ . La technique repose sur le fait que le signal PPG contient trois composantes : une principale est deux harmoniques. Les trois étapes de son extraction sont :

- calcul de l'autocorrélation ( point X dans la figure 1.12)
- pour chaque  $T$  dans l'intervalle limité de la période une multiplication avec une fenêtre du type  $\alpha_1\delta(t - T) + \alpha_2\delta(t - 2T) + \alpha_3\delta(t - 3T)$  (point Y dans 1.12 ) cette étape donne une autocorrélation modifiée pour chaque fenêtre au point Z : nulle partout sauf à  $T$ ,  $2T$  et  $3T$ .

- pour toutes les fonctions modifiées une sommation des trois composantes est réalisée, la fenêtre donnant la valeur maximale est choisie comme étant  $T_a$

Les coefficients  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  et  $\alpha_3$  sont choisis empiriquement à 1, 0.9 et 0.8 [12] pour améliorer la précision de l'estimateur, les valeurs sont décroissantes pour éviter l'extraction du double de la période  $T_a$ .

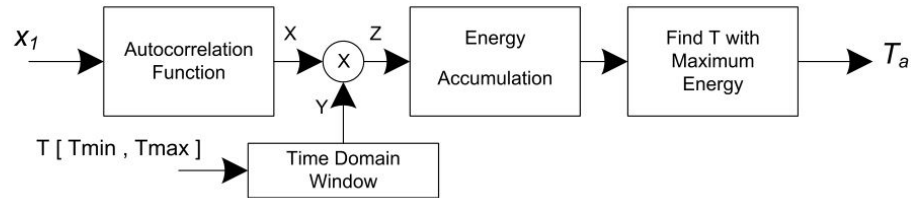


FIGURE 1.12 – Schéma bloc de l'extraction de la période principale à partir de l'autocorrélation [12]

Cette technique a l'avantage de bien fonctionner dans le cas d'un bruit additif[12].

### 1.6.3 Méthode fréquentielle

Cette méthode repose sur le contenu fréquentiel du signal, en estimant la densité spectrale de puissance avec un périodogramme on peut extraire la composante dominante qui correspond à la fréquence cardiaque. Pour plus de robustesse certaines méthodes proposent d'extraire les trois composantes et vérifier la relation harmonique entre elles, pour ce faire il faut qu'elles soient clairement visible sur le spectre. La fenêtre à utiliser doit être choisie convenablement afin de réduire les artéfacts causés par la durée limitée de l'observation du signal.

En analyse spectrale on utilise une fenêtre de pondération pour pouvoir visualiser et extraire les composantes fréquentielles d'un signal. Selon les caractéristiques du signal ( principalement dynamique et bande passante ) on est amené à choisir une fenêtre qui donne le meilleur compromis entre résolution et niveau des lobes secondaires.

A titre d'étude on a tracé la densité spectrale de puissance d'un sujet au repos avec une fenêtre rectangulaire :

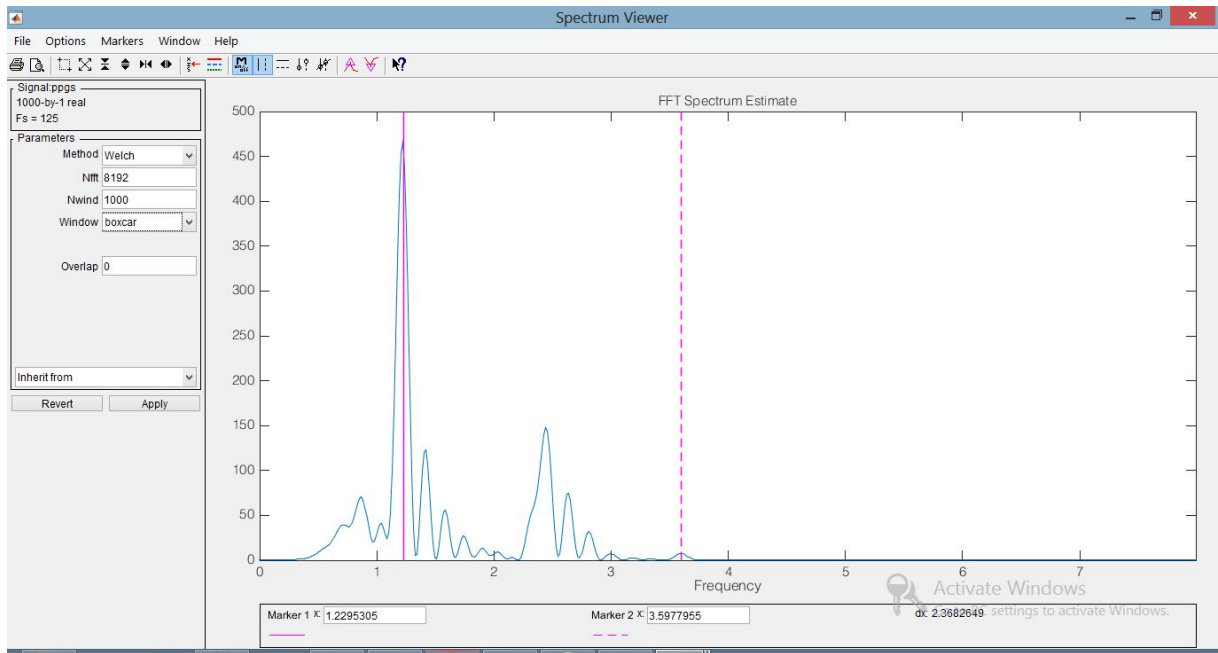


FIGURE 1.13 – Spectre du signal PPG d’un sujet au repos, fenêtre rectangulaire, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.

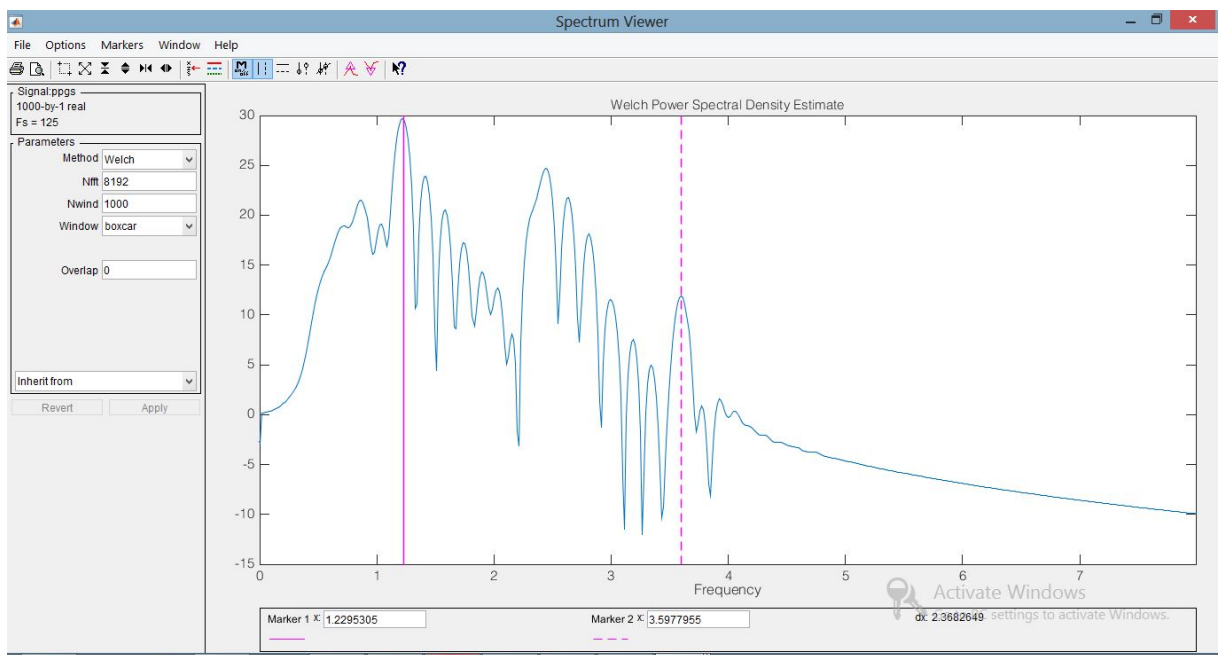


FIGURE 1.14 – Spectre du signal PPG d’un sujet au repos, fenêtre rectangulaire, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.

On remarque que les trois composantes du signal sont bien visibles ( $1.2Hz$ ,  $2.4Hz$  et  $4.6Hz$ ) le troisième pic est mieux visible sur l’échelle en  $dB$ . La dynamique entre le pic le plus grand et le plus petit est de  $\sim 17dB$ . Ces trois pics sont résolus ( $R = f_s/Nfft = (125/8192)Hz < 1bpm$ ) ceci est dû au fait que la fenêtre rectangulaire possède la meilleure résolution, aussi ses lobes secondaires ( $\sim -13dB$  pour 1er lobe à  $N = 9$  [13]) ne gênent pas l’extraction du troisième pic (marqueur vertical trait hachuré) car il se situe assez loin du lobe secondaire.

A titre de comparaison les figures suivantes illustrent la densité spectrale de puissance avec la fenêtre de Hamming ; fenêtre de Hanning pour le même sujet au repos :

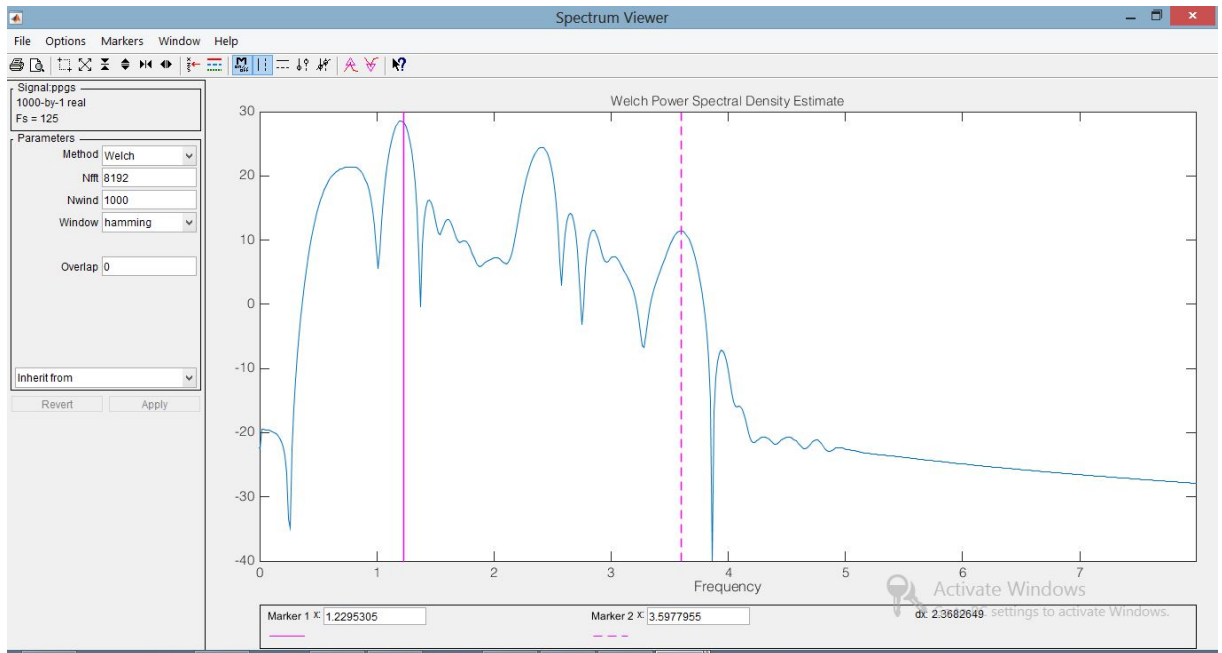


FIGURE 1.15 – Spectre du signal PPG d’un sujet au repos, fenêtre de Hamming, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.

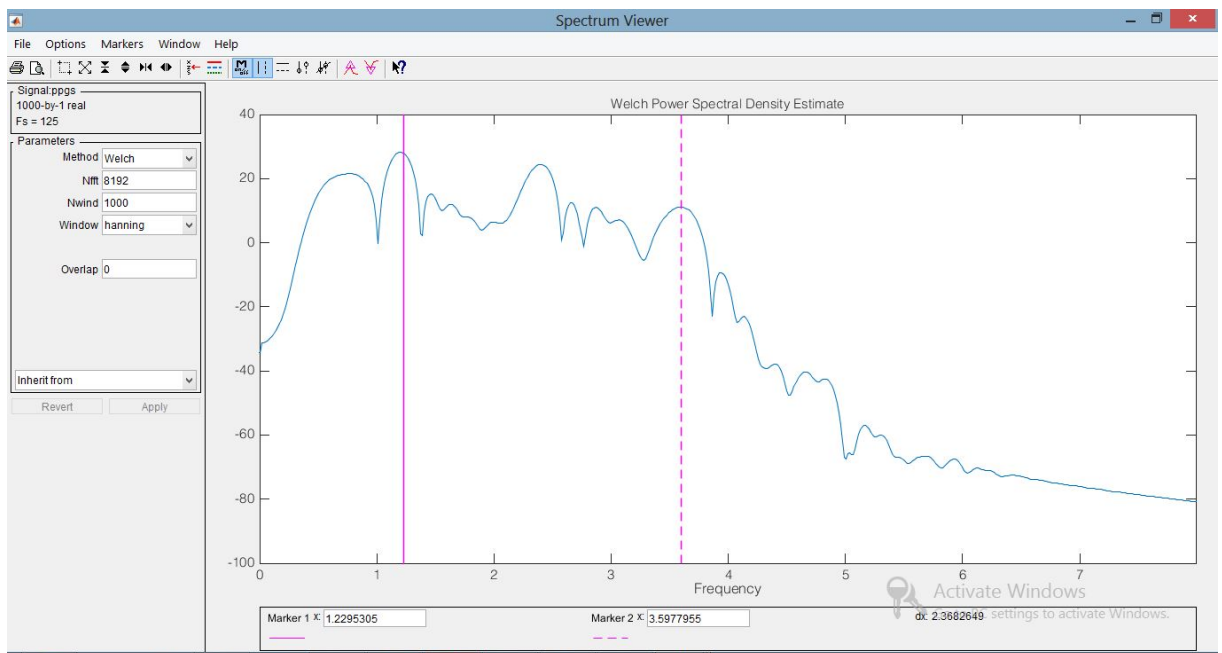


FIGURE 1.16 – Spectre du signal PPG d’un sujet au repos, fenêtre de Hanning, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : troisième harmonique.

Avec ces fenêtres on remarque nettement la diminution de la résolution avec une remontée du troisième pic en puissance, car l’effet des fenêtres modifiées (fenêtre de Hamming, fenêtre de Hanning etc.) est une remontée des composantes faibles au profit d’une diminution de la

résolution.

Afin d'extraire la fréquence cardiaque avec une méthode fréquentielle il faut que le contenu fréquentiel ne soit pas masqué par du bruit, à titre de comparaison la densité spectrale de puissance pour le sujet en mouvement avec différentes fenêtres :

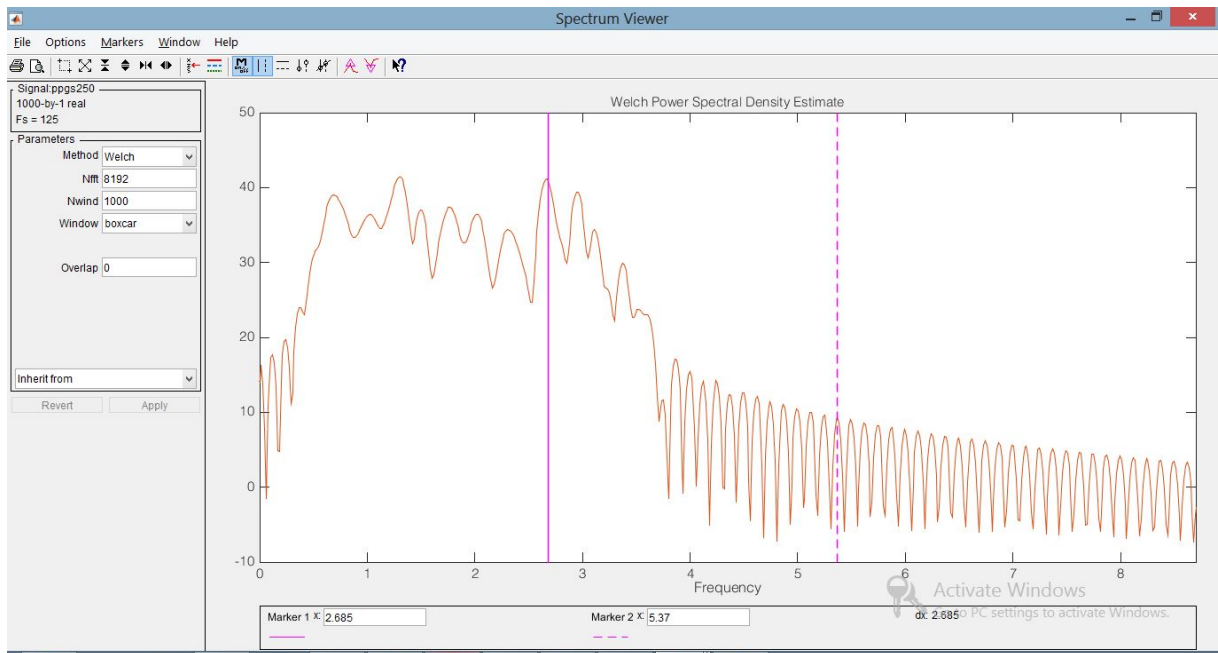


FIGURE 1.17 – Spectre du signal PPG d'un sujet en mouvement, fenêtre rectangulaire, échelle linéaire. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique.

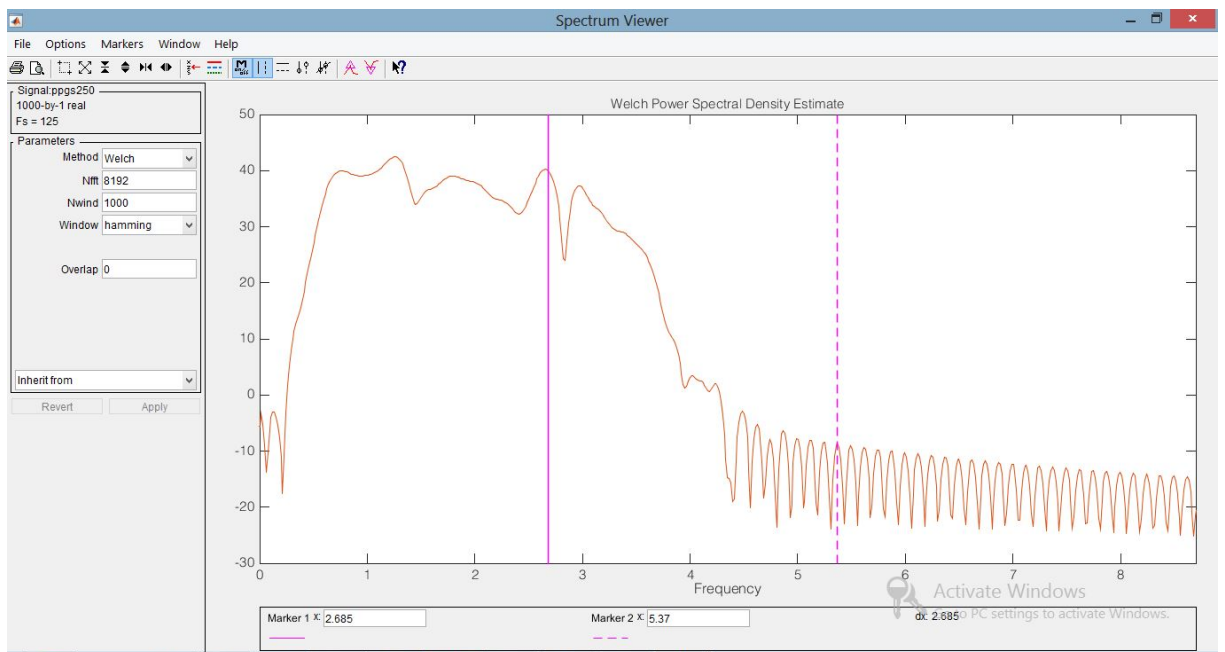


FIGURE 1.18 – Spectre du signal PPG d'un sujet en mouvement, fenêtre Hamming, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique.



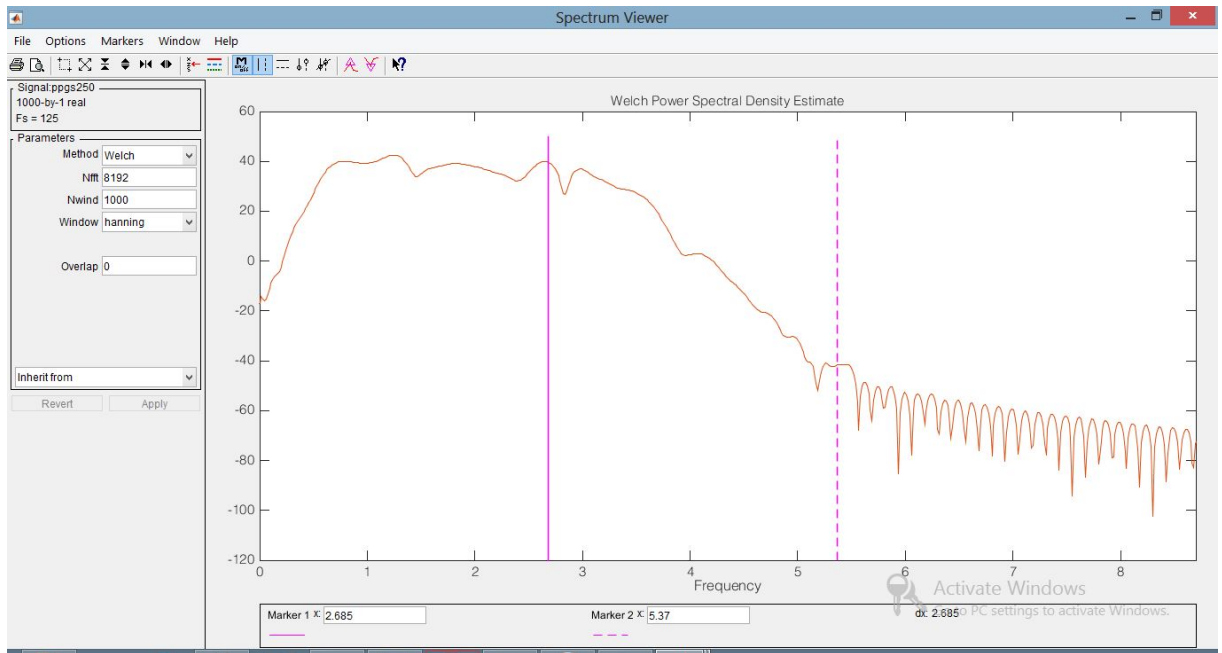


FIGURE 1.19 – Spectre du signal PPG d’un sujet en mouvement, fenêtre Hanning, échelle en dB. Marqueur plein : fréquence cardiaque, marqueur hachuré : deuxième harmonique.

En présence de bruit aucune des trois fenêtres ne fait apparaître ni le deuxième pic ni le troisième pic (marqueur vertical trait hachuré) ils sont masqués par le bruit et les lobes secondaires des fenêtres. Aussi la composante fondamentale ne possède pas le maximum de puissance, si on veut utiliser la méthode la plus simple qui consiste à prendre la composante maximale directement sans vérifier une relation harmonique avec d’autres composantes on prendra le pic à  $1.3Hz$  qui correspond à du bruit.

Ainsi du fait que les fenêtres modifiées n’améliorent pas l’extraction des harmoniques on privilégie la résolution fréquentielle à la dynamique (visibilité des harmoniques). On choisit donc une fenêtre rectangulaire.

#### 1.6.4 Discussion

L’inconvénient principal de la première méthode est qu’elle est sensible à une variation brusque du signal et qu’elle utilise une estimation de la dérivée (différences finies) qui dépend fortement du pas (période d’échantillonnage). La deuxième est plus robuste, elle exploite les caractéristiques fréquentielles du signal (fréquence fondamentale et deux harmoniques) et économise une FFT, néanmoins si les deux harmoniques sont masquées par du bruit elle donne une estimation erronée. La dernière méthode est la plus fiable du fait qu’elle s’effectue dans le domaine fréquentielle, ou on peut même y appliquer une poursuite spectrale (tracking) pour plus de robustesse.

# Chapitre 2

## MÉTHODES DE TRAITEMENT DU SIGNAL PPG

### 2.1 APPROCHE PAR ALGORITHME HEURISTIQUE

Les algorithmes heuristiques permettent de résoudre des problèmes d'optimisation définis par un ensemble de solutions candidates se trouvant dans un espace de recherche (de décision). Ces algorithmes consomment moins de ressources en temps et en calculs, et produisent des solutions non optimales mais approximatives.

#### 2.1.1 Principe

Malgré leurs formulations théoriques peu rigoureuses, les algorithmes heuristiques proposent des solutions approximatives qui répondent aux critères constituant une fonction dite objective. Ces techniques permettent d'extraire l'information désiré à partir de grands volumes de données traitées au cours du temps par un processus de recherche (fouille de données), puis d'utiliser des fonctions d'évaluation qui permettent de mieux guider l'heuristique à travers l'espace des solutions.

#### 2.1.2 Algorithme de colonie de fourmis

Il existe actuellement plusieurs algorithmes heuristiques, on cite :

- Colonies de fourmis
- Algorithmes génétiques
- Recherche Tabou ...etc

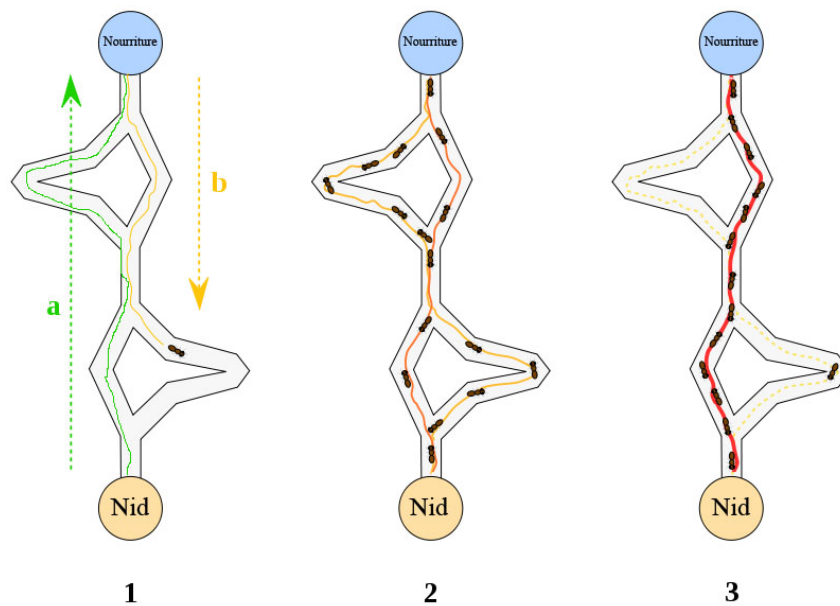


FIGURE 2.1 – Expérience de recherche des branches les plus courtes par une colonie de fourmis

L’algorithme de colonies de fourmis s’inspire du comportement réel des fourmis dans la nature. En marchant du nid à la source de nourriture et vice-versa (fig.2.1), les fourmis déposent au passage sur le sol une substance odorante appelée phéromone. Cette substance permet de créer une sorte de piste chimique, sur laquelle les fourmis y retrouvent leur chemin. Quand les fourmis choisissent leur chemin, elles ont tendance à opter pour la piste qui porte la plus forte concentration de phéromones. Cela leur permet de retrouver le chemin vers leur fourmilière lors du retour.

Dans cette section, l’algorithme proposé s’inspire du même principe que les colonies de fourmis. Sauf que les fourmis joueront le rôle de fonctions d’évaluation, qu’on appellera moteurs de classification, réduisant l’espace de décision. Chaque fonction attribut à chaque élément de l’espace de décision un coefficients  $C_i$  (phéromones) qui déterminera d’une manière implicite le plus court chemin vers la solution qui est dans notre cas la fréquence cardiaque.

### 2.1.3 Application à l’estimation de la fréquence cardiaque

Une analyse dans le domaine fréquentiel est réalisée par application de la FFT donnant lieu au periodogramme  $F(t)$  qui désigne notre espace de décision.

La figure 2.2 illustre l’organigramme de la phase préparatoire de l’heuristique appliqué à l’estimation de la fréquence cardiaque[7]. Ce dernier sélectionne les trois pic pertinents dont les amplitudes sont supérieures à  $p_{max}/K_c$  : avec  $K_c$  étant le paramètre de seuillage.

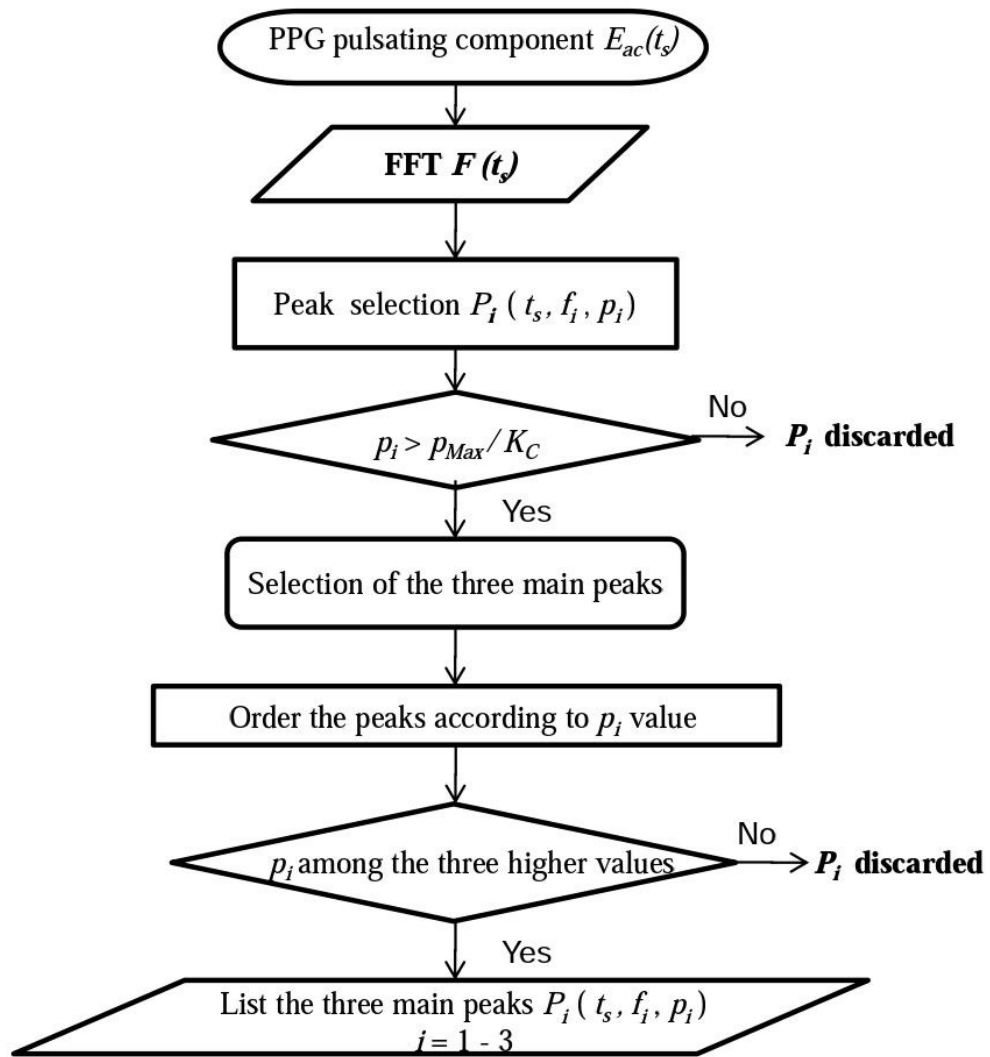


FIGURE 2.2 – Phase préparatoire de l’heuristique [7]

A un instant  $t_s$ , l’algorithme de recherche des pics candidats  $p_j$  (correspondant respectivement aux fréquences  $f_j$ ), est appliquée sur le periodogramme  $F(t_s)$ . Les pics sont choisis grâce à trois moteurs de classification selon : la puissance, leurs propriétés harmoniques et historiques. Ensuite, l’algorithme choisit le meilleur candidat  $f_j$  par le moyen de coefficients appelés facteurs de fiabilités  $C_i$  s’exprimant dans l’intervalle de 0 à 1.

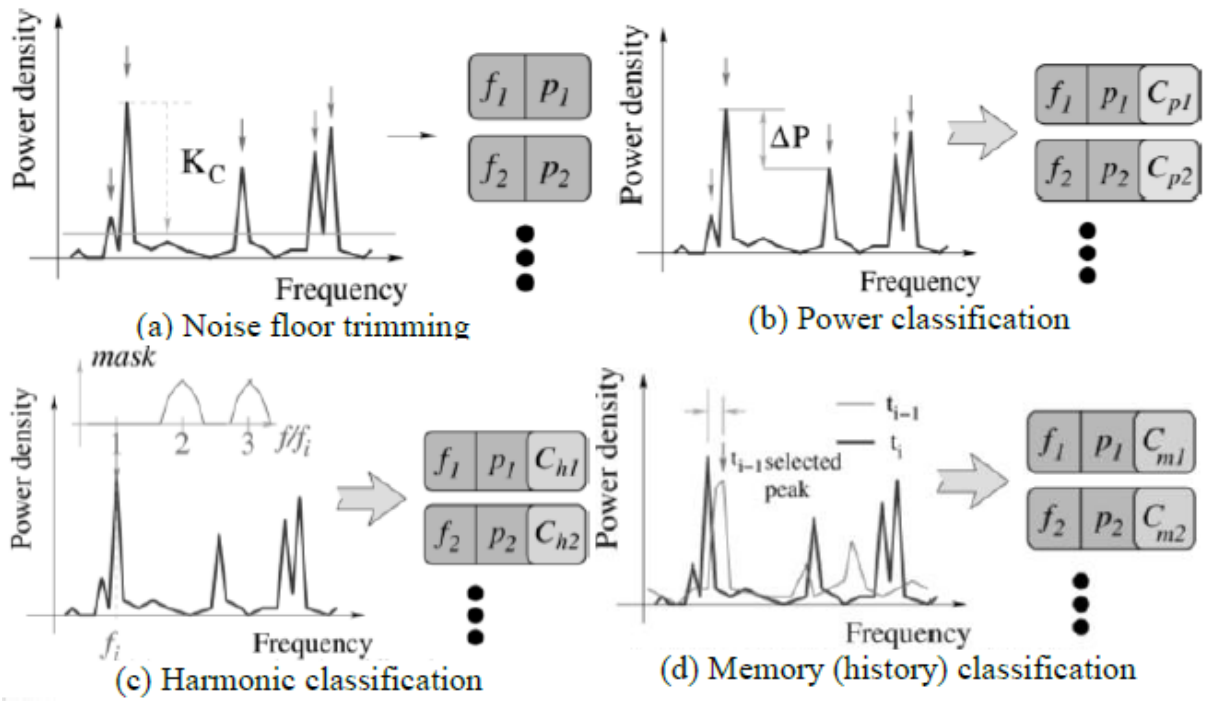


FIGURE 2.3 – Les trois moteurs de classifications de l’heuristique et seuillage du spectre : a- seuillage b- classification par puissance c- classification par harmonique d- classification par mémoire [7]

Le moteur de classification par puissance, compare les valeurs  $p_i$  (associé à  $f_i$ ) avec  $p_{max}$  et attribue à chaque paire  $(f_i, p_i)$  un facteur de fiabilité  $C_{p_i}$  telle que :

$$C_{p_i} = \frac{p_i}{p_{max}} \quad (2.1)$$

Le moteur de classification par harmoniques calcule la probabilité pour qu’un des pics possède une relation harmonique avec les autre pics présélectionner par le premier moteur de classification, et assigne à chacun un deuxième facteur de fiabilité  $C_{h_i}$ . Cette relation étant approximative, un intervalle d’erreur, de largeur contrôlé par un paramètre  $K_H$ , lui est réservée afin d’évaluer la proximité des autres fréquences vers une de ses harmoniques. Pour réduire la charge de calcul, en se limitera donc qu’à la recherche de la seconde harmonique :  $D_{ij}$  est la distance normalisé entre  $f_i$  et  $f_j$  dans l’intervalle de confiance est définie par la formule suivante :

$$D_{ij} = \begin{cases} 1 - K_H(x_{ij} - 2)^2 & \text{si } 1 - K_H(x_{ij} - 2)^2 > 0 \\ 0 & \text{si } 1 - K_H(x_{ij} - 2)^2 < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

et  $x_{ij}$  étant le rapport  $\frac{f_j}{f_i}$ .

Le paramètre  $K_H$  est important dans la fouille de données. En effet, on choisissant  $K_H$  trop petit, l’intervalle deviens trop large et tous les sommets auront un contenu harmonique. Et lorsque  $K_H$  est trop grand, l’intervalle deviens trop étroit et la probabilité de trouver une harmonique diminue.

La classification historique, compare la fréquence  $f_i(t_s)$  du pic  $P_i(t_s)$  de  $F(t_s)$ , avec la fréquence  $f(t_s - 1)$  du pic  $P(t_s - 1)$  estimée lors du précédent periodogramme  $F(t_s - 1)$ . Un troisième facteur de fiabilité  $Cm_i$  est calculée en tenant compte de la proximité de la  $f(t_s - 1)$  et de l'ancienne valeur du facteur de fiabilité  $Cm_{i-1}$ . Ce facteur est d'autant plus grand lorsque ces deux fréquence sont proche.

La décision est à la base de ces trois coefficients. Si aucun pic n'a de facteur de fiabilité supérieur à 0,5 ; l'algorithme sélectionne la valeur précédente. Cette étape est autorisée une seule fois pour éviter la possibilité de suivre une valeur erronée. Si cette condition se répète encore une fois, il n'y a pas d'autre choix que de calculer la prochaine fréquence cardiaque à partir de la valeur maximale du périodogramme.

Pour réduire le coût de calcul, certaines simplifications ont été utilisés :

- Lors de la recherche de crêtes, le nombre de pics sélectionnés a été réduit à trois.
- Dans l'analyse harmonique, seule la seconde harmonique est prise en compte, étant donné que les harmoniques d'ordre supérieur sont normalement en dehors de la plage de mesure.

## 2.1.4 Avantages et inconvénients

L'algorithme compare les fréquences non directement par leur densité de puissance mais en utilisant trois processus de classification différents pouvant amener à trouver la forme d'onde du signal PPG au repos plus facilement. Cependant, la non apparition de l'harmonique d'ordre deux en présence de mouvements, favorise le processus de classification par puissance par rapport à la classification par harmonique- Dans ce cas, l'algorithme privilégie les MA au lieu de la fréquence cardiaque et donne des résultats insatisfaisants.

## 2.2 APPROCHE PAR SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES

La séparation aveugle de source consiste à estimer un ensemble de  $N$  sources inconnues à partir d'un ensemble de  $P$  observations. Ces observations sont des mélanges de ces sources et proviennent de plusieurs capteurs.

### 2.2.1 Analyse en Composantes Indépendantes

L'analyse des composantes indépendantes (Independent Components Analysis) est une technique développée dans le but de répondre aux exigences de la séparation aveugle de sources. Cette technique consiste donc à séparer le signal du MA et PPG avec l'hypothèse d'indépendance statistique entre ces derniers.

## 2.2.2 Modèle linéaire instantané

Nos observations  $x^{(i)}$  sont formulées comme étant une combinaison linéaire de deux sources  $s^{(i)}$  comme suit :

$$x^{(1)} = a_{11}s^{(1)} + a_{12}s^{(2)} \quad x^{(2)} = a_{21}s^{(1)} + a_{22}s^{(2)} \quad (2.3)$$

ou  $s^{(1)}$  et  $s^{(2)}$  représentant respectivement le signal PPG et les MA. Par conséquent, on aura besoin d'au moins deux capteurs PPG, afin de les séparer.

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S} : \text{ou } \mathbf{A} \text{ et } \mathbf{S} \text{ sont inconnus} \quad (2.4)$$

L'algorithme ICA permet d'estimer  $\hat{A}^{-1}$  (noté généralement :  $W$ ), puis d'en déduire directement les sources  $s^{(i)}$  à une permutation près, de la façon suivante :

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{S} \quad (2.5)$$

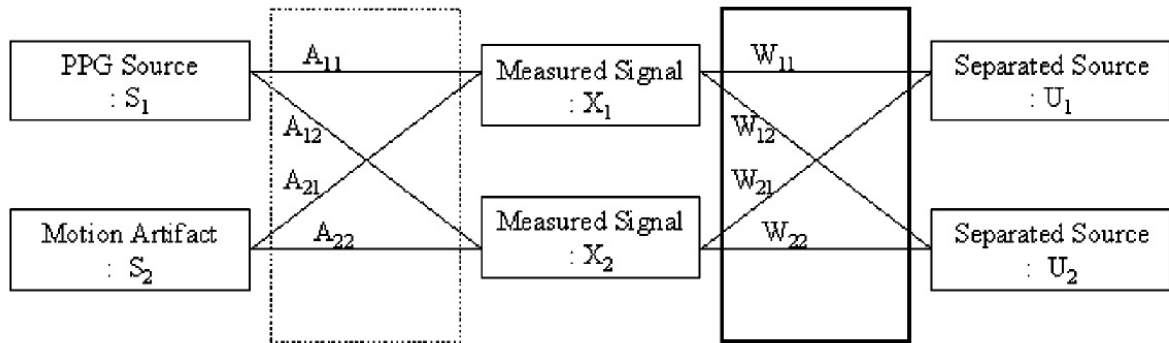


FIGURE 2.4 – Modèle ICA pour la séparation des MA [14].

Afin d'appliquer cette technique, les sources doivent à être indépendantes statistiquement et en même temps non gaussienne. La distribution gaussienne est symétrique par rotation, et ne donne aucune information sur les vecteurs directionnels formant la matrice  $\mathbf{A}$  (aucune direction privilégiée [15]) et la méthode ICA sera incapable de les séparer.

## 2.2.3 La méthode d'analyse en composantes indépendantes rapide - Fast ICA

Fast ICA est une version efficace de ICA, elle permet d'estimer les composantes indépendantes au moyen d'une mesure de « non gaussianité ». En effet, Cette méthode fait appel au théorème central limite qui stipule que la somme de variables indépendantes tend asymptotiquement vers une distribution normale. En cherchant à maximiser la non gaussianité de  $\mathbf{X}$ , chacune de ses composantes tendra vers une estimation des sources indépendantes.

Pour éviter que toutes les estimations convergent vers la même source, il est nécessaire d'imposer l'orthogonalité des  $x_i$  (sous contrainte de blanchiment, cela revient à décorréler les données, au moyen d'une analyse en composantes principales par exemple).

Pour réduire la consommation en ressources par ICA, on recommande souvent de centrer et de blanchir (variance normalisée) nos signaux, réduisant ainsi le nombre de paramètres à estimer :

Les observations  $\mathbf{x}$  sont centrés en calculant leurs moyennes puis les soustraire de  $\mathbf{x}$  :

$$x \leftarrow x - E\{x\} \quad (2.6)$$

Blanchir un signal consiste à lui appliquer une transformation linéaire telle que les nouvelles composantes deviennent de variance égale à un. Si  $\mathbf{x}$  est un signal blanchit, alors sa matrice d'auto-covariance est unitaire et :

$$E\{\mathbf{x}\tilde{\mathbf{x}}^T\} = \mathbf{I} \quad (2.7)$$

Ceci étant réalisé par décomposition en valeur propre :

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T \quad (2.8)$$

Où  $\mathbf{E}$  est la matrice de vecteurs propres et  $\mathbf{D}$ , la matrice diagonale de valeurs propres. Une fois cette décomposition calculée, on déduit le signal blanchit [15] :

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{E}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T\mathbf{x} \quad (2.9)$$

L'algorithme suppose d'abord une distribution gaussienne puis cherche les nouveaux vecteurs directionnels  $\mathbf{w}_i$  maximisant la non gaussiennité de la projection  $\mathbf{w}^T\mathbf{x}$  itération par itération jusqu'à convergence.

L'existence d'autres sources de bruit nous place dans le cas de séparation de sources sous-déterminée<sup>1</sup>. Néanmoins, certains bruits peuvent être supprimés en ayant recours à des techniques de filtrage électronique et/ou numérique permettant de rehausser notre signal. Ceci dit l'ICA nécessite un pré-traitement permettant de réduire au maximum ces sources de bruit[14].

## 2.2.4 Avantages et inconvénients

Les expériences illustrés sur La figure 2.5 sont réalisées en [14] sur des sujets équipés chacun de deux capteurs fixés sur leur doigt tout en accomplissant une série de mouvements. On remarque que l'algorithme PICA (avec pré-traitement) sépare le signal  $s^1[n]$  et les MA  $s^2[n]$  plus efficacement que l'algorithme ICA.

Ce modèle de mélange est souvent trop restrictif pour modéliser les cas pratiques. La présence de mouvement complexes dans le mélange nécessite un modèle adéquat encore sujet à des recherches.

---

1. Le nombre de capteurs est inférieur au nombre de sources



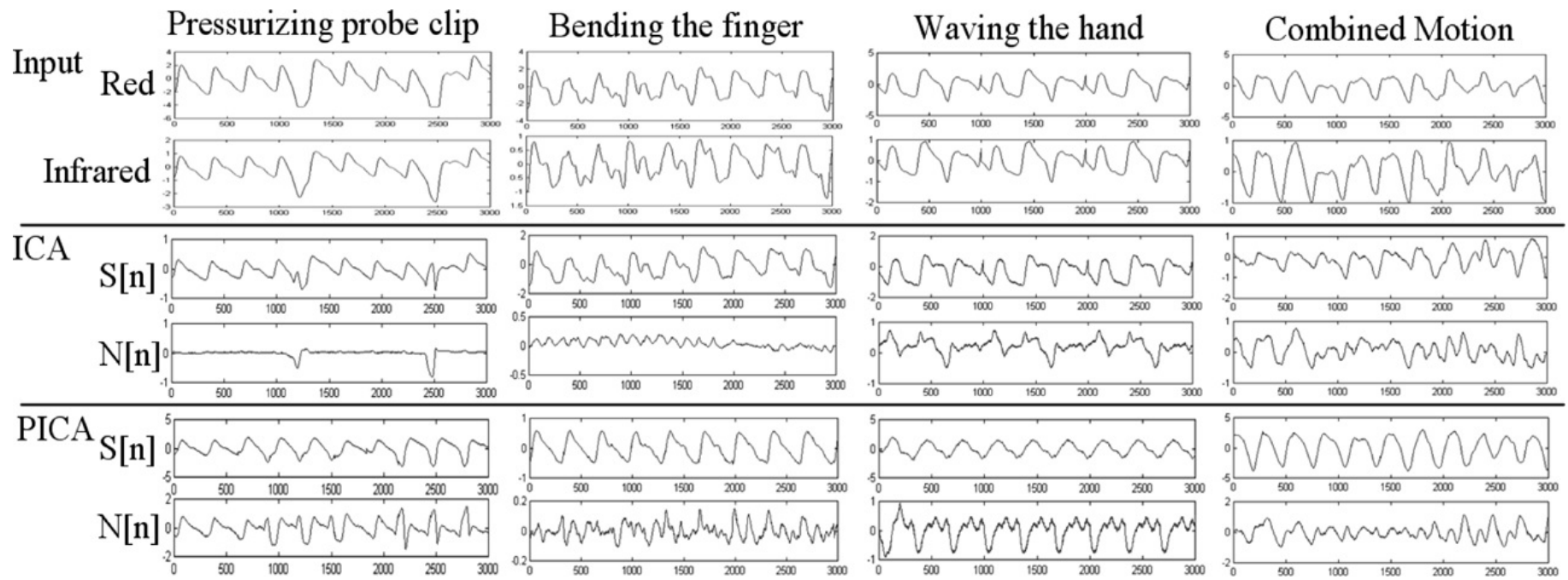


FIGURE 2.5 – Comparaison entre PICA et ICA [14]

## 2.3 TRAITEMENT AVEC FILTRES ADAPTATIFS

### 2.3.1 Introduction

On rencontre souvent dans des problèmes du traitement du signal qui consistent à reconstituer un signal en sortie d'un système dynamique inconnu détérioré par un bruit additif. Une méthode classique de reconstitution s'effectue par identification du système avec un minimum d'erreur (quantifiée par une fonction coût  $\xi$ ) et estimer la sortie du système en utilisant cette identification.

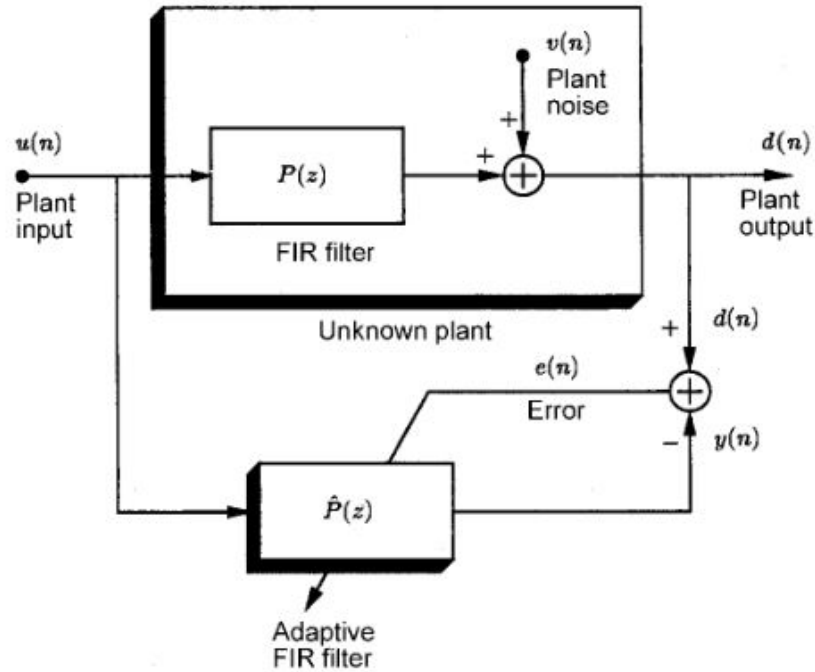


FIGURE 2.6 – Identification adaptative d'un système[16]

La figure 2.6 illustre deux systèmes : le système à identifier modélisé par un filtre FIR et le filtre adaptatif qui estime le premier. Les deux systèmes ont pour entrée  $\mathbf{u}(n)^T = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-L-1)]$ , la sortie du système inconnu est appelé réponse désirée (desired response) celle ci est utilisée comme référence pour calculer l'erreur à minimiser pour le filtre adaptatif. L'algorithme calcule les coefficients du filtre  $w_i$  et les ajuste selon la variation dynamique du système inconnu.

### 2.3.2 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est solution au problème qui minimise l'erreur quadratique moyenne (mean square error : MSE)  $\xi = \mathbf{E}[e^2(n)]$  il est dérivé comme suit :

La nième sortie du filtre adaptatif s'écrit :

$$y(n) = \mathbf{u}(n)^T \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{u}(n) \quad (2.10)$$

L'entrée  $\mathbf{u}(n)$  et le signal désiré sont supposé stationnaires au sens large. L'erreur instantanée s'écrit :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{u}(n)^T \mathbf{w} \quad (2.11)$$

Et l'erreur quadratique moyenne en prenant l'espérance de l'erreur quadratique instantanée :

$$e(n)^2 = d(n)^2 - 2d(n)\mathbf{u}(n)^T \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{u}(n)^T \mathbf{u}(n)^T \mathbf{w} \quad (2.12)$$

$$\xi = \mathbf{E}[e^2(n)] = \mathbf{E}[d(n)^2] - 2\mathbf{p}^T \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{R} \mathbf{w} \quad (2.13)$$

Où  $\mathbf{R} = \mathbf{E}[\mathbf{u}(n)\mathbf{u}(n)^T]$  et  $\mathbf{p} = \mathbf{E}[d(n)\mathbf{w}^T]$  sont la matrice d'autocorrélation de l'entrée et le vecteur d'intercorrélacion entre les données et la réponse désirée respectivement. La minimisation de l'équation 2.13 par différentiation par rapport à  $\mathbf{w}$  conduit à la solution de Wiener :

$$\mathbf{w}_{wiener} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (2.14)$$

En pratique on ne connaît pas les statistiques exactes de  $\mathbf{R}$  et  $\mathbf{p}$  [16], une méthode pour estimer  $\mathbf{w}_0$  de façon optimale serait d'estimer ces statistiques à partir de l'entrée et de la réponse désirée néanmoins elle requiert une inversion de matrice qui est coûteuse en coût de calcul sur tout pour les systèmes d'ordre supérieur.

### 2.3.3 Méthode du gradient

La méthode du gradient est un algorithme d'analyse numérique qui est utilisé en optimisation pour trouver le minimum d'une fonction à plusieurs variables. Dans notre cas la fonction  $\xi(\mathbf{w})$ . Elle est basée sur l'observation que la fonction décroît *plus rapidement* à partir d'un point  $\mathbf{w}_0$  si on se déplace dans la direction opposée à son gradient ( fig2.7 )

$$\mathbf{w}_1 = \mathbf{w}_0 - \mu \nabla(\xi) \quad (2.15)$$

Cette dernière relation donne une relation itérative qui peut être utilisée de façon adaptative pour l'identification de notre système.  $\mu$  est appelé pas d'adaptation il fixe *la vitesse de convergence* de la méthode ( et fixe donc ses performances ); en effet en *augmentat*  $\mu$  on rajoute une proportion d'autant plus grande à  $w_k$  en direction du minimum, néanmoins une valeur trop grande risquerais de faire diverger la suite; une étude de la convergence s'impose donc.

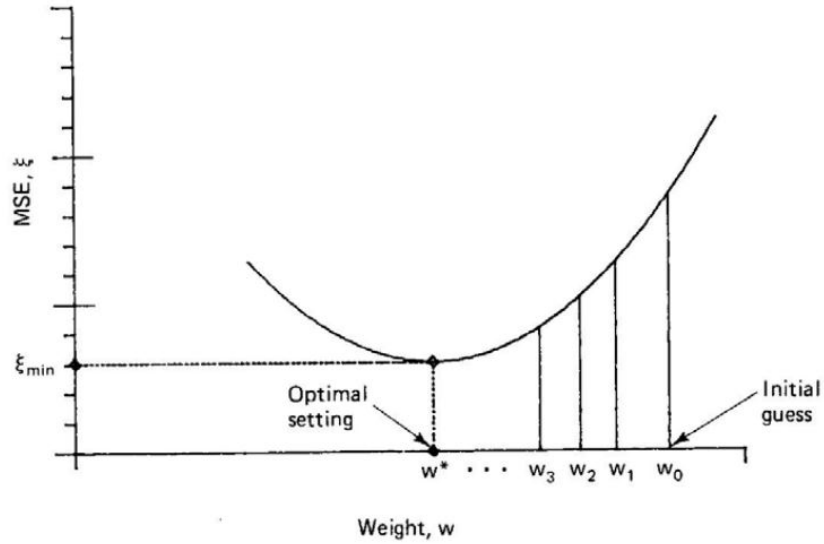


FIGURE 2.7 – Itérations successives de la méthode du gradient pour le cas unidimensionnel[17]

En calculant le gradient du MSE on trouve :

$$\nabla(\xi) = 2(\mathbf{R}\mathbf{w} - \mathbf{p}) \quad (2.16)$$

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - 2\mu(\mathbf{R}\mathbf{w}_n - \mathbf{p}) \quad (2.17)$$

En utilisant l'équation 2.14 dans 2.17 et en posant  $\mathbf{v} = \mathbf{w} - \mathbf{w}_{wiener}$  on trouve :

$$\mathbf{v}_{n+1} = (\mathbf{I} - 2\mu\mathbf{R})\mathbf{v}_n = (\mathbf{I} - 2\mu\mathbf{R})^{n+1}\mathbf{v}_0 \quad (2.18)$$

Pour avoir convergence il faut que  $\mathbf{v}_n \rightarrow 0$  et donc que  $(\mathbf{I} - 2\mu\mathbf{R})^n \rightarrow 0$ ; en décomposant  $\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T$  on aura la condition équivalente  $\mathbf{U}(\mathbf{I} - 2\mu\mathbf{\Lambda})\mathbf{U}^T \rightarrow 0$  ce qui se traduit par  $|r| = |1 - 2\mu\lambda_i| < 1$ . Et pour avoir convergence  $\forall i$ [17] :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (2.19)$$

Ou  $\lambda_{max}$  est la plus grande valeur propre de  $\mathbf{R}$ . Cette dernière impose donc une valeur maximale à  $\mu$ . Comme dans un système amorti les forces de frottement contrôlent la temps de retour à l'état d'équilibre ;  $\mu$  dans l'équation 2.18 contrôle le nombre d'itération ( vitesse ) de convergence ; et trois cas se présentent dans le cas unidimensionnel [17] :

- régime aperiodique  $r > 1$  :  $\frac{1}{2\lambda} < \mu < \frac{1}{\lambda}$
- aperiodique critique  $r = 0$  :  $\mu = \frac{1}{2\lambda}$
- régime pseudoperiodique  $r < -1$  :  $0 < \mu < \frac{1}{2\lambda}$

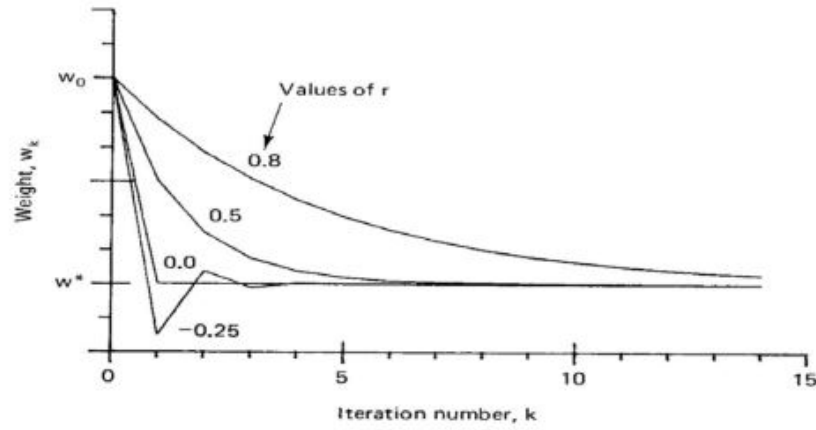


FIGURE 2.8 – valeurs successives des  $w_k$  pour le cas unidimensionnel[17]

Aussi la vitesse de convergence est liée à la valeur propre la plus petite qui impose la convergence la plus lente ; en définissant une constante de temps telle que :

$$\| \mathbf{v}_\tau \| = \| \mathbf{v}_0 \| / e \Leftrightarrow (1 - 2\mu\lambda_{min})^\tau = 1/e \quad (2.20)$$

$$\tau = \frac{-1}{\ln(1 - 2\mu\lambda_{min})} \approx \frac{1}{2\mu\lambda_{min}} \quad (2.21)$$

En prenant  $\mu = 1/2\lambda_{max}$  ( amortissement critique ) on aura

$$\tau = \frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} \quad (2.22)$$

L'équation 2.22 montre que la vitesse de convergence dépend du conditionnement de la matrice  $\mathbf{R}$  à savoir la dispersion des valeurs propres, une grande dispersion ralentiras donc la convergence.

### 2.3.4 Méthode de la moyenne des moindres carrés - LMS

Même si l'algorithme du gradient ne nécessite pas d'inversion de matrice il nécessite encore la connaissance des statistiques exactes  $\mathbf{R}$  et  $\mathbf{p}$  ; en réponse à ce problème Widrow et Hoff [16] ont proposé de les estimer de façon instantanée, on obtient le même résultat en estimant le gradient de 2.12 en différentiant par rapport à  $\mathbf{w}$  :

$$\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{u}(n)\mathbf{u}(n)^T \quad (2.23)$$

$$\hat{\mathbf{a}} = d(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.24)$$

$$\hat{\nabla}(n) = -2e(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.25)$$

En utilisant ces estimations on aboutit à la relation itérative de l'algorithme LMS :

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + 2\mu e(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.26)$$

Le comportement de cet algorithme a été abondamment étudié dans la littérature [18] [16] et la condition de convergence est formulée comme suit dans [16] :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad : \text{convergence en moyenne} \quad (2.27)$$

$$0 < \mu < \frac{1}{Tr(\mathbf{R})} \quad : \text{convergence instantanée} \quad (2.28)$$

### 2.3.5 Méthode de la moyenne des moindres carrés normalisés - NLMS

Un inconvénient du LMS est qu'il est sensible à un changement d'amplitude de l'entrée  $\mathbf{u}(n)$ , car elle si est multipliée par un facteur  $\alpha$  l'erreur l'est aussi et le pas d'adaptation devras être multiplié par  $\alpha^{-2}$ . Une variante de LMS consiste à normaliser l'entrée plus un nombre arbitrairement petit afin d'éviter une division par zéro :

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n + \frac{2\mu e(n)\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}(n)^T \mathbf{u}(n) + \delta} \quad (2.29)$$

### 2.3.6 Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman utilise la formulation de l'espace d'état afin d'estimer les paramètres  $\mathbf{x}$  d'un système à partir d'observations bruitées. Pour un système discret linéaire dynamique d'ordre 1 le processus est décrit par :

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad : \text{équation d'état} \quad (2.30)$$

$$y_{k+1} = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + e_k \quad : \text{équation d'observation} \quad (2.31)$$

**Equation d'état**  $\mathbf{n}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_k)$  est le bruit du système supposé blanc, il modélise les changements aléatoires de l'état du système. La matrice  $\mathbf{A}$  est la matrice de transition elle modélise pour un système AR d'ordre 1 la dépendance du prochain état au précédent, pour un système d'ordre  $N$  l'équation 2.30 deviendra :  $\mathbf{x}_{k+1} = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{A}_{k-i} \mathbf{x}_{k-i} + \mathbf{n}_k$ . On peut voir l'équation d'état comme l'équation aux différences d'un système autorégressif [19] paramétré par les matrices  $\mathbf{A}_k$  dont l'entrée est le bruit  $\mathbf{n}_k$  et la sortie l'état  $\mathbf{x}_k$ .

En automatique l'état dépend aussi d'une commande  $\mathbf{u}_k$  à travers une matrice  $\mathbf{B}_k$ , cette dernière n'apparaît pas dans le cadre de notre travail car on cherche à identifier un système non commandé.

**Équation d'observation** La matrice  $\mathbf{C}$  modélise la dépendance entre l'état et la sortie du capteur  $y_k$ , finalement  $e_k \sim \mathcal{N}(0, \sigma_k^2)$  est le bruit de mesure supposé lui aussi blanc. Dans le cas où on dispose de plusieurs capteurs  $y$  devient un vecteur et  $\mathbf{e}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k)$

L'estimation de l'état du système se fait selon les équation suivantes :

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ \quad \text{prédiction - estimation a priori} \quad (2.32)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad \text{covariance de l'erreur de prédiction} \quad (2.33)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad \text{gain de Kalman} \quad (2.34)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad \text{correction - estimation a posteriori} \quad (2.35)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_k^- \quad \text{covariance de l'erreur de la correction} \quad (2.36)$$

Les exposants + et - représentent les variables calculées *a posteriori* et *a priori* respectivement. Sachant l'estimation précédente on commence par une prédiction du prochain état selon le modèle d'état 2.30 le bruit d'état étant inconnu on fait une erreur sur cette prédiction de covariance 2.33, qui fait intervenir la covariance du bruit d'état et la covariance de l'erreur commise lors de la précédent prédiction. Ces dernières étapes sont effectuée en a priori de la mesure  $y_k$ . Lorsque cette dernière est disponible on corrige l'estimation selon 2.52 en rajoutant à l'estimé a priori l'erreur - entre l'échantillon  $y_k$  et la sortie que donnerais ce même estimé au capteur ( c.-à-d.  $\mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-$  ) - avec un coefficient  $\mathbf{K}_k$  appelé gain de Kalman celui ci est dérivé en minimisant la MSE [20] ( p8 ). On calcule ensuite la covariance de l'erreur commise a posteriori.

La puissance du filtre de Kalman vient du fait qu'il estime ses propres performances par le calcul des covariances des erreurs, ainsi si par exemple les élément de la matrice  $\mathbf{R}_k$  augmentent ( la puissance du bruit augmente ) les élément du vecteur de gain de Kalman vont décroître et l'estimateur a posteriori feras plus *confiance* à la prédiction et vice versa.

### 2.3.7 Application sur les signaux PPG

La capteurs PPG donnent en sortie un mélange de signaux PPG *utiles* et des MA, leur traitement s'effectue en plusieurs étapes :

- Bloc de filtrage numérique qui ne laisse que la bande du signal utile à savoir [ 30bpm, 220bpm ].
- Bloc Réduction de bruit (Denoising ) qui estime les MA et les retranche du signal brut.
- Bloc estimation de fréquence cardiaque qui extrait l'information finale du signal final.

Le schéma bloc suivant résume les étapes citées précédemment.

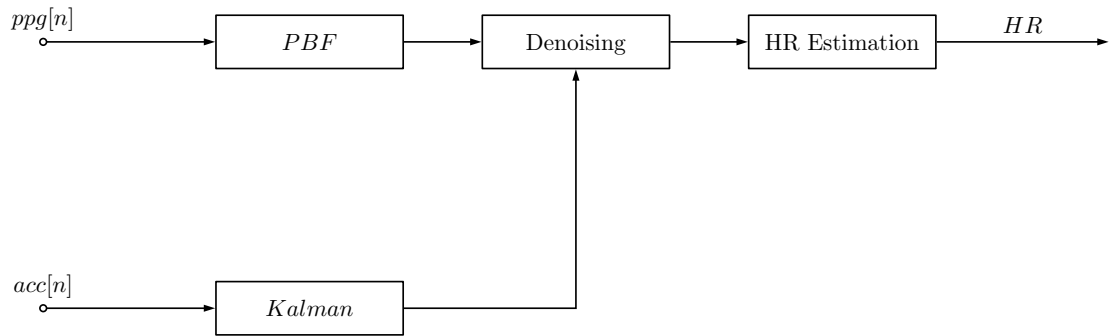


FIGURE 2.9 – Schéma bloc du traitement des signaux

Les sections qui suivent présentent le modèle utilisé et le principe de fonctionnement des algorithmes.

### 2.3.7.1 Filtre passe bande

Le filtre utilisé est un filtre passe bande de Butterworth a réponse impulsionnelle infinie avec les paramètres suivants :

- $A_{pass} = 1dB$
- $A_{stop} = 30dB$
- $F_{stop1} = 20bpm$
- $F_{pass1} = 30bpm$
- $F_{pass2} = 220bpm$
- $F_{stop2} = 230bpm$

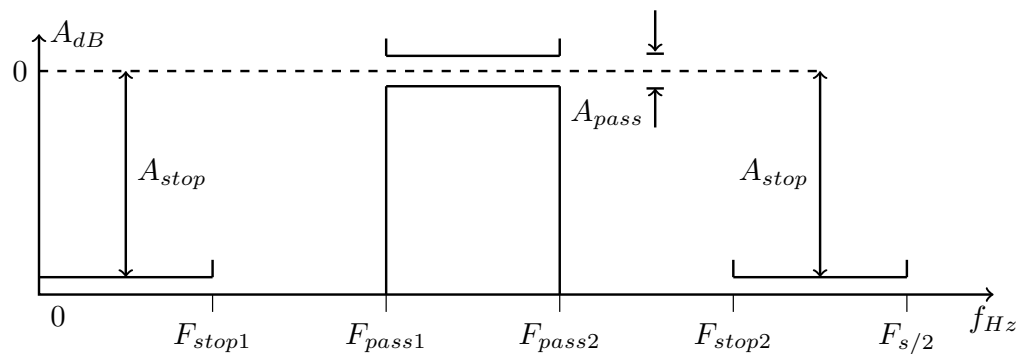


FIGURE 2.10 – Gabarit du filtre passe bande



### 2.3.7.2 Bloc de réduction de bruit - (denoising)

Le bloc de réduction de bruit a pour objectif d'estimer le bruit et d'en faire la soustraction. Les techniques utilisées peuvent être classées en plusieurs catégories : temporelles, fréquentielles et temps-fréquence. Nous allons présenter une méthode temporelle qui considère les MA comme une réponse d'un filtre FIR excité par les accélérations à savoir :

$$ppg(k) = s(k) + \mathbf{w}^T \mathbf{u}(k) \quad (2.37)$$

Où  $ppg[k]$  est la sortie du capteur au temps  $k$ ,  $s(k)$  le signal ppg utile, le vecteur  $\mathbf{u}(k) = [u(k), u(k-1), \dots, u(k-M-1)]$  contient les  $M$  dernières valeurs des accélérations, et  $\mathbf{w}$  sont les coefficients du filtre FIR. Le principe des techniques temporelles consiste à estimer les coefficients  $\mathbf{w}$  et disposant des accélérations faire la soustraction du bruit.

$$\hat{s}(k) = ppg(k) - \hat{\mathbf{w}}^T \mathbf{u}(k) \quad (2.38)$$

L'estimation des  $\mathbf{w}$  est un problème typique d'identification d'un système, et les techniques classiques du filtrage adaptatif (LMS, NLMS, Kalman) peuvent être exploitées. La figure suivante illustre le schéma bloc de l'identification :

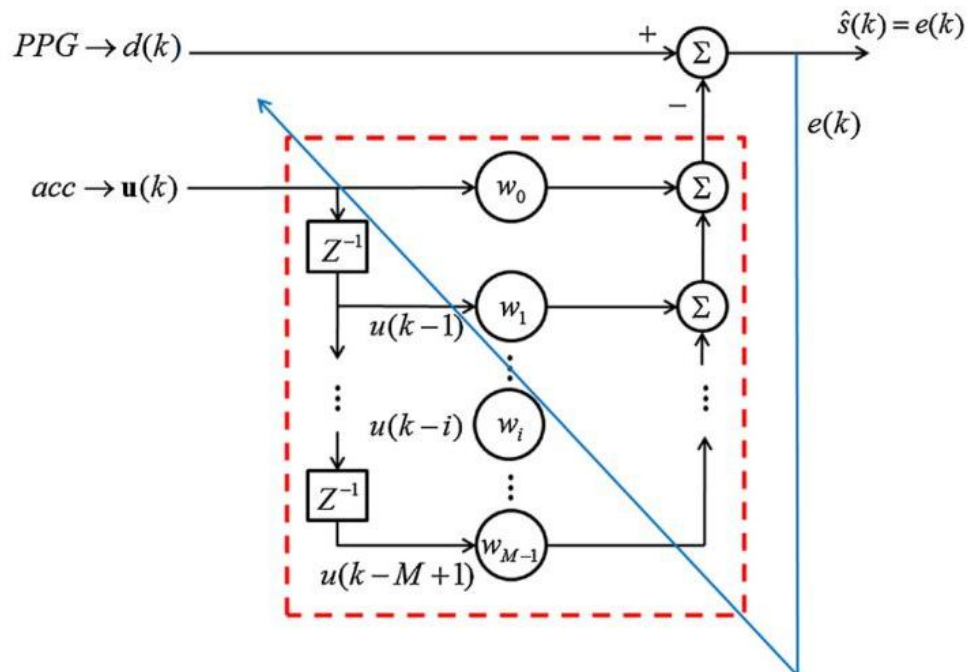


FIGURE 2.11 – Structure dynamique du filtre FIR pour éliminer les MA [21]

Ainsi en identifiant nos variables au problème d'identification :

$$ppg(k) = d(k) \quad (2.39)$$

$$\hat{s}(k) = e(k) \quad (2.40)$$

On aura les relations itératives suivantes :

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + 2\mu\mathbf{u}(k)\hat{s}(k) \quad : \text{LMS} \quad (2.41)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \frac{2\mu\hat{s}(k)\mathbf{u}(k)}{\mathbf{u}(k)^T\mathbf{u}(k) + \delta} \quad : \text{NLMS} \quad (2.42)$$

$$\hat{s}(k) = pp_g(k) - \hat{\mathbf{w}}(k)^T\mathbf{u}(k) \quad (2.43)$$

Et pour le filtre de Kalman en identifiant :

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{x}(k) \quad (2.44)$$

$$\mathbf{C}_k = \mathbf{u}(k)^T \quad (2.45)$$

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{I} \quad (2.46)$$

$$\mathbf{Q}_k = \sigma_{kf}^2\mathbf{I} \quad (2.47)$$

$$\mathbf{R}_k = \sigma^2\mathbf{I} \quad (2.48)$$

On aura les relations itératives suivantes :

$$\hat{\mathbf{w}}_k^- = \hat{\mathbf{w}}_{k-1}^+ \quad (2.49)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{P}_{k-1}^+ + \sigma_{kf}^2\mathbf{I} \quad (2.50)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{u}(k) (\mathbf{u}(k)^T \mathbf{P}_k^- \mathbf{u}(k) + \sigma^2)^{-1} \quad (2.51)$$

$$\hat{\mathbf{w}}_k^+ = \hat{\mathbf{w}}_k^- + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{u}(k)^T \hat{\mathbf{w}}_k^-) \quad (2.52)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{u}(k)^T) \mathbf{P}_k^- \quad (2.53)$$

L'équation 2.46 est justifié par l'hypothèse que le processus de changement des  $\mathbf{w}$  est considéré comme une marche aléatoire (*random walk*) [21]. Quant aux équations 2.47 et 2.48 c'est sous hypothèse que les bruit du système et de mesure sont stationnaires (indépendance au temps).

### 2.3.8 Tests et performances

On a testé les algorithmes avant leur application sur les données. Pour le LMS on a généré un vecteur  $\mathbf{w}$  connus composé de deux valeurs et un bruit selon le schéma bloc de la figure 2.6 avec comme entrée un signal  $u(n) = \sin(n)$ . Les figures suivantes montrent les résultats obtenus sur la convergence et la sensibilité au rapport signal sur bruit :

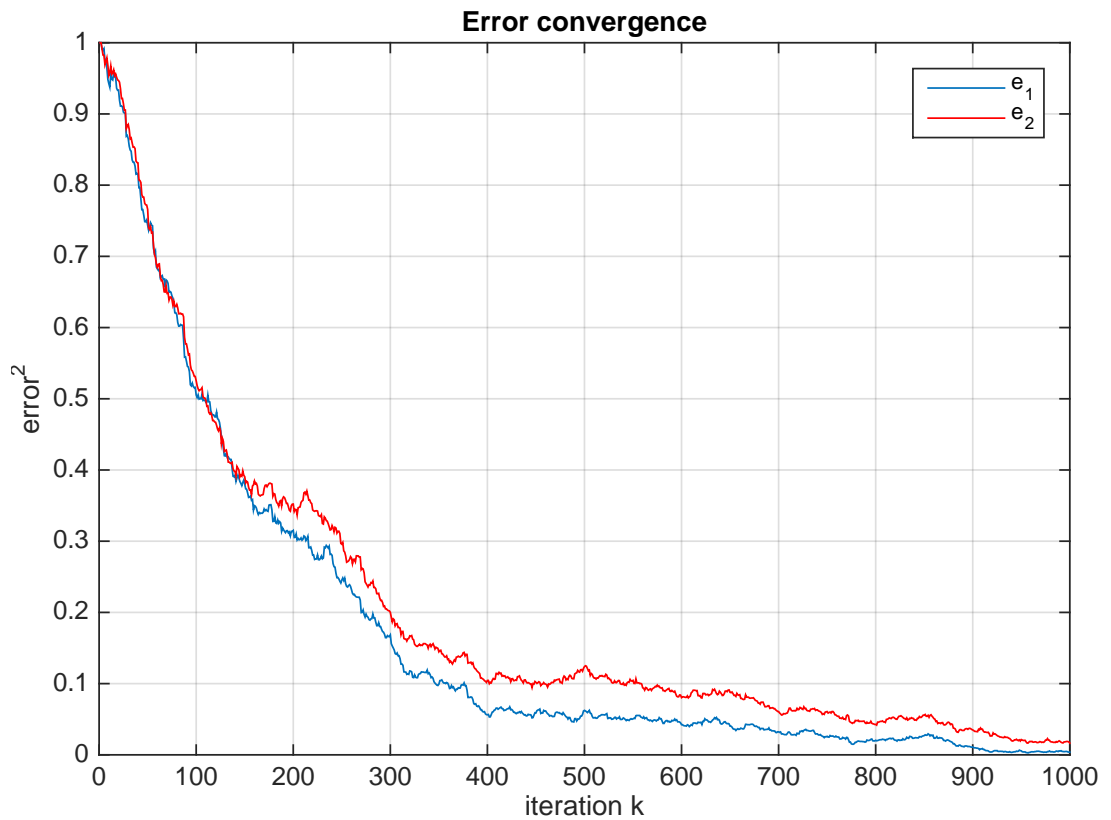


FIGURE 2.12 – Erreur quadratique instantanée en fonction des itérations,  $SNR = -5dB$ ,  $\mu = 0.9/Trace(\hat{\mathbf{R}})$

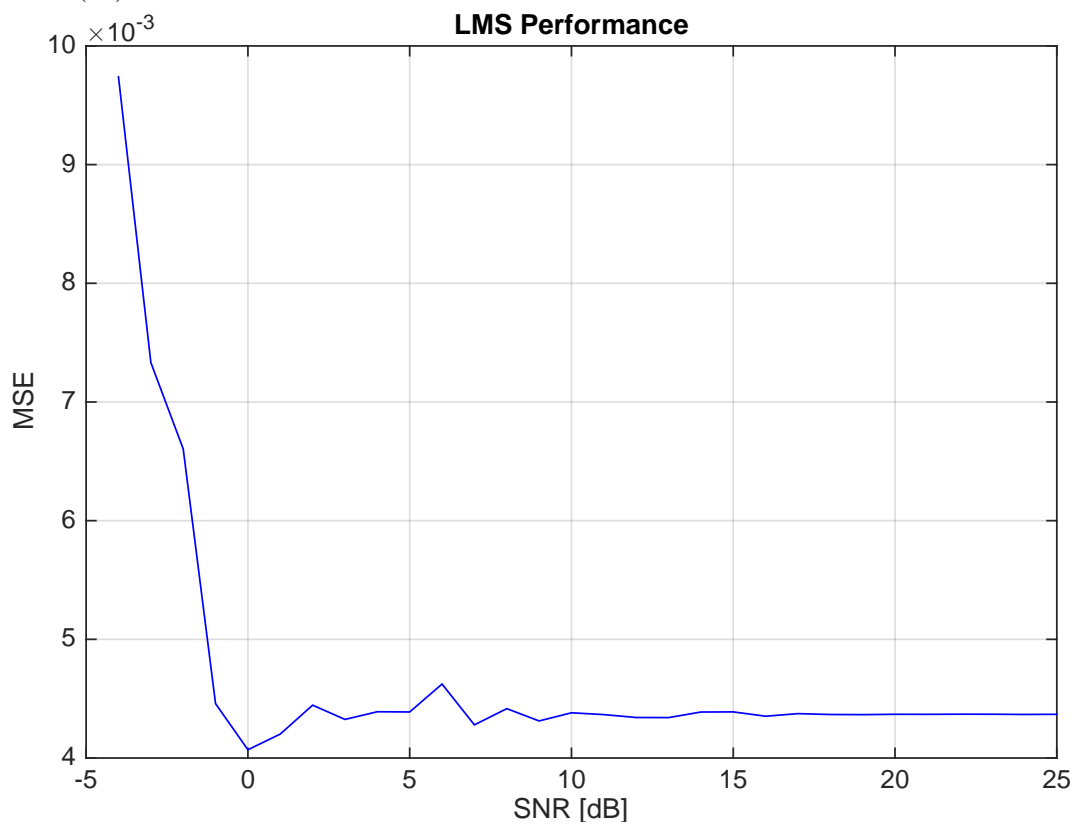


FIGURE 2.13 – Erreur quadratique moyenne en fonction du  $SNR$

On vérifie bien sûr la figure 2.12 que l'algorithme LMS convergence en *moyenne* vers les

valeurs recherchées. Quant à la figure 2.13 elle montre l'amélioration de l'erreur quadratique moyenne estimée temporellement sur 1000 itérations en fonction du  $SNR$ .

Pour le filtre de Kalman on a généré un signal selon l'équation 2.30 et rajouté du bruit avec différents  $SNR$ . la figure suivante montre les résultats obtenus :

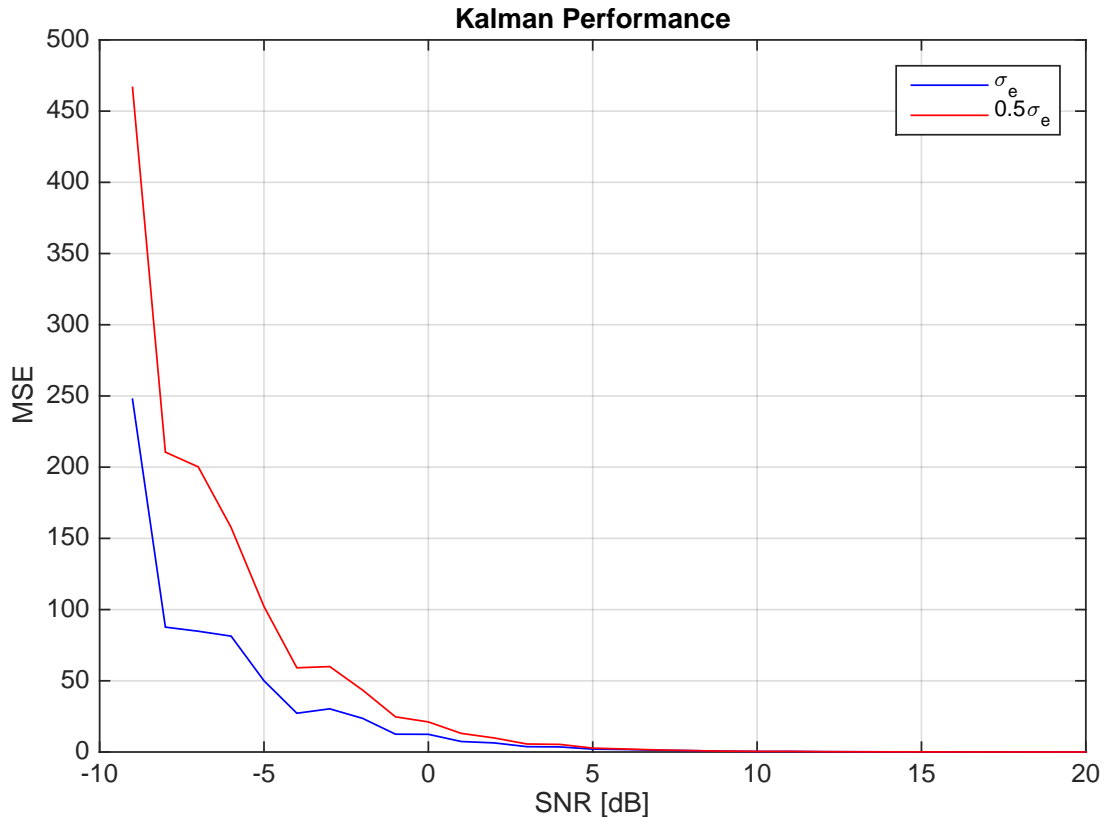


FIGURE 2.14 – Erreur quadratique moyenne en fonction du  $SNR$

Les paramètres statistiques des signaux générés étant connus on a pu effectuer un filtrage optimal. On voit bien sur les courbes de la figure 2.14 (courbe en rouge) l'influence d'une erreur sur l'écart-type sur la sensibilité au  $SNR$ . Ainsi des  $SNR$  assez bas (typiquement  $< 0dB$ ) une augmentation de l'erreur quadratique moyenne s'observe quand on s'écarte de l'écart-type optimal. Néanmoins pour de bons  $SNR$  une légère erreur sur l'écart-type n'augmente pas sensiblement la  $MSE$ .

## 2.4 TRAITEMENT PAR LA MÉTHODE TROIKA

Zhilin Zhang, Ph.D. en Génie électrique de l'Université de Californie puis chercheur au laboratoire Imirging Technologie Lab - Samsung, présente une nouvelle approche où il est question de restituer un signal au MA réduits et d'estimer ensuite la fréquence cardiaque en exploitant certaines propriétés du rythme cardiaque[8].

## 2.4.1 Motivations

En présence de forts MA causés par le mouvement de la main, l'estimation de la fréquence cardiaque dans le domaine temporel devient difficile. L'approche la plus naturelle est donc de procéder à une analyse spectrale du signal pour essayer d'estimer cette fréquence. Malheureusement utiliser directement un periodogramme traditionnel présente quelques inconvénients car :

- Le pic spectral dominant n'est pas toujours associé à la fréquence cardiaque.
- Lorsque le spectre associé au MA est proche de celui de la fréquence cardiaque, cela peut couvrir ce dernier (fig. 2.15).
- Le periodogramme traditionnel est un estimateur non consistant et possède une grande variance.

Cela conclut qu'un traitement est donc nécessaire pour remédier à cela.

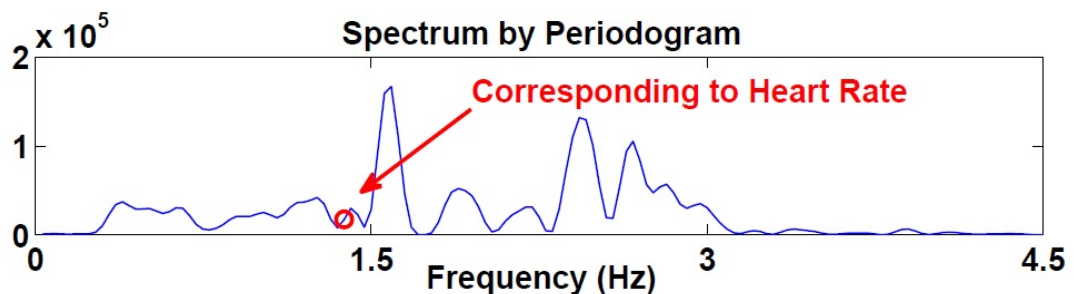


FIGURE 2.15 – Estimation du spectre par periodogramme traditionnel appliqué à un sujet en mouvement.[8]

La principale fonction de la méthode TROIKA (signal decomposition for denoising, sparse signal **Re**co**n**struc**I**on for high-resolution spectrum estimation, and spectral **pea**k **tr**acking[8]) est de reconstruire un signal dépourvu de sources de bruit et d'en tirer, à partir d'une analyse spectrale, la fréquence cardiaque. Mais pour éliminer ces interférences, il est impératif d'utiliser un signal de référence qui est l'accélération.

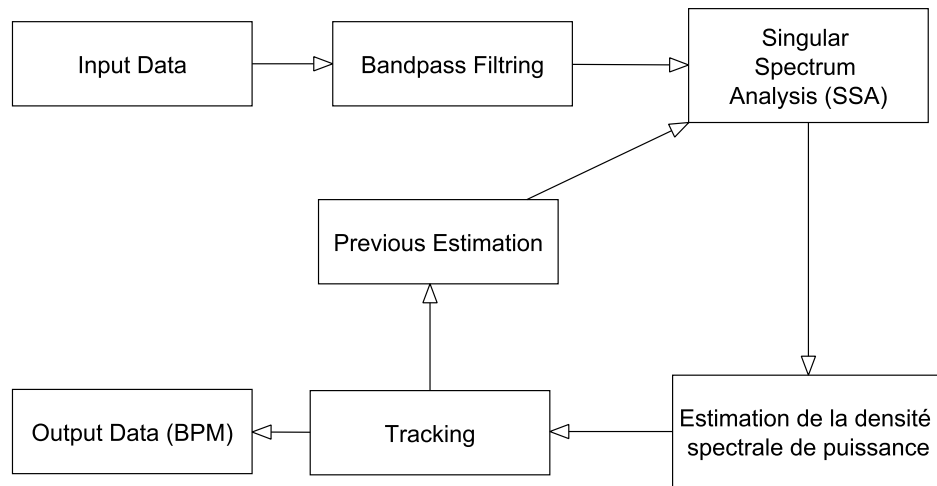


FIGURE 2.16 – Schéma bloc du traitement par la méthode TROIKA

L'algorithme est constitué de trois blocs essentiels (voir fig 2.16). Tout d'abord, un bloc appelé analyse des spectres singulier (*Singular Spectrum analysis - SSA*) qui décompose par moyen d'une SVD le signal en un ensemble de composantes, les rassemble dans des sous ensembles selon des critères fréquentiels et reconstruit le signal PPG. Ensuite, il procède à une analyse spectrale appelée reconstruction du signal comprimé (*Sparse Signal Reconstruction - SSR*) et qui est basée sur les acquisition comprimées (*compressed sensing*), suivie d'un étage de poursuite spectrale (tracking) pour garantir une bonne estimation de la fréquence cardiaque.

#### 2.4.2 Filtre numérique utilisé

Afin d'éliminer la composante continue et autres fréquence indésirables, on effectue un filtrage passe-bande de fréquences de coupures  $f_1 = 0,4Hz$  et  $f_2 = 5Hz$  (respectivement  $24bpm$  et  $300bpm$ ) en utilisant un filtre de Butterworth d'ordre 4. L'utilité de ce dernière c'est de conserver la forme d'onde du signal en minimisant au maximum la distorsion due au filtre.

#### 2.4.3 Analyse des spectres singuliers

Singular spectrum analysis ou SSA, est une méthode qui décompose une série chronologique d'échantillons  $y = \{y(1), y(2), \dots, y(N)\}$  en plusieurs composantes et les classe. Ce bloc comme le montre la figure 2.18 peut être décomposé en deux étages distinct avec deux fonction chacun :

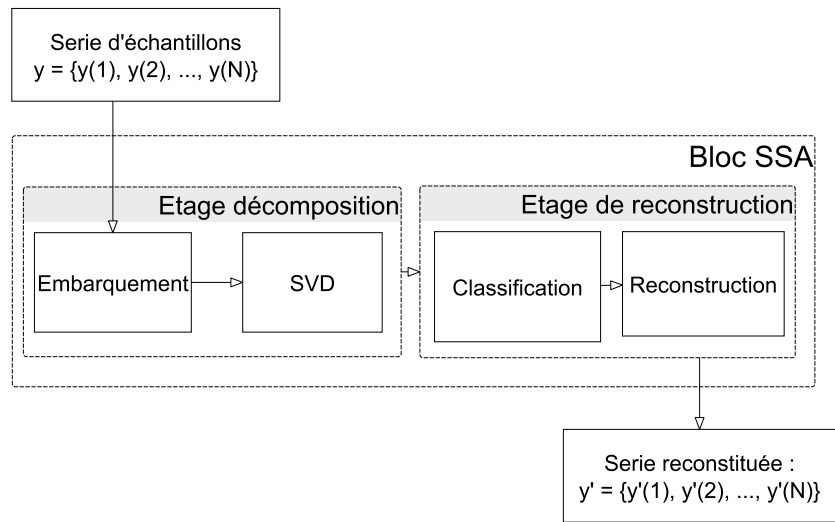


FIGURE 2.17 – Schéma bloc de la méthode d'analyse des spectres singuliers - SSA

### 2.4.3.1 Étage de décomposition

L'étage de décomposition consiste à reformuler le signal observé sous forme matricielle et d'y appliquer une décomposition en valeurs singulières, cet étage sert de phase préparatoire avant la reconstruction du signal qui comporte lui à son tour deux autres opérations.

**fonction d'embarquement** Le but de la première étape c'est de mapper la série chronologique  $y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_N)$  sous forme de matrice : Pour une fenêtre de largeur  $L$  et étant donné  $K$  un entier tel que :  $K = N - L + 1$ , on définit le vecteur  $y_i^L$  appelé *vecteur retardé* (L-lagged vector)[22] de  $y$  de la façon suivante :

$$y_i^L = (y_i, \dots, y_{i+L-1})_{(1 \leq i \leq K)}^T \quad (2.54)$$

La matrice trajectoire  $Y^L$  est définie comme étant formée de tous les vecteurs retardés de  $y$  :

$$Y^L = [y_1^L, \dots, y_K^L] \quad (2.55)$$

On écrit :

$$Y^L = \begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_K \\ y_2 & y_3 & \dots & y_{K+1} \\ y_3 & y_4 & \dots & y_{K+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_L & y_{L+1} & \dots & y_N \end{pmatrix} \quad (2.56)$$

Les composantes de la matrice trajectoire  $Y_{ij}^L = y_{i+j-1}$  prennent des valeurs identiques sur une diagonale où les  $(i, j)$  donnent une somme  $i + j$  de valeurs égales.

**fonction de décomposition** Pour toutes matrice rectangulaire  $Y$  ( $L \times M$ ) de valeurs réelles, celle ci possède donc une factorisation appelée décomposition en valeurs singulières de la forme :

$$Y = U\Sigma V^* \quad (2.57)$$

Avec  $U$  une matrice unitaire  $L \times L$  sur  $R$  et  $\Sigma$  une matrice diagonale  $L \times M$  dont les coefficients diagonaux  $\sigma_i$ , de valeurs réels positifs ou nuls, sont appelés les valeurs singulières de  $Y^L$ . Par convention, ces derniers sont rangés par ordre décroissant.  $V^*$  est la matrice adjointe à  $V$ , matrice unitaire sur  $R$  de taille  $M \times M$ .

- Les colonnes de  $U$  forment une base orthonormé pour le sous espace image de  $Y^L$ .
- Les colonnes de  $V$  forment une base orthonormé pour le noyau de  $Y^L$ .
- La matrice  $\Sigma$  contient les valeurs singulières de la matrice  $Y^L$ .

Les  $M$  vecteurs singulier  $U_k$  représente une base orthogonale de fonctions, appelés fonctions orthogonales empiriques (Empirical Orthogonal Fonction - EOF) [22].

La décomposition en valeurs singulières décompose la matrice trajectoire  $Y^L$  en une somme de matrices élémentaires de rang unité comme suit :

$$Y^L = \sum_{i=1}^d Y_i \quad (2.58)$$

Telle que :

$$Y_i = \sigma_i u_i v_i^T \quad (2.59)$$

En connaissant les propriétés propres au signal désiré nous pouvons reconstituer ce dernier grâce à une combinaison linéaire de ces composantes  $Y_i$ . Les composantes désignant les MA sont localisés par le processus de classification décrit dans le paragraphe 2.4.3.2 afin de les retirer de l'expression générale (équation 2.58).

#### 2.4.3.2 Phase de reconstruction

Une fois le signal décomposé, l'étape suivante consiste à en sélectionner les composantes qui correspondent au signal désiré. Toute fois, puisque on veut estimer une pulsation cardiaque il est donc plus adapté d'opter pour un critère se basant sur une approche fréquentielle. Nous nous référerons dans ce cas de figure aux propriétés spectrales décrites au chapitre 2.

**Classification** Cette étape permet de classer chaque composante  $Y_i$  en un ensemble de sous groupes disjoint  $I_1, I_2, \dots, I_g$ . Chaque sous groupe contiendra un ou plusieurs de ces composantes ayant les mêmes propriétés fréquentielles.

$$Y_{I_p} = \sum_{i \in I_p} Y_i \quad (2.60)$$



Les données des accéléromètres, utilisées en tant que signaux de références, permettent de reconstruire le signal du aux MA. On commence tout d'abord par chercher les pics spectraux dominants de chaque accélération que l'on note  $\{F_{acc_i}\}$ , ensuite on élimine les séries dont les pics dominants sont proches de  $F_{acc_i}$ . Cependant, il arrive que dans certains cas les pics dominants  $F_{acc_i}$  soient proches de la fréquence fondamentale ou harmonique du rythme cardiaque. Une telle procédure peut éliminer le signal désiré.

Afin d'éviter cela, on utilise la fréquence cardiaque estimée lors de la précédente fenêtre (voir fig. 2.16), que nous noterons  $F_p$ . Ensuite, on exclu les fréquences proche de celle ci avec une marge  $\Delta_s$  correspondant à la différence de fréquence cardiaque entre deux fenêtres successives, estimée à  $18bpm$ .

**Reconstruction du signal** Après classification, on effectue pour chaque classe de signaux  $I_p$  l'opération inverse de la phase embarquement. On reconstruit les séries chronologiques  $y_{I_p} = \{y_{I_p}(1), y_{I_p}(2), \dots, y_{I_p}(N)\}$  à partir des matrices  $Y_{I_p}$  grâce à une technique appelé *Moyenne diagonale* (diagonal averaging procedures)[22] décrite ci dessous :

$$Y = \begin{pmatrix} \cancel{y_1} & \cancel{y_2} & \dots & \cancel{y_K} \\ \cancel{y_2} & \cancel{y_3} & \dots & \cancel{y_{K+1}} \\ \cancel{y_3} & \cancel{y_4} & \dots & \cancel{y_{K+2}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \cancel{y_L} & \cancel{y_5} & \dots & \cancel{y_N} \end{pmatrix} \quad (2.61)$$

$$y_{I_p}(k) = \begin{cases} \frac{1}{K} \sum_{m=1}^k Y_{m,k-m+1} & 1 \leq k \leq L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} Y_{m,k-m+1} & L^* \leq k \leq K^* \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} Y_{m,k-m+1} & K^* \leq k \leq N \end{cases} \quad (2.62)$$

On obtient la série suivante :  $y_{I_p} = \{y_{I_p}(1), y_{I_p}(2), \dots, y_{I_p}(N)\}$ .

Le signal est reconstitué en sommant sur les séries précédentes comme suit :  $y = \sum_{I_p \notin I_{bruit}} y_{I_p}$

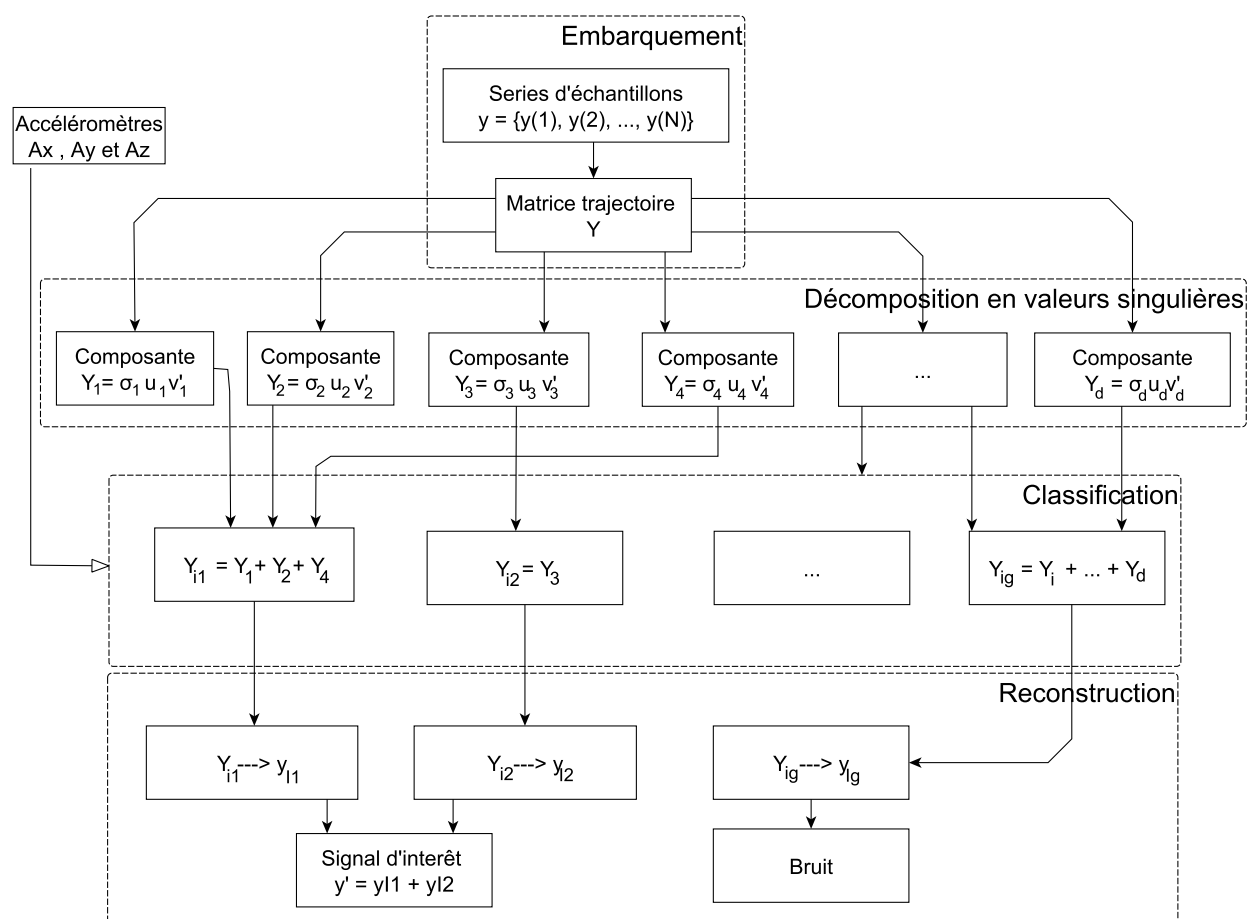


FIGURE 2.18 – Schéma détaillé de la méthode d'analyse des spectres singuliers - SSA

## 2.4.4 Estimateur spectral utilisé

### 2.4.4.1 Périodogramme traditionnel

Le périodogramme traditionnel consiste à calculer la DSP d'un signal directement par le théorème de Wiener-Khintchine. Exploitant la FFT, sa résolution dépend donc du  $N_{fft}$  et de la fréquence d'échantillonnage  $f_s$ . Dans notre cas d'étude, les données de la compétition, ou  $f_s$  étant égale à  $125Hz$  et en supposant un  $N_{fft}$  de 4096 points, on obtient une résolution  $\Delta f$  de  $0,03Hz$  soit  $1,8bpm$ . On peut améliorer cette résolution en utilisant des algorithmes à haute résolution comme MUSIC mais cela nécessite un modèle mathématique du problème ce qui n'est pas évident à formuler en présence de forts MA.

Il existe aussi des méthodes qui ont recours à des techniques de traitement du signal avancées mais qui donnent de bonnes résolutions. Basées sur "les acquisitions comprimées" (Compressed Sensing), ces techniques nécessitent un signal comprimé, c'est-à-dire, qu'il contienne assez de zéros pour qu'il puisse être reconstitué avec moins d'échantillons. Le signal peut être réécrit donc dans une autre base dont la plupart des coefficients sont nuls. En d'autres termes, un signal  $x$  à valeurs réelles et de dimension finie  $N$ , est comprimé si il existe une base  $\psi$  telle que  $x = \psi s$  ou la majorité des coefficients de  $s$  sont des zéros.

#### 2.4.4.2 Reconstruction de signal comprimé - SSR

L'acquisition comprimée est une technique permettant de trouver la solution la plus comprimée d'un système linéaire sous-déterminé. L'estimation du spectre d'un signal peut être représentée comme étant la solution au modèle linéaire suivant :

$$y = \Phi x + v \quad (2.63)$$

Où  $\Phi$  étant une matrice de base connue et de taille  $M \times N$  dont les éléments sont des exponentielles complexes  $\Phi_{mn} = e^{j2\pi mn/N}$ .

$y$  étant le signal observé de taille  $M \times 1$ .

$x$  étant l'inconnue de taille  $N \times 1$ .

et  $v$  étant la source de bruit de taille  $N \times 1$ .

Notre but c'est de trouver un nouvel estimateur qui donne une solution comprimée à  $x$ . Le critère généralement utilisé est la minimisation de la norme  $l_p$ . Cette norme est décrite de la manière suivante :

$$\|x\|_p = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^N |x_i|^p} \quad (2.64)$$

Cela nous amène donc à l'optimisation suivante :

$$\hat{x} \leftarrow \underset{x}{\operatorname{argmin}} \|y - \Phi x\|_2^2 + \lambda g(x). \quad (2.65)$$

où  $\lambda$  est un paramètre de régularisation, et  $g(x)$  est la fonction coût choisie comme étant  $\|x\|_1$ . La norme de  $l_1$ , dans la littérature est choisie comme une bonne approximation donnant un vecteur  $x$  comprimé [23, 24, 25], elle est définie comme suit :

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.66)$$

Il existe des algorithmes qui donnent une solution à ce problème comme FOCCUS[26]. Mais l'inconvénient de ce dernier, c'est son temps de calcul et sa consommation en ressources à cause de la taille en mémoire que prend la matrice  $\Phi$ .

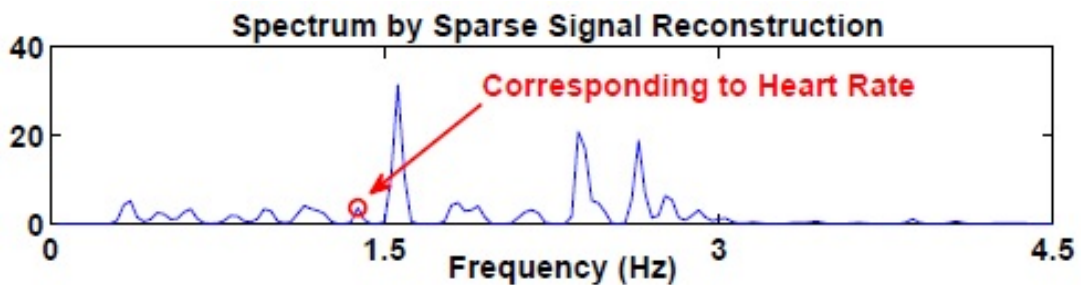


FIGURE 2.19 – Estimation du spectre par la méthode de reconstruction du signal compressif appliqué à un sujet en mouvement[8]

Le spectre basé SSR présente quelques avantages par rapport aux autres estimateurs. Cependant, il nécessite la condition que le spectre du signal  $x$  soit comprimé, ce qui n'est pas toujours le cas surtout en présence d'artéfacts, entraînant de mauvaise performance de l'estimateur. Les bloc filtrage numérique ainsi que SSA contribuent à cette hypothèse en filtrant les sources de bruit et en favorisant les harmoniques aux fluctuations aléatoires dans la bande de fréquences  $0,4Hz$  à  $5Hz$ .

**Remarque :** Sauf dans des cas extrêmes, le périodogramme classique donne des résultat presque identique [8].

## 2.4.5 Poursuite spectrale - Tracking

La poursuite spectral est un élément clé dans l'algorithme. Il exploite la relation entre les fréquences du rythme cardiaque prises lors de deux fenêtres de temporelles successives. Plus les deux fenêtres sont proches et se chevauchent plus les fréquence cardiaques sont proches.

### 2.4.5.1 Initialisation

Lors de la première estimation, il est important de réduire au maximum les mouvement de la main, sans cette initialisation l'algorithme peut diverger, et la poursuite ne peut avoir lieu.

### 2.4.5.2 Sélection de pic

L'algorithme de poursuite s'initialise d'abord à l'estimation antérieure  $f_{prev}$ . Puis on définit deux intervalles  $R_0$  et  $R_1$  tels que :

- $R_0 = [f_{prev} - \Delta_s, \dots, f_{prev} + \Delta_s]$  représente l'intervalle autour de la fréquence fondamentale.
- $R_1 = [2 \times (f_{prev} - \Delta_s - 1) + 1, \dots, 2 \times (f_{prev} + \Delta_s - 1) + 1]$ , l'intervalle autour de la deuxième harmonique.

Dans chaque intervalle on ne sélectionne que les trois pics dominants de telle sorte que leurs amplitude soit supérieure à un seuil  $\eta$  (30%)[8]. Ces fréquences sont notées  $f_0^i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) pour le premier interval et  $f_1^j$  ( $j = 1, 2, 3$ ) pour le second. La fréquence estimée notée  $\hat{f}$  est choisie selon trois cas :

1<sup>er</sup> **cas :**

S'il existe une relation harmonique pour la paire  $(f_0^i, f_1^j)$  ( $i, j = 1, 2, 3$ ), alors

$$\hat{f} = f_0^i \tag{2.67}$$

2<sup>ième</sup> **cas :**

S'il n'existe pas de paire, on se base sur la précédente estimation et on choisit  $\hat{f}$  telle que :

$$\hat{f} = \arg \min_{f_i} \{|f_i - f_{prev}|\} \tag{2.68}$$

ou  $f_i = \{f_1^0, f_2^0, f_3^0, \frac{f_1^1}{2}, \frac{f_2^1}{2}, \frac{f_3^1}{2}\}$

3<sup>ème</sup> cas :

Si aucun pic ne se trouve sur les intervalles  $R_0$  et  $R_1$  il suffit de mettre :

$$\hat{f} \leftarrow f_{prev} \quad (2.69)$$

#### 2.4.6 Résumé

TROÏKA est un algorithme appliqué à l'estimation de la pulsation cardiaque à partir de signaux obtenu par photopléthysmographie où le sujet peut être soumis à une activité physique.

L'algorithme est constitué de Trois grandes partie :

- D'abord une décomposition du signal : cette partie comprend une décomposition SVD et reconstruction du signal réduit sources de bruit dus au mouvement.
- Ensuite une reconstruction du spectre : une fois le signal reconstruit, on calcule sa densité spectrale de puissance par périodogramme traditionnel ou SSR.
- Et enfin une poursuite spectrale : qui permet de suivre le pic associé à la fréquence.

TROÏKA est un algorithme flexible, plusieurs variantes peuvent être dérivée, en choisissant autre décomposition ou estimateur de densité spectrale de puissance, en tenant compte des spécification matérielles lors de son implémentation.

# Chapitre 3

## DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME D'ACQUISITION DES SIGNAUX PPG

### 3.1 INTRODUCTION

Dans la première partie de ce chapitre on présente un circuit de conditionnement d'un capteur PPG fonctionnant en mode de réflexion, avec un descriptif rapide de chaque étage de la sortie du capteur jusqu'au convertisseur analogique/numérique. Dans la deuxième partie on présente la carte de développement utilisée pour l'acquisition, son interfaçage avec le convertisseur analogique numérique (CAN) et le programme de traitement.

Pour avoir une cohérence avec les signaux utilisés dans le chapitre 5, on a fixé la fréquence d'échantillonnage à  $125\text{Hz}$  et estimé la fréquence cardiaque sur une fenêtre de  $8s \equiv 1000\text{échantillons}$ , avec un chevauchement de 75% (i.e. 6s) entre deux fenêtres successives.

Ces valeurs choisies dans l'ordre de grandeur des valeurs utilisés dans la littérature [8, 7]; La largeur de la fenêtre est assez grande pour pouvoir visualiser au moins 4 périodes du signal utile (i.e. pour  $f_{min} = 30\text{bpm}$ ) et elle est assez petite pour respecter l'hypothèse de quasi-stationnarité. On fait glisser la fenêtre d'observation de  $2s \equiv 250\text{échantillons}$  entre deux estimations, ce qui permet de les garder assez proches.

### 3.2 CIRCUIT DE CONDITIONNEMENT DU CAPTEUR PPG

#### 3.2.1 Capteur

On a utilisé le capteur TCRT5000L<sup>1</sup>, celui ci consiste en une LED et un phototransistor dans un seul boîtier utilisant une séparation entre eux<sup>2</sup> et opérant à la longueur d'onde infra-rouge

---

1. La version L (long leads) possède des pattes longues qui facilitent son utilisation sur breadboard

2. Nous évite de recevoir un signal en trajet direct

de  $950nm^3$ .

La LED et le phototransistor sont polarisés en direct avec une tension de  $5V$  des résistances de  $R_1 = 150\Omega$  et  $R_2 = 10k\Omega$  respectivement. Le phototransistor donne en sortie un signal PPG d'amplitude de l'ordre de  $200\mu V$  ; pour l'échantillonner avec une bonne résolution il faut le relever à une amplitude de l'ordre du volt.

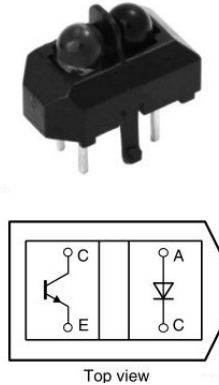


FIGURE 3.1 – Image du capteur TCRT5000L

### 3.2.2 Filtres

Sachant que la composante AC qui porte l'information sur la fréquence cardiaque est de l'ordre de  $1\%$  à  $2\%$  de la composante DC, il faut filtrer le signal avec un passe-haut avant d'attaquer le premier ampli, ce dernier a un gain de  $2500$  et une faible tension continue<sup>4</sup>(ou de faible variation) le satureras. Afin d'éviter un repliement du spectre (aliasing) lors de l'échantillonnage Un filtre de garde (passe bas) et utilisé avant d'attaquer le CAN.

Les fréquence de coupure des filtre passe haut et passe bas sont respectivement  $f_{c1} = 0.3Hz$  et  $f_{c2} = 16Hz$ . Les valeurs des résistances et des capacités utilisés sont choisies de sorte que :

$$f_{c_i} = \frac{1}{2\pi R_i C_i} \quad (3.1)$$

Nous obtenons :

$$R_1 = 51k\Omega \text{ et } C_1 = 10\mu F$$

$$R_2 = 10k\Omega \text{ et } C_2 = 1\mu F$$

**Remarque :** Le filtre engendre un retard de quelques secondes, temps de chargement des capacités (réponse transitoire de la fonction de transfert), il faudra en tenir compte lors de la mesure.

3. évite le problème de dispersion des caractéristiques et assure que les deux composants opèrent à la même longueur d'onde.

4. Pour une amplitude de  $200\mu V$  on aura une composante continue de  $20mV$  à  $40mV$  ; avec un gain de  $2500$  elle risque de saturer le premier amplificateur polarisé avec  $5V$

### 3.2.3 Amplificateurs

Le premier étage d'amplification est fait d'un amplificateur d'instrumentation de précision INA118, il possède un taux de réjection en mode commun de l'ordre de  $110dB$ , et un faible bruit en entrée de  $0.28\mu V_{pp}$  entre  $0.1Hz$  et  $10Hz$ . Ce choix est motivé par le fait que notre signal étant assez faible, la présence d'une tension continue en mode commun à l'entrée de l'amplificateur le satureras.

Notre signal étant de basse fréquence (quelques  $Hz$  au maximum), les problèmes de bande passante et de temps de montée ne se posent pas. Son gain peut être réglé à l'aide d'une seule résistance  $R_G$ , ce qui réduit le problème de dispersion des valeurs des résistances par rapport aux amplificateur opérationnels classiques.

$$G1 = 1 + \frac{50k\Omega}{R_G} \quad (3.2)$$

Dans notre cas, nous avons choisi  $R_G = 20\Omega$  donnant un gain  $G = 2500$ . Le CAN étant unipolaire il faut relever le signal avec une tension continue de façon a ne pas avoir de tension négative. Pour ce faire On a appliqué une tension réglable avec un potentiomètre à la pin  $R_{ref}$  de l'INA118, toute tension qui est appliquée à cette pin est additionnée à la sortie.

Le second étage est fait de l'amplificateur opérationnel de précision OPA177, en montage non-inverseur. Son offset de  $25\mu V_{max}$  assure un bon réglage de la tension continue avant d'attaquer le CAN. Son gain est fixé a  $G_2 = 2$  avec deux résistances  $R_7 = 2k\Omega$  et  $R_6 = 1k\Omega$  :

$$G2 = 1 + \frac{R_7}{R_6} \quad (3.3)$$



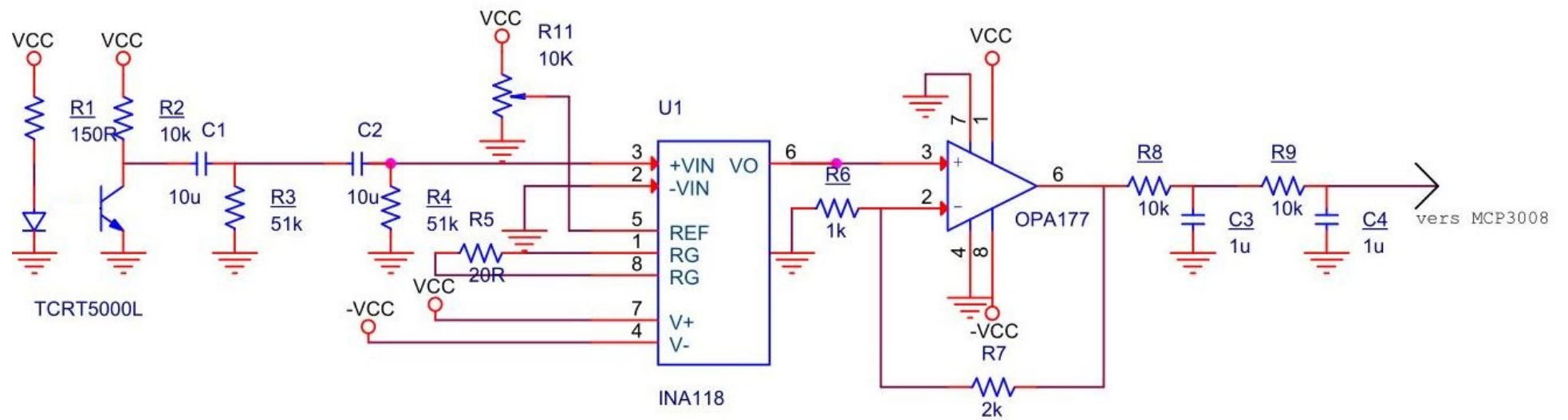


FIGURE 3.2 – Schéma électrique du circuit de conditionnement du signal PPG

### 3.3 SYSTÈME D'ACQUISITION ET DE TRAITEMENT DES DONNÉES

Il existe un grand nombre de plateformes de développement à base de microprocesseur performant qui facilitent le développement de nouvelles applications et la réalisation de projet de petite et moyenne envergure. Issue de projet communautaire celles ci sont de faible cout, certaine sont propriétaires et d'autres libres. C'est surtout cette dernière classe qui grâce à son économie logiciel a favorisé l'avancement des système embarqué. Trois cartes très populaires, issues d'origines diverses, symbolisent pour partie cette tendance : Arduino, Raspberry Pi et BeagleBone.

Dans cette partie du projet, il est question d'implémenter sur une plateforme Raspberry pi (Model-B), un programme d'acquisition et de traitement de données issus de capteur PPG.

#### 3.3.1 Architecture de la carte de développement

Étant décrit comme un mini ordinateur, le raspberry pi compte un microprocesseur ARM (ARM1176JZ(F)-S) à instructions réduites RISC 32bits, une mémoire RAM d'une capacité de 512Mo, un ensemble d'entrées/sorties : GPIO, USB, Ethernet, une sortie audio et une sortie video (HDMI, VGA) le tout géré par un système d'exploitation.

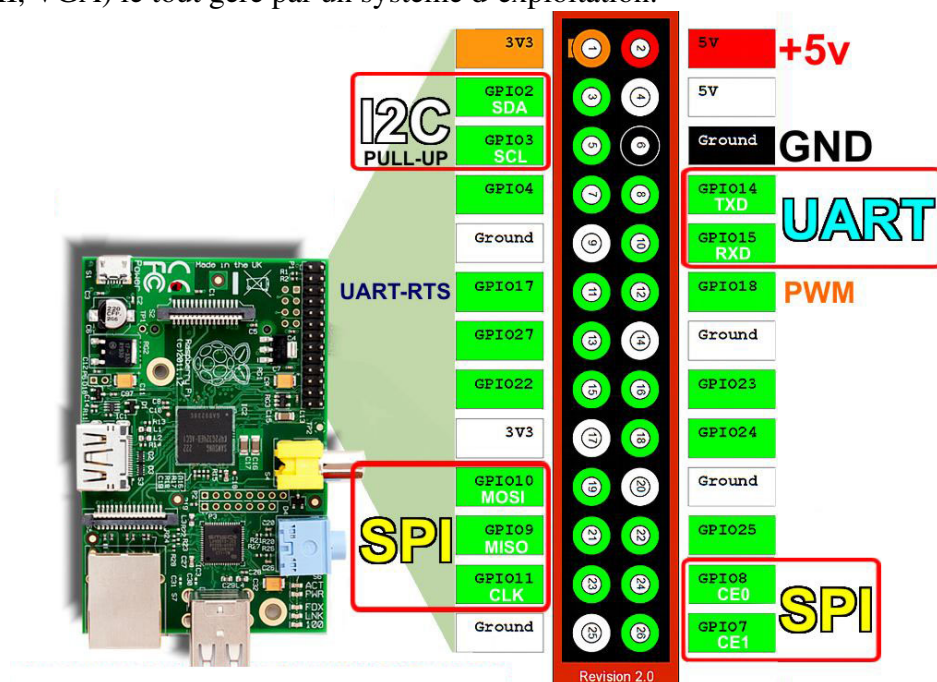


FIGURE 3.3 – Les entrées/sorties numériques du Raspberry Pi

La carte dispose d'un nombre de pins limités (GPIO), 26 au total, qui permettent la communication, la commande ou bien l'acquisition de données. Toutes sont numériques et supporte différent protocole de communication dont SPI, I2C et UART. Les GPIO sont manipulées soit par un script Bash soit avec du code C ou Python.

En effet, la gestion des ressources matériel du Raspberry se fait par une distribution officielle à base Debian/ARM appelé Raspbian. Il existe cependant d'autres distributions comme OpenSuse, Fedora et XBIAN qui sont utilisées selon l'orientation de l'application soit : éducation, serveur, média-center, multimédia, jeux et émulateurs(retro-gaming)...etc.

L'accès au Raspberry pi se fait de deux manières :

- Soit avec accès direct via une sortie vidéo et USB où l'utilisateur utilise une interface graphique pour y imprimer ces programmes.
- Soit par protocole SSH, qui nous permet grâce à un câble Ethernet d'accéder au terminal. Une configuration de l'interface Ethernet s'impose car les deux appareils doivent être en visibilité sur le réseau. La configuration de son adresse IP se fait via le fichier *interfaces* se trouvant dans le répertoire : */etc/network/*.

### 3.3.2 Système d'acquisition

L'acquisition est l'une des parties les plus importantes du projet, une mauvaise acquisition peut engendrer des erreurs qui s'accumulent tout le long de la chaîne de traitement. Étant donné que le Raspberry pi ne dispose pas d'entrée analogique, nous allons donc adapter ces entrées en ayant recours à un convertisseur analogique numérique. Dans cette partie nous allons donc expliquer comment interfacer ce convertisseur (le MCP3008) à notre carte de développement.

Le MCP3008 communique grâce à un protocole de communication série appelé SPI, il est donc important de bien comprendre le fonctionnement de ce protocole et de prendre connaissance des exigences du MCP3008.

#### 3.3.2.1 Protocole SPI

La liaison SPI (*Serial Peripheral Interface*) est un bus de données série synchrone qui opère en Full Duplex. Les circuits communiquent selon un schéma maître-esclaves, où le maître contrôle la totalité de la communication. Plusieurs esclaves peuvent coexister sur le même bus et la sélection du destinataire se fait par une ligne dédiée entre le maître et l'esclave appelée CS (*Chip Select*).

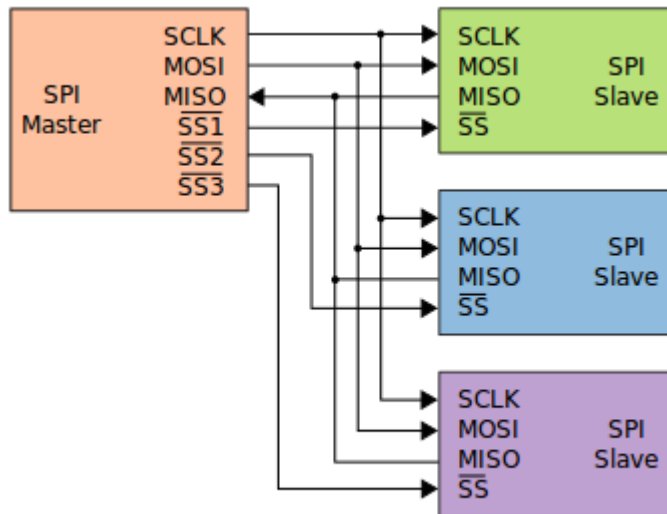


FIGURE 3.4 – Communication par bus SPI (maitre-esclaves)

Cette communication nécessite au moins quatre lignes pour connecter les périphériques au bus(fig. 3.4). Trois d'entre eux sont partagé entre les esclaves :

- Master in slave out (*MISO*) : Transfère la donnée de l'esclave vers le maitre.
- Master out slave in (*MOSI*). Transfère la donnée du maitre vers l'esclave.
- Serial clock (*SCLK*) : Cette horloge est toujours générée par le maître et utilisée pour synchroniser la transmission entre les périphérique.

En plus de ces trois connexions, on utilise  $n$  autres connexions pour les  $n$  périphériques esclaves sur le bus. Chacune d'elles représente respectivement le bit de sélection (ou Chip select *CS/SS*) de chaque esclave. Le maître ne peut y sélectionner qu'un seul esclave à la fois en envoyant un état bas sur cette ligne.

Le fonctionnement du bus SPI est comme suit : Les deux périphérique maître et esclave possèdent à l'intérieur un registre à décalage et lorsque un des circuits est sélectionné, *MISO* et *MOSI* sont utilisé pour connecter ces registres, tandis que l'horloge *CLK*, générée par le maître, enclenche l'opération de décalage, réalisant ainsi la lecture et l'écriture simultanément (fig 3.5).

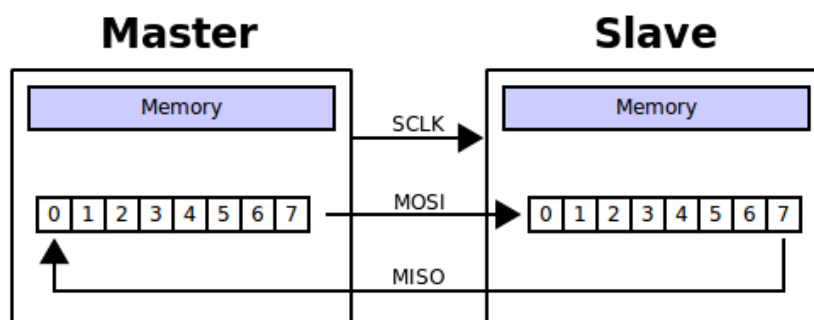


FIGURE 3.5 – Opérations de lecture et d'écriture au sein d'une communication SPI : Échange de données entre les buffers par une opération de rotation

En plus du réglage de fréquence de l'horloge, le maître doit aussi configurer la polarité et la phase de celle ci respectivement *CPHA* et *CPOL*. Ces paramètres définissent le mode de communication SPI, il en existe quatre et sont symbolisés par la notation (*CPHA*,*CPOL*) :

- lorsque *CPOL*=0 la valeur initiale de l'horloge est un zéro :
- lorsque *CPOL*=1 la valeur initiale de l'horloge est un Un (inversion de polarisation) :

*CPHA*=0 signifie échantillonnage sur le premier top d'horloge, et *CPHA*=1, échantillonnage au second top horloge, sans tenir compte du fait que c'est au front montant ou descendant. Notons aussi que pour *CPHA*=0, la donnée doit être stable sur un demi cycle avant le premier.

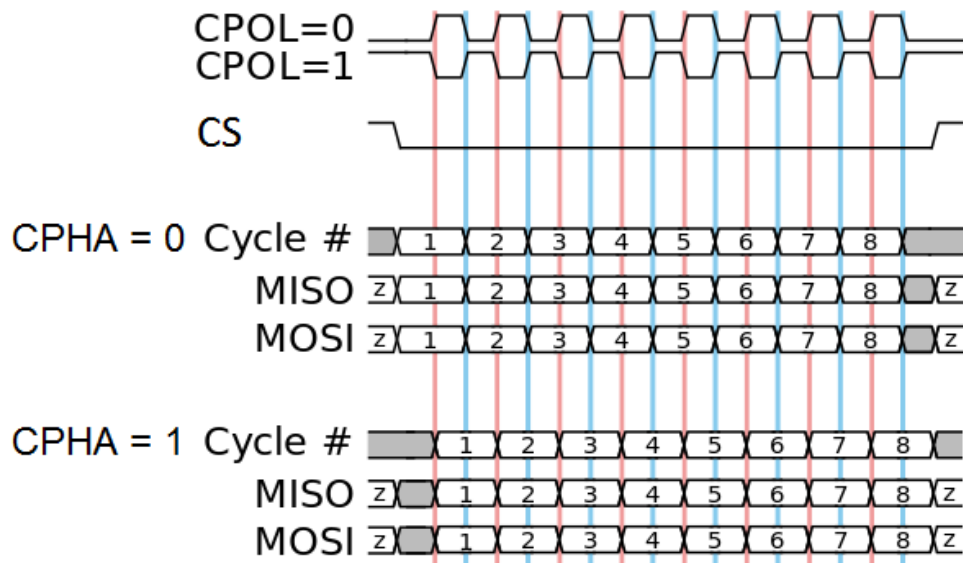


FIGURE 3.6 – chronogramme d'une communication SPI : illustrant différents modes de communication définie par les combinaisons de (*CPHA*,*CPOL*)

L'avantages du SPI est qu'elle permet atteindre un débit très élevé (>10Mbps), et présente une flexibilité du nombre de bits à transmettre. Tous les esclaves partagent un bus commun (*CLK*, *MISO* et *MOSI*) et il n'existe aucune collision possible. Ses inconvénients par contre est que ce bus monopolise plus de pattes et il ne dispose d'aucun adressage possible. Le protocole n'a pas d'acquittement et il ne peut y avoir qu'un seul maître sur le bus.

### 3.3.2.2 Communication CAN-Raspberry Pi

Le convertisseur analogique/numérique MCP3008 dispose de huit canaux, en sortie simples ou différentielles, ce qui permet de lire les informations de huit capteurs. Il peut échantillonner jusqu'à 200 000 échantillons par seconde, offrant une résolution de 10 bits, en d'autre terme il peut distinguer 1024 valeurs distinctes. Avec une tension de référence 5V on aura une résolution de 4.88mV largement suffisant pour un signal de sortie de l'ordre du Volt.

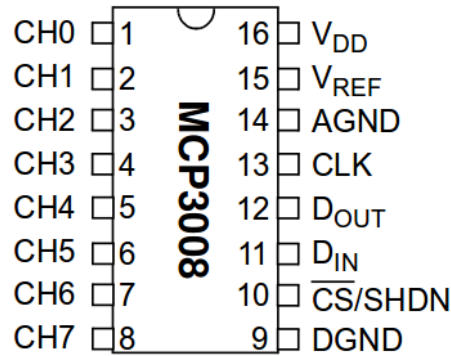


FIGURE 3.7 – Boitier du convertisseur analogique numérique - MCP 3008

En générale on connecte la pin  $V_{DD}$  à l'alimentation 3.3V ou 5V du Raspberry Pi.  $AGND$  et  $DGND$  sont connecté à la masse et la pin  $V_{REF}$  à la tension de référence qui représente la plus grande valeur que le convertisseur peut interpréter. L'équation qui relie la valeur numérique en sortie de  $D_{OUT}$  ( $MOSI$ ) à sa valeur analogique est donnée par la formule suivante :

$$V_D = \frac{1024 \times V_{IN}}{V_{REF}} \quad (3.4)$$

ou  $V_{IN}$  est la tension analogique et  $V_{REF}$  est la tension de référence.

Le *MCP3008* dispose d'une interface SPI dont les pins sont nativement prédéfinie par le constructeur. Il existe plusieurs bibliothèques qui permettent d'y accéder et d'y configurer le protocole. Cette communication est décrite sur la figure 3.8 et se déroule sur un échange de trois octets en mode 0 :

- Le Raspberry étant le maitre sélectionne le convertisseur en mettant le bit de sélection de ce dernier à l'état bas. Le Raspberry envoi le premier octet 0x01 servant à signaler le début de la séquence. Au même moment le MCP3008 se prépare pour la conversion et envoie un octet, par défaut nul, en direction du maitre.
- Le maitre envoie ensuite un second octet dont le quartet significatifs est : (SGL / DIFF, D2, D1 et D0) qui indique le numéro du canal et le type de conversion à effectuer (asymétrique ou différentielle) comme indiqué sur les tableaux 3.1 et 3.2.  
L'esclave répond simultanément par renvoi des deux bits significatifs de la conversion (bits 8 et 9, c.f. figure 3.8).
- Le maitre envoie un autre octet *don'tcare* à son l'esclave qui répond à son tour en envoyant le reste de la conversion analogique numérique, les bits 0 à 7.

Pour terminer le Raspberry Pi ordonne ensuite ces bits afin de former une valeur numérique de 10 bits qui résulte de la conversion.

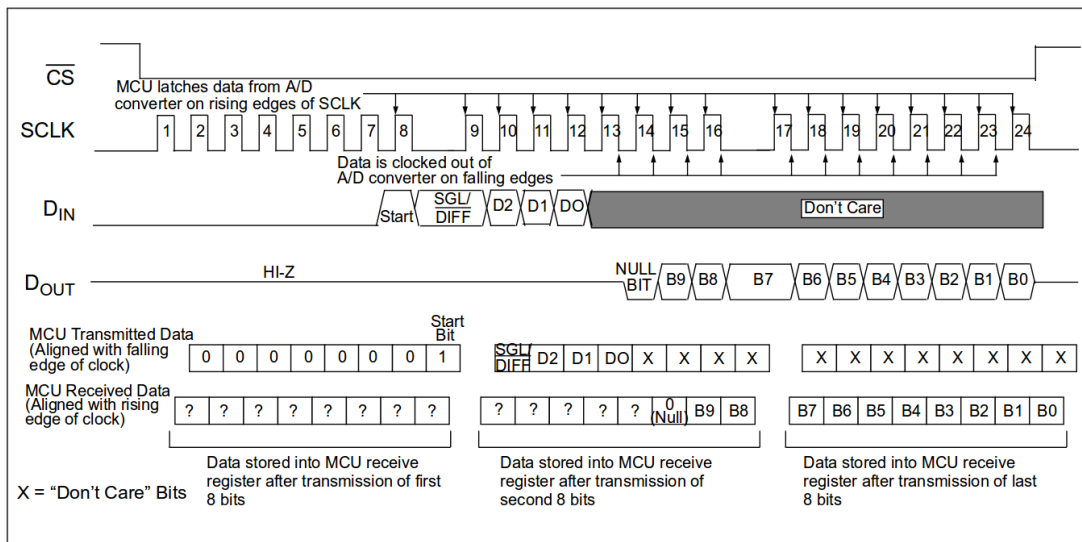


FIGURE 3.8 – Chronogramme expliquant la communication avec le convertisseur analogique numérique MCP3008 [Datasheet MCP3008]

TABLE 3.1 – Différentes configurations du convertisseur analogique numérique MCP3008 en mode asymétrique (un seul canal)[Datasheet MCP3008]

Single/Diff	D2	D1	D0	Input Configuration	Channel Selection
1	0	0	0	Single-ended	CH0
1	0	0	1	Single-ended	CH1
1	0	1	0	Single-ended	CH2
1	0	1	1	Single-ended	CH3
1	1	0	0	Single-ended	CH4
1	1	0	1	Single-ended	CH5
1	1	1	0	Single-ended	CH6
1	1	1	1	Single-ended	CH7

TABLE 3.2 – Différentes configurations du convertisseur analogique numérique MCP3008 en mode différentiel (deux canaux)[Datasheet MCP3008]

Single/Diff	D2	D1	D0	Input Configuration	Channel Selection
0	0	0	0	differential	CH0-CH1
0	0	0	1	differential	CH1-CH0
0	0	1	0	differential	CH2-CH3
0	0	1	1	differential	CH3-CH2
0	1	0	0	differential	CH4-CH5
0	1	0	1	differential	CH5-CH4
0	1	1	0	differential	CH6-CH7
0	1	1	1	differential	CH7-CH6

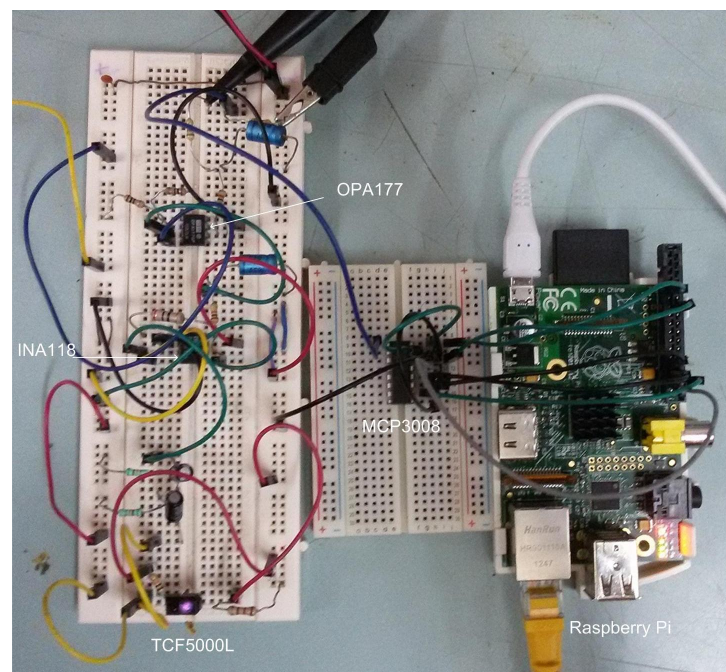


FIGURE 3.9 – Image du dispositif réalisé

### 3.3.3 Programmes d'acquisition et du traitement temps réel

Il existe deux difficultés principales à la réalisation d'une application temps réels strict :

- Matérielle : La dérive de l'horloge par rapport au temps réel.
- Logicielle : Le fait que le Raspberry Pi contient une distribution GNU/Linux appelé Raspbian, dite à temps partagé, qui n'est pas dédié pour du temps-réel strict.

L'OS à temps partagé, comme son nom l'indique, partage le temps d'exécution de tous les processus qui tournent sur la machine, et essaie au mieux de répondre à la contrainte de temps imposée, sans garantir d'y parvenir. Cependant, le fait que notre application nécessite une fréquence d'échantillonnage relativement faible ( $125Hz$ ) devant l'horloge du système, réduit grandement les difficultés citées ci-dessus.



### 3.3.3.1 Structure générale de l'algorithme

Dans notre application il est question d'élaborer un programme temps réel qui fait l'acquisition et le traitement des signaux PPG. L'algorithme sera écrit en langage C et plus précisément à l'aide de la programmation système[27].

Lorsqu'il s'agit de mettre au point une application temps réel une première étape est la division en plusieurs processus. En général, les système d'exploitation réservent un processus à chaque application, sauf certaines exceptions qui demandent à exécuter plusieurs taches en parallèle.

Pour ce faire, on emploie souvent les notions de processus et de thread. Les processus permettent de dupliquer le programme principal afin d'en former deux ou plusieurs nouveaux processus, exécutant chacun un bout du code principal. Cependant, les thread sont plus simple à manier et occupe moins d'espace mémoire. Le principal avantage des threads par rapport aux processus, est la facilité et la rapidité de leur création, tous les threads d'un même processus partagent le même espace d'adressage, et donc toutes les variables. Cela évite l'allocation de tous ces espaces lors de la création [27].

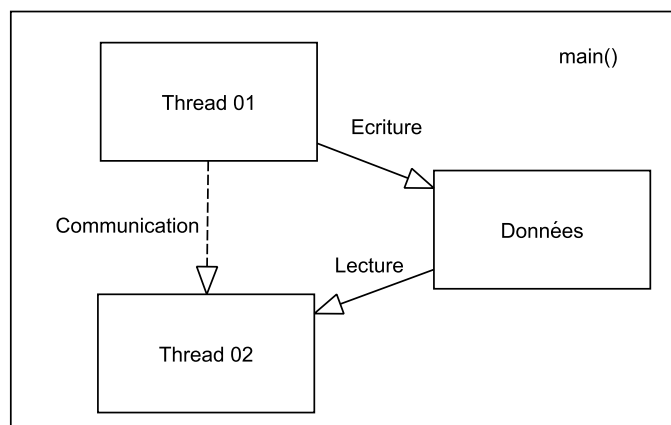


FIGURE 3.10 – Création des deux threads d'acquisition et de traitement à partir du `main()`

Dans la plupart des systèmes d'exploitation, chaque processus possède un espace d'adressage et un thread de contrôle unique, le thread principal. Du point de vue programmation, ce dernier exécute le `main`. Par contre, si ce dernier se termine avant les deux autres thread cela met fin à l'exécution de l'application. Par conséquent, on doit donc lui ordonner d'attendre la fin des threads sans quoi l'application n'aurait pas atteint son objectif.

Lorsque deux thread qui traitent et partagent les mêmes variables (figure 3.10) certains conflits peuvent être causés. En effet, quand un threads cherche à lire ces variables, au même moment l'autre thread pourrait les changer, ce qui entrainerait de faux résultats quant à la mesure de la pulsation cardiaque. Il existe une solution qui permet la synchronisation des thread : les conditions. Lorsqu'un thread doit attendre une condition pour exécuter sa tâche, nous pouvons le mettre en attente jusqu'à ce que la condition est remplie. Ainsi, le deuxième thread doit

patienter jusqu'à ce qu'a ce que l'autre thread ait atteint un nombre suffisant d'échantillons pour qu'il puisse se lancer, sinon il reste bloqué tant que celle-ci n'est pas réalisée.

Toutes les fonctions et types de données relatifs aux threads sont déclarés dans le fichier d'entête `<pthread.h>`. Les fonctions de `<pthread.h>` ne font pas partie de la bibliothèque standard du C. On doit donc ajouter `-lpthread` sur la ligne de commande lors de l'édition de liens du programme [27].

Jusqu'à présent nous avons présenté de manière globale la façon dont ces deux sous-programmes interagissent, le paragraphe suivant présente leur implémentation.

### 3.3.3.2 *Lecture du port SPI*

Le premier thread fait appel à une communication SPI pour exécuter l'opération d'échantillonnage. Le fichier d'entête `wiringSPI.h`, destiné pour la Raspberry pi, permet une manipulation très aisée de ce protocole. Elle contient des fonctions qui permettent la configuration de l'horloge de synchronisation, le mode de communication, ainsi que l'échange de données entre les périphériques.

### 3.3.3.3 *Synchronisation des échantillons*

Certaines tâches comme l'échantillonnage peuvent s'exécuter de manière périodiques. Autrement dit, cette tâche doit toujours débiter une nouvelle exécution après l'écoulement d'une certaine période de temps. Dans certains cas, cette périodicité doit être très stricte et rigoureuse. Ainsi, l'application doit s'exécuter en utilisant directement le temps fourni par l'horloge système permettant de gérer la périodicité plus précise des tâches. Cette fonction est appelé depuis la bibliothèque `"pthread.h"`.

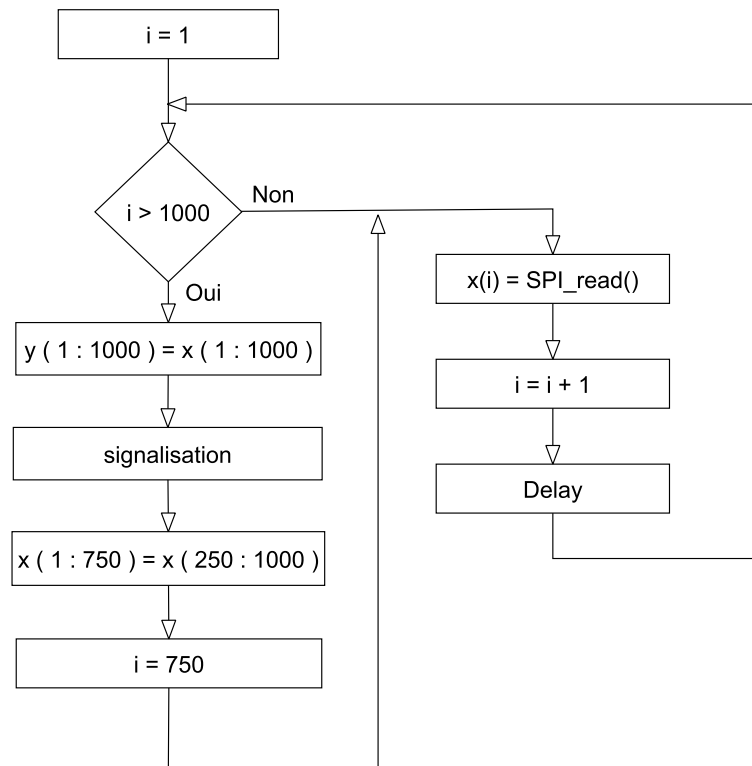


FIGURE 3.11 – Organigramme du thread chargé de l’acquisition : la fenêtre est constituée de 1000 échantillons et se déplace d’un pas de 250

#### 3.3.3.4 Programme de traitement

Une fois l’acquisition des échantillons de la fenêtre en cours achevée, le premier thread envoie un signal au second afin que celui ci exécute son traitement. Ce dernier calcule la fréquence cardiaque directement par transformé de fourrier rapide (FFT) en utilisant l’algorithme récursive, Cooley-Tukey , permettant de réduire en complexité et par conséquent gagner en temps d’exécution. En effet la complexité de l’algorithme est de  $O(N \log(N))$  contre  $O(N^2)$  pour l’algorithme de la DFT.

Le seul paramètre existant et qui est utilisé lors du traitement est Nfft on l’a fixé à 4096 points obtenant une résolution de 1,8bpm.

# Chapitre 4

## APPLICATION POUR L'ESTIMATION DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE : RÉSULTATS ET INTERPRÉTATIONS

### 4.1 CAS D'ÉTUDE

Les algorithmes ont été appliqués sur la base de données de la compétition ICASSP signal processing cup 2015 [10], où le problème de réduction de bruit a été proposé. Ces données ont été recueillies à partir de dispositifs placés sur les poignets de 4 sujets qui exercent une course rapide sur un tapis roulant. Le dispositif compte, trois accéléromètres ainsi que deux capteurs PPG identiques qui opèrent à une longueur d'onde de  $609nm$  et qui sont placés l'un à côté de l'autre, séparés d'une distance de  $2cm$ . Des capteurs ECG sont fixés sur la poitrine de chaque sujet afin d'y comparer les résultats obtenus par différents algorithmes.

Les données recueillies sont échantillonnées à une fréquence de  $125Hz$  sur une durée de  $5min$  puis sauvegardés sous forme de fichier MAT contenant dans une matrice ordonnées en ligne comme suit :

- ECG
- PPG1
- PPG2
- Accéléromètre 1
- Accéléromètre 2
- Accéléromètre 3

Pour le  $i^{ième}$  sujet, le fichier résultant portera le nom suivant : "DATA\_ $i$ \_" suivie du type d'exercice accompli (*TYPE01* ou *TYPE02*) tels que indiqué au tableau suivant :

TABLE 4.1 – Type d'exercice accompli par les sujets du cas d'étude

Durée	TYPE01	TYPE02
30sec	Repos	Repos
01min	8 km/h	6 km/h
01min	15km/h	12km/h
01min	8 km/h	6 km/h
01min	15km/h	12km/h
30sec	repos	repos

On a estimé la fréquence cardiaque sur ces  $5min$  avec une fenêtre de  $8sec \equiv 1000\text{échantillons}$  qui glisse chaque  $2sec \equiv 250\text{échantillon}$ , ceci nous donne 147 valeurs de la fréquence cardiaque sur cette durée, on les a ensuite comparés avec la fréquence de référence donnée par l'ECG en utilisant les métriques présentés dans la section suivante.

## 4.2 MÉTRIQUES DE PERFORMANCES

Afin mesurer les performances de l'estimation de la fréquence cardiaque on utilisé les métriques suivantes en utilisant comme référence la fréquence cardiaque estimée à partir de l'ECG :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum |BPM_{est}(i) - BPM_{ref}(i)| \quad : \text{Moyenne de l'erreur} \quad (4.1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (|BPM_{est}(i) - BPM_{ref}(i)| - \mu)^2} \quad : \text{Ecart type de l'erreur} \quad (4.2)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (|BPM_{est}(i) - BPM_{ref}(i)|)^2 \quad : \text{Erreur quadratique moyenne} \quad (4.3)$$

$$= \mu^2 + \sigma^2 \quad (4.4)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad : \text{Racine de la MSE} \quad (4.5)$$

$$R(\%) = 100 \times \frac{RMSE_f - RMSE_d}{RMSE_f} \quad : \text{Réduction de la RMSE} \quad (4.6)$$

Le rapport  $R$  illustre la réduction de la RMSE sur la fréquence cardiaque estimée à partir de deux signaux : après filtrage numérique uniquement (indice  $f$  : filtered) et après réduction de bruit (indice  $d$  : denoised).

**Remarque** Plus rigoureusement les formules précédentes devraient être notés avec des chapeaux " $\hat{\phantom{x}}$ ", car ne disposant que d'un nombre fini d'échantillons ils ne représentent que des estimés des valeurs réelles.

### 4.3 RÉSULTATS DE L'ESTIMATION DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE APRÈS TRAITEMENT AVEC FILTRES ADAPTATIFS

Les filtres adaptatifs ont été codés sur Matlab et les sections qui suivent présentent la fréquence cardiaque estimée sur le signal après traitement avec la méthode fréquentielle ; la méthode d'autocorrélation donne des résultats peu satisfaisant car les MA sont assez puissant pour masquer les harmoniques de la fréquence cardiaque.

A titre de comparaison les figures présentent aussi la fréquence cardiaque estimée à partir des signaux sans traitement. Un tableau et une figure en barres d'erreurs résumant les performances sur les quatre sujets sont présentés après les résultats de chaque filtre. N'ayant pas de signal de référence pour sélectionner les paramètres optimaux des filtres ( ordre, pas d'adaptation, matrices de covariances . . .etc ) on les a sélectionnés de façon expérimentale en suivant la méthode du *essais-erreur* (*guess and check*).

#### 4.3.1 Traitement avec le filtre LMS

Les résultats qui suivent on été obtenus pour un filtre d'ordre  $L = 80$  et un pas d'adaptation  $\mu = 1.68 \times 10^{-7}$ , ces paramètres ont été sélectionné de façon expérimentale de façon à avoir les meilleurs résultats.

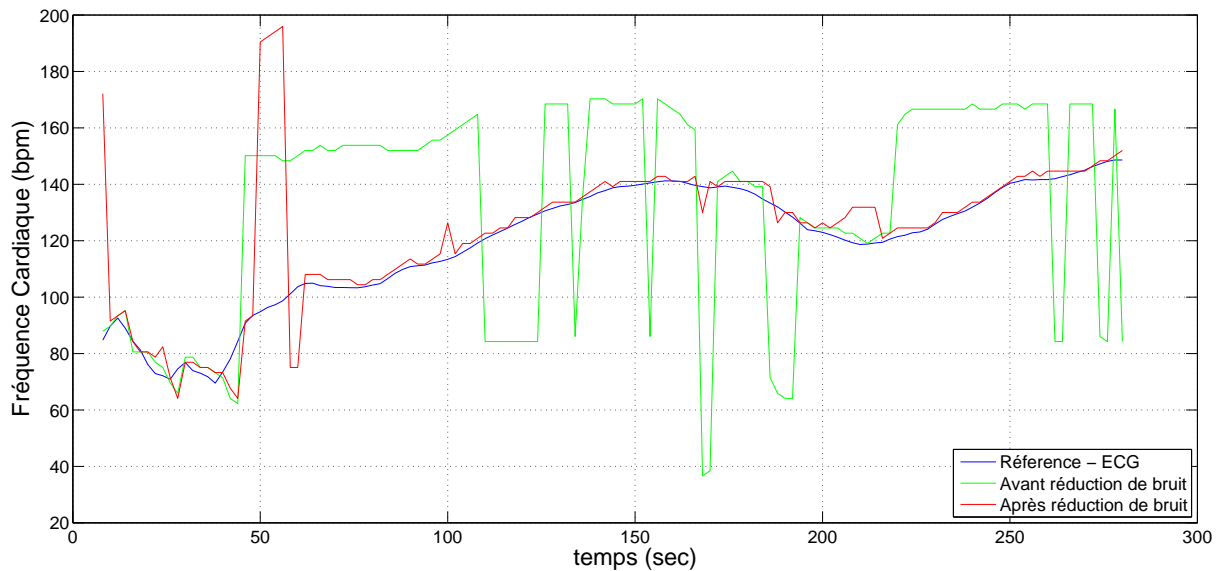


FIGURE 4.1 – Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre LMS

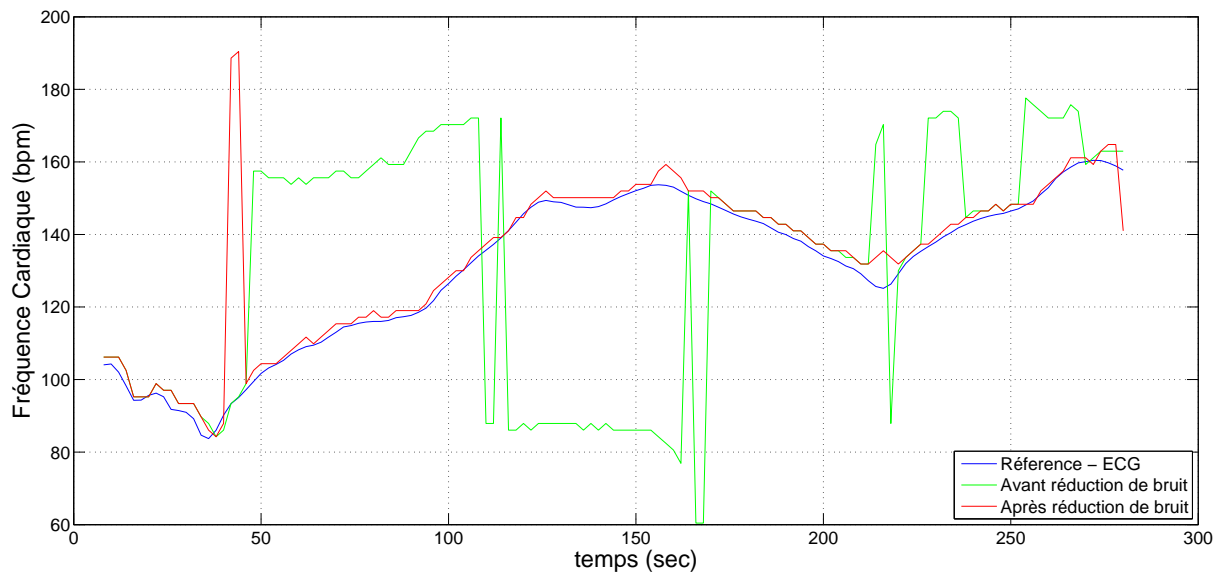


FIGURE 4.2 – Fréquence cardiaque du sujet 3 avant et après réduction de bruit avec le filtre LMS

TABLE 4.2 – Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre LMS

<b>sujet</b>	$\mu_f$	$\mu_d$	$\sigma_f$	$\sigma_d$	$RMSE_f$	$RMSE_d$	$R(\%)$
<b>1</b>	24.06	8.33	26.68	17.12	35.92	19.03	47.02
<b>2</b>	31.00	6.37	21.52	17.79	37.74	18.90	49.92
<b>3</b>	27.96	3.57	25.79	11.38	38.04	11.93	68.65
<b>4</b>	6.18	3.34	13.39	9.40	14.75	9.98	32.32
<b>moyenne</b>	22.30	5.40	21.85	13.92	31.61	14.96	39.58

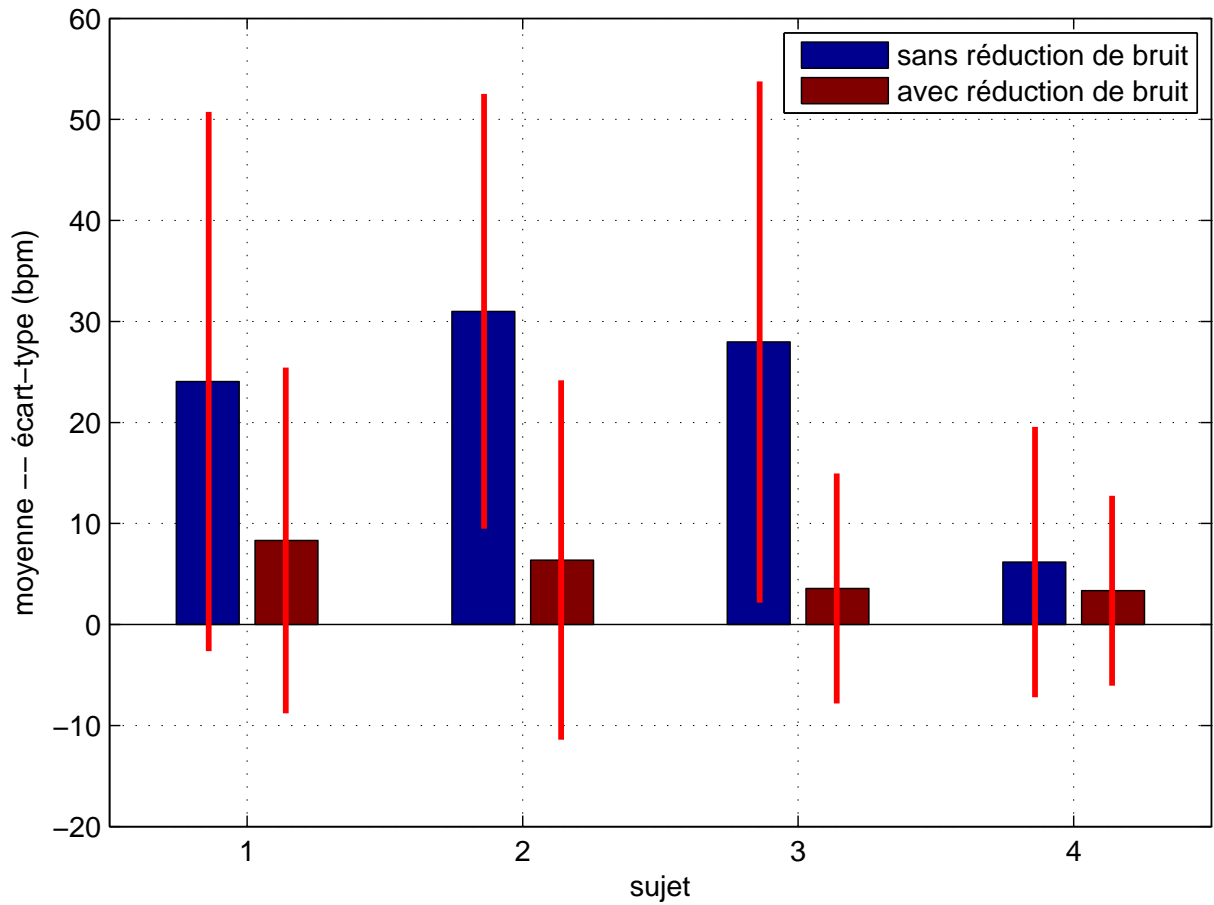


FIGURE 4.3 – Moyenne et écart-type de l’erreur de l’estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre LMS

#### 4.3.2 Traitement avec le filtre NLMS

Les résultats qui suivent ont été obtenus pour un filtre d’ordre  $L = 80$  et un pas d’adaptation  $\mu = 1.68 \times 10^{-7}$ , ces paramètres ont été sélectionnés de façon expérimentale de façon à avoir les meilleurs résultats.



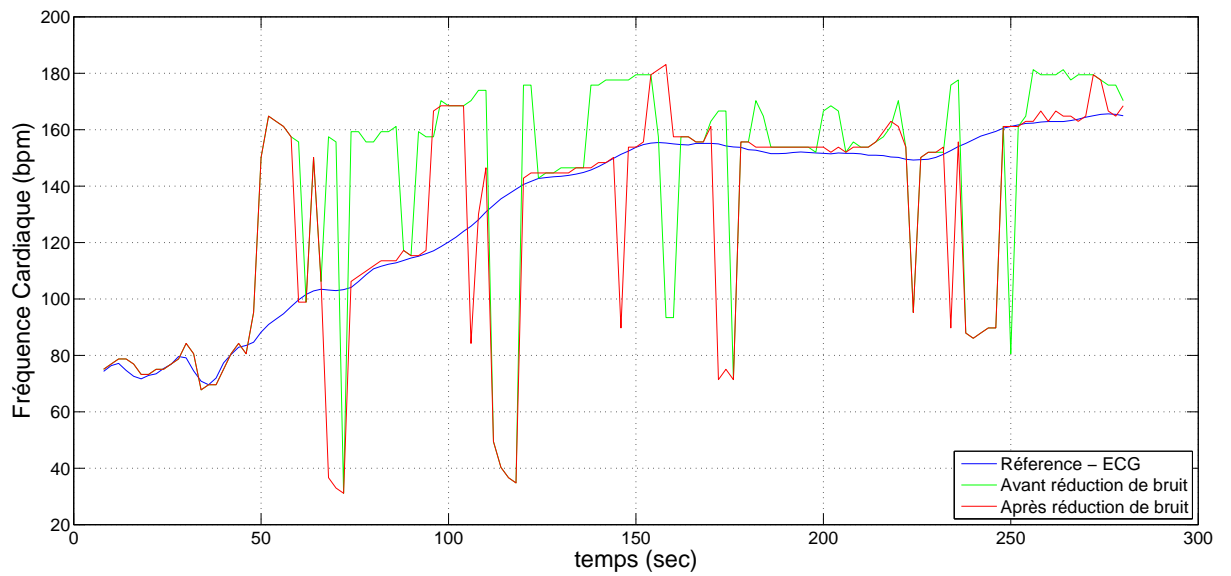


FIGURE 4.4 – Fréquence cardiaque du sujet 1 avant et après réduction de bruit avec le filtre NLMS

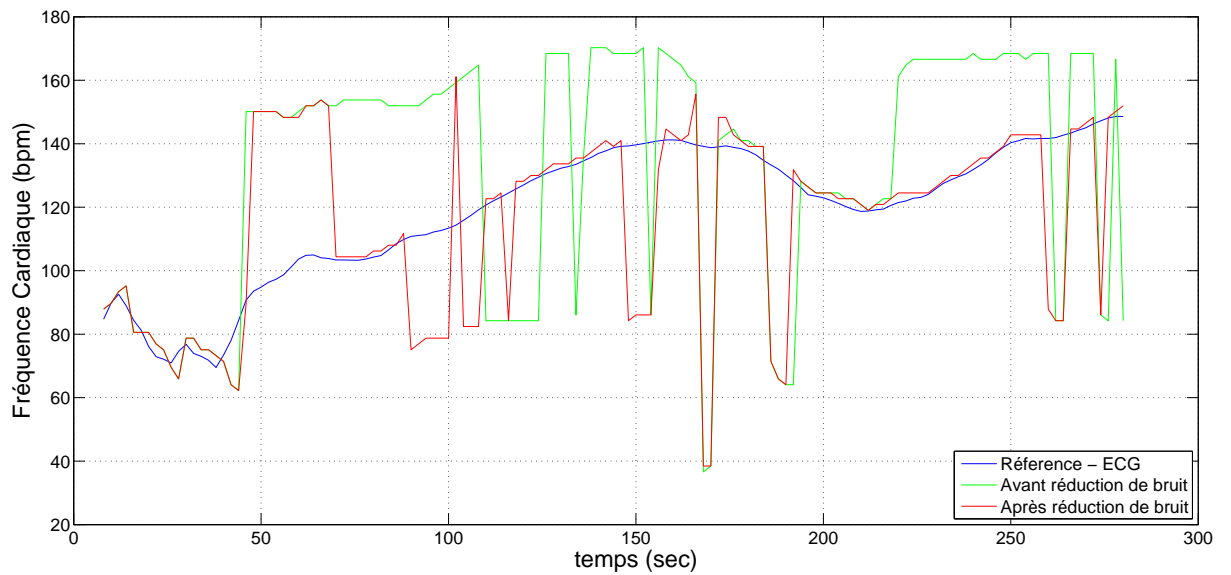


FIGURE 4.5 – Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre NLMS

TABLE 4.3 – Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre NLMS

<b> sujet </b>	$\mu_f$	$\mu_d$	$\sigma_f$	$\sigma_d$	$RMSE_f$	$RMSE_d$	$R(\%)$
<b> 1 </b>	24.06	17.21	26.68	28.03	35.92	32.89	8.45
<b> 2 </b>	31.00	14.99	21.52	22.88	37.74	27.35	27.51
<b> 3 </b>	27.96	8.40	25.79	18.63	38.04	20.43	46.29
<b> 4 </b>	6.18	6.09	13.39	12.95	14.75	14.31	2.99
<b> moyenne </b>	22.30	11.67	21.85	20.62	31.61	23.75	17.05

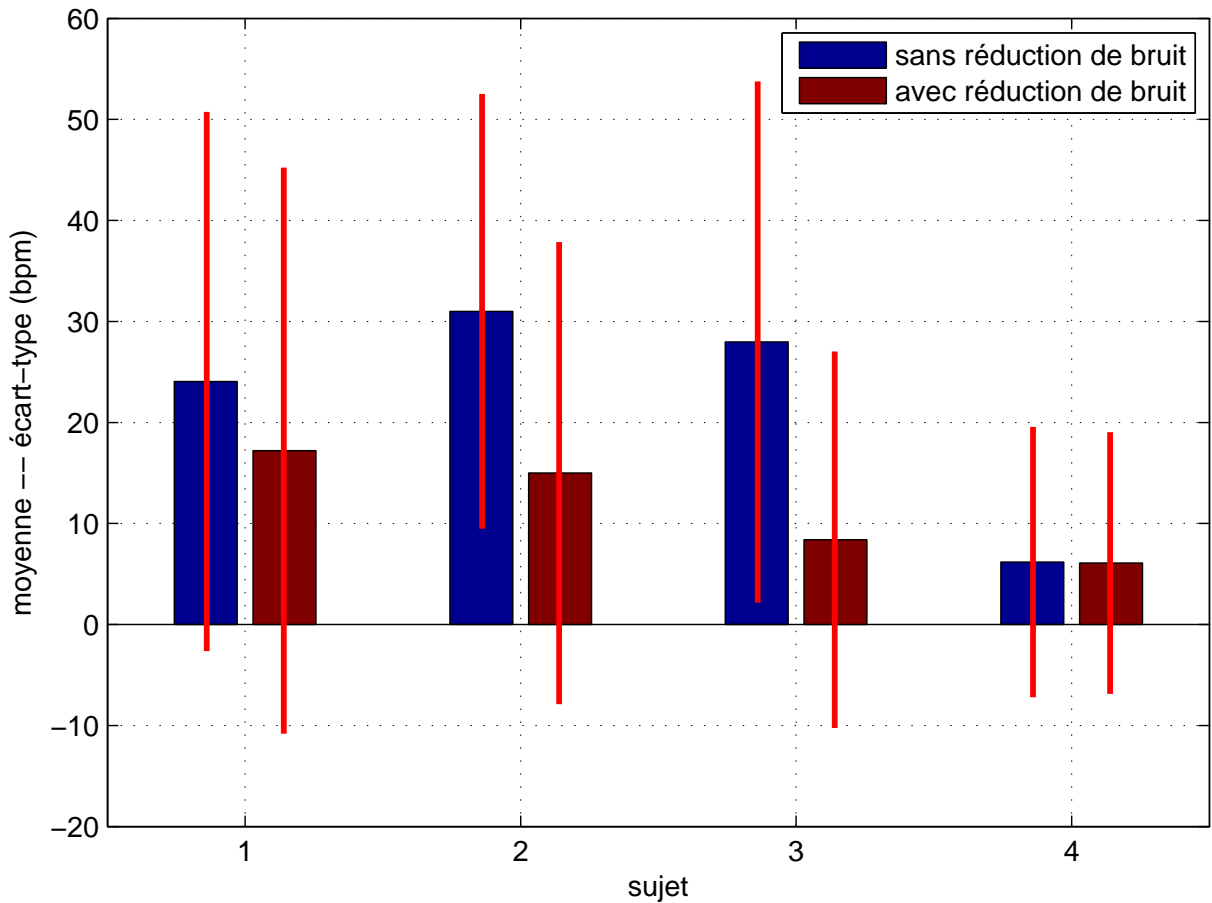


FIGURE 4.6 – Moyenne et écart-type de l’erreur de l’estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre NLMS

### 4.3.3 Traitement avec le filtre Kalman

Les résultats qui suivent ont été obtenus pour un filtre d’ordre  $L = 64$ ,  $\sigma_n = 1$  et  $\sigma_e = 10^4$ . Ces paramètres ont été sélectionnés de façon expérimentale. Leur procédé de sélection dans les projets de recherche se fait en fixant l’un à 1 ( puisque’on sait que les performances des estimations du filtre de Kalman ne dépendent que du rapport  $\sigma_n/\sigma_e$  [21] ), et on sélectionne la valeur de  $\sigma_e$  qui donne le maximum d’intercorrélacion avec un signal de référence (e.g. capteur est au repos). Par exemple dans l’article [21], les chercheurs ont positionné un capteur sur l’index gauche et un capteur sur l’index droit du sujet, uniquement l’un des deux sera soumis à un mouvement et la sélection du paramètre optimal se fait en traçant la courbe suivante :

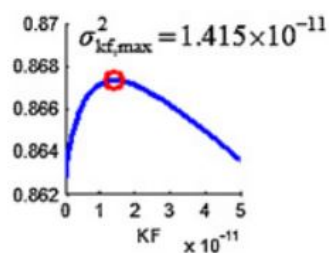


FIGURE 4.7 – Variation du maximum de corrélation normalisé en fonction de  $\sigma_{kf}$  - [21]

Ne disposant pas de signal de référence pour sélectionner les paramètres optimaux en ce sens, nous avons sélectionnés expérimentalement les paramètres qui donnent la plus faible erreur quadratique moyenne sur l'estimation de la fréquence cardiaque.

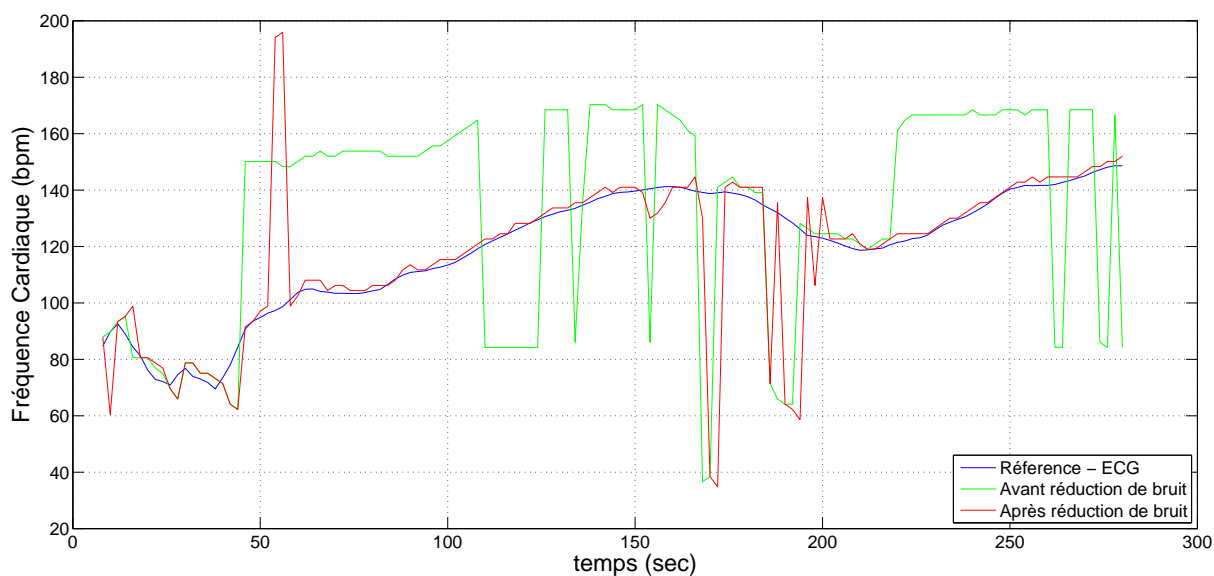


FIGURE 4.8 – Fréquence cardiaque du sujet 2 avant et après réduction de bruit avec le filtre KALMAN

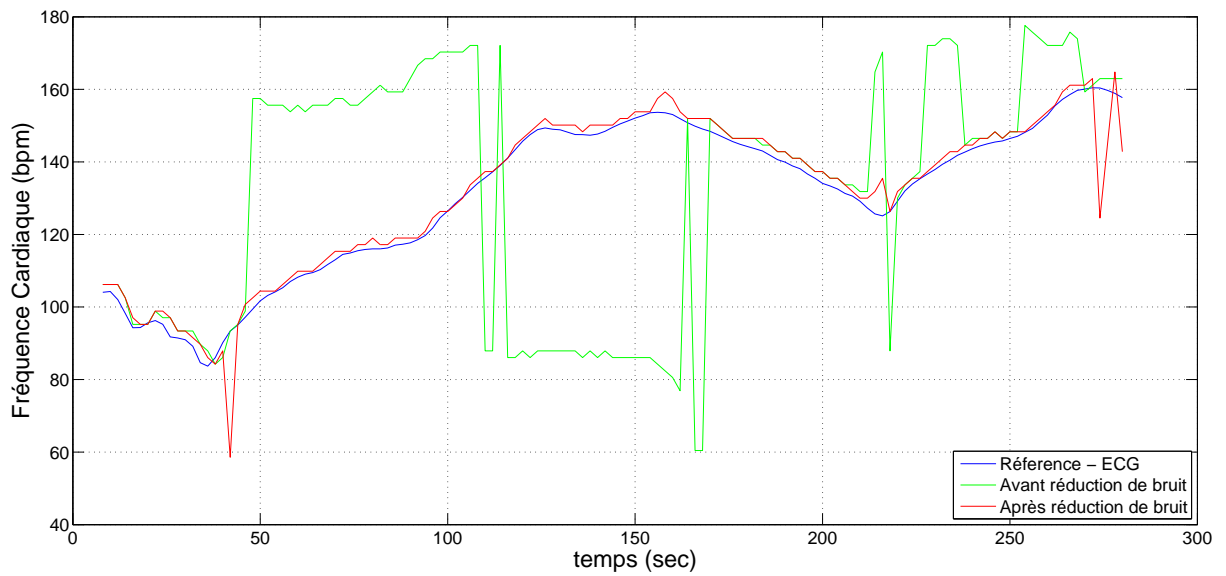


FIGURE 4.9 – Fréquence cardiaque du sujet 3 avant et après réduction de bruit avec le filtre Kalman

TABLE 4.4 – Moyenne , écart-type, RMSE et réduction de la RMSE sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre de Kalman

<b> sujet </b>	$\mu_f$	$\mu_d$	$\sigma_f$	$\sigma_d$	$RMSE_f$	$RMSE_d$	$R(\%)$
<b> 1 </b>	24.06	7.91	26.68	15.19	35.92	17.13	52.32
<b> 2 </b>	31.00	7.65	21.52	19.61	37.74	21.05	44.21
<b> 3 </b>	27.96	2.60	25.79	4.52	38.04	5.22	86.28
<b> 4 </b>	6.18	2.26	13.39	2.60	14.75	3.44	76.67
<b> moyenne </b>	22.30	5.10	21.85	10.48	31.61	11.71	51.90

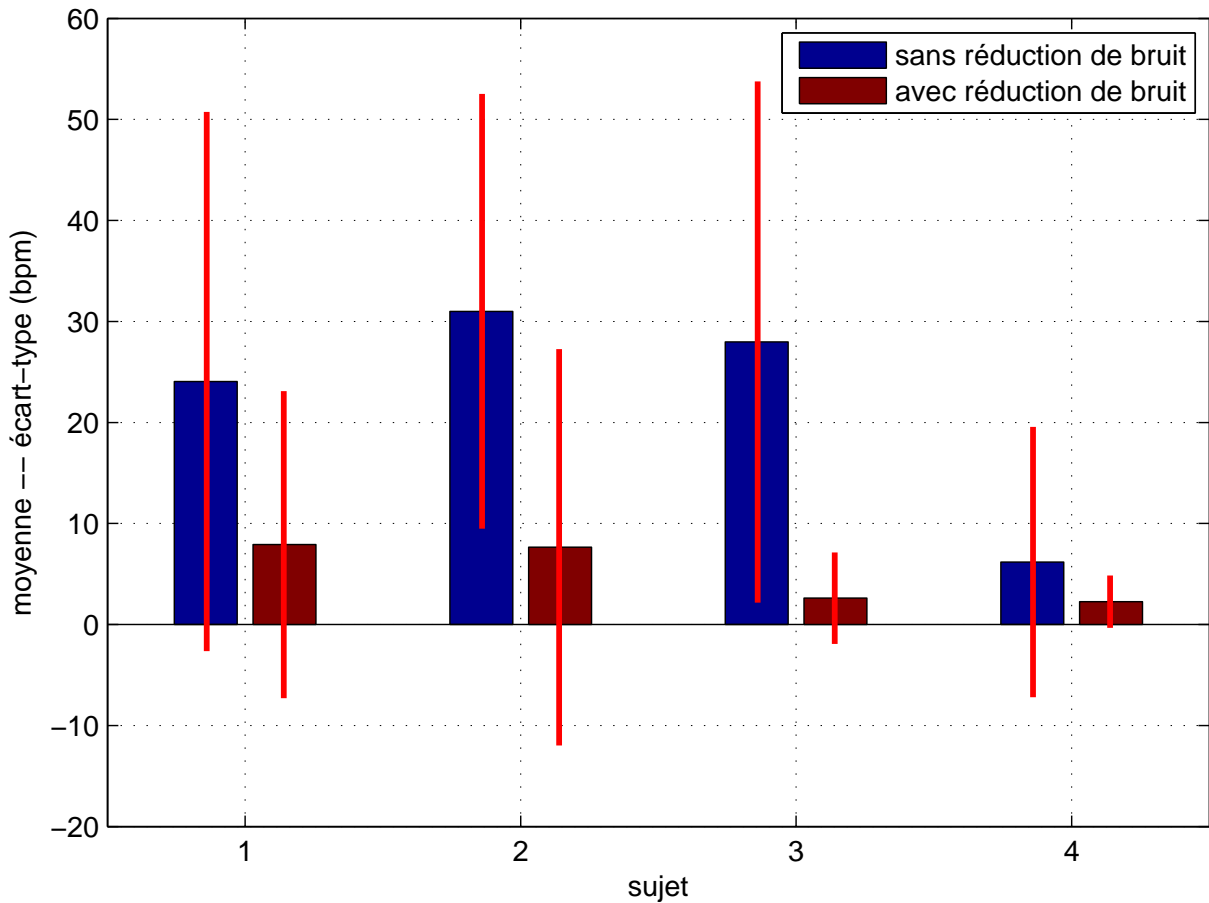


FIGURE 4.10 – Moyenne et écart-type de l’erreur de l’estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec le filtre KALMAN

#### 4.3.4 Discussion des résultats

En moyenne, les meilleures performances sont ceux du filtre de Kalman, suivi du LMS et du NLMS. Pour le NLMS la normalisation n’apporte pas de gain notable, car la puissance du signal PPG reste relativement constante, de plus la normalisation introduit un léger changement du pas d’adaptation effectif  $\mu_{eff} = \mu / (u_k^T u_k + \delta)$ , ce qui perturbe la convergence à chaque glissement de la fenêtre d’observation, ce qui donne une mauvaise réduction de bruit. L’estimateur perd le pic de la fréquence cardiaque autour de la transition du repos vers l’exercice physique (c.f. figure 4.8  $t \simeq 60s$  et 4.2  $t \simeq 40s$ ), ceci montre un certain délai pour la convergence des filtres lors d’un changement brusque du signal.

On remarque une réduction de la RMSE pour tous les filtres et tous les sujets, cette réduction vient principalement de la réduction de l’erreur moyenne ; l’écart-type quant à lui n’est pas significativement réduit, on remarque aussi qu’il est plus grand que la moyenne ; ceci est dû principalement à deux causes : la présence de valeurs extrêmes de l’erreur (e.g. lors de la transition repos vers l’exercice) et le nombre fini de points (147) sur lesquels on estime les paramètres statistiques.

## 4.4 RÉSULTATS DE LA MÉTHODE TROIKA

TROIKA est un algorithme issu de plusieurs constatations de l'évolution de la fréquence cardiaque. En effet, il ne dispose d'aucune formulation mathématique du problème permettant d'estimer directement les MA[8]. Ceci dit que les performances de cette algorithme ne peuvent être tracées et on ne se contentera donc que des résultats trouvés à partir des données de la compétition. Dans les paragraphes qui suivent, nous allons essayer de tirer les paramètres optimaux de l'algorithme pour ensuite l'appliquer à ces données afin d'en analyser les résultats.

### 4.4.1 Paramètres optimaux

L'algorithme considère que la corrélation fréquentielle entre les MA et les données des accéléromètres comme étant suffisante pour en extraire les interférences. Le bloc analyse des spectres singuliers (SSA) comporte deux paramètres essentielles qu'il faut optimiser à savoir : les dimensions de la matrice trajectoire et le nombre de valeurs singulières considérées  $N_\sigma$ .

Les dimensions de la matrice trajectoire sont fonction de la longueur ( $L$ ) des vecteurs retardés. Celle ci est choisie de sorte qu'elle détermine la plus longue périodicité capturée par ce bloc, donc la plus faible pulsions cardiaque détectable. Par conséquent, ce paramètre est choisi dans une plage valeurs allant de 100 à 400 échantillons correspondant respectivement à 75 et 20 battements par minute[8].

Analyser toutes les composante du signal s'avère très rigoureux en temps et en calcul. Il faut donc chercher une valeur optimale à partir de laquelle les performances de l'algorithme ne seront pas dégradés. Il est donc préférable de se limiter à un nombre de valeurs singulières fixe sans pour autant éliminer le signal d'intérêt. SSA est appliqué à deux signaux respectivement au repos et en présence de mouvement puis calculer l'erreur quadratique moyenne du signal résultant par rapport au signal référence.

Les résultats de l'analyse du bloc SSA au repos, sont représentés aux figures (4.11, 4.12) et en mouvement aux figures (4.13, 4.14). Ces résultats ont été obtenus en paramétrant  $L$  à 400 sans tenir compte des accélérations (sans réduction de bruit) et en traçant l'allure du signal reconstitué avec différent nombre de valeurs singulières considérées : Le premier tracé a été obtenu avec les 4 premières valeurs singulières et le second avec les 20 premières.

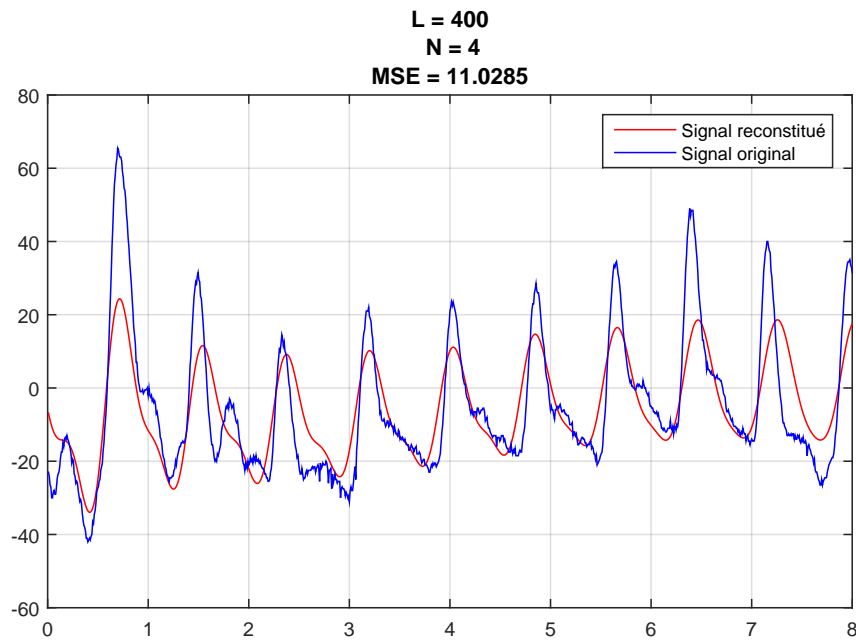


FIGURE 4.11 – SSA appliqué sur le sujet 1 (au repos) sans réduction de bruit : On fixé la dimension L à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour  $N_{\sigma} = 4$

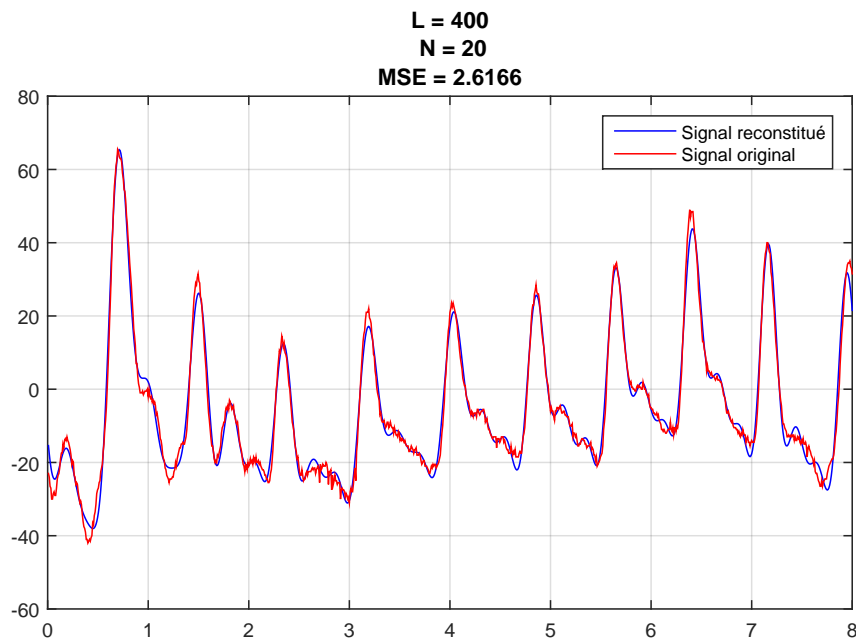


FIGURE 4.12 – SSA appliqué sur le sujet 1 (au repos) sans réduction de bruit : On fixé la dimension L à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour  $N_{\sigma} = 20$

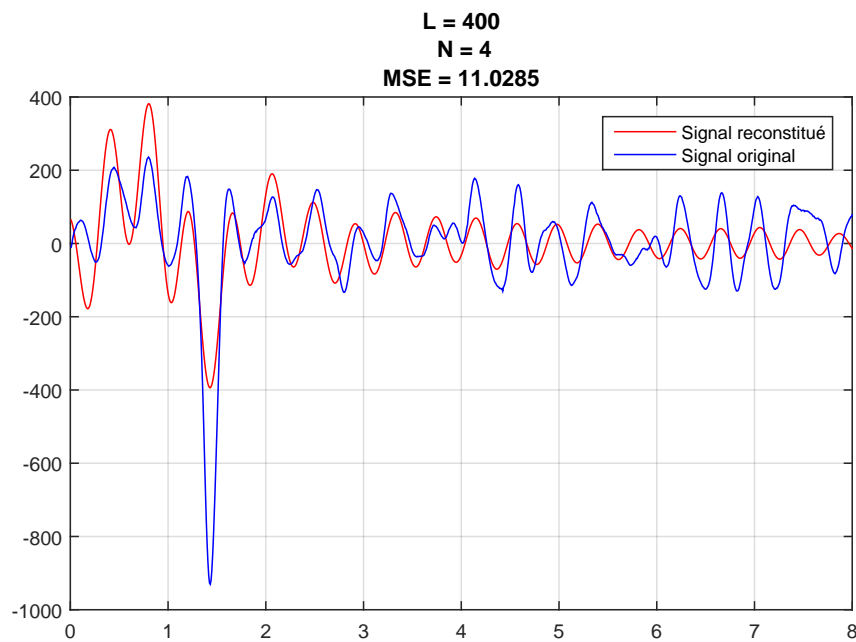


FIGURE 4.13 – SSA appliqué sur le sujet 1 (en mouvement) sans réduction de bruit : On fixe la dimension  $L$  à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour  $N_{\sigma} = 4$

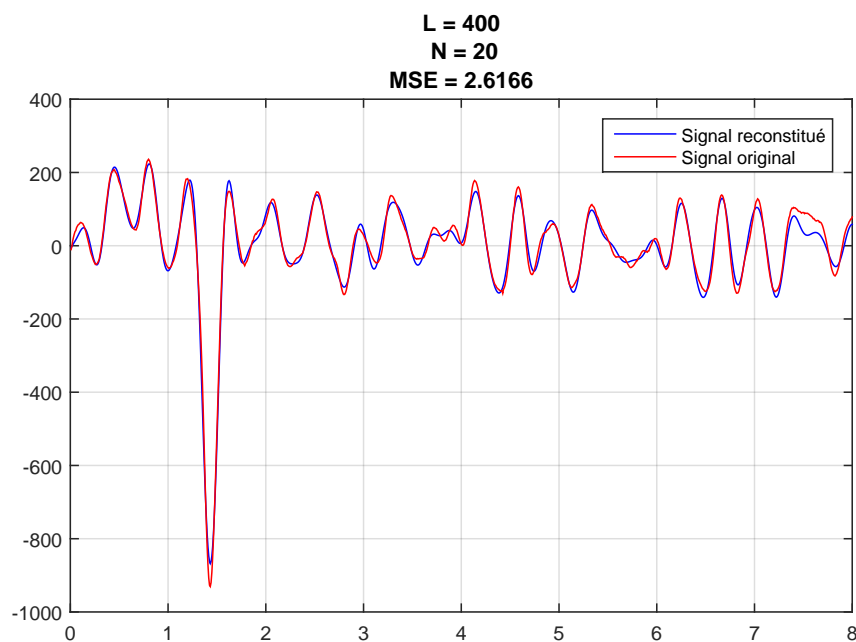


FIGURE 4.14 – SSA appliqué sur le sujet 1 (en mouvement) sans réduction de bruit : On fixe la dimension  $L$  à 400 et on a trace l'allure du signal reconstitué par SSA pour  $N_{\sigma} = 20$

### Interprétation

Dans un premier temps, on a observé qu'au travers les résultats obtenus que, plus en choisit un nombre de valeurs singulières élevé plus le signal reconstitué se rapproche du signal réel. Dans un second temps, ce nombre devient insuffisant quand le capteur est soumis à des artefacts (interférences) rajoutant d'autres composantes au signal PPG. Effectivement il serait plus judicieux d'augmenter ce nombre afin de satisfaire les deux situations.



Comme le présenté sur les figures 4.15 et 4.16, ces résultats vont nous permettre de déterminer la valeur optimale du paramètre  $N_\sigma$ . Nous utiliserons l'erreur quadratique moyenne, calculé à partir de la différence entre le signal de référence (capteur PPG) et le signal reconstruit, comme indicateur de performance du bloc SSA. La valeur de  $L$  est fixé à 400 et en varie  $N_\sigma$  dans une plage de valeurs comprises entre 1 et 100.

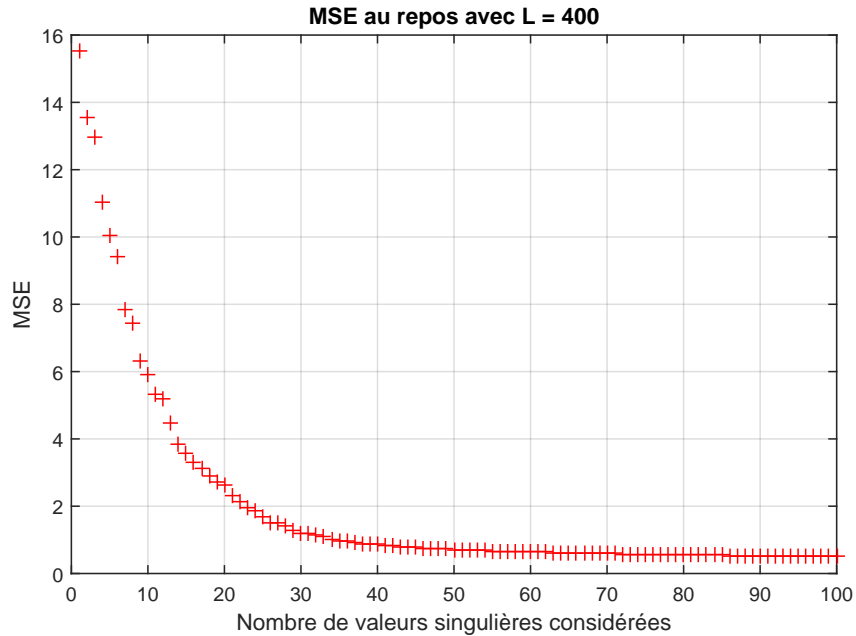


FIGURE 4.15 – Erreur quadratique moyenne en fonction du nombre de valeurs propres en utilisant l'analyse en spectres singuliers sur un sujet au repos avec  $L$  fixé à 400

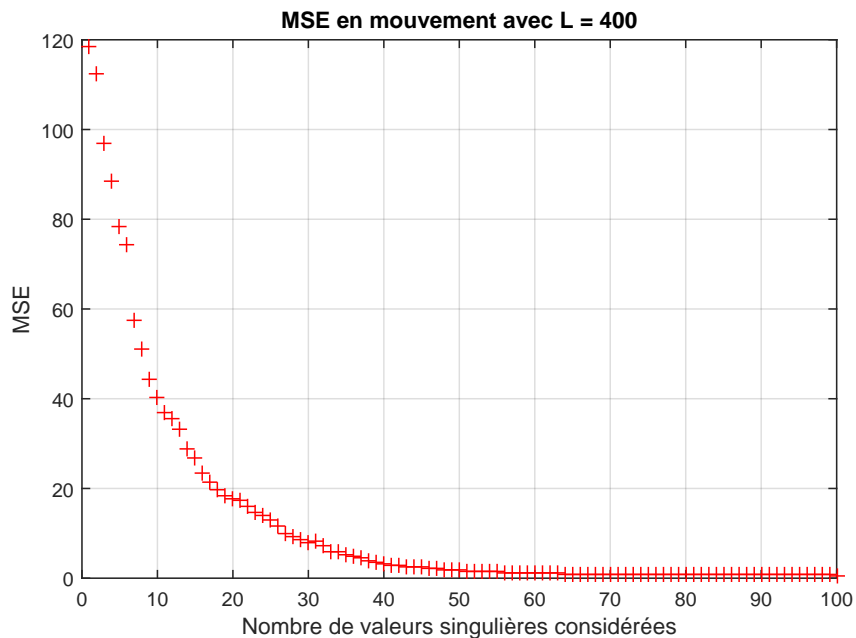


FIGURE 4.16 – Erreur quadratique moyenne en fonction du nombre de valeurs propres en utilisant l'analyse en spectres singuliers sur un sujet en mouvement avec  $L$  fixé à 400

**Interprétation des résultats** Les résultat trouvés démontre que dans les deux situations, l'erreur quadratique moyenne reste fixe pour un nombre de valeurs singulières supérieurs à 70.

## 4.4.2 Résultat des tests

### 4.4.2.1 *Sujet N°01*

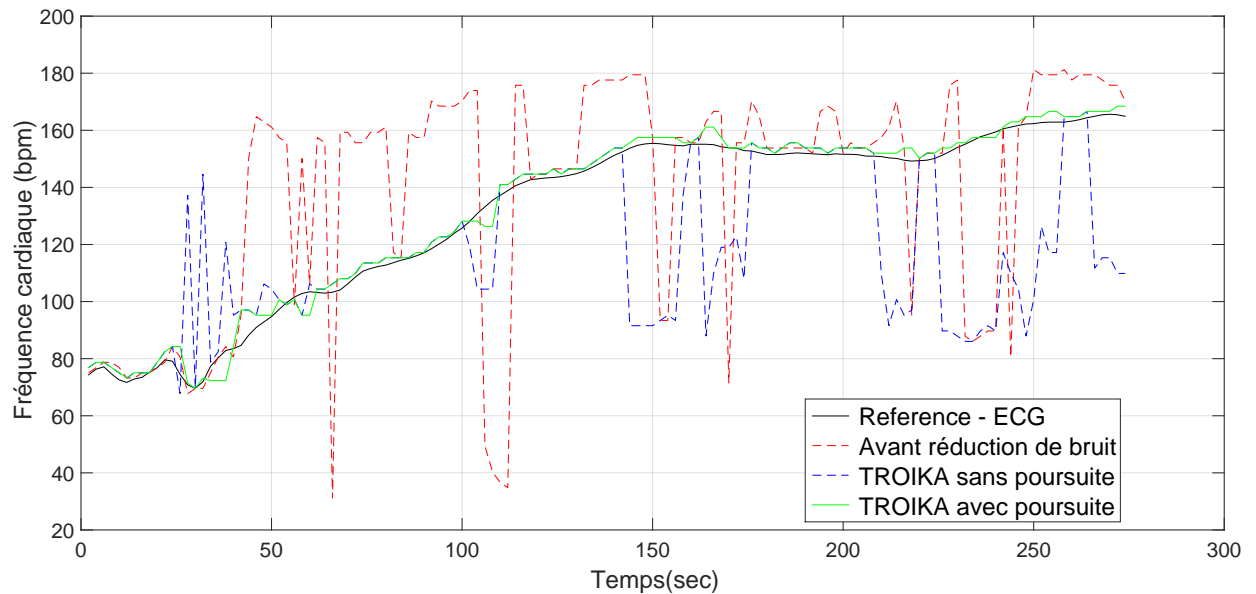


FIGURE 4.17 – Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 1

#### **Remarque :**

Les résultats obtenus sans réduction de bruit sont comparés avec ceux obtenus par TROIKA avec et sans poursuite spectrale. Cette réponse démontre l'efficacité de cet algorithme en présence de mouvement. En effet l'application du periodogramme avant réduction de bruit donne de bon résultat au repos, cependant en présence de mouvement, il diverge et présente une erreur d'estimation assez grande. Le bloc SSA de l'algorithme a permis de réduire la grande majorité des MA à savoir entre la 30<sup>ème</sup> et la 100<sup>ème</sup> seconde ainsi qu'à la 170<sup>ème</sup> et la 210<sup>ème</sup> seconde. Les autres segments de temps, le bloc poursuite spectrale intervient et empêche la divergence de l'algorithme.

#### 4.4.2.2 *Sujet N°02*

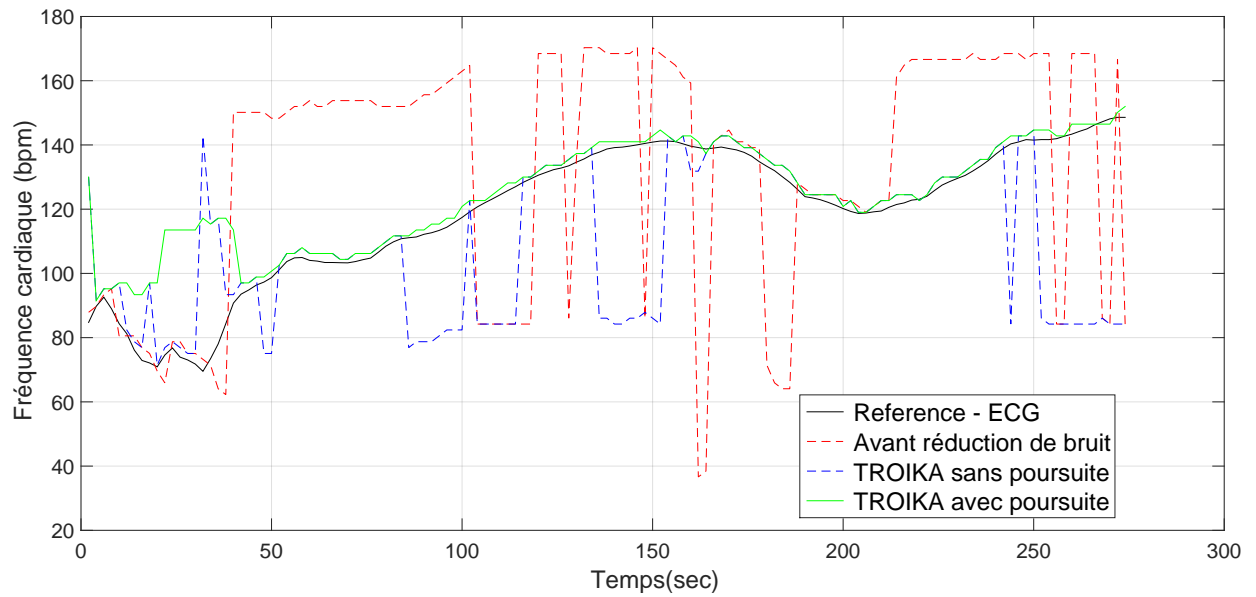


FIGURE 4.18 – Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l'enregistrement correspondant au sujet 2

#### **Remarque :**

D'après les résultats obtenus sur la figure 4.18, on remarque la présence de forts MA sur les intervalle de temps entre la 40<sup>ieme</sup> et 180<sup>ieme</sup> seconde. Ces artéfact ont été supprimés par le bloc SSA dans certain cas, mais dans d'autres la poursuite spectrale à pris la relève pour poursuivre la fréquence cardiaque. Par contre au repos l'algorithme manque son estimation, cela est dû à la présence de bruit, de composantes fréquentielles proches de la pulsation cardiaque, qui ont faussé piste au bloc de poursuite sur cette intervalle.

#### 4.4.2.3 *Sujet N°03*

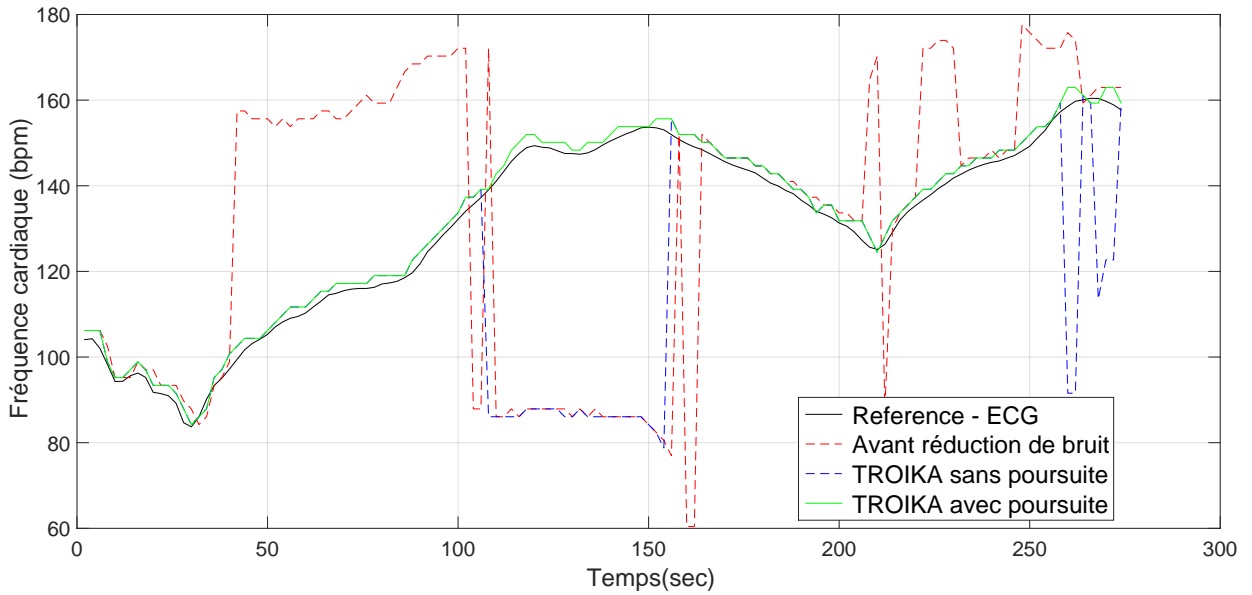


FIGURE 4.19 – Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l’enregistrement correspondant au sujet 3

#### **Remarque :**

Les données pour ce sujet contiennent moins d’artefact et de bruit que les deux précédentes. Les résultats sont évidemment meilleurs et l’algorithme arrive à poursuivre la référence tout le long du test. Le Bloc SSA a permis de supprimer ces artefacts du moins surtout sur l’intervalle allant de la 40<sup>ème</sup> à la 100<sup>ème</sup> seconde.

#### 4.4.2.4 *Sujet N°04*

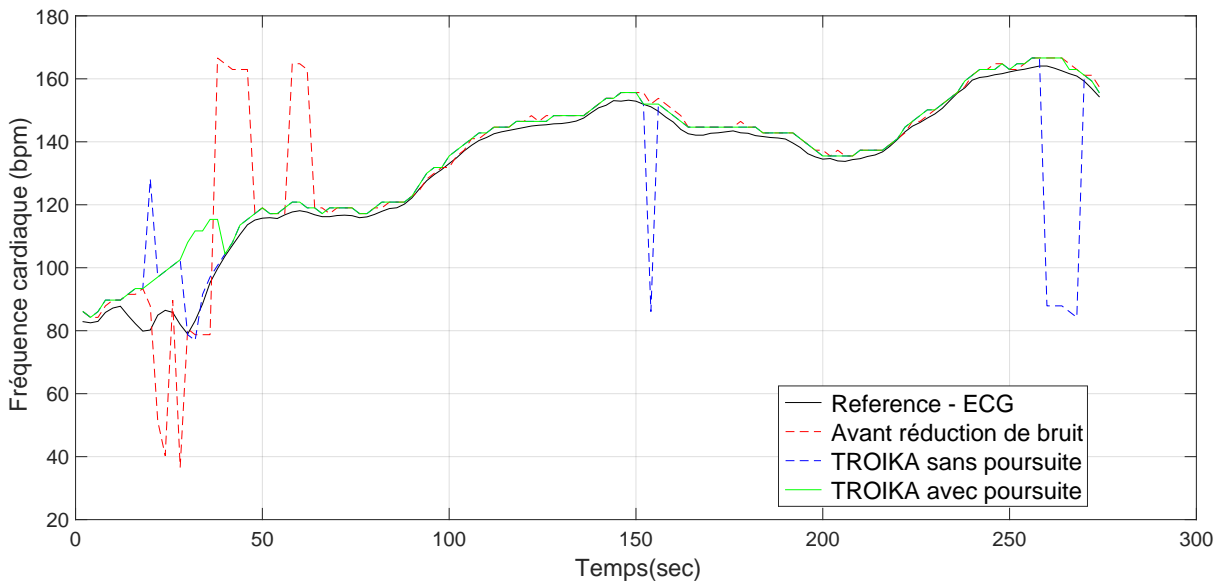


FIGURE 4.20 – Estimation de la fréquence cardiaque en utilisant la méthode TROIKA (avec et sans poursuite) appliquée à l’enregistrement correspondant au sujet 4

**Remarque :**

Les données utilisées pour les résultats illustré sur la figure 4.20 contiennent moins d'artéfact, sauf que, même remarque que pour le sujet N°02 figure 4.18, l'algorithme manque son estimation au repos à cause de présence de sources de bruit qui provoquent la divergence de l'algorithme.

TABLE 4.5 – Moyenne , écart-type, erreur-type et réduction de l'erreur-type sur l'estimation de la fréquence cardiaque après réduction de bruit avec la méthode TROIKA

<b> sujet</b>	$\mu_f$	$\mu_d$	$\sigma_f$	$\sigma_d$	$RMSE_f$	$RMSE_d$	$R(\%)$
<b> 1</b>	24.06	2.45	26.68	2.13	35.92	3.24	90.96
<b> 2</b>	31.00	5.69	21.52	10.71	37.74	12.13	67.87
<b> 3</b>	27.96	1.87	25.79	0.91	38.04	2.08	94.53
<b> 4</b>	6.18	3.35	13.39	4.97	14.75	5.99	59.36
<b> moyenne</b>	22.30	3.34	21.85	4.68	31.61	5.86	78.17

#### 4.4.3 Interprétations

Les résultat obtenus pour les précédents sujets nous ont permis de détecter certaines erreurs d'estimation à savoir celle qui sont du au :

- Bruit du capteur :

En effet le filtre passe bande utilisé ne supprime le bruit que à l'extérieur de la bande passante, laissant des fréquences résiduelle.

- Bloc SSA :

Étant donnée que ce bloc fait appel qu'à la corrélation fréquentielle entre les MA et les données des accélération pour supprimer les interférences, malheureusement cette hypothèse demeure insuffisante toutes les extraire.

- Bloc Tracking : la présence de bruit/interférence composé de fréquences proche de la pulsation cardiaque peut fausser piste au tracking qui se traduit par une fausse estimation.

#### 4.5 RÉSULTAT DE L'ACQUISITION ET DU TRAITEMENT PAR RASPBERRY PI

Afin de s'assurer du bon fonctionnement du programme, il est plus judicieux de procéder à un test individuel de chaque bloc puis de faire le test sur l'ensemble. Cette façon de procéder permet une optimisation par bloc et réduit considérablement le champs de recherche d'éventuelles erreurs de programmation.

### 4.5.1 Bloc acquisition

Nous nous sommes porté volontaires pour tester l'acquisition. La figure (4.21) présente les résultats trouvés sur un intervalle de 8s. Pour cette expérience les résultats sont stockés sur un fichier "MAT" que l'on transporte vers MATLAB afin d'y tracer l'allure du signal et son spectre.

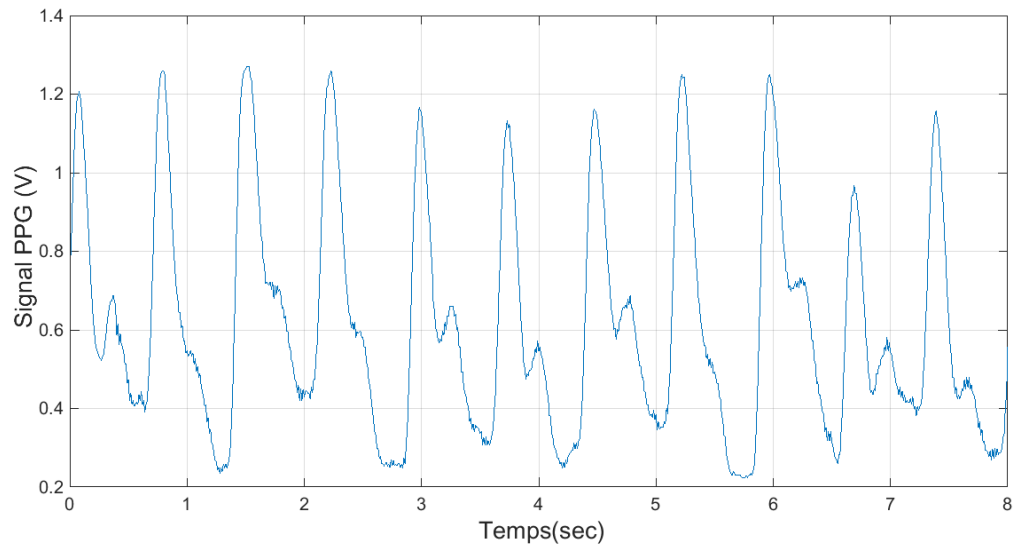


FIGURE 4.21 – Acquisition de données par Raspberry Pi

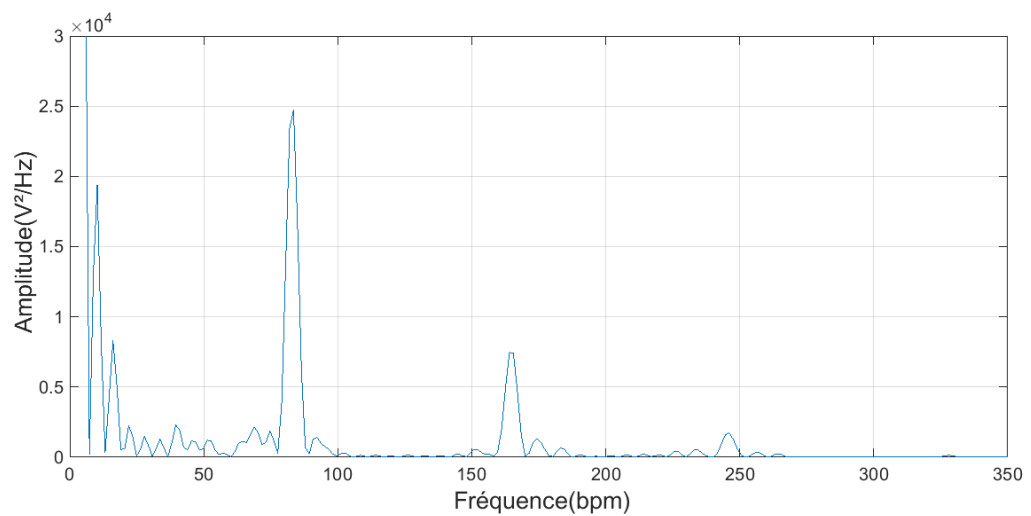


FIGURE 4.22 – Spectre du signal acquis par Raspberry Pi avant filtrage

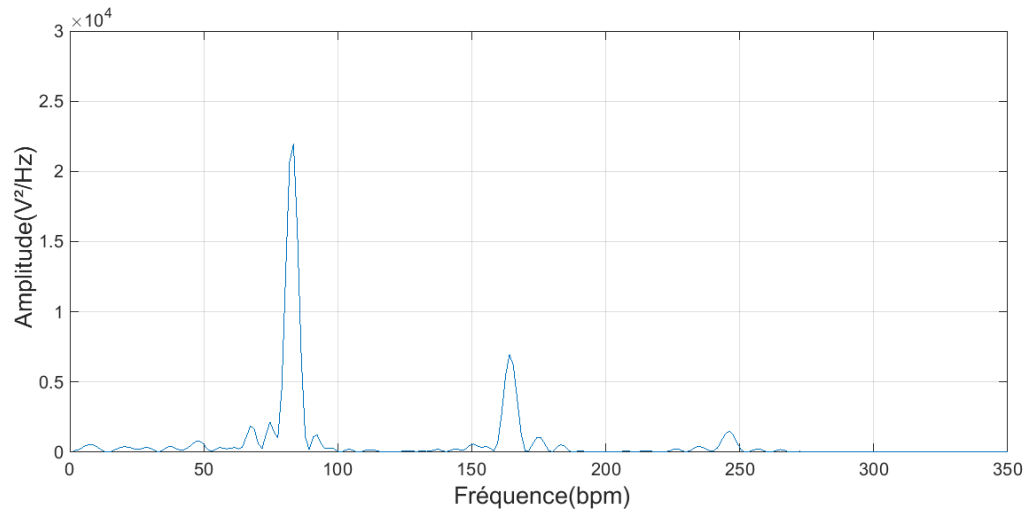


FIGURE 4.23 – Spectre du signal acquis par Raspberry Pi après filtrage

On remarque d'après la figure (4.22) l'apparition de la fréquence principale à  $83bpm$  et de ses deux harmoniques d'ordre deux et trois respectivement à  $164bpm$  et  $246bpm$ . On constate aussi la présence de composante continue (figure 4.22) qui est résultat de l'offset utilisé afin d'échantillonner de façon unipolaire (tension positive uniquement). Cette composante peut être retirée par simple filtre passe haut comme illustré sur la figure (4.23). Ces constatations nous permettent de conclure que le signal récupéré est bien un signal PPG.

#### 4.5.2 Bloc traitement des données

La présente expérience montre les résultats de l'algorithme de traitement sur le sujet 1 des enregistrements de la compétition[10]. Pour cela on copie le fichier contenant les données du capteur PPG dans le répertoire source, puis on modifie le programme en remplaçant la fonction de lecture du port SPI(`SPI_read()`) par une lecture de ce fichier. On fait de même pour la référence, qui nous servira pour calculer l'erreur instantanée à chaque estimation.

```

pi@raspberrypi-fOeiqWWH9D ~/realtime/FINAL $ gcc main.c fft.c -lm -lpthread -o HeartRatePi2
pi@raspberrypi-fOeiqWWH9D ~/realtime/FINAL $ ./HeartRatePi2
      REAL TIME HEART RATE :

pulsation = 73.242188 bpm      erreur = -1.097023      bpm      t = 2 s
pulsation = 76.904297 bpm      erreur = 0.546829      bpm      t = 4 s
pulsation = 76.904297 bpm      erreur = -0.238564     bpm      t = 6 s
pulsation = 75.073242 bpm      erreur = 0.405098     bpm      t = 8 s
pulsation = 71.411133 bpm      erreur = -1.169510     bpm      t = 10 s
pulsation = 71.411133 bpm      erreur = -0.273453     bpm      t = 12 s
pulsation = 73.242188 bpm      erreur = 0.348022     bpm      t = 14 s
pulsation = 73.242188 bpm      erreur = -0.207214     bpm      t = 16 s
pulsation = 73.242188 bpm      erreur = -2.092636     bpm      t = 18 s
pulsation = 75.073242 bpm      erreur = -1.771019     bpm      t = 20 s
pulsation = 80.566406 bpm      erreur = 0.967346     bpm      t = 22 s
pulsation = 82.397461 bpm      erreur = 3.283539     bpm      t = 24 s
pulsation = 67.749023 bpm      erreur = -6.754288     bpm      t = 26 s
pulsation = 67.749023 bpm      erreur = -3.089226     bpm      t = 28 s
pulsation = 67.749023 bpm      erreur = -1.838608     bpm      t = 30 s
pulsation = 71.411133 bpm      erreur = -0.531311     bpm      t = 32 s
pulsation = 76.904297 bpm      erreur = -0.415291     bpm      t = 34 s
pulsation = 80.566406 bpm      erreur = 0.266617     bpm      t = 36 s

```

FIGURE 4.24 – Résultats de l’algorithme de traitement appliquée à l’enregistrement correspondant au sujet 1 au repos

L’erreur maximale instantanée lors de ce test est de  $6.75\text{bpm}$  et une moyenne de  $1.57\text{bpm}$ . Ces résultats montrent l’absence d’erreurs de programmation dans le bloc traitement.

### 4.5.3 Application

Les bloc d’acquisition et de traitement étant validés, il ne reste plus qu’à tester l’ensemble : capteur PPG, système d’acquisition et programme de traitement, sur un sujet au repos, et en analyser les résultat(figure 4.25). On remarque que les pulsations trouvées sont cohérentes et aucune variation brusque n’est à signalée.



```
pi@raspberrypi-f0eiqWWH9D: ~/realtime/FINAL
pulsation = 96.679688 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 93.457031 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 93.457031 bpm
pulsation = 93.457031 bpm
pulsation = 93.457031 bpm
pulsation = 93.457031 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 96.679688 bpm
pulsation = 96.679688 bpm
pulsation = 96.679688 bpm
pulsation = 96.679688 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 91.845703 bpm
pulsation = 90.234375 bpm
pulsation = 85.400391 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
pulsation = 91.845703 bpm
pulsation = 91.845703 bpm
pulsation = 95.068359 bpm
```

FIGURE 4.25 – Résultats finaux du dispositif réalisé

# CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Les signaux PPG ont plusieurs applications dans le domaine biomédical, on peut en extraire une multitude de paramètres physiologiques : fréquence cardiaque, saturation en oxygène du sang, variabilité de la fréquence cardiaque (Heart Rate Variability HRV), et ce de façon non-invasive et aisément implémentable avec de bas coûts. Néanmoins ils sont très sensibles au mouvement du capteur, ce qui limite leur utilisation à des sujets au repos.

On a pu dans ce modeste travail :

- Réaliser un dispositif d'acquisition et d'extraction de la fréquence cardiaque en temps réel, elle couvre une large part des domaines fondamentaux du génie de électrique : instrumentation, traitement du signal, système d'exploitation.
- Analyser et vérifier le fonctionnement de plusieurs algorithmes de réduction de bruit lors du mouvement proposés dans la littérature.

Les techniques adaptatives vu leur bas cout de calcul sont aisément implémentables, néanmoins ils n'ont pas été testés avec des signaux acquis avec notre dispositif, ceci aurais requis la réalisation du capteur de façon miniature, l'utilisation d'un accéléromètre et son interfaçage avec la carte d'acquisition, étudier la problématique d'échantillonnage simultané des signaux et enfin l'utilisation d'un ECG en parallèle comme référence de la fréquence cardiaque.

Comme perspective le développement d'une plate forme de test pour l'identification des paramètres optimaux des algorithme de réduction de bruit (signal de référence) permettras la validation du fonctionnement en opérationnel, et l'extraction des autres paramètres physiologiques. Enfin l'étude d'une architecture d'implémentation hardware permettras un fonctionnement en temps réel stricte et l'utilisation multi-capteurs afin d'exploiter des techniques de traitement vectorielles.

# Bibliographie

- [1] John Allen "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *IOP PUBLISHING PHYSIOLOGICAL MEASUREMENT*, vol 28 pp. 1–39, 2007 .
- [2] I. Yoshiya and al. "Spectrophotometric monitoring of arterial oxygen saturation in the fingertip," *Med. Biol. Eng. Comput.* vol 18 pp.27–32, 1980 .
- [3] A. Villringer and B. Chance, "Non-invasive optical spectroscopy and imaging of human brain function," *Trends Neurosci*, Vol. 20, no. 10, pp. 435-442, 1997, Elsevier .
- [4] J.G. Webster, Design of Pulse Oximeters, *IOP Publishing Ltd*, 1997. p50,58,61,62,65,58.
- [5] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiol. Meas*, Vol. 28, no. 3, pp. 1-39, 2007, IOP Publishing.
- [6] V.O Rybynok and P.A Kyriacou, "Beer-lambert law along non-linear mean light pathways for the rational analysis of Photoplethysmography," *Journal of Physics : Conference Series* 238, 2010, IOP Publishing. p5.
- [7] S.M. López-Silva<sup>1</sup> and al, "Heuristic Algorithm for Photoplethysmographic Heart Rate Tracking During Maximal Exercise Test," *Journal of Medical and Biological Engineering*, Vol. 32, no. 3, pp. 181-188, 2012.
- [8] Z. Zhang, Z. Pi, B. Liu, "TROIKA : A General Framework for Heart Rate Monitoring Using Wrist-Type Photoplethysmographic (PPG) Signals During Intensive Physical Exercise," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 62, no. 2, pp. 522-531, 2015.
- [9] R. Giannetti and al, "Oxygen Saturation Measurements in Athletes Attaining Maximal Exertion Conditions," *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2004*, vol. 1, pp. 740-744, Proceedings of the 21st conference on.
- [10] IEEE SP cup 2015, "Heart Rate Monitoring During Physical Exercise Using Wrist-Type Photoplethysmographic (PPG) Signals," *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) 2015*, <http://www.zhilinzhang.com/spcup2015/>, 40th International Conference on.
- [11] W.S. Johnston, "Development of a Signal Processing Library for Extraction of SpO<sub>2</sub> , HR, HRV, and RR from Photoplethysmographic Waveforms" *Master thesis, Worcester Polytechnic Institute* 2006. p51.

- [12] R. Yousefi and al, "A Motion-Tolerant Adaptive Algorithm for Wearable Photoplethysmographic Biosensors," *IEEE Journal Of Biomedical And Health Informatics*, VOL. 18, no. 2, pp. 670-681, 2014. p6,61.
- [13] M. Kunt, Traitement numérique des signaux, *Dunod*, 3ème édition, 1991. p109.
- [14] B.S. Kim and S.K. Yoo, "Motion Artifact Reduction in Photoplethysmography Using Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 3, pp. 566-568, 2006.
- [15] A. Hyvärinen and E. Oja. "Independent Component Analysis : Algorithms and Applications," *Neural Networks*, vol. 13, no. 4-5, pp. 411-430, 2000.
- [16] S. Haykin, B. Widrow, Least-Mean-Square Adaptive Filters, *John Wiley & Sons*, 2003. p3,4,9.
- [17] B. Himed, Adaptive Array Processing, *Radar Week Conference*, 2015.
- [18] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, *Prentice Hall*, 3rd Edition, 2001.
- [19] S.M. Kay, Fundamentals of Statistical Signal Processing, *Prentice Hall*, Vol I, 1993. p421.
- [20] S. Haykin, Kalman filtering and neural networks, *John Wiley & Sons*, 2001.
- [21] B. Lee, J. Han, H.J Baek, J.H Shin, K.S Park and W.J Yi, "Improved elimination of motion artifacts from a photoplethysmographic signal using a Kalman smoother with simultaneous accelerometry" *Physiol. Meas*, vol. 31 pp. 1585–1603, IOP science, 2010. p5,9.
- [22] C. Deng, "Time Series Decomposition Using Singular Spectrum Analysis," *Master Thesis, the faculty of the Department of Mathematics East Tennessee State University*, 2014. p9.
- [23] D. Needell, "Noisy signal recovery via iterative reweighted L1-minimization," *Signals, Systems and Computers, 2009*, pp. 113-117, 2009, the Forty-Third IEEE Asilomar Conference on.
- [24] D.L. Donoho, "For Most Large Underdetermined Systems of Equations, the Minimal  $l_1$ -norm Near-Solution Approximates the Sparsest Near-Solution," *Department of Statistics Stanford University*, 2004.
- [25] C. Ramirez, V. Kreinovich, and Miguel Argaez, "Why  $l_1$  Is a Good Approximation to  $l_0$  : A Geometric Explanation," *Journal of Uncertain Systems* Vol. 7, 2013.
- [26] I.F. Gorodnitsky and B.D. Rao, "Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS : a re-weighted minimum norm algorithm," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 45, no. 3, pp. 600–616, 1997.
- [27] M. Mitchell, J. Oldham, A. Samuel, Programmation Avancée sous Linux, *Trad S. Le Ray New Riders Publishing* 1ère éd, 2001.