

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

---

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

Département d'Electronique



---

Mémoire de Master en Électronique

Thème :

Amélioration du SNR par approche multi-capteurs  
en utilisant l'analyse en composantes principales :  
Application sur les signaux photopléthysmographiques

par :

BOUZIDI Aomer

Encadré par :

Dr. M.ADNANE

Pr. A.BELOUHRANI

Membres du jury :

Dr. Z.TERRA                      Président

M. L.SAADAOUI                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 travail.

Je voudrais ensuite remercier mes 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.

*À ma chère famille :*

*ma mère, mon père et mes deux frères qui m'ont constamment encouragé, soutenu et rendu l'espoir de continuer lorsque j'en perdais la capacité et surtout supporté sans rancœur mes humeurs, tout en se réjouissant de tous mes succès, je leur dois toute ma reconnaissance.*

*A tous mes amis.*

*A.B*

## ملخص:

عند تقدير نبضات القلب من خلال الحساسات البليتسموغرافية الضوئية لاحظنا أنها في كثير من الأحيان تستشير إلى معطيات خاطئة بسبب التشويشات الخارجية أو خلل في السير. لحل هذه المشكلة، نقترح طريقة تستند إلى حساسات متعددة تسمح لنا بتحسين نسبة الإشارة على التشويش، وبالتالي معالجة بعض القضايا المتعلقة تقدير نبضات القلب.

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

## RÉSUMÉ

Lors de l'estimation de la fréquence cardiaque par photopléthysmographie nous avons remarqué que souvent le capteur PPG donnait des valeurs erronées suite au bruit thermique ou au dysfonctionnement de ce dernier. Pour remédier à ce problème, nous avons implémenté une méthode basée sur une approche à multiple capteurs qui nous permettra d'améliorer le rapport signal sur bruit et ainsi répondre à certains problèmes liés à l'estimation du pouls.

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

## ABSTRACT

When estimating the heart rate from photoplethysmography we noticed that the PPG sensor often gives false values due to thermal noise or malfunction of the sensor. To solve this problem, we implemented a method based on a multi-sensor approach that will allow us to improve the signal to noise ratio and improve some issues related to the estimation of the pulse.

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

# Table des figures

1.1	Composantes "AC" et "DC" de la forme d'onde PPG . . . . .	11
1.2	Forme d'onde d'un signal PPG . . . . .	12
1.3	Forme d'onde d'un signal ECG . . . . .	12
1.4	Spectre d'un signal PPG en l'absence de bruit . . . . .	13
1.5	Coefficients d'extinction molaire de l'hémoglobine et hémoglobine oxygéné [2]	14
1.6	Mode de fonctionnement des capteurs PPG : à droite mode de réflexion, à gauche mode de transmission[1] . . . . .	15
1.7	Signal PPG en présence de bruit . . . . .	16
2.1	Représentation géométrique du nuage de points $\{x_1, x_2\}$ ainsi que les axes principaux correspondants . . . . .	21
3.1	Signal original correspondant aux sorties des capteurs en absence de bruit : Signal de référence . . . . .	22
3.2	Nuage de points $(x_1, x_2)$ en l'absence de bruit . . . . .	23
3.3	Sorties des capteurs PPG en présence de bruit . . . . .	23
3.4	Nuage de points $(x_1, x_2)$ en présence de bruit . . . . .	24
3.5	Résultat obtenu en utilisant l'analyse en composantes principales en présence de bruit . . . . .	24
3.6	Sortie des capteurs PPG lorsque le capteur 1 présente une puissance faible . . .	25
3.7	Nuage de points $(x_1, x_2)$ lorsque le capteur présente une faible puissance . . . .	25
3.8	Résultat obtenu en utilisant l'analyse en composantes principales lorsque le capteur présente une faible puissance . . . . .	26
3.9	Sortie des capteurs PPG lorsque le capteur 1 présente un dysfonctionnement . .	26
3.10	Nuage de points $(x_1, x_2)$ lorsque le capteur 1 présente un dysfonctionnement . .	27
3.11	Résultat obtenu en utilisant l'analyse en composantes principales lorsque le capteur un est en dysfonctionnement . . . . .	27
3.12	Performance de la méthode PCA . . . . .	28

4.1	Amélioration de TROIKA par approche multiple capteurs . . . . .	30
4.2	Résultats de l'application de l'algorithme sur le sujet N°01 . . . . .	30
4.3	Résultats de l'application de l'algorithme sur le sujet N°02 . . . . .	31

# NOMENCLATURE

bpm	battements par minute
DSP	densité spectrale de puissance
ECG	Électrocardiographie
Hb	Hémoglobine
HbO <sub>2</sub>	Oxyhémoglobine
HR	fréquence cardiaque (Heart Rate)
LED	diode électro-luminescente (light emitting diode)
MA	artéfacts de mouvement (motion artéfacts)
PPG	Photopléthysmographie, Photopléthysmographe
SNR	rapport signal sur bruit, signal to noise ratio
SpO <sub>2</sub>	Saturation périphérique en oxygène de l'hémoglobine
PCA	Analyse en composantes principales
I	Courant (A)

# Sommaire

<b>REMERCIEMENTS</b>	<b>1</b>
<b>RÉSUMÉ</b>	<b>3</b>
<b>NOMENCLATURE</b>	<b>6</b>
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE</b>	<b>9</b>
<b>1 ÉTUDE DU PROBLÈME</b>	<b>10</b>
1 INTRODUCTION . . . . .	10
2 PRINCIPE DE MESURE DES CAPTEURS PPG . . . . .	10
2.1 Calcul du rythme cardiaque . . . . .	12
2.2 Calcul de la saturation en Oxygène . . . . .	13
2.3 Instrumentation de la Photopléthysmographie . . . . .	14
3 DIFFÉRENTS TYPE DE SONDES . . . . .	14
4 SOURCES DE BRUIT ET INCERTITUDE DE BRUIT . . . . .	15
<b>2 MÉTHODES DE RÉDUCTION DE BRUIT</b>	<b>17</b>
1 MODÈLE . . . . .	17
2 ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES . . . . .	19
3 THÉORIE . . . . .	19
4 REPRÉSENTATION GÉOMÉTRIQUE DES COMPOSANTES PRINCIPALES	21
5 CONCLUSION . . . . .	21
<b>3 APPLICATION DE LA MÉTHODE PCA AUX SIGNAUX PPG</b>	<b>22</b>
1 CAS D'ABSENCE DE BRUIT . . . . .	22
2 CAS DE PRÉSENCE DE BRUIT . . . . .	23
3 CAS DE DISFONCTIONNEMENT DE CAPTEUR PPG . . . . .	24
4 ÉTUDE DES PERFORMANCE . . . . .	28

5	CONCLUSION . . . . .	28
<b>4</b>	<b>AMÉLIORATION DE MÉTHODE TROÏKA</b>	<b>29</b>
1	PRÉSENTATION DES ENREGISTREMENTS DE LA BASE DE DONNÉE .	29
2	PRINCIPE DE LA MÉTHODE TROIKA . . . . .	29
3	AMÉLIORATION DE L'ALGORITHME . . . . .	30
4	APPLICATION SUR DES SIGNAUX RÉELS . . . . .	30
4.1	Sujet1 . . . . .	30
4.2	Sujet2 . . . . .	31
5	CONCLUSION . . . . .	31
	<b>CONCLUSION GÉNÉRALE</b>	<b>32</b>
	<b>BIBLIOGRAPHIE</b>	<b>33</b>

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans les applications cliniques, les acquisitions de données physiologiques sont souvent mesurées en contact direct avec la peau, la photopléthysmographie en est l'exemple. Des recherches récentes ont montré que le pouls peut être mesuré non seulement d'une manière non invasive mais ayant recours à de simple composants électroniques tels des LED ou bien des phototransistor. En effet, l'onde émise par la diode électroluminescence est réfléchiée par les différents tissus biologiques puis ensuite récupérée par le photo-détecteur exploitant à son tour cette information pour extraire des données utiles comme la saturation en oxygène ou le rythme cardiaque.

En effet, les signaux photopléthysmographiques (PPG) sont de plus en plus utilisés. Néanmoins, cette technologies est soumise à plusieurs sources d'erreurs. Ces capteurs sont, en effet, très sensible aux bruits ainsi qu'aux petites variations de lumière, sans compter les mouvements du capteur réduisant le contact peau-capteur qui introduisent à leurs tours des erreurs de mesure lors de l'acquisition.

Dans ce projet de Master, il est question d'introduire l'utilisation de multiple capteurs PPG puis en ayant recours à la méthode d'analyse de composantes principales, de remédier à ces sources d'incertitudes. Ce travail est réparti en quatre chapitres comme suit :

- Dans le premier chapitre, une description brève des objectifs de cette étude tout en présentant les différentes sources d'erreurs pouvant nuire à notre mesure.
- Dans le second chapitre, une modélisation du problème accompagné d'une partie théorique sur la méthode PCA et son application au présent problème.
- Le troisième chapitre, présente l'étude des performances ainsi que les simulations de cette méthode sur les différents cas existants à savoir présence de bruit et dysfonctionnement du capteur.
- Et enfin un dernier chapitre, consacré à l'amélioration d'une méthode d'estimation du pouls, avec application à des signaux réels.

# Chapitre 1

## ÉTUDE DU PROBLÈME

### 1 INTRODUCTION

Dans le cadre d'application à base de capteurs, la fiabilité est peu prise en compte. En effet, la nature incertaine des capteurs pose le problème de la croyance que nous pouvons avoir envers les données des capteurs et surtout de l'état de fonctionnement dans lequel ils se trouvent.

Ces données sont souvent significatives et complexes, et sujettes à des incertitudes et des imprécisions importantes. Pour remédier à ces problèmes, on utilise une approche par multiples capteurs recevant des données provenant d'une et même source et utilisant leur redondance pour accroître la précision des systèmes d'acquisitions en éliminant certaines données aberrantes. Puisqu'il est souvent difficile d'éliminer toutes les fautes du système, nous allons chercher donc à limiter leur impact sur son fonctionnement.

Ce chapitre traite l'étude et la réduction des erreurs d'imprécision des capteurs photopléthysmographiques par la méthode d'analyse des composantes principales (PCA) permettant d'augmenter le rapport signal sur bruit (SNR). Ainsi, nous étudions comment remédier à ces problèmes en illustrant notre démarche par un cas théorique simple avant de passer à une étude pratique plus concrète. Mais avant d'entamer notre étude, il est impératif de bien comprendre le processus de fonctionnement de ces capteurs afin d'en identifier les différentes sources d'erreurs.

### 2 PRINCIPE DE MESURE DES CAPTEURS PPG

Photopléthysmographie (PPG) est une technique optique simple et peu coûteuse qui est utilisée pour détecter les changements de volume du sang dans les tissus organiques. Elle est souvent utilisée de manière non invasive pour effectuer des mesures à la surface de la peau. La forme d'onde de PPG comprend une composante («AC») synchrone au rythme cardiaque,

superposée sur une variation lente quasi-continu (ou de basse fréquence) correspondant à la respiration, la thermorégulation, et autre phénomènes biologiques et optiques. La technologie PPG est utilisée pour mesurer la saturation en oxygène, la pression artérielle, le débit cardiaque et la détection également de maladie vasculaire.

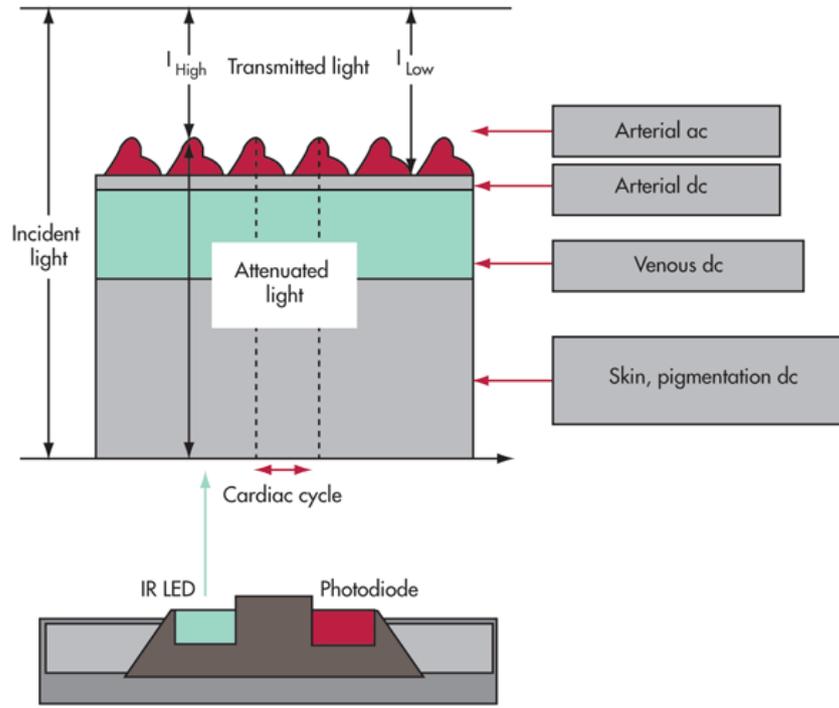


FIGURE 1.1 – Composantes "AC" et "DC" de la forme d'onde PPG

Cette méthode de mesure purement optique, fait appel aux lois d'électromagnétisme plus particulièrement à la loi de Beer Lambert :

La loi de Beer-Lambert est une relation empirique qui décrit la relation de l'absorption de la lumière par la quantité absorbante, elle stipule que l'absorbance des tissus biologiques dépend de :

- La concentration molaire.
- La longueur d'onde optique.

La première permet la détermination de la concentration en oxygène du sang. Tandis que la deuxième permet, durant les différentes phases d'activité du cœur, de mesurer la pulsation cardiaque.

Lorsque l'onde lumineuse traverse la peau ; les tissus biologique, les os et le sang réfléchissent cette onde suivant leurs absorbances à la longueur d'onde envoyée. Les absorbances du sang dépendent d'une part de la concentration en hémoglobines oxygénés et en hémoglobines non oxygénés et d'autre part des pulsations cardiaques qui font subir des changements au

volume sanguin.

En effet, la relation entre l'intensité de lumière transmise et la concentration en oxygène est définie par la relation suivante :

$$I(\lambda, t) = I_0(\lambda) \exp[(-s\epsilon_{HbO_2}(\lambda) + (1 - s)\epsilon_{Hb}(\lambda))c \times d(t)] \quad (1.1)$$

ou  $\epsilon_{HbO_2}$  et  $\epsilon_{Hb}$  sont les coefficients d'extinction du Hémoglobine oxygéné et non oxygéné, et  $s$ ,  $c$ , et  $d$  représentent respectivement la saturation en oxygène, la concentration totale et la longueur du trajet de l'onde.

## 2.1 Calcul du rythme cardiaque

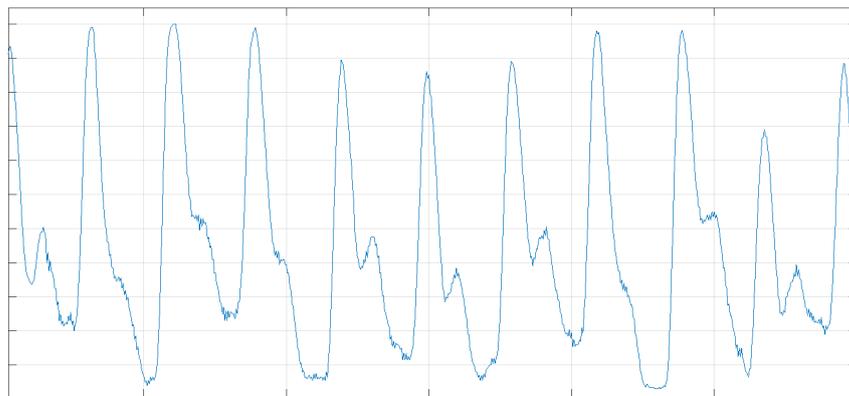


FIGURE 1.2 – Forme d'onde d'un signal PPG

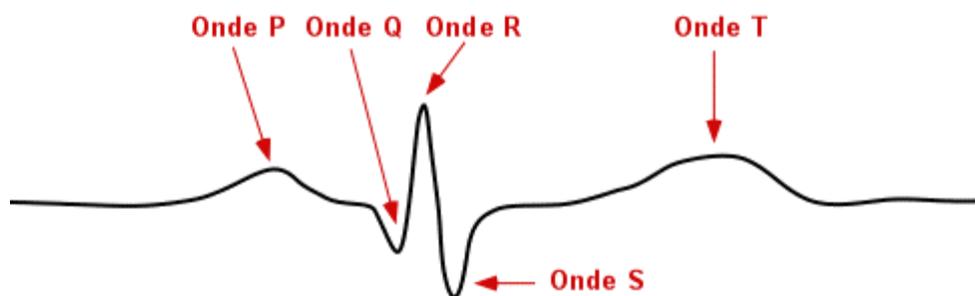


FIGURE 1.3 – Forme d'onde d'un signal ECG

On peut calculer le rythme cardiaque par photopléthysmographie de plusieurs façon : La première par des méthodes dites temporelles qui consistent à calculer la distance entre les maximums de la forme d'onde PPG synchrones au rythme cardiaque, la seconde classe basé sur l'analyse de fourrier permet, grâce à l'étude du spectre du signal, de déterminer le pic fréquentiel qui correspond à la pulsation cardiaque. Cependant en présence de bruit parasite ou d'interférences, les méthodes temporelles donnent rarement de bons résultats, donc il est préférable d'utiliser les méthodes spectrales pour déterminer cette pulsation. Le rythme cardiaque est aussi calculé à partir du tracé ECG en mesurant l'intervalle temporel entre deux ondes R

successives. Cette technique possède l'avantage de la précision, cependant, elle devient souvent encombrante pour le patient.

### 2.1.1 Spectre du signal PPG

La forme d'onde d'un signal PPG au repos possède trois composantes fréquentielles : une fréquence principale qui caractérise la pulsation cardiaque et ses deux harmoniques d'ordre deux et trois. En présence de bruit additif, ce spectre se détériore et se compose de nouvelles composantes fréquentielles qui nuisent à la mesure de la pulsation cardiaque.

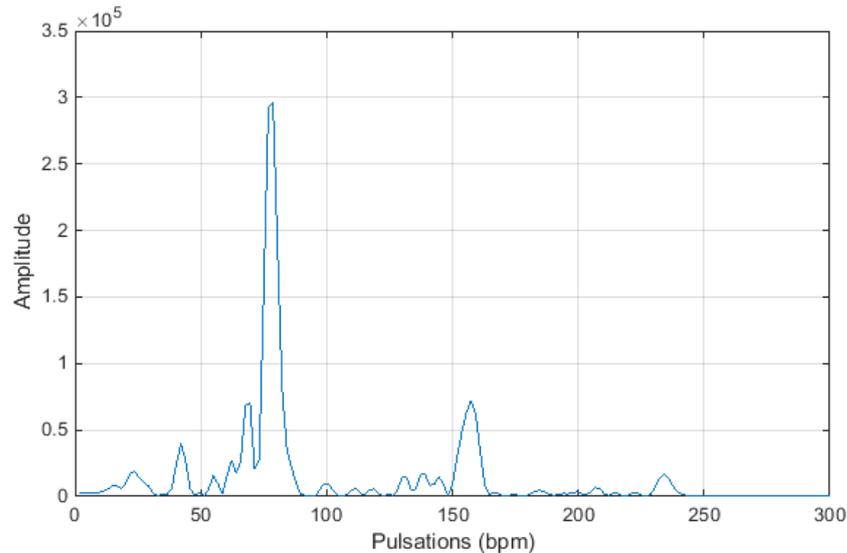


FIGURE 1.4 – Spectre d'un signal PPG en l'absence de bruit

## 2.2 Calcule de la saturation en Oxygène

L'oxymétrie est une méthode non invasive permettant de déterminer le contenu du sang en oxygène (saturation). Cette saturation est exprimée en pourcentage et est comprise entre 95 et 100% chez le sujet normal, mais baisse sensiblement chez le fumeur.

L'appareil utilisé est appelé oxymètre ou saturomètre. Les modèles récents comportent deux sources de lumière, à une longueur d'onde de  $660nm$  (rouge) mieux absorbée par l'hémoglobine désaturée que par l'hémoglobine saturée en oxygène, et une autre source dans l'infrarouge à  $940nm$  qui a des caractéristiques inverses. Un sang riche en oxygène (par exemple artériel) est plus rouge qu'un sang pauvre en cette molécule et c'est cette différence qui est quantifiée, permettant de déterminer la saturation en oxygène.

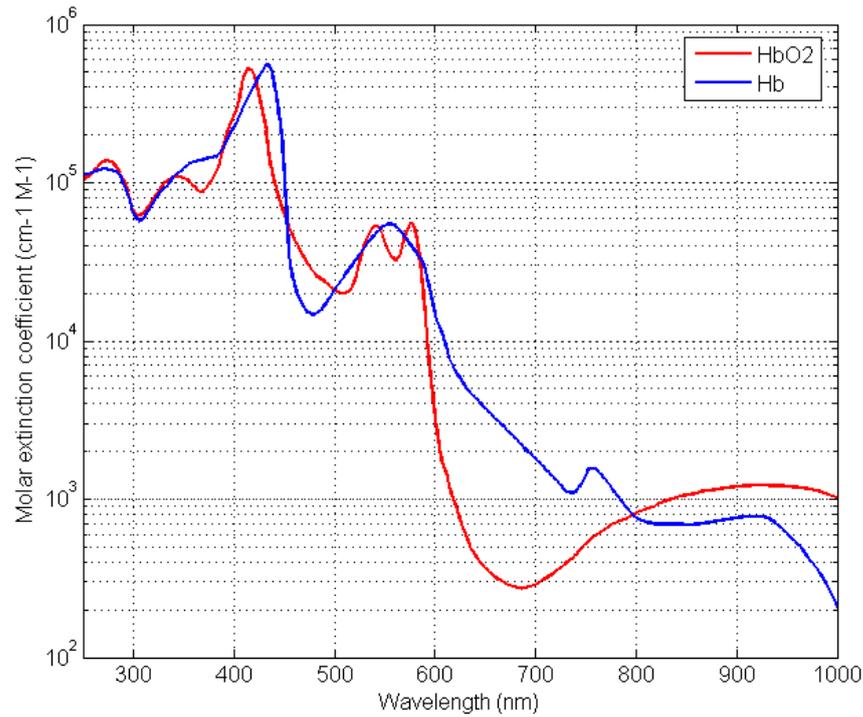


FIGURE 1.5 – Coefficients d’extinction molaire de l’hémoglobine et hémoglobine oxygéné [2]

Cette quantité est calculée à partir des rapports de la composante alternative AC et continu DC de chaque source de lumière par les relations suivantes :[3]

$$R = \frac{(I_{AC}/I_{DC})_{RED}}{(I_{AC}/I_{DC})_{IR}} \quad (1.2)$$

$$SpO_2 = \frac{\epsilon_{Hb}(\lambda_R) - \epsilon_{Hb}(\lambda_{IR}) \cdot R}{\epsilon_{Hb}(\lambda_R) - \epsilon_{HbO_2}(\lambda_R) + [\epsilon_{HbO_2}(\lambda_{IR}) - \epsilon_{Hb}(\lambda_{IR})] \cdot R} \quad (1.3)$$

### 2.3 Instrumentation de la Photopléthysmographie

Les capteurs PPG sont réalisés par moyen de composants électroniques grand publique. Elle utilise la technologie semiconducteurs tels des LED photodétecteurs dont la longueur d’onde est très souvent choisie proche de l’infrarouge. Le choix de photodétecteur est important, ses caractéristiques spectrales sont choisies de manière à correspondre à celui de la source lumineuse. Le Photodétecteur est connecté à un circuit électronique qui comprend un étage amplificateur et un étage de filtrage.

## 3 DIFFÉRENTS TYPE DE SONDÉS

La variation du taux d’hémoglobine oxygéné est mesurée par moyen de sonde sur différents endroits du corps tels le doigt, l’orteille ou bien le poignet. Il existe plusieurs forme de sonde, les plus utilisées sont :

– La pince de photopléthysmographe de pouls :

Elles sont prévues pour être utilisés sur les mains ou sur l'oreille. Elles sont relativement volumineuses et restent parfois difficilement en place si le porteur est agité. Elle est souvent configurée en mode transmission.

– Les Bracelets PPG :

Ils sont prévus pour être utilisés sur le poignet. Elle travaille en mode de réflexion.

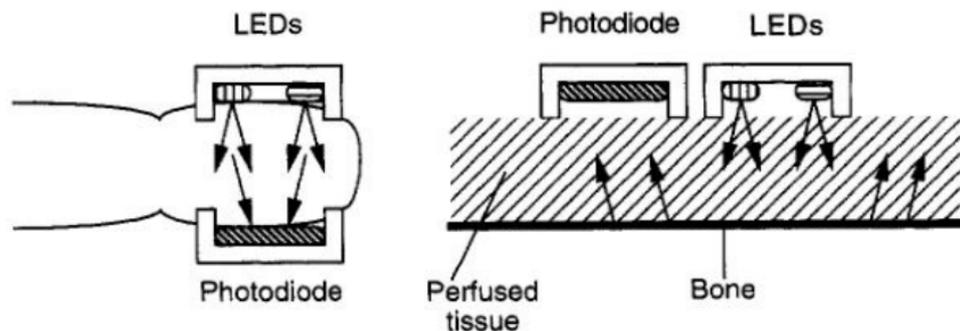


FIGURE 1.6 – Mode de fonctionnement des capteurs PPG : à droite mode de réflexion, à gauche mode de transmission[1]

#### 4 SOURCES DE BRUIT ET INCERTITUDE DE BRUIT

Lors de l'acquisition, plusieurs obstacles modifient le signal principal réfléchi par l'artère. Les veines, les os et la mélanine par exemple représentent des sources supplémentaires constituant la forme d'onde du signal principal. Leurs variations et leurs fréquences étant faibles, ces derniers sont traités par un filtrage passe bande permettant de les exclure du signal de sortie.

Cependant, il existe d'autres sources de bruit pouvant générer des erreurs de mesure. On prend comme exemple le bruit thermique des capteurs qui peut engendrer une erreur lors de la détermination du pouls ou de la saturation en oxygène dans le sang, ou bien la lumière ambiante considérée comme nouvelle source de lumière causant une déformation la forme d'onde. Il arrive souvent que les capteurs subissent un dysfonctionnement entraînant à son tour une incertitude de mesure. Un moyen d'assurer la sûreté de fonctionnement de ces appareils et leurs tolérances aux erreurs est de nous placer dans le cas de mesure à multiple capteurs afin de réduire l'effet de tels bruits.

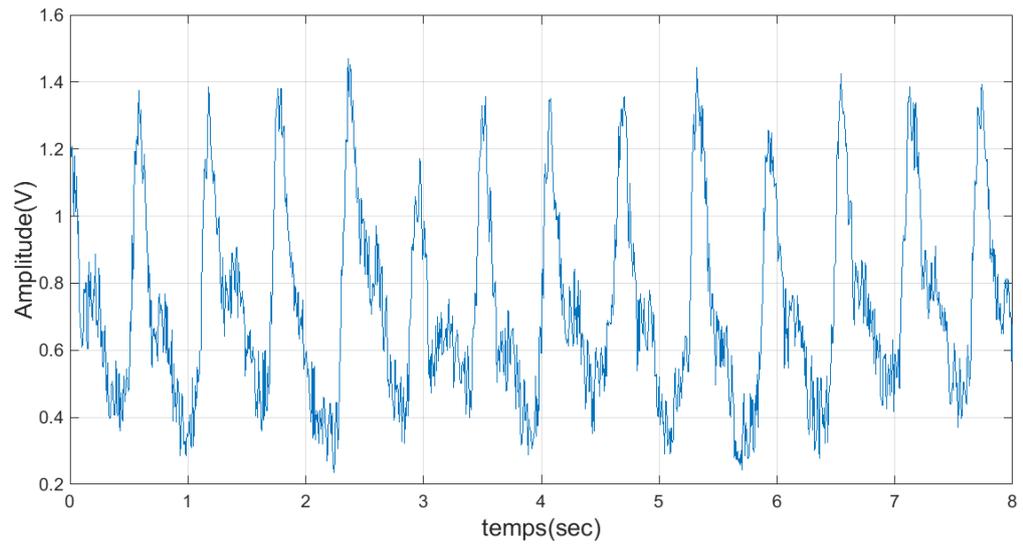


FIGURE 1.7 – Signal PPG en présence de bruit

Le but du chapitre suivant est d'arriver à maintenir la délivrance correcte des mesures du système, en utilisant la méthode d'analyse des composantes principales appliquée sur deux capteurs PPG donnant simultanément leur mesures du phénomène. Cette méthode nous permettra de rehausser le signal en augmentant le rapport signal sur bruit.

## Chapitre 2

# MÉTHODES DE RÉDUCTION DE BRUIT

Afin d'améliorer au mieux la qualité du signal, il s'avère important de développer des systèmes de réduction de bruit dont le but est d'extraire l'information utile en effectuant un traitement sur les signaux d'observations. Le choix de la technique de réduction de bruit dépend en premier lieu du nombre d'observations disponibles. En effet, l'approche à multiple capteurs, disposant d'au moins deux observations, permet de faciliter la tâche à ce type de techniques.

Une étape commune et indispensable pour réduire l'importance du bruit consiste alors à utiliser les connaissances statistiques de ce dernier, qui seront ensuite exploitées pour le supprimer. Ceci peut d'ailleurs se révéler particulièrement difficile lorsque le bruit est non-stationnaire et que son niveau est important.

### 1 MODÈLE

Dans notre cas d'étude, nous disposons de deux capteurs PPG identiques. Ceci nous permet de mettre certaines hypothèses statistiques sur leurs bruits propres, ayant des variances égales et que nous supposons de moyenne nulle. Puisque les capteurs sont placés l'un à côté de l'autre, les signaux PPG récupérés par ces derniers sont en phase donc linéairement corrélés.

Le modèle ci-dessous représente nos observations en fonction du signal PPG et du signal parasite :

$$x_1(t) = s(t) + n_1(t) \tag{2.1}$$

$$x_2(t) = s(t) + n_2(t) \tag{2.2}$$

Tel que :

$x_i(t)$  : représente la sortie du capteur  $i$ .

$s(t)$  : notre signal d'intérêt.

$n_i(t)$  : bruit propre au capteur  $i$ .

Le rapport signal sur bruit est utilisé pour caractériser la qualité de la transmission d'une information par rapport aux bruits de parasite ajouté par l'équipement. Ce rapport s'obtient alors en comparant le signal d'entrée avec le signal de sortie pour mesurer le niveau du bruit. Le SNR est calculé en déterminant le rapport de puissance entre le signal PPG et le bruit.

Les performances de la méthode utilisée seront ensuite comparées en calculant leur gain, défini par le rapport  $SNR_{out}$  sur  $SNR_{in}$  :

$$G_{db} = 10 \times \log\left(\frac{SNR_{out}}{SNR_{in}}\right) \quad \text{ou bien} \quad G_{dB} = SNR_{out|dB} - SNR_{in|dB} \quad (2.3)$$

Les bruits étant de variance égale, le SNR propre à chaque capteur sont égaux. Il est donné par la relation suivante :

$$SNR_{in} = \frac{\sigma_{ppg}^2}{\sigma_n^2} \quad (2.4)$$

Dans ce cas, une première technique pour l'amélioration de ce dernier, consiste à moyenner sur les deux sorties  $x_1$  et  $x_2$ , nous obtenons :

$$x(t) = s(t) + \frac{n_1(t) + n_2(t)}{2} \quad (2.5)$$

$$x(t) = s(t) + n'(t) \quad (2.6)$$

Les bruits supposés réels et de moyennes nulles, leur puissance devient :

$$\sigma_{n'}^2 = E\left[\left(\frac{n_1(t) + n_2(t)}{2}\right)^2\right] \quad (2.7)$$

$$\sigma_{n'}^2 = \frac{E[n_1^2]}{4} + \frac{E[n_2^2]}{4} + \frac{E[n_1 \cdot n_2]}{2} \quad (2.8)$$

Ainsi nous obtenons :

$$\sigma_{n'}^2 = \frac{\sigma_n^2}{2} \quad (2.9)$$

le SNR résultant augmente donc d'un facteur de deux :

$$SNR_{out} = \frac{\sigma_s^2}{\frac{\sigma_n^2}{2}} = 2 \times SNR_{in} \quad (2.10)$$

Soit en décibel :

$$SNR_{out} = SNR_{in} + 3dB \quad (2.11)$$

**Remarque :**

Lorsque la puissance du signal PPG est la même sur les deux capteurs, on ne peut avoir une combinaison linéaire de ces derniers donnant un gain en SNR supérieur à 3dB.

Il arrive que l'un des capteurs ne reçoit qu'une partie du signal PPG ou voir même que du bruit. Ce qui nous permet de mettre en œuvre un nouveau modèle plus général :

$$x_1(t) = a \times s(t) + n_1(t) \quad (2.12)$$

$$x_2(t) = b \times s(t) + n_2(t) \quad (2.13)$$

Donnant respectivement les deux SNR suivants :

$$SNR_1 = \frac{a^2 \times \sigma_{ppg}^2}{\sigma_n^2} \quad (2.14)$$

$$SNR_2 = \frac{b^2 \times \sigma_{ppg}^2}{\sigma_n^2} \quad (2.15)$$

En utilisant deux capteurs, il est possible de représenter ces sources dans un autre espace, et ainsi permettre de mieux estimer les coefficient  $a$  et  $b$ . L'analyse en Composantes Principales est employée de telle sorte à estimer ces coefficients d'une manière implicite. Cette technique permet d'obtenir un nombre restreint de composantes décorrélées dont la variance est maximale et dont le rapport signal sur bruit est amélioré.

## 2 ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

Analyse en composantes principales (ACP) est une méthode statistique qui utilise une transformation orthogonale pour convertir un ensemble d'observations de variables éventuellement corrélés dans un ensemble de valeurs de variables linéairement corrélés appelé composantes principales. Cette technique est connue en traitement du signal comme un moyen de compression et de classification de données. Son objectif est de réduire la dimension des données en cherchant un nouvel ensemble de variable, plus petit que l'ensemble d'origine, et qui conserve néanmoins la plupart de l'information de l'échantillon[5].

Par Information, nous entendons la variation présente dans l'échantillon, donnée par les corrélations entre les variables d'origine. Les nouvelles variables, appelées composantes principales (PC), sont ordonnées par fraction d'informations que chacune d'elles conserve[6].

## 3 THÉORIE

Le but de cette technique est de trouver un vecteur unitaire  $u_1$  présentant la plus grande dispersion des projections de nos observations. Soit la matrice  $X_{n \times p}$  ; chaque ligne représente

une observation et on supposera chaque variable centrée, c'est à dire on a soustrait la moyenne de chaque variable au préalable. Ceci est fait de façon à faire coïncider le centre de gravité du nuage de points avec l'origine :

Dans le cas générale, les projections de  $n$  observations sur le vecteur  $u_1$  sont données par :

$$C = Xu_1 \quad (2.16)$$

La somme des carrés de ces projections est :

$$C'C = u_1'X'Xu_1 \quad (2.17)$$

On choisira  $u_1$  de façon à maximiser cette dernière quantité. Résultant au problème d'optimisation suivant :

$$\arg \max_{u_1} u_1'X'Xu_1 \quad \text{tel que} \quad u_1u_1' = 1 \quad (2.18)$$

Il s'agit d'un problème classique d'optimisation avec contrainte, que l'on peut solutionner par la méthode de Lagrange :

$$L = u_1'X'Xu_1 - \lambda(u_1'u_1 - 1) \quad (2.19)$$

Après dérivation on trouve :

$$2[X'Xu_1 - \lambda u_1] = 0 \quad \Rightarrow \quad X'Xu_1 = \lambda u_1 \quad (2.20)$$

On reconnaît là l'équation de vecteurs propres et de valeurs propres de la matrice de covariance  $X'X$ .

Cette transformation est définie de telle sorte que la première composante principale possède une variance maximale, et chaque composantes succédant à son tour soit orthogonale à la précédente et de variance moindre. On cherche donc  $u_2$  de sorte que :

$$\arg \max_{u_2} u_2'X'Xu_2 \quad \text{tel que} \quad u_1u_2' = 0 \text{ et } u_2u_2' = 1 \quad (2.21)$$

La matrice de covariance  $X'X$  est, par construction, symétrique et semi-définie positive. Ceci implique que les les vecteurs propres seront de valeurs réels. De plus les valeurs propres seront toutes positives ou nulles. Rappelons que les vecteurs propres d'une matrice symétrique sont toujours orthogonaux entre eux c'est à dire que la contrainte  $u_1'u_2 = 0$  est toujours vérifiée dans ce cas.

On déduit donc que l'application de l'ACP consiste à calculer la matrice de covariance, puis la diagonaliser, en calculant les valeurs propres et les vecteurs propres associés. Les valeurs propres présentent les variances des composantes principales. Les vecteurs propres associés sont les directions où nos observations sont les plus linéairement corrélés ; en d'autres termes, il représentent les coefficients des combinaisons linéaires des observations.

## 4 REPRÉSENTATION GÉOMÉTRIQUE DES COMPOSANTES PRINCIPALES

Pour mieux expliquer le précédent paragraphe, on représente les deux observations sur un plan dont les axes sont respectivement  $x_1$  et  $x_2$ . Ensuite, on recherche une représentation dans un sous-espace  $F$  de  $R^2$  donnant la meilleure visualisation possible de notre nuage de points.  $F$  est le sous espace tel que le nuage projeté donne une dispersion maximale : cette approche est basée sur deux notions : la distance et la projection orthogonale[5].

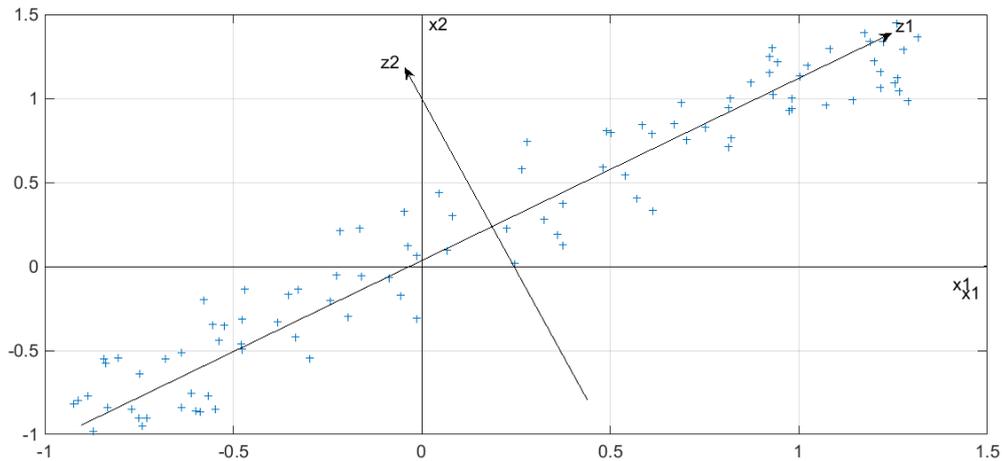


FIGURE 2.1 – Représentation géométrique du nuage de points  $\{x_1, x_2\}$  ainsi que les axes principaux correspondants

On cherche à trouver une nouvelle variable de combinaison linéaire des deux capteurs donnant le moins de perte en information possible.  $z_1$  et  $z_2$  sont appelées les composantes principales ou axes principaux.

On remarque sur cette figure que la première composante  $z_1$  représente la droite dont la distance par rapport à tous les points  $(x_1, x_2)$  du plan est minimale. La seconde  $z_2$  représente la ligne du plan perpendiculaire à  $z_1$  dont la distance par rapport à tous les points est minimale.

Le nombre de composantes principales est soit inférieur ou égal au nombre de variables d'origines et sont toujours orthogonaux entre eux.

## 5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons exposé le problème tout en justifiant le choix du modèle à multiple capteurs. Ensuite on a défini la méthode PCA comme solution à ce dernier. En effet, la PCA permet, en maximisant la corrélation linéaire des capteurs PPG, d'y trouver une combinaison afin d'améliorer le rapport signal sur bruit. Dans le chapitre suivant nous allons étudier les résultats obtenus par cette méthode face à différentes sources d'incertitudes.

# Chapitre 3

## APPLICATION DE LA MÉTHODE PCA AUX SIGNAUX PPG

Dans ce chapitre, nous verrons quelques exemples de sources d'incertitudes dans la mesure des signaux PPG et nous appliquerons dans chaque cas une analyse en composantes principales afin de les extraire.

### 1 CAS D'ABSENCE DE BRUIT

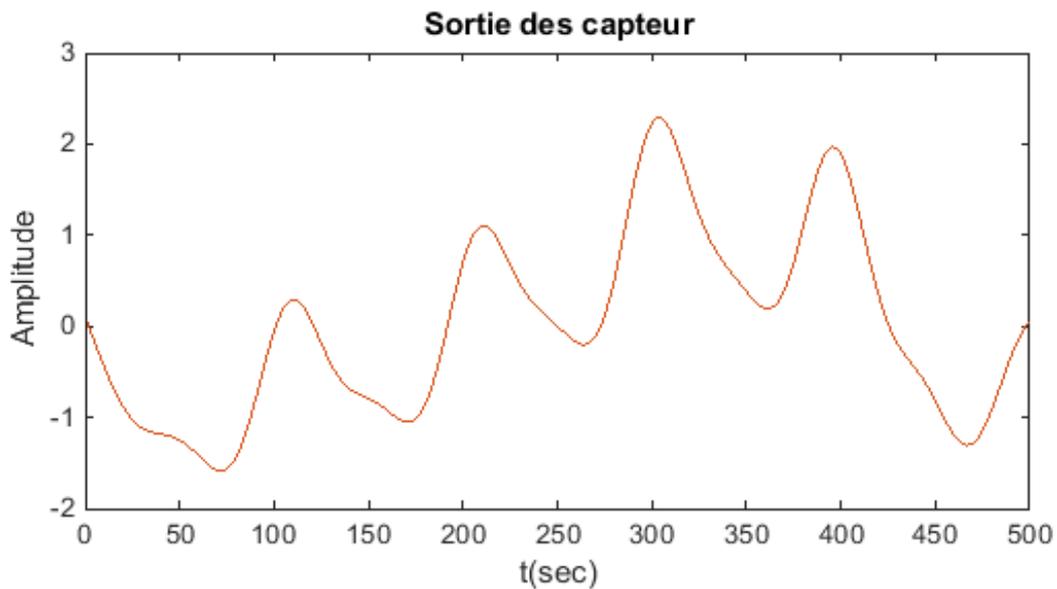


FIGURE 3.1 – Signal original correspondant aux sorties des capteurs en absence de bruit : Signal de référence

Les figures 3.1 et 3.2 représente respectivement notre signal PPG original et les résultat de la simulation du bloc PCA tenant compte du modèle général (équations 2.12 et 2.13) avec  $a = b = 1$  en absence de bruit.

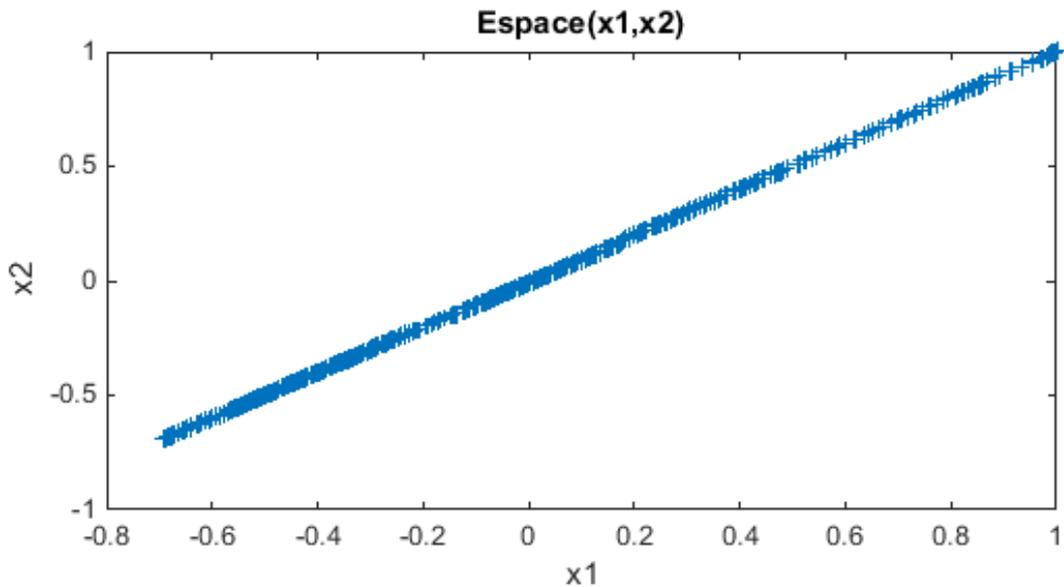


FIGURE 3.2 – Nuage de points  $(x_1, x_2)$  en l'absence de bruit

Cet exemple de simulation montre que lorsque le bruit est absent ( $\sigma_n^2 = 0$ ), tous les points du nuage forment une ligne droite de pente unité (corrélation linéaire). Dans ce cas, la matrice de covariance devient de rang un et se décompose qu'en une unique valeur propre. Ainsi le signal en sortie du bloc PCA demeure le même car les sorties des deux capteur seront identiques.

## 2 CAS DE PRÉSENCE DE BRUIT

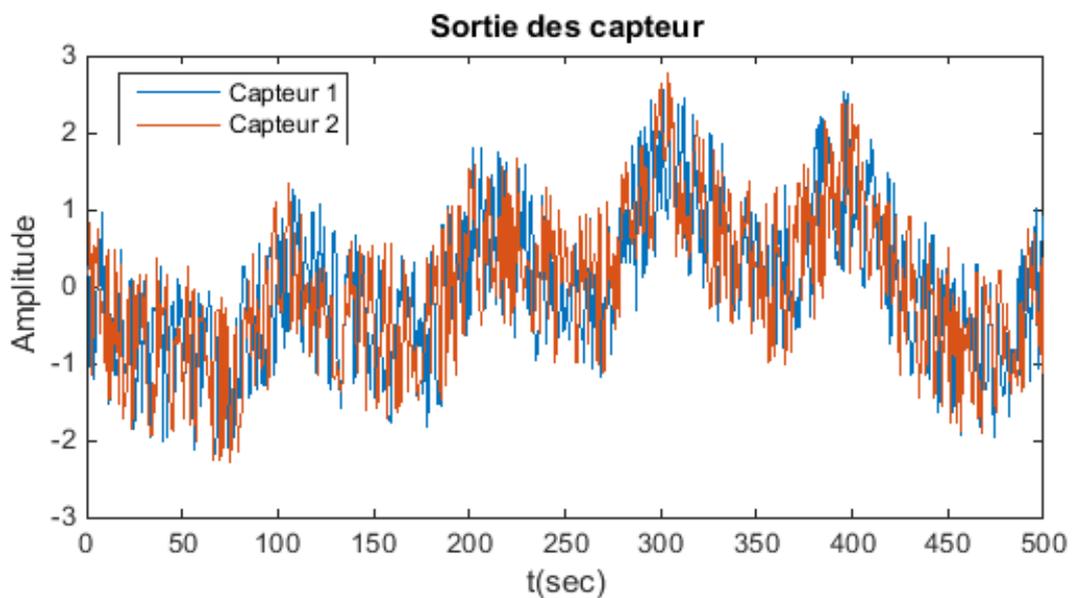


FIGURE 3.3 – Sorties des capteurs PPG en présence de bruit

La figure 3.3 présente les sorties des capteurs PPG avec les paramètres  $a = b = 1$  en présence de bruit de variance  $\sigma_n^2$  non nulle, dégradant la qualité du signal PPG.

On remarque sur la figure 3.4 que le nuage de points devient plus dispersé sur le plan  $(x_1, x_2)$  et réduisant la corrélation entre les deux sorties. Cependant l'application de l'analyse des composantes principale a permis de réduire la variance du bruit en maximisant la corrélation linéaire entre les deux capteurs et augmenter ainsi le rapport signal sur bruit(figure 3.5).

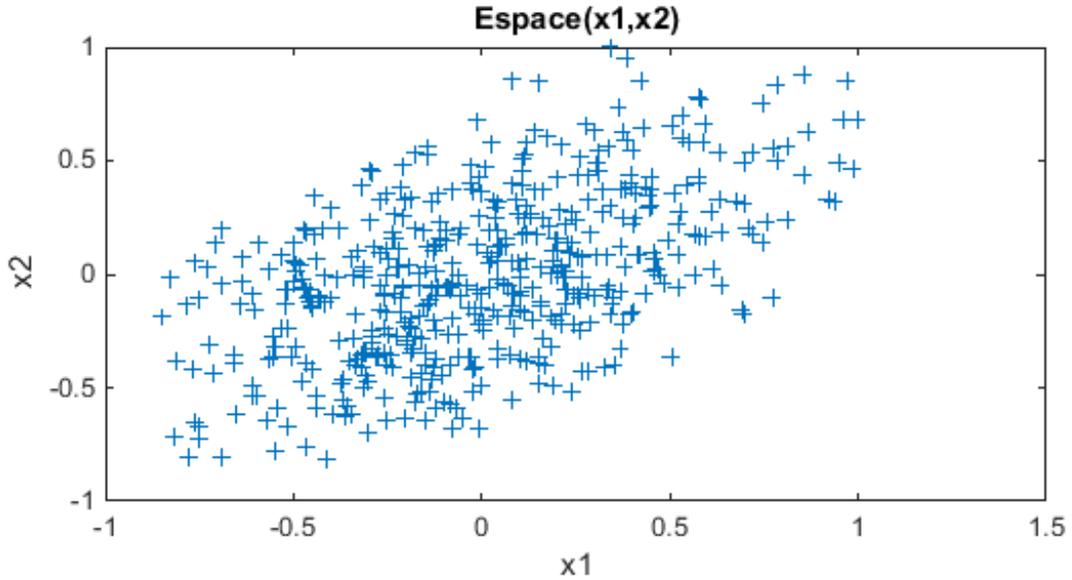


FIGURE 3.4 – Nuage de points  $(x_1, x_2)$  en présence de bruit

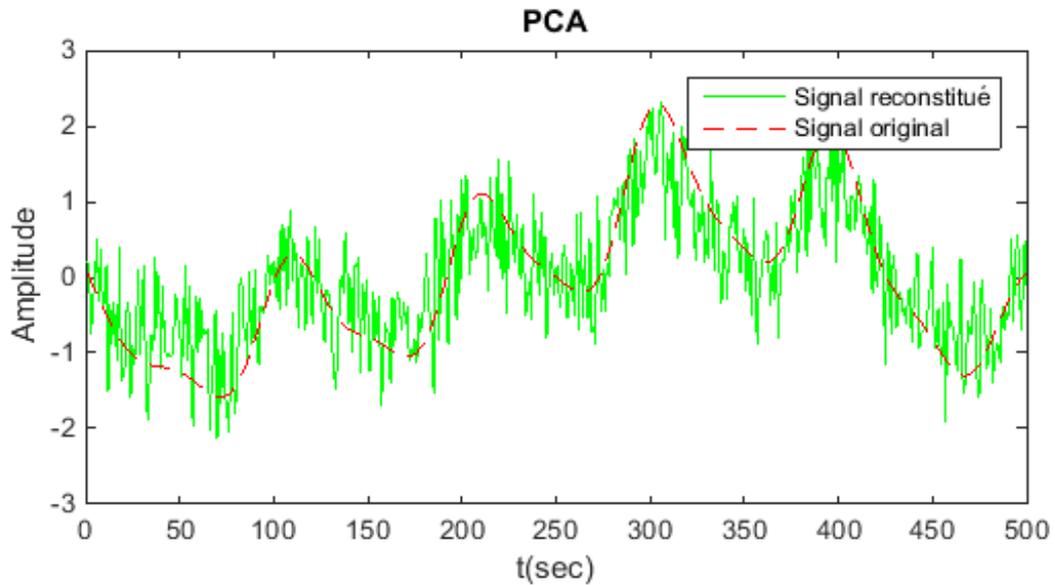


FIGURE 3.5 – Résultat obtenu en utilisant l'analyse en composantes principales en présence de bruit

### 3 CAS DE DISFONCTIONNEMENT DE CAPTEUR PPG

Maintenant nous allons étudier un cas plus pertinent où les puissances des signaux PPG sur les deux capteurs sont différentes. En effet, un dysfonctionnement ou même une inclinaison de

ces derniers peut engendrer des erreurs de mesure. Il est bien évident que le capteur donnant un signal PPG plus fort, est le plus fiable car son niveau du SNR est meilleur. La figure 3.6 présente l'allure des signaux en sortie des capteurs PPG avec  $\sigma_{s_1} = 4 \times \sigma_{s_2}$  et de bruits d'égales variances. Le fait d'opter pour le capteur donnant un faible signal PPG peut engendrer des erreurs lors de l'estimation de la fréquence cardiaque ou de la saturation en oxygène.

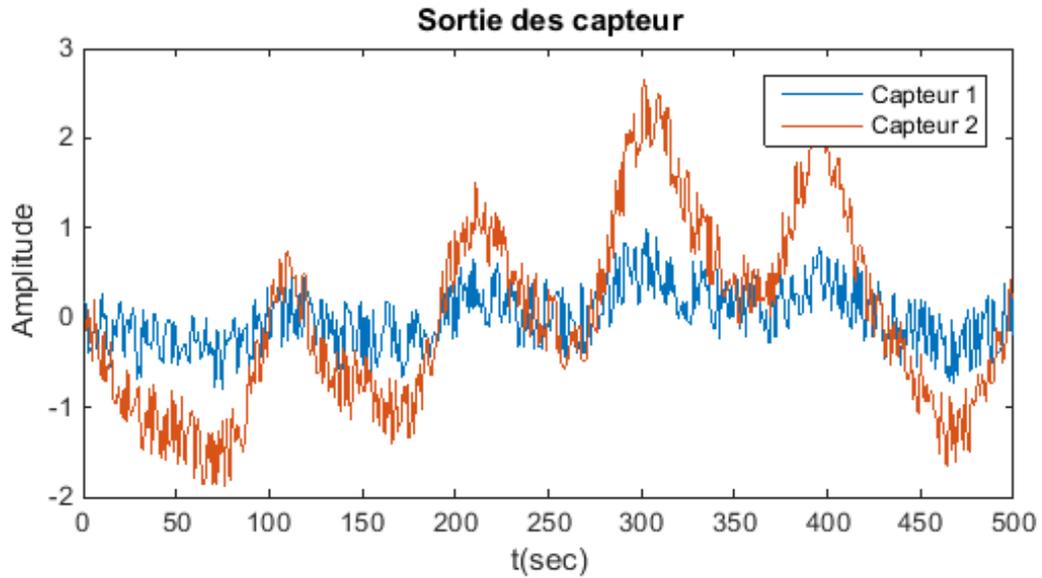


FIGURE 3.6 – Sortie des capteurs PPG lorsque le capteur 1 présente une puissance faible

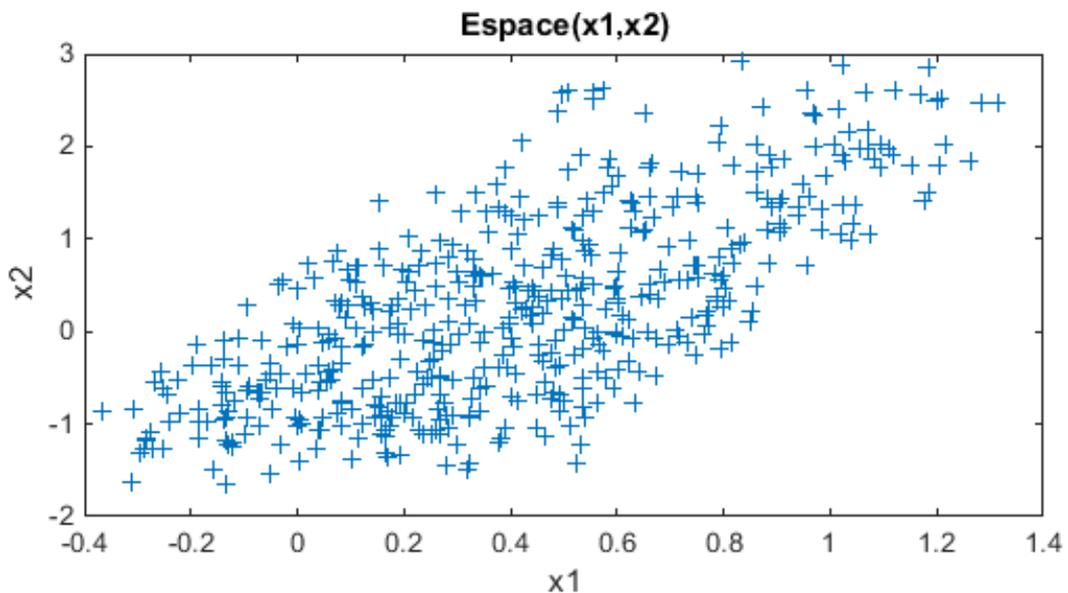


FIGURE 3.7 – Nuage de points  $(x_1, x_2)$  lorsque le capteur présente une faible puissance

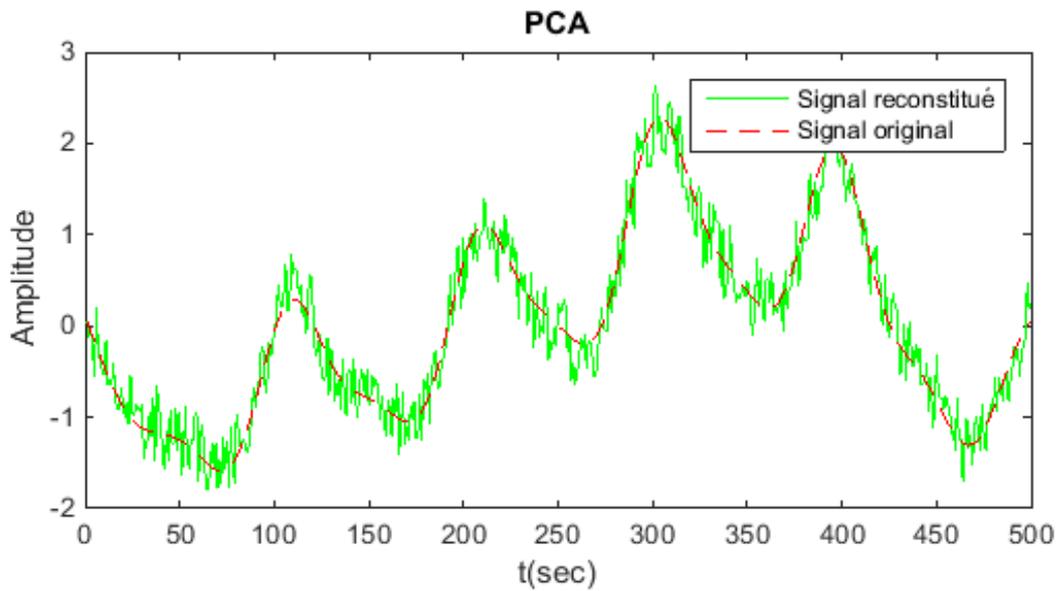


FIGURE 3.8 – Résultat obtenu en utilisant l’analyse en composantes principales lorsque le capteur présente une faible puissance

La figure 3.7 montre que  $x_1$  a une variance plus faible que  $x_2$ . La figure 3.8, montre effectivement que lorsque l’on a appliqué la méthode PCA sur ces données, la technique a permis de faire le meilleurs choix en maximisant la corrélation linéaire entre les observations et opte donc pour  $x_2$ . On remarque aussi que la puissance de bruit a été réduite par rapport aux signaux de départ (figure 3.6).

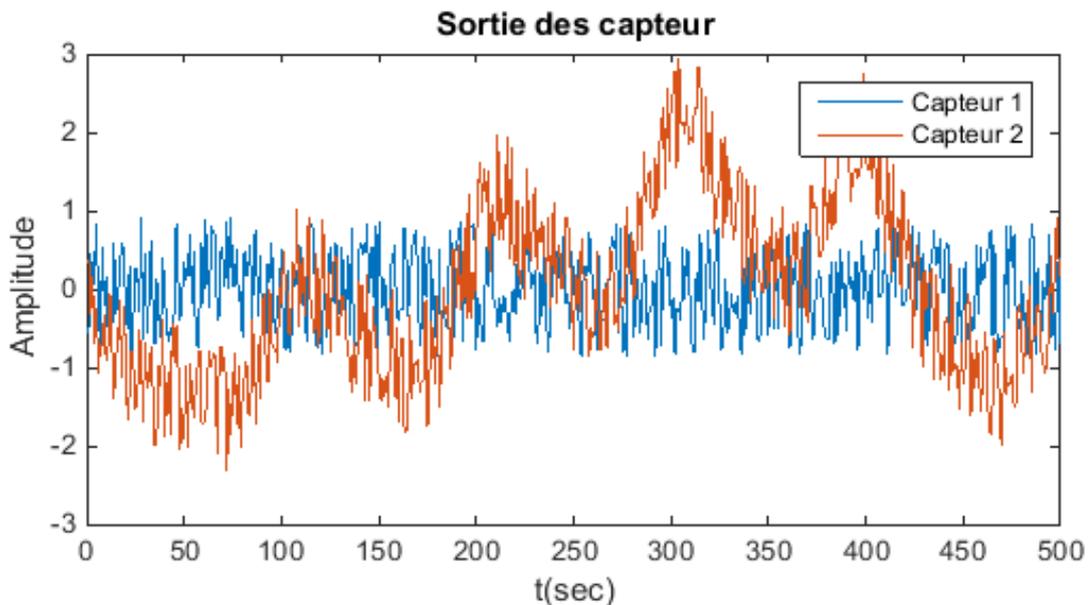


FIGURE 3.9 – Sortie des capteurs PPG lorsque le capteur 1 présente un dysfonctionnement

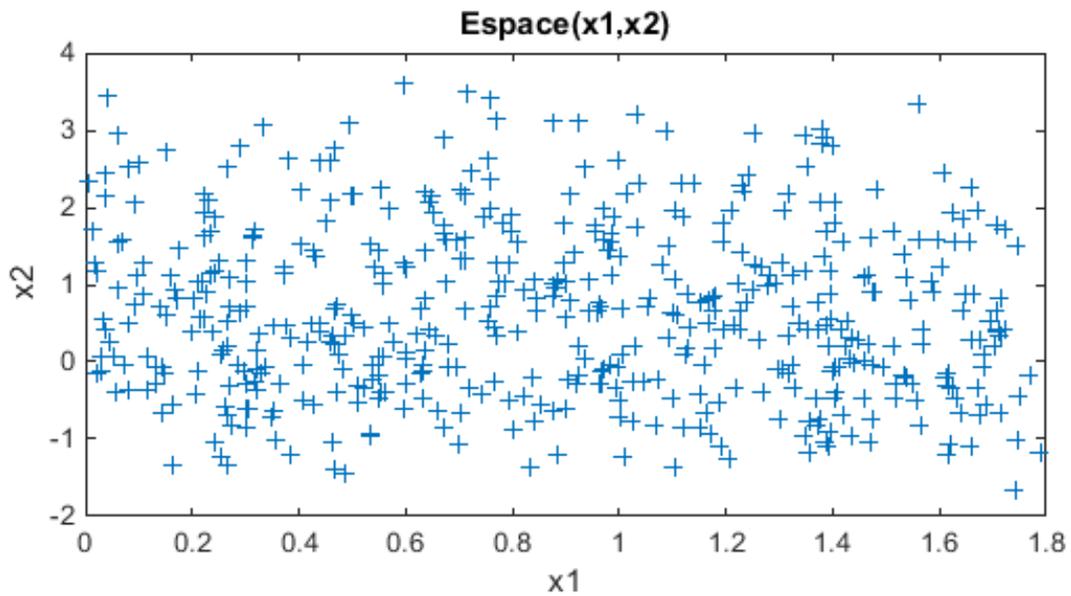


FIGURE 3.10 – Nuage de points  $(x_1, x_2)$  lorsque le capteur 1 présente un dysfonctionnement

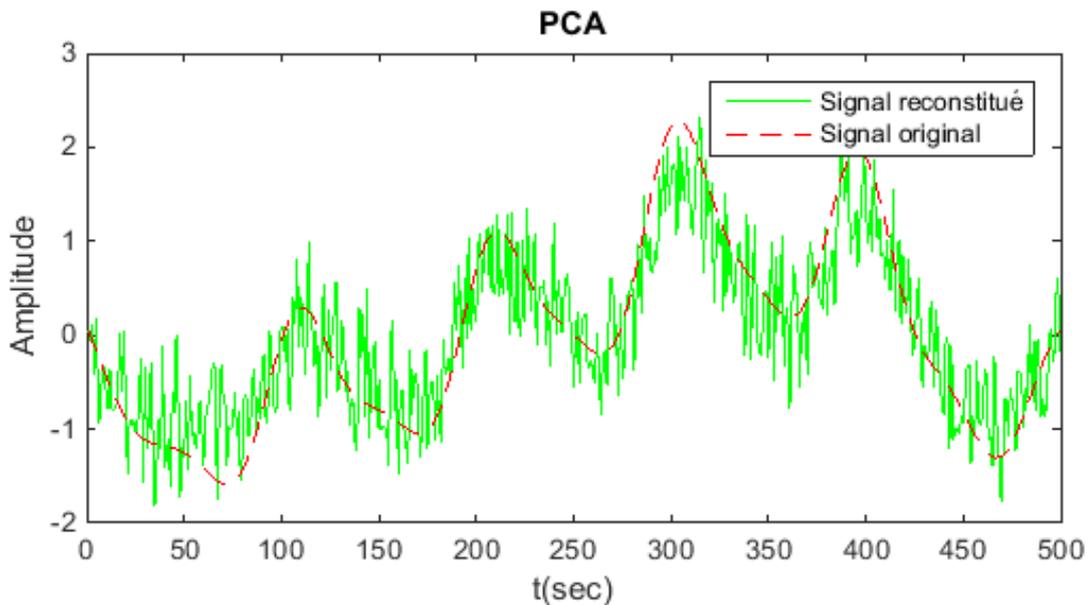


FIGURE 3.11 – Résultat obtenu en utilisant l'analyse en composantes principales lorsque le capteur un est en dysfonctionnement

La figure 3.9, représente le cas où un des capteurs ne capte que du bruit et ne contient donc aucune information sur le rythme cardiaque, Tandis que l'autre capte le signal PPG ainsi que le bruit. Dans cette situation il est impératif de choisir le bon capteur.

On remarque d'après la figure 3.10 que le signal est plus dispersé sur l'axe du deuxième capteur que sur le premier. La technique a réussi sa mission en optant pour le second capteur. La méthode PCA permet d'une manière implicite, en utilisant les composantes principales, de trouver la meilleure combinaison linéaire entre les deux capteurs et permet ainsi d'améliorer la qualité du signal.

## 4 ÉTUDE DES PERFORMANCE

L'étude suivante va s'intéresser à l'apport en SNR de cette technique. La figure 3.12 trace les performances de la méthode en fonction du rapport  $a/b$ . Les bruits utilisés sur les deux capteurs sont choisis comme étant de puissance égale, avec  $b$  caractérisant la puissance du signal PPG sur le capteur 2, fixé à l'unité donnant un  $SNR_{in} = 0dB$ . Une fois que cela est fait, on trace le rapport  $SNR_{out}/SNR_{in}$  en faisant varier  $a$  sur l'intervalle  $[0 \dots 1]$

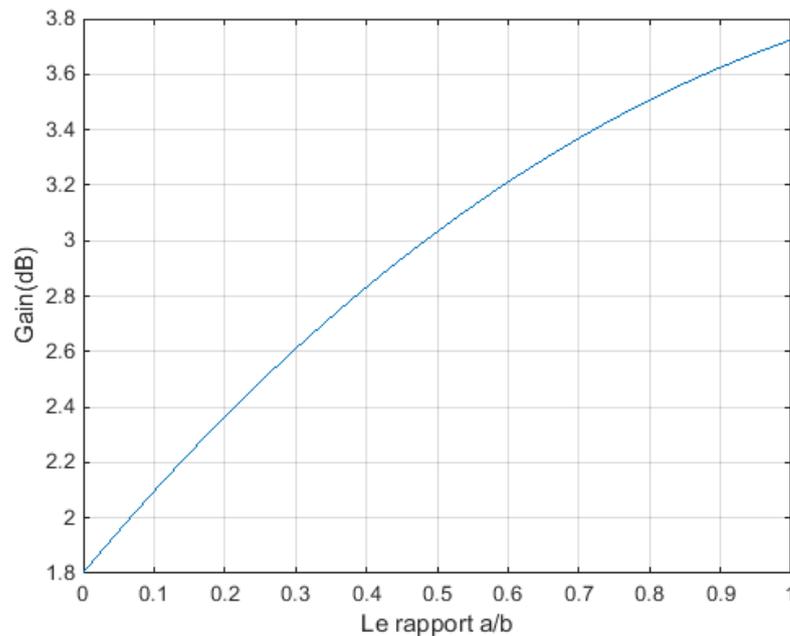


FIGURE 3.12 – Performance de la méthode PCA

On remarque d'après les résultats ci-dessus que le gain atteint sont maximum de  $3.72dB$  lorsque  $a = b$  et diminue au fur et à mesure que  $a$  devient petit devant  $b$  jusqu'à atteindre un gain minimal de  $1,80dB$  lorsque  $a = 0$ . Ces résultats montrent que même au pire des cas lorsque le capteur 1 donne des valeurs erronées la technique améliore le SNR avec un gain de  $1.80dB$ .

## 5 CONCLUSION

D'après les résultats obtenus par les différentes simulations ci-dessus, on remarque que l'analyse en composantes principales possède deux fonctions principales :

- La première consiste en l'amélioration du rapport signal sur bruit.
- La deuxième permet en quelques sortes de faire de la fusion de données, en choisissant la sortie donnant des valeurs fiables, lorsque l'une d'entre elle présente un dysfonctionnement.

# Chapitre 4

## AMÉLIORATION DE MÉTHODE TROÏKA

### 1 PRÉSENTATION DES ENREGISTREMENTS DE LA BASE DE DONNÉE

Ces données sont recueillies à partir de dispositifs placés sur les poignets des sujets qui exercent une course rapide sur une 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 coté 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[7].

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

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

### 2 PRINCIPE DE LA MÉTHODE TROIKA

TROIKA est un algorithme qui permet la reconstruction d'un signal PPG dépourvu d'interférences dûs aux mouvements de la main du sujet. L'algorithme utilise à cet effet la corrélation entre les accéléromètres et ces interférences afin d'en extraire le signal PPG. Puis il procède à une estimation du pouls grâce à une méthode de poursuite spectrale, qui consiste à suivre le

pic associé au rythme cardiaque dans le domaine fréquentiel, en exploitant la relation entre les pulsations calculées dans deux fenêtres successives.

### 3 AMÉLIORATION DE L'ALGORITHME

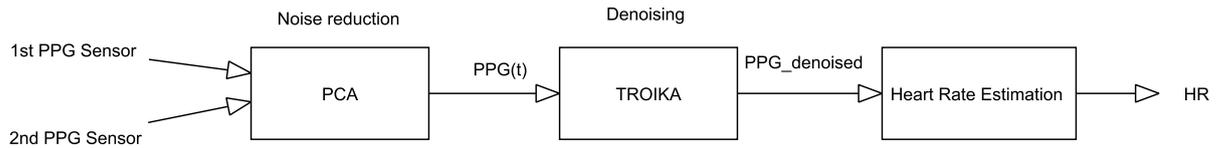


FIGURE 4.1 – Amélioration de TROIKA par approche multiple capteurs

Pour remédier à d'éventuelles erreurs de mesure nous avons décidé d'utiliser un bloc de pré-traitement, qui consiste en l'analyse de composante principale, au présent algorithme. Ce bloc va réduire toutes les sources de bruit ainsi que les dysfonctionnements liés aux capteurs utilisés. En effet, le fait d'utiliser l'analyse en composantes principales comme préprocesseur, permet de garder la structure de TROIKA qui consiste à mesurer la fréquence cardiaque à partir d'une seule observation qui est dans ce cas la sortie du bloc PCA (voir figure 4.1)

## 4 APPLICATION SUR DES SIGNAUX RÉELS

### 4.1 Sujet1

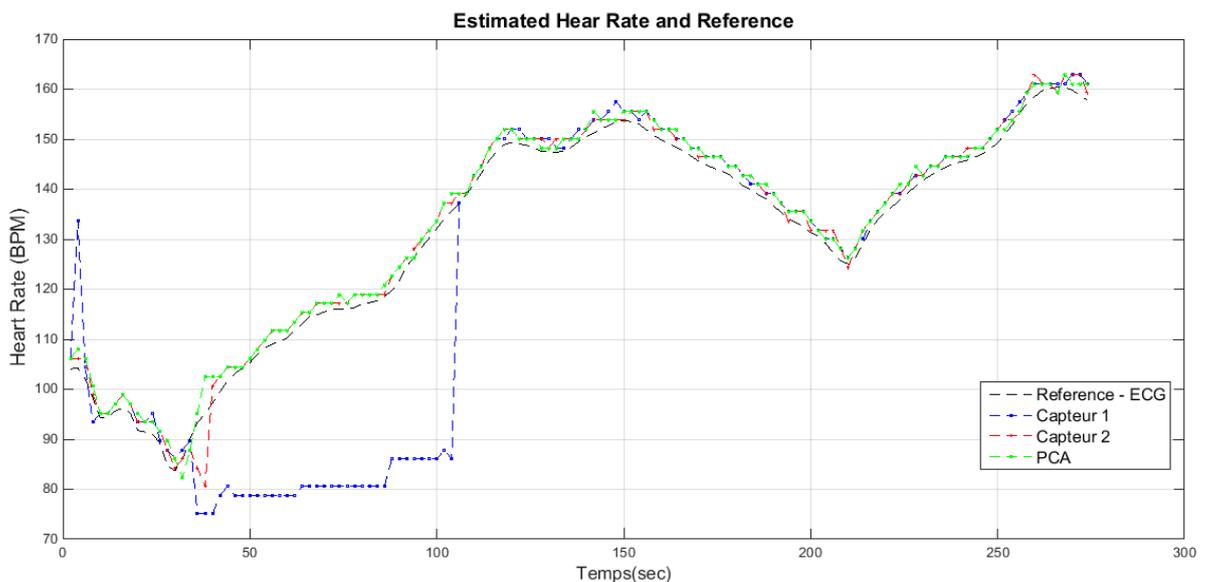


FIGURE 4.2 – Résultats de l'application de l'algorithme sur le sujet N°01

## 4.2 Sujet2

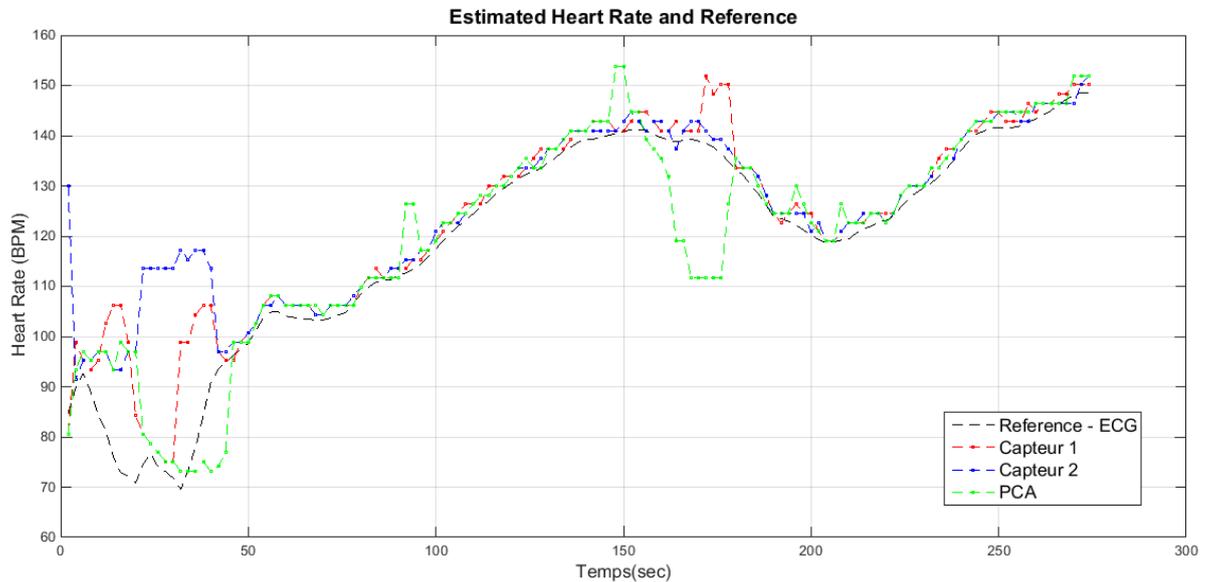


FIGURE 4.3 – Résultats de l’application de l’algorithme sur le sujet N°02

### Interprétation :

Les résultats obtenus par la méthode proposée sont comparés avec ceux obtenus par TROIKA sur chaque capteur PPG individuellement. Les figures 4.2 et 4.3 montrent que le capteur N°01 présente, lors de l’estimation du rythme cardiaque, certaines erreurs. Cependant la méthode PCA a permis de redresser cela en augmentant le rapport signal sur bruit et en optant pour le second capteur qui lui suit la référence tout le long de l’estimation.

## 5 CONCLUSION

Les résultats obtenus, nous ont permis d’établir la conclusion suivante : Le bruit thermique du capteur a été partiellement supprimé par la technique, contribuant à l’amélioration de notre estimation du pouls. Cette méthode peut être exploitée dans la mesure de la saturation en oxygène au repos améliorant son estimation.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

Notre but dans ce travail était de nous confronter aux différentes sources d'incertitude pouvant survenir dans l'acquisition de données lors d'une mesure par photopléthysmographie. Dans ce travail nous avons pu améliorer le SNR des signaux PPG en utilisant une approche à multiple capteurs.

Le travail s'articule autour de deux axes, le premier est consacré à l'élaboration d'un modèle d'étude ainsi qu'à la recherche des provenances des différentes erreurs de mesure, le deuxième est consacré à l'application de la méthode PCA, dans le but d'augmenter la qualité des signaux PPG, en exploitant la corrélation linéaire entre les deux capteurs.

Les algorithmes classiques d'estimation de pouls, faisant appel à un seul capteur PPG, peuvent être soumis à des sources de bruit ainsi qu'au dysfonctionnement des capteurs PPG pouvant produire des valeurs erronées lors de l'acquisition. L'avantage de la méthode proposée permet, grâce à une combinaison linéaire de deux capteurs PPG, d'obtenir un signal plus fiable améliorant l'estimation du pouls. Les résultats obtenus ont montré à cet effet, certaines améliorations lors de son application sur des signaux réels.

# Bibliographie

- [1] J.G. Webster, "Design of Pulse Oximeters", *IOP Publishing Ltd*, 1997.
- [2] Scott Prahl, "Molar extinction coefficients of oxy and deoxyhemoglobin compiled", *URL : <http://omlc.ogi.edu/spectra/hemoglobin>*.
- [3] Yong-sheng Yang, and al, "Reduction of motion artifact in pulse oximetry by smoothed pseudo Wigner-Ville distribution", *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 32, no. 3, pp. 181-188.
- [4] Frédéric BOUSEFSAF, "Mesure sans contact de l'activité cardiaque par analyse du flux vidéo issu d'une caméra numérique", *Thèse de doctorat Université de Lorraine*, 2014.
- [5] Jolliffe IT, "Principal Component Analysis", *Springer*, 2002.
- [6] H. Abdi and L.J. Williams, "Principal component analysis", *John Wiley & Sons, Inc*, WIREs Comp Stat vol. 2, pp. 433–459, 2010.
- [7] IEEE SP cup 2015, "Heart Rate Monitoring During Physical Exercise Using Wrist-Type Photoplethysmographic (PPG) Signals," *<http://www.zhilinzhang.com/spcup2015/> 40th International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) 2015.*
- [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.