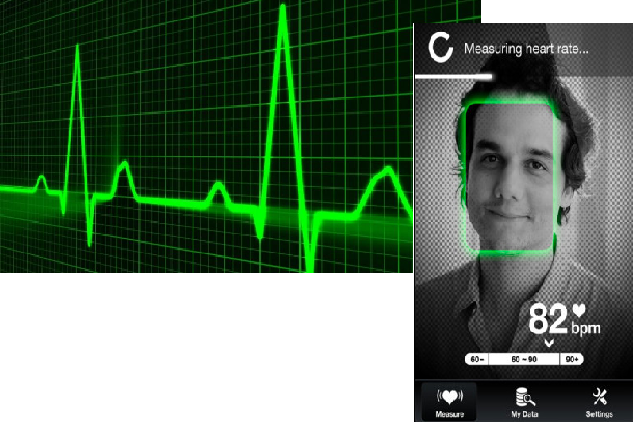
Détection du rythme cardiaque par l’analyse des mouvements du visage

PR214 - Rapport projet thématique



Justine LERAUT

Louis LAC

E2 Groupe C2



Table des matières

[1. Introduction 2](#_Toc482257538)

[2. Présentation globale du projet 3](#_Toc482257539)

[3. Approche par modélisation 3](#_Toc482257540)

[a. Modèle 4](#_Toc482257541)

[b. Filtrage 4](#_Toc482257542)

[c. Estimation du rythme cardiaque 5](#_Toc482257543)

[d. Vérification du fonctionnement 7](#_Toc482257544)

[4. Approche avec la méthode de la PCA 9](#_Toc482257545)

[a. Explication 9](#_Toc482257546)

[b. Observation 10](#_Toc482257547)

[5. Utilisation de signaux réels 11](#_Toc482257548)

[6. Conclusion 11](#_Toc482257549)

[7. Bibliographie 11](#_Toc482257550)

# Introduction

Le cœur pompe du sang à un rythme régulier et environ 16g de ce fluide arrive dans le cerveau et le visage à chaque pulsation. Ce phénomène induit un changement de coloration de la peau du visage de la personne puisque les capillaires sanguins se gorgent de sang et colorent légèrement les parties les plus irriguées en rouge. Un second effet de cet afflux de sang est un léger mouvement de la tête de la personne à chaque pulsation, le sang « pousse » les tissus du visage et induit des variations de positions régulières.

Les scientifiques Guha Balakrishnan, Fredo Durand et John Guttag *[3]* se sont intéressés à ces nouvelles manières d’estimer la pulsation cardiaque. Ces nouvelles méthodes sont intéressantes car elles n’exigent pas de contact avec le patient et permettent une mesure non-intrusive.

Cependant ces phénomènes sont quasiment imperceptibles à l’œil nu car le changement de couleur et le mouvement sont très faibles. Nous espérons alors qu’ils seront suffisamment importants pour être observés grâce à une caméra et ainsi nous permettre d’en déduire un rythme cardiaque fiable.

L’année dernière, un binôme a travaillé sur la détection du rythme cardiaque grâce à la colorimétrie *[1] [2].* Le projet de ce binôme consistait à analyser une vidéo d’un visage d’une personne immobile, quel que soit la couleur de sa peau, et à estimer son rythme cardiaque grâce à la variation de sa couleur.

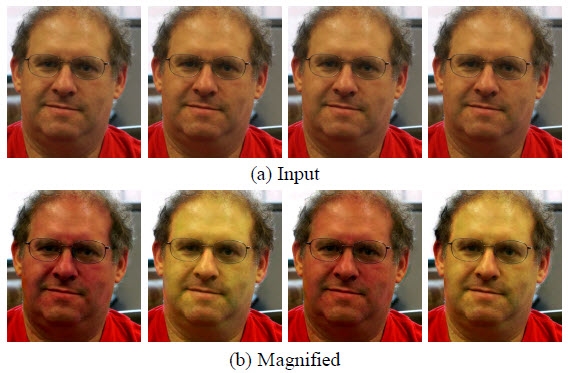


Figure : exagération du changement de couleur du visage

Sur la figure ci-contre, nous pouvons voir le changement de couleur de la peau dû au rythme cardiaque. Les photos (b) représentent les photos (a) après traitement pour amplifier le changement de couleurs.

Ces images permettent de voir l’intérêt de cette méthode pour en déduire le rythme cardiaque.

Cependant, le binôme de l’année dernière a trouvé quelques inconvénients à cette méthode. La luminosité de la vidéo, la couleur de la peau ou les mouvements de la tête (grimaces, sourires…) pouvaient fausser leurs résultats. C’est pour cela que cette année, nous nous intéressons à la méthode par la détection du mouvement du visage.

# Présentation globale du projet

Le but du projet est de détecter la pulsation cardiaque d’une personne et d’en déduire son rythme cardiaque à partir d’un suivi de visage. Sur l’image ci-dessous, les vecteurs représentent le mouvement du visage dû au rythme cardiaque. Ces photos permettent de voir l’intérêt de cette méthode.

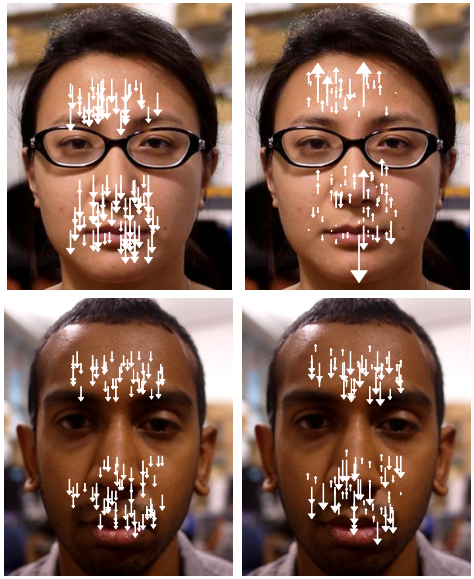


Figure : Vecteurs du mouvement vertical du visage dû au rythme cardiaque

Ce projet est réparti sur deux binômes. La tâche du premier binôme concerne la capture de l’image du visage de la personne ainsi que le post-traitement de cette image. Ce post-traitement a pour but de suivre le visage de la personne et de sortir des points d’intérêts qui serviront au second groupe. Ce second groupe que nous formons doit traiter ces signaux d’intérêt pour éliminer les composantes et bruits inutiles et en déduire une mesure la plus fiable possible du rythme cardiaque de la personne.

# Approche par modélisation

Les deux binômes travaillants en parallèle, il nous fallait dans un premier temps faire une modélisation d’un signal d’intérêt le plus proche de celui qui pourrait nous être envoyé suite au traitement fait par le groupe 1 pour pouvoir tester nos algorithmes. Nous avons dans un premier temps cherché à simuler un signal après avoir fait des simplifications et des suppositions sur les conditions de captures de l’image et sur le fonctionnement du corps humain. Dans un second temps nous avons cherché à concevoir des algorithmes permettant d’améliorer ces signaux en éliminant les composantes inutiles et le bruit à l’aide de filtres. Pour finir nous avons cherché le meilleur moyen d’en déduire le rythme cardiaque de la personne.

## Modèle

Nous avons fait certaines suppositions pour modéliser le rythme cardiaque. D’abord nous avons supposé que le premier groupe nous envoie des signaux unidimensionnels, le mouvement de la tête lors du pompage du sang étant majoritairement vertical. Ensuite nous avons supposé que le signal d’intérêt comporte plusieurs composantes : une composante liée à la pulsation cardiaque et une liée à la respiration de l’individu. De plus, la personne filmée n’étant pas complétement immobile, des mouvements involontaires de la tête sont envisageables, comme cligner des yeux, sourire, parler ou déglutir. Tous ces mouvements peuvent être considérés comme du bruit. Ensuite, la capture vidéo n’étant pas parfaite nous avons supposé qu’il y aurait un autre bruit sur ces signaux à cause du grain en basse luminosité induit par le capteur et par les diverses sources d’interférences du milieu (lumière qui varie à la fréquence du secteur, changement de luminosité ...).

Il faut aussi ajouter que le groupe 1 nous envoie plusieurs signaux d’intérêts qui ne sont pas forcément pertinents pour déduire le rythme cardiaque (peu ou pas de composante cardiaque, beaucoup de bruit …). Nous devons donc prendre en entrée plusieurs signaux et ne sélectionner que ceux qui sont les plus appropriés.

Pour résumé nous avons en entrée de nos algorithmes de signaux de la forme suivante :

Avec :

* N  : le nombre de signaux en entrée
* : le signal relatif à la pulsation cardiaque
* : amplitude du signal cardiaque
* : le signal relatif à la pulsation pulmonaire
* : amplitude du signal respiratoire
* : bruit additif

Avec cette écriture on suppose qu’il n’y a pas de retard entre chaque signal (c’est à dire que chaque point d’intérêt du visage bouge au même moment que les autres), que la composante cardiaque et pulmonaire sont les mêmes partout mais que seule son amplitude est différente d’un point à l’autre. Finalement nous avons supposé que la somme de tous les bruits définis plus haut, est un bruit blanc est gaussien et additif. Pour nos simulations nous prendrons des signaux  et  de forme sinusoïdale.

## Filtrage

Les signaux entrant étant bruité et affectés par le rythme pulmonaire il faut réaliser un traitement sur ceux-ci pour obtenir un résultat propre et utilisable par la suite. Nous sommes partis du constat simple qui est que le rythme pulmonaire à une fréquence moins élevée que le rythme cardiaque et que les plages de ces rythmes ne se superposent pas. Ainsi, les plages sont les suivantes :

De plus, une partie du bruit additif est un bruit en haute fréquences (dont les 50Hz du secteur qui se retrouvent souvent sur les lampes de type néon). Pour éliminer ce bruit ainsi que le reste du bruit et les harmoniques causées par le rythme respiratoire nous avons donc pensé à filtrer notre signal avec un filtre passe bande. À l’aide de l’outil « fdatool » nous avons entré les données de notre filtre (bande d’arrêt et bande passante, ordre du filtre). Nous voulons une atténuation rapide dès qu’on sort de la bande passante et une phase linéaire dans la bande passante pour ne pas avoir de distorsions en sortie du filtre.

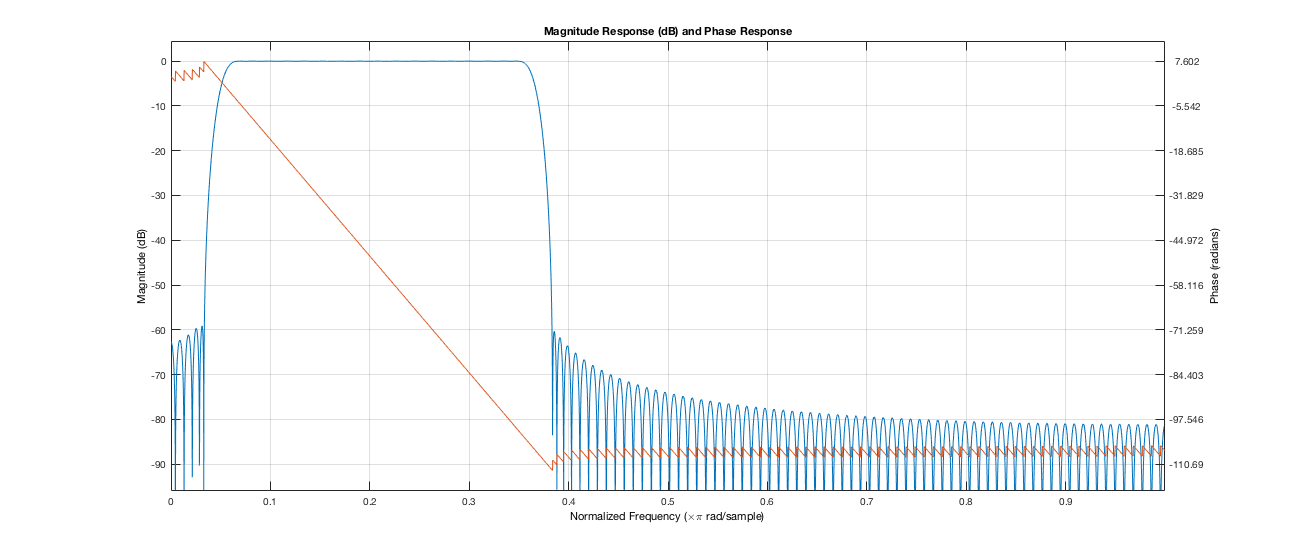


Figure : Gain et phase du filtre dimensioné

Sur le diagramme de Bode du filtre ci-dessus, la courbe rouge représente la phase, et celle en bleue représente le gain.

Nous obtenons alors un retard (Group Delay) de 109 échantillons. Il nous faut alors enlever les 109 premiers échantillons à la sortie du filtre pour ne pas fausser nos résultats.

En sortie du filtre, le signal est de la forme suivante :

## Estimation du rythme cardiaque

Le but maintenant est d’extraire la pulsation cardiaque du signal mesuré . Cependant, les différents signaux d’intérêts ne sont pas influencés par le signal cardiaque de la même manière. Pour évaluer le poids du rythme cardiaque dans chaque signal, nous avons utilisé la méthode du Méthode du “Maximum Ratio Combining”, MRC (expliqué dans *[4]* qui est appliqué à la colorimétrie). Cette méthode permet…

Cette méthode est illustrée par la figure ci-dessous :

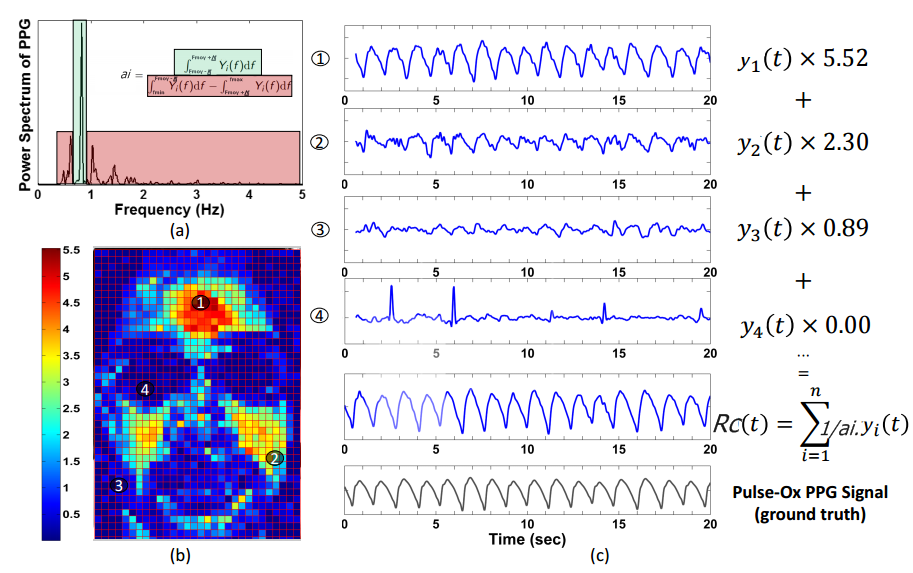


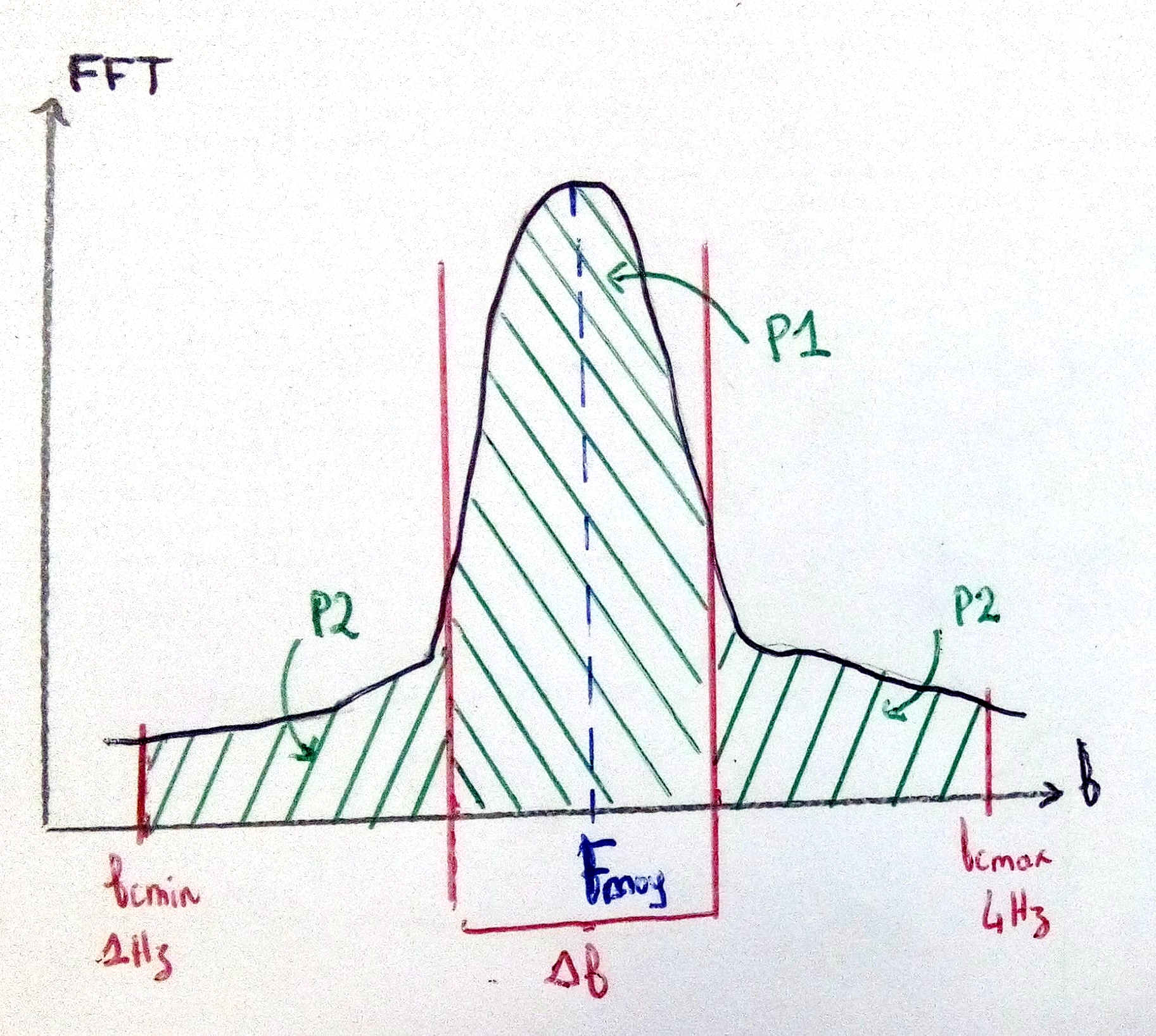
Figure : illustration de la méthode MRC

1. Illustre la définition du “Goodness Metric”, basé sur l’aire sous la courbe de la DSP du signal
2. Représentation d’un visage où les zones les plus chaudes sont les zones les plus sensibles au rythme cardiaque
3. Evolution des signaux des différentes zones du visage avec le poids du rythme cardiaque en fonction des différents signaux, du rythme cardiaque estimé et du rythme cardiaque réel

Formule moyenne pondéré

Optimiser le rapport signal sur bruit, et l’apport de la fréquence cardiaque

On estime une fréquence moyenne sur tous les signaux pour avoir une première estimation. On calcule le ratio de l’énergie autour de cette fréquence moyenne par rapport au reste de l’énergie (c’est-à-dire de fmin à fmoy-deltaf et de fmoy+deltaf à fmax). On appelle ai ce rapport. Ce rapport est le rapport signal à bruit.

Premièrement, on estime une fréquence cardiaque moyenne *Fmoy* sur la moyenne de tous les signaux. Comme le bruit est blanc gaussien, l’espérance de celui-ci est nul et n’a donc aucune influence sur la moyenne des signaux. Ensuite, nous encadrons cette fréquence *Fmoy* grâce à un delta de fréquences autour de Fmoy et nous calculons l’aire sous la courbe de la DSP d’un signal selon les intervalles construits. Pour choisir Δf, nous avons fait plusieurs tests pour savoir la largeur moyenne du pic caractéristique de la fréquence cardiaque dans la transformée de Fourier.

Ensuite, nous cherchons le rapport signal à bruit qui correspond à notre coefficient devant le signal cardiaque . Ce rapport correspond à celui de l’aire P1 sur l’aire P2 (cf. *Figure 5*).

Figure : illustration de la méthode d'estimation

Après le calcul du coefficient nous cherchons la fréquence moyenne du signal tel que :

Nous prenons l’espérance de ce signal pour enlever l’influence du bruit blanc gaussien.

## Vérification du fonctionnement

Sur la figure 6 ci-dessous la fréquence respiratoire choisie est 35 bpm ce qui correspond à un rythme normal pour un adulte standard et la fréquence cardiaque est de 100 bpm qui est légèrement supérieure à la fréquence normale (cela pourrait traduire un trouble cardiaque, un stress ou encore un état d’effort physique). Sur cette figure la fréquence respiratoire est la fondamentale et a la plus grande amplitude alors que la fréquence cardiaque est à peine visible.

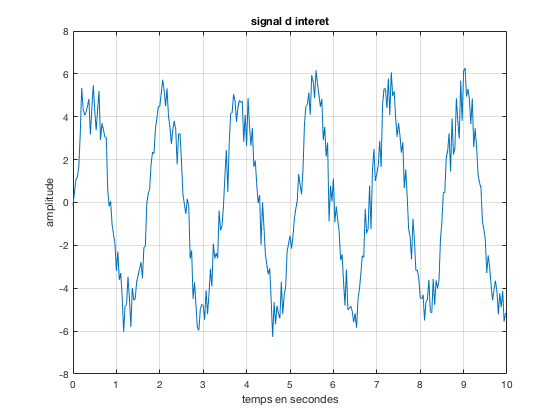
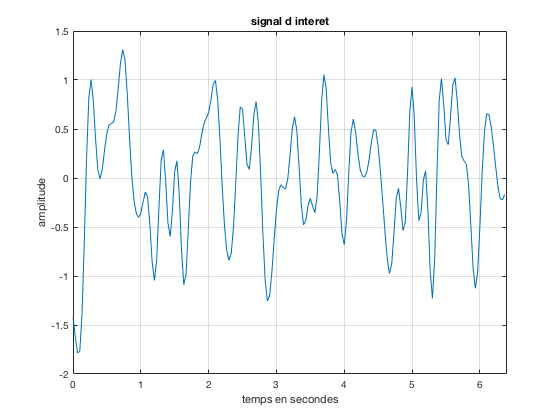
****

Figure : signal d'entrée bruitéFigure : signal filtré

Sur la DSP (figure 8) de ce signal on observe bien les deux raies qui correspondent à ces fréquences : une raie importante dans les basses fréquences qui correspond à la fréquence respiratoire et une autre qui a une fréquence supérieure mais une amplitude plus basse. De plus on notera le bruit blanc visible surtout en haute fréquence.

Ce signal est ensuite filtré à l’aide du filtre vu plus haut pour éliminer les hautes fréquences et les fréquences qui correspondent à la respiration. Sur la DSP de ce signal filtré (figure 9) les hautes fréquences et le pic de la fréquence respiratoire sont atténuées. On remarque bien, sur la figure 7, que le signal filtré n’a plus la composante de la fréquence respiratoire.

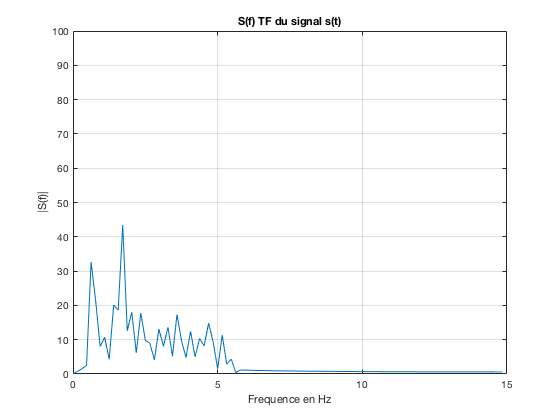
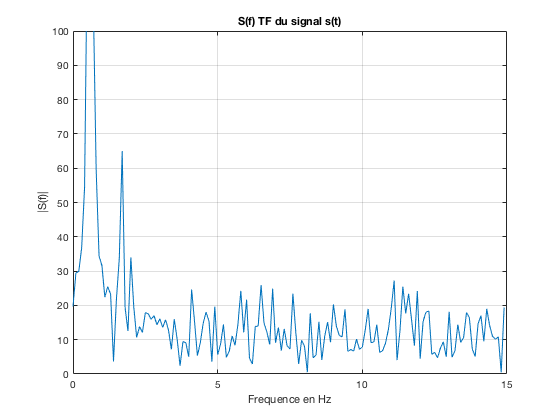


Figure : DSP signal d'entrée Figure : DSP du signal filtré

L’ensemble des signaux filtrés est ensuite passé dans l’algorithme MRC pour donner un signal moyen avec un bruit encore plus atténué (figure 10). On réalise alors une détection de pic sur la DSP de ce signal pour extraire la fréquence la plus importante. Sur cette figure le pic le plus important à une fréquence de 1,63 Hz soit 98 bpm ce qui colle avec la fréquence mise en entrée (100 bpm). L’erreur n’est que de 2 bpm ce qui est très correct.

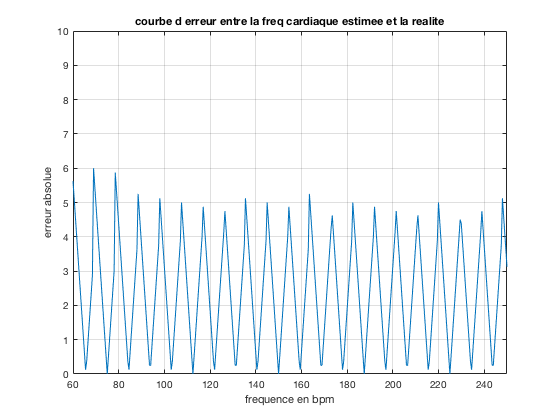
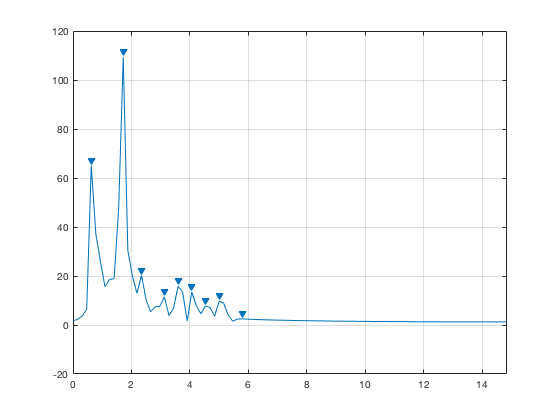


Figure : détection de pic sur la somme des signaux d'entrée Figure : courbe d'erreur de notre algorithme

Pour vérifier le bon fonctionnement sur toute la plage de fréquence nous avons réalisé un algorithme qui calcul l’erreur pour chaque fréquence mise en entrée entre 60 bpm et 240 bpm. La figure 11 est la courbe qui illustre le nombre d’erreur en fonction de la fréquence. La moyenne du nombre d’erreur n’est pas très élevée (environ 3 bpm) mais le nombre d’erreur dépend de la fréquence. De manière surprenante le nombre d’erreur oscille entre 0 erreur et 6 erreurs avec une période de 10 bpm. La méthode PCA qui sera abordée par la suite, nous donne une courbe d’erreur similaire.

# Approche avec la méthode de la PCA

## a. Explication

La méthode de l’article [3] pour la détection du rythme cardiaque par suivi des mouvements du visage est représenté par le schéma suivant :

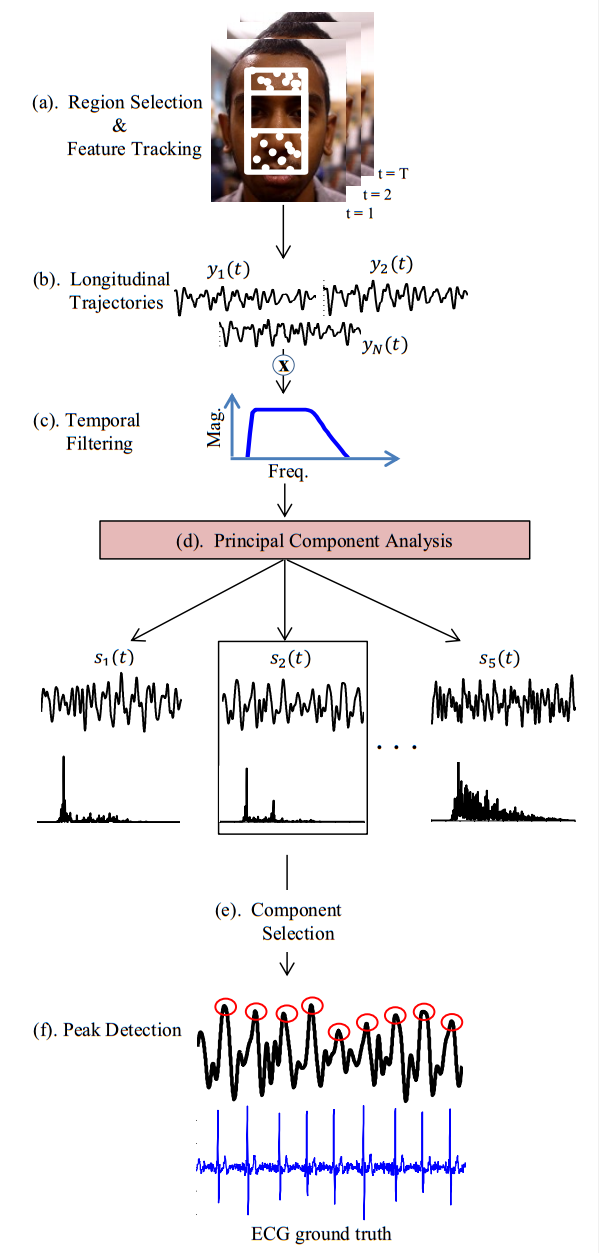
Premièrement, la région d’intérêt du visage est sélectionnée et les points  de cette région sont suivis à chaque étape de la vidéo. Deuxièmement, les composantes verticales de ces points sont extraites (représentent au mieux les mouvements de la tête dû au flux sanguin). Ensuite, ces signaux sont filtrés pour enlever leur valeur moyenne, l’influence de la fréquence respiratoire (< 1Hz) et du bruit en haute fréquence. Ces premières étapes ressemblent fortement à notre cheminement.

Figure : Méthode de la PCA pour estimer le rythme cardiaque

Ensuite, la méthode de la PCA (Analyse de la Composante Principale) est utilisée, la deuxième composante du signal de sortie est sélectionnée, et pour en déduire la fréquence cardiaque, on fait une détection de pic sur ce signal. Cette dernière grosse étape n’est pas vraiment détaillée... En effet ils n’expliquent pas pourquoi ils choisissent la deuxième composante.

Cependant pour vérifier la justesse de notre méthode expliquée plus haut, nous l’avons comparé à cette méthode sans comprendre le pourquoi.

Nous avons donc, après filtrage de notre signal, utilisé la fonction de Matlab “**pca**” et nous avons relevé la fréquence maximale sur la transformée de Fourier de la deuxième composante du signal de sortie de la fonction **pca**.

## b. Observation

Après plusieurs simulations avec les signaux modélisés, nous remarquons que la première composante est préférable par rapport à la deuxième composante de la PCA. En effet, avec la deuxième composante nous obtenons des fréquences trop élevées. De plus, on retrouve en générale la même fréquence avec les deux méthodes (la nôtre et celle de la PCA).

Avec Signaux réels ??

# Utilisation de signaux réels

## a. Adaptation du code

Recentrage en zéro pour éviter la « réponse indicielle »

## b. Observation

# Conclusion

# Bibliographie

[1] Rapport du binôme DOUISSI-GROBOST sur la détection du rythme cardiaque par la méthode de la colorimétrie

[2] ***Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World***

<http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/>

[3] ***Detection Pulse from Head Motions in Video,*** Guha Balakrishnan, Fredo Durand, John Guttag: <https://people.csail.mit.edu/mrub/vidmag/papers/Balakrishnan_Detecting_Pulse_from_2013_CVPR_paper.pdf>

[4] ***DistancePPG : Robust non-contact vital signs monitoring using a camera,*** Mayank Kumar, Ashok Veeraraghavan, Ashutosh Sabharval :

<http://www.ece.rice.edu/~av21/Documents/2015/DistancePPG.pdf>

[5] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse_en_composantes_principales>

[6] Image page de garde - Application <http://www.iphon.fr/post/appli-cardio-frequence-metre-gratuite-iphone-camera>

A ajouter dans le rapport :

* Décrire le protocole pour tester nos algorithmes (utilisation d’un oxymètre, mesures de 10s …).
* Montrer que notre algo fonctionne sur la plage 60-240 bpm sans problème avec des signaux simulés.
* Faire une partie sur les résultats de notre algo (test avec des signaux réels, pk sa marche pas etc …)