



OBJET CONNECTÉ 3 JANVIER 2025

MASTER 1 1EEEE OPTION ELECTRONIQUE

Partie Traitement du signal

Élèves :

Elouan LE BIZEC
Jacques MERHRIQUI- -ETCHEVERRIA
Quentin ESTEBE
Raphaël PELLURE

Enseignants

O. BERNAL
E. PEUCH
H. KAOUACH
H.C. SEAT
G. PRIGENT



Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Introduction | 3 |
| 2 | Préparation des données | 4 |
| 2.1 | PPG donné | 4 |
| 2.2 | PPG synthétique | 4 |
| 2.3 | PPG expérimental | 4 |
| 3 | Préparation du signal choisi | 4 |
| 4 | Analyse spectrale et visualisation | 5 |
| 4.1 | Signal en temporel | 5 |
| 4.2 | Analyse spectrale | 5 |
| 5 | Pré-processing | 6 |
| 5.1 | Filtre RIF | 6 |
| 5.2 | Filtre RII | 6 |
| 6 | Classification du signal utile | 7 |
| 7 | Extraction de caractéristiques | 7 |
| 7.1 | Mesure du BPM | 7 |
| 7.1.1 | Méthode de mesure | 7 |
| 7.1.2 | Test statistique pour la detec- tion d'arythmie cardiaque . . | 8 |
| 7.1.3 | Test pour la detection de ta- chycardie et de bardycardie . | 9 |
| 7.2 | Mesure de la vitesse d'onde de pouls | 9 |
| 7.2.1 | Méthode de mesure | 9 |
| 7.2.2 | Test probabiliste | 10 |
| 8 | Affichage de l'état du patient | 11 |
| 9 | Conclusion | 11 |

Table des figures

| | | |
|-----------|--|----|
| Figure 1 | Signal PPG réel | 4 |
| Figure 2 | Préparation du PPG | 4 |
| Figure 3 | Préparation du PPG | 4 |
| Figure 4 | Signal PPG donné | 5 |
| Figure 5 | Signal PPG donné | 5 |
| Figure 6 | Périodogramme du signal . . . | 5 |
| Figure 7 | Périodogramme du signal en dB | 5 |
| Figure 8 | Création du signal synthétique | 6 |
| Figure 9 | Signal synthétique | 6 |
| Figure 10 | Fenêtre de Hamming | 6 |
| Figure 11 | Signal PPG filtré | 7 |
| Figure 12 | Types de signaux PPG | 7 |
| Figure 13 | Points caractéristiques d'un PPG | 7 |
| Figure 14 | Détection des pics systoliques | 7 |
| Figure 15 | Affichage des pics systoliques . | 7 |
| Figure 16 | Courbe ROC du test statistique | 8 |
| Figure 17 | Détection de tachycardie et de brycardie | 9 |
| Figure 18 | Points caractéristiques d'un PPG | 9 |
| Figure 19 | Détection des pics diastoliques sur la dérivée | 9 |
| Figure 20 | Affichage des pics diastoliques sur la dérivée | 9 |
| Figure 21 | Affichage de pics systoliques et diastolique | 10 |
| Figure 22 | Distribution d'un échantillon selon les pressions artérielles et PWVs mesurées | 10 |
| Figure 23 | Calcul des probabilités | 10 |
| Figure 24 | Probabilité d'appartenir à chaque classe | 10 |
| Figure 25 | Tableau récapitulatif de l'état du patient | 11 |

1 Introduction

Dans cette deuxième partie de notre rapport, nous nous consacrerons à l'analyse ainsi qu'au traitement du signal obtenu en sortie du filtre. Notre démarche suivra la séquence méthodique soigneusement suivante :

Tout d'abord, nous obtiendrons un signal PPG, permettant ainsi une analyse spectrale par le biais de différentes fenêtres lors de la visualisation du périodogramme.

Ensuite, notre attention se portera sur l'application d'un filtrage numérique, visant à éliminer efficacement les bruits et les artefacts qui pourraient compromettre l'analyse des signaux.

Enfin, nous procéderons à l'extraction du rythme cardiaque, suivi de la mise en œuvre d'un test statistique permettant d'établir un diagnostic précis sur l'état de santé du patient, en distinguant entre un état sain et malade ce qui nous permettra de formuler un avis médical éclairé sur l'état du patient.

2 Préparation des données

Le traitement du signal démarre par un travail essentiel, la préparation des données.

On rappelle que certaines transformations comme la Transformée de Fourier discrète ou les filtrages en domaine fréquentiel supposent souvent que le signal est centré. Cela permet d'éviter des pics à la fréquence zéro qui représentent la composante continue et peuvent gêner la visualisation dans le domaine fréquentiel. On exposera donc ici les différents signaux PPG centrés utilisés ainsi que leurs rôles dans cette préparation des données.

2.1 PPG donné

Des signaux nous sont pré-fournis, deux PPG courts et un PPG long. On les utilisera pour comprendre les caractéristiques spécifiques de ces signaux.

2.2 PPG synthétique

Il nous est ensuite demandé de générer notre propre signal PPG synthétiquement. On remarquera en étudiant les signaux PPG fournis qu'ils sont constitué de deux sinus de fréquences et d'amplitudes différentes autour d'une composante continue V_{dc} . On distingue une composante quasi-périodique entre 1 et 1,5 Hz, du bruit de mesure, du bruit d'alimentation et des dérives faisant osciller l'allure générale du signal.

$$s(t) = a_1 \sin(2\pi f_1 t) + a_2 \sin(2\pi f_2 t + \Phi) + V_{dc} + b_{mesure}(t) + b_{alim}(t) + derive(t)$$

2.3 PPG expérimental

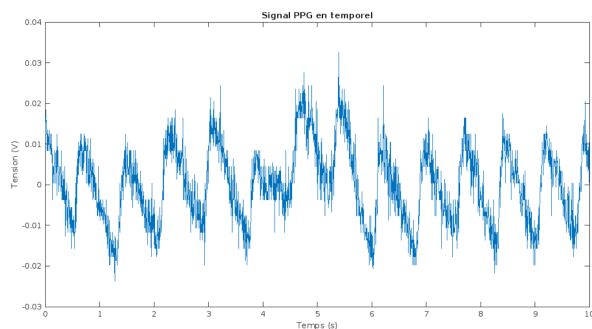


FIGURE 1 – Signal PPG réel

Ce signal est le résultat de l'acquisition en sortie du filtre qui a été échantillonné par le convertisseur analogique numérique, malheureusement ce signal

n'a été disponible que trop tard.

C'est pourquoi on se propose alors d'utiliser un signal donné sur Moodle pour la suite de l'étude, le PPG 2.

3 Préparation du signal choisi

On charge le signal sur Matlab puis on modifie l'axe temporel pour qu'il démarre de zéro :

```
% Signal PPG_2 donné
load PPG_2.mat
s_PPG_2 = sortie_out(:,2)';
nech_PPG_2 = length(s_PPG_2);
T_2 = (sortie_out(:,1) - sortie_out(1,1))';
Te_2 = mean(diff(T_2));
Fe_2 = 1/Te_2;
```

FIGURE 2 – Préparation du PPG

On centre le signal choisi :

```
%On centre pour mieux visualiser
s_centre = s_choisi - mean(s_choisi);
```

FIGURE 3 – Préparation du PPG

4 Analyse spectrale et visualisation

Il s'agira donc dans un premier temps de visualiser notre signal en temporel pour vérifier sa ressemblance à un signal PPG authentique. Puis une analyse spectrale approfondie permettra de mettre encore plus en évidence ses caractéristiques.

4.1 Signal en temporel

On visualise notre signal :

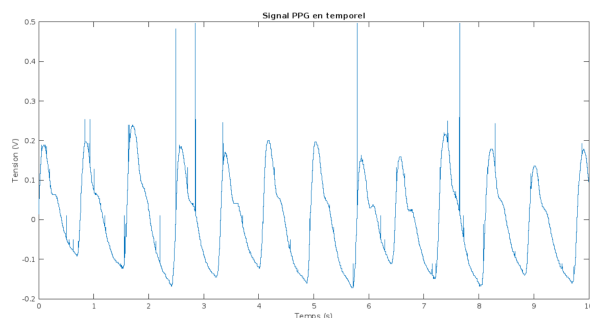


FIGURE 4 – Signal PPG donné

L'allure du signal est bien celle de 2 sinus d'amplitudes différentes superposés. Nous remarquons que nous avons bien supprimé la composante continue, on voit aussi la présence de bruit, de nombreux artefacts (fort pics de tension aléatoires) ainsi que de la dérive du signal.

4.2 Analyse spectrale

On trace premièrement le périodogramme du signal afin d'avoir une estimation de la densité spectrale de puissance et donc de visualiser les différentes composantes du signal. Pour cela on utilise la FFT en effectuant du zéro padding pour augmenter la résolution spectrale :

```
fact_zeropadding = round( 3 + log2(nech/(2*nextpow2(nech))) ); % facteur de zero-padding = 3 ici
nfft = 2^( nextpow2(nech) + fact_zeropadding - 1 ); % taille sur laquelle est calculée la FFT
Periodo = ( abs(fft(s_centre,nfft)).^2 )/ nfft; % initialisation du vecteur "Périodogramme"
```

FIGURE 5 – Signal PPG donné

On obtient alors pour les fréquences entre 0 et 5 Hz :

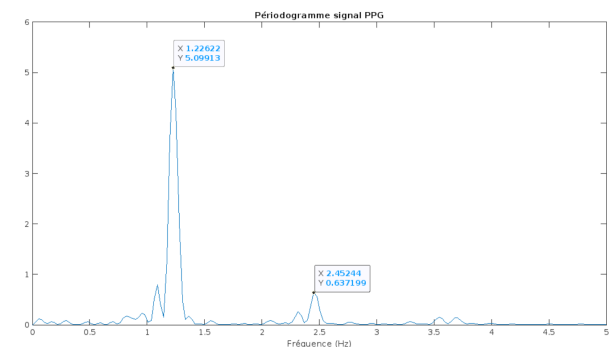


FIGURE 6 – Périodogramme du signal

On voit alors les 2 composantes principales à 1.23 et 2.09 Hz qui correspondent à la fréquence des 2 sinus du signal cardiaque. On voit aussi les composantes aux très basses fréquences correspondent à la dérive du signal et aux artefacts.

On trace ensuite le périodogramme en dB jusqu'à 200 Hz pour mieux visualiser les différentes sources de bruit :

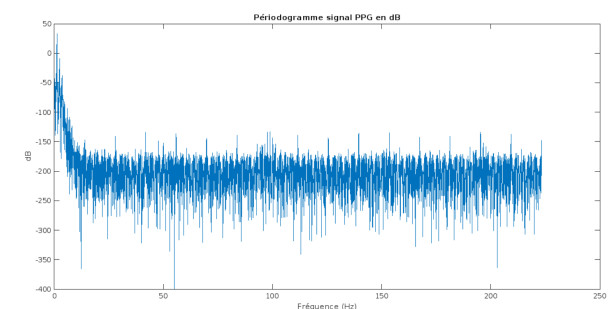


FIGURE 7 – Périodogramme du signal en dB

On voit alors le bruit de mesure ainsi que des pics correspondant au bruit de l'alimentation.

On dispose alors de toutes les caractéristiques pour créer un signal PPG synthétiquement :

```
% Signal PPG créé
A1 = 0.25;
A2 = 0.125;
Vdc = 2.5;

f = 1; % Pour avoir une fréquence du signal de 1Hz et donc 60 BPM

pas_art = 300 ; pas_art_2 = 101 ; % Artefacts à la mesure
artefacts = zeros(1, numel(ppg)) ;
artefacts(1:pas_art:end) = 0.5 ;
artefacts(1:pas_art_2:end) = 0.1 ;

f_deriv = 0.3; % Dérivation du signal
derive = 0.1*sin(2*pi*f_deriv*T) ;

bruit_blanc = 0.005*randn(1,numel(ppg)) ; % Bruit
bruit_alim = 0.01*sin(2*pi*50*T) ;

s_cree_typeA = A1*sin(2*pi*f*T) + A2*sin(2*pi*(2*f)*T - pi/8) + Vdc + bruit_blanc + bruit_alim + derive + artefacts ;
```

FIGURE 8 – Création du signal synthétique

on obtient :

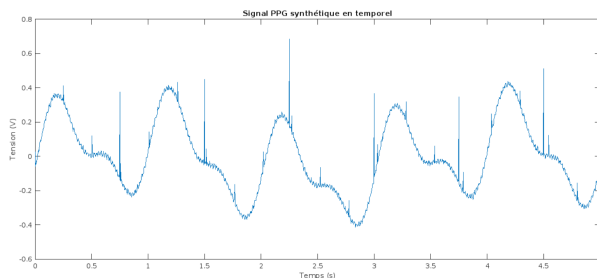


FIGURE 9 – Signal synthétique

On sait alors comment générer des données synthétiquement mais on remarque que ce signal est ressemblant mais pas assez aléatoire. Nous allons donc choisir d'étudier le signal "PPG 2" donné.

5 Pré-processing

Maintenant que le signal est bien caractérisé et que les données sont préparées nous allons à présent éliminer l'essentiel du bruit, ainsi que les artefacts restants. Pour ce faire, on nous propose d'utiliser un filtre de Savitzky-Golay en utilisant la fonction `sgolayfilt` de Matlab mais cette approximation polynomiale ne prend pas en compte nos connaissances sur les fréquences exactes à filtrer. Nous allons alors utiliser un filtre qui se base sur les résultats obtenus grâce aux périodogrammes. Nous savons en effet maintenant que les fréquences qui nous sont utiles sont comprises entre 0 et 5Hz et que l'on veut filtrer celles au dessus de 50Hz, c'est pourquoi, nous allons utiliser un filtre passe-bas avec un gabarit suivant :

- Fréquence de coupure à 5Hz
- Gain $\leq -30dB$ à partir de 30Hz

On utilise alors la fonction `filternum` pour générer des filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) ou infinie (RII) respectant ce gabarit.

5.1 Filtre RIF

On simule les différents filtres RIF à disposition et on garde celui avec l'ordre le plus faible pour réduire le temps de calcul qui est la fenêtre de Hamming.

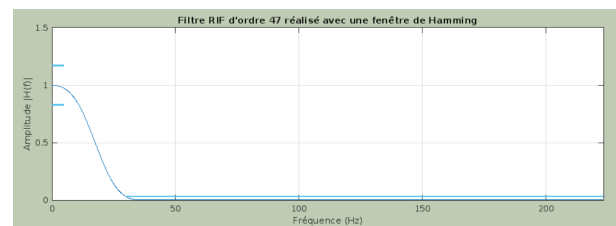


FIGURE 10 – Fenêtre de Hamming

5.2 Filtre RII

On remarque que l'ordre est bien inférieur (entre 1 et 2) donc moins de coup de calcul. Sans précision dans le cahier des charges sur la rapidité de l'analyse nous avons décidé d'écarter ces filtres car leurs phases étant non linéaire on aurait donc une distorsion du signal et ainsi une modification du bpm ce qui n'est pas souhaitable.

6 Classification du signal utile 7 Extraction de caractéristiques

On obtient après filtrage le signal suivant :

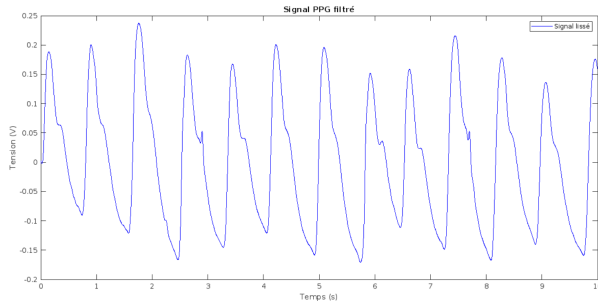


FIGURE 11 – Signal PPG filtré

Or il existe deux types de signaux PPG à traiter différemment :

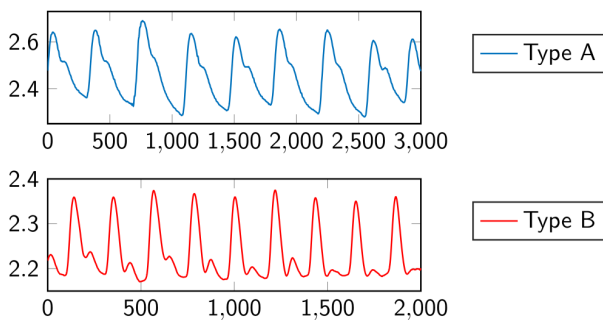


FIGURE 12 – Types de signaux PPG

Nôtre signal PPG est donc de type A, les caractéristiques à relever pour un tel signal sont le rythme cardiaque (BPM) et la vitesse d'onde de pouls (PWV).

7.1 Mesure du BPM

7.1.1 Méthode de mesure

Les signaux PPG présentent 3 points caractéristiques :

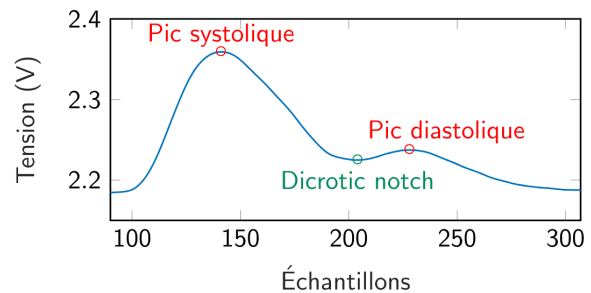


FIGURE 13 – Points caractéristiques d'un PPG

Pour déterminer le BPM d'un individu il suffit de détecter les pics systoliques et de regarder la fréquence dans le signal cardiaque.

On va alors utiliser la fonction de Matlab findpeaks :

```
%% Détection des pics systoliques-----
ECART_MIN = Fe/(2*f); % Distance minimale entre 2 pics
AMP_MIN = 0.5*max(s_centre_lisse); % Seuil detection de pics
[pics, locs] = findpeaks(s_centre_lisse, 'MinPeakHeight', AMP_MIN, 'MinPeakDistance', ECART_MIN);
% Les indices trouvés par findpeaks
Indices_systoliques = locs;
```

FIGURE 14 – Détection des pics systoliques

On vérifie que la détection a bien marché :

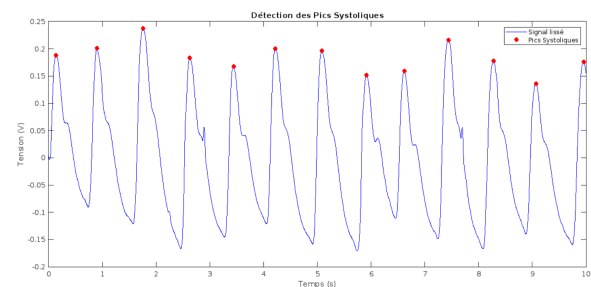


FIGURE 15 – Affichage des pics systoliques

On mesure alors l'écart ΔT entre chaque pics puis on en déduit le BPM moyen :

$$BPM_{moy} = \frac{60}{\Delta T_{moy}} = 73.3849$$

7.1.2 Test statistique pour la détection d'arythmie cardiaque

Un des but de notre analyse du signal est de détecter si le patient est atteint d'arythmie cardiaque. Pour cela on va déterminer une statistique de test avec Neyman-Pearson.

En effet, après la détection des pics systoliques, nous sommes en mesure de calculer le BPM de notre patient. Les BPM calculés entre 2 pics consécutifs seront les échantillons de notre test statistique de Neyman-Pearson. Nous allons considérer un écart-type $\sigma > 15BPM$, comme signe d'arythmie. Nous fixons alors deux hypothèses statistiques :

H_0 : Le patient ne souffre pas d'arythmie si $\sigma = \sigma_0 = 15BPM$

H_1 : Le patient souffre d'arythmie si $\sigma = \sigma_1 > \sigma_0$

Nous allons modéliser le rythme cardiaque par des variables aléatoires X_i indépendantes et identiquement distribué selon une loi normale $N(m, \sigma^2)$ avec m la moyenne des BPM et σ l'écart type.

On peut alors déterminer la statistique du test le plus puissant par le théorème de Neyman-Pearson.

On accepte H_0 si :

$$\begin{aligned} & \frac{L(X_1, \dots, X_n | \sigma_1)}{L(X_1, \dots, X_n | \sigma_0)} < C_\alpha \\ \Leftrightarrow & \frac{\prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x_i - m}{\sigma_1})^2}}{\prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x_i - m}{\sigma_0})^2}} < C_\alpha \\ \Leftrightarrow & \left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right)^n \cdot e^{-\frac{1}{2}(\sum_{i=1}^n (\frac{x_i - m}{\sigma_1})^2 - \sum_{i=1}^n (\frac{x_i - m}{\sigma_0})^2)} < C_\alpha \\ \Leftrightarrow & n \cdot \ln\left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right) - \frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2}\right) \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 < C_\alpha \\ \Leftrightarrow & \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 < C_\alpha \end{aligned}$$

Nous avons donc comme estimateur de la loi statistique :

$$T_n = \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2$$

Le risque de première espèce vaut alors :

$$\alpha = P(\text{rejeter } H_0 | H_0 \text{ vraie}) = P(T_n > C_\alpha | H_0)$$

Or sous H_0 on a :

$$\frac{T_n}{\sigma_0^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - m}{\sigma_0}\right)^2 \sim \chi_{n-1}^2$$

Donc on peut déterminer le seuil C_α :

$$\begin{aligned} \alpha &= P\left(\frac{T_n}{\sigma_0^2} > \frac{C_\alpha}{\sigma_0^2}\right) \\ &= 1 - P\left(\frac{T_n}{\sigma_0^2} \leq \frac{C_\alpha}{\sigma_0^2}\right) \\ &= 1 - F_{\chi_{n-1}^2}\left(\frac{C_\alpha}{\sigma_0^2}\right) \end{aligned}$$

Ainsi $C_\alpha = \sigma_0^2 \cdot F_{\chi_{n-1}^2}^{-1}(1 - \alpha)$

On trouve aussi le risque de seconde espèce :

$$\begin{aligned} \beta &= P(\text{valider } H_0 | H_1 \text{ vraie}) \\ &= P\left(\frac{T_n}{\sigma_1^2} < \frac{C_\alpha}{\sigma_1^2}\right) \\ &= F_{\chi_{n-1}^2}\left(\frac{C_\alpha}{\sigma_1^2}\right) \\ &= F_{\chi_{n-1}^2}\left(\frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2} F_{\chi_{n-1}^2}^{-1}(1 - \alpha)\right) \end{aligned}$$

On a alors la puissance du test en fonction de alpha : $\Pi = 1 - \beta$

On peut donc tracer la courbe ROC pour visualiser la puissance de notre test :

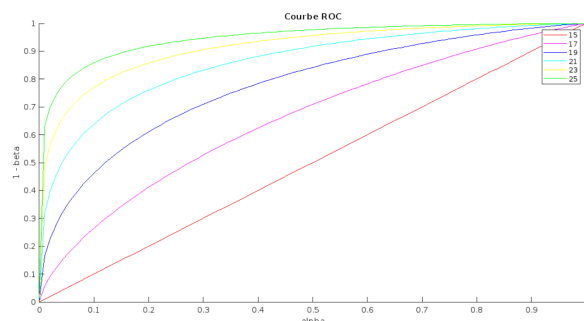


FIGURE 16 – Courbe ROC du test statistique

On remarque alors que le test est très efficace, on vas rarement se tromper pour des écart-type au delà de 16 BPM.

7.1.3 Test pour la détection de tachycardie et de bradycardie

Nous avons aussi mis en place la détection de tachycardie ($BPM > 100$) et de bradycardie ($BPM < 50$) chez le patient :

```
%%% Test de tachycardie et bradycardie

if BPM < 50
    disp('Le patient souffre de tachycardie');
elseif BPM > 100
    disp('Le patient souffre de bradycardie');
else
    disp('Aucune anomalie détectée');
end
```

FIGURE 17 – Détection de tachycardie et de bradycardie

Ici notre patient n'est pas atteint de tachycardie ni de bradycardie.

7.2 Mesure de la vitesse d'onde de pouls

7.2.1 Méthode de mesure

On va ici chercher à détecter les pics diastoliques du signal définies ainsi :

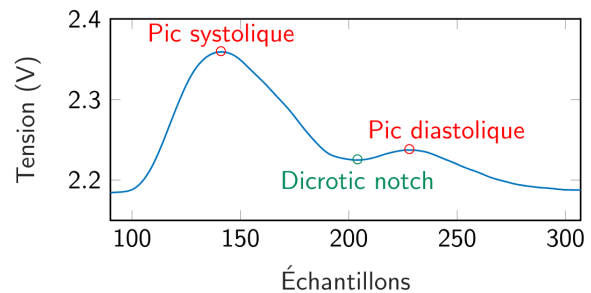


FIGURE 18 – Points caractéristiques d'un PPG

On voit donc que ces pics apparaissent quand la pente du signal est quasi-nulle, ainsi un bon moyen de les détecter est de dériver le signal. Après avoir dérivé puis filtré cette dérivée on aperçoit des pics clairement distinguables correspondant à l'emplacement des pics diastoliques. On va donc chercher les endroits où la dérivée se rapproche de zéro :

```
%% Recherche des pics diastoliques
Indices_diastoliques = [];
for i = 2:length(s_lisse)
    if (deriv_s_lisse(i) > deriv_s_lisse(i-1)) && (deriv_s_lisse(i) > deriv_s_lisse(i+1)) && (deriv_s_lisse(i) > 0.4) && (deriv_s_lisse(i) < 0.4) && (s_centre_lisse(i) > 0.4)
        Indices_diastoliques = [Indices_diastoliques, i];
    end
end
```

FIGURE 19 – Détection des pics diastoliques sur la dérivée

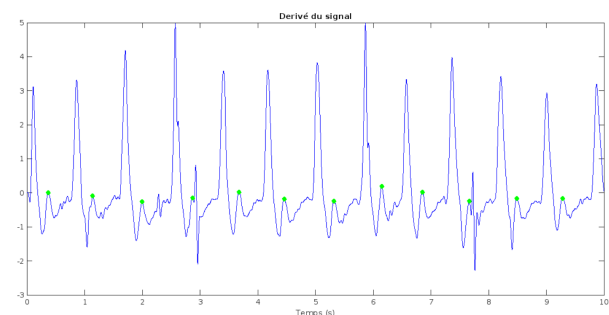


FIGURE 20 – Affichage des pics diastoliques sur la dérivée

On visualise pour confirmer le résultat :

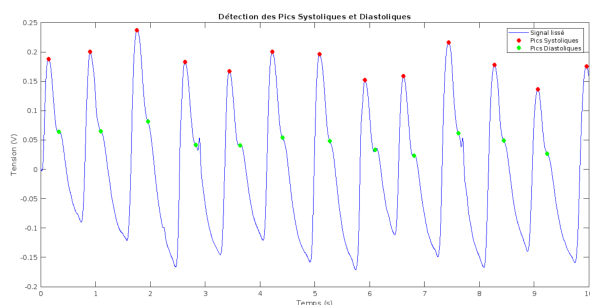


FIGURE 21 – Affichage de pics systoliques et diastolique

La détection des pics diastoliques est efficace, on peut alors déterminer l'écart temporel entre deux pics systoliques et diastoliques consécutifs ΔT et donc on en déduit le PWV :

$$PWV = \frac{2 \cdot d_{\text{coeur_oigt}}}{\Delta T} = 10.6397$$

7.2.2 Test probabiliste

On sait que la vitesse d'onde de pouls est corrélée à la classe de pression artérielle du sujet. L'objectif de l'analyse va donc être de déterminer les probabilités qu'un sujet appartienne à chaque classe de pression artérielle (Optimale, Normale, Élevée, Hypertension de Niveau 1, Hypertension de Niveau 2/3), à partir de sa PWV mesurée. On va donc utiliser les données fournies sous forme de tableau pour déterminer la probabilité d'appartenir à chaque classe en fonction du PWV.

| | Catégorie de pression artérielle | | | | |
|-----------------|----------------------------------|---------|--------|-------------|----------------|
| | Optimale | Normale | Élevée | HT Niveau 1 | HT Niveaux 2/3 |
| PWV < 5,6 | 110 | 33 | 7 | 1 | 0 |
| 5,6 ≤ PWV < 6 | 85 | 32 | 8 | 2 | 1 |
| 6 ≤ PWV < 6,4 | 91 | 46 | 12 | 2 | 0 |
| 6,4 ≤ PWV < 6,8 | 74 | 51 | 15 | 3 | 1 |
| 6,8 ≤ PWV < 7,2 | 46 | 48 | 15 | 4 | 1 |
| 7,2 ≤ PWV < 7,6 | 22 | 33 | 13 | 3 | 1 |
| 7,6 ≤ PWV | 10 | 35 | 14 | 10 | 2 |

FIGURE 22 – Distribution d'un échantillon selon les pressions artérielles et PWVs mesurées

On retranscrit cette matrice sur matlab puis on calcul la probabilité voulue :

```
PW_mat = [110 33 7 1 0; 85 32 8 2 1; 91 46 12 2 0; 74 51 15 3 1; 46 48 15 4 1; 22 33 13 3 1; 10 35 14 10 2];
Proba_classes = PW_mat ./ sum(PW_mat,2);
```

FIGURE 23 – Calcul des probabilités

On trace ensuite l'évolution de cette probabilité en fonction du PWV.

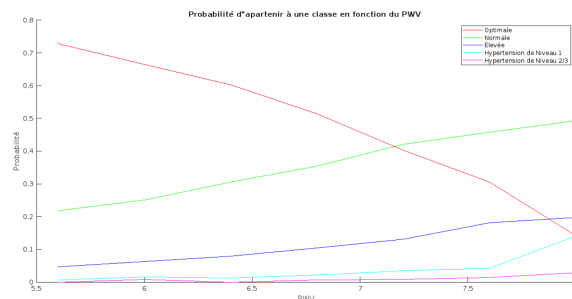


FIGURE 24 – Probabilité d'appartenir à chaque classe

Nôtre patient ayant un PWV de 10.6397 on en déduit qu'il a 50% de chance d'appartenir à la classe de pression artérielle dite normale.

8 Affichage de l'état du patient 9 Conclusion

Nous avons regroupé toutes les données analysé par notre code sous forme d'un tableau en sortie de notre algorithme :

| Paramètre | Valeur |
|--------------------|---------|
| Numéro de dossier | 641127 |
| BPM | 73.3849 |
| Arythmie cardiaque | Non |
| Tachycardie | Non |
| Bradycardie | Non |
| PWV | 10.6397 |
| Optimale | 0.1408 |

FIGURE 25 – Tableau récapitulatif de l'état du patient

Dans la partie traitement du signal de ce projet, le but était de travailler avec le signal acquis par un moniteur cardiaque. Nous avons alors appris des concepts essentiels au traitements de données numériques comme la préparation des données pour améliorer la visualisation, l'analyse spectrale pour discerner le signal utile des autres composantes, le filtrage pour permettre de faciliter la détection des caractéristiques voulues. Nous avons donc pu nous familiariser avec les différents type de filtre (RIF, RII, Savitzky-Golay) ainsi que comprendre leurs avantages et inconvénients.

Puis dans le cadre de l'étude d'un signal cardiaque nous devons extraire le rythme cardiaque ainsi que la vitesse d'onde de pouls afin de pouvoir déterminer si le patient souffre d'arythmie cardiaque, de bradycardie ou de tachycardie et de connaître sa classe de pression artérielle.

Enfin nous avons mis en place le rendu par Matlab d'un tableau récapitulatif rendant alors l'utilisation par un laboratoire simple, les résultats pourraient ainsi être rapidement communiqué à un médecin pour faire son diagnostic au patient. Il est cependant à noter que le signal traité était une capture sur une durée de 5 secondes et donc que l'étude serait sûrement plus complexe si le traitement des données devait avoir lieu en temps réel.

Ce travail nous a aussi permis d'apprendre à mettre en commun nos lignes de codes et donc à faire attention aux noms des variables ainsi qu'à la spécification du code. Enfin, nous souhaitons remercier l'ensemble de l'équipe pédagogique pour leurs aides et conseils précieux sans lesquels ce travail n'aurait pas pu être aussi concluant.