



Projet Traitement du Signal

Analyse de Signaux ECG

Pedro MACHADO SANTOS ROHDE
Tao YAN
2EN-TSI

Table des matières

1	Introduction	2
2	Filtrage d'un bruit d'alimentation	2
2.1	Signal synthétique	2
2.2	Analyse spectrale	3
2.3	Filtrage à encoche	4
2.4	Élimination du bruit pour un ECG	5
3	Détection des complexes QRS	6
4	Restauration des échantillons perdus	7
5	Classification des pathologies	8
5.1	Variance de la largeur des complexes QRS	8
5.2	Variance du rythme	9
5.3	Rythme moyen	9
5.4	Résultats des détections	9
6	Conclusion	11

1 Introduction

Ce travail consistait à traiter des signaux des électrocardiogrammes (ECG).

L'ECG est un signal très important dans le domaine médical, puisqu'il représente l'activité du cœur. Il est utilisé par les cardiologues pour identifier des pathologies et diagnostiquer les patients.

Normalement, cet examen est fait chez le cardiologue ou le médecin traitant. Mais, d'un point de vue médical, cette approche n'est pas suffisante, puisqu'il y a des cas où il faut enregistrer l'activité du cœur pendant trop longtemps, ou à des intervalles trop petits (tous les jours, par exemple). C'est là que sont mis en place des appareils de mesure d'activité cardiaque portables, qui peuvent envoyer les signaux à des centres médicaux lointains ou même faire l'analyse et pré-diagnostic encore sur place.

Pour mesurer cette activité du cœur, on utilise des électrodes sur la peau qui détectent les petits changements électriques dus à la dépolarisation et repolarisation des muscles du cœur lors de ses battements. Ces mesures peuvent donc être perturbées par plusieurs sources de bruit, comme les mouvements du patient ou l'alimentation de l'appareil, des interférences qui ne sont pas intéressantes pour le diagnostic.

Notre but est donc d'analyser ces signaux ECG, les filtrer, récupérer des échantillons qui peuvent avoir été perdus lors d'une transmission au centre médical et, finalement, détecter des pathologies avec des tests statistiques.

2 Filtrage d'un bruit d'alimentation

Les signaux ECG sont bruités par le signal d'alimentation de l'appareil qui fait l'acquisition. En France la fréquence du signal d'alimentation est de 50Hz mais dans notre travail on utilise des signaux générés aux États-Unis où la fréquence est de 60Hz.

2.1 Signal synthétique

On commence par la synthèse d'un bruit blanc gaussien. On observe son histogramme et sa densité de probabilité.

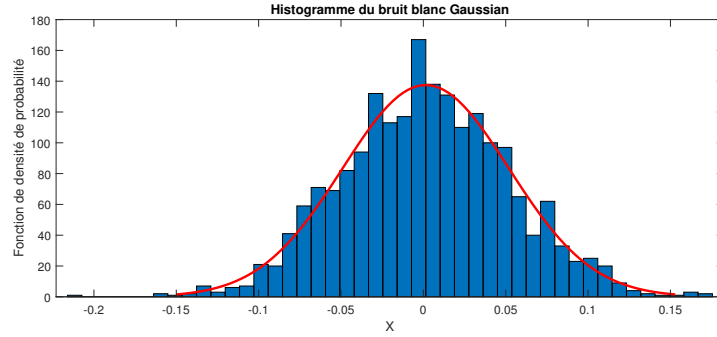


FIGURE 1: Histogramme d'un bruit blanc gaussien dont $\mu = 0$ et $\sigma = 0.05$

On prend un signal sinusoïdal à la fréquence de 60Hz et on le perturbe avec des bruits blancs gaussiens de plusieurs puissances.

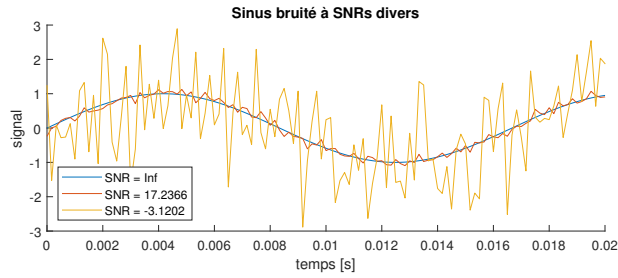


FIGURE 2: Sinus perturbé par des différentes puissances de bruit

2.2 Analyse spectrale

On s'intéresse maintenant au spectre du sinus bruité avec un SNR de 23dB.

D'abord, on trace le périodogramme avec les fenêtres rectangulaire et de Hanning et on remarque l'effet de la dernière dans la DSP : elle fait un lissage des fréquences autour du pic.

On trace aussi les corrélogrammes biaisé et non biaisé de ce sinus bruité et on remarque que le corrélogramme biaisé est égal au périodogramme avec fenêtre rectangulaire.

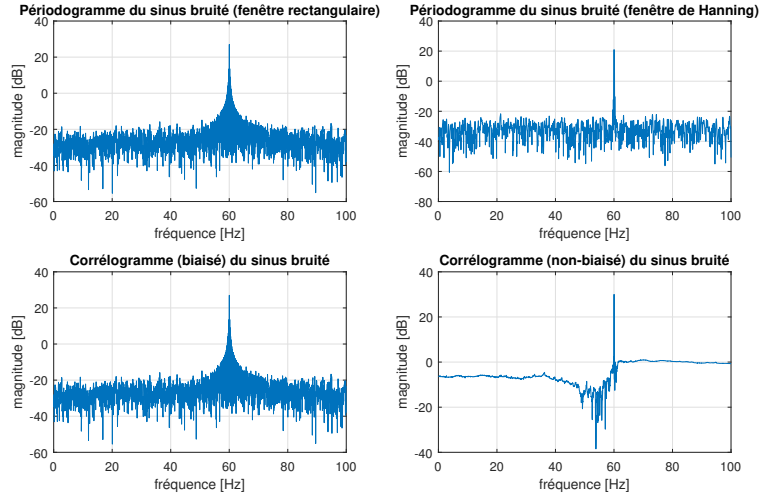


FIGURE 3: Analyse spectrale du sinus bruité

2.3 Filtrage à encoche

Pour éliminer le bruit d'alimentation, on utilise le filtre à encoche. Il est défini par la fonction de transfert suivante :

$$H(z) = \frac{1 + a_1 z^{-1} + z^{-2}}{1 + (1 - \epsilon)a_1 z^{-1} + (1 - \epsilon)^2 z^{-2}}$$

où $a_1 = -\cos(2\pi f_0)$ et ϵ est un paramètre qui joue sur la sélectivité du filtre. Ici, on considère $f_0 = 60\text{Hz}$, la fréquence de l'alimentation. On trace le filtre à encoche avec des ϵ différents.

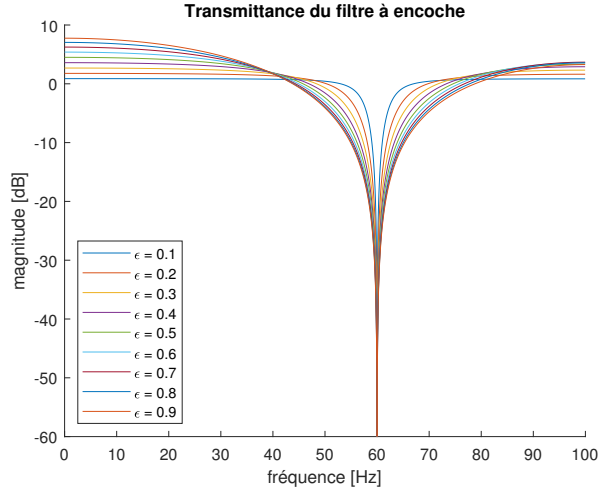


FIGURE 4: Transmittance du filtre à encoche à plusieurs sélectivités

On observe que plus petit soit ϵ , plus étroite soit la bande. Dans la suite, on choisit $\epsilon = 0.9$ et on applique le filtre au signal sinusoïdal de 60Hz bruité. On trace son périodogramme et son corrélogramme avant et après le filtrage à encoche.

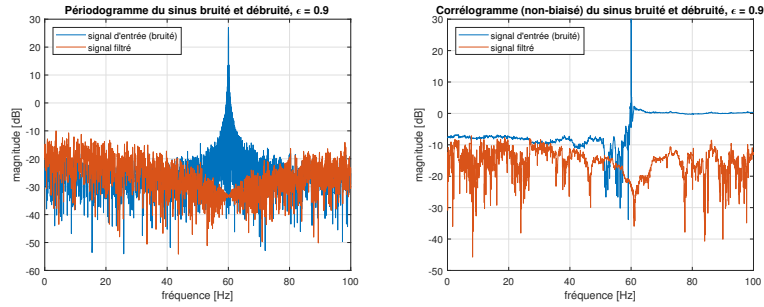


FIGURE 5: Analyse spectrale du signal avant et après filtrage

À partir de cette image, on observe que le signal sinusoïdal bruité est bien filtré en comparaison avec celui avant du filtrage.

2.4 Élimination du bruit pour un ECG

À cause du bruit d'alimentation de 60Hz existant dans le signal ECG, on utilise un filtre à encoche de sélectivité $\epsilon = 0.1$ pour le filtrer. On trace son périodogramme et son corrélogramme avant et après le filtrage à encoche.

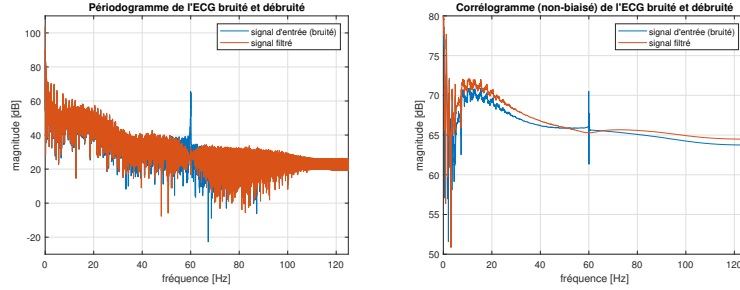


FIGURE 6: Analyse spectrale du filtrage de l'alimentation pour l'ECG

On voit que le bruit d'alimentation est bien filtré puisque la puissance de bruit centrée à la fréquence de 60Hz est très atténuée.

3 Détection des complexes QRS

À partir du filtre à encoche que nous avons conçu dans la section précédente, nous appliquons les opérations sur les signaux ECG afin d'identifier des complexes QRS. Les complexes QRS indiquent la contraction des ventricules et on les identifie à l'aide de l'algorithme décrit dans l'article *A real time QRS détection algorithm*¹.

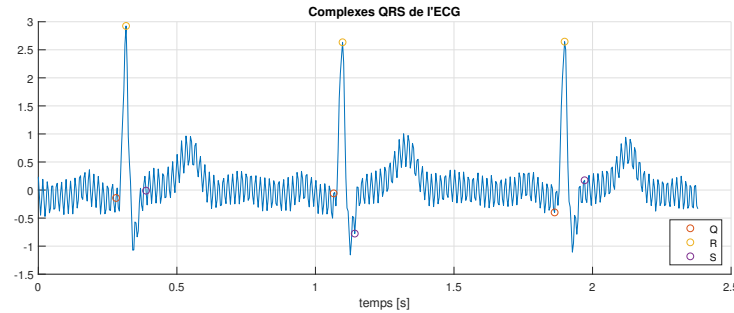


FIGURE 7: Complexe QRS d'un ECG réel

Cet algorithme est composé de deux parties : filtrage et détection de pics. Dans la partie filtrage, plusieurs filtres sont appliqués :

- Le filtre à encoche à 60Hz précédemment vu ;
- Un filtre passe-bande 5-15Hz : pour maximiser l'énergie du QRS ;
- Un filtre dérivateur de 5 points : pour obtenir des informations sur la pente du signal ;

1. Pan et Tompkins : *A real time QRS détection algorithm*

- Filtre quadratureur : filtrage non-linéaire pour que tous les échantillons soient positifs et pour amplifier la sortie du dérivateur (notamment des fréquences de l'ECG) ;
- Filtre à moyenne glissante : pour obtenir des informations sur le signal outre la pente de l'onde R.

Puis, pour identifier les complexes QRS, on applique ce signal filtré dans un algorithme de détection de pics. Avec l'information en sortie du filtre à moyenne glissante, on peut déterminer la largeur et position du complexe QRS : il correspond au front montant de la sortie de ce dernier filtre. Après, on utilise une technique avec un double seuil qui s'adapte au cours du temps pour vérifier qu'il s'agit bien d'un complexe QRS. La figure 7 montre les points Q, R et S détectés dans un ECG réel.

4 Restauration des échantillons perdus

Lors de l'acquisition des échantillons du signal ECG et de sa transmission à un centre médical, il est possible que quelques paquets de données soient perdus. Cela introduit des "trous" dans le signal, où la valeur de quelques échantillons est zéro. Pour essayer de reconstruire le signal original (avant perte des échantillons) on utilise l'algorithme de Papoulis-Gerchberg : cet algorithme consiste à prendre la transformée de Fourier du signal avec des trous, enlever le contenu spectral hors la bande d'intérêt (ici, tout ce qui est en dessus de 30Hz), revenir au domaine temporel avec la transformée inverse et, finalement, substituer les "trous" par les échantillons de ce nouveau signal. Tout ça itérativement.

Avant d'appliquer la méthode, on fait un filtrage des fréquences plus grandes que 30Hz (puisque l'algorithme ne peut être utilisé que pour des signaux de spectre limité) et on prend aussi une première interpolation linéaire pour accélérer la convergence de la restauration.

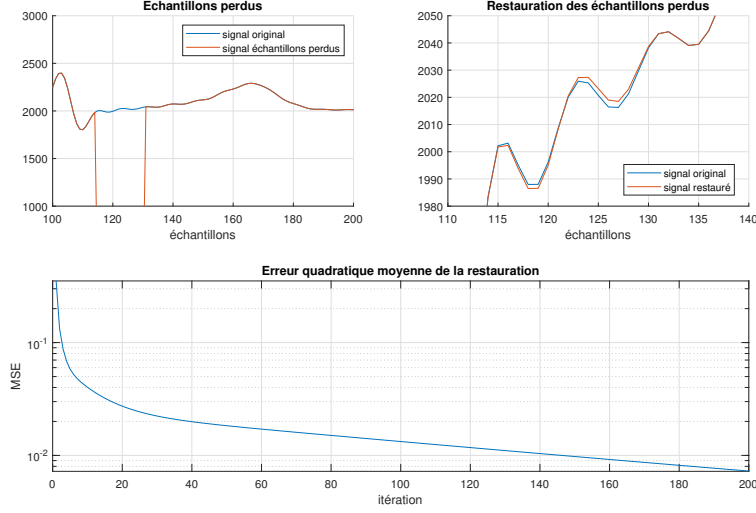


FIGURE 8: Restauration des échantillons perdus

Après avoir testé la méthode avec des trous dans différentes parties de l'ECG, on remarque qu'elle reconstruit mieux le signal quand les trous sont dans des régions sans beaucoup de variation (entre deux complexes QRS, par exemple) que quand ils sont dans des régions de forte variation (comme le pic R).

5 Classification des pathologies

Pour essayer de trouver des pathologies dans les signaux ECG, on fait des tests statistiques. De la détection des complexes QRS, on a des informations sur la largeur de ces complexes et sur les positions des points Q, R et S.

5.1 Variance de la largeur des complexes QRS

Des ECGs supposés sains, on prend la valeur de la variance de la largeur des complexes QRS σ_s pour définir les hypothèses de notre test.

$$\begin{aligned} H_0 : \sigma^2 &= \sigma_s \\ H_1 : \sigma^2 &> \sigma_s \end{aligned}$$

Notre test devra rejeter l'hypothèse nulle si il y a évidence suffisante de qu'elle n'est pas vraie, soit :

$$\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2 > \sigma_s^2 F_{\chi^2}^{-1}(1 - \alpha)$$

où α est la probabilité de fausse alarme et $F_{\chi^2}^{-1}$ la fonction de répartition inverse de la loi du khi-carré.

Ce test peut indiquer une pathologie liée à un saut de variance de la largeur des complexes QRS, comme dans le bigeminisme ventriculaire, où un battement sur deux s'élargit.

5.2 Variance du rythme

Comme pour la largeur des complexes QRS, on s'intéresse aussi à détecter des pathologies liées à une variance dans le rythme (temps entre deux complexes QRS). On prend la variance de cette variable d'un ECG sain et on pose les hypothèses comme avant.

5.3 Rythme moyen

Selon l'article *All About Heart Rate (Pulse)*², le rythme normal du cœur d'un adulte en repos est entre 60 et 100 battements par minute (bpm). Dans un dernier test, on considère que le rythme cardiaque hors cette bande est une pathologie. Ce test sert plus comme un simple indicateur d'une possibilité de tachycardie (rythme trop vite) et bradycardie (rythme trop lent), puis que ces valeurs ne sont pas très précis. Il en existe des exceptions, comme les athlètes, dont le rythme est normalement plus bas. On prend la valeur de la moyenne du rythme cardiaque des ECGs mesurés et on fait les hypothèses :

$$\begin{array}{ll} H_0 : \mu = \mu_0 = 60 & H_0 : \mu = \mu_0 = 100 \\ H_1 : \mu < \mu_0 = 60 & H_1 : \mu > \mu_0 = 100 \end{array}$$

On rejette donc les hypothèses nulles si

$$\bar{x} < 60 - \frac{S}{\sqrt{n}} F_{t_{n-1}}(\alpha) \quad \bar{x} > 100 + \frac{S}{\sqrt{n}} F_{t_{n-1}}(\alpha)$$

où S est la variance des n mesures et F_{t_k} est la fonction de répartition de la loi t de Student avec k degrés de liberté.

5.4 Résultats des détections

Pour réaliser les tests, on choisit le signal *ECG6* (un ECG supposé sain) comme référence pour calculer les seuils de détection des variance. Pour les signaux de test fournis, on trouve les résultats suivants à une probabilité de fausse alarme de 0,5% :

2. American Heart Association *All About Heart Rate (Pulse)*,
<https://www.heart.org/en/health-topics/high-blood-pressure/the-facts-about-high-blood-pressure/all-about-heart-rate-pulse>

signal	pathologie			
	variance largeur QRS	variance rythme	bradycardie	tachycardie
ECG3	-	-	-	-
ECG4	-	-	-	-
ECG5	X	-	-	X
ECG6	-	-	X	-
ECG60_1	-	-	-	-
ECG60_2	-	-	-	-
ECG_PATHO1	X	X	X	-
ECG_PATHO2	X	X	-	-
ECG_PATHO3	X	X	-	X
ECG_PATHO4	-	X	X	-

TABLE 1: Table comparative des détections pour les signaux de test

Finalement, on regarde quelques uns de ces ECGs pour vérifier visuellement si les détections ont du sens.

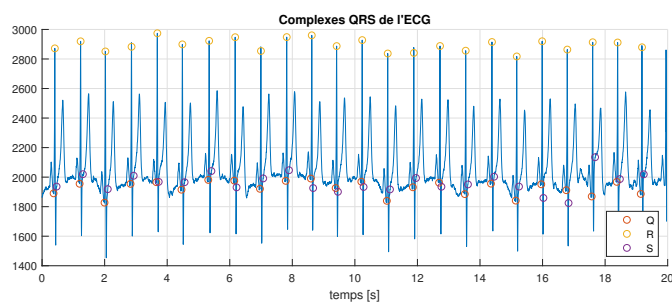


FIGURE 9: ECG3

Pour le signal *ECG3*, on ne peut pas distinguer des anormalités de rythme ou largeur du complexe QRS, ce qui indique que le programme était correcte de ne pas indiquer une pathologie.

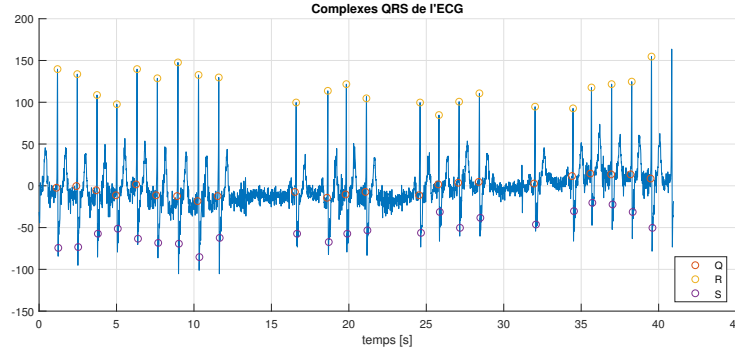


FIGURE 10: ECG_PATHO4

Pour *ECG_PATH4*, on voit clairement qu'il y a un rythme irrégulier, avec des "trous" dans le signal. Donc la méthode de détection a bien accusé une pathologie liée à la variance du rythme. En plus, à cause de ces trous, le rythme devient trop faible, indiquant peut-être une bradycardie (détectée aussi par le test).

6 Conclusion

Par rapport au projet, pour aller plus loin, on pourrait essayer de détecter non pas uniquement les ondes Q, R et S, mais d'autres ondes aussi mentionnées dans la littérature, comme les ondes P et T. Avec ces nouvelles informations, on pourrait faire encore plus de tests pour détecter encore plus de pathologies, ce qu'on n'a pas pu mettre en œuvre ici. On pourrait aussi avoir tracé les courbes caractéristiques opérationnelles du récepteur (courbes COR), pour évaluer la puissance de nos tests en fonction de la probabilité de fausse alarme et pouvoir choisir cette PFA plus soigneusement.

Même si on n'a pas pu aller si loin dans ce projet on a appris des nouvelles méthodes de traitement du signal dans un contexte médical. Avec les outils vus en cours (comme le périodogramme et les tests d'hypothèses), on a pu traiter les données d'un domaine dont à priori on ne connaissait rien. Cela montre la puissance du traitement du signal et des statistiques, avec lesquels on peut travailler dans une infinité de sujets de domaines assez différents.