



PROJET TRAITEMENT DU SIGNAL ÉTUDE D'ECG

BIACHE Quentin
DELANNOY Anthony

30 mai 2014

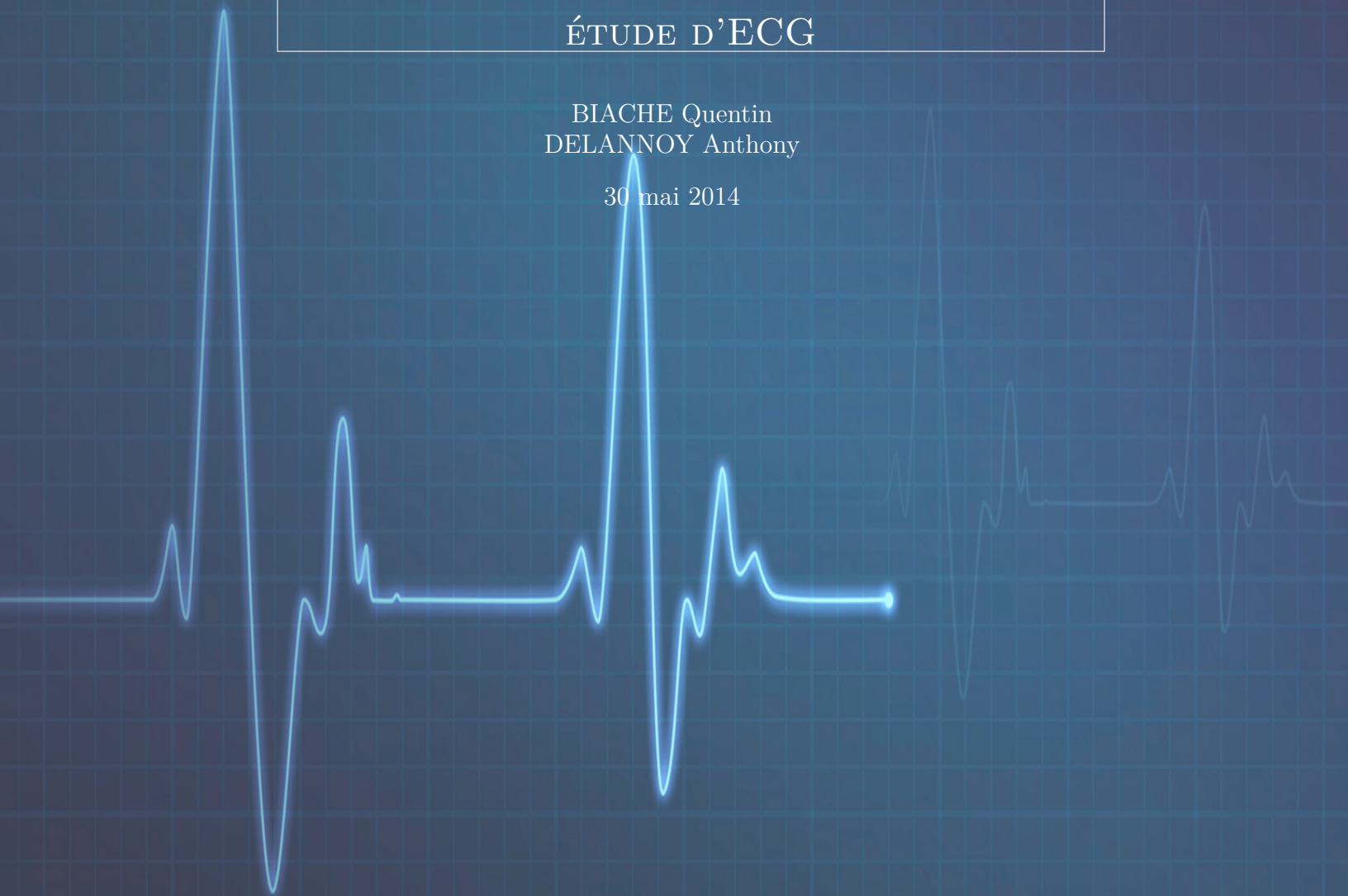


Table des matières

I	Introduction	3
II	Analyse spectrale / Filtrage d'un bruit d'alimentation	4
1	Analyse spectrale des signaux	4
2	Filtre à encoche	4
3	Elimination des interférences d'alimentation pour un ECG	6
III	Detection des complexes QRS / Analyse du rythme	7
IV	Restauration des echantillons perdus	9
V	Classification des Pathologies	11
VI	Conclusion	13

Première partie

Introduction

Dans ce projet, nous allons nous intéresser à l'application des méthodes standard de traitement du signal aux signaux biologiques, en particulier les ECG (ElectroCardioGrammes). Nous allons tester les outils les plus classiques afin de voir s'ils permettent de s'affranchir de certains problèmes observés sur les ECG et d'en isoler des éléments caractéristiques. Enfin, nous verrons si des méthodes permettent d'aider le praticien dans la recherche de pathologies chez le patient. Les tracés Matlab confirmeront ces points.

Deuxième partie

Analyse spectrale / Filtrage d'un bruit d'alimentation

1 Analyse spectrale des signaux

On s'est intéressés en premier lieu à l'étude d'histogrammes de bruits gaussien, ainsi qu'à l'allure temporelle de signaux sinusoïdaux bruités. Ces études préalables nous ont permis d'avoir une idée de l'allure que peut avoir un signal basse fréquence lorsqu'il est bruité.

L'analyse du spectre s'est faite via le corrélogramme et le périodogramme. On a pu également s'assurer que les résultats étaient bien identiques pour chaque méthode.

2 Filtre à encoche

La première problématique à résoudre est l'élimination des parasites du milieu environnant. Les parasites liés au secteur (sinus à 50 ou 60 Hz) sont les éléments perturbants les plus importants.

Leur fréquence étant parfaitement déterminée, la méthode la plus efficace est d'utiliser un filtre réjecteur de bande.

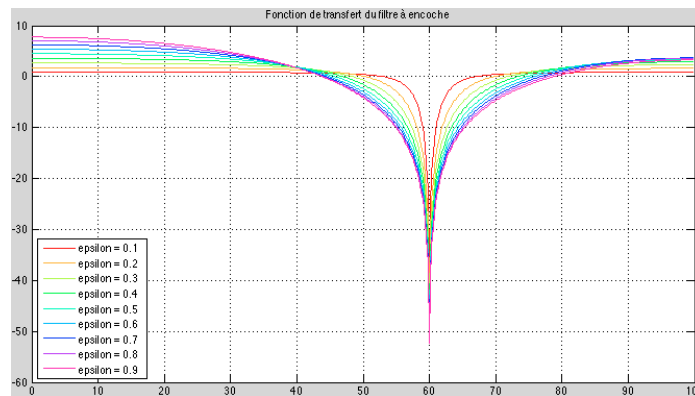


FIGURE 1 – Tracés du filtre à encoche pour ϵ variable ; plus ϵ est grand plus la bande de fréquences rejetées est grande.

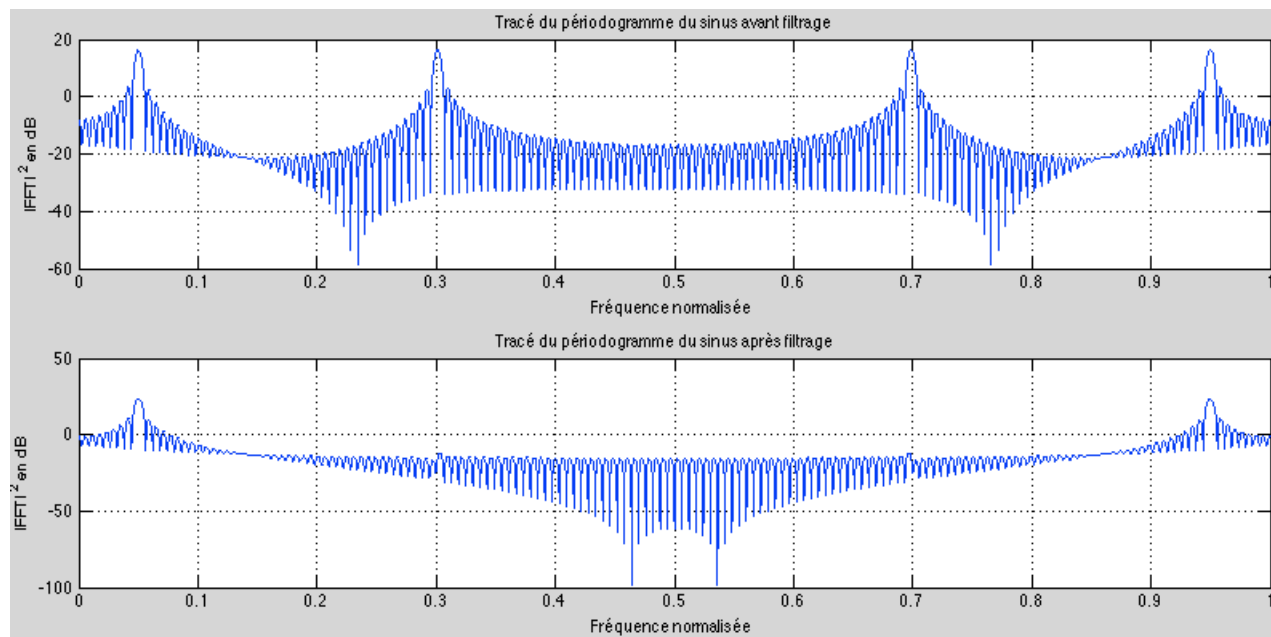


FIGURE 2 – L'effet du filtre précédent sur un signal contenant des sinus à 10 et 60 Hz. La composante à 0.3 (soit 60 Hz pour $f_{ech} = 200Hz$) a bien été éliminée.

3 Elimination des interférences d'alimentation pour un ECG

Appliquons à présent le filtre précédent sur un signal ECG. En analysant le spectre de ECG60_2, on voit que la fréquence de l'alimentation est 60 Hz.

Lorsqu'on y applique le filtre à encoche, on voit bien que la fréquence parasite liée à l'alimentation est totalement filtrée. Pour une fréquence différente le pic n'est pas filtré, comme prévu.

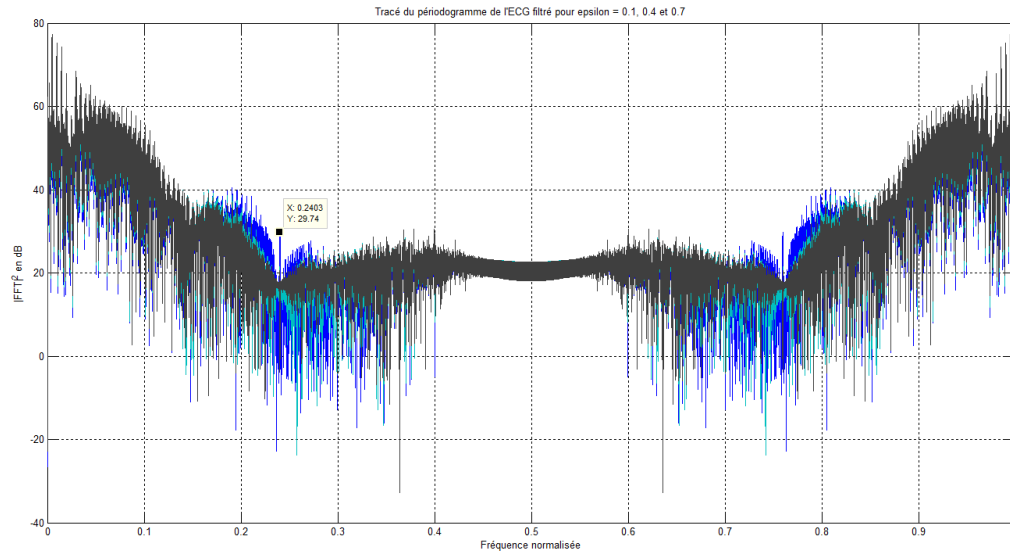


FIGURE 3 – Tracé de la densité spectrale de puissance du signal ECG60_2 pour 3 valeurs de ε différentes.

Pour un ε trop élevé, la fréquence est mal filtrée et l'amplitude de la densité spectrale de puissance augmente. L'epsilon de 0.1 reste le plus efficace (signal gris).

Troisième partie

Detection des complexes QRS / Analyse du rythme

Les complexes QRS font partie des éléments caractéristiques d'un ECG. Leur identification peut ainsi aider à la reconnaissance de pathologies.

La recherche des complexes va se faire via la méthode décrite dans l'article « *A real time QRS detection algorithm* ». Celle-ci consiste en la suite des opérations visibles sur la capture suivante :

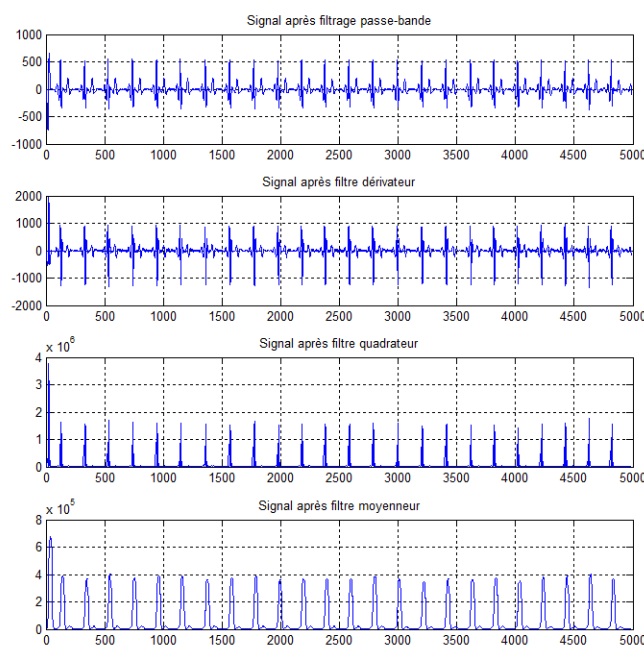


FIGURE 4 – Sortie du script QRSdetection.

On peut noter l'importance du filtre passe-bande qui permet de ne conserver que la bande de fréquence d'un signal ECG (5 - 15 Hz environ).

A la sortie du filtre à moyenne glissante on obtient des pics périodiques, chaque pic contient l'information des positions d'un triplet QRS : le début du pic est la localisation de Q, le milieu celle de R et la fin celle de S.

Remarquons que le filtre dérivateur permet de mettre en évidence les fortes variations du signal, donc ici les complexes QRS.

A l'issue de ce traitement, le filtre moyennneur permet de lisser les irrégularités afin de pouvoir extraire les complexes.

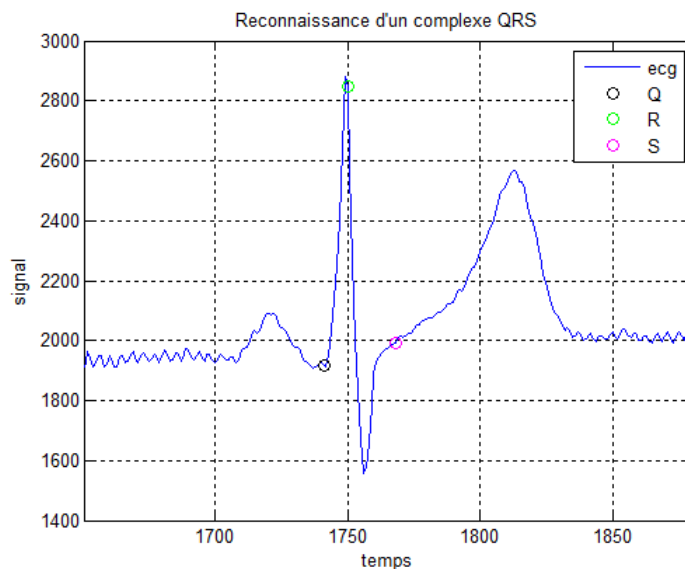


FIGURE 5 – La fonction *QRS_detection.m* appliquée à *ECG_60*

Les complexes QRS sont bien détectés.

Quatrième partie

Restauration des échantillons perdus

Pour cette partie nous ne considérerons qu'une seule période d'ECG. La perte de données sera simulée par une mise à 0 de toute une partie du signal. On applique ensuite l'algorithme suivant :

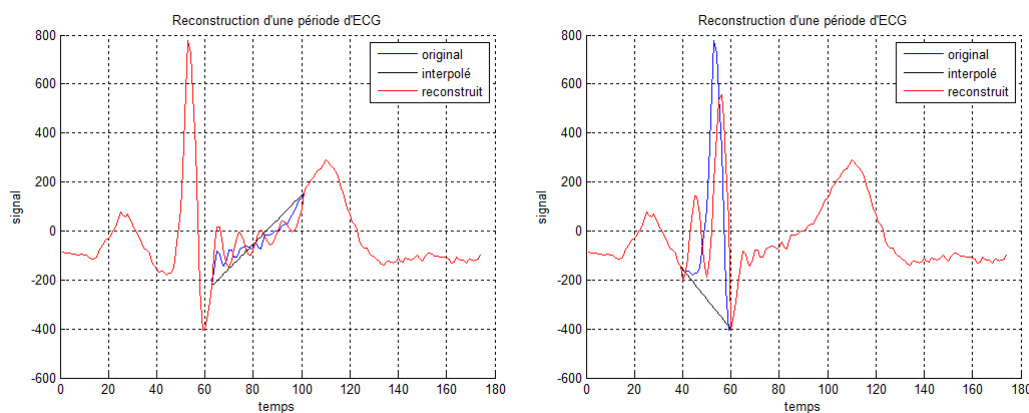
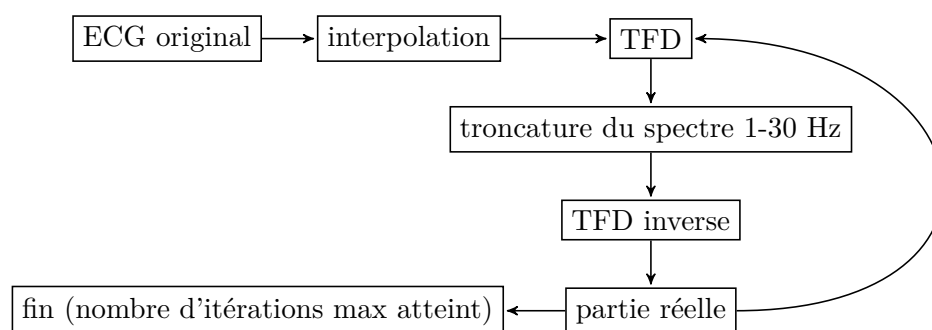


FIGURE 6 – Reconstruction obtenue ; à gauche, après suppression de l'onde T ; à droite après suppression de l'onde QRS

Notons que dans le second cas, le signal reconstruit n'est pas exactement celui attendu. On voit donc que cette méthode de reconstruction est plus vulnérable pour des pertes sur des ondes complexes comme les QRS que sur des ondes T par exemple.

Remarquons aussi que l'on obtient des résultats de reconstruction tout à fait comparables si on décide de remplacer l'intégralité du signal par la TFD inverse, plutôt que de ne remplacer que les échantillons manquants :

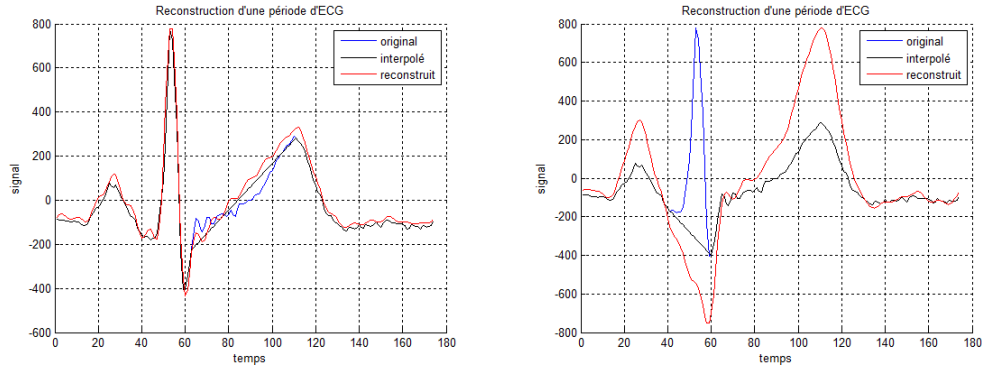


FIGURE 7 – Reconstruction obtenue ; à gauche, après suppression de l'onde T ; à droite après suppression de l'onde QRS

Ainsi, si les pertes ne se font pas à des points critiques comme les ondes QRS, cette solution est aussi intéressante que la précédente pour effectuer une reconstruction.

On terminera cette partie en soulignant le fait que, pour cet algorithme, l'augmentation du nombre d'itérations ne se traduit pas nécessairement par une amélioration de la qualité du rendu :

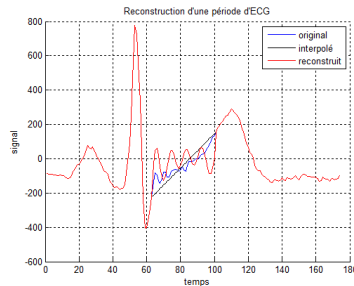


FIGURE 8 – Le rendu pour un nombre d'itération plus élevé (200 contre 20 précédemment)

Cinquième partie

Classification des Pathologies

En se basant sur les caractéristiques de chaque pathologie, ainsi que sur les observations des signaux ECG, on a pu trouver dans un premier temps les critères empiriques suivants :

- **pathologie 3** : une grande variance de la largeur QRS avec un rythme cardiaque moyen peu différent d'un patient sain ;
- **pathologie 4** : variance de la largeur des QRS peu différente, mais grande variance de la période ;
- **pathologie 2** : un nombre de pics dans le signal très supérieur au nombre de pics Q par exemple ;
- **pathologie 1** : grande variance de la largeur QRS, mais un nombre de pics peu différent du nombre d'ondes Q.

On peut ainsi établir un arbre de décision pour détecter les différentes pathologies.

Cependant, si la détection fonctionne dans ce cas, rien ne dit que la détection sera encore valable pour d'autres maladies, voire pour d'autres ECG de référence. Il faudrait faire des tests en tenant compte des lois de probabilité des signaux.

Pour cela, on en déduit le test de Neyman-Pearson suivant :

Seuil de décision :

$$K_\alpha = \left[\phi_{\chi^2}^{-1}(1 - \alpha) \right] \sigma_0^2 \quad (1)$$

Test à réaliser :

$$\begin{cases} \sum (X_i)^2 > K_\alpha : \text{rejet de } H_0 \\ \sum (X_i)^2 < K_\alpha : \text{rejet de } H_1 \end{cases} \quad (2)$$

Les X_i désignant les grandeurs observées (par exemple, la période entre deux ondes Q, ou la largeur d'un complexe QRS) et σ_0 est la variance observée chez une personne saine.

La fonction ϕ_{χ^2} correspond à la fonction de répartition d'un χ^2 à n degrés de liberté (correspondant ici au nombre d'observations). Le paramètre α est le risque de première espèce. Il est fixé ici à 10^{-3} .

Résultats obtenus :

Pathologie	Test sur P	Test sur Q	Test sur R	Test sur la largeur QRS
Patho. 1	H0	H0	H0	H1
Patho. 2	H1	H1	H1	H1
Patho. 3	H0	H0	H0	H1
Patho. 4	H1	H1	H1	H0

Ces tests seuls ne permettent donc pas de discriminer les pathologies 1 et 3.

En considérant cette fois le signal *ECG_60* comme référence d'ECG sain, on a alors les résultats suivants :

Pathologie	Test sur P	Test sur Q	Test sur R	Test sur la largeur QRS
Patho. 1	H0	H0	H0	H1
Patho. 2	H1	H1	H1	H1
Patho. 3	H0	H0	H0	H0
Patho. 4	H1	H1	H1	H0

Dans ce cas, on arrive bien à discerner les 4 pathologies ; chaque maladie correspond à une combinaison particulière des résultats de chaque test d'hypothèse.

Sixième partie

Conclusion

Ce projet aura permis de mettre en application des outils classiques de traitement du signal à des cas concrets comme l'aide au diagnostic de pathologies. Ces études n'auront nécessité que des éléments bien connus, comme les filtres numériques, les transformées de Fourier discrètes ou encore les tests d'hypothèses. Il s'agit là d'éléments récurrents dans les applications pratiques de traitement du signal et dont la simplicité d'utilisation rend possible la création d'outils d'analyse plus sophistiqués (détections de complexes QRS, détection de pathologies, etc).