

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



**THESE**

Présentée pour l'obtention du **grade** de **DOCTEUR EN SCIENCES**

**En** : Génie biomédical

**Spécialité** : Electronique biomédicale

**Par** : KHOLKHAL Mourad

**Sujet**

**Détection et analyse du segment ST du signal ECG en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques**

Soutenue publiquement, le 14 / 11 / 2016 , devant le jury composé de :

<b>M DEBBAL S.A</b>	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
<b>M BEREKSI REGUIG F.</b>	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
<b>M CHOUAKRI S. A.</b>	Professeur	Univ. Sidi Bel Abbes	Examineur
<b>M SEDDIKI A.</b>	Professeur	Univ. Sidi Bel Abbes	Examineur

---

# REMERCIEMENTS

---

C'est avec le sentiment d'une grande reconnaissance que je tiens à exprimer ici, pour remercier l'ensemble de personnes qui ont contribué à ce travail.

MES PROFONDS remerciements vont à l'intention de Monsieur **F.BEREKSI REGUIG**, qui a consacré à l'encadrement de cette thèse, un temps et une disponibilité d'esprit considérables, pour tous les conseils et les efforts qu'il a fournis.

Mes vifs remerciements à Monsieur **DEBBAL S.A** qui préside le jury de cette thèse et qui nous a honorés de sa présence.

On est très honoré de la participation de

Monsieur **CHOUAKRI S. A.**, *PROFESSEUR A L'UNIVERSITE DE SIDI BEL ABBES.*

Monsieur **SEDDIKI A.**, *PROFESSEUR A L'UNIVERSITE DE SIDI BEL ABBES.*

Au membre de jury et d'avoir déployé l'effort afin d'assurer l'examen de cette thèse.

Ainsi mes sincères salutations à tout le personnel du laboratoire de génie biomédical qui n'ont pas hésité à m'aider pendant le développement de ce travail.

---

# DEDICACE

---

*Je dédie ce modeste travail*

*A Ma très chère fille*

*A Ma femme qui n'a pas cessé de m'encourager*

*A Mes très chers parents pour leurs sacrifices indéniables*

*A Mes frères et soeurs pour leurs encouragements,*

*A toute la famille KHOLKHAL,*

*A Mes collègues de promotion,*

*A tous mes amis.*

M. KHOLKHAL

---

## TABLE DES MATIERES

---

<b>Liste des figures.....</b>	<b>i</b>
<b>Liste des tableaux.....</b>	<b>iv</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE .....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE I : L'ELECTROCARDIOGRAMME : BASES ELECTROPHYSIOLOGIQUE</b>	
I. Anatomie du cœur.....	10
1.1. Introduction .....	10
1.2. la position et la grosseur du cœur .....	10
1.3. La circulation sanguine dans le cœur.....	11
II. Base électrique du signal ECG.....	13
2.1. Potentiel.....	13
2.2. Origine du potentiel de repos .....	13
2.2.2 Potentiel d'action .....	14
2.2.3 Le système de conduction et le stimulateur cardiaque .....	15
2.2.4 Les cellules autorythmiques : le système de conduction.....	15
2.2.5 Chronologie de l'excitation auriculaire et ventriculaire .....	17
III. Enregistrement du signal ECG .....	17
3.1. Emplacement des électrodes.....	17
3.1.1. Dérivations périphérique Standard d'Einthoven :.....	18
3.1.2. Dérivation Périphérique Unipolaire de Goldberger : .....	19
3.1.3. Dérivation Précordiale Unipolaire de Wilson ; .....	20
IV. DEFINITION DE L'ELECTROCARDIOGRAMME : .....	21
4.1. MORPHOLOGIE DE L'ECG .....	21
4.1.1. Intérêt de l'identification des ondes :.....	21
4.1.2. Origine et caractéristiques des ondes .....	22
a) Les ondes .....	22
1. ONDE P : La dépolarisation des oreillettes :.....	22
2. LE COMPLEXE QRS : Dépolarisation des ventricules .....	23

3.	L'onde T : L'onde de repolarisation ventriculaire .....	25
4.	L'onde U : Repolarisation des fibres de Purkinje ou facteur mecanique de relaxation.....	27
b)	Les segments et les intervalles : .....	28
1.	L'INTERVALLE PR (ou PQ) : Le temps de conduction auriculo-ventriculaire .....	28
3.	LE SEGMENT ST : Le temps de stimulation complete des ventricules.....	30
V.	Conclusion.....	31
	References .....	31

## CHAPITRE II : LE SEGMENT ST : NORMAL ET PATHOLOGIQUE

I.	Definition et limites normales du segment ST.....	34
1.1.	Definition .....	34
1.2.	Limites normale du segment ST :.....	35
II.	Causes electrophysiologiques de l'infarctus du myocarde .....	35
III.	Decalage du segment ST.....	37
3.1.	Cas normales .....	37
3.2.	Cas pathologiques :.....	38
3.2.1.	L'ischemie myocardique.....	38
3.2.2.	infarctus du myocarde .....	40
3.2.3.	Pericardite .....	42
3.2.4.	Le syndrome de Brugada : .....	44
3.2.5.	Le bloc de branche gauche :.....	45
3.2.6.	Hypertrophie ventriculaire gauche HVG .....	46
3.2.7.	Hyperkaliemie .....	47
3.2.8.	Embolie pulmonaire .....	48
3.2.9.	Anevrysme ventriculaire gauche .....	49
3.2.10.	Syndrome de Tako-tsubo .....	50
IV.	Conclusion.....	51
	References .....	52

## CHAPITRE III DETECTION DU SEGMENT ST

I.	Introduction : .....	55
II.	Moyens et methodes .....	57

2.1.	Filtrage du signal ECG.....	57
2.2.	Détection de l'onde T.....	60
2.3.	Détection du complexe QRS et déduction du segment ST.....	64
2.3.1.	Algorithme de détection du complexe QRS.....	65
a)	Transformée en ondelette .....	65
b)	Etapas de détections.....	67
2.3.2.	Détection du décalage du segment ST.....	70
III.	Conclusion.....	71
	Références .....	71
<b>CHAPITRE IV : RESULTATS ET DISCUSSION</b>		
I.	Introduction .....	74
II.	Description des bases de données du signal ECG.....	74
2.1.	MIT-BIH ST .....	74
2.2.	EUROPEAN ST .....	75
2.3.	MIT-BIH .....	75
III.	Résultats de la détection de l'onde T.....	76
3.1.	Résultat global .....	76
3.2.	Résultats de détection pour chaque base de données.....	80
IV.	Résultats de la détection du complexe QRS et du segment ST.....	87
4.1.	Résultat de la détection pour chaque base de données .....	90
4.1.1.	EUROPEAN ST .....	91
4.1.2.	MITBIH .....	94
4.1.3.	MITBIH ST.....	96
4.1.4.	ST LONGTERM.....	97
V.	Discussion.....	100
VI.	Conclusion.....	103
	Références .....	104
	<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>108</b>

---

# LISTE DES FIGURES

---

Figure 1. 1. Position du cœur et des vaisseaux sanguins .....	11
Figure 1. 2. Face antérieure du cœur .....	12
Figure 1.3. Trajet du sang à travers le cœur .....	12
Figure 1.4. Enregistrement d'un potentiel d'action ventriculaire de cobaye par une micropipette de verre. ....	14
Figure 1. 5. Système de conduction du cœur. ....	16
Figure 1. 6. Dérivations d'Einthoven.....	18
Figure 1. 7. Dérivation unipolaire de Goldberger.....	19
Figure 1. 8. Dérivations précordiales .....	20
Figure 1.9. Le signal ECG.....	21
Figure 1.10. Localisation temporelle de l'onde P .....	23
Figure 1. 11 Localisation temporelle du complexe QRS.....	24
Figure 1. 12 dépolarisations ventriculaires normales suivant les 12 dérivations .....	25
Figure 1. 13. Localisation temporelle de l'onde T .....	26
Figure 1. 14 Localisation temporelle de l'onde U.....	27
Figure 1. 15 Localisation temporelle de l'intervalle PR.....	28
Figure 1. 16 Localisation temporelle de l'intervalle QT.....	29
Figure 1. 17 Localisation temporelle du segment ST .....	30
Figure 2. 1. le segment ST.....	35
Figure 2. 2. Mécanisme du décalage du segment ST au cours de l'infarctus du myocarde. .....	37
Figure 2. 3. syndrome de repolarisation précoce .....	38

Figure 2. 4. ischémies myocardique .....	39
Figure 2. 5. infarctus du myocarde .....	42
Figure 2. 6. ECG péricardite aigue sèche.....	43
Figure 2. 7. Péricardite typique.....	44
Figure 2. 8. ECG d'un patient avec le syndrome de Brugada .....	45
Figure 2.9. ECG d'un patient avec bloc de branche gauche (source MIT-BIH) .....	46
Figure 2.10. dérivations précordiales d'un patient souffrant d'angine sévère et d'hypertrophie ventriculaire gauche. ....	47
Figure 2. 11. le signal ECG en fonction des valeurs d'hyperkaliémie. ....	48
Figure 2.12. ECG typique d'embolie pulmonaire.....	49
Figure 2.13. L'onde Q antéro-septale. Anévrisme Ventriculaire gauche indiqué par le sus-décalage du segment ST dans les dérivations V <sub>1</sub> -V <sub>3</sub> . ....	50
Figure 2. 14. ECG d'un patient atteint de syndrome de Tako-Tsubo .....	51
Figure 3.1. Le Signal ECG.....	56
Figure 3.2.a. Le signal ECG brut, b. signal ECG filtré .....	60
Figure 3. 3. a . Le signal ECG original, b. signal ECG issue du filtre médian et filtre moyenneur, c. Effet du filtre médian sur les ondes PQRST.....	60
Table 1 . Le diagramme des différentes étapes de détection de l'onde T.....	63
Figure 3.4. Schéma bloc illustrant la méthode proposée pour la détection du segment ST .....	64
Figure 3.5. Scalogramme de la décomposition du signal ECG en ondelettes biorthogonale inverse.....	67
Figure 3.6. Décomposition du signal ECG à l'échelle 3 .....	68
Figure 3.7. Opération de mise en forme du signal ECG décomposé en ondelettes avant d'appliquer le seuillage dynamique .....	69
Figure 3.8.Détection du complexe QRS. ....	69

Figure 3.9. Détection du segment ST .....	70
Figure 4. 1. a. signal ECG original (e0103), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté.....	78
Figure 4. 2. a. signal ECG original (e0139), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté .....	78
Figure 4. 3. a. signal ECG original (e0405), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté .....	79
Figure 4.4.a. signal ECG original (e0155), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté .....	79
Figure 4.5. Décalage du segment ST (EUROPEAN ST e0139).....	88
Figure 4.6. Décalage du segment ST (MITBIHST 315).....	88
Figure 4.7. Décalage du segment ST (ST LONGTERM (s20161)). .....	89
Figure 4.8. Décalage du segment ST (MIT-BIH (203)).....	89
Figure 4.9. Décalage du segment ST (MIT-BIH (208)).....	90

---

# LISTE DES TABLEAUX

---

Tableau 1.1. Anomalies de l'ECG dans l'ischémie myocardique .....	40
Tableau 4 1. Résultats de l'application du détecteur de l'onde T sur les différentes bases de Données universelles de signaux ECG .....	79
Tableau 4 2 Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (MITBIH ST). .....	81
Tableau 4 3. Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (EUROPEAN STT). .....	84
Tableau 4 4. Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (MITBIH). .....	87
Tableau 4.6. Résultat de la détection du segment ST sur la base de données EUROPEAN ST.....	91
Tableau 4.7. Résultat de la détection du segment ST sur la base de données MITBIH. 94	
Tableau 4.8. Résultats de la détection du segment ST sur la base de données MITBIHST. .....	96
Tableau 4.9. Résultats de la détection du segment ST sur la base de données ST-LONGTERM.....	97
Tableau 4.10. Comparaison des résultats vis à vis des autres détecteurs QRS (EUROPEAN ST) .....	101
Tableau 4.11. Comparaison des résultats vis à vis des autres détecteurs QRS (MIT BIH) .....	102

---

# INTRODUCTION

## GENERALE

---

Dès les débuts de l'électricité, les physiciens, aussi bien que les médecins et les physiologistes, se sont préoccupés de l'effet produit par le courant électrique sur le corps sain ou malade. De nombreux résultats ont permis de dégager les principes de l'électrodiagnostic et de l'électrothérapie.

L'électrodiagnostic comprend tous les moyens d'investigation basés, soit sur l'emploi de l'électricité soit sur l'étude des courants électriques fournis par le corps humain. L'électrothérapie englobe toutes les formes de traitement pour lesquelles sont utilisées les propriétés des courants continus ou alternatifs et celles des rayons X.

Les prodigieux développements de l'électronique ont permis d'améliorer les appareils existants et d'en créer de nouveaux qui utilisent des techniques de diagnostic et de traitement plus élaborés plus rapides et plus efficaces. Parmi ces appareils les électrocardiographes qui permettent d'aider le cardiologue dans le diagnostic des pathologies cardiaques.

L'Electrocardiographe est en fait un dispositif médical capable d'enregistrer et actuellement d'analyser l'activité électrique du cœur (le signal Electrocardiogramme ECG) à travers des électrodes placées sur la peau dans des endroits spécifiques.

## Etat de l'art

L'Electrocardiogramme (ECG) est employé aujourd'hui pour surveiller les fonctionnements électriques du cœur. Les médecins emploient cette information pour découvrir et interpréter des paramètres tels que, les durées temporelles, les différents intervalles et amplitudes des différentes ondes le constituant en vue de diagnostiquer les arythmies, les infarctus du myocarde, les élargissements atriaux, les hypertrophies ventriculaires, ou les blocs de branche pour ne citer que ceux-là. L'étude de ces paramètres était faite de façon expérimentale en se basant sur des mesures de façon manuelle. L'utilisation de la machine est souvent plus sûre et offre plus de précision dans ce domaine.

L'invention des machines de calcul et les logiciels développés dans le domaine du traitement du signal ont favorisé la recherche, car le temps de calcul devient trop court, un espace de stockage qui augmente et qui devient de plus en plus important. Il est alors possible d'analyser de manière fiable le signal ECG soit dans le domaine temporel ; le domaine fréquentiel ou encore le domaine temps-fréquence. En fait, L'analyse du signal ECG demande la bonne connaissance de certains paramètres. Le médecin a besoin de connaître exactement l'amplitude et la durée des ondes et intervalles (P, QRS, T, PR, QT, ST, RR). Elles permettent de faire un bilan électrique total sur l'état pathologique du cœur. En vue de détecter les différents ondes du signal ECG et d'en déduire les intervalles des différents segments cités ci-dessus. Ils existent différents travaux dans le domaine de l'analyse du signal ECG selon la technique et la méthode utilisée.

Ces travaux scientifiques sont très abondants dans ce domaine de l'analyse et du traitement du signal ECG. La plupart s'intéresse aux techniques de filtrage linéaire ou encore non linéaire. On se propose ici de discuter quelques-uns principalement ceux relatifs à l'analyse temps-fréquence et le filtrage non-linéaire compte tenu que l'approche proposée dans cette thèse est

basée sur ces deux approches. Ainsi, S Rezk et al.<sup>1</sup> proposent une méthode qu'ils considèrent robuste pour la détection de l'onde R du signal ECG en utilisant la technique algébrique sur la base de l'estimation de dérivée. Ce signal bruité est filtré via des Intégrales temporelles itérées. Aussi A. Kabir et C. Shahnaz,<sup>2</sup> présente une nouvelle approche de débruitage de l'ECG basée sur des algorithmes de réduction du bruit dans la décomposition modale empirique (EMD) et transformée en ondelettes discrète (DWT). F. Abdelliche et al.<sup>3</sup> suggèrent un prétraitement de l'ECG en utilisant une ondelette fractionnaire pour la détection du complexe QRS. La méthode consiste à prendre la valeur absolue de la transformée en ondelette continue (TOC) des différents signaux ECG. La transformée en ondelette de l'ECG, pour différentes échelles, réduit considérablement divers bruits et met en évidence les pics correspondant aux ondes R. Une autre méthodologie de traitement de signaux pour analyser des signaux (ECG) est proposée par M Egila et al.<sup>4</sup>. Ils utilisent la transformée en ondelettes discrète (DWT) comme un outil d'extraction de caractéristiques pour réaliser une conception efficace, et de surmonter les limites des méthodologies comme la transformée de Fourier rapide (FFT) et la Transformée de Fourier temps court (STFT). Le filtre de moindre carrés est utilisé dans cette conception pour supprimer le bruit de la ligne de base.

D'autres auteurs proposent des techniques d'analyse spectrale, comme J. Surda, et al.<sup>5</sup> Qui présentent un travail qui traite l'effet de la variabilité de la

---

<sup>1</sup> S. Rezk, S. El Asmi, H. Poincar, and I. Nancy, "AN ALGEBRAIC DERIVATIVE-BASED METHOD FOR R WAVE DETECTION," in *19th European Signal Processing Conference*, 2011, vol. 1, no. Eusipco, pp. 1578–1582.

<sup>2</sup> A. Kabir and C. Shahnaz, "Biomedical Signal Processing and Control Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 7, no. 5, pp. 481–489, 2012.

<sup>3</sup> F. Abdelliche, A. Charef, M. Benmalek, and M. L. Talbi, "Prétraitement de l'ECG pour la Détection du Complexe QRS en Utilisant une Ondelette Fractionnaire," in *4th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*, 2007, vol. 0, no. 3, pp. 4–7.

<sup>4</sup> M. Egila, M. A. El-moursy, A. E. El-hennawy, and H. A. El-simary, "LEAST SQUARE LINEAR PHASE FIR ELECTROCARDIOPHY SIGNAL ANALYSIS," *Int. J. Adv. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 1, pp. 90–96, 2014.

<sup>5</sup> J. Surda, S. Lovas, J. Pucik, and M. Jus, "Spectral Properties of ECG Signal," in *Radioelektronika, 2007. 17th International Conference*, 2016, no. May 2007.

fréquence cardiaque sur le spectre du signal ECG. Trois représentations sont proposées pour modéliser le cycle cardiaque dans le cas d'un rythme sinusal normal. Dans le même domaine U. Biswas et al.<sup>6</sup>Présentent une étude dans laquelle l'estimation de la performance et l'identification des différentes familles d'ondelettes est faite pour le filtrage du signal ECG. Par la suite les résultats sont comparés avec celles issue du filtre de moindres carrés normalisé adaptatifs et filtre coupe-bande à la fois en temps et en fréquence. Pour évaluer la performance de la cohérence d'amplitude au carré, le spectre d'amplitude, la densité spectrale de puissance et le spectrogramme sont analysés.

Ou encore spectro-temporelle, M. Munteanu et al.<sup>7</sup> Proposent d'analyser plusieurs signaux d'électrocardiogramme (mesurés à partir de différents patients juste avant la mort subite), par la moyenne de STFT (Short Time Fourier Transform). Ils essayent de mettre l'accent sur certains aspects qui ne se distinguent que dans les spectrogrammes de signal, mais aussi l'importance des informations qui se trouvent dans le diagramme de phase de la STFT de chaque signal.

N. Uchaipichatet S. Inban<sup>8</sup>ont utilisé la STFT dans l'étape de filtrage du signal ECG. L'information temporelle à 45 Hz du spectrogramme a été analysée pour détecter les emplacements des complexes QRS. Le seuillage automatisé combiné avec la méthode de recherche du maxima locale a été modifiée pour trouver l'emplacement des complexes QRS. Dans le même contexte B. Shah

---

<sup>6</sup> U. Biswas, K. R. Hasan, B. Sana and M. Maniruzzaman, "Denoising ECG signal using different wavelet families and comparison with other techniques," *Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT)*, 2015 *International Conference on*, Dhaka, 2015, pp. 1-6

<sup>7</sup>M. Munteanu, C. Rusu, L. Vladareanu, D. Petreus, V. Rusu, and M. Dobra, "EKG Analysis Using STFT Phase BT - International Conference on Advancements of Medicine and Health Care through Technology: 23-26 September, 2009, Cluj-Napoca, Romania," S. Vlad, R. V Ciupa, and A. I. Nicu, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 231-234.

<sup>8</sup>N. Uchaipichat and S. Inban, "Development of QRS Detection using Short-time Fourier Transform based Technique," *IJCA Spec. Issue "Computer Aided Soft Comput. Tech. Imaging Biomed. Appl. CASCT*, no. 3, pp. 7-10, 2010.

Shaik et al.<sup>9</sup> Ont proposé d'utiliser une technique de seuil adaptatif sur le spectrogramme calculée en utilisant la STFT pour la détection complexe QRS. L'algorithme proposé commence par un prétraitement du signal ECG bruité pour éliminer l'interférence des lignes électriques (50/60Hz). La STFT est ensuite calculée sur le signal filtré, avant d'appliquer une technique de seuillage adaptatif pour l'identification des pics QRS. Comme la STFT, les techniques de décomposition en ondelettes ont été aussi très utilisées, en plus du filtrage tel que cela était décrit plus haut, pour la détection et l'identification des différentes ondes du signal ECG. En effet, S. Pal et M. Mitra<sup>10</sup> , ont utilisé la décomposition en ondelette (transformée en ondelettes discrète) pour la détection et l'évaluation du complexe QRS, et les ondes P et T. De même Les ondelettes ont aussi été utilisées par P. Sasikala et R. S. D. Wahidabanu<sup>11</sup>, qui à travers une décomposition à base de la transformée en ondelettes discrète (DWT); ont utilisé les coefficients pour extraire des informations pertinentes à partir du signal ECG. En, vue de la détection des pics R.

Les décompositions en ondelettes ont aussi été utilisées par S. Mukhopadhyay et al. <sup>12</sup> Ou ils ont utilisé la décomposition à base de la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour la détection des ondes P, Q, R, S, T. Jaswal et al.<sup>13</sup> Ont aussi utilisé ce type de transformation pour la détection du complexe QRS. Ou encore C. Zeng et al.<sup>14</sup> Qui ont utilisé une

---

<sup>9</sup>B. Shaik, G. V. S. S. K. R. Naganjaneyulu, T. Chandrasheker, and A. V. Narasimhadhan, "A Method for QRS Delineation Based on STFT using Adaptive Threshold," *Elev. Int. Multi-Conference Inf. Process. (IMCIP-2015), Procedia Comput. Sci.*, vol. 54, pp. 646-653, 2015.

<sup>10</sup> S. Pal and M. Mitra, "Detection of ECG characteristic points using Multiresolution Wavelet Analysis based Selective Coefficient Method," *Measurement*, vol. 43, no. 2, pp. 255-261, Feb. 2010.

<sup>11</sup>P. Sasikala and R. S. D. Wahidabanu, "Robust R Peak and QRS detection in Electrocardiogram using Wavelet Transform," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 1, no. 6, pp. 48-53, 2010.

<sup>12</sup> S. Mukhopadhyay, S. Biswas, A. B. Roy, and N. Dey, "Wavelet Based QRS Complex Detection of ECG Signal," *J. Eng. Res. Appl.*, vol. 2, no. 3, pp. 2361-2365, 2012.

<sup>13</sup> G. Jaswal, R. Parmar, and A. Kaul, "QRS Detection Using Wavelet Transform," *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, no. 6, pp. 1-5, 2012.

<sup>14</sup> C. Zeng, H. Lin, Q. Jiang, and M. Xu, "QRS Complex Detection Using Combination of Mexican-hat Wavelet and Complex Morlet Wavelet," *J. Comput.*, vol. 8, no. 11, pp. 2951-2958, 2013.

combinaison de deux transformées en ondelette continue ; Mexican Hat et Morlet, pour détecter le complexe QRS, pour ne citer que cela.

En fait, comme citer plus haut, il existe toute une panoplie de travaux scientifiques qui traite de l'ECG et de la détection de ces différentes ondes. Le point commun de tous ces travaux c'est que le signal ECG est filtré avant qu'une technique de détection des différentes ondes ou segment ne soit appliquée tel que cela était discuté sur les travaux cités ci-dessus. Cependant, et vu le contexte de cette thèse qui traite du segment ST, il est judicieux de décrire quelques travaux scientifiques relatifs à la détection de ce segment.

Ainsi, A Smrdel et F Jager<sup>15</sup> ont utilisé une méthode combinée entre les méthodes tritemporelle traditionnelle et la transformée de Karhunen-Loève (KLT) permettant la détection des épisodes du segment ST dans l'enregistrement Holter. De même, F Sales et al.<sup>16</sup> Ont utilisé une méthode pour la détection de l'ischémie sur la base de décomposition en ondelettes du segment ST. La transformée en ondelettes (DWT) est utilisé comme un outil de prétraitement pour la classification discriminante linéaire. Cependant Nebojša Milosavljević et Aleksandar Petrović<sup>17</sup> ont développé une méthode qui utilise la transformées des ondelettes biorthogonale discrète pour extraire les modèles de l'ECG qui sont caractéristiques de l'ischémie myocardique.

Toutefois, M Moridani et M Pouladian<sup>18</sup> ont appliqué la décomposition en ondelettes discrète pour détecter les ischémies, en passant par le segment ST. G. Jeong et al.<sup>19</sup> Ont développé un système de monitoring ambulatoire avec un analyseur du segment ST basée sur un détecteur du pic R, ensuite du segment

---

<sup>15</sup> A. Smrdel and F. Jager, "Advanced Detection of ST Segment Episodes in 24-Hour Ambulatory ECG Data by Automated Tracking of Transient ST Segment Reference Level," *Comput. Cardiol.*, vol. 29, pp. 325–328, 2002.

<sup>16</sup> F. Sales, S. Jayanthi, S. Furuie, and R. Galvão, "An Ischemia Detector Based on Wavelet Analysis of Electrocardiogram ST Segments," *Comput. Cardiol.*, vol. 32, pp. 865–868, 2005.

<sup>17</sup> N. Milosavljević and A. Petrović, "ST Segment Change Detection by Means of Wavelets," in *8th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering, NEUREL*, 2006, p. 4.

<sup>18</sup> M. K. Moridani and M. Pouladian, "Detection ischemic episodes from electrocardiogram signal using wavelet transform," *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 2, no. August, pp. 239–244, 2009.

<sup>19</sup> G. Jeong, M. Yoon, and K. Yu, "Ambulatory ECG Monitoring Device with ST-segment Analysis," in *ICROS-SICE International Joint Conference*, 2009, pp. 509–513.

ST. Dans un autre travail, S Bulusu et al.<sup>20</sup> Se sont focalisés sur la détection du segment ST et la classification automatique des arythmies cardiaques. Ils développent un algorithme ou méthode qui utilisent la transformée en ondelette discrète pour la détection du segment ST, la classification se fait par la technique (Support Vector Machine (SVM)). Z Shen et al.<sup>21</sup> Proposent aussi une approche pour la détection du segment ST. Dans leur travail, la détection ST est faite à l'aide des ondelettes (DWT) et la reconnaissance de la morphologie du segment ST pour calculer le sens du décalage.

Les travaux sur la détection du segment ST cités ci-dessus sont, dans la plupart des cas, influencés par la détection du complexe QRS et l'onde T. Il est alors impératif, en vue d'une bonne détection du segment ST de correctement détecter le complexe QRS son début, et sa fin ainsi que l'onde T. C'est ce qu'on se propose de faire dans ce travail.

## Problématique

La question qui se pose avant de commencer ce travail, c'est comment faire pour détecter une telle maladie cardiovasculaire, ou aider à faire un bon diagnostic ? Est-ce que ce détecteur aide le médecin à interagir rapidement vis-à-vis des paramètres détectés ? Peut-on avoir un taux de sensibilité et de prédictivité le plus élevé de ce détecteur ?

Avant d'arriver à la détection du segment ST, il faut passer par des étapes intermédiaires. Il faut connaître la nature et l'origine du signal ECG. Comment différencier un segment ST normal d'un segment ST anormal. Comment avoir un bon signal ECG, qui aide au bon diagnostic. Peut-on détecter l'onde T du signal ECG sans passer par la détection du complexe QRS. Est-ce que la

---

<sup>20</sup> S. C. Bulusu, M. Faezipour, and V. Ng, "Transient ST-Segment Episode Detection for ECG Beat Classification," *IEEE/NIH Life Sci. Syst. Appl.*, pp. 121-124, 2011.

<sup>21</sup> Z. Shen, C. Hu, J. Liao, M. Q. H. Meng, and F. Ieee, "An Algorithm of ST Segment Classification and Detection," in *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, 2010, pp. 559-564.

combinaison des méthodes de détection peut aboutir à une méthode rapide, fiable, prédictible et globale.

C'est dans ces perspectives qu'un ensemble d'algorithmes sont développés en vue de détecter des paramètres pouvant décrire l'état cardiovasculaire du sujet.

## Organisation du travail

L'état de l'art sur les travaux de détection du segment ST a mis en exergue différentes critères qu'ont pourrait exploiter pour améliorer le taux de détection du segment ST dans différentes situations de pathologies cardiaques. Ces critères sont principalement liés

-aux méthodes de filtrage qui peuvent être utilisées pour filtrer l'ECG tout en gardant la morphologie de ces différentes ondes

-aux méthodes de détection et de localisation de ces différentes ondes.

En se basant sur ces critères, on propose dans ce travail une approche qui est décrite après cette introduction, à travers quatre chapitres et une conclusion avec des perspectives.

- Le chapitre 1 : détail l'anatomie du cœur, l'origine du signal électrocardiogramme, les différentes dérivations du signal ECG, ainsi que ces paramètres représentés par les différentes ondes et intervalles.
- Le chapitre II : décrit la différence entre un segment ST normal et pathologique du signal ECG.
- Le chapitre III : une conception d'un algorithme capable de détecter l'onde T du signal ECG, et passer par la détection du complexe QRS pour en tirer le segment ST.
- Le chapitre IV : concerne la présentation et l'évaluation des résultats obtenus dans la détection du segment ST. Les résultats sont évalués et

validés, à travers un nombre important d'enregistrements de signaux ECG issus de différentes banques universelles de données. Ils sont aussi comparés à d'autres travaux de la littérature.

Le document est finalisé par une conclusion et des perspectives

---

# CHAPITRE I :

# L'ELECTROCARDIOGRAMME :

## BASES

## ELECTROPHYSIOLOGIQUES

---

### **I. Anatomie du cœur**

#### **1.1. Introduction**

Le cœur constitue l'organe moteur du système cardiovasculaire. Le cœur propulse le sang à travers les vaisseaux sanguins. Le cœur atteint un débit de 5 litres par minutes de sang pompé. À ce rythme, le cœur pourrait pomper plus de 7 000 litres de sang par jour et 5 millions de litres par an.

#### **1.2. la position et la grosseur du cœur**

Malgré sa puissance, le cœur, qui est un organe musculaire creux de forme conique, de la grosseur d'un poing fermé et, chez l'adulte, il ne pèse que 300 g environ. Il contient quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. Il repose sur le diaphragme, près du centre de la cage

thoracique, dans un espace appelé le médiastin, qui s'étend du sternum à la colonne vertébrale, entre les poumons (Figure 1. 1) Cet organe a 12 cm de longueur, 9 cm de largeur à son point le plus large, et 6 cm d'épaisseur. [1].

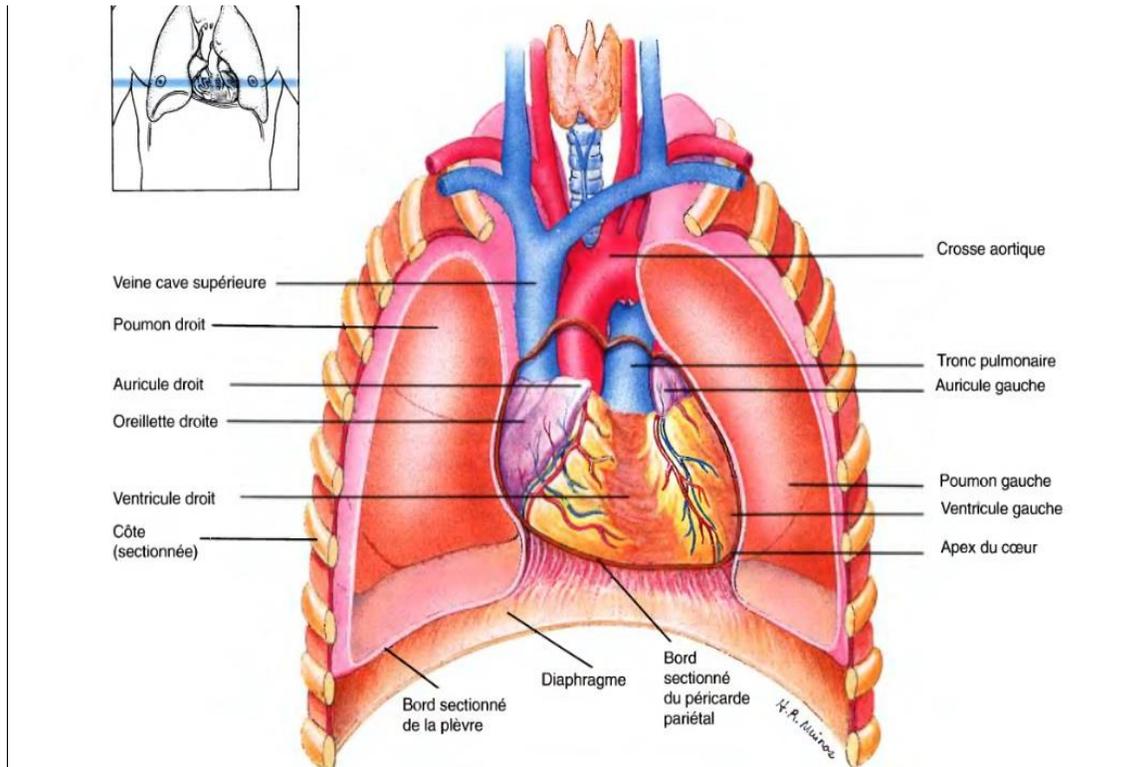


Figure 1. 1. Position du cœur et des vaisseaux sanguins [1]

### 1.3. La circulation sanguine dans le cœur

Le sang pompé par l'oreillette droite dans le ventricule gauche, arrive aux poumons. À ce stade l'échange gazeux aura lieu. Le CO<sub>2</sub> est détaché du sang bien que l'O<sub>2</sub> sera attaché. Le retour vers l'oreillette gauche est assuré par les 4 veines pulmonaires (Figure 1. 2)

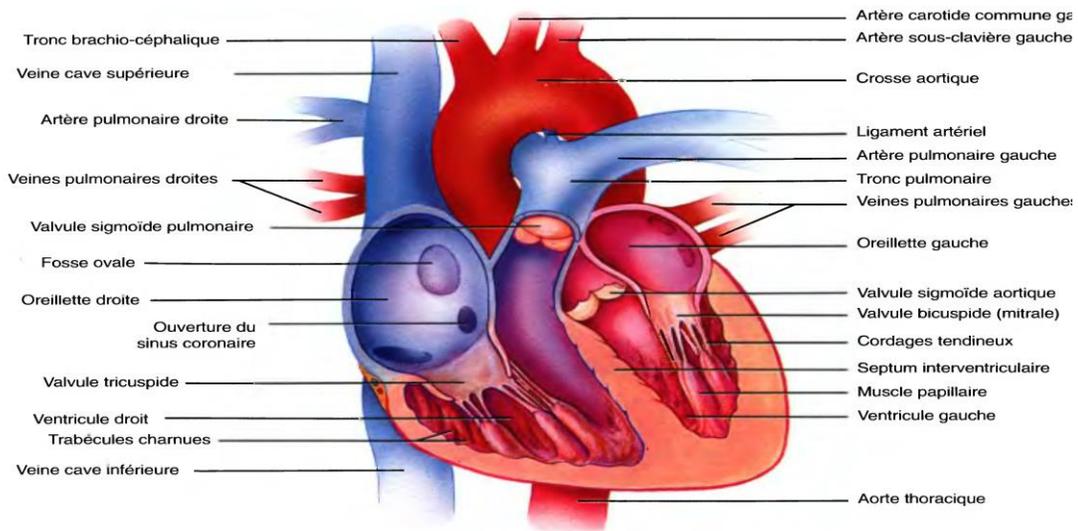


Figure 1. 2. Face antérieure du cœur [1]

L'oreillette gauche envoie le sang oxygéné vers le ventricule gauche. L'aorte ascendante reçoit le sang propulsé par le ventricule gauche. De là il va alimenter le cœur à travers les artères coronaires et le corps humain en passant par l'aorte et ces branches. (Figure 1.3).

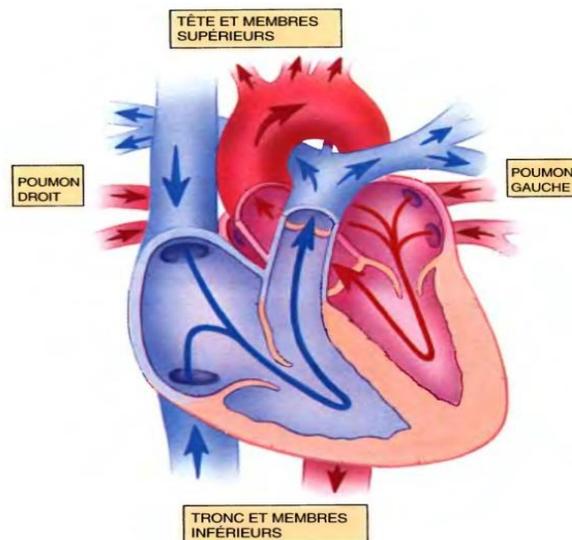


Figure 1.3. Trajet du sang à travers le cœur [1]

## II. Base électrique du signal ECG

Le cœur est constitué de cellules musculaires différentes des muscles squelettiques. Ils peuvent générer et transmettre rapidement une impulsion excitatrice à travers le système excitable, d'autre se contracte en réponse à cette excitation et constitue le myocarde de travail.

### 2.1. Potentiel

### 2.2. Origine du potentiel de repos

Toutes les cellules vivantes ont leur cytoplasme séparé de l'environnement par une bicouche lipidique qui a le rôle d'une barrière physique et fonctionnelle. Le cytoplasme contient des protéines chargées négativement, des polyphosphates et d'autres substances ionisées qui ne peuvent traverser la membrane cellulaire. [2]

À l'inverse, les ions (par exemple  $K^+$ ,  $Cl^-$ ) et l'eau, qui se trouvent dans le cytoplasme et dans le compartiment extracellulaire, sont capables de traverser plus ou moins facilement la membrane cellulaire.

L'organisme contient 3 500 *mmol* de potassium qui se répartissent pour 98 % dans le secteur intracellulaire, et représentent la majeure partie du potassium échangeable. Le compartiment musculaire et les cellules hépatiques en sont les principales réserves. Les hématies stockent 2 % du potassium intracellulaire, soit 70 *mmol*. Le secteur extracellulaire contient 80 *mmol* de  $K^+$ , soit 2 % du potassium total. Le gradient entre les secteurs extra et intracellulaires est maintenu par une enzyme membranaire. Ce processus actif utilise l'énergie issue de l'hydrolyse de l'ATP, et détermine

de façon non exclusive un potentiel membranaire de repos de - 90 mV, polarisé négativement vers l'intérieur de la cellule. [3]

### 2.2.2 Potentiel d'action

Les cellules excitables sont des cellules capables de générer un signal électrique, en réponse à une excitation électrique. Dans lesquelles les cellules cardiaques font partie.

En revanche cette excitation est nommée potentiel d'action. Elle se manifeste par un changement rapide du potentiel de repos (Figure 1. 4). La force électromotrice ( $V_{\text{membrane}} - E_{\text{ion}}$ ), contrôle le mouvement de l'ion à travers la membrane cellulaire. Qui se traduit par un courant obéissant à la loi d'ohm[2]

$I = V/R = gV$  où  $V$  est la différence de potentiel ( $V_{\text{membrane}} - E_{\text{ion}}$ ),  $R$  la résistance et  $g$  la conductance.

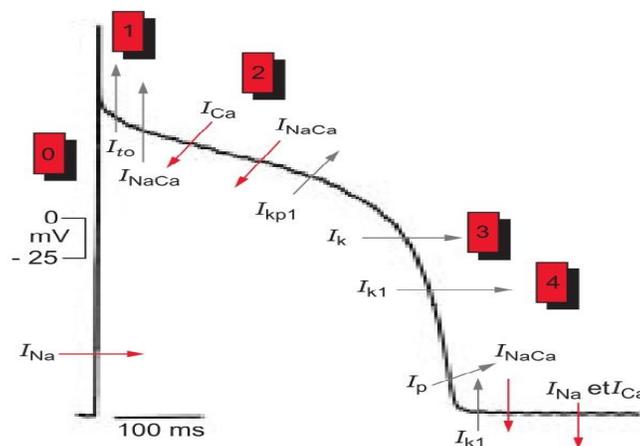


Figure 1.4. Enregistrement d'un potentiel d'action ventriculaire de cobaye par une micropipette de verre. [2]

Les différentes phases du potentiel d'action sont repérées sur la figure 1.4 de 0 à 4 et les différents courants ioniques participant au potentiel d'action sont représentés par une flèche bleue pour les courants entrants et rouge pour les courants sortants.

$I_{Na}$  : courant entrant sodique ;  $I_{to}$  : courant sortant transitoire (en pratique absent dans le ventricule de cobaye) ;  $I_{Ca}$  : courant calcique de type L ;  $I_{Kpl}$  : courant potassique de plateau ;  $I_K$  : courant potassique retardé ;  $I_{K1}$  : courant potassique à rectification entrante ;  $I_{Na/Ca}$  : courant d'échange sodium/calcium ;  $I_p$ : courant de pompe.

### **2.2.3 Le système de conduction et le stimulateur cardiaque**

Une partie des cellules du myocarde ont une propriété d'auto-excitations. Grâce à cette activité électrique (potentiel d'action), et sa propagation à travers le système de conduction que les contractions cardiaques existent.

### **2.2.4 Les cellules autorythmiques : le système de conduction**

Pendant le développement embryonnaire, une faible partie des fibres du muscle cardiaque (environ 1 %) présente des caractéristiques d'auto-excitabilité<sup>1</sup> [1]. les fibres autorythmiques jouent un rôle principale dans la stimulation cardiaque (pacemaker naturel) et en autre position elles forment le système de conduction dans le muscle cardiaque (Figure 1. 5).

---

<sup>1</sup>Une capacité de produire spontanément et de façon rythmée des potentiels d'action (influx électriques).

Ce dernier permet la synchronisation de la contraction des oreillettes et des ventricules. Il est formé par le :

a) le nœud sinusal ou sino-auriculaire(SA),

b) le nœud auriculo-ventriculaire (AV),

c) le faisceau auriculo-ventriculaire (faisceau de His),

d) les branches droite et gauche de ce dernier et

e) les myofibres de conduction (réseau de Purkinje).

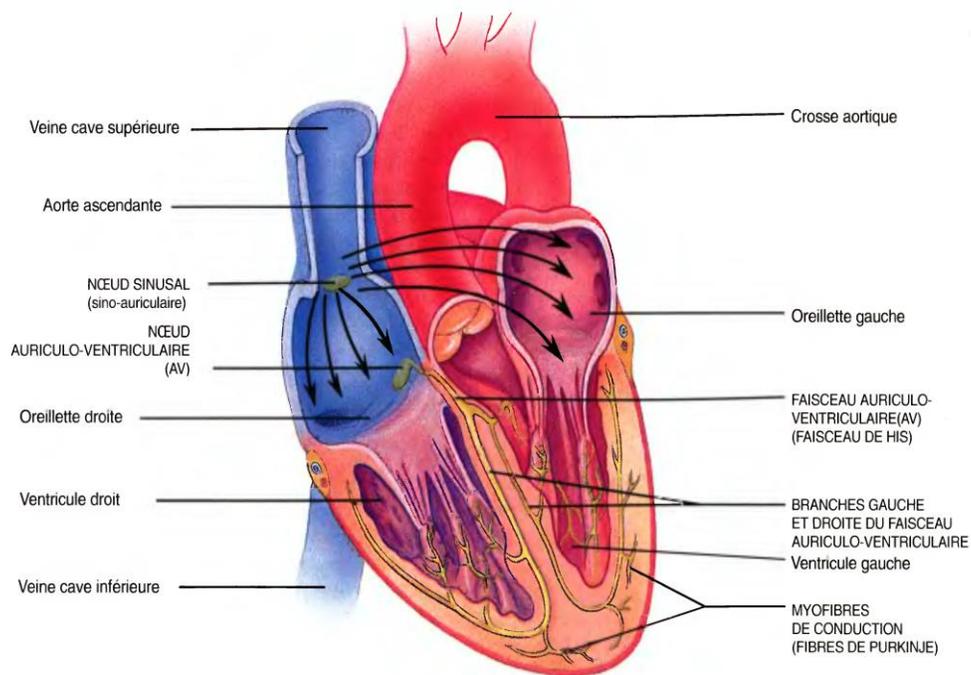


Figure 1. 5. Système de conduction du cœur. [1]

## 2.2.5 Chronologie de l'excitation auriculaire et ventriculaire

Le pacemaker naturel ou le nœud sinusal, se situe sur la paroi interne de l'oreillette droite (voir Figure 1. 5). Il est l'origine de chaque excitation qui se propage dans le système de conduction.

L'influx électrique arrive au nœud auriculo ventriculaire (AV) en se propageant dans toutes les fibres auriculaires. L'influx continue son chemin vers le faisceau de His (faisceau auriculo-ventriculaire), qui est la seule jonction électrique entre les oreillettes et les ventricules.

En se propageant dans les branches gauches et droites, il continue son chemin vers le réseau de Purkinje (myofibres de conduction) pour arriver enfin au tissu musculaire ventriculaire.

## III. Enregistrement du signal ECG

Pour enregistrer le signal ECG, il faut utiliser une configuration. Elle est caractérisée par l'emplacement et le nombre de capteurs (électrodes), ainsi que la méthode de calcul de la tension relative au signal ECG.

### 3.1. Emplacement des électrodes

Connus par le nom de dérivation [4] l'emplacement des électrodes à travers le corps humain se diffère d'une méthode à une autre. Les électrodes utilisées sont aussi variables selon les fabricants, mais le point commun c'est la meilleure conduction électrique.

### 3.1.1. Dérivations périphérique Standard d'Einthoven :

Portant son nom, Einthoven est le premier avoir eu l'idée d'enregistrer le signal ECG. En se basant sur la loi de Kirchhoff, il réalisa un triangle équilatéral. Chaque angle est représenté par une électrode, au centre du triangle se situe le cœur. Les trois électrodes sont placées sur les trois membres (deux bras et jambe gauche). Connus sous le nom du signal ECG, la différence de potentiel entre deux électrodes va donner une tension variable en fonction du temps. La configuration est montrée par la Figure 1. 6. Il a attribué pour chaque dérivation la lettre D suivi par un numéro : D<sub>1</sub>, D<sub>2</sub>, D<sub>3</sub> ; avec

- > DERIVATION I (D<sub>1</sub>) : bras gauche (+) et bras droit(-).
- > DERIVATION II (D<sub>2</sub>) : jambe gauche(+) et bras droit(-)
- > DERIVATION III (D<sub>3</sub>) : jambe gauche(+) et bras gauche(-).

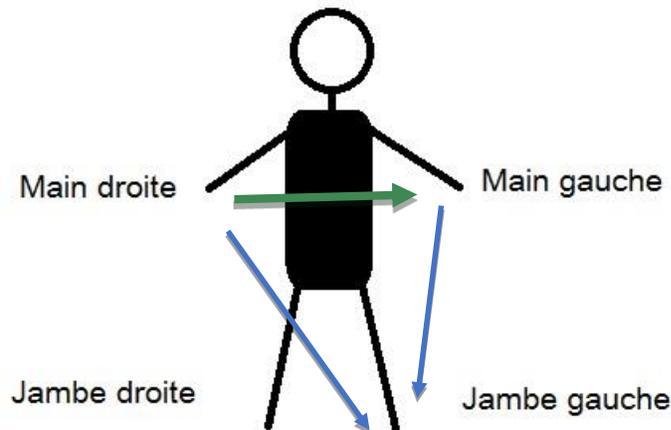


Figure 1. 6. Dérivations d'Einthoven

### 3.1.2. Dérivation Périphérique Unipolaire de Goldberger :

En reliant deux électrodes, Goldberger va constituer une référence négative. Il a pris l'électrode restante comme pôle positif, d'où la configuration d'Einthoven va être modifiée (voir Figure 1. 7), On a :

- aVR est positive dans le sens (jambe gauche +main gauche) vers main droite,
- aVL est positive dans le sens (jambe gauche +main droite) vers main gauche,
- aVF est positive dans le sens (main gauche +main droite) vers jambe gauche.

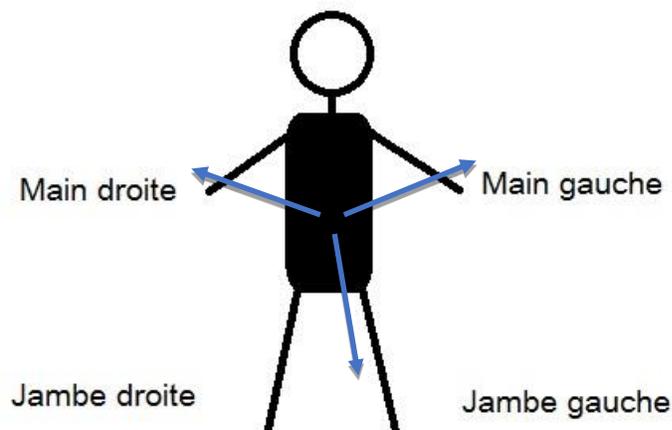


Figure 1. 7. Dérivation unipolaire de Goldberger

### 3.1.3. Dérivation Précordiale Unipolaire de Wilson ;

Wilson s'est basé sur le même principe que dans la configuration de Goldberger. D'où une dérivation est considérée comme pôle positif, les autres dérivation servent de pôle négatif. Les électrodes sont placées de façon à être proche du cœur, en des points précis sur le thorax (voir Figure 1. 8).

1. 8). Désigné par la lettre V suivi d'un chiffre :

> V1 : 4<sup>ème</sup> espace intercostal droit.

> V2 : 4<sup>ème</sup> espace intercostal gauche.

> V3 : à demi distance entre V2 et V4.

> V4 : à l'intersection de la ligne horizontale passant par le 5<sup>ème</sup> espace intercostal gauche et de la ligne medio-claviculaire.

> V5 : à l'intersection de la même ligne horizontale et de la ligne axillaire antérieure

> V6 : à l'intersection de la même ligne horizontale et de la ligne axillaire moyenne.

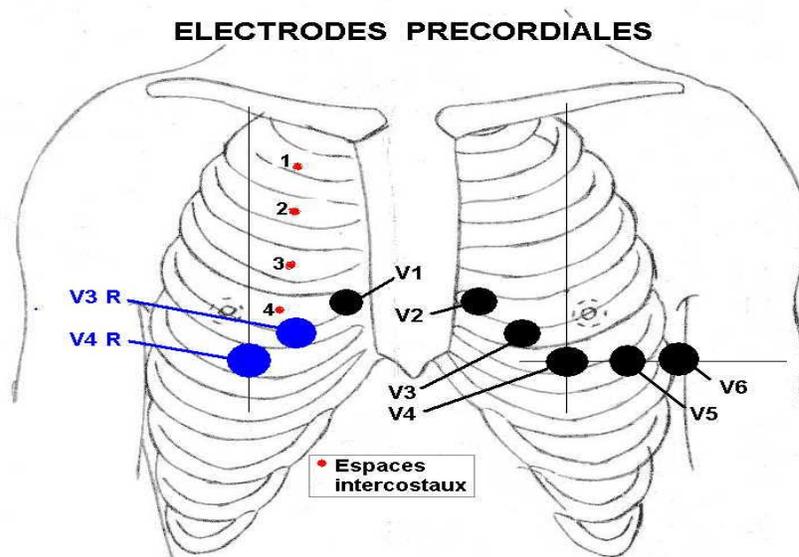


Figure 1. 8. Dérivations précordiales [16]

## IV. DEFINITION DE L'ELECTROCARDIOGRAMME :

C'est la variation de la tension résultante de l'activité électrique du cœur et de son évolution dans le temps. Ce qui permet de faire un bilan électrique sur l'état pathologique du cœur. Ce signal contient un nombre précis d'ondes et d'intervalles (voir Figure 1. 9). Le nom de ces ondes a été donné par Einthoven, il a choisi de donner pour chaque onde une lettre de la suite des lettres alphabétique PQRST [4]

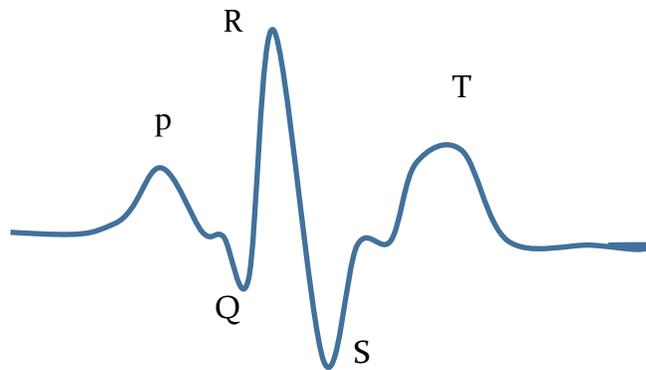


Figure 1.9. Le signal ECG

### 4.1. MORPHOLOGIE DE L'ECG

#### 4.1.1. Intérêt de l'identification des ondes :

Le signal ECG comprend différentes ondes et intervalles (P, QRS, T, ST, QT et PR). La mesure de l'amplitude et la durée de chaque composant de ce signal, permet l'identification d'un nombre important de pathologies cardiaques. Les valeurs normales citées ci-dessous qui s'appliquent à des adultes d'âge moyen sont données à titre indicatif car il existe un chevauchement parfois important entre les valeurs normales et pathologiques [5].

#### 4.1.2. Origine et caractéristiques des ondes

##### a) Les ondes

#### 1. ONDE P : La dépolarisation des oreillettes :

L'excitation électrique cardiaque commence dans le nœud sinusal et arrive aux deux oreillettes. L'onde P représente la propagation de l'influx cardiaque à travers ces deux cavités (Figure 1. 10). La première portion de cette onde reflète la dépolarisation auriculaire droite, et la deuxième portion reflète la dépolarisation auriculaire gauche.

*-Caractéristiques de L'Onde P chez l'adulte sain [6] [8]*

L'onde P est normale si les conditions suivantes sont vérifiées :

- ° Onde P positive en DI, DII, aVF, V<sub>3</sub> à V<sub>6</sub> (parfois diphasique ou plate en aVF et V<sub>3</sub>) ;
- ° Onde P négative en aVR ;
- ° Variable en III, aVL, V<sub>1</sub>, et V<sub>2</sub> (positive, négative ou diphasique)
- ° Amplitude (Hauteur) inf. ou égale 2.5 mm (ou 2.5 mV)
- ° Durée < 0,1 seconde (Normale : 0,085 - 0,015s)

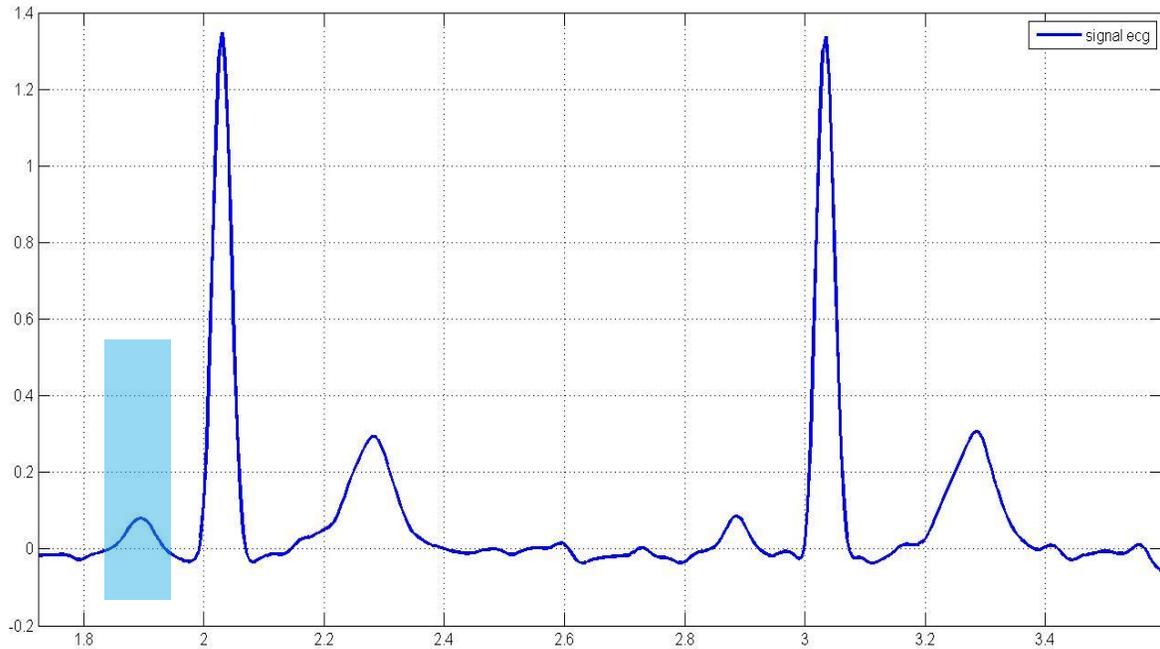
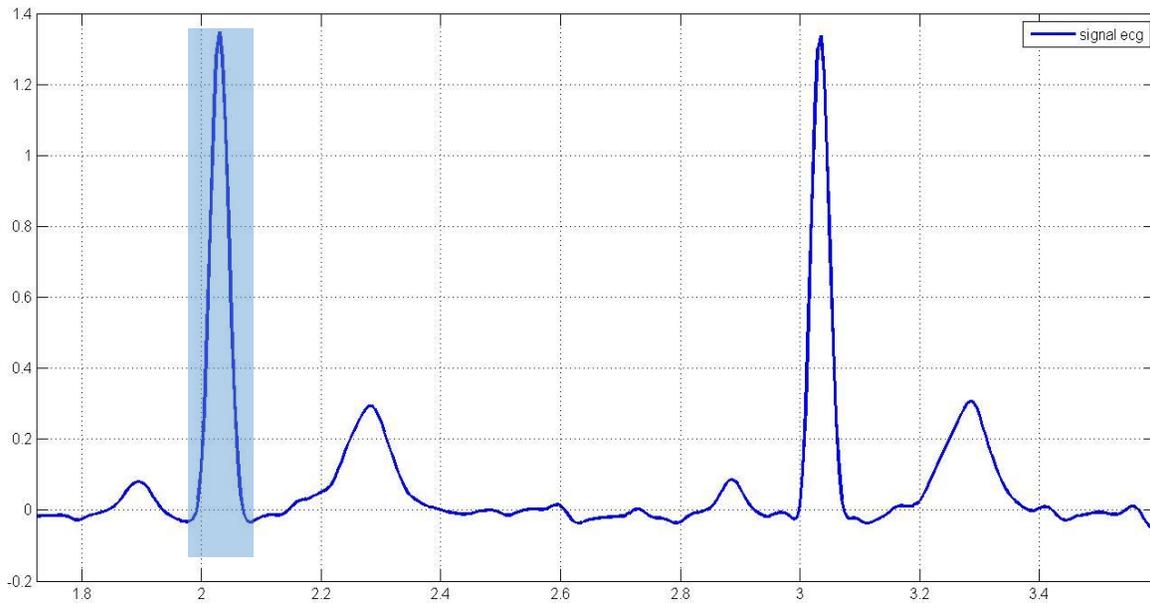


Figure 1.10 Localisation temporelle de l'onde P

## 2. LE COMPLEXE QRS : Dépolarisation des ventricules

L'excitation à travers le myocarde ventriculaire est représentée par le complexe QRS. Cette activité électrique générée par la dépolarisation ventriculaire est enregistrée comme une déflexion rapide sur le tracé ECG (Figure 1. 11). Lorsque les déflexions sont amples, supérieures à 5 mm, elles sont exprimées en lettres capitales QRS. Lorsque les déflexions sont petites, inférieures à 5 mm, elles sont écrites en lettres minuscules **qrs**. [7] Et toute seconde onde positive est nommée r' ou R'. [8]



**Figure 1. 11 Localisation temporelle du complexe QRS**

**- Caractéristiques du complexe QRS chez l'adulte sain : [9][10]**

- °Axe normal du complexe QRS : de  $-30^{\circ}$  à  $+110^{\circ}$ .
- °Transition (ou rotation) normale du QRS : en  $V_3$ ,  $V_4$ .
- °Aspect en  $V_1$  : RS, parfois RSr' avec  $R / S < 1$  (voir Figure 1. 12).
- °Aspect en  $V_6$  : QRS ou RS avec  $R / S > 1$ .
- °L'amplitude des ondes r augmente de  $V_1$  à  $V_5$  puis diminue de  $V_5$  à  $V_7$ . Inversement, l'amplitude de l'onde s augmente de  $V_1$  à  $V_2$  puis diminue de  $V_2$  à  $V_7$ .
- ° Hauteur du QRS inférieur à 25-30 mm en dérivations précordiales et inférieur à 5 mm en dérivations périphériques ; Largeur  $< 0,12$  sec.

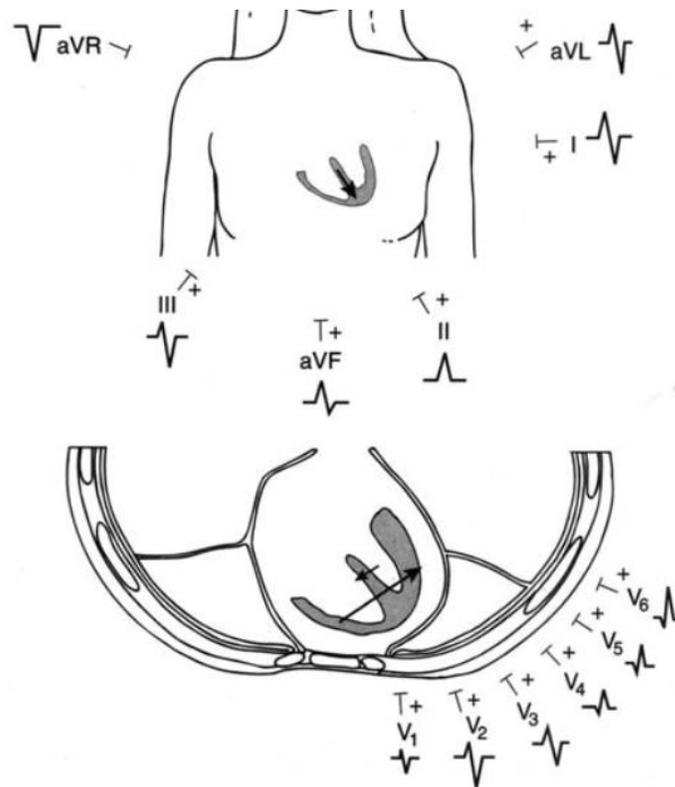
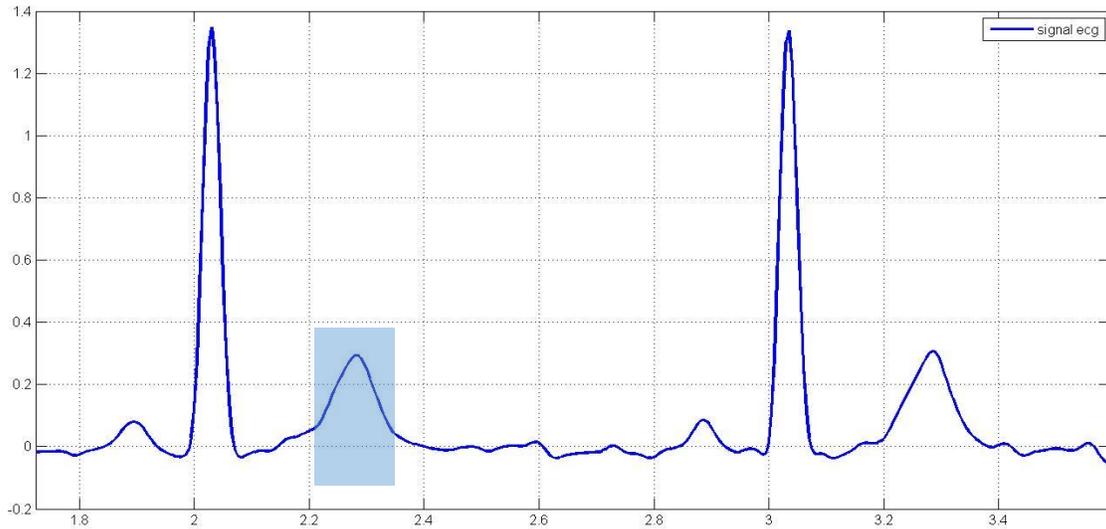


Figure 1. 12 dépolarisations ventriculaires normales suivant les 12 dériviations [9]

### 3. L'onde T : L'onde de repolarisation ventriculaire

Elle représente la phase finale de la repolarisation ventriculaire, phase dite rapide et efficace, les myocytes retrouvant leur charge interne de repos. C'est généralement une onde asymétrique, arrondie, lisse, et positive.[8](Figure 1.13). Cette onde succède au complexe QRS après retour à la ligne isoélectrique.



**Figure 1. 13. Localisation temporelle de l'onde T**

***-Caractéristiques de l'onde T chez l'adulte sain :***

1- Une onde T normale est positive dans l'ensemble des dérivations, à l'exclusion d'aVR. Les variantes de la normale sont une onde T négative ou plate en V<sub>1</sub> dans 20% des cas, une onde T inversée en V<sub>1</sub> et V<sub>2</sub> dans 5 à 10% des cas. [8]

2- En DIII, elle peut être diphasique ou négative. Quand elle est négative en aVF, elle n'est normale que si elle s'associe à une onde T négative en aVR. [10]

3- Sa durée doit être inférieure à 0,20 sec et son amplitude doit être inférieure à 4mm en V<sub>6</sub>. [11]

#### 4. L'onde U : Répolarisation des fibres de Purkinje ou facteur mécanique de relaxation

L'onde U n'est pas toujours identifiable, en particulier lorsqu'il existe une tachycardie ou s'il s'agit d'un enfant [7] (Figure 1. 14).

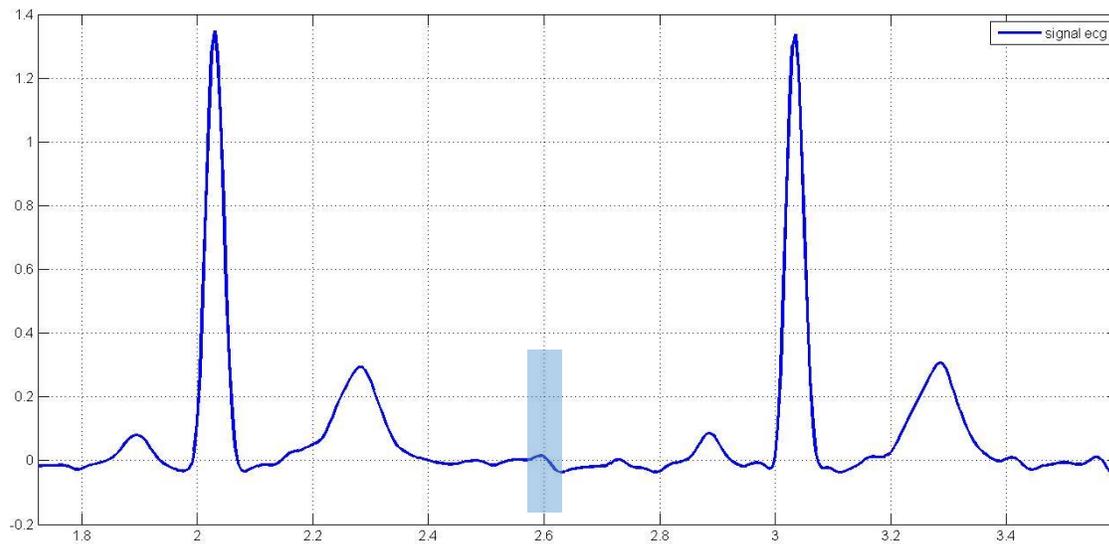


Figure 1. 14 Localisation temporelle de l'onde U

##### ***-Caractéristiques de l'onde U :***

-C'est en précordiales moyennes qu'elle est le plus fréquemment visible et en DII. Elle commence 2 à 4 centièmes de seconde après la fin de l'onde T et dure 16 à 25 centièmes de seconde. [7]

-L'onde U est positive et de très faible amplitude (5 à 50% de celle de l'onde T). Les amplitudes les plus élevées (0,2 mV) sont enregistrées en V<sub>2</sub> et V<sub>3</sub>. [7]

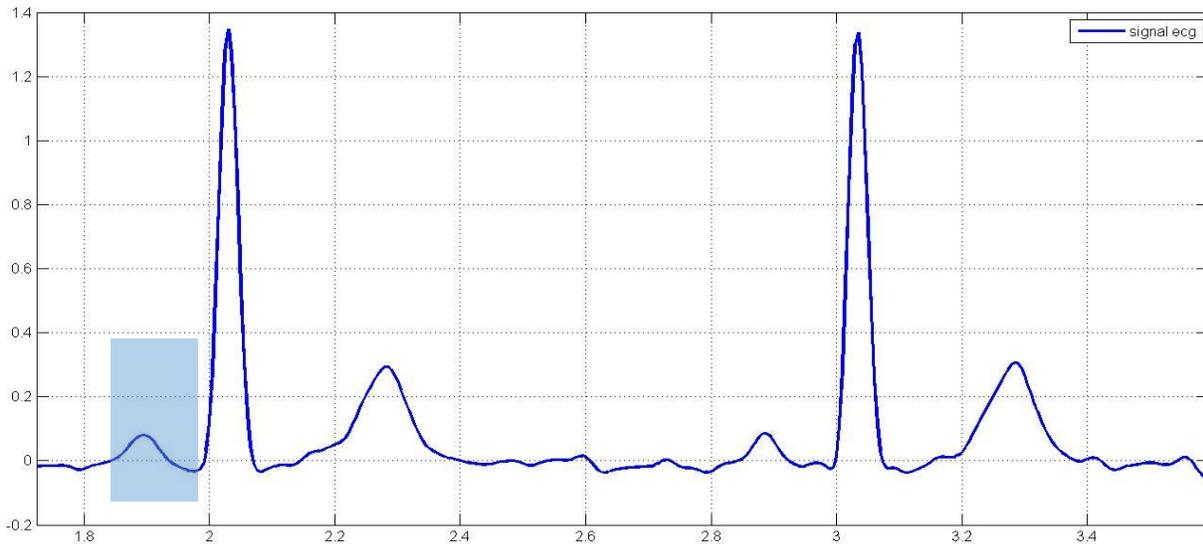
## **b) Les segments et les intervalles :**

Grâce à la mesure et l'identification des intervalles et segments, on peut diagnostiquer les espaces qui séparent deux événements électriques.

### **1. L'INTERVALLE PR (ou PQ) : Le temps de conduction auriculo-ventriculaire**

L'intervalle PR correspond au temps de conduction intra-auriculaire, auriculoventriculaire nodal et à la conduction dans le tissu His-Purkinje.[7]

Le temps entre le début de la dépolarisation auriculaire de celle des ventricules(Figure 1. 15). [12]



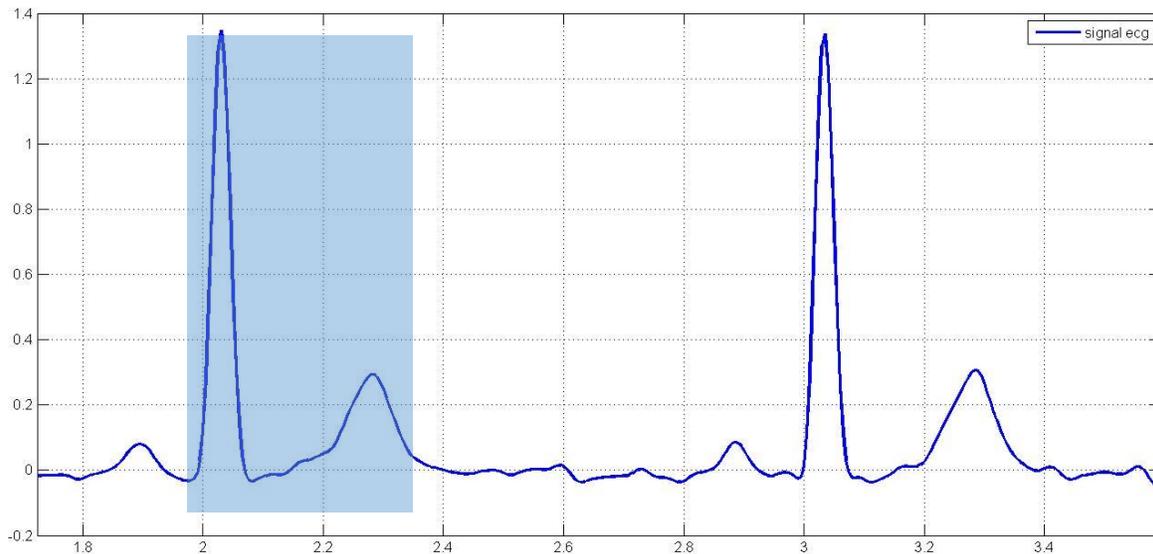
**Figure 1. 15 Localisation temporelle de l'intervalle PR**

***-Caractéristiques du PR chez l'adulte sain :***

La durée de l'intervalle PR varie de 0,12 à 0,20 seconde en fonction de la fréquence cardiaque et de l'âge. La durée de l'intervalle PR est variable selon l'âge. Elle est entre 0.12 et 0.20 seconde chez l'adulte. [13].Jusqu'à 0.24 seconde pour les jeunes ayant un rythme inférieur à 60 battements par minute. Entre 0.1 et 0.17 pour les enfants moins de 10 ans. [7]

**2. L'INTERVALLE QT : Le temps de systole ventriculaire**

Le temps qui englobe la dépolarisation et la repolarisation ventriculaire (Figure 1. 16). Il commence au début du complexe QRS et se termine à la fin de l'onde T. [14]. L'intervalle QT est habituellement mesuré dans les dérivations D2, V2, V5. Il existe de multiples facteurs de variations (sexe, fréquence cardiaque). [7]



**Figure 1. 16 Localisation temporelle de l'intervalle QT**

**- Caractéristiques de l'intervalle QT :**

L'intervalle QT dépend de la fréquence cardiaque. En cas d'accélération, la dépolarisation et la repolarisation est aussi rapide pour augmenter l'efficacité ventriculaire. [8]

L'intervalle QT corrigé pour la fréquence ou QTc est obtenu à partir de la formule de Bazett ( $QTc=QT(RR)^{1/2}$ ):[7].

La limite supérieure du QTc est de 0,45 pour les hommes et les enfants (âge inférieur à 15ans), et de 0,47 chez les femmes. [15][14]

### 3. LE SEGMENT ST : Le temps de stimulation complète des ventricules

Le segment ST commence de la fin du complexe QRS (point J pour "Jonction ST") jusqu'au début de l'onde T (Figure 1.17). (Plus de détails en chapitre II).

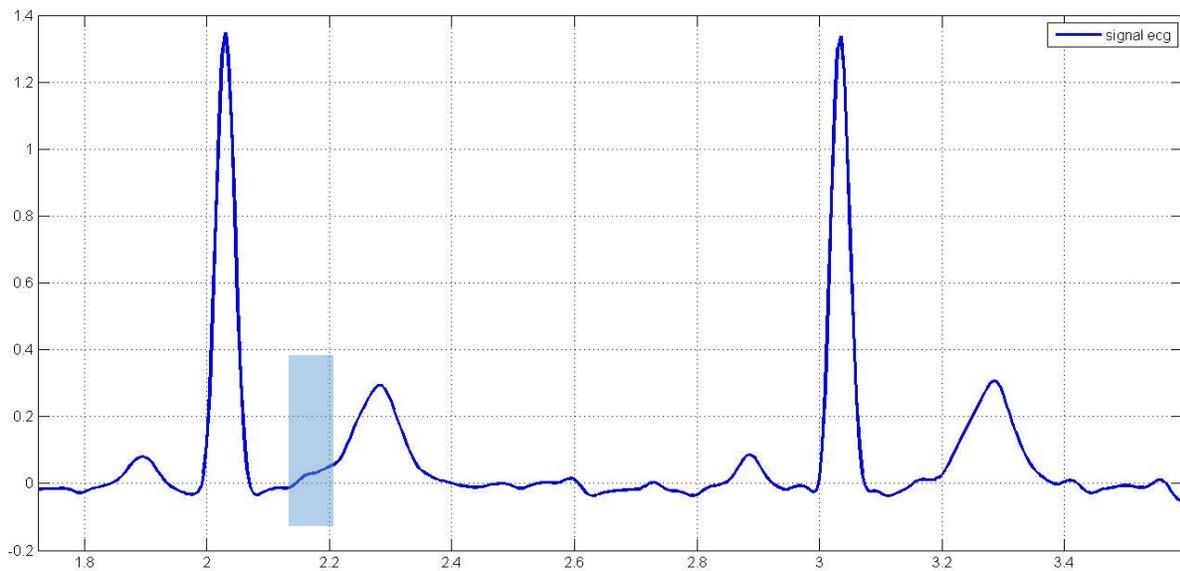


Figure 1. 17 Localisation temporelle du segment ST

## V. Conclusion

Dans ce chapitre, l'anatomie du cœur ainsi que sa localisation dans le corps humain ont été décrites. L'activité électrique du cœur a aussi été illustrée à travers la description du potentiel d'action et la propagation de l'influx électrique dans les cellules myocardiques. Les différentes dérivations standards permettant l'enregistrement du signal ECG ont été détaillées et

illustrées mettant en exergue la morphologie et les mesures du signal ECG pour chaque dérivation. Le chapitre a été terminé par une description et illustration des différentes ondes, segments et intervalles constituant le signal ECG. L'intervalle ST qui en fait constitue l'objectif de cette thèse sera discuté et détaillé dans le chapitre qui suit.

## Références

1. GJ. Tortora et S.R. Grabowski, 'Principles of Anatomy and Physiology, Seventh Edition', *Biological Sciences Textbooks*, 1993, ISBN 2-8041-1024-9 De Boeck..
2. Babuty D et Argibay J. Électrophysiologie cardiaque. EncyclMédChir Editions Scientifiques et Médicales Elsevier SAS, Paris, tous droits réservés), *Cardiologie*, 11-003-A-10, 2001, 16p
3. P. Garcia, M. Belhoula, and D. Grimaud, "Les dyskaliémies," 1999.
4. J. Willis Hurst, "Naming of the Waves in the ECG, With a Brief Account of Their Genesis," *Circulation*, no. 98, pp. 1937-1942, 1998.
5. Morris. Jr., Estes EHJr., Whalen R.E. et al. P-wave analysis in valvular heart disease. in: *Circulation* 29,242-252,1964.
6. M. G. Khan, "P Wave Abnormalities," in *Rapid ECG Interpretation*, 3e, N. Humana Press Inc., Totowa, Ed. pp. 81-86.
7. C. Chapelon-Abric, "Électrocardiogramme normal de l'adulte," in *Encyclopédie Médico-Chirurgicale* 11-003-F-30, E. S. A. S. Tous, Ed. . ,

8. Y. GOTTWALLES, "L'E.C.G. pour les nuls," *URGENCE PRATIQUE* -. p. 45, 2008.
9. F. Kusumoto, "Chapter 3," in *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, Springer Science+Business Media, LLC, 2009, pp. 21-33.
10. C. Chapelon-Abric, "Méthode d'analyse des électrocardiogrammes de surface douze dérivation," *Encyclopédie Médico-Chirurgicale Cardiologie*, no. 11-003-C-10. Elsevier Masson SAS. Tous, p. 8, 2004.
11. N. Amabile, "Electrocardiogramme : Indications et interprétation," 2008.
12. A. Fayçal, "Contribution Au Diagnostic Des Signaux Electrocardiographiques En Utilisant Les Concepts Des Fractales," Thèse de doctorat, *Université MENTOURI De Constantine Faculté Des Sciences De L'ingénieur*, 2011.
13. F. Kusumoto, "Bradycardia Case," in *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, S. Science, Ed. Springer Science+Business Media, LLC, 2009, pp. 139-155
14. P. M. Rautaharju, B. Surawicz, and L. S. Gettes, "AHA / ACCF / HRS Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram," *JAC*, vol. 53, no. 11, pp. 982-991, 2009.
15. F. Kusumoto, "Ventricular repolarization : T waves and U waves," in *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, S. Science, Ed. Springer Science+Business Media, LLC, 2009, pp. 65-79.
16. [http://www.ednes.com/ecg\\_ex/phyder4.htm](http://www.ednes.com/ecg_ex/phyder4.htm)

---

# CHAPITRE II :

## LE SEGMENT ST :

### NORMAL ET

### PATHOLOGIQUE

---

#### I. Définition et limites normales du segment ST

##### 1.1. Définition

Le segment ST est normalement isoélectrique et horizontal (la figure 2.1 peut illustrer le segment ST avec le point J). Les cellules myocardiques sont à la phase dite plateau (phase 2), juste après la dépolarisation ventriculaire. Durant cette période, il n'y a pas une différence de tension entre les cellules ventriculaires car ils ont tous la même tension. En plus que toutes les régions des ventricules sont en phase de dépolarisation. La transition entre l'onde S (ou la pente ascendante de l'onde R en cas d'absence de S) et le segment ST est appelée point J. [1]

Le segment ST s'étend de la fin de l'onde S au début de l'onde T. Il doit être isoélectrique ou légèrement ascendant au niveau de la ligne de base. [2]

Dans certaines pathologies cardiaques le segment ST peut être non isoélectrique. Les causes principales de cette variation sont l'infarctus du myocarde et l'ischémie. D'où l'importance de la détection et l'analyse de segment ST qui dans ce cas conduire à une bonne évaluation de l'état cardiaque du patient. [1].

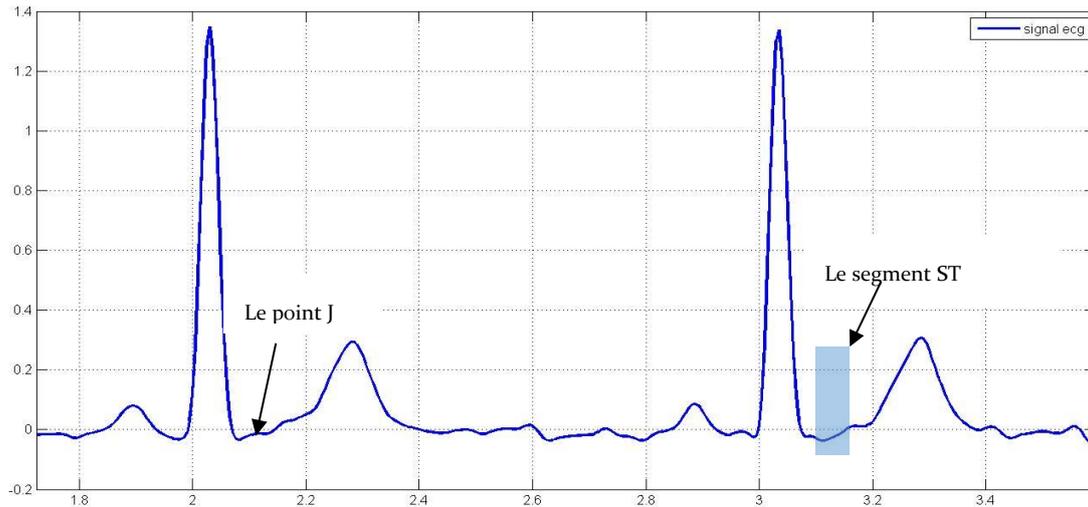


Figure 2-1 le segment ST

### 1.2. Limites normale du segment ST :

Les limites normales pour le décalage du point J et le point ST<sub>60</sub> (point du segment ST qui se situe après 60 ms du point J) pour les hommes blancs et noirs et les femmes de 40 ans et plus dans les 2 groupes d'âge. La limite supérieure de la normale (98 ème pourcentage) pour le point J à la dérivation V<sub>2</sub> était d'environ 0,15 mV chez les hommes blancs et 0,20 mV chez les hommes noirs. Les limites correspondantes ont été d'environ 0,10 mV pour les femmes blanches et 0.15 mV pour les femmes noires. Les limites normales supérieures pour ST<sub>60</sub> en V<sub>2</sub> étaient d'environ 0,3mV chez les hommes blancs et environ 0,35mV chez les hommes noirs. Les limites correspondantes ont été d'environ 0,2 mV chez les femmes blanches et d'environ 0,25 mV chez les femmes noires. [2]

## II. Causes électrophysiologiques de l'infarctus du myocarde

L'accumulation des ions K<sup>+</sup> est une cause principale qui affecte le segment ST (voir figure 2.2 ci-dessous). L'augmentation de la perméabilité du K<sup>+</sup> peut produire une élévation du segment ST durant la systole et la diastole. Durant

la phase 4 (qui correspond au segment TP du signal ECG, qui est normalement isoélectrique) l'accumulation des ions extracellulaires  $K^+$  va produire une tension non nulle entre les zones malades et non malades du myocarde. Sachant que d'après l'équation de Nernst [33], À 25 °C et pour un ion monovalent :

$$E_{ion} = 59 \log [ion]_{ext} / [ion]_{int} \dots (1).$$

Dans les cellules cardiaques :

$[Na^+]_{int} = 5-10 \text{ mM}$  ;  $[K^+]_{int} = 140 \text{ mM}$  ;  $[Na^+]_{ext} = 145 \text{ mM}$  ;  $[K^+]_{ext} = 4-5 \text{ mM}$ , ce qui donne approximativement :  $E_{Na^+} = +60 \text{ mV}$  et  $E_{K^+} = -90 \text{ mV}$ . [33]

La valeur de la tension inter membranaire est déterminé grâce aux pourcentages des ions  $K^+$  inter et extracellulaires alors si  $K^+$  est élevé alors une bonne partie des régions extracellulaires sont moins négatives et la membrane sera dépolarisée. [1].

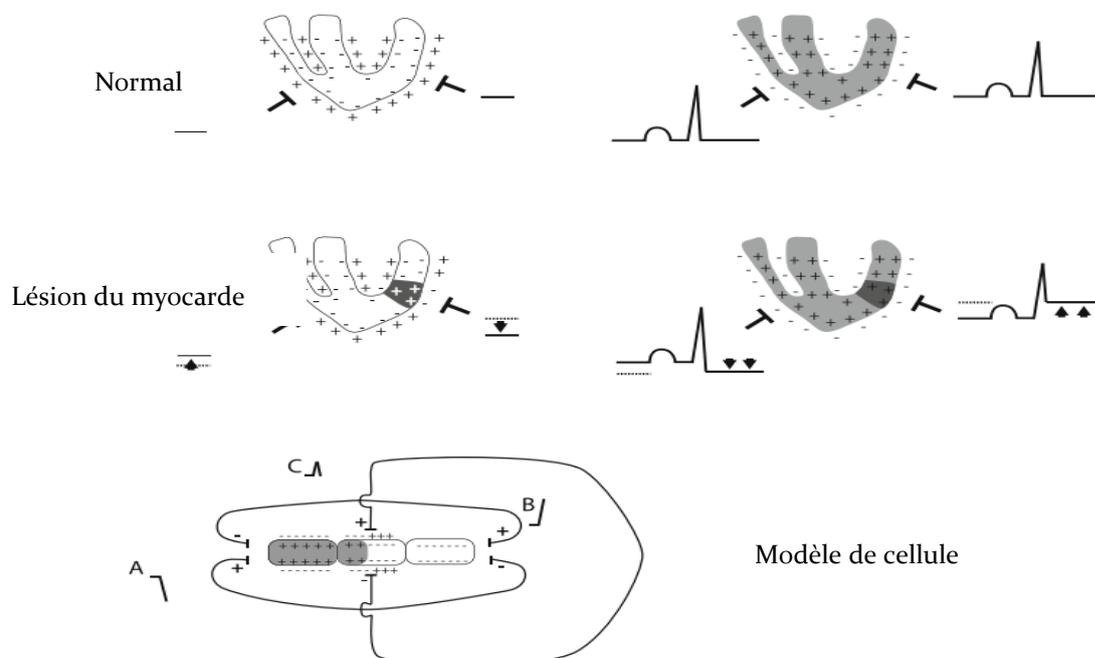


Figure 2. 2. Mécanisme du décalage du segment ST au cours de l'infarctus du myocarde. [1]

Sous des conditions normales (Figure 2.2. Haut) au repos et après la dépolarisation, il n'y a pas de différences de tension présente et le segment TP et le segment ST sont isoélectriques. Si une partie du cœur présente une lésion due à une ischémie (Figure 2.2 milieu) la dépolarisation de la membrane conduit au décalage du segment TP dans le sens où l'électrode positive est directement liée à la lésion du myocarde. Le décalage du segment TP est produit à cause de la charge relative négative sur la surface de la membrane. (Figure 2.2 bas). La dérivation à partir de la zone malade est identique au système de dérivation A et la dérivation à partir de la zone normal est identique au système de dérivation B. le segment TP est considéré comme référence, le décalage du segment TP produit un décalage du segment ST. [1]

### III. Décalage du segment ST

Le sous-décalage du segment ST peut être causé par exemples par les effets de l'ischémie, l'hypokaliémie, et une variété de médicaments cardiaques et non cardiaques. [2]

Ce sont des modifications du segment ST primaires. Le sous-décalage du segment ST peut être associé à une hypertrophie et, en second ordre à des anomalies de la repolarisation, dans les troubles de la conduction ventriculaire. [2]

#### 3.1. Cas normales

##### -Aspect de repolarisation précoce

La repolarisation précoce ou aspect vagotonique s'observe essentiellement chez les sujets jeunes et les sujets jeunes de race noire. [3]. Un sus-décalage du segment ST débute souvent par un crochetage de la portion descendante de l'onde R (Figure 2.3). [19]. L'ECG inscrit aussi une importante surélévation du segment ST pouvant atteindre 3 à 4 mm [3].

Associé à une onde T pointues, [7] le segment ST est :

- Concave enV<sub>4</sub>.
- PR sous-décalé (moins que péricardite)
- ST plus élevé en II que III
- ST sous-décalé en aVR mais pas en aVL

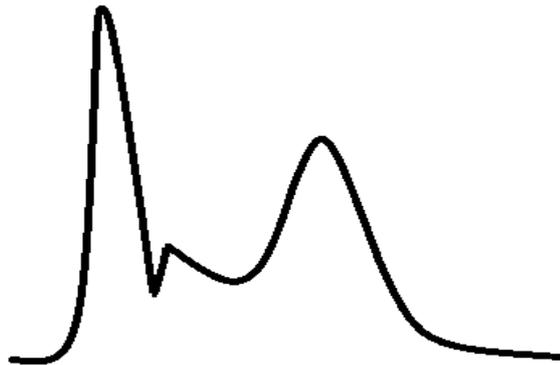


Figure 2. 3. syndrome de repolarisation précoce

### 3.2. Cas pathologiques :

Dans cette partie on ne cite que quelques causes importantes qui peuvent affecter le segment ST.

#### 3.2.1. *L'ischémie myocardique*

L'ischémie est une souffrance tissulaire due à un déséquilibre entre l'apport et la demande en oxygène. Elle est due à un déséquilibre entre les apports et les besoins en oxygène du myocarde. Dans plus de 80 % des cas, son substratum anatomique est l'athérosclérose coronarienne [4]

Lors d'un test d'effort, l'élévation du segment ST est révélatrice d'une ischémie myocardique (Figure 2.4) [5] et le degré de variation de la fréquence cardiaque

à la demande de l'organisme en oxygène est un indicateur de l'état du système de régulation de l'activité cardiovasculaire. [6]

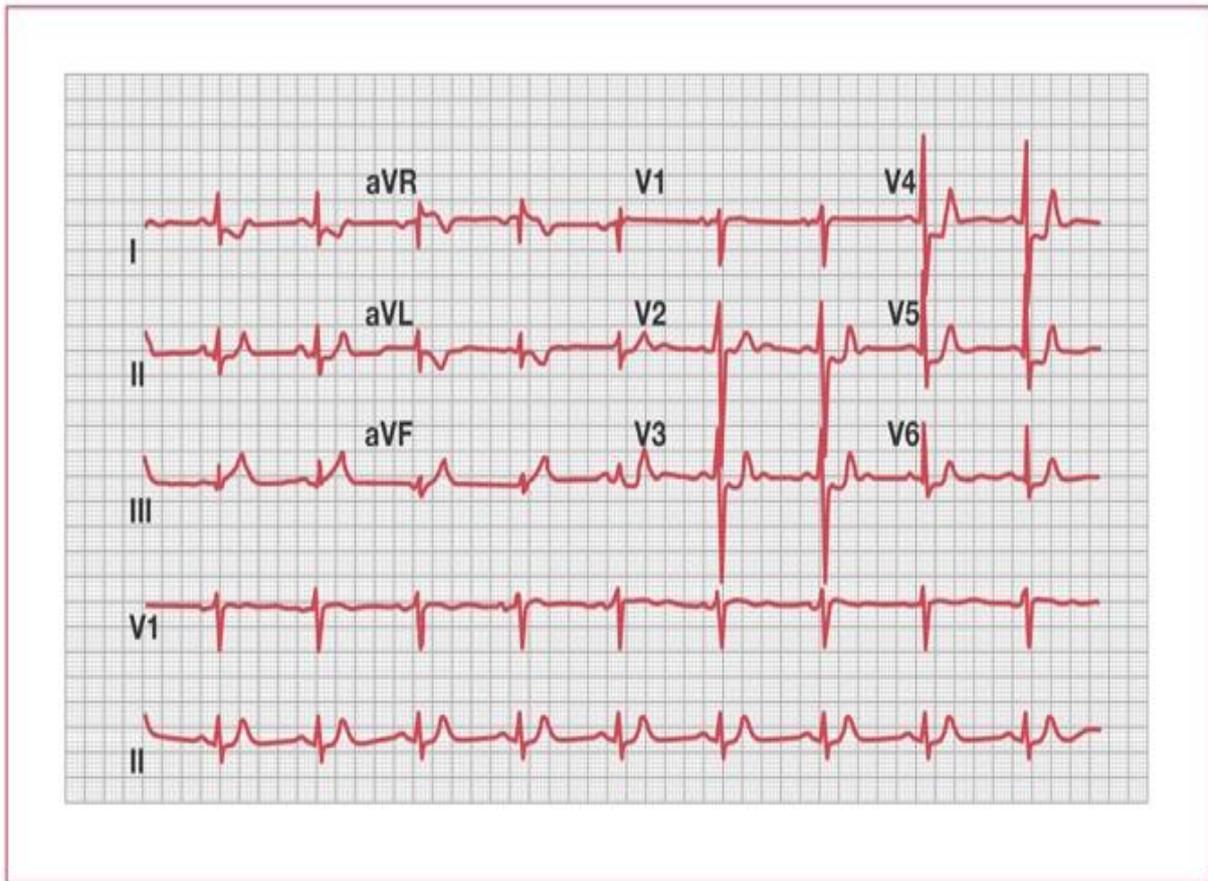


Figure 2. 4 ischémies myocardique [13]

Le Tableau ci-dessous [7] rapportant deux travaux de Thygesen 2007 et Wagner 2009 montre l'importance du segment ST dans l'identification de l'ischémie. On distingue deux types de lésions suivant le décalage du segment ST :

- lésion sous épocardique, sus décalage du segment ST, traduisant généralement une ischémie massive transmurale
- lésion sous endocardique, sous décalage du segment ST, traduisant le plus souvent la souffrance des couches sous endocardiques et facilitation de l'éclosion du troubles du rythme

**Tableau 1. Anomalies ECG dans l'ischémie myocardique[7]** (en absence d'Hypertrophie Ventriculaire Gauche et de Bloc de Branche Gauche, dans deux dérivations contiguës).

	Thygesen 2007	Wagner 2009
<b>Surélévation du segment ST</b>	$\geq 0,15$ mV (1,5 mm) chez la femme, en V <sub>2</sub> -V <sub>3</sub> $\geq 0,1$ mV, autres dérivations $\geq 0,2$ mV (2 mm) chez l'homme	Idem chez la femme $\geq 0,2$ mV en V <sub>2</sub> -V <sub>3</sub> $0,1$ mV autres dérivations chez l'homme $\geq 40$ ans $\geq 0,25$ mV en V <sub>2</sub> -V <sub>3</sub> chez l'homme
<b>Sous-décalage du segment ST</b>	$\geq 0,05$ mV (horizontale ou descendante)	$\geq 0,05$ mV en V <sub>2</sub> -V <sub>3</sub> $\geq 0,1$ mV autres dérivations
<b>Inversion de l'onde T</b>	$\geq 0,1$ mV (dans 2 dérivations contiguës avec onde R proéminente ou rapport R/S $>1$ )	

### 3.2.2. infarctus du myocarde

Si l'ischémie du muscle cardiaque dure plus longtemps, il peut se produire en l'espace d'à peu près 1 heure une nécrose tissulaire, c'est-à-dire un infarctus [8]. La cause est la formation aiguë d'un thrombus dans la zone de la sténose des artères coronaires athéromateuses.

Le tracé électrocardiographique passe typiquement par une succession de modifications caractéristiques (Figure 2.5) [9]

- ischémie sous-endocardique : qui traduit l'ischémie initiale des couches sous-endocardiques. L'onde très précoce (onde T géante durant la première heure) et transitoire.
- Le courant de lésion sous-épicardique : il est maximal dans les toutes premières heures de l'infarctus du myocarde.

Ainsi les modifications au niveau du segment ST sont [10] :

a) Sus-décalage du segment ST

Nouveau sus-décalage du segment ST au point J dans deux dérivations contiguës avec les seuils suivants :  $\geq 0,1$  mV dans toutes les dérivations sauf V<sub>2</sub>-V<sub>3</sub> où les seuils seront :  $\geq 0,2$  mV chez les hommes  $\geq 40$  ans ;  $\geq 0,25$  mV chez les hommes  $< 40$  ans ou  $\geq 0,15$  mV chez les femmes.

b) Sous-décalage du segment ST et modifications de l'onde T

Nouveau sous-décalage du segment ST horizontal ou descendant  $\geq 0,05$  mV dans 2 dérivations contiguës ; et/ou inversion de l'onde T  $\geq 0,1$  mV dans 2 dérivations contiguës<sup>1</sup> avec onde R ample ou rapport R/S  $> 1$ .

---

<sup>1</sup> Adjacentes



Figure 2. 5. infarctus du myocarde [13]

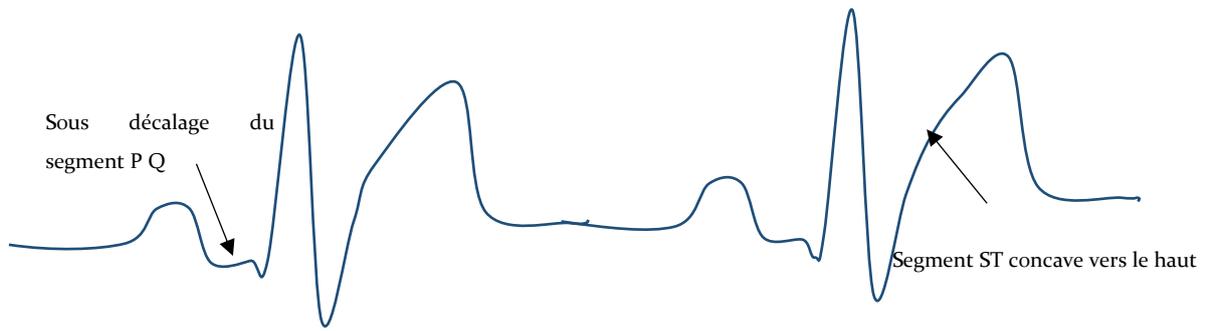
### 3.2.3. Péricardite

Le terme péricardite regroupe l'ensemble des affections inflammatoires de l'enveloppe séreuse du cœur que constitue le péricarde. [11]. Ils se caractérisent par des troubles de repolarisation ventriculaire. Elle est retrouvée assez fréquemment dans les jours ou les semaines qui suivent l'infarctus. Son diagnostic est parfois difficile, les douleurs exprimées par le patient étant souvent comparables à des douleurs angineuses. [9]

Contrairement à ce qui est observé dans l'infarctus du myocarde, le sus-décalage du segment ST est dit concordant<sup>2</sup> (Figure 2. 6) c'est-à-dire sans signe en miroir [11].

---

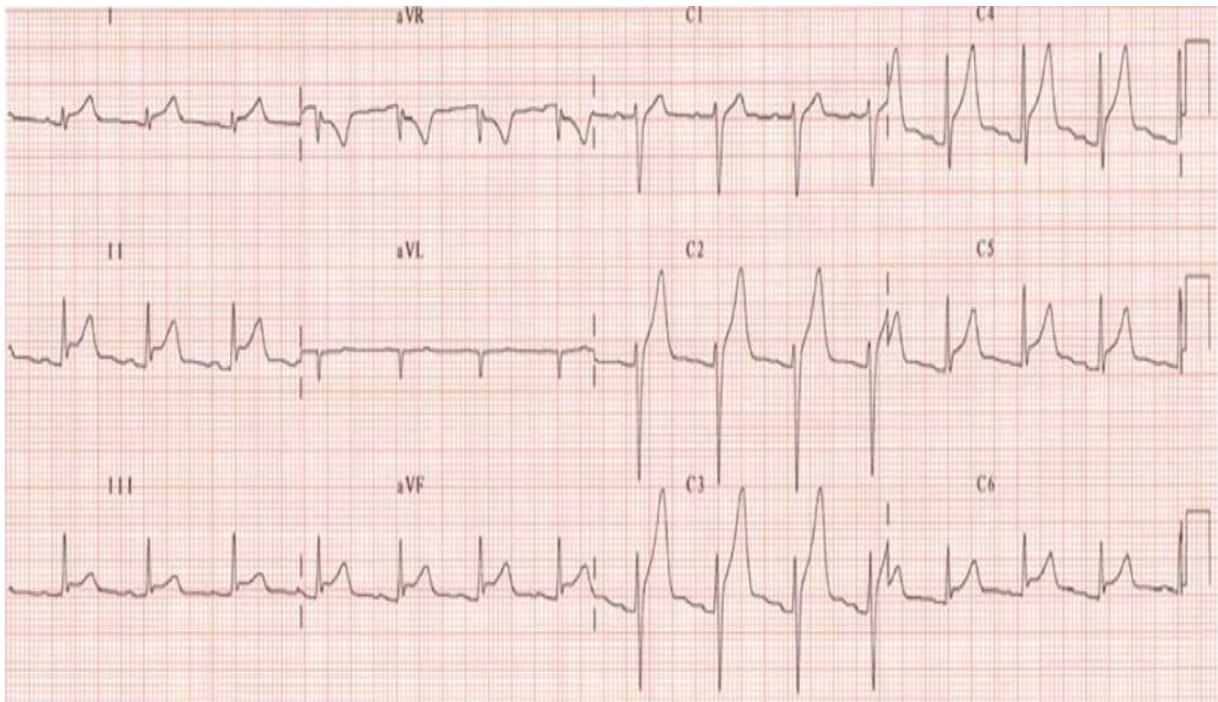
<sup>2</sup> Identique



**Figure 2. 6. ECG péricardite aigue sèche**

Il est assez caractéristique car plutôt diffus, mais souvent maximum en DII et V<sub>4</sub>-V<sub>5</sub> (parfois DI et V<sub>6</sub>) et minimum, voire absent en V<sub>1</sub> (Figure 2. 7). Il est peu ample ( $\leq 5$  mm), ascendant et concave vers le haut (Figure 2.6), et il n'y a pas de miroir (sauf en VR où l'aspect constant est  $ST < 0$ ). [32]

Dans une péricardite, il n'y a pas de miroir, et il peut exister un sous-décalage du segment PQ qui va majorer l'impression du sus-décalage de ST (Figure 2. 6). Les troubles prédominent dans les dérivations inférieures [12]



**Figure 2. 7 Péricardite typique. [32]**

### 3.2.4. Le syndrome de Brugada :

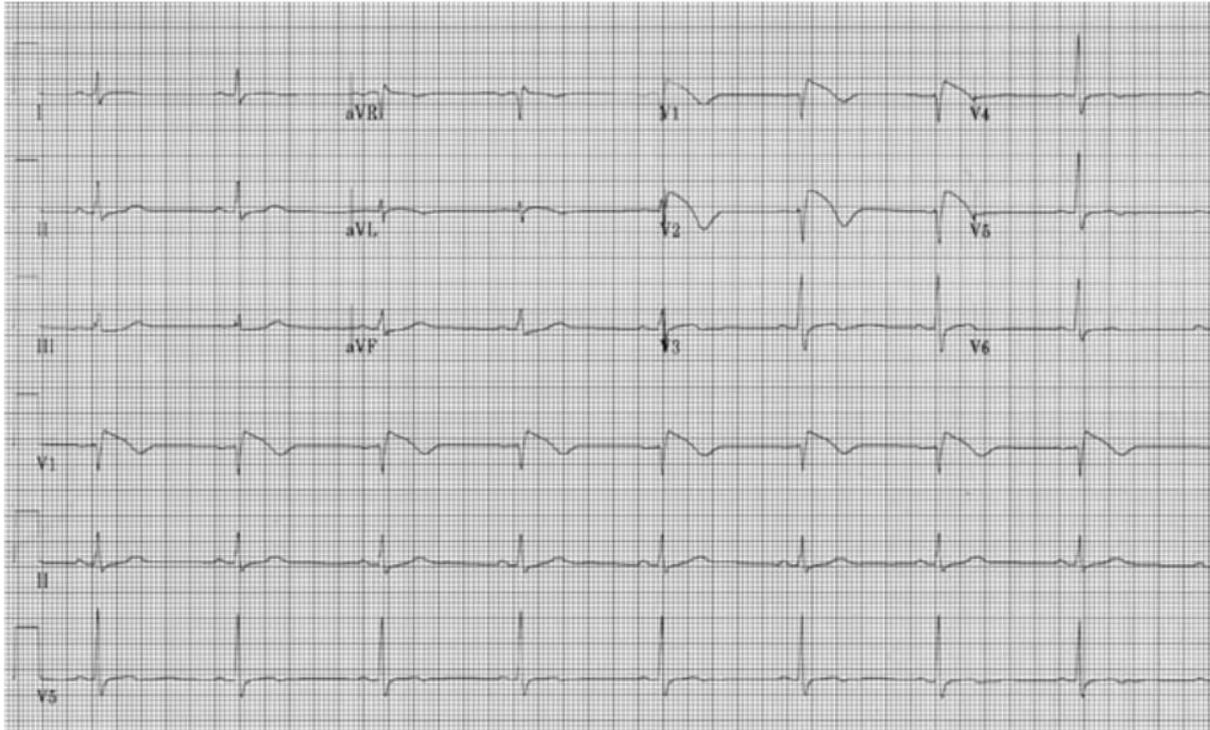
Décrit en 1992 par les frères Brugada, ce syndrome associe un caractère familial, des symptômes de type lipothymie, perte de connaissance ou mort subite, et des anomalies ECG à type de bloc de branche droit avec un segment ST sus-décalé en ST en V<sub>1</sub>-V<sub>2</sub>. Il est caractérisé par un haut risque de tachycardies ventriculaires polymorphes ou de fibrillations ventriculaires. [12][14].

Dans leur série de 547 patients sans antécédent d'arrêt cardiaque, les frères Brugada retrouvent comme éléments prédictifs de mort subite et de FV<sup>3</sup>, la survenue de syncope et l'induction d'arythmies ventriculaires à la SVP<sup>4</sup>. Dans cette étude, la valeur prédictive positive de la SVP était de 23 %, sa valeur prédictive négative de 93 %. Cependant, 39 % des patients symptomatiques n'avaient pas d'arythmie ventriculaire inductible. [15]. La Figure 2.8, montre l'ECG d'un patient avec le syndrome de Brugada. Le QRS est large avec un Bloc de Branche Droit en V<sub>1</sub> et V<sub>2</sub> avec un sus-décalage du segment ST.

---

<sup>3</sup> Fibrillation ventriculaire

<sup>4</sup> La première stimulation ventriculaire programmée (SVP) a été réalisée par Wellens en 1972, permettant l'étude des troubles du rythme ventriculaire.



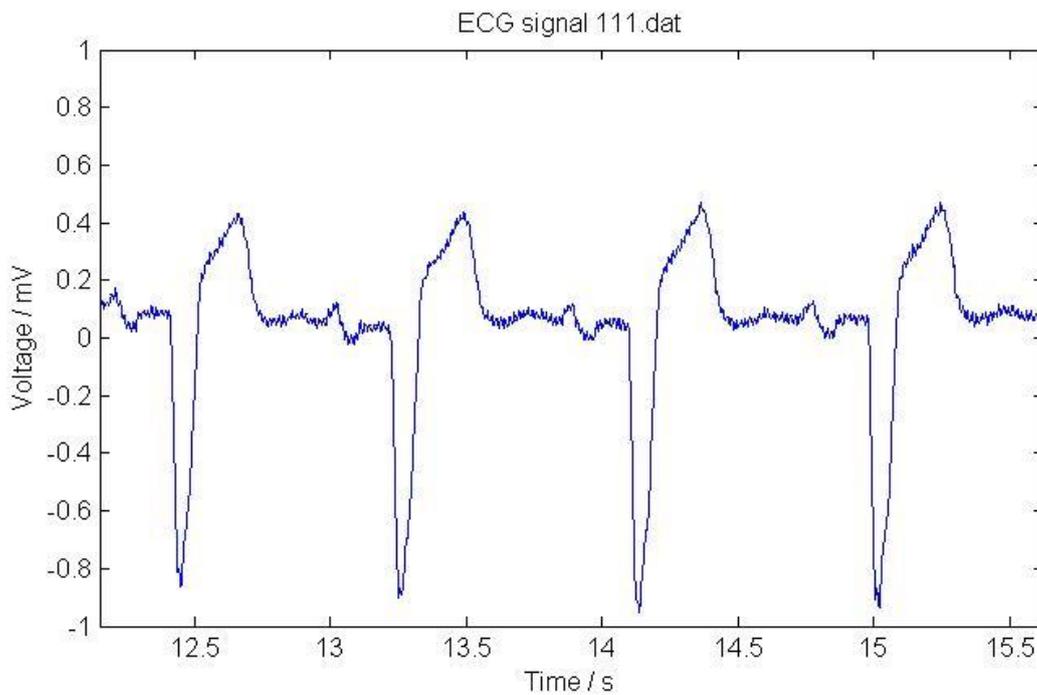
**Figure 2. 8 ECG d'un patient avec le syndrome de Brugada [16]**

### **3.2.5. Le bloc de branche gauche :**

L'interruption de la transmission du courant dépolarisant dans les fibres rapides spécialisées de la branche gauche du faisceau de His, l'activation du ventricule gauche (VG) se fait via le ventricule droit (VD) et donc nécessairement après ce dernier. L'onde se transmet via les cellules myocardiques non spécialisées depuis l'apex du VD et rejoint le VG qu'elle atteint avec un temps de retard provoquant une contraction légèrement désynchronisée des ventricules, visible à l'ECG sous la forme d'un QRS large avec, dans certaines dérivations, un aspect RR' ou une de ses variantes.[17]

Une telle anomalie de la conduction occasionne un retard de la contraction ventriculaire gauche par rapport à la droite (désynchronisation), avec diminution de la fonction ventriculaire gauche, un mouvement anormal du septum, une diminution de la fraction d'éjection ventriculaire gauche et une diminution du temps de remplissage diastolique. [18]

Le décalage du segment ST ( $> 5$  mm) peut être observé chez les patients avec bloc de branche gauche. Il est alors évident que lors de l'évaluation du segment ST, le complexe QRS doit être évalué pour sa largeur (bloc de branche gauche) et la tension (ou l'amplitude) (l'hypertrophie ventriculaire gauche). [16]



**Figure 2.9** ECG d'un patient avec bloc de branche gauche (source MIT-BIH)

La Figure 2.9 montre la forme Concave du segment ST et la Discordance entre le segment ST et le complexe QRS. Dans les dérivation V<sub>1</sub> et V<sub>2</sub> ou V<sub>3</sub> seul selon [7], associé à un segment ST sous-décalé en V<sub>4</sub>-V<sub>6</sub>.

### **3.2.6. Hypertrophie ventriculaire gauche HVG**

L'hypertension artérielle d'origine systémique est la plus fréquente des étiologies des hypertrophies ventriculaires. L'HVG se définit par l'augmentation de la masse du ventricule gauche. [19]

Le segment ST est de forme Concave avec une Profondeur de l'onde S proportionnelle au sus-décalage du segment ST .dans les dérivations V<sub>1</sub> à V<sub>3</sub>, associé à un segment ST sous-décalé V<sub>4</sub>-V<sub>6</sub>. [7] [20]

La Figure 2.10 montre un ECG d'un patient souffrant d'angine sévère et d'hypertrophie ventriculaire gauche .un Sous décalage remarquable du segment ST de V<sub>4</sub> à V<sub>6</sub>.

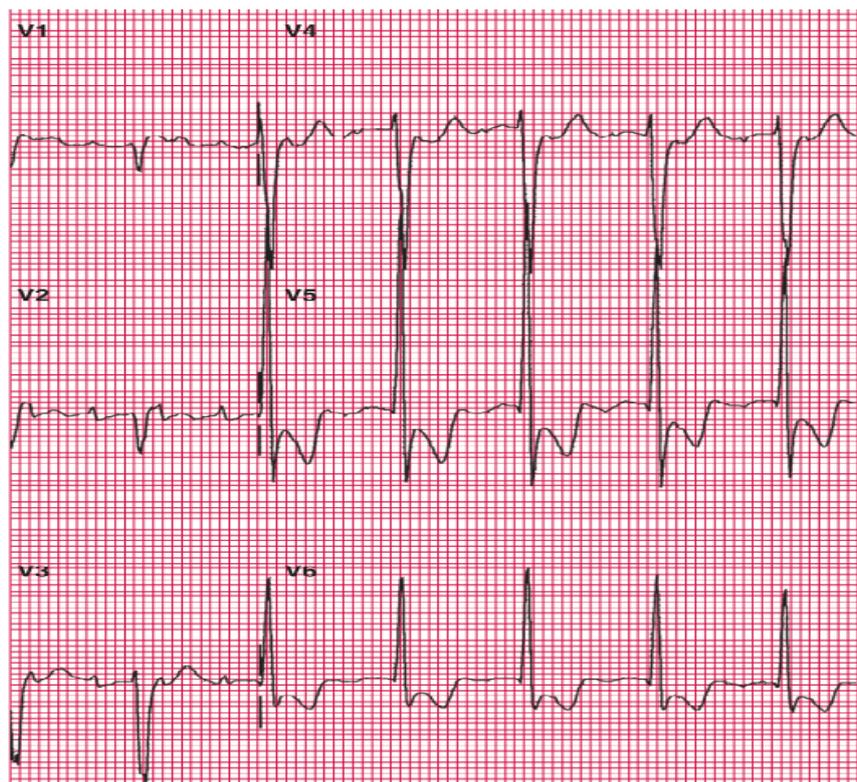


Figure 2.10. dérivations précordiales d'un patient souffrant d'angine sévère et d'hypertrophie ventriculaire gauche. [21]

### 3.2.7. Hyperkaliémie

L'hyperkaliémie se définit par une concentration plasmatique en potassium supérieure à 5,5 mmol /L. L'hyperkaliémie est dite mineure pour une concentration en potassium comprise entre 5,5 et 6 mmol/L, modérée à sévère pour des valeurs comprises entre 6,1 et 6,9 mmol/L et supérieure à 7 mmol/L.

[22]. La Figure 2.11, montre la modification du signal ECG en fonction des valeurs d'hyperkaliémie. [23]

Hyperkaliémie peut également causer le sus-décalage du segment ST. En plus de l'élévation du segment ST, l'hyperkaliémie est associée à d'autres modifications du tracé du signal ECG, tels que l'onde T et l'onde P. [16]

Les modifications de la repolarisation sont proportionnelles au dosage sanguin de  $K^+$ . L'onde T devient anormalement haute et étroite, pointue, avec parallèlement des modifications du segment ST, un élargissement et une distorsion du QRS, des complexes devenant excessivement larges, avant de passer en fibrillation ventriculaire. [12]

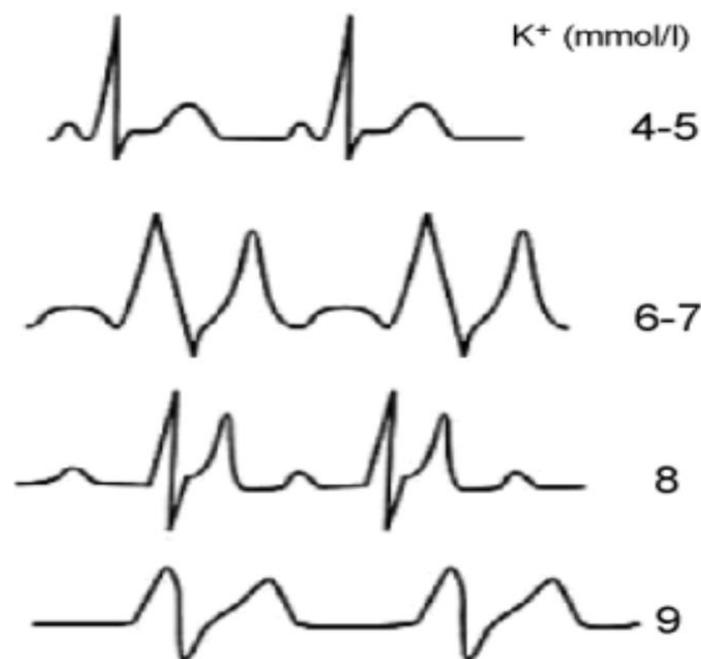


Figure 2. 11 le signal ECG en fonction des valeurs d'hyperkaliémie. [23]

### 3.2.8. Embolie pulmonaire

Hypercoagulabilité conduit à la formation d'un thrombus dans les veines des membres inférieurs. Comme forme de thrombus dans les veines profondes des

jambes, du bassin, ou les bras, ils peuvent déloger et emboliser les artères pulmonaires, avec des conséquences potentiellement graves. [25]

Cependant, les tracés de l'ECG les plus courants en cas d'embolie pulmonaire sont assez spécifiques et comprennent une tachycardie sinusale (Figure 2.12). Rarement, l'embolie pulmonaire peut être associée à une élévation du segment ST. [16]. On trouve une onde T négative dans les précordiales droites, une modification du QRS et des sous-décalages du segment ST dans les dérivations précordiales [18].

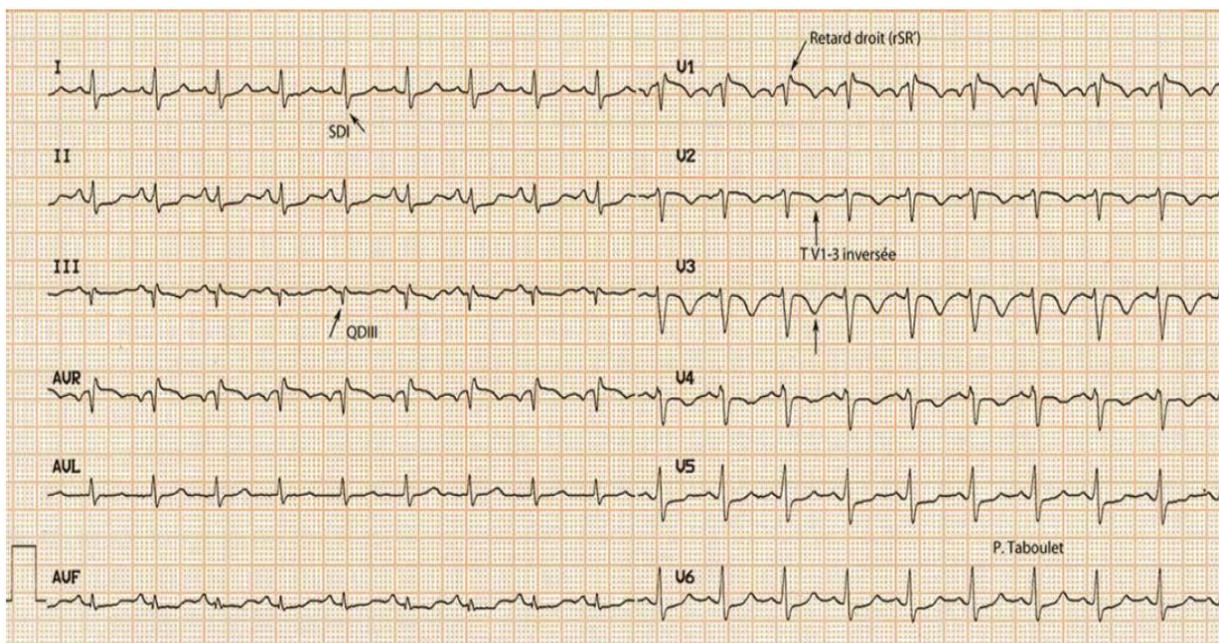


Figure 2.12 ECG typique d'embolie pulmonaire [24]

### 3.2.9. Anévrisme ventriculaire gauche

Un anévrisme ventriculaire gauche post-infarctus est une cicatrice transmurale bien délimitée, dépourvue de cardiomyocytes et dont la face interne ventriculaire est lisse, par disparition complète des fines trabéculations caractéristiques du ventricule gauche. [26]. Cet Anévrisme ventriculaire gauche après un infarctus du myocarde est la cause la plus fréquente d'élévation du segment ST sur l'électrocardiogramme en repos (Figure 2.13). [27]. Potentiellement pourvoyeur d'insuffisance cardiaque

congestive, de trouble du rythme ventriculaire, d'évènement thromboembolique ou de rupture pariétale. [28]

La région plus commune pour le développement d'un Anévrysme ventriculaire gauche est la paroi antérieure et à l'apex du ventricule gauche. Par conséquent, un Anévrysme ventriculaire gauche est caractérisé par surélévation du segment ST dans les dérivations antérieures. [16]

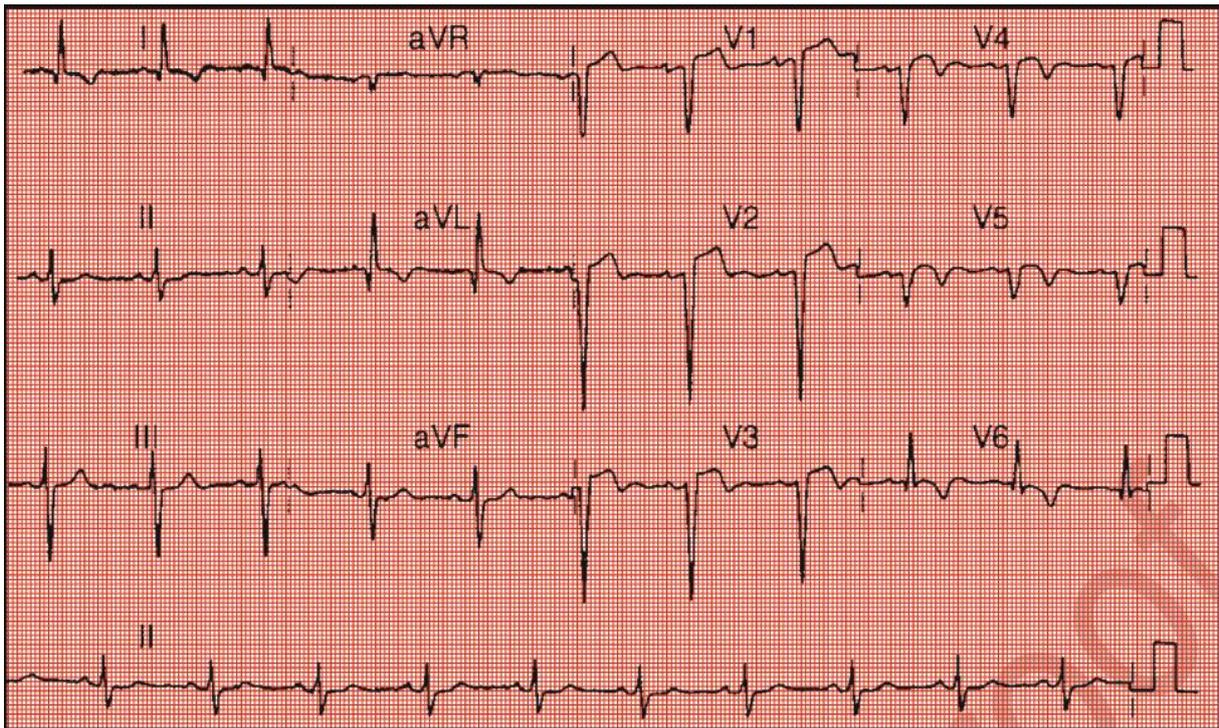


Figure 2. 13. L'onde Q antéro-septale. Anévrysme Ventriculaire gauche indiqué par le sus-décalage du segment ST dans les dérivations V1-V3. [29]

### 3.2.10. Syndrome de Tako-tsubo

Le syndrome de « tako-tsubo », décrit initialement par des auteurs japonais se définit comme une akinésie réversible des segments apicaux du ventricule gauche sans lésion coronaire significative associée. [30]. il touche des patients présentant des douleurs thoraciques associées à une élévation initiale du segment ST à l'électrocardiogramme (ECG) ainsi qu'une augmentation des enzymes cardiaques compatibles avec un infarctus du myocarde. [31]

Le ballonnement apicale va causer l'élévation du segment ST et l'inversion de l'onde T dans les dérivations précordiales et une onde Q anormale en V2 (Figure 2. 14). [16]

En effet, dans 85 % des cas, l'élévation du segment ST intéresse les dérivations précordiales et sont maximales dans les dérivations droites V2-V3. [31]

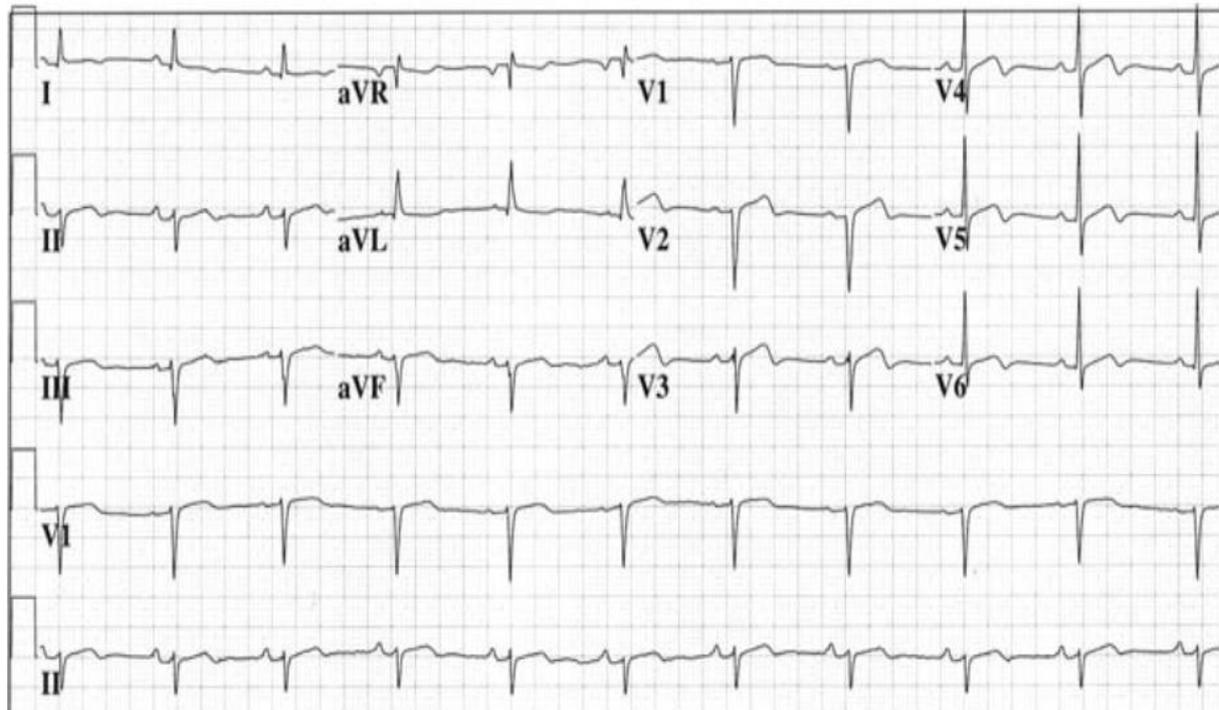


Figure 2. 14. ECG d'un patient atteint de syndrome de Tako-Tsubo [16]

#### IV. Conclusion

Dans ce chapitre, le segment ST a été défini ainsi que les principales causes pouvant l'affecter. Certaines causes sont très dangereuses et nécessitent un diagnostic rapide et fiable. Certaines autres causes sont rares mais critiques. Le segment ST peut décaler dans des conditions normales décrites en haut. Il faut que la détection de ce segment atteigne un niveau de performance et de rapidité important. Cela va aider à éviter les complications des maladies cardiaques associées. En fait, le début de l'onde T doit être détecté compte tenu qu'elle est en relation directe avec le segment ST. Or le début de l'onde T

représente la fin du segment ST, en plus de la relation entre les deux dans le diagnostic des maladies associées à la modification du segment ST.

## Références

1. F. Kusumoto, "ST segment elevation and other ECG findings in myocardial infarction," in *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, Springer Science+Business Media, LLC, 2009, pp. 81-109.
2. P. M. Rautaharju, B. Surawicz, and L. S. Gettes, "AHA / ACCF / HRS Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram," *JAC*, vol. 53, no. 11, pp. 982-991, 2009.
3. C. Chapelon-Abric Électrocardiogramme normal de l'adulte Encyclopédie Médico-Chirurgicale n°11-003-F-30(2004)
4. 132 - III a - ISCHEMIE MYOCARDIQUE JM Fauvel 2010
5. J. S. Alpert, K. Thygesen, E. Antman, and J. P. Bassand, "Myocardial infarction redefined--a consensus document of The Joint European Society of Cardiology/American College of Cardiology Committee for the redefinition of myocardial infarction," *J Am Coll Cardiol*, vol. 36, pp. 959- 69, 2000.
6. H. V. Huikuri and T. H. Makikallio, "Heart rate variability in ischemic heart disease," *Auton Neurosci*, vol. 90, pp. 95-101, 2001.
7. L. Weiss and J. J. Perrenoud, "Altérations de la repolarisation à l'ECG : toujours une coronaropathie ?," *Forum Med Suisse*, vol. 12, no. 12, pp. 262-266, 2012.
8. S. Silbemagi and F. Lang, *Atlas de poche de physiopathologie*, Version fr. france: Flammarion Médecine-Sciences, 2000.
9. D Karila-Cohen, G Steg. Infarctus du myocarde. Encycl Méd Chir (Elsevier, Paris), AKOS Encyclopédie Pratique de Médecine, 2-0210, 1998, 10
10. D. C. Sleiman, S. A. Jaoud, S. Joseph, T. U., "Définition de l'infarctus du myocarde Critères diagnostics d ' un ancien infarctus du myocarde," *traduit du 'Third Universal Definition of Myocardial Infarction ' ESC Clin. Pract. Guidel. - Eur. Hear. J.*, vol. 33, no. i, pp. 2551-2567, 2012.

11. A. Millaire . Péricardites aiguës et chroniques. *Encycl Méd Chir* (Elsevier, Paris), AKOS Encyclopédie Pratique de Médecine, 2-0310, 1999, 7 p  
Références
12. Y. GOTTWALLES, “L’E.C.G. pour les nuls,” *URGENCE PRATIQUE* -. p. 45, 2008.
13. Ashley EA, Niebauer J, “Conquering the ECG. “in *Cardiology Explained*, London: Remedica; 2004.
14. G. Lascault, “Exploration électrophysiologique Stimulation ventriculaire programmée,” *Encyclopédie Médico-Chirurgicale Cardiologie*. Elsevier, p. 4, 1999.
15. B. Gal, D. Lacroix, and F. Brigadeau, “Exploration électrophysiologique,” *EMC*, no. 11-003-A-20. Elsevier Masson SAS. Paris, pp. 1-13, 2009.
16. F. Kusumoto, “ST segment elevation not associated with myocardial,” in *ECG Interpretation: From Pathophysiology to Clinical Application*, Springer Science+Business Media, LLC, 2009, pp. 111-125.
17. A. N. A. Perrier, “Diagnostic ECG de l’infarctus en cas de bloc de branche gauche connu ou d’entraînement ventriculaire,” *Rev Med Suisse*, vol. 9, pp. 1886-1891, 2013.
18. B. Schnetzler, S. Reverdin, H. Sunthorn, A. Kalangos, and U. Sigwart, “Approche de l’insuffisance cardiaque terminale dans la perspective d’une transplantation,” *Kardiovaskuläre Medizin*, vol. 8, no. 6, pp. 228-240, 2005.
19. F. ADNET, “Diagnostics différentiels des ECG avec un susdcalage du segment ST,” in *INTERPRÉTATION DE L’ECG PAR UN URGENTISTE*, urgences, 2008, pp. 347-354.
20. R. Vecht and et Al., “Hypertrophy,” in *ECG Diagnosis in Clinical Practice*, London: Springer-Verlag, 2009, pp. 169-176.
21. M. G. Khan, “ST Segment Abnormalities,” in *Contemporary Cardiology: Rapid ECG Interpretation*, Totowa, NJ: Humana Press Inc., pp. 107-121, 2008.
22. P. Garcia, M. Belhoula, and D. Grimaud, “Les dyskaliémies,” in *Consensus d’actualisation SFAR*, 1999, p. 25.

23. Z. Fumeaux, "Hyperkaliémie," *Rev. Med. Suisse*, vol. 3101, no. 11, p. 5, 2009.
24. O. Peyrony and P. Taboulet, "Un ECG typique d'embolie pulmonaire," *Ann. Fr. Med. Urgence*, p. 2 :46, 2012.
25. SAMUEL. Z. and M. D. GOLDHABER, "Epidemiology and pathophysiology," *N. Engl. J. Med.*, vol. 339, no. 2, pp. 93-104, 1998.
26. M. A. Radermecker, A. Moscato, C. Coimbra, T. H. Grenade, A. Waleffe, And R. Limet, "LES ANÉVRYSMES VENTRICULAIRES: principes de leur traitement chirurgical," *Rev Med Liege* 2003;; vol. 58, no. 1, pp. 33-36, 2003.
27. F. J. Nosratian and V. F. Froelicher, "ST Elevation During Exercise Testing," *Am. J. Cardiol.*, vol. 63, pp. 986-988, 1989.
28. C. Villain, J. Cohen-Bittan, and J. Boddaert, "Sus-décalage du segment ST en rapport avec un anévrisme du ventricule gauche," *Ann. Fr. Med. Urgence*, vol. 4, pp. 320-321, 2014.
29. R. Vecht et al, "Appendix A," in *ECG Diagnosis in Clinical Practice*, London: Springer-Verlag, 2008, pp. 273-344.
30. N. Ferrier, G. Bitar, X. Marcaggi\*, and G. Amat, "Le syndrome de « Tako-Tsubo » : à propos de deux cas," *Ann. Cardiol. d'Angéiologie*, vol. 56, pp. 97-103, 2007.
31. N. PESCHANSKI, "Urgences cardiologiques difficiles: le Syndrome de Tako-tsubo," in *SESSION COMMUNE GROUPE URGENCE ET SOINS CARDIAQUES INTENSIFS DE LA SFMU/SFC*, 2011, pp. 865-878.
32. P. Taboulet, "Diagnostic ECG du syndrome coronarien aigu. Partie 4. Les diagnostics différentiels," *Ann. Fr. Med. Urgence*, vol. 3, pp. 240-247, 2013.
33. D. Babuty and J. Argibay, "Électrophysiologie cardiaque," *Encycl Méd Chir. Cardiologie*. Elsevier Inc., p. 16p, 2001.

---

# CHAPITRE III

## DETECTION DU

### SEGMENT ST

---

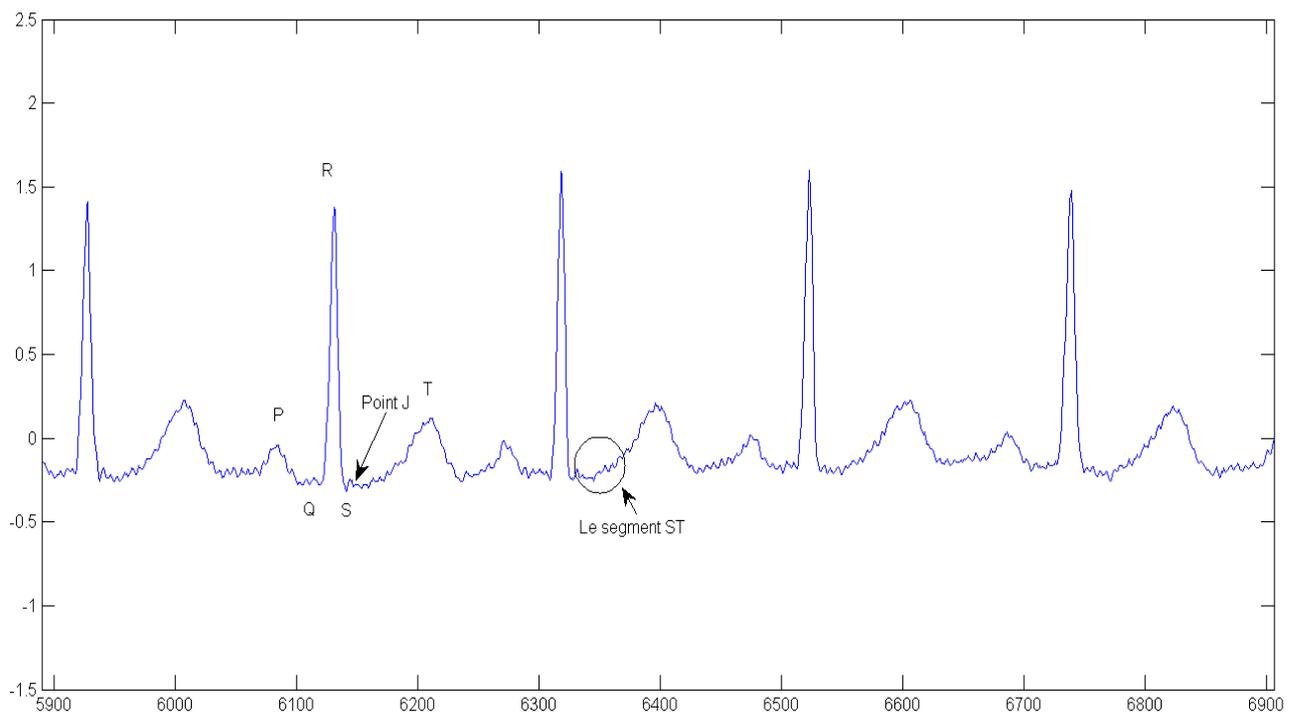
#### I. Introduction :

Le signal électrocardiogramme est une grandeur physiologique qui permet de faire une évaluation de l'état cardiovasculaire du patient. Il se compose essentiellement par les ondes P, QRS, T montré sur la Figure 3.1. La détection et l'identification de ces ondes va permettre au spécialiste cardiologue de faire un bon diagnostic de l'état cardiaque d'un patient. En effet leurs variabilités temporelles et morphologiques sont en corrélation directe avec l'activité cardiaque. Ainsi, dépendant des pathologies cardiaques, une ou deux sur l'ensemble de ces peuvent être affectées.

Ainsi, les tensions induites par l'ischémie entraînent une variation du segment ST. La détection de ce segment a été faite lors d'épreuves d'effort par les cardiologues (Blackburn 1969) ce qui a permis l'identification de certaines maladies coronariennes. En 1976, Dalton et al. ont décrit la première utilisation de cette surveillance dans le cadre de la surveillance d'une anesthésie générale. En 1979, Roy et al ont utilisé l'analyse automatique grâce au développement de l'informatique [1]. En 1984, Kotrly et al ont mis en place un système de

monitorage du segment ST [2]. Michael Ringbornet al [3] ont fait une comparaison entre la méthode HFQRS<sub>1</sub> et la détection du décalage du segment ST en vue de la reconnaissance d'ischémie cardiaque. Simoons et Hugenholtz[4] quant à eux ont étudié la variation du segment ST avec l'âge et le rythme cardiaque.

En fait, différents algorithmes et techniques ont été développés dans ce domaine pour améliorer le diagnostic. On cite à titre indicatif les travaux de Martinez et al [5] qui ont utilisé la méthode d'ondelette pour la délimitation du signal ECG. Ceux de Ahcene G et al [6] qui ont développé un algorithme basé sur la différentiation numérique d'ordre fractionnel ou encore ceux de Mehta et al [7] qui ont utilisé 'support vector machine' pour la délimitation de l'onde T et P.



**Figure 3.1 Signal ECG**

Dans ce travail, une approche basée sur plusieurs étapes successives est développée pour détecter le segment ST une fois le signal ECG filtré

<sup>1</sup> Composantes haute fréquence de la phase de dépolarisation cardiaque.

Ces étapes se résument par :

- la détection de l'onde T
- la détection du complexe QRS
- la détermination du segment ST

a) La détection de l'onde T

Dans cette étape on s'intéresse à la détection et l'isolation de l'onde T. Après l'isolation de l'onde T effectuée par la multiplication du signal par un signal fenêtre obtenu à partir du signal original ECG, On passe à la détection du début et de la fin de cette onde.

b) La détection du complexe QRS :

Cette détection est menée en trois étapes qui sont :

- la décomposition du signal ECG en ondelettes
- Une interprétation et une transformation non linéaire du signal résultant
- la détection du complexe QRS après un seuillage approprié

c) la détermination du segment ST

une fois le complexe QRS détecté, on peut mesurer le décalage du segment ST qui se situe à 60 msec du point j. le segment ST est ensuite déterminé à partir de la fin du complexe QRS jusqu'au début de l'onde T.

## II. Moyens et méthodes

Les signaux utilisés pour mener ce travail sont extraits de la base de données European STT database disponible sur le site [www.physionet.org](http://www.physionet.org). L'environnement MATLAB est utilisé pour le développement de cette approche.

### 2.1. Filtrage du signal ECG

Le signal ECG est très sensible aux artéfacts dans le milieu de mesure. En effet, les différentes caractéristiques du signal changent, suite à un léger bruit mélangé avec

le signal original qui en fait, est de très faible niveau à son détection au niveau des électrodes. Les principales sources de bruits sont [8]

1. Ligne électrique (50 Hz)
2. Les contractions musculaires
3. bruit de contact des Electrodes
4. Les artefacts de mouvement
5. Le bruit généré par les dispositifs électroniques utilisés dans les circuits de traitement de signal
8. bruits haute fréquence dans l'ECG
9. respiration,

Ainsi le filtrage reste une question importante, car les données influencées par le bruit doivent être soit filtrées ou rejetées. Les composantes de fréquence du signal de l'ECG sont comprises entre 0,05 à 100 Hz selon [8], [9], et [10], La bande de fréquences des signaux d'ECG est d'environ 60 Hz pour un sujet normal et augmente à 130 Hz pour un malade selon [11].

La première étape de filtrage du bruit consiste à déterminer la fréquence correspondant aux caractéristiques significatives du signal ECG et celles des bruits. À partir de la transformée de Fourier de l'ECG humain, il a été découvert que la fréquence de l'onde T et P sont généralement comprises entre 0,5 et 10 Hz et entre 4 et 20 Hz pour le complexe QRS. L'onde P ou T coïncide parfois avec le bruit de ligne de base ayant une faible gamme de fréquences de 0-0,8 Hz. Par conséquent, il est essentiel d'éliminer le bruit de la ligne de base du signal ECG. [12]

Les signaux ECG disponibles sur la base de données sont bruités, pour être exploités par la méthode proposée, différentes étapes de filtrage ont été implémentées. Les variations de la ligne de base (bruits de basse fréquence) ont été supprimées en exploitant un filtre médian similaire à celui proposé par L. Keselbrener et al [13].

En appliquant la médiane au signal bruité  $S(n)$ , le résultat sera soustrait du signal original bruité  $S(n)$ . Le signal résultant  $S_f(n)$  est décrit par l'expression donnée par l'équation (1) ci-dessous.

$$S_f(n) = S(n) - \text{median}(S(n), d) \quad (1)$$

Où  $d$ : représente la largeur de la fenêtre du filtre médian (elle est fixée dans ce cas à 200 échantillons<sup>2</sup> pour avoir tout le cycle cardiaque).

De même, et pour supprimer les bruits de hautes fréquences, un filtre passe bas de type Butterworth d'ordre 2, avec une fréquence de coupure de 25Hz [14] a été implémenté. Ce filtre, et compte tenu de sa réponse plate dans la bande passante, ne va pas affecter la morphologie de l'onde T et du complexe QRS.

Sa fonction de transfert est donnée par l'expression de l'équation (2)

$$\|T(\omega)\| = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{\omega^4}{\omega_0^4}}} \quad (2)$$

Où  $\omega$  est la pulsation,  $\omega_0$  la pulsation de coupure (égale à  $50\pi$  rad/s dans ce cas).

La figure 3.2 ci-dessous illustre la morphologie d'un signal ECG bruité et celle du signal filtré correspondant. On peut clairement voir la suppression des variations de la ligne de base ainsi que les bruits de hautes fréquences.

---

<sup>2</sup>Le filtre médian est un filtre spatial à fenêtre glissante ; elle remplace la valeur centrale de la fenêtre à la valeur médiane de toutes les valeurs des échantillons incluses dans la fenêtre.

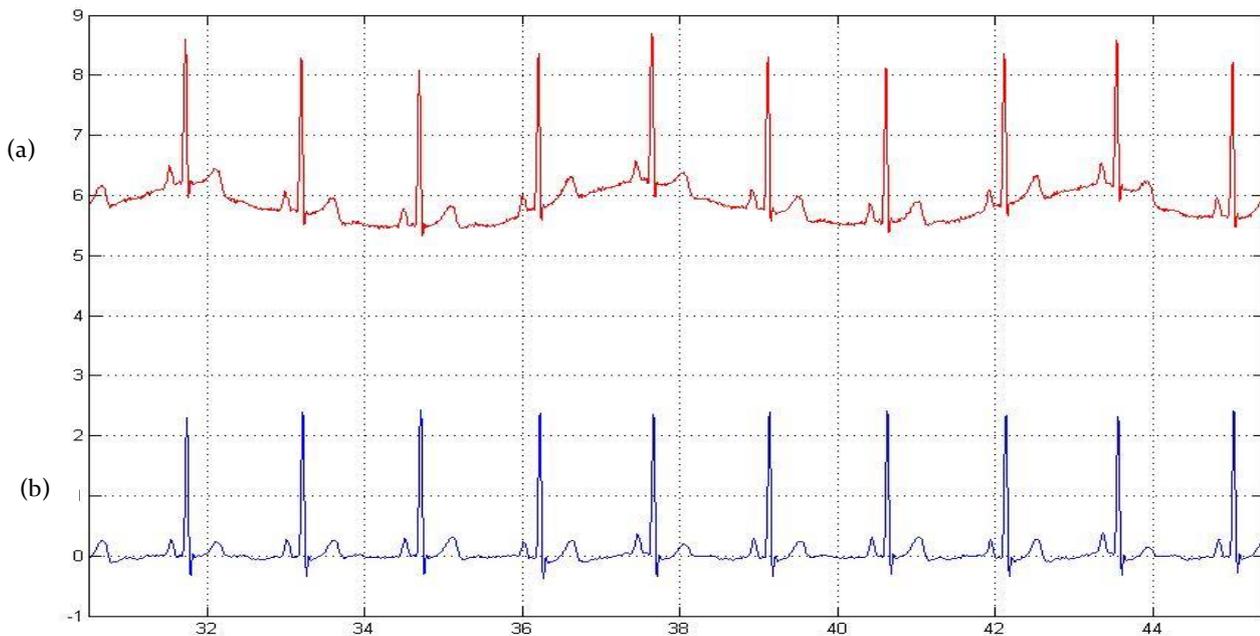


Figure 3.2.a. signal ECG brut, b. signal ECG filtré

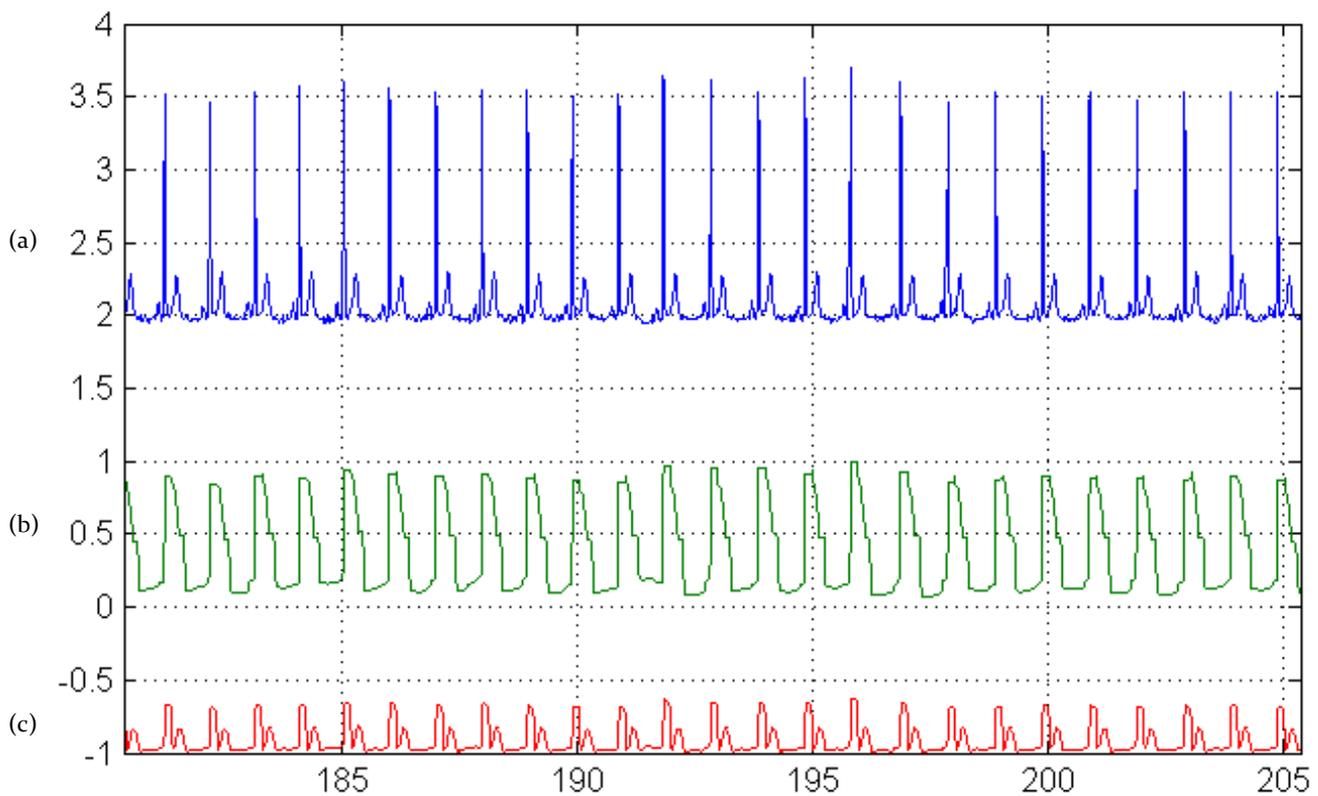
## 2.2. Détection de l'onde T

Afin d'isoler l'onde T, le signal ECG est utilisé pour générer un signal rectangulaire. Ce signal est le résultat de la détection de seuil du signal ECG filtré par un filtre absolue<sup>3</sup> et un filtre médian<sup>4</sup> (Figure 3. 3.b). Le seuil utilisé ici est la moyenne du signal ECG issue des deux filtres<sup>5</sup>. Ainsi, la durée et la période du signal rectangulaire sont proportionnelles à la durée QRST et le rythme cardiaque respectivement .montrés sur la Figure 3. 4a, 5a. Le produit de l'onde rectangulaire et le signal ECG donnera un signal avec des ondes T seulement (Figure 3. 4d, 5d).

<sup>3</sup>Il remplace la valeur de l'amplitude de l'échantillon par sa valeur absolue.

<sup>4</sup>Le filtre médian est un filtre spatial à fenêtre glissante ; elle remplace la valeur centrale de la fenêtre à la valeur médiane de toutes les valeurs des échantillons incluses dans la fenêtre.

<sup>5</sup> La moyenne des échantillons contenues dans la fenêtre temporelle de 1 jusqu'à 2 secondes, ajustée selon le choix de l'utilisateur.



**Figure 3. 3. a .signal ECG original, b. signal ECG issue du filtre médian et filtre moyennneur, c. Effet du filtre médian sur les ondes PQRST.**

Les différentes étapes implémentées pour la détection de l'onde T sont citées en ci-dessous : Ainsi, les signaux de sortie sont numérotés de **s1a** à **s6a** pour les différents étages de l'étape a, qui a pour rôle l'élimination du complexe QRS. De **s1b** à **s7b** représentent les signaux de chaque sortie des étages de l'étape b, permettant l'élimination de l'onde P et la détection de l'onde T. montré par le diagramme.1 dans la page 63.

Le choix de la largeur de la fenêtre temporelle du filtre moyennneur, permet d'éliminer des impulsions brèves non éliminée par le filtrage du bruit. Cela ne permet pas d'éliminer l'onde T. par la suite le filtre médian avec une largeur de la largeur du complexe QRS et de l'onde P, permet d'éliminer ces deux dernier. Alors que le deuxième filtre moyennneur avec une largeur faible, va éliminer les impulsions résidentes en sortie du filtre médian.

Les différentes étapes montrées par le diagramme 1 sont :

### -Etape a.

1-**s1a** : Signal ECG absolu.

2-**s2a** : Filtrage moyennneur de fenêtre 150ms du signal de sortie **s1a**.

3-**s3a** : Filtrage médian de fenêtre 300ms du signal de sorties **s2a**.

4- **s4a** : Filtrage moyennneur<sup>6</sup> de fenêtre 150ms du signal de sorties **s3a**.

5-Pour générer le signal carré **s5a** on passe au seuillage du signal de sortie **s4a**, ici on choisit la moyenne du signal **s4a** comme seuil.

6- le produit du signal carré **s5a** et du signal ECG original donne le premier signal ne contenant que l'onde T **s6a**.

### -Etape b.

1-**s1b** : Filtrage médian de fenêtre 150ms du signal de l'onde T isolé **s6a**.

2- **s2b** : signal de sortie **s1b** absolue.

3- **s3b** : filtrage médian de fenêtre 150ms du signal de sortie **s2b**.

4- **s4b** : Filtrage moyennneur de fenêtre 150ms du signal de sortie **s3b**.

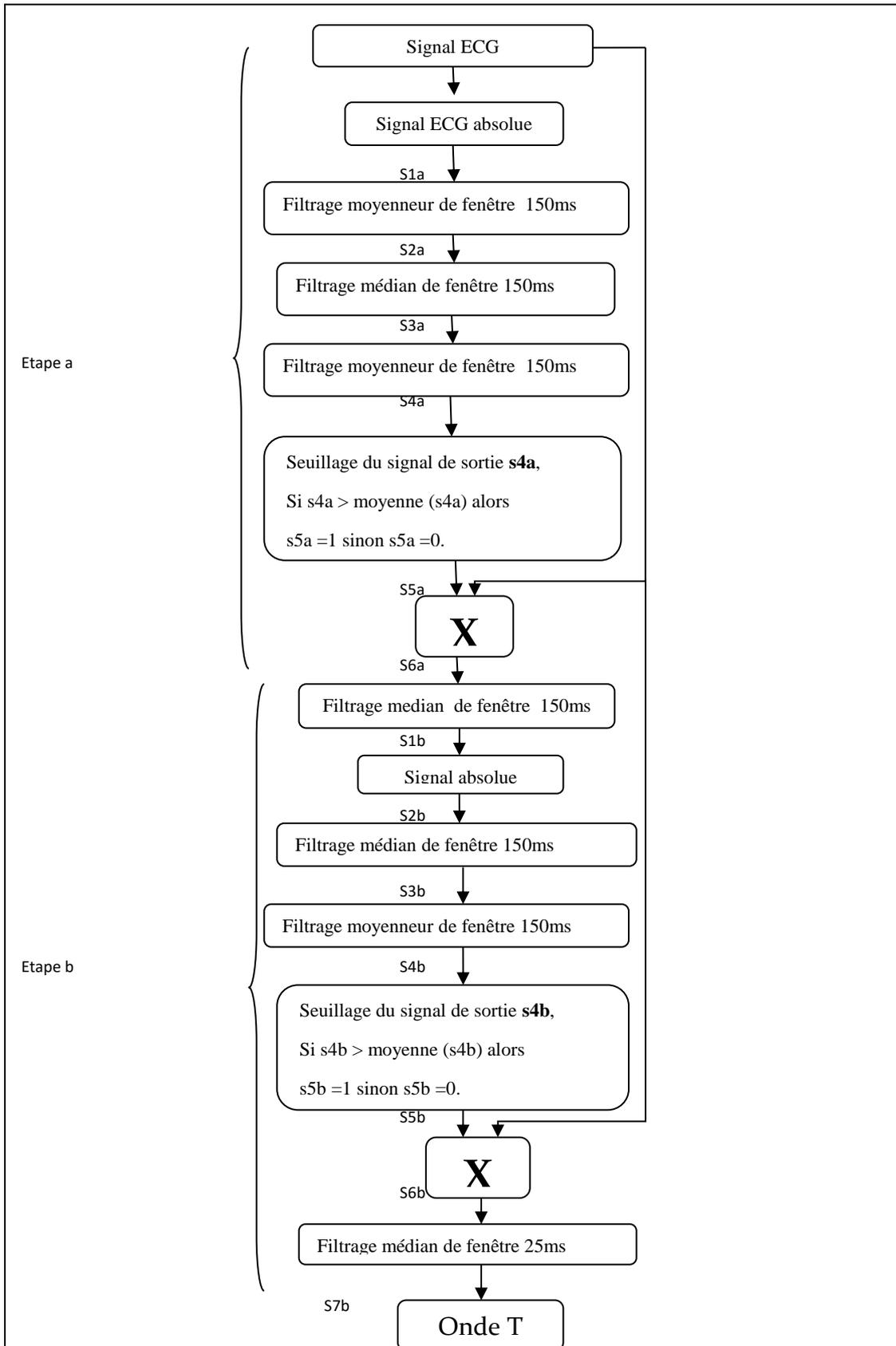
5-Pour générer le deuxième signal carré **s5b** on passe au seuillage du signal **s4b**, ici on choisit la moyenne de signal **s4b** comme seuil.

6- **s6b** : le produit du signal carré **s5b** et du signal ECG original donne le deuxième signal de l'onde T isolé.

3- **s7b** : filtrage médian de fenêtre 25ms du signal de sortie **s6b** pour corriger des bruits.

---

<sup>6</sup> Ce filtre remplace la valeur de l'amplitude de l'échantillon de fin de la fenêtre par la moyenne de valeurs contenues dans cette fenêtre.



**Table 1 . Le diagramme des différentes étapes de détection de l'onde T**

### 2.3. Détection du complexe QRS et déduction du segment ST

La méthode proposée pour la détection du segment ST est schématisée sur le schéma bloc donnée sur la Figure 3.4 ci-dessous. Le signal ECG est d'abord filtré puis décomposé en ondelette. Le signal obtenu subit alors ensuite des opérations de transformations non linéaire, avant qu'un seuil convenablement choisi ne soit appliqué pour enfin détecter le complexe QRS et déduire le segment ST.

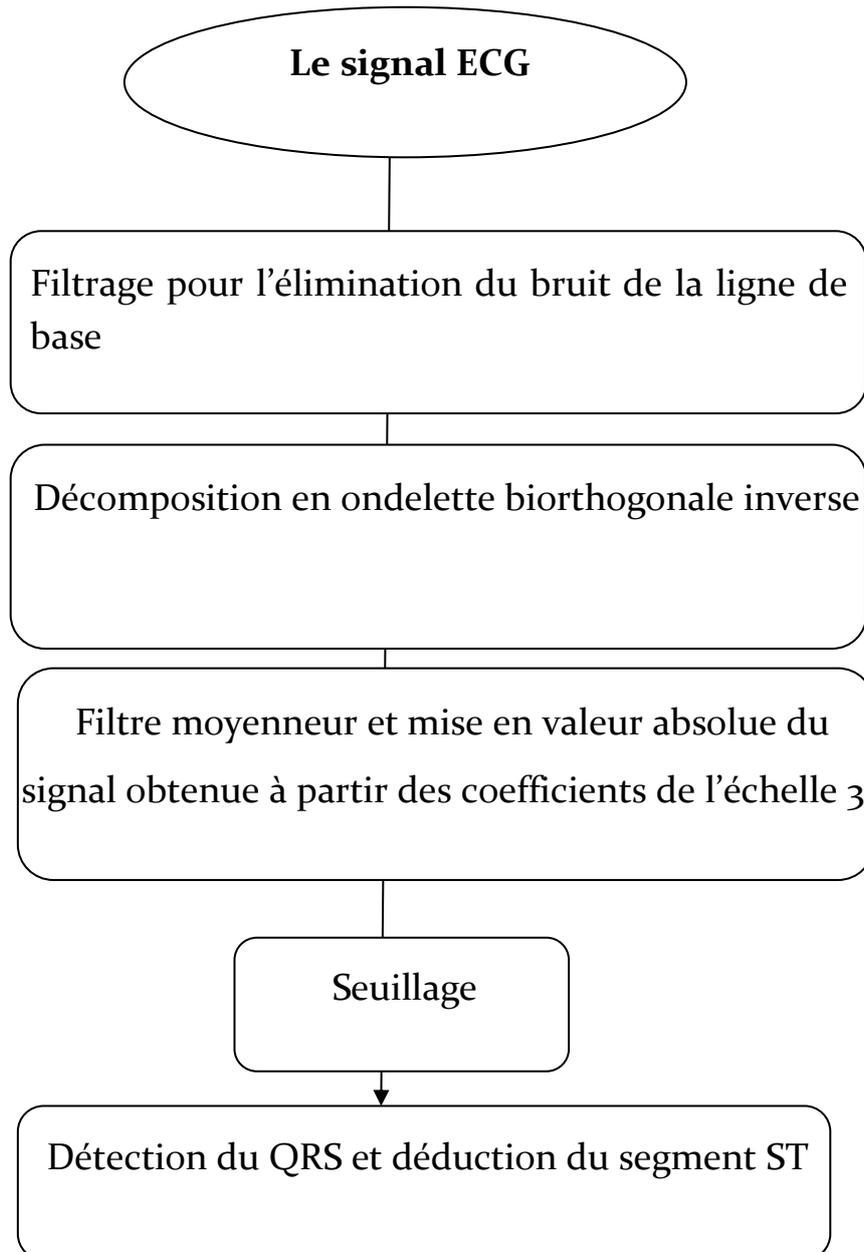


Figure 3.4. Schéma bloc illustrant la méthode proposée pour la détection du segment ST

### 2.3.1. Algorithme de détection du complexe QRS

Dans cet algorithme, une des étapes essentielles utilisées pour la détection du complexe QRS est la décomposition du signal ECG en ondelettes. En effet, la fonction d'ondelette doit avoir une certaine forme que nous souhaitons localiser dans le signal original. Dans notre cas une fonction d'ondelette qui épouse au mieux la morphologie du complexe QRS. [18]

#### a) Transformée en ondelette

L'ondelette est généralement une fonction oscillatoire de moyenne nulle qui a deux paramètres : l'un représente une translation temporelle, l'autre un changement d'échelle. La transformée en ondelettes continue  $Wx(a, b)$  du signal continu  $x(t)$  est définie par [15] et [16]

$$Wx(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \dots \dots \dots (1)$$

Où  $\psi(t)$  est l'ondelette mère,  $b$  est le facteur de translation et  $a$  le facteur de dilatation.

Notons que si  $a$  est égal à  $2^j$  ( $j \in \mathbb{Z}$ ) ; alors on parle de transformation dyadique

Une fonction est considérée comme ondelette, si elle vérifie les conditions d'éligibilité :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega = C_\omega < +\infty \dots \dots \dots (2)$$

$C_\omega$  est la constante d'éligibilité. Cette condition implique que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(\omega) dt = 0 \dots \dots \dots (3)$$

$\psi_a(t)$  la version dilatée de  $\psi(t)$  est définie par :

$$\psi_a(\omega) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t}{a}\right) \dots \dots \dots (4)$$

Dans notre cas l'ondelette biorthogonal est utilisée. En fait, Les ondelettes orthogonales sont incapables de fournir une symétrie dans le domaine temporel et cela se traduit par l'introduction d'un déphasage non linéaire pendant une analyse.

Ceci est un problème que si la forme temporelle du signal est importante comme dans le cas du signal d'ECG.[17].

Bien que la transformée en ondelettes mesure la similitude entre la fonction de base d'ondelettes et le signal analysé, il est important de trouver les fonctions de base d'ondelettes appropriés qui conviennent pour le signal d'intérêt qui fournit l'indice de forte ressemblance. Ensuite, l'indice de forte ressemblance seront les coefficients d'ondelettes compacts du signal.[18]

Les ondelettes biorthogonales accroît la complexité de la reconstruction du signal due au calcul supplémentaire requis pour la double fonction, mais ces ondelettes offrent une symétrie temporelle Ceci empêche le déphasage non linéaire du signal transformé.[17].

Il a été trouvé que les ondelettes biorthogonales correspondent à la structure intrinsèque de la forme du complexe QRS mieux que les ondelettes de Daubechies, et que leur forme biphasique ressemble bien au complexe QRS. Les ondelettes biorthogonales permettent aussi de fournir une représentation claire du signal ECG que DB2 et DB5. [18]

Dans la pratique, le complexe QRS est généralement symétrique, tandis que l'onde T l'est moins. Cependant, les segments PR et ST peuvent être estimé en utilisant les ondelettes biorthogonales en prenant en considération la symétrie du complexe QRS et l'onde T. [19]

Elles sont définies comme les ondelettes orthogonales, mais basée sur la multi résolution biorthogonale. En analogie avec le cas d'orthogonal, le signal  $f(t)$  peut s'écrire :

$$f(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n}^* \rangle \psi_{j,n}(t)$$

$$f(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle f, \phi_{j,n}^* \rangle \phi_{j,n}(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n}^* \rangle \psi_{k,n}(t)$$

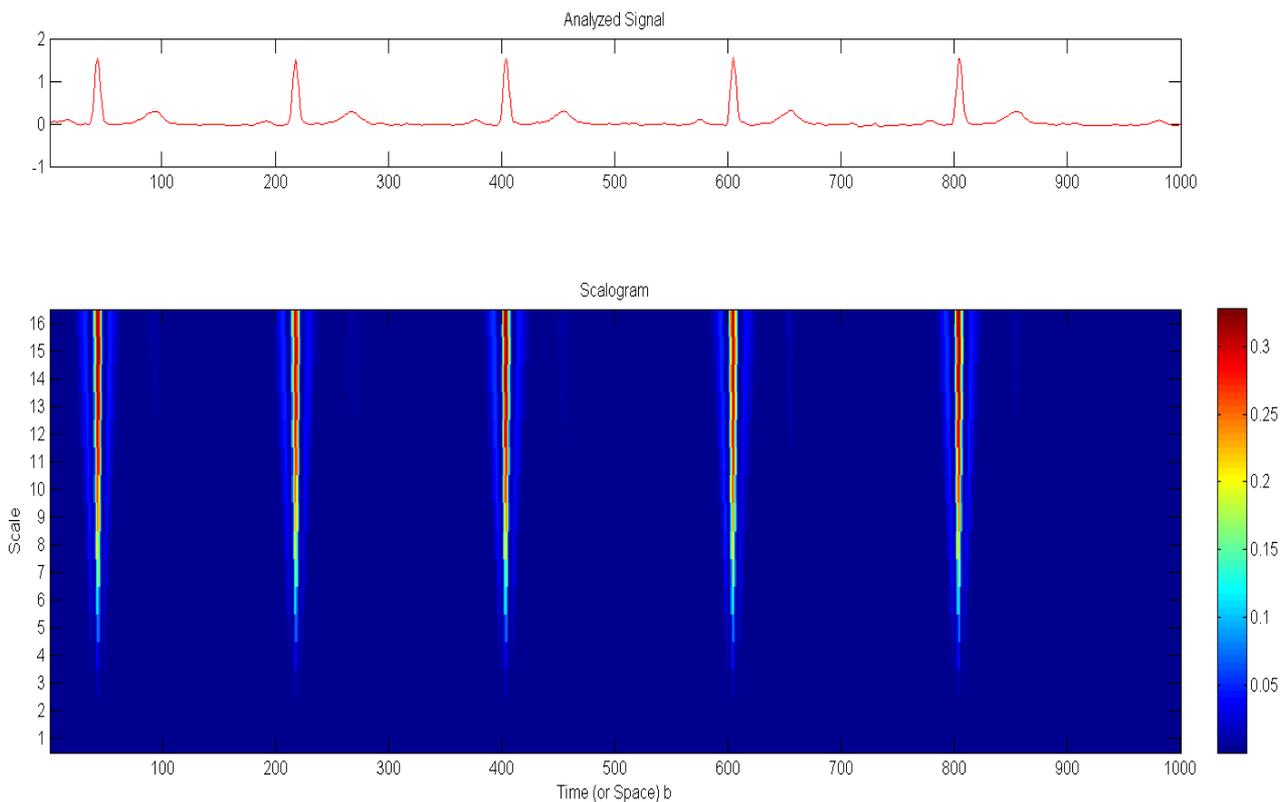
$$f(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}^*(t)$$

$$f(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle f, \phi_{j,n} \rangle \phi_{j,n}^*(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n} \rangle \psi_{k,n}^*(t)$$

Où  $\phi$  et  $\psi$  sont des fonctions échelles.

### b) Etapes de détections

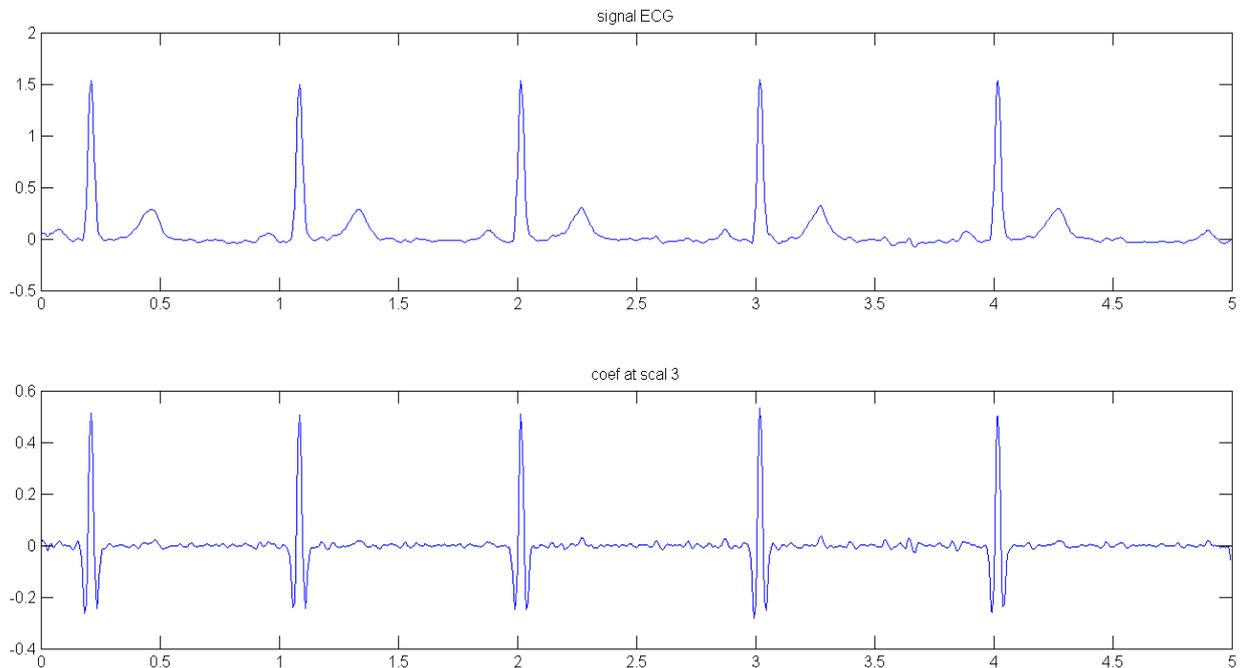
Une fois le signal ECG filtré, le signal est décomposé en ondelettes biorthogonale inverse. Après que différentes ondelettes mères CWT<sup>7</sup> ont été testées, l'ondelette biorthogonale inverse est utilisée pour cette décomposition, surtout pour sa performance telle que cela était reporté par [17], [18], [19], [20] et [21]. De même, qu'une décomposition à l'échelle 3 est utilisée pour permettre une atténuation des coefficients relatifs aux ondes P et T comparativement à ceux décrivant le complexe QRS (voir figure 3.5).



**Figure 3.5. Scalogramme de la décomposition du signal ECG en ondelettes biorthogonale inverse.**

<sup>7</sup> Transformée d'ondelette continue

Il est montré par la figure ci-dessus, que les échelles inférieures à 10 ne contiennent pas les traces des ondes T et P. A l'échelle 3 (figure 3.6), le pic R apparaît seul. Ainsi, ce pic est utilisé pour la détection du complexe QRS.

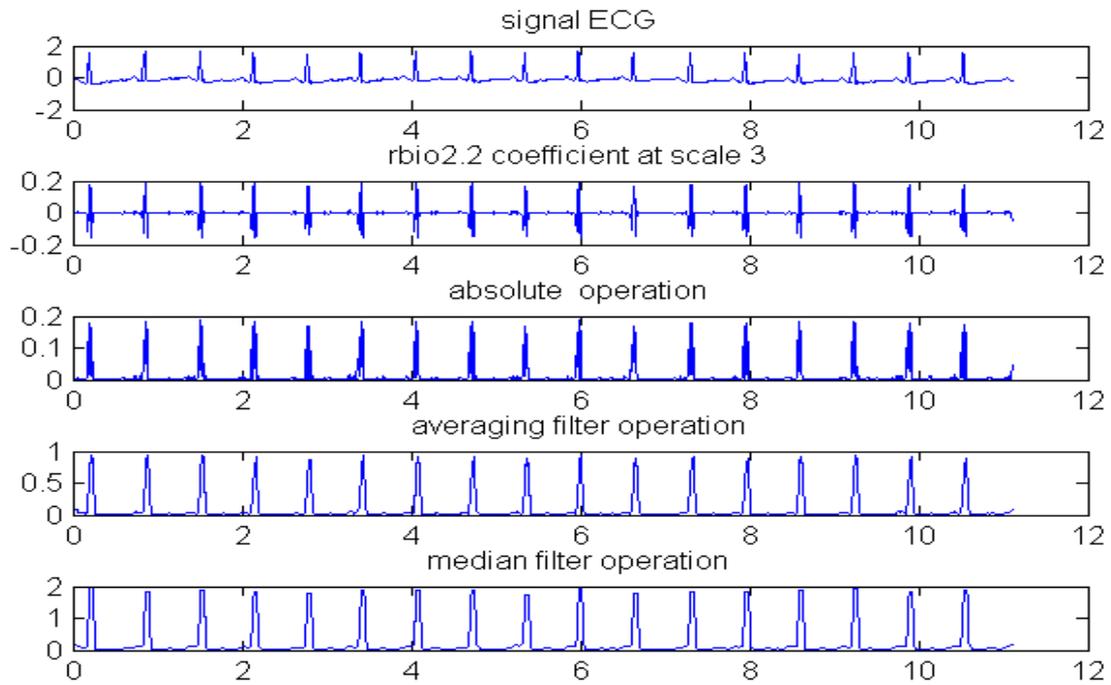


**Figure 3.6. Décomposition du signal ECG à l'échelle 3**

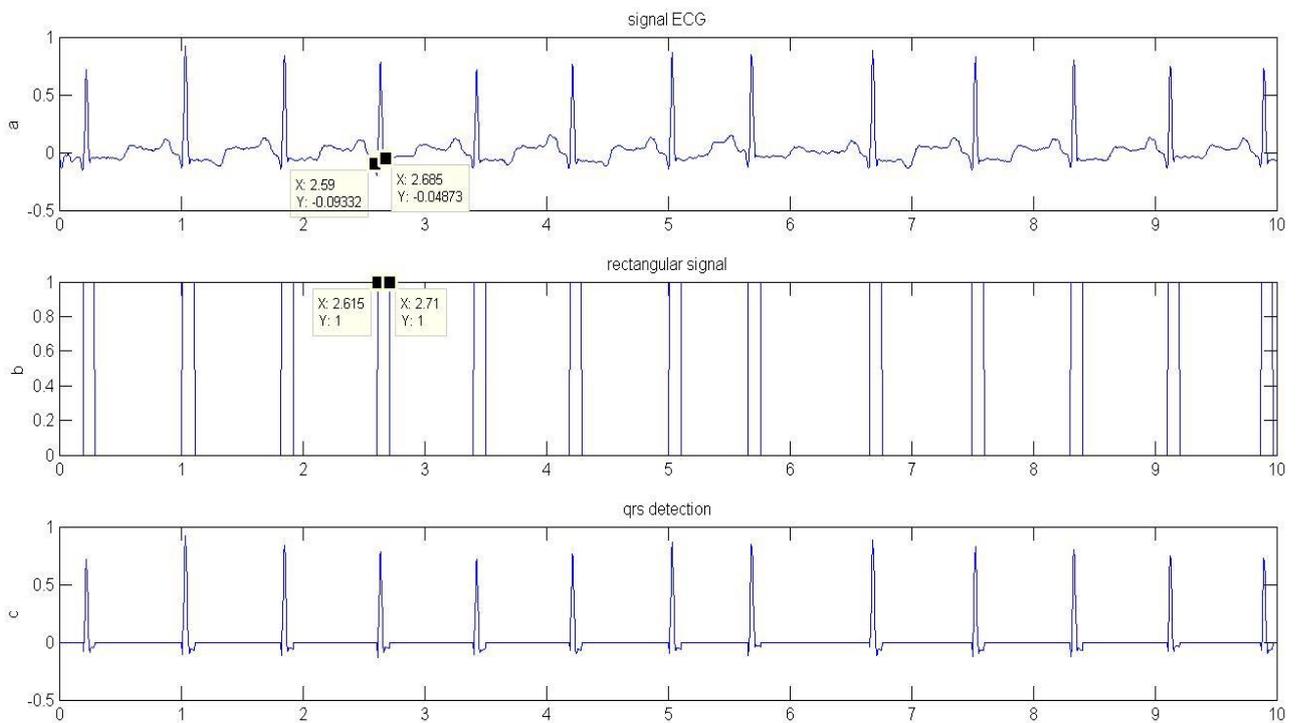
Les coefficients obtenus après la décomposition en ondelette biorthogonale inverse à l'échelle 3 génère un signal qui sera ensuite moyenné et mise en valeur absolue (Figure 3.7). Un seuil dynamique<sup>8</sup>est alors appliqué, générant un signal impulsionnel dont la période est la durée de l'intervalle RR<sup>9</sup> et la durée est celle du complexe QRS. La multiplication de ce signal impulsionnel par le signal ECG filtré, génère le complexe QRS sans les autres composantes (Figure 3.8).

<sup>8</sup> Le seuil dynamique correspond à la moyenne du signal ECG multiplié par un poids, sur une durée qui varie de 0.5 à 1 sec. Ces deux paramètres peuvent être fixés par l'utilisateur pour des meilleures performances.

<sup>9</sup> Intervalle de temps séparant deux battements cardiaques successifs.



**Figure 3.7. Opération de mise en forme du signal ECG décomposé en ondelettes avant d'appliquer le seuillage dynamique**



**Figure 3.8. Détection du complexe QRS.**

### 2.3.2. Détection du décalage<sup>10</sup> du segment ST

Une fois le complexe QRS détecté ainsi que l'onde T, le segment ST peut être détecté aisément. Ce segment représente la partie du signal ECG se situant entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il suffit d'appliquer les deux algorithmes et de récupérer le segment ST (Figure 3.9). Sachant que la distance du point de mesure de la déviation du segment ST est située dans l'intervalle 60 et 80 ms du point J [22] [23] [24] [25], alors le décalage du segment ST ainsi que l'intervalle du segment ST sont ainsi détectés.

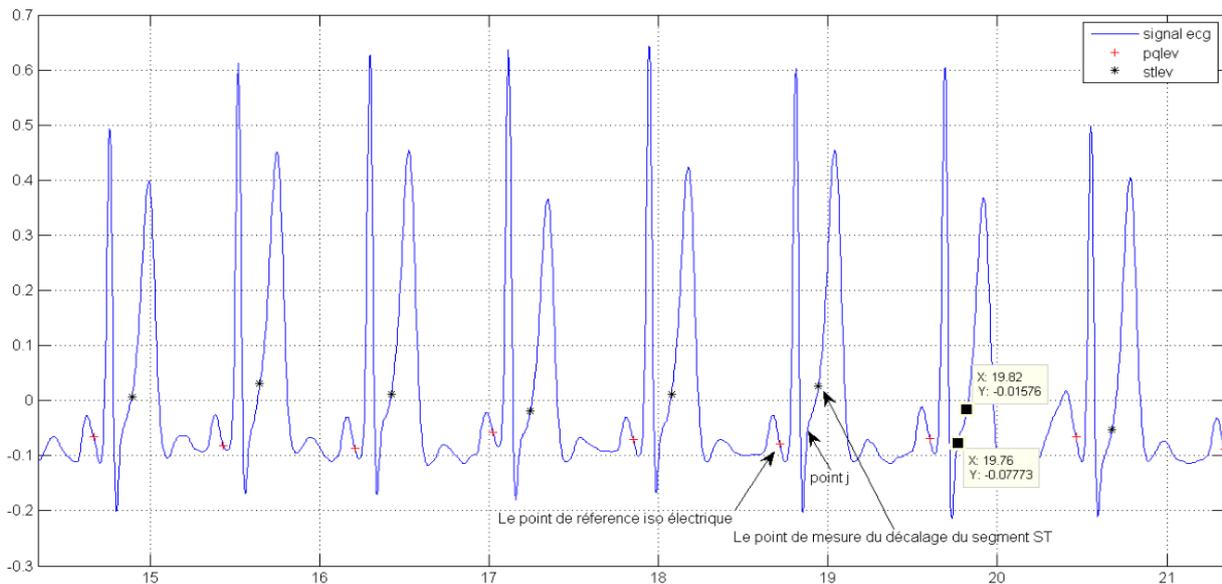


Figure 3.9. Détection du segment ST

## III. Conclusion

Le changement du segment ST reflète une anomalie cardiaque dite ischémie. La prédiction permet de prévenir certaines complications. Le développement d'un algorithme capable de détecter le segment ST a été décrit. Il contient différentes étapes, permettant ainsi la détection de l'onde T, la détection du complexe QRS pour enfin déduire le segment ST.

<sup>10</sup> L'élévation du niveau électrique du point j +60ms par rapport au niveau électrique du segment PQ.

Chaque étape passe par le filtrage du signal ECG, qui est une nécessité absolue pour la bonne détection. Le filtre médian, moyenneur et les ondelettes biorthogonales inverses ont été aussi utilisés. Les résultats obtenus seront discutés et évalués dans le chapitre qui va suivre.

## Références

1. Thys DM, Kaplan JA: *The ECG in Anesthesia and Critical Care*. New York, Churchill Livingstone, 1987 Vol I, 1121-27
2. Kortly K, Kotter G, Mortara D, et al. Intraoperative detection of myocardial ischemia with an ST segment trend monitoring system. *Anesth Anal* 1984; 63:343-345
3. Michael Ringborn, MD, Jonas Pettersson, MD, PhD, Eva Persson, MD, PhD, Stafford G. Warren, MD, PyotrPlatonov, MD, PhD, OllePahlm, MD, PhD, Galen S. Wagner, MD'Comparison of high-frequency QRS components and ST-segment elevation to detect and quantify acute myocardial ischemia', *Journal of Electrocardiology*, Volume 43, Issue 2, Pages 113-120, March 2010
4. Simoons ML, Hugenholtz PG 'Gradual changes of ECG waveform during and after exercise in normal subjects', *Circulation*.1975 Oct; 52(4):570-7.
5. Martinez J, Almeida R. Olmos S, Rocha A, Laguna P. A wavelet-based ECG delineator: Evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2004; 51(4):570-581.
6. AhceneGoutas, YoucefFerdj, Jean-Pierre Herbeuval, Malika Boudraa, BachirBoucheham, Digital fractional order differentiation-based algorithm for P and T-waves detection and delineation, *ITBM-RBM*, Volume 26, Issue 2, April 2005, Pages 127-132, ISSN 1297-9562, DOI: 10.1016/j.rbmret.2004.11.022.(<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7GHY-4F97G6H-1/2/1ddfc63afcd31df8890a88fcad0174a3>)
7. Mehta, S. S. and Lingayat, N. S. 2009. Application of support vector machine for the detection of P- and T-waves in 12-lead electrocardiogram. *Comput. Methods*

Prog. Biomed. 93, 1 (Jan. 2009), 46-60. DOI=  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2008.07.014>

8 S. Nayak, M. K. Soni, and D. Bansal, "FILTERING TECHNIQUES FOR ECG SIGNAL PROCESSING," *Int. J. Res. Eng. Appl. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 671-679, 2012.

9 B. Chandrakar, O. P. Yadav, and V. K. Chandra, "A SURVEY OF NOISE REMOVAL TECHNIQUES FOR ECG SIGNALS," *Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng.*, vol. 2, no. 3, pp. 1354-1357, 2013.

10. M. Chan, "Filtering and Signal-Averaging Algorithms for Raw ECG Signals," WASHINGTON UNIVERSITY IN SAINT LOUIS -, 2010.

11 M. Ben Messaoud, "On the Algorithm for QRS Complexes Localisation in Electrocardiogram," *Int. J. Comput. Sci. Netw. Secur.*, vol. 7, no. 5, pp. 28-34, 2007.

12. N. Kannathal, U. R. Acharya, P. Joseph, L. C. Min, and J. S. Suri, "Analysis of Electrocardiograms," in *Advances in Cardiac Signal Processing*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007, p. 28.

13. L Keselbrener, M Keselbrener, S Akselrod. Nonlinear high pass filter for R-wave detection in ECG signal. *Med Eng Phys.* 1997 Jul; 19 (5):481-4 9338889

14. Carol L. Lake, Peter D. Booker, ' Pediatric Cardiac Anesthesia', Page 37', Lippincott Williams & Wilkins, 2005 - 786 pages

15. A. Cabasson, "Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques," Université de Nice - Sophia Antipolis École, 2008.

16. Sahambi, J.S.; Tandon, S.N.; Bhatt, R.K.P. "Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system", *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, IEEE, On page(s): 77 - 83 Volume: 16, Issue: 1, Jan.-Feb. 1997:

17. Kholkhal Mourad, Bereksi Reguig Fethi, 'Efficient automatic detection of QRS complexes in ECG signal based on reverse biorthogonal wavelet decomposition and nonlinear filtering', *Measurement*, Volume 94, December 2016, Pages 663-670, ISSN 0263-2241, <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2016.09.014>.

(<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224116305176>)

18. H. A. N. Dinh, D. K. Kumar, N. D. Pah, and P. Burton, "Wavelets for QRS Detection." 2001.
19. B. Abibullaev and H. D. Seo, "A New QRS Detection Method Using Wavelets and Artificial Neural Networks," pp. 683–691, 2011.
20. M. K. Moridani and M. Pouladian, "Detection ischemic episodes from electrocardiogram signal using wavelet transform," vol. 2009, no. August, pp. 239–244, 2009.
21. Ravi Shankar Meena, Ambalika Sharma. "Comparison and analysis of orthogonal and biorthogonal wavelets for ECG compression. *International Journal of Research in Engineering and Technology*. Volume: 03 Special Issue: 03 | May-2014 | NCRIET-2014
22. Ellestad M H, Crooke DM Jr, Greenberg P S. , "Stress testing principles and practice". *Philadelphia: F A Davis*, 1980; 85
23. Stuart R, Ellestad M H., "Upsloping ST segment in exercise stress testing." *American Journal of Cardiology*, 1976; 37: 19-22
24. John G Muller, Paul G Barash." Automated ST segment Monitoring.", *International Anesthesiology Clinics*. Little Brown and Company, 1993; 30(3): 48-52
25. Pentti M. Rautaharju ,Borys Surawicz, Leonard S. Gettes . 'Standardization and Interpretation of the ECG, Part IV', *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 53, No. 11, 2009, ISSN 0735-1097/09/\$36.00, doi:10.1016/j.jacc.2008.12.014

---

# CHAPITRE IV :

# RESULTATS ET

# DISCUSSION

---

## I. Introduction

L'approche de détection du segment ST et de son élévation proposée dans ce travail est implémentée et testée sur différents signaux ECG extraits de différentes bases de données universelles. Il s'agit des bases EUROPEAN STT [1], MITBIHST [2] et MITBIH [3]. Cette évaluation est menée à différents niveaux. Ainsi, l'algorithme proposé est d'abord évalué sur ses performances dans la détection de l'onde T, suivi par celles de la détection du complexe QRS et le segment ST. Les résultats obtenus pour chaque évaluation sont aussi comparés à ceux d'autres chercheurs dans le domaine.

## II. Description des bases de données du signal ECG

### 2.1. MIT-BIH ST

Cette base de données comprend 28 enregistrements ECG de longueurs variables, dont la plupart ont été enregistrés pendant l'exercice "stress tests" et

qui présentent une dépression transitoire du segment ST. Les cinq derniers enregistrements (323 par 327) sont des extraits d'enregistrements ECG à long terme qui expose l'élévation du segment ST. la fréquence d'échantillonnage, est de 360 Hz.

## **2.2. EUROPEAN ST**

La base de données européenne ST-T est destinée à être utilisé pour l'évaluation des algorithmes d'analyse du segment ST et les variations de l'onde T. Cette base de données est constituée de 90 extraits annotés d'enregistrements de l'ECG ambulatoire de 79 sujets dont 70 hommes âgés de 30 à 84, et 8 femmes âgés de 55 à 71 ans.

Chaque enregistrement est d'une durée deux heures et contient deux signaux, chacun échantillonné à 250 échantillons par seconde avec une résolution de 12 bits sur une plage nominale d'entrée de 20 millivolts.

## **2.3. MIT-BIH**

La base de données MIT-BIH Arrhythmia contient 48 enregistrements d'ECG ambulatoires à deux canaux et d'une durée 30 minutes. Obtenus à partir de 47 sujets étudiés par le Laboratoire BIH Arrhythmia entre 1975 et 1979. Vingt-trois enregistrements ont été choisis au hasard, à partir d'un ensemble de 4000 enregistrements de 24 heures d'ECG ambulatoires. Recueillies à partir d'une population mixte de patients hospitalisés.

Les enregistrements ont été numérisés à 360 échantillons par seconde par canal avec une résolution de 11 bits sur une plage de 10 mV. Deux ou plusieurs cardiologues ont annotés indépendamment chaque enregistrement ; les désaccords ont été résolus pour obtenir les annotations de référence lisibles par ordinateur pour chaque battement (environ 110.000 annotations en tout) inclus dans la base de données.

## III. Résultats de la détection de l'onde T

### 3.1. Résultat global

Les Figures ci-dessous (4.1 ; 4.2 ; 4.3 et 4.4) illustrent quelques échantillons des résultats obtenus sur les différents signaux obtenus à travers les différentes étapes implémentées dans l'algorithme proposé jusqu'à la détection de l'onde T. Comme cela était précisé plus haut, les signaux ECG utilisés dans cette évaluation sont extraits des bases de données EUROPEAN STT [1], MITBIHST [2] et MITBIH [3]. Les résultats obtenus vis-à-vis du taux de détection et l'efficacité de détection sont résumés sur le Tableau 4.1 ci-dessous. Ce taux et cette efficacité sont évalués à travers les paramètres d'évaluation universellement connus qui sont :

-La sensibilité  $S_e$  donnée par  $S_e = TP / (TP + FN)$  ;

-La prédictivité  $P_+$  donnée par  $P_+ = TP / (TP + FP)$  ;

-L'erreur de détection donnée par  $Erreur = (FN + FP) / (TP + TN)$ .

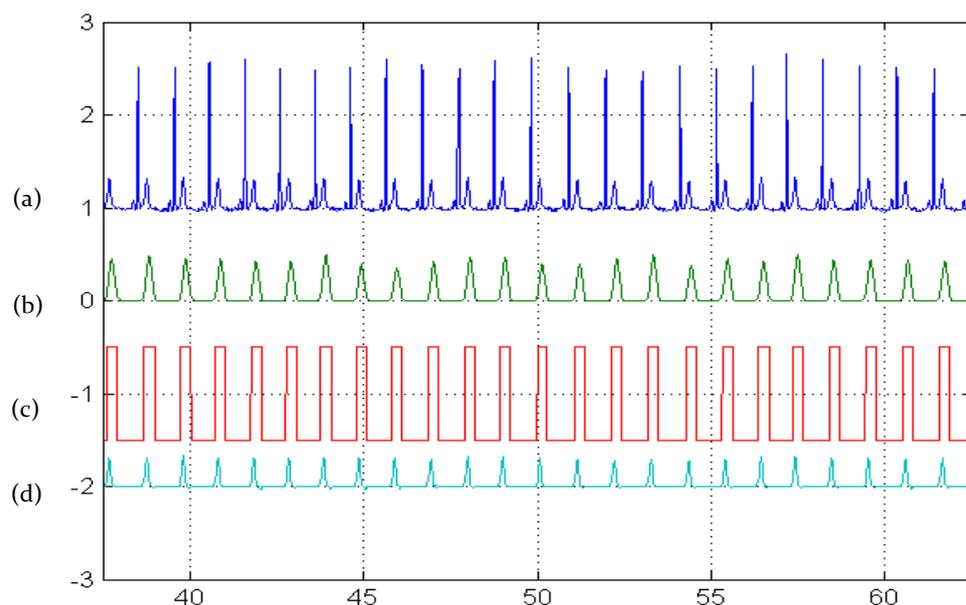
Où TP représente le nombre de battements détectés et qui coïncide avec les battements annotés manuellement. L'ensemble des battements manquants représente FN. Tandis que FP est le nombre total des battements détectés, qui ne figurent pas dans les annotations manuelles. TN représente le nombre de battements non détectés et qui ne figurent pas dans les annotations.

Ainsi les résultats détaillés obtenus pour chaque base de données sont rapportés sur les Tableaux 4.2, 4.3, et 4.4

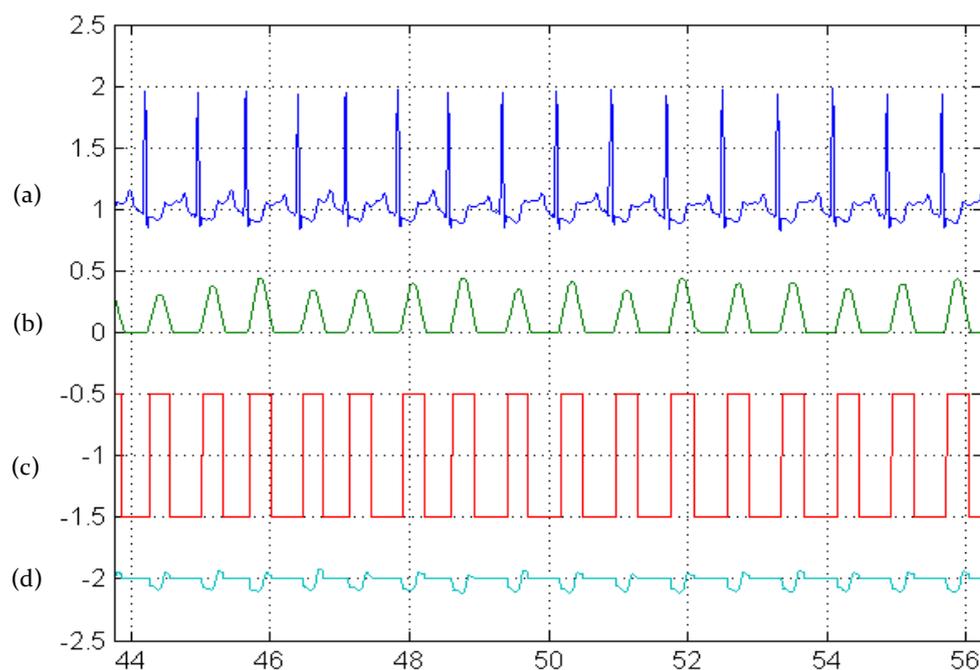
RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	Error
EUROPEAN STT	20381	20343	0	53	91	99,55%	99,74%	0,71%
MITBIH	11894	11826	0	62	115	99,04%	99,48%	1,50%
MITBIHST	12333	12428	0	17	222	98,25%	99,86%	1,92%
<b>Total</b>	44608	44597	0	132	428	98,95 %	99,69 %	1,38 %

**Tableau 4 1. Résultats de l'application du détecteur de l'onde T sur les différentes bases de Données universelles de signaux ECG**

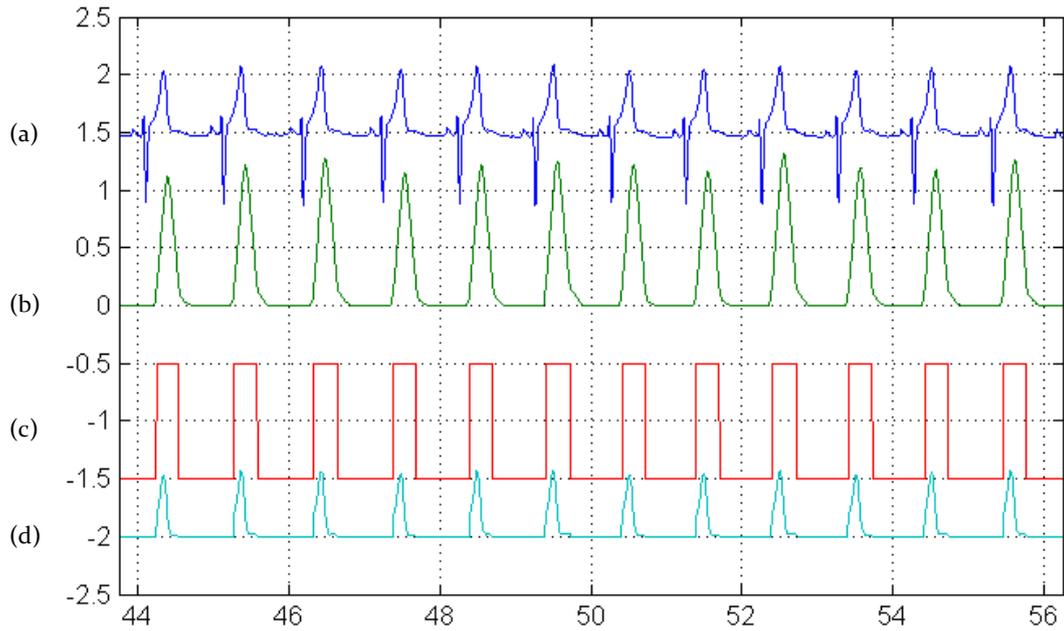
Sur l'ensemble des bases de données testées, il y'a 44597 battements détectés, avec 428 battements non détectés (tableau 4.1). Le nombre de faux battements détectés est relativement faible égale à 132. Il est clair que pour la base de données MITBIHST le nombre de FP est minimal tandis que le nombre de FN est maximal par rapport aux autres bases de données. L'erreur de détection pour la base de données EUROPEAN STT est inférieure au demi des erreurs pour les autres bases de données. Ceci se résume dans la faible dualité (FP, FN). Une cause qui peut influencer le taux de détection est le seuil dynamique car il est en fonctions proportionnelles de la fréquence d'échantillonnage (250 pour EUROPEAN STT, 360 pour les deux autres). Si la fréquence augmente alors le seuil augmente, ce qui va augmenter le nombre de battements manquants, et vice versa pour le nombre de faux battements.



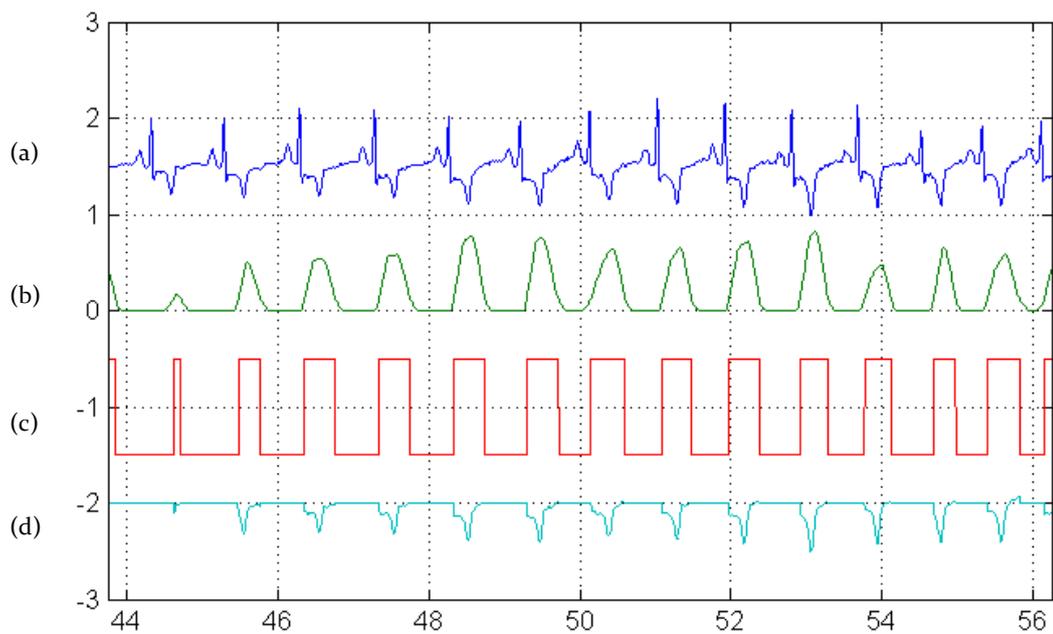
**Figure 4. 1. a. signal ECG original (e0103), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté**



**Figure 4. 2. a. signal ECG original (e0139), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté**



**Figure 4. 3. a. signal ECG original (e0405), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté**



**Figure 4.4.a. signal ECG original (e0155), b. signal ECG issue des deux filtres (S4b), c. signal rectangulaire (S5b), d. Onde T détecté**

Les figures ci-dessus montrent l'efficacité des algorithmes proposés dans la détection de l'onde T. En effet, tel que c'est illustré sur la figure 4.3 l'onde T est détecté indépendamment de son amplitude élevée ou faible ou encore sa direction positive ou négative (figure 4.2, figure 4.1 et figure 4.4).

### 3.2. Résultats de détection pour chaque base de données

#### 3.2.1. MIT-BIH ST

Le Tableau 4.2 suivant résume les résultats obtenus de l'application du détecteur sur les signaux de la base de données MIT-BIH ST ;

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	Error
300	471	461	0	0	10	97,88%	100,00%	2,17%
301	270	269	0	0	1	99,63%	100,00%	0,37%
302	291	292	0	1	0	100,00%	99,66%	0,34%
303	391	387	0	0	4	98,98%	100,00%	1,03%
304	245	245	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
306	308	308	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
307	265	265	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
308	260	260	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
309	402	401	0	0	1	99,75%	100,00%	0,25%
310	470	769	0	0	1	99,87%	100,00%	0,13%
311	361	360	0	0	1	99,72%	100,00%	0,28%
312	319	319	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%

313	855	851	0	0	4	99,53%	100,00%	0,47%
314	882	846	0	0	36	95,92%	100,00%	4,26%
315	978	935	0	0	43	95,60%	100,00%	4,60%
316	1034	1029	0	0	5	99,52%	100,00%	0,49%
317	698	653	0	0	45	93,55%	100,00%	6,89%
318	459	439	0	0	20	95,64%	100,00%	4,56%
320	757	746	0	0	11	98,55%	100,00%	1,47%
321	734	726	0	0	8	98,91%	100,00%	1,10%
322	1063	1033	0	0	30	97,18%	100,00%	2,90%
324	226	242	0	16	0	100,00%	93,80%	6,61%
325	342	342	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
327	252	250	0	0	2	99,21%	100,00%	0,80%
<b>Total</b>	12333	12428	0	17	222	98,25%	99,86%	1,92%

**Tableau 4 2 Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (MITBIH ST).**

Sur l'ensemble des enregistrements, le détecteur permet d'avoir une sensibilité de 100 % sur 9 d'entre eux. 3 enregistrements seulement n'ont pas été détectés avec une prédictivité positive égale à 100 %. L'erreur commise dans la détection est inférieure à 0,5 % pour 12 enregistrements cependant elle n'a dépassé 4 % que dans 5 cas (dont deux cas, l'erreur peut être due au battement supraventriculaire ectopique ou prématurée pour le cas de l'enregistrement 324. Aussi une onde T faible (0.08) pour le 317).

### 3.2.2. EUROPEAN ST

Les résultats obtenus par le détecteur sur cette base de données sont résumés dans le tableau 4.3 ci-dessous.

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	Error
<b>e0103</b>	400	400	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0105</b>	364	363	0	0	1	99,73%	100,00%	0,28%
<b>e0107</b>	341	341	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0111</b>	406	406	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0115</b>	604	605	0	1	0	100,00%	99,83%	0,17%
<b>e0119</b>	394	396	0	2	0	100,00%	99,50%	0,51%
<b>e0123</b>	509	509	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0125</b>	476	476	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0127</b>	486	486	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0129</b>	300	307	0	7	0	100,00%	97,77%	2,28%
<b>e0133</b>	347	347	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0139*</b>	520	520	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0147</b>	357	362	0	5	0	100,00%	98,64%	1,38%
<b>e0151</b>	375	374	0	0	1	99,73%	100,00%	0,27%
<b>e0155*</b>	476	475	0	0	1	99,79%	100,00%	0,21%
<b>e0159*</b>	433	420	0	0	13	97,00%	100,00%	3,10%

<b>e0161</b>	449	449	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0163</b>	425	421	0	0	4	99,06%	100,00%	0,95%
<b>e0203</b>	551	549	0	0	2	99,64%	100,00%	0,36%
<b>e0205</b>	517	516	0	0	1	99,81%	100,00%	0,19%
<b>e0207</b>	380	379	0	0	1	99,74%	100,00%	0,26%
<b>e0211</b>	806	790	0	0	16	98,01%	100,00%	2,03%
<b>e0213</b>	637	650	0	13	0	100,00%	98,04%	2,00%
<b>e0303</b>	441	441	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0305</b>	452	449	0	0	3	99,34%	100,00%	0,67%
<b>e0403</b>	500	498	0	0	2	99,60%	100,00%	0,40%
<b>e0405*</b>	474	475	0	1	0	100,00%	99,79%	0,21%
<b>e0409</b>	484	479	0	0	5	98,97%	100,00%	1,04%
<b>e0411</b>	501	506	0	5	0	100,00%	99,02%	0,99%
<b>e0413</b>	414	427	0	13	0	100,00%	97,05%	3,04%
<b>e0415</b>	527	523	0	0	4	99,24%	100,00%	0,76%
<b>e0417</b>	537	537	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0501</b>	467	465	0	0	2	99,57%	100,00%	0,43%
<b>e0509</b>	433	437	0	4	0	100,00%	99,09%	0,92%
<b>e0515</b>	514	513	0	0	1	99,81%	100,00%	0,19%

<b>e0601</b>	374	374	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0603</b>	451	449	0	0	2	99,56%	100,00%	0,45%
<b>e0605</b>	660	635	0	0	25	96,21%	100,00%	3,94%
<b>e0609</b>	478	478	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0611</b>	303	304	0	1	0	100,00%	99,67%	0,33%
<b>e0613</b>	327	327	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>e0615</b>	408	404	0	0	4	99,02%	100,00%	0,99%
<b>e0801</b>	427	428	0	1	0	100,00%	99,77%	0,23%
<b>e0817</b>	373	370	0	0	3	99,20%	100,00%	0,81%
<b>e1301</b>	283	283	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>Total</b>	20381	20343	0	53	91	99,55%	99,74%	0,71%

**Tableau 4 3. Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (EUROPEAN STT).**

La sensibilité de détection obtenue est de 100 % pour 26 cas le reste se situe entre 99,81% et 96,21% qui en fait est obtenu pour un seul cas. Sur l'ensemble des enregistrements, 31 cas ont été détectés avec une prédictivité positive égale à 100 %. L'erreur est nulle dans 13 cas. Cependant elle est différente de zéro et inférieure à 1 % dans 21 cas. Dans 3 des cas elle a dépassée 3% (cela peut être dû à l'amplitude faible de l'onde T (0.07), dans plusieurs battements).

### 3.2.3. MIT-BIH

Les résultats obtenus par le détecteur sur cette base de données sont résumés dans le tableau 4.4 ci-dessous.

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	Error
100	340	343	0	3	0	100,00%	99,13%	0,87%
101	318	313	0	0	5	98,43%	100,00%	1,60%
102	344	338	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
103	329	330	0	1	0	100,00%	99,70%	0,30%
105	375	381	0	6	0	100,00%	98,45%	1,57%
106	249	243	0	0	6	97,59%	100,00%	2,47%
107	325	320	0	0	5	98,46%	100,00%	1,56%
108	258	259	0	1	0	100,00%	99,62%	0,39%
109	403	399	0	0	4	99,01%	100,00%	1,00%
111	327	322	0	7	0	100,00%	97,87%	2,17%
112	396	378	0	0	18	95,45%	100,00%	4,76%
113	267	265	0	0	2	99,25%	100,00%	0,75%
114	245	247	0	2	0	100,00%	99,20%	0,81%
115	292	293	0	1	0	100,00%	99,66%	0,34%
116	357	358	0	1	0	100,00%	99,72%	0,28%
117	332	333	0	1	0	100,00%	99,70%	0,30%

<b>118</b>	341	335	0	0	6	98,24%	100,00%	1,79%
<b>119</b>	232	249	0	17	0	100,00%	93,61%	6,83%
<b>121</b>	281	292	0	11	0	100,00%	96,37%	3,77%
<b>122</b>	392	392	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>123</b>	231	231	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>124</b>	230	231	0	1	0	100,00%	99,57%	0,43%
<b>201</b>	409	393	0	0	16	96,09%	100,00%	4,07%
<b>202</b>	242	245	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>205</b>	417	418	0	1	0	100,00%	99,76%	0,24%
<b>209</b>	235	224	0	0	11	95,32%	100,00%	4,91%
<b>210</b>	381	386	0	5	0	100,00%	98,72%	1,30%
<b>213</b>	397	401	0	4	0	100,00%	99,01%	1,00%
<b>215</b>	493	486	0	0	7	98,58%	100,00%	1,44%
<b>219</b>	352	351	0	0	1	99,77%	100,00%	3,67%
<b>220</b>	328	328	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>222</b>	340	340	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
<b>223</b>	380	372	0	0	8	97,89%	100,00%	2,15%
<b>230</b>	371	357	0	0	14	96,23%	100,00%	3,92%
<b>232</b>	271	271	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%

234	427	426	0	0	1	99,77%	100,00%	0,23%
<b>Total</b>	11894	11826	0	62	115	99,04%	99,48%	1,50%

**Tableau 4 4. Résultats de l'application du détecteur sur la base ECG (MITBIH).**

Le tableau ci-dessus montre que sur l'ensemble des enregistrements les algorithmes de détection ont permis d'avoir une sensibilité de 100% pour 22 cas, le reste avec une sensibilité supérieur à 97%. On enregistre seulement 5 cas où cette sensibilité était inférieure à 97 %. La prédictivité positive est de 100 % dans 21 cas le reste est supérieur à 98% à l'exception de trois cas où c'est inférieur. L'erreur de détection est nulle dans 7 cas. Elle se situe entre 0 et 2 % dans 19 cas et supérieure à 2% et inférieure à 7% pour les Dix cas restants. Le taux de la prédictivité positive diminue dans ces cas à cause de l'amplitude très réduite (0.08) de l'onde T. Ce qui a provoqué une fausse détection de l'onde T et par conséquent une erreur relativement élevée.

## IV. Résultats de la détection du complexe QRS et du segment ST

La même procédure d'évaluation que celle utilisée pour la détection de l'onde T est suivie pour évaluer les résultats obtenus pour la détection du complexe QRS et par conséquent la mesure du segment ST. Ainsi, les Figures ci-dessous (4.5; 4.6; 4.7; 4.8. 4.9) illustrent quelques échantillons des résultats obtenus sur les différents signaux obtenus à travers les différentes étapes implémentées dans l'algorithme proposé jusqu'à la détection du segment ST ou plus précisément l'élévation (ou décalage) du segment ST (ce décalage se mesure par rapport à la ligne isoélectrique à partir de  $j + 60 \text{ msec}$  voir chapitre 2). Comme cela était précisé plus haut, les signaux ECG utilisés dans cette évaluation sont extraits des bases de données EUROPEAN STT [1], MITBIHST

[2] et MITBIH [3] et ST-LongTerm. Les résultats obtenus vis-à-vis du taux de détection et l'efficacité de détection sont résumés sur le Tableau 4.5 ci-dessous. Aussi les résultats détaillés obtenus pour chaque base de données sont rapportés sur les Tableaux 4.6, 4.7, 4.8 et 4.9

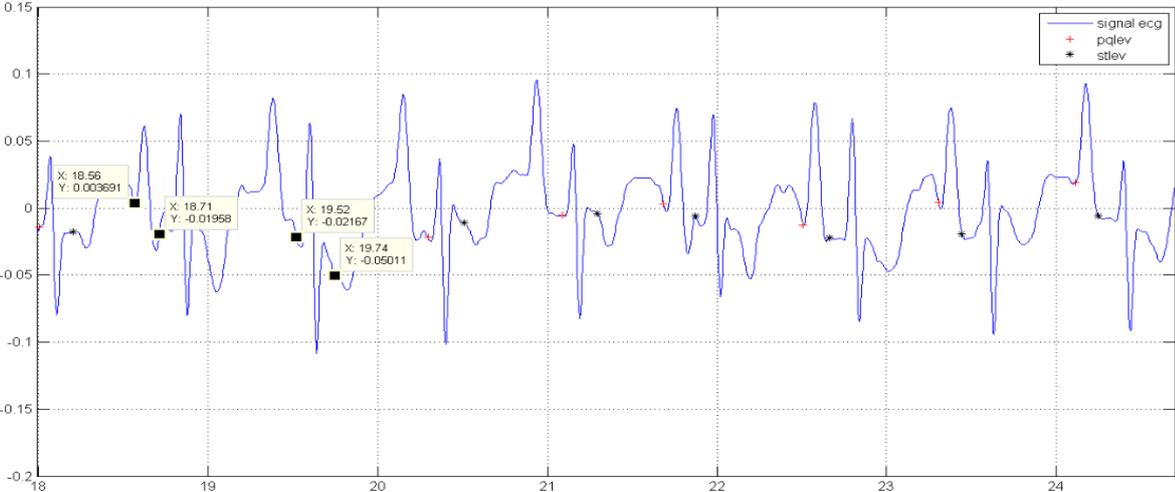


Figure 4.5. Décalage du segment ST (EUROPEAN ST e0139).

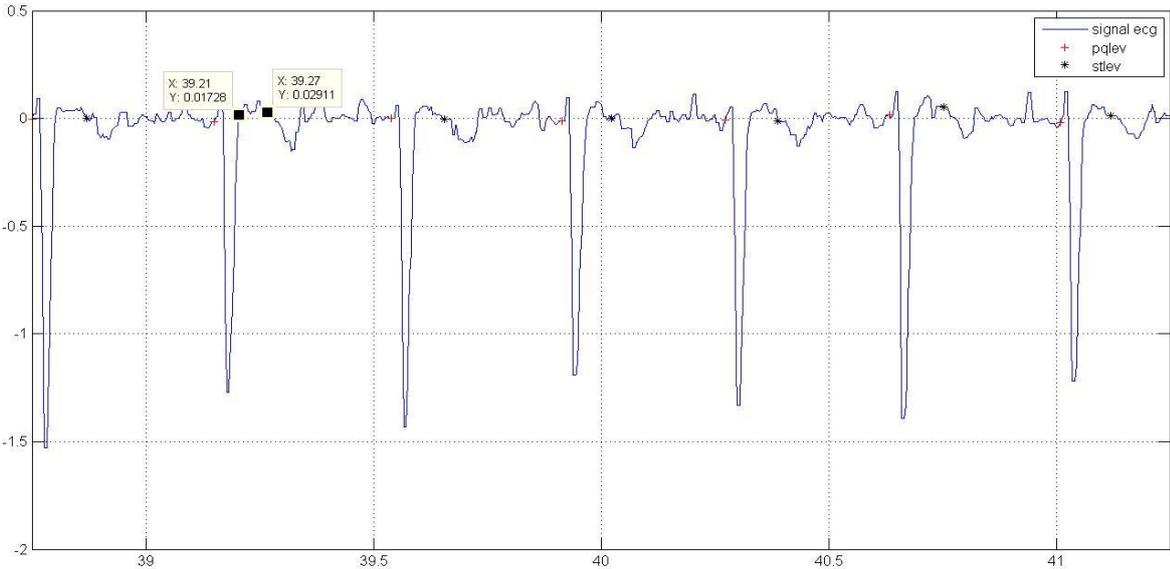


Figure 4.6. Décalage du segment ST (MITBIHST 315).

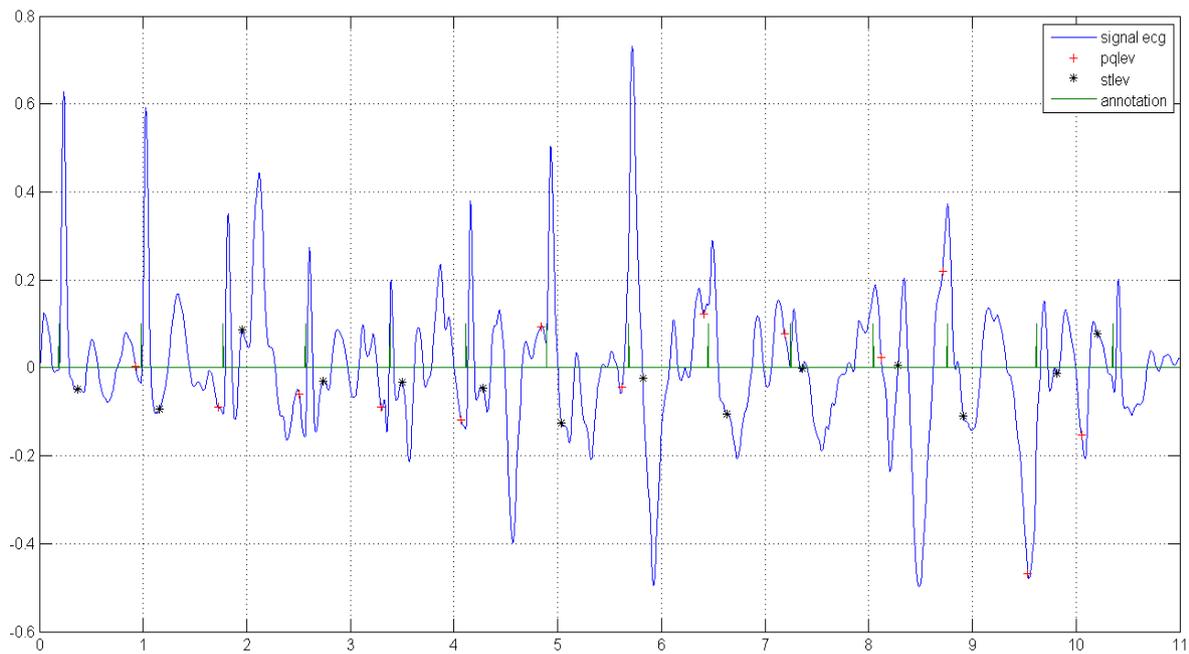


Figure 4.7. Décalage du segment ST (ST LONGTERM (s20161)).

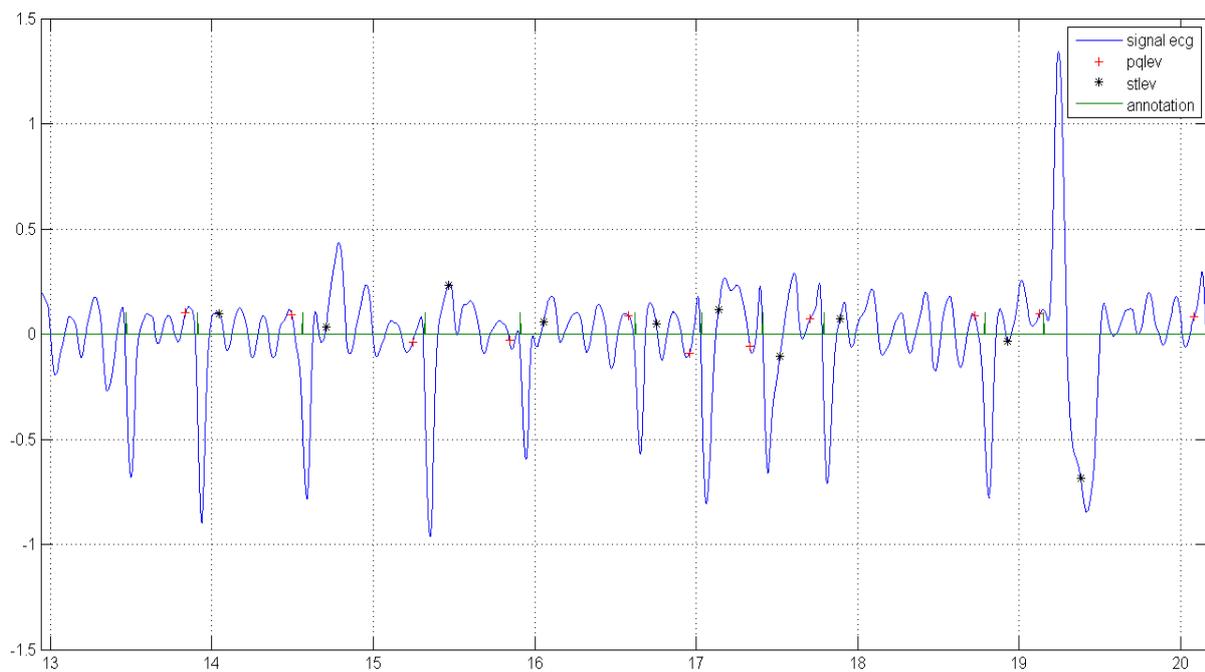
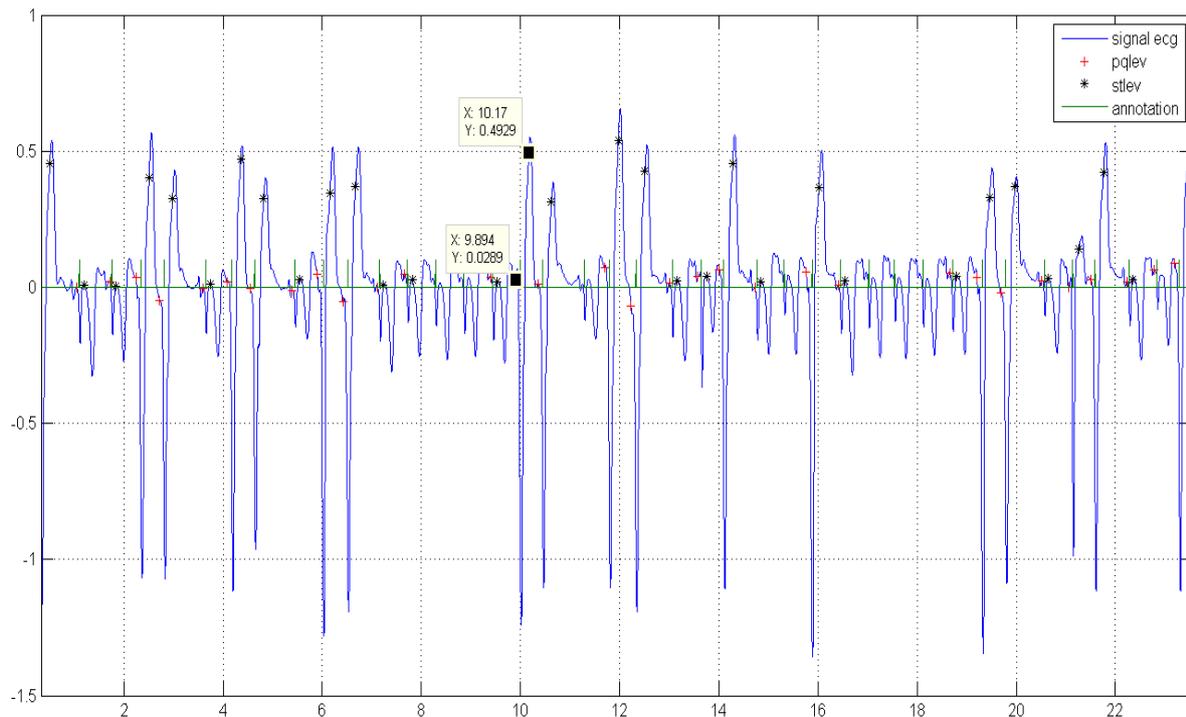


Figure 4.8. Décalage du segment ST (MIT-BIH (203))



**Figure 4.9. Décalage du segment ST (MIT-BIH (208))**

La phase finale de détection est accomplie. Les figures ci-dessus illustrent l'efficacité du détecteur du segment ST ceci pour les différentes bases de données utilisées dans cette évaluation sachant aussi que les signaux ECG présentent différentes morphologies dépendant des cas pathologiques ainsi que différentes fréquences d'échantillonnage. Il est clairement illustré à travers ces figures que le décalage est bien déterminé sur le signal. Il est représenté par la différence entre pqlév et stlév qui décrivent respectivement l'amplitude du signal ECG dans l'intervalle PR et le J+ 20 ms.

#### **4.1. Résultat de la détection pour chaque base de données**

Les tableaux ci-dessous présentent en détail les valeurs de sensibilité, prédictivité positive et erreur. Chaque ligne représente un enregistrement de la base de données et les résultats de la détection.

#### 4.1.1. EUROPEAN ST

Le tableau 4.6 ci-dessous résume les résultats obtenus par la méthode proposée pour la détection du segment ST sur la base de données EUROPEAN ST

**Tableau 4.6. résultat de la détection du segment ST sur la base de données EUROPEAN ST.**

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	ERROR
e0103	7245	7241	0	0	4	99,94%	100,00%	0,06%
e0105	6549	6549	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
e0107	6815	6815	0	3	0	100,00%	99,96%	0,04%
e0111	7311	7411	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
e0115	11244	11243	0	0	1	99,99%	100,00%	0,01%
e0119	7351	6993	0	99	358	95,13%	98,60%	6,54%
e0123	9135	9094	0	4	41	99,55%	99,96%	0,49%
e0125	8985	8982	0	0	3	99,97%	100,00%	0,03%
e0127	9283	9262	0	0	21	99,77%	100,00%	0,23%
e0129	5401	5401	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
e0133	6444	6438	0	0	6	99,91%	100,00%	0,09%
e0139	10459	10451	0	0	8	99,92%	100,00%	0,08%
e0147	6295	6295	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
e0151	7394	7333	0	14	61	99,18%	99,81%	1,02%

eo155	7802	7802	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo159	8896	8895	0	1	1	99,99%	99,99%	0,02%
eo161	8762	8757	0	0	5	99,94%	100,00%	0,06%
eo163	7498	7498	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo203	10088	10088	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo205	11517	11471	0	1	46	99,60%	99,99%	0,41%
eo207	7133	7130	0	0	3	99,96%	100,00%	0,04%
eo211	14769	14763	0	0	6	99,96%	100,00%	0,04%
eo213	10855	10768	0	3	87	99,20%	99,97%	0,84%
eo303	8787	8787	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo305	9300	9296	0	0	4	99,96%	100,00%	0,04%
eo403	9244	9241	0	0	3	99,97%	100,00%	0,03%
eo405	10960	10916	0	0	44	99,60%	100,00%	0,40%
eo409	12852	12852	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo411	9830	9828	0	0	2	99,98%	100,00%	0,02%
eo413	8076	8076	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo415	11023	11023	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo417	9232	9232	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
eo501	7624	7624	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%

eo509	8038	8037	0	0	1	99,99%	100,00%	0,01%
eo515	10433	10425	0	0	8	99,92%	100,00%	0,08%
eo601	8566	8525	0	3	41	99,52%	99,96%	0,52%
eo603	7847	7847	0	5	0	100,00%	99,94%	0,06%
eo605	11035	10498	0	0	537	95,13%	100,00%	5,12%
eo609	9183	9128	0	0	55	99,40%	100,00%	0,60%
eo611	5661	5603	0	596	58	98,98%	90,39%	11,67%
eo613	7379	7352	0	5	27	99,63%	99,93%	0,44%
eo615	7078	7067	0	2	11	99,84%	99,97%	0,18%
eo801	9093	9042	0	4	51	99,44%	99,96%	0,61%
eo817	7237	7204	0	2	33	99,54%	99,97%	0,49%
e1301	8677	8674	0	0	3	99,97%	100,00%	0,03%
total	394386	392957	0	742	1529	99,61%	99,81%	0,58%

Une prédictivité positive globale égale à 99,81%. est obtenue par le détecteur lorsqu'il est appliqué sur la base de données EUROPAN STT. Ceci est la conséquence de la prédictivité positive maximale de 100 % obtenue dans 31 cas. On a seulement un cas avec une prédictivité positive inférieure à 99 %. Ces résultats confirment que le détecteur est prédictif. Quinze cas sont détectés avec une sensibilité de 100 %. La sensibilité est inférieure à 99 % dans 3 cas. Une très faible erreur qui égale à 0,58%, représentant l'erreur sur l'ensemble des enregistrements ECG. Ceci est le résultat de 13 cas dont l'erreur

est nulle ; en plus qu'elle est d'environ 1% pour les 29 enregistrements restants. On remarque que l'enregistrement eobu l'erreur est de 11,67 % ceci est dû au nombre important de faux positive détectés, compte tenu du seuil dynamique, aussi du changement de l'amplitude du signal.

#### 4.1.2. MITBIH

Le tableau 4.7 ci-dessous résume les résultats obtenus par la méthode proposée pour la détection du segment ST sur la base de données MITBIH

**Tableau 4.7. Résultat de la détection du segment ST sur la base de données MITBIH.**

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P	ERROR
100	2266	2266	0	0	3	99,87%	100,00%	0,13%
101	1855	1848	0	0	7	99,62%	100,00%	0,38%
102	2176	2173	0	1	3	99,86%	99,95%	0,18%
103	2069	2066	0	0	3	99,86%	100,00%	0,15%
104	2137	2105	0	10	32	98,50%	99,53%	2,00%
105	2450	2445	0	4	5	99,80%	99,84%	0,37%
106	1957	1952	0	5	0	100,00%	99,74%	0,26%
107	2126	2122	0	0	4	99,81%	100,00%	0,19%
108	1694	1689	0	4	5	99,70%	99,76%	0,53%
109	2522	2520	0	0	2	99,92%	100,00%	0,08%
111	2109	2103	0	0	6	99,72%	100,00%	0,29%
112	2524	2517	0	0	7	99,72%	100,00%	0,28%
113	1787	1784	0	0	3	99,83%	100,00%	0,17%
114	1859	1854	0	2	5	99,73%	99,89%	0,38%
115	1939	1936	0	0	3	99,85%	100,00%	0,15%
116	2393	2375	0	1	18	99,25%	99,96%	0,80%
117	1525	1526	0	0	1	99,93%	100,00%	0,07%
118	2246	2243	0	0	3	99,87%	100,00%	0,13%
119	1877	1874	0	0	3	99,84%	100,00%	0,16%
121	1840	1839	0	1	1	99,95%	99,95%	0,11%

122	2463	2461	0	0	2	99,92%	100,00%	0,08%
123	1509	1506	0	0	3	99,80%	100,00%	0,20%
124	1596	1595	0	0	1	99,94%	100,00%	0,06%
200	2418	2411	0	2	7	99,71%	99,92%	0,37%
201	1886	1880	0	0	6	99,68%	100,00%	0,32%
202	2117	2116	0	0	1	99,95%	100,00%	0,05%
203	2840	2813	0	3	27	99,05%	99,89%	1,07%
205	2625	2625	0	0	4	99,85%	100,00%	0,15%
207	1633	1631	0	4	2	99,88%	99,76%	0,37%
208	2860	2846	0	0	14	99,51%	100,00%	0,49%
209	2950	2946	0	0	4	99,86%	100,00%	0,14%
210	2605	2598	0	0	7	99,73%	100,00%	0,27%
212	2725	2720	0	0	5	99,82%	100,00%	0,18%
213	3198	3191	0	0	7	99,78%	100,00%	0,22%
214	2223	2220	0	0	3	99,87%	100,00%	0,14%
215	3317	3312	0	0	5	99,85%	100,00%	0,15%
217	2128	2125	0	0	3	99,86%	100,00%	0,14%
219	1990	1986	0	0	4	99,80%	100,00%	0,20%
220	2019	2014	0	0	5	99,75%	100,00%	0,25%
221	2387	2382	0	0	5	99,79%	100,00%	0,21%
222	2323	2319	0	0	4	99,83%	100,00%	0,17%
223	2529	2522	0	4	7	99,72%	99,84%	0,44%
228	1958	1952	0	6	6	99,69%	99,69%	0,61%
230	2047	2045	0	0	2	99,90%	100,00%	0,10%
231	1145	1143	0	0	2	99,83%	100,00%	0,17%
232	1738	1738	0	1	0	100,00%	99,94%	0,06%
233	2997	2991	0	0	6	99,80%	100,00%	0,20%
234	2733	2730	0	0	3	99,89%	100,00%	0,11%
<b>total</b>	106310	106055	0	48	259	99,76%	99,95%	0,29%

Comme le tableau ci-dessus montre une sensibilité globale du détecteur égale à 99,76% ; ceci se résume de l'ensemble des résultats favorable, ou un seul cas

a la sensibilité inférieure à 99 % de 0,5 %. Pour 34 cas de détection dans la base de données MITBIH, la prédictivité positive est 100 %, le reste est supérieur à 99,5 % ; ce qui donne une excellente prédictivité globale inférieur à 100% de 0.05%. Cela va réduire d'une manière plus que souhaitable l'erreur globale ; qui égale 0.29%. En détail, 2 cas seulement ont eu une erreur supérieure à 1 %. Il s'agit des enregistrements 104 et 203. Ceci est le résultat du nombre de faux négative ou bien les battements non détectées. Comme précédemment le seuil joue un rôle principal dans cette erreur.

#### 4.1.3. MITBIH ST

Tableau 4.8. Résultats de la détection du segment ST sur la base de données MITBIHST.

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	ERROR
300	2545	2531	0	0	14	99,45%	100,00%	0,55%
301	2348	2342	0	2	6	99,74%	99,91%	0,34%
302	2104	2081	0	1	23	98,91%	99,95%	1,15%
303	2661	2661	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
304	1842	1841	0	0	1	99,95%	100,00%	0,05%
305	1027	970	0	12	57	94,45%	98,78%	7,11%
306	2059	2057	0	0	2	99,90%	100,00%	0,10%
307	2014	2013	0	0	1	99,95%	100,00%	0,05%
308	2294	2289	0	3	5	99,78%	99,87%	0,35%
309	3450	3448	0	0	2	99,94%	100,00%	0,06%
310	2399	2398	0	0	1	99,96%	100,00%	0,04%
311	2960	2957	0	1	3	99,90%	99,97%	0,14%
312	2330	2330	0	1	0	100,00%	99,96%	0,04%
313	2690	2690	0	1	0	100,00%	99,96%	0,04%
314	2111	2107	0	0	4	99,81%	100,00%	0,19%
315	3262	3233	0	0	29	99,11%	100,00%	0,90%
316	3339	3339	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
317	2766	2764	0	0	2	99,93%	100,00%	0,07%
318	3521	3521	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%

319	2543	2512	0	0	31	98,78%	100,00%	1,23%
320	3129	3113	0	0	16	99,49%	100,00%	0,51%
321	2105	2093	0	0	12	99,43%	100,00%	0,57%
322	1494	1494	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
323	5276	5251	0	0	25	99,53%	100,00%	0,48%
324	1731	1731	0	14	0	100,00%	99,20%	0,81%
325	1456	1456	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
326	1694	1691	0	3	3	99,82%	99,82%	0,35%
327	1260	1260	0	2	0	100,00%	99,84%	0,16%
<b>Total</b>	68410	68173	0	40	237	99,65%	99,94%	0,41%

Le taux de la sensibilité de détection pour la base de données MIT BIH ST est 99.65% ; égale à 100 % dans 9 cas, notant aussi qu'il n'a pas été inférieur à 99 % que dans 3 cas. La prédictivité positive totale a manqué 100 % par 0.06% ; en détail, elle est 100% pour 18 enregistrements ECG, dont 1 seul cas où elle été inférieure à 99 %. L'erreur globale est inférieure à 0.5 % pour la détection dans cette base de données. Elle est nulle pour 5 cas et il n'a pas dépassé 1 % que pour 3 enregistrements ECG. Un seul cas où il est maximal de 7,11 % due à une combinaison du nombre de faux positive et faux négatif remarquable (pour l'enregistrement 305).

#### 4.1.4. ST LONGTERM

Tableau 4.9 résultats de la détection du segment ST sur la base de données ST-LONGTERM.

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se	P+	ERROR
S20011	4586	4586	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
S20021	10983	10981	0	1	1	99,99%	99,99%	0,02%
S20031	11942	11940	0	1	2	99,98%	99,99%	0,03%
S20041	10373	10371	0	1	2	99,98%	99,99%	0,03%
S20051	14657	14656	0	0	1	99,99%	100,00%	0,01%

S20061	11626	11622	0	0	4	99,97%	100,00%	0,03%
S20071	10670	10670	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
S20081	11475	11473	0	0	2	99,98%	100,00%	0,02%
S20091	12389	12389	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
S20101	9108	9108	0	21	0	100,00%	99,77%	0,23%
S20111	9772	9770	0	1	2	99,98%	99,99%	0,03%
S20121	8166	8166	0	3	0	100,00%	99,96%	0,04%
S20131	11651	11649	0	1	2	99,98%	99,99%	0,03%
S20141	12404	12404	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
S20151	8235	8235	0	0	0	100,00%	100,00%	0,00%
S20161	8242	8235	0	63	7	99,92%	99,24%	0,85%
S20171	11754	11551	0	1	180	98,47%	99,99%	1,57%
S20181	11033	11013	0	19	14	99,87%	99,83%	0,30%
S20191	9121	9025	0	45	96	98,95%	99,50%	1,56%
S20201	10948	10939	0	9	9	99,92%	99,92%	0,16%
S20211	11623	11610	0	10	13	99,89%	99,91%	0,20%
S20221	13428	13419	0	7	9	99,93%	99,95%	0,12%
S20231	8682	8674	0	8	8	99,91%	99,91%	0,18%
S20241	11343	11335	0	6	8	99,93%	99,95%	0,12%
S20251	11135	11129	0	17	6	99,95%	99,85%	0,21%
S20261	10175	10168	0	6	7	99,93%	99,94%	0,13%
S20271	9985	9979	0	19	6	99,94%	99,81%	0,25%
S20281	6973	6968	0	6	5	99,93%	99,91%	0,16%
S20291	8723	8720	0	32	3	99,97%	99,63%	0,40%
S20301	10296	10290	0	5	6	99,94%	99,95%	0,11%
S20311	8404	8325	0	58	79	99,06%	99,31%	1,65%
S20321	8648	8641	0	8	7	99,92%	99,91%	0,17%
S20331	8654	8636	0	17	18	99,79%	99,80%	0,41%
S20341	11448	11441	0	14	7	99,94%	99,88%	0,18%
S20351	11955	11948	0	7	7	99,94%	99,94%	0,12%
S20361	9350	9347	0	21	3	99,97%	99,78%	0,26%
S20371	10322	10312	0	7	10	99,90%	99,93%	0,16%
S20381	8585	8582	0	0	3	99,97%	100,00%	0,03%

<b>s20391</b>	15033	15015	0	12	18	99,88%	99,92%	0,20%
<b>s20401</b>	8246	8241	0	35	5	99,94%	99,58%	0,49%
<b>s20411</b>	7667	7660	0	43	7	99,91%	99,44%	0,65%
<b>s20421</b>	11910	11905	0	2	5	99,96%	99,98%	0,06%
<b>s20431</b>	10909	10904	0	65	5	99,95%	99,41%	0,64%
<b>s20441</b>	10137	10134	0	9	3	99,97%	99,91%	0,12%
<b>s20451</b>	7900	7892	0	24	8	99,90%	99,70%	0,41%
<b>s20461</b>	10181	10168	0	8	13	99,87%	99,92%	0,21%
<b>s20471</b>	9843	9836	0	6	7	99,93%	99,94%	0,13%
<b>s20481</b>	9341	9328	0	27	13	99,86%	99,71%	0,43%
<b>s20491</b>	10841	10793	0	43	48	99,56%	99,60%	0,84%
<b>s20501</b>	13602	13590	0	10	12	99,91%	99,93%	0,16%
<b>s20511</b>	9663	9602	0	14	61	99,37%	99,85%	0,78%
<b>s20521</b>	8992	8976	0	25	16	99,82%	99,72%	0,46%
<b>s20531</b>	9921	9910	0	4	11	99,89%	99,96%	0,15%
<b>s20541</b>	14919	14905	0	0	14	99,91%	100,00%	0,09%
<b>s20551</b>	10302	10290	0	4	12	99,88%	99,96%	0,16%
<b>s20561</b>	9380	9373	0	1	7	99,93%	99,99%	0,09%
<b>s20571</b>	11214	11189	0	9	25	99,78%	99,92%	0,30%
<b>s20581</b>	9188	9181	0	0	7	99,92%	100,00%	0,08%
<b>s20591</b>	7822	7816	0	3	2	99,97%	99,96%	0,06%
<b>s20601</b>	12223	12198	0	1	25	99,80%	99,99%	0,21%
<b>s20611</b>	12845	12827	0	0	18	99,86%	100,00%	0,14%
<b>s20621</b>	13216	13171	0	26	45	99,66%	99,80%	0,54%
<b>s20631</b>	10161	10154	0	8	7	99,93%	99,92%	0,15%
<b>s20641</b>	8823	8817	0	2	6	99,93%	99,98%	0,09%
<b>s20651</b>	8600	8537	0	18	63	99,27%	99,79%	0,95%
<b>Total</b>	671743	670719	0	813	990	99,85%	99,88%	0,27%

La sensibilité totale du détecteur en l'appliquant sur la base de données ST LONGTERM est 99,85%. Ceci se résume dans le nombre des cas, où un seul cas dans ce tableau ou la sensibilité est inférieure à 98,5 %, 7 d'entre celles qui

ont supérieurs à ce taux ont été à 100 %. Pour 11 enregistrements ECG le taux de prédictivité positive est 100 %, le reste n'est inférieure en aucun cas à 99 %. Ce qui va donner une prédictivité vis-à-vis de l'ensemble des enregistrements égale à 99.88%. L'erreur globale est très faible (0.27%), à cause de la dualité prédictivité positive et sensibilité excellente. En conclusion l'erreur est nulle pour 5 cas, 3 cas parmi celle restant ont dépassés le 1 %. Cette erreur est due essentiellement au seuil dynamique. Ou de l'amplitude du complexe QRS, qui parfois s'atténue brusquement.

## V. Discussion

1- D'après les résultats obtenus, on note que le détecteur présente une excellente sensibilité, prédictivité positive et une erreur très faible. Celles-ci sont respectivement (98.95%, 99.69%, 1.38%) le classant ainsi parmi les détecteurs les plus efficaces. Citant ainsi à titre comparatif, le détecteur de C. Marchesi et M. Paoletti [4] qui présente une sensibilité 99.8% et une prédictivité P+ 99.9%, ou celui de IVO Iliev et al. [5] qui présente une spécificité de 99.5% et une sensibilité de 95.7% ou encore de Garcia, J et al. [6] qui présente une sensibilité de 85% et une prédictivité positive de 86%.

Le Tableau 4. 1 montre en détail le résultat de chaque application du détecteur sur l'enregistrement du signal ECG. Les enregistrements dont l'erreur est supérieure à 2% sont dus à deux causes essentiels soit : l'amplitude de l'onde R est très inférieure à l'amplitude de l'onde T ou dans d'autres cas l'onde T est de très faible amplitude.

L'autre facteur important est l'ajustement du seuil dynamique, qui joue un rôle dans la détection, s'il est important alors le risque de fausse négative augmente. Au contraire si on diminue le seuil, le nombre de faux positive va augmenter. Et c'est le nombre de cas influencé par ce problème. Même que le seuil est déterminé grâce à la moyenne du signal traité par les blocs de filtrage.

Pour une fenêtre de temps égale à 1 à 2 secondes. Cette fenêtre est ajustée en amplitude égale à la moyenne et en durée ajustée par l'utilisateur.

2-D'après les résultats obtenus résumés dans les Tableaux 4.1, 4.2, 4.3 et 4.4, il est clair que le détecteur présente une excellente sensibilité, prédictivité positive et une erreur très faible. L'utilisation d'un détecteur QRS en vue de la détection du décalage du segment ST, a permis d'obtenir des très bons résultats sur un large nombre d'échantillons. Ceci est résumé dans les tableaux 4.10 et 4.11 ci-dessous, ou les résultats obtenus par le détecteur développés sont comparés à ceux obtenus par quelques détecteurs connus dans la littérature du domaine. Cette comparaison est menée pour l'ensemble des signaux ECG des deux bases MIT BIH et EUROPEAN ST.

**Tableau 4.10 : comparaison<sub>1</sub> des résultats vis à vis des autres détecteurs QRS (EUROPEAN ST)**

QRS Detector	BEAT	FP	FN	Se	P+
Détecteur proposé	788772	1258	2760	99,65	99,84
Luigi et al [7]	788050	3511	1483	99.81	99.56
Martinez et al. [9]	787103	4077	3044	99.61	99.48
Ghaffari et al. [8]	787,103	4134	3111	99.60	99.47
Moody et al. [10]	787103	10405	38635	95.09	98.63
AshokKumar Dohare et al. [22]	N/R	N/R	N/R	99.53	99.72

**Tableau 4.11 : comparaison<sub>2</sub> des résultats vis à vis des autres détecteurs QRS (MIT BIH)**

---

<sup>1</sup> - inspirée de [7], Table 5.

QRS	Detector		BEAT	FP	FN	Se	P+
Détecteur proposé		106310	48	259	99,76	99,95	
Luigi et al [7]		109010	148	252	99.77	99.86	
Martinez et al. [9]		109428	153	220	99.80	99.86	
Ghaffari et al. [8]		109428	129	101	99.91	99.88	
Moody et al. [10]		109428	94	1861	98.30	99.91	
Li et al. [11]		104182	65	112	99.89	99.94	
Afonso et al. [12]		90909	406	374	99.59	99.56	
Bahoura et al. [13]		109809	135	184	99.83	99.88	
Lee et al. [14]		109481	137	335	99.69	99.88	
Hamilton and Tompkins [15]		109267	248	340	99.69	99.77	
Pan and Tompkins [16]		109809	507	277	99.75	99.54	
Poli et al. [17]		109963	545	441	99.60	99.50	
Moraes et al. [18]		N/R	N/R	N/R	99.22	99.73	
Hamilton [19]		N/R	N/R	N/R	99.80	99.80	
Mourad Adnane, et. al. [20]		109,241	393	253	99.77	99.64	
Jinkwon Kim et Hangsik Shin [21]		109,357	97	107	99.90	99.91	

Sur un Total de 1635235 battements 1631154 ont été détectées avec une sensibilité égale à 99,73%, de prédictivité positive égale à 99,90%, et une erreur de 0,37%. En comparant les résultats du tableau.4.11, le détecteur

<sup>2</sup> Inspirée de [7], Table 4.

-N/R : non-rapporté.

proposé présente la meilleure prédictivité et une sensibilité au milieu des autres détecteurs ( loin de 0.14% du premier) et les plus récents comme celui de Jinkwon Kim et Hangsik Shin [21] qui a obtenu une  $Se = 99.90\%$ ,  $P+= 99.91\%$  ou encore de Ghaffari et al [7] qui a obtenu une  $Se = 99.91\%$ ,  $P+=99.88\%$  ou encore celui de Luigi et al [8] qui a obtenu  $Se= 99.77\%$  et  $P+= 99.86\%$ . Celles-ci le classant ainsi parmi les détecteurs les plus efficaces vis-à-vis de la base de données MIT-BIH.

La comparaison des résultats obtenus par le détecteur proposé sur la base de données EUROPEAN ST à ceux de quelques travaux dans le domaine est résumée dans le tableau 4.10. Les résultats montrent que le détecteur proposé permet le meilleur pourcentage de prédictivité positive (99,84%). Toutefois sa sensibilité de 99,65% reste comparable avec ceux de la littérature.

A travers les résultats obtenus sur les signaux des bases de données utilisées dans cette évaluation, il apparaît clairement que le détecteur proposé se montre prédictible plus qu'un autre détecteur cité tout en le situant parmi les plus sensibles. Ce qui aide à mieux prévenir les conséquences mortelles du décalage du segment ST.

## VI. Conclusion

Le détecteur développé faisant appel aux filtres non linéaires (médian et moyenneur) et la décomposition en ondelettes biorthogonale inverse présente beaucoup d'avantages. Ces avantages ont été mis en exergue à travers l'évaluation des résultats obtenus sur les différents tests menés sur différents signaux ECG de la banque de données EUROPEAN ST, LONGTERM ST, MITBIH et MITBIHST. Ces évaluations faisant appels aux taux de sensibilité, de prédictivité positive et d'erreur.

L'avantage majeur dans le détecteur de l'onde T est de libérer la détection de l'onde T de la détection du complexe QRS qui engendre la décroissance de l'erreur de la détection, ce qui a été fait [23].

Les résultats de la détection du segment ST sont excellents, vu le nombre de battements utilisés qui dépassent le 1.5 millions. L'onde T, le complexe QRS et le segment ST sont alors déterminés [24].

## Références

1. Taddei A, Distant G, Emdin M, Pisani P, Moody GB, Zeelenberg C, Marchesi C. 'The European ST-T Database: standard for evaluating systems for the analysis of ST-T changes in ambulatory electrocardiography'. *European Heart Journal* 13: 1164-1172 (1992).
2. Albrecht P. 'S-T segment characterization for long-term automated ECG analysis'. M.S. thesis, *MIT Dept. of Electrical Engineering and Computer Science*, 1983.
3. Moody GB, Mark RG. 'The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database'. *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)
4. C. Marchesi & M. Paoletti : 'ECG Processing Algorithms for Portable Monitoring Units' . *The Internet Journal of Medical Technology*. 2004 Volume 1 Number 2.
5. Ivo Iliev, Vessela Krasteva and Serafim Tabakov : 'Real-time detection of pathological cardiac events in the electrocardiogram'. *Physiological Measurement*, Volume 28, Number 3, 2007, pp.259-276

6. Garcia, J.; Sornmo, L.; Olmos, S.; Laguna, P. 'Automatic detection of ST-T complex changes on the ECG using filtered RMS difference series: application to ambulatory ischemia monitoring'. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000, vol. 47, no9, pp. 1195-1201.
7. Luigi Y Di Marco and Lorenzo Chiari,' A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit Integer online processing', *BioMedical Engineering OnLine* ,2011,10:23
8. A. Ghaffari, M.R. Homaeinezhad,\*, M. Akraminia, M. Ataroda, M. Daevaeiha," A robust wavelet-based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm", *Medical Engineering & Physics*31 (2009) 1219–1227.
- 9.Martinez, J.P.; Almeida, R.; Olmos, S.; Rocha, A.P.; Laguna, P. "A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases", *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, pp 570 - 581 Volume: 51, Issue: 4, April 2004.
10. Moody GB, Mark RG: Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program. *ComputCardiol* 1982, 4:39-44.
- 11.Cuiwei Li; Chongxun Zheng; Changfeng Tai, "Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* , vol.42, no.1, pp.21,28, Jan. 1995.
12. Afonso VX, Tompkins WJ, and Nguyen TQ, Luo S: ECG beat detection using filter banks. *IEEE Trans Biomed Eng*1999, 46:192-201.
- 13.M. Bahoura, M. Hassani and M. Hubin "DSP Implementation of Wavelet Transform for Real Time ECG Wave Forms Detection and Heart Rate Analysis". *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol.52, pp. 35-44, 1997.

14. Lee J, Jeong K, Yoon J, Lee M: A simple real-time QRS detection algorithm. *Proc 18th Ann IntConf IEEE Engineering in Medicine and Biology Soc* 1996, 1396-1398.
15. Hamilton PS, Tompkins W: Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database. *IEEE Trans Biomed Eng* 1986, 33:1157-1165.
16. J. Pan, W.J. Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm", *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol.32, no.3, pp.230-236,1985.
17. Poli R, Cagnoni S, Valli G: Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors. *IEEE Trans Biomed Eng* 1995, 42:1137-1141.
18. Moraes J, Freitas M, Vilani F, and Costa E: A QRS complex detection algorithm using electrocardiogram leads. *Comput Cardiol* 2002, 29:205-208.
19. Hamilton P: Open source ECG analysis. *Comput Cardiol* 2002, 29:101-104.
20. Adnane M, Jiang Z, Choi S. Development of QRS detection algorithm designed for wearable cardiorespiratory system. *Computer methods and programs in biomedicine*. 2009;93(1):20-31. doi: 10.1016/j.cmpb.2008.07.010 pmid:18786742
21. Kim J, Shin H (2016) Simple and Robust Realtime QRS Detection Algorithm Based on Spatiotemporal Characteristic of the QRS Complex. *PLoS ONE* 11(3) : e0150144. doi: 10.1371/journal.pone.0150144.
22. Ashok Kumar Dohare, Vinod Kumar, Ritesh Kumar, An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram, *Computers & Electrical Engineering*, Volume 40, Issue 5, July 2014, Pages 1717-1730, ISSN 0045-7906, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compeleceng.2013.11.004>.  
(<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790613002863>)

23. M. Kholkhal and F. B. Reguig, "A new approach based on the median filter to T-wave detection in ECG signal," *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 38, no. 5, pp. 286–289, 2014.

24. Kholkhal Mourad, Bereksi Reguig Fethi, 'Efficient automatic detection of QRS complexes in ECG signal based on reverse biorthogonal wavelet decomposition and nonlinear filtering', *Measurement*, Volume 94, December 2016, Pages 663-670, ISSN 0263-2241, <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2016.09.014>.

---

# CONCLUSION

## GENERALE

---

L'objectif principal de ce travail était de développer et d'évaluer une approche qui permet de détecter le segment ST du signal ECG et son décalage. Dans un premier temps le signal Electrocardiogramme ECG a été décrit ainsi que les différentes ondes le constituant mettant en exergue leurs importances dans le diagnostic de pathologies cardiaques. En fait, il s'agit des variabilités des durées temporelles, des intervalles (dans certains cas segments), des amplitudes de ces ondes qui sont en corrélation directe avec l'activité électrique du cœur. Cette corrélation fait que l'évaluation et l'analyse de ces variabilités sont primordiales dans l'aide au diagnostic de pathologies cardiaques. A ce sujet, les pathologies liées aux variabilités du segment ST et de ses élévations (souvent appelées décalages) ont été décrites mettant en relief l'importance de détecter et d'évaluer ces variabilités et ces élévations de manière fiable en vue d'un diagnostic rapide et correct. Le changement du segment ST reflète une anomalie cardiaque dite ischémie. La prédiction de ses changements permet de prévenir certaines complications cardiaques.

Du point de vu algorithmique, deux algorithmes ont été développés. Le premier est basé sur des filtres non linéaires : le filtre médian et le filtre moyennneur. Ils ont permis de détecter l'onde T sans passer par la détection du complexe QRS ; permettant ainsi la réduction du taux d'erreur du à une mauvaise détection du complexe QRS.

Le deuxième algorithme a permis la détection du segment ST, en se basant sur une combinaison de méthodes : les ondelettes biorthogonales inverses, le filtre médian et le filtre moyenneur suivi d'un seuillage dynamique. Cet algorithme a permis la détection des complexes QRS dans un premier lieu pour détecter après le segment ST.

Les deux algorithmes ont été testés sur différents signaux ECG des banques de données universelles : EUROPEEN STT, ST LONGTERM, MITBIH et MITBIHST ; ces évaluations faisant appels aux taux de sensibilité, de prédictivité positive et d'erreur. Les résultats obtenus comparés à ceux connus et plus cités en littérature ont montré une très bonne performance de détection de l'approche proposée.

## Perspectives

Pour enrichir les techniques d'aides au diagnostic, l'implémentation de cet algorithme dans un circuit électronique reste un défi à surmonter. En franchissant un peu les difficultés rencontrés lors du développement de la transformée en ondelettes biorthogonale inverse.

Ces algorithmes sont légers du point de vue opérations arithmétiques. Il permet la détection en temps réel du segment ST. Cela peut ramener à développer un moniteur du segment ST

L'application du filtre médian au signal ECG a montré des résultats satisfaisants. Soit dans le côté prétraitement ou en phase de détection. Ce qui va ramener à une analyse temporelle du signal ECG. L'utilisation des filtres non linéaires dans le développement des différents algorithmes sera une amélioration non négligée dans l'analyse du signal ECG.

La transformée en ondelette choisie dans ce travail a permis une sélectivité du complexe QRS. Ce qui va faire pousser la recherche envers une étude plus en détail des autres effets de cette transformée sur le signal ECG.

REVIEW

# A new approach based on the median filter to T-wave detection in ECG signal

Mourad Kholkhal\* and Fethi Bereksi Reguig

Biomedical Engineering Research Laboratory, Tlemcen University, Tlemcen, Algeria

**Abstract**

The electrocardiogram (ECG) is one of the most used signals in the diagnosis of heart disease. It contains different waves which directly correlate to heart activity. Different methods have been used in order to detect these waves and consequently lead to heart activity diagnosis. This paper is interested more particularly to the detection of the T-wave. Such a wave represents the re-polarization state of the heart activity. The proposed approach is based on the algorithm procedure which allows the detection of the T-wave using a lot of filter including mean and median filter. The proposed algorithm is implemented and tested on a set of ECG recordings taken from, respectively, the European STT, MITBIH and MITBIH ST databases. The results are found to be very satisfactory in terms of sensitivity, predictivity and error compared to other works in the field.

**Keywords**

Detection, ECG, median filter, T-wave

**History**

Received 18 June 2013  
 Accepted 30 April 2014

**1. Introduction**

The electrocardiogram (ECG) signal is an electrophysiological signal which allows physiological assessment of the patient's cardiovascular status. It consists mainly of three waves: the P-wave, the QRS complex and the T-wave, as is illustrated in Figure 1. The detection and identification of these waves will enable the cardiologist to make a good diagnosis of cardiac status of a patient.

Various algorithms and techniques have been developed in this area in order to improve the diagnosis. Among these algorithms we can cite that of Martinez *et al.* [1] which uses the wavelet method for the delineation of the ECG signal or that of Ahcene *et al.* [2], who developed an algorithm based on the numerical differentiation of fractional order. Similarly, Mehta and colleagues [3,4] used 'support vector machine' or the delineation of the T- and P-wave.

In this paper a different detection approach from those cited above is proposed. It is mainly based on the detection of the T-wave performed by multiplying the signal by a rectangular signal obtained from the original ECG signal.

**2. Materials and method**

The signal used for the development of the detection algorithm is downloaded from [www.physionet.org](http://www.physionet.org), the database EUROPEAN STT, MITBIH and MITBIHST DATABASE. The MATLAB environment was used for the development of this algorithm.

**2.1. Effects of median filters [5]**

The output sample of the linear discrete filter consists of a linear combination of previous output samples  $y(n-i)$ , where  $i$  represents the integer number in the range  $1-N$ , and input samples  $x(n-k)$ , where  $k$  represents the integer number in the range  $0-M$ . The above-mentioned linear combination is, in cases of non-linear discrete dynamic systems (DDS), replaced with non-linear function of an adequate number of variables.

$$y(n) = F(x(n), x(n-1), \dots, x(n-M), y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-N)), \quad (1)$$

$M$  and  $N$  suppose arbitrary positive integer numbers. Let us remark that expression (1) is reduced in the case of FIR filters to:

$$y(n) = F(x(n), x(n-1), \dots, x(n-M)). \quad (2)$$

The median filter represents a non-linear dynamic system derived from vector of values

$$x(n) = \{x(n), x(n-1), \dots, x(n-M)\}^T. \quad (3)$$

The output sample of the median filter  $y(n)$  is defined as the middle sample from a classified collection of elements of vector  $x(n)$ .

$$y(n) = \text{med}\{x(i)\}, \quad \text{where } i = n, n-1, \dots, n-M \quad (4)$$

The number of samples of the  $M+1$  median filter is often called the length  $D$  of it, usually expressed by an odd number.

\*Corresponding author. Email: [kholkhal@gmail.com](mailto:kholkhal@gmail.com)

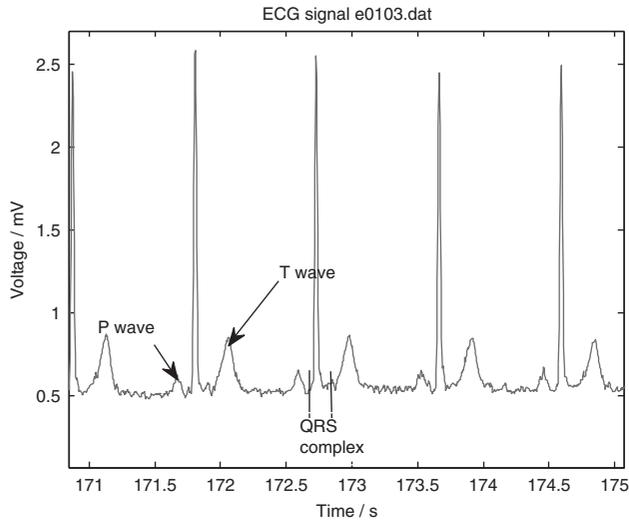


Figure 1. ECG signal.

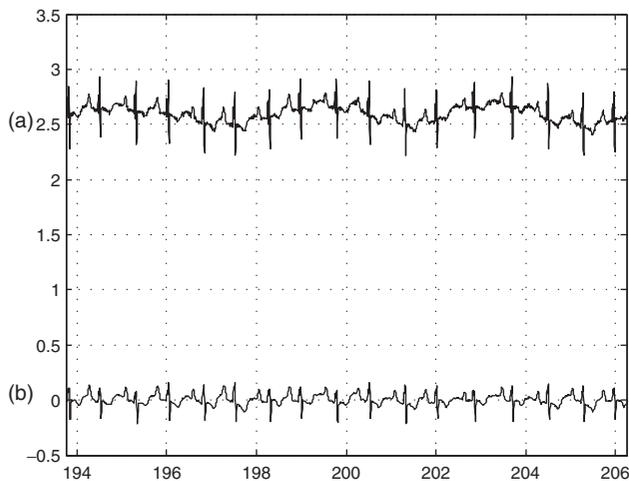


Figure 2. (a) Raw ECG signal. (b) Filtered ECG signal.

### 2.2. T-wave detection algorithm

The ECG signal downloaded from the database is noisy. To process this signal with the algorithm developed, various stages of filtering have been implemented. The baseline was removed by restoring the signal filtered by a median filter from the original signal used by Keselbrener *et al.* [6] who use a simple and easily implemented method for R-wave detection from ECG signals. The method is based on the subtraction of a filtered version of the signal. The median filter is applied to the ECG signal. This smoothed signal is then subtracted from the original and the resulting signal presents undistorted R-waves, without baseline drift.

High frequencies are eliminated through a low pass filter with a cut-off frequency of 35 Hz (Figure 2). We also use this median filter to smooth the absolute QRST complex in order to obtain a simple wave, which has the same period as the ECG signal (Figure 3).

In order to isolate the T-wave, the ECG signal is used to generate a rectangular signal. The rectangular signal is generated by threshold detection of the filtered absolute ECG signal (Figure 3(a)). The threshold is the mean of the filtered absolute ECG signal. So the duration and the period

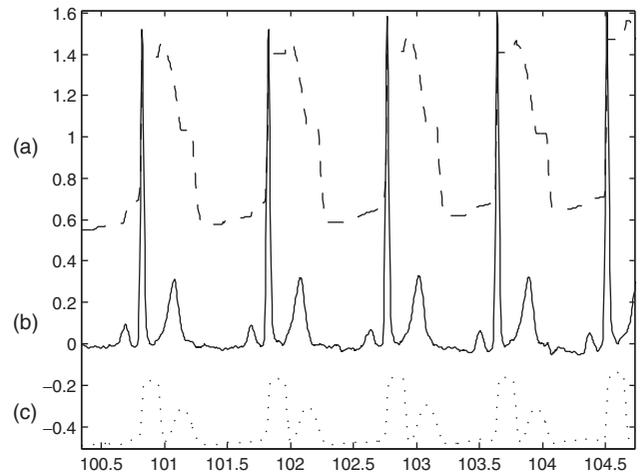


Figure 3. (a) ECG signal filtered by median filter. (b) Raw ECG signal. (c) Smoothed absolute ECG signal.

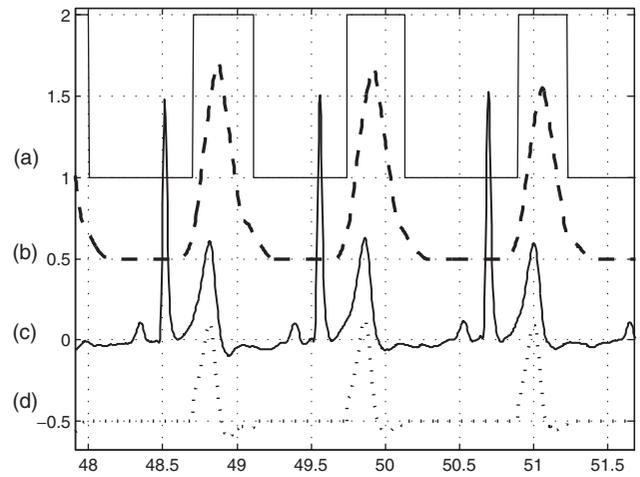


Figure 4. (a) Rectangular signal s5b. (b) s4b signal. (c) Signal ECG e601. (d) T-wave isolated.

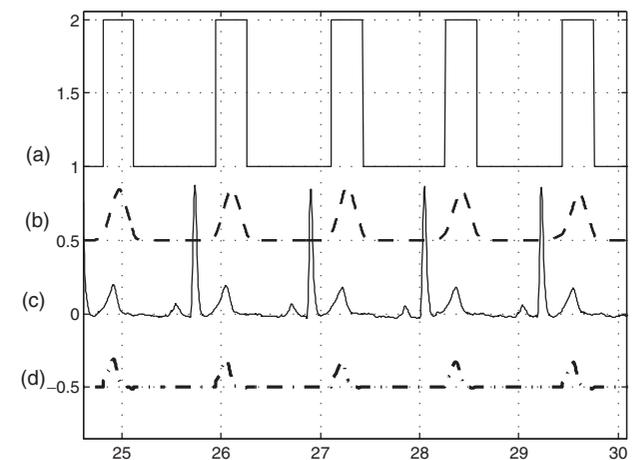


Figure 5. (a) Rectangular signal s5b. (b) s4b signal. (c) Signal ECG e207. (d) T-wave isolated.

of the rectangular signal are proportional to QRST and ECG rhythm, respectively, durations shown in Figures 4(a) and 5(a). The product of the rectangular wave and the ECG signal will give a signal with only T-waves (Figures 4(d) and 5(d)).

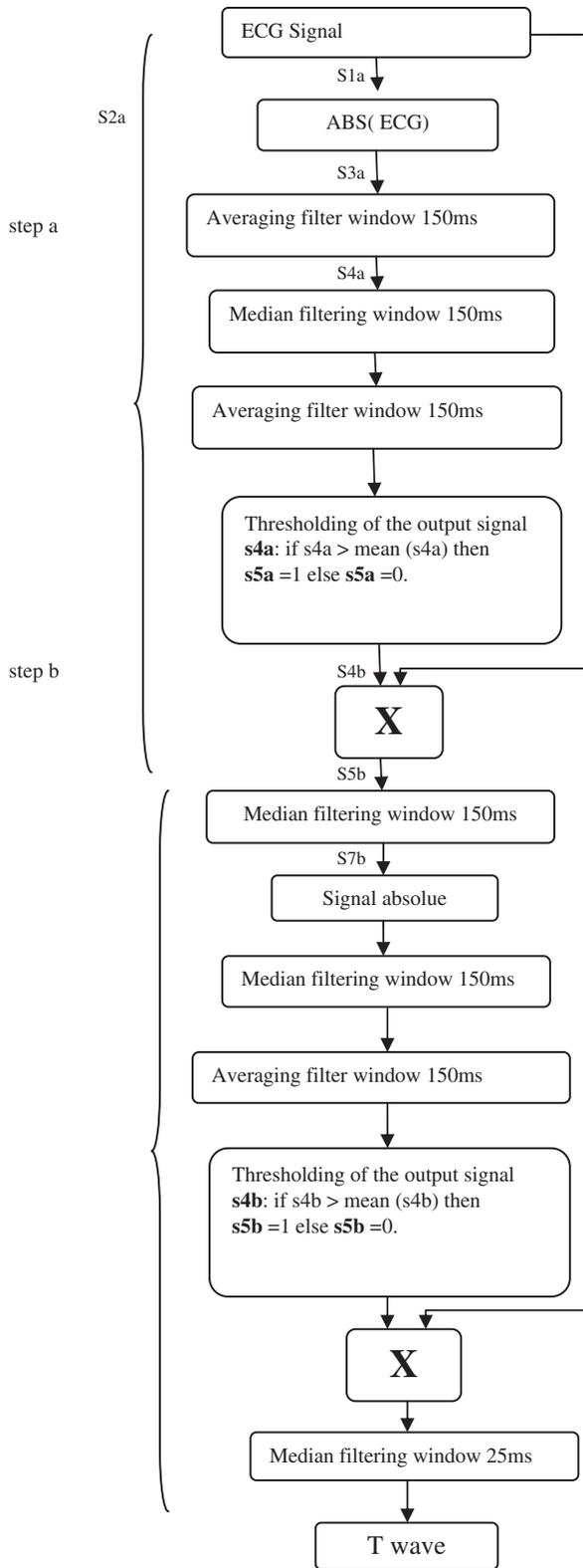


Figure 6. T-wave detection step.

### 2.3. T-wave detection step

We have chosen the duration of the median filter window (150 ms), because it eliminates the QRS complex which has the maximum duration of 120 ms. This output signal has the same period of the ECG signal, without negative or positive pulse; only one simple wave repeating itself each beat.

Table 1. T-wave detection results.

Record	Beat	TP	TN	FP	FN	Error =		
						Se = TP/ (TP + FN)	P+ = TP/ (TP + FP)	(FP + FN)/ (TP + TN)
European STT	20 381	20 343	0	53	91	99.55%	99.74%	0.71%
MITBIH	11 894	11 826	0	62	115	99.04%	99.48%	1.50%
MITBIHST	12 333	12 428	0	17	222	98.25%	99.86%	1.92%
Total	44 608	44 597	0	132	428	98.95%	99.69%	1.38%

The different steps implemented to T-wave detection are cited below: Thus, the output signals

- *Step a: s1a–s6a* (smoothing the QRST complex); The first step includes the operation of absolute signal; mean filter, median filter, generating rectangular signal and multiplying it by the original signal.
- *Step b: s1b–s7b* (removing the P-wave; and T-wave detection), shown by Figure 6; The next step is the iteration of the first, but the input signal is the output signal of the first step, we add a median filter of 25 ms to eliminate pulses due to the processing operations.

### 3. Results

Figures 4 and 5 show the signals obtained through the steps implemented in the proposed algorithm. The algorithm was tested on ECG signals from the database EUROPEAN STT, MITBIH and MITBIHST; the detection rate and detection efficiency are summarized in Table 1 given that the expressions sensitivity, specificity, predictive and error are, respectively  $(Se = TP/(TP + FN))$ ;  $(Sp = TN/(TN + FP))$ ;  $P+ = TP/(TP + FP)$ ;  $Error = (Fn + Fp)/(Tp + Tn)$ .

### 4. Discussion

According to the results, we note that the detector has excellent sensitivity, positive predictivity and a very small error. These are, respectively, 98.95%, 99.69% and 1.38%, ranking it among the most effective detectors; Marchesi and Paoletti [7], whose sensitivity was 99.8% and predictivity was P+ 99.9%, Iliev *et al.* [8], with a specificity of 99.5% and a sensitivity of 95.7% and Garcia *et al.* [9], whose detector has a sensitivity of 85% and a positive predictivity of 86%.

### 5. Conclusion

The detector developed has many advantages. These benefits have been highlighted through the evaluation of the results of various tests conducted on various ECG signals from the European database ST-T and MITBIH MITBIHST. These assessments use the sensitivity, predictivity and error.

The major advantage in this work is to free the detection of the T-wave of the QRS detection. It will minimize detection error by detecting T-wave directly. On the other hand we can use the result to delineate the T-wave because we will have in one signal just a T-wave and not PQRST waves.

## Declaration of interest

The authors report no conflicts of interest. The authors alone are responsible for the content and writing of this article.

## References

1. Martinez, J., Almeida, R., Olmos, S., Rocha, A., and Laguna, P., 2004, A wavelet-based ECG delineator: Evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **51**, 570–581.
2. Goutas, A., Ferdi, Y., Herbeuval, J.-P., Boudraa, M., and Boucheham, B., 2005, Digital fractional order differentiation-based algorithm for P and T-waves detection and delineation. *ITBM-RBM*, **26**, 127–132.
3. Mehta, S.S., and Lingayat, N.S., 2009, Application of support vector machine for the detection of P- and T-waves in 12-lead electrocardiogram. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, **93**, 46–60.
4. Mehta, S., Lingayat, N., and Sanghvi, S., 2009, Detection and delineation of P and T waves in 12-lead electrocardiograms. *Expert Systems*, **26**, 125–143.
5. Miček, J., and Kapitulík, J., 2003, Median filter. *Journal of Information, Control and Management Systems*, **1**, 51–56.
6. Keselbrenner, L., Keselbrenner, M., and Akselrod, S., 1997, Nonlinear high pass filter for R-wave detection in ECG signal. *Medical Engineering & Physics*, **19**, 481–484.
7. Marchesi, C., and Paoletti, M., 2004, ECG Processing Algorithms for Portable Monitoring Units. *The Internet Journal of Medical Technology*, **1**.
8. Iliev, I., Krasteva, V., and Tabakov, S., 2007, Real-time detection of pathological cardiac events in the electrocardiogram. *Physiological Measurement*, **28**, 238–255.
9. Garcia, J., Sornmo, L., Olmos, S., and Laguna, P., 2000, Automatic detection of ST-T complex changes on the ECG using filtered RMS difference series: Application to ambulatory ischemia monitoring. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **47**, 1195–1201.

# LA DETECTION AUTOMATIQUE DU DECALAGE DU SEGMENT ST

**KHOLKHAL Mourad<sup>1</sup>; BEREKSI REGUIG fethi<sup>2</sup>;**

Biomedical Engineering research Laboratory

<sup>1</sup>kholkhal@gmail.com

<sup>2</sup>bereksif@yahoo.fr

## Résumé

L'utilisation du signal ECG<sup>1</sup> dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires est indispensable. Elle se manifeste dans la détermination des différentes ondes (P, Q, R, S, T) qui compose le signal ECG. Différents algorithmes sont utilisés pour la détection et la segmentation du signal ECG. Une fois le complexe QRS détecté, les différentes ondes et segments seront identifiés. Ainsi dans cet article on s'intéresse à la détection automatique du segment ST passant par la détection du complexe QRS et de l'onde T. Un algorithme a été développé et testé sur un ensemble d'enregistrements des bases de données EUROPEAN STT, MITBIH et MITBIHST du signal ECG. Les résultats obtenus sont très intéressants (sensitivité (99,80%, 99,89%, 98,47%), prédictivité positive (99,94%, 99,93%, 99,72%), erreur (0,26%, 0,18%, 1,83%)).

**Mot clés :** Electrocardiogramme ECG, Complexe QRS, Onde T, Segment ST.

## 1. Introduction :

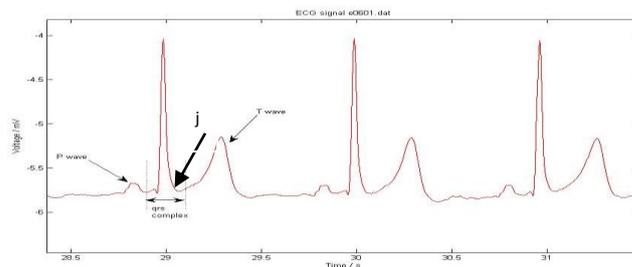
Le signal électrocardiogramme est une grandeur physiologique qui permet de faire une évaluation de l'état cardiovasculaire du patient. Il se compose essentiellement par les ondes P, QRS, T montré sur la figure (1). La détection et l'identification de ces ondes va permettre au spécialiste cardiologue de faire un bon diagnostic de l'état cardiaque d'un patient. En effet leurs variabilités temporelles et morphologiques sont en corrélation directe avec l'activité cardiaque. Ainsi, dépendant des pathologies cardiaques, une ou deux sur l'ensemble de ces peuvent être affectées.

Ainsi, les tensions induites par l'ischémie entraînent une variation du segment ST. La détection de ce segment a été faite lors d'épreuves d'effort par les cardiologues (Blackburn 1969) ce

qui a permis l'identification de la maladie coronarienne. En 1976, Dalton et al. ont décrit la première utilisation de cette surveillance dans le cadre de la surveillance d'une anesthésie générale. En 1979, Roy et al ont utilisé l'analyse automatique grâce au développement de l'informatique [1]. En 1984, Kotrly et al ont mis en place un système de monitoring du segment ST [2]. Michael Ringborn et al [3] qui ont fait une comparaison entre la méthode HFQRS<sup>2</sup> et la détection du décalage du segment ST en vue de la reconnaissance d'ischémie cardiaque. Simoons et Hugenholtz[4] relie la variation du segment ST avec l'âge et le rythme cardiaque.

Différents algorithmes et techniques ont été développés dans ce domaine pour améliorer le diagnostic, on cite ainsi Martinez et al [5] qui ont utilisé la méthode d'ondelette pour la délimitation du signal ECG ou encore Afcene G et al [6] qui ont développé un algorithme basé sur la différentiation numérique d'ordre fractionnel et Mehta et al [7] qui ont utilisé 'support vector machine' pour la délimitation de l'onde T et P.

Dans ce travail, une approche basée (après le filtrage du signal) sur la décomposition en ondelettes, puis l'interprétation et une transformation non linéaire du signal résultant, pour enfin détecter le complexe QRS et l'onde T après un seuillage appropriés. Le segment ST est alors déduit.



**Figure 1. Signal ECG**

<sup>1</sup> Electrocardiogramme

<sup>2</sup> Composantes haute fréquence de la phase de dépolarisation cardiaque.

## 2. Moyens et méthodes

Le signal utilisé pour extraire le segment ST est téléchargé du site [www.physionet.org](http://www.physionet.org), de la base de données EUROPEAN STT DATABASE. L'environnement MATLAB a été utilisé pour le développement de cet algorithme.

### 2.1. Décalage du segment ST et d'ischémie

Vu le signal ECG (figure 1), les termes de sus et sous décalage sont définis en fonction de la position du segment par rapport à la ligne isoélectrique.

Pour être symptomatique d'une ischémie, il est nécessaire que le potentiel du segment ST soit  $>$  ou  $<$  à 0,1 mV (soit plus ou moins 1 mm) et d'une durée supérieure à 20 sec ou présent sur 10 complexes consécutifs [7] [8]. [9]. La sus ou sous dénivellation du segment ST pour être le reflet d'une ischémie myocardique doit également remplir les conditions suivantes : en présence d'un sous décalage rectiligne l'amplitude doit être de -0,1 mV (-1 mm), en cas de sous décalage descendant le point J doit être négatif de plus de -0,1 mV (-1 mm), en présence d'un sus décalage celui-ci doit s'accompagner d'une élévation 80 ms après le point J de plus de 2 mm pour être symptomatique d'une ischémie.

### 2.2. Description de la méthode proposée

La méthode proposée pour la détection du segment ST est schématisée sur le schéma bloc donnée sur la figure 3 ci-dessous. Le signal ECG est d'abord filtré puis décomposé en ondelette. Le signal obtenue est subit ensuite des opérations de transformations non linéaire, puis un seuil est appliqué pour enfin détecter le complexe QRS et du segment.

#### 2.2.1. filtrage du signal ECG

Le signal ECG récupéré de la base de données est bruité. Pour être exploité par l'algorithme développé, différentes étapes de filtrage ont été implémentées. Les variations de la ligne de base ont été supprimées en exploitant un filtre médian similaire à celui d'après L. Keselbrener et al [8]. Ainsi que les hautes fréquences sont éliminées grâce à un filtre passe bas de type Butterworth, avec une fréquence de coupure de 35Hz. (figure 2).

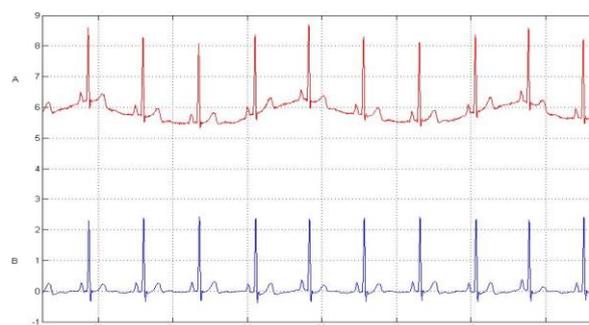


Figure 2. a. signal ecg brut, b. signal ecg filtré

#### 2.2.2. Algorithme de détection du complexe QRS

Une fois le signal ECG filtré, le signal est décomposé en ondelettes biorthogonale inverse. Après que différentes ondelettes mères CWT<sup>3</sup> ont été testées, l'ondelette biorthogonale inverse est utilisée pour cette décomposition, et surtout pour sa performance Ravi et al. [9]. Ainsi que le choix de l'échelle 3 est fixé de telle façon d'avoir les coefficients relatifs aux ondes T et P atténués. , on aura des coefficients qui pourront nous aider à détecter le complexe QRS. La figure 3 montre les différentes étapes dans la détection du complexe QRS.

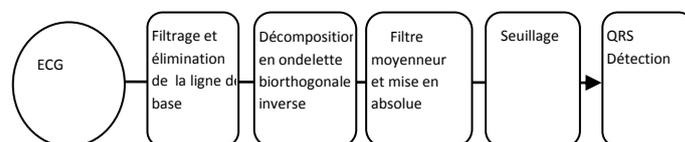


Figure.3. schéma bloc de l'algorithme de détection du complexe QRS

Les coefficients obtenus après la décomposition en ondelette biorthogonale inverse à l'échelle 3 génère un signal qui sera ensuite moyenné et mise en valeur absolue (figure 4). Un seuil dynamique<sup>4</sup> est alors appliqué, un signal carré dont sa période est la durée de l'intervalle RR<sup>5</sup> est obtenue en sortie. La multiplication du signal carré par le signal ECG, donne le complexe QRS sans d'autres composants.

<sup>3</sup> Transformée d'ondelette continue

<sup>4</sup> Le seuil dynamique correspond à la moyenne du signal ECG sur une durée définie.

<sup>5</sup> Intervalle de temps séparant deux battements cardiaques successifs.

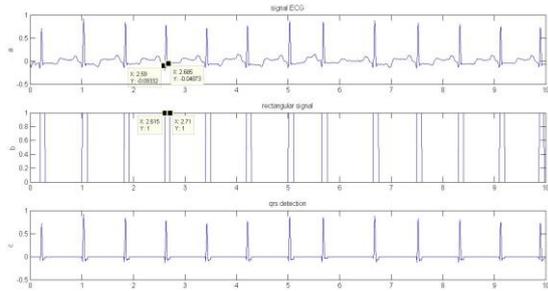


Figure.4.détection du complexe QRS.

### 2.2.3. Détection du décalage<sup>6</sup> du segment ST

Une fois le complexe QRS détecté ainsi que l'onde T, le segment ST peut être détecté aisément. Et qui représente la partie du signal ECG situant entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. il suffit d'appliquer les deux algorithmes et de récupérer le segment ST (figure 5). Bien que la distance du point de mesure de la déviation du segment ST est situé entre 60 et 80 ms du point J [10] [11] [12] [13].

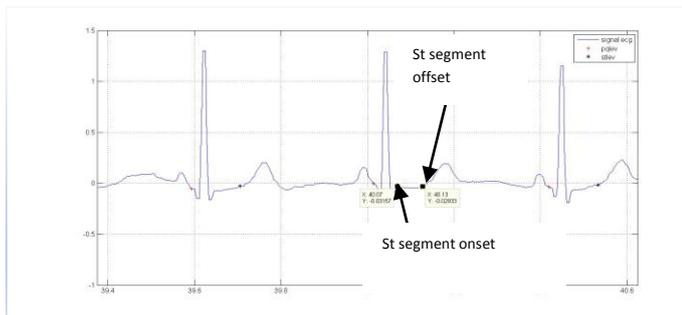


Figure.5. détection du segment ST

## 3. Résultats

Les figures ci-dessous (6.1, 2, 3) illustrent les signaux obtenus à travers les différentes étapes implémentées dans l'algorithme proposé. L'algorithme a été testé sur les signaux ECG de la base de données EUROPEAN STT et les résultats obtenus vis-à-vis du taux de détection et l'efficacité de détection sont résumés sur le tableau 1 ci-dessous sachant que les expressions de la sensibilité, la spécificité, la prédictivité et de l'erreur sont respectivement ( $Se=TP/(TP+FN)$ ;

$$Sp=Tn/(Tn+Fp) ; P+=Tp/(Tp+Fp) ;$$

$$Erreur=(Fn+Fp)/(Tp+Tn) .$$

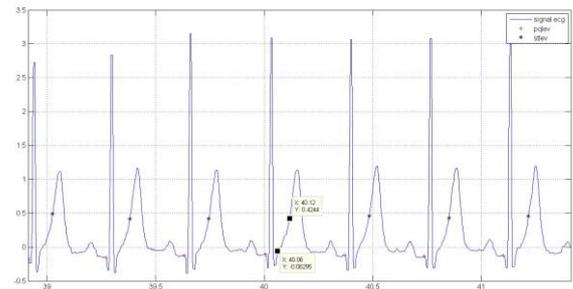


Figure.6. 1 .décalage du segment ST (MITBIHST 310).

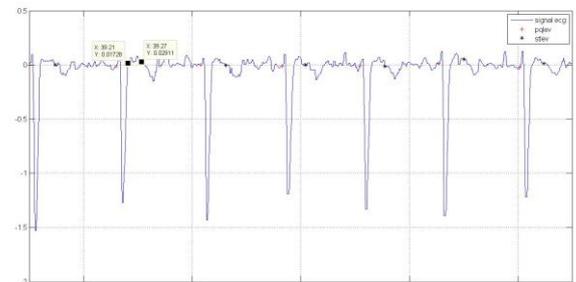


Figure.6.2. décalage du segment ST (MITBIHST 315).

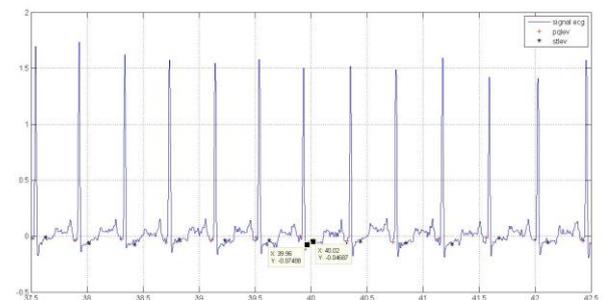


Figure.6.3. décalage du segment ST (MITBIHST 325).

Tableau 1.résultat de la détection du segment ST.

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se=TP/(TP+FN)	P+=TP/(TP+FP)	ERROR=(FP+FN)/(TP+TN)
EUROPEAN S	18310	18339	0	11	37	99,80%	99,94%	0,26%
MITBIH	11143	11139	0	8	12	99,89%	99,93%	0,18%
MITBIH ST	11376	11234	0	32	174	98,47%	99,72%	1,83%

<sup>6</sup> L'élévation du niveau électrique du point j +60ms par rapport au niveau électrique du segment PQ.

#### 4. Discussion

D'après les résultats obtenus, on note que le détecteur présente une excellente sensibilité, prédictivité positive et une erreur très faible. Celles-ci sont respectivement (98.95%, 99.69%, 1.38%) le classant ainsi parmi les détecteurs les plus efficaces ; citant ainsi C. Marchesi et M. Paoletti [14] dont la sensibilité 99.8% et la prédictivité P+ 99.9%, Ivo Iliev et al. [15] avec une spécificité de 99.5% et une sensibilité de 95.7% et Garcia, J et al. [16] dont leur détecteur a une sensibilité de 85% et une prédictivité positive de 86%.

Le tableau 1 montre en détail le résultat de chaque application du détecteur sur l'enregistrement du signal ECG. Ainsi l'utilisation des filtres non linéaires (médian et moyennneur) a amélioré le taux de détection du segment ST. Ce qui réduira le risque d'ignorer un ou plusieurs battements sans analyse et diagnostic.

#### 5. Conclusion

Le détecteur développé présente beaucoup d'avantages. Ces avantages ont été mis en exergue à travers l'évaluation des résultats obtenus sur les différents tests menés sur différents signaux ECG de la banque de données EUROPEEN ST-T, MITBIH et MITBIHST. Ces évaluations faisant appels aux taux de sensibilité, de prédictivité positive et d'erreur. Le changement du segment ST reflète une anomalie cardiaque dite ischémie. La prédiction permet de prévenir certaines complications. Les résultats sont satisfaisants et d'une linéarité remarquable. Ce qui va permettre d'étudier la variabilité du décalage du segment ST.

#### Références

1. Thys DM, Kaplan JA: *The ECG in Anesthesia and Critical Care*. New York, Churchill Livingstone, 1987 Vol I, 1121-27
2. Kortly K, Kotter G, Mortara D, et al. Intraoperative detection of myocardial ischemia with an ST segment trend monitoring system. *Anesth Anal* 1984; 63:343-345
3. Michael Ringborn, MD, Jonas Pettersson, MD, PhD, Eva Persson, MD, PhD, Stafford G. Warren, MD, Pyotr Platonov, MD, PhD, Olle Pahlm, MD, PhD, Galen S. Wagner, MD 'Comparison of high-frequency QRS components and ST-segment elevation to detect and quantify acute myocardial ischemia', *Journal of Electrocardiology*, Volume 43, Issue 2, Pages 113-120, March 2010
4. Simoons ML, Hugenholtz PG 'Gradual changes of ECG waveform during and after exercise in normal subjects', *Circulation*. 1975 Oct; 52(4):570-7.
5. Martinez J, Almeida R. Olmos S, Rocha A, Laguna P. A wavelet-based ECG delineator: Evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2004; 51(4):570-581.
6. Ahcene Goutas, Youcef Ferdi, Jean-Pierre Herbeuval, Malika Boudraa, Bachir Boucheham, Digital fractional order differentiation-based algorithm for P and T-waves detection and delineation, *ITBM-RBM*, Volume 26, Issue 2, April 2005, Pages 127-132, ISSN 1297-9562, DOI: 10.1016/j.rbmret.2004.11.022.(<http://www.sciencedirect.com/science/article/B7GHY-4F97G6H-1/2/1ddfc63afcd31df8890a88fcad0174a3>)
7. Mehta, S. S. and Lingayat, N. S. 2009. Application of support vector machine for the detection of P- and T-waves in 12-lead electrocardiogram. *Comput. Methods Prog. Biomed.* 93, 1 (Jan. 2009), 46-60. DOI= <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2008.07.014>
8. L Keselbrener, M Keselbrener, S Akselrod. Nonlinear high pass filter for R-wave detection in ECG signal. *Med Eng Phys.* 1997 Jul; 19 (5):481-49338889
9. Ravi Shankar Meena, Ambalika Sharma. Comparison and analysis of orthogonal and biorthogonal wavelets for ECG compression. *International Journal of Research in Engineering and Technology*. Volume: 03 Special Issue: 03 | May-2014 | NCRIET-2014
10. Ellestad M H, Crooke DM Jr, Greenberg P S. Stress testing: principles and practice. *Philadelphia: F A Davis*, 1980; 85
11. Stuart R, Ellestad M H. Upsloping ST segment in exercise stress testing. *American Journal of Cardiology* 1976; 37: 19-22
12. John G Muller, Paul G Barash. Automated ST segment Monitoring. *International Anesthesiology Clinics. Little Brown and Company*, 1993; 30(3): 48-52

13. Pentti M. Rautaharju , Borys Surawicz, Leonard S. Gettes . 'Standardization and Interpretation of the ECG, Part IV', *Journal of the American College of Cardiology*, Vol. 53, No. 11, 2009,ISSN 0735-1097/09/\$36.00,doi:10.1016/j.jacc.2008.12.014

14. C. Marchesi & M. Paoletti : ECG Processing Algorithms for Portable Monitoring Units . *The Internet Journal of Medical Technology*. 2004 Volume 1 Number 2.

15. Ivo Iliev, Vessela Krasteva and Serafim Tabakov : Real-time detection of pathological cardiac events in the electrocardiogram. *Physiological Measurement* Volume 28 Number 3.

16.Garcia, J.; Sornmo, L.; Olmos, S.; Laguna, P. Automatic detection of ST-T complex changes on the ECG using filtered RMS difference series: application to ambulatory ischemia monitoring. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2000, vol. 47, no9, pp. 1195-1201.



# Efficient automatic detection of QRS complexes in ECG signal based on reverse biorthogonal wavelet decomposition and nonlinear filtering



Kholkhal Mourad\*, Bereksi Reguig Fethi

Biomedical Engineering Research Laboratory, Faculty of Technology-Biomedical Engineering Department, University of Tlemcen, Algeria

## ARTICLE INFO

### Article history:

Received 7 January 2016  
Received in revised form 5 September 2016  
Accepted 7 September 2016  
Available online 9 September 2016

### Keywords:

ECG  
QRS complex detection  
Reverse biorthogonal wavelet  
Nonlinear filtering  
EUROPEAN-STT  
MITBIH and MITBIHST databases

## ABSTRACT

The Electrocardiogram (ECG) is one of the most used signals in the diagnosis of heart diseases. It refers to the electrophysiological activity of the heart. The ECG contains different waves and intervals that directly correlate with heart activity. In order to diagnose heart diseases, such as waves and intervals must be correctly detected and measured. Therefore, different methods are proposed and used in the research literature in order to detect, measure and analyze these waves and consequently help to diagnose heart activity. In this paper, we are interested more particularly in the detection of the QRS complex. Such QRS complex represents the depolarization state of the heart activity. To detect QRS complex, the proposed algorithm procedures use wavelet transforms. In fact, the proposed method is based on Wavelet transform decomposition of ECG signal using reverse Biorthogonal mother wavelet. The resulting coefficients are filtered using non-linear filters (averaging and median filter). The resulting filtered coefficients are then passed through the dynamic threshold to detect all the QRS complexes. The proposed algorithm is implemented and tested on a set of ECG recordings (near one million *beats*) taken from respectively the EUROPEAN STT, MITBIH and MITBIHST databases. The obtained results are very interesting in terms of sensitivity, positive predictive value and error (respectively 99.73%, 99.90%, and 0.37%) compared to other works in the field.

© 2016 Elsevier Ltd. All rights reserved.

## 1. Introduction

The use of the ECG signal in the diagnosis of cardiovascular disease is essential, since the different waves (P, Q, R, S, and T) contained in this signal directly correlate with heart activity. In the research literature, we found many algorithms, which are developed and used for the detection and segmentation of the ECG signals. Some of these algorithms use linear or nonlinear filtering, others use signal transformations in order to detect QRS complexes. As an example of filtering algorithms is that of Pan Tompkins [1] who proposed an algorithm to recognize QRS complex based on band pass filtering (BPF) to reduce the false detection in ECG signals. Yeh and Wang [2] proposed also a simple and reliable linear method. It is termed the Difference Operation Method (DOM) to detect the QRS complex. Actually, with the improvement of hardware environment much more algorithms uses transformations such wavelet transforms. Many algorithms that can detect QRS complexes using wavelet transforms are available in research literature such as proposed by Li et al. [3], Bahoura et al. [4] and

Kadambe et al. [5]. These algorithms based on the work of Mallat and Hwang [6] show that when a mother wavelet used for the decomposition of a signal is relatively steady the obtained zero-crossings correspond to the details of local extrema of the original signal. Similarly Martinez et al. [7], use the wavelet method for the delineation of the ECG signal. Ghaffari et al. [8] use also the discrete wavelet transform DWT for the delineation of the ECG signal. In fact, they show that by applying a new simple approach to a selected scale obtained from DWT, the proposed method was able to detect respectively the QRS complex, the P-wave and the T-wave in the ECG signal.

More works that are recent propose methods like [10,11], which help real-time detection of QRS complexes. It would also be nice to discuss the complexity of the proposed method and compare the same with the existing ones, but we find that Elgendi et al. [12], has done a work about performance of current QRS detection algorithms described in the literature. They agree that these algorithms has not been completely assessed, in terms of robustness to noise, parameter choice, and numerical efficiency.

In the last four years, we can find a few of algorithm that exceed 99.85% of sensitivity and the same of predictivity. In this way [9] have compared three of the best QRS detection algorithms, regarding their results, the need of going for another approach is clear. In

\* Corresponding author.

E-mail addresses: [kholkhal@gmail.com](mailto:kholkhal@gmail.com) (K. Mourad), [bereksif@yahoo.fr](mailto:bereksif@yahoo.fr) (B.R. Fethi).

order to increase this performance, and to minimize the detection error. The detection rate reported from recent works is concentrated on the MITBIH DATABASE tests. The proposed method will be preferred over other conventional methods, if the user needs a global, simple, fast and predictive algorithm for QRS complexes detection.

In this paper, we propose an efficient approach for automatic detection of QRS complex in the ECG signal. The approach is proposed after a synthesis of the different methods cited above [1,3–8] in terms of performance<sup>1</sup> in QRS detection and time execution of the processing algorithm. The developed method tested respectively on the European ST-T database, the MITBIH, MITBIH-ST database and the LONGTERM-ST databases. In total over 1.5 million of ECG *beats* are analyzed in terms of QRS detection.

## 2. Method

The proposed method combines Wavelet transforms decomposition of ECG using reverse Biorthogonal mother wavelet and non-linear filtering. The wavelet decomposition generates a set of decomposition coefficients. These coefficients are filtered using non-linear filters. The resulting coefficients are then used to detect the QRS complexes. In fact, as it is illustrated in Fig. 1, the proposed approach is based on successive steps. These are:

- 2.1. Filtering the baseline wandering
- 2.2. Continuous wavelet decomposition
- 2.3. Non-linear filtering
- 2.4. Dynamic thresholding
- 2.5. QRS detection

The description of each step will be detailed in the next paragraphs.

### 2.1. Filtering the baseline wandering

The ECG signals available from the different databases: the European ST-T database, the MITBIH, MITBIH-ST database and the LONGTERM-ST databases used in this work are corrupted by noise which affect the baseline. In order to filter the baseline wandering a Median filter<sup>2</sup> is implemented; this is inspired from that of Keselbrenner et al. [13]. The approach is based first on detecting the baseline wandering using a median filter, then subtracting the resulting signal from the raw ECG signal (transfer function equation (1)).

$$S(n) = S(n) - \text{median}(S(n), d) \quad (1)$$

$d$ : window length (200 samples are taken to have the entire ECG beat),  $S(n)$ : signal's sample to filter.

The obtained ECG signal represents undistorted R-waves. However, high frequency noises are still presents. Therefore, these are eliminated through a low pass filter. It is a low pass Butterworth filter with a cutoff frequency of 25 Hz [14]. This does not affect the QRS complex bandwidth which is between 5 and 25 Hz [15] (Fig. 2).

### 2.2. Continuous wavelet decomposition

#### 2.2.1. Wavelet transform

The Wavelet Transform of a time signal at any scale is the convolution of the signal and a time-scaled daughter wavelet. Scaling

and translating the mother wavelet is the mechanism that adapts the transform to the spectral and temporal changes in the signal. Wavelets are generally orthogonal basis functions. The choice of the mother wavelet is highly related to the nature of the signal. For the proposed approach, the Biorthogonal wavelets are used. Although biorthogonal wavelets add complexity for the reconstruction of the signal. Which are due to the extra computation time required for dual function transformation. However, they offer temporal symmetry [16], this temporal symmetry along with the oscillations may be convenient in QRS complex detection.

Sahambi [17] define the wavelet transformation  $Wf(a, b)$  of the signal  $f(t)$  as (Eq. (2)):

$$Wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2)$$

where  $\psi^*(t)$  is the mother wavelet (complex conjugate),  $a$  is the scale factor and  $b$  is the translation parameter.

Note that if  $a$  is taken equal to  $2^j$  ( $j \in \mathbb{Z}$ ); we talk in this case about dyadic transform.

A function is a wavelet if it satisfies the conditions of admissibility defined by Eq. (3):

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega = C_\omega < +\infty \quad (3)$$

$C_\omega$  is the constant eligibility. This condition implies that (Eq. (4)):

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(\omega) dt = 0 \quad (4)$$

The dilated version  $\psi_a(t)$  of  $\psi(t)$  is therefore defined by (Eq. (5))

$$\psi_a(\omega) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left( \frac{t}{a} \right) \quad (5)$$

#### 2.2.2. Biorthogonal wavelets

Biorthogonal wavelets are widely used in signal processing because of their perfect symmetry.

Although the Biorthogonal and Reverse Biorthogonal filters have different orthogonality relationships than their orthogonal wavelet cousins, they still have the properties of alias cancellation, perfect reconstruction, and vanishing moments. Also [16,18–20] used these wavelets transform family because of their performance.

They are defined like the orthogonal wavelets, based on biorthogonal multi resolution. In analogy with the case of orthogonal, the signal  $f(t)$  can be written in Eqs. (6) and (7):

$$f(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n}^* \rangle \psi_{j,n}(t) \quad (6)$$

$$f(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle j, \phi_{j,n}^* \rangle \phi_{j,n}(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n}^* \rangle \psi_{k,n}(t) \quad (6)$$

$$f(t) = \sum_{j,n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}^*(t) \quad (7)$$

$$f(t) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle j, \phi_{j,n} \rangle \phi_{j,n}^*(t) + \sum_{k \leq j, n \in \mathbb{Z}} \langle f, \psi_{k,n} \rangle \psi_{k,n}^*(t) \quad (7)$$

$\phi$  and  $\phi^*$  are scalar functions.

<sup>1</sup> Provided by wavelet transformation precision.

<sup>2</sup> The median filter is a sliding-window spatial filter; it replaces the center value in the window with the median of all the sample values in the window.

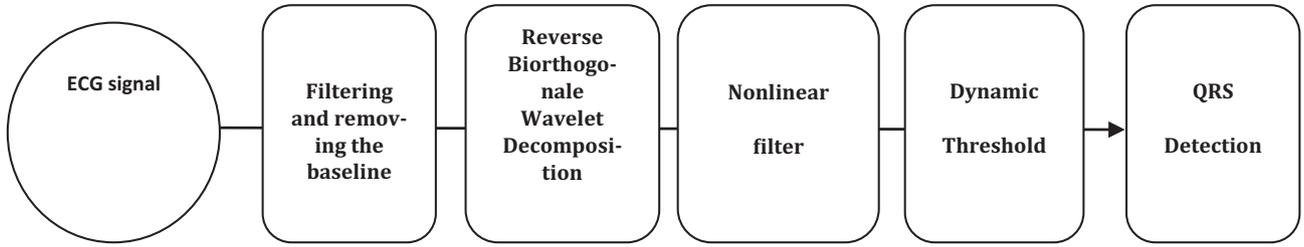


Fig. 1. The proposed QRS complex detection approach.

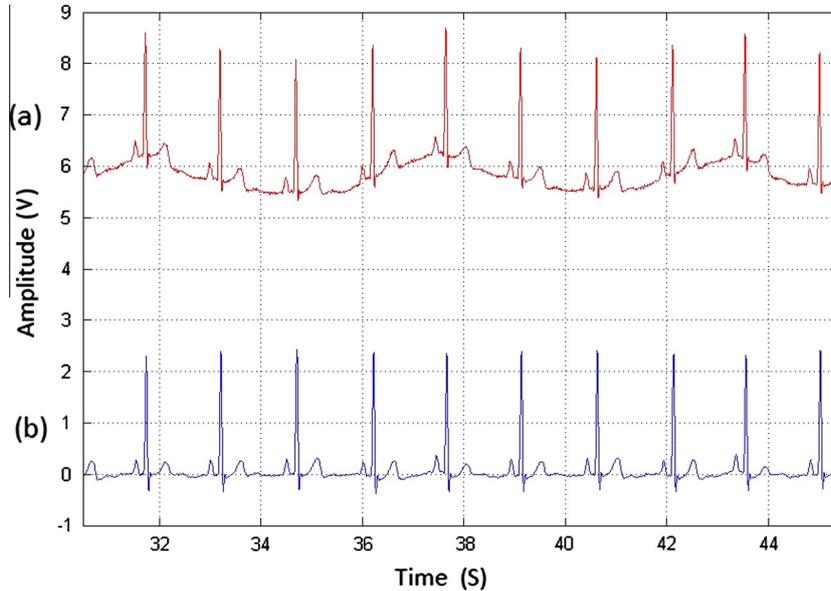


Fig. 2. (a) Raw ECG signal. (b) Filtered ECG signal.

– It is well known in the subband filtering community that symmetry and exact reconstruction are incompatible (except for the Haar wavelet) if the same FIR filters are used for reconstruction and decomposition. Two wavelets, instead of just one, are introduced<sup>3</sup> by:

- One,  $\tilde{\psi}$  is used in the analysis, and the coefficients of a signal  $f$  are calculated by Eq. (8):

$$\tilde{c}_{j,k} = \int f(x)\tilde{\psi}_{j,k}(x)dx \tag{8}$$

- The other,  $\psi$  is used in the synthesis calculated by the following equation (Eq. (9)):

$$f(x) = \sum_{j,k} c_{j,k}\tilde{\psi}_{j,k}(x) \tag{9}$$

### 2.2.3. Reverse biorthogonal wavelet decomposition of the ECG

The reverse biorthogonal decomposition computes the wavelet coefficients of the filtered ECG signal by using ‘rbio’ of the MATLAB wavelets toolbox. They are calculated like in the biorthogonal decomposition case, but the wavelet used for synthesis will be used here for analysis and vice versa.

To make choice of reverse biorthogonal wavelet, we have tried various wavelet decomposition, which have the same shape of the QRS complex of the ECG signal. A daubechies, coiflets, symlets, Mexican hat and biorthogonal wavelets was being used in this

comparison (shown in Fig. 3). It is clear that rbio2.2 have the best coefficient representation, without P and T wave.

The scalogram in Fig. 4 shows the energy percentage for each coefficient by using ‘rbio2.2’ wavelet transforms. After a qualitative evaluation of the generated signals at each decomposition scale. In terms of QRS duration and amplitude, the signal at scale 3 is the optimum for detection. Fig. 4 shows it clearly because of P and T attenuation.

### 2.3. Nonlinear filtering operations

The following successive steps of non-linear filtering, are shown on the proposed scheme (Fig. 5).

In fact, the resulting signal corresponds to a signal with pulses of durations corresponding to those of the QRS complex.

1. Absolute signal (Fig. 5c)

The absolute value step is required in order to detect in the ECG signal eventual reverse R waves. This Eq. (10) shows the operation:

$$S(n) = \text{abs}(S(n)) \tag{10}$$

2. Averaging filter (Fig. 5e)

The step of averaging is required for a smoothing purpose. The averaging filter equation (11) is:

$$S(n) = \frac{1}{d} \sum_{m=0}^{d-1} S(n-m) \tag{11}$$

<sup>3</sup> MATLAB Product help, © 1984–2009 The MathWorks, Inc.

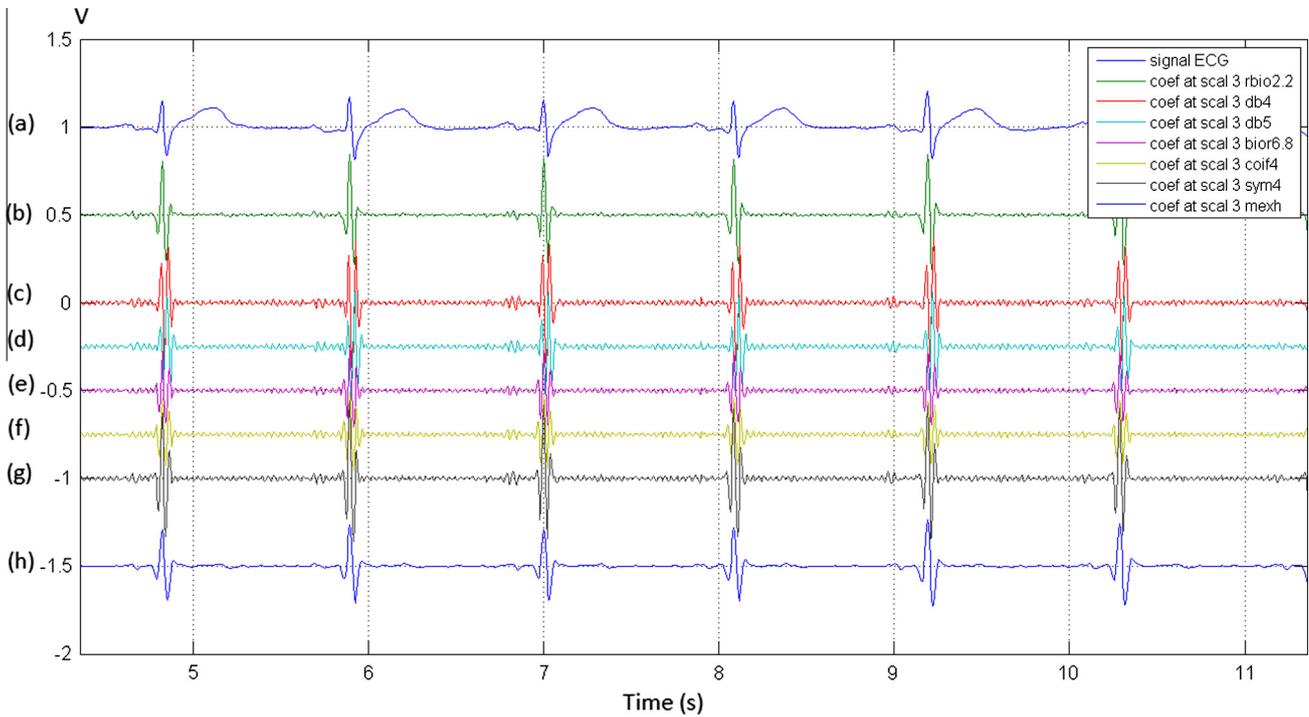


Fig. 3. Coefficient of ECG signal wavelet decomposition by using various wavelet family.

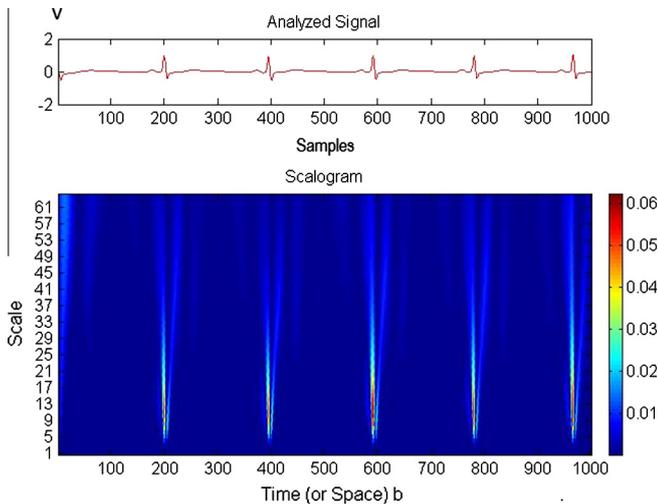


Fig. 4. Scalogram of 'rbio2.2' ECG wavelet decomposition.

d: window length (equal to 10 samples<sup>4</sup>),  $S(n)$ : signal's sample to filter.

### 3. Median filter (Fig. 5d)

In order to smooth the averaged signal, we apply the Median filter with a transfer function equation (12); Fig. 5d shows the obtained signal.

$$S(n) = \text{median}(S(n), d) \quad (12)$$

d: window length (equal to 20 samples),  $S(n)$ : signal's sample to filter.

<sup>4</sup> If sampling frequency is 250, else it will be multiplying by coefficient (=new  $F_s/250$ ).

### 2.4. Dynamic thresholding

The next step is then to compare the absolute smoothed signal to a dynamic threshold in order to generate a train of pulses. The durations of these pulses correspond to the widths of the successive QRS complexes. We should conveniently select the dynamic threshold, in order to generate the correct widths of the QRS complexes. The threshold of one period is  $th(w)$  is calculated by Eq. (13),

$$th(w) = \frac{k}{T} \sum_x^{x+T} f(x) \quad (13)$$

where  $w = 1$ : (length  $(f)/T$ );  $k$ : a real constant, fixed by the user in order to increase the detection ratio.

The threshold is the mean of the absolute smoothed ECG signal (Fig. 6d) over a fixed period  $T = 2$  s.<sup>5</sup> Fig. 6c illustrates the threshold in the green line. As stated above it corresponds to a train of pulses of same durations and localizations of the QRS complexes of the ECG signal in the output signal (Fig. 6e).

### 2.5. QRS detection

The QRS complexes are the result of the scalar product of the train of pulses and the original ECG signal (Fig. 6f). A further temporal threshold is also applied to eliminate false QRS detection. By set to zero, each beat detected before 0.36 s, corresponding to a maximum heart rate of 190 bpm. Fig. 6f below illustrates output signal.

## 3. Results

The proposed algorithm is tested and evaluated on ECG signals taken from different Universal databases: the EUROPEAN STT, the MITBIH, the MITBIH-ST and the LONGTERM-ST databases. Fig. 6

<sup>5</sup> Approximately 1 beats with heart rate of 60 bpm.

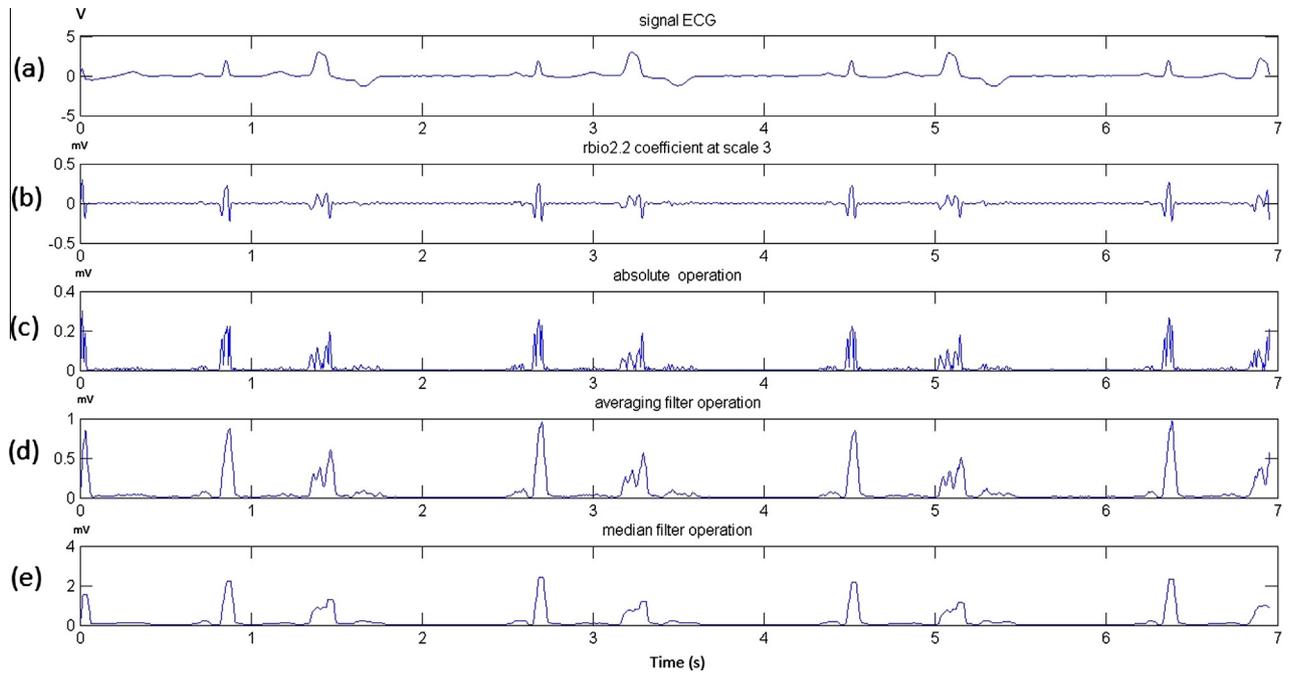


Fig. 5. Filter operation effect.

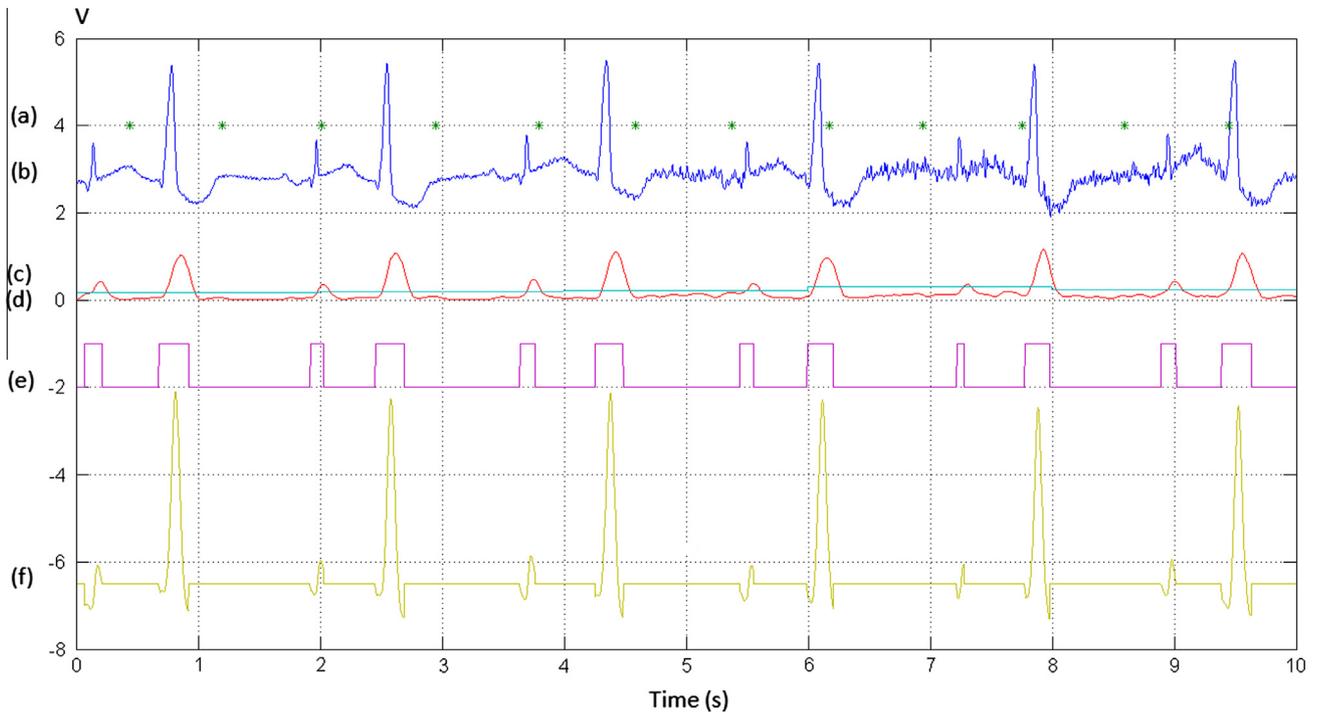


Fig. 6. QRS detection steps of (MIT BIH record 228, from sample 522,000 to 525,600 (10 s)).

illustrates a sample of these ECG signals and their corresponding detected QRS complexes through the proposed algorithm. As it can be noticed, the QRS complexes are detected in very noisy ECG signals.

The performances of the proposed algorithm are also evaluated by calculating different parameters. These are sensitivity **Se**, positive predictive value **P+** and **Error**. They are defined respectively as:

$$Se = T_p / (T_p + F_n); \quad P+ = T_p / (T_p + F_p);$$

$$Error = (F_n + F_p) / (T_p + T_n).$$

where  $T_p$  is the total number of true positives identified in the given record compared to annotation (Fig. 6a) of each ECG signal record.  $F_n$  is the total number of false negatives corresponding to the number of missed beats by taking the annotation as reference. In addition,  $F_p$  is the total number of false positives, which are the additional beat detected over the number of annotations;  $T_n$  is the total number of true negatives.

The obtained results are summarized in the tables below. The obtained results are compared with some reported algorithms results available in research literature. Then we have used the values declared by the original authors. This comparison is resumed in Tables 2 and 3. The results show the performance of this algorithm.

As it can be seen in Table 2, the proposed algorithm, when evaluated on the European ST-T database, show a positive predictive value of 99.84 higher than those obtained by the available algorithms in research literature [7,21,22,8].

Similarly, the proposed algorithm generates a positive predictive value of 99.95, when evaluated on MITBIH database. Most recent work is on Kim and Shin [32], who have obtained (Se = 99.90%, P+ = 99.91%). This is higher than those obtained by the available algorithms [1,3,4,7,8,21–28]. In addition, it has a sensitivity of 99.76 situated on the mean of the cited available works (five results up and 6 lower than this study's result).

The proposed algorithm is also evaluated in terms of algorithmic complexity. As an example, the overall time for the detection of the QRS complexes for the record 100.dat (more than 2076 beats) of the MIT-BIH is approximately 141 s using a (core2duo with 2Go of RAM with MATLAB environment). This time is approximately 177 s for the record e0305.dat (more than 9523 beats) of the EUROPEAN STT database and 1476 s for the record s200391.dat (more than 15,027 beats) on the LONGTERMST database. The proposed algorithm outperforms in terms of algorithm complexity (using the same machine for calculation) that of Pan. Tompkins [1], which takes more than 148 ms to detect one QRS complex in the record 100.dat of MITBIH database and or that of Karimipour and Homaeinezhad [29] which takes more than 8 ms to detect one QRS complex in other detection method.

As the table above shows an overall sensitivity of the detector equal to 99.76%, this comes down to all the favorable results, only one case has lower sensitivity to 99%. For 34 cases of detection in the MITBIH database, positive predictivity is 100%, the other results are greater than 99.5%, which gives a lower overall excellent predictivity equal to 99.95%.

All these results will reduce the overall error, which equals to 0.29%. In detail, only two cases had an error greater than 1%. It is about records 104 and 203. This is the consequence of the number of false negative or undetected beats.

#### 4. Discussion

As it summarized in Table 1, the obtained results show that the proposed algorithm, when tested on more than 1,635,235 beats, present an excellent sensitivity and positive predictive value and a very small error. These are respectively Se: 99.73%, P+: 99.90%, Error: 0.37% ranking it among the most effective detectors (see Table 1 below):

Major algorithm steps was been used in previous studies. Therefore, the new thing is that we used combined steps from different algorithms into one algorithm and add the performance to simplicity. Moreover, it is clear that the real innovating part of the algorithm is the benefit of the extra median filter. It permits to eliminate high frequency residues after averaging filter and to keep the signal used for detection.

In terms of accuracy, it seems that the algorithm proposed by Li et al. is the best one (considering the results for MITDB). However, our algorithm outperforms other algorithms in terms of accuracy and complexity. Therefore, for reasons of comparison, in Tables 2 and 3 we get a general performance view for the combined sensitivity-PPV (best combination of sensitivity and PPV or the error parameter).

This method is better than others in terms of complexity are, but this depends on the realization of the cited methods. The algorithm results used for comparison are reported from their published work. The used embedded functions from MATLAB used in this work. Therefore, this comparison is true and depend on the testing environment (MATLAB, Visual C...).

Table 4 shows in detail the results of detector application in the MITBIH database of ECG signals. Records where the error is greater than 2% are due to two main causes: the amplitude of the R-wave is much less than the amplitude of the T wave or in other cases the T wave amplitude is very small.

The other important factor is the adjustment of dynamic threshold, which plays a role in the detection. So if it is greater than the needs, then the risk of false negative increases. On the contrary, if the threshold is lower, the number of false positive will increase. At final state, this is the number of cases affected by this problem. Even the threshold is determined by the average of the signal processed by the filters blocks.

**Table 1**  
Performance evaluation of several ECG databases.

RECORD	BEAT	TP	FP	FN	Se (%)	P+ (%)	ERROR (%)
EUROPEAN STT	788,772	786,207	1258	2760	99,65	99,84	0,51
MITBIH	106,310	106,055	48	259	99,76	99,95	0,29
MITBIH ST	68,410	68,173	40	237	99,65	99,94	0,41
STLONGTERM	671,743	670,719	813	990	99,85	99,88	0,27
Total	1,635,235	1,631,154	2159	4246	99,73	99,90	0,37

**Table 2**  
Performance evaluation of several QRS detection algorithms: application to ESTDB.<sup>a</sup>

QRS detector	BEAT	FP	FN	Se	P+
This study	788,772	1258	2760	99,65	99,84
Luigi et al. [21]	788,050	3511	1483	99,81	99,56
Martinez et al. [7]	787,103	4077	3044	99,61	99,48
Ghaffari et al. [8]	787,103	4134	3111	99,60	99,47
Moody and Mark [22]	787,103	10,405	38,635	95,09	98,63
Dohare et al. [30]	N/R	N/R	N/R	99,53	99,72

Inspired from Table 5 in [21].

<sup>a</sup> EUROPEAN STT database.

**Table 3**Performance evaluation of several QRS detection algorithms: application to MITDB.<sup>a</sup>

QRS detector	BEAT	FP	FN	Se	P+
This study	106,310	48	259	99,76	99,95
Di Marco and Chiari et al. [21]	109,010	148	252	99,77	99,86
Martinez et al. [7]	109,428	153	220	99,80	99,86
Ghaffari et al. [8]	109,428	129	101	99,91	99,88
Moody and Mark [22]	109,428	94	1861	98,30	99,91
Li et al. [3]	104,182	65	112	99,89	99,94
Afonso et al. [23]	90,909	406	374	99,59	99,56
Bahoura et al. [4]	109,809	135	184	99,83	99,88
Lee et al. [24]	109,481	137	335	99,69	99,88
Hamilton and Tompkins [25]	109,267	248	340	99,69	99,77
Pan and Tompkins [1]	109,809	507	277	99,75	99,54
Poli et al. [26]	109,963	545	441	99,60	99,50
Moraes et al. [27]	N/R	N/R	N/R	99,22	99,73
Hamilton [28]	N/R	N/R	N/R	99,80	99,80
Adnane et al. [31]	109,241	393	253	99,77	99,64
Kim and Shin [32]	109,357	97	107	99,90	99,91

Inspired from Table 4 in [18].

N/R: not reported.

<sup>a</sup> MITBIH database.**Table 4**Performance evaluation of QRS detection algorithm: application to MITDB.<sup>a</sup>

RECORD	BEAT	TP	TN	FP	FN	Se (%)	P (%)	ERROR (%)
100	2266	2266	0	0	3	99,87	100,00	0,13
101	1855	1848	0	0	7	99,62	100,00	0,38
102	2176	2173	0	1	3	99,86	99,95	0,18
103	2069	2066	0	0	3	99,86	100,00	0,15
104	2137	2105	0	10	32	98,50	99,53	2,00
105	2450	2445	0	4	5	99,80	99,84	0,37
106	1957	1952	0	5	0	100,00	99,74	0,26
107	2126	2122	0	0	4	99,81	100,00	0,19
108	1694	1689	0	4	5	99,70	99,76	0,53
109	2522	2520	0	0	2	99,92	100,00	0,08
111	2109	2103	0	0	6	99,72	100,00	0,29
112	2524	2517	0	0	7	99,72	100,00	0,28
113	1787	1784	0	0	3	99,83	100,00	0,17
114	1859	1854	0	2	5	99,73	99,89	0,38
115	1939	1936	0	0	3	99,85	100,00	0,15
116	2393	2375	0	1	18	99,25	99,96	0,80
117	1525	1526	0	0	1	99,93	100,00	0,07
118	2246	2243	0	0	3	99,87	100,00	0,13
119	1877	1874	0	0	3	99,84	100,00	0,16
121	1840	1839	0	1	1	99,95	99,95	0,11
122	2463	2461	0	0	2	99,92	100,00	0,08
123	1509	1506	0	0	3	99,80	100,00	0,20
124	1596	1595	0	0	1	99,94	100,00	0,06
200	2418	2411	0	2	7	99,71	99,92	0,37
201	1886	1880	0	0	6	99,68	100,00	0,32
202	2117	2116	0	0	1	99,95	100,00	0,05
203	2840	2813	0	3	27	99,05	99,89	1,07
205	2625	2625	0	0	4	99,85	100,00	0,15
207	1633	1631	0	4	2	99,88	99,76	0,37
208	2860	2846	0	0	14	99,51	100,00	0,49
209	2950	2946	0	0	4	99,86	100,00	0,14
210	2605	2598	0	0	7	99,73	100,00	0,27
212	2725	2720	0	0	5	99,82	100,00	0,18
213	3198	3191	0	0	7	99,78	100,00	0,22
214	2223	2220	0	0	3	99,87	100,00	0,14
215	3317	3312	0	0	5	99,85	100,00	0,15
217	2128	2125	0	0	3	99,86	100,00	0,14
219	1990	1986	0	0	4	99,80	100,00	0,20
220	2019	2014	0	0	5	99,75	100,00	0,25
221	2387	2382	0	0	5	99,79	100,00	0,21
222	2323	2319	0	0	4	99,83	100,00	0,17
223	2529	2522	0	4	7	99,72	99,84	0,44
228	1958	1952	0	6	6	99,69	99,69	0,61
230	2047	2045	0	0	2	99,90	100,00	0,10
231	1145	1143	0	0	2	99,83	100,00	0,17
232	1738	1738	0	1	0	100,00	99,94	0,06
233	2997	2991	0	0	6	99,80	100,00	0,20
234	2733	2730	0	0	3	99,89	100,00	0,11
Total	106,310	106,055	0	48	259	99,76	99,95	0,29

<sup>a</sup> MITBIH database.

## 5. Conclusion

The proposed approach to detect the QRS complexes in noisy ECG records is based mainly on wavelet decomposition. The obtained results of the performance evaluation of the proposed algorithm tested (on more than 1.6 million *beats*) on the European ST-T database, in MITBIH, MITBIHST and LONGTERMST show that it performs many algorithms in the research literature in terms of Se, P+, error and algorithm complexity. By using reverse biorthogonal wavelets, median filter and dynamic threshold, we got a positive predictive value of 99.73%, sensitivity of 99.90% and 0.37% of error. Also in time execution, this algorithm can detect 9523 *beats* of the EUROPEAN STT in 177 s and 15,027 *beats* of the LONGTERMST database in 1476 s.

## Declaration of interest

The authors report no conflicts of interest. The authors alone are responsible for the content and writing of this article.

## References

- [1] J. Pan, W.J. Tompkins, A real-time QRS detection algorithm, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 32 (3) (1985) 230–236.
- [2] Yun-Chi Yeh, Wen-June Wang, QRS complexes detection for ECG signal the difference operation method, *Comput. Methods Programs Biomed.* 91 (3) (2008) 245–254.
- [3] Cuiwei Li, Chongxun Zheng, Changfeng Tai, Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 42 (1) (1995) 21–28.
- [4] M. Bahoura, M. Hassani, M. Hubin, DSP implementation of wavelet transform for real time ECG wave forms detection and heart rate analysis, *Comput. Methods Programs Biomed.* 52 (1997) 35–44.
- [5] S. Kadambe, R. Murray, G.F. Boudreaux-Bartels, Wavelet transform-based QRS complex detector, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46 (7) (1999) 838–848.
- [6] S. Mallat, W.L. Hwang, Singularity detection and processing with wavelets, *IEEE Trans. Inform. Theory* 38 (1992) 617–643.
- [7] J.P. Martinez, R. Almeida, S. Olmos, A.P. Rocha, P. Laguna, A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51 (4) (2004) 570–581.
- [8] A. Ghaffari, M.R. Homaeinezhad, M. Akraminia, M. Ataroda, M. Daevaeiha, A robust wavelet-based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm, *Med. Eng. Phys.* 31 (2009) 1219–1227.
- [9] Raúl Alonso Álvarez, Arturo J. Méndez Penín, X. Antón Vila Sobrino, A comparison of three QRS detection algorithms over a public database, *Procedia Technol.* 9 (2013) 1159–1165, <http://dx.doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.129>, ISSN 2212-0173, <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212017313002831>>.
- [10] J. Kim, H. Shin, Simple and robust realtime QRS detection algorithm based on spatiotemporal characteristic of the QRS complex, *PLoS ONE* 11 (3) (2016) e0150144, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0150144>.
- [11] A. Karimipour, M.R. Homaeinezhad, Real-time electrocardiogram P-QRS-T detection-delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates, *Comput. Biol. Med.* 52 (September) (2014) 153–165, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compbimed.2014.07.002>, Epub 2014 Jul 11.
- [12] M. Elgendi, B. Eskofier, S. Dokos, D. Abbott, Revisiting QRS detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ECG systems, *PLoS ONE* 9 (1) (2014) e84018, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0084018>.
- [13] L. Keselbrener, M. Keselbrener, S. Akselrod, D. Abbott, Nonlinear high pass filter for R-wave detection in ECG signal, *Med. Eng. Phys.* 19 (5) (1997) 481–484, 9338889.
- [14] Carol L. Lake, Peter D. Booker, *Pediatric Cardiac Anesthesia*, Lippincott Williams & Wilkins, 2005, p. 37, 786 pages.
- [15] H.C. Chen, S.W. Chen, S. Akselrod, D. Abbott, A moving average based filtering system with its application to real-time QRS detection, *Comput. Cardiol.* 30 (2003) 585–588.
- [16] H.A.N. Dinh, D.K. Kumar, N.D. Pah, P. Burton, Wavelets for QRS detection, in: *Proceedings – 23rd Annual Conference – Oct. 25–28, IEEE/EMBS, Istanbul, Turkey, 2001*.
- [17] J.S. Sahambi, S.N. Tandon, R.K.P. Bhatt, Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system, *Eng. Med. Biol. Mag.* 16 (1) (1997) 77–83.
- [18] B. Abibullaev, H.D. Seo, A new QRS detection method using wavelets and artificial neural networks, *J. Med. Syst.* (2011) 683–691.
- [19] M.K. Moridani, M. Pouladian, Detection ischemic episodes from electrocardiogram signal using wavelet transform, *J. Med. Syst.* 2009 (August) (2009) 239–244.
- [20] Ravi Shankar Meena, Ambalika Sharma, Comparison and analysis of orthogonal and biorthogonal wavelets for ECG compression, *Int. J. Res. Eng. Technol.* (3) (2014), Special Issue: 03|May-2014|NCRIET-2014.
- [21] Luigi Y. Di Marco, Lorenzo Chiari, A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit Integer online processing, *Biomed. Eng. Online* 10 (2011) 23.
- [22] G.B. Moody, R.G. Mark, Development and evaluation of a 2-lead ECG analysis program, *Comput. Cardiol.* 4 (1982) 39–44.
- [23] V.X. Afonso, W.J. Tompkins, T.Q. Nguyen, S. Luo, ECG beat detection using filter banks, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46 (1999) 192–201.
- [24] J. Lee, K. Jeong, J. Yoon, M. Lee, A simple real-time QRS detection algorithm, in: *Proc 18th Ann Int Conf IEEE Engineering in Medicine and Biology Soc, 1996*, pp. 1396–1398.
- [25] P.S. Hamilton, W. Tompkins, Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 33 (1986) 1157–1165.
- [26] R. Poli, S. Cagnoni, G. Valli, Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 42 (1995) 1137–1141.
- [27] J. Moraes, M. Freitas, F. Vilani, E. Costa, A QRS complex detection algorithm using electrocardiogram leads, *Comput. Cardiol.* 29 (2002) 205–208.
- [28] P. Hamilton, Open source ECG analysis, *Comput. Cardiol.* 29 (2002) 101–104.
- [29] A. Karimipour, M.R. Homaeinezhad, Real-time electrocardiogram P-QRS-T detection-delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates, *Comput. Biol. Med.* 52 (September) (2014) 153–165, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compbimed.2014.07.002>, Epub 2014 Jul 11.
- [30] Ashok Kumar Dohare, Vinod Kumar, Ritesh Kumar, An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram, *Comput. Electr. Eng.* 40 (5) (2014) 1717–1730, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compeleceng.2013.11.004>, ISSN 0045-7906, <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790613002863>>.
- [31] M. Adnane, Z. Jiang, S. Choi, Development of QRS detection algorithm designed for wearable cardiorespiratory system, *Comput. Methods Programs Biomed.* 93 (1) (2009) 20–31, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2008.07.010> pmid:18786742.
- [32] J. Kim, H. Shin, Simple and robust realtime QRS detection algorithm based on spatiotemporal characteristic of the QRS complex, *PLoS ONE* 11 (3) (2016) e0150144, <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0150144>.

---

## RESUME

---

L'utilisation du signal ECG dans le diagnostic des maladies cardiovasculaires est indispensable. Elle se manifeste dans la détermination des différents ondes (P, Q, R, S, T) qui compose le signal ECG et la mesure des différents intervalles comme le RR, le QT, le ST ou encore le complexe QRS. En fait la détection de différentes ondes et segments dépend de la nature des pathologies cardiaques à diagnostiquer. Dans ce travail on s'intéresse à l'intervalle ST et sa détection. L'approche proposée pour la détection de cet intervalle est basée sur différentes technique du traitement du signal. En effet, le signal ECG est initialement filtré avant que des transformations linéaire et non linéaire ne soient appliquées pour séparer dans une première phase le complexe QRS puis l'onde T et enfin la détection du segment ST. Les principaux outils exploités dans cette approche sont la décomposition en ondelette, le filtre Median, le filtre moyennneur, le seuillage adaptatif. L'approche proposée a été implémentée et testée sur un ensemble d'enregistrements de signaux ECG des bases de données universelles EUROPEAN STT, LONGTERM ST, MITBIH et MITBIHST. Sur un Total de 1635235 battements 1631154 ont été détectées avec une sensibilité 99,73%, de prédictivité positive égale à 99,90%, et une erreur de 0,37% situant cette approche parmi les approches les plus robustes décrites dans la littérature scientifique du domaine.

**Mots clés :** Signal Electrocardiogramme ECG -segment ST -filtre Médian -filtre moyennneur -décomposition en ondelettes -seuillage adaptatif.

---

## ABSTRACT

---

The use of the ECG signal in the diagnosis of cardiovascular disease is essential. It manifests itself in the determination of the different waves (P, Q, R, S, T) in the ECG signal and the measurement of intervals like RR, QT, ST or the QRS complex. In fact, the detection of different wave and segments depends on the nature of the cardiac pathologies to diagnose. In this work, we are interested in the ST segment detection. The proposed approach for the detection of this segment is based on different technical signal processing. Indeed, the ECG signal is initially filtered before passing through linear and non-linear transformations, to separate in first step the QRS complex and the T wave and finally the detection of the ST segment. The main tools exploited in this approach are the wavelet decomposition, the Median filter, averaging filter, adaptive thresholding. The proposed approach has been implemented and tested on a set of ECG signal. Such records are from universal databases EUROPEAN STT LONGTERM ST, MITBIH and MITBIHST. In Total 1635235, 1631154 beats were detected with a sensitivity 99.73% and positive predictive equal 99.90%, and an error of 0.37% situating this approach among the most robust approaches described in the scientific literature domain.

**Keywords:** Electrocardiogram signal ECG, ST segment, Median filter, averaging filter, adaptive thresholding, wavelet decomposition

---

## ملخص

---

استخدام إشارة تخطيط القلب في تشخيص أمراض القلب والشرابين أمر ضروري. ويتجلى في تحديد موجات مختلفة (P, Q, R, S, T) التي تضم إشارة تخطيط القلب وقياس الفترات RR, QT, ST, أو مجمع QRS. في الواقع الكشف عن قياس ازمنة الموجات المختلفة المذكورة يعتمد على طبيعة الأمراض القلبية المراد تشخيصها. في هذا العمل نحن مهتمون بكشف وتحديد الفترة ST. ويستند المنهج المقترح للكشف عن هذا المجال على مختلف تقنيات معالجة الإشارات. في الواقع، يتم تصفية إشارة تخطيط القلب في البداية قبل أن يتم تطبيق التحولات الخطية وغير الخطية. ليتم فصل في المرحلة الأولى المجمع QRS والموجة T, وأخيرا الكشف عن المجال ST الأدوات الرئيسية للاستغلال في هذا النهج هي تحليل الموجات، المرشح الوسيط، المرشح المتوسط، العتبة التكيفية. وقد تم تنفيذ النهج المقترح واختبارها على مجموعة من سجلات إشارة تخطيط القلب. التي تتضمن قواعد البيانات العالمية الأوروبية STT المدى البعيد ST, MITBIH, و MITBIHST. تم الكشف عن 1631154 من مجموع 1635235, مع معامل حساسية 99.73% و 99.90% كمعامل إيجابية التنبئية على قدم المساواة، و معامل خطأ 0.37% مما جعل هذا النهج من بين أقوى تلك المذكورة في المؤلفات العلمية.

**كلمات البحث:** إشارة تخطيط القلب ECG, جزء ST, تصفية المتوسطة, تحليل الموجات, العتبة التكيفية.