



Année 2008

Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Informatique

MÉMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de **MAGISTER**

Analyse du signal ECG par les ondelettes

Option

Intelligence Artificielle

Par

ABID Tarek

DEVANT LE JURY

ENCADREUR	B.TIGHIOUART	Maître de Conférences	U. Annaba
PRESIDENT	T.BENSEBAA	Maître de Conférences	U. Annaba
EXAMINATEURS	N.DOGHMANE	Professeur	U. Annaba
	T.KHADIR	Maître de Conférences	U. Annaba
	L.BENNACER	Maître de Conférences	U. Annaba

Remerciements

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à mon encadreur Mme B.Tighiouart pour son aide qu'elle ne m'a jamais refusé malgré ses responsabilités nombreuses et délicates, pour ses précieux conseils, son esprit amical et sa modestie exemplaire.

Je remercie Mr. T. Bensebaa pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury. Je le remercie vivement.

Je voudrais également remercier et exprimer ma gratitude envers:

Pr. N. Doghmane, Dr. L. Bennacer (du département d'électronique) et Dr. T. Khadir, pour avoir accepté d'examiner ce travail et donc faire partie du jury de soutenance.

Mes remerciements vont aussi à mes collègues de l'équipe de recherche LRI qui ont contribué à créer une ambiance de travail agréable et propice à la coopération et au partage d'expériences.

Enfin mes remerciements vont à mes parents, ma femme et mon fils Talha.

ملخص

المخطط الكهربائي للقلب هو وسيلة لقياس النشاط الكهربائي للقلب. وهو يعطي الفرصة للطبيب بتحديد طبيعة عمل القلب بالنسبة للمريض.

في هذه الأطروحة نهتم بصفة خاصة بتحديد بعض الموجات بصفة أوتوماتيكية التي يحتويها المخطط الكهربائي للقلب.

لكي نجعل المخطط الكهربائي للقلب أوتوماتيكيا يجب علينا أولا أن نمثل الثلاثة المحاور س. ع. ص بدالة واحدة و مبسطة

منهجيتنا في البحث تتمثل في استعمال المويجات لكي نقوم بتحديد بداية الموجة QRS.

قمنا بإختيار الموجة التي تسمى دوبيشيش لأن شكلها العام يشبه شكل الموجة QRS.

مع كل نوع من المويجات دوبيشيش و مع كل مستوى التقسيم, نحسب الخطأ ما بين البداية الحقيقية للطبيب و البداية المحسوبة

بيننا أن الموجة رقم db9 هي الأحسن لأنها قامت بتحديد النسب المئوية %62,58 من الأخطاء في المجال $[-5,+5]$ و

%52,26 من الأخطاء في المجال $[-4,+4]$, كما بينا أيضا أن مستوى التقسيم رقم 4 هو الأحسن

مفتاح الكلمات : معالجة الموجات, موجات المخطط الكهربائي للقلب, تحويلات المويجات

Résumé

L'électrocardiogramme (ECG) est un outil de mesure de l'activité électrique du cœur. Il offre l'opportunité au médecin de décider de l'état structurel et fonctionnel du cœur d'un patient. Dans ce travail, nous nous intéressons plus particulièrement à l'analyse et à la détection automatique des événements (appelés ondes) constituant ce signal ECG. Il est enregistré par groupe de trois voies. En ECG traditionnel la détection se fait voie par voie. En ECG automatisé il s'agit tout d'abord d'opter pour une représentation unique de l'ensemble de toutes les voies. Plusieurs représentations ont été abordées. Notre approche se base sur l'utilisation de la transformée en ondelette eu égard le signal utilisé et la localisation du début de l'onde QRS.

Nous avons choisi l'ondelette de Daubechies, car sa forme est proche de celui du complexe QRS. Pour chaque ondelette de Daubechies ($db_2, db_3, \dots, db_{10}$) et pour chaque niveau de décomposition nous avons calculé l'erreur entre le pointeur référé (donnée du médecin) et le pointeur calculé.

Nous avons montré que l'ondelette de Daubechies d'ordre 9 (db_9) est la plus performante car elle permet de localiser 62,58% et 52,26 % de cas avec une erreur dans l'intervalle $[-5, +5]$ et $[-4, +4]$ respectivement. Le meilleur niveau de décomposition était le niveau 4

Mots clés— Traitement de Signal, signal électrocardiographique, transformées en ondelettes.

Abstract

The electrocardiogram (ECG) is a tool for measuring the electrical activity of the heart. It offers the opportunity to the doctor to decide on the structural and functional status of a patient's heart. In this work, we are particularly interested in the analysis and automatic detection of events (called waves) constituting that ECG signal. It is recorded in groups of three leads ECG. In traditional ECG, detection is performed lead by lead. In automated ECG, we first opt for a single representation of the set of ECG leads. Several representations were addressed. Our approach is based on using the wavelet transform and the location of the beginning of the QRS wave.

We have chosen the wavelet of Daubechies, because its shape is similar to that of the QRS complex. For each wavelet of Daubechies (db2, db3,...,db10) and for each level of decomposition, we calculate the error between the measured pointer (given by the doctor) and the calculated pointer.

We show that the wavelet of Daubechies of order 9 (db9) is the best one, because it allows to locate 62.58% and 52.26% of cases with an error in the interval $[-5, +5]$ and $[-4,+4]$ respectively. The highest level of decomposition was the 4th level.

Key-words: processing signal, electrocardiography and transformed wavelet.

Liste des Figures

<i>Figure</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
<u>Chapitre I</u>		
Figure I.1	Anatomie du cœur.....	17
Figure I.2	Fonctionnement électrique du cœur.....	18
Figure I.3	Schéma des ondes dans un ECG normal.....	19
Figure I.4	Tracés électriques des différentes ondes du signal ECG.....	20
Figure I.5	Le triangle d'Einthoven.....	22
Figure I.6	Les dérivations bipolaires.....	22
Figure. I.7	Les dérivations unipolaires.....	22
Figure. I.8	Les dérivations précordiales.....	23
Figure. I.9	Schéma des différentes dérivations de l'ECG dans les trois plans.....	24
Figure. I.10	Le vectrocardiogramme.....	25
Figure. I.11	Exemple de tracés de l'ECG à 12 dérivations et le VCG.....	26
Figure. I.12	Tracé de la fonction amplitude sur une longueur de 750 points.....	28
<u>Chapitre II</u>		
Figure. II.1	Schéma général d'un système de RF.....	31
<u>Chapitre III</u>		
Figure. III.1	Le signal $s(t)$ dans le domaine temporel.....	38
Figure. III.2	Le signal $s(t)$ dans le domaine fréquentiel.....	39
Figure. III.3	Le plan temps-fréquence.....	41
Figure. III.4	Plan temps-échelle.	43
Figure. III.5	Résolution temps-fréquence et résolution temps-échelle.....	44
Figure. III.6	Différents facteurs de dilatation d'une ondelette.....	45
Figure. III.7	La position d'une ondelette à une échelle donnée.....	46
Figure. III.8	Le signal sinus bruité et sa transformation d'ondelette continue.....	47
Figure. III.9	Algorithme de Mallat uni-dimensionnel.	50

Figure. III.10	Décomposition pyramidale.....	51
Figure. III.11	La fonction d'échelle et la fonction d'ondelette de haar.....	54
Figure. III.12	Les ondelettes de Daubechies.....	54
Figure. III.13	Ondelettes de Daubechies (<i>db4</i>)	55
Figure. III.14	Ondelettes de Daubechies (<i>db8</i>)	56
Figure. III.15	Les ondelettes de symlets.....	57
Figure. III.16	Ondelettes de Symlets (<i>sym4</i>)	57
Figure. III.17	Ondelettes de Symlets (<i>sym8</i>)	58
Figure. III.18	Les ondelettes de coiflets.....	59
Figure. III.19	Ondelettes de Coiflet: (<i>coif3</i>)	59
Figure. III.20	Ondelettes de Coiflet (<i>coif5</i>).	60
<u>Chapitre IV</u>		
Figure. IV.1	Mthologie de l'approche de localisation.....	68
Figure. IV.2	Exemple de tracé de 350 points des 3 voies du vectocardiogramme.....	70
Figure. IV.3	Décomposition de l'ECG du cas CSE numéro 5 sur 750 points.....	72
Figure. IV.4	La zone de localisation sur 80 points avant le pic (cas CSE n° 5).....	73
Figure. IV.5	Visualisation du pointeur référé et du pointeur calculé.....	74
Figure. IV.6	Décomposition de l'ECG du cas CSE numéro 5 sur 750 points.....	75
Figure. IV.7	Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle [-5,+5]	76
Figure. IV.8	Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle [-4,+4].	77
Figure. IV.9	Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle [-3,+3]	78
Figure. IV.10	Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle [-2,+2]	79
Figure. IV.11	Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle [-1,+1]	80
Figure. IV.12	Nombre de cas dont l'écart de localisation est égal à 0.....	81

Figure. IV.13	Les pourcentages de localisation relativement aux différentes variantes de l'ondelette de Daubechies.....	82
---------------	---	----

Listes des tableaux

<i>Tableau</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
	<u>Chapitre III</u>	
Tableau. III.1	Familles d'ondelettes.....	52
Tableau. III.2.	Les propriétés principales des ondelettes.....	53

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	12
CHAPITRE I : CARDIOPHYSIOLOGIE ET ELECTROCARDIOGRAPHIE.....	16
I. Anatomie et fonctionnement du cœur.....	17
II. Description du signal électrocardiographique.....	19
III. Electrocardiographie.....	21
III.1. L'électrocardiogramme standard.....	21
III.1.1 Les dérivations périphériques bipolaires standard.....	21
III.1.2. Les dérivations précordiales.....	23
III.2. Le Vectrocardiogramme.....	23
IV. Principes généraux des systèmes d'électrocardiologie automatisés.....	27
CHAPITRE II : TECHNIQUES LIEES A LA RECONNAISSANCE DES FORMES.....	29
I. Introduction.....	30
II. Domaine d'application de la RF.....	30
III. Démarche classique en reconnaissance de formes.....	31
IV. Méthode de décision.....	33
IV. 1. Approche statistique.....	34
IV. 2. Approche syntaxique ou stochastique.....	34
IV. 3. Approche structurelle.....	34
IV. 4. Approche hybride ou connexionniste.....	34
CHAPITRE III : THEORIE DES ONDELETTES.....	36
I. Définitions.....	37
II. Méthodes d'analyse et de traitement du signal.....	37
II. 1. Transformée de Fourier.....	37
II. 2. Transformée de Fourier Fenêtrée.....	39
II. 3. Transformée en ondelettes.....	42

II. 3. 1. Transformée en ondelettes continue.....	43
II. 3. 1. 1. La transformée inverse continue en ondelettes.....	48
II. 3. 1. 2. Conditions mathématiques de validité d'une ondelette.....	48
II. 3. 1. 3. Propriété d'une ondelette mère.....	48
II. 3. 2. Transformation en ondelette discrète.....	49
II. 3. 2. 1. Implémentation des ondelettes par bancs des filtres.....	49
II. 3. 2. 2. Analyse multirésolution.....	51
II. 3. 2. 3. Ondelette dyadique.....	51
II. 3. 2. 4. Coefficients de la transformation en ondelette discrète.....	52
III. Familles d'ondelettes.....	52
III. 1. Ondelettes de Daubechies.....	53
III. 2. Ondelettes de Symlets.....	56
III. 3. Ondelettes de Coiflets.....	58
IV. Le choix de la meilleure ondelette.....	60
V. Etat de l'art sur les applications des ondelettes en ECG.....	62

CHAPITRE IV : APPLICATION 68

I. Introduction.....	67
II. Approche de localisation.....	67
II.1. Données.....	69
II.2 Modélisation par la transformée en ondelettes.....	70
II.2.1. Choix de l'ondelette.....	71
II.2.2. Décomposition.....	71
II.3. Localisation.....	73
III. Résultats.....	76
IV. Conclusion.....	83
Bibliographie.....	86
Annexe.....	94

INTRODUCTION

Introduction

Le travail porte sur le traitement automatique des signaux électrocardiographiques (ECG) et s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance des formes. Ces signaux sont enregistrés par groupes de 3 (ou plus) dérivations au moyens d'électrodes placées à la surface du corps et témoignent de l'activité électrique du cœur d'un patient. L'activité du cœur est représentée par une suite de battements. Chaque battement est mis en évidence sur le signal par une suite d'ondes appelées P, QRS et T en relation directe avec les différentes phases de passage du sang dans les oreillettes et les ventricules.

La détermination précise du début et de la fin des ondes constitue une phase très importante de l'analyse du signal. Ce qui permet de calculer la durée des ondes P et QRS et des intervalles PR et QT. De plus elle constitue une étape préalable à l'extraction des paramètres. La précision des paramètres calculés donc du diagnostic en dépend.

En « *ECG traditionnel* » cette délimitation se fait de manière visuelle sur chaque voie du tracé de l'électrocardiogramme. Or des études ont montré que la précision de l'analyse visuelle est loin d'être parfaite et qu'il existe une grande variabilité intra et inter observateurs.

L'une des étapes des plus importantes dans le « *traitement automatique* » de ce type de signaux est le choix de leur représentation par une fonction temporelle unique censée mettre en évidence le mieux possible l'apparition de ces ondes. Il s'agit d'opter pour une forme de représentation du groupe de dérivations choisies.

La représentation du signal est une *représentation* « *temps – amplitude* ». Cette représentation n'est pas toujours la meilleure pour la plupart des applications de traitement du signal, car dans beaucoup de cas, l'information la plus pertinente est cachée dans la composante de fréquence du signal. La *transformée de Fourier* constitue le point de départ pour l'analyse fréquentielle. Elle donne une représentation « *fréquence – amplitude* » d'un signal, mais ne permet pas l'étude de signaux non stationnaire et ne permet pas non plus de savoir à quels instants les fréquences ont été émises.

L'expérience a montré que les deux représentations « *temporelles* » et « *fréquentielles* » ne sont pas capables de décrire séparément la totalité des informations présentes dans le signal. Pour pallier à cette insuffisance des représentations « *temps - fréquence* » sont apparues nécessaires. Cependant l'un des inconvénients majeurs concerne l'impossibilité de connaître la fréquence exacte à un instant donné. D'où le recours à une forme de représentations.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la représentations du signal par « *la transformée en ondelettes* » ou encore dites « *wavelets* » qui permet de donner une représentation « *temps – échelle* ».

Cette dernière permet de séparer les informations d'un signal dans des bandes spectrales dans un plan bidimensionnel à la fois fréquentiel et temporel.

Ces nouvelles transformations sont, en général, orthogonales. L'orthogonalité de la décomposition élimine la redondance d'informations. La réversibilité de l'algorithme de décomposition autorise une reconstruction parfaite du signal d'origine à partir des coefficients de la décomposition.

On distingue deux grandes familles d'ondelettes: les ondelettes continues (Morlet, Sombbrero, ...) et les ondelettes discrètes (Haar, Shannon, Meyer, Daubechies). La transformée en ondelettes a prouvé son efficacité à travers les résultats enregistrés dans l'analyse des signaux transitoires et non stationnaires, comme c'est le cas pour l'ECG.

Notre choix s'est porté sur l'utilisation des ondelettes discrètes à cause de la nature discrète de nos données ECG.

Sur le plan pratique, le travail s'est focalisé sur la localisation du début de l'onde QRS c'est-à-dire la zone sensée contenir la valeur exacte du début du complexe QRS à partir de la représentation par l'ondelette discrète la plus performante (afin éventuellement d'assurer une reconstruction fiable du signal ECG) et plus précisément l'ondelette de Daubechies.

L'évaluation s'est faite sur les données d'une base de donnée ECG parfaitement prétraitée en l'occurrence la base de donnée DS1 de la communauté scientifique Européenne CSE reconnue pour être parfaitement validée. Les résultats sont présentés et discutés.

Le mémoire est organisé en 4 chapitres :

- Le premier chapitre peut être considéré comme une introduction à l'électrocardiographie et à l'électrocardiologie quantitative.
- Le deuxième chapitre a été consacré à la présentation de méthodes liées à la reconnaissance des formes ainsi que de quelques domaines d'application.
- Après description des méthodes d'analyse du signal basées sur la transformée de Fourier et la transformée de Fourier fenêtrée, le troisième chapitre a été consacré à la présentation de la théorie des ondelettes continue et discrètes. Différentes familles d'ondelettes discrètes ont été évoquées ainsi que la problématique du choix de la meilleur ondelette. Le chapitre se termine par un état de l'art sur quelques applications relatives au signal ECG.
- Le chapitre quatre a porté sur la description détaillée de la stratégie mise en œuvre pour localiser l'onde QRS. Cette localisation se base essentiellement sur la représentation du signal par la transformée en ondelette et plus précisément l'ondelette de Daubechies.

Le mémoire se termine par une conclusion et quelques perspectives relatives à ce travail.

CHAPITRE I :

CARDIOPHYSIOLOGIE ET

ELECTROCARDIOGRAPHIE

I. Anatomie et fonctionnement du cœur

Le cœur est une pompe qui assure la circulation, le pompage et la distribution du sang oxygéné à travers tout le corps. Il pèse environ de 250 à 350 grammes chez un adulte [27]. Il est composé de deux parties : cœur gauche et cœur droit (Fig. I.1). Chacune de ces deux parties comporte deux cavités : l'oreillette et le ventricule reliés entre eux par une valve à sens unique. La circulation du sang s'effectue par des étapes suivantes.

1. Le tissu musculaire du cœur (le myocarde) se contracte et envoie le sang pauvre en oxygène par la veine cave supérieure et inférieure vers l'oreillette droite (flèches bleues continues) ;
2. Le myocarde chasse le sang vers le ventricule droit (contraction appelée systole auriculaire) ;
3. Le sang est propulsé du ventricule droit vers les poumons par la systole ventriculaire (contraction des ventricules). Dans les poumons le sang se charge en oxygène ;
4. Le sang revient au cœur par les veines pulmonaires et s'accumule dans l'oreillette gauche ;
5. La systole auriculaire envoie le sang vers le ventricule gauche ;
6. La systole ventriculaire propulse le sang vers les organes (flèches rouges pointillées) par l'artère aorte [54].

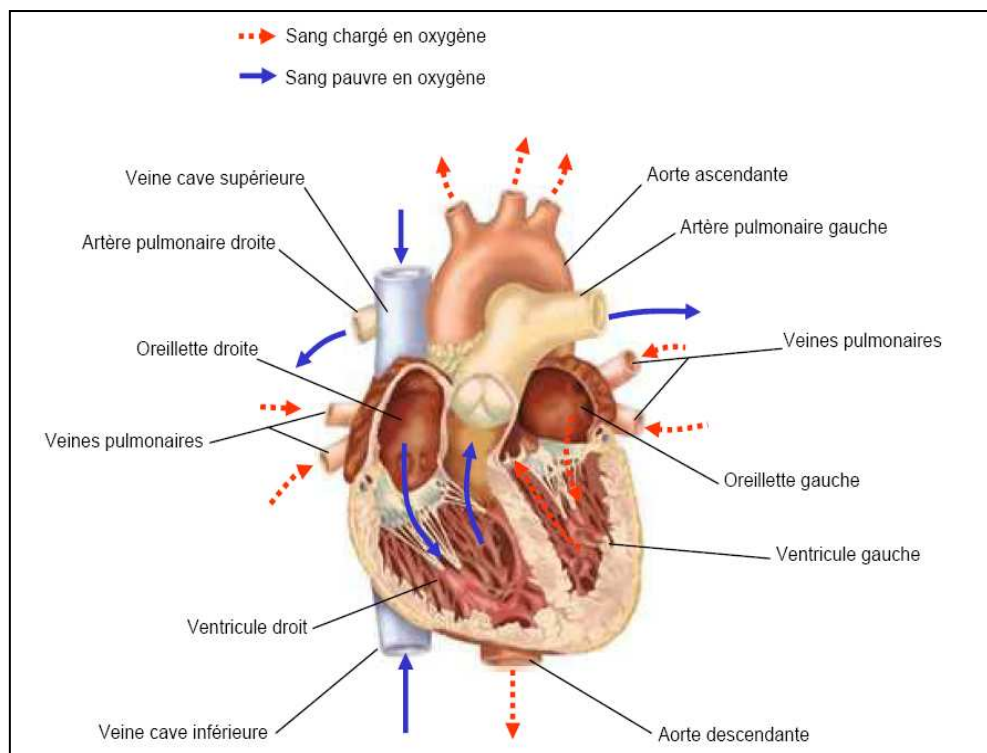


Figure. I.1. Anatomie du cœur [54]

Ces phénomènes mécaniques succèdent à des phénomènes électriques. L'impulsion électrique provoque la contraction du myocarde (Fig. I. 2) :

- La dépolarisation des cellules musculaires se propage du haut de l'oreillette droite (le sinus) (Fig. I.2.a) vers les oreillettes (Fig. I.2.b) ;
- La systole auriculaire provoque la diastole (décontraction du muscle) ;
- L'impulsion électrique arrive au nœud auriculo-ventriculaire (AV), où elle subit une courte pause pendant laquelle le sang monte dans les ventricules (Fig. I.2.c) ;
- L'impulsion électrique passe par le faisceau de HIS dans les ventricules (Fig. I.2.d) qui se contractent (Fig. I.2.e) ;
- Après la décontraction du muscle (la diastole ventriculaire), les fibres musculaires se re-polarisent (Fig. I.2.f) et reviennent dans leur état initial.

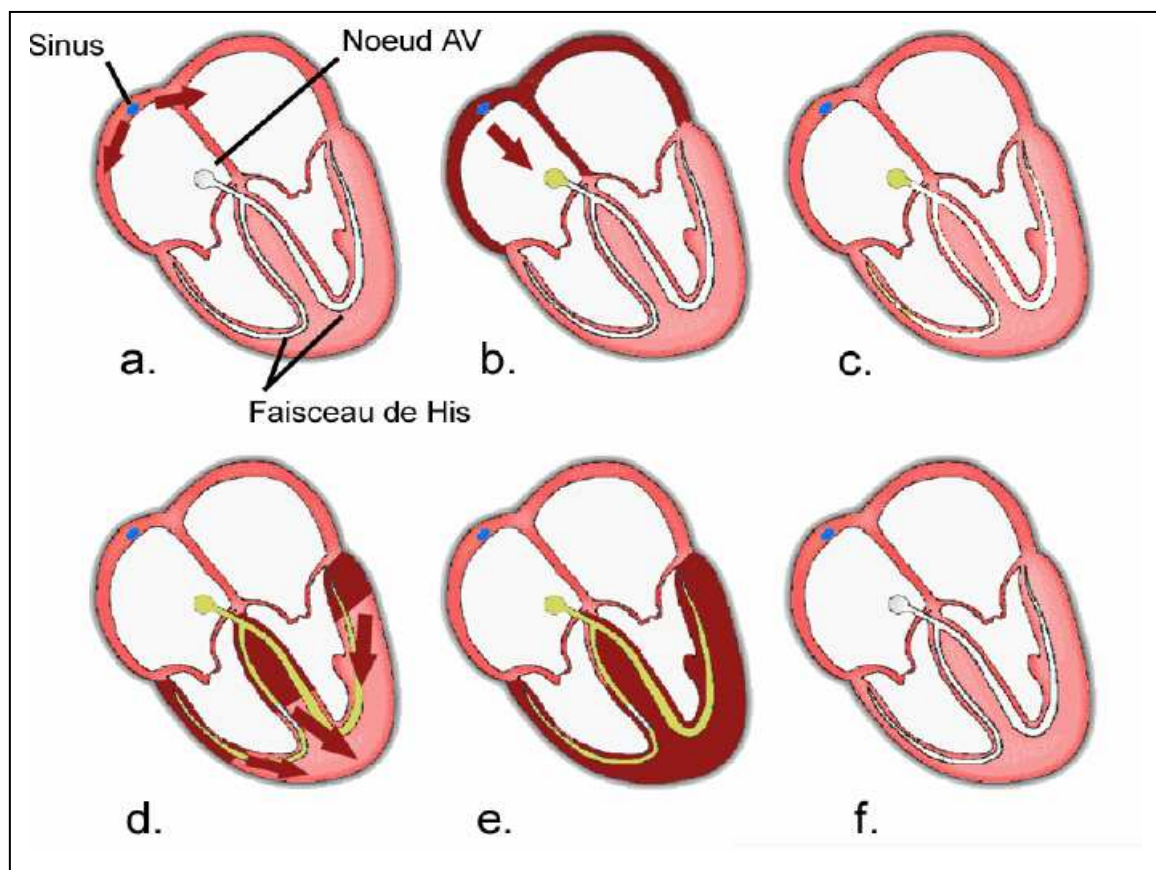


Figure. I.2. Fonctionnement électrique du cœur [54]

II. Description du signal électrocardiographique

L'électrocardiogramme (ECG) est la représentation temporelle de l'évolution du champ électrique dans le muscle cardiaque à la surface du corps humain [21]. Souvent il est considéré comme la superposition des ondes élémentaires. Par conséquent, dans le cas normal, il est assimilé à un signal quasi périodique.

L'ECG permet de visualiser sur papier millimétré les ondes électriques qui parcourent les oreillettes et les ventricules, offrant ainsi l'opportunité au médecin de juger de l'état structurel et fonctionnel du cœur de son patient.

Il fait apparaître trois types d'onde qui sont respectivement : l'onde P, le complexe QRS, et l'onde T. Ces ondes sont reliées par des segments isoélectriques ou des intervalles qui sont : le segment PR, le segment ST et le segment QT (Fig. I.3).

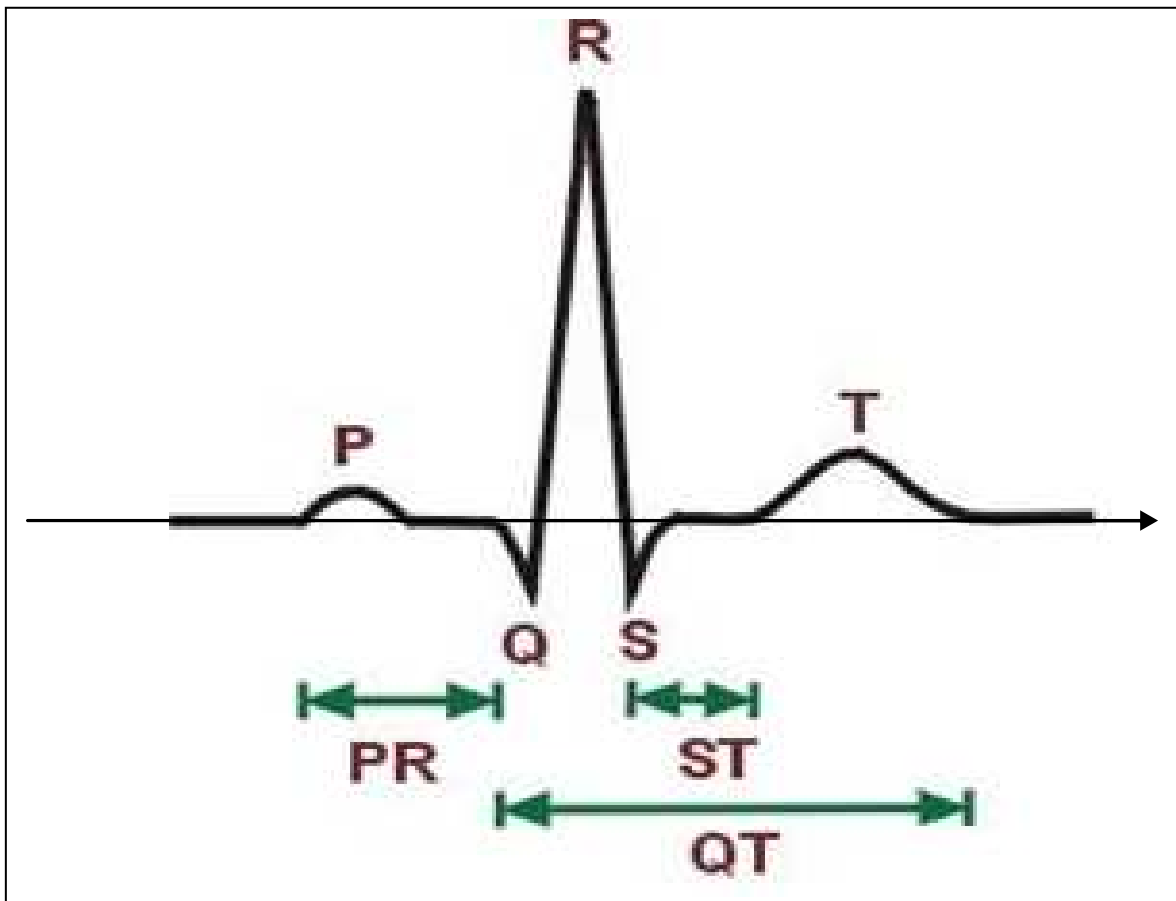


Figure. I.3. Schéma des ondes dans un ECG normal [33]

Les différentes ondes constituant l'ECG sont en relation directe avec les différentes phases du cycle cardiaque :

- Une phase de contraction auriculaire.
- Une phase de contraction ventriculaire.
- Un relâchement total du cœur.

La figure (Fig. I.4), illustre explicitement ces différentes phases :

- Les contractions des oreillettes pendant le passage de l'onde électrique laissent sur l'ECG, la trace d'une petite déflexion positive : l'onde P (Fig. I.4a) ;
- Un petit segment plat sur la figure (Fig. I.4) représente la pause de l'impulsion électrique au niveau du nœud Auriculo-Ventriculaire (AV) ;
- Une succession de trois ondes (QRS) correspond à la phase de contraction et de décontraction des ventricules (Fig. I.4.b). Le complexe QRS constitué de ces trois ondes est visible sur l'ECG :
 - la première onde Q est dirigée vers le bas,
 - la deuxième onde R dirigée vers le haut est de grande amplitude,
 - l'onde S est dirigée vers le bas ;
- La re-polarisation des fibres musculaires est représentée par l'onde T (Fig. I.4.c). c'est une période de l'inactivité cardiaque. Notons aussi l'existence d'une courte pause (le segment ST) entre le complexe QRS et l'onde T. L'étude de ce segment reste très importante pour l'identification de certaines pathologies [67].

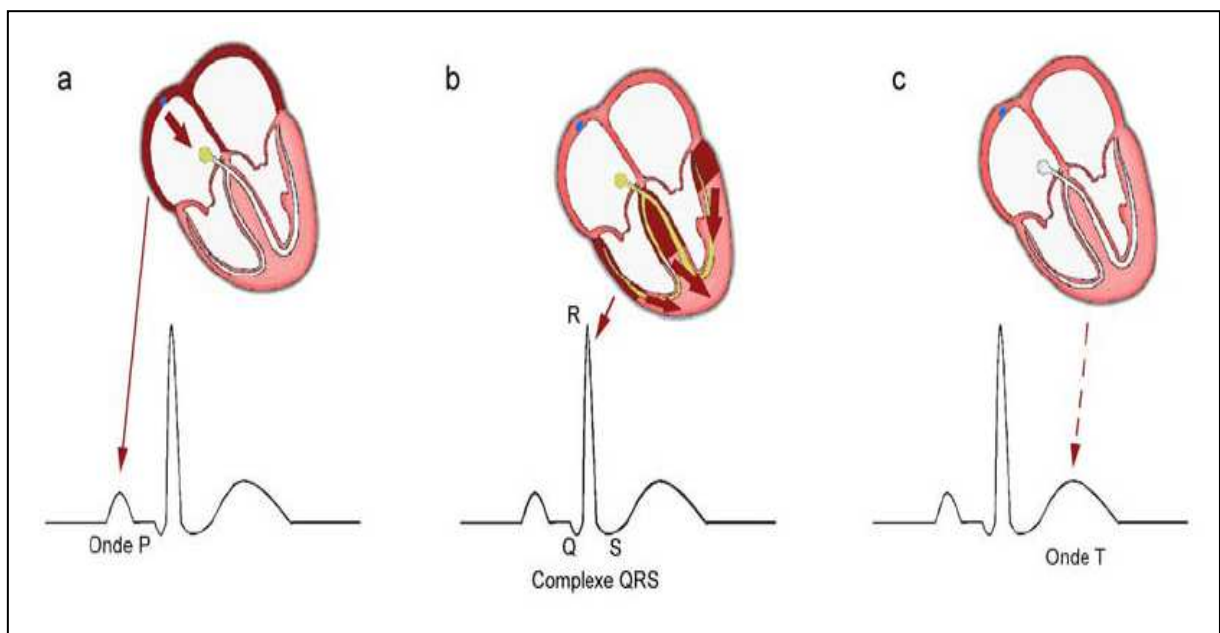


Figure. I.4. Tracés électriques des différentes ondes du signal ECG [54]

III. Electrocardiographie

Ces phénomènes électriques peuvent être décelés aux moyens d'électrodes disposées à la surface du corps, selon un schéma bien établi; on distingue alors l'électrocardiogramme standard à 12 dérivations et le vectocardiogramme à 3 dérivations.

Un système de dérivation consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune définie par la disposition de ses électrodes sur le thorax, les poignets et les chevets du patient, permettant ainsi d'enregistrer les différences de potentiels du cœur en fonction du temps et donnant ainsi 12 « dérivations » ou « voies » différentes de l'électrocardiogramme (ECG).

L'emplacement des électrodes est choisi de sorte à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque en offrant un ensemble cohérent de dérivations non redondantes.

Le premier système fut réalisé en 1903 par Willem Einthoven [22].

D'autres scientifiques ont activement contribué à l'évolution de l'électrocardiographie. Citons notamment : Lepeschkin [41], Lewis [43] et Wilson [65].

III.1. L'électrocardiogramme standard

Les dérivations en électrocardiographie se partagent en deux types de dérivation [11] :

- Les dérivations périphériques bipolaires standard.
- Les dérivations précordiales.

III.1.1 Les dérivations périphériques bipolaires standard

Ce sont « les dérivations des membres » : D1, D2, D3, aVR, aVL, et aVF

D1, D2, D3 (Fig. I.6), sont des dérivations bipolaires qui traduisent la différence de potentiel entre deux membres :

D1 : entre bras droit (pôle -) et bras gauche (pôle +)

D2 : entre bras droit (pôle -) et jambe gauche (pôle +)

D3 : entre bras gauche (pôle -) et jambe gauche (pôle +)

D1, D2 et D3 décrivent *le triangle d'Einthoven* (Fig. I.5) [22].

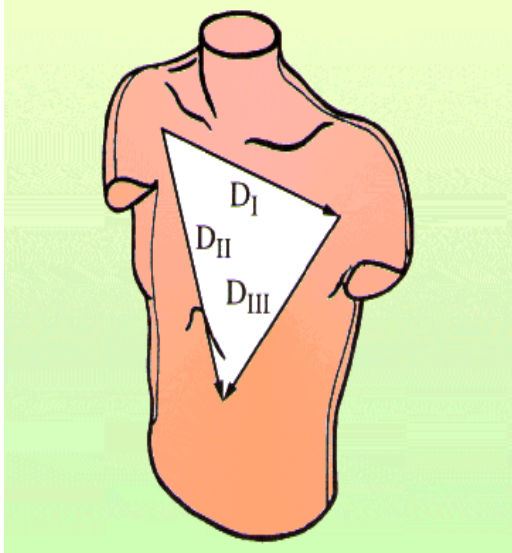


Figure. I.5. Le triangle d'Einthoven [4]

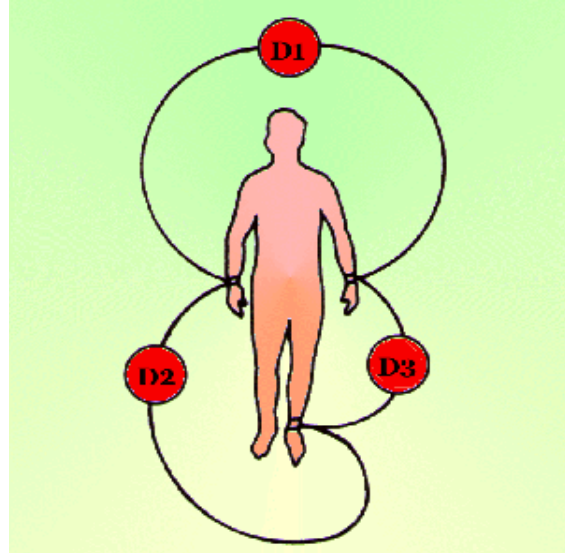


Figure. I.6. Les dérivations bipolaires [4]

aVR, aVL, et aVF (Fig. I.7) sont des dérivations unipolaires et correspondent au membre avec lequel elles sont connectées soit respectivement le bras droit, le bras gauche, et la jambe gauche. C'est la théorie de Wilson [14] et Golberger [32], où l'électrode exploratrice positive correspond au membre appliqué. Le voltage est alors amplifié (d'où le préfixe *a*) pour obtenir un tracé de même amplitude que D1, D2, D3.

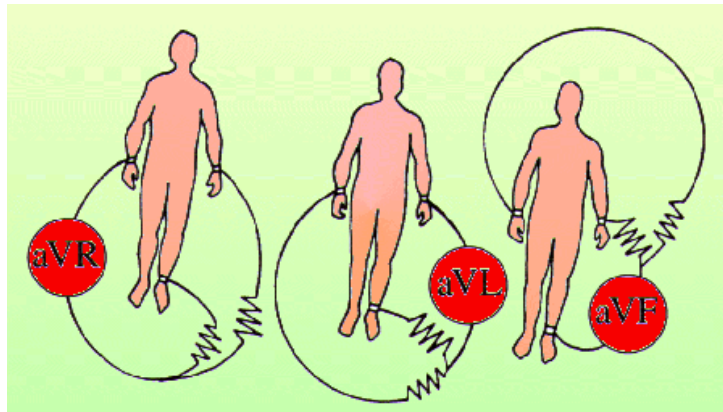


Figure. I.7. Les dérivations unipolaires [4]

III.1. 2. Les dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires fixées en des points (Fig. I.8) définis sur la paroi thoracique désignés par Wilson [14].

V1 est placée sur le 4^{ème} espace intercostal droit, au bord droit du sternum.

V2 est placée sur le 4^{ème} espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum.

V4 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne médioclaviculaire.

V3 est placée entre V2 et V4.

V5 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire antérieure.

V6 est placée sur le 5^{ème} espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire moyenne.

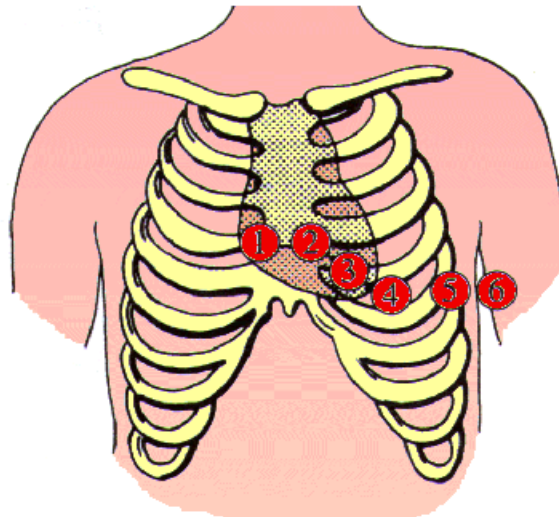


Figure. I.8. Les dérivations précordiales [4]

III.2. Le Vectrocardiogramme

Le vectrocardiogramme (VCG) ou *l'ECG orthogonal* ou *l'ECG corrigé*, est enregistré au moyen de trois couples d'électrodes placées de manière à définir trois directions orthogonales centrées sur le cœur. Chaque couple enregistre à chaque instant la projection du vecteur cardiaque dans sa direction.

On parle de courbe tridimensionnelle, ou boucle vectocardiographique spatiale ayant comme centre le centre du cœur, et enveloppant les vecteurs d'excitations. Il est défini par rapport à un système de référence composé de trois axes mutuellement orthogonaux, l'axe transversal Y, l'axe vertical Z et l'axe sagittal X [27], [11].

L'analyse des boucles vectocardiographiques sur les plans : frontal XZ, transversal XY et sagittal XZ (Fig. I.9) projetées sur les axes OX, OY, OZ donne lieu à la notion de VCG, qui est souvent l'élément déterminant du diagnostic, ou O est le centre de la boucle. Il visualise l'activité cardiaque moyennant 3 voies seulement qu'on note X, Y et Z.

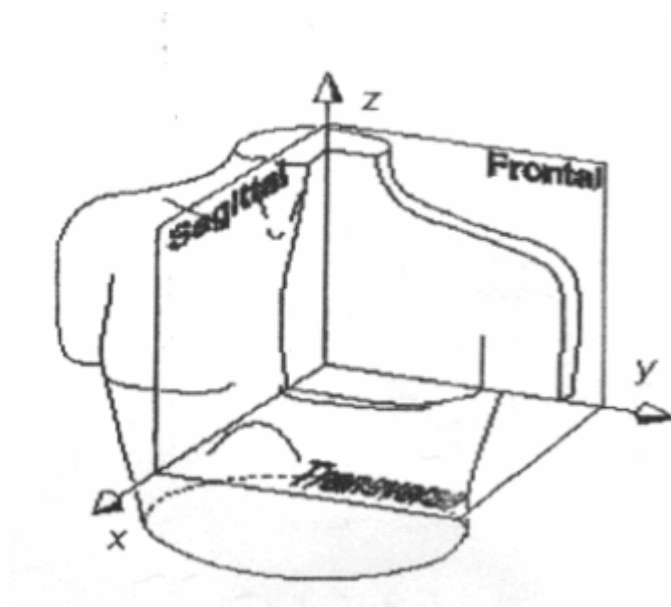


Figure. I.9. Schéma des différentes dérivations de l'ECG dans les trois plans

Les axes du VCG correspondent aux 3 voies d'enregistrement, la courbe étant paramétrée par le temps. Un battement normal est composé d'une première petite boucle représentant l'onde P, d'une grande boucle représentant le complexe QRS, et d'une troisième boucle pour la repolarisation des ventricules (onde T) (Fig. I.10).

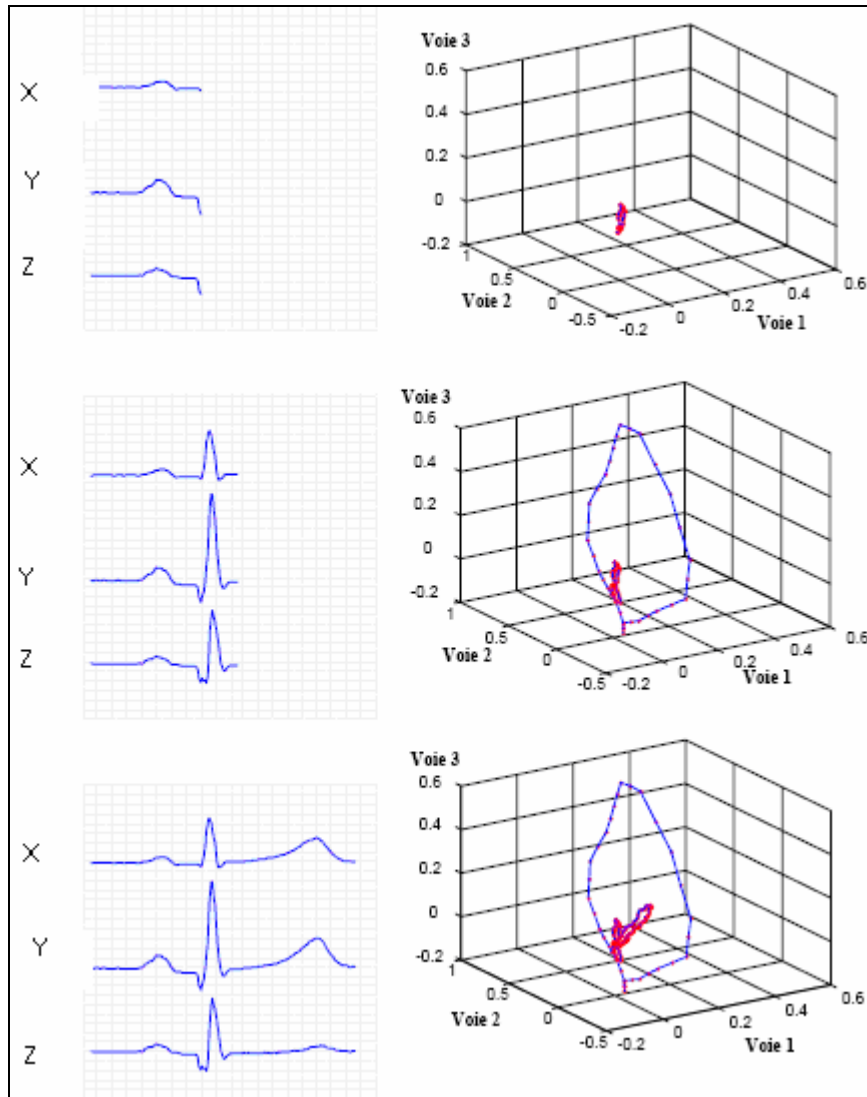


Figure. I.10. Le vectrocardiogramme [54]

La figure suivante représente un exemple des tracés réels ECG et VCG (Fig. I.11).

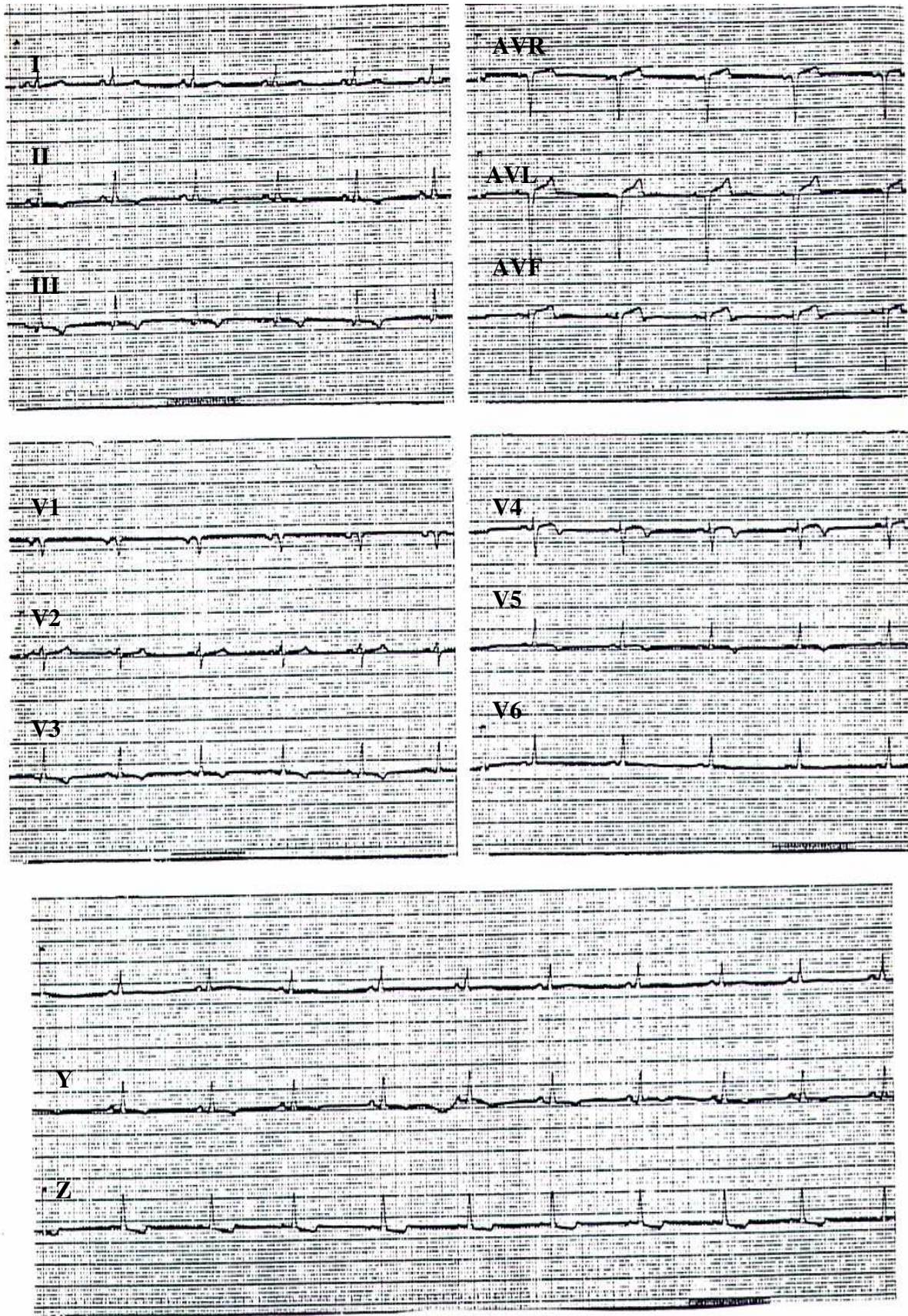


Figure. I.11. Exemple de tracés de l'ECG à 12 dérivations et le VCG [61].

IV. Principes généraux des systèmes d'électrocardiologie automatisés

Les premiers traitements informatiques du signal cardiaque remontent à 1957 à l'initiative de Pipberger [64], mais il a fallu attendre 1961 pour voir se concrétiser le premier système automatique capable de délimiter le début et la fin des ondes. De nombreux systèmes ont été réalisés par la suite.

L'analyse et l'interprétation automatisées des tracés électriques du cœur sont devenues aujourd'hui un acte de routine et constituent une aide au diagnostic dont l'intérêt va croissant.

Ces systèmes amènent de grands progrès quant à la fiabilité, l'automatisme ainsi que diverses facilités d'utilisation.

Schématiquement, un système d'électrocardiologie automatisé réalise :

- l'acquisition et la numérisation des données : enregistrement de l'ECG scalaire à 12 dérivations et/ou de l'ECG orthogonal à 3 dérivations (VCG),
- le contrôle de la qualité des signaux et éventuellement rejet des tracés trop bruités,
- l'archivage des données,
- le prétraitement : détection des complexes QRS, le choix du complexe PQRST à analyser, la caractérisation précise des débuts et fins de chaque onde,
- le calcul des paramètres électriques (les descripteurs),
- la recherche de l'interprétation : reconnaissance de la forme et diagnostic en termes médicaux.

Le traitement automatique est tiré de la combinaison de groupe de voies à partir de l'estimation d'une fonction temporelle unique dite « *fonction de détection* ». A titre d'exemple nous pouvons citer « *la fonction amplitude* » (Fig. I.12) qui se calcule (à l'échantillon i) par :

$$A(i) = \sqrt{X^2(i) + Y^2(i) + Z^2(i)}$$

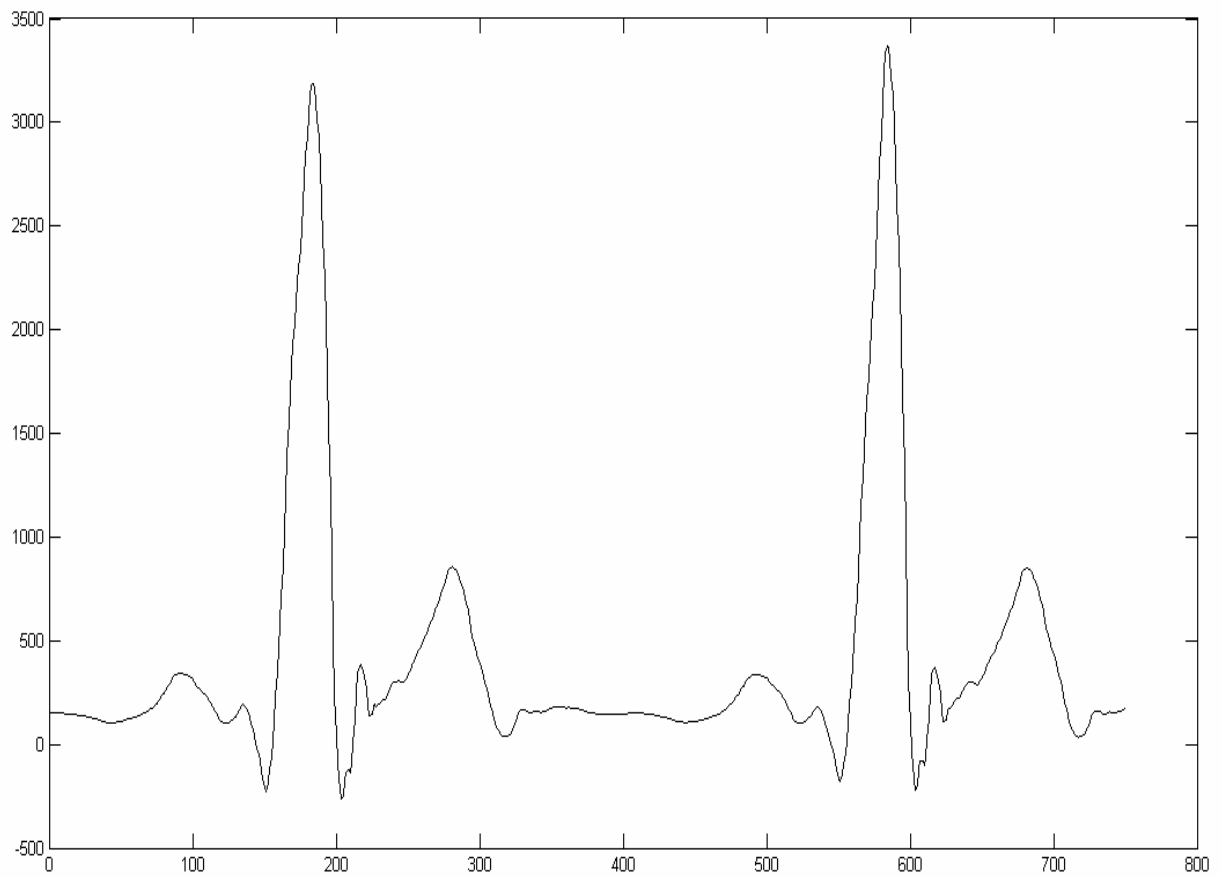


Figure. I.12. Tracé de la fonction amplitude sur une longueur de 750 points

CHAPITRE II :

THECHNIQUES LIEES A LA
RECONAISSANCE
DES FORMES

I. Introduction

Apparue au cours des années (50-60), la reconnaissance des formes (RF ou Rdf), « *Pattern Recognition* », concerne le développement de systèmes automatique ou semi-automatiques, matériels et logiciels, capables de percevoir et de reconnaître des formes de différentes origines représentées par des données de natures diverses.

Pratiquement, l'homme est le système de reconnaissance le plus parfait, raison pour laquelle les systèmes de reconnaissances actuels se basent sur des techniques qui ont tendance à imiter certaines de ses capacités en le dotant l'ordinateur, d'outils ou capteurs qui lui offrent par exemple une capacité de vision et d'audition.

La finalité d'un système de reconnaissance est d'associer une étiquette à la donnée à reconnaître qui peut être une image, un signal ou autre par :

- La définition précise des classes entre lesquelles on va décider et dont le nombre est supposé connu au départ.
- Le choix d'un espace de représentation est très important, car son choix influence sur la qualité du résultat. Malheureusement, il n'y a pas de règle générale pour choisir l'espace de représentation. [20]

II. Domaine d'application de la RF

Nous citons quelques domaines d'application de cette discipline [6] :

- La reconnaissance de la parole
- La reconnaissance de l'écriture dactylographiée et manuscrite.
- La détection des défauts dans un produit (défaut de pièces en industrie).
- La reconnaissance des empreintes digitales.
- L'analyse des images radiographiques et échographiques (en médecine)
- La surveillance des processus en robotique.
- L'analyse des images satellite pour les prévisions météo (en géophysique).
- L'analyse du sol (en pétrographie).
- La surveillance et guidage de cible (en armée).
- ... etc.

Actuellement, le progrès de cette discipline ne cesse de se concrétiser, surtout à travers la prolifération de produits commercialisables tels que :

- Le système **OCR** (Optical Character Recognition) pour la reconnaissance de l'écriture ;
- Le système **Via Voice** d'IBM, pour la reconnaissance vocale.

Ce progrès est dû à l'évolution de la technologie (microprocesseurs, mémoire, caméras digitale, ... etc.), d'autres disciplines (les statistiques, les sciences cognitives,...etc.) et des technologies de traitement (traitement de signal, traitement d'image, compression de données,...etc.) [37].

III. Démarche classique en reconnaissance de formes

- Schéma du système de reconnaissance de forme

La démarche classique en reconnaissance de formes est fondée sur le schéma de la figure (Fig. II.1) Ce schéma n'est pas purement linéaire, des interactions peuvent apparaître entre les différents niveaux, pour d'éventuels retours en arrière [6].

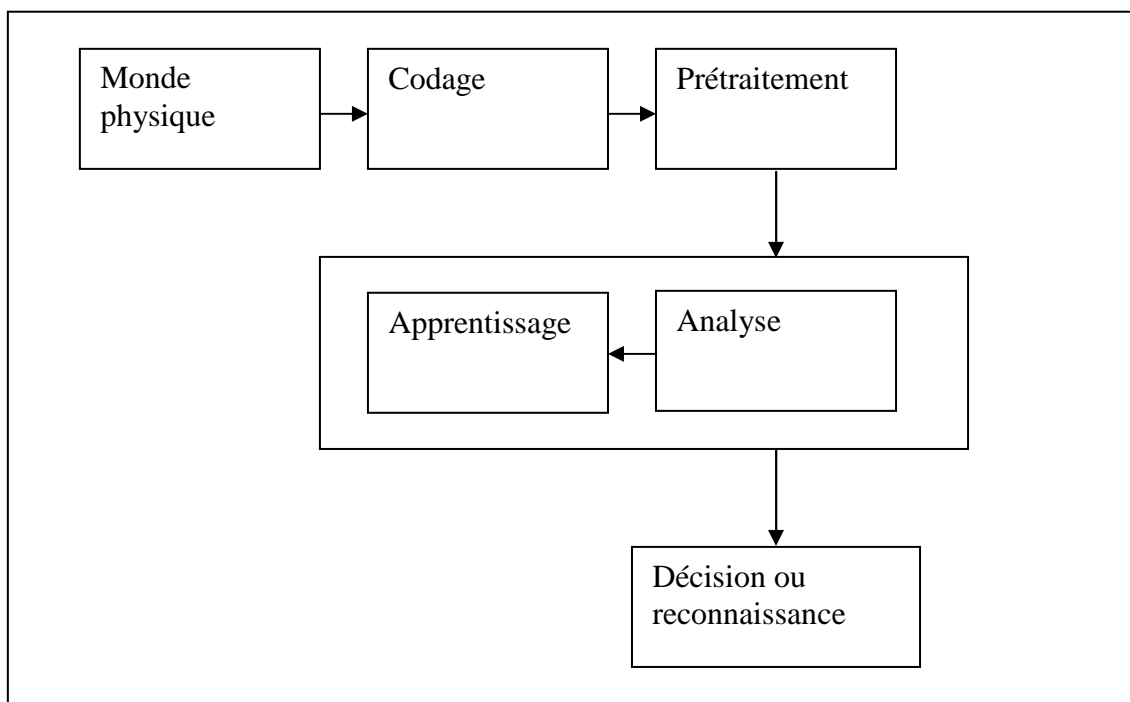


Figure. II.1. Schéma général d'un système de RF

Chaque étape joue un rôle important dans l'élaboration du processus complet de reconnaissance.

- **Le monde physique** : ou l'espace des formes. C'est l'ensemble à partir duquel s'effectue l'acquisition des données à reconnaître et celles nécessaires à la reconnaissance. Ces données sont brutes, décrites de différentes façons, avec une multitude de propriétés et doivent subir une simplification avant le processus de RF.
- **Le codage** : Appelé aussi « transduction » ou « numérisation ». C'est la transformation numérique de la forme analogique en entrée du système de RF, le plus fidèlement possible.
- **Le prétraitement** : Les données brutes sont souvent bruitées. Le prétraitement élimine les informations parasites ou inutiles dues au bruit issu des conditions d'acquisition, par suppression de la redondance, et correction des erreurs éventuelles.
- **Analyse et apprentissage** : Comme il est indiqué dans la figure (Fig. II.1), cette étape est subdivisée en deux opérations ou sous-étapes, qui sont respectivement l'analyse et l'apprentissage et que se définissent comme suit :
 - a) **L'analyse** : ou « *extraction des paramètres* », ou « *extraction de descripteurs* », ou simplement « *paramétrisation* ». C'est l'étape de calcul d'un nombre limité de caractéristiques, qui serviront comme seules données décrivant la forme traitée.
 - b) **L'apprentissage** : La décision nécessite de définir clairement la connaissance que l'on a sur les formes à traiter. Il se charge d'éclairer la décision à l'aide de la reconnaissance faite sur les formes. Il est supervisé ou non-supervisé. A partir des critères spécifiques aux formes, l'apprentissage tente de définir des « *modèles de référence* » ou de caractériser des « *classes de décision* ».

- **La décision :** Appelée aussi « *reconnaissance* ». C'est l'ultime étape du processus de RF, à partir de la description en paramètres. Au cours de cette phase, il y'a une « *identification* » de « *la forme test* » ou « *candidate* » à partir de l'apprentissage réalisé.

Les méthodes de décision et d'apprentissage manipulent souvent les mêmes critères de comparaison.

IV. Méthode de décision :

Il existe deux types de méthodes de décision ou de reconnaissance :

- Certaines sont fondées sur la notion de « *proximité* » et nécessitent ainsi de calculer « *un critère de distance* » ou « *une probabilité de ressemblance* » avec les modèles définis dans la phase d'apprentissage.
- D'autres se basent sur l'analyse de la structure de la forme et tentent plutôt d'établir des critères de cohérence dans les relations entre les différentes sous-structures.

Ces deux types de méthodes de RF sont souvent repartis en quatre (4) grandes classes ou catégories d'approches qui sont :

- L'approche statistique.
- L'approche syntaxique ou stochastique.
- L'approche structurelle.
- L'approche hybride ou connexionniste.

A chaque des ces catégories, sont associées de différentes manières de représenter les exemplaires et les classes et de diverses méthodes pour l'apprentissage et la reconnaissance [6].

IV. 1. Approche statistique

Les méthodes statistiques se fondent sur une caractérisation des paramètres étudiés. Elles permettent de prendre une décision de classification d'une forme inconnue suivant un critère de « *probabilité maximale d'appartenance à une classe* ».

La plupart des méthodes de reconnaissance des formes qui existent appartiennent à cette catégorie.

IV. 2. Approche syntaxique ou stochastique

Les approches stochastiques utilisent, pour la comparaison, un modèle prenant en compte une grande variabilité de la forme. La forme est considérée comme un signal observable dans le temps à différents endroits constituant des « *états d'observation* ».

Le modèle décrit ces états à l'aide des probabilités de transitions d'état. La comparaison consiste à chercher dans le graphe d'état le chemin le plus probable.

IV. 3. Approche structurelle

Elle consiste à représenter des formes complexes quelconques, comme des assemblages structurés de motifs élémentaires qu'on appelle en anglais « *primitives* » ou « *features* ».

Ces primitives peuvent être : des segments, des arcs, de cercles...etc [25].

IV. 4. Approche hybride ou connexionniste

L'idée de base derrière les réseaux de neurones est de s'inspirer des propriétés du cerveau pour construire des systèmes de calcul capables de mieux résoudre le type de problèmes que les êtres humains savent résoudre.

En RF, un problème de classification peut être résolu en trouvant une fonction, qui est associée à un ensemble de formes de départ, un ensemble de formes d'arrivée, c'est-à-dire que le réseau de neurones joue un rôle de fonction de transfert qui fournit la valeur de sortie.

- Types de réponses d'une décision

La réponse d'une décision peut prendre l'une des trois (03) valeurs suivantes :

- La classe de la forme si la réponse est unique, ce qui conduit à « *un succès* ».
- Une confusion ou une ambiguïté si la réponse est multiple, c'est-à-dire affectation de la même forme à plus d'une classe, telle que ces classes sont distinctes, ce qui engendre « *un échec* ».
- « *un rejet* » de la forme en cas d'incompatibilité de la description de cette forme avec les formes de référence.

De ces différentes réponses, qui peuvent donner une décision, nous pouvons tirer une idée de l'efficacité ou de la rentabilité du système de RF, et ce, calculant « *le score* » ou « *le taux d'apprentissage* », « *le taux d'erreur* » et « *le taux de rejet* ».

CHAPITRE III :

THEORIE

DES

ONDELETTES

I. Définitions

- **Signal brut** : c'est une représentation temporelle d'un signal donné.
- **Signal traité** : c'est un signal transformé par une quelconque des transformations mathématiques.
- **Temps** : exprimé en unité physique ou en nombre d'échantillons.
- **Fréquence** : c'est l'inverse du temps, elle est exprimée en Hertz.
- **Basses fréquences** : sont des fréquences comprises entre 30 et 300 kilohertz.
- **Hautes fréquences** : sont des fréquences comprises entre 3 et 30 mégahertz.
- **Processus aléatoire** : c'est un phénomène qui a une évolution imprévisible.
- **Filtre passe-bas** : c'est un filtre qui laisse passer les basses fréquences.
- **Filtre passe-haut** : c'est un filtre qui laisse passer les hautes fréquences.
- **Filtre passe-bande** : il laisse passer une gamme de fréquences comprise dans un intervalle $[f_1, f_2]$
- **Signal stationnaire** : si sa cause physique est invariante dans le temps.
- **Signal non stationnaire** : si sa cause varie dans le temps.

Dans la pratique, la plupart des signaux sont des signaux dépendant du temps (du domaine temporel) sous leur format brut. La représentation du signal est une *représentation temps - amplitude*. Cette représentation n'est pas toujours la meilleure pour la plupart des applications de traitement du signal. Dans beaucoup des cas, l'information la plus pertinente est cachée dans la composante de fréquence du signal. *Le spectre de fréquence* d'un signal indique quelles sont les fréquences qui existent dans le signal [12].

II. Les méthodes d'analyse et de traitement du signal

Les méthodes d'analyse et de traitement du signal ont connu une évolution qui a commencé par *l'analyse de Fourier* à la plus récente méthode, la théorie des *ondelettes* passant par *l'analyse de Fourier fenêtrée*.

II. 1. Transformée de Fourier

Au 19^{ème} siècle (1822), le mathématicien français J. Fourier, a prouvé que n'importe quelle fonction périodique peut être exprimée comme une somme infinie de fonctions exponentielles complexes périodiques.

La transformée de Fourier (*TF*) permet de mesurer la fréquence et de trouver le contenu en fréquences d'un signal. Si nous prenons la *TF* d'un signal du domaine temporel, nous obtenons la représentation «*fréquence – amplitude*» de ce signal. En effet, une description fréquentielle est souvent plus lisible que la description temporelle et est un complément remarquable à la seule description temporelle.

La transformation de Fourier $TF(f)$ associée à un signal $s(t)$ s'écrit comme suit [34] :

$$TF(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-2\pi ft} dt \quad (1)$$

où, f est la fréquence du terme sinusoïdal

Elle se décompose, de façon canonique, en combinaisons linéaires d'ondes élémentaires. Cette transformation permet de décrire la répartition des composantes fréquentielles du signal $s(t)$ sans renseigner sur les instants de l'apparition de celle-ci. Les renseignements fréquentiels ainsi obtenus sont au détriment de la description temporelle explicite du signal s .

Si nous prenons, par exemple, le signal suivant :

$$s(t) = \sin(2\pi 15t) + \sin(2\pi 40t)$$

Dans le signal $s(t)$ il existe deux fréquences de 15 HZ et 40 HZ, les figures (Fig. III.1) et (Fig.III.2) montrent la représentation temporelle et la représentation fréquentielle de ce signal.

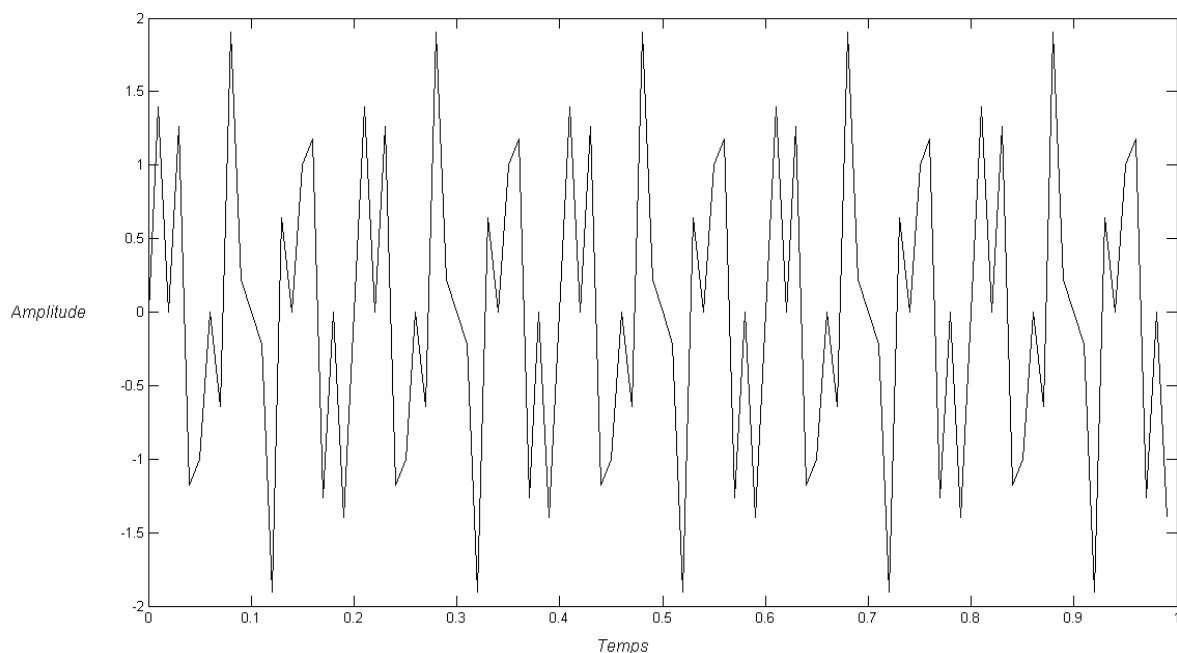


Figure. III.1. Le signal $s(t)$ dans le domaine temporel

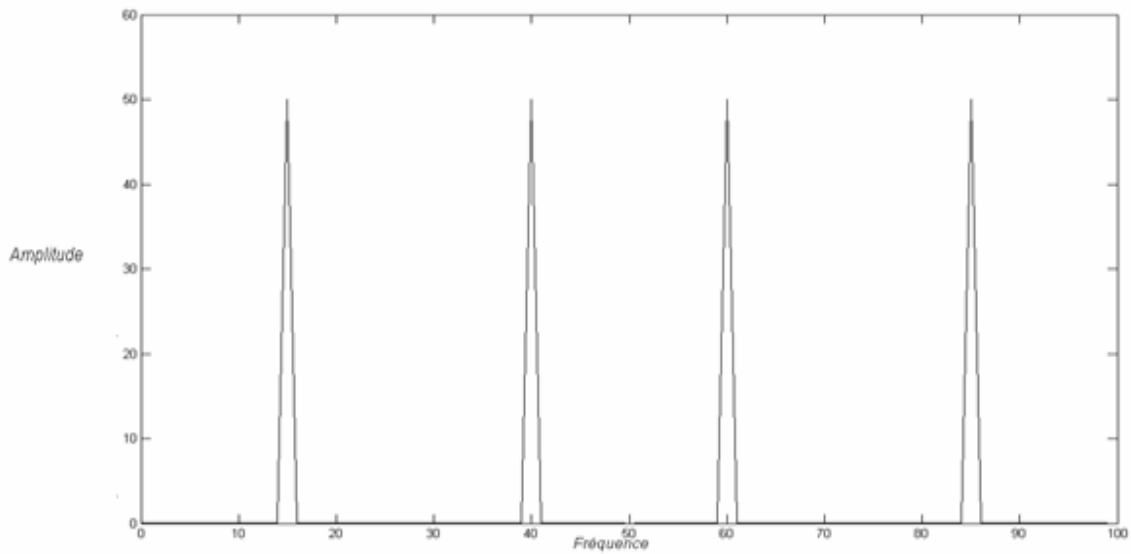


Figure. III.2. Le signal $s(t)$ dans le domaine fréquentiel

Malgré son immense succès, l'analyse de Fourier a plusieurs inconvénients, en particulier :

- Elle permet de connaître les différentes fréquences existantes dans un signal, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises,
- Elle ne permet pas l'étude de signaux dont la fréquence varie dans le temps, (*signaux non stationnaires*)
- Elle donne une *information globale* et non *locale*,
- Si le signal contient N points, sa *TF* nécessitera un nombre d'opérations égal à $N*N$.

Pour localiser dans le temps des fréquences d'un signal $s(t)$, nous utilisons la « *Transformée de Fourier fenêtrée* ». Elle permet de donner une représentation « *Temps – Fréquence* » du signal.

Le paragraphe suivant explique d'une façon détaillée la Transformée de Fourier fenêtrée.

II. 2. Transformée de Fourier Fenêtrée

En 1940, D. Gabor [31] a présenté la première forme de représentation « *Temps – Fréquence* » appelée Transformée de Fourier Fenêtrée (*TFF*). Sa technique consiste à découper le signal en différentes plages de longueur fixe.

Cette technique se base sur une analyse locale c'est-à-dire, chaque plage est étudiée séparément des autres par l'analyse traditionnelle de Fourier, juxtaposant les résultats sous la forme d'une représentation « *temps – fréquence* » ou « *spectrogramme* » [29]. C'est un outil de base pour l'analyse des signaux non-stationnaires. Le signal est supposé stationnaire sur chaque fenêtre.

La *TFF* consiste en la décomposition du signal $s(t)$ suivant une famille de fonctions $g_{a,b}$ qui dérivent toutes d'une même « *fonction fenêtre* » $g(t)$ par :

- Translation en temps (paramètre b)
- Modulation en fréquence (paramètre a)

La fonction g est multipliée par une fonction sinusoïdale de fréquence a

$$g_{a,b}(t) = g(t-b) * e^{2i\pi at} \quad (2)$$

Où le terme b localise une fenêtre d'analyse. Cette transformation s'écrit [29] :

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) g_{a,b}^*(t) dt \quad (3)$$

$C(a,b)$ est la transformée de Fourier fenêtrée du signal $s(t)$ sur une fenêtre de largeur b , selon une fréquence a .

La figure (Fig. III.3) montre le plan « *temps – fréquence* ». Les bandes verticales illustrent pour un temps b donné, « *le fenêtrage du signal* » calculé pour toutes les « *fréquences* ». Une autre interprétation, basée sur la notion de banc de filtres, est montrée par les bandes horizontales.

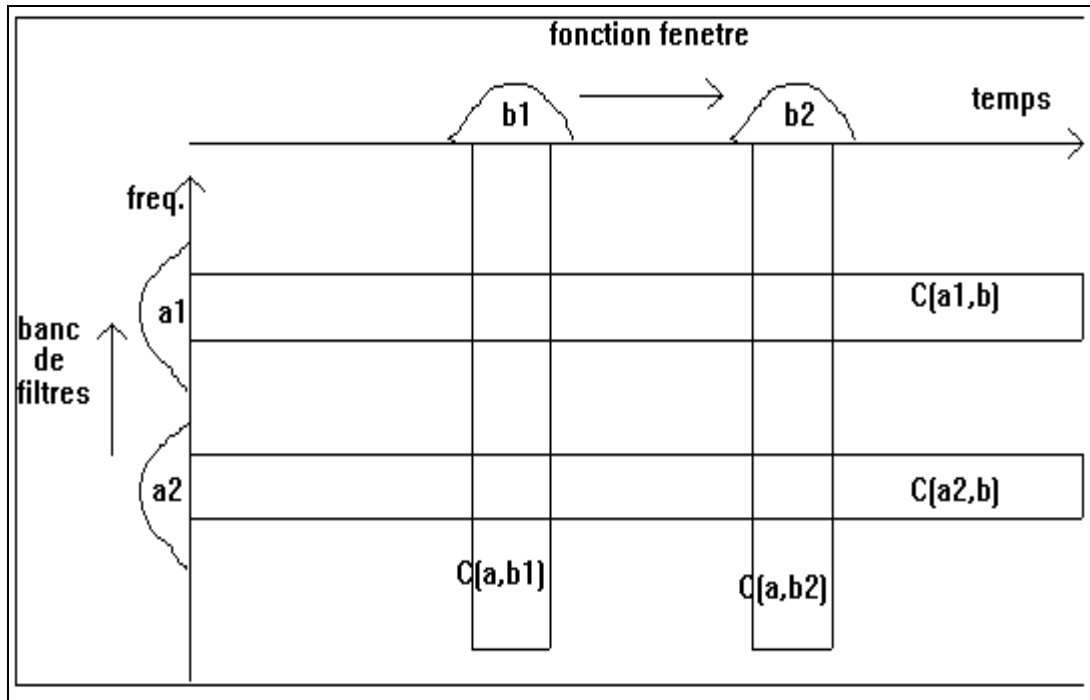


Figure. III.3. Le plan temps-fréquence [35]

Cette transformation conserve les aspects temporels et fréquentiels du signal. Cependant le fait de décomposer un signal suivant des fonctions à la fois localisées en temps et en fréquence ne peut se faire que dans la limite imposée par « *l'inégalité de Heisenberg* » [55].

En effet :

Si $g(t)$ est une fonction fenêtre et $G(f)$ sa transformation de Fourier, la résolution en fréquence Δf est définie par [55] :

$$\Delta f^2 = \frac{\int f^2 |G(f)|^2 df}{\int |G(f)|^2 df} \quad (4)$$

De la même façon, la résolution en temps Δt est définie par :

$$\Delta t^2 = \frac{\int t^2 |g(t)|^2 dt}{\int |g(t)|^2 dt} \quad (5)$$

Heisenberg montre que :

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (6)$$

D'après ce principe, aucun signal ne peut être simultanément localisé en temps et en fréquence. L'amélioration de la résolution fréquentielle n'est possible qu'au détriment de la résolution temporelle, et vice versa.

Gabor [31] a choisi g de manière optimale dans les limites imposées par cette inégalité. Il a choisi la fonction la plus concentrée, c'est-à-dire le signal gaussien.

Les étapes de l'algorithme de la *TFF* sont :

1. Choisir une fonction fenêtre de longueur finie b .
2. Placer la fenêtre sur le début du signal au temps $t = 0$.
3. Tronquer le signal en utilisant cette fenêtre.
4. Calculer la *TF* du signal tronqué.
5. Décaler incrémentalement la fenêtre vers la droite.
6. Revenir au pas 3, jusqu'à ce que la fenêtre atteigne l'extrémité du signal.

Les inconvénients majeurs de cette transformation sont :

- On ne peut pas savoir quelle fréquence existe à un instant donné.
- Une fois que la fonction g est choisie, la résolution en temps et en fréquence, donnée par les variables a et b , est fixe.
- Si le signal est composé de phénomènes dont les échelles de temps sont différentes, elle ne permet pas de les analyser simultanément avec une bonne résolution en temps et en fréquence.

II. 3. Transformée en ondelettes

Les ondelettes sont un outil récent de traitement du signal permettant l'analyse, à plusieurs échelles de temps, des propriétés locales de signaux complexes pouvant présenter des zones d'instationnarité. Elles donnent lieu à de nombreuses applications des domaines variés, comme par exemple :

- La *compression* [9], [44], [57] et, en particulier, la compression d'image où les ondelettes constituent une méthode très compétitive. Elles permettent, grâce à des représentations généralement très creuses, de réduire considérablement le nombre d'information à coder.

- Le dé-bruitage : le dé-bruitage [59], [68], [19] dans le domaine des ondelettes signifie la rejection du bruit par un seuillage adéquat.
- L'authentification, le tatouage numérique, la cryptographie et bien d'autres domaines [66].

On distingue deux familles d'ondelettes :

- Les ondelettes continues.
- Les ondelettes discrètes.

II. 3. 1. Transformée en ondelettes continues

Pour palier la limitation de résolution du *TFF*, J. Morlet a repris la démarche de Gabor en choisissant la fonction ψ différente de g [5]. Pour que Δt et Δf varient dans le plan temps-fréquence, la famille de ψ n'est pas construite par translation et modulation comme celle de g , mais par translation et dilatation ou contraction (changement d'échelle). On a une représentation « *temps – échelle* » (Fig. III.4).

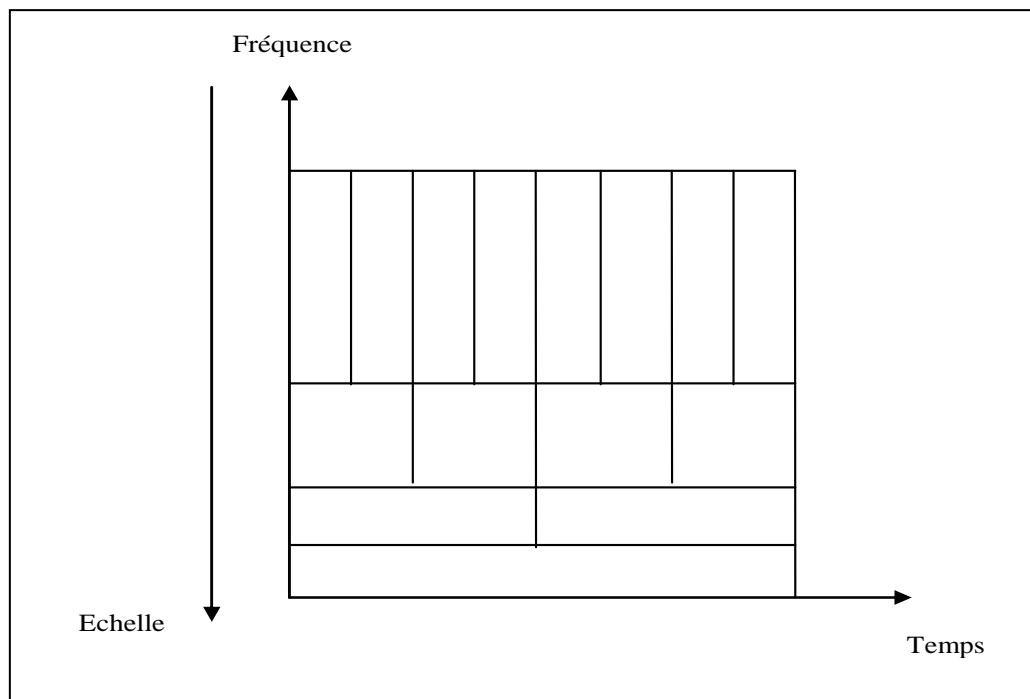


Figure. III.4. Plan temps-échelle.

L'analyse d'ondelette est faite d'une manière semblable à l'analyse de la *TFF*. Le signal est multiplié par une fonction, *ondelette*, semblable à la fonction de fenêtre dans la *TFF*, et la transformation est calculée séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel.

La différence principale entre la *TFF* et la transformée en ondelettes continues (*TOC*) est que dans le cas de *TOC*, la largeur de la fenêtre sera changée pendant la transformation et sera calculée pour chaque fréquence.

La figure (Fig. III.5) montre la résolution « temps – fréquence » de la *TFF* et la résolution « temps – échelle » de la *TO*.

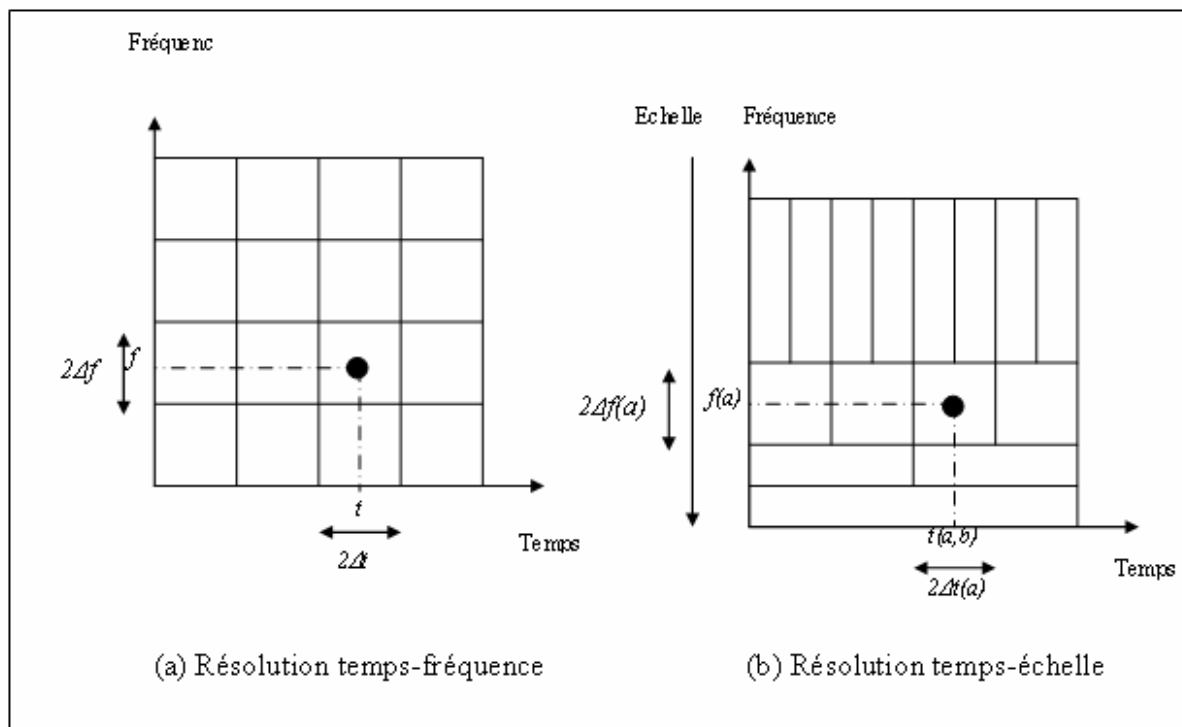


Figure. III.5. Résolution temps-fréquence (a) et résolution temps-échelle (b) [52].

La position sur l'axe horizontal d'un pavé (rectangle) élémentaire de la représentation temps échelle dépend, bien sûr, du décalage b , mais aussi du facteur d'échelle a . Sa position sur l'axe vertical dépend, elle aussi, du facteur d'échelle a . De même, les dimensions du pavé (résolution de l'ondelette $\psi_{a,b}$) dépendent du facteur d'échelle a .

La fonction $\psi(t)$, de la variable réel t , s'appelle « *ondelette mère* ». Le nom d'ondelette vient du fait que c'est une fonction oscillante (comme une onde), mais localisée. Ces conditions suggèrent que $\psi(t)$ vibre comme une onde et décroît rapidement quand $|t|$ augmente [50]. La famille d'ondelette $\psi_{a,b}(t)$, $a > 0$, $b \in \mathbb{R}$, s'écrit :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{a} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (7)$$

a : Facteur d'échelle qui est l'inverse de la fréquence ($a > 0$)

b : Facteur de décalage, relié à la notion de position temporelle. ($b \in \mathbb{R}$)

Les fonctions d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ sont obtenues à partir de la dilatation (ou contraction) et de la translation (ou décalage) de la fonction « *mère* » ou « *analysante* » $\psi(t)$. Elles sont par conséquent parfois appelées les ondelettes « *filles* ».

Les échelles tel que $a > 1$ dilatent les signaux (basses fréquences), tandis que les échelles tel que $a < 1$, compriment les signaux (hautes fréquences).

La notion de *fréquence* est ainsi remplacée par la notion *d'échelle*, pour tenir compte des hautes et des basses fréquences. Cette représentation s'appelle représentation « *temps – échelle* ».

L'exemple ci-dessous (Fig. III.6) montre l'une des ondelettes de la bibliothèque de MUSTIG [52], avec différents facteurs de dilatation :

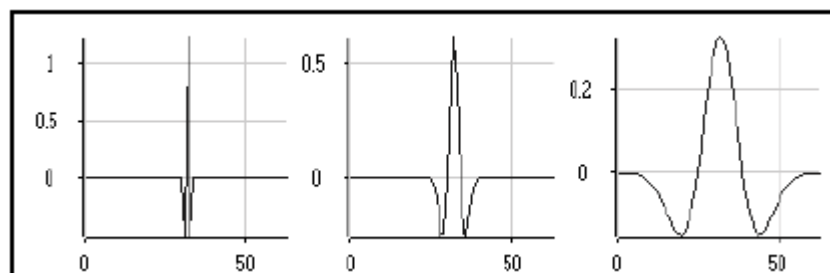


Figure. III.6. Différents facteurs de dilatation d'une ondelette [52]

La position de l'ondelette à une échelle donnée peut facilement être modifiée en décalant simplement l'ondelette (Fig. III.7) :

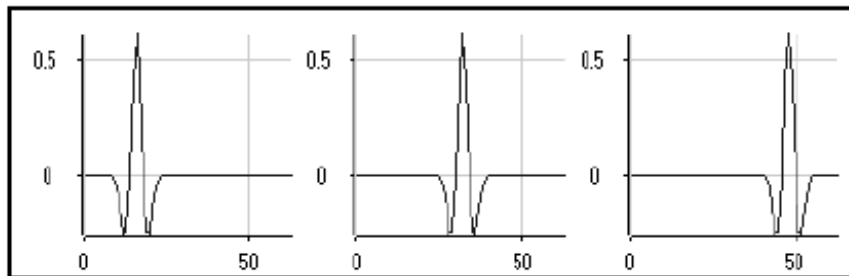


Figure. III.7. La position d'une ondelette à une échelle donnée [52]

Soit $s(t)$ le signal à analyser. La transformée continue par ondelette est définie donc par le calcul des coefficients :

$$C(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (8)$$

Les étapes de l'algorithme de la *TOC* sont les suivantes :

1. Choisir l'ondelette mère $\psi(t)$;
2. Initialisation de a et b ;
3. L'ondelette mère est placée au début du signal au point qui correspond au temps $t = 0$
4. Calculer la valeur de $C(a,b)$,
5. Translater (ou décaler) l'ondelette mère vers la droite par une valeur b à l'emplacement $t = b$;
6. Revenir à l'étape 4, jusqu'à ce que l'ondelette atteigne l'extrémité du signal, (une rangée des points sur le plan temps-échelle pour une valeur de a est maintenant accomplie) ;
7. Incrémentation de a ;
8. Revenir à l'étape 3, jusqu'à une valeur désirée de a .

Remarque :

Notons qu'il s'agit d'une transformation continue, et donc, a et b doivent être incrémentés continuellement. Cependant, si cette transformée a besoin d'être calculée par un ordinateur, alors les deux paramètres sont augmentés par un pas suffisamment petit.

L'algorithme précédent est répété pour chaque valeur de a . Chaque calcul pour une valeur donnée de a remplit une rangée simple correspondante du plan temps-échelle. Quand le processus est complété pour toutes les valeurs désirées de a , la *TOC* du signal a été calculé.

La figure (Fig. III.8) représente l'exemple d'un signal sinus bruité $s(t)$ (Fig. III.8), avec un facteur de décalage b égal à 1 et un facteur d'échelle a varié entre 1 et 10 avec un pas égal à 1.

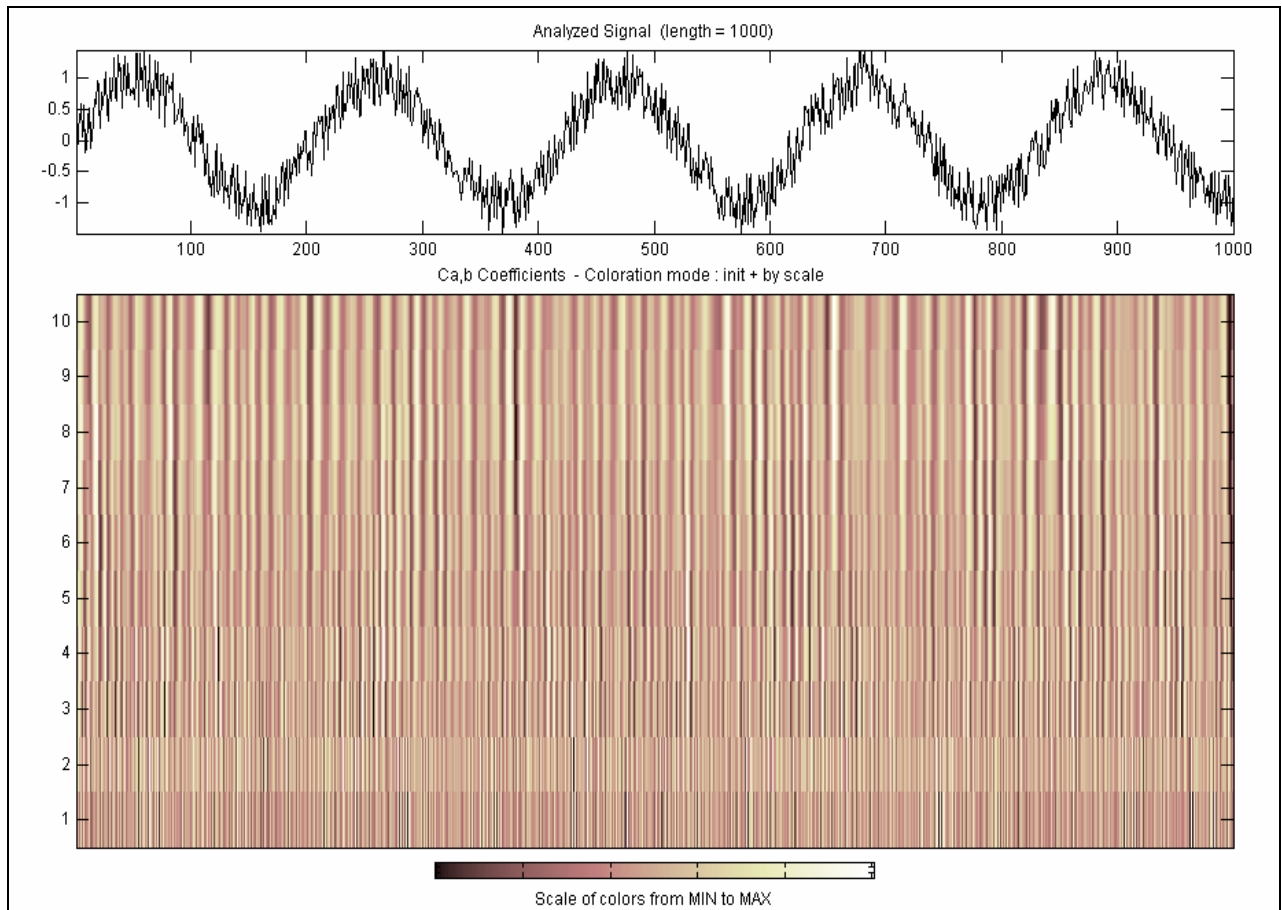


Figure. III.8. Le signal sinus bruité et sa transformation d'ondelette continue [46]

II. 3. 1. 1. La transformée inverse continue en ondelettes

La transformée inverse continue en ondelettes (*TICO*), permet la reconstruction du signal à partir des coefficients $C_{a,b}$ de la décomposition. La *TICO* d'un signal $f(t)$ est donnée par la formule suivante [47] :

$$f(t) = \int_a \int_b C_{a,b} \psi_{a,b}(t) da \cdot dt \quad (9)$$

II. 3. 1. 2. Conditions mathématiques de validité d'une ondelette

L'existence de la transformation inverse dépend de la convergence du coefficient C_ψ [58].

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(f)|^2}{|f|} df < \infty \quad (10)$$

où $\psi(f)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$.

La moyenne ou composante continue de la fonction d'ondelette $\psi(t)$ doit être nulle, c'est-à-dire elle doit respecter la relation suivante [55].

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \psi(f)|_{f=0} = 0 \quad (11)$$

La fonction $\psi(t)$ doit être continue, absolument intégrable et de carré intégrable [5].

$$\int_{-\infty}^{+\infty} (\psi(t))^2 dt < \infty \quad (12)$$

II. 3. 1. 3. Propriété d'une ondelette mère

- **Moments nuls** : C'est la propriété la plus importante pour une ondelette. Une ondelette $\Psi(t)$ a N moments nuls si :

$$M_k = \int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad 0 \leq k < N \quad (13)$$

D'après la dernière équation de M_k , toute ondelette se doit d'avoir au moins un moment nul (le cas où $k=0$, équation (11)).

- **Support compact** : Autant l'ondelette a moins de moments nuls autant son support est compact, et une analyse plus exacte des hautes fréquences est possible.

- **Régularité** : La régularité d'une ondelette est la propriété permettant de localiser les singularités dans un signal. On peut noter qu'il existe un lien entre la régularité et les moments nuls. Autant on a des moments nuls autant le signal est régulier.
- **Symétrie** : comme le nombre de moments nuls, la symétrie de l'ondelette conditionne la régularité de celle-ci sur un intervalle.
- **Orthogonalité** : L'orthogonalité d'une ondelette est la propriété permettant d'éliminer la redondance d'informations.

II. 3. 2. Transformation en ondelette discrète

Nous la notons (*TOD*). Son but est d'augmenter l'efficacité de la décomposition obtenue par la (*TCO*), en limitant le nombre de facteurs d'échelle tout en conservant la même précision. La discrétisation de l'analyse en ondelettes est utile pour le traitement numérique des données [13].

II. 3. 2. 1. Implémentation des ondelettes discrètes par bancs des filtres

II. 3. 2. 1. 1. Algorithme de Mallat

Le principe général de l'algorithme de Mallat [45] est basé beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-bas et passe-haut, qui vont servir à l'extraction d'informations caractérisant les transitions lentes et les transitions rapides du signal.

Le signal $s(n)$ est décomposé par deux filtres DPB (Décomposition Passe-Bas) et DPH (Décomposition Passe-Haut), pour donner deux vecteurs respectivement A « *Approximation* » et D « *Détails* » (Fig. III. 9.a). Cette opération s'appelle aussi filtrage par une paire de filtres complémentaires. Le vecteur A représente les basses fréquences (transitions lentes) et le vecteur D représente les hautes fréquences (transitions rapides).

Si le signal à traiter $s(n)$ possède N points, le signal d'approximation et le signal de détails feront aussi N points chacun, soit $2N$ en tout. Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que le sous-échantillonnage soit d'un facteur 2 (on ne prend qu'un point du signal sur deux) pour chaque signal d'approximation et de détail. On se ramène à deux signaux de

longueur $N/2$, soit N points en tout (Fig. III.9.a), il n'y'a alors pas de changement dans la quantité d'information [60].

La reconstruction parfaite est théoriquement possible. En faisant passer respectivement les deux vecteurs A et D par deux filtres RPB (Reconstruction Passe-Bas) et RPH (Reconstruction Passe-Haut), la sortie est le vecteur d'origine $s(n)$ (Fig. III.9.b).

L'opération de décomposition et reconstruction sont schématisés par la figure suivante :

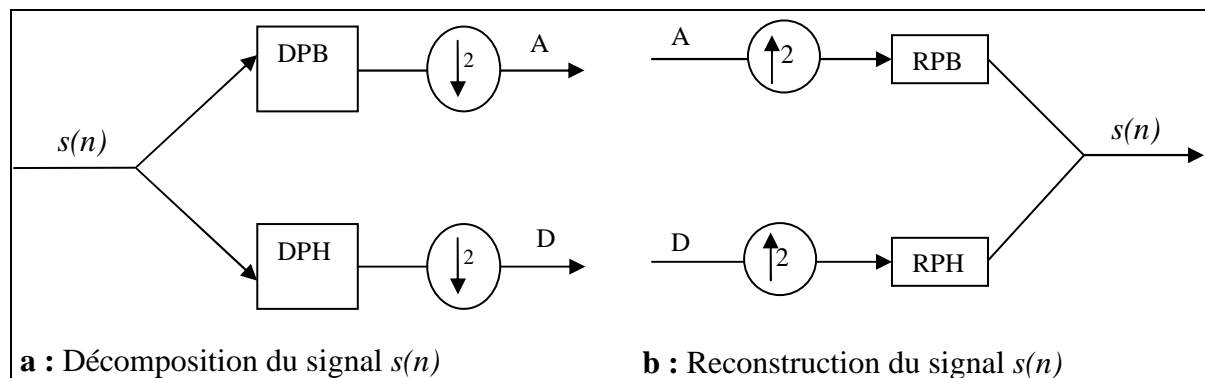


Figure. III.9. Algorithme de Mallat uni-dimensionnel.

Ces opérations sont communément appelées « *décomposition/reconstruction en banc de filtres* ». Elles sont caractéristiques des signaux unidimensionnels. Le quadruple (DPB, DPH, RPB, RPH) forme un banc de filtres miroirs en quadrature [45].

II. 3. 2. 1. 2. Architecture pyramidale

L'architecture pyramidale se base sur la décomposition du signal en deux signaux : approximations (A_k) et détails (D_k). Le signal approximation A_k est à son tour décomposé en approximation A_{k+1} et détails D_{k+1} et ainsi de suite.

La figure (Fig. III.10) illustre cette stratégie [51].

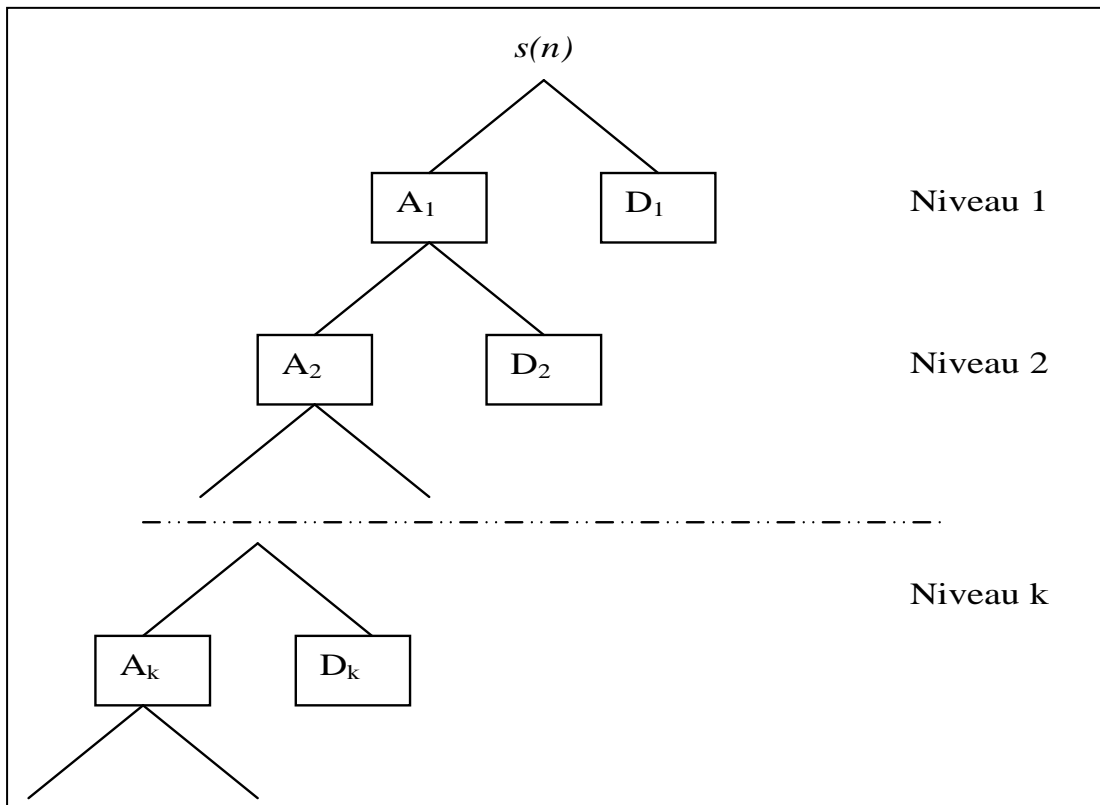


Figure. III.10. Décomposition pyramidale

II. 3. 2. 2. Analyse multirésolution

Le filtrage par une paire de filtres complémentaires précédemment décrit se traduit par « *un passage à une résolution inférieure* » à chaque étape. La *TOD* est aussi appelée « *analyse multi résolution* », introduite par Meyer [49], puis développée par Mallat [45] et devenue « *Algorithme pyramidal de Mallat* ». Elle produit par filtrages successifs une série de signaux correspondant à une résolution de plus en plus faible.

Après la $k^{\text{ième}}$ itération, la longueur du signal d'approximation et du signal de détail est de $N/2^k$ [48].

II. 3. 2. 3. Ondelette dyadique

Très souvent on choisit une résolution dyadique pour simplifier les calculs. La définition des ondelettes dyadiques est basée sur celle des approximations multi-résolution. Cette propriété permet d'implémenter les transformées par des bancs de filtres.

Elle est caractérisée par : $a = a_0^m$ et $b = b_0^n$ avec $a_0, b_0 \in \mathbb{Z}$. On obtient alors une transformée en ondelettes discrètes.

Si on choisit $a_0=2$ et $b_0=1$, c'est l'équivalent de $a=2^j$ et $b=k*2^j$; on parle alors de *transformée en ondelette dyadique*, où j est le niveau de décomposition [24].

Les nouveaux paramètres sont : k et j , et on définit ainsi une base orthogonale.

$$\psi_{j,k} = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k)$$

Pour séparer les deux signaux approximation et détail, La *TOD* utilise deux fonctions appelées respectivement « *fonction échelle* » et « *fonction ondelette* » qui sont respectivement associées à un filtre passe-bas et un filtre passe-haut.

II. 3. 2. 4. Coefficients de la TOD

Une étape élémentaire de la *TOD*, donne un signal d'approximation et un signal de détail. Les échantillons des signaux de détail sont appelés « *coefficients de fonction d'ondelettes* ». En principe, seuls les échantillons des signaux de détail sont appelés ainsi. Les échantillons des signaux d'approximation devraient être appelés « *coefficients de fonction d'échelle* ».

Par abus de langage, nous appelons souvent coefficients d'ondelettes l'intégralité des échantillons obtenus (approximations et détails) [60].

III. Familles d'ondelettes

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant (Tab. 1) la liste de quelques unes de ces familles, avec les abréviations associés.

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>
Ondelettes Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>Meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>Gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>Cgau</i>
Chapeau mexicain	<i>Mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>Morl</i>
Ondelette de Morlet complexe	<i>Cmor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

Tab.1. Familles d'ondelettes

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales : existence de filtres associés, orthogonalité ou biorthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes. Le tableau (Tab. 2) résume ces diverses propriétés.

Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
A support compact		A support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	<i>gaus, mexh,</i>	<i>cgau, shan,</i>
<i>Db, haar,</i> <i>sym, coif</i>	<i>Bior</i>	<i>Meyr</i>	<i>morl</i>	<i>cmor</i>

Tab. 2. Les propriétés principales des ondelettes

Les ondelettes à filtre sont associées à des analyses multirésolution orthogonales ou biorthogonales ; la transformée discrète et les calculs rapides en utilisant l'algorithme de Mallat [45] sont alors possibles. Les ondelettes sans filtre, en revanche, sont utiles pour la transformée en ondelettes continues.

En général, les ondelettes à support compact n'ont pas de forme analytique (c'est-à-dire : on sait comment calculer la fonction, mais on ne peut pas l'exprimer avec une formule mathématique).

III. 1. Ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes (dbN) à un paramètre, due à I. Daubechies [15], est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, on dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN .

Cette famille contient l'ondelette de *Haar* ($db1$), qui est la plus simple et certainement la plus ancienne des ondelettes. Elle est discontinue, ressemble à un échelon.

La fonction d'ondelette de *Haar* est définie par (Fig. III.11) :

$$\psi(x) = 1 \quad \text{si } x \in [0,0.5[, \psi(x) = -1 \quad \text{si } x \in [0.5,1[\text{ et } 0 \text{ sinon.}$$

La fonction d'échelle associée est la fonction échelon :

$$\varphi(x) = 1 \text{ si } x \in [0,1] \text{ et } 0 \text{ sinon.}$$

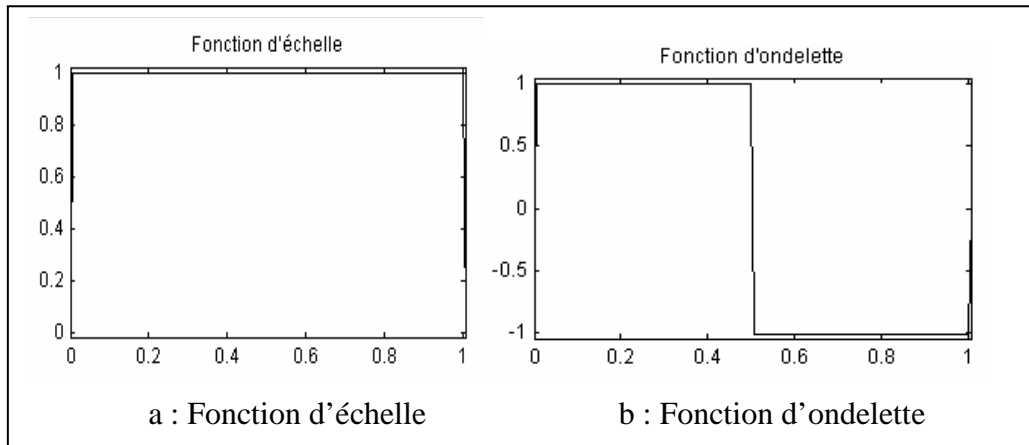


Figure. III.11. La fonction d'échelle et la fonction d'ondelette de haar

Hormis *db1*, les ondelettes de cette famille n'ont pas une formule analytique. Ces ondelettes pour les ordres de 2 à 10 (*db2*, *db3*, ..., *db10*) sont présentées dans la figure (Fig. III.12).

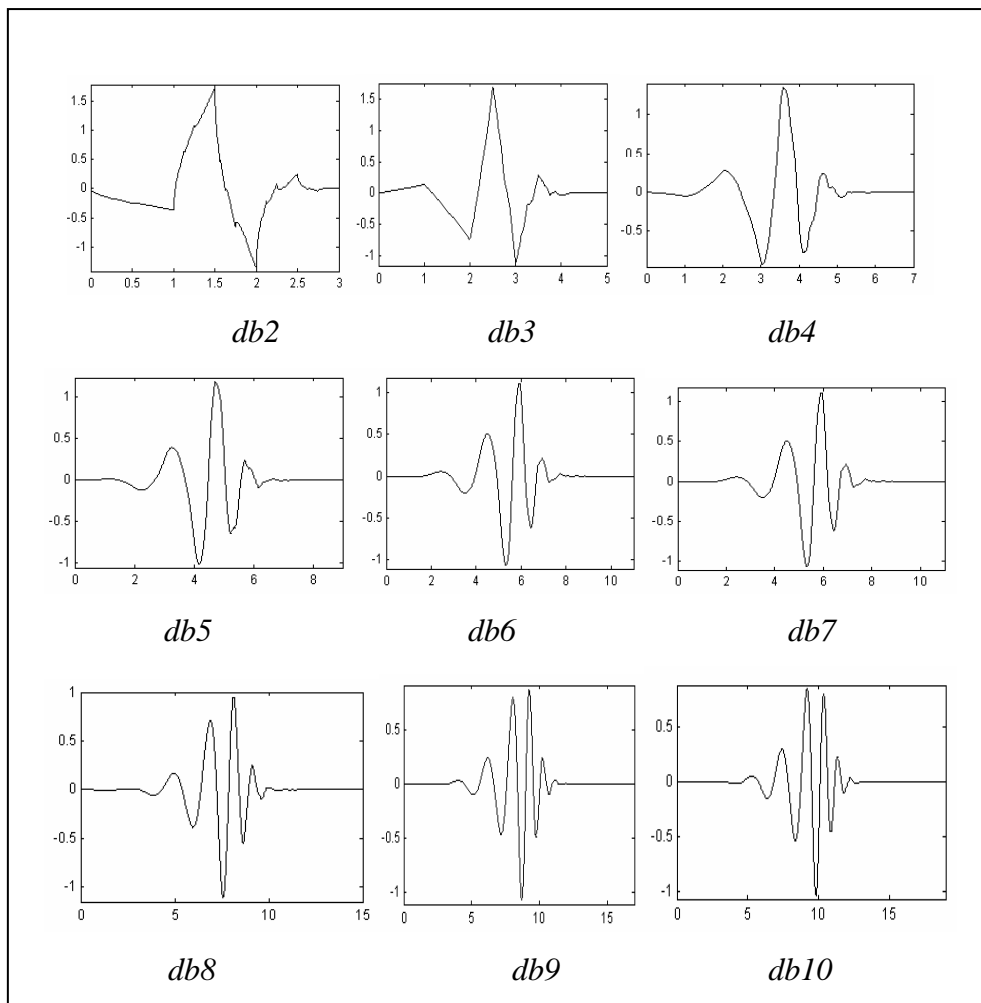


Figure. III.12. Les ondelettes de Daubechies

Cette famille d'ondelettes possède les propriétés suivantes :

- Le supports des ψ et de φ sont de longueur $2N-1$. Le nombre de moments nuls de ψ est N ;
- Les ondelettes dbN sont asymétriques, en particulier pour les faibles valeurs de N , sauf l'ondelette de Haar ;
- La régularité augmente avec l'ordre ;
- L'analyse est orthogonale.

Pour les deux type d'ondelettes $db4$ et $db8$, on trouve dans les figure (Fig. III.13 et Fig. III.14) en plus de l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés (deux pour la décomposition, deux pour la reconstruction).

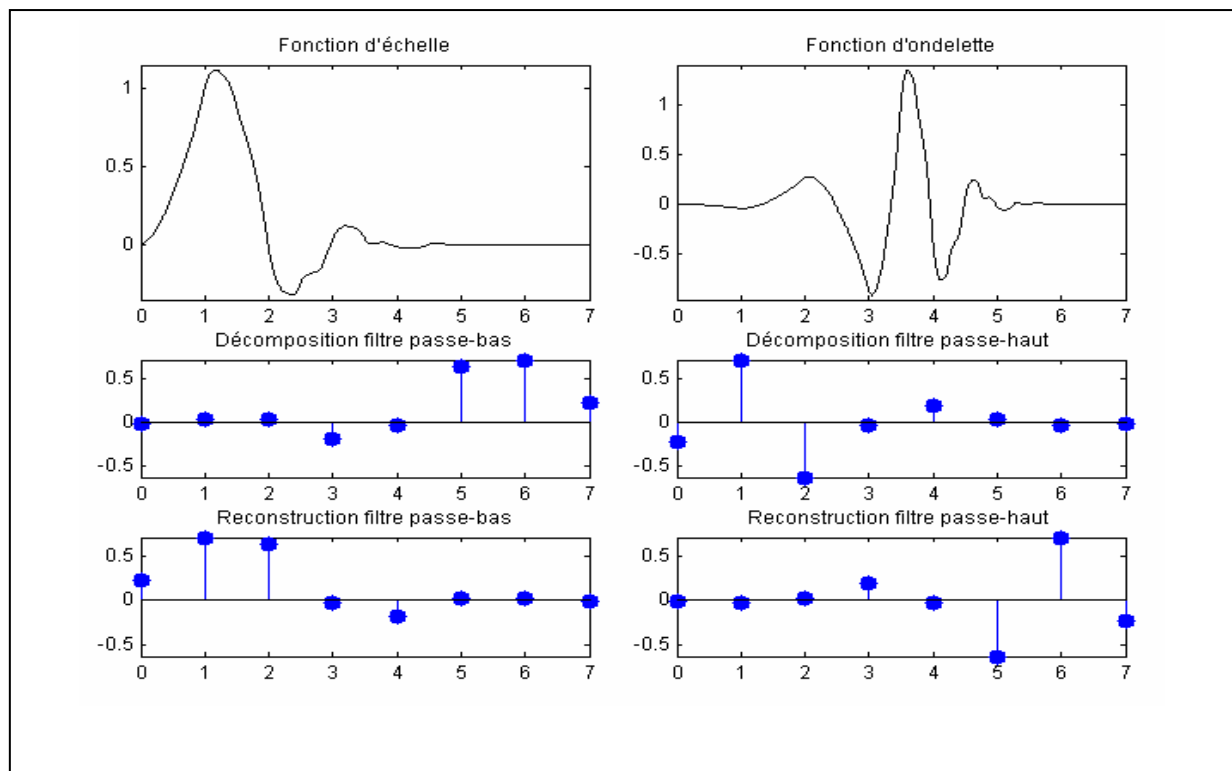


Figure. III.13. Ondelettes de Daubechies ($db4$)

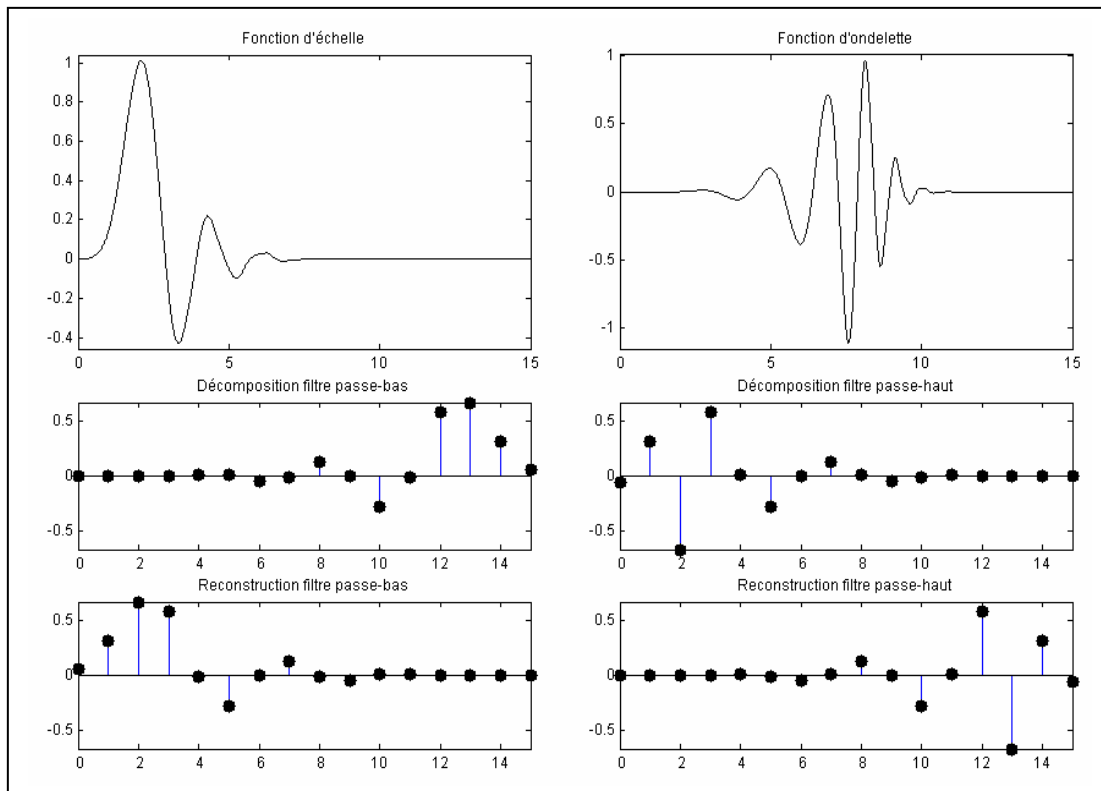


Figure. III.14. Ondelettes de Daubechies (*db8*)

III. 2. Ondelettes de Symlets

Les symlets (*symN*) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des *dbN*. A part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (*sym1* est simplement l'ondelette de Haar) sont présentées dans la figure (Fig. III.15) [15]. De plus, pour deux d'entre elles (*sym4* et *sym8*), on trouve dans les figure (Fig. III.16 et Fig. III.17) en plus de l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés (deux pour la décomposition, deux pour la reconstruction).

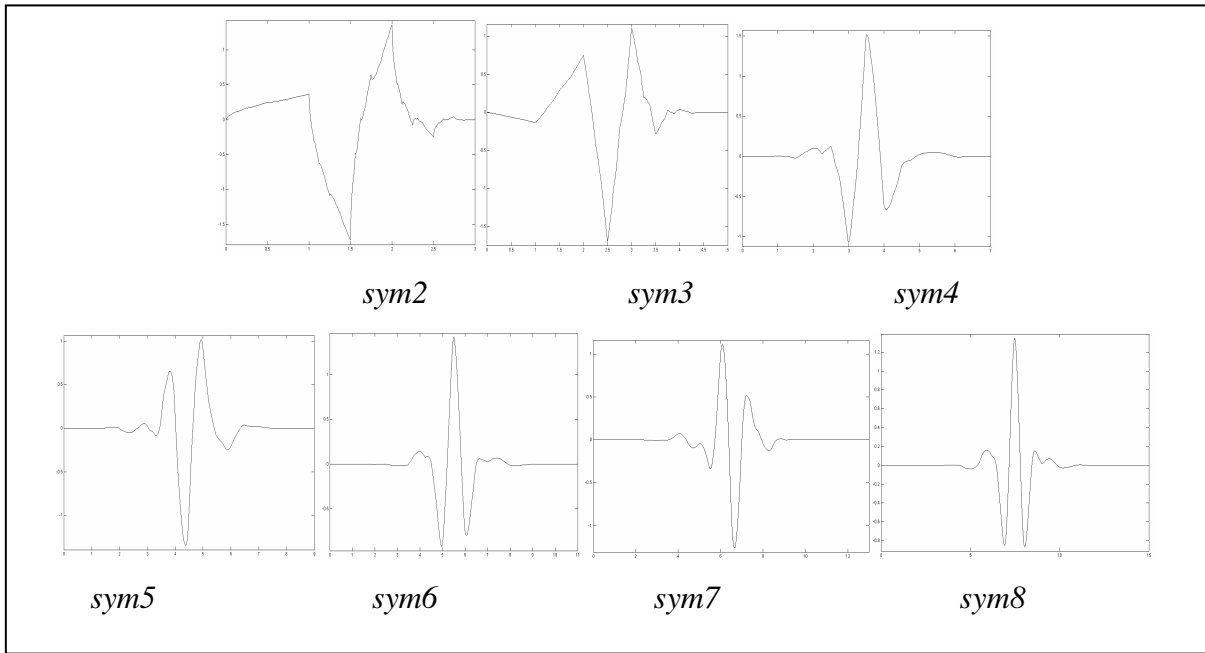


Figure. III.15. Les ondelettes de symlets

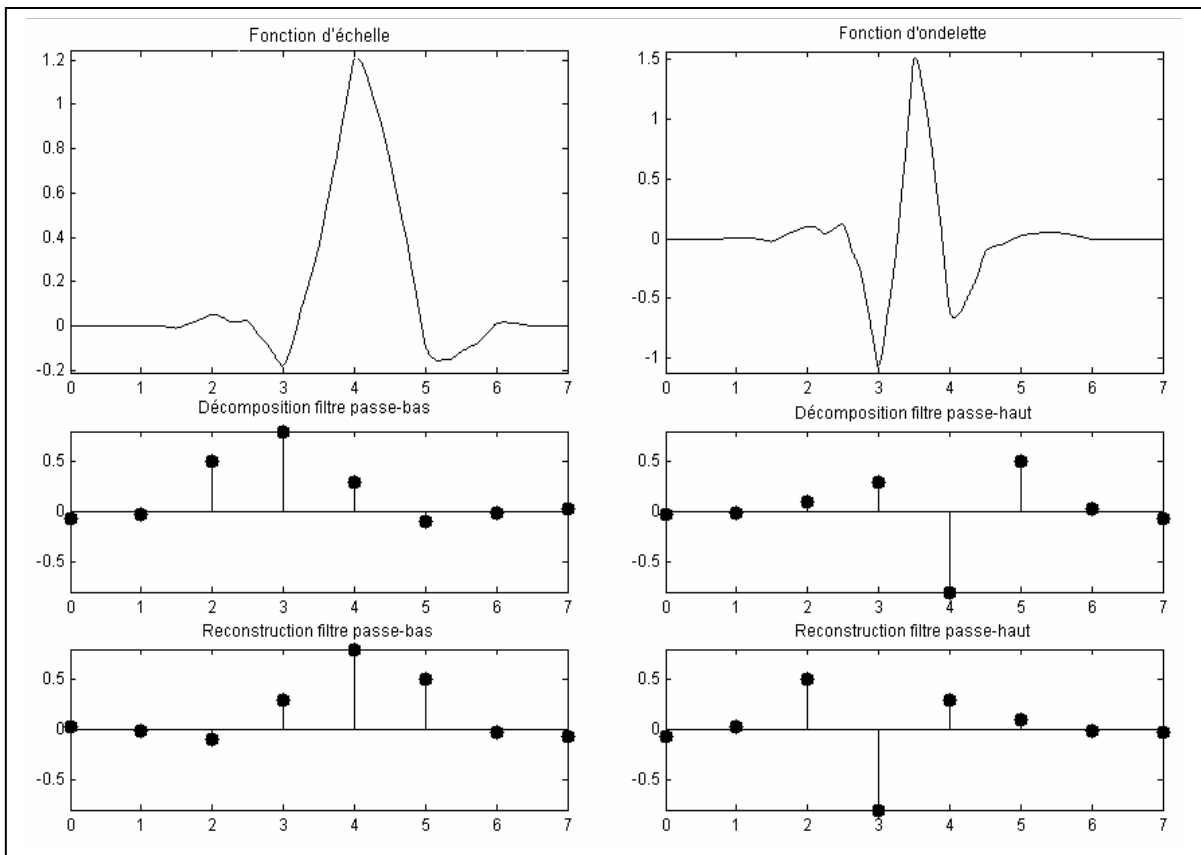


Figure. III.16. Ondelettes de Symlets (*sym4*).

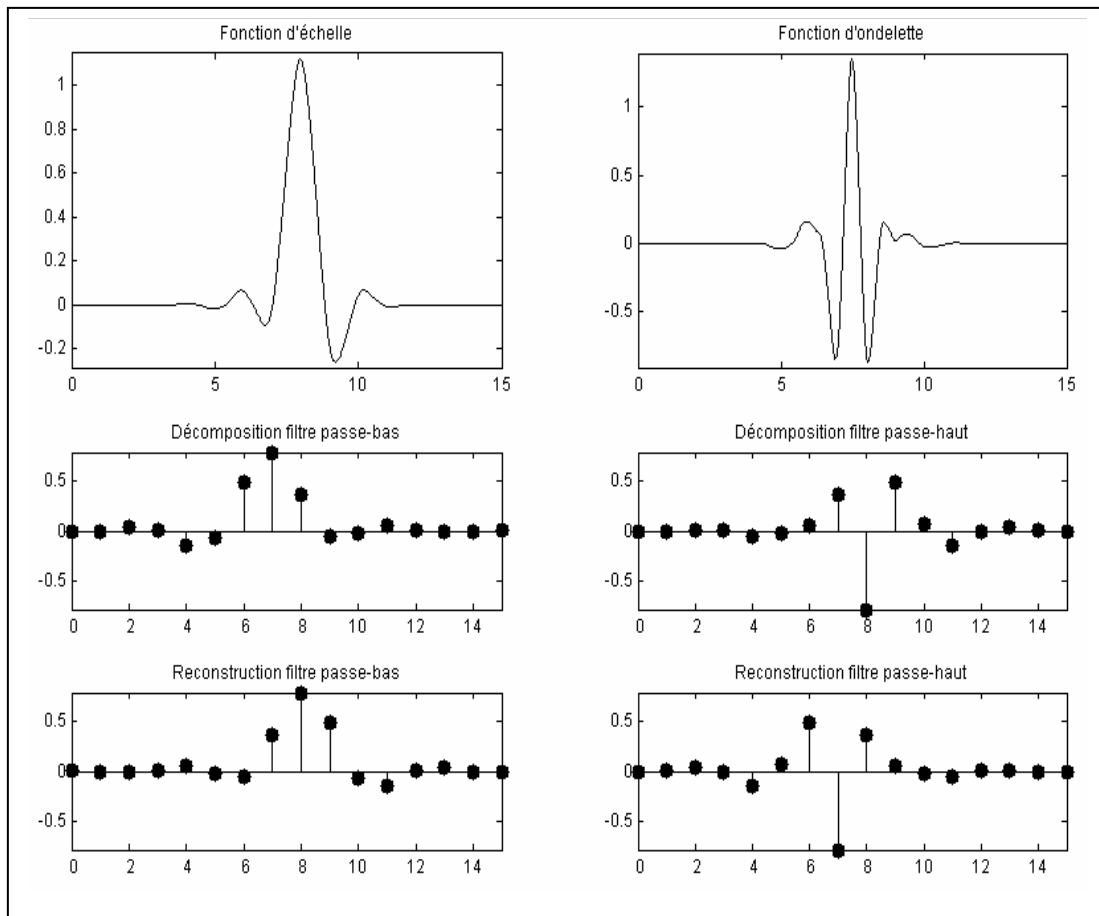


Figure. III.17. Ondelettes de Symlets (*sym8*).

III. 3. Ondelettes de Coiflets

Construite par I. Daubechies sur la demande de R. Coifman [15], les coiflets (*coifN*) constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle. Non seulement, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette ψ associée à *coifN* à $2N$ moments nuls. Les deux fonctions ψ et φ ont un support de longueur $6N-1$. Les coiflets d'ordre 1 à 5 sont représentés à la figure (Fig. III.18).

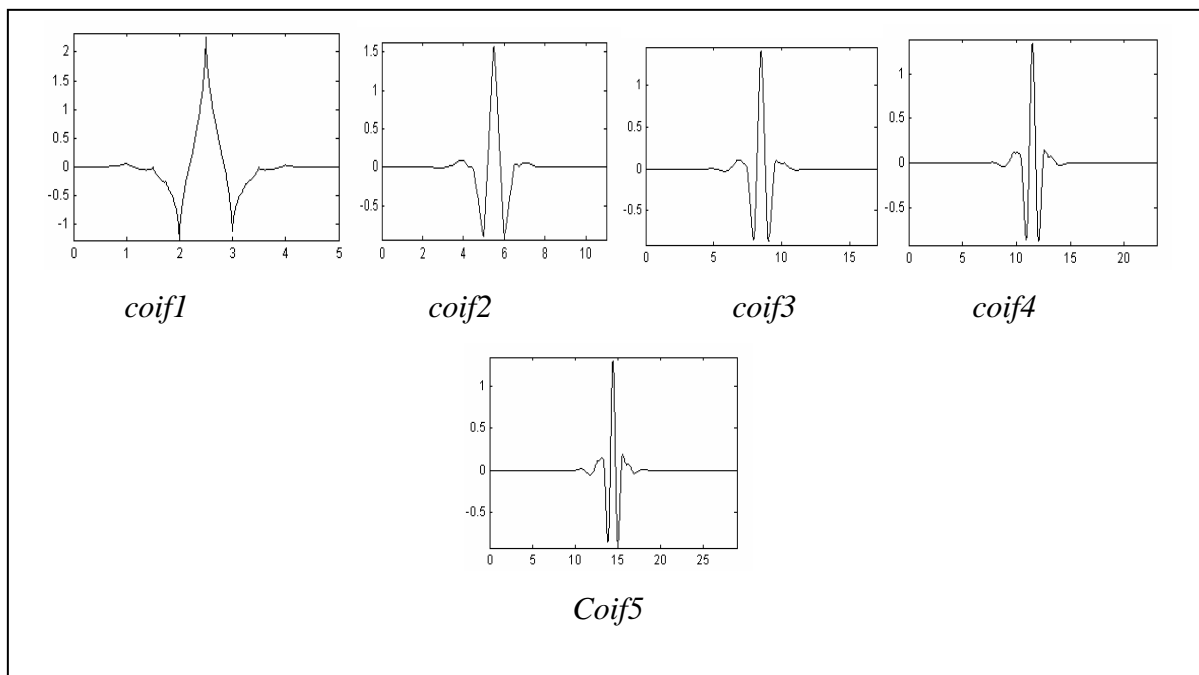


Figure. III.18. Les ondelettes de coiflets

Pour deux d'entre elles (*coif3* et *coif5*), on trouve dans les figures (Fig. III.19 et Fig. III.20) l'ondelette, la fonction d'échelle et les quatre filtres associés.

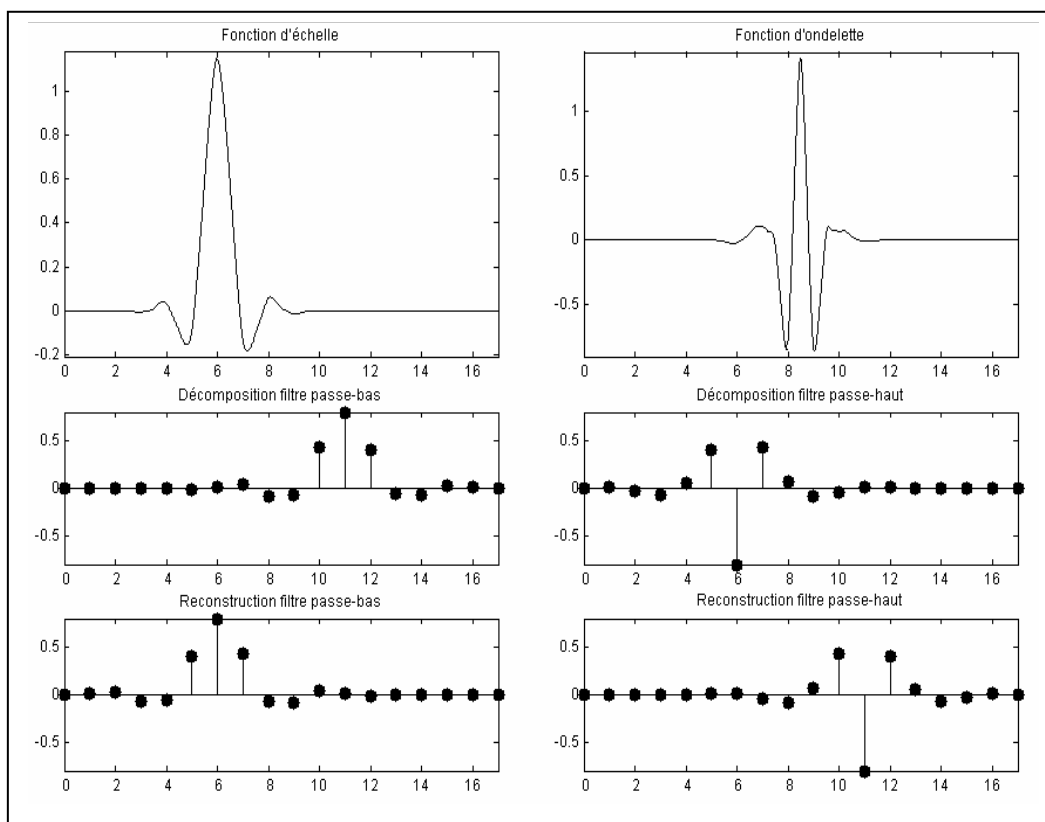


Figure. III.19. Ondelettes de Coiflet (*coif3*)

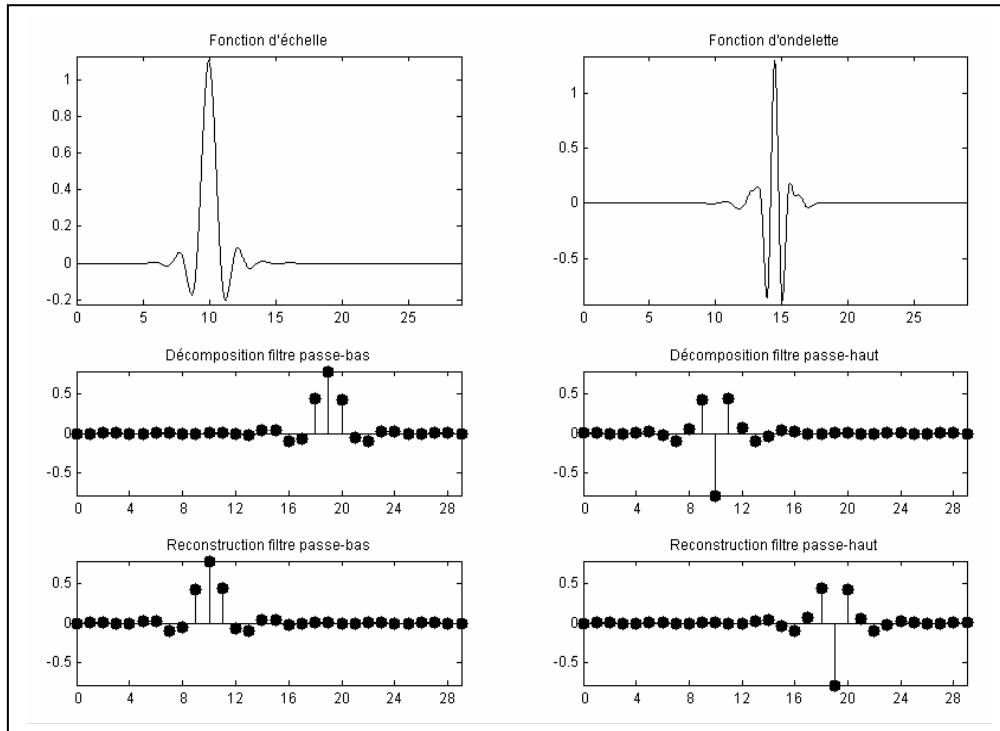


Figure. III.20. Ondelettes de Coiflet (coif5).

IV. Le choix de la meilleure ondelette

Dans la littérature il existe plusieurs types d'ondelette. Le critère de choix de la meilleure ondelette reste un problème à déterminer. Malheureusement, il n'y a pas d'ondelette qui soit meilleure que les autres, tout dépend de l'application. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles.

Les fonctions gaussiennes sont souvent utilisées comme ondelettes pour la transformée continue en raison de leur bonne résolution [3]; cependant elles sont difficiles à implémenter. A titre d'exemple, les ondelettes suivantes ont été utilisées : *db2* [30], *db4* [40], *db8* [42], *coif3* [36], *bior4.4* [2], [1].

En pratique le choix de la meilleure ondelette se base sur :

- **La forme de l'ondelette analysante** : plus la fonction ressemble à l'événement à traiter, plus l'analyse sera efficace.
- Les Propriétés mathématiques (moments nuls, régularité,...).
- **ad hoc** : une ondelette qui permet un traitement de signal efficace est acceptable, même si elle n'est pas la meilleure possible.

En théorie, plus la fonction ressemble à l'événement à traiter, plus l'analyse sera efficace. De toute façon, une ondelette optimale pour les signaux mesurés lors d'une certaine expérimentation dans un domaine donné ne le serait pas nécessairement lors d'une autre prise de mesures pour un autre domaine.

Remarque : En bref, si la fonction à analyser était analytique, il serait idéal d'avoir un très grand nombre de moments nuls [62].

V. Etat de l'art sur les applications des ondelettes en ECG

Les domaines d'applications des ondelettes sont très nombreuses (médicales, géologies, informatiques...).

Nous avons focalisé notre recherche bibliographique sur les applications des ondelettes en ECG, parmi lesquelles nous pouvons citer :

- Classification des ECG.
- Débruitage des ECG.
- Détection des événements dans le signal ECG.
- Compression des ECG.

Classification des ECG

Debbal [16] dans ses travaux relatifs à la classification des signaux électrocardiographiques (ECG) a utilisé la transformée en ondelettes discrète.

Pour choisir la meilleure ondelette mère analysante, il s'est basé sur la décomposition et la restitution du signal brut en s'appuyant sur l'utilisation de l'analyse multi-résolution. Les ondelettes orthogonales (*db*, *sym* et *coif*) et les ondelettes biorthogonales (*bior*) ont été utilisées. Il a montré que l'ondelette de Daubechies d'ordre sept (*db7*) avec un niveau de décomposition égal à sept est la plus appropriée pour l'analyse des signaux

Fayyaz-ul-Amir [26], dans son travail a utilisé la transformée en ondelette discrète. Il a présenté une approche pour la classification de six types de battements. En utilisant la transformée en ondelette, les caractéristiques sont extraites du complexe QRS de l'ECG.

En outre, l'analyse en composante principale (ACP) a été utilisée pour réduire le nombre des caractéristiques.

Débruitage des ECG

Benabdellah [7] s'est intéressé au débruitage des signaux ECG. Dans ses travaux il détecte le bruit par le biais de l'ondelette chapeau mexicain (Sombrero). Il élimine le bruit par le biais des ondelettes de Debauchies (le débruitage concerne notamment l'élimination du bruit de réseau). Enfin, il compare les résultats avec ceux obtenus par le filtrage numérique.

Il a montré que

- Les ondelettes de Debauchies donnent de meilleurs résultats par rapport au filtrage numérique. En effet le filtrage numérique n'est plus efficace dès que le bruit de réseau fluctue autour du 50Hz, alors que la méthode des ondelettes reste efficace puisque le bruit est éliminé par étapes.
- La transformée en ondelette est très efficace pour l'élimination des dérives dues au mouvements respiratoires

Dans le travail de Rodney Tan [56] relatif au débruitage, la famille d'ondelettes de Coiflet a été utilisée. Le signal ECG est décomposé en 5 niveaux.

L'ondelette de coiflet d'ordre 5 (*coif5*) a réalisé la meilleure performance de débruitage pour le troisième niveau de décomposition du signal ECG

Détection des événements dans le signal ECG.

Djouaher [17] a consacré ses travaux à la détection du segment S-T de l'ECG par l'utilisation des ondelettes. Il a appliqué une technique pour détecter les différentes ondes constituant le signal par décomposition dyadique en utilisant une ondelette biorthogonale. Connaissant les valeurs (durée et amplitude des différentes ondes constituant le signal cardiaque d'un sujet sain), il a proposé de calculer les caractéristiques du segment S-T.

Les résultats obtenus montrent que les amplitudes et les différents segments de l'ECG peuvent être estimés avec une bonne précision.

Dans le travail de Hassanpour [34], il est question d'extraire l'ECG fœtale d'un ECG enregistré sur l'abdomen de la mère. L'algorithme se déroule en deux étapes :

- L'ECG de fœtus est extrait du signal original en utilisant une transformée d'ondelette à deux niveaux. L'ondelette de Daubechies a été choisie.
- Le signal résultat est passé sur un filtre passe-bas de type Savitzky-Golay pour baisser l'effet de bruit.

Le travail de Djouaher [18] s'inscrit dans le cadre global de la segmentation et analyse de l'onde P d'un ECG pour le dépistage d'anomalies auriculaires en se basant sur l'utilisation des ondelettes discrètes. La fibrillation auriculaire (*FA*) correspond au dysfonctionnement des oreillettes. Elle représente l'une des arythmies cardiaques les plus courantes. Dans ce travail une méthode d'extraction et d'analyse automatique de l'onde P a été proposée.

L'analyse de cette onde d'activation est très importante dans le cas de sujets à risque de *FA*. L'analyse est faite en utilisant la dérivation standard (*DII*) où les ondes d'activation sont plus lisibles. Cette méthode d'extraction se déroule en deux étapes :

La première étape consiste à détecter puis à supprimer les complexes QRS en faisant appel à l'analyse multirésolution. Après la segmentation, la deuxième étape consiste à isoler l'onde P; ceci facilite son analyse et le calcul de certains paramètres pouvant indiquer s'il y a risque de *FA*.

Benatia [8] dans ses travaux relatifs à l'analyse et traitement du signal s'est intéressé à la détection du complexe QRS du signal ECG.

La présence de bruit, entraîne de nombreuses fausses détections du complexe QRS.

Dans cette étude, il a utilisé la méthode de *Pan et Tompkins* pour détecter les complexes QRS.

Il décompose le signal ECG en utilisant deux types d'ondelettes, celle de Haar et celle de Coiflet. Il effectue ensuite le produit des coefficients d'ondelettes du niveau basse résolution de Coiflet avec un niveau haute résolution de Haar. Enfin il applique la méthode classique de Pan et Tompkins, pour détecter le complexe QRS.

L'utilisation de la méthode de Pan et Tompkins améliorée par les ondelettes donne de bons résultats. Elle permet de minimiser le nombre de fausses détections.

Compression des ECG

Les travaux de Benzid [10] portent sur la compression du signal ECG. Il a proposé un algorithme qui se base sur le pourcentage de coefficients d'ondelette inférieurs ou égaux à un seuil.

Plusieurs ondelettes mères ont été utilisées, il a montré que l'ondelette biorthogonale (bior4.4) donne les meilleurs résultats. Le signal ECG est décomposé en utilisant l'architecture d'ondelette pyramidale jusqu'au niveau six.

D'autre travail [23] portant sur l'application des ondelettes sur des données relatifs à l'activité cardiaque ont été abordées. On peut citer les travaux portant sur le signal électromyogramme (EMG)

CHAPITRE IV :

APPLICATION

I. Introduction

La durée de l'onde QRS du signal ECG est d'une importance primordiale dans le diagnostic de différentes pathologies cardiaques. Le traitement automatique de l'ECG nécessite le choix d'une forme de représentation du groupe de dérivation par une fonction temporelle unique appelée fonction de détection. L'une des plus simples à estimer est la fonction amplitude spatiale (cf. Chap.1). Dans ce travail nous nous intéressons plus particulièrement à la localisation de cette onde de façon automatique. Par "localisation" nous entendons approcher le mieux possible le début réel de l'onde QRS en s'affranchissant l'introduction d'hypothèses ou de biais qui seront difficilement vérifiables dans la pratique. La plus part des systèmes [61] se basent en phase de localisation de QRS sur l'extraction du segment situé avant le pic de l'onde R tout en s'appuyant sur la définition de façon heuristique de plusieurs paramètres. Notre approche de localisation se base sur la modélisation par les ondelettes.

II. Approche de localisation

Les étapes de la stratégie mise en œuvre dans la localisation de l'onde QRS peuvent être résumée comme suit :

1. Choix des dérivations à traiter (données).
2. modélisation par la TO.
3. Choix de l'ondelette (type et niveau de décomposition).
4. Localisation.

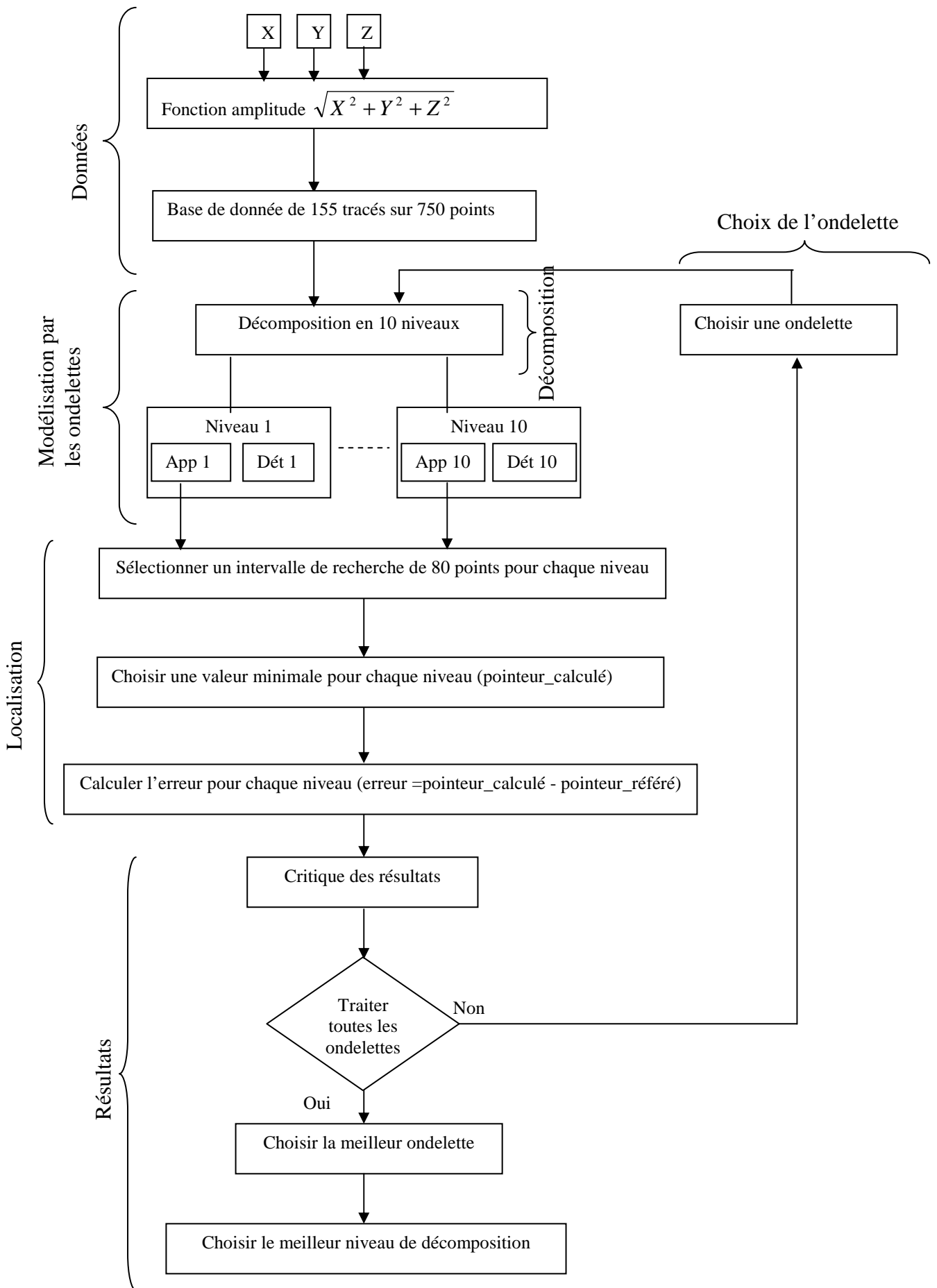


Figure. IV.1. Mthologie de l'approche de localisation

II.1. Données

Le groupe de travail de l'action C.S.E. [61] a recommandé l'utilisation des banques de données C.S.E. comme standard pour l'évaluation des programmes d'analyse des ECG/VCG. C'est pourquoi nous utiliserons la banque de donnée « data set 1 » pour laquelle nous pouvons connaître les positions des points relatifs aux différentes onde appelés *pointeurs référés*. [61], [64].

Grâce à DS1, nous construisons un ensemble d'apprentissage qui nous servira à évaluer notre approche. Les tracés (X,Y,Z) relatifs au VCG ont principalement été choisis eu égard l'orthogonalité des 3 voies (donc non redondance des informations).

Le traitement automatique se base sur le calcul d'une fonction unique. Dans le cas des trois voies (X,Y,Z) du VCG, la fonction « énergie ou amplitude » est représentée par :

$$A(i) = \sqrt{X^2(i) + Y^2(i) + Z^2(i)} \quad \text{où } i \text{ est le } i^{\text{ième}} \text{ échantillon (Fig. IV.2).}$$

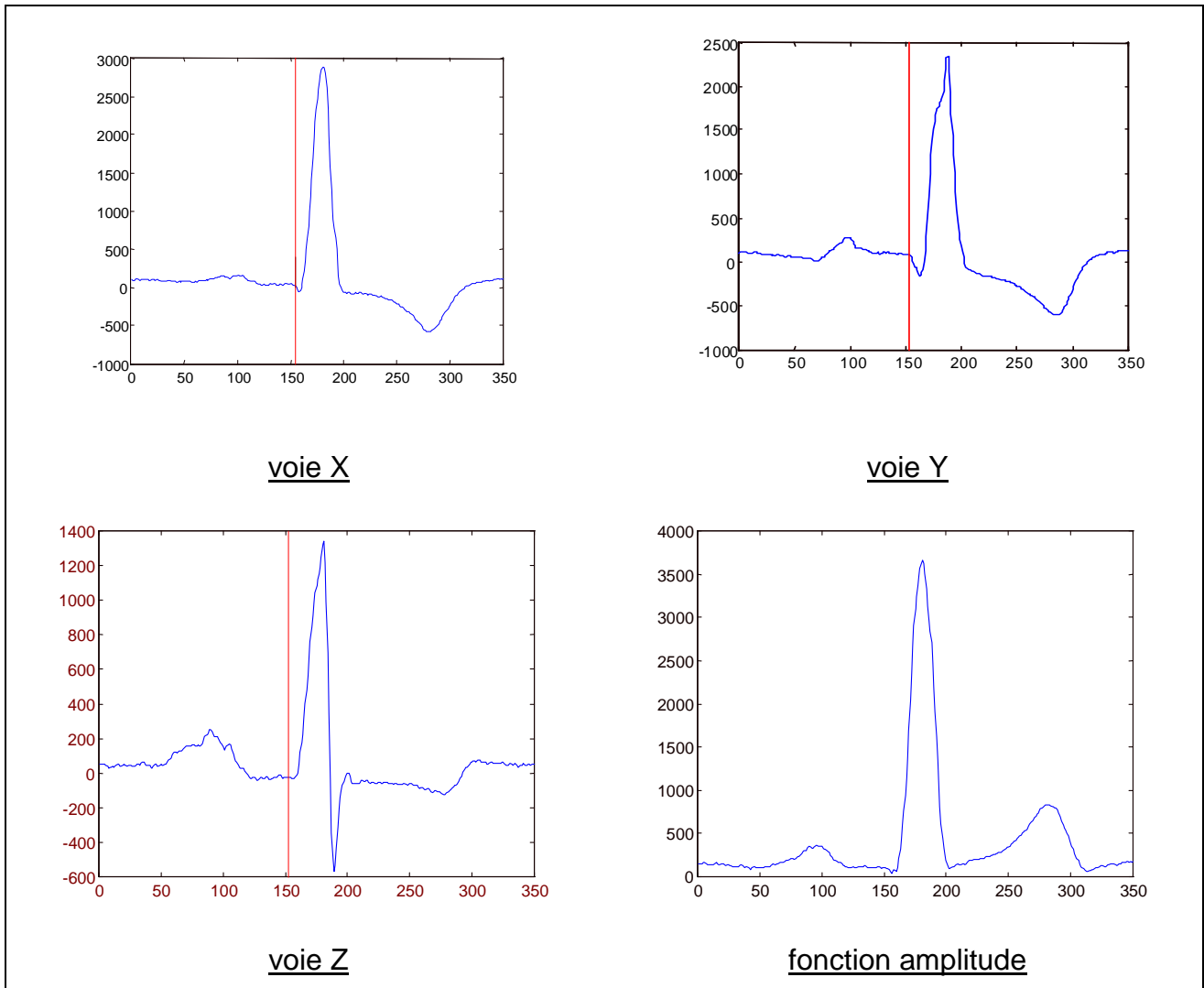


Figure. IV.2. Exemple de tracé de 350 points des 3 voies du vectocardiogramme et de la fonction de détection amplitude $A(i)$ du cas CSE n°5 de la DS1. L'axe horizontal représente l'échantillon. L'axe vertical est en μv . Début référé à l'échantillon 153.

Notre base de données contient 155 tracés de longueur 750 points, chacun regroupant des cas (battements) sains et des cas pathologiques. Chaque cas est représenté par une fonction de décision appelée : fonction amplitude (Fig. IV.2).

II.2 Modélisation par la transformée en ondelettes

Nous avons choisi de modéliser nos données par la *TO*, qui permet une représentation multirésolution à partir de laquelle nous serons capables de séparer les variations lentes dites approximations (QRS complet) des variations rapides nommées détails (la déflexion négative Q). Cette séparation nous facilitera l'étape suivante de « *localisation* ».

II.2.1. Choix de l'ondelette

Les ondelettes discrètes ont été choisies à cause du caractère discret du signal. Nous avons opté pour l'ondelette de Daubechies à cause de son motif qui est proche de celui du complexe QRS (cf. Chap.3).

L'ondelette de Daubechies est discrète et orthogonale permettant ainsi la suppression de la redondance.

Le choix de la meilleure ondelette reste un problème à résoudre. Il n'y a pas d'ondelette qui soit meilleure que les autres, tout dépend de l'application. Une ondelette peut être optimale pour certaines applications et mauvaise pour d'autres.

L'analyse du choix de l'ondelette (ondelette-mère) sera effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes de Daubechies ($db2, db3, \dots, db 10$) (cf. Chap3). Le choix se basera sur l'appréciation de l'erreur qui existe entre le pointeur référé et le pointeur calculé.

II.2.2. Décomposition

Chaque ondelette possède un niveau maximum de décomposition au-delà duquel la décomposition ne sera plus utile, nous arrêtons la décomposition au dixième niveau selon les différentes variantes de l'ondelette de Daubechies, car au delà notre signal perd sa forme initiale.

A titre d'exemple, la figure (Fig. IV.3) correspond à la décomposition de la fonction amplitude du cas CSE n° 5 par l'ondelettes de Daubechies $db9$ (cf. Chap3).

En partant du haut de la figure les tracés dans l'ordre correspondent :

- Tracé de la fonction amplitude.
- Le tracé gauche (a) et droit (b) du premier niveau correspond au premier niveau de décomposition (approximation et détail respectivement).
- Les deux derniers tracés en bas correspondent au dixième niveau de décomposition.

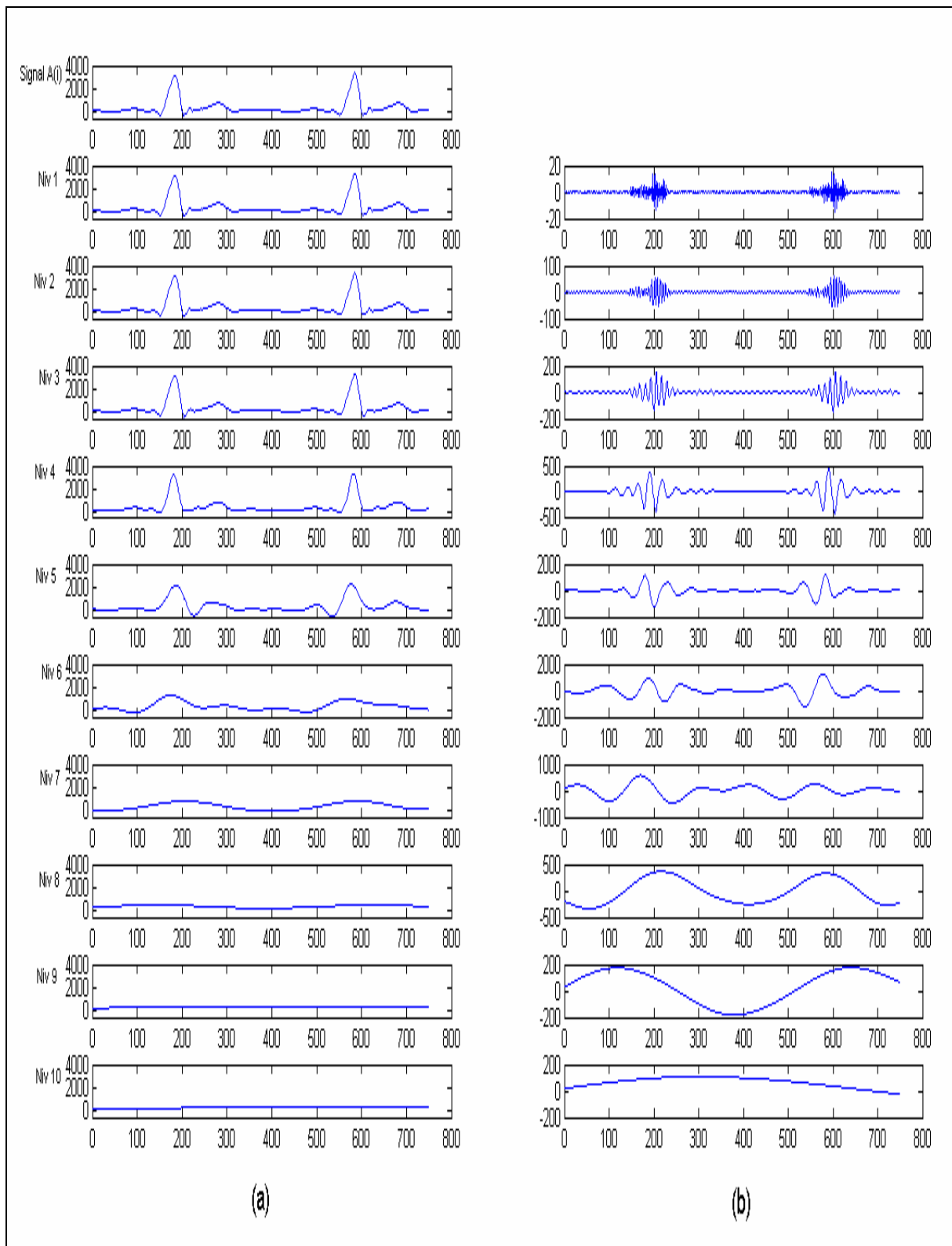


Figure. IV.3. Décomposition de l'ECG du cas CSE numéro 5 sur 750 points de la DS1 en 10 niveau en utilisant l'ondelette de Daubechies (db9)

- (a) : représentation de l'approximation A_j
- (b) : représentation du détail D_j

II.3. Localisation

L'examen de la figure (Fig. IV.3) montre que plus on monte dans les niveaux de décomposition plus le signal sera encore filtré, et la perte d'information accentuée.

Pour localiser automatiquement l'onde QRS, nous calculons la valeur minimale de l'approximation pour chaque niveau. Cette valeur s'appelle : *pointeur calculé*.

Pour éviter l'ambiguïté dans la détection de l'onde P, il a été nécessaire de diminuer la zone de recherche dans une zone qui soit assez lissée et pouvant contenir le début de l'onde QRS.

L'expérience a montré qu'une zone de recherche de longueur 80 points située avant le pic de R est largement suffisante pour contenir le début réel de QRS (Fig. IV.4).

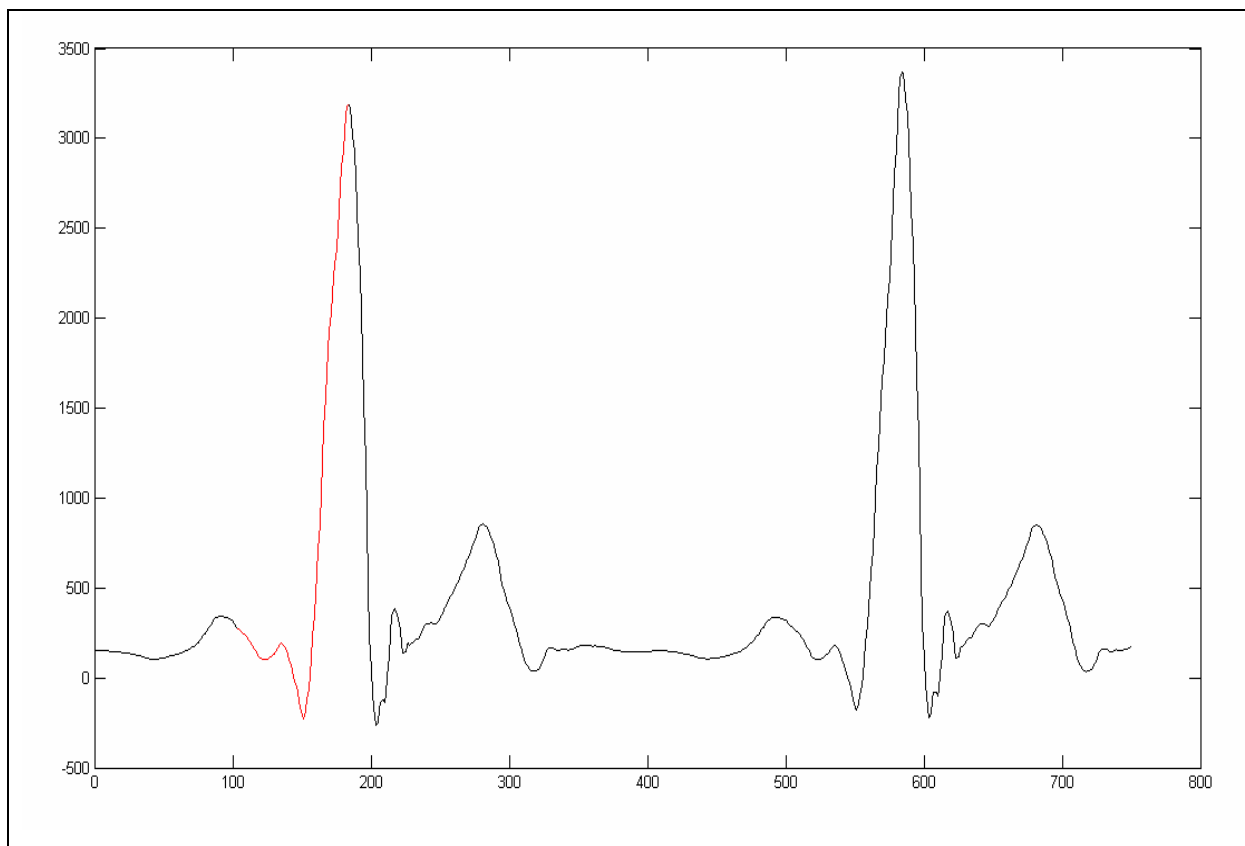


Figure. IV.4. La zone de localisation sur 80 points avant le pic (cas CSE n° 5)

La figure (Fig. IV.5) illustre sur des tracés de la fonction amplitude la valeur du pointeur référé et la valeur calculée. Trois situations sont possibles :

- Les deux valeurs coïncident (Fig. IV.5.a) ;
- Le pointeur calculé se trouve après le pointeur référé, on détecte alors tardivement (Fig. IV.5.b) ;
- Le pointeur calculé se trouve avant le pointeur référé, on détecte alors de façon précoce (Fig. IV.5.c).

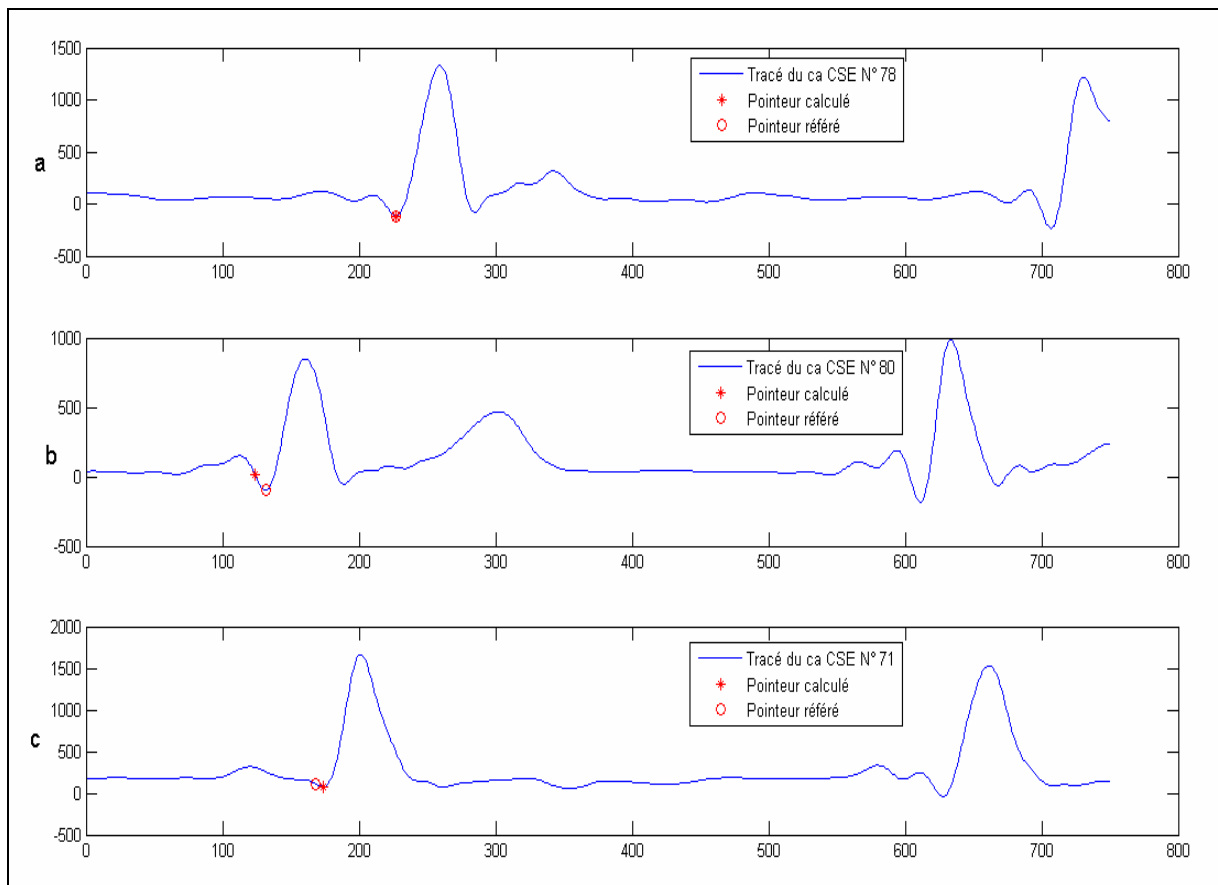


Figure. IV.5. Visualisation du pointeur référé et du pointeur calculé sur la fonction amplitude $A(i)$ pour des différentes situations

La figure (Fig. IV.6) correspond à la décomposition en plusieurs niveaux de la fonction amplitude d'un exemple de tracé numéro 5 en utilisant l'ondelette de Daubechies d'ordre 9 ($db9$). Nous avons calculé pour chaque niveau j ($j=1,10$) le pointeur calculé et nous l'avons comparé avec le pointeur référé

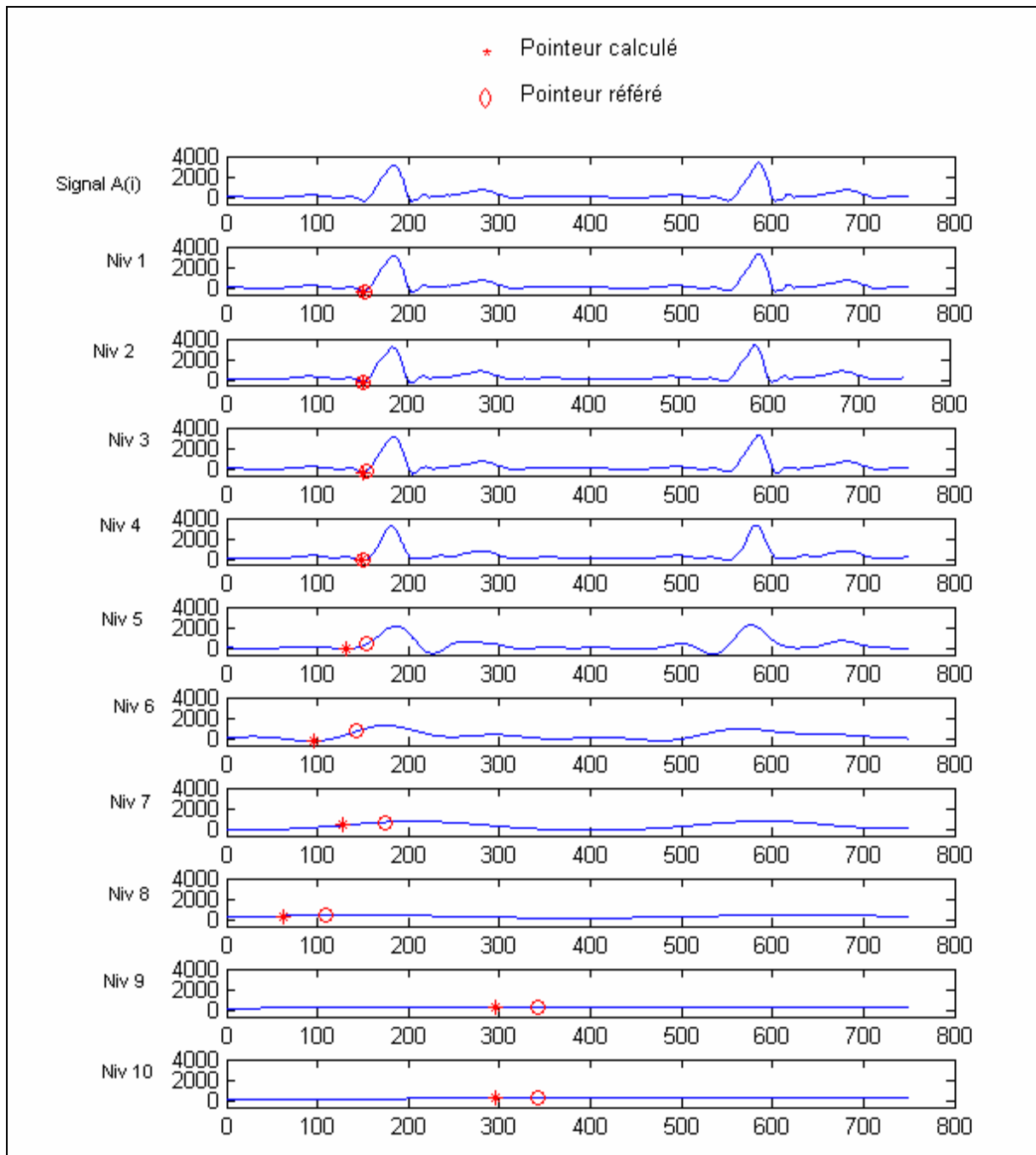


Figure. IV.6. Décomposition de l'ECG du cas CSE numéro 5 sur 750 points de la DS1 en 10 niveau en utilisant l'ondelette de Daubechies (db9).

Les variantes de l'ondelette de Daubechies (cf . Chap.3) sont : *db2*, *db3*, *db4*, *db5*, *db6*, *db7*, *db8*, *db9*, *db10*.

Chaque signal de la base de donnée sera décomposé en 10 niveaux pour toutes les variantes de l'ondelette de Daubechies

III. Résultats

L'histogramme (Fig. IV.7) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart situé dans l'intervalle $[-5,+5]$.

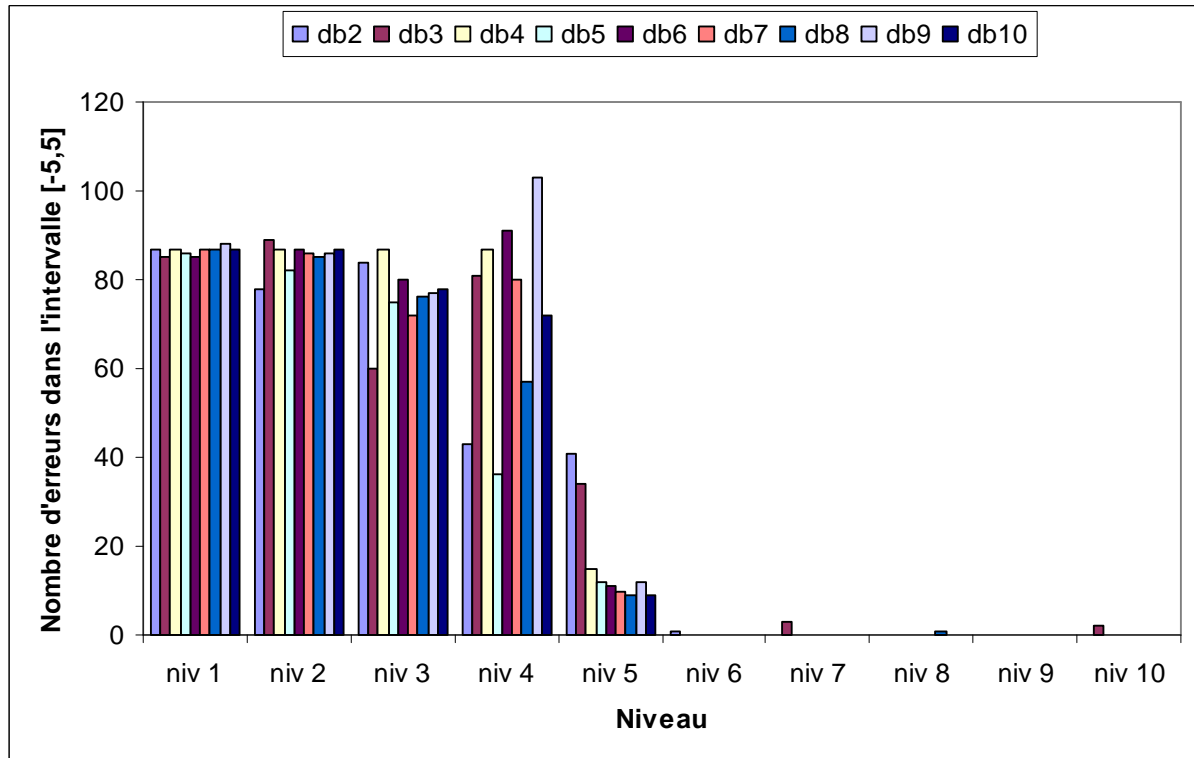


Figure. IV.7. Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle $[-5,+5]$.

L'ondelette de Daubechies (*db9*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possède le plus des cas (103) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas en valeur absolue la valeur de 5 points.

L'histogramme (Fig. IV.8) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart situé dans l'intervalle $[-4,+4]$.

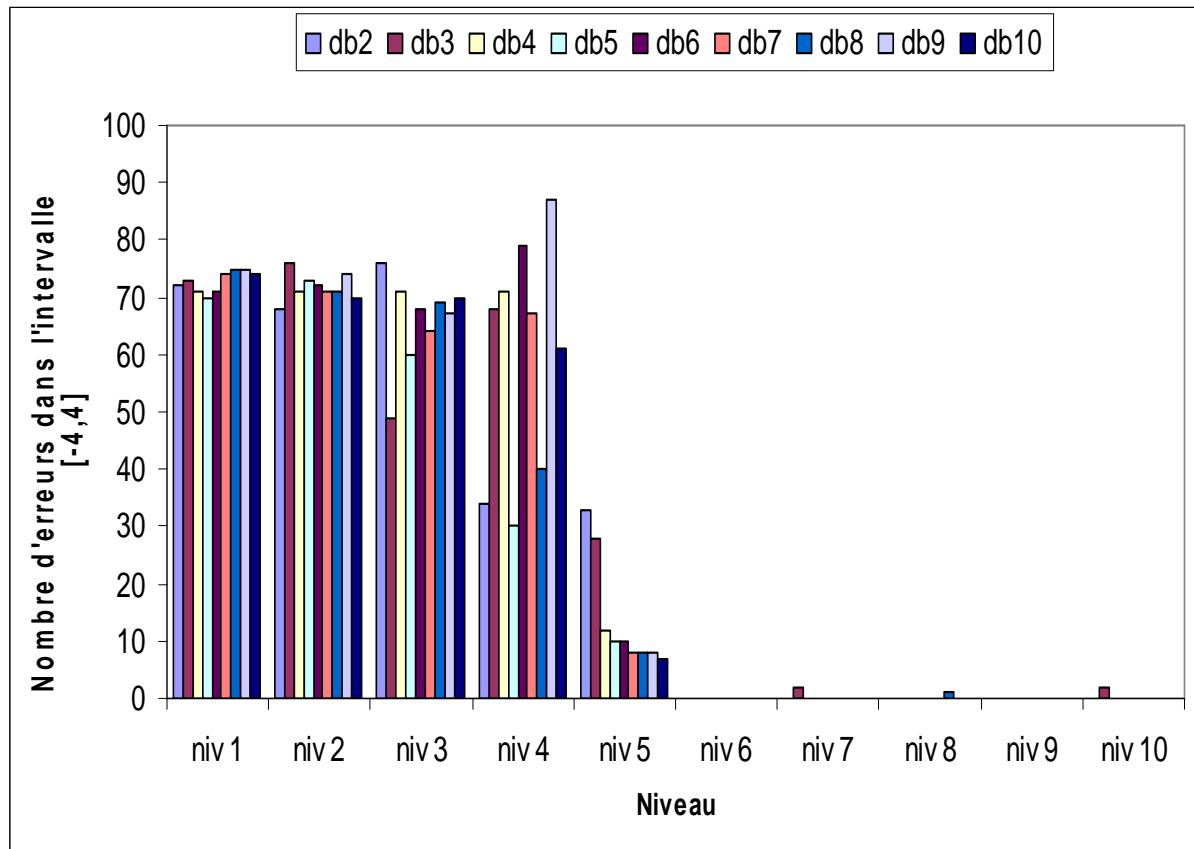


Figure. IV.8. Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle $[-4,+4]$.

L'ondelette de Daubechies (*db9*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possèdent le plus des cas (87) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas en valeur absolue la valeur de 4 points.

L'histogramme (Fig. IV.9) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart situé dans l'intervalle $[-3,+3]$.

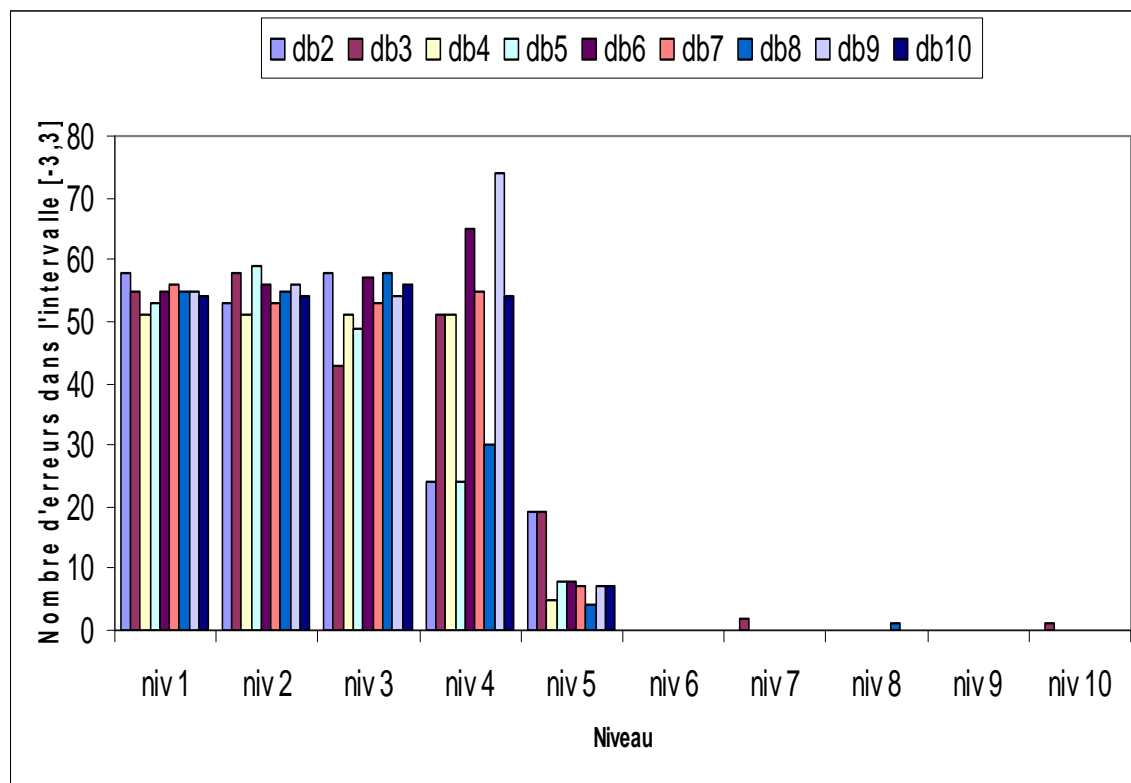


Figure. IV.9. Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle $[-3,+3]$.

L'ondelette de Daubechies (*db9*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possèdent le plus des cas (74) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas en valeur absolue la valeur de 4 points.

L'histogramme (Fig. IV.10) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart situé dans l'intervalle $[-2,+2]$.

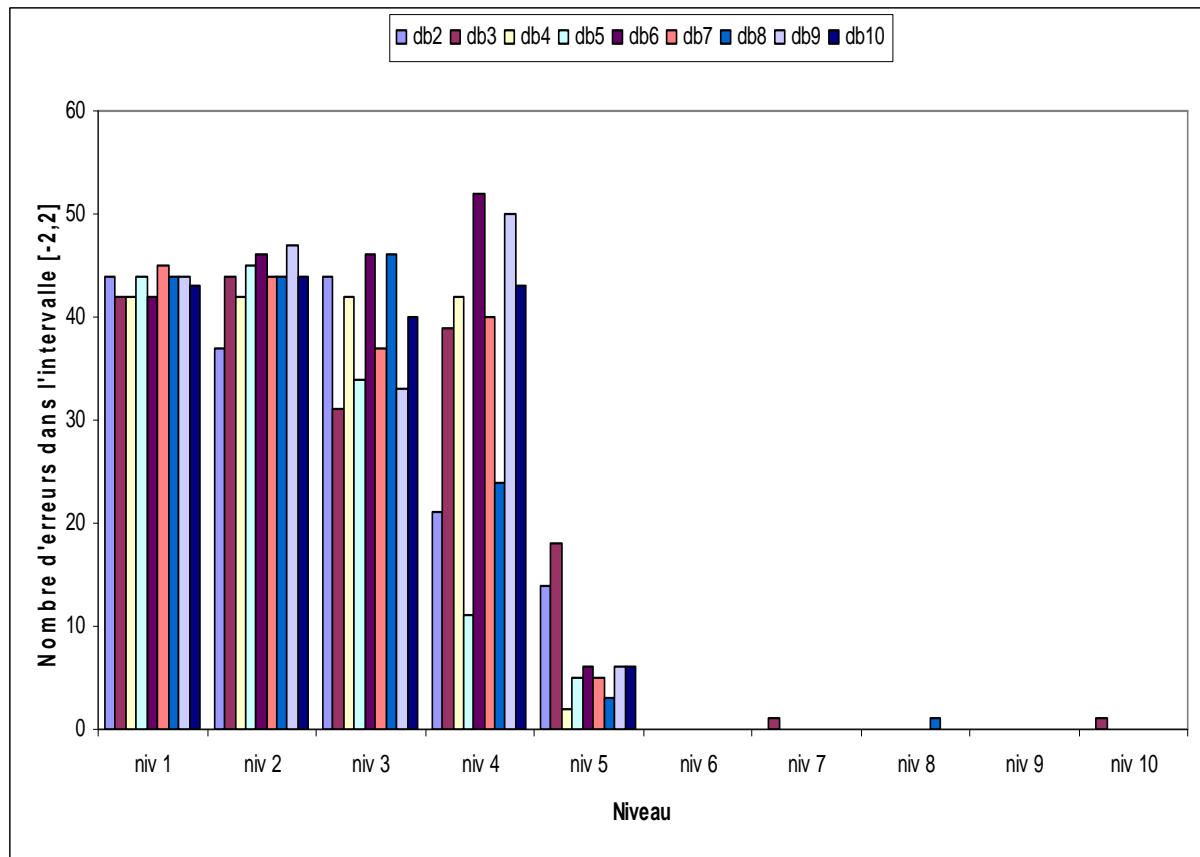


Figure. IV.10. Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle $[-2,+2]$.

L'ondelette de Daubechies (*db6*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possèdent le plus des cas (52) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas en valeur absolue la valeur de 2 points, par apport à l'ondelette de Daubechies *db9* (50).

L'histogramme (Fig. IV.11) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart situé dans l'intervalle $[-1,+1]$.

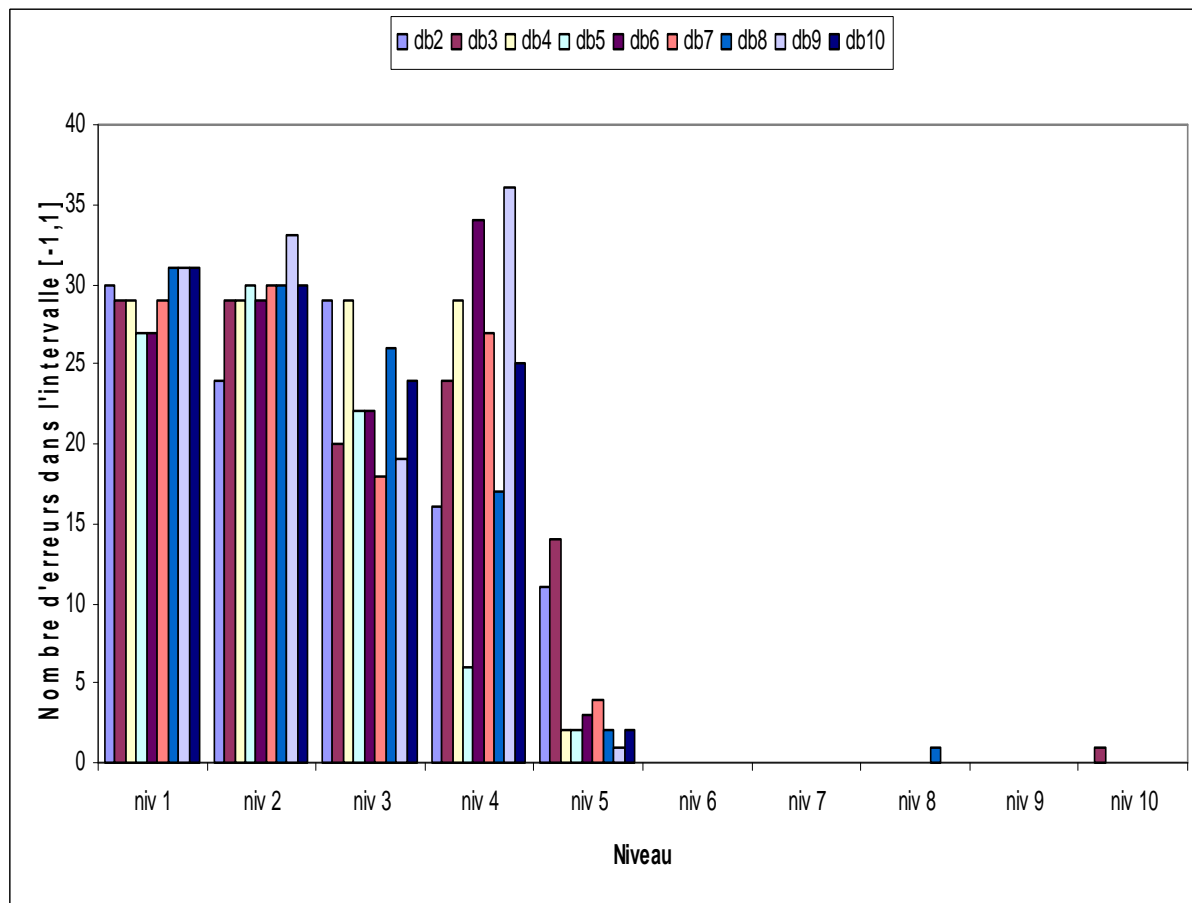


Figure. IV.11. Nombre de cas dont l'écart de localisation est situé dans l'intervalle $[-1,+1]$.

L'ondelette de Daubechies (*db9*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possèdent le plus des cas (36) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas en valeur absolue la valeur de 1 points.

L'histogramme (Fig. IV.12) représente les résultats (annexe 1) de localisation pour l'ensemble des 155 tracés avec un écart égal à 0.

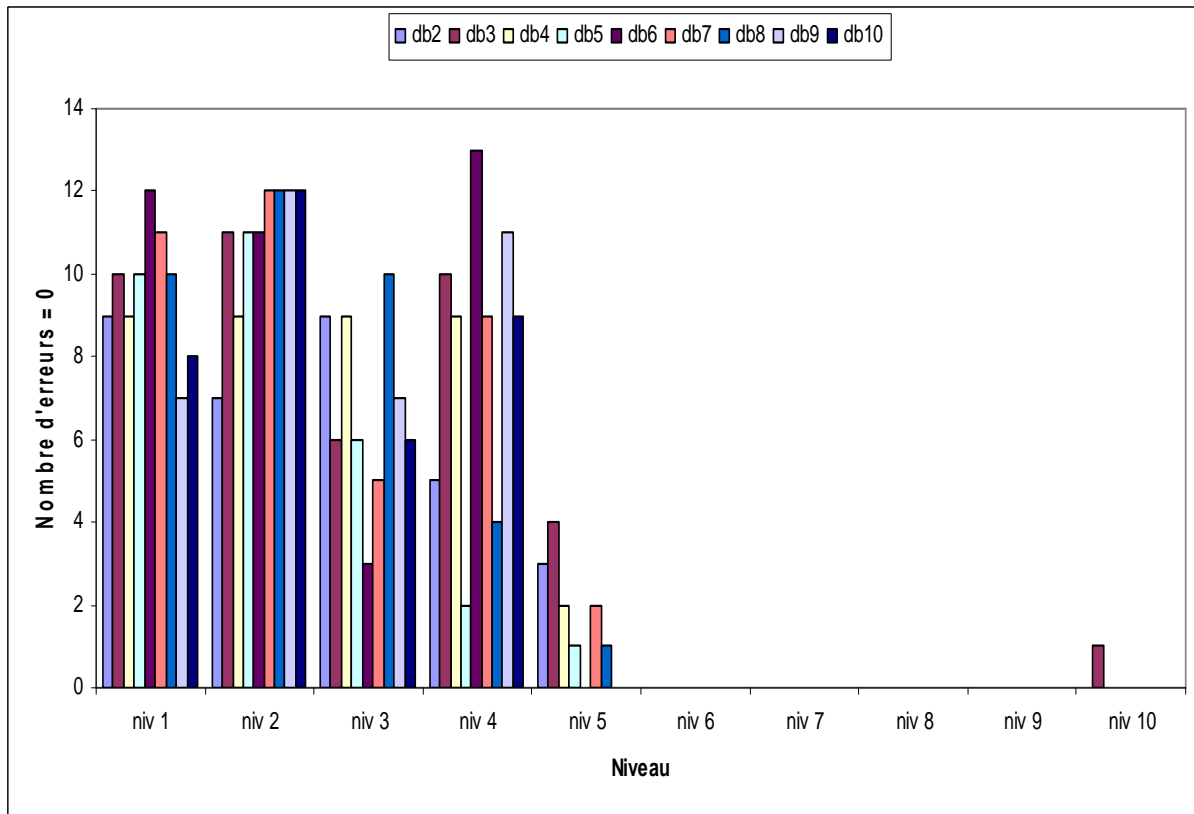


Figure. IV.12. Nombre de cas dont l'écart de localisation est égal à 0.

L'ondelette de Daubechies (*db6*) dont le niveau de décomposition est égal à 4 possèdent le plus des cas (13) dont l'erreur de localisation ne dépasse pas 0.

D'après les figures (Fig. IV.7, Fig. IV.8, Fig. IV.9, Fig. IV.10, Fig. IV.11 et Fig. IV.12), nous pouvons affirmer que le niveau 4, est le meilleur niveau de décomposition.

La figure (Fig. IV.13) représente le pourcentage des cas de variation de l'erreur entre le pointeur référé et le pointeur calculé en fonction du niveau. Une erreur égale à zéro montre que la localisation sur la *TOD* s'avère aussi efficace que la valeur des référés. Une erreur dans l'intervalle $[-5,+5]$ englobe le pourcentage de cas où la détection peut être précoce ou au-delà de la valeur réel. Nous pouvons affirmer que l'ondelette de Daubechies (*db9*) semble être la plus performante puisqu'elle a permis de localiser 7.10% de cas avec une erreur nulle, 23.23% de cas dans l'intervalle $[-1,+1]$, 32.26% de cas dans l'intervalle $[-2,+2]$, 47.74% de cas dans l'intervalle $[-3,+3]$, 56.13% de cas dans l'intervalle $[-4,+4]$ et 66.45% de cas dans l'intervalle $[-5,+5]$. Ce qui est satisfaisant dans une première approche de la localisation de QRS.

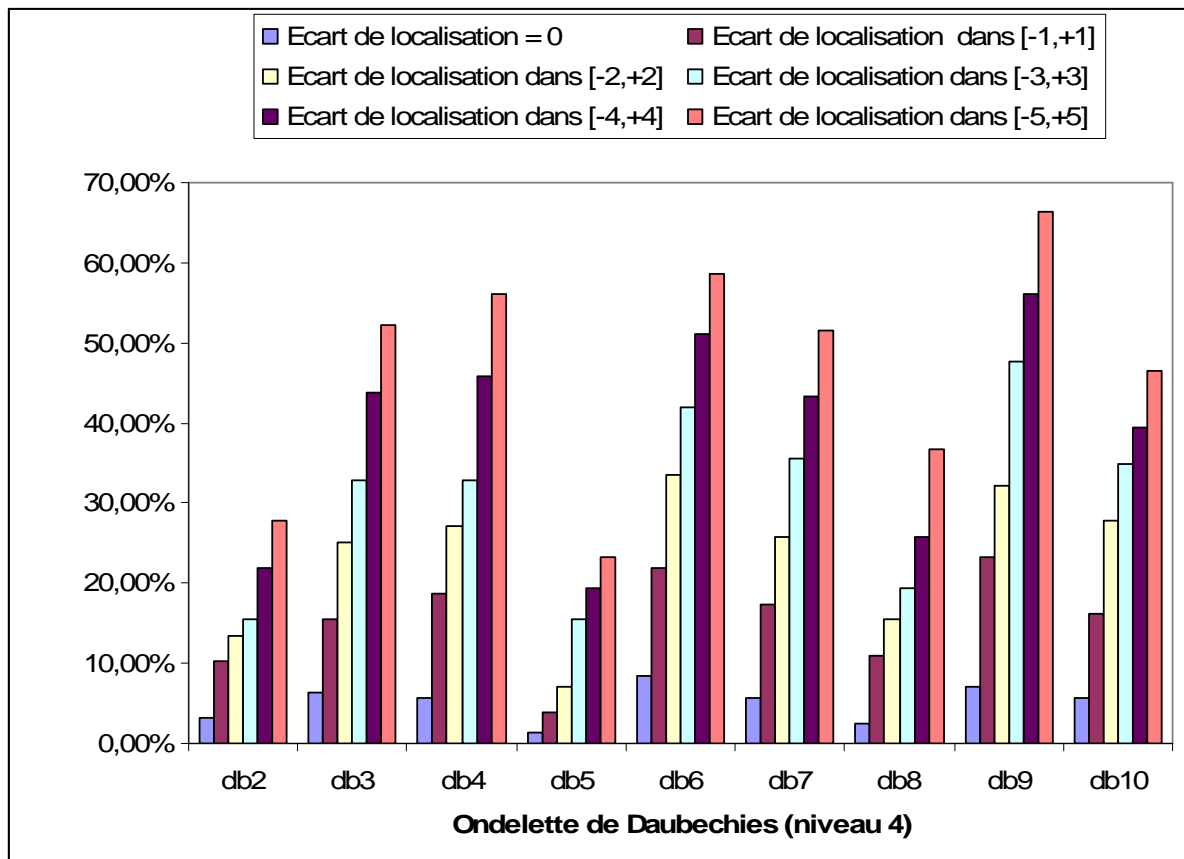


Figure. IV.13. Les pourcentages de localisation relativement aux différentes variantes de l'ondelette de Daubechies.

IV. Conclusion

La méthodologie décrite dans ce mémoire concerne le prétraitement des données électrocardiographiques.

Le premier chapitre est considéré comme une introduction à l'électrocardiographie ECG et à l'électrocardiologie quantitative. Les signaux ECG sont enregistrés par groupes de 3 (ou plus) dérivations au moyens d'électrodes placées à la surface du corps et témoignent de l'activité électrique du cœur d'un patient. Le signal ECG est constitué d'ondes qui sont respectivement : l'onde P, le complexe QRS, et l'onde T.

En « *ECG traditionnel* » la détermination précise du début et de la fin des ondes se fait de manière visuelle sur chaque voie du tracé de l'ECG. L'une des étapes des plus importantes dans le « *traitement automatique* » de ce type de signaux est le choix de leur représentation par une fonction temporelle unique. Nous avons utilisé dans un premier temps la fonction amplitude comme une fonction de détection.

Le deuxième chapitre a été consacré à la présentation de méthodes liées à la reconnaissance des formes ainsi que de quelques domaines d'application. Nous avons présenté les démarches classiques en reconnaissance de forme et les différentes méthodes de décision.

Nous avons décrit dans le chapitre suivant les méthodes d'analyse et de traitement du signal. Parmi ces méthodes il y a la transformée de Fourier qui constitue le point de départ pour l'analyse fréquentielle. Elle donne une représentation « *fréquence – amplitude* » d'un signal, mais ne permet pas l'étude de signaux non stationnaires et ne permet pas non plus de savoir à quels instants les fréquences ont été émises.

La seconde méthode c'est la transformée de Fourier fenêtrée, elle permet une représentation « *temps – fréquence* » d'un signal, mais l'inconvénient majeur de cette transformation est que la taille de sa fenêtre est fixe.

Pour pallier à ces insuffisances des représentations « *temps - échelle* » sont apparues nécessaires. Nous nous sommes intéressés à la représentation du signal par « *la transformée en ondelettes* » ou encore dites « *wavelets* ».

Ces nouvelles transformations sont, en général, orthogonales. L'orthogonalité de la décomposition élimine la redondance d'informations. La réversibilité de l'algorithme de décomposition autorise une reconstruction parfaite du signal d'origine à partir des coefficients de la décomposition.

On distingue deux grandes familles d'ondelettes: les ondelettes continues (Morlet, Sombbrero, ...) et les ondelettes discrètes (Haar, Shannon, Meyer, Daubechies). La transformée en ondelettes a prouvé son efficacité à travers les résultats enregistrés dans l'analyse des signaux transitoires et non stationnaires, comme c'est le cas pour l'ECG.

Notre choix s'est porté sur l'utilisation des ondelettes discrètes à cause de la nature discrète de nos données ECG.

Notre contribution se résume dans la conception et la réalisation d'un système de localisation du début de l'onde QRS, c'est-à-dire la zone sensée contenir la valeur exacte du début du complexe QRS à partir de la représentation par l'ondelette discrète la plus performante et plus précisément l'ondelette de Daubechies à cause de sa forme qui est proche de celle de l'onde QRS.

A ce propos le quatrième chapitre a été consacré à la présentation des résultats. L'évaluation s'est faite sur les données d'une base de donnée ECG parfaitement prétraitée en l'occurrence la base de donnée DS1 de la communauté scientifique Européenne CSE reconnue pour être parfaitement validée.

Chaque ondelette possède un niveau maximum de décomposition au-delà duquel la décomposition ne sera plus utile, nous avons arrêté la décomposition au dixième niveau selon les différentes variantes de l'ondelette de Daubechies, car au delà notre signal perd sa forme initiale.

L'analyse du choix de l'ondelette (ondelette-mère) a été effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes de Daubechies ($db2, db3, \dots, db10$). Le choix est basé sur l'appréciation de l'erreur qui existe entre le pointeur référé et le pointeur calculé.

D'après plusieurs expériences, nous avons constaté que l'ondelette de Daubechies ($db9$) est la plus performante, car elle a permis de localiser 62.58 % de cas dans l'intervalle $[-5,+5]$ centré sur le pointeur référé, avec un meilleur niveau de décomposition qui égale à 4.

En perspectives il s'agira de procéder à la détection si possible exacte de cette onde et son évaluation. Il s'agira par la suite de localiser et détecter les autres ondes du signal en vue de la détermination du diagnostic ECG.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Abeysekera SS. « *Detection and classification of ECG signals in time frequency domain* ». Applied signal processing, vol. 1 Springer Verlag, 1994.
- [2] ABO-ZAHHAD, M., RAJOUB, B. A. 2001. « ECG Compression Algorithm Based on coding and Energy Compaction of the Wavelet Coefficients », *IEEE ICECS*, vol. 1. pp. 441-444.
- [3] AKANSU, A.N. 1994. « Wavelets and Filter Banks: A Signal Processing Perspective », *IEEE Circuits and Devices Magazine*. pp. 14-18.
- [4] Aide à la Lecture et l'Interprétation des Electrocardiogrammes (ALIE 2.0). (Page consulter le 16/06/2007). *Les dérivations d'un ECG*, [En ligne]. Adresse URL : <http://foulon.chez-alice.fr/Alie%202.000/DATAS/MODULE1/derivECG.htm>
- [5] Barrat, M., O.Lepetit. *Calcul rapide de la transformée en ondelette*. Traitement du signal, Vol. 8, No. 1, pp. 43-49, 1991.
- [6] BELAID. A. & BELAID. Y. *Reconnaissance des formes : Méthodes et applications*, Inter Edition, 1992.
- [7] BENABDELLAH. M, et autres. (Page consultée le 4 décembre 2007). *Traitement numérique du signal physiologique : Application au débruitage et à l'analyse de l'ECG par Ondelettes*, [en ligne]. Adresse URL : <http://www.univ-tlemcen.dz/manifest/CISTEMA2003/cistema2003/articles/Articles%20-%20GBM/GBM21.pdf>
- [8] BENATIA, D. (Page consulter le 01/04/2008). *Analyse et traitement du signal électrocardiographie (ECG) par la transformée en ondelette*, [En ligne]. Adresse URL : www.univ-batna.dz/ser-vrpg/rapp-s1-2006-pdf/Rapp-S1-Benatia-D-J-0501-02-60-2006.pdf.
- [9] Benzid, R., F. Marir, A. Boussaad, M. Benyoucef et D. Arar . « Fixed percentage of wavelet coefficients to be zeroed for ECG compression », *IEEE Electronics*.

- [10] BENZID, R. *Ondelettes et statistiques d'ordre supérieur appliquées aux signaux uni et bidimensionnels*, Mémoire de thèse de doctorat de l'université Batna 6, 2005.
- [11] Brochet C, Li G.P. « *Twelve-lead electrocardiogram, Frank-lead vectrocardiogram reconstructed vectrocardiogram or combination, Which is the best ?* ». in : *Japanese Heart J.* 1994.
- [12] CHRBIT. M. *Elément de la théorie du signal – les signaux aléatoires*, Edition Ellipse, 1990.
- [13] Cohen, A. *Ondelettes et Traitement Numérique du Signal*, Masson 1992.
- [14] Couderc Jph, Morlet D, Rubel P. «Analyse de l'électrocardiogramme à haute-resolution en vue du pronostic des TV et des morts subites. Mise en œuvre de méthodes temps-échelle et temps-fréquence ». INSERM, Deuxième colloque régional Rhône-Alpes Auvergne Bourgogne, Lyon (France), 16-17 septembre 2000.
- [15] DAUBECHIES, I. « The wavelet transforms time-frequency localization and signal analysis ». *IEEE Trans. On information theory*, Vol. 36, N° 5, pp. 961-1005, September 1990.
- [16] Debbal, S. M., et F. Bereksi-Reguig « Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés », *Afrique SCIENCE*, N° 01, janvier 2005, p. 1 – 13.
- [17] Djouaher, N., Amirou. Z., M. Djeddi. « Détection du segment S-T de l'ECG par la spline quadratique » *IEEE Trans. Image processing*, 2005.
- [18] Djouaher, N., Amirou. Z., M. Djeddi. « Segmentation et analyse de l'onde P d'un ECG pour le dépistage d'anomalies auriculaires », *IEEE Trans. Image processing*, 2005.
- [19] Donoho, D. L. « De-noising by soft-thresholding », *IEEE Trans. Information theory*, Vol. 41, N° 3, p. 613-627, 1995.

- [20] DUBUISON. B. *Diagnostic et reconnaissance des formes*, Edition Eyrolles 1989.
- [21] Dubin, D. *Lecture accélérée de l'ECG*. Maloine, Paris, 1992.
- [22] Einthoven, W. « Die galvanometrische Registrierung des menschlichen Elektrokardiogramms, zugleich eine Beurteilung der Anwendung des Capilar-Elektrometers in der Physiologie ». *Pfluegers Arch.*, 1903, Vol. 99, p. 472-80.
- [23] Eloundou. P. (Page consulter le 13/04/2008). *Compression des signaux EMG par la Transformée dite : impaire*, [En ligne]. Adresse URL : www.u-bourgogne.fr/SITIS/05/download/Proceedings/Files/f102.pdf
- [24] Erlebacher, G., et al. « *Wavelet Theory and Applications* », ICASE/ LaRC Series Science and Eng. Oxford Univ. Press 1996.
- [25] FABRE. *Exercices en reconnaissance des formes*, Edition 1989.
- [26] Fayyaz-ul-Amir Afsar., Afsar Minhas. « Robust electrocardiogram (ECG) beat classification using discrete wavelet transform », *Physiol. Meas*, 2008, Vol. 29, p. 555-570.
- [27] Fesler, R., Li G.P., Derwael C, Brochet C. « Vectocardiographie et Electrocardiologie Quantitative ». *Absctract Book*, October, 1995.
- [28] Fesler, R., Li G. P., Derwael. C, Brochet C. *Computer interpretation of the electrocardiogram synthesized from the vectocardiogram and vice-versa*, 1997.
- [29] Flandrin, P. *Temps-Fréquence*, Edition Ellipse, 1994.
- [30] FOLKERS, A., MÖSCH, F., MALINA, T., HOFMANN, U. G. « Realtime Bioelectrical Data and Processing from 128 Channels Utilizing the Wavelet-Transformation », *Neurocomputing* 52-54, pp. 247-254, 2003.

- [31] Gabor, D. « Theory of communication ». *J. Inst. Elec. Eng.*, Vol. 93, N° 3, pp. 429-457, 1946.
- [32] Goldberger E. « A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potentials and a technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads », *Am HeartJ.*, 1942, Vol. 23, p. 483-92.
- [33] Groupe de Recherche sur l'Analyse Multimodale de la Fonction Cérébrale (G.R.A.M.F.C.). (Page consulter le 18/03/2007). *Traitement du signal appliqué à l'ECG*, [En ligne]. Adresse URL : http://www.u-picardie.fr/labo/UGBM/Traitement_signal_ECG.htm
- [34] Hassanpour, H. Parsaei, A. « Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform », *IEEE Trans.*, 2006, p. 179-179
- [35] HUBIN, M. (Page consulter le 21/03/2007). *Quelques techniques de traitement du signal*, [En ligne]. Adresse URL : http://pagesperso-orange.fr/michel.hubin/physique/signal/chap_si1.htm
- [36] HULATA, E., SEGEV, R., BEN-JACOB, E. 2002. « A method for spike sorting and detection based on wavelet packets and Shannon's mutual information », *J. Neurosci. Meth.* 117. pp. 1-12.
- [37] JULIUS. TT et RAFAEL. C.G « *Pattern recognition principals* ».
- [38] Khahene, J.P. et P.G. Lemaria-Rieusset. *Série de Fourier et ondelette*, Cassini, 1998.
- [39] KIM K. H., KIM S. J. 2002. « Wavelet-based action potential detector for the extracellular neural signal with low signal-to-noise ratio », *Proceedings of the Second Joint Engineering in Medicine and Biology Conference*, vol. 3. pp. 2016-2017.
- [40] LAUBACH, M. 2004. « Wavelet-Based Processing of Neuronal Spike Trains prior to Discriminant Analysis », *J. Neurosci. Meth.* 134. pp. 159-168.

- [41] Lepeschkin E. *Modern Electrocardiography*, Baltimore: Williams and Wilkins, 1951.
- [42] LETELIER, J. C., WEBER, P. P. 2000. « Spike Sorting Based on Discrete Wavelet Transform Coefficients » *J. Neurosci Meth.* 101. pp. 93-106.
- [43] Lewis T. *The Mechanism of the Heart Beat, with Special Reference to its Clinical Pathology*, London: Shaw, 1911.
- [44] Lu, Z., D. Y. Kim et W. A. Pearlman, « Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm », *IEEE Trans. Biomedical engineering*, Vol. 47, N° 7, p. 849-856, 2000.
- [45] Mallat, S. *A wavelet tour of signal processing*, Academic Press, second edition, 1998.
- [46] Matlab Toolbox version 7.1.
- [47] Meyer, Y. *Ondelettes et opérateurs*, Tomes I et II, Hermann 1990.
- [48] Meyer, Y. *Ondelettes et Algorithmes récurrents*, Hermann Ed, 1992.
- [49] Meyer, Y. *Les ondelettes, algorithmes et applications*, Armand Collin, Paris, 1992.
- [50] Meyer, Y. « Wavelets, Vibrations and scalings », *CRM Monograph series*, Vol. 9, 1997.
- [51] Misiti, M., Y. Misiti et al. *Wavelet toolbox user's guide*, Mathworks, 1996.
- [52] MUSTIG. GRESILOG Traitement du Signal. (Page consulter le 27/01/2008).
Bibliothèque ONDELETTES pour MUSTIG version 1.0, [En ligne]. Adresse URL :
http://www.lis.inpg.fr/mustig/doc_html/ondlet/ondlet.htm
- [53] Nikolaev, N., Z. Nikolov, A. « Gotchev and K. Egiazarian Wavelet domain Wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate ». *EUSIPCO*, sept 2000.

- [54] Rémi, D. « *Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie* ». Mémoire de thèse de doctorat de l'université Paris 6, 2004.
- [55] RIOUL, O., VETTERLI, M. 1991. « Wavelets and Signal Processing », *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 8, Issue 4. pp. 14-38.
- [56] Rodney Tan H. G., LumK. M. et Mok, V. H. « Performance Evaluation of Coifman Wavelet for ECG Signal Denoising », *IFMBE*, 2007, Vol. 15, p. 419-422
- [57] Said, A. et W. A. Perrlman. « A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees », *IEEE Trans. Circuits & systems for video technology*, vol. 6, N° 4, p. 243-250, 1996.
- [58] SARKAR, T. K., PU, C.-J. 1998. « A Tutorial on Wavelets from an Electrical Engineering Perspective, Part 2: The Continuous Case », *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 40, no. 6. pp. 36-49.
- [59] Starck, J. L, et al. « The curvelet transform for image denoising », *IEEE Trans. Image processing*, Vol. 11, N° 6, p. 670-684, 2002.
- [60] Strang, G. et T. Ngguyen. *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge press, 1996.
- [61] Tighiouart, B., P.Rubel, M.Bedda. « Improvement of QRS boundary recognition by means of unsupervised learning ». *USA: IEEE comput. Soc. Press*, 2003. ISSN: 0276-6547; © IEEE Computers in Cardiology 2003; 30:49-52.
- [62] Torrèsani, B. *Analyse continue par ondelette* , Inter Edition \ CNRS Ed, 1995.
- [63] Wartak, J., computers in electrocardiography. C. C. Thomas publ. Co., Springfield, 1970, I 11, p. 366-386.

- [64] Willems, J.L. « Common Standards for quantitative Electrocardiography. C.S.E. ATLAS. Referee results ». *First phase library- data set 1*. May 1983- ref n° C.S.E. 83-05-13.
- [65] Wilson FN, Johnston FD, MacLeod AG, Barker PS. « Electrocardiograms that represent the potentials variations of a single electrode » *Am Heart J.*, 1934, Vol. 9, p.447-58.
- [66] Yang, S. H. « Filter evaluation for dwt-domain image watermarking », *IEEE Electronics letters*, Vol. 39, N° 24, 2003.
- [67] Zareba, W., P. Maison-Blanche and H. L. Locati. *Noninvasive electrocardiology in clinical practice*, New-York, Futura Publishing Compagny, Inc.,2001.
- [68] Zhang, X. P. et M. D. Desai. « Adaptive denoising based on SURE risk », *IEEE Signal processing letters*, Vol. 5, N° 10, p 265-267, 1996.
- [69] Zheng, CX., Li CW, et al. « Detection of ECG characteristics points using the wavelet transforms ». *IEEE Trans. On BME* 1995.

Annexe 1

Ondelette de Daubchies (*db2*)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-9	-11	-7	-7	-7	-39	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-6	-8	-4	-4	-4	-51	-51	-51	-51	-51
Tracé3	4	4	8	-8	-8	-55	-55	-55	-55	-55
Tracé4	3	3	7	-9	-9	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	0	-4	0	0	-32	-32	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-13	-11	-11	-11	-11	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-1	-3	1	-15	-15	-47	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-8	-6	-6	-6	-6	-38	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-1	-5	-1	-1	-48	-33	-48	-48	-48	-48
Tracé10	3	3	7	-9	-9	-41	-56	-56	-56	-56
Tracé11	-1	-1	3	-13	-29	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-5	-5	-1	-17	-17	-64	-64	-64	-64	-64
Tracé13	0	0	4	-4	-4	-36	-51	-51	-51	-51
Tracé14	2	2	-2	-10	-42	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-5	-7	-7	-7	-39	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	5	9	-7	-7	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	0	-4	0	-39	-24	-24	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-2	0	4	-12	-59	-44	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-10	-2	-18	-34	-49	-49	-49	-49	-49
Tracé20	-1	-1	3	-13	-13	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (*db3*)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-9	-8	-15	8	-7	-39	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-6	-4	-10	-4	-36	-51	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	7	0	7	-55	-41	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	6	-1	6	-56	-41	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	0	-6	0	-1	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-12	-12	-11	5	-11	-58	-58	-58	-58	-47
Tracé7	-3	0	-7	0	-15	-48	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-7	-6	-9	-6	-6	-38	-38	-53	-53	-47
Tracé9	-2	-1	-7	-1	-26	-48	-2	-48	-48	-48
Tracé10	2	3	-1	6	-40	-41	-56	-56	-56	-54
Tracé11	-1	1	-5	2	-29	-30	-44	-44	-44	-54
Tracé12	-6	-2	-9	-2	-49	-50	-64	-64	-64	-64
Tracé13	0	0	1	-4	-4	-36	-51	-51	-51	-54
Tracé14	1	1	-2	5	-10	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-4	-9	-7	-8	-39	-54	-54	-54	-54
Tracé16	4	6	1	8	-54	-40	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-1	-8	-8	-24	-24	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	-1	-5	-12	-13	-59	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-9	-11	-21	-34	-35	-49	-49	-49	-49
Tracé20	-2	2	-5	2	-60	-39	-60	-60	-60	-35

Ondelette de Daubchies (db4)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-9	-9	-9	-9	-12	-49	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-5	-5	-5	-8	-37	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	5	5	5	-17	-51	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	4	4	4	-19	-50	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-1	-1	-4	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-11	-11	-11	-11	-16	-54	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-3	-3	-3	-3	-62	-48	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-6	-6	-42	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-2	-2	-6	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	3	3	3	3	-19	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé11	0	0	0	0	-7	-37	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-4	-4	-4	-4	-26	-56	-64	-59	-64	-64
Tracé13	-1	-1	-1	-1	-36	-30	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	1	1	1	-13	-56	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-6	-6	-6	-11	-47	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	5	5	5	-31	-48	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-2	-2	-2	-4	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	-1	-1	-1	-16	-55	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-8	-8	-14	-44	-49	-49	-49	-49
Tracé20	0	0	0	0	-24	-54	-44	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (db5)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-10	-10	-14	-10	-41	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-6	-8	-7	-11	-36	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	4	2	-10	-13	-55	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	3	1	-10	-14	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-2	-3	-9	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-11	-12	-12	-13	-44	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-2	-3	-5	-16	-18	-48	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-9	-11	-18	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-4	-6	-9	-47	-48	-48	-48	-48
Tracé10	3	3	-1	-11	-14	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé11	0	-1	-3	-6	-7	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-4	-5	-7	-18	-22	-61	-64	-64	-64	-64
Tracé13	0	0	2	-8	-9	-37	-51	-51	-51	-51
Tracé14	2	0	-3	-14	-42	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-6	-8	-11	-14	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	4	2	-8	-13	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-4	-5	-32	-6	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	0	-4	-14	-23	-58	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-11	-12	-40	-49	-49	-49	-49	-49
Tracé20	0	0	-3	-14	-18	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (db6)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-10	-9	-10	1	-19	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-6	-7	-7	-35	-35	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	4	4	2	-19	-55	-55	-55	-54	-55
Tracé4	4	4	3	0	-18	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	0	-1	-2	-31	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-13	-11	-12	-3	-22	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-3	-2	-2	-7	-24	-54	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-6	-8	-16	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-2	-3	-39	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	3	3	2	0	-19	-56	-56	-56	-56	-44
Tracé11	0	0	-2	-4	-34	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-4	-4	-5	-8	-28	-64	-64	-64	-64	-64
Tracé13	0	-1	-1	-6	-13	-38	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	1	1	-3	-20	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-5	-6	-10	-37	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	6	5	1	-18	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-3	-2	-2	-5	-33	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	0	-1	-12	-28	-59	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-9	-6	-37	-49	-49	-49	-54	-49
Tracé20	0	0	0	-4	-24	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (db7)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-10	-10	-14	-3	-17	-51	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-5	-7	-7	-12	-32	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	6	2	2	-32	-55	-55	-55	-53	-55
Tracé4	4	4	2	0	-38	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-2	-2	-8	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-12	-11	-12	-9	-19	-58	-58	-58	-58	-62
Tracé7	-3	-2	-4	-5	-62	-57	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-8	-8	-21	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-3	-3	-11	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	2	3	0	-1	-36	-56	-56	-56	-56	-53
Tracé11	0	0	-3	-2	-16	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-4	-4	-6	-8	-46	-64	-64	-64	-64	-64
Tracé13	0	0	2	-1	-31	-36	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	2	-2	-2	-16	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-7	-6	-8	-5	-14	-53	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	6	3	1	-47	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-2	-5	-5	-23	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	-1	-2	-4	-20	-59	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-9	-9	-11	-13	-21	-49	-49	-49	-53	-49
Tracé20	0	0	-2	-3	-45	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (db8)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-10	-10	-10	-8	-49	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-6	-7	-5	-11	-40	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	4	4	-7	-15	-55	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	4	2	-8	-17	-54	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-1	0	-8	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-12	-12	-13	-10	-58	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-3	-2	-3	-16	-22	-52	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-7	-7	-25	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-2	-1	-10	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	2	3	1	-10	-17	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé11	0	-1	-2	-6	-9	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-5	-5	-6	-16	-25	-62	-64	-64	-64	-64
Tracé13	-1	0	0	-6	-32	-51	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	2	0	-12	-21	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-6	-6	-8	-15	-53	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	5	4	-7	-17	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-5	-4	-35	-6	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	-1	-2	-13	-21	-59	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-9	-13	-28	-49	-49	-49	-46	-49
Tracé20	-1	0	-2	-13	-21	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (db9)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-9	-9	-13	1	-22	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-6	-7	-6	-21	-36	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	4	3	2	-15	-55	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	4	2	1	-16	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-2	-1	-23	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-12	-12	-12	-3	-24	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-3	-2	-4	-7	-22	-51	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-7	-7	-14	-53	-53	-53	-53	-53
Tracé9	-2	-2	-3	-2	-48	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	2	3	1	-1	-16	-56	-56	-56	-56	-48
Tracé11	0	0	-2	-4	-15	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-5	-4	-6	-7	-25	-64	-64	-64	-64	-64
Tracé13	-1	-1	3	-4	-11	-39	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	1	-1	-3	-28	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-5	-8	-8	-29	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé16	5	6	3	1	-15	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-3	-5	-5	-13	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	0	-2	-8	-43	-58	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-10	-3	-36	-49	-49	-49	-49	-49
Tracé20	-1	0	-1	-3	-21	-60	-60	-60	-60	-60

Ondelette de Daubchies (*db10*)

	Niv1	Niv2	Niv3	Niv4	Niv5	Niv6	Niv7	Niv8	Niv9	Niv10
Tracé1	-9	-10	-11	-25	-16	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé2	-5	-5	-7	-7	-19	-35	-51	-51	-51	-51
Tracé3	5	6	4	1	-39	-55	-55	-55	-55	-55
Tracé4	4	4	2	0	-56	-56	-56	-56	-56	-56
Tracé5	-1	-1	-1	-1	-15	-47	-47	-47	-47	-47
Tracé6	-12	-11	-12	-8	-20	-58	-58	-58	-58	-58
Tracé7	-3	-2	-3	-6	-30	-62	-62	-62	-62	-62
Tracé8	-6	-6	-8	-7	-16	-53	-53	-53	-53	-62
Tracé9	-2	-2	-3	-3	-19	-48	-48	-48	-48	-48
Tracé10	2	3	1	-3	-30	-54	-56	-56	-56	-48
Tracé11	0	0	-2	-3	-27	-44	-44	-44	-44	-44
Tracé12	-4	-4	-6	-8	-42	-64	-64	-64	-64	-64
Tracé13	-1	-1	1	-2	-15	-37	-51	-51	-51	-51
Tracé14	1	2	0	-3	-18	-57	-57	-57	-57	-57
Tracé15	-6	-5	-6	-4	-21	-54	-54	-54	-54	-57
Tracé16	5	6	4	1	-54	-54	-54	-54	-54	-54
Tracé17	-2	-2	-3	-6	-28	-39	-39	-39	-39	-39
Tracé18	-1	-1	-2	-5	-23	-59	-59	-59	-59	-59
Tracé19	-8	-8	-10	-16	-26	-49	-49	-49	-49	-49
Tracé20	0	0	-1	-3	-38	-60	-60	-60	-60	-60