الجـــــــــــــــــــمـهـوريـــــة الجـــــــــــــزائـريـة الديمـــــــقـراطيـة الـشـــــــــعبيـة

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التـــــــــــــــــــــــــــعـليـم العـــــــالي و البـــــــــحث العـــــلـمـــي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جـــــــــــــامعة أبي بكـــر بـلـقـايد – تـلمســـــــــــــان –

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE

THESE

Présentée pour l'obtention du **grade** de **DOCTORAT 3ème Cycle**

En : Génie biomédical

Spécialité : Télémédecine

Par : HADJ AHMED Ismail

Sujet

Analyse temps–fréquence à haute résolution du signal HRV : Application à la télésurveillance des arythmies cardiaques

Soutenue publiquement, le 19/06/2022 , devant le jury composé de :

M. HADJ SLIMANE Zine Eddine	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
M. DJEBBARI Abdelghani	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
M. SENHADJI Lotfi	Professeur	Univ. Rennes 1	Co- Directeur de thèse
M. MESSADI Mahammed	Professeur	Univ. Tlemcen	Examinateur
M. MEGNAFI Hicham	MCA	ESSA, Univ. Tlemcen	Examinateur
M. BENABDALLAH Mohammed	Professeur	Enseignant/chercheur en retraite	Invité

Dédicaces

À . . .

Mes parents . . .

Mes frères et ma sœur . . .

Toute ma famille . . .

Mes enseignants . . .

Mes amis. . .

Tous ceux que j'aime . . .

Je dédie ce modeste travail.

Remerciements

Je tiens premièrement à prosterner remerciant Allah le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience tout au long de la préparation de cette thèse.

Je remercie ensuite mon cher directeur de thèse Pr Abdelghani DJEBBARI, Professeur à l'université de Tlemcen et directeur du Laboratoire de recherche de génie biomédical (GBM) de m'avoir honoré par son encadrement, ses conseils précieux, sa patience et ses nobles valeurs humaines.

Je remercie également mon cher co–directeur de thèse Pr Lotfi SENHADJI, Directeur du laboratoire Traitement du signal et de l'image LTSI à l'Université de Rennes 1, de m'avoir accueilli au niveau de son laboratoire, de m'avoir donné l'opportunité d'y poursuivre mes travaux de recherches, pour ses conseils, ses lectures enrichissantes et son suivi continu.

Mes remerciements vont également aux membres de jury : Pr Zine Eddine HADJ SLIMANE, Pr Mahammed MESSADI, Dr Hicham MEGNAFI, Pr Mohammed BENABDALLAH de m'avoir honoré par l'évaluation de ce travail.

J'adresse tous mes remerciements à Pr Alfredo HERNENDEZ, Directeur de recherche à l'INSERM, ainsi qu'au Dr Amar KECHNOURA, Ingénieur de recherche au laboratoire LTSI, qui m'ont fourni les outils nécessaires à la réussite de mes travaux de recherche pendant mon séjour au laboratoire LTSI, pour l'aide qu'ils m'ont fournie et les connaissances qu'ils ont su me transmettre. Je les remercie également pour leur disponibilité et leurs précieux conseils.

Enfin, je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de ce travail.

Ismail HADJ AHMED

ملخص الأطروحة

يتيح تغير محتوى إشارة تقلب معدل ضربات القلب (HRV) إمكانية اكتشاف العديد من أمراض القلب والأوعية الدموية مثل احتشاء عضلة القلب الحاد ، وفشل القلب الاحتقاني ، والاعتلال العصبي السكري ، وما إلى ذلك. يسمح تحليل إشارة HRV بواسطة طرق تحليل التردد الزمني عالي الدقة (TF) بتوصيف أفضل للثبات غير المستقر لهذه الإشارة ، ولكن قد يتأثر تحليل (HRV) بالمكونات (Termes croisés) في مستوى (TF) . يقلل تحليل (TF) بالطرق التربيعية ذات أنوية التحليل عالية الدقة من تأثير هذه المكونات (Termes croisés) لصالح التمثيل المناسب لمحتوى التردد اللحظي (IF) لإشارة (HRV) . بالإضافة إلى معالجة إشارات (HRV) ، نقترح كجزء من هذا العمل لدراسة وتقديم منصة تقنية لغرض المراقبة عن بعد في الوقت الحقيقي لوظيفة القلب والأوعية الدموية لدى المرضى الذين يعانون من عدم انتظام ضربات القلب. هذه المنصة التقنية قادرة على اكتشاف وتصنيف عدم انتظام ضربات القلب في الوقت الحقيقي عبر واجهة المستخدم الرسومية (GUI) باستخدام طرق تحليل الوقت والتردد ، واستخراج الميزات ، واختيار الميزات ، وتصنيف إشارة تقلب معدل ضربات القلب المسجلة باستخدام نظام الحصول على البيانات. تم تصميم نظام الحصول على البيانات الذي استخدمناه بشكل أساسي حول (Raspberry Pi zero) الذي يتصل بالخادم من خلال (TCP/IP) الذي يشتمل على اتصال مؤمن بواسطة طبقة أمان النقل (TLS) من أجل اتصال آمن موثوق بين العميل والخادم. تتبنى منصة الطب عن بعد هذه التحكم المستمر ومراقبة إيقاع القلب. باستخدام هذا النظام ، في حالة وجود إنذار ، يمكن للموظفين الطبيين التواصل بسهولة مع مرضاهم في المستشفى أو في المنزل.

الكلمات المفتاحية : معدل ضربات القلب (HRV) ، تحليل التردد الزمني (TF) ، طرق اختيار الميزات، تطبيق (Client–serveur) ، طبقة أمان النقل (TLS) .

Résumé

L'altération du contenu du signal de variabilité cardiaque HRV (Heart Rate Variability) permet de détecter plusieurs pathologies cardiovasculaires telles que l'infarctus du myocarde aigu, l'insuffisance cardiaque congestive, la neuropathie diabétique, etc. L'analyse du signal HRV par des méthodes d'analyse temps–fréquence (TF) à haute résolution permet de mieux caractériser la non–stationnarité de ce signal, mais à une performance affectée par les termes croisés qui apparaissent dans le plan TF. L'analyse TF par des méthodes quadratiques à des noyaux d'analyse à haute résolution permet de réduire l'effet de ces termes croisés au profit d'une représentation adéquate du contenu du signal HRV. Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé un modèle client–serveur mis en œuvre comme plateforme de télémédecine pour la surveillance à distance en temps réel de la fonction cardiovasculaire chez les patients souffrant d'arythmie. Cette plateforme est capable de détecter et de classer une arythmie cardiaque en temps réel via une interface utilisateur graphique (GUI : Graphical User Interface) à l'aide de méthodes d'analyse temps–fréquence, d'extraction et de sélection de caractéristiques, et de classification de la variabilité du rythme cardiaque (VRC) enregistré à l'aide d'un système d'acquisition de données. Le système d'acquisition de données que nous avons développé est conçu autour du Raspberry Pi Zero qui communique avec un serveur à travers un protocole TCP/IP via une connexion sécurisée par la couche de sécurité de transport (TLS : Transport Layer Security) pour une connexion fiable entre le client et le serveur. Cette plateforme télémédicale adopte un contrôle et une surveillance continus du rythme cardiaque.

Mots clé : Variabilité du rythme cardiaque, Distribution temps–fréquence, Machines à vecteur support (SVM), Méthodes de sélection des caractéristiques, Application Client–server , TCP/IP, Protocole de sécurité de la couche de transport (TLS).

Abstract

The alteration of the content of the heart rate variability signal HRV (Heart Rate Variability) makes it possible to detect several cardiovascular pathologies such as acute myocardial infarction, congestive heart failure, and diabetic neuropathy. The high–resolution time–frequency (TF) analysis characterizes non–stationarities within HRV signals. This analysis is affected by cross-terms in the TF plane. Quadratic TF analysis with high–resolution kernels reduces the effect of these cross–terms in favor of an adequate representation of the time–frequency content of the HRV signal. We also developed a client–server model implemented as a telemedical platform for real-time remote monitoring of cardiovascular function in patients suffering from arrhythmia. This platform detects and classifies cardiac arrhythmia using time-frequency analysis methods. We gathered all the developed functionalities such as extraction and selection of features and classification of the Heart Rate Variability (HRV) signal in a Graphical user interface (GUI). A Raspberry Pi Zero acquires data and communicates with a server through the TCP/IP protocol involving a connection secured by the transport layer security (TLS) for a reliably safe connection between the client and the server. This telemedical platform adopts continuous control and monitoring of the heart rhythm. Using this system, in case of an alarm, medical staff can easily communicate with their patients in the hospital or at home.

Keywords: Heart rate variability, time–frequency distribution, classification, support vector machine, feature selection, client–server Application, TCP/IP, Transport Layer Security.

Table des matières

Dédicace ii

Remerciements iii

Résumé iv

Table des matières vii

Liste des figures x

Liste des tableaux xiii

Liste des abréviations 1

Introduction Général 3

1 Système cardiovasculaire & Système Nerveux Autonome (SNA) 12
1.1 Introduction . . . 12
1.2 Système cardiovasculaire . . . 12
1.2.1 Le cœur . . . 12
1.2.2 Circulation sanguine . . . 13
1.2.3 Système de vascularisation . . . 14
1.3 Activité cardiaque . . . 14
1.3.1 Activité mécanique du cœur . . . 15
1.3.2 Fonctionnement électrique du cœur . . . 15
1.4 Examen du système cardiovasculaire . . . 17
1.5 Electrocardiographie . . . 19
1.5.1 Présentation de l'électrocardiographie . . . 19
1.5.2 Système de dérivation électrocardiographiques . . . 19
1.5.3 Le signal électrocardiogramme . . . 22
1.6 Les arythmies cardiaques . . . 23
1.6.1 Dysfonctionnement du nœud sinusal . . . 24
1.6.2 Tachycardie supraventriculaire . . . 25
1.6.3 Fibrillation auriculaire . . . 25
1.6.4 Tachycardie ventriculaire . . . 25

1.6.5 Bases de données . . . 25
1.6.6 L'insuffisance cardiaque congestive . . . 26
1.7 Anatomie du système nerveux autonome . . . 28
1.7.1 Synapses et neurotransmetteurs . . . 30
1.7.2 Relation entre le système nerveux autonome et le système cardio–vasculaire . . . 33
1.7.3 La variabilité du rythme cardiaque (HRV) . . . 34
1.7.4 Analyse de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) . . . 36
1.8 Conclusion . . . 37

2 Traitement numérique du signal : Distribution quadratique temps–fréquence **41**
2.1 Introduction . . . 41
2.2 Représentations temporelle et spectrale du signal . . . 42
2.2.1 Caractéristique des signaux dans les représentation (t,f) . . . 43
2.3 Limitations des représentations temporelle et spectrale du signal 44
2.3.1 Fréquence instantanée . . . 44
2.4 Analyse temps–fréquence . . . 46
2.4.1 Principe d'incertitude de Heisenberg et résolutions temps–fréquence . 47
2.4.2 Transformation en ondelettes continue (Scalogramme) . . . 50
2.4.3 Transformation de Gabor . . . 51
2.4.4 Fonction d'ambiguïté . . . 51
2.5 Classes de méthodes d'analyse temps–fréquence . . . 52
2.5.1 Classe de distributions quadratiques (QTFD) . . . 52
2.5.2 Classe affine . . . 56
2.6 Distribution à interférences réduites (RID) . . . 56
2.6.1 Pseudo–distribution de Wigner–Ville lissée (SPWVD) . . . 57
2.6.2 Distribution B–modifiée étendue (EMBD) . . . 58
2.7 Autres représentations temps–fréquence . . . 59
2.7.1 Distribution de Choi–Williams (CWD) . . . 59
2.7.2 Distribution de Born–Jordan (BJ) . . . 60
2.7.3 Distribution de Zhao–Atlas–Marks (ZAM) . . . 60
2.8 Propriétés classiques des méthodes quadratiques temps–fréquence(TFD) . . . 60
2.8.1 Mesures de performance des distributions quadratiques temps–fréquence (QTFDs) . . . 62
2.9 Extraction des caractéristiques temps–fréquence des signaux HRV pour le diagnostic médical . . . 64
2.9.1 Caractérisation et quantification du signal HRV . . . 64
2.9.2 Caractéristiques basées sur des images temps–fréquence . . . 66
2.10 Détection robuste de la CHF . . . 70
2.10.1 Analyse temps–fréquence du signal HRV . . . 73
2.11 Conclusion . . . 77

3 Sélection de caractéristiques et Classification 82
3.1 Introduction . . . 82
3.2 Extraction des Caractéristiques . . . 83
3.3 Réduction de caractéristiques basée sur les techniques de sélection 83
3.3.1 Stratégies de sélection de caractéristiques . . . 83
3.3.2 Procédures d'évaluation . . . 85
3.3.3 Méthodes de sélection de caractéristiques utilisées dans la littérature . 87
3.4 Data Mining . . . 92
3.4.1 Processus Data Mining . . . 92
3.4.2 Méthodes du Data Mining . . . 92
3.5 Classification des algorithmes d'apprentissage . . . 93
3.6 Algorithmes d'apprentissage dans la littérature . . . 94
3.6.1 L'apprentissage par arbre de décision . . . 95
3.6.2 Réseaux de neurones artificiels . . . 95
3.6.3 Algorithmes k plus proches voisins (kNN) . . . 96
3.7 Propriétés mathématiques du SVM . . . 97
3.8 Machines à vecteurs de support (SVM) . . . 98
3.8.1 SVM binaire . . . 99
3.9 SVM linéaire non–séparable . . . 102
3.10 SVM non–linéaire . . . 104
3.11 One–class SVMs (OCSVM) . . . 106
3.12 Machines à vecteurs de support (SVM) Multi–classe . . . 107
3.12.1 Graphe de décision . . . 107
3.12.2 SVMs basées arbres de décision . . . 108
3.12.3 Une–contre–une (1–vs–1) . . . 109
3.12.4 une–contre–reste . . . 110
3.13 Evaluation du modèle . . . 111
3.13.1 Holdout . . . 112
3.13.2 Validation croisée . . . 112
3.13.3 Le Bootstrap . . . 112
3.14 Métriques de performances . . . 113
3.15 Application des méthodes de sélection et Machines à Vecteurs de Support (SVM) pour la classification de CHF et NSR . . . 113
3.16 Conclusion . . . 115

4 Application télémédicale 122
4.1 Introduction . . . 122
4.2 Evolution de la télémédecine . . . 122
4.3 Télémédecine . . . 123
4.4 Télésurveillance médicale . . . 123
4.4.1 Historique des systèmes de surveillance de l'ECG . . . 124
4.4.2 Un modèle d'architecture IoT pour les habitats intelligents . . . 124
4.4.3 Architecture client–serveur . . . 125

4.4.4 Le réseau sans–fil . . . 128
4.4.5 Protocoles de communication . . . 129
4.4.6 Protocole de sécurité de la couche de transport (TLS) . . . 131
4.5 Application à la télésurveillance des arrythmies cardiaques . . 138
4.5.1 Acquisition du signal ECG . . . 139
4.5.2 Expérimentation . . . 150
4.5.3 Détection en temps–réel du signal HRV . . . 152
4.5.4 Analyse temps–fréquence du signal HRV : SPWVD . . . 152
4.5.5 Extraction des caractéristiques temps–fréquence . . . 153
4.5.6 Identification des caractéristiques d'intérêt et apprentissage du classifieur SVM . . . 154
4.5.7 Transmission de données via le protocole TCP/IP . . . 156
4.5.8 Plateforme de télésurveillance des arythmies cardiaques . . . 157
4.6 Conclusion . . . 159

Conclusion générale **163**

Publications **166**

Liste des figures

1.1 Anatomie du coeur . . . 13
1.2 La circulation sanguine . . . 14
1.3 Activité électrique du coeur . . . 16
1.4 Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique . . . 17
1.5 L'échocardiographie et le Doppler cardiaque (écho–Doppler cardiaque) 18
1.6 L'écho–doppler vasculaire . . . 18
1.7 ECG Holter à trois canaux . . . 19
1.8 Système de dérivation frontal d'électrocardiographie . . . 20
1.9 Système de dérivation précordiales . . . 21
1.10 Annotation médicale d'un signal ECG de la base de données MIT–BIH 22
1.11 La caractérisation d'un électrocardiogramme (ECG) . . . 23
1.12 Arythmie Cardiaque . . . 24
1.13 L'insuffisance cardiaque congestive . . . 27
1.14 Schéma de la structure du système nerveux autonome (SNA) . . . 29
1.15 Un axone d'un neurone multipolaire . . . 31
1.16 La communication entre les neurone via le synapse . . . 32

1.17 Relation entre le système nerveux autonome (SNA) et le système cardio–vasculaire . . . 33
1.18 La génération du signal HRV à travers la détection des pics R (Algorithme de Pan–Tompkins) . . . 34
1.19 Algorithme de Pan–Tompkins . . . 34
1.20 Les bandes fréquentielle du signal HRV . . . 36

2.1 Analyse temporel d'un signal non–stationnaire . . . 42
2.2 Analyse spectrale de signal non–stationnaire de la Figure 2.10 . . . 43
2.3 Relations entre les représentations en temps continu . . . 53
2.4 Spectrogramme du signal HRV de la Figure 2.10 à différentes longueurs de fenêtre . . . 54
2.5 Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH, enregistrement ECG 100 : WVD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR) . . . 55
2.6 Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH, Enregistrement ECG 100 : SPWVD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR) . . . 57
2.7 Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH, Enregistrement ECG 100 : EMBD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR) . . . 58
2.8 Mesure de la performance moyenne M, pour cinq différentes méthodes TFD . . . 63
2.9 Division de la représentation temps–fréquence du signal HRV en deux bandes LF & HF . . . 65
2.10 Détection des régions (ROI : Region of Interest) de la Figure 2.7 . . . 67
2.11 Schéma bloc de classification de la CHF . . . 71
2.12 Signaux ECG NSR et CHF (segments de 10 secondes) (a) Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH : (Enregistrement ECG 100), (b) BIDMC–Base de données sur l'insuffisance cardiaque congestivev (CHFDB) (Enregistrement ECG chf01) . . . 72
2.13 Représentation temps–fréquence du signal HRV : (a) EMBD du signal HRV de la Figure 2.12(b), (b) EMBD du signal HRV de la Figure 2.12(a) 74
2.14 Boîte à moustaches des caractéristiques calculées à partir de la largeur de bande HF pour les classes NSR et CHF . . . 76
2.15 Boîte à moustaches des caractéristiques calculées à partir de la largeur de bande LF pour les classes NSR et CHF . . . 76
2.16 Le rapport LF/HF calculé à partir du tableau 2.2 pour le rythme sinusal normal (NSR) et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) . . . 76

3.1 Procédure générale d'un algorithme de sélection de caractéristiques . . . 84
3.2 La méthode de sélection de caractéristiques "Filter" . . . 86
3.3 Sélection de caractéristiques Wrapper . . . 86
3.4 Sélection de caractéristiques "Embedded" . . . 87
3.5 Processus de fouille de données . . . 93
3.6 Exemple d'arbre de décision pour l'ensemble d'apprentissage du Tableau 3.2 . . . 94

3.7 Réseau de neurones d'intelligence artificielle (IA) 96
3.8 Architecture d'un réseau neuronal 96
3.9 Principe de fonctionnement de l'algorithme des k plus proches voisins . 97
3.10 SVM binaire 100
3.11 SVM linéaire non–séparable 102
3.12 Mal–adaptation de l'hyperplan défini pour maximiser la généralisation d'un système de classification 104
3.13 Transformation d'espace 105
3.14 Exemple d'un graphe de décision acyclique orienté 108
3.15 SVM multiclasse en utilisant un arbre de décision 109
3.16 Approche une–contre–une 110
3.17 Approche une–contre–reste avec des zones d'indécision 111

4.1 Internet des objets dans le domaine de la santé 125
4.2 Architecture Client–Serveur à l'aide des sockets 126
4.3 Serveur multi–threads 127
4.4 Systèmes en couches : Comparaison entre modèles TCP/IP et ISO . . . 130
4.5 Protocole de sécurité de la couche de transport (TLS) 132
4.6 Les Versions du protocole TLS 133
4.7 Étapes de négociation TLS entre le client et le serveur 134
4.8 Les combinaisons de cryptographie du protocole TLS utilisées dans l'application client–serveur 137
4.9 Transmission des données avec et sans protocole TLS 137
4.10 Diagramme d'une chaine télémédicale 140
4.11 Système d'acquisition du signal ECG 140
4.12 Circuit de conditionnement du signal ECG : AD8232 141
4.13 Schéma block du convertisseur analogique–numérique (MCP3008) . . . 142
4.14 Schéma block du convertisseur analogique–numérique ADS1115 143
4.15 Prise de contrôle du bus 144
4.16 Exemple d'octet d'adresse 145
4.17 Ecriture d'une donnée 145
4.18 Lecture d'une donnée 146
4.19 Exemple d'un chronogramme I2C 146
4.20 Liaison SPI avec un maître et trois esclaves 147
4.21 Unité de traitement : Raspberry PI Zero 150
4.22 GPIO du Raspberry PI 151
4.23 Signal HRV représenté sur un segment de 30 secondes 152

4.24 SPWVD du signal HRV détecté pour les différentes classes : (a) Base de données d'arythmie MIT–BIH (Enregistrement ECG 100), (b) , (c) Base de données de fibrillation auriculaire à long–terme (LTAFdB)(Enregistrement ECG 00), Base de données MIT–BIH d'arythmies supraventriculaires (Enregistrement ECG 800), (d) BIDMC–Base de données sur l'insuffisance cardiaque congestive (chfdb) (Enregistrement ECG chf01) 154
4.25 Résultat statistique de diverses caractéristiques extraites à partir de la représentation temps–fréquence du signal HRV pour les différentes classes 155
4.26 Interface principale du Raspberry PI : Envoyer des données médicales (ECG) 157
4.27 Application serveur 158
4.28 Classification et traitement numérique du signal ECG à distance (télécardiologie) 158

Liste des tableaux

1 Comparaison entre certaines solutions IoT pour la surveillance du système cardiovasculaire 5

1.1 Les différents paramètres de la base de données : Rythme sinusal normal (RSN) & Insuffisance cardiaque congestive (CHF) 28
1.2 Base de données d'ECGs collectée à partir de PhysioNet 28

2.1 Nouvelles TF–caractéristiques calculées dans le cadre d'un traitement d'image d'une distribution temps–fréquence basé sur l'EMBD pour le signal HRV 68
2.2 Valeurs moyennes et écart–type (SD) des TF–caractéristiques calculées à partir des largeurs de bande LF et HF de la représentation temps–fréquence pour les classes NSR et CHF 75

3.1 Techniques de sélection de caractéristiques utilisées 88
3.2 Exemple d'apprentissage avec classes "Oui" et "Non", en utilisant l'arbre de décision (DS) 95
3.3 Résultat de la classification utilisant les méthodes de sélection des caractéristiques de l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) 114
3.4 Résumé des études précédentes en comparaison avec notre travail pour détecter l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) 115

4.1 Suites TLS 1.2 recommandées avec un serveur disposant d'une clé ECDSA 136
4.2 Suites TLS 1.2 recommandées avec un serveur disposant d'une clé RSA 136
4.3 Perte d'information au niveau de récepteur (avec TLS vs sans TLS) par rapport à l'ECG d'origine à la source 138
4.4 Paramétrage du système de surveillance des arythmies cardiaques dans le modèle client–serveur 139
4.5 Modes de cadencement SPI 148
4.6 Comparaison I2C–SPI 148
4.7 Caractéristiques extraites des représentations temps–fréquence 153
4.8 Résultat de la classification utilisant MI et FSASL comme méthodes de sélection de caractéristiques 155
4.9 Classification des arythmies cardiaques, CHF et NSR, en utilisant FSASL 156

Liste des abréviations

ECG	Electrocardiogram
HRV	Heart Rtae Variability
SNA	Système nerveux autonome
SNP	Système nerveux parasympathique
SNS	Système nerveux sympathique
NSR	Normal Sinus Rhythm
AF	Atrial Fibrillation
SVT	Supraventricular Tachycardia
CHF	Congestive Heart Failure
LF	Low–Frequency Band
HF	High–Frequency Band
TFD	Time–Frequency Distribution
TF	Time–Frequency
QTFD	Quadratic Time—frequency Distribution
IF	Instantaneous Frequency
PSD	Power Spectral Density
FFT	Fast Fourier Transform
AR	Autoregressive Model
SP	Spectrogram
STFT	Short Time Fourier Transform
WVD	Wigner–Ville Distribution
RID	Reduced Interference Distribution
SPWVD	Smoothed Pseudo Wigner–Ville
MBD	Modified B–distribution
EMBD	Extended Modified B–distribution
CWT	Continuous wavelet transform
CW	Choi–Williams
ZAM	Zhao—Atlas-–Marks Distribution
RE	Renny Entropy
IETF	Internet Engineering Task Force
TLS	Transport Layer Security
TCP	Transport Control Protocol
IP	Internet Prtotocol

FSV	Feature Selection via Concave Minimization
Lasso	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator
LS	Laplacian Score
MI	Mutuel Information
FSASL	Unsupervised Feature Selection with Adaptive Structure Learning
SVM	Support Vector Machine

Introduction Générale

Les maladies cardiovasculaires sont un facteur de risque considérable sur l'état de santé de l'être humain. Chaque année, l'organisation mondiale de la santé (OMS) enregistre une mortalité croissante à cause de ces pathologies, telles que l'infarctus du myocarde aigu, l'insuffisance cardiaque congestive et la neuropathie diabétique. En 2017, 17.8 millions de personnes sont mortes à cause des maladies cardiovasculaires (CVD), et d'ici 2030, plus de 23 millions de personnes mourront chaque année de (CVD) [13]. Ces chiffres importants sont dus au manque de suivi régulier de l'état de santé d'individus en termes de maladies cardiovasculaires.

Pour cette raison, la surveillance de patients à distance assure une prévention des effets des maladies cardiovasculaires, en particulier le suivi de la variabilité du rythme cardiaque en temps–réel chez les patients atteints d'arrythmies cardiaques.

La variabilité du rythme cardiaque est un outil non–invasif d'analyse du système nerveux autonome (SNA) permettant de révéler plusieurs maladies cardiovasculaires. En effet, le signal de varialibité du rythme cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) permet de mieux caractériser les activités sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (SNA).

La génération du signal HRV est basée sur la détection des complexes QRS d'un signal Electrocardiographique (ECG). Ces complexes QRS marquent les systoles des cycles cardiaques dans un signal ECG. L'algorithme de Pan–Tompkins [19] représente une référence parmi les algorithmes de détection du complexe QRS dans un signal Electrocardiographique (ECG). Cet algorithme permet une détection fiable du pic R dans un signal ECG, ce qui nous permet de générer un signal HRV correct contenant tous les cycles cardiaques.

Le contenu fréquentiel des signaux HRV peut être estimé par des estimateurs paramétriques ou non–paramétriques de la Densité Spectrale de Puissance (DSP). L'analyse spectrale d'un signal consiste à calculer sa distribution de puissance dans le domaine fréquentiel. L'analyse spectrale des signaux HRV manque d'informations de localisation temporelle des raies spectrales. La représentation temps–fréquence du signal HRV permet d'attribuer la dimension temporelle aux raies spectrales d'un signal HRV, et de mieux quantifier l'origine pathologique décrivant sa relation avec les activités sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (SNA). Plusieurs méthodes d'analyse temps–fréquence sont à étudier. La classe de méthodes quadratiques, connue aussi comme méthodes bilinéaires, conçue essentiellement à partir de la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation instantanée du signal à analyser et faisant appel à des noyaux d'analyse d'une haute résolution temps–fréquence. Cette analyse

assure une représentation optimale du contenu non–stationnaire et multicomposantes du signal HRV.

L'analyse temps–fréquence permet d'aboutir à une caractérisation des signaux HRV sur les bandes fréquentielles LF(LF : Low Frequency) et HF(HF : High Frequency). L'information contenue dans ces bandes fréquentielles est en relation directe avec les activités sympathique (SNP) et parasympathique (SNP) du système nerveux autonome (SNA). Les distributions temps–fréquence quadratiques (QTFDs : Quadratic Time–frequency Distributions) des signaux HRV fournissent une évaluation quantitative de l'activité du système nerveux autonome (SNA). Des caractéristiques sont définies à partir de représentations temps–fréquence permettant de caractériser les arythmies cardiaques.

Nous avons défini un sous–ensemble de caractéristiques pertinentes à travers des outils de sélection de caractéristiques. Cette sélection permet de réduire les données et d'améliorer le temps de calcul pour un apprentissage automatique optimal. Afin d'apprécier la qualité des caractéristiques obtenues, nous avons classifié les différents signaux HRV par un classifieur Séparateur à Vaste Marge (SVM : Support Vector Machine) sous sa variante multiclasse.

Etat de l'art

Plusieurs chercheurs ont appliqués diverses techniques d'analyse des signaux HRV pour détecter les arythmies cardiaques, notamment dans les domaines temporel, non–linéaire, fréquentiel, temps–échelle et temps–fréquence (TF) [2, 3, 6, 12, 17]. L'analyse temps–échelle [7, 15, 16, 21, 22] a été utilisée pour analyser et quantifier les signaux HRV pour l'extraction de caractéristiques. Plusieurs techniques de classification ont également été utilisées pour classifier les signaux HRV à des fins d'aide au diagnostic médical. En effet, plusieurs techniques de classification supervisée telles que la Machine à Vecteur de Support (SVM) [14, 20], les réseaux neuronaux artificiels (ANN) [4, 10, 26], les arbres de décision [8] ont été appliqués pour la classification du signal HRV.

Dans le cadre de l'Internet des objets (IoT), certains groupes de recherche ont développé des applications de surveillance de la santé de patients (voir Tableau 1). Francesca Stradolini *et al.* [24] ont développé une première architecture pour la surveillance continue de l'anesthésie. Dans [23], une application IoT basée sur le Cloud dédiée à la surveillance de l'anesthésie pendant les interventions chirurgicales est développée. Une plateforme IoT pour la prédiction des maladies cardiovasculaires à l'aide d'un système de télémétrie compatible (IoT) a été développée dans [1, 5, 11, 25]. Danan Thilakanathan *et al.* [25] ont construit un système de soins à distance pour les patients à domicile en utilisant des capteurs ECG, un système en Cloud et une application mobile. Ce travail consiste à trouver des solutions qui permettent aux patients de partager leurs informations de santé avec l'équipe professionnelle médicale de manière fiable, sécurisée et confidentielle. M. Shamim Hossain *et al.* [11] ont utilisé les techniques IoT pour la surveillance du système cardiovasculaire, où les signaux ECG ont été enregistrés à domicile et envoyés via un smartphone ou un ordinateur à travers un réseau Internet vers un poste serveur distant. Ils décrivent un système de surveillance IoT

intégré dans le Cloud, où les données ECG sont chiffrées avant d'être envoyées dans le Cloud pour être sécurisées. Les smartphones ont été utilisés comme clients pour traiter le signal ECG. Leur rôle consiste à supprimer les bruits indésirables du signal ECG enregistré et de détecter les pics R. Le signal ECG acquis est ensuite transmis à un serveur pour analyse et caractérisation. Les caractéristiques temporelles et spectrales ont été extraites et classifiées à l'aide d'un classifieur SVM. Les résultats de la classification sont ensuite envoyés à l'équipe médicale professionnelle pour analyse et aide au diagnostic médical. Le rapport médical est par la suite envoyé au serveur pour que le patient soit informé.

TABLE 1 – *Comparaison entre certaines solutions IoT pour la surveillance du système cardiovasculaire*

Etudes	Applications médicales	Architecture	Cloud	Protocole de sécurité	Habitat intelligent : Hôpital (HS) Domicile (HM)
[25]	Elderly patients health monitoring	Cloud storage provider, ECG sensor, mobile device app	Yes	Yes	HM
[11]	ECG health monitoring	Cloud system, ECG sensor, mobile device app, desktop software	Yes	Yes	HM
[5]	IoT–based cardiac arrhythmia diagnosis	ECG sensor, Cloud system, Statistical features, HRV SVM, mobile device app	Yes	No	HM
[1]	IoT–based monitoring, collecting ECG data	ECG cloud server, for storage and further processing	Yes	Yes	HM
[24]	Anesthesia monitoring	Therapeutic and drug monitoring system, mobile device app, smartwatch	No	No	HS
[23]	Anesthesia monitoring	Pryv middleware cloud, cloud, mobile device app, smartwatch, webApp	Yes	No	HS
Our study [9]	Telemedical platform, cardiac arrhythmia, classification	ECG sensor, cloud server, TLS, HRV, TF–analysis, TF–features, feature selection, SVM, client–server app	Yes	Yes	HM & HS

R. Lakshmi Devi *et al.* [5] ont développé un système de classification des arythmies cardiaques en utilisant un système IoT de surveillance qui permet d'analyser le signal ECG enregistré à partir d'un système d'acquisition de données conçu autour d'un circuit du type AD8232 et une platine de développement du type Arduino. Les caractéristiques statistiques sont extraites à partir des signaux HRV dans le domaine temporel, et utilisées comme entrées pour un classifieur SVM pour identifier les arythmies cardiaques. Les résultats de traitement sont ensuite envoyés à un smartphone. Khalid abusalim *et al.* [1] ont utilisé un système de surveillance IoT qui permet d'envoyer les données ECG à un serveur Cloud via des réseaux sans–fil et un système de sécurité. Le système développé assure le stockage, le traitement et la classification des arythmies cardiaques de différents sujets de la base de données MIT–BIH Arrhythmia Database. Cette étude traite trois différents types de caractéristiques extraites à partir des signaux ECG dans les domaines temporel, fréquentiel, et temps–fréquence. L'algorithme des k plus proches voisins (kNN) est utilisé dans cette étude pour identifier et classer les arythmies cardiaques. D'autres chercheurs *et al.* [5], [24], et [23] ont développé des

systèmes de m–Santé sans–fil pour surveiller des patients à distance. Cependant, ces études manquent de protocole de sécurité lors de transmission de données.

Contributions

L'objectif de cette étude est de développer une approche de détection d'arythmies cardiaques basée sur de nouvelles caractéristiques temps–fréquence des signaux de variabilité du rythme cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) calculées à partir de représentation temps–fréquence à haute résolution.

Le signal HRV donne des informations sur le mécanisme de modulation de la fréquence cardiaque qui permet de détecter l'équilibre entre les systèmes nerveux autonomes sympathique (SNS) et parasympathique (SNP) et l'interaction entre eux. La bande de basse fréquence (LF : Low frequency) liée à l'activité sympathique et la bande de haute fréquence (HF : High frequency) qui est un marqueur de l'activité parasympathique du cœur. Une meilleure caractérisation de l'activité cardiaque peut être obtenue en étendant l'étude de ces bandes LF et HF au plan temps–fréquence. En effet, cette étude utilise une approche basée sur de nouvelles caractéristiques TF extraites à partir des représentations temps–fréquence ce qui permet une classification meilleure des signaux HRV. Additionnellement au traitement des représentations temps–fréquence, une détection a été réalisée par la méthode Otsu de segmentation d'images [18]. La classification des signaux HRV normaux et des signaux HRV anormaux a été réalisée à l'aide d'une machine à vecteurs de support (SVM). Cette étude est validée par le traitement de signaux HRV réels de sujets pathologiques pour des fins de télésurveillance des arythmies cardiaques.

Nous avons également effectué des travaux d'applications en télémédecine. Cette partie est dédiée à la télésurveillance de la fonction cardio–vasculaire à travers l'analyse et la classification des signaux HRV. La surveillance des patients à distance concerne le suivi de la variabilité du rythme cardiaque en temps réel à l'aide d'un module ECG placé sur le patient. Ce monitorage est utile au staff médical pour suivre l'état de santé du patient à distance à domicile ou en milieu hospitalier tout en bénéficiant d'une prédiction en temps réel d'une éventuelle dégradation. Notre contribution dans ce cadre est l'implantation hardware et software d'une chaine télémédicale capable d'effectuer un enregistrement continue de la variabilité du rythme cardiaque, le traitement numérique et la classification pour prédire instantanément l'apparition d'une arythmie cardiaque. Les résultats de ce traitement sont transmis à travers un réseau informatique entre un poste serveur et un poste client sécurisé par un protocole TLS (Transport Layer Security). Dans le contexte de l'internet des objets (IoT), la majorité des solutions sont fournies pour la surveillance à domicile. A cet effet, notre travail est proposé pour les pratiques hospitalières et pour la télésurveillance à domicile. Nous avons déployé un réseau télémédical permettant la transmission de données afin d'établir un accès aux données à distance au profit du staff médical, et aussi pour faire bénéficier le patient d'un diagnostic voire une thérapie en temps–réel.

Cette conception et réalisation de la chaine télémédicale de télésurveillance des arythmies cardiaques consiste à :

- **Partie hardware :** La conception et la réalisation des circuits électroniques en abordant le choix des capteurs, la réalisation des circuits de mise en forme et la mise en œuvre de l'interface homme machine, construite autour du microcontrôleur chargé de faire parvenir le signal Electrocardiogramme (ECG) au terminal informatique local. Nous utilisons un Raspberry Pi pour l'acquisition du signal ECG en utilisant le module AD8232 via un convertisseur analogique–numérique (MCP3008) et l'émission de données ECG vers la station qui joue le rôle d'un serveur faisant exécuter une application mobile.
- **Traitement numérique du signal**
  - Génération du signal HRV à partir de la détection du complexe QRS du signal ECG.
  - Mise en œuvre de méthodes d'analyse temps–fréquence permettant une représentation meilleure du contenu du signal de variabilité du rythme cardiaque en termes de résolution temporelle et fréquentielle.
  - Filtrage des termes–croisés grâce à des noyaux d'analyse d'une résolution temps–fréquence meilleure.
  - Caractérisation des arythmies cardiaques à partir des représentations temps–fréquence du signal HRV.
  - Classification des arythmies cardiaques à partir des caractéristiques temps–fréquence issues des représentations –fréquence.
- **Application télémédicale (Interface Client–Serveur) :** L'interface graphique de l'utilisateur développée dans un environnement Python chargée de l'affichage, de l'archivage et du transfert des données à un poste distant sous protocole TCP/IP sécurisé par le protocole TLS.

Organisation de la thèse

Les travaux de cette thèse sont structurés en quatre chapitres :

1. **Le chapitre 1** introduit brièvement les aspects anatomiques et physiologiques du système cardiovasculaire et le système nerveux autonome (SNA) pour comprendre la relation entre les deux systèmes, en particulier pour détecter les pathologies cardiaques.
2. **Le chapitre 2** détaille les bases théoriques et les concepts généraux sur le traitement numérique des signaux non–stationnaires tels que les distributions temps–fréquence quadratiques (QTFDs : Quadratic Time–Frequency Distributions). La formulation mathématique et les propriétés de ces méthodes sont présentées.
3. **Le chapitre 3** expose le principe mathématique de différentes techniques d'extraction et de sélection de caractéristiques à partir des représentations temps–fréquence. Dans ce chapitre, nous détaillons le système de classification utilisé pour détecter et classifier les arythmies cardiaques.

4. **Le chapitre 4** présente l'implantation hardware et software d'une chaîne télémédicale permettant le monitorage distant du fonctionnement du système cardiovasculaire de patients à travers un système de communication composé d'un protocole (TCP/IP) et un protocole de sécurisation TLS. Cette application de télésurveillance permet de détecter les arythmies cardiaque en utilisant plusieurs méthodes de traitement tels que : les méthodes quadratiques temps–fréquence, les méthodes de sélection de caractéristiques et un système de classification basé sur un classifieur SVM.
5. Enfin, une conclusion générale synthétise le contenu de cette thèse et présente des perspectives.

Références

[1] Khalid Abualsaud et al. "A New Wearable ECG Monitor Evaluation and Experimental Analysis : Proof of Concept". In : *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*. 2020, p. 1885-1890. DOI : 10.1109/IWCMC48107.2020.9148191.

[2] Rachele Anderson, Peter Jönsson et Maria Sandsten. "Stochastic Modeling and Optimal Time-Frequency Estimation of Task-Related HRV". In : *Applied Sciences* 9.23 (2019), p. 5154. DOI : 10.3390/app9235154.

[3] Maddalena Ardissino, Nicoletta Nicolaou et Marcela Vizcaychipi. "Non-invasive real-time autonomic function characterization during surgery via continuous Poincaré quantification of heart rate variability". In : *Journal of clinical monitoring and computing* 33.4 (2019), p. 627-635.

[4] Yi-Chun Chen et al. "Artificial neural networks-based classification of emotions using wristband heart rate monitor data". In : *Medicine (Baltimore)* 98.33 (2019), e16863. DOI : 10.1097/MD.0000000000016863.

[5] R. Lakshmi Devi et V. Kalaivani. "Machine learning and IoT-based cardiac arrhythmia diagnosis using statistical and dynamic features of ECG". In : *Journal of Supercomputing* 76.9 (2020), p. 6533-6544. DOI : 10.1007/s11227-019-02873-y.

[6] Elias Ebrahimzadeh et Mohammad Pooyan. "Early detection of sudden cardiac death by using classical linear techniques and time-frequency methods on electrocardiogram signals". In : *Journal of Biomedical Science and Engineering* 04.11 (2011), p. 699-706. DOI : 10.4236/jbise.2011.411087.

[7] Du-Yan Geng et al. "A decision support system for automatic sleep staging from HRV using wavelet packet decomposition and energy features". In : *Biomedical Signal Processing and Control* 56 (2020), p. 101722. DOI : 10.1016/j.bspc.2019.101722.

[8] Rashid Ghorbani Afkhami, Ghanbar Azarnia et Mohammad Ali Tinati. "Cardiac arrhythmia classification using statistical and mixture modeling features of ECG signals". In : *Pattern Recognition Letters* 70 (2016), p. 45-51. DOI : 10.1016/J.PATREC.2015.11.018.

[9] Ismail Hadj Ahmed et al. "Telemedical transport layer security based platform for cardiac arrhythmia classification using quadratic time–frequency analysis of HRV signal". In : *The Journal of Supercomputing* (2022), p. 1-30. DOI : 10.1007/S11227-022-04387-6.

[10] Jiayuan He et Ning Jiang. "Optimizing Probability Threshold of Convolution Neural Network to Improve HRV-based Acute Stress Detection Performance". In : *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 2019, p. 5318-5321. DOI : 10.1109/EMBC.2019.8856853.

[11] M. Shamim Hossain et Ghulam Muhammad. "Cloud-assisted Industrial Internet of Things (IIoT) - Enabled framework for health monitoring". In : *Computer Networks* 101 (2016), p. 192-202. DOI : 10.1016/j.comnet.2016.01.009.

[12] Rohan Joshi et al. "statistical Modeling of Heart Rate Variability to Unravel the Factors Affecting Autonomic Regulation in Preterm Infants". In : *Scientific reports* 9.1 (2019), p. 1-9. DOI : 10.1038/s41598-019-44209-z.

[13] Stephen Kaptoge, Lisa Pennells et al. "World Health Organization cardiovascular disease risk charts : revised models to estimate risk in 21 global regions". In : *The Lancet Global Health* 7.10 (2019), e1332-e1345. DOI : 10.1016/S2214-109X(19)30318-3.

[14] Mai Kobayashi et al. "Development of a Mental Disorder Screening System Using Support Vector Machine for Classification of Heart Rate Variability Measured from Single-lead Electrocardiography". In : *2019 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*. 2019, p. 1-6. DOI : 10.1109/SAS.2019.8706009.

[15] Mohit Kumar, Ram Bilas Pachori et U Rajendra Acharya. "An efficient automated technique for CAD diagnosis using flexible analytic wavelet transform and entropy features extracted from HRV signals". In : *Expert Systems with Applications* 63 (2016), p. 165-172.

[16] Mohit Kumar, Ram Bilas Pachori et U Rajendra Acharya. "Use of accumulated entropies for automated detection of congestive heart failure in flexible analytic wavelet transform framework based on short-term HRV signals". In : *Entropy* 19.3 (2017), p. 92. DOI : 10.3390/e19030092.

[17] L. Murukesan et al. "Machine Learning Approach for Sudden Cardiac Arrest Prediction Based on Optimal Heart Rate Variability Features". In : *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* 4.4 (2014), p. 521-532. DOI : 10.1166/jmihi.2014.1287.

[18] Nobuyuki Otsu. "A threshold selection method from gray-level histograms". In : *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* 9.1 (1979), p. 62-66.

[19] Jiapu Pan et Willis J. Tompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm". In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* BME-32.3 (1985), p. 230-236. DOI : 10.1109/TBME.1985.325532.

[20] MG Poddar, Anjali C Birajdar, Jitendra Virmani et al. "Automated Classification of Hypertension and Coronary Artery Disease Patients by PNN, KNN, and SVM Classifiers Using HRV Analysis". In : *Machine Learning in Bio-Signal Analysis and Diagnostic Imaging*. Elsevier, 2019, p. 99-125. DOI : 10.1016/B978-0-12-816086-2.00005-9.

[21] K. Amtul Salam et G. Srilakshmi. "An algorithm for ECG analysis of arrhythmia detection". In : *2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*. IEEE, 2015, p. 1-6. DOI : 10.1109/ICECCT.2015.7226130.

[22] RS Singh, BS Saini et RK Sunkaria. “Power spectral study of heart rate variability time series by the adaptive modified continuous Morlet wavelet transform”. In : *Research & Reviews : Journal of Medical Science and Technology* 6.2 (2019), p. 5-20.

[23] Francesca Stradolini et al. “IoT for Telemedicine Practices enabled by an Android™ Application with Cloud System Integration”. In : *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*. 2018, p. 1-5. doi : 10.1109/ISCAS.2018.8351871.

[24] Francesca Stradolini et al. “Paradigm-shifting players for IoT : Smart-watches for intensive care monitoring”. In : *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, LNICST*. T. 192. Springer Verlag, 2017, p. 71-78. doi : 10.1007/978-3-319-58877-3_9.

[25] Danan Thilakanathan et al. “A platform for secure monitoring and sharing of generic health data in the Cloud”. In : *Future Generation Computer Systems* 35 (2014), p. 102-113. doi : 10.1016/j.future.2013.09.011.

[26] Laura Verde et Giuseppe De Pietro. “A neural network approach to classify carotid disorders from Heart Rate Variability analysis”. In : *Computers in biology and medicine* 109 (2019), p. 226-234. doi : 10.1016/j.compbiomed.2019.04.036.

Chapitre 1

Système cardiovasculaire & Système Nerveux Autonome (SNA)

1.1 Introduction

L'activité électrique du cœur est considérée comme un facteur fondamental pour traduire l'état de santé du système cardiovasculaire, ce qui contribue au diagnostic médical en termes de surveillance du rythme cardiaque et de détection d'éventuelles anomalies cardiaques. A travers ce chapitre, nous décrivons les propriétés de la physiologie et l'anatomie du système cardiovasculaire, les différentes anomalies et dysfonctionnements du cœur, l'intérêt de l'électrocardiographie et la description du système nerveux autonome (SNA) et l'interaction entre la variabilité du rythme cardiaque et le système nerveux autonome.

1.2 Système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire comprend le cœur et les vaisseaux sanguins (les artères et les veines), qui permettent la circulation du sang dans l'organisme [6].

Le système cardiovasculaire assure l'acheminement du sang aux différents tissus cellulaires et une distribution continue de l'oxygène, des nutriments nécessaire aux différents organes, et aussi l'évacuation des déchets et du dioxyde de carbone [8].

1.2.1 Le cœur

Le coeur est une pompe qui permet la circulation du sang vers toutes les cellules de l'organisme via un réseau de vaisseaux sanguins. Le cœur est un muscle strié creux appelé myocarde. Il est situé entre les deux poumons dans le médiastin du thorax, au–dessus du diaphragme, pèse environ 300 g chez l'homme et 270 g chez la femme. Ce muscle (1.1) est divisé en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules. Chaque oreillette et ventricule communiquent entre eux par l'intermédiaire de valvules auri-

culoventriculaires évitant le reflux du sang entre les 4 cavités. Le sang circule dans un seul sens de l'oreillette au ventricule. Il propulse chaque jour environ 7000 litres de sang [17].

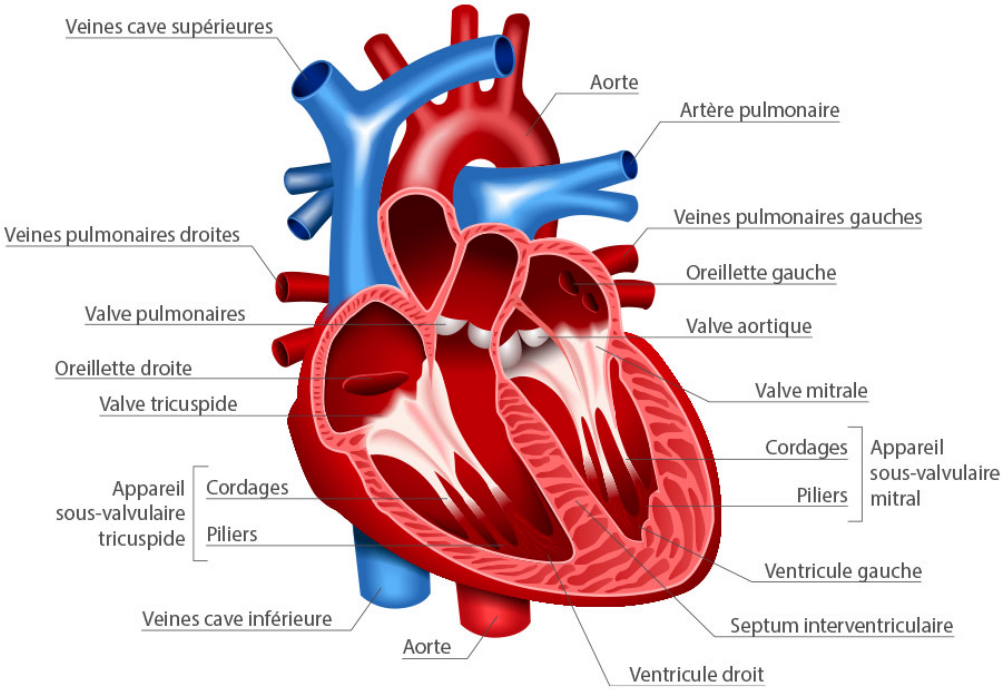


FIGURE 1.1 – *Anatomie du coeur (**Image extraite du site** www.sante-sur-le-net.com)*

1.2.2 Circulation sanguine

Le cœur assure le transport du sang aux différents tissus cellulaires de l'organisme à travers un réseau de vaisseaux sanguins : les artères, les capillaires et les veines. La circulation du sang (Figure 1.2) est assurée par deux circulations : la circulation pulmonaire et la circulation systémique. Le sang circule dans les artères qui se terminent par des artérioles, puis le sang est distribué à travers le réseau capillaire au niveau des poumons dans lesquels s'effectuent les échanges gazeux entre le sang et l'air contenu dans les poumons (petite circulation ou circulation pulmonaire). La circulation systémique assure l'acheminement du sang aux différents organes et tissus cellulaires du corps humain (grande circulation ou circulation systémique).

L'oreillette droite collecte le sang désoxygéné à partir des veines caves supérieure et inférieure. Les contractions rythmiques du cœur assure l'injection du sang vers le ventricule droit et puis en direction des poumons à travers les artères pulmonaires où s'effectue les échanges gazeux (Le sang désoxygéné sera rechargé en oxygène). Le sang chargé d'oxygène réacheminé vers l'oreillette gauche du cœur. Grâce à la contraction du cœur, le sang oxygéné passe directement vers le ventricule gauche afin de le propulser dans l'aorte pour le distribuer aux différents organes de l'organisme [11].

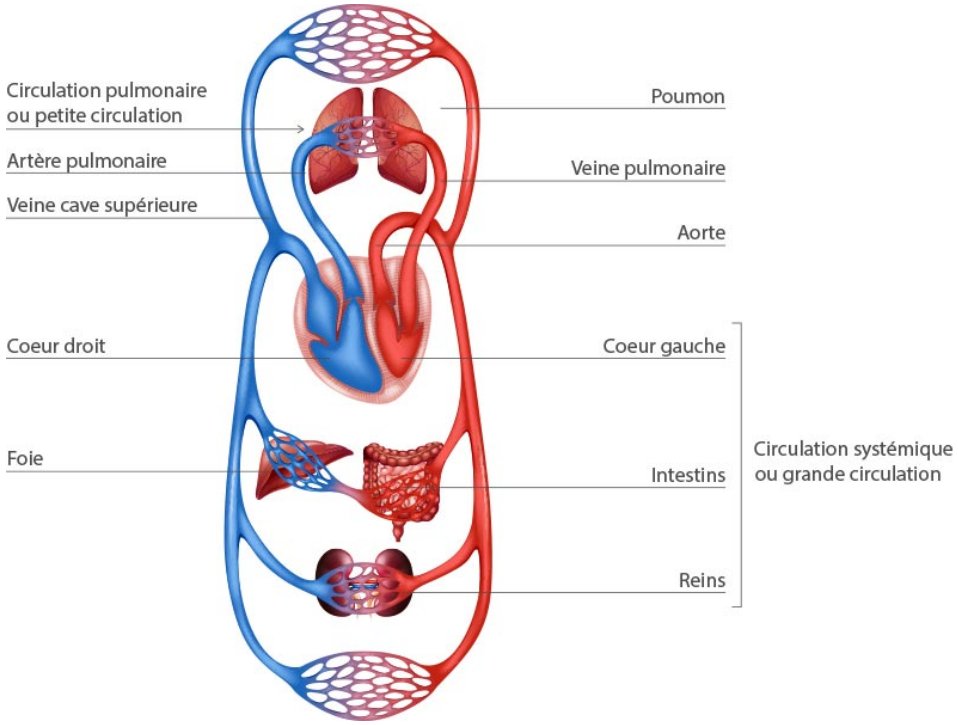


FIGURE 1.2 – *La circulation sanguine (**Image extraite du site web** www.sante-sur-le-net.com)*

1.2.3 Système de vascularisation

Le coeur est constitué d'un système de vascularisation constitué d'artères coronaires et un réseau coronaire–veineux. Les artères coronaires permettent d'assurer la circulation du sang riche en oxygène au muscle cardiaque. Ces artères sont divisés en deux artères : l'artère coronaire gauche et l'artère coronaire droite. L'artère coronaire gauche se divise en deux artères : l'artère inter–ventriculaire antérieure et l'artère circonflexe. D'autre part, l'artère coronaire droite se trouve dans le cœr droit qui naît de l'aorte et acheminer vers la pointe. Le réseau coronaire veineux du cœur, assure la circulation du sang pauvre d'oxygène aux différentes cavités cardiaques. Il est constitué d'une grande veine cardiaque, une petite veine cardiaque, une veine moyenne cardiaque et une petite veine accessoire.

1.3 Activité cardiaque

L'exploration fonctionnelle du système cardiovasculaire repose sur deux mécanismes : l'activité mécanique caractérisé par deux bruits (B1) et (B2) et l'activité électrique mesurée grâce à l'Electrocardiogramme (ECG).

1.3.1 Activité mécanique du cœur

L'activité mécanique est due à la distribution de flux d'un signal électrique entraînant une séquence de contraction cardiaque. L'activité mécanique, ou cycle cardiaque, comprend 3 phases : la systole, la diastole et l'éjection du sang vers l'organisme. Le sang pénètre dans les oreillettes du cœur et puis le passage direct du sang à travers les valves mitrale et tricuspide vers les ventricules grâce à la contraction des oreillettes (systole auriculaire). Pendant un certain temps, les valves auriculo–ventriculaires se referment en raison de remplissage des ventricules ainsi que la pression à l'intérieur des ventricules est très élevés par rapport à la pression auriculaire (contraction isovolumétrique). A la fermeture des valves auriculo–ventriculaires, le bruit B1 est généré et les ventricules commencent à se contracter par l'augmentation de la pression intra–ventriculaire qui entraîne l'ouverture de ces valves, connue aussi comme phase de systole ventriculaire, et pousse le sang vers les vaisseaux sanguins. Le volume des ventricules se réduit et entraîne la fermeture des valves sigmoides pulmonaire et aortique, ce qui génère le bruit B2 , c'est la phase diastolique connue aussi comme la phase de relaxation isovolumétrique.

1.3.2 Fonctionnement électrique du cœur

Les muscles cardiaques fonctionnent d'une manière autonome sans intervention du système nerveux autonome sous forme d'activité mécanique ou électrique. Cette fonction est actionnée par des impulsions électriques, qui peuvent être générées à partir d'un stimulateur cardiaque appelé le nœud sinusal, ou nœud de Keith & Flack, comme le montre la Figure 1.3. Ce nœud est composé d'un ensemble de cellules auto–excitables qui assurent la génération des impulsions pour la dépolarisation des cellules cardiaques. Ces impulsions sont propagées sous forme d'ondes sur la surface des oreillettes provoquant leur contraction (systole auriculaire) pour pousser le sang vers les ventricules. Ces impulsions électriques sont transmises et arrivent au noeud auriculo–ventriculaire pour diffuser le courant électrique entre les oreillettes et les ventricules grâce au faisceaux de Hys. Ce faisceau est composé de deux branches principales gauche et droite qui se terminent dans les ventricules à travers le réseau de Purkinje. Son rôle est de propager des impulsions électriques vers les ventricules pour assurer leur dépolarisation, ce qui provoque l'apparition des phases systolique et diastolique ventriculaires. Un petit décalage du temps est observée au cours de la stimulation des oreillettes et des ventricules, ce qui permet de distribuer le sang vers les ventricules pendant la systole auriculaire.

Propriétés électrophysiologiques des cellules cardiaques

La fonction physiologique du cœur est liée à deux types de tissus musculaires, à savoir le tissu nodal et le tissu myocarde. Le tissu nodal présente une propriété de l'automatisme qui permet de générer et de conduire des impulsions électriques aux différentes cavités cardiaques pour assurer leur contraction (contraction du tissu

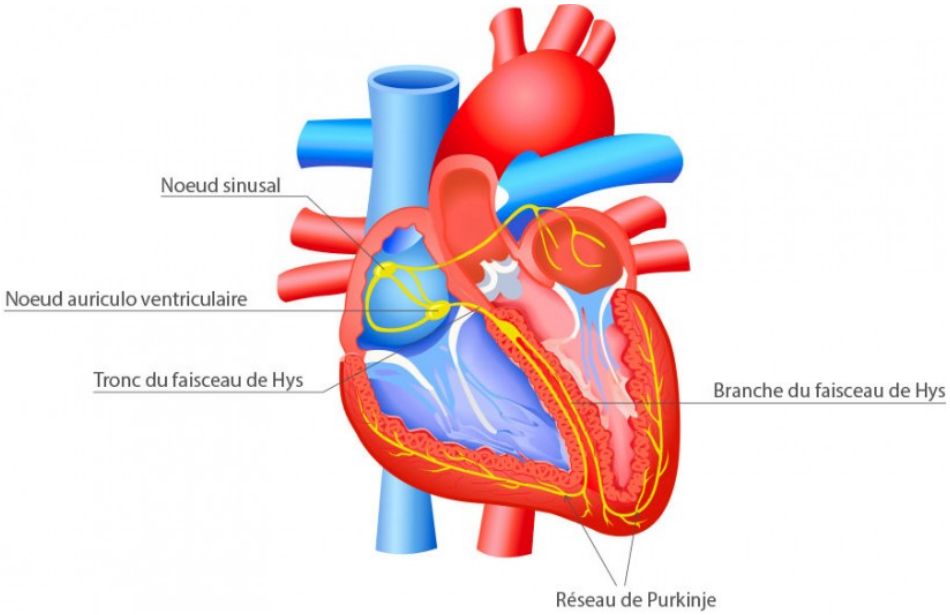


FIGURE 1.3 – *Activité électrique du coeur (**Image extraite du site** www.sante-sur-le-net.com)*

myocarde). Ces tissus possèdent les même propriétés physiologiques d'excitabilité, de contractilité et de conduction.

Les cellules cardiaques sont entourées d'une membrane qui a pour fonction le passage des ions. L'excitation électrique de la cellule provoque des modifications de potentiel entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane cellulaire, c'est–à–dire le changement de concentration de particules chargées électriquement tels que ; le calcium (Ca^{2+}), le sodium (Na^{+}) et le potassium (K^{+}), de part et d'autre de cette membrane cellulaire par entrée d'une quantité importante de ces ions, dans la cellule. La Figure 1.4 illustre les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique.

Potentiel de repos Les cellules cardiaques au repos sont polarisées, chargées négativement à l'intérieur et positivement à l'extérieur. Les différences de concentration de particules de part et d' autre de la membrane : moins de Na^{+} et Ca^{2+} à l'extérieur et moins de K^{+} à l' intérieur provoquent l'apparition d'un potentiel au repos égal à environ -90 mV.

Potentiel d'action Le potentiel d'action représente la variation temporelle du potentiel membranaire au cours de l'excitation des cellules myocardiques. L'excitation spontanée des cellules myocardiques va établir une différence de potentiel d'environ $+20\ mV$ à travers une modification de concentration des ions entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane cellulaire. Cette membrane possède des canaux, sous forme d'une structure protéiques, permettant l'échange des ions($Ca^{2+}, Na^{+}, K+$).

Le potentiel d'action comprend cinq phases liée au passage transmembranaire des ions :

1. Phase 0 : présente une dépolarisation de la membrane liée à l'ouverture des canaux sodiques et au passage rapide de Na^+ vers l'intérieur de la cellule.
2. Phase 1 : correspond une repolarisation rapide liée à la fermeture des canaux Na+, et l'ouverture progressive des canaux potassiques pour assurer le passage de potassium vers l'extérieur.
3. Phase 2 : Plateau de repolarisation lente qui assure l'équilibre de concentration entre l'influx de Na^+ et Ca^{2+} pour permettre aux ions ca^{2+} de rentrer à l'intérieur de la cellule et continuer à faire sortir le potassium K^+ vers l'extérieur de la cellule.
4. Phase 3 : caractérisée par une repolarisation terminale liée à la fermeture des canaux Na^+ et Ca^{2+} et l'ouverture des canaux potassiques qui laissent passer K^+ vers l'extérieur.
5. Phase 4 : Cette phase rétablit les concentration des ions à l'état initial à partir de la pompe Na^+/K^+ dépendant de l'ATP qui fait sortir trois ions sodium et entrer deux ions potassium, ce qui provoquent un potentiel au repos d'environ 65 mV à 95 mV à travers une différence de concentration des ions (moins de Na^+ et Ca^{2+} à l'extérieur et moins de K^+ à l' intérieur).

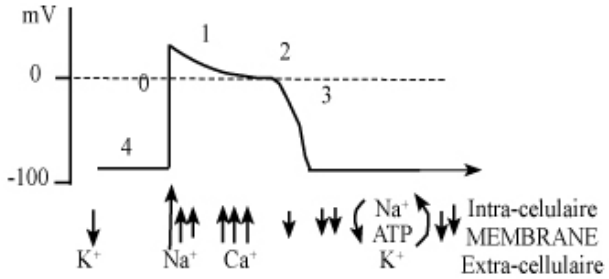


FIGURE 1.4 – *Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle myocardique*

Il existe une période dans laquelle, Les muscles cardiaques ne sont pas stimulées (pas de réponse musculaire) pendant certain temps. C'est le temps réfractaire durant lequel le muscle cardiaque est inexcitable pour établir un nouveau potentiel d'action. Cette période est due à la fermeture des canaux sodiques et calcique pour revenir à l'état initial de la membrane cellulaire.

1.4 Examen du système cardiovasculaire

L'évaluation du système cardiovasculaire peut être effectuée par différents types d'examens non–invasifs.

— Comme illustré dans la Figure 1.5, l'échocardiographie et le Doppler cardiaque (écho–Doppler cardiaque) permet d'étudier l'activité mécanique du système cardiovasculaire, c'est–à–dire la dimension et le mouvement des différentes régions du cœur et aussi la circulation sanguine pour établir la direction et la vitesse du sang dans les vaisseaux sanguins.

— L'échographie et le Doppler vasculaire (écho–Doppler vasculaire) qui est représenté dans la Figure 1.6, est utilisé pour explorer l'état des parois vasculaires et la circulation sanguine dans les veines et les artères.

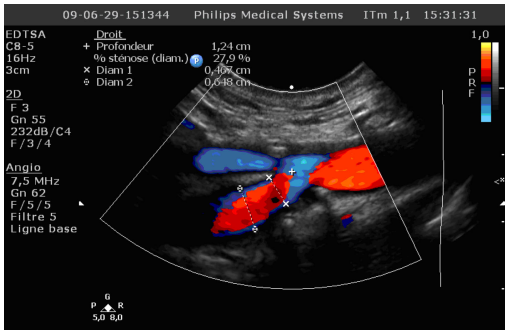
— L'enregistrement Holter est utilisé pour explorer et analyser l'activité électrique du cœur pendant 24 à 48 heures, comme illustré sur la Figure 1.7.

— L'électrocardiographie, est utilisé pour analyser, traduire l'activité électrique du cœur et la détection de certaines anomalies cardiaques.

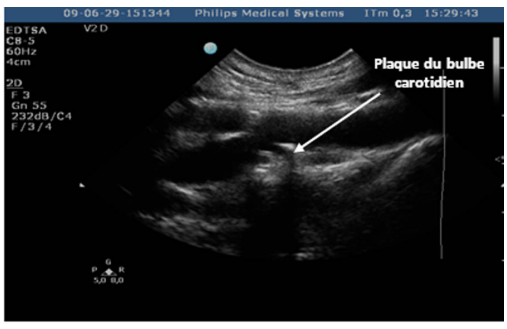
(a) Appareil d'échocardiographie

(b) Doppler couleur : Insuffisance mitrale peu importante (Incidence 4 cavités apicale)

FIGURE 1.5 – *L'échocardiographie et le Doppler cardiaque (écho–Doppler cardiaque) (**Image extraite du site** www.besancon-cardio.org)*



(a) Doppler couleur d'une sténose du bulbe carotidien



(b) Plaque athéromateuse du bulbe carotidien

FIGURE 1.6 – *L'écho–doppler vasculaire (**Image extraite du** http://campus.cerimes.fr)*

FIGURE 1.7 – *ECG Holter à trois canaux (**Image extraite du site** https://www.praxisdienst.fr)*

1.5 Electrocardiographie

L'activité électrique du cœur peut être représentée et monitorée sous forme d'un enregistrement appelé Electrocardiogramme (ECG),ce qui permet de donner des informations sur l'état physiologique du système cardio–vasculaire.

1.5.1 Présentation de l'électrocardiographie

L'histoire de l'électrocardiographie a commencée au début du XIXème siècle découvrant l'activité électrique du cœur. Cette technique est née en 1887 par waller [25]. Puis, un siècle plus tard, des appareils de mesure ont éé développés permettant de mesurer l'activité électrique du cœur sous forme d'un Electrocardiogramme (ECG). Ce signal représenté clairement le rythme cardiaque. Willem Einthoven effectua le premier enregistrement de l'activité électrique du coeur en 1941.

Les techniques d'enregistrements de l'activité électrique de cœur reposent sur l'utilisation d'électrodes placées sur la surface de la peau au niveau du thorax pour recueillir la variation du potentiel électrique des fibres cardiaques lors de leur contraction. Chaque électrode placée sur un foyer bien déterminé constitue une dérivation. Un ECG standard peut être détecté à travers 12 dérivations.

1.5.2 Système de dérivation électrocardiographiques

Le système de dérivation cardiaque permet d'étudier l'activité électrique du cœur en mesurant la différence de potentiel électrique entre deux points. Les appareils de mesure du signal ECG peuvent détecter plusieurs différences de potentiel en même

temps selon le nombre et la position d'électrodes placées sur surface de la peau, soit en utilisant deux électrodes (dérivation bipolaire) ou bien entre un point virtuel et une électrode (dérivation uni–polaire). Afin d'explorer l'activité électrique du coeur selon l'emplacement des électrodes et le plan électrique du cœur, il existe deux types de dérivations ; les dérivations frontales ou standard (plan frontal) et les dérivations précordiales (plan horizontal).

Dérivations frontales ou standard

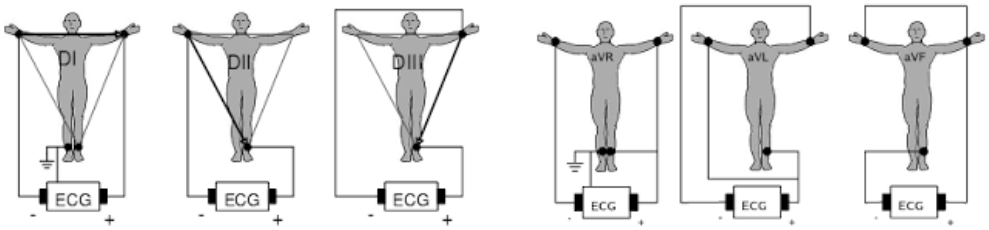
Appelé aussi dérivation des membres (D1, D2, D3, aVR, aVL, et aVF) comme illustré dans la Figure 1.8, ce qui permet d'enregistrer l'activité électrique de coeur sur le plan frontal. Ces dérivations sont obtenues à partir de l'emplacement de quatre électrodes placées au bras gauche, au bras droit, et au pied gauche et le dernier électrode installer au niveau du pied droit pour éliminer les bruits électriques.

Les dérivations frontales peuvent être divisées en deux types : dérivations bipolaires (dérivations de Einthoven) et dérivations uni–polaires.
DI, DII, DIII sont des dérivations bipolaires qui ont été déterminées par Einthoven pour assurer la mesure de la différence de potentiel entre deux électrodes [9]

1. DI : La différence de potentiel entre bras droit V_R et bras gauche V_R avec $DI = V_L - V_R$.

2. DII : La différence de potentiel entre bras droit V_R et jambe gauche $V_F$avec $DI = V_F - V_R$.

3. DIII : La différence de potentiel entre bras gauche V_L et jambe gauche V_F avec $DI = V_F - V_L$.



(a) Unipolaire (b) bipolaire

FIGURE 1.8 – *Système de dérivation frontal d'électrocardiographie*

Les trois dérivations bipolaires forment un Triangle qui s'appelle triangle de Einthoven (inventeur de l'électrocardiogramme). aVR, aVL, et aVF sont des dérivations uni–polaires augmentées, ce système de dérivation repose sur la théorie de Wilson et Golberger [13]. les dérivation sont obtenues à partir de la différence de potentiel

entre un point théorique au centre du Triangle de Einthoven et l'électrode de chaque extrémité (pôle positif), permettant d'obtenir le potentiel absolu dans ladite électrode. L'amplitude de chaque dérivation (aVR, aVL, et aVF) est amplifié afin d'obtenir même amplitude que D1, D2, D3.

Les dérivations précordiales

Le système précordial est un système unipolaire repose sur le principe de wilson pour explorer l'activité électrique de coeur dans le plan horizontal (V1, V2, V3, V4, V5, V6). Ces dérivation sont disposées dans le coté gauche du thorax (voir Figure 1.9).

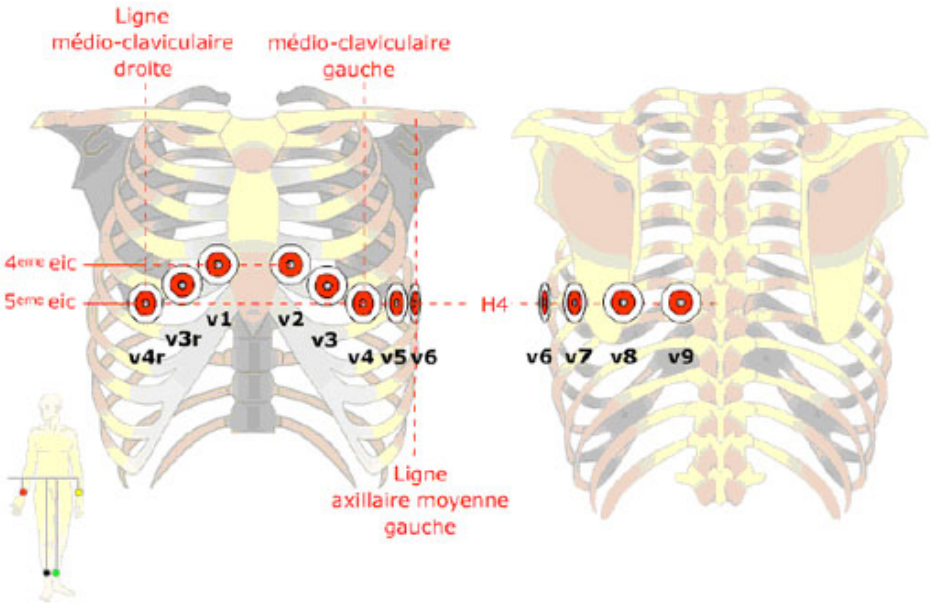


FIGURE 1.9 – *Système de dérivation précordiales (**Image extraite du site** https://www.infirmiers.com)*

Les différences de potentiel sont mesurées à partir d'une électrode exploratrice (partie positif) placée sur le thorax et une autre électrode de référence (partie négative) correspond à la région opposée
La position des électrodes précordiales sont

1. V1 : 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne parasternale).

2. V2 : 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne parasternale).

3. V3 : à mi-distance entre V2 et V4.

4. V4 : 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire.

5. V5 : à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure.

6. V6 : même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne.

L'enregistrement des signaux ECG se compose de six dérivations précordiales ou bien douze dérivations. On utilise parfois les dérivations suivantes :

1. V3R à V4R : se trouve dans la partie droite de la cage thoracique ,symétriques de V3-V4 par rapport à sternum

2. V7 à V9 : situé sur la même « horizontale » que V4, respectivement sur la ligne axillaire postérieure, sous la pointe de l'omoplate, au bord gauche du rachis

1.5.3 Le signal électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) est obtenu à travers d'un appareil de mesure,l'électrocardiographe, qui assure l'enregistrement durable de l'activité physiologique du cœur sous forme d'un signal électrique pour traduire l'activité électrique du coeur. Ce type de signal électro–physiologique est capté à l'intermédiaire des électrodes qui sont placées sur la surface de la peau. L'activité électrique de coeur est présenté sous forme des ondes qui se répètent à chaque cycle cardiaque, comme montré dans les figure 1.10 et 1.11.

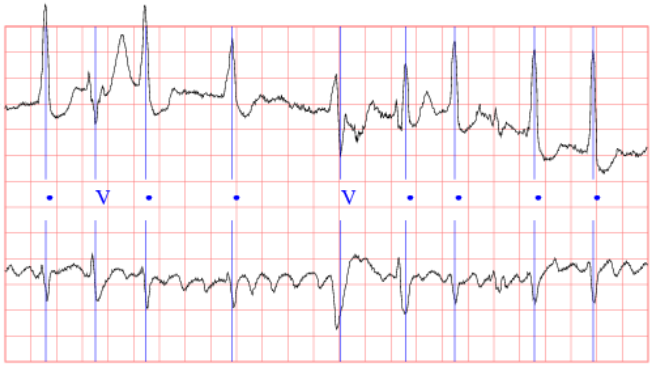


FIGURE 1.10 – *Annotation médicale d'un signal ECG de la base de données MIT–BIH [12]*

Selon la Figure 1.11, l'électrocardiogramme comprend trois ondes, qui ont été nommées P, QRS (un complexe d'ondes) et T.

L'onde P : L'onde P est une petite onde, qui représente la dépolarisation auriculaire.

L'intervalle PR : représente le temps entre la première déviation de l'onde P et la première déviation du complexe QRS.

Le complexe QRS : Les trois ondes du complexe QRS représentent la dépolarisation ventriculaire

1. L'onde Q : représente première déflexion négative et correspond à la dépolarisation du septum interventriculaire.
2. L'onde R : Représente première déflexion positive où c'est la plus grande onde qui correspond le reflet de la dépolarisation des ventricules.
3. l'onde S : c'est la suite de l'onde R qui signifie la dépolarisation finale des ventricules du coeur.

L'onde T : Les ondes T représentent la repolarisation ventriculaire, Elle est de faible amplitude et ne possède aucun événement mécanique.

Le segment ST : C'est 'intervalle ST, qui signifie le temps entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. Il correspond à la phase pendant laquelle les cellules ventriculaires sont toutes dépolarisées.

L'intervalle QT : Cette intervalle est mesuré depuis la première déflexion du complexe QRS jusqu'à la fin de l'onde T sur la ligne isoélectrique, sa durée normale atteindre jusqu'à 440 ms. Elle varie avec la fréquence cardiaque et peut être légèrement plus longue chez les femmes.

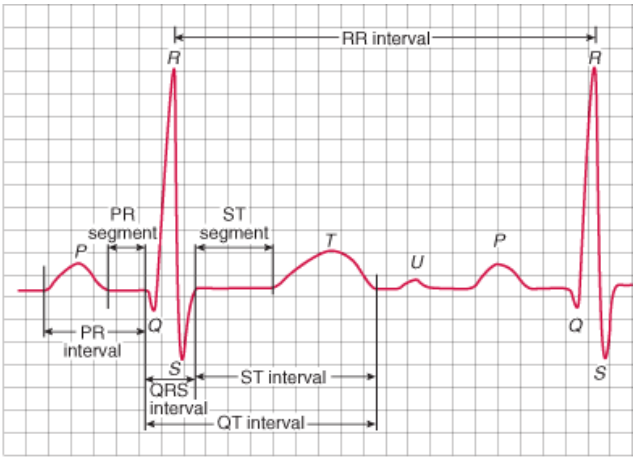


FIGURE 1.11 – *La caractérisation d'un électrocardiogramme (ECG)*

1.6 Les arythmies cardiaques

Les arythmies cardiaques correspondent à un rythme irrégulier (Figure 1.12), ce qui fait que le cœur ne fonctionne pas correctement soit bat de façon rapide soit lentement. Cependant, certaines arythmies cardiaques peuvent provoquer des signes et des symptômes gênants et parfois mortels.

Les arythmies cardiaques sont classées par les spécialistes en fonction de leur origine (oreillettes ou ventricules) et aussi selon la variabilité du rythme cardiaque, on distingue deux types d'arythmies cardiaques :

1. Tachycardie représente un rythme cardiaque rapide avec une fréquence cardiaque au repos supérieure à 100 battements par minute
2. Bradycardie possède un rythme cardiaque lent avec une fréquence cardiaque au repos inférieure à 60 battements par minute

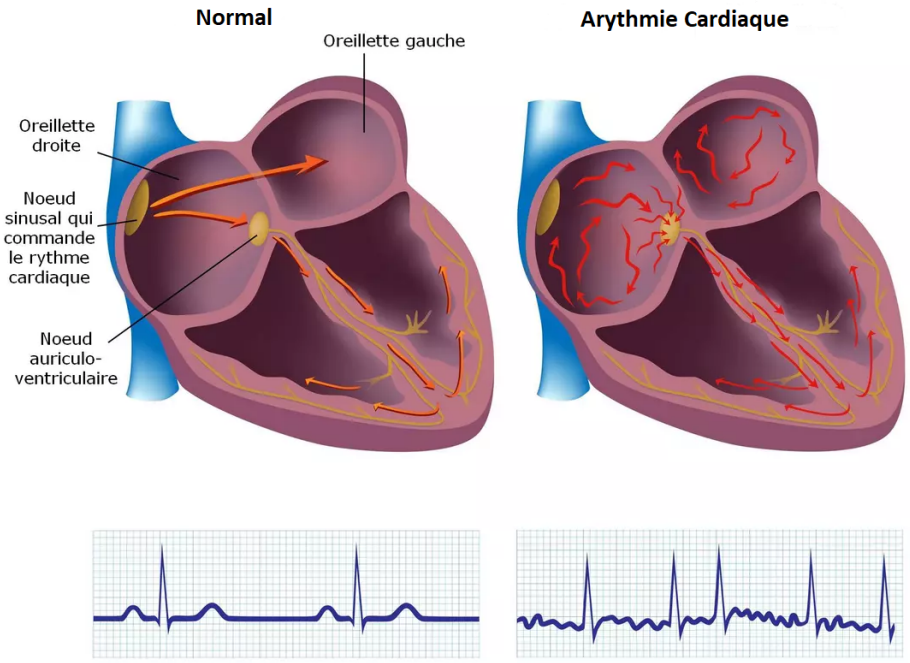


FIGURE 1.12 – *Arythmie Cardiaque*

Les arythmies cardiaques les plus courantes sont : Dysfonctionnement du nœud sinusal, Tachyarythmies supraventriculaires, Fibrillation auriculaire, Tachycardie ventriculaire.

1.6.1 Dysfonctionnement du nœud sinusal

Dysfonctionnement du nœud sinusal représente une bradycardie avec un rythme cardiaque inférieur à 50 battements par minutes, ces arythmies affectent les personnes âgées qui sont atteint d'une autre maladie chronique : cardiaque ou diabétiques. La cause la plus courantes est le tissu cicatriciel (fibrose) qui se développe et remplace éventuellement le nœud sinusal, peut également être causé par une maladie coronarienne, une hypothyroïdie, une maladie hépatique sévère, une hypothermie, une fièvre typhoïde ou d'autres maladies.

1.6.2 Tachycardie supraventriculaire

Cet arythmies cardiaques provoque des battements cardiaques rapides (tachycardies), correspond à une contraction rapide dans les oreillettes (tachycardie atriale) ou au niveau du nœud atrioventriculaire (tachycardie jonctionnelle) du cœur.

1.6.3 Fibrillation auriculaire

Il s'agit d'une arythmie supraventriculaire qui provoque un rythme cardiaque rapide et irrégulier, causée par des impulsions électriques chaotiques dans les oreillettes. Ces signaux entraînent des contractions rapides dans les cavités supérieures (oreillette) de façon irrégulière et sont désynchronisées avec les cavités inférieures (ventricules).

1.6.4 Tachycardie ventriculaire

La tachycardie ventriculaire possède fréquence cardiaque rapide et régulière qui provient des signaux électriques anormaux dans les ventricules. La fréquence cardiaque rapide ne permet pas aux ventricules de se remplir et de se contracter efficacement pour pomper suffisamment de sang vers le corps. Cette arythmie cardiaque peut s'agir d'une urgence médicale qui nécessite un traitement médical rapide si la personne a une maladie cardiaque ou un trouble dans le cœur.

1.6.5 Bases de données

En premier temps, nous avons traité les enregistrements ECG de "PhysioNet research repository" [12, 14]. Dans cette étude, nous exploitons les signaux ECG : 98 NSR, 77 SVT, 63 AF et 44 CHF. En effet, les données collectées sont constituées de 282 signaux que nous avons réorganisés en quatre classes comme : tachycardie supraventriculaire (SVT), rythme sinusal normal (NSR), fibrillation auriculaire (AF) et insuffisance cardiaque congestive (CHF). Les sujets normaux et les sujets atteints de pathologies cardiaques ont été collectés à partir de huit bases de données de physioNet comme : congestive heart failure RR interval database (CHF2DB), BIDMC congestive heart faliure database (CHFDB), MIT–BIH Arrhythmia database(MITdB), Long–Term AF Database(LTAFdB), Supraventricular tachycardia (SVDB), St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12–lead Arrhythmia(INCARTdB), MIT–BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database (VFdB) et Normal Sinus Rhythm RR Interval Database (NSR2dB) [12]. Les bases de données étudiés sont présentés dans le tableau 1.2

Notre contribution est basé sur l'étude des arythmies cardiaques tels que fibrillation auriculaire, tachycardie ventriculaires et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF). Le nombre total de signaux utilisés sont ; 184 signaux anormaux et 98 signaux HRV normaux.

MIT–BIH Arrhythmia database (MITdB) Cette base de données étudiée par le Laboratoire d 'Arythmie BIH entre 1975 et 1979, est une collection de 32 sujets extraits

d' ECG à deux canaux collectant une durée d 'une demi–heure. Les signaux ECG de la base de données d'arythmie MIT–BIH ont une bande passante filtrée de 0,1 à 100 Hz, un filtre coupe–bande à 60 Hz, puis échantillonné à 360 Hz. Les convertisseurs analogique–numérique utilisés lors de l'acquisition étaient unipolaires sur une plage de tension de pm 5mV à une résolution de 11 bits, ce qui correspond à des valeurs comprises entre 0 et 2047, avec une valeur d'amplitude centrale de 1024 correspondant à zéro volt.

Long–Term AF Database (LTAFdB) Ce type de base de données compose de 53 enregistrements d'ECG, d'une durée environ de 24 heures et numérisé selon une fréquence d'échantillonage à 128 Hz. Cette base de données contient deux dérivations de signaux ECG qui utilisent deux ensembles d'annotations avec fibrillation paroxystique ou auriculaire.

St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12–lead Arrhythmia Database (INCARTdB) Cette base de données contient 75 enregistrements, référencés par des fichiers d'annotation de 175 000 annotations de battements. d'une durée de 30 minutes, échantillonnés à 257 Hz. Chaque enregistrement dure 30 minutes et contient 12 dérivations standard, chacune échantillonnée à 257 Hz.

MIT–BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database (VFdB) Cette base de données comprend 22 enregistrements ECG d'une demi–heure de sujets ayant subi des épisodes de tachycardie ventriculaire, de flutter ventriculaire et de fibrillation ventriculaire, Les enregistrements ECG de cette base de données sont numérisés à 250H.

Normal Sinus Rhythm RR Interval Database (NSR2dB) Cette base de données comprend 54 enregistrements d'ECG à long terme d'une durée de 24 heures pour des sujets en rythme sinusal normal (30 hommes, âgés de 28,5 à 76 ans, et 24 femmes, âgées de 58 à 73 ans). Ces enregistrements ont été numérisés à 128 échantillons par secondes.

MIT–BIH Normal Sinus Rhythm Database (NSRdB) Les autres enregistrements proviennent de la base de données MIT–BIH Normal Sinus Rhythm Database (NSRdB), cette base de donnée se compose de 18 enregistrements ECG, sachant que chaque signal à une durée comprise entre 20 et 24 heures et numérisé à 128 Hz.

1.6.6 L'insuffisance cardiaque congestive

L'insuffisance cardiaque ou bien l'insuffisance cardiaque congestive, survient lorsque le muscle cardiaque n'injecte pas le sang de façon correcte (voir Figure 1.13). Par conséquent, le cœur ne peut pas pomper suffisamment d'oxygène et de nutriments pour répondre aux besoins du corps correct, cela signifie que le cœur fonctionne moins

efficacement que dans l'état normal. La quantité de sang que le cœur pompe, n'est pas suffisante pour circuler le sang du cœur vers les différents organes de corps humain, provoquant une fuite de liquide (principalement de l'eau) dans les tissus et les organes. De nombreux effets pathologiques peuvent influer à l'efficacité de pompage du cœur et provoquer une insuffisance cardiaque congestive comme :

1. Une crise cardiaque (infarctus du myocarde).
2. une pression artérielle trop élevée (hypertension artérielle).
3. un mauvais fonctionnement de valvules cardiaques (maladies des valvules cardiaques).
4. Une inflammation du muscle cardiaque (myocardite).
5. Les maladies chroniques (diabète).
6. Un taux de cholestérol élevé (hypercholestérolémie).
7. Les maladies de la thyroïde ou l'anémie.

L'insuffisance cardiaque peut entraîner des symptômes qui peuvent survenir, comprendre un essoufflement, une faiblesse et un gonflement.

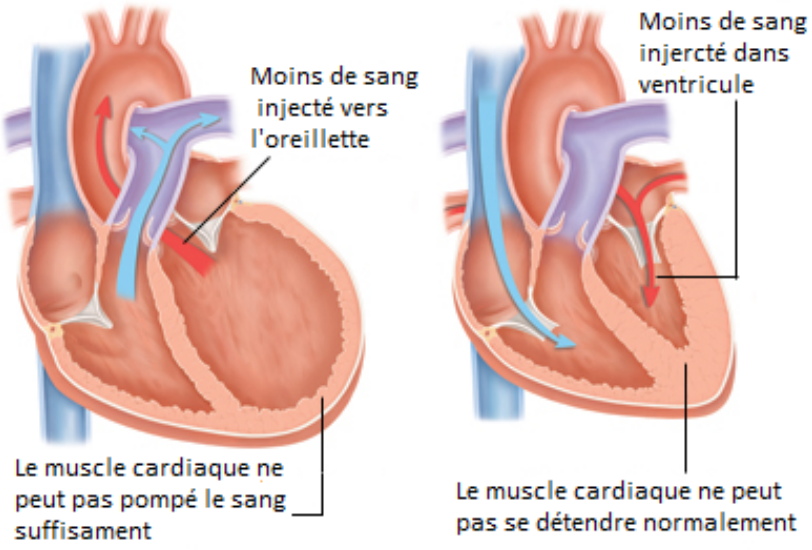


FIGURE 1.13 – *L'insuffisance cardiaque congestive*

Base de données de l'insuffisance cardiaque congestive

En complément aux bases de données étudiées, nous avons aussi utilisé 44 enregistrements d'ECG de l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) qui ont été acquis auprès de physionet [12] ; les signaux ECG de 15 patients souffrant de CHF ont été obtenus à partir de la base de données "BIDMC congestive heart failure database (chfdb)", et 29 enregistrements de CHF ont été recueillis à partir de la base de données "congestive

heart failure RR–interval database (chf2db)". La base de données de (chf2db) contient 8 hommes et 2 femmes ; le sexe n'est pas connu pour les 19 autres sujets. La durée de chaque enregistrement ECG pour les quatre bases de données considérées est de 24 heures. Des informations détaillées sur les bases de données utilisées dans cette étude sont présentées dans le tableau 1.1.

TABLE 1.1 – *Les différents paramètres de la base de données : Rythme sinusal normal (RSN) & Insuffisance cardiaque congestive (CHF)*

Sujets	Base de donnée			
	CHF	CHF RR–Interval	NSR	NSR RR–Interval
Male	11 males	8 males	05 males	30 males
Age (mean ± SD),	54.7 ± 13.39	57 ± 10.58	35.8 ± 7.69	58.47 ± 14.78
Female	4 females	2 females	13 females	24 females
Age (mean ± SD)	59.25± 3.86	48.5± 14.85	33.77 ± 8.94	64.96± 3.58
Fréquence d'échantillonage (Hz)	250	128	128	128
Durée (Heures)	24	24	24	24

TABLE 1.2 – *Base de données d'ECGs collectée à partir de PhysioNet*

Classes	Détails de la base de données			
	Base de données	Nombre d'ECG	Fréquence d'échantillonnage (Hz)	Durée (h/min)
Fibrillation Auriculaire (AF)	INCARTdB	63	257	30 min
	MITdB		360	30 min
	LTAFdB		128	24 h
Rythme sinusal normal(NSR)	INCARTdB	98	257	30 min
	MITdB		360	30 min
	NSRDB		128	24 h
	NSR2DB		128	24 h
Tachycardie supraventriculaire (SVT)	SVDB	77	128	30 min
Congestive Heart Failure (CHF)	cHF2DB	44	128	24 h
	cHFDB		250	20 h

INCARTdB : St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12–lead Arrhythmia, **LTAFdB :** LongTerm AF database,**MITdB :** MITBIH Arrhythmia database, **NSRDB :** MITBIH normal sinus rhythm database,**SVDB :** Supraventricular tachycardia, **cHF2DB :** congestive heart failure RR interval database, **cHFDB :** congestive heart failure database .

1.7 Anatomie du système nerveux autonome

Le système nerveux autonome assure la régulation d'une variété de processus corporels de façon autonome c'est–à–dire sans effort conscient de l'organisme. Le système nerveux autonome (SNA) est la partie du système nerveux périphérique qui assure le contrôle et la régulation de certains fonctions corporelles d'une manière involontaires, telles que le rythme cardiaque, la circulation sanguine, la respiration, les muscles lissés et la digestion [24]. Ce système est divisé en trois parties : le système sympathique, le

système parasympathique et le système nerveux entérique. La Figure 1.14 montre le Schéma de la structure du système nerveux autonome (SNA).

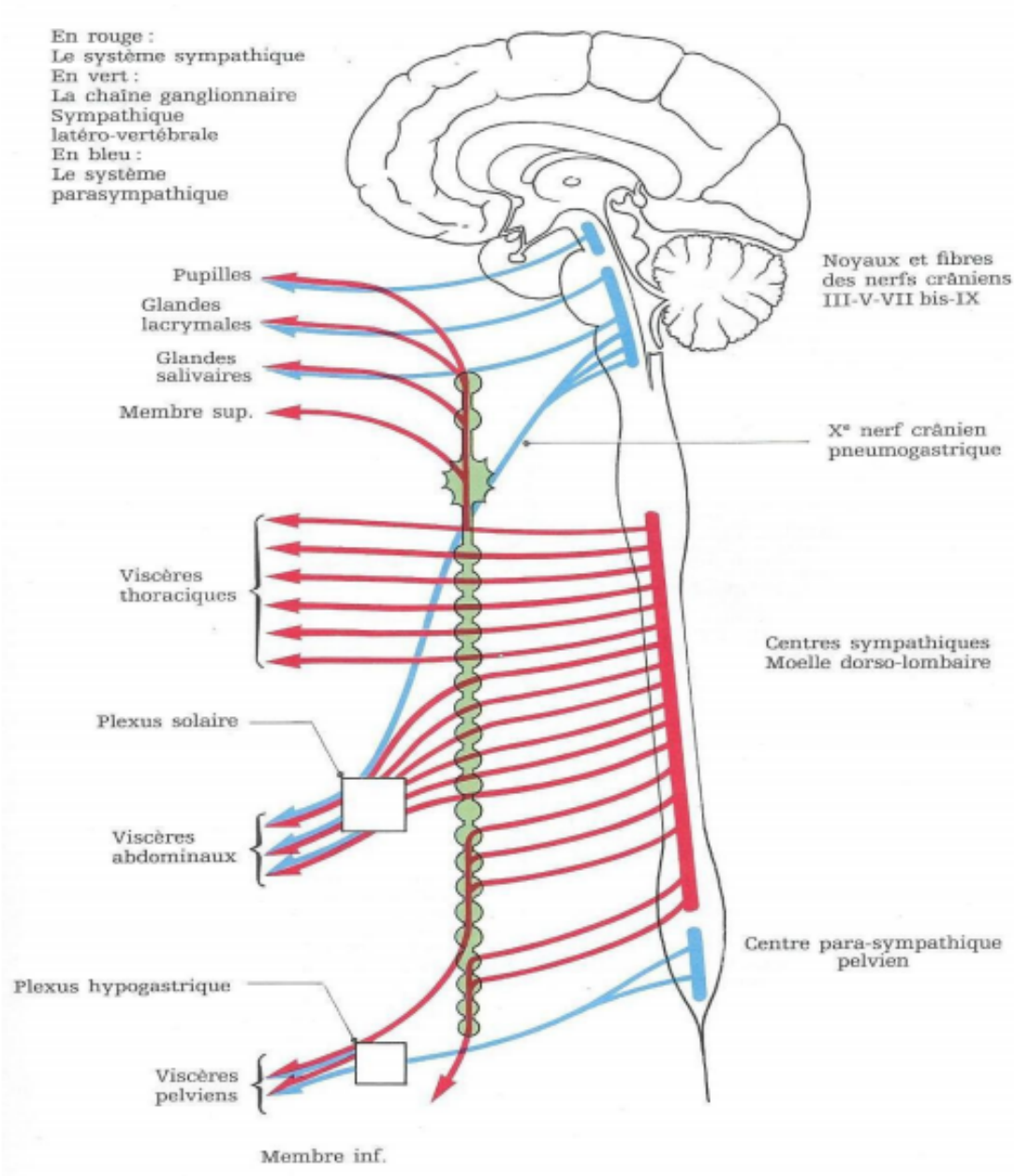


FIGURE 1.14 – *Schéma de la structure du système nerveux autonome (SNA) [10]*

Le système nerveux sympathique (SNS) Ce système sert préparer l'organisme à réagir de façon spontané en période de stresse ou d'urgence, permis les effets principaux du système nerveux sympathique sont : augmentation du rythme cardiaque et aussi

la pression artérielle. Le système sympathique comprend deux chaînes ganglionnaires (chaîne pré–vertébrale et chaîne para–vertébrale) qui sont trouvées à côté de la colonne vertébrale dorso–lombaire. Le premier neurone vient de la moelle épinière et se termine au niveau d'un ganglion (neurone préganglionnaire) ; le second neurone va du ganglion à l'organe effecteur (neurone ganglionnaire) ; cette description en deux neurones est également valable pour le parasympathique.

Le système nerveux parasympathique (SNP) Le système nerveux parasympathique (SNP) à pour fonction d'aider le corps humain à maintenir les fonctions corporelles en état normal, la mission de ce système est opposés à ceux du système nerveux sympathique. Il sert à ralentir le rythme cardiaque et réduire la pression artérielle. Le système parasympathique est composé de 10 paire de nerfs crâniens (le pneumogastrique, ou nerf vague). Le nerf pneumogastrique droit agit comme un relais au niveau du plexus cœliaque (plexus solaire), dans lequel se trouve le ganglion semi–lunaire, qui reçoit également des fibres des nerfs gros et petit splanchniques, ainsi que du nerf phrénique. Les nerfs splanchniques sont des nerfs du système nerveux autonome qui permet de contrôler de façon automatique les viscères abdominaux et pelviens. Ces nerfs appartiennent au sympathique aux niveaux thoracique, lombaire et sacré ; au parasympathique au niveau pelvien.

Les deux systèmes sympathique et parasympathique fonctionnent conjointement pour gérer les réponses du corps en fonction de la situation et de besoin. le système nerveux sympathique fonctionne pour augmenter la pression artérielle et le rythme cardiaque tandis que le système nerveux parasympathique aide à baisser la pression artérielle et le rythme cardiaque, le système parasympathique commence à amortir ces réponses, ramenant lentement votre corps à son état de repos normal.

1.7.1 Synapses et neurotransmetteurs

Le système nerveux est composé d'une centaine de milliards de cellules, ces cellules sont organisé en réseau sous forme des neurones. Un neurone (1.15) est une cellule nerveuse, sa forme est très différente de celle des autres cellules de corps humain, d'après la littérature dans la médecine le neurone est organisé en trois parties :

1. Le corps cellulaire possède un diamètre d'environ 50 microns.
2. L'arbre dendritique correspond aux prolongements courts du corps cellulaire, son longueur est d'environ un millimètre et le diamètre d'une dendrite est de 10 microns au niveau de sa base et de 1 micromètre à son extrémité. Un seul neurone comprend de 50 000 dendrites.
3. l'axone présent un long prolongement du corps cellulaire, son longueur est compris entre dizaines de microns à quelques centimètres et le diamètre de l'axon est varié entre 5 et 10 microns.

Une synapse représente l'espace ou se fait l'interaction entre deux neurones qui assure la transmission d'influx nerveuse. Le plus souvent, la synapse se trouve entre

un neurone pré–synaptique et la dendrite ou le corps cellulaire d'un neurone post–synaptique. Lorsque la synapse se trouve entre un neurone et une cellule musculaire, on parle de synapse neuromusculaire ou jonction neuromusculaire. On distingue deux types de synapses :les synapses électriques ce qui permet à l'influx nerveux de passer directement entre deux neurone et les synapses chimiques nécessite des molécules particulières pour permettre à l'influx nerveux de franchir directement dans l'espace synaptique. Le neurone qui produit les substances chimiques est appelé pré–synaptique et celui qui le reçoit post–synaptique. Les synapses chimiques sont unidirectionnelles et lentes. Lorsque le synapse n'est pas activés, les neurones possèdent un état électrique en repos (potentiel en repos), il s'agit de la différence normale entre la charge électrique à l'intérieur et à l'extérieur de la membrane (l'intérieur étant plus négatif que l'extérieur), la différence entre les membranes due au changement de la concentration des ions potassium (K+), sodium (Na+) et chlorure (Cl-). La charge électrique de la membrane du neurone se varie sous un effet de stimulation du neurone par laquelle l'intérieur de la membrane devient moins négatif, ce qui crée un potentiel d'action.

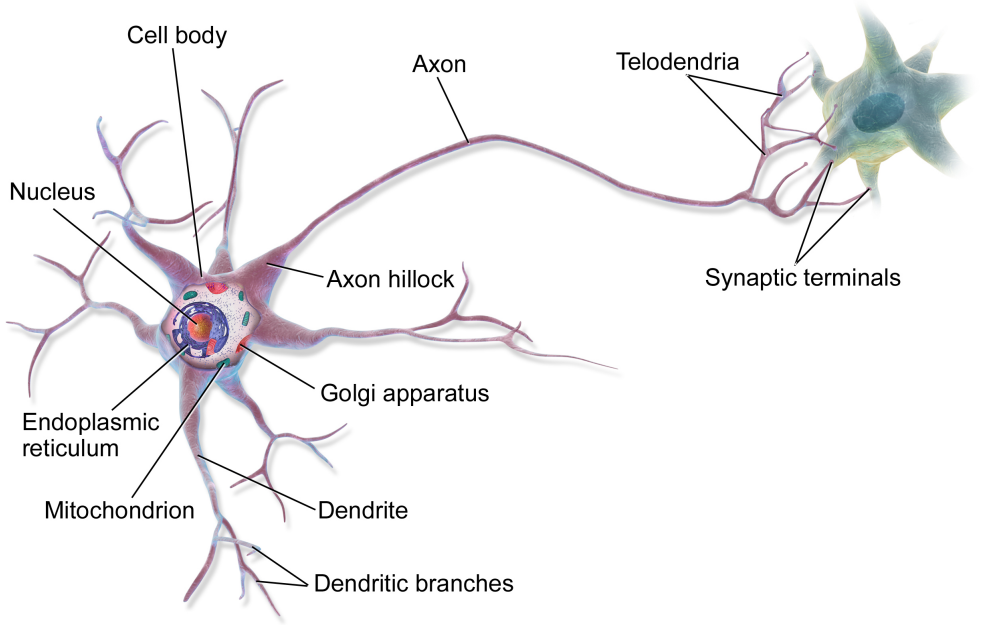


FIGURE 1.15 – *Un axone d'un neurone multipolaire (**Image extraite du site** https://en.wikipedia.org/wiki/Axon)*

La communication entre les neurones

Les neurones sont des cellules excitables qui assurent la réception et la transmettent des informations sous forme d'électrochimique vers une multitude d'autres, la transmission de ces signaux sont pris en charge par Les dendrites et l'axone (voir Figure 1.16). La jonction entre deux neurones appelé synapse qui permet aux neurones

de communiquent entre eux via des activités électriques appelés potentiels d'action, ce type de potentiel amène le neurone à libérer un neurotransmetteur chimique dans l'espace synaptique.Le neurotransmetteur assure à exciter le neurone de l'autre coté pour créer son propre potentiel d'action [20].

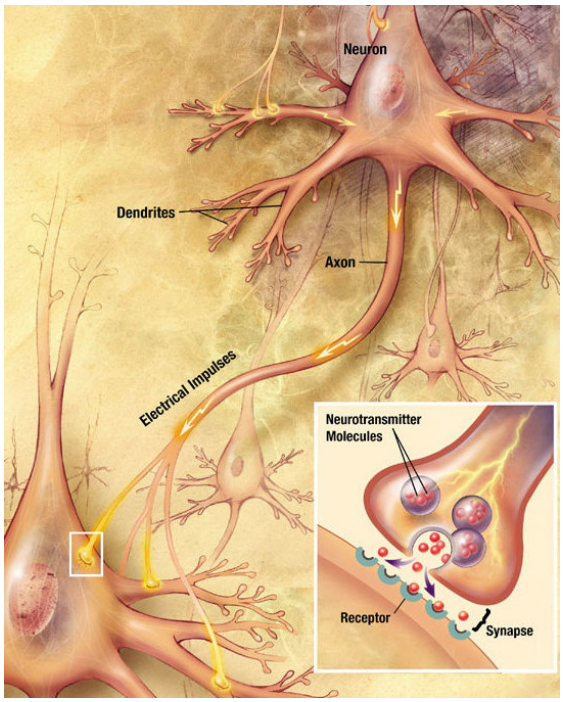


FIGURE 1.16 – *La communication entre les neurone via le synapse (**Image extraite du site** https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Chemical_synapse_schema_cropped.jpg)*

Le transfert des informations nerveuse se fait dans un seul trajet, la liaison d'échange d'information nerveux d'un neurone à l'autre se à travers un espace synaptique, les synapses sont de deux grands types : les synapses électriques et les synapses chimiques. la communication entre deux neurones se fait au niveau de synapse à travers des substances chimiques (neurotransmetteurs), Ces substances permet de transférer des impulsions nerveuses d'un neurone à un autre neurone par le biais de synapses sous forme des messages chimiques car l'espace synaptique ne permet pas de franchir les signaux électrique dans cet espace. Les neurotransmetteurs sont stockés dans l'axone (ou neurone pré–synaptique) dans de petits paquets appelés vésicules synaptiques

Le potentiel d'action d'un neurone se déplace du l'axone vers les dendrites ou le corps cellulaire d'un autre neurone. La libération du neurotransmetteur dans le synapce est déclenchée par l'arrivée de l'influx nerveux (ou potentiel d'action) puis elles se déplacent vers les canaux qui traversent la membrane post–synaptique de neurone récepteur en modifient la perméabilité en fonction de types d'ions libéré particulièrement positif (par exemple Na +, K +, Ca +) ou négatif (par exemple Cl-). Cela la membrane de post–synaptique peut être dépolarisation (rendre l'intérieur de la cellule plus

positif) ou hyperpolarisation (rendre l'intérieur de la cellule plus négatif) selon les ions impliqués pour crée un potentiel d'action. Un seul neurone peut contacter plusieurs espace synaptiques de nombreux neurones pré–synaptiques de différents émetteurs. Une fois que le signal a été envoyé entre les neurones , la cellule post–synaptique rend en état normal (potentiel de repos) pour être prêt de recevoir un nouveau signal. L'élimination des neurotransmetteurs de la fente synaptique, se fait via un des trois pricédure : diffusion, dégradation ou recapture.

1.7.2 Relation entre le système nerveux autonome et le système cardio–vasculaire

Le Système nerveux autonome correspond à la partie du système nerveux qui contrôle et régule les organes de façon autonome sans l'intervention du conscient de l'organisme. Le système nerveux autonome comprend deux activités, l'activité sympathique et parasympathique. Le système nerveux sympathique communique avec les organes internes au cerveau par les nerfs rachidiens. Ces nerfs préparent l'organisme au stress en augmentant la fréquence cardiaque, en augmentant le flux sanguin vers les muscles et en diminuant le flux sanguin vers les différentes cellules de l'organisme lorsque ces nerfs sont stimulés. La Figure 1.17 montre la relation entre le système nerveux autonome et le système cardio–vasculaire à travers la variabilité de la fréquence cardiaque (FC). Les fibres nerveuses du système nerveux parasympathique sont les nerfs crâniens(nerf vague et nerfs spinaux lombaires), ces nerfs augmentent les sécrétions digestives et réduisent le rythme cardiaque lorsqu'ils sont stimulés.

Le système nerveux autonome peut être étudié en analysant la variation de du rythme cardiaque de façon non invasif pour détecter plusieurs maladies, tachycardie, insuffisance cardiaque congestive, hypertension et diabète [21] . Ce type du signal est considéré comme une mesure des activités sympathiques et parasympathiques du système nerveux autonome

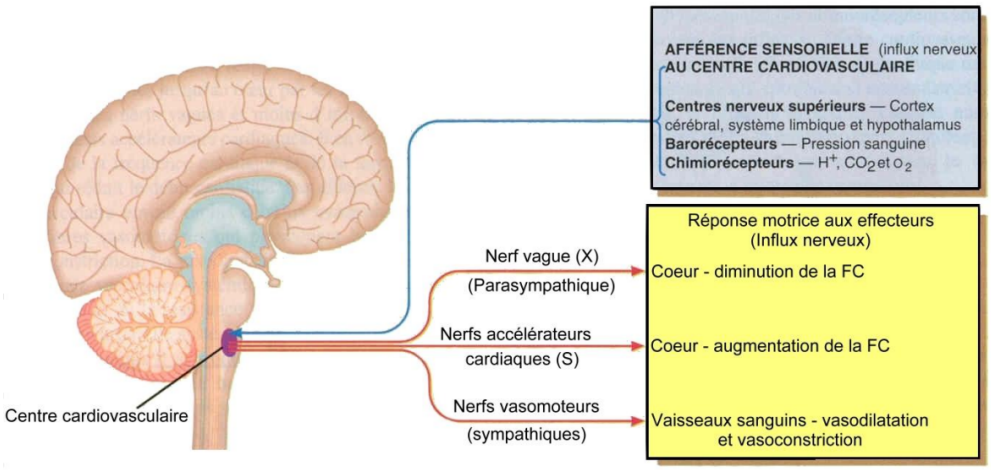
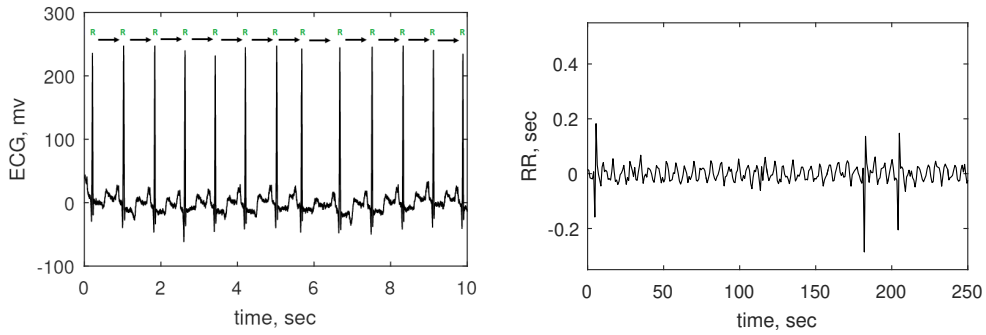


FIGURE 1.17 – *Relation entre le système nerveux autonome (SNA) et le système cardio–vasculaire [10]*

1.7.3 La variabilité du rythme cardiaque (HRV)

La variabilité du rythme cardiaque est un outil non–invasif utilisé pour suivre l'état de santé et pour évaluer les représentations et l'interaction du système sympathique par rapport au système parasympathique du système nerveux autonome. Le signal HRV est obtenu à partir des enregistrements ECG en détectant le pic R à l'aide de l'algorithme Pan–Tompkins [18] et puis en calculant la distance entre les pics R successifs qui correspondent à la variation des intervalles entre les battements cardiaques dans le temps, ce processus est utilisé pour convertir l'intervalle entre deux pic R du signal ECG en amplitude d'un signal HRV (voir Figure 1.18).



(a) [La détection des pics R (b) HRV

FIGURE 1.18 – *La génération du signal HRV à travers la détection des pics R (Algorithme de Pan–Tompkins)*

Selon la Figure 1.19, la méthode de Pan–Tompkins est résumée comme suit : filtre passe–bande, filtre de dérivation, fonction de mise au carré, fenêtre d'intégration mobile et ajustement du seuil.

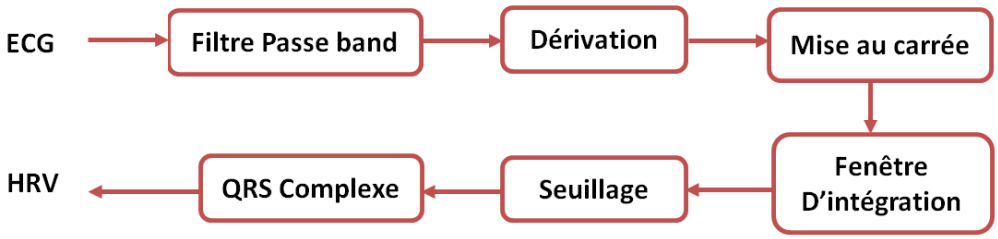


FIGURE 1.19 – *Algorithme de Pan–Tompkins*

Filtre passe–bande

Le rapport signal/bruit des données ECG est amélioré par un filtre passe–bande des interférences de 50 Hz, la suppression de la ligne de base et l'élimination des interférences de l'onde T. Le filtre numérique passe–bande de 5 Hz à 15 Hz permet de renforcer l'intensité du QRS du signal ECG tout en réduisant le bruit musculaire.

Le filtre numérique passe–bande est composé de filtres passe–bas et passe–haut en cascade.

passe–bas La fonction de transfert du filtre passe–bas du second ordre est donnée par (1.1) ;

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \tag{1.1}$$

La fréquence de coupure et le gain du filtre passe–bas sont respectivement de 11 Hz et 36. Le délai de traitement du filtre est de 6 échantillons.

Filtre passe–haut Le filtre passe–haut est conçu et simulé en soustrayant la sortie d'un filtre passe–bas de premier ordre d'un filtre passe–tout. La fonction de transfert du filtre passe–haut est définie par (1.2) ;

$$H(z) = \frac{-1 + 32z^{-16} + z^{-32}}{1 - z^{-1}} \tag{1.2}$$

La fréquence de coupure de ce filtre est de 5 Hz, le gain est de 32 et le délai de 16 échantillons.

Dérivation

Le signal ECG filtré est dérivé pour mettre en évidence la pente de l'onde R en appliquant un filtre différentiel numérique. La fonction de transfert est donnée par (1.3) ;

$$H(z) = (1/8T)(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^{1} + z^{2}) \tag{1.3}$$

Fonction de mise au carré

Ce filtre permet d'amplifier le signal de sortie du filtre de dérivation et rendre le signal positif. L'équation de la fonction de mise au carré est donnée par (1.4) ;

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \tag{1.4}$$

Fenêtre d'intégration mobile et ajustement du seuil

Le signal passe par une fenêtre d'intégration mobile utilisé pour connaître plus facilement son amplitude maximale et sa largeur. Il est calculé par l'équation (1.5) ;

$$y(nT) = [x(nT - (N-1)T + x(nT - (N-2)T) + ... + x(nT)] \tag{1.5}$$

Où N est le nombre d'échantillons dans la largeur de la fenêtre d'intégration, T est la période d'échantillonnage.

Deux seuils ont été utilisés pour survoler le bruit et garantir que le bon pic a été détecté. Pour améliorer la détection du complexe QRS, le seuil peut être modifié automatiquement.

1.7.4 Analyse de la variabilité du rythme cardiaque (HRV)

Le contenu sympathique et parasympathique de l'activité du système nerveux autonome sur la variabilité du rythme cardiaque peut être surveillé sur le domaine fréquentiel. Le signal de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) possède deux bandes de fréquentielle principales correspondent à la partie sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (SNA) [2, 7, 16], la bande de basses fréquences liée à l'activité sympathique et la bande de hautes fréquences représente un marqueur de l'activité parasympathique sur le cœur. En effet, plusieurs largeurs de bande de fréquences présentent un intérêt dans les signaux HRV (voir Figure 1.20) ; à savoir la bande passante très basse fréquence (VLF) de 0,003 à 0,04 Hz, la bande passante basse fréquence (LF) allant de 0,04 à 0,2 Hz et la bande passante haute fréquence (HF) allant de 0,2 à Fmax Hz [1, 15]. La bande LF est un marqueur de l'activité sympathique, alors que la bande HF est liée à la modulation parasympathique principalement causée par le système respiratoire arythmie sinusale (RSA)[19, 22, 23].

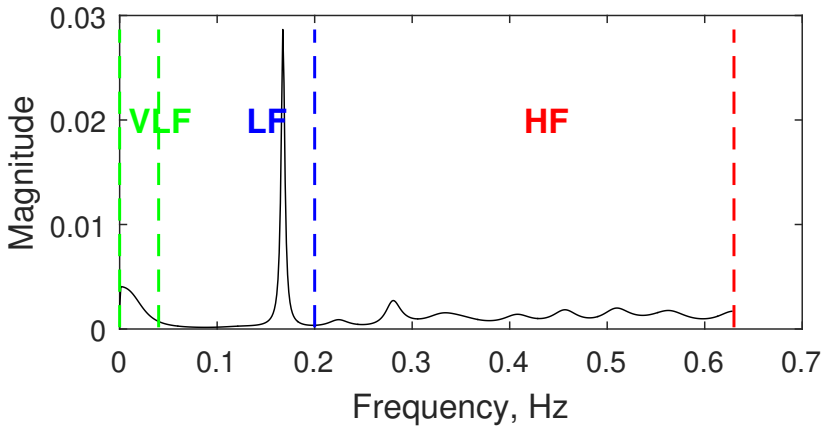


FIGURE 1.20 – *Les bandes fréquentielle du signal HRV*

Le signal HRV extrait du signal ECG peut être analysé par les méthodes de densité spectrale de puissance (PSD) telles que paramétriques et non paramétriques [3-5], mais ces méthodes ne permet pas de caractériser la non–stationnarité du signal et ne sont pas localisé en temps, avec l'aide de mesures du signal HRV peut être analysée dans le plan temps–fréquence. La distribution temps–fréquence joue un rôle important pour localiser les informations spectrales dans le temps pour décrire la nature et le contenu des composantes du non stationnaires et de réduire les termes croisés interfèrent.

1.8 Conclusion

L'examen d'électrocardiogramme reste toujours un outil indispensable en cardiologie pour suivre et évaluer le système cardiovasculaire. Cette technique de surveillance permet d'assurer une suivi continue de l'activité électrique du coeur sous forme d'un signal électrique appelé signal électrocardiogramme (ECG) en utilisant des électrodes installées au niveau du corps humain.

Dans ce chapitre,nous avons étudié l'anatomie et la physiologie du cœur et la fonction des cellules cardiaques pour comprendre la nature du signal ECG au cours la contraction et décontraction du coeur ainsi que permet de détecter et de diagnostiquer un grand nombre de pathologies cardiaques comme le dysfonctionnement du nœud sinusal, fibrillation auriculaire, tachyarythmies supraventriculaires, Tachycardie ventriculaire, insuffisance cardiaque congestive. L'étude de l'activité électrique de cours se fait à l'aide des outils d'enregistrement comme l'amplificateur d'instrumentation (AD8232) ou ECG–Holter. La détection des pathologies cardiaques se fait par le calcul et l'extraction d'un signal de la variabilité du rythme cardiaque et d'appliquer sur ce dernier les méthodes numériques de traitement.

Le chapitre suivant présente une technique très utilisée dans le domaine du traitement de signal qui est les méthodes quadratiques temps–fréquence (TFD). Cette technique sera appliquée sur les signaux de la variabilité du rythme cardiaques pour avoir la relation physiologiques entre le système nerveux autonome et le système cardiovasculaire.

Références

[1] Noor Aimie-salleh, M B Malarvili et Anna C Phillip. "Quantitative comparison of time frequency distribution for heart rate variability using performance measure". In : *Journal of Wireless Networking and Communications* 5.2A (2015), p. 1-5. doi : 10.5923/c.jwnc.201501.01.

[2] Arife İimen Atalar, Feray Karaali Savrun et Seher Naz Yeni. "Autonomic dysfunction during the interictal period : an electrophysiologic study". In : *Neurological Sciences and Neurophysiology* 36.1 (2019), p. 9-15. doi : 10.5152/NSN.2019.10702.

[3] George E Billman. "The LF/HF ratio does not accurately measure cardiac sympatho-vagal balance". In : *Frontiers in physiology* 4 (2013), p. 26. doi : 10.3389/fphys.2013.00026.

[4] Robert L Burr. "Interpretation of normalized spectral heart rate variability indices in sleep research : a critical review". In : *Sleep* 30.7 (2007), p. 913-919. doi : 10.1093/sleep/30.7.913.

[5] P Bušek et al. "Spectral analysis of heart rate variability in sleep". In : *Physiol Res* 54.4 (2005), p. 369-376.

[6] R. Lakshmi Devi et V. Kalaivani. "Machine learning and IoT-based cardiac arrhythmia diagnosis using statistical and dynamic features of ECG". In : *Journal of Supercomputing* 76.9 (2020), p. 6533-6544. doi : 10.1007/s11227-019-02873-y.

[7] Tristan W Dorey, Motahareh Moghtadaei et Robert A Rose. "Altered heart rate variability in Angiotensin II mediated hypertension is associated with impaired autonomic nervous system signaling and intrinsic sinoatrial node dysfunction". In : *Heart Rhythm Society* 17.8 (2020), p. 1360-1370. doi : 10.1016/j.hrthm.2020.03.014.

[8] Rémi DUBOIS. "Application des nouvelles méthodes d'apprentissage à la détection précoce d'anomalies en électrocardiographie". PhD dissertation. ESPCI Paris – Ecole Superieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris, CNRS – Centre National de la Recherche Scientifique : UMR7084, jan. 2004.

[9] W. Einthoven. *Un nouveau galvanomètre, in : Arch. Néerland. Sci exactes naturelles, Série 2, 6, 625-633*. 1901.

[10] Christophe Filliau. "Estimation du contrôle nerveux autonome et de l'activité intrinsèque du système cardiaque au moyen de l'analyse de la variabilité des paramètres cardiovasculaires : effets de l'âge et de l'activité physique". PhD dissertation. Université Paris Saclay, déc. 2015.

[11] Michel Fischbach. *Guide pratique du cardiaque, prévention et suivi. Ed. FrisonRoche*. 2002.

[12] Ary L Goldberger et al. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals". In : *circulation* 101.23 (2000), e215-e220. doi : 10.1161/01.cir.101.23.e215.

[13] Emanuel Goldberger. "A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potential and a technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads". In : *American Heart Journal* 23.4 (1942), p. 483-492. doi : 10.1016/S0002-8703(42)90293-X.

[14] G.B. Moody et R.G. Mark. "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database". In : *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 20.3 (2001), p. 45-50. doi : 10.1109/51.932724.

[15] Amine Nait Ali. *Advanced biosignal processing*. Springer Science & Business Media, 2009. doi : 10.1007/978-3-540-89506-0.

[16] Yukiteru Nakayama et Katsuhito Fujiu. "Maladaptive Alterations of Autonomic Nerve System in Cardiovascular Disorders". In : *International Heart Journal* 60.1 (2019), p. 4-6. doi : 10.1536/ihj.18-677.

[17] P Obraska et L Perlemuter. *appareille cardiovasculaire » Edition Masson Tome II*. 1968.

[18] Jiapu Pan et Willis J. Tompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm". In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* BME-32.3 (1985), p. 230-236. doi : 10.1109/TBME.1985.325532.

[19] Gianfranco Piccirillo et al. "Power spectral analysis of heart rate variability and autonomic nervous system activity measured directly in healthy dogs and dogs with tachycardia-induced heart failure". In : *Heart Rhythm* 6.4 (avr. 2009), p. 546-552. doi : 10.1016/j.hrthm.2009.01.006.

[20] Cesaro Pierre. *Chapitre 9. L'échelon neuronal*. Neurosciences & cognition, 2008, p. 73-93. doi : 10.3917/dbu.eusta.2008.01.0073.

[21] Zhaoyi Qin et al. "Stress level evaluation using BP Neural network based on time-frequency analysis of HRV". In : *2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*. (2017), p. 1798-1803. doi : 10.1109/ICMA.2017.8016090.

[22] H M Seong et al. "The analysis of mental stress using time-frequency distribution of heart rate variability signal." In : *Conference proceedings : Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference* 1 (2004), p. 283-285. doi : 10.1109/IEMBS.2004.1403147.

[23] Ajay Verma et al. "A Robust Algorithm for Derivation of Heart Rate Variability Spectra from ECG and PPG Signals". In : *2013 29th Southern Biomedical Engineering Conference*. (2013), p. 35-36. doi : 10.1109/SBEC.2013.26.

[24] Jänig W. "Autonomic Nervous System". In : *Schmidt R.F., Thews G. (eds) Human Physiology*. Springer Berlin Heidelberg, 1989, p. 333-370. DOI : 10.1007/978-3-642-73831-9_16.

[25] Augustus D. WALLER. "A Demonstration on Man of Electromotive Changes accompanying the Heart's Beat". In : *The Journal of Physiology* 8.5 (1887), p. 229-234. DOI : 10.1113/jphysiol.1887.sp000257.

Chapitre 2

Traitement numérique du signal : Distribution quadratique temps–fréquence

2.1 Introduction

L'analyse temps–fréquence est une solution optimale pour représenter le contenu d'un signal non–stationnaire à la fois dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel. Cette qualité permet d'établir un diagnostic fiable. D'autres paramètres sont aussi calculés, comme la fréquence instantanée (IF) et les régions d'intérêt (ROI), qui ne peuvent être extraites à partir des domaines temporel ou fréquentiel. Les méthodes basées sur l'analyse temporelle, fréquentielle et non–linéaire sont souvent insuffisantes pour traiter les signaux non–stationnaires, ce qui influe sur la performance de la classification. Il a été montré que les distributions temps–fréquence à noyau séparable (TFD) représentent mieux le contenu des signaux non–stationnaires.

Dans l'analyse temps–fréquence, les informations pertinentes (ROI : Region of Interest) sont distinguées comme des régions présentant une concentration d'énergie élevée. Ces informations jouent le rôle de caractéristiques significatives au moyen de sa frontière externe ou par son contenu interne. Les techniques de traitement d'image permettent de détecter ces régions dans le plan temps–fréquence où toutes les informations non–stationnaires apparaissent. Ces techniques réduisent le bruit et les artefacts, et atténuent les termes–croisés dans le plan temps–fréquence.

Dans ce chapitre, nous étudions la théorie des méthodes d'analyse temps–fréquence quadratiques pour caractériser des signaux HRV réels de sujets pathologiques pour la détection et la classification des arythmies cardiaques, ainsi que pour présenter la différence entre la caractérisation des signaux non–stationnaire dans les domaines temporel, fréquentiel, et temps–fréquence. Nous avons utilisé la méthode Otsu basée sur un seuil global appliqué à la distribution temps–fréquence des signaux HRV pour identifier les régions contenant des informations à haute énergie. La mé-

thode Otsu est basée sur l'analyse discriminante. Cette technique applique un seuillage automatique sur des représentations temps–fréquence considérées comme images au cours du traitement.

2.2 Représentations temporelle et spectrale du signal

Un signal est représenté dans les domaines temporel ou fréquentiel. La représentation temporelle d'un signal donné reproduit ses variations d'amplitude en fonction du temps. La représentation fréquentielle illustre le contenu fréquentiel du signal dans le domaine spectral.

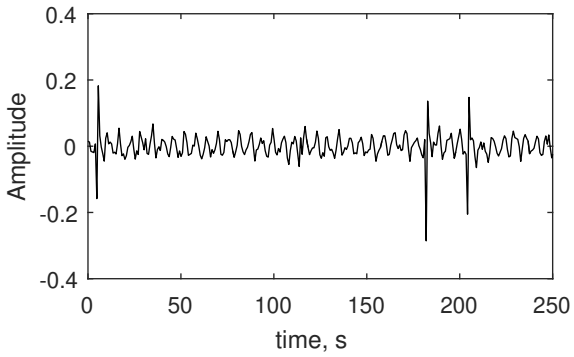


FIGURE 2.1 – *Analyse temporel d'un signal non–stationnaire*

Une relation mathématique, basée sur la transformée de Fourier, exprime la combinaison entre les deux représentations, selon l'équation (2.1) :

$$S(f) = \{s(t)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} \mathrm{d}t \tag{2.1}$$

Ou bien, à travers la transformée de Fourier inverse (2.2) :

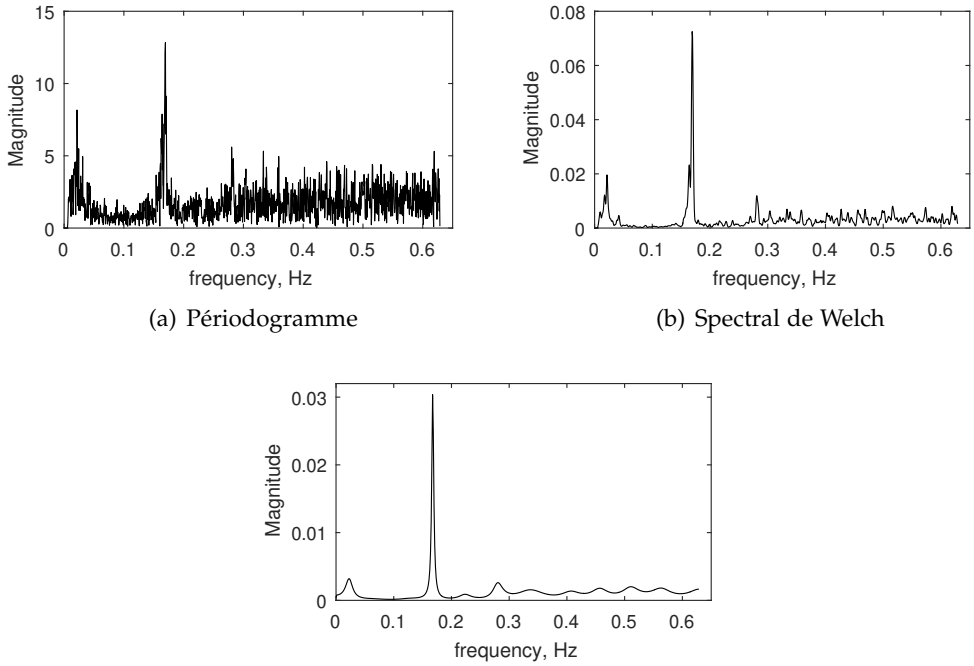
$$s(t) = F_{f\to t}^{-1}\{s(t)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} S(f) e^{-j2\pi ft} \mathrm{d}f \tag{2.2}$$

Les estimateurs non–paramétriques ou paramétriques de la densité spectrale de puissance (PSD) permettent de calculer une estimation du contenu fréquentiel d'un signal. L'estimation de la densité spectrale de puissance (PSD) donne une distribution de puissance du signal analysé [5]. Cette estimation est accomplie par le biais de méthodes d'analyse non–paramétriques ou paramétriques.

Les méthodes d'estimation non–paramétrique sont principalement basées sur la transformée de Fourier (FFT) comme le périodogramme et l'estimateur de Welch. Le périodogramme est le module de la transformée de Fourier du signal analysé [20]. Plusieurs fenêtres de pondération peuvent être mises en oeuvre pour perfectionner la

consistance de l'estimateur utilisé. Dans un but d'amélioration statistique de l'estimation de la DSP, l'estimateur de Welch est le spectre moyen calculé sur des segments élémentaires du signal chevauchant à la moitié de chaque fenêtre d'apodisation.

Les méthodes d'estimation paramétrique sont diverses, la méthode la plus répandue est la méthode de Yule–Walker basée sur l'estimation des coefficients du modèle autorégressif (AR) du signal. Cette méthode d'estimation de la DSP fournit une DSP lissée à une résolution fréquentielle élevée en comparaison aux méthodes classiques basées sur la théorie de Fourier.



(a) Périodogramme

(b) Spectral de Welch

(c) Modèle Autorégressif (AR), ordre =10

FIGURE 2.2 – *Analyse spectrale de signal non–stationnaire de la Figure 2.10*

2.2.1 Caractéristique des signaux dans les représentation (t,f)

Les caractéristiques des signaux traitées sont représentées dans le domaine bidimensionnel (t, f) comprennent les éléments suivants :

Domaine fréquentiel

1. Bande passante $B = f_{max} - f_{min}$
2. Fréquence instantanée $f_i(t)$
3. Largeur de bande instantanée $B_i(t)$
4. Bande–passante instantanée totale du signal

Domaine temporel

1. Durée, $T = t_{end} - t_{start}$ pour chaque composante du signal
2. Plages de temps et l'amplitude relatives à des transitoires entre t_{start} et t_{end}.

Domaine temps–fréquence

1. Distribution d'énergie dans le plan temporel et fréquentiel
2. Fréquence instantanée
3. Nombre de composantes dans le domaine (t,f).

2.3 Limitations des représentations temporelle et spectrale du signal

Une représentation du signal dans le domaine temporel donne peu d'informations sur le comportement du signal. A cet effet, l'information contenue dans les signaux non–stationnaires peut être explorée par des méthodes d'analyse spectrale. Malgré que la densité spectrale de puissance représente le contenu d'un signal donné dans le domaine fréquentiel à une résolution considérable, cette représentation reste privée de localisation temporelle. Les informations temporelles sont perdues lors de la représentation du spectre du signal. Un spectre ne révèle pas d'information sur la distribution de fréquence pendant toute la durée du signal. En plus, un spectre ne donne pas d'instants d'apparition ou durée des composantes du signal analysé.

Un signal non–stationnaire possède des propriétés statistiques qui varient en fonction du temps. Par conséquent, les représentations temporelle et spectrale sont inadaptées à l'analyse de signaux non–stationnaires. Par conséquent, les spectres variant dans le temps peuvent résoudre ce problème en considérant un glissement de la fenêtre de pondération lors de l'analyse, ce qui introduit une localisation temporelle des composantes fréquentielles. Cette limitation exhorte la nécessité d'utiliser des méthodes d'analyse temps–fréquence afin de pouvoir localiser l'information conjointement dans les domaines temporel et fréquentiel [20]. En effet, l'analyse temps–fréquence des signaux non-stationnaires éclipse les limitations de l'analyse spectrale en localisant chaque composante fréquentielle dans le plan temps–fréquence. Les distributions temps–fréquence (TFD) représentent la distribution d'énergie des signaux non–stationnaires dans le plan temporel et dans le plan fréquentiel. Les méthodes temps–fréquence permettent de suivre le comportement, caractériser et quantifier les composantes des signaux non–stationnaires [3].

2.3.1 Fréquence instantanée

La fréquence instantanée d'un signal monocomposante est donnée par l'équation ((2.3)) [10] ;

Où $\phi(t)$ est la phase instantanée du signal, cette formulation est exprimée en considérant d'abord un signal à fréquence constante, puis un signal à fréquence variable, comme donné en ((2.3)).

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi}\phi^{'}(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{\mathrm{d}\phi}{\mathrm{d}t}(t) \tag{2.3}$$

Prenons le signal en (2.4) comme exemple ;

$$x(t) = a(t)\cos(2\pi f_c t + \psi) \tag{2.4}$$

Où f_c et ψ sont des paramètres constants. Lorsque t augmente d'un incrément $1/f_c$, la fonction cosinus augmente d'un pas de 2π. La période du signal est donc $1/f_c$, la fréquence étant l'inverse de la période. Le même signal peut être écrit comme donné en (2.5) ;

$$x(t) = a(t)\cos\phi(t) \tag{2.5}$$

Avec ;

$$\phi(t) = 2\pi f_c t + \psi \tag{2.6}$$

$$f_c = \frac{1}{2\pi}\phi^{'}(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{\mathrm{d}\phi}{\mathrm{d}t}(t) \tag{2.7}$$

Considérons un signal monocomposante $s(t)$ dont l'associé analytique est donné en (2.8) ;

$$Z(t) = a(t)\ e^{j\phi(t)} \tag{2.8}$$

$s(t)$ est alors donné par l'équation (2.4), $a(t)$ est appelé amplitude instantanée et $\phi(t)$ représente la phase instantanée.
Où $a(t)$ et $\phi(t)$ sont réels.
Soit $\phi(t)$ évalué à $t = t_1$ et $t = t_2$, où $t_2 > t_1$. Par le théorème de la valeur moyenne en calcul élémentaire, si $\phi(t)$ est différentielle, il existe un instant t entre t_1 et t_2 tel que ;

$$\phi(t_2) - \phi(t_1) = (t_2 - t_1)\phi^{'}t \tag{2.9}$$

Soit π représentant la période d'une oscillation particulière de $s(t)$, et $f_i = 1/\pi$. Si $t_2 = t_1 + \pi$, alors $\phi(t_2) = \phi(t_1) + 2\pi$ pour que l'équation (2.10) devient :

$$2\pi = \pi\phi^{'}(t) \tag{2.10}$$

A savoir ;

$$f_i = \frac{\phi^{'}(t)}{2\pi} = \frac{1}{2\pi}\frac{\mathrm{d}\phi}{\mathrm{d}t}(t) \tag{2.11}$$

t est un instant au cours d'un cycle d'oscillation et f_i est la fréquence (inverse de la période) de cette oscillation, suggérant que le côté droit soit défini comme IF au temps$t$, par l'équation (2.3).

La fréquence instantanée est une description des caractéristiques fréquentilles d'un signal basée sur la notion de *fréquence moyenne* définie par (2.12) ;

$$f_0 = \frac{\int_0^\infty f|S(f)|^2 \mathrm{d}f}{\int_0^\infty |S(f)|^2 \mathrm{d}f} \tag{2.12}$$

Où $S(f)$ désigne la transformée de Fourier du signal $s(t)$. Si $|S(f)|^2$ est remplacé par une TFD, f_0 devient une fonction du temps, suggérant que selon le premier moment d'une TFD, la fréquence devient une mesure de fréquence instantanée (IF).

Toute représentation temps-fréquence d'un signal non–stationnaire contient des informations sur sa fréquence instantanée [18]. Idéalement, une TFD devrait élucider l'énergie du signal concentrée durant le long de la fréquence instantanée. Ce critère adapte les paramètres de la fenêtre d'analyse au spectrogramme. La fréquence instantanée est calculée comme dérivée de la phase. La fréquence instantanée est en relation avec le moment du premier ordre d'une distribution quadratique temps–fréquence (QTFD). Les crêtes dans le domaine temps–fréquence symbolisent les lois de la fréquence instantanée.

2.4 Analyse temps–fréquence

L'analyse temps–fréquence produit une représentation du contenu d'un signal non–stationnaire dans le plan temps–fréquence. C'est un principe étendu des méthodes d'analyse spectrale qui sont basées sur la représentation du contenu du signal dans le domaine fréquentiel sans localisation temporelle [11].

L'analyse temps–fréquence améliore la caractérisation des signaux non–stationnaires et quantifies mieux ses composantes dans le plan temps–fréquence [1, 28, 38]. En effet, les méthodes d'analyse quadratique à haute résolution assurent une meilleure description du contenu du signal HRV. Cependant, les représentations temps–fréquence sont affectées par la présence de termes–croisés. Les noyaux séparables filtrent ces termes–croisés dans les directions temporelle et fréquentielle dans le plan temps–fréquence [15].

Lors de la démonstration d'une représentation temps–fréquence, le but principal est que les informations dans le plan temps–fréquence représentent les propriétés du signal d'origine. Le contenu en fréquence représenté par une distribution temps–fréquence (TFD : Time–Frequency Distribution) doit correspondre au contenu en fréquence du signal d'origine, et les variations temporelles de l'amplitude doivent être correctement représentées le long de l'axe du temps. Les informations du signal dans le plan temps–fréquence qui sont correctement représentées à la fois en fonction du temps et en fonction de la fréquence, est une façon de classer le support dans le plan temps–fréquence passe par les conditions énergétiques marginales et totales.

Condition de conservation d'énergie dans le domaine temporel

$$\int_{-\infty}^{+\infty} TFD(t,\omega)\mathrm{d}\omega = |x(t)|^2 \tag{2.13}$$

Condition de conservation d'énergie dans le domaine fréquentiel

$$\int_{-\infty}^{+\infty} TFD(t,\omega)\mathrm{d}t = |X(\omega)|^2 \tag{2.14}$$

Condition de conservation d'énergie dans le plan temps–fréquence

$$\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} TFD(t,\omega)\mathrm{d}t\mathrm{d}t = E_x \tag{2.15}$$

Où $X(\omega)$ représente la transformée de Fourier du signal original $x(t)$ et Ex est l'énergie totale du signal $x(t)$.

Les conditions marginales indiquent que l'intégrale de la TFD selon le long de l'axe temporel est égale au spectre de puissance du signal (la transformée de Fourier au carré), ainsi que l'intégrale dans le long de l'axe fréquentiel donne l'enveloppe au carré de la série temporelle de signal original. Le calcul de l'énergie totale d'un signal temporel dans le plan temps–fréquence indique que l'énergie totale de la TFD est calculée par une double intégrale de la distribution d'énergie à travers le temps et a travers la fréquence. La condition énergétique totale est également une propriété utile, en particulier dans le cas où la TFD est utilisé comme estimation d'énergie instantanée. Les conditions marginales sont des critères importants pour construire une TFD. Selon la littérature, il existe plusieurs classes de méthodes d'analyse temps–fréquence. Les distributions temp–fréquence quadratiques (QTFDs : Quadratic Time–Frequency Distributions) qui rassemble toutes les distributions calculées comme une transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation variant dans le temps du signal analysé.

Le spectrogramme peut être formulé comme la distribution de base en analyse temps–fréquence de la classe quadratique. Cependant, un compromis de résolution dans le plan temps–fréquence doit être pris en compte pour contrecarrer les effets inévitables de localisation dûs au principe d'incertitude de Heisenberg.

2.4.1 Principe d'incertitude de Heisenberg et résolutions temps–fréquence

La relation inverse entre la résolution temporelle et la résolution en fréquence définit le principe d'incertitude de Heisenberg–Gabor [22]. Le principe d'incertitude appliqué à la physique quantique (*Heisenberg Uncertainty Principle* ou *Heisenberg Indeterminacy Principle*) fait référence à la relation entre certains observables quantiques. En bref, si la quantité de mouvement d'une particule p est mesurée avec une précision de p, la position Δx n'est pas calculée précisément que $\Delta x = h/p$, où h est la constante de Planck, $6.63x10^{-34}$Joule $\cdot$ secondes , tels que :

$$\Delta x.\Delta p \geq h \tag{2.16}$$

Une inégalité analogue peut être formulée pour la résolution temporelle et fréquentielle. La preuve standard offerte dans la littérature donnée par la définition de la transformée de Fourier à travers la formule de Parseval exprimée dans l'équation (2.17) et l'inégalité de Cauchy–Schwarz dans l'équation (2.21) [31].
Pour les vecteurs $a(t)$ et $b(t)$ (avec les transformées de Fourier $A(\omega)$ et $B(\omega)$), la définition de convolution conduit à la formule de Parseval (2.17) ;

$$\int_{-\infty}^{+\infty} a(t)b^*(t)\mathrm{d}t = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} A(\omega)B^*(\omega)\mathrm{d}\omega \tag{2.17}$$

Si $a(t) = b(t)$ (impliquant $A(\omega) = B(\omega)$), alors l'équation (2.17) devient :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |b(t)|^2\mathrm{d}t = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} |b(\omega)|^2\mathrm{d}\omega \tag{2.18}$$

La formule de Parseval implique une conservation de l'énergie entre les domaines temporel et fréquentiel (la forme de l'équation (2.18) est également appelée formule Plancherel.
Dans le cas d'une dérivée, $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}b(t) \longleftrightarrow i\omega B(\omega)$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}b(t)|^2\mathrm{d}t = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2|B(\omega)|^2\mathrm{d}\omega \tag{2.19}$$

L'inégalité de Cauchy–Schwarz pour les fonctions $a(t)$ et $b(t)$ peut être exprimée comme :

$$|\langle a, b\rangle| \leq \langle a, a\rangle.\langle b, b\rangle \tag{2.20}$$

Où $\langle .,.\rangle$ désigne un produit intérieur. Pour le produit interne intégral (L_2) habituel pour les fonctions à valeurs complexes, Cauchy–Schwarz implique que :

$$\int a(t)b(t)\mathrm{d}t \leq \int |a(t)|^2\mathrm{d}t.\int |b(t)|^2\mathrm{d}t \tag{2.21}$$

A travers ces formules, nous pouvons maintenant dériver l'incertitude dans la résolution temporelle et fréquentielle pour un signal, $x(t)$, (transformée de Fourier $X(\omega)$). Nous définissons l'hypothèse d'énergie finie (2.22) ;

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2\mathrm{d}t \leq +\infty \tag{2.22}$$

Nous pouvons définir :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t|x(t)|^2 \mathrm{d}t = 0 \tag{2.23}$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \omega|X(\omega)|^2 \mathrm{d}\omega = 0 \tag{2.24}$$

Prendre le deuxième moment comme mesure du temps et de la fréquence (durée et largeur de bande de fréquences) :

$$\Delta t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2|x(t)|^2 \mathrm{d}t \tag{2.25}$$

$$\Delta\omega^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\pi}\omega^2|X(\omega)|^2 \mathrm{d}\omega \tag{2.26}$$

$$\Delta\omega^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}(t)|^2 \mathrm{d}t \tag{2.27}$$

La multiplication entre les équations (2.25) et (2.26) donne :

$$\Delta t^2 \Delta\omega^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2|x(t)|^2 \mathrm{d}t. \int_{-\infty}^{+\infty} |\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}(t)|^2 \mathrm{d}t \tag{2.28}$$

L'application de l'inégalité de Cauchy–Schwarz de l'équation (2.21) et l'équation (2.28) donne :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t|x(t)|^2 \mathrm{d}t \int_{-\infty}^{+\infty} |\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}(t)|^2 \mathrm{d}t \geq \left| \int_{-\infty}^{+\infty} tx^*(t)\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}(t) \right|^2 \tag{2.29}$$

$$I = \int_{-\infty}^{+\infty} tx^*(t)\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}(t) \tag{2.30}$$

$$I = [tx^*(t)x(t)]_{-\infty}^{+\infty} - \int_{-\infty}^{+\infty} \left[tx(t)\frac{\mathrm{d}x^*}{\mathrm{d}t} + x^*(t)x(t)\mathrm{d}t \right] \tag{2.31}$$

$$I = [t|x(t)|^2]_{-\infty}^{+\infty} - \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 \mathrm{d}t - \int_{-\infty}^{+\infty} tx(t)\frac{\mathrm{d}x^*}{\mathrm{d}t} t\mathrm{d}t \tag{2.32}$$

$I = 0 - 1 - I^*$, valable uniquement si $t|x(t)|^2 \to 0$ et $t \to \infty$

$$\Longrightarrow I + I^* = -1 \tag{2.33}$$

$$\Longrightarrow Real\{I + I^*\} = 2Real\{I\} = -1; \tag{2.34}$$

$$\Longrightarrow (Real\{I\})^2 = \frac{1}{4} =\leq I^2 \tag{2.35}$$

D'après les équations (2.28), (2.29) et (2.35) ;

$$\Delta t^2 \Delta\omega^2 \geq |I|^2 \geq (Real\{I\})^2 = \frac{1}{4} \tag{2.36}$$

Le principe d'incertitude de Heisenberg–Gabor pour les méthodes d'analyse temps–fréquence est donnée par l'équation suivantes (2.37) ;

$$\Delta t.\Delta\omega \geq \frac{1}{2} \tag{2.37}$$

2.4.2 Transformation en ondelettes continue (Scalogramme)

La transformation en ondelettes s'étend à une représentation temps–fréquence au moyen de la transformation en ondelettes continue (CWT), donnée par (2.38) [9, 31].

$$CWT(t,a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u)\psi\left(\frac{u-t}{a}\right) \mathrm{d}u \tag{2.38}$$

où a représente l'échelle (facteur de dilatation) de l'ondelette d'analyse ψ. Pour créer la transformation en ondelettes, l'ondelette d'origine est déplacée de façon régulière sur toute la durée du signal, créant ainsi une estimation d'échelle pour chaque instant temporel t du signal. Différentes familles d'ondelettes ont été proposées avec de diverses propriétés mathématiques, comme par exemple, les ondelettes de Haar, Mexican Hat, Meyer, Daubechies [36].
Le scalogramme est définit comme le carré des coefficients de CWT, comme donné par (2.4.2) ;

$$Scalogramme(t,a) = \frac{1}{a}\left[\int_{-\infty}^{+\infty} x(u)\psi\left(\frac{u-t}{a}\right) \mathrm{d}u\right]^2$$

(2.39)

Dans les représentations en ondelettes, la fréquence est approximée. Les basses échelles représentent une ondelette comprimée dont les détails changent rapidement,

ce qui correspond à des fréquences élevées. De même, les hautes échelles représentent des signaux changeant lentement avec des fréquences basses. Selon l'ondelette de Morlet, l'échelle et la fréquence sont liées par la fréquence $\approx \frac{5/2}{sclaes}$. L'ondelette de Morlet est une onde cosinusoïdale à terminaison gaussienne, et l'approximation de la fréquence reflète la fréquence de la partie cosinusoïdale de l'ondelette. Les ondelettes et la transformée en ondelettes continues sont bien adaptées à la détection des changements dans un signal qui se produisent sur une courte durée. ce type de méthodes ont été utilisées avec un grand de succès pour détecter les événements abruptes dans les signaux.

2.4.3 Transformation de Gabor

La transformation de Gabor est une transformation discrète, possédant une structure similaire à la transformée de Fourier à court–terme (STFT) sans redondance d'information.

$$\begin{aligned} GABOR_x(\lambda, \mu) &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(n) G^*(n - \lambda L)\ e^{-j(\mu/\omega)(n-\lambda L)} \\ &= STFT_x(\lambda L, \frac{\mu}{\omega}) \end{aligned} \tag{2.40}$$

Où $G(n)$ est une fenêtre d'analyse, souvent choisie comme fenêtre gaussienne. La discrétisation de $n = \lambda L$ et $\omega = \frac{\mu}{\omega}$ on obtient un facteur d'échantillonnage de $\frac{w}{L}$, c'est une mesure de l'information dans le plan temps–fréquence. Pour $\omega = L$, la transformée de Gabor est échantillonnée de manière critique, et il y a autant de points dans le plan temps–fréquence que dans le signal original $s(t)$. Pour $\omega \leq L$, la représentation est suréchantillonnée (moins de points dans le plan temps–fréquence) et pour $\omega \geq L$, la représentation est suréchantillonnée (plus de points dans le plan temps–fréquence, c'est une distribution redondante). Dans le cas où $L = 1$, il n'y a pas de discrétisation temporelle et la transformation de Gabor se réduit à la STFT discrète. En comparaison les résultats de la TFR obtenus avec la méthode CWT et la transformation de Gabor, cette dernière corrige la nature diffuse de la distribution d'énergie, bien que la structure totale soit beaucoup plus claire que celle de la CWT [19].

2.4.4 Fonction d'ambiguïté

Les distributions temps–fréquence quadratiques (QTFDs) analysent les signaux dans le plan temps–fréquence. Ces distributions sont essentiellement définies par la distribution de Wigner–Ville (WVD : Wigner–Ville Distribution). Plusieurs méthodes d'analyse temps-fréquence, y compris le spectrogramme et le scalogramme, peuvent être dérivées de la WVD, avec un choix approprié des facteurs de lissage. Pour un signal donné, $s(t)$, avec un associé analytique $z(t)$, la WVD du signal $z(t)$, peut être

définie par (2.41) ;

$$WVD = \underset{\tau \to f}{F} \{R(t,\tau)\} \tag{2.41}$$

$$R(t,\tau) = z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \tag{2.42}$$

avec $R(t,\tau)$ est connu comme *noyau du signal*. Notons que la représentation $WVD(t,f)$ est une fonction à deux variables ; le temps t et la fréquence f.
La fonction d'ambiguïté, $AF(\nu,\tau)$, est la transformée de Fourier bidimensionnelle de la WVD, et a comme expression (2.43) ;

$$AF(\nu,\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(t,\tau)\ e^{-j2\pi\nu t} \mathrm{d}t \tag{2.43}$$

La fonction d'ambiguïté (AF) est de la même forme que la WVD de l'équation (2.49), mais avec une intégration par rapport à t au lieu de τ . Cette transformation n'est pas toujours à valeur réelle et est souvent utilisée comme une AF croisée pour déterminer les fonctions de corrélation entre différents états. La distribution quadratique temps–fréquence peut être réécrite en utilisant la fonction d'ambiguïté symétrique $AF(\nu,\tau)$ filtrée par un filtre du noyau $g(\nu,\tau)$.

2.5 Classes de méthodes d'analyse temps–fréquence

De nombreuses représentations temps–fréquence utiles peuvent être exprimées en fonction de la WVD. Il est utile de définir certaines classes de la représentation temps–fréquence (TFR), comme la classe de méthodes quadratiques [11] et la classe affine. Les méthodes quadratiques vérifient l'invariance du décalage temporel et du décalage fréquentiel, et les représentations de la classe affine vérifient l'invariance du décalage temporel et du décalage d'échelle.

2.5.1 Classe de distributions quadratiques (QTFD)

Les méthodes d'analyse temps–fréquence surmontent les limites des méthodes d'analyse temporelle et spectrale des signaux non–stationnaires, tels que les signaux HRV. Plus précisément, les QTFDs permettent de représenter l'énergie d'un signal non–stationnaire dans le plan temps–fréquence à une haute résolution [10, 12, 16], cette classe est définie par ((2.44)) ;

$$QTFD(t,f) = \iint_{-\infty}^{+\infty} AF(\nu,\tau)\ g(\nu,\tau)\ e^{-j2\pi(t\nu + f\tau)} \mathrm{d}\nu \mathrm{d}\tau \tag{2.44}$$

Où la fonction d'ambiguïté (AF) est définie par l'équation (2.43), et $R(t,\tau)$ représente l'auto–corrélation instantanée de la version analytique $z(t)$ du signal analysé $s(t)$, comme donné en ((2.42)) ;

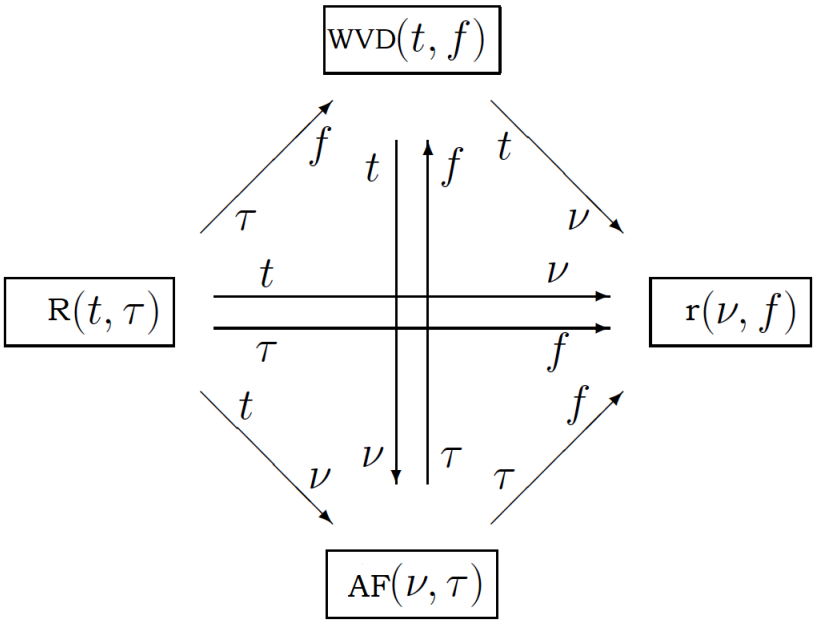


FIGURE 2.3 – *Relations entre les représentations en temps continu*

Spectrogramme

Le spectrogramme est basé sur l'estimateur de la densité spectrale de puissance (PSD : Power Spectral Density) de Welch en considérant l'instant central de chaque fenêtre de pondération comme une position temporelle du spectre calculé dans le plan temps–fréquence. Par conséquent, le spectrogramme est la magnitude au carré de la transformée de Fourier à court–terme (STFT : Short–time Fourier transform) [6], telle que définie dans (2.45) ;

$$SPEC(t,\omega) = |STFT(t,\omega)|^2 \tag{2.45}$$

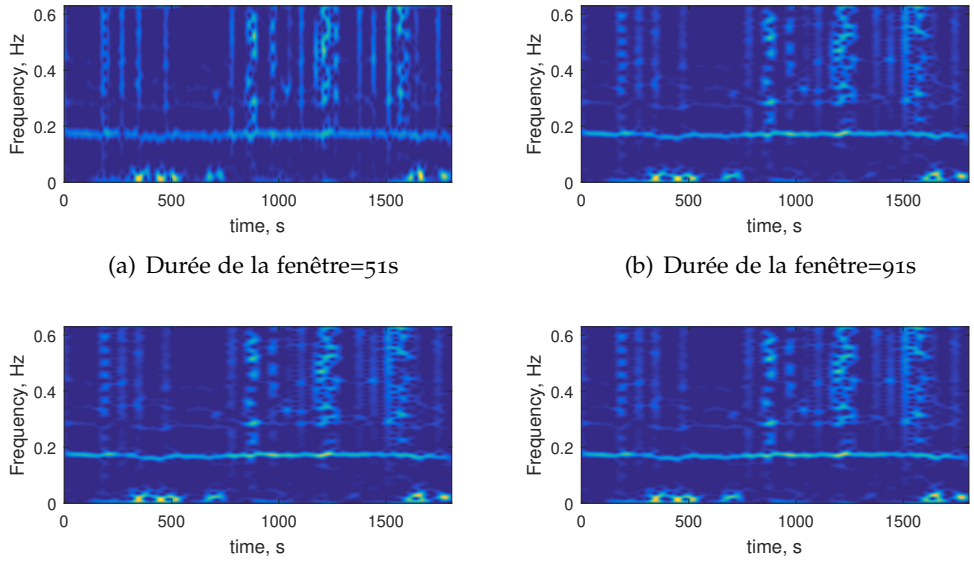
Où la STFT est exprimée par (2.46) ;

$$STFT(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} z(\tau)\, h(\tau - t)\, e^{-j\omega\tau} \mathrm{d}\tau \tag{2.46}$$

Où $h(t)$ représente la fenêtre d'analyse qui permet le lissage des termes croisés dans le plan temps–fréquence.
La transformée de Fourier à court–terme (STFT) utilise une fenêtre de pondération $w(\nu)$ pour décomposer le signal en plusieurs segments selon la taille de la fenêtre. Le spectrogramme est ensuite calculé en prenant la magnitude au carré de la STFT obtenue [6]. Par conséquent, le spectrogramme peut être étudié comme une distribution quadratique à travers son noyau défini par (2.47) ;

$$g(t,\tau) = w\left(t - \frac{\tau}{2}\right)\ w^*\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \tag{2.47}$$

Nous avons calculés les représentations temps–fréquence de l'enregistrement ECG 100 de la base de données MIT–BIH Arrythmia Database. Afin d'obtenir une meilleure résolution dans le plan temps–fréquence, les spectrogrammes ont été calculés avec une fenêtre de Hanning à des durées de 51, 91, 131 et 171 secondes. La durée de la fenêtre est un paramètre important dans le calcul du spectrogramme ce qui permet de définir les résolutions dans les domaines temporel et fréquentiel de la représentation TF obtenue. En effet, le spectrogramme de la Figure 2.4(d) présente une résolution temporelle améliorée pour une durée plus longue de la fenêtre glissante par rapport aux spectrogrammes des Figures 2.4(a), 2.4(b), et 2.4(c). Dans les spectrogrammes des Figures 2.4(c) jusqu'à 2.4(a), nous observons clairement l'impact de la longueur de la fenêtre d'analyse sur les spectrogrammes obtenus, c'est le principe d'incertitude de Heisenberg qui joue un rôle fondamental à déterminer la localisation temps–fréquence.



(a) Durée de la fenêtre=51s

(b) Durée de la fenêtre=91s

(c) Durée de la fenêtre=131s

(d) Durée de la fenêtre=171s

FIGURE 2.4 – *Spectrogramme du signal HRV de la Figure 2.10 à différentes longueurs de fenêtre*

Distribution Wigner–Ville (WVD)

La distribution de Wigner–Ville (WVD) est la distribution fondamentale définissant les distributions quadratiques temps–fréquence. L'expression mathématique de cette distribution permet de calculer la densité spectrale de puissance instantanée [19].

La distribution de Wigner–Ville (WVD) est définie comme la transformée de Fourier de la fonction d'auto–corrélation instantanée de la version analytique $z(t)$ du signal analysé $s(t)$ [8], exprimée en (2.49) ;

$$WVD\,(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(t,\tau)\; e^{-j2\pi f\tau} \mathrm{d}\tau \tag{2.48}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} z\left(t+\frac{\tau}{2}\right) z^{*}\left(t-\frac{\tau}{2}\right)\; e^{-j2\pi f\tau} \mathrm{d}\tau \tag{2.49}$$

Où $z(\cdot)$ est la version analytique du signal analysé $s(\cdot)$.

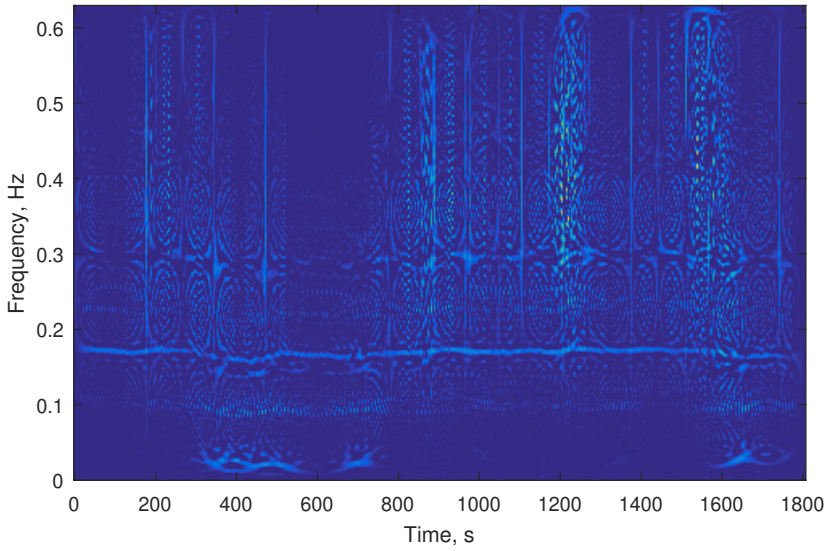


FIGURE 2.5 – *Base de données d'arythmie MIT–BIH, enregistrement ECG 100 : WVD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR)*

Le Spectrogramme (STFT) offre une haute résolution par rapport à la distribtion Wigner–Ville (WVD) dans le plan temps–fréquence. Cependant, comme illustré dans la Figure 2.5, la représentation tmps–fréquence obtenue à partir de la distribution WVD est brouillée par les termes croisés qui sont inévitables à cause des phénomènes d'interférences entre les auto–termes du signal analysé. La réduction de ces termes croisés se fait par la convolution entre deux fonctions, la distribution de Wigner–Ville $WVD(t,f)$ et le noyau de séparation $g(t,f)$.

Limitations de la distribution de Wigner–Ville (WVD)

La distribution de Wigner–Ville (WVD) présente certains inconvénients, comme illustré sur la Figure 2.5. Cette distribution est affectée par l'apparition de termes croisés entre les composantes même du signal dans le cas de signaux multi–composants ainsi que de signaux non–linéaires mono–composante. L'interférence des termes croisés rend cette distribution inutilisable pour déterminer le comportement instantané du signal.

2.5.2 Classe affine

Le scalogramme et la distribution de Wigner–Ville sont des membres de la classe affine, la classe affine regroupe les représentations covariantes par translation en temps et décalage d'échelle [34]. Par covariance temps–échelle on obtient la forme générale de la Classe affine (2.50) ;

$$TFR_A(t,a) = \iint_{-\infty}^{+\infty} N(\frac{\tau - t}{a}, a\nu) WVD_x(\tau,\nu))\mathrm{d}\nu\mathrm{d}\tau \tag{2.50}$$

La classe affine est une convolution temps–échelle (2–D) d'un noyau N avec la même distribution de Wigner–Ville, TFR_A réduite au scalogramme ((c.f. équation (2.4.2))

2.6 Distribution à interférences réduites (RID)

La distribution à interférences réduites (RID) présente certains avantages par rapport à la distribution Wigner–Ville standard. La RID et la WVD sont tous deux des distributions temps–fréquence de la classe de méthodes quadratiques, mais les méthodes d'interférence réduite sont mieux adaptées aux signaux transitoires et non–stationnaires, de même qu'elles réduisent l'interférence quadratique qui complique l'interprétation de la WVD. Il existe plusieurs techniques de lissage de la WVD pour obtenir une TF à haute résolution, la SPWVD est l'une de ces formulations les plus générales. La distribution pseudo Wigner–Ville lissée (SPWVD), donnée en 2.53 et représentée en Figure 2.6, assure une résolution temps–fréquence optimale à une quantité réduite de termes–croisés dans le plan temps–fréquence. La distribution d'interférence réduite, $RID(t,\omega)$, avec le noyau $R_x(t,\tau)$, d'un signal $s(t)$ et son signal analytique $x(t)$, est définie comme suit (2.52) ;

$$RID(t,w) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) R_x(t,\tau) e^{-jw\tau}\mathrm{d}\tau \tag{2.51}$$

$$R_x(t,\tau) = \int_{-\frac{|\tau|}{2}}^{+\frac{|\tau|}{2}} \frac{g(\nu)}{|\tau|}(1 + cos(\frac{2\pi\nu}{\tau}) x(t+\nu+\frac{\tau}{2}) x^*(t+\nu-\frac{\tau}{2})\mathrm{d}\nu \tag{2.52}$$

Où $h(\tau)$ est une fenêtre de lissage temporel et $g(\nu)$ est une fenêtre de lissage fréquentiel. Les fenêtres de lissage peuvent être ajustées pour répondre à des besoins spécifiques. Nous avons présenté une formulation RID pour une fenêtre de Hanning de $[(1 + cos(2\pi\nu/\tau))/2]$.

La distribution d'interférence réduite (RID) réduit l'expression des termes d'interférence de la WVD. La réduction de l'expression de l'interférence à long terme est l'un des principaux objectifs de l'utilisation des méthodes quadratiques temps–fréquence. Dans sa forme générale, la RID est similaire au SPWVD, mais en ajustant les fonctions de fenêtrage. La RID a une meilleure résolution dans le domaine temporel dans le plan temps–fréquence.

2.6.1 Pseudo–distribution de Wigner–Ville lissée (SPWVD)

La pseudo–distribution de Wigner–Ville lissée (SPWVD : Smoothed Pseudo Wigner–Ville Distribution) est une convolution entre la Distribution de Wigner–Ville (WVD) de la version analytique $z(t)$ du signal analysé $s(t)$ et la fenêtre d'analyse nommée $\Pi(t,\omega)$ par rapport aux variables de temps et de fréquence [12, 16]. Le noyau TF de cette distribution est donné par l'équation suivante (2.53);

$$\Pi(t,\omega) = g(t)H(-\omega) \tag{2.53}$$

Où $H(\omega)$ représente la transformée de Fourier de la fenêtre d'analyse $h(t)$. Cette fenêtre de lissage permet de réduire les termes croisés dans le domaine fréquentiel. La fonction $g(t)$ pemet de réduire les termes croisés dans le domaine temporel du plan temps–fréquence [16].

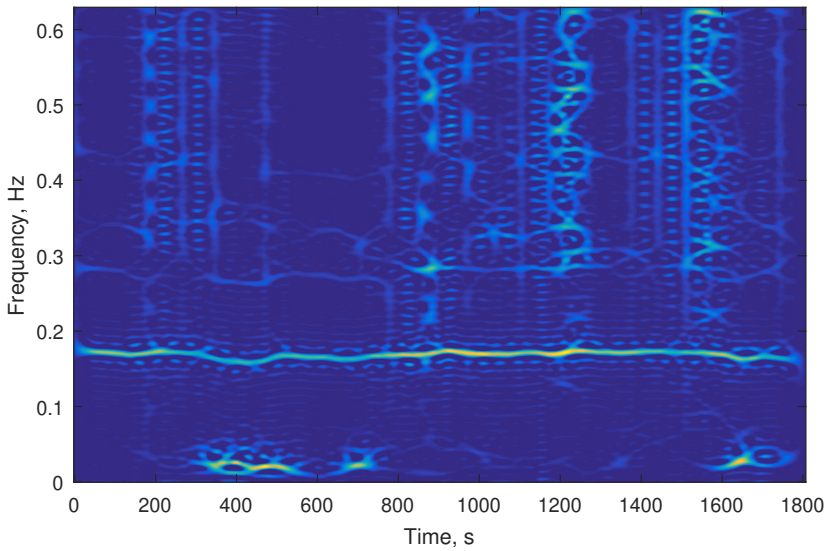


FIGURE 2.6 – *Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH, enregistrement ECG 100 : SPWVD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR)*

Comme le montrent les figures 2.5 & 2.6 . La SPWVD obtenue a une résolution temps–fréquence plus élevée, mais au prix de lobes d'énergie dans le plan temps–fréquence. En ajustant la durée des fenêtres de lissage dans le plan temporel et fré-

quentiel de la SPWVD, une meilleure résolution temps–fréquence est obtenue avec une quantité réduite de termes croisés dans le plan temps–fréquence.

2.6.2 Distribution B–modifiée étendue (EMBD)

La distribution B–modifiée étendue (EMBD) est une version améliorée de la distribution B–modifiée (MBD) obtenue en ajoutant une fonction noyau identique à travers la direction du retard dans la fonction d'ambiguïté [6, 10, 13]. La distribution B–modifiée étendue (EMBD) peut mieux caractériser les signaux, avec son noyau séparable comme lissage indépendant du temps et de la fréquence. Elle lisse le plan temps–fréquence dans les domaines temporel et fréquentiel pour réduire l'effet des termes croisés. Le noyau du décalage Doppler de l'EMBD peut être écrit comme dans l'équation (2.54). Le noyau complet de l'EMBD nécessite des paramètres supplémentaires tels que σ, β et α.
Où β, α sont des nombres réels et positifs qui correspondent à des valeurs comprises entre 0 et 1. Cependant, α et β sont respectivement des paramètres de lissage appropriés pour les termes croisés dans les domaines temporel et fréquentiel.

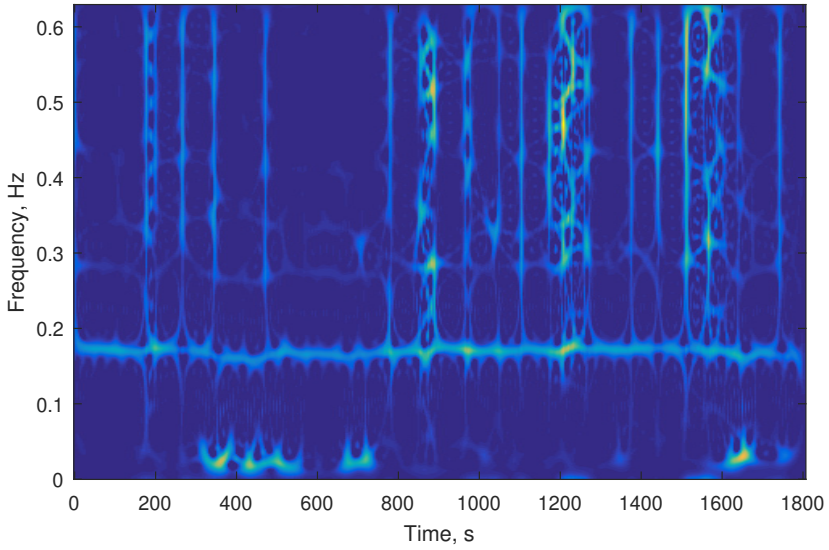


FIGURE 2.7 – *Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH, enregistrement ECG 100 : EMBD du signal HRV avec un rythme cardiaque normal (NSR)*

Boashash emphet al. [13] a montré que l'EMBD est la meilleure TFD pour le signal de mouvement fœtal, surpassant la MBD. De plus, Kamarulafizam *et al.* [27] a montré que l'EMBD a la capacité de mieux caractériser des bruits cardiaques non–représentés dans par la distribution B–modifiée (MBD). Il a été démontré que la TFD convient mieux aux signaux non–stationnaires lors de l'extraction de caractéristiques pertinentes dans les domaines temporel et fréquentiel.

$$\frac{\mid \Gamma(\beta + j\pi\nu) \mid^2}{\Gamma^2(\beta)} \frac{\mid \Gamma(\alpha + j\pi\tau) \mid^2}{\Gamma^2(\alpha)} \tag{2.54}$$

La distribution B–modifiée (MBD) appartient à la classe quadratique. Le noyau de la distribution MBD est exprimé par (2.55) ;

$$\frac{\mid \Gamma(\beta + j\pi\nu) \mid^2}{\Gamma^2(\beta)} \tag{2.55}$$

En comparaison avec les figures de WVD et SPWVD, la Figure 2.7 démontrent que l'EMBD donne une haute résolution à la fois dans les domaines temporel et fréquentiel, avec des termes croisés diminués.

2.7 Autres représentations temps–fréquence

D'autres méthodes d'analyse temps–fréquence sont utilisées dans la littérature pour analyser et traiter les signaux non–stationnaires ; à savoir la distribution de Choi–Williams (CWD), la distribution de Born–Jordan (BJ), la distribution de Zhao–Atlas–Marks (ZAM). En effet, ces méthodes assurent une meilleure localisation dans le plan temps–fréquence que le SP et WVD du contenu multi–composantes des signaux non–stationnaires, et ce à une résolution temps–fréquence commune plus élevée et à une quantité réduite de termes croisés dans le plan TF.

2.7.1 Distribution de Choi–Williams (CWD)

La distribution de Choi–Williams (CWD : Choi–Williams Distribution) repose sur l'utilité d'un noyau exponentiel. Cette distribution a été introduite pour réduire les interférences intervenant dans la représentation des distributions temps–fréquence [7, 26]. La distribution de Choi-Williams est définie par (2.56) ;

$$\begin{aligned} CW(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty}\!\!\!\int \frac{\sqrt{\sigma}}{2\sqrt{\pi} \mid \tau \mid} e^{\frac{-\sigma(\mu - t)^2}{16\tau^2}} z\left(\mu + \frac{1}{2}\tau\right) \\ z^*\left(\mu - \frac{1}{2}\tau\right) e^{-j2\pi f\tau} \mathrm{d}\mu \mathrm{d}\tau \end{aligned} \tag{2.56}$$

Avec σ est un paramètre de contrôle de la fenêtre de lissage, sa valeur est comprise entre 1 et 80. Si le paramètre σ tend vers l'infini, alors la distribution tend vers la distribution de Wigner–Ville.
La distribution de Choi–Williams réduit les interférences horizontalement et verticalement.

2.7.2 Distribution de Born–Jordan (BJ)

La distribution de Born–Jordan est une méthode d'analyse temps–fréquence quadratique qui définit la distribution d'énergie d'un signal non–stationnaire dans le plan temps–fréquence selon la forme suivante (2.57) ;

$$BJ(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{|\tau|} \int_{t-|\tau|/2}^{t+|\tau|/2} x(u+\tau/2)x^*(u-\tau/2)e^{-j2\pi ft}\mathrm{d}u\mathrm{d}\tau \tag{2.57}$$

Cette distribution présente aussi la particularité de réduire considérablement le taux des termes d'interférences, comme celle de Choi–Williams [19, 29].

2.7.3 Distribution de Zhao–Atlas–Marks (ZAM)

La distribution Zhao–Atlas–Marks (ZAM) assure la réduction des interférences entre des composants arbitraires dans le plan temps–fréquence. Cette distribution est capable de réduire considérablement les interférences des termes croisés à une même fréquence, c'est une réduction d'interférences horizontales dans le plan temps–fréquence. Cette distribution préserve les interférences des termes croisés dans le plans temporel selon la direction verticale. Il s'agit d'une version lissée de la distribution de Born–Jordan, filtrée le long de l'axe fréquentiel [33].

$$\begin{aligned} ZAM(t,f) &= \int_{-2t}^{2t} e^{-\alpha\tau^2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u+\tau/2)x^*(u-\tau/2)f(t-u,\tau)\mathrm{d}u\mathrm{d}\tau \\ f(t,\tau) &= \begin{cases} \frac{1}{\tau}e^{-j2\pi ft} & |\tau| \geq 2|t| \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \tag{2.58}$$

Le noyau de cette distribution est donnée par (2.59) ;

$$\Phi_c(t,\omega) = \frac{Sin(\pi\omega t)}{\pi\omega t}e^{-\alpha t^2} \tag{2.59}$$

Lorsque α dans $f(t,f)$ augmente, le noyau supprime les termes croisés éloignés de l'axe vertical et de l'origine du plan de la fonction d'ambiguïté. La distribution de Zhao–Atlas–Marks a été largement utilisée dans l'analyse de la parole comme alternative Spectrogramme [19].

2.8 Propriétés classiques des méthodes quadratiques temps–fréquence(TFD)

Les approches quadratiques temps–fréquence (TFD) doivent satisfaire un ensemble de propriétés traduites en contraintes correspondantes en fonction du filtre du noyau

dans le domaine Doppler–lag, $g(\nu, \tau)$. Nous présentons une liste de propriétés les plus couramment requises pour la classe des quadratiques temps–fréquence (TFDs) et leurs contraintes de filtre de noyau correspondants [21, 25] :

1. Non–négativité : l'énergie ne peut pas être négative, donc $QTFD(t, f) > 0$, $\forall t, f \Rightarrow g(\nu, \tau)$ doit être la fonction d'ambiguïté d'une fonction temporelle $f(t)$.
2. Valeurs réelles : l'énergie est une quantité réelle, donc $QTFD(t, f) \in R \Rightarrow g(\nu, \tau) = g^*(-\nu, -\tau)$.
3. Énergie : en intégrant la TFD du signal dans le plan temps–fréquence, l'énergie du signal est obtenue par (2.76) ;

$$QTFD(t, f) = \iint_{-\infty}^{+\infty} QTFD(t, f)\mathrm{d}t\mathrm{d}f = E_z = \int_{-\infty}^{+\infty} \mid s(t)^2 \mid \mathrm{d}t \tag{2.60}$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \mid s(f)^2 \mid \mathrm{d}f \Rightarrow g(0, 0) = 1 \tag{2.61}$$

4. Valeurs marginales dans le domaine temporel : lors de l'intégration de la TFD dans le domaine fréquentiel, la puissance instantanée du signal $|s(t)|^2$ est obtenue par (2.62) ;

$$\int_{-\infty}^{+\infty} QTFD(t, f)\mathrm{d}f = |s(t)|^2 \Rightarrow g(\nu, 0) = 1, \forall\, \nu \tag{2.62}$$

5. Valeurs marginales dans le domaine fréquentiel : lors de l'intégration de la TFD dans le domaine temporel, le spectre d'énergie du signal $|S(f)|^2$ est obtenu par l'expression suivante (2.63) ;

$$\int_{-\infty}^{+\infty} QTFD(t, f)\mathrm{d}t = |s(f)|^2 \Rightarrow g(0, \tau) = 1, \forall\, \tau \tag{2.63}$$

6. Fréquence instantanée (IF) : Le premier instant de la TFD par rapport à la fréquence donne la fréquence instantanée du signal selon l'équation (2.64) ;

$$\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} fQTFD(t, f)\mathrm{d}f}{\int_{-\infty}^{+\infty} QTFD(t, f)\mathrm{d}f} = f_i(t) \tag{2.64}$$

7. Retard de groupe (TD : Time delay) : Le premier instant de la TFD par rapport

au temps donne le TD du signal :

$$\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} tQTFD(t,f)\mathrm{d}t}{\int_{-\infty}^{+\infty} QTFD(t,f)\mathrm{d}t} = \tau_d(f) \tag{2.65}$$

8. Décalage temporel : tout décalage temporel du signal $s(t), s(t-t_0)$ se traduit par un décalage temporel correspondant à son TFD $QTFD(t,f), QTFD(t-t_0,f) \Rightarrow g(\nu,\tau)$ ne dépend pas du temps t.
9. Décalage fréquentiel : tout décalage fréquentiel du signal $s(t), s(t)e^{j2\pi f_0 t}$, entraîne un décalage de fréquence correspondant à la TFD du signal, $QTFD(t,f-f_0) \Rightarrow g(\nu,\tau)$ ne dépend pas de la fréquence f.
10. Support temporel : la distribution quadratique temps–fréquence $QTFD(t,f) = 0$ pour $t \in [t_1,t_2]$, si $s(t) = 0$ sur le même intervalle de temps $\Rightarrow G(\nu,\tau) = 0$ pour $|\tau| \leq 2|t|$.
11. Support fréquentiel : la distribution quadratique temps–fréquence $QTFD(t,f) = 0$ pour $f \in [f_1,f_2]$, si $S(f) = 0$ sur la même bande de fréquence $\Rightarrow G(\nu,\tau) = 0$ pour $|\nu| \leq 2|f|$.
12. Interférence réduite : la représentation quadratique temps–fréquence $QTFD(t,f)$ devrait être sans termes croisés, si $g(\nu,\tau)$ est une fonction de filtre passe–bas à 2–dimension.

2.8.1 Mesures de performance des distributions quadratiques temps–fréquence (QTFDs)

L'objectif est d'obtenir une représentation des composantes du signal à une résolution meilleure. Une étude [9] a montré comment cette mesure de performance est utilisée pour optimiser les paramètres des TFD et sélectionner celles les plus adaptées aux signaux non–stationnaires multicomposantes [4]. Des mesures comme la concentration et complexité sont déployées pour évaluer la performance des méthodes quadratiques temps–fréquence (TFD). Les performances des TFD ont été comparées en utilisant un critère de mesure quantitatif exprimé comme suit :

$$P = 1 - \frac{1}{3N}\sum_{t=1}^{N}\frac{A_s(t)}{A_M(t)} + \frac{1}{2}\frac{A_x(t)}{A_M(t)} + \frac{B(t)}{\Delta f(t)} \tag{2.66}$$

Où, A_s est la moyenne de l'amplitude des lobes des composantes par rapport à la moyenne de l'amplitude des lobes principaux A_M, A_x représente l'amplitude des termes croisés entre les composantes du signal, et B représente la moyenne de la largeur de bande du lobe principal des composantes par rapport à Δf, séparation de fréquence entre les fréquences instantanées des composantes [10, 17].

L'utilisation d'une TFD étant différente pour chaque application, il est nécessaire de comparer les performances de la TFD utilisée afin de sélectionner la TFD approprié. Les comparaisons effectuées par les études précédentes se limitent à une comparaison visuelle, ce qui est très subjectif et entraîne souvent des erreurs. Une comparaison quantitative objective utilisant la mesure de performance M pour sélectionner la TFD appropriée qui caractérise un signal HRV pour évaluer une fonction autonome, a été étudiée dans [4]. Les TFD étudiées sont la distribution de Wigner Ville (WVD), la distribution Pseudo Wigner–Ville lissée (SPWVD), la distribution de Choi William (CWD), le spectrogramme (SP) et la distribution B–modifiée (MBD). D'après les résultats obtenus dans la litérature, il a été conclu que MBD et SPWVD ont montré une plus haute valeur de la mesure de performance M, avec $p < 001$. La MBD et la SPWVD sont plus performantes que les autres TFD en termes de résolution temps–fréquence, de suppression des termes croisés et de nombre de composantes TF pour représenter le signal HRV. Dans la Figure 2.8, la MBD et la SPWVD sont significativement plus élevés que les autres TFD.

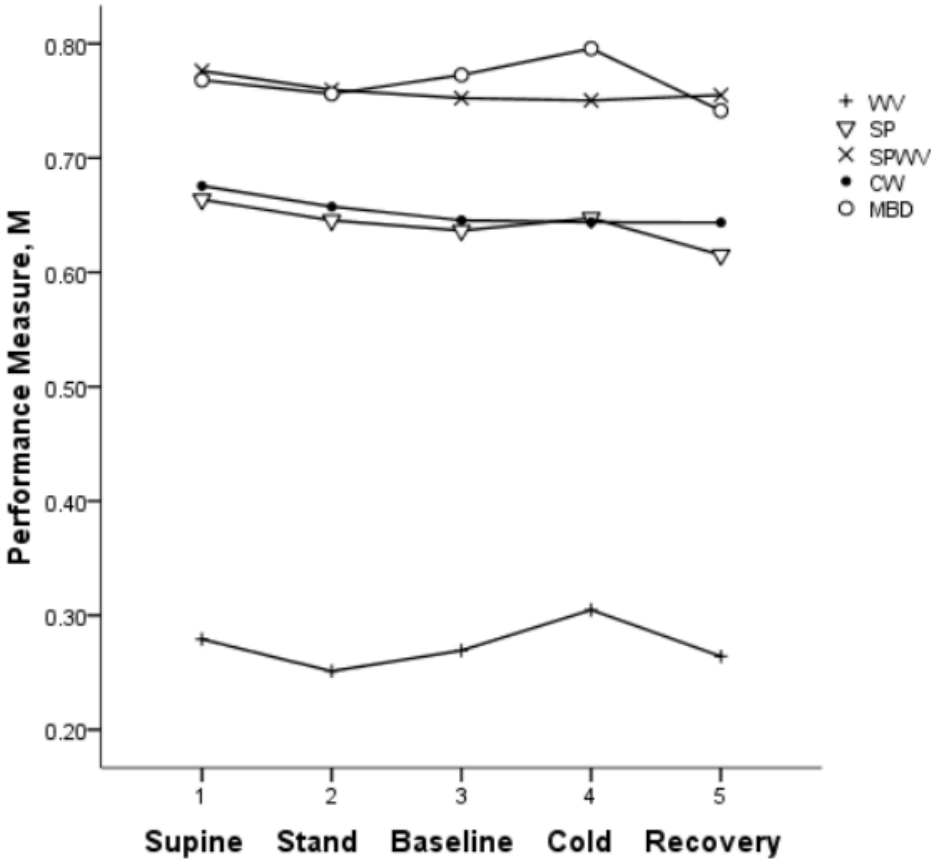


FIGURE 2.8 – *Mesure de la performance moyenne, M, pour cinq différentes méthodes TFD [4]*

2.9 Extraction des caractéristiques temps–fréquence des signaux HRV pour le diagnostic médical

Un objectif principal de l'analyse temps–fréquence (t, f) est de quantifier, caractériser et de visualiser le comportement des signaux non–stationnaires dans le plan temps–fréquence. Ceci est réalisé en analysant à la fois la distribution d'énergie d'un signal pour présenter une représentation sous forme d'une image de la variation du contenu fréquentiel du signal par rapport au temps. La dérivation de mesures supplémentaires à partir du plan (t, f) fournit plus d'informations sur le signal analysé. Cette étape fournit une introduction à certains concepts de mesure dans le domaine (t, f) qui permettent la définition de caractéristiques (t, f) pour la reconnaissance, l'identification, la modélisation et la classification de données.

2.9.1 Caractérisation et quantification du signal HRV

Le système nerveux autonome est étudié à travers l'analyse de la variation de la durée d'un battement à l'autre en tant qu'outil non–invasif pour révéler plusieurs maladies, par exemple la tachycardie, l'insuffisance cardiaque congestive, l'hypertension et le diabète. Le signal de variabilité du rythme cardiaque (HRV) est considéré comme une mesure des activités sympathiques et parasympathiques du système nerveux autonome. Le signal HRV peut être généré en détectant les pics R dans le signal Electrocardiogramme (ECG).

Plusieurs travaux de recherche montrent que l'analyse spectrale des signaux du variabilité du rythme cardiaque (HRV) par le biais d'estimateurs paramétriques et non–paramétriques manque d'informations dans le domaine temporel pour permettre une meilleure compréhension de la variabilité du rythme cardiaque. Les distributions temps–fréquence quadratiques (QTFD) des signaux HRV fournissent une évaluation quantitative de l'activité du système nerveux autonome (SNA). En effet, les distributions Extended modified–B distribution (EMBD), La distribution B modifiée (MBD), la Pseudo Wigner-Ville lissée (SPWVD) et le spectrogramme (SP) ont été utilisées pour analyser les signaux HRV afin de quantifier les bandes à basses et à hautes fréquences en relation avec les systèmes sympathiques et parasympathiques, respectivement. L'activité du système nerveux autonome est à étudier par des méthodes d'analyse temps–fréquence (TF) à haute résolution. Selon la distribution de puissance que nous avons obtenue lors de l'analyse temps–fréquence des signaux HRV considérés (voir Figure 2.9), nous avons divisé chaque représentation temps–fréquence en deux bandes passantes principales ; à savoir la bande basse–fréquence (LF) de 0.04 à 0.2Hz et la bande haute–fréquence (HF) entre 0.2 à 0.6Hz.

Méthodologie de traitement d'images appliquée à une représentation temps–fréquence pour la classification de signaux non–stationnaires (HRV)

Plusieurs travaux de recherches ont été menées ces dernières années pour identifier une méthodologie fiable pour améliorer les résultats en termes de résolution, de

nombre de caractéristiques choisies et de performance de classification en appliquant des techniques de traitement d'image à la représentation temps–fréquence. Dans cette partie, nous considérons les représentations temps–fréquence comme image pour leur appliquer des techniques de traitement d'image dans un objectif d'extraction de caractéristiques. Les techniques de traitement d'image peuvent être utilisées pour détecter les régions temps–fréquence où toutes les informations non–stationnaires apparaissent. Ces techniques permettent de réduire le bruit et les artefacts et atténuer les termes croisés.

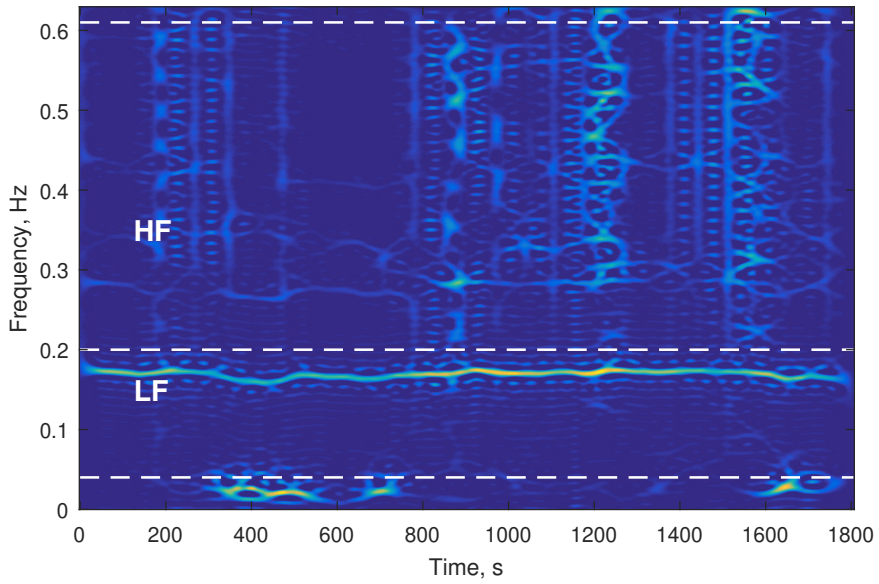


FIGURE 2.9 – *Division de la représentation temps–fréquence du signal HRV en deux bandes LF & HF*

Dans le traitement d'images, de nombreuses méthodes sont utilisées pour la segmentation d'images, telles que les méthodes de segmentation basées sur le seuillage, les régions, les bords. Le seuillage comprend deux types : la méthode du seuil local et la méthode du seuil global. En effet, le seuil local utilise des informations de niveau de gris localisées pour choisir différentes valeurs de seuil [35]. Le seuil global choisit un seuil qui minimise ou maximise la variance intraclasse des pixels noir et blanc de l'ensemble de l'image [2]. La méthode Otsu est l'une des techniques de seuillage global, qui est basée sur l'analyse discriminante. Cette technique détecte le seuil optimal en maximisant la variance interclasse [30]. Nous avons développé une nouvelle méthodologie utilisée pour extraire de nouvelles caractéristiques des distributions temps–fréquence du signal HRV [23]. Cette approche comprend une méthode quadratique temps–fréquence à haute résolution, une segmentation binaire de la représentation temps–fréquence en utilisant la méthode Otsu de segmentation d'images. L'algorithme Otsu détecte les contours et calcule différents caractéristiques telles que la surface et l'énergie liées à la détection des contours pour chacune des bandes spectrales LF et HF.

En identifiant les régions d'intérêt (ROI) correspondant à des composantes distinctes du signal HRV, puis en calculant leurs propriétés statistiques et géométriques, la segmentation d'image est appliquée à la représentation TF du signal HRV pour détecter les caractéristiques des signaux non–stationnaires. En utilisant la méthode Otsu [30], la distribution temps–fréquence $\rho_z(t,f)$ est convertie en une image binaire $TFIB(t,f)$.

La méthode d'Otsu est une méthode de segmentation par seuillage en maximisant la variance interclasse. Cette méthode détermine automatiquement le seuil optimal (t^*) utilisée pour diviser les pixels d'une image en deux classes : les pixels de premier plan F et les pixels d'arrière–plan B. La valeur seuil optimale (t^*) est définie dans (2.67) ;

$$t^* = arg\ max_{0\leq t\leq L-1}(\omega_F * (\mu_F - \mu)^2 + \omega_B * (\mu_B - \mu)^2) \tag{2.67}$$

Où μ est la moyenne globale de l'image lorsque la variance est maximale, comme indiqué dans (2.68) ;

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} i * p(i) \tag{2.68}$$

Où $p(i)$ représente la probabilité d'occurrence du niveau de gris i.
Soit μ la moyenne de l'image, alors les équations (2.69) et (2.70) sont utilisées pour calculer les probabilités de la classe premier–plan (F) et de la classe d'arrière–plan (B) séparées par un seuil t^*. Par conséquent, μ_F et μ_B définissent les niveaux moyens de ces deux classes, et peuvent être écrits comme (2.71) et (2.72), respectivement.

$$\omega_F = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \tag{2.69}$$

$$\omega_B = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \tag{2.70}$$

$$\mu_F = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i * p(i)}{\omega_F} \tag{2.71}$$

$$\mu_B = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} i * p(i)}{\omega_B} \tag{2.72}$$

2.9.2 Caractéristiques basées sur des images temps–fréquence

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons aux bandes de fréquences LF et HF détectées à partir d'une image segmentée temps–fréquence des signaux HRV. L'objectif de cette étude est de développer une approche de détection à haut taux de classification d'arythmies cardiaques. Nous avons étudié l'insuffisance cardiaque

congestive (CHF) grâce à de nouvelles caractéristiques temps–fréquence en utilisant les signaux de variabilité de la fréquence cardiaque (HRV).

L'analyse TF proposée vise à extraire des caractéristiques uniques de l'image RVB obtenue (voir Figure 2.10) qui décrivent avec précision les composantes non–stationnaires du signal HRV. Parmi les avantages de l'image RVB :

— faciliter la détection des régions pertinentes avec une couleur spécifique dans le TFD et à calculer ensuite leur énergie et leurs caractéristiques géométriques.

— permettre au professionnel de la santé d'analyser une pathologie comme CHF et de détecter la variation de sa fréquence dans le temps en suivant les changements d'intensité de la couleur.

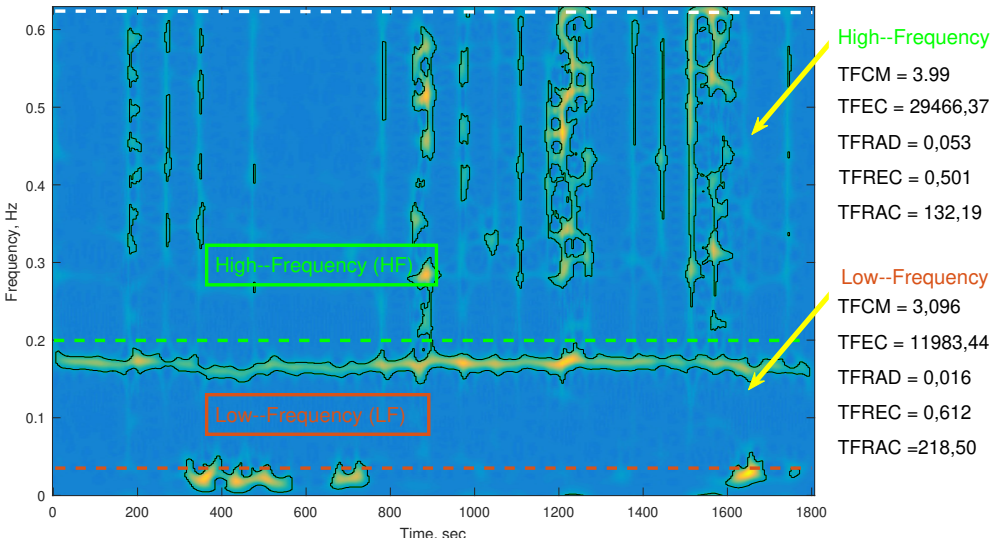


FIGURE 2.10 – *Détection des régions (ROI : Region of Interest) de la Figure 2.7*

Dans cette étude, nous avons défini de nouvelles caractéristiques TF pour améliorer la reconnaissance des formes de signaux non–stationnaires, en transformant les signaux unidiùmensionnels (1D) HRV en représentations bidimensionnelles (images 2D) à l'aide des distributions temps–fréquence quadratiques (QTFDs). Les composantes du signal apparaissent généralement comme des régions de concentration à haute énergie dans le plan temps–fréquence ; ces régions sont appelées régions d'intérêt (ROI) et peuvent être segmentées à partir d'un traitement d'image en utilisant la méthode Otsu. En outre, les nouvelles propriétés de la TF sont calculées pour les plus grandes régions correspondant à une concentration de haute énergie qui apparaît dans la TFD. Des caractéristiques de TF régionales et de frontière sont extraites pour obtenir des informations concernant la non–stationnarité et la nature multi–composante des régions segmentées dans le plan temps–fréquence. Ces caractéristiques comprennent des caractéristiques liées à l'image telles que celles indiquées dans le Tableau 2.1, qui peuvent être divisées en deux classes :

— Caractéristique morphométrique basée sur les motifs géométriques des composantes TF au sein du signal analysé, comme la surface.

— Les caractéristiques de la texture comprennent la longueur totale d'un signal non–stationnaire, l'énergie et l'entropie de la TF.

Dans ce travail [23], nous nous intéressons aux bandes de fréquences LF et HF, qui sont couramment étudiées lors de l'analyse spectrale des signaux HRV. Nous avons étudié ces bandes en utilisant une analyse temps–fréquence combinée à une technique de segmentation d'image et avons calculé leurs caractéristiques cumulatives respectives, telles que les caractéristiques basées sur l'entropie de la TF (TFCM), la concentration d'énergie de la TF (TFEC), les caractéristiques basées sur la phase de la TF (TFRAD) et les caractéristiques basées sur l'énergie de la TF (TFREC, TFRAC). Afin de quantifier chaque bande de fréquence dans l'énergie globale du signal HRV analysé, nous avons défini de nouvelles caractéristiques basées sur le contour des régions temps–fréquence détectées, contrairement à la plupart des études existantes qui exploitent uniquement le domaine fréquentiel. Cinq caractéristiques basées sur la forme géométrique et l'énergie des régions temps–fréquence segmentées, à savoir : TFCM, TFEC, TFRAD, TFREC et TFRAC (voir tableau 2.1) sont extraites de chaque bande–fréquence. Plus précisément, notre approche consiste à considérer les caractéristiques LF et HF (10 caractéristiques) comme entrées pour les deux méthodes de sélection de caractéristiques utilisées, à savoir l'algorithme du score Laplacien (LS : Laplacien score) et la méthode de Fisher. Les descriptions détaillées des nouvelles caractéristiques HRV utilisées dans cette étude sont présentées dans le Tableau 2.1.

TABLE 2.1 – *Nouvelles TF–caractéristiques calculées dans le cadre d'un traitement d'image d'une distribution temps–fréquence basé sur l'EMBD pour le signal HRV*

Classes	Nom des caractéristiques	Unités	Description
TF–complexité (TFCM)	TFCM	U/Q	La mesure de la complexité
TF–Concentration d'énergie	TFEC	s^2	La concentration d'énergie
TF–caractéristiques basées sur la phase	TFRAD	rad/s	Le rapport entre la surface des contours détectés et la durée totale de la HRV
TF–Caractéristiques basées sur l'énergie	TFREC	%	Le rapport entre l'énergie des contours détectés et l'énergie des sous–bandes.
	TFRAC	s^2/rad	Le rapport entre l'énergie et la surface des contours détectés

U/Q : Quantité sans unité

TF–complexité (TFCM)

La complexité–TF notée TFCM, est une mesure de concentration d'une représentation TF [14]. Elle est calculée par SVD et l'entropie de Shannon, donnée par (2.73) ;
La SVD est calculée à partir de la matrice $N \times M$. La matrice TFD est divisée en deux parties, le sous–espace du signal et un sous–espace alternatif orthogonal comme indiqué dans (2.74) ;

$$\rho = USV^H \tag{2.73}$$

Où U est une matrice $N \times N$, S est une matrice diagonale $N \times M$ sans nombres réels négatifs (S_i, i = 1, 2,..., N) sur la diagonale, et V^H présente la matrice unitaire réelle. Les entrées diagonales de S sont connues comme les valeurs singulières de ρ.
La TFCM est une caractéristique utile qui indique l'amplitude et la quantité de valeurs singulières non–nulles de la TFD de signaux non–stationnaires, tels que le signal HRV [14]. Le nombre de valeurs singulières non–nulles de ρ et leur amplitude présentent une corrélation significative avec la composante incluse dans le plan temps–fréquence, ce qui fait du TFCM une propriété temps–fréquence des signaux HRV.

$$TFCM = -\sum_{i=1}^{N} N_{s_i} \log N_{s_i} \tag{2.74}$$

Où $Ns_i, i = 1, 2, ..., N$ sont les valeurs singulières normalisées, avec $Ns_i = \dfrac{S_i}{\sum_{i=1}^{N} S_i}$.

Concentration d'énergie

Les mesures de concentration énergétique temps–fréquence décrites comme (TFEC) permettent de déterminer la concentration de la composante principale en chaque point dans le plan temps–fréquence [32], comme donné en (2.75) ;

$$Ec = \left(\sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{M} \mid \rho_z[n,k] \mid^{0.5} \right)^2 \tag{2.75}$$

Où n et k représentent des variables discrètes dans les domaines temporel et fréquentiel.

Distribution d'énergie

L'énergie des composantes non–stationnaires du signal HRV étudié est estimée à partir d'une QTFD selon (2.76) en se basant sur la distribution de puissance du signal HRV analysé.

$$E_{(t,f)} = \sum_{t} \sum_{f} \rho_z(t,f) \tag{2.76}$$

L'énergie des contours de la représentation temps–fréquence calculée est donnée par (2.77) ;

$$ECD_{(t,f)} = \sum_{t}\sum_{f} \rho_z(t,f) * TFIB(t,f) \tag{2.77}$$

Où $\rho_z(t,f)$ est la représentation TF du signal HRV analysé de $z(\cdot)$, la version analytique du signal analysé $s(\cdot)$, et $TFIB(t,f)$ est l'image binaire de cette représentation TF.

Surface

La surface de chaque région ou contour est calculée en utilisant le concept du théorème de Green [37], qui est délimité par une courbe finie et fermée, comme donné par (2.78) ;

$$A_{(t,f)} = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(x_i - x_{i-1})(y_i - y_{i-1}) \tag{2.78}$$

2.10 Détection robuste de la CHF

La détection de CHF est accomplié par l'entremise de nouvelles caractéristiques temps–fréquence extraites à partir des signaux HRV [23]. Le signal HRV est un signal multicomposantes non–stationnaire qui fournit des informations sur le fonctionnement du système nerveux autonome (SNA). Nous avons considérés les classes suivantes dans la présente étude : 1) signaux HRV liés au pathologie CHF ; 2) signaux HRV normaux. Des cardiologues experts ont classé 116 signaux HRV obtenus à partir de quatre bases de données. Le tableau 1.2 contient des informations supplémentaires sur ces données utilisées. Cette étude est divisée en deux parties : 1) la caractérisation des signaux HRV à l'aide d'un traitement d'image temps–fréquence basée sur la distribution EMBD, et 2) la distinction entre CHF et NSR à l'aide d'une classification binaire en utilisant un classificateur SVM. Nous avons analysé et classifié des signaux HRV à l'aide de techniques de traitement d'image appliquées à des des représentations temps–fréquence de signaux HRV. Nous avons établi une technique de segmentation pour l'analyse d'image temps–fréquence (TF) afin d'extraire de nouvelles caractéristiques susceptibles de distinguer l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) du rythme sinusal normal (RSN). Nous avons aussi considéré la complexité de la TF, la concentration d'énergie, la distribution d'énergie et le contour des régions temps–fréquence détectées au cours du traitement. Suite à ce traitement, nous avons déterminer les bandes de fréquences permettant de prédire des événements propres à la CHF. L'approche proposée a été évaluée en deux étapes, comme illustré dans la Figure 2.11.

Avec un classificateur SVM, les caractéristiques du HRV à chaque étape ont été utilisées pour distinguer les patients atteints d'insuffisance cardiaque congestive des individus normaux. Nous avons divisé l'image temps–fréquence en largeurs de bande

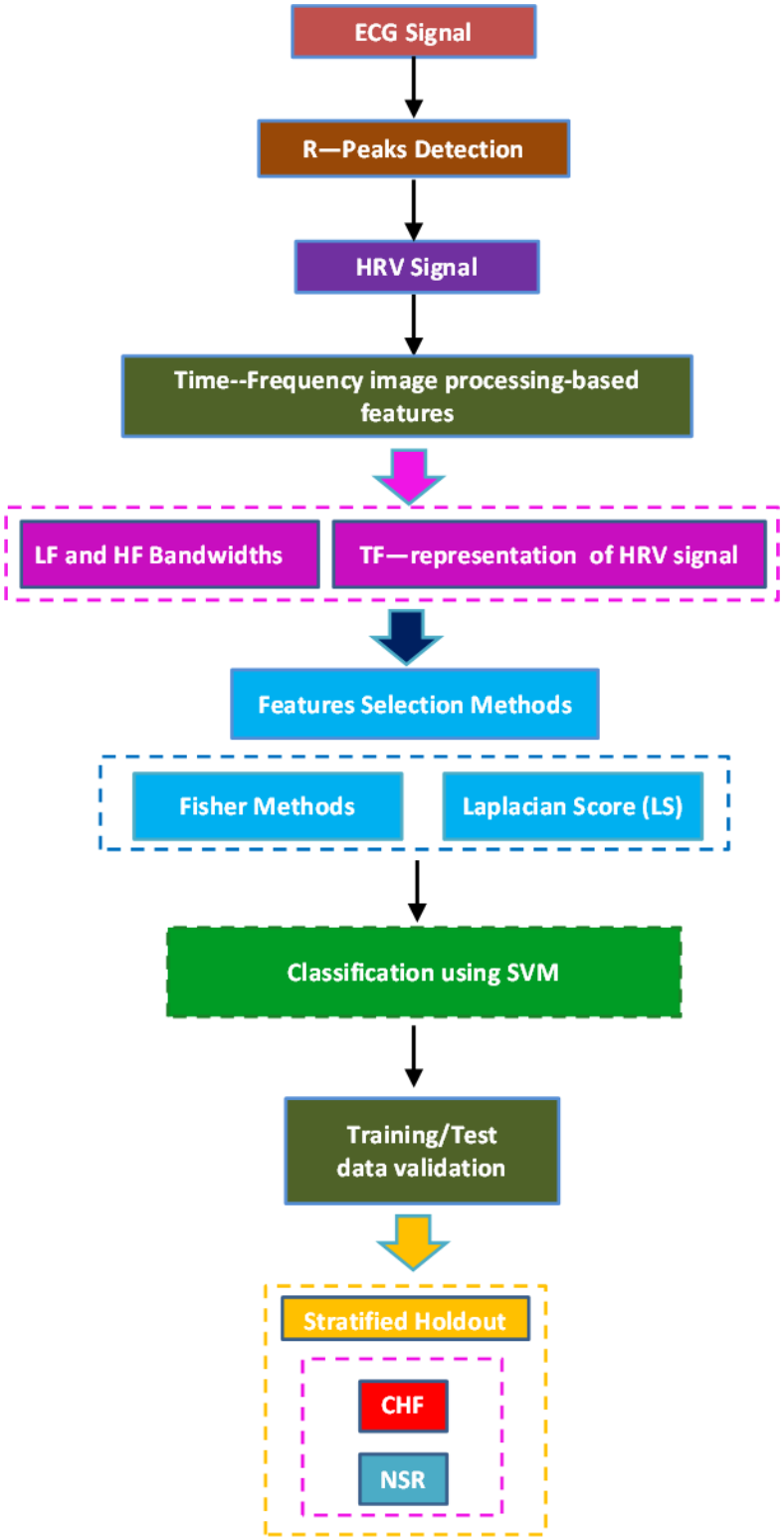
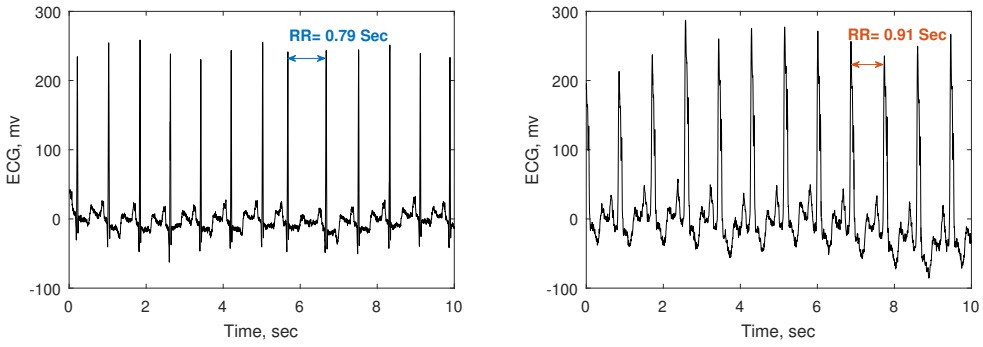


FIGURE 2.11 – *Schéma bloc de classification de la CHF*

LF et HF afin d'obtenir une quantification plus complète des systèmes sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (SNA), comme le montre la Figure 2.10.

Par conséquent, à l'aide de QTFDs des différents signaux HRV, nous avons détecté 10 caractéristiques pour les largeurs de bande LF et HF. Pour les patients en rythme sinusal normal (NSR) et en insuffisance cardiaque congestive (CHF), cette analyse a été réalisée à l'aide d'images temps–fréquence.Nous avons calculé 5 caractéristiques sur l'ensemble des images temps–fréquence du signal HRV (VLF+LF+HF) à des fins de comparaison. Ensuite, à chaque étape, cinq caractéristiques basées sur la forme géométrique et l'énergie des régions TF–TFEC, TFRAD, TFREC et TFRAC, sont détectées, comme indiqué dans la Figure 2.10. A chaque étape, nous avons utilisé des algorithmes de sélection de caractéristiques pour choisir les meilleurs sous–ensembles de caractéristiques à partir des ensembles des caractéristiques. Enfin, le meilleur sous–ensemble de caractéristiques pour chaque étape est considéré dans une classification linéaire à base d'un classifieur du type SVM. Les résultats de la classification sont expliqués et discutés dans le chapitre 3.



(a) NSR (b) CHF

FIGURE 2.12 – *Signaux ECG NSR et CHF (segments de 10 secondes) (a) Base de données d'arythmies cardiaques MIT–BIH : (Enregistrement ECG 100), (b) BIDMC–Base de données sur l'insuffisance cardiaque congestivev (CHFDB) (Enregistrement ECG chfo1)*

Un exemple de signaux HRV d'un sujet Normal (enregistrement 100) et d'un sujet CHF (enregistrement chfo1) sont représentés dans les Figures 2.12. La fréquence cardiaque (FC) exprimée en battements par minute (bpm), et est calculée à partir des intervalles RR successifs dans un signal ECG, comme défini dans l'équation (2.79) ;

$$FC = \frac{60}{d_1 + d_2 + \cdots + d_{N-1}} \tag{2.79}$$

Où N est le nombre de pics détectés et d_k représente la durée de l'intervalle entre deux pics R successifs du signal ECG, exprimée en secondes.

La fréquence cardiaque moyenne de 72 signaux normaux (NSR) que nous avons traités est comprise entre 56 et 98 bpm. En revanche, la fréquence cardiaque de 44

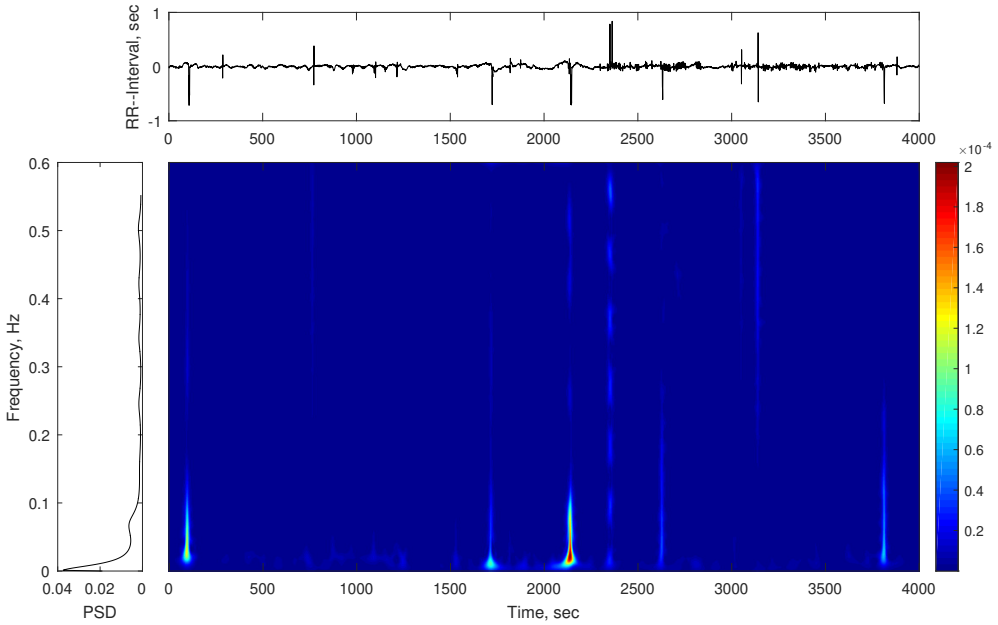
patients atteints de CHF se trouve entre 68 et 127 bpm. La valeur de la FC donne des informations sur le rythme cardiaque, mais ne permet pas d'étudier l'interaction entre le système cardiovasculaire et le système nerveux autonome (SNA). Par conséquent, la représentation TF obtenue combinée à une classification fiable des signaux HRV peut être une approche utile pour quantifier les activités sympathiques et parasympathiques du système nerveux autonome.

2.10.1 Analyse temps–fréquence du signal HRV

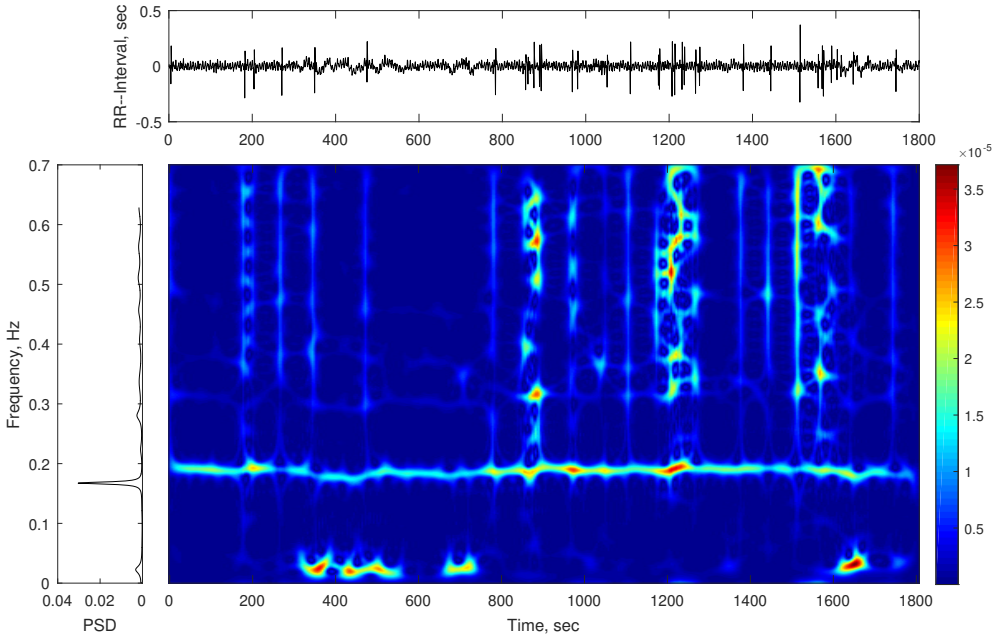
Les EMBDs des signaux HRV étudiés ont été obtenues avec différents paramètres tels que la longueur de la fenêtre de retard σ à une longueur de 127 échantillons, $\alpha = 0,05$, et $\beta = 0,5$, comme le montrent dans les Figures 2.13(a) & 2.13(b). Par rapport aux autres valeurs évaluées tout au long de l'étape de traitement, les valeurs utilisées offrent une représentation à haute résolution vis–à–vis de la nature multi–composantes non–stationnaire des signaux HRV dans le plan temps–fréquence, et ce avec une grande réduction de termes croisés. En effet, les Figures 2.13(a) & 2.13(b) montrent que l'EMBD assure une haute–résolution dans les domaines temporel et fréquentiel, avec moins de termes croisés.

Selon la concentration d'énergie que nous avons obtenue lors de la représentation temps–fréquence du signal HRV analysé, la signature TF des signaux HRV pour le rythme sinusal normal (NSR) et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) est distincte. Ainsi, la valeur moyenne de la concentration énergétique (s^2) est de 7E04 et de 2.78E04 pour les sujets normaux (NSR) et les patients atteints de CHF, respectivement. En effet, comme le montre la Figure 2.13(a), l'énergie de la pathologie de l'insuffisance cardiaque congestive est distribuée verticalement selon différentes périodes de temps. De plus, nous avons découvert que le contenu spectral HF dans la Figure 2.13(b) se produit sur des segments temporels spécifiques pour les cas du rythme sinusal normal (NSR). Le spectre LF associé à l'activité sympathique, en revanche, occupe toute la durée du signal HRV [24].

La Figure 2.10 représente les régions temps–fréquence segmentées dans la TFD où apparaissent des informations à haute énergie, ce qui permet de mieux caractériser le comportement des signaux HRV normaux et CHF. Les performances de classification sont améliorées en combinant un classifieur SVM et la méthode Otsu comme méthode de traitement d'image. Sur la base des régions TF segmentées dans les largeurs de bande LF et HF, nous avons défini la concentration d'énergie pour les largeurs de bande LF et HF comme moyen d'évaluation de performance. Nous avons désigné la concentration d'énergie pour les largeurs de bande LF et HF, que nous avons dénoté ECLF et ECHF, respectivement. La moyenne de la concentration d'énergie (s^2) calculée à partir des largeurs de bande LF et HF a des valeurs plus élevées dans la classe NSR (ECHF= 3.43E04 , ECLF= 2.00E04) en comparaison avec les signaux HRV CHF (ECHF= 1.99E04 , ECLF= 5.64E03). Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 2.2. Les résultats statistiques (moyenne $\pm$ écart–type) des caractéristiques calculées pour les largeurs de bande LF et HF à partir des distributions temps–fréquence des signaux



(a) CHF



(b) NSR

FIGURE 2.13 – *Représentation temps–fréquence du signal HRV : (a) EMBD du signal HRV de la Figure 2.12(b), (b) EMBD du signal HRV de la Figure 2.12(a)*

HRV pour détecter la relation et l'interaction entre les systèmes nerveux autonomes sympathique et parasympathique sont présentés dans le Tableau 2.2.

TABLE 2.2 – *Valeurs moyennes et écart–type (SD) des TF–caractéristiques calculées à partir des largeurs de bande LF et HF de la représentation temps–fréquence pour les classes NSR et CHF*

Largeurs de bande	Caractéristiques	Unité	NSR (moyenne ± SD)	CHF (moyenne ± SD)
High Frequency (HF)	TFCM	U/Q	1.99± 0.89	1.95± 1.4
	TFEC	s^2	3.43E04± 2.46E09	1.99E04± 9.48E08
	TFRAD	rad/s	7.15E-04 ± 3.05E-06	6.27E-03± 4.23E-06
	TFREC	%	0.37± 0.02	0.39± 0.02
	TFRAC	s^2/rad	3.35E09 ± 2.50E20	5.12E11 ± 6.00E24
Low Frequency (LF)	TFCM	U/Q	2.22 ± 1.74	1.45± 0.89
	TFEC	s^2	2.00E04 ± 1.14E09	5.64E03 ± 7.22E07
	TFRAD	rad/s	3.36E-03 ± 4.34E-05	4.14E-04 ± 2.28E-06
	TFREC	%	0.37± 0.01	0.39± 0.02
	TFRAC	s^2/rad	9.44E09 ± 3.86E21	7.10E11 ± 2,10E25

U/Q : Quantité sans unité.

Quelle que soit la bande de fréquences étudiée, nous constatons que les valeurs de chaque caractéristique sont différentes entre les classes NSR et CHF, comme le montrent les Figures 2.14 & 2.15. Les Figures 2.14 représentent le boîte à moustaches des cinq caractéristiques extraites de la bande HF, la Figure 2.15 représente celles extraites de la bande LF. Nous avons défini le rapport (P %) pour les largeurs de bande LF et HF comme une propriété statistique pour décrire l'interaction du contenu sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (ANS). Nous avons désigné les rapports pour les largeurs de bande LF et HF comme PLF et PHF, respectivement. Ces rapports sont calculés selon (2.80) ;

$$\begin{aligned} PLF &= \frac{FLF}{FLF + FHF} \\ PHF &= \frac{FHF}{FLF + FHF} \end{aligned} \tag{2.80}$$

Où,

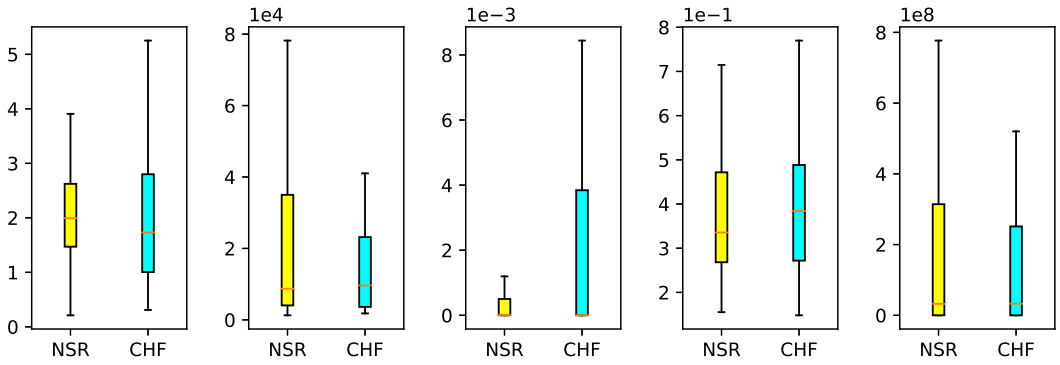
PLF Rapport pour LF.

PHF Rapport pour HF.

FLF Moyenne de la caractéristique calculée à partir de la bande LF.

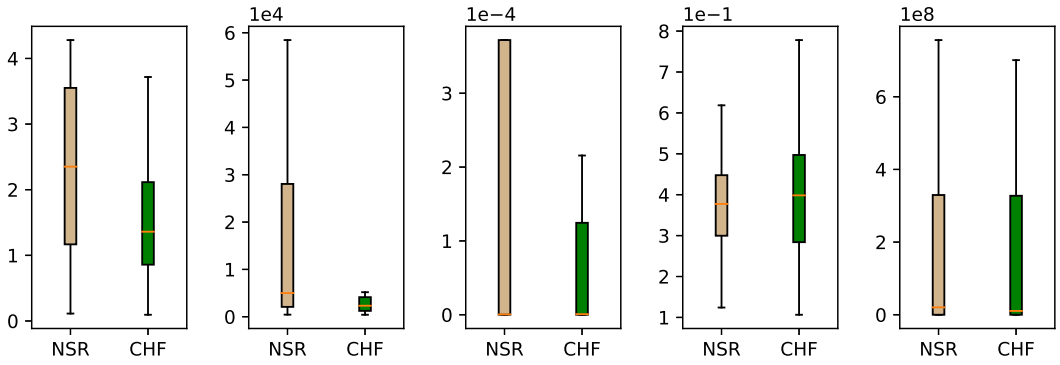
FHF Moyenne de la caractéristique calculée à partir de la bande HF.

Le rapport de chaque bande de fréquence (LF & HF) est calculé à l'aide du tableau 2.2, comme illustrée par la Figure 2.16. La Figure 2.16 illustre l'équilibre et la fluctuation de LF et HF en fonction de chaque caractéristique extraite de la représentation



(a) TFCM (b) TFEC (c) TFRAD (d) TFREC (e) TFRAC

FIGURE 2.14 – *Boîte à moustaches des caractéristiques calculées à partir de la largeur de bande HF pour les classes NSR et CHF*



(a) TFCM (b) TFEC (c) TFRAD (d) TFREC (e) TFRAC

FIGURE 2.15 – *Boîte à moustaches des caractéristiques calculées à partir de la largeur de bande LF pour les classes NSR et CHF*

(a) (b)

FIGURE 2.16 – *Le rapport LF/HF calculé à partir du tableau 2.2 pour le rythme sinusal normal (NSR) et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF)*

TF du signal HRV. En effet, dans le cas de l'insuffisance cardiaque congestive (CHF), les caractéristiques TFCM (PHF=57 % vs PLF=43 %), TFRAD (PHF=94 % vs PLF=6 %), et TFEC (PHF=78 % vs PLF=22 %) sont plus importantes dans les largeurs de bande à hautes fréquences, mais plus faibles dans les largeurs de bande à basses fréquences. Les caractéristiques TFCM (PLF=53 % vs PHF=47 %), TFRAD (PLF=82 % vs PHF=18 %), et TFRAC (PLF=74 % vs PHF=26 %) pour le rythme sinusal normal (NSR) indiquent que la bande LF est plus essentielle que la bande HF (résultats opposés obtenus pour CHF). Par conséquent, CHF est liée à une activation parasympathique plus importante que le NSR.

2.11 Conclusion

Les distributions temps–fréquence quadratiques permettent une analyse cohérente des signaux non–stationnaires, à des résolutions temporelle et fréquentielle convenables. Les méthodes d'anaylse temps–fréquence quadratiques telles que ; MBD, EMBD, SPWVD sont capables de d'estimater le contenu fréquentiel d'un signal en fonction du temps, tout en réduisant les termes d'interférences qui compliquent l'interprétation et l'analyse.

Dans ce chapitre, nous avons étudié les propriétés des différentes méthodes d'analyse temps–fréquence quadratiques. Les méthodes d'analyse temps–fréquence doivent être sélectionnée et adaptée à l'application en fonction du type de signal et des informations à extraire du signal. Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé une nouvelle approche de détection à haut taux de classification de l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) grâce à de nouvelles caractéristiques temps–fréquence dans les signaux de variabilité de la fréquence cardiaque (HRV). La détection a été réalisée dans le plan temps–fréquence par la méthode Otsu de segmentation d'image.

Le chapitre suivant présente les méthodes de sélection des caractéristiques et le système de classification utilisé. On commence tout d'abord par les méthodes de réduction à travers une sélection de caractéristiques en détaillant les techniques de sélection dans la littérature. Ensuite, nous détaillerons le système de classification utilisé dans notre travail en présentant ses différentes propriétés.

Références

[1] Mansour Abed et Adel Belouchrani. "Performance analysis and computational cost evaluation of high-resolution time-frequency distributions derived from compact support time-lag kernels". In : *Digital Signal Processing* 78 (2018), p. 1-19. doi : https://doi.org/10.1016/j.dsp.2018.02.017.

[2] Kokeb A. Abera, Kalehiwot Nega Manahiloh et Mohammad Motalleb Nejad. "The effectiveness of global thresholding techniques in segmenting two-phase porous media". In : *Construction and Building Materials* 142 (2017), p. 256-267. doi : 10.1016/j.conbuildmat.2017.03.046.

[3] M. H. Ackroyd. "Instantaneous and Time-Varying Spectra— an Introduction". In : *Radio and Electronic Engineer* 39.3 (1970), p. 145-152. doi : 10.1049/ree.1970.0022.

[4] Noor Aimie-salleh, M B Malarvili et Anna C Phillip. "Quantitative comparison of time frequency distribution for heart rate variability using performance measure". In : *Journal of Wireless Networking and Communications* 5.2A (2015), p. 1-5. doi : 10.5923/c.jwnc.201501.01.

[5] Silvia Maria Alessio. *Digital signal processing and spectral analysis for scientists : concepts and applications*. Springer International Publishing, (2016). doi : 10.1007/978-3-319-25468-5.

[6] B. Barkat et B. Boashash. "A high-resolution quadratic time-frequency distribution for multicomponent signals analysis". In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 49.10 (2001), p. 2232-2239. doi : 10.1109/78.950779.

[7] D.T. Barry. "Fast calculation of the Choi-Williams time-frequency distribution". In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 40.2 (1992), p. 450-455. doi : 10.1109/78.124957.

[8] B. Boashash. "Note on the use of the Wigner distribution for time-frequency signal analysis". In : *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 36.9 (1988), p. 1518-1521. doi : 10.1109/29.90380.

[9] B. Boashash et V. Sucic. "Resolution measure criteria for the objective assessment of the performance of quadratic time-frequency distributions". In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 51.5 (2003), p. 1253-1263. doi : 10.1109/TSP.2003.810300.

[10] Boualem Boashash. *Time-frequency signal analysis and processing : a comprehensive reference*. Academic Press, 2015.

[11] Boualem Boashash, Ghasem Azemi et Nabeel Ali Khan. "Principles of time–frequency feature extraction for change detection in non-stationary signals : Applications to newborn EEG abnormality detection". In : *Pattern Recognition* 48.3 (2015), p. 616-627. doi : 10.1016/j.patcog.2014.08.016.

[12] Boualem Boashash, Ghasem Azemi et John M. O'Toole. "Time-frequency processing of nonstationary signals : Advanced tfd design to aid diagnosis with highlights from medical applications". In : *IEEE Signal Processing Magazine* 30.6 (2013), p. 108-119. DOI : 10.1109/MSP.2013.2265914.

[13] Boualem Boashash et Taoufik Ben-Jabeur. "Design of a high-resolution separable-kernel quadratic TFD for improving newborn health outcomes using fetal movement detection". In : *2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*. IEEE, juill. 2012, p. 354-359. DOI : 10.1109/ISSPA.2012.6310574.

[14] Boualem Boashash, Larbi Boubchir et Ghasem Azemi. "Improving the classification of newborn EEG time-frequency representations using a combined time-frequency signal and image approach". In : *2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*. 2012, p. 280-285. DOI : 10.1109/ISSPA.2012.6310560.

[15] Boualem Boashash, Nabeel Ali Khan et Taoufik Ben-Jabeur. "Time–frequency features for pattern recognition using high-resolution TFDs : A tutorial review". In : *Digital Signal Processing* 40 (mai 2015), p. 1-30. DOI : 10.1016/j.dsp.2014.12.015.

[16] Boualem Boashash et Samir Ouelha. "An Improved Design of High-Resolution Quadratic Time–Frequency Distributions for the Analysis of Nonstationary Multicomponent Signals Using Directional Compact Kernels". In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 65.10 (mai 2017), p. 2701-2713. DOI : 10.1109/TSP.2017.2669899.

[17] Boualem Boashash et Victor Sucic. "Resolution performance measure for quadratic time-frequency distributions". In : *IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal and Array Processing, SSAP* (2000), p. 584-588. DOI : 10.1109/ssap.2000.870192.

[18] Boashash Boualem. "Estimating and Interpreting The Instantaneous Frequency of a Signal—Part 1 : Fundamentals". In : *Proceedings of the IEEE* 80.4 (1992), p. 520-538. DOI : 10.1109/5.135376.

[19] Samuel Case Bradford. "Time-Frequency Analysis of Systems with Changing Dynamic Properties". PhD dissertation. California Institute of Technology Pasadena, California, juill. 2006.

[20] Francis. Castanié. *Digital spectral analysis : parametric, non-parametric and advanced methods*. London : ISTE ; Hoboken, N.J. : Wiley, 2011.

[21] L. Cohen. "Time-frequency distributions-a review". In : *Proceedings of the IEEE* 77.7 (1989), p. 941-981. DOI : 10.1109/5.30749.

[22] Karlheinz Gröchenig. *Foundations of time-frequency analysis*. Springer Science & Business Media, 2013.

[23] Ismail Hadj Ahmed et Abdelghani Djebbari. “Robust detection of CHF through new time–frequency features within HRV signals”. In : *Research on Biomedical Engineering 2022* (fév. 2022), p. 1-20. doi : 10.1007/S42600-021-00193-W.

[24] Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari et Mohammed Benabdellah. “High-Resolution Time-Frequency Energy Features of HRV signals using the SPWVD and the STFT-Spectrogram”. In : *2018 International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science (ICECOCS)*. 2018, p. 1-7. doi : 10.1109/ICECOCS.2018.8610511.

[25] F. Hlawatsch et G.F. Boudreaux-Bartels. “Linear and quadratic time-frequency signal representations”. In : *IEEE Signal Processing Magazine* 9.2 (1992), p. 21-67. doi : 10.1109/79.127284.

[26] Franz Hlawatsch et al. “Smoothed pseudo-Wigner distribution, Choi-Williams distribution, and cone-kernel representation : Ambiguity-domain analysis and experimental comparison”. In : *Signal Processing* 43.2 (1995), p. 149-168. doi : 10.1016/0165-1684(94)00150-X.

[27] I Kamarulafizam et al. “Heart Sound Feature Representation Using Extended Modified B-Distribution”. In : *Transactions of Japanese Society for Medical and Biological Engineering* 51.Supplement (2013), R-204. doi : 10.11239/JSMBE.51.R-204.

[28] Abdulrahman Kanaa et Ahmad Zuri bin Sha’ameri. “A robust parameter estimation of FHSS signals using time–frequency analysis in a non-cooperative environment”. In : *Physical Communication* 26 (2018), p. 9-20. doi : 10.1016/j.phycom.2017.10.013.

[29] İlknur Kayikçioğlu, Cemal Köse et Temel Kayikçioğlu. “ECG ST segment change detection using Born-Jordan Time-Frequency Transform and Artificial Neural Networks”. In : *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. 2018, p. 1-4. doi : 10.1109/SIU.2018.8404266.

[30] Muthukumaran Malarvel et al. “An improved version of Otsu’s method for segmentation of weld defects on X-radiography images”. In : *Optik* 142 (2017), p. 109-118. doi : 10.1016/j.ijleo.2017.05.066.

[31] Stéphane Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 2009. doi : 10.1016/B978-0-12-374370-1.X0001-8.

[32] F. Millioz, J. Huillery et N. Martin. “Short Time Fourier Transform Probability Distribution for Time-Frequency Segmentation”. In : *2006 IEEE International Conference on Acoustics Speed and Signal Processing Proceedings*. T. 3. 2006, p. III–448–III-451. doi : 10.1109/ICASSP.2006.1660687.

[33] Satish Rajagopalan et al. “Non-Stationary Motor Fault Detection Using Recent Quadratic Time-Frequency Representations”. In : *Conference Record of the 2006 IEEE Industry Applications Conference Forty-First IAS Annual Meeting*. T. 5. 2006, p. 2333-2339. doi : 10.1109/IAS.2006.256867.

[34] O. Rioul et P. Flandrin. “Time-scale energy distributions : a general class extending wavelet transforms”. In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 40.7 (1992), p. 1746-1757. DOI : 10.1109/78.143446.

[35] Hairol Nizam Mohd Shah et al. “Butt welding joints recognition and location identification by using local thresholding”. In : *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 51 (2018), p. 181-188. DOI : 10.1016/j.rcim.2017.12.007.

[36] Mallat Stéphane. “CHAPTER 7 - Wavelet Bases”. In : *A Wavelet Tour of Signal Processing (Third Edition)*. Sous la dir. de Mallat Stéphane. Third Edition. Boston : Academic Press, 2009, p. 263-376. DOI : https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374370-1.00011-2.

[37] Gregory Y. Tang et Brian Lien. “Region filling with the use of the discrete green theorem”. In : *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 42.3 (juin 1988), p. 297-305. DOI : 10.1016/S0734-189X(88)80040-9.

[38] Y. Yang et al. “Vibration signal analysis using parameterized time–frequency method for features extraction of varying-speed rotary machinery”. In : *Journal of Sound and Vibration* 335 (2015), p. 350-366. DOI : 10.1016/j.jsv.2014.09.025.

Chapitre 3

Sélection de caractéristiques et Classification

3.1 Introduction

La qualité du système de classification dépend directement du bon choix des caractéristiques sélectionnées, par conséquent des méthodes de sélection sont souvent utilisées pour réduire et sélectionner un sous–ensemble des caractéristiques plus pertinentes et plus compatibles avec le système de classification. Les caractéristiques extraites permettent de donner une vision générale sur le traitement effectué sur les données acquises, par contre les caractéristiques sélectionnées sont des informations pertinentes qui permettent d'augmenter le taux de classification d'un classifier.

Les techniques de sélection des caractéristiques sont généralement divisées en deux parties :

1. L'extraction des nouvelles caractéristiques afin de quantifier et caractériser le traitement de données à partir des données acquises.
2. La réduction de caractéristiques à travers des méthodes de sélection qui permet de supprimer les caractéristiques redondantes et bruitées sur les résultats de classification.

La sélection des caractéristiques est une méthode de réduction des caractéristiques utilisée pour trouver une dimension des caractéristiques les plus importantes pouvant être adaptées à un système de la classification. Les techniques de sélection sont souvent utiles dans les différents domaines d'application, comme par exemple : la classification, l'apprentissage automatique, la reconnaissance de formes, la modélisation et l'analyse d'exploration de données. Dans cette thèse, nous nous intéressons à la sélection de caractéristiques pour la classification, ce qui permet de réduire le nombre de caractéristiques et d'obtenir des informations pertinentes afin de trouver des meilleurs résultats de classification en relation avec l'amélioration de la précision de la classification.

Dans le cadre des travaux de cette thèse, nous nous sommes intéressés par les

Machines à vecteur de support (SVM) comme technique de classification. La SVM est méthde de classification et de régression de données. Cette technique est appliquée dans différents travaux de recherche dans le domaine de génie biomédical afin d'établir des systèmes de décision pour aide au diagnostic médical. Les SVM sont des classifieurs supervisés qui nécessitent des caractéristiques pour assurer la discrimination d'une variable qualitative. Les SVM ont été introduites par Vladimir Vapnik au début des années 90, son principe de fonctionnement repose sur l'utilisation de séparateur à vastes marges avec une recherche d'un hyperplan optimal qui assure la séparation et la discrimination des données de façon optimale.

3.2 Extraction des Caractéristiques

Avant classification et réduction de caractéristiques, l'extraction de caractéristiques est une procédure primordiale survenant après analyse de données. Cette étape consiste à quantifier les résultats d'analyse en vue de classification. Lors de l'étape d'extraction de données, des variables p sont définies à partir des résultats de l'analyse effectuée sur les signaux HRV. Selon la littérature, plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques existent, comme à titre d'exemple l'analyse en composantes principales (ACP).

3.3 Réduction de caractéristiques basée sur les techniques de sélection

L'objectif de la sélection de caractéristiques est de trouver un sous–ensemble de caractéristiques pertinent. Dans la littérature, plusieurs méthodes de sélection sont développées. Les algorithmes de sélection utilisés pour extraire un sous–ensemble de caractéristiques peuvent être classées en trois catégories principales : les approches filter, wrapper et embedded.

3.3.1 Stratégies de sélection de caractéristiques

La pertinence d'un sous–ensemble de caractéristiques dépend des critères d'algorithmes de sélections utilisées. Une approche globale d'une méthode de sélection de caractéristiques proposée par [7], présentée dans la Figure 3.1. Il existe trois types de techniques de sélection de caractéristiques :

1. La première techniques, permet de trouver le meilleur sous–ensemble de caractéristiques à l'aide d'une taille de sous–ensemble déjà définie.
2. La deuxième technique consiste à chercher le plus petit sous–ensemble qui permet d'assurer une meilleure performance de classification.
3. la troisième technique consiste à combiner performance et réduction de la taille du sous–ensemble.

La performance d'un classifieur dépend de la nature et le nombre de caractéristiques définies comme entrées. La présence de caractéristiques pertinentes ou non–pertinentes influe sur la performance de classification. Dans la littérature, il existe plusieurs définitions de la pertinence d'une caractéristique [23]. A partir de cette définition, une caractéristique peut classer comme étant très pertinente, peu pertinente et non–pertinente. Soit $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_N\}$ un ensemble de caractéristiques N.

1. Très pertinente : Une caractéristique s_i est très pertinente si son absence entraîne une influence significative sur la performance du système de classification.
2. Peu pertinente : Une caractéristique s_i est peu pertinente si son absence n'induit pas un changement significatif sur le résultat de classification.
3. Non–pertinente : l'absence d'une caractéristique ou sa présence n'entraîne pas un changement sur la performance de la classification.

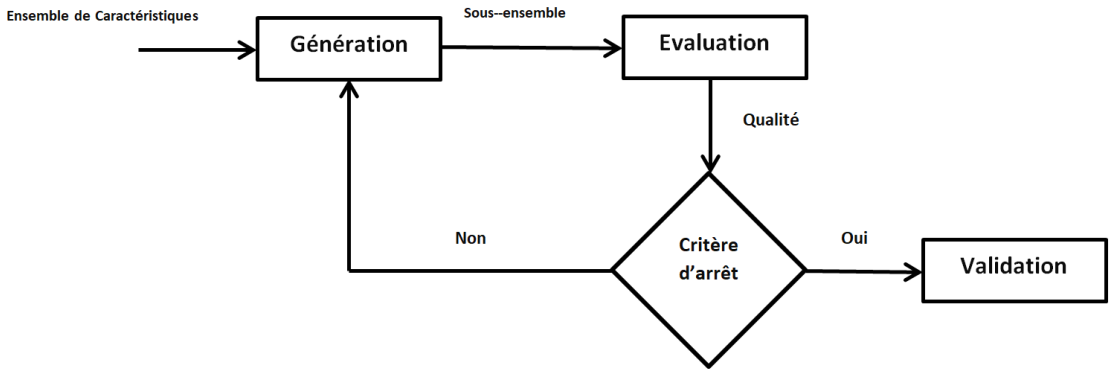


FIGURE 3.1 – *Procédure générale d'un algorithme de sélection de caractéristiques*

Procédure de sélection des caractéristiques pertinentes

Les méthodes de sélection qui définissent des caractéristiques pertinentes dans un système de classification tentent d'obtenir une meilleure performance. Les techniques de sélection de caractéristiques ont trois étapes ; la procédure de recherche définie, l'extraction de caractéristiques et l'étape d'évaluation. En général, les procédures de recherche peuvent être divisées en trois classes : exhaustive, heuristique et aléatoire [31].

Procédure de recherche exhaustive Une recherche exhaustive sur un ensemble de caractéristiques permet de trouver le meilleur sous–ensemble de caractéristiques. Cette approche est confrontée au nombre de combinaisons croissant exponentiellement en fonction du nombre de caractéristiques. Un ensemble de N caractéristiques extraites, et lorsque le nombre des caractéristiques devient grand, les 2^N combinaisons possibles rendent la recherche exhaustive impossible [3].

Procédure de recherche heuristique Selon la littérature, cette technique de recherche utilise des algorithmes itératifs dont chaque itération permet de sélectionner les meilleurs caractéristiques et de rejeter les caractéristiques non–pertinentes. Ces algorithmes sont simples et rapides. Dans la littérature, les trois sous–catégories les plus connues de cette technique sont :

1. Forward : appelé aussi ascendant. L'objectif de cette approche est de commencer d'ajouter des caractéristiques à chaque itération dans un ensemble de caractéristiques vides.
2. Backward : cette approche appelée descendante. Cette approche fonctionne de façon inverse que "Forward". Cette supprime des caractéristiques qui ne sont pas pertinentes à chaque itération dans l'ensemble des caractéristiques définies.
3. Stepwise : cette approche combine les deux approches précédentes Forward et Backward, cequi permet d'ajouter et de supprimer les caractéristiques aux sous–ensembles définis.

Aléatoire Cette technique est basée sur la génération aléatoire d'un nombre déterminé de sous–ensembles de caractéristiques afin de réduire le nombre de caractéristiques pertinentes. Cette approche donne une solution semi–optimale pour éviter le phénomène de sur–apprentissage. Ces méthodes effectuent deux opérations ; le classement et la sélection de sous–ensembles de caractéristiques pertinentes.

3.3.2 Procédures d'évaluation

Selon la littérature, trois méthodes de sélection de caractéristiques en sous–ensembles existent et sont classées en : Filter, Wrapper et Embedded.

Filter

Ces méthodes sont les pionnières en matière de sélection et réduction de caractéristiques pertinentes. La sélection de caractéristiques est indépendante du type de classificateur utilisé. Les méthodes de filtrage sont basées sur le classement des caractéristiques hautement classées considérées comme entrées de classifieurs [13, 23]. La procédure de recherche dans ce type d'algorithmes pour la sélection des caractéristiques repose sur les méthodes heuristiques. L'objectif des algorithmes basés sur la procédure d'évaluation "filter" est de calculer un score pour mesurer le degré de pertinence de chacune des caractéristiques extraites (x_i). Dans le Tableau 4.7, nous présentons quelques critères d'évaluation permettant de sélectionner les caractéristiques pertinentes.

La méthode "filter" est illustrée par la Figure 3.2. Soit $X_1, X_2, ...X_k, k = 1, 2, \cdots, n$ un ensemble de n exemples d'apprentissage dans un espace de représentation de k caractéristiques. Soit $y_1, y_2, ...y_k, k = 1, 2.....n$, ou y_k représente l'étiquette de la classe de l'exemple (X_i). Soit $X_{11}, X_{12}, \cdots, X_{1k}, k = 1, 2, \cdots, n$ les caractéristiques pertinentes.

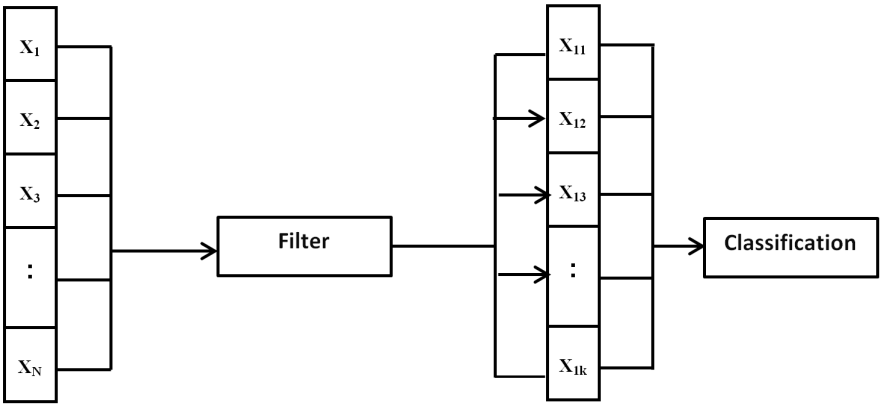


FIGURE 3.2 – *La méthode de sélection de caractéristiques "Filter"*

Wrapper

Le concept *Wrapper* pour les techniques de sélection de caractéristiques, appelées aussi méthodes enveloppantes, est introduit par Kohavi et John [25]. L'algorithme de Wrapper est capable de sélectionner des sous–ensembles de caractéristiques de tailles réduites qui sont performants pour le classifieur utilisé. Les techniques Wrapper requièrent un temps de calcul élevé combiné avec la validation croisée. Le principe de fonctionnement du modèle Wrapper est illustré sur la Figure 3.3. La sélection de caractéristiques Wrapper est divisée en deux parties ; une étape d'apprentissage et une étape de validation des sous–ensembles de caractéristiques sélectionnés [19, 28]. Les méthodes Wrapper sont généralement meilleures que les méthodes de filtrage selon [19, 28].

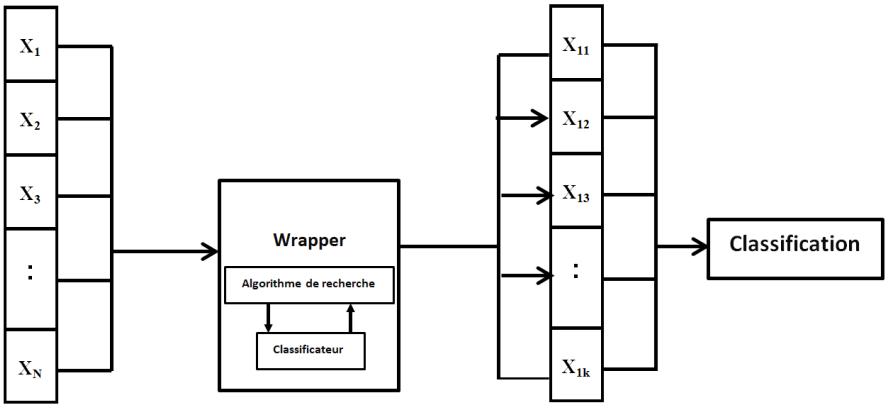


FIGURE 3.3 – *Sélection de caractéristiques Wrapper*

Embedded

Les méthodes "Embedded", diffèrent des autres méthodes de sélection des caractéristiques selon la manière de sélection des caractéristiques et l'apprentissage utilisée, son principe de fonctionnement (voir Figure 3.4) est complètement différent aux approches de "Filter" et "Embedded" [14, 30]. Les techniques intégrées "Embedded" fusionnent le processus de sélection avec l'algorithme d'apprentissage. Elles se concentrent sur le processus d'apprentissage sans division des caractéristiques extraites en données d'apprentissage et de validation pour chercher des caractéristiques pertinentes. L'avantage de cette méthode est qu'elle permet d'assurer et d'améliorer les performances de classification, ainsi d'assurer une rapidité de calcul par rapport aux autres méthodes telles que "Filter" et "Wrapper" [49, 50].

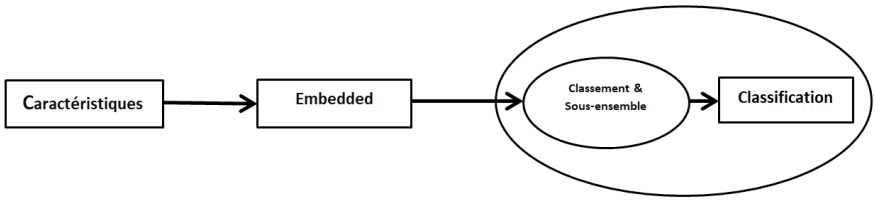


FIGURE 3.4 – *Sélection de caractéristiques "Embedded"*

Critère d'arrêt

Les critères d'arrêts permettent de définir le processus de recherche sur les sous–ensembles de caractéristiques pertinentes à partir des caractéristiques extraites. Selon les méthodes Filter, le critère d'arrêt repose sur l'ordre des caractéristiques classées. Les caractéristiques rangées selon le score de pertinence sont choisies et utilisées comme un vecteur d'entrées au classifieur. Pour les algorithmes du type "Wrapper", la procédure d'arrêt pour rechercher des caractéristiques pertinentes est basée sur l'obtention d'un sous–ensemble de caractéristiques qui permet d'assurer une meilleure performance de classification en arrivant à un taux de classification maximum. Un critère d'arrêt pour les méthodes "Embedded" permet de rechercher un sous–ensemble d'un taux de classification supérieur au seuil déterminé par l'utilisateur.

3.3.3 Méthodes de sélection de caractéristiques utilisées dans la littérature

Selon la littérature, nous présentons quelques méthodes de sélection de caractéristiques étudiées et utilisées dans le cadre de cette thèse. Ces techniques permettent de rechercher les caractéristiques pertinentes assurant un taux d'évaluation meilleur. Les méthodes de sélection de caractéristiques sont présentées dans le Tableau 4.7.

TABLE 3.1 – *Techniques de sélection de caractéristiques utilisées*

Méthode de Sélection	Type	Classe	complexité
Lasso	Embedded	Supervisé	o(T^2n^2)
Fisher	Filter	Supervisé	o(Tn)
LS	filter	Non–supervisé	N/A
MI	Filter	Supervisé	o(T^2n^2)
FSASL	Wrapper	Non–supervisé	o($n^3 + Tn^2$)
SVM–RFE	Wrapper	Supervisé	o($T^2nlog2n$)

Information mutuelle (MI)

L'algorithme de l'information mutuelle (MI) est une technique de filtrage supervisée déployé comme critère de sélection de caractéristiques. Cette approche considère comme critère de sélection l'information mutuelle (MI) entre la distribution des valeurs d'une caractéristique donnée et l'appartenance à une classe particulière. Les caractéristiques sont évaluées indépendamment et la sélection finale des caractéristiques se fait par agrégation des m caractéristiques les mieux classées.

L'information mutuelle entre deux variables aléatoires X et Y est une mesure de leur dépendance mutuelle [11, 36], définie dans (3.1) ;

$$I(X,Y) = \sum_{x,y} p_{X,Y}(x,y) \log \frac{p_{X,Y}(x,y)}{p_X(x)p_Y(y)} \tag{3.1}$$

Où p_X et p_Y représentent les fonctions de densité de probabilité (pdf) de X et Y, respectivement, et $p_{X,Y}$ est la pdf conjoint de X et Y. L'information mutuelle entre les caractéristiques $V = (v1, v2, \cdots, vd)$ et les variables de classe $C = (c_1, c_2, \ldots, c_k)$ sont exprimées comme indiqué dans l'équation (3.2) [6] ;

$$I(V,C) = \sum_c p(v) \sum_c p(v/c) \log \frac{p(v/c)}{p(v)} \tag{3.2}$$

Score laplacien (LS)

Le score Laplacien (LS : Laplacian Score) est une méthode non–supervisée [17] qui sélectionne des sous–ensembles de caractéristiques en fonction de leur puissance tout en respectant la localité. Cette approche crée un réseau de plus proches voisins pour spécifier la structure géométrique locale. En fonction de cette structure de réseau, l'al-

gorithme LS peut classer l'importance des caractéristiques [17, 38]. Le score Laplacien est défini en (3.3) ;

$$L_r = \frac{\sum_{ij}(f_{ri} - f_{rj})^2 S_{ij}}{Var(f_r)} \tag{3.3}$$

Où S_{ij} est défini par (3.4) ;

$$S_{ij} = e^{-\frac{\| x_i - x_j \|^2}{t}} \tag{3.4}$$

Où f_{ri} représente la r–ème valeur de caractéristique de X_i, échantillon de l'ensemble de données X, et t est une constante.

Sélection de caractéristiques avec apprentissage de structure adaptative (FSASL)

La sélection de caractéristiques avec apprentissage adaptatif de la structure (FSASL) est une approche non–supervisée, qui effectue simultanément l'apprentissage de la structure et la sélection des caractéristiques [9]. La FSASL est considérée comme une approche du type "wrapper". Elle est basée sur la régression linéaire et son principal inconvénient est sa complexité de calcul élevée, qui est d'un temps de calcul élevé pour les données de haute dimension [38]. La formulation de la méthode de sélection de caractéristiques avec apprentissage de structure adaptative (FSASL) est définie en (3.5) ;

$$\begin{aligned} &\min_{W,S,P} (\| W^T X - W^T X S \|^2 + \alpha \| S \|_1) \\ &+\beta \sum_{i,j}^{n} (\| W^T X_i - W^T X_j \|^2 + P_{ij} + \mu P_{ij}^2) + \gamma \| W \|_{21} \end{aligned} \tag{3.5}$$

Avec $S_{ii} = 0, P1_n = 1_n, P \geq 0, W^T X X^T W = I$.
Où β et γ sont des paramètres de régularisation équilibrant l'erreur d'ajustement de l'apprentissage de la structure globale et locale.

X : considéré comme entrée. Ensemble de caractéristiques $X \in \mathbb{R}^{d \times n}$, x_i est l'échantillon de données. Pour chaque échantillon de données x_i, l'ensemble des points de données $\{x_j\}^n j = 1$ sont considérés comme voisinage de x_i avec une probabilité $P(i, j)$.

S : Matrice des poids de la matrice de données.

W : Matrice de sélection et de transformation des caractéristiques.

Fisher

La méthode de Fisher est une technique de filtrage supervisée [12, 38], qui produit un score pour chaque caractéristique en fonction du rapport entre la séparation et la variance intra–classe. Les distances entre les caractéristiques de différentes classes sont assez vastes tandis que les distances entre les caractéristiques de la même classe sont réduites. En particulier, les caractéristiques sont sélectionnées désignées par m. La matrice de données d'entrée $X \in \mathbb{R}^{d*n}$ se réduit alors à $Z \in \mathbb{R}^{m*n}$. La méthode de Fisher est définie en (3.6) ;

$$F(Z) = tr\{S_b(S_t + \gamma I)^{-1}\} \tag{3.6}$$

Où γ est un paramètre de régularisation positif, S_b représente la matrice de dispersion entre les classes, et S_t représente la matrice de dispersion totale, définies par (3.8) [12] ;

$$S_b = \sum_{k=1}^{c} n_k(\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^T \tag{3.7}$$

$$S_t = \sum_{i=1}^{n} (z_i - \mu)(z_i - \mu)^T \tag{3.8}$$

Où, μ_k et n_k représentent le vecteur moyen et la taille de la $k - ime$ classe, respectivement, dans l'espace de données réduit, *i.e.*, Z, $\mu = \sum_{k=1}^{c} n_k\mu_k$ est le vecteur moyen global des données pertinentes.

SVM—RFE

La méthode SVM–RFE (RFE) est une méthode du type "Embeded". L'algorithme SVM–RFE a été proposé pour la première fois par Guyon et al [14]. L'objectif est de trouver un sous–ensemble de taille r parmi n variables $(r < n)$ qui maximise la performance du prédicteur. La méthode est basée sur une sélection séquentielle à rebours. La méthode de sélection SVM–RFE est un processus récursif qui classe les variables selon une mesure de leur importance basée sur la machine à vecteur de support (SVM) [14, 38]. On commence avec toutes les caractéristiques et on enlève une caractéristique à la fois jusqu'à obtenir r caractéristiques. La variable supprimée est celle dont la suppression l'élimination minimise la variation de $\| \omega \|^2$.
Le modèle SVM standard est :

$$max \sum_{i=1}^{l} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{l} \alpha_i\alpha_j y_i y_j < x_i, x_j >, s.t \qquad \sum_{i=1}^{l} y_j\alpha_i \tag{3.9}$$

Le critère de classement C pour une variable donnée i est :

$$|\|\omega\|^2 - \|\omega^{(i)}\|^2| = \frac{1}{2}|\sum_{k,j} \alpha^*\alpha_j^* y_k y_j k(x_k, x_j) - \sum_{k,j} \alpha_k^{*(i)}\alpha_j^{*(i)} k^{(i)}(x_k, x_j)| \tag{3.10}$$

Où $k^{(i)}$ est la matrice de Gram des données d'apprentissage quand variable i est supprimée et $\alpha_k^{*(i)}$ est la solution correspondante de (3.9).
Dans le cas de linéarité, $J = \frac{1}{2} \parallel \omega \parallel^2 + C \sum_{i=1}^{l} \zeta_i$, le critère J est développé en série de Taylor au second ordre.

$$\Delta J = \frac{\partial J}{\partial \omega_i} \Delta\omega_i + \frac{\partial^2 J}{\partial \omega_i^2} (\Delta\omega_i)^2 + \cdots \tag{3.11}$$

À l'optimum de J, le terme de premier ordre est négligeable, alors l'équation 3.11 devient $\Delta J(i) = (\Delta\omega_i)^2$. Lorsque la caractéristique j^{th} est éliminée, la fonction $\Delta\omega_i = \omega_i$, donc la magnitude de ω_j^2 correspond au changement approximatif du critère.

$$C_i = (\omega_i)^2 \tag{3.12}$$

Le SVM–RFE a été initialement proposé pour des problèmes binaires. L'extension la plus populaire de SVM–RFE pour la sélection de caractéristiques de classification multiclasse est une–contre–reste (OVA–RFE) et Une–contre–une (OVO–RFE) [51]. Par exemple, pour un problème de n classes, OVA–RFE construit n classifieurs SVM binaires. Pour le problème de classification binaire r^{th}, SVM–RFE est exécuté pour identifier un sous–ensemble de caractéristiques pour la classe r contre toutes les autres classes. Après la sélection de K sous–ensembles de caractéristiques, le sous–ensemble final sélectionné pour l'ensemble du problème multi–class est la combinaison de tous les sous–ensembles K.

Régression LASSO

La régression Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) est un algorithme qui permet de minimiser l'erreur de prédiction tout en maintenant la somme des valeurs absolues des paramètres du modèle inférieure à une valeur fixe. Cette méthode applique un processus de régularisation qui pénalise les coefficients des variables de régression tout en mettant à zéro les moins pertinents pour respecter la contrainte sur la somme. La sélection d'un sous–ensemble de caractéristiques est une conséquence de ce processus LASSO lorsque toutes les variables qui ont encore des coefficients non–nuls sont sélectionnés pour faire partie du modèle [27, 32, 38]. L'algorithme LASSO est un problème similaire à celui des moindres carrés avec l'ajout d'une pénalité ℓ_1 sur le vecteur de paramètres, comme suit ;

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} \parallel (Z - \Phi\theta) \parallel_2^2 + \parallel \theta \parallel_1 \tag{3.13}$$

Où, $\parallel . \parallel_2$ désigne la norme –ℓ_2 et $\cdot \parallel . \parallel_1$ désigne la norme–ℓ_1. Le paramètre de régularisation $R \exists \lambda = [\lambda_{min}, \cdots, \lambda_{max}]$ contrôle le compromis entre l'erreur d'approximation et la dispersion. L'approche LASSO rétrécit l'estimateur des moindres carrés 3.14 vers 0 et établit $\theta_j = 0$ pour certains valeur j. Par conséquent, LASSO se comporte comme une méthode de sélection de structure.

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} \parallel (Z - \Phi\theta) \parallel_2^2 \tag{3.14}$$

Avec, $Z \in \mathbb{R}^{N\times 1}$ est un vecteur de sortie, $\Phi \in \mathbb{R}^{Np}$ représente une matrice de régression et $\theta \in \mathbb{R}^{p1}$ est un vecteur d'un système de coefficients inconnus. La matrice de régression est une fonction des entrées et sorties mesurées et du bruit non–mesuré, ce qui en fait un problème de régression pseudo–linéaire puisque Φ est inconnu et doit être estimé. Le bruit est estimé comme une séquence d'erreurs de prédiction comme, $\mathbb{R}^{N\times 1} \ni Z - \overline{Z}$ où $\overline{Z} = \Phi\overline{\theta}$ est la sortie prédite et $\overline{\theta}$ le vecteur de paramètres estimé.

3.4 Data Mining

Le Data Mining appelé aussi la fouille de données, consiste à l'exploration de données et l'extraction des informations utiles, non–évidentes, à partir de de grandes quantités de données stockées dans des bases de données afin de découvrir les liens entre des phénomènes en apparence distincts, d'anticiper des tendances encore peu discernables et de les modeler en une structure compréhensible pour une utilisation future [1]. Il permet de mieux analyser les big data dans une technique d'intelligence prédictive.

3.4.1 Processus Data Mining

Un processus Data Mining comprend les étapes suivantes :

— Définition du problème.
— Collecte des données.
— Nettoyage et la préparation de données.
— Choix du modèle d'analyse.
— Etude et analyse des résultats : exploitation des résultats.
— Formalisation et diffusion des résultats.

3.4.2 Méthodes du Data Mining

Les différentes méthodes d'exploration de données se résument comme suit :

— Classification : consiste à créer des sous–ensembles de données similaires et de lui attribuer une classe.
— Prédiction : vise à estimer, prédire des valeurs futures d'un attribut en fonction d'autres attributs.
— Association : concentre sur une éventuelle corrélation entre les attributs. Elle s'efforce d'expliquer de quelle façon un fait est associé à un autre.
— Segmentation : classer des données selon leurs caractéristiques pour former des groupes homogènes.

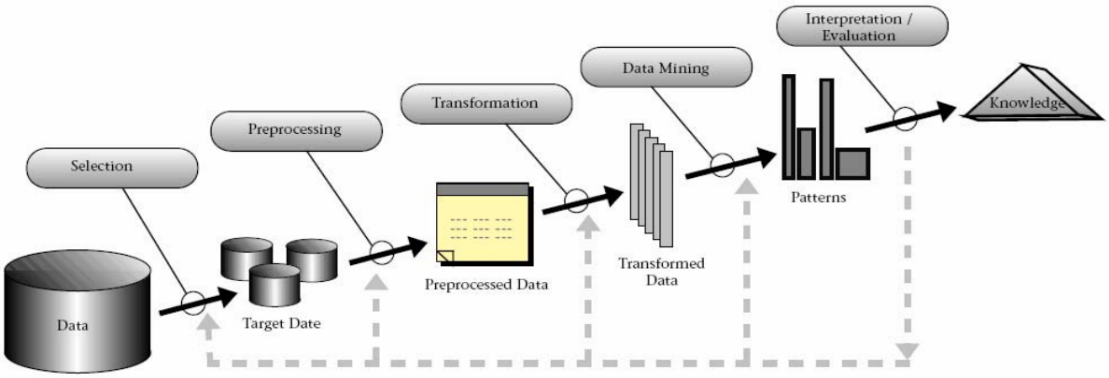


FIGURE 3.5 – *Processus de fouille de données [45]*

3.5 Classification des algorithmes d'apprentissage

Quatre catégories rassemblent les algorithmes d'apprentissage selon le type d'ensembles de données utilisés dans le traitement. Il s'agit de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, semi–supervisé et l'apprentissage par renforcement.

Les méthodes supervisées La fonction principale de l'apprentissage supervisé est d'apprendre un modèle, qui considère les données du modèle comme données d'apprentissage, et le but principal de l'apprentissage du modèle est d'obtenir de meilleures données de prédiction pour chaque donnée d'entrée arbitraire. Dans le processus d'apprentissage, nous comparons les résultats prévus avec les résultats réels, puis nous ajustons les résultats du modèle. Il existe deux types de méthodes d'apprentissage supervisé :

— Classification : La variable de sortie est une catégorie.
— Régression : La variable de sortie est une valeur spécifique.

Les méthodes non–supervisées Dans cette méthode d'apprentissage, il n'est pas nécessaire de spécifier les données. L'apprentissage est effectué sur des données non–étiquetées. Les méthodes non–supervisées apprennent la structure inhérente à partir des données en entrée. Il existe deux types de méthodes non–supervisées :

— Clustering : L'objectif consiste à trouver des regroupements dans les données.
— Association : L'objectif consiste à identifier les règles qui permettront de définir de grands groupes de données.

Méthodes semi–supervisées Dans l'apprentissage semi–supervisé, certaines données doivent être étiquetées et d'autres ne doivent pas l'être. Cette méthode d'apprentissage est principalement une combinaison de techniques supervisées et non–supervisées. Les principales applications sont la classification et la régression.

Apprentissage par renforcement Ce type d'apprentissage est utile lorsque les données étiquetées sont réduits par rapport aux données non–étiquetées.

3.6 Algorithmes d'apprentissage dans la littérature

L'exploration de données est une discipline en pleine expansion qui se base sur l'extraction de connaissances pertinentes à partir de grands ensembles de données. Des outils statistiques, d'intelligence artificielle et d'optimisation sont utilisés. Le data minig est intégré dans des systèmes de gestion de bases de données tels qu'Oracle.

Dans la littérature, quatre des algorithmes d'apprentissage les plus populaires et les plus influents dans le domaine de l'exploration de données sont présentés : Les arbres de décision, les réseaux neuronaux, les machines à vecteur de support et le k plus proche voisin (kNN). Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode SVM pour l'analyse des bases de données médicales. Le SVM a été étudié avec succès dans plusieurs domaines tels que la reconnaissance de visages, des textes manuscrits, de la parole, etc. La théorie qui sous–tend chaque algorithme est expliqué et discuté ci–dissous.

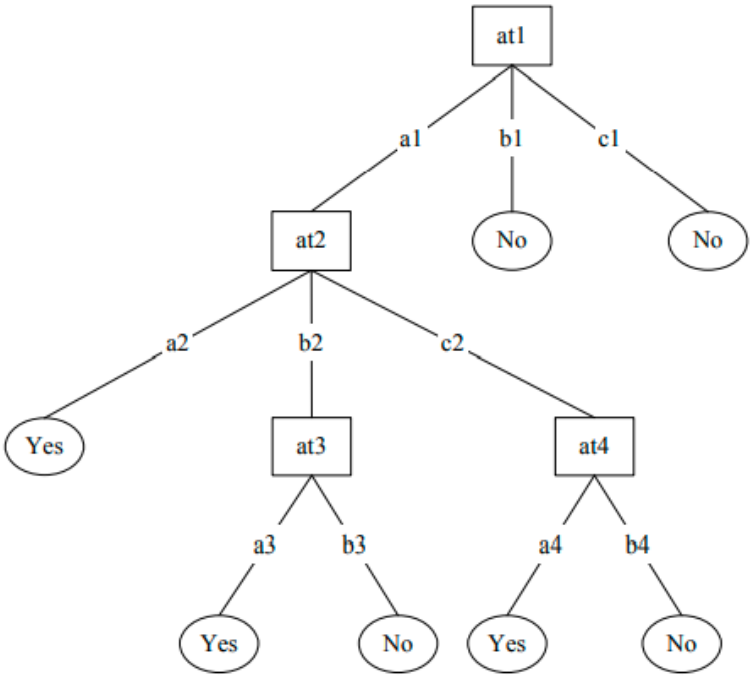


FIGURE 3.6 – *Exemple d'arbre de décision pour l'ensemble d'apprentissage du Tableau 3.2 [26]*

3.6.1 L'apprentissage par arbre de décision

L'apprentissage par arbre de décision est une classe de techniques d'apprentissage introduite par Murthy en 1998 [26]. Cette approche de classification est une technique d'apprentissage supervisé qui permet de représenter un ensemble de choix sous la forme graphique d'un arbre. C'est une méthode très répandue parmi les méthodes d'apprentissage supervisé utilisée souvent pour les problèmes de classification de données. Concrètement, un arbre de décision modélise une hiérarchie de tests pour prédire un résultat. Les arbres de décision sont des arbres qui classent les instances en les triant en fonction des valeurs des caractéristiques. Chaque nœud interne décrit un test sur une variable d'apprentissage, et chaque branche représente une valeur que le nœud peut prendre. Les instances sont classées à partir du nœud racine et triées en fonction de leurs valeurs de caractéristiques. La Figure 3.6 est un exemple d'arbre de décision pour l'ensemble d'apprentissage du Tableau 3.2. En utilisant l'arbre de décision illustré sur la Figure 3.6 comme exemple, l'instance $at1 = a1, at2 = b2, at3 = a3, at4 = b4$ trierait aux nœuds : at1, at2 et enfin at3, qui classerait l'instance comme étant positive (représenté par les valeurs "Oui") [26].

TABLE 3.2 – *Exemple d'apprentissage avec classes "Oui" et "Non", en utilisant l'arbre de décision (DS) [26]*

at1	at2	at3	at4	Class
a1	a2	a3	a4	Yes
a1	a2	a3	b4	Yes
a1	b2	a3	a4	Yes
a1	b2	b3	b4	No
a1	C2	a3	a4	Yes
a1	C2	a3	b4	No
b1	b2	b3	b4	No
C1	b2	b3	b4	No

3.6.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont largement reconnus comme algorithme d'apprentissage efficace, car ils constituent l'approche la plus typique lorsqu'on travaille avec des données hautement dimensionnelles [46]. Le Réseau de neurones artificiels est un système dont la conception est inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Un réseau de neurones est une architecture composée d'unités appelées neurones. L'association de plusieurs neurones formels constitue un réseau de neurones. Cet architecture se compose généralement de trois couches différentes : (1) la couche d'entrée "input layer" contient le vecteur de caractéristiques d'entrée ; (2) la couche de sortie "output layer" qui se compose de la réponse du réseau neuronal ; et (3) la couche cachée "hidden layer" qui contient les neurones qui se connectent à la fois à l'entrée et à la sortie [2]. Un exemple de réseau de neurones est illustré dans la Figure 3.7.

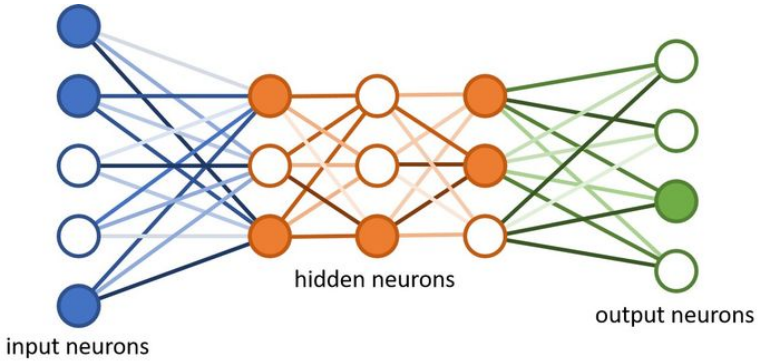


FIGURE 3.7 – *Réseau de neurones d'intelligence artificielle (IA)*

Les réseaux de neurones artificiels (Figure 3.8) se composent de trois parties fondamentales : l'architecture du réseau, fonctions d'entrée et d'activation et le poids des connexions d'entrée. L'architecture et les fonctions du réseau sont choisies à l'étape initiale et restent les mêmes pendant l'apprentissage [34]. Les performances métriques du réseau de neurones dépendent de la valeur des poids. Les poids sont des variables du modèle qui sont mises à jour pour améliorer la performance d'évaluation du réseau. Un poids est appliqué à l'entrée de chacun des neurones pour calculer une donnée de sortie. Les réseaux de neurones mettent à jour ces poids de façon continue.

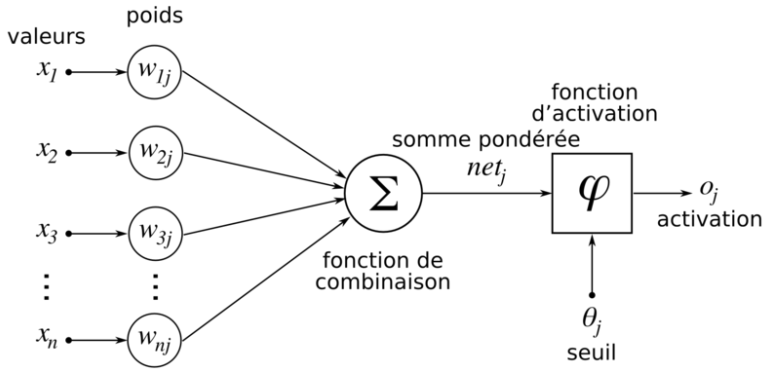


FIGURE 3.8 – *Architecture d'un réseau neuronal*

3.6.3 Algorithmes k plus proches voisins (kNN)

La classification des k plus proches voisins a été développée pour exécuter une analyse de caractéristiques lorsque des approximations paramétriques claires des densités de probabilité sont inconnues ou difficiles à déterminer. L'algorithme des k plus proches voisins (k–Nearest–Neighbors (kNN)) est une méthode d'apprentissage supervisée [44]. Selon la technique du plus proche voisin, les nouvelles données non–étiquetées sont classées en déterminant à quelles classes appartiennent ses voisins. La règle de kNN classifie chaque exemple non–étiqueté par l'étiquette majoritaire parmi

ses k plus proches voisins dans l'ensemble d'apprentissage [42]. Ses performances dépendent donc essentiellement de la métrique de distance utilisée pour identifier les plus proches voisins. Trois composants importants sont nécessaires pour cet algorithme : un groupe d'exemples étiquetés ; une métrique de proximité ; et le nombre de voisins k le plus proches [48]. Une métrique de proximité populaire utilisée pour la classification kNN est la "distance euclidienne", donnée en (3.15) ;

$$dxy = (\sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i|^{1/2}) \tag{3.15}$$

L'étiquette de classe attribuée à un exemple de test est déterminée par le vote majoritaire de ses k voisins les plus proches, donnée par la formule (3.16) ;

$$y(d_i) = argmax \sum_{x_j \in KNN} (y(x_j, c_k)) \tag{3.16}$$

Où d_i est un exemple de test, x_j est l'un de ses k plus proches voisins dans l'ensemble d'apprentissage, $y(x_j, c_k)$ indique si x_j appartient à la classe c_k.

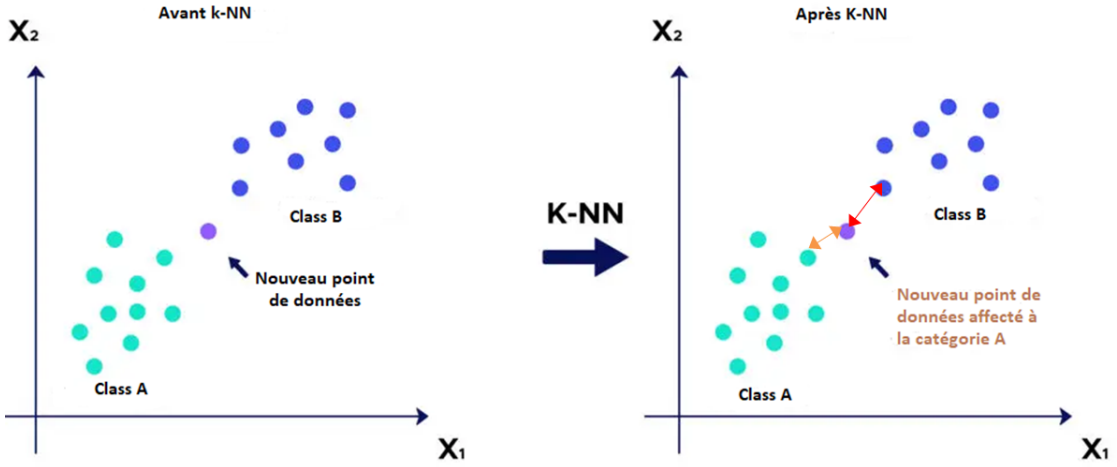


FIGURE 3.9 – *Principe de fonctionnement de l'algorithme des k plus proches voisins*

3.7 Propriétés mathématiques du SVM

L'algorithme d'apprentissage SVM repose sur les propriétés mathématiques pour la généralisation d'une fonction appelée fonction de discrimination (décision), qui permet d'assurer une meilleure séparation des données avec un taux de classification très élevé afin de minimiser les erreurs de classification [4, 47].

Le principe du SVM est basé sur le type des données (linéaire ou non linéaire) afin de choisir le type de séparation à l'aide d'utilisation d'un hyperplan ou bien un noyau pour effectuer la discrimination d'un ensemble des données. L'objectif de SVM est de

maximiser la marge entre deux classes en les distinguant par un hyperplan. Le SVM est utilisé pour la classification binaire. L'ensemble des exemples et leurs étiquettes correspondantes sont appelés ensemble d'apprentissage. Une machine d'apprentissage efficace apprend les caractéristiques de l'ensemble d'apprentissage et minimise les erreurs de classification en fonction de l'ensemble lui–même. $D = \{(x_1, y_1), .., (x_n, y_n)\}$ représente l'ensemble d'apprentissage, avec $x_i \in \mathbb{R}^m$ et $y_i = \pm 1$. Soit f(x) la fonction apprise par la machine d'apprentissage. Le taux d'erreurs effectuées par la fonction f sur l'ensemble d'entraînement D est appelé Risque empirique $R_{emp}[f]$.

$$\begin{aligned} R_{emp} &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} L(y_i, f(x_i)) \\ L &= \begin{cases} 1 & \text{si } y_i = f(x_i) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \tag{3.17}$$

La fonction apprise f, permet de minimiser le risque empirique, donne un mauvais résultat des nouveaux exemples non–vus à l'étape d'apprentissage. Ce comportement est souvent connu comme un sur–apprentissage ou apprentissage par cœur. Pour valider la fonction f et d'éviter le phénomène sur–apprentissage, il faut contrôler la capacité de généralisation de la fonction f sur un autre ensemble d'exemples appelés ensemble de tests utilisés pour valider l'apprentissage. La fonction f optimale qu'il faut trouver pour donner des meilleurs résultats sur le système de classification revient d'une manière claire à la relation entre l'apprentissage et l'optimisation. La fonction recherchée dans le cas de machine à vecteur support (SVM) est présentée sous forme linéaire.

Dans littérature, la machine à vecteur support (SVM) est une méthode de classification qui utilise des hypothèses de fonctions linéaires dans un espace de caractéristiques à haute dimension. Dans cette étude, nous avons utilisé la machine à vecteurs de support (SVM) comme un système d'apprentissage dans une grande variété de domaines d'application. Les machines à vecteurs de support (SVM) introduites par Vapnik au début des années 1990 sont à l'origine des méthodes d'apprentissage supervisé connexes utilisées pour la classification binaire, la régression et la classification [46].

3.8 Machines à vecteurs de support (SVM)

La machine à vecteurs de support est utilisée dans de nombreux types d'application comme la catégorisation de texte, la reconnaissance de caractères et l'ingénierie biomédicale telle que la détection d'arythmie cardiaque, le diagnostic de maladies cancéreuses et le diagnostic de diabète. La machine à vecteurs de support (SVM) est une méthode d'apprentissage automatique supervisée qui, basée sur l'utilité des fonctions de kernel non–linéaires, prépare les données d'entrée sous forme d'espace dimensionnel et d'hyperplans avec des marges maximales [18]. Les classifieus SVM se présente

en trois types, les classificateurs SVM linéaires séparables, les classificateurs SVM linéaires non–séparables et les classificateurs SVM non–linéaires. Dans le cas du classificateur SVM séparable linéaire, les données sont séparables linéairement en utilisant l'hyperplan optimal. Cet hyperplan est construit par la localisation de l'hyperplan optimal en utilisant la distance euclidienne entre l'hyperplan et l'apprentissage le plus proche des deux catégories. Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, l'utile de l'hyperplan ne peut pas donner une bonne mesure de performance. Pour résoudre ce problème, les données sont transformées en un espace où cette fonction devient linéaire, appelé classificateur SVM non–linéaire. L'hyperplan optimal vérifie les conditions suivantes :

1. La distance entre les vecteurs bien classés et l'hyperplan optimal doit être maximale.
2. La distance entre les vecteurs mal classés et l'hyperplan optimal doit être minimale.

3.8.1 SVM binaire

Les machines à vecteurs de support (SVM) représentent à la classe des classifieurs de marge maximale. ce type de classificateur effectue une reconnaissance de modèle entre deux classes différentes (+1 ou -1), en trouvant une surface de décision qui montre la distance maximale entre les différents points les plus proches de l'ensemble d'apprentissage qui sont appelés vecteurs de support. Un ensemble d'apprentissage de points $x_i \in \mathbb{R}^m$, $i = 1, 2, \cdots, N$ où chaque point x_i appartient à l'une des deux classes identifiées par l'étiquette $y_i \in \{-1, 1\}$. En supposant des données linéairement séparables, le but de SVM est de maximiser la marge entre deux classes en les distinguant par un hyperplan. Cet hyperplan est appelé l'hyperplan de séparation optimal (OSH), donné en (3.18) ;

$$f(x) = \sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i x^T x_i + b \tag{3.18}$$

Où y_i est l'étiquette de classe du vecteur de support x_i.

x^T est un tuple de test

α_i est un multiplicateur lagrangien

b est un paramètre numérique

l est le nombre de vecteurs de support

Lorsque les données sont linéairement séparables, on utilise un hyperplan défini par une machine à vecteur support à marge dure "Hard margin".

SVM à marge dure

L'hyperplan séparateur dans la machine à vecteur de support est représenté par (3.19) ;

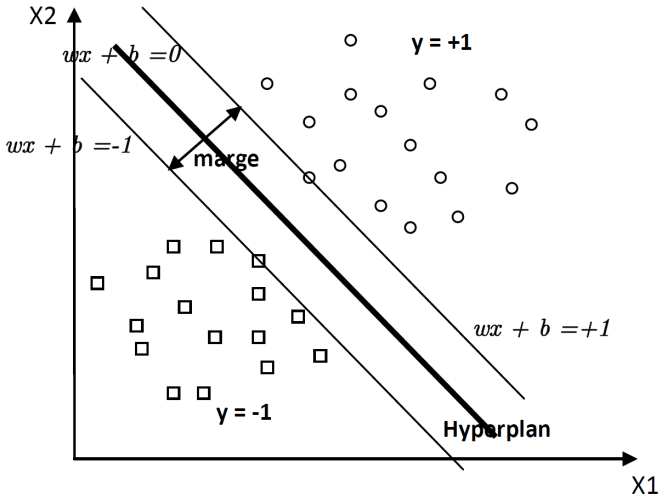


FIGURE 3.10 – *SVM binaire [8]*

$$H(x) = w^T x + b \tag{3.19}$$

Où w est un vecteur de m dimensions et b est un terme de biais. Si les données d'apprentissage sont séparables linéairement, alors il existe une paire (w, b) définie par (3.20) ;

$$\begin{cases} y_i = 1 & \text{si } H(x) > 0 \\ y_i = -1 & \text{si } H(x) < 0 \end{cases} \tag{3.20}$$

Dans le cas où les deux classes sont linéairement séparables, il n'existe aucun exemple qui se situe sur l'hyperplan, c–à–d $H(x) = 0$. La fonction de décision est donnée par (3.21) ;

$$\begin{cases} y_i = 1 & \text{si } H(x) > 1 \\ y_i = -1 & \text{si } H(x) < -1 \end{cases} \tag{3.21}$$

Le classifieur linéaire est défini par (3.22) ;

$$f(x) = sign(x^T x_i + b) \tag{3.22}$$

Pour un ensemble de données et un hyperplan de décision donnés, la marge fonctionnelle du i^{th} échantillon x_i par rapport à un hyperplan (w, b) est définie par (3.24) ;

$$\gamma_i = y_i(x^T x_i + b) \tag{3.23}$$

La marge fonctionnelle d'un ensemble de données définit le double de la marge fonctionnelle de l'un des exemples de l'ensemble de données avec une marge fonctionnelle minimale. La distance la plus courte entre un exemple d'une classe et un

hyperplan sont perpendiculaires au plan, et donc parallèle à w. Un vecteur unitaire dans cette direction est représenté par $w/\|w\|$. La largeur maximale de la bande permettant de séparer les vecteurs de support des deux classes est connue sous le nom de *marge géométrique* comme le montre la Figure 3.10. La distance entre un échantillon x_i à l'hyperplan donnée par (3.24) ;

$$\bar{\gamma}_i = y_i(x^T x_i + b)/\|w\| = 1/\|w\| \tag{3.24}$$

La conception d'hyperplan linéaire consiste à maximiser cette marge géométrique (3.24) afin de trouver les meilleurs w et b comme donné en (3.25) ;

$$\rho = 2/\|w\| \tag{3.25}$$

Avec ρ est maximisé pour tous $(x_i, y_i), i = 1, \cdots, N : \quad y_i(wTx_i + b) \geq 1$.

Il s'agit d'un problème d'optimisation quadratique convexe avec une fonction quadratique soumise à des contraintes linéaires. Les problèmes d'optimisation quadratique constituent une classe standard et populaire de problèmes d'optimisation mathématique, et de nombreux algorithmes existent pour les résoudre. Les classifieurs SVM peuvent être construits à l'aide de bibliothèques standard de programmation quadratique (QP). Ce problème peut être reformulé comme une minimisation :

$$\Phi(w) = \|w\| = w^T w \tag{3.26}$$

$\Phi(w)$ est minimisé pour tous $(x_i, y_i), i = 1, \cdots, N : t.q. \quad y_i(wTx_i + b) \geq 1$.

La solution pour résoudre les problèmes ci–dessus comprend la construction d'un multiplicateur de Lagrange appelé $_i$ qui est lié à toutes les contraintes d'inégalité $y_i(wTx_i + b) \geq 1)$ dans le problème primaire :
Trouver $\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_N$ tels que :

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \tag{3.27}$$

$Q(\alpha)$ est maximisé par rapport à α sous réserve des contraintes suivantes : $\sum_{i=1}^{N} y_i \alpha_i = 0 \quad$ t.q. $\quad \alpha_i \geq 1 \quad$ pour $\quad$ i=1,2,$\cdots, N$.

La solution du double problème α_i doit satisfaire la condition $\alpha_i \{yi(wTxi - b) - 1)\} = 0$ pour $i = 1, 2, \cdots, N$.
Alors la solution de la primitive est donnée par (3.28) et (3.29) ;

$$w = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i x_i \tag{3.28}$$

Pour tout $\alpha_i \geq 0$;

$$b = y_j - \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_i y_i x_i^T x_j \tag{3.29}$$

A travers la solution ci–dessus, la plupart des α_i sont nuls pour les exemples de données qui ne sont pas des vecteurs de support. Chaque α_i non–nul spécifie que l'équivalent x_i est un vecteur de support. Donc, la fonction de classification est donnée par (3.30) ;

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i x^T x_i + b \tag{3.30}$$

Dans l'équation (3.30), nous n'avons pas besoin de définir w, car il repose sur un produit interne entre le point de test x et les vecteurs de support x_i. La recherche d'une étiquette de classe pour tout point de données x_j implique le calcul des produits internes $x_i^T x_j$.

3.9 SVM linéaire non–séparable

Nous avons présenté les cas où les ensembles de données sont linéairement séparables, et ce que nous présentons dans cette présente section le cas où les données ne sont pas linéairement séparables (voir Figure 3.11) ou contiennent du bruit (outliers : données mal–étiquetées). Les contraintes de l'équation ($y_i(wTx_i + b) \geq 1$.) ne peuvent être vérifiées. Pour gérer ce type de problème, on utilise une technique dite de marge souple.

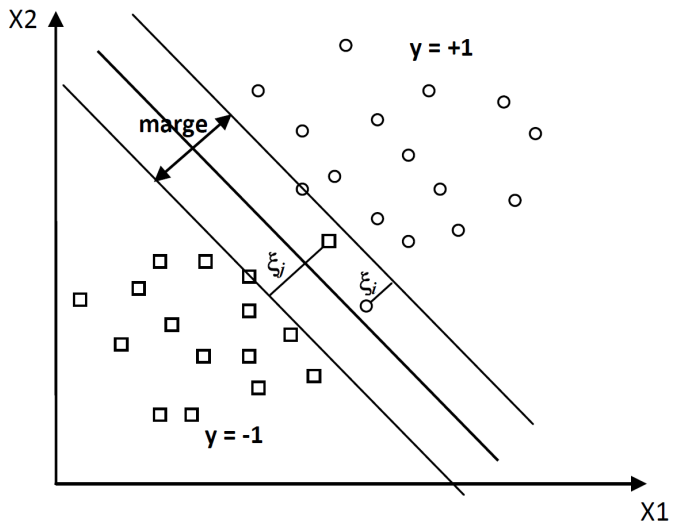


FIGURE 3.11 – *SVM linéaire non–séparable [8]*

Pour formaliser tout cela, On introduit alors sur les contraintes des variables dites de relaxation ξ_i pour $i = 1, \cdots, n$. Ces variables permet d'obtenir la contrainte de

l'équation comme suite (3.31) :

$$y_i(w.x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1...n \tag{3.31}$$

Selon les variables de relaxation non–négatives ξ_i dans l'équation (3.31), un hyperplan séparateur existera toujours.
Soit $\xi_i \leq 1$,ξ_i ne respecte pas la distance entre les vecteurs et l'hyperplan optimal (marge), mais reste bien classé, sinon ξ_i est mal–classé par l'hyperplan. Dans cette situation, au lieu de rechercher uniquement un hyperplan séparateur qui maximise la marge, on recherche un hyperplan optimal qui minimise aussi la somme des erreurs permises.
La formulation du problème d'optimisation SVM, avec des variables de relaxation non négatives ξ_i est donnée en (3.32) ;
Trouver w, b et $\xi_i \geq 0$ tels que :

$$\Phi(w) = w^T w + C \sum_{i=1}^{n} \xi_i \tag{3.32}$$

$\Phi(w)$ doit être minimisée pour tous $(x_i, y_i), i = 1, ..., N$: s.t. $yi(wTxi + b) \geq 1 - \xi_i$.

Le paramètre C est un terme de régularisation, considéré comme un moyen de contrôle le surapprentissage. Il s'agit d'un compromis entre l'importance relative de maximiser la marge et l'ajustement des exemples d'apprentissage. Le problème dual est le même que celui du cas séparable. Il ne serait pas le même si la pénalité de la norme–2 pour les variables souples $C \sum \xi_i^2$ était appliquée à l'objectif primaire.
Concevoir SVM dans ce cas, c'est de trouver les multiplicateurs de Lagrange $\alpha_1, \cdots, \alpha_N$, tels que :

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \tag{3.33}$$

$Q(\alpha)$ est maximisé sous les contraintes données en (3.38) par rapport à α :

$$\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0, \quad C \geq \alpha_i \geq 0 \quad pour\ tous\ \alpha_i \tag{3.34}$$

Les variables souples ξ_i et les multiplicateurs de Lagrange n'apparaîtront pas dans le problème dual. Tout ce qui reste est la constante C qui limite la taille possible des multiplicateurs de Lagrange pour les points de données du vecteur de support. Comme précédemment, les ξ_i avec α_i non–nuls et représentent les vecteurs de support. La solution du problème dual est de la forme (3.35) ;

$$\begin{aligned} w &= \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i x_i \\ b &= y_i(1 - \xi_i) - \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_i y_i x_i^T x_j, \quad s.t. \quad \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \tag{3.35}$$

La solution du problème dual α_i doit satisfaire la condition $\alpha_i\{y_i(wTx_i - b) - 1) + \xi_i\} = 0$ pour $i = 1, 2, \cdots, N$. Il n'est pas nécessaire de calculer w explicitement pour la fonction de classification, comme indiqué dans (3.36).

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i x^T x_i + b \tag{3.36}$$

3.10 SVM non–linéaire

Dans les les machines à vecteurs de support (SVM), l'hyperplan optimal est défini pour maximiser la généralisation. Mais si les données d'apprentissage ne sont pas linéairement séparables comme montré dans la Figure 3.12, le classifieur conçu ne dispose pas d'une grande capacité de généralisation, même si les hyperplans sont déterminés de manière optimale [39]. Ainsi, pour améliorer la séparabilité linéaire, l'espace d'entrée d'origine est balayé en un espace de haute dimension, connu sous le nom d'espace des caractéristiques. Les machines à vecteurs de support (SVM) présentent un moyen simple et efficace pour effectuer une transformation vers un espace de dimension très grand, ce qui est plus facile à réaliser. Cette transformation d'espace est réalisée souvent à l'aide d'une fonction F = $\{\phi(x_i)|x \in X\}$ appelé "Mapping function" et le nouvel espace est appelé espace de caractéristiques "Features space".

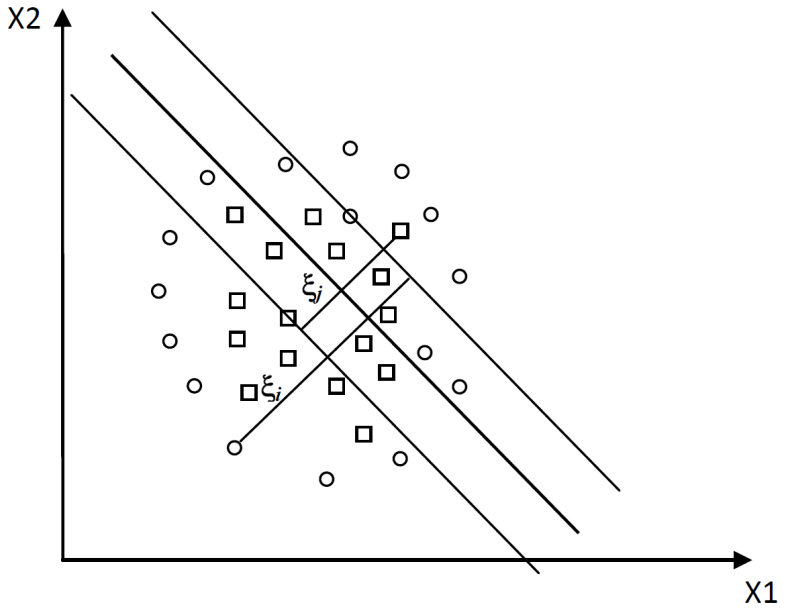


FIGURE 3.12 – *Mal–adaptation de l'hyperplan défini pour maximiser la généralisation d'un système de classification [8]*

Le classifieur linéaire SVM dépend d'un produit scalaire entre les vecteurs de points de données. Supposons que nous transformons les données en un espace H (éventuel-

lement de dimension infinie) via une fonction de mappage ϕ telle que les exemples apparaissent sous la forme de $\phi(x_i)^T\phi(x_j)$. L'opération linéaire dans H est similaire à une opération non–linéaire dans l'espace d'entrée. Si x = (x_1, x_2) et $\phi(x) = (x_1^2, x_2^2, \sqrt{2x_1x_2})$. La Figure 3.13 illustre cette transformation.

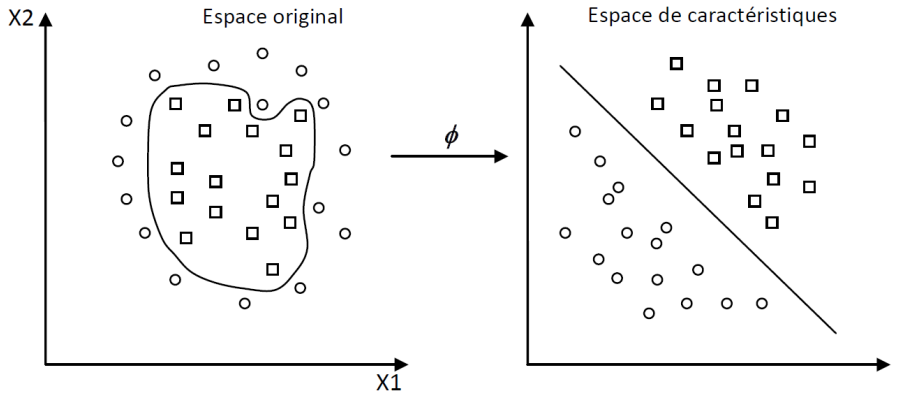


FIGURE 3.13 – *Transformation d'espace [8]*

Soit $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T\phi(x_j)$ représentant le "Noyau" (Kernel), tous les produits internes sont changées en fonctions du noyau au cours de l'apprentissage.
Où $\phi(x_i)$, $\phi(x_j)$ est le produit scalaire des deux images des vecteurs x_i et x_j dans le nouvel espace et dont le résultat est un scalaire.

La conception d'un SVM consiste à trouver $\alpha_1, \cdots, \alpha_N$, tels que :

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \tag{3.37}$$

$Q(\alpha)$ est maximisé sous les contraintes suivantes par rapport à α_i :

$$\sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0, \quad C \geq \alpha_i \geq 0 \tag{3.38}$$

La formule générale qui définit le classificateur SVM non–linéaire est donnée par (3.39) ;

$$f(x) = \sum \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \tag{3.39}$$

Les quatre familles de noyaux usuels sont :

1. Noyau linéaire : si les données sont linéairement séparables, il n'est pas nécessaire de transformer d'espace, et le produit scalaire nécessaire pour définir la fonction de décision est donné en (3.40) ;

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \tag{3.40}$$

2. Noyau polynomial : le noyau polynomial élève le produit scalaire à un degré d donné par 3.41 ;

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)^d \tag{3.41}$$

3. Noyau de la fonction (RBF), est un noyaux écrit sous la forme : $K(x_i; x_j) = f(d(x_i, x_j))$ où d est une mesure de performance sur X et f est une fonction dans $\mathbb{R}$.

$$K(x_i, x_j) = \exp - \frac{\| x_i - x_j \|^2}{2\sigma^2} \tag{3.42}$$

4. Noyau sigmoïde (δ est un paramètre positif)

$$K(x_i, x_j) = tanh(\delta x_i^T x_j + r) \tag{3.43}$$

3.11 One–class SVMs (OCSVM)

Une Machine à vecteurs de support (SVM) de la classe appelée " One–class SVMs (OCSVM)" est utilisée lorsqu'une seule classe d'exemples d'apprentissage est disponible. Bien que les SVMs sont initialement construits pour les données binaires, Scholkopf [39] a proposé un SVM qui classe une catégorie d'exemples comme positive et le reste de comme des données négatives. L'algorithme de l'OCSVM est similaire à l'algorithme SVM binaire concernant les fonctions de noyau permettant d'effectuer des mappings implicites et des produits scalaires. Le même hyperplan est appliqué pour la frontière de décision. La solution s'appuie uniquement sur les vecteurs de support [22]. La séparation entre les données est déterminée en résolvant un problème d'optimisation qui assure un hyperplan optimal selon un ensemble de critères. La classification OCSVM tente de classer une classe d'objets et de la reconnaître parmi tous les autres objets possibles. Les exemples peuvent être bien classés par le classifieur, mais les autres seront classés comme valeurs aberrantes. L'OCSVM rejète ces objets et les marque comme valeus aberrantes. Les points spatiaux de caractéristiques $\phi(x_1), \cdots, \phi(x_N)$ sont tous séparables. La distance de l'hyperplan est déterminée en résolvant le problème d'optimisation en (3.44) ;

$$\Phi(w) = \frac{1}{2}\|w\|^T + \sum_{i=1}^{N}(\xi_i - \rho v) \quad est\ minimis,\ s.t.\ (w.\phi(x_i) \geq \rho - \xi_i)\ pou\ tous\ \xi_i \geq 0 \tag{3.44}$$

Où ρ est le décalage par rapport à l'origine et v est un paramètre qui contrôle le compromis entre la maximisation de la distance depuis l'origine et l'inclusion des données dans la région construite par l'hyperplan qui correspond au rapport des anomalies attendues dans l'ensemble de données et ξ_i, les variables de relaxation. En résolvant le problème d'optimisation, la fonction de décision pour chaque point x est définie en (3.45) ;

$$f(x) = (w\phi(x_i)) - \rho \tag{3.45}$$

$K(x_i, x_j) = \phi(xi)^T \phi(x_j)$ représente le noyau. L'équation (3.46) est formulée comme un problème double.

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j),\ \Phi(w)\ est\ maximis\ sous\ rserve\ de\ 0 \leq \alpha_i \leq 1 \tag{3.46}$$

ρ s'exprime par (3.47) ;

$$\rho = w^T \phi(x_i) = 2 \sum_{i,j=1}^{N} \alpha_j K(x_j, x_i) \tag{3.47}$$

La machine à vecteurs de support (SVM) " One–class SVMs (OCSVM)" est définie par (3.48) ;

$$f(x) = \sum \alpha_i K(x_i, x) - \rho \tag{3.48}$$

3.12 Machines à vecteurs de support (SVM) Multi–classe

Les machines à vecteurs de support sont définies comme des classifieurs binaires. Cependant, les méthodes des machines à vecteurs de support à classes multiples réduisent le problème de classes multiples au stade de la validation (test) lorsque les résultats de la classification sont plus qu'une classe [16]. Le cas multi–classes SVM peut être fait de quatre façons différentes. En cas de classification multi–classes, le problème devient plus complexe car les sorties peuvent être plus qu'une classe et doivent être divisées en M classes mutuellement exclusives. Le choix de ces méthodes dépendra de la taille du problème. En fait, il existe plusieurs méthodes pour résoudre ces problèmes de classification multi–classes par SVM tels que Graphe de décision, arbres de décision, Une–contre–une (1–vs–1) et une–contre–reste (une–vs–Res) [5].

3.12.1 Graphe de décision

La méthode graphe de décision est introduite par Platt [37], et fonctionne comme la méthode Une–contre–une $(1vs1)$ pour trouver $M(M-1)/2$ hyperplans. La construction d'un graphe de décision est basée sur une mesure E_{ks}, qui représente la capacité de généralisation sur les différents hyperplans pour chaque paire de classe. Cette mesure représente le rapport entre le nombre de vecteurs supports de l'hyperplan et le nombre d'exemples des deux classes correspondantes, comme exprimée en (3.49) ;

$$E_{ks} = \frac{N_{vs}}{N_{exemples}} \tag{3.49}$$

Une classification par graphe de décision suit les étapes suivantes ;

1. Construire une liste L contenant toutes les classes.
2. Si la liste L comprend une seule classe, dans ce cas créer un nœud étiqueté de cette classe et arrêter.
3. Calculer pour chaque paire de classes (i, j) la capacité de généralisation E_{ij} de l'hyperplan obtenu dans la phase d'apprentissage.
4. Rechercher les deux classes k et s tant que E_{ks} est atteint au maximum.
5. Construire un nœud N du graphe étiqueté pour les deux classes (k, s).
6. Créer un graphe de décision à partir de la liste $L - \{k\}$, de la même manière, et l'attacher au fils gauche de N qui dépend de la valeur de sortie.
7. Créer un graphe de décision à partir de la liste $L - \{k\}$, de la même manière, et l'attacher au fils droit de N qui dépend de la valeur de sortie.

Dans la phase de validation (test), un graphe de décision est utilisé comprenant M feuilles et $M(M-1)/2$ nœuds. Pour un échantillon de test, l'évaluation de la fonction de décision binaire commence au nœud racine ; ensuite son mouvement vers la gauche ou la droite dépend de la valeur de sortie. Un graphe de décision similaire est représenté dans la Figure 3.14.

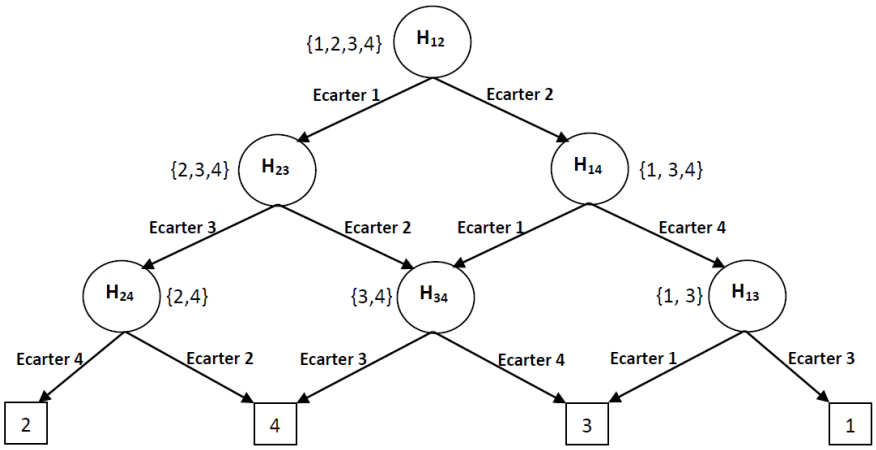


FIGURE 3.14 – *Exemple d'un graphe de décision acyclique orienté [8]*

3.12.2 SVMs basées arbres de décision

Les méthodes basées sur le principe des arbres de décision souvent plus rapides et efficaces par rapport à la méthode 1 vs R (une–vs–Res). par conséquent la méthode 1–vs–R utilise, pour apprendre chaque hyperplan, tous les exemples dans les méthodes basées sur les arbres de décision. Le nombre d'exemples d'apprentissage diminue du haut à la base dans l'arbre [40, 43]. Cette technique de classification comprend K classes et $K-1$ hyperplans. L'objectif de chaque hyperplan se distingue par une ou plusieurs classes. Un découpage semblable à la méthode 1–vs–R où l'hyperplan H_i

sépare la classe i des classes $i+1, i+2, \cdots, K$ est choisi selon le type de découpage utilisé comme illustré dans la Figure 3.15.

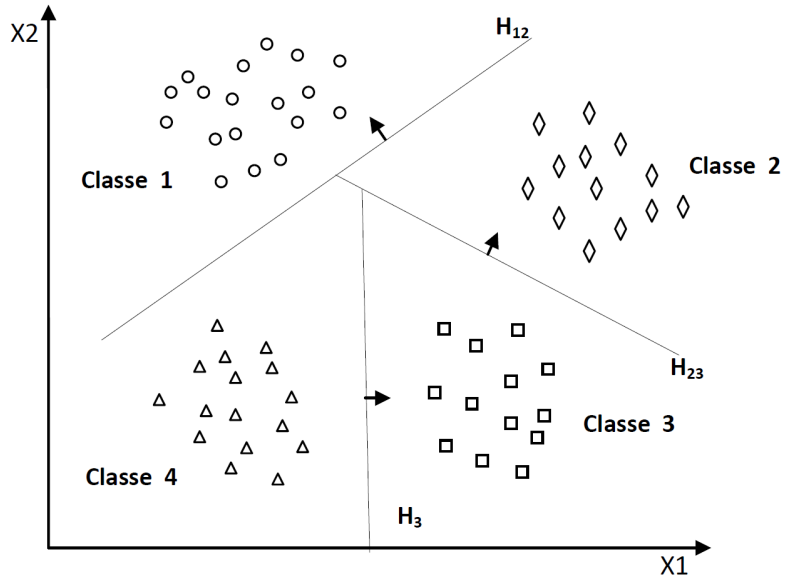


FIGURE 3.15 – *SVM multi–classe en utilisant un arbre de décision [8]*

Dans la figure 3.15, les classes possédant un indice inférieur sont des zones de classification plus importantes par rapport aux autres zones, ce qui pose des problèmes pour les performances du système de classification obtenu. Par conséquent, l'ordre de découpage choisi et utilisé considérer comme un facteur très important. Afin de classer un nouvel exemple x, la procédure permet de tester les hyperplans selon un ordre croissant et on s'arrête au premier hyperplan qui donne une valeur de décision positive. L'exemple x est classé à la classe positive de cet hyperplan.

Dans littérature, de nombreux types d'arbre de décision sont étudiés. Certaines-techniques d'arbres de décision séparent les classes selon un ordre décroissant par rapport au nombre de leurs exemples selon les classes pertinentes. D'autres techniques divisent à chaque fois, les classes en deux ensembles identiques et équilibrés, ce qui génère un arbre de décision binaire équilibré. Dans d'autres méthodes, basées sur des clustering selon une mesure de performance choisie pour classifier les différentes classes.

3.12.3 Une–contre–une (1–vs–1)

Cette méthode consiste à utiliser un classifieur pour chaque paire de classes. La méthode Une–contre–une construit des classifieurs binaires $k(k-1)/2$, en utilisant toutes les combinaisons binaires par paires de M classes [24]. Chaque classifieur est qualifié en utilisant les exemples de la première classe comme positifs et les exemples de la deuxième classe comme exemples négatifs. Pour combiner ces classifieurs, la classe suivante est déterminée en sélectionnant la classe votée par la majorité des classifieurs.

Cependant, comme illustré dans la Figure 3.16, la méthode Une–contre–une (1–vs–1) sépare chaque classe des autres classes, ainsi $k(k-1)/2$ fonctions de décisions sont apprises. Pour chaque paire de classes, la méthode Une–contre–une (1vs1) forme une fonction de décision binaire $y_i \in \{-1, 1\}$. Dans la phase de validation, un exemple de test est obtenu à partir de la fonction de décision pour chaque hyperplan. Pour chaque validation, le principe repose sur le vote pour la classe à laquelle appartient l'exemple (classe gagnante).

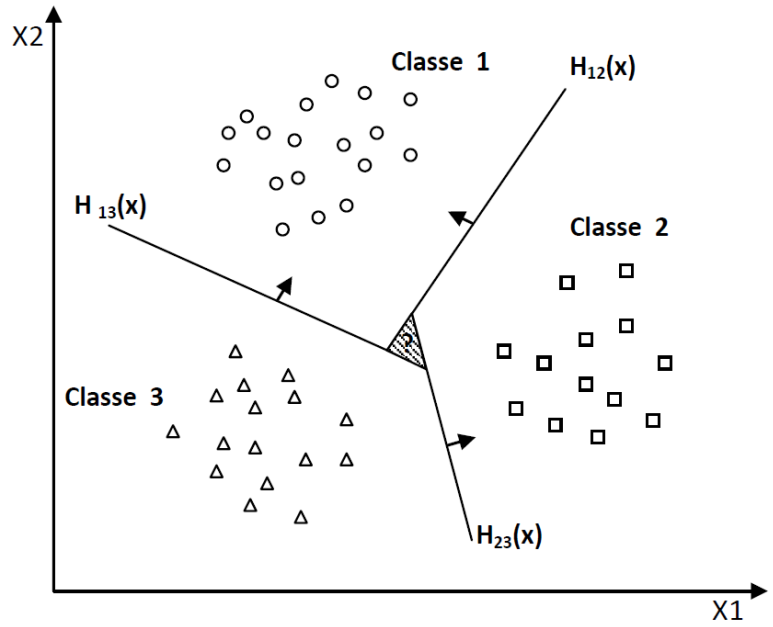


FIGURE 3.16 – *Approche une–contre–une [8]*

On définit la fonction de décision binaire $H_k(x)$ donnée en (3.51).

$$H_k(x) = sign(f_{ks}) \tag{3.50}$$

$$= \begin{cases} +1, & \text{if } f_{ks}(x) \geq 0 \\ 0, & \text{else if} \end{cases} \tag{3.51}$$

3.12.4 une–contre–reste

En cas de problèmes de classe supérieure à 2, M classifieurs SVM binaires sont construits pour séparer les différentes classes. Le SVM est formé de telle sorte que les exemples de la i^{me} classe soient étiquetés comme des exemples positifs et tous les autres comme des exemples négatifs, selon la proposition de Vapnik [46]. La méthode une–contre–reste (Figure 3.17) détermine pour chaque classe k un hyperplan $H_k(w_k, b_k)$ qui assure la séparation entre les classes [39]. Selon le principe de cette

méthode, en considère une classe k comme étant une classe positive $(+1)$ et les autres classes comme étant la classe négative $(+)$, ce qui résulte, pour un problème à k classes, en K SVM binaires. Un hyperplan H_k est défini pour chaque classe k par la fonction de décision suivante (3.53) ;

$$H_k(x) = sign((W_k, x) + b_k) \tag{3.52}$$

$$= \begin{cases} +1 & \text{if } f_k(x) \geq 0 \\ 0 & \text{else if} \end{cases} \tag{3.53}$$

L'inconvénient majeur de la méthode 1–vs–R est son asymétrie, car chaque hyperplan ou classifieur est appris et entraîné sur un certain nombre d'exemples négatifs d'une classe d'une manière plus importante par rapport aux exemples positifs de l'autre classe.

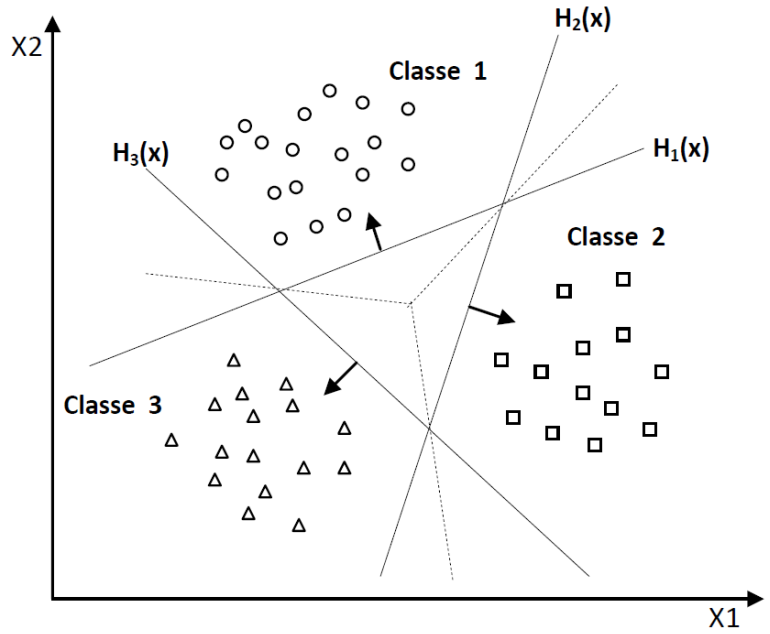


FIGURE 3.17 – *Approche une–contre–reste avec des zones d'indécision [8]*

3.13 Evaluation du modèle

Pour améliorer les métriques de performances pour différents algorithmes d'apprentissage et évaluer les caractéristiques sélectionnés, ils existent différentes techniques d'évaluation, telles que holdout, k–cross validation et leave–one–out.

3.13.1 Holdout

Elle consiste à diviser l'ensemble des données en deux parties. La première partie est utilisée pour l'apprentissage D_k et la deuxième pour le test D_t. Généralement, $D_k = 2/3$ et $D_t = 1/3$.

3.13.2 Validation croisée

Pour réduire l'influence du choix du partitionnement de l'ensemble des exemples, la validation croisée appelée aussi estimation rotative, consiste à subdiviser aléatoirement l'ensemble d'apprentissage initial en k sous–ensemble disjoints $D_1, D_2, .., D_k$ de même taille. Le classifieur, en phases d'apprentissage et test, est testé k fois. A chaque itération i, $i \in 1, 2, \cdots, k$, le sous–ensemble D_i est réservé pour l'étape de test et le reste des exemples sont utilisés pour l'apprentissage du modèle. La performance finale du modèle est égale à la moyenne des k performances de test P_i, calculée par l'équation (3.54) ;

$$P = \frac{\sum_{i=1}^{k} P_i}{k} \tag{3.54}$$

La méthode Leave–One–Out est un cas particulier de la validation croisée, avec $k = n$, n représente le nombre d'instances [16].

3.13.3 Le Bootstrap

La procédure Bootstrap, également appelée échantillonnage par remplacement, effectuée pendant l'étape d'apprentissage sur N exemples choisis aléatoirement à partir de l'ensemble d'exemples sélectionnées [10]. Ces exemples peuvent être sélectionnés plus d'une fois et les autres ne sont pas choisis du tout. Les exemples qui ne sont pas sélectionnés pour l'apprentissage sont utilisés dans l'opération de test. La méthode de Bootstrap la plus utilisée, est appelé méthode ".632" qui prendre son nom selon le partitionnement de l'ensemble des exemples, 63.2 % des exemples utilisent dans l'étape d'apprentissage mais le reste (36.8 %) contribue aux tests. La méthode répète le processus k fois et la précision moyenne du modèle P est donnée par (3.55) ;

$$P = \sum_{i=1}^{k} 0.632 \times P_{itest} + 0.368 \times P_{itentr} \tag{3.55}$$

Où P_{itest} est la précision du modèle appliqué sur les exemples de test pour chaque itération i. P_{ientr} est la précision du même modèle appliqué sur les données d'apprentissage.

3.14 Métriques de performances

La Sensibilité (S_e), la Spécificité (S_p) et la Précision (Acc) du classifieur sont calculées pour déterminer sa performance. Le taux de vrais positifs est défini par le S_e donné dans (3.56) ;

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.56}$$

Le taux de vrais négatifs est défini par la spécificité S_p telle que donnée dans (3.57) ;

$$S_p = \frac{TN}{FP + TN} \tag{3.57}$$

Le rapport entre le nombre de prédictions correctes et le nombre total de prédictions définit la précision Acc comme indiqué dans (3.58) ;

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{3.58}$$

où,

TP Vrai positif : classé correctement comme positif.

FP Faux positif : classé faussement comme positif.

TN Vrai négatif : classé correctement comme négatif.

FN Faux négatif : classé faussement comme négatif.

3.15 Application des méthodes de sélection et Machines à Vecteurs de Support (SVM) pour la classification de CHF et NSR

La sélection des caractéristiques est importante dans les applications biomédicales. Notre travail a montré que la précision de la performance d'un système classification soit binaire ou multi–class peut être améliorée en améliorant la sélection de caractéristiques. L'idée est de trouver des sous–ensembles de caractéristiques pertinentes afin d'améliorer le taux de classification. Dans cette thèse, nous avons utilisés le classifieur Machines à vecteurs de support (SVM) comme système de classification. Lorsqu'il s'agit d'un grand nombre de caractéristiques, une solution typique consiste à utiliser des techniques spécifiques pour réduire la dimensionnalité et de trouver des caractéristiques pertinentes, ce qui améliore également les performances d'apprentissage. Les techniques de réduction de dimensionnalité sont généralement divisées en méthodes d'extraction de caractéristiques et de sélection de caractéristiques. La différence entre elles est que l'extraction de caractéristiques combine les caractéristiques originales et crée un ensemble de nouvelles caractéristiques, tandis que la sélection de caractéristiques sélectionne un sous–ensemble des caractéristiques originales, comme montré

dans le Tableau 3.3. La technique de sélection des caractéristiques aide le personnel médical à déterminer quelles caractéristiques sont les plus significatives.

TABLE 3.3 – *Résultat de la classification utilisant les méthodes de sélection des caractéristiques de l'insuffisance cardiaque congestive (CHF)*

FEM	FSM	NF	NFS	Se (%)	Sp(%)	Acc (%)
Caractéristiques de LF et HF	Fisher	10	**4**	**100**	**93.33**	**95.65**
	Score Laplacien (LS)	10	5	100	86.66	91.30
	Lasso	10	4	86.95	87.50	86.66

FEM : Méthodes d'extraction de caractéristiques, **FSM :** Méthodes de sélection de caractéristiques, **NF :** Nombre de caractéristiques extraites, **NFS :** Nombre de caractéristiques sélectionnées, **Se :** Sensibilité, **Sp :** Spécificité, **Acc :**Précision.

L'objectif de la sélection des caractéristiques est de trouver une classification très performante de la pathologie de CHF en établissant de nouvelles caractéristiques temps–fréquence calculées à partir de représentations temps–fréquence à haute résolution des signaux HRV [15]. Pour quantifier les largeurs des bandes LF et HF dans le plan temps–fréquence, une approche de segmentation par traitement d'image, à savoir la méthode Otsu, a été utilisée pour extraire ces nouvelles caractéristiques. Cinq caractéristiques ont été formulées sur la base de la forme géométrique et de l'énergie des régions temps–fréquence segmentées pour quantifier chaque bande de fréquence, à savoir : TFCM, TFEC, TFRAD, TFREC et TFRAC. En ce qui concerne les résultats de la classification basée sur les caractéristiques générées à partir des bandes LF et HF, nous avons utilisé deux approches distinctes pour la sélection automatique des caractéristiques : (i) la méthode de Fisher, et (ii) le score laplacien (LS), comme le montre dans le Tableau 3.3. Les résultats du taux de classification sont obtenus en utilisant un maintien stratifié pour diviser aléatoirement la base de données en un ensemble d'apprentissage (70% HRV) et un ensemble de test (30% HRV). Cette approche divise les observations en un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test de manière aléatoire. Avec Se=100 %, Sp=93,33 % et Acc=95,65 %, nous pouvons constater que notre technique, qui combine la distribution temps–fréquence avec le SVM, est très efficace pour distinguer les classes CHF et NSR. Le meilleur taux de classification est généré en utilisant la technique de sélection des caractéristiques de Fisher, selon les résultats obtenus basés sur les caractéristiques LF et HF. Les résultats montrent que la technique du Score Laplacien (LS) sélectionne un ensemble de cinq caractéristiques sur un total de dix caractéristiques, mais l'approche de Fisher ne peut sélectionner que quatre caractéristiques utiles calculées à partir de la bande haute–fréquence (HF), à savoir TFCM, TFEC, TFRAD et TFREC (voir Tableau 3.3). Il est également intéressant de noter que la technique LS permet d'obtenir un taux de classification élevé (Se=100%, Sp=86,66%, et Acc=91,30%). Cette performance a été atteinte en calculant 3 caractéris-

tiques de la bande LF : REAC, TFEC et TFCM, ainsi que 2 caractéristiques de la bande HF : REAC et TFEC. Enfin, nous avons découvert que chez les patients atteints de CHF, la bande HF est plus pertinente que la bande LF. En fait, les 4 caractéristiques de la méthode de Fisher sont toutes dérivées de la bande HF. En outre, deux algorithmes, l'algorithme basé sur le LS et la méthode de Fisher, sont utilisables pour sélectionner les caractéristiques les plus précieuses avant une étape de classification SVM, car ils ont donné de meilleurs résultats en termes de précision que les autres méthodes testées lors de l'étape de sélection, comme la méthode LASSO, qui nous a donnée une précision inférieure à 87 %. La technique de Fisher a permis d'obtenir les meilleures performances de détection sur les signaux HRV à long terme, avec une précision de 95,65 %, une sensibilité de 100 % et une spécificité de 93,33 %. Les résultats montrent que chez les patients atteints d'insuffisance cardiaque congestive, la bande à hautes fréquences de la représentation TF du signal HRV est un facteur prédictif important vis-à–vis du pronostic clinique de CHF. Le tableau 3.4 montre une comparaison des performances entre les études précédentes et notre travail pour détecter l'insuffisance cardiaque congestive (CHF), il résume les performances de classification, le nombre de caractéristiques sélectionnées, la longueur et le nombre de HRV utilisées.

TABLE 3.4 – *Résumé des études précédentes en comparaison avec notre travail pour détecter l'insuffisance cardiaque congestive (CHF)*

Auteurs	Base de données				Traitement & Classification		
	Données	No. de sujets	Enregistrements ECG	Longueur HRV	Methodes	No. de caractéristiques	Performance
Yalcin et al. [21]	NSR RR interval NCHF RR interval	54 29	83	5–min	Wavelet entropy, measures, poincare plot, genetic algorithm, KNN classifier	11 up to16	Acc = 96.39 %, Sen = 96.43 %, Spe = 96.36 %
Pecchia et al [35]	NSR RR interval CHF RR interval	54 29	83	5–min	Physionet's HRV Toolkit based Features	6	Acc = 96.4 %, Sen = 89.7 %, Spe = 100 %
Narin et al [33]	NSR RR interval CHF RR interval	54 29	83	5–min	Time and frequency domain, nonlinear HRV measures, SVM	27	Acc = 91.56 %, Sen = 82.75 % Spe = 96.29 %
Li et al. [29]	NSR RR interval CHF RR interval	54 29	83	300 samples	Distance distribution matrix (DDM) in entropy calculation, (CNN)	1	Acc = 81.85 %
Sharma et al [41]	MIT–BIH NSR BIDMC CHF Fantasia	18 15 40	73	500 samples	Time–Frequency based on EVDHM, t–value, LS–SVM classifier	8	Acc = 93.33 % Sen = 91.41% Spe = 94.90 %
Hussain et al [20]	MIT–BIH NSR BIDMC CHF NSR RR interval CHF RR interval	18 15 54 29	116	20000 samples	Time–Domain, Frequency–Domain Entropy–based, EROC, SVM Gaussian	22	Acc = 88.79 %, Sen = 93.06%, Spe = 81.82 %
Proposed work [15]	MIT–BIH NSR BIDMC CHF NSR RR interval CHF RR interval	18 15 54 29	116	Whole duration of HRV signal	Time–Frequency Distribution, EMBD Image processing, Features selection methods (Fisher & LS), SVM	4	Acc = 95.65 %, Sen = 100 %, Spe = 93.33 %

3.16 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des méthodes de sélection de caractéristiques les plus pertinentes pour classer les arythmies cardiaques comme par exemple la fibrillation auriculaire (AF), la tachycardie supraventriculaire (SVT) et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF). Cette réduction de caractéristiques est indispensable pour

réduire le nombre de caractéristiques d'entrée au système de classification. Cette technique permet de réduire le temps de calcul et d'améliorer les performances du classifieur. Nous avons détaillé dans la deuxième partie de ce chapitre, la théorie mathématique, les différents types et le principe fondateur des machines à vecteur support (SVM) utilisé pour classifier les arythmies cardiaques.

Le chapitre suivant présente la partie télémédicale pour établir le système de télésurveillance des arythmies cardiaques en utilisant plusieurs protocoles de communication tels que le protocole de communication TCP/IP et le système de sécurisation d'échange des données à travers le protocole TLS.

Références

[1] Shivam Agarwal. "Data Mining : Data Mining Concepts and Techniques". In : *2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement*. 2013, p. 203-207. doi : 10.1109/ICMIRA.2013.45.

[2] Hosameldin Ahmed et Asoke K. Nandi. "Artificial Neural Networks (ANNs)". In : *Condition Monitoring with Vibration Signals : Compressive Sampling and Learning Algorithms for Rotating Machines*. 2019, p. 239-258. doi : 10.1002/9781119544678.ch12.

[3] Avrim Blum et Ronald L. Rivest. "Training a 3-node neural network is NP-complete". In : *Proceedings of the 1st Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Association for Computing Machinery, Inc, 1988, p. 9-18. doi : 10.1007/3-540-56483-7_20.

[4] Bernhard E. Boser, Isabelle M. Guyon et Vladimir N. Vapnik. "Training algorithm for optimal margin classifiers". In : *Proceedings of the Fifth Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*. New York, New York, USA : Association for Computing Machinery, 1992, p. 144-152. doi : 10.1145/130385.130401.

[5] Fereshteh Falah Chamasemani et Yashwant Prasad Singh. *Multi-class Support Vector Machine (SVM) Classifiers – An Application in Hypothyroid Detection and Classification*. 2011. doi : 10.1109/BIC-TA.2011.51.

[6] Thomas M. Cover et Joy A. Thomas. *Elements of Information Theory (Wiley Series in Telecommunications and Signal Processing)*. Wiley-Interscience, 2006.

[7] M DASH et H LIU. "Feature selection for classification". In : *Intelligent Data Analysis* 1.1-4 (1997), p. 131-156. doi : 10.1016/S1088-467X(97)00008-5.

[8] A. DJEFFAL. "Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données". PhD dissertation. Université Mohamed Khider - Biskra, Mai 2012.

[9] Liang Du et Yi-Dong Shen. "Unsupervised Feature Selection with Adaptive Structure Learning". In : *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 10. 2015, p. 209-218. doi : 10.1145/2783258.2783345.

[10] Bradley Efron et Robert Tibshirani. "Improvements on Cross–Validation : The .632+ Bootstrap Method". In : *Journal of the American Statistical Association* 92.438 (1997), p. 548-560. doi : 10.2307/2965703.

[11] Andrew M. Fraser et Harry L. Swinney. "Independent coordinates for strange attractors from mutual information". In : *Physical Review A* 33.2 (1986), p. 1134-1140. doi : 10.1103/PhysRevA.33.1134.

[12] Quanquan Gu, Zhenhui Li et Jiawei Han. “Generalized Fisher Score for Feature Selection”. In : *Proceedings of the Twenty-Seventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. 2011, p. 266-273.

[13] Isabelle Guyon et André Elisseeff. “An Introduction to Variable and Feature Selection”. In : *J. Mach. Learn. Res.* 3 (2003), p. 1157-1182.

[14] Isabelle Guyon et al. “Gene selection for cancer classification using support vector machines”. In : *Machine Learning* 46.1-3 (2002), p. 389-422. doi : 10.1023/A:1012487302797.

[15] Ismail Hadj Ahmed et Abdelghani Djebbari. “Robust detection of CHF through new time–frequency features within HRV signals”. In : *Research on Biomedical Engineering 2022* (fév. 2022), p. 1-20. doi : 10.1007/S42600-021-00193-W.

[16] Lutz Hamel. *Knowledge Discovery with Support Vector Machines (Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining)*. Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining. A John Wiley & Sons, Inc., 2009, p. 89-132. doi : 10.1002/9780470503065.

[17] Xiaofei He, Deng Cai et Partha Niyogi. “Laplacian Score for Feature Selection”. In : *Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information Processing Systems*. MIT Press, 2005, p. 507-514.

[18] Jin-Hyuk Hong et Sung-Bae Cho. “A probabilistic multi-class strategy of one-vs.-rest support vector machines for cancer classification”. In : *Neurocomputing* 71.16-18 (2008), p. 3275-3281. doi : 10.1016/j.neucom.2008.04.033.

[19] Chenn-Jung Huang, Dian-Xiu Yang et Yi-Ta Chuang. “Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction”. In : *Expert Systems with Applications* 34.4 (2008), p. 2870-2878. doi : 10.1016/j.eswa.2007.05.035.

[20] Lal Hussain et al. “Machine learning based congestive heart failure detection using feature importance ranking of multimodal features”. In : *Mathematical Biosciences and Engineering* 18.1 (2020), p. 69-91. doi : 10.3934/MBE.2021004.

[21] Yalçın Işler et Mehmet Kuntalp. “Combining classical HRV indices with wavelet entropy measures improves to performance in diagnosing congestive heart failure”. In : *Computers in biology and medicine* 37.10 (2007), p. 1502-1510. doi : 10.1109/ACCESS.2018.2855420.

[22] Jia Jiong et Zhang Hao-ran. “A Fast Learning Algorithm for One-Class Support Vector Machine”. In : *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*. T. 1. 2007, p. 19-23. doi : 10.1109/ICNC.2007.25.

[23] George H John, Ron Kohavi et Karl Ppeger. “Irrelevant F eatures and the Subset Selection Problem”. In : *Proceedings of the Eleventh International Conference on International Conference on Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1994, p. 121-129.

[24] Stefan Knerr, Léon Personnaz et Gérard Dreyfus. "Single-Layer Learning Revisited : A Stepwise Procedure for Building and Training a Neural Network". In : *Soulié F.F., Hérault J. (eds) Neurocomputing*. T. 68. Springer, Berlin, Heidelberg, 1990, p. 41-50. DOI : 10.1007/978-3-642-76153-9_5.

[25] Ron Kohavi et George H. John. "Wrappers for feature subset selection". In : *Artificial Intelligence* 97.1 (1997), p. 273-324. DOI : 10.1016/S0004-3702(97)00043-X.

[26] S. B. Kotsiantis. "Supervised Machine Learning : A Review of Classification Techniques". In : *Proceedings of the 2007 Conference on Emerging Artificial Intelligence Applications in Computer Engineering : Real Word AI Systems with Applications in EHealth, HCI, Information Retrieval and Pervasive Technologies*. IOS Press, 2007, p. 3-24.

[27] Prabha M. Kumarage, B. Yogarajah et Nagulan Ratnarajah. "Efficient Feature Selection for Prediction of Diabetic Using LASSO". In : *2019 19th International Conference on Advances in ICT for Emerging Regions (ICTer)*. T. 250. 2019, p. 1-7. DOI : 10.1109/ICTer48817.2019.9023720.

[28] Yang Li et Li Guo. "TCM-KNN Scheme for Network Anomaly Detection Using Feature-Based Optimizations". In : *Proceedings of the 2008 ACM Symposium on Applied Computing*. Association for Computing Machinery, 2008, p. 2103-2109. DOI : 10.1145/1363686.1364194.

[29] Yaowei Li et al. "Combining Convolutional Neural Network and Distance Distribution Matrix for Identification of Congestive Heart Failure". In : *IEEE Access* 6 (2018), p. 39734-39744. DOI : 10.1109/ACCESS.2018.2855420.

[30] Huan Liu et Hiroshi Motoda. *Computational Methods of Feature Selection (Chapman Hall/Crc Data Mining and Knowledge Discovery Series)*. Chapman Hall/CRC, 2007.

[31] Huan Liu et Lei Yu. "Toward integrating feature selection algorithms for classification and clustering". In : *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 17.4 (2005), p. 491-502. DOI : 10.1109/TKDE.2005.66.

[32] R Muthukrishnan et R Rohini. "LASSO : A feature selection technique in predictive modeling for machine learning". In : *2016 IEEE International Conference on Advances in Computer Applications (ICACA)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers Inc., 2016, p. 18-20. DOI : 10.1109/ICACA.2016.7887916.

[33] Ali Narin, Yalcin Isler et Mahmut Ozer. "Investigating the performance improvement of HRV Indices in CHF using feature selection methods based on backward elimination and statistical significance". In : *Computers in Biology and Medicine* 45 (2014), p. 72-79. DOI : 10.1016/j.compbiomed.2013.11.016.

[34] Costas K. Neocleous et Christos N. Schizas. "Artificial neural network learning : A comparative review". In : *2nd Hellenic Conference on Artificial Intelligence* 2308 (2002), p. 300-313.

[35] L Pecchia et al. “Discrimination Power of Short–Term Heart Rate Variability Measures for CHF Assessment”. In : *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 15.1 (2011), p. 40-46. DOI : 10.1109/TITB.2010.2091647.

[36] Hanchuan Peng, Fuhui Long et C. Ding. “Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy”. In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 27.8 (2005), p. 1226-1238. DOI : 10.1109/TPAMI.2005.159.

[37] John Platt, Nello Cristianini et John Shawe-Taylor. “Large Margin DAGs for Multiclass Classification”. In : *Advances in Neural Information Processing Systems*. T. 12. MIT Press, 2000, p. 547-553.

[38] Giorgio Roffo. *Feature Selection Library (MATLAB Toolbox)*. 2018. arXiv : 1607.01327 [cs.CV].

[39] B. Schölkopf et AJ. Smola. *Learning with Kernels : Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond*. Adaptive Computation and Machine Learning. Cambridge, MA, USA : MIT Press, 2002.

[40] F. Schwenker. “Hierarchical support vector machines for multi-class pattern recognition”. In : *KES’2000. Fourth International Conference on Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems and Allied Technologies. Proceedings (Cat. No.00TH8516)*. T. 2. 2000, p. 561-565. DOI : 10.1109/KES.2000.884111.

[41] Rishi Raj Sharma et al. “Accurate automated detection of congestive heart failure using eigenvalue decomposition based features extracted from HRV signals”. In : *Biocybernetics and Biomedical Engineering* 39.2 (2019), p. 312-327. DOI : 10.1016/j.bbe.2018.10.001.

[42] Shiliang Sun et Rongqing Huang. “An adaptive k-nearest neighbor algorithm”. In : *2010 Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. T. 1. 2010, p. 91-94. DOI : 10.1109/FSKD.2010.5569740.

[43] F. Takahashi et S. Abe. “Decision-tree-based multiclass support vector machines”. In : *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing, 2002. ICONIP ’02.* T. 3. 2002, p. 1418-1422. DOI : 10.1109/ICONIP.2002.1202854.

[44] Kashvi Taunk et al. “A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification”. In : *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS)*. 2019, p. 1255-1260. DOI : 10.1109/ICCS45141.2019.9065747.

[45] Divya Tomar et Sonali Agarwal. “A survey on Data Mining approaches for Healthcare”. In : *BSBT 2013*. 2013.

[46] V. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Information Science and Statistics. Springer New York, 1999. DOI : 10.1007/978-1-4757-3264-1.

[47] Vladimir Naumovich. Vapnik. *Statistical learning theory*. Adaptive and Cognitive Dynamic Systems : Signal Processing"" Learning"" Communications and Control. Wiley, 1998.

[48] Xindong Wu et al. "Top 10 Algorithms in Data Mining". In : *Knowl. Inf. Syst.* 14.1 (2007), p. 1-37. DOI : 10.1007/s10115-007-0114-2.

[49] Lei Yu, Yue Han et Michael E. Berens. "Stable Gene Selection from Microarray Data via Sample Weighting". In : *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics* 9.1 (2012), p. 262-272. DOI : 10.1109/TCBB.2011.47.

[50] Marco Zaffalon et Marcus Hutter. *Robust Feature Selection by Mutual Information Distributions*. 2014. arXiv : 1408.1487 [cs.AI].

[51] Qifeng Zhou et al. "A new SVM-RFE approach towards ranking problem". In : *2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*. T. 4. 2009, p. 270-273. DOI : 10.1109/ICICISYS.2009.5357684.

Chapitre 4

Application télémédicale

4.1 Introduction

L'évolution des technologies dans les différents domaines de l'électronique, de l'informatique, et des télécommunications permet de développer des systèmes de soins à travers la création de réseaux télémédicaux. Cette pratique médicale distante améliore la qualité de soins pour les personnes habitant dans les régions éloignées et aussi pour les personnes atteintes de maladies chroniques. En effet, la télémédecine perfectionne la capacité d'échange d'information entre le patient et les différents acteurs de la santé. La télémédecine assure l'envoi et la réception des données médicales à travers les systèmes de communication et la sécurisation de données.

Dans ce chapitre, nous éclairons le contexte théorique de la télémédecine, en mettant en évidence les différentes techniques appliquées dans ce domaine. Nous mettons en lumière l'application de la télésurveillance des arythmies cardiaques en utilisant des méthodes avancées du traitement numérique du signal.

4.2 Evolution de la télémédecine

La télémédecine a évoluée suite au développement des techniques de télécommunication. Au début, la télémédecine a commencé à utiliser le téléphone, inventé en 1876, comme canal de communication permettant aux praticiens l'échange de données. En 1906, des travaux réalisent sur l'envoi des signaux cardiologies par téléphone à 1,5 km [26]. La télémédecine prend ses premiers pas à partir les années 50 par l'usage de la téléphonie pour transférer des images radiologiques (images d'examens fluoroscopiques).

Dans les années 70 et 80, plusieurs projets de télémédecine ont été développés par le Saint John's Memorial de l'Université de Terre-Neuve [20]. Avec l'arrivée de nouvelles technologies de la télécommunication au début des années 90, le développement du système de santé publique des USA et les agences gouvernementales du pays a faciliter les soins et à diminuer les coûts de ma médecine générale et la la couverture

sociale [27]. La médecine à distance permet l'échange des données médicales (texte, images, vidéo, etc.) avec un débit de communication élevé. Actuellement, la télémédecine repose sur des protocoles d'échanges et le développement des objets connectés en santé. Ces nouveaux moyens permet au patient une autonomie lors du recueil et l'envoi de données au personnel médical [11].

4.3 Télémédecine

La télémédecine définit divers aspects des soins de santé à distance. Elle consiste utiliser des techniques de télécommunications pour fournir des services médicaux. La télémédecine assure le suivi de patients dans une prie en charge ordinaire ou en cas d'urgences. Les ambulances, les milieux hospitaliers éloignés sont des exemples fréquents de sites d'urgence. La télémédecine déploie des techniques TIC, de l'électronique, de l'informatique et de la communication dans le domaine médical [8].

La télémédecine permet aux acteurs de santé de communiquer entre eux à travers un système de communication sécurisé afin d'échanger des données et des résultats de traitement en temps–réel sous le protocole TCP/IP.

La télémédecine compte de nombreuses catégories telles que :

Téléconsultation : le corps médical peut consulter et soigner le patient à distance à travers des applications de vision, de discussion par échange de messages entre le patient et le médecin, pour établir un diagnostic médical.

Télé–expertise : permet aux acteurs de la santé d'échanger leurs formation, leurs compétences et les informations médicales entre eux afin d'établir un diagnostic clinique.

Téléassistance : la télé assistance permet à un médecin d'assister à distance un autre médecin pour interprèter et prendre une décision sur un acte médical (télé–radiologie) ou chirurgical (télé–chirurgicale).

Télésurveillance : La télésurveillance médicale permet au médecin de suivre l'état de santé du patient à distance soit à domicile ou en milieu hospitalier. Des capteurs sont installés et reliés par un réseau informatique pour collecter des données en temps réel pour établir un diagnostic sur l'état de santé du patient.

4.4 Télésurveillance médicale

La mise en œuvre d'un réseau télémédical permet la transmission de données en temps–réel vers un poste distant. Actuellement, la télésurveillance médicale est capable d'effectuer un suivi continu, un diagnostic et une thérapie en temps–réel de l'état de santé du patient à domicile ou en milieu hospitalier.

Dans les travaux de recherche de cette présente thèse, nous avons conçu et développé une plateforme télémédicale permettant la télésurveillance du système cardiovasculaire en vue de détection et suivi d'éventuelles arythmies cardiaques. Cette plateforme assure d'effectuer plusieurs taches en termes d'affichage, de collection de données, d'analyse et de transmission de données entre un poste local et un poste distant à travers un réseau informatique sécurisé.

4.4.1 Historique des systèmes de surveillance de l'ECG

Depuis les années 1970, McFee et Baule [13] ont montré l'existance d'une relation entre l'ECG et la magnétocardiographie. Frank et al [30] ont développé le premier système de surveillance du rythme cardiaque en temps–réel et d'une manière continue en utilisant le signal ECG. Dans les années 80, Pahlm et Sornmo [15] ont introduit des systèmes informatiques pour l'analyse des enregistrements ECG ambulatoire. Afonso *et al.* [2] dans les années 1990, ont présenté des techniques pour réduire les bruits présents dans le signal ECG. Au cours de la dernière décennie, le développement et la mise en œuvre de méthodes basées sur l'analyse et le traitement numérique, la classification des signaux ECG se sont considérablement développés grâce à l'avènement de techniques innovantes et aussi l'intégration des réseaux corporels filaires est sans–fil [28].

4.4.2 Un modèle d'architecture IoT pour les habitats intelligents

L'Internet des objets (IoT) est un ensemble de technologies dont l'objectif est d'améliorer notre quotidien. L'un des domaines d'application les plus appropriés est la santé, où les techniques IoT peuvent améliorer les environnements de vie. Les applications IoT sont prises en charge par une architecture spécifique [23]. Le modèle d'architecture IoT habituel comporte trois couches différentes ; l'acquisition, le réseau et l'application, dans lesquelles les éléments IoT sont organisés. L'internet des objets (IoT) décrit le réseau de terminaux physiques, qui intègrent des capteurs, des softwares et d'autres technologies qui se connectent à d'autres terminaux et systèmes sur Internet et échangent des données avec eux, ce qui permet de réaliser un système d'habitats intelligents [23].

Dans cette thèse, nous présentons un modèle d'IoT pour les habitats intelligents dans le domaine de la santé pour établir un système de télécardiologie. La nouvelle architecture ajoute un système de sécurisation qui permet de protéger notre système contre les "hackers" grâce à un protocole TLS. L'objectif principal de l'architecture IoT que nous avons développé est basée sur une application client–serveur, comme illustrée sur la Figure 4.1. Cette application assure l'analyse des arythmies cardiaques à l'aide de méthodes d'analyse quadratiques temps–fréquence.

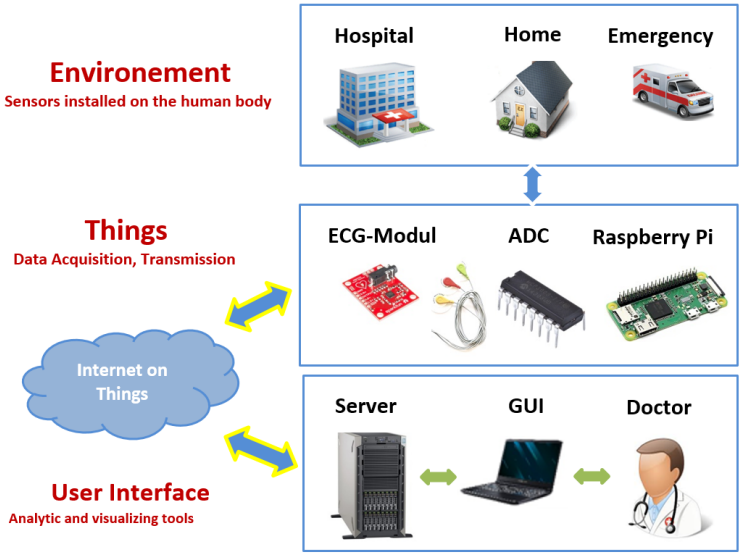


FIGURE 4.1 – *Internet des objets dans le domaine de la santé*

4.4.3 Architecture client–serveur

L'architecture client–serveur désigne un mode de communication entre plusieurs ordinateurs à travers un réseau sécurisé. Le processus de communication dans une application client–serveur repose sur l'utilisation de Sockets et la commande "Thread". Les applications client–serveur ne voient les couches de communication qu'à travers (API : application program interface) socket. Par conséquent, la commande "threading" est utilisé pour donner à un serveur la possibilité de se connecter avec plusieurs stations (clients) en même temps.

Socket

Toutes les communications entre le client et le serveur sont traitées via l'API (Application Programming Interface) Socket. Ces sockets peuvent utiliser le protocole TCP (Transmission Control Protocol) ou UDP (User Datagram Protocol). Socket est une interface qui assure le mécanisme de communication entre le client et le serveur. Ce mécanisme d'interface de programmation permet aux applications d'échanger des données. La mise en œuvre de l'interface socket nécessite de connaître :

1. L'architecture client–serveur.
2. L'adresse IP et le numéro du port.
3. Le mode de connexion ; connecté ou non–connecté (protocoles TCP ou UDP).

Les sockets représentent une interface uniforme entre le processus utilisateur (user) et les piles de protocoles réseau dans le noyau (kernel) de l'OS [6]. Il possède un rôle d'un point d'entrée initial au niveau TRANSPORT du modèle à couches DoD (Department of Defence) dans la pile de protocoles. La couche Transport assure le

transport des requêtes de bout en bout (soit d'une station à une autre) à travers le réseau. Le schéma d'une communication en mode connecté utilisant Socket est illustré dans la Figure 4.2.

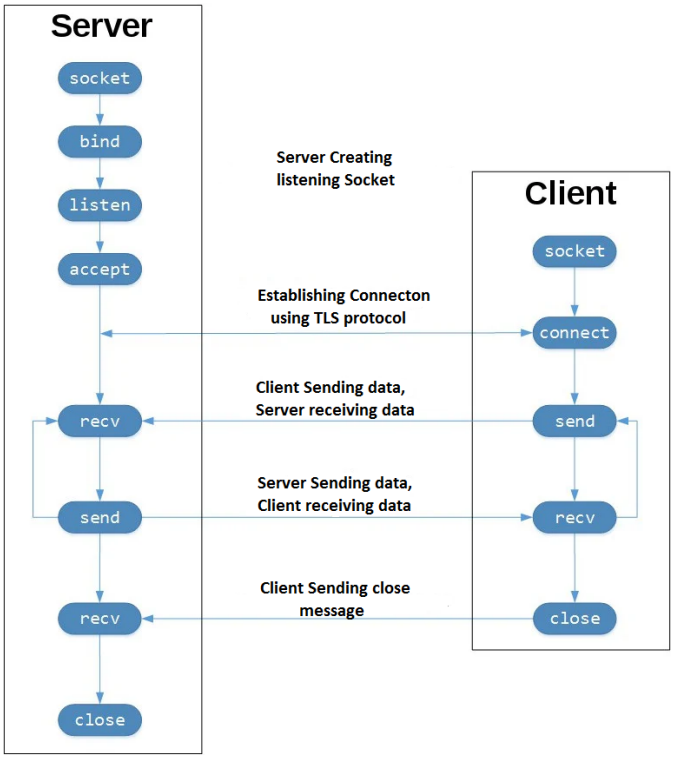


FIGURE 4.2 – *Architecture Client–Serveur à l'aide des sockets*

Les fonctions de Socket sont [25] :

1. La création d'une socket se fait à l'aide de la fonction "socket()".
2. Après avoir créé une socket, il faut le relier à un point de communication local défini par une adresse et un port, c'est le rôle de la fonction "bind()".
3. La fonction "listen()" permet de mettre un socket en attente pour la connexion. La fonction "listen()" n'est utilisée qu'en mode connecté (sous protocole TCP).
4. La fonction "accept()" permet l'acceptation de la connexion entre le client et le serveur.
5. La fonction "connect()" est utilisée pour établir une connexion entre le client et le serveur.
6. La fonction "recv()" permet de recevoir des données en mode connecté (TCP).
7. La fonction "send()" permet d'envoyer des données vers un socket en mode connecté (TCP).

La création d'une socket nécessite de préciser [29] :

1. Le domaine de communication : spécifie la famille de protocoles de communication à utiliser pour connecter des postes distants. Communication : elle spécifie la famille de protocoles à utiliser. Chaque famille a son adresse IP. Par exemple pour les protocoles Internet IPv4, il faut utiliser PF_INET ou AF_INET et AF_INET6 pour IPv6.
2. Type de socket à utiliser pour établir une connexion. Pour PF_INET, il existe deux possibilités : Utiliser $SOCK_STREAM$ (qui correspond à un mode connecté, donc TCP par défaut), ou bien $SOCK_DGRAM$ (qui correspond au mode offline et donc UDP) ou $SOCK_RAW$ (qui permet d'assurer un accès aux protocoles de couche réseau comme IP, ICMP ,etc.).
3. Un protocole à utiliser sur la socket. Le numéro de protocole dépend du domaine de communication et selon le type de socket utilisée. En général, il existe un seul protocole pour chaque type de socket pour une famille spécifique ($SOCK_STREAM \longrightarrow TCP$ et $SOCK_DGRAM \longrightarrow UDP$).

Threading

A travers la commande "thread", le serveur peut traiter en parallèle les requêtes provenant simultanément d'utilisateurs différents (clients). Un serveur ayant plus d'un thread est connu sous le nom de serveur multi–thread. Lorsqu'un client envoie une requête, un thread est généré par lequel un utilisateur peut communiquer avec le serveur [24]. Par conséquence, la création d'un thread permet d'économiser du temps CPU et sa vitesse est plusieurs fois supérieure à celle d'un processus. La Figure 4.3 présente le processus de fonction de notre application, où le serveur peut générer plusieurs threads pour accepter plusieurs requêtes de plusieurs clients en même temps.

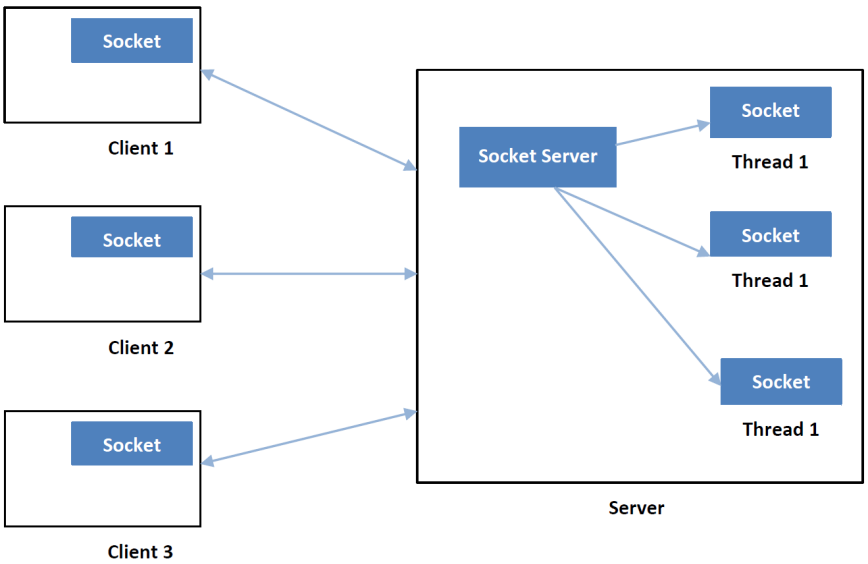


FIGURE 4.3 – *Serveur multi–threads*

Les avantages d'un serveur multi–thread sont :

1. Rapide et efficace : Un serveur "multi–thread" peut répondre efficacement et rapidement aux requêtes reçu des clients.
2. Le temps de réponse diminue : dans un serveur avec un "single–thread", les autres clients doivent attendre que le processus en cours soit terminé, mais dans les serveurs "multithread", tous les clients peuvent obtenir une réponse en une seule fois, de sorte qu'aucun utilisateur ne doit attendre la fin des autres processus.
3. Le problème d'un thread n'affecte pas les autres threads : lorsque une erreur se produit dans l'un des threads, les autre thread n'est affecté, tous les autres processus continuent de fonctionner normalement. Dans un serveur à un seul thread, tous les autres clients doivent attendre si un problème survient dans le thread.

4.4.4 Le réseau sans–fil

Un réseau est défini comme un ensemble d'outils matériels et logiciels permettant d'offrir un service de communications et d'échanges de données entre des postes distants. Actuellement, les réseaux sans–fil permettent à plusieurs équipements de se connecter entre eux sans liaison filaire de communication.

Classification des réseaux

Le critère de classification de réseaux repose sur les notions d'étendues géographiques et en fonction d'un ensemble de contraintes que le concepteur doit prendre en considération lors de l'installation du réseau. Plusieurs types de réseau sans–fil existent installés selon la zone de couverture et la confidentialité des données circulant sur ce réseau.

Réseaux personnels sans–fils (WPAN) Le réseau personnel sans–fil (Réseau individuel sans–fil ou réseau domestique sans–fil, noté WPAN : Wireless personal Area Network). Ce type de réseau assure une zone de communication d'environ 10 mètres. Il existe plusieurs technologies utilisées pour les WPAN :

1. Bluetooth, connu aussi sous le nom IEEE 802.15.1, utilise un débit de 1 Mbps pour une distance d'environ 30 mètres.
2. Home RF (Home Radio Frequency), proposé par le HomeRF Working Group (développé notamment par les constructeurs Compaq, HP, Intel, Siemens, Motorola et Microsoft) délivre un débit de 10 Mbps assurant une zone de couverture d'environ du 50 à 100 mètres sans amplificateur.
3. La technologie ZigBee, connue sous le nom IEEE 802.15.4 permet d'obtenir des liaisons sans–fil entre différents postes distants [7].

Réseaux locaux sans–fils (LAN) Le réseau local sans–fil (WLAN : Wireless Local Area Network) est un réseau équivalent d'un réseau local d'entreprise, de laboratoire, d'un même étage de bâtiment. La zone de couverture géographique de ce réseau varie d'une centaine de mètres à quelques kilomètres et offre un débit élevé allant de 10 $Mbit/s$ jusqu'à $10Gbit/s$. Le transfert et l'échange de données en utilisant un réseau local sont gratuits. La connexion et la communication entre les équipements informatiques à travers d'un réseau local sont liées par câblage RJ45 ou WiFi.

Réseaux métropolitains dans fils (WMAN) Le réseau métropolitain sans–fil (WMAN : Wireless Metropolitan Area Network) est connu sous le nom IEEE 802.16. Ce réseau offre, un débit de connexion utile de 1 à 10 $Mbit/s$ pour une distance maximale de communication allant de 4 à 10 km. Ils permettent de relier différents équipements informatiques situés dans différentes structures distantes.

Réseaux étendus sans–fils (WWAN) Le réseau sans fil (WWAN : Wireless wide Area Network) est aussi connu sous le nom de réseau cellulaire mobile. Ce type de réseau est utilisé dans les téléphones mobiles. Ces principales techniques sont les suivantes :

1. GSM (Global System for Mobile Communication (Groupe Spéciale Mobile).
2. GPRS (General packet Radio Service).
3. UMTS (Universal Mobile Telecommunications System).

4.4.5 Protocoles de communication

Un protocole de communication est un ensemble de règles et de procédures à respecter pour émettre et recevoir des données sur un réseau entre des processus qui s'exécutent sur différentes machines (client–serveur). Les protocoles de communication détectent et corrigent des erreurs au cours de la transmission. Il existe plusieurs protocoles selon le type de communication, par exemple le protocole UDP (User Datagramme Protocol), FTP (File Transfer Protocol), Telnet (Terminal Emulation Protocol), HTTP (Hyper Text Transfer Protocol), etc. Le protocole TCP/IP est le plus répandu et est adapté à tous les réseaux, BAN, LAN, WAN et Internet.

Modèle TCP/IP

Le protocole TCP/IP est très répandu dans les systèmes de communication. Il combine deux protocoles de communication : un protocole de transport (TCP) et un protocole réseau (IP). Ce modèle permet d'envoyer des informations et des requêtes d'une machine à une autre. A travers de ce modèle, toutes les applications peuvent communiquer entre elles selon la plateforme utilisée. Plusieurs protocoles de communication (FTP, SMTP, http, etc.) sont intégrés dans le modèle TCP/IP.

Les caractéristiques principales du protocole TCP sont :

— Permet la réorganisation en ordre des datagrammes reçus du protocole IP.

— Permet de vérifier le flux de données pour éviter la saturation du réseau.

— Permet de formater les données en morceaux de longueur variable pour les "remettre" au protocole IP.

— permet la circulation simultanée des informations provenant de différentes sources sur une même ligne (multiplexage de données).

— Enfin, il permet l'initialisation et la fin d'une communication.

Comme illustré sur la Figure (4.4), l'architecture TCP/IP est presque similaire au modèle OSI, mais ne dispose que de 4 couches au lieu de 7 couches dans le modèle OSI [17]. Les rôles des différentes couches du modèle TCP/IP sont les suivants :

1. Couche Accès réseau : elle regroupe les couches physiques et de liaison des données du modèle OSI. Cette couche définit comment envoyer des paquets IP à travers le réseau utilisé (Ethernet ou Wireless).
2. Couche Internet : elle est chargée d'assurer la transmission de données (datagramme) d'un hôte à un autre pour leur assurer arrivée à destination.
3. Couche Transport : elle assure l'acheminement des données qui doivent être envoyées , ainsi que les mécanismes permettant de connaître l'état de la transmission de manière fiable ou pas.
4. Cette couche englobe tous les protocoles de haut niveau tels que : FTP pour le transfert de fichiers, SMTP pour les mails, HTTP pour le WWW, DNS pour les noms de domaine, etc.

<table>
<tr><th>Modèle TCP/IP</th><th>Modèle OSI</th></tr>
<tr><td rowspan="3">Couche Application</td><td>Couche Application</td></tr>
<tr><td>Couche Présentation</td></tr>
<tr><td>Couche Session</td></tr>
<tr><td>Couche Transport (TCP)</td><td>Couche Transport</td></tr>
<tr><td>Couche Internet (IP)</td><td>Couche Réseau</td></tr>
<tr><td rowspan="2">Couche Réseau Internet
Physique</td><td>Couche Liaison de données</td></tr>
<tr><td>Couche Physique</td></tr>
</table>

FIGURE 4.4 – *Systèmes en couches : Comparaison entre modèles TCP/IP et ISO*

Protocole IP permet d'assurer sans connexion un service de transport et d'acheminer le datagramme (Paquet de données) vers un poste distant mais sous le risque de perte de données. Pour améliorer le protocole IP, la défense américaine a ajouté un protocole TCP (Transmission Control Protocol). C'est un protocole de communication qui offre une option pour résoudre tous les problèmes de perte de paquets au niveau du protocole IP.

Protocole TCP permet d'assurer en mode connecté orienté le transport et la transmission des flux de données (flux d'octets). Les données transmises par ce protocole sont destinées à un poste distant (adresse IP), les données transmises sont encapsulées dans des datagrammes IP.

Protocole UDP : appartient à la couche transport de modèle TCP/IP, ce protocole permet d'assurer la transmission des paquets de données vers un poste distant à travers l'utilisation de l'adresse IP et le numéro de port pour acheminer les informations à destination mais sans accusé de réception. Par conséquent, il n'est pas possible de garantir que les données sont reçues. Ce protocole assure l'acheminement de plusieurs paquets d'information délivrés par plusieurs applications destinées à une même adresse IP selon le numéro de port.

Protocole http : C'est le plus utilisé sur internet, permet le transfert des requêtes entre client (navigateur) et le serveur à travers d'un réseau local ou internet. La communication entre les deux interfaces (Client–serveur) se fait en deux étapes :

1. Le navigateur envoie une requête http au serveur.
2. Le serveur reçoit la requête, la traite et puis envoie une réponse.

4.4.6 Protocole de sécurité de la couche de transport (TLS)

Le protocole de sécurité de la couche de transport (TLS pour Transport Layer Security) souhaite à protéger la confidentialité, l'intégrité et l'authenticité des communications Internet entre le serveur et les applications clients [16]. Le protocole TLS est un protocole cryptographique déployé sur Internet pour protéger les données transmises entre deux pairs communicants [4, 18]. La Figure 4.5 montre la connexion sécurisée entre un client et un serveur, où TLS utilise une poignée de main "handshake" pour établir les paramètres de chiffrement ainsi qu'une clé partagée, puis la communication est chiffrée à l'aide de cette clé.

Authentification client et serveur

Afin de mettre en œuvre une communication cryptée à l'aide de TLS et selon RFC 5280 et RFC 8446, le client valide le certificat du serveur [5, 22]. La révocation du certificat est vérifiée à l'aide de la liste de révocation de certificats ou du protocole

de vérification de certificat en ligne (OCSP : Online Certificate Status Protocol), qui détermine l'état d'un certificat TLS client. Le client vérifie si une valeur existe déjà dans le certificat de l'extension "Nom Alternatif du Sujet » ou dans le champ « Nom Distinct du Sujet » qui correspond au DNS ou à l'adresse IP demandée.

— Si le client inclut l'extension des algorithmes de certificat de signature, il doit vérifier que l'algorithme de certificat de signature correspond à l'une des valeurs suggérées. Sinon, le client doit vérifier que l'algorithme du certificat de signature correspond à l'une des valeurs affichées dans l'extension algorithmes de signature. Après, le client doit vérifier que la longueur de la clé publique dans le certificat respecte les règles de longueur précisées dans l'ITSP.40.111.

— Lorsque l'authentification du client (authentification mutuelle) est configurée, le serveur doit valider le certificat du client selon les documents RFC–5280 [5] et RFC–8446 [22]. Le serveur doit vérifier que le chemin du certificat de validation est associé à l'autorité de certification. La révocation du certificat doit être vérifiée au moyen de liste de révocation de certificats ou du protocole OCSP. Le serveur doit vérifier que le certificat possède une valeur dans l'extension « Subject Alternative Name » ou dans le champ « Subject Distinguished Name » qui correspond à un client autorisé. Le client doit vérifier que la longueur de la clé publique dans le certificat respecte les exigences de longueur précisées dans l'ITSP.40.11.

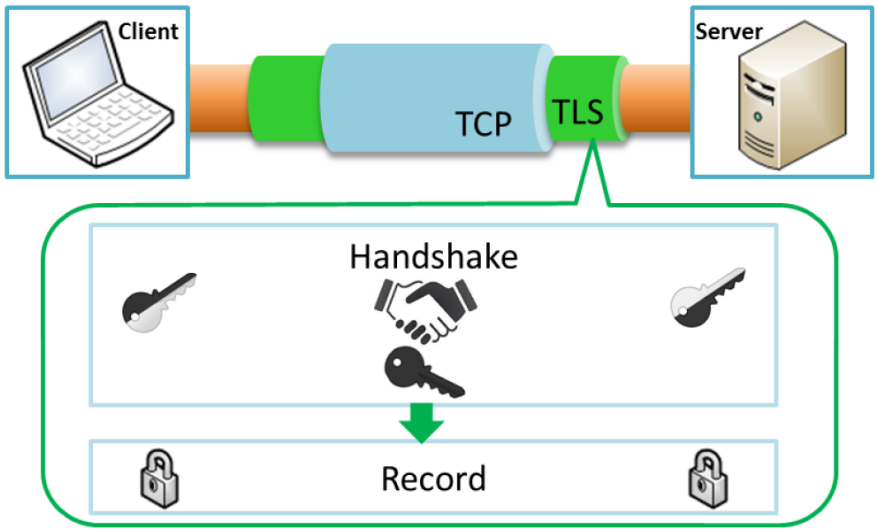


FIGURE 4.5 – *Protocole de sécurité de la couche de transport (TLS) [12]*

Les Versions du protocole TLS

Depuis l'élaboration du protocole de sécurisation TLS en 1995, de nombreuses mises à jour ont été apportées. Jusqu'à présent, cinq formes différentes du protocole

sont utilisées : SSLv2, SSLv3, TLS 1.0, TLS 1.1 et TLS 1.2. La dernière version de TLS 1.3 sont en cours d'élaboration par l'IETF (Internet Engineering Task Force) [12, 21]. À ce jour, sous certaines conditions concernant les différentes versions de protocole, le TLS 1.0 reste considéré d'un usage sûr. Cependant, le TLS 1.1 résout une partie des attaques établies contre TLS 1.0, et à son tour TLS 1.2 a été défini de façon plus robuste que TLS 1.1 [1, 3]. Le TLS 1.2 est une norme qui apporte des améliorations en matière de sécurité par rapport aux versions précédentes. TLS 1.2 sera finalement remplacé par la dernière version de la norme TLS 1.3, qui est plus rapide et offre une meilleure sécurité.

FIGURE 4.6 – *Les Versions du protocole TLS*

Fonctionnement du protocole TLS

Le protocole TLS aide une application client–serveur à protéger les données de l'application pendant la transmission entre deux postes distants en créant un canal crypté pour la communication privée sur l'Internet public. Le protocole TLS repose sur plusieurs éléments pour établir une communication chiffrée entre le client et le serveur :

— un chiffrement asymétrique (ECDHE ou RSA) est fonctionnel à l'aide d'un certificat TLS ou certificat numérique X.509, qui est utilisé durant la phase de négociation en poignée de main "handshake".

— Le client génère avec ces clés asymétriques une clé symétrique de session pour l'échange de données dans l'architecture client–serveur.

— La clé symétrique utilise souvent AES ou CHACHA20.

La Figure 4.7 présente les différentes étapes de négociation TLS entre client et serveur.

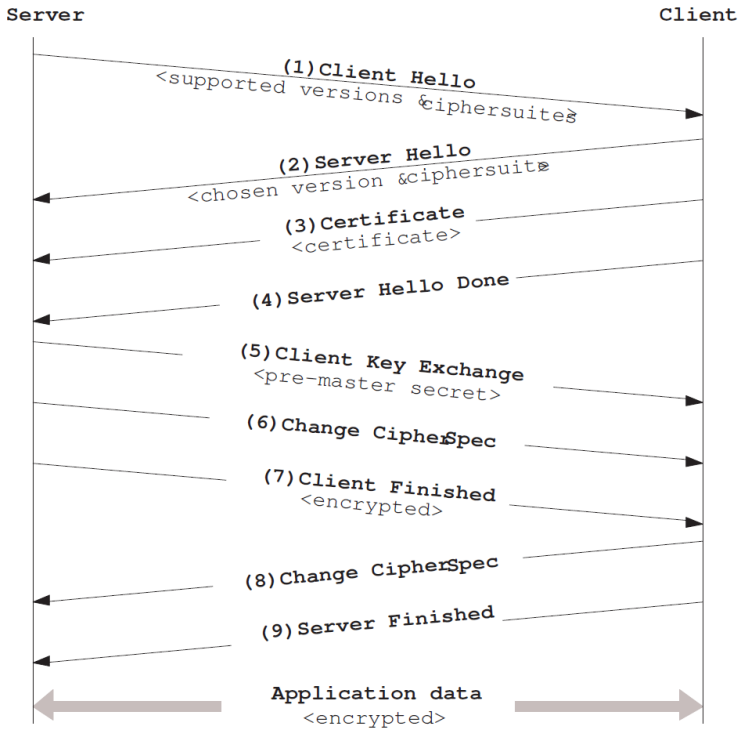


FIGURE 4.7 – *Étapes de négociation TLS entre le client et le serveur [21]*

1. Le client envoie (1) un message "Client Hello" au serveur pour négocier les paramètres de sécurité qui seront utilisé pour le canal crypté, à savoir les versions du protocole, suites cryptographiques décrivant l'échange de clés, le chiffrement, les algorithmes de hachage et les méthodes de compression.
2. Le serveur choisit un type acceptable pour chaque paramètre et répond avec (2) un message "Server Hello".
3. Le serveur envoie son propre certificat TLS, généralement un certificat X.509, avec (3) un certificat message au client. Le serveur envoie (4) un message Serveur "Hello Done" pour informer le client que le serveur attend une réponse.
4. Le client utilise le certificat du serveur pour authentifier le serveur, puis envoie (5) un message d'échange de clés client contenant une clé secrète générée au serveur. Désormais, le client et le serveur génèrent des clés de session basées sur la clé secrète premaster.
5. Le client envoie les messages (6) "Change Cipher Spec" et (7) "Client Finished" pour informer le serveur que les prochains messages seront chiffrés à l'aide de la clé de session.
6. Enfin, le serveur envoie les messages (8) "Change Cipher Spec" et (9) "Server Finished" pour mettre fin à la poignée de main. Le client et le serveur peuvent maintenant échanger des données d'application.

X.509 Certificat

Selon la norme X.509, un certificat X.509 contient une clé publique, une version de certificat, une période de validité, un numéro de série, un algorithme de signature et une signature [21].

En plus de ces champs de base, le certificat X.509 doit contenir deux champs Distinguished Names (DN) tels que le DN du sujet et le DN de l'émetteur. Le DN du sujet est la description de l'identité du sujet qui possède le certificat tandis que le DN de l'émetteur décrit l'identité de l'autorité de certification (CA) qui a émis le certificat. Ces DN sont utilisés lorsque le client souhaite effectuer un chaînage de noms pour la validation du chemin de certification. Techniquement, le DN est un ensemble d'attributs avec des valeurs séparées par une virgule. Le certificat doit contenir six attributs DN standard avec des valeurs qualifiées, à savoir C (Country), O (Organization), OU (Organizational Unit), S (State or province), CN (Common Name), and SerialNumber (Serial number).

Créer un certificat de serveur :
openssl req -new -newkey rsa :2048 -days 365 -nodes -x509 -keyout server.key -out server.crt

Créer un certificat de client :
openssl req -new -newkey rsa :2048 -days 365 -nodes -x509 -keyout client.key -out client.crt

Suite cryptographique en TLS

Pour protéger le canal de transmission des données via le protocole TCP/IP, nous avons utilisé la version TLS 1.2 pour sécuriser l'échange de données transmises sur le réseau Internet entre le client et le serveur. La version TLS 1.2 permet d'utiliser des techniques de cryptages intégrés par la combinaison entre la fonction de cryptage et la fonction de calcul du motif d'intégrité. Des suites offrant les modes d'opération GCM et CCM ont ainsi été standardisées. La suite cryptographique antérieures à la version TLS 1.2 est définie à l'aide d'un algorithme de chiffrement par bloc qui est combiné par un mode de chiffrement CBC et HMAC, le premier permet d'assurer le chiffrement et l'autre assure l'intégrité. Cette combinaison est effectuée selon le processus suivant : le calcul du HMAC porte sur un numéro de séquence, une en–tête et les données en clair. Les données en clair et le mode d'intégrité de HMAC sont codés à travers le mode CBC [3, 14]. Cette séquence d'opérations conduit à des fuites d'informations potentielles au cours du processus de décryptage, ce qui peut conduire à des attaques portant atteinte à la confidentialité des données transmises sur un grand nombre de sessions. Les fuites d'informations ne peuvent être totalement évitées qu'au prix d'efforts de mise en œuvre importants. Quand l'extension "encrypt_then_mac" est utilisée dans le mode de cryptage, l'ordre des opérations est inversé : le HMAC couvre les données déjà chiffrées. Cette technique permet d'éviter

les pertes ou fuites d'informations lors du décryptage et empêche certaines vulnérabilités, l'extension "encrypt_then_mac" est recommandée pour l'utilisation des suites déployant le mode de chiffrement CBC. Les suites cryptographiques utilisées dans le protocole TLS sont présentées en plusieurs formes comme illustrés dans les tableaux suivants :

Table 4.1 – *Suites TLS 1.2 recommandées avec un serveur disposant d'une clé ECDSA*

Code TLS	Suite cryptographique
0xC02C	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_256_GCM_SHA384
0xC02B	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_128_GCM_SHA256
0xC0AD	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_256_CCM
0xC0AC	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_128_CCM
0xC024	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_256_CBC_SHA384
0xC023	TLS_ECDHE_ECDSA_WITH_AES_128_CBC_SHA256

Table 4.2 – *Suites TLS 1.2 recommandées avec un serveur disposant d'une clé RSA*

Code TLS	Suite cryptographique
0xC030	TLS_ECDHE_RSA_WITH_AES_256_GCM_SHA384
0xC02F	TLS_ECDHE_RSA_WITH_AES_128_GCM_SHA256
0xC028	TLS_ECDHE_RSA_WITH_AES_256_CBC_SHA384
0xC027	TLS_ECDHE_RSA_WITH_AES_128_CBC_SHA256

Le protocole TLS a plus de 300 suites de chiffrement enregistrées auprès d'IANA (Internet Assigned Numbers Authority). Chaque suite de chiffrements est une combinaison des mécanismes cryptographiques suivants :

1. Un mécanisme d'échange de clés, qui spécifie un algorithme d'échange et éventuellement l'algorithme de signature utilisé pour authentifier les échanges, par exemple, les algorithmes RSA, ECDHE–RSA et PSK.
2. Mécanismes assurant la confidentialité et l'intégrité des données échangées après la poignée de main, définis :
   (a) Comme algorithme de chiffrement et d'une fonction de hachage utilisée en mode HMAC, comme le AES-256-CBC-SHA38.
   (b) soit en mode de cryptage intégré, également appelé mode combiné, offrant simultanément cryptage et intégrité, comme le AES–256–GCM.
3. Facultativement, pour les suites définies pour la version TLS 1.2, une fonction de hachage utilisée pour la dérivation de secrets à partir du secret premaster. Cette option est notamment utilisée par les suites utilisant le cryptage AES–GCM intégré.

Par exemple, la suite ECDHE–RSA–AES–256– GCM–SHA384 référencées par l'IANA sous le code 0xC030 indique la combinaison du mécanisme d'échange de clés ECDHE–RSA avec le mode de chiffrement intégré AES–256–GCM complété de

SHA384 (le cryptage AES256 a une longueur de clé de 256 bits). La Figure 4.8 présente les combinaisons de cryptographie du protocole TLS utilisées dans notre application pour sécuriser la transmission des données.

```
('192.168.43.102', 51812)
('ECDHE-RSA-AES256-GCM-SHA384', 'TLSv1.2', 256)
SSL established. Peer: {'subject': ((('countryName', 'fr'),),
((('stateOrProvinceName', 'rennes'),), ((('localityName', 'beaulieu'),),
((('organizationName', 'laboratoire'),), ((('organizationalUnitName',
'ltsi'),)), 'issuer': ((('countryName', 'fr'),), ((('stateOrProvinceName',
'rennes'),), ((('localityName', 'beaulieu'),), ((('organizationName',
'laboratoire'),), ((('organizationalUnitName', 'ltsi'),)), 'version': 3,
'serialNumber': '59551EFAD80C156E960C211ACCA105FB017E106D', 'notBefore':
'Feb 20 18:21:54 2020 GMT', 'notAfter': 'Feb 19 18:21:54 2021 GMT'}
```

FIGURE 4.8 – *Les combinaisons de cryptographie du protocole TLS utilisées dans l'application client–serveur*

La Figure 4.9 représente un graphe qui décrit l'importance d'utiliser le protocole TLS au cours de la transmission des données, signal ECG dans cette thèse.

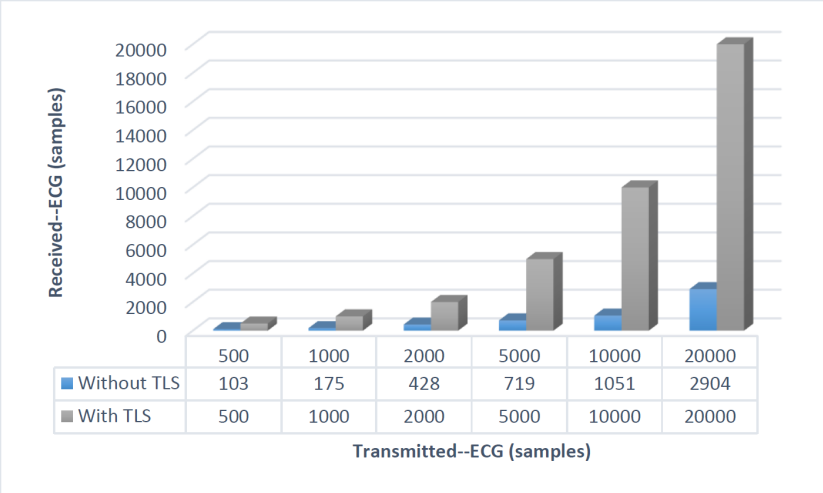


FIGURE 4.9 – *Transmission des données avec et sans protocole TLS*

En conséquence, nous avons constaté qu'il y a une perte d'informations entre l'émetteur et le récepteur lors de la transmission des données ECG sans utiliser le protocole TLS. Les échantillons du signal ECG sont reçues au niveau du client où se trouve la carte d'acquisition. Le signal analogique délivré par le circuit AD8232 est converti de la forme analogique à la forme numérique avant d'être transmis à l'ordinateur connecté. Le signal ECG est échantillonné à 100 Hz.

Sans protocole TLS, nous avons constaté une perte de données de l'ordre de 25% du nombre d'échantillons global d'un signal ECG. Cette perte d'information cause une distorsion au niveau du signal et se répercute que la qualité de l'analyse. Sur le Tableau (4.3), nous présentons une comparaison entre transmission avec et sans TLS. En utilisant le protocole TLS, tous les échantillons du signal ECG émis sont reçus à

100%, comme illustré sur le Tableau 4.3). Les données ECG acquises sont cryptées échantillon par échantillon par le protocole TLS 1.2 et envoyées au serveur en toute confidentialité et intégrité. Enfin, le serveur, en retour, déchiffre les données ECG reçues. Ce résultat confirme l'importance d'utiliser le protocole de sécurité des données lors de la transmission des données ECG à travers une interface sans–fil.

TABLE 4.3 – *Perte d'information au niveau de récepteur (avec TLS vs sans TLS) par rapport à l'ECG d'origine à la source*

ECG acquis (Echantillons)	500	1000	2000	5000	10000	20000
ECG reçu sans TLS (%)	21	18	21	14	11	15
ECG reçu avec TLS (%)	100	100	100	100	100	100

4.5 Application à la tétésurveillance des arrythmies cardiaques

Dans le cadre de cette thèse, nous avons développé une application client–serveur implantée sous forme de plateforme télémédicale dédiée à la télésurveillance en temps–réel des arythmies cardiaques [10]. La partie hardware de cette chaine télémédicale est constituée d'un circuit de mise–en–forme analogique et d'une carte d'acquisition de données (voir Figure 4.28). Ce système effectue l'acquisition de données à l'aide d'une carte du type Raspberry Pi Zero. Cette carte dispose de dimensions réduites, par sa faible consommation d'énergie, et un prix très abordable. Les paramètres des éléments du capteur ECG, du circuit analogique, du système de communication et du serveur sont présentés dans le Tableau 4.4.

Les données ECG acquises sont transmises à travers un réseau Internet (TCP/IP) entre le client et la station serveur sécurisée par un protocole de sécurisation de la couche de transport (TLS) (voir Figure 4.9). La partie software consiste en une interface utilisateur graphique (GUI) dédiée pour l'acquisition de données, comme illustré sur la Figure 4.28).

Le signal ECG acquis est ensuite analysé selon les étapes suivantes :

— Génération du signal HRV qui est basée sur la détection des complexes QRS dans un signal Electrocardiographique (ECG) à l'aide de l'algorithme Pan–Tompkins.

— Mise en œuvre de méthodes d'analyse temps–fréquence à noyau séparable permettant une résolution temps–fréquence optimale et à termes–croisés réduits, tels que la SPWVD.

— Caractérisation des arythmies cardiaques à partir des représentations temps–fréquence du signal HRV en définissant des caractéristiques temps–fréquence pertinentes.

— Classification des arythmies cardiaques telles que : AF, SVT, NSR et CHF à partir des caractéristiques temps–fréquence issues des représentation temps–fréquence du signal HRV.

TABLE 4.4 – *Paramétrage du système de surveillance des arythmies cardiaques dans le modèle client–serveur*

	Paramètres	Valeurs
Capture d'ECG	Type	AD8232
	Tension d'entrée	2.0V–3.5VV
ADC	Type	MCP3008
	Interface	SPI, Serial
	Tension d'entrée	2.7–5.5V
	Tension de sortie	4.1V
	Nombre de bits	10
Raspberry Pi	Type	Raspberry pi zero
	Tension d'alimentation	1.245V
	Core	32bit ARM1176JZF-S singlecore
	GPU	Broadcom VideoCore IV
	CPU clock	1 GHz
	Mémoire	512 MB
Système de Communication	Transmission sans–fil	Réseau Internet
	protocole de sécurité	Protocole TLS
Serveur	CPU	Intel(R) Core(TM) i53230M
	Système d'exploitation	Windows 10, 64 bits

4.5.1 Acquisition du signal ECG

L'acquisition du signal ECG est illustrée sur la Figure 4.11. Selon le type de dérivation, un ensemble d'électrodes est placé sur le corps humain jusqu'à douze électrodes. Nous avons réalisées un système d'acquisition bipolaire du signal ECG à base de trois

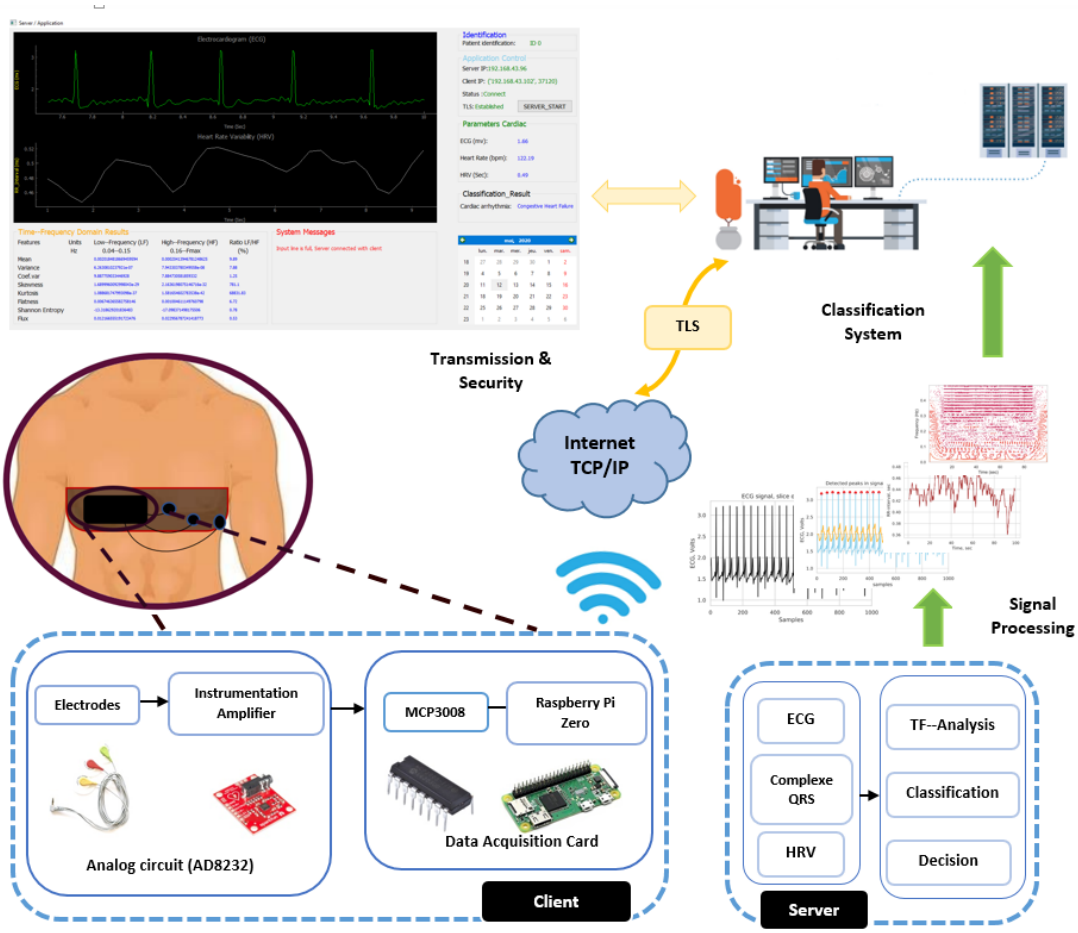
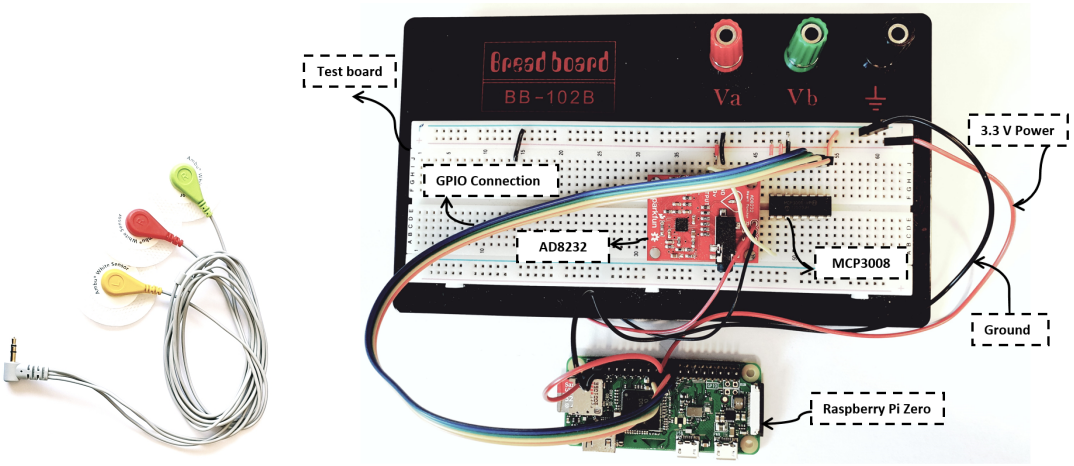


FIGURE 4.10 – *Diagramme d'une chaine télémédicale*



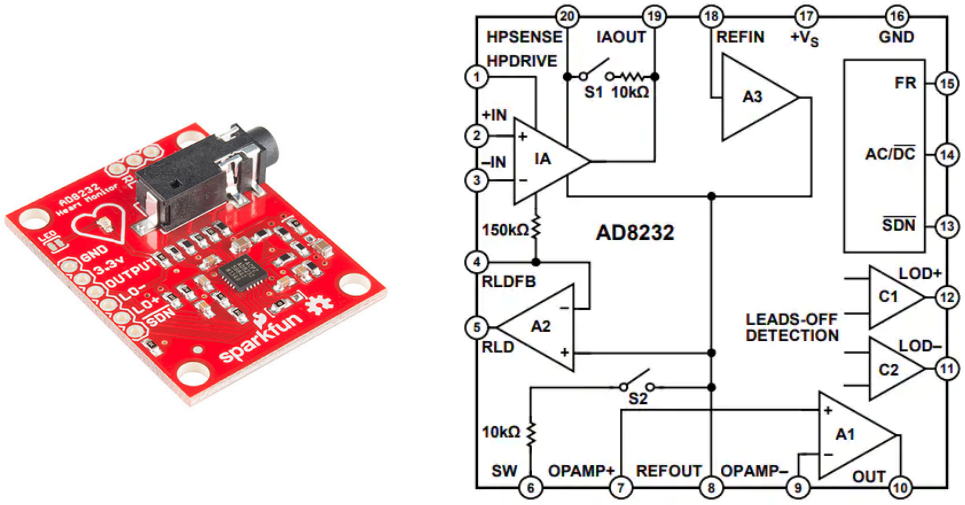
(a) Electrodes (b) Circuit analogique & carte d'acquisition (Raspberry Pi + MCP3008)

FIGURE 4.11 – *Système d'acquisition du signal ECG*

électrodes. Ces électrodes sont placées au poignet droit (électrode rouge), au poignet gauche (électrode jaune) et à la cheville gauche (électrode verte) qui représente la référence, comme le montre la Figure 4.11(a)).

Circuit de conditionnement du signal ECG : AD8232

Le circuit de conditionnement AD8232 permet de recueillir le signal ECG tout en assurant son amplification et son filtrage. Le module AD8232 possède quatre amplificateurs, un amplificateur d'instrumentation (IA), et trois amplificateurs opérationnels (A1), (A2) et (A3), comme illustré dans la Figure 4.12(b). Il contient aussi un filtre passe–haut suivi d'un filtre–bas permettant de réduire les bruits, tels que les interférences du réseau électrique à 50 Hz, ce qui permet d'obtenir un signal ECG d'une distorsion minimale.



(a) Circuit de conditionnement du signal ECG : AD8232

(b) Shéma block de la Figure 4.13(a)

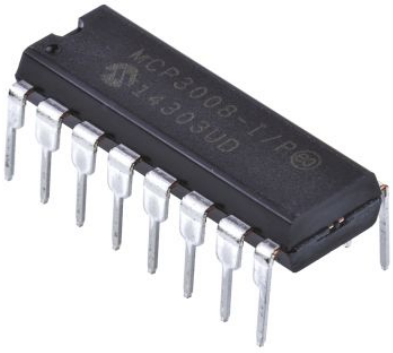
FIGURE 4.12 – *Circuit de conditionnement du signal ECG : AD8232*

Convertisseur analogique–numérique : MCP3008

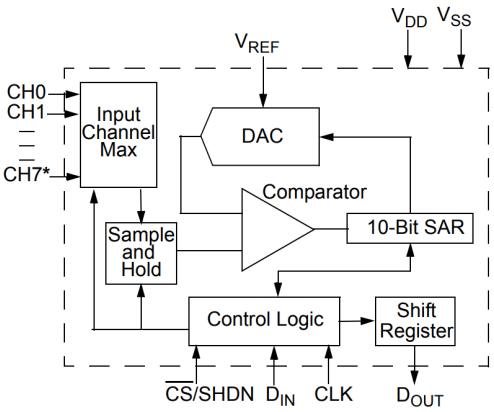
Nous utilisons le convertisseur analogique–numérique (ADC : Analog to Digital Converter) du type MCP3008 (ou ADS1115) pour numériser le signal ECG. Ces données sont à transmettre à l'unité de traitement numérique Raspberry PI. En raccordant cet ADC avec le module AD8232, les données analogiques sont converties en valeurs numériques codée sur 10 bits. L'ADC MCP3008 représenté dans la Figure 4.13, possède 10–bits à approximation successive avec un circuit échantillonneur–bloqueur intégré. Le MCP3008 est programmable pour fournir quatre paires d'entrées pseudo–différentielles ou huit entrées asymétriques (CH0 et CH1, CH2 et CH3). La non–linéarité différentielle (DNL) et la non–linéarité intégrale (INL) sont spécifiées à $\pm$ 1

LSB. La communication avec les capteurs se fait à l'aide d'une simple interface série compatible à l'aide d'un protocole SPI (Serial Peripheral Interface). L'alimentation de l'ADC MCP3008 varie de 2.7V à 5.5V. Sa conception à faible courant permet un fonctionnement à des courants de veille typiques de 5 nA seulement et des courants actifs typiques de 320 µA. L MCP3008 se caractérise par :

1. Une résolution de 10–bits.
2. $\pm$ 1 LSB max DNL.
3. 8 canaux d'entrées.
4. Entrées analogiques programmables comme asymétriques ou paires pseudo–différentielles.
5. Interface série SPI (modes CPOL/CPHA à 0,0 et 1,1).
6. Fonctionnement à alimentation unique : 2.7 V jusqu'à 5.5 V.
7. Taux d'échantillonnage maximum de 200 kHz à VDD=5V.
8. Taux d'échantillonnage maximum de 75 kHz à VDD=2.7V.
9. Technologie CMOS à basse consommation.
10. Courant de veille typique de 5 nA, au maximum 2 µA.
11. Courant actif de 500 µA au maximum à 5V.
12. Plage de température industrielle : –40 °C jusqu'à 85 °C.
13. Disponible en packages PDIP, SOIC et TSSOP.



(a) Convertisseur MCP3008



(b) schéma block du circuit MCP3008

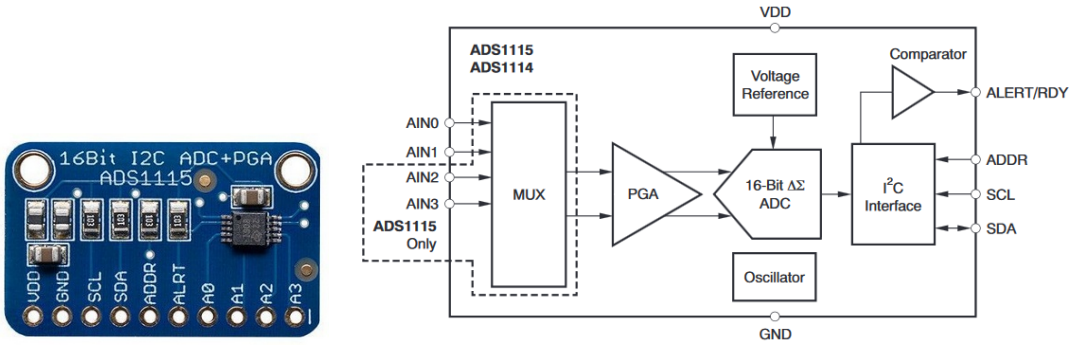
FIGURE 4.13 – *Schéma block du convertisseur analogique–numérique (MCP3008)*

Convertisseur analogique numérique : ADS1115

Comme illustré sur la Figure 4.14, le circuit ADS1115 est un convertisseur analogique–numérique (ADC : Analog to Digital Concerter). Ce module comporte

un amplificateur à gain programmable (PGA : Programmable Gain Amplifier) et un comparateur numérique. Ces deux éléments donnent aux circuits du type ADS111x une adaptabilité à plusieurs domaines d'application. Les circuits ADS111x effectuent une conversion analogique–numérique (ADC) à une résolution de 16 bits à 860 échantillons par seconde sur les protocoles de communication I2C. Le PGA offre une plage de tension à l'entrée de $\pm$ 256 mV à $\pm$ 6,144 V, permettant de mesurer les signaux de petites ou grandes amplitudes. La tension d'alimentation de cet ADC varie de 2V à 5V. L'ADS1115 contient aussi un multiplicateur d'entrée (MUX) qui peut être configuré comme 4 canaux d'entrées asymétriques ou deux canaux différentiels. L'adresse I2C est modifiable parmi les 4 disponibles (voir la fiche technique du circuit ADS1115, Table 5), ce qui permet de connecter jusqu'à 4 convertisseurs ADS1115 sur un bus I2C pour ajouter 16 entrées analogique de précision. Ci–dessous sont les caractéristiques techniques du circuit ADS1115 :

1. Plage d'alimentation de 2.0 V à 5.5 V.
2. Faible consommation de courant : 150 A en mode de conversion continue
3. Vitesse d'acquisition programmable : de 8 à 860 échantillons par seconde.
4. Oscillateur interne.
5. PGA interne (Amplificateur à gain programmable).
6. Interface I2C : adresse sélectionnable à l'aide de cavalier à souder.
7. Quatre entrées asymétriques ou deux entrées différentielles
8. Quatre entrées analogiques simples ou 2 entrées différentielles.
9. Comparateur programmable.
10. Plage de température de fonctionnement allant de –40°C à +125°C.



(a) Convertisseur ADS1115 (b) schéma block de la Figure 4.14(a)

FIGURE 4.14 – *Schéma block du convertisseur analogique–numérique ADS1115*

Les circuits MCP3008 et ADS1115 fonctionnement sous les protocoles SPI et I2C.

Bus I2C (Inter Integrated Circuit)

Le bus I2C (Inter Integrated Circuit) développé au début des années 1980 par Philips fonctionne en utilisant seulement 3 fils :

— SDA (Serial data) : un signal de données.

— SCL (Serial Clock) : un signal d'horloge.

— M : un signal de référence électrique (Masse).

Ce protocole est basé sur un bus de communication série, synchrone, bidirectionnel et half duplex. Il est multi–maître et multi–esclave.

Prise de contrôle du bus : Le contrôle du bus doit être au repos avant la prise de contrôle SDA et SCL à 1, pour transmettre les données sur le bus, il faut surveiller les deux conditions :

— La condition de départ : SDA passe à 0, SCL reste à 1.

— La condition d'arrêt : SDA passe à 1, SCL reste à '1')

Lorsqu'un circuit prend le contrôle du bus, il devient le maître et génère le signal d'horloge.

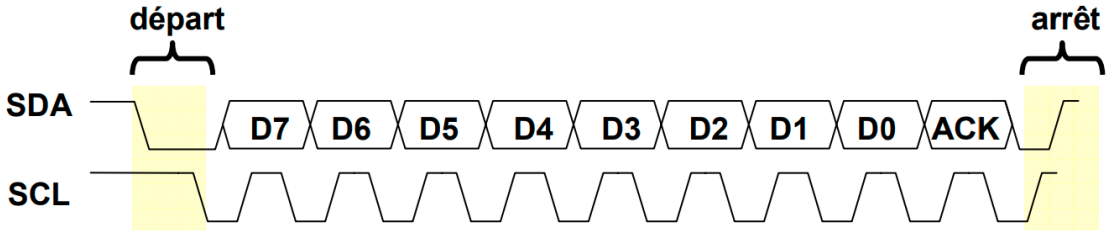


FIGURE 4.15 – *Prise de contrôle du bus*

Transmission d'une adresse Plusieurs dispositifs peuvent être connectés sur le bus de communication I2C, ce qui nécessite que chaque dispositif se voit attribuer une adresse unique. chaque adresse est codée sur 7 bits, définie par son type et par l'état appliqué à un certain nombre de ces broches. Chaque adresse est transmise sous forme d'un octet au format particulier tels que :

— Les bits D_7 à D_1 représentent les adresses A_6 à A_0.

— Le bit de R/W qui permet au maître de signaler s'il veut lire ou écrire une donnée. Le bit d'acquittement ACK fonctionne comme pour une donnée, ceci permet au maître de vérifier la disponibilité de l'esclave.

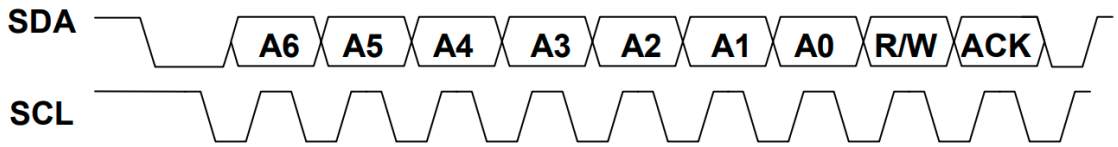


FIGURE 4.16 – *Exemple d'octet d'adresse*

Cas particulier des mémoires L'espace adressable d'un circuit de mémoire étant sensiblement plus grand que les autres types de circuits, l'adresse d'une information est codée sur deux octets ou plus. Le premier octet représente l'adresse du circuit, et l'autre octet représente l'adresse interne de la mémoire.

Les adresses réservées : Les adresses oooooXXX et 111111XX sont réservés à des modes de fonctionnement particuliers.

Ecriture d'une donnée L'écriture d'un octet dans des composants, comme les mémoires ou les microcontrôleurs, requiert une attente de l'acquittement ACK au profit du maître avant de continuer le reste de son fonctionnement.

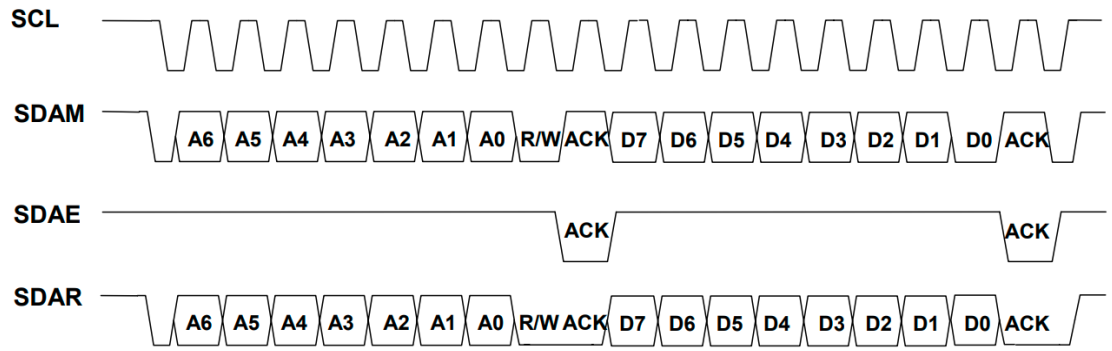


FIGURE 4.17 – *Ecriture d'une donnée*

Lecture d'une donnée : La lecture d'une donnée se fait par le maître qui demande l'envoi de l'adresse puis attends le bit ACK. Après la lecture d'un octet, le bit ACK est positionné par l'esclave, ensuite celui–ci émet les données sur SDA. Enfin, le maitre mets ACK à 0 pour continuer la lecture ou 1 pour stopper la transmission.

La gestion des conflits : Pour prendre le contrôle du bus I2C, le maître vérifie si le bus est libre. Il est possible que plusieurs maîtres sollicite le bus en même temps. Chaque circuit vérifie en permanence l'état des lignes SDA et SCL, on distingue alors plusieurs cas :

— Les différents maîtres envoient les mêmes données au même moment : aucun conflit (cas rare).

— Un maître impose un 0 sur le bus : Il relira 0 et continuera à transmettre.

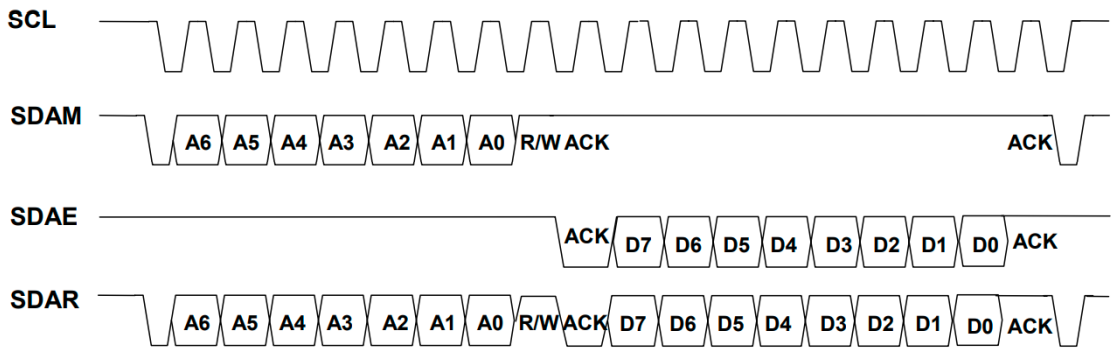


FIGURE 4.18 – *Lecture d'une donnée*

— Un maître envois '1' sur le bus :
  — S'il lit 1, il continue à transmettre.
  — S'il lit 1, un autre maitre a pris possession du bus en même temps : il perd l'arbitrage, arrête d'émettre, mais continue à lire les données.

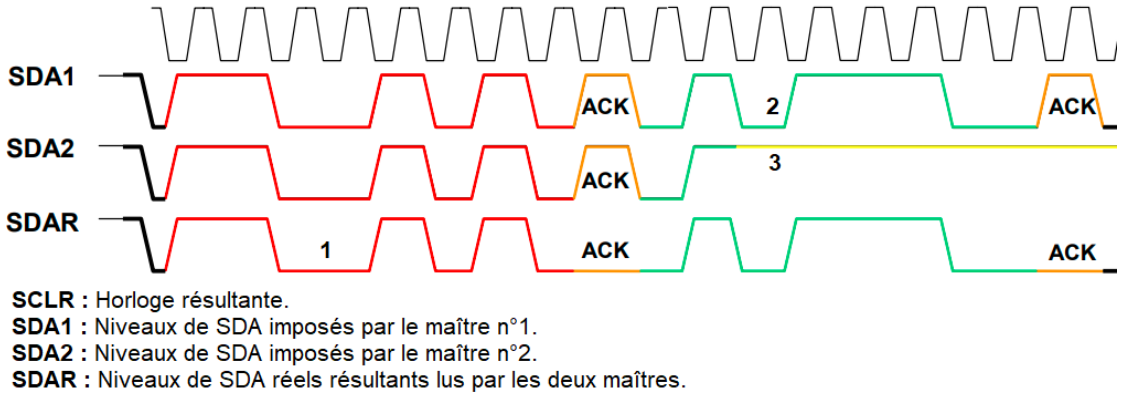


FIGURE 4.19 – *Exemple d'un chronogramme I2C*

A travers Le chronogramme I2C en Figure 4.19, le premier octet est transmis normalement car les deux maîtres imposent les même données (Cas 1). Le bit ACK est mis à 'o' par l'esclave. Lors du deuxième octet, le maître (cas 2) impose un '1' (SDA2) , mais relit un 'o' (SDAR), il perd le contrôle du bus et devient esclave (Cas 3).Le maître (N°1) ne voit pas le conflit et continue d'émettre normalement et l'esclave reçoit les données sans erreurs (Cas 2).

Bus SPI (Serial Peripheral Interface)

Le protocole SPI (Serial Peripheral Interface) est un bus de communication baptisé par Motorola au milieu des années 1980. Il est utilisé pour la transmission synchrone de données d'une manière simultanée et rapide entre un maître et un esclave en mode

full–duplex. Cette liaison (SPI) utilise quatre signaux logiques, deux lignes de données et deux lignes de signal unidirectionnelles :

— MOSI (Master Out Slave In) : généré par le maître, où le maître transmet des données à l'esclave.

— MISO (Master In Slave Out) : généré par l'esclave où l'esclave transmet des données au maître.

— SCK (SPI Serial ClocK) : Signal d'horloge, généré par le maitre, qui synchronise la transmission. La fréquence de ce signal est fixée par le maître et est programmable.

— SS (Slave Select) : Les esclaves sont identifiées grâce au signal de leur ligne SS (Slave Select).

Transfert de données Lorsque plusieurs esclaves sont connectés au signal MISO, ils sont censés passer à l'état trois fois (conserver une haute impédance) de la ligne MISO jusqu'à ce qu'ils soient sélectionnés par Slave Select. Habituellement, Slave Select (SS) devient faible pour la confirmation, c'est–à–dire qu'il est actif en état bas. Une fois qu'un esclave spécifique est défini, il convient de configurer la ligne MISO en tant que sortie afin de pouvoir envoyer des données au maître. La Figure 4.20 montre l'échange de données lorsqu'un octet est envoyé.

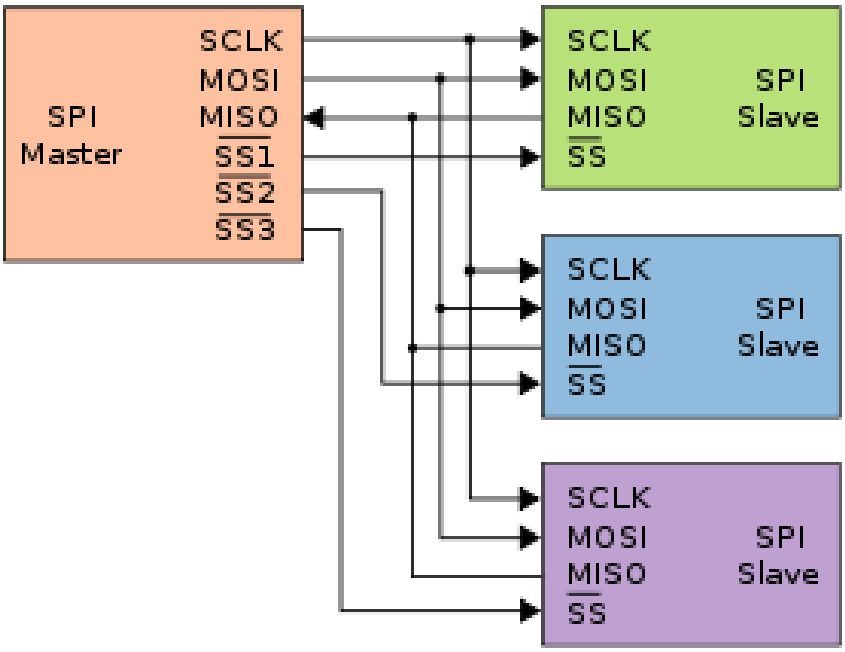


FIGURE 4.20 – *Liaison SPI avec un maître et trois esclaves*

Mode de service Le signal d'horloge (SCK) se configure grâce à deux paramètres lié au protocole du bus SPI, comme le montre le Tableau 4.5 :

— CPOL (Clock Polarity) permet de configurer l'état logique de repos du signal d'horloge : Si CPOL = 0 l'état de repos est le NL0 et si CPOL = 1 l'état de repos est le NL1.

— CPHA (Clock Phase) permet de définir le front actif, en particulier sur quel front d'horloge les données sont transmises : Si CPHA = 0 le front actif est le front de l'état de repos vers l'état actif et si CPHA = 1, le front actif est le front de l'état actif vers l'état de repos.

TABLE 4.5 – *Modes de cadencement SPI*

CPOL	CPHA	Etat de repos de la ligne CSK	Front actif du signal CSK
0	0	NL0	Front montant
0	1	NL0	Front descendant
1	0	NL1	Front descendant
1	1	NL1	Front descendant

Par défaut, le mode le plus courant est appelé mode 0, c'est–à–dire celui ou CPOL et CPHA sont tous les deux nuls. Afin d'assurer une transmission des données correcte, ces paramètres doivent être identiquement définis pour tous les appareils connectés au bus.

Le Tableau 4.6 montre la comparaison entre les protocoles SPI et I2C selon la vitesse de transmission et la topologie et le niveau de consommation :

TABLE 4.6 – *Comparaison I2C–SPI*

	I2C	SPI
Vitesse de transmission	I2C peut supporter jusqu'à 5 Mbit/s	SPI ne peut supporter que 10 Mbit/s
Topologie	Plusieurs équipements, maîtres ou esclaves, peuvent être connectés au bus	Le maître génère l'horloge et sélectionne l'esclave avec qui il veut communiquer par l'utilisation du signal SS
Consommation	Consommation relativement élevée	Consommation faible

Unité de traitement de données acquises : Raspberry PI

Le Raspberry PI représente une unité de traitement principal dans le domaine de l'internet des objets qui permet de donner un accès automatique à la connexion internet ainsi que pour afficher et transmettre les données vers un poste distant. Cette unité est un mini–ordinateur assurant le traitement et la transmission des données via un réseau informatique. Nous avons exploité une carte Raspberry Pi Zero pour accomplir l'acquisition de données. Plusieurs types et versions de Raspberry PI existent. Les cartes Raspeberry PI possède les éléments suivants :

1. Un processeur
2. Random Access Memory (RAM)
3. Graphics Processing Unit (GPU)
4. 4 ports USB
5. Une sortie HDMI (High–Definition Multimedia Interface)
6. Une sortie Ethernet
7. Une prise jack
8. Bluetooth/Wifi (Wireless Fidelity)

Les cartes Raspberry Pi exécute, parmi plusieurs systèmes d'exploitation, le système Linux Debian connu aussi sous le nom de Raspbian. Les outils nécessaires pour utiliser Raspberry Pi sont :

1. Un écran
2. Une carte SD ((Secure Digital) contenant le système d'exploitation Raspbian sur laquelle il est installé et configuré
3. Un module d'adaptation d'alimentation 220V/5V

Raspberry PI Zero Un Raspberry PI Zero W est un mini–ordinateur embarqué de la famille Raspberry PI doté d'une connexion wireless LAN et Bluetooth. Un Raspberry PI se caractérise par sa dimension réduite et par sa faible consommation d'énergie comme illustré sur la Figure 4.21. C'est un mini–ordinateur mono–carte de 65.0 mm $\times$ 31.0 mm $\times$ 5.0 mm doté d'un processeur Broadcom BCM2835 à cœur unique et de 512 Mo de RAM. Un Raspeberry PI pèse environ 9 grammes. Il est capable de prendre en charge plusieurs systèmes d'exploitation tels que Raspian basé sur Linux, Windows 10–IoT core, Google's Android Thing, etc. Il contient un support intégré pour le Wi–Fi et le Bluetooth, ainsi qu'il dispose de 40 broches GPIO (General Purpose Input Output), qui sert à lire les entrées analogiques à partir de capteurs. Comme les broches GPIO sont numériques, pour qu'elles puissent lire des entrées analogiques, nous utilisons le circuit intégré convertisseur analogique–numérique MCP3008.

Une carte Raspberry PI consomme environ 100 mA en veille, 160 mA en Bluetooth et 170 mA en Wifi, fonctionne sous 5V et dispose d'une puissance d'environ 1.1 Watts. Une batterie de 3000 mAh peut assurer plus de 12 heures d'alimentation à une carte Raspberry PI [19].ù Les caractéristiques principales :

Le système d'exploitation, Raspbian basé sur Linux, est chargé sur la carte micro–SD. Plusieurs broches GPIO (General Purpose Input Output) sont à la disposition de l'utilisateur et prennent en charge les protocoles courants tels que I2C et SPI.

Le processeur est connecté à l'écran via un câble HDMI vers VGA. Lorsque la connexion Internet est fournie au Raspberry Pi, celui–ci fonctionnera comme un serveur. Le serveur peut alors télécharger automatiquement des données sur une page Web. Un module Wifi est intégré à la carte. Une carte Raspberry PI est programmable dans des langages comme Python ou Scratch. Dans cette thèse, nous avons développé le code sur Python. La Configuration de Raspberry PI consiste à :

1. Formater la carte micro–SD de 8 Go minimum au format FAT.
2. Télécharger le système d'exploitation Raspbian sur la carte micro–SD.
3. Insérer la carte SD dans le slot dédié du Raspberry PI.
4. Connecter le raspberry PI au moniteur via un câble convertisseur HDMI vers VGA et connecter la souris et le clavier.
5. Brancher l'alimentation, démarrer le Raspberry PI et installer le système d'exploitation.
6. Configurer le Raspberry PI en fonction du fuseau horaire local.

Après ces étapes d'installation, la carte Raspberry PI est opérationnelle.

FIGURE 4.21 – *Unité de traitement : Raspberry PI Zero*

4.5.2 Expérimentation

Dans cette partie expérimentale, nous enregistrons des signaux Electrocardiogramme (ECG) à l'aide d'une carte Raspberry PI Zero. En pratique, les signaux ECG sont enregistrés par le patient via le module ECG AD8232. Ces données sont numérisées à l'aide d'un ADC série MCP3008. nous avons développé une interface utilisateur graphique (GUI : Graphical User Interface) dans un environnement Python assurant essentiellement l'acquisition de données [10].

Le concept de l'Internet des objets (IOT) permet de diagnostiquer les anomalies cardiaques en analysant des signaux ECG à moindre coût. nous avons sélectionné la fréquence d'échantillonnage du convertisseur analogique–numérique (ADC) interne du MCP3008 à 100 Hz.

Nous avons accompli la détection du signal ECG selon les étapes suivantes :

1. Les électrodes ECG sont disposées au bras gauche, au bras droit et la troisième électrode est placée au pied droit qui représente la référence.
2. Les électrodes ECG sont raccordées au module ECG AD8232 assurant la mise en forme du signal ECG, comme illustré sur la Figure 4.23(a).

3. La sortie du module AD8232 est raccordée au canal CHo du MCP3008. L'horloge, les données d'entrée, les données de sortie, l'alimentation et la masse sont raccordées aux broches GPIO du Raspberry PI (Figure 4.22), comme suit :
   (a) MCP3008 VDD vers Raspberry PI 5 v ou 3.3 V.
   (b) MCP3008 VREF vers Raspberry PI 5 v ou 3.3V.
   (c) MCP3008 AGND vers Raspberry PI GND.
   (d) MCP3008 DGND vers Raspberry PI GND.
   (e) MCP3008 CLK vers Raspberry PI SCLK (GPIO11).
   (f) MCP3008 DOUT vers Raspberry PI MISO (GPIO9).
   (g) MCP3008 DIN vers Raspberry PI MOSI (GPIO10).
   (h) MCP3008 CS/SHDN vers Raspberry PI CEo (GPIO8).

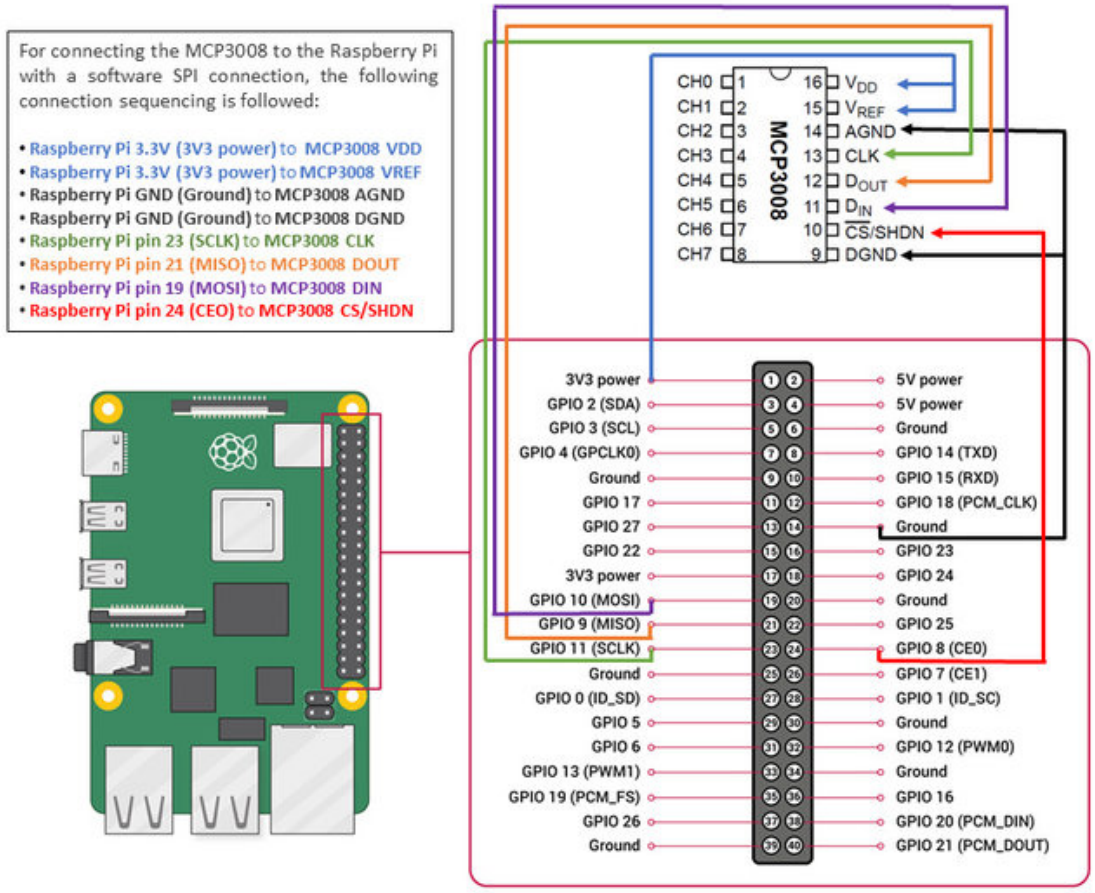
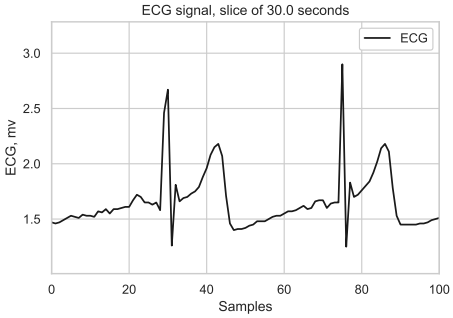


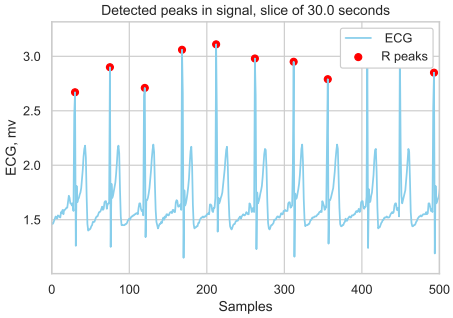
FIGURE 4.22 – *GPIO du Raspberry PI [9]*

4.5.3 Détection en temps–réel du signal HRV

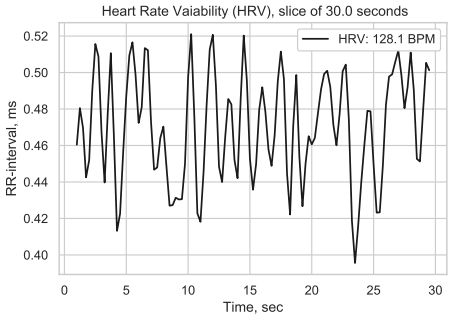
Nous détectons en temps–réel le signal HRV en appliquant l'algorithme de Pan–Tompkins sur le signal ECG en cours d'acquisition, comme illustré sur la Figure 4.23(a)). En bénéficiant de la fiabilité de l'algorithme de Pan–Tompkins, le signal HRV illustré dans la Figure 4.23(c) est détecté en localisant les pics R correspondant aux cycles cardiaques du signal ECG acquis, comme représenté dans la figure 4.23(b). L'amplitude des signaux HRV correspond à la durée consécutive entre les pics R des signaux ECG. Par conséquent, les signaux HRV seront centrés en amplitude autour de la valeur moyenne de la durée du cycle cardiaque.



(a) ECG acquis



(b) Cycles cardiaques détectés d'un signal ECG acquis



(c) Signal HRV

FIGURE 4.23 – *Signal HRV représenté sur un segment de 30 secondes*

4.5.4 Analyse temps–fréquence du signal HRV : SPWVD

L'analyse temps–fréquence du signal HRV permet de caractériser et de quantifier la relation de l'activité du système nerveux autonome (SNA) avec l'activité du système cardiovasculaire, ce qui est d'un intérêt de classification et de monitorage des arythmies cardiaques. Nous caractérisons la non–stationnarité des signaux HRV à travers des méthodes d'analyse temps–fréquence quadratiques (QTFDs) à haute résolution.

Les représentations temps–fréquence obtenues sont affectées par des termes croisés. Nous filtrons ces termes croisés dans les domaines temporel et fréquentiel des représentations temps–fréquence par des noyaux séparables, ce qui permet de mieux représenter le contenu de la nature multi–composantes du signal HRV.

En analysant des signaux HRV par la Distribution Pseudo Wigner–Ville lissée (SPWVD : Smoothed Pseudo Wigner–Ville Distribution), nous avons quantifier les activités sympathique et parasympathique du système nerveux autonome à évaluant les bandes LF (Low Frequency) et HF (High Frequency) de la représentation temps–fréquence obtenue.

4.5.5 Extraction des caractéristiques temps–fréquence

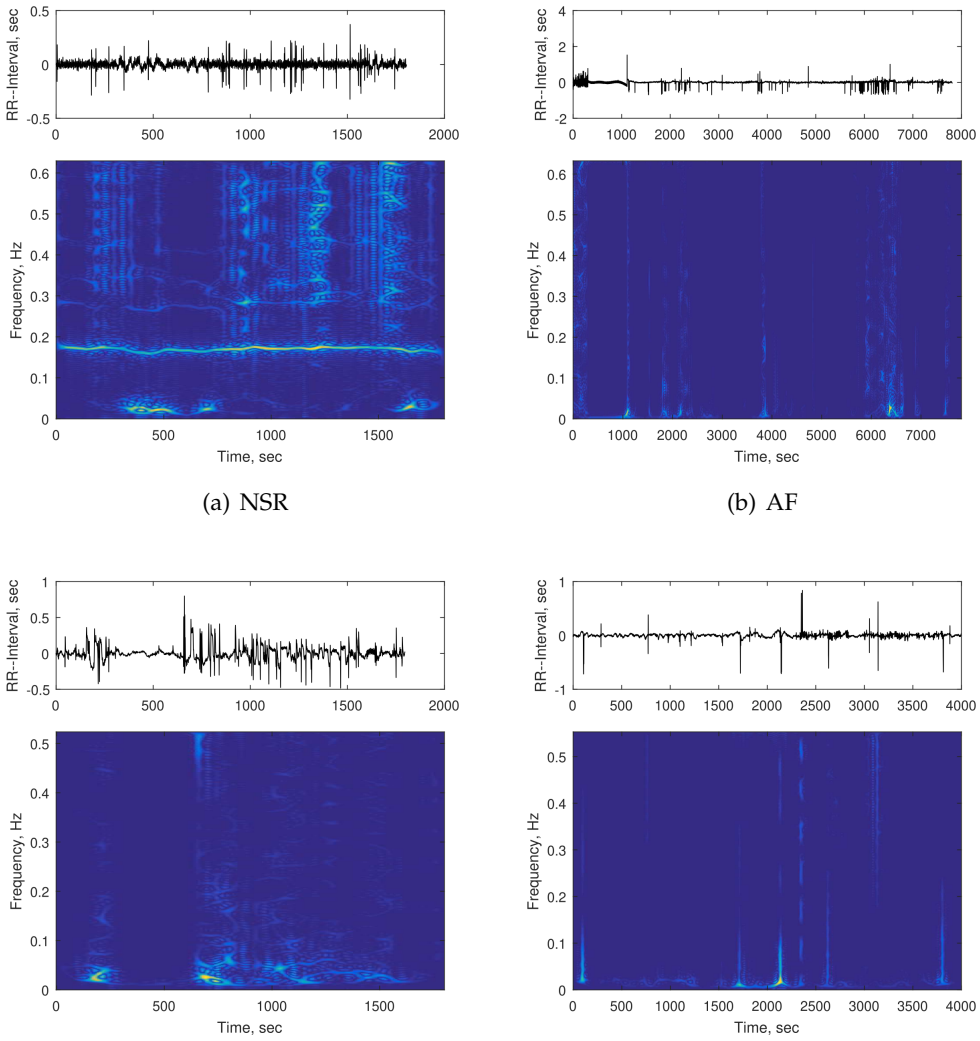
Dans cette partie, nous extrayons des caractéristiques à partir des distributions temps–fréquence des signaux HRV à savoir : Flux, Flatness, Shannon entropy, et cinq caractéristiques statistiques à savoir : Mean, Variance, Skewness, Kurtosis and Coefficient of variation [10]. Des informations détaillées sur la formulation mathématique des caractéristiques utilisées dans cette étude sont présentées dans le Tableau 4.7.

TABLE 4.7 – *Caractéristiques extraites des représentations temps–fréquence*

Types	Caractéristiques	Equations Mathématiques
Caractéristiques basé sur la distribution d'énergie	Flux	$\mathrm{FL}_{(t,f)} = \sum_{n=1}^{N-l} \sum_{k=1}^{M-m} \mid \rho_z[n+l, k+m] - \rho_z[n,k] \mid$
	Flatness	$\mathrm{SF}_{(t,f)} = MN \frac{\prod_{n=1}^{N} \prod_{k=1}^{M} \mid \rho_z[n,k] \mid^{\frac{1}{NM}}}{\sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{M} \rho_z[n,k]}$
	Shanon Entropy	$\mathrm{SE}_{(t,f)} = -\sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{M} \frac{\rho_z[n,k]}{\sum_n \sum_k \rho_z[n,k]} \log_2 \frac{\rho_z[n,k]}{\sum_n \sum_k \rho_z[n,k]}$
Caractéristiques basé sur les statistiques	Mean	$\mathrm{m}_{(t,f)} = \frac{1}{NM} \sum_n \sum_k \rho_z(n,k)$
	Variance	$\sigma^2_{(t,f)} = \frac{1}{NM} \sum_n \sum_k (\rho_z(n,k) - m_{(t,f)})^2$
	Skewness	$\gamma_{(t,f)} = \frac{1}{NM\gamma^3_{t,f}} \sum_n \sum_k (\rho_z(n,k) - m_{(t,f)})^3$
	Kurtosis	$\mathrm{k}_{(t,f)} = \frac{1}{NM\gamma^4_{t,f}} \sum_n \sum_k (\rho_z(n,k) - m_{(t,f)})^4$
	Coef.var	$\mathrm{c}_{(t,f)} = \sigma_{(t,f)} / m_{(t,f)}$

4.5.6 Identification des caractéristiques d'intérêt et apprentissage du classifieur SVM

Nous avons utilisé plusieurs bases de données de Physionet afin de définir des caractéristiques pertinentes pour l'apprentissage du classifieur SVM. Nous avons analysé 228 signaux ECG répartis en quatre classes, à savoir SVT, NSR, AF et CHF.



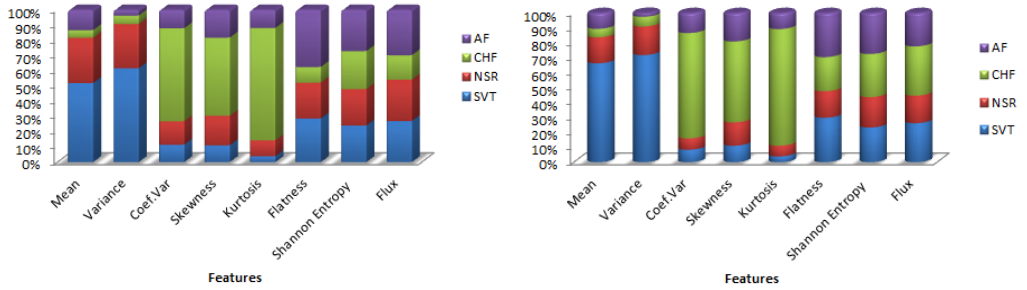
(a) NSR (b) AF

(c) SVT (d) CHF

FIGURE 4.24 – *SPWVD du signal HRV détecté pour les différentes classes : (a) Base de données d'arythmie MIT–BIH (Enregistrement ECG 100), (b) , (c) Base de données de fibrillation auriculaire à long–terme (LTAFdB)(Enregistrement ECG 00), Base de données MIT–BIH d'arythmies supraventriculaires (Enregistrement ECG 800), (d) BIDMC–Base de données sur l'insuffisance cardiaque congestive (chfdb) (Enregistrement ECG chf01)*

La Figure 4.24 montre un exemple de SPWVD calculée pour les quatre classes de pathologies. La forme et la distribution temps–fréquence de l'énergie des spectres sont différentes entre les quatre classes, ce qui confirme l'apport que des méthodes d'analyse temps–fréquence à l'égard de l'analyse des signaux HRV en comparaison aux méthodes d'analyse temporelle ou spectrale. En plus, la SPWVD offre une bonne résolution dans le plan temps–fréquence dans les domaines temporel et fréquentiel, avec des termes croisés réduits [10].

La Figure 4.25 représente la valeur moyenne et l'écart type de 8 caractéristiques (voir Section 4.5.5), calculées à partir des distributions temps–fréquence des signaux HRV, pour NSR, CHF, AF et SVT. Nous observons que les valeurs de moyenne et d'écart type des caractéristiques sont distinctives entre les différentes classes.



(a) Valeur moyenne des caractéristiques pour chaque classe.

(b) Ecart–type des caractéristiques pour chaque classe

FIGURE 4.25 – *Résultat statistique de diverses caractéristiques extraites à partir de la représentation temps–fréquence du signal HRV pour les différentes classes*

Nous sélectionnons automatiquement les caractéristiques pertinentes à l'aide des méthodes FSASL et MI, comme rapporté sur le Tableau 4.8. L'algorithme FSASL sélectionne 3 caractéristiques pertinentes, à savoir le coefficient de variation, Skewness et Shannon Entropy. La méthode MI ne sélectionne aucune caractéristique parmi les huit caractéristiques. En combinant SPWVD et SVM, nous discriminons les classes SVT, AF, CHF et NSR, comme le montrent les taux de classification rapportés sur le Tableau 4.8).

TABLE 4.8 – *Résultat de la classification utilisant MI et FSASL comme méthodes de sélection de caractéristiques*

FSM	Performances des métriques				
	NF	FS	Sensibilité (%)	Spécificité (%)	Précision(%)
MI	08	Mean, Variance, Coef.variation, Kurtosis Shannon Entropy , Skewness, Flux, Flatness	91.30	95.65	94.20
FSASL	**03**	**Coef.variation, Skewness, Shannon Entropy**	**95.65**	**98.55**	**97.82**

Nous obtenons le meilleur taux de classification en utilisant l'algorithme FSASL de sélection de caractéristiques : i) Se= 95.65 %, Sp=98.55 % et Acc=97.82 %, et ii) Se=91.30 %, Sp=95.65 % et Acc=94.20 % (en utilisant MI). Le Tableau 4.9 présente, en détail, le taux de classification de AF et SVT pour les cas CHF et NSR, en utilisant les caractéristiques sélectionnées par le FSASL. La procédure globale proposée semble être très efficace quelle que soit la pathologie classée. Notons que tous les résultats précédents sont obtenus en divisant aléatoirement la base de données en un ensemble d'entraînement (90 % des HRV) et un ensemble de test (10 % des HRV) en utilisant une stratégie bootstrap [10].

TABLE 4.9 – *Classification des arythmies cardiaques, CHF et NSR, en utilisant FSASL*

Classes	Métriques de performance		
	Sensibilité (%)	Spécificité (%)	Précision (%)
Fibrillation auriculaire (AF)	100	100	100
Tachycardie supraventriculaire (SVT)	83.33	100	95.65
Rythme sinusal normal(NSR)	100	95.23	95.65
Insuffisance cardiaque congestive (CHF)	100	100	100
Précision globale	95.65	98.55	97.82

4.5.7 Transmission de données via le protocole TCP/IP

Chaque fois que le serveur accepte une nouvelle connexion, il affiche les informations de connexion sur la console du serveur. Lorsque le serveur reçoit des données de l'un des clients (Raspberry PI), il affiche les informations de connexion et la sécurisation (en utilisant le protocole TLS) sur la console du serveur et les renvoie au client qui l'a envoyé. Pour lancer l'application serveur, il faut indiquer un hôte et un port pour le serveur. le client est connecté au serveur selon les procédures suivantes :

1. Exécuter le client sur le même ordinateur que le serveur, il utilise l'adresse IP comme nom d'hôte.
2. Exécuter le client sur le même réseau que celui du serveur (réseau local), il utilise l'adresse IP du serveur local dans l'interface client.
3. Le port peut être n'importe quel nombre de 16 bits (inférieur à 65535, mais doit être transmis au routeur où se trouve le client, si le serveur et le client sont situés dans un réseau différent, le client utilise l'adresse IP (IP Internet) du réseau sur lequel le serveur s'exécute (contrairement au réseau local). L'adresse IP Internet est extraite du web : **google what is my ip** .

4.5.8 Plateforme de télésurveillance des arythmies cardiaques

L'interface graphique de l'utilisateur (client–serveur) dédiée à la télésurveillance des arythmies cardiaques, est chargée de l'affichage, de l'archivage, du traitement numérique du signal, de la classification et du transfert des données à un poste distant sous protocole TCP/IP et sécurisé par le protocole TLS. L'intérêt de cette plateforme que est de pouvoir connecter plusieurs clients (patients) en même temps à travers l'option "multi–threading" [10].

Poste client (patient) Cette interface graphique développée dans un environnement Python (Raspbian : basé sur Linux Debian), connectée avec un dispositif d'enregistrement (module : ECG AD8232) est chargée de l'affichage et l'archivage des données. Elle peut être utilisée sur de multiples locaux informatiques : ordinateurs, tablettes et smartphones. Cette interface se présente sous forme d'une fenêtre principale pour gérer la connexion entre le serveur et le client et de transmettre les données ECG vers un poste distant (serveur). Elle comporte une "Fenêtre d'établissement de connexion" pour la communication entre le serveur et le client (établir l'ouverture et fermeture de connexion).

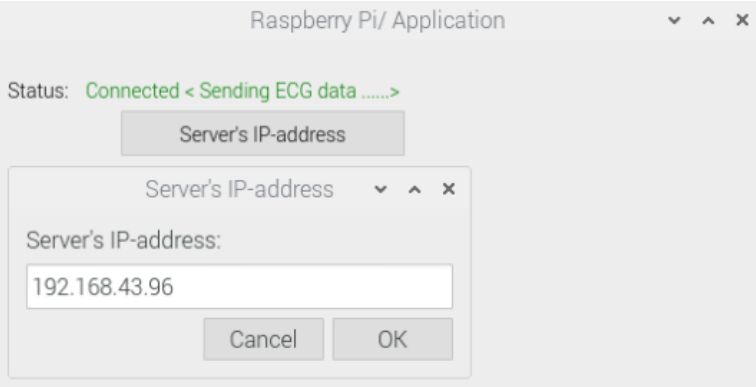


FIGURE 4.26 – *Interface principale du Raspberry PI : Envoyer des données médicales (ECG)*

Poste serveur (personnel médical) Cette interface développée dans un environnement Python, assure la visualisation, l'archivage des signaux ECG, le traitement numérique du signal HRV (détection du rythme cardiaque) et la classification des arythmies pour établir un rapport médical sur l'état de santé du patient.

Cette interface graphique comporte :

1. Une fenêtre d'identification du patient connecté avec l'application s'exécutant au niveau du serveur.
2. Une fenêtre d'établissement de connexion : cette phase permet d'établir une communication entre le serveur et le Raspberry PI sous le protocole TCP/IP sécurisé par le protocole TLS.

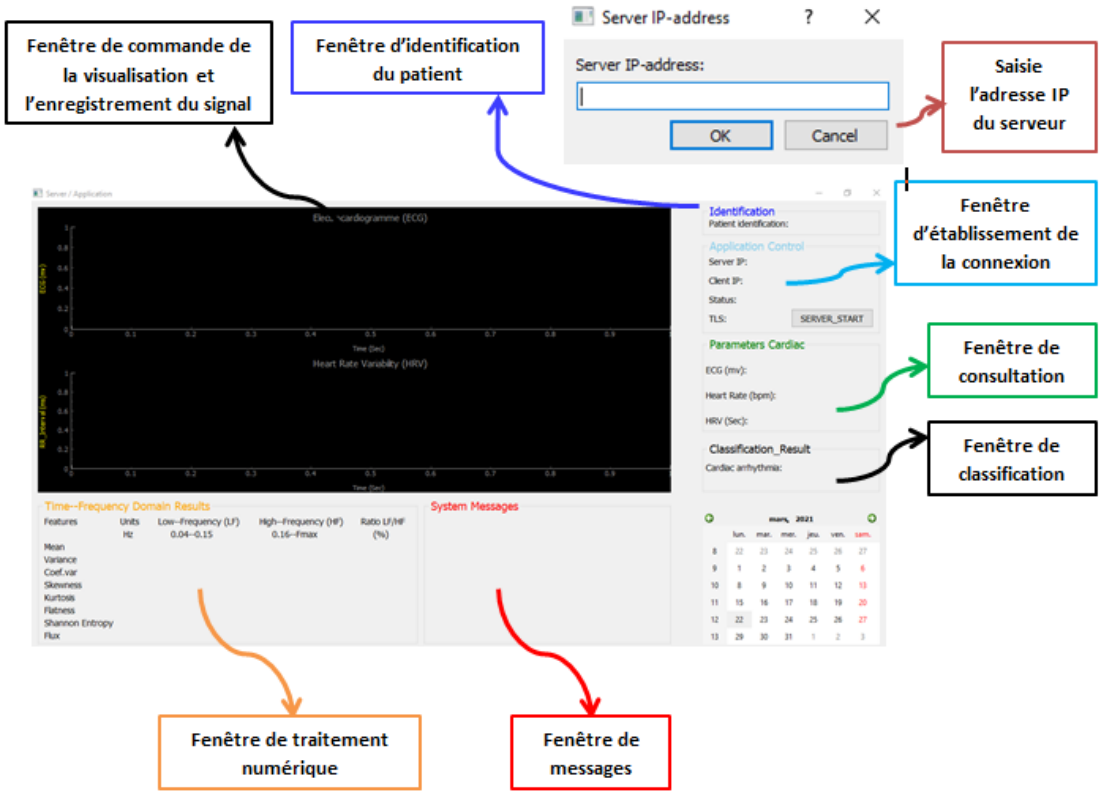


FIGURE 4.27 – *Application serveur*

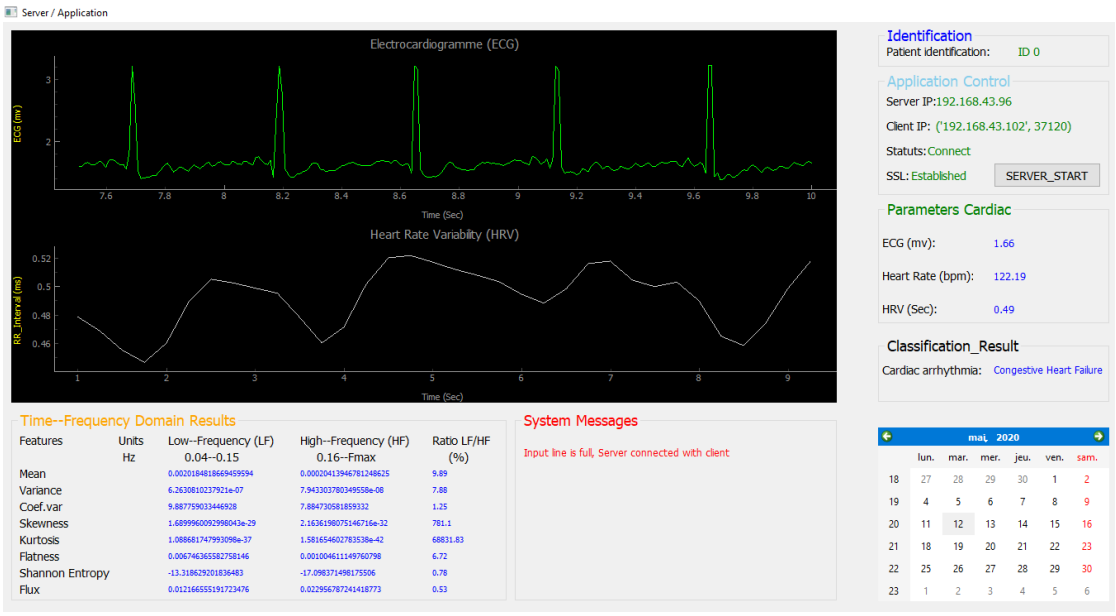


FIGURE 4.28 – *Classification et traitement numérique du signal ECG à distance (télécardiologie)*

3. Une fenêtre de consultation : permet de mesurer des paramètres en relation avec le rythme cardiaque tel que : le rythme cardiaque en bpm (beats per minute), la valeur moyenne du signal HRV en secondes et l'amplitude du signal ECG en mV (milli Volts) .
4. Une fenêtre de traitement numérique du signal : consacrée à l'analyse des signaux HRV, en calculant leur distribution temps–fréquence et en extrayant les trois caractéristiques pertinentes.
5. Une fenêtre de classification : un classifieur SVM est exploité pour classifier le nouveau signal HRV afin de détecter le type de l'arythmie cardiaque.
6. Une fenêtre de visualisation et d'enregistrement du signal : permet de visualiser et d'enregistrer le signal ECG et le signal HRV correspondant en temps–réel.
7. Une fenêtre de notification : affiche des notifications à l'utilisateur.
8. Une fenêtre de saisie l'adresse IP du client pour se connecter au serveur mis à disposition au personnel médical.

4.6 Conclusion

Dans notre étude, nous avons conçu un nouveau système capable d'effectuer un enregistrement continu des séries temporelles du HRV pour une surveillance du rythme cardiaque en vue de la détection de l'arythmie cardiaque. Ce système est à faible consommation d'énergie et à prix abordable. Dans ce chapitre, nous avons décrit une plateau technique constituée d'un circuit électronique formé par une partie de mise en forme analogique et d'un système d'acquisition de données. Concernant la partie logicielle (software), nous avons développé une interface graphique (GUI) dans un environnement Python pour établir la connexion entre le client et le serveur à travers le protocole TCP/IP sécurisé par le protocole TLS. Cette interface graphique permet d'acquérir, transmettre, surveiller, traiter et classifier le rythme cardiaque. Nous avons développé une nouvelle approche qui combine la distribution pseudo Wigner–Ville lissée (SPWVD) et un classifieur SVM, pour analyser et classifier les signaux HRV. Plus précisément, trois caractéristiques d'intérêt ont été extraites de la représentation temps–fréquence du signal HRV : le coefficient de variation, skewness et l'entropie de Shannon. Les résultats obtenus montrent que le système proposé est efficace pour différencier les arythmies cardiaques (AF et SVT) parmi les cas pathologiques (CHF) et normaux (NSR). Le résultat de la classification peut être envoyé au professionnel de la santé pour analyse et diagnostic. Durant le développement de l'application client–serveur, nous avons respecté les normes pour qu'elle soit sécurisée durant la transmission des données et facile à utiliser par le patient et par le personnel médical.

Références

[1] David Adrian et al. “Imperfect Forward Secrecy : How Diffie-Hellman Fails in Practice”. In : *Proceedings of the 22nd ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*. CCS '15. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, 2015, p. 5-17. doi : 10.1145/2810103.2813707.

[2] V.X. Afonso et al. “Comparing stress ECG enhancement algorithms”. In : *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 15.3 (1996), p. 37-44. doi : 10.1109/51.499756.

[3] Nadhem J. Al Fardan et Kenneth G. Paterson. “Lucky Thirteen : Breaking the TLS and DTLS Record Protocols”. In : *2013 IEEE Symposium on Security and Privacy*. 2013, p. 526-540. doi : 10.1109/SP.2013.42.

[4] Karthikeyan Bhargavan et Gaëtan Leurent. “Transcript Collision Attacks : Breaking Authentication in TLS, IKE and SSH”. In : *The Network and Distributed System Security Symposium (NDSS)*. 2016. doi : 10.14722/ndss.2016.23418.

[5] Sharon Boeyen et al. *Internet X.509 Public Key Infrastructure Certificate and Certificate Revocation List (CRL) Profile*. RFC 5280. 2008. doi : 10.17487/RFC5280.

[6] Minqiang Cai. “The Design Method of Network Chat System Based on Socket and Cloud Computing”. In : *2012 International Conference on Computer Science and Service System*. 2012, p. 610-613. doi : 10.1109/CSSS.2012.157.

[7] Manuel Camus. “Architecture de réception RF très faible coût et très faible puissance. Application aux réseaux de capteurs et au standard Zigbee”. PhD dissertation. Université Paul Sabatier - Toulouse III, fév. 2008.

[8] Alexis E. Frehse. “Overview and History of Telehealth”. In : *Ford D.W., Valenta S.R. (eds) Telemedicine. Respiratory Medicine*. Humana, Cham, 2021, p. 3-14. doi : 10.1007/978-3-030-64050-7_1.

[9] Sumit Gautam et al. “Experimental Evaluation of RF Waveform Designs for Wireless Power Transfer Using Software Defined Radio”. In : *IEEE Access* 9 (2021), p. 132609-132622. doi : 10.1109/ACCESS.2021.3115048.

[10] Ismail Hadj Ahmed et al. “Telemedical transport layer security based platform for cardiac arrhythmia classification using quadratic time–frequency analysis of HRV signal”. In : *The Journal of Supercomputing* (2022), p. 1-30. doi : 10.1007/S11227-022-04387-6.

[11] Kostyantyn Kolisnyk et al. “Application of Modern Internet Technologies in Telemedicine Screening of Patient Conditions”. In : *2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S T)*. 2019, p. 459-464. doi : 10.1109/PICST47496.2019.9061252.

[12] Xiao Lan et al. “Investigating the Multi-Ciphersuite and Backwards-Compatibility Security of the Upcoming TLS 1.3”. In : *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing* 16.2 (2019), p. 272-286. DOI : 10.1109/TDSC.2017.2685382.

[13] R. McFee et G.M. Baule. “Research in electrocardiography and magnetocardiography”. In : *Proceedings of the IEEE* 60.3 (1972), p. 290-321. DOI : 10.1109/PROC.1972.8621.

[14] Bodo Möller, Thai Duong et Krzysztof Kotowicz Google. *This POODLE Bites : Exploiting The SSL 3.0 Fallback Security Advisory*. Rapp. tech. 2014.

[15] O. Pahlm et L. Sörnmo. “Software QRS detection in ambulatory monitoring–a review”. In : *Medical & Biological Engineering & Computing* 22.4 (1984), p. 289-297. DOI : 10.1007/BF02442095.

[16] Arnis Parsovs. “Practical Issues with TLS Client Certificate Authentication”. In : *IACR Cryptol. ePrint Arch.* 2013 (2014), p. 538.

[17] Lydia Parziale et al. *TCP/IP Tutorial and Technical Overview*. An IBM Redbooks publication, 2006.

[18] Kenneth G. Paterson et Thyla van der Merwe. “Reactive and proactive standardisation of TLS”. In : *Chen L., McGrew D., Mitchell C. (eds) Security Standardisation Research. SSR 2016. Lecture Notes in Computer Science*. T. 10074. Springer, Cham, 2016, p. 160-186. DOI : 10.1007/978-3-319-49100-4_7.

[19] Pallavi Patil et Kalyani Bhole. “Real time ECG on internet using Raspberry Pi”. In : *2018 International Conference on Communication, Computing and Internet of Things (IC3IoT)*. 2018, p. 267-270. DOI : 10.1109/IC3IoT.2018.8668157.

[20] Douglas A. Perednia et Ace Allen. “Telemedicine Technology and Clinical Applications”. In : *The Journal of the American Medical Association* 273.6 (1995), p. 483-488. DOI : 10.1001/jama.1995.03520300057037.

[21] Sirikarn Pukkawanna et al. “Classification of SSL Servers based on their SSL Handshake for Automated Security Assessment”. In : *2014 Third International Workshop on Building Analysis Datasets and Gathering Experience Returns for Security (BADGERS)*. 2014, p. 30-39. DOI : 10.1109/BADGERS.2014.10.

[22] Eric Rescorla. *The Transport Layer Security (TLS) Protocol Version 1.3*. RFC 8446. 2018. DOI : 10.17487/RFC8446.

[23] Angel Ruiz-Zafra et al. “An IoT-Aware Architectural Model for Smart Habitats”. In : *2018 IEEE 16th International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*. 2018, p. 103-110. DOI : 10.1109/EUC.2018.00022.

[24] Darsh Shah et al. “ALLIO-All in One Multithreaded Server”. In : *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*. 2018, p. 1-5. DOI : 10.1109/ICCUBEA.2018.8697691.

[25] Haiping Si et al. “Analysis of Socket Communication Technology Based on Machine Learning Algorithms Under TCP/IP Protocol in Network Virtual Laboratory System”. In : *IEEE Access* 7 (2019), p. 80453-80464. DOI : 10.1109/ACCESS.2019.2923052.

[26] H.A. Snellen. “Willem Einthoven (1860-1927) : Father of electrocardiography”. In : *Life and work, ancestors and contemporaries* (1995). DOI : 10.1007/978-94-011-0279-7.

[27] Kurt C. Stange et al. “Defining and measuring the patient-centered medical home”. In : *Journal of General Internal Medicine*. T. 25. 6. Springer, 2010, p. 601-612. DOI : 10.1007/s11606-010-1291-3.

[28] Sana Ullah et al. “A comprehensive survey of wireless body area networks on PHY, MAC, and network layers solutions”. In : *Journal of Medical Systems* 36.3 (2012), p. 1065-1094. DOI : 10.1007/s10916-010-9571-3.

[29] Ming Xue et Changjun Zhu. “The Socket Programming and Software Design for Communication Based on Client/Server”. In : *2009 Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and Systems*. 2009, p. 775-777. DOI : 10.1109/PACCS.2009.89.

[30] F. Yanowitz et al. “Accuracy of a continuous real time ECG dysrhythmia monitoring system”. In : *Circulation* 50.1 (1974), p. 65-72. DOI : 10.1161/01.CIR.50.1.65.

Conclusion générale

Le signal de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) est un outil utile pour caractériser l'état de santé cardiaque. Il est utilisé pour étudier l'interaction cardiaque avec le système nerveux autonome (SNA), qui peut être affecté par plusieurs maladies, par exemple la tachycardie, l'insuffisance cardiaque congestive, l'hypertension et le diabète. Les arythmies cardiaques sont nombreuses et causent une mortalité croissante dans le monde.

Plusieurs chercheurs ont appliqué diverses techniques pour analyser les signaux de la variabilité du rythme cardiaque (HRV) afin de détecter l'arythmie, dans les domaines temporel, non–linéaires, fréquentiel, temps–échelle, ou temps–fréquence (TF). Une analyse dans le domaine temps–fréquence a été utilisée pour caractériser et quantifier les signaux HRV pour l'extraction de caractéristiques. Plusieurs techniques de classification ont également été utilisées pour classifier les signaux HRV pour l'aide au diagnostic médical.

L'analyse spectrale peut révéler le contenu informatif non stationnaire des signaux HRV en représentant leur puissance dans le domaine fréquentiel. Cependant, la représentation de contenu spectral ne peut donner aucune information temporelle sur l'occurrence des changements de fréquence dans les signaux analysés. L'analyse temps–fréquence (TF) peut recueillir des informations à la fois à partir des domaines temporel et fréquentiel en représentant la distribution d'énergie du signal analysé sous forme de représentation tridimensionnelle. Dans cette thèse, nous avons combiné l'analyse temps–fréquence (TF) de signaux HRV avec une classification fiable pour diagnostic de des arythmies cardiaques.

Le traitement numérique se fait en premier temps sur des enregistrements ECG de Physionet Bank. Des signaux ECG de sujets atteints de patholgies ont été collectés à partir de six bases de données de Physionet, à savoir ; congestive heart failure RR interval database (chf2db), BIDMC congestive heart faliure database (chfdb), MIT–BIH Arrhythmia database(MITdB), Long–Term AF Database(LTAFdB), Supraventricular tachycardia (SVDB) and St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12–lead Arrhythmia(INCARTdB). Des signaux ECG de sujets normaux utilisés dans cette étude proviennent de la base de données "MIT–BIH Normal Sinus Rhythm Database". A partir de ces six bases de données de Physionet, nous avons collecté 228 signaux ECG que nous avons réorganisés en quatre classes : tachycardie supraventriculaire (SVT) : 77 signaux ECG, rythme sinusal normal (NSR) : 44 signaux ECG, fibrillation auriculaire (AF) : 63 signaux ECG, et l'insuffisance cardiaque congestive (CHF) : 44 signaux ECG.

L'objectif de la fonction de télésurveillance dans cette thèse est de détecter et de

prévenir l'occurrence de situations critiques à domicile ou dans un milieu hospitalier suite à une dégradation de la fonction cardiovasculaire d'un patient. Dans cette thèse, nous avons développé un modèle client-–serveur implanté en tant que plateforme télémédicale pour la télésurveillance en temps–réel de la fonction cardiovasculaire pour les patients souffrant d'arythmie cardiaque. Cette plateforme technique (Hardware Software) capable de surveiller à distance l'arythmie cardiaque en utilisant plusieurs méthodes de traitement des signaux de la variabilité de rythme cardiaque (HRV) telles que : la distribution pseudo Wigner—Ville lissée (SPWVD), l'extraction de caractéristiques, les méthodes de sélection des caractéristiques et la classification à l'aide d'un classifieur machine à vecteurs de support (SVM).

La partie Hardware de la plateforme technique que nous avons développée est basée sur un module de mise–en–forme du signal Electrocardiogramme (ECG) et une carte Raspberry PI, que nous avons exploité pour l'acquisition en temps–réel du signal ECG. La partie analogique de ce système est formée par (1) un circuit de mise en forme analogique (AD8232), (2) un convertisseur analogique–numérique (MCP3008) et (3) une carte Raspberry PI Zero exploitée pour traitement de données. La carte Raspberry PI Zero communique avec un serveur via le protocole TCP/IP sécurisé par le protocole TLS qui permet d'établir une connexion sécurisée entre le client (Raspberry PI Zero) et la station distante (Serveur). Nous traitons des signaux ECG acquis pour détecter les cycles cardiaques pour générer des signaux HRV. Les signaux HRV générés doivent être traités par des distributions temps-–fréquence quadratiques (QTFDs : Quadratic time–frequency distributions) pour quantifier et caractériser le signal de variabilité du rythme cardiaque (HRV : Heart Rate Variability) dans le plan temps-–fréquence. Les représentations temps-–fréquence des signaux HRV sont générées à partir de signaux ECG acquis par le système d'acquisition et de signaux ECG recueillis à partir de bases de données du dépôt Physionet. Les caractéristiques temps–fréquence que nous définies sont sélectionnées au moyen de techniques de sélection de caractéristiques. Les caractéristiques sélectionnées sont utilisées comme entrées à un classifieur SVM.

La plateforme de télésurveillance d'arythmies que nous avons développée communique en sécurité pour échanger des données et des résultats de traitement. Ce système de communication est composé de deux parties assurant envoi et réception de données médicales. Ce type de communication permet à l'utilisateur d'envoyer en temps–réel les résultats du traitement de données collectées vers un ordinateur distant via le protocole TCP/IP sécurisé par le protocole TLS. Le protocole TCP/IP assure le mode connecté, le transport et la transmission des flux de données (flux d'octets). Les données ECG transmises par ce protocole sont destinées à une station distante (utiliser l'adresse IP du serveur), les données ECG transmises sont encapsulées dans des datagrammes IP à travers une valeur de protocole de 6. Par conséquent, cette plateforme télémédicale adopte un contrôle continu et surveille le système cardiovasculaire en permanence en collectant et en transmettant les données ECG du client vers une autre station distante de traitement (serveur) via l'interface utilisateur graphique (GUI) pour détecter d'éventuelles arythmies cardiaques. À l'aide de ce système, le person-

nel médical communique facilement avec ses patients à l'hôpital ou à domicile sans déplacement tout en améliorant la qualité des soins.

Publications

Les contributions présentées dans cette thèse apparaissent dans les publications suivantes :

Revues Internationales

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Amar Kachenoura, Lotfi Senhadji, Telemedical Transport Layer Security based Platform for Cardiac Arrhythmia Classification using Quadratic Time–Frequency Analysis of HRV Signal, The Journal of Supercomputing, (2022), https ://doi.org/10.1007/s11227-022-04387-6

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Robust detection of CHF through new time–frequency features within HRV signals, Research on Biomedical Engineering, 38, 369–388 (2022), https ://doi.org/10.1007/s42600-021-00193-w

Conférences Internationales

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Mohammed Benabdellah, Time—-Frequency Quantification of Sympathetic and Parasympathetic Nervous Systems by Soectrogram analysis of Heart Rate Variability signal, La 9 ème édition du colloque Tendances des Applications Mathématiques en Tunisie Algérie Maroc 23—27 Février 2019

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Mohammed Benabdellah, High–Resolution Time–Freque ncy Energy Features of HRV Signals using the SPWVD and the STFT-–Spectrogram, International Conference on Electronics, Control, Optimization and Computer Science (ICECOCS'18), Faculté de science, Université Ibn Tofail, 5–6 décembre 2018, Kénitra, Maroc.

Conférences Nationales

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Time–Frequency Features of HRV Signals using STFT–Spectrogram : The Function of the Autonomic Nervous system, 8 ème journée de la maintenance biomédicale (JMB2019) Hôpital Central de l'Armée, Dr. Mohamed Seghir Nekkache, Alger 10 Octobre 2019.

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Mohammed Benabdellah, Time–Frequency Analysis of PPG–based Heart Rate Variability Signal, 7 ème journée de la maintenance biomédicale (JMB2018) Hôpital Central de l'Armée, Dr. Mohamed Seghir Nekkache, Alger 4 Octobre 2018.

Journées Doctorales

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Time–FrequencyAnalysis of Heart Rate Variability Signal using SPWVD and WVD, 9 ème journée doctorale en Génie biologique et médical JD–GBM'2019, 13 Juin 2019, Faculté de technologie, Université de Tlemcen.

Ismail Hadj Ahmed, Abdelghani Djebbari, Mohammed Benabdellah, Time-Frequency Analysis of Heart Rate Variability Signal using Short–Time Fourier Transform (STFT), 8 ème journée doctorale en Génie biomédical JD–GBM'2018, 10 Mai 2018, Faculté de technologie, Université de Tlemcen.