



HAL
open science

Conception et développement d'un système ambulatoire pour la mesure de l'activité du Système Nerveux Autonome pour la surveillance de personnes âgées à domicile

Ronald Nocua

► **To cite this version:**

Ronald Nocua. Conception et développement d'un système ambulatoire pour la mesure de l'activité du Système Nerveux Autonome pour la surveillance de personnes âgées à domicile. Ingénierie biomédicale. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2009. Français. NNT : . tel-00486983v2

HAL Id: tel-00486983

<https://theses.hal.science/tel-00486983v2>

Submitted on 1 Jun 2010

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Université Joseph Fourier – Grenoble I
École Doctorale EDISCE
Ingénierie pour la santé la Cognition et l'Environnement

THÈSE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ JOSEPH FOURIER

Spécialité : Instrumentation et Traitement du Signal

Présentée et soutenue publiquement par

Ronald NOCUA

Conception et développement d'un système ambulatoire pour la mesure de l'activité du Système Nerveux Autonome pour la surveillance de personnes âgées à domicile

Sous la direction de **Norbert NOURY**

JURY :

<i>Président</i>	Jacques DEMONGEOT	Professeur des Universités-Praticien Hospitalier, Grenoble I
<i>Rapporteurs</i>	Emmanuel PERRIN Jacques LOTTIN	Professeur des Universités, Université Claude Bernard, Lyon I Professeur École Polytechnique de Savoie
<i>Examineurs</i>	Christian COLLET Régis LOGIER	Professeur des Universités, Université Claude Bernard, Lyon I Ingénieur de Recherche CHRU de Lille
<i>Directeur</i>	Norbert NOURY	Professeur des Universités, Université Claude Bernard, Lyon I
<i>Invités</i>	Claudine GEHIN Eric McADAMS André DITTMAR Joel BELMIN	Maître de Conférences HDR, INSA-Lyon Professeur des Universités INSA-Lyon Docteur d'état en Biologie Humaine Professeur des universités, chef du service de gériatrie à l'Hôpital Charles Foix



Laboratoire des Techniques de l'Ingénierie Médicale et de la Complexité - Informatique Mathématiques et Applications - Grenoble (TIMC-IMAG)

Équipe Acquisition, Fusion d'Information et Réseau pour la Médecine (AFIRM), UMR CNRS/UJF 5525

Table des matières

Table des matières	7
Abstract	9
Résumé	11
Remerciements	13
I Introduction	15
1 Introduction Générale	17
2 Positionnement du problème	19
2.1 Contexte de la problématique	20
2.1.1 La population âgée en France	20
2.1.2 Prévisions sur l'évolution de la population âgée	21
2.2 Les conséquences du vieillissement	23
2.2.1 Les altérations sensorielles	23
2.2.2 Les maladies cardiovasculaires	24
2.2.3 L'hypotension orthostatique	24
2.2.4 Les troubles d'équilibre	25
2.2.5 La chute	26
2.3 La gérontechnologie : une réponse aux besoins	26
3 État de l'art	27
3.1 La télémédecine	28
3.1.1 La surveillance de la personne à domicile	29
3.1.2 Dispositifs portables pour la surveillance de la santé	31
3.1.2.1 « Wearable devices »	31
3.1.2.2 Dispositifs pour la surveillance de l'activité	35
3.1.2.3 La détection de la chute	36
3.1.3 Conclusion	37

3.2	Origines physiologiques	38
3.2.1	Le système nerveux	38
3.2.2	Le système nerveux périphérique	38
3.2.2.1	Le système nerveux somatique	38
3.2.2.2	Le système nerveux autonome	38
3.2.3	Méthodes instrumentales pour la quantification de l'activité du système nerveux autonome	40
3.2.3.1	Capteurs bioélectriques pour la mesure de l'activité électroder- male	41
3.2.3.1.1	Physiologie de la peau	42
3.2.3.1.2	Les glandes sudoripares	42
3.2.3.1.3	Méthodes de mesure	43
3.2.3.2	Capteurs cardiorespiratoires	44
3.2.3.2.1	Le cœur	44
3.2.3.2.2	Electrocardiogramme	44
3.2.3.2.3	Les dérivations pour la mesure de l'ECG	45
3.2.3.2.4	Méthodes de mesure	45
3.2.3.2.5	Variabilité de la fréquence cardiaque-HRV	48
3.2.3.3	Les capteurs thermovasculaires : la température cutanée	48
3.3	Applications du monitoring du SNA	49
3.3.1	Reconnaissance des émotions	49
3.3.2	Quantification des facteurs psychologiques	50
3.3.2.1	Quantification du niveau de stress	51
3.4	Posture et Variabilité de la fréquence cardiaque	52
3.5	Conclusion	53
II Matériel et Méthodes		55
4 Matériel et Méthodes		57
4.1	Introduction	59
4.2	L'importance des capteurs et des électrodes	59
4.2.1	Bioelectrodes	59
4.3	Conception de l'instrumentation de mesure	60
4.3.1	L'ergonomie du système	60
4.3.2	Le design du système	61
4.3.3	La température cutanée	61
4.3.4	L'activité électrodermale	62
4.3.4.1	Les électrodes	63
4.3.4.2	La méthode de mesure	63
4.3.4.3	Le placement des électrodes	64
4.3.5	L'électrocardiogramme	65

4.3.5.1	Le conditionnement du signal	66
4.3.6	La photopléthysmographie pour la détection de la fréquence cardiaque	67
4.3.7	L'étage numérique	67
4.3.7.1	Le convertisseur analogique numérique	67
4.3.7.2	Le microcontrôleur	69
4.3.8	Module de communication sans fil Zigbee	70
4.3.9	L'étage d'alimentation	72
4.3.10	Interface d'acquisition de données	73
4.3.11	Caractérisation de l'instrumentation	73
4.3.11.1	La température cutanée	73
4.3.11.2	Résistance cutanée	74
4.3.11.3	La mesure l'ECG	74
4.3.11.4	La consommation du système	74
4.3.12	Conclusion	75
4.4	Algorithmes pour l'extraction de caractéristiques	76
4.4.1	Introduction	76
4.4.2	Étude de la température cutanée	76
4.4.3	Étude de la résistance cutanée	77
4.4.3.1	Détection du niveau tonique/phasique de la résistance cutanée	78
4.4.4	Détection du complexe QRS	79
4.4.4.1	Algorithme de détection du complexe QRS	81
4.4.4.1.1	Expérimentation pour la détection des intervalles	81
4.4.5	La variabilité de la fréquence cardiaque	83
4.4.5.1	Domaine en temps	83
4.4.5.2	Le digramme de Poincaré	84
4.4.5.3	Domaine en fréquence	86
4.4.5.3.1	La transformée de Fourier à court terme	87
4.4.5.3.2	La transformée en ondelettes	88
4.4.5.3.3	Periodogramme de Lomb	91
4.4.5.4	Comparaison des méthodes d'analyse de la VFC	92
4.4.5.5	Taille de la fenêtre	94
4.4.6	Conclusion	95
4.5	Classification des situations	96
4.5.1	Les réseaux de neurones	96
4.5.1.1	Le perceptron multicouche	99
4.5.1.1.1	L'algorithme d'entraînement	100
4.5.2	Les séparateurs à vaste marge	101
4.5.2.1	L'évolution de SVM	103
4.5.2.2	La séparation non linéaire	104
4.6	Expérimentations préliminaires	105

4.6.1	Mesure de la VFC pendant les postures	105
4.6.2	Mesure de la charge mentale pendant la marche	107
4.6.2.1	Protocole expérimental	107
4.6.2.2	Résultats	108
4.7	Conclusion	110
III	Expérimentations	111
5	Expérimentations	113
5.1	Mesure de l'activité du SNA pour la détection de chute	114
5.1.1	Objectif de l'expérimentation	115
5.1.2	Protocole expérimental	117
5.1.3	Extraction de caractéristiques	117
5.1.4	Analyse en composantes principales	119
5.1.4.1	Conclusion	121
5.1.5	Classification par réseaux de neurones	123
5.1.6	Classification avec SVM	124
5.1.7	Conclusions de l'expérimentation	127
5.2	Étude de l'hypotension orthostatique	128
5.2.1	La population de l'étude	128
5.2.2	Les hypothèses de l'expérimentation	129
5.2.3	Le protocole expérimental	129
5.2.4	Résultats	130
5.2.4.1	L'analyse de la fréquence cardiaque	131
5.2.4.2	L'analyse de la résistance cutanée	133
5.2.4.3	L'analyse de la température cutanée	134
5.2.5	Conclusion	137
IV	Conclusions et Perspectives	139
6	Conclusion et perspectives	141

Bibliographie	153
Table des figures	158
Liste des tableaux	159
V Annexes	161
A Schéma électrique du système embarqué	163
B Système embarqué et placement sur le corps	165
C Publications	167

Abstract

Studies show that the proportion of elderly will reach 30% of the total population by 2050 in developed countries, such as France, and the number of nursing home will not be enough for all. Therefore, one possible solution is to survey these people at home. In order to detect the loss of autonomy of the elderly, the AFIRM Team at TIMC-IMAG Laboratory has developed an apartment based on the concept of the Smart Home. However, in most of cases, in order to monitor the health state and the activity of the person, it is necessary to wear different kind of devices. Thus, the objective of this PhD work is to develop a wearable device for the measure of the autonomic nervous system activity in order to detect the possible risk situations during the daily living activities.

In the second part of this document are presented the wearable device developed for the ANS activity quantification, the main signal processing algorithms for the feature extraction using the signals measured by the device and the two main classification methods (Neural Network and Support Vector Machine) used for the detection of the risk situations.

In the third part we present the two experimentations carried on in order to improve the fall detection using the quantification of the ANS activity and to the study the autonomic nervous system in subjects impaired with orthostatic hypotension.

Keywords : Wearable device, autonomic nervous system activity, electrodermal activity, heart rate variability, classification, fall detection.

Résumé

La population des personnes âgées en France est en train d'augmenter et pour 2050 plus de 30% de la population totale aura plus de 65 ans. Le nombre d'infrastructures dédiées pour la surveillance des personnes âgées ne sera donc pas suffisant et une de solutions qui permettra de soulager ces institutions est celle de surveiller ces personnes dans leur domicile. Dans un premier temps, afin de détecter de façon précoce une perte d'autonomie l'équipe AFIRM a équipé un appartement avec des exocapteurs. Cependant, pour assurer un suivi plus approfondi de l'état de la personne (suivi de l'activité et de l'état de santé) il est indispensable de réaliser ce suivi avec des dispositifs portables sur la personne. Les travaux de cette thèse consistent au développement d'un dispositif portable pour le suivi de l'activité du système nerveux autonome de façon ambulatoire.

Dans la deuxième partie de ce manuscrit nous avons décrit le développement du dispositif portable à partir des principales contraintes d'ergonomie pour un suivi à long terme. De la même manière, dans cette partie nous avons présenté les algorithmes utilisés pour l'extraction des principales caractéristiques sur les signaux mesurés par l'instrumentation ambulatoire. Finalement, les bases théoriques de deux principales méthodes de classification sont présentées afin de détecter des possibles situations à risque (la chute) à partir des caractéristiques extraites.

La troisième partie présente les expérimentations réalisées pour améliorer la détection de chute à partir de la mesure du SNA, dans un premier temps, et ensuite étudier l'activité du SNA chez des personnes âgées atteintes de troubles orthostatique.

Mots clés : Système ambulatoire, activité du système nerveux autonome, détection de situations à risque, activité électrodermale, variabilité fréquence cardiaque, classification, détection de chute.

Remerciements

Ce travail de thèse a été réalisé au laboratoire TIMC de Grenoble au sein de l'équipe AFIRM en co-tutelle avec l'institut de nanotechnologie de Lyon dans l'équipe Microcapteurs et Microsystèmes Biomedicaux.

Je tiens à remercier sincèrement mon directeur de Thèse Monsieur Norbert NOURY, Professeur de l'Université de Lyon, pour ses conseils ainsi que son aide tout au long de cette Thèse. Il a su diriger avec enthousiasme et son esprit critique a été une aide importante pour la réalisation de ces travaux de recherches.

Je voudrais remercier profondément Mme Claudine GEHIN, Maître de conférences à l'INSA de Lyon, co-encadrant de cette Thèse. Depuis mon arrivé dans l'équipe, elle a su me donner son soutien dans les moments difficiles ainsi que de très bons conseils scientifiques pour bien mener mes travaux de recherche.

J'aimerai également remercier l'ensemble des personnes participant au jury de cette thèse :

- Le Pr Jacques LOTTIN et le Pr. Emmanuel PERRIN pour avoir accepté de rapporter mes travaux de recherche,
- Les Professeurs Jacques DEMONGEOT, Christian COLLET et Mr Régis LOGIER (Ingénieur de Recherche) pour avoir participé à mon jury en tant qu'examineurs
- Le Pr Joel BELMIN pour avoir participé en tant qu'invité à mon jury de Thèse et son aide pendant l'expérimentation menée à l'Hôpital Charles Foix,
- Mr André DITTMAR pour participer à ce jury et pour ses conseils tout au long de cette Thèse

J'aimerais aussi remercier la région Rhône-Alpes qui a financé ces travaux de recherche à travers le cluster Handicap, Neurosciences et Vieillessement.

Je voudrais remercier aussi toutes les personnes qui ont travaillé avec moi pendant ces trois années de Thèse. Dans l'équipe MMB à mes collègues : Dareen TOUMI, Aurelien OLIVEIRA qui rentrent dans leur dernière année de Thèse et à qui je souhaite bonne chance, Bertrand MASSOT avec qui les discussions sur les systèmes embarqués n'en finiront jamais, Etienne GRENIER, qui commence sa Thèse avec qui sa fut un plaisir de travailler et finalement Carolina RAMON, qui a été la depuis l'université en Colombie jusqu'à la finalisation de mon doctorat. Pendant mon séjour à Grenoble, dans le laboratoire TIMC à Anthony FLEURY et Julien POUJAUD pour leur aide et les discussions en traitement du signal.

Je voudrais finalement remercier mes proches, à qui je dédie ce travail. A ma mère

Aminta, ma sœur Adriana et frères Jorge Alejandro et Nicolas car leur amour et leur soutien à distance ont été primordiaux pour l'aboutissement de ma Thèse. A mon grand ami Dairo, pour regarder toujours le bon coté de choses et pour être la à chaque fois que j'ai eu besoin. A Catalina pour absolument tout, sa compréhension, son soutien et son amour tout au long de ces années.

Première partie

Introduction

Chapitre 1

Introduction Générale

LA population de personnes âgées en France et dans le monde est en train d'augmenter de façon considérable. Les prévisions réalisées pour 2050 indiquent que plus de 30 % de la population aura plus de 65 ans. Le vieillissement induit des modifications aux niveaux organique et physiologique, ainsi les signes extérieurs comme le vieillissement des tissus vont apparaître plus tard par rapport au déclin au niveau physiologique. Ce processus entraîne souvent des dysfonctionnements anatomiques comme conséquence de la dégradation de ces fonctions primaires. Le plus souvent ces dysfonctionnements affectent les sens ainsi que les fonctions cardiovasculaires, produisant une augmentation de la mortalité chez les personnes âgées. Un nombre important de personnes âgées préfère rester dans son habitat au lieu d'entrer dans une maison de retraite. Afin de répondre à ces besoins, le domaine de la Gérontechnologie développe des nouvelles technologies avec l'objectif d'aider les personnes âgées à vivre mieux et plus longtemps en toute autonomie.

Dans ce cadre, il est donc nécessaire de surveiller l'état de santé de personnes âgées à domicile. Une première solution consiste à équiper l'habitat de la personne avec des capteurs non-invasifs pour surveiller son activité quotidienne afin de détecter, par exemple, une éventuelle perte d'autonomie. Cependant, pour le suivi en continu de paramètres physiologiques ou la reconnaissance de motifs cinématiques, la portabilité des dispositifs devient une nécessité incontournable.

Afin d'assurer une amélioration de la qualité de vie des personnes âgées, il est nécessaire de surveiller au même niveau que l'activité et l'état de santé de la personne, son état émotionnel. L'état émotionnel proprement dit, correspond aux réactions automatiques du système nerveux et plus précisément du système nerveux autonome, lors d'un stimulus spécifique. Afin de suivre l'état émotionnel de la personne âgée, nous devons quantifier les différentes réactions du système nerveux autonome pendant les activités de la vie quotidienne. Le système nerveux autonome peut être quantifié à partir des différents signaux physiologiques comme la fréquence cardiaque, l'activité électrodermale ou la température cutanée.

La première partie de ce manuscrit est consacrée à l'analyse du vieillissement de la population en France et ses principales conséquences au niveau de la dégradation de la santé. Afin d'améliorer la qualité de vie des personnes âgées, nous présentons les solutions exis-

tantes qui commencent par le développement d'un nouveau domaine de recherche la Gérontechnologie. La Gérontechnologie se concentre ainsi sur la recherche, le développement et le design de nouvelles technologies afin d'améliorer la qualité de vie des personnes âgées. Nous présentons ainsi un bref état de l'art des solutions technologiques existantes pour permettre la surveillance des personnes âgées à domicile afin de détecter des situations à risque (chute, problèmes cardiaques, etc). Dans ce cadre, nous nous intéressons à l'activité du système nerveux autonome afin de quantifier la réactivité émotionnelle et nous présentons les différents travaux réalisés à ce sujet en laboratoire.

Dans la deuxième partie, il est présenté la conception et le développement de l'instrumentation de mesure embarquée afin de mesurer l'activité du système nerveux autonome en ambulatoire pendant les activités de la vie quotidienne. Ensuite, nous présentons les algorithmes développés afin de mieux comprendre l'information fournie par chaque paramètre mesuré et nous nous intéressons aux bases mathématiques nécessaires pour l'implémentation de deux principales méthodes de classification pour détecter des situations à risque.

La troisième partie est ainsi dédiée aux expérimentations mises en place afin d'une part de mesurer l'activité du système nerveux autonome pour améliorer la détection de chute et d'autre part d'étudier les réponses du système nerveux autonome chez des sujets âgés atteints de troubles d'hypotension orthostatiques, pouvant occasionner des chutes dans cette population.

L'objectif principal de la première expérimentation est de caractériser les réactions physiologiques lors de chutes simulées et de transitions debout-couché. A partir, des réactions physiologiques pour chaque situation, nous avons implémenté deux principales méthodes de classification (Réseaux de Neurones et SVM) afin de classer ces deux situations et fournir ainsi une information additionnelle pour la détection de chute.

La deuxième expérimentation est consacrée à l'étude de l'activité du SNA chez des sujets âgés atteints de troubles orthostatique afin de détecter un dysfonctionnement à ce niveau. La population de l'étude est composée par 19 patients âgés ($85,5 \pm +/ - 6,9$). Sur l'ensemble des patients 4 patients sur 19 présentent des problèmes d'hypotension orthostatique, vérifié pendant l'expérimentation à partir de la mesure de la pression artérielle en positions couché et debout. Au niveau de la fréquence cardiaque, nous avons remarqué qu'une quantité importante de sujets inclus dans notre étude, présentent divers problèmes de type cardiaque. Ainsi, à partir de la quantification de la variabilité de la fréquence cardiaque, nous n'avons pas pu conclure un dysfonctionnement du système sympathique. Au niveau de la mesure de la résistance cutanée, nous avons remarqué une augmentation significative de l'activité électrodermale chez les patients atteints de troubles orthostatique.

Chapitre 2

Positionnement du problème

Sommaire

2.1 Contexte de la problématique	20
2.1.1 La population âgée en France	20
2.1.2 Prévisions sur l'évolution de la population âgée	21
2.2 Les conséquences du vieillissement	23
2.2.1 Les altérations sensorielles	23
2.2.2 Les maladies cardiovasculaires	24
2.2.3 L'hypotension orthostatique	24
2.2.4 Les troubles d'équilibre	25
2.2.5 La chute	26
2.3 La gérontechnologie : une réponse aux besoins	26

2.1 Contexte de la problématique

La population âgée en France est en train d'augmenter de façon considérable et, selon les prévisions actuelles, en 2050 un tiers de la population en France aura plus de 65 ans [Robert-Bobée, 2008]. Cette explosion démographique est due principalement aux phénomènes de baby-boom, à l'amélioration de la santé publique et aux avancées dans le domaine médical, tels que le dépistage précoce et le traitement des maladies chroniques.

Le baby-boom représente une augmentation importante du taux de natalité dans les pays d'Europe, comme l'Espagne et la France, ainsi que dans d'autres pays développés (les États-Unis) pendant les années qui ont suivi la fin de la seconde guerre mondiale (1942-1973). Cette explosion démographique a été expliquée par le changement dans les politiques sociales ainsi que par une nouvelle vision de la société française. Le code de la famille et les allocations familiales instaurés dans les années 40 ont sans doute favorisé l'augmentation du taux de natalité à cette époque. Ces enfants ont aujourd'hui plus de 65 ans et l'effet baby-boom est devenue l'effet « papy-boom », de vieillissement de la population.

Une autre cause d'augmentation actuelle de la population âgée en France est la diminution progressive du taux de mortalité. Entre 1946 et 1950, le taux de mortalité était d'environ 13% pour diminuer jusqu'à 11,2% entre 1960 et 1964. Cette diminution est due principalement aux progrès médicaux (vaccins et antibiotiques) ainsi qu'aux avancées en matière d'hygiène et d'alimentation.

Dans les parties suivantes, nous allons décrire l'état actuel de la population en France ainsi que les prévisions de l'INSEE pour 2050. Ensuite, nous aborderons les principaux problèmes de santé des personnes âgées, ainsi que les solutions qui permettent d'atténuer les conséquences de la dégradation de l'état physique ainsi que du système sensoriel qui accompagnent le processus de vieillissement jusqu'à l'entrée en dépendance.

2.1.1 La population âgée en France

Le vieillissement de la population en France est le résultat d'une baisse de natalité et de l'augmentation de la durée de vie. Cette dernière est due à la baisse du taux de mortalité des personnes âgées plutôt qu'à la diminution de la mortalité infantile qui est déjà basse en ce moment. L'augmentation de la population âgée n'est pas un phénomène observé uniquement en France. Ainsi, dans les années '60, 15,5% de la population des pays de l'Union Européenne était âgée de plus de 60 ans et au cours des années '90 le pourcentage était de 19,9% [Badeyan *et al.*, 1999]. La population âgée est majoritairement féminine. A présent, deux sujets sur trois de plus de 80 ans sont des femmes.

Cette augmentation est due principalement aux avancées dans divers domaines :

- le domaine médical avec le dépistage des maladies chroniques comme celles de type cardiovasculaires ainsi que l'amélioration du système de santé publique,
- le domaine social avec la diminution du temps de travail ainsi que l'allègement de la pénibilité de celui-ci,

- le domaine politique qui fixe les normes d'hygiène et de sécurité dans le transport et dans la conservation des aliments.

Le rapport de L'INSEE [Robert-Bobée, 2008] publié en 2008 indique de la même façon une augmentation progressive du nombre de personnes âgées de plus de 65 ans de 1975 à 2005 (Fig.2.1).

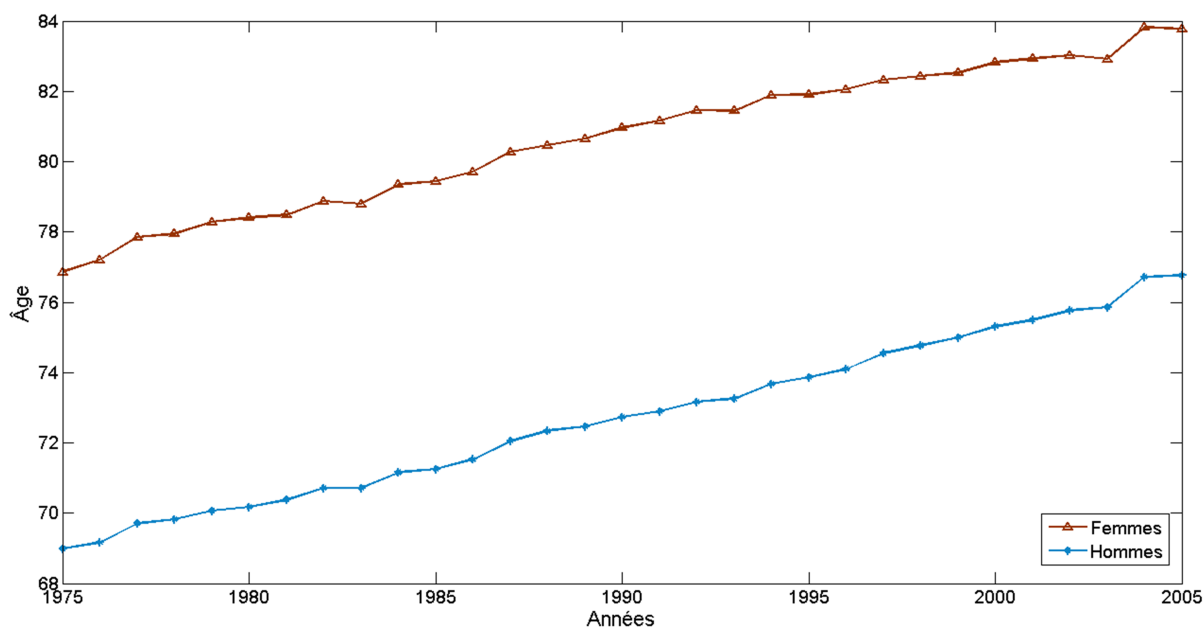


FIGURE 2.1 – Évolution de l'espérance de vie en France entre 1975 et 2005

En 2005, une personne sur cinq était âgée de plus de 75 ans et grâce aux différents facteurs comme par exemple l'effet du « papy-boom », cette proportion va continuer à augmenter dans les années à venir.

2.1.2 Prévisions sur l'évolution de la population âgée

Les différentes prévisions indiquent que la population âgée en France va croître au moins jusqu'en 2025 (Fig.2.2). Selon les différents scénarios la population atteindra en 2025 61,2 millions pour l'hypothèse de fécondité la plus basse et jusqu'à 65,3 millions pour l'hypothèse de fécondité la plus haute.

Le nombre de personnes âgées de plus de 60 ans est passé de 6,7 millions à 12,1 millions entre 1950 et 2000. En suivant cette tendance, en 2050 le nombre de personnes âgées devrait augmenter de 9 millions pour l'hypothèse de mortalité la plus haute, ce qui représente une augmentation de 75%. En 2050, la population en France comptera entre 58 millions et 70 millions d'habitants, avec un tiers de la population âgée de plus de 65 ans contre un sur cinq en 2000. L'espérance de vie pour 2050 sera de 88 ans chez les femmes et de 83 ans pour les hommes (Fig. 2.3). Le nombre de femmes sera tout de même plus important que celui des hommes mais l'écart entre les deux sera moins important.

Comme il a été décrit précédemment, le nombre de personnes âgées en France augmentera et une de principales préoccupations est de s'assurer qu'il y aura suffisamment de

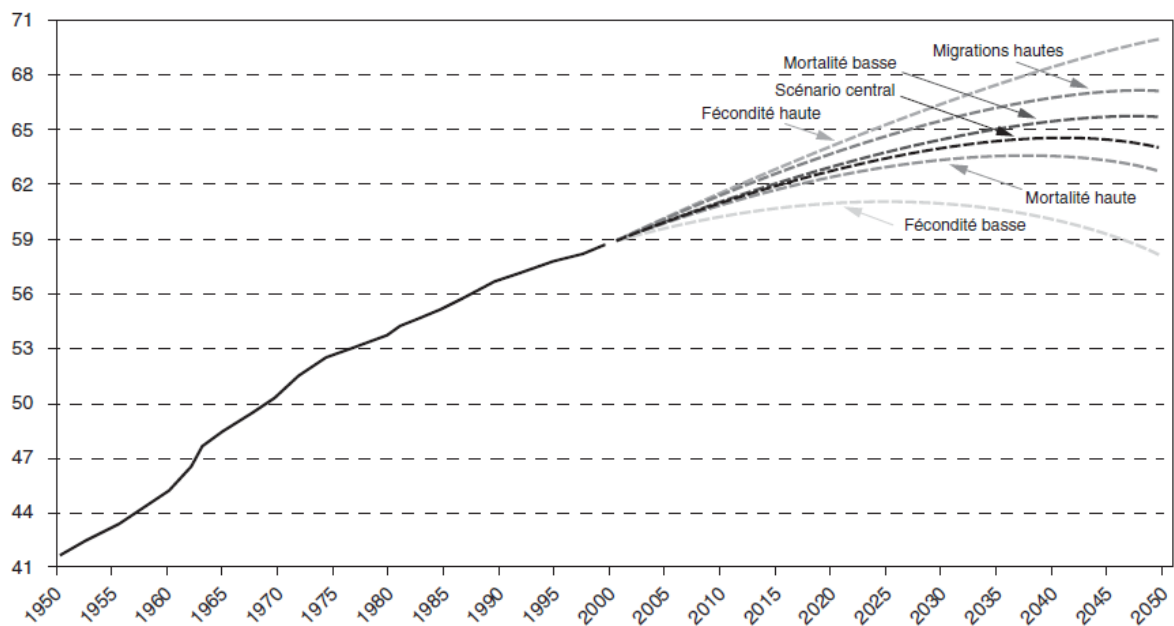


FIGURE 2.2 – Prévisions sur l'évolution de la population totale en France pour 2025

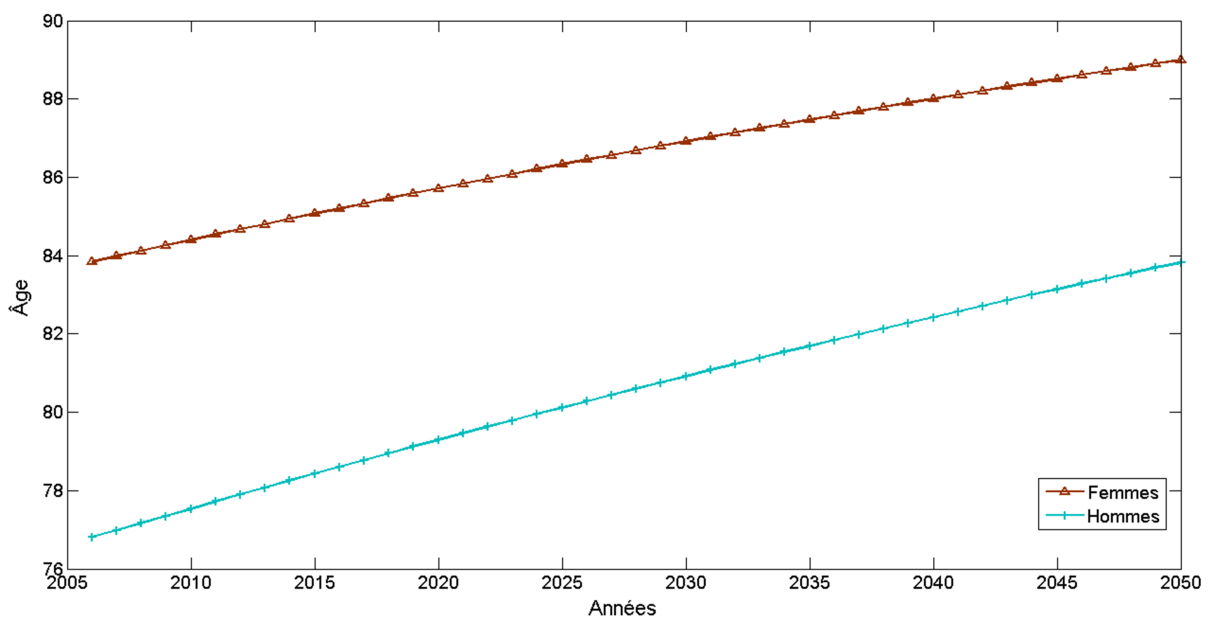


FIGURE 2.3 – Prévisions de l'espérance de vie en France entre 2005 et 2050. Les données ont été fournies par l'INSEE [Robert-Bobée, 2008].

structures d'accueil pour ces personnes. Dans le cas des personnes âgées dépendantes, elles peuvent rester à leur domicile si elles bénéficient d'une assistance quotidienne de la part de proches ou de personnel spécialisé. En France, 12% des personnes de plus de 75 ans vivent dans une maison de retraite. Ce pourcentage va sans doute augmenter, les estimations prévoyant une augmentation d'environ 60% dans les années à venir.

Cependant, cette prévision ne tient pas compte des améliorations dans le domaine de la santé, l'espérance de vie des personnes ayant augmenté ainsi que l'âge pour lequel la santé des personnes se dégrade. Ce qui veut dire qu'on vit plus longtemps avec une meilleure santé. Une entrée plus tardive en institution pourra donc diminuer les besoins en capacité

d'accueil.

Lorsque les personnes âgées ne sont pas dépendantes, une grande majorité de celles-ci préfère rester dans leur maison au lieu d'entrer dans une maison retraite. Afin d'aider les personnes âgées à vivre mieux et plus longtemps leur vieillissement, il est impératif de surveiller la santé et la sécurité de ces personnes à domicile.

L'amélioration de la qualité de vie est une priorité des politiques gouvernementales. L'article 169 du traité de l'Union Européenne a créé le programme « Ambient Assisted Living » afin de répondre à cette problématique. Le « Ambient Assisted Living » est un concept qui regroupe les méthodes, les systèmes et les dispositifs qui fournissent un support non invasif afin de surveiller à domicile les personnes fragiles. Au niveau national, le plan France Alzheimer a été mis en place afin de mieux connaître, mieux diagnostiquer et mieux prendre en charge les personnes qui souffrent de cette maladie, qui affecte de plus en plus de personnes parmi la population âgée.

2.2 Les conséquences du vieillissement

Le vieillissement produit des changements anatomiques et physiologiques qui apparaissent plus tôt que les autres signes extérieurs. Au niveau physiologique, il y a un déclin des fonctions organiques et ensuite le vieillissement des tissus. Le vieillissement entraîne souvent des maladies liées à la dégradation de ces fonctions. Les principaux problèmes de santé de la population âgée seront exposés dans les paragraphes qui suivent.

2.2.1 Les altérations sensorielles

Les altérations sensorielles sont souvent une source de handicap chez les personnes âgées. Les principales conséquences du vieillissement sensoriel sont :

- La détérioration du système auditif qui est souvent d'origine vasculaire. Diverses études montrent des lésions importantes dans la strie vasculaire qui contient une quantité importante de vaisseaux et qui fait partie de l'oreille interne. Cette détérioration commence dans les fréquences hautes et produit des difficultés à suivre une discussion dans les environnements bruyants. La détérioration des fonctions auditives avance avec l'âge, environ 40% des personnes âgées de plus de 65 ans présentent des altérations auditives [Ries, 1994].
- Les problèmes visuels atteignent une grande majorité des personnes âgées. Une personne sur trois présente des problèmes d'acuité visuelle [Buch *et al.*, 2004]. La cataracte, qui est caractérisée par une opacification progressive du cristallin qui entraîne des éblouissements ou une vision floue, représente 38% des cas de malvoyance. La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), est caractérisée par une dégénérescence de la macula¹, responsable de la vision centrale, représente environ 36% des problèmes de vue.

1. La macula est une zone centrale de la rétine située juste dans l'axe visuel, qui permet la vision précise

- La diminution de la sensibilité gustative devient notable à partir de 60 ans et s'intensifie après 70 ans. Les causes de la diminution du goût chez les personnes âgées ne sont pas bien connues. Certains chercheurs l'attribuent à une diminution de la quantité de papilles gustatives.
- Au niveau tactile, les récepteurs cutanés restent intacts. Le problème vient généralement du déclin des transmetteurs au niveau du système nerveux central. Plusieurs études ont démontré ainsi une augmentation du seuil de douleur chez les personnes âgées.

Les altérations sensorielles constituent une des principales difficultés chez les personnes âgées, le vieillissement sensoriel étant une cause importante de dégradation de la qualité de vie.

2.2.2 Les maladies cardiovasculaires

Les maladies cardiovasculaires sont la cause la plus courante des décès dans le monde. Les cardiopathies coronaires et les accidents vasculaires cérébraux représentent plus de 80% de décès chez les personnes âgées de plus de 65 ans [Santos-Eggimann, 2006]. Ces maladies sont dues principalement aux facteurs suivants :

- l'hypertrophie du myocarde, qui diminue le débit sanguin,
- l'augmentation de la pression artérielle due à l'incrément de la résistance périphérique,
- les anémies irréversibles dues aux problèmes rénaux.

Afin de diminuer le taux de mortalité chez les personnes âgées, il est important de réaliser un diagnostic précoce de ces maladies.

2.2.3 L'hypotension orthostatique

L'hypotension orthostatique est un problème fréquemment rencontré chez les sujets âgés. Celle-ci trouve sa cause dans la mauvaise régulation de la pression artérielle. L'âge est un des principaux facteurs de risque de l'hypotension orthostatique. Ce trouble est défini comme une chute de la pression artérielle de 10 à 20 mmHg, survenant dans les trois minutes qui suivent une transition couché-debout et qui se traduit par un malaise vagal.

Le changement de posture induit une redistribution du sang vers les membres inférieurs ce qui produit une légère baisse de la fréquence cardiaque provoquant une diminution de la pression artérielle.

Lorsque ce phénomène est détecté par le système nerveux sympathique, une activation de celui-ci survient, induisant une tachycardie² et une vasoconstriction périphérique³ afin d'augmenter la pression artérielle. Le fonctionnement de ce réflexe est plus ou moins rapide, d'environ 3 ou 4 cycles cardiaques (environ 2 secondes pour une fréquence cardiaque de 120

2. La tachycardie est définie comme une augmentation importante de la fréquence cardiaque.

3. La vasoconstriction périphérique indique une diminution du débit sanguin dans les membres périphériques.

bpm ou 3 secondes pour une fréquence cardiaque de 90 bpm). Dans le cas des sujets âgés cette adaptation est moins efficace et cela se traduit par une augmentation de la fréquence cardiaque moins importante, comparée aux sujets jeunes.

Le trouble d'hypotension orthostatique atteint 5% des sujets de moins de 65 ans et jusqu'à 30% au-delà des 75 ans. Cette pathologie est souvent associée à un risque de chute, particulièrement chez les sujets âgés fragiles. Les chutes peuvent aussi être provoquées par la baisse de la pression artérielle, qui réduit le flux sanguin cérébral.

2.2.4 Les troubles d'équilibre

Les troubles d'équilibre représentent un problème très fréquent chez la population âgée. L'équilibre est une fonction complexe qui contrôle les relations entre le centre de gravité et la base de support afin de garantir la sécurité pendant la position debout et les déplacements [Mormot et Laloux, 2003]. Le système qui maintient l'équilibre est constitué de trois parties :

1. les voies afférentes qui sont composées par les informations visuelles, vestibulaires et proprioceptives. Le système vestibulaire, avec les canaux semi-circulaires et le vestibule qui se situent dans l'oreille interne, perçoit les mouvements de rotation et d'accélération de la tête et sa position relative à l'axe gravitationnel. Les afférences proprioceptives fournissent des informations concernant la position du corps et des différentes parties du corps par rapport aux autres et à la surface du sol. Le sens de position ainsi que la kinesthésie sont transmises vers le thalamus via les nerfs périphériques.
2. l'intégration et le traitement de l'information au niveau cérébral. Les différentes informations sont intégrées afin de créer une représentation de la position et du mouvement des différentes parties du corps. Ensuite un programme moteur est élaboré afin de produire la réponse posturale adaptée (APA⁴).
3. les voies efférentes permettent l'acheminement de la réponse motrice à travers les voies pyramidales et les nerfs moteurs jusqu'aux muscles des membres.

Le processus de vieillissement affecte les différents types d'afférences. La perception des contrastes ainsi que de la profondeur et l'adaptation à l'obscurité diminuent. La réactivité vestibulaire est altérée également et souvent un ralentissement des vitesses de conduction nerveuses est remarqué. La qualité de la réponse motrice est réduite par la diminution de la force musculaire et articulaire. La marche se caractérise par un raccourcissement des pas, une diminution de la vitesse ainsi que par une augmentation du temps d'appui bipodal.

Les troubles de l'équilibre sont présents chez les personnes âgées. Ils sont souvent d'origine multifactorielle. Afin de réduire la morbidité, il faut réaliser un diagnostic précis du problème pour ensuite faire un suivi thérapeutique et diminuer le risque de chute.

4. Ajustements Posturaux Anticipés.

2.2.5 La chute

La chute représente un important problème de santé de la population âgée. Selon les derniers chiffres recensés, une personne sur trois âgée de plus de 65 ans et une personne sur deux de plus de 85 ans ont fait une ou plusieurs chutes pendant la dernière année. Ces chiffres sont obtenus à partir d'enquêtes et souvent ils sont sous-évalués car il arrive que la personne âgée ne mentionne pas sa chute. La chute représente une cause importante d'entrée en dépendance, car suite à une chute 40% des personnes âgées perdent leur autonomie.

La chute est considérée comme un problème important car ses conséquences sont souvent traumatiques et pathologiques. Une de ces conséquences est le fait de rester allongé dans une position inconfortable pendant plusieurs heures, voire plusieurs jours. Plus de 40% des personnes qui sont restées allongées sur le sol, à la suite d'une chute, pendant plusieurs heures sont décédées dans les 6 mois qui ont suivi, même si l'évènement n'a pas généré des conséquences traumatiques immédiates.

2.3 La gérontechnologie : une réponse aux besoins

Le concept de « gérontechnologie » regroupe deux domaines, celui de la gérontologie et celui de la technologie. La gérontologie se concentre sur la recherche dans les divers domaines liés au vieillissement : biologique, psychologique, social et médical. Ainsi, le domaine de la gérontechnologie se concentre sur la recherche, le développement et le design de nouvelles technologies afin d'améliorer la qualité de vie des personnes âgées.

Plus précisément, la gérontechnologie est définie comme l'étude de la technologie et du vieillissement afin d'assurer une bonne santé, une participation sociale active et une vie indépendante [Harrington et Harrington, 2000]. Il existe cinq axes principaux de recherche dans le domaine de la gérontechnologie :

1. l'amélioration de la connaissance du processus de vieillissement.
2. la prévention des maladies et de la perte d'autonomie au niveau physique ou cognitif,
3. la compensation des capacités perdues par exemple au niveau cognitif,
4. l'amélioration de la performance ainsi que des opportunités des personnes âgées en tant que citoyens dans la communauté,
5. le support technique pour les aidants professionnels ou « naturels » qui prennent en charge les personnes âgées malades.

Avec l'âge les hommes deviennent de plus en plus fragiles, cette fragilité induisant différents types de maladies comme celles de type cardiovasculaire (infarctus, hypertension, etc), de type neurodégénératif (Alzheimer, Parkinson) ou de type comportemental comme la dépression. Ainsi, les avancées dans le domaine de la gérontechnologie vont améliorer le suivi de la santé et améliorer la qualité de vie des personnes âgées.

Chapitre 3

État de l'art

Sommaire

3.1 La télémédecine	28
3.1.1 La surveillance de la personne à domicile	29
3.1.2 Dispositifs portables pour la surveillance de la santé	31
3.1.2.1 « Wearable devices »	31
3.1.2.2 Dispositifs pour la surveillance de l'activité	35
3.1.2.3 La détection de la chute	36
3.1.3 Conclusion	37
3.2 Origines physiologiques	38
3.2.1 Le système nerveux	38
3.2.2 Le système nerveux périphérique	38
3.2.2.1 Le système nerveux somatique	38
3.2.2.2 Le système nerveux autonome	38
3.2.3 Méthodes instrumentales pour la quantification de l'activité du système nerveux autonome	40
3.2.3.1 Capteurs bioélectriques pour la mesure de l'activité électrodermale	41
3.2.3.2 Capteurs cardiorespiratoires	44
3.2.3.3 Les capteurs thermovasculaires : la température cutanée	48
3.3 Applications du monitoring du SNA	49
3.3.1 Reconnaissance des émotions	49
3.3.2 Quantification des facteurs psychologiques	50
3.3.2.1 Quantification du niveau de stress	51
3.4 Posture et Variabilité de la fréquence cardiaque	52
3.5 Conclusion	53

Les personnes âgées qui habitent seules ont besoin d'une attention particulière, car dans de nombreux cas, différents problèmes de santé peuvent apparaître sans qu'ils soient détectés à temps. Ceci est une cause d'augmentation du taux de mortalité dans cette population. Les avancées réalisées en télémédecine ont permis le développement de nouvelles techniques nécessaires pour la surveillance des personnes à domicile.

Dans ce chapitre nous allons présenter un état de l'art concis des solutions existantes dans le domaine de la télésurveillance à domicile, ainsi que les principaux travaux réalisés dans le domaine de la réactivité émotionnelle à partir de la quantification de l'activité du système nerveux autonome.

3.1 La télémédecine

La télémédecine est un concept développé depuis le milieu des années '80 qui consiste à employer les télécommunications dans la pratique médicale. Ceci permet de relier un patient et son médecin qui se trouveraient à distance l'un de l'autre [Perednia et Allen, 1995]. Les divers moyens de communication existants, comme le téléphone portable, Internet ou autre type de réseaux, permettent l'envoi de l'information vers le corps médical afin d'intervenir rapidement quand cela est nécessaire. Ces moyens de communication permettent ainsi de renforcer le lien entre le patient et son médecin qui peut lui prodiguer des conseils grâce à la télémédecine.

La télémédecine peut être développée suivant deux modalités :

1. La communication en temps réel qui nécessite l'établissement d'un lien synchrone,
2. La communication de type « enregistrer et envoyer » qui permet d'étudier les données ultérieurement (dans ce cas la communication est souvent asynchrone).

La télémédecine en temps réel peut être une simple communication téléphonique entre le patient et le médecin jusqu'à une opération robotique chirurgicale. Dans ce type de communication les deux parties doivent être présentes simultanément.

Un autre type d'application en télémédecine est l'enregistrement de données et l'envoi vers le médecin afin qu'il puisse les étudier. La radiologie est une des applications qui utilise ce type de communication.

Dans un autre ordre d'idées, lorsqu'un patient hospitalisé est placé sous observation suite à une intervention chirurgicale par exemple, il occupe un lit qui pourrait être libéré pour un autre patient. La télésurveillance à domicile permet donc le suivi à distance de la personne pour suivre sa récupération. Afin de surveiller la personne à domicile, la maison doit être équipée de dispositifs pour la surveillance des paramètres vitaux, de dispositifs pour établir une visio-conférence ainsi que la possibilité d'envoyer des alarmes au centre de santé à partir de l'analyse des signaux.

Un des avantages importants de la télémédecine est le fait de permettre aux personnes qui habitent dans le milieu rural d'être suivies même si la distance est très importante entre

celles-ci et le médecin. La surveillance à domicile devient un domaine de recherche crucial pour le suivi des personnes, spécialement concernant les personnes âgées.

3.1.1 La surveillance de la personne à domicile

Un nombre important de personnes âgées préfère rester à son domicile plutôt que de vivre dans une maison de retraite. Avec l'âge, les personnes deviennent plus fragiles et le fait de vivre seul constitue un risque important car souvent plusieurs problèmes de santé ou accidents ne sont pas détectés à temps. Le suivi des personnes à domicile constitue donc un besoin réel et grâce aux avancées récentes en termes de télécommunications la télésurveillance de la santé à domicile est maintenant possible.

Divers types de solutions ont vu le jour afin de répondre à cette problématique. Au niveau commercial, plusieurs sociétés en France comme à l'étranger ont créé des produits spécialement conçus pour le suivi des personnes fragiles à domicile. La société Intervox¹ a développé un système composé d'une base de réception et des boutons d'appel qui peuvent être portés par la personne. En cas d'actionnement d'un bouton d'appel, la base établit une communication directe avec un centre de santé. L'utilisation de la base est très simple et assez ergonomique. Celle-ci comporte trois boutons : urgence, appel à un proche et appel au centre de santé. La base est reliée via radio (869,2 MHz) avec différents dispositifs dans la maison. Ces dispositifs sont souvent de type « médaillon » et la personne les portent autour du cou. Divers types de capteurs comme des détecteurs de fumée ou des capteurs infrarouges peuvent ainsi communiquer avec la base pour le suivi des activités de la vie quotidienne.

Dans ce même domaine, plusieurs équipes de recherche s'intéressent à la conception d'habitats équipés de capteurs, afin de surveiller l'état de santé ainsi que l'activité des personnes. Dans les années 2000, un groupe de chercheurs de l'Institut Technologique de Massachusetts a créé le projet « House_n » [Intille, 2002]. Ce projet a comme objectif la construction d'appartements équipés avec de nouvelles technologies pour permettre de les tester en conditions réelles, pendant les activités de la vie quotidienne.

Les principaux axes de recherche sont :

- Le suivi des activités de la vie quotidienne afin de mettre en place différentes techniques pour la reconnaissance des activités comme le sommeil, les loisirs,
- Le monitoring physiologique afin de tester l'acceptabilité des dispositifs portables de mesure pendant la vie quotidienne,
- Le monitoring de la qualité de l'air dans l'habitat.

Chaque appartement est équipé avec un grand nombre de capteurs : 1. Des capteurs environnementaux afin de mesurer la quantité de CO , CO_2 , l'humidité, etc. 2. Des capteurs pour le suivi de l'activité, fixés sur les objets utilisés par la personne comme dans les portes, dans la cuisine, etc. 3. Des microphones pour la capture de l'activité sonore. 4. Des caméras de type infrarouge.

Le projet « House_n » représente une plateforme complète pour le développement et le

1. www.intervox.fr

test de différentes technologies afin de mettre en place les algorithmes pour le suivi de la personne à domicile.

En France, l'équipe AFIRM² du laboratoire TIMC-IMAG³ de Grenoble a mis en place, depuis 1999, un appartement intelligent pour la santé (HIS) dans les locaux de la Faculté de médecine de Grenoble. L'appartement contient les parties principales d'un habitat comme la chambre, la cuisine, le séjour, les toilettes et le couloir (Fig.3.1). De plus, une pièce technique a été ajoutée afin d'héberger les systèmes informatiques. Le système récupère les informations issues des différents dispositifs : des capteurs de type infrarouge pour la détection de présence, des capteurs de type magnétique pour le contact des portes, des microphones, un pèse-personne, un tensiomètre et un oxymètre [Noury, 2002]. La transmission locale de données est réalisée via un bus CAN vers l'unité de réception de l'information, située dans la pièce technique attenante. Différents travaux ont été menés au sein de l'équipe afin de, par exemple, réaliser une détection précoce de la chute ou étudier les activités de la vie quotidienne de la personne afin de suivre son autonomie dans l'habitat.

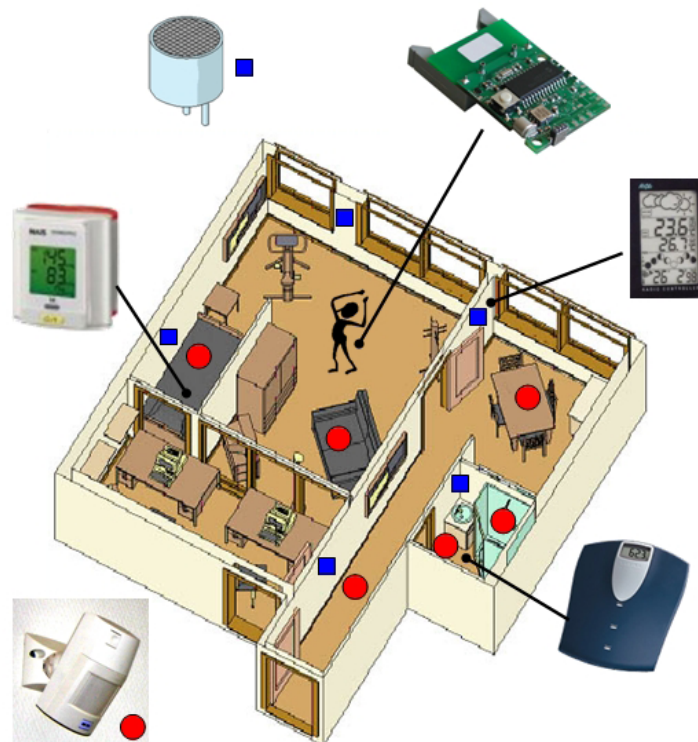


FIGURE 3.1 – Appartement intelligent pour la surveillance de la santé de personnes à domicile, développé par l'équipe AFIRM du laboratoire TIMC de Grenoble.

Le projet « The Aware Home Research Initiative » de l'Université de Georgia se base sur le suivi de l'activité de personnes de tous les âges dans une maison [Kidd *et al.*, 1999]. La maison est équipée avec des capteurs de mouvement, des capteurs d'environnement, des caméras vidéo pour la reconnaissance des activités et pour la détection de chute. L'appar-

2. Acquisition, Fusion d'Informations et Réseaux pour la Médecine

3. Techniques de l'Ingénierie Médicale et de la Complexité - Informatique, Mathématiques et Applications de Grenoble

tement contient un système aidant les personnes pour la prise de médicaments ainsi qu'un glucomètre pour le suivi des personnes diabétiques.

Le projet PROSAFE développé par le laboratoire LAAS⁴ a comme objectif le suivi des activités de la personne à domicile, la détection de situations à risque et l'envoi automatique des alarmes. Le système est composé par de capteurs infrarouges afin de suivre et modéliser les activités de la vie quotidienne. Ce suivi va permettre la détection d'un comportement anormal qui peut être un accident, une chute ou une fugue.

Le projet GERHOME⁵ mis en place par le CSTB⁶ a comme objectif la conception, l'expérimentation et la certification de solutions techniques pour le maintien à domicile de personnes âgées. Les cibles du projet sont principalement :

- la réduction du risque d'accidents domestiques comme la chute ou d'autres risques comme la déshydratation (lors d'une canicule),
- l'établissement d'un lien de communication avec les membres de la famille ou/et avec le médecin ,
- l'adaptation de l'habitat afin de maintenir l'autonomie des personnes âgées.

L'objectif du projet est la création d'un appartement simple, équipé avec des capteurs d'ambiance, de présence, d'occupation, de consommation d'eau et des capteurs infrarouges d'activité qui peuvent indiquer par exemple l'ouverture d'une porte ou d'une fenêtre.

3.1.2 Dispositifs portables pour la surveillance de la santé

Le suivi des activités quotidiennes est clairement identifié comme un bon moyen d'évaluer l'état mental de la personne afin de faire une détection précoce des maladies neuro-dégénératives, comme par exemple la maladie d'Alzheimer. L'objectif principal de ce type de solutions est le suivi sans aucun dispositif, néanmoins, dans certains cas, comme pour le suivi en continu de paramètres physiologiques ou la reconnaissance de motifs cinématiques pour la détection de chute, la portabilité des dispositifs devient une nécessité incontournable.

3.1.2.1 « Wearable devices »

Les systèmes portables, « Wearables devices », sont définis comme des dispositifs électroniques non-intrusifs qui peuvent être portés comme un vêtement ou un accessoire. Le mot « wearable » implique que le support du système est le corps humain, celui-ci étant actif avec des formes diverses et qui changent au cours du temps. Gemperle et al [Gemperle *et al.*, 1998] ont fourni les recommandations principales pour le design de dispositifs portables, lesquelles sont :

- le placement sur le corps dans des zones avec un faible degré de liberté,

4. Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes. Toulouse-France

5. <http://gerhome.cstb.fr/>

6. Centre Scientifique et Technique du Bâtiment

- la forme de l'appareil, afin de ne pas gêner la personne,
- le dispositif doit permettre la liberté des mouvements afin d'être porté en continu,
- la taille du dispositif,
- la mode d'attachement,
- le poids,
- l'accessibilité,
- les conséquences de son port sur le long terme.

Une des principales caractéristiques des dispositifs portables est sans aucun doute leur placement sur la surface du corps. Les critères pour le placement peuvent varier selon leur fonctionnalité et leur accessibilité, néanmoins, il existe des régions appropriées selon la dynamique humaine. Les critères utilisés pour le placement des dispositifs portables sont :

- les régions qui ont la même taille pour toute une population,
- les régions qui ont une quantité réduite de mouvements et qui présentent une flexibilité lors des phases de mouvement,
- les régions qui ont une surface importante.

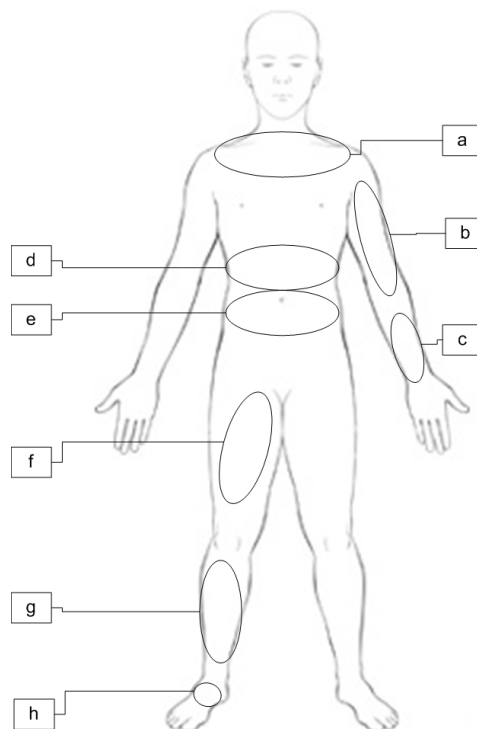


FIGURE 3.2 – Les régions les moins intrusives pour le placement de dispositifs portables : (a) cou, (b) avant bras supérieur, (c) avant bras inférieur, (d) cage thoracique, (e) hanche, (f) cuisse, (g) tibia, (h) partie supérieure du pied.

Le monitoring ambulatoire de signaux physiologiques est une des principales applications des dispositifs portables. La plupart des dispositifs existants sont développés principalement pour les sportifs mais ne conviennent pas pour un suivi médical des patients. Le plus souvent, ces dispositifs mesurent quelques paramètres et ne réalisent pas une analyse précise des signaux. Ainsi, afin de répondre à cette demande croissante, plusieurs équipes

de recherche se sont intéressées à l'étude de dispositifs portables pour la surveillance de paramètres physiologiques.

Martin et al [Martin *et al.*, 2000] ont développé un dispositif portable pour la mesure de l'électrocardiogramme, qui permet la visualisation du signal en temps réel et qui envoie une alarme au centre de suivi en cas de danger. Afin de réaliser le monitoring des paramètres comme la saturation partielle en oxygène (SpO_2) et le pouls, diverses sociétés comme Agilent⁷, Philips⁸ ou encore Nellcore⁹ ont développé des systèmes ambulatoires qui permettent la réalisation de ces mesures.

Afin de réaliser l'acquisition de plusieurs paramètres avec un seul système, le projet AMON [Anliker *et al.*, 2004] financé par la Communauté Européenne (EU FP5 IST), s'est axé sur le développement d'un dispositif portable de type bracelet. Le dispositif réalise l'acquisition et l'analyse de différents types de signaux afin de surveiller les patients avec un risque élevé de problèmes cardio-respiratoires. Ce projet inclut l'acquisition et l'évaluation de multiples paramètres vitaux afin de contacter le médecin dans le cas de détection d'une situation à risque. Le système réalise l'acquisition de paramètres tels que : la saturation partielle en oxygène, l'électrocardiogramme, la pression artérielle. De plus, le dispositif mesure l'activité de la personne afin d'adapter les seuils d'alarme pour la mesure de la fréquence cardiaque.

Des chercheurs de l'Institut Fraunhofer en Allemagne ont développé un dispositif portable qui permet le monitoring de différents paramètres comme l'électrocardiogramme ainsi que la saturation partielle en oxygène (Fig.3.3). Les informations récupérées sont transmises à travers une liaison Bluetooth vers un ordinateur ou un téléphone portable.



FIGURE 3.3 – Dispositif ambulatorie pour la mesure de l'électrocardiogramme, développé par l'Institut Fraunhofer. Le dispositif réalise l'acquisition et l'envoi de l'électrocardiogramme et du signal photoplethysmographique.

De la même façon, la société Bodymedia a développé un dispositif ambulatorie placé sur l'avant bras supérieur qui permet le suivi de l'activité quotidienne de la personne comme il

7. <http://www.agilent.com>

8. <http://www.medical.philips.com>

9. <http://www.nellcor.com>

est indiqué dans la figure ci-dessous (Fig.3.4). L'activité de la personne est quantifiée à l'aide des accéléromètres bi-axes. Ce dispositif permet aussi le suivi de la température cutanée, du flux thermique et de la résistance cutanée pour le suivi de l'état de la personne [Teller, 2004]. Les informations sont transmises via une liaison radio à 916 MHz. Le système est utilisé pour l'étude des activités quotidiennes ainsi que pour le suivi de personnes qui présentent des troubles du sommeil. L'ergonomie de ce dispositif est un critère important car il prend en compte les recommandations qui ont été décrites précédemment. Il se situe dans un endroit clé du corps : l'avant bras.



FIGURE 3.4 – Sensewear, dispositif portable développé par la société Bodymedia.

En Irlande, la société ST+D¹⁰ a créé un système de type patch qui permet la surveillance de paramètres vitaux comme l'ECG ou la température interne. Il contient aussi des accéléromètres afin de suivre les activités physiques. Ce dispositif se place sur le torse du patient (Fig.3.5). Le patch est composé de deux électrodes en Ag/AgCl sur lesquelles le système est attaché. Grâce à la minimisation de la connectique entre les capteurs et le système d'acquisition, le rapport signal sur bruit, spécialement dans la mesure de l'ECG est amélioré. Un problème de ce dispositif est la distance réduite entre les électrodes, ce qui diminue l'amplitude de l'électrocardiogramme et par conséquent la reconnaissance des ondes P et T¹¹. Kerneay et al [Kearney *et al.*, 2007] ont mis en place un protocole afin de quantifier les artefacts de mouvement sur le signal d'ECG et plus précisément sur la détection des complexes QRS. Ils obtiennent de bons résultats car l'indice de qualité du signal est répétable en fonction du sujet et de la journée.

En France, la société AphyCare a développé un système pour le suivi des personnes âgées à domicile. Le système est composé d'une base de réception ainsi que d'une montre qui surveille en continu l'activité de la personne avec des accéléromètres. Le système est relié à la base via une liaison sans fils qui permet l'acheminement de l'information en cas de danger.

10. <http://www.std-ltd.com/>

11. Les ondes P et T se trouvent dans la partie sur la mesure de l'électrocardiogramme

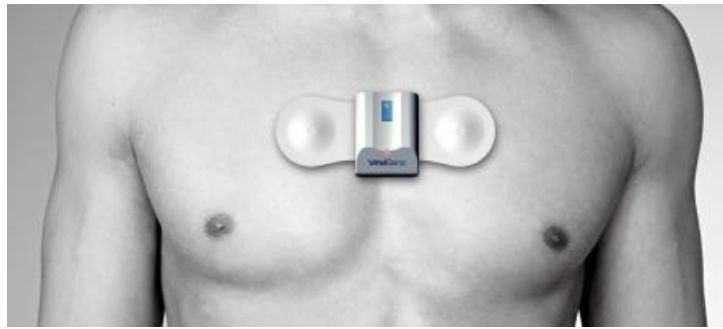


FIGURE 3.5 – Système embarqué développé par la société ST+D. Le système est directement fixé sur les électrodes afin de diminuer les artefacts de mouvement.

3.1.2.2 Dispositifs pour la surveillance de l'activité

Comme nous avons décrit précédemment, un pourcentage important de personnes âgées subit des troubles de l'équilibre. Afin de détecter les possibles problèmes produits par ces troubles, le suivi de l'activité de la personne avec des dispositifs cinématiques est devenu une nécessité. Ces dispositifs sont basés principalement sur des accéléromètres ainsi que sur des gyroscopes qui permettent la détection des changements de posture ainsi que les périodes de marche des sujets.

La société McRoberts¹² aux Pays-Bas a conçu et développé des centrales ambulatrices qui contiennent des accéléromètres tri-axes et des gyroscopes pour l'étude de la marche et la posture du sujet. Ce système a été testé et validé sur des sujets sains.

Le laboratoire LMAM de l'EPFL a développé le système Physilog afin d'étudier les mouvements du corps. Le dispositif est composé de capteurs accélérométriques simple et/ou tri-axes fixés sur le corps avec une bande. Une fois les données acquises, elles sont envoyées vers un poste fixe afin de réaliser la calibration et l'analyse des signaux. Aminian et al [Aminian *et al.*, 1999] ont mené une étude afin de valider le fonctionnement de ce dispositif. L'étude est réalisée sur 5 sujets qui doivent effectuer, pendant une heure, des périodes de marche ainsi que différentes postures de la vie quotidienne : allongée, assise et debout. De même, ils ont implémenté un algorithme de classification afin de discriminer ces quatre situations. Les résultats montrent un bon taux de classification pour les postures mais un pourcentage (10,7%) de mauvaise classification entre la marche et la position debout

En France, la société Movea¹³ a développé le système MotionPod qui permet le suivi de l'activité physique de la personne. Le système contient des accéléromètres tri-axes ainsi que des magnétomètres et l'information est envoyée via une liaison sans fils vers le poste de réception. Le dispositif permet la mesure de la vitesse, l'accélération ainsi que la possibilité d'estimer l'orientation et la posture de la personne [Bonnet et Heliot, 2007].

Également en France, l'équipe AFIRM du laboratoire TIMC-IMAG a développé le dispositif ACTIM6D, comportant un accéléromètre 3D et un magnétomètre 3D afin de détecter les changements de posture et les phases de marche [Fleury, 2008].

12. <http://www.mcroberts.nl/>

13. www.movea.com

3.1.2.3 La détection de la chute

Comme nous l'avons vu précédemment, la chute est un des principaux problèmes de santé publique chez les personnes âgées. Le plus souvent les chutes ne sont pas détectées à temps et les personnes âgées peuvent rester très longtemps sans aucune aide. Afin de détecter la chute de façon automatique plusieurs systèmes ont vu le jour mais pour l'instant il n'existe pas un système qui puisse détecter l'évènement à 100%. Des systèmes qui utilisent la vidéo ou la fusion de l'audio/vidéo ont été conçus afin de détecter la chute, comme il est indiqué dans les travaux de Anderson et al. [Anderson *et al.*, 2008].

Néanmoins, la plupart des capteurs utilisés pour la détection de chute sont de capteurs de type cinématique. Le laboratoire TIMC-IMAG de Grenoble a développé un capteur de chute à partir de deux accéléromètres montés perpendiculairement [Noury, 2002] (Fig.3.6). Le capteur est placé au-dessous de l'aisselle gauche au niveau du torse. Lorsque un évènement de chute est détecté, le système envoie un signal d'alarme vers une base de réception. Le capteur a été intensivement testé et il fait l'objet d'un transfert technologique vers la société Vigilio¹⁴.

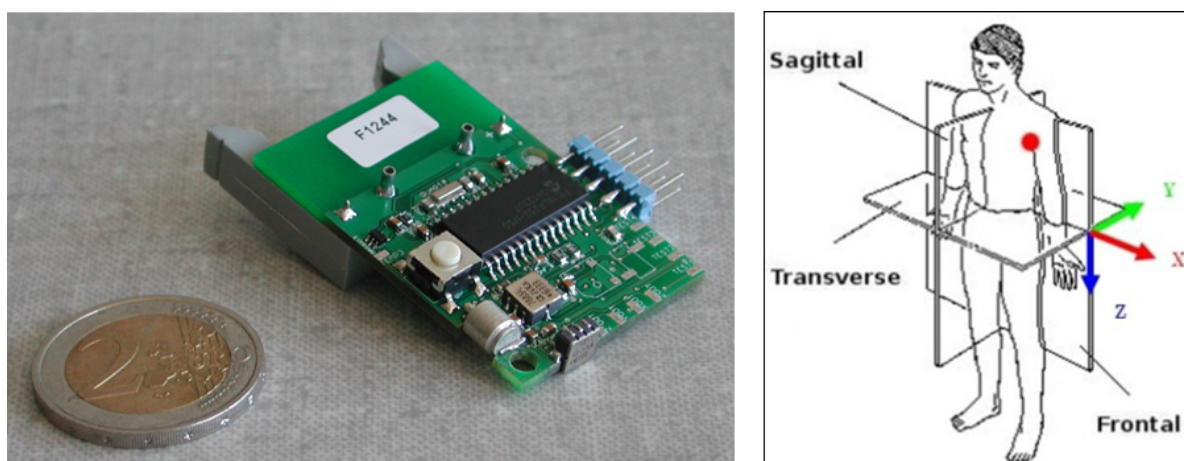


FIGURE 3.6 – Capteur de chute développé par le laboratoire TIMC-IMAG de Grenoble

Bourke et Lyons [Bourke et Lyons, 2008] réalisent la détection de la chute à partir de gyroscopes, en plus des accéléromètres, avec un dispositif ambulateur qui est fixé sur la poitrine du sujet. Le dispositif a été testé sur des sujets jeunes à partir de chutes simulées. La détection de la chute est faite à partir de seuils prédéterminés sur les accélérations du sujet. L'utilisation des gyroscopes permet la détection des activités de la vie quotidienne et de cette façon de faire une discrimination avec les situations de chute.

De même, la société Vivago¹⁵ développe une montre qui permet la détection de chute ou de situations d'inactivité prolongée, comme à la suite d'une perte de connaissance par exemple. Le système réalise l'acquisition des différents signaux physiologiques comme la température cutanée et la conductivité cutanée, ainsi qu'une mesure de la température ambiante. La performance de la détection de chute avec ce dispositif peut être mise en cause car

14. <http://www.vigilio.fr>

15. <http://www.vivago.fr>

le capteur est situé au poignet où les possibilités de détection de fausses chutes augmentent considérablement.

3.1.3 Conclusion

La télémédecine a permis l'amélioration de la qualité de vie de personnes grâce aux avancés en matière de télécommunications. La distance n'est plus un obstacle pour réaliser un diagnostic ou pour effectuer le suivi d'une personne suite à une hospitalisation. De la même manière, le développement des techniques pour la surveillance de personnes fragiles à domicile est un grand progrès et plusieurs systèmes permettent de nos jours le suivi de ces personnes à domicile de façon sécurisée.

Dans la même optique, plusieurs groupes de recherche dans le monde, ont voulu approfondir les connaissances des habitudes de vie de la personne dans son environnement. Ainsi, ils ont conçu des appartements « intelligents » équipés avec différents types de capteurs afin de détecter des situations dangereuses (détection de chute) et des comportements anormaux.

Finalement, la surveillance de personnes âgées à domicile nécessite un suivi des paramètres physiologiques ainsi que de l'activité de la personne afin d'envoyer une alarme si une situation à risque est détectée. Plusieurs dispositifs ambulatoires ont été développés permettant le suivi des activités de la vie quotidienne et des paramètres vitaux : fréquence cardiaque, température, etc.

Afin de compléter le suivi des personnes à domicile, il est indispensable de surveiller, en plus de l'état physiologique et l'activité de la personne, son état émotionnel. L'état émotionnel proprement dit, correspond aux réactions automatiques du système nerveux et plus précisément du système nerveux autonome, lors d'un stimulus spécifique. Afin de suivre l'état émotionnel de la personne, nous devons quantifier les différentes réactions du système nerveux autonome.

Dans la partie suivante, nous allons présenter les bases physiologiques du système nerveux autonome afin de comprendre son intérêt pour le suivi de l'état émotionnel de la personne.

3.2 Origines physiologiques

3.2.1 Le système nerveux

Le système nerveux est un système complexe composé de nerfs, de l'encéphale et de la moelle épinière. Il est responsable du traitement de l'information afin de faire réagir et de contrôler les autres parties du corps comme par exemple les organes (le cœur ou les poumons). Le système nerveux est divisé en deux grandes parties : le système nerveux central et le système nerveux périphérique.

Le système nerveux central est composé par :

- l'encephale,
- la moelle épinière,
- les nerfs crâniens I, II.

Les neurones sont les cellules qui permettent l'échange d'information entre les deux systèmes et dans les systèmes eux mêmes. Le système périphérique est composé par des neurones de type sensoriel ainsi que par de neurones qui établissent la connexion avec le système nerveux central. Lorsque un stimulus est produit, les neurones sensoriels communiquent l'information vers le système nerveux central qui agit ensuite sur les muscles et les organes.

3.2.2 Le système nerveux périphérique

La principale fonction du système nerveux périphérique est d'établir la connexion entre les organes et le système nerveux central. Il est formé par les ganglions et les nerfs afin d'assurer l'équilibre et la motricité. Le système nerveux périphérique est lui-même composé par :

- le système nerveux somatique,
- le système nerveux autonome.

3.2.2.1 Le système nerveux somatique

Le système nerveux somatique établit les relations de l'organisme avec son environnement. Les fibres afférentes amènent l'information provenant des stimuli conscients des organes et des sens vers le système nerveux central. Les fibres efférentes réalisent le transport des influx moteurs vers les muscles volontaires.

3.2.2.2 Le système nerveux autonome

Le système nerveux autonome (SNA) est responsable des fonctions automatiques comme la digestion ou la sudation. Afin de maintenir l'équilibre du milieu intérieur¹⁶, différents processus physiologiques et comportementaux se mettent en place. Au début du XXème siècle,

16. homéostasie

Langley introduit la notion de système nerveux autonome pour décrire la composante du système nerveux qui réalise cette fonction.

Le système nerveux autonome contrôle ainsi les fonctions respiratoires, digestives et cardiovasculaires entre autres. Il comporte des voies afférentes qui communiquent les informations sensorielles, comme la pression artérielle ou la quantité d'oxygène vers le système nerveux central. Celui-ci traite l'information et réagit à travers les voies efférentes afin de modifier certaines paramètres comme la dilation des bronches par exemple.

La partie efférente du système nerveux autonome est encore divisée en trois parties :

- le système nerveux entérique,
- le système nerveux sympathique,
- le système nerveux parasympathique.

Le système nerveux entérique contrôle les activités du système digestif pour l'activité motrice (péristaltisme¹⁷ et vomissements) ainsi que pour les sécrétions et la vascularisation.

Les systèmes nerveux sympathique (SNS) et parasympathique (SNP) sont souvent décrits comme des systèmes antagonistes (Fig.3.7). Mais récemment, une forme de complémentarité a été découverte entre ces deux systèmes. Le système sympathique demande souvent des réponses rapides au contraire du système parasympathique. Le système sympathique est ainsi associé au « fight or flight » (lutte ou fuite) et le système parasympathique au « rest and digest » (repos).

Le système nerveux sympathique est associé à l'éveil, à la dépense d'énergie et à l'inhibition de la digestion. Les principales fonctions du SNS sont :

- la vasoconstriction périphérique,
- l'augmentation du flux sanguin vers les muscles squelettiques et les poumons,
- la dilatation des bronches afin d'augmenter l'échange d'oxygène,
- l'accélération de la fréquence cardiaque et la contraction des cellules cardiaques afin d'augmenter le flux sanguin,
- la dilatation de la pupille.

Le système parasympathique a son origine dans les parties crâniennes (nerfs III, VII, IX et X) et sacrées de la moelle épinière. Il est responsable du ralentissement de la fréquence cardiaque (cardiomodérateur). Les principales fonctions du système parasympathique peuvent être résumées de la façon suivante :

- la dilatation des vaisseaux périphériques,
- la diminution du diamètre des bronches lorsque le besoin d'oxygène diminue,
- le ralentissement de la fréquence cardiaque,
- la constriction de la pupille.

17. Ensemble des mouvements du tube digestif qui permettent de faire évoluer les aliments jusqu'à l'estomac.

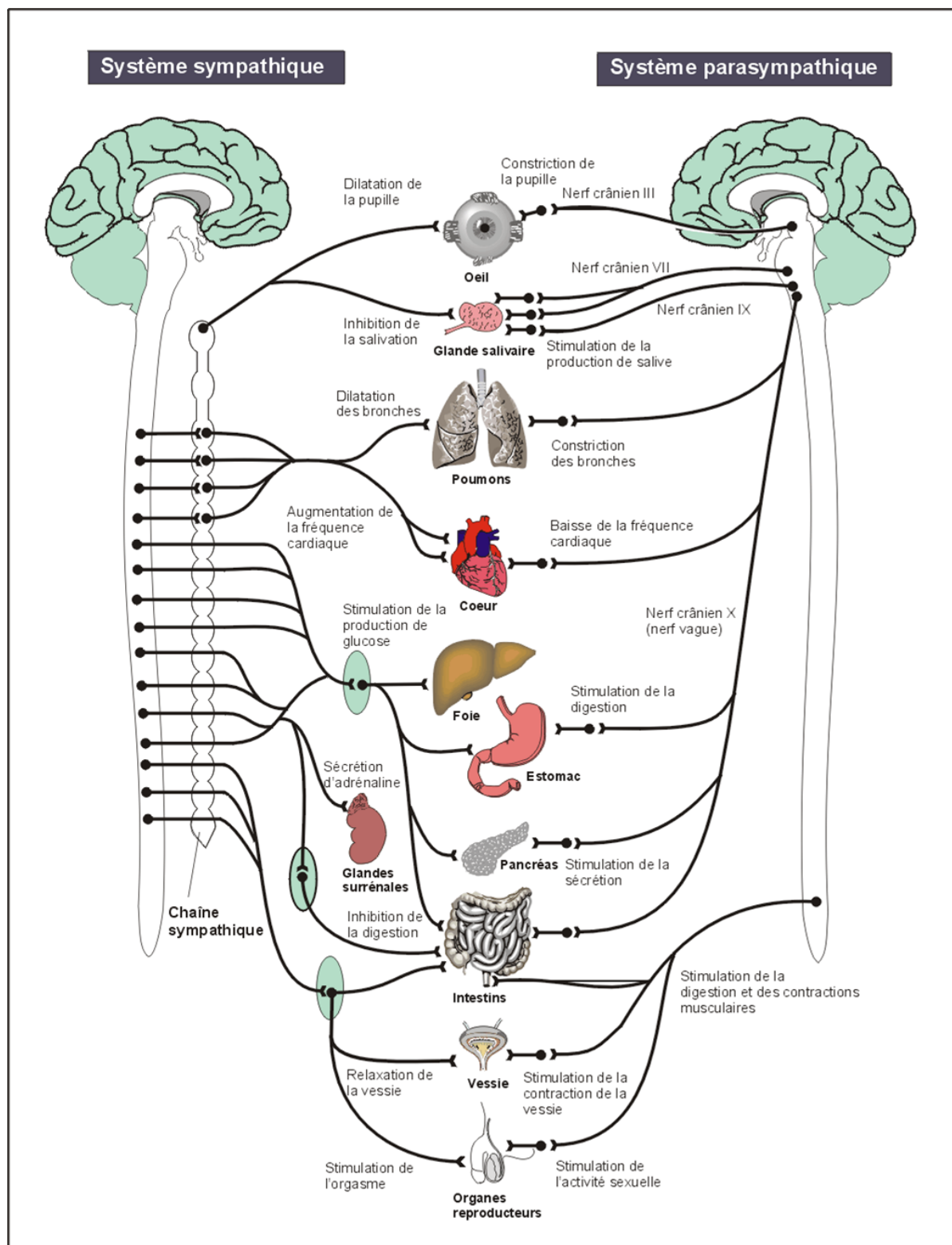


FIGURE 3.7 – Système Nerveux Autonome

3.2.3 Méthodes instrumentales pour la quantification de l'activité du système nerveux autonome

Comme il a été décrit précédemment, le SNA réagit de façon automatique afin de maintenir l'équilibre du milieu interne. Lorsqu'un stimulus est produit le système nerveux cen-

tral active tous les mécanismes nécessaires à travers des réactions du système sympathique. L'activité du système nerveux autonome est mesurée à partir de ces réactions par l'intermédiaire de trois types de capteurs (Fig. 3.8).

1. Les capteurs bioélectriques permettent de mesurer les réactions de type électrique à travers le corps. La mesure de l'activité électrodermale est composée par la mesure de la résistance électrique cutanée et du potentiel électrique cutané. Ces mesures indiquent le niveau d'éveil de la personne à partir de la mesure de l'activité des glandes sudoripares.
2. Les capteurs cardiorespiratoires permettent de quantifier l'activité cardiaque en mesurant la fréquence cardiaque et/ou respiratoire afin de pouvoir quantifier l'action du système sympathique ou parasympathique sur la fréquence cardiaque.
3. Les capteurs thermo-vasculaires permettent de mesurer les divers phénomènes de thermorégulation à partir de la mesure de la vasoconstriction ou de la vasodilatation périphérique. Les paramètres le plus souvent mesurés sont la température et la micro-circulation cutanée.

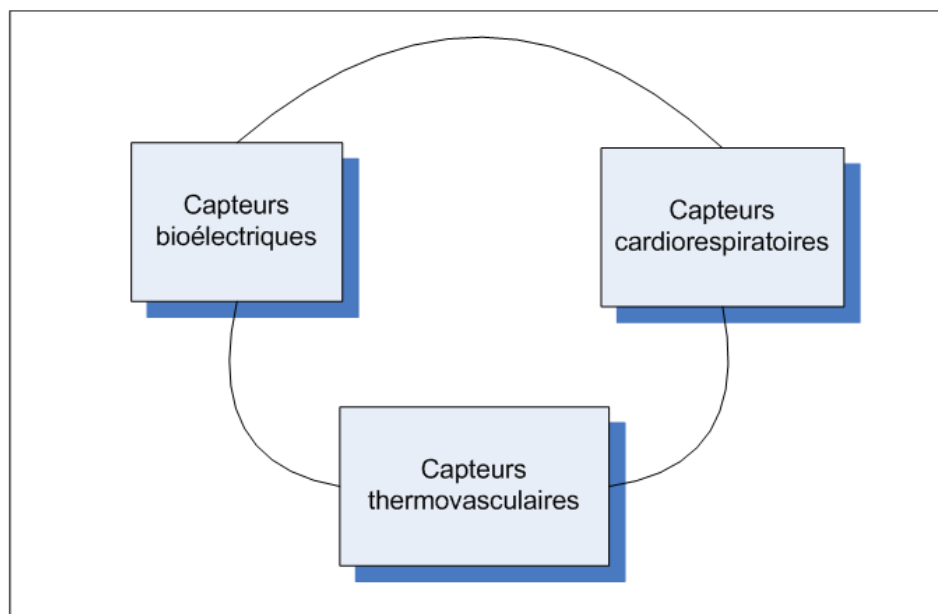


FIGURE 3.8 – Les trois types de capteurs pour la mesure de l'activité du SNA

Nous allons décrire plus précisément chacun des paramètres utilisés pour obtenir des informations sur l'activité du système nerveux autonome à partir des phénomènes physiologiques et comportementaux associés.

3.2.3.1 Capteurs bioélectriques pour la mesure de l'activité électrodermale

L'activité électrodermale, comme son nom l'indique, permet de mesurer l'activité électrique de la peau et plus précisément l'activité des glandes sudoripares [Boucsein, 1992]. L'activité électrodermale est contrôlée par le système nerveux sympathique, elle constitue donc un paramètre pertinent afin de quantifier l'activité du système nerveux autonome.

3.2.3.1.1 Physiologie de la peau Afin d'interpréter la réponse électrodermale, il est impératif de connaître les principales caractéristiques de la peau. Les différentes couches de la peau sont représentées ci-dessous (Fig. 3.9). La couche superficielle est le « stratum corneum ». Cette couche est composée par des cellules mortes, au-dessus d'une couche de cellules de transition. Les vaisseaux sanguins sont localisés dans la derme tandis que les glandes sudoripares se trouvent dans la limite de la derme et de l'hypoderme. Les tubes de sortie des glandes sudoripares remontent jusqu'à la couche simple ou double des cellules épithéliales et s'ouvrent à la surface de la peau. Les glandes sudoripares sont composées par une partie en spirale localisée dans la derme suivie d'une partie conique à travers l'épiderme et qui finit par un pore dans la surface de la peau. Une stimulation cholinergique produite via les fibres du SNS est l'influence la plus importante de production de la sueur par ce type de glandes.

L'épiderme possède une résistance électrique plus importante due à la couche de cellules mortes qui se trouvent à sa surface. Cet aspect n'est pas aléatoire car l'épiderme constitue une barrière qui protège le corps. Néanmoins, le corneum est transpercé par des petits tubes qui arrivent depuis la derme. Ces tubes sont relativement de bons conducteurs car la concentration de la sueur est d'environ 0.3% NaCl ce qui ajoute une faible résistance qui se place en parallèle avec la résistance du stratum corneum. Un incrément important de la conductivité se produit lors de l'hydratation du corneum provoquée par l'activation des glandes sudoripares.

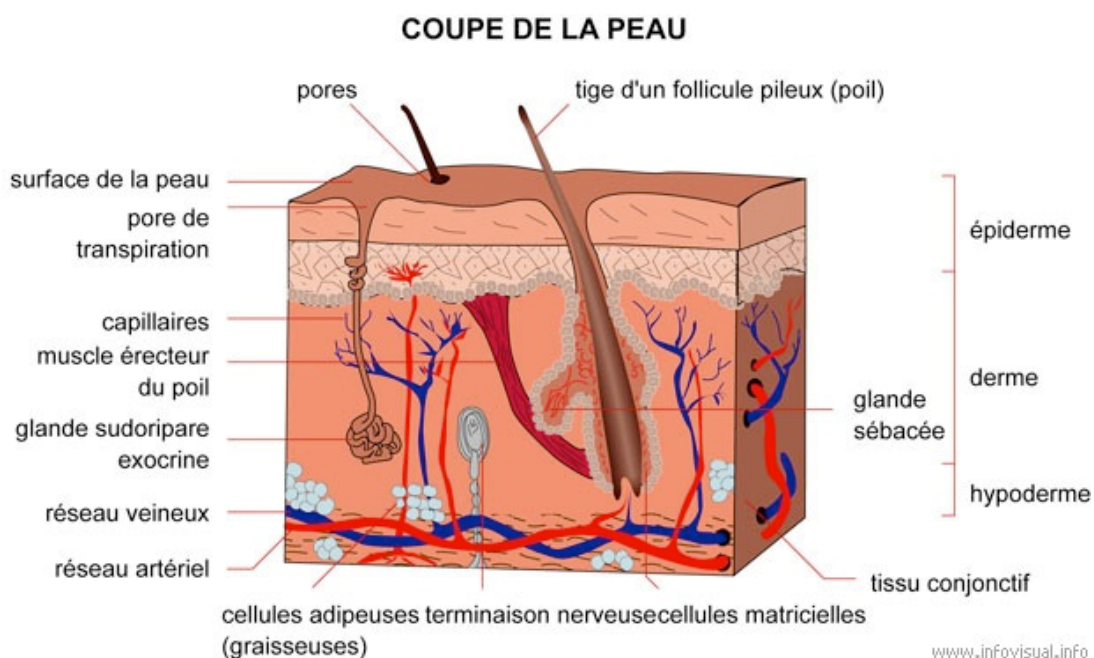


FIGURE 3.9 – Composition de la peau

3.2.3.1.2 Les glandes sudoripares Les glandes sudoripares sont considérées comme des glandes exocrines car elles sécrètent directement la sueur sur la surface de la peau. Le corps humain possède environ 3 millions de glandes sudoripares et la densité la plus importante se situe sur les paumes, les plantes du pied et le front et avec une densité moins importante sur

les bras et les jambes [Kuno, 1934]. La plupart des glandes sudoripares sont de type eccrine car leurs sécrétions ne contiennent pas une quantité significative de cytoplasme provenant de cellules glandulaires. Chaque glande est composée par une partie sécrétrice qui se trouve enroulée dans la derme ainsi que d'un canal excréteur qui s'étend vers la surface de la peau et qui finit par un pore (Fig.3.10).

De la même façon, il existe aussi une grande quantité des glandes sudoripares qui sont de type apocrine. Ce type de glandes se situe dans les régions axillaires et génitales et leur conduit excréteur débouche dans un follicule pileux.

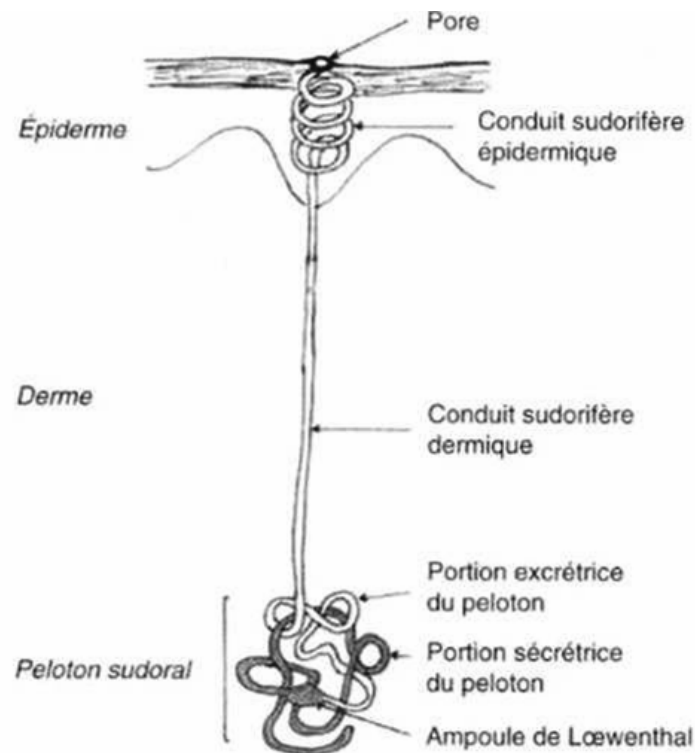


FIGURE 3.10 – Représentation d'une glande sudoripare

3.2.3.1.3 Méthodes de mesure L'activité électrodermale peut être mesurée de deux façons : endosomatique et exosomatique.

Les mesures de type endosomatiques ne nécessitent pas l'application d'une source externe de tension car le potentiel électrique de la peau est prélevé directement donc on mesure un potentiel. Ce dernier est mesuré sur l'éminence hypothénar. La mesure du potentiel cutané est très délicate car son amplitude est faible et il est très sensible aux perturbations extérieures.

Les mesures exosomatiques doivent appliquer un stimulus (tension ou courant) afin de réaliser l'acquisition du signal de résistance cutanée. Le type de stimulus peut être en DC ou AC, mais la mesure en DC a été plus largement utilisée grâce à sa facilité d'implémentation. L'activité électrodermale peut être étudiée de deux façons : à partir de la mesure du niveau de base (niveau tonique) et avec la mesure du niveau phasique du signal.

Les premières études dans le domaine de la psychophysiologie, menées par Lykken et

Venables [Lykken et Venables, 1971], proposent l'utilisation d'une source de tension continue et recommandent la mesure en conductance cutanée (SCL-Skin Conductance Level et SCR-Skin Conductance Response) afin de quantifier l'activité électrodermale.

De la même façon, la mesure de l'EDA¹⁸ peut être acquise en utilisant une source de courant en continu. Selon Edelberg [Edelberg, 1961], la densité de courant ne doit pas excéder $10\mu A/cm^2$ car le niveau de base de la résistance (SRL-Skin Resistance Level) ainsi que l'amplitude des réponses (SRR-Skin Resistance Response) décroissent et surtout parce que les glandes sudoripares peuvent être endommagées.

3.2.3.2 Capteurs cardiorespiratoires

La famille des capteurs cardiorespiratoires permet le suivi de l'activité cardiaque et pulmonaire. Dans le cas de l'activité cardiaque, on étudie l'activité électrique produite par le fonctionnement du cœur. De façon similaire, les capteurs respiratoires fournissent comme information les cycles d'inspiration/expiration afin de suivre l'activité pulmonaire. Dans la section suivante nous allons présenter les méthodes de mesure de ces paramètres, qui vont permettre l'étude de l'activité du système nerveux autonome.

3.2.3.2.1 Le cœur Le cœur est un organe vital qui assure la circulation du sang vers les différentes parties du corps humain. Les parois du cœur sont composées par le myocarde qui est un muscle squelettique. Le cœur est séparé de manière étanche en deux parties, une partie à haute pression (ventricule gauche) qui est dirigée vers l'organisme et une autre à basse pression (ventricule droit) dirigé vers les poumons (Fig 3.11). L'égalisation des débits droit et gauche est réalisée par un mécanisme d'adaptation nommé l'effet Starling, ainsi l'activité cardiaque est contrôlée directement par le système nerveux autonome.

La fréquence cardiaque est le principal facteur d'adaptation du débit sanguin. Le nœud sinusal est un « pacemaker » naturel contrôlé par le SNA qui modifie la fréquence cardiaque. Il est constitué d'un ensemble de cellules situé dans la paroi supérieure de l'atrium droit.

Le suivi de l'activité électrique du cœur, composé des cycles de dépolarisation et polarisation, permet la détection des anomalies cardiovasculaires. L'électrocardiogramme est le support de ce suivi.

3.2.3.2.2 Electrocardiogramme L'électrocardiogramme est une représentation du potentiel électrique du cœur qui commande l'activité musculaire de celui-ci. Les potentiels électriques ou « potentiels d'action » correspondent à la dépolarisation transitoire de la membrane des cellules cardiaques. La différence de concentration ionique intra et extracellulaire produit une différence de tension origine du potentiel d'action qui va permettre la contraction du cœur.

L'électrocardiogramme est composé de différents types de patterns répétitifs espacés de durées variables. Ces patterns sont souvent appelés des ondes (Fig.3.12). Les principales me-

18. Electrodermal Activity

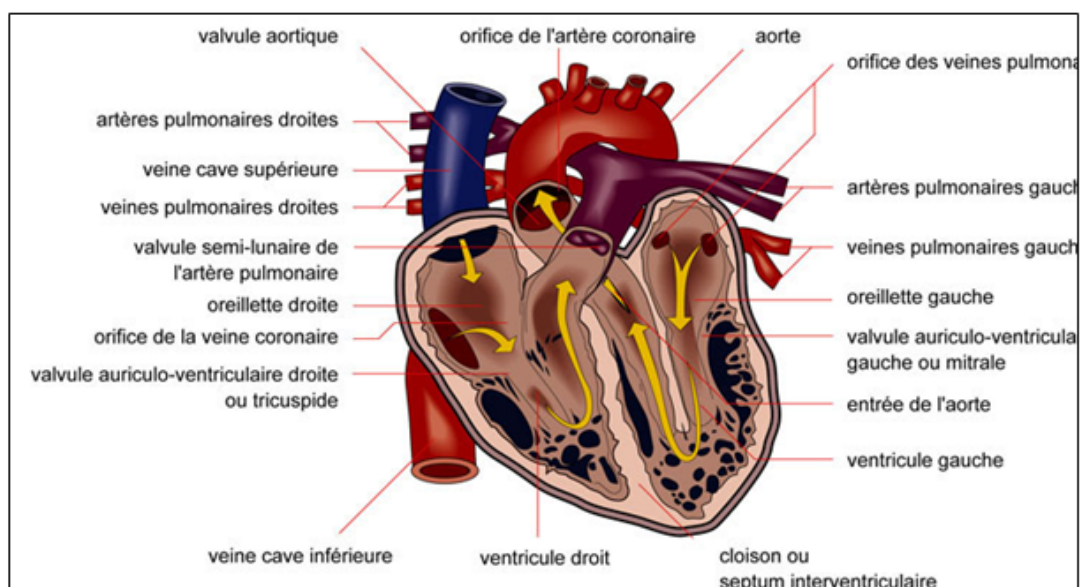


FIGURE 3.11 – Diagramme du coeur

Les caractéristiques des ondes ECG sont l'amplitude de l'onde P, l'intervalle de temps entre l'onde P et Q, la durée et l'amplitude du complexe QRS, la durée entre l'onde Q et T, l'amplitude de l'onde T ainsi que la durée entre les deux complexes QRS.

- l'onde P correspond à la dépolarisation et à la contraction simultanée des oreillettes droite et gauche et sa durée varie entre 0,08 et 0,1 s,
- l'onde ou complexe QRS correspond à la dépolarisation des ventricules au même temps que la repolarisation des oreillettes. La forme du complexe QRS varie selon la dérivation et selon la présence de pathologie. Le complexe QRS a une durée normale inférieure à 0,1s,
- l'onde T correspond à la repolarisation et la relaxation des ventricules. Sa durée oscille entre 0,2 et 0,25s.

L'enregistrement de l'électrocardiogramme est réalisé à partir des électrodes fixées à la surface du corps. La disposition des électrodes sur le corps est connue sur le nom de « dérivations ».

3.2.3.2.3 Les dérivations pour la mesure de l'ECG Les dérivations frontales sont souvent utilisées pour mesurer la fréquence cardiaque. Elles utilisent trois points de mesure qui se localisent aux poignets et aux chevilles. Cependant, il est possible de ramener la mesure sur le tronc du sujet, dans ce cas, cette mesure doit être réalisée le plus près de l'extrémité (Fig. 3.13). Il existe deux types de mesures, les mesures bipolaires et unipolaires. Dans le cadre des mesures bipolaires, elles sont faites avec trois mesures entre deux points :

- la dérivation DI entre le bras gauche(+) et le bras droit(-),
- la dérivation DII entre la jambe gauche(+) et le bras droit(-),
- la dérivation DIII entre la jambe gauche(+) et le bras gauche(-).

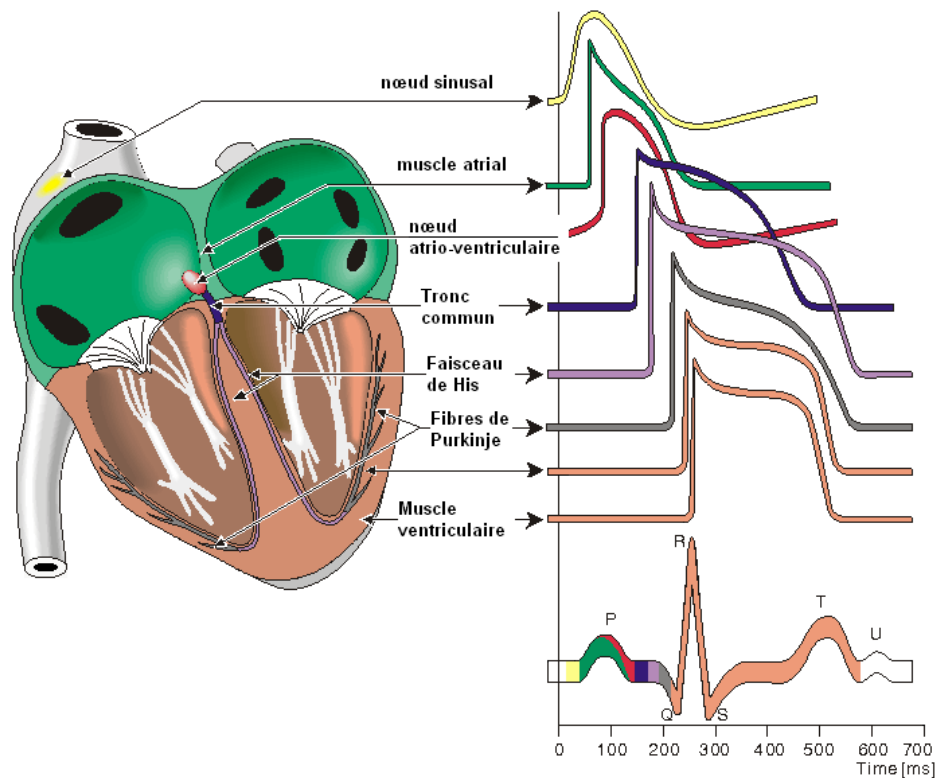


FIGURE 3.12 – Ondes P, Q, R, S, T.

3.2.3.2.4 Méthodes de mesure La mesure de la fréquence cardiaque a été largement étudiée car elle constitue un paramètre vital. Divers types de mesures ont été implémentés afin de rendre la mesure de ce paramètre la plus confortable possible. La fréquence cardiaque peut être mesurée à partir de différentes méthodes :

1. l'électrocardiogramme : la fréquence cardiaque est calculée à partir de la détection du complexe QRS. Le temps écoulé entre les pics R-R constitue la durée du battement. Une des solutions les plus ergonomiques est le système Polar. Ce système est composé par une bande qui se fixe autour de la poitrine ainsi que d'une montre pour la réception et la visualisation de l'information. La bande contient deux électrodes sèches qui permettent la mesure en local de la fréquence cardiaque pour ensuite envoyer cette information vers la montre.
2. la photopléthysmographie (PPG) est une technique non-invasive utilisée pour surveiller la saturation en oxygène. C'est une technique optoélectronique qui mesure les changements d'intensité de lumière lors du passage du sang. Le capteur est composé d'une source de lumière (LED) et d'une photodiode. La source de lumière éclaire de cette façon une zone spécifique et les variations de sang produisent ainsi un changement dans l'intensité de lumière mesurée avec la photodiode. Ce capteur est souvent utilisé dans des zones diverses comme le front, le doigt ou l'oreille car la vascularisation dans ces zones est très importante [Mendelson, 1992]. Un des dispositifs le plus souvent utilisé pour réaliser ce type de mesure est l'oxymètre de pouls (Fig.3.14).
3. la mesure du pouls : la fréquence cardiaque peut être aussi mesurée avec des capteurs

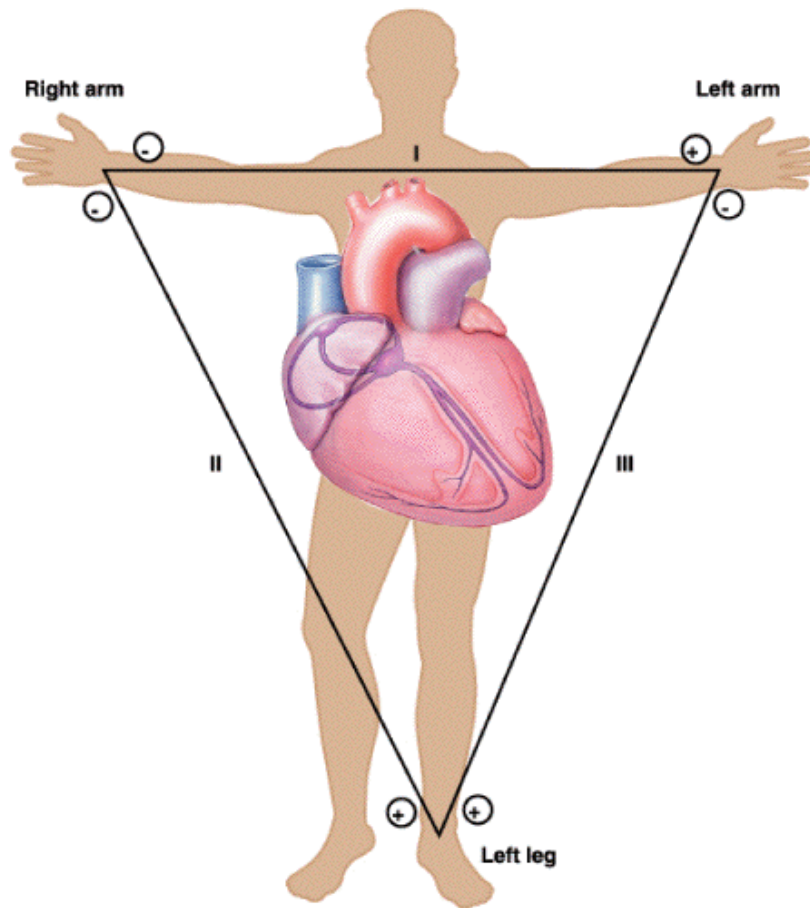


FIGURE 3.13 – Dérivations frontales pour la mesure de l'électrocardiogramme



FIGURE 3.14 – Oxymètre de pouls

du type piézoélectrique. Ce type de capteurs possède la propriété de se polariser électriquement sous l'action d'une contrainte mécanique. Karki et Lekkala ont développé un dispositif qui permet la mesure de la fréquence cardiaque au repos avec des capteurs piézoélectriques [Karki et Lekkala, 2008]. La fréquence cardiaque fournie par le capteur piézoélectrique est corrélée avec celle qui est calculée à partir de l'ECG, donnant de bons résultats.

4. la phonocardiographie : cette méthode détecte la fréquence cardiaque à partir du si-

gnal sonore produit par les valves du cœur lors des phases systoliques et diastoliques. Ce signal acoustique est composé de deux ondes (Fig.3.15), l'onde S1 correspond au battement systolique et l'onde S2 au battement diastolique [Ahlström, 2006]. Une fois le signal acquis, plusieurs techniques de traitement du signal sont utilisées, comme par exemple la transformée en ondelettes [Kail *et al.*, 2005] ou les chaînes de Markov [Wang *et al.*, 2007], afin de détecter la fréquence cardiaque instantanée. La phonocardiographie est une méthode de mesure non-invasive qui permet un monitoring à long terme. Cependant, la robustesse de la mesure est mise en cause par les signaux acoustiques parasites qui vont s'ajouter au signal de base et ainsi compromettre la détection de la fréquence cardiaque.

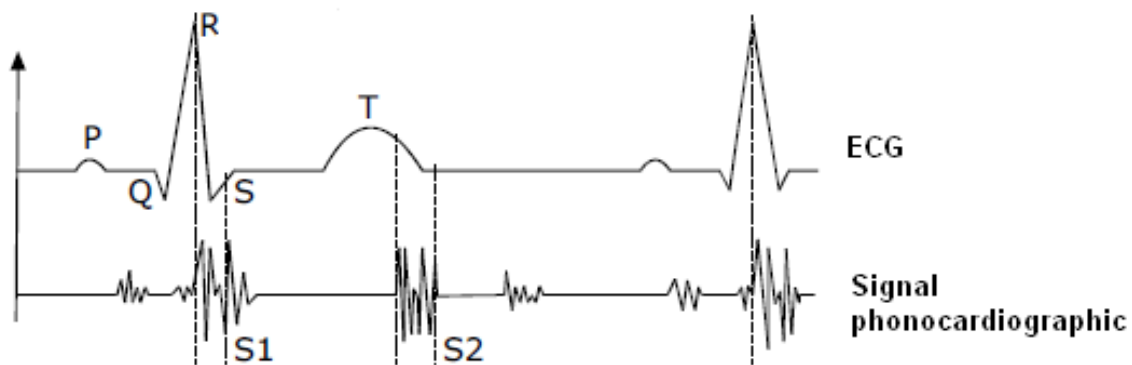


FIGURE 3.15 – Exemple d'un signal phonocardiographique

3.2.3.2.5 Variabilité de la fréquence cardiaque-HRV La variabilité de la fréquence cardiaque est un outil qui permet d'étudier la variation du rythme cardiaque au cours du temps. La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC) est la propriété qui permet au cœur de s'adapter rapidement à la suite d'un stimulus externe. L'analyse de la variabilité du rythme cardiaque est utilisée comme moyen pour estimer l'activité du système nerveux autonome. Le système nerveux autonome contrôle la fréquence cardiaque avec l'activation du système nerveux sympathique ou parasympathique, ainsi, une augmentation de l'activité du SNS ou une diminution de l'activité du SNPS produit une augmentation de la fréquence cardiaque (tachycardie).

La variabilité de la fréquence cardiaque est réalisée par diverses méthodes dans des domaines différents. Ces méthodes sont implémentées sur le signal R-R¹⁹ et permettent de quantifier l'activité du système nerveux autonome à court et long terme [tas, 1996].

3.2.3.3 Les capteurs thermovasculaires : la température cutanée

Plusieurs organismes vivants, comme l'homme, utilisent les processus de vasodilatation et vasoconstriction, afin de réguler la température interne du corps. Cette température varie

19. Le signal R-R représente le temps entre battements

au cours de la journée entre 36,5-37,5 °C. La vasodilatation est le processus responsable de la dilatation des vaisseaux sanguins dans les extrémités du corps. Dans le sens inverse, la vasoconstriction est le mécanisme qui ferme les vaisseaux afin d'apporter le sang vers les organes. Ces mécanismes sont contrôlés par le système nerveux autonome qui réagit selon diverses classes de stimuli extérieurs.

3.3 Applications du monitoring du SNA

Grâce aux différents types de mesures il est possible quantifier les réactions qui impliquent une activation du système nerveux autonome. Des applications diverses comme la reconnaissance des émotions ou la détection des situations de stress peuvent être envisagées à partir de ces mesures.

3.3.1 Reconnaissance des émotions

La reconnaissance des émotions est un axe de recherche important dans le domaine de la neurophysiologie ainsi que dans le domaine de l'intelligence artificielle, pour améliorer les interfaces homme-machine. De nombreuses études ont été réalisées afin de comprendre les mécanismes déployés par le cerveau lorsqu'une émotion est ressentie. Cytowic [Cytowic, 1993] a démontré une activation du système limbique lors des expérimentations sensorielles.

Le système limbique regroupe l'ensemble des structures cérébrales comme l'hypothalamus, l'amygdale et le cortex limbique qui sont responsables des émotions, du comportement et de la mémoire à long terme. Néanmoins, Damasio [Damasio, 1994] a pu identifier d'autres types de zones qui sont affectées par les émotions qui ne sont pas liées au système limbique. Dans ses travaux, il a montré l'existence d'émotions dites « primaires » et « secondaires ». Selon un stimulus précis, une émotion primaire est déclenchée instantanément et produit un état composé par un ensemble de sentiments de façon secondaire. Pour ces émotions secondaires le système limbique n'est pas suffisant et d'autres zones du cerveau sont activées.

Une des principales questions dans le domaine de la reconnaissance des émotions est l'identification de la réaction physiologique produite par une émotion particulière. La relation entre les sentiments internes et les changements physiologique produits à l'extérieur a été un domaine de recherche largement étudié. James [James, 1992] a été un des premiers chercheurs à mettre en évidence la relation entre une forte émotion et l'augmentation de la fréquence cardiaque ou du niveau de sudation.

Au cours des années '80, Eckman et al [Ekman *et al.*, 1983] ont présenté des résultats préliminaires sur des différences significatives dans les réactions du système nerveux autonome à partir d'un nombre réduit d'émotions : tristesse, joie, colère, peur, dégoût et surprise, mais ils n'ont pas réalisé une discrimination automatique des émotions.

Quelques années plus tard, Fridlund et Izard [Fridlund et Izard., 1983] ont été les premiers à essayer de reconnaître les émotions de façon automatique. Ils ont utilisé l'extraction de caractéristiques, à partir des signaux électromyographiques du visage, afin de discriminer quatre émotions (peur, tristesse, joie et colère). Ainsi, grâce aux méthodes de classification implémentées (discriminants linéaires), la performance de la classification atteint entre 30 et 50% avec une validation croisée.

Dans ce cadre, plusieurs auteurs comme Collet et al [Collet *et al.*, 1997] ou Roure et al [Roure *et al.*, 1999] ont utilisé la mesure de la réponse électrodermale, entre autres paramètres, pour reconnaître les émotions de base (joie, colère, tristesse, surprise, dégoût et peur).

Grâce aux changements du SNA, les différentes émotions de base sont facilement quantifiables. Ainsi, en utilisant la fréquence cardiaque et plus précisément la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque, McCraty et al [McCraty *et al.*, 1995] ont étudié son influence sur des états émotionnels différents. Pendant l'étude, il a été demandé à chaque sujet de se souvenir de situations de sa vie où il a ressenti la colère, la frustration ou un sentiment d'estime. La densité spectrale de puissance est calculée afin d'estimer la variabilité de la fréquence cardiaque par l'énergie dans trois bandes de fréquence : LF (0,01-0,08), MF (0,08-0,15) et HF (0,15-0,5) Hz. Ainsi, chaque émotion produit des effets différents sur le rapport sympathovagal. La colère fait augmenter l'énergie dans la bande LF tandis que l'énergie dans les bandes LF et HF est plus importante pour l'estime. Finalement, l'auteur affirme que la colère, ainsi que le stress, produisent une dominance d'activité du système nerveux sympathique.

Cependant, une vraie avancée dans la reconnaissance des émotions de base est arrivée au cours des années 2000 avec les travaux effectués au sein de l'équipe Media Lab du MIT. Picard et al [Picard *et al.*, 2001] ont développé une méthodologie pour la discrimination des émotions de base en utilisant différents signaux physiologiques comme la fréquence respiratoire, la conductance cutanée, la pression artérielle et l'EMG. Ainsi, à partir d'un vaste ensemble de caractéristiques des signaux physiologiques précédents, les algorithmes de classification implémentés (LDA) atteignent une performance de 81,25%, en utilisant l'ensemble des caractéristiques.

3.3.2 Quantification des facteurs psychologiques

De nombreuses études ont montré l'influence des facteurs physiologiques sur la réponse électrodermale. Par exemple, Hofmann et al [Hofmann et Kim, 2006] ont démontré que l'anxiété a une influence importante sur le niveau tonique de la réponse électrodermale.

De façon similaire, la réponse électrodermale a été utilisée pour quantifier le niveau d'inconfort, ainsi, Foster et al [Foster *et al.*, 2003] ont souhaité mesurer le niveau de confort chez des enfants en bonne santé. Dans cette étude, ils ont trouvé que le niveau de résistance cutanée diminue lorsque les enfants sont soumis à des conditions d'inconfort.

Différents problèmes psychologiques affectent de même la réponse électrodermale, ainsi

Roth et al [Roth *et al.*, 1998] a montré que les personnes atteintes de troubles de panique présentent un niveau tonique plus bas par rapport aux personnes du même âge.

Plusieurs études menées par différents auteurs comme Kawachi et al [Kawachi *et al.*, 1995], Freidman et al [Friedman et Thayer, 1998] ou encore Dishman et al [Dishman *et al.*, 2000] ont trouvé une forte corrélation entre l'anxiété, la phobie et une diminution de la variabilité de la fréquence cardiaque. Krittayaphong et al [Krittayaphong *et al.*, 1997] ont étudié la variabilité de la fréquence cardiaque chez des sujets dépressifs atteints de troubles coronaires. L'étude a démontré que les patients dépressifs ont une variabilité de fréquence cardiaque moins importante par rapport aux patients avec un score de dépression bas. La variabilité de la fréquence cardiaque a été évaluée à partir de la mesure de l'écart type des intervalles RR (SDNN) et la fréquence cardiaque moyenne pendant 24 heures. Ainsi, les patients dépressifs présentent une valeur SDNN moins importante par rapport à la valeur SDNN du groupe témoin ($p < 0,01$).

3.3.2.1 Quantification du niveau de stress

Le stress est défini comme la réaction produite lors du passage d'un état « calme » vers un état « excité », afin de préserver l'intégrité de l'organisme. Au cours des années 1850 Claude Bernard a redéfini l'idée de stress comme étant la réaction qui permet le maintien du « milieu intérieur ». Finalement, c'est Walter Cannon (1927) qui introduit le terme « homéostasie » pour décrire la réaction du corps en réponse à un stimulus extérieur, afin de préparer les mécanismes nécessaires pour le maintien du milieu intérieur. Lors d'un stimulus un changement se produit dans l'équilibre du milieu et l'ensemble de mécanismes nécessaires qui sont mis en place pour rétablir cet équilibre sont représentés par la notion de « stress ».

Jovanov et al [Jovanov *et al.*, 2003] ont quantifié le stress ressenti par les pilotes d'avion lors d'expérimentations en simulateur. Le système proposé réalise la mesure de la fréquence cardiaque à l'aide d'une bande polar²⁰ qui envoie les informations vers un PDA. Le niveau de stress est quantifié à partir de la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque. Au cours de l'expérimentation le rapport LF/HF augmente ce qui indique une activation du système sympathique.

Healey et al [Healey et Picard, 2005] se sont intéressés au problème de la détection du niveau de stress pendant la conduite en voiture. Cette détection a été faite en mesurant différents paramètres physiologiques comme l'électrocardiogramme, l'électromyogramme, la conductance cutanée ainsi que la respiration. Trois niveaux de stress sont détectés à partir des caractéristiques extraites de chaque signal physiologique pendant des phases de conduite différentes.

Zhai et al [Zhai *et al.*, 2005] ont développé une méthodologie spécifique afin de détecter une situation de stress de façon automatique avec différents types de mesures physiologiques. Les différentes mesures physiologiques utilisées sont la pression artérielle, la résistance cutanée, le diamètre de la pupille ainsi que la température cutanée. Afin de simuler une

20. <http://www.polar.com>

situation de stress ils ont utilisé un « Stroop Test » classique. Différents types de méthodes de classification ont été mis en place comme les réseaux bayésiens (78,6%), les arbres de décision (88%) et le support à vaste marge (90,1%).

Plusieurs travaux de recherche ont été développés afin de détecter le niveau de stress avec la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque. Afin de détecter une situation de stress, Salahuddin et al [Salahuddin et Kim, 2006] ont développé un dispositif portable pour la mesure de l'ECG. Les mesures statistiques réalisées sur la fréquence cardiaque, lors d'un test classique de stress²¹, indiquent une augmentation de l'écart type du signal RR (SDNN) lors des périodes de test en comparaison avec la période de référence.

3.4 Posture et Variabilité de la fréquence cardiaque

Les changements de posture, l'anesthésie ou une syncope peuvent altérer la variabilité du rythme cardiaque. L'analyse de la variabilité en Temps-Fréquence est souvent utilisée afin d'étudier cette variabilité au cours du temps. Une altération dans la régulation du rythme cardiaque induit une composante transitoire qui s'étale sur toutes les bandes de fréquence. Chan et al [Chan et al., 2001], ont testé différents types de méthodes d'analyse :

- la transformée de Fourier à court terme,
- la transformée utilisant la distribution de Choi-Williams,
- la transformée utilisant la distribution de Wigner-Ville,
- la transformée en Ondelettes.

sur des signaux réels (changement de posture et anesthésie) et signaux simulés. Les résultats montrent que l'analyse spectrale utilisant la distribution de Wigner-Ville lissée ainsi que la transformée en ondelette (db20) sont très peu influencées par les transitoires. Le problème de la transformé en ondelettes (DWT) est sa faible résolution dans les hautes fréquences ainsi que la dépendance de l'analyse sur une ondelette mère spécifique.

Une quantité importante d'études ont été menés récemment afin d'analyser la variabilité de la fréquence cardiaque pendant la réalisation des activités quotidiennes. Chan et al [Chan et al., 2006] ont réalisée une classification de l'activité physique à partir de la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque sur neuf sujets jeunes pendant 24 h. Le système de mesure enregistre l'électrocardiogramme ainsi que des données sur l'activité de la personne utilisant un accéléromètre tri-axes. La variabilité de la fréquence cardiaque est mesurée sur le signal du tachogramme interpolé à 2,4 Hz. Les résultats montrent que lors de la phase de repos (position couché et pendant le sommeil), l'énergie dans les hautes fréquences (HF) qui indique une activité du système parasympathique était plus importante. De la même façon, lorsque les sujets sont en position debout ou réalisent des activités quotidiennes comme la marche, l'énergie HF diminue.

Le même auteur ([Chan et al., 2007]), a étudié la corrélation de la variabilité de la fréquence cardiaque pendant différentes postures (allongé, assis et debout) et pendant des

21. Stroop color test

périodes de marche. Le calcul de la VFC a été implémenté en utilisant la transformée de Wigner-Ville. Cette étude a montré de façon similaire que pendant les périodes de repos comme pendant la position allongée et assise, l'activité du système parasympathique est plus importante par rapport à la position debout. Pendant les phases de marche, le rapport sympathovagal diminue dû à l'activité physique.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les solutions existantes pour la surveillance des personnes âgées à domicile, en partant d'un suivi non-intrusif avec des maisons équipées de capteurs jusqu'aux dispositifs portables pour la surveillance de l'état de santé et l'activité de la personne. Néanmoins, afin de réaliser un suivi plus précis du comportement de la personne (émotions, stress), comme nous l'avons décrit, il est nécessaire de quantifier l'activité du système nerveux autonome avec la mesure des paramètres physiologiques pertinents comme la fréquence cardiaque instantanée, la pression artérielle, la température cutanée ou la résistance/potentiel cutanée pour l'activité électrodermale.

Deuxième partie

Matériel et Méthodes

Chapitre 4

Matériel et Méthodes

Sommaire

4.1 Introduction	59
4.2 L'importance des capteurs et des électrodes	59
4.2.1 Bioelectrodes	59
4.3 Conception de l'instrumentation de mesure	60
4.3.1 L'ergonomie du système	60
4.3.2 Le design du système	61
4.3.3 La température cutanée	61
4.3.4 L'activité électrodermale	62
4.3.4.1 Les électrodes	63
4.3.4.2 La méthode de mesure	63
4.3.4.3 Le placement des électrodes	64
4.3.5 L'électrocardiogramme	65
4.3.5.1 Le conditionnement du signal	66
4.3.6 La photopléthysmographie pour la détection de la fréquence cardiaque	67
4.3.7 L'étage numérique	67
4.3.7.1 Le convertisseur analogique numérique	67
4.3.7.2 Le microcontrôleur	69
4.3.8 Module de communication sans fil Zigbee	70
4.3.9 L'étage d'alimentation	72
4.3.10 Interface d'acquisition de données	73
4.3.11 Caractérisation de l'instrumentation	73
4.3.11.1 La température cutanée	73
4.3.11.2 Résistance cutanée	74
4.3.11.3 La mesure l'ECG	74
4.3.11.4 La consommation du système	74
4.3.12 Conclusion	75
4.4 Algorithmes pour l'extraction de caractéristiques	76

4.4.1	Introduction	76
4.4.2	Étude de la température cutanée	76
4.4.3	Étude de la résistance cutanée	77
4.4.3.1	Détection du niveau tonique/phasique de la résistance cutanée	78
4.4.4	Détection du complexe QRS	79
4.4.4.1	Algorithme de détection du complexe QRS	81
4.4.5	La variabilité de la fréquence cardiaque	83
4.4.5.1	Domaine en temps	83
4.4.5.2	Le digramme de Poincaré	84
4.4.5.3	Domaine en fréquence	86
4.4.5.4	Comparaison des méthodes d'analyse de la VFC	92
4.4.5.5	Taille de la fenêtre	94
4.4.6	Conclusion	95
4.5	Classification des situations	96
4.5.1	Les réseaux de neurones	96
4.5.1.1	Le perceptron multicouche	99
4.5.2	Les séparateurs à vaste marge	101
4.5.2.1	L'évolution de SVM	103
4.5.2.2	La séparation non linéaire	104
4.6	Expérimentations préliminaires	105
4.6.1	Mesure de la VFC pendant les postures	105
4.6.2	Mesure de la charge mentale pendant la marche	107
4.6.2.1	Protocole expérimental	107
4.6.2.2	Résultats	108
4.7	Conclusion	110

4.1 Introduction

Comme nous l'avons vu précédemment, la quantification de l'activité du système nerveux autonome ouvre la porte à plusieurs applications telle que la détection du niveau de stress ou la reconnaissance des émotions, entre autres. Les résultats obtenus ont été satisfaisants mais la plupart de ces études ont été menées dans des milieux contrôlés, ce qui n'est pas le cas dans les situations réelles de la vie quotidienne. Dans ce chapitre, nous allons présenter la conception et le développement d'un dispositif portable qui permet la quantification de l'activité du système nerveux autonome en situation ambulatoire. La micro-centrale de mesure réalise l'acquisition de quatre paramètres physiologiques ainsi que l'établissement de la communication sans fil afin de transmettre en temps réel les informations concernant l'état physiologique de la personne.

4.2 L'importance des capteurs et des électrodes

Les capteurs représentent l'une des parties les plus importantes dans la chaîne d'acquisition des signaux. Les capteurs transforment une grandeur physique en une grandeur observable comme par exemple une tension ou un courant électrique. Dans la conception des systèmes la partie concernant les capteurs est souvent négligée et traitée à la fin de l'étude. Malheureusement, si le choix des capteurs n'est pas réalisé de façon correcte les signaux acquis par le système seront inexploitable dans la plupart des cas.

4.2.1 Bioélectrodes

Le courant ou la charge sont conduits par les ions à l'intérieur du corps de la personne et par les électrons dans le dispositif électronique qui réalise la mesure. Ainsi, le transfert de charge entre le patient et le système électronique de mesure constitue le problème principal lors de la conception des bio-électrodes. L'interface entre l'électrode-électrolyte et la peau est facilement altérable, dégradant ainsi la qualité des mesures des signaux.

Les électrodes utilisées pour l'enregistrement des signaux physiologiques sont généralement en Argent/Argent Chlorure à cause de ses propriétés de biocompatibilité. De façon similaire, le design des électrodes doit tenir compte de plusieurs propriétés de la peau comme sa variation d'impédance selon la taille ainsi que l'instabilité des potentiels générés à la surface [McAdams, 2006].

Les phénomènes bioélectriques sont souvent mesurés entre deux électrodes, ainsi, un amplificateur différentiel est normalement utilisé afin d'amplifier le signal issu des électrodes. Dans le cas idéal, si le potentiel de contact de chaque électrode est égal, l'amplificateur différentiel va amplifier la différence de signal entre les électrodes et éliminera le signal de mode commun (dans ce cas le potentiel de contact). Cependant, le potentiel de contact des électrodes n'est pas souvent le même et le signal de mode commun peut ainsi saturer le premier étage d'amplification. Dans le cas, où le potentiel est faible mais stable, un simple

niveau d'offset s'ajoute au signal sans poser de problème. Malheureusement, un problème majeur se produit lorsque le potentiel de contact varie au cours du temps faisant varier ainsi la ligne de base des signaux physiologiques à mesurer. Le filtrage du signal n'est pas envisageable dans certains cas car il va produire des déformations sur les caractéristiques propres du signal comme dans le cas de la mesure d'un électrocardiogramme.

D'un autre côté, des impédances élevées peuvent produire différents types de problèmes sur le signal comme des atténuations, des filtrages ainsi que des distorsions. Si les impédances de contact sont très importantes par rapport aux impédances d'entrée des amplificateurs, l'amplitude du signal sera atténuée à cause de la division de tension entre les deux impédances (impédance de contact et impédance d'entrée). Cependant, l'atténuation du signal n'est pas un problème majeur car l'étage d'amplification peut contrer ce phénomène. Le véritable problème se produit lorsque l'atténuation varie en fonction de la fréquence. Ainsi, cette atténuation est due principalement aux capacités placées en parallèle de l'interface électrode-électrolyte ou dans la peau. L'effet est de cette façon plus important dans les basses fréquences, modifiant des composantes importantes du signal comme dans le cas des ondes S et T dans la mesure de l'électrocardiogramme.

Un autre problème qui se pose lors des mesures des signaux bioélectriques est l'interférence des lignes électriques 50/60 Hz. Cette interférence est occasionnée par le déplacement des charges depuis les lignes de tension (à travers l'air) vers les électrodes et fils de mesure. De façon similaire, si le contact des électrodes n'est pas le même, il se produira une différence d'impédance qui va engendrer une amplification du signal 50 Hz à travers toute la chaîne de mesure.

De façon générale, une bonne électrode doit respecter les propriétés suivantes :

- Un potentiel zéro : généralement, le potentiel de contact d'une électrode ne peut pas être zéro, dans la plupart des cas les électrodes possèdent un potentiel de contact négligeable et stable.
- Une impédance zéro : dans les meilleurs cas, l'impédance de contact est souvent faible et similaire entre les électrodes.

4.3 Conception de l'instrumentation de mesure

4.3.1 L'ergonomie du système

Le système est destiné à être porté sur de longues périodes, il doit donc être non-invasif, non-intrusif et ergonomique.

Selon les recommandations fournies par Gemperle et al [[Gemperle et al., 1998](#)], la phase de conception d'un dispositif portable doit respecter certains critères afin d'assurer son ergonomie ainsi que sa portabilité à long terme. Le dispositif portable que nous avons conçu réalise l'acquisition des différents signaux physiologiques, qui permettent la quantification de l'activité du système nerveux autonome en temps réel, de façon ambulatoire.

La taille de notre dispositif est réduite (environ 4cmx7cm) ainsi que son poids (250 gr) afin de ne pas présenter une gêne au sujet qui doit pouvoir le porter pendant plusieurs heures. Nous avons décidé de placer le dispositif sur la partie antérieure du bras pour ne pas limiter les mouvements.

4.3.2 Le design du système

Le système embarqué permet l'acquisition des signaux physiologiques suivants :

- la température cutanée afin de quantifier les processus de thermorégulation comme la vasoconstriction et vasodilatation périphérique,
- la résistance cutanée pour la mesure de l'activité électrodermale et plus précisément pour la quantification de l'activité des glandes sudoripares,
- l'électrocardiogramme pour la mesure de la fréquence cardiaque instantanée,
- la photoplethysmographie afin de mesurer la pression partielle en oxygène et pouvoir disposer d'une seconde source de mesure de la fréquence cardiaque instantanée (re-dondance).

Le système embarqué est constitué des parties suivantes comme il est indiqué dans la Figure 4.1.

- l'étage analogique pour le conditionnement des signaux comme la température, la résistance et l'ECG,
- l'étage numérique qui est composé par le convertisseur analogique numérique et par le microcontrôleur. Le microcontrôleur ainsi que le convertisseur ont été sélectionnés sur des critères de très basse consommation.
- l'étage d'alimentation afin de produire les niveaux de tension nécessaires pour le fonctionnement du système,
- l'étage de communication pour l'envoi de l'information via une liaison sans fil. Le module de communication a été choisi car il présente un compromis de basse consommation, de bande passante, de débit de communication et de fonctionnalités avancées pour la mise en réseau des capteurs.

Les différents étages de conditionnement des signaux sont décrits ci-dessous.

4.3.3 La température cutanée

La température cutanée est mesurée avec une thermistance Betatherm (Réf. 10 K3 MCD2) choisie pour sa faible inertie thermique. La thermistance utilisée est de type CTN (Coefficient de Température Négative), ce qui indique que la résistance électrique du capteur diminue lorsque la température augmente.

La thermistance est placée sur la main non dominante du sujet car la couche externe (stratum corneum) est plus fine permettant ainsi la mesure des variations plus importantes dues à la thermorégulation. Le conditionnement du signal est effectué avec un pont de Wheatstone qui permet la conversion de la valeur de la résistance électrique en tension four-

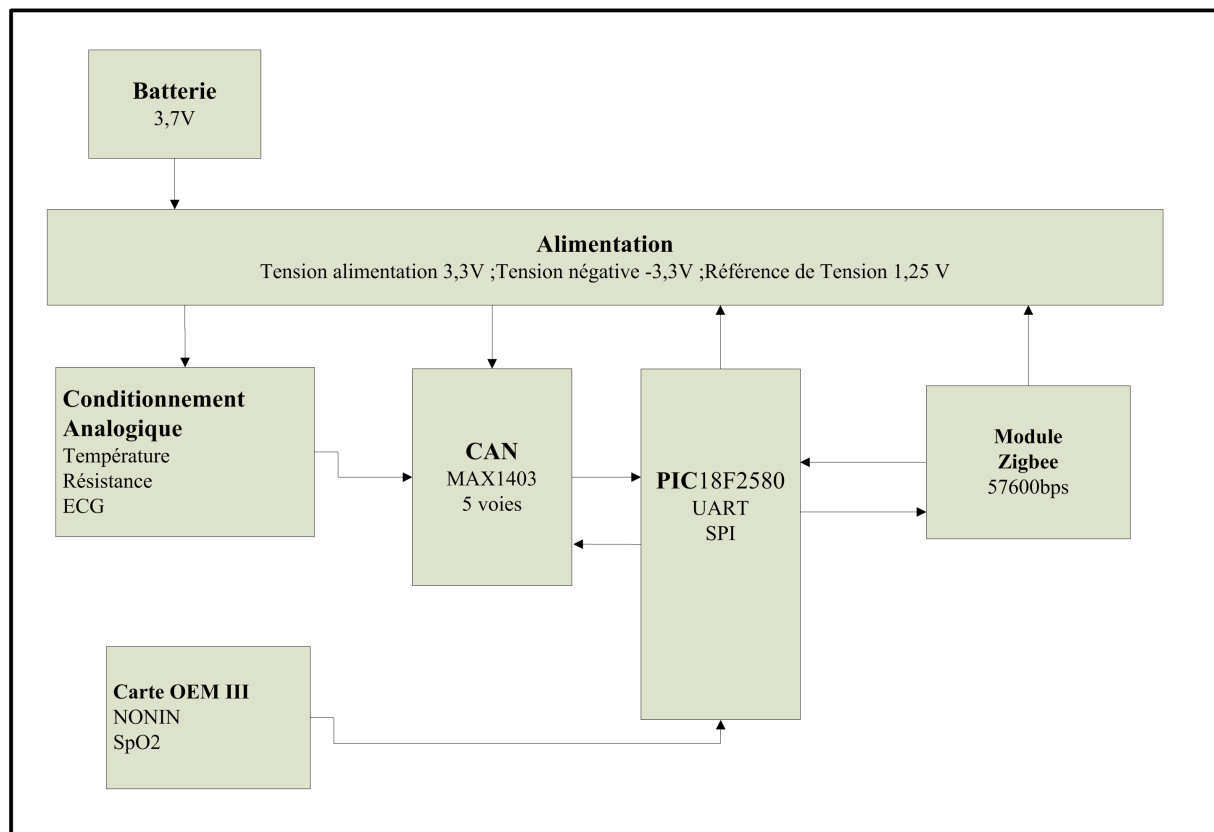


FIGURE 4.1 – Schéma général qui indique les principaux blocs fonctionnels du système.

nie par la thermistance ainsi que la linéarisation de la mesure dans une plage spécifique. Le signal de tension différentiel obtenu à partir du pont de Wheatstone est ensuite amplifié afin d'adapter le signal aux niveau d'entrée du CAN¹. L'amplification est réalisée avec un amplificateur d'instrumentation (INA118) assurant des faibles courants de polarisation et des hautes impédances d'entrée. La plage de mesure de la température est comprise entre 28 et 42°C.

4.3.4 L'activité électrodermale

L'activité électrodermale produit une information sur le niveau d'éveil de la personne car elle est contrôlée directement par le système nerveux sympathique [Sinclair, 1973]. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, il existe deux types de mesures qui permettent la quantification de la réponse électrodermale :

1. les mesures de type endosomatique qui ne nécessitent pas un stimulus externe et dans ce cas le potentiel cutané est prélevé directement,
2. les mesures de type exosomatique qui ont besoin d'une source d'excitation extérieure (tension ou courant) afin de mesurer les variations des propriétés électriques de la peau comme la conductance ou la résistance cutanée.

1. Convertisseur Analogique Numérique

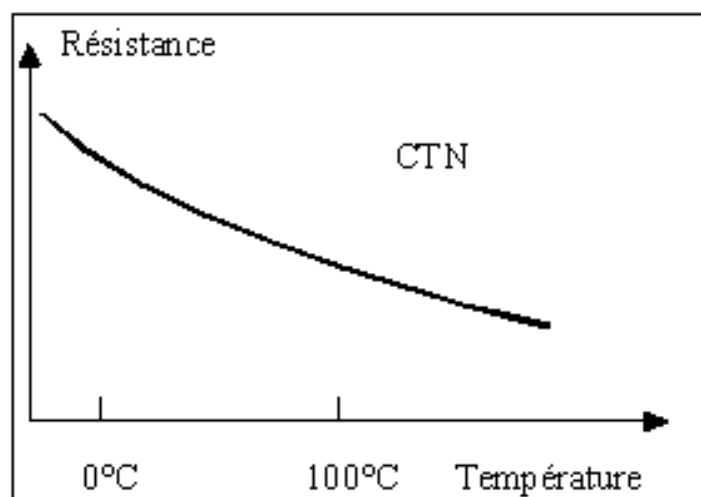


FIGURE 4.2 – Courbe caractéristique d'une thermistance de type CTN. Lorsque la température augmente la résistance aux bornes diminue.

Les changements de propriétés électriques de la peau sont fortement liés à l'activité des glandes sudoripares eccrines contrôlées par le système nerveux autonome. La quantité de glandes sudoripares eccrines est plus importante au niveau des paumes et des pieds. Ainsi, la production de la sueur dans ces zones est directement liée au comportement de la personne.

Afin de quantifier l'activité électrodermale, nous avons choisi la mesure de la résistance cutanée, car cette mesure est plus aisée et plus robuste par rapport aux mesure de type endosomatique, comme la mesure du potentiel cutané.

4.3.4.1 Les électrodes

Le choix des électrodes constitue un enjeu clé pour la mesure de l'activité électrodermale. Ainsi, les électrodes doivent respecter deux contraintes principales :

- un faible potentiel de polarisation entre les deux électrodes utilisées pour la mesure,
- l'électrode ne doit pas être polarisée par le passage du courant.

Les électrodes utilisées pour la mesure de l'activité électrodermale sont généralement des électrodes « réversibles » constituées en Argent/ Argent-Chlorure (Ag/AgCl) suivant les recommandations de Fowles et al [Fowles *et al.*, 1981]. Les électrodes choisies sont fabriquées par Clark Electrodermal Instruments (Réf. E243) et le diamètre des électrodes est de 8mm.

4.3.4.2 La méthode de mesure

Les méthodes de mesure exosomatique appliquent un stimulus afin de récupérer le phénomène physique que l'en veut mesurer. Ainsi, la mesure de l'activité électrodermale peut être quantifiée en utilisant une source de tension, ou de courant continu. Lorsqu'on applique une tension continue sur la peau, un courant se produit au cours du temps, cette mesure est connue sous le nom de conductance cutanée. De façon similaire, lorsque le stimulus est un courant continu, la variation de la résistance est proportionnelle à la variation de tension aux bornes des électrodes.

La mesure en conductance a été largement utilisée pour la quantification de l'activité électrodermale. Plusieurs auteurs recommandent la mesure en conductance, principalement à cause de la facilité de sa mesure [Lykken et Venables, 1971] [Fowles *et al.*, 1981].

Dans notre étude, nous avons choisi la méthode en courant continu car dans le cas de la mesure en tension le courant qui passe à travers la peau ne peut pas être contrôlé ce qui peut causer des lésions graves au niveau de la peau et des glandes sudoripares [Edelberg, 1961].

La quantité de courant injecté, pour la mesure de la résistance cutanée, a été donc déterminée par plusieurs paramètres.

- la limite maximale donnée par les études menées par Edelberg [Edelberg, 1961] qui indique une densité de courant maximale de $10\mu A/cm^2$,
- la taille des électrodes utilisées qui va permettre de fixer la densité de courant,

A partir de ces critères et en tenant compte du diamètre des électrodes utilisées, la valeur du courant injecté est d'environ $3,3\mu A$. Le courant injecté est généré par un générateur de courant (LM334) qui permet le réglage de la valeur du courant avec une résistance. Afin de diminuer les effets de variation de température, nous avons mis en place un montage « Zero Tempco ». Les valeurs de tension varient entre 0 et 3,3 V pour une variation de résistance entre 0 et $1M\Omega$. Le signal de tension produit aux bornes des électrodes passe ensuite par un montage suiveur qui est filtré avec un montage RC à une fréquence de 1 kHz.

4.3.4.3 Le placement des électrodes

Le placement des électrodes est conditionné par la densité de glandes sudoripares eccrines. Ainsi, les paumes et les pieds sont des endroits souvent utilisés pour la prise de cette mesure. Les sites possibles de mesures se trouvent sur les paumes, sur la deuxième phalange de l'index et du médium ou sur l'éminence thénar et hypothénar de la main non dominante du sujet (Fig.4.3). L'objectif d'un bon placement pour l'électrode est de maintenir une surface de contact constante. Ainsi, elles doivent être fixées dans une zone de faible mouvement afin d'assurer une bonne mesure.

La plupart des électrodes qui permettent la mesure de l'électrocardiogramme ou électromyogramme utilisent un gel avec une haute conductivité électrique. Ce type de gel doit donc être hypertonique². Par contre, la mesure de l'activité électrodermale doit utiliser un type d'électrode qui minimise les interactions entre la peau et l'électrolyte. De cette façon, le gel utilisé pour la mesure de l'activité électrodermale est de type isotonique³. Boucsein [Boucsein, 1992] indique que l'utilisation d'un gel type hypertonique pour cette mesure va modifier la conductivité cutanée. La concentration du gel utilisé est de 0,5% NaCl dans un milieu neutre nommé TDE-246.

2. Une solution hypertonique est une solution plus concentrée en soluté donc plus faiblement concentré en eau

3. Une solution isotonique a une faible concentration de soluté

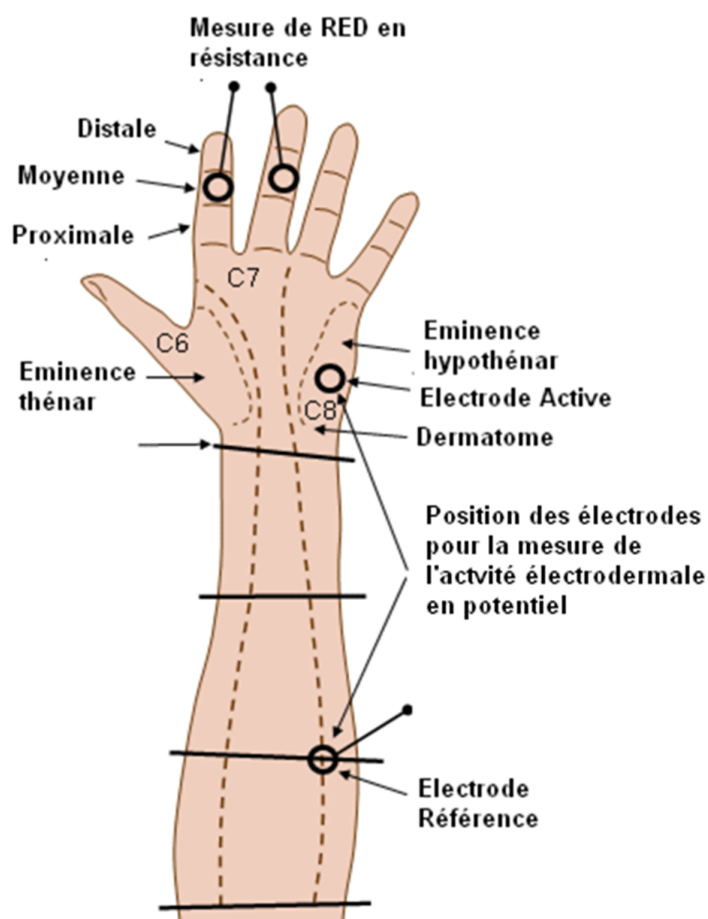


FIGURE 4.3 – Placement spécifique pour la mesure de l'activité électrodermale. La mesure de la résistance cutanée est prise dans la deuxième phalange de l'index et du médium. La mesure du potentiel cutané est faite entre l'éminence hypothénar et une électrode de référence située sur l'avant bras.

4.3.5 L'électrocardiogramme

L'acquisition de l'électrocardiogramme est réalisée afin d'obtenir la fréquence cardiaque instantanée avec la détection des complexes QRS. Celle-ci est effectuée à partir des dérivations frontales, entre les extrémités, décrites dans le chapitre précédent. Afin de permettre un mouvement plus libre de la personne, le placement des dérivations frontales n'est pas aux extrémités mais au niveau du torse. Le schéma suivant montre l'emplacement des électrodes sur le torse (Fig.4.4).

Les électrodes utilisées pour la mesure de la fréquence cardiaque permettent la mesure du signal électrique en surface grâce au gel hypertonique utilisé. Afin de diminuer les artefacts de mouvement nous avons utilisé des électrodes type Ambu (Fig. 4.4). L'utilisation de ces électrodes améliore de façon considérable la qualité du signal car leur point de connexion est déplacé vers la périphérie ce qui diminue la variation de la géométrie de l'électrode pendant les phases de mouvement.

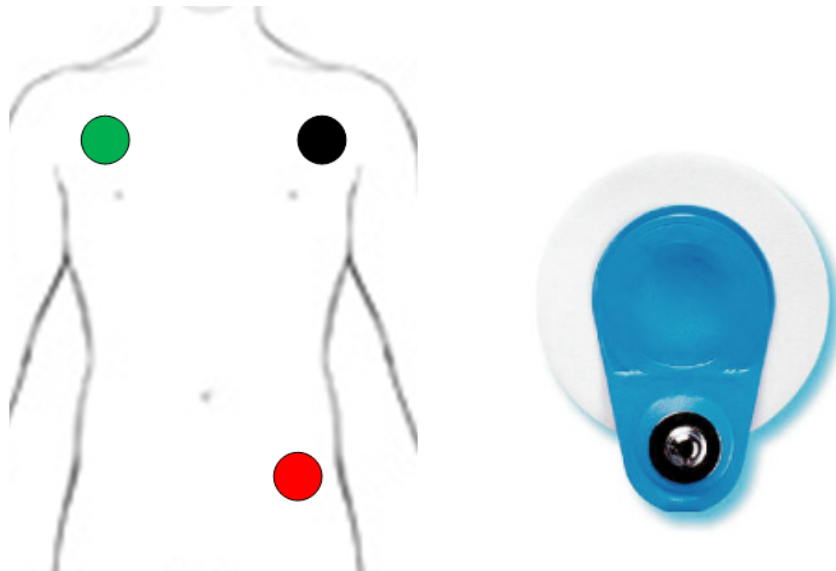


FIGURE 4.4 – A gauche : Positionnement des électrodes pour la mesure de l'électrocardiogramme en dérivation frontale. A droite : une électrode de type effort Ambu pour lequel le point de connexion est déplacé vers la périphérie.

4.3.5.1 Le conditionnement du signal

La mesure de l'électrocardiogramme est réalisée avec un montage à trois électrodes. Le signal différentiel est acquis à partir des électrodes qui se positionnent dans l'axe du vecteur cardiaque électrique du cœur ($V_+ - V_-$).

Les signaux qui proviennent de chaque électrode sont filtrés avec des filtres passe-bas passifs de premier ordre afin d'éliminer les composantes des fréquences du signal supérieures à 1kHz. Le signal est amplifié en utilisant un amplificateur d'instrumentation avec un taux de réjection de mode commun élevé (TRMC=107 db). Le choix d'un amplificateur avec un TRMC important assure l'amplification du signal différentiel et l'élimination du signal du mode commun.

Huhta and Webster [Huhta et Webster, 1973] recommandent l'utilisation d'un amplificateur d'instrumentation afin d'atténuer les signaux parasites comme le signal de 50 Hz.

Le gain du premier étage d'amplification est relativement faible ($G=15V/V$) car souvent les signaux bioélectriques possèdent un niveau de mode commun élevé et une amplification excessive dans le premier étage produira une saturation de l'amplificateur différentiel, rendant le signal inexploitable.

Le seul fait d'utiliser un amplificateur différentiel n'assure pas pourtant une réjection optimale du signal du mode commun. Winter et Webster [Winter et Webster, 1983] proposent une configuration nommée « driven-right-leg » afin d'améliorer la qualité du signal de l'ECG. Cette configuration a été implémentée afin de réduire le signal de mode commun en diminuant l'impédance générale du corps (Fig. 4.5).

Le signal de mode commun présent dans les deux électrodes est amplifié, inversé et réinjecté afin de compenser ce signal de mode commun aux électrodes, augmentant ainsi le rapport signal sur bruit. Ensuite, les composantes continues et les hautes fréquences de l'ECG

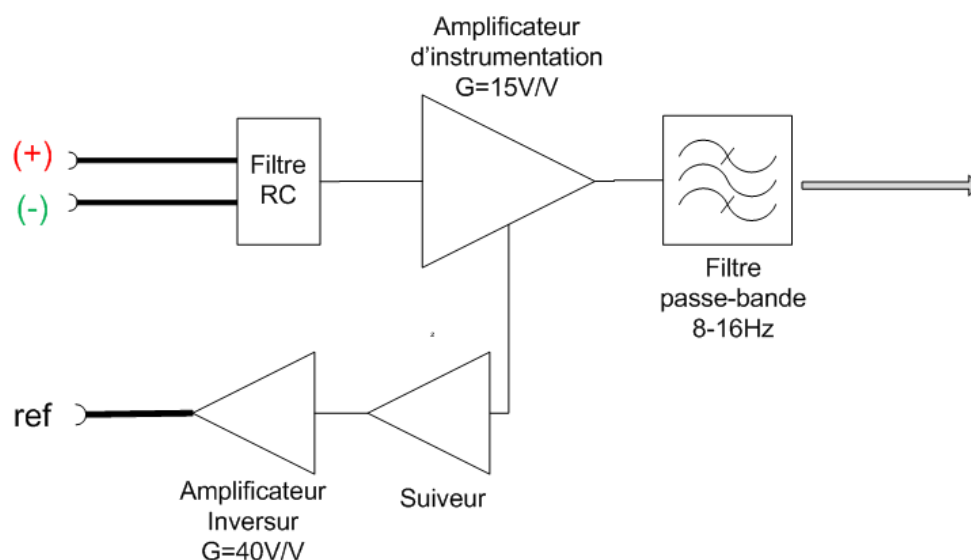


FIGURE 4.5 – Schéma bloc fonctionnel du circuit de conditionnement analogique pour la mesure de l'EKG.

sont éliminées par un filtre passe-bande de premier ordre entre 8 et 16 Hz.

4.3.6 La photopléthysmographie pour la détection de la fréquence cardiaque

Afin de lever les doutes sur la mesure de la fréquence cardiaque prise avec les électrodes en Ag/AgCL pour la mesure de l'électrocardiogramme, le système embarqué permet la mesure de la saturation partielle en oxygène à l'aide d'une carte OEM de la société NONIN⁴ (Fig.4.6). Cette mesure est réalisée par photopléthysmographie. Le système permet l'utilisation de deux types de capteurs, par réflexion et par transmission. Nous avons choisi la méthode par transmission car elle est beaucoup plus fiable par rapport à la mesure par réflexion. Cette carte réalise le conditionnement analogique ainsi que la détection de la fréquence cardiaque à partir du signal photoplethysmographique. Dès qu'un nouveau battement est détecté la carte produit un signal numérique qui est proportionnel à la durée de la valeur du temps entre deux battements consécutifs (Fig.4.7).

4.3.7 L'étage numérique

4.3.7.1 Le convertisseur analogique numérique

La numérisation des signaux est une étape clé dans la conception d'un système de mesure. Le choix du convertisseur analogique numérique doit tenir compte de certains critères qui vont permettre une haute sensibilité de la mesure. Ce choix est conditionné par :

- la fréquence d'échantillonnage, qui est déterminée par la rapidité des signaux analogiques à mesurer,

4. www.nonin.com

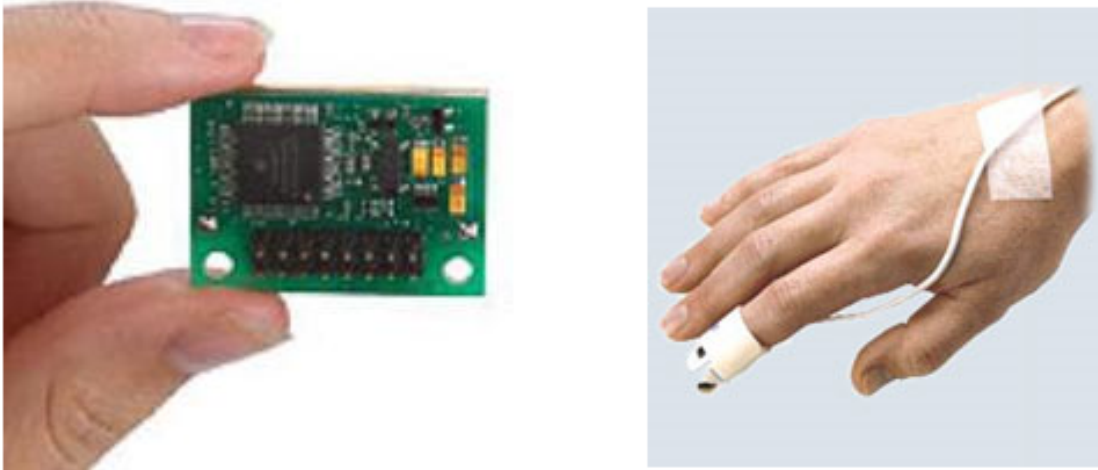


FIGURE 4.6 – A gauche : carte fille OEM III Nonin. A droite : capteur photoplethysmographique par transmission.

- la résolution de mesure, donnée par la quantité de bits sur lesquels la mesure est codée
- le nombre de canaux,
- la consommation du convertisseur qui est un paramètre important dans conception de systèmes embarqués.

La plupart des signaux physiologiques varient très lentement (ex : la température cutanée, la température centrale) et dans ce cas le choix du convertisseur par rapport à la fréquence d'échantillonnage ne pose aucun problème. D'autres signaux, comme la respiration ou l'électrocardiogramme demandent par contre une fréquence d'échantillonnage plus importante car les phénomènes à mesurer sont plus rapides (Ex : complexe QRS). Ainsi, notre choix du convertisseur a été principalement conditionné par la fréquence minimale nécessaire pour obtenir un signal d'ECG correct (afin d'extraire la fréquence cardiaque) et une bonne résolution pour le paramètre physiologique à mesurer. La société européenne de cardiologie [tas, 1996] indique une fréquence d'échantillonnage minimale de 100 Hz pour l'électrocardiogramme lorsqu'il est utilisé pour détecter la fréquence cardiaque instantanée. Dans le cadre des applications médicales, la fréquence d'échantillonnage est plus haute (d'environ 500 Hz) car la morphologie des ondes de l'ECG permet le dépistage des maladies chroniques.

Lorsque l'application demande une résolution importante (16 à 24 bits), les convertisseurs Sigma-Delta ($\Sigma - \Delta$) sont le plus souvent utilisés. Ils utilisent le principe de « sur échantillonnage » qui permet d'atteindre ces résolutions. Ce type de convertisseur est utilisé lorsque la bande passante de l'application ne dépasse pas quelques kHz, comme par exemple pour les signaux audio comme dans le cas de la phonocardiographie.

Dans notre cas, nous avons utilisée un convertisseur $\Sigma - \Delta$ (MAX1403) qui permet une résolution théorique de 18 bits. La fréquence d'échantillonnage est réglable ente 50 Hz et 2400 Hz. Le convertisseur permet l'échantillonnage séquentiel de cinq voies avec des fréquences

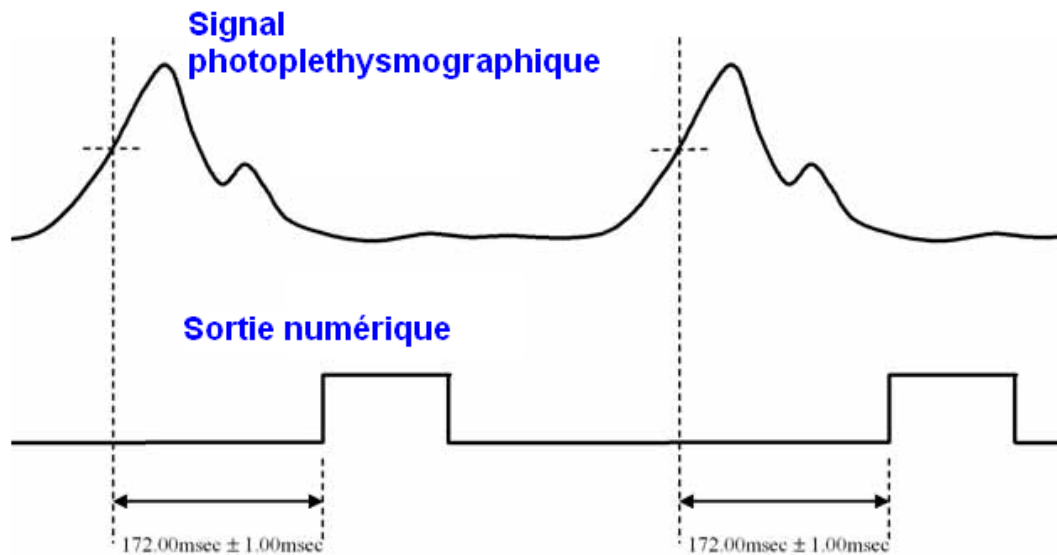


FIGURE 4.7 – Signal numérique fournit par la carte d'acquisition OEM III à partir du signal photoplethysmographique

d'échantillonnage réglables individuellement pour chaque voie.

4.3.7.2 Le microcontrôleur

Le système est équipé d'un microcontrôleur (PIC18F2580) alimenté sous 3,3V avec une fréquence d'horloge fixée à 4MHz. Le microcontrôleur règle les différents paramètres du convertisseur comme la fréquence d'échantillonnage, le gain, le filtre ainsi que la polarité de chaque canal via une communication SPI cadencée à 250kHz. Ensuite, le microcontrôleur attend la commande donnée par le convertisseur afin de récupérer la valeur numérique. Une fois les trois voies d'entrée échantillonnées, le microprocesseur construit une trame de données afin d'envoyer les informations via une communication UART. Ainsi, le microcontrôleur doit régler les paramètres de configuration nécessaires afin d'établir la communication UART avec le module Zigbee. Le diagramme suivant indique le déroulement séquentiel des événements (Fig.4.8).

Le temps d'envoi de la trame est déterminé par la taille de la trame et par la vitesse de la communication UART. Cette vitesse de communication est réglée à 57600bps. La trame de données est constituée d'un octet de début, un octet de fin et de neuf octets de données (Fig.4.9). Chaque signal est codé sur deux octets et le dernier octet correspond au numéro de la trame envoyée afin de quantifier le numéro de trames perdues. Ainsi, la fréquence d'échantillonnage réel du système pour tous les signaux est donnée par l'Equation (4.1).

$$F_s = \frac{1}{N_{voies} / F_{voie} + T_{trame}} \quad (4.1)$$

La fréquence d'échantillonnage pour chaque canal est de 480 Hz et la taille de la trame est de 11 octets. De cette façon la fréquence globale est d'environ $F_s = 122Hz$. Cette fréquence

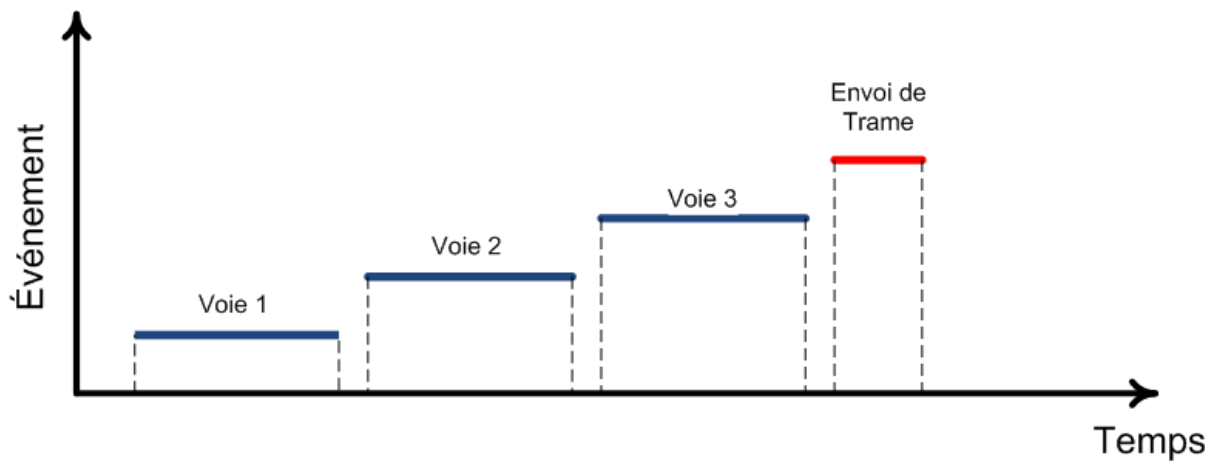


FIGURE 4.8 – Diagramme temporel du fonctionnement du microcontrôleur. L'échantillonnage des trois voies est réalisé de façon séquentielle. L'information est ensuite envoyée via une communication UART.

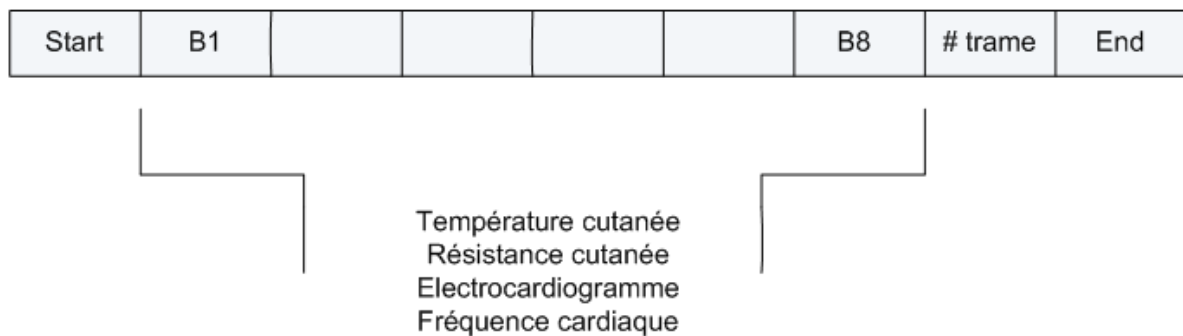


FIGURE 4.9 – Trame de données construite pour la communication de l'information. La taille de la trame est de 11 octets.

donne la cadence générale du système qui permet ainsi d'assurer la fréquence d'échantillonnage nécessaire pour tous les signaux physiologiques.

4.3.8 Module de communication sans fil Zigbee

Le protocole « ZigBee » est un protocole de communication de courte portée basé sur la norme IEEE 802.15.4 qui permet l'établissement de réseaux personnels (« Wireless Personal Area Network »). Cette technologie a pour but la communication à courte distance pour un coût réduit et une faible consommation, en comparaison avec le protocole de communication Bluetooth.

La technologie Zigbee est une technologie utilisée par les systèmes embarqués pour sa faible consommation principalement. Un des avantages importants du protocole de communication est sa possibilité de construire un réseau de capteurs, il est donc largement utilisé en ce moment pour les applications en domotique. Cependant, les débits atteints ne peuvent pas dépasser 250kbits/s ce qui peut présenter un problème pour certaines applications.

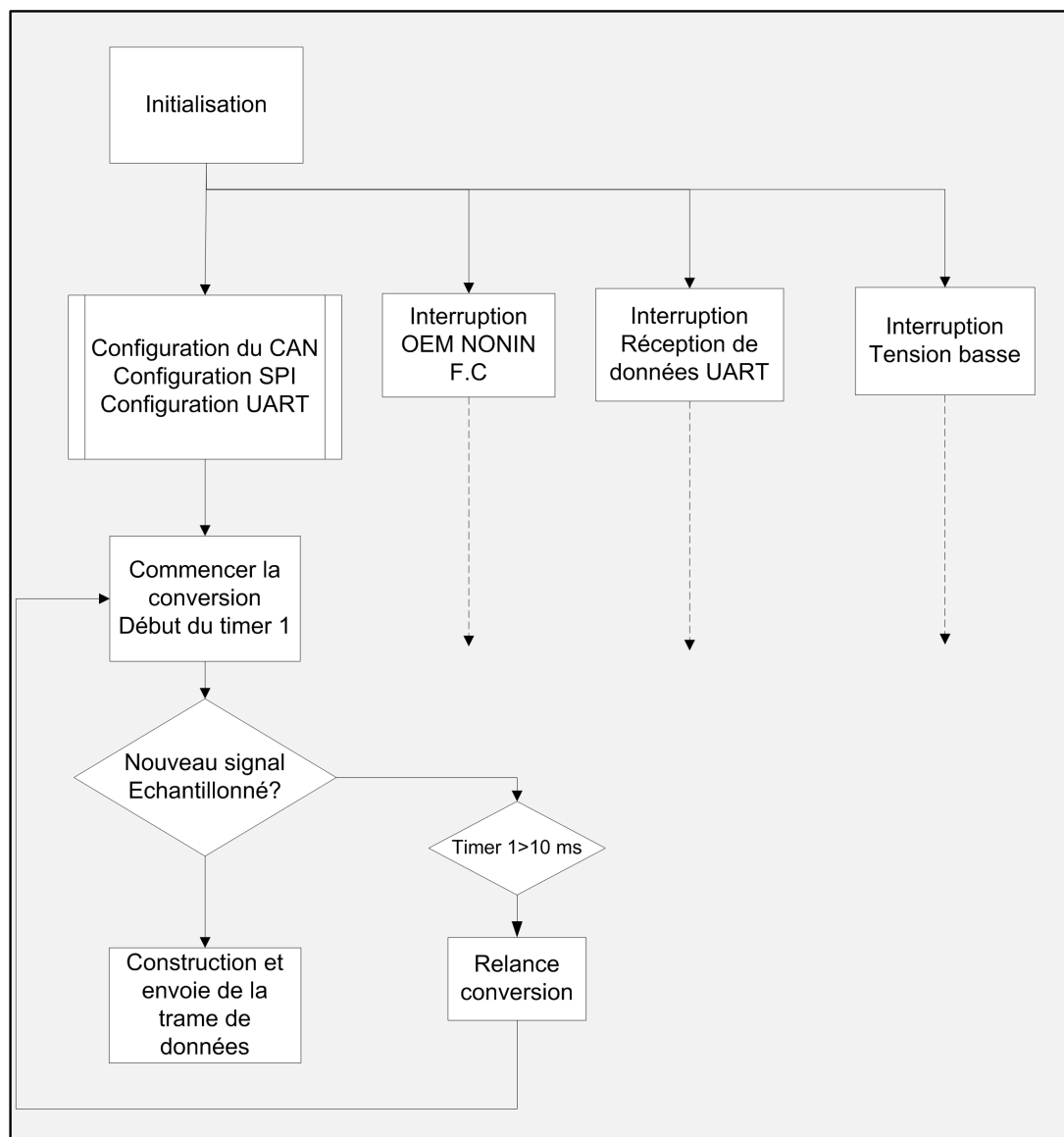


FIGURE 4.10 – Diagramme général de l'algorithme implémenté dans le microcontrôleur, la routine est complétée par trois types d'interruption : fréquence cardiaque, réception UART et tension base.

Le débit nécessaire pour notre application dépend de la cadence d'envoi et de la taille de la trame envoyée. Comme nous l'avons vu, la taille de la trame est de 11 octets et la cadence d'envoi est d'environ 122Hz. Ainsi, le débit est égal à 13,4 kbits/s.

Le module Zigbee choisi pour l'application est développé par la société Digi⁵ (Fig 4.11). Les principales caractéristiques de ce module sont une grande portée ainsi qu'une consommation relativement basse. Ces caractéristiques sont réunies dans le Tableau 4.1.

La consommation du module est de 40 mA en transmission et réception lorsque le module est alimenté sous 3,3 V. Différentes topologies de réseau peuvent être envisagées avec ce module : point-point, point-multipoint, réseau maillé (mesh). Dans un réseau point à point il existe deux types de fonctionnements pour les modules Zigbee : soit comme « End device » soit comme « Coordinator ».

5. www.digi.com

Portée à l'intérieur	40 m
Portée en champ libre	120 m
Puissance d'émission	2 mW
Débit de données	250 bps
Interface série	1200 - 230400 bps
Sensibilité du récepteur	-95 dBm

TABLE 4.1 – Performances du module Xbee Series 2

De façon générale, les modules sans fil utilisés par les capteurs reçoivent la dénomination de « End Device » car ils ne contrôlent pas l'ensemble du réseau. Les informations sont ainsi envoyées vers le coordinateur qui se charge de la communication avec chaque dispositif ainsi que de l'acceptation d'un nouveau module dans le réseau. Généralement, le système qui contrôle le coordinateur possède une capacité de calcul plus importante que les end-device et souvent il a la possibilité de traiter toutes les informations issues des capteurs afin d'envoyer une alarme via GPS par exemple.

Dans notre cas, le système embarqué travaille comme « End-Device » tandis que le poste de réception est le coordinateur. Pour les applications futures il sera possible d'établir un réseau multipoint-point afin de construire un réseau BAN⁶.

Le dispositif portable est équipé d'une antenne type « whip » et la base de réception d'une antenne RPSMA, afin d'assurer une bonne portée ainsi qu'une ergonomie adéquate.



FIGURE 4.11 – Module de communication sans fils Zigbee développé par la société digi.

4.3.9 L'étage d'alimentation

L'alimentation générale du système est fournie par une batterie Li-Ion de 3,7 V qui possède une capacité de 1200 mAh. Afin de protéger l'ensemble du système, un régulateur à 3,3 V a été mis en place. Le régulateur peut fournir jusqu'à 100 mA avec une chute de tension de 0,1 V. Comme nous l'avons vu, l'étage de conditionnement analogique est composé d'am-

6. BAN = Body Area Network

plificateurs d'instrumentation qui nécessitent une alimentation bipolaire afin d'assurer un fonctionnement optimal. Cette alimentation bipolaire est fournie par un composant intégré (ICL7660) qui produit une tension négative (-3,3V) par rapport à la tension d'entrée. Finalement, l'étage d'alimentation est complété par une référence de tension de 1,25 V nécessaire pour le fonctionnement du convertisseur analogique numérique.

4.3.10 Interface d'acquisition de données

Afin de recevoir et enregistrer les données envoyées par le module de communication, nous avons conçu et développé une interface d'acquisition de données sous Labview. L'interface réalise la configuration de la communication série avec la base de réception utilisant les objets VISA⁷. Ensuite, elle effectue la détection de la trame reçue à partir de l'entête et de la fin de trame et elle affiche graphiquement les données de chaque signal. Les données sont ensuite enregistrées sous un format CSV afin de pouvoir les étudier ultérieurement.

4.3.11 Caractérisation de l'instrumentation

Afin de vérifier le fonctionnement du système, nous avons réalisé divers tests sur chaque mesure, ainsi que sur la consommation de chaque partie du système.

4.3.11.1 La température cutanée

La mesure de la température cutanée a été étalonnée avec un banc de résistance à partir de la courbe caractéristique de la thermistance betatherme utilisée. Le coefficient de corrélation ($R^2 = 0,98$) indique que la mesure de température est linéaire dans la plage de mesure établie.

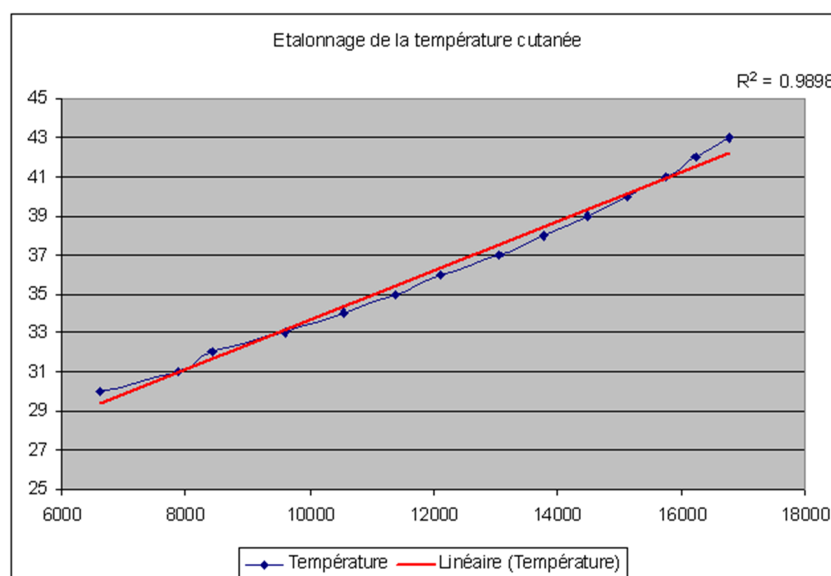


FIGURE 4.12 – Étalonnage de la température cutanée.

7. Virtual Instrument Software Architecture

4.3.11.2 Résistance cutanée

L'étalonnage de la résistance cutanée a été réalisé à partir de résistances entre 0 et 700 k Ω . La Figure 4.13 montre la courbe d'étalonnage de la résistance. Le coefficient de corrélation ($R^2 = 0,99$) entre les valeurs de l'ADC et les valeurs de résistance est proche de 1, ainsi la mesure de résistance est linéaire dans la plage de mesure indiquée.

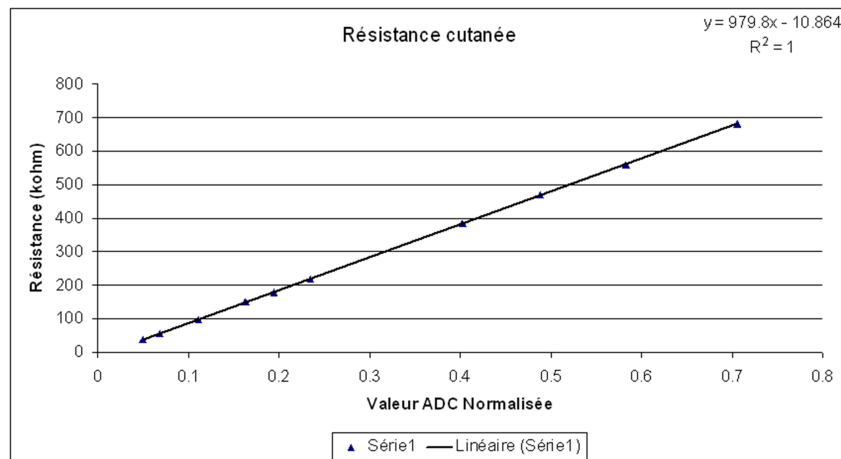


FIGURE 4.13 – Courbe d'étalonnage de la résistance cutanée

4.3.11.3 La mesure l'ECG

Le signal acquis par le système embarqué a été filtré entre 8 et 16 Hz afin d'atténuer les contributions des ondes S et T. La fréquence d'échantillonnage de l'électrocardiogramme joue un rôle important dans le cadre des applications médicales, ainsi, lorsque l'ECG est étudié de façon approfondi une fréquence d'échantillonnage minimale de 500 Hz est imposée. Dans notre cas nous souhaitons utiliser la mesure de l'ECG pour la détection de la fréquence cardiaque instantanée et une fréquence minimale de 100 Hz est suffisante pour une détection correcte du complexe QRS [tas, 1996].

Dans la Figure 4.14, nous avons réalisé une acquisition d'un électrocardiogramme avec le système embarqué qui a été développé et une centrale d'acquisition « AD Instruments (MPLAB-24T) » afin de comparer et valider la mesure de l'ECG. Le signal en rouge indique l'acquisition avec la centrale à 1 kHz et en bleu le signal acquis par le système embarqué avec une fréquence d'échantillonnage de 105 Hz.

Les différences entre les deux signaux sont principalement dues au filtrage passe-bande implémenté dans le système embarqué et à la fréquence d'échantillonnage du signal.

4.3.11.4 La consommation du système

Lors de la conception des systèmes embarqués, un objectif important est son autonomie. Comme nous l'avons vu dans la figure 4.1, le système est composé de cinq parties principales. Nous avons mesuré la consommation de chaque bloc afin d'établir un bilan général de la consommation du système.

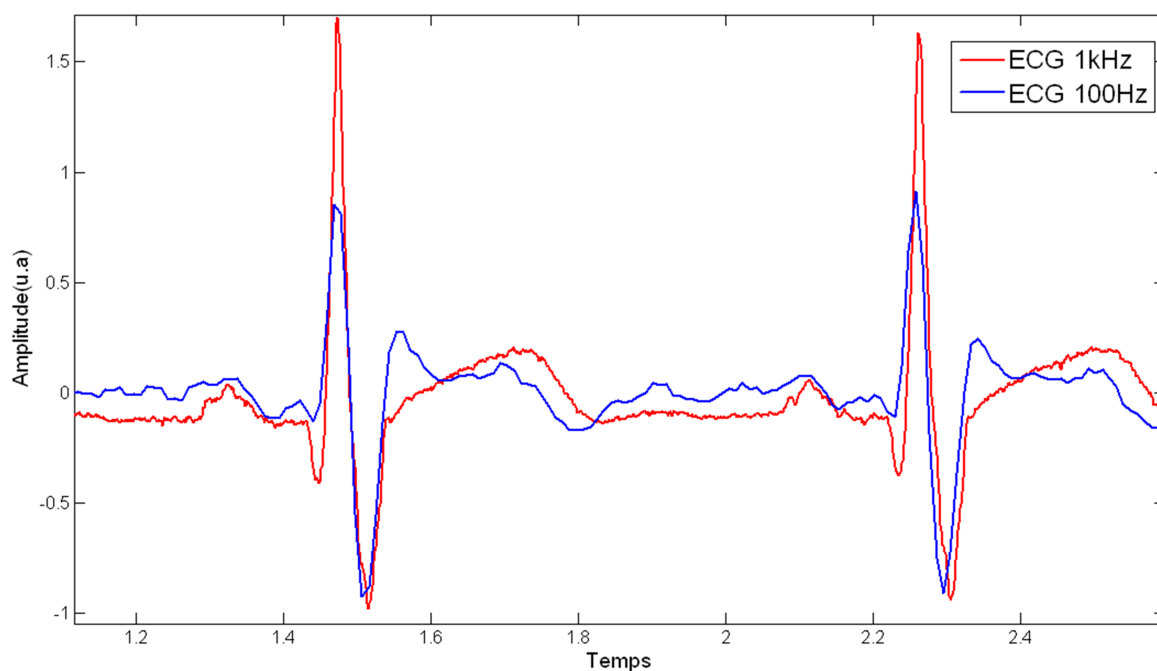


FIGURE 4.14 – Comparaison du système embarqué et de la centrale « AD Instruments (MPLAB-24T) » pour la mesure de l'électrocardiogramme à 105 Hz et 1kHz.

TABLE 4.2 – Bilan de consommation du système

Bloc Fonctionnel	Courant	Puissance mW
Analogique	6mA	19,8
ADC	250uA	0,825
MCU	1mA	3,3
Carte NONIN	10mA	33
Module Zigbee Tx	45mA	148,5

Comme nous pouvons observer dans le Tableau 4.2, une grande partie de la consommation du système est due au module de communication Zigbee utilisée. Cette partie représente environ 70% de la consommation totale du système. Cependant, dans un futur proche il sera possible d'implémenter les algorithmes nécessaires pour l'extraction de caractéristiques, diminuant ainsi le taux de transfert du système embarqué et donc la consommation générale du système.

4.3.12 Conclusion

Dans cette partie, nous avons détaillé la conception du système ambulatoire pour la mesure de l'activité du système nerveux autonome. Ce système a comme objectif une portabilité à long terme et des efforts en terme d'ergonomie ont été déployés afin de concevoir une instrumentation légère et de taille réduite.

4.4 Algorithmes pour l'extraction de caractéristiques

4.4.1 Introduction

Les signaux bruts contiennent de nombreuses informations qui ne sont pas visibles sur le tracé lui-même. Dans la plupart des cas, nous devons implémenter différents types d'algorithmes afin de pouvoir extraire des informations plus pertinentes à partir des signaux bruts. Les outils de traitement du signal permettent ainsi le développement de ces algorithmes afin de mieux comprendre les phénomènes.

4.4.2 Étude de la température cutanée

La température centrale de l'homme varie autour de 37°C tout au long de la journée. Lorsque la température extérieure change, les mécanismes de thermorégulation s'activent afin de maintenir la température centrale stable. Ces mécanismes sont contrôlés de façon inconsciente par le système nerveux autonome et consistent principalement dans l'activation de processus comme la vasodilatation ou la vasoconstriction périphérique selon le cas.

Au contraire de la température centrale, qui est plus ou moins constante, la température cutanée peut varier de façon considérable à cause des phénomènes propres à la thermorégulation mais aussi par des stimuli de type émotionnel ou comportemental.

Ainsi, les études menées sur la détection des émotions utilisent la température cutanée périphérique comme paramètre pour la classification des émotions. Ces études sont généralement effectuées dans des milieux contrôlés en température afin de ne pas biaiser la mesure de la température périphérique. La plupart de travaux qui utilisent ce paramètre pour l'évaluation de la réactivité émotionnelle ou la détection du niveau de stress réalisent des mesures de type statistique (moyenne et écart type) afin de quantifier l'impact sur ce paramètre.

Dans notre cas, la mesure de la température est réalisée avec un système ambulatoire qui a comme objectif sa portabilité à long terme, ce qui indique que nous ne pourrions pas contrôler les conditions d'utilisation du dispositif.

Afin de diminuer l'impact des perturbations extérieures sur la mesure de température le capteur a été recouvert d'un matériau isolant. Cependant, l'isolation de la mesure peut modifier les caractéristiques du signal, principalement si la température mesurée ne représente pas une vasodilatation/vasoconstriction au niveau de la main. Nous avons mesuré simultanément la température en surface avec et sans isolation pendant une période de relaxation afin de simuler une vasodilatation périphérique pendant 10 minutes. Cette expérimentation a été effectuée chez un sujet jeune (26 ans) dans une chambre fermée avec une température ambiante d'environ 26°C.

La Figure 4.15 montre les deux températures enregistrées. On peut remarquer une différence de la valeur de base, due à l'isolation de la thermistance. Cependant, comme il est indiqué dans la Figure 4.16, suite à la normalisation des deux signaux, les variations des si-

gnaux sont bien corrélées ($R = 0.85$).

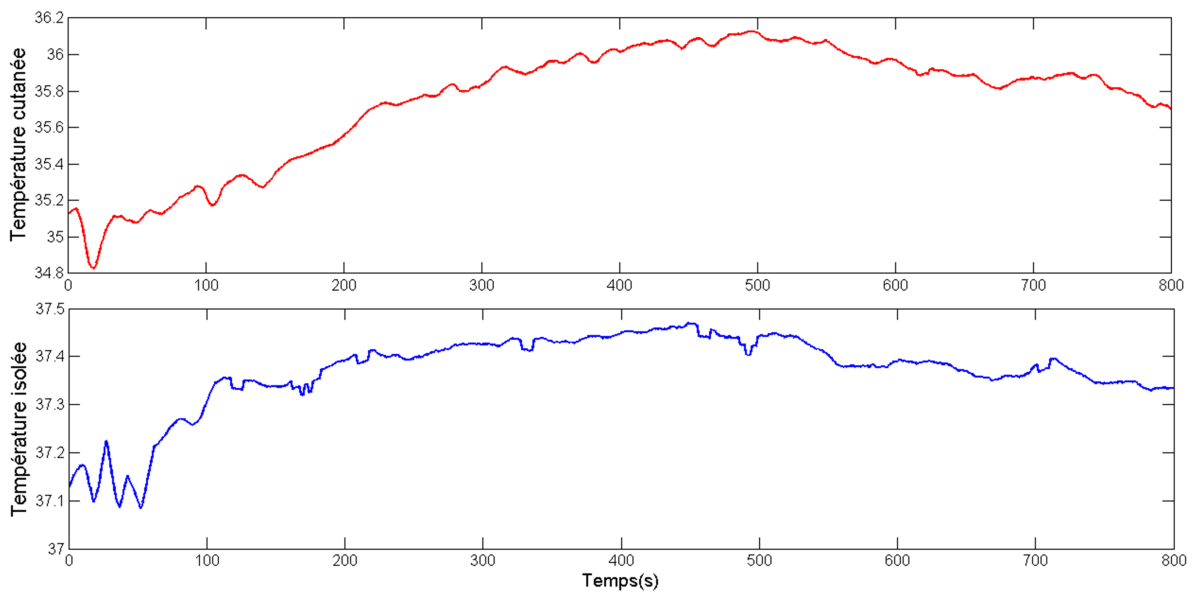


FIGURE 4.15 – En bas : température cutanée isolée. En haut : température cutanée non isolée.

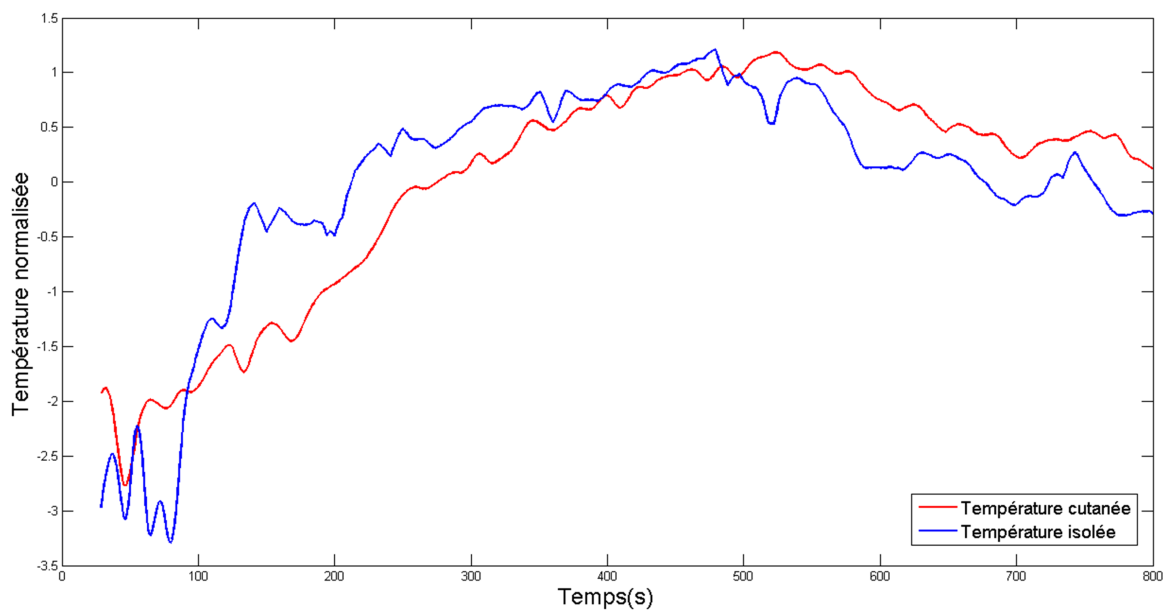


FIGURE 4.16 – Normalisation des signaux de température cutanée avec et sans isolation. Le coefficient de corrélation est égal à 0,85.

4.4.3 Étude de la résistance cutanée

L'analyse du signal en résistance cutanée a fait l'objet d'une quantité importante de travaux et plusieurs auteurs proposent son étude à partir des composantes rapides et lentes qui constituent le signal [Boucsein, 1992]. Ainsi, le signal de résistance cutanée peut être quantifié en étudiant les paramètres suivants :

- les réponses de type tonique qui sont souvent associées à la variation lente du niveau de base,
- les réponses de type phasique qui sont considérées comme les variations rapides du signal,
- et les réponses spontanées connues sous le nom de réponses non-orientées.

Le niveau tonique correspond aux variations lentes de la réponse en résistance. La durée moyenne de ces réponses est de l'ordre de la minute et la diminution de sa valeur est souvent associée à un stress continu ressenti par le sujet. Par exemple, lorsqu'un sujet réalise un calcul mental l'activité des glandes sudoripares augmente faisant ainsi diminuer la résistance électrique cutanée.

De façon complémentaire, les réponses en résistance de type phasique sont des variations rapides du signal en réponse à un stimulus précis. La caractérisation de la réponse est faite à partir de son amplitude et sa durée principalement. La Figure 4.17 montre le signal de résistance cutanée suite à un stimulus précis. Le début de la réponse commence au niveau maximal du signal. A partir de ce point, la réponse est caractérisée par les mesures des paramètres suivants :

- l'amplitude : lorsqu'un stimulus se produit, le signal en résistance descend vers un point minimal pour ensuite revenir à sa valeur initiale. Ainsi, l'amplitude de la réponse est mesurée entre le point maximal du début et le point minimal de celle-ci,
- la durée de descente (d_1) est le temps écoulé entre le point maximal et le point minimal de la réponse,
- le temps de récupération (d_2) est le temps entre le point minimal et le point où le signal en résistance revient à 50% de l'amplitude initiale de la réponse (Fig.4.17).

Les temps de latence sont relativement longs par rapport aux autres signaux physiologiques comme les potentiels évoqués ou les variations de la fréquence cardiaque. Les latences des réponses en résistances sont de l'ordre de 1 à 2 s mais peuvent atteindre 5 s lorsque les températures ressenties sont basses.

Les réponses non-orientées correspondent aux réponses de type phasique produites sans aucun stimulus spécifique. La fréquence de ces réponses est aussi un indicateur du niveau d'éveil du sujet et peut être considérée comme un paramètre de type tonique. La plupart des études représentent la fréquence des réponses par minute. Il est nécessaire d'établir un seuil afin de détecter ces réponses non-orientées.

4.4.3.1 Détection du niveau tonique/phasique de la résistance cutanée

Afin de différencier le niveau tonique et phasique du signal de résistance, nous avons implémenté un filtre FIR passe-haut avec une fréquence de coupure de 0,05 Hz comme il est indiqué dans la littérature [Boucsein, 1992]. Le niveau tonique est extrait en retirant les réponses phasiques retrouvées avec le filtre passe-haut décrit précédemment. La Figure 4.18 montre le niveau tonique du signal en résistance.

Le niveau phasique du signal en résistance est indiqué dans la Figure 4.19. Ainsi, le filtre

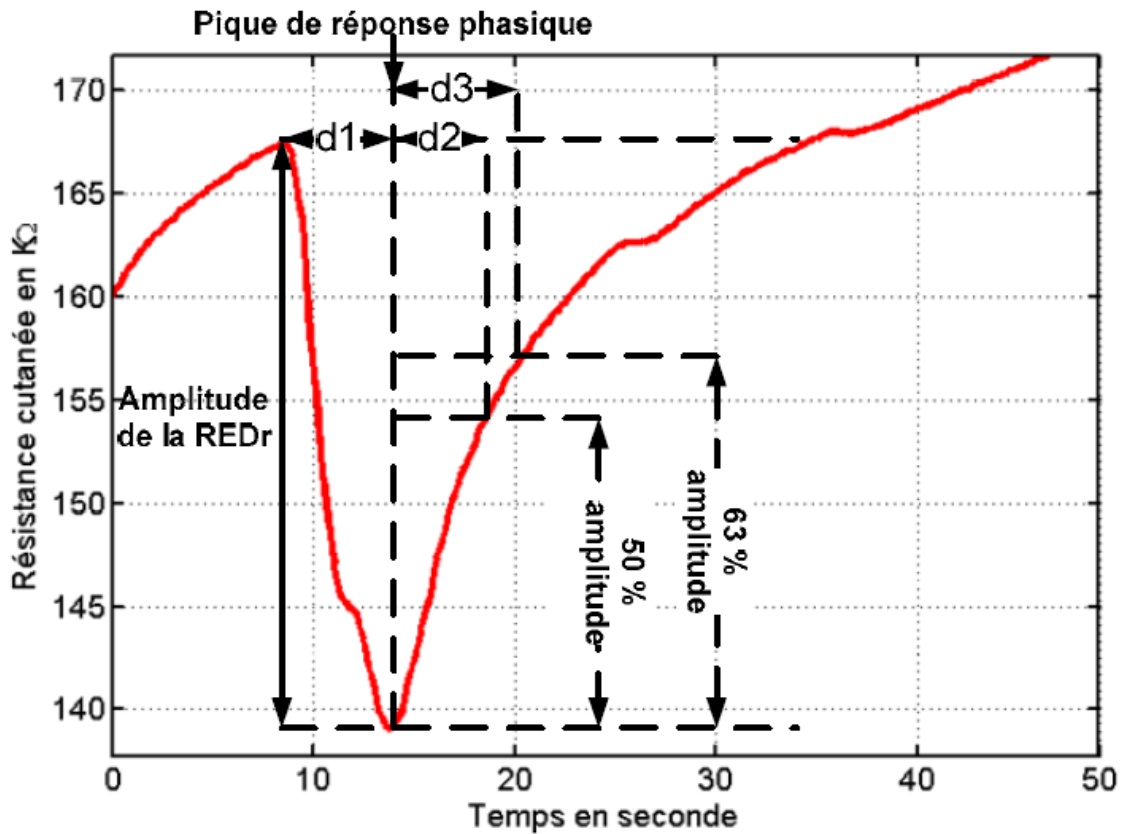


FIGURE 4.17 – Réponse phasique

qui a été implémenté permet la détection des réponses lors d'un stimulus spécifique.

4.4.4 Détection du complexe QRS

Dans l'électrocardiogramme le complexe QRS joue un rôle très important car il reflète l'activité électrique du cœur pendant la phase de contraction ventriculaire. La durée du complexe ainsi que sa morphologie donnent une indication du fonctionnement du cœur. La détection automatique du complexe QRS permet le calcul de la fréquence cardiaque instantanée et dans certaines applications la compression du signal électrocardiographique.

Le développement d'algorithmes de détection du complexe QRS a commencé au début des années '80, à ce moment là, la contrainte était principalement la charge computationnelle des algorithmes. De nos jours, le principal objectif des algorithmes est leur performance. Cependant, lorsque la détection est réalisée dans des dispositifs embarqués la puissance de calcul limitée devient un handicap non négligeable.

Les composantes fréquentielles du complexe QRS se trouvent généralement entre 10 et 25 Hz. Cependant, la plupart des algorithmes de détection implémentent une première étape de filtrage afin d'atténuer la contribution des ondes P et T, ainsi que le bruit à haute fréquence et le niveau de base du signal.

Les premiers algorithmes qui ont été implémentés utilisent un étage différentiel afin de détecter les changements importants de pente pendant les transitions QR et ST. Ensuite, un

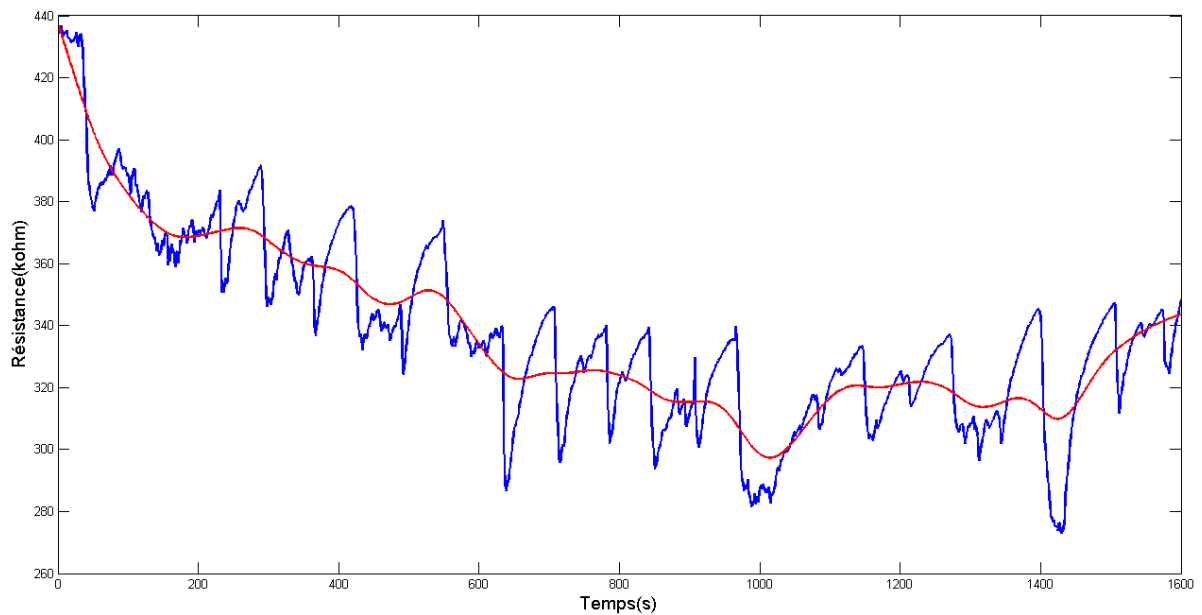


FIGURE 4.18 – En bleu : signal en résistance cutanée. En rouge : niveau tonique de la résistance cutanée.

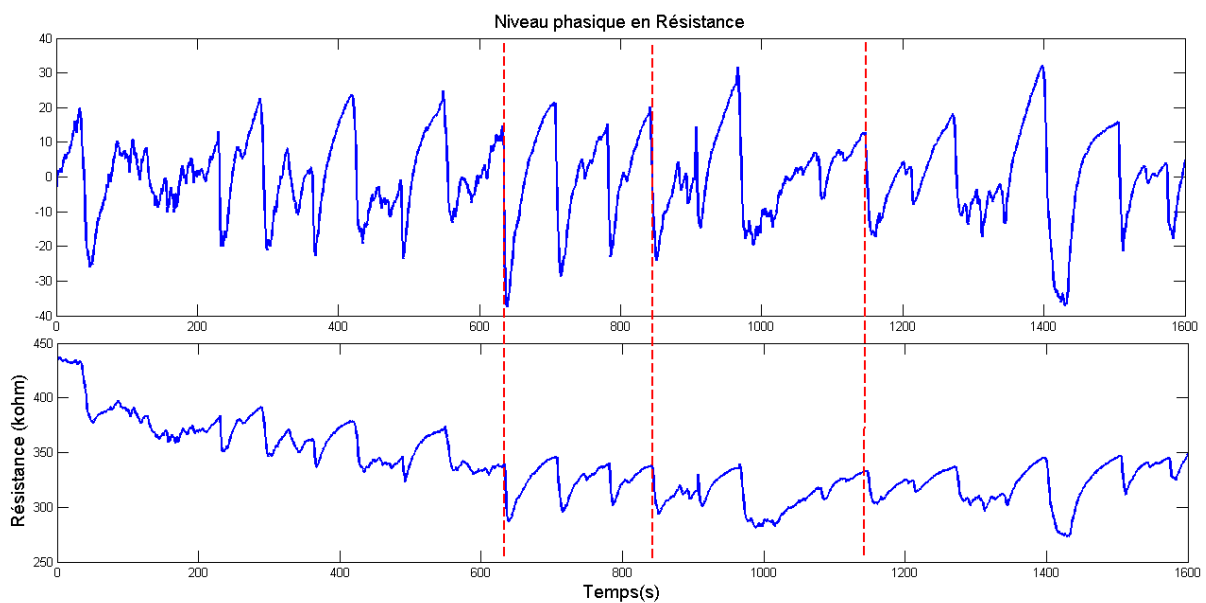


FIGURE 4.19 – En haut : niveau tonique du signal en résistance. En bas : signal original de résistance. Comme il est indiqué par les traits rouges, les filtres implémentés n'ajoutent pas de décalage sur le niveau phasique du signal.

seuil est fixé afin de détecter les complexes. La plupart de ces algorithmes implémentent différentes règles de décision afin de minimiser les faux positifs [Fraden et Neuman, 1980] [Pan et Tompkins, 1985].

Plusieurs études proposent l'utilisation d'un ensemble de filtres plus sophistiqués afin de détecter le complexe QRS. Okada [Okada, 1979] a implémenté la détection à partir de la différence de deux filtres passe-bas avec des fréquences de coupures distinctes afin de construire un filtre passe-bande. Ensuite une opération non linéaire est implémentée ce qui

permet de réduire les valeurs ayant une amplitude basse et de lisser le pic du complexe. Finalement, un seuil est calculé systématiquement à partir de la valeur maximale trouvée dans une fenêtre glissante.

D'autres techniques plus élaborées utilisent la transformée en ondelettes afin de détecter automatiquement le complexe. La transformée en ondelettes est appliquée au signal d'ECG afin de retrouver les points de singularité produits par la forme QRS. La détection des points de singularité est faite à partir des maximums locaux des coefficients suite à la transformation. Li et al [Li *et al.*, 1995] ont effectué la détection des ondes R en cherchant simultanément les valeurs maximales de la transformée à différentes échelles. L'algorithme a été testé sur la base de données du MIT/BIH avec un taux de détection des complexes QRS de 99,8%.

4.4.4.1 Algorithme de détection du complexe QRS

Nous avons implémenté un algorithme de détection des intervalles R-R à partir de l'algorithme proposé par Pan et Tompkins dans les années '80 [Pan et Tompkins, 1985]. Cet algorithme permet la détection du complexe QRS en temps réel basé principalement sur la pente et l'amplitude du complexe.

Les différentes étapes de l'algorithme de détection sont décrites dans la suite.

1. l'interpolation du signal : le signal de l'ECG est re-échantillonné à 500 Hz afin d'améliorer sa résolution,
2. La dérivée du signal est calculée afin de détecter les variations rapides du signal dans le cas de transitions fortes du complexe QRS, atténuer les contributions des ondes S et T et éliminer la ligne de base,
3. le signal est lissé et moyenné,
4. Le produit entre la dérivée du signal et l'ECG est calculé,
5. le signal de sortie est élevé au carré afin d'amplifier les complexes QRS,
6. La détection de maximum locaux est implémentée,
7. finalement, le tachogramme est construit à partir des intervalles R-R mesurés.

La Figure 4.20 montre les étapes suivies pour la détection des complexes QRS.

4.4.4.1.1 Expérimentation pour la détection des intervalles Nous avons mis en place différents types d'expérimentations afin de tester la robustesse de l'algorithme de détection.

Tout d'abord, nous avons quantifié l'impact du mouvement dans la mesure de l'électrocardiogramme et plus précisément sur la détection des complexes QRS pendant ces phases de mouvement. Dans l'expérimentation le sujet doit réaliser le scénario suivant :

1. le sujet reste en position debout pendant une minute,
2. il est demandé au sujet de réaliser une marche rapide pendant une minute,
3. suite à la marche le sujet doit rester en position debout pendant une minute,
4. le sujet doit réaliser une course à pied rapide pendant une minute,

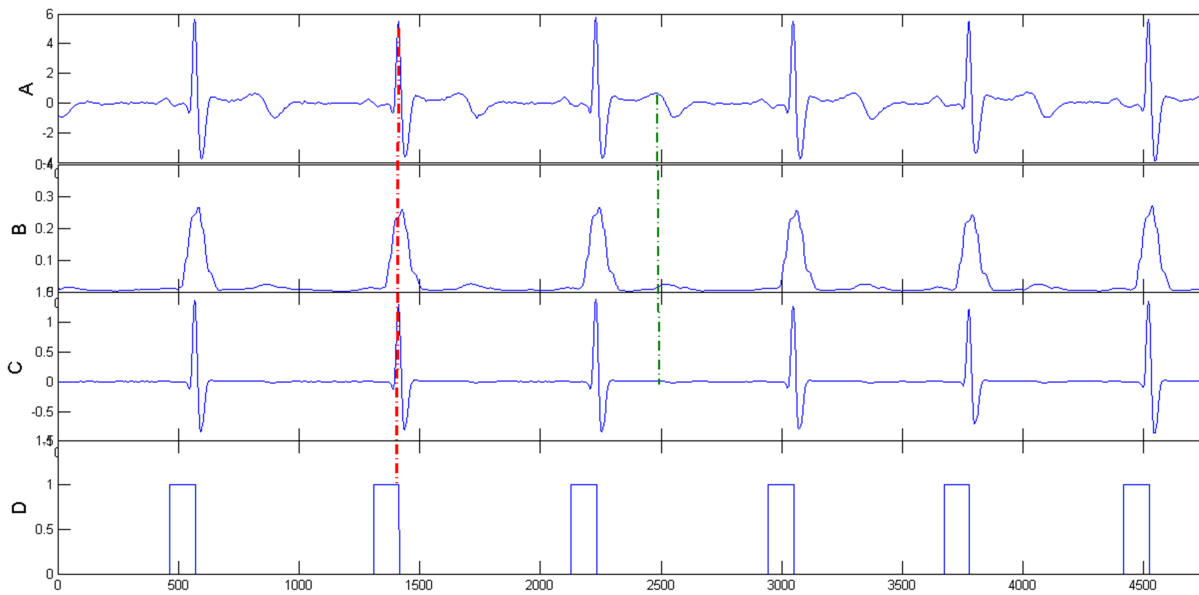


FIGURE 4.20 – Algorithme de Tompkins pour la détection de la fréquence cardiaque à partir de l’ECG. A : Signal ECG ré-échantillonné à 500 Hz. B : Signal de la valeur absolue de l’ECG. C : Produit entre l’ECG et la valeur absolue de sa dérivée. D : Détection des points maximaux des complexes QRS.

5. à la fin de cette étape le sujet reste en position debout pendant une minute.

La Figure 4.21 montre les résultats obtenus avec l’algorithme implémenté pour la détection des complexes QRS et ainsi l’extraction des intervalles R-R. L’algorithme de détection a pu détecter correctement les intervalles R-R, même pendant la phase de course. Pendant cette phase les complexes QRS sont de plus en plus proches et sa durée est aussi plus courte. L’amplitude du complexe est plus basse et donc celle des ondes P et T devient plus importante ce qui rend plus difficile la détection des complexes pendant cette phase.

Il est important de tenir compte de l’incertitude dans la mesure de la fréquence cardiaque détectée en fonction de la fréquence d’échantillonnage (f_s) du signal. Plus la fréquence d’échantillonnage est élevée plus faible est l’incertitude dans la mesure de la fréquence cardiaque. La valeur de l’incertitude varie selon la valeur de la fréquence cardiaque. Ainsi, si l’on mesure une fréquence cardiaque de 60 bpm ($f_s=105,48$ Hz), l’incertitude de cette mesure sera de $\pm 0,5$ bpm. Si la fréquence cardiaque de base est de 120 bpm cette incertitude devient plus importante, d’environ ± 3 bpm. La Figure 4.22 montre différentes valeurs de la fréquence cardiaque et l’incertitude associée à chaque valeur de fréquence cardiaque.

Nous avons choisi des techniques de détection relativement légères en charge de calcul car on souhaite implémenter ces algorithmes directement dans le système embarqué. Néanmoins, nous avons présenté ici un très bref état de l’art des autres techniques utilisées pour la détection des complexes QRS.

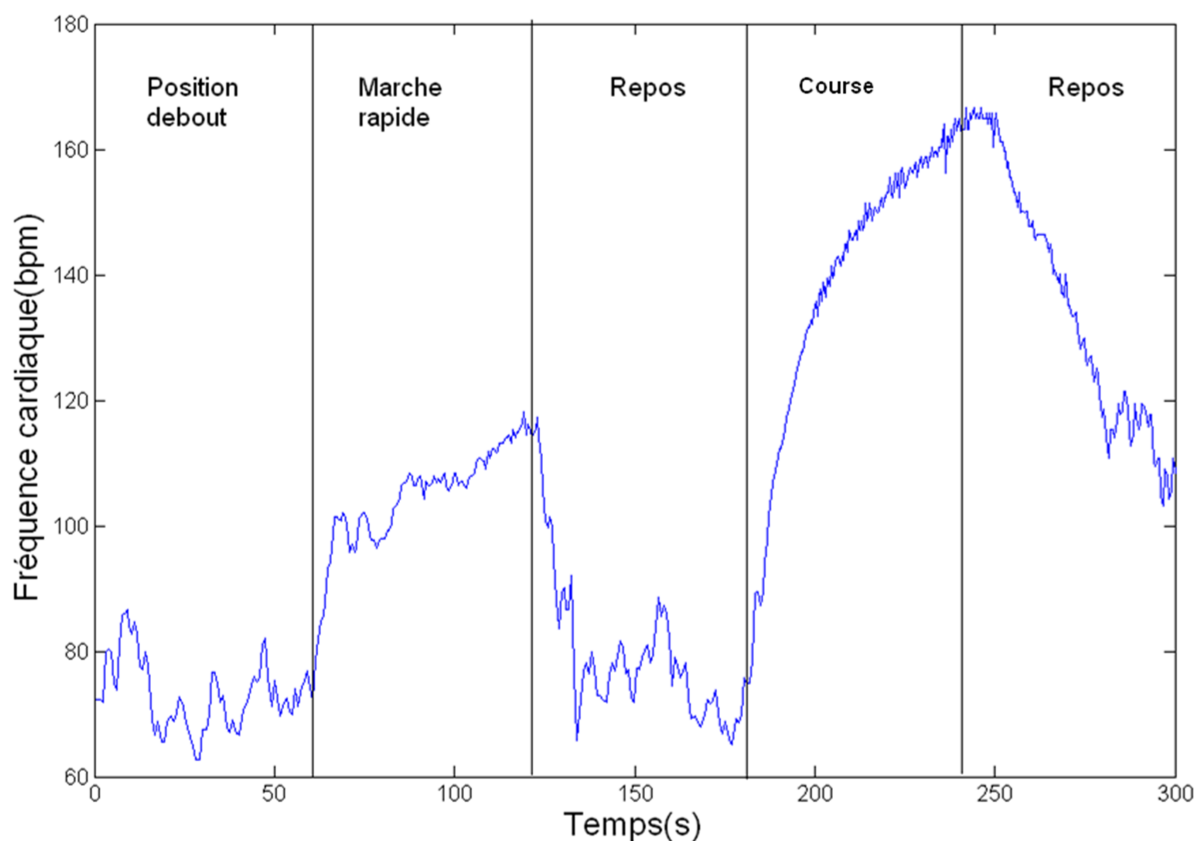


FIGURE 4.21 – Fréquence cardiaque instantanée (Tachogramme) pendant les phases de repos, marche rapide, repos, course et repos. L’algorithme de détection proposé permet la détection des complexes QRS même pendant la phase de course.

4.4.5 La variabilité de la fréquence cardiaque

La variabilité de la fréquence cardiaque (VFC) correspond à l’étude de la variation de la période entre deux battements consécutifs au cours du temps. L’analyse de la VFC constitue un bon indicateur de l’état de santé de la personne et de l’activité du système nerveux autonome. En effet, les branches sympathique et parasympathique contrôlent la fréquence cardiaque. Par exemple, une augmentation de l’activité du SNS ou une diminution de l’activité du PNS vont produire une tachycardie⁸. Dans le cas contraire, s’il se produit une diminution de l’activité du SNS ou une augmentation de l’activité du PNS, on verra apparaître une bradycardie⁹.

4.4.5.1 Domaine en temps

Dans le domaine temporel, la variabilité de la fréquence cardiaque est calculée à partir du signal RR. La durée de la fenêtre de calcul peut ainsi varier entre 30 s et 5 min. Les paramètres mesurés à partir du signal RR sont les suivants :

- SDNN : l’écart type des intervalles NN,
- SDD : l’écart type des différences des intervalles NN,

8. la tachycardie est une accélération de la fréquence cardiaque

9. la bradycardie est une décélération de la fréquence cardiaque

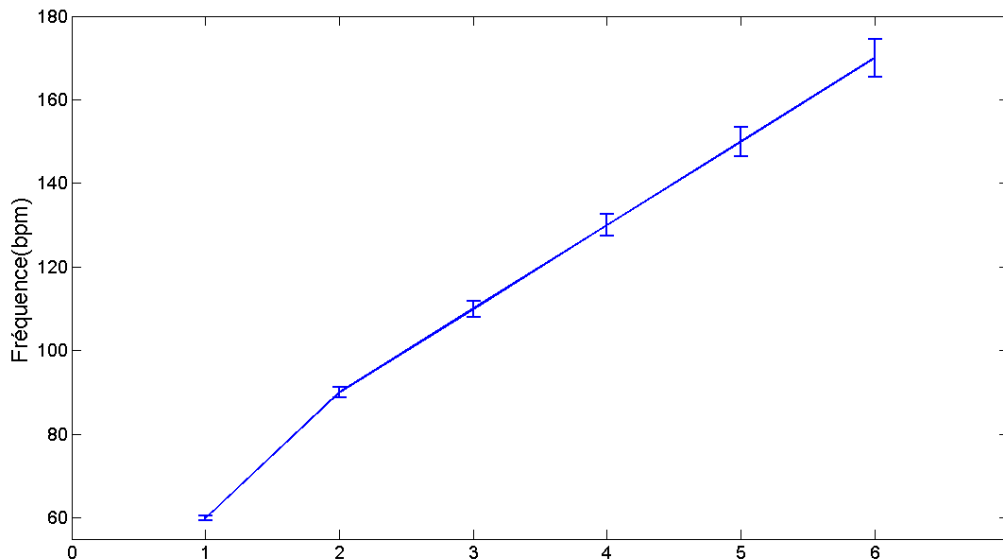


FIGURE 4.22 – Évolution de l’incertitude dans la mesure de la fréquence cardiaque.

- RMSSD : la racine carrée de la moyenne des différences successives,
- pNN50% : le nombre de différences successives qui dépassent plus de 50 ms, par rapport au nombre total de battements.

Pour certaines applications la mesure de la VFC en temps représente un bon choix grâce à sa faible complexité de calcul. Le principal inconvénient de ces méthodes est qu’elles ne permettent pas de distinguer l’activité du système nerveux sympathique et parasympathique.

4.4.5.2 Le digramme de Poincaré

La variabilité de la fréquence cardiaque peut être estimée à partir des méthodes dites non-linéaires comme la représentation de Poincaré. La représentation de Poincaré est une représentation graphique dans laquelle chaque intervalle RR est représenté en fonction de l’intervalle RR précédent afin d’évaluer la corrélation entre les intervalles R-R. Ainsi, la durée du battement cardiaque actuel (RR_n) est représentée sur l’axe x et la durée du battement suivant (RR_{n+1}) est représenté sur l’axe y (Fig.4.23).

L’écart type des intervalles RR est défini comme la racine carrée de la variance du signal (Eq.4.2),

$$SDRR = \sqrt{E[RR_n^2] - \overline{RR}^2} \quad (4.2)$$

où la moyenne du signal RR est définie par $\overline{RR} = E[RR_n]$. De façon similaire, l’écart type des différences successives est défini par :

$$SDSD = \sqrt{E[(RR_n - RR_{n+1})^2]} \quad (4.3)$$

La mesure SDSD est ainsi une façon de quantifier la variabilité de la fréquence cardiaque à court terme.

La représentation de Poincaré montre graphiquement la corrélation entre les battements successifs. Le diagramme de Poincaré est constitué d'un ensemble de points qui se trouvent autour d'une ligne à 45° (X2). La dispersion des points dans le sens de la ligne orthogonale (X1) à la ligne identité (X2) montre le niveau de variabilité à court terme. De façon complémentaire, la dispersion autour de la ligne identité fournit l'information sur le niveau de variabilité à long terme.

La forme de la représentation de Poincaré est caractérisée par une ellipse comme on peut le voir dans la Figure 4.23. Un ensemble de nouveaux axes est défini à partir de l'Équation (4.4) avec une valeur de $\theta = 45^\circ$.

$$\begin{bmatrix} x1 \\ x2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} RR_n \\ RR_{n+1} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

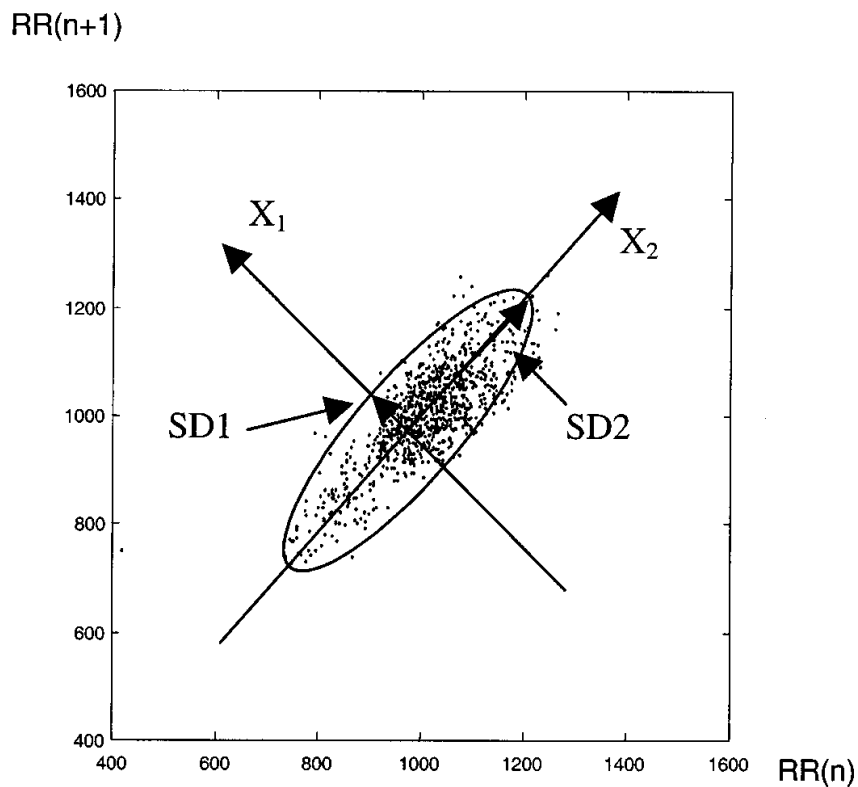


FIGURE 4.23 – Exemple de la représentation de Poincaré ajustant l'ellipse autour des points. L'écart type de la distance des points dans chaque axe (X1 et X2) détermine la largeur (SD1) et la longueur (SD2) de l'ellipse [Brennan *et al.*, 2001].

Dans le nouvel espace de données, la dispersion autour de l'axe X1 est déterminée comme SD1 (Eq.4.5). Le paramètre SD1 permet l'estimation de la variabilité à court terme.

$$SD1 = \sqrt{\frac{1}{2} \text{Var}(RR_n - RR_{n+1})} = \sqrt{\frac{1}{2} SDSD^2} \quad (4.5)$$

La dispersion autour de l'axe X2 connue comme SD2 (Eq.4.6) indique la variabilité à long terme.

$$SD2 = \sqrt{2SDRR^2 - \frac{1}{2}SDSD^2} \quad (4.6)$$

Les paramètres qui permettent de caractériser l'ellipse (SD1 et SD2) fournissent l'information de la VFC à court et à long terme.

4.4.5.3 Domaine en fréquence

Les méthodes qui permettent d'estimer la variabilité de la fréquence cardiaque en temps sont relativement faciles à implémenter mais elles ne peuvent pas donner l'information de la contribution de chaque branche du système nerveux autonome (SNS et PNS). De cette façon, dans le domaine fréquentiel, la VFC peut être estimée à partir de la densité spectrale de puissance [Malliani *et al.*, 1991] [Carvalho *et al.*, 2003], afin de distinguer la contribution des systèmes sympathique et parasympathique. La densité spectrale de puissance fournit l'information sur la distribution en puissance des fréquences.

Lors des enregistrements courts (2-5 min), il est possible de distinguer trois bandes de fréquences spécifiques :

- La bande de très basse fréquence (Very low frequency, VLF) est comprise entre 0,0033 Hz et 0,05 Hz. L'énergie dans cette bande reflète la thermorégulation du corps ainsi que la vasomotion lente.
- La bande de basse fréquence (LF) comprise entre 0,05 Hz et 0,15 Hz. L'énergie dans cette bande est attribuée à l'activation du système nerveux sympathique et parasympathique.
- La bande Haut fréquence (HF) comprise entre 0,15 Hz et 0,5 Hz qui est modulée par la respiration qui correspond à l'activation du système parasympathique.

Les principaux paramètres extraits lors de la mesure de la VFC dans le domaine fréquentiel sont réunis dans le Tableau 4.3.

LF	Énergie dans la bande basse entre 0,05 et 0,15 Hz
HF	Énergie dans la bande de haute fréquence 0,15 et 0,5 Hz
VLF	Énergie dans la bande de très basse fréquence
LFnu	Énergie dans la bande LF sur l'énergie totale du spectre
HFnu	Énergie dans la bande HF sur l'énergie totale
LF/HF	Rapport entre les énergies des bandes LF et HF

TABLE 4.3 – Paramètres fréquentiels de la VFC

Les méthodes implémentées afin de calculer la densité spectrale de puissance des séries RR peuvent être divisées en deux classes :

- méthodes de type paramétrique, comme les modèles autorégressifs (AR),
- méthodes de type non-paramétrique, comme la transformée rapide de Fourier (FFT).

Les performances des deux méthodes sont souvent équivalentes, mais les algorithmes basés sur la transformée de Fourier sont plus largement utilisées dû à sa plus grande vitesse de calcul. La Figure 4.24 montre l'analyse spectrale de la fréquence cardiaque pendant

deux postures. Pendant la position couchée, les énergies dans les bandes LF et HF sont équivalentes. Lors de la position debout le système sympathique est activé et l'énergie dans la bande LF augmente par rapport à l'énergie dans la bande HF, ce qui correspond à l'activation du système parasympathique.

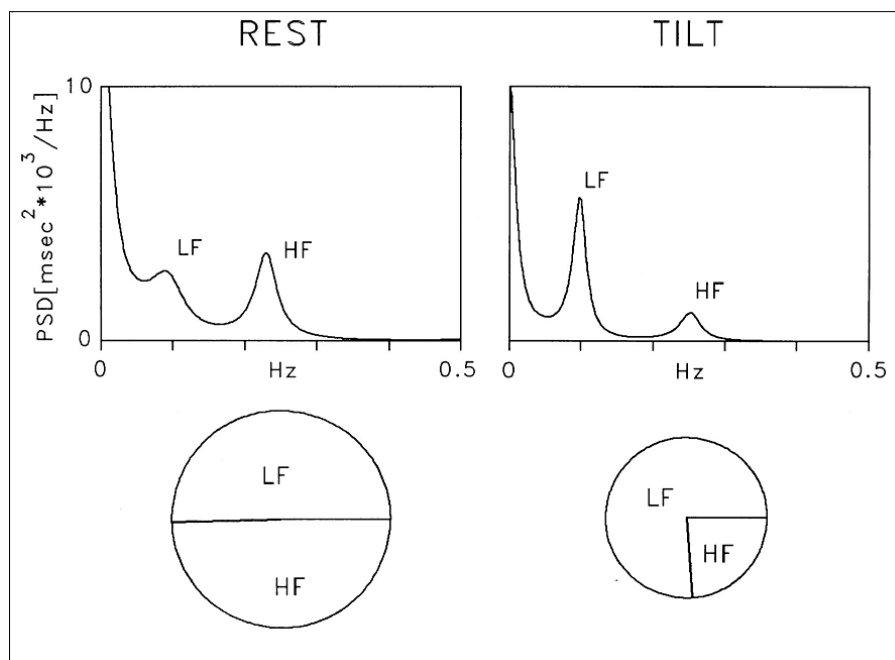


FIGURE 4.24 – Analyse spectrale du signal RR chez un sujet jeune allongé et debout à 90° et les proportions respectives dans les bandes LF et HF [tas, 1996]

La densité spectrale de puissance est calculée sur le tachogramme du signal cardiaque. Une fois les complexes QRS détectés, le tachogramme qui est la représentation du nombre de battements en fonction du temps entre battements est construit afin d'appliquer les différentes méthodes de calcul de la densité spectrale de puissance.

De par sa nature, le tachogramme est une suite de données qui n'est pas échantillonnée régulièrement. Aussi, afin de calculer la densité spectrale de puissance par les méthodes classiques comme la transformée de Fourier, il est nécessaire d'interpoler le signal du tachogramme à une fréquence plus élevée en respectant le théorème de Nyquist. Le tachogramme est modifié en utilisant une interpolation de type spline cubique à 10 Hz.

La Figure 4.25 montre les opérations nécessaires avant de calculer la densité spectrale.

Le calcul de la densité spectrale de puissance est souvent réalisé en utilisant la transformée de Fourier. Ces méthodes ne permettent pas l'analyse des signaux non stationnaires ce qui représente un problème pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque pendant les situations de la vie quotidienne. De façon similaire, l'analyse de la VFC à partir de la transformée de Fourier ne fournit pas l'information sur la densité spectrale au cours du temps, ce qui représente une limitation majeure de cette méthode d'analyse. Afin de résoudre ces inconvénients, c'est à dire de réaliser le calcul d'une densité spectrale dans le temps, les techniques basées sur la transformée de Fourier à court terme ont été mises en place.

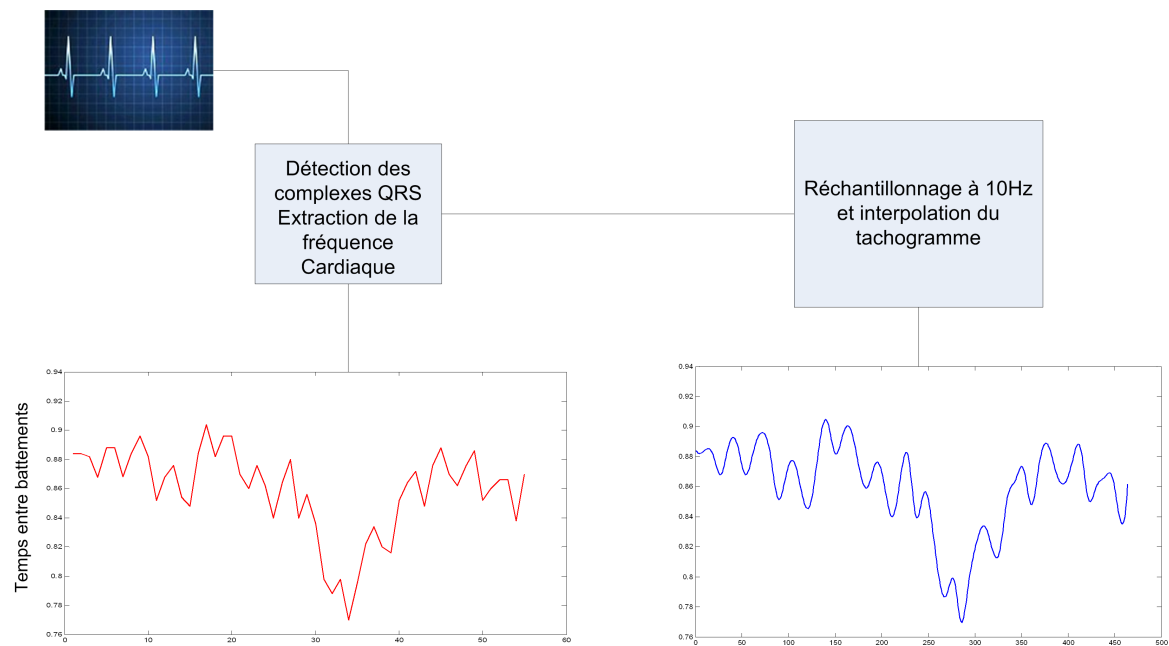


FIGURE 4.25 – Tachogramme

4.4.5.3.1 La transformée de Fourier à court terme La transformée de Fourier permet l'estimation de la densité spectrale de puissance sur l'ensemble d'un signal. Cependant, lorsqu'on souhaite analyser la densité spectrale de puissance pendant une durée spécifique, cette analyse est effectuée dans une fenêtre limitée du signal. Cette fenêtre peut ainsi être décalée au cours du temps (avec une fenêtre glissante) afin d'estimer la densité spectrale de façon successive. Ainsi, la transformée de Fourier à court terme définie par l'Équation (4.7) permet l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque en temps et en fréquence.

$$Sf(u, \xi) = \langle f, g \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\xi t} \quad (4.7)$$

Dans l'Équation (4.7) nous avons utilisé une fenêtre de type Gaussien qui est définie par l'Equation (4.8) :

$$g(u) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\Pi}} e^{-\left(\frac{u-N/2}{\sigma}\right)^2} \quad (4.8)$$

Afin d'analyser les signaux non stationnaires, la taille de la fenêtre d'analyse doit être assez courte pour assurer la stationnarité du signal par sections. Une taille courte de fenêtre permet une bonne résolution en temps ainsi que l'assurance de stationnarité dans la fenêtre mais inversement la résolution en fréquence sera plus faible. La transformée de Fourier à court terme possède une résolution constante en temps-fréquence suivant le théorème d'incertitude de Heisenberg (Eq.4.9).

$$\sigma_t^2 \sigma_w^2 \geq \frac{1}{4\pi} \quad (4.9)$$

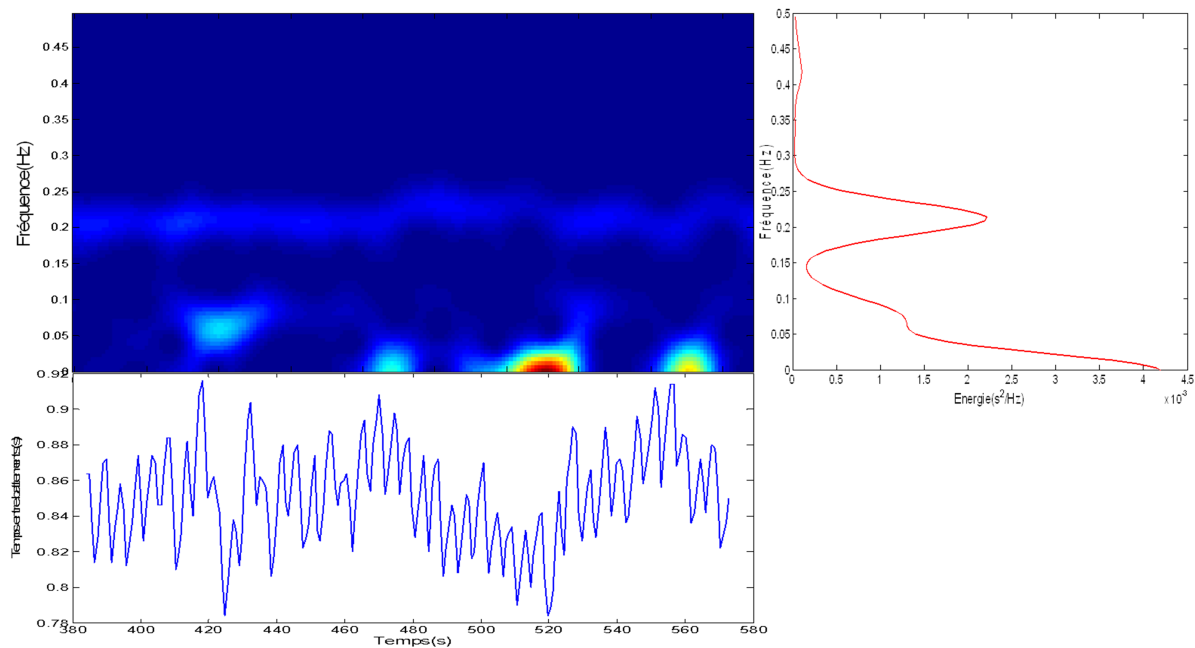


FIGURE 4.26 – Représentation en temps fréquence du calcul de la variabilité de la fréquence cardiaque utilisant la STFT pendant une phase de repos. La contribution du système sympathique se trouve entre 0,05 et 0,15 Hz. La contribution du système parasympathique est comprise entre 0,15 et 0,5 Hz.

4.4.5.3.2 La transformée en ondelettes La transformée en ondelettes utilise des fenêtres courtes pour les hautes fréquences et des fenêtres plus longues pour les basses fréquences. La transformée en ondelettes peut être de deux types : la transformée continue en ondelettes (CWT) et la transformée discrète en ondelettes (DWT).

Une ondelette est une petite onde de durée et énergie finie qui est corrélée avec le signal afin d'obtenir les coefficients des ondelettes. Cette ondelette est plus connue sous le nom de « Ondelette Mère ». L'ondelette mère est ainsi dilatée et translatée afin d'obtenir les coefficients de la transformation. L'Équation (4.10) montre la définition de la transformée en ondelettes d'un signal $f(t)$ à partir de l'ondelette mère $\psi_{a,b}(t)$. La valeur de a indique le niveau de dilatation de l'ondelette mère et la valeur de b le niveau de translation.

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (4.10)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \in \mathbb{R}^{+*}, b \in \mathbb{R} \quad (4.11)$$

Tout d'abord, l'ondelette mère est déplacée le long de l'échelle de temps afin de calculer l'ensemble des coefficients pour tous les instants du temps. Ensuite, l'ondelette est dilatée (l'ondelette dilatée est normalisée afin qu'elle contienne la même énergie que l'ondelette mère) et le processus de translation est répété à nouveau pour le signal entier.

Le résultat de la transformée en ondelettes est une représentation en deux dimensions. Dans l'axe des ordonnées on trouve les coefficients de dilatation et dans l'axe des abscisses

est représenté le niveau de translation le long de l'axe du temps. Cette représentation en Temps-Fréquence est connue sous le nom de « scalogramme » (Fig. 4.28).

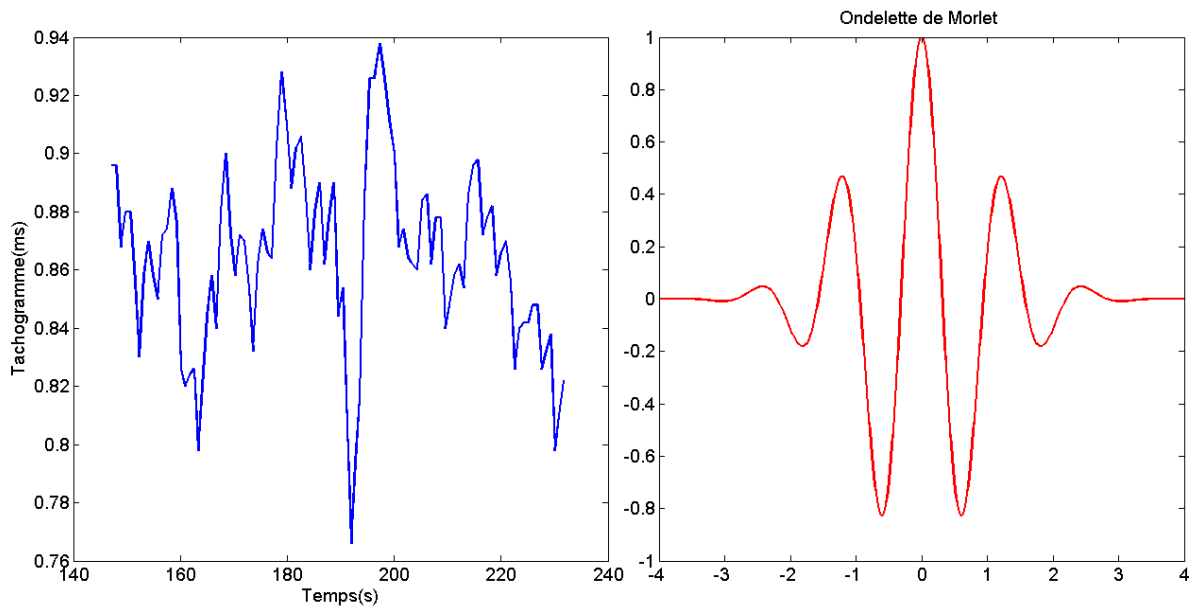


FIGURE 4.27 – En bleu : Tachogramme de la fréquence cardiaque pendant une phase de repos. En rouge : Ondelette de Morlet utilisée pour l'analyse en temps fréquence du tachogramme

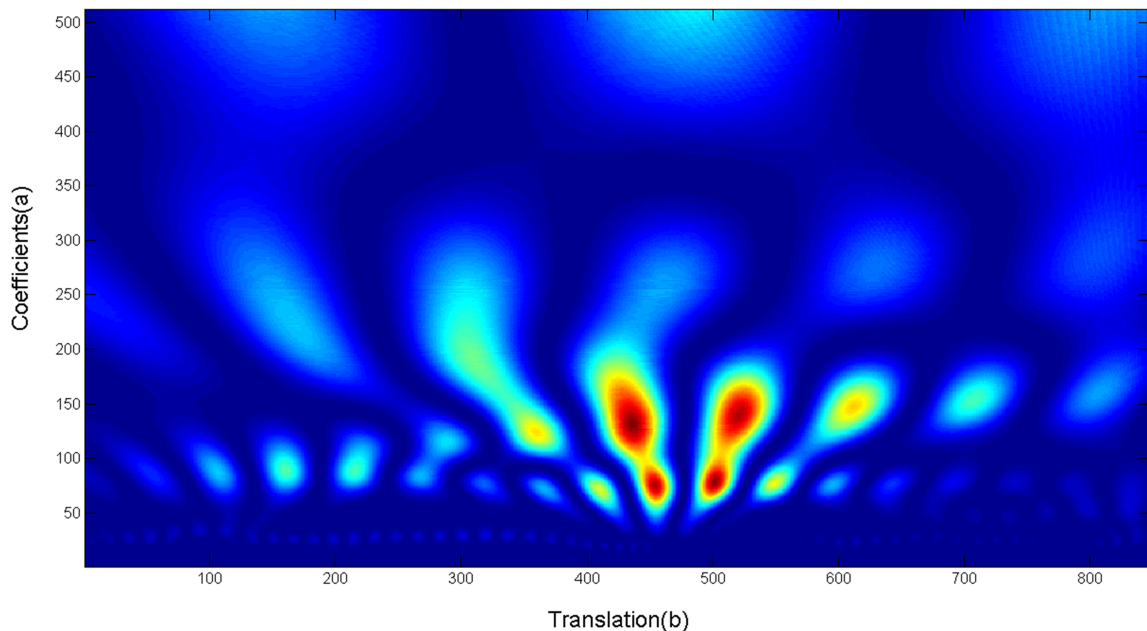


FIGURE 4.28 – Scalogramme du tachogramme fournit par la transformée en ondelettes. L'ordonnée représente les coefficients de dilatation de l'ondelette mère et l'abscisse le coefficient de translation (b)

La Figure 4.28 est une représentation des temps en fonction des coefficients suite à la transformée en ondelettes. Une fois que le scalogramme est calculé, il est nécessaire de revenir à une représentation en temps-fréquence afin de pouvoir calculer les énergies dans les

bandes LF et HF. Ainsi, chaque coefficient de la transformée a une correspondance en fréquence, qui est donnée par la fréquence centrale de l'ondelette mère. Afin de retrouver les « pseudo-fréquences » il est nécessaire de calculer la fréquence centrale de l'ondelette mère utilisée pour réaliser la transformation. Cette fréquence centrale est retrouvée en approximant à l'ondelette mère une sinusoïde. En utilisant cette fréquence de base, nous pouvons calculer la fréquence associée à chaque coefficient.

4.4.5.3.3 Periodogramme de Lomb Comme il a été décrit précédemment, les méthodes basées sur la transformée de Fourier ou la transformée en ondelettes ont besoin d'un signal échantillonné régulièrement. Le tachogramme étant un signal irrégulier par nature, il est interpolé à une fréquence supérieure afin de pouvoir appliquer ces méthodes d'analyse. Afin de calculer la densité spectrale de puissance sur le signal de la fréquence cardiaque original (sans interpolation), Moody et al [Moody, 1993] ont proposé une nouvelle méthode basée sur le périodogramme de Lomb.

Le périodogramme de Lomb est basé sur la minimisation de l'erreur au carré de la projection du signal dans une nouvelle base et le signal du départ. Définissons $x(t)$ le signal à étudier et $b_i(t)$ l'ensemble des bases orthogonales de la transformée. Ainsi, les coefficients $c(i)$ qui représentent le signal $x(t)$ suite à la transformation sont définis par l'Equation (4.12) :

$$c(i) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)b_i(t)dt \quad (4.12)$$

De façon similaire, l'erreur au carré est définie à travers l'Equation (4.13) :

$$e(c_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x(t) - c(i)b_i(t))^2 dt \quad (4.13)$$

Lorsque le signal $x(t)$ n'est pas échantillonné régulièrement, le spectre du signal est défini à partir de l'Equation (4.15) [Moody, 1993].

$$x(t_n) + \epsilon_n = a \cos(2\pi f_i t_n) + b \sin(2\pi f_i t_n) \quad (4.14)$$

L'erreur ϵ_n est minimisée à partir des valeurs optimales de a et b . L'expression générale pour des signaux complexes est définie par l'Equation (4.15), en général pour une transformation quelconque l'Equation (4.15) peut être représentée à travers l'Equation (4.16)

$$x(t_n) + \epsilon_n = c(i) \exp^{j2\pi f_i t_n} \quad (4.15)$$

$$x(t_n) + \epsilon_n = c(i)b_i(t_n) \quad (4.16)$$

On cherche à minimiser l'erreur au carré définie par l'Equation (4.17),

$$\sum_{n=1}^N |x(t_n) - c(i)b_i(t_n)|^2 \quad (4.17)$$

Ce qui conduit à la transformée de Lomb (Eq.4.18)

$$c(i) = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^N x(t_n) b_i^*(t_n) \quad k = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^N |b_i(t_n)|^2 \quad (4.18)$$

Si la transformée utilisée est la transformée de Fourier $k = N$ et $P_x(i) = P_X(f) = c^2(f)$, la densité spectrale de puissance est définie par l'Équation (4.19).

$$P_x(f) = \left\{ \frac{[\sum_{n=1}^N (x(t_n) - \bar{x}) \cos(2\Pi f(t_n - \tau))]^2}{\sum_{n=1}^N \cos^2(2\Pi f(t_n - \tau))} + \frac{[\sum_{n=1}^N (x(t_n) - \bar{x}) \sin(2\Pi f(t_n - \tau))]^2}{\sum_{n=1}^N \sin^2(2\Pi f(t_n - \tau))} \right\} \quad (4.19)$$

Grâce à l'Équation (4.19), il est possible de calculer la densité spectrale de puissance d'un signal non régulier.

4.4.5.4 Comparaison des méthodes d'analyse de la VFC

Nous avons présenté précédemment les différentes méthodes d'analyse qui ont été développées afin de quantifier la variabilité de la fréquence cardiaque dans le domaine fréquentiel. Chacune des méthodes possède des caractéristiques différentes qui rendent son utilisation plus performante selon la situation. Afin de mieux comprendre leurs performances, nous avons calculé la densité spectrale de puissance utilisant les trois méthodes qui ont été présentées, sur un même signal artificiel qui simule un changement de posture. Le signal est composé de deux signaux :

1. un signal sinusoïdal ($F_s=0,1$ Hz) avec une amplitude variable en fonction du temps qui oscille entre 1 et 3 bpm afin de simuler l'influence du sympathique,
2. un signal chirplet avec une fréquence variable entre 0,4 et 0,2 Hz avec une amplitude variable en fonction du temps entre 3 et 1 bpm.

La durée totale du signal est de 300 s. Afin de simuler une transition couchée-debout un signal qui simule une ligne de base est ajouté au signal décrit précédemment. Ce signal est composé par trois segments : un signal continu entre 0 et 140 s avec une valeur de 60 bpm, une droite qui varié entre 60 et 80 bpm pendant 30 s et un signal continu de 80 bpm entre 160 et 300 s. Les deux signaux sont ensuite ajoutés. La Figure 4.29 indique le signal complet utilisé pour comparer les trois méthodes.

Une étape importante préalable à l'analyse de la VFC est celle d'enlever la tendance du signal afin de pouvoir étudier le contenu fréquentiel sans la composante continue. Nous avons développé différentes méthodes qui permettent de retirer la tendance du signal et nous avons voulu comparer les différentes méthodes d'analyse de la VFC pour le signal simulé.

Les différents méthodes implémentées pour enlever la ligne de base sont présentées ci-dessous :

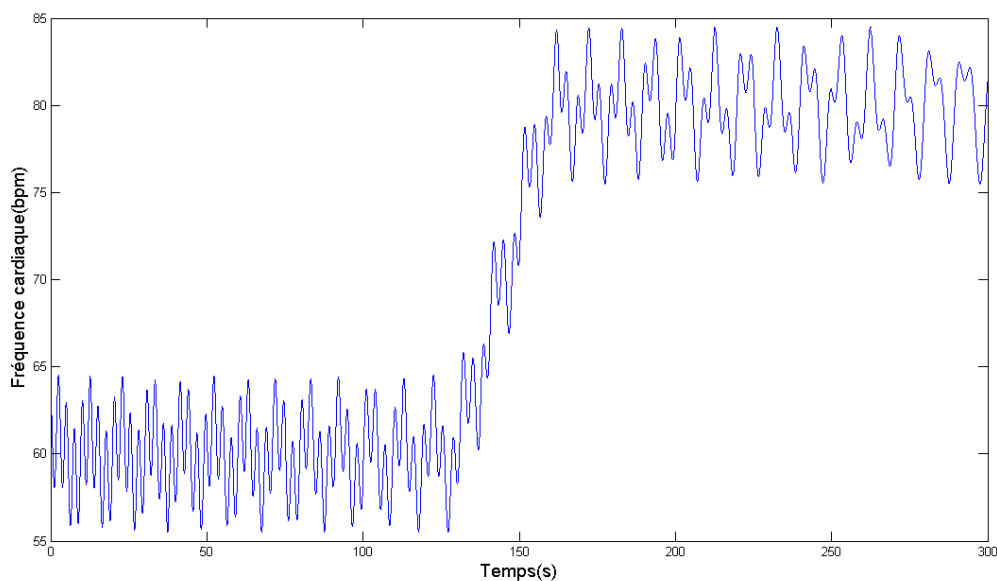


FIGURE 4.29 – Signal simulé pour une transition couché debout.

- la régression linéaire : une régression linéaire par la méthode des moindres carrés est réalisée afin de détecter la droite optimale qui peut s'ajuster aux données, ensuite ce signal est soustrait du signal original.
- le filtrage FIR passe-haut : cette méthode proposée par [Tarvainen *et al.*, 2002] permet de retirer la ligne de base utilisant la méthode de « smoothness prior ». Le filtre passe-haut est ajusté avec un seul paramètre qui permet de fixer la fréquence de coupure du filtre.

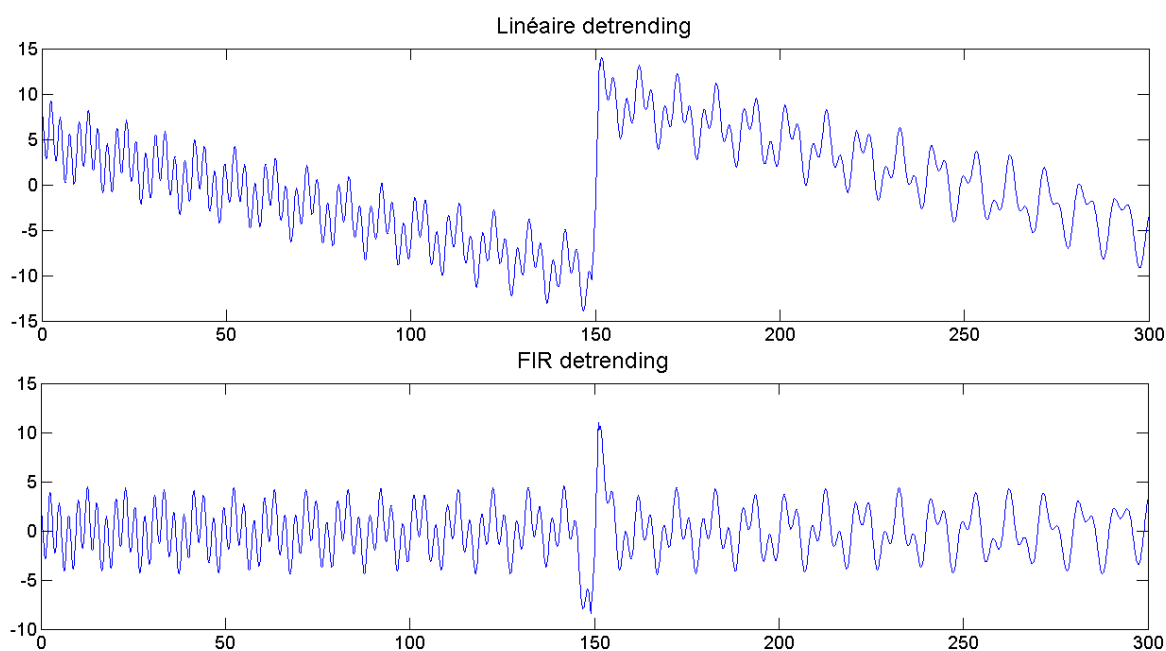


FIGURE 4.30 – En haut : detrending par minimisation des moindres carrés sur le signal simulé. En bas : detrending utilisant les filtre FIR passe-haut.

Les valeurs du rapport sympathovagal (LF/HF) pour les différentes méthodes d'analyse, sont résumées dans le tableau ci-dessous (Tab. 4.4). La densité spectrale est calculée utilisant chaque méthode avec différentes méthodes de detrending. La méthode optimale est celle qui permet une estimation proche de la valeur du rapport LF/HF lorsque le signal est stationnaire.

Les résultats obtenus indiquent une surestimation du rapport LF/HF lorsque la tendance du signal n'est pas enlevée pour les deux premières méthodes (STFT et Ondelettes). Au contraire, lorsque la densité spectrale est estimée par la méthode du périodogramme de Lomb, la valeur du rapport LF/HF est moins surestimée.

Finalement nous pouvons conclure que les meilleures performances ont été obtenues avec la méthode de Lomb pour l'estimation de la Densité Spectrale de Puissance et la technique de detrending qui utilise le filtre FIR passe-haut, car l'erreur d'estimation est moins importante.

	Non detrending	detrending 1	detrending 2	Signal stationnaire
STFT	15,73	1,59	0,9364	0,85
Ondelette	7,8	2,77	1,601	1,27
PSD Lomb	1,37	1,48	1,15	0,99

TABLE 4.4 – Comparaison de différentes méthodes avec deux types de techniques pour l'enlèvement de la ligne de base.

4.4.5.5 Taille de la fenêtre

Les algorithmes présentés précédemment permettent l'estimation de la variabilité de la fréquence cardiaque dans le domaine fréquentiel. Ces méthodes quantifient les énergies dans les différentes bandes de fréquence afin d'estimer les contributions du système nerveux sympathique et leur résolution dépend de la fréquence d'échantillonnage du signal.

La composante plus lente qui peut être mesurée dans le domaine fréquentiel est directement liée à la taille du signal dans le temps. Ainsi, la durée du signal analysé va fournir le plus lent phénomène mesurable.

Dans notre cas, nous nous intéressons principalement aux signaux avec une composante fréquentielle la plus lente (0,05 Hz), qui est la limite de la bande LF.

Afin de déterminer la taille de la fenêtre minimale requise pour l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque, nous avons construit un signal artificiel qui simule le comportement de la fréquence cardiaque dans les bandes de fréquence LF et HF. Le signal est composé par deux signaux sinusoïdaux aux fréquences de 0,05 Hz et 0,3 Hz respectivement.

Ainsi, la densité spectrale de puissance a été calculée pour différentes tailles de fenêtres, entre 10 et 300 s. Dans la Figure 4.31 est indiqué le rapport sympathovagal (LF/HF) pour chaque fenêtre. L'énergie dans la bande LF est sous-estimée lorsque la taille de la fenêtre est courte, entre 10 et 40 s.

L'erreur relative est calculée pour chaque valeur du rapport LF/HF en prenant comme

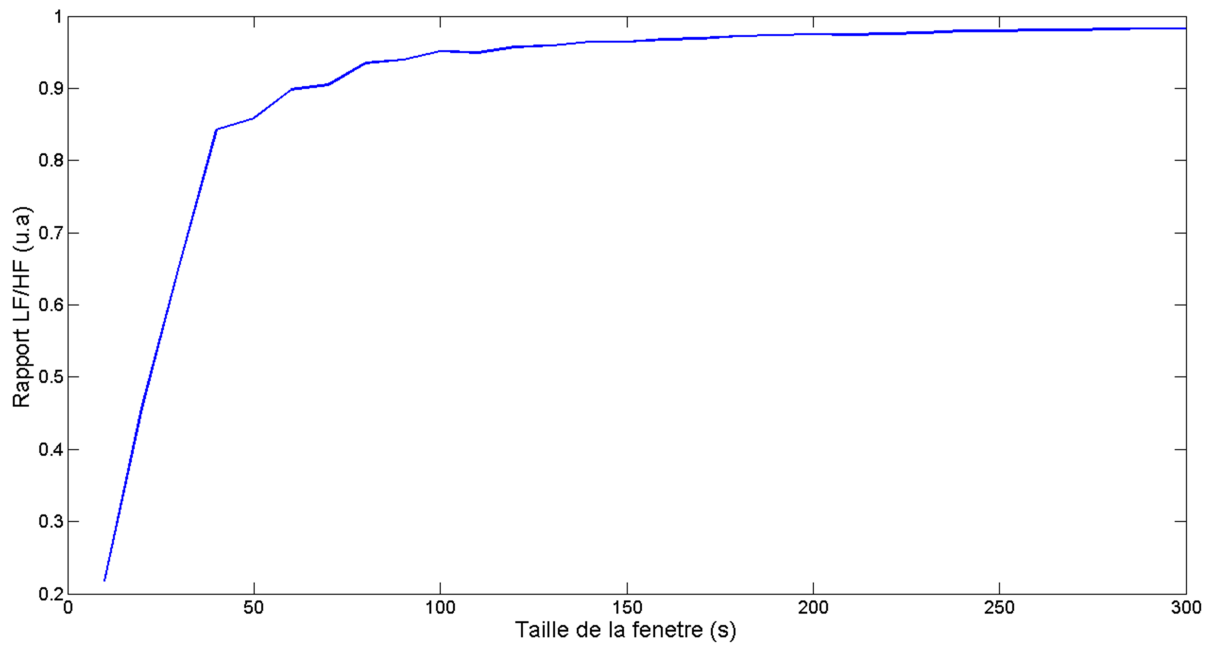


FIGURE 4.31 – Transformée de Fourier du signal LF et HF utilisant différentes tailles de fenêtres.

référence la valeur du rapport pour la fenêtre de 5 min. Ainsi nous avons trouvé une erreur relative de 10% lorsque la fenetre est de 60 s (Fig.4.32).

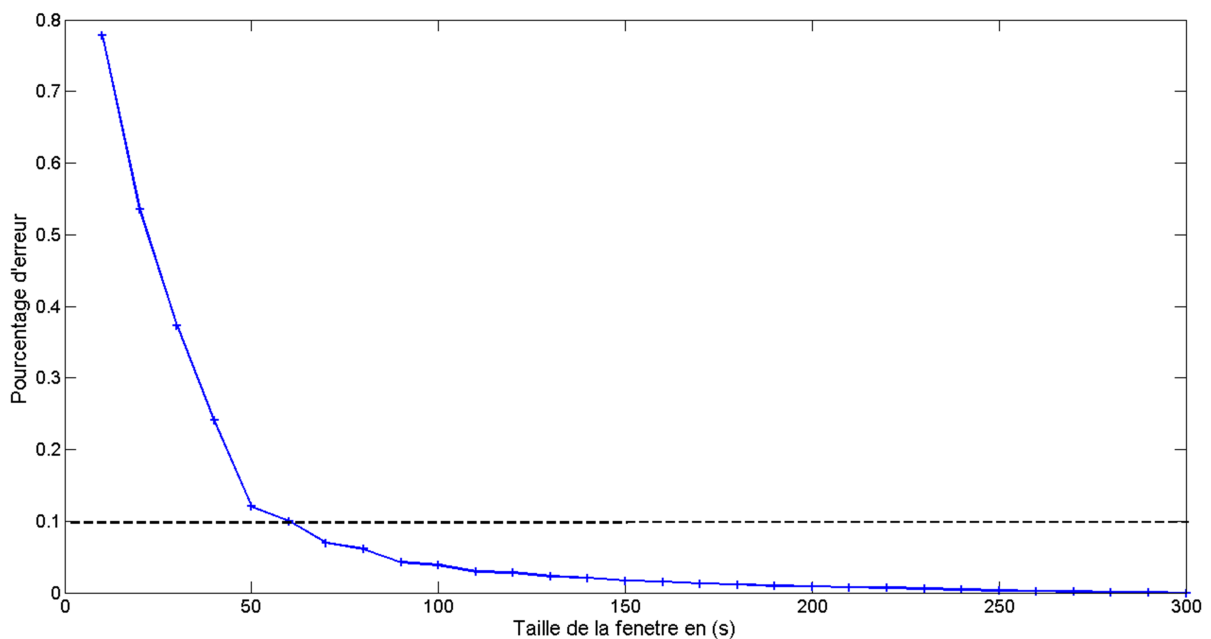


FIGURE 4.32 – Erreur relative du rapport LF/HF utilisant différentes tailles de fenêtres.

4.4.6 Conclusion

Dans cette section, nous avons présenté les différentes techniques implémentées afin d'analyser les signaux physiologiques acquis avec le système embarqué. Nous avons décrit les algorithmes nécessaires pour l'extraction des caractéristiques tenant compte du fait que

ces algorithmes seront implémentés dans le système embarqué pour le suivi de l'activité du SNA afin d'augmenter ainsi l'intelligence du système.

4.5 Classification des situations

Dans la section précédente nous avons décrit différentes classes d'algorithmes qui permettent l'extraction des informations les plus pertinentes sur les signaux physiologiques bruts. Ces informations, connues sous le nom de caractéristiques, permettent ainsi l'analyse des divers phénomènes qui ne peuvent pas être analysés sur les signaux bruts. Dans la plupart des situations, les réactions physiologiques du système nerveux autonome sont souvent liées et l'analyse de cette corrélation permet la détection de divers comportements avec ces réactions. Dans cette section nous présentons les bases théoriques des méthodes de classification implémentées pour la classification des situations avec les caractéristiques extraites des signaux physiologiques.

Dans notre cas, les situations à classer seront principalement composées par les activités de la vie quotidienne (changements de postures), les situations à risque comme la chute et aussi l'état émotionnel de la personne âgée. Comme il sera décrit dans la partie d'expérimentation, ces méthodes de classification vont nous permettre d'améliorer la détection de chute à partir des différents signaux physiologiques mesurés.

4.5.1 Les réseaux de neurones

Les « Réseaux de neurones » sont une technique d'intelligence artificielle qui permet de résoudre divers problèmes de classification et de régression. Le fonctionnement du réseau est basé sur le comportement naturel d'un réseau de neurones biologique : l'information est transmise de neurone à neurone à travers les dendrites afin de résoudre un problème spécifique.

La Figure 4.33 montre un modèle de neurone artificiel. Un neurone est constitué principalement d'une partie centrale qui réalise l'intégration ou la somme pondérée des entrées. Le résultat de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie « a » du neurone.

Le résultat de la somme peut s'exprimer à travers l'Équation (4.20)

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R - b \quad (4.20)$$

Cette équation peut être exprimée sous une notation matricielle (Eq.4.21) :

$$n = w^T p - b \quad (4.21)$$

n représente le niveau d'activation du neurone et de cette façon, la valeur de sortie a est le résultat de la fonction de transfert f appliquée au niveau d'activation n .

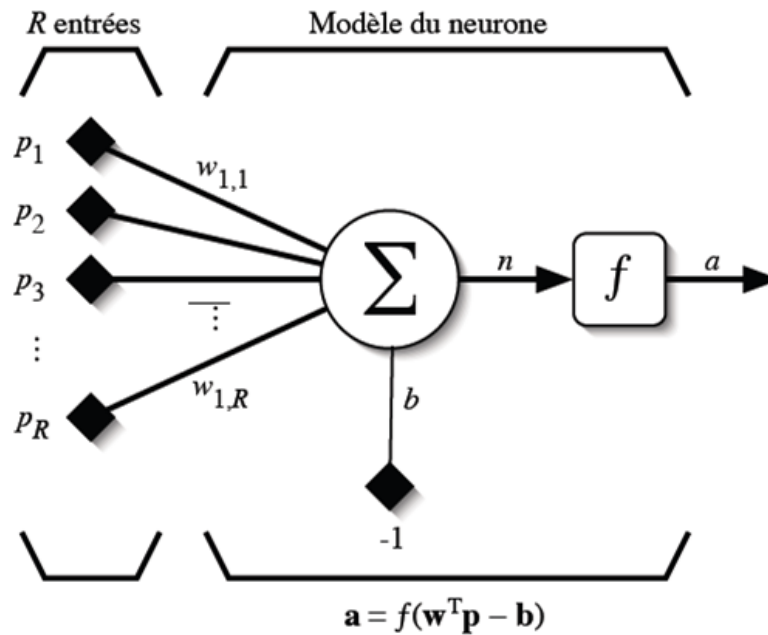


FIGURE 4.33 – Modèle classique d'un neurone artificiel.

$$a = f(w^T p - b) \quad (4.22)$$

Il existe plusieurs possibilités afin de définir les fonctions de transfert d'un neurone. Les trois fonctions le plus souvent utilisées sont les fonctions « seuil », « linéaire » et « sigmoïde ».

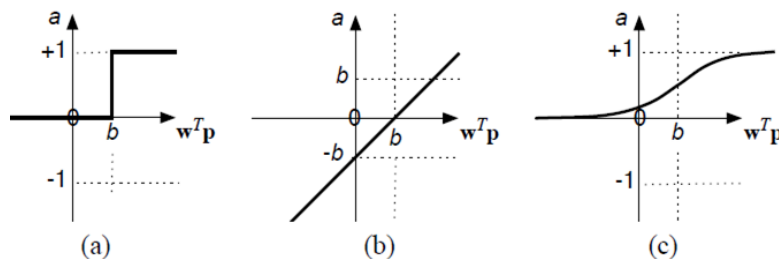


FIGURE 4.34 – Fonctions de transfert utilisées dans l'implémentation des réseaux de neurones : (a) fonction seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde.

Un réseau de neurones est composé de plusieurs neurones qui sont généralement organisés en couches. Afin de construire une couche de S neurones, il suffit d'assembler ces neurones comme il est indiqué dans la Figure 4.35.

De cette façon, les S neurones d'une couche sont connectés aux R entrées. Un poids $w_{i,j}$ est associé à chaque connexion. L'indice i représente le numéro de neurones dans la couche et l'indice j le numéro de neurones d'entrée. Ainsi, l'ensemble des poids pour une couche peut être représenté par la notation matricielle W de dimensions $S \times R$.

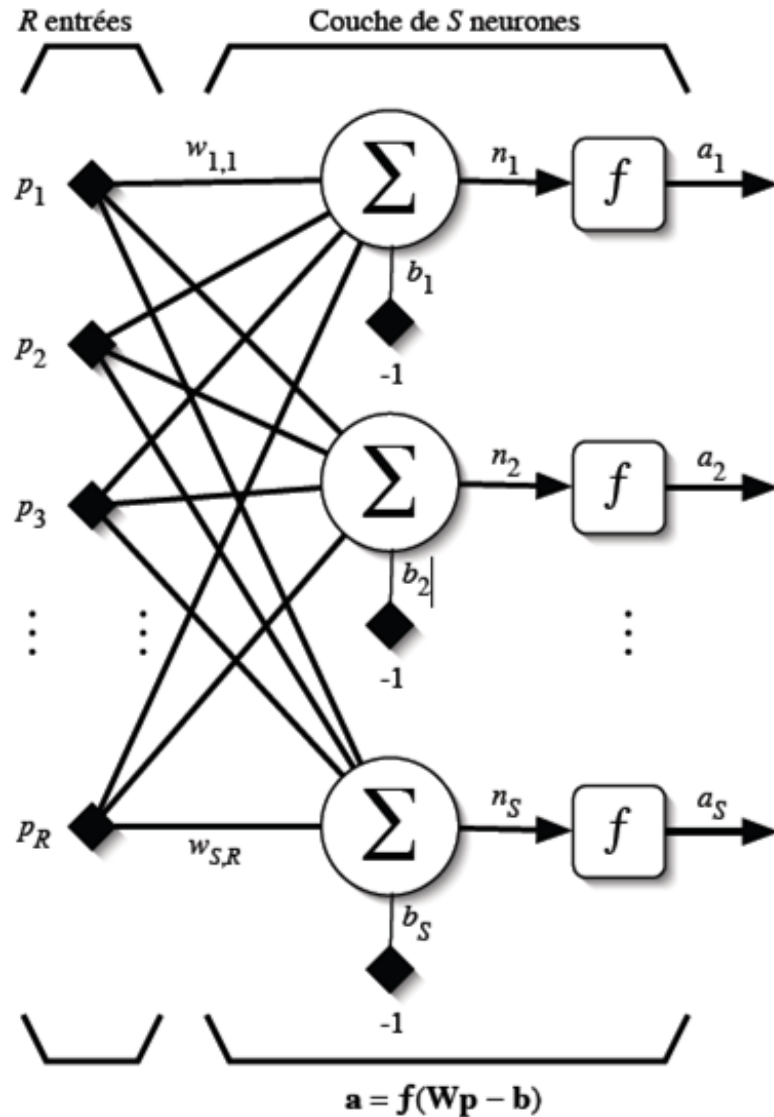


FIGURE 4.35 – Réseau de neurones.

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

Dans le cas où le réseau est composé par S neurones, il est possible de créer les vecteurs $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_S]^T$, $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_S]^T$ et $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_S]^T$. Finalement, afin de construire un réseau il faut combiner les couches comme il est indiqué à titre d'exemple dans la Figure 4.36. Dans cet exemple, le réseau est composé par trois couches qui contiennent respectivement S^1, S^2, S^3 neurones et chaque couche est caractérisée par une matrice W^k , où k indique le numéro de la couche.

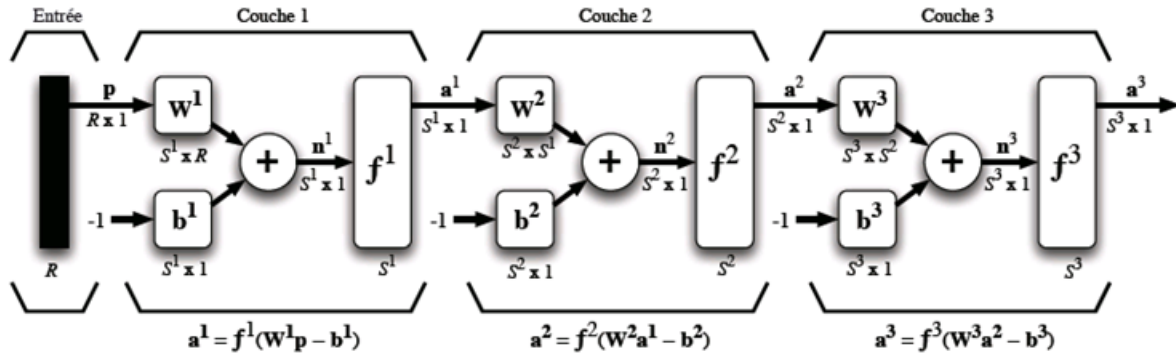


FIGURE 4.36 – Réseau de neurones avec trois couches, une couche d'entrée, une couche cachée et un couche de sortie.

4.5.1.1 Le perceptron multicouche

Il existe plusieurs types de topologies de réseaux de neurones, et le perceptron multicouche appartient aux réseaux du type à « propagation vers l'avant ». Dans ce type de réseau, la communication est propagée dans un sens unique depuis les entrées vers les sorties et son apprentissage est de type supervisé¹⁰ par correction d'erreur.

L'apprentissage est effectué à partir du concept de correction des erreurs, en utilisant la règle de LMS¹¹ afin de minimiser l'erreur quadratique moyenne. On définit un ensemble d'apprentissage de Z paires d'entrées/sorties $\{(p_z, d_z)\}$, $z = 1, \dots, Z$, où p_z représente les stimuli d'entrée et d_z les sorties connues pour chaque entrée.

A chaque moment donné il est possible de propager vers l'avant un stimulus différent $p(t)$ afin d'obtenir un vecteur de sortie $a(t)$. De cette façon, il est possible de calculer l'erreur $e(t)$ entre la sortie produite par le réseau $a(t)$ et la sortie connue $d(t)$.

$$e(t) = d(t) - a(t) \quad (4.24)$$

Ainsi, l'indice de performance F est défini comme l'espérance mathématique de l'erreur quadratique moyenne (Eq. 4.25).

$$F(x) = E[e^2(t)] \quad (4.25)$$

Dans la plupart des cas le calcul de cette espérance mathématique est souvent difficile et l'indice de performance est calculé seulement à partir de l'erreur quadratique moyenne $F^*(x) = e^2(t)$. A chaque itération, il est possible de calculer le vecteur gradient de l'erreur quadratique estimée (Eq. 4.26).

$$\nabla F(x) = \nabla e^2(t) \quad (4.26)$$

La dérivée partielle de l'erreur quadratique selon les poids $w_{1,j}$ et b_i est décrite avec

10. Dans une classification de type supervisé il est nécessaire d'apprendre à partir des données existantes afin de pouvoir donner une réponse lorsqu'une nouvelle entrée est présentée

11. Least Mean Square

l'Équation (4.27).

$$\nabla e^2(t) = 2e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial w_{1,j}} + 2e(t) \frac{\partial e(t)}{\partial b} \quad (4.27)$$

Dans le cas de $w_{i,j}$ la dérivé partielle est donnée par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(t)}{\partial w_{1,j}} &= \frac{\partial(d(t) - a(t))}{\partial w_{1,j}} = \frac{\partial}{\partial w_{1,j}} [d(t) - (w^T p(t) - b_1(t))] \\ &= \frac{\partial}{\partial w_{1,j}} \left[d(t) - \left(\sum_{k=1}^R w_{1,k} p_k(t) - b_1 \right) \right] \\ &= -p_j(t) \end{aligned} \quad (4.28)$$

et la dérivée partielle du terme b est donnée par l'Équation (4.29),

$$\frac{\partial e(t)}{\partial b} = 1 \quad (4.29)$$

Le gradient de l'indice de performance est donnée par $\nabla F^*(x) = -2e(t)y(t)$ où $y(t)$ représente le stimulus d'entrée. En appliquant cette méthode pour modifier les paramètres du neurone dans le sens de la diminution de F , on peut écrire l'équation de descente du gradient à l'aide de l'Équation (4.30).

$$\Delta x(t) = x(t+1) - x(t) = -\eta \nabla F(x)|_{x=x(t)} \quad (4.30)$$

L'Équation (4.30) permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne afin de trouver les valeurs optimales pour les paramètres w et b .

4.5.1.1.1 L'algorithme d'entraînement Les principales étapes qui permettent d'entraîner un réseau de neurones sont résumées ci-dessous :

- tout d'abord il faut initialiser les poids du réseau avec des valeurs aléatoires faibles,
- à partir des couples entrées/sorties : propager les entrées à travers les couches du réseau, rétropropager l'erreur vers l'arrière du réseau et finalement mettre à jour les poids w et b ,
- si le critère d'arrêt est atteint l'apprentissage s'arrête, sinon, il faut permuter l'ordre de présentation des couples entrées/sorties et l'étape précédente est répétée.

Les critères d'arrêt les plus utilisés pour l'algorithme de rétropropagation des erreurs sont basés principalement sur le nombre d'itérations d'entraînement ou sur la limite inférieure de l'erreur quadratique moyenne. Dans le premier cas, la contrainte d'un nombre maximal d'itérations est nécessaire car l'algorithme de rétropropagation peut, dans certains cas, ne pas converger. Dans le deuxième cas, pour certaines applications il est possible de fixer à l'avance une erreur minimale souhaitée et lorsque l'algorithme atteint cette valeur l'apprentissage s'arrête. La capacité de généralisation d'un réseau est une caractéristique importante car celle-ci permet d'assurer la performance du réseau lorsqu'une nouvelle entrée sera présentée. Lorsqu'un réseau ne possède pas cette caractéristique nous parlons de surappren-

tissage, c'est à dire, que les performances du réseau sont seulement assurées pour la base de données d'apprentissage. Afin de palier ce problème, il est nécessaire d'utiliser un critère d'arrêt basé sur la validation croisée¹². La validation croisée consiste à utiliser deux ensembles de données indépendants, un pour réaliser l'apprentissage et l'autre pour tester la performance du réseau. De cette façon le critère d'arrêt consiste à arrêter l'apprentissage lorsque l'erreur cesse de s'améliorer. La Figure 4.37 montre un exemple dans lequel lorsque sur l'ensemble de validation l'erreur commence à augmenter il est nécessaire d'arrêter l'apprentissage.

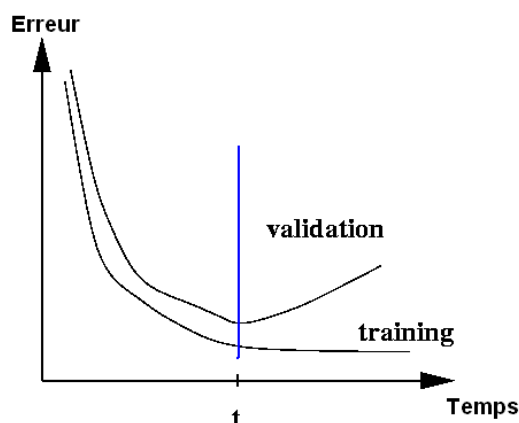


FIGURE 4.37 – Lorsque l'erreur dans l'ensemble d'apprentissage diminue et l'erreur dans l'ensemble de validation augmente, il existe un risque de surapprentissage et dans ce cas il faut arrêter le processus.

4.5.2 Les séparateurs à vaste marge

Les séparateurs à vaste marge ou « Support vector machine (SVM) » sont une technique de classification binaire par apprentissage supervisé, développée au cours des années '90, par Boser et Vapnik [Boser *et al.*, 1992]. Le concept principal de cette méthode de classification est celui de chercher un discriminant linéaire dans un espace approprié.

Un problème de classification simple est indiqué dans la Figure 4.38. Cette figure montre un espace de données en R^2 dans lequel se trouvent deux ensembles, ou classes de données, représentées ici par les points de couleurs bleu et rouge.

Selon l'ensemble de données représenté, ces deux classes peuvent être discriminées à partir d'un nombre infini des hyperplans (dans le cas de R^2 une droite) comme il est montré dans la Figure 4.38.

L'objectif est de trouver l'hyperplan le plus sûr, c'est à dire, celui qui passe « au milieu » des deux classes afin de classifier les données de façon optimale. Ainsi, le but principal de SVM est de trouver un hyperplan optimal qui maximise la distance entre les classes.

Les SVM cherchent l'hyperplan optimal à partir des vecteurs qui se trouvent dans le bord de chaque classe. Ces éléments, nommés vecteurs de support, maximisent la distance

12. En anglais « cross-validation »

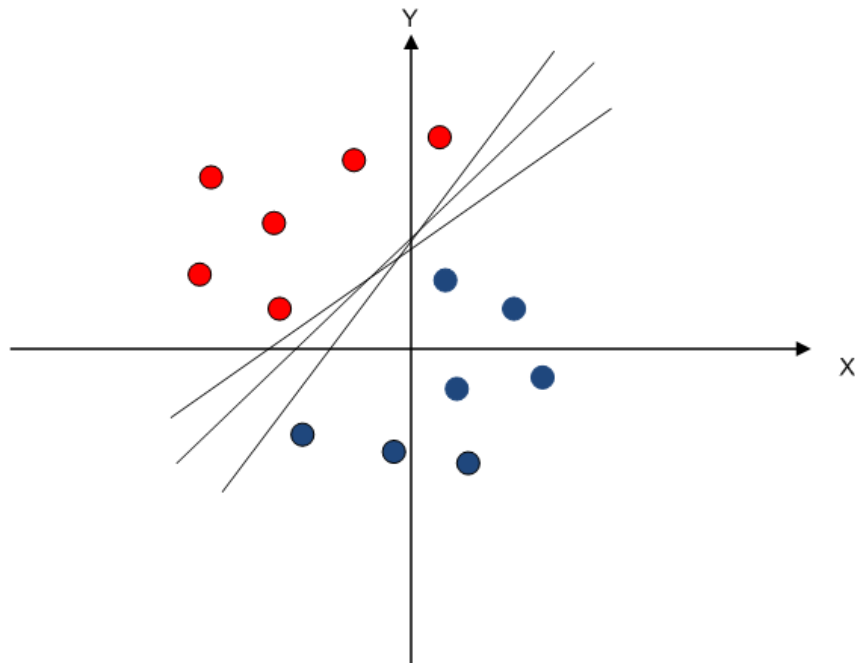


FIGURE 4.38 – vecteurs

(marge) entre les deux classes (Fig.4.39). De cette façon, la maximisation de la marge permet d'avoir plus de sécurité lorsqu'un nouvel élément est classé.

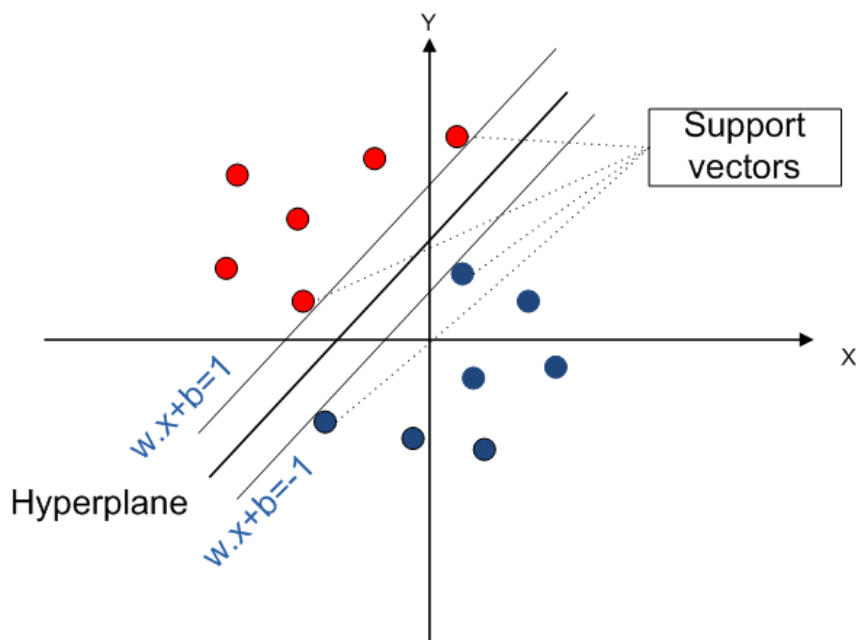


FIGURE 4.39 – la distance

Chaque élément de la classe est étiqueté soit avec +1 ou -1 selon la classe à laquelle il appartient. Le problème consiste donc à résoudre l'Équation (4.31) à partir des éléments d'entrée x et de sortie y .

$$\begin{cases} w.x_i + b \geq 1 \Rightarrow y_i = 1 \\ w.x_i + b \leq -1 \Rightarrow y_i = -1 \end{cases} \quad (4.31)$$

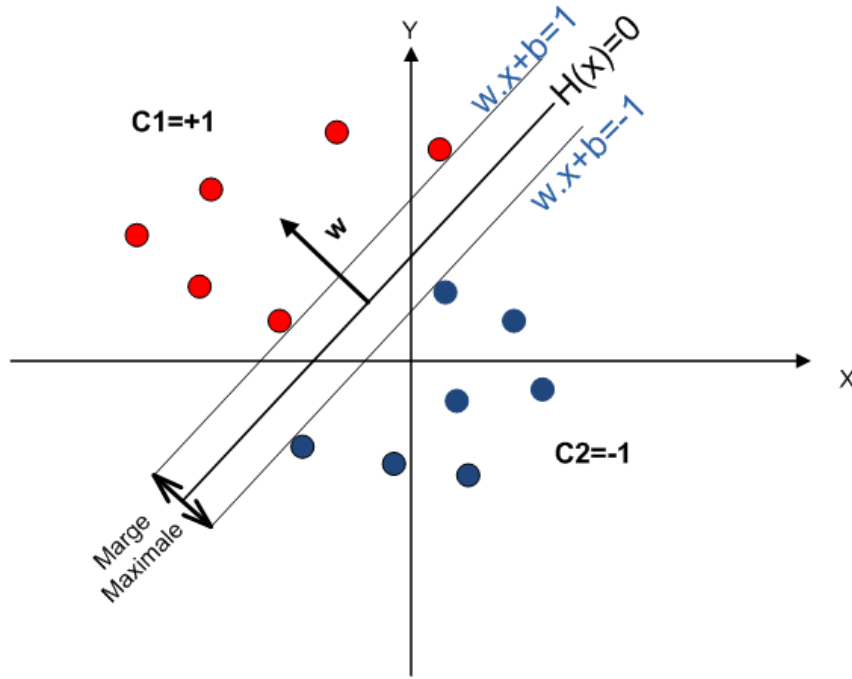


FIGURE 4.40 – L’hyperplan optimal est le plan qui se trouve « au milieu » des deux classes lorsque la distance aux éléments les plus proches est maximale.

L’hyperplan optimal est défini par le vecteur w qui vérifie la condition :

$$\arg \max_{w, b_0} \min_{i=1..n} \left\{ \|x - x_i\| : x \in \mathbb{R}^d, \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b_0 = 0 \right\} \quad (4.32)$$

La distance entre les deux plans est définie comme $\gamma = 2 / \|w\|^2$, c’est à dire, la maximisation de cette distance est équivalente à minimiser l’Équation (4.33).

$$\min_{w, b} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 \right\} \quad (4.33)$$

La résolution de ce problème d’optimisation possède une forme duale dans le cas où la fonction objective et les contraintes sont strictement convexes. A partir de la forme duale, l’hyperplan séparateur devient alors :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* u_i(\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) + w_0 \quad (4.34)$$

et les valeurs de α correspondent aux multiplicateurs optimaux de Lagrange.

4.5.2.1 L’évolution de SVM

Plus récemment, Cortes et Vapnik [Cortes, 1995] ont introduit un nouveau paramètre qui tient compte des mauvaises classifications. Ainsi, des « variables de ressort » ont été rajoutées afin d’adoucir les conditions imposées par l’Équation (4.31). Finalement, l’Équation (4.33) peut être modifiée par :

$$\min_{w,b,\xi} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \right\} \quad (4.35)$$

prenant en compte les contraintes $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i$.

4.5.2.2 La séparation non linéaire

Dans les applications réelles, la classification des échantillons ne peut pas être réalisée avec des discriminants linéaires. La Figure 4.41 représente le cas dans lequel la discrimination de classes ne peut pas être réalisée à l'aide d'un discriminant linéaire. Comme nous le voyons, la frontière entre les deux classes correspond plus clairement à un cercle. Dans ce cas, où les classes ne sont pas linéairement séparables, il est nécessaire de modifier l'Équation (4.31) par l'Équation (4.36).

$$f(x) = w \cdot K(x) + b \quad (4.36)$$

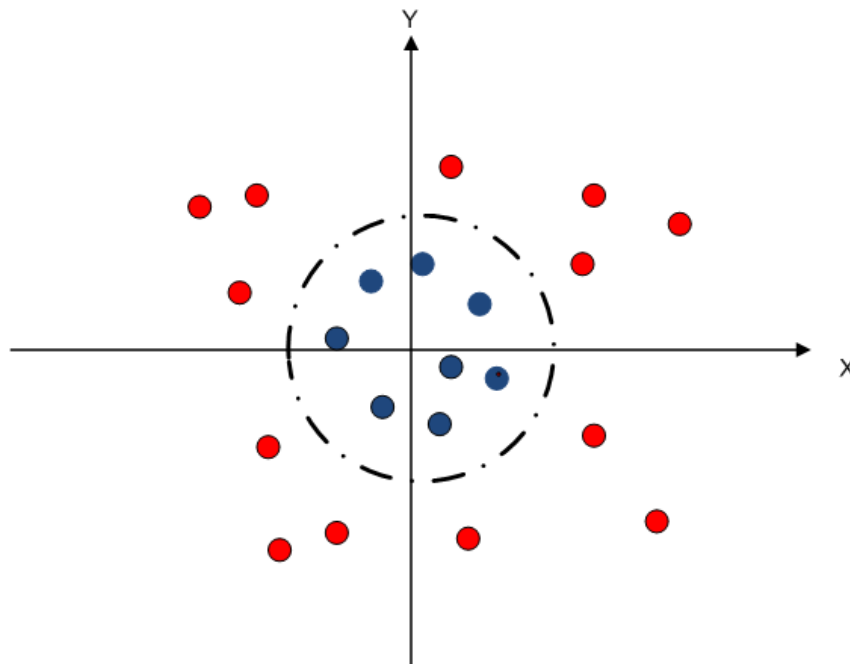


FIGURE 4.41 – Représentation de deux classes dans un espace R^2 . Comme il est indiqué, la discrimination des deux classes peut être réalisée en utilisant un discriminant non linéaire.

Ainsi, la fonction $K(x)$ va réaliser la projection des données x_i appartenant à l'espace R^n dans un autre espace afin de permettre une classification linéaire dans le nouvel espace R^{n+1} .

Les fonctions $K(x)$, ou fonctions du noyau, vont permettre la projection de ces données dans un nouvel espace. Ces fonctions noyau doivent respecter néanmoins quelques contraintes comme il a été indiqué par Mercer [Mercer, 1909]. De cette façon, les principales fonctions utilisées sont

-le noyau linéaire

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (4.37)$$

-le noyau polynomial

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^P \quad (4.38)$$

-le noyau Gaussien

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma} \quad (4.39)$$

4.6 Expérimentations préliminaires

Afin de tester l'instrumentation de mesure et les algorithmes décrits précédemment pour l'extraction de caractéristiques, nous avons mis en place différents types d'expérimentations. Ces expérimentations visent à :

- quantifier la variabilité de la fréquence cardiaque en fonction de différentes postures afin de mesurer l'influence de celle-ci sur l'activité du système sympathique et parasympathique,
- quantifier la charge mentale pendant des périodes de mouvement.

Ces expérimentations nous ont permis de tester l'ensemble de la méthodologie pendant des phases de mouvements tels que les changements de posture et nous ont offert la possibilité d'évaluer l'impact de la charge mentale pendant la marche.

4.6.1 Mesure de la VFC pendant les postures

Comme nous l'avons décrit précédemment (Chapitre 3), la fréquence cardiaque est modulée par le travail conjoint du système nerveux sympathique et parasympathique. Ainsi, l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque dans le domaine fréquentiel permet de quantifier la contribution de chaque système (sympathique et parasympathique) pendant différentes situations comme le changement de posture.

Afin de tester l'influence de la posture sur la VFC¹³ sur de courtes périodes de temps (1 min), nous avons évalué la VFC pendant quatre situations : debout, assis, allongé et pendant une période de marche. Nous avons enregistré l'ECG sur cinq sujets adultes en bonne santé pendant ces quatre postures. De cette façon, le sujet doit garder sa position pendant une minute et réaliser les changements de posture normalement. Une fois l'ECG acquis, le tachogramme est calculé pour les différentes positions et la VFC est calculée en utilisant la transformée de Fourier à court terme.

13. Variabilité de la fréquence cardiaque

La Figure 4.42 montre à titre d'exemple la densité spectrale de puissance pendant les quatre postures sur un sujet. Comme nous pouvons le remarquer, l'énergie dans la bande LF (0,05-0,15 Hz) est plus importante lors de la phase de marche, principalement à cause de l'effort physique, ainsi que l'énergie dans la bande HF(0,15-0,5 Hz) due au réflexe automatique de la marche.

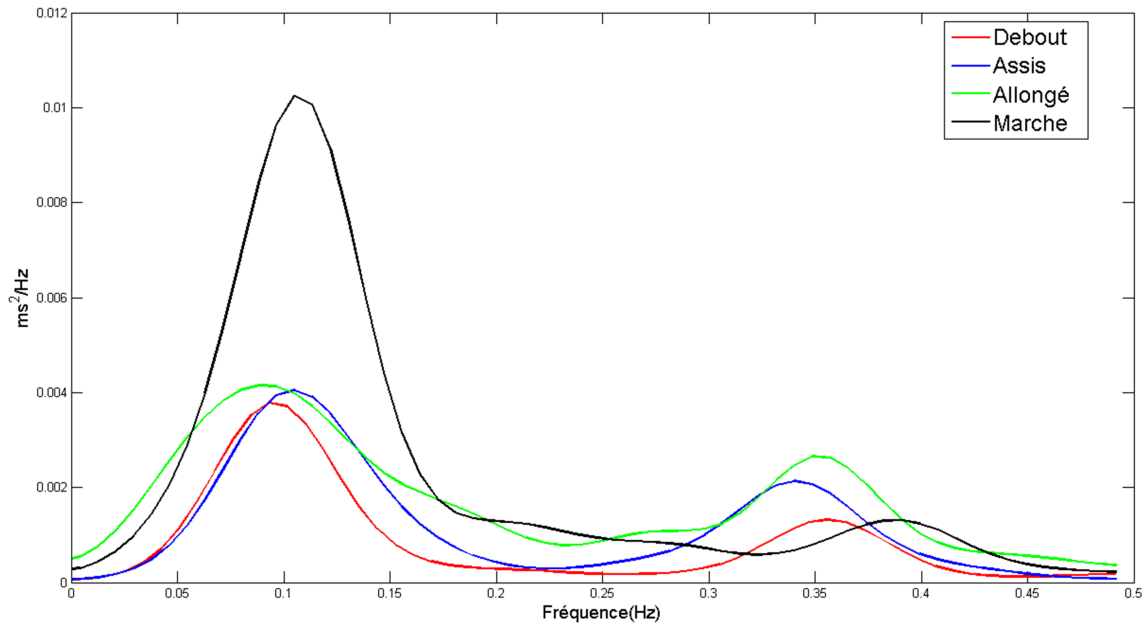


FIGURE 4.42 – Densité spectrale de puissance sur différentes postures : debout, assis, allongé et pendant une phase de marche.

Les différences entre les postures ont été étudiées en utilisant l'analyse de variances (ANOVA). Le tableau ci-dessous résume l'analyse statistique réalisée pour l'expérimentation.

	Debout(1)	Assis(2)	Allongé(3)	Marche(4)
LF	0,242±0,029	0,140 ± 0,015 (1)**	0,083± 0,075 (1)**, (2)ns	0,217± 0,015 (1)ns,(2)**,(3)**
HF	0,2195±0,0265	0,3805± 0,0717 (1)**	0,3685 ±0,0903(1)*, (2)ns	0,2041±0,0209 (1)ns,(2)**,(3)**
LF/HF	1,1240± 0,2519	0,4326±0,0716 (1)**	0,2743±0,2852(1)**, (2)ns	0,9694±0,1895 (1)ns, (2)**,(3)*

TABLE 4.5 – Moyenne et écart type du rapport sympathovagal lors de quatre positions. L'analyse de variances a été implémentée par paire de positions (1-2,1-3,1-4,2-3,2-4 et 3-4)

L'analyse de ce tableau nous permet de remarquer des différences significatives par paire de positions, c'est à dire, que nous pouvons clairement distinguer les positions debout-marche des positions assise-allongée grâce au rapport sympathovagal ($r = LF/HF$).

Cependant, il n'est pas possible de différencier une par une les quatre positions car, dans le cas des positions debout et marche, l'énergie dans la bande LF est équivalente, à cause de l'effort physique de la tâche. De façon similaire, l'énergie dans la bande HF est similaire entre les posture assise et allongée à cause de la diminution du débit sanguin.

4.6.2 Mesure de la charge mentale pendant la marche

L'activité du système nerveux autonome a été mesurée en utilisant le dispositif portable développé dans le cadre de cette thèse. L'activité de la personne a été mesurée également afin de quantifier la vitesse de la marche et les changements de posture, en utilisant le dispositif ACTIM6D développé par l'équipe.

4.6.2.1 Protocole expérimental

L'expérimentation se déroule en quatre étapes de trois minutes

1. Etape 1 : Marche lente (3 minutes)
 - le sujet effectue une marche lente (1 min),
 - le sujet effectue un calcul mental en continuant la marche avec la même vitesse (1 min),
 - suite à l'annonce du résultat le sujet continue la marche (1 min).
2. Etape 2 : Marche rapide (3 minutes)
 - le sujet réalise une marche rapide (1 min),
 - le sujet réalise un calcul mental en suivant la même vitesse de marche (1 min),
 - suite à l'annonce du résultat le sujet continue la marche avec la même vitesse (1 min).
3. Etape 3 : Position assise (3 minutes)
 - le sujet reste en position assise (1 min),
 - le sujet effectue le calcul mental (1 min),
 - le sujet continue dans la même position (1 min).
4. Etape 4 : Position couchée (3 minutes)
 - le sujet reste en position couché (1 min),
 - le sujet réalise le calcul mental (1 min),
 - le sujet continue dans la même position (1 min).

Ce scénario est répété trois fois pendant une marche plus rapide, une position assise et une position allongée.

L'objectif de cette expérimentation est d'identifier les paramètres pertinents à partir des signaux physiologiques afin de quantifier si possible la charge mentale pendant une activité physique. Pour cela nous avons regardé les variations générées par ces activités sur la résistance cutanée et la fréquence cardiaque instantanée.

Les paramètres mesurés pour la résistance cutanée sont décrits ci-dessous :

- la somme des réponses,
- l'amplitude des réponses,
- la somme de temps des réponses.

Ces paramètres sont calculés sur une fenêtre de 60 secondes pendant chaque activité.

Afin d'estimer la VFC, nous avons calculé la densité spectrale de puissance du signal de fréquence cardiaque afin de quantifier les énergies dans les bandes LF et HF. De façon complémentaire, lors des phases de marche, nous avons calculé la fréquence des pas à partir de la transformée de Fourier des signaux accélérométriques.

4.6.2.2 Résultats

Dans un premier temps, nous avons évalué les différents paramètres sur la résistance cutanée avant et pendant les quatre situations. Les périodes sans charge mentale et avec charge mentale ont été étudiées, toutes situations confondues.

L'analyse de variances (ANOVA) implémentée indique une augmentation significative ($p < 0.01$) du nombre de réponses pendant les tâches de calcul mental (Fig.4.43).

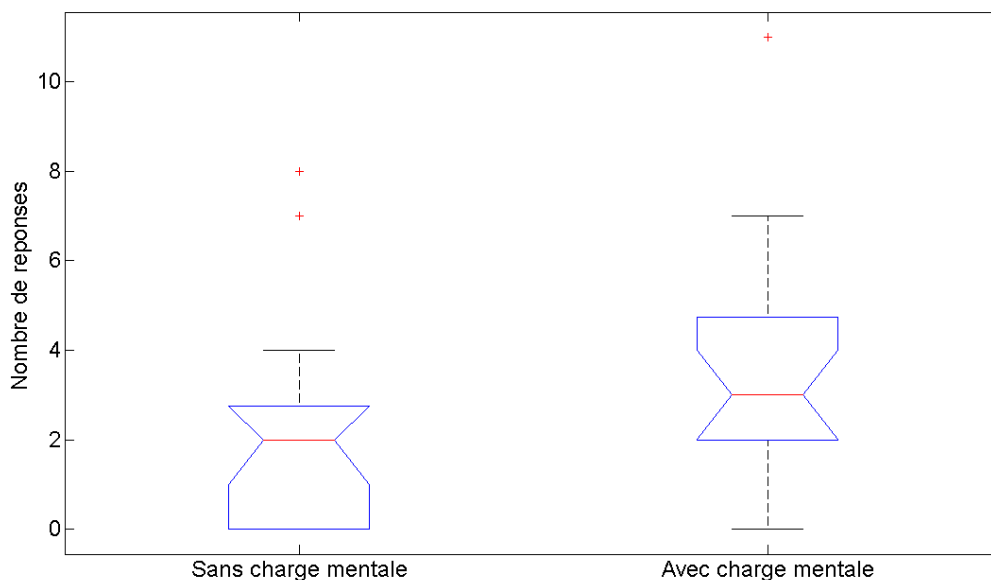


FIGURE 4.43 – Moyenne et écart type du nombre de réponses pendant les quatre situations sans et avec calcul mental. L'analyse d'ANOVA indique une augmentation significative ($p < 0.01$) du nombre de réponses lors de la phase de calcul mental

De façon similaire, nous avons étudié la somme des amplitudes lors des deux périodes (avec et sans charge mentale). Cependant, nous n'avons pas pu implémenter l'analyse ANOVA car les données n'avaient pas une distribution normale. Nous avons donc utilisé le test non paramétrique de Kruskal-Wallis, qui n'impose pas la contrainte de distribution normale de données et réalise la comparaison sur le rang de données. Ce test permet d'identifier ainsi une augmentation significative ($\chi^2 < 0.002$) de la somme des amplitudes lors des phases de calcul mental dans toutes les situations comme le montre la Figure 4.44.

Dans la Figure 4.45, le rapport LF/HF est indiqué avant et pendant les quatre situations. Ainsi, lors de la marche lente, il y a une augmentation du rapport sympathovagal dû à la réalisation du calcul mental. Lors de la marche rapide (situation 2) le rapport LF/HF a tendance

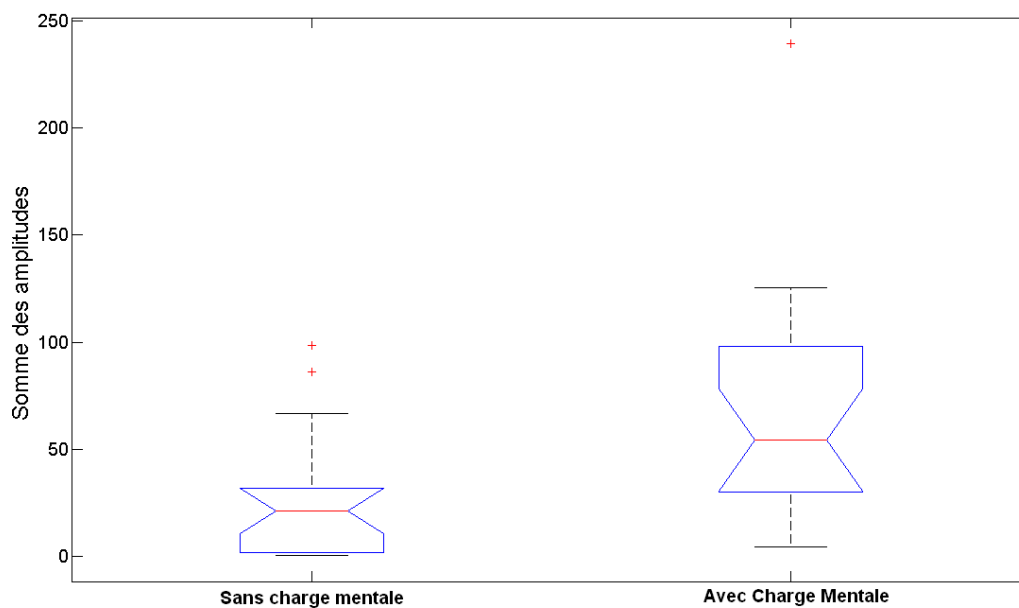


FIGURE 4.44 – Moyenne et écart type de la somme des amplitudes. L'analyse de Kruskal-Wallis indique une augmentation significative $\chi^2 < 0.002$ de la somme des amplitudes.

à diminuer. Cette diminution peut s'expliquer en partie par le ralentissement de la marche pendant la phase de marche rapide induit par la réalisation des tâches simultanées.

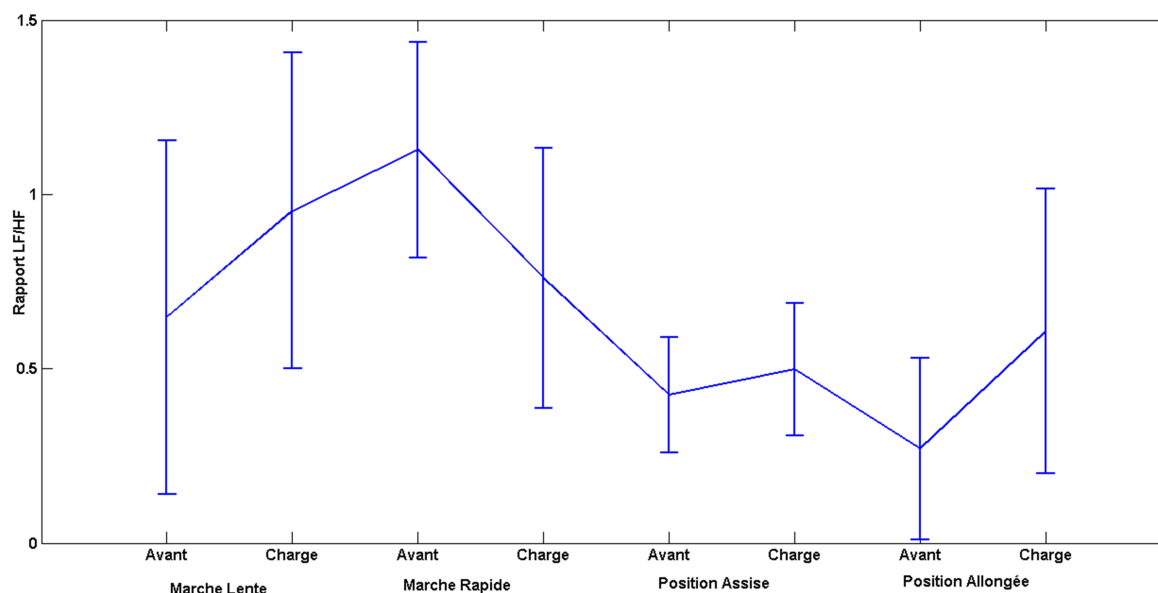


FIGURE 4.45 – Mesure du rapport sympathovagal pendant les quatre situations sans et avec calcul mental.

En utilisant les signaux accélérométriques nous avons calculé la fréquence de la marche dans le deux cas (avant et pendant le calcul mental). Le rapport entre les fréquences nous permet d'estimer s'il se produit effectivement un ralentissement de la marche pendant les périodes de charge mentale. La valeur de ce rapport est $R_m = 0,97 \pm 0,0111$ et indique la

diminution de la vitesse lors de phases de calcul mental.

Finalement, nous pouvons conclure que la résistance cutanée s'avère être un bon paramètre pour quantifier la charge mentale, même pendant les situations de mouvement comme la marche. Ce n'est pas le cas lors de la mesure de la VFC. En effet, les mesures de la VFC sont fortement influencées par l'effort physique, ce qui ne permet pas de distinguer les phases sans charge mentale des phases avec charge mentale.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la méthodologie implémentée pour la mesure de l'activité du système nerveux autonome avec des capteurs non-invasifs. Nous avons développé un dispositif portable qui permet l'acquisition de différents signaux physiologiques comme la température cutanée, la résistance cutanée, l'électrocardiogramme, la pression partielle en oxygène et la transmission de l'information via une liaison sans fil. De même, nous nous sommes intéressés au traitement spécifique de chaque signal afin d'extraire les paramètres pertinents pour caractériser les différentes situations de la vie quotidienne. Finalement, nous avons présenté les bases théoriques des méthodes de classification qui seront utilisées pendant les expérimentations.

Troisième partie

Expérimentations

Chapitre 5

Expérimentations

Sommaire

5.1 Mesure de l'activité du SNA pour la détection de chute	114
5.1.1 Objectif de l'expérimentation	115
5.1.2 Protocole expérimental	117
5.1.3 Extraction de caractéristiques	117
5.1.4 Analyse en composantes principales	119
5.1.4.1 Conclusion	121
5.1.5 Classification par réseaux de neurones	123
5.1.6 Classification avec SVM	124
5.1.7 Conclusions de l'expérimentation	127
5.2 Étude de l'hypotension orthostatique	128
5.2.1 La population de l'étude	128
5.2.2 Les hypothèses de l'expérimentation	129
5.2.3 Le protocole expérimental	129
5.2.4 Résultats	130
5.2.4.1 L'analyse de la fréquence cardiaque	131
5.2.4.2 L'analyse de la résistance cutanée	133
5.2.4.3 L'analyse de la température cutanée	134
5.2.5 Conclusion	137

DANS le chapitre précédent nous avons présenté : 1. La conception du système embarqué qui permet le suivi de l'activité du système nerveux autonome en ambulatoire 2. Les algorithmes implémentés pour l'extraction de caractéristiques à partir des signaux physiologiques mesurés par le système développé 3. Les bases théoriques de deux méthodes de classification qui seront utilisées pour la discrimination des comportements de la personne pendant les activités de la vie quotidienne.

Ce chapitre est divisé en deux parties, dans la première partie nous allons présenter les résultats d'une expérimentation visant à caractériser les différentes réactions physiologiques lors des chutes simulées afin de classifier des situations de la vie quotidienne et des événements de chute. Dans la deuxième partie, nous présentons une expérimentation réalisée chez des sujets âgés qui présentent des troubles d'hypotension orthostatique, afin d'étudier le fonctionnement du système nerveux autonome.

5.1 Mesure de l'activité du SNA pour la détection de chute

La chute est considérée comme un problème majeur chez la population âgée car, comme nous l'avons décrit dans les chapitres précédents, une personne sur deux âgée de plus de 85 ans a fait au moins une chute au cours de la dernière année. Afin de détecter la chute de façon précoce de nombreux dispositifs, basés sur des accéléromètres, ont été développés récemment. Dans la plupart des cas, le taux de détection positive de ces dispositifs n'atteint pas 100% ce qui présente un risque de non-détection avec des conséquences graves qui peuvent parfois aller jusqu'à la mort du sujet.

Un événement de chute chez les personnes âgées peut être divisé en 4 phases :

- Pendant la phase de pre-chute la personne réalise une activité normale de la vie quotidienne comme différentes transitions debout-assis ou debout-couché par exemple. Ces mouvements peuvent être rapides mais ils ne doivent pas être reconnus comme une chute.
- La phase critique est définie comme un mouvement violent vers le sol qui se termine par un choc vertical. La durée de cette phase est assez courte entre 300 et 500 ms.
- Pendant la phase de post-chute, la personne reste inactive en position couché dans la plupart des cas sur le sol. Ainsi, il est nécessaire de diminuer le temps de cette phase afin de réduire les conséquences de la chute.
- Dans la phase de recouvrement la personne peut se relever toute seule ou bien elle peut être aidée par une autre personne.

La Figure 5.1 indique les quatre phases de chute. De cette manière, il est possible de réaliser une détection de la chute de deux façon : directe, à partir de la détection de l'accélération pendant la phase critique ou bien indirectement en étudiant la phase de post-chute (temps d'inactivité de la personne) comme il est indiqué dans les travaux de Noury et al [Noury *et al.*, 2008].

Le plus souvent les dispositifs utilisés pour la détection de chute manquent de spécifi-

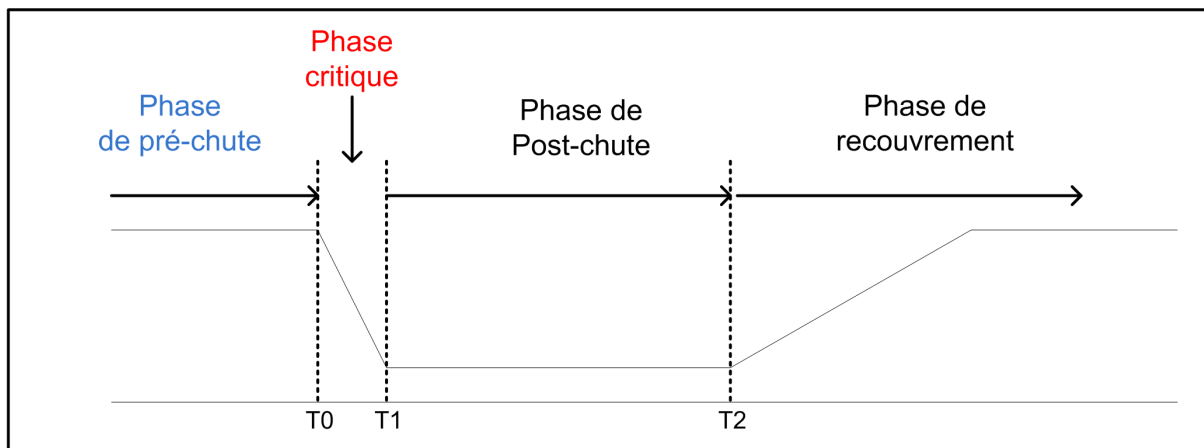


FIGURE 5.1 – Les quatre phases d'un évènement de chute

cité, c'est à dire, qu'une transition debout-couché lors des activités normales de la vie quotidienne va déclencher à tort une alarme car elle sera interprétée comme une chute. Afin d'améliorer la spécificité de détection de la chute, nous proposons ainsi une stratégie multiparamétrique qui consiste à surveiller de façon continue les mouvements de la personne avec des systèmes embarqués accélérométriques et l'activité du système nerveux autonome avec l'instrumentation de mesure qui a été développée dans le cadre de cette thèse. La stratégie proposée peut s'expliquer de la façon suivante :

- le système de détection de chute et le système de mesure du SNA surveillent en continu l'activité de la personne âgée et son état émotionnel,
- lorsque la vitesse angulaire dépasse un certain seuil, le système de détection de chute envoie une requête vers le système de mesure du SNA afin de connaître le niveau de stress ressenti par la personne à ce moment,
- le système de mesure du SNA réalise ainsi l'extraction de caractéristiques et la fusion de données nécessaires afin de confirmer ou infirmer l'évènement de chute à partir des signaux physiologiques mesurés,
- le système de mesure du SNA renvoie la réponse vers le capteur de chute qui sera chargé de réaliser une fusion de données globale de l'information afin de déclencher une alarme.

Dans la Figure 5.2 sont représentées les différentes étapes de la stratégie proposée. Au cours de cette expérimentations nous nous sommes concentrés sur la caractérisation des réactions physiologiques qui vont nous permettre de classifier une situation de chute.

5.1.1 Objectif de l'expérimentation

L'objectif principal de l'expérimentation est de différencier les situations de la vie quotidienne de l'évènement d'une chute simulée. Cette classification sera réalisée à partir de différentes caractéristiques des signaux physiologiques acquis par le système ambulateur développé au cours de cette thèse.

Nous avons mesuré et enregistré les signaux physiologiques au cours d'une chute simu-

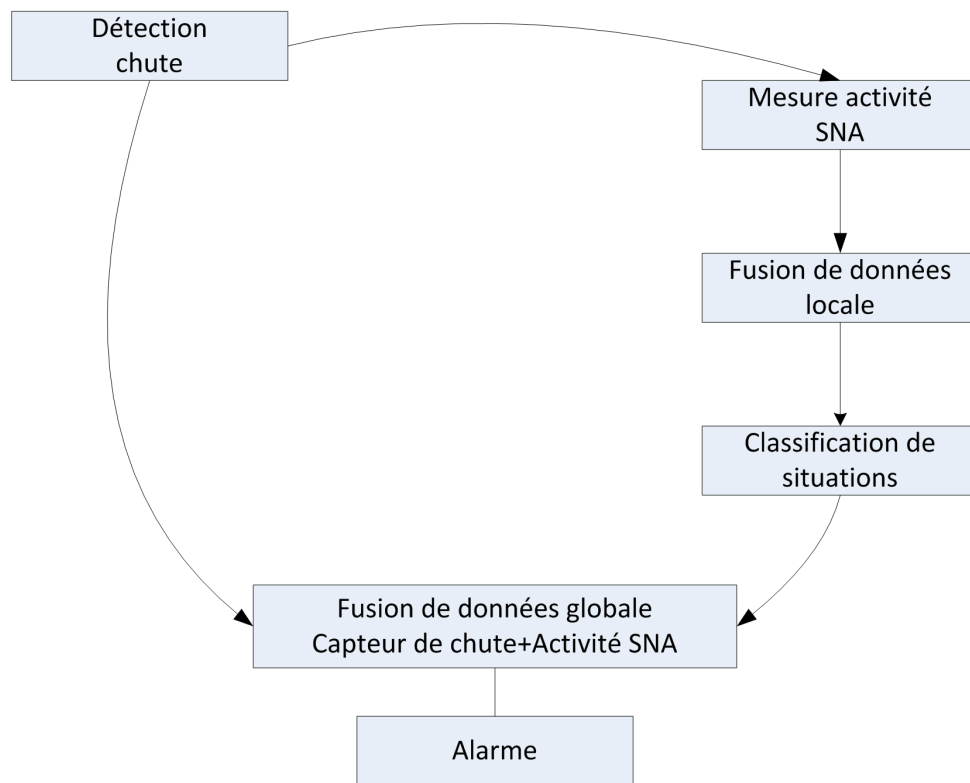


FIGURE 5.2 – Diagramme de la stratégie multiparamétrique proposée pour la détection de chute

lée et pendant une transition debout-couché car le système de détection de chute peut dans certaines cas confondre ces deux situations.

Une action soudaine, comme une chute, va occasionner une activation du système nerveux sympathique au niveau des trois signaux mesurés pendant l'expérimentation, les hypothèses retenues pour la réponse de chaque signal sont les suivantes :

- Pendant la phase critique de la chute une activation du système nerveux sympathique se produira. Ceci se traduira par :
 - une vasoconstriction périphérique mesurable par une diminution de la valeur de la température cutanée,
 - une réponse de type phasique ainsi qu'une diminution du niveau tonique occasionné par l'activation du système nerveux sympathique (au niveau de la résistance cutanée,),
 - une augmentation de l'énergie dans la bande LF qui indique une activation du système nerveux sympathique produit face à la situation de chute.
- pendant la phase de post-chute
 - une diminution de l'activité des glandes sudoripares qui produira une augmentation de la résistance cutanée,
 - une diminution du rapport sympathovagal (LF/HF) dû à la posture allongée.

La classification des situations a été implémentée en utilisant les deux méthodes décrites précédemment (Réseaux de neurones et SVM). Ces techniques de classification, basées sur un apprentissage supervisé, utilisent quelques éléments pour construire la base d'appren-

tissage. Ensuite la performance de la méthode de classification est évaluée par validation croisée.

5.1.2 Protocole expérimental

L'expérimentation a été réalisée sur sept sujets adultes (34 +/- 7 ans). Le sujet devait effectuer différents types de chutes simulées et des transitions debout-couché. Les chutes étaient amorties par un matelas afin de protéger les sujets. Les différentes étapes de l'expérimentation étaient les suivantes :

1. le sujet est équipé avec le système de mesure et les différents signaux sont contrôlés,
2. afin de reproduire une chute inattendue, il est demandé au sujet de fermer les yeux et d'attendre en position debout pendant une minute,
3. le sujet est soudain poussé fortement sur le matelas afin de générer la chute,
4. le sujet doit rester en position couchée pendant une minute,
5. les étapes 2-4 sont répétées trois fois afin de générer trois chute vers l'avant,
6. il est demandé au sujet de produire de la même façon trois chutes vers l'arrière,
7. après la dernière chute effectuée, il est demandé au sujet de marcher pendant une minute,
8. dans l'étape suivante le sujet doit réaliser trois transitions debout-couché (Faux positif de la chute).

Nous avons collecté au total 350 minutes d'expérimentation, soit une moyenne de 50 minutes par sujet.

5.1.3 Extraction de caractéristiques

Afin de caractériser les réactions spontanées de chaque sujet pendant les différentes situations, il est nécessaire d'extraire différents types de paramètres caractéristiques de chaque signal mesuré. Ainsi, nous nous sommes appuyé principalement sur les travaux de mesure de stress qui ont été présentés dans le Chapitre 2 afin d'extraire ces caractéristiques qui vont nous permettre de représenter au mieux l'état physiologique de la personnes lorsqu'elle expérimente une situation de stress comme celle d'une chute soudaine. Ces caractéristiques sont les suivantes :

- Température cutanée : comme nous l'avons vu précédemment, la température cutanée permet d'obtenir une image des processus de vasodilatation ou vasoconstriction périphérique. Ainsi, nous choisissons de mesurer la valeur moyenne (μ_t) et l'écart type (σ_t) du signal de température cutanée. Lorsqu'une personne est détendue une vasodilatation périphérique se produit, ce qui fait augmenter la température cutanée.
- Résistance cutanée : la réponse électrodermale en résistance peut être quantifiée à partir du niveau tonique ou phasique du signal. De cette façon, le niveau tonique est

extrait par un filtre passe-bas à 0,05 Hz et la mesure de sa valeur moyenne (μ_r). Dans le cas du niveau phasique, nous avons mesuré la somme des amplitudes ($\sum A_r$) et pendant une fenêtre de temps de 45 secondes avant et pendant chaque situation.

- Fréquence cardiaque : sur le signal de fréquence cardiaque l'information est principalement portée par sa variabilité. Nous avons quantifié la VFC par la mesure de la densité spectrale de puissance afin de quantifier l'énergie dans les bandes LF et HF et finalement avec la mesure du rapport $SD1/SD2$ pour la représentation de Poincaré.

A partir de la mesure de ces paramètres, nous avons construit un vecteur pour chaque situation, qui contient un élément de plus afin d'indiquer la classe d'appartenance. Ces vecteurs constitueront la base d'apprentissage qui sera utilisée pour implémenter les différentes méthodes de classification. Ainsi, nous avons mesuré ces caractéristiques avant et suite à chaque situation(chute et transition debout-couché contrôlée). Le Tableau 5.1 montre un exemple des paramètres extraits sur les signaux physiologiques pour chaque situation.

	SD1/SD2	LF/HF	SD1/SD2	LF/HF	μ avant	μ après	Σ Amp avant	Σ Amp après	μ tc	σ tc	C
s1	0,2007	0,834	0,5571	0,2404	584,8057	573,07	24,0638	44,1524	33,58	0,15	1
s2	0,1958	0,574	0,1408	0,3409	553,2072	562,56	78,3534	37,3531	34,67	0,17	1
s3	0,2245	0,3025	0,4009	0,7419	571,3111	578,68	20,7903	15,569	34,78	0,12	-1
⋮	⋮	⋮									⋮

TABLE 5.1 – Tableau de données construit pour chaque situation, la valeur de C indique la classe d'appartenance(C=1 chute, C=-1 transition debout-couchée)

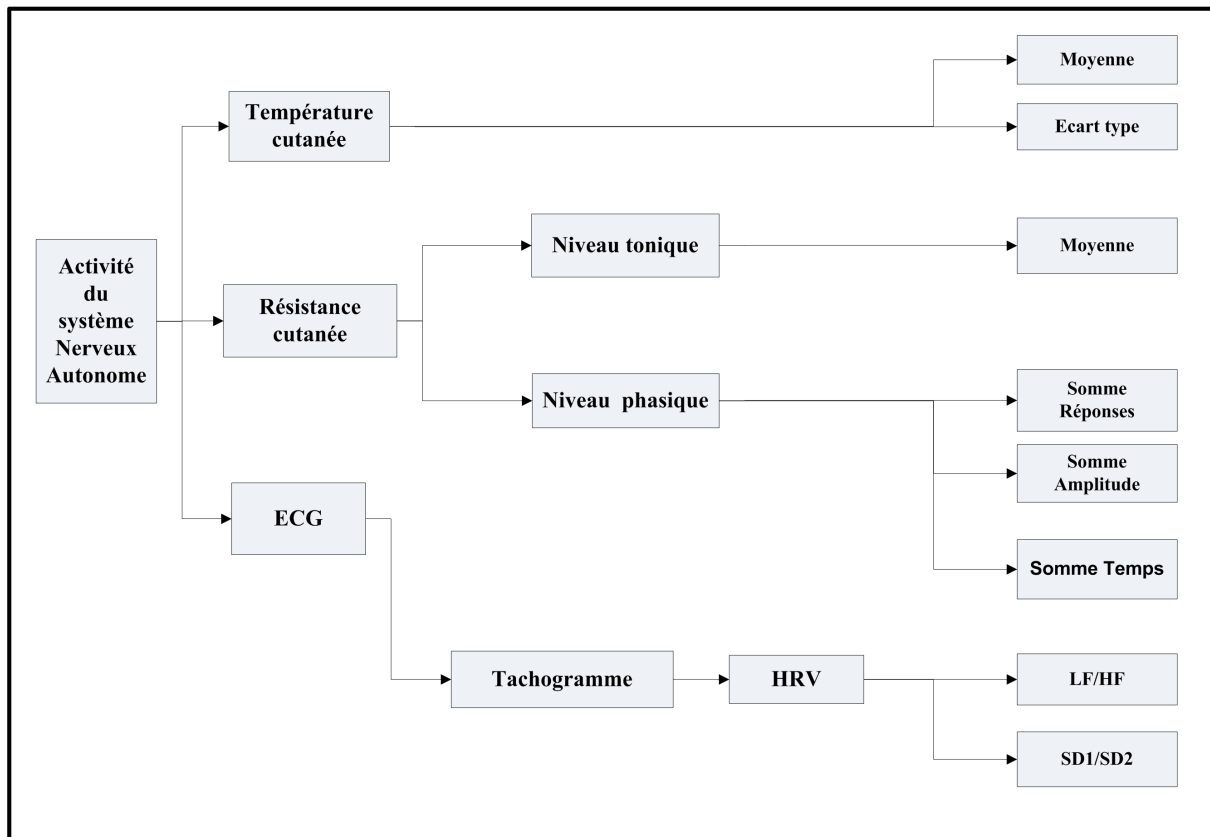


FIGURE 5.3 – Résumé des caractéristiques extraites sur chaque signal

5.1.4 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode exploratoire de données qui permet de résumer l'information contenue dans des grandes masses de données, seulement avec un nombre réduit de composantes. Ces composantes sont découvertes à partir du calcul des valeurs propres de la matrice de corrélation de données.

Afin d'étudier la corrélation entre les différentes caractéristiques, nous avons donc implémenté une analyse en composantes principales des caractéristiques qui ont été mesurées pour chaque situation.

Tout d'abord nous avons centré et réduit les données de la base d'apprentissage suivant l'Équation 5.1.

$$Z_i = \frac{X_i - \bar{x}_i}{s_i} \quad (5.1)$$

où \bar{x}_i représente la valeur moyenne et s_i l'écart type des échantillons de chaque caractéristique.

Ainsi, dans un premier temps, l'ACP nous a permis de retirer les deux caractéristiques relatives à la température (valeur moyenne et écart type) car leur contribution était négligeable. Ensuite, nous avons réalisé à nouveau l'analyse en composantes principales sur la base de données composée par les caractéristiques restantes.

Comme nous l'avons rappelé, l'ACP permet non seulement d'étudier la corrélation des caractéristiques dans un espace de données plus approprié (l'espace des composantes principales) mais aussi de représenter d'une meilleure façon les données dans un espace de dimension plus réduite. Cet espace de composantes principales est défini par les vecteurs propres de la matrice de corrélation et les valeurs propres représentent la quantité d'information contenue dans chaque composante.

Le Tableau 5.2 indique les valeurs propres de la matrice de corrélation des données qui permettent de quantifier la quantité d'information fournie par chaque composante dans le nouvel espace de données. Le nombre minimal de composantes, qui fournissent une représentation correcte des données dans le nouvel espace, est choisi à partir de la quantité d'information cumulée par composante mais aussi par les composantes principales correspondant à des valeurs propres supérieures à 1 [Govaert, 2003]. Nous pouvons remarquer que les trois premières composantes (valeurs propres sont supérieures à 1) la quantité d'information cumulée est égale à 75,67%. Tout de même, nous observons que la valeur propre de la quatrième composante est proche de 1 ($\lambda_4 = 0,98$) ce qui nous indique que cette composante peut être nécessaire pour mieux représenter l'espace de données (Pourcentage cumulé = 88,04%)

Dans la Figure 5.4 nous avons représenté l'histogramme des valeurs propres par composante. Le pourcentage d'information réuni sur les quatre premières composantes est d'environ 88%.

Numéro	Valeur propre	Information par composante %	Information cumulée %
1	2,8528	35,65	35,65
2	1,7106	21,38	57,03
3	1,4919	18,64	75,67
4	0,9897	12,37	88,04
5	0,5780	7,22	95,26
6	0,3374	4,21	99,47
7	0,0382	0,47	99,94
8	0,0013	0,016	100

TABLE 5.2 – Valeurs propres et pourcentage d'information par composante obtenu à partir de l'ACP.

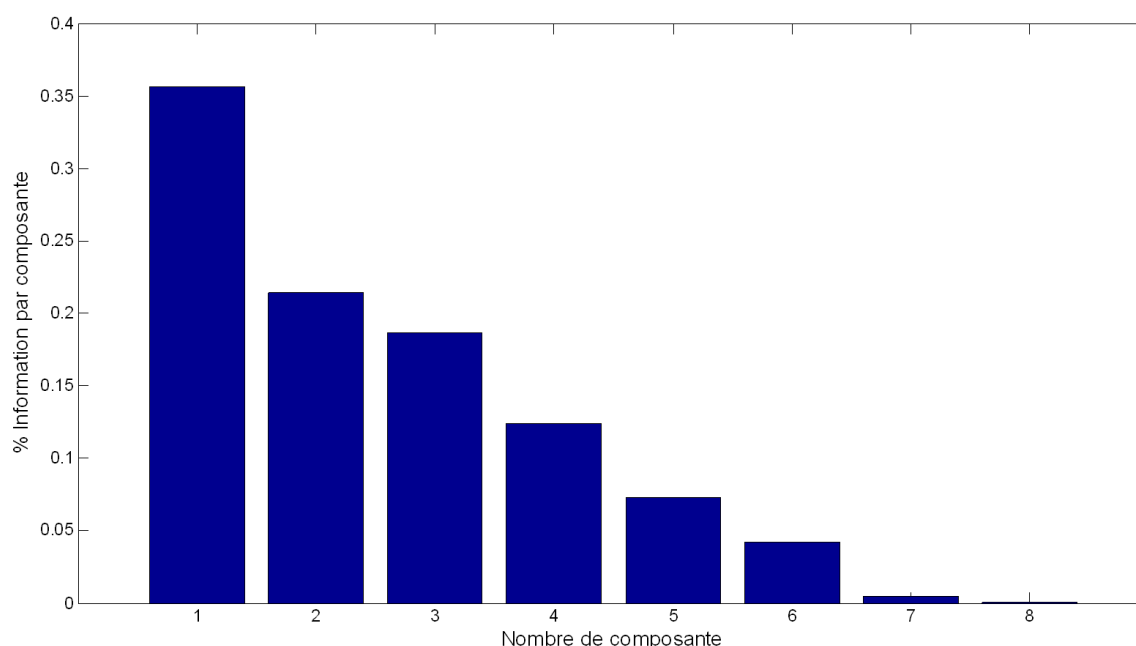


FIGURE 5.4 – Pourcentage d'information fournit par composante. Le pourcentage d'information contenu dans les quatre premières composantes principales atteints 88%.

Le Tableau 5.3 indique la corrélation entre chaque caractéristique mesurée et les composantes principales. Nous pouvons remarquer une corrélation inverse entre la première composante et le rapport LF/HF mesuré en position debout. Tout de même, nous observons que les autres caractéristiques sont corrélées directement avec la première composante avec une contribution majeure du rapport LF/HF suite à chaque évènement. Dans le cas du rapport « SD1/SD2 après », la contribution au niveau de la première et deuxième composante est faible (0,081 et 0,03) mails elle est plus importante au niveau de la quatrième composante (-0,9165).

La Figure 5.5 permet d'observer graphiquement la corrélation entre les différentes caractéristiques mesurées. Les valeurs moyennes de la résistance, mesurées avant et pendant chaque situation, sont corrélées fortement car elles dépendent principalement des caractéristiques cutanées de chaque sujet et elles apportent le même type d'information, c'est à

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
SD1/SD2 avant	0,60	-0,49	0,28	-0,24	0,48	-0,02	-0,08	0
LF/HF avant	-0,73	0,07	-0,39	-0,13	0,51	0,08	0,08	0
SD1/SD2 après	0,08	0,03	-0,33	-0,91	-0,20	0	0	0
LF/HF après	0,86	-0,26	0,38	-0,07	-0,01	-0,02	0,14	0
μ_{res} avant	0,68	0,67	-0,25	0,05	0,11	0,01	-0,003	-0,02
μ_{res} après	0,67	0,68	-0,24	0,04	0,12	-0,01	-0,009	0,02
Σamp avant	0,22	-0,46	-0,73	0,17	0	-0,39	0,007	0
Σamp après	0,46	-0,49	-0,56	0,17	-0,08	0,41	-0,006	0

TABLE 5.3 – Corrélations caractéristiques-composante

dire, qu'elles sont redondantes. De la même façon, au niveau de la somme des amplitudes et de la somme des temps de réponse, nous observons une contribution importante au niveau des deux premières composantes. Au niveau de la variabilité de la fréquence cardiaque, les rapports LF/HF avant (pendant la phase d'attente) et après l'évènement (la chute ou la transition debout-couché) sont inversement corrélés, dû principalement à l'influence de la posture et sa contribution reste importante. Au contraire, nous pouvons remarquer que la caractéristique représentée par le rapport $SD1/SD2$ n'est pas bien représentée dans l'espace des deux premières composantes comme nous l'avons remarqué dans le Tableau 5.3.

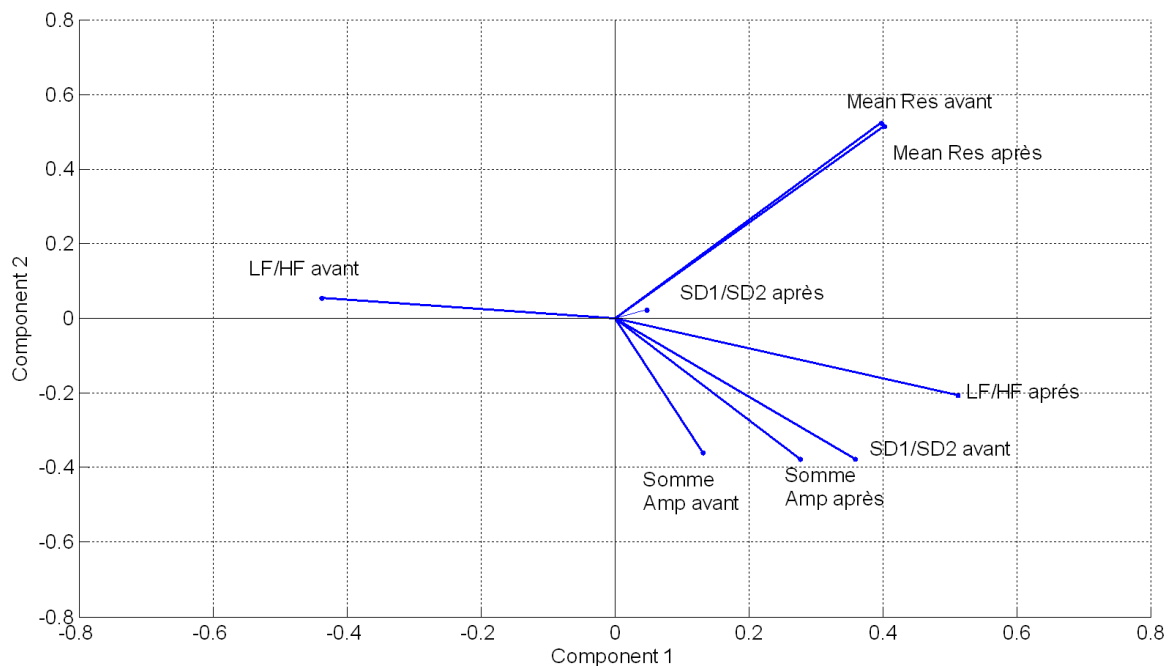


FIGURE 5.5 – Corrélation des caractéristiques dans les deux premières composantes principales.

5.1.4.1 Conclusion

A partir de l'analyse en composantes principales, nous pouvons conclure sur l'importance de la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque par le rapport LF/HF car sa

contribution au niveau des composantes principales est plus importante que la mesure du rapport SD1/SD2. Au niveau de la résistance cutanée, nous observons une contribution importante à partir de la mesure de la valeur moyenne ainsi que la somme des amplitudes pour les 4 premières composantes qui représentent environ 88% de l'information.

5.1.5 Classification par réseaux de neurones

Afin de réaliser la classification par réseaux de neurones, nous avons utilisé un réseau de type « Perceptron multicouche ». Ainsi, la topologie du réseau contient une couche d'entrée, une couche cachée et finalement une couche de sortie. La couche d'entrée contient 10 neurones (nombre d'entrées) et la couche de sortie un neurone (classification à deux classes). La fonction de transfert choisie pour les deux couches (cachée et sortie) est de type tangente hyperbolique car il a été démontré que ces fonctions permettent de créer des frontières de décision concaves, fermées nécessaires pour résoudre les différents types de problèmes de classification. La performance de classification est évaluée en utilisant l'algorithme de « Leave-one-out » : le réseau est entraîné avec $N - 1$ éléments et testé sur le dernier élément de la base d'apprentissage comprenant N éléments.

La performance de classification est évaluée en mesurant la sensibilité, la spécificité et la prédiction positive sur tous les éléments de la base d'apprentissage. La sensibilité est définie comme la capacité du classifieur de détecter la chute lorsqu'elle se produit effectivement. De même, la spécificité est définie comme la capacité du classifieur à ne pas détecter une chute lorsqu'une transition debout-couché se produit. Les équations décrites ci-dessous permettent ainsi le calcul de ces trois paramètres.

$$\text{Sensibilité}(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (5.2)$$

$$\text{Spécificité}(\%) = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (5.3)$$

$$\text{Prédiction positive}(\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (5.4)$$

avec :

- TP = Nombre de situations détectées comme une chute lorsqu'il se produit effectivement une chute,
- TN = Nombre de situations détectées comme une chute lorsqu'il se produit une transition debout-couché contrôlée,
- FP = Nombre de situations détectées comme une transition debout-couché lorsqu'il se produit effectivement une transition,
- FN = Nombre de situations détectées comme une transition debout-couché lorsqu'il se produit une chute.

Tout d'abord, nous avons commencé par faire varier le nombre de neurones dans la couche cachée afin de trouver la topologie optimale du réseau. Ainsi, nous avons commencé par un nombre de neurones relativement faible (2 neurones) dans la couche cachée et nous l'avons augmenté jusqu'à 24 neurones. Pour chaque topologie nous avons évalué la sensibilité, la spécificité et la prédiction positive qui vont nous permettre de choisir la topologie du réseau la plus performante.

Le Tableau 5.4 résume les résultats pour les différentes topologies. Nous pouvons remarquer de bons résultats (plus de 80%) pour les trois paramètres mesurés, lorsque le nombre de neurones dans la couche cachée est de 10 et 20 neurones. Plus précisément, nous nous sommes intéressés à la valeur optimale de spécificité car nous souhaitons améliorer la spécificité globale du système. Ainsi, le résultat obtenu avec 10 neurones dans la couche cachée fournit un meilleur compromis entre la valeur de spécificité (proche de 85%) et le temps de calcul par rapport à la topologie composée par 20 neurones.

De la même manière, nous pouvons remarquer que les performances sont plus basses lorsque le nombre de neurones dans la couche cachée est supérieur à 20 neurones. La Figure 5.6 permet d'observer plus facilement le comportement de chaque paramètre en fonction du nombre de neurones.

Topologie	Prédiction positive(%)	Sensibilité (%)	Spécificité(%)
MLP [10,2,1]	82,5	80,76	85,71
MLP [10,4,1]	67,5	86,36	72,72
MLP [10,6,1]	87,5	96	84,61
MLP [10,8,1]	82,5	88,46	83,3
MLP [10,10,1]	90	96,15	84,61
MLP [10,12,1]	85	96,15	64,28
MLP [10,14,1]	80	88,46	64,28
MLP [10,16,1]	80	96,15	53,84
MLP [10,18,1]	80	96	57,14
MLP [10,20,1]	95	100	85,71
MLP [10,22,1]	87,5	92,3	78,57
MLP [10,24,1]	77,5	84	76,92

TABLE 5.4 – Spécificité, sensibilité et prédiction positive pour un réseau Perceptron Multi-couche.

Nous avons donc utilisé les quatre premières composantes extraites à partir de l'ACP pour tester la méthode de classification basée sur les réseaux de neurones. Comme il est indiqué dans le Tableau 5.5, les performances du classifieur sont plus basses par rapport à la classification réalisée avec toutes les caractéristiques. Cependant, la topologie composée par 10 neurones dans la couche cachée atteint un pourcentage de spécificité autour de 75% par rapport aux autres topologies qui ont été utilisées, ce qui peut être un bon compromis entre le nombre de caractéristiques et la taille du réseau.

5.1.6 Classification avec SVM

Nous avons évalué les performances de classification avec les SVM de la même façon comme nous l'avons fait pour les réseaux de neurones, à partir des paramètres décrits précédemment (spécificité, sensibilité et prédiction positive). L'algorithme de validation utilisé est celui du « Leave-one-out ». Cet algorithme utilise $N - 1$ éléments pour apprendre et réaliser le test sur l'élément N . Ensuite, le processus est répété itérativement pour tous les éléments de la base de données.

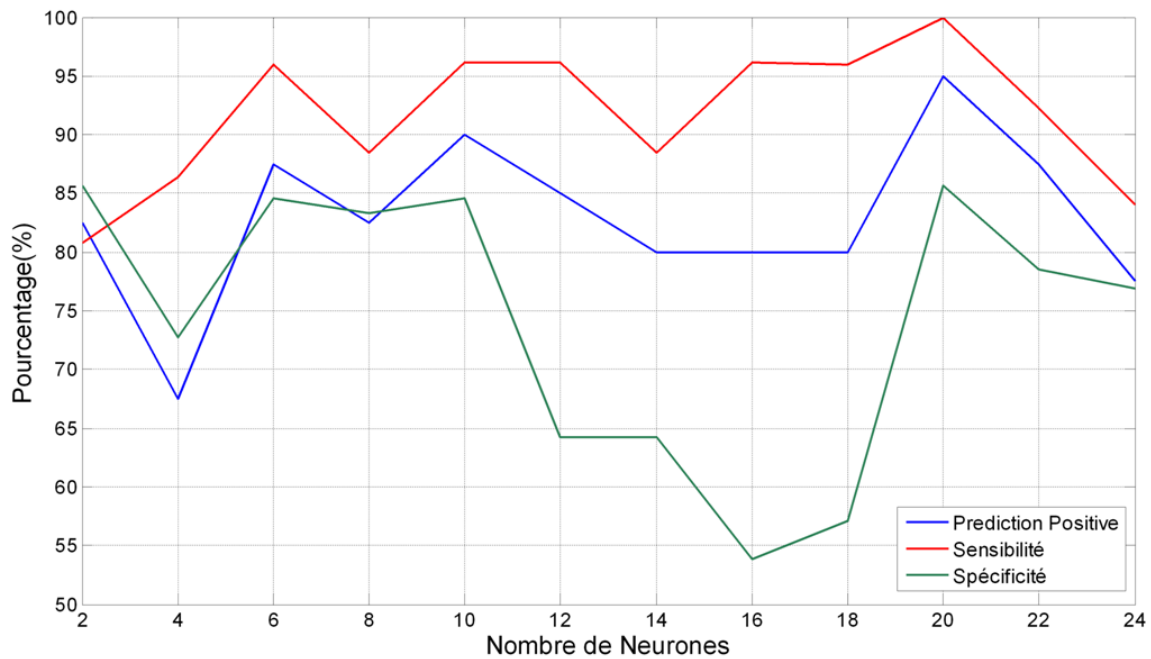


FIGURE 5.6 – Prédiction positive, sensibilité et spécificité en fonction du nombre de neurones.

Topologie	Prédiction positive(%)	Sensibilité(%)	Spécificité(%)
MLP [4,2,1]	82,5	96,15	57,14
MLP [4,4,1]	90	100	71,42
MLP [4,6,1]	90	96	78,57
MLP [4,8,1]	85	92,3	76,92
MLP [4,10,1]	90	96	92,3
MLP [4,12,1]	92,5	96,15	85,71
MLP [4,14,1]	77,5	87,5	71,42
MLP [4,16,1]	87,5	92	85,71
MLP [4,18,1]	85	96,15	69,23
MLP [4,20,1]	80	100	61,53

TABLE 5.5 – Spécificité, sensibilité et prédiction positive pour un réseau Perceptron Multi-couche en utilisant les trois premières composantes principales.

Comme il a été décrit dans le chapitre précédent, les SVM permettent l'utilisation d'une fonction noyau qui va réaliser la transformation des données dans un nouvel espace afin de trouver un discriminant linéaire.

Nous avons donc utilisé deux types de fonctions noyau :

- le noyau « polynomial »,

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^P \quad (5.5)$$

- le noyau « Gaussien ».

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma} \quad (5.6)$$

Le Tableau 5.6 indique les résultats de classification obtenus pour différents degrés (p) du noyau polynomial. Dans un premier temps, la classification a été implémentée en utilisant toutes les caractéristiques mesurées. Ensuite, nous avons testé la méthode de classification en utilisant seulement les quatre premières composantes obtenues à partir de l'analyse en composantes principales comme nous l'avons décrit précédemment.

Nous pouvons ainsi remarquer une performance supérieure à 70% lorsque la base d'apprentissage est constituée par toutes les caractéristiques mesurées avec un degré de polynôme égal à 6. Tout de même, nous pouvons observer une amélioration au niveau de la spécificité ($sp=78,57\%$) lorsque nous avons utilisé les quatre premières composantes avec un degré du polynôme égal à 5.

p	Données complètes			Les 4 premières composantes principales		
	Pp(%)	Se(%)	Sp(%)	Pp(%)	Se(%)	Sp(%)
1	62,5	76,92	35,71	62,5	80,76	28,57
2	52,5	57,69	42,85	50	57,69	35,71
3	55	61,53	42,85	70	73,07	64,28
4	72,5	80,76	57,14	55	57,69	50
5	62,5	69,23	50	65	57,69	78,57
6	72,5	73,07	71,42	67,5	65,38	71,42
7	65	65,38	64,28	65	61,53	71,42
8	55	53,84	57,14	62,5	57,69	71,42
9	62,5	61,53	64,28	62,5	57,69	71,42
10	62,5	65,38	57,14	60	53,84	71,42

TABLE 5.6 – Performance de classification avec SVM utilisant un noyau polynomial, A gauche : performance de la classification avec toutes les caractéristiques, A droite : performance de la classification utilisant les trois premières composantes principales (Pp=Prédiction positive, Se = Sensibilité, Sp=Spécificité).

σ	Données complètes			Les 4 premières composantes principales		
	Pp(%)	Se(%)	Sp(%)	Pp(%)	Se(%)	Sp(%)
0,5	72,5	100	21,42	67,5	92,30	21,42
0,6	72,5	100	21,42	60	76,92	28,57
0,7	72,5	96,15	28,57	60	73,07	35,71
0,8	72,5	92,30	35,71	62,5	73,07	42,85
0,9	72,5	92,30	35,71	60	69,23	42,85
1	75	92,30	42,85	60	65,38	50
1,1	75	92,30	42,85	60	65,38	50
1,2	75	88,46	50	57,5	61,53	50
1,3	75	88,46	50	57,5	61,53	50
1,4	72,5	84,61	50	55	61,53	42,85
1,5	67,5	76,92	50	57,5	65,38	42,85

TABLE 5.7 – Performance de la classification utilisant un noyau Gaussien, Le paramètre σ indique l'écart type de la fonction Gaussien utilisée (Pp=Prédiction positive, Se = Sensibilité, Sp=Spécificité).

De la même façon, nous avons analysé les performance de classification lorsqu'on utilise

un noyau du type Gaussien pour des valeurs différentes de σ (Tableau.5.7). Le meilleur résultat au niveau de la spécificité (sp=57,5%) est obtenu pour une valeur de σ égale à 1,2. Ainsi, lorsqu'on utilise les quatre composantes principales, nous observons une baisse considérable des performances du classifieur qui atteignent un maximum de 50% pour la spécificité et 65% pour la sensibilité.

5.1.7 Conclusions de l'expérimentation

Dans ce chapitre nous avons décrit une nouvelle stratégie pour améliorer la détection de chute en mesurant simultanément l'activité du système nerveux autonome. Nous avons ainsi mis en place une expérimentation afin de caractériser les réactions physiologiques face à la chute et aux transitions debout-couché, à partir de signaux physiologiques comme la fréquence cardiaque, la résistance électrique cutanée et la température cutanée.

L'analyse en composantes principales nous a permis, dans un premier temps, d'écartier les mesures de paramètres liés à la température (μ_t et σ_t) car leurs contributions étaient négligeables par rapport à l'ensemble des données. Au niveau de la fréquence cardiaque, nous avons mesuré la VFC en fréquence (rapport LF/HF) et par la représentation de Poincaré (SD1/SD2). Ainsi, l'analyse en composantes principales indique une contribution plus importante en information du rapport LF/HF par rapport au rapport SD1/SD2. De même, au niveau de la résistance, la contribution de la valeur du niveau tonique ainsi que la somme des amplitudes a été importante pour les quatre premières composantes.

Afin de distinguer les situations de chute des transitions contrôlées (debout-couché), nous avons proposé deux méthodes de classification (Réseaux de Neurones et Support à Vaste Marge). Nous avons implémenté ces méthodes de classification à partir de l'ensemble des caractéristiques mesurées puis sur les 4 premières composantes principales obtenues à partir de l'ACP.

De façon générale, nous avons obtenu de meilleurs résultats de classification lorsque nous avons utilisé les réseaux de neurones par rapport aux SVM. Ainsi, nous avons observé une meilleure performance globale de classification avec les réseaux de neurones lorsque nous avons utilisé les quatre premières composantes obtenues à partir de l'ACP.

Le Tableau 5.8 résume ainsi les meilleures performances pour chaque classifieur.

	MLP	MLP+ACP	SVM(p)	SVM(p)+ACP	SVM(σ)	SVM(σ) +ACP
Prédiction positive	90	90	72,5	65	75	60
Sensibilité	96,15	96	73,07	57,69	88,46	65,38
Spécificité	84,61	92,3	71,42	78,57	50	50

TABLE 5.8 – Récapitulatif des meilleures performances pour les classifieurs utilisées. RN= Perceptron multicouche (Réseaux de neurones), SVM(p)= SVM avec un noyau polynomial, SVM(σ)=SVM avec un noyau Gaussien.

5.2 Étude de l'hypotension orthostatique

L'hypotension orthostatique est un problème fréquent de la régulation de la pression artérielle chez les personnes âgées. Ainsi, les troubles d'hypotension orthostatique sont directement liés à l'âge, passant de moins de 5% avant 65 ans, à plus de 30% pour les personnes qui ont plus de 75 ans [Rutan *et al.*, 1992]. Ce problème est associé à un risque de chute chez les sujets âgés car il y a une diminution importante du débit sanguin cérébral qui entraîne un malaise vagal et dans certains cas une chute par défaut de contrôle des transitions couché-debout [Ooi *et al.*, 2000].

L'hypotension orthostatique est définie comme une diminution de 20 mmHg, ou plus, de la pression artérielle systolique survenant dans les 3 minutes qui suivent le passage de la position allongée à la position debout [Kaufmann, 1996]. Chez un sujet sain, le passage de la position couchée à la position debout produit une redistribution du sang (400-800 ml) vers les membres inférieurs et l'abdomen, à cause de la gravité, induisant une baisse de la pression artérielle. En réponse à la diminution du retour sanguin vers le cœur, il se produit une réduction transitoire de la fréquence cardiaque et une stimulation des barorécepteurs qui font augmenter le tonus sympathique ainsi que la résistance vasculaire et inhibent l'activité du système nerveux parasympathique afin d'incrémenter la fréquence cardiaque.

Chez les sujets âgés, l'adaptation due au changement orthostatique est moins efficace par rapport aux sujets jeunes. Ainsi, il se produit une augmentation moins importante de la fréquence cardiaque et une diminution de la pression artérielle. Plusieurs mécanismes interviennent pour expliquer l'altération de cette régulation :

- l'âge du système veineux, par la dilatation veineuse et l'augmentation de sa capacité, peuvent contribuer à diminuer le retour veineux lors du changement de position,
- l'augmentation de la rigidité de la paroi artérielle au niveau des barorécepteurs pourrait rendre ces récepteurs moins sensibles aux variations de pression artérielle.

Ainsi, le malaise occasionné par une transition orthostatique pourrait trouver sa source soit dans le vieillissement du système veineux soit dans une mauvaise transmission de l'information par le SNA.

L'objectif principal de cette expérimentation est de quantifier l'activité du système nerveux autonome chez des sujets âgés atteints d'hypotension orthostatique afin de mieux comprendre sa contribution dans le phénomène. La connaissance acquise pourrait aider à la prévention de la chute à partir de la détection de ce type de trouble.

5.2.1 La population de l'étude

L'expérimentation a été menée sur 19 patients (10 femmes et 9 hommes) du service de Gériatrie de l'hôpital Charles Foix, dirigé par le professeur Joel Belmin. L'âge moyen de la population est de $85,5 \pm 6,9$ ans. Dans cette population 7 sujets sur 19 présentaient des antécédents de chute et 4 sujets sur 19 des antécédents d'hypotension orthostatique. Le critère d'exclusion pour l'expérimentation était la prise de médicaments contenant des bêta-

bloquants car ils inhibent la réponse du système nerveux sympathique sujet de notre étude.

L'expérimentation nous a permis d'accumuler 19 heures d'enregistrement soit une moyenne de 60 minutes par sujet.

5.2.2 Les hypothèses de l'expérimentation

A partir de la phénoménologie physiologique du trouble d'hypotension orthostatique, nous avons défini les hypothèses suivantes pour les différents signaux physiologiques mesurés :

- au niveau de la fréquence cardiaque, une augmentation moins importante de la fréquence cardiaque se produirait chez les patients qui présentent des troubles d'hypotension orthostatique par rapport aux sujets témoins. De même, il y aurait, une activation moins importante du système nerveux sympathique, quantifiée à partir du rapport sympathovagal (LF/HF) lors du changement de position.
- la résistance cutanée apporte une information sur l'activité des glandes sudoripares qui sont contrôlées directement par le système nerveux sympathique. Dans le cas d'un dysfonctionnement du système nerveux sympathique nous devrions observer une diminution de l'activité électrodermale, visible sur les variations du niveau tonique et phasique du signal.
- au niveau de la microcirculation, il y aurait une vasoconstriction périphérique moins importante due principalement au vieillissement des veines. La vasoconstriction insuffisante peut se traduire par une diminution moindre de la température cutanée lors du passage allongé-debout.

5.2.3 Le protocole expérimental

Pendant l'expérimentation les sujets étaient équipés avec les différents capteurs qui permettent la mesure de l'activité du système nerveux autonome. Le système réalise l'acquisition de la température cutanée, de la résistance cutanée et de l'électrocardiogramme. Les sujets étaient également équipés avec l'instrumentation de mesure d'activité (ACTIM6D) afin de détecter les transitions de posture et les périodes de marche lors de l'expérimentation.

L'expérimentation a duré approximativement 30 min pendant laquelle les sujets ont réalisé les activités suivantes :

1. le sujet commence en position couché pendant une minute sur une table d'inclinaison. Les signaux sont contrôlés, vérifiés et enregistrés.
2. la table d'inclinaison est basculée à 90 degrés vers la vertical afin de placer le sujet en position debout, comme il est montré à titre d'exemple dans la Figure 5.7.
3. le sujet reste dans cette position pendant une minute.
4. la table d'inclinaison est à nouveau basculée à l'horizontale.
5. les étapes 1-3 sont répétées 3 fois.

6. il est demandé au sujet de se mettre en position assise sur une chaise avec des accoudoirs.
7. le test « Up & Go » [Podsiadlo et Richardson, 1991] est implémenté à partir des indications suivantes :
8. le sujet réalise une phase de marche sur une distance d'environ 10 mètres.
9. suite à la phase de marche le sujet reprend la position assise.
10. les phases 8 et 9 sont répétées trois fois.
11. la pression artérielle est mesurée en position allongée puis debout afin de détecter un problème d'hypotension orthostatique.

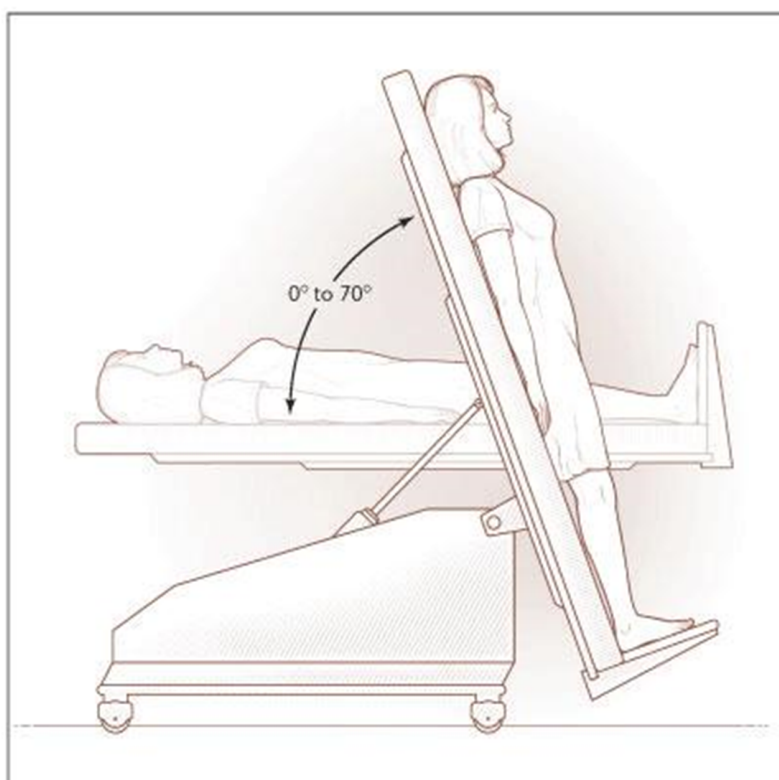


FIGURE 5.7 – Table d'inclinaison qui bascule de la position couché(180°) à la position debout(90°).

5.2.4 Résultats

Nous avons étudié les réactions du système nerveux autonome sur les sujets atteints d'hypotension orthostatique et nous avons réalisé une analyse comparative sur les différents paramètres mesurés, par rapport aux sujets âgés qui ne présentaient pas des troubles d'hypotension orthostatique, pour évaluer nos hypothèses de travail décrites précédemment.

5.2.4.1 L'analyse de la fréquence cardiaque

La fréquence cardiaque a été extraite à partir du signal de l'ECG, utilisant les algorithmes développés et décrits dans le chapitre précédent. Une fois le signal de fréquence cardiaque calculé, nous avons procédé à la quantification de sa variabilité avec les méthodes en fréquence (Transformée de Fourier à court terme) et la représentation de Poincaré. Ainsi, l'analyse en fréquence de la VFC nous a permis d'estimer les contributions des systèmes sympathique et parasympathique afin de réaliser une analyse plus approfondie de l'activité du système nerveux autonome.

Dans cette étude, un pourcentage important de patients présentaient différents types d'affections cardiaques. Ces problèmes consistaient principalement dans des dérèglements spontanés du rythme cardiaque, plus connus sous le nom d'arythmies cardiaques. Nous nous sommes aperçus que les différents problèmes cardiaques affectaient considérablement les résultats au niveau de la variabilité de la fréquence cardiaque. Tout de même, nous avons procédé à l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque sur tous les sujets pour comprendre l'influence des arythmies cardiaques.

Nous présentons l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque sur un patient qui présentait une arythmie de type PAC¹5.8. Dans ce type d'arythmie, un battement peut se produire en avance, ce qui induit des valeurs spontanées élevées sur la mesure de la fréquence cardiaque.

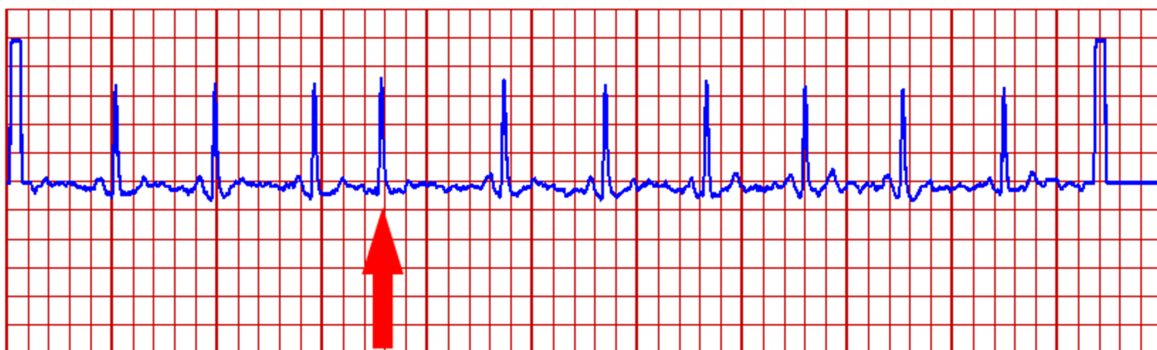


FIGURE 5.8 – « Premature Atrial Contraction (PAC) », il se produit un complexe QRS en avance qui représente un battement spontané.

La Figure 5.9 nous permet de visualiser le signal de fréquence cardiaque mesuré pour ce type d'arythmie, sur une fenêtre de 60 s. Comme nous pouvons remarquer sur ce segment du signal, au moins 5 battements irréguliers se produisent et ceux-ci vont biaiser la quantité d'énergie dans la bande HF (système parasympathique).

La Figure 5.10 montre la représentation en Temps Fréquence fournie par la transformée de Fourier à court terme du tachogramme normalisé. Comme nous pouvons le remarquer, l'influence de ces battements spontanés sur la variabilité de la fréquence cardiaque reste importante, car il y a une surestimation de l'énergie dans les hautes fréquences. De ce fait,

1. Premature Atrial Contraction

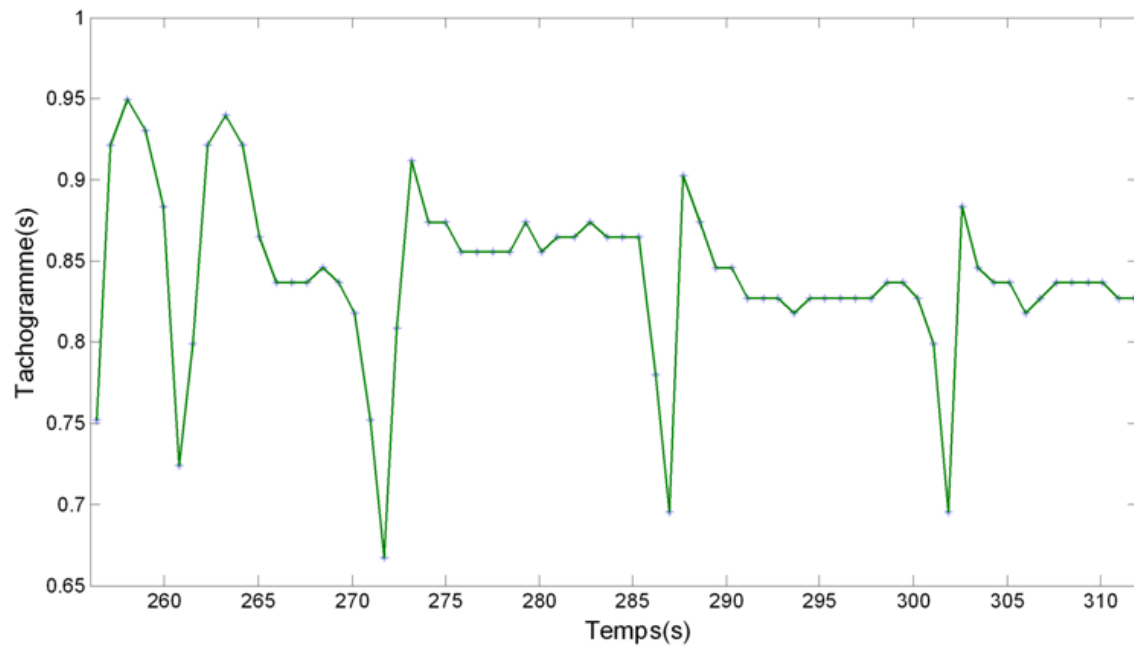


FIGURE 5.9 – Tachogramme d'un patient présentant une arythmie PAC.

nous ne pouvons hélas pas réaliser une comparaison du rapport sympathovagal entre les sujets des deux populations lors du changement de posture.

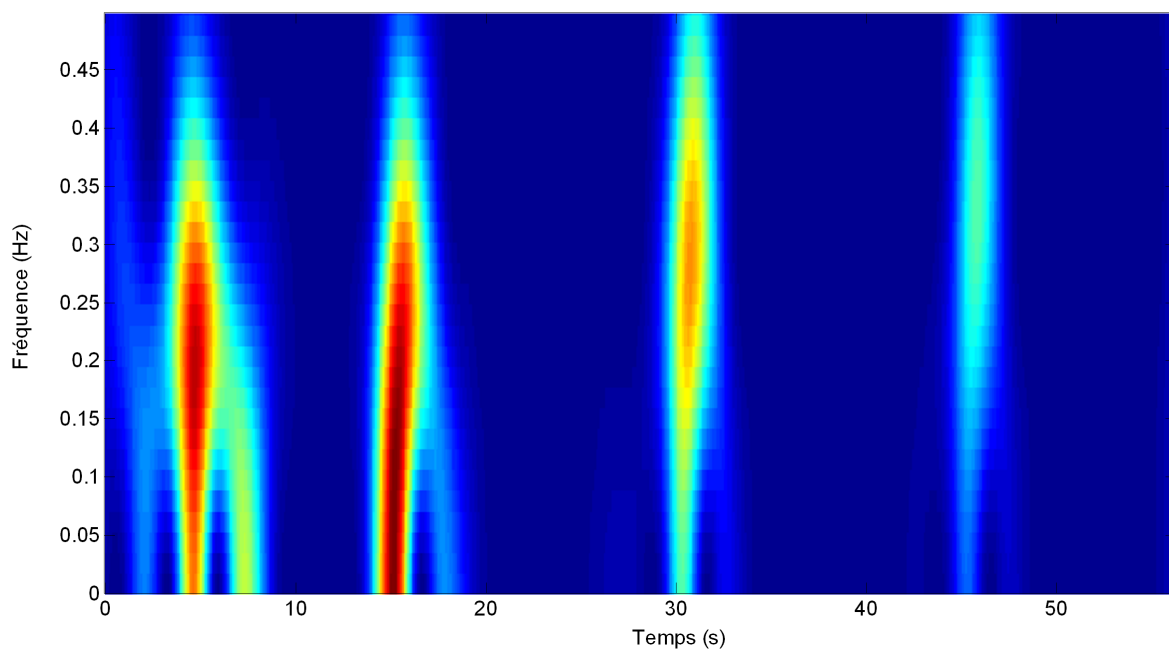


FIGURE 5.10 – Représentation Temps-Fréquence du tachogramme

Ce point reste toutefois intéressant car nous avons détecté 13 personnes dans notre échantillon de 19 personnes, qui présentaient ce type d'arythmie. Cela pourrait nous amener à conclure que l'expression du système nerveux autonome ne peut pas être mesurée à partir de la variabilité de la fréquence cardiaque, chez la majorité des personnes âgées.

5.2.4.2 L'analyse de la résistance cutanée

La résistance cutanée permet la quantification de l'activité des glandes sudoripares qui sont contrôlées directement par la partie sympathique du système nerveux autonome. Nous avons quantifié ces paramètres physiologiques sur les quatre sujets atteints de troubles d'hypotension orthostatique puis nous les avons comparés à quatre sujets témoins. Nous avons choisi ces 4 sujets témoins parmi les 15 sujets restants de façon aléatoire en éliminant les sujets qui prenaient des médicaments de type bêta-bloquants.

Nous avons comparé les paramètres suivants :

- la valeur moyenne de la résistance, normalisée par rapport à la valeur de résistance en position couchée,
- la somme des réponses en résistance qui dépassent une amplitude de $5k\Omega$ comme il est indiqué par Boucsein [Boucsein, 1992],
- la somme totale des amplitudes de ces réponses sur une fenêtre de 30 secondes.

Nous avons implémenté le test statistique d'ANOVA pour chaque paramètre extrait du signal de résistance cutanée. Dans un premier temps nous avons calculé la valeur du niveau tonique de la résistance normalisée dans une fenêtre de 30 secondes, suite au changement de posture. La normalisation est réalisée à partir de la valeur moyenne du signal, sur une période de 30 secondes, pendant que la personne était en position allongée. La Figure 5.11 montre ainsi les valeurs moyennes et l'écart type de chaque population de l'étude.

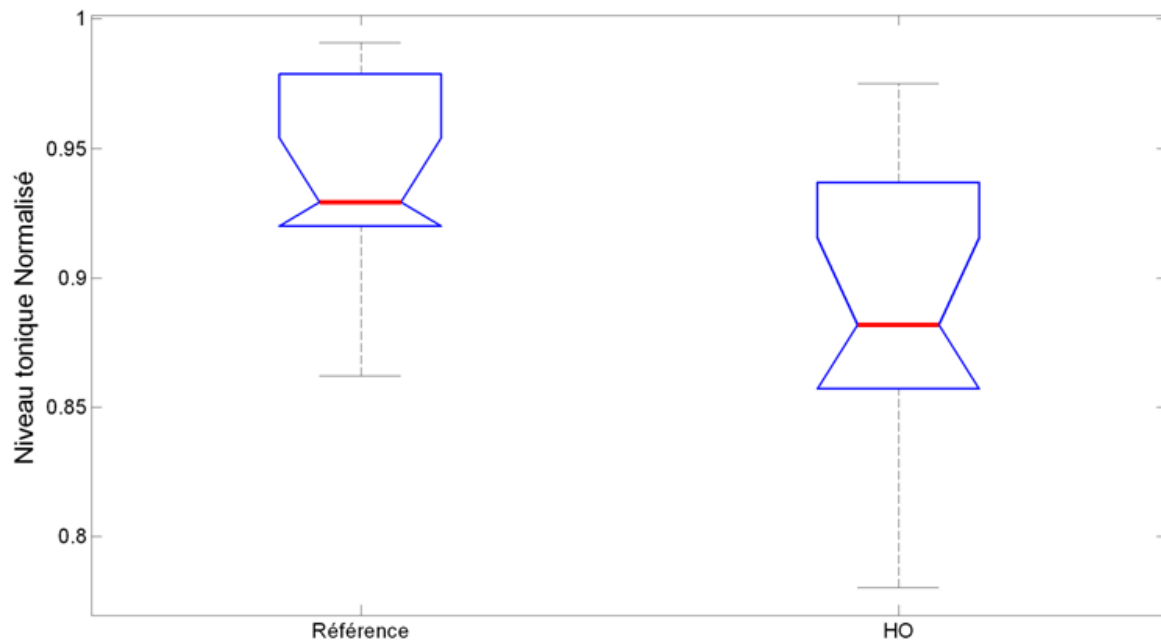


FIGURE 5.11 – Niveau tonique normalisé. Le test d'ANOVA indique une différence significative entre les deux populations ($p=0,018$). (HO = population souffrant de troubles d'hypotension orthostatique)

Le test statistique implémenté a montré une différence significative ($p<0,05$) entre les valeurs toniques normalisées de la résistance cutanée, ce qui indique, dans un premier temps,

une activation plus importante du système nerveux sympathique lors du changement de posture chez les patients atteints de troubles orthostatiques.

Nous avons effectué la comparaison entre le nombre de réponses suite aux changements de postures. Les résultats montrent une différence significative du nombre de réponses entre les sujets « témoins » et les sujets qui ont des problèmes d'hypotension orthostatique ($p=0,049$). Les sujets témoins ont ainsi moins de réponses au niveau de la résistance cutanée. Dans la Figure 5.12 sont indiquées les valeurs moyennes et l'écart type du nombre de réponses.

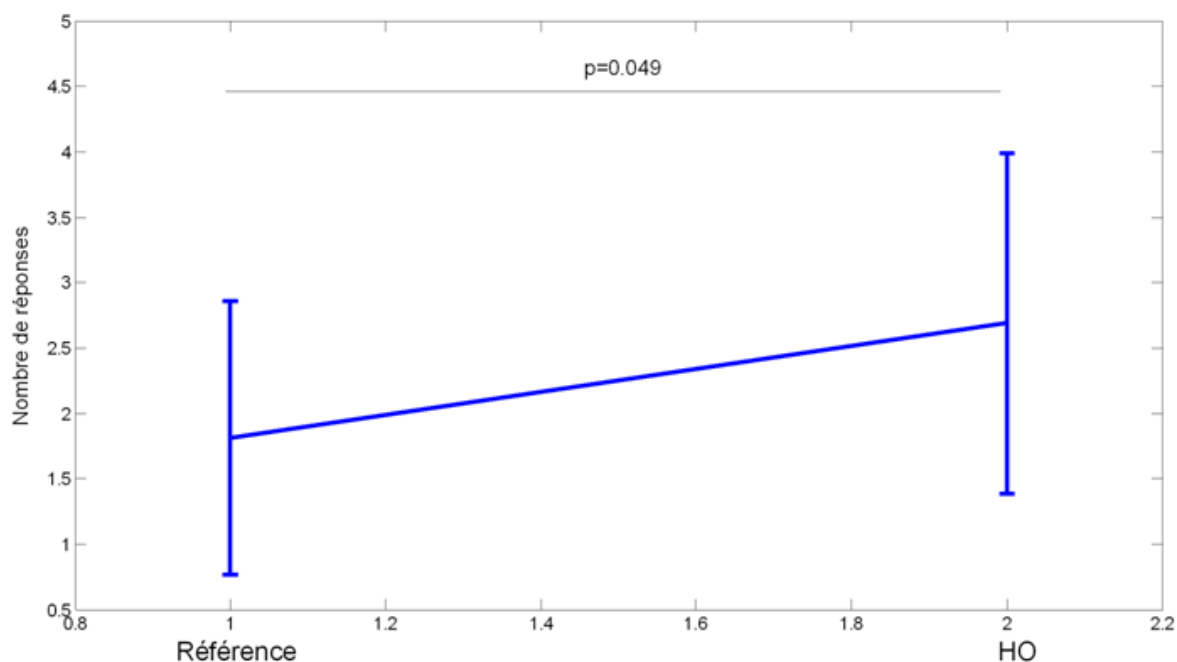


FIGURE 5.12 – Valeur moyenne et écart type du nombre de réponses pour la population de référence et pour la population de sujets atteints d'hypotension orthostatique.

Finalement, nous avons analysé la somme totale des amplitudes des réponses (image de l'activation du système nerveux sympathique) sur une fenêtre de 30 secondes, suite au changement de posture. La Figure 5.13 montre les valeurs moyennes et l'écart type pour la somme des amplitudes de réponses pour les deux populations étudiées.

D'une façon similaire aux autres paramètres qui ont été étudiés précédemment, les sujets atteints de troubles orthostatiques présentaient une activation plus importante du système nerveux sympathique, quantifié par la somme des amplitudes, avec une différence significative entre les deux populations de l'étude ($p=0,0072$).

5.2.4.3 L'analyse de la température cutanée

La mesure de la température cutanée permet de quantifier d'une façon rapide les niveaux de vasoconstriction ou vasodilatation périphérique. Comme nous l'avons décrit, lors du changement de posture, une vasoconstriction périphérique doit se produire afin d'augmenter le débit sanguin. Chez les patients atteints de troubles orthostatiques, le niveau de

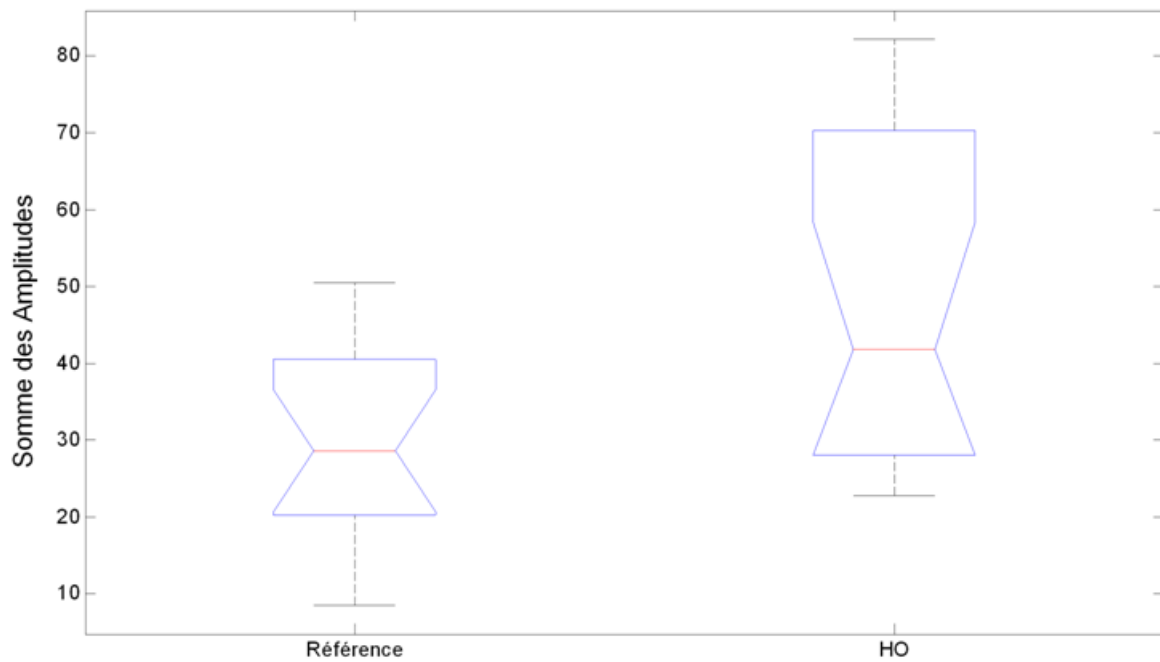


FIGURE 5.13 – Valeur moyenne et écart type de la somme des amplitudes

vasoconstriction sera moins important par rapport aux patients qui n'ont pas ce problème. La température cutanée périphérique est directement liée à ces phénomènes, ainsi, une vasoconstriction sera associée à une baisse de la température cutanée et une vasodilatation périphérique à une augmentation de ce paramètre.

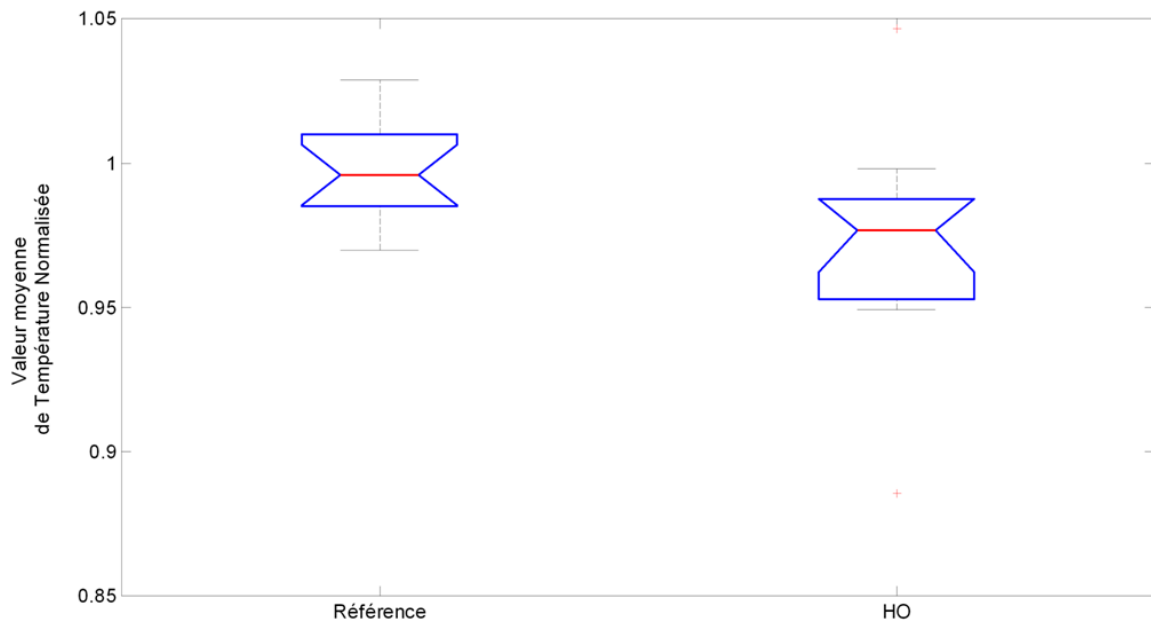


FIGURE 5.14 – Valeur moyenne et écart type de la température cutanée normalisée pour les deux populations. Il n'y a pas une différence significative observable entre les deux populations ($p=0,12$).

Nous avons mesuré la valeur moyenne de la température cutanée lors de la position

couché et suite au changement de posture. Ces variations sont typiquement de l'ordre du dixième de degré (par exemple $t = 33 \pm 0,1$ degrés). La valeur de la température suite au changement de posture a été normalisée par rapport à la valeur de température en position allongée. La figure 5.14 indique la moyenne et l'écart type de ce paramètre pour les deux populations. Le test d'ANOVA indique qu'il n'existe pas de différence significative entre les deux populations ($p=0,12$), mais on observe une valeur moins importante de la valeur de température dans la population des sujets avec hypotension orthostatique. Ceci indique une réponse en vasoconstriction périphérique plus importante, qui peut être directement liée aux variations de résistance cutanée.

5.2.5 Conclusion

Nous avons présenté une première étude préliminaire sur l'influence des troubles d'hypotension orthostatique sur l'activation du système nerveux autonome. Nous avons donc quantifié cette activité à l'aide des trois signaux physiologiques : la fréquence cardiaque, la résistance électrique cutanée et la température cutanée. Nous avons rencontré une difficulté importante au niveau de la fréquence cardiaque car la plupart des sujets âgés présentaient des problèmes cardiaques. Ainsi, lors de l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque, nous n'avons pas pu obtenir des résultats concluants car ces affections cardiaques (Arythmies) induisaient une sous-estimation du rapport sympathovagal.

Au niveau de la résistance cutanée, nous avons remarqué une activation du système nerveux sympathique plus importante, vérifiée avec les différents paramètres mesurés (le niveau tonique, le nombre de réponses, la somme des amplitudes de réponses) chez les patients avec hypotension orthostatique. Nous avons trouvé des différences significatives ($p < 0,05$) pour les trois paramètres mesurés en concluant ainsi, à une sollicitation plus importante du système nerveux sympathique lors des changements de posture.

Lors de l'étude de la température cutanée, implémentée à partir de la valeur normalisée, nous n'avons pas trouvé de différence significative entre les deux populations. Cependant, nous pouvons remarquer une valeur moins élevée de la température normalisée lors du passage entre la position couché et la position debout chez les sujets atteints d'hypotension orthostatique.

Ces deux dernières constatations ne permettent pas de conclure sur l'importance relative des deux phénomènes liés à l'apparition du trouble orthostatique :

- les patients âgés de notre groupe, qui présentaient ce trouble, ont une activation plus importante du système nerveux sympathique ce qui conduirait à conclure que la transmission de l'information des barorécepteurs est correcte.
- de façon similaire, ces mêmes patients présentaient une vasoconstriction périphérique plus importante (baisse de la température cutanée périphérique) ce qui indique une fois de plus que le fonctionnement du système nerveux autonome est correct.

Finalement, nous n'observons pas une diminution de l'activité du système nerveux autonome, au contraire. Nous avons même remarqué une activation plus importante du système nerveux sympathique, qui n'est pas mentionnée dans la littérature.

Quatrième partie

Conclusions et Perspectives

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

COMME nous l'avons vu au chapitre 1, le vieillissement de la population nous pousse à nous intéresser au processus naturel qui altère les fonctions vitales et sensorielles du sujet au point de provoquer une « désadaptation à la vie quotidienne », nommée perte d'autonomie. A des degrés variables selon les individus, ces déficiences liées à l'âge peuvent être source de handicap si l'on ne prend pas les mesures correctives de réadaptation de l'environnement aux capacités physiques, sensorielles et cognitives du sujet. De nombreux travaux ont déjà été menés en laboratoire et en secteur gériatrique pour étudier les déficiences liées à l'âge et les outils correctifs, médicaments et instruments, à mettre en œuvre pour pallier à cette perte d'autonomie, dans l'objectif de maintenir aussi longtemps que possible les chances de la personne de poursuivre sa vie dans l'environnement familial de son domicile. Nous avons conclu qu'il était donc nécessaire de s'intéresser au développement de méthodes et d'instruments pour surveiller et interpréter, pendant les situations de la vie quotidienne, l'activité et les réactions émotionnelles de la personne âgée. Ces dernières s'expriment par l'activation du système nerveux autonome, à travers les voies sympathique et parasympathique et qui peuvent être quantifiées à partir de la mesure de divers paramètres physiologiques.

Dans les faits, de nombreux outils permettent d'évaluer, en conditions contrôlées de laboratoire, les réactions du SNA. Ces dispositifs complexes à mettre en œuvre, coûteux et encombrants (ECG 12 dérivations, EMG, EEG, FR) ne sont pas adaptés à une utilisation routinière dans la vie quotidienne, sur de longues périodes d'observation (plusieurs jours à plusieurs mois). Il y a donc à l'évidence un besoin important de disposer d'une instrumentation de mesure légère, peu encombrante et douée de grandes capacités d'autonomie en termes d'énergie, d'intelligence et de connectivité. C'est l'objectif, à la fois scientifique et technologique, que nous nous sommes fixés dans cette thèse : « Concevoir et développer une instrumentation de mesure ambulatoire pour la quantification de l'activité du système nerveux autonome afin de surveiller l'état émotionnel des personnes âgées pendant les activités de la vie quotidienne ».

Nous avons tout d'abord développé un dispositif intégré, de taille raisonnable (4x7x3 cm, poids 250 g), placé sur une zone ergonomiquement acceptable (avant bras), qui surveille trois des principaux paramètres utilisés pour la quantification du SNA : la fréquence cardiaque, l'activité électrodermale et la température cutanée. Nous avons rappelé dans le chapitre 2 les relations qui existent entre ces trois paramètres et l'activation du SNA lorsque le sujet est placé face à des situations de stress qui peuvent se produire dans la vie quotidienne (descente d'un escalier, transfert, chute, etc). En parallèle, nous avons exploré les méthodes mathématiques pour caractériser l'expression du SNA à travers ces signaux et développé des algorithmes efficaces afin d'extraire les caractéristiques le plus pertinentes.

Nous nous sommes enfin livrés à des expérimentations, sur l'humain jeune et âgé, dans des situations jusqu'alors inaccessibles aux instrumentations de référence (enregistrement de l'activité du SNA pendant une chute). Nous avons pu ainsi nous attaquer à deux hypothèses très différentes. La première est que la réponse du SNA pendant une chute permet-

trait de lever le doute sur une situation de chute détectée par le capteur de chute accélérométrique. La seconde est que la réponse du SNA sur un sujet âgé ayant des antécédents de chute pouvait montrer un effet « mémoire » de la chute. Nous avons également utilisé notre instrument pour tenter de caractériser la réponse du SNA des sujets âgés présentant de troubles d'hypotension orthostatique.

La température cutanée est un paramètre mesuré mais souvent très peu étudié à cause de sa sensibilité aux perturbations extérieures à la mesure. Dans le cadre d'un suivi à long terme, nous pensons qu'il serait beaucoup plus important de procéder à l'étude en continu de la température centrale des personnes âgées pour le suivi des rythmes circadiens afin de pouvoir détecter précocement des dérèglements qui s'installeraient au cours des semaines voire des mois.

Au niveau de l'activité électrodermale et plus précisément de la résistance électrique cutanée, nous avons obtenu de bons résultats grâce à la robustesse de la mesure pendant les mouvements ainsi que sa pertinence comme indicateur de l'activité du système nerveux sympathique. Cependant, il reste un travail important à réaliser sur la méthode de mesure ainsi que sur le placement des électrodes :

- La méthode de mesure, implémentée dans le système embarqué, est celle de mesure en courant continu choisie grâce à la facilité de son implémentation. Cependant, très peu d'études ont été réalisées par rapport à la pertinence de la mesure en AC en comparaison avec la méthode de mesure en continu, principalement au niveau des dérives de mesure causées par la polarisation des électrodes.
- Dans le cas du placement, il sera nécessaire de réaliser une cartographie des sites de mesures possibles pour la mesure de la réponse électrodermale, afin de déplacer la mesure vers d'autres parties du corps moins sollicitées que les doigts. Différents travaux ont été menés à ce sujet, Matsunaga et al [[Matsunaga et al., 1998](#)] ont réalisé une étude sur les mesures sur les bras et les jambes mais nous nous interrogeons sur les résultats obtenus principalement à cause de la valeur du courant utilisé ($I=1,5$ mA) qui, selon la littérature, pourrait endommager les glandes sudoripares.

Dans le cadre de la fréquence cardiaque, elle a été extraite à partir de la mesure de l'électrocardiogramme en utilisant des électrodes classiques de surface. Ainsi, le placement de ces électrodes n'est souvent pas confortable et son utilisation à long terme peut être problématique surtout pour les personnes âgées à cause des caractéristiques du gel hypertonique utilisé pour améliorer la conduction entre la peau et l'électrode. Afin de remplacer les électrodes classiques de surface, il pourrait donc être envisageable d'implémenter la mesure avec des électrodes sèches et actives pour permettre de réaliser un suivi à long terme (une semaine au moins). Néanmoins, une des difficultés avec ce type d'électrodes est le conditionnement analogique nécessaire pour obtenir un bon signal avec un rapport signal sur bruit élevé. Ces électrodes pourront être, par la suite, incorporées directement dans le système embarqué ou incluses dans un vêtement comme il a été fait par le projet ProeTEX [[Curone et al., 2007](#)].

Au niveau technologique, lors de la conception de systèmes embarqués parmi les contraintes les plus importantes se trouve la consommation du système. Dans notre cas, le système ambulatoire présente une autonomie moyenne principalement due à une consommation faible mais significative du module de communication sans fil utilisé pour la transmission de l'information. Afin de réduire la consommation du système deux stratégies pourront être envisageables :

- L'implémentation des algorithmes nécessaires pour l'extraction de l'information importante directement sur le système embarqué. Par exemple, la mesure de l'ECG est utilisée principalement pour la mesure de la fréquence cardiaque, en implémentant l'algorithme de détection directement dans le système de mesure, nous pourrions diminuer le débit d'information envoyée et la consommation globale du système serait divisée par un facteur 100 ce qui pourrait constituer une consommation d'environ 1,6 mW.
- Une autre solution qui permettra de réduire la consommation pourra être l'adoption d'un protocole de communication plus optimal. A ce jour, de nouveaux protocoles ont été développés avec une plus courte portée avec une très faible consommation. Ces protocoles effectuent une communication locale vers d'autres dispositifs qui possèdent une plus grande autonomie comme les PDA ce qui permet d'alléger la consommation du système embarqué de mesure. Cependant, cette solution reste à notre avis très contraignante car la personne est obligée de porter ce système souvent lourd pendant de longues périodes.

Afin de rendre le système plus intelligent et performant, il serait nécessaire d'implémenter l'extraction de caractéristiques des signaux directement dans le système embarqué. Par exemple, dans le cas de la température cutanée, il pourrait être envisageable de mesurer uniquement la valeur moyenne ainsi que l'écart type du signal sur une fenêtre glissante avec une taille fixée dans ce cas par la latence du signal.

De la même façon, au niveau de la résistance cutanée, le calcul des niveaux tonique et phasique du signal pourrait être implémenté dans le système embarqué à partir de filtres numériques. Le calcul du niveau tonique peut ainsi être implémenté soit à partir d'une moyenne glissante du signal ou un filtre numérique passe-bas avec une fréquence de coupure d'environ 5Hz. Dans le cas du niveau phasique, comme nous l'avons vu, les paramètres qui permettent de caractériser les réponses sont l'amplitude, la durée ainsi que le nombre de réponses. Ainsi, les algorithmes développées » offline « sous Matlab pour le calcul de ces paramètres devront être portés sur le microcontrôleur pour avoir une information de plus haut niveau et réduire ainsi la quantité de données à transmettre.

Au niveau de la fréquence cardiaque, nous avons décrit les principales méthodes pour le calcul de la variabilité de la fréquence cardiaque. Comme nous l'avons vu, les méthodes en temps sont plus faciles à implémenter en embarqué mais elles ne donnent pas d'information au niveau de l'activité du système nerveux sympathique (SDNN ou SD1/SD2). Au contraire,

les méthodes en fréquence (Transformée de Fourier à court terme, Transformée en ondelettes ou Periodogramme de Lomb) permettent de quantifier les contributions du système nerveux sympathique et parasympathique avec le calcul des énergies dans les bandes LF et HF.

Nous avons trouvé des meilleurs résultats avec le Périodogramme de Lomb, lorsque le signal de fréquence cardiaque possède une non-stationnarité, car l'estimation des énergies dans les bandes LF et HF étaient plus proches en comparaison aux valeurs des énergies calculées sur un signal stationnaire de référence. Néanmoins, l'implémentation du Périodogramme de Lomb devrait être plus compliquée à mettre en oeuvre dans le microcontrôleur dû à sa capacité de calcul limitée. Ainsi, une solution à ce problème pourrait être de quantifier la variabilité de la fréquence cardiaque à partir de la transformée en ondelettes discrète. Il serait donc nécessaire de développer des algorithmes optimaux pour la transformée en ondelettes pour une taille de fenêtre d'une minute comme il a été indiqué dans le chapitre de matériel et méthodes.

Sur le plan expérimental, nous avons mené principalement deux expérimentations ayant comme objectif :

- l'amélioration de la détection de la chute en mesurant l'activité du SNA et
- l'étude de l'activité du SNA chez des personnes âgées atteintes de troubles d'hypotension orthostatique.

Dans le cadre de la première expérimentation, nous avons quantifié les réactions du système nerveux autonome, avec le système ambulatoire développé, afin de caractériser les réactions physiologiques produites pendant des chutes simulées. Une difficulté importante, rencontrée au cours de cette expérimentation a été la simulation de la chute de façon spontanée. Dans un premier temps, nous avons réalisé un montage mécanique, dans lequel, la personne est maintenue attachée avec une corde et un harnais avec un angle de 30°, ensuite, elle est relâchée subitement et les signaux physiologiques sont enregistrés. Ce montage nous a permis ainsi de bien reproduire la chute mais les résultats obtenus au niveau de la variabilité de la fréquence cardiaque étaient biaisés à cause de la position de la personne avant la chute. Ensuite, nous avons opté pour le montage d'une plate-forme dans laquelle un coté pouvait basculer pour provoquer le déséquilibre. Mais dans ce cas les réflexes naturels occasionnaient la chute de la personne du mauvais coté rendant le système inopérant.

Finalement, comme il a été décrit dans la partie d'expérimentation, nous avons choisi de reproduire la chute en poussant le sujet de façon inattendue. Les résultats obtenus ont montré ainsi une différence entre les situations de chute simulée et les transitions contrôlées debout-couché. Nous avons ainsi implémenté deux des principales méthodes de classification afin de distinguer les deux situations avec de bons résultats lorsqu'on utilise les réseaux de neurones par rapport aux SVM. Néanmoins, il est important de remarquer la difficulté de simuler une chute spontanée et les résultats obtenus dépendent en grande partie du protocole mis en place. Afin de vérifier vraiment les réactions normales du système nerveux autonome pendant la chute, il faudra que le système de mesure soit porté par les personnes

âgées pendant des longues périodes et vérifier ensuite les réactions obtenues lorsqu'un vrai évènement de chute se sera produit.

La deuxième expérimentation visait l'étude de l'activité du système nerveux autonome chez des sujets âgés atteints d'hypotension orthostatique. L'expérimentation a été menée sur 19 sujets âgés du service de Gériatrie et réadaptation de l'hôpital Charles Foix. Dans cette population, 4 sujets sur 19 présentaient des problèmes d'hypotension orthostatique vérifiés à partir de la mesure de la pression artérielle en position couché et debout. Ainsi, nous avons mesuré l'activation du système nerveux autonome, avec notre instrumentation d'acquisition, pendant des transitions debout-couché contrôlées (Table d'inclinaison) et pendant des phases de marche, chez les sujets qui présentaient des troubles d'hypotension orthostatique et nous l'avons comparée avec les mesures sur des sujets témoins du même âge.

Tout d'abord, nous avons constaté qu'un pourcentage important des sujets inclus dans notre étude, présentaient divers problèmes de type cardiaque. Comme nous l'avons décrit dans le chapitre 4, ces anomalies cardiaques produisaient, lors de l'analyse de la variabilité de la fréquence cardiaque, une erreur dans l'estimation de l'énergie dans les bandes sympathique et parasympathique qui ne nous a pas permis de conclure sur une moindre activation du système nerveux sympathique chez les patients atteints de problèmes d'hypotension orthostatique. A partir de la mesure de la résistance cutanée, nous avons constaté, contrairement aux hypothèses de départ, une sur-activation du système nerveux sympathique des patients avec des troubles d'hypotension orthostatique et les patients témoins de notre étude, vérifiée à partir des différentes caractéristiques mesurées (niveau tonique, nombre de réponses, somme des amplitudes de réponses). Malgré, les résultats obtenus à partir du test d'ANOVA (différences significatives entre les deux populations), nous restons très prudents au niveau des interprétations à cause de la taille réduite de la population de l'étude.

Ce travail n'est pas achevé. Nous disposons maintenant d'un outil utilisable en situations écologiques et sur de longues périodes, ainsi que de méthodes mathématiques déjà fiables pour extraire les paramètres pertinents et pour parvenir à classer les situations rencontrées.

Il faut encore, et toujours, améliorer l'ergonomie de notre dispositif pour qu'il soit simple à mettre en œuvre et supportable pendant de longues périodes afin d'enregistrer l'activité du système nerveux autonome en continu. Cela passe par un meilleur choix et un meilleur placement des électrodes afin de réduire la connectique externe qui relie les capteurs au système de mesure.

Il faudra de la même manière fournir un effort de développement pour rendre notre outil encore plus autonome sur le plan de l'intelligence embarquée, avec l'implémentation en embarqué des algorithmes pour l'extraction de caractéristiques ainsi que pour la fusion de données. Ce point est nécessaire pour rendre l'outil plus souple d'utilisation et permettre ainsi à nos collègues, gériatres et gérontologues, de se l'approprier dans le cadre de leurs études sur le vieillissement de la personne avec une information plus pertinente que les seuls signaux bruts. Mais il nous reste aussi et surtout, un long travail de qualification de notre

dispositif pour le confronter à des situations vécues au quotidien par les sujets âgés.

Bibliographie

- [tas, 1996] (1996). Heart rate variability : standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. task force of the european society of cardiology and the north american society of pacing and electrophysiology. *Circulation*, 93(5):1043–1065.
- [Ahlström, 2006] AHLSTRÖM, C. (2006). *Processing of the Phonocardiographic Signal? Methods for the Intelligent Stethoscope*. Thèse de doctorat, Linköpings universitet.
- [Aminian *et al.*, 1999] AMINIAN, K., ROBERT, P., BUCHSER, E. E., RUTSCHMANN, B., HAYOZ, D. et DEPAIRON, M. (1999). Physical activity monitoring based on accelerometry : validation and comparison with video observation. *Med Biol Eng Comput*, 37(3):304–308.
- [Anderson *et al.*, 2008] ANDERSON, D., LUKE, R., SKUBIC, M., KELLER, J., RANTZ, M. et AUD, M. (2008). Evaluation of a video based fall recognition system for elders using voxel space. *In International Conference of the International Society for Gerontechnology*, Pisa, Tuscany, Italy.
- [Anliker *et al.*, 2004] ANLIKER, U., WARD, J. A., LUKOWICZ, P., TROSTER, G., DOLVECK, F., BAER, M., KEITA, F., SCHENKER, E. B., CATARSI, F., COLUCCINI, L., BELARDINELLI, A., SHKLARSKI, D., ALON, M., HIRT, E., SCHMID, R. et VUSKOVIC, M. (2004). Amon : a wearable multiparameter medical monitoring and alert system. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 8(4):415–427.
- [Badeyan *et al.*, 1999] BADEYAN, G., BOURÉLY, J., FONTAINE, D., GEORGE-GUITON, A., GARROS, B., ISNARD, H., JOUGLA, E., OCHOA, A., PINTEAUX, A., ROUSSILLE, B., TALLEC, A., TRUGÉON, A. et UNGERER, C. (1999). La santé observée dans les régions de france : la population âgée en france. Rapport technique, Fédération nationale des observatoires régionaux de la santé.
- [Bonnet et Heliot, 2007] BONNET, S. et HELIOT, R. (2007). A magnetometer-based approach for studying human movements. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 54(7): 1353–1355.
- [Boser *et al.*, 1992] BOSER, B. E., GUYON, I. M. et VAPNIK, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. *In COLT '92 : Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, pages 144–152, New York, NY, USA. ACM.
- [Boucsein, 1992] BOUCSEIN, W. (1992). *Electrodermal Activity*. New York : Plenum Press.
- [Bourke et Lyons, 2008] BOURKE, A. et LYONS, G. (2008). A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor. *Medical Engineering & Physics*, 30(1):84 – 90.
- [Brennan *et al.*, 2001] BRENNAN, M., PALANISWAMI, M. et KAMEN, P. (2001). Do existing measures of poincare plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability? *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(11):1342–1347.
- [Buch *et al.*, 2004] BUCH, H., VINDING, T. et LA COUR, M. (2004). Prevalence and causes of visual impairment and blindness among 9980 scandinavian adults. *Ophthalmology*, 111: 53–61.

- [Carvalho *et al.*, 2003] CARVALHO, J. L. A., ROCHA, A. F., JUNQUEIRA, L. F. J., NETO, J. S., SANTOS, I. et NASCIMENTO, F. A. O. (2003). A tool for time-frequency analysis of heart rate variability. *In Proc. 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, volume 3, pages 2574–2577.
- [Chan *et al.*, 2006] CHAN, H.-L., FANG, S.-C., KO, Y.-L., LIN, M.-A., HUANG, H.-H. et LIN, C. H. (2006). Heart rate variability characterization in daily physical activities using wavelet analysis and multilayer fuzzy activity clustering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(1):133–139.
- [Chan *et al.*, 2001] CHAN, H. L., HUANG, H. H. et LIN, J. L. (2001). Time-frequency analysis of heart rate variability during transient segments. *Ann Biomed Eng*, 29(11):983–996.
- [Chan *et al.*, 2007] CHAN, H.-L., LIN, M.-A., CHAO, P.-K. et LIN, C.-H. (2007). Correlates of the shift in heart rate variability with postures and walking by time-frequency analysis. *Comput Methods Programs Biomed*, 86(2):124–130.
- [Collet *et al.*, 1997] COLLET, C., VERNET-MAURY, E., DELHOMME, G. et DITTMAR, A. (1997). Autonomic nervous system response patterns specificity to basic emotions. *J Auton Nerv Syst*, 62(1-2):45–57.
- [Cortes, 1995] CORTES, C. & Vapnik, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning*, 20:273–297.
- [Curone *et al.*, 2007] CURONE, D., DUDNIK, G., LORIGA, G., LUPRANO, J., MAGENES, G., PARADISO, R., TOGNETTI, A. et BONFIGLIO, A. (2007). Smart garments for safety improvement of emergency/disaster operators. *In Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS 2007*, pages 3962–3965.
- [Cytowic, 1993] CYTOWIC, R. E. (1993). *The Man Who Tasted Shapes*. Putnam's Sons.
- [Damasio, 1994] DAMASIO, A. R. (1994). Descartes' error and the future of human life. *Sci Am*, 271(4):144.
- [Dishman *et al.*, 2000] DISHMAN, R. K., NAKAMURA, Y., GARCIA, M. E., THOMPSON, R. W., DUNN, A. L. et BLAIR, S. N. (2000). Heart rate variability, trait anxiety, and perceived stress among physically fit men and women. *Int J Psychophysiol*, 37(2):121–133.
- [Edelberg, 1961] EDELBERG, R. (1961). The relationship between the galvanic skin response, vasoconstriction, and tactile sensitivity. *J Exp Psychol*, 62:187–195.
- [Ekman *et al.*, 1983] EKMAN, P., LEVENSON, R. W. et FRIESEN, W. V. (1983). Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions. *Science*, 221(4616):1208–1210.
- [Fleury, 2008] FLEURY, A. (2008). *Détection de motifs temporels dans les environnements multi-perceptifs. Application à la classification automatique des Activités de la Vie Quotidienne d'une personne suivie à domicile par télé-médecine*. Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ JOSEPH FOURIER.
- [Foster *et al.*, 2003] FOSTER, R. L., YUCHA, C. B., ZUK, J. et VOJIR, C. P. (2003). Physiologic correlates of comfort in healthy children. *Pain Manag Nurs*, 4(1):23–30.
- [Fowles *et al.*, 1981] FOWLES, D. C., CHRISTIE, M. J., EDELBERG, R., GRINGS, W. W., LYKKEN, D. T. et VENABLES, P. H. (1981). Committee report. publication recommendations for electrodermal measurements. *Psychophysiology*, 18(3):232–239.
- [Fraden et Neuman, 1980] FRADEN, J. et NEUMAN, M. R. (1980). Qrs wave detection. *Med Biol Eng Comput*, 18(2):125–132.
- [Fridlund et Izard., 1983] FRIDLUND, A. et IZARD., C. (1983). *Social Psychophysiology : A Sourcebook*, chapitre Electromyographic Studies of Facial Expressions of Emotions and Patterns of Emotions, pages 243–286.

- [Friedman et Thayer, 1998] FRIEDMAN, B. H. et THAYER, J. F. (1998). Autonomic balance revisited : panic anxiety and heart rate variability. *J Psychosom Res*, 44(1):133–151.
- [Gemperle *et al.*, 1998] GEMPERLE, F., KASABACH, C., STIVORIC, J., BAUER, M. et MARTIN, R. (1998). Design for wearability. *In Proc. Digest of Papers Wearable Computers Second International Symposium on*, pages 116–122.
- [Govaert, 2003] GOVAERT, G. (2003). *Analyse de données*. Hermes science.
- [Harrington et Harrington, 2000] HARRINGTON, T. et HARRINGTON, M. (2000). *Gerontechnology : why and how*. Shaker Publishing B.V.
- [Healey et Picard, 2005] HEALEY, J. A. et PICARD, R. W. (2005). Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 6(2):156–166.
- [Hofmann et Kim, 2006] HOFMANN, S. et KIM, H. (2006). Anxiety goes under the skin : Behavioral inhibition, anxiety, and autonomic arousal in speech-anxious males. *Personality and Individual Differences*, 40:1441–1451.
- [Huhta et Webster, 1973] HUHTA, J. C. et WEBSTER, J. G. (1973). 60-hz interference in electrocardiography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (2):91–101.
- [Intille, 2002] INTILLE, S. S. (2002). Designing a home of the future. *IEEE Pervasive Computing*, 1(2):76–82.
- [James, 1992] JAMES, W. (1992). *William James : Writings 1878-1899*. Library of America.
- [Jovanov *et al.*, 2003] JOVANOV, E., O'DONNELL LORDS, A., RASKOVIC, D., COX, P. G., ADHAMI, R. et ANDRASIK, F. (2003). Stress monitoring using a distributed wireless intelligent sensor system. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 22(3):49–55.
- [Kail *et al.*, 2005] KAIL, E., KHOOR, S., FUGEDI, K., KOVACS, I., KHOOR, B., KAIL, B., KECSKEMETHY, P., BALOGH, N., DOMIJAN, E. et DOMIJAN, M. (2005). Expert system for phonocardiographic monitoring of heart failure patients based on wavelet analysis. *In Proc. Computers in Cardiology*, pages 833–836.
- [Karki et Leikkala, 2008] KARKI, S. et LEKKALA, J. (2008). Film-type transducer materials pvd and emfi in the measurement of heart and respiration rates. *In Proc. 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS 2008*, pages 530–533.
- [Kaufmann, 1996] KAUFMANN, H. (1996). Consensus statement on the definition of orthostatic hypotension, pure autonomic failure and multiple system atrophy. *Clin Auton Res*, 6(2):125–126.
- [Kawachi *et al.*, 1995] KAWACHI, I., SPARROW, D., VOKONAS, P. S. et WEISS, S. T. (1995). Decreased heart rate variability in men with phobic anxiety (data from the normative aging study). *Am J Cardiol*, 75(14):882–885.
- [Kearney *et al.*, 2007] KEARNEY, K., THOMAS, C. et MCADAMS, E. (2007). Quantification of motion artifact in ecg electrode design. *In Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS 2007*, pages 1533–1536.
- [Kidd *et al.*, 1999] KIDD, C. D., ORR, R., ABOWD, G. D., ATKESON, C. G., ESSA, I. A., MACINTYRE, B., MYNATT, E. D., STARNER, T. et NEWSTETTER, W. (1999). The aware home : A living laboratory for ubiquitous computing research. *In Proceedings of the Second International Workshop on Cooperative Buildings, Integrating Information, Organization, and Architecture*, pages 191–198, London, UK. Springer-Verlag.
- [Krittayaphong *et al.*, 1997] KRITTAYAPHONG, R., CASCIO, W. E., LIGHT, K. C., SHEFFIELD, D., GOLDEN, R. N., FINKEL, J. B., GLEKAS, G., KOCH, G. G. et SHEPS, D. S. (1997). Heart rate

- variability in patients with coronary artery disease : differences in patients with higher and lower depression scores. *Psychosom Med*, 59(3):231–235.
- [Kuno, 1934] KUNO, Y. (1934). *The physiologie of human perspiration*. Lonon.
- [Li *et al.*, 1995] LI, C., ZHENG, C. et TAI, C. (1995). Detection of ecg characteristic points using wavelet transforms. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 42(1):21–28.
- [Lykken et Venables, 1971] LYKKEN, D. T. et VENABLES, P. H. (1971). Direct measurement of skin conductance : a proposal for standardization. *Psychophysiology*, 8(5):656–672.
- [Malliani *et al.*, 1991] MALLIANI, A., PAGANI, M., LOMBARDI, F. et CERUTTI, S. (1991). Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain. *Circulation*, 84(2):482–492.
- [Martin *et al.*, 2000] MARTIN, T., JOVANOVIĆ, E. et RASKOVIĆ, D. (2000). Issues in wearable computing for medical monitoring applications : A case study of a wearable ecg monitoring device. page 43.
- [Matsunaga *et al.*, 1998] MATSUNAGA, K., UOZUMI, T., TSUJI, S. et MURAI, Y. (1998). Sympathetic skin responses recorded from non-palmar and non-plantar skin sites : their role in the evaluation of thermal sweating. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 108(5):482–489.
- [McAdams, 2006] MCADAMS, E. (2006). *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*, chapitre Bioelectrodes, pages 120–166.
- [McCraty *et al.*, 1995] MCCRATY, R., ATKINSON, M., TILLER, W. A., REIN, G. et WATKINS, A. D. (1995). The effects of emotions on short-term power spectrum analysis of heart rate variability. *Am J Cardiol*, 76(14):1089–1093.
- [Mendelson, 1992] MENDELSON, Y. (1992). Pulse oximetry : theory and applications for non-invasive monitoring. *Clin Chem*, 38(9):1601–1607.
- [Mercer, 1909] MERCER, J. (1909). Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A*, 209:415–446.
- [Moody, 1993] MOODY, G. B. (1993). Spectral analysis of heart rate without resampling. *In Proc. Computers in Cardiology 1993*, pages 715–718.
- [Mormot et Laloux, 2003] MORMOT, E. et LALOUX, P. (2003). Les troubles de l'équilibre de la personne âgée. *Louvain Med*, 122:20–27.
- [Noury, 2002] NOURY, N. (2002). A smart sensor for the remote follow up of activity and fall detection of the elderly. *In Proc. Microtechnologies in Medicine & Biology 2nd Annual International IEEE-EMB Special Topic Conference on*, pages 314–317.
- [Noury *et al.*, 2008] NOURY, N., RUMEAU, P., BOURKE, A., ÓLAIGHIN, G. et LUNDY, J. (2008). A proposal for the classification and evaluation of fall detectors. *IRBM*, 29(6):340 – 349.
- [Okada, 1979] OKADA, M. (1979). A digital filter for the qrs complex detection. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, BME-26(12):700–703.
- [Ooi *et al.*, 2000] OOI, W. L., HOSSAIN, M. et LIPSITZ, L. A. (2000). The association between orthostatic hypotension and recurrent falls in nursing home residents. *Am J Med*, 108(2): 106–111.
- [Pan et Tompkins, 1985] PAN, J. et TOMPKINS, W. J. (1985). A real-time qrs detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (3):230–236.
- [Perednia et Allen, 1995] PEREDNIA, D. A. et ALLEN, A. (1995). Telemedicine technology and clinical applications. *JAMA*, 273(6):483–488.

- [Picard *et al.*, 2001] PICARD, R. W., VYZAS, E. et HEALEY, J. (2001). Toward machine emotional intelligence : analysis of affective physiological state. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10):1175–1191.
- [Podsiadlo et Richardson, 1991] PODSIADLO, D. et RICHARDSON, S. (1991). The timed "up & go" : a test of basic functional mobility for frail elderly persons. *J Am Geriatr Soc*, 39(2):142–148.
- [Ries, 1994] RIES, P. (1994). Prevalence and characteristics of persons with hearing trouble : United states. *Vital Health Stat*, 188:1–75.
- [Robert-Bobée, 2008] ROBERT-BOBÉE, I. (2008). Projections de population 2005-2050 – vieillissement de la population en france métropolitaine. *Economie et Statistiques*, (408–409):95–112.
- [Roth *et al.*, 1998] ROTH, W. T., WILHELM, F. H. et TRABERT, W. (1998). Autonomic instability during relaxation in panic disorder. *Psychiatry Res*, 80(2):155–164.
- [Roure *et al.*, 1999] ROURE, R., COLLET, C., DESCHAUMES-MOLINARO, C., DELHOMME, G., DITTMAR, A. et VERNET-MAURY, E. (1999). Imagery quality estimated by autonomic response is correlated to sporting performance enhancement. *Physiol Behav*, 66(1):63–72.
- [Rutan *et al.*, 1992] RUTAN, G. H., HERMANSON, B., BILD, D. E., KITTNER, S. J., LABAW, F. et TELL, G. S. (1992). Orthostatic hypotension in older adults. the cardiovascular health study. chs collaborative research group. *Hypertension*, 19(6 Pt 1):508–519.
- [Salahuddin et Kim, 2006] SALAHUDDIN, L. et KIM, D. (2006). Detection of acute stress by heart rate variability using a prototype mobile ecg sensor. *In Proc. International Conference on Hybrid Information Technology ICHIT*, volume 2, pages 453–459.
- [Santos-Eggimann, 2006] SANTOS-EGGIMANN, B. (2006). Maladies cardiovasculaires : une cible de prévention pour contrecarrer les effets de l'évolution démographique. *Revue Médicale Suisse*, 2:653–657.
- [Sinclair, 1973] SINCLAIR, D. (1973). *The physiology and pathophysiology of the skin :Vol. 2. The nerves and blood vessels*, chapitre Motor nerves and reflexes, pages 475–508. New York : Academic Press.
- [Tarvainen *et al.*, 2002] TARVAINEN, M., RANTA-AHO, P. et KARJALAINEN, P. (2002). An advanced detrending method with application to hrv analysis. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 49(2):172–175.
- [Teller, 2004] TELLER, A. (2004). A platform for wearable physiological computing. *Interacting with Computers*, 16(5):917 – 937. Physiological Computing.
- [Wang *et al.*, 2007] WANG, P., LIM, C. S., CHAUHAN, S., FOO, J. Y. A. et ANANTHARAMAN, V. (2007). Phonocardiographic signal analysis method using a modified hidden markov model. *Ann Biomed Eng*, 35(3):367–374.
- [Winter et Webster, 1983] WINTER, B. B. et WEBSTER, J. G. (1983). Driven-right-leg circuit design. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (1):62–66.
- [Zhai *et al.*, 2005] ZHAI, J., BARRETO, A. B., CHIN, C. et LI, C. (2005). User stress detection in human-computer interactions. *Biomed Sci Instrum*, 41:277–282.

Table des figures

2.1	Évolution de l'espérance de vie en France entre 1975 et 2005	21
2.2	Prévisions sur l'évolution de la population totale en France pour 2025	22
2.3	Prévisions de l'espérance de vie en France entre 2005 et 2050. Les données ont été fournies par l'INSEE [Robert-Bobée, 2008].	22
3.1	Appartement intelligent pour la surveillance de la santé de personnes à domicile, développé par l'équipe AFIRM du laboratoire TIMC de Grenoble.	30
3.2	Les régions les moins intrusives pour le placement de dispositifs portables : (a)cou, (b)avant bras supérieur, (c)avant bras inférieur, (d)cage thoracique, (e)hanche, (f)cuisse, (g)tibia, (h)partie supérieure du pied.	32
3.3	Dispositif ambulatoire pour la mesure de l'électrocardiogramme, développé par l'Institut Fraunhofer. Le dispositif réalise l'acquisition et l'envoi de l'électrocardiogramme et du signal photoplethysmographique.	33
3.4	Sensewear, dispositif portable développé par la société Bodymedia.	34
3.5	Système embarqué développé par la société ST+D. Le système est directement fixé sur les électrodes afin de diminuer les artefacts de mouvement.	35
3.6	Capteur de chute développé par le laboratoire TIMC-IMAG de Grenoble	36
3.7	Système Nerveux Autonome	40
3.8	Les trois types de capteurs pour la mesure de l'activité du SNA	41
3.9	Composition de la peau	42
3.10	Représentation d'une glande sudoripare	43
3.11	Diagramme du coeur	45
3.12	Ondes P, Q, R, S, T.	46
3.13	Dérivations frontales pour la mesure de l'électrocardiogramme	47
3.14	Oxymètre de pouls	47
3.15	Exemple d'un signal phonocardiographic	48
4.1	Schéma général qui indique les principaux blocs fonctionnels du système.	62
4.2	Courbe caractéristique d'une thermistance de type CTN. Lorsque la température augmente la résistance aux bornes diminue.	63
4.3	Placement spécifique pour la mesure de l'activité électrodermale. La mesure de la résistance cutanée est prise dans la deuxième phalange de l'index et du médium. La mesure du potentiel cutané est faite entre l'éminence hypothénar et une électrode de référence située sur l'avant bras.	65
4.4	A gauche : Positionnement des électrodes pour la mesure de l'électrocardiogramme en dérivation frontale. A droite : une électrode de type effort Ambu pour lequel le point de connexion est déplacé vers la périphérie.	66
4.5	Schéma bloc fonctionnel du circuit de conditionnement analogique pour la mesure de l'ECG.	67
4.6	A gauche : carte fille OEM III Nonin. A droite : capteur photoplethysmographique par transmission.	68

4.7	Signal numérique fournit par la carte d'acquisition OEM III à partir du signal photoplethysmographic	69
4.8	Diagramme temporel du fonctionnement du microcontrôleur. L'échantillonnage des trois voies est réalisé de façon séquentielle. L'information est ensuite envoyée via une communication UART.	70
4.9	Trame de données construite pour la communication de l'information. La taille de la trame est de 11 octets.	70
4.10	Diagramme général de l'algorithme implémenté dans le microcontrôleur, la routine est complétée par trois types d'interruption : fréquence cardiaque, réception UART et tension base.	71
4.11	Module de communication sans fils Zigbee développé par la société digi.	72
4.12	Étalonnage de la température cutanée.	73
4.13	Courbe d'étalonnage de la résistance cutanée	74
4.14	Comparaison du système embarqué et de la centrale «AD Instruments (MPLAB-24T) » pour la mesure de l'électrocardiogramme à 105 Hz et 1kHz.	75
4.15	En bas : température cutanée isolée. En haut : température cutanée non isolée.	77
4.16	Normalisation des signaux de température cutanée avec et sans isolation. Le coefficient de corrélation est égal à 0,85.	77
4.17	Réponse phasique	79
4.18	En bleu : signal en résistance cutanée. En rouge : niveau tonique de la résistance cutanée.	80
4.19	En haut : niveau tonique du signal en résistance. En bas : signal original de résistance. Comme il est indiqué par les traits rouges, les filtres implémentés n'ajoutent pas de décalage sur le niveau phasique du signal.	80
4.20	Algorithme de Tompkins pour la détection de la fréquence cardiaque à partir de l'ECG. A : Signal ECG ré-échantillonné à 500 Hz. B : Signal de la valeur absolue de l'ECG. C : Produit entre l'ECG et la valeur absolue de sa dérivée. D : Détection des points maximaux des complexes QRS.	82
4.21	Fréquence cardiaque instantanée (Tachogramme) pendant les phases de repos, marche rapide, repos, course et repos. L'algorithme de détection proposé permet la détection des complexes QRS même pendant la phase de course.	83
4.22	Évolution de l'incertitude dans la mesure de la fréquence cardiaque.	84
4.23	Exemple de la représentation de Poincaré ajustant l'ellipse autour des points. L'écart type de la distance des points dans chaque axe (X1 et X2) détermine la largeur (SD1) et la longueur (SD2) de l'ellipse [Brennan <i>et al.</i> , 2001].	85
4.24	Analyse spectrale du signal RR chez un sujet jeune allongé et debout à 90° et les proportions respectives dans les bandes LF et HF [tas, 1996]	87
4.25	Tachogramme	88
4.26	Représentation en temps fréquence du calcul de la variabilité de la fréquence cardiaque utilisant la STFT pendant une phase de repos. La contribution du système sympathique se trouve entre 0,05 et 0,15 Hz. La contribution du système parasympathique est comprise entre 0,15 et 0,5 Hz.	89
4.27	En bleu : Tachogramme de la fréquence cardiaque pendant une phase de repos. En rouge : Ondelette de Morlet utilisée pour l'analyse en temps fréquence du tachogramme	90
4.28	Scalogramme du tachogramme fournit par la transformée en ondelettes. L'ordonnée représente les coefficients de dilatation de l'ondelette mère et l'abscisse le coefficient de translation (b)	90
4.29	Signal simulé pour une transition couché debout.	93

4.30	En haut : detrending par minimisation des moindres carrés sur le signal simulé. En bas : detrending utilisant les filtre FIR passe-haut.	93
4.31	Transformée de Fourier du signal LF et HF utilisant différentes tailles de fenêtres.	95
4.32	Erreur relative du rapport LF/HF utilisant différentes tailles de fenêtres.	95
4.33	Modèle classique d'un neurone artificiel.	97
4.34	Fonctions de transfert utilisées dans l'implémentation des réseaux de neurones : (a) fonction seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde.	97
4.35	Réseau de neurones.	98
4.36	Réseau de neurones avec trois couches, une couche d'entrée, une couche cachée et un couche de sortie.	99
4.37	Lorsque l'erreur dans l'ensemble d'apprentissage diminue et l'erreur dans l'ensemble de validation augmente, il existe un risque de surapprentissage et dans ce cas il faut arrêter le processus.	101
4.38	vecteurs	102
4.39	la distance	102
4.40	L'hyperplan optimal est le plan qui se trouve « au milieu » des deux classes lorsque la distance aux éléments les plus proches est maximale.	103
4.41	Représentation de deux classes dans un espace R^2 . Comme il est indiqué, la discrimination des deux classes peut être réalisée en utilisant un discriminant non linéaire.	104
4.42	Densité spectrale de puissance sur différentes postures : debout, assis, allongé et pendant une phase de marche.	106
4.43	Moyenne et écart type du nombre de réponses pendant les quatre situation sans et avec calcul mental. L'analyse d'ANOVA indique une augmentation significative ($p < 0.01$) du nombre de réponses lors de la phase de calcul mental .	108
4.44	Moyenne et écart type de la somme des amplitudes. L'analyse de Kruskal-Wallis indique une augmentation significative $\chi^2 < 0.002$ de la somme des amplitudes.	109
4.45	Mesure du rapport sympathovagal pendant les quatre situations sans et avec calcul mental.	109
5.1	Les quatre phases d'un évènement de chute	115
5.2	Diagramme de la stratégie multiparamétrique proposée pour la détection de chute	116
5.3	Résumé des caractéristiques extraites sur chaque signal	118
5.4	Pourcentage d'information fournit par composante. Le pourcentage d'information contenu dans les quatre premières composantes principales atteints 88%.	120
5.5	Corrélation des caractéristiques dans les deux premières composantes principales.	121
5.6	Prédiction positive, sensibilité et spécificité en fonction du nombre de neurones.	125
5.7	Table d'inclinaison qui bascule de la position couché(180°) à la position debout(90°).	130
5.8	« Premature Atrial Contraction (PAC) », il se produit un complexe QRS en avance qui représente un battement spontané.	131
5.9	Tachogramme d'un patient présentant une arrythmie PAC.	132
5.10	Représentation Temps-Fréquence du tachogramme	132
5.11	Niveau tonique normalisé. Le test d'ANOVA indique une différence significative entre les deux populations ($p = 0,018$). (HO = population souffrant de troubles d'hypotension orthostatique)	133

5.12 Valeur moyenne et écart type du nombre de réponses pour la population de référence et pour la population de sujets atteints d'hypotension orthostatique.	134
5.13 Valeur moyenne et écart type de la somme des amplitudes	135
5.14 Valeur moyenne et écart type de la température cutanée normalisée pour les deux populations. Il n'y a pas une différence significative observable entre les deux populations ($p=0,12$).	135

Liste des tableaux

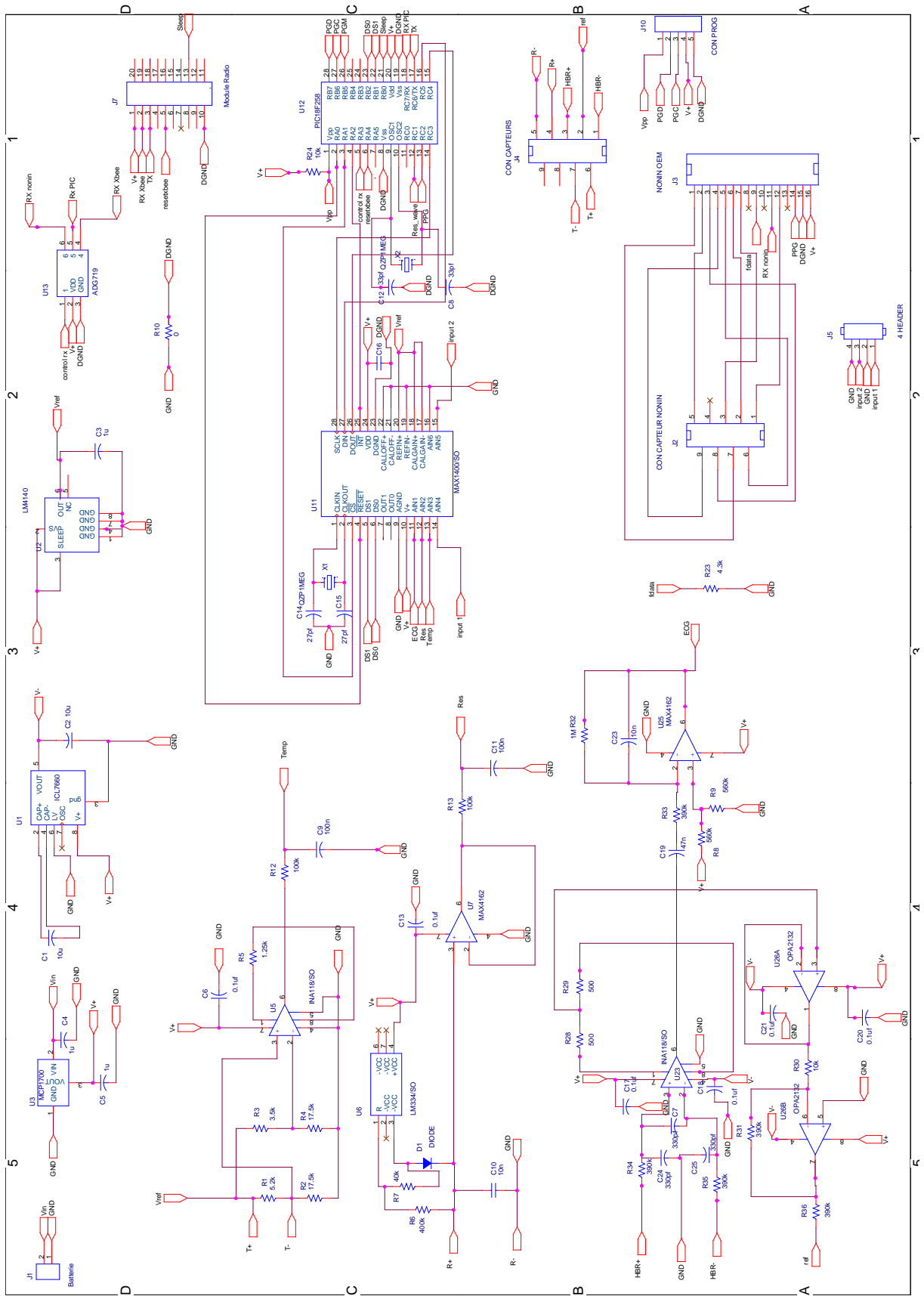
4.1	Performances du module Xbee Series 2	72
4.2	Bilan de consommation du système	75
4.3	Paramètres fréquentiels de la VFC	86
4.4	Comparaison de différentes méthodes avec deux types de techniques pour l'enlèvement de la ligne de base.	94
4.5	Moyenne et écart type du rapport sympathovagal lors de quatre positions. L'analyse de variances a été implémentée par paire de positions (1-2,1-3,1-4,2-3,2-4 et 3-4)	106
5.1	Tableau de données construit pour chaque situation, la valeur de C indique la classe d'appartenance(C=1 chute, C=-1 transition debout-couchée)	118
5.2	Valeurs propres et pourcentage d'information par composante obtenu à partir de l'ACP.	120
5.3	Corrélations caractéristiques-composante	121
5.4	Spécificité, sensibilité et prédiction positive pour un réseau Perceptron Multicouche.	124
5.5	Spécificité, sensibilité et prédiction positive pour un réseau Perceptron Multicouche en utilisant les trois premières composantes principales.	125
5.6	Performance de classification avec SVM utilisant un noyau polynomial, A gauche : performance de la classification avec toutes les caractéristiques, A droite : performance de la classification utilisant les trois premières composantes principales (Pp=Prédiction positive, Se = Sensibilité, Sp=Spécificité).	126
5.7	Performance de la classification utilisant un noyau Gaussien, Le paramètre σ indique l'écart type de la fonction Gaussien utilisée (Pp=Prédiction positive, Se = Sensibilité, Sp=Spécificité).	126
5.8	Récapitulatif des meilleures performances pour les classifieurs utilisées. RN= Perceptron multicouche (Réseaux de neurones),SVM(p)= SVM avec un noyau polynomial, SVM(σ)=SVM avec un noyau Gaussien.	127

Cinquième partie

Annexes

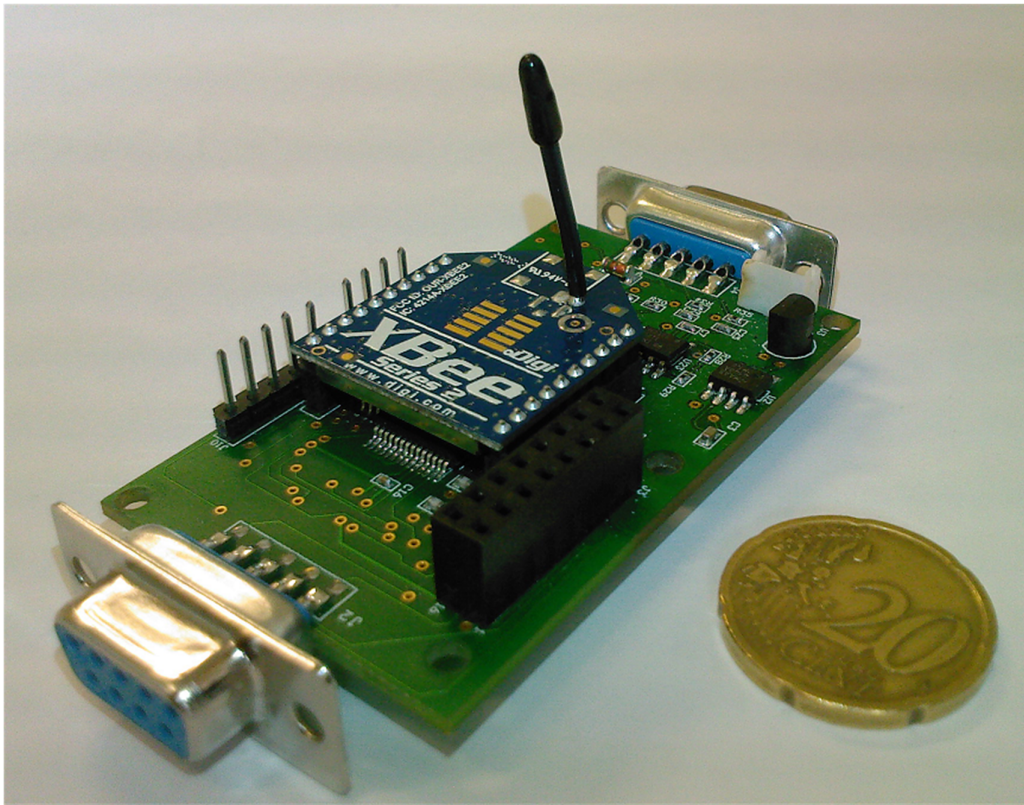
Annexe A

Schéma électrique du système embarqué



Annexe B

Système embarqué et placement sur le corps



Annexe C

Publications

A new approach to improve the fall detection in elderly: monitoring of the autonomic nervous system activation

R. Nocua^{1,2}, N. Noury^{1,2}, C. Gehin¹, A. Dittmar¹, E. McAdams¹

¹ INL UMR5270 CNRS INSA Lyon /Biomedical sensors group/INSA Lyon, France.

² TIMC-IMAG/AFIRM Group/ Université Joseph Fourier, Grenoble, France.

Abstract— Nowadays, the proportion of elderly is increasing. As many of them live alone, their health problems and accidents are often not reported. Falling is one of the most significant problems and in some reported cases, detectors have been used, based on accelerometers.

The present work is based on the study of the Autonomous Nervous System's (ANS) behavior during a fall, measured in terms of the skin's electrical resistance and the heart rate. We studied the ANS's reaction of 10 young subjects during simulated falls.

We measured the electrodermal response and the heart rate variability, computing the power spectral density of the latter in order to extract the signal's energies in the LF and HF bands. We also used the Poincaré Plot representation to quantify of this reaction.

Keywords— Fall detection, ANS activation, HRV, electrodermal response.

I. INTRODUCTION

As the proportion of the elderly is increasing, with many of them living alone, many of their health problems go unreported. Falling is such problem and many studies have been conducted in order to develop wearable systems for fall detection in real time [1]. Such systems, mainly based on accelerometers, can also detect daily activities and posture [2][3][4]. They measure the sudden change in the acceleration of the body when falling, but this approach is not optimal as, in normal daily activities, a person can also experience high accelerations that can be wrongly identified as a fall.

Our work is based on the measurement and comparison of the autonomic nervous system's activity (ANS) before and after a fall. The ANS is the part of the peripheral nervous system that acts unconsciously to maintain homeostasis. Homeostasis is the body's capacity to regulate its internal environment and to maintain its stability.

In preserving homeostasis, the ANS activity has a measurable effect on the heart rate, respiration rate, skin resistance, skin potential and microcirculation.

The measurement of these reactions has been used to as-

sess the level of the driver's stress [5] and for emotion recognition [6].

II. MATERIALS AND METHODS

A. Instrumentation

The ANS activity is currently assessed through the measurement of four physiological parameters: the skin temperature, the skin resistance, the skin potential and the heart rate [7].

Previous studies [5] have proven that, in a stressful situation, such as car driving, the most pertinent parameters are skin resistance and heart rate.

Skin resistance

The skin resistance is measured with two electrodes (Ag/AgCl 50 mm²) placed on the second phalanx of both the index and the third digit of the non-dominant hand in compliance with the recommendations of Fowles [8]. The skin resistance is measured using a constant current of 15 μ A.

In order to improve the quality of contact surface an isotonic paste is applied to the electrodes prior to their application to the skin. The resultant voltage is buffered and filtered with a low frequency RC filter.

Instantaneous heart rate

Instantaneous heart rate was measured using a classical electrocardiogram circuit and standard lead II configuration. A Driven Right Leg circuit was implemented in order to increase the SNR, and the ECG signal was finally filtered using a band pass filter between 8 to 16 Hz. The QRS complex was detected with an analog circuit and a microprocessor computed the time between two consecutive complexes in order to produce the heart rate signal.

B. Signal processing

When a person is facing a given danger, the ANS is activated to prepare for the necessary action. The sympathetic nervous system instigates the appropriate mechanisms for

the preservation of the person. This preparation for danger (switching from a calm state to an excited state) is considered as a stress to the body. In the present case, we want to quantify the reaction of the ANS due to a fall.

Skin resistance signal

It has been shown that the measured skin resistance signal is related to the activity of the sweat glands [9]. This activity provides information concerning the arousal state of the person. The following two aspects of the resistance signal were studied for physiological significance:

Skin resistance level: this is the slow variation of the signal.

Skin resistance response: this is the dynamic response produced by a particular stimulus such as a fall, in our case, or other event induced by the experimenter or the surroundings. This response is characterised by the response's amplitude, the time between the response's maximal and minimal points following the stimulus and by the recovery time [9].

Heart rate variability (HRV)

Heart rate variability is a complementary non-invasive method commonly used to estimate the ANS activity. Several techniques are currently used in the literature to calculate HRV [10]: 1. Time domain methods involving the measurement of the standard deviation of the NN intervals (SDNN), RMSSD, PNN50. 2. Frequency domain methods using either the Fast Fourier Transform (periodogram or time frequency algorithm) or methods based on the autoregressive model and 3. Non linear methods such as the Poincaré Plot.

Time Domain

The assessment of the heart rate variability in the time domain is implemented by computing different statistical parameters for the beat-to-beat signal, such the standard deviation (SDNN), the root mean square of the differences between heart beats (rMSSD) or the number of normal to normal complexes that fall within 50 milliseconds (NN50). These parameters have been used in order to obtain information on the autonomic nervous system [10].

Frequency domain

The spectral analysis of the heart rate signal is performed on the energies of two different bands of frequencies in order to separately quantify the sympathetic and parasympathetic system activities:

- The measured energy in low frequency band (0.04-0.1 Hz) reflects the activation of both the parasympathetic and sympathetic system.
- The energy in high frequency band (0.15 - 0.4 Hz), on the other hand, corresponds to the activation of the parasympathetic system alone.

In the present research, the Fourier Transform was used to compute the power spectral density of the heart rate signal that had been reconstructed by a spline cubic interpolation at 10 Hz, and from which the DC component had been removed to facilitate the study of the signal dynamic.

The Power spectral density is computed using the short time frequency (STFT) algorithm (1). In this case, $f(t)$ represents the heart rate signal and $g(t)$ the shifting window implemented using a Gaussian window and a standard deviation defined by equation (2) where N is the sample length of the signal $f(t)$ and Sw the standard deviation of the Gaussian window.

$$Sf(u, \xi) = \langle f, g_{u, \xi} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\xi t} dt \quad (1)$$

$$Sw = \sqrt{\frac{N}{4\Pi}} \quad (2)$$

The spectrogram is then computed using equation (3).

$$Pf(u, e) = | Sf(u, \xi) |^2 = \left| \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\xi t} dt \right|^2 \quad (3)$$

Poincaré Plot

The Poincaré Plot is a non-linear method which enables the calculation of the short term variability (Fig 1). It is a representation of the RR_n vs. the RR_{n+1} interval and has the form of an ellipse from which one can measure the standard deviation along its principal axis (SD2) and the orthogonal standard deviation (SD1) (Fig 2). The SD1/SD2 ratio is further computed as per the standard methods [11].

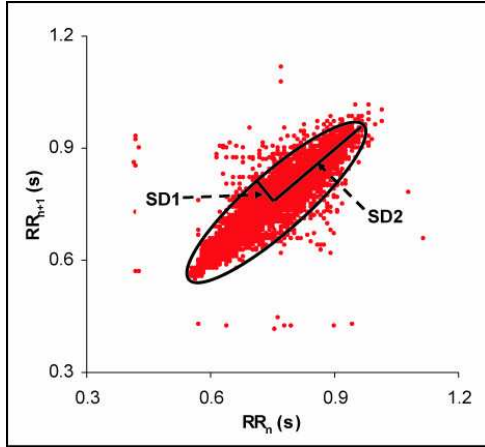


Fig 1: Poincaré Plot representation.

Fall protocol and characterization

The tests were carried out on 10 young subjects (28 +/- 7 years).

During the experiments, the two signals (heart rate and skin resistance signals) were simultaneously displayed and recorded. Each subject first stood on a rigid platform for one minute. The subject was then tilted at an angle of 30° and held in this position for one minute. Eventually the subject was suddenly dropped by releasing the supportive belt which held him in place. The subject's fall was cushioned by a thick mattress, ensuring their safety. After the fall, the subject was asked to remain in the lying position during 1 minute.

The experiment was repeated six times for each subject. The first three falls were performed in the forward direction and the next three in the backward direction

In order to assess the subject's reaction to the fall, we measured the LF/HF and the SD1/SD2 ratio for 30 seconds during standing period (S1), during the 30° tilt (S2), during the initial 30 seconds after the fall (S3) and latter following a period of rest (S4). In the case of the skin resistance, we calculated the EDR responses signal for the four periods.

III. RESULTS

For each fall, we extracted the key parameters describing the signals following the methods described above. In the case of the heart rate signal we computed heart rate variability as present in Table 1:

	S1	S2	S3	S4
LF	5.18± 0.87	4.65± 1.12	4.8± 0.89	4.11± 0.1742
HF	5.71± 1.62	6.35± 2.18	5.02± 1.88	7.01± 0.3947
LF / HF	1.04± 0.56	0.90± 0.55	1.14± 0.55	0.68± 0.0704
SD1	0.017± 0.008	0.016± 0.0066	0.031± 0.012	0.0326± 0.0026
SD2	0.058±0.025 3	0.042± 0.016	0.114± 0.0362	0.0621± 0.0059
SD1/SD2	0.322± 0.134	0.409± 0.1457	0.298± 0.1584	0.5597± 0.0271

Table 1: Mean and standard deviation of heart rate variability measures in the four periods.

A. Heart rate variability

Body posture has a significant influence on heart rate variability. Chan and al [12], showed that changes from the standing to the rest position induce a reduction in the sympathovagal balance (LF/HF ratio) and an increase in the SD1/SD2 ratio.

In the case of a fall, we found an increase in the sympathovagal balance (ratio LF/HF) and a reduction in the SD1/SD2 relation (Fig 2). This pattern clearly differs from that of the normal standing-lying transition and can hence be used to detect falls.

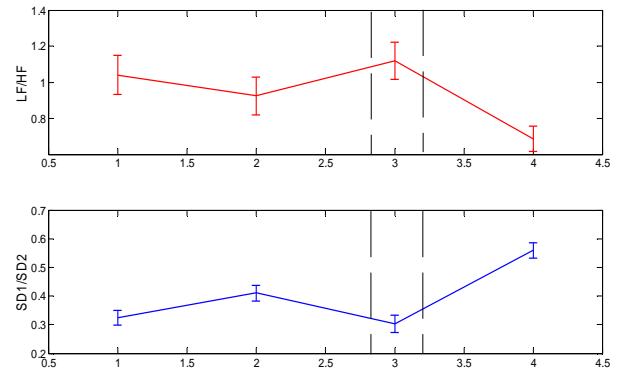


Fig 2 : Mean comparison of SD1/SD2 ratio in the four periods. Standing-Tilt 30°-After fall- Resting.

B. The Electrodermal Response

In order to evaluate the electrodermal response, we computed the sum of the area of the electrodermal responses on the skin resistance signal during the four periods, each for a time window of 30 seconds. In Fig 3 a significant increase in this parameter is seen following the fall due to the activation of the sympathetic system.

Using all of these parameters (LF/HF, SD1/SD2 and EDR) in combination, we will implement a new improved classification algorithm in order to more reliably differentiate the simple standing-lying transition from the fall event. The data fusion of these parameters should give additional information that correlated with the fall sensor, will increase the accuracy of detection.

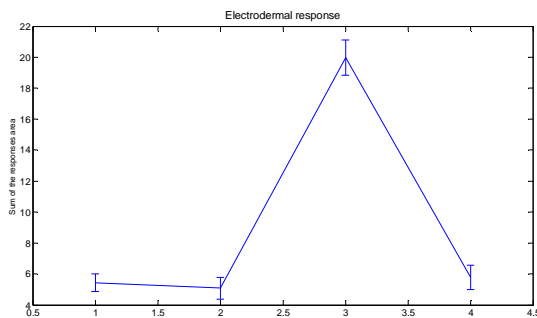


Fig 3: Electrodermal response quantification in four situations.

IV. CONCLUSIONS

The quantification of the ANS's reaction can be a good indicator of stress level in the human body. In this paper we have shown that the activity of the autonomous nervous system can be well characterized using skin resistance and heart rate variability measures, and can improve the fall detection.

In the case of the skin resistance, we observed a change in the electrodermal response produced by the stimulation of the ANS due to a simulated fall.

With the heart rate signal, we evaluated the variability using two main methods: the Time-Frequency algorithm and Poincaré Plot in order to study the ANS activation during the fall.

Skin resistance and Heart rate are parameters that can be easily integrated into a wearable system. We are presently developing a wearable system that enables the measurement of S.R and IHR parameters in real time. This will be a complementary system, embedded with a fall sensor, worn by the person. However, this approach is limited to people whose the ANS is not adversely affected by disease, etc. With elderly who are treated with beta-blockers, the ANS is impaired and our method is not applicable.

We hope to implement the classification algorithms such as "k-near" and "support vector machine" and these will be correlated with the fall detector developed by the laboratory TIMC-IMAG [13]. Additionally, we will study

the level of stress during daily situations as an important number of diseases in the elderly are induced by a sustained and continuous level of stress.

ACKNOWLEDGMENT

We wish to thank the "Cluster Handicap Neurosciences et Vieillesse" for their financial support of this research.

REFERENCES

- [1] N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A.K. Bourke, G. Ó Laighin, V. Rialle, J.E. Lundy, "Fall detection – Principles and methods", in Proc. of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS, Cité Internationale, Lyon, France, August 23-26, 2007, pp. 1663-66
- [2] C. N. Scanail, S. Carew, P. Barralon, N. Noury, D. Lyons, and G. M. Lyons, "A review of approaches to mobility telemonitoring of the elderly in their living environment," *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 34, pp. 547 – 563, April 2006.
- [3] A. K. Bourke, J. V. O'brien, and G. M. Lyons, "Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm." *Gait Posture*, vol. 26, no. 2, pp. 194–199, Jul 2007.
- [4] P. Barralon, N. Noury, and N. Vuillermé, "Classification of daily physical activities from a single kinematic sensor," in *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the, 2005, pp. 2447–2450.
- [5] Healey and al. Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS*, VOL. 6, NO. 2, JUNE 2005, pp 156-166.
- [6] C. Collet and al, A. Autonomic nervous system response patterns specificity to basic emotions. *Journal of Autonomic Nervous System*, 1997, vol. 62, n° 1-2, pp. 45-57.
- [7] Dittmar and al. A multi-sensor system for the non-invasive measurement of the activity of the autonomic nervous system. *Sensors Actuators B*, 1995, vol. 26-27, pp. 461-464.
- [8] D. C. Fowles, M. J. Christie, R. Edelberg, "Publication. Recommendations for electrodermal measurements", *Psychophysiology*, vol.18, pp. 232, 1981.
- [9] Boucsein W, *Electrodermal activity*. Plenum Press, New York. 1992.
- [10] Task Force of the Europ. SOC. of Cardiol. & North Am. Soc. of Pacing and Electrophys, "Heart Rate Variability, standard of measurement, physiological interpretation and clinical use," *Circulation*, vol. 93, pp. 1043-1065, 1996.
- [11] M. Brennan and al, Do Existing Measures of Poincaré Plot Geometry Reflect Nonlinear Features of Heart Rate Variability? *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, VOL. 48, NO. 11, NOVEMBER 2001, pp 1342-1346.
- [12] Hsiao-Lung Chan and al, Correlates of the shift in heart rate variability with postures and walking by time–frequency analysis. *Computer methods and programs in biomedicine* 8 6 (2007) 124–130.
- [13] Noury N. (2001). Détecteur de Chute d'Une Personne. UJF. Patent Num: 01/12046, 18 Septembre 2001, France.

Author: Ronald Nocua
 Institute: Université Joseph Fourier
 Street: Faculté de Médecine, Bat Jean Roget, La Tronche.
 City: Grenoble
 Country: Email: Ronald.nocua@imag.fr

Evaluation of the autonomic nervous system for fall detection

Ronald Nocua*, *Student Member, IEEE*, Norbert Noury *Senior Member, IEEE*,
Claudine Gehin, *Member, IEEE*, Andre Dittmar and Eric McAdams, *Senior Member, IEEE*.

Abstract—Studies show that the proportion of elderly will reach 30% of the total population by 2050 in developed countries, such as France. The elderly live generally alone, thus many health problems related to age are under reported. Falling is one of these problems and several devices have been developed recently, based on accelerometers, in order to detect it and alert carers. In order to improve the detection success of these devices, we propose quantifying autonomic nervous system activity (ANS) using a wearable ambulatory device developed for this purpose. We studied the A.N.S's response on 7 adult subjects during simulated falls and standing-lying transitions. We implemented a classification method using the Support Vector Machine in order to classify these two situations using measured heart rate variability and electrodermal response. Good results (sensitivity =70.37%, specificity =80%, positive predictor=73.8%) were obtained using a Polynomial kernel ($p = 5$) for the support vector machine implementation.

Index Terms—Autonomic nervous system(ANS), Wearable device, Fall detection, Support Vector Machine.

I. INTRODUCTION

THE proportion of the elderly in the population is increasing in developed countries. Many of the elderly choose to stay home rather than go to a retirement home. As they tend to live alone, many health problems related to aging (such as Myocardial infarction, Parkinson or Alzheimer's disease) are not detected, early enough, thus increasing the mortality rate and adversely affecting the quality of life.

Wearable devices have been developed in response to this growing problem in order to monitor the elderly in their homes. Several devices, such as the AMON system [1], enable the measurement of a range of physiological parameters such as the SpO_2 (oxygen saturation), ECG, blood pressure, skin temperature and/or activity. The purpose of these devices is to monitor the health or the wellness of the subjects, measuring the physiological parameters in order to detect a health problem at an early/latent stage and to send an alarm to alert the remote clinical or related center. One of the major health risks associated with the elderly is falling as it results in many disabling fractures [2] and has major physiological consequences. However, if it is detected in time, much pain and trauma can be

averted and the risk of mortality reduced. Fall is defined as a rapid change from the upright/sitting position to the reclining or almost lengthened position [3]. In order to detect this problem, several ambulatory devices have been developed incorporating accelerometers [4]. The sensor [4], developed by the AFIRM team, one of the laboratories contributing to the present research, detects falls using two tri-axial accelerometers placed within a patch attached to the left side of the chest. The latest version of this sensor can detect a fall with a percentage success close to 85%. In order to improve the detection rate of this fall sensor, the authors are studying the ANS activity during simulated falls and standing-lying transitions. Our research seeks to find a classification method that reliably differentiates between these two situations using various physiological signals. We have therefore developed a wearable device for the monitoring of, among of others things, ANS activity.

The ANS is activated unconsciously through the sympathetic (SNS) and parasympathetic (PSNS) nervous systems in order to maintain homeostasis in the body. The sympathetic system is activated in cases of danger, surprise or stress. The efferent path way in the SNS reacts in order to prepare the body for action, activating the necessary mechanisms such as heart rate acceleration, blood vessels constriction, pupil dilation, perspiration (sweating), etc. On the other hand, the afferent path way carries the sensations as pain or heat to the brain. In contrast, the PSNS is activated in order to enable rest, repose and stock of the energy. The parasympathetic system slows the heart rate, dilates the blood vessels and constricts the bronchi when the need of oxygen decreases.

Several studies have proved the pertinence of measuring the activity of the ANS in order to detect basic emotions [5]. Healey et al [6] evaluated stress levels in car drivers during different kind of driving conditions (rest, highway and city). The recorded physiological signals were electrocardiogram, electromyogram, skin conductance and respiration. Using these signals, the driving stress was classified with a success rate of 97%, the most relevant signals were the heart rate and the skin conductance. Jovanov et al [7] developed a wireless system that monitors stress during the training aircraft pilots and during their routine activities, measuring skin conductivity, instantaneous heart rate and the subject's activity. In our case, we measured the ANS activity using three physiological signals: skin temperature, skin resistance and electrocardiogram, using a wearable device (Fig 1) developed for this purpose.

R. Nocua, N. Noury are with the Laboratory TIMC-IMAG, Team AFIRM, UMR CNRS/UJF 5525, Faculté de Médecine de Grenoble, B. Jean Roget, 38706 La Tronche Cedex, France. ronald.nocua@imag.fr;norbert.noury@imag.fr

C. Gehin, A. Dittmar and E. McAdams are with the Biomedical Sensor Group, Lyon Institute of Nanotechnology, UMR 5270 CNRS Insa Lyon, 20 avenue Albert Einstein, 69621 Villeurbanne, France. claudine.gehin@insa-lyon.fr;andre.dittmar@insa-lyon.fr;eric.mcadams@insa-lyon.fr.

II. MATERIALS AND METHODS

A. Wearable device

1) *Skin temperature sensor*: skin temperature was measured using a thermistor (Betatherm, Réf. 10 K3 MCD2) attached to palm of non dominant hand. The resultant resistance variation produced by the sensor was measured with a Wheatstone bridge in order to produce a voltage corresponding to the resistance. This configuration gave good measurement linearity and accuracy. The temperatures ranged between 22 and 42 degree Celsius. The signal was amplified and filtered with a RC circuit (fc=1KHz).

2) *Skin resistance sensor*: this signal was measured with a current constant method. The system applied a DC current of 3.3 μ A in order to record a voltage proportional to the skin resistance. The value of the current was fixed in order to have a resistance variation between 0 to 1M Ω . The electrodes used were Ag/AgCl with a diameter of 0.8 mm. The electrodes were placed on the second phalanx of the index and the third digit of the non-dominant hand in compliance with published recommendations [8]. In order to improve the contact surface an isotonic paste was applied. The signal was further buffered and filtered with a RC filter.

3) *Electrocardiogram*: The electrocardiogram was measured using a classical electrocardiogram circuit and a standard lead II configuration. A Driven Right Leg circuit was implemented in order to increase the SNR, and the ECG signal was finally filtered using a band pass filter between 8 to 16 Hz.

The above three signals were sampled using a Sigma-Delta converter (MAX1400) with a 18-bit resolution and five analogic inputs. The sampling frequency is set to 600 Hz for each input in order to fix the sampling frequency of 200 Hz for the three channels. The signals sampled are send to the microcontroller (PIC18F2580) with a SPI communication. The data frame was sent using a Zigbee device with a baud rate of 57600bps.

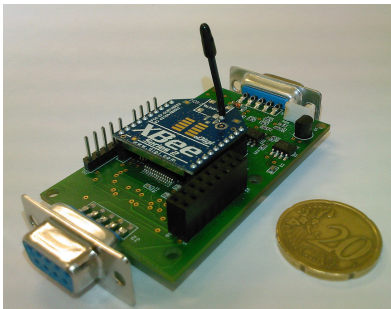


Fig. 1. Wearable ambulatory device developed for the quantification of the ANS; measuring skin temperature, skin resistance and the electrocardiogram.

B. Signal processing

In order to implement the signal processing the algorithms have been developed offline.

1) *Skin resistance*: The skin resistance signal is mainly associated with the activity of the sweat gland. This activity gives an information about the arousal state of the person. The signal could be analyzed in the following ways [9]:

- Skin resistance level: this is the low variation of the signal.
- Skin resistance response: shows the response produced by a particular stimulus like the fall or another event.
- Non oriented response: the non oriented responses are the responses produced spontaneously without a stimulus.

2) *Electrocardiogram*: The ECG signal was filtered using a bandpass Butterworth filter with a bandpass frequency from 8 to 16Hz. This numeric filter was implemented in order to set the frequency ranges of the ECG signal for the QRS complex detection. The QRS complex was detected with the Pan-Tompkins' algorithm [10] and the RR times signal extracted detecting the maximal point of the QRS complex in order to built the RR tachogram.

3) *Heart Rate Variability*: Heart rate variability (HRV) is a complementary non-invasive method commonly used to estimate the ANS activity. Several techniques are currently used in the literature to calculate HRV [11]:

- Frequency domain methods, using either the Fast Fourier Transform (Periodogram or time frequency algorithm) or methods based on the autoregressive model.
- Non linear methods such as the Poincaré Plot.

a) *Frequency Domain*: The spectral analysis of the heart rate signal is performed on the energies of two different bands of frequencies in order to separately quantify the sympathetic and parasympathetic system activities:

- The measured energy in low frequency band (0.04-0.1 Hz) reflects the activation of both the parasympathetic and sympathetic systems.
- The energy in high frequency band (0.15 - 0.4 Hz), on the other hand, corresponds to the activation of the parasympathetic system alone.

In the present work, the Fourier Transform was used to compute the power spectral density of the heart rate signal that had been reconstructed by a spline cubic interpolation at 10 Hz, and from which the DC component had been removed to facilitate the study of the signal dynamic. The Power spectral density was computed using the short time frequency (STFT) algorithm (1). In this case, $f(t)$ represents the tachogram signal and $g(t)$ the shifting window implemented using a Gaussian window and a standard deviation defined by equation (2) where N is the sample length of the signal $f(t)$ and w the standard deviation of the Gaussian window.

$$Sf(u, \xi) = \langle f, g \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\xi t} \quad (1)$$

$$w = \sqrt{\frac{N}{4\pi}} \quad (2)$$

b) *Poincaré Plot*: The Poincaré Plot is a nonlinear method which enables the calculation of the short term variability. It is a representation of the RRn vs. the RRn+1 interval and has the form of an ellipse from which one can measure the standard deviation along its principal axis (SD2) and the orthogonal standard deviation (SD1). The SD1/SD2 ratio is further computed as per the standard methods [12].

C. Support vector Machine

The support vector machine (SVM) is a supervised classification technique developed by Boser and Vapnik [13]. This technique finds the best separating hyperplane between two classes using the samples placed on the edge of each class (Fig 2) in order to maximize the distance that exists between the hyperplane and the nearest points of each classes that is defined as the margin. Let's consider the couple (x_i, y_i) where $x_i \in R^n$ and y_i is a constant that shows the class to which the x_i element belongs. The algorithm consists in determining (w,b) that verify:

$$\begin{cases} w \cdot x_i + b \geq 1 \Rightarrow y_i = 1 \\ w \cdot x_i + b \leq -1 \Rightarrow y_i = -1 \end{cases} \quad (3)$$

The distance between these two planes is defined as $\gamma = 2/\|w\|^2$ thus maximizing this distance is equivalent to minimizing (4).

$$\min_{w,b} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 \right\} \quad (4)$$

In 1995, Cortes et Vapnik [14], introduced a new parameter that considers the wrong classification. This technique introduced the slack variables ξ_i in order to loose the conditions imposed by the equation 3. Finally, the relation 4 can be modified by :

$$\min_{w,b,\xi} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \right\} \quad (5)$$

subject to the following conditions $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i$.

In the cases where the data are not linearly separable it is possible to modify (3) by the following equation:

$$f(x) = w \cdot K(x) + b \quad (6)$$

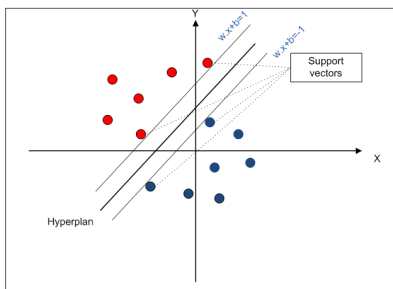


Fig. 2. The margin is maximized, in order to find the hyperplane, using only the vectors located on the edge of each class.

where the function $K(x)$ is called the kernel function. In our case we used a Gaussian kernel and the Polynomial kernel defined by the equations (7) and (8)

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma} \quad (7)$$

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^p \quad (8)$$

The Gaussian kernel is modified by the parameter σ . This parameter fixes the standard deviation of the Gaussian curve used. In the case of the Polynomial kernel, the parameter p controls the degree of the polynomial used to implement the non-linear transformation.

III. EXPERIMENTATION PROTOCOL

The experimentation was carried on 7 adult subjects (28 ± 7 years). The physiological signals described previously were displayed and recorded during the study. The experimentation has been divided in two parts:

- In the first part, each subject stood in standing position with his eyes closed, during one minute. After one minute, the subject was pushed in order to simulate a fall. The subject remained in the lying position during one minute. The subject's fall was cushioned by a thick mattress, ensuring their safety. For each subject the fall was simulated 6 times.
- In the second part, the subject did a normally standing-lying transition. The event was repeated three times.

A. Feature extraction

For each situation, we extracted a set of features from each signal. For the skin resistance signal we considered 30 seconds before and after each event. We centered the totality of the signal (by subtracting the mean and dividing by the standard deviation) and measured the number of electrodermal responses (EDR's) and the sum of the area related to these responses. In the case of the heart rate variability, we computed the energies in the low and high frequencies bands in order to compute the LF/HF ratio, the LF/(LF+HF) ratio with the STFT and the SD1/SD2 ratio with the Poincaré plot representation 45 seconds before the event. In order to avoid the non stationary problems produced by the change of the position, we evaluated the same features starting with 10 seconds until 55 seconds after the event.

IV. RESULTS

We implemented the SVM in order to classify the two situations (falling down and standing-lying transitions) using the physiological features described above. The SVM was implemented using two types of kernel (Gaussian and Polynomial). For each set of parameters (σ and C for the Gaussian kernel and p and C for the Polynomial kernel), we evaluated the performance of the classifier training on the $S_{1,2,\dots,n-1}$ elements and testing on the S_n (leave one out method) following equations(9,10,11).

$$\text{Sensitivity}(\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (9)$$

$$\text{Specificity}(\%) = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (10)$$

$$\text{Positive predictivity}(\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (11)$$

TABLE I
SVM USING A GAUSSIAN KERNEL

C=1			
σ	sensitivity	specificity	Positive prediction
0.1	92.59	33.33	71.42
0.2	74.07	40	61.9
0.5	64.28	13.33	64.28
C=10			
0.1	88.88	33.33	69.04
0.2	74.07	60	69.04
0.5	74.07	53.33	66.66
C=100			
0.1	88.88	33.33	69.04
0.2	77.77	60	71.42
0.5	66.66	60	64.28

TABLE II
SVM USING A POLYNOMIAL KERNEL

C=1			
p	sensitivity	specificity	Positive prediction
2	96.29	0	61.90
3	77.77	33.33	61.90
5	74.07	60	69.04
C=10			
2	74.07	46.66	64.28
3	85.18	53.33	73.80
5	70.37	80	73.80
C=100			
2	74.07	53.33	66.66
3	70.37	73.33	71.42
5	70.37	73.33	71.42

In the case of the polynomial kernel we observed better results compared with the Gaussian kernel. With $p = 5$ and $C=10$ we reached a sensitivity equal to 70.3%, a specificity of 80% and the positive predictor was equal to 73%. The non-linear transformation, used to map the data, increases the percentage of good classification in this case. The C parameter allows to soften the constraints improving the results of the classifier, nevertheless, a high value of C would improve the results but the classifier will be not general falling in the overfitting of the data.

V. CONCLUSION

In the present paper, we presented an approach in order to improve the ratio of the fall detection measuring the activity of the ANS. Therefore, we developed a wearable ambulatory device that measures different physiological signals such as the skin temperature, the skin resistance and the electrocardiogram. We implemented a classification method using

the support vector machine in order to differentiate the fall reaction's compared with a normal standing-lying transition. We used two type of kernel (Gaussian and Polynomial). The results show that using the Polynomial kernel with a $p = 5$ and a $C = 10$ we obtained an acceptable positive prediction with equivalent sensibility and specificity. This approach is limited to people whose ANS is not adversely affected by disease, etc. Indeed, with elderly who are treated with beta-blockers, the ANS is impaired and our method is not applicable. As a future work, we hope to make different kind of experimentations in order to study the ANS activity during the daily living activities in the elderly in order to prevent the fall and detect the stress level.

ACKNOWLEDGMENTS

We wish to thank the French "Cluster Handicap Neurosciences et Vieillessement" Rhône-Alpes Region, for their financial support of this research.

REFERENCES

- [1] U. Anliker, J. A. Ward, P. Lukowicz, G. Troster, F. Dolveck, M. Baer, F. Keita, E. B. Schenker, F. Catarsi, L. Coluccini, A. Belardinelli, D. Shklarski, M. Alon, E. Hirt, R. Schmid, and M. Vuskovic, "Amon: a wearable multiparameter medical monitoring and alert system," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 8, no. 4, pp. 415–427, Dec. 2004.
- [2] S. Sadigh, A. Reimers, R. Andersson, and L. Laflamme, "Falls and fall-related injuries among the elderly: a survey of residential-care facilities in a swedish municipality," *J Community Health*, vol. 29, no. 2, pp. 129–140, Apr 2004.
- [3] N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A. K. Bourke, G. O. Laighin, V. Rialle, and J. E. Lundy, "Fall detection - principles and methods," in *Proc. 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society EMBS 2007*, 22–26 Aug. 2007, pp. 1663–1666.
- [4] N. Noury, "A smart sensor for the remote follow up of activity and fall detection of the elderly," in *Proc. Microtechnologies in Medicine & Biology 2nd Annual International IEEE-EMB Special Topic Conference on*, 2–4 May 2002, pp. 314–317.
- [5] R. W. Picard, E. Vyzas, and J. Healey, "Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 23, no. 10, pp. 1175–1191, Oct. 2001.
- [6] J. A. Healey and R. W. Picard, "Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 156–166, June 2005.
- [7] E. Jovanov, A. O'Donnell Lords, D. Raskovic, P. G. Cox, R. Adhami, and F. Andrasik, "Stress monitoring using a distributed wireless intelligent sensor system," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 22, no. 3, pp. 49–55, May–June 2003.
- [8] D. C. Fowles, M. J. Christie, R. Edelberg, W. W. Grings, D. T. Lykken, and P. H. Venables, "Committee report. publication recommendations for electrodermal measurements," *Psychophysiology*, vol. 18, no. 3, pp. 232–239, May 1981.
- [9] W. Boucsein, *Electrodermal Activity*. Plenum Press, 1992.
- [10] J. Pan and W. J. Tompkins, "A real-time qrs detection algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, no. 3, pp. 230–236, March 1985.
- [11] "Heart rate variability. standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. task force of the european society of cardiology and the north american society of pacing and electrophysiology," *Eur Heart J*, vol. 17, no. 3, pp. 354–381, Mar 1996.
- [12] M. Brennan, M. Palaniswami, and P. Kamen, "Do existing measures of poincare plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability?" *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 48, no. 11, pp. 1342–1347, Nov. 2001.
- [13] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," pp. 144–152, 1992.
- [14] V. Cortes, C. & Vapnik, "Support vector networks," *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273–297, 1995.

