

Titre: Identification automatique des crises d'épilepsie : développement
Title: d'un système non-invasif

Auteur: Xavier Beulé
Author:

Date: 2020

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Beulé, X. (2020). Identification automatique des crises d'épilepsie :
Citation: développement d'un système non-invasif [Mémoire de maîtrise, Polytechnique
Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/5472/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/5472/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Frédéric Lesage, & Dang Khoa Nguyen
Advisors:

Programme: génie électrique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Identification automatique des crises d'épilepsie : développement d'un système
non-invasif**

XAVIER BEAULÉ

Département de génie électrique

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie électrique

Septembre 2020

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Identification automatique des crises d'épilepsie : développement d'un système
non-invasif**

présenté par **Xavier BEAULÉ**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Nikola STIKOV, président

Frédéric LESAGE, membre et directeur de recherche

Dang Khoa NGUYEN, membre et codirecteur de recherche

Jean PROVOST, membre

REMERCIEMENTS

Ce projet n'aurait jamais été possible sans l'appui de mon entourage. J'aimerais remercier d'abord mon directeur de recherche Frédéric Lesage, professeur titulaire au Département de Génie électrique de l'École Polytechnique de Montréal et titulaire de la Chaire de recherche de niveau 1 en imagerie optique vasculaire. Merci de m'avoir accordé votre confiance et votre soutien. J'aimerais également remercier mon codirecteur Dang Khoa Nguyen, professeur titulaire au Département des neurosciences de l'Université de Montréal et neurologue au Centre hospitalier de l'Université de Montréal. Merci pour votre passion et votre disponibilité. Ce fut un réel plaisir de travailler en collaboration avec vous deux. J'en ressors grandi autant sur le plan professionnel que personnel.

Je tiens à remercier Elie Bou Assi, chercheur post-doctorant au Centre hospitalier de l'Université de Montréal, pour son aide immense et sa participation active au projet. Je tiens aussi à remercier Manon Robert, assistante de recherche au Centre hospitalier de l'Université de Montréal, pour son aide et son accompagnement lors des acquisitions. Merci aussi à Denahin Toffa, chercheur post-doctorant au Centre hospitalier de l'Université de Montréal, pour sa supervision lors de la simulations des crises.

Je tiens également à remercier Parikshat Sirpal, Hanieh Mohammadi, Patrick Delafontaine-Martel, Rafat Damseh, Antoine Létourneau, Christophe Cloutier-Tremblay et Denis Corbin de l'équipe du Laboratoire d'imagerie optique et moléculaire. Merci pour vos conseils et votre créativité. Vos idées riches sont au coeur de la réussite de ce projet.

J'aimerais aussi remercier mes parents, mon frère et ma soeur pour leur soutien tout au long du parcours. Vous êtes tous un modèle de persévérance et de réussite. Merci aussi à mes amis pour votre écoute et votre présence.

Je suis infiniment reconnaissant d'avoir été aussi bien entouré durant ce projet. Merci à tous et à toutes.

RÉSUMÉ

L'épilepsie est une condition neurologique caractérisée par des interruptions non-prévisibles et répétées du fonctionnement normal du cerveau. Présentement, le seul moyen fiable d'arriver à l'identification des crises est à l'aide d'un électroencéphalogramme (EEG). Le suivi à long terme des crises d'épilepsie est cependant difficile par EEG en dehors du milieu hospitalier. Des vêtements intelligents utilisant des capteurs non-invasifs pourraient permettre d'identifier les crises sans avoir recours à l'EEG. En ce sens, un système de cinq appareils sans-fils a été développé afin de permettre un suivi multimodal des signaux physiologiques. L'échange de données est réalisée par Bluetooth Low Energy. Un Raspberry Pi synchronise et enregistre les données en temps réel. Le système comprend un électrocardiogramme mesurant l'activité électrique du coeur et l'impédance pulmonaire, un oxymètre de pouls et des accéléromètres positionnés au niveau des poignets, des chevilles et du tronc. Quatre systèmes ont été livrés au Centre hospitalier de l'Université de Montréal pour l'acquisition de données sur des patients épileptiques. Un algorithme d'apprentissage machine a ensuite été développé afin d'identifier automatiquement les crises. Une sensibilité de 94.7% et une spécificité de 94.1% ont été obtenues sur des données contenant des crises simulées et une crise réelle. Le système sans-fil a aussi démontré une performance suffisante au niveau de l'exactitude des mesures physiologiques et de l'autonomie pour permettre des acquisitions de longue durée chez les patients épileptiques. Ces résultats préliminaires montrent la possibilité d'identifier automatiquement les crises de manière non-invasive à domicile. Une telle technologie pourrait permettre de mesurer l'efficacité à long terme de médicaments pour traiter l'épilepsie. Elle pourrait aussi améliorer la protection des patients en émettant des alertes en cas de crise.

ABSTRACT

Epilepsy is a neurological condition characterized by unpredictable and repeated interruptions of brain function. Currently, the only reliable way to identify seizures is using an electroencephalogram (EEG). Long-term monitoring of epileptic seizures by EEG is however difficult outside the hospital setting. Smart clothing using non-invasive sensors could help identify seizures without resorting to EEG. In this sense, a system of five wireless devices has been developed to allow multimodal monitoring of physiological signals. Data exchange is carried out by Bluetooth Low Energy. The data is synchronized and recorded in real-time on a Raspberry Pi. The system includes an electrocardiogram measuring electrical activity of the heart and pulmonary impedance, a pulse oximeter and accelerometers at the wrists, ankles and trunk. Four systems were delivered to the Centre hospitalier de l'Université de Montréal for data acquisition on epileptic patients. A machine learning algorithm was then developed to automatically identify seizures. A sensitivity of 94.7% and a specificity of 94.1% were obtained on data containing simulated seizures and one real seizure. The wireless system has also demonstrated sufficient performance in terms of physiological measurements accuracy and autonomy to allow long-term acquisitions in epileptic patients. These preliminary results show the possibility of automatically identifying seizures at home in a non-invasive way. Such technology could measure the long-term effectiveness of drugs used to treat epilepsy. It could also improve patient protection by issuing alerts when seizures occur.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xii
LISTE DES ANNEXES	xiii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Éléments de la problématique	1
1.2 Objectifs de recherche	2
1.3 Plan du mémoire	2
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	3
2.1 L'épilepsie	3
2.2 Changements physiologiques lors d'une crise d'épilepsie	4
2.3 Détection non-invasive des crises d'épilepsie	5
2.3.1 Suivi de l'activité motrice	5
2.3.2 Suivi de l'activité respiratoire	6
2.3.3 Suivi de l'activité cardio-vasculaire	7
2.3.4 Suivi multimodal	9
2.3.5 Comparaison de la performance	11
CHAPITRE 3 MÉTHODE - DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME MULTIMODAL	12
3.1 Puces électroniques	14
3.1.1 Module SPBTLE-1S	14
3.1.2 Accéléromètre LSM6DS3	15
3.1.3 Module ADS1292R	15

3.1.4	Module MAX30102	16
3.1.5	Module de recharge BQ24232	16
3.2	Appareils I, II & III (ACM)	17
3.2.1	Description du circuit	17
3.2.2	Programmation	18
3.2.3	Système mécanique	21
3.3	Appareil IV (ACM & ECG)	22
3.3.1	Description du circuit	22
3.3.2	Programmation	24
3.3.3	Système mécanique	26
3.4	Appareil V (ACM & PPG)	27
3.4.1	Description du circuit	27
3.4.2	Programmation	28
3.4.3	Système mécanique	29
3.5	Logiciel d'acquisition	30
3.5.1	Interface	31
3.5.2	Processus	32
3.6	Synchronisation et échantillonnage	34
CHAPITRE 4 MÉTHODE - IDENTIFICATION AUTOMATIQUE DES CRISES .		37
4.1	Traitement des données	39
4.2	Extraction des caractéristiques	40
4.3	Sélection des caractéristiques	40
4.4	Exercice de classification	41
CHAPITRE 5 RÉSULTATS		43
5.1	Système multimodal	43
5.1.1	Impression et assemblage	43
5.1.2	Validation des modalités	44
5.1.3	Validation de la mesure de changements physiologiques	48
5.1.4	Évaluation de la performance	50
5.2	Identification automatique des crises	52
5.2.1	Analyse de la performance des algorithmes	56
5.2.2	Représentation et classement des caractéristiques	56
CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE		61
6.1	Système multimodal	61

6.2	Identification automatique des crises	62
6.3	Limitations	64
6.4	Améliorations futures	64
6.5	Perspective de commercialisation	65
CHAPITRE 7 CONCLUSION		66
RÉFÉRENCES		67
ANNEXES		72

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Identification des modalités pour chaque appareil du système multimodal	13
Tableau 4.1	Liste des crises simulées par participant	38
Tableau 5.1	Évaluation de l'exactitude des mesures d'accélérométrie	45
Tableau 5.2	Évaluation de l'exactitude du rythme cardiaque	46
Tableau 5.3	Évaluation de l'exactitude du rythme respiratoire au repos	47
Tableau 5.4	Évaluation de l'exactitude de la mesure de SPO ₂ du système sur quatre sujets	48
Tableau 5.5	Autonomie de chaque appareil	50
Tableau 5.6	Taux de données perdues en fonction de la distance entre les appareils et la station d'enregistrement	51
Tableau 5.7	Comparaison de la performance de différents algorithmes pour l'exer- cice de classification	56
Tableau 5.8	Classement des caractéristiques par valeur p obtenu lors du test statis- tique fresh	58
Tableau 5.9	Classement des caractéristiques pour l'algorithme Adaboost pour l'exer- cice de classification	60
Tableau A.1	Comparaison de la performance des différents systèmes en fonction de la modalité utilisée	72
Tableau C.1	Identification de l'ordre des différents signaux pour l'exercice de clas- sification	76

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1	Vue d'ensemble du système multimodal	13
Figure 3.2	Schéma bloc du circuit des appareils I, II et III	17
Figure 3.3	Circuit imprimé des appareils I, II & III	18
Figure 3.4	Structure des paquets pour la caractéristique d'accélérométrie	19
Figure 3.5	Serveur GATT des appareils I, II & III	19
Figure 3.6	Rendu du système mécanique des appareils I, II & III	21
Figure 3.7	Schéma bloc du circuit de l'appareil IV	22
Figure 3.8	Circuit imprimé de l'appareil IV	23
Figure 3.9	Premier circuit de protection du circuit d'acquisition de l'ECG	23
Figure 3.10	Deuxième circuit de protection du circuit d'acquisition de l'ECG	25
Figure 3.11	Structure des paquets pour la caractéristique de données physiologiques de l'appareil IV	26
Figure 3.12	Rendu du système mécanique de l'appareil IV	27
Figure 3.13	Schéma bloc du circuit de l'appareil V	28
Figure 3.14	Circuits imprimés de l'appareil V	29
Figure 3.15	Structure des paquets pour la caractéristique de données physiologiques de l'appareil V	29
Figure 3.16	Rendu du système mécanique de l'appareil V porté au poignet	30
Figure 3.17	Rendu du système mécanique de l'appareil V porté au doigt	30
Figure 3.18	Le logiciel d'acquisition	31
Figure 3.19	Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test de 10 Hz et d'une fréquence d'échantillonnage de 25 Hz	35
Figure 3.20	Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test de 10 Hz et d'une fréquence d'échantillonnage de 1 Hz	35
Figure 3.21	Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test d'un pulse cardiaque simulé et d'une fréquence d'échantillonnage de 125 Hz	36
Figure 4.1	Livraison des quatre systèmes au CHUM	37
Figure 4.2	Identification des pics du signal d'impédance pulmonaire à l'aide de la fonction <i>findpeaks</i> de Matlab	39
Figure 5.1	Système complet après assemblage	43
Figure 5.2	Mesures d'accélération et de vitesse angulaire de l'appareil I lors de la marche	44
Figure 5.3	Électrocardiogramme au repos de l'appareil IV	45

Figure 5.4	Mesure de l'impédance pulmonaire de l'appareil IV au repos	46
Figure 5.5	Photoplethysmogramme de l'appareil V au repos	47
Figure 5.6	Changements physiologiques durant deux manoeuvres consécutives de Valsalva	50
Figure 5.7	Déphasage de chaque appareil relativement à l'appareil IV à travers le temps.	52
Figure 5.8	Signaux d'accélération et de SPO ₂ de la crise réelle enregistrée	53
Figure 5.9	Signaux physiologiques mesurés d'une crise hypermotrice simulée	55
Figure 5.10	Matrice de confusion et probabilité prédictive de l'algorithme Adaboost sur l'ensemble d'essai	57
Figure 5.11	Feature map obtenu lors du test statistique fresh	59
Figure 5.12	Feature map pour l'algorithme Adaboost pour l'exercice de classification	59
Figure B.1	Organigramme général du programme des appareils	73
Figure B.2	Organigramme du programme de l'interface du logiciel d'acquisition	74
Figure B.3	Organigramme du programme exécuté par les processus du logiciel d'acquisition	75

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACM	Accéléromètre
ATT	Attribute
BLE	Bluetooth Low Energy
CHUM	Centre hospitalier de l'Université de Montréal
ECG	Électrocardiogramme
EDA	Électrodermal
EEG	Électroencéphalogramme
EMG	Électromyogramme
fresh	FeatuRe Extraction based on Sca-lable Hypothesis tests
GAP	General Access Profile
GATT	Generic Attribute Profile
HRV	Analyse de la variation du rythme cardiaque
L2CAP	Logical Link Control and Adaption Protocol
PCA	Principal Component Analysis
PPG	Photoplethysmogramme
PPV	Taux de prédiction positif
SPO ₂	Saturation en oxygène périphérique
SVM	Support Vector Machine
SUDEP	Mort subites dues à l'épilepsie

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	72
Annexe B	73
Annexe C	76

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Éléments de la problématique

L'épilepsie est une condition neurologique caractérisée par des interruptions non-prévisibles et répétées du fonctionnement normal du cerveau pouvant entraîner une multitude de symptômes, les convulsions et la perte de conscience étant les plus communs [1]. Au Canada, il est estimé que cette condition affecte près de 139 000 personnes, et que dans 30% des cas la médication est tout simplement inefficace [2]. Ce groupe de patients se retrouvent alors avec une épilepsie non-traitée et une qualité de vie grandement limitée. Ces patients, par exemple, bénéficieraient qu'une alerte soit émise à un proche aidant lors de l'apparition de leurs crises. Une telle alerte pourrait permettre de prévenir les conséquences pouvant être engendrées par la perte de conscience ou par les mouvements incontrôlés dûs à leurs crises. Présentement, le seul moyen fiable d'identification des crises est à l'aide d'un électroencéphalogramme (EEG) jumelé à une observation en continue par un membre du personnel hospitalier. Cette méthode permet d'identifier les crises d'épilepsie avec une sensibilité et une spécificité très élevée [3]. Cependant, ce type de suivi en continu est difficilement imaginable à l'extérieur de l'hôpital, sans compter que le port des électrodes de l'EEG est inconfortable et limitant pour les patients. Il y a donc un besoin clair d'une méthode alternative de détection des crises chez les patients épileptiques qui soit non-invasive et utilisable à l'extérieur du milieu hospitalier. Non seulement une telle technologie pourrait être utilisée pour envoyer une alerte en cas de crise, mais elle pourrait aussi permettre de mesurer l'efficacité de médicaments pour traiter l'épilepsie à domicile. En effet, les études ont montré que le rappel des crises par les patients est souvent erroné [4].

Depuis plusieurs années déjà, la communauté scientifique s'intéresse à des moyens non-invasifs et performants pour remplacer l'identification des crises par EEG. Considérant que de nombreux signaux physiologiques changent durant les crises d'épilepsie, différentes approches ont été proposées dans le but de les identifier, notamment : le suivi du mouvement des membres inférieurs et supérieurs à l'aide d'accéléromètres [5] ou encore à l'aide du matelas d'hôpital [6]; l'observation du rythme cardiaque par photoplethysmogramme (PPG) [7]; l'analyse de l'activité électrique du cœur par électrocardiogramme (ECG) [8] ou encore des muscles par électromyogramme (EMG) [9]; la mesure de l'activité électrodermale (EDA) [10]; le suivi du rythme respiratoire [11] et le changement de la température interne [12]. Bien que ces études se soient concentrées sur un seul signal physiologique à la fois pour tenter d'iden-

tifier les crises d'épilepsie, les études montrant les meilleurs résultats utilisent une approche multimodale. De plus, même si les dernières avancées sont prometteuses, il resterait encore beaucoup de travail à faire avant que ces outils donnent des résultats aussi performant que ceux obtenus avec l'EEG [13]. Avec l'application à succès de l'apprentissage machine pour résoudre des problèmes de classification de signaux physiologiques, il se pourrait bien qu'un système multimodal couplé à des algorithmes d'apprentissage machine soit en mesure d'offrir une performance équivalente.

1.2 Objectifs de recherche

En ce sens, l'objectif général de ce projet de recherche est donc de développer un système multimodal non-invasif de détection des crises chez les patients épileptiques basé sur l'intelligence artificielle permettant l'acquisition en mode ambulatoire.

L'objectif général se subdivise en objectifs spécifiques :

1. Développer un système multimodal non-invasif de détection des crises d'épilepsie
2. Recueillir les signaux physiologiques d'une cohorte de patients souffrant d'épilepsie
3. Développer un algorithme de détection basé sur l'apprentissage machine
4. Évaluer le système multimodal et l'algorithme de détection
5. Déterminer les signaux physiologiques indicatifs de l'état ictal

Afin d'atteindre ces objectifs, un système multimodal sans fil a premièrement été développé et validé, puis a été livré à l'unité de monitoring de l'épilepsie du Centre hospitalier de l'Université de Montréal (CHUM). Suite à l'acquisition de données, un algorithme basé sur l'intelligence artificielle a été développé pour identifier les crises. Enfin, la performance de cet algorithme et de ses caractéristiques a été évaluée.

1.3 Plan du mémoire

Ce rapport de maîtrise présente une revue des connaissances au Chapitre 2. Une description de l'épilepsie et de ses différents types, une analyse des changements physiologiques lors d'une crise ainsi qu'une revue des avancées scientifiques du domaine sont faites dans cette section. Le Chapitre 3 est consacré à détailler le système multimodal sans fil. L'algorithme basé sur l'intelligence artificielle est décrit dans le Chapitre 4. Le Chapitre 5 présente les résultats liés aux deux chapitres précédents. Enfin, le Chapitre 6 comporte une discussion. Finalement, le Chapitre 7 conclut le rapport.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 L'épilepsie

L'épilepsie est une maladie caractérisée par des crises répétées dues à un fonctionnement anormal du cerveau. Elle est le plus souvent la conséquence d'une maladie neurologique, d'un traumatisme crânien, d'un trouble vasculaire ou encore d'une maladie congénitale.

Les crises d'épilepsie sont divisées en deux catégories principales. Si la crise apparaît sur un hémisphère spécifique du cerveau, il s'agit d'une crise focale. Si la crise apparaît dans les deux hémisphères en même temps, il s'agit d'une crise généralisée. Il arrive qu'il soit impossible de déterminer clairement l'origine de la crise. Dans ce cas, la crise est dite inclassifiable. L'état d'un patient épileptique durant une crise se dit état ictal; son état est dit interictal entre deux crises.

Pour les crises focales, il peut y avoir ou non une perte de conscience. Les symptômes des crises focales sont extrêmement variées, à tel point qu'ils peuvent correspondre à n'importe quelle sensation, perception ou sentiment dont les humains sont capables. Le type de symptôme est directement lié à la région du cerveau qui est affectée par la crise d'épilepsie. Par exemple, si les décharges électriques anormales affectent la région motrice du cerveau, des contractions musculaires peuvent apparaître. Dans d'autres cas, si la crise affecte le cortex somatosensoriel, une sensation d'engourdissement peut apparaître. Pour d'autres régions du cerveau, il peut y avoir des hallucinations visuelles ou auditives, ou encore même des hallucinations gustatives ou olfactives. Les crises d'épilepsie focales peuvent aussi se manifester sous forme de dérèglements psychiques lorsque la conscience est altérée. Les symptômes peuvent alors s'apparenter à de la peur, à de la colère ou à du bonheur extrême.

En ce qui a trait aux crises généralisées, la conscience est généralement perdue ou altérée dès le début de la crise. Les crises d'absence sont caractérisées par une altération subite de la conscience avec fixité du regard. Les mouvements corporels sont arrêtés brusquement, de la même manière que si une personne tombait dans la lune. Les crises d'épilepsie myocloniques se manifestent par de brefs sursauts musculaires. Les crises cloniques, quant à elles, sont caractérisées par des mouvements répétés et rythmiques. Pour leur part, les crises toniques sont identifiables par une hypertonie musculaire pouvant durer jusqu'à 30 secondes. Ces crises surviennent souvent la nuit, ce qui les rend plus difficilement identifiables. Il existe

aussi des crises qui combinent les caractéristiques des crises de type toniques et cloniques. Les symptômes de ces crises correspondent aux convulsions traditionnelles que les gens peuvent s’imaginer en parlant de crise d’épilepsie : la personne se met brusquement à faire des mouvements de va-et-vient des membres inférieurs et supérieurs avec conscience altérée. Le risque de traumatisme crânien est élevé pour ce type de crise. Enfin, un dernier type de crise, appelé crise atonique, correspond à une perte soudaine de tonus, ce qui peut faire entraîner une chute brutale [14].

2.2 Changements physiologiques lors d’une crise d’épilepsie

Comme démontré dans la section précédente, les symptômes d’une crise d’épilepsie peuvent être très variés. Dans le but de maximiser l’identification des différents types de crises, il est nécessaire de trouver les changements physiologiques les plus typiques associés aux crises d’épilepsie.

Le premier changement physiologique de toute crise est la présence de décharges électriques anormales dans une ou plusieurs régions du cerveau. Étant à l’origine des manifestations cliniques, il est normal que les signaux électriques du cerveau aient été utilisés depuis des décennies pour identifier et classer les crises.

Au niveau du système cardiovasculaire, plusieurs changements peuvent apparaître dépendamment du type de crise et de la région affectée. En effet, de la tachycardie est présente dans plus de 85% des crises de type focale avec altération de l’état de conscience et de type tonique-clonique [15]. De plus, une augmentation du rythme cardiaque peut même précéder l’apparition neuro-électrique sur EEG de la crise de 8 à 13 secondes pour certains types [15]. En effet, selon les auteurs de l’étude, les premières décharges électriques responsables des crises pourraient être trop faibles pour être mesurées par EEG, mais suffisamment fortes pour avoir un effet sur le système nerveux autonome responsable de la régulation du rythme cardiaque. Il peut y avoir de la bradycardie et de l’asystolie dans certains cas extrêmes [16]. Ces dernières sont plus graves puisqu’ils augmentent les chances de mort subites dues à l’épilepsie (SUDEP) [13].

En ce qui a trait au système respiratoire, celui-ci peut être modifié de nombreuses façons : souffle court, augmentation du rythme, diminution de la qualité ou encore apparition de sécrétions [17]. Il peut même y avoir un arrêt de la respiration lors de crises tonique-cloniques ou lors de crises toniques prolongées [18].

Suite à des difficultés respiratoires, une baisse de la saturation en oxygène périphérique (SPO₂) est généralement observée [19]. Les chercheurs expliquent cette observation par la diminution de l'oxygénation des poumons lors de difficultés respiratoires.

Des changements d'EDA lors des crises sont aussi notés quelques minutes après la plupart des crises [20]. Enfin, un des signes les plus apparents des crises généralisées, comme mentionné dans la section précédente, sont les troubles moteurs allant de la chute jusqu'aux spasmes [14].

2.3 Détection non-invasive des crises d'épilepsie

Cette section décrit les dernières avancées pour la détection des crises d'épilepsie de façon non-invasive. Les principales technologies permettant de suivre l'activité motrice, l'activité respiratoire et l'activité cardio-vasculaire sont aussi présentées.

2.3.1 Suivi de l'activité motrice

L'activité motrice d'un patient peut être mesurée de plusieurs façons. Dans un premier temps, il est possible de le faire à l'aide de la détection par vidéo. Malheureusement, ce type de modalité oblige le patient à rester dans le cadre de la caméra. Il est aussi difficile de suivre ces mouvements lorsque le patient est abillé ou porte des vêtements trop amples. Un groupe a tenté de pallier à ce problème en obligeant le patient à dormir sans couverture et en portant un pyjama coloré pour mesurer le mouvement des membres à travers le temps [21]. Ce groupe a réussi à atteindre une spécificité ainsi qu'une sensibilité similaire à celle de l'EEG sur un groupe de cinq patients. Reste que la contre-indication de l'utilisation d'une couverture est un inconvénient majeur de la méthode. L'utilisation de caméras infrarouges a aussi été proposée pour voir à travers les tissus et vêtements [13].

Une autre manière de faire est d'utiliser un EMG dans le but d'enregistrer l'activité électrique des muscles responsables des mouvements. Selon Beniczky et al. [9], les signaux enregistrés durant les crises sont bien différents de ceux observés durant une activité normale en terme de contenu fréquentiel. Ce groupe a en effet réussi à atteindre une précision de 95% et une sensibilité de 76% à l'aide d'un algorithme d'analyse de puissance et un EMG placé sur le biceps. Le taux de fausses alarmes était relativement élevé à 2.5/24h. Les données utilisées ne comportent aussi aucune crise focale.

Avec la miniaturisation des puces électroniques, un nombre grandissant de groupes de re-

cherche ont utilisé des accéléromètres et/ou gyroscopes placés sur les patients pour suivre leurs mouvements. Ces appareils ont l'avantage d'avoir une très faible consommation d'énergie en plus d'offrir une grande précision, seul désavantage étant que l'appareil doit être porté sur le patient. Lockman et al [22], par exemple, ont développé un bracelet se portant au poignet comportant un accéléromètre. L'appareil était programmé pour envoyer un signal d'alerte lorsque les mouvements étaient caractéristiques de ceux d'une crise tonique-clonique. Sept des huit crises furent détectées. Le nombre de fausses était très élevé, cependant, allant jusqu'à 30 par jour. De plus, seules des crises généralisées furent employées pour l'exercice d'identification. Quant à eux, Nijsen et al. [5], ont tenté de détecter les crises en utilisant cinq accéléromètres (un à chaque membre ainsi qu'un à la poitrine). Étant capable de détecter toutes les crises, le plus grand défaut de leur méthode était encore une fois un nombre trop élevé de fausses alarmes.

Une dernière méthode qui a été explorée par Narechania et al. [6] consiste à installer un appareil piézoélectrique en dessous du matelas du lit d'hôpital afin de détecter des mouvements anormaux liés aux crises d'épilepsie. En utilisant un algorithme se basant sur des anomalies au niveau du contenu fréquentiel du signal, le groupe a réussi à identifier 16 des 18 crises tonique-cloniques généralisées. Durant la durée d'enregistrement totale de 3741 heures, seulement 21 fausses alarmes furent détectées. L'utilisation unique de crises généralisées limite cependant la portée des résultats.

2.3.2 Suivi de l'activité respiratoire

Le suivi du rythme respiratoire peut être fait notamment par plethysmographie pulmonaire - technique permettant de suivre l'inductance des poumons à travers le temps. Cette technique permet non seulement de recueillir le rythme respiratoire, mais permet aussi de repérer des anomalies ou des arrêts respiratoires. Pavlova et al. [11] ont justement utilisé cette technique pour mettre en évidence différents troubles cardiopulmonaires présents en plus grande proportion lors des crises. La littérature concernant l'identification des crises utilisant uniquement l'activité respiratoire est cependant limitée.

En dehors du domaine de l'épilepsie, un très grand nombre de techniques ont été explorées pour mesurer la respiration.

Par exemple, il est possible de mesurer la variation de l'écoulement de l'air à la sortie de la bouche à l'aide de différents types de débitmètre [23]. Ayant comme avantage une grande sensibilité et précision, ces appareils doivent être portés dans la bouche, ce qui est un désa-

vantage pour le patient.

Une autre approche est d'employer un microphone pour enregistrer les bruits générés par le patient lorsqu'il respire. En effet, le bruit du mouvement de l'air passant à travers la trachée peut être récupéré lorsqu'un microphone est positionné sur la fossette suprasternale. Une analyse en puissance est ensuite nécessaire pour récupérer le rythme respiratoire. Évidemment, la performance d'un tel système est directement lié au bruit ambiant. Il est aussi difficile d'imaginer cette technologie dans un système portable sans-fils puisque la fréquence d'échantillonnage de l'acquisition doit atteindre au minimum 5 kHz [24].

Le rythme respiratoire peut aussi être mesuré à l'aide de la variation de la température [25] ou de la variation de l'humidité [26] en périphérie de la bouche, l'air sortant de la bouche étant plus chaud que l'air environnant. Il suffit alors de placer un capteur de température (thermistances, thermocouples, etc.) proche de la bouche pour en récolter le rythme respiratoire. Similairement aux appareils mesurant la variation de l'écoulement de l'air à la sortie de la bouche, ce type de capteur est relativement invasif puisqu'il doit être collé à proximité de la bouche du patient pour fonctionner.

Enfin, les mouvements du diaphragme durant la respiration peuvent être mesurés avec l'application de bandes inductives entourant le thorax [27]. Composé d'un matériau spécial, la résistance mesurée aux bornes de la bande inductive change suivant l'étirement de celle-ci. Il est ainsi possible de suivre la respiration par l'entremise de la variation de la résistance de la bande.

Finalement, il est possible de suivre le mouvement du diaphragme directement par le positionnement d'un accéléromètre sur le sternum du patient [28]. Cette technique est seulement efficace lorsque le patient est au repos puisque les artefacts de mouvements peuvent rendre le signal inutilisable.

2.3.3 Suivi de l'activité cardio-vasculaire

La saturation en oxygène

La saturation en oxygène peut être mesurée d'une seule façon de manière non-invasive : par un oxymètre de pouls. La technique consiste essentiellement à envoyer de la lumière de deux longueurs d'ondes différentes à travers un tissu à forte concentration en capillaires et d'en mesurer la transmission. Les deux longueurs d'onde sont choisies de manière à ce qu'un des

rayons réagisse fortement avec l'hémoglobine oxygénée et que l'autre réagisse fortement avec l'hémoglobine non-oxygénée. En faisant un ratio entre l'absorption des deux rayons, il est alors possible d'estimer la saturation en oxygène. Le positionnement de l'appareil est principalement réservé aux extrémités. Souvent le doigt est utilisé. Une variante de la technologie consiste à mesurer l'amplitude des rayons réfléchis plutôt que ceux transmis : il sera alors question de PPG par réflexion. Cet appareil peut être utilisé à des endroits où l'épaisseur du tissu empêche la lumière de traverser et où le PPG traditionnel ne peut pas être utilisé. Pensons, notamment, au poignet, à la cheville et au front.

Il n'existe aucun article dans la littérature scientifique qui utilise uniquement le SPO_2 pour arriver à identifier les crises d'épilepsie. Force est de croire que ce signal en lui-même n'est pas suffisant pour arriver à accomplir une telle tâche.

Le rythme cardiaque

L'analyse de la variation du rythme cardiaque (HRV) a été utilisée dans plusieurs études pour tenter d'identifier les crises d'épilepsie. En temps normal, celle-ci est calculée à l'aide d'un algorithme à partir des données d'ECG. De manière similaire, il peut être aussi calculé à partir de données de PPG. Dans les articles consultés, le HRV est donc soit tiré de l'ECG ou du PPG après un traitement des données. L'idée est simplement de générer un graphique du temps entre chaque pic R-R en fonction du temps. De cette courbe, il est dit que les hautes fréquences correspondent au système parasympathique et que les basses fréquences correspondent à un mélange du système parasympathique et sympathique [29].

Jeppesen et al. [30], en 2010, se sont intéressés à identifier les caractéristiques du HRV avant, pendant et après les crises de trois patients, pour un total de six crises (une crise secondaire généralisée tonique-clonique, quatre crises focales avec altération de l'état de conscience et une crise focale simple). Leurs résultats préliminaires furent une augmentation significative de la puissance dans la bande des hautes fréquences de 10 secondes avant jusqu'à 24 secondes après la fin de la crise, la durée de la crise étant déterminée par EEG. Selon le groupe, cette observation est explicable par une inhibition de l'activité parasympathique plusieurs secondes avant le début de la crise et s'étendant jusqu'après celle-ci. Quatre ans plus tard, le même groupe a tenté d'identifier les crises avec divers algorithmes basé sur le HRV [31]. En utilisant une variante du *Cardiac Sympathetic Index* (CSI), le groupe fut en mesure d'identifier l'ensemble des 33 crises (trois généralisées et 30 focales) de 13 des 17 patients. De plus, les trois crises généralisées tonique-cloniques présentes dans leur échantillon furent détectées plus de 30 secondes avant le début de la phase tonique-clonique. Aucune donnée sur le nombre

de fausses alertes par heure n'est mentionné. Le groupe de Fujiwara et al. fit un exercice similaire en 2016 [32] mais tenta de prédire les crises d'épilepsie. Utilisant un algorithme d'apprentissage non-supervisé de détection d'anomalie, le groupe arriva à prédire le début de l'apparition clinique (convulsions, automatismes ou altération de la conscience) de 10 des 11 crises (sensibilité de 91 %) avec un taux de fausses alarmes de 0.7/heure.

L'activité électrique du coeur

Même si certains changements morphologiques de l'activité électrique du coeur ont été identifiés dans le passé, peu de groupes ont tenté d'identifier les crises à partir de l'ECG sans avoir recourt au HRV [13]. Notons notamment Varon et al. [8] qui sont arrivés à une valeur prédictive positive (PPV) de 86.6% pour les crises focales (n=48) et 77.5% pour les crises généralisés (n=50) en ne s'attardant qu'au complexe QRS, l'identification étant faite par Analyse en Composantes Principales (PCA). Les données provenaient de crises réelles enregistrées dans un milieu contrôlé et annotées par un neurologue spécialisé en épilepsie.

2.3.4 Suivi multimodal

Un nombre grandissant de groupes de recherche s'intéressent à combiner différentes modalités dans le but d'identifier les crises avec une plus grande spécificité.

Le groupe de Altini et al. [33] est le premier à explorer cette idée en combinant l'ECG, l'EMG et la mesure de la respiration dans un appareil sans-fil. Après avoir comparé leur système développé avec un étalon d'or, le groupe fut en mesure de valider le fonctionnement de leur système. L'appareil ne fut jamais testé sur des patients épileptiques et aucune donnée sur la performance du système ne fut rendue disponible.

Un an plus tard, le groupe de Poh et al. [34] s'est intéressé à la conception d'un système porté au poignet combinant un accéléromètre et un capteur EDA pour identifier des crises tonique-cloniques généralisées. L'appareil enregistra un total de 16 crises tonique-cloniques généralisées chez sept patients différents. De celles-ci, 15 furent identifiés avec en moyenne 0.74 fausses alarmes par 24 heures. Premièrement, les données sont séparées en séquences de 10 secondes avec un chevauchement de 75%, puis seulement les données ayant de l'activité au niveau du mouvement sont conservées. Ensuite, 19 caractéristiques sont calculées à partir des données d'EDA et d'accélérométrie. Enfin, un Support Vector Machine (SVM) permet de faire la classification entre crise et non-crise.

Plutôt que d'utiliser l'EDA au poignet, un autre groupe a utilisé l'EMG sur l'avant-bras [35] en combinaison avec des données d'accélérométrie. Spécifiquement développé pour la détection des crises nocturnes de type tonique-clonique, le taux de détection atteint les 97% lorsque le taux de fausses alarmes se situe autour de 4%. La détection des crises était faite en identifiant les changements du spectre de puissance des deux signaux mesurés à travers le temps, la variation du seuil permettant de faire varier le compromis entre la spécificité et la sensibilité du système. Un seul patient fut utilisé pour l'étude.

Le groupe de van Andel et al [36], quant à lui, a tenté de quantifier la performance d'un appareil disponible commercialement : le *Shimmer sensor* de la compagnie Shimmer. Celui-ci comprend un électrocardiogramme ainsi qu'un accéléromètre trois axes. Le tout est porté au bras. En utilisant un simple algorithme avec seuil, le taux de fausses alarmes était de 2.3 à 5.7 par nuit pour une sensibilité de 71% à 87%. Les auteurs spécifient que ce taux de fausses alarmes est tout simplement trop élevé pour une utilisation dans le domaine hospitalier.

En 2016, Cogan et al. [20] ont observé la performance d'un système à trois modalités pour identifier les crises autant qu'avec que sans convulsions. L'appareil *Q-curve* de la compagnie Affectiva est porté sur un poignet pour mesurer l'EDA et l'accélération, tandis que l'appareil *WristOx2* de la compagnie Nonin est porté sur l'autre poignet pour mesurer le SPO₂. Le PPG est porté au bout du doigt puisque, comme l'auteur le mentionne, aucun PPG pour mesurer le SPO₂ au poignet n'est disponible commercialement en date d'écriture de l'article (2016). Quatre ans plus tard, il n'existe qu'un seul appareil disponible commercialement et approuvé par la FDA permettant de mesurer le SPO₂ au poignet [37]. Après l'analyse des données, les auteurs ont remarqué que 60% de leurs patients avaient une augmentation du rythme cardiaque avant la crise, suivi d'une baisse du SPO₂ puis une augmentation de l'EDA après la crise (Figure 2.2). 86 % de précision fut atteint pour l'identification des crises de ce type.

Un dernier groupe a combiné, en 2017, les modalités d'ECG, d'EDA, de rythme respiratoire et d'accélération dans le but de possiblement réduire le taux de fausses alarmes [38]. Un premier appareil comprend l'ECG et une bande thoracique qui sont portés au niveau du thorax. Un deuxième appareil est porté au poignet pour mesurer l'EDA et l'accélération. Les deux communiquent par BLE 4.0 avec un téléphone cellulaire qui est aussi porté par le patient. Testé sur 4 patients non-épileptiques et des données synthétiques, la performance du système était d'une précision de 96% et d'une sensibilité de 90%.

Différents produits commerciaux (tels l'Apple Watch [39]) permettent déjà de mesurer l'activité motrice et l'activité cardio-vasculaire sous la forme d'un bracelet au poignet. Cependant, les techniques utilisées pour mesurer l'activité cardio-vasculaire requièrent soit l'intervention de l'utilisateur ou encore son immobilité, ce qui rend impossible le suivi en continu. Dans le contexte de l'épilepsie, cela signifie qu'aucune donnée sur l'activité cardio-vasculaire ne pourrait être enregistrée durant les crises. En ce sens, aucun groupe n'a tenté d'identifier les crises en utilisant ce genre d'appareil.

2.3.5 Comparaison de la performance

Un tableau résumant la performance des différents systèmes présentés dans les dernières sections et précisant les modalités utilisées dans chaque cas se trouve à l'Annexe A. Dans l'ensemble, il est difficile de déterminer avec certitude quelle modalité permet le mieux d'identifier les crises considérant la complexité variable des algorithmes utilisés dans les articles répertoriés. Reste qu'il semble exister une tendance entre le nombre de modalités et l'augmentation de la spécificité des algorithmes.

Bien que la plupart des systèmes arrivent à atteindre une grande sensibilité, leur spécificité devra être améliorée avant que de tels systèmes soient employés à domicile. Il est important de mentionner que la plupart de ces articles se sont concentrés sur des crises tonique-cloniques généralisées, ce qui limite la portée de leurs résultats. L'élaboration d'un système avec une spécificité améliorée et validé sur une variété de type de crises s'avère nécessaire.

CHAPITRE 3 MÉTHODE - DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTÈME MULTIMODAL

Comme mentionné dans le chapitre précédent, les changements physiologiques les plus marqués lors d'une crise, outre l'activité cérébrale, proviennent soit de l'activité motrice, de l'activité respiratoire ou encore de l'activité cardio-vasculaire. Il s'agit aussi des trois activités physiologiques les plus communément employées pour identifier les crises automatiquement sans EEG. Étant donné la tendance observée entre le nombre de modalités et l'amélioration de la spécificité, un nombre maximal de modalités est souhaité. Ainsi, le système développé inclura les trois activités mentionnées. L'inclusion des trois modalités permettra aussi la comparaison et l'identification des signaux les plus indicatifs de l'état ictal.

Le système devra répondre à différents critères afin de permettre l'identification automatique des crises. Du point de vue de l'exactitude des mesures, les erreurs maximales sur les mesures du SPO_2 , du rythme cardiaque et du rythme respiratoire devront être de 3.5%, 2 bpm et 2 rpm respectivement au repos. Ces erreurs maximales sont tirées de divers articles scientifiques et normes [40] [41] [42]. Du point de vue technique, l'ensemble du système devra avoir une autonomie d'au moins 24 heures avant d'être rechargé, ce qui limitera le chargement du système à une fois par jour et permettra des enregistrements de longue durée.

Pour arriver à suivre l'activité motrice de l'extrémité des membres, des accéléromètres (ACM) sont placés aux poignets et aux chevilles. Un ACM supplémentaire est positionné au niveau du torse pour suivre l'accélération du centre de masse du patient. Pour suivre l'activité respiratoire, un plethysmogramme pulmonaire est employé à l'aide de deux électrodes. Pour l'activité cardio-vasculaire, un PPG placé au niveau du doigt permet de mesurer le SPO_2 . Enfin, un ECG à trois électrodes (partageant deux de ses électrodes avec le plethysmogramme pulmonaire) permet de suivre l'activité électrique du coeur en plus de mesurer le rythme cardiaque. Le système complet comprend cinq appareils. La vue d'ensemble du système est montrée à la Figure 3.1 et l'identification des modalités pour chaque appareil est détaillée au Tableau 3.1.

L'enregistrement des données se fait par un Raspberry Pi situé dans la même pièce que le patient. L'échange de données est réalisée par BLE 4.2. Un processus de synchronisation permet de maintenir une erreur temporelle faible entre les cinq appareils. Chacun des cinq appareils possède son propre serveur rendant disponible ses données de mesures.

Premièrement, une description générale des puces utilisées dans la conception des circuits électroniques sera faite. Deuxièmement, chacun des trois types d'appareil sera détaillé du point de vue du circuit, de la programmation et du système mécanique. Finalement, le fonctionnement du système complet sera décrit par rapport au processus d'acquisition et de synchronisation.

Tableau 3.1 Identification des modalités pour chaque appareil du système multimodal

Appareils	Modalités
I, II, III	ACM
IV	ACM & ECG
V	ACM & PPG

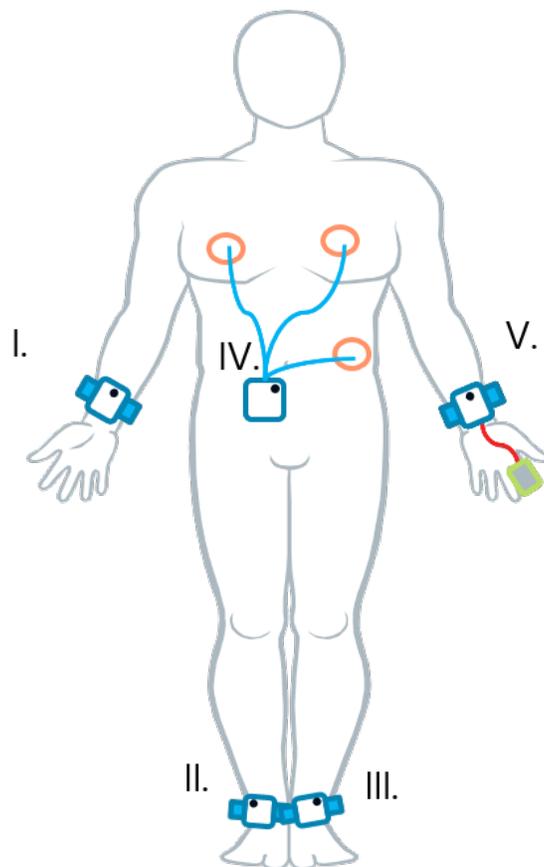


Figure 3.1 Vue d'ensemble du système multimodal

3.1 Puces électroniques

Comme mentionné précédemment, l'ensemble du système devra répondre à différents critères par rapport à l'autonomie des appareils et l'exactitude des mesures. D'emblée, l'autonomie élevée des appareils impose que les puces sélectionnées devront fonctionner avec une faible consommation en énergie. Ensuite, l'exactitude des mesures implique que les données devront être recueillies avec un SNR élevé. Enfin, il serait pertinent que les appareils soient le plus petits possible afin de maximiser le confort du patient. En ce sens, les solutions intégrées nécessitant une faible surface sur le circuit électronique, possédant un SNR élevé et consommant peu d'énergie seront privilégiées.

Le module SPBTLE-1S de la compagnie STMicroelectronics est donc sélectionné par sa petite taille et ses niveaux d'économie d'énergie pour occuper le rôle de microcontrôleur et d'antenne BLE. L'accéléromètre LSM6DS3, quant à lui, est sélectionné pour sa taille de seulement 2.5 mm par 3 mm et sa pile FIFO de 8 kB pour mesurer les données d'accélérométrie dans tous les appareils. Le module ADS1292R est sélectionné pour l'appareil IV puisqu'il permet de mesurer en parallèle l'impédance pulmonaire et l'activité électrique du coeur. Son CMRR de -105 dB est aussi excellent. Le module MAX30102 est choisi pour mesurer le SPO₂ dans l'appareil V par l'intégration totale du PPG dans une seule puce. Finalement, le module de recharge BQ24232 est choisi pour gérer la recharge de la batterie dans tous les appareils plutôt que d'utiliser un circuit de recharge qui prendrait plus d'espace.

3.1.1 Module SPBTLE-1S

Le SPBTLE-1S est l'élément central des trois types d'appareil. Il s'agit d'un module comprenant à la fois un microcontrôleur BlueNRG-1 et une antenne BLE pré-certifiée permettant de développer rapidement et facilement des applications BLE. Le module possède aussi des niveaux d'économie d'énergie, apportant la consommation aussi basse que 0.9 μ A en mode *sleep*. Une pile logicielle complète est fournie par la compagnie STMicroelectronics pour les appels spécifiques au BLE.

Le module possède 160 kB de mémoire flash et 24 kB de mémoire ROM. Deux horloges, une à 32 Mhz et une à 32 kHz, sont incluses dans le module. Un convertisseur de tension permet à la puce d'accepter des voltages entre 1.7 et 3.6 V. Un grand nombre de périphériques sont disponibles : un UART, un interface SPI, un interface I²C, 14 GPIO, deux *timers*, un ADC 10-bit, un RTC et des *watchdogs*. Le module est relativement de petite taille en mesurant 11.5 par 13.5 millimètres.

3.1.2 Accéléromètre LSM6DS3

L'ACM LSM6DS3 est aussi présent sur les trois types d'appareil. Ce module d'accélérométrie permet de mesurer à la fois l'accélération selon trois axes et la vitesse angulaire dans trois directions. Le LSM6DS3 supporte autant le protocole de communication SPI qu'I²C pour récupérer les données. Une pile FIFO de 8 kB permet de conserver une quantité importante de données entre deux interventions du microcontrôleur.

Ce module peut aussi se mettre en *sensor hub mode*. Dans ce mode, d'autres capteurs peuvent être directement connectés au LSM6DS3 par I²C et la récupération des données peut se faire de manière autonome par le LSM6DS3. Le module arrive alors à stocker dans sa pile FIFO des données synchronisées de différents capteurs sans l'intervention du microcontrôleur. Le microcontrôleur a donc la possibilité d'être en mode basse énergie et de se réveiller seulement lorsque la pile du LSM6DS3 est pleine.

D'autres caractéristiques intéressantes sont aussi disponibles telles l'identification automatique des chutes libres, l'identification de l'orientation de l'appareil et le comptage du nombre de pas. Lorsque la fréquence d'échantillonnage est basse, le module LSM6DS3 peut consommer aussi peu qu'1 mA. Sa petite taille de 2.5 mm par 3 mm est un autre avantage du module.

3.1.3 Module ADS1292R

Le module ADS1292R est utilisé pour l'acquisition de l'ECG et du plethysmogramme pulmonaire. Membre d'une famille de puces d'*Analog Front End* de la compagnie Texas Instrument, le modèle 1292R est spécifique à la configuration à trois électrodes avec impédance pulmonaire. L'ADS1292R est essentiellement un convertisseur à plusieurs canaux delta-sigma de 24 bits avec amplificateurs à gain programmable. Les gains programmables vont de 1 à 12 et les fréquences d'échantillonnage de 125 Hz à 8 kHz. Un CMRR de -105 db est atteint lorsqu'une dérivation de la jambe droite est employée. L'ADS1292R possède aussi une référence et une horloge interne. La communication est faite par SPI.

Pour arriver à mesurer l'impédance pulmonaire, le plethysmogramme intégré dans le module envoie un faible courant - de l'ordre de 100 μ A - à 10 kHz sous forme d'onde carrée. Le voltage mesuré entre les deux électrodes est ensuite amplifié, démodulé et filtré pour récupérer le signal de basse fréquence lié à la respiration. La fréquence principale de ce signal correspond au rythme respiratoire.

Aucune protection pour le patient ou pour la défibrillation n'est malheureusement intégrée dans le module. Un circuit externe de protection doit donc être ajouté.

3.1.4 Module MAX30102

Le MAX30102 est essentiellement une solution complète de PPG par réflexion, dans lequel les LEDs, les ADCs, les registres de contrôles et le photodétecteur sont intégrés dans une même puce. La communication avec le MAX30102 est faite par I²C à 1.8 V. Une alimentation supplémentaire de 3 V est nécessaire pour alimenter les LEDs. Une de ces LEDs émet des pulses de lumière à 660 nm tandis que l'autre émet à 880 nm. Ces deux longueurs d'ondes correspondent aux pics d'absorption de l'hémoglobine avec et sans oxygène. En évaluant la composante AC et DC de la réflexion de la lumière des deux LEDs, le SPO₂ peut être déduit. Les constantes a, b et c de l'Équation 3.1 doivent être trouvées par un processus de calibration en utilisant un PPG de référence.

$$SpO_2 = aR^2 + bR + c \quad (3.1)$$

$$R = \frac{\frac{AC_{rouge}}{DC_{rouge}}}{\frac{AC_{IR}}{DC_{IR}}} \quad (3.2)$$

À partir de la composante AC, le rythme cardiaque peut aussi être calculé. Le MAX30102 possède aussi un très haut SNR et permet des fréquences d'échantillonnages jusqu'à 3.2 kHz pour des données sur 18 bits.

3.1.5 Module de recharge BQ24232

Une batterie lithium-ion est comprise dans chaque appareil. Un module permettant de recharger adéquatement ce type de batterie est donc nécessaire. Le BQ24232 permet de contrôler de façon optimale le courant et le voltage nécessaire au bon chargement de ce type de batterie. Le BQ24232 prend comme entrée un voltage de 5 V, ce qui est le voltage fourni par les prises USB. Un des avantages de ce module est la possibilité de fournir du courant à la batterie et au reste du circuit simultanément. Cela rend les appareils fonctionnels même lorsque la batterie est en cours de chargement. Enfin, un système de protection surveille en continu les courts-circuits et le sens du courant au niveau de l'entrée USB et du reste du circuit. De plus, le module peut protéger le reste du circuit en coupant l'alimentation si la température de la puce devient trop élevée. Finalement, deux broches permettent l'intégration de LEDs

indiquant le statut de chargement de la batterie.

3.2 Appareils I, II & III (ACM)

3.2.1 Description du circuit

Le circuit des appareils I, II & III est relativement simple et comprend les composantes de base qui sont aussi présents sur les deux autres modèles. La partie centrale du circuit est le module SPBTLE-1S. Celui-ci est connecté par SPI à l'accéléromètre LSM6DS3. Le module de recharge BQ24232 est aussi intégré au circuit. Il permet la recharge d'une batterie lithium-ion de 160 mAh par l'entremise d'une prise Micro-USB. Étant donné que le voltage de la batterie varie à mesure que celle-ci se décharge, un régulateur de tension est employé pour offrir une tension de 3.3V aux divers composantes du circuit. Un bouton poussoir permet de réinitialiser le microcontrôleur lorsque nécessaire. Enfin, une LED contrôlable par le SPBTLE-1S est aussi présente dans le circuit.

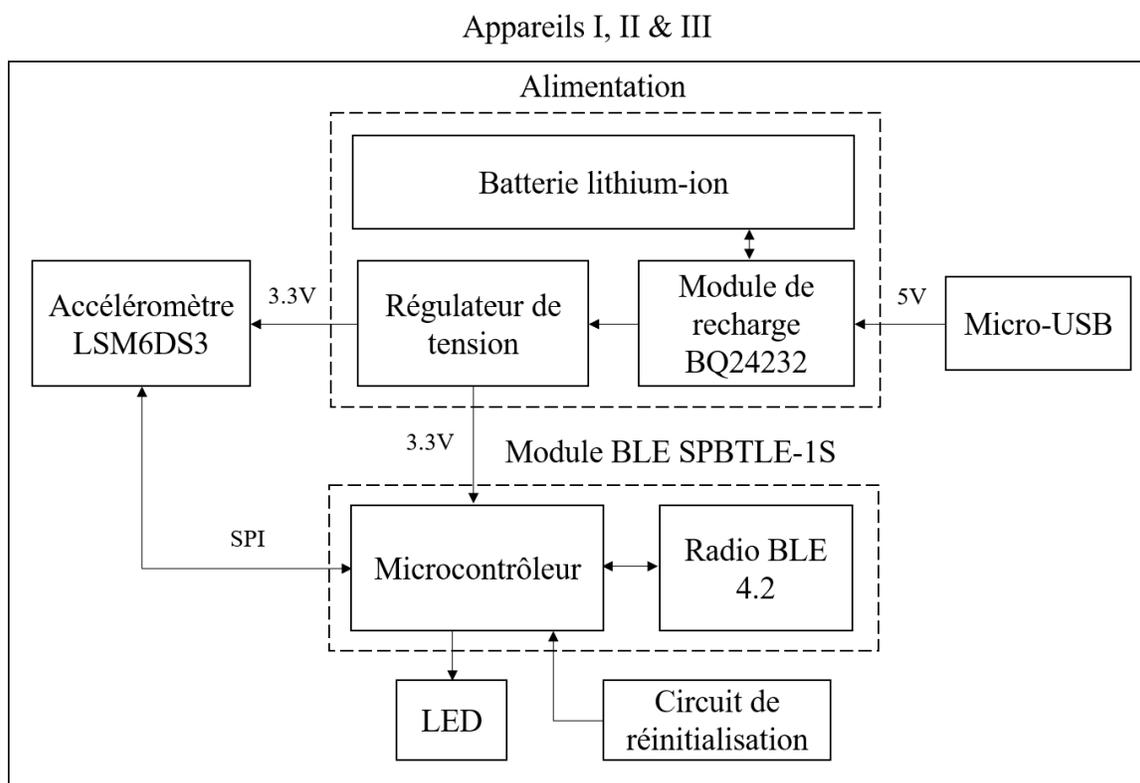


Figure 3.2 Schéma bloc du circuit des appareils I, II et III

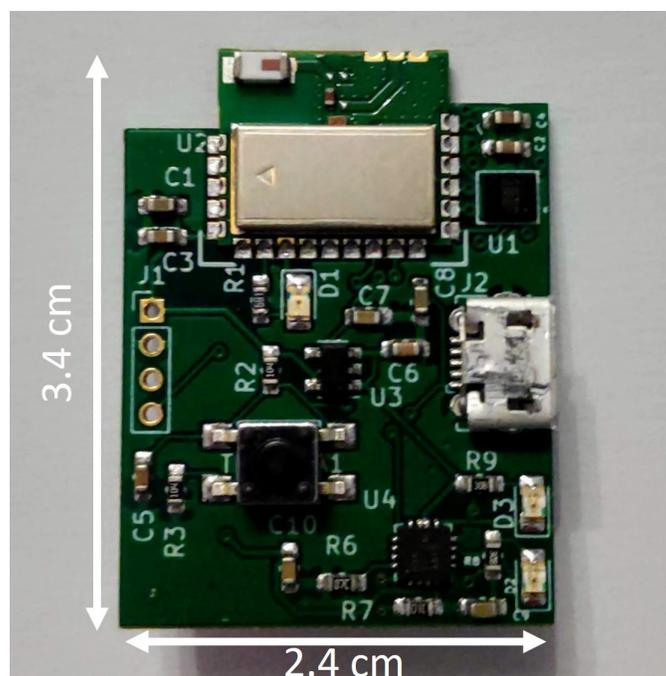


Figure 3.3 Circuit imprimé des appareils I, II & III

3.2.2 Programmation

L'organigramme général du programme des trois types d'appareils est présenté à la Figure B.1 en Annexe B. La description des différentes étapes est réalisée dans la présente section.

Initialisation

L'étape d'initialisation consiste à configurer le système dans un état approprié avant d'entrer en mode découverte. En ce sens, le SPBTLE-1S démarre en initialisant les périphériques, l'horloge et les interruptions. La communication SPI est configurée à 8 Mhz, une horloge externe de haute précision à 32 Mhz est sélectionnée et les interruptions liées au BLE et au SysTick timer sont initialisées. Ensuite, l'accéléromètre LSM6DS3 est configuré à une portée de 0 à 16 g pour l'accélération et une portée de 0 à 2000 dps pour la vitesse angulaire. La fréquence d'échantillonnage au sein de la puce pour ces deux modalités est réglée à 416 Hz. Les détails concernant le choix de la fréquence d'échantillonnage se trouvent dans la Section 3.6 sur la synchronisation. Enfin, la pile logicielle du système BLE et la structure du serveur GATT sont établies. Le serveur GATT contient les services *Generic Attribute* et *Generic Access* qui sont obligatoires à tout serveur GATT. Ces services détaillent le rôle de l'appareil BLE, son nom et ses paramètres de connexion suggérés. Le serveur GATT contient aussi un service fait sur mesure. Celui-ci contient une caractéristique contenant les données d'accélérométrie du LSM6DS3 ainsi qu'une caractéristique pouvant être utilisée pour

changer la valeur de l'horloge SysTick. La deuxième caractéristique est utilisée uniquement à des fins de synchronisation. La format des paquets de la caractéristique d'accélérométrie est la suivante : six octets sont réservés pour l'accélération dans les axes X, Y et Z ; six octets sont réservés pour la vitesse angulaire selon trois sens ; quatre octets sont réservés pour la valeur du SysTick au moment de l'acquisition des six données et deux octets sont réservés pour la retard entre les données acquises et les données envoyées.



Figure 3.4 Structure des paquets pour la caractéristique d'accélérométrie. Unités en octets

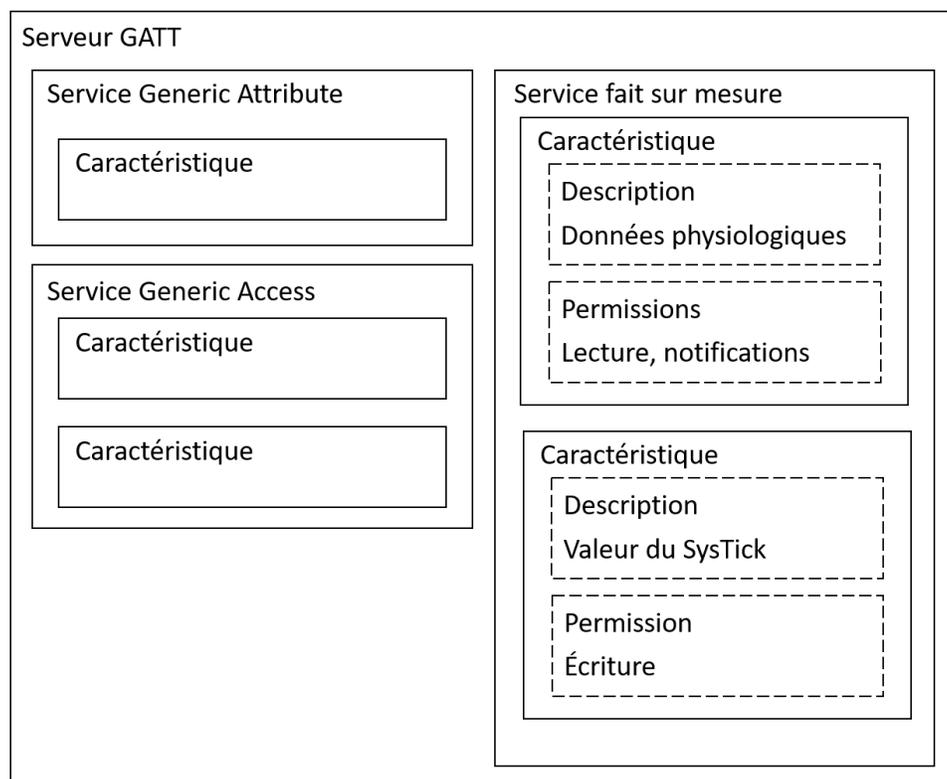


Figure 3.5 Serveur GATT des appareils I, II & III

Mise en mode découverte

La mise en découverte est l'étape par laquelle la radio BLE se met à émettre des paquets de découverte à intervalles réguliers. Ces paquets contiennent l'information nécessaire pour établir une connexion avec un autre appareil BLE. Dans ce cas-ci, ces paquets permettent au Raspberry Pi de faire une demande de connexion.

Attente d'une connexion

Une fois la mise en découverte enclenchée, l'appareil attend qu'une demande de connexion soit effectuée.

Mise à jour de la connexion

La connexion est premièrement établie avec les paramètres de connexion par défaut de BlueZ, la pile logiciel bluetooth du système d'exploitation Linux. Ces paramètres ne conviennent pas nécessairement au taux de transfert requis par l'application. Ainsi, une demande de mise à jour des paramètres de connexion est nécessaire.

Conn_Interval_Min : 37.5 ms *Conn_Interval_Max* : 50 ms

Slave_latency : 5 *Timeout_Multiplier* : 32

L'intervalle de connexion doit être suffisamment court pour permettre à l'appareil d'envoyer des paquets en continu sans prendre de retard. De plus, celui-ci doit être le plus long possible pour maximiser la durée de vie de la batterie. Un intervalle de connexion entre 37.5 ms et 50 ms est donc adéquat pour couvrir la fréquence d'envoi des paquets de 25 Hz. Le paramètre *Slave Latency* donne la possibilité au *slave* (appareil récoltant les données) de ne pas être présent pour un nombre donné de connexions si celui-ci n'a rien à envoyer, réduisant davantage la consommation en énergie. Cependant, lors d'une tentative de lecture ou d'écriture du *master* (Raspberry Pi), l'opération peut alors se réaliser en retard si le *slave* n'est pas présent lors de la connexion. Cet effet est indésirable lorsque qu'une commande d'écriture est utilisée pour synchroniser les appareils. Considérant ces deux facteurs, une valeur de *Slave Latency* de 5 est choisie. Le *Timeout Multiplier* correspond au temps en secondes depuis la dernière connexion avant que celle-ci soit perdue. Le temps maximum de 32 secondes permis par le protocole BLE est choisi afin de réduire le plus possible les déconnexions.

Mise à jour du *SysTick*

Avant de déclencher l'acquisition, il est important que tous les appareils soient synchronisés. Pour y arriver, le *SysTick timer* est mis à 0 sur l'ensemble des appareils. Cette opération est réalisée par une écriture dans la caractéristique "Valeur du Systick" du serveur GATT par le *master*, soit le Raspberry Pi. Si une déconnexion s'est produite durant l'acquisition, le *SysTick timer* est mis à la valeur la plus élevée des *SysTick timer* des appareils encore

connectés.

Envoie des notifications

L'envoi des notifications consiste à acquérir les données d'accélérométrie à 25 Hz puis à envoyer les paquets par BLE. L'acquisition d'une nouvelle donnée est déclenchée lorsque le *SysTick timer* atteint un multiple de 40 ms. À ce moment-là, la plus récente donnée acquise par le LSM6DS3 est récupérée et mise dans une pile FIFO circulaire. Cette pile peut contenir jusqu'à 250 données, ce qui équivaut à une autonomie de 10 secondes sans perte.

3.2.3 Système mécanique

Le système mécanique des appareils I, II et III consiste en un boîtier pouvant accueillir le circuit électrique et la batterie de 160 mAh. Des fentes aux extrémités du boîtier permettent l'installation d'un bracelet pour être attaché au poignet. Les mêmes fentes permettent aussi d'installer des anneaux en métal afin d'utiliser du velcro pour attacher les appareils II et III aux chevilles. Enfin, un trou sur le dessus du boîtier permet de peser le bouton pour réinitialiser le microcontrôleur. Finalement, un deuxième trou sur le côté permet d'insérer un câble Micro-USB dans le but de recharger la batterie.

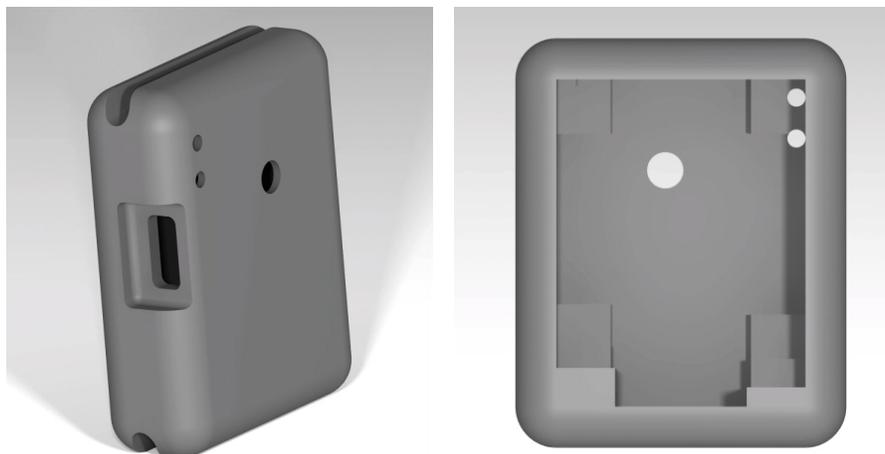


Figure 3.6 Rendu du système mécanique des appareils I, II & III

3.3 Appareil IV (ACM & ECG)

3.3.1 Description du circuit

Le circuit de l'appareil IV contient l'ensemble des composants du circuit des appareils I, II & III en plus de contenir un circuit pour l'ECG. Le circuit d'acquisition pour l'ECG contient le module ADS1292R et des circuits de protection. Une prise auxiliaire à trois contacts permet de connecter un fil ECG au système. Étant donné la plus grande consommation d'énergie de cet appareil, une batterie de 250 mAh est employée.

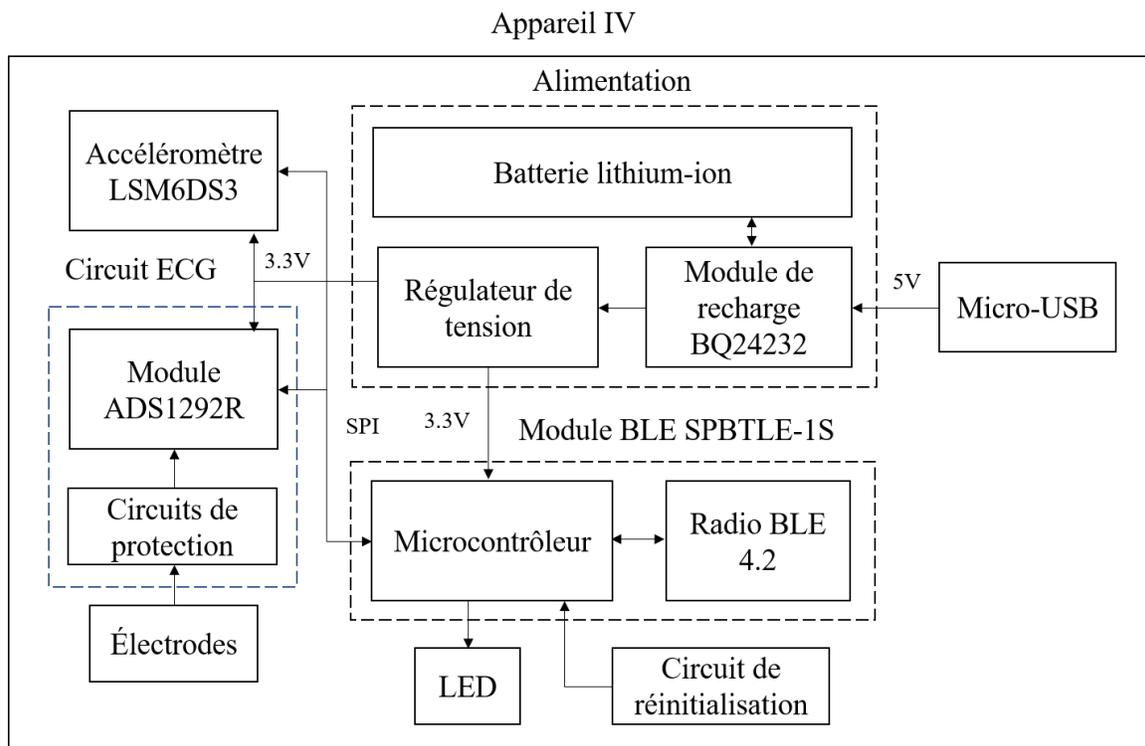


Figure 3.7 Schéma bloc du circuit de l'appareil IV

Module ADS1292R

Le module ADS1292R communique avec le SPBTLE-1S par SPI. En plus des broches permettant la communication SPI, trois autres broches du ADS1292R sont connectées au microcontrôleur. La première permet d'éteindre ou d'allumer le ADS1292R ; la deuxième permet de débiter ou d'arrêter les acquisitions et la troisième permet d'alerter le microcontrôleur lorsqu'une nouvelle donnée est prête.

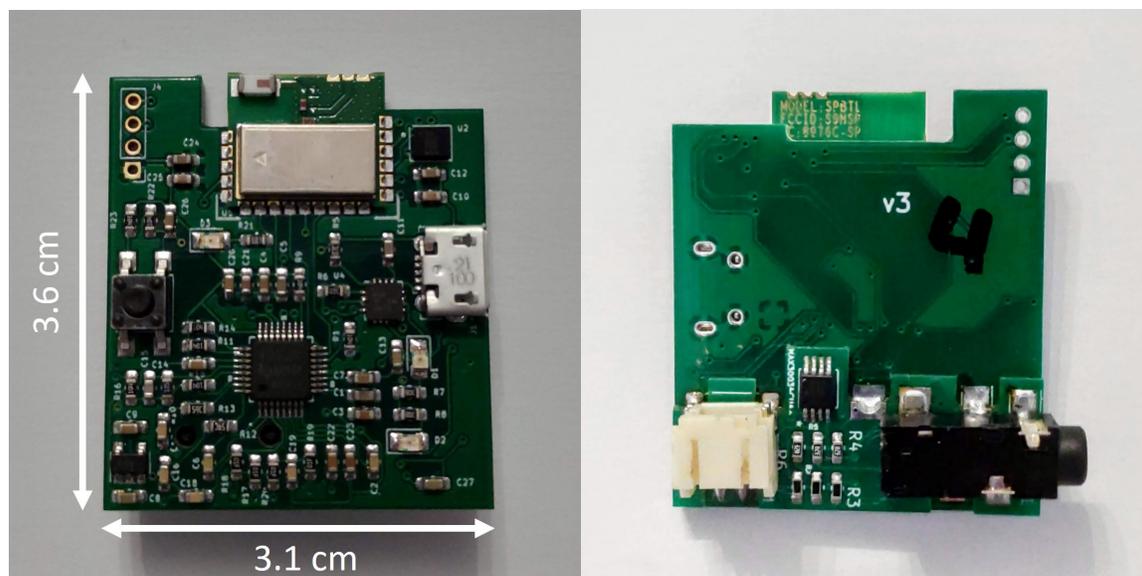


Figure 3.8 Circuit imprimé de l'appareil IV

Circuits de protection

Le but du premier circuit de protection est de protéger le patient en cas de bris électronique ainsi que de protéger le circuit électronique lorsqu'un défibrillateur est utilisé. La protection est donc dans les deux sens. Le même circuit de protection de la Figure 3.9 est appliqué en aval des trois électrodes présentes dans le système.

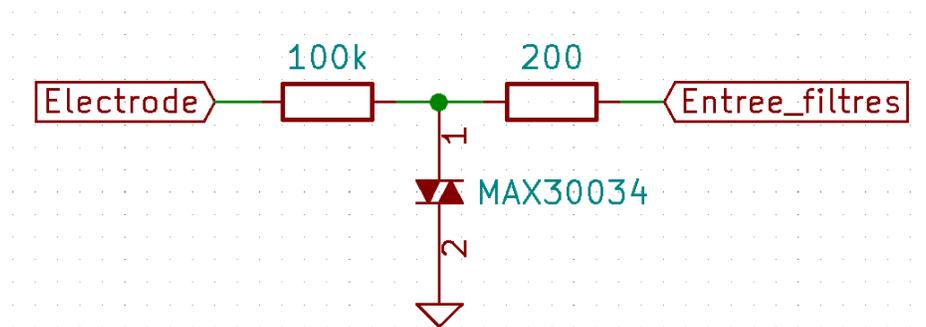


Figure 3.9 Premier circuit de protection du circuit d'acquisition de l'ECG

Pour limiter la tension, un thyristor est positionné entre l'entrée et la masse. Cette composante tente de limiter la tension à ses bornes entre +10.3V et -10.3V. Lorsque celle-ci dépasse +10.3V ou -10.3V, l'impédance du thyristor tombe rapidement de 10M Ω à 1 Ω . À ce moment-là, la quasi-totalité du courant se dirige vers la masse. Cependant, ce type de composante n'arrive pas à dissiper beaucoup d'énergie. Ainsi, une résistance de 100k Ω est placée entre l'électrode et le thyristor pour limiter l'énergie absorbée par le patient ou le circuit

électronique en cas de défibrillation. Le voltage peut dépasser +10.3V ou -10.3V momentanément suivant une décharge électrique. Une deuxième résistance de protection de 200Ω est donc ajoutée pour cette raison.

À la suite de ce circuit de protection, un deuxième circuit (Figure 3.10) est nécessaire pour une intégration adéquate avec le module ADS1292R. Dans un premier temps, les résistances R13 et R14 permettent de limiter le courant envoyé par le système de mesure de l'impédance. Les condensateurs C16 et C17 permettent de bloquer toute composante continue qui pourrait être envoyée par ce même système. Dans un deuxième temps, les condensateurs C18 et C19 permettent de bloquer la composante DC à l'entrée des amplificateurs de l'ECG. Les condensateurs C22 et C23 servent comme deuxième niveau de protection dans le cas d'un court-circuit au niveau des quatre autres condensateurs. Enfin, la configuration des résistances R17, R18, R19 et R20 permettent d'ajouter un biais de 1.5V sur la lecture de l'ECG, ce qui est nécessaire pour éviter la saturation au niveau des amplificateurs. Aucun condensateur n'est placé avant les entrées négatives et positives de la mesure d'impédance puisque la composante continue du signal est ce qui est recherchée.

3.3.2 Programmation

L'organigramme de la Figure B.1 peut être utilisé à nouveau pour comprendre le programme de l'appareil IV. Lorsque la description d'une étape est la même que celle présentée à la Section 3.2.2, la description de l'étape est omise.

Initialisation

L'étape d'initialisation est la même que pour les appareils I, II & III en ce qui a trait au SPBTLE-1S et au LSM6DS3, à la différence près que le gyroscope est éteint dans ce cas-ci. La configuration du module ADS1292R est aussi réalisée à cette étape. L'ADS1292R est configuré à une fréquence d'acquisition de 125 Hz, le circuit de modulation et de démodulation pour l'impédance pulmonaire ainsi que l'entraînement de la jambe droite sont activés. Les détails concernant le choix de la fréquence d'échantillonnage se trouvent dans la section sur la synchronisation. Le même serveur GATT est aussi établi, sauf que la caractéristique d'accélérométrie devient une caractéristique de données physiologiques. Le format des paquets de cette caractéristique est le suivant : six octets sont réservés pour l'accélération dans les axes X, Y et Z ; trois octets sont réservés pour l'impédance pulmonaire, six octets sont réservés pour deux données d'ECG ; quatre octets sont réservés pour la valeur du SysTick au moment de l'acquisition des données et un octet est réservé pour la retard entre les données acquises

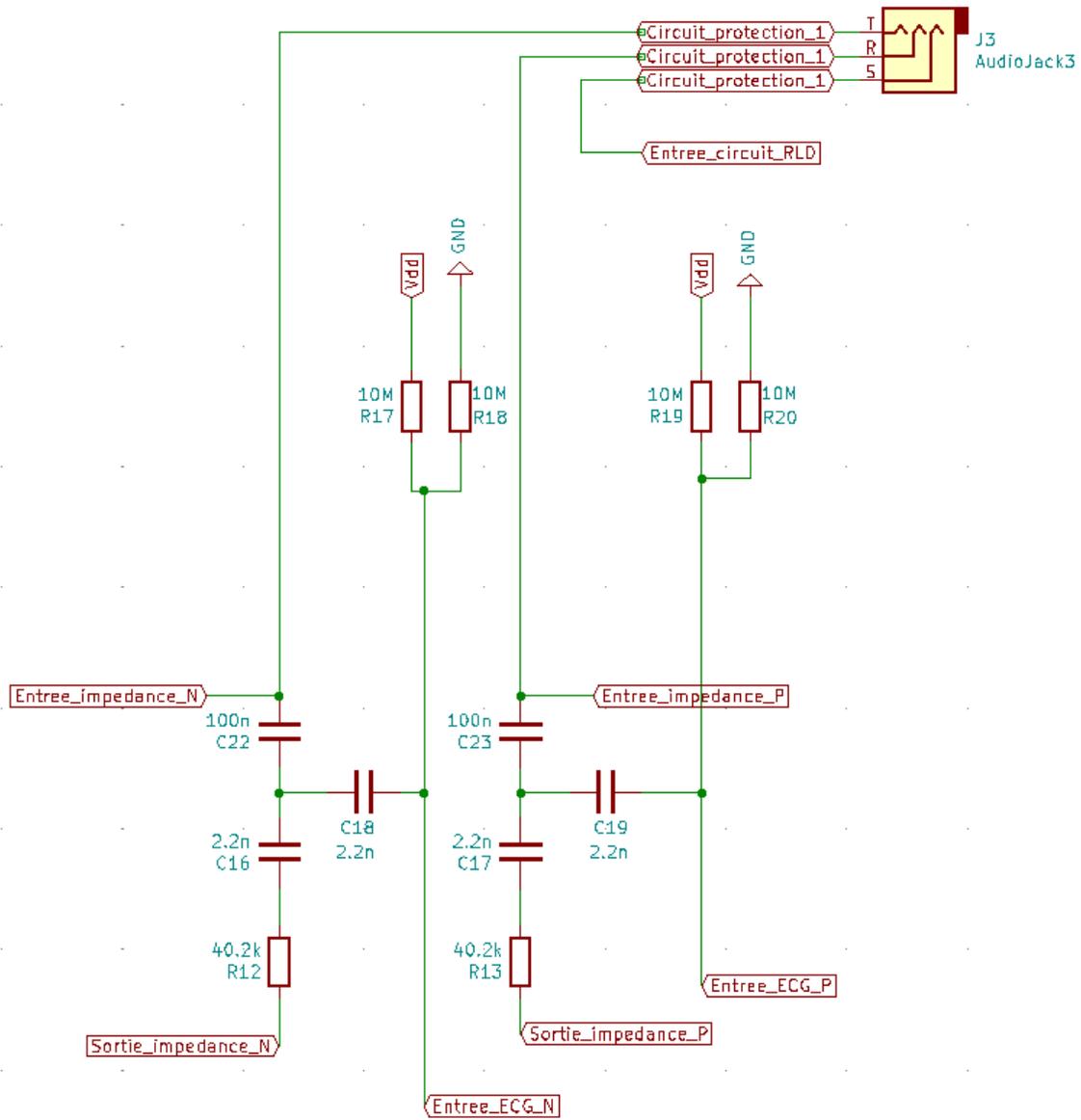


Figure 3.10 Deuxième circuit de protection du circuit d'acquisition de l'ECG

et les données envoyées.



Figure 3.11 Structure des paquets pour la caractéristique de données physiologiques de l'appareil IV. Unités en octets

Mise à jour de la connexion

De la même manière que pour les appareils I, II & III, une demande de mise à jour des paramètres de connexion est nécessaire :

Conn_Interval_Min : 12.5 ms *Conn_Interval_Max* : 25 ms

Slave_latency : 5 *Timeout_Multiplier* : 32

Un intervalle de connexion entre 12.5 ms et 25 ms est adéquat pour couvrir la fréquence d'envoi des paquets à 62.5 Hz.

Envoi des notifications

L'envoi des notifications consiste à acquérir les données d'accélérométrie et de l'impédance pulmonaire à 62.5 Hz et les données d'ECG à 125 Hz, puis à envoyer les paquets par BLE. L'acquisition d'une nouvelle donnée est déclenchée lorsque le *SysTick timer* atteint un multiple de 8 ms ou de 16 ms dépendamment du signal mesuré. À ce moment-là, la plus récente donnée acquise par le LSM6DS3 ou l'ADS1292R est récupérée et mise dans une pile FIFO circulaire. Cette pile peut contenir jusqu'à 250 données, ce qui équivaut à une autonomie de 4 secondes sans perte.

3.3.3 Système mécanique

Le système mécanique de l'appareil IV comprend les mêmes propriétés que le boîtier des appareils I, II & III en plus de posséder une fente pour insérer le fils auxiliaire du câble ECG. Au lieu de posséder des fentes pour être porté au poignet, le boîtier possède une courroie en plastique lui permettant d'être porté à la ceinture.



Figure 3.12 Rendu du système mécanique de l'appareil IV

3.4 Appareil V (ACM & PPG)

3.4.1 Description du circuit

Comme le circuit de l'appareil IV, le circuit de l'appareil V contient l'ensemble des composants du circuit des appareils I, II et III en plus d'un circuit permettant le fonctionnement du module MAX30102. Ce circuit supplémentaire contient aussi un régulateur de tension à 1.8V et un traducteur logique de 3.3V à 1.8V.

Module MAX30102

L'idée, pour cet appareil, est d'utiliser l'accéléromètre en *sensor hub mode* pour permettre à celui-ci d'acquérir les données du module MAX30102 sans l'intervention du microcontrôleur. Le microcontrôleur et l'accéléromètre communique entre eux par SPI à 3.3V. Le module MAX30102 et l'accéléromètre, quant à eux, communiquent par I2C. Étant donné que le module MAX30102 nécessite un I2C à 1.8V et que le LSM6DS3 ne peut qu'envoyer des bits à 3.3V, un traducteur de logique est mis entre l'accéléromètre et le MAX30102. De ce fait, toute commande SPI envoyée par le microcontrôleur vers le MAX30102 est premièrement traduite en I2C à 3.3V, puis converti en I2C à 1.8V avant d'être livrée. Cet appareil utilise la même capacité de batterie que les appareils I, II & III, soit une batterie de 160 mAh. Il est important de mentionner que le module MAX30102 et le reste des composantes résident sur deux circuits physiques distincts. En effet, le module MAX30102 est positionné au niveau du doigt pour permettre l'acquisition par PPG tandis que le reste du circuit est porté au poignet. Les deux circuits sont liés entre eux par un fil de type FPC.

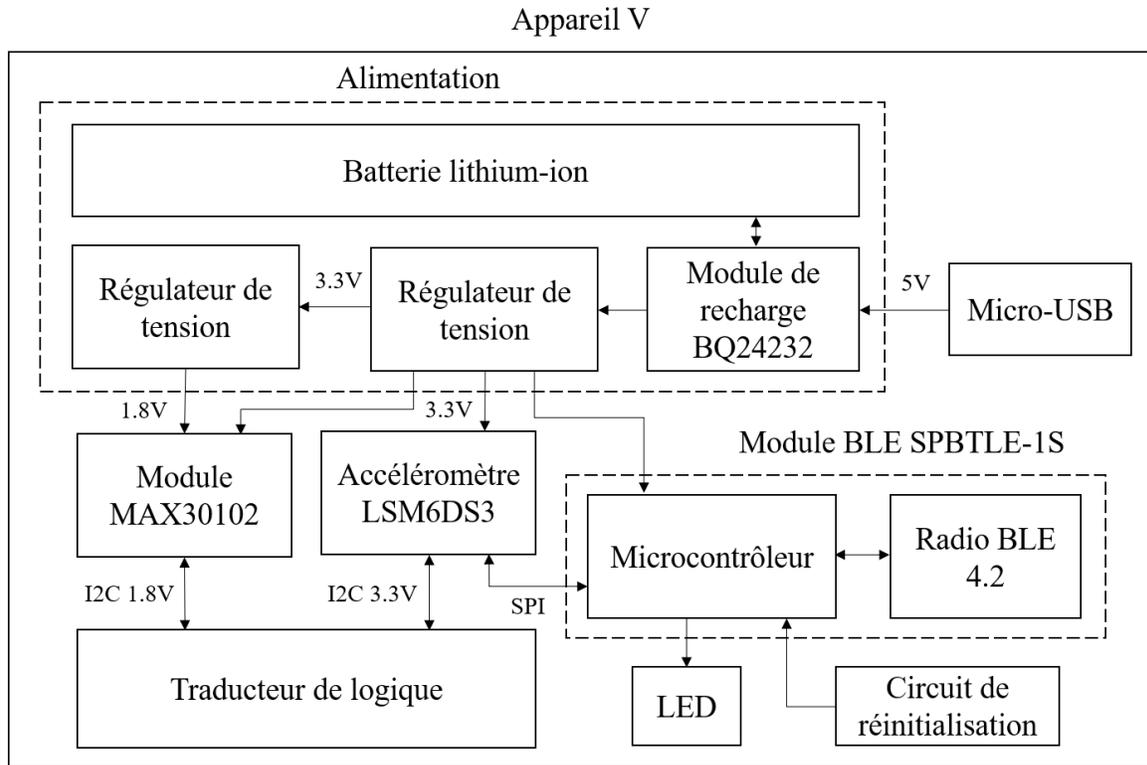


Figure 3.13 Schéma bloc du circuit de l'appareil V

3.4.2 Programmation

L'organigramme de la Figure B.1 peut être utilisé à nouveau pour comprendre le programme de l'appareil V. Lorsque la description d'une étape est la même que celle présentée à la Section 3.2.2, la description de l'étape est omise.

Initialisation

L'étape d'initialisation est la même que pour l'appareil IV en ce qui a trait au SPBTLE-1S et au LSM6DS3. La configuration du module MAX30102 est aussi nécessaire à cette étape-ci. Le MAX30102 est configuré à une fréquence d'acquisition de 200 Hz avec des pulses de 70 μ s. Les détails concernant le choix de la fréquence d'échantillonnage se trouvent dans la Section 3.6 sur la synchronisation. Le courant pour l'intensité des LEDs rouges et infrarouges est réglé à 7 mA. Ce courant influence directement l'énergie dépensée par le module et l'amplitude du signal mesuré. Ainsi, un compromis entre ces deux propriétés a été adopté. Le même serveur GATT que l'appareil IV est établi. Le format des paquets est le suivant : six octets sont réservés pour l'accélération dans les axes X, Y et Z ; quatre octets sont réservés pour la lumière rouge ; quatre octets sont réservés pour la lumière infrarouge ; quatre octets sont

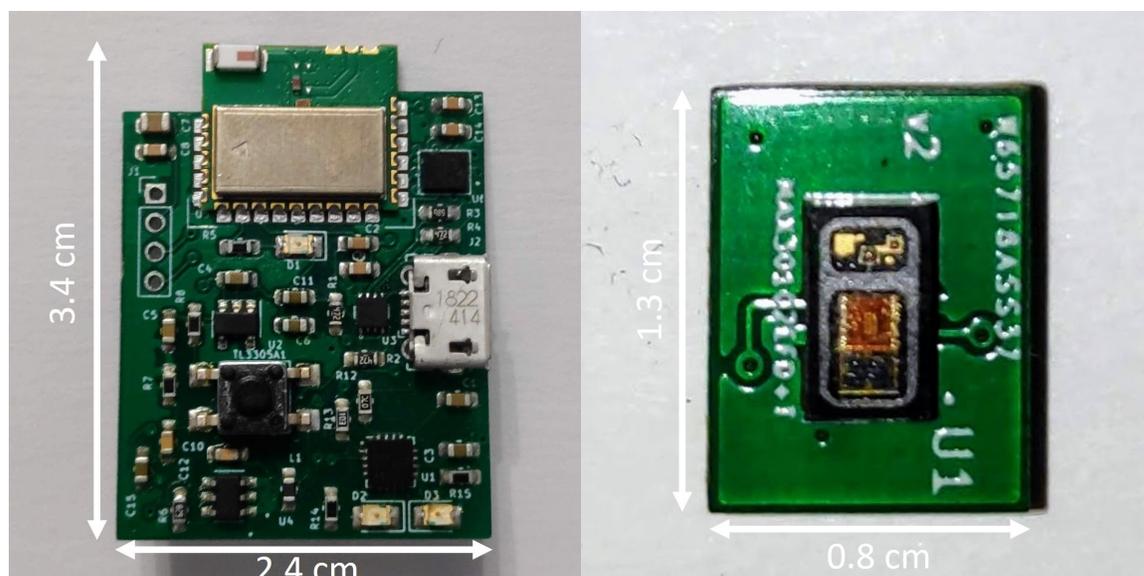


Figure 3.14 Circuits imprimés de l'appareil V

réservés pour la valeur du SysTick au moment de l'acquisition des données et deux octets sont réservés pour la retard entre les données acquises et les données envoyées.

0	2	4	6	10	14	18	20
ACM_X	ACM_Y	ACM_Z	ROUGE	INFRAROUGE	SYSTICK	RETARD	

Figure 3.15 Structure des paquets pour la caractéristique de données physiologiques de l'appareil V. Unités en octets

Envoi des notifications

L'envoi des notifications consiste à acquérir les données d'accélérométrie et de PPG à 25 Hz, puis à envoyer les paquets par BLE. L'acquisition d'une nouvelle donnée est déclenchée lorsque le *SysTick timer* atteint un multiple de 40 ms. À ce moment-là, la plus récente donnée acquise par le LSM6DS3 et les plus récentes données acquises par le MAX30102 sont récupérées et mises dans une pile FIFO circulaire. Cette pile peut contenir jusqu'à 250 données, ce qui équivaut à une autonomie de 10 secondes sans perte.

3.4.3 Système mécanique

Le système mécanique de l'appareil V comprend deux parties. La première est portée au poignet de la même manière que le boîtier des appareils I, II & III. La deuxième est portée au doigt et sert uniquement à l'intégration et la protection du module MAX30102. Pour les

deux parties, une fente permet à un fil électrique de connecter les deux circuits électriques ensemble.

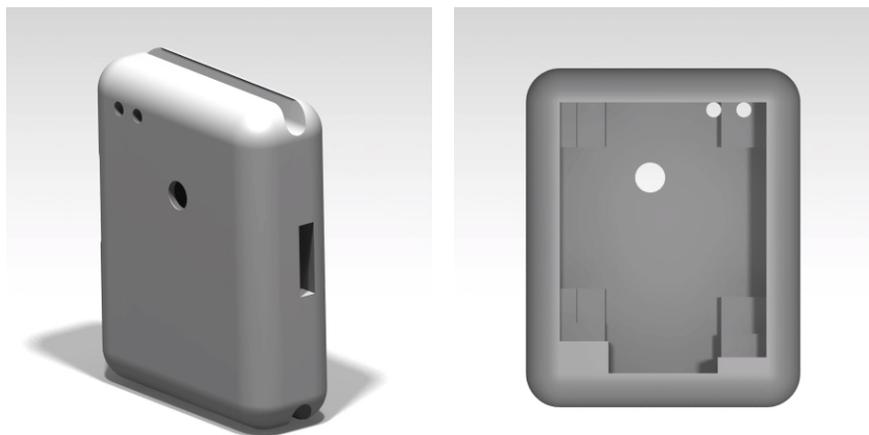


Figure 3.16 Rendu du système mécanique de l'appareil V porté au poignet

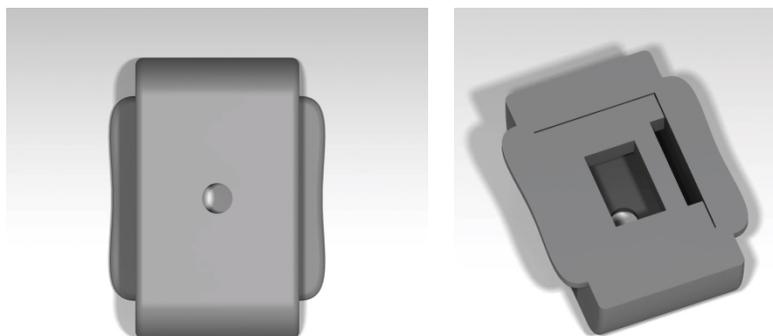


Figure 3.17 Rendu du système mécanique de l'appareil V porté au doigt

3.5 Logiciel d'acquisition

Un logiciel d'acquisition a été développé pour permettre la connexion aux appareils, la synchronisation, la visualisation des données et l'enregistrement de celles-ci à partir d'un Raspberry Pi. L'outil, programmé en Python, utilise la librairie Tkinter pour l'interface visuel et la librairie BluePy pour la communication BLE. BluePy est une librairie permettant de communiquer avec BlueZ, la pile logiciel bluetooth de Linux.

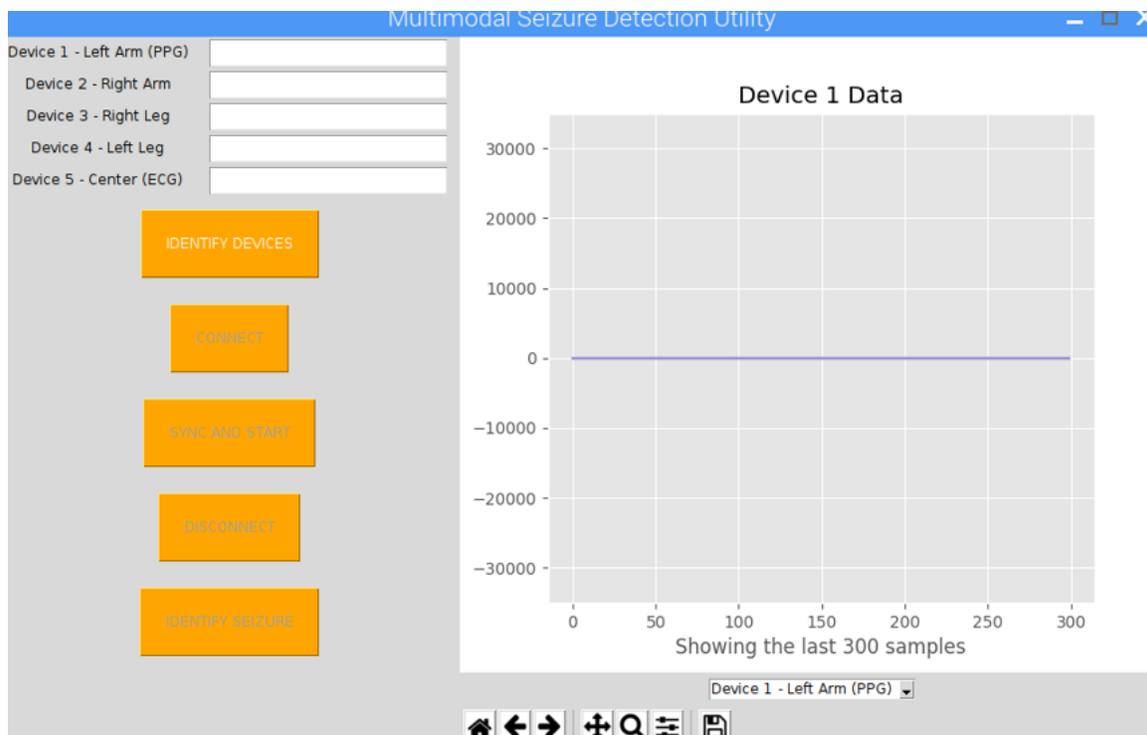


Figure 3.18 Le logiciel d'acquisition

3.5.1 Interface

L'interface usager comprend : une région pour entrer manuellement l'adresse de chaque appareil ; différents boutons pour démarrer, synchroniser et arrêter l'acquisition et un graphique affichant les données. L'organigramme du programme de l'interface est présenté à la Figure B.2 en Annexe B.

Identification des appareils

La région pour identifier les appareils permet d'entrer d'une à cinq adresses BLE de la forme "AA :BB :CC :DD :EE :FF". Lorsque le bouton "IDENTIFY DEVICES" est pesé, le nom des adresses nécessitant une connexion est enregistré. Ces adresses peuvent être mises à jour en pesant "IDENTIFY DEVICES" à nouveau.

Démarrer, synchroniser et arrêter l'acquisition

Une fois les adresses des appareils identifiées, le bouton "CONNECT" lance un processus par appareil. Chaque processus gère individuellement la connexion, la synchronisation et l'enregistrement des données pour un appareil donné. Une fois que la connexion est réussite pour tous les appareils, le bouton "SYNC AND START" envoie une demande de synchronisa-

tion aux différents processus et demande ensuite de démarrer l'acquisition. Enfin, le bouton "DISCONNECT" permet d'arrêter l'acquisition et de déconnecter les appareils.

Affichage des données

Les 300 dernières données sont affichées en temps réel pour chaque appareil. Une boîte à outils permet de changer l'échelle des axes, de se déplacer et d'enregistrer l'état du graphique si nécessaire. Le choix de l'appareil pour l'affichage est fait avec un menu déroulant.

3.5.2 Processus

Comme mentionné précédemment, un processus est lancé pour chaque appareil lorsque le bouton "CONNECT" est pesé. L'organigramme du programme exécuté par chaque processus est présenté à la Figure B.3 en Annexe B. Les différentes étapes de l'organigramme sont décrites ci-après.

Initialisation

L'initialisation consiste à vérifier que la puce BLE du Raspberry Pi est bien allumée et à créer les objets nécessaires à l'exécution du reste du programme. À cette étape, un dossier est créé avec la date et l'heure de l'acquisition. Un fichier de données texte est aussi créé avec la date, l'heure et l'identification de l'appareil (Right Arm, Left Arm (PPG), Right Leg, Left Leg ou Center (ECG)).

Recherche de l'appareil

Le Raspberry Pi se met à chercher un appareil avec l'adresse BLE qui lui a été spécifiée comme paramètre d'entrée.

Envoie d'une commande de connexion

Le Raspberry Pi n'a pas de gestionnaire de connexions multiples pour le BLE. C'est-à-dire que le Raspberry Pi n'arrive pas à allouer intelligemment des espaces de connexions pour éviter les conflits lors de connexions multiples. En ce sens, si deux demandes de connexions sont envoyées en même temps à BlueZ, il se peut que les connexions pour les deux appareils se chevauchent à travers le temps. Des connexions qui se chevauchent réduisent considérablement le taux de transfert atteignable entre le Raspberry Pi et les autres appareils. Pour palier à

ce problème, chaque processus attend un temps différent avant d'envoyer sa demande de connexion.

Mise à jour de la connexion

Le processus attend que la mise à jour de la connexion soit réalisée.

Synchronisation

L'étape de synchronisation diffère dépendamment si l'acquisition vient de commencer ou si elle est déjà en cours. Si l'acquisition vient de commencer, le processus attend que l'ensemble des processus se soit connecté à leur appareil et soit prêt à exécuter l'étape de synchronisation. Lorsque cela est le cas, le processus exécute la commande de mettre le *SysTick timer* à 0, puis s'abonne aux notifications de l'appareil. Dans le cas qu'un appareil s'est déconnecté et qu'il doit se synchroniser avec les autres appareils lorsqu'une acquisition est déjà en cours, le *SysTick timer* est directement mis à la valeur de l'horloge de référence, puis le processus s'abonne aux notifications de l'appareil.

Réception des notifications

La réception de chaque notification déclenche une interruption qui permet de gérer les nouvelles données.

Enregistrement des données

Chaque nouvelle donnée est enregistrée dans son intégralité dans le fichier de données texte propre à son processus. À chaque entrée, il est aussi ajouté l'état du bouton "IDENTIFY SEIZURE" et la date et l'heure de la réception du paquet.

Mise à jour des données d'affichage et de l'horloge de référence

À la réception du paquet, les tableaux responsables de l'affichage en temps réel sont mis à jour. De plus, si la valeur du *SysTick* du paquet reçu dépasse la valeur de l'horloge de référence parmi tous les processus, l'horloge de référence prend cette nouvelle valeur. Ce processus permet de synchroniser un appareil déconnecté avec le *SysTick timer* de l'appareil le plus avancé dans le temps. Une vérification est aussi faite à cette étape. En effet, si le nombre de paquets en attente d'envoi au sein de l'appareil dépasse 240 (dû par exemple au chevauchement des intervalles de connexion) pour un nombre consécutif, le Raspberry Pi

envoie une demande de déconnexion à l'appareil. L'appareil se reconnecte alors au Raspberry Pi avec un intervalle de connexion différent. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'aucune connexion ne se chevauche pour l'ensemble des appareils.

3.6 Synchronisation et échantillonnage

L'idée initiale pour l'acquisition des données était de maintenir le module SPBTLE-1S en mode *sleep* pendant que le LSM6DS3 s'occupe d'acquérir ses propres données et celles des autres capteurs sans l'intervention du microcontrôleur. L'horloge interne du LSM6DS3, dont la valeur instantanée est comprise dans chaque acquisition, devait être employée pour synchroniser les appareils entre eux. Malheureusement, les tests ont démontrés que cette horloge interne est loin d'être assez précise pour synchroniser cinq appareils ensemble. En effet, le décalage temporel peut aller jusqu'à une seconde par minute, ce qui est loin d'être suffisant pour une acquisition de longue durée.

La solution est donc d'utiliser l'horloge interne du module SPBTLE-1S pour l'acquisition des données et la synchronisation entre les appareils. La problématique résultant de cette décision est la suivante : les capteurs employés, soient le LSM6DS3, le MAX30102 et l'ADS1292R, ne peuvent fournir des données qu'à une certaine fréquence d'échantillonnage. Cela implique qu'il est impossible que le SPBTLE-1S récupère des données instantanées au sein de ses capteurs à sa propre fréquence d'échantillonnage. Toute donnée récupérée par le SPBTLE-1S possède un retard par rapport à la donnée souhaitée. L'augmentation de la fréquence d'échantillonnage au sein de chaque capteur permet de réduire cette erreur de déphasage au détriment d'une consommation d'énergie plus élevée.

Afin d'évaluer de quelle manière l'erreur de déphasage impacte la reconstruction du signal en fonction de la fréquence d'échantillonnage, une simulation Matlab a été réalisée. La qualité de la reconstruction est mesurée en calculant la valeur maximale du taux de corrélation croisée. Différentes simulations ont été réalisées en fonction du capteur concerné et du signal à mesurer. Pour la fréquence d'échantillonnage du module SPBTLE-1S, celle-ci a été fixée à 25 Hz pour les simulations en lien avec le LSM6DS3 et le MAX30102. Elle est à 125 Hz pour la simulation pour l'ADS1292R. Enfin, le signal test est un sinus de 10 Hz pour le LSM6DS3, un sinus de 2 Hz pour le MAX30102 et un pulse cardiaque simulé pour l'ADS1292R.

Pour l'ensemble des simulations et comme prévu, le coefficient de la corrélation croisée tend vers 1 à mesure que la fréquence d'échantillonnage au sein des capteurs augmente. Des pics

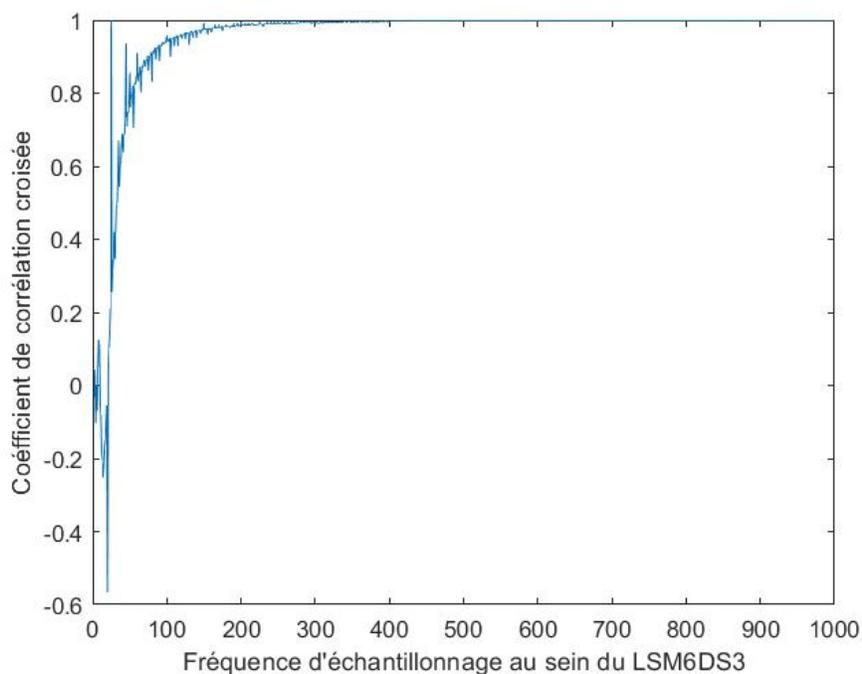


Figure 3.19 Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test de 10 Hz et d'une fréquence d'échantillonnage de 25 Hz

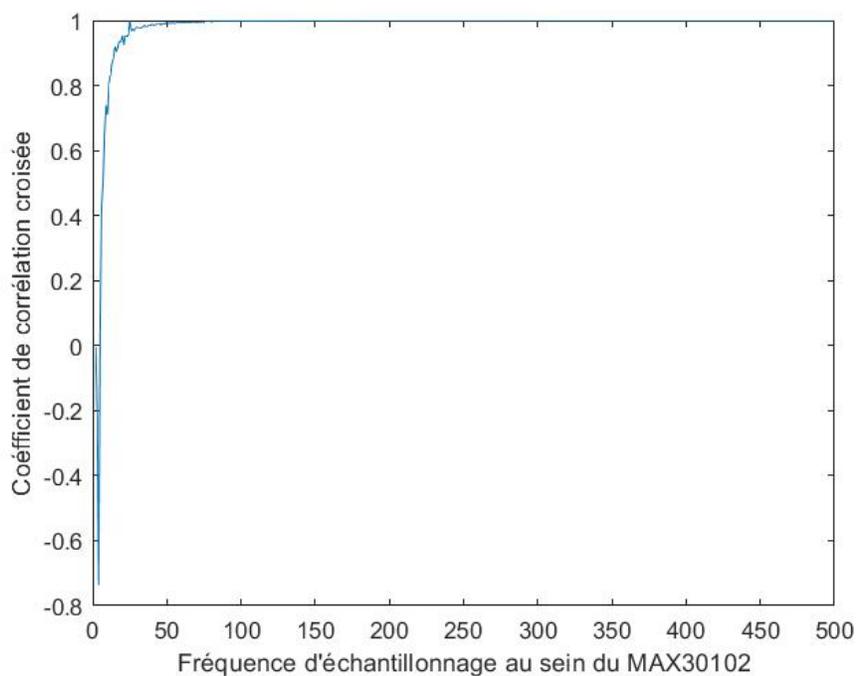


Figure 3.20 Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test de 10 Hz et d'une fréquence d'échantillonnage de 1 Hz

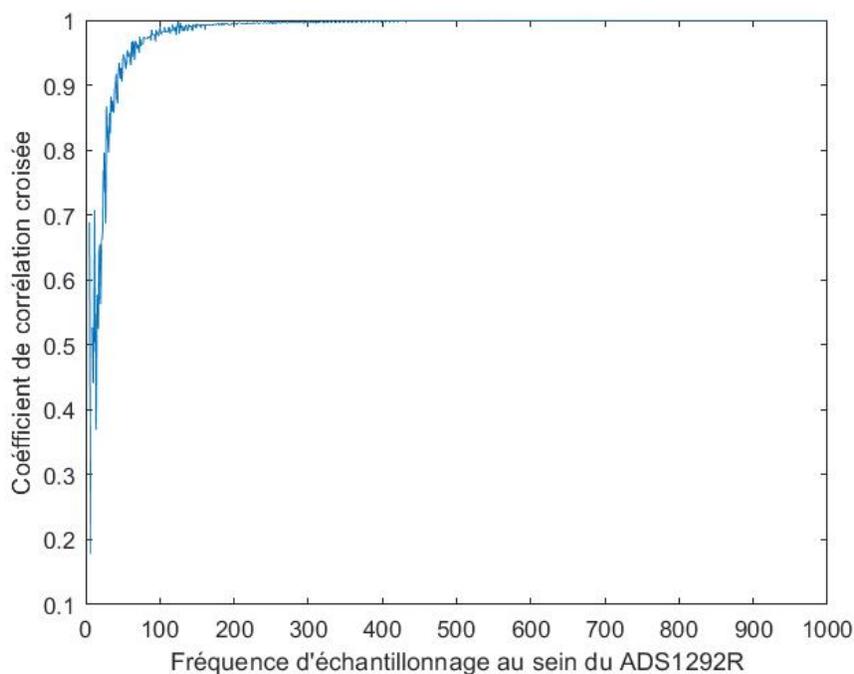


Figure 3.21 Évaluation de la qualité de la reconstruction pour un signal test d'un pulse cardiaque simulé et d'une fréquence d'échantillonnage de 125 Hz

où le coefficient de corrélation croisée atteint 1 sont présents à 25 Hz pour la simulation du LSM6DS3 et du MAX30102 et à 125 Hz pour l'ADS1292R. En effet, quand la fréquence d'échantillonnage du SPBTLE-1S et des capteurs sont synchronisées, l'erreur de reconstruction vaut 0 et le signal est parfaitement reconstruit. Dans les deux cas, les deux puces ne peuvent malheureusement pas être synchronisées puisqu'elles ne partagent pas la même horloge. Une fréquence d'échantillonnage de 416 Hz est donc choisie pour le LSM6DS3 et une de 200 Hz est choisie pour le MAX30102. En ce qui a trait au ADS1292R, le bruit engendré par l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage était supérieur à la réduction de l'erreur de déphasage. La fréquence d'échantillonnage pour l'ADS1292R est donc de 125 Hz, tout comme le SPBTLE-1S pour cet appareil.

CHAPITRE 4 MÉTHODE - IDENTIFICATION AUTOMATIQUE DES CRISES

Une fois la conception du système multimodal réalisée, la prochaine étape consistait à acquérir suffisamment de données afin d'arriver à identifier les crises automatiquement. Le système a donc premièrement été approuvé par le comité éthique du CHUM et un formulaire de consentement a été rédigé. Ensuite, quatre systèmes complets ont été livrés au CHUM afin de récolter les signaux physiologiques de patients épileptiques pendant leur séjour à l'aire d'observation. Chaque système livré comprenait les appareils I, II, III, IV et V, ainsi qu'un Raspberri Pi, cinq fils USB et du velcro de différentes tailles.



Figure 4.1 Livraison des quatre systèmes au CHUM

La période d'acquisition fut d'une durée de deux mois. Au cours de celle-ci, trois patients participèrent à l'étude et une crise fut enregistrée. Malheureusement, dû à la pandémie du SARS-CoV-2, les admissions à l'unité d'épilepsie du CHUM durent être limitées qu'aux urgences, les lits étant réquisitionnés pour les patients atteints de la COVID-19 et le personnel médical redéployé dans les unités COVID-19. La décision fut prise d'utiliser des sujets sains

et de simuler les crises dans le but de compléter le projet. Après autorisation du CHUM et du comité éthique, deux membres d'expérience du groupe de recherche (Manon Robert et Elie Bou Assi) prirent part à l'étude et un total de 71 crises furent simulées ; un nombre de crises bien supérieur à la quasi totalité des articles répertoriés au Tableau A.1. La simulation des crises consistait simplement à imiter les mouvements et le comportement de crises de référence tout en portant le système multimodal non-invasif. L'ensemble des crises fut tiré de crises d'épilepsie réelles dont un support vidéo était présent dans les archives du CHUM. Durant toutes les séances d'enregistrement, un étudiant post-doctorant avec formation spécialisée en épilepsie était présent afin de valider l'authenticité des simulations. Chaque crise était précédée par une période de 30 secondes où le participant était au repos. Pour chaque crise simulée, les étapes étaient donc les suivantes :

1. Installation et validation du système sur le participant
2. Visualisation d'une crise de référence
3. Répétition de la crise jusqu'à approbation de l'étudiant post-doctorant
4. Période de repos de 30 secondes
5. Simulation de la crise

L'état interictal était enregistré à la fin de la séance où le participant vaquait à ses occupations (marche, discussion, utilisation de l'ordinateur) pendant une période de 10 minutes. Afin de balancer les données, ces 10 minutes de données sont complètement utilisées afin d'extraire aléatoirement 36 séquences de longueurs variées pour chaque participant.

Tableau 4.1 Liste des crises simulées par participant

Type de crise	Participant 1	Participant 2
Tonico-clonique bilatérale	3	3
Tonique	3	3
Atonique	6	6
Myoclonique	3	3
Focale simple motrice	12	12
Automatisme manuel	6	6
Hypermotrice	3	2
Total	36	35

4.1 Traitement des données

Les données brutes sont non-filtrées et échantillonnées à des fréquences d'échantillonnages de 25 Hz, 62.5 Hz ou 125 Hz. Des données peuvent aussi être manquantes dépendamment de la qualité de l'enregistrement. Ainsi, la première étape consiste à aligner temporellement les données à l'aide de la valeur de SysTick associée à chaque donnée. Ensuite, tous les signaux sont interpolés à 125 Hz par splines. L'interpolation consiste en un suréchantillonnage suivi du filtrage du contenu fréquentiel ajouté par l'interpolation. La valeur moyenne des signaux d'EKG et de l'impédance pulmonaire sont amenées à zéro et des filtres moyennant de fenêtres de 3 et 10 échantillons sont appliqués respectivement.

Calcul du rythme cardiaque et du rythme respiratoire

Le calcul du rythme respiratoire et du rythme cardiaque est réalisé de la même manière. Dans les deux cas, l'idée est de calculer la période entre deux maximums locaux afin d'estimer le rythme cardiaque ou respiratoire.

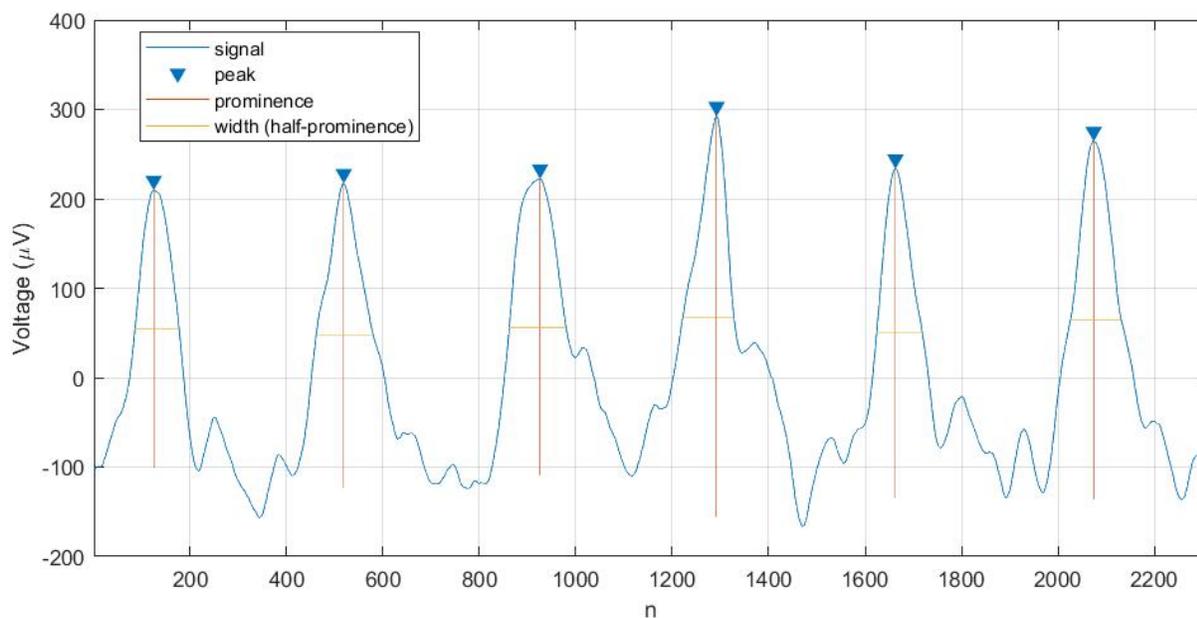


Figure 4.2 Identification des pics du signal d'impédance pulmonaire à l'aide de la fonction `findpeaks` de Matlab

Calcul du SPO₂

Le SPO₂ est calculé à partir de l'Équation 3.1 dont le ratio R provient de l'Équation 3.2. Les paramètres A, B et C ont été obtenus à partir de mesures exactes provenant d'un appareil de référence. La composante AC est calculée à partir du niveau RMS de la fenêtre tandis que la composante DC est obtenue à partir de la valeur moyenne de la fenêtre. Chaque fenêtre contient 500 échantillons.

4.2 Extraction des caractéristiques

Les données à la suite du traitement sur Matlab sont sous la forme de séries temporelles où chaque séquence contient 31 signaux échantillonnés à 125 Hz. De ces 31 signaux, 28 proviennent directement des mesures récoltées par les cinq appareils. Les trois autres signaux sont dérivés et sont ceux du rythme cardiaque, du rythme respiratoire et du SPO₂. Afin d'utiliser l'apprentissage machine pour identifier automatiquement les crises, il n'est pas possible d'utiliser directement ces données. Il faut premièrement en extraire des caractéristiques qui permettront de différencier un état ictal d'un état interictal.

Une librairie python du nom de *tsfresh* facilite cette extraction. En effet, cette librairie extrait automatiquement jusqu'à mille caractéristiques par signal pour chaque échantillon. Les caractéristiques sont variées et vont du calcul de la valeur moyenne et de la valeur maximale jusqu'à des calculs plus complexes tels l'autocorrélation, la transformée de Fourier et les coefficients de Friedrich. À la suite de l'extraction, environ 22 000 caractéristiques sont calculées pour chaque échantillon.

4.3 Sélection des caractéristiques

Un phénomène en apprentissage machine s'intitule *The Curse of Dimensionality*. Cette expression décrit le phénomène par lequel l'augmentation de la dimensionnalité - et donc du nombre de caractéristiques - implique une augmentation si rapide du volume contenant les données que celui-ci devient principalement vide. Il est donc de bonne pratique de limiter le nombre de caractéristiques à un nombre du même ordre de grandeur que le nombre d'échantillons. Les 22 000 caractéristiques doivent donc être réduites à quelque centaines au maximum. Plutôt que d'employer une technique de réduction de la dimensionnalité qui pourrait inclure des caractéristiques non-pertinentes dans les caractéristiques finales, la librairie *tsfresh* est employée à nouveau pour sélectionner l'ensemble des caractéristiques statistiquement significatives. Le nom de cet algorithme est *Feature Extraction based on Scalable Hypothesis*

tests (fresh). Les lignes qui suivent décrivent la technique de sélection de ces caractéristiques. Elle est tirée de [43].

Considérons une caractéristique X et une prédiction Y . Une caractéristique sera jugée pertinente par l'algorithme fresh si la distribution conditionnelle de X sachant Y n'est pas la même pour $Y = y_1$ et $Y = y_2$:

$$\exists y_1, y_2 \text{ avec } f_Y(y_1) > 0, f_Y(y_2) > 0 : f_{X|Y=y_1} \neq f_{X|Y=y_2} \quad (4.1)$$

La comparaison des deux distributions conditionnelles permet aussi de vérifier la dépendance de X et Y . Cette idée devient claire lorsque que le cas contraire est étudié, c'est-à-dire lorsque X n'est pas pertinent :

$$\begin{aligned} & X \text{ n'est pas pertinent pour la cible } Y \\ \Leftrightarrow & \forall y_1, y_2 \text{ avec } f_Y(y_1) > 0, f_Y(y_2) > 0 : f_{X|Y=y_1} = f_{X|Y=y_2} \\ \Leftrightarrow & \forall y_1 \text{ avec } f_Y(y_1) > 0 : f_{X|Y=y_1} = f_X \\ \Leftrightarrow & f_{X,Y} = f_{X|Y}f_Y = f_Xf_Y \\ \Leftrightarrow & X \text{ et } Y \text{ sont statistiquement indépendants} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Il est alors possible d'évaluer la dépendance de X et Y par le test statistique de Kolmogorov-Smirnov :

$$H_0^\phi = \{f_{X_\phi|Y=y_1} = f_{X_\phi|Y=y_2}\} \quad H_1^\phi = \{f_{X_\phi|Y=y_1} \neq f_{X_\phi|Y=y_2}\} \quad (4.3)$$

À la suite de l'exécution des tests, une valeur-p quantifiant la probabilité qu'une caractéristique X ne soit pas pertinente pour prédire Y est calculée pour chaque caractéristique. Il est alors possible d'identifier les caractéristiques les plus pertinentes statistiquement et d'extrapoler la pertinence de chaque signal et/ou de chaque appareil.

4.4 Exercice de classification

En temps normal, il est suggérer de ne pas mélanger les sujets entre le groupe d'entraînement (*train set*) et le groupe d'essai (*test set*) en apprentissage machine. Cela permet une meilleure estimation de la performance puisque l'algorithme ne s'est jamais entraîné sur le sujet pour lequel il est testé. Malheureusement, avec seulement trois sujets parmi lesquels un seul exemple de crise est disponible pour un des sujets, il est impossible de se conformer à cette directive. En ce sens, les données des deux participants ayant simulé les crises sont mélangées avant que 75% soit attribué au groupe d'entraînement et 25% au groupe d'essai. La seule

crise réelle enregistrée est placée dans le groupe d'essai. Le nombre total de séquences est 144.

Dans le but de maximiser la performance de l'exercice de classification, il est nécessaire de tester des classificateurs avec des frontières de décision et des complexités variées. Le classificateur SGD est sélectionné pour sa linéarité, KNeighbors et DecisionTree pour leur non-linéarité et leur faible complexité, MultilayerPerceptron pour sa plus grande complexité et finalement RandomForest et Adaboost par leur haute performance bien documentée [44]. Chaque classificateur est testé avec tous les types de crise sans discrimination. Dans chaque cas, une recherche d'hyperparamètres est réalisée afin de maximiser leur performance. L'algorithme avec la meilleure performance est sélectionné pour déterminer la performance finale du système.

CHAPITRE 5 RÉSULTATS

Cette section décrit les résultats du projet quant au système multimodal - de la fabrication à la validation de la performance - ainsi que les résultats suivant l'exercice de classification des crises épileptiques.

5.1 Système multimodal

Dans un premier temps, les résultats par rapport au système multimodal sont présentés. Ceux-ci incluent le système après assemblage, la validation de l'exactitude des différentes modalités et l'évaluation de la performance du système.

5.1.1 Impression et assemblage

Le système complet après assemblage est montré à la Figure 5.1. Il comprend les cinq appareils assemblés dans leurs boîtiers respectifs. Le fil entre les deux parties de l'appareil V et le velcro des appareils II et III ne sont pas montrés.



Figure 5.1 Système complet après assemblage. Impression du système mécanique par impression 3D avec du filament PLA.

5.1.2 Validation des modalités

Chaque modalité a premièrement été soumise à un exercice permettant de valider la forme et la qualité du signal étudié. Ensuite, l'exactitude de chaque modalité a été évaluée.

Pour valider les mesures d'accélération et de vitesse angulaire, l'appareil I a été porté lors de la marche. La Figure 5.2 montre la variation de ces signaux sur une période de huit secondes.

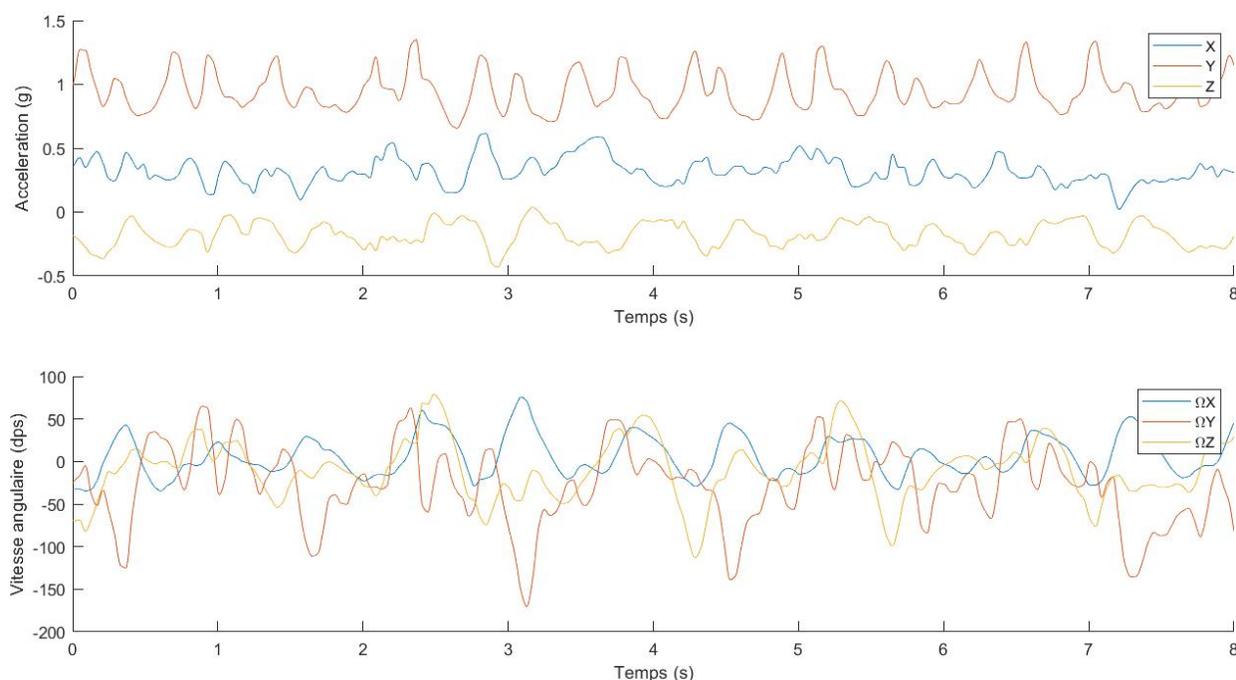


Figure 5.2 Mesures d'accélération et de vitesse angulaire de l'appareil I lors de la marche. Le graphique du dessus montre les mesures en g et celui du dessous en dps . La fréquence d'échantillonnage est de 25Hz.

Les pics périodiques en Y montrent l'effet de chaque pas sur l'accélération ; les pics en ΩY montrent l'effet du mouvement du bras sur la vitesse angulaire. La composante continue de l'accélération gravitationnelle a un effet constant sur les mesures d'accélération et est donc comprise dans les signaux d'accélération X , Y et Z . Il est possible de tirer avantage de l'effet de l'accélération gravitationnelle afin de valider l'exactitude des mesures d'accélération. En effet, lorsque le bracelet est au repos, la norme du vecteur composé des axes X , Y et Z est la mesure de l'accélération gravitationnelle. Celle-ci est exactement de $1 g$. Le Tableau 5.1 montre la mesure de l'accélération gravitationnelle dans neuf orientations différentes. L'erreur maximale est de $0.0145 g$ et l'erreur moyenne de $0.0056 g$.

Tableau 5.1 Évaluation de l'exactitude des mesures d'accélérométrie

Essai	X (g)	Y (g)	Z (g)	Norme (g)	Erreur (g)
1	-0.3796	0.8991	0.2348	1.0038	0.0038
2	-0.5935	0.7898	0.2323	1.0149	0.0149
3	-0.6515	0.7353	0.2530	1.0145	0.0145
4	0.9542	-0.0545	-0.2712	0.9935	0.0065
5	0.6189	-0.0272	-0.7877	1.0021	0.0021
6	0.7519	-0.0709	-0.6543	0.9993	0.0007
7	0.4521	0.8806	0.1496	1.0011	0.0011
8	0.5972	0.7522	0.2658	0.9965	0.0035
9	0.6371	0.6765	0.3607	0.9968	0.0032
Moyenne	N/A	N/A	N/A	1.0025	0.0056

Pour valider la mesure de l'activité électrique du coeur, un électrocardiogramme a été généré avec un sujet au repos portant l'appareil IV (Figure 5.3). Le signal après traitement possède très peu de bruit et contient des complexes PQRST. Afin de valider l'exactitude du signal de rythme cardiaque, la mesure obtenue par l'algorithme d'identification des pics a été comparée à celle donnée par un professionnel de la santé comptant les pulses aux poignets d'un sujet pour des périodes de 60 secondes. Les détails de ces mesures et de l'erreur obtenue sont montrés au Tableau 5.2. Dans deux des cinq enregistrements, le rythme cardiaque calculé est exact. L'erreur moyenne sur les cinq enregistrements est de 0.8 bpm.

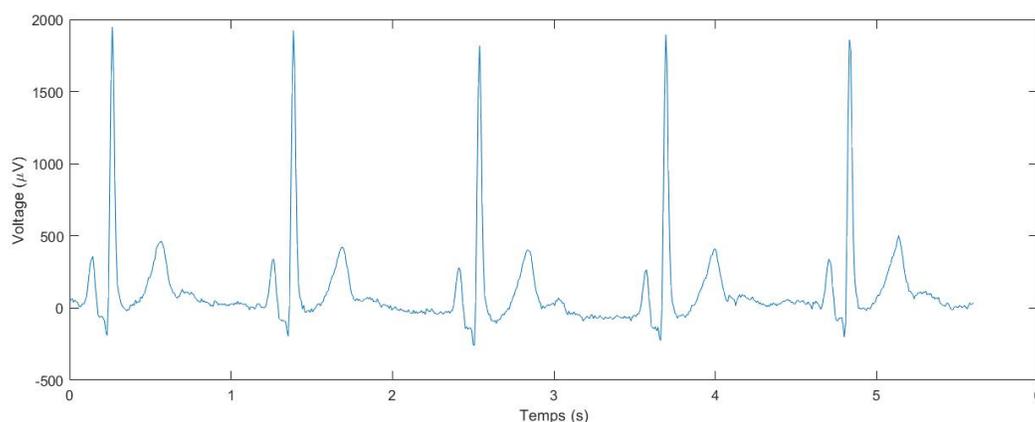


Figure 5.3 Électrocardiogramme au repos de l'appareil IV après l'application d'un filtre moyennant d'une fenêtre de cinq échantillons et du retrait de la composante continue du signal. La fréquence d'échantillonnage est de 125Hz.

Tableau 5.2 Évaluation de l'exactitude du rythme cardiaque calculé du système sur un sujet au repos pour cinq enregistrements d'une minute.

Enregistrement	Mesure exacte (bpm)	Mesure calculée (bpm)	Erreur (bpm)
1	57	56	1
2	58	59	1
3	57	57	0
4	59	57	2
5	59	59	0

En ce qui a trait à la mesure de l'impédance pulmonaire, un signal au repos a aussi été généré pour évaluer la qualité du signal et la présence de pics causés par les mouvements du diaphragme. Le signal est montré à la Figure 5.4 et possède peu de bruit une fois qu'un filtre moyennant a été appliqué. Sur 18 secondes, 6 pics sont présents, représentant un rythme respiratoire de 20 rpm. Afin de valider l'exactitude de l'algorithme du rythme respiratoire, la mesure obtenue par l'algorithme a été comparée à celle donnée par un professionnel de la santé comptant lui-même ses respirations durant une minute. Comme montré par le Tableau 5.3, l'algorithme a tendance à surévaluer le nombre de respiration par minute. En moyenne, l'erreur est de 1.2 rpm. Il est possible que l'algorithme choisi soit trop sensible à la détection de pics et détecte même des pics qui sont des maximums secondaires. L'utilisation d'un algorithme plus sophistiqué permettrait de réduire davantage cette erreur.

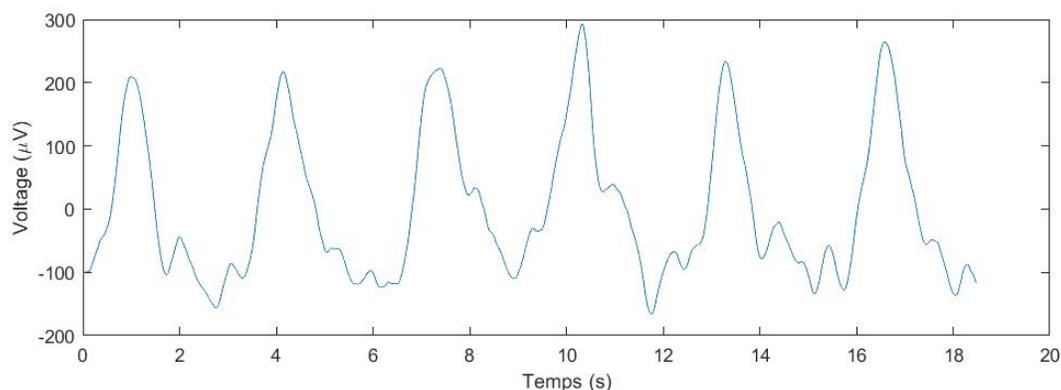


Figure 5.4 Mesure de l'impédance pulmonaire de l'appareil IV au repos après l'application d'un filtre moyennant d'une fenêtre de 10 échantillons et du retrait de la composante continue du signal. La fréquence d'échantillonnage est de 62.5Hz

Tableau 5.3 Évaluation de l'exactitude du rythme respiratoire du système sur un sujet au repos pour cinq enregistrements d'une minute.

Enregistrement	Mesure exacte (rpm)	Mesure calculée (rpm)	Erreur (rpm)
1	10	11	1
2	8	10	2
3	7	9	2
4	7	8	1
5	9	9	0

La Figure 5.5 montre les signaux de la lumière infrarouge et de la lumière rouge sur une période de cinq secondes pour un sujet au repos. Encore une fois, le bruit est minime une fois qu'un filtrage moyennant a été appliqué. La figure obtenue montre deux signaux d'amplitudes différentes oscillants au rythme cardiaque. Pour valider les mesures de SPO_2 , quatre sujets sains ont porté l'appareil V en même temps qu'un appareil de référence. Les mesures exactes de SPO_2 , les ratios calculés, les mesures calculés de SPO_2 et les erreurs résultantes sont disponibles au Tableau 5.4. L'erreur varie entre 0.64% et 2.07% pour une moyenne de 1.25%.

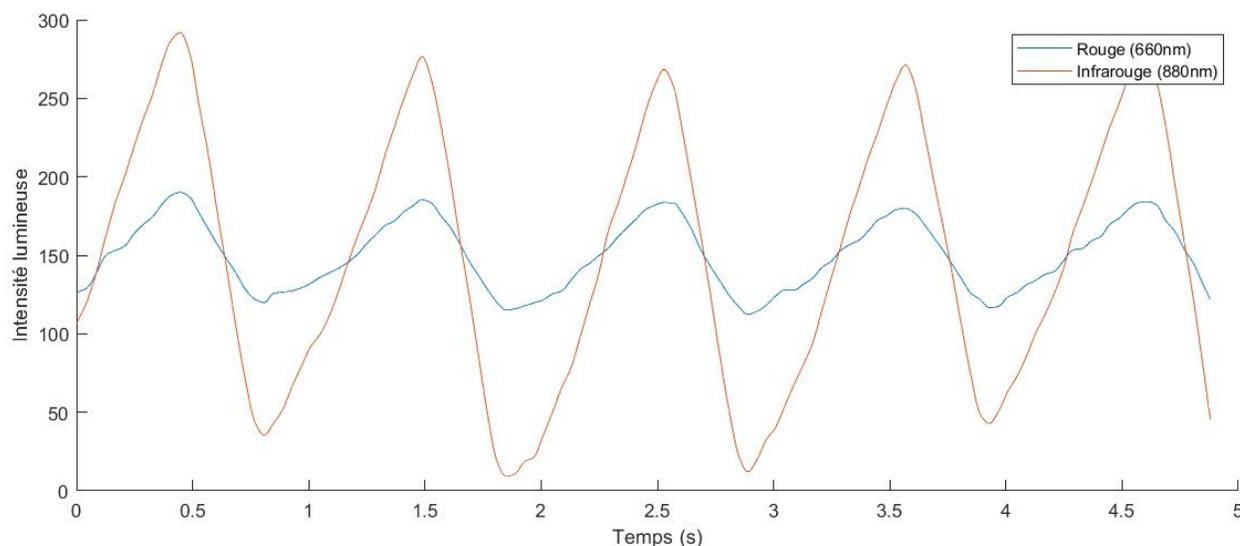


Figure 5.5 Photoplethysmogramme de l'appareil V au repos après l'application d'un filtre moyennant d'une fenêtre de 5 échantillons et du retrait de la composante continue du signal à des fins de démonstration. La fréquence d'échantillonnage est de 25Hz.

Tableau 5.4 Évaluation de l'exactitude de la mesure de SPO_2 du système sur quatre sujets. La mesure exacte de SPO_2 est la valeur moyenne mesurée sur un appareil de référence pour une durée d'une minute. Se référer à l'Équation 3.2 pour le calcul du ratio. Les coefficients de l'Équation 3.1 sont $a=6.41$, $b=-16.34$ et $c=106.77$. Erreur moyenne de 1.25%, écart-type de 0.62%.

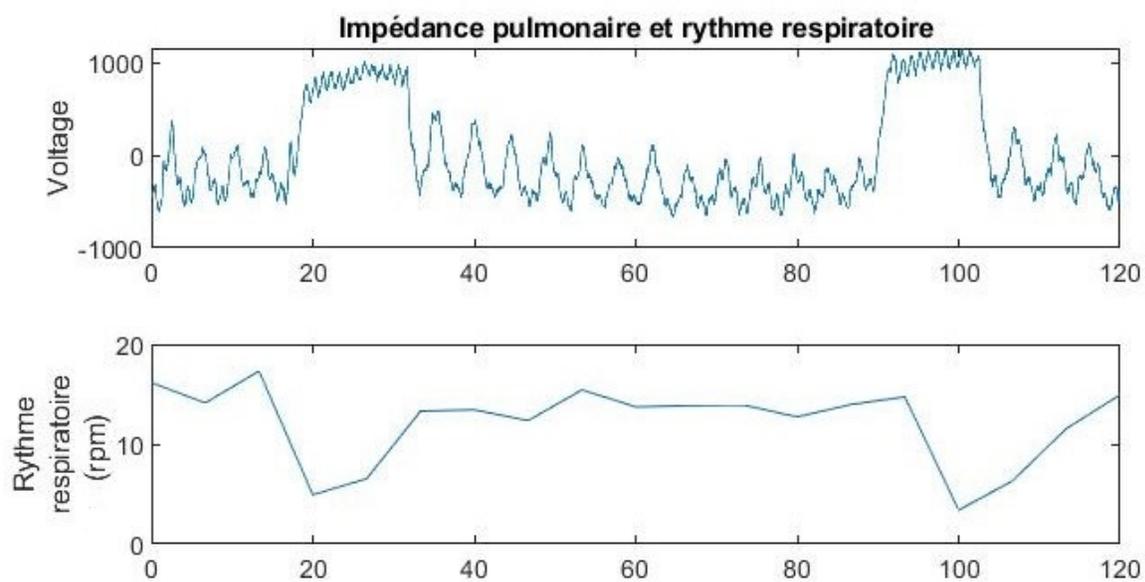
Sujet	Mesure exacte (%)	Ratio calculé	Mesure calculée (%)	Erreur (%)
1	100%	0.4732	102.07%	2.07%
2	100%	0.6178	100.64%	0.64%
3	97%	0.8885	97.95%	0.95%
4	98%	0.7508	99.32%	1.32%

5.1.3 Validation de la mesure de changements physiologiques

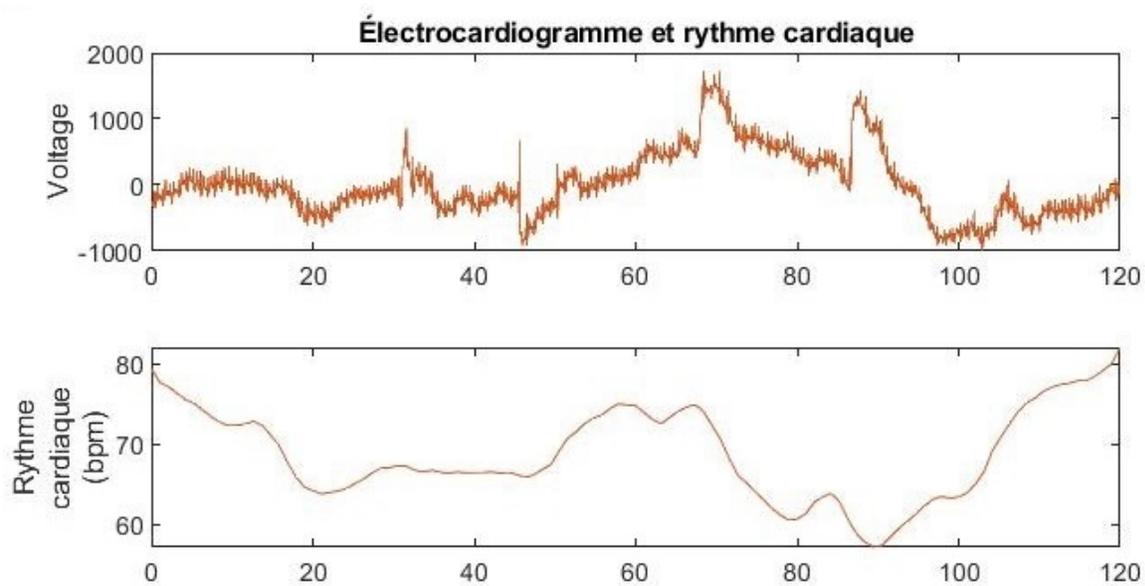
La section précédente a permis de valider la précision des signaux dérivés (rythme cardiaque, rythme respiratoire et SPO_2) pour des mesures moyennes sur des périodes d'une minute. Une étape supplémentaire de la validation est de valider la capacité de ces signaux dérivés à varier adéquatement à travers le temps. Pour ce faire, il a été demandé à un sujet d'effectuer deux manoeuvres consécutives de Valsalva. La méthode de Valsalva est une manoeuvre qui consiste à rétablir de force la pression de l'oreille interne en effectuant une grande respiration puis à expirer fortement en fermant la bouche et en bouchant le nez [45]. Différents changements physiologiques sont liés à la manoeuvre [46]. La procédure, tirée de [46], est la suivante :

1. 20 secondes de repos
2. 10 secondes de manoeuvre de Valsalva
3. 60 secondes de repos
4. 10 secondes de manoeuvre de Valsalva
5. 20 secondes de repos

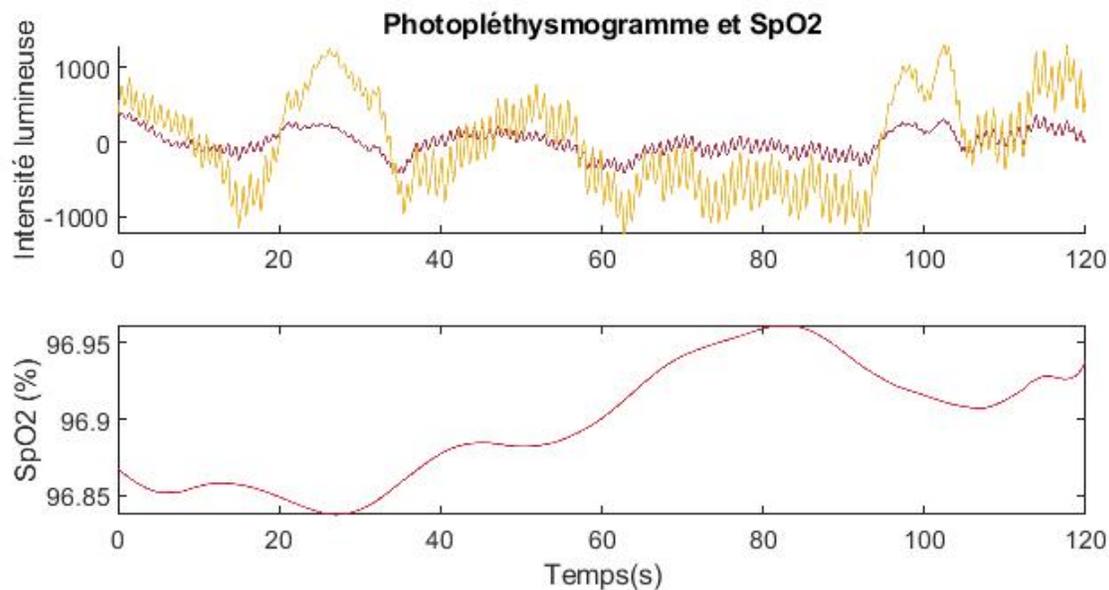
Comme il est possible de l'observer sur la Figure 5.6, la manoeuvre de Valsalva arrête la respiration, ce qui est identifiable par une chute du rythme respiratoire durant la manoeuvre. Le signal dérivé du rythme cardiaque chute aussi lorsque la respiration est arrêtée. Pour le SPO_2 , celui-ci diminue légèrement suivant l'arrêt du rythme respiratoire et augmente lorsque la respiration est reprise.



(a)



(b)



(c)

Figure 5.6 Changements physiologiques durant deux manoeuvres consécutives de Valsalva. Les composantes continues des mesures d'impédance pulmonaire, d'électrocardiogramme et de photopléthysmogramme ont été retirées pour permettre la visualisation.

5.1.4 Évaluation de la performance

Cette section traite de la performance du point de vue technique du système multimodal. Dans un premier temps, l'autonomie de chaque appareil a été évalué en poursuivant une acquisition jusqu'à ce que l'ensemble des appareils se soient déconnectés. La plus faible autonomie est de 37.8h et correspond à celle de l'appareil V et la plus longue est de 62.1h et correspond à l'appareil IV.

Tableau 5.5 Autonomie de chaque appareil

Appareil	Autonomie (h)
I	48.3
II	51
III	51.9
IV	62.1
V	37.8

Dans un deuxième temps, le taux de données perdues entre les appareils et la station d'en-

registrement a été évalué dans diverses conditions (Tableau 5.6). La première condition est le positionnement du système complet sur une table à une distance de deux mètres de la station d'enregistrement. La deuxième est de répéter l'exercice à une distance de six mètres. La dernière condition est le port du système sur un patient à une distance de quatre mètres. L'augmentation de la distance ainsi que l'ajout d'obstacles dans le cadre de conditions réelles ont entraîné une augmentation du taux de données perdues. L'augmentation est davantage marquée pour l'appareil IV qui est porté au niveau de la ceinture.

Tableau 5.6 Taux de données perdues en fonction de la distance entre les appareils et la station d'enregistrement. Durée d'enregistrement sans obstacle $t=24h$. Durée d'enregistrement dans des conditions réelles sur patient $t=1h$.

Numéro d'appareil	Sans obstacle		Conditions réelles
	2 m	6 m	4 m
I	0.07 %	0 %	0 %
II	0 %	0 %	0.90 %
III	0 %	0 %	1.52 %
IV	0 %	0.73 %	35.82 %
V	0 %	0.04 %	6.02 %

Dans un troisième temps, le déphasage au cours d'une acquisition de 24 heures a été évaluée (Figure 5.7). Pour ce faire, le moment de réception des paquets sans retard au sein de la station d'enregistrement a été comparé pour une même valeur de SysTick en utilisant l'appareil IV comme référence. Le déphasage varie entre 30 ms et 225 ms entre les appareils au début de l'acquisition pour finir entre 125 ms et 350 ms. Le déphasage moyen sur 24 heures pour les quatre appareils est de 163 ms.

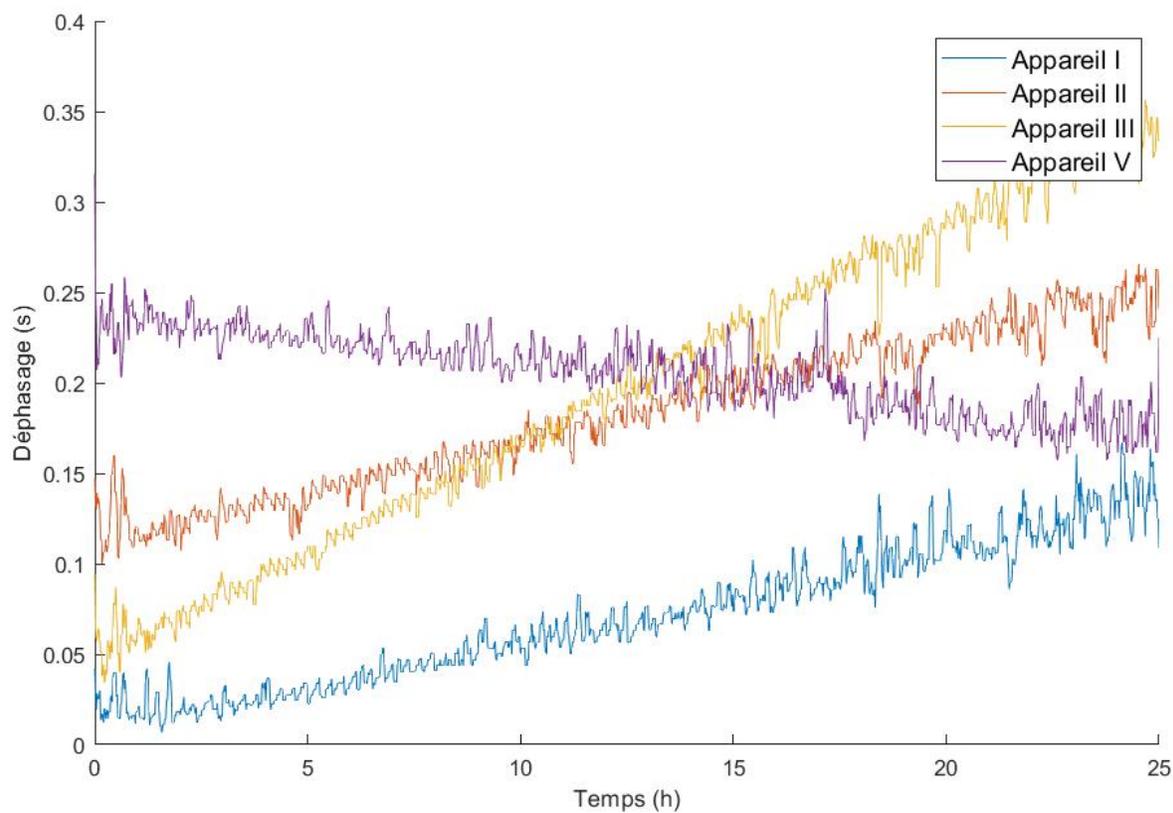


Figure 5.7 Déphasage de chaque appareil relativement à l'appareil IV à travers le temps.

5.2 Identification automatique des crises

Dans un deuxième temps, les résultats par rapport à l'identification automatique des crises sont présentés. Ceux-ci incluent la comparaison de la performance de divers algorithmes d'apprentissage machine, des représentations visuelles des caractéristiques sélectionnées et le classement celles-ci. Dans le but d'introduire cette section, la seule crise réelle enregistrée est montrée à la Figure 5.8. Les signaux d'accélération des quatre membres ainsi que la saturation pulsée en oxygène sont présentés ; les données de l'impédance pulmonaire et de l'activité électrique du coeur sont manquantes étant donné la déconnexion de l'appareil IV avant la crise. Comme avait identifié Cogan et al. [20], le SPO_2 chute durant la crise pour remonter lorsque celle-ci est terminée. Les mouvements des bras et des jambes sont marqués durant la crise.

Un exemple d'une crise hypermotrice simulée est aussi montrée à la Figure 5.9. Les données d'accélération, de SPO_2 , de l'activité électrique du coeur, du rythme cardiaque, de l'impé-

dance pulmonaire et du rythme respiratoire y sont présentés. La crise est bien définie en deux phases : une première où le sujet se réveille suivi d'une deuxième phase où le sujet se met à bouger les quatre membres avec une grande amplitude tout en simulant un sentiment de peur. L'agitation des membres entraîne rapidement une augmentation du rythme cardiaque et du rythme respiratoire. Une réduction du SPO_2 est aussi observée.

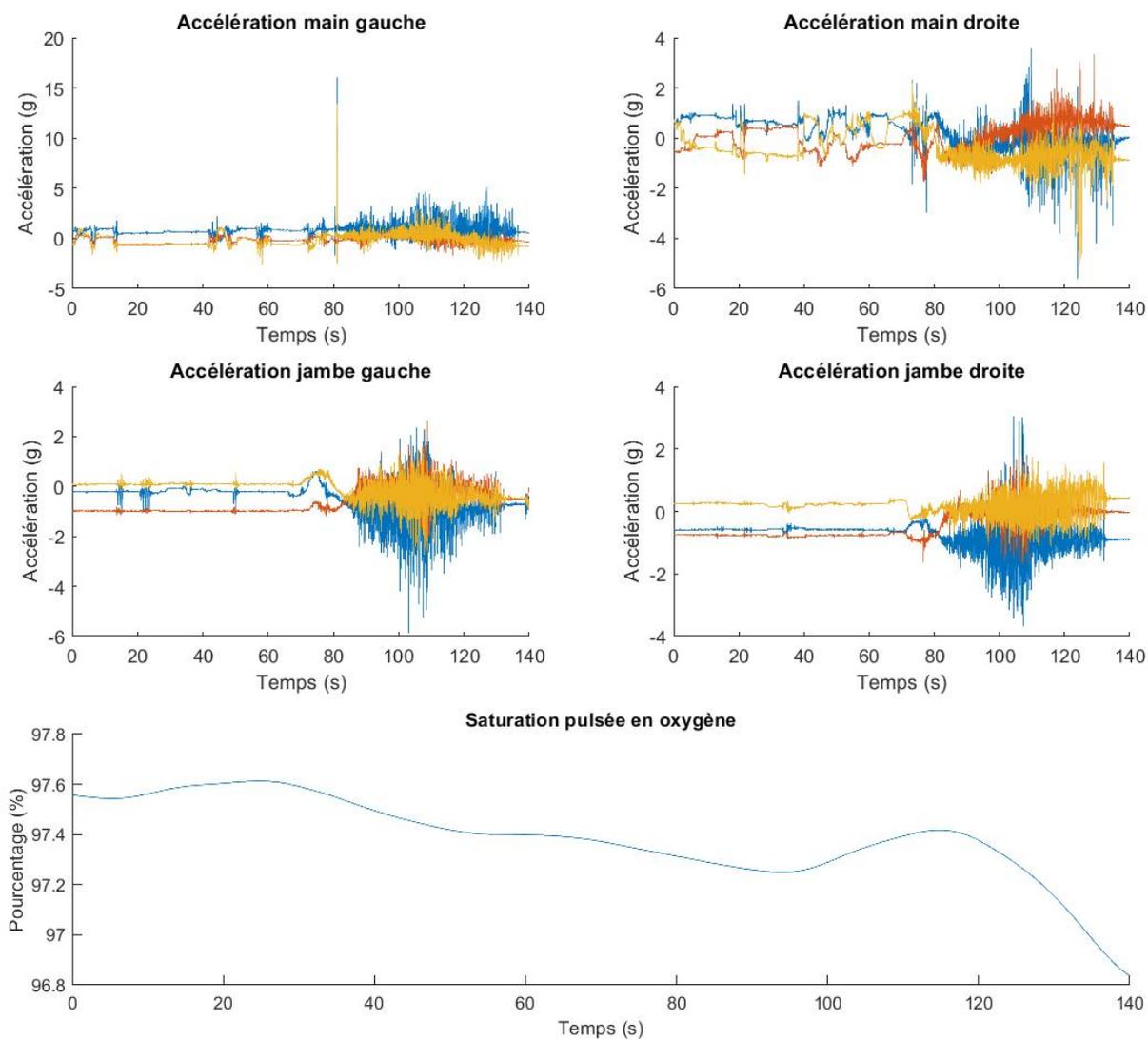
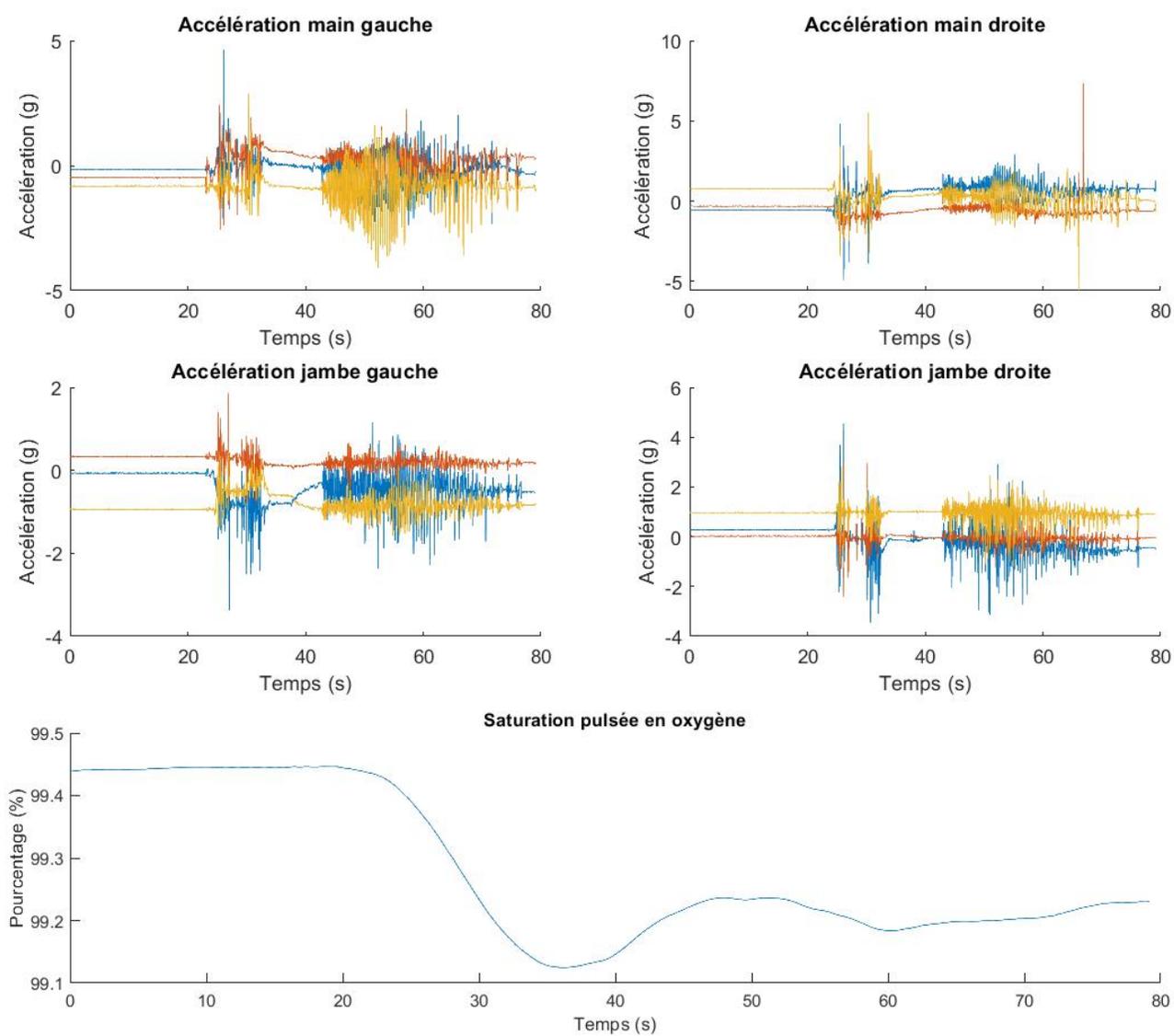
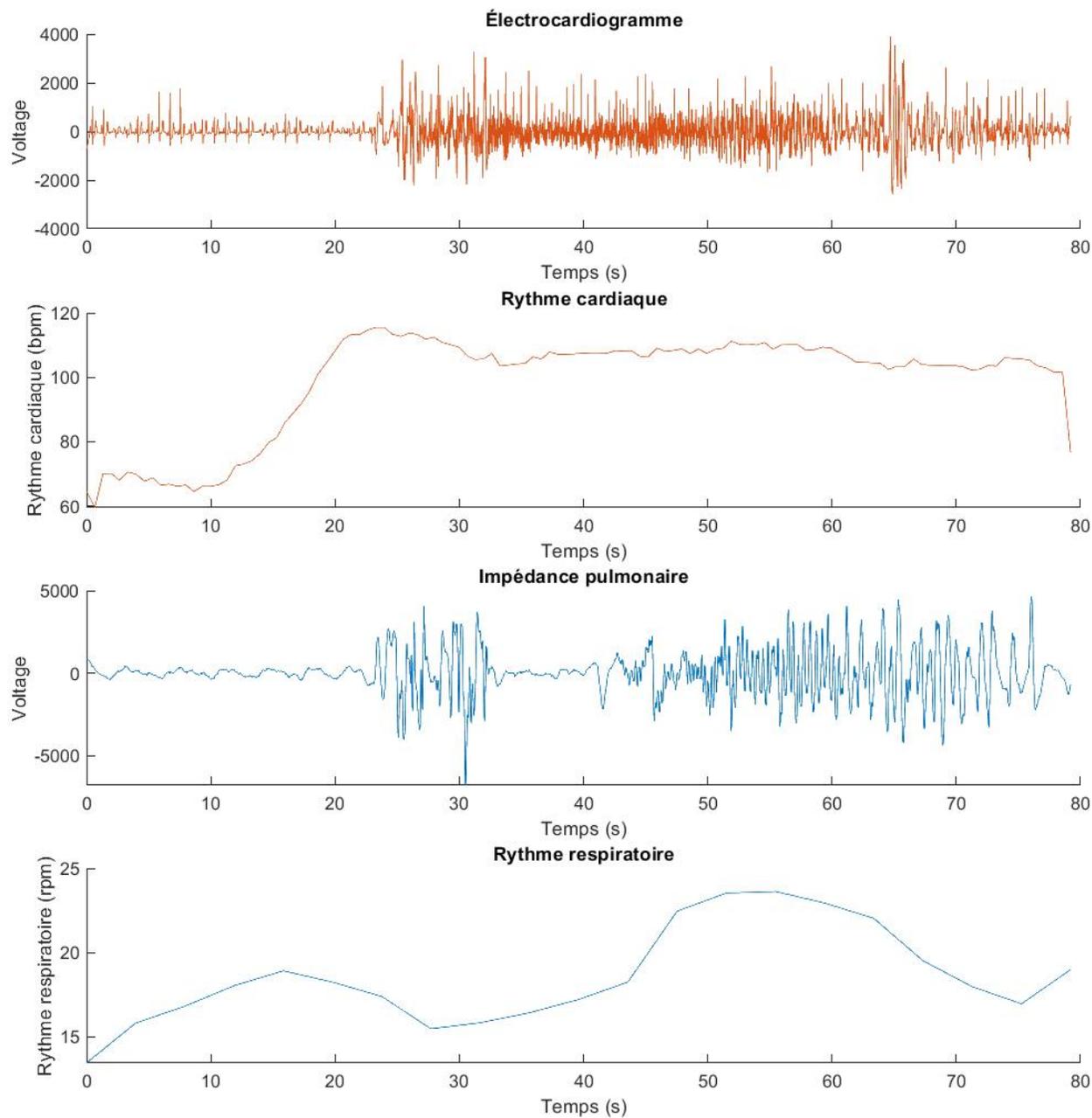


Figure 5.8 Signaux d'accélération et de SPO_2 de la crise réelle enregistrée. Début électrique à $t=0s$ et début clinique à $t=43s$.



(a)



(b)

Figure 5.9 Signaux d'accélération, de SPO_2 , de l'activité électrique du coeur, du rythme cardiaque, de l'impédance pulmonaire et du rythme respiratoire d'une crise hypermotrice simulée par le participant 1. Début à $t=20s$.

5.2.1 Analyse de la performance des algorithmes

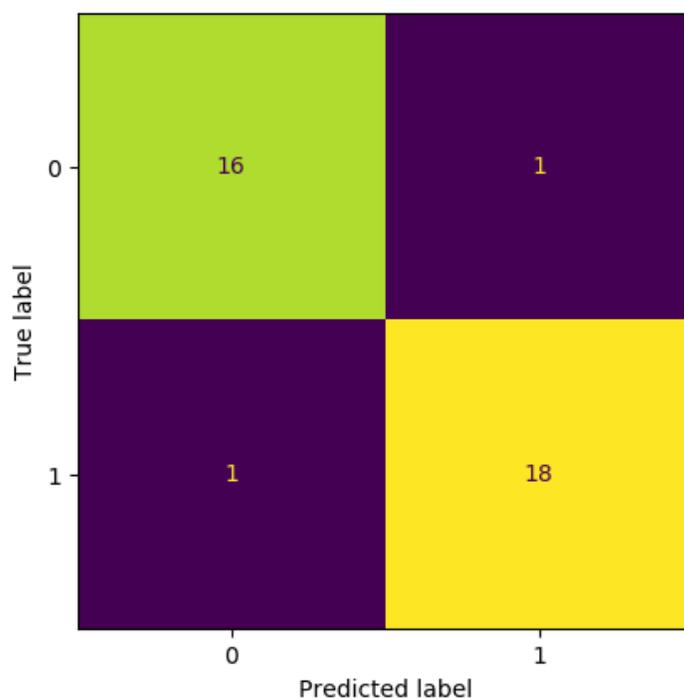
Plusieurs algorithmes variant en complexité ont été testés afin de maximiser la performance de l'exercice de classification. La précision, la sensibilité et la spécificité de chaque algorithme sont présentés au Tableau 5.7. Les meilleurs hyperparamètres sont aussi identifiés pour chaque algorithme. Le classificateur Adaboost a eu le meilleur rendement pour les trois mesures de performance employées. La performance des classificateurs RandomForest, DecisionTree et KNeighbors est similaire. Les classificateurs SGD et MultilayerPerceptron sont ceux qui ont eu le moins bon rendement. La matrice de confusion de l'ensemble d'essai pour l'algorithme Adaboost est présenté à la Figure 5.10(a). La probabilité prédictive de chaque échantillon de l'ensemble d'essai est présenté à la Figure 5.10(b). Comme il est possible de le constater, sauf pour les deux échantillons mal classifiés, la presque totalité des échantillons sont classifiés avec confiance.

Tableau 5.7 Comparaison de la performance de différents algorithmes pour l'exercice de classification. n_e est le nombre d'estimateurs, algo est l'algorithme, m_d est la profondeur minimale, m_{sl} est le nombre minimal d'échantillons pour générer une feuille, h_L est le nombre de couches cachées et k est le nombre de neurones par couche.

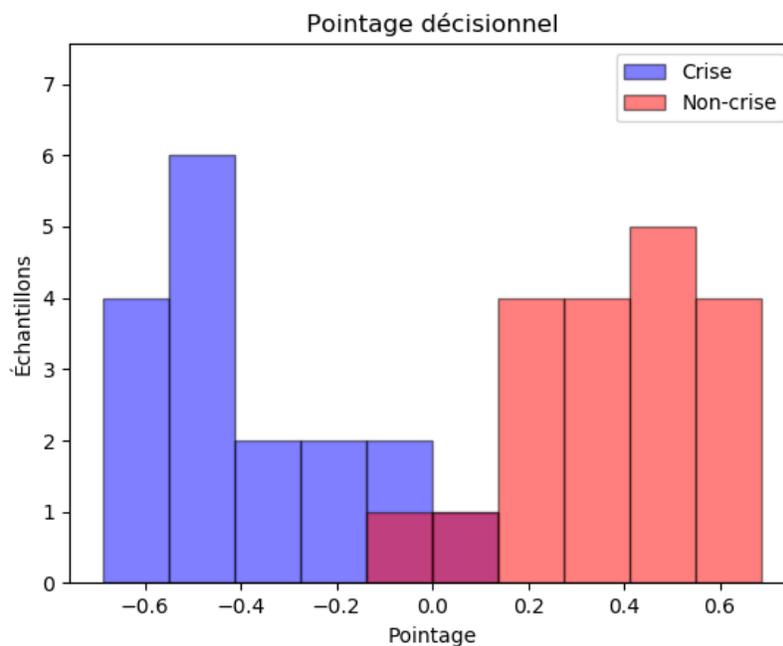
Algorithme	Hyperparamètres	Précision	Sensibilité	Spécificité
AdaBoost	$n_e=100$; algo = SAMME	94.4%	94.7%	94.1%
RandomForest	$n_e=20$; $m_d=5$; $m_{sl}=1$	88.8%	94.7%	82.4%
DecisionTree	$m_d=5$; $m_{sl}=1$	86.1%	84.2%	88.2%
KNeighbors	$n_e=1$	86.1%	94.7%	76.5%
SGD	pénalité=L2	72.2%	73.7%	70.6%
MultilayerPerceptron	$h_L=1$; $k=200$	66.6%	78.9%	52.9%

5.2.2 Représentation et classement des caractéristiques

Une représentation intéressante des caractéristiques sélectionnées par le test statistique fresh est disponible à la Figure 5.11. Chaque élément de l'axe des abscisses correspond à un signal provenant d'un des appareils (identifiés de I à V). L'axe des ordonnées donne le nombre de signaux qui ont été sélectionnés pour chaque signal. L'intensité de la palette de couleur correspond à la valeur-p obtenue lors du test statistique : plus elle est proche de 0, plus la caractéristique devrait être pertinente pour l'exercice de classification. L'identification de chaque signal est disponible au Tableau C.1. Cette représentation permet de remarquer que la plupart des caractéristiques sélectionnées se trouvent parmi les appareils I, IV et V.



(a)



(b)

Figure 5.10 Matrice de confusion (a) et probabilité prédictive (b) de l'algorithme Adaboost sur l'ensemble d'essai. Un échantillon avec une probabilité supérieure à 0 est classifié comme crise ; inférieure à 0 comme non-crise.

La deuxième représentation des caractéristiques, présentée à la Figure 5.12, reprend la représentation de la Figure 5.11 en y ajoutant les caractéristiques employés par l'algorithme Adaboost. La figure permet de comparer les caractéristiques employés par l'algorithme ayant eu la meilleure performance avec ceux sélectionnés par le test statistique. La figure permet aussi de mettre en lumière le fait que la grande majorité des signaux sont utilisés par le classificateur Adaboost.

Le classement des caractéristiques les plus pertinentes selon le test statistique fresh est présenté au Tableau 5.8 tandis que le classement des caractéristiques le plus importantes selon le classificateur Adaboost est présenté au Tableau 5.9. L'ensemble des caractéristiques du classement du test statistique fresh provient de calculs d'autocorrelation de signaux d'accélération. Pour le classement du classificateur Adaboost, les caractéristiques jugées importantes sont variées, mais proviennent principalement de l'appareil IV.

Tableau 5.8 Classement des caractéristiques par valeur p obtenu lors du test statistique fresh

Caractéristique	valeur-p
ACM_1_ΩY_agg_autocorrelation_f_agg_"mean"_maxlag_40	1.63e-13
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_8	4.42e-13
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_9	3.97e-12
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_7	3.97e-12
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_6	7.59e-12
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_5	8.72e-12
PPG_X_autocorrelation_lag_8	1.20e-11
PPG_X_autocorrelation_lag_9	1.51e-11
PPG_X_autocorrelation_lag_7	1.73e-11
ACM_1_ΩX_autocorrelationn_lag_4	1.98e-11

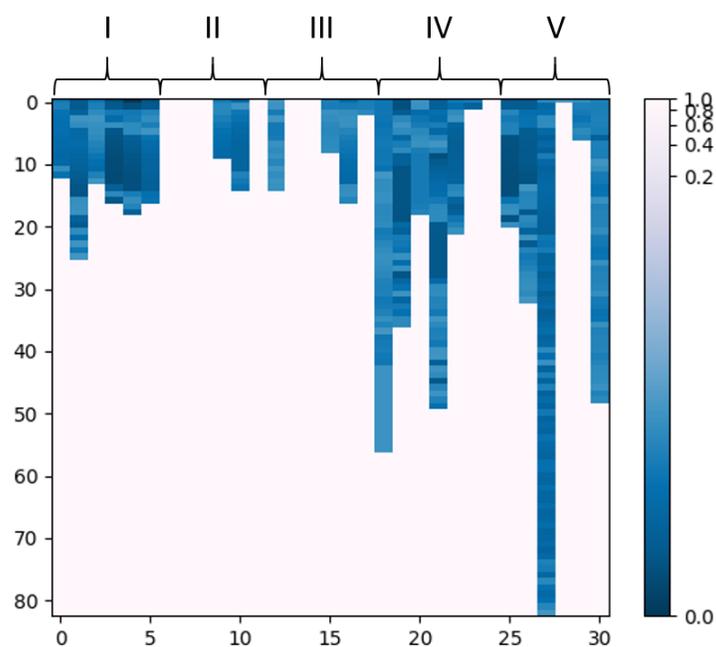


Figure 5.11 Feature map obtenu lors du test statistique fresh. Chaque élément de l'axe des abscisses correspond à un signal provenant d'un des appareils (identifiés de I à V) ; l'axe des ordonnées donne le nombre de signaux qui ont été sélectionnés pour chaque signal ; l'intensité de la palette de couleur correspond à la valeur-p obtenue lors du test statistique.

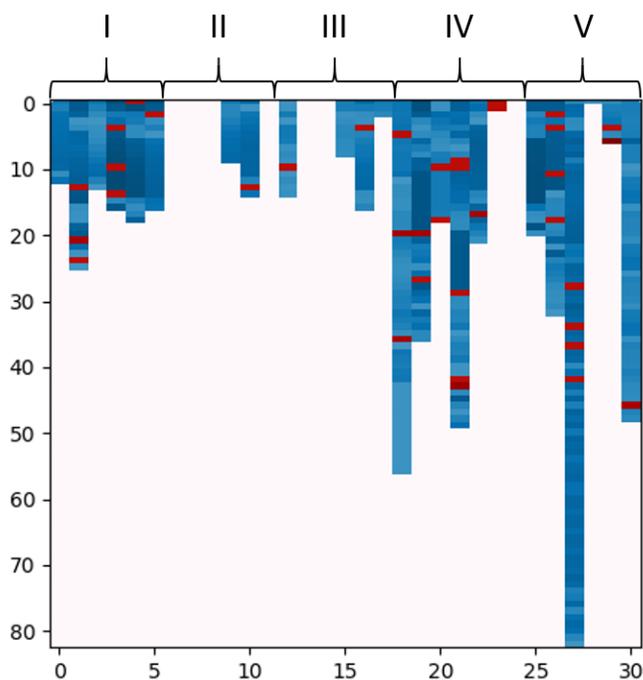


Figure 5.12 Feature map pour l'algorithme Adaboost pour l'exercice de classification. Les caractéristiques sélectionnées sont identifiées en rouge.

Tableau 5.9 Classement des caractéristiques pour l'algorithme Adaboost pour l'exercice de classification

Caractéristique	Importance
ECG_ECG_linear_trend_attr_"pvalue"	0.06595
PPG_Y_cid_ce_normalize_True	0.05489
PPG_IR_skewness	0.05460
ECG_Z_fft_coefficient_attr_"real"_coeff_68	0.05026
RR_change_quantiles_f_agg_"var"_isabs_True_qh_1.0_ql_0.4	0.03884
ECG_Z_ar_coefficient_coeff_1_k_10	0.03114
ECG_IMPEDANCE_partial_autocorrelationn_lag_6	0.03019
ACM_1_Y_max_langevin_fixed_point_m_3_r_30	0.03011
ECG_Z_cid_ce_normalize_True	0.02723
ECG_Y_partial_autocorrelation_lag_2	0.02669

CHAPITRE 6 DISCUSSION GÉNÉRALE

L'objectif général de ce projet consistait en le développement d'un système multimodal non-invasif de détection des crises chez les patients épileptiques basé sur l'intelligence artificielle. Tout d'abord, une analyse de la performance du système multimodal est réalisée. Ensuite, les résultats de l'identification automatique des crises sont quantifiés et interprétés. Enfin, les limitations ainsi que les améliorations futures du projet sont abordées. Finalement, la perspective de commercialisation de l'appareil est analysée.

6.1 Système multimodal

Le système multimodal devait répondre à différents critères afin de permettre son utilisation et l'obtention de résultats fiables. Par rapport à l'exactitude des mesures, les erreurs maximales du SPO_2 , du rythme cardiaque et du rythme respiratoire devaient être de 3.5%, 2 bpm et 2 rpm respectivement au repos. Suivant les tests au CHUM, l'erreur sur les mesures physiologiques se sont avérés être de 1.25% (Tableau 5.4), 0.8 bpm (Tableau 5.2) et de 1.2 rpm (Tableau 5.3), atteignant les critères établis au début du projet. L'erreur moyenne pour l'accélérométrie, quant à elle, s'est avérée être de 0.01 g (Tableau 5.1). L'autonomie de l'ensemble des appareils dépasse 24 heures (Tableau 5.5), ce qui était un critère pour permettre des enregistrements de longue durée.

Une désynchronisation moyenne de 162 ms (Figure 5.7) sur une période de 24 heures a été obtenue. Dû au déphasage intrinsèque des horloges internes des différents appareils, ce déphasage moyen débute à 80 ms au début de l'enregistrement pour finir à 200 ms à la fin. Une solution possible pour limiter le déphasage serait de resynchroniser les appareils à toutes les 12 heures. Le déphasage initial de 80 ms est explicable par le temps nécessaire pour le Raspberry Pi d'envoyer la commande de début d'enregistrement aux cinq appareils constituant le système.

Pour quatre des cinq appareils, le taux de paquets perdus en conditions normales est inférieur à 10% (Tableau 5.6). En effet, l'appareil IV a perdu 35.82% des données lorsque le système complet a été utilisé sur un patient à l'aire d'observation. Ce résultat est la conséquence de deux problèmes rencontrés lorsque le système multimodal est porté dans le milieu hospitalier. Le premier problème provient du positionnement de cet appareil sur le corps humain. En effet, il est impossible pour les paquets BLE de traverser le corps humain. Si le

patient se met dos au Raspberry Pi en portant le système, le taux de transfert chute drastiquement et une déconnexion de l'appareil est presque inévitable. Même chose si le patient se met dans une position où son ventre recouvre l'appareil. Le deuxième problème est l'environnement hautement bruyé du milieu hospitalier dans les bandes de fréquence employées par le BLE. En effet, selon Al Kalaa et al. [47], le milieu hospitalier possède le bruit le plus sporadique lorsque comparé avec deux autres environnements, faisant en sorte que les différentes connexions peuvent se détériorer momentanément.

6.2 Identification automatique des crises

Différents algorithmes ont premièrement été testés afin de maximiser la performance pour l'exercice d'identification automatique des crises. Certains de ces algorithmes performant mieux lorsque les données sont linéairement séparables, d'autres lorsque le nombre de caractéristiques est limité. Suite à l'évaluation de ces algorithmes, le classificateur de type Adaboost s'est avéré le plus performant (Tableau 5.7). Adaboost est un classificateur de type *ensemble*, c'est-à-dire que l'algorithme tire partie de plusieurs classificateurs afin d'effectuer une prédiction finale. Dans le cas spécifique d'Adaboost, une somme pondérée de plusieurs classificateurs faibles permet d'obtenir la prédiction finale. Dans ce cas-ci, les classificateurs faibles sont des DecisionTree avec une profondeur maximale d'un. Lors de l'entraînement, chaque classificateur faible ajouté au modèle est entraîné plus fortement sur les exemples qui avaient été mal classifiés par la combinaison des classificateurs précédents. Le résultat est le classificateur performant qui est peu sensible au phénomène d'*overfitting*. En effet, ce classificateur arrive à classifier les crises simulées d'épilepsie avec une précision de 94.4%, une sensibilité de 94.7% et une spécificité de 94.1%. De plus, l'ensemble des exemples correctement classifiés le sont avec une grande confiance.

À la lumière de la performance du classificateur SGD (un classificateur linéaire SVM avec descente SGD), il semblerait que les données soient peu linéairement séparables. La piètre performance du classificateur MultilayerPerceptron, une forme primitive des algorithmes d'apprentissage profond, est explicable par un nombre trop faible d'exemples présents dans les données pour arriver à une généralisation adéquate de l'algorithme.

Il est bien d'ajouter que pour tous les algorithmes testés, il a été possible d'identifier correctement la vraie crise présente dans le groupe d'essai, montrant un certain degré de similarité entre la crise réelle et les crises simulées.

La représentation des caractéristiques sélectionnées par l'algorithme fresh permet de mettre en évidence plusieurs points intéressants. Premièrement, très peu de caractéristiques provenant des appareils II et III ont été sélectionnés par le test statistique, laissant croire que le mouvement des pieds est faiblement prédictif de l'état ictal (Figure 5.11). Fait étonnant considérant que 12 des 72 crises présentes dans les données étaient des crises d'automatisme sous la forme de tics impliquant seulement les pieds. Il se pourrait que les exemples d'état interictal contenaient suffisamment de mouvements des pieds pour que ces caractéristiques ne soient pas utilisables pour mener à une classification. Le mouvement des bras et du tronc, cependant, se sont avérés être des indicateurs importants des crises d'épilepsie. Ensuite, de nombreuses caractéristiques ont été sélectionnées du signal de SPO_2 , mais presque aucune des signaux brutes des rayons rouges et infrarouges. Cela indique que ces signaux brutes possèdent donc peu d'information pour classer les crises et que le signal dérivé de SPO_2 est nécessaire à la classification. Des changements de SPO_2 lors des crises avaient été précédemment identifiés par Cogan et al [20]. Ce résultat vient donc appuyer ce que ce groupe avait trouvé. Enfin, par le grand nombre de caractéristiques conservés, autant le signal brute de l'impédance pulmonaire que son signal dérivé du rythme respiratoire sont des indicateurs importants de l'état ictal. Contre toute attente, le signal de l'activité électrique du coeur ainsi que son signal dérivé du rythme cardiaque ont généré très peu de caractéristiques sélectionnées par l'algorithme fresh.

Encore selon l'algorithme fresh, les caractéristiques identifiées comme les plus importantes se sont avérés être des mesures d'autocorrélation relativement aux signaux d'accélération et de vitesse angulaire des deux poignets (Tableau 5.8). L'autocorrélation permet de mettre en évidence la corrélation entre les différents points d'un même signal et donc d'identifier la présence de périodicité au sein d'un signal. Les mouvements répétés au niveau des poignets sont communs pour de nombreux types de crises en épilepsie et il est logique de retrouver ces caractéristiques au sommet du classement du test statistique.

Une fois le modèle Adaboost entraîné, il est possible de récupérer sous forme d'un autre classement les caractéristiques les importantes pour le modèle. Étonnamment, les meilleures caractéristiques sélectionnées par le test fresh ne sont pas nécessairement utilisées par le modèle et le classement des meilleures caractéristiques diffère considérablement. Par exemple, toutes les caractéristiques de l'activité électrique du coeur sont utilisées par le modèle même si celles-ci avaient été jugées peu significatives par le test fresh (Figure 5.12). Même, la tendance linéaire du signal de l'activité électrique du coeur se place comme caractéristique la plus importante par Adaboost (Tableau 5.9). Une remarque similaire peut être faite pour

le signal du rayon infrarouge. Ce classement des meilleures caractéristiques pour le modèle est à considérer avec nuance cependant. En effet, une composante aléatoire de l'algorithme peut le faire converger vers des sélections de caractéristiques différentes lors de différents entraînements.

6.3 Limitations

Ce projet comporte plusieurs limitations. La première et la plus importante se rapporte au fait d'utiliser des crises simulées pour la presque totalité des crises employées par l'algorithme d'identification automatique des crises. En effet, il est impossible pour un sujet de simuler correctement la séquence des modifications physiologiques réelle qui se déclenche lors d'une crise d'épilepsie. La simulation de crises se limite aux mouvements observables. De ce fait, les changements physiologiques observés sont la conséquence unique de ces mouvements et non la conséquence du fonctionnement anormal du cerveau. Ces changements physiologiques sont donc nécessairement différents. Même si l'ensemble des exemples des crises simulées provenaient de crises réelles et qu'un neurologue était présent pour valider l'authenticité de chaque simulation, il est difficile de transférer directement les conclusions du projet aux vraies crises d'épilepsie. D'autant plus que l'ensemble des crises simulées comportaient des mouvements distinctifs, ce qui n'est pas le cas pour l'ensemble des crises d'épilepsie. Encore par rapport aux données, seulement deux participants ont pris part à la simulation des crises. Un nombre plus grand de participants auraient pu augmenter la fiabilité des résultats. C'est le cas aussi pour l'exactitude des mesures de SPO_2 , du rythme cardiaque et du rythme respiratoire où peu de participants ont pris part à l'évaluation. Enfin, l'état interictal employé pour l'identification automatique des crises correspond à un état au repos où le participant vaquait à ses occupations normales. Un test plus difficile aurait été de demander au participant de monter des marches ou de courir pour simuler l'état interictal.

6.4 Améliorations futures

Par la haute performance de l'identification automatique de crises simulées, ce projet apporte une méthode potentielle à l'identification des crises réelles avec une grande spécificité et une grande sensibilité. Prenant en compte les éléments mentionnés durant la discussion, une version améliorée du système multimodal ne comprendrait pas de bracelets aux chevilles. De plus, le Raspberry Pi serait remplacé par un téléphone cellulaire porté sur le patient. Enfin, l'appareil IV serait porté au niveau du sternum plutôt qu'à la ceinture. Ces changements permettraient de réduire le taux de paquets perdus lors des acquisitions en milieu hospitalier.

D'une part, un nombre réduit d'appareils permet de désengorger la plage de fréquence utilisée par le BLE. D'autre part, un appareil d'acquisition porté sur le patient réduirait considérablement les chances qu'un obstacle se place dans le chemin de transmission des données. Le port de l'appareil IV au sternum permettrait aussi d'éviter que le ventre bloque ce chemin de transmission de données.

6.5 Perspective de commercialisation

Le besoin d'une telle technologie dans le marché commercial est sans équivoque. Les patients épileptiques intractables ont besoin d'un système qui puisse envoyer automatiquement une alerte lors de l'apparition d'une crise afin de prévenir les blessures potentiellement engendrées par celles-ci. Bien des compagnies offrent déjà des produits ayant ce type de fonctionnalité et même certains de ces produits sont déjà approuvés par la FDA, tels le Embrace d'Empatica [48] et le SPEAC de Brain Sentinel [49]. Même que le nombre de produits similaires risquent d'augmenter dans les prochaines années [50], montrant un besoin clair pour ce genre d'appareils.

Un avantage que pourrait avoir le système décrit dans le cadre de ce projet est sa capacité potentielle à faire le suivi non seulement des crises d'épilepsie, mais aussi des comorbidités liées à l'épilepsie, comme les troubles cardiaques. Cet ajout permettrait d'étendre la surveillance des crises à la surveillance globales de l'état de santé des patients épileptiques, ce qui n'est fait chez aucun produit présentement. Compte tenu du potentiel commercial établi du système multimodal développé, le code et les schémas liés à la propriété intellectuelle de la technologie ne seront pas rendus publics.

CHAPITRE 7 CONCLUSION

L'objectif de ce projet de maîtrise était de développer un système multimodal non-invasif permettant d'identifier automatiquement les crises d'épilepsie. Dans un premier temps, le système multimodal a été conçu en respectant divers critères du point de vue de l'exactitude des mesures et de la performance du système. L'ensemble des objectifs par rapport à l'exactitude des mesures physiologiques ont été atteints. En effet, l'erreur moyenne du SPO_2 , du rythme cardiaque et du rythme respiratoire était de 1.25%, 0.8 bpm et 1.2 rpm respectivement. Par rapport à la performance du système, le seul critère a été atteint avec une autonomie d'au moins 24h pour l'ensemble des appareils. Le déphasage moyen était de 162 ms et quatre des cinq appareils ont atteint un taux de paquets perdus inférieur à 10%. Dans un deuxième temps, un algorithme d'identification automatique des crises d'épilepsie basé sur l'apprentissage machine a été développé. L'échantillon contenait 71 crises simulées et une crise réelle. Tous les modèles testés ont été en mesure de classifier correctement la crise réelle, montrant un certain degré de similarité entre les crises réelles et les crises simulées. L'algorithme Adaboost a offert la meilleure performance avec une précision de 94.4%, une sensibilité de 94.7% et une spécificité de 94.1%. Les signaux les plus importants se sont avérés être l'accélération des bracelets aux poignets, l'activité électrique du coeur, l'impédance pulmonaire et la saturation en oxygène périphérique.

À la lumière des résultats obtenus, le système développé est un candidat potentiel pour identifier automatiquement les crises d'épilepsie à domicile de manière non-invasive. Des modifications ainsi qu'une validation plus étendue seront nécessaires avant la commercialisation d'un tel système.

RÉFÉRENCES

- [1] R. S. Fisher, W. v. E. Boas, W. Blume, C. Elger, P. Genton, P. Lee et J. Engel, “Epileptic seizures and epilepsy : Definitions proposed by the international league against epilepsy (ilae) and the international bureau for epilepsy (ibe),” vol. 46, n°. 4, p. 470–472, 2005.
- [2] H. Gilmour et P. Ramage-Morin, “Epilepsy in canada : Prevalence and impact,” *Health Reports Epilepsy in Canada*, 2018.
- [3] C. Satirasethawong, A. Lek-Uthai et K. Chomtho, “Amplitude-integrated eeg processing and its performance for automatic seizure detection,” dans *4th IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications, ICSIPA 2015, October 19, 2015 - October 21, 2015*, ser. IEEE 2015 International Conference on Signal and Image Processing Applications, ICSIPA 2015 - Proceedings. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Conference Proceedings, p. 551–556.
- [4] R. Orman, “Patient awareness of seizures,” *The Journal of Emergency Medicine*, vol. 15, n°. 1, p. 125, 1997.
- [5] T. M. E. Nijssen, P. J. M. Cluitmans, J. B. A. M. Arends et P. A. M. Griep, “Detection of subtle nocturnal motor activity from 3-d accelerometry recordings in epilepsy patients,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, n°. 11, p. 2073–2081, 2007.
- [6] A. P. Narechania, I. I. Garić, I. Sen-Gupta, M. P. Macken, E. E. Gerard et S. U. Schuele, “Assessment of a quasi-piezoelectric mattress monitor as a detection system for generalized convulsions,” *Epilepsy and Behavior*, vol. 28, n°. 2, p. 172–176, 2013.
- [7] I. Conradsen, S. Beniczky, P. Wolf, T. W. Kjaer, T. Sams et H. B. Sorensen, “Automatic multi-modal intelligent seizure acquisition (misa) system for detection of motor seizures from electromyographic data and motion data,” *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 107, n°. 2, p. 97–110, 2012.
- [8] C. Varon, K. Jansen, L. Lagae et S. Van Huffel, “Can ecg monitoring identify seizures?” *J Electrocardiol*, vol. 48, n°. 6, p. 1069–74, 2015.
- [9] S. Beniczky, I. Conradsen et P. Wolf, “Detection of convulsive seizures using surface electromyography,” *Epilepsia*, vol. 59 Suppl 1, p. 23–29, 2018.
- [10] P. Ming-Zher, T. Loddenkemper, N. C. Swenson, S. Goyal, J. R. Madsen et R. W. Picard, “Continuous monitoring of electrodermal activity during epileptic seizures using a wearable sensor,” dans *2010 32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2010), 31 Aug.-4 Sept. 2010*, ser. 2010

- 32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2010). IEEE, Conference Proceedings, p. 4415–18.
- [11] M. Pavlova, M. Abdennadher, K. Singh, E. Katz, N. Llewellyn, M. Zarowsky, D. P. White, B. A. Dworetzky et S. V. Kothare, “Advantages of respiratory monitoring during video-eeeg evaluation to differentiate epileptic seizures from other events,” *Epilepsy Behav*, vol. 32, p. 142–4, 2014.
- [12] A. Pantelopoulos et N. G. Bourbakis, “A survey on wearable sensor-based systems for health monitoring and prognosis,” *Ieee Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C-Applications and Reviews*, vol. 40, n^o. 1, p. 1–12, 2010.
- [13] A. Van de Vel, K. Cuppens, B. Bonroy, M. Milosevic, K. Jansen, S. Van Huffel, B. Vanrumste, P. Cras, L. Lagae et B. Ceulemans, “Non-eeeg seizure detection systems and potential sudep prevention : State of the art : Review and update,” *Seizure*, vol. 41, p. 141–53, 2016.
- [14] S. D. Shorvon, E. Perucca et J. Engel, *The Treatment of epilepsy : edited by Simon Shorvon, Emilio Perucca, Jerome Engel ; foreword by Solomon Moshé*, 3^e éd. Chichester, U.K : Wiley-Blackwell, 2009.
- [15] F. Leutmezer, C. Scherthaner, S. Lurger, K. Pötzelberger et C. Baumgartner, “Electrocardiographic changes at the onset of epileptic seizures,” *Epilepsia*, vol. 44, n^o. 3, p. 348–354, 2003.
- [16] M. Zijlmans, D. Flanagan et J. Gotman, “Heart rate changes and ecg abnormalities during epileptic seizures : prevalence and definition of an objective clinical sign,” *Epilepsia*, vol. 43, n^o. 8, p. 847–854, 2002.
- [17] O. Devinsky, “Effects of seizures on autonomic and cardiovascular function,” *Epilepsy Currents*, vol. 4, n^o. 2, p. 43–46, 2004.
- [18] L. Nashef, F. Walker, P. Allen, J. W. Sander, S. D. Shorvon et D. R. Fish, “Apnoea and bradycardia during epileptic seizures : relation to sudden death in epilepsy,” *Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry*, vol. 60, n^o. 3, p. 297–300, 1996.
- [19] R. Jaychandran, G. Chaitanya, P. Satishchandra, R. D. Bharath, K. Thennarasu et S. Sinha, “Monitoring peri-ictal changes in heart rate variability, oxygen saturation and blood pressure in epilepsy monitoring unit,” *Epilepsy research*, vol. 125, p. 10–18, 2016.
- [20] D. Cogan, J. Birjandtalab, M. Nourani, J. Harvey et V. Nagaraddi, “Multi-biosignal analysis for epileptic seizure monitoring,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF NEURAL SYSTEMS*, vol. 27, n^o. 1, p. 1650031, 2017.

- [21] H. Lu, Y. Pan, B. Mandal, H.-L. Eng, C. Guan et D. W. S. Chan, “Quantifying limb movements in epileptic seizures through color-based video analysis,” *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 60, n^o. 2, p. 461–469, 2013.
- [22] J. Lockman, R. S. Fisher et D. M. Olson, “Detection of seizure-like movements using a wrist accelerometer,” *Epilepsy and Behavior*, vol. 20, n^o. 4, p. 638–641, 2011.
- [23] E. Schena, C. Massaroni, P. Saccomandi et S. Cecchini, “Flow measurement in mechanical ventilation : A review,” *Medical Engineering and Physics*, vol. 37, n^o. 3, p. 257–264, 2015.
- [24] Z. M. Kazem Moussavi, *Fundamentals of respiratory sounds and analysis : Zahra Mousavi*, 1^{er} éd. San Rafael, Calif : Morgan Claypool Publishers, 2006, vol. v. 8 ;v. 8. ;.
- [25] Y. P. Huang, M. S. Young et C. C. Tai, “Noninvasive respiratory monitoring system based on the piezoceramic transducer’s pyroelectric effect,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 79, n^o. 3, p. 035 103–035 103–9, 2008.
- [26] T. Tatara et K. Tsuzaki, “An apnea monitor using a rapid-response hygrometer,” *Journal of Clinical Monitoring*, vol. 13, n^o. 1, p. 5–9, 1997.
- [27] T. S. Chadha, H. Watson, S. Birch, G. A. Jenouri, A. W. Schneider, M. A. Cohn et M. A. Sackner, “Validation of respiratory inductive plethysmography using different calibration procedures,” *The American review of respiratory disease*, vol. 125, n^o. 6, p. 644–649, 1982.
- [28] A. Bates, M. J. Ling, J. Mann et D. K. Arvind, “Respiratory rate and flow waveform estimation from tri-axial accelerometer data,” dans *2010 International Conference on Body Sensor Networks*, Conference Proceedings, p. 144–150.
- [29] H. Persson, M. Ericson et T. Tomson, “Heart rate variability in patients with untreated epilepsy,” *Seizure : European Journal of Epilepsy*, vol. 16, n^o. 6, p. 504–508, 2007.
- [30] J. Jeppesen, S. Beniczky, A. Fuglsang-Frederiksen, P. Sidenius et Y. Jasemian, “Detection of epileptic-seizures by means of power spectrum analysis of heart rate variability : a pilot study,” *Technol Health Care*, vol. 18, n^o. 6, p. 417–26, 2010.
- [31] J. Jeppesen, S. Beniczky, P. Johansen, P. Sidenius et A. Fuglsang-Frederiksen, “Detection of epileptic seizures with a modified heart rate variability algorithm based on lorenz plot,” *Seizure : European Journal of Epilepsy*, vol. 24, p. 1–7, 2014.
- [32] K. Fujiwara, T. Sasai-Sakuma, T. Sasano, M. Matsuura, E. Matsushima, M. Miyajima, T. Yamakawa, E. Abe, Y. Suzuki, Y. Sawada, M. Kano, T. Maehara et K. Ohta, “Epileptic seizure prediction based on multivariate statistical process control of heart rate variability features,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, n^o. 6, p. 1321–1332, 2016.

- [33] M. Altini, S. Del Din, S. Patel, S. Schachter, J. Penders et P. Bonato, “A low-power multi-modal body sensor network with application to epileptic seizure monitoring,” vol. 2011. IEEE, Conference Proceedings, p. 1806–1809.
- [34] M. Poh, T. Loddenkemper, C. Reinsberger, N. C. Swenson, S. Goyal, M. C. Sabtala, J. R. Madsen et R. W. Picard, “Convulsive seizure detection using a wrist-worn electrodermal activity and accelerometry biosensor,” *Epilepsia*, vol. 53, n^o. 5, p. e93–e97, 2012.
- [35] M. Gheryani, O. Salem et A. Mehaoua, “Detection of nocturnal epileptic seizures from wireless inertial measurements and muscular activity.” IEEE, Conference Proceedings, p. 1–6.
- [36] J. van Andel, C. Ungureanu, J. Arends, F. Tan, J. Van Dijk, G. Petkov, S. Kalitzin, T. Gutter, A. de Weerd, B. Vledder, R. Thijs, G. van Thiel, K. Roes et F. Leijten, “Multimodal, automated detection of nocturnal motor seizures at home : Is a reliable seizure detector feasible?” *Epilepsia Open*, vol. 2, n^o. 4, p. 424–431, 2017.
- [37] “Oxitone medical has launched mass-production of new generation devices,” 2020. [En ligne]. Disponible : <https://www.oxitone.com/we-have-started-massproduction-of-new-generation-devices/>
- [38] A. Ahmed, W. Ahmad, M. J. Khan, S. A. Siddiqui et H. M. Cheema, “A wearable sensor based multi-criteria-decision-system for real-time seizure detection,” vol. 2017. IEEE, Conference Proceedings, p. 2377–2380.
- [39] “Apple watch series 6.” [En ligne]. Disponible : <https://www.apple.com/ca/apple-watch-series-6/>
- [40] 2020. [En ligne]. Disponible : <https://www.iso.org/standard/67963.html>
- [41] M. Kołodziej, A. Majkowski, R. J. Rak, B. Świdorski et A. Rysz, “System for automatic heart rate calculation in epileptic seizures,” *Australasian Physical Engineering Sciences in Medicine*, vol. 40, n^o. 3, p. 555–564, 2017.
- [42] C.-L. Shen, T.-H. Huang, P.-C. Hsu, Y.-C. Ko, F.-L. Chen, W.-C. Wang, T. Kao et C.-T. Chan, “Correction to : Respiratory rate estimation by using ecg, impedance, and motion sensing in smart clothing,” *Journal of Medical and Biological Engineering*, 2018.
- [43] M. Christ, A. W. Kempa-Liehr et M. Feindt, “Distributed and parallel time series feature extraction for industrial big data applications,” *arXiv e-prints*, p. arXiv :1610.07717, oct. 2016.
- [44] A. J. Wyner, M. Olson, J. Bleich et D. Mease, “Explaining the success of adaboost and random forests as interpolating classifiers,” 2015.
- [45] Larousse, “manœuvre de valsalva ou épreuve de valsalva.” [En ligne]. Disponible : https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/man%C5%93uvre_de_Valsalva/16848

- [46] S. A. CARTER, N. C. BIRKHEAD et E. H. WOOD, “Effect of valsalva maneuver on oxygen saturation in patients with intracardiac shunts,” *Circulation*, vol. 20, n^o. 4, p. 574–586, 1959.
- [47] M. Omar Al Kalaa, W. Balid, N. Bitar et H. H. Refai, “Evaluating bluetooth low energy in realistic wireless environments,” dans *2016 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2016, p. 1–6.
- [48] “Embrace2 seizure monitoring : Smarter epilepsy management : Embrace watch.” [En ligne]. Disponible : <https://www.empatica.com/en-gb/embrace2/>
- [49] “Clinically proven seizure monitor alarm and alert device : Speac system.” [En ligne]. Disponible : <https://speacsystem.com/speac-system-seizure-monitor/speac-system-product-overview/>
- [50] E. Bruno, P. F. Viana, M. R. Sperling et M. P. Richardson, “Seizure detection at home : Do devices on the market match the needs of people living with epilepsy and their caregivers?” *Epilepsia*, vol. n/a, n^o. n/a. [En ligne]. Disponible : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/epi.16521>

ANNEXE A

Tableau A.1 Comparaison de la performance des différents systèmes en fonction de la modalité utilisée. Seuls les systèmes testés sur de vrais patients épileptiques sont montrés.

Auteurs	Méthode de détection	Type de crises	Nombre de sujets	Performance
Lockman et al.	accéléromètre	Crises généralisées tonique-clonique (8)	6	Sensibilité : 87.5% Fausses alarmes : 0-30/24h
Narechania et al.	matelas piézoélectrique	Crises généralisées tonique-clonique (18)	13	Sensibilité : 89% Spécificité : 82%
Varon et al.	ECG	Crises généralisées (50) Crises focales (48)	37	Sensibilité : 100% PPV : 86.6%
Jeppesen et al.	ECG	Crises généralisées (3) Crises focales (30)	17	Sensibilité : 76%
Beniczky et al.	EMG	Crises généralisées tonique-clonique (46)	37	Précision : 95% Fausses alarmes : 2.5/24h
Nijsen et al.	accéléromètres (5)	Crises généralisées motrices (7)	7	Sensibilité : 100% PPV : 65%
Poh et al.	EDA + accéléromètre	Crises généralisées tonique-clonique (16)	7	Sensibilité : 94% Fausses alarmes : 0.74/24h
Cogan et al.	EDA + PPG + accéléromètre	Crises généralisées (23) Crises focales (3)	10	Sensibilité : 97% Spécificité : 73% Précision : 86%

ANNEXE B

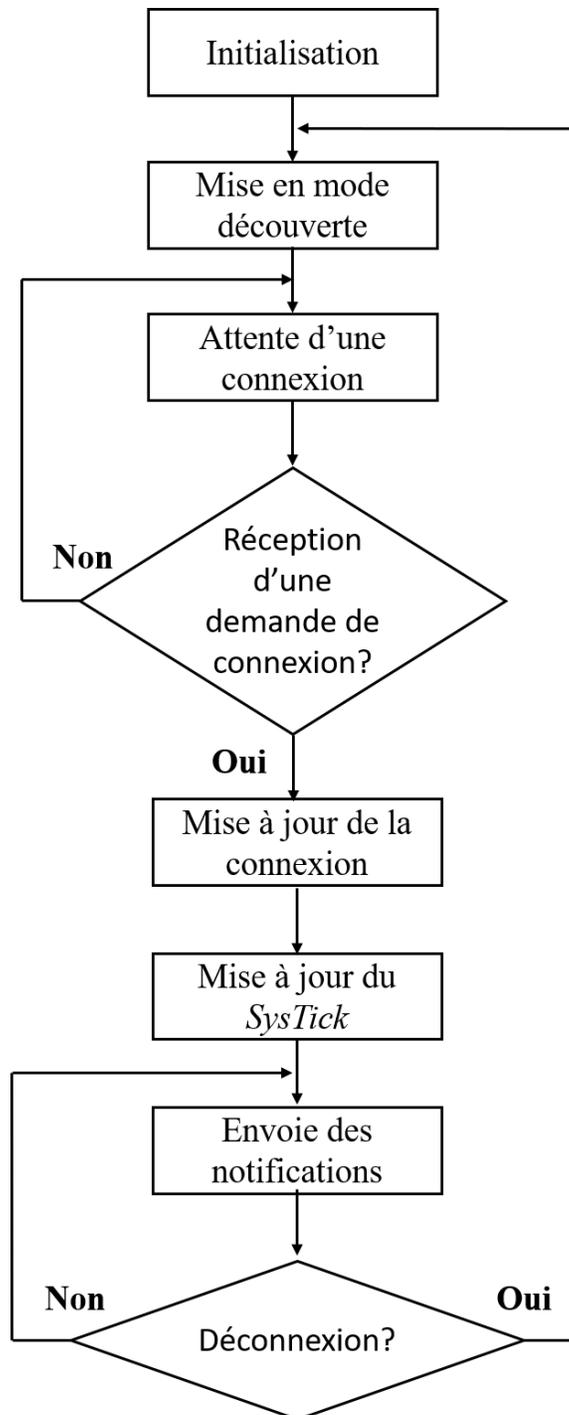


Figure B.1 Organigramme général du programme des appareils

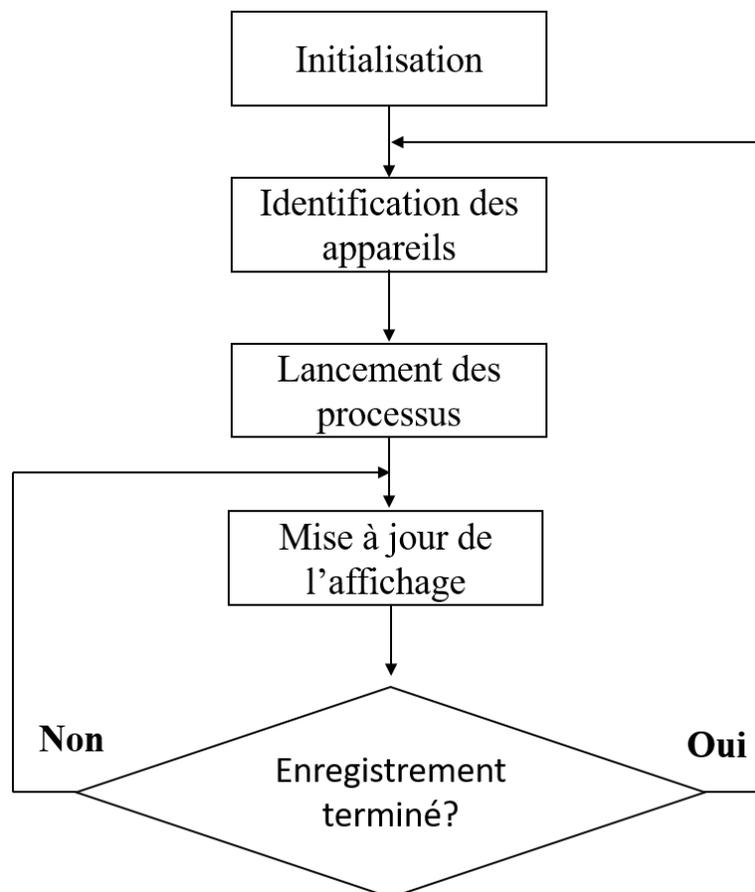


Figure B.2 Organigramme du programme de l'interface du logiciel d'acquisition

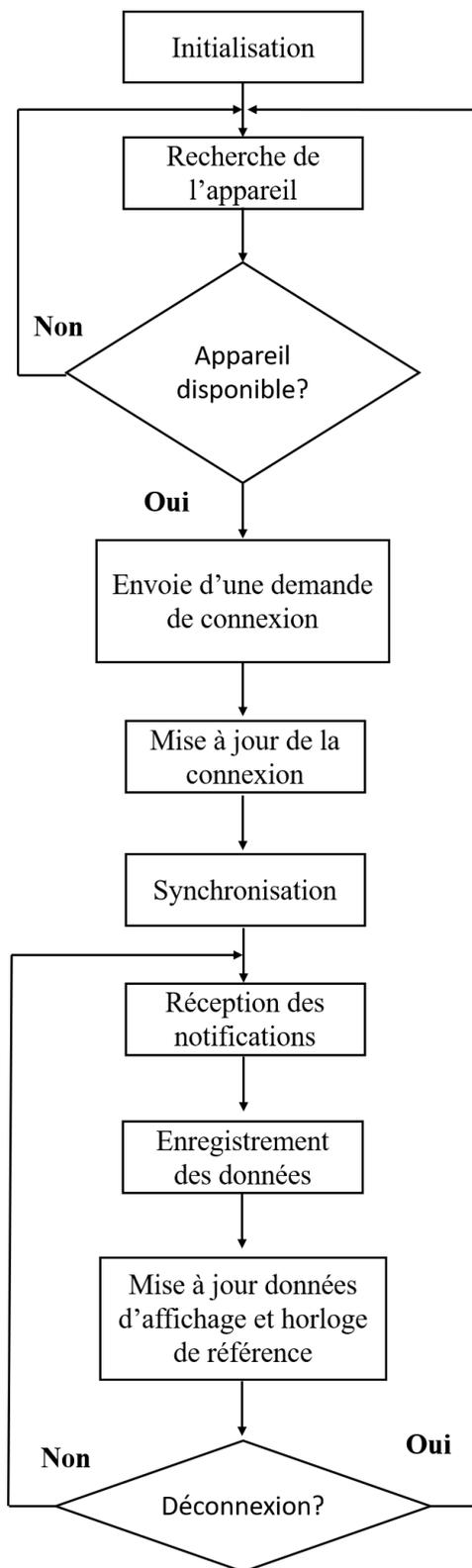


Figure B.3 Organigramme du programme exécuté par les processus du logiciel d'acquisition

ANNEXE C

Tableau C.1 Identification de l'ordre des différents signaux pour l'exercice de classification. ACM_1 réfère à l'appareil I, ACM_2 à l'appareil II, ACM_3 à l'appareil III, PPG à l'appareil V et ECG à l'appareil IV. X, Y et Z correspondent à l'accélération dans les trois axes. ΩX , ΩY et ΩZ correspondent à la vitesse angulaire sur trois axes. RC correspond au rythme cardiaque et RR au rythme respiratoire.

Position	Type de signal
0	ACM_1_X
1	ACM_1_Y
2	ACM_1_Z
3	ACM_1_ΩX
4	ACM_1_ΩY
5	ACM_1_ΩZ
6	ACM_2_X
7	ACM_2_Y
8	ACM_2_Z
9	ACM_2_ΩX
10	ACM_2_ΩY
11	ACM_2_ΩZ
12	ACM_3_X
13	ACM_3_Y
14	ACM_3_Z
15	ACM_3_ΩX
16	ACM_3_ΩY
17	ACM_3_ΩZ
18	RR
19	ECG_X
20	ECG_Y
21	ECG_Z
22	ECG_IMPEDANCE
23	ECG_ECG
24	RC
25	PPG_X
26	PPG_Y
27	PPG_Z
28	PPG_ROUGE
29	PPG_IR
30	SPO ₂