



HAL
open science

Conception, développement et validation d'un système intelligent de mesure physiologique et biomécanique embarqué: Vélo à assistance électrique avec IA pour les interventions thérapeutiques et la prévention santé

Eli Gabriel Aviña Bravo

► To cite this version:

Eli Gabriel Aviña Bravo. Conception, développement et validation d'un système intelligent de mesure physiologique et biomécanique embarqué: Vélo à assistance électrique avec IA pour les interventions thérapeutiques et la prévention santé. Micro et nanotechnologies/Microélectronique. INSA Toulouse, FRANCE, 2024. Français. NNT: . tel-04613998

HAL Id: tel-04613998

<https://laas.hal.science/tel-04613998>

Submitted on 17 Jun 2024

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

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

Doctorat de l'Université de Toulouse

préparé à l'INSA Toulouse

Conception, développement et validation d'un système intelligent de mesure physiologique et biomécanique embarqué : Vélo à assistance électrique avec IA pour les interventions thérapeutiques et la prévention santé.

Thèse présentée et soutenue, le 8 avril 2024 par
Eli Gabriel AVINA BRAVO

École doctorale

GEETS - Génie Electrique Electronique, Télécommunications et Santé : du système au nanosystème

Spécialité

Ingénierie pour la santé et pour le vivant

Unité de recherche

LAAS - Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes

Thèse dirigée par

Georges SOTO ROMERO et Jean Yves FOURNIOLS

Composition du jury

M. Camel TANOUGAST, Rapporteur, Université de Lorraine

Mme Virginie BLONDEAU-PÂTISSIER, Rapporteur, Université Bourgogne-Franche-Comté

Mme Isabelle BERRY, Présidente, CNRS Occitanie Ouest

Mme Frédérique HINTZY, Examinatrice, Université Savoie Mont-Blanc

M. Georges SOTO ROMERO, Directeur de thèse, INU Champollion

M. Jean-Yves FOURNIOLS, Co-directeur de thèse, INSA Toulouse

Membres invités

M. Fabien Pillard, Hôpital Pierre-Paul Riquet

M. Franck Giraud, TNP Consultants

Titre : Conception, développement et validation d'un système intelligent de mesure physiologique et biomécanique embarqué : Vélo à assistance électrique avec IA pour les interventions thérapeutiques et la prévention santé.

Mots clés : Système de surveillance, Activité physique, Système embarquée, Vélo électrique, Santé, Entraînement personnalisé

Résumé : Selon les projections de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), il est estimé qu'en 2050, plus de 22 % de la population mondiale aura 60 ans ou plus. Cette évolution démographique s'accompagne d'une prévalence croissante des maladies chroniques. En France, une personne sur quatre souffre actuellement d'une maladie chronique, un chiffre qui atteint trois personnes sur quatre chez les personnes âgées de 65 ans et plus. Ces maladies contribuent de manière significative à la mortalité, représentant 74 % du nombre total de décès en 2019. Heureusement, bon nombre de ces affections peuvent être prévenues ou retardées en suivant les recommandations d'activité physique de l'OMS. De nombreuses études ont démontré l'impact profond de l'activité physique sur la prolongation de l'espérance de vie et l'amélioration de la qualité de vie de la population. Dans cette optique, les objectifs de recherche de cette étude s'inscrivent dans le domaine de la Gestion de la santé prédictive (PHM) et de la prescription du sport, en mettant l'accent sur le parcours de soins des patients atteints de maladies chroniques. Cependant, la modalité précise du contrôle, en particulier le mécanisme de rétroaction concernant le comportement des individus pendant l'activité physique, reste à déterminer. Pour relever ce défi, le projet propose la mise en place d'un dispositif médical connecté, spécifiquement un vélo à assistance électrique intégré à une intelligence artificielle embarquée. Cette combinaison vise à recueillir des données et à contribuer à la prévention des pathologies chroniques chez les individus. L'effort scientifique principal consiste à concevoir et intégrer une architecture matérielle et logicielle innovante et adaptable, en incorporant des capteurs de pointe utilisant une technologie flexible. Ce cadre permet la surveillance à la fois des cyclistes occasionnels et expérimentés pendant leur pratique, en permettant un contrôle intelligent du niveau d'assistance électrique et la mise en œuvre d'instructions médicales basées sur des évaluations médicales préalables.

Title: Design, Development, and Validation of an Intelligent On-board Physiological and Biomechanical Monitoring System: AI-Enabled Electric-Assisted Bicycle for Therapeutic Interventions and Health Prevention.

Key words: Monitoring System, Physical Activity, Embedded System, E-bike, Health, Personalized Training

Abstract: According to projections by the World Health Organization (WHO), it is estimated that by 2050, more than 22% of the global population will be aged 60 years or older. This demographic shift is accompanied by a growing prevalence of chronic diseases. In France, one in four individuals currently suffers from a chronic condition, a proportion that rises to three out of four among those aged 65 and above. These diseases significantly contribute to mortality, accounting for 74% of total deaths in 2019. Fortunately, many of these conditions can be prevented or delayed by adhering to the physical activity recommendations provided by the WHO. Extensive research has demonstrated the profound impact of physical activity on prolonging lifespan and enhancing overall quality of life across populations. With this perspective in mind, the research objectives of this study lie within the realm of Prognosis Health Management (PHM) and prescription sports, with a specific emphasis on the healthcare trajectory of patients with chronic conditions. However, the precise methodology for control, particularly the feedback mechanism pertaining to individuals' behavior during physical activity, remains to be delineated. To tackle this challenge, the project proposes the implementation of a connected medical device, specifically an electric-assisted bicycle integrated with embedded artificial intelligence. This combination aims to collect data and contribute to the prevention of chronic pathologies for individuals. The primary scientific endeavor entails designing and integrating an innovative and adaptable hardware and software architecture, incorporating state-of-the-art sensors that utilize flexible technology. This framework facilitates the monitoring of both occasional and experienced cyclists during their practice, enabling intelligent control of the level of electrical assistance and the implementation of medical instructions based on prior medical assessments.

DÉDICACE

A tous ceux qui me sont chers!
A mes parents!
A mon grand-père Vicente Bravo!

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier Monsieur Fourniols, Professeur des Universités, qui m'a encadré tout au long de cette thèse et qui m'a fait partager ses brillantes intuitions. Je remercie Monsieur Soto-Romero, Professeur des Universités. Cette thèse est le fruit d'une collaboration de plus de quatre années avec lui. Je tiens aussi à remercier Monsieur Escriba, chef de l'équipe S4M, qui m'a accueilli pendant quatre ans au sein de son équipe.

J'adresse tous mes remerciements à Monsieur Giraud, ainsi qu'à Monsieur Ranini, de TNP Consultants pour m'avoir donné l'honneur de pouvoir réaliser cette thèse, de leurs soutiens inconditionnel avant et après la finalisation de celle-ci.

Un grand merci aussi à tous les membres de Jury et aux Rapporteur, pour leur temps et l'intention offerte à mes travaux de thèse.

J'aimerais remercier à tous mes amis qui ont été avec moi depuis le début de cette thèse et à ceux que j'ai pu rencontrer sur ce chemin qui semblait interminable et parfois impossible. Je commencerais par la personne avec laquelle j'étais lorsque j'ai reçu la nouvelle de pouvoir réaliser cette thèse, Ricardo Hernández, mon colocataire à l'époque, avec lequel j'ai pu passer d'énormes moments ensemble avant et après le confinement.

À Guilherme Buchmeier, mon meilleur ami depuis le début de nos études en France et mon partenaire de voyage. Même si parfois, nous étions fatigués ou au bord du burn-out, nous nous sommes toujours soutenus moralement pour pouvoir continuer et ne jamais abandonner. Dans quelques mois, ce sera ton tour, alors tiens

bon!

À mes amis du LAAS, principalement Elias Angulo, Felipe Sodre et Luis Lozano. C'est grâce à vous que j'ai pu supporter les longues journées de travail. Spécialement à Elias pour avoir été mon complice de pas moins de 4 tasses de café par jour, pendant lesquelles nous discutons de tout et de rien.

A Luis Lozano quiero agradecerle por todas esas carillas y pláticas sobre nuestras frikeadas, por las cuales pasé unos momentos memorables en nuestros sábados y domingos de gordos (*e.g.*, Impractical Jokers). Aprovecho también para agradecer a la generala Mayra (esposa de Elias) y a la autoridad Edith (esposa de Luis) por haberles permitido salir a jugar, y por haberme aguantado en sus casas para jugar videojuegos y ver películas con ustedes.

À Felipe Sodre, pour avoir été un soutien inconditionnel pendant que nous étions doctorants ensemble. Nos échanges, nos critiques et nos collaborations resteront toujours gravés dans ma mémoire. De même que son mariage au Brésil, béni d'une éclipse magnifique et d'une célébration mémorable.

J'aimerais remercier tous les membres du groupe brésilien qui m'ont accueilli vers la fin de cette thèse. Avec eux, j'ai pu voyager et améliorer mon portugais au point de pouvoir désormais tenir des conversations avec eux. Obrigado meus amigos : Gabriela, Hiago, Anna, Kevin, Thaisa, Romain, Fabi, Brenda, Luciana, Gustavo et Rodrigo.

À Mariana Agati, ma marraine de presque toutes mes aventures brésiliennes, avec qui j'ai pu m'ouvrir sur plein de sujets et parler de tout sans être jugé. Je lui suis très reconnaissant, car c'est grâce à elle que j'ai fait mes premiers pas dans la langue et dans la culture lors de notre voyage au Carnaval.

À mes amis mexicains et colombiens en France, Tania, Gil, Diego, Alan, Jairo et Luis. Je vous remercie pour toutes ces soirées que nous avons passées ensemble. Je tiens à remercier tout particulièrement Aldo Betancourt, avec qui j'ai trouvé un confident, un soutien et un autre passionné de jeux vidéo et d'animes. C'est l'une des personnes qui m'a donné énormément de conseils et qui m'a écouté, ce qui m'a permis de mener à bien cette thèse.

Ya que dimos la vuelta a la comunidad viviendo en Francia, quiero agradecer a la gente que estuvo conmigo mucho antes de que siquiera hubiera una tesis, mucho antes de que saliera de México.

Mis amigos de toda la vida, las personas que contribuyeron enormemente a la persona que soy hoy en día. Incluso si ahora la vida nos tiene un poco alejados, estoy orgulloso de las personas que son. Agradezco que después de 19 años, sigamos viéndonos y podamos seguir siendo los mismos amigos que fuimos, pero ahora con problemas de adultos. Gracias por siempre, Oliver Donato, Miguel Julio Téllez, Valentín Guevara, Lalo Aguilar, Juan Carlos Silva, Angela Vela, Amparis Mata, Cecilia Herman, Francisco Hernández, Esther Ortega (así como a su ahora esposo César) y Karen Arredondo.

A Patricia Martínez, la novia que estuvo conmigo desde que me fui de Francia hasta que la distancia y el doctorado hicieron que cada uno siguiera su camino por separado. Siempre le estaré agradecido por haber sido uno de mis pilares durante tantos años y siempre la tendré en un lugar especial.

Para mi familia, no hay palabras en todo el mundo, en los diferentes idiomas, para decirles lo agradecido que estoy con ustedes. Me enseñaron siempre a dar lo mejor de mí en todas las cosas, con las palabras : 'Si haces algo, hazlo bien y térmalo'. Quiero agradecer a mi abuela Guadalupe Aguilar y a mi tía Aris, porque desde que tengo uso de memoria siempre han estado conmigo, desde nuestros comienzos humildes hasta ahora, y espero poder contar con ustedes muchos años más.

A mi abuelo Vicente Bravo, que ya no está más con nosotros, pero siempre está en mis pensamientos. Afortunadamente está en el Mictlán, como lo dictan nuestras raíces, y una persona recordada no está realmente muerta. Quiero agradecerle que, aunque estuvo esporádicamente en mi vida, siempre supo qué decir y cómo actuar. Siempre fiel a lo que creía y sentía. Te admiraré siempre y haré lo que pueda para mantenerte orgulloso y proteger siempre nuestra familia.

Por último, y no menos importante, a mis padres y hermanas. A menudo no podemos vernos ni hablar, pero siempre estaremos el uno para el otro, porque si no lo estamos, ¿quién lo estará? Me han enseñado tantas cosas que, muchas veces, en mi búsqueda por encontrar mi propio camino, he renegado de lo que hay dentro de mi propia casa. Especialmente con mi padre, Juan Gabriel Aviña, a quien siempre

evadía sus consejos y rechazaba su ayuda por querer trazar mi propio camino lejos de la sombra que él proyectaba. En lugar de aceptarla por lo que realmente es : la ayuda genuina de un padre hacia un hijo, por amor. Le agradezco siempre haber estado ahí para nosotros y por siempre hacer lo necesario para que siempre tengamos todo y nunca nos falte nada.

A mi madre, Paula Dalida Bravo, que ahora, a mi edad, hemos pasado más tiempo juntos que separados. Le agradezco todos los sacrificios que ha hecho en su vida por nosotros y que representa mi recordatorio cotidiano de cómo hacer las cosas bien y con dignidad. Le debo todo lo que tengo y todo lo que soy. Ninguna vida será lo suficientemente larga como para que no necesite escucharla y tenerla en mis brazos.

Espero hacerles honor con esta tesis y que estén orgullosos de mí.

TABLE DES MATIÈRES

Dédicace	iii
Remerciements	v
Table des figures	xiii
Liste des tableaux	xvii
Liste des symboles	xix
Introduction générale	1
Bibliographie	6
1 Dispositifs de surveillance en santé	7
1.1 Mesure de variables physiologiques	8
1.1.1 Fréquence cardiaque	9
1.1.2 Saturation en oxygène sanguine	13
1.1.3 Pression artérielle	14
1.1.4 Volume d’oxygène	18
1.1.5 Fatigue musculaire	20
1.1.6 Lactatémie	22
1.1.7 Glucose	25

1.1.8	Synthèse des variables	26
1.2	Recommandations d'activités physiques	29
1.3	VAE comme systèmes de surveillance de la santé	35
1.4	Conclusion	37
	Bibliographie	40
2	Système intelligent de surveillance santé embarqué dans un vélo à assistance électrique	57
2.1	Acquisition de données capteurs	58
2.1.1	Capteurs physiologiques	58
2.1.2	Microcontrôleur - Capteur	60
2.1.3	Validation	61
2.2	VAE disponibles sur étagère	65
2.2.1	Système Brose - Mid-Mounted	66
2.2.1.1	Controller Area Network	66
2.2.1.2	Interface Iweech	67
2.2.1.3	Microcontrôleur - Maître	69
2.2.2	Système Bosch - Mid-Mounted	71
2.2.3	Système OZO - Rear-hub	73
2.3	Interface Humain Machine	75
2.4	Conception de la carte électronique	77
2.4.1	Conception & fabrication	77
2.4.2	Mesure de consommation	81
2.5	Conclusion	85
	Bibliographie	87
3	Surveillance de la fréquence cardiaque	91
3.1	Algorithme zones d'effort	93
3.1.1	Etude préliminaire en laboratoire	97

3.1.1.1	Stratégie linéaire	98
3.1.1.2	Condition d’hystérésis	100
3.1.1.3	Stratégie exponentielle	102
3.1.1.4	Stratégie logarithmique	104
3.1.1.5	Discussions	105
3.2	Algorithme PD	107
3.2.1	Etude préliminaire en laboratoire	108
3.2.1.1	Test pyramidal	109
3.2.1.2	Test de pente maximale	111
3.3	Etude préliminaire en condition écologique	113
3.3.1	Sans assistance électrique	114
3.3.2	Stratégie linéaire	115
3.3.3	Stratégie exponentielle	116
3.3.4	Stratégie logarithmique	117
3.3.5	Discussions	118
3.4	Conclusions	120
	Bibliographie	122
4	Techniques d’intelligence artificielle pour la prédiction et catégorisation des données santé	125
4.1	Prédiction de la fréquence cardiaque (IA embarquée)	127
4.1.1	Création de la base de donnée	129
4.1.2	Modèles de prédiction	133
4.1.3	Sommaire des résultats	137
4.2	Clusterisation de la population	140
4.2.1	Réduction de la dimensionalité	142
4.2.2	Évaluation des performances des algorithmes	143
4.2.2.1	Méthode du Coude	143
4.2.2.2	Méthode de la silhouette	145

4.2.2.3	Critères d'information	145
4.2.3	Algorithmes de clusterisation	146
4.2.3.1	K-Means	146
4.2.3.2	Fuzzy C-Means	148
4.2.3.3	Modèles de mélange gaussien	149
4.2.3.4	Extraction de caractéristiques de classification	155
4.3	Conclusion	158
	Bibliographie	160
	Conclusions générales	167
	A Appendix	171
	Bibliographie	189
	Liste de publications	191
	191

TABLE DES FIGURES

1	L'évolution du nombre de décès par rapport aux problèmes de santé publique liées au manque d'activité physique [1].	2
2	Les motifs associés aux maladies chroniques dans la population mondiale [7].	3
1.1	Exemple de mesure ECG sur un moniteur Holter (ECG ambulatoire) [20].	10
1.2	Prise de mesure et courbe obtenue d'une PPG.	11
1.3	Positionnement d'une ceinture thoracique et de ces électrodes [26]. . . .	11
1.4	Sous-systèmes typiques d'un oxymètre de pouls [49].	13
1.5	Exemples de produits dans le commerce qu'utilise PPG pour mesurer la fréquence cardiaque et la saturation en oxygène.	15
1.6	Description du signal aortique.	16
1.7	Exemples de produits dans le commerce pour un mesure de tension artérielle.	17
1.8	Personne avec un masque oronasal pour une mesure de VO_2	19
1.9	Capteurs dans une mesure EMG [92].	21
1.10	Exemple de Lactatomètre - Lactate PRO 2 ®(BUSIMEDIC S.L., Saint Sébastian, Espagne).	22
1.11	Concentration de lactate chez différentes catégories d'athlètes (Données tirées de l'étude de Millan <i>et al.</i> [104]).	23
1.12	Exemple d'un capteur de transpiration (Image de Wang <i>et al.</i> [115]). . . .	24

1.13	Équipement commercial utilisé comme glucomètre.	25
1.14	Principe de fonctionnement des capteurs de puissance avec des jauges de contrainte.	26
1.15	Exemple d'un système de surveillance santé (Image de De La Iglesia <i>et al.</i> [130]).	37
2.1	Les quatre capteurs physiologiques utilisés.	59
2.2	Diagramme simplifié d'un capteur.	60
2.3	Diagramme de blocs du microcontrôleur nRF52840 et ces périphériques [7].	61
2.4	Ordinateur de bord utilisé dans ces travaux - Garmin Edge 810.	62
2.5	Home trainer (Turbo Muin B Plus).	62
2.6	Comparaison de réception de données capteurs - Architecture Bemoov vs Garmin Edge 810.	64
2.7	Différentes motorisations pour les vélos électriques.	65
2.8	Diagramme simplifié du réseau CAN.	67
2.9	Connecteurs sur le boîtier pédalier Iweech.	68
2.10	Capteurs Interrupteurs à Lame Souple (ILS) et son aiment.	68
2.11	Microcontrôleurs compatibles avec la librairie STM32 IA.	69
2.12	Prototype d'architecture électronique - <i>Stacking</i> de cartes d'évaluations, modules et connecteurs	70
2.13	Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Iweech.	71
2.14	Kit Bosch intuvia (écran avec manette) [19].	72
2.15	Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Bosch.	73
2.16	Kit de motorisation OZO - Contrôleur moteur, roue avec moteur hub, batterie et écran.	74
2.17	Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Lapierre (motorisation OZO).	74
2.18	Captures d'écrans de l'application mobile.	76
2.19	Diagramme des échanges de données entre le smartphone et notre prototype.	77

2.20	Carte électronique Bemoov. Dimensions de 110×65×20 mm	78
2.21	Pin configurations de la carte électronique Bemoov.	79
2.22	Schematique d'alimentation de la carte Bemoov.	80
2.23	Capture d'écran d'une mesure de puissance sur la carte électronique avec tous ces modules en fonctionnement.	83
2.24	Aperçu du système Bemoov créé et de ses fonctions principales.	85
3.1	Exemple d'ergocycle utilisé dans le CHU de Toulouse (Ergocycle Premium 470, GENIN Techmed, La Roque d'Antheron, France).	92
3.2	Exemple de ramp test sur vélo.	95
3.3	Stratégies d'assistance électrique.	96
3.4	Set-up des test de validations électronique.	97
3.5	Ramp test sans assistance.	98
3.6	Ramp test avec une stratégie d'assistance linéaire.	99
3.7	Stratégie d'assistance linéaire avec une condition d'hystérésis.	101
3.8	Ramp test avec la stratégie d'assistance exponentielle.	102
3.9	Ramp test avec la stratégie d'assistance logarithmique.	104
3.10	Ramp test avec l'algorithme PD avec 500 W.	109
3.11	Protocole du test pyramidal programmé sur le homme-trainer.	110
3.12	Résultats du test pyramidal.	110
3.13	Résultat du Ramp test jusqu'à 900 W.	111
3.14	Tests en écologie avec les bêta-testeurs.	113
3.15	Les trois montées sans assistance électrique.	114
3.16	Les trois montées avec stratégie d'assistance linéaire.	115
3.17	Les trois montées avec stratégie d'assistance exponentielle.	116
3.18	Les trois montées avec stratégie d'assistance logarithmique.	117
4.1	Setup pour les ramp tests.	130
4.2	Exemple d'un pic de VO ₂ /kg issue d'un ramp untest.	132
4.3	Types de réseaux de neurones.	134

4.4	Résultats obtenu avec le modèle RNN pour la prédiction dans une minute de la fréquence cardiaque.	139
4.5	Résultats de l'analyse PCA	144
4.6	Détermination du nombre de clusters avec l'algorithme K-Means.	147
4.7	Détermination du nombre de clusters avec l'algorithme Fuzzy C-Means	150
4.8	Résultats du GMM en utilisant les critères d'infomration.	152
4.9	Résultats du GMM en utilisant la méthode du silhouette.	154
4.10	Exemple de limites entre chaque cluster en utilisant Fuzzy C means avec $C = 2$	157
A.1	Publications et citations pour le thème.	171
A.2	Éléments d'un tensiomètre électronique [1]	172
A.3	Exemple des seuils ventilatoires à l'issue d'un test cardiopulmonaire.	173
A.4	Respiration cellulaire [2]	174
A.5	Carte électronique du vélo Iweech.	175
A.6	Validation du DAC et tests sur le contrôle du Kit Bosch Intuvia.	179
A.7	Exemple de code JSON utilisé pour les échanges entre la carte électronique et l'IHM.	180
A.8	Zone d'entraînement selon Coggan [3, 4].	180
A.9	Zone d'effort et d'entraînement selon Grappe [5].	181
A.10	Ramp test sans assistance du second bêta-testeur.	182
A.11	Ramp test avec assistance linéaire du second bêta-testeur.	183
A.12	Ramp test avec assistance linéaire (condition d'hystérésis) du second bêta-testeur.	184
A.13	Ramp test avec assistance exponentielle du second bêta-testeur.	185
A.14	Ramp test avec assistance logarithme du second bêta-testeur.	186
A.15	Comparaison de la fréquence cardiaque sur les algorithmes présentés.	187
A.16	Zoom sur deux minutes de la Figure A.15.	188

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Capteurs physiologiques dans la santé et le sport.	28
1.2	Maladies chroniques et leurs recommandations et impacts de l'activité physique. [148, 149]	31
2.1	Caractéristiques des différents vélos utilisées.	66
2.2	Puissances ajoutée par le moteur Brose en fonction de la puissance de l'utilisateur.	72
2.3	Résultats des tests de validation des systèmes VAE.	75
2.4	Paramètres des protocoles de communications de l'unité centrale STM32L4+	80
2.5	Mesures de consommation de notre carte électronique sur une minute.	82
2.6	Consommations de courant (mA) des Raspberries PI. [27, 28]	84
3.1	Zones d'intensité par rapport à la Fréquence Cardiaque Maximale (BPM).	94
3.2	Résultats des tests avec algorithme ESIE.	106
3.3	Récapitulative des résultats en utilisant l'algorithme PD.	112
3.5	Statistiques des trois montées avec les différents stratégies d'assistance	119
4.1	Mesures dans notre base de données	131
4.2	Statistiques des caractéristiques physiologiques des données.	133
4.3	Résultats de tests en fonctions de la latence et le temps de prédiction.	136

4.4	Résultats de prédiction de fréquence cardiaque de Oyeleye <i>et al.</i>	137
4.5	Résultats fournis par l'équipe Alten.	138
4.6	Résultats de la SoD.	149
4.7	Meilleur score de silhouette pour les trois algorithmes.	153
4.8	Résultats des valeurs de p de l'ANOVA à un facteur.	156

LISTE DES SYMBOLES

ADC	Analog-Digital Converter
AIC	Akaike Information Criterion
ANOVA	Analysis Of Variance
AOP	Amplificateur Opérationnel
ARIMA	Auto-Regressive Integrated Moving Average
ATP	Adénosine Triphosphate
AVC	Accident Vasculaire Cérébral
BIC	Bayesian Information Criterion
BLDC	Brushless Direct Current Motor
BLE	Bluetooth Low Energy
BMS	Battery Management System
BPM	Battement par minute
CAN	Controller Area Network
CDC	Centers for Disease Control and Prevention
CI	Critères d'Information
CP	Composantes Principales
CSV	Comma-Separated Value
CHU	Centre Hospitalier Universitaires
ECG	Electrocardiogramme
EEG	Electroencéphalogramme
EMG	Electromyographie
EPOC	Excess Post-exercise Oxygen Consumption
FC	Fréquence Cardiaque
FFC	Fédération Française de Cardiologie

FIT	Flexible and Interoperable Data Transfer
FTP	Functional Threshold Power
GMM	Gaussian Mixture Models
GPS	Global Positioning System
HAS	Haute Autorité de Santé
IA	Intelligence Artificiel
IHM	Interfaces Homme-Machine
ILS	Interrupteurs à Lame Souple
IMC	Indice de Masse Corporelle
IMU	Inertial Measurement Unit
INSERM	Institut National de la Santé Et de la Recherche Médicale
IRBMS	Institut de Recherche du Bien-être, de la Médecine et du Sport Santé
IoT	Internet of Things
JSON	JavaScript Object Notation
LDO	Low-Dropout Regulator
LED	Light-Emitting Diode
LSTM	Long Short Term Memory
MET	Metabolic Equivalent of Task
NN	Neural Network
OMS	Organisation Mondial de la Santé
OTA	Over-The-Air
PCA	Principal Components Analysis
PDA	Pulse Decomposition Analysis
PMA	Puissance Maximale Aérobie
PPG	Photopléthysmographie
PTT	Pulse Transit Time
PWA	Pulse Wave Analysis
RAM	Random Access Memory
REQM	Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne
RL	Régression Linéaire
RNN	Recurrent Neural Network
RPM	Rotation par Minute
SD	Secure Digital
SDK	Software Development Kit

SPI	Serial Peripheral Interface
SoC	System on Chip
SoD	Sum of Distances
SoF	State of Fatigue
SPI	Serial Peripheral Interface
UART	Universal Asynchronous Receiver-Transmitter
VAE	Vélos à Assistance Electrique
VTT	Vélo Tout Terrain
WiFi	Wireless Fidelity

INTRODUCTION GÉNÉRALE

« On fait la science avec des faits, comme on fait une maison avec des pierres : mais une accumulation de faits n'est pas plus une science qu'un tas de pierres n'est une maison. »

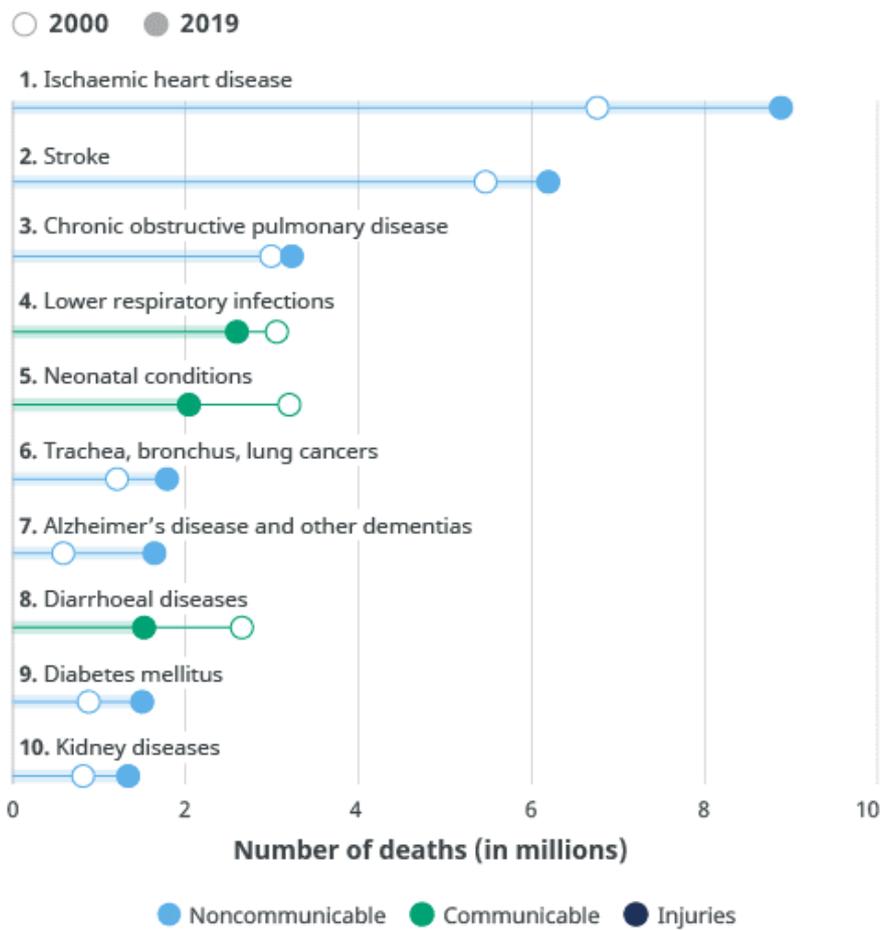
— **Henri Poincaré**, *La Science et l'hypothèse* (1908).

Les maladies chroniques sont l'une des principales causes de décès dans le monde (cf. [Figure 1](#)). L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) [2] a signalé que les sept principales causes de décès sont les maladies chroniques non-transmissibles ; les cardiopathies ischémiques (1), l'accident vasculaire cérébral (AVC) (2), la bronchopneumopathie chronique obstructive (3), les cancers de la trachée, bronchique et du poumon (4), la diabète (6), la cardiopathie hypertensive (7) et l'alzheimer (8) sont responsables de 44 % des décès globales. L'ensemble de toutes les maladies chroniques ont été la cause de 74 % des décès dans le monde en 2019.

Il existe deux catégories de facteurs qui contribuent à la formation de ces maladies chroniques, les facteurs non-modifiables et modifiables. Les facteurs non modifiables sont l'âge ainsi que la prédisposition génétique. Le tabagisme, une nutrition inadéquate, le manque d'activité physique et l'abus de consommation d'alcool sont des facteurs modifiables. L'ensemble de ces facteurs peuvent provoquer des altérations cardio-vasculaires, du cancer, des affections respiratoires chroniques et de la diabète [3, 4].

En France, 25 % de la population souffre de maladies chroniques, un chiffre qui atteint 75 % chez les personnes de plus de 60 ans [5]. Dans un pays comptant près de 68 millions d'habitants en 2023, 21.3 % sont âgés de plus de 65 ans [6]. De plus, le nombre de personnes âgées de plus de 65 ans devrait augmenter d'ici 2040 à 33 %, laissant présager une hausse des cas de maladies chroniques.

Leading causes of death globally



Source: WHO Global Health Estimates.

Image 1 – L'évolution du nombre de décès par rapport aux problèmes de santé publique liées au manque d'activité physique [1].

L'OMS a identifié le sédentarisme (cf. la [Figure 2](#)) comme l'un des facteurs de risque de ces maladies [7], ce qui représente un coût direct (75 %) et indirect (25 %) pour la France estimée de près de 1.3 milliard d'euros [8]. C'est pour cela qu'il est judicieux de proposer à la population des moyens de rester active, à la fois pour prévenir ces maladies et, dans le cas de personnes déjà touchées, pour améliorer leur qualité de vie et diminuer les symptômes.

Causes of chronic diseases

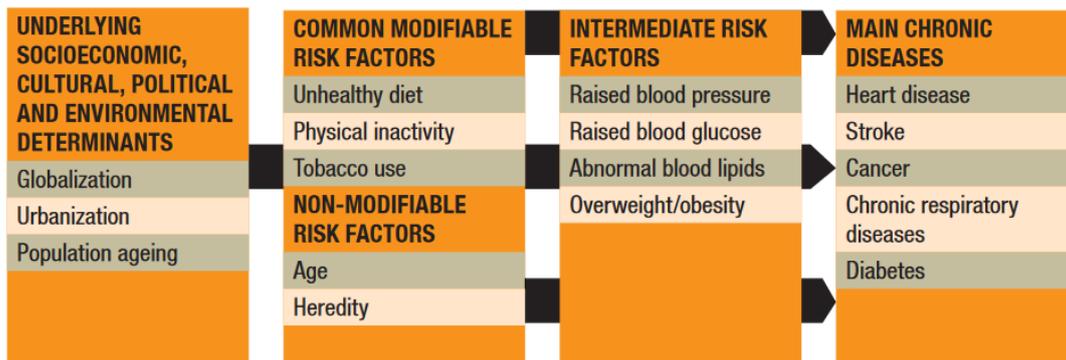


Image 2 – Les motifs associés aux maladies chroniques dans la population mondiale [7].

L'OMS recommande un minimum de 150 minutes d'activité physique d'intensité modérée ou 75 minutes d'activité d'intensité élevée par semaine. Cette pratique présente de nombreux avantages et contribue à la prévention des maladies chroniques [9].

Le vélo est une solution pour se déplacer plus et respirer mieux. Il s'agit d'un objet technologique situé à la convergence de domaines à fort potentiel. La pratique du vélo est une activité physique complète, adaptée à la plupart des gens, et elle est excellente pour la santé. Avec la popularité croissante des vélos électriques et de la nécessité de promouvoir la mobilité durable, il est logique de présenter ce moyen de transport comme un moyen de prévention de la santé.

À la fin de l'année 2018, le gouvernement français a lancé l'initiative « Plan vélo et mobilités actives » [10], visant à tripler l'utilisation du vélo en 2024. Dans l'actualité, un nouveau plan 2023-2027 [11] est en marche prenant la suite sur celui de 2019. Actuellement, seuls 3 % de la population utilisent les vélos pour leurs déplacements, et parmi eux, seulement 5 % l'utilisent pour se rendre au travail. Il est aussi constaté que 60 % des personnes préfèrent encore utiliser la voiture comme moyen de transport privilégié pour des trajets de moins de 5 km.

Le plan [11] repose sur trois axes principaux : rendre le vélo accessible à toutes les tranches d'âge, depuis le plus jeune âge jusqu'à l'âge adulte ; promouvoir le vélo et

la marche en tant qu'alternative attrayante à la voiture individuelle pour les trajets de proximité, tout en les combinant avec les transports en commun pour les déplacements plus longs ; et enfin, utiliser le vélo comme un moteur économique en soutenant les acteurs de l'industrie française du vélo. Ce plan met en avant que l'adoption du vélo contribuera à améliorer la santé, à prévenir les maladies et à soutenir la transition vers une société plus respectueuse de l'environnement et durable sur le plan énergétique.

Actuellement, l'utilisation du vélo a connu une augmentation significative depuis 2019, avec une hausse de plus de 52 %. En 2022, en Europe, les ventes de vélos électriques ont augmenté de 19 %, atteignant 5.4 millions d'unités, tandis que les ventes de vélos classiques ont connu une baisse de 5 %. En conséquence, un vélo sur quatre en Europe est désormais électrique [12].

En France, les vélos électriques représentent 59 % du chiffre d'affaires de l'industrie du cycle, avec une projection de vente de 3 millions de vélos électriques d'ici 2030 [13, 14]. Cette tendance croissante vers l'adoption de vélos électriques souligne l'importance d'encourager l'utilisation de ce mode de transport respectueux de l'environnement et favorable à la santé.

Cette analyse met en évidence le vélo électrique comme dispositif capable de mitiger l'impact des maladies chroniques sur une population qui tend à être plus âgés et plus en risque. Ceci en limitant un des facteurs modifiables qui favorisent l'apparition des maladies chroniques qui est l'inactivité physique. De même, le plan du gouvernement français portant l'écomobilité a pour même objectif de promouvoir le vélo électrique pour remplacer la voiture pour les déplacements à courte distance.

Ces éléments sont la genèse de ces travaux, qui portent sur la création d'un dispositif qui peut être perçu à la fois comme un moyen de transport économique et respectueux de l'environnement, ainsi qu'un outil personnalisé de prévention pour la santé. C'est dans cette optique que TNP Consultants et le LAAS CNRS ont développé le projet Bemoov, projet ayant pour but de proposer une plateforme servicielle ouverte comprenant des services dédiés à la santé, au bien-être, à l'écomobilité, services s'appuyant sur un vélo à assistance électrique doté d'une intelligence artificielle.

C'est là que s'inscrivent les travaux de cette thèse. Au cours de cette étude, nous présenterons un système électronique reconfigurable capable de récupérer des capteurs physiologiques disponibles dans le commerce et de s'interfacer avec différents types de VAE ou motorisations. Nous mettrons en œuvre des algorithmes de commande du moteur du vélo pour réguler l'effort fourni par le sujet en utilisant les données physiologiques collectées. Enfin, nous examinerons la possibilité d'intégrer des modèles d'intelligence artificielle afin de généraliser ces algorithmes, permettant ainsi l'utilisation du vélo sans nécessité une configuration préalable. Pour ce faire, nous

commencerons avec une analyse de l'état de l'art sur les dispositifs médicaux pour le suivi de données physiologiques, les maladies chroniques et leurs recommandations d'activité physique, ceux qui sont introduits dans le [Chapitre 1](#).

En outre, une présentation des choix technologiques permettant de récupérer les données physiologiques à l'aide de capteurs sur étagères, de s'interfacer et de contrôler des vélos à assistance électrique (VAE), est donnée dans le [Chapitre 2](#). À ce sujet, nous décrivons l'analyse et développement d'une interface homme-machine comme passerelle entre le personnel de santé prescrivant l'activité physique et l'utilisateur en lui affichant et sauvegardant ses données.

Postérieurement, le [Chapitre 3](#) décrit en détail la conception des algorithmes de contrôle des VAE et les tests de validation en conditions de laboratoire et sur le terrain, en utilisant des métriques binaires discriminantes.

En particulier, le [Chapitre 4](#) examine la faisabilité de l'intégration de modèles d'intelligence artificielle en vue de prédire la fréquence cardiaque et aussi la détection des paramètres au sein de la population capable de permettre une classification de celle-ci dans le but d'améliorer l'offre d'assistance électrique.

Enfin, dans la conclusion générale, se trouvent les conclusions de ces travaux et les projections sur les nouvelles technologies permettant d'intégrer davantage de fonctionnalités et d'améliorer les existantes. De même, nous soulignons le besoin de créer des bases de données santé suffisamment larges pour permettre la création de modèles IA et d'algorithmes encore plus généralisés.

Bibliographie

- [1] World Health Organization, “The top 10 causes of death,” Sep. 2020. [Online]. Available : [Used under a Creative Commons Attribution-ShareAlike license: https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/igo/fromhttps://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/igo/fromhttps://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death)
- [2] —, “Non communicable diseases,” Apr. 2021. [Online]. Available : <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/noncommunicable-diseases>
- [3] Australian Government Department of Health, “Managing chronic conditions,” Aug. 2019. [Online]. Available : <https://www.health.gov.au/health-topics/chronic-conditions/managing-chronic-conditions>
- [4] Centers for Disease Control and Prevention, “About Chronic Diseases | CDC,” Apr. 2021. [Online]. Available : <https://www.cdc.gov/chronicdisease/about/index.htm>
- [5] Patrick Bacquaert, “Prévention et traitement des maladies chroniques (Inserm),” Mar. 2019. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/activite-physique-maladies-chroniques-inserm/>
- [6] Institut national de la statistique et des études économiques, “Bilan démographique 2022 - Insee Première - 1935,” Jan. 2023. [Online]. Available : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6687000#titre-bloc-1>
- [7] D. Abegunde, L. Vita-Finzi, and Weltgesundheitsorganisation, Eds., *Preventing Chronic Diseases : A Vital Investment*. Geneva : World Health Organization, 2005.
- [8] Institut national de la santé et de la recherche médicale, Ed., *Activité physique : prévention et traitement des maladies chroniques*, ser. Expertise collective. Montrouge : EDP sciences, 2019.
- [9] World Health Organization, “Physical activity,” Nov. 2020. [Online]. Available : <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity>
- [10] Ministères Écologie Énergie Territoires, “Le plan vélo et mobilités actives,” Sep. 2019. [Online]. Available : <https://www.ecologie.gouv.fr/plan-velo-et-mobilites-actives>
- [11] —, “Le vélo et la marche, des modes de déplacement vertueux et avantageux,” Aug. 2023. [Online]. Available : <https://www.ecologie.gouv.fr/velo-et-marche>
- [12] Le Figaro, “Les ventes de vélo ralentissent en Europe, sauf pour les électriques,” Jun. 2023. [Online]. Available : <https://www.lefigaro.fr/conjoncture/les-ventes-de-velo-ralentissent-en-europe-sauf-pour-les-electriques-20230620>
- [13] Velco, “Marché du vélo électrique : quelles évolutions pour 2023 ?” Apr. 2023. [Online]. Available : <https://velco.tech/fr/marche-velo-electrique-france/>
- [14] R. Jehl, “Vélos électriques : la France bat (encore) un record en 2022,” Apr. 2023. [Online]. Available : <https://www.cleanrider.com/actus/ventes-velos-electriques-france-annee-2022/>

Chapitre 1

DISPOSITIFS DE SURVEILLANCE EN SANTÉ

« Nous devons donc envisager l'état présent de l'univers, comme l'effet de son état antérieur, et comme la cause de celui qui va suivre. Une intelligence qui, pour un instant donné, connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée, et la situation respective des êtres qui la composent, si d'ailleurs elle était assez vaste pour soumettre ces données à l'analyse, embrasserait dans la même formule les mouvements des plus grands corps de l'univers et ceux du plus léger atome : rien ne serait incertain pour elle, et l'avenir comme le passé, serait présent à ses yeux. »

— **Pierre-Simon de Laplace**, *Essai philosophique sur les probabilités* (1840).

Dans les divers centres hospitaliers, l'utilisation de divers capteurs et de dispositifs médicaux permet la collecte de données sur certains organes du corps humain. Ces données peuvent être de nature électrique, chimique ou mécanique, selon les besoins et sont collectées à l'aide de capteurs qui transforment ces grandeurs physiques en une autre grandeur utilisable, généralement une tension électrique, qui peut être exploitée par des ordinateurs.

Comme mentionné dans l'introduction générale, les maladies chroniques sont responsables de 74 % des décès dans le monde. Ces maladies sont plus susceptibles de se développer à un âge avancé, généralement à partir de 60 ans et l'inactivité physique

est l'une des principales causes favorisant leur développement. En fonction du type de pathologie, il est plus ou moins important de surveiller certaines grandeurs physiques. Par exemple, dans le cas des maladies cardio-vasculaires, il est essentiel de surveiller des paramètres tels que la fréquence cardiaque et la pression artérielle, le poids (indice de masse corporelle) ainsi que le système respiratoire (fonction pulmonaire et saturation en oxygène). Les dispositifs médicaux, qui sont des capteurs conformes aux normes de sécurité et de santé [1], permettent de collecter ces données essentielles pour surveiller l'état physiologique des patients.

Dans le domaine du sport, plusieurs capteurs peuvent être réutilisés pour mesurer la performance des athlètes lors de leur entraînement. Par exemple, les capteurs de puissance mesurent la force mécanique appliquée au pédalage, tandis que la fréquence cardiaque indique l'impact de l'effort sur le métabolisme. Ces données sont essentielles pour concevoir des programmes d'entraînement adaptés en fonction des objectifs recherchés, tels que la récupération, les sprints¹ ou l'endurance.

Au cours de ce chapitre, nous allons examiner en détail les dispositifs médicaux utilisés dans les centres hospitaliers et les services de rééducation pour surveiller l'état physiologique des patients, ainsi que les capteurs utilisés dans le domaine du sport pour évaluer la performance des athlètes. Nous expliquerons leur fonctionnement, leurs conditions d'utilisation et leur fiabilité dans des environnements réels, notamment en conditions écologiques (*i.e.*, dans l'ensemble des états de l'environnement et des conditions naturelles d'utilisation). Ainsi, pour relier ces informations aux différentes maladies chroniques, nous analyserons les recommandations françaises en matière de surveillance et d'activité physique pour ces pathologies.

Avec ces éléments, nous pourrions positionner les choix des capteurs physiologiques et les maladies chroniques qui peuvent être surveillées, tout en nous positionnant dans l'état de l'art des VAE qui intègrent aussi des systèmes de surveillance santé. L'utilisation actuelle des VAE se fait choisissant manuellement une vitesse, mais intégrant une électronique capable de récupérer les données de capteurs, l'assistance électrique peut être modifiée automatiquement avec ces données.

1.1 Mesure de variables physiologiques

Dans la littérature, les capteurs physiologiques permettent d'enquêter sur l'état physiologique des individus pendant le trajet et d'estimer potentiellement la fatigue induite par l'intensité et la durée de l'exercice [2–5]. D'un point de vue technique,

1. Course de vitesse à courte distance.

de nombreux capteurs fournissant des informations liées aux valeurs physiologiques du cycliste sont disponibles sur le marché [6]. Néanmoins, il est essentiel de prendre en compte le processus de mesure lui-même afin de maximiser le confort de l'utilisateur pendant l'expérience de conduite, en évitant les perturbations susceptibles de compromettre les avantages de l'assistance électrique du VAE. Deuxièmement, il est impératif de sélectionner les valeurs avec les connaissances nécessaires durant l'exercice dans l'objectif de construire un algorithme approprié pour modéliser les données ou des boucles de contrôle pour piloter l'assistance électrique.

1.1.1 Fréquence cardiaque

Elle est définie par le nombre de contraction ventriculaire par minute. Chez un adulte, la fréquence cardiaque au repos se situe entre 60 et 100 battements par minute (BPM). Elle s'accélère à l'effort ou lors d'un stress, sous l'effet d'une stimulation du nerf sympathique et de l'action de certaines hormones (adrénaline, noradrénaline) sur le nœud sinusal. Elle est ralentie par la stimulation du nerf parasympathique, dont le tonus prédomine au repos [7, 8].

Après le début de l'exercice, la fréquence cardiaque augmente rapidement puis se stabilise au niveau requis par l'exercice. Cette accélération du cœur est provoquée par une stimulation nerveuse et par des hormones comme l'adrénaline, sécrétée par des glandes situées au-dessus des reins (les surrénales). L'augmentation de la fréquence cardiaque augmente le débit sanguin vers les muscles et, ainsi, permet un approvisionnement suffisant en oxygène et en nutriments [9, 10].

La variabilité de la fréquence cardiaque correspond à la variation de l'intervalle de temps entre deux battements cardiaques consécutifs. Cette variabilité indice la fonction neurocardiaque et est générée par les interactions entre le cœur et le cerveau ainsi que par les processus dynamiques non linéaires du système nerveux autonome [11, 12]. La variabilité de la fréquence cardiaque reflète la régulation de l'équilibre autonome, de la pression artérielle, des échanges gazeux, du système digestif, du cœur et de la tonicité vasculaire, qui fait référence au diamètre des vaisseaux sanguins régulant la pression artérielle, et éventuellement des muscles du visage [13].

La fréquence cardiaque revêt une importance capitale dans les études axées sur la santé ; car elle constitue le principal indicateur de l'intensité de l'exercice [14–16] et est utilisée couramment pour surveiller les maladies [17–19].

Des autres capteurs tels que la cadence, vitesse et puissance mécanique sont utilisés comme indicateurs de performance par les athlètes professionnels et les amateurs pour les aider à atteindre leurs objectifs en matière de conditions physiques

ou de compétition. Des capteurs supplémentaires peuvent être (et sont) ajoutés pour augmenter la quantité de données environnementales (terrain, météo, pollution), physiologiques (saturation en oxygène, lactate sanguin) et neuromusculaires (électromyogramme). Ces mesures permettent également de compléter les algorithmes ou de fournir plus d'informations à l'utilisateur sur son état et son environnement.

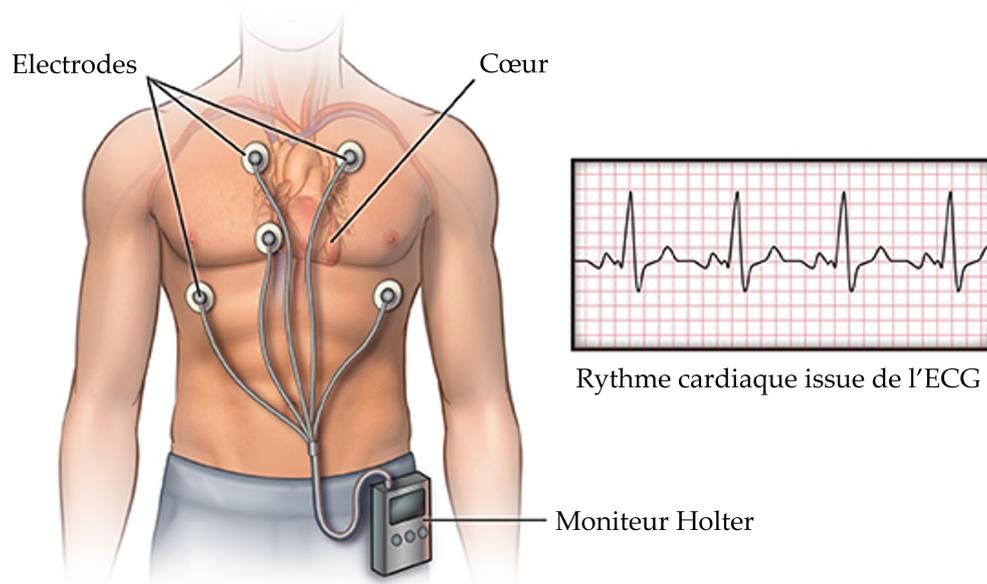


Image 1.1 – Exemple de mesure ECG sur un moniteur Holter (ECG ambulatoire) [20].

Barrios *et al.* [21] ont comparé un électrocardiogramme (ECG, cf. [Figure 1.1](#)) standard avec des bracelets portés au poignet et des brassards du commerce, concluant que les bracelets étaient les plus biaisés pour mesurer la fréquence cardiaque en raison des interférences externes. Ces dispositifs utilisent une technique appelée photopléthysmographie (PPG, cf. [Figure 1.2](#)) pour mesurer la fréquence cardiaque de manière non-invasive. Elle repose sur l'utilisation de capteurs de lumière, tels que les photodiodes et des LEDs (diodes électroluminescentes). En utilisant une source de lumière avec une longueur d'onde spécifique, il est possible de calculer la fréquence cardiaque en mesurant les micro-oscillations du flux sanguin dans la peau. Le principe de fonctionnement repose sur la réflexion de la lumière qui traverse la peau [22, 23]. Cependant, cette technique est très sensible aux interférences externes, telles que d'autres sources de lumière et les mouvements [24].

Etiwy *et al.* [25] ont montré que le moniteur de ceinture thoracique (cf. [Figure 1.3](#)) était en meilleure concordance avec l'ECG, beaucoup plus que le bracelet de poignet, dont la précision variait en fonction du type d'exercice. L'avantage de la ceinture thoracique par rapport aux dispositifs utilisant la technique de PPG (*i.e.*, les bracelets et

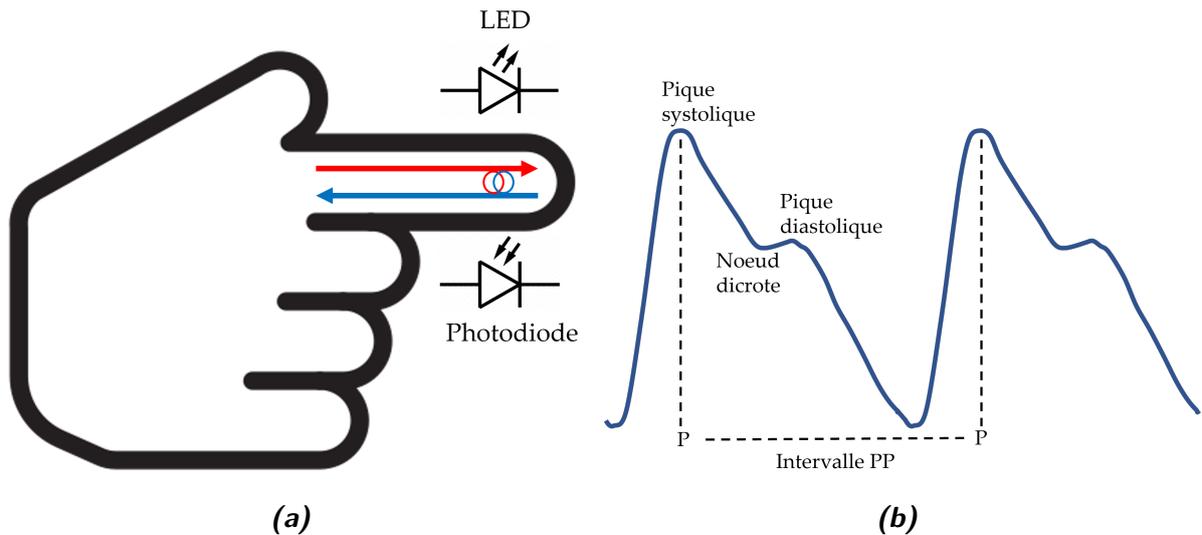


Image 1.2 – Prise de mesure et courbe obtenue d'une PPG.

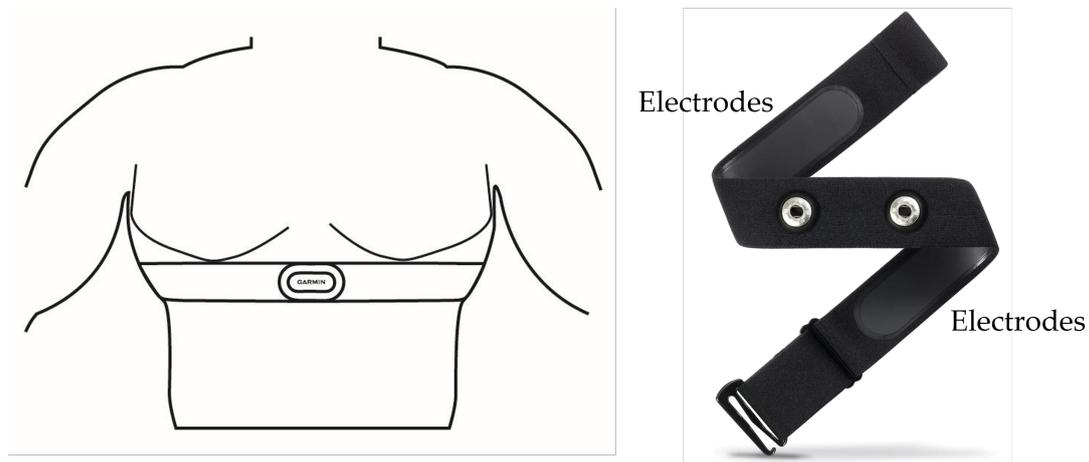


Image 1.3 – Positionnement d'une ceinture thoracique et de ces électrodes [26].

les brassards) réside dans sa méthode de mesure. La ceinture thoracique utilise deux électrodes placées en dessous de la poitrine, ce qui permet de récupérer une courbe cardiaque de moindre qualité que celle de l'ECG (électrocardiogramme) qui utilise plus d'électrodes (10 au total, 4 sur la périphérie et 6 précordiales). Cependant, la mesure obtenue avec la ceinture thoracique offre une bonne qualité sur la mesure en dépit du nombre réduit d'électrodes utilisées [27].

La littérature suggère que l'ECG est la méthode de mesure de la fréquence cardiaque préférée et devrait être utilisée si possible. Cependant, l'inconvénient de l'ECG est qu'il n'est pas pratique pour une utilisation en extérieur (confort du patient, taille du dispositif), là où la plupart des sujets effectueraient des tests (dans des scénarios réels).

Lors d'une révision de l'état de l'art sur les systèmes de VAE centré sur la surveillance santé [28], nous avons trouvé que la fréquence cardiaque a été

prioritairement utilisée pour cette application en raison du grand nombre d'études reliant ce paramètre à l'état de santé et à sa utilisation dans le domaine des sciences du sport [2–4, 29–31].

Meyer *et al.* [32] sont les seuls à avoir spécifié l'utilisation d'une sangle thoracique dans leurs études (Tickr²) pour surveiller la fréquence cardiaque pendant l'exercice, et nous supposons que les autres études ([28]) ont utilisé le même processus, car la sangle thoracique est largement considérée comme la norme de référence pour mesurer avec précision la fréquence cardiaque dans de nombreuses situations [25, 33] en l'absence d'un ECG.

D'un point de vue physiologique, la fréquence cardiaque est principalement utilisée en raison de sa relation avec la consommation d'oxygène (VO_2), largement acceptée comme la norme de référence pour définir l'intensité de l'exercice. Sur la base du principe de Fick [34], le débit cardiaque peut être relié à la VO_2 en négligeant le volume d'éjection systolique, comme l'ont démontré Zhou *et al.* [35] avec un athlète d'élite, un sujet entraîné et non entraîné.

Sur cette base, plusieurs études ont proposé un modèle de contrôle de VAE basé sur la fréquence cardiaque en utilisant un test préliminaire dans le laboratoire afin de mieux comprendre les états physiologiques individuels, en utilisant la fréquence cardiaque et les puissances produites par le cycliste [32, 36, 37], ou en utilisant des méthodes plus basiques telles que le contrôleur à mode coulissant (*i.e.*, *sliding mode*) [38].

Récemment, de nombreuses nouvelles possibilités techniques pour surveiller la fréquence cardiaque de manière non-invasive ont fait leur apparition. Elles offrent une meilleure expérience de confort pour les personnes et ont le potentiel pour une intégration discrète dans les interfaces homme-machine (IHM) [39]. En ce qui concerne les VAE, peu de ces nouvelles possibilités sont techniquement viables pour une mise en œuvre dans une situation écologique réelle.

Au cours de la dernière décennie, de nombreux moniteurs de fréquence cardiaque commerciaux ont mis en œuvre la technologie de la PPG comme alternative à l'ECG traditionnelle nécessitant des ceintures thoraciques, ce qui peut entraîner un inconfort ou une contrainte technique pour les femmes, les personnes âgées ou obèses. Même si l'aspect technique est prometteur, la précision réelle des capteurs commerciaux et expérimentaux n'est pas suffisante pour une utilisation avec une assistance électrique pour des personnes en bonne santé ou des personnes atteintes de maladies [25, 33, 40, 41].

2. Wahoo Fitness, LLC, Atlanta, USA

Dans sa revue sur les capteurs de fréquence cardiaque pour des applications automobiles, Arakawa [39] décrit le potentiel d'instrumentation d'un volant avec des capteurs de mesure bioélectrique utilisant les mains pour détecter les battements du cœur. Un système similaire pourrait être transposé sur le guidon pour éliminer les accessoires de tiers et mesurer la fréquence cardiaque directement sur un vélo. De tels capteurs peuvent être connectés directement à une IHM et un algorithme approprié peut être mis en œuvre pour calculer la fréquence cardiaque de manière analogique, par exemple avec d'autres équipements de fitness.

Une réflexion sur les techniques de mesure de la fréquence cardiaque est cruciale pour l'avenir et la possible mise en œuvre de capteurs de fréquence cardiaque avec des calculs plus complexes, car la variabilité de la fréquence cardiaque aide à estimer l'intensité de l'exercice [42–44], pour laquelle la précision est essentielle [45]. De plus, cette mise en œuvre potentielle peut permettre d'obtenir une estimation d'autres variables physiologiques différentes telles que la fréquence respiratoire [46], la VO_2 [47], et l'EPOC (*Excess Post-exercise Oxygen Consumption*) [48]. L'obtention de ces données aboutira éventuellement à des modèles plus complexes et dynamiques pour contrôler l'assistance électrique.

1.1.2 Saturation en oxygène sanguine

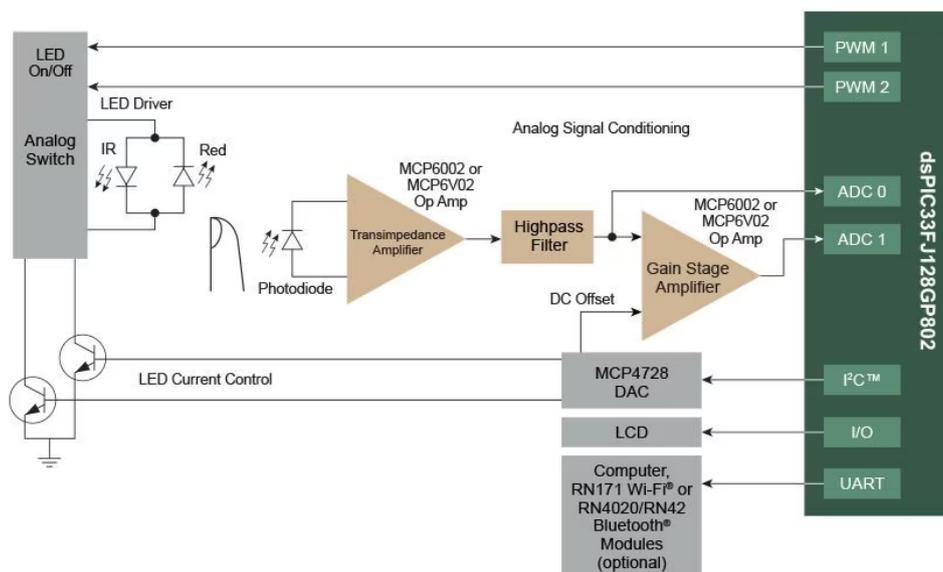


Image 1.4 – Sous-systèmes typiques d'un oxymètre de pouls [49].

La saturation en oxygène sanguin (SpO_2) peut être aussi utilisée pour contrôler le stress causé par l'exercice [50, 51] ainsi que par des facteurs environnementaux tels que la pollution [52]. La saturation en oxygène sanguin est couramment utilisée dans le domaine médical pour surveiller les patients dans les unités de soins intensifs et

lors du processus de rééducation cardiaque ou pulmonaire [53]. Ce paramètre offre un aperçu plus approfondi de la réaction physiologique individuelle pendant l'exercice. Néanmoins, la saturation en oxygène sanguin est obtenue par une mesure optique qui est plus compliquée à obtenir que celle de la fréquence cardiaque, mais se basant sur le même principe de réflexion de la lumière traversant la peau (PPG, cf. Figure 1.4).

Traditionnellement, cette mesure optique est effectuée au niveau du doigt, mais elle peut également être mesurée à l'oreille, au tympan ou à plusieurs emplacements musculaires [54]. Cette mesure est significativement affectée par la lumière et nécessite un écran de protection contre la lumière à l'endroit de la mesure, tel qu'une protection de doigt ou une grande pince d'oreille. Pour ces raisons, il n'est pas très facile d'utiliser ces mesures dans des tests écologiques, mais en fonction de leur évolution, ces technologies pourraient devenir une alternative essentielle pour de telles mesures.

De plus, la mesure traditionnelle au doigt est affectée par la contraction musculaire des avant-bras et des doigts lors de la prise du guidon, du contrôle de la trajectoire du vélo, de la gestion du système de freinage et du changement de vitesse. En ce qui concerne la mesure de la fréquence cardiaque, des solutions techniques récentes sont apparues et permettent de mesurer cette variable avec moins de contraintes [40, 55].

Plusieurs produits commerciaux portés au poignet mesurent la saturation en oxygène à l'aide de la PPG tout en maintenant un coût abordable (cf. Figure 1.5). Peu de chercheurs ont étudié l'exactitude de ces appareils pour le cyclisme dynamique, mais des études récentes de Schiefer *et al.* [56] et Hermand *et al.* [57] invitent à une réflexion prudente sur ces dispositifs, en particulier lorsque l'oxymétrie de pouls est d'intérêt.

1.1.3 Pression artérielle

En ce qui concerne la surveillance des maladies chroniques cardio-vasculaires (*i.e.*, cardiopathies coronariennes, cérébrovasculaires, artériopathies périphériques, cardiopathies rhumatismales, malformations cardiaques congénitales, thromboses veineuses profondes et les embolies pulmonaires [58]), responsables de 31 % de la mortalité mondiale totale, il est recommandé d'effectuer des mesures régulières de la pression artérielle pour surveiller les risques d'infarctus ou d'accident vasculaire cérébral (AVC).

La pression artérielle est définie comme la pression qui s'exerce sur la paroi des artères pendant la circulation du sang. Lors de la contraction du cœur, le sang est expulsé dans les artères, exerçant une pression élevée sur la paroi artérielle, connue



(a) Brassard Polar OH1 ®(Polar Electro Ltd, Kempele, Finlande).



(b) Montre Garmin Vivosmart 5 ®(Garmin Ltd, Olathe, Kansas, USA).



(c) Oxymètre de pouls iHealth ®(iHealthLabs Europe, Paris, France).

Image 1.5 – Exemples de produits dans le commerce qu'utilise PPG pour mesurer la fréquence cardiaque et la saturation en oxygène.

sous le nom de pression systolique. Lors de la phase de relaxation du cœur, celui-ci se remplit de sang, ce qui entraîne une pression artérielle plus basse, connue sous le nom de pression diastolique [59, 60]. Sur la [Figure 1.6](#), se trouve un exemple de signal aortique, qui représente les deux phases du cycle cardiaque. L'onde dicrote est une incisure produite par la fermeture de la valve aortique, ce qui entraîne une augmentation de la pression [61].

La mesure classique (cf. [Figure 1.7a](#)) se fait en utilisant un stéthoscope pour entendre le bruit de Korotkoff [62] avec la personne au repos, plaçant le brassard autour du bras avant le coude au niveau du cœur, puis le brassard est gonflé (avec une pompe) jusqu'à boucher l'artère. Il est ensuite dégonflé lentement (2 mmHg/s). La valeur de pression systolique est prise lors de l'écoute des premiers deux battements. Le brassard continue à se dégonfler, et la valeur diastolique est prise lorsque plus de battements sont entendus.

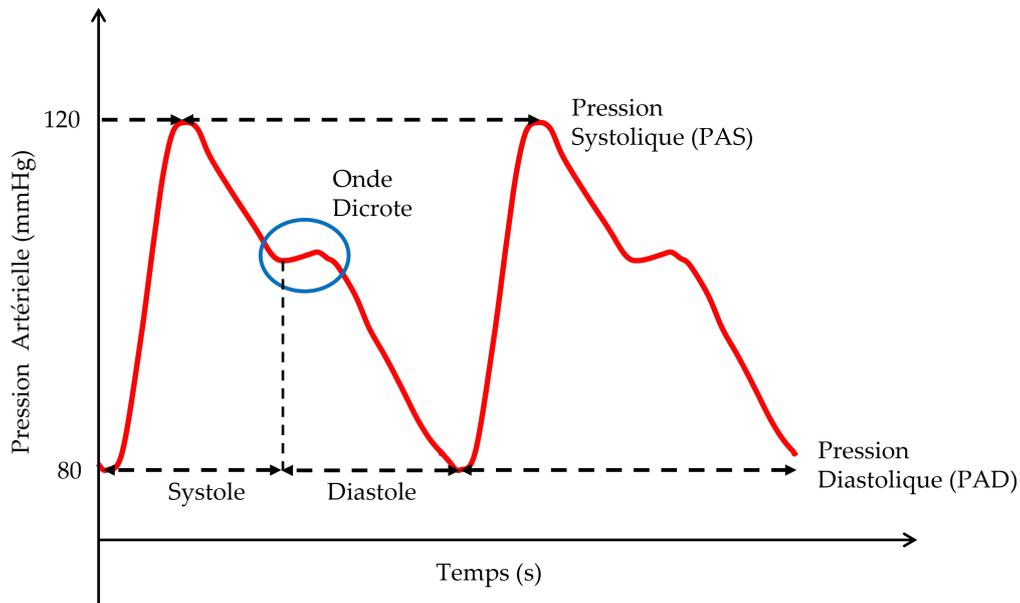


Image 1.6 – Description du signal aortique.

Cette mesure est automatisée avec les nouveaux dispositifs électroniques, où le gonflage et le dégonflage se font avec un moteur-compresseur, et la prise des pressions systolique et diastolique se fait avec un capteur de pression (cf. Figure A.2). La Fédération Française de Cardiologie (FFC) et l’OMS établissent l’hypertension (*i.e.*, pression artérielle élevée) lorsque celle-ci atteint des valeurs supérieures à 140 mmHg (systole) sur 90 mmHg (diastole). Une pression artérielle normale doit être autour de 120/80 mmHg [59, 63].

Avec l’apparition de dispositifs électroniques permettant une mesure ambulatoire ou statique (cf. Figure 1.7), les personnes atteintes d’hypertension peuvent surveiller leur pression sans avoir besoin d’un spécialiste présent [64, 65].

D’autant plus que la mesure depuis chez eux (cf. Figure 1.7b), et celle qui est la plus fiable par rapport aux autres [66, 67]), mais avec la condition que la personne soit bien formée pour bien réaliser la mesure [68].

Mazoteras-Pardo *et al.* [64] ont reconstitué les différentes études de validation de tensiomètres sur-étagères avec des golds standards cliniques, étant la plupart validées par rapport à différents protocoles. La plupart d’entre eux étaient de nature statique, mais conçus pour être utilisés de manière ambulatoire, sauf que la validation (protocole International de la Société Européenne d’Hypertension) d’un tensiomètre ambulatoire ne se fait que de manière statique et n’oblige pas la validation dans des conditions ambulatoires.

Cependant, plusieurs articles dans la littérature exposent l’importance de la mesure ambulatoire puisqu’elle donne une vue sur les variations (variabilité) de la



(a) Sphygmomanomètre WelchAllyn DS48A
®(Welch Allyn, Inc., Auburn, USA).



(b) Tensiomètre iHealth ®(iHealthLabs
Europe, Paris, France).



(c) Tensiomètre ambulateur WatchBP O3
AFIB ®(Microlife Corporation, Taipei,
Taïwan).

Image 1.7 – Exemples de produits dans le commerce pour un mesure de tension artérielle.

pression artérielle sur 24 heures (une mesure chaque 15 - 30 minutes), même pendant la nuit [66, 68–71].

Cardozo [72] et Pena-Hernandez *et al.* [73] ont fait l'analyse de plusieurs articles qui ont regardé l'influence d'une activité physique sur la pression artérielle avec des tensiomètres ambulatoires. En fonction de la nature de l'activité, l'intensité et la durée, des réductions sur la pression artérielle peuvent être observées post-activité.

D'autres technologies sans brassard sont actuellement en cours de recherche. En utilisant la PPG et des techniques d'analyse de décomposition de pouls (PDA, *Pulse Decomposition Analysis*), Nagasawa *et al.* [74] ont utilisé cette technique en prenant la mesure sur le doigt du sujet et ont trouvé une corrélation (R^2) de 0.58 sur la pression systolique et 0.76 sur la pression diastolique. Cette corrélation a été obtenue avec

l'appareil Finapres³ qui est un tensiomètre placé sur le doigt. Tamura [75] propose une analyse de la seconde dérivée de l'onde du pouls pour déterminer la pression artérielle et évoque le besoin de normes supplémentaires pour valider ces méthodes.

Li *et al.* [76] ont réalisé une revue de la littérature sur les articles ayant travaillé sur l'analyse de la PPG en utilisant des méthodes telles que le temps de transit du pouls (PTT, *Pulse Transit Time*) et l'analyse de l'onde de pouls (PWA, *Pulse Wave Analysis*). Ils ont conclu que ces dispositifs nécessitaient plus de précision pour se conformer aux normes médicales. Toutefois, il n'est pas spécifié si ces dispositifs ont été testés sur le terrain. Étant donné qu'ils utilisent la PPG, il est fort probable que les mêmes problèmes des oxymètres de pouls liés à la luminosité et aux vibrations puissent également se poser.

1.1.4 Volume d'oxygène

Aujourd'hui, il semble clair que la fréquence cardiaque reste la solution la plus pratique pour une utilisation écologique, et que des appareils plus avancés contribueraient à obtenir de meilleurs algorithmes à des fins de recherche, mais ne sont pas transférables dans une application réelle. En tant que référence, le volume d'oxygène (VO_2) respiré peut être davantage utilisé dans l'étude de la validation ou de la preuve de concept pour mieux comprendre les considérations physiologiques et éviter les raccourcis de la fréquence cardiaque qui pourraient ne pas détecter les réactions corporelles critiques lors de conditions spécifiques sur le terrain.

La mesure des échanges gazeux avec la VO_2 et la VCO_2 (volume de dioxyde de carbone) est largement utilisée dans les domaines médicaux et des sciences du sport. L'état actuel de l'art des tests cardiopulmonaires (le plus connu étant celui de test d'effort maximal, VO_{2max}) nécessite d'un masque oronasal et d'un système de mesure des échanges gazeux (*cf.* Figure 1.8), qui peut être stationnaire et utilisé en laboratoire, ou en portable pour évaluer les personnes lors de tests ambulatoires (situations réelles sur le terrain). Les mesures sont réalisées avec un masque oronasal avec des volumes prédéfinis; une turbine qui se place au bout du masque, préalablement calibrée avec une seringue de volume défini. Ceci donnera le débit d'air pendant chaque cycle respiratoire.

En utilisant un capteur électro-chimique, calibré avec de l'air ambiant et une concentration de gaz (*e.g.*, 15 % O_2 , 5 % CO_2), permet d'établir la quantité d' O_2 et de CO_2 durant le cycle respiratoire. Les résultats de cette mesure sont acceptés comme les meilleurs indicateurs pour déterminer la capacité du cœur, des poumons,

3. Finapres Medical Systems B.V., Enschede, Pays-Bas



Image 1.8 – Personne avec un masque oronasal pour une mesure de VO_2 .

des vaisseaux et des muscles à utiliser efficacement l'oxygène pendant l'exercice ([77, p. 1-3]).

Nagata *et al.* [78] et Sweeney *et al.* [52] ont mesuré la VO_2 et l'ont utilisée pour surveiller et contrôler son évolution lors d'un test sur un VAE. Ils ont conclu que leur système peut empêcher l'utilisateur de franchir le second seuil ventilatoire.

Les seuils ventilatoires (*i.e.*, SV1 et SV2, cf. Figure A.3) [79–81] sont déterminés à l'issue du test cardiopulmonaire, et permettent d'établir dans quel régime cardio-vasculaire se trouve la personne. Le seuil ventilatoire un, indique le seuil en aérobie (*i.e.*, réactions chimiques d'un organisme se produisant en présence d'oxygène). Au-delà de ce seuil, la personne travaille son endurance. Le seuil ventilatoire deux, indique le seuil en anaérobie (*i.e.*, réactions chimiques d'un

organisme se produisant en l'absence d'oxygène). Au-delà de ce seuil, la personne travaille sa résistance.

L'ensemble de ces données pourrait être collecté lors d'essais initiaux où les sujets reçoivent des instructions sur la manière d'utiliser le vélo et ses systèmes, à quelle fréquence, il doit être utilisé, et sur quel parcours (s'il s'agit d'une étude contrôlée). Cela permettrait de personnaliser de manière adéquate le système pour établir la zone d'intensité d'un cycliste et d'évaluer si le sujet doit rester dans cette zone ou la modifier. Il serait intéressant de maximiser l'utilisation de la mesure de la VO_2 lors de telles études afin de mettre à jour les algorithmes et d'améliorer la qualité des prédictions métaboliques [82–84].

1.1.5 Fatigue musculaire

À partir des connaissances générales sur le corps humain, il est bien établi que chaque personne a ses capacités individuelles en termes de force et de vitesse [85, 86], ce qui conduit à des préférences naturelles lors des mouvements [87, 88]. De plus, la littérature documente bien l'impact des limitations de force dans l'exercice du cyclisme au sein de plusieurs populations, en particulier parmi les personnes atteintes de maladies [89, 90]. Sur la base de ces données, il peut y avoir un avantage potentiel pour les algorithmes qui ajustent l'assistance électrique en fonction des capacités physiologiques et musculaires individuelles (biomécaniques) afin de maintenir les personnes dans leur zone de confort.

Dans la même direction, l'utilisation de l'électromyographie (EMG, cf. Figure 1.9) devrait être envisagée pour évaluer la fatigue musculaire du cycliste lors de différents tests sur terrain, c'est-à-dire évaluer le temps nécessaire avant que la fatigue ne soit apparente sur une route plate, en montée et mixte, comme nous pouvons le voir dans Kiryu et Minagawa [91]. Naturellement, il n'est pas envisageable de faire des tests sur toutes les routes existantes. Cependant, cela pourrait aider à prédire quand, et où le cycliste aurait besoin de plus d'assistance, contribuant ainsi à économiser la batterie jusqu'à ce qu'elle soit nécessaire. De plus, de tels tests peuvent fournir des informations sur les améliorations musculaires potentielles pour les personnes en rééducation des jambes [93–95], [96, p. 785].

Une corrélation doit être établie en utilisant d'autres données physiologiques (*i.e.*, la fréquence cardiaque, la cadence et la puissance) et la fatigue musculaire, car il n'est pas possible d'avoir une EMG sur le sujet en permanence lors d'une séance en extérieur. Cependant, cette fatigue peut être estimée à l'aide d'autres données, comme cela a été réalisé dans des travaux tels que Corno *et al.* [36] et Meyer *et al.* [32].

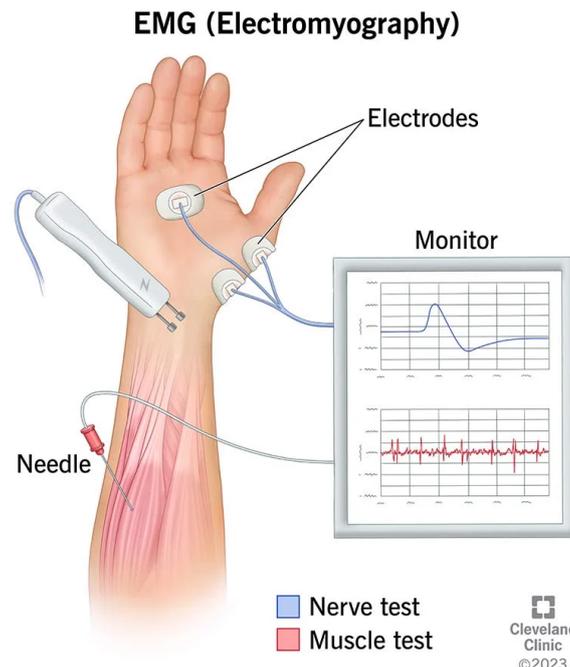


Image 1.9 – Capteurs dans une mesure EMG [92].

Alternativement, même si ce paramètre peut obtenir des informations pertinentes pour ajuster avec précision l'individualisation de l'algorithme, il est essentiel de se rappeler que l'activation musculaire de surface n'est pas directement liée à la production de force [97, p. 7]. De plus, la configuration matérielle et l'expérience des techniciens doivent être qualifiées pour placer soigneusement les capteurs EMG et gérer les données.

D'autres alternatives technologiques sont présentes dans la littérature. Nous notons que la spectroscopie proche infrarouge est désormais largement utilisée pour évaluer l'état physiologique [98] et pourrait devenir plus précise et sensible que la fréquence cardiaque dans des situations écologiques [99, 100].

Aujourd'hui, ces capteurs ne sont pas prêts à être intégrés dans le contrôle dynamique des vélos électriques, mais ils pourraient être de bons candidats dans de futurs travaux et fournir des informations physiologiques plus pertinentes sur les muscles des jambes. Cela pourrait donner de nouvelles perspectives sur une éventuelle boucle de contrôle pour l'assistance électrique basée sur des marqueurs physiologiques locaux sur les jambes qui pourraient potentiellement exclure les fluctuations de la fréquence cardiaque liées à des facteurs secondaires tels que le stress, la température, la caféine ou d'autres.

1.1.6 Lactatémie

Dans le domaine du sport et de la performance, la mesure de la lactatémie (cf. [Figure 1.10](#)) est largement utilisée pour évaluer l'intensité de l'effort en fonction de la concentration de lactate (ion d'acide lactique) dans le sang ($[La^-]_b$) [101, 102]. Le lactate est un produit de l'activation de la glycolyse (le processus de dégradation



Image 1.10 – Exemple de Lactatomètre - Lactate PRO 2® (BUSIMEDIC S.L., Saint Sébastian, Espagne).

du glucose pour produire de l'énergie, notamment de l'ATP, adénosine triphosphate) [103]. L'accumulation de lactate se produit lorsque les muscles demandent plus de glucose que ce que l'oxygène disponible dans le corps peut fournir. Les muscles produisent alors plus d'acide lactique pour continuer à utiliser le glucose en l'absence d'oxygène (anaérobie), par le biais d'un processus appelé fermentation (cf. [Figure A.4](#)). Si le lactate continue de s'accumuler dans le sang, cela provoque un déséquilibre du pH (acidose), ce qui peut entraîner des douleurs musculaires et de la fatigue.

En effet, en surveillant le niveau de lactate au début de l'activité et en observant son évolution au cours d'une séance d'entraînement, les entraîneurs sportifs peuvent déterminer le seuil de lactate de l'athlète (moment où la concentration de lactate dans le sang augmente de manière non-linéaire, cf. [Figure 1.11](#)). Cela permet de planifier les séances d'entraînement et de personnaliser les zones d'intensité en corrélation avec les mesures de fréquence cardiaque et de VO_2 [105–109]. De plus, le lactate peut être un marqueur indiquant un problème de santé sous-jacent chez un patient.

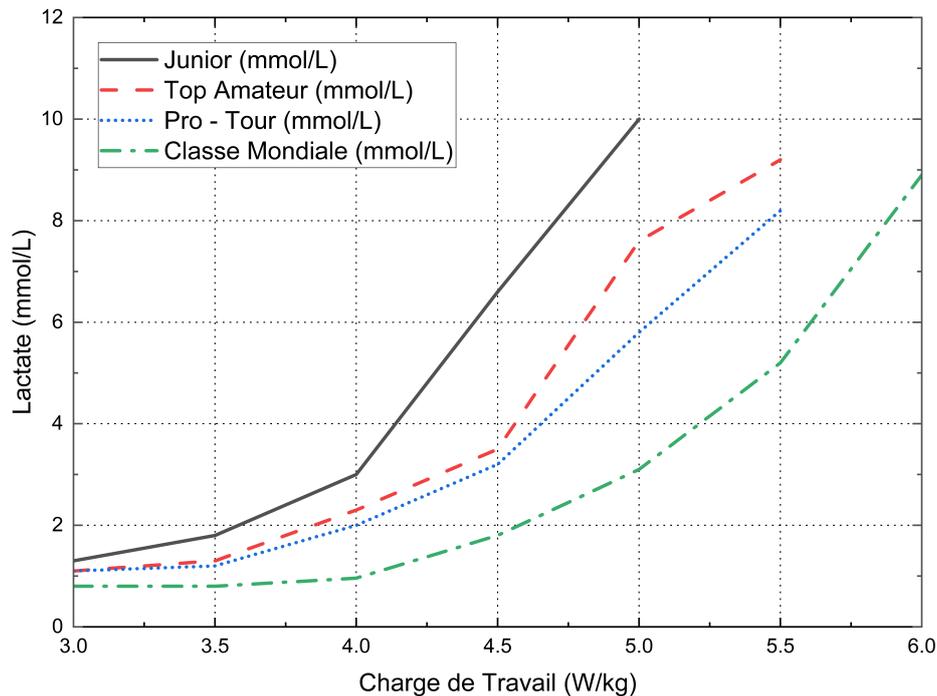


Image 1.11 – Concentration de lactate chez différentes catégories d'athlètes (Données tirées de l'étude de Millan *et al.* [104]).

Broskey *et al.* [110] suggèrent de l'utiliser comme indicateur potentiel de pathologies métaboliques. Li *et al.* [111] ont réalisé une revue de l'importance de la mesure du lactate pour le diagnostic clinique et le pronostic des maladies, car elle est présente et contribue à la régulation des systèmes cardiovasculaire, respiratoire, digestif, urinaire, et à d'autres processus physiologiques.

Malgré la richesse d'informations que cette mesure peut apporter, elle n'est pas transportable sur le terrain pour réaliser des mesures en continu. La nécessité d'une prise de sang invasive suppose que la personne doit interrompre l'effort pour effectuer cette mesure. Pour des mesures en continu, de nouvelles technologies sont en cours de développement. Par exemple, les travaux de Chien *et al.* [112] ont abouti à la création d'un capteur attaché à la peau grâce à des microaiguilles, permettant de mesurer le lactate dans le liquide interstitiel, c'est-à-dire le liquide qui remplit les espaces entre les cellules. Cependant, bien que ce dispositif présente une bonne corrélation avec un analyseur de lactate et de glucose⁴, il est encore en phase de développement et n'est pas prêt pour un déploiement sur le terrain.

Il en va de même pour les études de Ming *et al.* [113] et Dror *et al.* [114]. Il serait intéressant de continuer à surveiller l'évolution de ces nouveaux dispositifs et

4. Biosen C-Line EKF Diagnostic, Cardiff, Pays de Galles

de les intégrer le plus rapidement possible aux systèmes de surveillance pour enrichir davantage les données collectées et permettre un meilleur suivi pour les médecins et les entraîneurs.

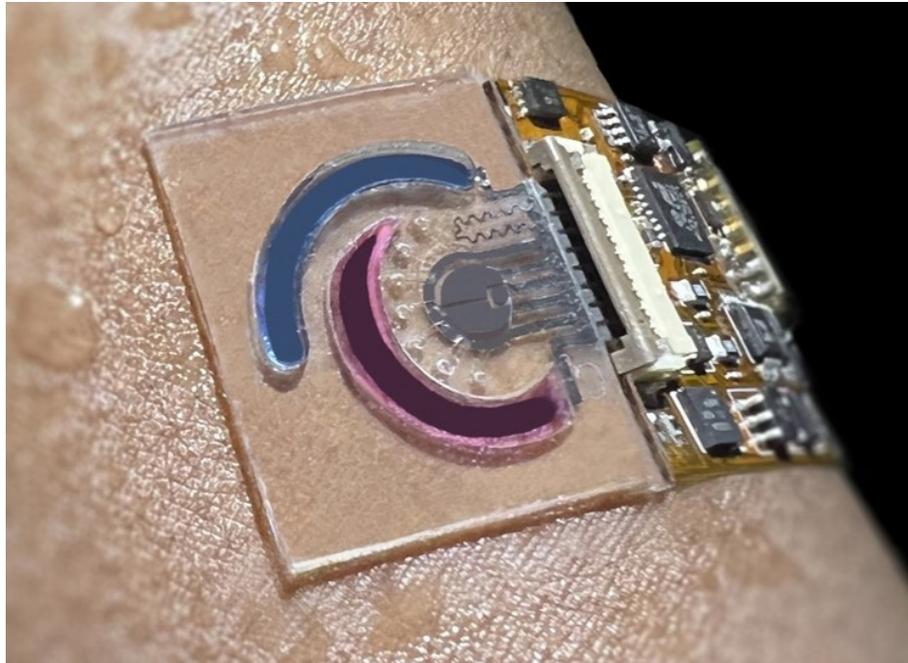


Image 1.12 – Exemple d'un capteur de transpiration (Image de Wang *et al.* [115]).

D'autres technologies ont émergé grâce à l'analyse de la transpiration (cf. Figure 1.12). La transpiration peut révéler des informations pertinentes sur plusieurs signes physiologiques, notamment certaines drogues, la nicotine, l'alcool, les hormones (comme la dopamine et le cortisol), les micronutriments (vitamines, métaux, zinc, calcium), les métabolites (comme le glucose et le lactate), ainsi que les électrolytes.

Ces données peuvent être utilisées pour surveiller certaines pathologies, la nutrition et l'effort lors d'une activité physique [115–118]. Ibrahim *et al.* [119] ont compilé les différentes recherches sur les dispositifs permettant la mesure de la transpiration. Trois grandes catégories se dégagent en fonction de la technologie de collecte : la microfluidique, la chimie, les microaiguilles et les matériaux absorbants, qui peuvent permettre une mesure continue ou ponctuelle.

Ces technologies sont relativement nouvelles, comme le montre Gao *et al.* [120], où nous pouvons constater que les études sur la création de nouveaux capteurs multidonnées de la transpiration ont commencé à se développer depuis 2016. Cela pourrait offrir une alternative non-invasive pour la mesure du lactate [121–123].

Cependant, il reste encore quelques défis technologiques à relever pour espérer obtenir un dispositif médical ou un capteur homologué capable de garantir des mesures fiables. Ces défis incluent l'amélioration de la collecte continue de la sueur,

des avancées dans l'électronique et son alimentation en énergie, la détection dans des endroits présentant peu de transpiration ou dans des conditions de sédentarité.

Des méthodes de post-traitement peuvent être envisagées pour se rapprocher des mesures sanguines, qui offrent beaucoup plus de marqueurs et sont plus fiables. Un exemple est l'étude de Rabost-Garcia *et al.* [121], où des réseaux de neurones sont utilisés avec d'autres données telles que la fréquence cardiaque et le taux de transpiration pour obtenir des mesures se rapprochant de celles du Lactate PRO 2.

1.1.7 Glucose

Le glucose est une autre donnée extrêmement importante pour des pathologies telles que le diabète de types I et II, où une surveillance constante est primordiale [124–127]. Sur le marché, il existe plusieurs dispositifs permettant une mesure ponctuelle ou continue du glucose, nécessitant une prise de sang ou un accès au liquide interstitiel (comme le lactate), respectivement (cf. Figure 1.13).



(a) Medtronic iPro2[®] (Medtronic plc, Brampton, Canada).

(b) CONTEC KH-100[®] (Contec Medical Systems Co., Ltd, Qinhuangdao, Chine).

Image 1.13 – Équipement commercial utilisé comme glucomètre.

Ce dernier type de mesure peut être effectué sur le dos, la partie supérieure du bras ou la partie inférieure de l'abdomen. Étant donné que cette mesure permet de surveiller la glycémie dans le système, c'est-à-dire l'énergie disponible pour réaliser une activité physique, c'est une donnée de plus en plus utilisée par les nutritionnistes

et les entraîneurs pour réguler l'apport en nutriments pendant un entraînement ou une compétition.

Bowler *et al.* [128] ont analysé différentes études ayant utilisé des capteurs de mesure continue du glucose durant des activités physiques. Cependant, ils concluent que ces technologies nécessitent davantage de maturité, de validation des algorithmes pour améliorer l'interprétation des mesures et d'améliorations sur le système de fixation, notamment dans certains sports. Cette conclusion rejoint l'analyse faite par Holzer *et al.* [129].

1.1.8 Synthèse des variables

Dans notre état de l'art sur les VAE avec des systèmes de surveillance santé [28], nous avons trouvé aussi que les deuxième et troisième capteur les plus couramment utilisés mesurent la puissance et la cadence (ou la vitesse, car elles peuvent être déduites l'une de l'autre). Ils sont utilisés dans presque tous les systèmes de commande moteur, parce qu'ils permettent de récupérer la puissance ou le couple produit par le cycliste et leur taux.

Ces informations sont corrélées à la fréquence cardiaque, ce qui peut permettre d'estimer l'état de fatigue du cycliste [32, 36, 50, 91, 130], ainsi que la difficulté de la route pour aider l'utilisateur de la meilleure manière possible et réduire la contrainte lors de ses déplacements.

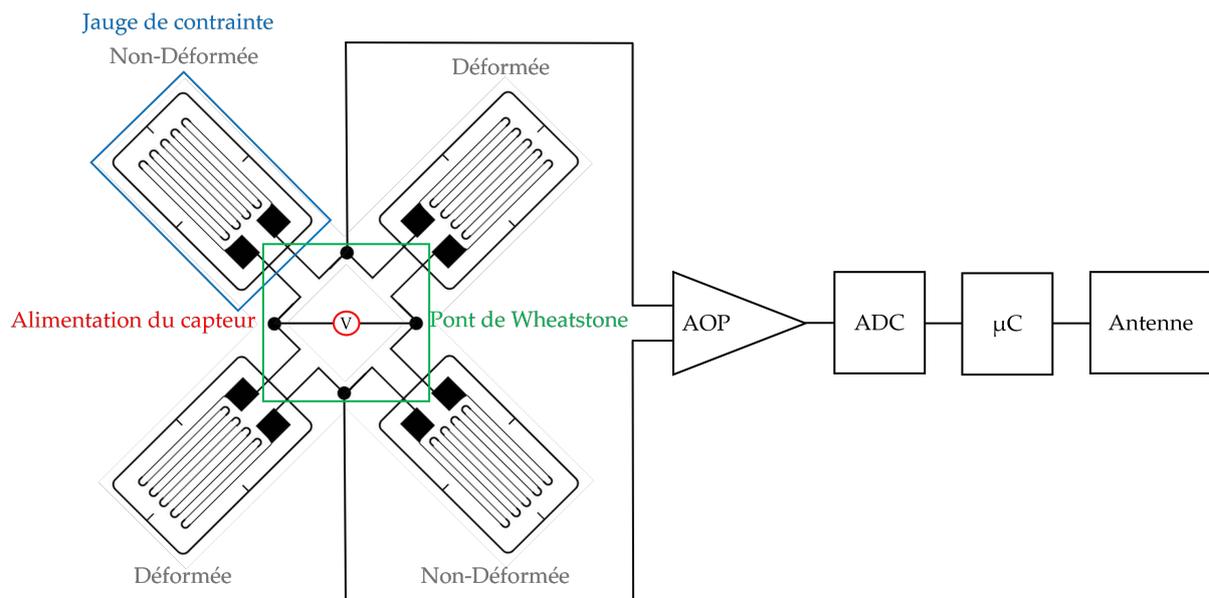


Image 1.14 – Principe de fonctionnement des capteurs de puissance avec des jauges de contrainte.

Le principe derrière les capteurs de puissance repose sur l'utilisation de jauges

de contrainte (*i.e.*, déformation), comme ceux de la [Figure 1.14](#). Ces éléments subissent une déformation qui se traduit par un changement de leur résistance électrique. En utilisant un pont de Wheatstone, il est possible de mesurer les variations de résistance de ces jauges. Les variations de tension résultantes sont ensuite amplifiées ou filtrées par un amplificateur opérationnel (AOP) et converties en signaux numériques par un convertisseur analogique-numérique (CAN ou ADC, pour Analog-Digital Converter). Le microcontrôleur (μC) est un circuit intégré intégrant les éléments essentiels d'un ordinateur (*i.e.*, processeur, mémoires, port d'entrées-sorties). Dans ce contexte, il enregistre les informations reçues pour les transmettre ultérieurement à un autre dispositif via une antenne.

En ce qui concerne les capteurs de vitesse et de cadence, leur principe de fonctionnement est plus simple. Ils utilisent un accéléromètre à trois axes, un capteur capable de mesurer l'accélération selon trois axes orthogonaux (*e.g.*, X , Y et Z). Le capteur de cadence est généralement fixé sur une manivelle, tandis que le capteur de vitesse est placé sur le moyeu d'une roue. En effectuant des calculs à l'aide du microcontrôleur intégré, il est possible de déterminer les tours par minute (RPM) de chaque capteur.

Pour le capteur de vitesse, il est essentiel de connaître le périmètre de la roue pour calculer la distance parcourue, et par conséquent, la vitesse. D'autres systèmes plus simples utilisent des capteurs Interrupteurs à Lame Souple (ILS) permettant de récupérer la vitesse de rotation des roues à l'aide d'aimants dans les rayons des roues et qui lors du passage sur le capteur ferment le circuit, indiquant qu'une rotation est faite (RPM). Ceci est corrélé avec les circonférences des roues, pour donner la vitesse de parcours du vélo (km/h).

Dans le [tableau 1.1](#), ce trouve une compilation des capteurs utilisés pour mesurer différentes variables physiologiques [131–133]. Dans les paragraphes précédents, nous avons présenté et expliqué les différentes variables, leur importance dans le domaine de la santé, leur application dans le sport, les méthodes de mesure et les possibilités de déploiement sur le terrain.

Pour faire le choix des capteurs, nous les avons divisés en quatre catégories : Non-Invasifs (*i.e.*, si la prise de mesure nécessite des piqûres ou non), Portables (*i.e.*, si le capteur est autonome ou nécessite un ordinateur), Confort (*i.e.*, si la pose des capteurs est gênante ou non, en tenant compte des dimensions et du poids) et Fiabilité en écologie (*i.e.*, s'ils ont été validés pour une utilisation sur le terrain pour des mesures continues).

Nous avons identifié six capteurs qui satisfont tous ces critères : fréquence cardiaque, température, humidité, vitesse, cadence et puissance mécanique.

Tableau 1.1 – *Capteurs physiologiques dans la santé et le sport.*

Capteur	Unité(s)	Non-invasive	Portable	Confort	Fiabilité en écologie
Pouls (PPG)	BPM ¹	✓	✓	✓	
Fréquence cardiaque	BPM	✓	✓	✓	✓
ECG	BPM - mV/s	✓	✓		
Échocardiographie	mm - mm ³	✓			
Pression artérielle	mmHg	✓	✓		
EMG	μV		✓		
Glucomètre	mg/dL - mmol/L		✓		
Lactate	mmol/L		✓		
Échange gazeux	mL/min	✓	✓		✓
Oxymètre de pouls	%	✓	✓	✓	
Balance	kg	✓	✓	✓	
Mouvement	cm	✓	✓	✓	
Température	°C	✓	✓	✓	✓
Humidité	%	✓	✓	✓	✓
Transpiration ²	μL/min	✓	✓	✓	
Vitesse	km/h	✓	✓	✓	✓
Cadence	RPM ³	✓	✓	✓	✓
Puissance mécanique	W	✓	✓	✓	✓

¹ Battement par minute² Expérimentale³ Rotation par minute

1.2 Recommandations d'activités physiques

Conformément aux données de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), il est établi que l'activité physique procure d'importants avantages pour la santé, impactant positivement le bien-être cardiaque, mental et corporel [134]. Une pratique régulière de l'activité physique revêt un caractère protecteur dans la prévention et la gestion de maladies chroniques, telles que les maladies cardio-vasculaires, le diabète de type 2, ainsi que le cancer du sein et du côlon [135, 136].

De surcroît, l'activité physique présente des bienfaits notables pour la santé mentale [137], elle retarde l'apparition de la démence [138], favorise le maintien d'un poids corporel sain [139], et contribue au bien-être global [140, 141]. Le cyclisme est un exemple concret d'activité physique aux multiples avantages.

Les bénéfices pour la santé liés à l'activité physique s'étendent bien au-delà de la simple prévention des maladies chroniques. L'activité physique est associée à une augmentation de l'espérance de vie globale, avec une amélioration de la qualité de vie (en moyenne 2.9 années de plus sans maladies chroniques, notamment les maladies cardio-vasculaires) par rapport aux individus sédentaires [142–144].

C'est pourquoi l'OMS et les Centres de Contrôle et de Prévention des Maladies (en anglais : Centers for Disease Control and Prevention ou CDC) aux États-Unis, recommandent que les adultes de plus de 18 ans, qu'ils aient ou non des maladies chroniques ou des handicaps, pratiquent chaque semaine entre 150 et 300 minutes d'activité aérobie d'intensité modérée ou 75 à 150 minutes d'activité aérobie vigoureuse. Ces activités englobent la marche, les sports en groupe, les loisirs actifs et le cyclisme [139, 145].

Les travaux de Booth *et al.* [146] ont examiné 35 maladies chroniques et ont souligné le rôle de l'activité physique, tant dans la prévention des maladies que comme moyen d'éviter l'inactivité physique, un facteur direct de certaines pathologies. De même, l'activité physique est utilisée comme traitement visant principalement à atténuer les effets secondaires des affections médicales.

L'étude de Pedersen et Saltin [147] compile l'impact de l'activité physique en tant que thérapie pour 26 maladies chroniques, détaillant pour chacune les contextes pertinents, les programmes d'exercices basés sur des preuves, les mécanismes sous-jacents, les types d'exercices recommandés et les contre-indications.

Lee *et al.* [135] concluent que les individus physiquement actifs peuvent espérer vivre en moyenne 0.68 année de plus. En revanche, pour ceux qui passent d'un mode de vie sédentaire à une pratique régulière d'activité physique, l'augmentation de

l'espérance de vie varie de 1.3 à 3.7 années (aux États-Unis). Des tendances similaires sont observées en Asie, où les individus actifs peuvent vivre de 2.6 à 4.2 années de plus que leurs homologues inactifs.

Ces informations soulignent donc l'importance de concevoir des vélos électriques intelligents, capables de surveiller les cyclistes en collectant des données physiologiques, mécaniques et environnementales. Les bienfaits pour la santé de l'activité physique vont au-delà de la prévention des maladies chroniques; elle peut également augmenter l'espérance de vie globale (de 6.3 ans de plus) et améliorer la qualité de vie (2.9 ans de plus sans maladies chroniques, telles que les maladies cardio-vasculaires), par rapport aux personnes sédentaires.

Grâce à la présentation des capteurs et des variables physiologiques qui peuvent être mesurées en écologie de la [Section 1.1](#), il est possible d'analyser les maladies chroniques, leur besoin en termes de surveillance pour ainsi avoir un aperçu de celles qui pourraient être prises en charge dans cette thèse avec les technologies existantes des capteurs et les recommandations d'activité physique pour chaque maladie.

L'Institut de Recherche du Bien-être, de la Médecine et du Sport Santé (IRBMS), l'Institut National de la Santé Et de la Recherche Médicale (INSERM) et la Haute Autorité de Santé (HAS), ont recompilés les guides de consultation et prescription d'activité physique en fonction des maladies chroniques pour les professionnels de la santé.

Dans le [tableau 1.2](#), se trouvent les pathologies pour lesquelles il était clairement indiqué la recommandation d'activité physique, son impact sur la santé, les paramètres physiologiques à surveiller et les recommandations lors de la pratique de l'activité physique. Cependant, il est important de noter que la prescription d'activité physique doit être validée par un spécialiste conformément aux directives de la HAS.

Tableau 1.2 – Maladies chroniques et leurs recommandations et impacts de l'activité physique. [148, 149]

Pathologie	Paramètre	Activité	Recommandations	Impacts
Hypertension Artérielle (prévention d'un AVC) [150].	≥ 140 mmHg Systole. ≥ 90 mmHg Diastole (En repos). FC ¹ (200–Age–20 %) VO ₂ max (40 % à 60 %)	≤ 30 -45 min/jour jour/semaine.		Réduction du besoin des médicaments pour stabiliser la tension artérielle.
Diabètes type 2 [151, 152].		30 min d'exercice modéré - 5 jour/semaine 10 min d'exercice intensif	Faire attention au taux de Glycémie et compléter en besoin. L'exercice intensif plusieurs fois par jours est plus effectif.	Diminution du taux d'hémoglobine glyquée de 0.25 % à 0.85 % en fonction de l'intensité. Amélioration de la sensibilité à l'insuline et de la captation du glucose par les muscles pendant 24 et 36 heures. [153].
Asthme [154, 155].	VO ₂ max		Favoriser le sport d'endurance au lieu de ceux d'intensité. Prendre le temps de bien s'échauffer.	Amélioration du contrôle de leur asthme. Augmentation de la tolérance à l'effort.

Continue sur la page suivante

Tableau 1.2 – (Suite de la page précédente)

Pathologie	Paramètre	Activité	Recommandations	Impacts
Parkinson [156, 157].		150 min/semaine intensité modérée. 75 min/semaine intensité élevée.	Il est nécessaire que l'effort soit d'intensité suffisante (> 1h/jour) et soit maintenu sur une longue durée (< 3 mois). Un entraînement aérobic de 8 semaines sur une bicyclette ergonomique, à une intensité de 130 % de la vitesse de pédalage préférée, permet une amélioration des scores UPDRS (<i>Unified Parkinson's Disease Rating Scale</i>).	La mobilité se réduit de manière plus lente. Amélioration de la qualité de vie.
Cancer du sein [158, 159].	Intensité modérée : 55 % à 70 % de FC max. Intensité élevée : 70 % à 90 % de FC max.	4-5 jours/semaine 30 min/jour intensité modérée.	Intensité modérée : vélo à 15 km/h. Intensité élevée : vélo à 20 km/h.	(Prévention) Diminution du risque de 38 % (en faisant 5 heures/semaine d'activités physiques).

Continue sur la page suivante

Tableau 1.2 – (Suite de la page précédente)

Pathologie	Paramètre	Activité	Recommandations	Impacts
Alzheimer [160].		30-45 min/jour - 2-3 jours/semaine intensité modérée		Maintien des capacités cardio-respiratoires, de la régulation posturale et de l'équilibre, de la confiance en soi, de sa qualité de vie et communication sociale.
Cancer de prostate [153].	FC (55 % à 70 % FC max)	30 min/jour intensité modérée - 3 jours/semaine avec un jour de récupération.	Incréments de l'effort doit être faible <10 % de la charge/semaine.	Diminution des facteurs de croissance cellulaires tumorales et cancérogènes (leptine et IGF1). Augmentation du facteur de blocage de la croissance cancéreuse (adinopectine). Amélioration de la qualité de vie (diminution de la fatigue liée à la maladie de 36 % et des effets secondaires du traitement). (Prévention) Diminue le risque entre 10 % et 30 %. Si la personne fait de l'exercice à intensité forte le risque diminue de 30 % par rapport à l'intensité faible.

Continue sur la page suivante

Tableau 1.2 – (Suite de la page précédente)

Pathologie	Paramètre	Activité	Recommandations	Impacts
BPCO ² [161].	V _{O₂} (50 % à 70 %). Fréquence cardiaque.	30-45 min/jour - 3-5 jours/semaine.		Diminution de la dyspnée. Augmentation de la capacité physique.

¹ Fréquence Cardiaque² Bronchopneumopathie Chronique Obstructive

1.3 VAE comme systèmes de surveillance de la santé

Dans notre article intitulé *Les vélos électriques intelligents comme un système de surveillance de la santé : une revue* [28], nous avons compilé différentes études portant sur la surveillance de la santé en utilisant des systèmes intelligents intégrés à des vélos électriques.

Nous avons identifié un total de 23 articles répondant à cette description. De plus, nous avons effectué des recherches pour identifier des articles publiés entre la date de publication de notre article et la rédaction du manuscrit, mais nous n'avons pas trouvé de nouvelles publications. Parmi les articles que nous avons recensés, 22 sur 23 utilisent principalement des microcontrôleurs comme unités centrales de leurs systèmes, avec éventuellement des interactions avec d'autres unités telles que des ordinateurs personnels, des serveurs et des smartphones. Ceci met en évidence l'unité central prédominant dans ces systèmes due à la place disponible sur les vélos et les contraintes sur la consommation de ces systèmes.

Les smartphones sont souvent utilisés comme interface homme-machine (IHM). Ils permettent aux utilisateurs de paramétrer les algorithmes et de recevoir des mises à jour en temps réel sur leur activité physique [36, 50, 162–164]. Ils peuvent également traiter les données pour aider les algorithmes à fournir une réponse plus adaptée à l'utilisateur, ou aussi transmettre les données collectées vers un serveur ou vers un ordinateur pour une analyse ultérieure [52, 130, 165–168].

Les tablettes pourraient également accomplir ces fonctionnalités, mais elles sont limitées par leur taille, ce qui peut être gênant sur un vélo. De plus, certaines tablettes ne disposent pas d'une communication cellulaire intégrée, ou elles nécessitent que les utilisateurs souscrivent à un abonnement pour les utiliser.

Dans l'actualité, le téléchargement en temps réel des données du système VAE vers un serveur est principalement utilisé pour récupérer, traiter et analyser les données, fournir des retours aux sujets [50, 130, 165, 167, 169, 170]. Mais peut permettre également aux professionnels de la santé de surveiller potentiellement leurs patients à distance et d'ajuster l'algorithme (par exemple, les seuils de surveillance, la charge d'entraînement).

Comme analysée dans les sections précédentes (cf. [Section 1.1](#) et [Section 1.2](#)), la surveillance de la fréquence cardiaque est impérative dans la conception de systèmes tels que le nôtre, et cela se reflète dans la littérature. Sur les 23 articles recensés, 22 ont utilisé des capteurs de fréquence cardiaque. Ils ont employé différentes technologies pour mesurer la fréquence cardiaque, notamment l'électrocardiogramme (ECG), l'oxymètre de pouls (qui mesure également la saturation en oxygène), le capteur

de pouls, la ceinture thoracique et des capteurs auto-fabriqués (*e.g.*, des vestes et des gilets).

À l'aide de cette mesure, différents algorithmes ont été développés pour réguler la fréquence cardiaque en utilisant l'assistance électrique du VAE. Cela signifie qu'ils contrôlent ou maintiennent la fréquence cardiaque sous une certaine référence en utilisant l'assistance du vélo pour réduire ou augmenter l'effort perçu par la personne.

Le deuxième capteur le plus couramment utilisé dans ces algorithmes est celui de la puissance mécanique. Il permet d'adopter un type de contrôle plus traditionnel en régulant le moteur du vélo en fonction du couple ou de la puissance exercée pendant le pédalage. En fonction de la force exercée pour faire avancer le vélo, le système peut surveiller si la personne a pédalé trop fort ou pas assez, puis ajuster l'assistance électrique en conséquence.

D'autres capteurs tels que l'accéléromètre et le GPS (système de positionnement par satellite) sont principalement utilisés pour classer les routes, notamment pour reconnaître les pentes (plates, montées et descentes) et segmenter les trajets [171, 172]. Toutefois, ils peuvent également être utilisés dans d'autres applications, comme la détection des chutes [173–175].

En ce qui concerne la validation de ces systèmes sur des sujets, 15 articles indiquent avoir effectué des tests, avec une moyenne de deux participants par étude. De La Iglesia *et al.* [130, 165] et Rey-Barth *et al.* [170] ont été les seuls à avoir testé leurs systèmes sur plus de neuf sujets et à avoir rapporté la durée de leurs études, démontrant ainsi les impacts à long terme de leurs systèmes. L'ensemble des tests sur le terrain consistait en une combinaison de segments plats et de montées. Ces trajets devaient être répétés plusieurs fois en respectant des conditions de test spécifiques, telles que le maintien d'une vitesse ou d'une cadence identiques en tout temps.

Nous avons également constaté que la plupart des articles de cette revue ne fournissent pas une liste exhaustive du matériel utilisé lors de la conception de leur système électronique, ni de ses dimensions. Nous supposons que les éléments de ces architectures doivent être aussi économes en énergie que possible et de taille réduite pour ne pas être encombrants lors de leur intégration sur le VAE. De même, nous avons remarqué que dans les algorithmes où la fréquence cardiaque est utilisée à des fins indicatives et non pour le contrôle du vélo, comme observé chez Nagata *et al.* [78] et De la Iglesia *et al.* [130]. Quelques systèmes intègrent la fréquence cardiaque dans leur boucle de contrôle, comme Corno *et al.* [38], mais ces systèmes supposent que l'utilisateur doit concevoir le module de contrôle batterie et moteur lui-même, ce qui nécessite une prise en main beaucoup plus importante de leur système, ce qui reste à voir avec des VAE issus du commerce. Nous avons constaté que seule l'équipe de

Sweeney *et al.* [52] a utilisé un VAE du commerce, mais malheureusement, ils ont conçu un système de surveillance de la fréquence cardiaque à titre indicatif.

1.4 Conclusion

Grâce à l'état de l'art effectué au cours de ce chapitre, nous pouvons déduire trois éléments importants pour la conception de notre carte électronique destinée à contrôler des vélos à assistance électrique (VAE, cf. Figure 1.15)).

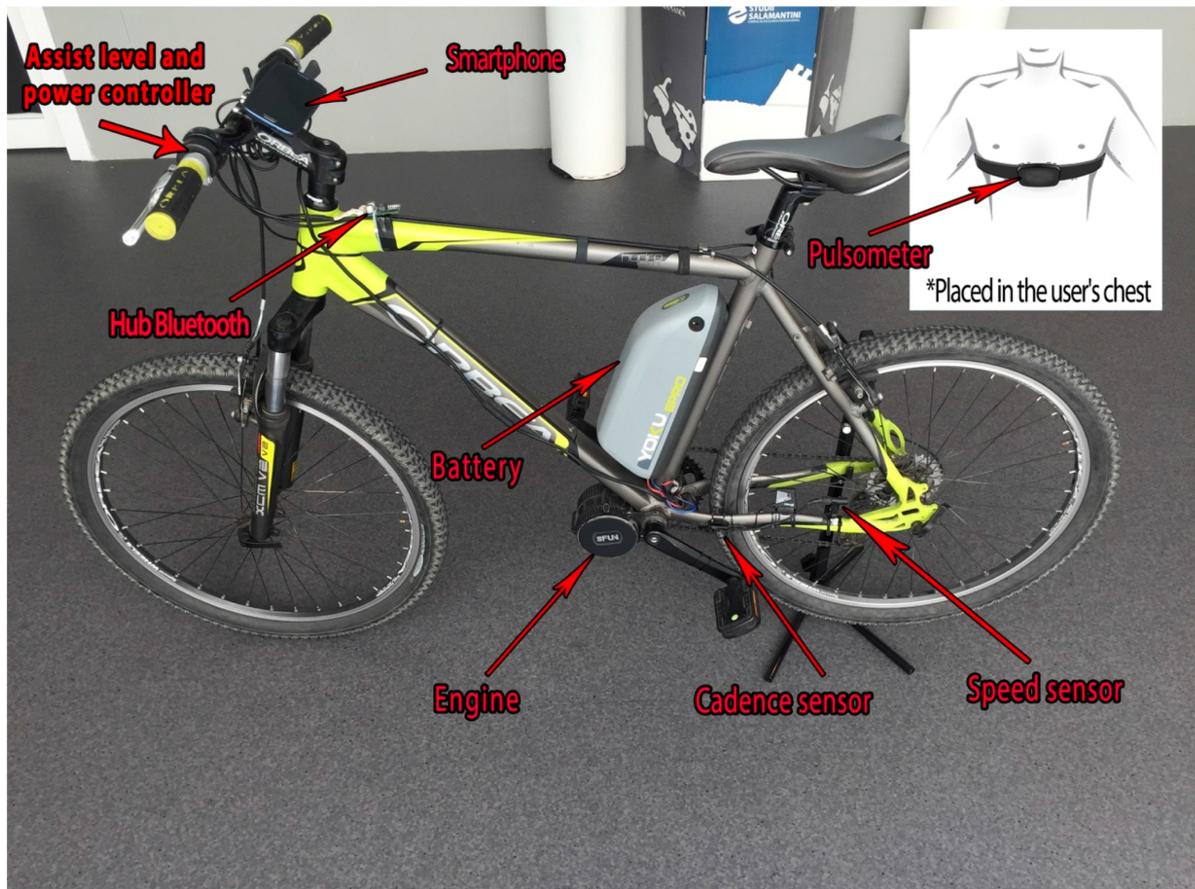


Image 1.15 – Exemple d'un système de surveillance santé (Image de De La Iglesia *et al.* [130]).

Le premier élément (cf. Section 1.1) concerne les capteurs physiologiques validés pour une mesure en continu de l'état physiologique des utilisateurs de vélos. Parmi l'ensemble des capteurs examinés, les capteurs de **fréquence cardiaque**, **température**, **humidité**, **vitesse**, **cadence** et **puissance mécanique** sont ceux qui réunissent les caractéristiques nécessaires à un déploiement en conditions écologiques.

Le deuxième élément (cf. Section 1.2) rassemble les maladies chroniques pouvant être améliorées grâce à la pratique de l'activité physique. Des maladies telles

que l'**hypertension artérielle**, le **cancer du sein et de la prostate**, ainsi que la **BPCO**, indiquent clairement les paramètres à surveiller pour que la pratique de l'activité physique se déroule en toute sécurité. D'autres maladies, avec les capteurs actuels, ne peuvent pas être surveillées en conditions écologiques, comme le diabète, qui nécessite des mesures invasives, ce qui dépasse le cadre de cette thèse.

Le dernier élément (cf. [Section 1.3](#)) concerne l'analyse de ce qui a été faite dans la littérature par d'autres auteurs en termes de VAE orientée surveillance santé. La grande majorité des études se concentraient principalement sur l'utilisation d'un **microcontrôleur**, un circuit intégré avec les éléments essentiels d'un ordinateur (*i.e.*, processeur, mémoires, port d'entrées-sorties) permettant de faire l'interface entre l'électronique du vélo (par exemple le moteur et la batterie), les capteurs et un autre périphérique tel qu'un ordinateur, un serveur ou un smartphone. Les capteurs utilisés dans ces travaux correspondent à ceux trouvés dans la première section de cet état de l'art.

Certains travaux ont également envisagé l'intégration de capteurs supplémentaires, mais étant donné qu'ils ne mesurent pas de paramètres physiologiques, leur inclusion dans ces travaux a été jugée hors sujet. Toutefois, ils pourraient faire leur apparition dans une future version, par exemple en incluant des capteurs ambiants pour mesurer la qualité de l'air en ville ou sur les trajets effectués.

C'est sur la base de ces éléments que nous savons, quels capteurs physiologiques sont utilisables et déployables sur le terrain, ainsi que les maladies chroniques qui peuvent être surveillées. Néanmoins, nous avons choisi de nous concentrer sur les pathologies cardio-vasculaires, étant donné qu'elles représentent la première cause de décès [58], et que leur surveillance repose principalement sur la fréquence cardiaque, qui peut être mesurée de manière fiable en conditions écologiques.

D'autant plus, nous avons remarqué que la plupart des VAE utilisés par les autres auteurs étaient des vélos classiques transformés en VAE, grâce à des moteurs et des batteries sur étagères. Seul Sweeney *et al.* [52] ont utilisé un VAE du commerce (*i.e.*, BTwin⁵ Original 700) pour leur système de surveillance santé. Comme notre objectif est de concevoir un système électronique capable de s'interfacer avec n'importe quel vélo commercial, nous utiliserons plusieurs vélos du commerce avec des utilisations variés (*e.g.*, ville, route, tout chemin, tout terrain) ainsi qu'un kit de motorisation (*i.e.*, kit qui permettra de transformer un vélo classique en VAE) pour valider le système électronique.

5. Decathlon, Villeneuve-d'Ascq, France

En France les ventes des VAE sont principalement des VAE de ville, tout chemin et tout terrain avec 265 mil, 229 mil et 168 mil unités vendus respectivement en 2022 [176]. Les VAE avec plus de croissance sont les « cargos » qui ont eu une augmentation de 96 % atteignant 33 mil unités vendues. Ces vélos cependant ont un usage plus centrés pour transporter des enfants ou faire les courses. Les utilisations plus courantes des VAE sont pour le loisir avec 75 % dont 27 % est pour la pratique du sport. Néanmoins les déplacements professionnelles ne constituent que 11 %, mais cette tendance est à la hausse [177].

Dans le chapitre suivant nous présenterons la conception de notre système de surveillance santé, en utilisant des capteurs et de vélos sur étagères, afin de garantir un système universel et reconfigurable pour le suivi d'une prescription d'activité physique.

Bibliographie

- [1] Direction générale de la santé, "Les dispositifs médicaux (implants, prothèses...)," Dec. 2021. [Online]. Available : <https://sante.gouv.fr/soins-et-maladies/autres-produits-de-sante/article/les-dispositifs-medicaux-implants-protheses>
- [2] C. R. Bellenger, R. L. Thomson, P. R. Howe, L. Karavirta, and J. D. Buckley, "Monitoring athletic training status using the maximal rate of heart rate increase," *Journal of Science and Medicine in Sport*, vol. 19, no. 7, pp. 590–595, Jul. 2016. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1440244015001413>
- [3] T. Cheng, A. Savkin, B. Celler, S. Su, and Lu Wang, "Nonlinear Modeling and Control of Human Heart Rate Response During Exercise With Various Work Load Intensities," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 55, no. 11, pp. 2499–2508, Nov. 2008. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/4539791/>
- [4] J. Achten and A. E. Jeukendrup, "Heart Rate Monitoring : Applications and Limitations," *Sports Medicine*, vol. 33, no. 7, pp. 517–538, 2003. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.2165/00007256-200333070-00004>
- [5] L. C. Dalleck and L. Kravitz, "Relationship Between %Heart Rate Reserve And %VO2 Reserve During Elliptical Crosstrainer Exercise," *Journal of Sports Science & Medicine*, vol. 5, no. 4, pp. 662–671, 2006.
- [6] Varnakavi. Naresh and N. Lee, "A Review on Biosensors and Recent Development of Nanostructured Materials-Enabled Biosensors," *Sensors*, vol. 21, no. 4, p. 1109, Feb. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/4/1109>
- [7] É. Larousse, "Fréquence Cardiaque," Apr. 2024. [Online]. Available : https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/fr%C3%A9quence_cardiaque/13201
- [8] L. M. King, "What Is Heart Rate Variability?" Dec. 2024. [Online]. Available : <https://www.webmd.com/heart/what-is-heart-rate-variability>
- [9] VIDAL, "L'adaptation du système cardiovasculaire à l'effort," Apr. 2024. [Online]. Available : <https://www.vidal.fr/sante/sport/corps-sport/coeur-vaisseaux-pendant-sport/adaptation-effort.html>
- [10] University of California, "Heart Rate | Sports Medicine | UC Davis Health," Apr. 2024. [Online]. Available : <https://health.ucdavis.edu/sports-medicine/resources/heart-rate>
- [11] L. Brockmann and K. J. Hunt, "Heart rate variability changes with respect to time and exercise intensity during heart-rate-controlled steady-state treadmill running," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 8515, May 2023. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s41598-023-35717-0>
- [12] B. S. Tegegne, M. A. Said, A. Ani, A. M. Van Roon, S. Shah, E. J. C. De Geus, P. Van Der Harst, H. Riese, I. M. Nolte, and H. Snieder, "Phenotypic but not genetically predicted heart rate variability associated with all-cause mortality," *Communications Biology*, vol. 6, no. 1, p. 1013, Oct. 2023. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s42003-023-05376-y>

- [13] F. Shaffer and J. P. Ginsberg, "An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms," *Frontiers in Public Health*, vol. 5, p. 258, Sep. 2017. [Online]. Available : <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fpubh.2017.00258/full>
- [14] U. Ekelund, E. Poortvliet, A. Yngve, A. Hurtig-Wennlöv, A. Nilsson, and M. Sjöström, "Heart rate as an indicator of the intensity of physical activity in human adolescents," *European Journal of Applied Physiology*, vol. 85, no. 3-4, pp. 244–249, Aug. 2001. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s004210100436>
- [15] A. Jeukendrup and A. V. Diemen, "Heart rate monitoring during training and competition in cyclists," *Journal of Sports Sciences*, vol. 16, no. sup1, pp. 91–99, Jan. 1998. [Online]. Available : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/026404198366722>
- [16] C. C. Grant, C. Murray, D. C. Janse van Rensburg, and L. Fletcher, "A comparison between heart rate and heart rate variability as indicators of cardiac health and fitness," *Frontiers in Physiology*, vol. 4, 2013. [Online]. Available : <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fphys.2013.00337/abstract>
- [17] F. Oliva, P. Sormani, R. Contri, C. Campana, V. Carubelli, A. Cirò, F. Morandi, G. Di Tano, A. Mortara, M. Senni, M. Metra, and E. Ammirati, "Heart rate as a prognostic marker and therapeutic target in acute and chronic heart failure," *International Journal of Cardiology*, vol. 253, pp. 97–104, Feb. 2018. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167527317303005>
- [18] B. Kaur, J. J. Durek, B. L. O'Kane, N. Tran, S. Moses, M. Luthra, and V. N. Ikonomidou, "Heart rate variability (HRV) : An indicator of stress," in *SPIE Sensing Technology + Applications*, ser. Proceedings Volume 9118, Independent Component Analyses, Compressive Sampling, Wavelets, Neural Net, Biosystems, and Nanoengineering XII, H. H. Szu and L. Dai, Eds., Baltimore, Maryland, USA, May 2014, p. 91180V. [Online]. Available : <http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?doi=10.1117/12.2051148>
- [19] H. ChuDuc, K. NguyenPhan, and D. NguyenViet, "A Review of Heart Rate Variability and its Applications," *APCBEE Procedia*, vol. 7, pp. 80–85, 2013. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2212670813001188>
- [20] Johns Hopkins Medicine, "Holter Monitor," Nov. 2019. [Online]. Available : <https://www.hopkinsmedicine.org/health/treatment-tests-and-therapies/holter-monitor>
- [21] L. Barrios, P. Oldrati, S. Santini, and A. Lutterotti, "Evaluating the accuracy of heart rate sensors based on photoplethysmography for in-the-wild analysis," in *Proceedings of the 13th EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*. Trento Italy : ACM, May 2019, pp. 251–261. [Online]. Available : <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3329189.3329215>
- [22] A. V. Challoner and C. A. Ramsay, "A photoelectric plethysmograph for the measurement of cutaneous blood flow," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 19, no. 3, pp. 317–328, May 1974.
- [23] A. A. Kamal, J. B. Harness, G. Irving, and A. J. Mearns, "Skin photoplethysmography—a review," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 28, no. 4, pp. 257–269, Apr. 1989.
- [24] J. Park, H. S. Seok, S.-S. Kim, and H. Shin, "Photoplethysmogram Analysis and Applications : An Integrative Review," *Frontiers in Physiology*, vol. 12, p. 808451, Mar. 2022. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2021.808451/full>

- [25] M. Etiwy, Z. Akhrass, L. Gillinov, A. Alashi, R. Wang, G. Blackburn, S. M. Gillinov, D. Phelan, A. M. Gillinov, P. L. Houghtaling, H. Javadikasgari, and M. Y. Desai, "Accuracy of wearable heart rate monitors in cardiac rehabilitation," *Cardiovascular Diagnosis and Therapy*, vol. 9, no. 3, pp. 262–271, Jun. 2019. [Online]. Available : <http://cdt.amegroups.com/article/view/25572/24196>
- [26] Garmin and G. L. or its subsidiaries, "HRM-Pro Owners Manual - Putting On the Heart Rate Monitor," Sep. 2023. [Online]. Available : <https://www8.garmin.com/manuals/webhelp/GUID-8918512F-8099-433F-86CC-3E8249295E07/EN-US/GUID-5F6823C6-06BB-425B-806D-E3DC5B38E212.html>
- [27] R. Gilgen-Ammann, T. Schweizer, and T. Wyss, "RR interval signal quality of a heart rate monitor and an ECG Holter at rest and during exercise," *European Journal of Applied Physiology*, vol. 119, no. 7, pp. 1525–1532, Jul. 2019. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s00421-019-04142-5>
- [28] E. G. Avina-Bravo, J. Cassirame, C. Escriba, P. Acco, J.-Y. Fourniols, and G. Soto-Romero, "Smart Electrically Assisted Bicycles as Health Monitoring Systems : A Review," *Sensors*, vol. 22, no. 2, p. 468, Jan. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/2/468>
- [29] S. R. d. A. Camarda, A. S. Tebexreni, C. N. Páfaro, F. B. Sasai, V. L. Tambeiro, Y. Juliano, and T. L. de Barros Neto, "Comparison of maximal heart rate using the prediction equations proposed by Karvonen and Tanaka," *Arquivos Brasileiros De Cardiologia*, vol. 91, no. 5, pp. 311–314, Nov. 2008.
- [30] J. Karvonen and T. Vuorimaa, "Heart rate and exercise intensity during sports activities. Practical application," *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, vol. 5, no. 5, pp. 303–311, May 1988.
- [31] T. Kawada, G. Sunagawa, H. Takaki, T. Shishido, H. Miyano, H. Miyashita, T. Sato, M. Sugimachi, and K. Sunagawa, "Development of a servo-controller of heart rate using a treadmill," *Japanese Circulation Journal*, vol. 63, no. 12, pp. 945–950, Dec. 1999.
- [32] D. Meyer, M. Korber, V. Senner, and M. Tomizuka, "Regulating the Heart Rate of Human–Electric Hybrid Vehicle Riders Under Energy Consumption Constraints Using an Optimal Control Approach," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 27, no. 5, pp. 2125–2138, Sep. 2019. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8418775/>
- [33] S. R. Pasadyn, M. Soudan, M. Gillinov, P. Houghtaling, D. Phelan, N. Gillinov, B. Bittel, and M. Y. Desai, "Accuracy of commercially available heart rate monitors in athletes : A prospective study," *Cardiovascular Diagnosis and Therapy*, vol. 9, no. 4, pp. 379–385, Aug. 2019. [Online]. Available : <http://cdt.amegroups.com/article/view/26754/25185>
- [34] R. Fagard and J. Conway, "Measurement of cardiac output : Fick principle using catheterization," *European Heart Journal*, vol. 11 Suppl I, pp. 1–5, Dec. 1990.
- [35] B. Zhou, R. K. Conlee, R. Jensen, G. W. Fellingham, J. D. George, and A. G. Fisher, "Stroke volume does not plateau during graded exercise in elite male distance runners," *Medicine and Science in Sports and Exercise*, vol. 33, no. 11, pp. 1849–1854, Nov. 2001.
- [36] M. Corno, D. Berretta, P. Spagnol, and S. M. Savaresi, "Design, Control, and Validation of a Charge-Sustaining Parallel Hybrid Bicycle," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 24, no. 3, pp. 817–829, May 2016. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/7264991/>

- [37] D. Meyer and V. Senner, "Evaluating a heart rate regulation system for human–electric hybrid vehicles," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P : Journal of Sports Engineering and Technology*, vol. 232, no. 2, pp. 102–111, Jun. 2018. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/1754337117710069>
- [38] M. Corno, P. Giani, M. Tanelli, and S. M. Savaresi, "Human-in-the-Loop Bicycle Control via Active Heart Rate Regulation," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 3, pp. 1029–1040, May 2015. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6926844/>
- [39] T. Arakawa, "A Review of Heartbeat Detection Systems for Automotive Applications," *Sensors*, vol. 21, no. 18, p. 6112, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/18/6112>
- [40] E. Hermand, J. Cassirame, G. Ennequin, and O. Hue, "Validation of a Photoplethysmographic Heart Rate Monitor : Polar OH1," *International Journal of Sports Medicine*, vol. 40, no. 7, pp. 462–467, Jul. 2019.
- [41] A. Temko, "Accurate Heart Rate Monitoring During Physical Exercises Using PPG," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 9, pp. 2016–2024, Sep. 2017.
- [42] B. Rogers, D. Giles, N. Draper, O. Hoos, and T. Gronwald, "A New Detection Method Defining the Aerobic Threshold for Endurance Exercise and Training Prescription Based on Fractal Correlation Properties of Heart Rate Variability," *Frontiers in Physiology*, vol. 11, p. 1806, 2021. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fphys.2020.596567>
- [43] F. Cottin, P.-M. Leprêtre, P. Lopes, Y. Papelier, C. Médigue, and V. Billat, "Assessment of ventilatory thresholds from heart rate variability in well-trained subjects during cycling," *International Journal of Sports Medicine*, vol. 27, no. 12, pp. 959–967, Dec. 2006.
- [44] E. M. F. Nascimento, P. C. do Nascimento Salvador, D. Antunes, L. T. Possamai, T. Ventura, L. G. A. Guglielmo, B. S. Denadai, and R. D. de Lucas, "Heart rate variability kinetics during different intensity domains of cycling exercise in healthy subjects," *European Journal of Sport Science*, pp. 1–9, Jun. 2021.
- [45] J. Cassirame, S. Chevrolat, and L. Mourot, "Effects of R-R time series accuracy on heart rate variability indexes," *Movement & Sport Sciences - Science & Motricité*, no. 106, pp. 27–35, 2019. [Online]. Available : <https://www.mov-sport-sciences.org/articles/sm/abs/2019/04/sm190003/sm190003.html>
- [46] E. F. Sierra-Alonso, L. M. Sepúlveda-Cano, R. Bailón-Luesma, P. Laguna, and G. Castellanos-Dominguez, "Estimating respiratory frequency from HRV during treadmill exercise testing," in *Computing in Cardiology 2013*, Sep. 2013, pp. 121–124.
- [47] J. Smolander, T. Juuti, M.-L. Kinnunen, K. Laine, V. Louhevaara, K. Männikkö, and H. Rusko, "A new heart rate variability-based method for the estimation of oxygen consumption without individual laboratory calibration : Application example on postal workers," *Applied Ergonomics*, vol. 39, no. 3, pp. 325–331, May 2008.
- [48] H. Rusko, A. Pulkkinen, S. Saalasti, E. Hynynen, and J. KIHU, "PRE-PREDICTION OF EPOC : A TOOL FOR MONITORING FATIGUE ACCUMULATION DURING EXERCISE?" *Medicine and Science in Sports and Exercise - MED SCI SPORT EXERCISE*, vol. 35, May 2003.

- [49] Stephen Evanczuk, "Concevoir un oxymètre de pouls à faible coût en utilisant des composants disponibles sur le marché," Aug. 2020. [Online]. Available : <https://www.digikey.fr/fr/articles/design-a-low-cost-pulse-oximeter-using-off-the-shelf-components>
- [50] A. Theobalt, B. Feodoroff, D. Werth, and P. Loos, "A Personalized and Context-Aware Mobile Assistance System for Cardiovascular Prevention and Rehabilitation," in *Ambient Assisted Living*, R. Wichert and H. Klausing, Eds. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2014, pp. 161–173. [Online]. Available : http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-37988-8_11
- [51] T. Blumenstein, H. Zeitlmann, A. Alves-Pinto, V. Turova, and R. Lampe, "Optimization of electric bicycle for youths with disabilities," *SpringerPlus*, vol. 3, no. 1, p. 646, 2014. [Online]. Available : <http://springerplus.springeropen.com/articles/10.1186/2193-1801-3-646>
- [52] S. Sweeney, R. Ordonez-Hurtado, F. Pilla, G. Russo, D. Timoney, and R. Shorten, "A Context-Aware E-Bike System to Reduce Pollution Inhalation While Cycling," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 704–715, Feb. 2019. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8357977/>
- [53] M. Miles, A. Rodrigues, S. Tajali, Y. Xiong, A. Orchanian-Cheff, W. D. Reid, and D. Rozenberg, "Muscle and cerebral oxygenation during cycling in chronic obstructive pulmonary disease : A scoping review," *Chronic Respiratory Disease*, vol. 18, p. 1479973121993494, 2021 Jan-Dec.
- [54] W. A. Bowes, B. C. Corke, and J. Hulka, "Pulse oximetry : A review of the theory, accuracy, and clinical applications," *Obstetrics and Gynecology*, vol. 74, no. 3 Pt 2, pp. 541–546, Sep. 1989.
- [55] A. Al-Naji, G. A. Khalid, J. F. Mahdi, and J. Chahl, "Non-Contact SpO2 Prediction System Based on a Digital Camera," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 9, p. 4255, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/9/4255>
- [56] L. M. Schiefer, G. Treff, F. Treff, P. Schmidt, L. Schäfer, J. Niebauer, K. E. Swenson, E. R. Swenson, M. M. Berger, and M. Sareban, "Validity of Peripheral Oxygen Saturation Measurements with the Garmin Fenix® 5X Plus Wearable Device at 4559 m," *Sensors*, vol. 21, no. 19, p. 6363, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/19/6363>
- [57] E. Hermand, C. Coll, J.-P. Richalet, and F. J. Lhuissier, "Accuracy and Reliability of Pulse O2 Saturation Measured by a Wrist-worn Oximeter," *International Journal of Sports Medicine*, pp. a-1337–2790, May 2021. [Online]. Available : <http://www.thieme-connect.de/DOI/DOI?10.1055/a-1337-2790>
- [58] World Health Organization, "Cardiovascular diseases (CVDs)," May 2017. [Online]. Available : [https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- [59] Fédération française de cardiologie, "La tension artérielle," May 2021. [Online]. Available : <https://fedecardio.org/je-m-informe/la-tension-arterielle/>
- [60] CHU-Lyon, "Hypertension (pression artérielle) | Fiche santé HCL," Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.chu-lyon.fr/hypertension-pression-arterielle>
- [61] T.-M. Laleg-Kirati, E. Crépeau, and M. Sorine, "Analyse des signaux par quantification semi-classique. Application à l'analyse des signaux de pression artérielle," in *Séminaire de l'Institut de Mathématiques de Bordeaux*, Jan. 2010. [Online]. Available : <https://inria.hal.science/inria-00527763>

- [62] Y. L. Shevchenko and J. E. Tsitlik, "90th Anniversary of the Development by Nikolai S. Korotkoff of the Auscultatory Method of Measuring Blood Pressure," *Circulation*, vol. 94, no. 2, pp. 116–118, Jul. 1996. [Online]. Available : <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/01.CIR.94.2.116>
- [63] World Health Organization, "Hypertension," Mar. 2023. [Online]. Available : <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>
- [64] V. Mazoteras-Pardo, S. Gómez-Cantarino, M. Ramírez-Jiménez, E. Navarro-Flores, and M. I. Ugarte-Gurrutxaga, "Validations of Blood Pressure Measuring Devices Using Recognized Protocols," *Journal of Personalized Medicine*, vol. 13, no. 1, p. 9, Dec. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2075-4426/13/1/9>
- [65] Y. Li, Y. Jiang, and Y. Tang, "Is remote blood pressure monitoring and management a better approach for patients with hypertension? A narrative review," *The Journal of Clinical Hypertension*, vol. 25, no. 2, pp. 121–126, Feb. 2023. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jch.14624>
- [66] J. E. Schwartz, P. Muntner, I. M. Kronish, M. M. Burg, T. G. Pickering, J. T. Bigger, and D. Shimbo, "Reliability of Office, Home, and Ambulatory Blood Pressure Measurements and Correlation With Left Ventricular Mass," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 76, no. 25, pp. 2911–2922, Dec. 2020. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0735109720376336>
- [67] A. J. Hare, N. Chokshi, and S. Adusumalli, "Novel Digital Technologies for Blood Pressure Monitoring and Hypertension Management," *Current Cardiovascular Risk Reports*, vol. 15, no. 8, p. 11, Aug. 2021. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s12170-021-00672-w>
- [68] P. Muntner, P. T. Einhorn, W. C. Cushman, P. K. Whelton, N. A. Bello, P. E. Drawz, B. B. Green, D. W. Jones, S. P. Juraschek, K. L. Margolis, E. R. Miller, A. M. Navar, Y. Ostchega, M. K. Rakotz, B. Rosner, J. E. Schwartz, D. Shimbo, G. S. Stergiou, R. R. Townsend, J. D. Williamson, J. T. Wright, and L. J. Appel, "Blood Pressure Assessment in Adults in Clinical Practice and Clinic-Based Research," *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 73, no. 3, pp. 317–335, Jan. 2019. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0735109718392738>
- [69] M. Cepeda, P. Pham, and D. Shimbo, "Status of ambulatory blood pressure monitoring and home blood pressure monitoring for the diagnosis and management of hypertension in the US : An up-to-date review," *Hypertension Research*, vol. 46, no. 3, pp. 620–629, Mar. 2023. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s41440-022-01137-2>
- [70] E. O'Brien, A. De La Sierra, R. J. McManus, A. Mihailidou, P. Muntner, M. G. Myers, G. S. Stergiou, G. Parati, and E. Manios, "Home Versus Ambulatory Blood Pressure Monitoring," in *Home Blood Pressure Monitoring*, G. S. Stergiou, G. Parati, and G. Mancia, Eds. Cham : Springer International Publishing, 2020, pp. 155–163. [Online]. Available : http://link.springer.com/10.1007/978-3-030-23065-4_15
- [71] K. Kario, S. Hoshida, Y.-C. Chia, P. Buranakitjaroen, S. Siddique, J. Shin, Y. Turana, S. Park, K. Tsoi, C.-H. Chen, H.-M. Cheng, T. Fujiwara, Y. Li, V. M. Huynh, M. Nagai, J. Nailes, J. Sison, A. A. Soenarta, G. P. Sogunuru, A. Sukonthasarn, J. C. Tay, B. W. Teo, N. Verma, T.-D. Wang, Y. Zhang, and J.-G. Wang, "Guidance on ambulatory blood pressure monitoring : A statement from the HOPE Asia Network," *The Journal of Clinical Hypertension*, vol. 23, no. 3, pp. 411–421, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jch.14128>

- [72] D. Cardozo, "Influence of resistance training on ambulatory blood pressure monitoring : A brief review," *Arterial Hypertension*, vol. 26, no. 4, pp. 180–186, Dec. 2022. [Online]. Available : https://journals.viamedica.pl/arterial_hypertension/article/view/90451
- [73] C. Pena-Hernandez, K. Nugent, and M. Tuncel, "Twenty-Four-Hour Ambulatory Blood Pressure Monitoring," *Journal of Primary Care & Community Health*, vol. 11, p. 215013272094051, Jan. 2020. [Online]. Available : <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/2150132720940519>
- [74] T. Nagasawa, K. Iuchi, R. Takahashi, M. Tsunomura, R. P. De Souza, K. Ogawa-Ochiai, N. Tsumura, and G. C. Cardoso, "Blood Pressure Estimation by Photoplethysmogram Decomposition into Hyperbolic Secant Waves," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 4, p. 1798, Feb. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/4/1798>
- [75] T. Tamura, "Draft Proposal of an Optical Cuffless Blood Pressure Device," *Health and Technology*, vol. 10, no. 5, pp. 1129–1136, Sep. 2020. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s12553-020-00435-4>
- [76] S. Li, C. Zhang, Z. Xu, L. Liang, Y. Tian, L. Li, H. Wu, and S. Zhong, "Cuffless Blood Pressure Monitoring : Academic Insights and Perspectives Analysis," *Micromachines*, vol. 13, no. 8, p. 1225, Jul. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2072-666X/13/8/1225>
- [77] M. Bundy and A. Leaver, "Training and conditioning," in *A Guide to Sports and Injury Management*. Elsevier, 2010, pp. 1–9. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780443068133000041>
- [78] T. Nagata, S. Okada, and M. Makikawa, "Electric motor assisted bicycle as an aerobic exercise machine," in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. San Diego, CA : IEEE, Aug. 2012, pp. 1933–1935. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6346332/>
- [79] T. Reybrouck, J. Ghesquiere, M. Weymans, and A. Amery, "Ventilatory Threshold Measurement to Evaluate Maximal Endurance Performance," *International Journal of Sports Medicine*, vol. 07, no. 01, pp. 26–29, Feb. 1986. [Online]. Available : <http://www.thieme-connect.de/DOI/DOI?10.1055/s-2008-1025730>
- [80] V. Franco, "Cardiopulmonary Exercise Testing," in *Encyclopedia of Cardiovascular Research and Medicine*. Elsevier, 2018, pp. 523–526. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128096574996509>
- [81] V. F. Froelicher and J. Myers, "Ventilatory Gas Exchange," in *Exercise and the Heart*. Elsevier, 2006, pp. 41–61. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9781416003113500061>
- [82] E. Hedge, J. Au, and R. Hughson, "Wearable Sensor Technology and Machine Learning for Prediction of Oxygen Uptake and Extraction of Kinetics during Moderate and Heavy Intensity Exercise by Eric Thomas Hedge," 2020. [Online]. Available : <https://www.semanticscholar.org/paper/Wearable-Sensor-Technology-and-Machine-Learning-for-Hedge-Au/979affa63843c3b06d34a6d59de22f3b46133c9e>

- [83] A. Zignoli, A. Fornasiero, M. Ragni, B. Pellegrini, F. Schena, F. Biral, and P. B. Laursen, "Estimating an individual's oxygen uptake during cycling exercise with a recurrent neural network trained from easy-to-obtain inputs : A pilot study," *PLOS ONE*, vol. 15, no. 3, p. e0229466, Mar. 2020. [Online]. Available : <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0229466>
- [84] H. Alzamer, T. Abuhmed, and K. Hamad, "A Short Review on the Machine Learning-Guided Oxygen Uptake Prediction for Sport Science Applications," *Electronics*, vol. 10, no. 16, p. 1956, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2079-9292/10/16/1956>
- [85] H. Jaafar, E. Attiogbé, M. Rouis, H. Vandewalle, and T. Driss, "Reliability of Force-Velocity Tests in Cycling and Cranking Exercises in Men and Women," *BioMed Research International*, vol. 2015, p. e954780, Oct. 2015. [Online]. Available : <https://www.hindawi.com/journals/bmri/2015/954780/>
- [86] S. Dorel, A. Couturier, J.-R. Lacour, H. Vandewalle, C. Hautier, and F. Hug, "Force-velocity relationship in cycling revisited : Benefit of two-dimensional pedal forces analysis," *Medicine and Science in Sports and Exercise*, vol. 42, no. 6, pp. 1174–1183, Jun. 2010.
- [87] F. Vercruyssen and J. Brisswalter, "Which factors determine the freely chosen cadence during submaximal cycling?" *Journal of Science and Medicine in Sport*, vol. 13, no. 2, pp. 225–231, Mar. 2010.
- [88] C. Abbiss, J. Peiffer, and P. Laursen, "Optimal cadence selection during cycling," *ECU Publications*, vol. 10, Mar. 2009.
- [89] K. Suzuki, K. Omiya, S. Yamada, T. Kobayashi, N. Suzuki, N. Osada, and F. Miyake, "Relations between strength and endurance of leg skeletal muscle and cardiopulmonary exercise testing parameters in patients with chronic heart failure," *Journal of Cardiology*, vol. 43, no. 2, pp. 59–68, Feb. 2004.
- [90] M. A. M. Farooqi, K. Killian, and I. Satia, "The impact of muscle strength on exercise capacity and symptoms," *ERJ Open Research*, vol. 6, no. 4, pp. 00 089–2020, Oct. 2020. [Online]. Available : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7533301/>
- [91] T. Kiryu and H. Minagawa, "Feasibility study on a perceived fatigue prediction dependent power control for an electrically assisted bicycle," in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. Osaka : IEEE, Jul. 2013, pp. 2088–2091. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6609944/>
- [92] Cleveland Clinic, "Electromyography (EMG)," Feb. 2023. [Online]. Available : <https://my.clevelandclinic.org/health/diagnostics/4825-emg-electromyography>
- [93] W. D. McLeod and T. A. Blackburn, "Biomechanics of knee rehabilitation with cycling," *The American Journal of Sports Medicine*, vol. 8, no. 3, pp. 175–180, 1980 May-Jun.
- [94] T. E. Johnston, "Biomechanical Considerations for Cycling Interventions in Rehabilitation," *Physical Therapy*, vol. 87, no. 9, pp. 1243–1252, Sep. 2007. [Online]. Available : <https://academic.oup.com/ptj/article/87/9/1243/2742447>
- [95] N. Olivier, T. Weissland, R. Legrand, S. Berthoin, J. Rogez, A. Thevenon, and F. Prieur, "The effect of a one-leg cycling aerobic training program during the rehabilitation period in soccer players

- with anterior cruciate ligament reconstruction," *Clinical Journal of Sport Medicine : Official Journal of the Canadian Academy of Sport Medicine*, vol. 20, no. 1, pp. 28–33, Jan. 2010.
- [96] C. Kisner and L. A. Colby, *Therapeutic Exercise : Foundations and Techniques*, 6th ed. Philadelphia : F.A. Davis, 2012.
- [97] J. Perry and G. A. Bekey, "EMG-force relationships in skeletal muscle," *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 1–22, 1981.
- [98] T. J. Barstow, "Understanding near infrared spectroscopy and its application to skeletal muscle research," *Journal of Applied Physiology (Bethesda, Md. : 1985)*, vol. 126, no. 5, pp. 1360–1376, May 2019.
- [99] T. Stöggl and D.-P. Born, "Near Infrared Spectroscopy for Muscle Specific Analysis of Intensity and Fatigue during Cross-Country Skiing Competition—A Case Report," *Sensors*, vol. 21, no. 7, p. 2535, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/7/2535>
- [100] D.-P. Born, T. Stöggl, M. Swarén, and G. Björklund, "Near-Infrared Spectroscopy : More Accurate Than Heart Rate for Monitoring Intensity in Running in Hilly Terrain," *International Journal of Sports Physiology and Performance*, vol. 12, no. 4, pp. 440–447, Apr. 2017.
- [101] M. L. Goodwin, J. E. Harris, A. Hernández, and L. B. Gladden, "Blood Lactate Measurements and Analysis during Exercise : A Guide for Clinicians," *Journal of Diabetes Science and Technology*, vol. 1, no. 4, pp. 558–569, Jul. 2007. [Online]. Available : <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/193229680700100414>
- [102] C.-A. W. Emhoff and L. A. Messonnier, "Concepts of Lactate Metabolic Clearance Rate and Lactate Clamp for Metabolic Inquiry : A Mini-Review," *Nutrients*, vol. 15, no. 14, p. 3213, Jul. 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2072-6643/15/14/3213>
- [103] L. Messonnier and H. Dubouchaud, "Le lactate : sa cinétique, son métabolisme, ses relations avec la performance et ses controverses," *Movement & Sport Sciences*, vol. n° 70, no. 2, p. 21, 2010. [Online]. Available : <http://www.cairn.info/revue-movement-and-sport-sciences-2010-2-page-21.htm?ref=doi>
- [104] I. S. Millán, C. González-Haro, and M. Sagasti, "Physiological Differences Between Road Cyclists of Different Categories. A New Approach. : 733 May 28 8 :15 AM - 8 :30 AM," *Medicine & Science in Sports & Exercise*, vol. 41, no. 5, pp. 64–65, May 2009. [Online]. Available : <https://journals.lww.com/00005768-200905001-00933>
- [105] S. Kaufmann, T. Gronwald, F. Herold, and O. Hoos, "Heart Rate Variability-Derived Thresholds for Exercise Intensity Prescription in Endurance Sports : A Systematic Review of Interrelations and Agreement with Different Ventilatory and Blood Lactate Thresholds," *Sports Medicine - Open*, vol. 9, no. 1, p. 59, Jul. 2023. [Online]. Available : <https://sportsmedicine-open.springeropen.com/articles/10.1186/s40798-023-00607-2>
- [106] N. Jacob, I. So, B. Sharma, S. Marzolini, M. C. Tartaglia, P. Oh, and R. Green, "Effects of High-Intensity Interval Training Protocols on Blood Lactate Levels and Cognition in Healthy Adults : Systematic Review and Meta-Regression," *Sports Medicine*, vol. 53, no. 5, pp. 977–991, May 2023. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s40279-023-01815-2>

- [107] A. Casado, F. González-Mohíno, J. M. González-Ravé, and C. Foster, "Training Periodization, Methods, Intensity Distribution, and Volume in Highly Trained and Elite Distance Runners : A Systematic Review," *International Journal of Sports Physiology and Performance*, vol. 17, no. 6, pp. 820–833, Jun. 2022. [Online]. Available : <https://journals.humankinetics.com/view/journals/ijsp/17/6/article-p820.xml>
- [108] F. Hermosilla, J. M. González-Rave, J. A. Del Castillo, and D. B. Pyne, "Periodization and Programming for Individual 400 m Medley Swimmers," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 18, no. 12, p. 6474, Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/18/12/6474>
- [109] S. Lee, Y. Choi, E. Jeong, J. Park, J. Kim, M. Tanaka, and J. Choi, "Physiological significance of elevated levels of lactate by exercise training in the brain and body," *Journal of Bioscience and Bioengineering*, vol. 135, no. 3, pp. 167–175, Mar. 2023. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S138917232200370X>
- [110] N. T. Broskey, K. Zou, G. L. Dohm, and J. A. Houmard, "Plasma Lactate as a Marker for Metabolic Health," *Exercise and Sport Sciences Reviews*, vol. 48, no. 3, pp. 119–124, Jul. 2020. [Online]. Available : <https://journals.lww.com/10.1249/JES.0000000000000220>
- [111] X. Li, Y. Yang, B. Zhang, X. Lin, X. Fu, Y. An, Y. Zou, J.-X. Wang, Z. Wang, and T. Yu, "Lactate metabolism in human health and disease," *Signal Transduction and Targeted Therapy*, vol. 7, no. 1, p. 305, Sep. 2022. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s41392-022-01151-3>
- [112] M.-N. Chien, S.-H. Fan, C.-H. Huang, C.-C. Wu, and J.-T. Huang, "Continuous Lactate Monitoring System Based on Percutaneous Microneedle Array," *Sensors*, vol. 22, no. 4, p. 1468, Feb. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/4/1468>
- [113] D. K. Ming, S. Jangam, S. A. N. Gowers, R. Wilson, D. M. E. Freeman, M. G. Boutelle, A. E. G. Cass, D. O'Hare, and A. H. Holmes, "Real-time continuous measurement of lactate through a minimally invasive microneedle patch : A phase I clinical study," *BMJ Innovations*, vol. 8, no. 2, pp. 87–94, Apr. 2022. [Online]. Available : <https://innovations.bmj.com/lookup/doi/10.1136/bmjinnov-2021-000864>
- [114] N. Dror, J. Weidling, S. White, F. Ortenzio, S. Shreim, M. T. Keating, H. Pham, S. Radom-Aizik, and E. Botvinick, "Clinical evaluation of a novel subcutaneous lactate monitor," *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, vol. 36, no. 2, pp. 537–543, Apr. 2022. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s10877-021-00685-1>
- [115] M. Wang, Y. Yang, J. Min, Y. Song, J. Tu, D. Mukasa, C. Ye, C. Xu, N. Heflin, J. S. McCune, T. K. Hsiai, Z. Li, and W. Gao, "A wearable electrochemical biosensor for the monitoring of metabolites and nutrients," *Nature Biomedical Engineering*, vol. 6, no. 11, pp. 1225–1235, Aug. 2022. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s41551-022-00916-z>
- [116] X. Yuan, C. Li, X. Yin, Y. Yang, B. Ji, Y. Niu, and L. Ren, "Epidermal Wearable Biosensors for Monitoring Biomarkers of Chronic Disease in Sweat," *Biosensors*, vol. 13, no. 3, p. 313, Feb. 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2079-6374/13/3/313>
- [117] W. Gao, S. Emaminejad, H. Y. Y. Nyein, S. Challa, K. Chen, A. Peck, H. M. Fahad, H. Ota, H. Shiraki, D. Kiriya, D.-H. Lien, G. A. Brooks, R. W. Davis, and A. Javey, "Fully integrated

- wearable sensor arrays for multiplexed in situ perspiration analysis," *Nature*, vol. 529, no. 7587, pp. 509–514, Jan. 2016. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/nature16521>
- [118] A. Sharma, A. I. Y. Tok, P. Alagappan, and B. Liedberg, "Point of care testing of sports biomarkers : Potential applications, recent advances and future outlook," *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, vol. 142, p. 116327, Sep. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165993621001503>
- [119] N. F. A. Ibrahim, N. Sabani, S. Johari, A. A. Manaf, A. A. Wahab, Z. Zakaria, and A. M. Noor, "A Comprehensive Review of the Recent Developments in Wearable Sweat-Sensing Devices," *Sensors*, vol. 22, no. 19, p. 7670, Oct. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/19/7670>
- [120] F. Gao, C. Liu, L. Zhang, T. Liu, Z. Wang, Z. Song, H. Cai, Z. Fang, J. Chen, J. Wang, M. Han, J. Wang, K. Lin, R. Wang, M. Li, Q. Mei, X. Ma, S. Liang, G. Gou, and N. Xue, "Wearable and flexible electrochemical sensors for sweat analysis : A review," *Microsystems & Nanoengineering*, vol. 9, no. 1, p. 1, Jan. 2023. [Online]. Available : <https://www.nature.com/articles/s41378-022-00443-6>
- [121] G. Rabost-Garcia, V. Colmena, J. Aguilar-Torán, J. Vieyra Galí, J. Punter-Villagrasa, J. Casals-Terré, P. Miribel-Catala, X. Muñoz, J. Cadefau, J. Padullés, and D. Brotons Cuixart, "Non-Invasive Multiparametric Approach To Determine Sweat–Blood Lactate Bioequivalence," *ACS Sensors*, vol. 8, no. 4, pp. 1536–1541, Apr. 2023. [Online]. Available : <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acssensors.2c02614>
- [122] I. Shitanda, Y. Ozone, Y. Morishita, H. Matsui, N. Loew, M. Motosuke, T. Mukaimoto, M. Kobayashi, T. Mitsuhashi, Y. Sugita, K. Matsuo, S. Yanagita, T. Suzuki, T. Mikawa, H. Watanabe, and M. Itagaki, "Air-Bubble-Insensitive Microfluidic Lactate Biosensor for Continuous Monitoring of Lactate in Sweat," *ACS Sensors*, vol. 8, no. 6, pp. 2368–2374, Jun. 2023. [Online]. Available : <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acssensors.3c00490>
- [123] X. Xuan, C. Chen, A. Molinero-Fernandez, E. Ekelund, D. Cardinale, M. Swarén, L. Wedholm, M. Cuartero, and G. A. Crespo, "Fully Integrated Wearable Device for Continuous Sweat Lactate Monitoring in Sports," *ACS Sensors*, vol. 8, no. 6, pp. 2401–2409, Jun. 2023. [Online]. Available : <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/acssensors.3c00708>
- [124] P. J. Hantzidiamantis and S. L. Lappin, "Physiology, Glucose," in *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing, Sep. 2022. [Online]. Available : <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK545201/>
- [125] J. Vekic, J. Silva-Nunes, and M. Rizzo, "Glucose Metabolism Disorders : Challenges and Opportunities for Diagnosis and Treatment," *Metabolites*, vol. 12, no. 8, p. 712, Jul. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2218-1989/12/8/712>
- [126] N. A. ElSayed, G. Aleppo, V. R. Aroda, R. R. Bannuru, F. M. Brown, D. Bruemmer, B. S. Collins, M. E. Hilliard, D. Isaacs, E. L. Johnson, S. Kahan, K. Khunti, J. Leon, S. K. Lyons, M. L. Perry, P. Prahalad, R. E. Pratley, J. J. Seley, R. C. Stanton, and R. A. Gabbay, "7. Diabetes Technology : Standards of Care in Diabetes — 2023," *Diabetes Care*, vol. 46, no. Supplement_1, pp. S111–S127, Jan. 2023. [Online]. Available : https://diabetesjournals.org/care/article/46/Supplement_1/S111/148041/7-Diabetes-Technology-Standards-of-Care-in

- [127] O. Schubert-Olesen, J. Kröger, T. Siegmund, U. Thurm, and M. Halle, "Continuous Glucose Monitoring and Physical Activity," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 19, no. 19, p. 12296, Sep. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/19/12296>
- [128] A.-L. M. Bowler, J. Whitfield, L. Marshall, V. G. Coffey, L. M. Burke, and G. R. Cox, "The Use of Continuous Glucose Monitors in Sport : Possible Applications and Considerations," *International Journal of Sport Nutrition and Exercise Metabolism*, vol. 33, no. 2, pp. 121–132, Mar. 2023. [Online]. Available : <https://journals.humankinetics.com/view/journals/ijsnem/33/2/article-p121.xml>
- [129] R. Holzer, W. Bloch, and C. Brinkmann, "Continuous Glucose Monitoring in Healthy Adults—Possible Applications in Health Care, Wellness, and Sports," *Sensors*, vol. 22, no. 5, p. 2030, Mar. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/5/2030>
- [130] D. De La Iglesia, J. De Paz, G. Villarrubia González, A. Barriuso, J. Bajo, and J. Corchado, "Increasing the Intensity over Time of an Electric-Assist Bike Based on the User and Route : The Bike Becomes the Gym," *Sensors*, vol. 18, no. 2, p. 220, Jan. 2018. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/1424-8220/18/1/220>
- [131] P. Schneider and F. Xhafa, "Complex event processing," in *Anomaly Detection and Complex Event Processing over IoT Data Streams*. Elsevier, 2022, pp. 67–85. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128238189000146>
- [132] A. Adarsh and B. Kumar, "Wireless medical sensor networks for smart e-healthcare," in *Intelligent Data Security Solutions for E-Health Applications*. Elsevier, 2020, pp. 275–292. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128195116000157>
- [133] M. Jayashankara, S. S. Udmale, A. K. Pandey, and R. S. Singh, "IoT healthcare architecture," in *IoT-Based Data Analytics for the Healthcare Industry*. Elsevier, 2021, pp. 9–29. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128214725000119>
- [134] F. C. Bull, S. S. Al-Ansari, S. Biddle, K. Borodulin, M. P. Buman, G. Cardon, C. Carty, J.-P. Chaput, S. Chastin, R. Chou, P. C. Dempsey, L. DiPietro, U. Ekelund, J. Firth, C. M. Friedenreich, L. Garcia, M. Gichu, R. Jago, P. T. Katzmarzyk, E. Lambert, M. Leitzmann, K. Milton, F. B. Ortega, C. Ranasinghe, E. Stamatakis, A. Tiedemann, R. P. Troiano, H. P. van der Ploeg, V. Wari, and J. F. Willumsen, "World Health Organization 2020 guidelines on physical activity and sedentary behaviour," *British Journal of Sports Medicine*, vol. 54, no. 24, pp. 1451–1462, Dec. 2020. [Online]. Available : <https://bjsm.bmj.com/lookup/doi/10.1136/bjsports-2020-102955>
- [135] I.-M. Lee, E. J. Shiroma, F. Lobelo, P. Puska, S. N. Blair, and P. T. Katzmarzyk, "Effect of physical inactivity on major non-communicable diseases worldwide : An analysis of burden of disease and life expectancy," *The Lancet*, vol. 380, no. 9838, pp. 219–229, Jul. 2012. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0140673612610319>
- [136] A. Mctiernan, C. M. Friedenreich, P. T. Katzmarzyk, K. E. Powell, R. Macko, D. Buchner, L. S. Pescatello, B. Bloodgood, B. Tennant, A. Vaux-Bjerke, S. M. George, R. P. Troiano, and K. L. Piercy, "Physical Activity in Cancer Prevention and Survival : A Systematic Review," *Medicine & Science in Sports & Exercise*, vol. 51, no. 6, pp. 1252–1261, Jun. 2019. [Online]. Available : <https://journals.lww.com/00005768-201906000-00020>

- [137] F. B. Schuch, D. Vancampfort, J. Richards, S. Rosenbaum, P. B. Ward, and B. Stubbs, "Exercise as a treatment for depression : A meta-analysis adjusting for publication bias," *Journal of Psychiatric Research*, vol. 77, pp. 42–51, Jun. 2016. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022395616300383>
- [138] G. Livingston, A. Sommerlad, V. Orgeta, S. G. Costafreda, J. Huntley, D. Ames, C. Ballard, S. Banerjee, A. Burns, J. Cohen-Mansfield, C. Cooper, N. Fox, L. N. Gitlin, R. Howard, H. C. Kales, E. B. Larson, K. Ritchie, K. Rockwood, E. L. Sampson, Q. Samus, L. S. Schneider, G. Selbæk, L. Teri, and N. Mukadam, "Dementia prevention, intervention, and care," *The Lancet*, vol. 390, no. 10113, pp. 2673–2734, Dec. 2017. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0140673617313636>
- [139] World Health Organization, "Physical activity," Nov. 2020. [Online]. Available : <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity>
- [140] P. Das and R. Horton, "Rethinking our approach to physical activity," *The Lancet*, vol. 380, no. 9838, pp. 189–190, Jul. 2012. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0140673612610241>
- [141] M. De Maio, C. Bratta, A. Iannaccone, L. Castellani, C. Foster, C. Cortis, and A. Fusco, "Home-Based Physical Activity as a Healthy Aging Booster before and during COVID-19 Outbreak," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 19, no. 7, p. 4317, Apr. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/7/4317>
- [142] T. Leskinen, S. Stenholm, V. Aalto, J. Head, M. Kivimäki, and J. Vahtera, "Physical activity level as a predictor of healthy and chronic disease-free life expectancy between ages 50 and 75," *Age and Ageing*, vol. 47, no. 3, pp. 423–429, May 2018. [Online]. Available : <https://academic.oup.com/ageing/article/47/3/423/4930839>
- [143] K. Dhana, C. M. Koolhaas, M. A. Berghout, A. Peeters, M. A. Ikram, H. Tiemeier, A. Hofman, W. Nusselder, and O. H. Franco, "Physical activity types and life expectancy with and without cardiovascular disease : The Rotterdam Study," *Journal of Public Health*, p. jphm;fdw110v1, Oct. 2016. [Online]. Available : <https://academic.oup.com/jpubhealth/article-lookup/doi/10.1093/pubmed/fdw110>
- [144] Y. V. Chudasama, K. Khunti, C. L. Gillies, N. N. Dhalwani, M. J. Davies, T. Yates, and F. Zaccardi, "Healthy lifestyle and life expectancy in people with multimorbidity in the UK Biobank : A longitudinal cohort study," *PLOS Medicine*, vol. 17, no. 9, p. e1003332, Sep. 2020. [Online]. Available : <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pmed.1003332>
- [145] Centers for Disease Control and Prevention, "About Chronic Diseases | CDC," Apr. 2021. [Online]. Available : <https://www.cdc.gov/chronicdisease/about/index.htm>
- [146] F. W. Booth, C. K. Roberts, and M. J. Laye, "Lack of exercise is a major cause of chronic diseases," *Comprehensive Physiology*, vol. 2, no. 2, pp. 1143–1211, Apr. 2012.
- [147] B. K. Pedersen and B. Saltin, "Exercise as medicine - evidence for prescribing exercise as therapy in 26 different chronic diseases," *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, vol. 25, pp. 1–72, Dec. 2015. [Online]. Available : <http://doi.wiley.com/10.1111/sms.12581>

- [148] Haute Autorité de Santé, "Consultation et prescription médicale d'activité physique à des fins de santé [Medical consultation and prescription for physical activity for health purposes]," May 2022. [Online]. Available : https://www.has-sante.fr/jcms/c_2876862/fr/consultation-et-prescription-medicale-d-activite-physique-a-des-fins-de-sante
- [149] Institut national de la santé et de la recherche médicale, Ed., *Activité physique : prévention et traitement des maladies chroniques*, ser. Expertise collective. Montrouge : EDP sciences, 2019.
- [150] Patrick Bacquaert, "Hypertension artérielle et Activités Physiques Adaptées (APA)," Oct. 2018. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/hypertension-activites-physiques/>
- [151] Anne Prigent, "La meilleure activité physique contre le diabète," Feb. 2016. [Online]. Available : <https://sante.lefigaro.fr/actualite/2016/02/09/24592-meilleure-activite-physique-contre-diabete>
- [152] Patrick Bacquaert, "Diabète et sport sont compatibles, nos recommandations," Nov. 2018. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/diabete-et-pratique-sportive/>
- [153] IRBMS, "Cancer de la prostate et Activité Physique Adaptée," Jul. 2016. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/cancer-de-la-prostate-et-activite-physique-adaptee/>
- [154] Patrick Bacquaert, "Asthme et sport : dépistage, traitement, suivi et évaluation," Jun. 2019. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/asthme-et-sport/>
- [155] Assurance Maladie, "Pratiquer une activité physique en étant atteint d'asthme," Mar. 2023. [Online]. Available : <https://www.ameli.fr/assure/sante/themes/asthme/asthme-vivre-maladie/pratiquer-activite-physique-avec-asthme>
- [156] Patrick Bacquaert, "Maladie de Parkinson et activité physique adaptée (APA)," Nov. 2022. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/maladie-de-parkinson/>
- [157] France Parkinson, "L'exercice physique," Sep. 2023. [Online]. Available : <https://www.franceparkinson.fr/la-recherche/pistes-de-recherche/exercice-physique/>
- [158] Institut national du cancer, "Activité physique et cancers : Des bénéfices prouvés pendant et après les traitements - Activité physique," Aug. 2022. [Online]. Available : <https://www.e-cancer.fr/Professionnels-de-sante/Facteurs-de-risque-et-de-protection/Activite-physique/Activite-physique-et-traitement-des-cancers>
- [159] Patrick Bacquaert, "Prévention des cancers du sein et activités physiques," Apr. 2023. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/prevention-cancers-activites-physiques/>
- [160] —, "La maladie d'Alzheimer et Activités Physiques," Jan. 2014. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/alzheimer-activites-physiques/>
- [161] —, "BPCO : symptômes, traitements et prescription d'activités physiques," Apr. 2023. [Online]. Available : <https://www.irbms.com/bronco-pneumopathie-chronique-obstructive-bpco/>
- [162] J. Afonso, F. Rodrigues, D. Pedrosa, and J. Afonso, "Automatic Control of Cycling Effort Using Electric Bicycles and Mobile Devices," in *Proceedings of the World Congress on Engineering*, ser. World Congress on Engineering, WCE 2015. Hong Kong : IAENG, 2015, no. 1 - 3 July, 2015, Imperial College London, London, U.K. / organized by IAENG, International Association

- of Engineers; Vol. 1. [Online]. Available : https://www.academia.edu/15545493/Automatic_control_of_cycling_effort_using_electric_bicycles_and_mobile_devices
- [163] S. Nath, S. Sinha, L. M. Gladence, Y. BevishJinila, and V. Rajalakshmi, "Health analysis of bicycle rider and security of bicycle using IoT," in *2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. Chennai : IEEE, Apr. 2017, pp. 0802–0806. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/8286475/>
- [164] C. Kiefer and F. Behrendt, "Smart e-bike monitoring system : Real-time open source and open hardware GPS assistance and sensor data for electrically-assisted bicycles," *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 10, no. 2, pp. 79–88, Mar. 2016. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/iet-its.2014.0251>
- [165] D. De La Iglesia, G. Villarrubia, J. De Paz, and J. Bajo, "Multi-Sensor Information Fusion for Optimizing Electric Bicycle Routes Using a Swarm Intelligence Algorithm," *Sensors*, vol. 17, no. 11, p. 2501, Oct. 2017. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/1424-8220/17/11/2501>
- [166] I. Makarova, P. Buyvol, K. Shubenkova, E. Tsybunov, and A. Boyko, "Development of Intelligent Smart Bicycle Control System," in *2018 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*. Kazan : IEEE, Sep. 2018, pp. 1–8. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8524649/>
- [167] P. Mayr, M. Falgenhauer, R. Modre-Osprian, P. Hofmann, H. Traninger, M. Rath, and G. Schreier, "HEALTHeBIKES - Smart E-Bike Prototype for Controlled Exercise in Telerehabilitation Programs," *Studies in Health Technology and Informatics*, vol. 248, pp. 307–313, 2018.
- [168] A. Venkatanarayanan, A. Vijayavel, A. Rajagopal, and P. Nagaradjane, "Design of sensor system for air pollution and human vital monitoring for connected cyclists," *IET Communications*, vol. 13, no. 19, pp. 3181–3186, Dec. 2019. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/iet-com.2019.0148>
- [169] I. Makarova, K. Shubenkova, A. Pashkevich, and A. Boyko, "Smart-Bike as One of the Ways to Ensure Sustainable Mobility in Smart Cities," in *Sensor Systems and Software*, M. Magno, F. Ferrero, and V. Bilas, Eds. Cham : Springer International Publishing, 2017, vol. 205, pp. 187–198. [Online]. Available : http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-61563-9_16
- [170] S. Rey-Barth, C. Eychenne, C. Rolland, N. Pinsault, and J. Bosson, "Use of a smart electrically assisted bicycle (VELIS) in the health field -Proof of concept-," *Medical Engineering & Physics*, vol. 81, pp. 125–129, Jul. 2020. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1350453320300539>
- [171] K. Zang, J. Shen, H. Huang, M. Wan, and J. Shi, "Assessing and Mapping of Road Surface Roughness based on GPS and Accelerometer Sensors on Bicycle-Mounted Smartphones," *Sensors*, vol. 18, no. 3, p. 914, Mar. 2018. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/1424-8220/18/3/914>
- [172] C. Ferster, T. Nelson, K. Laberee, and M. Winters, "Mapping bicycling exposure and safety risk using Strava Metro," *Applied Geography*, vol. 127, p. 102388, Feb. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0143622821000047>

- [173] A. Iqbal, A. Iqbal, H. Ali, M. Ehatisham-ul-Haq, A. Arsalan, and A. Raheel, "Fall Detection of Riders using Inertial Sensors : A Smart Helmet," in *2021 International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technologies (IBCAST)*. Islamabad, Pakistan : IEEE, Jan. 2021, pp. 620–624. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9393170/>
- [174] M. M. Islam, A. E. M. Ridwan, M. M. Mary, M. F. Siam, S. A. Mumu, and S. Rana, "Design and Implementation of a Smart Bike Accident Detection System," in *2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP)*. Dhaka, Bangladesh : IEEE, 2020, pp. 386–389. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9230656/>
- [175] E. Murgano, R. Caponetto, G. Pappalardo, S. D. Cafiso, and A. Severino, "A Novel Acceleration Signal Processing Procedure for Cycling Safety Assessment," *Sensors*, vol. 21, no. 12, p. 4183, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/12/4183>
- [176] Maxime Gautier, "Nombre de vélos électriques vendus en 2022," Jun. 2023. [Online]. Available : <https://fr.statista.com/statistiques/1391052/nombre-velos-electriques-vendus/>
- [177] Commissariat général au développement durable, "Les Français et le vélo en 2022," Dec. 2023. [Online]. Available : <http://www.notre-environnement.gouv.fr/themes/amenagement/transport-et-mobilite-ressources/article/les-francais-et-le-velo-en-2022>

Chapitre 2

SYSTÈME INTELLIGENT DE SURVEILLANCE SANTÉ EMBARQUÉ DANS UN VÉLO À ASSISTANCE ÉLECTRIQUE

« The problem of creating something new, but which is consistent with everything which has been seen before, is one of extreme difficulty. »

— **Richard P. Feynman**, *The Feynman Lectures on Physics, Vol. II : The New Millennium Edition : Mainly Electromagnetism and Matter* (2015)

Comme analysé dans le [Chapitre 1](#), l'activité physique apporte d'énormes bénéfices sur le plan de la santé, et elle a un fort impact sur le contrôle et la prévention des maladies chroniques. Dans cette même optique, l'état de l'art met en évidence six capteurs (fréquence cardiaque, température, humidité, vitesse, cadence et puissance) capables de mesurer des variables physiologiques en conditions écologiques et sans prises invasives. Cela, associé aux maladies chroniques et à leurs recommandations en matière d'activité physique, nous a conduits à nous concentrer sur les maladies cardio-vasculaires.

L'activité physique à vélo est l'une des activités physiques qui peuvent être prescrites pour améliorer la qualité de vie des utilisateurs. Ces avantages peuvent être

aussi obtenus avec un VAE (vélo à assistance électrique) présentant un moindre impact grâce à l'assistance électrique, qui réduit l'effort perçu lors des pédalages.

Néanmoins, cela constitue un avantage pour les personnes non-sportives ou atteintes d'une maladie à qui la pratique du vélo « classique » s'avère trop difficile. D'où la création de systèmes embarqués sur les VAE, permettant la surveillance des personnes dites « à risque » et les aidant à suivre correctement les prescriptions d'activité physique de leur médecin traitant.

Dans ce chapitre, nous aborderons la conception et la fabrication d'un système intelligent de surveillance santé qui devra être embarqué sur plusieurs VAE disponibles dans le commerce, ceci permettra à n'importe quelle personne d'utiliser son VAE déjà acquis et de le transformer en « dispositif médical ».

Ce système intelligent doit être capable de recueillir les données physiologiques des utilisateurs à l'aide de capteurs (dispositifs qui permettent de transformer une grandeur physique en une tension électrique) disponibles sur le marché. Avec ces données, le système doit contrôler le VAE en ajustant l'assistance électrique de manière automatique en suivant différents algorithmes.

Ceci a pour objectif de modifier l'effort que la personne ressent lors d'une activité physique (*i.e.*, fréquence cardiaque, puissance mécanique produite) tout en respectant une prescription médicale (*e.g.*, intensité et durée de l'effort). Des explications sur les différents systèmes de motorisation des vélos seront fournies, ainsi que leur mode de contrôle, tout en justifiant les choix technologiques.

2.1 Acquisition de données capteurs

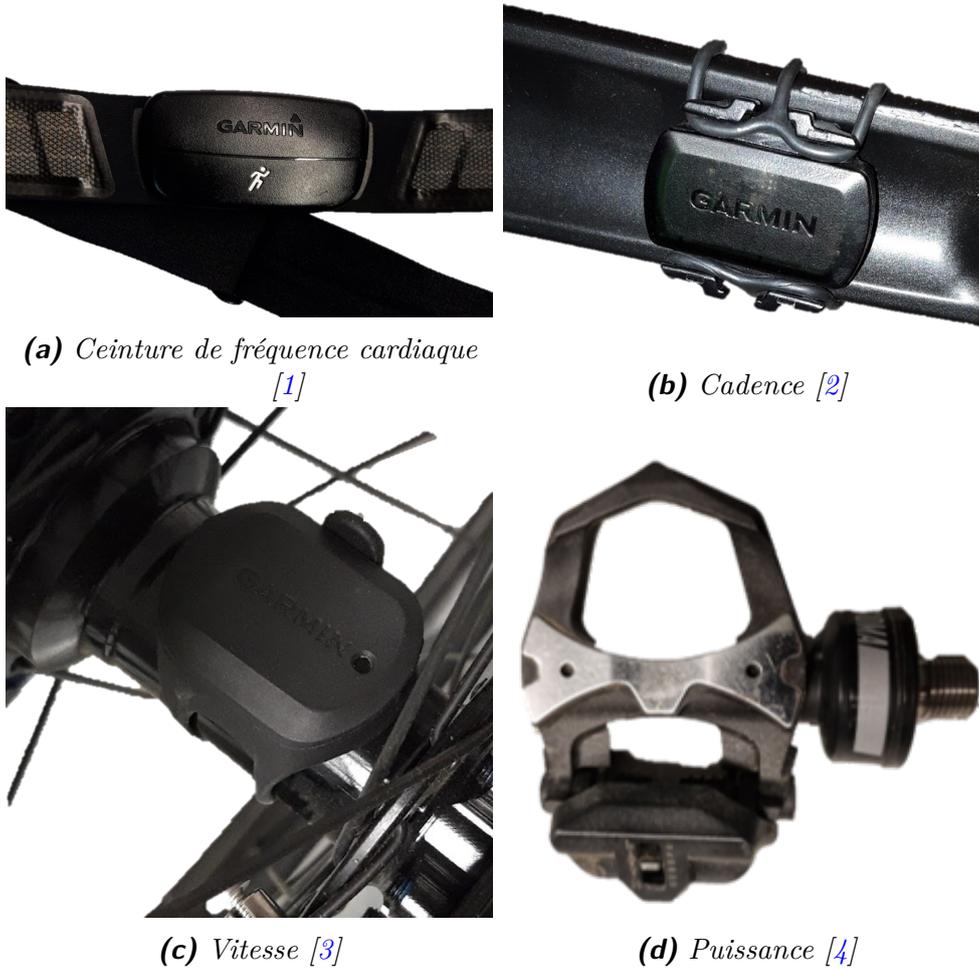
2.1.1 Capteurs physiologiques

En se basant sur les éléments vus lors de la [Section 1.1](#), les capteurs sur étagères que nous avons choisis pour mesurer les constantes physiologiques sont aussi couramment utilisés dans le cyclisme, c'est-à-dire la fréquence cardiaque, la puissance mécanique, la vitesse et la cadence (*cf.* [Figure 2.1](#)).

Tous les capteurs utilisés au cours de ce travail, à l'exception du capteur de puissance, sont de la marque Garmin¹, tandis que le capteur de puissance est de la marque Favero². Ce capteur de puissance a fait partie d'une étude de validation faite par Montalvo-Pérez *et al.* [5], prouvant que ces capteurs sont une option valide pour

1. Garmin Ltd, Olathe, Kansas, USA

2. Favero Electronics Srl, Arcade TV, Italie



(a) Ceinture de fréquence cardiaque [1]

(b) Cadence [2]

(c) Vitesse [3]

(d) Puissance [4]

Image 2.1 – Les quatre capteurs physiologiques utilisés.

la mesure de puissance et de cadence. Merrigan *et al.* [6] ont validé la ceinture Garmin et d'autres capteurs de fréquence cardiaque du commerce qui utilisaient aussi d'autres points de mesure (*i.e.*, optiques et brassard) concluant que les ceintures thoraciques étaient les plus fiables (moins d'erreur de mesure).

Ces capteurs et d'autres dans le commerce envoient les données principalement grâce à un protocole de communication nommé ANT+ (développé par Garmin) et, selon le modèle, ils peuvent également communiquer sur BLE (*Bluetooth Low Energy*³, comme celui utilisé dans les téléphones pour se connecter, par exemple, aux écouteurs sans fil).

Le principal avantage de l'utilisation de l'ANT+ sur le BLE réside dans le fait que les capteurs (ou esclaves, périphériques) peuvent communiquer avec plusieurs dispositifs (ou maîtres) en même temps. Autrement dit, le capteur peut envoyer les données à une montre connectée et à un ordinateur en même temps, par exemple.

3. Bluetooth SIG, Kirkland, Washington, USA

Comme retrouvé dans la [Figure 2.2](#), les capteurs sont constitués de sous-systèmes permettant la prise de mesures de la grandeur physique, sa transformation vers une valeur de tension électrique, conversion vers une valeur numérique (ADC, *Analog-Digital Converter*), enregistrement sur un microcontrôleur et l'envoi de ces données vers un dispositif externe. Ce cheminement peut se

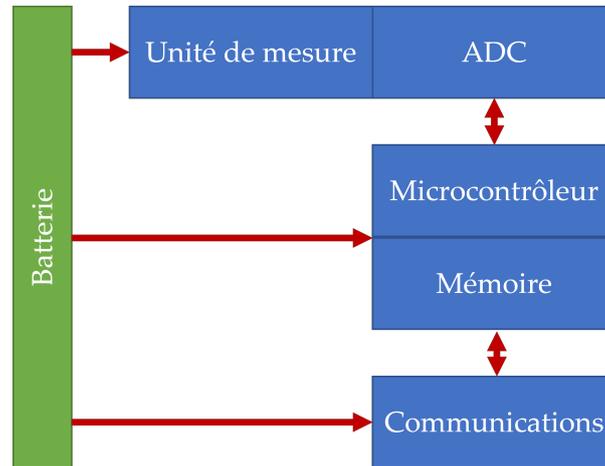


Image 2.2 – Diagramme simplifié d'un capteur.

faire pour récupérer des informations de paramétrage du capteur (*i.e.*, la fréquence d'échantillonnage, la précision de l'ADC, l'identifiant du capteur, la demande de calibration, etc.).

2.1.2 Microcontrôleur - Capteur

Dans l'intention de récupérer les données issues de ces capteurs, nous avons besoin d'une électronique capable à cet effet. Le microcontrôleur nRF52840⁴ intègre un module radio qui permet de transmettre et de recevoir en ANT+ et en BLE simultanément (*cf.* [Figure 2.3](#)). Ceci s'avère avantageux, car avec un seul module, il est possible de gérer ces protocoles, de regrouper les données des capteurs « physiologiques » et de les envoyer vers un autre microcontrôleur ou vers une Interface Homme-Machine (IHM) telle qu'une application mobile (en BLE). Le microcontrôleur ne se limite pas seulement à ces quatre capteurs, mais d'autres ou plusieurs du même type peuvent être interfacé.

Sur le site *This is ANT*, créé par Garmin, se trouvent différents types de capteurs qui peuvent être intégrés grâce au protocole ANT+, indépendamment du fabricant [8]. Pour communiquer avec les capteurs, il est impératif de disposer de leurs profils qui définissent la manière dont les nœuds du réseau ANT+ doivent se connecter et

4. Nordic Semiconductor, Trondheim, Norvège

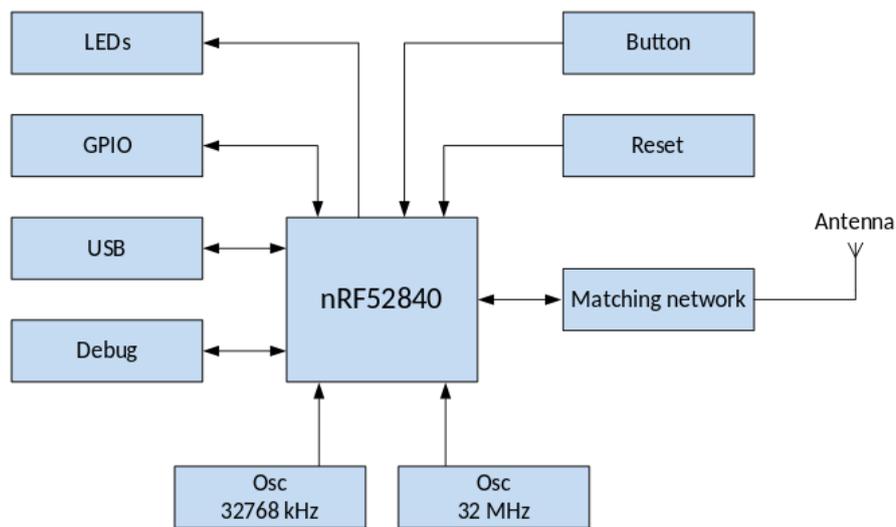


Image 2.3 – Diagramme de blocs du microcontrôleur nRF52840 et ses périphériques [7].

partager ou transférer des données spécifiques vers un ou plusieurs concentrateurs (e.g., montre connectée, ordinateurs).

Ces profils et leurs bibliothèques ont été récupérés à partir des librairies du kit de développement logiciel (SDK, *Software Development Kit*) de Nordic (version 17.1.0 [9]). Ces bibliothèques permettent de paramétrer l'identifiant des capteurs utilisés et de configurer la fréquence d'échantillonnage (de 1.0 Hz à 4.0 Hz en valeur entière).

2.1.3 Validation

Afin d'assurer une réception optimale des données de nature physiologique, ces données ont été enregistrées de manière simultanée sur un ordinateur de bord (cf. Figure 2.4), un équipement couramment employé dans le domaine du cyclisme qui permet l'enregistrement et la visualisation en temps réel des données.

Ces ordinateurs ont la capacité d'enregistrer les données à une fréquence de 1 Hz. Nous avons préalablement configuré les paramètres des profils des capteurs sur le microcontrôleur nRF52840 de manière à ce qu'ils puissent également enregistrer les données à cette même fréquence de 1 Hz. Ceci permettra la validation de l'électronique et du code programmé pour la configuration des profils et la communication de chaque capteur utilisé.

Pour réaliser ce test de validation, nous avons placé le vélo sur un home trainer (Turbo Muin B Plus ⁵ cf. Figure 2.5). C'est un dispositif qui se fixe sur la roue arrière de n'importe quel type de vélo, le transformant ainsi en ergocycle (vélo statique où il est

5. Elite, Fontaniva, Italie



Image 2.4 – Ordinateur de bord utilisé dans ces travaux - Garmin Edge 810.

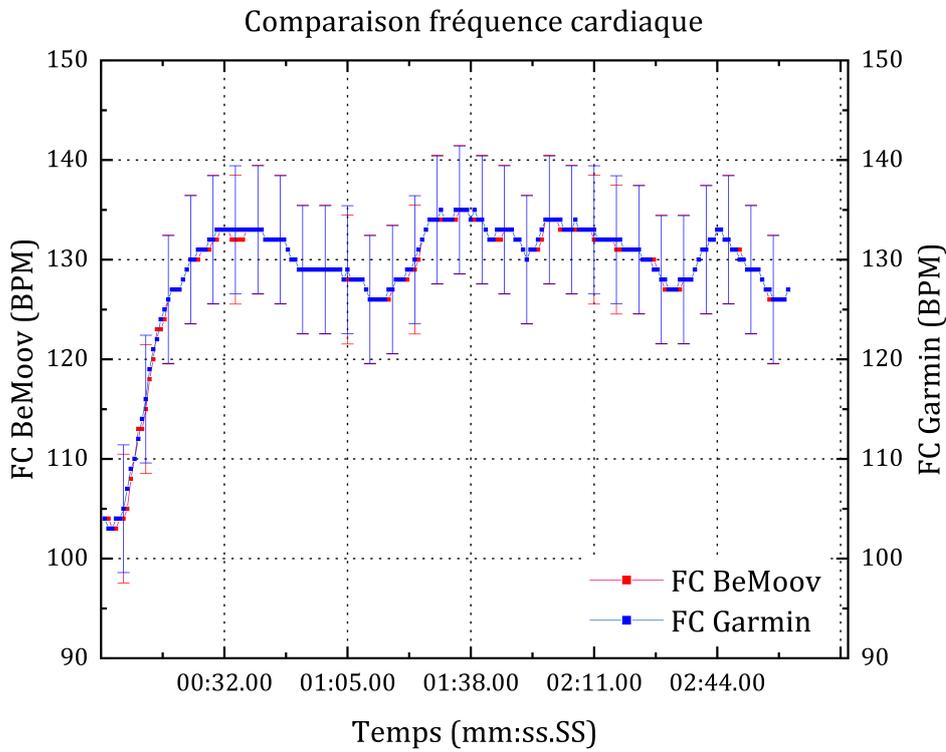
possible de changer la résistance perçue au pédalage). Ce home trainer est capable de fournir une résistance maximale de 2000 W (à 32 km/h). Cette résistance peut être réglée manuellement via une application dédiée (smartphone) ou être utilisée en conjonction avec un logiciel de simulation d'entraînement.



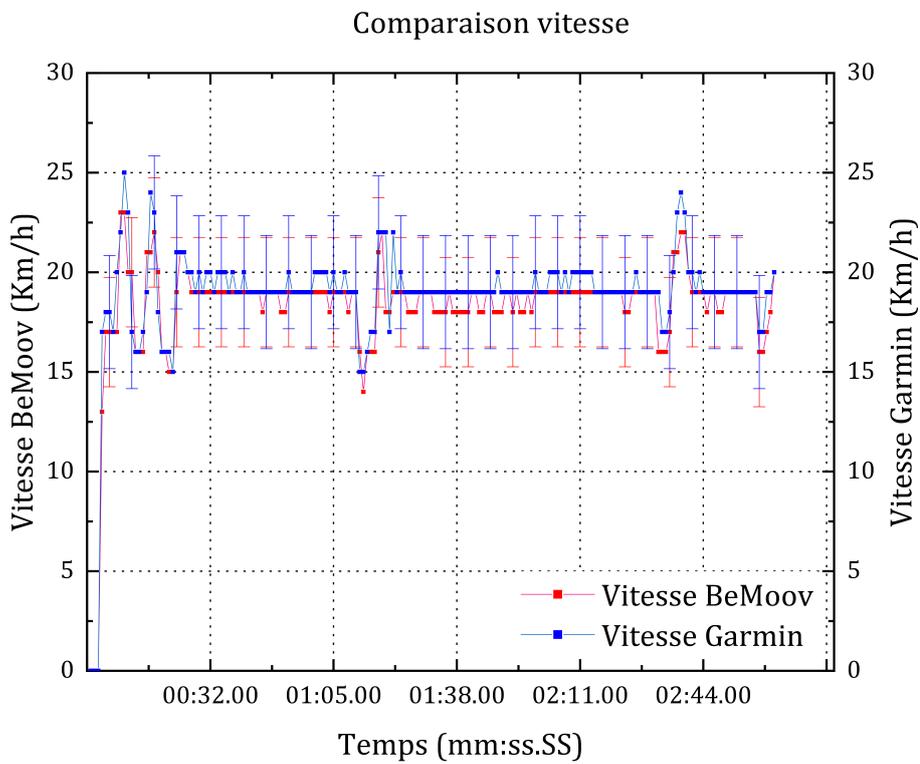
Image 2.5 – Home trainer (Turbo Muin B Plus).

Lors des tests de validation, le home trainer fut programmé pour avoir une résistance de 100 W pendant trois minutes. La personne a été demandée de pédaler à une cadence de 60 RPM. Sur la [Figure 2.6](#), les données des quatre capteurs reçus sont comparées à celles reçues par l'Edge 810.

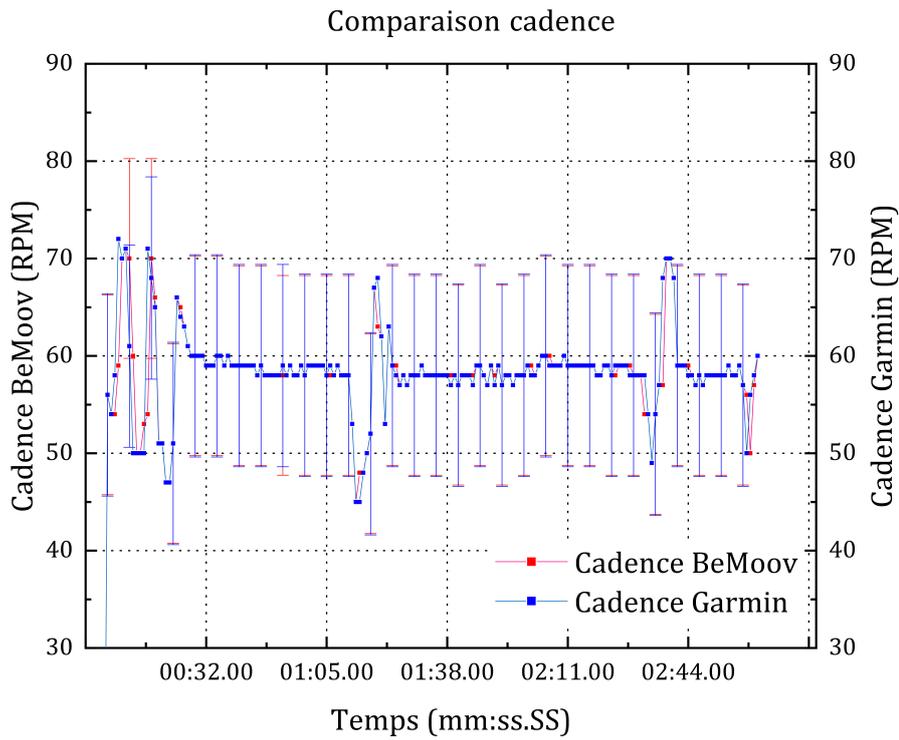
$$REQM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \tilde{x}_i)^2} \quad (2.1)$$



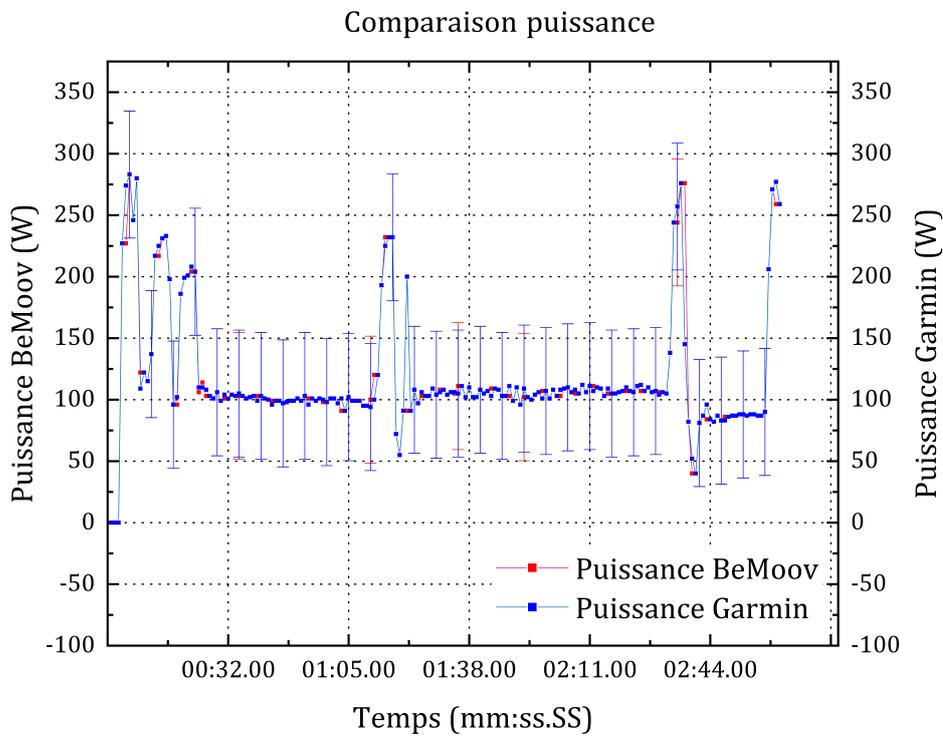
(a)



(b)



(c)



(d)

Image 2.6 – Comparaison de réception de données capteurs - Architecture Bemoov vs Garmin Edge 810.

La racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM) (2.1) pour tous les capteurs, ne dépasse pas les 2 %, ce qui valide l'acquisition des données par rapport à un étalon de référence (gold standard). Avec la validation des capteurs faite, nous pouvons maintenant procéder au pilotage des VAE en présentant leur type de motorisation, les protocoles de communication et la façon dont nous sommes interfacés avec eux.

2.2 VAE disponibles sur étagère

Les vélos électriques disponibles dans le commerce offrent généralement trois options de motorisation (cf. Figure 2.7). Les moteurs dans le moyeu (hub motors),



Image 2.7 – Différentes motorisations pour les vélos électriques.

caractérisés par leur facilité d'installation, peuvent être utilisés sur la plupart des cadres de vélo (les moteurs arrières ou *rear-hub* peuvent nécessiter une adaptation des engrenages). Ils ne nécessitent pas de capteur de cadence et peuvent être contrôlés rapidement avec une gâchette d'accélération, permettant ainsi un fonctionnement à la demande de puissance. De plus, la roue peut être facilement installée et retirée, facilitant les procédures de maintenance. Cependant, les moteurs dans le moyeu avant ajoutent du poids sur les roues, ce qui peut compliquer la direction et créer une sensation d'être tiré vers l'avant.

Les moteurs dans le moyeu arrière, en revanche, procurent la sensation d'être poussée par l'arrière. En raison de leur proximité avec le poids du cycliste, ils offrent une meilleure adhérence. Cependant, l'utilisation de moteurs dans le moyeu arrière augmente le risque de casse des rayons [10].

Les moteurs montés au milieu du cadre (ou *mid-mounted*) sont les plus coûteux. Leur emplacement et leur installation rendent la maintenance plus difficile. Cependant, la répartition du poids du vélo est plus naturelle. De plus, ces moteurs intègrent des engrenages, ce qui les rend particulièrement adaptés aux conditions de pente où le changement de vitesse est crucial.

Les VAE mis à disposition au LAAS-CNRS pour les travaux de thèse étaient : un vélo de ville Iweech⁶, un VTT (Vélo Tout Terrain) Cube Stereo Hybrid⁷ et un kit de motorisation OZO⁸ sur un vélo de route Lapierre Pulsion⁹. Ils présentent différents types de motorisation avec des interfaces et des modes de contrôle différents. Les caractéristiques des vélos, de leurs moteurs et batteries sont spécifiées dans le [tableau 2.1](#).

Tableau 2.1 – *Caractéristiques des différents vélos utilisés.*

	Iweech	Cube Stereo	Lapierre
Type de motorisation	Mid-Mounted (Brose)	Mid-Mounted (Bosch)	Rear-hub (OZO)
Couple [Nm]	90	50	–
Tension d'alimentation [V]	36	36	46
Puissance [W]	250	250	1500
Batterie [Wh]	500	400	1500
Poids du vélo [kg]	18.5	22.4	20.4 ¹
Mode de contrôle	Un bouton pour changer de mode Écologique à mode Intelligent ² .	Une télécommande pour parcourir les différents modes d'assistance.	Une gâchette à pouce simulant l'équivalent sur une motocyclette.

¹ 8 kg velo + 12.4 kg kit de motorisation.

² *i.e.*, Gestion l'assistance en fonction du parcours fait régulièrement pour optimiser la batterie.

2.2.1 Système Brose - Mid-Mounted

2.2.1.1 Controller Area Network

Le protocole de communication entre le moteur Brose¹⁰ et sa batterie se font en réseau CAN (*Controller Area Network*), un protocole très répandu dans l'industrie automobile [11, 12]), sur une ligne de tension de 3.3 V.

Le réseau CAN (*cf.* [Figure 2.8](#)) offre une solution économique et durable, permettant à plusieurs dispositifs CAN de communiquer entre eux. Un avantage majeur de cette approche est que les microcontrôleurs peuvent disposer d'une seule interface CAN au lieu d'utiliser plusieurs des entrées analogiques et numériques pour chaque dispositif du système. Cette simplification contribue à réduire les coûts globaux

6. Bellatrix, Marseille, France

7. Cube, Waldershof, Allemagne

8. OZO, Aiguilles, France

9. Lapierre, Dijon, France

10. Brose Fahrzeugteile, Cobourg, Allemagne

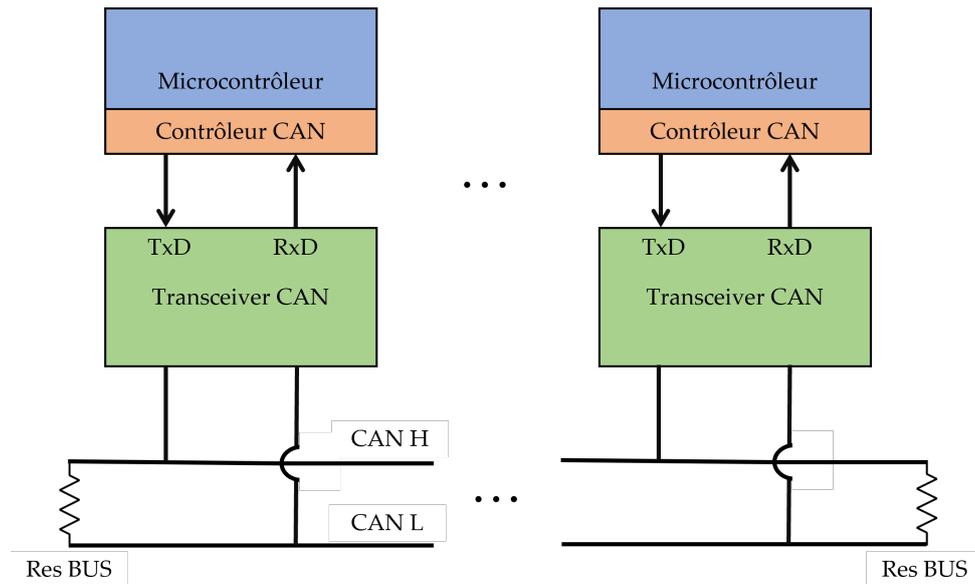


Image 2.8 – Diagramme simplifié du réseau CAN.

et le poids dans les automobiles. En résumé, le CAN permet une communication efficace entre les composants électroniques d'un véhicule, ce qui améliore l'efficacité et la gestion des systèmes tout en économisant des ressources [13–15].

Un autre avantage, c'est que chaque message sur le réseau CAN est attribué une priorité. Ainsi, lorsque deux dispositifs tentent d'envoyer des messages simultanément, celui ayant la priorité la plus élevée est transmis tandis que celui ayant une priorité inférieure est reporté. Cette caractéristique permet au réseau CAN de respecter des contraintes de synchronisation déterministes, c'est-à-dire de garantir que les communications se produisent dans des délais spécifiques et prévisibles.

En conséquence, le protocole CAN est particulièrement adapté aux applications où la gestion précise du timing est essentielle, telles que les systèmes automobiles et industriels.

2.2.1.2 Interface Iweech

Grâce à une collaboration avec les équipes de Bellatrix, nous avons eu accès aux fonctions de haut niveau pour communiquer sur ce réseau CAN. Il nous est possible de récupérer des informations telles que l'état de charge, le courant débité (A), la capacité de la batterie (Wh), ainsi que la vitesse (km/h) et le couple de l'utilisateur (Nm) sur le moteur. L'assistance électrique peut être contrôlée en modifiant un paramètre entre 0 et 100.

L'électronique du vélo Iweech (cf. Figure A.5) utilise plusieurs connecteurs pour communiquer avec le moteur et la batterie Brose (cf. Figure 2.9). Le vélo utilise

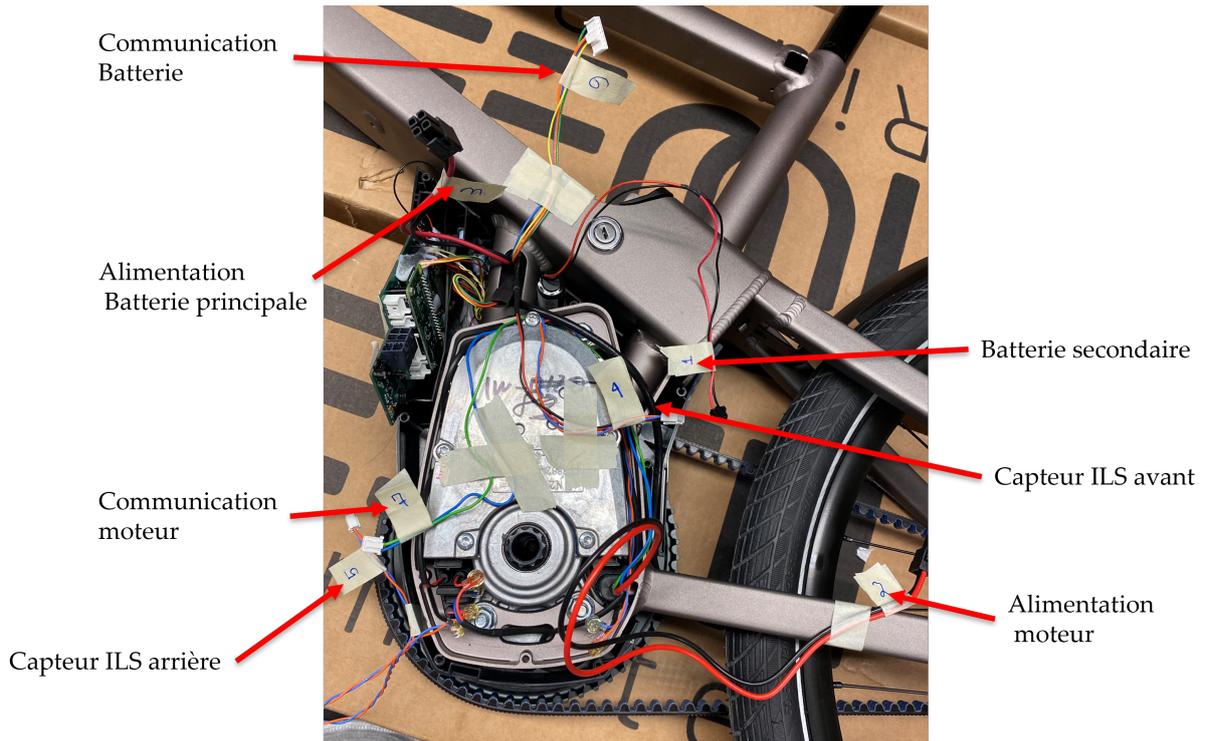


Image 2.9 – Connecteurs sur le boîtier pédalier Iweech.

deux capteurs ILS (roues avant et arrière, cf. Section 1.3) pour savoir si le vélo est en mouvement ou pas. À cet effet, la Figure 2.10 présente le positionnement des capteurs du type Interrupteur à Lame Souple (ILS) sur l’une des roues du vélo Iweech. Ces

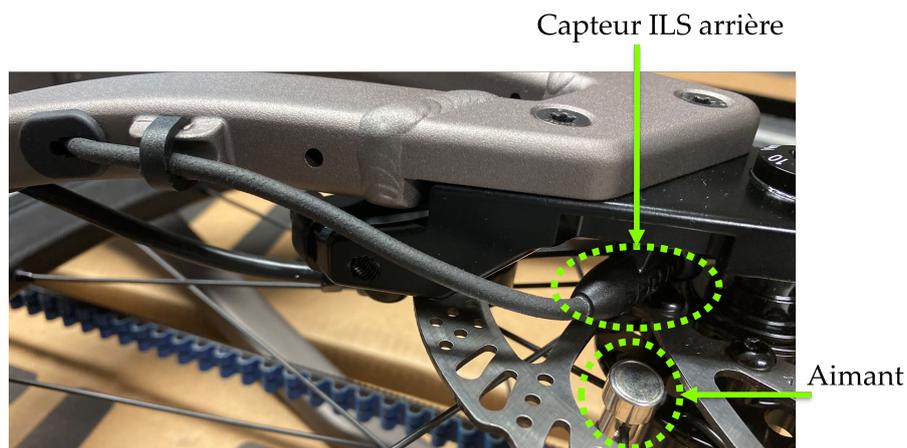


Image 2.10 – Capteurs Interrupteurs à Lame Souple (ILS) et son aimant.

capteurs sont essentiels pour le moteur, car sans cette information, par sécurité, il ne démarrera pas. Ils peuvent également être utilisés pour récupérer la vitesse du vélo sans avoir besoin de la lire sur le réseau CAN. Grâce à ces connecteurs, il nous est possible de nous connecter avec le système Brose sans avoir besoin de passer par la carte électronique du vélo Iweech.

2.2.1.3 Microcontrôleur - Maître

Comme l'objectif est de concevoir une architecture électronique embarquée sur un système où la gestion de la batterie devient critique, nous avons choisi le microcontrôleur STM32L4+¹¹ car premièrement, il intègre un contrôleur CAN, important pour permettre la communication avec le vélo.

Deuxièmement, il a la capacité d'embarquer facilement de l'intelligence artificielle (IA) grâce à leur bibliothèque STM32 IA [16, 17]. C'est une fonctionnalité que nous voulions explorer, pour permettre la création d'algorithmes adaptés à chaque utilisateur.

Troisièmement, comme nous pouvons l'observer sur la Figure 2.11, ce microcontrôleur était le plus performant de sa catégorie Ultra-Low Power lors du début de cette thèse, avec une consommation minimale de 20 nA. Il intègre une mémoire flash de 2 MB, 640 KB de RAM (*Random Access Memory*) et peut fonctionner à 120 MHz.

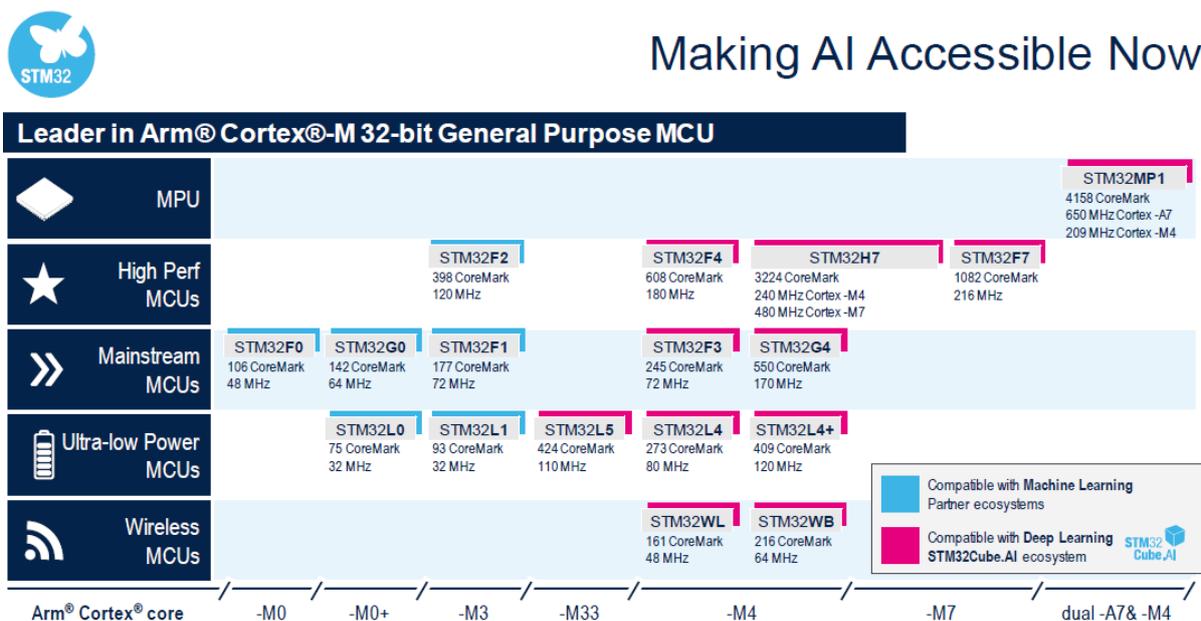


Image 2.11 – Microcontrôleurs compatibles avec la librairie STM32 IA.

Pour les développements initiaux, nous avons utilisé la carte d'évaluation *B-L4S5I-IOT01A* intégrant le microcontrôleur STM32L4+. Cette carte intègre divers capteurs (température, humidité, pression et accéléromètres) et connecteurs disponibles pour permettre l'ajout de circuits, capteurs et modules supplémentaires.

Cependant, elle ne dispose pas d'un module GPS (*Global Positioning System*¹²)

11. STMicroelectronics, Plan-les-Ouates, Suisse

12. Département de la Défense, USA

pour récupérer la position de la carte (et du vélo par conséquent), et ne dispose pas d'une carte SD (*Secure Digital*¹³) pour enregistrer les données de tous les capteurs et modules.

Nous avons utilisé les connecteurs de style Arduino¹⁴ sur la carte pour ajouter des cartes « filles » [18] et intégrer ces modules ainsi que les connecteurs dédiés aux vélos.

Nous avons conçu un prototype (cf. [Figure 2.12](#)) qui se base sur la carte B-L4S5I-IOT01A et intègre la nRF52840 (communication avec les capteurs physiologiques), ainsi que les modules GPS (localisation du vélo) MIKROE-1032 et SD card (sauvegarde des données) MIKROE-924¹⁵ qui communiquent respectivement avec les protocoles UART (*Universal Asynchronous Receiver-Transmitter*) et SPI (*Serial Peripheral Interface*).

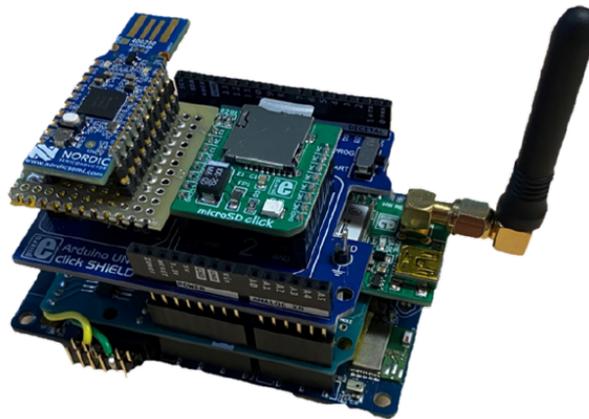


Image 2.12 – Prototype d'architecture électronique - Stacking de cartes d'évaluations, modules et connecteurs

Les dimensions de la carte sont de 90×70×115 mm, et sa consommation maximale est de 200.4 mA, avec une consommation minimale de 180.2 mA. En moyenne, la consommation s'élève à 195.7 mA (soit 645.81 mW avec une alimentation de 3.3 V) ce qui équivaut sur la batterie du Iweech (*i.e.*, 500 Wh) que cette électronique peut durer 1 mois et deux jours sans besoin de recharge. Ceci en gardant le fait que le moteur n'est pas utilisé, si c'étaient les cas, la batterie se viderait plus vite en fonction de l'assistance demandée (courant débité).

Sur la [Figure 2.13](#), se trouvent les résultats d'un test de validation du prototype électronique réalisé sur le vélo Iweech avec l'aide d'un bêta-testeur. Les détails de l'algorithme et du protocole de tests utilisé seront présentés en détail dans

13. SD Association, San Ramon, California, USA

14. Monza, Lombardie, Italie

15. MikroElektronika, Belgrade, Serbie

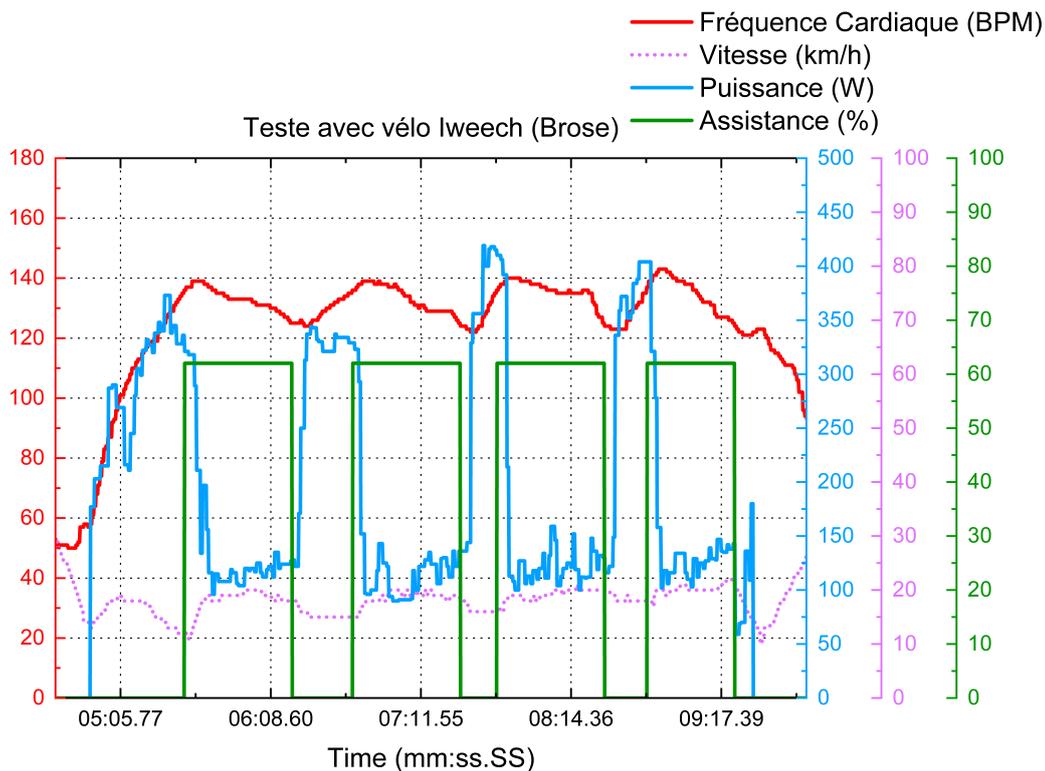


Image 2.13 – Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Iweech.

le [Chapitre 3](#), mais l'approche consiste à activer l'assistance électrique lorsque la personne dépasse une limite prédéterminée de fréquence cardiaque. Nous pouvons constater que lorsque l'assistance est activée, elle permet effectivement de réduire l'effort produit (*i.e.*, la courbe en bleu qui représente la puissance développée), et par conséquent, de faire baisser la fréquence cardiaque.

2.2.2 Système Bosch - Mid-Mounted

Le vélo VTT Cube Stereo Hybrid utilise un système qui utilise un ordinateur de bord Intuvia¹⁶ permettant d'afficher le niveau d'assistance, la vitesse, le niveau de batterie, ainsi que d'autres informations sur les trajets effectués (*cf.* [Figure 2.14](#)). Le vélo est piloté via une télécommande qui permet de modifier le niveau d'assistance et les informations affichées sur l'ordinateur. La configuration du système Bosch permet l'établissement de 5 niveaux d'assistance qui ajoutent un pourcentage de puissance, comme indiqué dans le [tableau 2.2](#), en fonction de la puissance de l'utilisateur, jusqu'à la limite du moteur de 250 W.

La télécommande fonctionne comme une résistance variable sur un diviseur

16. Robert Bosch GmbH, Gerlingen, Allemagne



Image 2.14 – Kit Bosch intuvia (écran avec manette) [19].

Tableau 2.2 – Puissances ajoutée par le moteur Brose en fonction de la puissance de l'utilisateur.

Niveau d'assistance	Puissance ajoutée [%]
OFF	0
ECO	30
TOUR	100
SPORT	170
TURBO	250

de tension à 3.3 V. L'Intuvia détecte le front descendant et le niveau de tension pour déterminer quel bouton a été appuyé. Quatre boutons sont disponibles : Marche (**walk**), Plus (+), Moins (-) et Info (i), qui imposent les tensions de 2.16 V, 1.65 V, 1.10 V et 0.63 V respectivement (cf. Figure A.6).

En utilisant un DAC (*Digital Analog Converter*) sur un microcontrôleur, il est possible de remplacer la télécommande et d'imposer les niveaux de tensions pour changer le niveau d'assistance « automatiquement ».

Le désavantage de ce système est qu'il n'y a que cinq niveaux qui puissent être choisis (cf. Tableau 2.2), contrairement à d'autres systèmes vélos analysés dans cette thèse, et qu'il n'est pas possible de passer d'un niveau à un autre sans passer par les niveaux précédents.

Comme la motorisation Bosch ne permet pas d'ajuster précisément l'assistance électrique, nous pouvons seulement parcourir les niveaux d'assistance, en espérant que cela soit suffisant pour maintenir la fréquence cardiaque dans la zone d'effort prescrite.

Sur la Figure 2.15, nous retrouvons un autre test de validation, identique à celui réalisé sur le vélo Iweech avec la motorisation Brose. La courbe d'assistance électrique

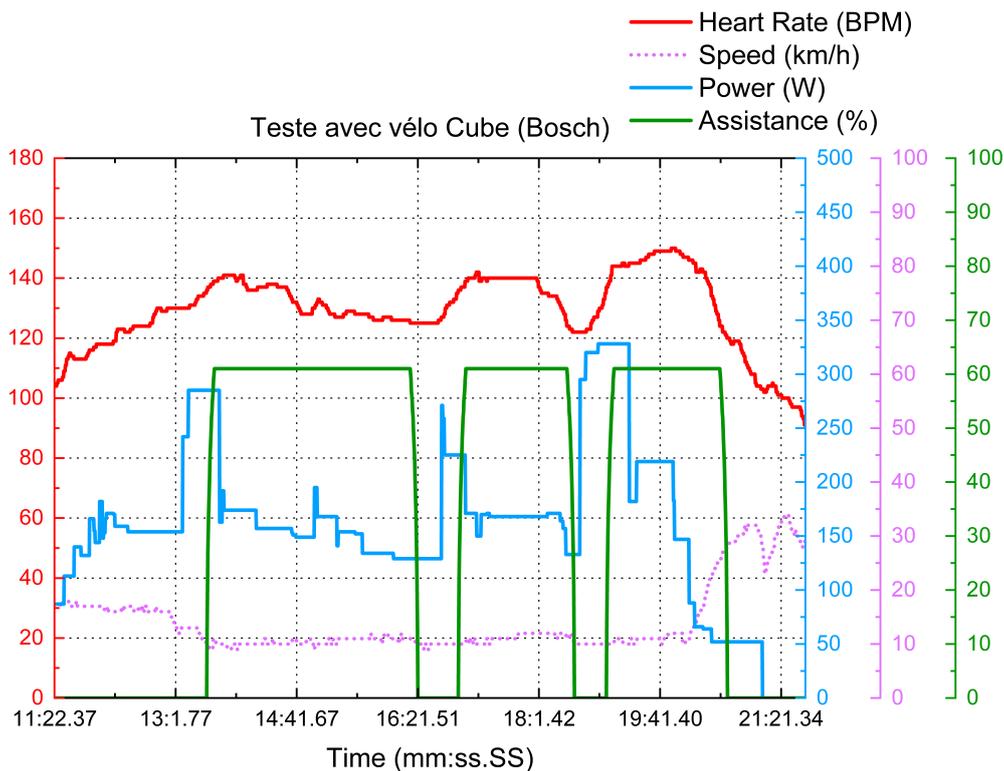


Image 2.15 – Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Bosch.

(représentée en vert) est indicative. Elle permet de repérer quelle niveau d'assistance était utilisé avec un rapport de 20, c'est-à-dire que le niveau 2 (ou ECO) sera indiqué 20 sur la courbe est le niveau 5 (ou TURBO) par 100.

2.2.3 Système OZO - Rear-hub

Le kit de motorisation OZO permet de transformer n'importe quel vélo musculaire à vélo électrique. Le choix du kit à utiliser a été fait en fonction d'un autre projet connexe de l'équipe, qui porte davantage sur l'éco-mobilité. C'est pourquoi les puissances du moteur sont six fois plus élevées que celles des autres vélos disponibles sur le marché. Néanmoins, ce vélo peut également être utilisé comme un système de surveillance de la santé avec l'électronique de cette thèse.

Le kit de la [Figure 2.16](#) intègre une roue avec un moteur dans le moyeu, un contrôleur moteur, une batterie, un chargeur, un écran d'affichage et une gâchette à pouce. Cette gâchette imite les accélérateurs que nous trouvons sur les motos, donc en fonction de la position de la gâchette, le niveau d'assistance électrique sera fourni.

La gâchette fonctionne comme un potentiomètre (c'est-à-dire une résistance variable mécanique). Au repos, elle impose une tension de 0.83 V sur le contrôleur



Image 2.16 – Kit de motorisation OZO - Contrôleur moteur, roue avec moteur hub, batterie et écran.

du moteur. Au maximum, elle impose une tension de 3.48 V. En reliant un DAC au contrôleur moteur OZO, une chute de tension est détectée, nécessitant une adaptation d'impédance. Cela fut résolu en utilisant un amplificateur opérationnel du microcontrôleur STM32L4+ en montage suiveur.

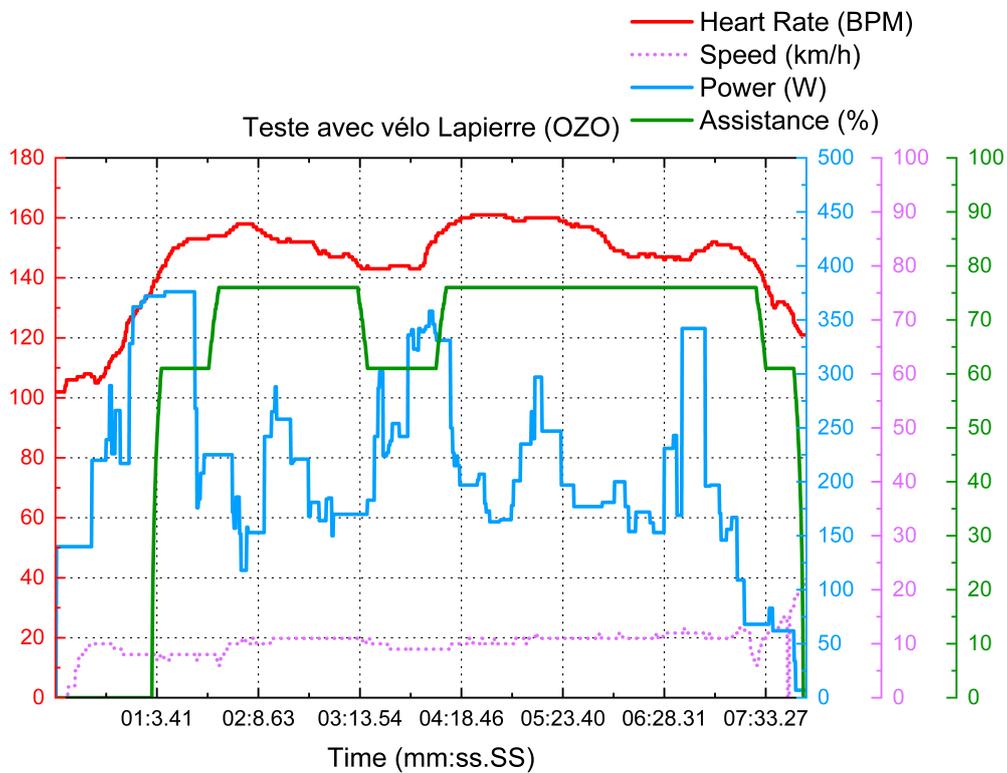


Image 2.17 – Test du contrôle de l'assistance électrique sur le vélo Lapierre (motorisation OZO).

Sur la [Figure 2.17](#), se trouve un test de validation réalisé sur la motorisation

OZO. Ces courbes montrent que la fréquence cardiaque est également contrôlée avec l'aide de l'assistance électrique de cette motorisation. Il est important de noter une différence majeure dans la courbe d'assistance électrique (en vert) par rapport à celle obtenue avec le vélo Iweech (cf. [Figure 2.13](#)). Pour cette motorisation, il est nécessaire de fournir davantage d'assistance électrique pour éviter que la fréquence cardiaque continue d'augmenter en raison de l'effort. Cette différence est principalement due aux caractéristiques techniques de chaque motorisation (cf. [Tableau 2.1](#)).

Tableau 2.3 – Résultats des tests de validation des systèmes VAE.

	Fréquence cardiaque [BPM]	Puissance [W]	Usage d'assistance [%]
Brose	124.1 ± 20.5	173.8 ± 118.0	54.6 (Zone 2)
Bosch	129.3 ± 12.3	157.7 ± 74.3	59.5 (Zone 2)
OZO	145.6 ± 14.7	212.0 ± 84.3	21.8 (Zone 2) - 64.9 (Zone 3)

Dans le [tableau 2.3](#), les moyennes de la fréquence cardiaque, de la puissance et du pourcentage d'utilisation de l'assistance électrique pour chaque système de motorisation sont présentées. Comme mentionné précédemment, la motorisation OZO requiert une assistance électrique plus importante pour maintenir la fréquence cardiaque sous contrôle. Parmi toutes les motorisations, celle qui maintient la fréquence cardiaque la plus basse est la motorisation Brose (vélo Iweech).

Cependant, ce n'est pas celle qui demande le moins d'effort musculaire (*i.e.*, puissance). Cela s'explique par un phénomène que nous détaillons dans le [Chapitre 3](#), lié au fait que l'assistance électrique fournie est trop élevée, entraînant une diminution de la fréquence cardiaque, ce qui, à son tour, désactive l'assistance électrique.

2.3 Interface Humain Machine

Grâce aux tests de validation du système électronique sur différentes motorisations de vélo, nous avons identifié la nécessité d'un retour visuel des données des capteurs et de l'activité physique en cours. Pour répondre à cette exigence, une application mobile a été développée, permettant aux utilisateurs de consulter en temps réel les données des capteurs physiologiques et environnementaux, ainsi que les informations du vélo telles que le niveau de la batterie et sa consommation, si disponibles.

L'application offre également la possibilité de sauvegarder les données d'activité dans des formats exploitables tels que FIT (*Flexible and Interoperable Data*

Transfer, utilisé par Garmin) ou CSV (*Comma-Separated Values*, utilisé par Excel ou le bloc-notes), ainsi que de récupérer les prescriptions médicales (cf. Figure 2.18), comprenant par exemple la durée de l'activité physique et la zone d'effort.

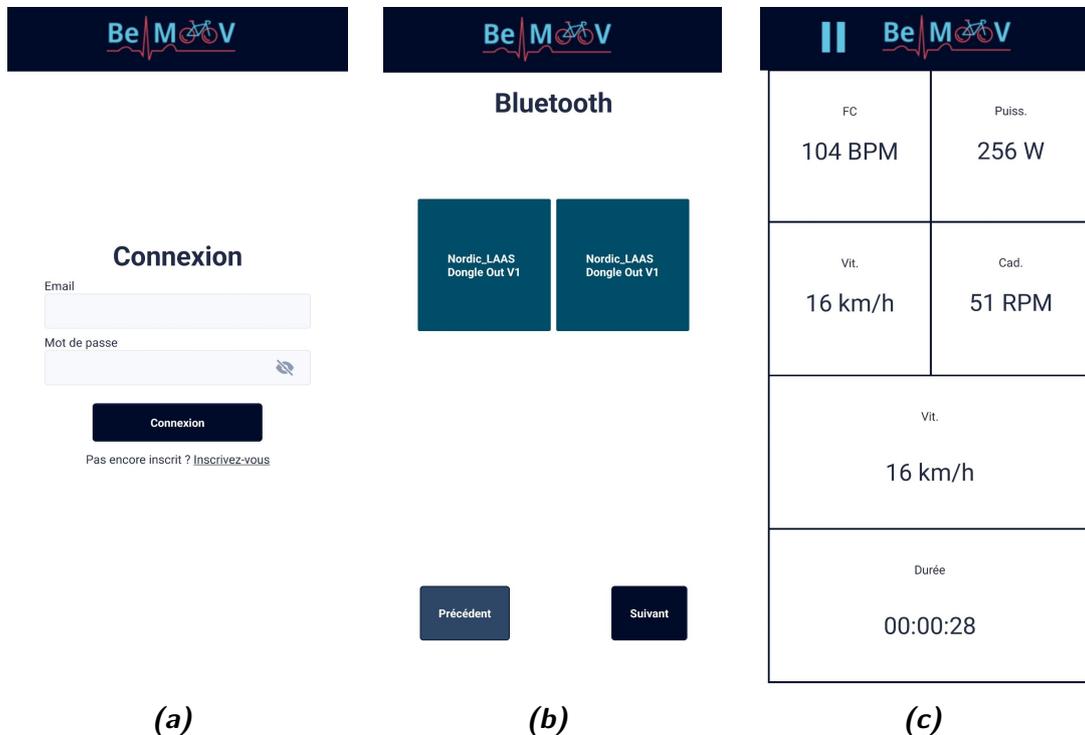


Image 2.18 – Captures d'écrans de l'application mobile.

Dans le cas de non-respect de cette consigne médicale, des alertes sous forme de notifications sont prévues pour avertir la personne. Par exemple, il est possible de déterminer la pente maximale que le vélo peut gravir avec une personne d'un certain poids à 25 km/h (*i.e.*, vitesse maximale en France qui permet l'assistance électrique). Si la personne commence à produire la puissance correspondante à cette pente, une alerte peut être émise pour l'avertir de ne pas continuer sur cette route. Pour les « développeurs », une option de débogage a été ajoutée pour permettre la modification manuelle de l'assistance électrique et de savoir combien est fourni en temps réel.

L'application utilise le Bluetooth du téléphone pour se connecter au microcontrôleur nRF52840 de la carte Bemoov (cf. Figure 2.19). Les données sont transmises en utilisant le format JSON (*JavaScript Object Notation*), qui est un format similaire à celui utilisé sur les sites d'internet (*i.e.*, XML). JSON est un format de données léger, facile à lire et à écrire « pour les humains », et également facile à parser et à générer pour les machines (cf. Figure A.7).

Le microcontrôleur nRF52840 étant limité à 256 KB de RAM (*Random Access Memory*) et 1 MB de mémoire flash, nous avons réduit au minimum et limité les identifiants de chaque donnée. Avec 503 bytes, il est possible d'envoyer et de recevoir

les données dans un seul message. Les données d'activité sont également enregistrées sur le téléphone et peuvent être envoyées par e-mail au format CSV ou FIT selon le choix de l'utilisateur.

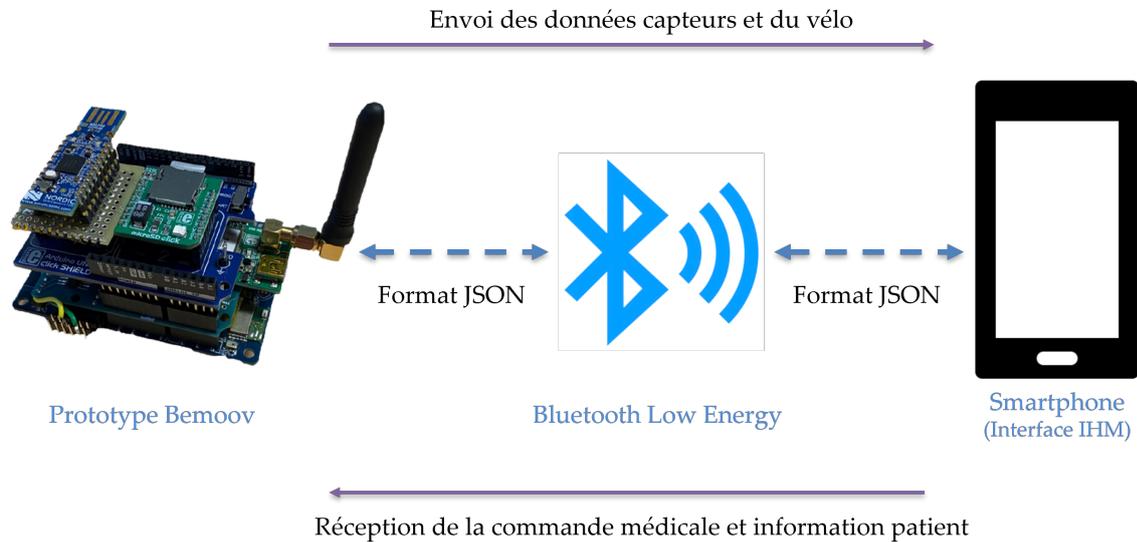


Image 2.19 – Diagramme des échanges de données entre le smartphone et notre prototype.

2.4 Conception de la carte électronique

2.4.1 Conception & fabrication

Avec tous les éléments analysés et validés précédemment, nous avons conçu une carte électronique sur mesure, capable de s'adapter à nos vélos disponibles ainsi qu'aux vélos du commerce en ajoutant une carte secondaire de connexion, similaire à celle utilisée dans la carte prototype (cf. [Figure 2.20](#)).

Cette carte intègre un GPS (communiquant en protocole UART), une SD card (communiquant en protocole SPI), et un transceiver CAN, ainsi que des capteurs d'humidité, de température, et une centrale inertielle (*Inertial Measurement Unit*, IMU). Ces capteurs communiquent en I2C (*Inter-Integrated Circuit*).

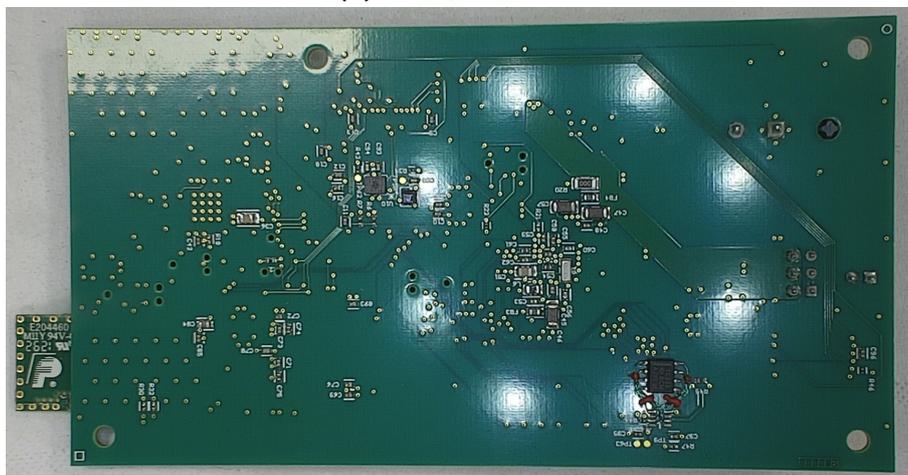
Pour la communication avec les capteurs physiologiques, nous avons maintenu le microcontrôleur nRF52 (communiquant en SPI) pour gérer la réception des données des capteurs ANT+ et la communication BLE avec l'IHM.

Un PSoC 6 (*Programmable System on Chip*¹⁷) (communiquant en SPI, avec 1 MB de

17. Cypress Semiconductor, San José, Californie, USA



(a) Vue par dessus.



(b) Vue par dessous.

Image 2.20 – Carte électronique Bemoov. Dimensions de 110×65×20 mm

mémoire flash et 288 KB de RAM, et peut tourner jusqu'à 150 MHz) a été utilisé pour permettre une intégration rapide de nouveaux capteurs et pour gérer les connecteurs et l'adaptation aux différents vélos. Ceci ne se limite pas seulement aux motorisations décrites dans la [Section 2.2](#), mais offre la possibilité d'interfacer la carte électronique avec d'autres types de vélos non explorés dans ce manuscrit. Un autre cas d'utilisation du PSoC est l'intégration de plusieurs capteurs de pression pour des tests avec des sondes Pitot, utilisés dans un autre projet doctorale de l'équipe visant à optimiser la posture aérodynamique d'un athlète.

Comme unité centrale, cerveau, ou master de la carte, le microcontrôleur STM32L4+ a été conservé en raison de ses capacités en matière d'embarquement d'IA. Il intègre une mémoire de 2 MB, 640 KB de RAM et peut tourner jusqu'à 120 MHz.

La carte électronique Bemoov peut être alimentée de trois manières qui permettent en fonction des besoins de différents systèmes et vélos (cf. [Figure 2.21](#)). En fonction de la position d'un cavalier, qui est un composant qui permet de relier deux

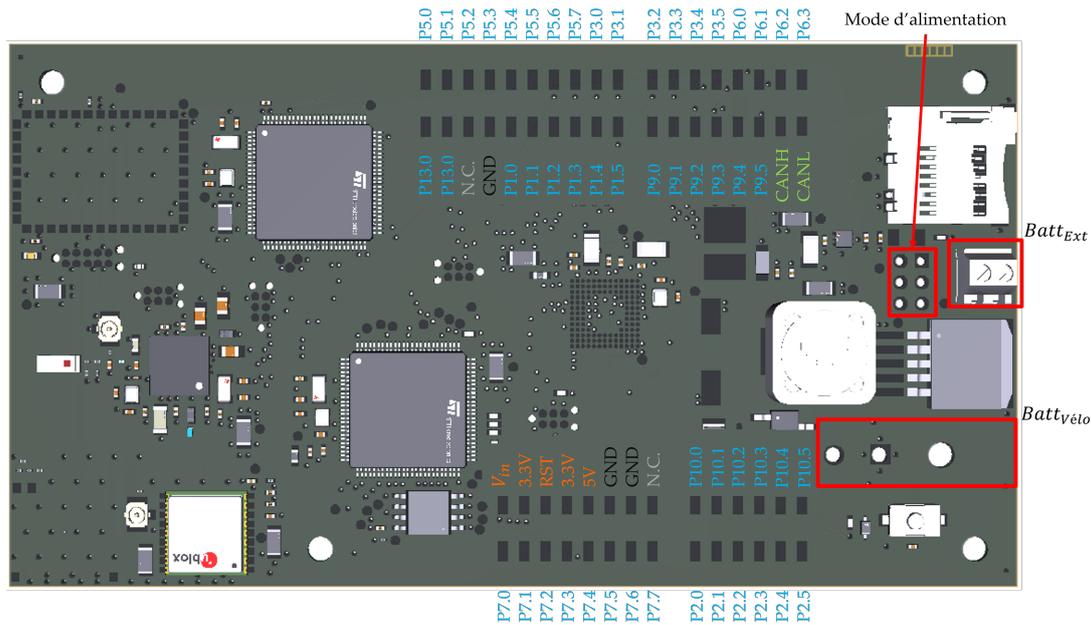


Image 2.21 – Pin configurations de la carte électronique Bemoov.

broches et de faire circuler le courant entre les deux, nous pouvons choisir à la main le chemin du courant et la partie de la carte subséquente à être alimentée. Nous avons prévu trois options d'alimentation (cf. Figure 2.22) :

1. Cette option est dédiée pour être alimentée par les grandes batteries disponibles sur les vélos. Elle utilise un convertisseur Buck qui peut être alimenté jusqu'à 60 V pour fournir 5 V. Ces 5 V passent ensuite par un régulateur à faible chute de tension (*LDO, Low-Dropout Regulator*) pour alimenter les composants de la carte en 3.3 V avec une capacité jusqu'à 1 A.
2. La deuxième option permet d'être alimentée par des batteries externes au lithium jusqu'à 18 V, passant par le LDO pour fournir une tension stable de 3.3 V.
3. Le dernier mode est alimenté en utilisant les connecteurs Arduino [20] en utilisant le pin V_{in} et utilise le même LDO que les autres modes.

Nous avons intégré dans la carte d'autres modules tels qu'un module WiFi (*Wireless Fidelity*) et une mémoire flash externe pour permettre une connexion internet directe avec un serveur et faciliter les mises à jour OTA (*Over-The-Air*). Les deux communiquent en SPI.

L'idée était de se servir d'un serveur pour héberger les possibles mises à jour des algorithmes ou d'optimisation du code dans sa totalité. Malheureusement, en raison du temps restant pour cette thèse, l'implémentation de cette fonctionnalité n'a pas pu être réalisée. Néanmoins, elle reste une option disponible pour de futurs travaux ou éventuelles applications nécessitant plus d'espace pour stocker des données hors ligne ou pour envoyer des données en temps réel en utilisant le WiFi.

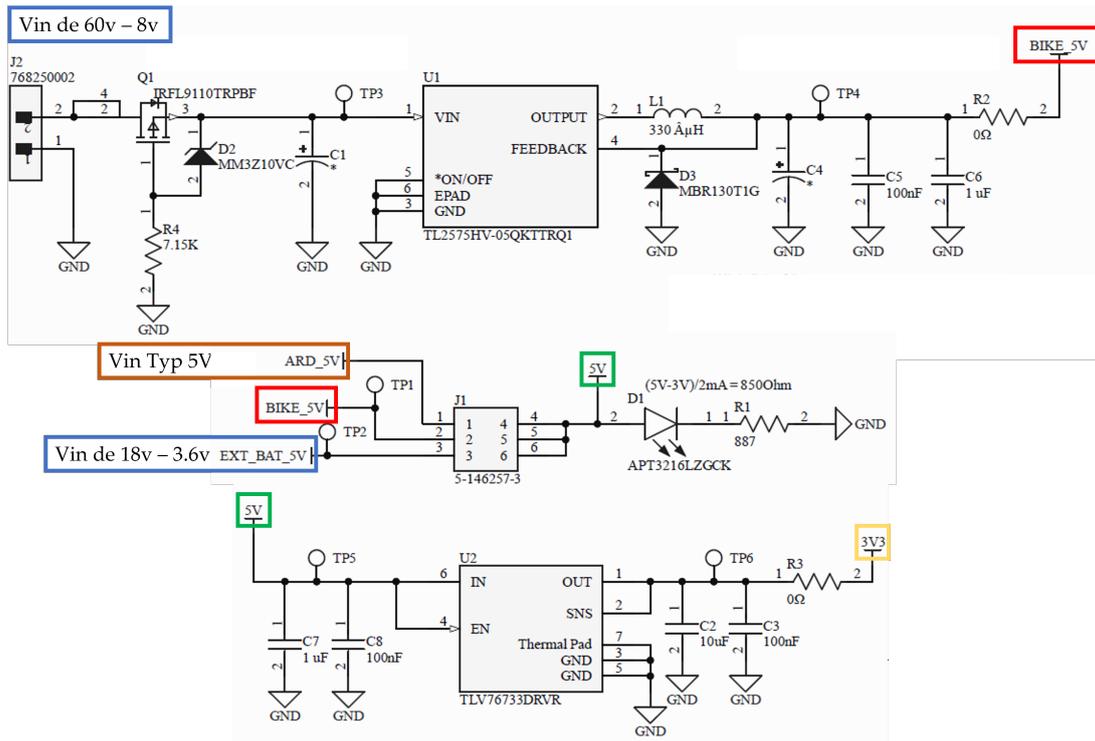


Image 2.22 – Schématique d'alimentation de la carte Bemoov.

La carte électronique Bemoov présente des dimensions de 110×65 mm. L'unité centrale, qui intègre le programme permettant la communication avec divers périphériques ainsi que le bus CAN (utilisé pour la communication avec le vélo de ville Iweech - Motorisation Brose), occupe une mémoire RAM de 220.8 KB (34.5 %) et une mémoire flash de 133.4 KB (6.5 %), tandis que l'horloge fonctionne à une fréquence de 96 MHz. Le [tableau 2.4](#) répertorie les différents protocoles utilisés avec les périphériques et leurs fréquences de fonctionnement respectives. Chaque message transmis a une taille fixe de 8 bits.

Tableau 2.4 – Paramètres des protocoles de communications de l'unité centrale STM32L4+

Protocoles	Périphériques	Fréquence
SPI 1	nRF52, STM32L4+ (IA), PSoC 6	6 MHz
SPI 2	SD Card	3 MHz
SPI 3	WiFi	6 MHz
OCTOSPI	Mémoire flash externe	96 MHz
CAN	-	250 KHz
I2C	Température, Humidité, Accéléromètre	400 KHz
UART	GPS	9.6 KHz

Le programme intégré au nRF52840, permettant la communication avec le maître (via SPI), l'IHM (via BLE) et les capteurs physiologiques (via ANT+), occupe une mémoire de 244.2 KB (soit 23.8 % de 1 MB) et 34.9 KB de RAM (soit 13.6 % de 256 KB), fonctionnant à une fréquence de 64 MHz. Quant au PSoC 6, il assure l'interface entre le vélo Cube VTT (avec motorisation Bosch), le vélo de route Lapiere équipé du kit de motorisation OZO, ainsi que d'éventuelles intégrations futures. Actuellement, le programme occupe 34.1 KB de mémoire (soit 3.3 %) et 4 KB de RAM (soit 1.4 %), fonctionnant à une fréquence de 75 MHz. Afin de préserver ces ressources pour l'intégration future de modèles d'intelligence artificielle sans perturber d'autres fonctions cruciales pour la surveillance de l'utilisateur et le contrôle du vélo, un second STM32L4+ a été ajouté. À ce stade, ce microcontrôleur est désactivé, étant donné qu'aucun modèle d'intelligence artificielle fonctionnel n'a encore été implémenté sur la carte électronique (voir [Chapitre 4](#)).

2.4.2 Mesure de consommation

Grâce à un *power profiler*, qui est une alimentation limitée en courant capable d'alimenter des circuits et de mesurer simultanément la tension ou le courant $\pm (0.1 \% + 50 \text{ nA})$. Cet instrument apparaît dans d'autres publications pour des mesures de puissance sur des systèmes IoT (*Internet of Things*) sur le terrain [21–23].

Plusieurs mesures ont été réalisées pour estimer la consommation globale de la carte en plein fonctionnement, avec et sans code dans chaque microcontrôleur, avec et sans capteur. Dans la littérature, l'Otii Arc¹⁸ a été utilisé comme power profiler, et grâce à son logiciel Otii 3 (V3.3.5), il est possible de récupérer les courbes de puissance directement sur l'ordinateur sans aucun paramétrage supplémentaire.

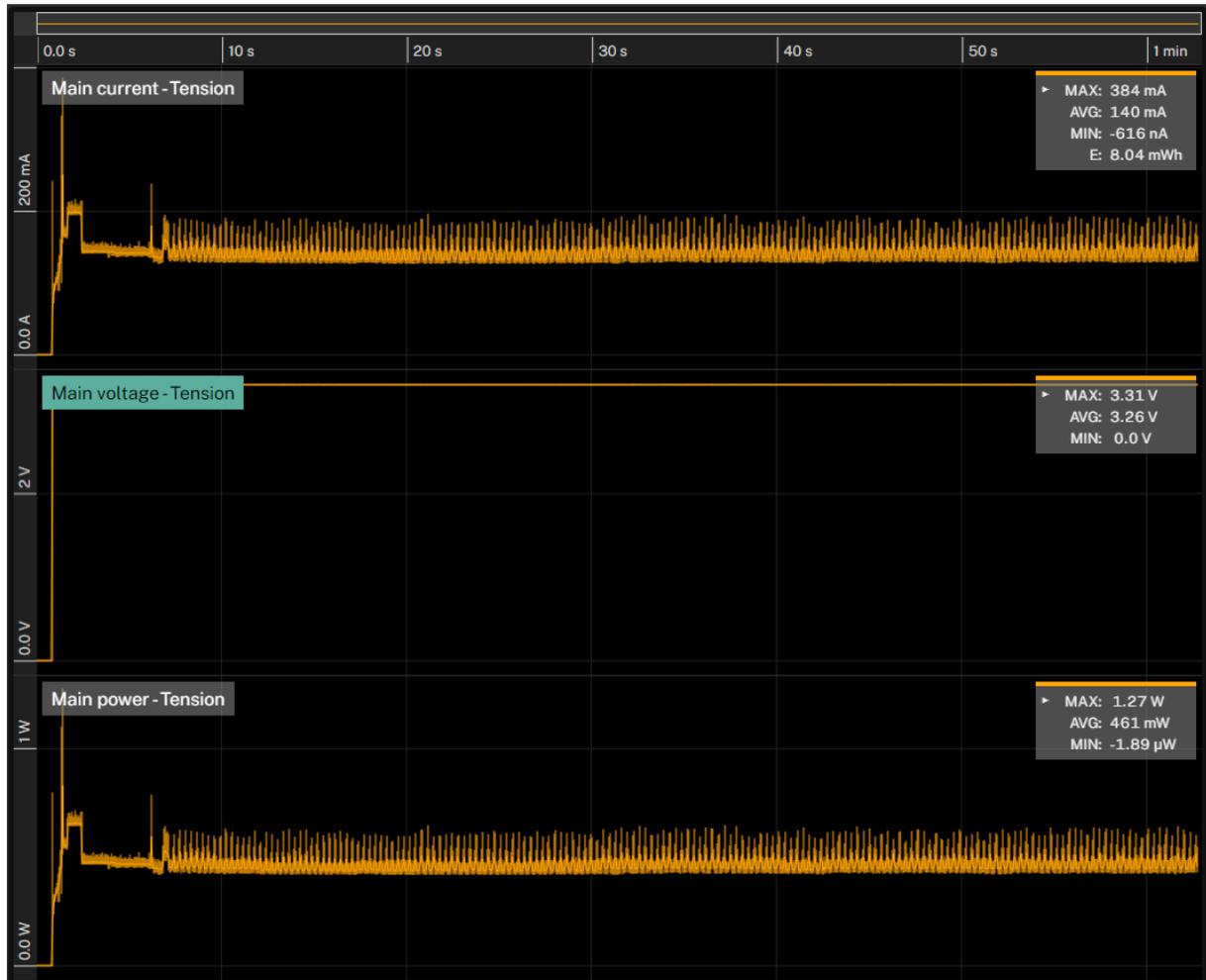
La [Figure 2.23a](#) montre une capture d'écran d'une mesure d'une minute faite sur la carte électronique avec tous ces modules et fonctions activés. Les premiers pics sur la courbe de courant (*cf. Main current - Tension*) correspondent à l'initialisation de différents modules, capteurs et microcontrôleurs. Les pulsations périodiques qui suivent (*cf. Figure 2.23b*) sont dues aux échanges constants avec le nRF52 pour la récupération de données physiologiques, qui font en sorte que pour cette mesure la carte consomme 140 mA en moyenne.

Ci-dessous se trouve le [tableau 2.5](#) avec les résultats de la consommation moyenne sur une minute en désactivant un composant à chaque nouvelle mesure. Une deuxième mesure a été réalisée sans alimentation pour le module WiFi et la mémoire flash, car ils ne sont pas en utilisation sur la dernière version du code de la carte

18. Qoitech, Lund, Suède

Bemoov.

2



(a) Mesure sur une minute.

Tableau 2.5 – Mesures de consommation de notre carte électronique sur une minute.

Module éteints	Avec WIFI / Flash		Sans WIFI / Flash	
	Courant [mA]	Puissance [mW]	Courant [mA]	Puissance [mW]
Aucun	140	461	102	335
Sans CAN	139	459	102	336
Sans capteurs	134	442	98.1	324
Sans GPS	138	457	101	333
Sans SD card	132	436	93.3	308
Sans PSoC	123	407	86.9	287
Sans nRF52	121	399	84.2	278
Tous	101	333	47	155



(b) Mesure sur 13 secondes.

Image 2.23 – Capture d'écran d'une mesure de puissance sur la carte électronique avec tous ces modules en fonctionnement.

Sur la mesure « Sans GPS », il se trouve que la consommation augmentait même si nous éteignons ce module, ceci est causé par le fait que cette tâche ne bloque plus de ressources sur les autres, c'est-à-dire que par exemple la nRF52 et la SD card peuvent envoyer et recevoir davantage de messages (via SPI), augmentant la consommation.

Si la carte réalisée est comparée à une Raspberry Pi ¹⁹, qui est un microcontrôleur capable lui aussi de réaliser des tâches liées à l'IA [24, 25]. Cet ordinateur utilise un système d'exploitation basé sur Linux, Raspberry Pi OS (anciennement connu sous le nom de Raspbian), et peut tourner jusqu'à 1.4 GHz avec 1 GB de RAM (pour la version 3B+).

Ce dispositif est utilisé couramment dans les applications IoT. Karthikeyan *et al.* [26] ont rassemblé les différents domaines d'application de la Raspberry Pi, l'un d'entre eux est celui de la santé. Il est utilisé pour la surveillance de la position et le mouvement d'un patient, l'identification des comportements dans leurs jours à jour, la récupération de données des montres, l'analyse de données environnement dans un hôpital, entre autres.

C'est un microcontrôleur puissant capable de faire des calculs complexes et d'être déployé rapidement. Cependant, il est très énergivore. En comparaison, notre carte électronique avec plusieurs microcontrôleurs consomme moins comparée aux 510 mA de la Raspberry version 3B+ et 220 mA de la version Zéro qui est la plus petite et moins performant. Ces consommations sont montrées sur le [tableau 2.6](#).

Tableau 2.6 – *Consommations de courant (mA) des Raspberries PI. [27, 28]*

Modèle	Inactif (Sans WiFi)	1080p Video (Sans WiFi)	Inactif (WiFi)	1080p Video (WiFi)	Youtube Video (WiFi)
Pi Zero W	220	245	250	270	-
A+	225	245	-	-	-
3 A+	305	320	340	355	400
B+	320	340	-	-	-
2 B	345	370	-	-	-
3 B	360	390	390	420	450
3 B+	510	520	550	585	600

19. Raspberry Pi Foundation, Cambridge, Royaume-Uni

2.5 Conclusion

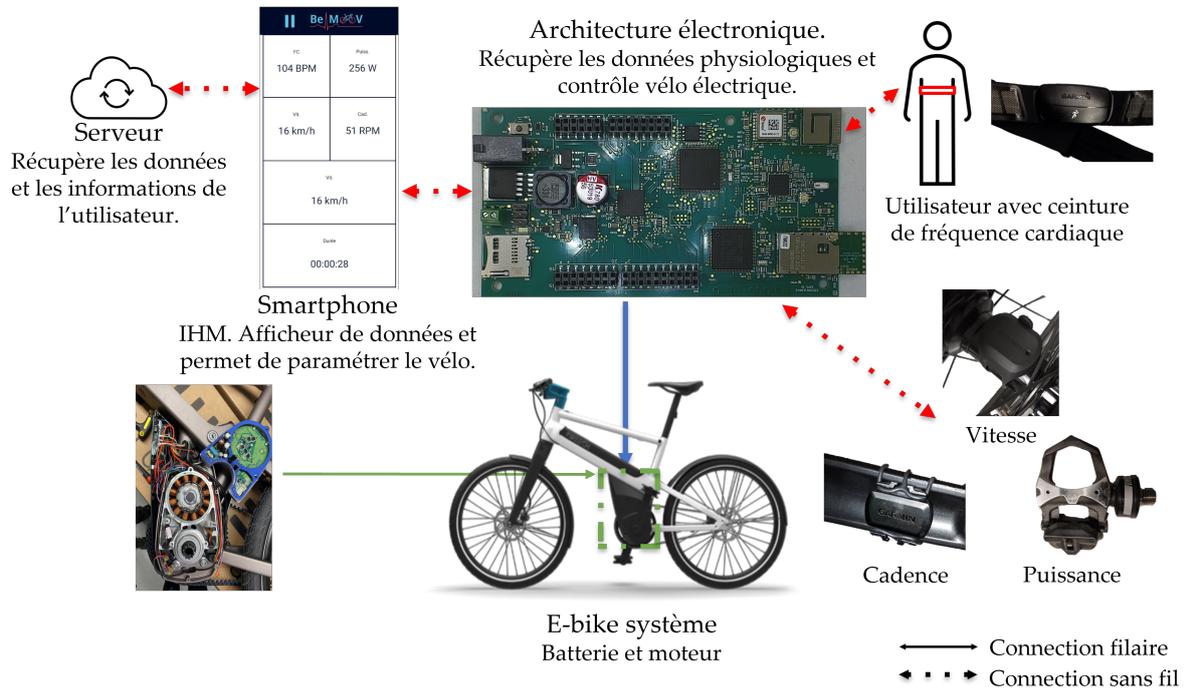


Image 2.24 – Aperçu du système Bemoov créé et de ses fonctions principales.

La carte électronique (cf. Figure 2.24), développée en s'appuyant sur la base de l'état de l'art du Chapitre 1, permet de collecter les données des différents capteurs physiologiques qui communiquent avec le protocole ANT+.

Nous avons validé cette collecte de données en utilisant un dispositif équivalent couramment utilisé dans le cyclisme. La racine de l'erreur quadratique moyenne des capteurs physiologiques (*i.e.*, fréquence cardiaque, cadence, vitesse et puissance mécanique) se situe en dessous de 2 %. Elle permet également de communiquer avec une application smartphone via une connexion Bluetooth.

Cette application est utilisée pour afficher les données physiologiques des utilisateurs, enregistrer ces données et les exporter dans des formats disponibles, ainsi que pour récupérer des données du vélo (*e.g.*, niveau de batterie, consommation) et la prescription médicale de l'activité physique (*e.g.*, durée, zone d'effort). Un mode développeur a été créé pour consulter et modifier manuellement l'assistance électrique fournie en temps réel.

En termes de consommation, la carte ne consomme pas plus courant qu'une carte Raspberry Pi Zero (*i.e.*, 80 mA de moins), une carte largement utilisée dans les systèmes IoT, ce qui est important pour éviter que la batterie du vélo ne se décharge rapidement en raison de notre carte électronique connectée dessus.

Nous avons fondé notre analyse sur trois vélos avec des motorisations,

des connectiques et des modes de pilotage différents afin de concevoir une carte électronique capable de se connecter et de contrôler n'importe quel vélo à assistance électrique. Le vélo Iweech avec la motorisation Brose, le vélo Cube avec la motorisation Bosch, et le kit de motorisation OZO peuvent être utilisés pour modifier l'effort de l'activité physique perçu par l'utilisateur.

Pour ces tests de validation, nous avons conçu un algorithme qui permet de fournir de l'assistance électrique en fonction de la fréquence cardiaque. Dans le [Chapitre 3](#), nous expliquerons en détail la création et le fonctionnement de ces algorithmes, avec des tests de validation effectués sur plusieurs sujets dans des conditions similaires à celles pratiquées dans un CHU ou dans un centre de rééducation, ainsi que des tests sur le terrain.

Bibliographie

- [1] Garmin and G. L. or its subsidiaries, “Garmin HRM-Dual™ | Heart Rate Monitor with Chest Strap.” [Online]. Available : <https://www.garmin.com/en-US/p/649059>
- [2] —, “Garmin Cadence Sensor 2 | Bike.” [Online]. Available : <https://www.garmin.com/en-US/p/641212>
- [3] —, “Garmin Speed Sensor 2 | Bike.” [Online]. Available : <https://www.garmin.com/en-US/p/641230>
- [4] “Capteur de Puissance Assioma DUO | Boutique en Ligne Favero.” [Online]. Available : <https://cycling.favero.com/fr/shop/assioma-duo>
- [5] A. Montalvo-Pérez, L. B. Alejo, P. L. Valenzuela, M. Castellanos, J. Gil-Cabrera, E. Talavera, A. Lucia, and D. Barranco-Gil, “Validity of the Favero Assioma Duo Power Pedal System for Measuring Power Output and Cadence,” *Sensors*, vol. 21, no. 7, p. 2277, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/7/2277>
- [6] J. J. Merrigan, J. H. Stovall, J. D. Stone, M. Stephenson, V. S. Finomore, and J. A. Hagen, “Validation of Garmin and Polar Devices for Continuous Heart Rate Monitoring During Common Training Movements in Tactical Populations,” *Measurement in Physical Education and Exercise Science*, vol. 27, no. 3, pp. 234–247, Jul. 2023. [Online]. Available : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1091367X.2022.2161820>
- [7] Nordic Semiconductor, “Nordic Semiconductor Infocenter,” May 2023. [Online]. Available : https://infocenter.nordicsemi.com/topic/ug_nrf52840_dongle/UG/nrf52840_Dongle/hw_block_diagram.html
- [8] Garmin Canada Inc, “ANT+ Device Profiles - THIS IS ANT,” Oct. 2023. [Online]. Available : <https://www.thisisant.com/developer/ant-plus/device-profiles>
- [9] Nordic Semiconductors, “nRF5 SDK,” Jul. 2023. [Online]. Available : <https://www.nordicsemi.com/Products/Development-software/nRF5-SDK>
- [10] Dan Cavallari, “Do I Need a Hub Drive or a Mid-Drive Motor?” Sep. 2022. [Online]. Available : <https://www.cyclevolta.com/story/ebike-basics/hub-drive-vs-mid-drive-e-bike-motor-comparison-analysis/>
- [11] S.-F. Lokman, A. T. Othman, and M.-H. Abu-Bakar, “Intrusion detection system for automotive Controller Area Network (CAN) bus system : A review,” *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2019, no. 1, p. 184, Dec. 2019. [Online]. Available : <https://jwcn-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13638-019-1484-3>
- [12] F. Fakhfakh, M. Tounsi, and M. Mosbah, “Cybersecurity attacks on CAN bus based vehicles : A review and open challenges,” *Library Hi Tech*, vol. 40, no. 5, pp. 1179–1203, Nov. 2022. [Online]. Available : <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/LHT-01-2021-0013/full/html>
- [13] National Instruments, “Controller Area Network (CAN) Overview & Specifications,” May 2023. [Online]. Available : <https://www.ni.com/en/shop/seamlessly-connect-to-third-party-devices-and-supervisory-system/controller-area-network--can--overview.html>

- [14] K. M. Lynch, N. Marchuk, and M. L. Elwin, "Controller Area Network (CAN)," in *Embedded Computing and Mechatronics with the PIC32*. Elsevier, 2016, pp. 249–265. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780124201651000196>
- [15] L. E. Frenzel, "Controller Area Network (CAN)," in *Handbook of Serial Communications Interfaces*. Elsevier, 2016, pp. 47–50. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780128006290000085>
- [16] STMicroelectronics, "STM32 AI - Resources," May 2023. [Online]. Available : <https://stm32ai.st.com/resources/>
- [17] —, "Artificial intelligence ecosystem for STM32," Feb. 2022. [Online]. Available : https://www.st.com/content/st_com/en/ecosystems/artificial-intelligence-ecosystem-stm32.html
- [18] Arduino, "Shields," Aug. 2023. [Online]. Available : <https://store-usa.arduino.cc/collections/shields>
- [19] Bosch, "Intuvia : l'ordinateur de bord pratique pour les VAE," Jul. 2023. [Online]. Available : <https://www.bosch-ebike.com/fr/produits/intuvia>
- [20] Arduino, "UNO R3 | Arduino Documentation," Aug. 2023. [Online]. Available : <https://docs.arduino.cc/hardware/uno-rev3>
- [21] P. B. Leelavinodhan, M. Vecchio, F. Antonelli, A. Maestrini, and D. Brunelli, "Design and Implementation of an Energy-Efficient Weather Station for Wind Data Collection," *Sensors*, vol. 21, no. 11, p. 3831, Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/11/3831>
- [22] M. Pincheira, M. Vecchio, R. Giaffreda, and S. S. Kanhere, "Cost-effective IoT devices as trustworthy data sources for a blockchain-based water management system in precision agriculture," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 180, p. 105889, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0168169920330945>
- [23] F. Bouaffar, O. L. Goer, and A. Nouredine, "PowDroid : Energy Profiling of Android Applications," in *2021 36th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering Workshops (ASEW)*. Melbourne, Australia : IEEE, Nov. 2021, pp. 251–254. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9680320/>
- [24] H. Meddeb, Z. Abdellaoui, and F. Houaidi, "Development of surveillance robot based on face recognition using Raspberry-PI and IOT," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 96, p. 104728, Feb. 2023. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0141933122002575>
- [25] Z. Moutakki, I. M. Ouloul, A. Amghar, S. Motahhir, and K. Afdel, "Embedded and real time vehicle classification system with occlusion handling," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, no. 16, pp. 24 407–24 423, Jul. 2023. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s11042-023-14852-w>
- [26] S. Karthikeyan, R. A. Raj, M. V. Cruz, L. Chen, J. L. A. Vishal, and V. S. Rohith, "A Systematic Analysis on Raspberry Pi Prototyping : Uses, Challenges, Benefits, and Drawbacks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 16, pp. 14 397–14 417, Aug. 2023. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/10091882/>

- [27] Matt, "Raspberry Pi Power Consumption Data," Nov. 2018. [Online]. Available : <https://www.raspberrypi-spy.co.uk/2018/11/raspberry-pi-power-consumption-data/>
- [28] Thomas, "Données de consommation électrique du Raspberry Pi," Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.raspberryme.com/donnees-de-consommation-electrique-du-raspberry-pi/>

SURVEILLANCE DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE

« The progressive development of man is vitally dependent on invention. It is the most important product of his creative brain. Its ultimate purpose is the complete mastery of mind over the material world, the harnessing of the forces of nature to human needs. This is the difficult task of the inventor who is often misunderstood and unrewarded. But he finds ample compensation in the pleasing exercises of his powers and in the knowledge of being one of that exceptionally privileged class without whom the race would have long ago perished in the bitter struggle against pitiless elements... »

— Nikola Tesla, *My Inventions* (2013)

La carte électronique, présentée lors du [Chapitre 2](#), permet de collecter des données physiologiques et d'activité (*i.e.*, fréquence cardiaque, puissance mécanique, cadence et vitesse) issue de capteurs sur étagères avec peu de pertes d'acquisition (REQM <2 %). Il est aussi possible de contrôler différents systèmes de motorisation (Brose - mid-mounted, Bosch - mid-mounted, Ozo - rear-hub), et grâce à des algorithmes programmés dans le microcontrôleur maître (*i.e.*, STM32L4+), l'assistance électrique peut varier, modifiant ainsi la puissance à produire (la perception de l'effort) pour l'utilisateur. L'objectif final est de proposer un nouveau dispositif capable de

transformer n'importe quel vélo électrique en un système de surveillance de la santé pour le respect d'une prescription d'activité physique.

Dans le monde médical, l'homologue de notre système électronique serait les ergocycles, qui sont actuellement dans les Centres Hospitaliers Universitaires (CHU). Les ergocycles (cf. Figure 3.1) sont des dispositifs indispensables dans ces centres, car ils contribuent au diagnostic (*e.g.*, l'épreuve d'effort maximale cardio-respiratoire), au renforcement musculaire (*i.e.*, rééducation), et à l'amélioration des aptitudes physiques [1-5].



Image 3.1 – Exemple d'ergocycle utilisé dans le CHU de Toulouse (Ergocycle Premium 470, GENIN Techmed, La Roque d'Antheron, France).

Sur l'ergocycle, il est possible de programmer la puissance mécanique cible (W), la consigne de résistance (W , *i.e.*, simulation de pente), la vitesse, la cadence, la distance et la durée d'une séance d'entraînement. De plus, la valeur de la fréquence cardiaque peut être récupérée, par l'ergocycle ou une IHM tierce grâce au jumelage du capteur de fréquence cardiaque avec l'appareil. Enfin, les informations sur l'activité peuvent être récupérées et analysées a posteriori.

Cependant, l'ergocycle est un appareil statique, obligeant les utilisateurs à effectuer leur séance d'entraînement ou de rééducation dans un centre spécialisé sous la surveillance d'un professionnel de santé.

Étant donné que notre carte électronique possède les mêmes fonctions, tout en permettant l'utilisation en intérieur comme en extérieur, il est tout à fait possible de surveiller l'activité physique comme si la personne se trouvait dans un CHU,

c'est-à-dire faire de la télésurveillance. La télésurveillance est définie par la Haute Autorité de Santé (HAS) française comme un acte de télémédecine « pour objet de permettre à un professionnel médical d'interpréter à distance les données nécessaires au suivi médical d'un patient et, le cas échéant, de prendre des mesures relatives à la prise en charge de ce patient. L'enregistrement et la transmission des données peuvent être automatisé ou réalisé par le patient lui-même ou par un professionnel de santé » [6].

Dans ce chapitre, nous expliquerons la conception et le fonctionnement des algorithmes utilisés au cours de ces travaux pour le suivi et contrôle d'une activité physique en extérieur en surveillant la fréquence cardiaque comme paramètre initial. En fonction de la consigne médicale à respecter, les algorithmes doivent ajuster l'assistance électrique et ainsi modifier la puissance à produire, ce qui impacte sur la fréquence cardiaque.

Dans le domaine sportif, le concept d'entraînement par des zones de fréquence cardiaque est largement utilisé et étudié dans la littérature. Scheid *et al.* [7] ont compilé les différentes technologies utilisées pour mesurer la fréquence cardiaque, ainsi que les différentes zones d'intensité recommandées par des organisations et celles utilisées par des entreprises sportives.

3.1 Algorithme zones d'effort

En fonction des résultats souhaités, les entraînements peuvent être ciblés pour que les personnes se concentrent spécifiquement sur une zone [8, 9]. Les équivalents métaboliques (*Metabolic Equivalent of Task*, MET) correspondent au coût énergétique de l'activité considérée par unité de temps (*cf.* (3.1)). La HAS française préconise l'utilisation de cette unité, car elle permet de mesurer les réponses physiologiques que l'activité physique induit chez les individus [10, 11]. Mais elle permet aussi l'utilisation d'autres valeurs relatives telles que le pourcentage de la fréquence cardiaque maximale. Un MET équivaut à un personne en repos et dix METs à un effort qui ne peut pas être maintenu pas plus de 10 min.

$$1 \text{ MET} = 1 \frac{\text{kcal}}{\text{kg} \cdot \text{h}} = 1.162 \frac{\text{W}}{\text{kg}} = 3.5 \frac{\text{O}_2}{\frac{\text{kg}}{\text{min}}} \quad (3.1)$$

Différentes zones sont créées en fonction de la réponse physiologique par rapport à l'activité physique, nous retrouvons en moyenne cinq zones avec les impacts suivants :

- La Zone 1 fournit principalement des avantages pour la santé métabolique et émotionnelle. Correspondant à ≤ 1.5 METS.
- La Zone 2 brûle plus de calories provenant des graisses et permet de maintenir des conversations facilement. Correspondant à 1.6 - 3 METS.
- La Zone 3 aide les gens à développer leur capacité d'endurance, c'est-à-dire leur capacité à maintenir l'exercice pendant une longue période sans fatigue. Correspondant à 3 - 6 METS.
- La Zone 4 permet aux gens d'améliorer leur vitesse pour la performance de l'entraînement fitness et leur potentielle aérobie. Correspondant à 6 - 9 METS.
- Enfin, la dernière zone consomme presque toute l'énergie d'un individu et ne peut être maintenue que durant une courte période, elle est réservée aux personnes très en forme et aux athlètes. Correspondant à ≥ 9 METS.

Sur le [tableau 3.1](#) se retrouvent plusieurs références de zones cardiaques utilisées pour l'entraînement du cycliste ou pour la prescription médicale d'une activité physique. Un tableau créé par A.Coggan [12] intègre également la notion de puissance, qui est devenue l'un des standards de référence pour mesurer la performance [13, 14].

Tableau 3.1 – Zones d'intensité par rapport à la Fréquence Cardiaque Maximale (BPM).

	Très léger [1]	Léger [2]	Modéré [3]	Vigoureux [4]	Maximal [5]
HAS ¹		40-55	55-70	70-90	>90
ACSM ²	<57	57-63	64-76	77-95	≥ 96
CDC ³			50-70	70-85	
Fitbit		50-69		70-84	85-100
Polar	50-60	60-70	70-80	80-90	90-100
Garmin	50-60	60-70	70-80	80-90	90-100
Myzone [15]	50-59	60-69	70-79	80-89	90-100
ESIE ⁴	<75	75-85	85-92	92-96	≥ 96

¹ Haute Autorité de Santé [10]

² American College of Sports Medicine

³ U.S. Centers for Disease Control and Prevention

⁴ Estimation Subjective de l'Intensité de l'Exercice [16]

Le tableau ESIE est l'équivalent francophone de celui de A.Coggan, créé par F.Grappe [16]. La plus grande différence réside dans le fait que celui-ci utilise la

Puissance Maximale Aérobie (PMA) pour définir les zones. La PMA correspond à la puissance maximale maintenue pendant cinq à sept minutes, et elle est fortement corrélée au VO_2 max [17, 18]. A.Coggan, quant à lui, utilise le FTP (*Functional Threshold Power*), qui est la puissance maximale pouvant être maintenue durant une heure. En ce qui concerne la fréquence cardiaque, Coggan utilise comme seuil le THR (*Threshold Heart Rate*), qui est le seuil de fréquence cardiaque où la personne bascule en régime anaérobie.

Les deux tableaux ajoutent deux zones d'intensité, en se concentrant principalement sur la puissance. Dans le cas de A.Coggan, il indique que pour la Zone 6, la puissance doit être comprise entre 121 % et 150 % du FTP, au-delà de quoi se situe la Zone 7 (cf. Figure A.8). Pour F.Grappe (ESIE), la Zone 6 correspond à une puissance supérieure à 150 % de la PMA et la Zone 7 exige une puissance d'environ 250 % de la PMA (cf. Figure A.9).

Étant donné que les médecins réalisent un test d'effort maximal (ou ramp test ou test incrémentale, cf. Figure 3.2 et Section 1.1.4) lors du passage d'un patient au service. Pendant ces tests, la puissance (résistance) augmente progressivement sur une période de temps et le test se termine lorsque le patient ne peut plus terminer un palier.

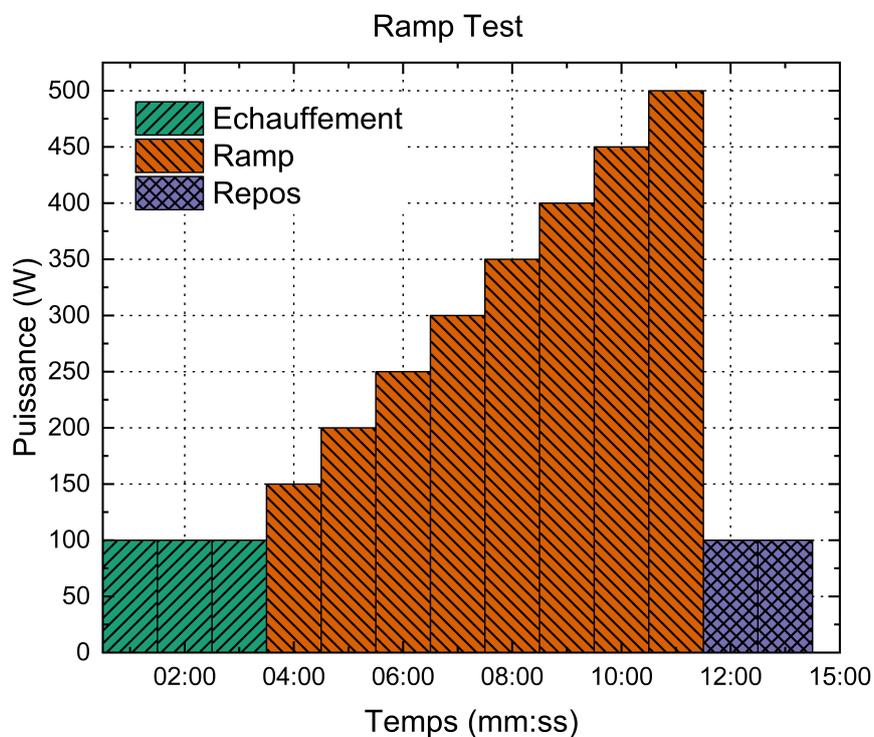


Image 3.2 – Exemple de ramp test sur vélo.

À la fin du test, des valeurs telles que le VO_2 max, la PMA, et les seuils

ventilatoires (VT1 et VT2) sont connues. Ces valeurs sont importantes pour le diagnostic et le traitement du patient. Grâce à ces éléments, nous avons décidé de réaliser ces tests pour valider les algorithmes. En raison que le calcul de la PMA utilise aussi un ramp test (ou incrémentale) similaire à celui utilisé dans les centres médicaux, nous avons décidé d'utiliser le tableau ESIE comme base pour fournir de l'assistance en fonction du niveau d'intensité.

3

Le tableau ESIE utilise en tout sept zones d'intensité, les cinq premières se concentrent sur la fréquence cardiaque et les deux dernières sur la PMA. Pour les systèmes de motorisation Brose et OZO (cf. [Section 2.2](#)), cela équivaut à distribuer l'assistance électrique sur les six dernières zones.

Sur la [Figure 3.3](#), se trouvent les stratégies et leur valeur d'assistance en fonction de la zone d'intensité. Nous avons conçu trois différentes stratégies de distribution d'assistance : une qui distribue de manière égale l'assistance électrique sur toutes les zones (Linéaire), une qui donne beaucoup d'assistance dès les premières zones (Logarithme), et son antagoniste, qui commence à donner beaucoup d'assistance sur les dernières zones (Exponentielle).

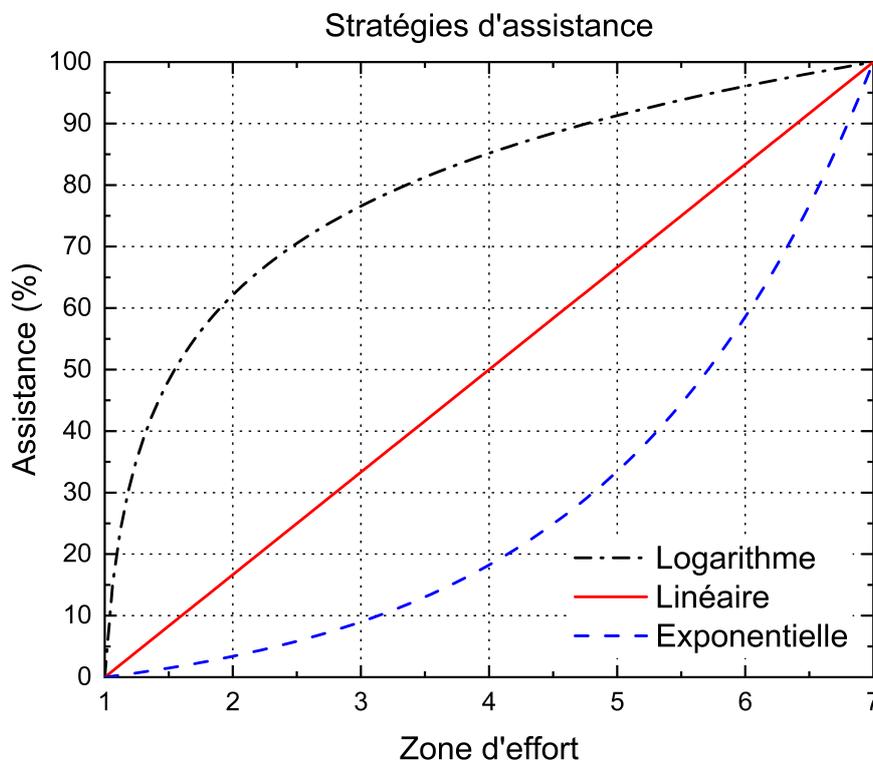


Image 3.3 – *Stratégies d'assistance électrique.*

Sur le système Bosch, il ne peut y avoir que cinq niveaux d'assistance, ce qui signifie que pour les deux dernières zones d'intensité, la personne aura l'assistance

maximale du moteur. Dans ce cas, les stratégies d'assistance ne sont plus utilisées, l'algorithme change simplement le niveau d'assistance de l'ordinateur de bord (cf. [Tableau 2.2](#)).

3.1.1 Etude préliminaire en laboratoire

Pour valider cet algorithme, des tests ont été réalisés sur les vélos Iweech, équipés de la motorisation Brose (qui étaient les premiers vélos disponibles au début de ces travaux), tout en suivant le protocole de la [Figure 3.2](#) programmée sur le home trainer Turbo Muin B Plus¹ (cf. [Figure 3.4](#)).

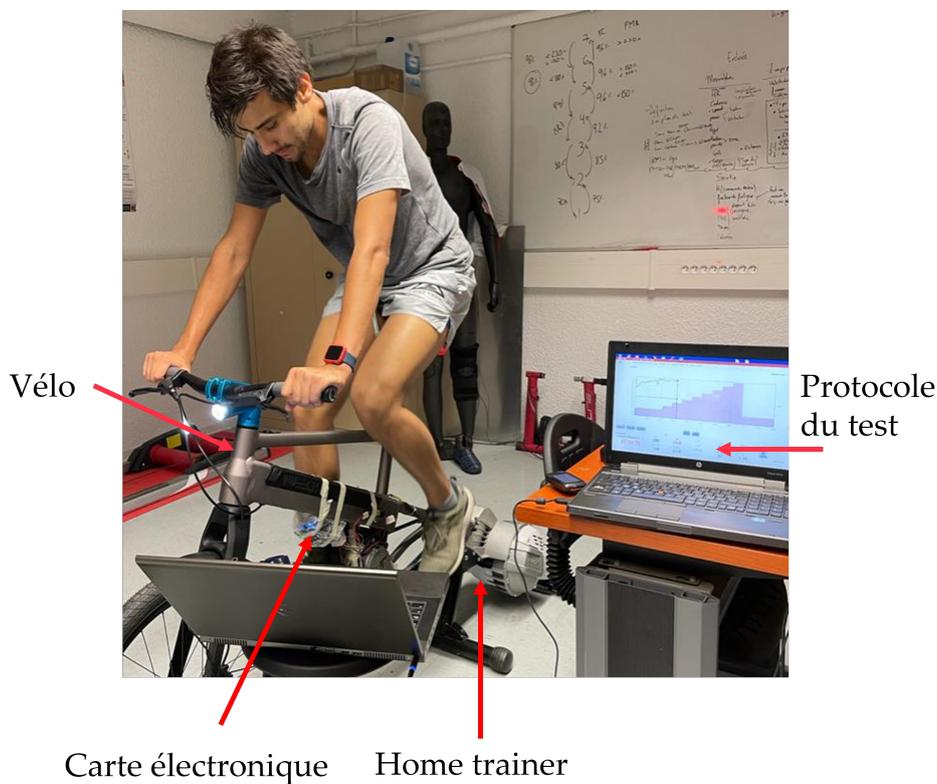


Image 3.4 – *Set-up des test de validations électronique.*

Le test commence par 3 minutes d'échauffement suivies d'incrément de 50 W chaque minute jusqu'à atteindre 500 W. Une phase de récupération de 2 minutes termine le test. Le tableau ESIE a été programmé tel quel dans le microcontrôleur maître (*i.e.*, STM32L4+).

Avant de commencer les tests avec assistance électrique, nous avons effectué un test sans assistance pour avoir un aperçu du comportement physiologique et le comparer à l'impact de l'assistance électrique. Les données issues de chaque test sont

1. Elite, Fontaniva, Italie

récupérées au format CSV à partir de la carte SD sur la carte électronique Bemoov. Ce fichier peut être exploité par des logiciels tels que Microsoft Excel², Matlab³ ou Origin⁴. Pour les analyses présentées durant ce travail, nous utiliserons le logiciel Origin sans filtrage ni prétraitement des données. Sur la [Figure 3.5](#), nous pouvons voir les données de fréquence cardiaque (BPM), de home trainer (W) et de puissance (W).

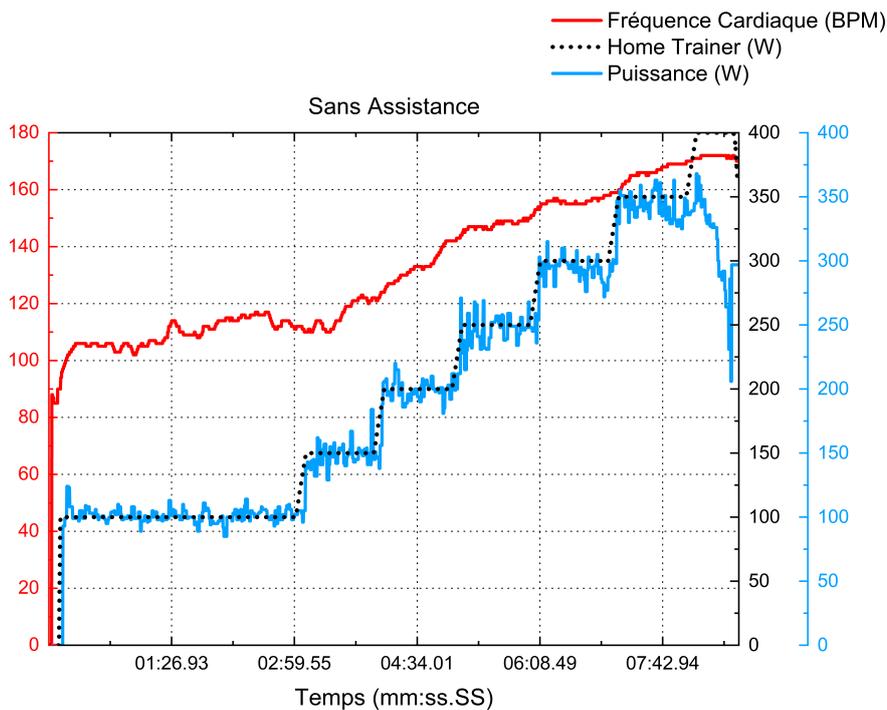


Image 3.5 – Ramp test sans assistance.

En ce qui concerne la fréquence cardiaque (FC), nous pouvons voir que ce bêta-testeur (homme, 45 ans, indice de masse corporelle (IMC) de 25.2) se trouvait en zone 5 ($FC > 90\%$) vers la fin du test. En moyenne, la fréquence cardiaque était de 132.2 ± 25.4 BPM. Comme il peut être constaté, le test ne s'est pas terminé, il s'est arrêté au palier de 400 W, car la personne ne pouvait plus maintenir cet effort, équivalent à 5 W/kg.

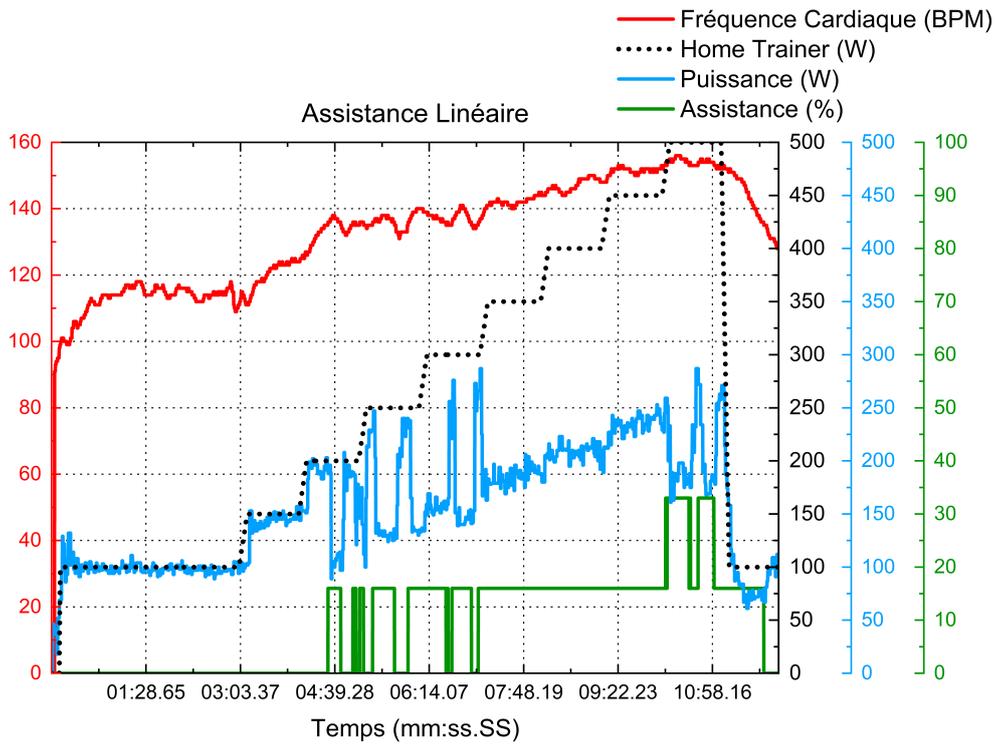
3.1.1.1 Stratégie linéaire

Avec la stratégie d'assistance linéaire (cf. [Figure 3.6a](#)), la même personne (homme, 45 ans, IMC de 25.2) peut terminer le même ramp test avec une réduction de 10 % sur la valeur maximale de la fréquence cardiaque. La valeur moyenne de la

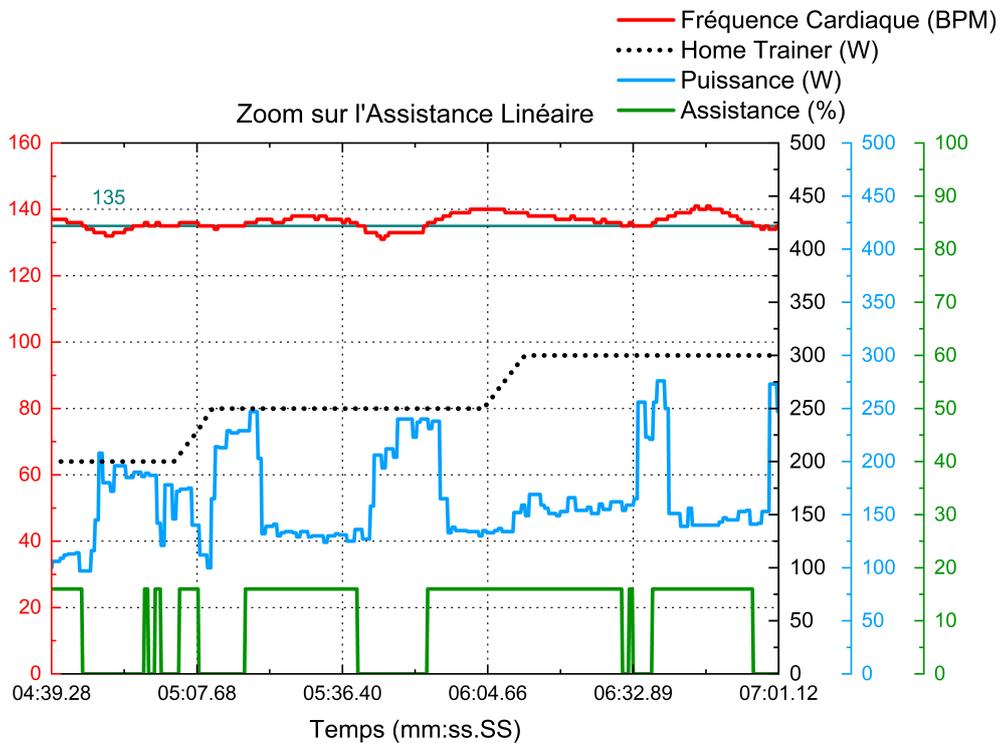
2. Microsoft Corporation, Albuquerque, USA

3. MathWorks, Natick, USA

4. OriginLab Corporation, Northampton, USA



(a)



(b)

Image 3.6 – Ramp test avec une stratégie d'assistance linéaire.

fréquence cardiaque est similaire à celle du test précédent (132.5 ± 17.5 BPM), ceci est dû au fait que le test dure plus longtemps (3 minutes de plus).

Si les données moyennes sont prises au même moment de la fin du premier test, la valeur moyenne tombe à 126 ± 16 BPM, montrant l'impact de l'assistance électrique sur l'effort (une valeur de fréquence cardiaque plus faible).

Lors de ces tests initiaux, il a été remarqué que la personne passait brusquement d'une zone d'intensité à une autre en raison de la coupure ou de la baisse de l'assistance électrique. La [Figure 3.6b](#) montre un zoom sur 2 minutes du test linéaire.

Nous avons ajouté une ligne à 135 BPM pour indiquer la transition entre la zone 1 et la 2, signifiant l'allumage et la coupure de l'assistance électrique. L'assistance fournie est trop importante pour l'effort perçu, ce qui signifie que la personne récupère trop vite (fréquence cardiaque diminue) dû à une dose d'effort insuffisante.

3.1.1.2 Condition d'hystérésis

Pour contrer ce problème, nous avons ajouté une condition d'hystérésis, qui consiste à prendre la valeur maximale de la fréquence cardiaque ou de la puissance du palier précédent et à soustraire la moitié de l'écart entre celle-ci et la valeur maximale du palier suivant (cf. [Algorithme 1](#)). Cela empêche la personne de passer à la zone précédente à moins d'être plus reposée.

Algorithme 1 Pseudo-code de la condition d'hystérésis

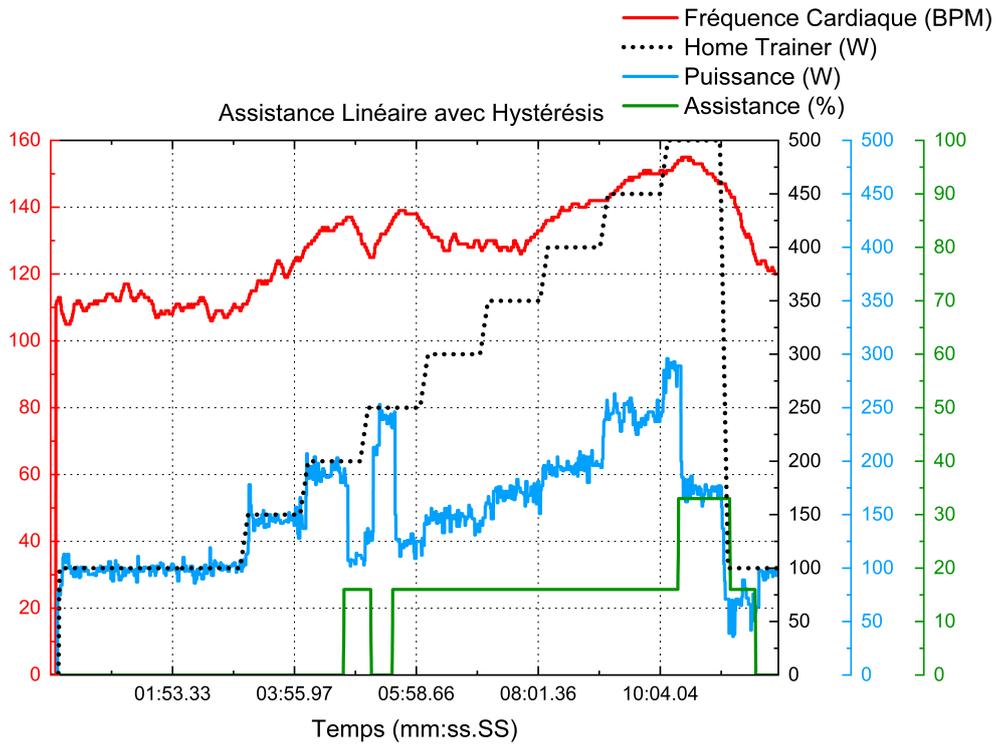
```

Arrivée dans une nouvelle zone
Reste dans la zone pendant 5s
if  $FC_t > FC_{\text{minimale}_{z+1}}$  then
  Aller dans la zone suivante ( $z+1$ )
else if  $FC_t < (FC_{\text{maximale}_{z-1}} - (\frac{FC_{\text{minimale}_{z+1}} - FC_{\text{maximale}_{z-1}}}{2}))$  then
  Aller dans la zone précédente ( $z-1$ )
else
  Reste dans cette zone
end if

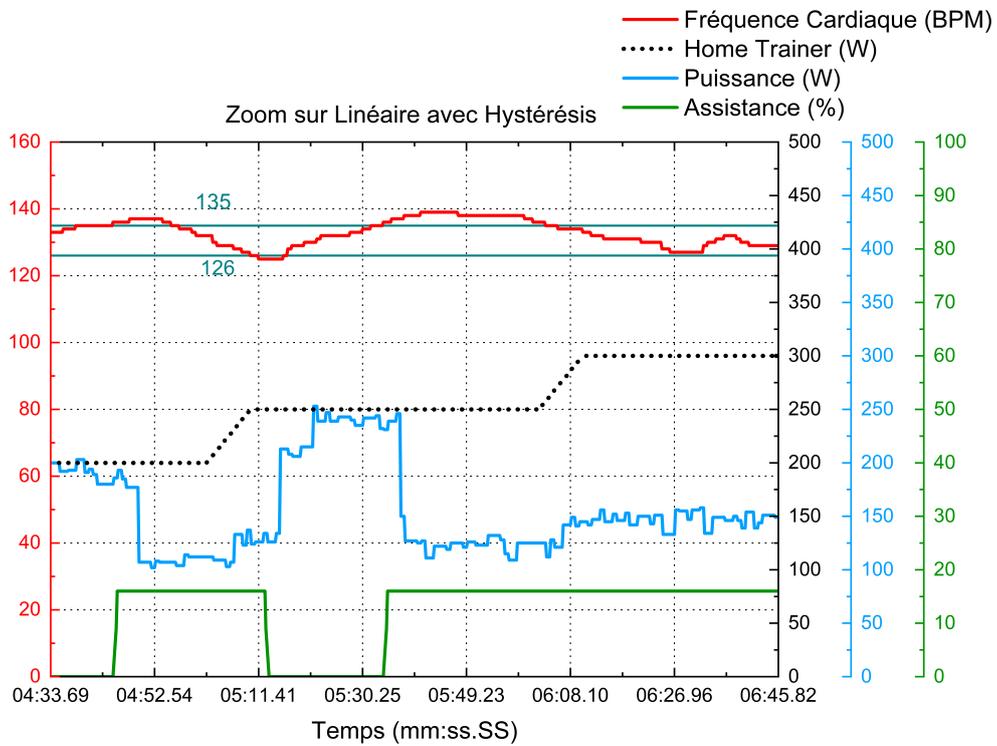
```

Pour éviter les variations brusques entre chaque passage de zone, un *timer* réglé à cinq secondes a été mis en place, pendant laquelle l'assistance augmente ou diminue progressivement jusqu'à atteindre la valeur pour cette zone.

En refaisant le même test de rampe avec cette nouvelle condition, nous obtenons les résultats montrés sur la [Figure 3.7a](#). Il est possible de constater que nous avons moins de fluctuations sur l'assistance électrique et, par conséquent, sur la puissance développée par ce testeur (homme, 45 ans, IMC de 25.2).



(a)



(b)

Image 3.7 – Stratégie d'assistance linéaire avec une condition d'hystérésis.

Si nous faisons un zoom au même endroit que sur le test sans hystérésis (cf. Figure 3.7b), nous voyons que pour que l'assistance se désactive, la fréquence cardiaque doit atteindre une valeur inférieure à 126 BPM, limitant ainsi les nombreuses activations et réactivations de l'assistance électrique.

En examinant les statistiques de ce test, nous constatons que la fréquence cardiaque est plus faible avec cette condition d'hystérésis, ayant une moyenne de 127.8 ± 17.5 BPM, contrairement à 132.5 ± 17.5 BPM lors du test précédent. En ce qui concerne la puissance développée, nous remarquons également une diminution de cette valeur (148.8 ± 56 W) par rapport au test précédent (155.5 ± 55.4 W).

Cela démontre que l'utilisation de cette condition est bénéfique, car elle permet un contrôle plus fin de la fréquence cardiaque en regardant un peu plus loin dans sa dynamique et en attendant une éventuelle élévation ou descente continue. En raison de cela, nous avons inclus cette modification pour les stratégies d'assistance restantes (*i.e.*, Exponentielle et Logarithmique).

3.1.1.3 Stratégie exponentielle

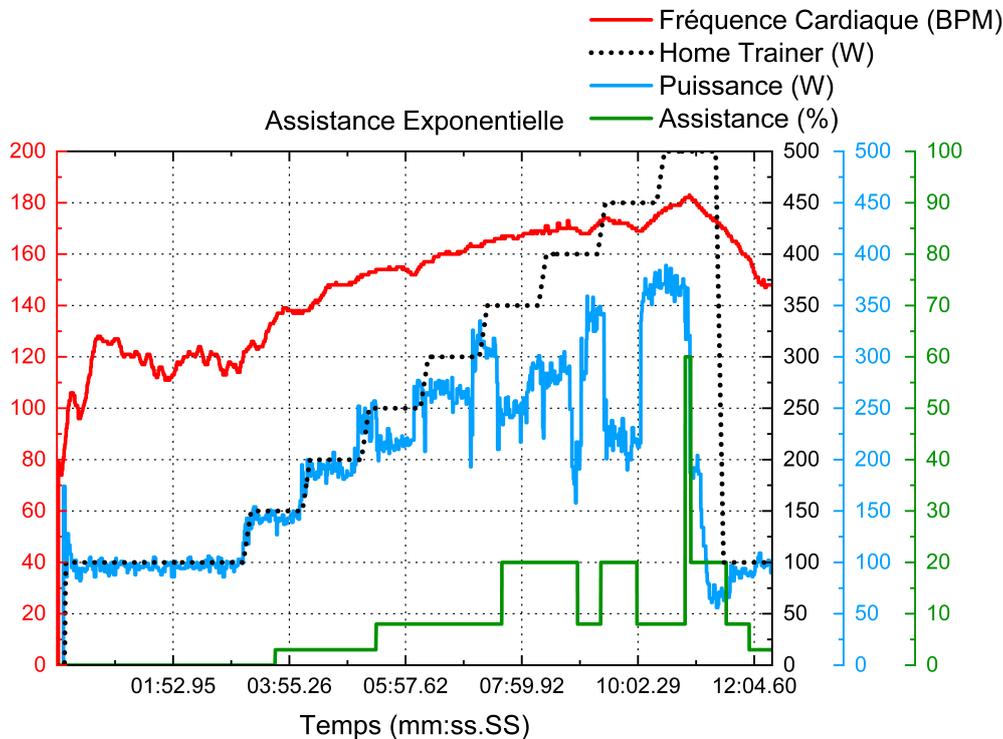


Image 3.8 – Ramp test avec la stratégie d'assistance exponentielle.

Lors du test avec la stratégie exponentielle (cf. Figure 3.8), nous avons formulé l'hypothèse selon laquelle cette stratégie est plus adaptée aux personnes plus

entraînées, qui peuvent supporter un peu plus d'effort sans avoir recours à l'assistance électrique pour les premières zones.

La fréquence cardiaque du bêta-testeur (homme, 45 ans, IMC de 25.2) vers la fin du test est plus élevée que celle observée dans le test sans assistance (183 BPM contre 172 BPM), mais avec la différence que la personne, même si elle semble plus fatiguée sur le plan cardio-vasculaire (fréquence cardiaque plus haute), parvient néanmoins à terminer le test.

Sur le plan musculaire, la personne a fourni en moyenne 189.4 ± 90.9 W. Si nous comparons jusqu'au même moment de la fin du premier test, la puissance développée est de 176.4 ± 76.5 W avec la stratégie exponentielle, contre 194.3 ± 94.5 W sans assistance.

De ce test, nous pouvons conclure que la stratégie permet à la personne de travailler à des fréquences cardiaques plus élevées tout en limitant l'effort musculaire. Ceci peut être utile lorsque la personne n'est pas habituée ou incapable de maintenir une puissance trop grande où une puissance qui n'est pas leur habituelle, le système détectera l'augmentation de la fréquence cardiaque et allégera légèrement l'effort, tout en évitant que la personne continue à progresser vers des zones d'intensités plus élevées, car l'assistance électrique fournie dans ces zones est beaucoup plus importante.

3.1.1.4 Stratégie logarithmique

Le dernier test avec cet algorithme est celui avec la stratégie logarithmique (cf. Figure 3.9). Nous avons formulé l'hypothèse inverse par rapport à la stratégie précédente. Notre hypothèse est que cette stratégie est plus adaptée aux personnes moins entraînées, qui ont besoin de plus d'assistance électrique dès les premières zones d'intensité. En examinant les courbes de fréquence cardiaque et de puissance,

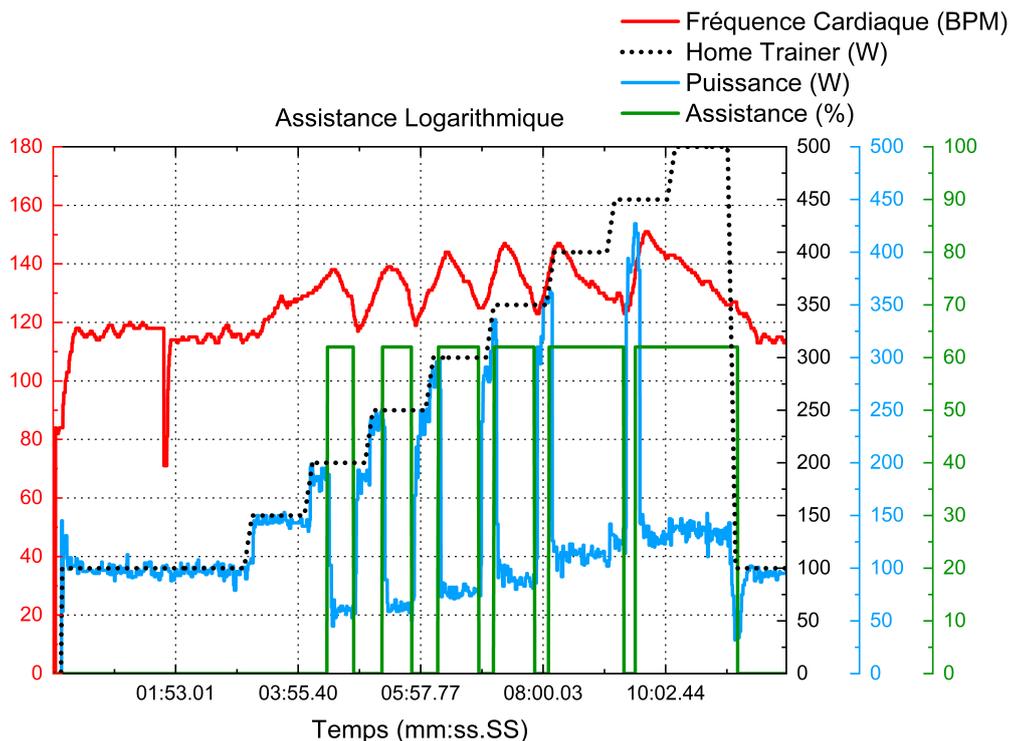


Image 3.9 – Ramp test avec la stratégie d'assistance logarithmique.

nous remarquons qu'il y a un effet de dents de scie. Même avec la condition d'hystérésis, le bêta-testeur récupère trop rapidement grâce à l'assistance électrique fournie. C'est-à-dire que l'assistance électrique est trop importante pour l'effort en cours, faisant que la dose d'effort perçue soit insuffisante.

Parmi toutes les stratégies, celle-ci est celle qui limite le plus l'effort, avec une moyenne de fréquence cardiaque de 126.3 ± 13.8 BPM et une puissance produite de 128.6 ± 70.5 W. Cette stratégie est conçue avec l'hypothèse que les personnes qui ne sont pas habituées à faire de l'activité physique ou qui présentent une pathologie ont besoin d'avoir une assistance électrique plus importante dès les premières zones. Comme l'hypothèse est que cette stratégie soit utilisée par des personnes « à risque », il est donc impératif que l'effort ressenti ne soit pas suffisamment intense pour éviter de provoquer un stress cardiaque.

3.1.1.5 Discussions

Grâce à ces tests, nous avons pu affiner l'algorithme zones d'effort. Sur l'[Algorithme 2](#), nous présentons le pseudo-code du déroulement pas à pas de l'algorithme. Nous pouvons y retrouver la condition d'hystérésis et l'augmentation ou diminution progressive de l'assistance électrique.

Algorithm 2 Pseudo-code de l'algorithme zones d'effort

```

Nouveaux valeurs de FC et de puissance mécanique (W)
Aller dans la zone intensité précédente
if timer > 5s then
  if FC ou W suffisamment élevé pour aller dans une zone supérieur ? then
    Remet le timer à 0
    Mettre à jour la nouvelle zone d'intensité (plus haute)
  else if FC ou W suffisamment basse pour aller dans une zone inférieur ? then
    Remet le timer à 0
    Mettre à jour la nouvelle zone d'intensité (plus basse)
  else
    Rester dans cette même zone
  end if
else if La zone précédente était plus haute ? then
  Réduire l'assistance jusqu'à celle destinée pour la zone actuelle.
else
  Augmenter l'assistance jusqu'à celle destinée pour la zone actuelle.
end if
Mettre à jour la valeur d'assistance électrique

```

Nous avons répété ces tests sur un autre bêta-testeur (homme, 25 ans, IMC de 23.8), les figures sont disponibles en [Annexe A](#). Les résultats se montrent sur le [tableau 3.2](#). Nous pouvons constater que l'intégration de la boucle d'hystérésis (*cf.* [Figure A.12](#)) permet d'effectuer le test avec un effort moins intense en termes de fréquence cardiaque et de puissance mécanique par rapport à la version initiale linéaire (*cf.* [Figure A.11](#)).

Dans le test avec l'assistance en stratégie exponentielle (*cf.* [Figure A.13](#)), le deuxième bêta-testeur n'a pas pu terminer le test, car la résistance resenti était trop élevée (ou trop forte) et l'assistance électrique fournie insuffisante. Cependant, l'assistance permet au sujet de maintenir une puissance 100 W supérieure (équivalente à 6 W/kg) à celle qu'il pourrait maintenir sans assistance (*cf.* [Figure A.10](#)), où la personne s'arrête au palier de 350 W (équivalent à 4.7 W/kg). La stratégie avec logarithme (*cf.* [Figure A.14](#)) suit la même tendance est remarqué avec le premier bêta-testeur, c'est-à-dire que l'assistance électrique fournie est élevée par rapport à l'effort ressenti, ce qui fait que la fréquence cardiaque baisse, réduisant à son tour

l'assistance électrique, augmentant l'effort ressenti par la personne. Ce qui provoque un effet de dents de scie sur la courbe de fréquence cardiaque et de puissance.

Tableau 3.2 – Résultats des tests avec algorithme ESIE.

Bêta-testeur	Fréquence Cardiaque (BPM)				
	Sans	Linaire	Hystérésis	Exponentielle	Logarithmique
1	132.3 ± 25.4	132.5 ± 17.5	127.8 ± 17.5	147.9 ± 24.2	126.3 ± 13.8
2	116.4 ± 26.4	125.6 ± 20.6	123.0 ± 21.8	128.5 ± 32.9 ¹	119.86 ± 16.3
Bêta-testeur	Fréquence Cardiaque Normalisée (% de FC max)				
	Sans	Linaire	Hystérésis	Exponentielle	Logarithmique
1	73.5 ± 14.1	70.1 ± 9.0	67.4 ± 8.9	76.9 ± 12.6	69.2 ± 8.1
2	59.7 ± 13.5	64.4 ± 10.5	63.1 ± 11.2	65.9 ± 16.8 ¹	61.5 ± 8.4
	Puissance (W)				
	Sans	Linaire	Hystérésis	Exponentielle	Logarithmique
1	194.3 ± 94.5	155.5 ± 55.5	148.8 ± 56.0	189.4 ± 90.9	128.6 ± 70.5
2	187.3 ± 88.0	164.3 ± 70.2	163.7 ± 72.7	195.3 ± 87.5 ¹	150.4 ± 84.6
	Cadence (RPM)				
	Sans	Linaire	Hystérésis	Exponentielle	Logarithmique
1	59.8 ± 6.0	60.2 ± 5.4	61.0 ± 5.3	62.8 ± 7.7	60.9 ± 5.7
2	60.7 ± 6.9	60.5 ± 5.6	60.7 ± 6.7	58.8 ± 7.6 ¹	59.0 ± 8.0
	Usage d'assistance (%)				
	Sans	Linaire	Hystérésis	Exponentielle	Logarithmique
1	-	52.8	53.8	69.5	43.1
2	-	42.7	47.9	47.4 ¹	33.8

¹ Test non complété manque du dernier palier (*i.e.*, 500 W)

Nous avons examiné le pourcentage de temps pendant lequel l'assistance électrique a été utilisée. La stratégie logarithmique utilise remarquablement moins de temps d'assistance électrique par rapport aux autres, tandis que la stratégie exponentielle en utilise davantage. Cette différence s'explique par le fait que l'assistance fournie lors de la stratégie logarithmique est élevée par rapport à l'effort, ce qui fait baisser la fréquence cardiaque et conduit à la désactivation de l'assistance électrique.

En revanche, avec la stratégie exponentielle, l'aide fournie est tellement faible que la fréquence cardiaque continue d'augmenter vers d'autres zones d'intensité jusqu'à ce que l'assistance soit suffisante pour la stabiliser. L'assistance électrique ne se coupe pas dans ce cas, ceci apparaît dans le [tableau 3.2](#) comme un pourcentage d'utilisation plus grand que pour les autres stratégies.

L'impact de l'assistance électrique sur les bêta-testeurs (âgés de 45 et 25 ans) se reflète justement dans leur utilisation de celle-ci. Le sujet plus âgé montre une utilisation plus intensive de l'assistance électrique, ce qui se traduit également par une fréquence cardiaque plus élevée dans toutes les stratégies. En analysant la fréquence cardiaque normalisée, nous remarquons que les testeurs étaient en moyenne dans la zone d'intensité très légère et pour le cas du premier bêta-testeur (homme 45 ans), lors du test avec la stratégie exponentielle, la fréquence cardiaque se trouve en moyenne dans la zone d'intensité légère.

En ce qui concerne la puissance mécanique, il est à noter que le sujet plus jeune doit produire plus de watts lors des tests avec assistance. Cela est dû au fait que son système cardio-vasculaire lui permet de récupérer plus rapidement en présence d'assistance, ce qui entraîne des interruptions nécessitant une production accrue de watts pour atteindre le palier en question jusqu'à ce que l'assistance soit à nouveau déclenchée.

3.2 Algorithme PD

Cet algorithme adopte une approche plus automatique électronique en se basant sur une valeur de fréquence cardiaque prescrite (*i.e.*, la référence) à ne pas dépasser. La tolérance (%) peut être programmée conformément aux recommandations du médecin.

Lorsque la fréquence cardiaque se rapproche du seuil maximal (*cf.* [Algorithme 3](#), max Ref HR), l'assistance augmente de manière exponentielle. Dès que ce seuil est dépassé, toute l'assistance est automatiquement activée.

Pour désactiver l'assistance, il faut que la fréquence cardiaque baisse en dessous d'une zone minimale (min Ref HR) où l'assistance est éteinte. De même, pour l'algorithme basé sur les zones, une condition d'hystérésis est ajoutée pour éviter les interruptions de l'assistance lorsque la fréquence cardiaque se situe entre la référence et son minimum.

Afin de prendre en compte la dynamique du cœur, un coefficient est ajouté en utilisant la dérivée des valeurs des cinq dernières secondes. Cela permet de gérer les changements brusques et d'établir rapidement la fréquence cardiaque.

Algorithm 3 Pseudo-code de l'algorithme PD

```

Nouveaux valeurs de FC
Mettre à jour  $FC_{t-1}$ 
if ( $FC > \text{Ref FC} \parallel \parallel \text{Hystéresis} = 1$ )  $\&\&$   $FC < \text{max Ref FC}$  then
    Hystéresis  $\leftarrow$  1
    Normaliser la valeur de FC
    Calculer l'assistance électrique
else if ( $FC < \text{min Ref FC} \&\& \text{Hystéresis} = 1$ ) then
    Hystéresis  $\leftarrow$  0
    Pas besoin d'assistance électrique
else if  $FC > \text{max Ref FC}$  then
    Assistance électrique maximale
else
    Pas besoin d'assistance électrique
end if
Mettre à jour la valeur d'assistance électrique

```

Nous avons nommé cet algorithme PD (Proportionnel-Dérivé) en référence à ce qui est utilisé dans les systèmes d'automatisation avec les différents type de contrôleurs classiques, *i.e.*, Proportionnelle (P), Dérivée (D), Intégral (I), or leurs combinaisons, PI, PD, PID).

3.2.1 Etude préliminaire en laboratoire

Le ramp tests a été répété en utilisant cet algorithme et le même matériel que dans la section précédente (*i.e.*, le vélo Iweech et le home trainer Turbo Muin B Plus). Nous avons utilisé comme référence le même bêta-testeur que précédemment, un homme de 45 ans avec un IMC de 25.2. La fréquence cardiaque cible a été fixée à 135 BPM avec une marge maximale et minimale de 10 % (*cf.* [Figure 3.10](#)).

Comme avec les résultats de l'algorithme ESIE, la personne a été capable de terminer intégralement le test de montée en puissance avec une fréquence cardiaque moyenne de 124.4 ± 18.1 BPM et une valeur maximale de 147 BPM.

Les effets de cet algorithme sont similaires à ceux de la stratégie logarithmique de l'algorithme Zones (*cf.* [Figure 3.9](#)), avec des oscillations présents dans la puissance mécanique dues aux variations de l'assistance électrique.

Bien que la moyenne de la fréquence cardiaque soit semblable à celle de l'algorithme Zones (Logarithmique, 126.3 ± 13.8 BPM, *cf.* [Figures A.15](#) et [A.16](#)), la personne a été amenée à développer en moyenne une puissance mécanique plus élevée, soit 156.0 ± 57.3 W contre 128.6 ± 70.5 W.

Le temps d'utilisation de l'assistance électrique avec cet algorithme a augmenté

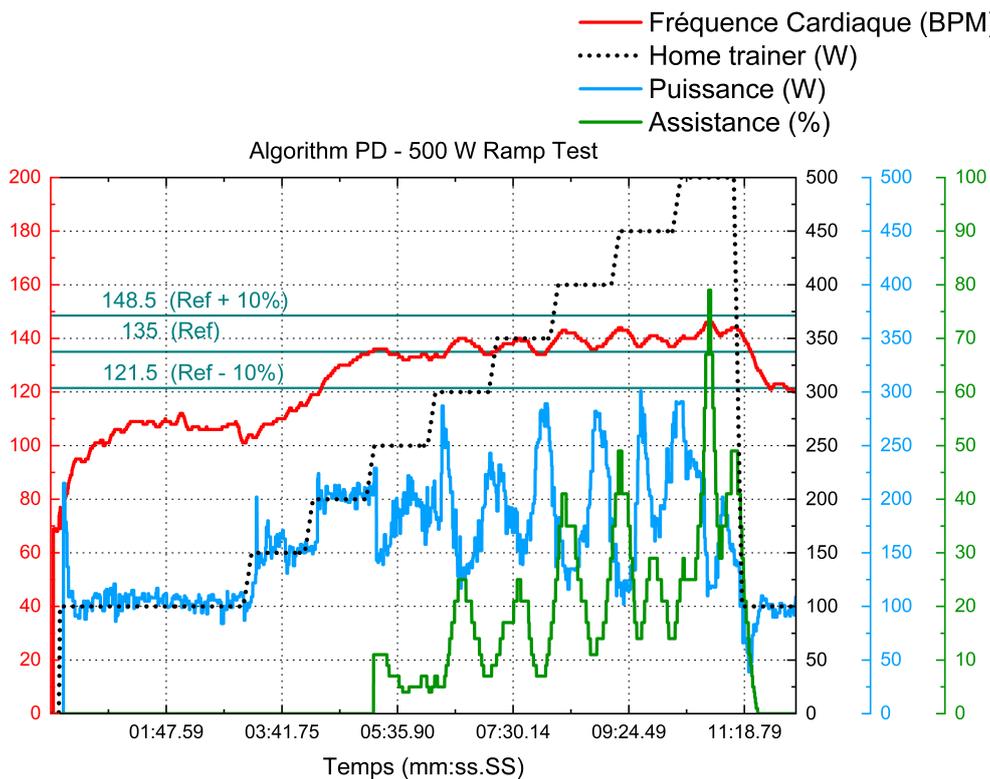


Image 3.10 – Ramp test avec l’algorithme PD avec 500 W.

de 43.1 % par rapport à l’algorithme Zones et de 51.3 % par rapport à la stratégie logarithmique.

3.2.1.1 Test pyramidal

Nous avons testé la réponse cardio-vasculaire d’une personne lors d’un test appelé test pyramidal, qui vise à simuler l’ascension et la descente d’une montagne. Au cours de ce test, la résistance ressentie sur le home trainer augmente de 50 W toutes les 30 secondes, avec deux périodes d’une minute à 100 W pour l’échauffement et le repos (cf. Figure 3.11).

Le test a été finalisé avec succès (cf. Figure 3.12), la fréquence cardiaque de la personne étant maintenue autour de 134.1 ± 13.8 BPM, avec une puissance mécanique de 167.7 ± 43.0 W. Si nous considérons le poids de ce bêta-testeur (*i.e.*, 80 kg), l’équivalent de ce test serait de rouler à 650 W à une vitesse de 48.3 km/h sur terrain plat ou à 26.3 km/h sur une pente de 7 % (par exemple, le col du Tourmalet avec une pente moyenne de 7.7 %) sans assistance électrique.

3

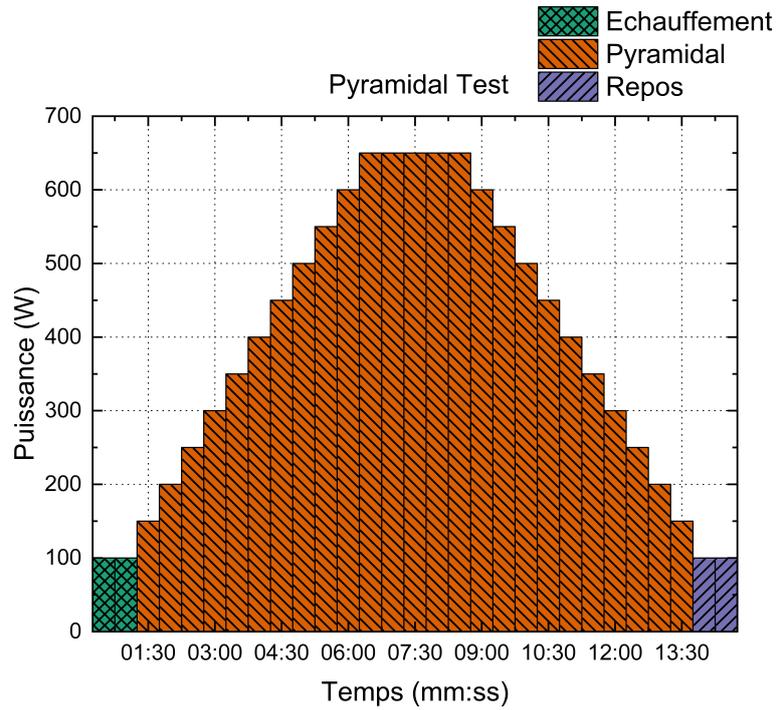


Image 3.11 – Protocole du test pyramidal programmé sur le homme-trainer.

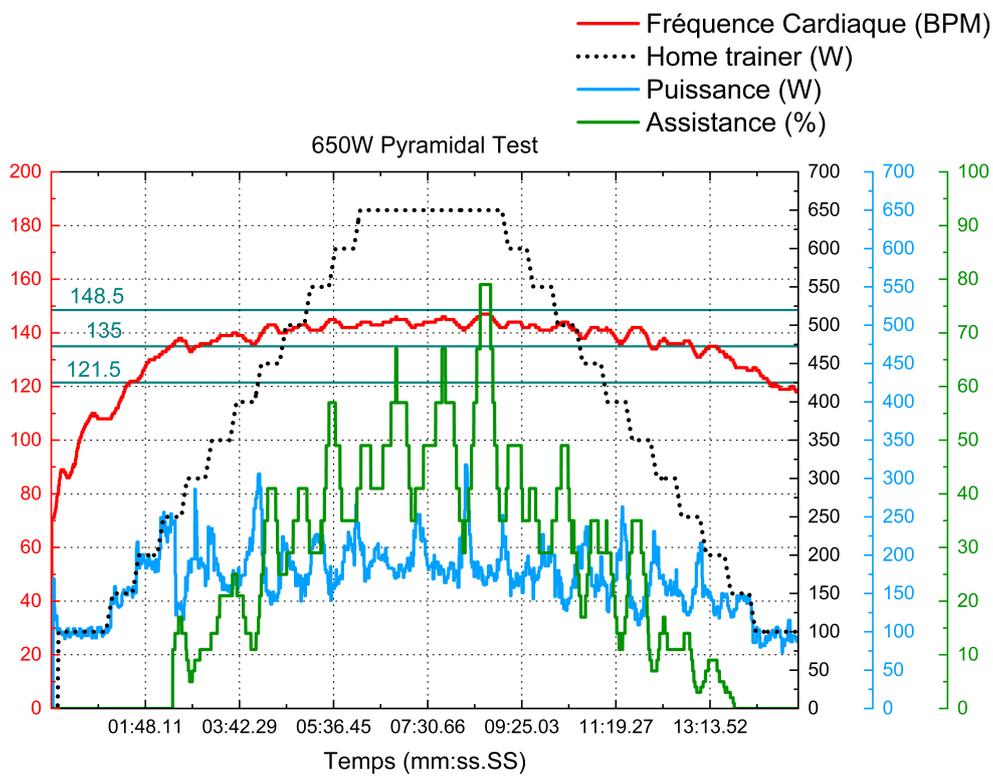


Image 3.12 – Résultats du test pyramidal.

3.2.1.2 Test de pente maximale

Dans l'objectif de déterminer la limite (*i.e.*, la pente) à laquelle le vélo Iweech avec sa motorisation (Brose) peut maintenir la fréquence cardiaque dans la zone la plus basse (*i.e.*, la zone 2), nous avons réalisé un test spécifique à la résistance augmentée jusqu'à 900 W. Les courbes résultantes de ce test se trouvent sur la [Figure 3.13](#). A partir du palier de 750 W, les courbes montrent que l'assistance électrique n'est plus suffisante pour maintenir la fréquence cardiaque dans la zone cible.

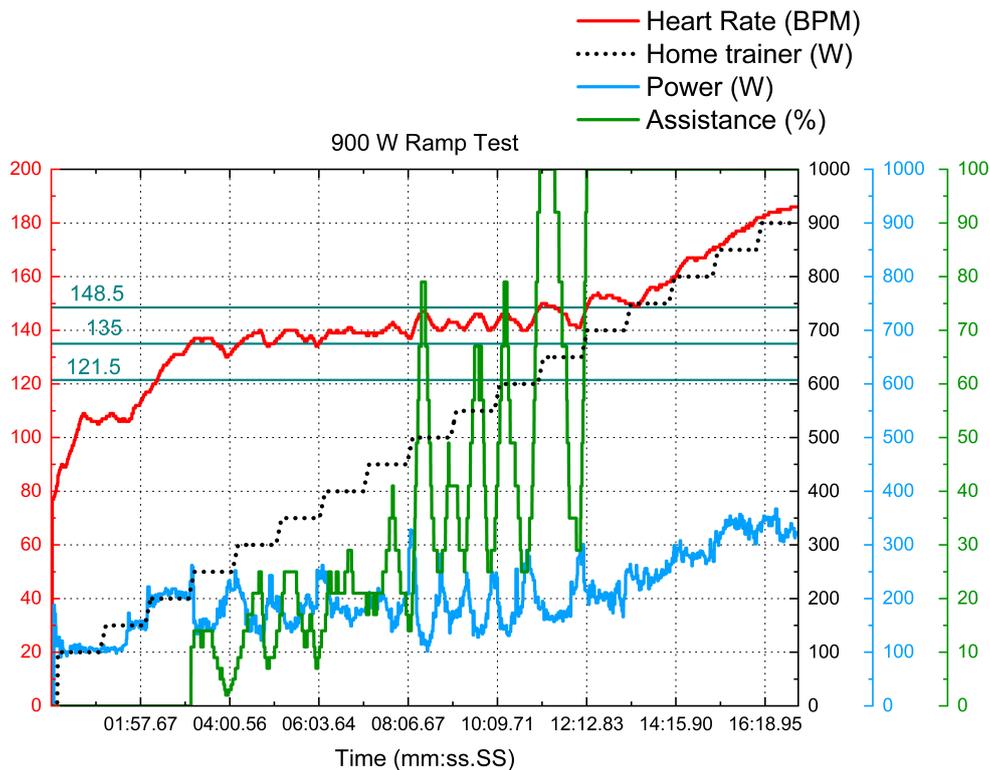


Image 3.13 – Résultat du Ramp test jusqu'à 900 W.

À ce palier, le bêta-testeur fournit une puissance de 249.3 ± 32.6 W, et le vélo fournit la différence, ce qui équivaut presque au double de la plage de fonctionnement déclarée (qui est de 250 W). Sur la base de ces données, il est possible de conclure que pour une personne de 80 kg, il n'est pas possible de gravir des pentes supérieures à 9 % à une vitesse de 25 km/h⁵ tout en maintenant une assistance électrique.

Dans l'ensemble, le bêta-testeur a maintenu une fréquence cardiaque moyenne de 142.1 ± 21.5 BPM avec une valeur maximale de 187 BPM. La puissance mécanique moyenne était de 211.9 ± 56.4 W, avec une valeur maximale de 381 W. Si nous ne prenons en compte que les statistiques jusqu'au palier de 750 W, les moyennes sont de

5. Vitesse maximale pour bénéficier de l'assistance électrique en France [19]

133.8 ± 16.3 BPM et 176.4 ± 44.9 W.

Tableau 3.3 – Récapitulative des résultats en utilisant l’algorithme PD.

(a) *Statistiques physiologiques des testeurs.*

Age (N = 4)	Hauteur [cm]	Poids [kg]	IMC [kg/m ²]
35 ± 13	180 ± 2	81 ± 10	24.9 ± 2.5

(b) *Statistiques des tests*

	Fréquence Cardiaque [BPM]	Puissance [W]	Usage d’assistance [%]
500 W	(126.5 ± 2.0) ± (16.2 ± 1.6)	(148.1 ± 6.9) ± (59.0 ± 1.8)	(53.7 ± 2.0)
650 W	(132.5 ± 2.0) ± (15.4 ± 2.6)	(176.2 ± 11.2) ± (55.9 ± 12.6)	(73.0 ± 2.6)
900 W ¹	(132.4 ± 3.9) ± (17.7 ± 4.1)	(188.5 ± 20.6) ± (51.8 ± 11.3)	(72.5 ± 5.6)

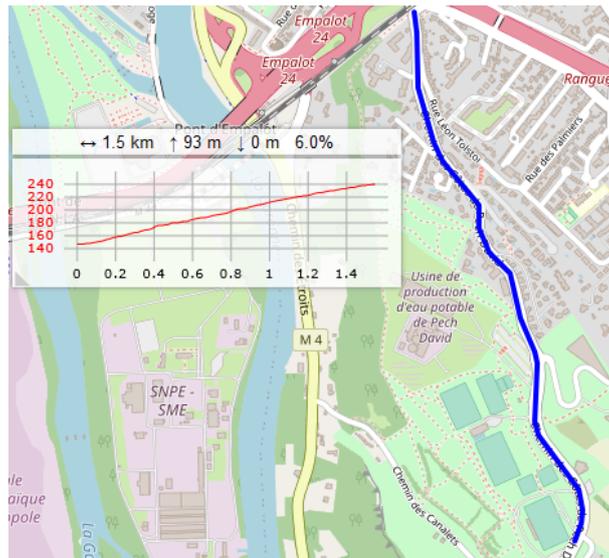
¹ Jusqu’à la limite du vélo Iweech (750 W)

Le [tableau 3.3](#) présente les résultats des trois tests réalisés avec quatre participants, dont les deux bêta-testeurs de l’algorithme précédent. À partir de ces résultats, nous pouvons conclure que cet algorithme permet de suivre une consigne spécifique de fréquence cardiaque, mais il nécessite une utilisation plus soutenue de l’assistance électrique par rapport à l’algorithme de zones d’effort.

Ces tests ont permis de valider l’architecture électronique et de déterminer les limites du système de motorisation de ce vélo. Les tests en conditions écologiques, cependant, seront effectués avec l’algorithme de zones cardiaques, qui, selon la littérature, se rapproche le plus des systèmes médicaux de référence (cf. [Tableaux 1.2](#) et [3.1](#)).

3.3 Etude préliminaire en condition écologique

Ayant validé les algorithmes en conditions contrôlées en laboratoire, nous avons réalisé une série de tests en montée à Toulouse. Dans le quartier de Pech-David, se trouve une colline de 1.5 km de long avec une pente moyenne de 6 % (pour le bêta-testeur de 80 kg, cela équivaut à produire en moyenne 170 W pour la gravir en 10 minutes, ou 360 W pour la gravir en cinq minutes, cf. Figure 3.14).



(a) Parcours de la montée de Pech-David à Toulouse.



(b)

Image 3.14 – Tests en écologie avec les bêta-testeurs.

3.3.1 Sans assistance électrique

Les quatre participants répertoriés dans le [tableau 3.3](#) ont été invités à effectuer trois montées sans repos pour chaque stratégie d'assistance électrique avec l'algorithme de zones d'effort, ainsi que trois montées sans assistance.

Cependant, les montées sans assistance n'ont pas pu être effectuées sans repos en raison de la difficulté pour les bêta-testeurs. Par conséquent, les montées ont été effectuées avec un repos de 15 minutes entre chaque montée, et nous avons regroupé les courbes pour qu'elles soient présentées sur une même figure.

Toujours en utilisant comme référence le même bêta-testeur que dans les tests précédents, les courbes de fréquence cardiaque et de puissance mécanique pour les trois montées sans assistance électrique sont présentées sur la [Figure 3.15](#).

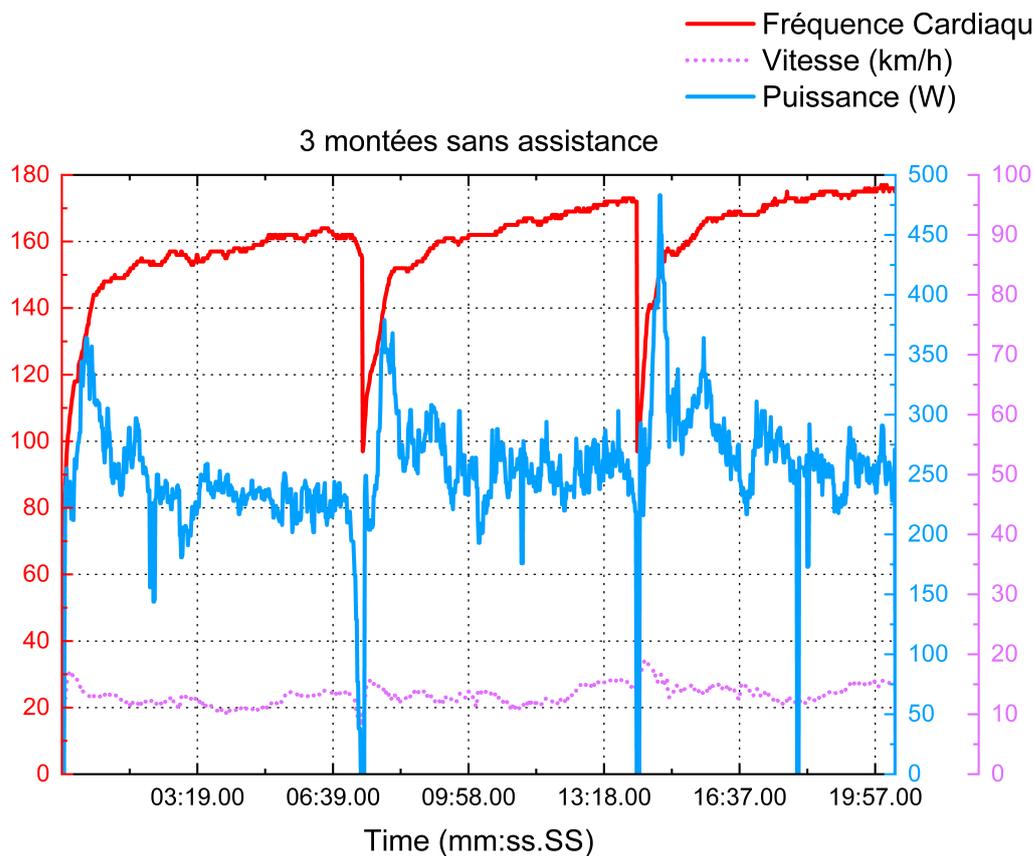


Image 3.15 – *Les trois montées sans assistance électrique.*

Sa fréquence cardiaque augmente jusqu'à atteindre des zones d'intensité modérée (91 % de la FC max), vigoureuse (96 %), et maximale (98 %), respectivement pour chaque montée. La puissance et la vitesse moyenne augmentent également. Pour la première montée, la puissance produite est de 235.0 ± 48.4 W, avec une allure de

12.4 ± 1.4 km/h. Lors de la dernière montée, ces valeurs augmentent à 270.6 ± 58.2 W et 14.2 ± 1.5 km/h.

3.3.2 Stratégie linéaire

Pour l'analyse des résultats des prochains tests (avec assistance électrique), nous avons pris en considération les montées plutôt que les descentes. Sur la [Figure 3.16](#), les résultats de trois montées effectuées avec la stratégie d'assistance linéaire sont présentés, sans arrêt, entre chaque montée.

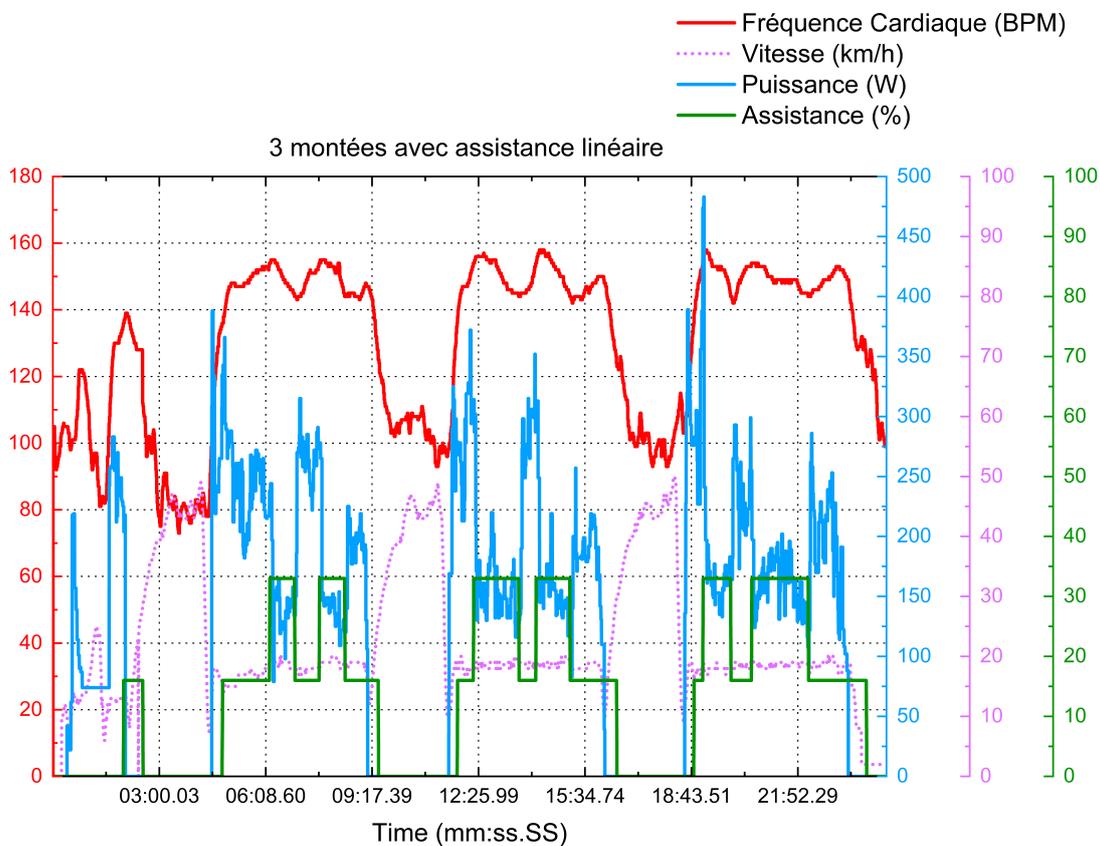


Image 3.16 – Les trois montées avec stratégie d'assistance linéaire.

La première partie jusqu'à la minute trois illustre le trajet du laboratoire (LAAS-CNRS) vers le point de départ du test, avec une phase de récupération. Le bêta-testeur a ensuite réalisé des montées suivies de descentes en tant que phases de récupération.

Lors de la première montée, la fréquence cardiaque du bêta-testeur est restée en moyenne à 147.1 ± 7.9 BPM (zone d'intensité légère), avec une vitesse moyenne de

17.8 ± 1.3 km/h et une puissance développée de 210.4 ± 61.8 W (équivalente à grimper à 11.1 km/h).

Avec l'assistance électrique, la personne peut effectuer la même montée tout en maintenant sa fréquence cardiaque dans une zone d'intensité plus basse en produisant 11.7 % de puissance en moins et en allant 43.5 % plus rapidement. Pour la dernière montée, les valeurs se situent autour de 148.0 ± 8.0 BPM, 194.0 ± 61.7 W et 18.3 ± 1.0 km/h.

3

3.3.3 Stratégie exponentielle

Les montées avec la stratégie d'assistance exponentielle (cf. Figure 3.17) sont équivalentes à celles sans assistance, avec la fréquence cardiaque atteignant les zones de modération (92 %), de vigueur (94 %), et maximale (96 %) respectivement.

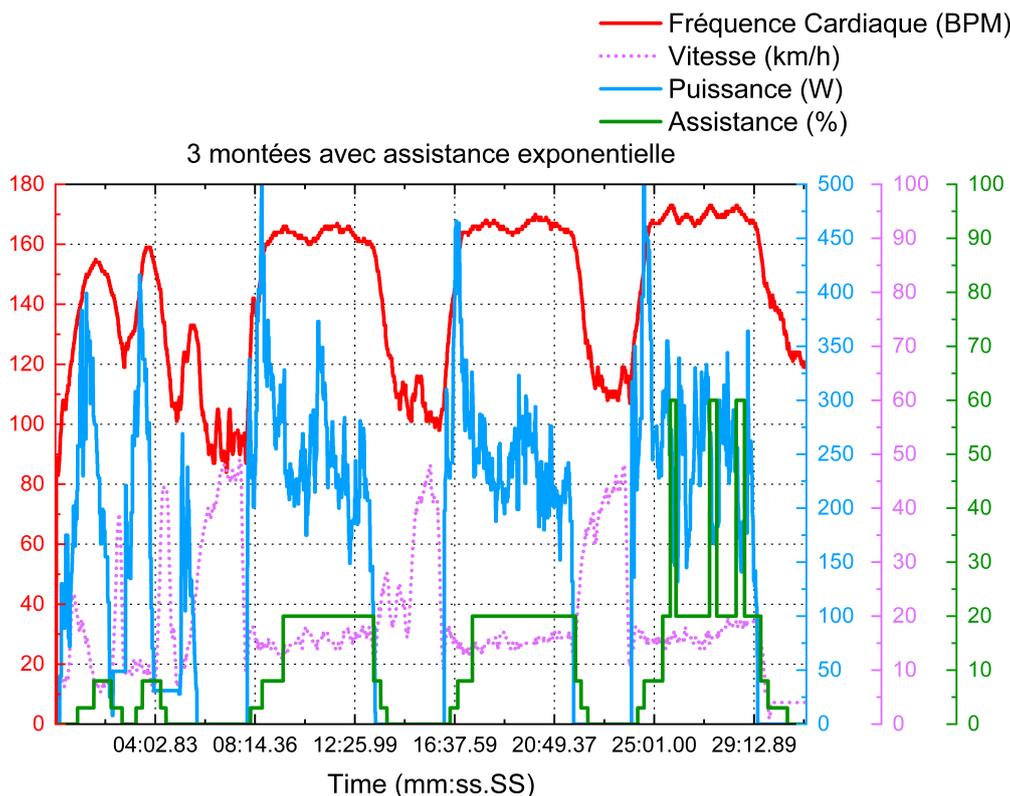


Image 3.17 – Les trois montées avec stratégie d'assistance exponentielle.

En termes de puissance produite, le bêta-testeur a généré en moyenne 255.5 ± 67.9 W (équivalent à une montée à 13.27 km/h) pour la première montée et 254.5 ± 76.4 W pour la dernière.

Ces valeurs représentent une augmentation de 9 % et une diminution de 6 % par

rapport aux montées sans assistance. Cependant, l'allure est plus élevée lors de toutes les montées, atteignant 15.4 ± 1.5 km/h pour la première et 16.7 ± 1.5 km/h pour la dernière.

Comme observée lors des tests de validation de l'algorithme de zones (cf. Section 3.1.1.3), cette stratégie d'assistance permet à la personne de travailler davantage la force musculaire tout en maintenant un contrôle sur la fréquence cardiaque, situant en moyenne le bêta-testeur dans la zone d'intensité modérée tout au long des montées.

3.3.4 Stratégie logarithmique

Dans le cas de la stratégie d'assistance logarithmique (cf. Figure 3.18), nous observons des valeurs plus faibles pour l'ensemble des montées. La fréquence cardiaque se situe principalement dans la zone légère (84 % du temps), mais en moyenne, elle se trouve dans la zone très légère (74 %).

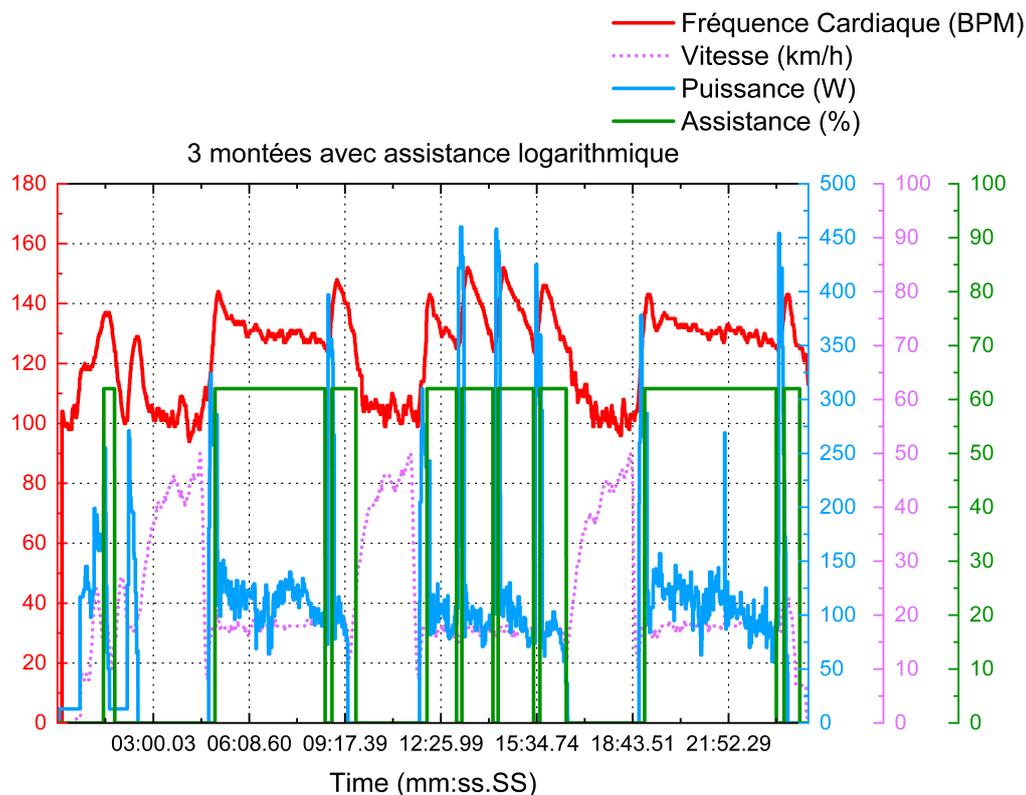


Image 3.18 – Les trois montées avec stratégie d'assistance logarithmique.

Lors de la première montée, la fréquence cardiaque était d'environ 132.1 ± 6.0 BPM, tandis qu'elle était de 131.3 ± 4.3 BPM pour la dernière montée. Ces valeurs sont

respectivement 17 % et 21 % plus faibles qu'avec la stratégie d'assistance exponentielle, et 13 % et 21 % plus faibles que sans assistance électrique.

En ce qui concerne la puissance mécanique, le bêta-testeur a produit 49 % et 50 % de moins qu'avec la stratégie exponentielle, et 44 % et 52 % de moins que sans assistance électrique. La vitesse est comparable à celle de la stratégie linéaire, avec une moyenne de 18.1 ± 0.9 km/h pour la première montée et 18.0 ± 1.1 km/h pour la dernière montée, respectivement.

Ces observations sont en accord avec la validation de cette stratégie d'assistance (cf. [Section 3.1.1.4](#)). La stratégie logarithmique permet effectivement de réaliser des montées avec moins de stress sur le système cardiovasculaire, ce qui est parfait pour les personnes atteintes de pathologies cardiaques où la surveillance de l'intensité de l'effort est primordiale.

3.3.5 Discussions

Dans le [tableau 3.5](#), se trouvent les résultats des montées effectuées à Pech-David. Les participants (cf. [Tableau 3.3](#)) ont pu réaliser et terminer tous les tests sans avoir besoin de pauses supplémentaires entre chaque montée, en dehors de celles autorisées lors des montées sans assistance.

En observant les données de puissance, nous constatons que la stratégie logarithmique provoque les variations de puissance produite les plus importantes entre les participants. Cela s'explique par l'effet observé lors des tests avec les deux bêta-testeurs initiaux : l'assistance électrique est beaucoup trop forte pour l'effort perçu par les participants plus jeunes (âgés de 25 et 22 ans).

En conséquence, cette assistance est coupée, obligeant la personne à produire davantage de watts si elle souhaite maintenir la même cadence, ce qui entraîne une augmentation de la fréquence cardiaque et la réactivation de l'assistance si la fatigue augmente suffisamment.

Si nous considérons la moyenne d'âge des participants (35 ans), la fréquence cardiaque est en moyenne maintenue dans la zone d'intensité très légère pour la stratégie d'assistance logarithmique, dans la zone légère pour la stratégie linéaire et dans la zone modérée pour la stratégie exponentielle.

Si nous prenons en considération la fréquence cardiaque normalisée en fonction de la fréquence maximale, les participants plus jeunes avaient des moyennes de 76.7 ± 6.7 , 75.6 ± 6.1 , 80.2 ± 7.4 et 69.2 ± 7.4 % sur l'ensemble des montées sans assistance, avec assistance linéaire, exponentielle et logarithmique respectivement. La

Tableau 3.5 – *Statistiques des trois montées avec les différents stratégies d'assistance .*

Stratégie	Fréquence Cardiaque (BPM)		
	1 ^{er}	2 ^e	3 ^e
Sans assistance	(152.2 ± 0.7) ± (14.1 ± 0.1)	(154.3 ± 8.4) ± (13.0 ± 0.4)	(156.8 ± 13.2) ± (12.8 ± 0.9)
Linéaire	(143.9 ± 10.2) ± (8.7 ± 1.6)	(147.4 ± 10.6) ± (9.5 ± 1.6)	(145.8 ± 10.3) ± (12.0 ± 4.8)
Exponentielle	(154.5 ± 5.9) ± (11.8 ± 3.8)	(156.0 ± 6.3) ± (11.1 ± 1.8)	(159.4 ± 5.6) ± (11.5 ± 2.2)
Logarithmique	(133.5 ± 9.4) ± (12.2 ± 4.6)	(132.8 ± 3.9) ± (12.0 ± 2.7)	(133.8 ± 10.0) ± (11.7 ± 5.3)
	Fréquence Cardiaque Normalisée (% de FC max)		
	1 ^{er}	2 ^e	3 ^e
Sans assistance	(81.3 ± 4.9) ± (7.5 ± 0.5)	(82.5 ± 9.1) ± (7.0 ± 0.6)	(83.9 ± 11.8) ± (6.9 ± 0.8)
Linéaire	(77.8 ± 6.0) ± (4.5 ± 0.6)	(78.7 ± 3.7) ± (5.6 ± 0.9)	(77.5 ± 5.8) ± (6.2 ± 2.7)
Exponentielle	(84.7 ± 4.4) ± (6.4 ± 1.6)	(85.6 ± 5.2) ± (6.1 ± 0.6)	(87.5 ± 5.8) ± (6.3 ± 0.8)
Logarithmique	(70.2 ± 3.5) ± (6.2 ± 1.9)	(72.8 ± 4.5) ± (6.6 ± 1.5)	(70.7 ± 3.8) ± (5.4 ± 2.6)
	Puissance (W)		
	1 ^{er}	2 ^e	3 ^e
Sans assistance	(241.1 ± 8.5) ± (52.8 ± 6.2)	(241.9 ± 22.4) ± (34.4 ± 9.3)	(244.3 ± 37.2) ± (47.3 ± 15.4)
Linéaire	(212.8 ± 8.8) ± (55.3 ± 12.5)	(210.0 ± 13.0) ± (55.8 ± 8.8)	(198.8 ± 4.2) ± (58.3 ± 10.4)
Exponentielle	(245.2 ± 15.1) ± (62.1 ± 9.1)	(237.2 ± 13.2) ± (53.4 ± 2.6)	(234.0 ± 14.4) ± (62.5 ± 12.5)
Logarithmique	(168.1 ± 28.3) ± (86.0 ± 18.2)	(155.7 ± 40.1) ± (96.7 ± 16.3)	(165.2 ± 26.0) ± (88.4 ± 19.8)
	Cadence (RPM)		
	1 ^{er}	2 ^e	3 ^e
Sans assistance	(37.9 ± 2.3) ± (6.6 ± 1.5)	(37.4 ± 2.2) ± (4.4 ± 1.0)	(38.2 ± 4.5) ± (6.3 ± 0.1)
Linéaire	(53.8 ± 9.3) ± (8.4 ± 3.2)	(55.3 ± 9.3) ± (9.9 ± 3.3)	(52.7 ± 10.8) ± (11.3 ± 4.1)
Exponentielle	(42.9 ± 6.2) ± (7.1 ± 2.0)	(41.9 ± 6.3) ± (6.7 ± 2.4)	(45.4 ± 7.6) ± (6.8 ± 1.9)
Logarithmique	(51.8 ± 9.0) ± (16.1 ± 11.1)	(50.6 ± 4.4) ± (16.9 ± 12.8)	(52.5 ± 6.3) ± (16.3 ± 11.9)
	Vitesse (km/h)		
	1 ^{er}	2 ^e	3 ^e
Sans assistance	(12.9 ± 0.8) ± (1.8 ± 0.6)	(12.7 ± 0.8) ± (1.3 ± 0.1)	(13.0 ± 1.6) ± (1.7 ± 0.3)
Linéaire	(17.1 ± 2.9) ± (2.0 ± 0.7)	(17.6 ± 2.9) ± (2.1 ± 0.7)	(16.9 ± 3.1) ± (2.7 ± 1.2)
Exponentielle	(13.7 ± 1.8) ± (1.6 ± 0.2)	(13.4 ± 1.8) ± (1.5 ± 0.3)	(14.4 ± 2.3) ± (1.8 ± 0.3)
Logarithmique	(17.0 ± 2.4) ± (4.0 ± 2.9)	(16.4 ± 1.1) ± (4.7 ± 3.7)	(18.5 ± 1.4) ± (3.6 ± 2.6)

zone d'intensité est maintenue dans la zone légère sauf pour les montées avec la stratégie logarithmique où la zone d'intensité est très légère.

Les participants plus âgés (45 et 48 ans) avaient des moyennes sur l'ensemble des montées de 88.7 ± 7.6 , 80.7 ± 4.6 , 88.8 ± 5.7 et 73.8 ± 5.3 % respectivement. La zone d'intensité maintenue lors des montées sans assistance et exponentielle est modérée. Pour les montées linéaires et logarithmiques, la zone d'intensité est légère et très légère

respectivement.

Ces résultats nous permettent de formuler des hypothèses par rapport à l'impact de nos stratégies d'assistance électrique par rapport à l'âge des participants. Sur notre cohorte, nous remarquons que les participants plus âgés ont besoin d'une utilisation plus importante de l'assistance électrique, car ils se retrouvent, pour même test, dans des zones d'intensités d'effort plus hautes comparées à celle de nos participants jeunes. Ceci doit être prouvé avec une cohorte plus grande de participants, d'âge divers, avec ou sans pathologies.

3

3.4 Conclusions

Suite aux travaux réalisés dans le [Chapitre 2](#), nous avons implémenté des algorithmes de surveillance et de contrôle de la fréquence cardiaque dans le microcontrôleur de notre carte électronique connectée à un vélo à assistance électrique.

Ces algorithmes utilisent deux approches différentes. La première s'inspire de ce qui se fait dans les centres sportifs et médicaux, où l'effort à produire est indiqué à l'aide de plages de fréquence cardiaque. L'algorithme de zones d'effort utilise la fréquence cardiaque maximale pour définir des segments. Selon la littérature, la signification des segments peut varier en fonction de leur utilisation, que ce soit pour la performance sportive ou la surveillance de la santé.

Plusieurs stratégies d'assistance électrique ont été proposées et validées. La stratégie linéaire distribue de manière égale l'assistance électrique sur toutes les zones. La stratégie logarithmique fournit beaucoup d'assistance dès les premières zones d'effort, principalement destinée aux utilisateurs qui ne sont pas habitués à l'activité physique ou qui ont impérativement besoin que la fréquence cardiaque ne dépasse pas la consigne médicale. La stratégie exponentielle, contrairement à la dernière, fournit de l'assistance électrique vers les dernières zones d'effort, destinée à être utilisée par des utilisateurs souhaitant s'entraîner et faire du renforcement musculaire tout en évitant que la fréquence cardiaque dérive.

La deuxième est une approche plus automatique électronique, où une référence de fréquence cardiaque est définie avec une certaine tolérance. Les résultats obtenus avec l'algorithme PD (Proportionnelle-Dérivée) permettent, avec une référence de 135 BPM et une tolérance de 10 %, d'accomplir des efforts allant jusqu'à un maximum de 500 W d'assistance électrique (avec le vélo Iweech, *i.e.*, motorisation Brose), ce qui équivaut à gravir une pente de 9 % à 25 km/h pour une personne de 80 kg.

Pendant les tests de validation en laboratoire et en écologie, nous avons

remarqué que les grandes fluctuations de la fréquence cardiaque avec l'algorithme de zones d'effort sont principalement causées par un excès d'assistance électrique visant à maintenir la personne dans la zone cible. Ces variations peuvent être aussi dues à des facteurs métaboliques comme l'âge ou l'entraînement de la personne. Mais également peut être influencée par des changements sur le parcours, tels que la pente et la vitesse du vent, qui rendent l'activité plus légère ou plus exigeante.

Pour anticiper ces fluctuations de la fréquence cardiaque, nous avons émis l'hypothèse qu'avec des tests de VO_2 max (ramp tests effectués avec un analyseur de gaz mesurant l' O_2 et le CO_2) sur plusieurs sujets, présentant des morphologies et des habitudes sportives diverses, il serait possible de prédire la fréquence cardiaque en fonction de la puissance produite, de la cadence ou de la vitesse.

Dans le chapitre suivant, nous explorerons cette hypothèse en utilisant des techniques d'apprentissage automatique (IA) pour analyser les réponses de différentes personnes lors d'un test de VO_2 max.

Bibliographie

- [1] CHU-St-Etienne, "CHU Centre Hospitalier Universitaire de Saint-Étienne - Loire - Offre de Soins - Médecine Physique et de Réadaptation Adulte," Jan. 2022. [Online]. Available : https://www.chu-st-etienne.fr/Offre_De_Soins/MPR/Plateau_Technique
- [2] CHU-Lyon, "Epreuve d'effort maximale cardio-respiratoire (VO2max) | Fiche santé HCL," Jul. 2021. [Online]. Available : <https://www.chu-lyon.fr/epreuve-deffort-maximale-cardio-respiratoire-vo2max>
- [3] CHU-Strasbourg, "Consultation de l'aptitude physique pour la santé (CAPS) - Les Hôpitaux Universitaires de Strasbourg," Dec. 2023. [Online]. Available : <https://www.chru-strasbourg.fr/service/consultation-de-laptitude-physique-pour-la-sante-caps/>
- [4] Institut national de la santé et de la recherche médicale, "Exo-mode : l'activité physique à portée de tous · Inserm, La science pour la santé," Nov. 2018. [Online]. Available : <https://www.inserm.fr/actualite/exo-mode-activite-physique-portee-tous/>
- [5] Agence National de la Recherche, "Personnalisation de l'exercice par la modulation de la contraction musculaire : développement d'un dispositif hybride innovant," Jan. 2015. [Online]. Available : <https://anr.fr/Projet-ANR-15-CE19-0023>
- [6] Haute Autorité de Santé, "Télésurveillance médicale : référentiels des fonctions et organisations des soins," Jan. 2022. [Online]. Available : https://www.has-sante.fr/jcms/p_3311071/fr/telesurveillance-medicale-referentiels-des-fonctions-et-organisations-des-soins
- [7] J. L. Scheid and E. O'Donnell, "REVISITING HEART RATE TARGET ZONES THROUGH THE LENS OF WEARABLE TECHNOLOGY," *ACSM'S Health & Fitness Journal*, vol. 23, no. 3, pp. 21–26, May 2019. [Online]. Available : <https://journals.lww.com/00135124-201905000-00008>
- [8] Z. Zhu, H. Li, J. Xiao, W. Xu, and M.-C. Huang, "A fitness training optimization system based on heart rate prediction under different activities," *Methods*, vol. 205, pp. 89–96, Sep. 2022. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1046202322001463>
- [9] Cleveland Clinic, "Exercise Heart Rate Zones Explained," May 2021. [Online]. Available : <https://health.clevelandclinic.org/exercise-heart-rate-zones-explained/>
- [10] Haute Autorité de Santé, "Consultation et prescription médicale d'activité physique à des fins de santé [Medical consultation and prescription for physical activity for health purposes]," May 2022. [Online]. Available : https://www.has-sante.fr/jcms/c_2876862/fr/consultation-et-prescription-medicale-d-activite-physique-a-des-fins-de-sante
- [11] M. Jetté, K. Sidney, and G. Blümchen, "Metabolic equivalents (METs) in exercise testing, exercise prescription, and evaluation of functional capacity," *Clinical Cardiology*, vol. 13, no. 8, pp. 555–565, Aug. 1990. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/clc.4960130809>
- [12] H. Allen and A. Coggan, *Training and Racing with a Power Meter*, 2nd ed. Boulder, Colo : VeloPress, 2010.

- [13] A. Montalvo-Pérez, L. B. Alejo, P. L. Valenzuela, M. Castellanos, J. Gil-Cabrera, E. Talavera, A. Lucia, and D. Barranco-Gil, "Validity of the Favero Assioma Duo Power Pedal System for Measuring Power Output and Cadence," *Sensors*, vol. 21, no. 7, p. 2277, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/7/2277>
- [14] T. Dickinson and J. Wright, "The reliability and accuracy of the Garmin Vector 3 power pedals," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P : Journal of Sports Engineering and Technology*, vol. 235, no. 1, pp. 70–74, Mar. 2021. [Online]. Available : <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1754337120961600>
- [15] Myzone, "Comprendre les zones de fréquence cardiaque et le métabolisme énergétique," Jan. 2016. [Online]. Available : <https://www.myzone.org/blog/users/understanding-heart-rate-zones-and-energy-metabolism>
- [16] F. Grappe, *Cyclisme et optimisation de la performance [Cycling and performance optimisation]*, 4th ed., ser. Sciences et pratiques du sport. Louvain-la-Neuve (Belgique) [Paris] : De Boeck supérieur, 2022.
- [17] P. A. Deuster and Y. Heled, "Testing for Maximal Aerobic Power," in *The Sports Medicine Resource Manual*. Elsevier, 2008, pp. 520–528. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9781416031970100692>
- [18] T. Beltrame, M. O. Gois, U. Hoffmann, J. Koschate, R. L. Hughson, M. C. Moraes Frade, S. N. Linares, R. da Silva Torres, and A. M. Catai, "Relationship between maximal aerobic power with aerobic fitness as a function of signal-to-noise ratio," *Journal of Applied Physiology*, vol. 129, no. 3, pp. 522–532, Sep. 2020. [Online]. Available : <https://journals.physiology.org/doi/10.1152/jappphysiol.00310.2020>
- [19] Direction de l'information légale et administrative, "Faut-il immatriculer un vélo électrique?" Jun. 2022. [Online]. Available : <https://www.service-public.fr/particuliers/vosdroits/F32294>

Chapitre 4

TECHNIQUES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA PRÉDICTION ET CATÉGORISATION DES DONNÉES SANTÉ

4

« The most exciting phrase to hear in science, the one that heralds new discoveries, is not 'Eureka!' but 'That's funny...' »

— Isaac Asimov,

Suite aux différents tests d'algorithmes réalisés en laboratoire et en condition écologique (sur une montée constante) dans le [Chapitre 3](#), nous avons remarqué que la régulation de la fréquence cardiaque est influencée par des facteurs métaboliques (*e.g.*, âge, poids, entraînement) et aussi par des conditions de sortie de l'activité physique (*e.g.*, pente, vitesse du vent).

L'âge était l'un des facteurs primordiaux, puisque sur la population testée précédemment (N=4), nous avons constaté que ceux qui étaient plus jeunes arrivaient à récupérer plus rapidement avec l'assistance électrique que les plus âgés. C'est-à-dire que l'assistance fournie est trop élevée pour eux, ce qui réduit l'effort et, par conséquent, la fréquence cardiaque.

En raison de cela, nous explorerons les différentes façons de contrer cet effet en faisant de la prédiction sur la fréquence cardiaque sur une base de données beaucoup

plus importante. L'objectif est de savoir comment sera la fréquence cardiaque dans une durée entre 10 et 30 secondes. Si la personne a une fréquence cardiaque plus faible, cela signifie que l'assistance électrique est trop élevée pour l'effort en cours. En revanche, si la fréquence cardiaque est plus élevée, cela implique que l'assistance est trop faible, donc la personne doit faire un effort supplémentaire. Grâce à cela, notre algorithme pourrait anticiper ces variations et ajuster l'assistance électrique pour garder la fréquence cardiaque de la personne dans la zone ou la consigne sans trop de changements.

La littérature montre que des modèles d'intelligence artificielle peuvent permettre de prédire la fréquence cardiaque. Il faut néanmoins tenir compte du fait que ces modèles ne doivent pas utiliser trop d'espace en raison de la limitation des ressources de la carte (*i.e.*, microcontrôleur dédié avec 2 MB de mémoire flash et 640 KB de mémoire RAM). Malgré cela, ils doivent également garder une précision suffisante, et l'erreur tolérée doit être définie en accord avec le personnel soignant.

Dans ce chapitre, nous allons élucider la création de la base de données utilisée pour la création de ces modèles IA, ainsi que les différentes techniques explorées et leur possible déploiement dans notre système électronique.

En raison de cette étude, nous avons également exploré la possibilité d'utiliser la base de données créée pour détecter des sous-groupes dans la population, permettant ainsi de mieux décider quelle stratégie d'assistance électrique (algorithme de zones cardiaques) correspond le mieux à chaque sous-groupe.

Différentes techniques sont disponibles dans la littérature sous le nom de techniques d'apprentissage non supervisé. Ces techniques permettent de regrouper des nouveaux groupes en utilisant des valeurs statistiques de la base de données et qui n'ont pas d'étiquettes (*labels*) préalablement définies. Car s'il existe des étiquettes, cela n'est plus un apprentissage non supervisé et devient supervisé, ce qui n'est pas notre cas.

Lors de ce chapitre, nous allons aussi définir les algorithmes non supervisés utilisés pour la détection de ces groupes (*clusters*) et les résultats obtenus dans cette étude.

4.1 Prédiction de la fréquence cardiaque (IA embarquée)

Comme analysée dans les chapitres précédents, la mesure de la fréquence cardiaque (fréquence cardiaque) est largement utilisée, que ce soit dans le domaine médical ou le domaine sportif. Elle est un indicateur d'un état de santé anormal (comme des rythmes cardiaques irréguliers [1], le diabète [2], les accidents vasculaires cérébraux et les maladies non cardiovasculaires [3]). Elle peut être utilisée pour estimer la dépense énergétique, définie comme l'énergie nécessaire à un individu pour maintenir un effort pendant une activité physique.

Kortelainen *et al.* [4] ont utilisé la fréquence cardiaque avec un modèle mathématique unique pour estimer cette dépense chez les individus.

Vesely *et al.* [5] ont utilisé un dispositif mobile télémétrique qui comprenait une ceinture thoracique pour estimer la dépense énergétique et l'ont comparée à la norme de référence.

Yan et Chen [6] ont également estimé la dépense énergétique à l'aide d'un analyseur de métabolisme gazeux, des mesures de la fréquence cardiaque et plusieurs accéléromètres (placés autour du corps). Une autre utilisation est la prédiction de la fréquence cardiaque, une valeur importante corrélée à l'intensité de l'effort et à la réponse métabolique du corps.

Ludwig *et al.* [7] ont présenté les applications typiques des modèles de prédiction de la fréquence cardiaque : le contrôle du stress et de la tension et la planification de l'entraînement.

McVicar *et al.* [8] ont passé en revue les études qui évaluent les effets physiologiques des vélos électriques par rapport à un vélo conventionnel, concluant que même si l'activité physique est moindre que celle d'un vélo classique, elle répond toujours aux recommandations de l'OMS [9].

Cet article se concentre aussi sur la prédiction de la fréquence cardiaque du cycliste lors de l'utilisation d'un vélo électrique pour contrôler la tension ressentie par le cycliste ayant une santé fragile. Il est important de surveiller l'état de santé actuel et de l'estimer pour déterminer la quantité d'assistance électrique nécessaire pour maintenir le cycliste dans une zone cible de fréquence cardiaque (établie par le personnel de santé).

L'application n'est pas limitée à la surveillance des personnes fragiles, mais elle concerne également les personnes sportives; la principale différence est qu'elles

peuvent atteindre des zones de fréquence cardiaque plus élevées et, en raison de leur condition physique, elles peuvent récupérer plus rapidement. Les entraîneurs peuvent utiliser le vélo électrique et bénéficier de la prédiction de la fréquence cardiaque pour concevoir la charge de travail et empêcher les athlètes de s'entraîner de manière excessive.

Le principal problème avec la prédiction est qu'elle dépend considérablement du modèle mathématique utilisé pour décrire la dynamique de la fréquence cardiaque pour chaque personne et chaque effort. Dans la littérature (Ludwig *et al.* [7]), de nombreuses œuvres utilisent différentes approches mathématiques pour simuler la dynamique de la fréquence cardiaque dans différents environnements et conditions.

Les modèles sont généralement basés sur des équations différentielles (ED), l'intelligence artificielle (IA), des régressions, des contrôleurs de Kalman et PID.

Dans des articles récents, des modèles d'intelligence artificielle (IA) ont été utilisés pour prédire la fréquence cardiaque en utilisant des données en séries temporelles. Tao *et al.* [10] ont utilisé des réseaux de neurones artificiels (ANN, *Artificial neural network*) ainsi que divers modèles univariés et multivariés pour estimer la fréquence cardiaque maximale en se basant sur des facteurs tels que l'âge du sujet, la fréquence cardiaque au repos et la fréquence cardiaque au premier ordre et deuxième ordre. Cependant, le calcul de ces deux derniers n'est pas expliqué explicitement dans leur publication.

Zhang *et al.* [11] ont développé un prédicteur bayésien pour prédire la fréquence cardiaque lors d'une séance d'entraînement de course à pied, en combinant un réseau de neurones et un prédicteur de régression linéaire. Ils ont utilisé les valeurs de fréquence cardiaque, la vitesse et les données d'accélération comme entrées pour le modèle.

Liu *et al.* [12] ont exploré la prédiction de la fréquence cardiaque pour des séances d'entraînement de course en extérieur en utilisant des équations différentielles ordinaires pour modéliser la dynamique de la fréquence cardiaque. Les équations différentielles et les modèles d'IA peuvent être difficiles à mettre en œuvre, car, en fonction de la complexité du modèle, elles peuvent nécessiter des ressources informatiques qui ne sont généralement pas disponibles sur un microcontrôleur.

Ajanie *et al.* [13] ont fourni un aperçu des techniques d'apprentissage automatique (ML, *Machine Learning*) utilisées dans les applications embarquées et ont souligné que l'une des principales limites des microcontrôleurs est leur mémoire limitée, qui se situe habituellement entre 32 KB et 2 MB.

Pour travailler dans ces limites de mémoire, des techniques d'optimisation sont

souvent utilisées pour réduire la précision (précision en bits) et mettre en œuvre la quantification et la taille du réseau pour adapter les modèles aux microcontrôleurs.

Dans le cadre de ces limites, nous allons nous concentrer sur plusieurs algorithmes de prédiction de la fréquence cardiaque issus de la littérature, évaluer leur faisabilité pour être déployés sur des plates-formes aux ressources limitées (telles que les microcontrôleurs) et comparer les résultats de prédiction avec ceux obtenus sur des plates-formes disposant de ressources plus importantes (par exemple, des ordinateurs personnels et des serveurs).

Pour cette étude, nous avons collaboré avec une équipe des Laboratoires Alten¹ à Toulouse, spécialisée dans l'optimisation de la position du cycliste lors d'une épreuve contre-la-montre. Cette collaboration nous a permis de bénéficier de leur expertise en IA et en création de modèles pour améliorer nos algorithmes.

4.1.1 Création de la base de donnée

Afin de disposer d'une base de données suffisamment grande pour créer les modèles d'IA nécessaires, nous avons lancé une campagne de mesures au sein du LAAS et récupéré des données issues de tests d'effort (ramp tests) effectuées au CHU de Toulouse au service de médecine du sport. Nous avons pu obtenir les données de 210 patients (49 femmes et 161 hommes) provenant du CHU.

En complément, de 46 données issues de participants volontaires (16 femmes et 30 hommes) suite à la campagne au LAAS. Cette campagne de tests a été réalisée à l'aide d'un vélo Iweech monté sur le home trainer Saris H3² (cf. [Figure 4.1a](#)).

Grâce à une collaboration avec la Société Mtraining, nous avons pu utiliser un appareil de mesure portable des échanges gazeux (Metamax 3B³, cf. [Figure 4.1b](#)) pour mesurer les débits d'oxygène et de dioxyde de carbone, permettant ainsi de déterminer le VO_2 max des volontaires.

Avant chaque utilisation, le capteur de débit d'air fut calibré avec une seringue de trois litres et le capteur électrochimique pour les mesures d'oxygène et de dioxyde de carbone calibré avec l'air ambiant et une concentration de gas (*i.e.*, 15 % O_2 , 5 % CO_2).

Les mesures de fréquence cardiaque et de puissance développée ont été effectuées à l'aide des capteurs présentés lors du [Chapitre 2](#). Avec un total de 256 enregistrements de données, nous avons constitué une base de données contenant les

1. Alten SA, Boulogne-Billancourt, France

2. Saris Infrastructure, Minneapolis, USA

3. CORTEX Biophysik GmbH, Leipzig, Allemagne



(a) Vélo Iweech sur home trainer.



(b) Metamax 3B - Appareil de mesure, masque, capteur de débit d'air, sonde électrochimique.

Image 4.1 – Setup pour les ramp tests.

informations répertoriées dans le [tableau 4.1](#).

Nous avons enquêté sur les volontaires du LAAS-CNRS s'ils se considéraient comme des personnes sportives ou sédentaires. Pour les données récupérées au CHU, nous avons demandé aux infirmiers de services de nous indiquer quelles personnes étaient malades ou en bonne santé.

En ce qui concerne les données d'âge, il convient de noter que le participant le plus jeune avait 11 ans, tandis que le participant le plus âgé avait 77 ans. A propos de l'Indice de Masse Corporelle (IMC), au lieu d'employer une classification catégorique

Tableau 4.1 – Mesures dans notre base de données

Mesure	Unité	Définition [14–16]
Fréquence cardiaque (FC)	BPM	Nombre de battements du cœur par minute.
FC Max	%	Pourcentage de la fréquence cardiaque maximale mesurée par rapport à la fréquence cardiaque maximale prédite.
Puissance mécanique	W	Capacité à exercer une force en une période de temps.
Ventilation pulmonaire (VP)	L/min	Volume d'air inhalé et exhalé par minute.
Volume tidal (VT)	L	Volume d'air inhalé et exhalé lors de chaque cycle de ventilation.
Fréquence respiratoire (FR)	1/min	Nombre de respirations par minute.
Consommation d'oxygène (VO_2 /kg)	(mL/min)/kg	Quantité d'oxygène extraite de l'air inhalé pendant la ventilation pulmonaire par kilogramme de poids corporel.
Production de dioxyde de carbone (VCO_2 /kg)	(mL/min)/kg	Production de dioxyde de carbone pendant la ventilation pulmonaire par kilogramme de poids corporel.
Ratio d'échange respiratoire (RER)	—	Décrit le rapport entre la production de dioxyde de carbone et l'absorption d'oxygène, reflétant l'effort.
Équivalent ventilatoire pour l'oxygène (VP/VO_2)	—	Reflète la nécessité ventilatoire pour un certain niveau de consommation d'oxygène (efficacité ventilatoire).
Équivalent ventilatoire pour le CO_2 (VP/VCO_2)	—	Reflète la nécessité ventilatoire pour éliminer une certaine quantité de CO_2 .
Pouls O_2 (VO_2/FC)	mL/Battement	Fournit des informations sur le volume d'éjection systolique et le débit cardiaque.
Pouls CO_2 (VCO_2/FC)	mL/Battement	

(i.e., insuffisance pondérale, poids normal, pré-obésité et obésité de types 1, 2 et 3).

Nous avons opté pour une représentation numérique, en attribuant des valeurs numériques allant de 1 à 6. La valeur moyenne de l'IMC parmi les participants s'élève à 2, ce qui indique que la majorité d'entre eux se situe dans la catégorie du poids normal.

Il est important de noter que le jeu de données a été généré à partir d'un taux d'échantillonnage de 1.0 Hz. Les données ont ensuite été sélectionnées en se basant sur le pic observé dans la courbe de la VO_2/kg , tout en appliquant des critères stricts, à savoir $RER \geq 1$ et $VE/VO_2 \geq [30-35]$, comme spécifié dans la référence [16] (cf. Figure 4.2).

4

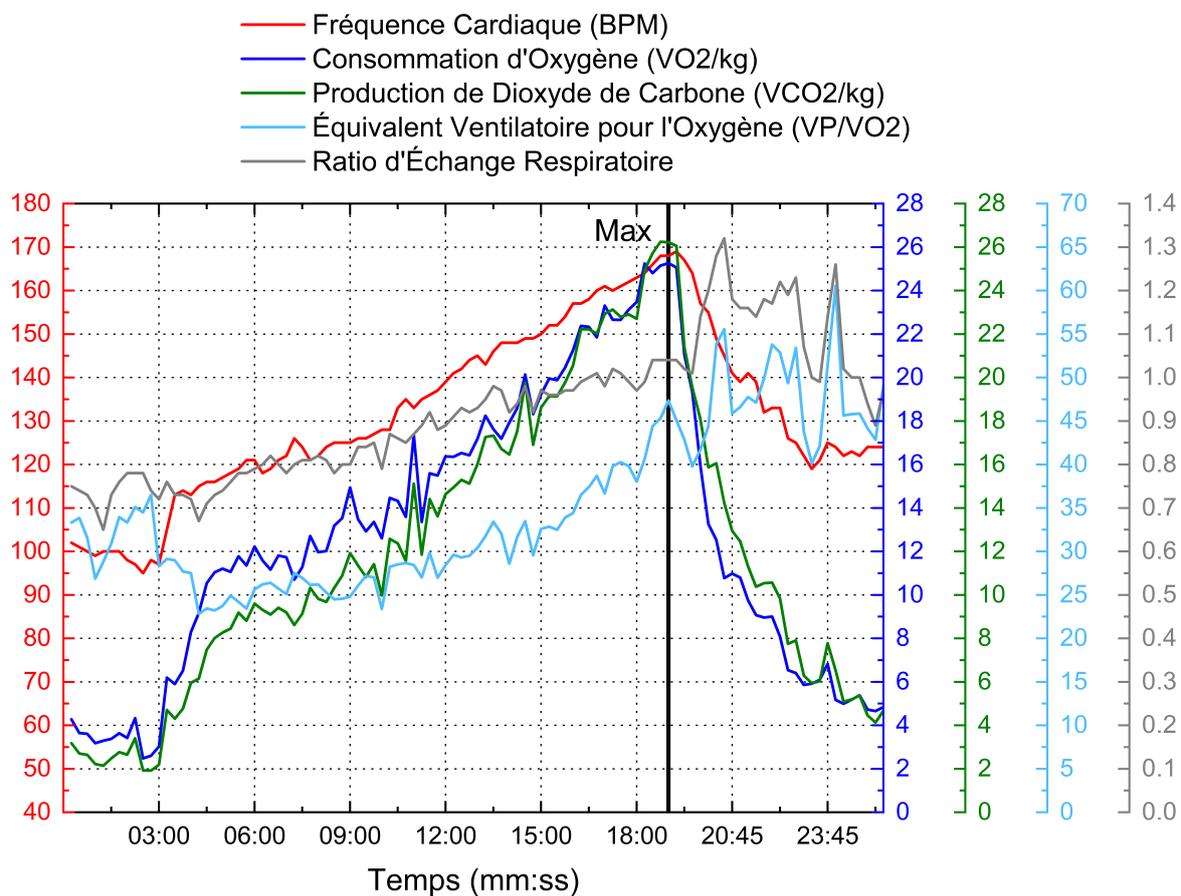


Image 4.2 – Exemple d'un pic de VO_2/kg issue d'un ramp untest.

Ces critères ont permis de réduire le nombre de tests valides à 232 (178 hommes et 54 femmes). Les statistiques globales des données, concentrées autour du pic de la VO_2/kg , sont présentées dans le tableau des statistiques (cf. Tableau 4.2).

Tableau 4.2 – *Statistiques des caractéristiques physiologiques des données.*

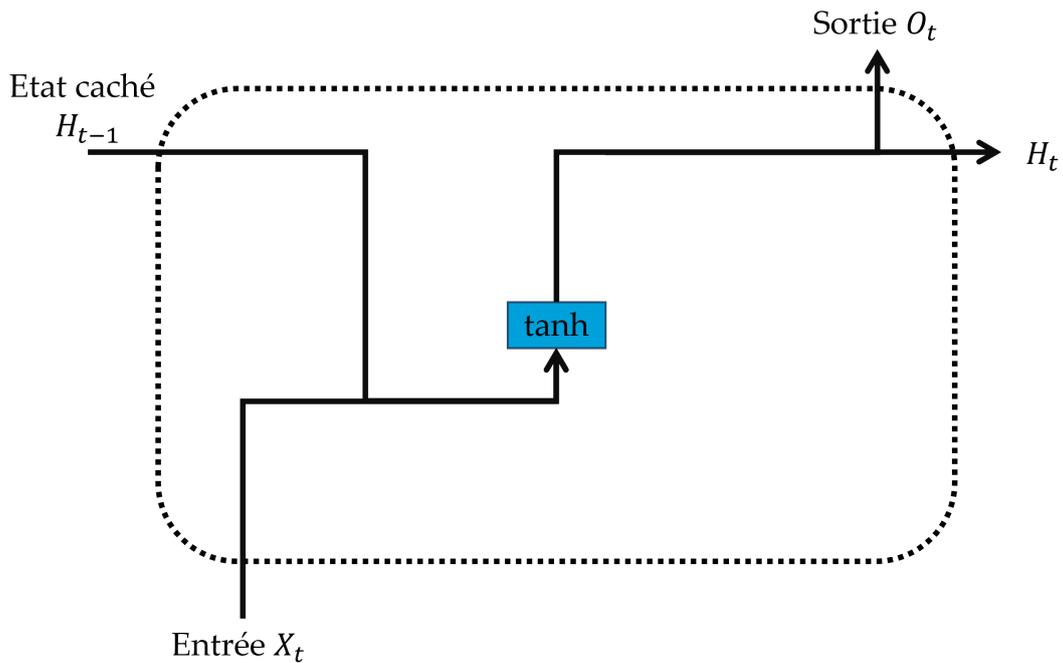
Caractéristique	Unité	Homme	Femme
N	–	178	54
Sportif	–	106	24
Age	ans	37.7 ± 14.2	33.7 ± 13
Catégorie d'age	–	3.3 ± 1.4	2.9 ± 1.3
Hauteur	cm	77.7 ± 6.8	163.8 ± 7
Poids	kg	76.5 ± 13	61.7 ± 11.5
IMC	kg/m ²	24.2 ± 3.9	23 ± 4.1
Catégorie d'IMC	–	2.4 ± 0.7	2.3 ± 0.8
Fréquence cardiaque	BPM	176.58 ± 16.21	175.53 ± 15.32
Fréquence cardiaque max	%	97.06 ± 7.68	94.30 ± 6.24
Puissance mécanique	W	263.76 ± 66.97	166.37 ± 52.52
Rapport Puissance-Poids	W/kg	3.58 ± 1.19	2.81 ± 1.16
VP	L/min	125.18 ± 31.42	81.27 ± 21.27
VT	L	2.88 ± 0.54	1.86 ± 0.29
FR	1/min	43.50 ± 12.47	2.96 ± 12.08
VO ₂ /kg	(mL/min)/kg	47.03 ± 13.82	36.66 ± 12.25
VCO ₂ /kg	(mL/min)/kg	52.33 ± 14.39	40.65 ± 13.63
RER	–	1.11 ± 0.08	1.11 ± 0.07
VP/VO ₂	–	35.54 ± 8.38	37.50 ± 6.62
VP/VCO ₂	–	33.06 ± 6.36	34.88 ± 5.56
VO ₂ /HR	mL/Battement	19.45 ± 3.91	12.24 ± 2.77
VCO ₂ /HR	mL/Battement	21.67 ± 4.10	13.63 ± 3.06
Catégorie de VO ₂ max [17]	–	4.55 ± 1.26	4.57 ± 1.25

4.1.2 Modèles de prédiction

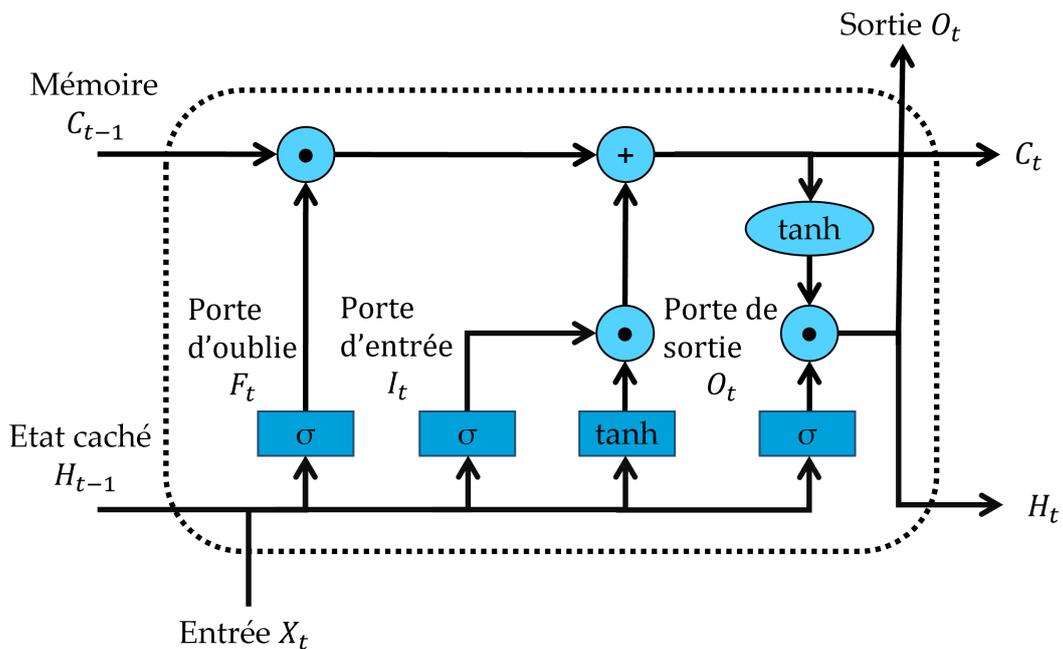
Cette section présente une brève revue de la littérature sur les méthodes et algorithmes d'intelligence artificielle utilisés dans cette étude. Un réseau de neurones récurrent (RNN, *Recurrent Neural Network*) est un type de réseau de neurone (NN, *Neural Network*) qui stocke des informations et les utilise pour influencer l'entrée et la sortie actuelles, ce qui est très utile pour les données séquentielles ou en série

temporelle [18].

Une version améliorée de ce RN est le *Long Short Term Memory* (LSTM) [19], qui ajoute une porte d'oubli (en plus des portes d'entrée et de sortie) pour résoudre le problème des dépendances à long terme couramment rencontré dans les RNN. Un exemple de ces neurones est montré dans la [Figure 4.3](#).



(a) Réseau de Neurone Récurrent.



(b) Long Short Term Memory.

Image 4.3 – Types de réseaux de neurones.

La Régression Linéaire (RL) est une technique de régression courante qui estime les coefficients de l'équation linéaire, impliquant une ou plusieurs variables indépendantes qui prédisent au mieux la valeur de la variable dépendante. La régression linéaire ajuste une ligne ou une surface droite qui minimise les divergences entre les valeurs de sortie prédites et réelles [18] (cf. (4.1)).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad \forall \beta \text{ et } \varepsilon \in \mathbb{R} \quad (4.1)$$

Où β_0 et β_1 sont deux constantes inconnues représentant la pente de régression, et ε_i est l'erreur.

Le Modèle de Moyenne Mobile Intégrée Autoregressive (ARIMA, *Auto-Regressive Integrated Moving Average*, cf. (4.2)) [20, 21] est un modèle stochastique de séries temporelles utilisé pour prédire les données. Il utilise trois paramètres, dont un représentant une partie ARIMA.

- L'autorégressif (AR) calcule la dépendance (autocorrélation) entre les données passées et les données actuelles. La durée d'observation est définie en ajustant le paramètre P .
- La propriété intégrée (I) réduit la saisonnalité d'une série temporelle. Elle est définie par le degré de différenciation D (le nombre de fois où les indicateurs retardés ont été soustraits des données).
- La moyenne mobile (MA) élimine les artefacts non-déterministes ou aléatoires d'une série temporelle, rendant la prédiction linéairement dépendante des valeurs passées. Le paramètre Q définit la taille de la fenêtre de moyenne mobile.

$$\Delta^D y_t = \sum_{i=1}^P \phi_i \Delta^D y_{t-i} + \sum_{j=1}^Q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (4.2)$$

Où ϕ sont les coefficients des valeurs retardés y_{t-i} (*lagged*), θ sont les coefficients d'erreurs retardés ε_{t-j} et Δ l'opérateur différenciateur.

Staffini *et al.* [22] ont étudié les performances de l'ARIMA (partie AR uniquement), du LSTM et du LSTM convolutionnel pour prédire la fréquence cardiaque de la minute suivante. Ils ont formé le modèle pour chaque sujet, ce qui signifie que les modèles étaient individualisés. Les résultats ont rapporté une REQM (cf. (2.1)) moyenne entre les sujets de 4.26 ± 0.78 BPM pour l'ARIMA, de 4.48 ± 0.73 BPM pour le LSTM et de 4.58 ± 0.92 BPM pour le LSTM convolutionnel.

Alharbi *et al.* [23] ont utilisé RNN, LSTM et GRU (*Grated Recurrent Unit*, une variante de LSTM) pour prédire la fréquence cardiaque (cf. Tableau 4.3). Ils ont publié plusieurs tests en faisant varier le nombre de couches cachées ($n = 1, 2, 3$) des réseaux de neurones, la fenêtre d'observation (latence de 3, 5 et 10 minutes), fenêtre qui établit

le nombre de données à utiliser pour la prédiction, et la fenêtre cible (prévision dans 5, 7 et 15 minutes), qui est la projection de la donnée dans une période de temps.

Tableau 4.3 – Résultats de tests en fonctions de la latence et le temps de prédiction.

REQM [BPM]	Une couche		
	3 min vers 5 min	5 min vers 7 min	10 min vers 15 min
RNN	2.459	2.887	3.113
LSTM	2.355	2.822	3.043
GRU	2.380	2.833	3.068
REQM [BPM]	Deux couches		
	3 min vers 5 min	5 min vers 7 min	10 min vers 15 min
RNN	2.387	2.878	3.100
LSTM	2.365	2.825	3.031
GRU	2.377	2.831	3.074
REQM [BPM]	Trois couches		
	3 min vers 5 min	5 min vers 7 min	10 min vers 15 min
RNN	2.370	2.876	3.104
LSTM	2.348	2.862	3.022
GRU	2.398	2.817	3.043

Oyeleye *et al.* [24] ont analysé les performances de prédiction du LSTM, de l'ARIMA, de la RL et d'autres modèles d'IA (cf. [Tableau 4.4](#)). Ils ont utilisé plusieurs fenêtres de données pour valider les modèles (30 secondes, une minute, 5 minutes, 10 minutes, 15 minutes, 30 minutes et une heure) et ont rapporté la REQM ainsi que l'indice de propagation (SI, *Scattered Index*, cf. (4.3)), qui représente le pourcentage de différence de la racine de la moyenne quadratique par rapport à la moyenne de l'observation (μ).

$$SI = \frac{REQM}{\mu} \quad (4.3)$$

Tableau 4.4 – Résultats de prédiction de fréquence cardiaque de Oyeleye et al. .

REQM [BPM]	30 sec	1 min	3 min	5 min	10 min	15 min	30 min	1 hour
LSTM	60.45	60.45	3.08	3.01	2.1	3.09	2	2.72
LR	3.12	3.12	2.7	1.65	1.23	1.18	1.43	1.46
ARIMA	-	-	1.28	1.44	1.22	1.09	1.4	1.53
SI [%]	30 sec	1 min	3 min	5 min	10 min	15 min	30 min	1 hour
LSTM	34.15	34.15	3.31	3.27	2.36	3.76	2.33	3.04
LR	1.76	1.76	1.76	1.8	1.38	1.44	1.67	1.63
ARIMA	-	-	1.38	1.57	1.36	1.33	1.64	1.71

4.1.3 Sommaire des résultats

En partenariat avec l'équipe Alten, nous avons décidé d'explorer les modèles RNN, LSTM et RL. En suivant différentes fenêtres cible (prédiction) telles qu'une seconde, 15 secondes et une minute, ainsi que la fenêtre d'observation qui peut être définie entre 5, 15 et 30 secondes. Les modèles ont été construits par les équipes d'Alten en utilisant la base de données créée par le LAAS.

Nous avons remarqué des difficultés lors des tests de validations des modèles. En raison de la nature de la base de données issue de ramp tests de diverses personnes, le sûr-apprentissage est un problème très récurrent. Il est caractérisé par la capacité du modèle à prédire des résultats précis pour les données d'entraînement (*i.e.*, base de données). Mais à prédire des résultats médiocres pour des nouvelles données.

Pour contrer cela, les équipes d'Alten ont obtenu une autre base de données de deux triathlètes qui travaillent dans leur équipe. Cette base de données comprend plusieurs séances d'entraînement sur le vélo sur une période de deux ans.

Un autre problème rencontré est que l'effort impacte avec une latence la fréquence cardiaque, ce qui signifie qu'en fonction du métabolisme de chaque personne, cette latence est plus ou moins importante. C'est pourquoi ils ont essayé d'estimer aussi la puissance à produire, pour ainsi déterminer le comportement de la fréquence cardiaque.

Quelques résultats fournis par l'équipe Alten se montrent dans le [tableau 4.5](#). Les modèles obtenus, à l'exception du LSTM pour estimer une minute, convergent et arrivent à des résultats équivalents à ceux de l'état de l'art. Cependant, les modèles construits étaient trop grands pour être embarqués sous notre microcontrôleur (2 MB

Tableau 4.5 – Résultats fournis par l'équipe Alten.

REQM	5 s vers 15 s	5 s vers 60 s
RL	2.45 ± 1.38	5.33 ± 2.10
RNN	3.26 ± 1.75	5.62 ± 2.09
LSTM	2.41 ± 1.16	- ¹

¹ Non concluant

4

de Flash et 640 KB de RAM). La moyenne de la taille des modèles était initialement de 57.89 MB pour les modèles LSTM, et de 2.56 MB pour les modèles RNN et RL .

La bibliothèque IA de STMicroelectronics [25, 26] fournit une option pour réduire la taille des modèles. Quatre options sont fournies dans la version actuelle (*i.e.*, 8.0.0) : *Lossless*, *Low*, *Medium* et *High*.

Dans la version correspondant à ces travaux, nous utilisons la version 7.1.0, il n'y avait que deux options : 2 et 4. Nous avons tenté de réduire la taille des modèles LSTM, mais le processus n'arrivait pas à réduire plus de 5.6 % et 6.5 %, empêchant de tester ces modèles sur notre système Bemoov.

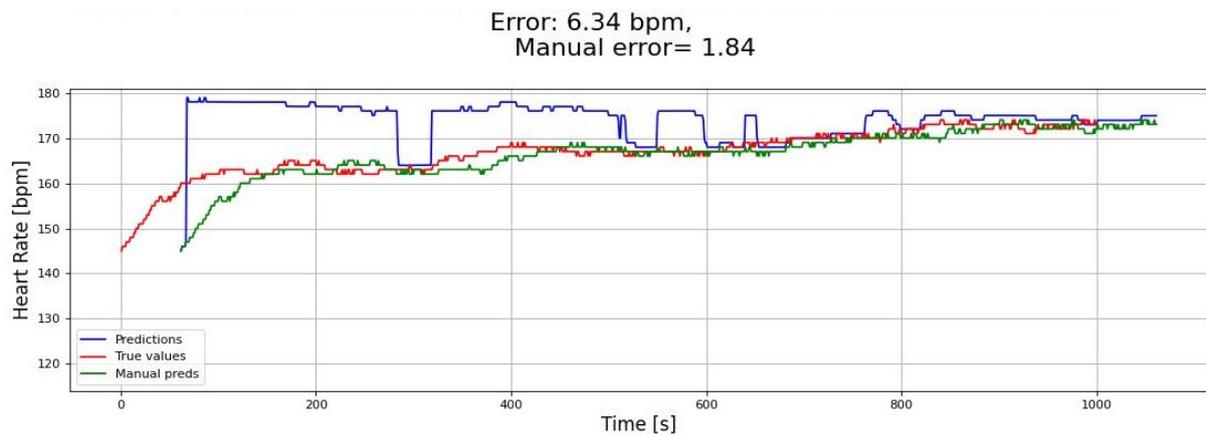
Les modèles RNN et RL comptaient déjà d'une taille plus petite (entre 1 et 3 MB), ils ont pu être réduits pour les intégrer dans le microcontrôleur, mais une grande perte de la précision fut constatée et dans des cas particuliers le modèle n'arrive pas à converger.

Dans la [Figure 4.4](#), se trouvent deux figures représentant les résultats obtenus lors d'un test pour estimer la fréquence cardiaque en une minute, l'une sur ordinateur (*cf.* [Figure 4.4a](#)) et l'autre sur le microcontrôleur du système Bemoov (*i.e.*, STM32L4+, *cf.* [Figure 4.4b](#)).

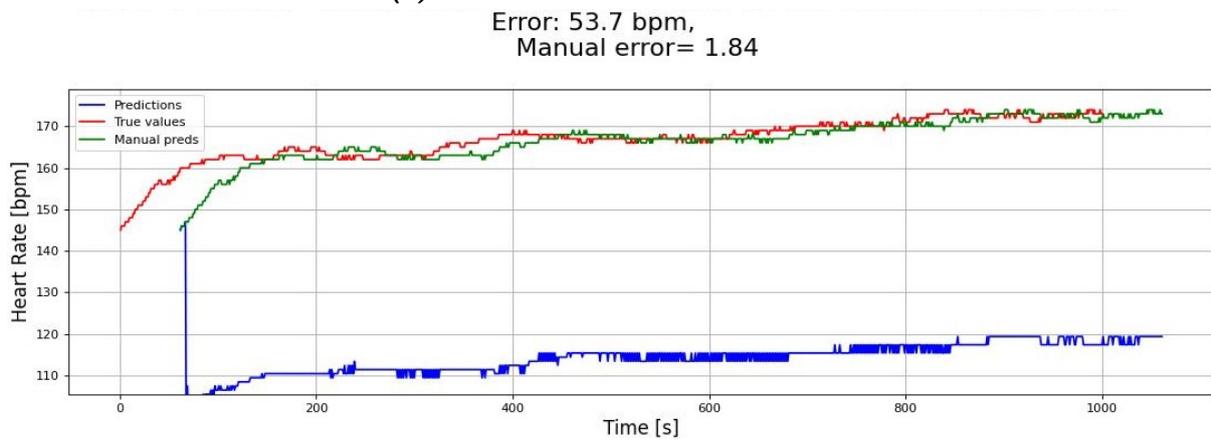
Les courbes en rouge représentent la fréquence cardiaque originale du test, celles en bleu le résultat de la prédiction, et en vert, c'est une prédiction faite en prenant la valeur de fréquence cardiaque et en la projetant comme si c'était une prédiction.

Comme il peut être constaté sur ce test (*cf.* [Figure 4.4b](#)), la compression entraîne une perte de précision dans le modèle une erreur de 53.7 BPM, le rendant incapable de converger vers des résultats cohérents. En raison du temps consacré à cette idée, nous n'avons pas pu explorer d'autres modèles moins lourds ou les programmer directement sur le microcontrôleur.

Nous avons également constaté que l'apprentissage du modèle se fait



(a) Résultat obtenu sur ordinateur.



(b) Résultat obtenu sur microcontrôleur.

Image 4.4 – Résultats obtenus avec le modèle RNN pour la prédiction dans une minute de la fréquence cardiaque.

uniquement sur l'ordinateur (ou le serveur). Or, l'un des objectifs de cette thèse était de concevoir des modèles capables de s'auto-entraîner (*i.e.*, deep learning) pendant l'utilisation du vélo.

En d'autres termes, si une nouvelle personne utilise le vélo, le modèle doit être en mesure de s'adapter et de modifier ces paramètres sans avoir à reprogrammer la carte. Ceci s'est avéré impossible avec la version de la bibliothèque STM32 IA sur laquelle nous avons travaillé (*i.e.*, 7.1.0).

Suite à ces conclusions, nous avons décidé d'explorer une autre possibilité en utilisant la base de données créée au LAAS-CNRS, qui contient des tests constamment réalisés dans les CHU lors de la prise en charge d'un patient.

Ceci est avantageux puisque lors de l'inclusion d'un nouveau sujet, il faudra qu'il réalise un test d'effort pour avoir un profil de son comportement cardio-vasculaire face à un effort, enrichissant la base de données existante. Nous espérons extraire de la base de données des paramètres permettant une classification rapide des personnes. Ceci pour leur offrir un mode d'assistance électrique mieux adapté.

4.2 Clusterisation de la population

Avec la base de données récoltées (*cf.* Tableaux 4.1 et 4.2), nous allons utiliser différentes techniques d'apprentissage non supervisé pour extraire les marqueurs plus pertinents qui permettent le rapide regroupement (*clusters*) de la population. Ceci a pour intention de permettre la personnalisation de l'algorithme de zones (celui qui est le plus similaire à ce qui est fait dans les CHU) sur quelle stratégie d'assistance est plus adaptée en fonction de chaque groupe trouvé.

Ces techniques d'apprentissage non supervisé peuvent étiqueter (ou regrouper) les données sans guidance, en se basant sur des méthodes probabilistes, hiérarchiques, exclusives et de chevauchement [27, 28].

- Le *clustering* probabiliste utilise la vraisemblance des données pour les associer à une distribution spécifique (Gaussienne, normale ou de probabilité). La technique la plus courante est le modèle de mélange gaussien (GMM, *Gaussian Mixture Models*). Comme chaque donnée est susceptible d'appartenir à l'ensemble des clusters, cette méthode est également appelée « clustering doux » (*soft clustering*).
- Le *clustering* hiérarchique peut être divisé en deux approches : ascendant (agglomératif) et descendant (divisif). Ils créent initialement des clusters, puis

les séparent (divisif) ou les fusionnent (agglomératif) en fonction de différentes méthodes de liaison.

- Enfin, le *clustering* exclusif (ou « dur ») attribue chaque donnée à un seul cluster, tandis que le *clustering* de chevauchement (*overlapping*) associe les données à l'aide de degrés d'appartenance; par conséquent, une seule donnée peut appartenir à plusieurs clusters. L'algorithme K-Means est une technique exclusive très utilisée, tandis que la méthode Fuzzy C-Means est utilisée pour un *clustering* de chevauchement [29, 30].

Dans la littérature, ces techniques ont été utilisées dans plusieurs publications pour identifier les sous-types du diabète sucré [31] et pour segmenter la population atteinte de diabète sucré de type 2 [32].

Horne *et al.* [33] ont passé en revue les articles sur l'identification des sous-types de l'asthme, mettant en lumière les éventuels problèmes liés au processus de *clustering* et leurs recommandations.

Rivera *et al.* [34] ont examiné la relation entre la perception des patients de leur état de santé chronique et leurs résultats en matière de santé et de traitement. Ils ont conclu que les profils de perception tels que les conséquences, les symptômes et les émotions sont les marqueurs les plus importants pour la classification dans les études.

Wood *et al.* [35] ont passé en revue différentes méthodes de segmentation de la population. Les quatre méthodes comparées étaient les découpages intuitifs, les critères de découpage prescrits, les arbres de décision (apprentissage supervisé) et le *clustering* (apprentissage non supervisé). Les arbres de décision avec une calibration locale ont été la méthode la mieux performante. Ce résultat est cohérent, car ils sont entraînés sur des données déjà classifiées. En revanche, les auteurs soutiennent l'inclusion de l'analyse par *clustering* avec une approche objective en raison de leur performance inférieure par rapport aux autres techniques.

Dans la littérature, nous avons identifié les algorithmes de *clustering* les plus couramment utilisés, notamment :

- K-Means (exclusif)
- K-Medoids (exclusif)
- K-Medians (exclusif)
- Agglomerative (hiérarchique)

D'autres applications ont également été observées, telles que le *clustering* des symptômes de la COVID-19 avec l'algorithme K-Means, où il a été constaté qu'un cluster contenait des symptômes peu communs avec la grippe [36].

L'algorithme K-Medoid a été utilisé par Hewlett *et al.* [37] pour identifier des sous-groupes dans le comté de San Francisco (USA) qui utilisent des services médicaux, de santé mentale et de traitement des troubles liés à l'usage de substances. Un travail similaire a été réalisé par Strutz *et al.* [38].

Estiri *et al.* [39] ont utilisé une combinaison d'algorithmes hiérarchiques et K-Means pour détecter des mesures d'anomalie dans les dossiers de santé électroniques. Dans l'ensemble, K-Means est l'algorithme qui apparaît le plus fréquemment dans la littérature et dans différentes applications.

En raison de cette analyse de l'état de l'art, pour ces travaux, nous avons décidé d'explorer les algorithmes de K-Means, Fuzzy C-Means et GMMs. Avant de présenter les résultats obtenus, nous allons présenter les méthodes d'analyse de la performance des algorithmes. De même, nous allons expliquer les algorithmes ainsi que les paramètres de configuration de chacun d'entre eux.

4.2.1 Réduction de la dimensionnalité

L'analyse en composantes principales (PCA, *Principal Components Analysis*) est l'une des techniques les plus couramment utilisées pour réduire la dimensionnalité des ensembles de données tout en préservant les informations les plus pertinentes (variation) [40].

Sois $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ le jeu de données comprenant n échantillons et p caractéristiques chacun. Il est nécessaire de standardiser les données à l'aide des scores \mathbf{Z} pour éliminer l'impact de l'échelle et de la variance des données. Cela se calcule comme suit :

$$\tilde{\mathbf{X}} = \frac{\mathbf{X} - \mu}{\sigma} \quad (4.4)$$

où μ et σ sont respectivement la moyenne et l'écart type des données \mathbf{X} .

L'utilisation de cette technique est recommandée avant d'appliquer toute méthode de clusterisation. Ray et al. [41] ont souligné l'importance des techniques de réduction de la dimensionnalité dans les données de soins de santé, qui sont souvent confrontées à de nombreuses données et caractéristiques, connues sous le nom de « malédiction de la dimensionnalité ».

La PCA vise à maximiser la covariance des composantes principales (CP), qui sont les projections sur la matrice des vecteurs propres $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{p \times p}$ obtenue à partir de la matrice de covariance des données normalisées $\mathbf{S} = \text{Cov}(\tilde{\mathbf{X}})$.

Dans la plupart des cas, une grande partie de la variance de \mathbf{X} est expliquée

par k composantes principales, où $k < p$ [42]. Chaque composante principale (\mathbf{pc}_j) est mathématiquement décrite par la combinaison linéaire suivante :

$$\begin{aligned} \mathbf{pc}_j &= \tilde{\mathbf{X}}\mathbf{a}_j = \sum_{i=1}^p \tilde{x}_i \mathbf{a}_{ji}, \quad \text{s.t.} \\ \max \text{Cov}\{\mathbf{pc}_j\} &= \mathbf{a}_j^T \mathbf{S} \mathbf{a}_j, \quad \forall j \in [1, p] \end{aligned} \quad (4.5)$$

où \mathbf{a} représente le vecteur propre correspondant. Nous avons conservé les k des CP pour lesquelles la somme de leurs variances dépasse 90 %. Sur la [Figure 4.5](#) se trouve l'application du PCA sur la base de données LAAS (cf. [Tableau 4.2](#)). Nous pouvons conclure qu'il est possible d'utiliser les 7 premières CP pour le dataset féminin (92.5 % de la variance) et 8 CP pour le dataset masculin (92.4 % de la variance).

4

4.2.2 Évaluation des performances des algorithmes

Afin de pouvoir comparer les résultats obtenus de chaque algorithme, nous expliquerons dans cette section les différentes méthodes et critères utilisés dans la littérature pour évaluer les algorithmes de clusterisation.

4.2.2.1 Méthode du Coude

La méthode du Coude consiste à calculer la somme des distances (SoD, *Sum of Distances*) des points de données $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X}$ à leurs clusters respectifs $\mathbf{c}_j \in \mathbf{C}$ pour différents nombres de clusters. Avec plus de clusters, les algorithmes de regroupement devraient mieux trier les données et ainsi réduire la SoD.

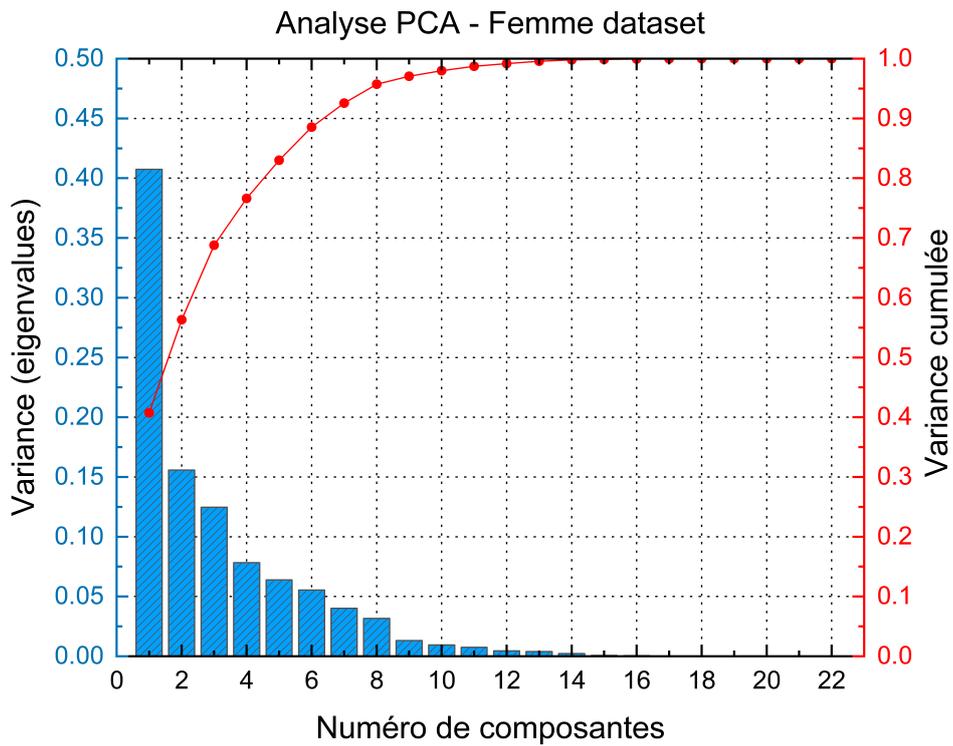
Le nombre optimal de clusters C est trouvé dans le coude résultant du graphe lorsque nous traçons la SoD en fonction de C [43]. La SoD est calculée comme suit.

$$SoD = \sum_{j=1}^C \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathbf{C}_j} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j) \quad (4.6)$$

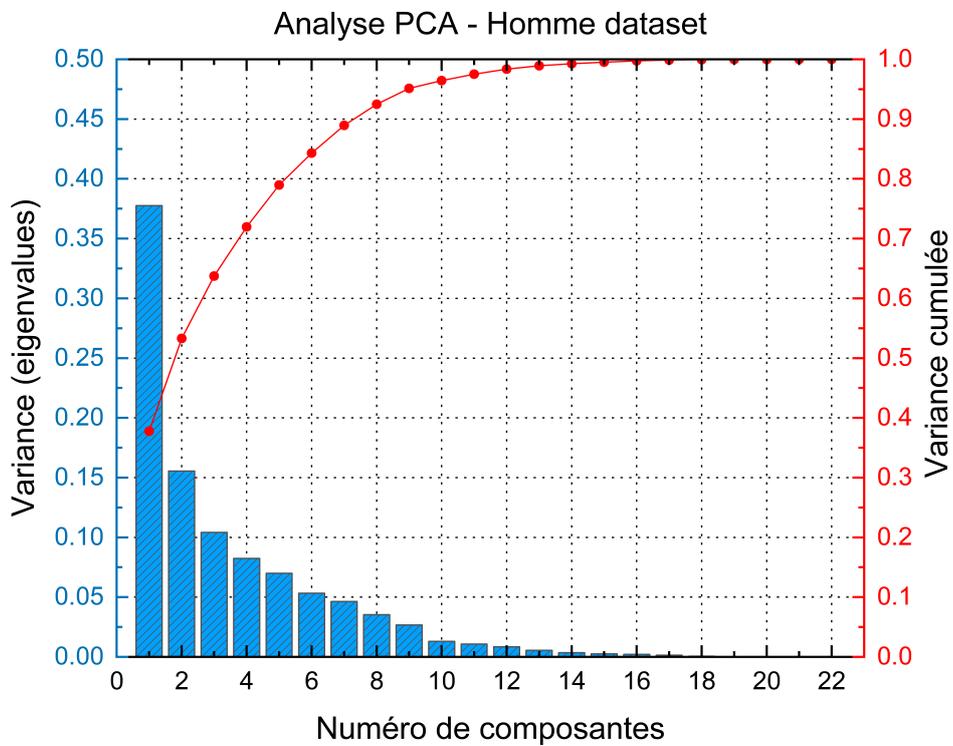
où $d(\cdot, \cdot)$ peut être n'importe quelle métrique de distance, par exemple, la distance euclidienne utilisée dans cette étude.

Cette méthode est l'une des plus populaires lorsque nous travaillons avec des algorithmes de regroupement. Il n'est parfois pas facile de déterminer où se trouve le coude car il s'agit d'une méthode « visuelle » [44]. Par conséquent, elle est souvent utilisée en combinaison avec d'autres méthodes pour valider le meilleur nombre de clusters.

4



(a)



(b)

Image 4.5 – Résultats de l'analyse PCA

4.2.2.2 Méthode de la silhouette

Contrairement à la méthode du Coude, la méthode de la silhouette repose sur l'obtention du coefficient de silhouette, qui tient compte de la similarité entre chaque point de données x_j et son cluster ainsi que le cluster le plus proche.

Ce coefficient varie entre -1 et 1. Un coefficient proche de 1 signifie que les données sont susceptibles d'être dans le bon cluster, et proche de -1, qu'elles ont été attribuées au mauvais cluster [45].

Dans l'équation (4.7), a représente la distance moyenne entre x_i et les autres données du même cluster, et b est la distance moyenne entre x_i et les données du cluster le plus proche.

$$s(\mathbf{x}_i) = \frac{b(\mathbf{x}_i) - a(\mathbf{x}_i)}{\max(a(\mathbf{x}_i), b(\mathbf{x}_i))} \quad (4.7)$$

Le score de silhouette est la moyenne des coefficients; il est utilisé pour comparer des modèles avec différents nombres de clusters, en conservant celui qui a le score le plus élevé comme le meilleur.

La métrique de distance la plus populaire pour calculer a et b est la distance euclidienne, mais d'autres distances peuvent également être utilisées.

4.2.2.3 Critères d'information

Les critères d'information (CI) mesurent la pertinence du modèle prédit par rapport aux données et pénalisent sa complexité.

Ils se basent généralement sur la vraisemblance ($\log l(\hat{\theta})$) (avec $\hat{\theta}$ comme paramètre inconnu), et la différence entre les critères est la pénalisation [46, 47]. Akaike [48] et Bayesian (Shwarz) [49] sont parmi les critères les plus populaires utilisés pour évaluer les modèles. Akaike (AIC),

$$AIC = -2 \log l(\hat{\theta}) + 2k \quad (4.8)$$

pénalise les modèles en fonction du nombre de paramètres (k) (dans ce cas, le nombre de clusters). En revanche, le critère bayésien (BIC)

$$BIC = -2 \log l(\hat{\theta}) + \ln Nk \quad (4.9)$$

tient également compte du nombre d'échantillons (N), pénalisant donc davantage que

l'AIC.

4.2.3 Algorithmes de clusterisation

4.2.3.1 K-Means

Comme mentionné précédemment, K-Means est très présent dans la littérature pour le regroupement et la détection des valeurs aberrantes. Le principe de l'algorithme est de minimiser l'inertie ou la somme des carrés entre les centroïdes des clusters c_j et les données $x_i \in X$ pour un nombre fixe C de clusters, comme suit :

$$\text{Inertie} = \sum_{j=1}^C \min_{c_j} \|x_i - c_j\|^2 \quad (4.10)$$

Ainsi, le nombre de clusters doit être spécifié en entrée pour cet algorithme. En changeant ce nombre dans une boucle, il est possible de trouver le meilleur nombre de clusters pour les données en comparant la valeur d'inertie entre chaque itération, comme décrit en détail dans la méthode du Coude (*cf.* [Section 4.2.2.1](#)).

Le nombre optimal de clusters peut également être trouvé en utilisant les centres de clusters récupérés après chaque itération et en calculant leur score de silhouette (*cf.* [Section 4.2.2.2](#)).

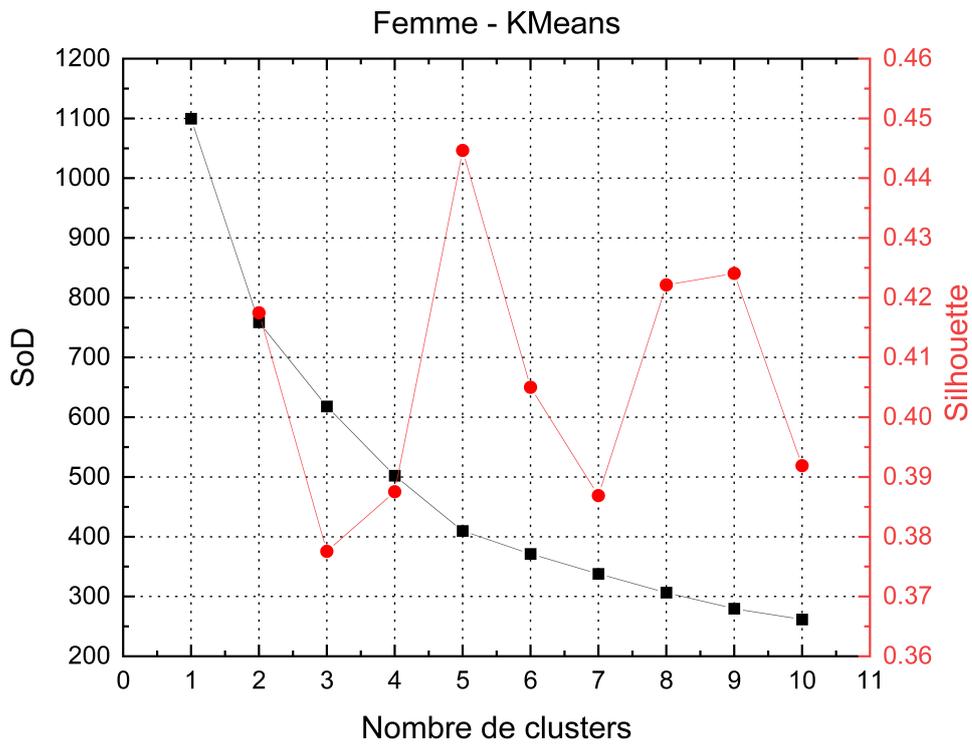
Avec les ensembles de données réduits à leurs composantes principales (PC), nous avons appliqué l'algorithme K-Means, avec les paramètres suivants modifiés à partir du module KMeans de Scikit-learn sur Python [50] : Nombre de tentatives : 100, Nombre d'itérations maximales : 10000, et graine aléatoire : 42. Les autres paramètres ont été laissés par défaut.

Pour trouver le nombre optimal de clusters (C), les auteurs ont évalué le modèle en utilisant la méthode du Coude et la méthode de la Silhouette. L'algorithme a été appliqué pour un nombre de clusters de 2 à 10. Des nombres de clusters plus élevés (jusqu'à 20) ont été testés, mais n'ont pas donné de meilleurs résultats.

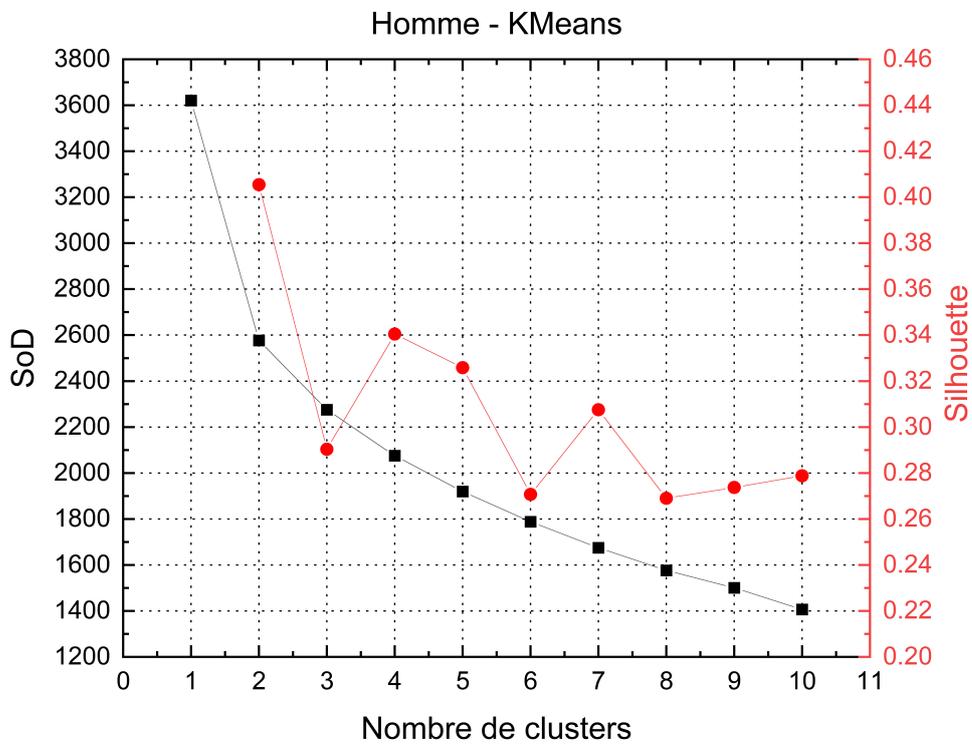
Étant donné que le module fourni par Scikit-learn ne permet pas de changer la métrique de distance pour K-Means, la métrique du Coude et de la Silhouette a été définie comme la distance euclidienne au carré.

Dans la [Figure 4.6a](#), la SoD a montré que pour l'ensemble de données féminines, le coude était autour de cinq clusters. Cela est cohérent avec le score de silhouette le plus élevé, qui a également obtenu cinq clusters.

En revanche, pour l'ensemble des données masculines (*cf.* [Figure 4.6b](#)), selon



(a)



(b)

Image 4.6 – Détermination du nombre de clusters avec l'algorithme K-Means.

la méthode du Coude, la meilleure valeur était de deux, et selon la méthode de la silhouette, la meilleure valeur était de deux, suivis de quatre clusters.

4.2.3.2 Fuzzy C-Means

Le Fuzzy C-Means ressemble beaucoup au K-Means, se distinguant par sa capacité à effectuer un regroupement flou (*i.e.*, les données peuvent être affectées à plusieurs clusters) et en utilisant la notion de flou (*Fuzzy*).

L'équation (4.10) est modifiée en l'équation (4.11) [51], où ω représente l'appartenance des données \mathbf{x}_i au cluster \mathbf{c}_j . Le terme m détermine le degré de fuzzy de l'algorithme. Cette valeur est généralement fixée à 2 [52].

L'optimisation impliquée dans le processus du Fuzzy C-Means inclut la minimisation de la fonction objective $J(\mathbf{X}, \mathbf{C})$ composée des métriques pondérées entre les données $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et les centroïdes $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{C \times p}$. Mathématiquement, elle est représentée par

$$\min J(\mathbf{X}, \mathbf{C}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C \omega_{ji}^m d(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j) \quad (4.11)$$

où $d(\cdot, \cdot)$ est une métrique de distance, ω_{ji}^m est définie comme

$$\omega_{ji}^m = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j)}{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4.12)$$

et chaque cluster est donné par

$$\mathbf{c}_j = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_{ji}^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n \omega_{ji}^m} \quad (4.13)$$

Les métriques utilisées pour trouver le meilleur nombre de clusters incluent les distances *euclidienne*, *euclidienne au carré*, *City Block*, *de Chebyshev*, *de Canberra*, *cosinus*, *corrélation*, *Bray-Curtis* et *Mahalanobis*, ainsi que la méthode de la silhouette.

En utilisant la librairie Skuzzy sur Python [53], nous avons ajusté les paramètres du module `cmeans` comme suit : « m » (fuzzy) : 2, Critère d'arrêt : 0.005, Nombre maximal d'itérations : 10000 et Graine aléatoire : 42.

Une fois de plus, l'algorithme a été appliqué pour un nombre de clusters allant de 2 à 10. La métrique de distance a été modifiée après une évaluation complète du modèle. Ceci a été fait pour comparer quelle métrique de distance convenait le mieux à l'ensemble de données.

Tableau 4.6 – Résultats de la SoD.

Métrique de distance	Hommes	Femmes
Euclidienne	2	NC ¹
Euclidienne au carré	2	5
City Block	NC	NC
Chebyshev	2	NC
Canberra	NC	2
Cosinus	2	2
Corrélation	2	2
Bray-Curtis	2	NC
Mahalanobis	NC	NC

¹ Non concluant

Lors de l'utilisation de la méthode du Coude (cf. [Tableau 4.6](#)), certaines des métriques de distance étaient non concluantes. Dans l'ensemble, pour les deux sexes, les résultats ont montré que deux clusters étaient optimaux. La seule exception était la base de données féminine avec la distance *Euclidienne au carré*, qui a montré que le meilleur résultat était de 5, comme avec le module KMeans. Cela s'explique par le fait que le module KMeans utilise également la métrique de distance *Euclidienne au carré*.

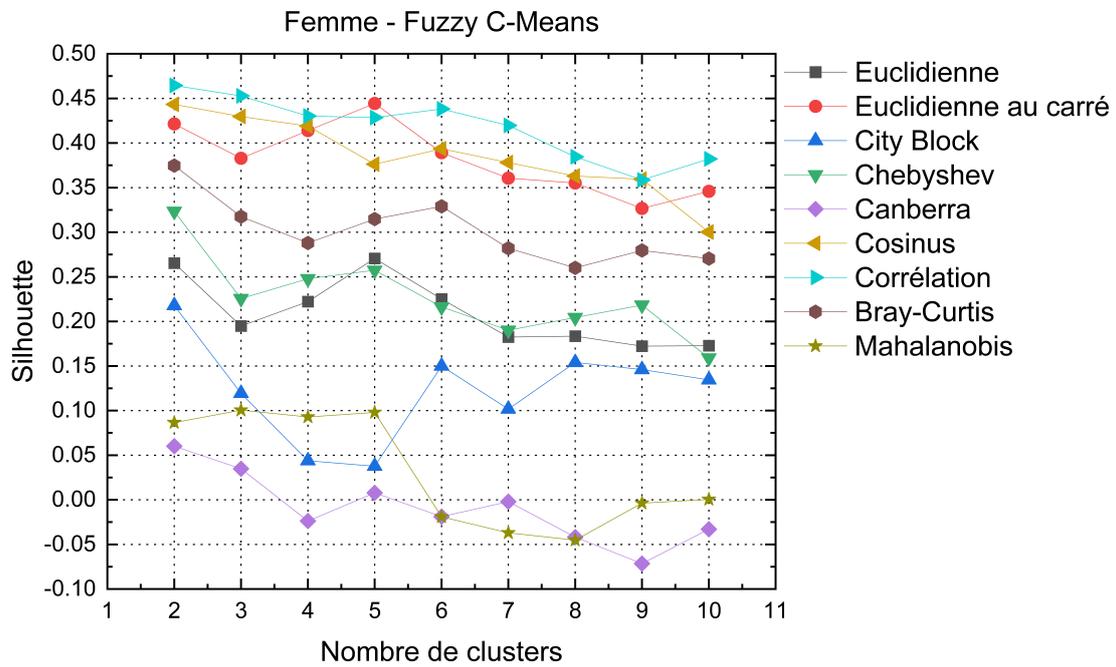
En parallèle, le score de silhouette montre que les métriques avec le score le plus élevé sont le *cosinus* et la *corrélation*. Pour l'ensemble de données féminin (cf. [Figure 4.7a](#)), la meilleure métrique était la *corrélation* avec deux clusters. Cependant, dans l'ensemble de données masculin (cf. [Figure 4.7b](#)), la meilleure était le *cosinus*, avec un score de 0.416, tandis que le score de la *corrélation* était de 0.414.

Étant donné que ces valeurs sont relativement proches, les auteurs ont décidé de conserver la métrique de la *corrélation* avec deux clusters comme principaux résultats pour l'algorithme Fuzzy C-Means.

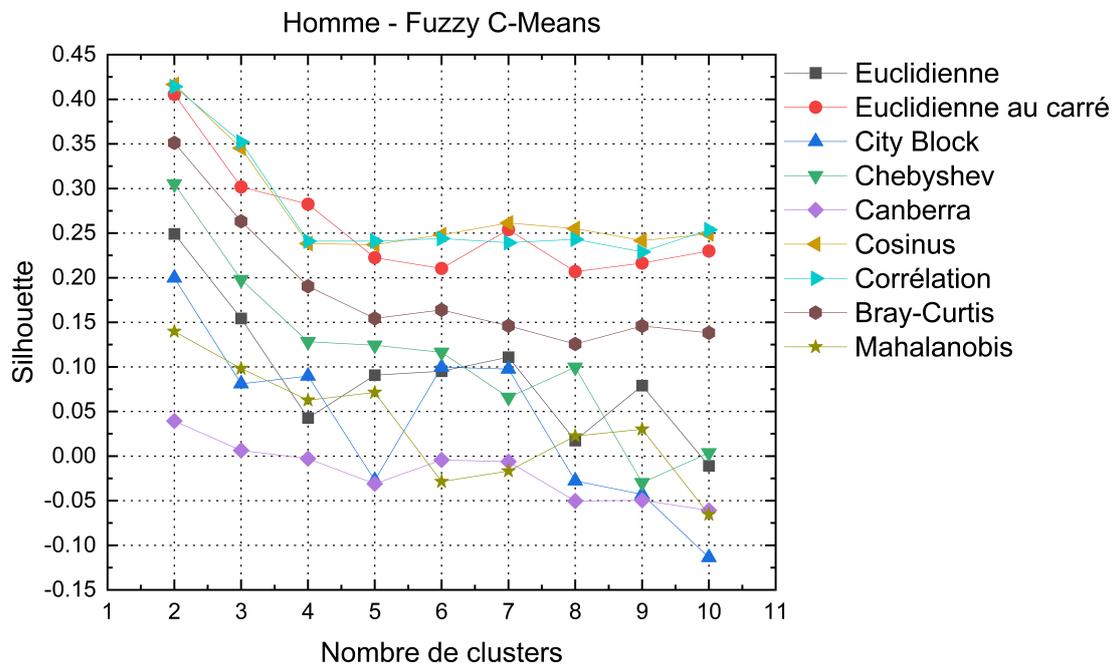
4.2.3.3 Modèles de mélange gaussien

Les modèles de mélange gaussien (GMM) reposent sur un modèle probabiliste où chaque élément x_i des données X a été généré à partir d'une combinaison de distributions gaussiennes avec des paramètres inconnus.

Dans les équations (4.14) et (4.15), ϕ se réfère à la fonction de distribution



(a)



(b)

Image 4.7 – Détermination du nombre de clusters avec l'algorithme Fuzzy C-Means

Gaussienne des données \mathbf{x}_i faisant partie du cluster c_j ,

$$\phi(\mathbf{x}_i|\mu_j, \mathbf{S}_j) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D |\mathbf{S}_j|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j)^\top \mathbf{S}_j^{-1}(\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j)\right\} \quad (4.14)$$

où μ_j est le vecteur moyen, \mathbf{c}_j le centroïde du cluster, \mathbf{S}_j la matrice de covariance, et D la dimension des données [54, 55].

Alors que $P(x|\theta)$ est le mélange des distributions avec θ contenant les paramètres de chaque fonction de distribution de probabilité $\theta = \mu_j, c_j, \mathbf{S}_j, : \forall j \in [1, C]$, décrite mathématiquement par

$$P(x|\theta) = \sum_{j=1}^C \mu_j \phi(\mathbf{x}_i|\mathbf{c}_j, \mathbf{S}_j), \quad \text{s.t.} \quad (4.15)$$

$$\sum_{j=1}^C \mu_j = 1, \quad \forall \mu_j \in [0, 1]$$

Cette approche intègre la structure de covariance des données \mathbf{S} et les centres de chaque Gaussienne pour regrouper les données. Le GMM utilise l'algorithme de l'espérance-maximisation (EM) pour trouver les paramètres optimaux de θ (maximum de vraisemblance).

En utilisant aussi la librairie Scikit-learn, nous avons appliqué les mêmes paramètres des modules KMeans et C-Means au module GMM. Le type de covariance du module a été modifié après chaque exécution réussie.

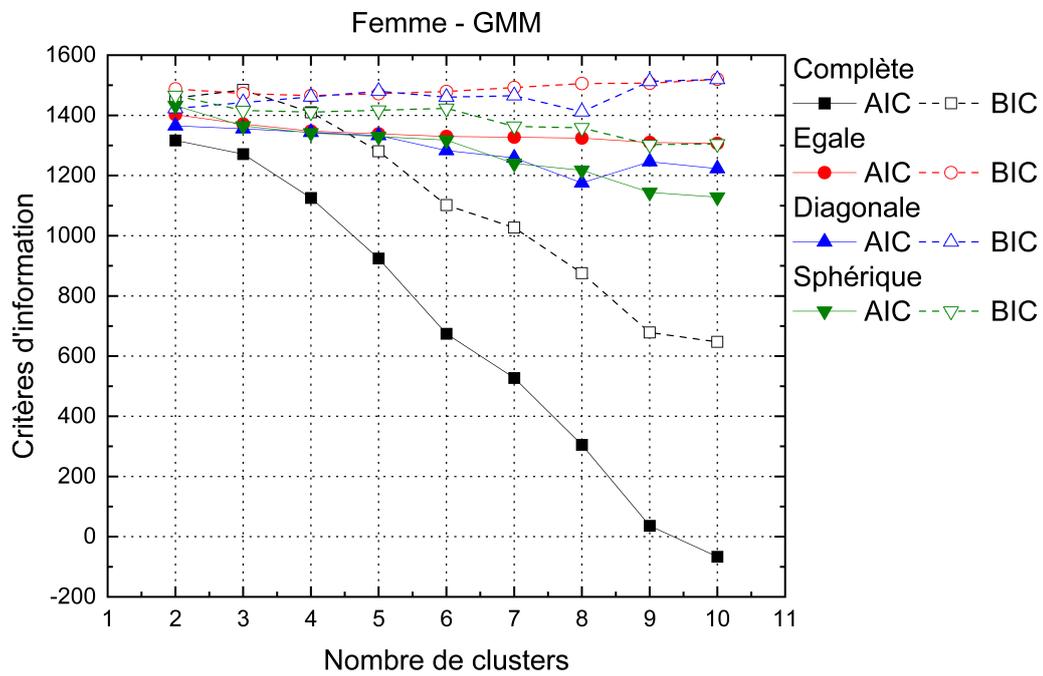
Les critères AIC (*Akaike Information Criterion*) et BIC (*Bayesian Information Criterion*) (cf. Figure 4.8) ont révélé que l'utilisation de la covariance *égale* (*tied*) produisait des résultats variables à mesure que le nombre de clusters augmentait pour les deux ensembles de données, et était inconclusive pour déterminer le meilleur nombre de clusters.

La covariance *diagonale* était peu concluante pour l'ensemble de données masculin. Cependant, elle a indiqué que 8 était le meilleur nombre de clusters pour l'ensemble de données féminin.

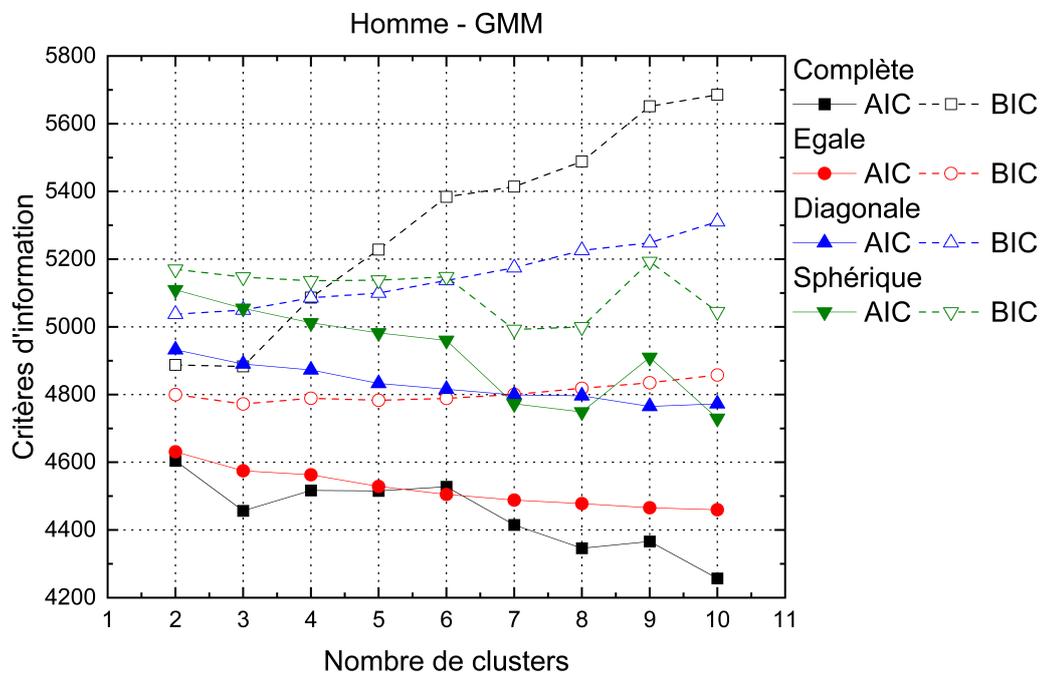
Des résultats similaires ont été obtenus avec la covariance *sphérique*, où le meilleur nombre de clusters était de 9 ou 10 pour l'ensemble de données féminin et de 7 ou 8 pour l'ensemble de données masculin.

Enfin, la covariance *complète* était concluante pour l'ensemble de données féminin, mais le nombre de clusters devait être augmenté à 16 pour que le critère soit concluant. Pour l'ensemble de données masculin, le meilleur résultat a été obtenu avec

4



(a)



(b)

Image 4.8 – Résultats du GMM en utilisant les critères d'infomration.

trois clusters.

Sur la [Figure 4.9](#), se trouvent les modèles GMM ont été évalués à l'aide de la méthode de la silhouette pour confirmer le nombre de clusters. Les résultats sont cohérents avec l'évaluation effectuée pour K-Means et C-Means avec deux clusters comme le meilleur choix.

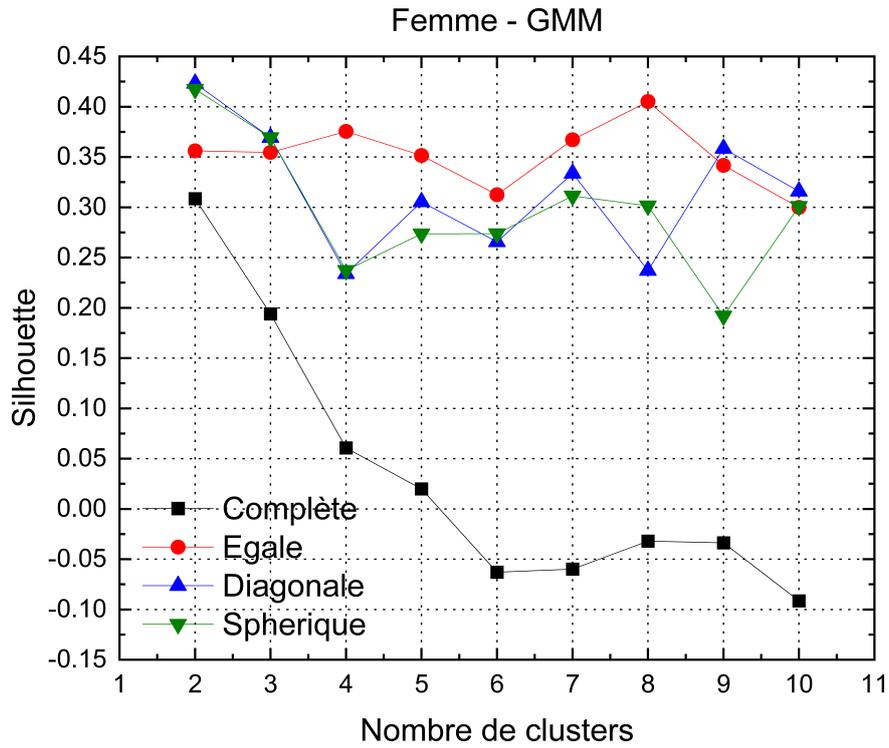
Dans l'ensemble des données féminines, la covariance diagonale a obtenu un score plus élevé, presque un dixième de plus que la covariance sphérique. Cependant, pour maintenir la cohérence du type de covariance pour les deux ensembles de données, les auteurs ont conservé la covariance sphérique comme résultat principal.

Des trois algorithmes, celui qui a donné les meilleurs résultats était le Fuzzy C-Means avec un nombre de clusters de deux. Le [tableau 4.7](#) résume ces informations. Les clusters résultants comprenaient 26 et 28 participants de la base de données féminine et 95 et 83 participants de la base de données masculine.

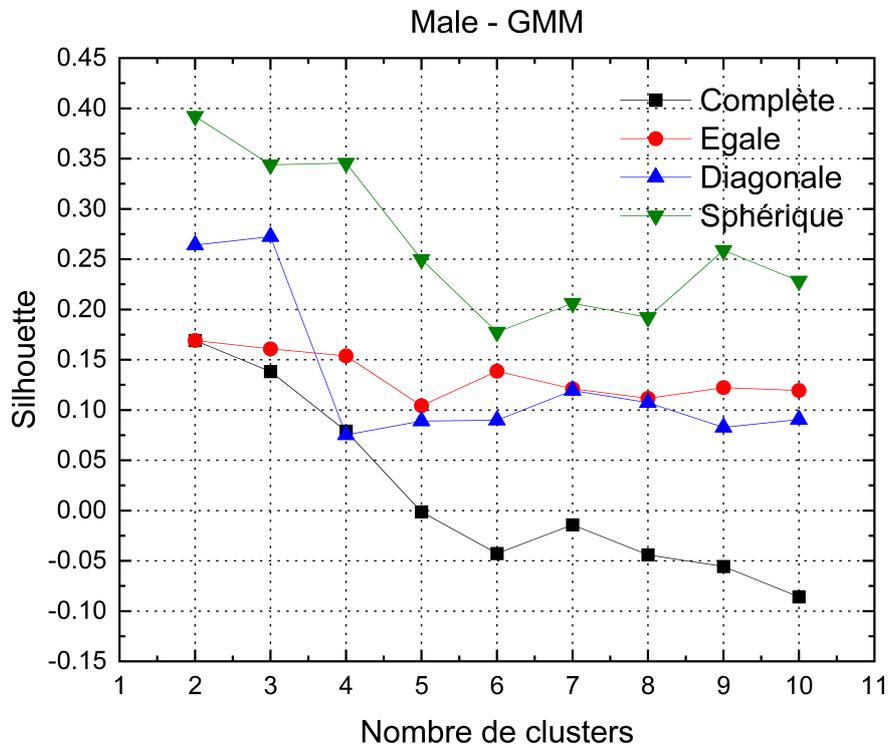
Tableau 4.7 – *Meilleur score de silhouette pour les trois algorithmes.*

Algorithme	Homme	Femme
KMeans	0.40547	0.44466
Fuzzy C-Means	0.41409	0.46457
GMM	0.39218	0.41747

4



(a)



(b)

Image 4.9 – Résultats du GMM en utilisant la méthode du silhouette.

4.2.3.4 Extraction de caractéristiques de classification

Avec la création des clusters, l'utilisation de l'ANOVA (*Analysis Of Variance*) a été effectuée sur la meilleure configuration de clustering pour déterminer quelles caractéristiques distinguent chaque cluster. En particulier, le Fuzzy C-Means avec deux clusters.

En utilisant les bibliothèques Scipy [56] et Statsmodels (version 0.13.5) [57], il a été constaté que sur les 22 variables, 10 n'ont pas rejeté l'hypothèse nulle pour la base de données féminine, dont trois n'ont pas été rejetées pour la base de données masculine (cf. [Tableau 4.8](#)).

Dans la [Figure 4.10](#), certaines des caractéristiques qui ont rejeté l'hypothèse nulle sont présentées, avec une limite entre chaque cluster. Cette limite est calculée à partir de la moitié de la valeur entre l'écart-type négatif du cluster supérieur et l'écart-type positif du cluster inférieur.

La fréquence cardiaque, la ventilation pulmonaire, les pouls d'oxygène et de dioxyde de carbone n'étaient pas complètement décisifs lors de la détection de la limite, car les écart-types sont trop grands et se chevauchent considérablement.

Les autres caractéristiques, c'est-à-dire, Puissance, VO_2/kg , VCO_2/kg , Age, W/kg et VO_2/kg , peuvent être utilisées pour classifier de nouveaux sujets, évitant ainsi d'appliquer les algorithmes sur les microcontrôleurs pour les sujets entrants.

Malheureusement, ces caractéristiques n'ont pas pu être testées en raison du temps restant de cette thèse. Il est impératif de les tester sur l'ensemble de la base de données pour vérifier effectivement si la classification permet de proposer la stratégie d'assistance électrique adéquate et ainsi d'améliorer les algorithmes présentés dans le [Chapitre 2](#). D'ailleurs, une base de données beaucoup plus étendue permettrait de valider les caractéristiques obtenues ou de les adapter pour qu'elles soient mieux adaptées à la population.

Tableau 4.8 – Résultats des valeurs de p de l'ANOVA à un facteur.

Caractéristique	Femme	Homme
FC	5.56e-05	1.73e-07
W	1.67e-12	2.75e-25
VP	1.37e-05	9.53e-06
VT	3.87e-03	1.72e-01
FR	1.78e-03	1.19e-09
VO ₂ /Kg	8.68e-10	1.74e-42
VCO ₂ /Kg	2.37e-09	1.98e-36
RER	5.45e-01	2.47e-06
Âge	3.24e-09	5.57e-17
Catégorie d'âge	2.40e-08	2.99e-17
Hauteur	1.55e-01	2.05e-01
Poids	1.03e-01	3.69e-14
IMC	9.93e-03	6.45e-19
Catégorie IMC	3.96e-02	1.13e-13
Sportif	1.65e-12	1.64e-07
Catégorie de VO ₂ max	3.37e-04	2.77e-19
FC max	7.38e-01	1.28e-01
W/Kg	3,35e-09	1,47e-38
VP/VO ₂	2.33e-03	8.56e-04
VP/VCO ₂	4.79e-03	5.71e-04
VO ₂ /FC	1.48e-08	1.45e-14
VCO ₂ /FC	1.428e-07	2.64e-09

* En rouge, les caractéristiques n'ayant pas rejeté l'hypothèse nulle

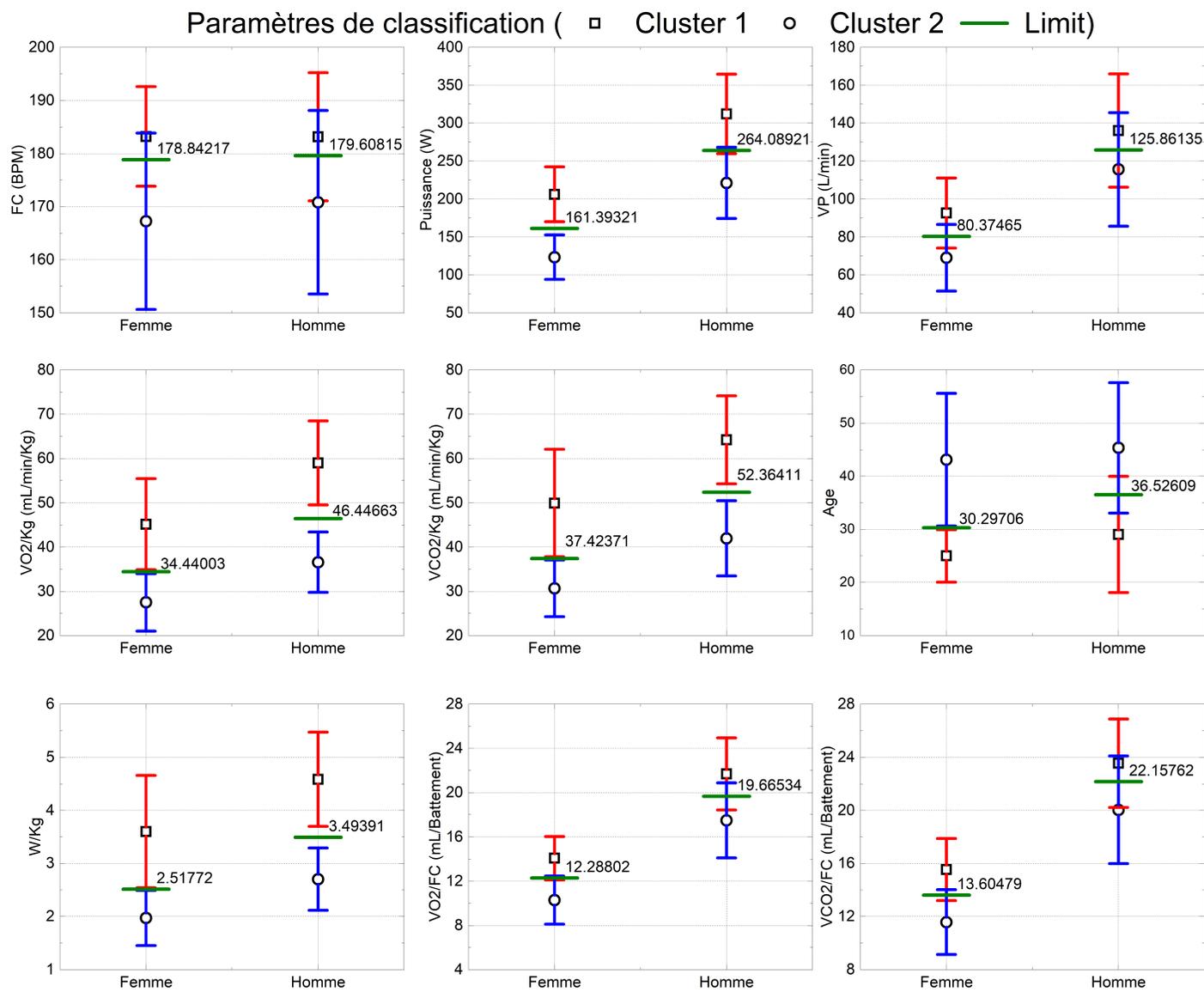


Image 4.10 – Exemple de limites entre chaque cluster en utilisant Fuzzy C means avec $C = 2$.

4.3 Conclusion

Lors de ce chapitre, nous avons exploré deux applications de techniques de machine learning, dans l'objectif d'améliorer les algorithmes de contrôle de vélo électrique présentés lors du [Chapitre 3](#).

Dans un premier temps, en collaboration avec un partenaire industriel (Alten), nous avons conçu et développé des modèles capables de prédire la fréquence cardiaque. Ceci dans l'intention d'anticiper les variations brusques du cardio lors des changements du terrain.

Trois méthodes de prédiction ont été considérées : Régression linéaire, Réseau de neurones récurrent (RNN) et LSTM (*Long Short Term Memory*). Les modèles ont été testés sur une base de données réalisée au LAAS-CNRS, grâce à la participation de volontaires pour réaliser des tests d'effort avec analyseur d'échanges gazeux.

D'autres données ont été récupérées du service de médecine du sport du CHU de Toulouse, où la pratique de ce test se fait lors de la prise en charge d'un nouveau patient ou d'un athlète. Les équipes d'Alten ont eu accès à des séances d'entraînements de membres de leur équipe faisant du triathlon.

Les résultats des tests obtenus sont en accord avec l'état de l'art (*cf.* [Tableau 4.5](#)). Mais lors de l'embarcation de ces modèles dans un microcontrôleur, nous avons rencontré deux problèmes majeurs.

Premièrement, la taille des modèles est trop grande pour être embarquée directement dans le microcontrôleur, ce qui nécessite la réduction de la taille de ceux-ci.

En faisant la réduction, nous rencontrons le deuxième problème : les performances sont réduites et dans certains cas, les modèles n'arrivent pas à converger (*cf.* [Figure 4.4](#)).

D'autant plus que l'une des fonctionnalités primordiales pour ce projet n'est pas envisageable avec les bibliothèques (STM32 IA) préconisées pour embarquer de l'IA dans un microcontrôleur. Cette fonctionnalité porte sur la capacité du modèle à apprendre « sur la marche » indépendamment de la personne qui utilise le vélo et le système Bemoov.

En vertu de ces éléments, nous avons décidé d'utiliser la base de données LAAS pour extraire des paramètres qui puissent permettre la rapide classification de la population. Nous avons pu identifier deux populations distinctes pour chaque genre, caractérisées par des caractéristiques uniques. Le Cluster 1 avait tendance à comprendre des individus plus jeunes avec une production musculaire plus élevée et une meilleure condition physique (VO_2/kg) par rapport au Cluster 2.

Des résultats similaires ont été rapportés dans l'étude de Bonilla *et al.* [58], utilisant une classification hiérarchique avec une approche ascendante. Malheureusement, l'étude n'a pas mentionné les métriques utilisées pour évaluer le meilleur algorithme et le nombre de clusters.

Cependant, les clusters retrouvés et les caractéristiques de classification peuvent subir des modifications si la base de données évolue. Le dessein ultime est d'utiliser ces clusters pour des vélos électriques intelligents personnalisés adaptés à la population.

Le scénario idéal impliquerait d'adapter chaque système spécifiquement aux utilisateurs individuels, mais cela nécessiterait un ensemble de données plus vaste, idéalement provenant de plusieurs hôpitaux et centres de rééducation.

Intégrer ces algorithmes de clusterisations dans des microcontrôleurs a été jugé impraticable en raison de la consommation d'espace et de ressources. Effectivement, répéter le processus décrit dans la Section 4.2 pour intégrer une nouvelle personne serait une tâche répétitive et peu efficace. Il serait donc plus judicieux d'attendre d'accumuler suffisamment de données supplémentaires avant de procéder à une nouvelle analyse. Cela permettrait d'avoir une base de données plus robuste et représentative, ce qui pourrait potentiellement conduire à des résultats de classification plus précis et fiables. En attendant, il serait bénéfique de continuer à collecter des données et à enrichir la base de données existante.

D'autant plus que les seuils trouvés dans les caractéristiques de classification extraites (*cf.* Figure 4.10) sont claires et concises, les programmer directement dans un contrôleur de vélo électrique permet une adaptation rapide sur le terrain pour l'utilisateur correspondant. Une programmation initiale de ces caractéristiques de classification a été réalisée sous forme de conditions if-else dans l'unité centrale STM32L4+. Les ressources utilisées étaient de 133.9 KB sur la mémoire flash et de 220.84 KB sur la RAM, ce qui représente une augmentation de seulement 0.04 % et 0.01 % par rapport aux ressources utilisées lors du Chapitre 3.

Cette approche facilitera l'amélioration continue et le développement de nouveaux algorithmes mieux adaptés à une population plus diversifiée.

Bibliographie

- [1] S. Chen, L. Chen, X. Zhang, and Z. Yang, "Screening of cardiac disease based on integrated modeling of heart rate variability," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 63, p. 102147, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1746809420302925>
- [2] S. G., V. R., and S. K.P., "Diabetes detection using deep learning algorithms," *ICT Express*, vol. 4, no. 4, pp. 243–246, Dec. 2018. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405959518304624>
- [3] D. Zhang, W. Wang, and F. Li, "Association between resting heart rate and coronary artery disease, stroke, sudden death and noncardiovascular diseases : A meta-analysis," *Canadian Medical Association Journal*, vol. 188, no. 15, pp. E384–E392, Oct. 2016. [Online]. Available : <http://www.cmaj.ca/lookup/doi/10.1503/cmaj.160050>
- [4] L. Kortelainen, J. Helske, T. Finni, L. Mehtälä, O. Tikkanen, and S. Kärkkäinen, "A nonlinear mixed model approach to predict energy expenditure from heart rate," *Physiological Measurement*, vol. 42, no. 3, p. 035001, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6579/abea25>
- [5] T. Veselý, M. Janatová, P. Smrčka, M. Vítězník, R. Kliment, and K. Hána, "Measuring of the Energy Expenditure during Balance Training Using Wearable Electronics," *Electronics*, vol. 11, no. 7, p. 1096, Mar. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/7/1096>
- [6] Y. Yan and Q. Chen, "Energy Expenditure Estimation of Tabata by Combining Acceleration and Heart Rate," *Frontiers in Public Health*, vol. 9, p. 804471, Feb. 2022. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2021.804471/full>
- [7] M. Ludwig, K. Hoffmann, S. Endler, A. Asteroth, and J. Wiemeyer, "Measurement, Prediction, and Control of Individual Heart Rate Responses to Exercise—Basics and Options for Wearable Devices," *Frontiers in Physiology*, vol. 9, p. 778, Jun. 2018. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fphys.2018.00778/full>
- [8] J. McVicar, M. A. Keske, R. Daryabeygi-Khotbehsara, A. C. Betik, L. Parker, and R. Maddison, "Systematic review and meta-analysis evaluating the effects electric bikes have on physiological parameters," *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, vol. 32, no. 7, pp. 1076–1088, Jul. 2022. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/sms.14155>
- [9] World Health Organization, "Physical activity," Nov. 2020. [Online]. Available : <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity>
- [10] K. Tao, J. Li, J. Li, W. Shan, H. Yan, and Y. Lu, "Estimation of Heart Rate Using Regression Models and Artificial Neural Network in Middle-Aged Adults," *Frontiers in Physiology*, vol. 12, p. 742754, Sep. 2021. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2021.742754/full>
- [11] H. Zhang, B. Wen, and J. Liu, "The Prediction of Heart Rate During Running Using Bayesian Combined Predictor," in *2018 14th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC)*. Limassol : IEEE, Jun. 2018, pp. 981–986. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8450342/>

- [12] X. Liu, X. Su, S. Tamminen, T. Korhonen, and J. Roning, "Predicting the Heart Rate Response to Outdoor Running Exercise," in *2019 IEEE 32nd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*. Cordoba, Spain : IEEE, Jun. 2019, pp. 217–220. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/8787453/>
- [13] T. S. Ajani, A. L. Imoize, and A. A. Atayero, "An Overview of Machine Learning within Embedded and Mobile Devices—Optimizations and Applications," *Sensors*, vol. 21, no. 13, p. 4412, Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/13/4412>
- [14] A. H. Herdy, L. E. F. Ritt, R. Stein, C. G. S. de Araújo, M. Milani, R. S. Meneghelo, A. S. Ferraz, C. A. C. Hossri, A. E. M. de Almeida, M. M. Fernandes-Silva, and S. M. Serra, "Cardiopulmonary Exercise Test : Fundamentals, Applicability and Interpretation," *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, 2016. [Online]. Available : https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0066-782X2016004400467
- [15] M. F. Ionescu, S. Mani-Babu, L. H. Degani-Costa, M. Johnson, C. Paramasivan, K. Sylvester, and J. Fuld, "Cardiopulmonary Exercise Testing in the Assessment of Dysfunctional Breathing," *Frontiers in Physiology*, vol. 11, p. 620955, Jan. 2021. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2020.620955/full>
- [16] T. Glaab and C. Taube, "Practical guide to cardiopulmonary exercise testing in adults," *Respiratory Research*, vol. 23, no. 1, p. 9, Dec. 2022. [Online]. Available : <https://respiratory-research.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12931-021-01895-6>
- [17] V. Dourado, R. Nishiaka, M. Simões, V. Lauria, S. Tanni, I. Godoy, A. Gagliardi, M. Romiti, and R. Arantes, "Classification of cardiorespiratory fitness using the six-minute walk test in adults : Comparison with cardiopulmonary exercise testing," *Pulmonology*, vol. 27, no. 6, pp. 500–508, Nov. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2531043721000829>
- [18] IBM, "About Linear Regression | IBM." [Online]. Available : <https://www.ibm.com/topics/linear-regression>
- [19] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, Nov. 1997. [Online]. Available : <https://direct.mit.edu/neco/article/9/8/1735-1780/6109>
- [20] "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)." [Online]. Available : <https://www.investopedia.com/terms/a/autoregressive-integrated-moving-average-arima.asp>
- [21] R. Hung and S. Lee, "Analyzing the Effectiveness of COVID-19 Mitigation Policies Using ARIMA Forecasting," *Journal of Student Research*, vol. 11, no. 3, Aug. 2022. [Online]. Available : <https://jsr.org/hs/index.php/path/article/view/2998>
- [22] A. Staffini, T. Svensson, U.-i. Chung, and A. K. Svensson, "Heart Rate Modeling and Prediction Using Autoregressive Models and Deep Learning," *Sensors*, vol. 22, no. 1, p. 34, Dec. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/1/34>
- [23] A. Alharbi, W. Alosaimi, R. Sahal, and H. Saleh, "Real-Time System Prediction for Heart Rate Using Deep Learning and Stream Processing Platforms," *Complexity*, vol. 2021, pp. 1–9, Feb. 2021. [Online]. Available : <https://www.hindawi.com/journals/complexity/2021/5535734/>

- [24] M. Oyeleye, T. Chen, S. Titarenko, and G. Antoniou, "A Predictive Analysis of Heart Rates Using Machine Learning Techniques," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 19, no. 4, p. 2417, Feb. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/4/2417>
- [25] STMicroelectronics, "STM32 AI - Resources," May 2023. [Online]. Available : <https://stm32ai.st.com/resources/>
- [26] —, "Artificial intelligence ecosystem for STM32," Feb. 2022. [Online]. Available : https://www.st.com/content/st_com/en/ecosystems/artificial-intelligence-ecosystem-stm32.html
- [27] S. De, S. Dey, S. Bhatia, and S. Bhattacharyya, "An introduction to data mining in social networks," in *Advanced Data Mining Tools and Methods for Social Computing*. Elsevier, 2022, pp. 1–25. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780323857086000084>
- [28] A. Géron, *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow : Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*, 3rd ed. Beijing Boston Farnham Sebastopol Tokyo : O'Reilly, 2023.
- [29] I. Kononenko and M. Kukar, *Machine Learning and Data Mining : Introduction to Principles and Algorithms*. Chichester, UK : Horwood Publishing, 2007.
- [30] IBM, "What is Unsupervised Learning? | IBM," Mar. 2021. [Online]. Available : <https://www.ibm.com/topics/unsupervised-learning>
- [31] A. Sarría-Santamera, B. Orazumbekova, T. Maulenkul, A. Gaipov, and K. Atageldiyeva, "The Identification of Diabetes Mellitus Subtypes Applying Cluster Analysis Techniques : A Systematic Review," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, no. 24, p. 9523, Dec. 2020. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/24/9523>
- [32] J. J. B. Seng, A. Y. Monteiro, Y. H. Kwan, S. B. Zainudin, C. S. Tan, J. Thumboo, and L. L. Low, "Population segmentation of type 2 diabetes mellitus patients and its clinical applications - a scoping review," *BMC Medical Research Methodology*, vol. 21, no. 1, p. 49, Dec. 2021. [Online]. Available : <https://bmcmmedresmethodol.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12874-021-01209-w>
- [33] E. Horne, H. Tibble, A. Sheikh, and A. Tsanas, "Challenges of Clustering Multimodal Clinical Data : A Review of Applications in Asthma Subtyping (Preprint)," *JMIR Medical Informatics*, Sep. 2019. [Online]. Available : <http://preprints.jmir.org/preprint/16452/accepted>
- [34] E. Rivera, C. Corte, H. A. DeVon, E. G. Collins, and A. Steffen, "A systematic review of illness representation clusters in chronic conditions," *Research in Nursing & Health*, vol. 43, no. 3, pp. 241–254, Jun. 2020. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/nur.22013>
- [35] R. Wood, B. Murch, and R. Betteridge, "A comparison of population segmentation methods," *Operations Research for Health Care*, vol. 22, p. 100192, Sep. 2019. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2211692319300128>
- [36] X. Cheng, H. Wan, H. Yuan, L. Zhou, C. Xiao, S. Mao, Z. Li, F. Hu, C. Yang, W. Zhu, J. Zhou, and T. Zhang, "Symptom Clustering Patterns and Population Characteristics of COVID-19 Based on Text Clustering Method," *Frontiers in Public Health*, vol. 10, p. 795734, Feb. 2022. [Online]. Available : <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2022.795734/full>

- [37] M. M. Hewlett, M. C. Raven, D. Graham-Squire, J. L. Evans, C. Cawley, M. Kushel, and H. K. Kanzaria, "Cluster Analysis of the Highest Users of Medical, Behavioral Health, and Social Services in San Francisco," *Journal of General Internal Medicine*, Nov. 2022. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s11606-022-07873-y>
- [38] K. L. Strutz, Z. Luo, J. E. Raffo, C. I. Meghea, P. Vander Meulen, and L. A. Roman, "Determining County-Level Counterfactuals for Evaluation of Population Health Interventions : A Novel Application of K -Means Cluster Analysis," *Public Health Reports*, vol. 137, no. 5, pp. 849–859, Sep. 2022. [Online]. Available : <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00333549211030507>
- [39] H. Estiri, J. G. Klann, and S. N. Murphy, "A clustering approach for detecting implausible observation values in electronic health records data," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, vol. 19, no. 1, p. 142, Dec. 2019. [Online]. Available : <https://bmcmmedinformdecismak.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12911-019-0852-6>
- [40] I. T. Jolliffe and J. Cadima, "Principal component analysis : A review and recent developments," *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 374, no. 2065, p. 20150202, Apr. 2016. [Online]. Available : <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rsta.2015.0202>
- [41] P. Ray, S. S. Reddy, and T. Banerjee, "Various dimension reduction techniques for high dimensional data analysis : A review," *Artificial Intelligence Review*, vol. 54, no. 5, pp. 3473–3515, Jun. 2021. [Online]. Available : <https://link.springer.com/10.1007/s10462-020-09928-0>
- [42] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, 2nd ed., ser. Springer Series in Statistics. New York : Springer, 2002.
- [43] L. Liu, Z. Peng, H. Wu, H. Jiao, Y. Yu, and J. Zhao, "Fast Identification of Urban Sprawl Based on K-Means Clustering with Population Density and Local Spatial Entropy," *Sustainability*, vol. 10, no. 8, p. 2683, Jul. 2018. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/2071-1050/10/8/2683>
- [44] C. Shi, B. Wei, S. Wei, W. Wang, H. Liu, and J. Liu, "A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2021, no. 1, p. 31, Dec. 2021. [Online]. Available : <https://jwcn-urasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/s13638-021-01910-w>
- [45] M. Shutaywi and N. N. Kachouie, "Silhouette Analysis for Performance Evaluation in Machine Learning with Applications to Clustering," *Entropy*, vol. 23, no. 6, p. 759, Jun. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1099-4300/23/6/759>
- [46] Quoc Nam Tran and Hamid Arabnia, *Emerging Trends in Computational Biology, Bioinformatics, and Systems Biology*. Elsevier, 2015. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/C2014002761X>
- [47] J. J. Dziak, D. L. Coffman, S. T. Lanza, R. Li, and L. S. Jermin, "Sensitivity and specificity of information criteria," *Briefings in Bioinformatics*, vol. 21, no. 2, pp. 553–565, Mar. 2020. [Online]. Available : <https://academic.oup.com/bib/article/21/2/553/5380417>
- [48] H. Akaike, "Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle," in *Selected Papers of Hirotugu Akaike*, E. Parzen, K. Tanabe, and G. Kitagawa, Eds. New York, NY : Springer New York, 1998, pp. 199–213. [Online]. Available : http://link.springer.com/10.1007/978-1-4612-1694-0_15

- [49] G. Schwarz, "Estimating the Dimension of a Model," *The Annals of Statistics*, vol. 6, no. 2, Mar. 1978. [Online]. Available : <https://projecteuclid.org/journals/annals-of-statistics/volume-6/issue-2/Estimating-the-Dimension-of-a-Model/10.1214/aos/1176344136.full>
- [50] L. Buitinck, G. Louppe, M. Blondel, F. Pedregosa, A. Mueller, O. Grisel, V. Niculae, P. Prettenhofer, A. Gramfort, J. Grobler, R. Layton, J. Vanderplas, A. Joly, B. Holt, and G. Varoquaux, "API design for machine learning software : Experiences from the scikit-learn project," *European Conference on Machine Learning and Principles and Practices of Knowledge Discovery in Databases*, 2013. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/1309.0238>
- [51] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, 3rd ed. Chichester, U.K : John Wiley, 2010.
- [52] M. B. Ferraro, "Fuzzy k -Means : History and applications," *Econometrics and Statistics*, p. S2452306221001398, Nov. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2452306221001398>
- [53] J. Warner, J. Sexauer, Scikit-Fuzzy, Twmeggs, Alexsavio, A. Unnikrishnan, G. Castelão, F. A. Pontes, T. Uelwer, Pd2f, Laurazh, F. Batista, Alexbuy, W. V. D. Broeck, W. Song, T. G. Badger, R. A. M. Pérez, J. F. Power, H. Mishra, G. O. Trullols, A. Hörteborn, and 99991, "JDWarner/scikit-fuzzy : Scikit-Fuzzy version 0.4.2," Zenodo, Nov. 2019. [Online]. Available : <https://zenodo.org/record/3541386>
- [54] Z. He and C.-H. Ho, "An improved clustering algorithm based on finite Gaussian mixture model," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78, no. 17, pp. 24 285–24 299, Sep. 2019. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s11042-018-6988-z>
- [55] S. Askari, "Fuzzy C-Means clustering algorithm for data with unequal cluster sizes and contaminated with noise and outliers : Review and development," *Expert Systems with Applications*, vol. 165, p. 113856, Mar. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417420306679>
- [56] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. J. Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. J. Carey, Í. Polat, Y. Feng, E. W. Moore, J. VanderPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E. A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A. H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt, SciPy 1.0 Contributors, A. Vijaykumar, A. P. Bardelli, A. Rothberg, A. Hilboll, A. Kloeckner, A. Scopatz, A. Lee, A. Rokem, C. N. Woods, C. Fulton, C. Masson, C. Häggström, C. Fitzgerald, D. A. Nicholson, D. R. Hagen, D. V. Pasechnik, E. Olivetti, E. Martin, E. Wieser, F. Silva, F. Lenders, F. Wilhelm, G. Young, G. A. Price, G.-L. Ingold, G. E. Allen, G. R. Lee, H. Audren, I. Probst, J. P. Dietrich, J. Silterra, J. T. Webber, J. Slavič, J. Nothman, J. Buchner, J. Kulick, J. L. Schönberger, J. V. de Miranda Cardoso, J. Reimer, J. Harrington, J. L. C. Rodríguez, J. Nunez-Iglesias, J. Kuczynski, K. Tritz, M. Thoma, M. Newville, M. Kümmerer, M. Bolingbroke, M. Tartre, M. Pak, N. J. Smith, N. Nowaczyk, N. Shebanov, O. Pavlyk, P. A. Brodtkorb, P. Lee, R. T. McGibbon, R. Feldbauer, S. Lewis, S. Tygier, S. Sievert, S. Vigna, S. Peterson, S. More, T. Pudlik, T. Oshima, T. J. Pingel, T. P. Robitaille, T. Spura, T. R. Jones, T. Cera, T. Leslie, T. Zito, T. Krauss, U. Upadhyay, Y. O. Halchenko, and Y. Vázquez-Baeza, "SciPy 1.0 : Fundamental algorithms for scientific computing in Python," *Nature Methods*, vol. 17, no. 3, pp. 261–272, Mar. 2020. [Online]. Available : <http://www.nature.com/articles/s41592-019-0686-2>

-
- [57] S. Seabold and J. Perktold, "Statsmodels : Econometric and Statistical Modeling with Python," in *Python in Science Conference*, Austin, Texas, 2010, pp. 92–96. [Online]. Available : <https://conference.scipy.org/proceedings/scipy2010/seabold.html>
- [58] D. A. Bonilla, I. A. Sánchez-Rojas, D. Mendoza-Romero, Y. Moreno, J. Kočí, L. M. Gómez-Miranda, D. Rojas-Valverde, J. L. Petro, and R. B. Kreider, "Profiling Physical Fitness of Physical Education Majors Using Unsupervised Machine Learning," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 20, no. 1, p. 146, Dec. 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1660-4601/20/1/146>

CONCLUSIONS GÉNÉRALES

« É sempre importante saber quando algo chegou ao fim. Fechar círculos, fechar portas, terminar capítulos, não importa o que chamamos ; o que importa é deixar no passado aqueles momentos da vida que acabaram. Lentamente, comecei a perceber que não podia voltar atrás e forçar as coisas a serem como antes : aqueles três anos, que até então pareciam um inferno sem fim, estavam agora começando a me mostrar o seu verdadeiro significado. »

— Paulo Coelho, *El Zahir* (2005)

Les maladies chroniques persistent comme une préoccupation majeure de santé publique à l'échelle mondiale, représentant une part significative des décès. Ces maladies, influencées par des facteurs de mode de vie tels que le manque d'activité physique, demeurent une menace croissante, surtout avec le vieillissement de la population dans certains pays tel que la France. Les implications économiques et sanitaires sont considérables, incitant ainsi à développer des approches préventives et curatives plus efficaces.

Le vélo, étant un outil d'activité physique et de mobilité durable, se positionne comme une solution prometteuse pour prévenir ces maladies. Les récents plans gouvernementaux français visant à accroître l'utilisation du vélo témoignent d'une prise de conscience croissante de son potentiel dans la promotion de la santé publique.

De plus, une variante électrifiée de ce mode de transport permet à un nouvel ensemble de la population de s'adonner à une activité physique avec un effort perçu réduit. Cela répond à l'une des inquiétudes majeures qui avait poussé certaines personnes à abandonner le vélo classique.

Ce système, connu sous le nom de vélo à assistance électrique (VAE), permet, grâce à son moteur électrique, de prendre le relais lorsque l'utilisateur ressent que l'effort à fournir devient considérable, ce qui réduit la fatigue lors des sorties.

Les VAE connaissent actuellement une croissance significative, et leur popularité ne cesse de croître, car ils offrent également la possibilité de remplacer la voiture pour les déplacements professionnels et de s'aventurer sur des routes autrefois considérées comme difficiles d'accès.

Cette thèse aborde la création du système Bemoov, centré sur un vélo à assistance électrique couplé à une carte électronique intégrant des services de surveillance santé, d'écomobilité et d'intelligence artificielle. Les chapitres successifs de cette thèse détaillent les fondements et le développement de cette plateforme, des capteurs physiologiques à l'intégration des algorithmes de contrôle.

Initialement, une analyse des capteurs et des dispositifs médicaux permettant le suivi de variables physiologiques a été réalisée. Cela a permis de déterminer les capteurs qui pourraient être utilisés dans notre système.

Parallèlement, nous avons identifié les maladies chroniques et leurs prescriptions d'activité physique afin de cibler les algorithmes, tout en utilisant les capteurs issus de l'étude précédente. Notamment, ceux liés à la fréquence cardiaque ont permis de cibler les maladies cardio-vasculaires (principale cause de décès dans le monde) comme point central de surveillance.

Suite à ceci, les efforts ont été conduits pour créer une carte électronique capable de collecter et d'interpréter les données de plusieurs capteurs physiologiques, qui ont abouti à des résultats de validation concluants, démontrant une précision satisfaisante dans des conditions de laboratoire et écologiques.

Ce système est également capable de s'interfacer avec trois systèmes de motorisation, et il est conçu de manière à permettre la prise en charge d'autres types de motorisation.

Une interface homme-machine accompagne l'utilisateur en récupérant ses données et les consignes d'activité physique pour paramétrer le système. Elle est également capable de montrer en temps réel les informations physiologiques et celles du vélo.

Grâce à la carte électronique développée, le contrôle de la fréquence cardiaque est possible via des algorithmes. Malgré des succès initiaux, les tests réalisés en laboratoire et en écologie, ont mis en lumière des défis liés à la variabilité des réponses physiologiques.

À partir de là, nous avons entrepris de prédire la fréquence cardiaque afin d'anticiper les efforts et de mieux ajuster l'assistance électrique. Plusieurs modèles de machine learning ont été utilisés pour exploiter les valeurs passées de fréquence cardiaque et de puissance générée. Les modèles obtenus ont donné des résultats satisfaisants sur ordinateur. Cependant, la taille de ces modèles s'est avérée trop importante pour être embarquée dans le microcontrôleur, qui dispose de 2 MB de mémoire et de 640 KB de RAM. Malgré nos efforts pour optimiser la taille des modèles sans compromettre leurs performances, nous n'avons pas obtenu de résultats satisfaisants.

Cependant, cela a incité la recherche d'indicateurs dans notre base de données afin de permettre la classification de la population et d'adapter une stratégie d'assistance électrique plus précise. Pour ce faire, nous avons utilisé des techniques d'apprentissage non supervisé et des analyses statistiques pour déterminer le nombre de groupes à classer et leurs caractéristiques. Les résultats ont montré qu'il existait certaines caractéristiques permettant une classification rapide des clusters de la population, à l'aide de conditions if-else, sans nécessité de reprogrammer la carte avant chaque nouvel utilisateur. Il est important de souligner que ces caractéristiques et leurs seuils ne sont pas définitifs. Il est essentiel de continuer à développer cette base de données pour confirmer nos résultats et les faire évoluer.

Il existe à ce jour d'autres bibliothèques d'IA qui peuvent être utilisées pour développer des modèles IA directement sur le microcontrôleur, telles que TensorFlow Lite Micro, TinyML et MicroPython. Il serait intéressant d'explorer ces alternatives pour améliorer les performances des modèles embarqués tout en considérant les limites matérielles des systèmes. Il faut continuer à faire une veille technologique sur ces bibliothèques et les nouveaux microcontrôleurs, car nous remarquons une croissance dans les applications d'IA embarquée, visant à réduire les tailles, les coûts et les consommations des systèmes.

De même, nous aimerions souligner le fait qu'il n'existe pas de base de données validée par un comité d'éthique concernant des tests d'effort sur un large éventail de la population, contrairement à d'autres bases de données médicales, telles que celles utilisées pour la détection de tumeurs cérébrales ou pour la détection de chutes de personnes âgées, par exemple. La création de plusieurs bases de données de tests d'effort pour des personnes saines, athlétiques, malades (catégorisées par maladies) pourrait enrichir énormément les modèles de prédiction ou de classification.

En somme, bien que des défis subsistent en matière d'embarquée d'IA et de classification, cette thèse a jeté les bases d'un projet innovateur, offrant un aperçu des opportunités et des contraintes pour intégrer des dispositifs médicaux et des

systèmes de mobilité dans une perspective de santé publique. Ces efforts préparent le terrain pour une approche plus individualisée et adaptable, favorisant ainsi le développement futur de solutions plus efficaces pour la prévention et la gestion des maladies chroniques.

Annexe A

APPENDIX

A

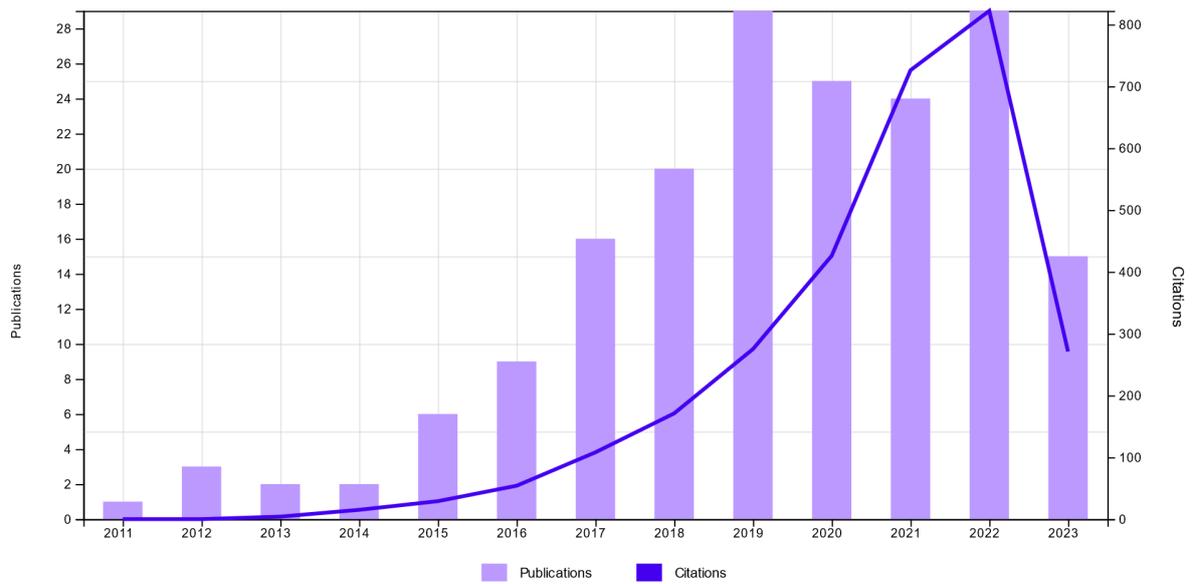
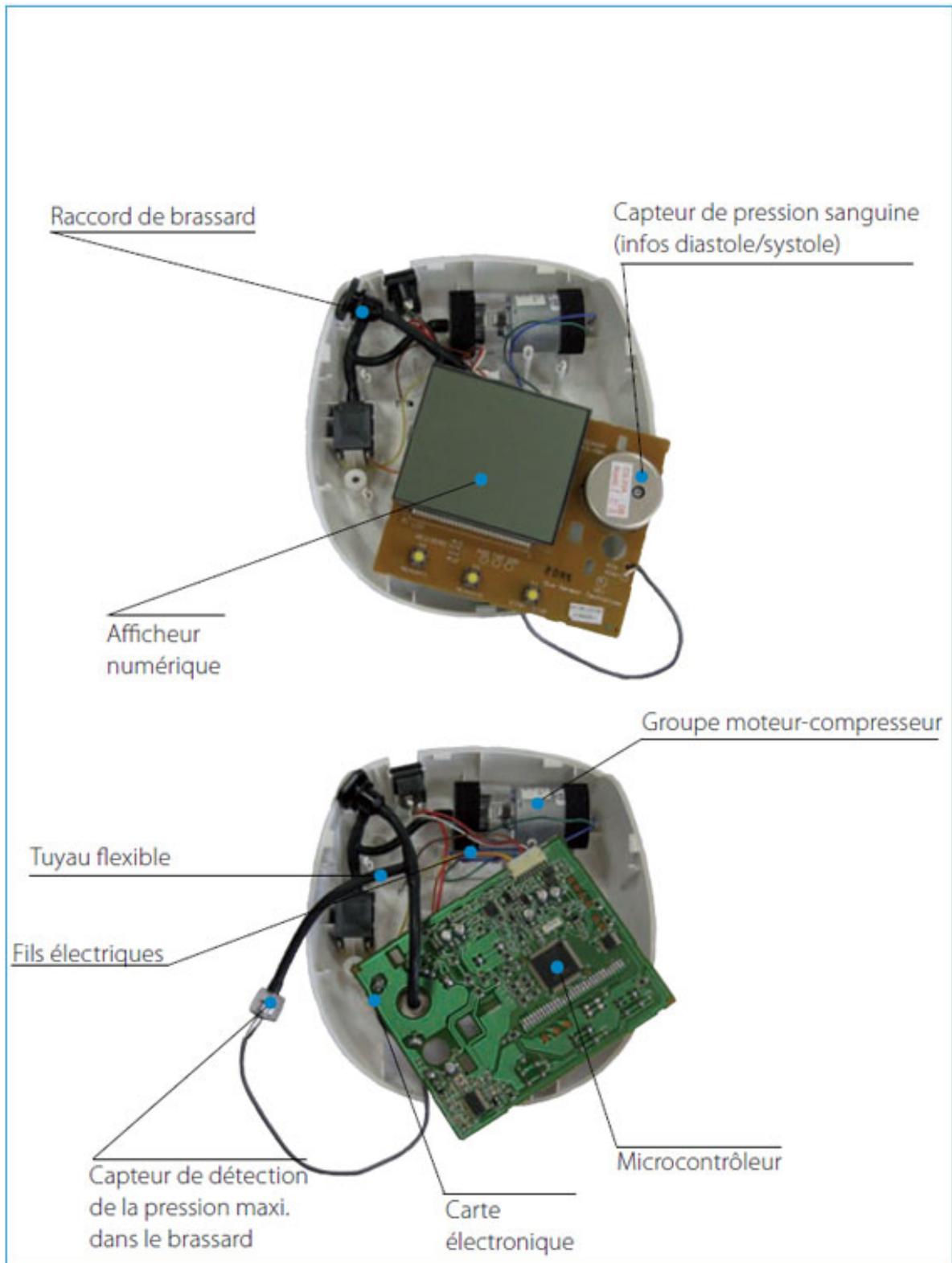


Image A.1 – Publications et citations pour le thème.

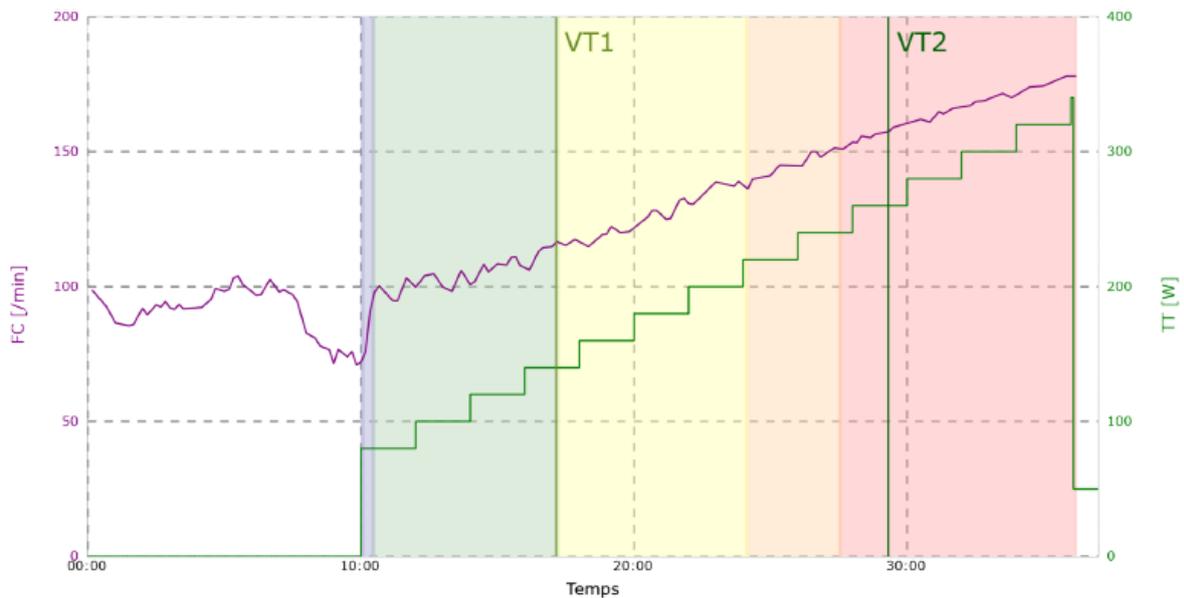
A



7 Les composants identifiés

Image A.2 – *Éléments d'un tensiomètre électronique [1]*

Zones de Fréquences cardiaques d'exercice



A

Zone	FC [/min]	TT [W]	DE [kcal/h]
E: Sommet	> 150	> 235	> 898
D: Développement	139 - 150	201 - 235	795 - 898
C: Endurance Intensive	116 - 139	131 - 201	577 - 795
B: Endurance Extensive	93 - 116	15 - 131	323 - 577
A: Compensation	< 93	< 15	< 323

Merci d'adapter les valeurs de rythme cardiaque données ci-dessus à l'activité sportive effectuée en ajoutant ou soustrayant les battements suivants par minute:

+10 pour Cours à pied, +5 pour Marche, -10 pour Nage.

Image A.3 – Exemple des seuils ventilatoires à l'issue d'un test cardiopulmonaire.

A

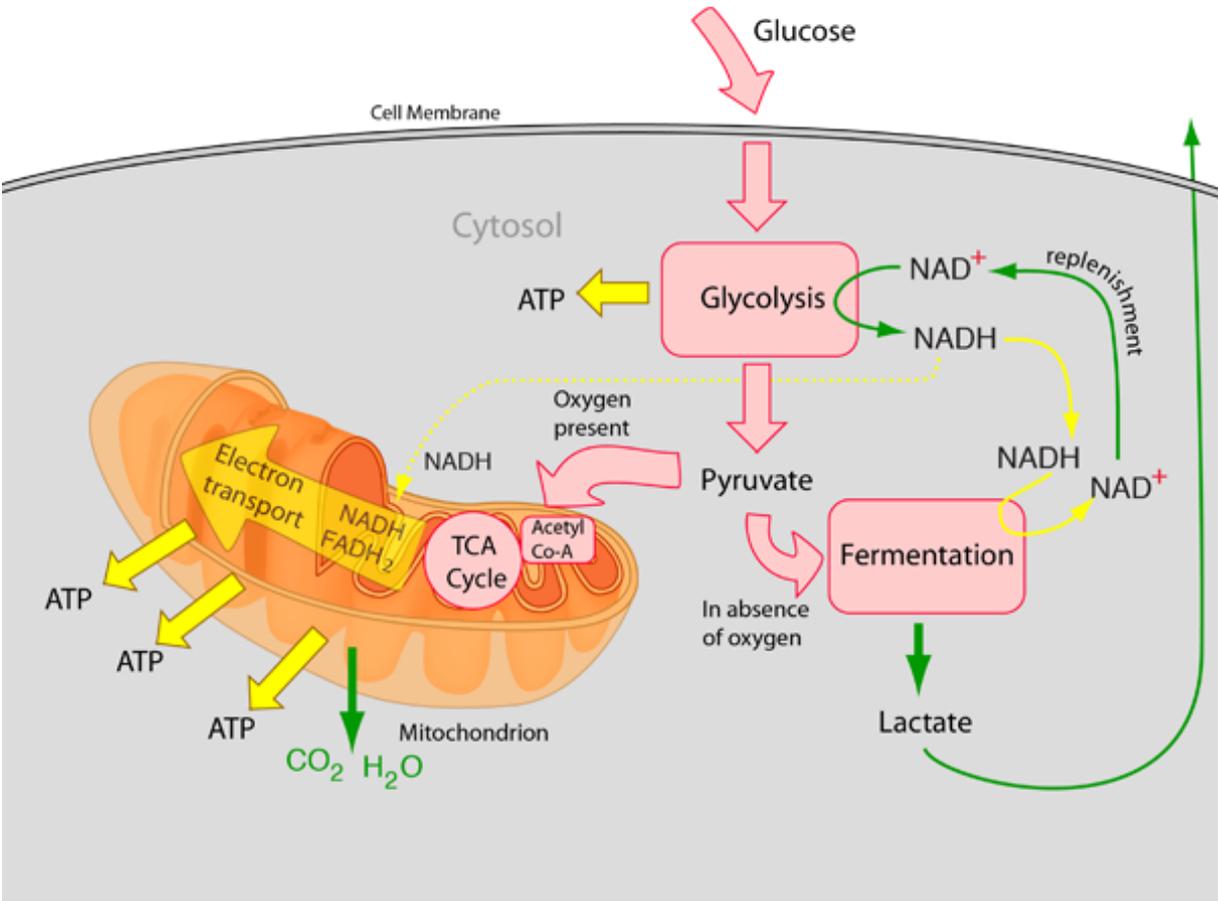


Image A.4 – *Respiration cellulaire* [2]

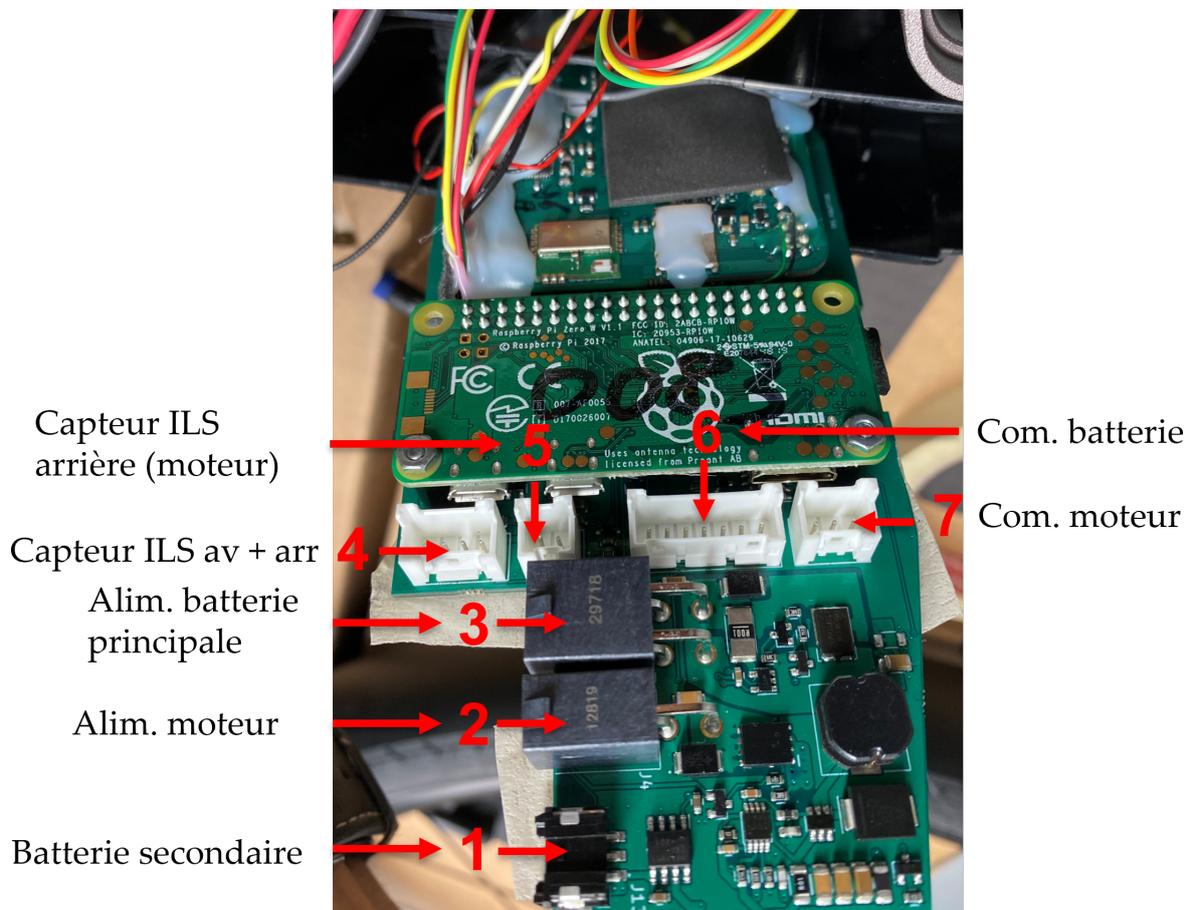
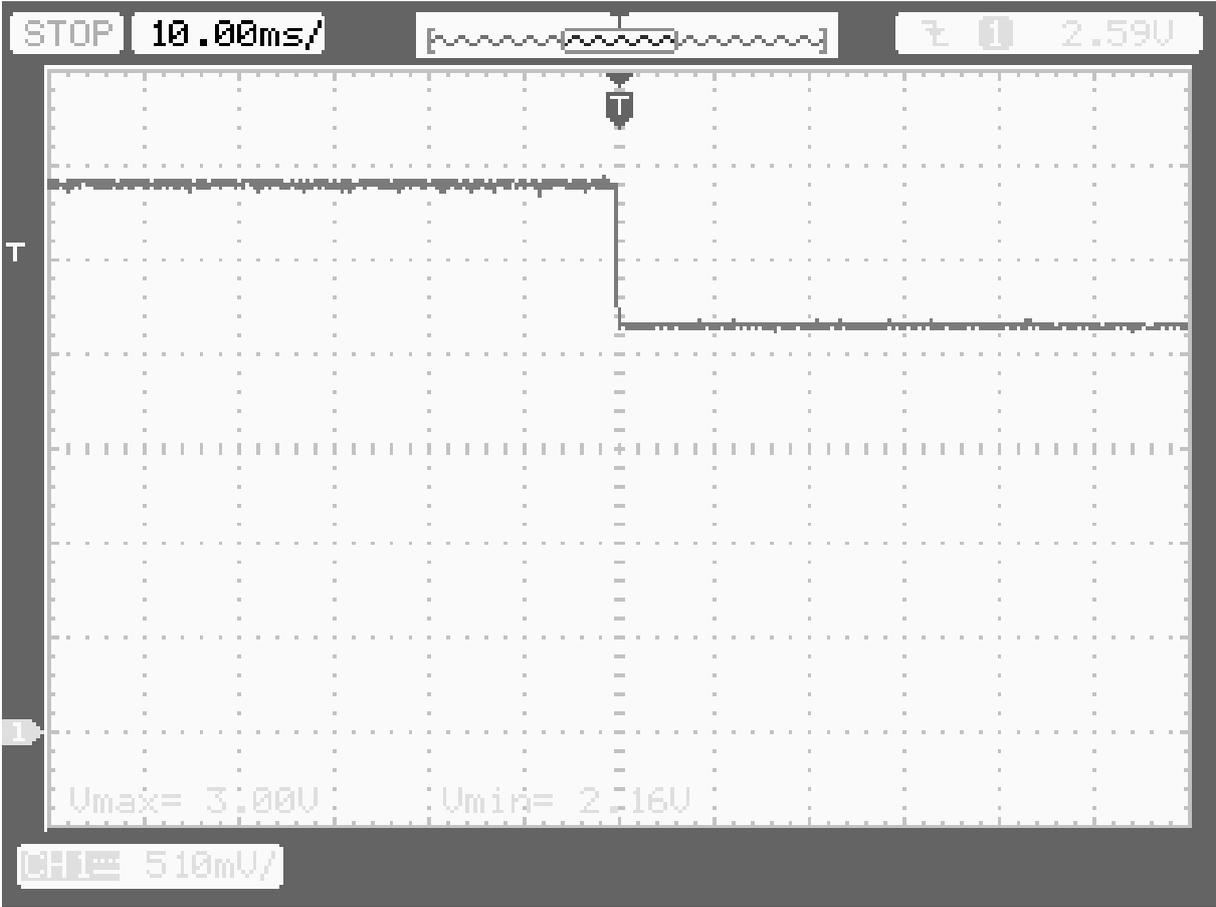
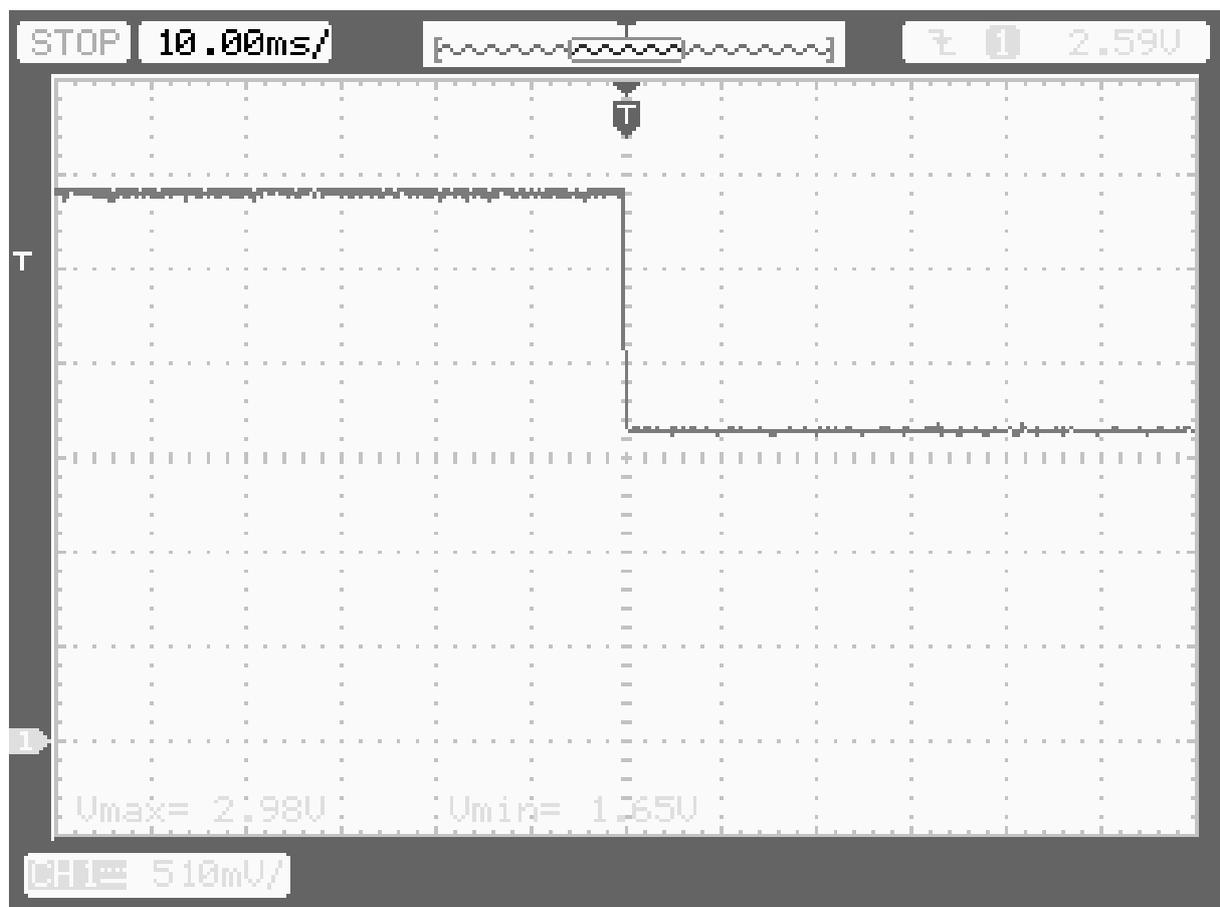


Image A.5 – Carte électronique du vélo Iweech.

A

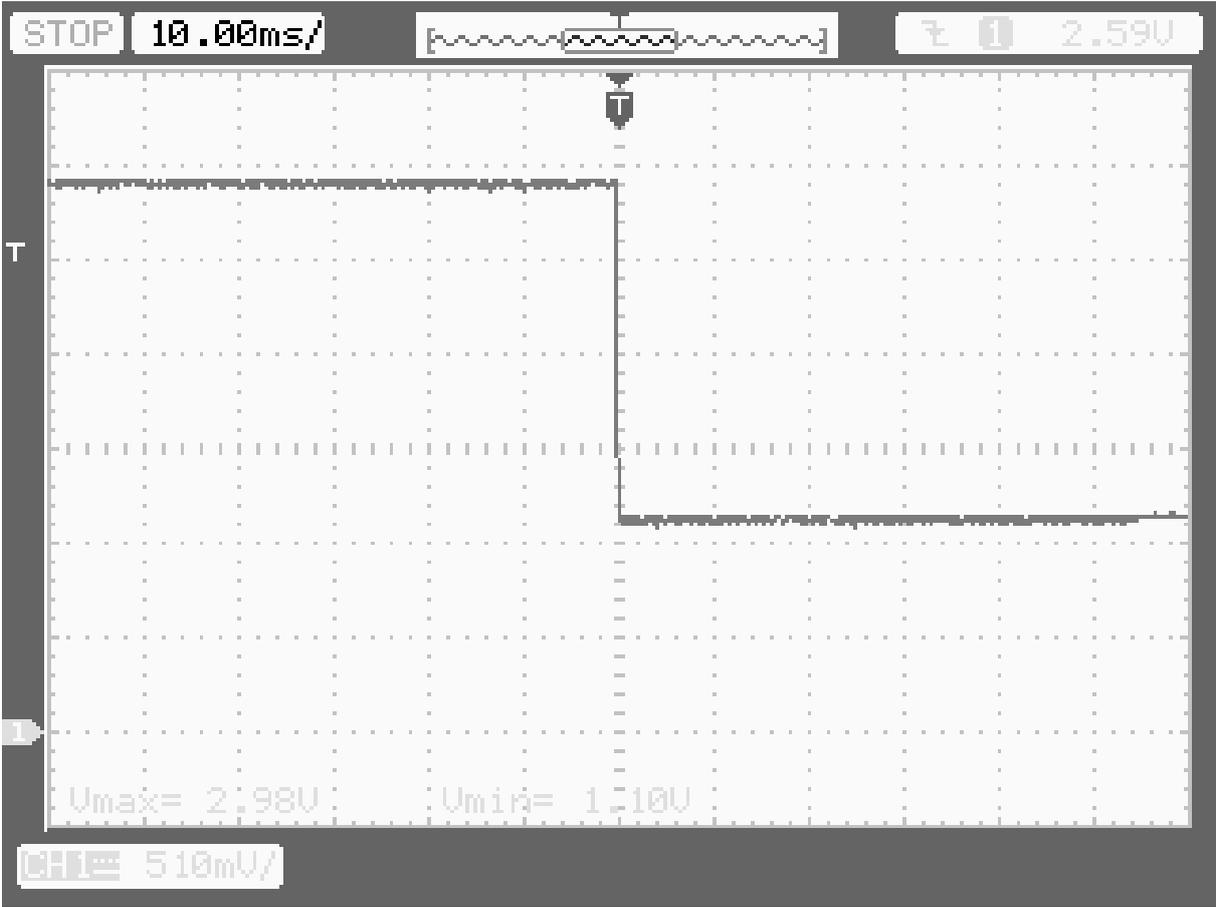


(a) Simulation du bouton *walk* - 2.16 V.

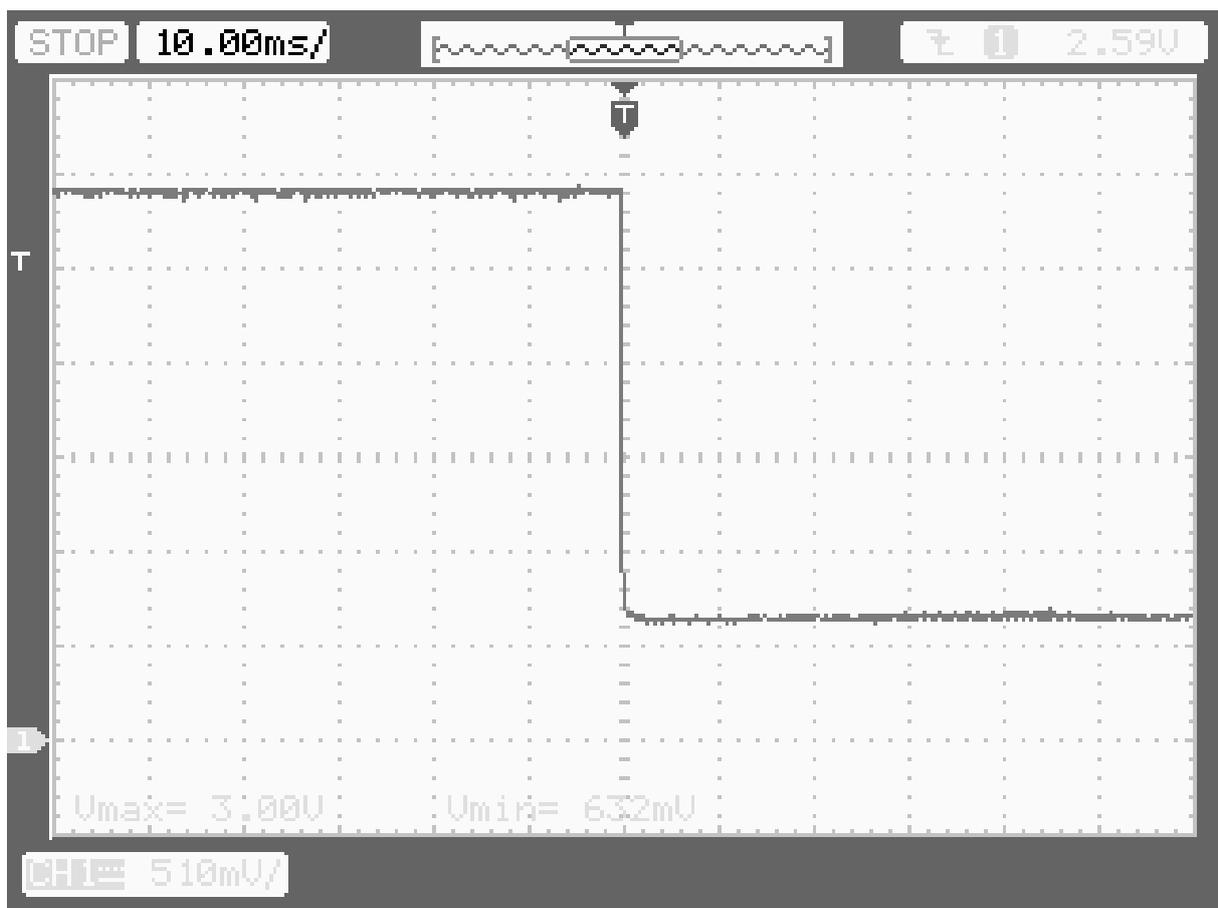


(b) Simulation du bouton *plus* - 1.65 V.

A



(c) Simulation du bouton moins - 1.10 V.



(d) Simulation du bouton *info* - 0.63 V.

Image A.6 – Validation du DAC et tests sur le contrôle du Kit Bosch Intuvia.

A

```

{
  "PWR": {
    "MAX": 500,
    "MIN": 0,
    "PMA": 400,
    "FTP": 320
  },
  "HR": { "MAX": 200, "MIN": 0 },
  "KG": 61,
  "Y": 23,
  "T": "sportif"
}

```

A

Image A.7 – Exemple de code JSON utilisé pour les échanges entre la carte électronique et l'IHM.

Level	Name/purpose	% of threshold power	% of threshold HR	RPE	Time
1	Active recovery	≤55%	≤68%	<2	70-80 years
2	Endurance	56-75%	69-83%	2-3	2.5 hours to 14 days
3	Tempo	76-90%	84-94%	3-4	30min to 8 hours
4	Lactate threshold	91-105%	95-105%	4-5	10 - 60 min.
5	VO ₂ max	106-120%	>106%	6-7	3 - 8 min.
6	Anaerobic capacity	121-150%	N/a	>7	30 sec. - 2 min.
7	Neuromuscular power	N/a	N/a	(maximal)	5 - 15 sec.

Image A.8 – Zone d'entraînement selon Coggan [3, 4].

ZONES	Intensité	Perceptions / sensations de l'exercice	Fréquence cardiaque	Puissance de travail	Temps limite	Pourquoi faire ?	Mots clés	Situations sportives	Exemples d'exercices
7	Maximale	Aucune douleur musculaire / membres inf. Impression d'un exercice en apnée A la fin de l'exercice, hyperventilation	Fréquence non significative	100% pic de la Puissance Max ou 250% PMA	4" à 7" (10")	Développer la force max Maintenir les capacités de vitesse gestuelle	Force vitesse, force explosive	sprint court, démarrage	- 10 x 60m DA - 5 x 100m DL
6	Sous Max	Souffrance extrême durant l'exercice proche de la nausée Conversation impossible	Fréquence non significative	65% de la Pan ou sup à 150% PMA	30" à 1'	Tolérance aux lactates	Résistance, force endurance	Km sur piste, sprint long (à bloc et long)	4 x 500m DA
5	Sur-Critique	↑↑ rapide de la douleur musculaire / membres inf. qui devient vite insupportable Conversation très difficile en fin d'exercice épuiement complet entre 5 et 10 min.	sup à 96 % FC max	aux alentours de 100 % de PMA	3' à 7'	Augmenter le seuil de tolérance à la douleur	Rythme sur compétition Survitesse	Départ course XC et CC, début d'échappée, prologue, poursuite sur piste...	travail intermittent : exemples : - 20 x (20" à 15 - 20" à 12) - 9 x (1' à 15 - 4' à 13) - 5 x (1/2 Tlim PMA - 1/2 Tlim à 12)
4	Critique	↑ progressive de la douleur musculaires / membres inf. mais supportable Conversation difficile épuiement important à partir de 20 min	92 à 96 % de FC max	75 à 80 % de PMA	20' à 1 H	Supporter les intensités élevées de la compétition (CLM, bosses, échappées..)	Rythme Travail au seuil	CLM, échappées, record de l'heure...	travail intermittent : fraction d'efforts de 20" à 8 à 10' : exemples : - 2 x [12 x (40 " à 14 - 30" à 12)] R = 10' à 12 - 4 x (8' à 14 - 5' à 12)
3	Soutenue	Début des douleurs Conversation pénible à tenir Epuiement sur 2 heures	85 à 92% de FC max	65 à 75 % de PMA	1 H à 2H	Maintenir sans problème le rythme moyen de la course sur toute sa durée	Tempo	Peloton ou groupe à rythme rapide.	- Progression seul, en groupe restreint ou derrière un demy - temps d'effort continu ou intermittent de 30' à 2h : exemples : 45' à 13 (65% de PMA) ou 3 x (15' à 13 - 5' à 12)
2	moyenne	Aucune douleur musculaire / membres inf. - Maintien de l'intensité d'ex. aisé - Conversation aisée Fatigue à partir de 3-4 h	75 à 85% de FC max	50 à 65% de PMA	inf à 5H	Supporter le kilométrage ou la durée de course. Récupérer (élimination déchets)	Endurance - Récup. active	grandes sorties ou récupération active	- 1h à 2h en récupération - jusqu'à l'obtention des premiers signes de fatigue: en groupe : tps entraînement = tps course seul : tps entraînement = tps course moins 30' à 1h. - effort en continu
1	Légère	Aucune douleur musculaire - Pédalage en décontraction complète - - Conversation très aisée - Fatigue sur plusieurs heures	inf à 75 % de FC max	inf à 50 % de PMA	n x H	Maintenir de nombreuses heures d'effort à intensité légère ou décontraction phys. et psycho.	Dérouler, décontract., régénération.	Grandes randonnées route et VTT, brevets routiers FFCT longues distances (500 - 1000 Km) ou ballades	travail en continu sur courte (régénération) ou grande distance

Image A.9 – Zone d'effort et d'entraînement selon Grappe [5].

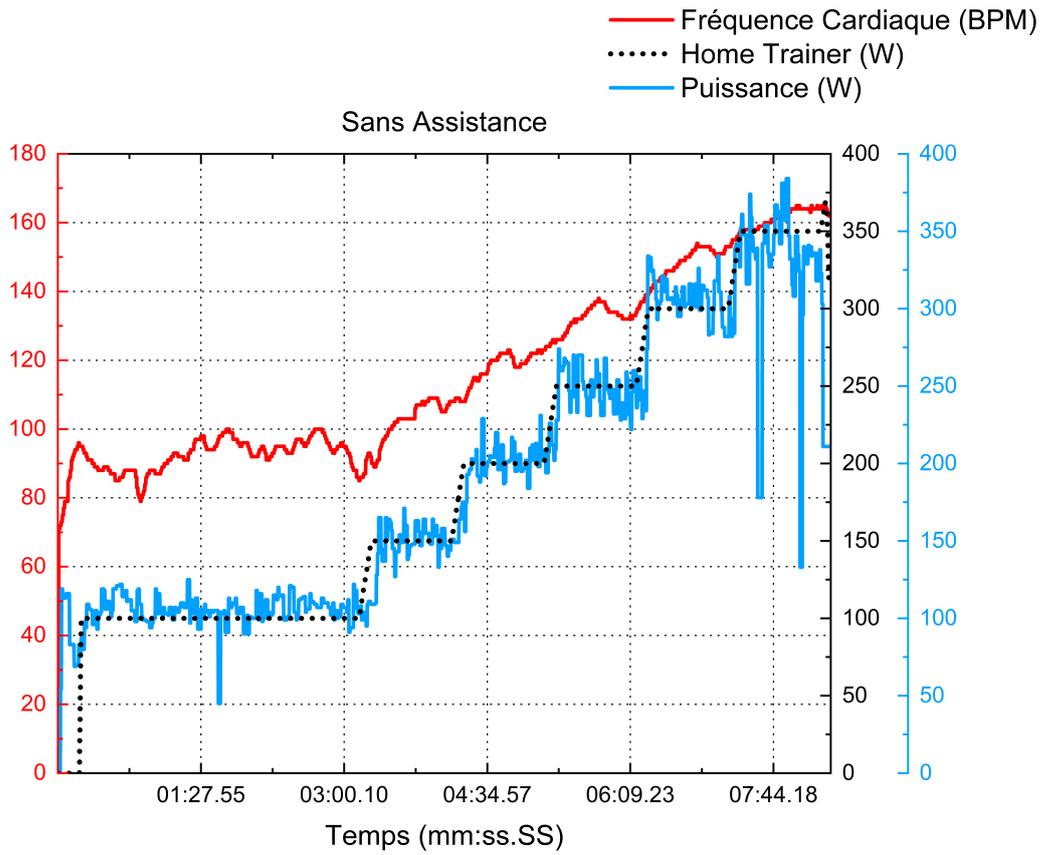


Image A.10 – Ramp test sans assistance du second bêta-testeur.

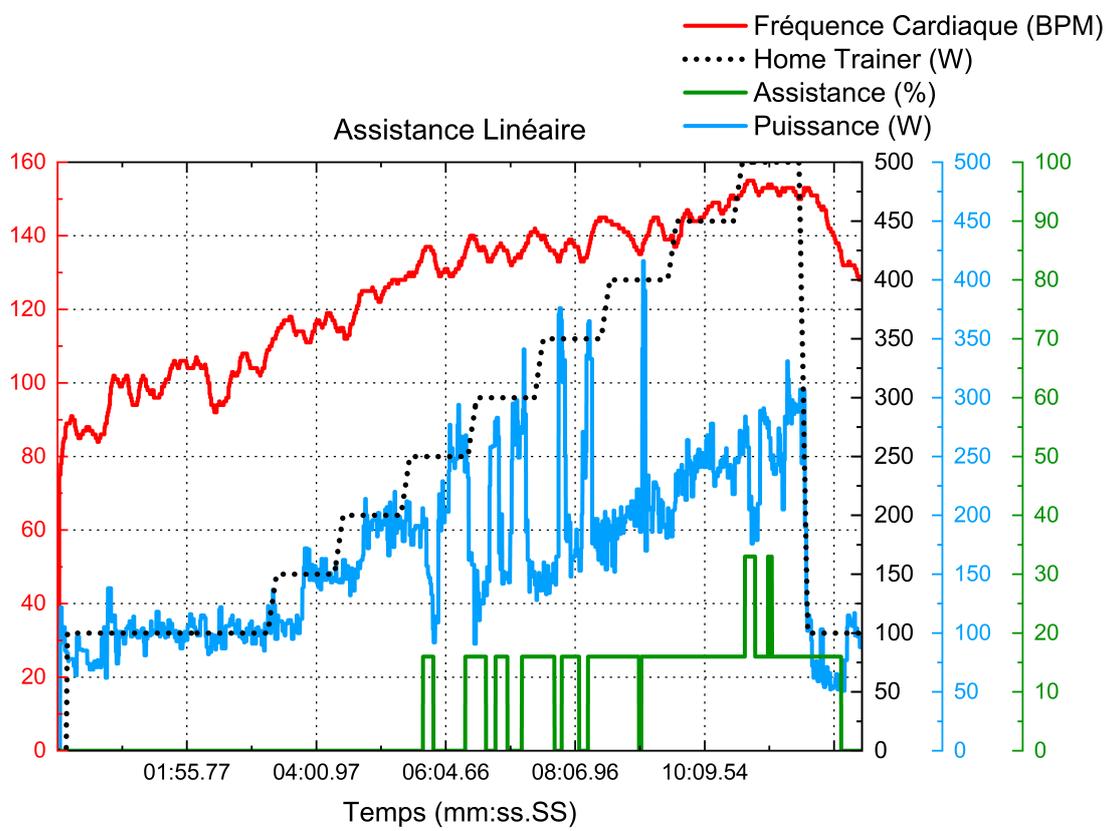


Image A.11 – Ramp test avec assistance linéaire du second bêta-testeur.

A

A

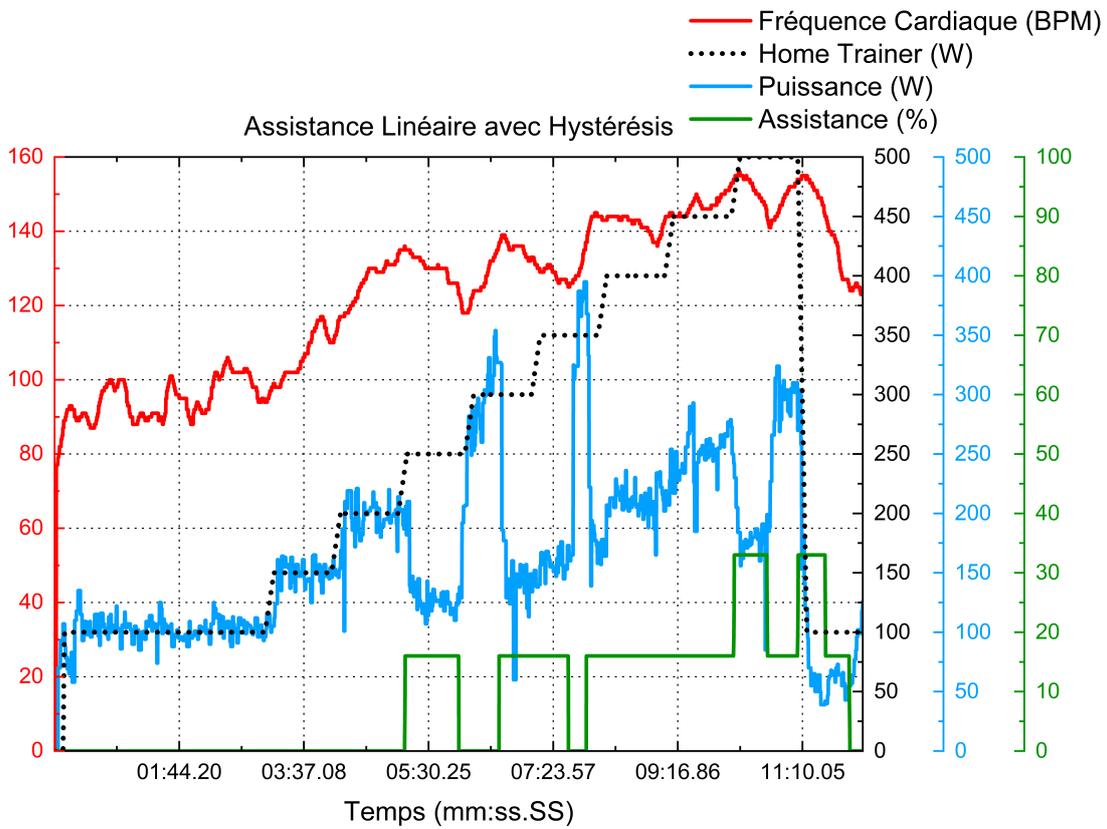


Image A.12 – Ramp test avec assistance linéaire (condition d'hystérésis) du second bêta-testeur.

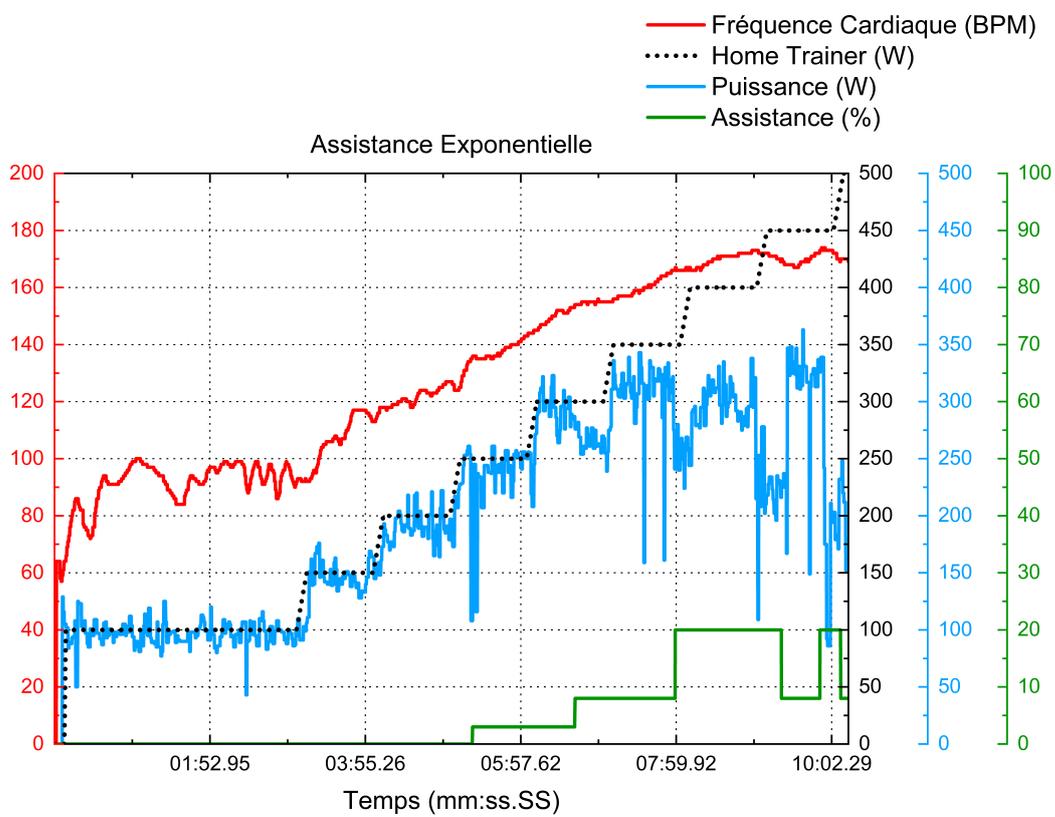


Image A.13 – Ramp test avec assistance exponentielle du second bêta-testeur.

A

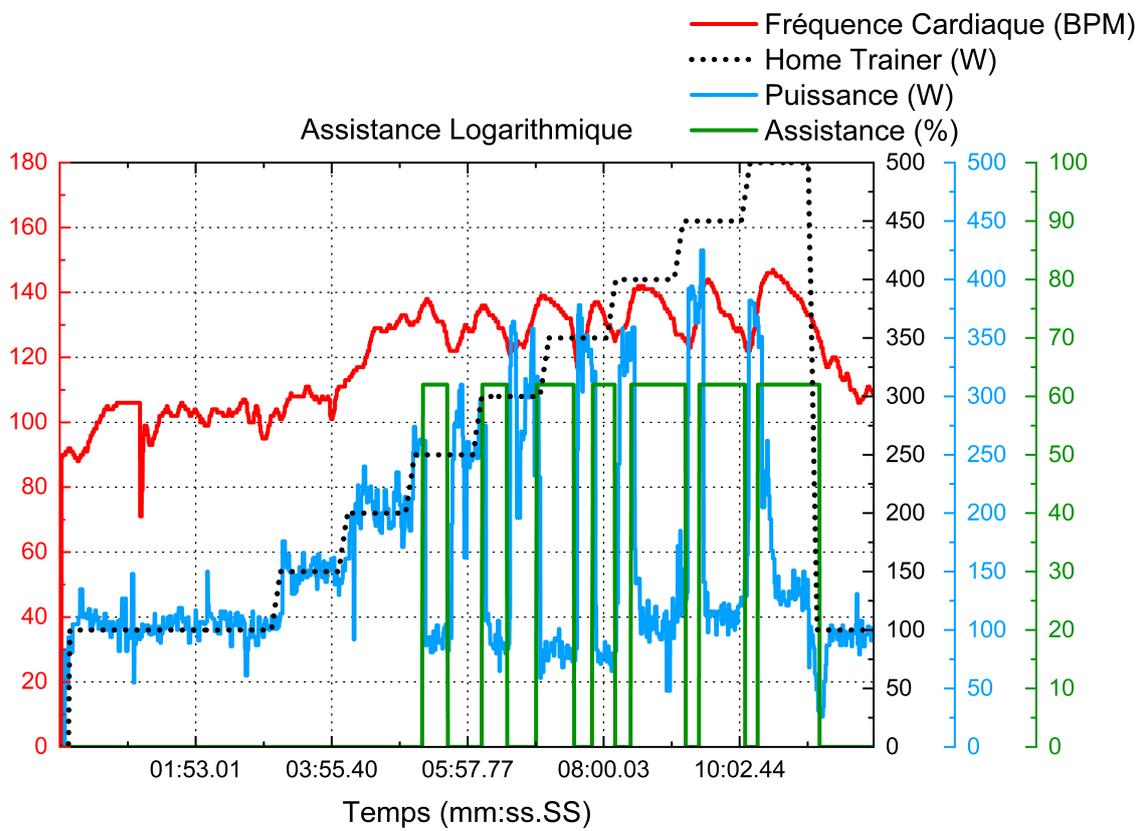


Image A.14 – Ramp test avec assistance logarithme du second bêta-testeur.

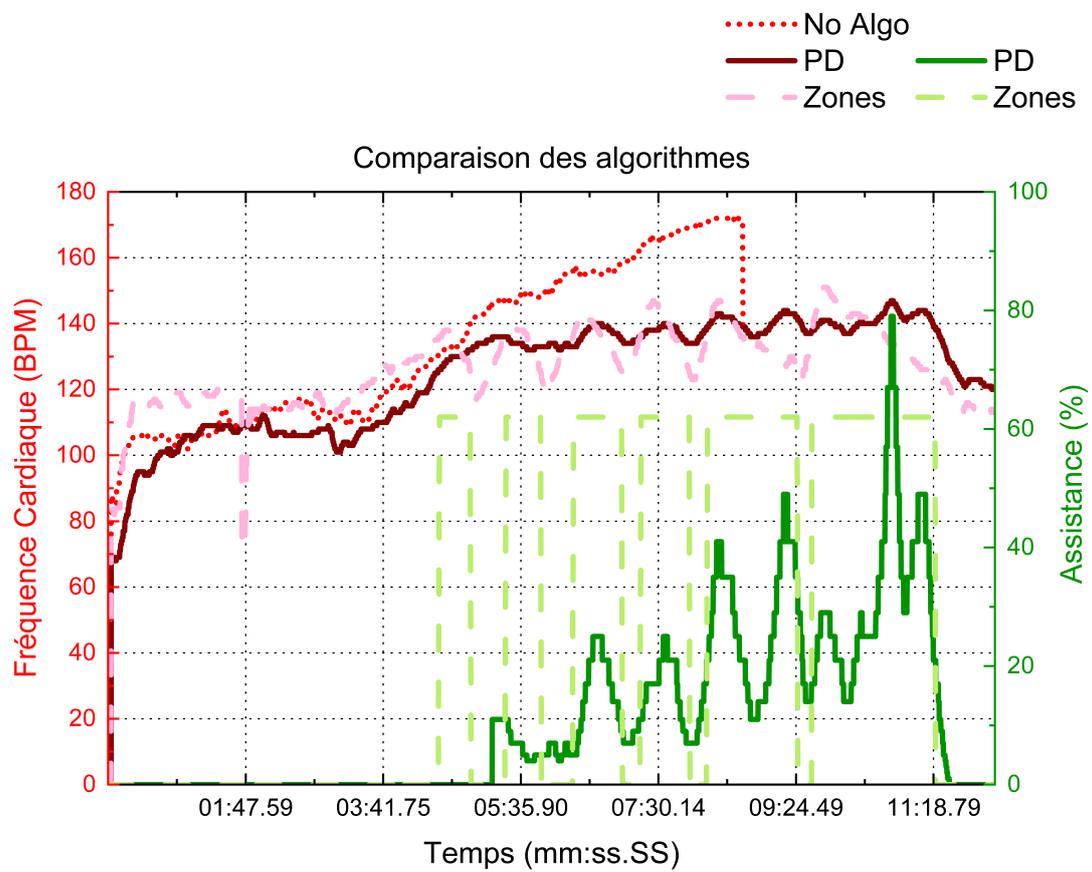


Image A.15 – Comparaison de la fréquence cardiaque sur les algorithmes présentés.

A

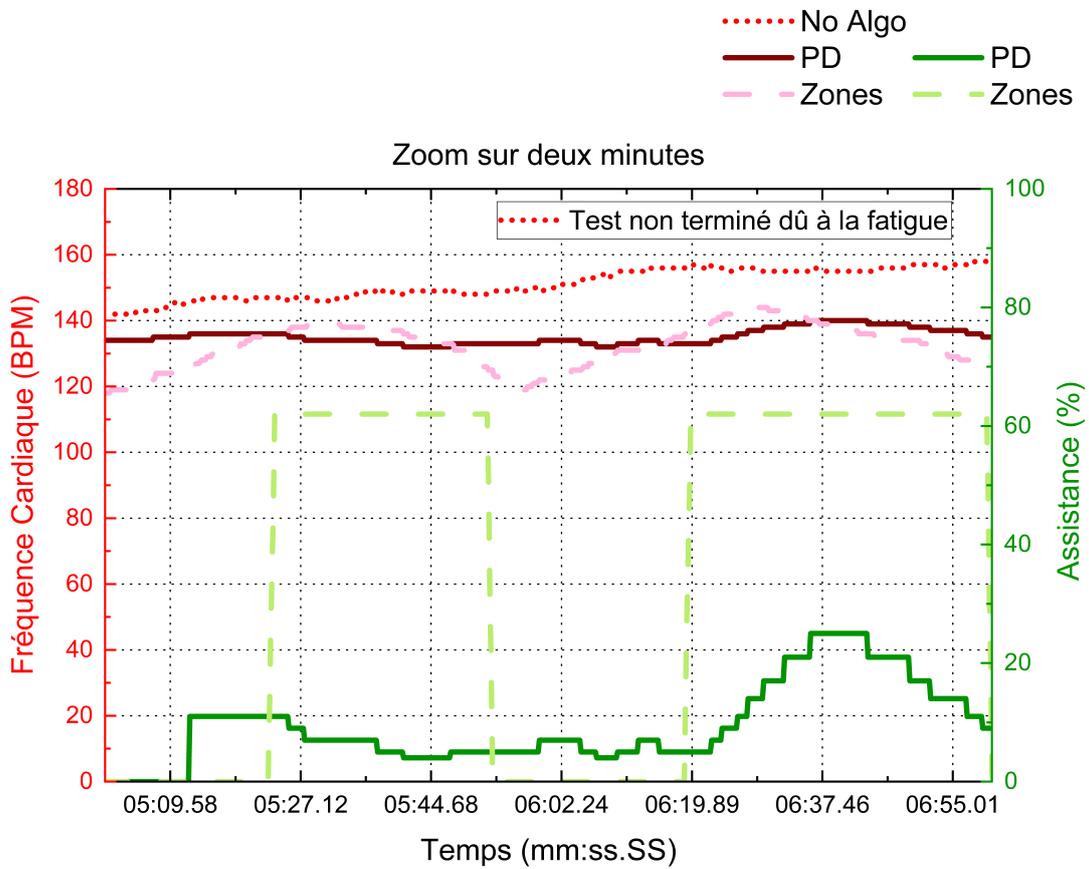


Image A.16 – Zoom sur deux minutes de la Figure A.15.

Bibliographie

- [1] CZAPLEWSKI Didier and PUNTEL Christophe, “Le tensiomètre automatique - Revue technologie n°172 - éducol STI,” Mar. 2013. [Online]. Available : https://eduscol.education.fr/sti/ressources_techniques/le-tensiometre-automatique-revue-technologie-ndeg172#description
- [2] Rod Nave, “Cellular Respiration,” Sep. 2023. [Online]. Available : <http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbase/Biology/celres.html>
- [3] H. Allen and A. Coggan, *Training and Racing with a Power Meter*, 2nd ed. Boulder, Colo : VeloPress, 2010.
- [4] A. Bettin, “How to Target the Best Power and Adaptation Using Optimized Intervals,” Dec. 2016. [Online]. Available : <https://www.trainingpeaks.com/blog/how-to-target-the-best-power-and-adaptation-using-optimized-intervals/>
- [5] F. Grappe, *Cyclisme et optimisation de la performance [Cycling and performance optimisation]*, 4th ed., ser. Sciences et pratiques du sport. Louvain-la-Neuve (Belgique) [Paris] : De Boeck supérieur, 2022.

LISTE DE PUBLICATIONS

Eli Gabriel Avina-Bravo, Felipe Augusto Sodre Ferreira de Sousa, Christophe Escriba, Pascal Acco, Franck Giraud, Jean-Yves Fourniols, and Georges Soto-Romero. Design and Validity of a Smart Healthcare and Control System for Electric Bikes. *Sensors*, 23(8) :4079, April 2023.

Eli Gabriel Avina-Bravo, Johan Cassirame, Christophe Escriba, Pascal Acco, Jean-Yves Fourniols, and Georges Soto-Romero. Smart Electrically Assisted Bicycles as Health Monitoring Systems : A Review. *Sensors*, 22(2) :468, January 2022.

Eli Gabriel Aviña, Fabian Castaño, Christophe Escriba, Jean Yves Fourniols, and Georges Soto-Romero. Dispositifs médicaux en e-santé – Oxymètres & tensiomètres connectés. *J3eA*, 21 :2031, 2022.

Christophe Escriba, Eli Gabriel Aviña Bravo, Julien Roux, Jean-Yves Fourniols, Michel Contardo, Pascal Acco, and Georges Soto-Romero. Toward Smart Soil Sensing in v4.0 Agriculture : A New Single-Shape Sensor for Capacitive Moisture and Salinity Measurements. *Sensors*, 20(23) :6867, November 2020.

Felipe Augusto Sodre Ferreira De Sousa, Christophe Escriba, Eli Gabriel Avina Bravo, Vincent Brossa, Jean-Yves Fourniols, and Carole Rossi. Wearable Pre-Impact Fall Detection System Based on 3D Accelerometer and Subject's Height. *IEEE Sensors J.*, 22(2) :1738–1745, January 2022.

A

Article

Design and Validity of a Smart Healthcare and Control System for Electric Bikes

Eli Gabriel Avina-Bravo ^{1,2,*} , Felipe Augusto Sodre Ferreira de Sousa ¹ , Christophe Escriba ¹ , Pascal Acco ¹ , Franck Giraud ², Jean-Yves Fourniols ¹ and Georges Soto-Romero ^{1,*} 

¹ Laboratory for Analysis and Architecture of Systems (LAAS-CNRS), University of Toulouse, 31077 Toulouse, France

² TNP Consulting, 92200 Neuilly sur-Seine, France

* Correspondence: egavinabra@laas.fr (E.G.A.-B.); gsotorom@laas.fr (G.S.-R.)

Abstract: This paper presents the development of an electronic system that converts an electrically assisted bicycle into an intelligent health monitoring system, allowing people who are not athletic or who have a history of health issues to progressively start the physical activity by following a medical protocol (e.g., max heart rate and power output, training time). The developed system aims to monitor the health state of the rider, analyze data in real-time, and provide electric assistance, thus diminishing muscular exertion. Furthermore, such a system can recover the same physiological data used in medical centers and program it into the e-bike to track the patient's health. System validation is conducted by replicating a standard medical protocol used in physiotherapy centers and hospitals, typically conducted in indoor conditions. However, the presented work differentiates itself by implementing this protocol in outdoor environments, which is impossible with the equipment used in medical centers. The experimental results show that the developed electronic prototypes and the algorithm effectively monitored the subject's physiological condition. Moreover, when necessary, the system can change the training load and help the subject remain in their prescribed cardiac zone. This system allows whoever needs to follow a rehabilitation program to do so not only in their physician's office, but whenever they want, including while commuting.

Keywords: e-bike; health; sports; monitoring systems; sensors; embedded system



Citation: Avina-Bravo, E.G.; Sodre Ferreira de Sousa, F.A.; Escriba, C.; Acco, P.; Giraud, F.; Fourniols, J.-Y.; Soto-Romero, G. Design and Validity of a Smart Healthcare and Control System for Electric Bikes. *Sensors* **2023**, *23*, 4079. <https://doi.org/10.3390/s23084079>

Academic Editors: Francesco Picariello, Raffaele Bruno and Francesco Lamonaca

Received: 26 January 2023

Revised: 26 February 2023

Accepted: 14 April 2023

Published: 18 April 2023



Copyright: © 2023 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

According to the World Health Organization (WHO), physical activity significantly benefits hearts, minds, and bodies [1]. Regular physical activity is a protective factor in preventing and managing non-communicable diseases such as cardiovascular disease, type 2 diabetes, and breast and colon cancer [2,3]. Physical activity also has benefits for mental health [4], delays the onset of dementia [5], and can contribute to the maintenance of healthy weight [6] and general well-being [7,8]. An example of physical activity with practical usage is cycling. In addition, physical activity is an essential stage of the medical treatment and rehabilitation of stroke patients [9].

The health benefits of physical activity go beyond preventing chronic diseases; it can also increase overall life expectancy (6.3 years longer) and with higher quality (2.9 years longer without chronic diseases, such as cardiovascular diseases) compared to sedentary people [10–12]. Hence, WHO and the United States Centers for Disease Control and Prevention recommend that people over 18 years, with or without chronic disease and with a disability, exercise weekly for between 150 and 300 min of moderate-intensity aerobic activity or 75 to 150 min of vigorous aerobic activity. Such activities include walking, group sport, active recreation, and cycling [6,13].

Workouts are recommended depending on the patient's pathology, which can vary in cardiovascular intensity and duration. In France, the Health High Authority (HAS) [14] lists several pathologies, explaining how the physician assesses and prescribes physical

Review

Smart Electrically Assisted Bicycles as Health Monitoring Systems: A Review

Eli Gabriel Avina-Bravo ^{1,*} , Johan Cassirame ^{2,3,4} , Christophe Escriba ¹ , Pascal Acco ¹ ,
Jean-Yves Fourniols ¹ and Georges Soto-Romero ¹ 

¹ Laboratory for Analysis and Architecture of Systems (LAAS), University of Toulouse, F-31077 Toulouse, France; cescriba@laas.fr (C.E.); pacco@laas.fr (P.A.); fournio@laas.fr (J.-Y.F.); gsotorom@laas.fr (G.S.-R.)

² EA4660, Culture, Sport, Health and Society Department and Exercise Performance, University of Bourgogne-France Comté, 25000 Besançon, France; johancassirame@free.fr

³ EA7507, Laboratoire Performance Santé Métrologie Société, 51100 Reims, France

⁴ Société Mtraining, R&D Division, 25480 Ecole Valentin, France

* Correspondence: egavinabra@laas.fr

Abstract: This paper aims to provide a review of the electrically assisted bicycles (also known as e-bikes) used for recovery of the rider's physical and physiological information, monitoring of their health state, and adjusting the "medical" assistance accordingly. E-bikes have proven to be an excellent way to do physical activity while commuting, thus improving the user's health and reducing air pollutant emissions. Such devices can also be seen as the first step to help unhealthy sedentary people to start exercising with reduced strain. Based on this analysis, the need to have e-bikes with artificial intelligence (AI) systems that recover and process a large amount of data is discussed in depth. The Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses guidelines were used to complete the relevant papers' search and selection in this systematic review.

Keywords: e-bike; health; monitoring systems; intelligent sensors; physical activity; physiology



Citation: Avina-Bravo, E.G.; Cassirame, J.; Escriba, C.; Acco, P.; Fourniols, J.-Y.; Soto-Romero, G. Smart Electrically Assisted Bicycles as Health Monitoring Systems: A Review. *Sensors* **2022**, *22*, 468. <https://doi.org/10.3390/s22020468>

Academic Editors: Ivan Andonovic and Pal Varga

Received: 18 November 2021

Accepted: 5 January 2022

Published: 8 January 2022

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

In recent years, electrically assisted bikes have become more popular as a way to achieve active mobility or for recreation. In the United States, sales increased by 145% from 2019 to 2020, surpassing regular bikes with a 65% growth rate [1]. In Europe, the market increases by 23% each year, and it is estimated that by 2030 there will be twice as many e-bikes as cars [2]. It is well known that e-bikes are an excellent way to engage in physical activity, allowing users to travel on roads that might be too demanding (with challenging up-hill segments). They also reduce the user's commuting time and carbon footprint [3,4]. Even more now, with the COVID-19 pandemic, people avoid using public transportation (because of social distancing) for their travels [5].

In the literature many articles evaluate the potential of electric bikes as an effective active mobility tool that can aid many to meet their physical activity guidelines. Bourne et al. [6] compared several studies showing the e-bike health potential by analyzing physical activity outcomes between regular bikes and walking. Besides, they made several comparative effort tests using no electric assistance, low and high assistance, and traveling on different types of roads (e.g., flat, hilly routes). As a result, even though the amount of exercise performed was smaller than amounts performed on a regular bike, it is still a better alternative to cars and public transportation; the lower perception effort could incentivize more people to use e-bikes as their daily means of transportation.

The World Health Organization (WHO) recommends a minimum of 150 min of moderate-intensity physical activity or 75 min of vigorous-intensity, which leads to numerous benefits and prevents chronic diseases [7].

Dispositifs médicaux en e-santé – Oxymètres & tensiomètres connectés

Eli Gabriel Aviña^{1,2,4}, Fabian Castaño^{1,3}, Christophe Escriba^{1,2}, Jean Yves Fourniols^{1,2}, Georges Soto-Romero^{1,4},
gsotorom@laas.fr

LAAS-CNRS, 7 avenue du Colonel Roche, Toulouse, 31400, France

INSA-Toulouse, 135 Avenue de Ranguel, 31400, Toulouse

GIBIC, Universidad de Antioquia, Medellin, Colombie

ISIS-Castres, 95 rue Firmin Oulès, Castres, 81100, France

RÉSUMÉ : Dans le cadre du cursus de 1^{ère} année cycle ingénieur santé à ISIS Castres, les étudiants sont amenés à approfondir leurs connaissances en électronique dans le domaine des capteurs biomédicaux. En faisant du reverse engineering, ils identifient les étapes de mesure de plusieurs dispositifs médicaux (vues dans des cours précédents), et avec quelques bases en électronique embarquée et IoT (Internet of Things), ils utilisent une approche Do It Yourself (DIY), pour construire leurs propres prototypes d'oxymètres de poels, et comparer ceux-ci avec les oxymètres du commerce disponibles dans la salle de Travaux Pratiques.

Mots clés : Arduino, tensiomètre, oxymètre de poels, DIY, reverse engineering.

1 INTRODUCTION

Les dispositifs médicaux de monitoring sont devenus depuis quelques années, des outils de diagnostic destinés à un plus large public. Ils intègrent désormais, en plus d'une couche "système embarqué", une connectivité qui les transforme en "Dispositif Médical Connecté" (DMC) (transmission sans fil et récupération des données sur une application mobile). La fiabilité de ces DMC est objet d'étude, en raison des artefacts de mesure liés à l'environnement et aux conditions d'utilisation [1], dans une perspective de stockage massif des données en vue d'établir des modèles prédictifs en santé. Dans ce contexte, étudier la chaîne de mesure instrumentale directement au travers d'un DMC semble intéressant pour les formations qui lient ingénierie et santé.

2 SCÉNARISATION

Cet enseignement de 12 heures se déroule sur 4 séances de 3 heures où les étudiants sont en binôme. Il fait suite à 4 séances de 2h CM/TD, au cours desquelles les bases théoriques des capteurs biomédicaux et de la chaîne de mesure instrumentale sont transmises [2]. Les élèves ont à leur disponibilité des oxymètres de poels et des tensiomètres iHealth® [3][4], des ordinateurs avec les logiciels nécessaires (Matlab, LabVIEW, Arduino), les appareils courants d'une salle de projet électronique (GBF, Oscilloscope, Alimentation DC et multimètre), des cartes de développement Arduino UNO, et des capteurs de poels sur étagère. Ce matériel a permis de faire un enseignement souple en termes de connaissances en électronique, et vise à rester accessible pour des élèves

ingénieurs pour lesquels les systèmes embarqués ne sont pas leur spécialité. Le public visé en l'occurrence, est celui des élèves de 3^{ème} année ingénieurs en e-santé ISIS Castres (Informatique et Systèmes d'Information pour la Santé), mais également celui des élèves Master 1 RMGBM (Génie Biomédical) de l'Université de Toulouse 3 Paul Sabatier.

Cet enseignement leur a permis :

- De réaliser de l'ingénierie inverse sur un dispositif médical du commerce,
- De concevoir et de prototyper un dispositif médical connecté,
- De récupérer les données issues des mesures sur un serveur dédié.

Les étudiants ont téléchargé l'application iHealth, celle-ci leur a permis de se jumeler au capteur, récupérer les mesures effectuées puis de les exporter sur Excel.



fig 1. Oxymètre de poels iHealth®

Article

Toward Smart Soil Sensing in v4.0 Agriculture: A New Single-Shape Sensor for Capacitive Moisture and Salinity Measurements

Christophe Escriba ^{1,*} , Eli Gabriel Aviña Bravo ¹ , Julien Roux ¹, Jean-Yves Fourniols ¹, Michel Contardo ², Pascal Acco ¹  and Georges Soto-Romero ¹

- ¹ Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS, University of Toulouse, F-31077 Toulouse, France; eli-gabriel.avina-bravo@tnpconsultants.com (E.G.A.B.); roux.julien31@gmail.com (J.R.); fournols@laas.fr (J.-Y.F.); pacco@laas.fr (P.A.); gsotorom@laas.fr (G.S.-R.)
² TeleCommunications Services & Distribution, TCSD, 82000 Montauban, France; m.contardo@tcsd.fr
* Correspondence: cescriba@laas.fr; Tel.: +33-561336466

Received: 23 October 2020; Accepted: 27 November 2020; Published: 30 November 2020



Abstract: Modern agriculture imposes the need for better knowledge of the soil moisture content to rationalize the amount of water needed to irrigate farmlands. In this context, since current technological solutions do not correspond to the cost or use criteria, this paper presents a design for a new original capacitive bi-functional sensor to measure soil moisture and salinity. In this paper, we outline the design stages from simulation to finished elements of the optimal design to deployment in the fields, considering the mechanical integration constraints necessary for industrialization. The measurement electronics were developed based on the sensor's electric model to obtain a double measurement. An on-site (field lot) measurement program was then carried out to validate the system's good performance in real-time. Finally, this performance was matched with that of leading commercially available sensors on the market. This work demonstrates that, after deployment of the sensors, the overall system makes it possible to obtain a precise image of cultivated soil's hydric condition, with the best response time.

Keywords: smart sensing; connected agriculture; capacitive bi-sensor; soil moisture and salinity

1. Introduction

In modern and ecological agriculture, knowledge of the soil's hydric condition has become an economic factor of significant importance for the water supply to crops. Accordingly, knowledge of moisture content and salinity is essential to the development of new irrigation systems. To meet this need, one of the most widely employed measurement methods is tensiometers [1], but they do not measure moisture. They measure the matrix potential, which gives information on the soil's state that can be used to oversee the irrigation. This type of sensor has two main drawbacks: the response time of several hours, during which water is being supplied [2], as well as a phenomenon known as uncoupling [3]. These failings make it problematic to check the quantity of water provided naturally (rain) or artificially (irrigation). Not only is it impossible to check the soil in real-time, while these sensors are very sensitive, they often cease to work when the soil is too wet or too dry. In the latter event it becomes necessary to reinstall sensors, which can be prejudicial to large farm operations.

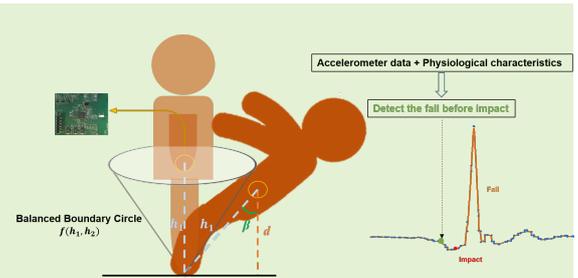
Consequently, a new capacitive measuring technology has been developed to modernize future agricultural installations. This capacitive measuring principle is selected to measure moisture level in the soil [4–6]. This type of sensor's main advantage is the response time of less than a minute, allowing the soil's hydric condition to be monitored in close to real-time [7]. Existing solutions [8–10]

Wearable pre-impact fall detection system based on 3D accelerometer and subject's height

Felipe Augusto Sodr , Christophe Escriba, Eli Gabriel Avina Bravo, Vincent Brossa, Jean-Yves Fourniols and Carole Rossi

Abstract—This study presents a low-power wearable system able to predict a fall by detecting a pre-impact condition, performed through a simple analysis of motion data (acceleration) and height of the subject. The system can detect a fall in all directions with an average consumption of 5.91 mA; i.e., it can monitor the activity of daily living (ADL), whether or not a fall occurs. The entire detection system uses a single wearable tri-axis accelerometer placed on the waist for the comfort of the wearer during a long-term application. The algorithm is based on the following hypothesis: "A region defined as balanced boundary circle, based on the user's height, is characterized by the fact the chance that an actual fall happening is minimal. When an activity is classified outside this circle, an acceleration analysis is performed to determine an impending fall condition". Our threshold-based algorithm was validated experimentally, first with 9 young healthy volunteers performing both normal ADL and fall activities and then using 10 ADL and 5 falls from public SisFall dataset. The results show that falls could be detected with an average lead-time of 259 ms before the impact occurs, with minimal false alarms (97.7% specificity) and a sensitivity of 92.6%. This is a good lead-time achieved thus far in pre-impact fall detection, permitting the integration of our detection system in a wearable inflatable airbag for hip protection.

Index Terms— Customizable algorithm, Fall Detection System, Pre-impact detection, Threshold-based, Wearable systems.



I. INTRODUCTION

EQUIPMENT for the protection and safety of individuals is undergoing increasing technological development. Due to the ageing process of the world population, a new research sector is gaining interest, namely, the security of the elderly. The risk of falls increases with ageing [1], and it is estimated that 30% of elderly individuals aged 65 or older fall at least once a year [2], [3]. According to the World Health

This work was supported by the European Research Council (H2020 Excellent Science) Researcher Award (grant 832889 – PyroSafe) and the Occitanie Region / European Union for their FEDER support (THERMIE grant).

F. A. SODRE is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (fasodrefer@laas.fr).

C. ESCRIBA is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (cescriba@laas.fr).

E.G.A. BRAVO is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (egavinabra@laas.fr).

V. BROSSA is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (vbrossa@laas.fr).

J.Y. FOURNIOLS is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (fourniol@laas.fr).

C. ROSSI is with University of Toulouse, Laboratory for Analysis and Architecture of Systems, LAAS-CNRS, F-31077, Toulouse, France (rossi@laas.fr).

Organization, by 2050, one over six people in the world will be older than age 65. Approximately 1 out of 5 falls result in a serious injury, such as hip fracture, subdural haematoma, and other more serious injuries, including head injury, which can lead to death [4], [5]. However, even if a fall does not result in injury, serious psychological trauma may still occur, reducing the independence and the ability to perform daily activities, such as dressing, bathing, or housekeeping; therefore, fall prevention is now recognized as an important health issue within modern countries [6]. Most of fall detection systems (FDS) [7]–[10] use the absence of movement, and other post-impact information to detect that a fall has occurred. These systems can reduce the rescue time, i.e., the time for the first aids arrive to help the person.

One main challenge for next generation FDSs is not to detect when the person fell but to predict an occurring fall (pre-impact) to trigger a protection device, such as an airbag to prevent the injuries and trauma [11], [12]. This action requires accurately distinguishing a fall from the activities of daily living (ADL) i.e., walking, sitting. The majority of the existing pre-impact fall detection systems are wearable-sensor-based [11], [12] and profit from advancements in microelectronics and wireless communication technology. These devices can capture body movement unobtrusively and allow kinematic measurements to be monitored over an extended space.

Most of the articles in the literature use wearable micro-