

Détection de la somnolence au volant par ECG obtenu par des capteurs textiles capacitifs non intrusifs

par

Geordi-Gabriel RENAUD DUMOULIN

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE
AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

M. Sc. A.

MONTRÉAL, LE 14 MAI, 2025

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Geordi-Gabriel Renaud Dumoulin, 2025



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Ghyslain Gagnon, directeur de mémoire
Département de génie électrique à l'École de Technologie Supérieure

M. Fabrice Vaussenat, co-directeur
Département de génie des systèmes à l'École de Technologie Supérieure

M. Richard Al Hadi, président du jury
Département de génie des systèmes à l'École de Technologie Supérieure

M. Mohamad Forouzanfar , membre du jury
Département de génie des systèmes à l'École de Technologie Supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 23 AVRIL, 2025

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je remercie mon directeur Ghyslain Gagnon pour son mentorat au fil des années. Merci pour ton écoute, ta confiance dans ma vision de ce projet et pour m'avoir toujours tenu à un haut niveau de rigueur. Tes conseils ont été une base précieuse pour mon parcours.

Je remercie également mon codirecteur Fabrice Vaussenat pour sa disponibilité, ses conseils éclairés et ses discussions enrichissantes. Merci de m'avoir guidé dans les nuances de l'académie et de la recherche dès mes débuts.

Merci au groupe CTT de Sainte-Hyacinthe et à l'IRSST pour leur aide et leurs conseils. Merci au personnel de recherche qui a eu un impact positif sur mes travaux : Mathieu Gratuze, Alireza Saidi, Patricia Forcier, Luiz Melo, Mokhtar Liamini, Richard Al Hadi, Mohamad Forouzanfar, André Zalzal, Rigoberto Avelar et Youssef Bekbouti.

Merci à Laura, mon amour, pour ton soutien infaillible durant ces années parfois difficiles. Tu as toujours su trouver les mots justes, et je suis choyé de t'avoir à mes côtés.

Merci à Victor, mon collègue et ami, mon « jumeau de recherche ». Je n'aurais jamais pu aller aussi loin sans ton support moral et technique. Merci pour ta camaraderie : je me suis fait un ami pour la vie. Merci à mes deux amis Gabriel, mes camarades universitaires, de m'avoir écouté me plaindre à chaque dîner des problèmes techniques de la semaine.

Je remercie mon père et ma mère, qui ont toujours cru en moi et soutenu mes ambitions. C'est grâce à vous si j'ai choisi la recherche. Vous avez nourri ma curiosité intellectuelle dès mon plus jeune âge. Sans vous, je n'aurais jamais atteint ce point. Merci aussi à ma famille : Guillaume, Germain, Valérie, Francis, Manon, Yves et Gabrielle.

Merci à mes amis, notamment Jonathan, Guillaume, Alexandre, Émile, Charles-Antoine, Tomi, Joël, Samuel, Aurélie et Nathan.

Grand-Maman Rita, Grand-Papa Émile, Grand-Papa Alix, j'aurais tant aimé que vous soyez encore parmi nous pour voir où je suis rendu : ce mémoire est dédié à votre mémoire.

Détection de la somnolence au volant par ECG obtenu par des capteurs textiles capacitifs non intrusifs

Geordi-Gabriel RENAUD DUMOULIN

RÉSUMÉ

Les accidents de la route représentent une problématique majeure, engendrant un coût social de 1 000 dollars par habitant au Canada en 2020, soit 2 % du PIB national. Bien que les avancées technologiques et législatives aient permis de réduire significativement le nombre de décès entre 1973 et 2013, une tendance préoccupante à la hausse des accidents mortels est apparue depuis 2017. Parmi les causes identifiées, la fatigue se distingue par son implication dans 24 % des accidents mortels au Québec, demeurant l'un des facteurs les plus difficiles à détecter de manière fiable.

Face à cette difficulté, les données physiologiques, notamment l'électrocardiogramme (ECG), se révèlent prometteuses pour détecter l'état de somnolence. Cependant, leur application dans des conditions réelles reste freinée par des limitations techniques, telles que la qualité des signaux captés de manière capacitive ou l'invasivité des dispositifs traditionnels. C'est dans ce contexte que cette recherche propose d'explorer la faisabilité d'un système non invasif de détection de la somnolence basé sur un ECG capacitif intégré au siège de conduite.

Pour répondre à cet objectif, un système textile capacitif, comportant trois paires d'électrodes, a été développé, optimisé et évalué auprès de 25 participants. Les premiers résultats mettent en évidence une performance médiane de 83 % (score F1) pour la détection des pics ECG. Par ailleurs, une collecte de données multimodales, couvrant 75 heures de conduite simulée, a permis d'étudier les différences entre les états d'éveil et de somnolence. Les performances de classification des états montrent que l'ECG capacitif atteint un score F1 de 69,7 %, contre 86 % pour l'ECG médical. L'intégration des données physiologiques et véhiculaires améliore toutefois ces résultats, avec des scores atteignant 78,2 % pour l'ECG capacitif et 88,6 % pour l'ECG médical.

Ces résultats soulignent le potentiel de l'ECG capacitif pour détecter la somnolence tout en mettant en lumière les défis liés à son intégration industrielle. Les meilleures performances ont été obtenues avec de petites électrodes positionnées au milieu du dos. Ceci dit, le système multicapteur ne semblait pas redondant : les capteurs avaient des périodes différentes d'optimalité du signal. Ceci suggère qu'un système combinant une grille de petites électrodes et la fusion de capteurs pourrait renforcer la robustesse de cette technologie. Cette approche ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes de sécurité embarqués non invasifs, venant compléter les solutions existantes et renforcer la prévention des accidents liés à la fatigue.

Mots-clés: Électrocardiogramme, ECG, Électrode capacitive, fusion, somnolence, Apprentissage machine

Detection of driver drowsiness using ECG obtained from non-intrusive capacitive textile sensors

Geordi-Gabriel RENAUD DUMOULIN

ABSTRACT

Road accidents represent a major issue, with a social cost of 1,000 dollars per capita in Canada in 2020, equivalent to 2% of the national GDP. Although technological and legislative advancements significantly reduced fatalities between 1973 and 2013, a concerning upward trend in fatal accidents has been observed since 2017. Among the identified causes, fatigue stands out as a factor in 24% of fatal accidents in Quebec, remaining one of the most challenging factors to reliably detect.

In light of this challenge, physiological data, particularly electrocardiograms (ECG), show promise for drowsiness detection. However, their application in real-world conditions is hindered by technical limitations, such as the quality of signals captured capacitively or the invasiveness of traditional devices. This research explores the feasibility of a non-invasive drowsiness detection system based on capacitive ECG integrated into the driver's seat.

To achieve this goal, a capacitive textile system with three pairs of electrodes was developed, optimized, and evaluated with 25 participants. Initial results highlight a median performance of 83 % (F1 score) for ECG peak detection. Additionally, a multimodal data collection over 75 hours of simulated driving allowed for the study of differences between wakefulness and drowsiness states. Classification performances reveal that capacitive ECG achieved an F1 score of 69.7 %, compared to 86.0 % for medical ECG. However, integrating physiological and vehicular data improved these results, with scores reaching 78.2 % for capacitive ECG and 88.6 % for medical ECG.

These findings underscore the potential of capacitive ECG for drowsiness detection while highlighting challenges related to industrial integration. The best performances were obtained with small electrodes positioned in the middle of the back, and the multi-sensor system did not appear redundant : sensors had different optimal signal periods. This suggests that a system combining a grid of small electrodes and sensor fusion could enhance the robustness of this technology. This approach opens promising avenues for the development of non-invasive embedded safety systems, complementing existing solutions and improving the prevention of fatigue-related accidents.

Keywords: Electrocardiogram, ECG, Capacitive electrode, Fusion, Drowsiness, Machine learning

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 POSITIONNEMENT DANS LA LITTÉRATURE	9
1.1 Somnolence au volant	10
1.1.1 Science du sommeil	10
1.1.2 Définition de la somnolence	12
1.1.3 Le système nerveux autonome	13
1.1.4 Étalon de vérité de la somnolence	14
1.1.4.1 Étiquetage des données : subjectives	15
1.1.4.2 Étiquetage des données : objectives	17
1.1.5 Protocoles expérimentaux	19
1.1.5.1 Critères de sélection	19
1.1.5.2 Scénario de conduite	20
1.2 Détection de la somnolence au volant	20
1.2.1 Détection de la somnolence à l'aide des données véhiculaires	21
1.2.2 Détection de la somnolence à l'aide des données comportementales	24
1.2.2.1 Détection basée sur la posture	24
1.2.2.2 Détection basée sur les traits faciaux	24
1.2.2.3 Détection basée sur les yeux	25
1.2.2.4 Combinaisons de métriques comportementales	28
1.2.3 Détection de la somnolence à l'aide des données physiologiques	29
1.2.3.1 Détection basée sur la respiration	30
1.2.3.2 Détection basée sur l'électroencéphalogramme	31
1.2.3.3 Détection basée sur l'électrocardiogramme	35
1.3 Instrumentation : électrocardiographie	43
1.3.1 Fondements physiologiques du cœur	43
1.3.1.1 Fonctionnement mécanique	43
1.3.1.2 Fonctionnement électrique	44
1.3.1.3 Fonctionnement global	45
1.3.2 Fondement du système de captation de l'ECG	46
1.3.3 Généralités : mesures ECG médicales	46
1.3.4 Amplification différentielle en mode commun	50
1.3.5 Numérisation et traitement du signal appliqué à l'ECG	51
1.3.6 Méthodes de la détection non invasive de l'ECG dans la littérature	53
1.3.7 Électrodes capacitatives	54
1.3.7.1 Méthode de mitigation du bruit et des artefacts pour les électrodes capacitatives	59
1.3.7.2 Géométrie et position des électrodes capacitatives	62
1.4 Opportunité de recherche dans la littérature	66
1.4.1 Exploration de l'effet du positionnement et de la géométrie	67

1.4.2	Architecture d'adaptation d'impédance innovante appliquée au textile	67
1.4.3	Étude exploratoire sur la somnolence avec des capteurs ECG non invasifs	68
CHAPITRE 2	MÉTHODOLOGIE : ARCHITECTURE DU SYSTÈME DE COLLECTE	69
2.1	Architecture logicielle et matérielle	69
2.1.1	Électrodes capacitatives textiles et système d'acquisition ECG	74
2.1.1.1	Électrodes textiles et circuit d'adaptation d'impédance	75
2.1.1.2	Amplification différentielle en mode commun	79
2.1.1.3	Méthode de fabrication des électrodes textiles	81
2.1.2	Plateforme embarquée STM32H743	81
2.1.2.1	Implémentation logiciel matériel	84
2.1.3	Logiciel d'acquisition PC python	88
2.1.4	Extraction PERCLOS	93
2.1.5	Référence Biopac	93
2.1.6	Synchronisation des données (Lab Streaming Layer)	95
CHAPITRE 3	MÉTHODOLOGIE : PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL ET TRAITEMENT DES DONNÉES	97
3.1	Protocole expérimental : somnolence	97
3.1.1	Simulateur de conduite	97
3.1.2	Critère de sélection et consignes	99
3.1.3	Déroulement de l'expérience	99
3.1.4	Scénario de conduite	101
3.2	Protocole expérimental : caractérisation des électrodes capacitatives	103
3.3	Conditionnement du signal et analyses des données	107
3.3.1	Données pour l'étude de la somnolence	108
3.3.1.1	Rythme cardiaque	108
3.3.1.2	Choix des caractéristiques	113
3.3.1.3	Segmentation des données	115
3.3.1.4	Algorithmes d'apprentissage choisis	119
3.3.2	Données pour la caractérisation des électrodes textiles	121
3.3.2.1	Conditionnement du signal	122
3.3.2.2	Indice de qualité du signal	122
CHAPITRE 4	RÉSULTATS ET DISCUSSION	127
4.1	Résultats et discussion : étude de somnolence	127
4.1.1	Étude des distributions des données éveillées et pré-accident	127
4.1.2	Ordonnancement et standardisation des données	132
4.1.3	Étude de séparabilité des participants	134
4.1.4	Comparaison du comportement de la VFC avec la littérature	136

4.1.5	Séparation des données à l'aide d'algorithmes d'apprentissage machine	138
4.1.5.1	Comparaison des performances de classification avec la littérature	143
4.1.5.2	Limitations de l'étude de la détection de la somnolence	145
4.2	Résultats et discussion : caractérisation des électrodes	148
4.2.1	Évaluation des données capacitives de l'expérience de somnolence	148
4.2.2	Indice de qualités du signal ECG	150
4.2.3	Analyse de l'ECG capacitif de l'expérience de caractérisation	154
4.2.3.1	Comparaison des performances en fonction du textile pour une même taille et position d'électrode	156
4.2.3.2	Comparaison des performances des différentes positions pour une même taille d'électrode	157
4.2.3.3	Comparaison des performances des différentes géométries pour une même superficie d'électrode	158
4.2.3.4	Limitations de l'étude de la caractérisation des électrodes	159
	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	161
	LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	165

LISTE DES TABLEAUX

	Page	
Tableau 1.1	Caractéristiques des différents stades du sommeil	12
Tableau 1.2	Échelle de somnolence Karolinska	15
Tableau 1.3	Résumé des études sur la détection de la somnolence au volant	23
Tableau 1.4	Paramètres temporels de la VFC.....	37
Tableau 1.5	Paramètres non linéaires de la VFC	37
Tableau 1.6	Paramètres fréquentiels de la VFC	37
Tableau 1.7	Résumé des études sur la détection de la somnolence à l'aide de l'ECG	42
Tableau 2.1	STM32H747 Spécifications du CPU, GPIO, DMA et ADC	83
Tableau 3.1	Rayon des segments en mètres.....	102
Tableau 3.2	Résumé des protocoles et des configurations des électrodes dans l'étude exploratoire sur la position et la géométrie des électrodes capacitives	106
Tableau 3.3	Algorithme de correction des pics R ECG de référence	110
Tableau 3.4	Résumé de la qualité des enregistrements et des corrections appliquées	112
Tableau 3.5	Hyperparamètres du Random Forest	121
Tableau 3.6	Hyperparamètres du SVM	121
Tableau 3.7	Hyperparamètres du KNN	121
Tableau 4.1	Classification des caractéristiques de la VFC selon le LDA.....	134
Tableau 4.2	Résumé du comportement des métriques observées lors de la sommolence dans plusieurs études influentes et récentes.....	137
Tableau 4.3	Résumé des configurations expérimentales	138
Tableau 4.4	Matrice de confusion pour les classes éveillé et accident	139

Tableau 4.5	Meilleurs scores F1 de la détection de la somnolence	142
Tableau 4.6	Moyennes et médianes des performances de détection de pics des signaux ECG STM32	149
Tableau 4.7	Comparaison des scores F1 entre les Signaux Stm32ECG	152
Tableau 4.8	Moyennes, écarts types et Hedges' g pour EXP2-5 vs EXP6-10 (EXP1 exclu) afin d'évaluer l'effet de la superficie.	155
Tableau 4.9	Impact du type de textile sur les différentes métriques de performance de l'ECG capacitif.....	156
Tableau 4.10	Comparaison des performances selon la position pour une même taille d'électrode	157
Tableau 4.11	Comparaison des performances selon la géométrie pour une même superficie d'électrode	158

LISTE DES FIGURES

	Page	
Figure 1.1	Cycle du niveau de vigilance en fonction de la charge homéostatique du sommeil et au signal d'alerte circadien	11
Figure 1.2	Système nerveux autonome.....	13
Figure 1.3	Ratio d'aspect des yeux.....	26
Figure 1.4	Cortex cérébral	33
Figure 1.5	Exemple de différentes durées d'interbattement ainsi que leur battement par minute instantanée correspondant	35
Figure 1.7	Anatomie mécanique du cœur	44
Figure 1.8	Anatomie nerveuse du cœur	44
Figure 1.9	Dépolarisation des cellules myocardiques	45
Figure 1.10	Propagation électrique du potentiel d'action	46
Figure 1.11	Changement du module et de l'orientation du champ électrique du cœur dans le temps	47
Figure 1.12	Triangle d'Einthoven.....	47
Figure 1.13	Représentation vectorielle des différentes dérivations ECG	49
Figure 1.14	Circuit de base de l'amplification différentielle avec réinjection du mode commun	51
Figure 1.15	Amplification différentielle en mode commun suivi de la chaîne de filtrage prénumérisation de L'ECG	53
Figure 1.16	Présentation du profil d'impédance des différents types de couplages	55
Figure 1.17	Exemple du couplage entre la peau et l'électrode	56
Figure 1.18	Système simplifié du préamplificateur (2006)	56
Figure 1.19	Spectre de bruit mesuré de différents types d'électrodes.....	58

Figure 1.20	Gain en fonction de la fréquence selon différents matériaux : un chandail en coton, un chandail en laine, un chandail en acrylique et une plaque de polytétrafluoroéthylène (PTFE)	59
Figure 1.21	En a), signal ECG capacitif hautement pollué par des artefacts de mouvement menant à la mauvaise détection d'un pic R. En b), signal ECG capacitif stable.....	60
Figure 1.22	Moyenne et variance du rapport signal sur bruit selon le vêtement et la taille des électrodes	63
Figure 1.23	Recueil de différentes positions d'électrodes dans un siège automobile en ordre chronologique.....	65
Figure 2.1	Schéma architecture système	72
Figure 2.2	Système d'acquisition complet	73
Figure 2.3	En a), circuit d'adaptation d'impédance. En b) et c), recto et verso de l'électrode textile. En d) et en e), circuit d'adaptation d'impédance connecté à l'électrode avec un rembourrage de mousse	74
Figure 2.4	Schéma des trois paires d'ECG capacitive.....	75
Figure 2.5	Circuit d'adaptation de l'impédance entre le potentiel cardiaque et l'amplification différentielle	76
Figure 2.6	Effet d'une capacité forcée en série sur la fréquence de coupure. La fréquence de coupure f_c est comparée avec et sans condensateur forcé en série avec C_s . L'ajout de $C_{\text{forcé}}$ permet de stabiliser f_c malgré les variations de C_s	77
Figure 2.7	Présentation des quatre couches du circuit imprimé (PCB) d'adaptation d'impédance.....	78
Figure 2.8	Illustration des différentes couches de l'électrode capacitive	79
Figure 2.9	En a), les trois amplificateurs différentiels AD8232. En b), circuit de sommation des trois modes commun.....	80
Figure 2.10	Circuit de sommation des « right legs »	80
Figure 2.11	Revêtement textile du volant en a) et bracelet conducteur en b)	81
Figure 2.12	Brodeuse Tajima TMLX-1201	82

Figure 2.13	Photo du système STM32	83
Figure 2.14	Séquence générale logicielle STM32	85
Figure 2.15	Message sérialisé STM32-PC	87
Figure 2.16	Diagramme général de l'application python	89
Figure 2.17	Interface signaux de référence	91
Figure 2.18	Interface signaux expérimentaux	91
Figure 2.19	Interface signaux de référence	92
Figure 2.20	Capteurs de référence Biopac	94
Figure 2.21	Lab streaming layer et Lab Recorder	96
Figure 3.1	Vue globale du simulateur	98
Figure 3.2	Probabilité comparative des accidents reliés à la somnolence	101
Figure 3.3	Vue générale de la carte et vue rapprochée de la route	102
Figure 3.4	Panneaux de signalisation alertant le conducteur d'un virage serré	103
Figure 3.5	Électrodes textiles utilisées dans le projet	105
Figure 3.6	Chaîne de traitement du signal pour l'ECG capacitif expérimental et l'ECG médical de référence	108
Figure 3.7	Pollution spectrale à 40 et 60 Hz	109
Figure 3.8	Exemple de la correction de faux pics ECG évidents pour le signal de référence du participant 8	111
Figure 3.9	Algorithme de remplacement des données basé sur une fenêtre glissante et des limites physiologiques	113
Figure 3.10	Distribution des accidents majeurs et mineurs en fonction de la période d'enregistrement	116
Figure 3.11	Distribution des probabilités d'accident mineur et majeur en fonction du temps	117
Figure 3.12	Exemple de la segmentation des données faite sur la première session du participant 8. Deux fenêtres de 10 minutes ont été choisies parmi	

lesquels les métriques ont été calculées selon une fenêtre coulissante de cinq minutes. Un lissage est appliqué uniquement pour l'affichage afin de rendre le graphique plus lisible	119
Figure 3.13 Intervalles petits et grands autour du pic ECG utilisé pour calculer les indices SQI-StdRatio et SQIPRatio.	124
Figure 4.1 Distribution entre les données retrouvées dans les fenêtres de 10 minutes des classes éveillée et pré-accident avec l'ECG médical de référence	128
Figure 4.2 Distribution entre des données retrouvées dans les fenêtres de cinq minutes des classes éveillée et pré-accident pour le PERCLOS et la déviation standard de la position de la route	129
Figure 4.3 Distribution entre des données retrouvées dans les fenêtres de 5 minutes des classes éveillée et pré-accident avec l'ECG capacitif expérimental	130
Figure 4.4 Différence moyenne du Cohen's d entre l'ECG expérimental et l'ECG de référence pour chaque métrique. Les données sont classées en ordre de grandeur de l'amplitude de séparation.....	131
Figure 4.5 Corrélation des métriques entre l'ECG expérimental et de référence	132
Figure 4.6 Degré de séparabilité des distributions de chaque caractéristique pour chaque participant entre la classe pré-accident et la classe éveillée ordonné selon le coefficient LDA. Un Hedge's g positif indique que la distribution pré-accident est supérieure à la distribution éveillée. Une valeur négative indique l'inverse (Métrique 1-6)	135
Figure 4.7 Degré de séparabilité des distributions de chaque métrique pour chaque participant entre la classe pré-accident et la classe éveillée, ordonnés selon le coefficient LDA. Un Hedge's g positif indique que la distribution pré-accident est supérieure à la distribution éveillée. Une valeur négative indique l'inverse (Métrique 7-12)	136
Figure 4.8 Tendances des scores F1 moyen de la détection de la somnolence pour les 48 combinaisons possibles en fonction des 12 possibilités d'utilisation de caractéristiques (1,2,3 ... 12), pour un total de 576 entraînements. En haut, avec fusion multimodale (VFC et Déviation standard de la position de la route). En bas, sans fusion multimodale (uniquement la VFC)	140

Figure 4.9	Hiérarchie de positionnement des trois paires d'électrodes StmECG0, StmECG1 et StmECG2 pour l'étude de somnolence	148
Figure 4.10	Moyennes et médianes de la performance de détection de pics des signaux expérimentaux ECG STM32 en fonction de l'ECG de référence pour tous les enregistrements. De gauche à droite, un positionnement haut, médian et bas des électrodes	149
Figure 4.11	Distribution du score F1 de détection de pic en fonction de chaque indice de qualité du signal pour les 1900 fenêtres de 5 minutes pour les trois signaux expérimentaux. Trois enregistrements ont été exclus	151
Figure 4.12	Différence entre l'ECG expérimental du haut et l'ECG expérimental du milieu pour le rapport de puissance 0-1Hz/0-45Hz et l'écart absolu moyen (MAD)	153
Figure 4.13	Illustration des différentes positions, géométries et type de textile des électrodes testées.	154
Figure 4.14	Moyenne et écart type de chaque métrique pour 7 participants selon le type d'expérience	155

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

DAC	(anglais, Digital to Analog Converter)
ETS	(anglais, School of Higher Technology) École de Technologie Supérieure
FFT	(anglais, Fast Fourier Transform)
IC	(anglais, Integrated Circuit) Circuit intégré
LDA	(anglais, Linear Discriminant Analysis) Analyse discriminante linéaire
SVM	(anglais, Support Vector Machine) Machine à vecteurs de supports
RF	(anglais, Random Forest) Forêt aléatoire
KNN	(anglais, K-nearest Neighbors) K plus proches voisins
HR	(anglais, Heart Rate) Rythme cardiaque
LF	(anglais, Low Frequency) Basse fréquence
HF	(anglais, High Frequency) Haute fréquence
VLF	(anglais, Very Low Frequency) Très basse fréquence
SNS	(anglais, Sympathetic Nervous System) Système nerveux sympathique
PNS	(anglais, Parasympathetic Nervous System) Système nerveux parasympathique
RMSSD	(anglais, Root Mean Square of the Successive Differences) Racine carrée de la moyenne des carrés des différences RR successives
SDRR	(anglais, Standard Deviation of RR Intervals) Déviation standard des intervalles RR
RR50	(anglais, Percentage of RR Intervals Differing by More Than 50 ms) Pourcentage d'intervalles RR différent de plus de 50 ms
SampEn	(anglais, Sample Entropy) Entropie d'échantillon
DFA	(anglais, Detrended Fluctuation Analysis) Analyse des fluctuations sans tendance
SQI	(anglais, Signal Quality Index) Indice de qualité du signal
SQI-MAD	(anglais, Mean Absolute Deviation) Déviation absolue moyenne

SQI-STD-PP	(anglais, Standard Deviation of Peak-to-Peak Amplitudes) Écart-type des amplitudes de pics à pics
SQI-StdRatio	(anglais, Standard Deviation Ratio) Ratio de l'écart-type dans des fenêtres intérieure et extérieure
SQI-Kurt	(anglais, Kurtosis Coefficient) Coefficient d'aplatissement
SQI-Skew	(anglais, Skewness Coefficient) Coefficient d'asymétrie
SQI-QRSSPI	(anglais, QRS Spectral Power Index) Puissance spectrale QRS
BasSQI	(anglais, Baseline Signal Quality Index) Puissance de la dérive du niveau DC
SQI-PRatio	(anglais, Signal-to-Noise Power Ratio) Ratio de puissance signal sur bruit

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

Ω	Ohm
F	Farad
Hz	Hertz
m	Mètre
Q	Facteur de qualité
s	Seconde
V	Volt

INTRODUCTION

Contexte de l'étude et problématique

En 2020, au Canada, en plus du drame humain que cela représente, le coût social des accidents de la route s'élevait à près de 1 000 dollars par habitant, représentant 2 % du produit intérieur brut du pays (Canada, 2023). Selon le bilan routier de 2022 publié par la Société de l'assurance automobile du Québec (SAAQ), le nombre de décès est passé de 2 209 en 1973 à 392 en 2013 (SAAQ, 2022). Cette diminution peut être attribuée à plusieurs facteurs, tels que l'amélioration de la sécurité des véhicules, les nombreuses campagnes de sensibilisation, ainsi qu'une législation plus stricte concernant l'alcool au volant et les distractions.

Après s'être stabilisé entre 2013 et 2017 (SAAQ, 2022), le nombre de décès causés par les accidents de la route s'est aggravé avec une augmentation de 13,2 % de 2017 à 2022. Ce phénomène de retour en arrière est également constaté à l'échelle internationale. Selon le National Safety Council (National Safety concil, 2022), les États-Unis ont enregistré une augmentation de 16 % des accidents fatals routiers entre 2019 et 2022.

Voici, dans l'ordre, les principales causes des accidents routiers mortels selon la SAAQ en fonction de la fréquence à laquelle elles sont rapportées entre 2016 et 2018 :

1. Les distractions (37.1 % des cas)
2. Les drogues, l'alcool et les médicaments (35.2 % des cas)
3. Le non-respect du code de sécurité routière (32,6 % des cas)
4. La vitesse (32.0 % des cas)
5. Les comportements négligents (20.7 % des cas)
6. La fatigue au volant (19.5 % des cas)
7. Les conditions météorologiques (12.7 % des cas)

Plus récemment, il a été rapporté que la fatigue était maintenant incluse dans approximativement 24 % des accidents ayant causé des blessures ou bien la mort au Québec (SAAQ, 2022). Cette cause est insidieuse, car plusieurs conducteurs sous-estiment leur niveau de fatigue. En effet, les travaux de Sagberg (2007) ont conclu que la plupart des conducteurs avaient tendance à continuer de conduire malgré le fait qu'ils aient reconnu avoir des symptômes de fatigue. Or, il a été démontré par Lowrie & Brownlow (2020) qu'une dette de sommeil sévère (24 heures d'éveil en continu) était beaucoup plus dangereuse qu'une intoxication à l'alcool à un taux de 0.05% (limite légale en Écosse).

Cette problématique suscite une préoccupation mondiale, comme en témoigne la croissance du marché de l'instrumentation dédiée à la détection de la somnolence, estimé à 2,5 milliards de dollars en 2023 et projeté à 12 milliards de dollars d'ici 2030 (Verified market Reports, 2024).

Présentement, les principales technologies utilisées sur le marché font usage des données comportementales (yeux, bouche et posture) ainsi que des données véhiculaires (vitesse et positionnement sur la route). Ceci dit, bien que ces méthodes soient opérationnelles, elles sont loin d'être parfaites. Les données comportementales sont limitées par la variabilité morphologique des individus, la qualité de l'éclairage, le port d'accessoire et l'acceptabilité sociale. Les données véhiculaires sont limitées par la qualité de la route, l'éclairage, la météo et la variabilité des habiletés et des habitudes de conduite inter-individus.

Les données physiologiques telles que l'électroencéphalogramme (EEG), la Photopléthysmographie (PPG), la respiration et l'électrocardiogramme (ECG) sont depuis longtemps reconnues pour leur sensibilité à l'état d'éveil d'un individu ; c'est pour cette raison qu'elles sont utilisées en polysomnographie. Bien que de nombreux résultats prometteurs aient été rapportés dans la littérature avec ces signaux, aucun système commercial faisant usage de signaux physiologiques ne semble actuellement disponible. La captation des signaux physiologiques par des systèmes non-intrusifs, en situation de conduite réelle, demeure un défi technologique non-résolu.

Voici les problèmes qui accablent présentement la prise de mesure des signaux précédemment mentionnés dans un contexte véhiculaire :

- EEG : Le bandeau composé d'électrodes capacitatives perd considérablement en précision comparativement à son homologue médical et il est hautement invasif.
- PPG : Les montres sportives sont typiquement imprécises ; seule une approximation de la variabilité du rythme cardiaque peut en être déterminée (O'Grady, Lambe, Baldwin, Acheson & Doherty, 2024) . Elles sont invasives car elles doivent être fixées au poignet en permanence.
- Respiration : La respiration est fortement corrélée avec l'arythmie sinusale cardiaque ; elle est donc redondante si l'ECG est capté. De plus, les méthodes de captation non invasive de cette dernière sont imparfaites.

Il est possible d'obtenir l'ECG de façon complètement non intrusive. Les capteurs capacitifs peuvent obtenir une qualité de signal quasi médicale dans des situations expérimentales contrôlées (Sirtoli, Liamini, Lins, Lessard-Tremblay, Cowan, Zednik & Gagnon, 2023). C'est donc une approche prometteuse, mais sa performance peut se dégrader sérieusement dans de vraies conditions de conduite (Wartzek, Eilebrecht, Lem, Lindner, Leonhardt & Walter, 2011). Peu d'études ont réellement évalué la viabilité de cette technologie pour détecter la somnolence (Bhardwaj & Balasubramanian, 2019).

Notre recherche démontre qu'il est possible de détecter la somnolence avec des capteurs ECG capacitifs (cECG), mais leurs performances sont nettement moins bonnes qu'avec un ECG médical.

Objectif de recherche

L'objectif principal de ce projet était d'étudier la faisabilité de détecter la somnolence d'un individu avec un ECG capté de façon sans contact lors de la conduite.

Ceci engendre plusieurs sous objectifs :

1. Conception d'un système d'acquisition d'ECG à partir d'électrodes capacitives.
2. Établissement et exécution d'un protocole expérimental de conduite ayant pour but d'induire la somnolence.
3. Conception d'un système de collecte des données médicales (physiologiques), comportementales et véhiculaires.
4. Traitement des données et entraînement d'un algorithme de détection de la somnolence.
5. Exploration de l'impact d'une fusion des données multimodale sur la détection de la somnolence.
6. Optimisation de la géométrie, du positionnement et du type de textile pour les électrodes capacitatives.
7. Exploration des indices de qualités les mieux adaptés pour évaluer l'ECG capacitif.
8. Fusion de capteur ECG capacitif pour recréer un meilleur signal ECG.

Contributions scientifiques

Un système capacitif textile pour la captation de l'ECG a été développé, intégrant trois paires d'électrodes pour une redondance spatiale, un système de stabilisation du couplage et un mécanisme de décharge rapide des effets triboélectriques. Les performances obtenues sur 50 enregistrements, couvrant une pluralité de morphologies, indiquent un score F1 médian de 83 % pour la détection des pics ECG. Ceci démontre qu'il est possible de capter l'activité cardiaque avec une fiabilité relativement élevée. Le score F1 représente un équilibre entre le rappel et la

précision. Autrement dit, il reflète à la fois la capacité du système à détecter tous les battements cardiaques réels (rappel), et à ne pas détecter à tort des battements inexistant (précision). Un score de 100% indiquerait une détection parfaite, sans oubli ni erreur.

En vue d'améliorer les performances de captation du signal ECG, une étude systématique des paramètres liés au positionnement, à la géométrie et au textile des électrodes a permis de conclure que :

- De petites surfaces d'électrode favorisent la stabilité du signal.
- La position des électrodes est un facteur déterminant, avec des performances optimales pour des électrodes situées au milieu du dos.
- Ni le type de textile ni la géométrie n'ont démontré d'impact significatif sur la qualité du signal.

Pour la réalisation d'une fusion de capteurs, une évaluation des indices de qualité du signal les plus prometteurs a été réalisée. Trois indices prometteurs ont été identifiés. Il a été démontré qu'il y avait une complémentarité spatiale entre les trois paires d'ECG capacitifs, mais à cause d'un bris, la fusion n'a pas été effectuée.

Un système de captation et de synchronisation temporelle des données multimodales a ensuite été développé, combinant des données physiologiques (ECG, photopléthysmographie, respiration), véhiculaires et comportementales (caméra). Ce dispositif a été utilisé pour développer une base de données comportant 75 heures de signaux obtenus de 25 participants dans un simulateur de conduite.

Enfin, une analyse comparative des périodes d'éveil (10 premières minutes de conduite) et de somnolence (10 minutes avant un accident majeur) a révélé que :

- l'ECG médical atteint un score F1 de 86 % pour la classification des périodes.

- l'ECG capacitif atteint un score F1 de 69,7 %.
- La fusion des données physiologiques et véhiculaires améliore les performances à 88,6 % (ECG médical) et 78,2 % (ECG capacitif).

Ces travaux démontrent la faisabilité de la détection de la somnolence via un ECG capacitif non invasif, tout en soulignant la nécessité d'améliorations de ce système, notamment par la fusion de capteurs et de données multimodale.

Structure du mémoire

Le mémoire est structuré de la façon suivante :

- Le CHAPITRE 1 présente une contextualisation de la littérature. D'abord, la science de la somnolence est explorée. Elle est ensuite appliquée à la conduite, alors que les différentes familles de détection de l'endormissement sont démystifiées. Cette section se termine avec une présentation de l'instrumentation typiquement utilisée pour la captation non intrusive de l'ECG.
- Le CHAPITRE 2 débute avec une explication en profondeur de l'instrumentation et du simulateur utilisé pour la réalisation de ce projet. Il décrit ensuite le flux de données depuis les instruments jusqu'à leur enregistrement synchronisé sur l'ordinateur.
- Le CHAPITRE 3 Enchaine avec les protocoles expérimentaux pour la détection de la somnolence et la caractérisation de capteurs. En somme, la chaîne de traitement du signal pour l'ECG capacitif, l'ECG médical et les données complémentaires (déviation de la route) est expliquée.
- Le CHAPITRE 4 présente les résultats et la discussion. D'abord sont présentés ceux obtenus pour la détection de la somnolence et ensuite ceux pour la caractérisation des électrodes. Une discussion est faite au fur et à mesure que les résultats sont présentés.

Enfin, ce manuscrit se termine par une conclusion portant sur l'ensemble de ce mémoire. Les avenues possibles pour la continuité de ce projet de recherche sont ensuite discutées.

CHAPITRE 1

POSITIONNEMENT DANS LA LITTÉRATURE

La première section introduira les notions fondamentales du sommeil. Les cinq stades du sommeil seront explorés, et les généralités concernant la polysomnographie seront présentées. Une attention particulière sera accordée à la transition entre l'état d'éveil et le sommeil, marquée par des variations significatives de certains biosignaux. Il sera démontré que ces variations résultent des changements survenant dans le système nerveux autonome. Un lien sera ensuite établi avec le concept de la somnolence, ainsi que les diverses méthodes utilisées pour la caractériser, telles que l'échelle de somnolence de Karolinska (KSS) et l'évaluation par observateur (ORD). Les généralités concernant les protocoles expérimentaux seront ensuite abordées quant aux critères de sélection des participants ainsi qu'au scénario de conduite. Enfin, un état de l'art des méthodes de détection de la somnolence au volant sera proposé. Ces méthodes peuvent être classées en quatre grandes catégories : celles basées sur les données comportementales, les données véhiculaires, les données physiologiques et les approches mixtes.

La deuxième section aborde l'électrocardiographie en explorant les principes essentiels de l'ECG, débutant par une étude approfondie de la physionomie du cœur, incluant la morphologie, les propriétés des cellules myocardiques, et les dynamiques du potentiel d'action qui génèrent le champ électrique mesuré. Les fondements du système électrocardiographique, tels que les électrodes, les suiveurs de tension, les amplificateurs différentiels et les techniques de suppression du mode commun, sont ensuite examinés pour leur rôle crucial dans l'obtention d'enregistrements précis. Le traitement du signal, avec une attention particulière aux types de bruits, aux filtres et à la réduction des artéfacts de mouvement, est également discuté. Enfin, une analyse des technologies d'électrodes mouillées, sèches et capacitatives met en évidence leurs performances, limitations et défis, notamment en ce qui concerne les artéfacts de mouvement et le bruit ambiant. Ensuite, une exploration de l'état l'art sera effectuée pour l'utilisation des électrodes capacitatives dans la littérature de la détection de l'ECG.

1.1 Somnolence au volant

Dans un premier temps, la science du sommeil présente les mécanismes du rythme circadien et des stades de sommeil (N-REM1 à REM). Ensuite, la définition de la somnolence précise comment distinguer la fatigue de la somnolence et de l'hypovigilance. La section sur le système nerveux autonome met en évidence le rôle crucial du SNS et du SNP dans la régulation de l'éveil et du sommeil. L'étalon de vérité de la somnolence est ensuite examiné, abordant à la fois les méthodes subjectives (ex. KSS, ORD) et objectives (EEG, PERCLOS, etc.). Enfin, la section consacrée aux protocoles expérimentaux décrit les critères de sélection des participants, les scénarios de conduite et les conditions nécessaires à l'étude de la somnolence.

1.1.1 Science du sommeil

La somnolence correspond à l'état transitoire entre l'éveil et l'endormissement. Il est donc important de bien comprendre les mécanismes sous-jacents du sommeil avant d'aborder ce phénomène. Le rythme circadien, autrement connu comme l'horloge biologique, est un mécanisme interne qui régule les cycles des différentes fonctions physiologiques et comportementales d'un individu. Ce dernier gouverne notamment les deux systèmes suivants au cours d'une période de 24 heures : la régulation du sommeil et le fonctionnement cardiovasculaire. Chaque système biologique suit l'un des deux processus suivants : le processus S, qui reflète la pression homéostatique du sommeil, et le processus C, qui correspond au signal d'alerte circadien (Beersma & Gordijn, 2007 ; Borbély, 2022). L'interaction entre ces deux forces se manifeste par des variations du niveau d'éveil au cours de la journée. Lors de l'endormissement, ces systèmes physiologiques entrent dans une phase distincte, caractérisée par des opérations spécifiques de régénération et d'homéostasie, notamment pour la réparation des tissus et la consolidation de la mémoire.

Dans la littérature de la chronobiologie, l'étude des cycles biologiques du corps, la phase de sommeil d'un individu peut typiquement être classifiée selon les cinq stades suivants : éveil/alerte, sommeil léger sans mouvement rapide des yeux (N-REM1), sommeil profond N-REM2, sommeil profond N-REM3, sommeil profond avec mouvement rapide des yeux (REM).

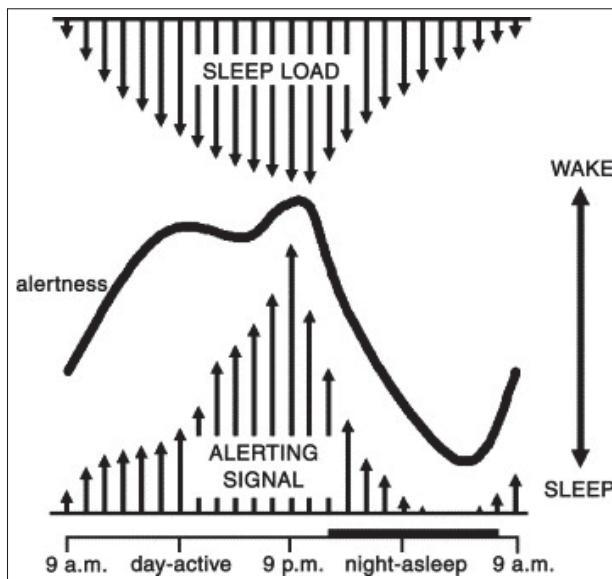


FIGURE 1.1 Cycle du niveau de vigilance en fonction de la charge homéostatique du sommeil et au signal d’alerte circadien
Tirée de Beersma & Gordijn (2007)

L’étude de ces stades est nommée la polysomnographie. L’acronyme REM est couramment utilisé pour signifier «rapid eye movement». Elle utilise notamment l’électroencéphalogramme (EEG), l’electrocardiogramme (ECG), l’électromyogramme (EMG), la mesure de l’effort respiratoire thoracique (RESP), l’électrooculogramme (EOG), ainsi que l’oxymétrie pour les quantifier l’état d’un individu. Un cycle nocturne comporte généralement de 4 à 5 cycles des stades précédemment mentionnés ayant une durée de 90 à 110 minutes chacun (Patel, Reddy, Shumway & Araujo, 2024). Le tableau 1.1 donne un aperçu du comportement des signaux typiquement mesurés lors d’un examen de polysomnographie selon le stade du sommeil(Boudreau, Yeh, Dumont & Boivin, 2013 ; Patel *et al.*, 2024).

Il est intéressant de voir qu’il y a des changements significatifs dans les biosignaux d’un stade à l’autre. Il est possible de voir que la plupart des changements se produisent pendant la transition de l’éveil à N-REM1 et la transition N-REM3 à REM.

TABLEAU 1.1 Caractéristiques des différents stades du sommeil

	Éveil/wake	N-REM1	N-REM2	N-REM3	REM
EEG	Beta (13-30Hz) Alpha (8-12Hz)	Alpha diminue, Theta (4-8Hz)	Fuseaux, complex K	Delta (<2Hz)	Fréquences mixtes
EOG	Mouvement lent et rapide	Mouvement lent	Aucun mouvement	Aucun mouvement	Mouvement rapide
EMG	Activité élevée	Activité en descente	Activité en descente	Activité en descente	Activité très basse
ECG	Rythme basal	Diminution du rythme	Rythme constant	Rythme constant	Augmentation du rythme
RESP	Régulière/ Irregulière	Régulière	Régulière	Régulière	Irrégulière
Durée	N/A	~1-5 minutes	~25 minutes	~20-40 minutes	~10-60 minutes

1.1.2 Définition de la somnolence

Dans le cadre des études sur le sommeil, la somnolence est généralement considérée comme la phase de transition brève entre l'éveil et le stade N-REM1. Cependant, cette transition est rarement étudiée en profondeur dans la littérature en raison de sa courte durée, qui se situe généralement entre 1 et 5 minutes, entre le moment où un individu se couche et celui où il s'endort. Chez certains individus, le temps d'endormissement peut être nettement plus long. La quantification de cette phase est donc complexe en raison de son caractère transitoire et de sa durée variable.

La **fatigue**, la **sommolence** et l'**hypovigilance** sont souvent utilisés de façon interchangeable dans la littérature de la détection de la somnolence, mais ce sont des concepts différents (Phillips, 2015 ; Shahid, Shen & Shapiro, 2010 ; Shen, Barbera & Shapiro, 2006). De manière plus générale, la **fatigue** n'aboutit pas toujours au sommeil. Elle résulte d'un déséquilibre entre le processus S et le processus C. Ce déséquilibre est normalement causé par l'évolution des fonctions du corps au cours de la journée, comme illustré à la figure 1.1. Ce dérèglement peut également être causé par une importante dépense d'énergie provoquée par un effort mental ou physique ou une dette de sommeil. On parle de fatigue chronique lorsque le manque d'énergie persiste même après une nuit de repos (Shen *et al.*, 2006). Le degré de fatigue peut, quant à lui, mener à la somnolence. Lorsque la pression homéostatique du sommeil surpassé les signaux d'alerte circadiens (stimuli externes, besoin de manger, heure de la journée, etc.) et qu'un individu

s'oppose activement à l'envie de dormir, il est considéré en état de **sommolence** (Shen *et al.*, 2006). L'**hypovigilance** correspond à un état de manque de vigilance qui peut être causé par la sommolence et le manque de sommeil (Lim & Dinges, 2008) ou d'autres facteurs tels que la fatigue mentale ou l'ennui provoqué par la monotonie d'une tâche, comme montré par (Larue, Rakotonirainy & Pettitt, 2011). Les fluctuations du degré de sommolence sont directement liées aux régulations physiologiques gérées par le système nerveux autonome, qui contrôle les réponses du corps face à la fatigue et à la sommolence.

1.1.3 Le système nerveux autonome

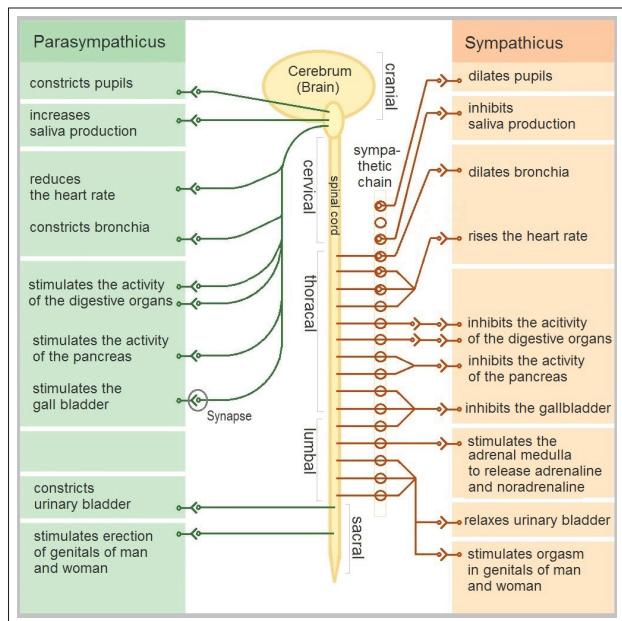


FIGURE 1.2 Système nerveux autonome
Tirée de Geo-Science-International (2024)

Un des systèmes physiologiques principalement étudié dans la littérature sur la sommolence est le système nerveux autonome (SNA), illustré à la figure 1.2. Le SNA joue un rôle important dans la régulation du cycle d'éveil et de sommeil (Zoccoli & Amici, 2020). Le système nerveux autonome est une composante du système nerveux périphérique qui régule les fonctions involontaires de l'organisme telles la respiration, la digestion et la pression sanguine. Le SNA se compose de deux branches principales : le système nerveux sympathique (SNS) et le système

nerveux parasympathique (SNP). Le nerf vague, qui fait partie du SNP, joue un rôle clé dans la régulation de plusieurs fonctions autonomes. La relation entre les deux sous-systèmes nerveux est communément appelée l'équilibre ou le déséquilibre sympathovagal.

Une activation du SNS entraîne une réponse de type « combat-fuite », caractérisée par une augmentation de l'activité des processus corporels et une élévation de l'attention (Waxenbaum, Reddy & Varacallo, 2024). Cela se traduit par une augmentation de la fréquence respiratoire, de la pression sanguine et du rythme cardiaque, ainsi qu'une inhibition temporaire de la digestion. En revanche, le SNP favorise un retour à l'état de repos « repos et digestion », caractérisé par une diminution du rythme cardiaque et respiratoire, et une stimulation de la digestion (Waxenbaum *et al.*, 2024).

La variabilité du rythme cardiaque (VFC), l'étude de l'espacement interbattement, est souvent utilisée comme un indicateur de la balance sympathovagale. C'est pourquoi cette dernière est souvent utilisée pour effectuer la détection de la somnolence. Cela dit, la relation entre le SNP et le SNS n'est pas toujours linéaire. Une augmentation de l'activité parasympathique peut s'accompagner d'une augmentation, d'une diminution, ou d'aucun changement dans l'activité sympathique, selon les contextes (Shaffer & Ginsberg, 2017). Il faut donc tenir compte de ces restrictions lors de l'utilisation de cette caractéristique du signal ECG. Malgré tout, la VFC demeure tout de même un indicateur de l'état du système nerveux solide.

1.1.4 Étalon de vérité de la somnolence

Comme mentionné précédemment, la somnolence est un état incapacitant et transitoire se situant entre le stade d'éveil et le stade du sommeil. Il est extrêmement difficile de quantifier cet état dû à sa nature qui varie en longueur et en symptômes d'un individu à l'autre. Ceci n'a pas empêché le domaine de progresser en utilisant différentes méthodes d'étiquetage. Il existe deux familles d'identification des épisodes de somnolence : subjectives et objectives.

1.1.4.1 Étiquetage des données : subjectives

L'étiquetage subjectif correspond à toutes les méthodes qualitatives où un humain doit porter un jugement sur les données. Les deux méthodes suivantes sont les plus populaires : évaluation de soi et évaluation d'autrui.

Le premier paradigme est intuitif et simple. Il s'agit de demander l'opinion du sujet sur son état de somnolence ou bien de demander à des observateurs externes d'évaluer le degré de somnolence d'un individu. Par exemple le «Karolinska Sleepiness Scale» (KSS) demande à un individu d'auto-évaluer son état de vigilance sur une échelle de 1 à 9, 1 étant extrêmement alerte et 9 étant extrêmement somnolent et luttant contre le sommeil (Shahid, Wilkinson, Marcu & Shapiro, 2011). Typiquement, le KSS est utilisé selon une fenêtre de 1,2 ou 5 minutes.

TABLEAU 1.2 Échelle de somnolence Karolinska

Note	Description verbale
1	Extrêmement alerte
2	Très alerte
3	Alerte
4	Assez alerte
5	Ni alerte ni somnolent
6	Quelques signes de somnolence
7	Somnolent, mais sans effort pour rester éveillé
8	Somnolent avec un peu d'effort pour rester éveillé
9	Très somnolent, grand effort pour rester éveillé, lutte contre le sommeil

Très tôt, il a été démontré que l'augmentation du KSS était corrélée fortement avec l'augmentation de la densité spectrale des ondes de la bande thêta et du coefficient d'atténuation de la bande alpha dans l'électroencéphalogramme (EEG). Comme expliqué à la section 1.2.3.2, l'activité de la bande thêta est prédominante lors de la somnolence et du sommeil alors que celle de la bande alpha est intimement liée à la concentration et la somnolence. Cette corrélation est aussi présente avec une augmentation du temps de réaction ($r=0.56\%$) (Kaida, Takahashi, Åkerstedt, Nakata, Otsuka, Haratani & Fukasawa, 2006). Ceci dit, il existe plusieurs problèmes avec cette métrique, notamment sa nature hautement subjective. En effet, certaines personnes sont meilleures pour

juger leur niveau de fatigue que d'autres. Aussi, l'autoévaluation de la somnolence lors de la conduite perturbe l'état de vigilance du conducteur, contaminant possiblement les données. Il y a donc un enjeu de balancer la fréquence d'échantillonnage de cette mesure pour obtenir une résolution temporelle suffisante tout en dérangeant le moins souvent le conducteur. Cela dit, le KSS demeure tout de même un des étalons de vérité les plus populaires.

L'autre méthode subjective populaire pour étiqueter les données est le « Observer Rating of Drowsiness » (ORD) et correspond à l'évaluation de la somnolence par les paires. Elle est généralement réalisée à l'aide de plusieurs observateurs qui doivent inscrire un score de somnolence après avoir regardé un segment de vidéo donné (Wierwille & Ellsworth, 1994). Ensuite, pour attester de la crédibilité de cette métrique, un test de fiabilité interobservateur est généralement effectué. Un peu plus tard, (Wiegand, McClafferty, McDonald & Hanowski, 2009) a solidifié cette méthode en mettant au point une échelle de 0 à 100 hautement détaillée utilisée par trois observateurs experts qui devaient évaluer 25 critères pour chaque minute d'enregistrement. Un score de fiabilité interobservateur de 0.81 fut obtenu avec cette méthodologie. Cette métrique est un peu moins standardisée que le KSS ; certains auteurs vont simplifier le ORD en prenant quelques libertés. Par exemple, (Gude-Fernández, Fernández-Chimeno, Ramos-Castro & García-González, 2019) utilisait plusieurs observateurs, mais ces derniers devaient faire une classification binaire : le conducteur était somnolent ou non somnolent. En somme, bien que cette méthode soit subjective, elle se différencie du KSS grâce à sa nature multiobservateur qui offre davantage de robustesse. Un de ses principaux défauts réside dans le fait que cette dernière nécessite énormément de temps à appliquer.

Une des forces de l'étiquetage subjectif réside dans sa relative simplicité de mise en œuvre, bien que le processus soit particulièrement exigeant en temps dans le cas du ORD et qu'il puisse interférer avec l'état du patient pour le KSS. Ceci dit, ces méthodes permettent de recueillir des informations qualitatives riches sans nécessiter d'équipements sophistiqués. C'est pour cette raison que ces deux méthodes constituent pratiquement la majorité des approches utilisées dans les articles scientifiques sur la somnolence .

1.1.4.2 Étiquetage des données : objectives

Ces modèles d'étiquetage sont dits objectifs, car ils sont basés sur des éléments quantitatifs pour évaluer la somnolence. D'abord, les méthodes situationnelles fondées sur les accidents seront examinées, suivies d'une exploration des métriques physiologiques et comportementales. Enfin, cette section abordera l'étalement de vérité basé sur le rythme circadien.

Dans le cadre de la détection de la somnolence au volant, il est pertinent d'examiner la période entourant une faute de conduite majeure pour déterminer si la somnolence en est la cause. En état d'hypovigilance, les conducteurs commettent plus d'erreurs, ce qui explique que la somnolence soit souvent inférée lors des accidents en expérimentation. Les travaux de Ingre, Åkerstedt, Peters, Anund, Kecklund & Pickles (2006) ont étudié la corrélation entre le KSS et le nombre d'accidents, révélant une corrélation élevée, mais montrant aussi que la fatigue élevée ne conduit pas toujours à plus d'accidents. À l'inverse, il peut arriver que certains conducteurs enfreignent souvent les règles avec un faible niveau de fatigue. Cela illustre une grande variabilité interindividuelle dans l'impact de la fatigue sur la conduite. Ainsi, de nombreuses études discriminent les candidats selon leur habileté de conduite (Sagberg, 1999) pour limiter ce phénomène. Enfin, cette métrique est peu utilisée, car les accidents ne sont pas garantis dans un cadre expérimental.

Comme mentionné plus tôt, les bandes thêta et alpha de l'EEG sont intimement liées à l'état d'éveil d'un individu. L'activité de la bande thêta est prédominante lors de la somnolence et du sommeil (NREM1 et NREM2), tandis que celle de la bande alpha est associée à l'état de concentration, de relaxation et de somnolence. L'EEG est le signal principal en polysomnographie et est couramment utilisé dans le vaste domaine de l'étude de la vigilance (au-delà de la somnolence). Par exemple, Fujiwara, Abe, Kamata, Nakayama, Suzuki, Yamakawa, Hiraoka, Kano, Sumi, Masuda, Matsuo & Kadotani (2019) ont évalué l'EEG selon les normes des études de sommeil, incluant le stade N1 comme état de somnolence. Le taux de fermeture des yeux (PERCLOS) est également considéré comme un indicateur solide de la somnolence. Les travaux de Wu, Zhao & Bi (2012) utilisent le PERCLOS pour quantifier la somnolence en vue d'évaluer la performance

de leur algorithme basé sur l'analyse de l'ECG. D'autres auteurs combinent plusieurs étalons, comme Rodríguez-Ibáñez, García-González, Fernández-Chimeno & Ramos-Castro (2011), qui utilisent des seuils pour le PERCLOS et la puissance thêta afin de classifier les états de vigilance. Toutefois, ces méthodes souffrent de l'absence d'un consensus universel sur les seuils indicateurs de somnolence. Aussi, la détection de la somnolence sera au mieux aussi fiable que la métrique de référence choisie et aucune de ces métriques n'est parfaite.

Certains auteurs utilisent les cycles circadiens pour étiqueter les données. La méthode du « temps du jour » (TOD) présume qu'un conducteur est dans un état somnolent lors des pics de fatigue connus, comme en début d'après-midi, en fin d'après-midi, et la nuit. Hallvig, Anund, Fors, Kecklund, Karlsson, Wahde & Åkerstedt (2013) ont tenté de quantifier cela en comparant la conduite, le taux de fermeture des yeux et le KSS lors de tests réalisés tôt le matin (9h00-11h00) et tard la nuit (1h00-4h00). D'autres études induisent la somnolence en limitant le sommeil des conducteurs (García-García, Caplier & Rombaut, 2018 ; Zeller, Williamson & Friswell, 2020) ou en séparant les expériences par de longues tâches qui induisent de la fatigue (Siddiqui, Saleem, Brown, Bademci, Lee, Rustam & Dudley, 2021 ; Zeller *et al.*, 2020). Enfin, certains chercheurs provoquent la somnolence en prolongeant la durée de la conduite elle-même ; cela est typiquement reconnu sous l'expression « Temps sur la tâche » (TOT). En effet, (Zeller *et al.*, 2020) a conclu que le TOT **et** la restriction du sommeil avait un effet additif et séparable sur le degré de somnolence.

Finalement, certains chercheurs utilisent le temps de réaction pour quantifier l'hypovigilance d'un individu en vue d'estimer son degré de somnolence. Le test le plus populaire est le test de vigilance psychomoteur (PVT). Le PVT consiste à présenter des stimulus à un intervalle pseudo-aléatoire auxquels les participants doivent réagir le plus rapidement possible en appuyant sur un bouton. Il a été démontré que ce dernier était fortement corrélé avec le KSS et l'activité des ondes thêta et alpha par Kaida *et al.* (2006). Un des défis de cette métrique est que l'inattention ne résulte pas toujours de la somnolence, mais peut parfois simplement refléter une fatigue mentale ou un manque d'intérêt pour la tâche (errance mentale) (Körber, Cingel, Zimmermann & Bengler, 2015).

Ultimement, il n'y a pas de consensus solide actuellement quant au meilleur étalon de vérité pour les épisodes de somnolence. Plusieurs chercheurs penchent vers l'utilisation des méthodes subjectives en raison de leur facilité d'implémentation. Ceci dit, il semble y avoir une tendance croissante de fusionner plusieurs étalons de données issus des deux familles afin d'obtenir une robustesse supérieure.

1.1.5 Protocoles expérimentaux

Bien que les façons de qualifier la somnolence soient diverses et qu'elles ne convergent point, il semble y avoir un accord général concernant les autres paramètres expérimentaux. Tout d'abord, seront abordés les critères de sélection des participants. Cette section poursuivra avec une description des scénarios de conduite et des conditions expérimentales typiquement retrouvées dans la littérature.

1.1.5.1 Critères de sélection

L'âge n'est pas un paramètre qui est normalement contrôlé ou bien très peu d'attention y est portée dans la majorité des travaux de la littérature sur la détection de la somnolence. Pourtant, il est connu que le rythme basal (signes vitaux de base) ainsi que d'autres caractéristiques des signaux physiologiques comme l'arythmie sinusale respiratoire peuvent varier en fonction de l'âge (Ansari, Qaraqe, Charafeddine, Serpedin, Righetti & Qaraqe, 2023 ; Kaur, Kumar, Roy & Singh, 2017).

Typiquement, la parité des sexes est visée, mais il semble y avoir un léger biais en faveur du sexe masculin. Le nombre de participants peut varier d'autant peu que 4 (Li & Chung, 2013) jusqu'à plus de 90 (Arefnezhad, Eichberger, Frühwirth, Kaufmann, Moser & Koglauer, 2022 ; Jacobé de Naurois, Bourdin, Stratulat, Diaz & Vercher, 2019). Dans l'ensemble de tous les articles cités dans cette revue, le nombre moyen de participants se situe aux environs de 25. Généralement, les drogues, l'alcool et le café sont prohibés et il est demandé aux participants d'avoir une bonne santé et aucun problème de sommeil. Ceci ne s'applique évidemment pas aux

travaux visant à évaluer la conduite en état d'ébriété ou ceux étudiant les troubles du sommeil (Das, Zhou & Lee, 2012 ; Fairclough & Graham, 1999). Il est connu depuis longtemps que la qualité de la conduite varie grandement d'un individu à l'autre et ceci peut rendre difficile la tâche de dissocier la somnolence de la mauvaise conduite (Ingre *et al.*, 2006). C'est pour cette raison qu'il est communément exigé que les participants possèdent au moins un permis de conduire.

Il est courant que les chercheurs collectent des données qualitatives sur les habitudes de sommeil des participants. Par exemple, le Pittsburgh Sleep Quality Index (Buysse, Reynolds, Monk, Berman & Kupfer, 1989) est un questionnaire largement utilisé dans la littérature du sommeil. C'est un outil particulièrement intéressant pour valider l'éligibilité d'un participant pour une expérience (Johns, 1991).

1.1.5.2 Scénario de conduite

Il y a une entente générale concernant la nécessité que le scénario de conduite soit monotone et régulier. Ceci peut être expliqué par les travaux de Larue *et al.* (2011) qui ont démontré à l'aide de l'EEG que la faible variabilité de la géométrie de route et de l'environnement (voitures, arbre et bâtiments) augmentait radicalement l'hypovigilance du conducteur. Des résultats similaires ont été reproduits par Körber *et al.* (2015) qui a noté une augmentation du temps de réaction, de la fatigue et de l'errance mentale dans le temps. En vue de reproduire cette monotonie, les chercheurs vont souvent opter pour un scénario de conduite sur autoroute ou sur un circuit circulaire fermé (Fujiwara *et al.*, 2019 ; Vicente, Laguna, Bartra & Bailón, 2016).

1.2 Détection de la somnolence au volant

La détection de la somnolence au volant repose sur divers types de données, chacune apportant une perspective spécifique sur l'état de vigilance du conducteur. Les données véhiculaires, comme la déviation latérale et l'angle du volant, sont efficaces pour détecter des comportements de conduite dangereux, mais elles n'interviennent souvent qu'à un stade avancé, lorsque la

somnolence affecte déjà la conduite. Les signaux physiologiques, tels que l'électrocardiogramme (ECG) et l'électroencéphalogramme (EEG), permettent de détecter la fatigue à un stade plus précoce en mesurant les variations de l'activité cardiaque ou cérébrale. Cependant, ces méthodes présentent des défis pratiques en raison de leur caractère intrusif et de leur sensibilité aux perturbations extérieures, comme les vibrations du véhicule. Les systèmes basés sur la vision, qui analysent les mouvements oculaires, les expressions faciales et la posture, offrent une approche non envahissante en termes de contact physique, mais posent des enjeux en matière de protection de la vie privée, notamment en raison de la surveillance par caméra. De plus, ces systèmes peuvent être limités par des facteurs externes tels que l'éclairage, le port de lunettes ou l'angle de la caméra. Cette section examinera en détail les forces et les faiblesses de ces différentes approches, en abordant leur précision, leur applicabilité en conditions réelles, ainsi que les défis techniques et éthiques associés.

1.2.1 Détection de la somnolence à l'aide des données véhiculaires

Un des premiers signes manifestes de la somnolence au volant est une conduite incohérente et/ou dangereuse du véhicule. C'est d'ailleurs pour cette raison que de multiples études font l'utilisation des signaux véhiculaires suivants : la déviation latérale du véhicule sur la route (DR), l'angle du volant (AV), la vitesse du véhicule (V), l'activité du frein et la distance intervéhicule (Liu, Hosking & Lenné, 2009 ; Sahayadhas, Sundaraj & Murugappan, 2012).

Ceci dit, l'AV et la DR sont les paramètres les plus fréquemment utilisés dans les études récentes (Albadawi, Takruri & Awad, 2022). Cette préférence s'explique en partie par les résultats trouvés par Forsman, Vila, Short, Mott & Van Dongen (2013), une étude de grande envergure qui a cherché à corrélérer la somnolence modérée à la performance de conduite. Pendant 10 jours, les participants conduisaient quotidiennement selon quatre périodes de 30 minutes dans une simulation monotone à différents moments de la journée. Un inventaire de 87 métriques utilisées dans la littérature fut dressé. Parmi ces dernières, la réduction dimensionnelle a révélé que la variabilité de la déviation latérale de la route (VDR) et celle de l'angle du volant (VAV) étaient les plus pertinentes pour expliquer la variance dans les différents signaux enregistrés. En ce

qui concerne la corrélation avec les indices de somnolence mesurés par le KSS, La VDR a montré une corrélation significative (0,72 la nuit, 0,20 le jour), tandis que la VAV a présenté des coefficients plus faibles (0,42 et 0,07).

D'autres études ont démontré les vertus de la déviation de la route (DR) et l'angle du volant (AV) dans le contexte de l'anticipation de l'endormissement. Tout d'abord, Li, Li, Li, Cheng & Shi (2017) rapporte une précision de 78,01 % en calculant la déformation temporelle dynamique et l'entropie approximative d'un signal AV dans des situations de conduite réelles. À l'aide d'un algorithme dynamique bayésien, McDonald, Lee, Schwarz & Brown (2018) explore l'importance du contexte temporel et routier dans l'analyse de données issues d'un simulateur de conduite. Cet algorithme, qui modélise et infère des systèmes évolutifs dans le temps en s'appuyant sur des relations probabilistes entre états cachés et observations, obtient une performance de détection (F1-score) de 0,72, comparable à celle du PERCLOS (0,67). Enfin, Arefnezhad, Samiee, Eichberger & Nahvi (2019) atteint une précision de 98,12 % grâce à un SVM, en analysant plusieurs mesures dérivées de l'angle du volant selon une classification binaire basée sur l'auto-évaluation KSS des sujets (1-6 = éveillé, 8-9 = somnolent).

Au cours de la dernière décennie, les métriques véhiculaires ont été progressivement abandonnées (Albadawi *et al.*, 2022) ou intégrées dans des systèmes de fusion de données avec d'autres types de signaux pour diverses raisons. La première, c'est qu'il est difficile de transférer les résultats des études en simulation à des situations réelles pour cette famille de signaux. Par exemple, pour la déviation latérale, la conduite des participants se distingue entre les deux scénarios de façon statistiquement significative à des vitesses supérieures à 70 km/h (Blana & Golias, 2002). Ce délaissement s'explique également par la forte variabilité interindividuelle de ces mesures (Ingre *et al.*, 2006), leur sensibilité à d'autres facteurs tels que l'état d'ébriété (Das *et al.*, 2012 ; Fairclough & Graham, 1999), ainsi que leur étroite dépendance à la géométrie de la route et aux conditions climatiques (Albadawi *et al.*, 2022 ; Arakawa, 2021 ; Sahayadhas *et al.*, 2012).

C'est pour ces raisons que les études les plus récentes intègrent les données automobiles avec des métriques comportementales ou physiologiques. C'est le cas de Arefnezhad, Eichberger,

Frühwirth, Kaufmann & Moser (2020) qui combinent plusieurs indices provenant de l'ECG avec les indices typiques de la position latérale et de l'angle du volant. Cette étude obtient une performance de classification à trois états de 92 % à l'aide du Random Forest (RF), un algorithme basé sur des ensembles d'arbres de décision, et de 90 % avec le K-Nearest Neighbors (KNN), qui classe un point en fonction de ses voisins les plus proches.

TABLEAU 1.3 Résumé des études sur la détection de la somnolence au volant

Article	Métriques analysées	Algorithme de détection	Seuil de vérité	Résultats
(Arefnezhad <i>et al.</i> , 2020)	ECG, DR, AV	Random Forest, KNN	ORD	F1 : 92% (RF) F1 : 90% (KNN)
(Arefnezhad <i>et al.</i> , 2019)	AV	SVM	KSS	AUC : 0,97 Précision : 98,12%
(McDonald <i>et al.</i> , 2018)	AV, V, EEG, Perclos	Algorithme dynamique bayésien	ORD	DR : AUC : 0,72 Perclos : AUC : 0,67
(Li <i>et al.</i> , 2017)	AV	Distances de warping, Entropie approximative	ORD	Précision : 78,01%
(Forsman <i>et al.</i> , 2013)	DR, V, AV	Analyse de corrélation	PVT, Perclos	Corrélation de groupe (déviation standard) : DR Soir : 0,72 DR Jour : 0,20 AV Soir : 0,42 AV Jour : 0,07

1.2.2 Détection de la somnolence à l'aide des données comportementales

Les données comportementales font référence à l'ensemble des manifestations posturales et faciales observables chez un individu pendant la conduite automobile (Sahayadhas *et al.*, 2012). Ces indicateurs englobent les mouvements oculaires, tels que la fréquence des clignements et la durée des fermetures des paupières, les expressions faciales, notamment les bâillements, ainsi que les changements posturaux impliquant la position de la tête et du torse. Dans la littérature récente, cette approche est souvent qualifiée de méthode de détection par la vision, reflétant l'utilisation prédominante de caméras pour l'acquisition de ces données (Albadawi *et al.*, 2022).

1.2.2.1 Détection basée sur la posture

Un des premiers travaux visant à détecter la somnolence en fonction de la posture a été réalisé par Andreeva & Aarabi (2004). Cette étude a exploré l'utilisation de trois accéléromètres associés à un système de génération acoustique capable de produire des vibrations tridimensionnelles. En analysant la propagation des ondes mécaniques à travers le corps, les chercheurs ont pu estimer le niveau de rigidité et de tension musculaire chez les patients. Cette méthode a permis d'atteindre une précision de 90 % dans la détection de la somnolence sur un échantillon de huit sujets. Un peu plus tard, Teyeb, Jemai, Zaied & Ben Amar (2014) a proposé un système de détection de l'endormissement basé seulement sur la position de la tête qui est extraite à l'aide de l'algorithme de détection faciale de Viola et Jones. Bien que la méthode de quantification de la somnolence ne soit pas clairement explicitée, leur algorithme a atteint une précision de 88 %. En vue de comparer avec la littérature, ils ont obtenu une précision de 80 % en utilisant le pourcentage d'ouverture des yeux (PERCLOS) sur les mêmes données. La posture est généralement utilisée de concert avec les métriques comportementales, qui seront explorées prochainement.

1.2.2.2 Détection basée sur les traits faciaux

La bouche est généralement analysée dans le but de détecter les bâillements d'un individu. Aussi tôt qu'en 2011, cette donnée était déjà utilisée de concert avec la fermeture des yeux

(Omidyeganeh, Javadtalab & Shirmohammadi, 2011). Les sourcils sont aussi un bon indicateur de somnolence comme montré par Assari & Rahmati (2011) qui fut l'utilisation d'un histogramme appliqué sur plusieurs points de repère du visage. Récemment, certaines études cherchent à prendre en compte l'entièreté du visage en vue d'y extraire un maximum de caractéristiques. Notamment, Deng & Wu (2019) propose un système utilisant 68 points de repère faciaux. Un réseau neuronal convolutionnel (CNN) est combiné avec un second CNN multitâche, permettant d'obtenir une précision de détection 93,6%. En 2021, Moujahid, Dornaika, Arganda-Carreras & Reta (2021), a proposé un cadre d'analyse multiniveau compact d'extraction des caractéristiques du visage qui arrive à une performance similaire à celles obtenues par de gros réseaux convolutionnels profond. Cette méthode arrive à détecter la somnolence avec une précision de 85,76% sans couverture faciale et de 76,86% alors que la personne porte des lunettes de soleil. Il semble y avoir un intérêt grandissant pour une analyse holistique du visage.

1.2.2.3 Détection basée sur les yeux

Parmi toutes les méthodes basées sur la vision, l'analyse du comportement des yeux est de loin la plus populaire. L'acquisition des données oculomotrices peut être réalisée selon deux méthodologies principales : l'électrooculographie (EOG) et l'analyse des yeux par traitement d'image (Albadawi *et al.*, 2022 ; Sahayadhas *et al.*, 2012). L'électrooculographie repose sur l'utilisation d'électrodes positionnées stratégiquement autour des orbites oculaires, permettant de mesurer les variations du potentiel électrique généré par l'activité électromyographique périoculaire. Les études du début des années 2000 utilisaient principalement cette technique, car les méthodes par caméras n'étaient pas complètement au point (Bergasa, Nuevo, Sotelo, Barea & Lopez, 2006). Bien que cette technique offre une précision remarquable, elle présente l'inconvénient d'être hautement invasive.

La seconde approche, basée sur le traitement d'image, s'est davantage popularisée dans la dernière décennie avec l'amélioration des techniques d'extraction des caractéristiques oculaires basées sur la vision (Albadawi *et al.*, 2022 ; Sahayadhas *et al.*, 2012). Une des techniques les plus populaires est l'utilisation du ratio d'aspect de l'œil (EAR), introduite par Soukupová & Cech

(2016).

$$\text{Ratio d'Aspect des Yeux (EAR)} = \frac{|P_2 - P_6| + |P_3 - P_5|}{2 |P_1 - P_4|} \quad (1.1)$$

Elle implique l’application d’un algorithme de vision par ordinateur pour identifier et analyser six points de repères clés de l’œil, comme illustré à la figure 1.3. Cette méthode permet de calculer le ratio d’aspect des yeux (EAR) selon la formule (1.1), fournissant ainsi une mesure non invasive de l’activité oculaire. Un seuil est défini pour évaluer si un œil est ouvert ou fermé ; en général, il est considéré comme fermé lorsqu’au moins 80 % de sa surface est masquée (Abe, 2023). Bien que le EAR soit relativement robuste quant à la variabilité interindividuelle (Soukupová & Cech, 2016), il est important de noter que des différences morphologiques importantes peuvent influencer la performance de détection de la fermeture.

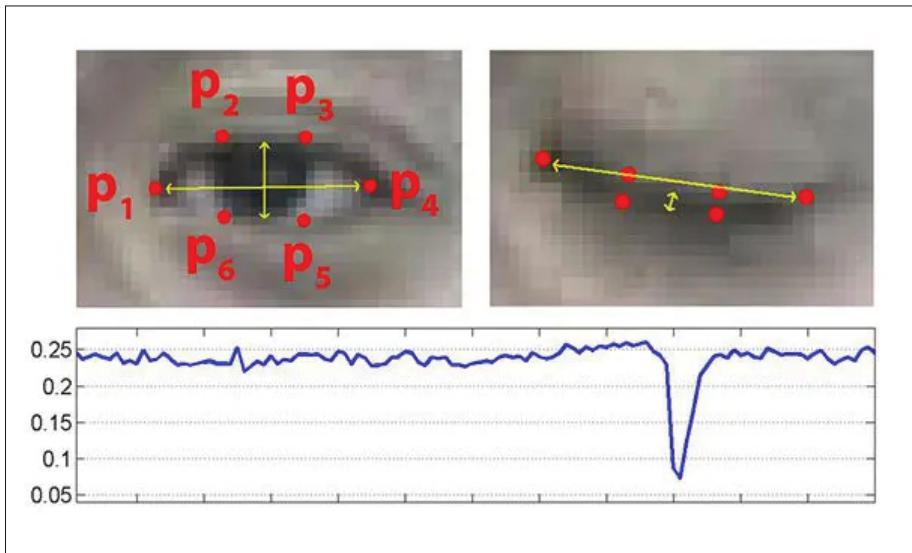


FIGURE 1.3 En haut, illustration des 6 points typiquement utilisés pour calculer le ratio d’aspect de l’œil. En bas, illustration du EAR calculé dans le temps tirée de Soukupová & Cech (2016)

Une autre méthode populaire qui est utilisée pour détecter l’occlusion oculaire est le système d’oculographie infrarouge. C’est d’ailleurs cette technologie qui est utilisée par la compagnie Optalert (Abe, 2023). Elle fut popularisée, en partie, par les travaux de Johns, Tucker, Chapman, Crowley & Michael (2007). Cette technique utilise une petite diode lumineuse placée à proximité des yeux qui émettent de brèves impulsions de lumière infrarouge dans un cône de 30 degrés. Basé

sur le changement des caractéristiques de la réflectance (les paupières réfléchissent différemment la lumière que l'œil), il est possible de modéliser l'activité oculaire.

Le pourcentage d'ouverture des yeux (PERCLOS) est considéré de loin comme étant la métrique oculaire la plus robuste, car il est relativement facile à extraire, nécessite peu de calcul et obtiens de bons résultats(Abe, 2023 ; Albadawi *et al.*, 2022 ; Ramzan, Khan, Awan, Ismail, Ilyas & Mahmood, 2019). Ceci dit, il existe plusieurs métriques dérivées de la fermeture des yeux. Par exemple, Bamidele, Kamardin, Aziz, Sam, Ahmed, Azizan, Bani & Kaidi (2019) ont fait l'utilisation de la fréquence de clignement ainsi que de la durée de la fermeture de la paupière en conjonction avec le PERCLOS. Plusieurs algorithmes de petite taille ont été utilisés tels que le K Nearest Neibhbor(KNN), le Support Vector Machine (SVM) et un Artificial Neural Network (ANN) de seulement 27 neurones pour détecter la somnolence avec ces métriques. Une exactitude de 72,25 % a été obtenue avec le KNN selon un K de 31 et une exactitude de 71,61 % avec l'ANN. Cela démontre qu'il est possible d'obtenir des résultats intéressants avec des modèles très simples et petits.

Limitation des méthodes basées sur les yeux

Les modèles d'analyse du comportement oculaire possèdent des limitations récurrentes au fil des années. La plus notable est le port de lunettes, qui affecte grandement la capacité des algorithmes à correctement discriminer la forme des yeux sur le visage (Rahman, Sirshar & Khan, 2015). De plus, les lunettes changent l'indice de réfraction des yeux, ce qui peut affecter les modèles basés sur l'oculographie infrarouge (Harpaz, Bar-Or, Rosset & Ben-Ami, 2024). C'est une limitation importante considérant qu'environ 57 % des Canadiens âgés de plus de 20 ans au Canada ont un certain handicap de vision nécessitant une correction (Nichani, Trope, Buys, Markowitz, El-Defrawy, Ngo, Markowitz & Jin, 2021). Bien que certains modèles fonctionnent correctement avec des lunettes de correction (tout de même moins bien), les lunettes de soleil opaques réduisent généralement leur performance dramatiquement (Hasan & Kashevnik, 2021). Le niveau de luminosité et d'éclairage sont aussi des problèmes communément rencontrés avec ces algorithmes (Albadawi *et al.*, 2022 ; Ramzan *et al.*, 2019). Ceci est déterminant, car le

système doit pouvoir fonctionner le jour comme la nuit. De plus, le positionnement de la caméra vis-à-vis le visage peut aussi avoir une influence sur la performance. Par exemple, un angle trop prononcé entre la caméra et le visage peut modifier la perspective de l'œil et donc changer le seuil adéquat pour considérer une fermeture. Finalement, la morphologie d'un individu à l'autre ne répondra pas de la même manière à l'algorithme (forme des yeux).

1.2.2.4 Combinaisons de métriques comportementales

La combinaison de multiples signaux comportementaux est de plus en plus courante dans la littérature pour renforcer la robustesse des classifications des états de somnolence. Cette approche vise non seulement à améliorer la performance globale, mais aussi à prendre en compte des cas spécifiques, comme ceux où une personne s'endort les yeux ouverts ; phénomène nommé Lagophthalmos (Fu & Patel, 2024). Aussi, cette méthode permet d'accroître la redondance du système lorsque l'un des signaux est pollué par des artéfacts. C'est dans cette optique que Vural, Cetin, Ercil, Littlewort, Bartlett & Movellan (2007) ont développé un classificateur automatique basé sur un SVM répertoriant plus de 30 actions faciales (clignement, bâillement, affaissement des sourcils, etc.). Les hochements de la tête étaient captés à l'aide d'un accéléromètre. Les chercheurs ont rapporté un taux de succès de la détection de la somnolence de 90 %. Un peu plus tard, Ed-Doughmi, Idrissi & Hbali (2020) ont mis au point une architecture en temps réel reposant sur un réseau neuronal récurrent et des réseaux convolutionnels 3D, atteignant une précision de 97,3 %. De même, Moujahid *et al.* (2021) a combiné la vitesse de clignement des yeux, la fréquence des bâillements et les hochements de tête avec un SVM, obtenant une précision de 79,84 %.

Récemment, Albadawi, AlRedhaei & Takruri (2023) combine le EAR, le MAR (mouth aspect ratio) ainsi que le degré d'inclinaison de la tête comme donnée d'entrée pour trois classificateurs différents : le RF, le SVM et un réseau neuronal séquentiel. Le RF a obtenu la meilleure classification avec un Score F1 de 99 %. Avec les développements majeurs dans le domaine de l'intelligence artificielle lors des dernières années, il faut s'attendre à observer une hausse de l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage profond dans le futur. Par exemple, Yang & Yi

(2024) a mis au point un système qui extrait des caractéristiques du visage selon l'approche du ShuffleNet, un réseau neuronal convolutionnel relativement très peu coûteux en termes de calcul. La sortie est ensuite inférée dans une machine d'apprentissage extrême (ELM) en vue d'obtenir une exactitude de 97.60 % selon un temps d'inférence de 0.6 seconde.

Les métriques comportementales surpassent de loin les métriques véhiculaires en termes de performances de détection de la somnolence et elles sont généralement considérées comme étant l'état de l'art. Cependant, elles présentent des limitations récurrentes, telles que la sensibilité à l'éclairage et à la luminosité, la diversité morphologique interindividuelle, le port d'accessoires, ainsi que le positionnement de la caméra par rapport au visage. Bien que ces obstacles puissent probablement être surmontés grâce à de nouvelles avancées techniques, une question demeure insuffisamment explorée dans la littérature : quel est le degré d'acceptabilité sociale de cette technologie ? Un sondage mené par Picco, Stuiver, de Winter & de Waard (2023) auprès de 628 conducteurs visait à évaluer l'acceptabilité sociale de diverses mesures de prévention considérées comme intrusives. Sur une Échelle d'Acceptabilité, où 0 représente un désaccord absolu et 100 un accord absolu, l'utilisation d'une caméra centrée sur le visage a obtenu un score moyen de 41,5 ($SD \pm 31,5$), indiquant une légère tendance défavorable. Ce résultat est significativement plus bas que celui obtenu pour la collecte des données de vitesse, la métrique la plus populaire, avec une moyenne de 59,6 ($SD \pm 31,5$). Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour mieux comprendre cet enjeu, en particulier pour valider l'acceptabilité sociale de l'utilisation de caméras intravéhiculaires. L'utilisation de données alternatives telles que les mesures physiologiques pourraient donner davantage d'options aux conducteurs.

1.2.3 Détection de la somnolence à l'aide des données physiologiques

Les biosignaux constituent des marqueurs essentiels de l'état physiologique d'un individu. L'activité cardiorespiratoire est étroitement liée au système nerveux périphérique, tandis que les ondes cérébrales sont directement corrélées au niveau d'attention de l'individu. Pour ces raisons, de nombreux chercheurs utilisent l'EEG, l'ECG et la respiration, considérés comme les signaux les plus populaires et les plus prometteurs dans la littérature.

Certaines biométriques ne seront cependant pas explorées dans ce mémoire. Par exemple, l'électromyographie (EMG), qui mesure l'activité musculaire, pourrait offrir des informations intéressantes, mais elle est jugée trop invasive, car elle nécessite un contact direct avec la peau. De même, la mesure de la bio-impédance, qui évalue la conductivité de la peau en fonction du niveau de sudation, présente le même inconvénient. Enfin, bien que le photopléthysmogramme (PPG) soit étroitement lié à l'ECG, il est souvent analysé de manière similaire dans la littérature, rendant son utilisation redondante, d'autant plus qu'il est moins précis.

1.2.3.1 Détection basée sur la respiration

La respiration, processus d'échange gazeux entre les poumons, le sang et les cellules, est régulée par le tronc cérébral et influencée par le système nerveux autonome, composé des branches sympathique et parasymphatique, tel qu'il est expliqué à la section 1.1.2. Le système sympathique stimule une respiration plus rapide et profonde lors de situations de stress ou d'éveil accru, afin d'augmenter l'apport en oxygène et la vigilance. En revanche, le système parasymphatique, prédominant lors des phases de repos ou de somnolence, favorise un ralentissement de la respiration et une diminution de sa profondeur.

Les travaux de Thomson, Morrell, Cordingley & Semple (2005) ont examiné le comportement respiratoire de huit patients ne présentant aucun problème de sommeil ou bien d'anomalie respiratoire. Deux résultats importants ont été rapportés par cette étude. Non seulement la respiration des patients devenait beaucoup plus lente lors de l'endormissement, mais elle devenait plus erratique.

Un peu plus tard, dans les travaux de Igasaki, Nagasawa, Murayama & Hu (2015), la variabilité de la fréquence respiratoire (BRV) a été analysée en extrayant les intervalles entre respirations à partir des signaux enregistrés, puis en calculant des métriques comme la moyenne, l'écart-type, le coefficient de variation et la RMSSD. Ces paramètres ont ensuite été utilisés dans un modèle de régression logistique pour estimer la somnolence, définie par un score de KSS supérieur

ou égal à 7. Les résultats montrent une précision de 74 % avec la BRV seule, portée à 84 % lorsqu'elle est combinée à la variabilité cardiaque (VFC).

Plus récemment, Gudeo-Fernández *et al.* (2019) ont proposé un algorithme, TEDD (Thoracic Effort Drowsiness Detection), basé sur l'analyse en temps réel des changements de la variabilité de la fréquence respiratoire (RRV). En utilisant des bandes de pléthysmographie inductive, des métriques de variabilité respiratoire ont été extraites et combinées à un indice de qualité du signal afin de réduire les faux positifs causés par des mouvements ou la parole. Validé sur un simulateur de conduite avec 15 participants et une procédure de validation croisée "leave-one-subject-out", l'algorithme a atteint une spécificité de 96,6 %, une sensibilité de 90,3 % et un score de Kappa de 0,75, témoignant de son efficacité pour détecter les premiers signes de somnolence. Le problème avec ce système réside dans le fait que les bandes de pléthysmographie inductives sont intrusives, car elles étaient placées sur le thorax, collées au corps.

La littérature de la détection de la somnolence basée uniquement sur la respiration n'est pas très vaste. Ceci s'explique par le fait que son activité peut être dérivée, en partie, depuis l'ECG avec l'activité de la bande HF, rendant le signal quelque peu redondant (Kim & Shin, 2019). C'est d'ailleurs ce que les travaux de Vicente, Laguna, Bartra & Bailón (2011) ont fait en entraînant leur modèle de détection de la somnolence, principalement avec des métriques dérivées du rythme cardiaque qui sont fortement corrélées avec la respiration. Ceci, couplé avec le fait qu'il est très difficile d'obtenir un signal de respiration de qualité de façon non intrusive, rend le signal respiratoire un peu moins intéressant.

1.2.3.2 Détection basée sur l'électroencéphalogramme

l'électroencéphalogramme (EEG) est le signal physiologique par excellence pour la détection de la somnolence. Ceci s'explique par le fait que c'est un signal hautement complexe contenant énormément d'information sur l'état de conscience d'un individu. Ce signal est utilisé dans plusieurs algorithmes robustes de détection de la somnolence, mais des problèmes techniques ont fait en sorte que l'EEG n'a pas été retenu en tant que mesure de la somnolence pour ce projet.

Pour cette raison, seulement les métriques principales dérivées de ce signal et influentes dans la littérature seront explorées. Une revue en profondeur est effectuée par Stancin, Cifrek & Jovic (2021) sur le sujet. Dans le spectre du signal EEG, il y a 4 bandes de fréquences qui sont particulièrement pertinentes pour la détection de la somnolence (Nayak & Anilkumar, 2024) :

- **Bande Delta (0.5 Hz - 4 Hz)** : Cette bande est caractéristique du sommeil profond, avec une activité maximale observée principalement dans le lobe frontal.
- **Bande Thêta (4 Hz - 8 Hz)** : Cette bande est prédominante lors des phases de somnolence et durant les stades de sommeil NREM1 et NREM2. Elle est principalement détectée dans le lobe frontal. Une activité anormalement élevée de cette bande durant l'éveil est associée à des conditions pathologiques.
- **Bande Alpha (8 Hz - 12 Hz)** : Cette bande est associée à un état de repos et de vigilance chez l'adulte éveillé. Elle est principalement enregistrée dans le lobe occipital. Elle tend à augmenter lors d'une tâche nécessitant de la concentration ou bien dans un état de somnolence. Elle chute drastiquement lors de l'endormissement (NREM1)(Patel *et al.*, 2024).
- **Bande Beta (12 Hz - 30 Hz)** : Cette bande est fréquemment mesurée dans les lobes frontal et pariétal. Son amplitude tend à augmenter en état de somnolence ainsi qu'au cours du stade NREM1 du sommeil.

1.2.3.2.1 L'électroencéphalogramme au fil du temps

Dans le but d'investiguer la relation entre les bandes de puissance et la somnolence, Lin, Wu, Liang, Chao, Chen & Jung (2005) ont réalisé une expérience de conduite virtuelle dans laquelle l'EEG a été mesurée selon une disposition médicale standard d'électrodes (10-20). Une base de test et d'apprentissage a été constituée à partir de cinq patients. À l'aide d'une régression linéaire basée sur la représentation logarithmique du EEG, l'estimation des erreurs de conduite pouvait être estimée avec à 82,4 % de certitude. Grâce à une décomposition de composantes indépendantes (ICA), il a été démontré que les bandes les plus corrélées semblaient se situer entre 8 et 14 Hz pour 3 patients et 4 à 9 Hz pour les deux autres. Ceci correspond aux bandes alpha et thêta. Une importance accrue de la bande alpha a également été observée

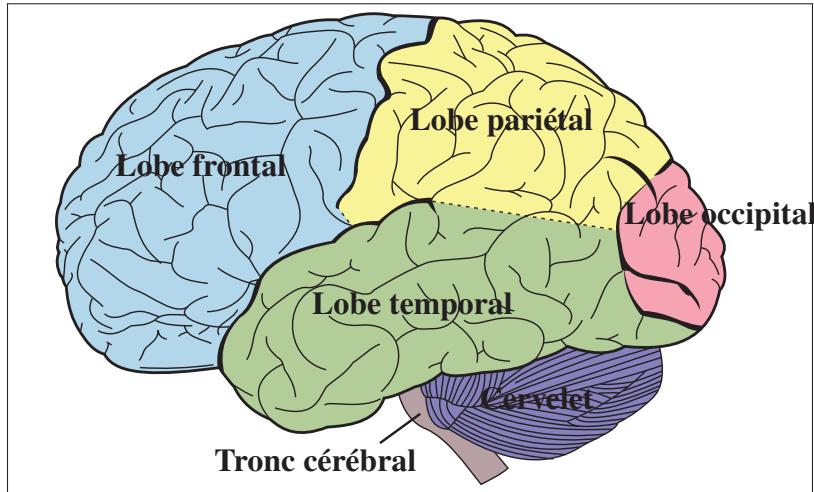


FIGURE 1.4 Cortex cérébral
Tirée de Mysid (2006)

par Nordbakke & Sagberg (2007). En effet, la puissance de cette bande semblait augmenter de concert avec la somnolence.

Un peu plus tard, Punyawad, Aempedchr, Wongsawat & Panichkun (2011) ont enquêté sur la fatigue mentale chez 7 participants durant une conduite de 40 minutes, en combinant plusieurs indices basés sur les rapports de puissance interbandes, obtenant un taux de classification de 90 %. Les bandes Beta, Alpha et Thêta se sont révélées les plus pertinentes. De même, Zhao, Zhao, Liu & Zheng (2012) ont observé chez 13 participants, sur une conduite de 90 minutes, une augmentation des ondes thêta et alpha ainsi qu'une diminution des ondes bêta. Une différence significative dans la forme d'onde fut dénotée quant à la mesure du P300, une métrique mesurant le pic d'activité de l'EEG suivant la présentation d'un stimulus.

Dans l'optique de valider l'effet de différentes tâches (PVT 30 ; minutes, conduite monotone ; 60 minutes) selon deux intensités de concentration sur l'induction de la somnolence, Dimitrakopoulos, Kakkos, Dai, Wang, Sgarbas, Thakor, Bezerianos & Sun (2018) ont poussé l'investigation de la bande thêta selon différentes métriques issues de la théorie des graphes utilisée sur 64 électrodes **mouillées**. Cette méthode permet de prendre en compte le contexte spatial autant que temporel de chaque signal en vue d'extirper des motifs spatiotemporels symptomatiques

de la somnolence. En examinant les coefficients avant et après les tests de conduite et PVT, une exactitude de classification respective de 92 % et 97 % a été obtenue. Ces performances rivalisent celles obtenues par les méthodes comportementales.

1.2.3.2.2 Limitations de l'électroencéphalogramme

Récemment, la littérature sur la détection de la somnolence par électroencéphalogramme (EEG) s'est amenuisée. Bien que le signal EEG recueilli via des électrodes médicales montre une forte corrélation avec la somnolence, sa fiabilité diminue notablement avec des électrodes à contact sec (casques, bandeaux), notamment en raison des vibrations du véhicule (Li & Chung, 2022). De plus, le port de ces dispositifs est intrusif et peu pratique dans le cadre de la conduite automobile. Ainsi, l'EEG est souvent considéré comme un étalon de vérité plutôt que comme un outil de détection actif.

Certains auteurs explorent toutefois des solutions moins intrusives. Nguyen, Mai, Lee & Chung (2023) proposent un capteur installé derrière les oreilles, avec quatre canaux, permettant de calculer la distribution de la puissance relative (rPSD) pour les bandes thêta, alpha et bêta. Avec un SVM, un CNN et un MLP, ils obtiennent respectivement des taux de classification de **82,44 %**, **87,72 %** et **91,31 %**. Si miniaturisée sous forme d'écouteurs, cette technologie pourrait surmonter les barrières d'adoption. Schwendeman, Kaveh & Muller (2022) avancent une approche similaire avec leur système « ear-EEG », qui utilise également le rPSD et atteint un taux de classification de **94,5 %** avec un SVM. Une limitation majeure de cette étude réside toutefois dans le faible nombre de participants (5).

Malgré ces progrès, l'EEG reste contraignant pour une application pratique. Ces limitations ont favorisé l'émergence de technologies basées sur des signaux physiologiques moins intrusifs, tels que l'ECG, qui offrent un potentiel prometteur pour la détection de la somnolence en conduite automobile. Ces approches seront explorées dans les sections suivantes.

1.2.3.3 Détection basée sur l'électrocardiogramme

Il est connu depuis longtemps que l'activité cardiaque est intimement liée à l'activité du système nerveux sympathique et parasympathique (Szstajzel, 2004). Bien qu'il puisse exister des altérations au niveau de la forme de l'impulsion du signal cardiaque selon l'état d'éveil (Shahrudin, Sidek, Asna, Nordin & Jalaludin, 2021), il n'est généralement pas réaliste d'obtenir une précision suffisante du complexe P-QRS-T pour en faire l'analyse à l'aide de capteur sans contact ECG dans une situation de conduite. C'est pour cette raison que la vaste majorité des études portent leur attention strictement sur l'étude de l'espacement interbattement ; la variabilité du rythme cardiaque (VFC). Cette attention est justifiée aussi par le fait que plusieurs études ont démontré un lien solide entre la variabilité du rythme cardiaque et l'évolution du rythme circadien dans le passé (Bilan, Witczak, Palusiński, Myśliński & Hanzlik, 2005 ; Massin, Maeyns, Withofs, Ravet & Gérard, 2000).

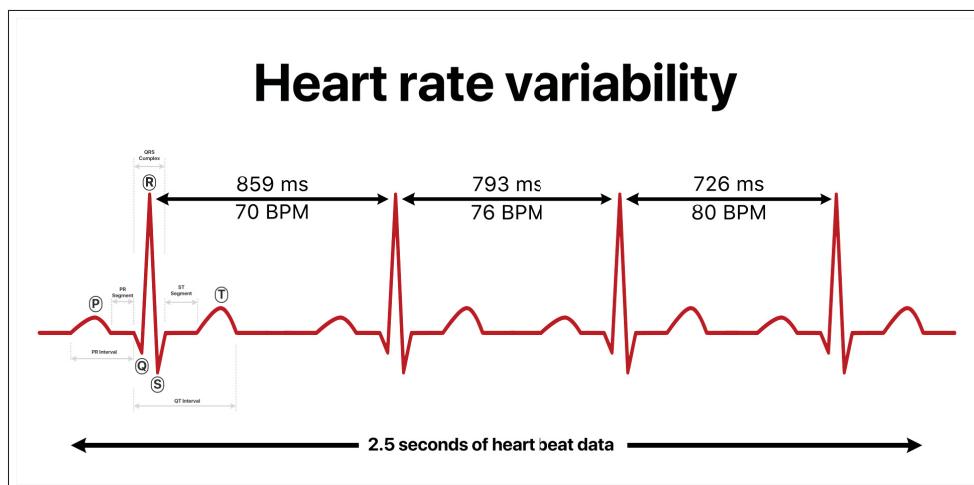


FIGURE 1.5 Exemple de différentes durées d'interbattement ainsi que leur battement par minute instantané correspondant
Tirée de Yitzhak (2022)

Afin de caractériser la variabilité du rythme cardiaque, il est d'abord nécessaire d'extraire les intervalles interbattements à partir de chaque **onde R** (voir figure 1.5). Un signal est ensuite synthétisé pour représenter l'évolution de ces intervalles au fil du temps. Ce dernier est communément connu comme étant la variation du nombre de battements cardiaques par minute.

Plusieurs méthodes d'analyse ont été développées afin de mieux étudier ce signal. Un inventaire des métriques les plus couramment utilisées a été dressé par (Shaffer & Ginsberg, 2017).

L'analyse de la VFC se fait généralement selon deux approches : à court terme (5 minutes) et à long terme (24 heures). Dans le cadre de la détection de la somnolence, les analyses dépassent rarement une heure, rendant l'approche à court terme la plus pertinente. Les caractéristiques, quant à elles, peuvent être séparées en trois domaines différents : temporel, fréquentiel et non linéaire. Les tableaux 1.4 , 1.5 et 1.6 font état des caractéristiques les plus communément utilisées dans la recherche en biomédical (Shaffer & Ginsberg, 2017). Considérant que ces dernières sont utilisées pour caractériser le comportement de la VFC selon plusieurs états, elles pourraient être utilisées pour extirper de l'information quant à l'état de la somnolence d'un individu.

L'analyse à court terme permet de mesurer deux phénomènes. Le premier est la dynamique complexe entre les systèmes nerveux sympathique et parasympathique. Le deuxième inclut « les mécanismes de régulation qui contrôlent le rythme cardiaque via l'arythmie sinusale respiratoire, le réflexe barorécepteur (rétroaction négative de la pression sanguine) ainsi que les changements rythmiques du tonus vasculaire » (Shaffer & Ginsberg, 2017). Il est possible d'analyser une fenêtre plus petite, mais certaines métriques peuvent ne plus être adéquates. En effet, l'ECG de 465 enfants âgés de 6 à 8 ans a été collecté par Seppälä, Laitinen, Tarvainen, Tompuri, Veijalainen, Savonen & Lakka (2014). Ils ont trouvé que les paramètres reflétant la modulation parasympathique du rythme cardiaque pouvaient être mesurés adéquatement avec une fenêtre d'une minute (RMSSD, pNN50 and HF). Ceci n'était pas le cas pour les modulations plus lentes du rythme cardiaque (VLF, LF et LF/HF).

TABLEAU 1.4 Paramètres temporels de la VFC
Tiré de Shaffer & Ginsberg (2017)

Paramètre	Unité	Description
SDNN	ms	Écart-type des intervalles NN
SDRR	ms	Écart-type des intervalles RR
SDANN	ms	Écart-type de la moyenne des intervalles NN pour chaque segment de 5 min d'un enregistrement de 24 h de VRC
Indice SDNN (SDNNI)	ms	Moyenne des écarts-types de tous les intervalles NN pour chaque segment de 5 min d'un enregistrement de 24 h de VRC
pNN50	%	Pourcentage d'intervalles RR successifs différant de plus de 50 ms
HR Max – HR Min	bpm	Déférence moyenne entre les fréquences cardiaques max et min lors de chaque cycle respiratoire
RMSSD	ms	Racine carrée de la moyenne des différences successives entre intervalles RR
Indice triangulaire de la VRC		Intégrale de la densité de l'histogramme des intervalles RR divisée par sa hauteur
TINN	ms	Largeur de base de l'histogramme des intervalles RR

TABLEAU 1.5 Paramètres non linéaires de la VFC
Tiré de Shaffer & Ginsberg (2017)

Paramètre	Unité	Description
S	ms	Aire de l'ellipse représentant la VRC totale
SD1	ms	Écart-type de la représentation de Poincaré perpendiculaire à la ligne d'identité
SD2	ms	Écart-type de la représentation de Poincaré le long de la ligne d'identité
SD1/SD2	%	Ratio de SD1 sur SD2
ApEn		Entropie approximative, mesurant la régularité et la complexité d'une série temporelle
SampEn		Entropie échantillon, mesurant la régularité et la complexité d'une série temporelle
DFA α 1		Analyse de fluctuation sans tendance, décrivant les fluctuations à court terme
DFA α 2		Analyse de fluctuation sans tendance, décrivant les fluctuations à long terme
D ₂		Dimension de corrélation, estimant le nombre minimum de variables nécessaires pour modéliser la dynamique du système

TABLEAU 1.6 Paramètres fréquentiels de la VFC
Tiré de Shaffer & Ginsberg (2017)

Paramètre	Unité	Description
Puissance ULF	ms ²	Puissance absolue de la bande de très basse fréquence ($\leq 0,003$ Hz)
Puissance VLF	ms ²	Puissance absolue de la bande de très basse fréquence (0,0033–0,04 Hz)
Pic LF	Hz	Fréquence de pic de la bande de basse fréquence (0,04–0,15 Hz)
Puissance LF	ms ²	Puissance absolue de la bande de basse fréquence (0,04–0,15 Hz)
Puissance LF	nu	Puissance relative de la bande de basse fréquence (0,04–0,15 Hz) en unités normales
Puissance LF	%	Puissance relative de la bande de basse fréquence (0,04–0,15 Hz)
Pic HF	Hz	Fréquence de pic de la bande de haute fréquence (0,15–0,4 Hz)
Puissance HF	ms ²	Puissance absolue de la bande de haute fréquence (0,15–0,4 Hz)
Puissance HF	nu	Puissance relative de la bande de haute fréquence (0,15–0,4 Hz) en unités normales
Puissance HF	%	Puissance relative de la bande de haute fréquence (0,15–0,4 Hz)
LF/HF	%	Ratio de la puissance LF sur HF

1.2.3.3.1 Évolution de la littérature

En vue de démontrer le lien étroit entre le rythme circadien et la variabilité cardiaque, Shinar, Ak-selrod, Dagan & Baharav (2006) ont étudié les changements autonomiques durant les transitions d'éveil et de sommeil. Exactement 34 patients ont été soumis au test de polysomnographie. Une diminution drastique du rythme cardiaque couplée avec une plus grande stabilité de celui-ci a été remarquée lors de l'endormissement. De plus, les VLF(0.0033-0.04Hz) ont subi une diminution prononcée 2 minutes avant l'endormissement. Quant aux bandes LF et HF, la première semblait diminuer alors que la seconde n'avait pas de changement prononcé.

Un peu plus tard, Michail, Kokonozi, Chouvarda & Maglaveras (2008) ont réalisé une étude de conduite intérieure simulée de 120 minutes sur 21 patients. Un résultat similaire à l'étude précédente a été relevé ; une diminution de la puissance de la bande LF de 9,68 +/-4%. Le ratio de puissance LF/HF a, quant à lui, diminué de 22,2+/-9,8%.

Dans l'optique de créer un classificateur de somnolence, deux bases de données (**Real Driving Database, Simulated Driving Database**) ont été utilisées par Vicente *et al.* (2011). Au total, 25 caractéristiques ont été utilisées, toutes dérivées des bandes LF, HF, LF/HF, du HR (rythme cardiaque) et RF (fréquence respiratoire obtenue à partir de la bande HF du rythme cardiaque). En utilisant une fenêtre d'analyse de cinq minutes et un pas d'une minute, en utilisant le « linear discriminant analysis » (LDA) selon le critère de minimisation de Wilks' lambda, il a été décelé que les caractéristiques avec le potentiel prédicteur le plus fort étaient les suivantes : la moyenne du RF, le minimum de la RF et la médiane normalisée de la bande LF.

Les mêmes auteurs ont poussé leur analyse un peu plus loin dans leurs travaux très influents (Vicente *et al.*, 2016). Ils ont émis la théorie relativement simpliste que la puissance LF normalisée est une mesure de la dominance du système nerveux sympathique. Ceci dit, c'est une affirmation controversée, car il a été montré que la moitié de la puissance de cette bande est produite par le système nerveux parasympathique (Shaffer & Ginsberg, 2017).

Les travaux de Vicente *et al.* (2016) affirment aussi que la balance sympathovagale est mesurée par le LF/HF. C'est une affirmation controversée, car selon Billman (2013), « la prépondérance des preuves confirme que les données LF/HF ne peuvent pas quantifier avec précision l'équilibre sympathovagal cardiaque, que ce soit en bonne santé ou en situation de maladie ». Cela n'empêche pas (Vicente *et al.*, 2016) d'avoir obtenu les scores de détection suivants selon 7 métriques dérivées de la VFC : valeur prédictive positive de 0,96, sensibilité de 0,59, spécificité de 0,98 sur 3 475 minutes de conduite avec l'ORD comme étalon de vérité dans ce projet. Globalement, il semblait y avoir une diminution du ratio LF/HF lors des épisodes somnolents. Les travaux de Patel, Lal, Kavanagh & Rossiter (2011) et de Rahim, Dalimi & Jaafar (2015) ont également rapporté une diminution du ratio LF/HF lors de la somnolence.

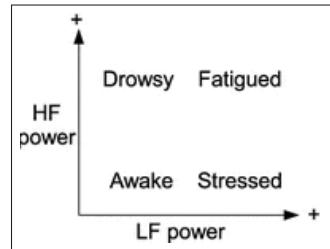


FIGURE 1.6 Modèle approximatif des états d'un individu selon le LF et le HF
Tirée de Vicente *et al.* (2016)

Un peu plus tard, (Lee, Lee & Shin, 2019) ont comparé les performances de détection de la somnolence avec 10 métriques selon les algorithmes suivants : le K-Nearest Neighbors(KNN), le support vector machine(SVM), le Random Forest(RF) et un Convolutional Neural Network (CNN). Des scores F1 respectifs de (61 ± 10) , (60 ± 6) , (65 ± 0.06) et (71 ± 8) utilisant aussi l'ORD comme étalon de vérité. L'expérience a été réalisée sur 6 personnes en vue d'obtenir 22 enregistrements totalisant un peu moins de 23 heures d'enregistrement. La récolte de donnée a été réalisée avec un collecteur de données PPG/ECG portatif.

Récemment, Buendia, Forcolin, Karlsson, Arne Sjöqvist, Anund & Candefjord (2019) ont réalisé une étude de grande envergure sur 81 patients ayant comme objectif d'évaluer le comportement général de différentes caractéristiques de la VFC. Sachant que la flèche indique la direction de variation de la caractéristique lors du commencement de la somnolence, voici les résultats

obtenus : $\text{HR} \downarrow$, $\text{SDRR} \uparrow$, $\text{RMSSD} \uparrow$, $\text{LF} \uparrow$, $\text{HF} \uparrow$ et $\text{LF}/\text{HF} \uparrow$. Un peu plus tard, Zeng, Wang, Chen, Zhang & Cheng (2020) ont trouvé des résultats similaires sur 20 patients à l'aide de l'ORD : $\text{HR} \downarrow$, $\text{SDRR} \uparrow$, $\text{RMSSD} \uparrow$, $\text{pNN50} \uparrow$, $\text{VLF} \uparrow$, $\text{LF} \uparrow$, $\text{HF} \uparrow$. Pour une explication approfondie de ces caractéristiques, voir les tableaux Les tableaux 1.4, 1.5 et 1.6. Ces tendances vont à l'encontre de celles trouvées par Patel *et al.* (2011); Rahim *et al.* (2015); Vicente *et al.* (2016) et c'est d'ailleurs une disparité que la revue de Lu, Sjörs Dahlman, Karlsson & Candefjord (2022) soulève.

Les travaux de Persson, Jonasson, Fredriksson, Wiklund & Ahlström (2021), utilisant le KSS selon une fenêtre de 5 minutes avec 86 patients, ont obtenu les tendances générales suivantes : $\text{HR} \downarrow$, $\text{SDRR} \uparrow$, $\text{RMSSD} \uparrow$, $\text{pNN50} \uparrow$, $\text{VLF} \uparrow$, $\text{LF} \uparrow$, $\text{HF} \uparrow$. En utilisant trois classes ($\text{KSS} < 5$: éveillé, $6 \leq \text{KSS} < 8$: un peu somnolent, $\text{KSS} \geq 8$: très somnolent) et en utilisant le RF, il a obtenu une exactitude de 44 %, une sensibilité de 33 % et une spécificité de 66 %. Une leçon majeure de cet article réside dans le constat qu'une exactitude de 85 % est atteinte lorsque la classification inclut l'ensemble des patients dans les données d'entraînement. Toutefois, cette performance diminue considérablement lorsque la validation croisée avec retrait d'un échantillon est appliquée, ce qui met en évidence une difficulté de généralisation du modèle de classification.

1.2.3.3.2 Fusion multimodale de l'électrocardiogramme

Une fusion des données provenant de l'EEG, de l'ECG et de l'EOG a été réalisée dans les travaux de Hasan, Watling & Larue (2022) afin de concevoir un détecteur de somnolence robuste. La quantification de la somnolence s'est basée sur une combinaison du score KSS (Karolinska Sleepiness Scale) et du temps de réaction (TR). Les modèles de classification utilisés comprenaient un SVM (Support Vector Machine), un KNN (K-Nearest Neighbors), un RF (Random Forest) et un ANN (Artificial Neural Network). Les résultats ont montré que l'analyse du signal EOG seul offrait, en moyenne, la meilleure exactitude et spécificité parmi les modèles testés, tandis que l'ECG affichait la sensibilité la plus élevée. Bien que la fusion des métriques issues des trois signaux n'ait pas permis d'atteindre les meilleures performances pour chaque critère individuel, elle a généré une performance globale plus équilibrée. Pour l'ECG,

les métriques de sensibilité, spécificité et exactitude atteignaient respectivement 69,9 %, 54,6 % et 59,1 % en moyenne. Pour l'EOG, les valeurs correspondantes étaient de 68,6 %, 79,3 % et 73,9 %. Enfin, la combinaison des signaux ECG et EOG a produit des scores moyens de 67,1 % pour la sensibilité, 76,4 % pour la spécificité et 71,8 % pour l'exactitude, des performances moindres que l'EOG seul.

Récemment, une tendance émerge en faveur de la fusion de données provenant de différentes métriques issues de diverses familles de signaux, telles que les biosignaux, les données véhiculaires et comportementales. Dans ce contexte, Jacobé de Naurois *et al.* (2019) a exploité des métriques dérivées de l'ECG, de la respiration, des mouvements de la tête, du comportement oculaire, ainsi que de la vitesse et de la déviation du véhicule sur la route. En fusionnant ces données au moyen d'un réseau de neurones artificiels (ANN), les auteurs a pu prédire un épisode de somnolence avec une précision de 4,18 minutes. L'étude a impliqué 21 patients conduisant chacun pendant 110 minutes. L'état de somnolence des conducteurs a été quantifié à l'aide de l'ORD de plusieurs évaluateurs.

L'ECG est le signal physiologique par excellence pour détecter la somnolence, en grande partie à cause de la possibilité de le mesurer de façon non invasive comparativement à l'EEG. Ceci dit, la grande majorité des études utilisent un équipement médical pour le mesurer, utilisant donc un signal de très haute qualité. Il existe très peu d'informations quant à la viabilité de la détection de la somnolence avec un ECG imparfait provenant d'un instrument de captation non invasive des signaux. L'analyse de la VFC nécessite une certaine exactitude quant aux pics ECG, car c'est dans ces détails que réside l'essentiel de l'information physiologique. Ce manque d'exemples concrets de faisabilité pourrait expliquer pourquoi l'ECG n'est pas encore intégré de manière commerciale dans les véhicules.

TABLEAU 1.7 Résumé des études sur la détection de la somnolence à l'aide de l'ECG

Auteur(s)	Algorithme	Seuil de vérité	Résultats
Shinar et al., 2006	N/A	Polysomnographie	HR↓, VLF↓ avant endormissement, LF↓, HF 0
Michail et al., 2008	N/A	KSS	LF↓ de $9,68\% \pm 4\%$, LF/HF↓ de $22,2\% \pm 9,8\%$
Vicente et al., 2011	LDA	ORD	Prédicteurs clés : moy. et min. de RF, médiane normalisée de LF
Patel et al., 2011	N/A	N/A	LF/HF↓ lors de la somnolence
Rahim et al., 2015	N/A	ORD	LF/HF↓ lors de la somnolence
Vicente et al., 2016	LDA	ORD	VPP 0,96 ; Se 0,59 ; Sp 0,98 ; LF/HF↓
Lee et al., 2019	KNN, SVM, RF, CNN	ORD	Scores F1 : KNN ($61\%\pm10\%$), SVM ($60\%\pm6\%$), RF ($65\%\pm6\%$), CNN ($71\%\pm8\%$)
Buendia et al., 2019	N/A	KSS	HR↓, SDRR↑, RMSSD↑, LF↑, HF↑, LF/HF↑
Jacobe de Nauvois et al., 2019	ANN	ORD	Prédiction de la somnolence avec une précision de 4,18 min
kundinger et al., 2020	SVM, KNN, RF	KSS	KNN : PPG Acc=55.44%, ECG Acc=65.71%; SVM : PPG Acc=65.64%, ECG Acc=40.01%; RF : PPG Acc=62.36%, ECG Acc=70.64%
Zeng et al., 2020	N/A	ORD	HR↓, SDRR↑, RMSSD↑, pNN50↑, VLF↑, LF↑, HF↑
Persson et al., 2021	RF	KSS	HR↓, SDRR↑, RMSSD↑, pNN50↑, VLF↑, LF↑, LF/HF↑; Acc 44%, Se 33%, Sp 66%
Hasan et al., 2022	SVM, KNN, RF, ANN	KSS et PVT	ECG seul : Se 69,9%, Sp 54,6%, Préc 59,1%; EOG seul : Se 68,6%, Sp 79,3%, Préc 73,9%; ECG+EOG : Se 67,1%, Sp 76,4%, Préc 71,8%

1.3 Instrumentation : électrocardiographie

Le but principal de ce projet est de créer un système non intrusif de captation du signal cardiaque. Même si ce dernier fonctionne avec des couplages présentant de hautes impédances, dites « capacitives », les principes de base demeurent les mêmes que ceux d'un dispositif ECG standard.

1.3.1 Fondements physiologiques du cœur

Pour bien comprendre l'analyse du signal cardiaque, il est important de maîtriser le fonctionnement de base du cœur. Ce dernier, organe vital doté d'un système complexe de régulation électrique et mécanique, assure la circulation continue du sang dans tout le corps. En tant que pompe électromécanique centrale du corps humain, il joue un rôle fondamental dans le maintien des fonctions biologiques, aussi bien directement, en approvisionnant les organes en oxygène et nutriments, qu'indirectement, en participant à l'élimination des déchets métaboliques.

1.3.1.1 Fonctionnement mécanique

Le cœur reçoit le sang appauvri en oxygène dans l'oreillette droite par les veines caves inférieures et supérieures. Lors de la contraction de l'oreillette, le sang est acheminé au ventricule droit, qui le propulse ensuite vers les poumons par les artères pulmonaires. Après oxygénation, le sang revient par les veines pulmonaires dans l'oreillette gauche. Sa contraction envoie le sang dans le ventricule gauche, qui le distribue dans l'ensemble du corps par l'aorte, assurant ainsi la diffusion de l'oxygène.

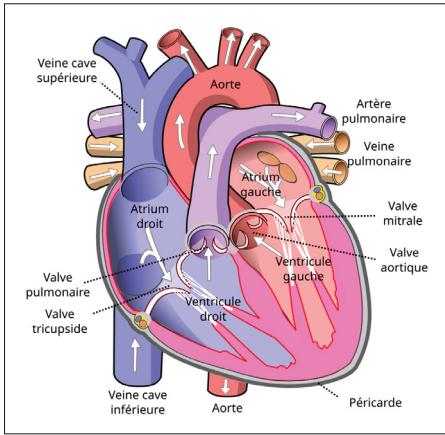


FIGURE 1.7 Anatomie mécanique du cœur
Tirée de Pierce (2006)

1.3.1.2 Fonctionnement électrique

Le cœur est composé de muscles (cellules du myocarde) qui se contractent de façon rythmique. Le nœud sino-atrial génère le potentiel d'action pour les chambres supérieures du cœur (oreillette gauche et droite). Ce signal est ensuite relayé au nœud atrioventriculaire, qui propage le potentiel dans les chambres inférieures du cœur (ventricules gauche et droit). Les branches et les fibres conductrices sont utilisées afin que la propagation de l'onde de dépolarisation se transmette selon une séquence optimale pour la contraction.

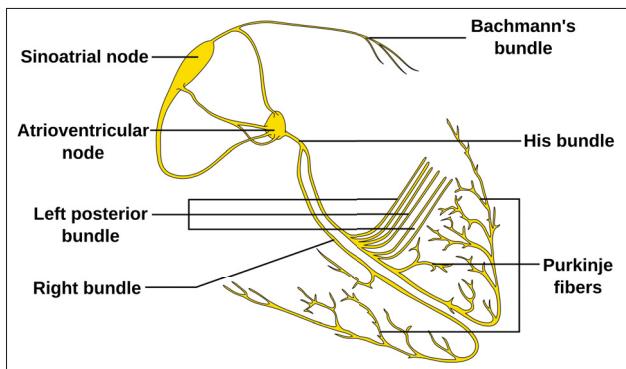


FIGURE 1.8 anatomie nerveuse du cœur
Tirée de angelito (2013)

Dans la (figure 1.9), il est possible de voir l'état d'une cellule myocardiaque selon ses 5 phases typiques (0 à 4). Lorsque l'onde électrique traverse les cellules, elles se dépolarisent brusquement pour ensuite graduellement se repolariser, provoquant ainsi une contraction.

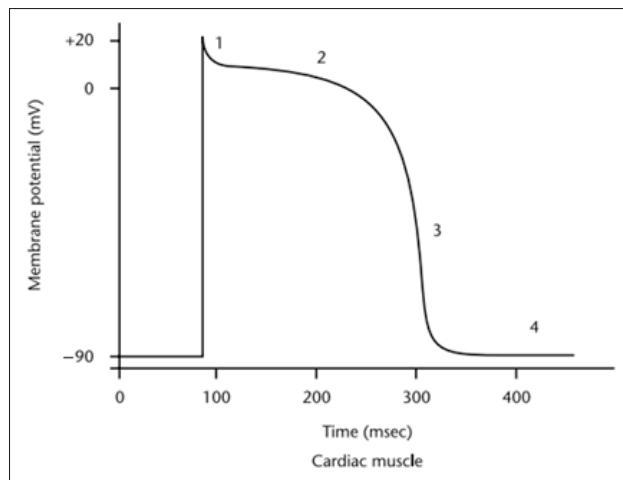


FIGURE 1.9 Dépolarisation des cellules myocardiques
Tirée de D. Clifford *et al.* (2006)

1.3.1.3 Fonctionnement global

Chaque battement (systole) est précédé d'une onde électrique qui traverse le cœur et qui dépolarise chacune des cellules cardiaques de façon coordonnée. Les cellules du cardiomimétateur (nœud sino-atrial) sont les instigatrices de cette onde électrique, car elles peuvent se dépoleriser de façon spontanée. Une fois la contraction terminée, le signal est transmis dans le nœud atrioventriculaire. Ce nœud est utilisé pour ajouter un délai à l'onde du potentiel d'action pour laisser le temps aux oreillettes gauche et droite de transférer le sang vers les ventricules gauche et droit.

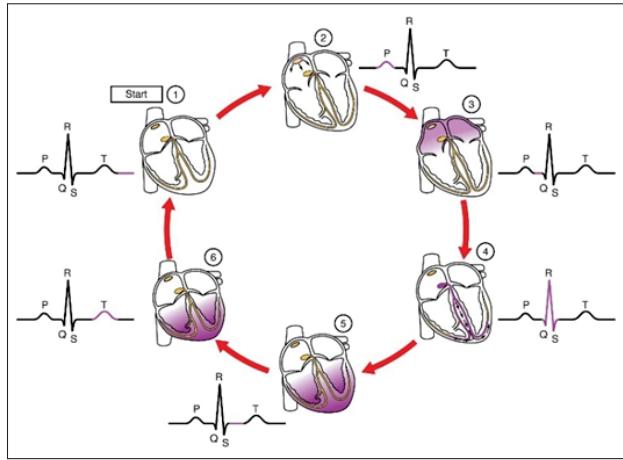


FIGURE 1.10 Propagation électrique du potentiel d'action
Tirée de D. Clifford *et al.* (2006)

1.3.2 Fondement du système de captation de l'ECG

Un des modèles les plus utilisés pour visualiser de manière simple le comportement électrique du cœur est le modèle du dipôle. Lors de la propagation du signal, le cœur se sépare en deux parties : une partie polarisée d'un côté du potentiel d'action et une partie dépolarisée de l'autre côté. Le vecteur résultant de la somme de cette activité électrique du cœur varie en orientation et en amplitude en fonction du temps Tel que montré par la figure 1.11.

1.3.3 Généralités : mesures ECG médicales

Un potentiel électrique peut être mesuré à la surface du corps humain à l'aide d'une électrode. Ce potentiel est en grande partie, mais pas uniquement, dicté par le champ électrique variable produit par le cœur. En utilisant deux points de mesure, on y trouve une différence de potentiel. Dans un système d'ECG standard avec 12 dérivations, il y a 10 sondes. Chacune des électrodes est dite « mouillées ». Cela s'explique par l'utilisation d'un électrolyte « AgCl » entre la sonde et l'épiderme, qui facilite un couplage à basse impédance. La première électrode, celle de la jambe droite (RL), est utilisée à titre de référence électrique ; c'est dans cette dernière qu'est réinjecté le bruit commun de l'ensemble des sondes. Ensuite, trois électrodes sont posées sur le

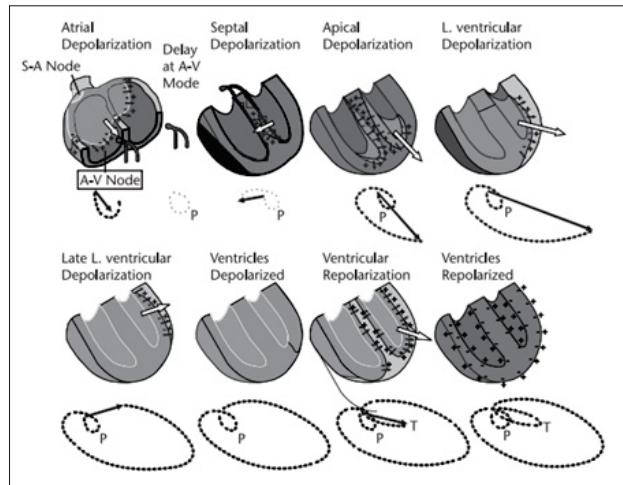


FIGURE 1.11 Changement du module et de l'orientation du champ électrique du cœur dans le temps
Tirée de D. Clifford *et al.* (2006)

corps du sujet en vue de former un triangle sur le plan vertical tel qu'illusté à la figure 1.12. Les positions sont celles-ci : bras droit (RA), bras gauche (LA), jambe gauche (LL).

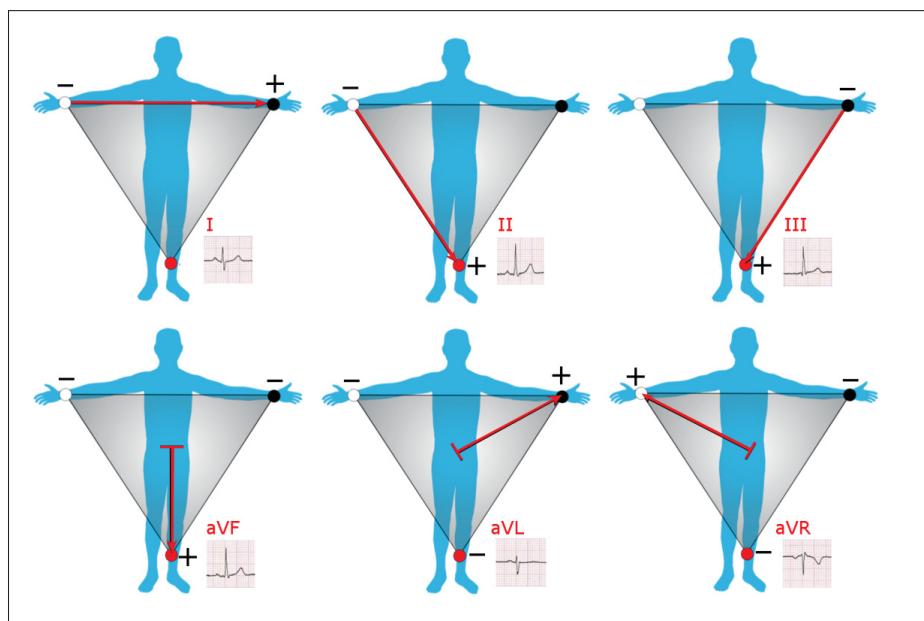


FIGURE 1.12 Triangle d'Einthoven
Tirée de Patchett (2016a)

Les trois premières dérivations, communément nommées « lead I, Lead II and lead III », sont calculées en mesurant la différence de potentiel en chaque point. Pour faire la mesure de chaque dérivation, une amplification différentielle en mode commun est réalisée. L'explication du fonctionnement électrique de ce dispositif suivra dans la prochaine session.

$$LEAD(I) = V_{LA} - V_{RA} \quad (1.2)$$

$$LEAD(II) = V_{LL} - V_{RA} \quad (1.3)$$

$$LEAD(III) = V_{LL} - V_{LA} \quad (1.4)$$

trois autres dérivations, a_{VL} , $-a_{VR}$ et a_{VF} sont calculées de la façon suivante :

$$a_{VL} = \frac{LEAD(I) - LEAD(II)}{2} \quad (1.5)$$

$$-a_{VR} = \frac{LEAD(I) + LEAD(II)}{2} \quad (1.6)$$

$$a_{VF} = \frac{LEAD(II) + LEAD(III)}{2} \quad (1.7)$$

Il est possible d'isoler mathématiquement V_{LA} , V_{RA} et V_{LL} . En calculant la moyenne de ces trois potentiels , une approximation du potentiel électrique du corps peut être obtenue. Cette référence s'approchant de zéro, est nommé le Wilson's Central Terminal (WCT).

$$V_{WCT} = \frac{V_{RA} + V_{LA} + V_{RR}}{3} \quad (1.8)$$

À partir de ce référentiel, il est possible de mesurer les six dérivations supplémentaires à l'aide des électrodes thoraciques. Ces dernières permettent d'avoir une pluralité spatiale de mesure du comportement électrique du cœur. Un résumé des douze dérivations est disponible à la figure 1.13.

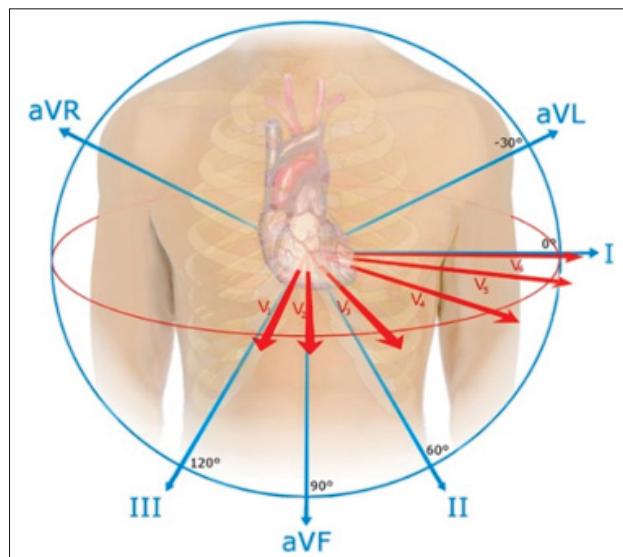


FIGURE 1.13 Représentation vectorielle des différentes dérivations ECG
Tirée de Patchett (2016b)

1.3.4 Amplification différentielle en mode commun

Il peut arriver qu'une seule dérivation de l'ECG soit nécessaire pour analyser la VFC. C'est le cas des études de variabilité cardiaque qui n'ont besoin que d'un signal, car seulement l'intervalle inter-pic cardiaque est utilisé. Dans ce type de mesure, seulement trois électrodes sont utilisées : une sur le bras droit, une sur le bras gauche et une sur la jambe droite. Ceci correspond à mesurer la première dérivation (lead I). Un système d'amplification différentiel est utilisé pour mesurer l'ECG tel qu'illustré à la figure 1.14. Deux potentiels sont mesurés : RA et LA. Les câbles ont généralement une impédance relativement élevée ($> 50\text{k }\Omega$) pour protéger le patient. Les ampli-opérationnels OA1 et OA2 sont utilisées en tant que suiveur de tension entre le système et le corps humain puisque les courants provenant de ce dernier sont extrêmement faibles. Le gain G_{diff} du circuit suit la formule suivante :

$$G_{\text{diff}} = \left(1 + \frac{2R_1}{R_{\text{gain}}}\right) \left(\frac{R_3}{R_2}\right) \quad (1.9)$$

Les résistances R_{commun} sont utilisées en vue de dériver la moyenne commune des signaux RA et LA. La formule du mode commun est la suivante :

$$V_{\text{CM}} = \frac{V_1 + V_2}{2} \quad (1.10)$$

Ce mode commun est ensuite inversé par OA3 et injecté dans l'électrode RL. Cette réinjection vient atténuer le bruit commun aux deux électrodes. Une résistance de protection telle que R7 est généralement utilisée afin de limiter le courant pour protéger le patient. Finalement, la différence entre le RA et le LA est calculée par OA4 et est envoyée à la prochaine étape. Cette méthode est excellente pour rejeter tout type de bruit. Un des bruits les plus pernicieux qui est réduit par cette méthode provient du couplage des lignes de tension de 60Hz avec le corps humain. En effet, tel qu'illustré par les capacités parasites C1 et C2, un diviseur de tension est formé avec le corps humain, ce qui introduit un sinus de 60 Hz dans les lectures des capteurs.

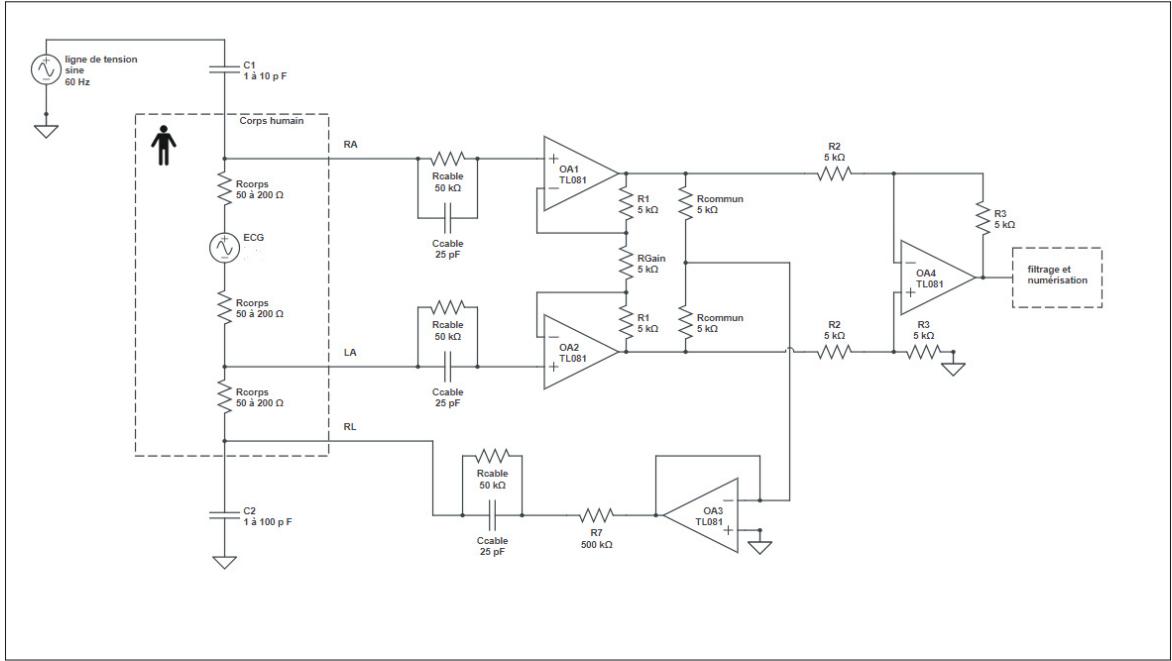


FIGURE 1.14 Circuit de base de l'amplification différentielle avec réinjection du mode commun. Ce circuit est générique et se veut comme étant une approximation du comportement fondamental du circuit de l'AD8232. Il est inspiré du guide de conception écrit par Kitckin (2006). Il a été légèrement modifié pour intégrer le RL tel que démontré dans le manuel écrit par D. Clifford *et al.* (2006)

1.3.5 Numérisation et traitement du signal appliqué à l'ECG

Le signal sortant de l'amplificateur différentiel peut varier en qualité selon plusieurs facteurs : les artefacts de mouvements, les effets triboélectriques, le bruit d'origine musculaire, le 60 Hz et divers types de bruit ambients.

Le bruit d'origine musculaire, autrement connu sous le nom de bruit électromyographique, est particulièrement prononcé lors d'une contraction. Sa présence spectrale se situe entre 20 et 1000 Hz. De façon standard, un filtre passe-bas de 35 Hz est utilisé pour mitiger ce bruit (Christov & Daskalov, 1999). D'autres méthodes existent, mais elles dépassent le contexte de ce projet, puisque le bruit électromyographique ne sera pas un enjeu majeur lors de ce projet.

Le bruit provenant des artefacts de mouvement peut se traduire par deux types de distorsion de la référence en courant continu (CC). Le premier type se manifeste par une variation lente et aléatoire du niveau CC, généralement causée par des mouvements lents. Ce genre d'artefact est atténué à l'aide d'un filtre passe-haut de 0,005 Hz, qui élimine les dérives sans affecter les fréquences d'intérêt du signal ECG. Le deuxième type correspond à une variation violente et rapide de la référence, souvent liée à des mouvements brusques ou à un décollement momentané d'une électrode. Dans ce cas, la perturbation est détectée, et le segment de signal concerné est généralement ignoré, car le signal n'est pas récupérable. Le comportement de ce type d'artefact est plus complexe pour les électrodes capacitatives. Le bruit causé par les effets triboélectriques est négligeable pour l'ECG médical.

L'énergie spectrale du 60 Hz est assez facile à discriminer. Un filtre bloqueur de bande étroite est utilisé pour éliminer cette fréquence avec un facteur de qualité suffisamment élevé pour couvrir la dérive en fréquence des lignes de tension. Il est possible de trouver la chaîne de traitement de signal typiquement retrouvée dans tous les signaux ECG à la figure 1.15. Un filtre passe-bas à 0.005 Hz, un filtre coupe-bande étroit à 60 Hz et finalement, un filtre anti-repliement spectral qui varie en fonction de la fréquence d'échantillonnage. Selon Nyquist, voici la fréquence de coupure qui doit être utilisée en fonction de la fréquence d'échantillonnage pour éviter le repliement :

$$f_{\text{coupure}} \leq \frac{f_{\text{échantillonnage}}}{2} \quad (1.11)$$

Cliniquement, la fréquence d'échantillonnage est communément de 500 Hz à 1000 Hz, car l'arythmie sinusal respiratoire (RSA) peut parfois être très petite (Shaffer & Ginsberg, 2017), ce qui nécessite une résolution temporelle élevée pour mesurer sa modulation de l'écart inter-pics. Cela dit, une fréquence de 125 ou 200 Hz est suffisante dans le cas où la RSA est « normale » (Shaffer & Ginsberg, 2017) . Dans une étude comportant 30 patients en santé (Vicente *et al.*, 2011), une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz a été suffisante pour discriminer la somnolence à l'aide de plusieurs métriques reliées à la RSA. Ceci dit, il ne semblait pas y avoir d'étude qui explorait en profondeur la fréquence d'échantillonnage et la somnolence au moment

de l'écriture de ce mémoire. Pour ce qui est de la résolution en voltage de l'échantillonnage, Censi, Calcagnini, Corazza, Mattei, Triventi, Bartolini & Boriani (2012) n'ont trouvé aucune différence majeure quant à la longueur de l'onde P de l'ECG avec une résolution de 16 bits et de 24 bits. Il est donc possible de conclure que les paramètres d'échantillonnages suivants sont suffisants : 256 Hz et 16 bits.

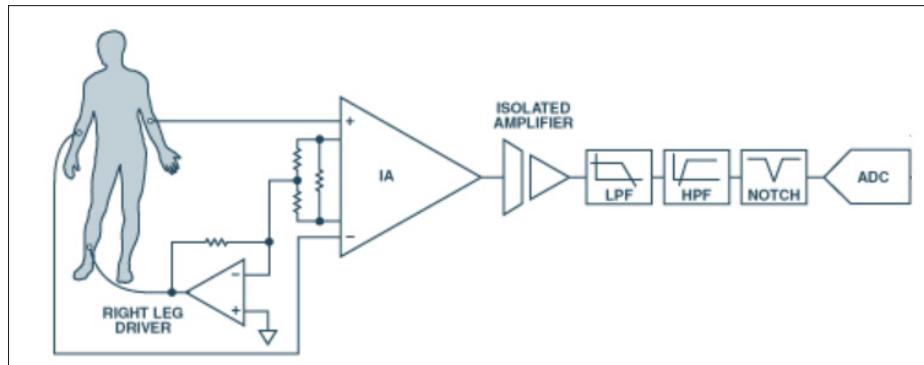


FIGURE 1.15 Amplification différentielle en mode commun suivi de la chaîne de filtrage et prénumérisation de l'ECG
Tirée de (Combos, 2003)

1.3.6 Méthodes de la détection non invasive de l'ECG dans la littérature

Il existe plusieurs méthodes pour détecter l'ECG de façon non invasive. Par exemple, la ballistographie a été employée par (Wusk & Gabler, 2018). Une erreur moyenne de 5 respirations par minute et 15 battements par minute a été obtenue par rapport à une référence. Cette résolution n'est évidemment pas acceptable pour détecter la somnolence.

D'autres chercheurs se sont attaqués à la détection de l'ECG via des capteurs inductifs. Il a été démontré qu'il est possible d'avoir des signaux de pics ECG de très bonne qualité dans des conditions expérimentales (aucun mouvement) avec une bobine en textile placée directement sur la poitrine à l'emplacement du cœur ; en effet, un coefficient de corrélation pour chaque pic ECG de 0.97 a été obtenu avec la référence (Gi, Lee, Koo, Khang, Kim, Kang, Lee & Lee, 2015). Un peu plus tard, une technologie similaire a été testée dans des conditions de conduite réelles avec la bobine inductive dans le dossier du siège. Les pics ECG étaient très difficiles à détecter (Vetter,

Leicht, Leonhardt & Teichmann, 2017) et les vibrations de la voiture venaient complètement dénaturer les signaux de respiration et d'ECG. Il serait intéressant de reproduire cette expérience avec un capteur inductif plus proche du cœur. Certains auteurs font usage de radars millimétriques (Li, Wan, Liu, Zhu & Wang, 2022) ou bien de méthodes optiques (Leonhardt, Leicht & Teichmann, 2018), mais ces dernières restent tout de même très expérimentales et leurs résultats ne sont pas encore assez aboutis pour être utilisés dans une situation réelle. En effet, les travaux de (Sidikova, Martinek, Kawala-Sterniuk, Ladrova, Jaros, Danys & Simonik, 2020) ont déterminé que les méthodes basées sur les radars, la balistocardiographie et l'optique souffraient davantage des interférences parasites en comparaison avec L'ECG capacitif.

Finalement, des chercheurs ont intégré des électrodes conductives sur le volant d'un véhicule. Récemment, l'utilisation de ce type d'électrode a été rapportée par Choi, Lim & Pan (2020), atteignant une performance de similitude de cycle de 96.5% par rapport à la référence. Malgré la performance exceptionnelle de ce système, un problème persiste : le conducteur doit avoir les deux mains sur le volant à tout moment. Cela n'est pas réaliste. Les méthodes utilisant la Photopléthysmographie souffrent des mêmes problèmes : le conducteur doit maintenir fermement ses mains sur les capteurs tels que rapporté dans la revue de Leonhardt *et al.* (2018). C'est pour toutes ces raisons que les capteurs capacitifs sont généralement considérés comme étant la solution pour capter l'ECG de façon non intrusive avec une qualité suffisante des pics pour en faire une analyse robuste de la somnolence.

1.3.7 Électrodes capacitatives

Les électrodes à couplage haute impédance, communément appelées « électrodes capacitatives », ont été explorées à maintes reprises dans la littérature. D'abord, il est important de comprendre la différence entre les différents types de couplages. La figure 1.16 fait état de la différence du profil d'impédance entre chacune d'entre elles.

Il existe deux familles différentes : les électrodes avec contact et les électrodes sans contact. Elles se distinguent principalement par un élément : la présence ou non d'une capacité en série

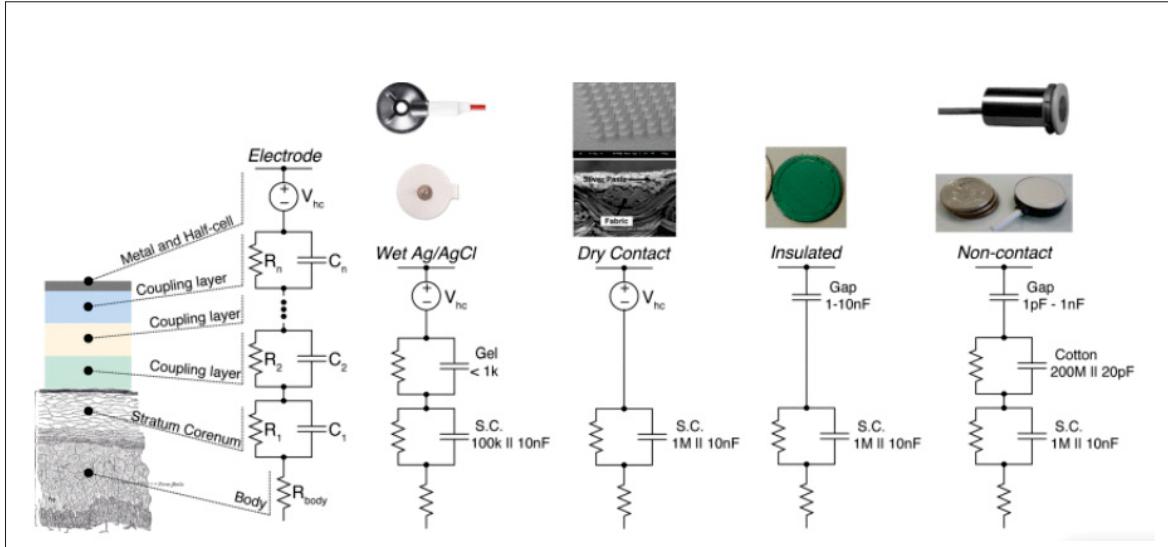


FIGURE 1.16 Présentation du profil d’impédance des différents types de couplages
Tirée de Chi *et al.* (2010)

dans le circuit de couplage. L’impédance de la peau est majoritairement dictée par le « stratum corneum », la couche sèche externe de cet organe. Cette couche peut typiquement être modélisée par une résistance de $1M\Omega$ en parallèle avec une capacité de 10 nF pour une électrode collée sur la peau. La valeur de la partie résistive de ce couplage peut diminuer à 100Ω lors de l’application d’un gel.

Les électrodes ECG sans contact sont souvent désignées comme étant capacitatives pour deux raisons différentes ; dans un premier cas, certains chercheurs vont forcer un couplage capacitif en séparant la peau et le vêtement de l’électrode à l’aide d’un diélectrique dans l’espérance de diminuer l’effet des artefacts de mouvement causé par frottement(Chi *et al.*, 2010). Dans ce cas, le couplage est dominé par la capacitance en série ce qui rend le couplage purement capacitif. Dans un autre cas où une capacitance en série n’est pas ajoutée, les chercheurs vont considérer le couplage de l’électrode comme étant capacitifs, puisqu’ils approximent le comportement d’un vêtement comme étant un diélectrique entre la peau et l’électrode, formant ainsi un condensateur tel qu’illustre à la figure 1.17. Dans ce deuxième cas, c’est une approximation.

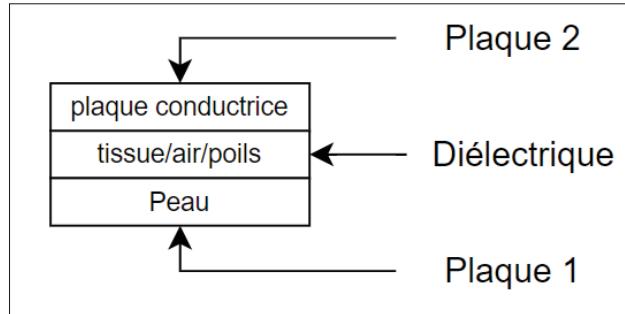


FIGURE 1.17 Exemple du couplage entre la peau et l'électrode

L'idée d'utiliser des électrodes capacitatives n'est pas nouvelle : dès 1979, ce système était déjà à l'étude (Griffith, Portnoy, Stotts & Day, 1979) en tant qu'alternative pour les patients souffrant de réactions allergiques ou d'irritations dues aux électrodes conventionnelles. Ceci dit, ce sont vraiment les travaux de Lim, Kim & Park (2006) qui ont mis en avant le potentiel de l'ECG capacitif pour la prise de mesure non intrusive dans des situations non médicales, en introduisant le système sous la forme d'un siège. La figure 1.18 montre la structure typiquement retrouvée dans un circuit d'adaptation d'impédance classique.

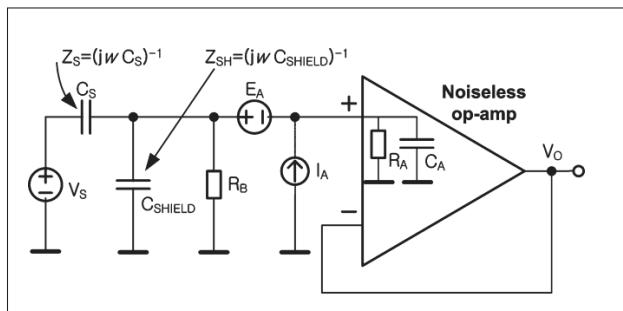


FIGURE 1.18 Comportement simplifié du système du préamplificateur
Tirée de Lim *et al.* (2006)

C_{SHIELD} correspond à la capacité parasite entre la ligne d'information et l'isolation électrique du PCB. C_A correspond à la capacité d'entrée de l'ampli opérationnel. C_S correspond à la capacité équivalente du couplage entre le corps et l'électrode. La mise en équation du gain dans le domaine de Laplace démontre clairement le rôle que la résistance d'entrée R_B joue sur la fréquence de coupure. En effet, dans ce modèle simple, R_B et C_S forment un filtre

passe-haut. Un diviseur de tension est aussi présent entre C_S et $C_A || C_{\text{SHIELD}}$, induisant donc une perte d'amplitude dans le signal.

$$G(s) = \frac{C_S R_B s}{1 + (C_A + C_{\text{SHIELD}} + C_S) R_B s} \quad (1.12)$$

La fréquence de coupure du filtre RC peut être estimée par :

$$f_c = \frac{1}{2\pi R_B C_S} \quad (1.13)$$

Le rapport signal sur bruit (SNR) de ce modèle peut être représenté par l'équation suivante :

$$\text{SNR} = \frac{|V_S|}{\sqrt{I_A^2 |Z_S|^2 + E_A^2 \left|1 + \frac{Z_S}{Z_{\text{SH}}} + \frac{Z_S}{R_B}\right|^2 + E_{\text{Thermique}}^2 \left|\frac{Z_S}{R_B}\right|^2}} \quad (1.14)$$

Il est important de noter le rôle crucial que joue l'impédance de la source Z_S tant pour le bruit thermique $E_{\text{Thermique}}$ que pour le bruit de courant de l'amplificateur I_A . Le bruit peut donc varier de manière complexe en fonction de cette impédance.

Les travaux de Chi *et al.* (2010) ont démontré expérimentalement la différence de la figure de bruit pour différents types de couplage, soulignant ainsi l'influence déterminante de Z_S . La mesure a été réalisée sur le bras d'un patient. On peut apercevoir à la figure 1.19 que le couplage avec vêtement (coton) mène à une figure de bruit d'environ une magnitude de grandeur supérieure par rapport aux électrodes mouillées AgCl pour les fréquences de 10 à 100 Hz. Ceci atténue la qualité du signal significativement puisque les fréquences qui composent le complexe QRS se situent entre 8 et 35 Hz. Il est intéressant de noter que la figure de bruit est moins prononcée pour les couplages sec et capacitif qui sont collés directement sur la peau, soulignant le rôle majeur que joue le vêtement sur la qualité du signal.

Un autre résultat intéressant des travaux de Lim *et al.* (2006) fut la modélisation du gain en fonction du type de vêtement entre la peau et l'électrode tel que démontré à la figure 1.20. Les chandails de coton, de laine et d'acryliques ont des comportements fréquentiels complexes qui suivent tout de même approximativement le comportement d'un filtre passe-haut. L'approximation d'un condensateur n'est donc pas tout à fait exacte pour Z_S . La plaque de PTFE agit comme un condensateur de 20 pF et permet d'illustrer une référence avec son comportement plus typique d'un filtre passe-haut « pur ». Il est crucial de prévoir l'impédance d'entrée du système et de bien estimer la capacité du couplage pour que la fréquence de coupure ne soit pas trop élevée et qu'elle n'atténue pas les fréquences d'intérêt. Une fréquence de coupure trop basse pourrait, quant à elle, contribuer à la saturation du capteur en ne déchargeant pas l'accumulation des charges assez rapidement (composantes de basses fréquences).

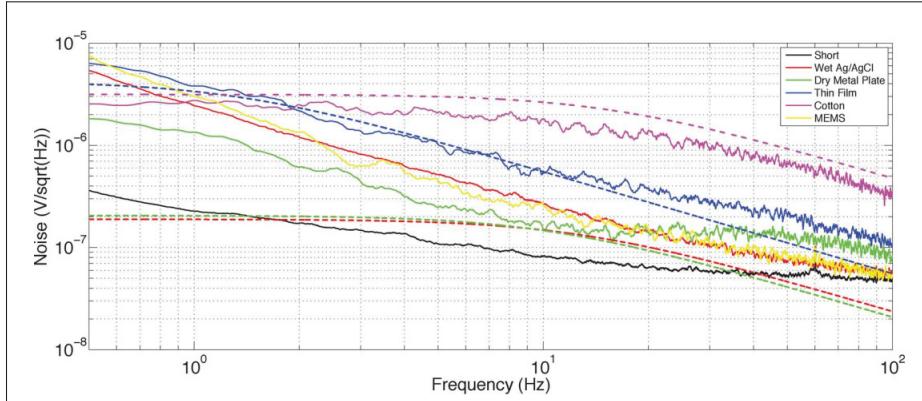


FIGURE 1.19 Spectre de bruit mesuré de différents types d'électrodes, placées à proximité sur l'avant-bras au repos, ainsi que les limites de bruit thermique prédites (lignes pointillées) à partir des données d'impédance de couplage peau-électrode mesurées
Tirée de (Chi *et al.*, 2010)

Comme précédemment mentionné, le plus important pour la détection de la somnolence est la détection des pics R en vue de calculer le signal du nombre de battements par minutes. Bien que le bruit soit plus élevé pour les électrodes capacitatives avec vêtement, ce problème n'est pas critique pour cette utilisation non médicale qui n'a besoin que d'avoir une impulsion R prononcée. En effet, le rapport du signal sur bruit pour un couplage capacitif est généralement suffisant pour distinguer les pics du bruit. Les méthodes avancées de la compensation du bruit

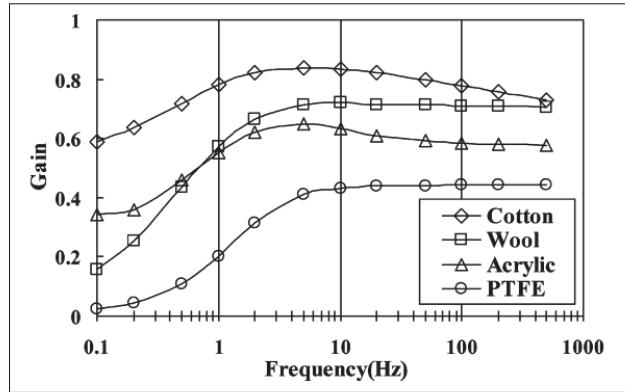


FIGURE 1.20 Gain en fonction de la fréquence selon différents matériaux : un chandail en coton, un chandail en laine, un chandail en acrylique et une plaque de polytétrafluoroéthylène (PTFE)

Tirée de (Lim *et al.*, 2006)

sortent donc du contexte de ce mémoire. Le plus gros obstacle pour les électrodes capacitatives dans un contexte véhiculaire est la saturation, typiquement causé par les artefacts de mouvement.

1.3.7.1 Méthode de mitigation du bruit et des artefacts pour les électrodes capacitatives

Les artefacts de mouvement (AM) sont causés par deux processus : les effets triboélectriques causés par les frottements entre l'électrode et le vêtement, ainsi que la variation momentanée de l'impédance de couplage, liée au changement du profil d'appui de l'électrode. Les déformations violentes du signal peuvent parfois avoir un profil spectral qui chevauche celui du complexe QRS, rendant la discrimination du pic cardiaque particulièrement difficile, même sans aucune saturation du signal. Ce problème est illustré à la figure 1.21.

La simple utilisation d'une électrode de réinjection lors de l'amplification en mode commun peut réduire l'importance des (AM) (Sirtoli *et al.*, 2023). Un contrôle du type de vêtement porté par les patients peut aussi jouer un rôle dans la réduction de l'accumulation des charges triboélectriques(Sirtoli *et al.*, 2023), mais il n'est pas réaliste de le faire, car la captation des bios potentiels électriques dans un véhicule n'est pas une situation médicale contrôlée. Une brève revue sera donc réalisée uniquement sur les méthodes généralistes qui pourraient

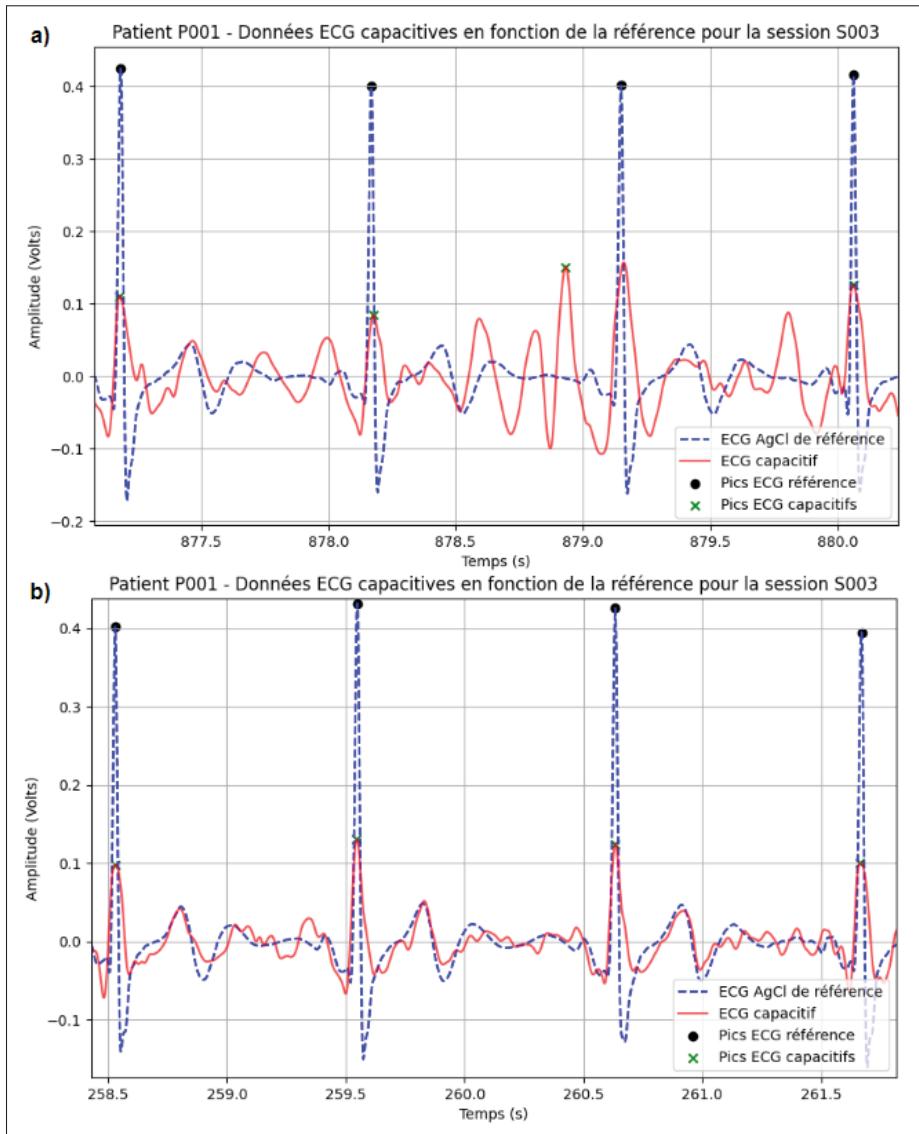


FIGURE 1.21 En a), signal ECG capacitif hautement pollué par des artefacts de mouvement menant à la mauvaise détection d'un pic R. En b), signal ECG capacitif stable

potentiellement améliorer le circuit d'adaptation d'impédance lui-même en vue de limiter la saturation. Pour assurer la performance de ce dernier, les concepteurs vont généralement miser sur la maximisation de la vitesse de décharge des effets triboélectriques, une maximisation du gain du signal et une stabilisation du couplage capacitif.

Pour maximiser le gain du signal électrique, certains auteurs (Sirtoli, Granata, Gagnon & Cowan, 2024 ; Spinelli & Haberman, 2010) utilisent un circuit de neutralisation de la capacité parasite (

$C_{\text{SHIELD}}||C_A||C_{\text{PCB}}$), ainsi réduisant le diviseur de tension que cette dernière engendrait avec C_S . Malgré tout, le bipotential demeure de très petites amplitudes. C'est pour cette raison que l'impédance d'entrée doit être très élevée pour maximiser l'amplitude du signal à ses bornes (R_B).

Cette haute impédance d'entrée ne permet pas à la capacité C_S de se décharger rapidement lors d'une accumulation causée par les effets triboélectriques lors des frottements, pouvant ainsi mener à la saturation à l'entrée de l'ampli. Pour cette raison, certains circuits vont posséder un mécanisme qui détecte la saturation pour ensuite automatiquement en faire la décharge. Une paire de transistors en branchement inversé permettant un déchargement fut utilisée par Sullivan, Deiss & Cauwenberghs (2007). Chaque transistor est contrôlé par un système externe qui surveille le potentiel de l'entrée. Dans les travaux de Nakamura, Sakajiri, Ishigami & Ueno (2020), un varistor est utilisé pour créer une impédance d'entrée dynamique en ajustant sa résistance de manière non linéaire en fonction de la tension appliquée à l'entrée. Finalement, (Sirtoli *et al.*, 2024) propose l'utilisation d'une paire de diodes de Schottky de 0.2 V branchées inversement. Ces dernières forcent le voltage à ne pas dépasser un certain seuil, en créant un chemin de décharge instantané le cas échéant pour contourner R_B momentanément.

La stabilité du couplage est essentielle pour prévenir les distorsions dans l'ECG. Un contact non uniforme d'une électrode capacitive peut entraîner une différence majeure de la fréquence de coupure (F_c) du filtre passe-haut inhérent au couplage de cette électrode. Cela peut provoquer un artefact dans le signal différentiel si les fréquences de coupure d'une paire d'électrodes diffèrent trop, en raison d'un appui inégal entre les deux (Sirtoli *et al.*, 2023). De plus, dans le cas d'une variation brusque de C_S due à un décollement violent de l'électrode, le gain change rapidement, générant ainsi un artefact significatif dans le signal différentiel. Une solution simple est proposée par (Chamadiya, Heuer, Hofmann & Wagner, 2009) : insérer une capacité C_p plus petite en série avec C_S . Si $C_p \ll C_S$, une modification drastique de C_S n'affectera pas significativement la capacité totale, et donc ne modifiera pas F_c de manière importante.

Certaines méthodes numériques permettent de réduire les artéfacts de mouvement et, bien qu'elles sortent du cadre de ce mémoire, elles pourront être exploitées dans de futurs projets sur les données collectées. Le projet actuel se concentre principalement sur la prévention de la saturation du signal à la source, puisque des plaques textiles seront utilisées, et ces dernières sont particulièrement sensibles aux effets triboélectriques.

1.3.7.2 Géométrie et position des électrodes capacitifs

Le système d'adaptation d'impédance doit être conçu avec le plus grand soin afin de maximiser le transfert de puissance du signal tout en minimisant les artéfacts. Cela dit, il est crucial d'associer ce circuit au bon profil d'électrode en fonction de l'utilisation. Tout d'abord, seront abordés la géométrie et les matériaux typiquement utilisés, suivis d'une exploration du positionnement et du nombre optimal d'électrodes. Enfin, seront discutées les méthodes pour gérer les mauvaises données capacitatives.

1.3.7.2.1 Géométrie et matériel

Plusieurs des premières études ont été réalisées avec des plaques métalliques en guise d'électrodes (Aleksandrowicz & Leonhardt, 2007 ; Lim *et al.*, 2006 ; Wartzek *et al.*, 2011). Ces dernières peuvent être fiables si le couplage demeure relativement bon lors d'un appui constant et suffisant du dos du patient. Cela dit, elles sont généralement considérées comme inconfortables, et leur intégration dans un siège est non organique. Ces plaques rigides génèrent également une grande quantité d'artéfacts de mouvement, car elles sont sensibles au moindre décollement de la peau et ne possèdent pas la capacité de s'adapter à la géométrie du corps (Nigusse, Mengistie, Malengier, Tseghai & Langenhove, 2021). Ce phénomène est particulièrement prononcé dans un siège véhiculaire à surface souple. Les électrodes textiles, quant à elles, sont généralement plus confortables et permettent à la peau de respirer davantage. Leur malléabilité leur permet de s'adapter plus facilement à différentes morphologies et positions (Nigusse *et al.*, 2021). Il a été démontré dans les travaux de (Lessard-Tremblay, Weeks, Morelli, Cowan, Gagnon & Zednik, 2020) que l'utilisation d'électrodes flexibles réduisait la déviation standard de la variation de la

fréquence de coupure de 78 %, assurant ainsi un couplage plus stable. Cela dit, un des problèmes supplémentaires des électrodes textiles est leur susceptibilité à générer davantage de charges triboélectriques en raison de leur nature textile (Nigusse *et al.*, 2021).

Il ne semble pas y avoir de convergence scientifique quant à la taille optimale des électrodes pour les applications automobiles. Les travaux de Hughes-Riley, Hill-Casey, Oliveira, Shahidi, Hurley & Dias (2019) ont démontré que la variabilité interindividuelle du SNR semblait plus importante que la variabilité du SNR interélectrode en fonction de la taille. Cela dit, les vêtements portés par les individus jouaient un rôle majeur dans deux cas particuliers : lorsqu'ils étaient conçus à partir de Normax, ou bien d'un mélange de 52 % polyester et 48 % coton. Ce phénomène est explicité par la figure 1.22. La performance semblait généralement constante pour les autres vêtements. Les travaux de Ng & Reaz (2017) ont également remarqué une différence de performance notable pour certains textiles. Le polyester et le nylon semblaient imposer un bruit significativement plus important dans les mesures.

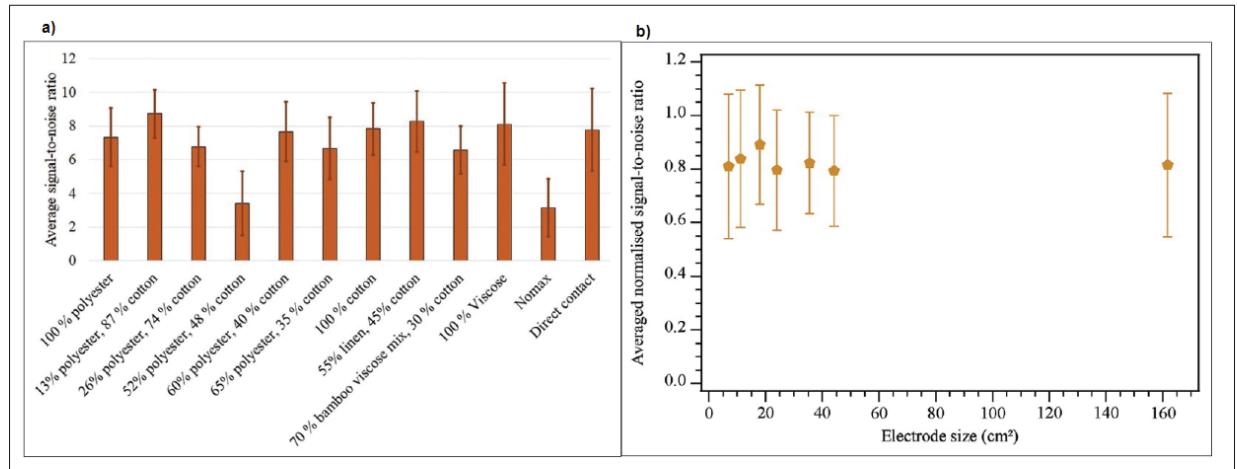


FIGURE 1.22 À gauche en a), moyenne et variance du rapport signal sur bruit en fonction du tissu porté par un individu. À droite, en b), moyenne et variance du rapport signal sur bruit en fonction de la taille d'électrode
Tirée de (Hughes-Riley *et al.*, 2019)

1.3.7.2.2 Position et nombre

La figure 1.23 illustre diverses tentatives de conception d'un système de captation selon différentes dispositions des électrodes. Il semble y avoir une convergence vers l'utilisation de plusieurs mesures ECG (Leonhardt *et al.*, 2018) pour pallier la variabilité interconducteur, qui est très grande. En effet, la longueur et la largeur du torse ainsi que la position du cœur de chacun contribuent à une variabilité importante des performances pour une même disposition d'électrodes. Une étude sur 59 patients (Wartzek *et al.*, 2011), réalisée dans des situations de conduite en ville et en campagne, a été effectuée avec 3 paires d'électrodes situées à des hauteurs respectives de 20, 35 et 50 cm, selon un espacement de 15 cm. Voici une liste des conclusions importantes :

- la conduite en ville impact négativement la détection des signaux comparativement à la campagne.
- Les électrodes placées à 35 et 50 cm étaient placées trop hautes : Les mouvements des épaules engendraient des artéfacts de mouvement majeurs.
- La meilleure combinaison d'électrode variait énormément d'un individu à l'autre.

L'importance du positionnement des électrodes sur le siège a été réitérée par les travaux de Su, Hsueh, Ke, Chen & Lai (2021). En effet, différentes dispositions ont été évaluées sur un seul individu. Il a été déterminé que la position verticale des électrodes jouait un rôle majeur sur le rapport signal/bruit (SNR) : les électrodes présentaient un meilleur SNR lorsqu'elles se trouvaient à la hauteur du cœur. La distance interélectrodes avait un effet moindre, mais un espacement plus grand entre les électrodes semblait augmenter la puissance du signal. Il semble donc nécessaire de maximiser la hauteur des électrodes tout en évitant de les placer trop haut, afin de réduire l'influence des artéfacts de mouvement liés à la conduite. À l'heure de l'écriture de ce mémoire, il ne semblait pas y avoir de consensus quant à la position optimale des électrodes dans un siège.

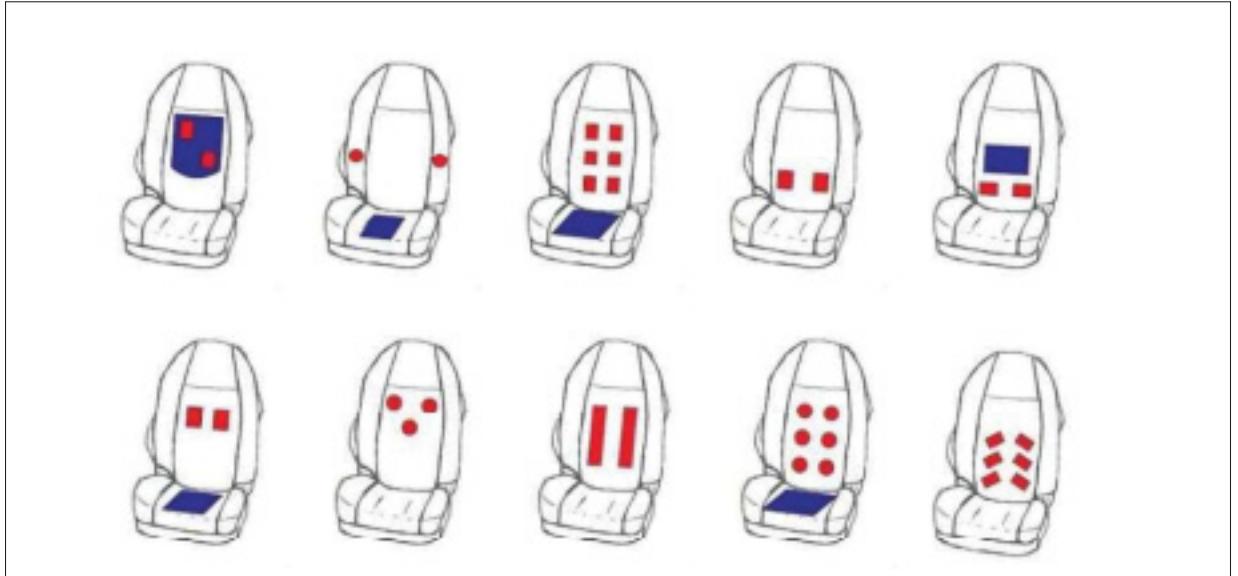


FIGURE 1.23 Recueille de différentes positions d'électrodes dans un siège automobile en ordre chronologique. En rouge, électrodes actives. En bleu, électrode de réinjection du mode commun

Tirée de (Leonhardt *et al.*, 2018)

1.3.7.2.3 Indice de qualité, rejet des données et fusion du signal

Les tentatives de fusions de données sont plutôt rares pour l'ECG véhiculaire. Souvent, les chercheurs vont simplement rejeter les segments de données comportant un ECG de mauvaise qualité. Ou bien, dans le cas où il y a plusieurs capteurs, prendre le segment d'ECG avec le meilleur indice de qualité. La littérature est vaste en ce qui concerne les indices de qualités pour les ECG médicaux à l'opposé de celle pour les ECG capacitifs. Voici une liste faisant état des indices les plus populaires qui sont considérés comme étant l'état de l'art (Satija, Ramkumar & Manikandan, 2018) :

- coefficient d'aplatissement sur une fenêtre : **SQI-kurt**.
- Déviation standard de l'intervalle R-R : **STDIRRSQI**
- déviation standard de la variation d'amplitude interpic : **SQI-STD-PP**.
- coefficient d'asymétrie sur une fenêtre : **SQI-Skew**.
- ratio de puissance 5-15Hz/5-40Hz sur une fenêtre : **QRSSQI**.

- ratio de puissance 0-1Hz/0-40Hz sur une fenêtre :**basSQI**.
- corrélation croisée entre le complexe QRS et le bruit interbattement :**QRS-SNR-SQI**.
- appariement de formes : **Template matching**.
- écart absolu moyen : **SQI-MAD**

Un consensus n'a pas encore été atteint dans la littérature concernant les meilleurs indices de qualité pour les données capacitatives bruitées (Leonhardt *et al.*, 2018 ; Schumm, Arnrich & Tröster, 2012). En raison de la forme de l'ECG capacitif, souvent moins définie et uniforme que celle d'un signal médical, il reste incertain quel type de SQI serait le plus approprié. Wartzek *et al.* (2011) ont proposé des indices de qualité spécifiques : la détection de la saturation du signal (**SQIsat**) et le ratio de la déviation standard autour d'un pic par rapport à la déviation standard entre les pics (**SQI-StdRatio**). Dans les travaux de Schumm *et al.* (2012), un SVM a été entraîné pour évaluer la qualité des signaux. Par la suite, Castro, Morariu, Torfs, Van Hoof & Puers (2016) ont proposé l'utilisation du **bSQI**, un indice basé sur différents algorithmes de détection de pic. Les algorithmes convergent lorsqu'ils sont appliqués à un signal de qualité, mais divergent lorsque le signal est bruité, en raison de leur sensibilité différente au bruit. Plus récemment, l'évaluation de la qualité des signaux s'oriente vers des approches basées sur l'apprentissage machine, comme l'ont démontré Kido, Tamura, Ono, Altaf-Ul-Amin, Sekine, Kanaya & Huang (2019) à l'aide d'un CNN. Malgré ces avancées, un manque de cohésion dans les techniques est observé, et une étude comparative des indices de qualité apparaît nécessaire.

1.4 Opportunité de recherche dans la littérature

Cette section met en évidence trois domaines significatifs identifiés dans la littérature, représentant des opportunités de recherche encore peu explorées. Les sous-sections traitent du manque d'études cohérentes sur l'effet du positionnement et de la géométrie des électrodes, de l'absence d'innovations majeures en matière d'adaptation d'impédance pour les électrodes textiles dans un milieu véhiculaire, et des limites des recherches actuelles concernant l'utilisation de l'ECG capacitif pour la détection de la somnolence.

1.4.1 Exploration de l'effet du positionnement et de la géométrie

Bien qu'il y ait plusieurs études portant sur l'utilisation d'électrodes capacitatives dans un contexte véhiculaire, aucun standard n'a été déterminé quant à la position, la géométrie optimale de l'électrode (Leonhardt *et al.*, 2018), ou bien pour le type de matériau de la plaque textile. Les travaux de Hughes-Riley *et al.* (2019) ont exploré l'effet de la surface et du type de vêtement sur le couplage d'une électrode textile brodée, mais ils n'ont pas étudié l'effet de la position ou bien du type de textile de l'électrode. D'un autre côté, Su *et al.* (2021) ont testé différentes positions pour une même taille d'électrode, mais seulement pour une personne, ignorant ainsi l'effet de la variabilité interpatient. De plus, cette étude n'a pas été réalisée dans une situation de conduite réelle, bien qu'il soit connu qu'une conduite active puisse modifier l'importance des artéfacts de mouvement dans les signaux en fonction de la position (Wartzek *et al.*, 2011). Il semble y avoir une opportunité de mener une étude cohésive sur l'effet du positionnement, de la géométrie et du type de textile des électrodes en fonction de différentes morphologies dans une situation de conduite. Il serait également pertinent d'illustrer l'effet de toutes ces variables sur la qualité du signal ECG dans une étude exploratoire.

1.4.2 Architecture d'adaptation d'impédance innovante appliquée au textile

Les plaques textiles possèdent toutes les caractéristiques des électrodes flexibles. Elles s'intègrent plus naturellement dans un siège automobile et offrent un confort accru en comparaison aux électrodes rigides. Cependant, elles sont plus sensibles aux effets triboélectriques, un problème rapporté dans la majorité des études sur la captation d'ECG capacitif véhiculaire (Hughes-Riley *et al.*, 2019 ; Leonhardt & Aleksandrowicz, 2008 ; Schumm *et al.*, 2012 ; Wartzek *et al.*, 2011). Aucune modification majeure n'a été apportée à la conception du circuit d'adaptation d'impédance au cours des dernières années pour une utilisation véhiculaire. Il serait pertinent d'explorer une architecture moderne utilisant des techniques avancées de réduction des artéfacts de mouvement, appliquées aux électrodes textiles dans un contexte véhiculaire pour maximiser la qualité des signaux.

1.4.3 Étude exploratoire sur la somnolence avec des capteurs ECG non invasifs

Les méthodes de détection de la somnolence basées sur la vision (caméra) dominent la littérature dans ce domaine. Elles sont d'ailleurs actuellement utilisées dans certains véhicules dans l'industrie. Cependant, elles sont hautement invasives et présentent encore des faiblesses considérables, telles que le port de lunettes, une luminosité inadéquate et le positionnement de la caméra. Les données véhiculaires sont, quant à elles, généralement considérées comme insuffisantes. Elles sont fortement influencées par des conditions telles que la mauvaise conduite, les conditions météorologiques et la géométrie de la route. Pour cette raison, il est essentiel d'avoir une alternative viable, que ce soit pour offrir davantage de choix ou pour renforcer les systèmes existants par la fusion de données.

L'ECG est un signal physiologique particulièrement prometteur, car il peut être mesuré de manière non invasive avec un degré de précision acceptable et fournit une grande quantité d'informations sur l'état biologique d'un individu. Il est bien moins invasif que l'EEG lorsqu'il est capté de manière capacitive et contient des informations rendant la mesure de la respiration redondante. Ainsi, la littérature abonde sur son utilisation dans la détection de la somnolence. D'un autre côté, plusieurs tentatives ont été faites pour implémenter des systèmes robustes de détection non invasive de l'ECG. Cependant, il semble qu'il n'existe toujours pas de système commercial basé sur l'ECG pour la détection de la somnolence, ni d'étude d'envergure utilisant des électrodes sans contact pour cette application. La question de savoir si les signaux ECG capacitifs sont de qualité suffisante lors d'une conduite active pour détecter la somnolence mérite d'être posée. Il est donc nécessaire de combler le fossé entre les systèmes de captation non intrusifs de l'ECG et les études théoriques sur la détection de la somnolence, afin de démontrer réellement la capacité des systèmes ECG sans contact à détecter la somnolence.

CHAPITRE 2

MÉTHODOLOGIE : ARCHITECTURE DU SYSTÈME DE COLLECTE

Ce chapitre présente en détail la méthodologie et l'architecture globale du système conçu pour collecter et analyser des signaux cardio-respiratoires non intrusifs. Il décrit l'intégration de différentes technologies matérielles et logicielles, ainsi que leur interconnexion, pour fournir une acquisition fiable et synchronisée des données physiologiques, comportementales et véhiculaires. Cette architecture est utilisée pour deux études : la somnolence et la caractérisation des électrodes.

Les capteurs de respiration inductifs expérimentaux sont utilisés dans le mémoire d'un autre étudiant travaillant sur un projet englobant le sous-projet de ce mémoire. Plusieurs sections de la méthodologie peuvent donc être similaires à celles retrouvées dans le mémoire de Victor Bellemin, car la chaîne de collecte des données est commune.

2.1 Architecture logicielle et matérielle

La figure 2.1 illustre l'architecture complète du système expérimental. Elle comporte les dispositifs d'acquisition des signaux cardio-respiratoires sans contact et de référence, ainsi que les logiciels de simulation de conduite et d'enregistrement des flux de données. Voici une description fonctionnelle de ces différents modules :

1. Système d'acquisition ECG textile

- La **Carte d'acquisition ECG** contient trois circuits intégrés AD8232, des amplificateurs différentiels en mode commun et gère trois paires d'électrodes capacitatives textiles. Chaque circuit produit ainsi un signal analogique ECG capté sans contact direct avec la peau. Un système de sommation et d'inversion des modes communs réinjecte ensuite un signal dans le conducteur à l'aide du volant conducteur.

- L'**Électrode capacitive** se compose d'un adaptateur d'impédance connecté à une électrode textile conductrice. Ces deux composantes forment un couplage haute impédance, dit « capacitif », avec le vêtement et la peau du conducteur.

2. Système d'acquisition inductive

- Les **Bobines inductives textiles** détectent les variations de la respiration en mesurant les changements d'inductance liés aux mouvements thoraciques et ventraux du conducteur. Au nombre de quatre, elles sont connectées aux deux cartes d'acquisition pour distinguer les données ventrales et thoraciques.
- Les **Cartes d'acquisition inductive** utilisent chacune un numériseur d'inductance LDC1614 de Texas Instruments. L'une est dédiée aux données ventrales, l'autre aux données thoraciques. Ces cartes convertissent les fluctuations d'inductance, dues aux mouvements respiratoires, en signaux numériques via une interface I2C. Le système n'est pas détaillé davantage puisqu'il s'agit du projet de maîtrise d'un autre étudiant.

3. Plateforme STM32

Elle gère les données acquises en récupérant les signaux numériques inductifs via l'I2C. Elle exploite le **DMA (Direct Memory Access)** afin de transférer efficacement ces données dans une **mémoire tampon circulaire**. L'échantillonnage analogique des trois signaux ECG est également pris en charge et déversé dans une autre mémoire tampon circulaire. Une fois ces mémoires tampon vidées, les données sont transmises grâce au **module série** via une connexion Serial-USB vers l'ordinateur de recherche.

4. Biopac (référence)

Le système collecte également les mesures de référence issues du Biopac, qui fait appel à un **capteur ECG avec une dérivation**, à une **ceinture respiratoire** et à une **pince auriculaire de photopléthysmographie**. Les données de référence sont alors envoyées par Ethernet vers l'application Python.

5. Ordinateur de recherche

L'**application Python** installée sur l'ordinateur de recherche prend en charge le traitement des données. Elle comprend les modules suivants :

- Le **Module caméra** traite les images capturées par la caméra.
- L'**Interface graphique** affiche en temps réel les données de respiration, les signaux ECG et la vidéo.
- Le **Module série** reçoit les données expérimentales et les publie dans le Lab Streaming Layer (LSL).
- Le **Module Biopac** réceptionne les données de référence Biopac et les publie dans le Lab Streaming Layer (LSL).
- Le **Module de conduite** assure la synchronisation entre le Lab Streaming Layer (LSL) et le simulateur de conduite.

6. Logiciel York Driving Simulator

Il génère un environnement de conduite simulé et enregistre localement les données véhiculaires.

7. Lab Streaming Layer (LSL)

Il garantit la synchronisation des données expérimentales et de référence en rendant plus aisée l'analyse combinée des signaux provenant de différentes sources.

8. Sauvegarde des données

Elle s'effectue sous forme de fichiers **XDF**, dans lesquels sont stockées toutes les informations synchronisées.

Les bobines textiles sont disposées de la manière suivante : deux sont positionnées sur la partie ventrale de la ceinture et deux sur la partie thoracique. La figure 2.2 illustre, sur l'image de droite, le système d'acquisition de la respiration inductive textile intégré à la ceinture, accompagné des capteurs de référence. L'image de gauche présente les capteurs textiles capacitifs utilisés

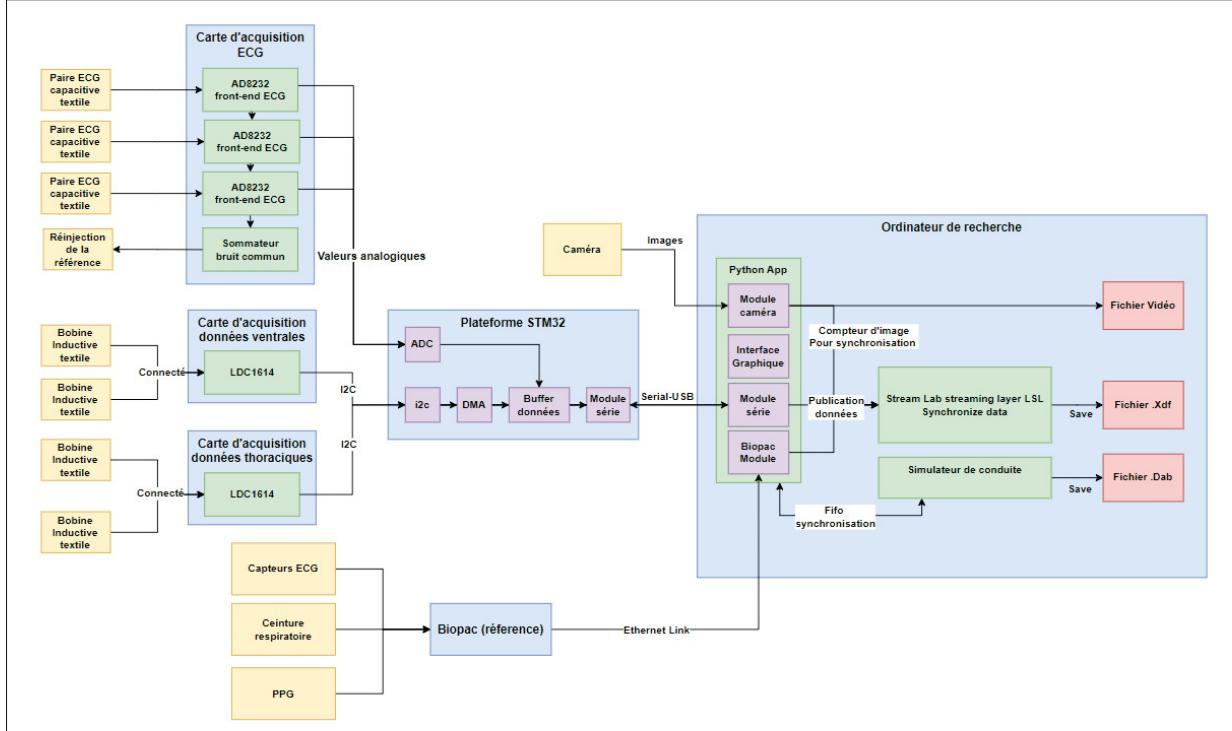


FIGURE 2.1 Architecture du système d’acquisition cardio-respiratoire expérimental et de référence

pour l’acquisition de l’ECG sans contact. Les trois paires d’électrodes offrent une redondance physique du signal ECG, permettant une meilleure adaptation à diverses morphologies.

Cette architecture modulaire permet l’acquisition des données respiratoires et ECG, avec ou sans système de référence. Elle offre la flexibilité nécessaire pour tester différentes électrodes et, si requis, les comparer à une référence. L’architecture globale ayant été décrite, les différents modules seront détaillés pour approfondir leur conception. Il convient de noter que les électrodes textiles inductives ne seront pas abordées davantage dans ce mémoire, car elles relèvent d’un projet de maîtrise connexe réalisé par un autre étudiant.



FIGURE 2.2 Système d'acquisition cardio-respiratoire et capteurs de références

2.1.1 Électrodes capacitatives textiles et système d'acquisition ECG

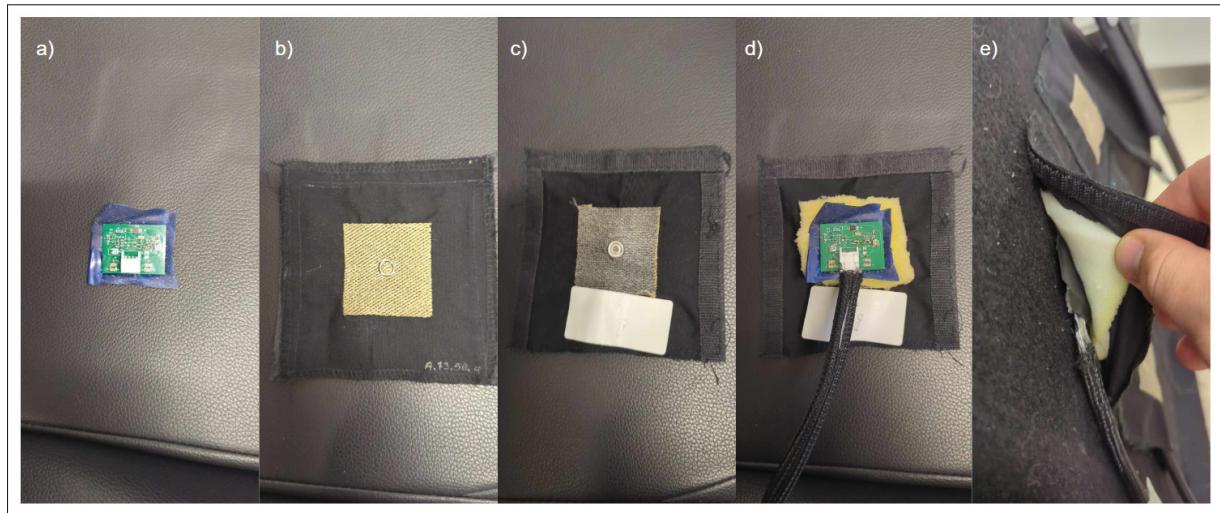


FIGURE 2.3 En a), circuit d'adaptation d'impédance. En b) et c), recto et verso de l'électrode textile. En d) et en e), circuit d'adaptation d'impédance connecté à l'électrode avec un rembourrage de mousse

Les électrodes capacitatives textiles ont été réalisées en partenariat avec **le Groupe CTT de Sainte-Hyacinthe**, spécialisé en textiles intelligents. Ces électrodes ont été utilisées de concert avec des circuits d'adaptation d'impédance. Ces circuits permettent de stabiliser le couplage et de maximiser le transfert de puissance. Ensuite, trois amplificateurs différentiels ont été utilisés pour extraire les trois signaux cardiaques. Ces derniers ont ensuite été acheminés à l'échantillonneur. La figure 2.4 illustre cette chaîne d'instrumentation.

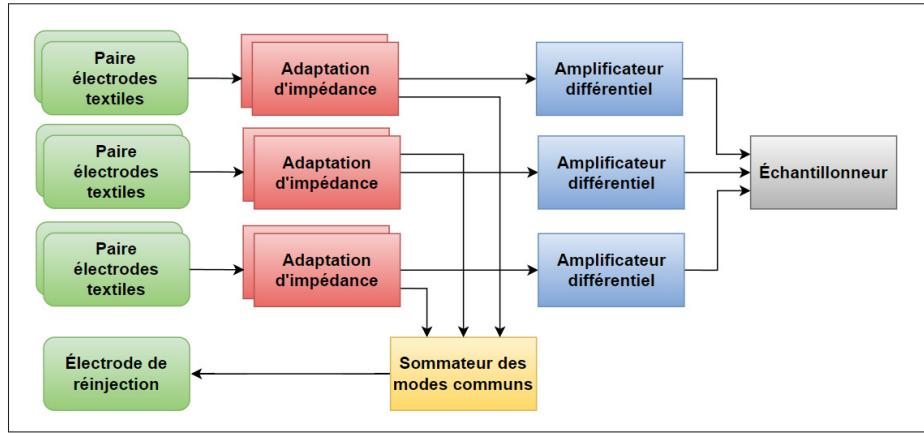


FIGURE 2.4 Schéma des trois paires d'ECG capacitif

2.1.1.1 Électrodes textiles et circuit d'adaptation d'impédance

Une expérience similaire à celle réalisée par (Lessard-Tremblay *et al.*, 2020) avec le même matériel a été réalisée pour caractériser la capacitance de source selon différentes électrodes (taille, textile et densité) et selon différents rayons de courbure du couplage (simulant différentes morphologies). La méthodologie de test n'était pas assez précise pour déceler des différences marquées en fonction du type de textile des plaques et de la densité ; seule la taille des électrodes textiles et le type de vêtement semblaient réellement avoir un impact significatif sur la capacitance et la résistance de source. Cette expérience n'a pas été approfondie d'avantage pour ces raisons et parce que les travaux de Hughes-Riley *et al.* (2019) n'avaient pas trouvé de différence majeure selon la taille pour le ratio de signal sur bruit.

En vue d'accommoder plusieurs types de couplage, le circuit proposé par Sirtoli *et al.* (2024) a été choisi. Il a été légèrement modifié de trois façons : premièrement, la neutralisation de la conductance a été enlevée, car elle est une partie expérimentale. Deuxièmement, l'entrée du circuit a été modifiée pour fonctionner avec un bouton-pression conducteur. Troisièmement, un potentiomètre a été ajouté en parallèle avec RB2 pour ajuster la fréquence de coupure de C_S et R_B .

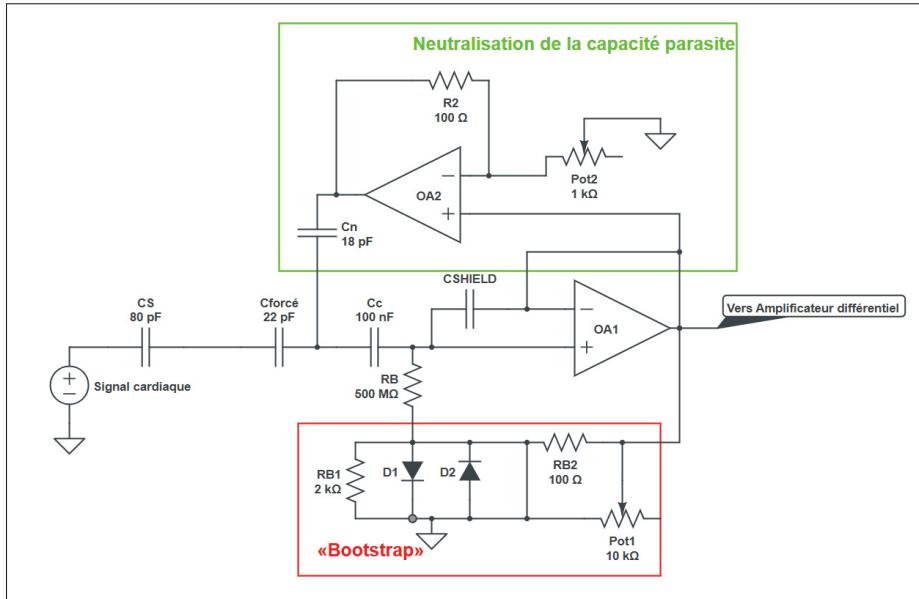


FIGURE 2.5 Circuit d’adaptation de l’impédance entre le potentiel cardiaque et l’amplification différentielle

Il a été déterminé expérimentalement que la capacitance d’un vêtement de coton couplé à une électrode textile de 5.08 cm x 5.08 cm se situait aux environs de 80 pF ($C_s \approx 80 \text{ pF}$). Une capacitance en série avec C_s nommée $C_{\text{forcé}}$ est utilisée pour forcer la capacité résultante à une valeur proche de $C_{\text{forcé}}$ afin de dicter une fréquence de coupure f_c plus stable avec RB . Ce phénomène peut être explicité à la figure 2.6. La capacitance C_c est utilisée pour s’assurer qu’il n’y a pas de courant continu qui puisse traverser $C_{\text{forcé}}$ si elle venait à être court-circuitée par des débris.

Le circuit de **neutralisation de la capacité parasite** injecte une capacité virtuelle négative en parallèle avec la capacité d’entrée C_a de l’ampli opérationnel et avec la capacité que la ligne d’information forme avec le reste du PCB. Le deuxième potentiomètre (pot 2) est utilisé pour calibrer cette capacité virtuelle négative en vue de maximiser la réduction du diviseur de tension entre C_s et $C_{\text{SHIELD}} \parallel C_a$.

Le circuit «**Bootstrap**» sert à augmenter virtuellement l’impédance d’entrée, RB , compensant le manque de précision notable des résistances de 10 G Ω et plus. Ce branchement augmente RB

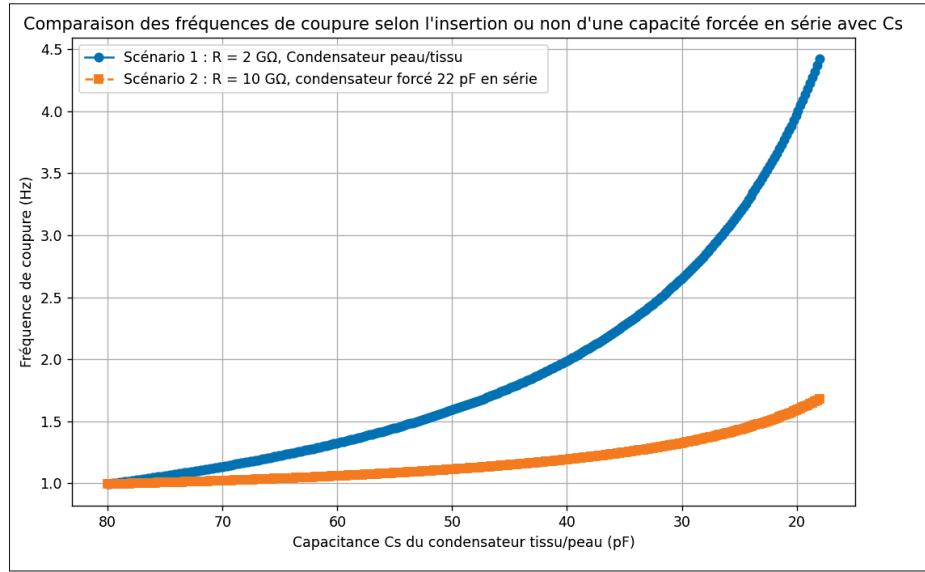


FIGURE 2.6 Effet d'une capacité forcée en série sur la fréquence de coupure. La fréquence de coupure f_c est comparée avec et sans condensateur forcé en série avec C_s . L'ajout de $C_{\text{forcé}}$ permet de stabiliser f_c malgré les variations de C_s .

par un facteur de $(RB1 \parallel RD1 \parallel RD2)/RB2$, simplifié à $RB1/RB2$ grâce à la haute impédance des diodes, pour un total de 20. La fréquence de coupure f_c , résultant de $C_{\text{forcé}}||C_S = 17 \text{ pF}$ et $RB = 10 \text{ G}\Omega$, est d'environ 0,93 Hz. Le potentiomètre Pot1 permet d'ajuster $RB2$ pour calibrer f_c à 1 Hz. Les deux diodes Schottky (0,2 V) limitent la tension vers l'amplificateur différentiel. Lorsqu'un artéfact de mouvement atteint ce seuil, une diode devient conductrice, désactive le «Bootstrap», et réduit RB à 500 M Ω , permettant à C_S de se décharger rapidement.

Le circuit d'impédance est réalisé en quatre couches dans l'optique d'encadrer la ligne d'information pré-ampli d'un blindage pour limiter les interférences provenant de l'environnement (voir figure 2.7). Il a été tenté de réaliser un blindage textile pour protéger l'entièreté de l'électrode textile, mais cette dernière nuisait à la flexibilité de l'électrode et, par conséquent, à la stabilité du couplage.

Il a été déterminé, qualitativement, après plusieurs essais et erreur, que les électrodes de petite taille 2,54 cm x 2,54 cm étaient plus performantes d'une morphologie à l'autre et c'est pour cette raison qu'elles ont été utilisées pour l'étude de somnolence. La première hypothèse était

que ces dernières génèrent moins de charges triboélectriques en raison de leur plus petite surface. Une autre hypothèse concerne le fait qu'une électrode de plus grande surface appliquée sur une petite morphologie obtient une mesure plus diffuse du signal électrique. Cette différence de performance selon la taille des électrodes était moins notable chez les personnes ayant de plus grands torse.

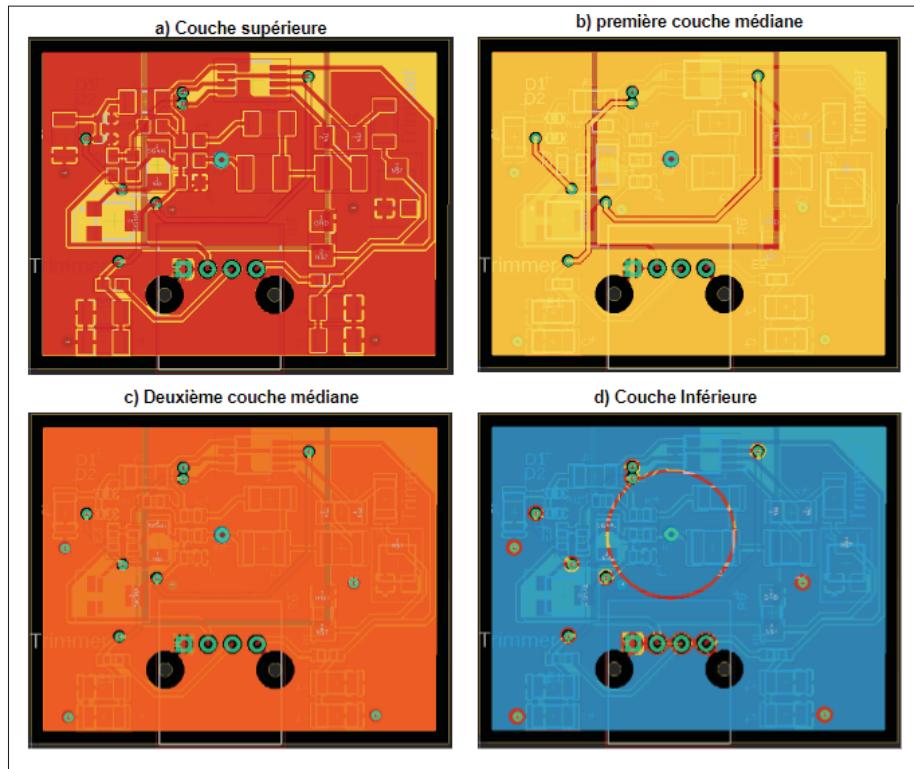


FIGURE 2.7 Présentation des quatre couches du circuit imprimé (PCB) d'adaptation d'impédance

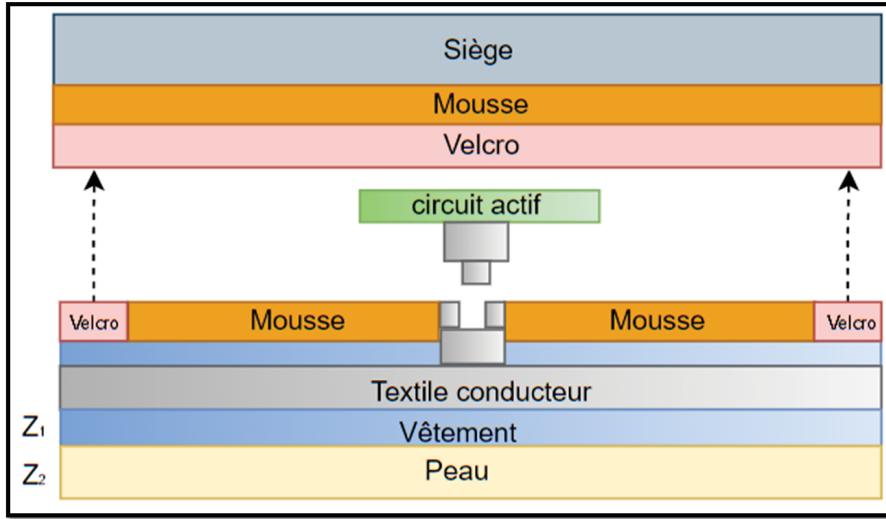


FIGURE 2.8 Illustration des différentes couches de l'électrode active. En orange, la mousse utilisée pour améliorer l'appui. En bleu, le substrat de l'électrode et le tissu du vêtement. En rouge, le velcro permettant de fixer les électrodes sur le siège. Le circuit actif, en vert, est connecté à l'électrode textile via un bouton-pression

2.1.1.2 Amplification différentielle en mode commun

Comme illustré à la figure 2.4, le système multicapteur utilise trois paires d'électrodes pour mesurer les différences de potentiel. Chacune de ces paires de potentiels est fournie aux trois modules d'amplification différentielle SEN0213 de DFRobot. Ces derniers font tous usage du circuit AD8232. Ce circuit, doté d'un gain de 100 et d'un taux de réjection en mode commun de 80 dB, comprend un filtre passe-haut ($f_c = 1,3 \text{ Hz}$, $Q = 0,33$) pour supprimer le composant DC et un système de restauration rapide réduisant la durée de décharge en cas de saturation ou de variation brutale du niveau DC d'entrée. Il intègre également un amplificateur opérationnel configuré en Sallen-Key pour un filtre passe-bas ($f_c=41 \text{ Hz}$, $Q = 0,2$) avec un gain initial de 10, ajusté à 5 pour éviter la saturation, menant ainsi à un gain total de 500. Le facteur de qualité Q reflète l'amplitude de la résonance autour de la fréquence de coupure.

Le schéma présenté à la figure 1.14 illustre le fonctionnement de base du circuit AD8232. Chaque module AD8232 possède une sortie de réinjection (« right leg ») pour le mode commun. Afin de combiner ces sorties en un seul signal de réinjection, un circuit sommateur non inverseur à gain

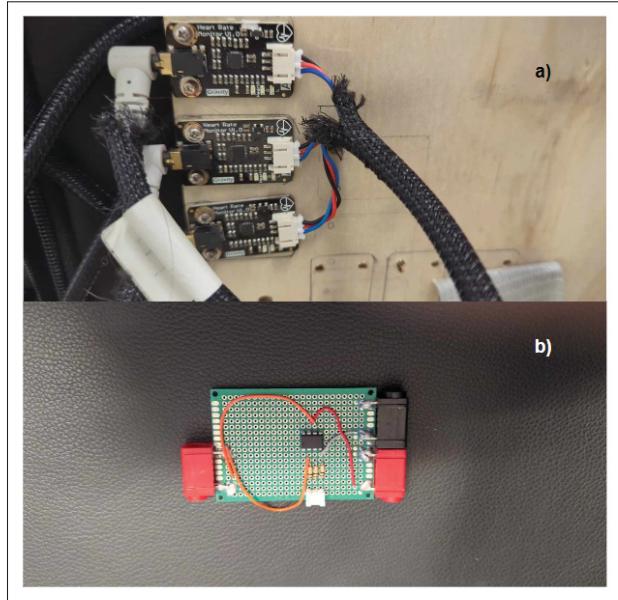


FIGURE 2.9 En a), les trois amplificateurs différentiels AD8232. En b), circuit de sommation des trois modes commun

unitaire a été utilisé (figure 2.10). Ce signal a ensuite été réinjecté dans un revêtement du volant en textile conducteur. Toutefois, ce dernier ne tenait pas correctement sur le volant ; un bracelet conducteur a donc été employé pour les tests afin de simuler son comportement (figure 2.11).

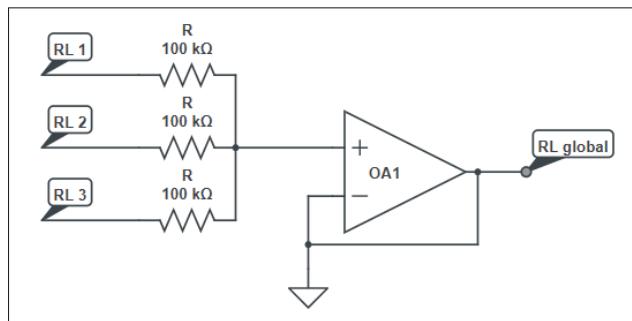


FIGURE 2.10 Circuit de sommation des « right leg » avec gain unitaire utilisé pour obtenir un signal de réinjection commun aux trois paires d'électrodes. Les signaux d'entrées sont déjà inversés donc le circuit est non inverseur

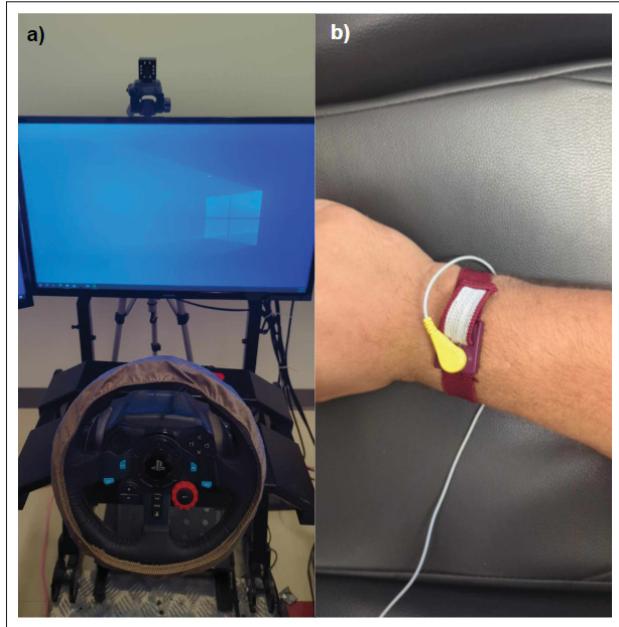


FIGURE 2.11 Revêtement textile du volant en a) et bracelet conducteur en b)

2.1.1.3 Méthode de fabrication des électrodes textiles

La figure 2.12 présente la brodeuse **Tajima TMLX-1201**, utilisée pour broder les électrodes, en suivant le processus "Tailored Fiber Placement" (TFP). Le TFP est une technique de fabrication textile basée sur le principe de la couture, permettant le placement continu de matériaux fibreux sur un substrat textile selon des motifs **curvilignes**. Dans le cas du projet actuel, le support textile est un tissu noir épais. En effet, cette brodeuse présente l'avantage de pouvoir définir les formes désirées à l'avance à l'aide d'un logiciel sur ordinateur, puis de lancer la production de plusieurs électrodes de tailles ou formes différentes.

2.1.2 Plateforme embarquée STM32H743

La plateforme logicielle embarquée sert d'interface entre les capteurs et l'ordinateur de recherche, qui héberge l'application de post-traitement Python. Elle assure l'échantillonnage des données issues du système d'acquisition des données ECG textiles capacitifs, ainsi que celles provenant du système d'acquisition des données respiratoires textiles inductives. Elle gère également la



FIGURE 2.12 Brodeuse Tajima TMLX-1201

calibration des modules LDC1612 ; aucune modification n'est apportée aux données, qui sont transmises telles quelles à l'ordinateur. Le démarrage de chaque communication série vers l'ordinateur est déclenché par la réception des données respiratoires via la communication I2C. Installée à l'arrière du siège du conducteur dans un boîtier de protection, la plateforme est directement connectée aux sorties des cartes d'acquisition LDC1612 et AD8232 à l'aide de connecteurs. Par ailleurs, la connexion aux différents ports du microcontrôleur est assurée par une carte mezzanine spécialement conçue pour le projet.

Pour cette plateforme, nous utilisons **cette carte** de développement avec un microcontrôleur STM32H747ZI dont les spécifications sont résumées dans le tableau 2.1. Ce dernier possède plusieurs caractéristiques intéressantes, la plus importante étant la grande quantité de « General-Purpose Input/Output » (GPIO) et son convertisseur analogique-numérique (ADC) à 16 bits de résolution, permettant une grande précision pour la mesure de l'ECG. Plus généralement,



FIGURE 2.13 Photo du dispositif STM32
ainsi que du simulateur

cette carte a été choisie dans le but de surdimensionner les requis et de ne pas être limités par la plateforme matérielle lors du développement. Avec son processeur Cortex-M7 de 480MHz, elle est suffisamment rapide pour effectuer toutes les tâches d'acquisition dans les temps impartis.

TABLEAU 2.1 STM32H747 Spécifications du CPU, GPIO, DMA et ADC

Catégorie	Détails
CPU	<ul style="list-style-type: none"> - 32-bit Arm® Cortex®-M7 core avec FPU double précision et cache L1 : 16 Ko de données et 16 Ko d'instructions - Fréquence jusqu'à 480 MHz, 1027 DMIPS/2.14 DMIPS/MHz - 32-bit Arm® Cortex®-M4 core avec FPU, ART Accelerator pour l'accès mémoire interne et instructions DSP Fréquence jusqu'à 240 MHz, 300 DMIPS/1.25 DMIPS/MHz
GPIO	<ul style="list-style-type: none"> - Jusqu'à 168 I/O avec support d'interruption
DMA	<ul style="list-style-type: none"> - 1x contrôleur MDMA (Memory Direct Memory Access) - 2x DMA double-port avec FIFO - 1x DMA de base avec capacités de routage de requêtes
ADC	<ul style="list-style-type: none"> - 3x ADCs 16 bits (jusqu'à 36 canaux, 3.6 MSPS)

2.1.2.1 Implémentation logiciel matériel

Le logiciel s'exécutant sur le microcontrôleur est codé en C++, il est programmé grâce à l'environnement de développement PlatformIO qui utilise ST-Link pour téléverser le programme sur la carte de développement.

Le programme est séparé en trois modules distincts :

- **Module communication PC** : Gère l'envoi des données et la réception des commandes venant du PC de recherche.
- **Module de lecture AD8232** : Effectue la lecture à intervalles réguliers des mesures différentielles analogiques ECG.
- **Module de communication LDC1612** : Envoie les commandes d'écriture des registres aux LDC1612s, et lit les données lorsque la ligne d'interruption d'un des LDC1612s est levée.

Chaque module est développé et appelé selon une structure similaire, sur la figure 2.14 une fonction d'initialisation configure le module lors du lancement du programme et ensuite la routine de chaque module est appelée dans la boucle principale du programme. Dans le but de pouvoir respecter les temps d'acquisition, le programme ne contient aucune condition bloquante excepté lors de l'initialisation et est uniquement dirigée par des interruptions.

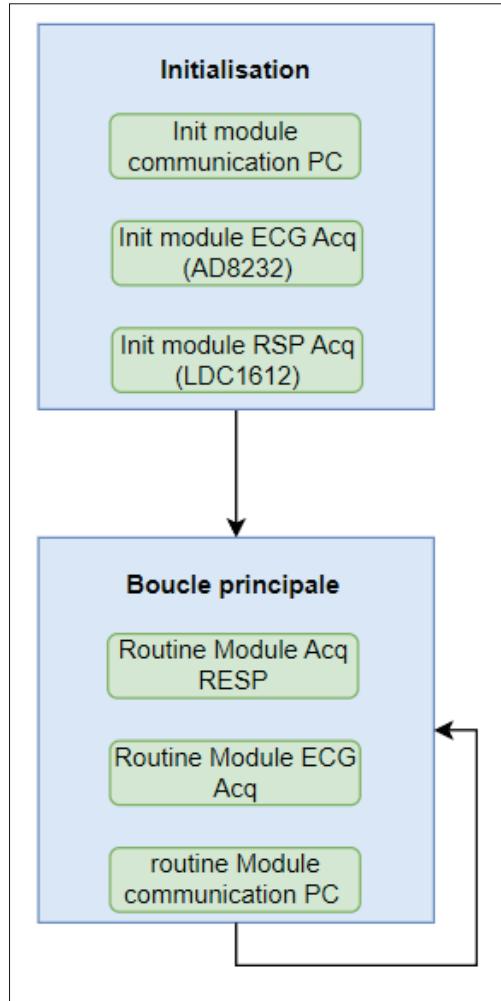


FIGURE 2.14 Diagramme de la séquence générale logiciel STM32

2.1.2.1.1 Module d'acquisition (Acq) ECG AD8232

Ce module utilise une horloge matériel et le convertisseur analogiques-numérique (ADC) du STM32. Il est peu complexe et fonctionne de la manière suivante :

1. Initialisation du timer à une fréquence de 500 Hz.
2. Initialisation de la résolution de l'ADC à 16 bits.
3. Configuration de l'interruption et de la fonction d'interruption de fin de «timer».
4. Dans la fonction d'interruption, un drapeau est levé signifiant que 2 ms se sont écoulées.

5. Dans la routine principale, si le drapeau est levé, les 3 valeurs analogiques des cartes d'acquisition ECG sont lues et poussées dans le tampon de données de ECG.

2.1.2.1.2 Module d'acquisition (Acq) respiration (RSP) LDC1612

Ce module configure les LDC1612 lors de l'initialisation. Il configure ensuite les différents composants matériels du processeur nécessaires à l'application. Premièrement, il configure le périphérique I2C, utilisé pour communiquer avec chaque LDC1612 en assignant les valeurs GPIO correspondantes, ainsi que la ligne d'interruption qui indique lorsque les données sont prêtes pour chaque carte d'acquisition.

Initialisation :

- **Configuration du périphérique I2C** : le processeur configure le bus I2C, qui est utilisé pour la communication entre le microcontrôleur et les LDC1612.
- **Calibration LDC1612** : chaque LDC1612 est calibré.
- **Configuration du DMA** : le DMA (Direct Memory Access) est configuré pour permettre le transfert des données sans bloquer le processeur. Ceci est critique pour ne pas manquer de données ECG qui sont échantillonnées beaucoup plus souvent que les données respiratoires.

Routine principale :

- Le programme attend un **drapeau d'interruption** indiquant que les données sont prêtes à être lues sur le LDC1612.
- Ensuite, une procédure de lecture non bloquante (via DMA) est lancée, permettant de lire les données des canaux 1 et 2 sans bloquer le processeur.
- Lorsque le transfert des données est terminé, le programme reprend son cycle pour surveiller les prochaines interruptions.

2.1.2.1.3 Module de communication PC

La mission de ce module est de recevoir/envoyer les informations et données depuis/vers le PC. Pour ce faire, une **bibliothèque logicielle de sérialisation** est utilisée pour communiquer par liaison série vers le port USB du PC de recherche(PB2, 2024). La sérialisation utilise un protocole simple décrit par la figure 2.15, défini de la manière suivante :

- **Octet de début** : Cet octet marque le début du message.
- **ID du paquet (8 bits)** : Ce champ contient l'identifiant du paquet, codé sur 8 bits, permettant de définir le type de message.
- **Données (0 à 256 octets)** : Contient les données à transmettre, qui peuvent aller de 0 à 256 octets selon la taille des informations.
- **CRC 8 bits** : Un «Cyclic Redundancy Check» (CRC) est ajouté pour vérifier l'intégrité des données et détecter les erreurs lors de la transmission.
- **Octet de fin** : Cet octet indique la fin du message.

L'application Python sur le PC fait usage de la bibliothèque logicielle précédemment mentionnée pour sérialiser et déserialiser ce message.

Pour l'envoi des données, le processus est simple. Dans la routine principale, le module vérifie s'il y a de nouvelles données dans le tampon circulaire. Si oui, les données sont envoyées selon le principe du premier arrivé, premier sorti. Ce module est actif uniquement si de nouvelles données sont disponibles, et son impact sur le temps du processeur est donc très limité. Une



FIGURE 2.15 Structure d'un message sérialisé STM32-PC

fois les données envoyées vers le PC de recherche, c'est l'application Python qui prend le relais et qui reçoit les données.

2.1.3 Logiciel d'acquisition PC python

Le logiciel d'acquisition est une application Python. Sa structure principale est présentée sur la figure 2.16. Il est responsable de plusieurs tâches effectuées en parallèle, notamment la réception des données provenant de la plateforme STM32 et du système de référence Biopac. Les données reçues sont ensuite transmises au module d'interface utilisateur pour un affichage en temps réel sur l'ordinateur de recherche, et publiées sur le flux LSL afin de synchroniser les données expérimentales avec celles de référence. Enfin, l'application gère la lecture des images provenant de la caméra et publie des marqueurs temporels dans le flux LSL à chaque image reçue, permettant ainsi la postsynchronisation des signaux et de la vidéo.

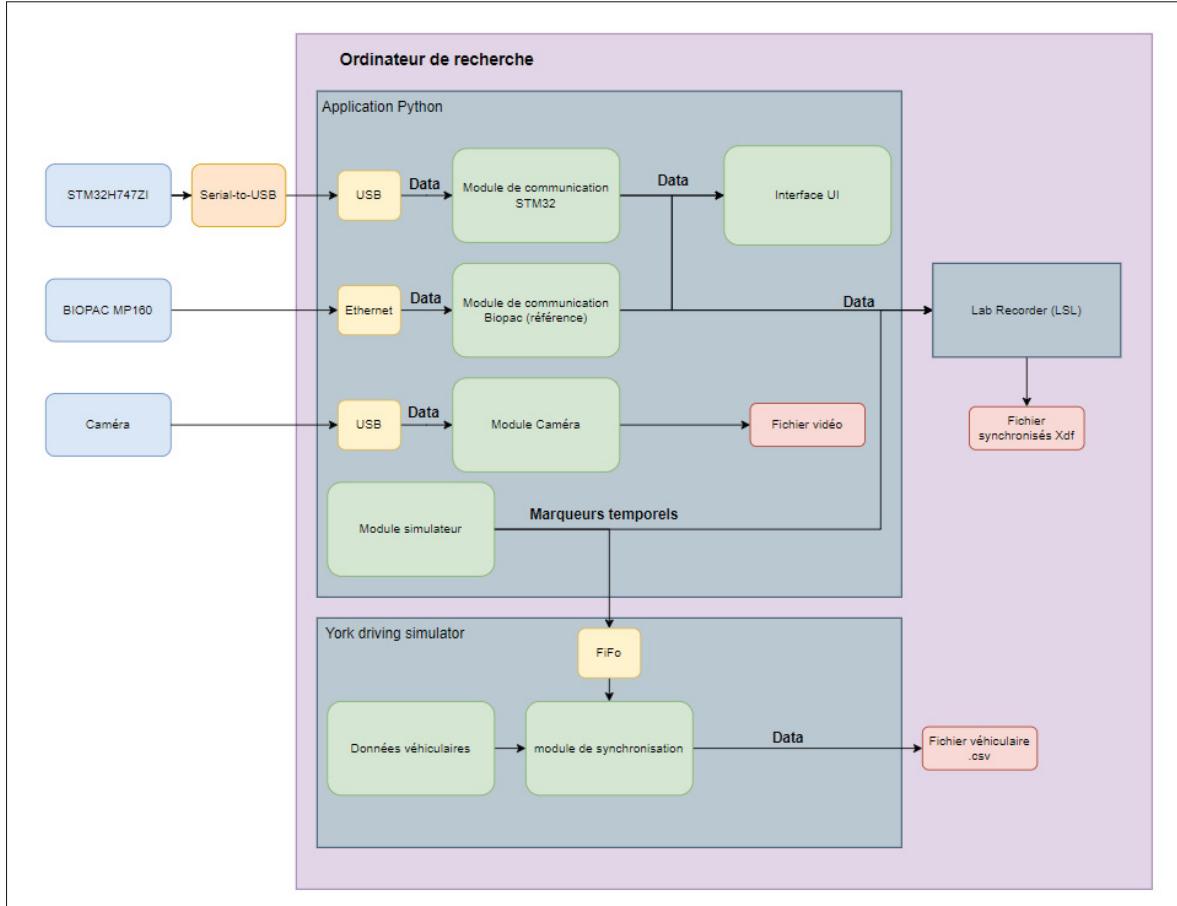


FIGURE 2.16 Diagramme général de l'application python

2.1.3.0.1 Module de communication STM32

Ce module indépendant, utilisant un processus distinct, assure la communication avec la plateforme STM32 embarquée. Il s'active uniquement lorsqu'un message est reçu du STM32 ou qu'une commande doit être envoyée vers celui-ci.

Voici la manière dont il procède :

1. Attente de nouveaux messages.
2. Dé-sérialisation du message reçu à l'aide de la librairie "Serial Transfer" présentée précédemment.

3. Mise en forme des données selon leur type (RSP ou ECG).
4. Envoi des données vers le module UI.
5. Sauvegarde des données dans un fichier CSV.
6. Publication des données sur le flux LSL pour synchronisation.
7. Envoi des commandes vers le STM32 si nécessaire.

2.1.3.0.2 Interface graphique

L’interface graphique a été codé en python à l’aide de la librarie PyQt5. Elle est séparée en deux vues principales : une vue pour les données expérimentales et une autre pour les données de référence. Cela permet d’effectuer un diagnostic rapide des données avant le lancement de l’acquisition. La vue des données de référence est montrée par la figure 2.17 et celle expérimentale par la figure 2.18. L’interface dispose aussi de quelques boutons permettant d’envoyer des commandes vers le STM32 ; par exemple, elle permet de lancer une calibration automatique des électrodes inductives à n’importe quel moment ou de redémarrer logiciellement la plateforme embarquée. Elle permet également au chercheur d’activer ou de désactiver l’acquisition de la référence et de lancer ou stopper simultanément l’acquisition des données expérimentales et de référence.

2.1.3.0.3 Module de communication Biopac

Ce module permet d’interagir avec le système Biopac grâce à une couche logicielle Python autour des drivers Windows fournis par la compagnie dans des fichiers .dll. Au début du programme, l’application tente de se connecter au système Biopac via la connexion Ethernet. En cas de connexion réussie, le programme attend une instruction pour lancer l’acquisition. Une fois l’acquisition lancée, le module Python doit lire les données au fur et à mesure qu’elles deviennent disponibles. Pour éviter toute perte de données, ce module s’exécute dans **un processus séparé** et communique via une **file d’attente FIFO** avec le programme principal lorsque de nouvelles données sont reçues. Comme pour les données expérimentales, les données de référence sont



FIGURE 2.17 Interface signaux de référence de l’application python

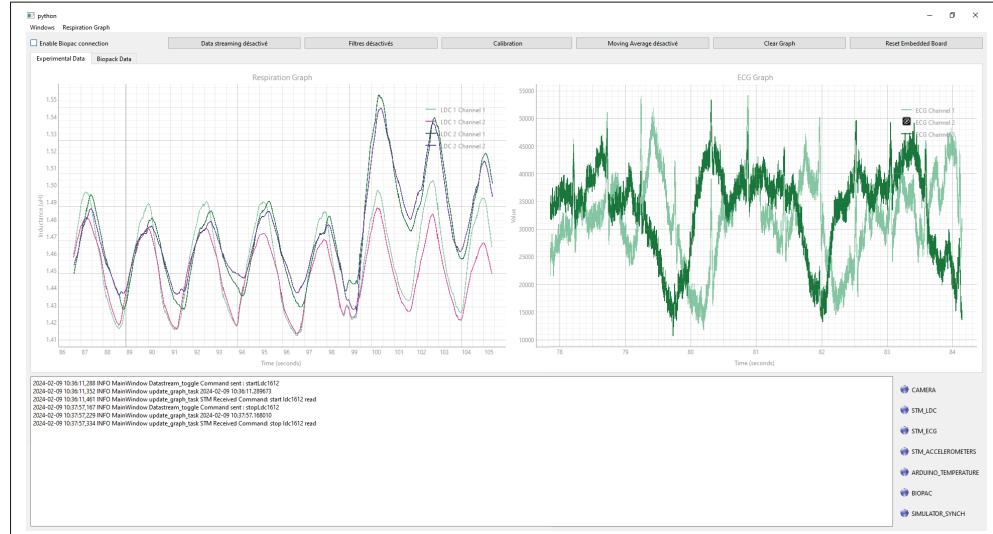


FIGURE 2.18 Interface signaux expérimentaux de l’application python

publiées sur le flux LSL dès que possible pour permettre la postsynchronisation dans Lab Recorder.

2.1.3.0.4 Module caméra

La caméra est connectée à un port USB de l'ordinateur de recherche ; en utilisant la bibliothèque python opencv2, les Trames sont lues aussitôt qu'elles sont disponibles. Le module fonctionne comme suit :

1. La caméra est initialisée avec une résolution de 640x480 pixels et une fréquence de 30 images par seconde.
2. Une fois l'acquisition lancée, les images sont lues dès qu'elles sont disponibles. À chaque image :
 - a. L'image est ajoutée au fichier vidéo.
 - b. Le compteur d'images est incrémenté et envoyé sur le flux LSL comme illustré sur la figure 2.19.

Grâce à l'envoi d'un compte vers LSL, il est possible de réaliser la postsynchronisation des données vidéo par la suite à l'aide du compteur et de leurs coordonnées temporelles dans le flux LSL, et d'associer l'image correspondante.

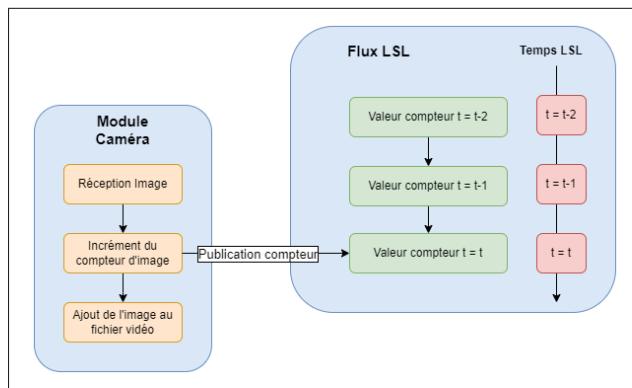


FIGURE 2.19 Interface signaux de référence de l'application python

2.1.3.0.5 Synchronisation avec simulateur

La synchronisation du simulateur est réalisée grâce à une communication entre le simulateur et l’application Python. Le module de synchronisation envoie un compte toutes les deux secondes au logiciel de simulation à l’aide d’une communication de type FIFO. Le simulateur aligne ensuite ce compte avec la prochaine donnée véhiculaire qu’il enregistre. Simultanément, le module de synchronisation publie un compte dans le flux LSL pour permettre la postsynchronisation.

2.1.4 Extraction PERCLOS

Le PERCLOS est extrait en post-traitement à l’aide de la bibliothèque **Mediapipe** de Google. Les marqueurs faciaux sont extraits de chaque image et l’Eyes-Aspect-Ratio (EAR) est calculé. Cette valeur est ensuite sauvegardée pour la postsynchronisation. Le PERCLOS est ensuite déterminé par le pourcentage de temps, sur 1 minute, durant lequel les valeurs de EAR passent en dessous d’un certain seuil (0.25), considérant alors que les yeux sont fermés. Les patients ayant des ouvertures différentes pour chacun, il a été nécessaire d’adapter les seuils de fermeture dans le but d’éviter la saturation à zéro ou à un. Cela a été effectué au cas par cas pour chaque patient (EAR =0.20 pour une saturation proche de zéro ou EAR=0.30 pour une saturation proche de un). une moyenne du EAR de chaque oeil est utilisée pour compenser les moments où un d’entre eux est obstrué. Chaque signal Perclos est normalisé par patient, ce qui diminue l’impact de cette manœuvre sur les résultats d’analyse. 1

2.1.5 Référence Biopac

Le système de prise de mesure médicale de la figure 2.20, le Biopac MP160, est une référence en matière d’acquisition de signaux physiologiques dans un contexte de recherche. Il dispose de plus de 53 000 références sur Google Scholar, la majorité des publications de recherche dans le milieu biomédical utilise ce système pour acquérir leurs signaux de référence. Pour l’étude, nous disposons du MP160 et de sa version sans fil. Il est possible d’apercevoir les capteurs suivants dans la figure 2.20 :

- 1 Capteur ECG une dérivation.
- 1 Ceinture de respiration.
- 1 Capteur PPG à l'oreille gauche.

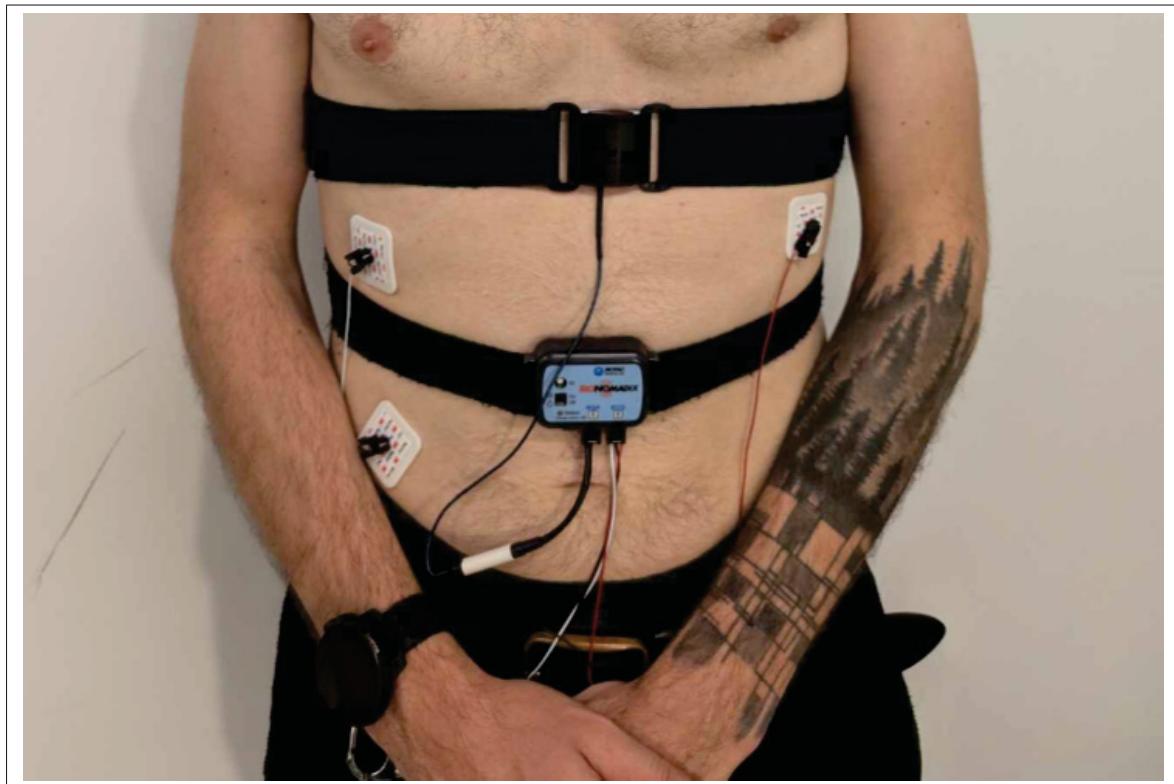


FIGURE 2.20 Capteurs de référence
Biopac

Lors de l'acquisition, il est configuré pour effectuer un échantillonnage à **500 Hz** pour tous les canaux.

2.1.6 Synchronisation des données (Lab Streaming Layer)

LSL est une plateforme open-source de « middleware » en réseau qui facilite la transmission, la réception, la synchronisation et l'enregistrement des flux de données neuronales, physiologiques et comportementales provenant de différents capteurs(noa, 2024). La librairie contient des interfaces C, C++, Python, Matlab, et permet à tous ces programmes de pouvoir communiquer entre eux. Le Lab Streaming Layer intègre une fonctionnalité de synchronisation temporelle pour toutes les données enregistrées, conçue pour atteindre une précision inférieure à la milliseconde sur un réseau local d'ordinateurs. Cette fonctionnalité permet une collecte de données synchronisée sans configuration supplémentaire. La synchronisation temporelle intégrée s'inspire du protocole NTP (Network Time Protocol) et est implémentée dans la bibliothèque LSL.

la figure 2.21 illustre comment le «LSL Lab Recorder» est utilisé dans ce projet. Cette application permet de pouvoir recevoir les données venant des sources LSL : le module Biopac, le module STM32 et le module de caméra. Ces données sont ensuite sauvegardées dans un fichier de format «.xdf».

Pour la postsynchronisation, le fichier «.xdf» contenant les données disposant d'une coordonnée temporelle est lu. Les marqueurs de la caméra et du simulateur sont utilisés pour réaligner les données de PERCLOS et les données véhiculaires. Enfin, les données sont sauvegardées dans des fichiers avec des coordonnées temporelles synchronisées.

La synchronisation pour le PERCLOS est simple ; chaque image dispose d'un marqueur. Les données «EAR» partagent donc les mêmes marqueurs. Ces marqueurs ont tous des coordonnées temporelles dans le fichier « .xdf ». Voici une brève description de la méthode de synchronisation :

1. Lecture des **marqueurs n et n+1** et de leurs coordonnées temporelles dans le fichier « .xdf » LSL.
2. Lecture des données récoltées **entre les deux marqueurs** dans le fichier de données simulateur.

3. **Réassignement de coordonnées temporelles** aux données basées sur celle des marqueurs dans LSL à l'aide d'un ré-échantillonnage basé sur une extrapolation linéaire.
4. **Sauvegarde** des données synchronisée selon le temps de LSL dans un fichier « .csv ».

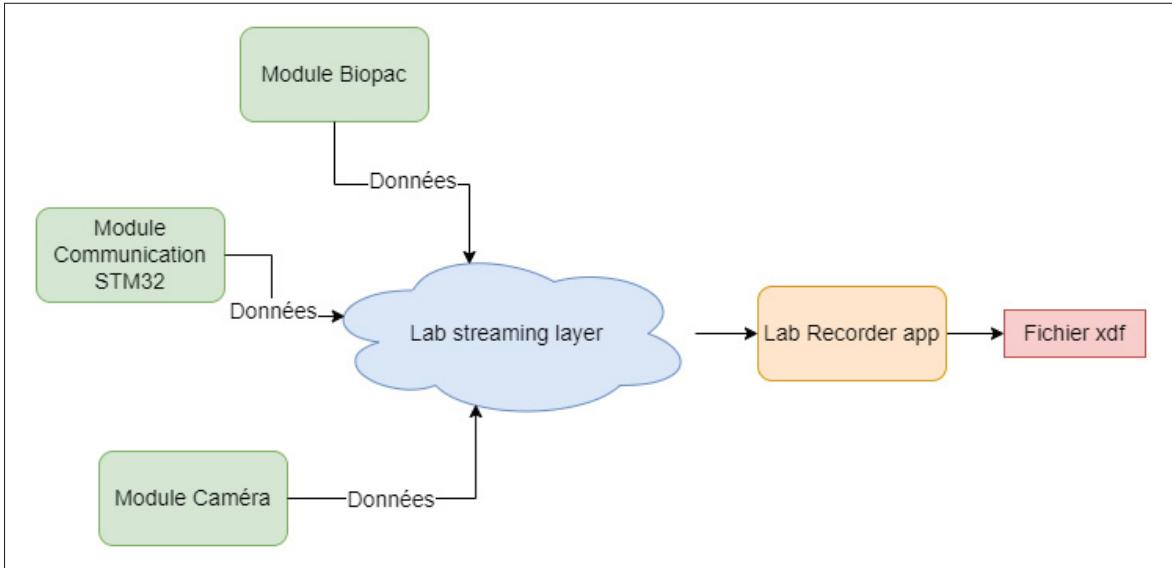


FIGURE 2.21 Lab streaming layer et Lab Recorder

La synchronisation logicielle est une composante de l'expérience pour pouvoir comparer les mesures expérimentale et les mesures de référence. Le LSL a permis de gagner un temps précieux lors de l'implémentation, ce qui a permis d'éviter une synchronisation matérielle beaucoup plus ardue.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE : PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL ET TRAITEMENT DES DONNÉES

Ce chapitre décrit la méthodologie adoptée pour ce projet, en mettant l'accent sur le protocole expérimental conçu pour analyser la somnolence au volant et caractériser les électrodes, ainsi que sur les modalités de traitement des données recueillies.

Dans un premier temps, le protocole expérimental est présenté. Il comprend la description du simulateur de conduite, les critères de sélection des participants et le déroulement détaillé de l'expérience, afin d'offrir une vision claire et structurée des conditions de collecte des données.

Ensuite, une section est consacrée à la caractérisation de différents profils d'électrodes capacitatives pour les mesures physiologiques. Cette partie examine plusieurs configurations pour optimiser la qualité des signaux ECG enregistrés. Enfin, les méthodes de traitement du signal et de conditionnement des données sont décrites pour les deux expériences.

3.1 Protocole expérimental : somnolence

Dans cette section, est présentée une brève description du protocole expérimental établi pour l'étude de la somnolence au volant. Le fonctionnement du simulateur de conduite et les dispositifs matériels utilisés sont d'abord décrits, suivis des critères de sélection des participants et du déroulement de l'expérience. Le scénario de conduite conçu est ensuite détaillé.

3.1.1 Simulateur de conduite

Le York driving simulator est un logiciel qui fut utilisé plusieurs fois dans la littérature pour toutes sortes d'études psychomotrices. Il s'agit d'un logiciel permettant de concevoir des scénarios de conduite hautement personnalisés. Il enregistre la vitesse, la déviation de la route, l'activité du volant et maintes autres métriques selon une fréquence d'échantillonnage de 25 Hertz.

Dans le but d'assurer un maximum d'immersion, trois télévisions Samsung Full HD (1080p) de 32 pouces ont été utilisées pour créer une vue panoramique de la route. Le dispositif «Logitech G29 Driving Force Race Wheel» a été utilisé en guise de volant et de pédale d'accélération. Le «GTR driving simulator» est utilisé comme support principal. Ce dernier comporte un siège ajustable ainsi que le soutien pour les écrans. Un cadre permet l'utilisation d'une ceinture de sécurité sur laquelle les électrodes textiles respiratoires ont été apposées. Enfin, un coussin recouvert de velcro a été ajouté au siège pour améliorer le confort et permettre d'y attacher les électrodes capacitatives.

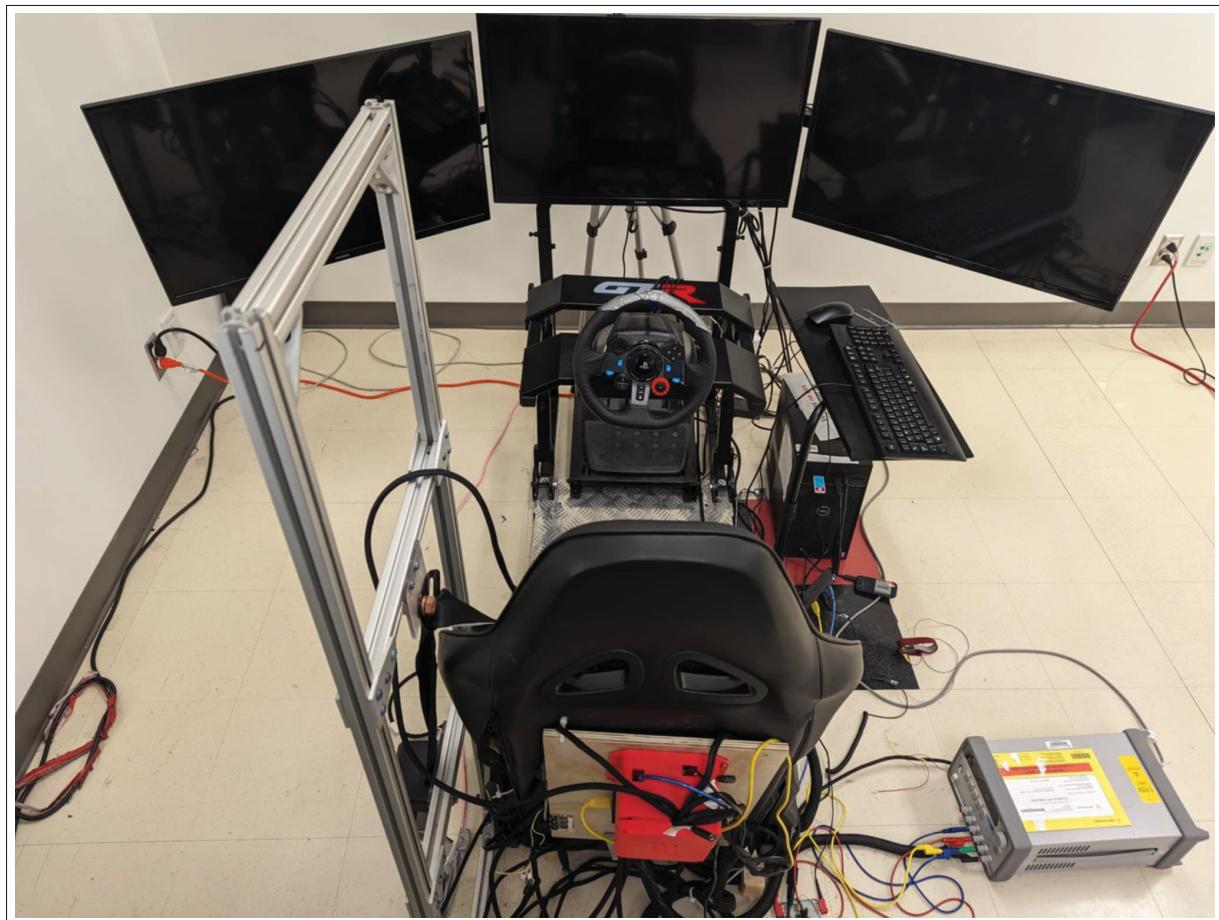


FIGURE 3.1 Vue globale du simulateur

3.1.2 Critère de sélection et consignes

Un total de 25 participants ont été choisis, totalisant 11 sujets féminins et 14 masculins. L'âge moyen était de 26.7 (+/-2.7) ans. Le recrutement a été principalement réalisé auprès des étudiants à l'École de technologie supérieure. Chaque participant devait répondre à des critères de sélection spécifiques :

- Être en bonne santé générale.
- Avoir un permis et conduire au moins à une fréquence mensuelle.
- Aucune consommation de drogue, café, stimulant et alcool dans les 48 heures précédent l'expérience.
- Aucun médicament de prescription pouvant causer la somnolence.
- Avoir dormi entre 7 et 9 heures la nuit précédente.
- Ne pas avoir d'allergies connues au matériel médical.
- Ne pas avoir de problèmes de dos.
- Ne pas souffrir de troubles du sommeil graves tel que la narcolepsie ou bien une insomnie sévère.

Chaque participant a reçu une compensation de 100\$ pour sa participation.

3.1.3 Déroulement de l'expérience

L'expérience était séparée en deux parties. Pour la première, il était demandé aux participants d'être présent à neuf heures du matin. Voici un aperçu du déroulement de la session :

1. Explication de la procédure au participant (9h00-9h15)
2. Remplissage du questionnaire d'éligibilité (9h15-9h20)
3. Remplissage des questionnaires à des fins de statistiques (9h20-9h35) :
 - a. Epworth sleepiness scale (ESS)
 - b. Pittsburgh sleep quality index (PSQI)

- c. Karolinska sleepiness scale (KSS)
 - d. Mensurations corporelles
4. Familiarisation avec le simulateur à l'aide d'un scénario de conduite active (9h20 -9h35)
 5. Test PVT (Psychomotor Vigilance Task) pour le temps de réaction (9h35 -9h45)
 6. Ajustement des capteurs pour l'individu et configuration du simulateur (9h45-10h)
 7. Expérimentation (10h-11h30)
 8. Désinstallation des systèmes d'acquisitions (capteurs) (11h30 -11h45)
 9. Test et questionnaires post-expérience (PVT et KSS) (11h45 -12h00)

Pour la deuxième partie, les étapes étaient les mêmes que pour la première partie, mis à part le remplissage des questionnaires suivant : éligibilité, ESS, PSQI ainsi que la prise des mensurations corporelles. La seconde expérience débutait à 21 h 00 (la conduite débutait à 22 h 00). Le protocole expérimental de la deuxième partie fut changé après 7 participants, car il a été observé qu'aucun participant ne semblait présenter des signes apparents de somnolence lors de cette conduite en fin de soirée. Il aurait été désirable que cette dernière commence plus tard puisqu'il est connu que le pic du nombre d'accidents liés à la somnolence se situe généralement entre 2h 00 et 3h 00 du matin(Horne & Reyner, 1995), mais la logistique résultant d'une expérience se déroulant la nuit était prohibitive. C'est pour cette raison que la deuxième séance a été placée à 13 h 30 (pour que l'expérience commence à 14 h 00), tout juste avant le pic d'après-midi de la probabilité des accidents reliés à la somnolence. Grâce à ce changement, une augmentation des signes apparents de la somnolence fut observée et l'expérience a pu se dérouler adéquatement.

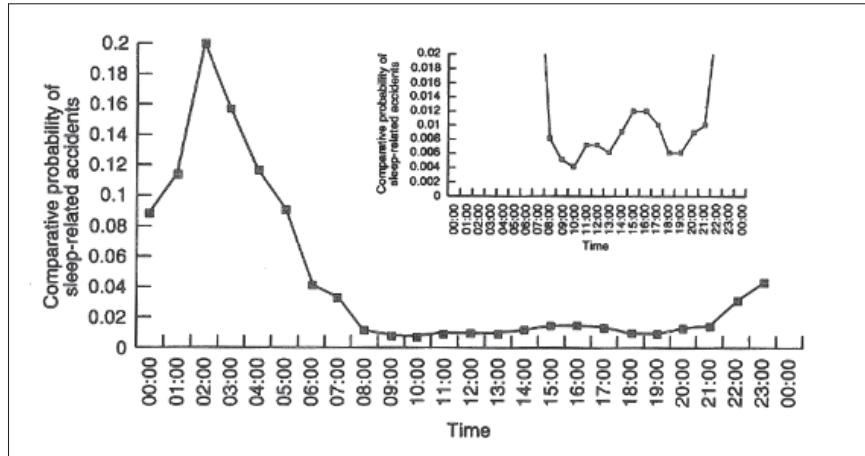


FIGURE 3.2 Probabilité comparative des accidents reliés à la somnolence en fonction du temps de la journée
Tirée de (Horne & Reyner, 1995)

3.1.4 Scénario de conduite

Le scénario de conduite a été conçu de façon à maximiser la monotonie de la géométrie de la route ainsi que de l'environnement. Pour ce faire, aucun bâtiment n'a été utilisé. Des arbres ont été parsemés de façon répétitive aux abords de la route en vue de maintenir une certaine immersion. La route possède deux voies en sens inverse, séparées par une ligne pointillée de dépassement. Initialement, il était prévu que des véhicules circulent en sens inverse, mais il a été décidé de ne pas suivre ce chemin pour éviter des arrêts de simulation trop fréquents (collisions frontales). Il a tout de même été demandé aux participants de rester dans la voie de droite et de suivre le véhicule en tête. Au total, il y avait deux automobiles sur le circuit : le participant, et une voiture de tête qui avait comme but de maintenir une vitesse de circulation de 100 km/h. Le participant a eu comme consigne de maintenir une vitesse constante, de demeurer à une distance sécuritaire du véhicule le devançant, et de toujours rester dans la même voie.

Pour imiter les conditions variables de la conduite réelle et pour augmenter les chances que des dépassements de lignes se produisent, différentes courbes ont été incorporées dans la route. Il est possible de voir la forme générale sinuuse de la route dans l'image de droite de la figure 3.3. La largeur de la route était de 3.962 m et la largeur du véhicule était de 1.676 m. Une tolérance de

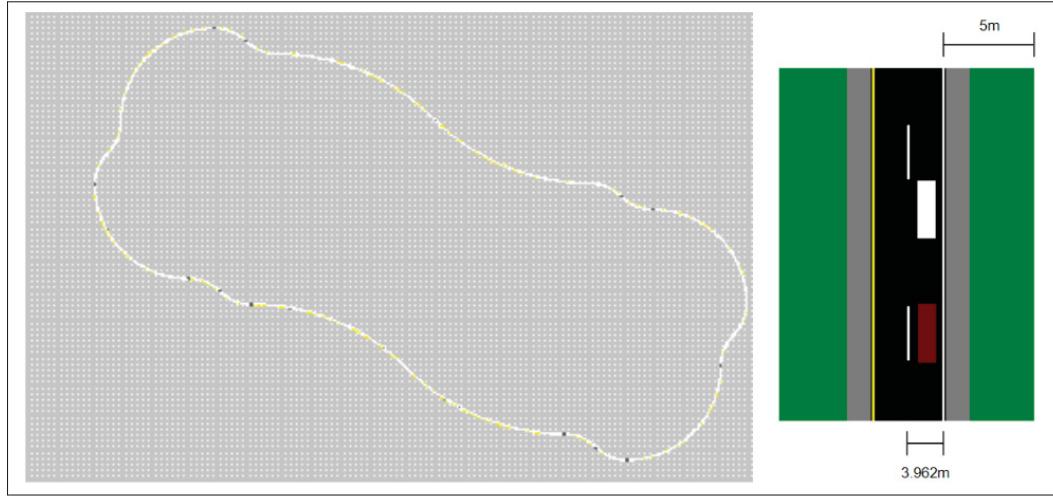


FIGURE 3.3 Vue générale de la carte et vue rapprochée de la route. Le carré rouge représente le véhicule du participant. Le carré blanc représente le véhicule de tête contrôlé par l'ordinateur

5 m de conduite hors route a été définie pour éviter que la simulation soit constamment arrêtée au moindre dépassement. Le chemin était séparé en 20 segments selon trois différents rayons de courbure. L'ordonnancement de ces segments a été réalisé de façon symétrique tel qu'illustré dans le tableau 3.1. Des indicateurs de courbes ont été placés juste avant chaque segment avec un rayon de 400 m pour prévenir les conducteurs d'un virement serré tel qu'illustré à l'image de la figure 3.4.

TABLEAU 3.1 Rayon des segments en mètres

Segment	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Rayon (m)	2000	2000	400	400	850	400	400	850	400	400
Segment	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Rayon (m)	2000	2000	400	400	850	400	400	850	400	450

À une vitesse constante de 100 km/h, le participant met environ neuf minutes et demie pour faire un tour complet du circuit, pour un total minimum de neuf tours au courant des 90 minutes de l'expérience.



FIGURE 3.4 Panneaux de signalisation alertant le conducteur d'un virage serré

3.2 Protocole expérimental : caractérisation des électrodes capacitatives

Lors de l’expérience sur la somnolence, il a été observé que la position optimale des électrodes capacitatives pour mesurer le signal cardiaque variait considérablement d’une personne à l’autre. En effet, il a parfois été nécessaire d’ajuster radicalement la position des électrodes pour obtenir un signal exploitable. La littérature ne fournit pas de réponse précise quant à la géométrie ou à la position optimale des électrodes pour un participant moyen. Une étude exploratoire a donc été menée sur le sujet. Cinq positions et cinq géométries différentes ont été testées.

Pour l’étude de la position, une petite électrode de 5,08 cm x 5,08 cm, offrant une superficie de 25,81 cm², a été utilisée. Sa petite taille permet de mieux isoler l’effet de la position sur la qualité du signal. Concernant la géométrie, différentes formes et types de textiles ont été utilisés. Les électrodes carrées mesuraient 7,62 cm x 7,62 cm (soit 58,06 cm²), tandis que les électrodes rectangulaires avaient des dimensions de 11,43 cm x 5,08 cm (également 58,06 cm²). La superficie a été conservée constante dans l’étude de la géométrie afin d’en éliminer l’impact. L’électrode tissée était composée d’un textile en nylon métallisé, tandis que les électrodes

brodées, toutes de même densité, étaient fabriquées avec du fil Shieldex 235/34 2-ply de la compagnie V Technical Textile. La superficie des électrodes utilisées pour la géométrie a été augmentée en vue d'accentuer les différences causées par la forme de l'électrode.

Le protocole expérimental était plus simple que celui du test précédent : il n'y avait ni PPG, ni ceinture de respiration, ni capteurs inductifs de respiration, et aucun questionnaire n'avait été rempli. Le scénario de conduite restait cependant le même. Le participant devait conduire pendant 11 minutes, la première minute servait à stabiliser les signaux, tandis que les 10 minutes suivantes permettaient au participant de réaliser au moins un tour complet de la piste.

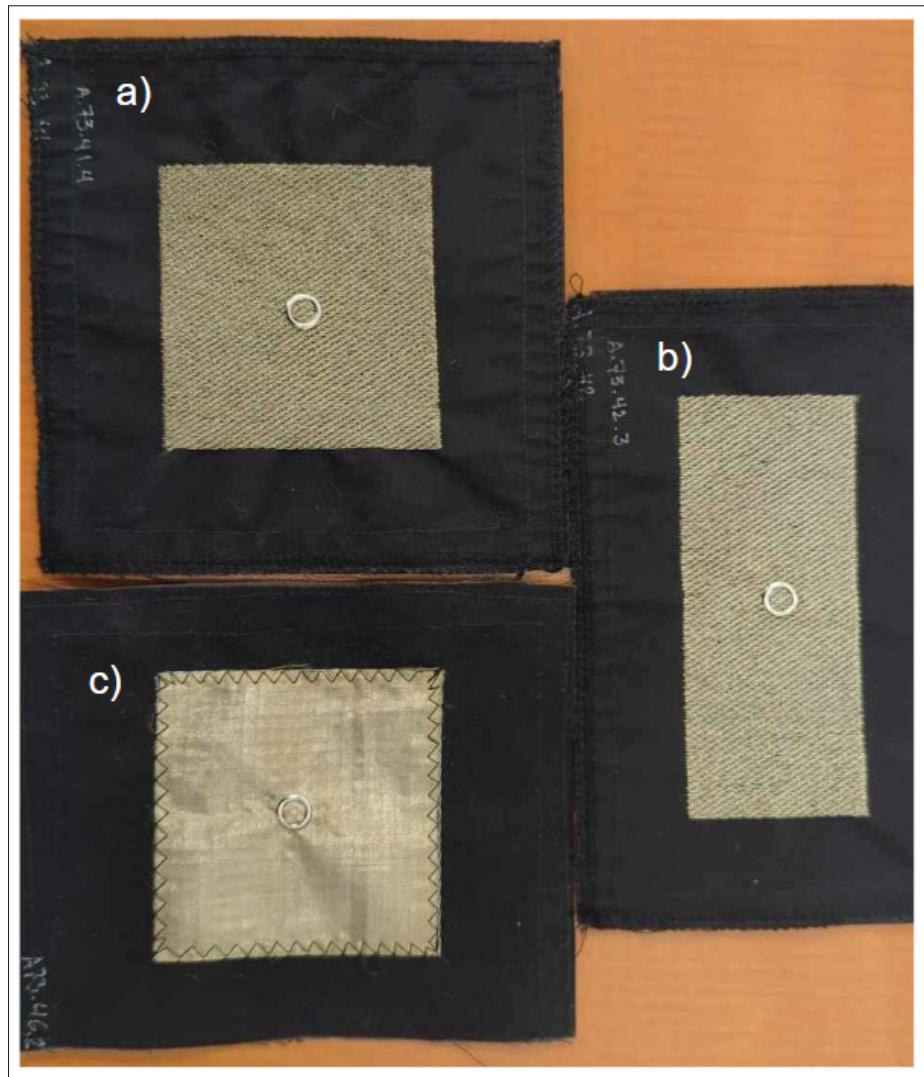


FIGURE 3.5 Électrodes textiles ; a) électrode brodée A.73.41, b) Électrode brodée A.73.42, c) Électrode tissée A.73.46. L'électrode de petite taille (A.73.50) est similaire au a)

Consignes de conduite :

- Le participant devait maintenir une conduite aussi rigoureuse que possible pendant 10 minutes, avec les deux mains sur le volant.
- Aucun mouvement superflu, comme se gratter la tête ou le visage, n'était autorisé.
- Le participant ne devait en aucun cas réajuster sa posture de conduite.

TABLEAU 3.2 Résumé des protocoles et des configurations des électrodes dans l'étude exploratoire sur la position et la géométrie des électrodes capacitifs

Aspect	Détails des configurations	Objectif
Position	Petite électrode de 5,08 cm x 5,08 cm (superficie : 25,81 cm ²)	Isoler l'effet de la position sur la qualité du signal.
Géométrie	<ul style="list-style-type: none"> - Carrée : 7,62 cm x 7,62 cm (58,06 cm²) - Rectangulaire : 11,43 cm x 5,08 cm (58,06 cm²) - Tissée : textile en nylon métallisé - Brodée : fil Shieldex 235/34 2-ply 	Étudier l'impact de la forme et du textile en conservant une superficie constante pour les électrodes textiles.
Protocole	<ul style="list-style-type: none"> - Pas de PPG, de ceinture ou de capteurs inductifs de respiration. - Aucune collecte de questionnaire. - Scénario de conduite de 11 minutes : <ul style="list-style-type: none"> • Une minute pour stabiliser les signaux. • 10 minutes pour réaliser au moins un tour complet. 	Simplifier le protocole pour se concentrer sur la qualité du signal ECG en fonction des positions et des géométries.

Étant donné la rigueur des consignes, une pause de 10 minutes était exigée entre chaque paire d'expériences.

Déroulement de l'expérience :

1. Expérience 1 : 9h20 – 9h35
2. Expérience 2 : 9h35 – 9h50
3. Pause : 9h50 – 10h00

4. Expérience 3 : 10h00 – 10h15
5. Expérience 4 : 10h15 – 10h30
6. Pause : 10h30 – 10h40
7. Expérience 5 : 10h40 – 10h55
8. Expérience 6 : 10h55 – 11h10
9. Pause : 11h10 – 11h20
10. Expérience 7 : 11h20 – 11h35
11. Expérience 8 : 11h35 – 11h50
12. Pause : 11h50 – 12h00
13. Expérience 9 : 12h00 – 12h15
14. Expérience 10 : 12h15 – 12h30
15. Pause : 12h30 – 12h40
16. Expérience 11 : 12h40 – 12h55
17. Expérience 12 : 12h55 – 13h10
18. Désinstallation des capteurs sur les participants.
19. Observation du participant (état général, condition de la peau, réactions allergiques éventuelles, etc.).

Cette expérience a permis d'observer que l'effet de la position sur la qualité du signal était majeur. La superficie semblait aussi avoir un impact significatif sur la qualité du signal et la quantité d'artefacts de mouvement. Aucune différence concluante n'a été observée pour le type de textile et la géométrie.

3.3 Conditionnement du signal et analyses des données

Après la synchronisation temporelle décrite au chapitre précédent, toutes les données ont été intégrées dans une structure de données commune. Un ré-échantillonnage uniforme à 500 Hz a ensuite été appliqué pour aligner les différentes sources de données sur une grille temporelle

commune, avec une interpolation par propagation des valeurs précédentes afin de combler les éventuels écarts.

3.3.1 Données pour l'étude de la somnolence

Cette section présente la méthodologie utilisée pour analyser les signaux ECG et PPG dans le cadre de la détection de la somnolence au volant. Elle couvre le traitement des signaux, l'extraction des métriques de variabilité cardiaque (HRV), ainsi que l'intégration de mesures complémentaires telles que le PERCLOS et la déviation standard de la position sur la route. Enfin, elle présente les approches de segmentation des données et les algorithmes d'apprentissage machine employés pour différencier les états éveillés des périodes pré-accidents.

3.3.1.1 Rythme cardiaque

Les données ECG captées dans des situations où le participant est actif sont généralement bruitées ; même pour l'ECG médical. En vue de ne pas introduire de distorsion, L'ECG médical et L'ECG capacitif ont été traités de la même manière, à moins que le contraire soit indiqué. La figure 3.6 présente la chaîne de traitement de signal pour chacun.

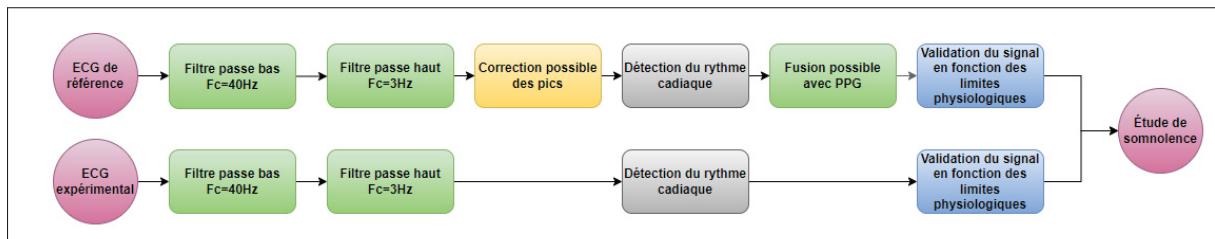


FIGURE 3.6 Chaîne de traitement du signal pour l'ECG capacitif expérimental et l'ECG médical de référence

Lors de la récolte des données de somnolence, plusieurs appareils étaient en marche, ce qui a fortement impacté la figure de bruit des signaux ECG. Un filtre Butterworth de type passe-bande, avec une fréquence de coupure basse de 4 Hz et une fréquence de coupure haute de 35 Hz, a été utilisé selon un ordre de 10. Le seuil inférieur choisi est très élevé comparativement à la norme

(0,005–1 Hz) afin de diminuer l'effet des artefacts de mouvement. Le seuil supérieur est très bas comparativement à la norme (45 Hz à 150 Hz), car il fallait atténuer le bruit causé par les électrodes inductives de respiration ainsi que celui des lignes de tension (et leurs harmoniques). En effet, ces dernières, ayant une vitesse de commutation de 40 Hz, induisaient un pic de puissance aux fréquences 40 Hz, 80 Hz, 120 Hz, etc. Ceci, combiné au pic de puissance à 60 Hz causé par les lignes de tension, a mené à la décision de couper toutes fréquences au-dessus de 35 Hz. La majorité de la puissance de haute fréquence a été jugée non physiologique.

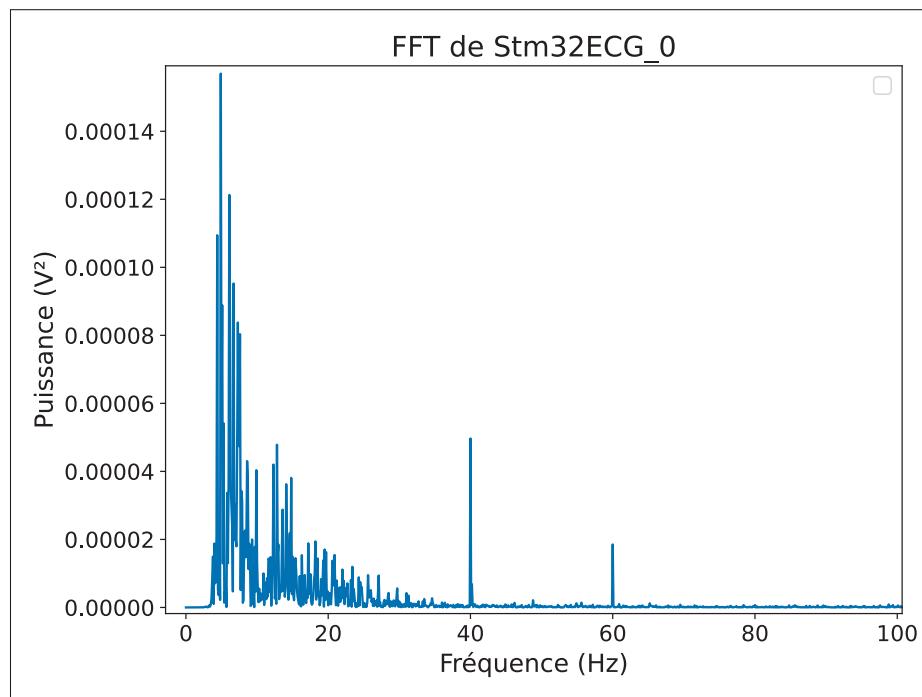


FIGURE 3.7 Transformée de Fourier rapide effectuée sur le signal expérimental STM32ECG0 (ECG expérimental du haut, illustrant la pollution provenant du 40 Hz et 60 Hz)

3.3.1.1.1 Signal ECG de référence

La bibliothèque neurokit2 a été utilisée pour faire la détection des pics ECG. Cette dernière fut choisie, car elle semblait donner des performances acceptables selon la vitesse de détection de pic et son exactitude telle que rapportée par une étude comparative de performance (Proel, 2023). Les paramètres par défaut ont été utilisés.

Il est normal d'observer une arythmie sinusale respiratoire prononcée chez certains participants. En effet, l'espacement inter-pic est modulé par la respiration (Yasuma & Hayano, 2004). Ceci dit, dans certains cas, l'arythmie respiratoire peut être assez élevée pour tromper les algorithmes de détection de pics. Dans d'autres cas, l'ECG de référence est simplement bruité et comporte de faux pics qui sont généralement de beaucoup plus petite amplitude que les vrais pics. Pour ces deux raisons, de mauvaises détections de pics sont parfois faites même si les bons pics sont évidents. Un algorithme très simple et peu restrictif a été mis en place pour remédier à ce problème :

Étape	Condition	Décision
1	Calcul de la moyenne d'amplitude des pics	Utilisé pour les étapes suivantes
2	Pic dans $\pm 50\%$ de la moyenne ?	Oui : pic retenu Non : étape suivante
3	Pic dans ± 0.25 s avec amplitude > 1.5 écart-type ?	Oui : pic retenu Non : étape suivante
4	Autre pic dans ± 0.25 s et $\pm 50\%$ de la moyenne ?	Oui : autre pic retenu Non : pic exclu

TABLEAU 3.3 Algorithme de correction des pics R ECG de référence

Cette méthode a uniquement été utilisée sur le signal de référence, et seulement sur les enregistrements dans lesquels l'ECG était de très bonne qualité. En effet, elle a été tentée sur les données expérimentales, mais l'instabilité de ces dernières rendait l'algorithme inefficace.

Certains segments ECG étaient de mauvaise qualité. Ceci pouvait être causé par un décollement d'électrode ou bien les artéfacts de mouvements. Dans ces cas, le rythme cardiaque mesuré par

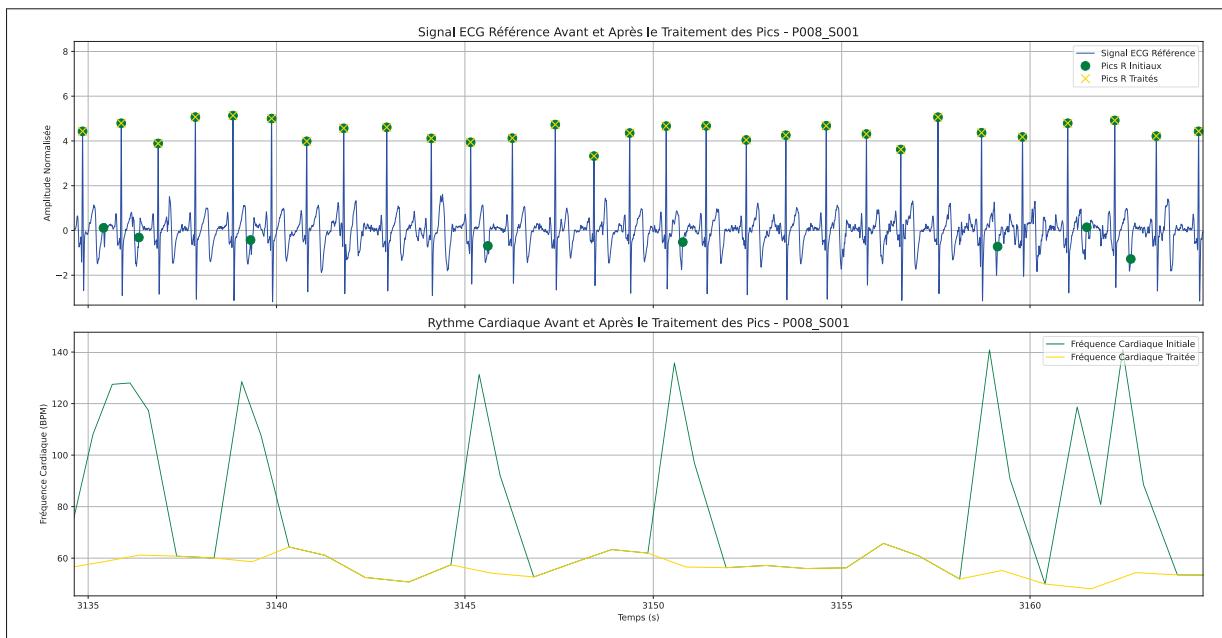


FIGURE 3.8 Exemple de la correction de faux pics ECG évidents pour le signal de référence du participant 8

le PPG a été utilisé pour remplacer les segments inutilisables. Sur 50 enregistrements, sept ECG ont été complètement remplacés par le PPG, et quatre ECG/PPG ont été réalisées.

Qualité	Nombre d'enregistrements	Correction des pics	Remplacement PPG	Fusion PPG/ECG	Enregistrements rejetés
Très bonne	32	32	0	0	0
Bruit partiel ou localisé	13	0	3	4	0
Bruit grave et généralisé	3	0	3	0	0
Inutilisable	2	0	1	0	1

TABLEAU 3.4 Résumé de la qualité des enregistrements et des corrections appliquées

Pour ce qui est des trois signaux expérimentaux, la paire ayant le score de détection de Pic le plus élevé par rapport à la référence pour un participant donné a été choisi. Un algorithme de fusion ou sélection dynamique des signaux des capteurs ECG capacitif débordaient du cadre de ce travail.

3.3.1.1.2 Validation des rythmes cardiaques en fonction des limites physiologiques

Cette étape est appliquée sur les rythmes cardiaques de référence et expérimental. Bien que de nombreuses méthodes avancées existent pour traiter les signaux ECG bruités, elles dépassent le cadre de ce projet. Ainsi, une approche simple, mais efficace a été privilégiée : corriger le rythme cardiaque en imposant des limites physiologiques au signal et en remplaçant les valeurs extrêmes par la moyenne d'une fenêtre locale. Pour chaque signal, une fenêtre glissante d'une minute est appliquée pour effectuer cette correction.

Des limites inférieure et supérieure de 40 BPM et 160 BPM ont été imposées, respectivement. Étant donné que les participants n'étaient pas en situation d'exercice physique, leur rythme cardiaque ne devrait pas atteindre 160 BPM, sauf en cas de pathologie (Olshansky, Ricci & Fedorowski, 2023). De même, une fréquence inférieure à 40 BPM serait inhabituelle en l'absence de bradycardie (Sidhu & Marine, 2020). De plus, une variation de ± 20 BPM entre intervalles RR a été fixée, car la plupart des variations rapides de cet ordre ne sont pas physiologiques, sauf en présence d'épisodes d'arythmie. Cette observation a été faite après avoir consulté toutes les

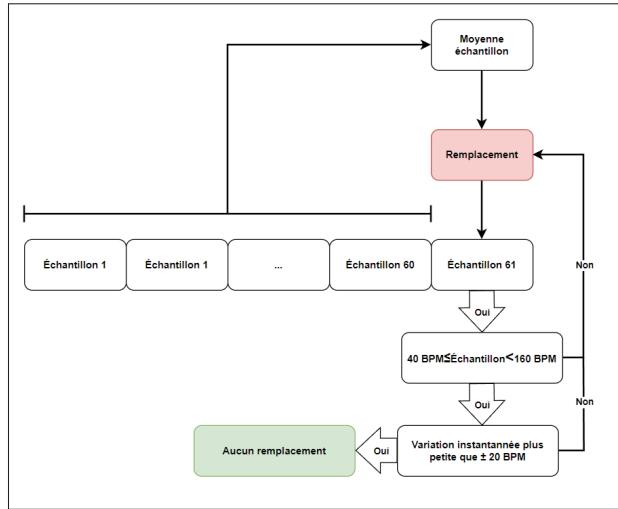


FIGURE 3.9 Algorithme de remplacement des données basé sur une fenêtre glissante et des limites physiologiques

données cardiaques post-expérience. L'algorithme compare chaque BPM instantané aux limites physiologiques et remplace l'échantillon par la moyenne de la fenêtre glissante s'il ne respecte pas ces limites.

3.3.1.2 Choix des caractéristiques

Une vaste gamme de caractéristiques peut être extraite des signaux linéaires. Par exemple, (Vicente *et al.*, 2016) ont analysé 96 caractéristiques, parmi lesquelles 34 ont été sélectionnées. Le projet actuel se concentre sur 12 des 29 métriques cardiaques recensées dans l'étude de recensement (Shaffer & Ginsberg, 2017) sur l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque (VFC) en biomédical. Ces métriques ont été retenues en raison de leur usage fréquent et de leur validation dans de nombreuses études physiologiques. Les caractéristiques non retenues ont été écartées, car elles étaient redondantes, inapplicables ou mal adaptées à une utilisation dans des modèles d'apprentissage machine. La liste suivante résume les mesures sélectionnées en se basant sur la revue de référence, largement reconnue pour son influence (Shaffer & Ginsberg, 2017).

Caractéristiques temporelles

1. La **déviation standard des intervalles RR** (SDRR) est influencée par le système nerveux sympathique (SNS) et le système nerveux parasympathique (PNS). À l'état de repos, ses variations à court terme sont principalement modulées par l'arythmie sinusale respiratoire parasympathique, ce qui la rend fortement liée à la respiration.
2. Le **pourcentage d'intervalles RR différent de plus de 50 ms** (RR50) est fortement corrélé avec l'activité du PNS.
3. La **racine carrée de la moyenne des carrés des différences RR successives** (RMSSD) reflète les variations modulées par le nerf vague et la variabilité du rythme cardiaque (VFC).
4. Le **rythme cardiaque moyen** (\overline{HR}) varie selon l'état d'endormissement d'un individu (Vaussenat, Bhattacharya, Boudreau, Boivin, Gagnon & Cloutier, 2024).
5. La **dérivée première moyenne des intervalles RR** (\dot{RR}) permet d'observer les tendances à court terme du rythme cardiaque, en lien avec l'état d'endormissement (Vaussenat *et al.*, 2024).
6. La **dérivée seconde moyenne des intervalles RR** (\ddot{RR}) met en évidence les tendances à plus long terme de la variation du rythme cardiaque, également liées au degré d'endormissement (Vaussenat *et al.*, 2024).

Caractéristiques fréquentielles

1. La **puissance de la bande basse fréquence** (LF Power) représente l'activité du PNS, du SNS et la régulation de la pression sanguine dans la bande 0,04–0,15 Hz. En situation de calme, l'activité du PNS est plus prononcée.
2. La **puissance de la bande haute fréquence** (HF Power) reflète l'arythmie sinusale respiratoire et la modulation du rythme cardiaque par le nerf vague dans la bande 0,15–0,4 Hz.
3. Le **ratio des puissances LF et HF** (LF/HF Ratio) peut indiquer l'équilibre entre l'activité du PNS et du SNS, bien que son interprétation dépende du contexte.
4. La **puissance de la bande très basse fréquence** (VLF Power) module le niveau basal du rythme cardiaque en fonction de l'activité et du stress dans la bande 0,0033–0,04 Hz, et peut indiquer une activité du SNS.

Caractéristiques non linéaires

1. **L'entropie d'échantillon** (SampEn) mesure la régularité et la complexité d'une série temporelle, permettant d'évaluer la stabilité et la prévisibilité du rythme cardiaque.
2. **L'analyse des fluctuations sans tendance** (DFA α_1) décrit les fluctuations à court terme, reflétant les réflexes des barorécepteurs responsables de la régulation de la pression artérielle.

Toutes ces métriques ont été choisies, car elles apportent une perspective unique sur l'activité du cœur. Une fenêtre d'analyse de cinq minutes a aussi été choisie, car plusieurs métriques importantes telles que le LF/HF, le LF et le VLF nécessite une telle taille (Shaffer & Ginsberg, 2017).

Comme mentionné dans la revue de littérature, le PERCLOS constitue une mesure robuste, largement reconnue pour la détection de la somnolence. De même, la déviation standard de la position sur la route est une métrique dominante, fréquemment utilisée parmi les mesures véhiculaires. Ces deux indicateurs ont ainsi été sélectionnés pour explorer une fusion multimodale des données avec les métriques ECG.

Pour le PERCLOS, une fenêtre glissante de cinq minutes a été employée. La moyenne des deux yeux a été calculée afin d'accroître la robustesse de la mesure, notamment dans les situations où un œil pourrait être obstrué par des cheveux ou une main. Par ailleurs, le seuil du PERCLOS (généralement fixé à 80/20) a été ajusté pour certains individus afin d'éviter une saturation de la mesure. Une fenêtre glissante de cinq minutes a également été utilisée pour le calcul de la déviation standard moyenne de la position sur la route.

3.3.1.3 Segmentation des données

Les accidents ont été classés en deux niveaux de gravité : les accidents mineurs, où la moitié du véhicule dépassait les limites de la route, et les accidents majeurs, lorsque le véhicule dépassait intégralement ces limites. L'analyse s'est concentrée sur les segments précédant ces premiers accidents. L'usage unique d'indicateurs subjectifs, comme le KSS, couramment utilisé dans la

littérature, a été écarté malgré ses corrélations significatives avec les mesures ECG. En effet, les autoévaluations des conducteurs ne suffisent pas à prévenir les accidents, et les périodes de la journée comme indicateur de somnolence se sont révélées insuffisantes. De plus, l'analyse des 75 heures de vidéos de conduite aurait demandé un temps prohibitif, et la différence du nombre d'accidents entre les sessions n'était pas significative (figure 3.10).

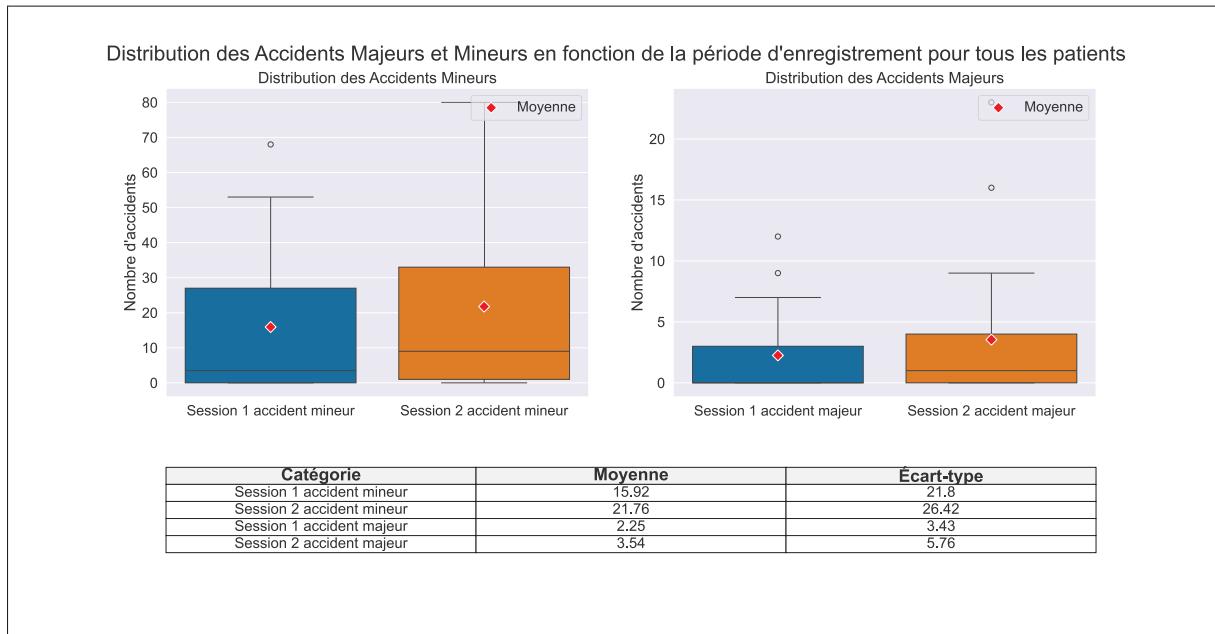


FIGURE 3.10 Distribution des accidents majeurs et mineurs en fonction de la période d'enregistrement

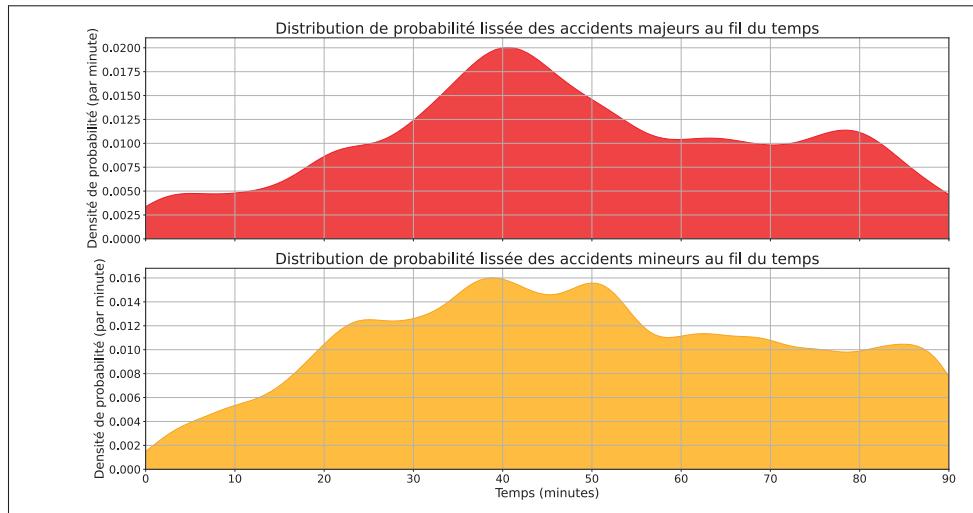


FIGURE 3.11 Distribution des probabilités d'accident mineur et majeur en fonction du temps

Seuls les accidents majeurs ont été retenus en raison de leur fréquence plus faible, permettant une meilleure segmentation des données. Par ailleurs, certains accidents mineurs survenaient lorsque le conducteur n'était manifestement pas somnolent au début de la conduite, notamment lors de la première session. En pratique, seul le premier accident majeur est significatif, car, dans une situation réelle, un tel accident entraînerait l'arrêt de la conduite. Ainsi, seules les données avant ce premier accident majeur sont analysées et désignées ici simplement comme "pré-accident". Ces données sont considérées comme somnolentes, car elle mène au premier accident et elles présentaient des signes d'endormissement.

Les dix premières minutes de conduite de chaque expérience ont été choisies comme période de référence pour l'état éveillé, car c'était le segment le plus proche de la phase active basale non endormie précédant l'expérience. C'est aussi le segment où la probabilité d'accident était la plus basse (voir figure 3.11). Les dix minutes qui précédaient le premier accident de chaque expérience ont été choisies comme période de somnolence.

Étant donné que les caractéristiques de variabilité du rythme cardiaque (VFC) sont plus fiables avec une fenêtre de 5 minutes pour les enregistrements à court terme (Shaffer & Ginsberg, 2017), une fenêtre de 5 minutes a été glissée sur les deux périodes de 10 minutes précédemment

mentionnées pour calculer **Toutes** les métriques. Pour obtenir des données équilibrées, l'accident analysé devait se situer **au moins** après les 20 premières minutes de conduite. Les accidents survenus dans les 10 premières minutes des enregistrements ont été exclus, car ils étaient dus à une prise en main encore maladroite de la conduite par le conducteur.

Les accidents entre la dixième et la vingtième minute étaient rares (figure 3.11). Dans ces cas, chaque enregistrement vidéo a été examiné par deux évaluateurs pour déterminer s'il s'agissait d'un accident causé par la somnolence. En cas de consensus entre les évaluateurs, les accidents sans signes de somnolence détectables étaient exclus, et l'accident suivant devenait le nouvel accident analysé. Tous les premiers accidents survenus après 20 minutes ont été également doublement revus pour s'assurer de la présence de signes de somnolence. Les accidents sans signes de somnolence perçus par les deux évaluateurs ont été rejetés. Les évaluateurs devaient aussi vérifier que l'accident coïncidait avec un pic de PERCLOS, comme illustré à la figure 3.12, confirmant qu'il était dû à la somnolence. Au total, 23 enregistrements remplissaient les critères de sélection, tandis que 27 ont été écartés. Ces derniers ne comportaient pas d'accident majeur ou ne remplissaient pas les critères requis concernant la somnolence.

Cette méthodologie, centrée sur le premier accident confirmé par deux évaluateurs(ORD) et accompagné d'un pic de PERCLOS, renforce considérablement la robustesse de l'étiquetage de la somnolence grâce à l'utilisation combinée de trois métriques.

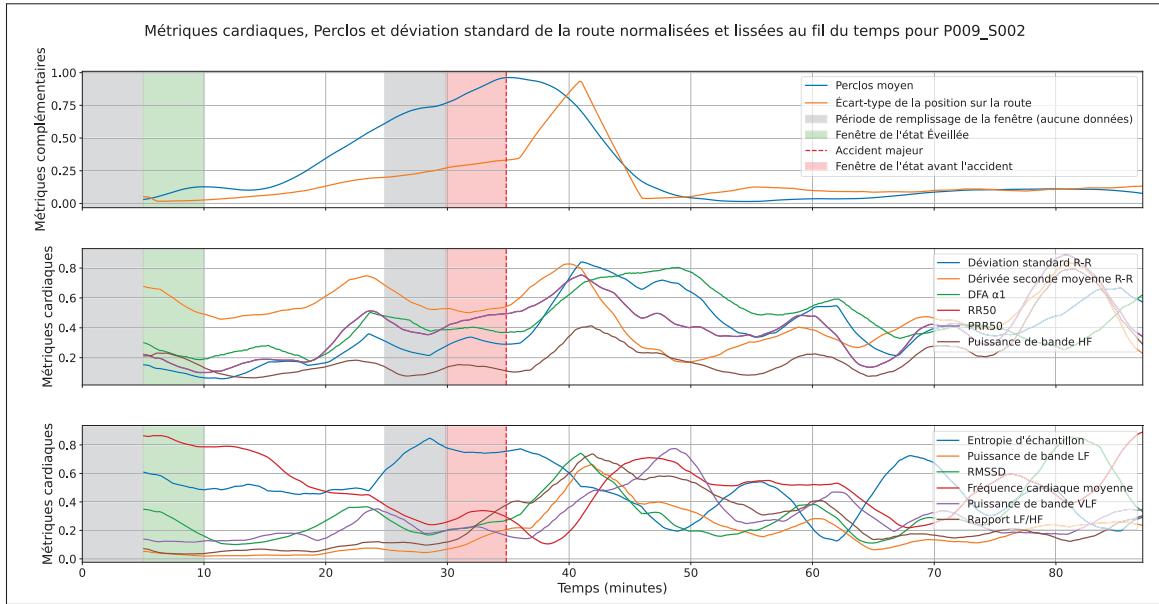


FIGURE 3.12 Exemple de la segmentation des données faite sur la première session du participant 8. Deux fenêtres de 10 minutes ont été choisies parmi lesquels les métriques ont été calculées selon une fenêtre coulissante de cinq minutes. Un lissage est appliqué uniquement pour l'affichage afin de rendre le graphique plus lisible

Une fois les données segmentées, une fenêtre coulissante a été appliquée sur les segments éveillés et pré-accidents pour calculer les 12 métriques cardiaques et les deux métriques complémentaires (PERCLOS moyen et déviation standard de la route). Une normalisation a ensuite été faite pour chaque participant, pour éliminer la variance introduite dans les données par les niveaux basaux physiologiques différents interindividus. Le terme normalisation est utilisé, mais en réalité, une normalisation de type minmax et une standardisation en Z seront effectuées à des fins de comparaison. Pour simplifier le langage, le terme normalisation sera employé pour les deux.

3.3.1.4 Algorithmes d'apprentissage choisis

Le «**Support vector machine (SVM)**» est un algorithme très connu et répandu dans plusieurs sphères de l'apprentissage machine. Il est très fiable et ses résultats sont prévisibles et cohérents (Kecman, 2005). De plus, il est réputé pour bien fonctionner avec de petites bases de données de haute dimensionnalité et pour sa capacité à généraliser sur différents types de données.

(Abdullah & Abdulazeez, 2021). Le but de ce projet n'est pas de construire un algorithme novateur, mais plutôt de déterminer d'une part s'il est possible de prédire un accident avant qu'il ne survienne, et d'autre part, si cela est réalisable avec des données ECG expérimentales de qualité imparfaite. C'est pour cette raison que le SVM est utilisé pour la discrimination des données, en l'occurrence, un SVM à marge souple avec noyaux, qui favorise la séparation des données non linéairement séparables en projetant ces dernières dans un espace de données de dimension supérieure.

Pour s'assurer que les résultats ne sont pas uniquement liés à l'algorithme d'apprentissage, il a été choisi d'utiliser le «**Random Forest(RF)**» en complément. Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage supervisé largement utilisé pour sa robustesse, sa capacité à gérer les données bruitées et ses performances fiables avec des ensembles de données complexes (Parmar, Katariya & Patel, 2019). Le Random Forest combine plusieurs arbres de décision pour améliorer la précision de la classification tout en réduisant le risque sur apprentissage (Parmar *et al.*, 2019). Bien que le SVM à noyaux puisse également gérer des données non linéaires, le Random Forest offre une approche différente en capturant les relations complexes à travers des votes d'ensembles d'arbres, ce qui en fait un complément pertinent pour renforcer la robustesse et l'interprétabilité des prédictions de classification et de prédiction des événements accidentels.

Finalement, le «**K-nearest-neigbor (KNN)**» fut le troisième algorithme utilisé pour sa popularité, sa simplicité et sa vitesse d'exécution sur des petits jeux de données(Taunk, De, Verma & Swetapadma, 2019). L'utilisation de trois paradigmes de classification très différents permet de s'assurer que la différenciation entre la période éveillée et la période préaccident n'est pas dépendante de l'algorithme. Ce sont aussi les trois mêmes classificateurs que ceux utilisés par (Hasan *et al.*, 2022)

Au total, 46 enregistrements de 5 minutes sont utilisés avec un pas de 5 secondes pour un total de 2 760 points de données, divisé en deux classes égales. Chaque point de donnée possède une dimensionnalité variant de 1 à 14 : douze métriques cardiaques et 2 métriques complémentaires sont disponibles. Dû au faible nombre de données d'entraînement, la technique de validation

croisée «leave one out» a été choisie : l'algorithme est entraîné sur 22 participants et testé sur un participant. Ceci est réalisé pour toutes les combinaisons de participants. Une recherche en grille a aussi été faite pour trouver les meilleurs hyperparamètres. Voici un tableau résumant ces derniers :

TABLEAU 3.5 Hyperparamètres du Random Forest

Hyperparamètre	Valeurs Possibles
n_estimators	50, 100, 200
max_depth	None, 5, 10, 20
class_weight	None, balanced
min_samples_split	2, 5
min_samples_leaf	1, 2, 4

TABLEAU 3.6 Hyperparamètres du SVM

Hyperparamètre	Valeurs Possibles
C	0.01, 0.1, 1, 10, 100
γ	scale, auto, 0.01, 0.1, 1, 10
class_weight	None, balanced

TABLEAU 3.7 Hyperparamètres du KNN

Hyperparamètre	Valeurs Possibles
n_neighbors	3, 5, 7, 9, 11
weights	uniform, distance
p	1, 2

3.3.2 Données pour la caractérisation des électrodes textiles

Cette section abordera la chaîne de traitement de signal appliquée sur les ECG pour ensuite décrire les différents indices de qualité du signal qui seront utilisés pour quantifier l'impact de la position, géométrie et taille.

3.3.2.1 Conditionnement du signal

Le traitement de signal pour l'ECG de référence était le même que pour l'étude de somnolence ; jusqu'à la détection du rythme cardiaque (ce dernier n'est pas nécessaire). Pour l'ECG expérimental, le pic R ne se distingue pas aussi facilement du bruit et, généralement, les ondes P et T sont très difficiles à repérer. Ce phénomène était particulièrement présent pour le test de caractérisation puisque le but était d'utiliser un petit gain en vue de limiter la saturation pour pouvoir mieux caractériser les artefacts de mouvement. Pour rendre le pic plus évident, une réduction du bruit de type « shrinkage » a été appliquée à l'aide de la transformée en ondelette (Chatterjee, Thakur, Yadav, Gupta & Raghuvanshi, 2020). L'ondelette de Daubechies 4 a été utilisée en raison de sa similitude avec la forme de l'ECG. Le « shrinkage » était de type « doux ». Puisque cette expérience a été réalisée sans les électrodes inductives, un filtre moins sévère passe-bande a été utilisé avec des fréquences de coupure respectives de 3 Hz et 45 Hz (il n'y avait plus de pic de puissance parasite à 40 Hz).

3.3.2.2 Indice de qualité du signal

Les Indices de Qualité de Signal (SQI) permettent une évaluation multidimensionnelle de la qualité du signal. Puisqu'il n'est pas connu quelles sont les meilleures caractéristiques pour l'ECG capacitif, les indices les plus populaires de la littérature ont été choisis pour être investigués .Satija *et al.* (2018) ; Wartzek *et al.* (2011) :

1. Déviation Absolue Moyenne (SQI-MAD)

Moyenne des écarts absolu par rapport à la moyenne du signal dans une fenêtre mobile. Un MAD élevé signale de gros artefacts de mouvement, compromettant la qualité des enregistrements ECG (calculé avant filtrage).

2. Écart-Type des Amplitudes de Pics à Pics (SQI-STD-PP)

Écart-type des amplitudes des pics consécutifs. Indique la stabilité du signal ou la présence d'arythmies ; des variations importantes suggèrent des anomalies dans le signal ECG.

3. Ratio de l'Écart-Type (SQI-StdRatio)

Rapport de l'écart-type dans une fenêtre intérieure (comportant le pic) à deux fois celui d'une fenêtre plus grande (comportant aussi le pic). Un ratio élevé indique une plus grande variabilité à l'intérieur du complexe QRS et donc un ratio signal sur bruit plus fort. Voir la figure 3.13 pour un aperçu des zones analysées.

4. Coefficient d'aplatissement (SQI-Kurt)

Mesure l'aplatissement de la distribution des amplitudes. Un coefficient élevé indique des pics QRS nets et bien définis ; un coefficient faible suggère du bruit ou des artefacts dans le signal ECG.

5. Coefficient d'asymétrie (SQI-Skew)

Quantifie la symétrie de la distribution des amplitudes. Une asymétrie positive reflète des pics QRS prononcés, tandis qu'une asymétrie négative indique une prédominance de valeurs basses ou du bruit.

6. Puissance Spectrale QRS (QRSSQI)

Rapport de la puissance dans la bande de fréquences 5–15 Hz à la puissance totale 5–40 Hz. Évalue la concentration de l'énergie QRS pour identifier des anomalies rythmiques spécifiques dans les enregistrements ECG (calculé avant filtrage).

7. Puissance de la dérive du niveau DC (BasSQI)

Rapport de la puissance dans la bande de fréquences 0–1 Hz à la puissance totale 0–40 Hz. Déetecte les tendances ou dérives lentes, souvent liées aux mouvements ou variations de position, compromettant la stabilité du signal ECG (calculé avant filtrage).

8. Ratio de puissance (SQIPRatio)

Rapport de la puissance autour des pics QRS selon un petit intervalle intérieur et un grand intervalle extérieur, autour du pic. Un ratio faible indique que le pic ECG n'est pas bien distinct du bruit, rendant la détection des complexes QRS moins précise. Cette métrique est une proposition de ce mémoire. Ce SQI est très similaire au SQI-StdRatio et c'est une variété proposée pour calculer le rapport signal sur bruit. Les fenêtres d'analyses sont décrites à la figure 3.13.

9. SQI-0-5Hz/5-40Hz

Rapport de la puissance dans la bande de fréquences 0–5 Hz à la puissance totale 5–40 Hz. Déetecte des déformations plus violentes du signal ECG, associées à des artefacts de mouvement ou anomalies physiologiques, améliorant ainsi la détection des perturbations dans le signal.(calculé avant filtrage). Cette métrique est une proposition de ce mémoire pour essayer de capter les changements violents du niveau DC qui peuvent être au-delà du 0-1 Hz analysé par le basSQI.

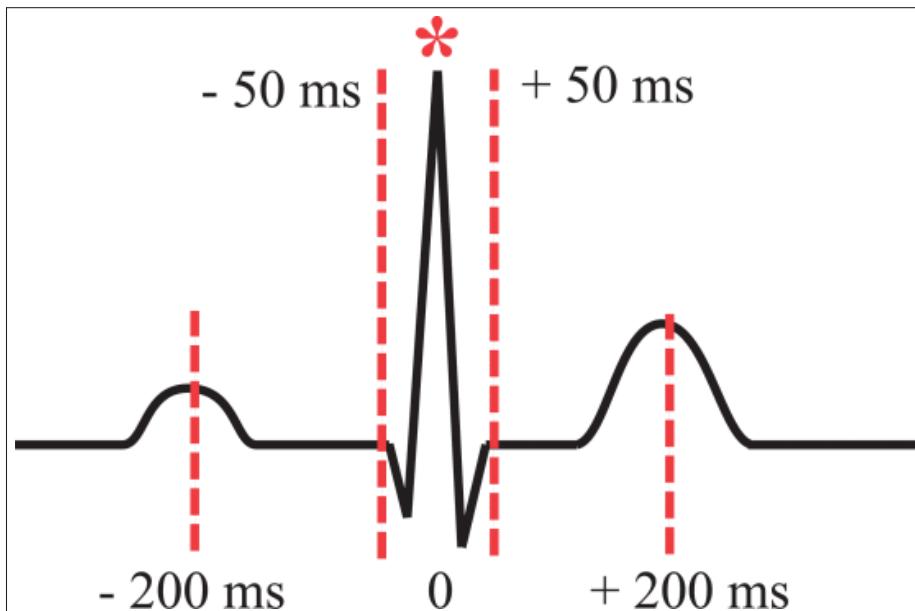


FIGURE 3.13 Intervalles petits et grands autour du pic ECG utilisé pour calculer les indices SQI-StdRatio et SQIPRatio. Intervalle intérieur : +/- 50 ms. Intervalle extérieur : +/-200ms
Tirée de Wartzek *et al.* (2011)

Plusieurs indicateurs n'ont pas été inclus dans cette étude, notamment le **template matching**. Cette technique nécessite un apprentissage sur des données typiques, mais les signaux ECG capacitifs peuvent varier énormément en fonction de la position des électrodes, du textile porté et de la morphologie de l'individu, rendant difficile la création d'un ECG de référence. Le **bSQI** n'a pas été choisi, car il requiert l'exécution simultanée de plusieurs algorithmes de détection de pics, ce qui est très coûteux en termes de calcul. Enfin, l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage pour la détection de la qualité des signaux sort du contexte de ce travail ; il est

d'abord nécessaire d'évaluer l'efficacité des métriques populaires dans la littérature de l'ECG médical, car elles pourraient être suffisantes pour l'ECG capacitif.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Ce chapitre présente une analyse approfondie des résultats obtenus dans le cadre de l'étude de la somnolence et de la caractérisation des électrodes ECG capacitatives. Les performances des métriques physiologiques et des algorithmes de classification y sont discutées en lien avec leur capacité à différencier les états d'éveil et de somnolence. Une comparaison de performances est d'ailleurs réalisée entre l'ECG de référence et l'ECG capacitif. Enfin, les facteurs influençant la qualité des signaux ECG capacitifs sont examinés, avec une attention particulière portée à la position, la géométrie et la taille des électrodes.

4.1 Résultats et discussion : étude de somnolence

Cette section présente les résultats des analyses des distributions des métriques physiologiques pour distinguer les états d'éveil et de somnolence pré-accident. Elle examine également les performances des algorithmes de classification et leur comparaison avec la littérature, offrant des perspectives pour une détection précoce de la somnolence au volant.

4.1.1 Étude des distributions des données éveillées et pré-accident

Après la segmentation des données, la distribution des 12 métriques pour les 23 segments éveillés et les 23 segments pré-accidents a été analysée et tracée (voir figure 4.1). Ceci correspond à 2760 points de données pour chacune des distributions, standardisées en Z. En vue de faire une première analyse de ces dernières, la taille d'effet (Cohen's d) et la valeur p sont calculées. Une séparation claire des données est observable pour certaines métriques, notamment la déviation standard des intervalles R-R (SDRR) ($d = 1.32$), la VLF Power ($d = 1.05$), l'entropie d'échantillon (Sampen) ($d = -1.09$), la LF Power ($d = 0.94$), la DFA a1 ($d = 0.87$) et le rapport LF/HF ($d = 0.77$). Ces métriques présentent des tailles d'effet élevées et des différences significatives entre les distributions ($p \leq 0.05$). Ces caractéristiques semblent contenir une quantité significative d'informations physiologiques sur l'état du conducteur.

En revanche, les autres caractéristiques n'obtiennent pas d'aussi bonnes séparations. En effet, le RMSSD ($d = 0.21$), le RR50 ($d = -0.26$), du rythme cardiaque moyenne (\overline{HR}) ($d = 0.11$), la dérivée seconde moyenne R-R (RR) ($d = -0.26$), la dérivée première moyenne R-R (RR') ($d = 0.10$) et la HF Power ($d = 0.04$) montrent des tailles d'effet faibles et semblent donc contenir une moins grande quantité d'informations discriminante. Leur valeur p reste tout de même significative ($p \leq 0.05$).

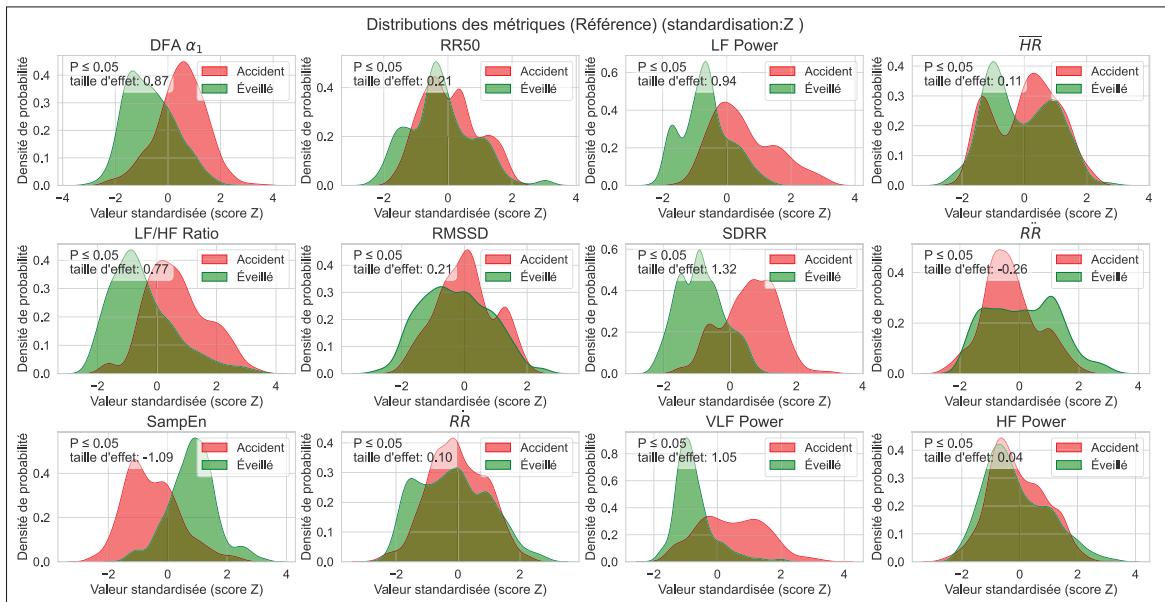


FIGURE 4.1 Distribution entre les données retrouvées dans les fenêtres de 10 minutes des classes éveillée et pré-accident avec l'ECG médical de référence

Une séparation évidente et statistiquement significative ($p \leq 0.05$) peut être observée au niveau des métriques complémentaires : tant pour les distributions du PERCLOS moyen ($d = 1.73$) que pour celles de la déviation standard de la position de la route (DSPR) ($d = 1.18$) à la figure 4.2. En effet, pour le PERCLOS moyen comme pour la déviation standard de la position de la route, la distribution éveillée est très étroite, tandis que la distribution pré-accident est plus aplatie. Cela suggère que l'état éveillé est plus stable, tandis que l'état pré-accident présente une variance plus importante. Ces deux caractéristiques sont assez simples à extraire et apportent davantage de contexte aux données physiologiques.

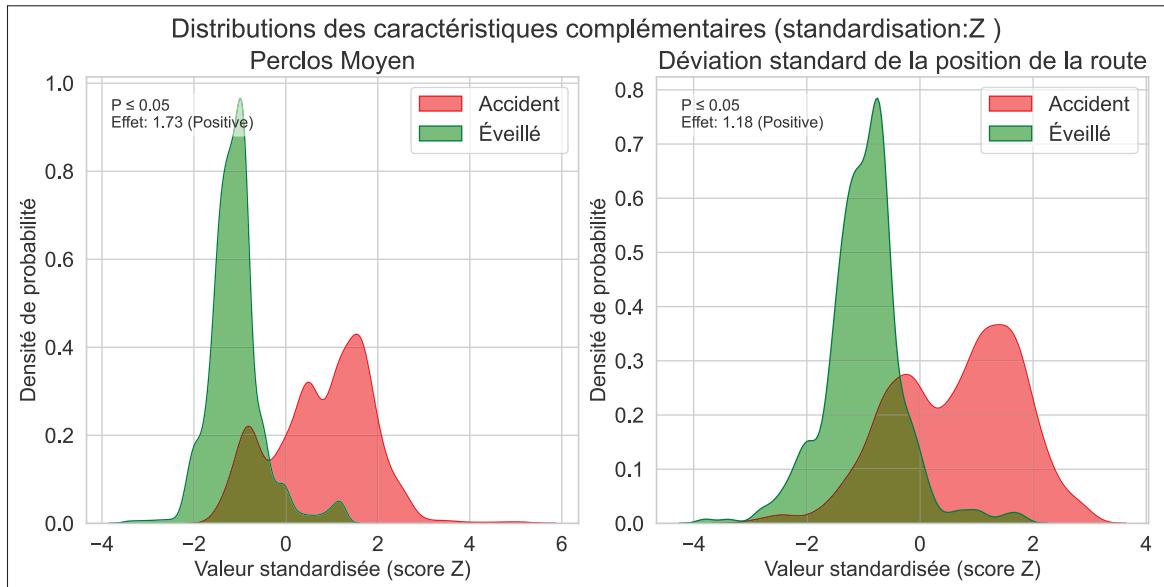


FIGURE 4.2 Distribution entre des données retrouvées dans les fenêtres de cinq minutes des classes éveillée et pré-accident pour le PERCLOS et la déviation standard de la position de la route

La séparation entre les données d'éveil et celles précédant un accident est moins nette pour l'ECG expérimental, comme illustré à la figure 4.3. Les métriques restent néanmoins statistiquement significatives ($p \leq 0.05$). Les meilleures métriques sont : la SDRR ($d = 0.68$), la VLF Power ($d = 0.58$), la LF Power ($d = 0.51$), la Sampen ($d = -0.48$) et la DFA a1 ($d = 0.46$). Ces métriques figurent également parmi les meilleures pour les données de référence, démontrant une certaine cohérence entre les deux bases de données. Il est intéressant de noter que davantage de métriques présentent une taille d'effet supérieure à 0.4 pour les données expérimentales. En effet, le RR50 ($d = 0.43$) et le RMSSD ($d = 0.42$) montrent des performances nettement meilleures pour les données expérimentales que pour les données de référence. Ces séparations ne semblent probablement pas dues à des différences physiologiques.

Les autres distributions montrent un faible taux de séparation des données, mais restent statistiquement significatives ($p \leq 0.05$) : RR ($d = 0.33$), le rapport LF/HF ($d = 0.29$), RR^{..} ($d = 0.22$), HF Power ($d = 0.17$) et \overline{HR} ($d = 0.01$).

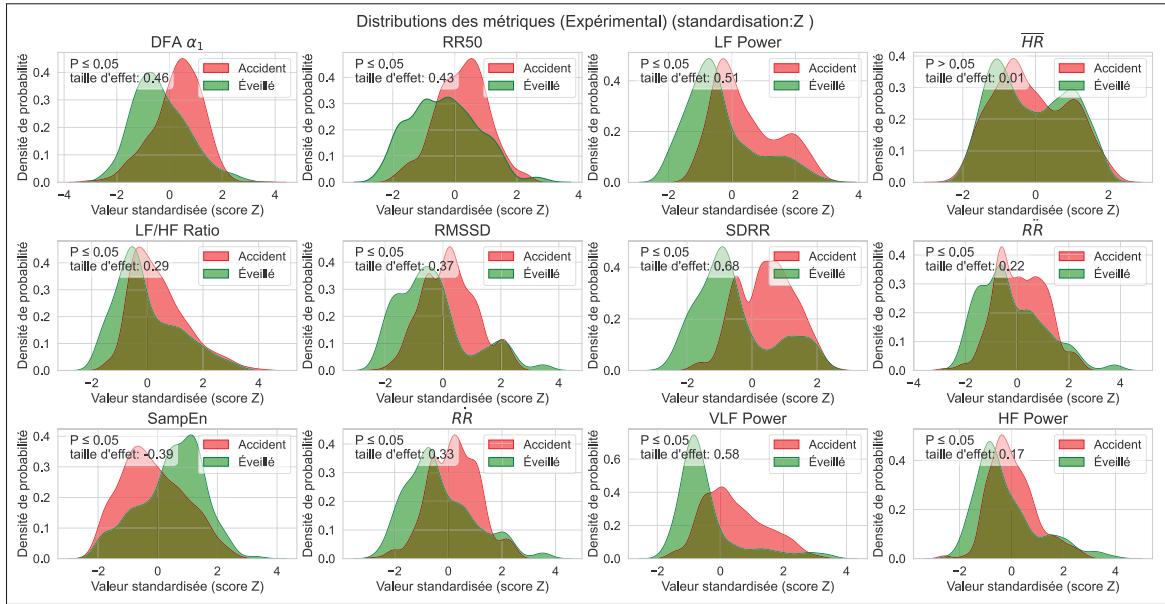


FIGURE 4.3 Distribution entre des données retrouvées dans les fenêtres de 5 minutes des classes éveillée et pré-accident avec l'ECG capacitif expérimental

La figure 4.4 témoigne du niveau de cohérence variable des caractéristiques mentionnées précédemment entre les deux types d'ECG. Le signe de la taille d'effet associée à chaque caractéristique indique une direction de séparation des classes cohérente entre les données de référence et expérimentales pour la majorité des métriques. Cela démontre un degré de robustesse supplémentaire pour chacune.

Les écarts de performances entre les capteurs de référence et les capteurs expérimentaux étaient prévisibles, car les signaux capacitifs sont plus sensibles aux artefacts de mouvement et au bruit ambiant. Une analyse de corrélation de Pearson a été réalisée entre les données issues de l'ECG capacitif expérimental et celles de l'ECG de référence (4.5). Cette analyse a révélé des différences notables dans la fidélité des informations physiologiques selon les métriques étudiées. Parmi elles, la VLF Power ($R = 0,86$), le SDRR ($R = 0,79$), la LF Power ($R = 0,77$) et le SampEn ($R = 0,76$) présentent les corrélations les plus élevées. Ces métriques sont également celles qui affichent les plus grands effets de taille entre les classes pour les deux jeux de données, suggérant qu'elles sont particulièrement fiables pour extraire l'information physiologique discriminante à partir des signaux capacitifs.

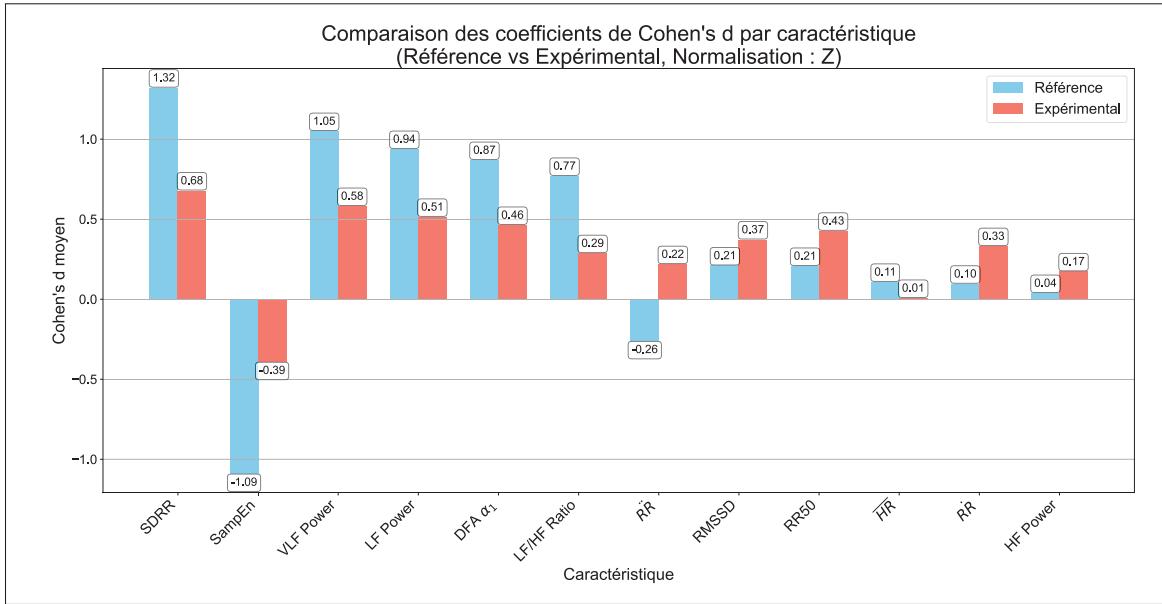


FIGURE 4.4 Différence moyenne du Cohen's d entre l'ECG expérimental et l'ECG de référence pour chaque métrique. Les données sont classées en ordre de grandeur de l'amplitude de séparation

La robustesse des métriques telles que la VLF Power et la LF Power peut être attribuée à leur sensibilité aux fluctuations lentes, qui sont moins affectées par les perturbations locales ou rapides souvent associées aux artefacts de mouvement. En revanche, le LF/HF ratio a des performances inférieures au LF en raison de la faible performance du HF. Le SDRR, bien qu'affichant une corrélation élevée, est particulièrement vulnérable aux artefacts de mouvement. Cette métrique, qui mesure l'écart type des fluctuations dans le signal, est sensible aux valeurs aberrantes, ce qui peut biaiser l'interprétation des données en présence de bruit. Toutefois, dans le contexte des deux types d'ECG, ces fluctuations supplémentaires, souvent amplifiées avant un accident, semblent renforcer la distinction entre les classes, indiquant une certaine utilité diagnostique malgré cette sensibilité accrue. Ceci s'expliquerait probablement par une différence notable des artefacts de mouvement entre l'éveil et la période pré-accident.

Enfin, le SampEn, qui mesure l'imprévisibilité d'un segment de signal, et la DFA a1, qui évalue les corrélations fractales, semblent partager une certaine robustesse face aux artefacts

sporadiques ou locaux grâce à leur approche axée sur les motifs globaux plutôt que sur les variations brèves. Leurs tailles d'effet demeurent tout de même assez basses.

La RMSSD, le NN50 et le *RR* ont des tailles d'effet plus élevées pour les données capacitives que pour les données médicales. Ceci peut laisser sous-entendre que leurs séparations entre les classes ne sont pas fondées sur une réalité physiologique, mais plutôt sur la différence dans le bruit : les artéfacts de mouvement (replacement sur le dossier lors de l'endormissement) et le changement de couplage dans le temps (posture différente).

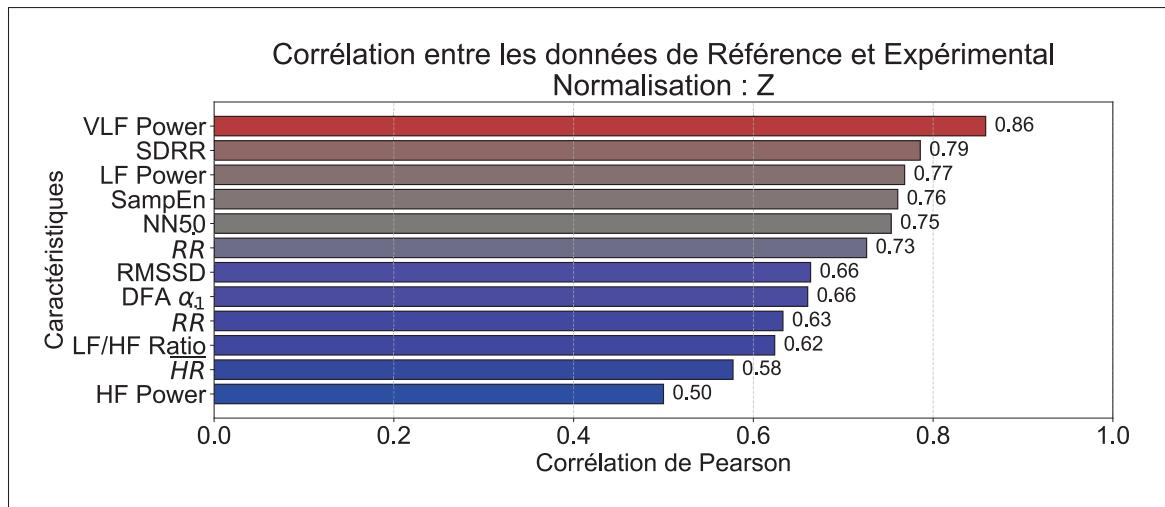


FIGURE 4.5 Corrélation des métriques entre l'ECG expérimental et de référence

4.1.2 Ordonnancement et standardisation des données

Les figures ont été classées en ordre décroissant selon leur taille d'effet dans la figure 4.4. Cependant, cela ne garantit pas que ces métriques soient nécessairement classées selon le meilleur ordre d'importance pour entraîner un modèle, car une forte inter-corrélation entre les caractéristiques présentant les meilleurs degrés de séparation individuels peut limiter leur utilité combinée. Pour évaluer leur pertinence globale, une analyse discriminante linéaire (LDA) a été réalisée.

Le LDA est une méthode statistique supervisée de réduction de la dimensionnalité qui identifie une combinaison linéaire optimale des caractéristiques permettant de séparer différentes classes. Cette approche est fréquemment utilisée en apprentissage automatique pour réduire le nombre de caractéristiques tout en maximisant leur capacité discriminante. Les métriques cardiaques ont été classées en fonction de leurs coefficients LDA, qui reflètent leur contribution relative à la séparation optimale des classes. Ceci permet d'avoir deux méthodes d'ordonnancement des caractéristiques.

Il n'était pas clair quelle était la méthode de standardisation/normalisation des données la plus performante pour la classification. Pour cette raison, la méthode de normalisation Minmax et la méthode de standardisation par le score Z ont été utilisées. L'analyse a révélé que le type de standardisation des données influence de manière significative l'ordre des coefficients LDA et, par conséquent, le classement des caractéristiques, comme illustré dans le tableau (figure 4.1). Il est toutefois notable que le SDRR demeure systématiquement parmi les deux caractéristiques les plus importantes, quel que soit le signal analysé ou le type de standardisation utilisé. Sinon, l'ordre d'importance prescrit par le LDA ne semble pas particulièrement cohérent entre les données expérimentales et les données de références.

TABLEAU 4.1 Importance des caractéristiques selon l'ordre des coefficients de l'analyse LDA pour l'ECG expérimental et de référence selon le type de standardisation

Caractéristique	Mise à l'échelle							
	Z-Score				Min-Max			
	Expérimental		Référence		Expérimental		Référence	
	Rang	Coef.	Rang	Coef.	Rang	Coef.	Rang	Coef.
RMSSD	7	0.240	1	3.076	6	0.401	2	1.621
SDRR	2	1.235	2	2.558	2	0.711	1	1.821
SampEn	8	0.217	6	1.086	7	0.348	3	1.229
<i>RR</i>	4	0.494	3	2.118	9	0.303	4	0.867
<i>RR̄</i>	1	1.283	5	1.208	1	1.009	5	0.757
LF Power	9	0.181	4	1.295	8	0.322	6	0.736
RR50	3	0.561	7	0.889	3	0.686	8	0.396
<i>HR</i>	10	0.096	11	0.215	12	0.103	9	0.379
DFA α_1	5	0.482	10	0.361	4	0.602	7	0.572
HF Power	6	0.266	9	0.532	10	0.244	10	0.160
LF/HF Ratio	12	0.060	11	0.149	11	0.137	11	0.149
VLF Power	11	0.078	12	0.065	5	0.426	12	0.092

4.1.3 Étude de séparabilité des participants

Pour évaluer la séparabilité des données par participant, une analyse a été effectuée sur chaque enregistrement (4.6, 4.7). Le coefficient Hedge's G, une version ajustée de la taille d'effet de Cohen prenant en compte la taille d'échantillon réduite des participants individuels, a été utilisé pour estimer l'effet entre les distributions des deux classes pour chaque enregistrement.

Certaines caractéristiques, telles que la SDRR, la DFA α_1 et le ratio LF/HF, présentent une majorité de coefficients Hedge's G de même signe, traduisant une cohérence inter-participant dans leur comportement. Des coefficients de même signe pour deux participants indiquent que la séparation entre les deux classes suit une orientation similaire.

À l'inverse, d'autres métriques, comme le rythme cardiaque, la dérivée seconde moyenne R-R et le RR50, révèlent une grande variabilité inter-participant, comme en témoigne la diversité des signes des coefficients Hedge's G. Cette disparité peut expliquer pourquoi, pour les données de référence, la taille d'effet globale est plus faible pour ces métriques. Toutefois, cela ne signifie pas qu'elles soient dépourvues d'information utile. Leur pertinence réside potentiellement dans des

interactions subtiles avec d'autres métriques, justifiant ainsi l'usage de l'analyse discriminante linéaire (LDA).

Cependant, si la séparation des classes repose principalement sur des interactions complexes entre métriques, il existe un risque de mauvaise généralisation lors de l'entraînement du modèle, surtout à cause du fait que le nombre de données est limité. Afin d'atténuer ce risque, deux approches seront comparées : un ordonnancement naïf des données basé sur les tailles d'effet, et un ordonnancement plus sophistiqué utilisant la LDA.

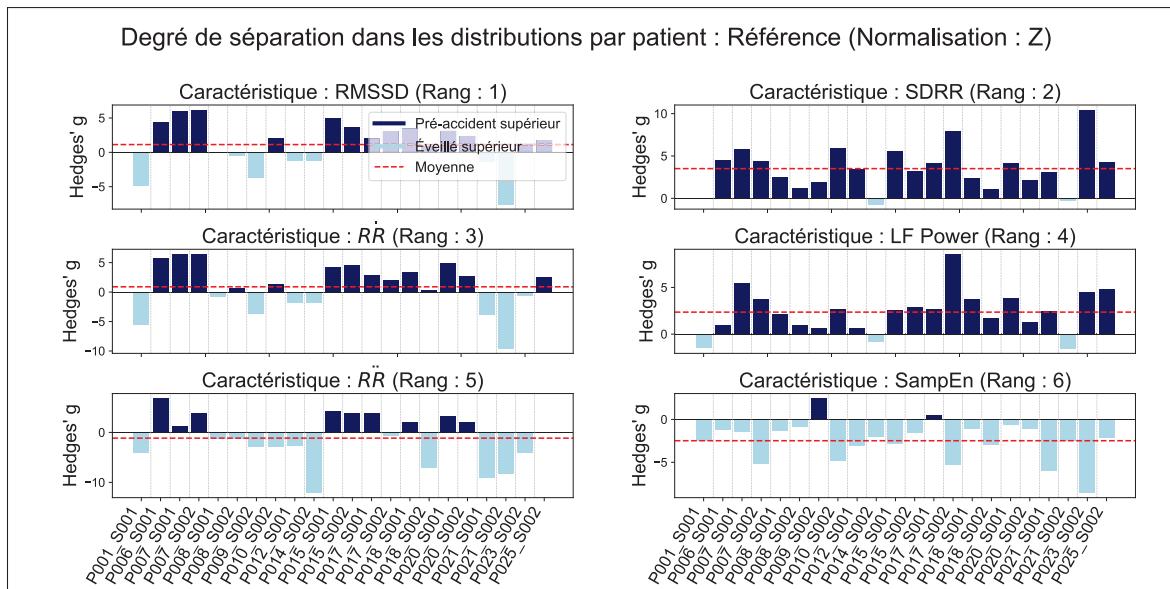


FIGURE 4.6 Degré de séparabilité des distributions de chaque caractéristique pour chaque participant entre la classe pré-accident et la classe éveillée ordonné selon le coefficient LDA. Un Hedge's g positif indique que la distribution pré-accident est supérieure à la distribution éveillée. Une valeur négative indique l'inverse (Métrique 1-6)

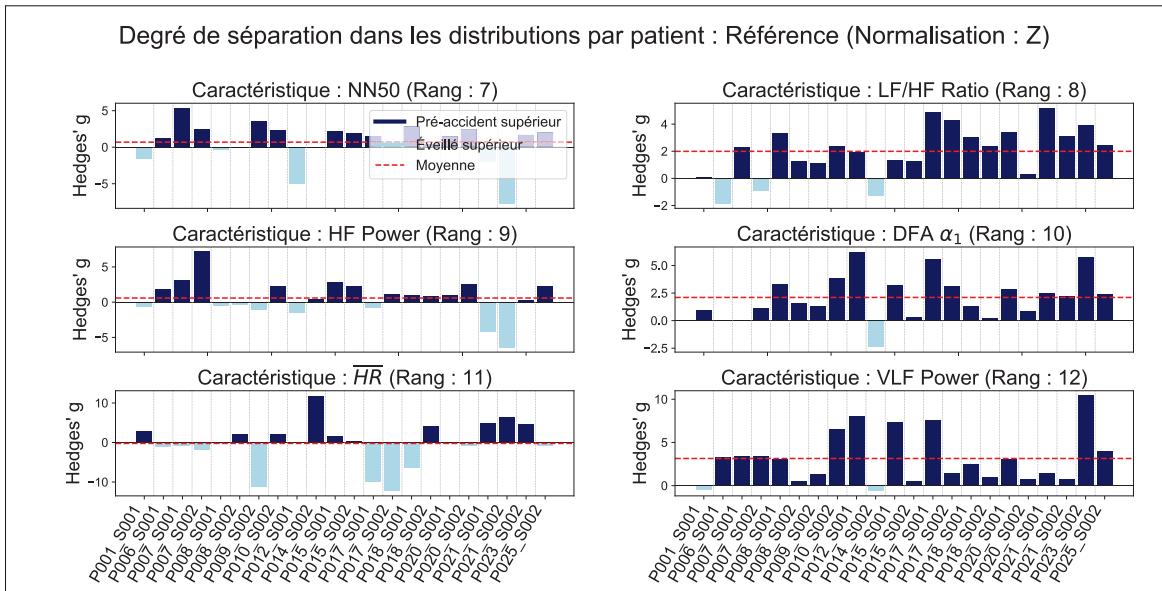


FIGURE 4.7 Degré de séparabilité des distributions de chaque métrique pour chaque participant entre la classe pré-accident et la classe éveillée, ordonnés selon le coefficient LDA. Un Hedge's g positif indique que la distribution pré-accident est supérieure à la distribution éveillée. Une valeur négative indique l'inverse (Métrique 7-12)

4.1.4 Comparaison du comportement de la VFC avec la littérature

Parmi toutes les caractéristiques dérivées de la VFC, le ratio LF/HF est la métrique la plus étudiée dans la littérature sur la détection de la somnolence. Malheureusement, cette caractéristique semble mal captée par les données capacitives de façon générale, apparaissant pertinente uniquement pour les données médicales. Même pour ces dernières, une observation décevante a été faite concernant son coefficient de taille d'effet et son classement par le LDA, comme le montre la figure 4.4. Le coefficient de taille d'effet associé à cette métrique est en cinquième position. Aussi, le ratio LF/HF est classé en onzième et douzième positions par le LDA pour les données médicales.

Cela dit, la direction de la séparation reste relativement constante, comme illustré par la figure 4.7. Le ratio tend à augmenter lors des épisodes pré-accident pour presque tous les participants. Ce résultat contraste avec les travaux de Michail *et al.* (2008); Patel *et al.* (2011); Rahim *et al.* (2015); Vicente *et al.* (2016), qui ont observé une diminution du ratio LF/HF durant les épisodes

de somnolence. La revue approfondie menée par (Lu *et al.*, 2022) souligne cette incohérence entre les études concernant le comportement du ratio LF/HF. Des travaux plus récents rapportent un comportement analogue à celui observé dans ce mémoire. Par exemple, (Buendia *et al.*, 2019; Persson *et al.*, 2021; Zeng *et al.*, 2020) indiquent également une augmentation du ratio LF/HF dans des contextes similaires. Ces résultats renforcent l'idée avancée par Shaffer & Ginsberg (2017), selon laquelle le comportement du ratio LF/HF est non linéaire et dépend fortement des conditions expérimentales. Un résumé des comportements des différentes métriques selon les études est présenté dans la table 4.2.

TABLEAU 4.2 Résumé du comportement des métriques observées lors de la somnolence dans plusieurs études influentes et récentes. Un signe positif indique une augmentation de la valeur lors de la somnolence, un signe négatif indique une diminution.

Tiré de (Lu *et al.*, 2022)

Étude	Comportement des métriques observées	Étalon de vérité
Ce mémoire	HR ~ 0, SDRR/NN+, RMSSD+, RR50+, VLF+, LF+, HF ~ 0, LF/HF+	Accident & ORD
(Persson <i>et al.</i> , 2021)	HR-, SDNN+, RMSSD+, RR50+, LF+, LF/HF+	KSS
(Zeng <i>et al.</i> , 2020)	HR-, SDNN+, RMSSD+, RR50+, VLF+, LF+, HF+	ORD
(Buendia <i>et al.</i> , 2019)	HR-, SDNN+, RMSSD+, LF+, HF+, LF/HF+	KSS
(Vicente <i>et al.</i> , 2016)	LF/HF-	ORD
(Rahim <i>et al.</i> , 2015)	LF/HF-	ORD
(Patel <i>et al.</i> , 2011)	LF/HF-	Privation de sommeil

Les comportements du SDRR, RMSSD, RR50 et du VLF obtenus dans ce mémoire sont cohérents avec les résultats de plusieurs études récentes. Le HR était beaucoup trop variable d'un individu à l'autre et ne semble pas avoir une tendance à la baisse comme dans d'autres études. Cela est possiblement explicable par le fait que ce mémoire analyse la période avant le premier accident majeur ; ce n'est pas forcément un moment où la somnolence est à son paroxysme. On peut avancer l'argument que ce mémoire mesure davantage les signes précoce de somnolence, tandis que d'autres études analysent l'ensemble des moments somnolents. Peut-être qu'en observant le comportement après le premier accident, la moyenne du HR aurait été encore plus basse lors des segments somnolents. Cela dit, la cohérence des résultats obtenus avec la littérature récente renforce leur validité.

Une autre découverte mise en évidence dans ce mémoire est l'importance de l'entropie d'échantillon (SampEn) et de l'analyse par fluctuation détractée (DFA a1) avec l'ECG médicale.

Ces dernières semblent être plus pertinentes que le HF, le RMSSD, le RR50 et le HR pour leur capacité à discriminer les données de manière individuelle (tendance interparticipant élevée et cohérente). Un autre résultat clé réside dans la démonstration de la fiabilité du VLF ($R = 0.86$), du LF ($R = 0.77$) et du SDRR ($R = 0.79$) pour détecter les changements physiologiques avec les électrodes capacitatives, en raison de leur cohérence au niveau des tailles d'effet et de leurs corrélations élevées avec leurs homologues obtenus à partir des données médicales. La DFA a1 et l'entropie d'échantillon (SampEn) devraient être privilégiées dans de futurs travaux portant sur l'analyse de la somnolence.

4.1.5 Séparation des données à l'aide d'algorithmes d'apprentissage machine

En vue d'évaluer la faisabilité de un, détecter les accidents avant qu'ils arrivent l'aide de l'ECG, et de deux, le faire avec un ECG de moindre qualité capacatif, les performances de séparabilité des données ont été évaluées selon trois algorithmes. Chaque entraînement représentait une combinaison spécifique de paramètres parmi les 48 combinaisons possibles représentées par le tableau 4.3. Quant à la figure 4.8, elle présente les scores de détection de la somnolence pour un paramètre donné.

TABLEAU 4.3 Résumé des configurations expérimentales

classificateur	Perclos et DSPr	Normalisation	Ordonnancement	ECG
SVM	Avec / Sans	Z / Minmax	taille d'effet / LDA	Exp. / Réf.
KNN	Avec / Sans	Z / Minmax	taille d'effet / LDA	Exp. / Réf.
SVM	Avec / Sans	Z / Minmax	taille d'effet/ LDA	Exp. / Réf.

Pour évaluer les performances de discrimination de chaque algorithme de détection, le score F1, la précision, la spécificité, la sensibilité et l'exactitude seront utilisées comme métriques. Il ne faut pas oublier que les données éveillées et pré-accident sont balancées. Voici une explication de chaque métrique :

$$\text{Exactitude} = \frac{\text{VP} + \text{VN}}{\text{VP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{VN}} \quad (4.1)$$

TABLEAU 4.4 Matrice de confusion pour les classes éveillé et accident

	Prédit Éveillé	Prédit Accident
Réel Éveillé	Vrai positif (VP)	Faux négatif (FN)
Réel Accident	Faux positif (FP)	Vrai négatif (VN)

Mesure la proportion totale de prédictions correctes pour les classes Éveillé et Accident.

$$\text{Précision} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FP}} \quad (4.2)$$

Évalue la proportion de prédictions positives correctes parmi toutes les prédictions positives.

$$\text{Sensibilité} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FN}} \quad (4.3)$$

Évalue la capacité à identifier correctement les instances Éveillé.

$$\text{Spécificité} = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}} \quad (4.4)$$

Évalue la capacité à identifier correctement les instances Accident.

$$\text{Score F1} = 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Sensibilité}}{\text{Précision} + \text{Sensibilité}} = \frac{2 \times \text{VP}}{2 \times \text{VP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (4.5)$$

Équilibre la Précision et la Sensibilité pour fournir une métrique balancée de la performance.

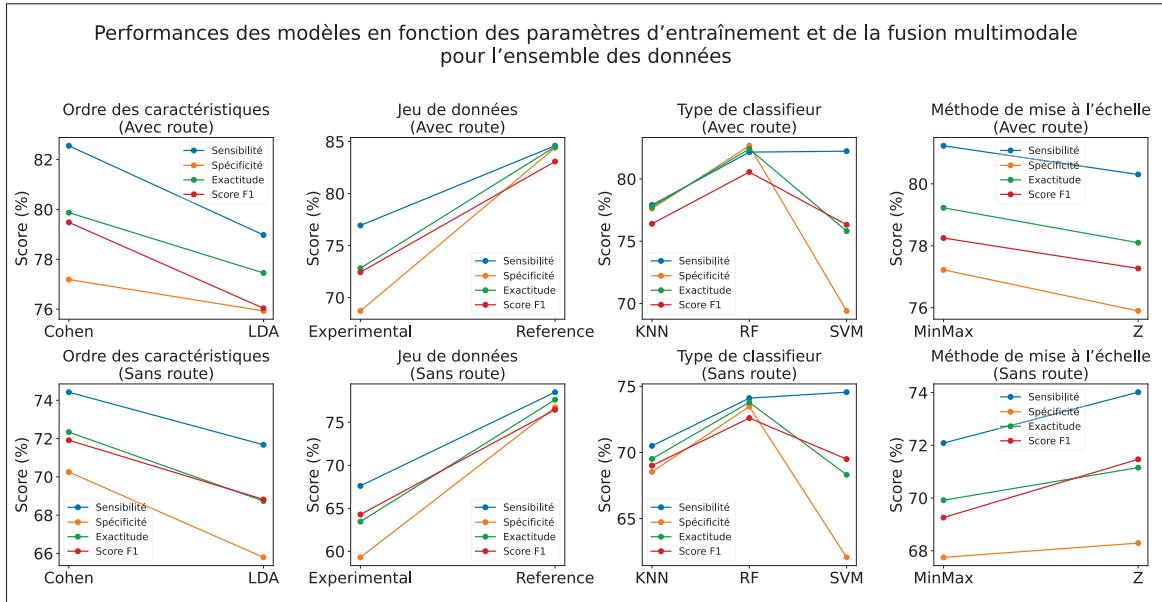


FIGURE 4.8 Tendances des scores F1 moyen de la détection de la somnolence pour les 48 combinaisons possibles en fonction des 12 possibilités d'utilisation de caractéristiques (1,2,3 ... 12), pour un total de 576 entraînements. En haut, avec fusion multimodale (VFC et Déviation standard de la position de la route). En bas, sans fusion multimodale (uniquement la VFC)

La standardisation en Z semble légèrement supérieure à la normalisation MinMax ($\approx 2\%$) lorsqu'il n'y a pas de fusion. Cela s'explique probablement par sa meilleure gestion des valeurs extrêmes comparée à la normalisation MinMax. Ceci dit, un phénomène contraire est observable lors d'un ajout des métriques véhiculaires. Pour des raisons de simplification, la standardisation en Z sera utilisée dans la suite de ce mémoire.

Concernant l'impact de l'ordonnancement, l'effet de Cohen semblait légèrement favoriser ($\approx 2\%$) un meilleur score F1. Ceci s'explique possiblement en raison du faible nombre de données et de la forte variance interindividuelle. La taille d'effet favorise une meilleure généralisation en priorisant les métriques à forte capacité de séparation individuelle. Le LDA est probablement plus sensible au sur-apprentissage, rendant sa performance moins robuste dans ce contexte. Si davantage de données et davantage de caractéristiques étaient utilisées, il est possible que le LDA performe mieux. Il est possible qu'il n'y a pas assez de données d'entraînement pour capturer

les interactions multivariables complexes et généraliser ces dernières. À des fins de simplicité, seul l'ordonnancement par la taille d'effet sera utilisée pour la suite.

Il était attendu que les données de référence surpassent les données expérimentales pour la détection de la somnolence. En l'absence de fusion, le score F1 pour le jeu de données de référence était d'environ 10 % supérieur à celui obtenu avec les données expérimentales. Cet écart demeure relativement constant avec l'ajout de la métrique véhiculaire.

Globalement, le classificateur RF présente le score F1 le plus élevé, bien que les écarts par rapport aux autres classificateurs soient modestes, de l'ordre de 2 %. Le KNN affiche un score F1 comparable à celui du SVM. Comme le montre la figure 4.8, la sensibilité, l'exactitude et la spécificité suivent une tendance cohérente, que ce soit avec ou sans fusion des données, quel que soit l'ordonnancement des caractéristiques, le type d'ECG ou le classificateur utilisé.

TABLEAU 4.5 Meilleurs scores F1 en fonction du classificateur, du type de donnée et de l'utilisation ou non des données complémentaires non physiologiques (véhiculaires) à des fins de fusion multimodale. Standardisation : Z. Ordre : Cohen's d

ECG	Fusion	Class.	Nb cara.	F1 Score	Sensibilité	Spécificité	Exactitude
Médical	Oui	KNN	11.0	84.5% ± 17.0%	82.9% ± 19.9%	89.0% ± 17.6%	86.0% ± 13.6%
		RF	11.0	88.6% ± 17.3%	89.3% ± 20.4%	90.5% ± 16.6%	89.9% ± 12.5%
		SVM	10.0	84.6% ± 14.2%	92.1% ± 14.9%	73.5% ± 23.1%	82.8% ± 15.4%
	Non	KNN	7.0	80.7% ± 15.4%	79.7% ± 18.0%	82.7% ± 21.9%	81.2% ± 15.0%
		RF	8.0	86.0% ± 15.8%	86.3% ± 19.1%	86.8% ± 21.6%	86.5% ± 14.4%
		SVM	8.0	81.2% ± 17.0%	83.1% ± 19.4%	78.8% ± 23.5%	81.0% ± 16.9%
Capacitif	Oui	KNN	5.0	74.4% ± 21.2%	78.2% ± 26.5%	71.8% ± 25.5%	75.0% ± 17.5%
		RF	11.0	78.2% ± 23.9%	79.5% ± 27.2%	80.0% ± 25.8%	79.7% ± 19.7%
		SVM	12.0	74.3% ± 17.2%	87.7% ± 18.8%	49.4% ± 34.6%	68.6% ± 20.8%
	Non	KNN	3.0	65.1% ± 18.7%	67.5% ± 21.3%	61.8% ± 27.6%	64.6% ± 17.5%
		RF	12.0	69.7% ± 20.9%	70.8% ± 26.3%	71.3% ± 30.6%	71.0% ± 19.0%
		SVM	12.0	67.5% ± 20.0%	78.8% ± 22.6%	43.6% ± 34.7%	61.2% ± 23.1%

En sélectionnant les meilleurs entraînements, le Random forest est constamment le classificateur apportant les meilleures performances. Il obtient un score F1 88.6 % avec fusion multimodale et de 86.0 % sans fusion pour les données médicales. Ceci semble indiquer qu'il y a une majeure différence entre les données ECG basales au début de la conduite et les données ECG dans les 10 minutes avant un accident. C'est un résultat très important qui montre qu'il serait possible de détecter une signature physiologique somnolente plusieurs minutes avant un accident. Ceci montre aussi que cette méthodologie de segmentation des données est très prometteuse, car de simples algorithmes semblent être en mesure de bien départager les données.

Évidemment, les performances sont moins impressionnantes avec les données capacitatives atteignant près de 70 % sans fusion. La signature d'endormissement est quand même détectée par l'ECG capacitif, mais elle est moins claire que pour l'ECG de référence. Ce résultat n'est pas surprenant en considérant sa faible corrélation avec plusieurs signaux dérivés de la VFC (HRV) tel que démontré à la figure 4.5. En ajoutant simplement la DSPR en tant que métrique dans l'entraînement, il est possible d'obtenir un score F1 de 78.2 %, démontrant un fort potentiel pour la fusion multimodale.

L'impact de la fusion multimodale sur les données expérimentales et de référence varie significativement. Cela semble indiquer que la VFC de l'ECG médical est fortement corrélée à

la position de la route, ce qui n'entraîne qu'une amélioration de performance de 2.6% lors de la fusion. La VFC de l'ECG capacitif, quant à elle, renferme moins d'informations physiologiques, comme l'illustre la figure 4.5, et se révèle donc moins corrélée à la position de la route. Elle dispose par conséquent d'un plus grand potentiel d'amélioration des performances (8.5%) grâce à la fusion.

Le KNN semble épouser les performances du SVM. Ces derniers semblent aussi se comparer au RF pour ce qui est de leur capacité à discriminer l'état d'endormissement, montrant une certaine cohérence inter-paradigme pour la classification.

L'écart-type est assez élevé pour l'ensemble des données, tel qu'illustré dans le tableau 4.5. Ceci peut s'expliquer par la grande variance physiologique inter-individu. Ce phénomène est explicité par les figures (4.6, 4.7) qui montrent des tendances générales pour tous les participants et une minorité d'individus qui vont à l'encontre de ces tendances. De plus, la méthode d'entraînement «leave one out» avec 22 repliements induit une grande variance dans les données, car certains participants sont complètement mal classifiés.

4.1.5.1 Comparaison des performances de classification avec la littérature

Hasan *et al.* (2022) ont étudié la somnolence à l'aide d'un classificateur Random Forest. Ce travail est comparable à ce mémoire, car un nombre similaire de données a été utilisé (35 participants x 30 minutes) et c'est une classification binaire. La différence notable se situe dans l'utilisation du KSS comme étalon de vérité pour la somnolence (2-6= éveillé et 7-9=somnolent). Aucune information n'est disponible concernant le degré de balance entre les classes.

Les performances (sensibilité = 68 %, spécificité = 54.6 % et exactitude = 59.1 %) de l'ECG pour cette étude sont nettement moins bonnes que pour l'ECG de référence utilisée dans ce présent mémoire (sensibilité = 89.3 %, spécificité = 90.5 % et exactitude = 89.9 %). Ceci peut être expliqué partiellement par un débordement probable des données KSS. Cette disparité peut aussi être expliquée par le fait que le KSS n'est pas une métrique adéquate pour précisément

qualifier précisément la somnolence. En effet, notre méthodologie met en valeur deux états très différents : clairement éveillé et clairement endormi.

Les travaux de Arefnezhad *et al.* (2020) portent sur 93 enregistrements réalisés auprès de 47 individus. En se basant sur l'ORD, ils établissent trois niveaux de somnolence (alerte, somnolent, très somnolent). Les auteurs obtiennent :

- un score F1 de 73 % avec un Random Forest utilisant uniquement la VFC (HR, HF, LF/HF, NN50),
- un score F1 de 71 % en exploitant 16 caractéristiques véhiculaires (déviation de la route et activité du volant),
- un score F1 de 91 % lorsque ces deux types de métriques sont combinés.

Ces résultats concordent avec l'amélioration constatée dans ce mémoire, qui passe de 86,0 % à 88,6 % en fusionnant la VFC et la déviation standard de la route. De meilleures performances seraient sans doute obtenues en ajoutant davantage de caractéristiques véhiculaires.

Néanmoins, la comparaison directe entre ce mémoire et les travaux de Arefnezhad *et al.* (2020) se limite à cela. En effet, ces derniers travaillent d'abord avec trois classes plutôt que deux. Ensuite, leur méthodologie ne sépare pas systématiquement les données d'un même individu entre l'entraînement et le test, ce qui ne reflète pas adéquatement la capacité de généralisation du modèle.

D'autres auteurs ont exploré le PPG et l'ECG, notamment les travaux de Kundinger, Sofra & Rieiner (2020) qui ont obtenu des scores F1 de 73 % et 79 % respectivement. Ces résultats ont été obtenus selon une étude de 30 participants avec une classification binaire utilisant une montre intelligente pour le PPG et un dispositif médical pour l'ECG. Notre ECG non invasif possède une performance similaire (69.7 %) en comparaison avec la montre intelligente (73 %). Ceci est encourageant, sachant qu'il y a énormément d'améliorations qui peuvent être apportées au système actuel pour sa robustesse, notamment la fusion de plusieurs paires d'électrodes.

4.1.5.2 Limitations de l'étude de la détection de la somnolence

Ce travail comporte plusieurs limitations. Premièrement, seulement une fraction des données est utilisée (20 minutes par enregistrement sur 23 enregistrements). De plus, aucune augmentation de données n'a été réalisée, ce qui aurait pu aider les classificateurs à mieux généraliser. Aussi, les signaux ECG de références n'étaient pas toujours de bonne qualité. Bien qu'une fusion ait été réalisée avec le PPG, il subsiste tout de même quelques artéfacts à certains endroits dans les signaux. Ces artéfacts peuvent potentiellement induire en erreur les classificateurs. Les algorithmes de détection utilisés n'étaient pas très sophistiqués : le but de ce mémoire était d'évaluer si une classification était possible avec les accidents et les capteurs capacitifs, et non de créer un algorithme novateur. De plus, le nombre de données était prohibitif pour utiliser des modèles d'apprentissage profond. Il aurait aussi été intéressant d'évaluer davantage de caractéristiques complémentaires pour le comportement de la conduite du véhicule et de pousser plus loin la fusion des données. Dans de futurs travaux, il serait pertinent d'évaluer individuellement les performances des caractéristiques complémentaires pour obtenir une meilleure idée de l'impact positif de la fusion des données.

Certaines mauvaises détections peuvent être expliquées par des comportements atypiques des biosignaux de certains individus. Par exemple, tel qu'illustré à la figure 4.6, le comportement caractéristique du participant 14 à la deuxième session va constamment à l'encontre du comportement de la majorité sur plusieurs métriques. Aussi, bien que la somnolence ait été confirmée visuellement pour chacun des accidents, cela ne signifie pas que chaque individu était au même stade de somnolence lors du premier accident.

Sachant que la méthode de validation croisée utilisée est la méthode de *leave one out*, il est possible que le comportement des signaux atypiques d'un participant ne se retrouve pas dans les exemples d'entraînement. Avec davantage de données, une meilleure généralisation serait peut-être possible grâce à une plus grande pluralité de cas dans la base d'entraînement. Certains motifs subtils, complexes et multivariables, non visibles directement dans les figures 4.6 et 4.7,

pourraient ne pas être présents simultanément dans les données d'entraînement et de test, ce qui réduit les performances de généralisation.

Ceci dit, les travaux de Persson *et al.* (2021) ont été confrontés à un problème similaire de généralisation sur 86 participants ; ils obtenaient près de 65.4 % de score F1 pour une classification à trois classes avec des participants présents dans les données d'entraînement et de test. Cette performance diminuait à près de 45 % lorsque la distribution des participants était stratifiée de façon à avoir des données uniques dans les ensembles d'entraînement et de test. Il faut donc tempérer ses attentes quant aux bénéfices d'un plus grand nombre de données, car la généralisation ne sera pas forcément meilleure.

Étant donné que la variabilité du rythme cardiaque (VFC) varie considérablement en fonction de l'âge, du sexe et de l'état de santé d'un individu (Persson *et al.*, 2021), une étude impliquant plusieurs groupes distincts pourrait s'avérer pertinente. Une telle approche offrirait l'opportunité de développer des algorithmes spécialisés pour des populations spécifiques, ce qui améliorerait leur capacité de généralisation. Par ailleurs, avec un ensemble de données plus important, il serait possible d'identifier différents domaines typiques de variation propres à certaines populations, en utilisant des algorithmes de regroupement pour les expliciter. Les travaux de Arefnezhad *et al.* (2020) ont réalisé qu'ils pouvaient augmenter la performance de détection de près de 10 % en séparant les données selon l'âge pour l'entraînement.

Une autre limitation se retrouve au niveau du paradigme d'analyse. Bien que d'utiliser les 10 minutes du début de la conduite et les 10 minutes précédent le premier accident puisse mener à une distinction claire des états d'endormissement, Cela ne tient pas en compte des états de transition qu'il puisse y avoir entre ces deux périodes. Une question se pose ; dans quelle classe (éveillé/accident) se trouverait cette période transitoire ? L'inclusion dans la classe éveillée débalancerait les données d'apprentissage et ce ne serait pas réellement des données éveillées. Il est recommandé pour de futurs travaux d'explorer des classificateurs spécialisés pour les données dé balancées : notamment des détecteurs d'anomalie. Une autre limitation se retrouve dans la capacité du système à émettre aucune fausse alarme ; il faudrait que le système puisse

constamment classifier l'individu comme étant éveillé lorsque ce dernier ne connaît aucune période d'endormissement. Cette situation n'a pas été testée. Comment le système réagira-t-il sur des données mitoyennes où l'individu est dans un état constant entre la somnolence et l'éveil ?

Le haut niveau de différenciation des distributions obtenu avec la caractéristique VLF indique qu'il y a des changements importants dans les tendances lentes générales du signal RR. La performance élevée de la DFA a1 indique, quant à elle, qu'il y a aussi de l'information dans les fluctuations au fil du temps dans les signaux. La classification binaire actuellement utilisée ne prend pas en compte, directement, de l'information contenue dans la séquence temporelle des fenêtres d'analyse. Un classificateur récurrent intégrant cette séquence pourrait révéler de l'information supplémentaire. C'est d'ailleurs ce qui a été observé par Lee *et al.* (2019), le CNN était plus performant que le KNN, le SVM et le RF.

Pour l'ECG capacitif, la qualité du signal variait de façon dramatique d'un enregistrement à l'autre. Pour un participant donné, la VFC pouvait être presque parfaite pour l'enregistrement complet alors que le contraire se produisait pour d'autres participants. De plus, une certaine dualité a été remarquée chez les conducteurs : certains devenaient amorphes lors de l'amorcement de la somnolence alors que d'autres devenaient très agités. Dans le deuxième cas, l'agitation et le remplacement de la position du conducteur sur le siège ont fortement impacté la qualité des signaux. Il avait été prévu de réaliser une fusion de capteurs, mais une des paires de capteurs s'est brisée lors des expériences. La fusion des trois pairs aurait pu améliorer le signal du rythme cardiaque. Aussi, il faudrait tester les performances de détection de la somnolence dans un vrai véhicule, mais cela pose des défis éthiques importants. Malgré tous ces désagréments, plusieurs pistes de solutions ont été identifiées et seront explorées à la prochaine section.

4.2 Résultats et discussion : caractérisation des électrodes

Cette section explore les performances des signaux ECG capacitifs collectés lors des expériences de somnolence et de caractérisation. Elle examine l'influence du positionnement, de la géométrie et du type de textile des électrodes sur la qualité des signaux, tout en identifiant les métriques les plus pertinentes pour évaluer leur performance. Les limitations et perspectives pour l'amélioration des électrodes capacitatives sont également discutées.

4.2.1 Évaluation des données capacitatives de l'expérience de somnolence

Lors de l'étude de la somnolence, il a été remarqué que la performance de captation de l'ECG semblait varier énormément avec la position. Il est important de mentionner que la position n'a pas été rigoureusement contrôlée : chaque paire d'électrodes a été placée de façon à obtenir le meilleur signal pour chaque participant. Ceci dit, la hiérarchie de hauteur était toujours la même.

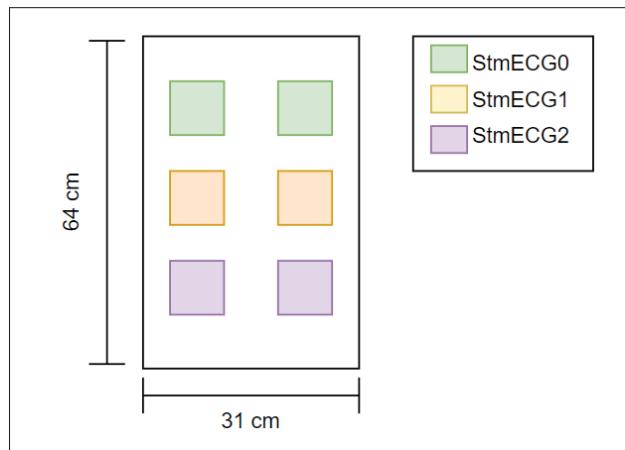


FIGURE 4.9 Hiérarchie de positionnement des trois paires d'électrodes StmECG0, StmECG1 et StmECG2 pour l'étude de somnolence

Un autre point important : l'ECG Stm32ECG2 (paire du bas) a cessé de fonctionner au 15^e enregistrement sur 47, ce qui explique ses basses performances illustrées à la figure 4.10. Le tableau 4.6 indique les performances moyennes avant le bris du troisième capteur. Malgré le

placement non uniforme des électrodes, il semble tout de même y avoir une indication claire : la position des électrodes influence grandement la qualité de l'enregistrement de l'ECG.

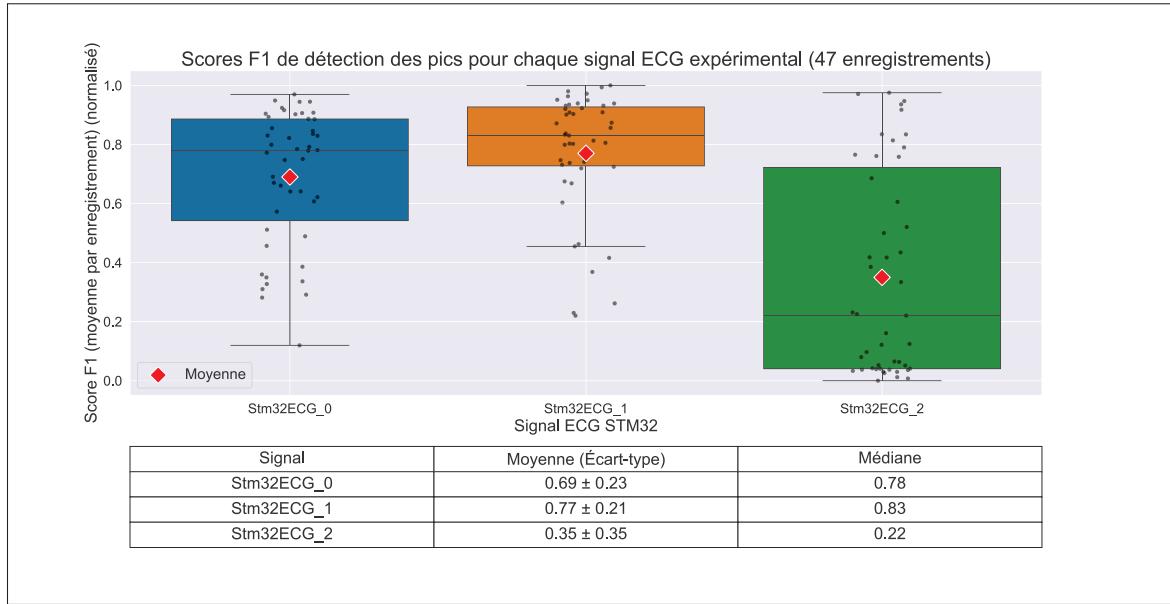


FIGURE 4.10 Moyennes et médianes de la performance de détection de pics des signaux expérimentaux ECG STM32 en fonction de l'ECG de référence pour tous les enregistrements. De gauche à droite, un positionnement haut, médian et bas des électrodes

TABLEAU 4.6 Moyennes et médianes de la performance de détection de pics des signaux expérimentaux ECG STM32 en fonction de l'ECG de référence avant le bris du 15^e enregistrement

Signal	F1 Moyenne (Écart-type)	F1 Médiane
Stm32ECG_0	0.67 ± 0.29	0.80
Stm32ECG_1	0.79 ± 0.24	0.90
Stm32ECG_2	0.63 ± 0.31	0.69

La position médiane au milieu du dos (Stm32ECG1) semblait être la plus performante, même avant le 15^e enregistrement. Ce résultat était prévisible, car les électrodes du haut du siège (StmECG0) sont davantage affectées par les mouvements des épaules, tandis que les électrodes du bas du siège (StmECG2) sont davantage influencées par les mouvements des jambes pour activer les pédales. De plus, la paire d'électrodes du bas est située plus loin du cœur. Ceci

confirme les résultats de Su *et al.* (2021) selon lesquels le rapport signal sur bruit était inférieur pour les positions du bas.

4.2.2 Indice de qualités du signal ECG

Afin d'identifier les indices de qualité du signal ECG les plus prometteurs pour l'ECG capacitif, les 47 enregistrements ont été segmentés en fenêtres de 5 minutes. Pour chaque fenêtre, le score F1 de détection de pics ainsi que 9 indices de qualité du signal, issus de la littérature, ont été calculés. Le score F1 indique la performance de détection adéquate des pics de l'ECG capacitif en fonction des pics de l'ECG de référence. Les résultats sont présentés dans la figure 4.11. Cette dernière illustre la capacité d'un indice à prédire le niveau d'exactitude des pics ECG capacitifs.

Un des problèmes liés à ce graphique est que l'ECG de référence n'est pas toujours de bonne qualité. Cela fait en sorte que des pics capacitifs adéquats peuvent être classés comme étant mauvais lorsque l'ECG de référence fait défaut. Cette situation pourrait expliquer la présence de points affichant un score F1 très bas, malgré un indice de qualité similaire à celui associé à un score F1 très élevé. Pour qu'un pic ECG capacitif soit accepté comme étant correct, il doit se situer à moins de 30 ms du pic ECG médical.

Cette étude préliminaire sur les indices de qualité du signal a principalement examiné la distribution générale des données en utilisant le coefficient de corrélation linéaire R , bien que des corrélations non linéaires puissent également exister. Le coefficient d'aplatissement, **SQI-Kurt** ($R = 0,37$), bien que couramment utilisé, ne semble pas prometteur. Cela était prévisible, car les pics ECG capacitifs peuvent être correctement détectés même si un pic se distingue légèrement sans nécessairement présenter une forme distincte. En revanche, le coefficient d'asymétrie, **SQI-Skew** ($R = 0,70$), s'avère plus prometteur, probablement parce qu'une bonne qualité de signal entraîne une asymétrie d'amplitude favorable aux pics ECG.

Les indices fréquentiels (**QRSSQI**, **basSQI** et **SQI-0-5Hz/5-45Hz**) ne semblent pas être fiables en tant qu'indicateurs de performance. Bien que certaines zones denses des graphiques présentent une linéarité, les zones moins denses dévient de cette tendance, probablement en raison de leur

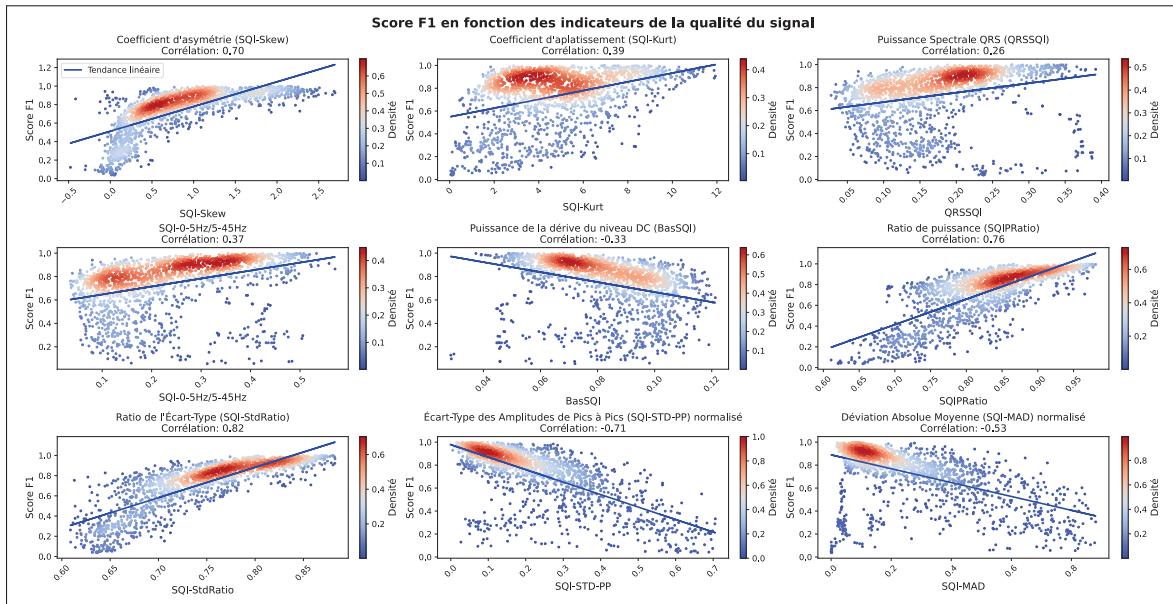


FIGURE 4.11 Distribution du score F1 de détection de pic en fonction de chaque indice de qualité du signal pour les 1900 fenêtres de 5 minutes pour les trois signaux expérimentaux. Trois enregistrements ont été exclus

sensibilité à la saturation du signal ainsi qu’au bruit généralement élevé perçu par les électrodes capacitatives. Toutefois, le ratio 0-1 Hz/0-45 Hz (**basSQI**) reste un indicateur intéressant des artefacts de mouvement lent, tels que la respiration ou bien la dérive du niveau DC au cours du temps.

Le **MAD** (écart absolu moyen) semble plus sensible à la qualité du signal ($R = -0,53$), bien que son coefficient de corrélation reste relativement bas. Cet indice est un bon indicateur des artefacts de mouvement, mais il n’est pas sensible au mauvais couplage, au ratio signal sur bruit ou bien à une saturation constante du signal. L’écart-type d’amplitude pics à pics (**SQI-STD-PP**) est très sensible à la qualité de l’ECG ($R = -0,71$), ce qui est logique puisque l’ECG devrait présenter une certaine continuité d’amplitude, et des variations brusques ou incohérente de cette dernière peuvent indiquer un problème. Les changements brusques d’amplitude, lorsqu’ils sont d’origine physiologique, proviennent principalement des arythmies. En revanche, les changements biologiques d’amplitude sont généralement graduels (Koch, Raschka & Banzer, 1999).

Enfin, le ratio de l'écart-type du signal interpic par rapport à celui autour des pics (**SQI-StdRatio**) s'est révélé être le meilleur indicateur linéaire de performance ($R = 0,82$). Bien que le ratio de puissance **SQIPRatio** mesure un concept similaire, il semble légèrement moins performant ($R = 0,76$). Ce résultat confirme l'efficacité de **SQI-StdRatio**, qui a également été utilisé par Wartzek *et al.* (2011) dans un système de vote multiélectrode capacitive métallique, renforçant ainsi son rôle comme indicateur fiable pour l'ECG capacitif textile. Ce dernier fonctionne très bien, car il mesure ce qui est le plus important : à quel point le pic R du complexe QRS se démarque-t-il par rapport à son entourage.

TABLEAU 4.7 Comparaison des scores F1 entre les Signaux Stm32ECG

Catégorie	Nombre de Sections	Pourcentage (%)
StmECG0 meilleur que StmECG1 uniquement	27	10.55
StmECG2 meilleur que StmECG1 uniquement	30	11.72
StmECG0 et StmECG2 meilleurs que StmECG1	33	12.89
StmECG1 meilleur que StmECG2 et StmECG0	166	64.84
Total	256	100.00

Pour fusionner les signaux des trois paires d'ECG capacitifs, un système de vote pondéré basé sur les SQI des trois signaux aurait pu être envisagé. En examinant le tableau 4.7, on constate que, bien que le StmECG1 (milieu) surpassé globalement le StmECG0 (haut) et le StmECG2 (bas), ces deux derniers offrent des performances supérieures au StmECG1 dans environ 35% des cas avant la défaillance du troisième capteur. Ce constat est encourageant, car il démontre le potentiel d'une fusion efficace des signaux. Cependant, en raison de la défaillance, l'intérêt d'une telle fusion a été considérablement réduit, ce qui a conduit à écarter cette approche pour l'instant. De futurs travaux pourraient explorer un système de vote sur les 15 enregistrements ayant trois paires d'électrodes fonctionnelles.

Bien que le ratio de puissance 0-1Hz/0-45Hz (**basSQI**) et le **MAD** n'aient pas été de très bons prédicteurs de performance, ces deux métriques demeurent fortement corrélées aux artefacts de mouvement. Les travaux de Wartzek *et al.* (2011) avaient rapporté que les électrodes placées plus hautes présentaient davantage d'artefacts de mouvement. Ce même phénomène peut être

explicité par la figure 4.12, qui montre également des différences de distribution entre les électrodes supérieures et inférieures pour le **basSQI** et le **MAD**. Il ne faut pas oublier que les artefacts de mouvement sont amplifiés lors d'une conduite réelle. La prépondérance des artefacts de mouvement des électrodes du haut et du bas peut indiquer que ces dernières souffriraient davantage de problème dans de vraies conditions de conduite. Il est donc raisonnable de tenir compte de ces indices pour évaluer la position des électrodes et leur susceptibilité à engendrer des artefacts de mouvement. Pour ce qui est de la qualité des signaux, le **SQI-StdRatio** semble être l'indicateur le plus prometteur. C'est pour cette raison que ces trois derniers indices seront utilisés pour l'étude de caractérisation.

Par ailleurs, en raison des différences de performances observées dans la captation de l'ECG selon la position des électrodes, et sachant que cette question n'est pas encore complètement élucidée dans la littérature, il a été décidé d'étudier le rôle de la géométrie, de la taille et de la position des électrodes capacitatives sur la qualité des ECG captés, comme illustré à la figure 4.13.

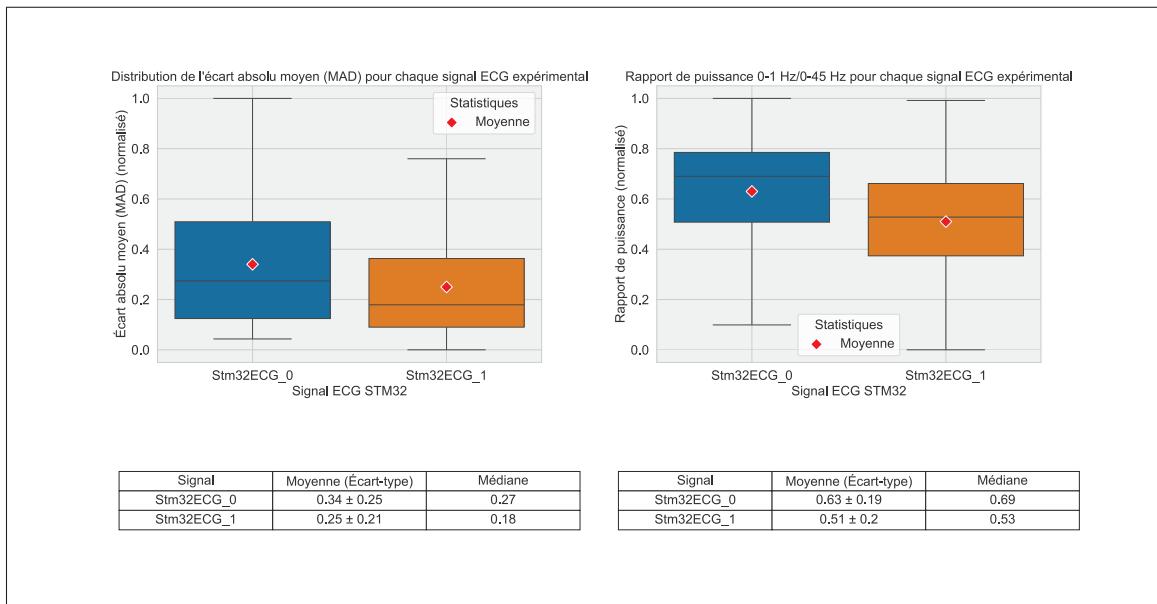


FIGURE 4.12 Différence entre l'ECG expérimental du haut et l'ECG expérimental du milieu pour le rapport de puissance 0-1Hz/0-45Hz et l'écart absolu moyen (MAD)

4.2.3 Analyse de l'ECG capacitif de l'expérience de caractérisation

L'étude sur l'effet de la position, le type de textile et la géométrie qui a été réalisée pour ce mémoire n'est pas de grande envergure. Il s'agit de 7 participants ayant 10 minutes d'enregistrement chacun pour chacune des 10 situations. Ceci équivaut à 70 minutes d'enregistrement par disposition. Le but est donc d'essayer de discerner s'il y a des différences majeures pour chacune des dispositions.

La figure 4.13 illustre la disposition de chaque capteur pour chacune des 10 expériences.

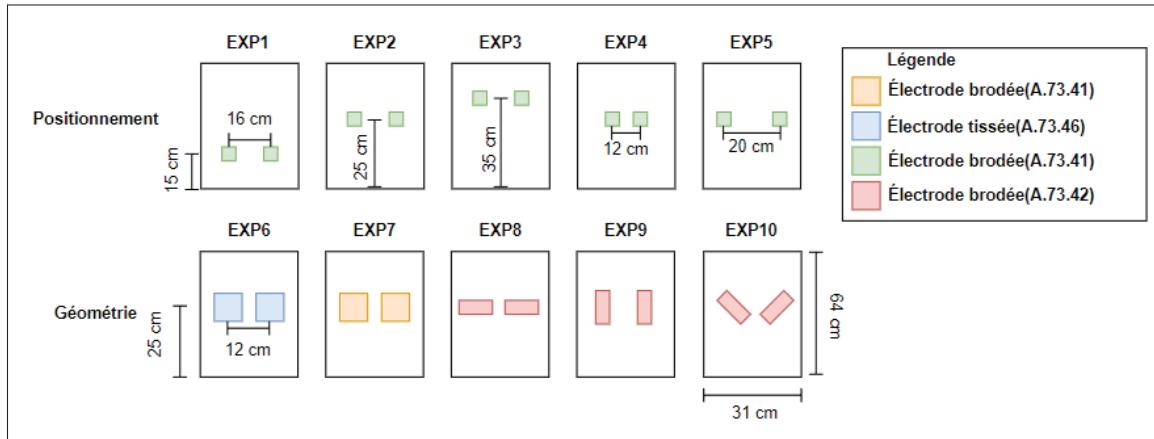


FIGURE 4.13 Illustration des différentes positions, géométries et type de textile des électrodes testées.

En observant la figure 4.14, la mauvaise détection de pic est assez évidente pour l'expérience 1. Son bas score F1 est aussi lié à un BasSQI plus élevé et un SQI-MAD beaucoup plus élevé. Ceci s'explique probablement par le fait que l'électrode était probablement trop basse pour la majorité des participants. Ceci est un résultat important, car les électrodes basses étaient placées à 20 cm de hauteur dans les travaux de Wartzek *et al.* (2011) et ces dernières pouvaient obtenir un bon signal. Il semble y avoir une cassure entre 20 cm et 15 cm, probablement due aux mouvements des muscles lombaires lors d'un appui sur l'accélérateur. La majorité des autres expériences présentent de bons scores F1 de détection des pics.

La figure 4.14 met en évidence des différences significatives dans certaines métriques en fonction de la superficie des électrodes, comme le détaille le tableau 4.8. Bien que la variation du score

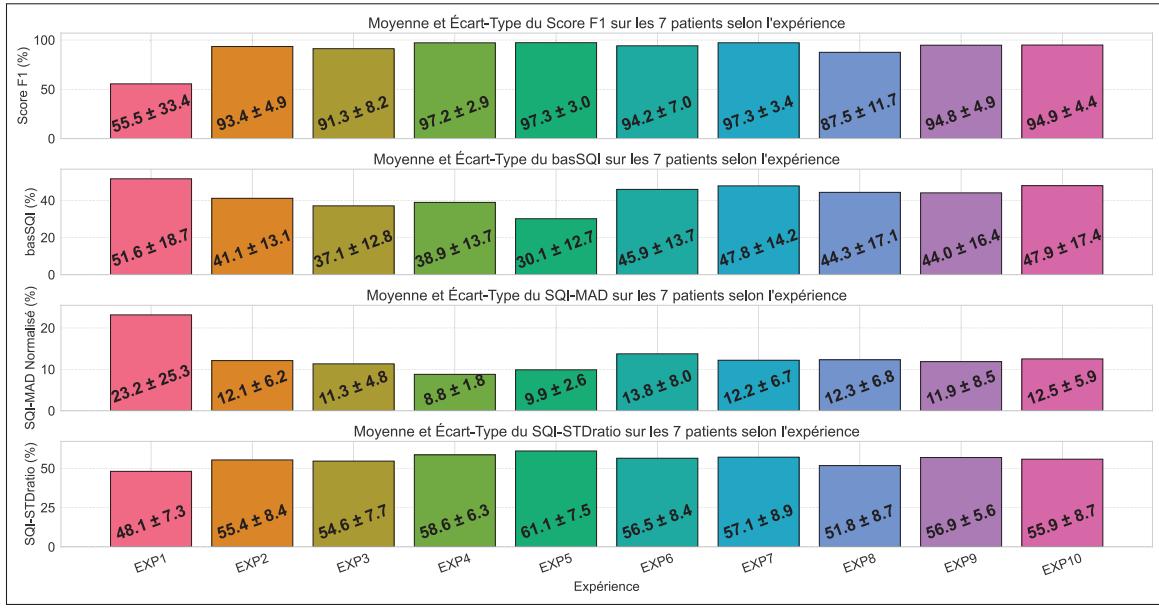


FIGURE 4.14 Moyenne et écart type de chaque métrique pour 7 participants selon le type d'expérience

TABLEAU 4.8 Moyennes, écarts types et Hedges' g pour EXP2-5 vs EXP6-10 (EXP1 exclu) afin d'évaluer l'effet de la superficie.

Métrique	EXP2-5 (%)	EXP6-10 (%)	taille d'effet
F1score	94.8 ± 5.9	93.7 ± 7.8	0.15
basSQI	36.8 ± 13.7	46.0 ± 16.0	-0.61
SQI-MAD	10.6 ± 4.4	12.5 ± 7.3	-0.32
SQI-STDratio	57.4 ± 8.0	55.6 ± 8.4	0.22

F1 demeure relativement faible (taille d'effet : 0, 15), le ratio BasSQI présente un écart plus prononcé (taille d'effet : -0, 61). Cette disparité pourrait s'expliquer par une accumulation de charge moindre avec les petites électrodes, attribuable à une réduction des frottements avec le textile, comme le suggère Sirtoli *et al.* (2023). En revanche, les grandes électrodes semblent plus sujettes à des décollements, ce qui pourrait altérer le couplage et influencer la fréquence de coupure du filtre passe-haut intégré au pré-amplificateur. Toutefois, le système d'adaptation d'impédance, conçu pour stabiliser le couplage et limiter l'accumulation de charges, pourrait expliquer pourquoi la variation du score F1 reste modérée malgré ces problèmes.

Le SQI-MAD révèle également une augmentation des artefacts de mouvement violents pour les grandes électrodes. Cependant, cette tendance ne se traduit pas de manière significative dans le score F1, probablement pour des raisons similaires à celles observées pour le BasSQI. Une expérimentation complémentaire, réalisée avec un circuit d'adaptation de l'impédance standard tel que présenté à la figure 1.18, pourrait mieux illustrer la valeur ajoutée du système actuellement utilisé.

Dans un contexte de conduite réelle, où les artefacts de mouvement causés par des changements de couplage ou par une accumulation de charges sont généralement plus prononcés, ces observations suggèrent qu'il serait préférable d'éviter l'utilisation d'électrodes de grande superficie. En effet, leur taille accrue pourrait amplifier les artefacts et augmenter le risque de saturation, renforçant ainsi l'idée qu'il serait judicieux de limiter la taille des électrodes pour des applications en conditions réelles.

4.2.3.1 Comparaison des performances en fonction du textile pour une même taille et position d'électrode

TABLEAU 4.9 Impact du type de textile sur les différentes métriques de performance de l'ECG capacitif

Métrique	EXP6	EXP7	taille d'effet
F1 Score (%)	94.2 ± 7.7	97.3 ± 3.7	-0.49
basSQI (%)	45.9 ± 13.7	47.8 ± 14.3	-0.14
SQI-MAD (%)	13.8 ± 8.0	12.21 ± 6.8	0.21
SQI-STDratio (%)	56.5 ± 8.4	57.1 ± 8.9	-0.08

Il ne semblait pas y avoir de différence majeure entre l'utilisation de textile brodé et de textile tissé (EXP 6 et EXP 7) pour l'ensemble des métriques, à l'exception du score F1 (taille d'effet = -0,49). En effet, il est difficile de déterminer si cette différence est significative, car les autres métriques montrent des résultats incohérents : un BasSQI plus élevé, ce qui est non désirable, mais un SQI-MAD plus faible, ce qui est favorable, ainsi qu'une différence négligeable

du SQI-StdRatio. L'électrode brodée semble néanmoins présenter une performance légèrement supérieure. Cela pourrait être attribué à sa flexibilité accrue.

4.2.3.2 Comparaison des performances des différentes positions pour une même taille d'électrode

TABLEAU 4.10 Comparaison des performances selon la position pour une même taille d'électrode

Session	F1 Score (%)	basSQI (%)	SQI-MAD (%)	SQI-STDratio (%)
EXP1	55.55 ± 33.37	51.6 ± 18.7	23.2 ± 25.3	48.1 ± 7.4
EXP2	93.44 ± 4.90	41.1 ± 13.1	12.1 ± 6.2	55.4 ± 8.5
EXP3	91.26 ± 8.20	37.0 ± 12.8	11.3 ± 4.8	54.6 ± 7.7
EXP4	97.19 ± 2.9	38.9 ± 13.7	8.8 ± 1.8	58.6 ± 6.3
EXP5	97.3 ± 3.0	30.1 ± 12.7	9.9 ± 2.7	61.1 ± 7.5

Pour ce qui est de l'étude de position, il semble y avoir deux gagnants très clairs : l'EXP 4 et l'EXP 5. En effet, ces deux expériences ont non seulement les plus hautes moyennes pour le taux de détection de pics ECG, mais aussi une hauteur de 25 cm qui semble optimale pour la détection de l'ECG, que les électrodes soient espacées (EXP 5 : hauteur = 25 cm, largeur = 20 cm) ou rapprochées (EXP 4 : hauteur = 25 cm, largeur = 12 cm). Étonnamment, la position médiane de l'EXP 2 (hauteur = 25 cm, largeur = 16 cm) ne suit pas la même tendance. Cette disparité de performance sur l'axe latéral pourrait être due au comportement musculaire complexe du dos lors des mouvements du volant.

Sur l'axe vertical, l'EXP 1 (hauteur = 15 cm, largeur = 16 cm) montre clairement qu'une position trop basse peut sérieusement nuire à la qualité du signal. Cette observation est cohérente avec celle présentée au tableau 4.6. Cela dit, bien que l'EXP 2 soit supérieure à l'EXP 3 en termes de détection de pics (score F1), cela ne se reflète pas dans le BasSQI et le SQI-MAD. La différence de performance de détection est cohérente avec le tableau 4.6, mais la différence dans le BasSQI et le SQI-MAD n'est pas cohérente avec la figure 4.12. Cette incohérence s'explique possiblemement par les protocoles de conduite différents. Il a été remarqué, qualitativement, que les conducteurs étaient plus crispés dans leur conduite pour la caractérisation des électrodes, car

il leur avait été demandé de ne pas faire de mouvements superflus et de maintenir une position constante.

4.2.3.3 Comparaison des performances des différentes géométries pour une même superficie d'électrode

TABLEAU 4.11 Comparaison des performances selon la géométrie pour une même superficie d'électrode

Session	F1 Score (%)	basSQI (%)	SQI-MAD (%)	SQI-STDratio (%)
EXP6	94.2 ± 7.0	45.9 ± 13.7	13.8 ± 8.0	56.5 ± 8.4
EXP7	97.3 ± 3.4	47.8 ± 14.2	12.2 ± 6.7	57.1 ± 8.9
EXP8	87.6 ± 11.7	44.31 ± 17.05	11.87 ± 6.75	51.78 ± 8.68
EXP9	94.8 ± 4.9	44.0 ± 16.4	11.9 ± 8.5	56.9 ± 5.6
EXP10	94.9 ± 4.4	47.90 ± 17.44	12.53 ± 5.86	55.85 ± 8.66

Finalement, pour ce qui est de l'étude de géométrie, l'EXP 8 (électrode rectangulaire horizontale) était bien moins performante que les autres géométries. Il est possible que cette dernière soit moins performante, car chacune des électrodes effectue une mesure diffuse du potentiel électrique sur l'axe horizontal et la différence de potentiel est donc moins tranchée. En revenant à la figure 1.11, il est possible de voir que l'apogée du vecteur électrique du cœur est atteint sur l'axe horizontal. Ceci dit, il ne semble pas y avoir des gagnants aussi évidents que pour l'étude de position pour les géométries. Il est intéressant d'apercevoir que l'EXP 9 semble avoir le basSQI le plus bas, le SQI-MAD le deuxième plus bas et le SQI-STDratio le deuxième plus bas ; le tout comblé avec un bon score F1. Ceci porte à croire que les électrodes avec une disposition verticale sont peut-être moins sensibles aux artefacts de mouvement. Puisque les différences ne sont pas drastiques et que le nombre d'enregistrements est limité, il est difficile de tirer une conclusion pour l'aspect de la géométrie. Peut-être que la raison pour laquelle cet aspect n'est pas exploré dans la littérature est parce que son effet n'est pas très significatif. Sachant que la position semblait être le facteur ayant le plus de variance, il pourrait être intéressant de pousser plus loin l'étude de la position en ajoutant davantage de géométries avec un plus grand éventail de morphologie.

4.2.3.4 Limitations de l'étude de la caractérisation des électrodes

L'étude de caractérisation a plusieurs limitations. le faible nombre de données disponibles limite la possibilité de tirer des conclusions généralisables, la situation de conduite n'est pas réelle (dans un simulateur) et la courte durée des enregistrements fait en sorte que si une personne était plus agitée pendant un enregistrement que l'autre, ceci pourrait influencer de manière disproportionnée les résultats. Une autre limitation se trouve au niveau de la position du siège ; puisque c'est un siège sportif typiquement utilisé pour les voitures de course, l'adossement n'est pas complètement représentatif d'un vrai siège de voiture. De plus, le siège est placé plus bas et les jambes du conducteur n'ont pas le même type de dépliement sur les pédales, pouvant aussi changer le profil d'appuis du dos sur le siège. Aussi, les données véhiculaires n'ont pas été exploitées pour cette étude, ce qui aurait pu aider à caractériser le comportement du couplage des électrodes lors des mouvements du dos du conducteur entraîné par les manœuvres avec le volant. En somme, un biais était présent dans l'ordonnancement des expériences. En effet, le participant n'a pas le même degré d'agitation lors de la première expérience et la dernière expérience due à la fatigue mentale et physique.

Il aurait également été pertinent d'utiliser des électrodes d'adaptation d'impédance sans compensation pour la stabilisation du couplage et le déchargement des charges triboélectriques en vue de mieux évaluer l'impact des artefacts de mouvement sur les signaux. En effet, ces derniers sont masqués par les circuits de compensation de l'électrode qui les atténuent activement . Cela aurait pu aussi aider à montrer les bénéfices d'utiliser ces fonctionnalités modernes avec les électrodes textiles.

De plus, le comportement des électrodes positionnées à une hauteur de 25 cm et un espacement de 16 cm n'était pas cohérent avec celui des électrodes de même hauteur avec des espacements de 20 cm et 12 cm pour ce qui était des indicateurs d'artéfacts de mouvement. Il aurait été utile de mesurer les espacements de 12 cm et 20 cm pour la position de 35 cm de hauteur pour vérifier si cette incohérence était présente aussi à cette hauteur.

Il aurait fallu évaluer différentes positions pour l'étude de l'impact de la géométrie, car il aurait été possible que l'orientation des électrodes rectangulaires se prête mieux à la forme du corps dans des dispositions différentes. De plus, il aurait été intéressant de caractériser le comportement des électrodes lorsque les participants portaient des vêtements plus épais ou bien composés de textile différent (nylon, polyester, etc.).

Une évaluation des performances de plusieurs types de vêtements différents devrait être réalisée, car il est connu que le bruit peut varier de façon drastique en fonction du matériau Aussi, la solution actuelle fait usage d'un volant conducteur pour la réinjection du mode commun, mais, avec l'avenue des voitures autonomes, il est possible que le système nécessite un fonctionnement en continu même lors de l'absence d'un contact des mains sur le volant. Le cas échéant, il faudrait améliorer le couplage capacitif du siège à travers les pantalons ou bien trouver une solution alternative ; il pourrait être intéressant de réinjecter le RL dans le dossier, entre les électrodes de captation.

Pour diminuer le bruit, il faudrait intégrer l'intégralité du système dans le siège pour minimiser la longueur des câbles reliant les amplificateurs et les électrodes capacitatives. Idéalement, tous les circuits devraient être encastrés dans un boîtier métallique mis à la terre afin de réduire l'impact des interférences externes.

Finalement, une des plus grandes faiblesses de ce système réside dans son manque de robustesse mécanique. En effet, bien que protégé avec de la mousse, le PCB était soumis à divers stress mécaniques, notamment, sur les deux connecteurs suivants : le bouton poussoir pour la connexion avec l'électrode et le terminal d'alimentation et d'acheminement du signal. Il faudrait aussi construire un conteneur pour les PCB en vue de protéger les composantes électroniques contre le frottement.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Un système de mesure de l'ECG non invasif faisant usage d'électrodes textiles capacitives a été conçu pour évaluer la faisabilité de détecter la somnolence au volant avec ces capteurs bruités. Cet objectif principal a été réalisé à travers plusieurs sous-objectifs : la conception d'un système d'acquisition d'ECG à partir d'électrodes capacitives, l'établissement et l'exécution d'un protocole expérimental de conduite visant à induire la somnolence, la mise en place d'un système de collecte de données médicales, comportementales et véhiculaires, ainsi que le traitement de ces données pour entraîner des algorithmes de détection. De plus, des efforts ont été consacrés à l'optimisation de la géométrie, de la position et du textile des électrodes capacitives.

L'analyse a comparé les 10 minutes précédant le premier accident majeur comportant des signes de somnolence aux 10 premières minutes de conduite, durant lesquelles le conducteur était éveillé. Cette méthode robuste de quantification de la somnolence réduit l'incertitude quant à l'état réel du conducteur, contrairement aux approches subjectives couramment utilisées dans la littérature, comme le KSS et l'ORD. Cette approche a permis d'explorer directement la corrélation entre les métriques ECG et la probabilité d'accident.

Les expériences ont mis en évidence des différences significatives entre l'état d'éveil et l'état pré-accident pour la majorité des participants. Parmi les 12 métriques ECG étudiées, le SDRR, le VLF, l'entropie d'échantillon, la DFA $\alpha 1$, la puissance LF et le ratio LF/HF se sont démarqués par leur pouvoir discriminant, avec des tailles d'effet comprises entre 1,32 et 0,77 entre les distributions associées aux états d'éveil et de somnolence pour l'ECG médical. Par ailleurs, des corrélations élevées ($R > 0,76$) ont été observées entre l'ECG expérimental et médical pour ces caractéristiques, à l'exception de la DFA $\alpha 1$ et du ratio LF/HF. Ces résultats soulignent la robustesse de ces caractéristiques pour capter des informations physiologiques pertinentes, malgré l'utilisation d'une méthode de captation capacitive non intrusive.

Les classificateurs RF, KNN et SVM ont atteint des scores F1 allant jusqu'à 86 % pour l'ECG médical et 69,7 % pour l'ECG capacitif. Ce score de 69,7 % démontre que l'objectif principal a été atteint en partie, prouvant la faisabilité d'utiliser des capteurs capacitifs pour détecter la somnolence. Néanmoins, ces performances restent en deçà de celles obtenues avec l'ECG médical. La fusion de l'ECG capacitif avec des données complémentaires (déviation standard de la position sur la route) a permis d'augmenter le score F1 à 78.2 %, tandis que l'ECG médical atteignait 88.6 %. En utilisant d'autres métriques véhiculaires, il est probable que la performance de détection augmenterait davantage. Il faudrait vérifier la performance de détection de la somnolence avec seulement les données véhiculaires, pour mieux comprendre l'avantage de faire une fusion multimodale.

L'analyse des performances des électrodes capacitatives a mis en évidence que celles placées au milieu du dos offraient les meilleurs résultats, avec un score F1 médian de 83 % pour la détection des pics ECG. Dans le cadre de l'étude de caractérisation des électrodes, il a été observé que les artefacts de mouvement étaient plus fréquents pour les électrodes placées plus hautes, tandis que celles positionnées au milieu du dos, avec des espacements de 12 cm et 20 cm, présentaient les meilleures performances. De plus, il a été établi que les petites surfaces d'électrodes amélioraient la qualité des signaux en réduisant les perturbations dues aux effets triboélectriques et aux artefacts de mouvement.

Enfin, bien que l'une des trois paires de capteurs ait été endommagée après le 15^e enregistrement, les résultats montrent un potentiel élevé pour la fusion de capteur entre plusieurs électrodes pour créer un ECG de meilleure qualité. Les électrodes non endommagées ont montré une complémentarité significative dans 35 % des cas, ce qui suggère qu'un système basé sur la fusion de capteurs pourrait améliorer la performance de l'ECG capacitif pour la détection de la somnolence. Ces travaux démontrent que, bien que l'objectif principal ait été atteint en partie, des efforts supplémentaires sont nécessaires pour optimiser les performances des capteurs

capacitifs et les rapprocher de celles des systèmes médicaux traditionnels. Cette approche ouvre néanmoins des perspectives prometteuses pour des systèmes non invasifs intégrés aux sièges de véhicules, contribuant à prévenir les accidents liés à la fatigue.

De futurs travaux devraient se concentrer sur l'aboutissement du système de fusion des capteurs. Un système de vote des trois signaux, pondérés par les indices de qualité et le positionnement, pourrait être mis en place. Ce système inclurait un seuillage calibré en vue de maximiser la détection adéquate des pics ECG. Le tout pourrait suivre un paradigme de vote basé sur une logique floue (Ishibuchi, Nakashima & Morisawa, 1999). Pour augmenter le nombre de signaux, il pourrait être intéressant de capturer indépendamment chacun des six potentiels et de calculer les ECG au niveau logiciel. Un algorithme d'apprentissage machine pourrait également être utilisé pour qualifier la qualité de chaque signal, en l'entraînant sur des signaux de bonne et de mauvaise qualité. Avec un nombre suffisant de données, il serait envisageable de reconstruire un ECG à partir des trois signaux capacitifs mesurés en utilisant des techniques d'apprentissage profond.

Il serait pertinent d'ajouter davantage d'électrodes capacitatives afin de couvrir un éventail plus large de morphologies. En effet, la variance entre les individus était très grande, et le positionnement des électrodes était parfois mal adapté pour les personnes très petites ou très grandes. Il convient de souligner que la petite taille des électrodes constitue un avantage. Cette caractéristique pourrait être exploitée pour intégrer une grille d'électrodes, comme suggéré dans les travaux de (Nakamura, Kamiyama, Arima & Nakamura, 2021). Enfin, avec un ECG capacitif plus stable et performant, il serait nécessaire de réévaluer sa viabilité pour la détection de la somnolence. Actuellement, ses performances demeurent insuffisantes pour envisager une commercialisation.

En outre, il serait très important de prendre en compte la continuité temporelle des données afin d'améliorer la performance des systèmes de détection de la somnolence. En effet, il est bien

établi que des informations importantes résident dans cette dimension temporelle (Vaussenat *et al.*, 2024). L'utilisation d'algorithmes plus avancés, tels que le LSTM ou le CNN 1D avec des fenêtres d'analyse longues, pourrait permettre d'exploiter ces nuances dans les données. Pour accroître la quantité de données exploitables dans cette base, une analyse pourrait être réalisée en fonction de la densité des sorties de route chez tous les participants. Un modèle probabiliste pourrait alors être développé pour prédire les périodes associées à un dépassement accru à partir des signaux ECG. Cette approche permettrait de tirer parti de l'ensemble des données disponibles. De manière alternative, une annotation des données basée sur l'ORD offrirait également une méthode efficace pour maximiser l'utilisation des données existantes.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- (2024). sccn/labstreaminglayer. Swartz Center for Computational Neuroscience. original-date : 2018-02-28T10:50:12Z, Repéré à <https://github.com/sccn/labstreaminglayer>.
- Abdullah, D. M. & Abdulazeez, A. M. (2021). Machine Learning Applications based on SVM Classification A Review. *Qubahan Academic Journal*, 1(2), 81–90. doi : 10.48161/qaj.v1n2a50. Number : 2.
- Abe, T. (2023). PERCLOS-based technologies for detecting drowsiness : current evidence and future directions. *SLEEP Advances*, 4(1), zpad006. doi : 10.1093/sleepadvances/zpad006.
- Albadawi, Y., Takruri, M. & Awad, M. (2022). A Review of Recent Developments in Driver Drowsiness Detection Systems. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 22(5), 2069. doi : 10.3390/s22052069.
- Albadawi, Y., AlRedhaei, A. & Takruri, M. (2023). Real-Time Machine Learning-Based Driver Drowsiness Detection Using Visual Features. *Journal of Imaging*, 9(5), 91. doi : 10.3390/jimaging9050091. Number : 5 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Aleksandrowicz, A. & Leonhardt, S. (2007). Wireless and Non-contact ECG Measurement System – the “Aachen SmartChair”. *Acta Polytechnica*, 47(4-5). doi : 10.14311/974.
- Andreeva, E. & Aarabi, P. (2004). Driver drowsiness detection using multimodal sensor fusion. *Multisensor,Multisources Information Fusion : Architectures,Algorithms and applications*, 5434. doi : <https://doi.org/10.1111/12.541296>.
- angelito, a. (2013). heart anatomy. Repéré à <https://en.wikipedia.org/wiki/Heart#/media/File:ConductionsystemoftheheartwithouttheHeart-en.svg>.
- Ansari, M. Y., Qaraqe, M., Charafeddine, F., Serpedin, E., Righetti, R. & Qaraqe, K. (2023). Estimating age and gender from electrocardiogram signals : A comprehensive review of the past decade. *Artificial Intelligence in Medicine*, 146, 102690. doi : 10.1016/j.artmed.2023.102690.
- Arakawa, T. (2021). Trends and Future Prospects of the Drowsiness Detection and Estimation Technology. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(23), 7921. doi : 10.3390/s21237921.
- Arefnezhad, S., Samiee, S., Eichberger, A. & Nahvi, A. (2019). Driver Drowsiness Detection Based on Steering Wheel Data Applying Adaptive Neuro-Fuzzy Feature Selection. *Sensors*, 19(4), 943. doi : 10.3390/s19040943. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Arefnezhad, S., Eichberger, A., Frühwirth, M., Kaufmann, C. & Moser, M. (2020). Driver Drowsiness Classification Using Data Fusion of Vehicle-based Measures and ECG Signals. *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 451–456. doi : 10.1109/SMC42975.2020.9282867.
- Arefnezhad, S., Eichberger, A., Frühwirth, M., Kaufmann, C., Moser, M. & Koglbauer, I. V. (2022). Driver Monitoring of Automated Vehicles by Classification of Driver Drowsiness Using a Deep Convolutional Neural Network Trained by Scalograms of ECG Signals. *Energies*, 15(2), 480. doi : 10.3390/en15020480. Number : 2 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Assari, M. A. & Rahmati, M. (2011). Driver drowsiness detection using face expression recognition. *2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*, pp. 337–341. doi : 10.1109/ICSIPA.2011.6144162.
- Bamidele, A. A., Kamardin, K., Aziz, N. S. N. A., Sam, S. M., Ahmed, I. S., Azizan, A., Bani, N. A. & Kaidi, H. M. (2019). Non-intrusive Driver Drowsiness Detection based on Face and Eye Tracking. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 10(7). doi : 10.14569/IJACSA.2019.0100775. Number : 7 Publisher : The Science and Information (SAI) Organization Limited.
- Beersma, D. G. M. & Gordijn, M. C. M. (2007). Circadian control of the sleep–wake cycle. *Physiology & Behavior*, 90(2), 190–195. doi : 10.1016/j.physbeh.2006.09.010.
- Bergasa, L., Nuevo, J., Sotelo, M., Barea, R. & Lopez, M. (2006). Real-time system for monitoring driver vigilance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(1), 63–77. doi : 10.1109/TITS.2006.869598. Conference Name : IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.
- Bhardwaj, R. & Balasubramanian, V. (2019). Viability of Cardiac Parameters Measured Unobtrusively Using Capacitive Coupled Electrocardiography (cECG) to Estimate Driver Performance. *IEEE Sensors Journal*, 19(11), 4321–4330. doi : 10.1109/JSEN.2019.2898450. Conference Name : IEEE Sensors Journal.
- Bilan, A., Witczak, A., Palusiński, R., Myśliński, W. & Hanzlik, J. (2005). Circadian rhythm of spectral indices of heart rate variability in healthy subjects. *Journal of Electrocardiology*, 38(3), 239–243. doi : 10.1016/j.jelectrocard.2005.01.012.
- Billman, G. E. (2013). The LF/HF ratio does not accurately measure cardiac sympatho-vagal balance. *Frontiers in Physiology*, 4, 26. doi : 10.3389/fphys.2013.00026.

- Blana, E. & Golias, J. (2002). Differences between Vehicle Lateral Displacement on the Road and in a Fixed-Base Simulator. *Human Factors*, 44(2), 303–313. doi : 10.1518/0018720024497899. Publisher : SAGE Publications Inc.
- Borbély, A. (2022). The two-process model of sleep regulation : Beginnings and outlook. *Journal of Sleep Research*, 31(4), e13598. doi : 10.1111/jsr.13598.
- Boudreau, P., Yeh, W.-H., Dumont, G. A. & Boivin, D. B. (2013). Circadian Variation of Heart Rate Variability Across Sleep Stages. *Sleep*, 36(12), 1919–1928. doi : 10.5665/sleep.3230.
- Buendia, R., Forcolin, F., Karlsson, J., Arne Sjöqvist, B., Anund, A. & Candefjord, S. (2019). Deriving heart rate variability indices from cardiac monitoring—An indicator of driver sleepiness. *Traffic Injury Prevention*, 20(3), 249–254. doi : 10.1080/15389588.2018.1548766. Publisher : Taylor & Francis _eprint : <https://doi.org/10.1080/15389588.2018.1548766>.
- Buysse, D. J., Reynolds, C. F., Monk, T. H., Berman, S. R. & Kupfer, D. J. (1989). The Pittsburgh Sleep Quality Index : a new instrument for psychiatric practice and research. *Psychiatry Research*, 28(2), 193–213. doi : 10.1016/0165-1781(89)90047-4.
- Canada, T. (2023). Statistiques sur le coût social des collisions au Canada, 2019. Référencé à <https://tc.canada.ca/fr/transport-routier/statistiques-donnees/statistiques-donnees-securite-routiere/statistiques-cout-social-collisions-canada-2019>.
- Castro, I. D., Morariu, R., Torfs, T., Van Hoof, C. & Puers, R. (2016). Robust wireless capacitive ECG system with adaptive signal quality and motion artifact reduction. *2016 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, pp. 1–6. doi : 10.1109/MeMeA.2016.7533802.
- Censi, F., Calcagnini, G., Corazza, I., Mattei, E., Triventi, M., Bartolini, P. & Boriani, G. (2012). On the resolution of ECG acquisition systems for the reliable analysis of the P-wave. *Physiological Measurement*, 33(2), N11–17. doi : 10.1088/0967-3334/33/2/N11.
- Chamadiya, B., Heuer, S., Hofmann, U. G. & Wagner, M. (2009). Towards a capacitively coupled electrocardiography system for car seat integration. *4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*, pp. 1217–1221. doi : 10.1007/978-3-540-89208-3_291.
- Chatterjee, S., Thakur, R. S., Yadav, R. N., Gupta, L. & Raghuvanshi, D. K. (2020). Review of noise removal techniques in ECG signals. *IET Signal Processing*, 14(9), 569–590. doi : 10.1049/iet-spr.2020.0104. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1049/iet-spr.2020.0104>.

- Chi, Y. M., Jung, T.-P. & Cauwenberghs, G. (2010). Dry-Contact and Noncontact Biopotential Electrodes : Methodological Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 3, 106–119. doi : 10.1109/RBME.2010.2084078. Conference Name : IEEE Reviews in Biomedical Engineering.
- Choi, G. H., Lim, K. & Pan, S. B. (2020). Driver Identification System Using Normalized Electrocardiogram Based on Adaptive Threshold Filter for Intelligent Vehicles. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(1), 202. doi : 10.3390/s21010202.
- Christov, I. I. & Daskalov, I. K. (1999). Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram. *Medical Engineering & Physics*, 21(10), 731–736. doi : 10.1016/S1350-4533(99)00098-3.
- Combos, E. (2003). ECG Front-End Design is Simplified with MicroConverter® | Analog Devices. Repéré à <https://www.analog.com/en/resources/analog-dialogue/articles/ecg-front-end-design-simplified.html>.
- D. Clifford, G., Azuaje, F. & E. Mcsharry, P. (2006). *Advanced Methods and tools for ECG Data Analysis*. artech. Repéré à <https://ieeexplore.ieee.org/document/9100926>.
- Das, D., Zhou, S. & Lee, J. D. (2012). Differentiating Alcohol-Induced Driving Behavior Using Steering Wheel Signals. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(3), 1355–1368. doi : 10.1109/TITS.2012.2188891. Conference Name : IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.
- Deng, W. & Wu, R. (2019). Real-Time Driver-Drowsiness Detection System Using Facial Features. *IEEE Access*, 7, 118727–118738. doi : 10.1109/ACCESS.2019.2936663. Conference Name : IEEE Access.
- Dimitrakopoulos, G. N., Kakkos, I., Dai, Z., Wang, H., Sgarbas, K., Thakor, N., Bezerianos, A. & Sun, Y. (2018). Functional Connectivity Analysis of Mental Fatigue Reveals Different Network Topological Alterations Between Driving and Vigilance Tasks. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(4), 740–749. doi : 10.1109/TNSRE.2018.2791936. Conference Name : IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.
- Ed-Doughmi, Y., Idrissi, N. & Hbali, Y. (2020). Real-Time System for Driver Fatigue Detection Based on a Recurrent Neuronal Network. *Journal of Imaging*, 6(3), 8. doi : 10.3390/jimaging6030008. Number : 3 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Fairclough, S. H. & Graham, R. (1999). Impairment of driving performance caused by sleep deprivation or alcohol : a comparative study. *Human Factors*, 41(1), 118–128. doi : 10.1518/001872099779577336.

- Forsman, P. M., Vila, B. J., Short, R. A., Mott, C. G. & Van Dongen, H. P. A. (2013). Efficient driver drowsiness detection at moderate levels of drowsiness. *Accident Analysis & Prevention*, 50, 341–350. doi : 10.1016/j.aap.2012.05.005.
- Fu, L. & Patel, B. C. (2024). Lagophthalmos. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK560661/>.
- Fujiwara, K., Abe, E., Kamata, K., Nakayama, C., Suzuki, Y., Yamakawa, T., Hiraoka, T., Kano, M., Sumi, Y., Masuda, F., Matsuo, M. & Kadotani, H. (2019). Heart Rate Variability-Based Driver Drowsiness Detection and Its Validation With EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(6), 1769–1778. doi : 10.1109/TBME.2018.2879346. Conference Name : IEEE Transactions on Biomedical Engineering.
- García-García, M., Caplier, A. & Rombaut, M. (2018). Sleep Deprivation Detection for Real-Time Driver Monitoring Using Deep Learning. *Image Analysis and Recognition*, pp. 435–442. doi : 10.1007/978-3-319-93000-8_49.
- Geo-Science-International. (2024). Autonomic nervous system. Page Version ID : 1236528206, Repéré à https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Autonomic_nervous_system&oldid=1236528206.
- Gi, S. O., Lee, Y. J., Koo, H. R., Khang, S., Kim, K.-N., Kang, S.-J., Lee, J. H. & Lee, J.-W. (2015). Application of a Textile-based Inductive Sensor for the Vital Sign Monitoring. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 10(1), 364–371. doi : 10.5370/JEET.2015.10.1.364. Publisher : The Korean Institute of Electrical Engineers.
- Griffith, M. E., Portnoy, W. M., Stotts, L. J. & Day, J. L. (1979). Improved capacitive electrocardiogram electrodes for burn applications. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 17(5), 641–646. doi : 10.1007/BF02440910.
- Gude-Fernández, F., Fernández-Chimeno, M., Ramos-Castro, J. & García-González, M. A. (2019). Driver Drowsiness Detection Based on Respiratory Signal Analysis. *IEEE Access*, 7, 81826–81838. doi : 10.1109/ACCESS.2019.2924481. Conference Name : IEEE Access.
- Hallvig, D., Anund, A., Fors, C., Kecklund, G., Karlsson, J. G., Wahde, M. & Åkerstedt, T. (2013). Sleepy driving on the real road and in the simulator—A comparison. *Accident Analysis & Prevention*, 50, 44–50. doi : 10.1016/j.aap.2012.09.033.
- Harpaz, E., Bar-Or, R. Z., Rosset, I. & Ben-Ami, E. (2024). Video-Based Gaze Detection for Oculomotor Abnormality Measurements. *Applied Sciences*, 14(4), 1519. doi : 10.3390/app14041519. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Hasan, F. & Kashevnik, A. (2021). State-of-the-Art Analysis of Modern Drowsiness Detection Algorithms Based on Computer Vision. *2021 29th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*, pp. 141–149. doi : 10.23919/FRUCT52173.2021.9435480.
- Hasan, M. M., Watling, C. N. & Larue, G. S. (2022). Physiological signal-based drowsiness detection using machine learning : Singular and hybrid signal approaches. *Journal of Safety Research*, 80, 215–225. doi : 10.1016/j.jsr.2021.12.001.
- Horne, J. A. & Reyner, L. A. (1995). Driver sleepiness. *Journal of Sleep Research*, 4(s2), 23–29. doi : 10.1111/j.1365-2869.1995.tb00222.x. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1365-2869.1995.tb00222.x>.
- Hughes-Riley, T., Hill-Casey, F., Oliveira, C., Shahidi, A., Hurley, W. & Dias, T. (2019). Understanding the design rules for a nonintrusive, textile, heart rate monitoring system. *Digital Medicine*, 5(4), 162. doi : 10.4103/digm.digm_27_19.
- Igasaki, T., Nagasawa, K., Murayama, N. & Hu, Z. (2015). Drowsiness estimation under driving environment by heart rate variability and/or breathing rate variability with logistic regression analysis. *2015 8th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*, pp. 189–193. doi : 10.1109/BMEI.2015.7401498.
- Ingre, M., Åkerstedt, T., Peters, B., Anund, A., Kecklund, G. & Pickles, A. (2006). Subjective sleepiness and accident risk avoiding the ecological fallacy. *Journal of Sleep Research*, 15(2), 142–148. doi : 10.1111/j.1365-2869.2006.00517.x. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1365-2869.2006.00517.x>.
- Ishibuchi, H., Nakashima, T. & Morisawa, T. (1999). Voting in fuzzy rule-based systems for pattern classification problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 103(2), 223–238. doi : 10.1016/S0165-0114(98)00223-1.
- Jacobé de Naurois, C., Bourdin, C., Stratulat, A., Diaz, E. & Vercher, J.-L. (2019). Detection and prediction of driver drowsiness using artificial neural network models. *Accident Analysis & Prevention*, 126, 95–104. doi : 10.1016/j.aap.2017.11.038.
- Johns, M. W., Tucker, A., Chapman, R., Crowley, K. & Michael, N. (2007). Monitoring eye and eyelid movements by infrared reflectance oculography to measure drowsiness in drivers. *Somnologie - Schlafforschung und Schlafmedizin*, 11(4), 234–242. doi : 10.1007/s11818-007-0311-y.
- Johns, M. W. (1991). A New Method for Measuring Daytime Sleepiness : The Epworth Sleepiness Scale. *Sleep*, 14(6), 540–545. doi : 10.1093/sleep/14.6.540.

- Kaida, K., Takahashi, M., Åkerstedt, T., Nakata, A., Otsuka, Y., Haratani, T. & Fukasawa, K. (2006). Validation of the Karolinska sleepiness scale against performance and EEG variables. *Clinical Neurophysiology*, 117(7), 1574–1581. doi : 10.1016/j.clinph.2006.03.011.
- Kaur, B., Kumar, P., Roy, P. P. & Singh, D. (2017). Impact of Ageing on EEG Based Biometric Systems. *2017 4th IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*, pp. 459–464. doi : 10.1109/ACPR.2017.33.
- Kecman, V. (2005). Support Vector Machines – An Introduction. Dans Wang, L. (Éd.), *Support Vector Machines : Theory and Applications* (pp. 1–47). Berlin, Heidelberg : Springer. doi : 10.1007/10984697_1.
- Kido, K., Tamura, T., Ono, N., Altaf-Ul-Amin, M. D., Sekine, M., Kanaya, S. & Huang, M. (2019). A Novel CNN-Based Framework for Classification of Signal Quality and Sleep Position from a Capacitive ECG Measurement. *Sensors*, 19(7), 1731. doi : 10.3390/s19071731. Number : 7 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Kim, J. & Shin, M. (2019). Utilizing HRV-Derived Respiration Measures for Driver Drowsiness Detection. *Electronics*, 8(6), 669. doi : 10.3390/electronics8060669. Number : 6 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Kitckin, C. (2006). A Designer's Guide to Instrumentation Amplifiers, 3rd Edition.
- Koch, H. J., Raschka, C. & Banzer, W. (1999). Diurnal variation of ECG intervals and R or T amplitudes in healthy male subjects assessed by means of spectral and cosinor analysis. *Japanese Heart Journal*, 40(1), 45–53. doi : 10.1536/jhh.40.45.
- Kundinger, T., Sofra, N. & Riener, A. (2020). Assessment of the Potential of Wrist-Worn Wearable Sensors for Driver Drowsiness Detection. *Sensors*, 20(4), 1029. doi : 10.3390/s20041029. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Körber, M., Cingel, A., Zimmermann, M. & Bengler, K. (2015). Vigilance Decrement and Passive Fatigue Caused by Monotony in Automated Driving. *Procedia Manufacturing*, 3, 2403–2409. doi : 10.1016/j.promfg.2015.07.499.
- Larue, G. S., Rakotonirainy, A. & Pettitt, A. N. (2011). Driving performance impairments due to hypovigilance on monotonous roads. *Accident; Analysis and Prevention*, 43(6), 2037–2046. doi : 10.1016/j.aap.2011.05.023.
- Lee, H., Lee, J. & Shin, M. (2019). Using Wearable ECG/PPG Sensors for Driver Drowsiness Detection Based on Distinguishable Pattern of Recurrence Plots. *Electronics*, 8(2), 192. doi : 10.3390/electronics8020192. Number : 2 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Leonhardt, S. & Aleksandrowicz, A. (2008). Non-contact ECG monitoring for automotive application. *2008 5th International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors*, pp. 183–185. doi : 10.1109/ISSMDBS.2008.4575048.
- Leonhardt, S., Leicht, L. & Teichmann, D. (2018). Unobtrusive Vital Sign Monitoring in Automotive Environments—A Review. *Sensors*, 18(9), 3080. doi : 10.3390/s18093080. Number : 9 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Lessard-Tremblay, M., Weeks, J., Morelli, L., Cowan, G., Gagnon, G. & Zednik, R. J. (2020). Contactless Capacitive Electrocardiography Using Hybrid Flexible Printed Electrodes. *Sensors*, 20(18), 5156. doi : 10.3390/s20185156.
- Li, G. & Chung, W.-Y. (2013). Detection of Driver Drowsiness Using Wavelet Analysis of Heart Rate Variability and a Support Vector Machine Classifier. *Sensors*, 13(12), 16494–16511. doi : 10.3390/s131216494. Number : 12 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Li, G. & Chung, W.-Y. (2022). Electroencephalogram-Based Approaches for Driver Drowsiness Detection and Management : A Review. *Sensors*, 22(3), 1100. doi : 10.3390/s22031100. Number : 3 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Li, T., Wan, G., Liu, L., Zhu, T. & Wang, P. (2022). ECG Signal Detection Method Based on Millimeter Wave Radar. *2022 IEEE 2nd International Conference on Information Communication and Software Engineering (ICICSE)*, pp. 220–224. doi : 10.1109/I-CICSE55337.2022.9828872.
- Li, Z., Li, S. E., Li, R., Cheng, B. & Shi, J. (2017). Online Detection of Driver Fatigue Using Steering Wheel Angles for Real Driving Conditions. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 17(3), 495. doi : 10.3390/s17030495.
- Lim, J. & Dinges, D. F. (2008). Sleep Deprivation and Vigilant Attention. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1129(1), 305–322. doi : 10.1196/annals.1417.002. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1196/annals.1417.002>.
- Lim, Y. G., Kim, K. K. & Park, S. (2006). ECG measurement on a chair without conductive contact. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(5), 956–959. doi : 10.1109/TBME.2006.872823. Conference Name : IEEE Transactions on Biomedical Engineering.

- Lin, C.-T., Wu, R.-C., Liang, S.-F., Chao, W.-H., Chen, Y.-J. & Jung, T.-P. (2005). EEG-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Regular Papers*, 52(12), 2726–2738. doi : 10.1109/TCSI.2005.857555. Conference Name : IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Regular Papers.
- Liu, C. C., Hosking, S. G. & Lenné, M. G. (2009). Predicting driver drowsiness using vehicle measures : Recent insights and future challenges. *Journal of Safety Research*, 40(4), 239–245. doi : 10.1016/j.jsr.2009.04.005.
- Lowrie, J. & Brownlow, H. (2020). The impact of sleep deprivation and alcohol on driving : a comparative study. *BMC Public Health*, 20(1), 980. doi : 10.1186/s12889-020-09095-5.
- Lu, K., Sjörs Dahlman, A., Karlsson, J. & Candefjord, S. (2022). Detecting driver fatigue using heart rate variability : A systematic review. *Accident Analysis & Prevention*, 178, 106830. doi : 10.1016/j.aap.2022.106830.
- Massin, M. M., Maeyns, K., Withofs, N., Ravet, F. & Gérard, P. (2000). Circadian rhythm of heart rate and heart rate variability. *Archives of Disease in Childhood*, 83(2), 179–182. doi : 10.1136/adc.83.2.179. Publisher : BMJ Publishing Group Ltd Section : Article.
- McDonald, A. D., Lee, J. D., Schwarz, C. & Brown, T. L. (2018). A contextual and temporal algorithm for driver drowsiness detection. *Accident Analysis & Prevention*, 113, 25–37. doi : 10.1016/j.aap.2018.01.005.
- Michail, E., Kokonozi, A., Chouvarda, I. & Maglaveras, N. (2008). EEG and HRV markers of sleepiness and loss of control during car driving. *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2566–2569. doi : 10.1109/IEMBS.2008.4649724.
- Moujahid, A., Dornaika, F., Arganda-Carreras, I. & Reta, J. (2021). Efficient and compact face descriptor for driver drowsiness detection. *Expert Systems with Applications*, 168, 114334. doi : 10.1016/j.eswa.2020.114334.
- Mysid, M. (2006). Cortex cérébral. Repéré à https://fr.wikipedia.org/wiki/Cortex_c%C3%A9bral#/media/Fichier:Brain_diagram_fr.svg.
- Nakamura, H., Sakajiri, Y., Ishigami, H. & Ueno, A. (2020). A Novel Analog Front End with Voltage-Dependent Input Impedance and Bandpass Amplification for Capacitive Biopotential Measurements. *Sensors*, 20(9), 2476. doi : 10.3390/s20092476. Number : 9 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Nakamura, S., Kamiyama, N., Arima, Y. & Nakamura, T. (2021). Capacitively Coupled Electrode Array Sensors for Body Posture and ECG Measurement During Sleep. *IEEE Access*, 9, 24363–24372. doi : 10.1109/ACCESS.2021.3057256. Conference Name : IEEE Access.
- National Safety concil. (2022). Historical Car Crash Deaths and Rates. Repéré à <https://injuryfacts.nsc.org/motor-vehicle/historical-fatality-trends/deaths-and-rates/>.
- Nayak, C. S. & Anilkumar, A. C. (2024). EEG Normal Waveforms. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK539805/>.
- Ng, C. L. & Reaz, M. B. I. (2017). Characterization of Textile-Insulated Capacitive Biosensors. *Sensors*, 17(3), 574. doi : 10.3390/s17030574. Number : 3 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Nguyen, H.-T., Mai, N.-D., Lee, B. G. & Chung, W.-Y. (2023). Behind-the-Ear EEG-Based Wearable Driver Drowsiness Detection System Using Embedded Tiny Neural Networks. *IEEE Sensors Journal*, 23(19), 23875–23892. doi : 10.1109/JSEN.2023.3307766. Conference Name : IEEE Sensors Journal.
- Nichani, P., Trope, G. E., Buys, Y. M., Markowitz, S. N., El-Defrawy, S., Ngo, G., Markowitz, M. & Jin, Y.-P. (2021). Frequency and source of prescription eyewear insurance coverage in Ontario : a repeated population-based cross-sectional study using survey data. *CMAJ Open*, 9(1), E224–E232. doi : 10.9778/cmajo.20200104.
- Nigusse, A. B., Mengistie, D. A., Malengier, B., Tsegħai, G. B. & Langenhove, L. V. (2021). Wearable Smart Textiles for Long-Term Electrocardiography Monitoring—A Review. *Sensors*, 21(12), 4174. doi : 10.3390/s21124174. Number : 12 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Nordbakke, S. & Sagberg, F. (2007). Sleepy at the wheel : Knowledge, symptoms and behaviour among car drivers. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 10(1), 1–10. doi : 10.1016/j.trf.2006.03.003.
- Olshansky, B., Ricci, F. & Fedorowski, A. (2023). Importance of resting heart rate. *Trends in Cardiovascular Medicine*, 33(8), 502–515. doi : 10.1016/j.tcm.2022.05.006.
- Omidyeganeh, M., Javadtalab, A. & Shirmohammadi, S. (2011). Intelligent driver drowsiness detection through fusion of yawning and eye closure. *2011 IEEE International Conference on Virtual Environments, Human-Computer Interfaces and Measurement Systems Proceedings*, pp. 1–6. doi : 10.1109/VECIMS.2011.6053857.

- O'Grady, B., Lambe, R., Baldwin, M., Acheson, T. & Doherty, C. (2024). The Validity of Apple Watch Series 9 and Ultra 2 for Serial Measurements of Heart Rate Variability and Resting Heart Rate. *Sensors*, 24(19), 6220. doi : 10.3390/s24196220. Number : 19 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Parmar, A., Katariya, R. & Patel, V. (2019). A Review on Random Forest : An Ensemble Classifier. *International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (ICICI) 2018*, pp. 758–763. doi : 10.1007/978-3-030-03146-6_86.
- Patchett, N. (2016a). Einthoven's triangle.
- Patchett, N. (2016b). EKG leads- electrocardiography.
- Patel, A. K., Reddy, V., Shumway, K. R. & Araujo, J. F. (2024). Physiology, Sleep Stages. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK526132/>.
- Patel, M., Lal, S. K. L., Kavanagh, D. & Rossiter, P. (2011). Applying neural network analysis on heart rate variability data to assess driver fatigue. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 7235–7242. doi : 10.1016/j.eswa.2010.12.028.
- PB2. (2024). PowerBroker2/SerialTransfer. original-date : 2019-07-16T21:50:05Z, Repéré à <https://github.com/PowerBroker2/SerialTransfer>.
- Persson, A., Jonasson, H., Fredriksson, I., Wiklund, U. & Ahlström, C. (2021). Heart Rate Variability for Classification of Alert Versus Sleep Deprived Drivers in Real Road Driving Conditions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(6), 3316–3325. doi : 10.1109/TITS.2020.2981941. Conference Name : IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.
- Phillips, R. O. (2015). A review of definitions of fatigue – And a step towards a whole definition. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 29, 48–56. doi : 10.1016/j.trf.2015.01.003.
- Picco, A., Stuiver, A., de Winter, J. & de Waard, D. (2023). The use of monitoring and feedback devices in driving : An assessment of acceptability and its key determinants. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 92, 1–14. doi : 10.1016/j.trf.2022.10.021.
- Pierce, E. (2006). Heart anatomy. Repéré à [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Diagram_of_the_human_heart_\(cropped\).svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Diagram_of_the_human_heart_(cropped).svg).

- Proel, S. (2023). ECG R peak detection in Python : a comparison of libraries. Section : posts, Repéré à <https://samproell.io/posts/signal/ecg-library-comparison/>.
- Punsawad, Y., Aempedchr, S., Wongsawat, Y. & Panichkun, M. (2011). WEIGHTED-FREQUENCY INDEX FOR EEG-BASED MENTAL FATIGUE ALARM SYSTEM.
- Rahim, H. A., Dalimi, A. & Jaafar, H. (2015). Detecting Drowsy Driver Using Pulse Sensor. *Jurnal Teknologi (Sciences & Engineering)*, 73(3). doi : 10.11113/jt.v73.4238. Number : 3.
- Rahman, A., Sirshar, M. & Khan, A. (2015). Real time drowsiness detection using eye blink monitoring. *2015 National Software Engineering Conference (NSEC)*, pp. 1–7. doi : 10.1109/NSEC.2015.7396336.
- Ramzan, M., Khan, H. U., Awan, S. M., Ismail, A., Ilyas, M. & Mahmood, A. (2019). A Survey on State-of-the-Art Drowsiness Detection Techniques. *IEEE Access*, 7, 61904–61919. doi : 10.1109/ACCESS.2019.2914373. Conference Name : IEEE Access.
- Rodríguez-Ibáñez, N., García-González, M. A., Fernández-Chimeno, M. & Ramos-Castro, J. (2011). Drowsiness detection by thoracic effort signal analysis in real driving environments. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6055–6058. doi : 10.1109/IEMBS.2011.6091496.
- SAAQ. (2022). Bilan routier 2022 – Faits saillants. Repéré à <https://saaq.gouv.qc.ca/saaq/documentation/bilan-routier>.
- Sagberg, F. (1999). Road accidents caused by drivers falling asleep. *Accident Analysis & Prevention*, 31(6), 639–649. doi : 10.1016/S0001-4575(99)00023-8.
- Sagberg, F. (2007). Sleepy at the wheel : Knowledge, symptoms and behaviour among car drivers. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*. Repéré à https://www.academia.edu/32217229/Sleepy_at_the_wheel_Knowledge_symptoms_and_behaviour_among_car_drivers.
- Sahayadhas, A., Sundaraj, K. & Murugappan, M. (2012). Detecting Driver Drowsiness Based on Sensors : A Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 12(12), 16937–16953. doi : 10.3390/s121216937.
- Satija, U., Ramkumar, B. & Manikandan, M. S. (2018). A Review of Signal Processing Techniques for Electrocardiogram Signal Quality Assessment. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 11, 36–52. doi : 10.1109/RBME.2018.2810957. Conference Name : IEEE Reviews in Biomedical Engineering.

- Schumm, J., Arnrich, B. & Tröster, G. (2012). ECG Monitoring in an Airplane Seat : Appraising the Signal Quality. *IEEE Pervasive Computing*, 11(4), 28–34. doi : 10.1109/MPRV.2011.40. Conference Name : IEEE Pervasive Computing.
- Schwendeman, C., Kaveh, R. & Muller, R. (2022). Drowsiness Detection with Wireless, User-Generic, Dry Electrode Ear EEG. *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, pp. 9–12. doi : 10.1109/EMBC48229.2022.9871859.
- Seppälä, S., Laitinen, T., Tarvainen, M. P., Tompuri, T., Veijalainen, A., Savonen, K. & Lakka, T. (2014). Normal values for heart rate variability parameters in children 6–8 years of age : the PANIC Study. *Clinical Physiology and Functional Imaging*, 34(4), 290–296. doi : 10.1111/cpf.12096.
- Shaffer, F. & Ginsberg, J. P. (2017). An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in Public Health*, 5, 258. doi : 10.3389/fpubh.2017.00258.
- Shahid, A., Shen, J. & Shapiro, C. M. (2010). Measurements of sleepiness and fatigue. *Journal of Psychosomatic Research*, 69(1), 81–89. doi : 10.1016/j.jpsychores.2010.04.001.
- Shahid, A., Wilkinson, K., Marcu, S. & Shapiro, C. M. (2011). Karolinska Sleepiness Scale (KSS). Dans Shahid, A., Wilkinson, K., Marcu, S. & Shapiro, C. M. (Éds.), *STOP, THAT and One Hundred Other Sleep Scales* (pp. 209–210). New York, NY : Springer New York. doi : 10.1007/978-1-4419-9893-4_47.
- Shahrudin, N. S. N., Sidek, K. A., Asna, N. A. N. N., Nordin, A. N. & Jalaludin, M. R. (2021). Enhancing Driver Drowsiness Detection for Data Acquisition Stage using Electrocardiogram. *2021 8th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)*, pp. 218–222. doi : 10.1109/ICCCE50029.2021.9467209.
- Shen, J., Barbera, J. & Shapiro, C. M. (2006). Distinguishing sleepiness and fatigue : focus on definition and measurement. *Sleep Medicine Reviews*, 10(1), 63–76. doi : 10.1016/j.smrv.2005.05.004.
- Shinar, Z., Akselrod, S., Dagan, Y. & Baharav, A. (2006). Autonomic changes during wake-sleep transition : a heart rate variability based approach. *Autonomic Neuroscience : Basic & Clinical*, 130(1-2), 17–27. doi : 10.1016/j.autneu.2006.04.006.
- Siddiqui, H. U. R., Saleem, A. A., Brown, R., Bademci, B., Lee, E., Rustam, F. & Dudley, S. (2021). Non-Invasive Driver Drowsiness Detection System. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(14), 4833. doi : 10.3390/s21144833.

Sidhu, S. & Marine, J. E. (2020). Evaluating and managing bradycardia. *Trends in Cardiovascular Medicine*, 30(5), 265–272. doi : 10.1016/j.tcm.2019.07.001.

Sidikova, M., Martinek, R., Kawala-Sterniuk, A., Ladrova, M., Jaros, R., Danys, L. & Simonik, P. (2020). Vital Sign Monitoring in Car Seats Based on Electrocardiography, Ballistocardiography and Seismocardiography : A Review. *Sensors*, 20(19), 5699. doi : 10.3390/s20195699. Number : 19 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Sirtoli, V. G., Liamini, M., Lins, L. T., Lessard-Tremblay, M., Cowan, G. E. R., Zednik, R. J. & Gagnon, G. (2023). Removal of Motion Artifacts in Capacitive Electrocardiogram Acquisition : A Review. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 17(3), 394–412. doi : 10.1109/TBCAS.2023.3270661. Conference Name : IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems.

Sirtoli, V. G., Granata, S., Gagnon, G. & Cowan, G. E. R. (2024). Input Resistance Boosting for Capacitive Biosignal Acquisition Electrodes. *IEEE Sensors Journal*, 24(3), 3004–3014. doi : 10.1109/JSEN.2023.3342692. Conference Name : IEEE Sensors Journal.

Soukupová, T. & Cech, J. (2016). Real-Time Eye Blink Detection using Facial Landmarks. Repéré à <https://www.semanticscholar.org/paper/Real-Time-Eye-Blink-Detection-using-Facial-Soukupov%C3%A1-Cech/4fa1ba3531219ca8c39d8749160faf1a877f2ced>.

Spinelli, E. & Haberman, M. (2010). Insulating electrodes : a review on biopotential front ends for dielectric skin-electrode interfaces. *Physiological Measurement*, 31(10), S183. doi : 10.1088/0967-3334/31/10/S03.

Stancin, I., Cifrek, M. & Jovic, A. (2021). A Review of EEG Signal Features and Their Application in Driver Drowsiness Detection Systems. *Sensors*, 21(11), 3786. doi : 10.3390/s21113786. Number : 11 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Su, P.-C., Hsueh, Y.-H., Ke, M.-T., Chen, J.-J. & Lai, P.-C. (2021). Noncontact ECG Monitoring by Capacitive Coupling of Textiles in a Chair. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021(1), 6698567. doi : 10.1155/2021/6698567. _eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1155/2021/6698567>.

Sullivan, T. J., Deiss, S. R. & Cauwenberghs, G. (2007). A Low-Noise, Non-Contact EEG/ECG Sensor. *2007 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, pp. 154–157. doi : 10.1109/BIOCAS.2007.4463332.

Szstajzel, J. (2004). Heart rate variability : a noninvasive electrocardiographic method to measure the autonomic nervous system. *Swiss medical weekly*, 134(3536), 514–522.

- Taunk, K., De, S., Verma, S. & Swetapadma, A. (2019). A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification. *2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS)*, pp. 1255–1260. doi : 10.1109/ICCS45141.2019.9065747.
- Teyeb, I., Jemai, O., Zaied, M. & Ben Amar, C. (2014). A Drowsy Driver Detection System Based on a New Method of Head Posture Estimation. *Intelligent Data Engineering and Automated Learning – IDEAL 2014*, pp. 362–369. doi : 10.1007/978-3-319-10840-7_44.
- Thomson, S., Morrell, M. J., Cordingley, J. J. & Semple, S. J. (2005). Ventilation is unstable during drowsiness before sleep onset. *Journal of Applied Physiology*, 99(5), 2036–2044. doi : 10.1152/japplphysiol.01040.2004. Publisher : American Physiological Society.
- Vaussenat, F., Bhattacharya, A., Boudreau, P., Boivin, D. B., Gagnon, G. & Cloutier, S. G. (2024). Derivative Method to Detect Sleep and Awake States through Heart Rate Variability Analysis Using Machine Learning Algorithms. *Sensors*, 24(13), 4317. doi : 10.3390/s24134317. Number : 13 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Verified market Reports, V. M. R. |. G. M. A. A. R. (2024). Driver Drowsiness Detection System Market Size, Share, Scope, Trends And Forecast 2030. Repéré à <https://www.verifiedmarketreports.com/product/driver-drowsiness-detection-system-market/>.
- Vetter, P., Leicht, L., Leonhardt, S. & Teichmann, D. (2017). Integration of an electromagnetic coupled sensor into a driver seat for vital sign monitoring : Initial insight. *2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, pp. 185–190. doi : 10.1109/ICVES.2017.7991923.
- Vicente, J., Laguna, P., Bartra, A. & Bailón, R. (2011). Detection of driver's drowsiness by means of HRV analysis. *2011 Computing in Cardiology*, pp. 89–92. Repéré à <https://ieeexplore.ieee.org/document/6164509>.
- Vicente, J., Laguna, P., Bartra, A. & Bailón, R. (2016). Drowsiness detection using heart rate variability. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 54(6), 927–937. doi : 10.1007/s11517-015-1448-7.
- Vural, E., Cetin, M., Ercil, A., Littlewort, G., Bartlett, M. & Movellan, J. (2007). Drowsy Driver Detection Through Facial Movement Analysis. *Human–Computer Interaction*, pp. 6–18. doi : 10.1007/978-3-540-75773-3_2.
- Wartzek, T., Eilebrecht, B., Lem, J., Lindner, H.-J., Leonhardt, S. & Walter, M. (2011). ECG on the Road : Robust and Unobtrusive Estimation of Heart Rate. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(11), 3112–3120. doi : 10.1109/TBME.2011.2163715. Conference Name : IEEE Transactions on Biomedical Engineering.

- Waxenbaum, J. A., Reddy, V. & Varacallo, M. (2024). Anatomy, Autonomic Nervous System. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL) : StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK539845/>.
- Wiegand, D. M., McClafferty, J. A., McDonald, S. E. & Hanowski, R. J. (2009). Development and evaluation of a naturalistic observer rating of drowsiness protocol : final report. Repéré à <http://hdl.handle.net/10919/7412>. Publisher : National Surface Transportation Safety Center for Excellence.
- Wierwille, W. W. & Ellsworth, L. A. (1994). Evaluation of driver drowsiness by trained raters. *Accident Analysis & Prevention*, 26(5), 571–581. doi : 10.1016/0001-4575(94)90019-1.
- Wu, Q., Zhao, Y. & Bi, X. (2012). Driving Fatigue Classified Analysis Based on ECG Signal. *2012 Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design*, 2, 544–547. doi : 10.1109/ISCID.2012.267.
- Wusk, G. & Gabler, H. (2018). Non-Invasive Detection of Respiration and Heart Rate with a Vehicle Seat Sensor. *Sensors*, 18(5), 1463. doi : 10.3390/s18051463. Number : 5 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Yang, E. & Yi, O. (2024). Enhancing Road Safety : Deep Learning-Based Intelligent Driver Drowsiness Detection for Advanced Driver-Assistance Systems. *Electronics*, 13(4), 708. doi : 10.3390/electronics13040708. Number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Yasuma, F. & Hayano, J.-i. (2004). Respiratory Sinus Arrhythmia : Why Does the Heartbeat Synchronize With Respiratory Rhythm? *Chest*, 125(2), 683–690. doi : 10.1378/chest.125.2.683.
- Yitzhak, N. (2022). Heart rate variability. Repéré à [https://en.wikipedia.org/wiki/Heart_rate_variability#/media/File:Heart_rate_variability_\(HRV\).svg](https://en.wikipedia.org/wiki/Heart_rate_variability#/media/File:Heart_rate_variability_(HRV).svg).
- Zeller, R., Williamson, A. & Friswell, R. (2020). The effect of sleep-need and time-on-task on driver fatigue. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 74, 15–29. doi : 10.1016/j.trf.2020.08.001.
- Zeng, C., Wang, W., Chen, C., Zhang, C. & Cheng, B. (2020). Sex Differences in Time-Domain and Frequency-Domain Heart Rate Variability Measures of Fatigued Drivers. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(22), 8499. doi : 10.3390/ijerph17228499. Number : 22 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Zhao, C., Zhao, M., Liu, J. & Zheng, C. (2012). Electroencephalogram and electrocardiograph assessment of mental fatigue in a driving simulator. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 83–90. doi : 10.1016/j.aap.2011.11.019.
- Zoccoli, G. & Amici, R. (2020). Sleep and autonomic nervous system. *Current Opinion in Physiology*, 15, 128–133. doi : 10.1016/j.cophys.2020.01.002.