



**Conception et réalisation d'un système de robotisation des chaises roulantes régulières:
Commande semi-autonome par les signaux EEG**

MÉMOIRE PRÉSENTÉ

**dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie
en vue de l'obtention du grade de maître en sciences appliquées (M.Sc.A.)**

PAR

©MOHAMED AMINE MHADHBI

Février 2025

Composition du jury :

- **Pr. Nouredine Barka**, président du jury, Université du Québec à Rimouski
- **Pr. Raef Cherif**, directeur de recherche, Université du Québec à Rimouski
- **Pr. Yacine Yaddaden**, codirecteur de recherche, Université du Québec à Rimouski
- **Pr. Khaled Jelassi**, examinateur externe, École Nationale d'Ingénieurs de Tunis

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI

Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

Dédicace

À ma famille bien-aimée,

À mon père et ma mère, dont le soutien inébranlable et les sacrifices ont façonné l'individu que je suis aujourd'hui. Votre amour inconditionnel et votre foi en mes rêves m'ont toujours donné la force de persévérer.

À mon frère et ma sœur, pour votre amitié sincère et votre encouragement constant. Vous avez rendu les moments de doute plus légers et les succès plus doux par votre présence rassurante et joyeuse.

Ce travail est le fruit de notre unité et de notre soutien mutuel. Je vous dédie ce travail avec toute ma reconnaissance et mon amour infinis, en témoignage de mon appréciation éternelle pour chaque moment partagé, chaque leçon apprise, et chaque sourire échangé.

Avec toute ma gratitude et mon amour,

Mohamed Amine Mhadhbi

REMERCIEMENTS

C'est avec grand plaisir que je réserve cette page afin d'exprimer ma sincère gratitude et mon appréciation à tous ceux qui m'ont aidé et soutenu pendant la réalisation de ce projet de maîtrise à l'Université du Québec à Rimouski (UQAR). Je tiens à exprimer mes remerciements les plus sincères à mon encadrant principal, Mr. **Raef Cherif**, pour son soutien inestimable, sa disponibilité et son encadrement rigoureux tout au long de cette recherche. Sa profonde expertise dans le domaine a grandement enrichi mon travail. Je suis également très reconnaissant envers mon co-encadrant, Mr **Yacine Yaddaden**, pour ses conseils précieux et son soutien technique qui ont été cruciaux pour l'avancement de mon projet.

Je remercie également le département du maîtrise en ingénierie de l'UQAR pour avoir fourni les ressources et l'espace nécessaires à la réalisation de mon projet, ainsi que tous mes professeurs qui ont contribué à enrichir mon parcours académique.

Enfin, je tiens à exprimer ma sincère gratitude à tous les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de ce travail en participant et en évaluant ce projet. Je suis également reconnaissant pour leurs commentaires constructifs et leur rigueur dans la lecture de ce rapport.

RÉSUMÉ

Cette recherche présente les premières étapes du développement d'un système de fauteuil roulant robotisé semi-autonome contrôlé par des signaux EEG, offrant une solution de mobilité innovante pour les personnes souffrant de handicaps moteurs sévères. Les fauteuils roulants motorisés traditionnels reposent généralement sur des joysticks ou des commandes vocales, qui peuvent ne pas être accessibles aux utilisateurs ayant des capacités motrices limitées. Cette limitation nécessite l'exploration de mécanismes de contrôle alternatifs, conduisant à une investigation des systèmes d'Interface Cerveau-Ordinateur (BCI) capables d'interpréter les signaux électroencéphalographiques (EEG).

L'étude a été réalisée en plusieurs phases, en commençant par le développement d'un système fiable de détection des clignements oculaires. À l'aide du jeu de données meBaL, un modèle sophistiqué de détection a été conçu, combinant GoogLeNet et Naïve Bayes Gaussien, optimisé par un vote majoritaire. Cette approche a atteint une précision remarquable de 95,15% pour la détection des clignements des deux yeux, établissant ainsi une base solide pour le mécanisme de contrôle du système. Fort de ce succès, la phase suivante a consisté à créer un jeu de données plus complet en utilisant le casque Neurosky MindWave. En suivant un protocole de collecte rigoureux, des données provenant de 11 participants ont été recueillies afin de développer des algorithmes de classification capables de distinguer trois types de clignements : œil gauche, œil droit et les deux yeux simultanément. Cette capacité élargie a permis d'atteindre une précision globale de classification de 86,33%, démontrant ainsi la capacité du système à interpréter des commandes de contrôle plus complexes. Les signaux de clignement classifiés sont prévus pour être intégrés dans un système de fauteuil roulant robotisé mis en œuvre à l'aide du Robot Operating System (ROS) dans des travaux futurs. Afin d'améliorer la sécurité et la facilité d'utilisation, le système intégrera des fonctionnalités de navigation semi-autonome, y compris la détection d'obstacles basée sur LiDAR. Cette combinaison de contrôle basé sur l'EEG et de fonctionnalités autonomes de sécurité crée un système robuste pouvant efficacement assister les utilisateurs à mobilité réduite dans leurs déplacements quotidiens.

Bien que l'évaluation expérimentale ait confirmé l'efficacité de la détection des clignements oculaires basée sur l'EEG comme méthode de contrôle mains libres pour les technologies d'assistance, plusieurs défis ont été identifiés au cours du développement. Ceux-ci incluent la difficulté à différencier les clignements volontaires et involontaires, la gestion du bruit des signaux EEG et la prise en charge des contraintes de traitement en temps réel. Ces défis mettent en évidence des axes importants d'amélioration et de recherche future.

L'étude propose plusieurs améliorations potentielles afin d'optimiser l'utilisabilité et la fiabilité du système :

- Mise en œuvre de techniques avancées de traitement du signal
- Intégration des capacités de reconnaissance des commandes mentales
- Extension des tests à un échantillon de participants plus large
- Développement de systèmes de contrôle hybrides combinant EEG et commandes vocales

Ces résultats soulignent le potentiel significatif des signaux EEG dans les applications de technologies d'assistance, en particulier pour le contrôle des fauteuils roulants dans la vie quotidienne. Le développement réussi de ce système constitue une contribution importante dans le domaine de la robotique d'assistance, offrant une perspective prometteuse pour accroître l'autonomie et la qualité de vie des personnes à mobilité réduite.

Mots-clés : Interface cerveau-ordinateur (BCI), EEG, robotisation des fauteuils roulants, mobilité réduite, Neurosky Mindwave, différenciation des clignements des yeux.

ABSTRACT

This research presents the initial steps in the development of a semi-autonomous robotic wheelchair system controlled by EEG signals, offering an innovative mobility solution for individuals with severe motor impairments. Traditional powered wheelchairs typically rely on joysticks or voice commands, which may not be accessible for users with limited motor functions. This limitation necessitates the exploration of alternative control mechanisms, leading to an investigation of Brain-Computer Interface (BCI) systems that interpret electroencephalography (EEG) signals.

The study was conducted in multiple phases, beginning with the development of a reliable eye-blink detection system. Using the meBaL dataset, a sophisticated detection model was designed, combining GoogLeNet and Gaussian Naïve Bayes, optimized through majority voting. This approach achieved an impressive accuracy of 95.15% in detecting blinks from both eyes, establishing a solid foundation for the system's control mechanism. Building on this success, the next phase involved creating a more comprehensive dataset using the Neurosky MindWave headset. Following a rigorous collection protocol, data from 11 participants was gathered to develop classification algorithms capable of distinguishing between three distinct types of blinks : left eye, right eye, and both eyes simultaneously. This expanded capability resulted in an overall classification accuracy of 86.33%, demonstrating the system's ability to interpret more complex control commands.

The classified blink signals are planned to be integrated into a robotic wheelchair system implemented using the Robot Operating System (ROS) in future work. To enhance safety and usability, the system will incorporate semi-autonomous navigation features, including LiDAR-based obstacle detection. This combination of EEG-based control and autonomous safety features creates a robust system that can effectively assist users with mobility impairments in their daily navigation needs.

While the experimental evaluation confirmed the effectiveness of EEG-based blink detection as a hands-free control method for assistive technologies, several challenges were identified during the development process. These include the difficulty in differentiating between voluntary and involuntary blinks, managing EEG signal noise, and addressing real-time processing constraints. These challenges highlight important areas for future improvement and research. The study suggests several potential enhancements to further refine the system's usability and reliability :

- Implementation of advanced signal processing techniques
- Integration of mental command recognition capabilities
- Expansion of testing to include a larger sample size
- Development of hybrid control systems that combine EEG with voice inputs

These results underscore the significant potential of EEG signals in assistive technology applications, particularly for wheelchair control in everyday life. The successful development of this system represents a meaningful contribution to the field of assistive robotics, offering a promising pathway toward increasing independence and quality of life for individuals with

mobility impairments.

Keywords : Brain-computer interface (BCI), EEG, Wheelchair robotization, Low mobility, Neurosky Mindwave, Eye blinks differentiation

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	i
RÉSUMÉ	ii
ABSTRACT	iv
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES ABRÉVIATIONS	xii
LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS	xv
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
0.1 Contexte et motivation	1
0.2 Définition et objectifs du projet de recherche	1
0.2.1 Contributions originales	3
0.2.2 Méthodologie	4
0.2.3 Plan du document	6
CHAPITRE 1	
ETAT DE L'ART	8
1.1 Introduction	8
1.2 Les Fondamenteaux	8
1.2.1 Anatomie du cerveau humain	9
1.2.2 Protocoles de collecte de données EEG	10
1.2.3 Casque Neurosky Mindwave	11
1.2.4 La micropuce ThinkGear	14
1.3 Revue de littérature	16
1.3.1 Bases de données existantes	29
1.4 Bilan et Discussion	30
1.5 Conclusion	31
CHAPITRE 2	

DÉTECTION DES CLIGNEMENTS DES YEUX DANS L'EEG À PARTIR DE SCALOGRAMMES AVEC GOOGLNET, NAÏVE BAYÉSIENNE GAUSSIENNE ET VOTE MAJORITAIRE EN UTILISANT LA BASE DE DONNÉES MEBAL	33
Introduction	35
Fundamentals	35
Related works	35
Proposed system	35
Dataset description	35
Pre-processing	35
Methodological Approach	35
Dynamic scalogram generation	35
Machine learning algorithms	35
Results and discussions	35
Evaluation of Spectrograms	35
Scalograms generation	35
Evaluation metrics	35
CONCLUDING REMARKS	35
References	35
CHAPITRE 3	
ÉTUDE PRÉLIMINAIRE SUR LA CLASSIFICATION PAR EEG DES CLIGNEMENTS DES YEUX DIRECTIONNELS À L'AIDE D'UN CASQUE EEG À CANAL UNIQUE : MÉTHODOLOGIE ET RÉSULTATS INITIAUX	42
Introduction	42
Related Works	42
Proposed approach	42
Data Collection Protocol	42
Ethical Considerations and Consent Process	42
Data Privacy and Use	42
Experiment Setup and Procedures	42
Participant Details	42

Python Program for EEG Data Acquisition	42
Data processing	42
Machine Learning Algorithms for Blink Categorization	42
Random Forest	42
Multi-layer Perceptron (MLP)	42
Results and Discussions	42
Evaluation metrics	42
Concluding Remarks	42
CHAPITRE 4	
CLASSIFICATION DES CLIGNEMENTS DES YEUX DIRECTIONNELS À L'AIDE	
D'UN CASQUE EEG À CANAL UNIQUE	55
Introduction	55
Background	55
Fundamentals	55
Related Works	55
Materials and Methods	55
Data collection Protocol	55
Data processing	55
Results and Discussion	55
Preprocessed data	55
Machine learning algorithms	55
Concluding Remarks	55
References	55
CONCLUSION GÉNÉRALE	63
4.1 Synthèse des Contributions Principales et Objectifs Accomplis	63
4.2 Limitations et Contraintes Identifiées	64
4.3 Perspectives de Recherche et Améliorations Futures	64
4.4 Conclusion Personnelle	65
ANNEXE I	

SIMULATION ET MODÉLISATION DU COMPORTEMENT VIBRATOIRE D'UNE CHAISE ROULANTE ROBOTISÉE	66
ANNEXE II	
POSTER DE PARTICIPATION AU FORUM INNOVATION, INGÉNIERIE, INFOR- MATIQUE ET ENTREPRENEURIAT (FI3E) EN 2023	78
RÉFÉRENCES	80

LISTE DES TABLEAUX

1	Types d’ondes cérébrales et leurs caractéristiques	13
2	Résumé des technologies robotiques d’assistance pour les personnes à mobilité réduite.	17
1	EEG Signal Classification Accuracy	35
2	Classification results for models using spectrograms	35
3	Confusion Matrix in percentage	35
4	Comparison of Eye Blink Detection Methods	35
1	Summary of Existing Eye Blink Datasets	42
2	f1-score of Each Model by Class	42
3	Confusion Matrix for Blink Detection	42
4	Cross-Validation Results for Random Forest Model	42
1	Confusion Matrix for Blink Detection	55

LISTE DES FIGURES

1	Le système global proposé	2
2	Le système proposé	4
3	L'anatomie du cerveau humain	9
4	Le système international 10-20 de placement des électrodes EEG	10
5	Position des électrodes du casque Mindwave avec le système international 10-20 EEG	12
6	TGAM Microchip structure	14
7	Chronologie de l'évolution des fauteuils roulants	20
1	Brainwave signals waveforms	35
2	Overview of the proposed Blink Detection system	35
3	Comparison of original and expanded Alpha EEG signals	35
4	Dynamic sliding window technique	35
5	Scalograms of Beta, Delta, Gamma, and Theta signals	35
1	The blinking sketch used as visual stimuli in the experiment	42
2	Overview of the proposed system	42
1	Sketch of the woman blinking which participants were asked to follow	55
2	Data collection flowchart	55
3	Preprocess Pandas Series Flowchart	55
4	Data Collection from Folders Flowchart	55
5	Both, Left and Right blink data combined and visualized through PCA algorithm	55
6	F1-Score of each model	55

LISTE DES ABRÉVIATIONS

- EEG** Électroencéphalographie (Electroencephalography) : Méthode utilisée en neurosciences pour enregistrer l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu.
- EMG** Électromyographie (Electromyography) : Technique de mesure et d'enregistrement de l'activité électrique des muscles, utilisée notamment pour diagnostiquer des troubles neuromusculaires.
- EOG** Électro-oculographie (Electrooculography) : Technique de mesure du potentiel de repos de la rétine, souvent utilisée en combinaison avec l'EEG pour surveiller les mouvements des yeux.
- BCI** Interface Cerveau-Machine (Brain-Computer Interface) : Une voie de communication directe entre l'activité électrique du cerveau et un appareil externe, souvent utilisée dans les technologies d'assistance.
- ROS** Robot Operating System : Cadre logiciel open-source destiné à la robotique, fournissant des bibliothèques et des outils pour développer des applications robotiques complexes.
- LIDAR** Light Detection and Ranging : Technologie de télédétection utilisant des lasers pour mesurer les distances et cartographier des environnements en 3D, couramment utilisée en robotique et en véhicules autonomes.
- IMC** Infirmité Motrice Cérébrale (Cerebral Motor Disability) : Handicap physique courant qui affecte les mouvements et la coordination musculaire, souvent dans sa forme athétoïde qui altère le contrôle musculaire.
- IRMf** Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle (Functional Magnetic Resonance Imaging - fMRI) : Technique d'imagerie permettant d'observer l'activité cérébrale en mesurant les variations du flux sanguin.
- SMT** Stimulation Magnétique Transcrânienne (Transcranial Magnetic Stimulation) : Forme

non invasive de stimulation cérébrale qui utilise un champ magnétique pour stimuler les cellules nerveuses du cerveau.

STCC Stimulation Transcrânienne à Courant Continu (Transcranial Direct Current Stimulation) : Une forme de neurostimulation qui utilise un courant faible et constant délivré à la zone cérébrale concernée par des électrodes placées sur le cuir chevelu.

BLE Bluetooth Low Energy : Technologie de réseau personnel sans fil conçue et commercialisée par le Bluetooth Special Interest Group et destinée à de nouvelles applications dans les secteurs de la santé, du fitness, des balises, de la sécurité et du divertissement à domicile.

USA United States of America : États-Unis d'Amérique.

FFT Transformée de Fourier Rapide (Fast Fourier Transform) : Algorithme permettant de calculer efficacement la Transformée de Fourier Discrète (DFT) d'un signal.

DFT Transformée de Fourier Discrète (Discrete Fourier Transform) : Outil mathématique utilisé pour transformer un signal du domaine temporel au domaine fréquentiel.

HYPOT Hypothèse (Hypothesis) : En science et en statistique, une supposition ou une proposition testable servant de base à une investigation.

ADL Activités de la Vie Quotidienne (Activities of Daily Living) : Tâches quotidiennes de base comme s'habiller, manger, se déplacer, souvent utilisées pour évaluer l'autonomie des personnes âgées ou handicapées.

IoT Internet des Objets (Internet of Things) : Réseau d'objets physiques connectés qui collectent et échangent des données via Internet.

API Interface de Programmation d'Application (Application Programming Interface) : Ensemble de fonctions et de protocoles permettant à des logiciels de communiquer entre eux.

BWAP Bandwidth Allocation Protocol : Protocole permettant d'allouer dynamiquement la bande passante dans un réseau.

TCP/IP Transmission Control Protocol / Internet Protocol : Ensemble de protocoles fondamentaux permettant la communication sur Internet.

Wi-Fi Wireless Fidelity : Technologie de communication sans fil permettant l'accès à Internet via un réseau local.

MATLAB Matrix Laboratory : Environnement et langage de programmation spécialisé dans le calcul numérique et le traitement des données scientifiques.

CSV Valeurs Séparées par des Virgules (Comma-Separated Values) : Format de fichier permettant de stocker des données tabulaires sous forme de texte.

MSR Microsoft Research : Division de recherche de Microsoft spécialisée dans l'innovation technologique et scientifique.

USB Universal Serial Bus : Standard de connexion permettant de relier divers périphériques à un ordinateur.

UART Universal Asynchronous Receiver-Transmitter : Protocole matériel de communication série utilisé pour la transmission de données entre microcontrôleurs et autres périphériques.

UDP User Datagram Protocol : Protocole de communication permettant l'envoi rapide de paquets de données sans connexion préalable.

SDK Kit de Développement Logiciel (Software Development Kit) : Ensemble d'outils permettant aux développeurs de créer des applications pour une plateforme spécifique.

NIR Proche Infrarouge (Near Infrared) : Partie du spectre électromagnétique utilisée en imagerie et en spectroscopie.

RGB Rouge, Vert, Bleu (Red, Green, Blue) : Modèle de couleurs utilisé en informatique et en affichage numérique.

TGAM ThinkGear ASIC Module : Circuit intégré développé par NeuroSky, utilisé dans les casques EEG pour analyser les signaux cérébraux.

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS

dt : Élément infinitésimal de temps

f : Fréquence (Hz)

f_L, f_H : Bornes de la plage de fréquence du filtre passe-bande

λ : Longueur d'onde (m)

μV : Microvolt (unité de potentiel électrique)

σ : Écart-type

$X(k)$: Transformée de Fourier discrète

$X(f)$: Transformée de Fourier continue

ω_0 : Fréquence de l'encoche dans un filtre

Q : Facteur de qualité du filtre à encoche

s : Variable de la transformée de Laplace

$\log_b(x)$: Fonction logarithmique en base b

$\text{hypot}(x, y)$: Distance euclidienne entre x et y

Hz : Hertz (Unité de fréquence)

V : Volt (Unité de tension électrique)

mV : Millivolt (Unité de potentiel électrique)

dB : Décibel (Unité logarithmique de mesure)

j : Unité imaginaire ($j^2 = -1$)

π : Constante mathématique ≈ 3.1416

$\int$: Opérateur d'intégration

Σ : Opérateur de sommation

$e^{-j2\pi ft}$: Fonction exponentielle complexe utilisée dans la transformée de Fourier

INTRODUCTION GÉNÉRALE

0.1 Contexte et motivation

Un handicap physique peut résulter de défauts congénitaux, de blessures, de maladies chroniques ou dégénératives, comme l'infirmité motrice cérébrale (IMC), qui est l'un des handicaps physiques les plus communs et affecte le mouvement et la coordination musculaire [1]. Selon l'Organisation mondiale de la santé, le handicap est une restriction des capacités à réaliser une activité normale en raison d'une déficience, pouvant être temporaire ou permanente [2]. Actuellement, environ 1,3 milliard de personnes, soit 16% de la population mondiale, vivent avec un handicap significatif [3]. Avec le vieillissement de la population, le nombre de personnes atteintes de handicaps physiques est susceptible d'augmenter, notamment en raison des conditions liées à l'âge comme l'arthrite et l'ostéoporose [4]. Les données de l'Enquête canadienne sur le handicap montrent une augmentation des incapacités physiques, notamment chez les jeunes et les adultes, et des disparités entre les sexes, les femmes étant plus souvent affectées [5, 6]. Les personnes avec des handicaps physiques rencontrent des obstacles significatifs sur le marché du travail, avec un taux d'emploi nettement inférieur à celui des personnes sans handicap, ce qui a poussé le gouvernement canadien à mettre en œuvre des mesures pour améliorer l'accessibilité et l'inclusion sociale [7]. Les handicaps physiques peuvent aussi conduire à l'isolement social et à une discrimination accrue, nécessitant des interventions ciblées pour améliorer l'accès aux services et réduire les inégalités [8].

0.2 Définition et objectifs du projet de recherche

Malgré les avancées technologiques dans la robotisation des chaises roulantes, celles-ci ne répondent pas encore aux besoins spécifiques des personnes à mobilité réduite ayant des

membres atrophiés. Un des principaux défis est que la plupart des chaises robotisées actuelles ne prennent pas en compte les différentes formes de déficience lors de leur conception. Ce projet propose une nouvelle technologie reposant sur l'électroencéphalographie (EEG), encore largement sous-exploitée. L'objectif est de développer un système de contrôle simple et intuitif, permettant de manœuvrer la chaise roulante par le biais de clignements des yeux : à gauche, à droite, ou simultanément.

La Figure 1 montre une représentation schématique du système envisagé, illustrant la conception et l'organisation opérationnelle proposées dans notre étude. Le système se comporte de

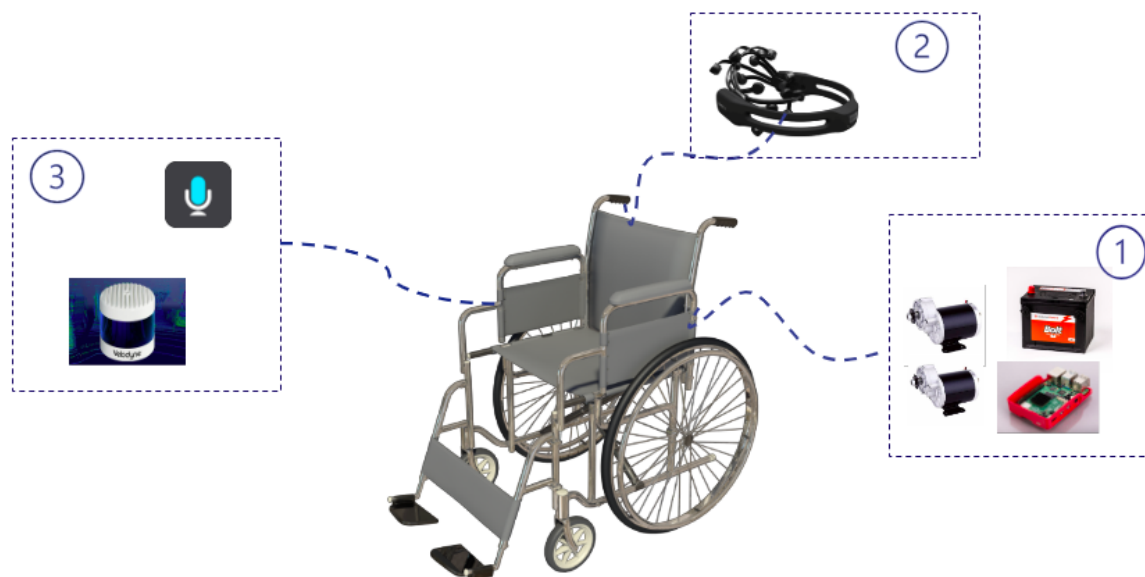


FIGURE 1 – Le système global proposé

plusieurs parties :

- **Partie commande et opérationnelle** (Numéro 1 dans la Figure 1) : Comprend les moteurs, la carte embarquée, et les dispositifs d'alimentation.
- **Partie de la commande semi-automatique** (Numéro 2 dans la Figure 1) : Permet à l'utilisateur de commander la chaise à travers les signaux cérébraux et le clignement des yeux.
- **Partie de la commande automatique** (Numéro 3 dans la Figure 1) : Offre la possi-

bilité de commander la chaise roulante via des commandes vocales et équipé aussi d'un capteur LiDAR pour la navigation autonome .

Le projet de recherche tente donc de répondre à la question suivante :

Comment concevoir un système de contrôle utilisant l'électroencéphalographie (EEG) qui s'adapte aux besoins des personnes à mobilité réduite avec des membres atrophiés, en permettant la manœuvre d'une chaise roulante par le biais de clignements des yeux ?

De cette question de recherche découlent les objectifs spécifiques suivants :

1. Comment peut-on développer un modèle de détection des clignements des yeux pour atteindre une précision maximale en utilisant uniquement des signaux EEG ?
2. Comment utiliser le casque Neurosky MindWave pour collecter des données qui différencient les clignements d'yeux à gauche, à droite et simultanés, et développer des algorithmes de classification pour contrôler précisément une chaise roulante ?

0.2.1 Contributions originales

Ce projet de recherche vise à démontrer l'efficacité de la détection des clignements des yeux à l'aide de signaux EEG collectés via le casque Neurosky MindWave. L'hypothèse a été validée dans une première publication, où une approche novatrice a été développée, alliant GoogLeNet et Gaussian Naive Bayes, optimisée par un mécanisme de vote majoritaire. Cette étude a prouvé qu'il était possible d'interpréter efficacement des signaux complexes de clignement, même avec des configurations matérielles minimales, pour des commandes dans les technologies d'assistance. Suite à ce travail fondamental, une étude préliminaire a été réalisée pour montrer que le casque Neurosky MindWave pouvait détecter des clignements distincts.

Le deuxième article a introduit une méthode innovante utilisant ce casque EEG à une seule électrode pour classer avec précision les clignements en trois catégories : gauche, droite et simultanés. En simplifiant la technologie et en améliorant son accessibilité, cette recherche représente une avancée significative dans l'application pratique des interfaces basées sur l'EEG pour les technologies d'assistance. Elle propose ainsi une solution efficace pour les personnes à mobilité réduite, facilitant la gestion de leurs interactions quotidiennes et renforçant leur indépendance.

L'architecture du système est présentée dans la Figure 2

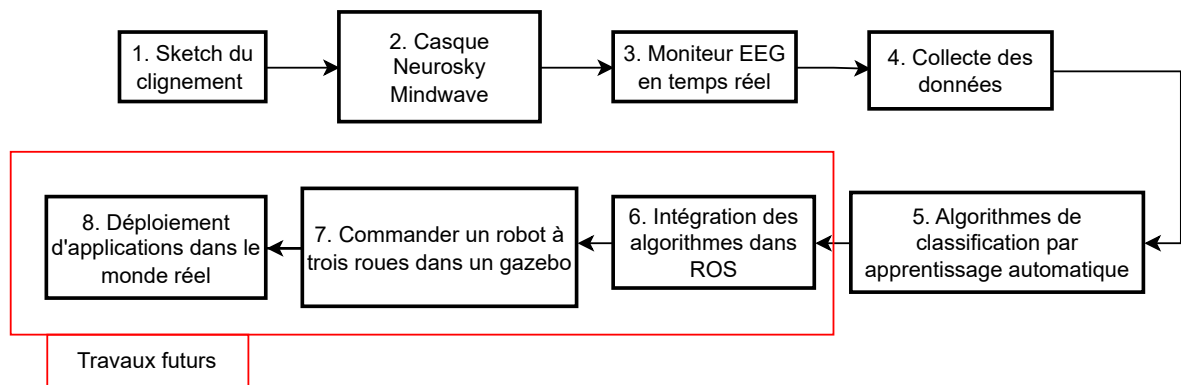


FIGURE 2 – Le système proposé

0.2.2 Méthodologie

Le contexte global de cette mémoire est la commande d'une chaise roulante à travers les signaux EEG et le clignotement des yeux. Par conséquent, l'objectif principal est le développement d'un système efficace et facile à utiliser destiné aux personnes à mobilité réduite. Comme décrit précédemment, un système de commande réside principalement sur la détection des clignotements des yeux et la commande simple de la chaise à partir des signaux captés. La contribution principale de ce travail se manifeste dans la démonstration que les signaux EEG peuvent permettre la détection précise des clignements des yeux. Ainsi, la conduite d'une étude préliminaire menant au développement d'une base de données mini-

male et suffisante pour prouver l'efficacité du casque à un seul électrode dans la détection des clignotement distincts des yeux.

En premier lieu, la recherche d'une base de données valide et accrédité pour ce travail a mené à travailler avec la base meBaL [9]. Une base de données multimodale contenant essentiellement des données EEG valable pour le déroulement de ce travail. Malgré que les essais avec les données numériques, la conversion de ces données en spectrogrammes et l'utilisation de réseau de neurones convolutionnel n'ont pas mené à une performance idéale, la migration vers les spectrogrammes combinés avec le GoogleNet et le Naive Bayes renforcés par la vote majoritaire ont résulté à une précision de 95.15%. Avec cette précision, l'efficacité des signaux EEG dans la détection des clignotements des yeux a été prouvé.

Après avoir confirmé l'efficacité des signaux EEG dans la détection des clignotements des yeux, l'étape suivante était de se focaliser sur le développement d'un système de commande efficace et facile à utiliser en facilitant les méthodes utilisés précédemment. Au cœur de ce système se trouve le casque NeuroSky MindWave, qui utilise des techniques avancées de traitement du signal pour distinguer les différents types de clignement.

Le développement d'une base de données propre à ce projet était quelque chose à ne pas échapper, vu que l'approche du détection des clignotements distincts en utilisant seulement les données EEG n'était pas réalisée dans les travaux antérieures. La collecte de la base était conduite à travers le casque Neurosky Mindwave en combinant les données de 11 utilisateurs. En suite, les algorithmes d'apprentissage automatique ont été testés pour faire la classification distinctes des signaux, ce qui a mené à une précision de 86.33%.

Les performances de notre système ont été rigoureusement évaluées en laboratoire, en utilisant les indicateurs de performance tels que la précision et la matrice de confusion. Des tests en situation réelle et des vérifications supplémentaires sont prévus pour les travaux futurs afin de s'assurer que ce système fonctionne de manière efficace dans la vie quotidienne des utilisateurs, en mettant l'accent sur la sécurité, la fiabilité et la facilité d'utilisation. Cette recherche vise à améliorer la qualité de vie des personnes à mobilité réduite en leur fournissant une solution technologique innovante, on souhaite renforcer leur indépendance et leur autonomie,

ouvrant ainsi la voie à une ère de mobilité assistée plus inclusive et plus responsabilisante.

0.2.3 Plan du document

Durant la conduite de ce projet de recherche, plusieurs aspects du *la détection et de la classification des clignements des yeux* ont été abordés. Le chapitre 1 est consacré à l'état de l'art et explique l'anatomie du cerveau et ses principaux lobes. Les principaux signaux EEG et les lobes qui en sont responsables sont en outre mentionnés. Le protocole de collecte international est également évoqué et le casque Neurosky utilisé dans ce projet est détaillé. En plus, la revue de la littérature traitant des systèmes BCI développés et de leurs applications, ainsi que les ensembles de données collectées dans les travaux de recherche précédents sont cités .

Le chapitre 2 commence par tester la possibilité de détecter les clignements des yeux en utilisant uniquement les données brutes de l'EEG. Dans cette étude, l'ensemble de données meBaL est utilisé et a résulté à l'obtention d'une précision de 95,5%, ce qui prouve l'efficacité des données EEG dans la détection des clignements des yeux.

Dans le chapitre 3, cette recherche est plus approfondie. Un algorithme pour classifier les clignements des yeux en trois catégories : gauche, droite et les deux yeux ensemble était développé. La capacité du casque Neurosky à détecter la différence entre ces trois catégories a présenté une doute, car il s'agit d'un casque EEG à une seule électrode. C'est pourquoi une étude préliminaire était mené pour tester la capacité de développer un algorithme capable de différencier ces trois classes à l'aide d'un casque à une seule électrode. Le résultat obtenu est prometteur avec une précision de classification globale de 86.33% et le choix du casque était assuré et a prouvé qu'elle peut être utilisée pour détecter des clignements des yeux distincts. Le chapitre 4 est un article de conférence déduit du chapitre précédent afin de mettre davantage en valeur le travail réalisé par rapport aux autres travaux récents sur cette problématique. Enfin, la conclusion générale (voir section [Conclusion](#)) revient sur l'ensemble des contributions apportées par cette recherche, en les situant dans le contexte plus large des systèmes

BCI et des applications potentielles. Elle propose également des pistes de réflexion pour des travaux futurs, en identifiant les limites de l'étude et les défis à relever pour améliorer la détection et la classification des clignements des yeux à l'aide de dispositifs EEG.

CHAPITRE 1

ETAT DE L'ART

1.1 Introduction

Le chapitre explore l'état actuel des technologies du BCI en mettant l'accent sur la compréhension anatomique et fonctionnelle du cerveau humain en ce qui concerne l'acquisition et l'interprétation des signaux EEG. Cette étude se concentre sur les différentes régions du cerveau impliquées dans des processus tels que la méditation, l'attention et le clignement des yeux, permettant ainsi de comprendre comment ces régions contribuent au contrôle et à la fonctionnalité des BCIs. En outre, le chapitre passe en revue les avancées technologiques dans les protocoles de collecte de données EEG, en particulier le système 10-20 et discute des applications de ces technologies dans les contextes cliniques et de recherche. Grâce à une analyse détaillée de la littérature, ce chapitre vise à résumer les progrès et les recherches en cours dans ce domaine, en préparant le terrain pour les futures innovations technologiques dans le domaine des interfaces neuronales.

1.2 Les Fondamentaux

Cette partie commence par la présentation des bases du fonctionnement du cerveau humain, afin de comprendre comment sont générés et mesurés les signaux EEG. Ensuite, une description du casque utilisé pour capter ces signaux, en détaillant ses caractéristiques techniques et son mode de fonctionnement est évoqué. Pour enfin clôturer avec la revue des travaux antérieurs qui se sont intéressés à l'utilisation de ce type de casque, en mettant particulièrement l'accent sur l'exploitation des signaux EEG pour différentes applications.

1.2.1 Anatomie du cerveau humain

Le cortex du cerveau humain, comme montré dans la Figure 3 [10], est organisé en quatre lobes principaux : le lobe frontal, le lobe pariétal, le lobe temporal et le lobe occipital. Chacun de ces lobes joue un rôle distinct dans les fonctions cognitives et le traitement des informations sensorielles. Le lobe occipital, situé à l'arrière du cerveau, est principalement responsable du traitement et de l'interprétation visuels [11]. En revanche, le lobe temporal,

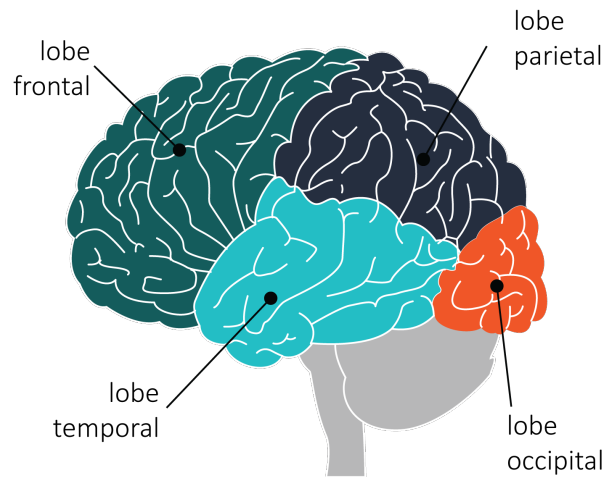


Figure 3 – L'anatomie du cerveau humain

situé sur les côtés du cerveau, est essentiel pour des fonctions telles que le langage, la perception auditive, la mémoire à long terme et les émotions [12]. Le lobe frontal, situé à l'avant du cerveau, est associé aux fonctions cognitives supérieures telles que la prise de décision, la résolution de problèmes et le comportement social. Le lobe pariétal, situé vers le haut du cerveau, joue un rôle clé dans le traitement des informations sensorielles et la perception de l'espace [11].

Aussi, certains travaux de recherches ont étudié la connectivité fonctionnelle et la topographie de différentes régions du cerveau, révélant des relations complexes entre le cervelet et le cortex cérébral [13]. Les analyses de neuro-imagerie fonctionnelle ont permis de mieux comprendre la segmentation du cortex cérébelleux en fonction de ses caractéristiques fonctionnelles et de son implication dans des tâches cognitives spécifiques [13]. De plus, des

études ont exploré la parcellisation de l'hippocampe, une structure vitale pour la mémoire et la navigation spatiale, en regroupant des données d'IRMf à l'état de repos, mettant ainsi en lumière ses subdivisions fonctionnelles [14]. Ces recherches sur l'organisation fonctionnelle des régions cérébrales contribuent à une meilleure compréhension de la manière dont les différentes zones du cerveau interagissent et soutiennent divers processus cognitifs.

1.2.2 Protocoles de collecte de données EEG

Le système international 10-20 (Figure 4 [15]) est une méthode standardisée pour le placement des électrodes sur le cuir chevelu lors des enregistrements EEG [16]. Il garantit une disposition cohérente des électrodes en fonction des zones corticales sous-jacentes, facilitant les comparaisons entre études [17]. Ce système est largement utilisé en médecine et neurosciences pour sa fiabilité [18], avec des distances entre les points de 10% ou 20% du crâne.

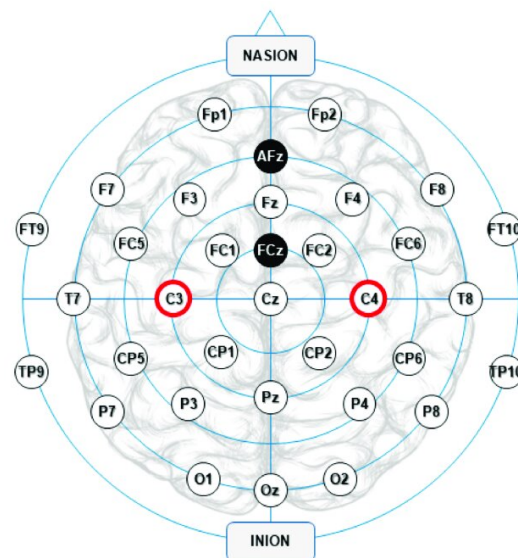


Figure 4 – Le système international 10-20 de placement des électrodes EEG

Le système 10-20 est crucial pour assurer la précision des placements dans des études EEG ou des techniques de stimulation cérébrale comme la SMT ou la STCC [19]. En clinique, il est utilisé pour surveiller l'activité cérébrale chez les patients, notamment après un arrêt cardiaque [20] et dans les troubles de la conscience [21].

Des dispositifs EEG portables, conformes aux normes du système 10-20, ont rendu l'EEG plus accessible, en permettant une surveillance pratique et non invasive [22]. Ces technologies sont utilisées pour la classification des troubles cognitifs et neurologiques [23] et l'intégration avec d'autres techniques comme l'IRMf offre une vue globale des fonctions cérébrales [24].

L'EEG non invasif joue un rôle majeur dans le développement des BCIs pour le contrôle d'appareils et la gestion des maladies neurologiques [25]. Ces dispositifs apportent des soins personnalisés basés sur l'activité cérébrale, ouvrant de nouvelles voies en neurosciences [26]. Cette standardisation des enregistrements EEG, notamment à travers le système international 10-20, facilite l'utilisation de technologies avancées comme le casque NeuroSky.

1.2.3 Casque Neurosky Mindwave

Le casque Neurosky Mindwave, Figure 5 [27] développé par Neurosky Inc. est un appareil EEG utilisé pour surveiller et détecter les signaux électriques générés par l'activité neuronale dans le cerveau [28]. D'un prix d'environ 99 dollars, le MindWave est conçu pour capter les ondes cérébrales par le biais d'une seule électrode sèche, ce qui en fait une option économique pour la collecte de données EEG [28]. Ce casque EEG monocanal à bas prix est capable de transmettre sans fil des signaux EEG via Bluetooth Low Energy (BLE) ou Bluetooth classique, ce qui offre une grande souplesse et une grande facilité d'utilisation dans diverses applications [29].

Le casque Neurosky Mindwave détecte les ondes cérébrales émises par l'utilisateur et transmet ces signaux à un appareil récepteur pour traitement et analyse [30]. Le casque capte généralement l'activité électrique du lobe frontal, une région associée aux fonctions cogni-

tives telles que l'attention et la prise de décision [31]. En plaçant le casque MindWave sur le cuir chevelu de l'utilisateur, l'appareil peut capter les signaux neuronaux liés à l'attention, à la relaxation et au clignement des yeux, ainsi que les signaux Alpha, Beta, Theta, Gamma et Delta présentés dans le Tableau 1 [32][33], ce qui permet un suivi et un retour d'information en temps réel [34].

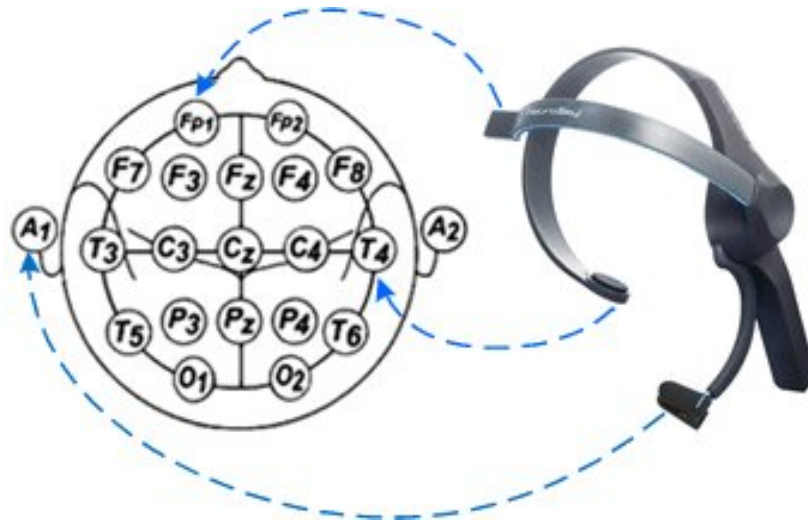


Figure 5 – Position des électrodes du casque Mindwave avec le système international 10-20 EEG

Type d'onde cérébrale	Plage de fréquence	États associés	Zones de génération principales	Fonctions clés	Références	Année
Alpha	8-12 Hz	Détendu, éveillé, alerte calme	Lobe occipital	Relaxation, pont entre le conscient et le subconscient	[33]	2021
Bêta	12-30 Hz	Pensée active, concentration	Lobe frontal	Traitement actif, résolution de problèmes, prise de décisions	[33]	2021
Gamma	Plus de 30 Hz	Fonctionnement cognitif élevé, mémoire	Lobes frontal et pariétal	Traitement de l'information, apprentissage, consolidation de la mémoire	[32]	2021
Thêta	4-8 Hz	Relaxation profonde, créativité, méditation	Lobes temporal et pariétal	Créativité, méditation, intuition, rappel de mémoire	[32]	2021
Delta	Moins de 4 Hz	Sommeil profond, états restaurateurs	Lobes frontal et occipital	Guérison, sommeil profond, activité de l'esprit inconscient	[32]	2021

Table 1 – Types d'ondes cérébrales et leurs caractéristiques

Après avoir exploré les caractéristiques et les utilisations du casque NeuroSky, il est important de se concentrer sur la micropuce ThinkGear, un composant clé qui permet l'analyse précise des signaux cérébraux.

1.2.4 La micropuce ThinkGear

La puce ThinkGear présentée dans la Figure 6 [35] est un composant essentiel intégré dans les casques EEG, tels que le dispositif Neurosky Mindwave, pour traiter les signaux cérébraux et améliorer l'interaction homme-machine par le biais d'interfaces cerveau-machine. Développée par Neurosky à San Jose, CA, USA, cette puce est essentielle pour le prétraitement de l'EEG, la transformation temps-fréquence et le calcul des spectres de puissance numérisés [36]. En utilisant la puce ThinkGear, les appareils EEG peuvent filtrer efficacement les bruits électriques indésirables, ce qui garantit la précision et la fiabilité des données EEG collectées [37].

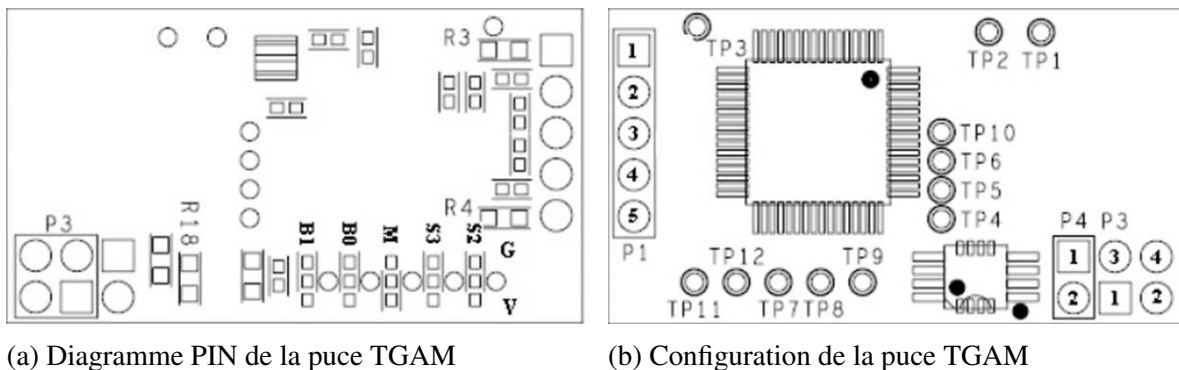


Figure 6 – TGAM Microchip structure

Les formules mathématiques qui sous-entendent la fonctionnalité de la puce ThinkGear dans les casques EEG sont cruciales pour traiter et interpréter les signaux cérébraux avec précision. Les algorithmes exacts utilisés par Neurosky dans la puce ThinkGear ne sont pas

révélés au public, donc les formules de traitement des données EEG en général cité dans [38] :

1. **Filtre Passe-Bande** : Un filtre passe-bande permet de laisser passer les signaux dans une plage de fréquences spécifique tout en atténuant les fréquences en dehors de cette plage :

$$H(f) = \begin{cases} 1 & \text{si } f_L \leq f \leq f_H \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.1)$$

2. **Transformée de Fourier Rapide (FFT)** : L'algorithme FFT calcule efficacement la transformée de Fourier discrète (DFT) d'une séquence :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (1.2)$$

3. **Filtre à encoche** : Le filtre à encoche élimine des fréquences spécifiques indésirables, telles que les interférences de la ligne électrique de 50/60 Hz :

$$H(f) = \frac{s^2 + \omega_0^2}{s^2 + \frac{\omega_0}{Q}s + \omega_0^2} \quad (1.3)$$

Où ω_0 est la fréquence de l'encoche et Q est le facteur de qualité.

4. **Fonction Logarithmique pour la Normalisation** : Les fonctions logarithmiques sont appliquées pour compresser la gamme dynamique des signaux :

$$y = \log_b(x) \quad (1.4)$$

5. **Calcul de l'Hypoténuse** : La fonction hypoténuse est utilisée pour calculer la distance euclidienne dans les processus d'extraction de caractéristiques :

$$\text{hypot}(x, y) = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (1.5)$$

6. Transformée de Fourier : La transformée de Fourier est utilisée pour convertir des signaux du domaine temporel en signaux du domaine fréquentiel :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.6)$$

Ceci aide à identifier les différents composants fréquentiels présents dans les signaux EEG.

1.3 Revue de littérature

Les technologies robotiques d'assistance ont été développées pour aider les personnes à mobilité réduite, offrant une gamme de solutions pour améliorer leur indépendance et leur qualité de vie. Ces technologies englobent divers systèmes robotiques conçus pour soutenir les personnes ayant des déficiences de mobilité dans leurs activités quotidiennes. Un domaine important dans ce champ est le développement de robots mobiles qui peuvent assister les personnes à mobilité réduite dans diverses tâches [39]. Ces robots sont conçus pour faciliter les activités de la vie quotidienne (ADL) et fournir un soutien aux personnes ayant des limitations de mobilité, telles que les personnes âgées ou celles en situation d'handicap [40]. Le Tableau 2 résume les technologie robotique développés pour assister les personnes à mobilité réduite.

Table 2 – Résumé des technologies robotiques d’assistance pour les personnes à mobilité réduite.

Sujet	Description	Références	Année
Robotique pour la mobilité	Développement de systèmes robotiques pour aider les individus à mobilité réduite, englobant diverses technologies pour soutenir les activités quotidiennes.	[39]	2019
Robots pour le soutien quotidien	Conception de robots pour faciliter les activités quotidiennes et la rééducation, en particulier pour les membres inférieurs avec des dispositifs portables et des exosquelettes.	[40]	2019
Systèmes d’assistance au chevet	Intégration de lits robotiques et manipulateurs mobiles pour aider les individus avec des limitations motrices.	[41]	2020
Manipulateurs mobiles autonomes	Développement de manipulateurs autonomes pour l’assistance en milieu hospitalier, améliorant l’autonomie et le bien-être des patients à mobilité réduite.	[42]	2021
Classification des robots d’assistance	Catégorisation des robots en fonction de leurs applications : aide à la mobilité, service des repas et soutien dans les routines quotidiennes.	[43]	2021

Table 2 (suite): Résumé des technologies robotiques d'assistance pour les personnes à mobilité réduite.

Sujet	Description	Références	Année
Aides à la marche intelligentes	Développement de dispositifs intelligents comme les déambulateurs et fauteuils roulants assistés pour une aide à la mobilité accrue et cognitive.	[44]	2022
Systèmes robotiques modulaires	Création de plateformes robotiques modulaires, telles que des exosquelettes pour fauteuils roulants, pour améliorer l'indépendance des personnes handicapées.	[45]	2023
IoT et intelligence ambiante	Intégration des technologies IoT pour une interaction efficace des robots avec leur environnement et adaptation aux changements.	[46]	2023
Dispositifs de mobilité urbaine	Mise en place de dispositifs robotiques urbains autonomes pour soutenir la locomotion et la navigation des personnes âgées en milieu urbain.	[47]	2021
Assistance robotique proactive	Implémentation de systèmes de contrôle innovants et d'interfaces de réalité augmentée pour améliorer l'autonomie et la qualité de vie.	[48]	2022

Table 2 (suite): Résumé des technologies robotiques d'assistance pour les personnes à mobilité réduite.

Sujet	Description	Références	Année
Robotique d'assistance à domicile	Utilisation de la robotique collaborative pour l'assistance à domicile, visant à améliorer la qualité de vie et la récupération des patients.	[49]	2023

Les fauteuils roulants, le centre d'intérêt de cette mémoire de maîtrise, ont connu un progrès assez important au fil des années. La Figure 7 résume les grandes phases de l'évolution des fauteuils roulants, montrant comment la technologie a transformé ces dispositifs pour améliorer l'autonomie des utilisateurs.

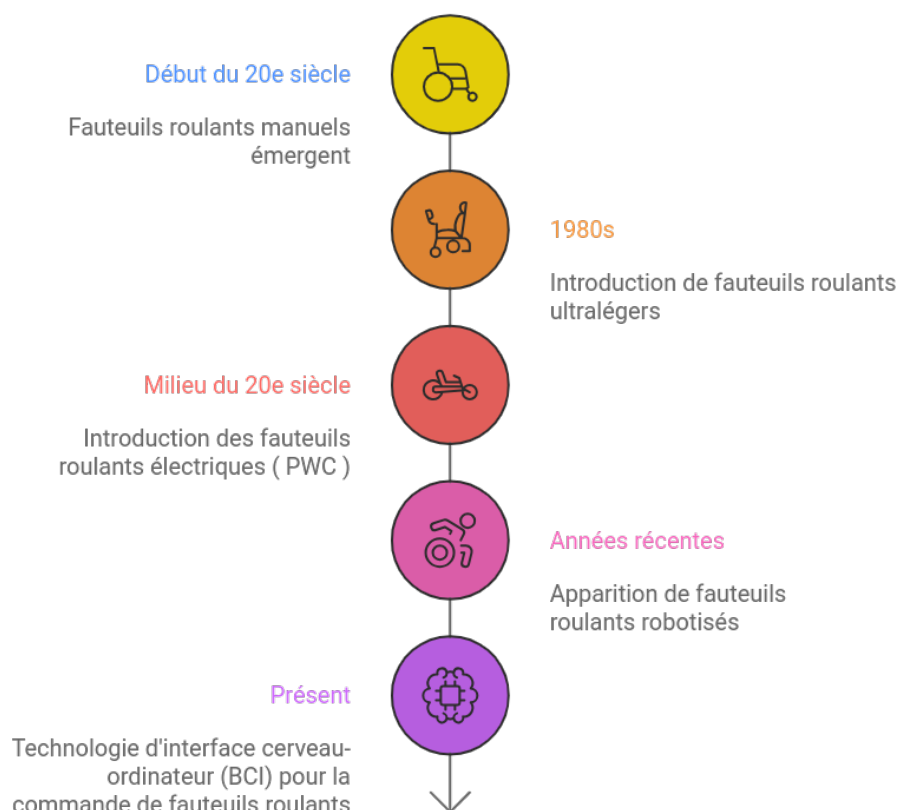


Figure 7 – Chronologie de l'évolution des fauteuils roulants

La transformation des fauteuils roulants, depuis les modèles de base jusqu'aux systèmes robotiques avancés, y compris les fauteuils roulants robotisés contrôlés par EEG, témoigne d'avancées technologiques remarquables et d'une compréhension plus profonde des besoins des utilisateurs. Au départ, les fauteuils roulants étaient simplistes, souvent rudimentaires et peu ergonomiques. Au fil du temps, sous l'impulsion de la demande des utilisateurs,

les fauteuils roulants ont évolué de manière significative, conduisant au développement de modèles ultralégers dans les années 1980, adaptés à la fois à la fonctionnalité et au confort de l'utilisateur, ce qui s'est avéré particulièrement bénéfique dans le contexte sportif [50]. Ces changements ont considérablement amélioré l'indépendance et la mobilité des utilisateurs. L'introduction des fauteuils roulants électriques commandés par joystick a permis de diminuer l'effort physique nécessaire pour commander les chaises roulantes et a garanti plus d'autonomie pour les utilisateur, ce que rends cette technologie la plus utilisée par les personnes à mobilité réduite [51].

Bien que ces recherches ont touché la majorité des personnes handicapées dans le monde, il est impératif que le développement technologique continue à répondre aux besoins des personnes vivant avec une paralysie ou une amputation et à leur donner la priorité.[52] [53].

Pour cette raison, la technologie EEG a été introduite comme une solution innovante pour ces besoins[54]. Malgré ces avancées réalisées dans le contrôle EEG des chaises roulantes, quelques aspects restent à améliorer comme la navigation dans les milieux complexes [55], les difficultés de manoeuvrer ce type de technologie [56], ainsi que le prix abordable qui permettra de généraliser ce type de technologie [57].

Dans des études récentes, les clignements des yeux ont prouvé leur efficacité pour commander des robots. En surveillant les clignements des yeux, R.Avudaiammal et al [58] ont développé un système robotique pour aider les personnes à mobilité réduite en se basant sur la méditation et les niveaux d'attention. Le robot peut aider les utilisateurs à se déplacer et à changer de direction, tandis que les clignements des yeux sont utilisés pour contrôler les appareils domestiques tels que les ventilateurs et les lumières. L'interface de programmation d'applications (API) contient deux modes, le premier étant le mode fauteuil, qui est le mode de navigation permettant d'avancer, de reculer, de se déplacer à gauche et à droite. Le second mode est celui de la lumière. Lorsqu'il est sélectionné, une LED clignotante s'allume sur l'appareil. Une icône de commutation passe d'un mode à l'autre toutes les 0,5 secondes jusqu'à ce que l'utilisateur sélectionne l'un des deux en clignant des yeux. Si le mode chaise est sélectionné, l'icône passe d'une flèche à l'autre toutes les 0,5 secondes jusqu'à ce que

l'une d'entre elles soit sélectionnée. La carte de commande reçoit alors la commande par l'intermédiaire du dispositif Bluetooth et commence l'exécution. Si le capteur à ultrasons détecte un obstacle pendant le déplacement, le robot s'arrête et la commande revient à l'étape de sélection du mode. Le protocole a été testé avec succès sur 40 personnes avec un jeton de temps pour compléter la sélection était d'environ 3 à 4 secondes.

De même, l'objectif de Ravirahul B M et al.[59] est de développer un BCI facile à utiliser et ne nécessitant aucune connaissance préalable. L'utilisateur porte un casque EEG pour capter les signaux cérébraux, qui sont ensuite traités pour éliminer le bruit de fond. Des caractéristiques sont ensuite extraites, classées par des algorithmes d'apprentissage automatique et utilisées pour contrôler les robots. Une caméra vidéo est utilisée pour donner à l'utilisateur un retour d'information visuel.

Dans la même veine, P. Dinesh Anton Raja et al.[60] ont mené des recherches sur l'utilisation des signaux EEG pour la domotique basée sur la méditation et les états d'attention. Les données acquises auprès de 20 personnes différentes sont ensuite analysées à l'aide d'un calculateur embarqué pour contrôler un ventilateur en fonction du niveau d'attention et contrôler la lumière en fonction du niveau de méditation. L'automatisation et l'anomalie des ondes cérébrales (BWAP) sont utilisées pour réaliser ces commandes. Les clignements doubles et continus des yeux sont responsables de l'activation et de la désactivation de l'automatisation. Un état d'anomalie est détecté lorsque le niveau de bêta élevé varie considérablement. Une analyse approfondie montre qu'une activité anormale peut être liée à des crises cardiaques, des problèmes respiratoires ou des accidents vasculaires cérébraux. Les résultats sont prometteurs car, comme le montre l'article, tous les participants ont pu commander le ventilateur en utilisant un niveau d'attention atteint en se concentrant sur une image. Le temps moyen nécessaire pour la majorité des utilisateurs pour y parvenir est de 59 secondes. Les participants ont également réussi à allumer la lumière en utilisant le niveau de méditation avec un temps moyen d'environ 53 secondes. La détection d'anomalies a également été réalisée à l'aide de variations soudaines de High Beta et a permis de détecter des anomalies telles que l'essoufflement et l'irritation des yeux.

Dans une autre étude, Wang Zhi-Hao et al. [61] ont mené des recherches pour commander un robot à courant continu par le biais de clignements des yeux acquis à l'aide d'un casque Neurosky Mindwave et les clignements ont été envoyés à l'ordinateur en utilisant la communication Bluetooth. Puis, par Wifi, ils ont été envoyés à un calculateur embarqué en utilisant le protocole de communication TCP/IP, connu pour ses pertes de paquets minimales. L'utilisation de de l'environnement Labview a permis de faire du système un système en temps réel avec une latence de l'ordre de 50 à 300 ms entre la détection d'un clignement et l'exécution de la commande. Le calculateur embarqué commandera le moteur à courant continu qui est utilisé comme actionneur pour simuler le contrôle de sortie du clignement des yeux. L'article cite les erreurs qui peuvent se produire dans le processus, comme la mastication ou les mouvements de la tête, de sorte que pour réduire le bruit, les sujets ont été invités à minimiser leurs mouvements autant que possible. Grâce à la collecte de données sur une durée de 30 secondes, le système a pu commander le moteur à courant continu en utilisant les clignements des yeux. Si un double clignement des yeux est détecté, le moteur à courant continu s'active et s'il s'agit d'un triple clignement des yeux, il s'éteint.

Dans le cadre d'autres recherches, Quan K. Pham et al.[62] ont mis au point un système permettant de contrôler un bras robotique humanoïde à l'aide de la voix, de gestes et, essentiellement, de signaux cérébraux. Deux mouvements ont été effectués à l'aide du casque Mindwave de Neurosky pour contrôler le bras robotique : L'étirement de la main ouverte et la saisie du poing fermé, déclenchés par le niveau d'attention et de méditation. Les signaux des ondes cérébrales sont envoyés à l'unité de contrôle via Bluetooth. Dès que le microcontrôleur reçoit le signal, des algorithmes de partitionnement des données et de filtrage du signal sont appliqués pour extraire les niveaux d'attention et de méditation. La partie contrôle des ondes cérébrales a montré des résultats prometteurs, atteignant une précision de 80% pour la plupart des utilisateurs, mais toujours en rapport avec le temps d'acquisition qui devrait être supérieur à 3,5 secondes.

Dans une exploration similaire, O A Ruşanu et al. [63] ont développé un système qui aide à commander un robot dans différentes directions en utilisant plusieurs clignements des yeux

volontaires. L'acquisition du signal de force de clignotement a été réalisée à l'aide d'un casque Mindwave de Neurosky et envoyée sans fil à un ordinateur embarqué qui traite les données reçues et transmet ensuite les commandes vers un robot mobile commandé en utilisant la force de clignotement des yeux. La séquence de commande est la suivante : Un clignement d'œil pour s'arrêter, deux clignements d'œil pour avancer, trois pour reculer, quatre clignements d'œil pour tourner à gauche et cinq clignements d'œil pour tourner à droite. Par ailleurs, Arif Wibisono et al.[64] ont contribué au domaine des manœuvres robotiques à l'aide de données EEG en concevant un système de navigation d'un robot à roues à l'aide d'un casque Mindwave de Neurosky. Le signal EEG est acquis à l'aide du Neurosky, puis envoyé par communication Bluetooth à l'application mobile IoT Blynk qui convertit ces signaux en commandes analogiques afin qu'ils puissent être traités par le programme. La carte de commande reçoit ces commandes par l'intermédiaire du module Bluetooth et exécute l'ordre adéquat pour contrôler les moteurs à courant continu du robot à roues. Si l'utilisateur cligne deux fois les yeux et que le niveau d'attention est supérieur à 50, le robot commence à bouger. Les résultats du protocole de validation ont montré une réussite moyenne de 85% dans un environnement idéal et de 40% dans un environnement avec des obstacles.

De même, B M Ravirahul et al.[65] ont contribué au domaine de la commande de robots à l'aide de signaux EEG en développant un système de contrôle BCI basé sur l'EEG pour guider les mouvements d'un robot à l'aide d'ondes bêta associées à des performances mentales telles que la résolution de problèmes. Le casque Mindwave de Neurosky recueille les données EEG et les envoie par une connexion Bluetooth à l'ordinateur pour un traitement dans un environnement MATLAB. Le robot est alors guidé et un retour visuel est fourni à l'utilisateur à l'aide d'une caméra fixée sur le robot. L'exécution réalisée par l'auteur prouve que le système a un grand potentiel pour aider les personnes à mobilité réduite à se déplacer librement.

Dans une autre recherche, G. N. Keshava Murthy et al.[66] ont développé un système robotique pour faciliter l'expression des personnes à mobilité réduite en fournissant un système robotique combinant un bras prothétique intelligent contrôlé par EEG et une main robo-

tique intelligente. Les auteurs ont essayé 4 méthodes, la première utilisant Matlab pour faire l'acquisition du signal à partir du casque Neurosky Mindwave, cette méthode n'a pas donné de bons résultats en raison de l'incapacité à trouver une valeur seuil. Dans la deuxième méthode, les auteurs ont utilisé un programme python pour l'acquisition des signaux et ont utilisé les niveaux d'attention et de motivation pour commander l'ouverture et la fermeture des doigts. Le résultat n'a pas été satisfaisant parce que les niveaux de méditation et d'attention variaient trop et qu'il n'y avait pas de valeur exacte à utiliser. La troisième méthode se concentre sur les signaux d'ondes cérébrales Alpha, Beta, Gamma et Delta, avec une analyse manuelle des signaux. Mais malgré les efforts des auteurs, le robot n'a pas été commandé correctement. Dans la quatrième méthode, les auteurs ont stocké les signaux d'ondes cérébrales dans un fichier CSV et ont exécuté des algorithmes de classification pour classer les signaux en 0 (pour la flexion des doigts) et 1 pour l'extension des doigts. Plusieurs algorithmes de classification ont été testés et l'arbre de décision a obtenu la plus grande précision (92 %), ce qui a été considéré comme la méthode la plus efficace par les auteurs.

Passant à un autre aspect, G. Shobana et al.[67] ont développé un système simple et peu coûteux pour acquérir des signaux EEG et actionner un bras robotique capable de soulever des objets légers à l'aide de commandes reçues du casque Mindwave de Neurosky. Après l'acquisition des signaux EEG, ceux-ci sont envoyés sans fil à une carte de commande par l'intermédiaire du module Bluetooth. Le microcontrôleur commande ensuite les trois servomoteurs qui constituent le bras robotique en fonction du niveau d'attention de l'utilisateur. S'il est supérieur à 60, le bras se déplace vers le haut avec un angle de 90°. Si le niveau de méditation est supérieur à 60, le bras se déplace vers la gauche et la droite et si l'utilisateur cligne les yeux, le mouvement de saisie est effectué. Le protocole de validation réalisé sur 5 personnes a montré que pour contrôler efficacement le bras, l'utilisateur devait faire deux essais ou plus, ce qui confirme la nécessité d'une formation pour que les utilisateurs puissent utiliser le système

M. Rashid et al.[68] ont également développé un système BCI basé sur un casque Neurosky Mindwave pour contrôler un robot dans trois directions : gauche, droite et avant. 6 sujets

âgés de 19 à 25 ans ont participé à l'expérience. Les données ont été collectées à l'aide d'une application Android appelée eeg ID couplée au casque. La recherche a principalement porté sur trois activités : La relaxation, la résolution rapide de problèmes mathématiques et les jeux. Ensuite, après l'extraction des caractéristiques, une classification a été effectuée pour commander le robot. Si l'esprit est dans un état de relaxation, le robot ira de l'avant, à droite pour la résolution rapide de problèmes mathématiques et à gauche pour les jeux. Les auteurs ont obtenu une précision de classification élevée de 94% avec 16, 17 et 17 vrais positifs sur 18 échantillons pour les 3 classes dans la matrice de confusion et le robot complet a été testé avec succès.

Dans une autre étude, M.H. Hasbulah et al.[69] ont développé un système BCI pour associer les signaux EEG à la configuration du robot Dttto modulaire auto-reconfigurable (MSR) . L'étude utilise un casque Mindwave de Neurosky qui se connecte au logiciel OpenVibe pour traiter et traduire les signaux EEG en commandes de contrôle du robot. Des études ont été menées pour évaluer l'efficacité du système. Les utilisateurs ont dirigé le robot en utilisant l'imagerie motrice liée à différents mouvements du corps. Malgré la résolution limitée du signal du casque Neurosky, les travaux ont démontré le potentiel du BCI dans le contrôle robotique.

Dans le même domaine, J. Katona et al.[70] ont mis en œuvre et testé un système d'interface cerveau-ordinateur pour contrôler la vitesse du robot Robotino fabriqué par Festo Didactic. L'acquisition du signal a été réalisée à l'aide des appareils Neurosky Mindwave et Mindflex par le biais de connexions TCP/IP et USB UART, il est envoyé à un ordinateur pour effectuer le traitement et la visualisation des ondes cérébrales. Ensuite, par le biais du protocole UDP (User Datagram Protocol), il est envoyé à l'unité de contrôle du robot Robotino. Ensuite, par le biais d'une connexion TCP/IP, l'accélération du robot est contrôlée par le niveau d'attention de l'utilisateur. Le protocole de validation de l'utilisateur a prouvé que pour contrôler efficacement la vitesse du robot Robotino, les utilisateurs devaient bénéficier d'un tutorat pour apprendre à mieux contrôler leurs pensées et à gérer plus efficacement la manipulation du niveau d'attention. La recherche a été menée pendant le projet de l'étudiant et a présenté des

résultats très prometteurs de convivialité de 3,86 sur une échelle de 1 à 5 et un écart-type moyen de $27,14 \pm 8,29$ cm pour les tests effectués sur 7 utilisateurs. Les développements et les améliorations de la précision de ce BCI peuvent conduire à une utilisation plus répandue de ces technologies.

Dans un autre aspect, Jeevareha et al.[71] ont utilisé le casque Neursoky pour développer un système complet de fauteuil roulant capable de naviguer et équipé d'options domotiques telles que l'activation du ventilateur, de la télévision et de la lampe. L'acquisition du signal se fait par l'intermédiaire du casque et le traitement est effectué à l'aide de Matlab. Les clignements des yeux activent les applications logicielles telles que le système Blink Talk, qui présente à l'utilisateur un clavier à l'écran qui surligne les touches une à une. Si l'utilisateur cligne les yeux, la touche est sélectionnée et lorsque la phrase est formulée et que l'utilisateur sélectionne la touche Speak, la phrase est prononcée à haute voix par le haut-parleur. Pour les appareils domotiques, l'utilisateur sélectionne également sur l'interface en face de lui le mode qu'il souhaite sélectionner en clignant les yeux. Lorsque le mode de navigation est sélectionné, le fauteuil commence à avancer et l'interface contrôlée par les clignements des yeux est présentée à l'utilisateur pour qu'il puisse changer de direction. Le fauteuil est équipé d'un capteur à ultrasons pour éviter les murs et les obstacles et le fauteuil change de direction vers la gauche ou la droite lorsqu'il en détecte un.

V. Kartsch et al.[72] ont également utilisé les casques EEG dans des recherches cliniques en réalisant une étude comparative entre les casques Biowolf, Noraxon Dis et eeg TM mylab pour l'acquisition de signaux EEG et EMG. L'étude comprenait essentiellement des tests électriques et des tests de biosignaux. Le casque bioWolf a prouvé son efficacité et son rapport qualité/prix élevé. Cet article a été cité pour proposer des alternatives au casque NeuroSky MindWave si celui-ci ne convient pas aux besoins de la recherche.

Dans une autre étude, N Sahat et al.[73] ont étudié l'effet de la différence de sexe et d'âge sur les signaux d'ondes cérébrales et en particulier sur le niveau d'attention. Le casque Neurosky Mindwave a été utilisé pour l'acquisition du signal qui est transmis via un réseau sans fil à une carte de commande qui commandera le mouvement d'un servomoteur. Le mouvement

du robot est contrôlé par le niveau d'attention et les directions sont changées en utilisant les clignements des yeux. Pour se déplacer vers l'arrière, l'utilisateur doit lever son sourcil gauche. Les auteurs ont démontré que l'âge et le sexe influencent significativement les signaux d'ondes cérébrales en EEG. Selon eux, les hommes présentent des niveaux d'attention plus élevés que les femmes, et les adolescents possèdent le niveau d'attention le plus haut parmi tous les groupes d'âge. Ces éléments devraient être considérés dans les recherches futures, notamment lors de la collecte de données plus étendues pour le projet détaillé par ce mémoire.

Les autres alternatives au Neurosky Mindwave devaient être préparées au cas où celui-ci ne répondrait pas aux besoins des projets. Parmi ces alternatives, le casque EMOTIV EPOC+, un casque d'EEG sec à douze canaux qui représente un casque performant pour les ondes cérébrales EEG. Le groupe de recherche VieCubeLab [74] a utilisé cet instrument dans son article pour mener un projet visant à garantir à l'utilisateur un contrôle total sur une tablette avec différents types d'applications. L'expérience a été menée sur 5 hommes âgés de 26 à 30 ans. L'acquisition du signal a été réalisée à l'aide du casque EMOTIV et envoyée sans fil à l'appareil Android. Le traitement du signal a été effectué à l'aide du SDK EMOTIV dans le but de développer deux applications : La première est une souris visuelle qui conduit le curseur en utilisant les mouvements de la tête et la seconde est un détecteur de clignotement pour simuler un clic. Le prototype a obtenu une précision globale de 63,82%.

La recherche menée par J.N. Pires et al.[75] explore un autre type de BCI, le dispositif de réalité mixte dans l'utilisation robotique de l'industrie 4.0 . L'article présente deux applications prêtes à l'emploi développées par l'équipe de recherche, la première permet à l'utilisateur de visualiser les trajectoires pré-planifiées pour la cellule robotisée et d'identifier ses problèmes. La seconde application permet à l'utilisateur de créer et d'ajuster des chemins pour les robots. Cet article présente un bon champ de recherche à explorer pour amener le système BCI à un niveau supérieur.

1.3.1 Bases de données existantes

— **Base de données BLINK (Georgia Tech) [76]**

Cette base de données a été collectée à l’aide des casques OpenBCI et Muse, qui sont largement utilisés dans la recherche en neurosciences pour leur capacité à enregistrer des signaux EEG avec une bonne précision et un coût relativement faible. La base contient plus de 2300 clignements des yeux, ce qui en fait un ensemble de données précieux pour l’étude des signaux liés aux mouvements oculaires. En plus de la collecte des données, les auteurs ont développé un algorithme permettant de détecter et de classer les clignements en deux catégories : volontaires et involontaires. Cette distinction est essentielle pour de nombreuses applications, notamment dans les interfaces cerveau-machine (BCI) et les dispositifs d’assistance pour les personnes à mobilité réduite.

— **Base de données meBaL [9]**

Cette base de données est particulièrement intéressante car elle ne se limite pas à l’EEG : elle intègre également des capteurs NIR (Near Infrared) et RGB, permettant ainsi une analyse plus complète des activités cognitives et des interactions avec l’environnement. L’objectif principal de cette base est d’explorer la relation entre l’apprentissage en ligne et les processus cérébraux sous-jacents, ce qui en fait une ressource précieuse pour la recherche en neuroéducation et en sciences cognitives. Dans le cadre de cette recherche, la base de données meBaL a été utilisée pour concevoir et entraîner un algorithme de détection des clignements des yeux, atteignant une précision remarquable de 95,15% [77]. Ce niveau de précision démontre la qualité des données collectées et leur pertinence pour le développement d’applications basées sur l’EEG.

— **OpenBCI dataset pour EOG et mouvements des yeux [78]**

OpenBCI, une plateforme open-source largement adoptée par la communauté scientifique, a collecté cet ensemble de données en utilisant les dispositifs Cyton et Muse.

Contrairement aux bases de données purement EEG, cet ensemble se concentre sur les signaux EOG (électro-oculographiques), qui sont particulièrement adaptés au suivi des mouvements des yeux et à la détection des clignements. L'avantage des signaux EOG est qu'ils permettent une détection plus robuste et plus directe des mouvements oculaires par rapport aux signaux EEG, qui peuvent être influencés par d'autres activités cérébrales. Ce jeu de données est donc un excellent complément aux bases EEG pour la recherche en reconnaissance des mouvements oculaires et en contrôle d'interfaces par le regard.

1.4 Bilan et Discussion

Dans la revue de littérature, plusieurs articles relatifs aux interfaces cerveau-ordinateur (EEG et EOG comme méthodes d'entrée pour les appareils, contrôlés par les clignements des yeux ou les signaux d'ondes cérébrales) ont été analysés. Bien que ces études aient déjà innové et montré la puissance de BCI dans une variété d'applications, deux limitations majeures sont toujours apparues : les niveaux d'attention/méditation assez élevés requis de la part des utilisateurs, l'impact sur les taux de détection des clignements des yeux, étant donné que la plupart des travaux ne se sont pas concentrés uniquement sur ce point.

De nombreuses études s'appuient sur le niveau d'attention et de méditation, qui, bien qu'efficaces dans les recherches et donnant des résultats optimistes, peuvent être difficiles pour l'utilisateur dans le cadre d'une utilisation quotidienne. En effet, l'utilisateur doit apprendre à contrôler ses niveaux de méditation et d'attention et à les maintenir en permanence à un niveau élevé, ce qui est épuisant. Se concentrer uniquement sur la méditation et le niveau d'attention peut être un défi pour les personnes à mobilité réduite.

De nombreuses études traitent les clignements des yeux de manière générique, soit en détectant la présence des deux clignements des yeux, soit le nombre d'occurrences des deux clignements. Cela pose également un problème aux personnes à mobilité réduite qui souhaitent commander un robot en utilisant uniquement les clignements des yeux, car il leur sera de-

mandé de cligner plusieurs fois pour tourner ou s'arrêter, ce qui n'est pas vraiment pratique dans l'utilisation quotidienne.

La littérature existante démontre des progrès significatifs dans la technologie BCI, mais elle met également en évidence une lacune dans l'application spécifique des commandes différenciées par le clignement des yeux pour le contrôle de la robotique. Les études intègrent souvent des configurations complexes impliquant de multiples étapes de traitement du signal et des mécanismes de contrôle qui, bien que robustes, ne donnent pas la priorité à la facilité d'utilisation ou aux besoins spécifiques des utilisateurs à mobilité réduite.

L'approche adoptée dans ce mémoire de recherche vise à développer une méthode facile à utiliser avec un système peu coûteux afin de commander les fauteuils roulants robotisés. L'étude se concentre essentiellement sur la collecte d'un mini ensemble de données et le développement d'algorithmes de classification pour différencier les clignements d'oeil gauche, droit et des deux yeux ensemble. Cette méthode est prometteuse et facile à utiliser pour les personnes à mobilité réduite. Avec l'algorithme développé, il suffit de cligner de l'œil gauche pour se déplacer vers la gauche, de l'œil droit pour se déplacer vers la droite et des deux yeux pour se déplacer vers l'avant.

1.5 Conclusion

En guise de conclusion, ce chapitre a fourni un examen détaillé des interfaces cerveau-ordinateur les plus récentes, en soulignant les avancées significatives et en identifiant les domaines nécessitant une exploration plus poussée. Les discussions sur les structures anatomiques du cerveau et leurs fonctions en relation avec les technologies EEG soulignent la complexité et le potentiel des BCI. D'autre part, l'examen des protocoles de collecte de données EEG existants et l'exploration d'appareils tels que le Neurosky Mindwave illustrent les applications pratiques et les défis auxquels sont confrontés les chercheurs et les spécialistes dans ce domaine. Alors que le domaine continue d'évoluer, il est impératif de se concentrer sur le développement de systèmes BCI plus accessibles et fonctionnels qui peuvent être intégrés

de manière simple dans des applications quotidiennes pour des individus ayant des besoins variés.

CHAPITRE 2

DÉTECTION DES CLIGNEMENTS DES YEUX DANS L'EEG À PARTIR DE SCALOGRAMMES AVEC GOOGLNET, NAÏVE BAYÉSIENNE GAUSSIENNE ET VOTE MAJORITAIRE EN UTILISANT LA BASE DE DONNÉES MEBAL

Titre:

Détection des clignements des yeux dans l'EEG à partir de scalogrammes avec GoogLeNet, Naïve Bayésienne Gaussienne et Vote Majoritaire en utilisant la base de données meBaL

Résumé - Cet article explore l'amélioration de la mobilité chez les individus à travers une nouvelle méthode de détection des clignements d'yeux via des données EEG. Il présente une approche hybride utilisant la classification Naïve Bayésienne Gaussienne et GoogLeNet pour l'extraction de caractéristiques et l'entraînement des modèles, avec un système de vote majoritaire pour la décision finale, atteignant une précision de 95,15%. Testée sur l'ensemble de données meBaL, cette méthode bénéficie d'une base solide en EEG et révisé les études antérieures qui ont influencé la méthodologie. L'article détaille aussi l'architecture du système, les techniques de traitement et d'apprentissage automatique employées, et les performances des modèles, notant la supériorité des scalogrammes pour détecter les clignements rapides. En conclusion, il envisage l'amélioration des technologies d'assistance, comme les fauteuils roulants robotisés, potentiellement transformative pour les personnes handicapées.

Mots clés : *Mobilité réduite, détection des clignements des yeux, données EEG, GoogLeNet, Naïve Bayésienne Gaussienne, vote majoritaire*

Contributions associées :

M.A Mhadhbi, Raef Cherif, Yacine Yaddaden,"Scalogram-Based Blink Detection in EEG

with GoogLeNet, Gaussian Naive Bayes and Majority Voting using meBaL Dataset” in *International Conference On Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS 2024)* (Statut: Accepté)

Scalogram-Based Blink Detection in EEG with GoogLeNet, Gaussian Naive Bayes and Majority Voting using meBaL Dataset

Mohamed Amine Mhadhbi
*Département de mathématiques,
informatique et génie
Université du Québec à Rimouski
Rimouski, Québec, Canada.
mham0002@uqar.ca*

Raef Cherif
*Département de mathématiques,
informatique et génie
Université du Québec à Rimouski
Rimouski, Québec, Canada.
raef_cherif@uqar.ca*

Yacine Yaddaden
*Département de mathématiques,
informatique et génie
Université du Québec à Rimouski
Rimouski, Québec, Canada.
yacine_yaddaden@uqar.ca*

Abstract—Low mobility is a significant global issue, affecting over 16% of the world's population, or one in every six persons. It impacts the quality of life and daily routines of those affected. To address this issue, we initiated a project to command a robotic wheelchair using the NeuroSky MindWave headset. The first step was to develop an eye-blink detection algorithm using the meBaL open dataset which is widely used to analyze eye-blink behavior and measure the user's level of attention. However, the main challenge in using only EEG data is distinguishing between blink and non-blink states. Accurate detection of blink behavior in EEG data is crucial for understanding how the brain reacts to different situations. This understanding can provide valuable insights for developing assistive technologies that adapt to the user's cognitive state, improving their quality of life. This paper proposes a hybrid approach for recognizing eye blinks in EEG data. In this study we utilized EEG signal scalograms—a time-frequency representation, combined with Gaussian Naive Bayes for classification with majority voting and GoogLeNet for feature extraction, achieving an impressive accuracy of 95.15%. This research aims to contribute to the growing field of neurophysiological studies and pave the way for future innovations, particularly assistive technologies for people with limited mobility.

Index Terms—Low mobility, Eye blink detection, EEG data, GoogLeNet, Gaussian Naive Bayes, Majority Voting

I. INTRODUCTION

Electroencephalography (EEG) is an indispensable tool for investigating brain activity and is essential in understanding eye blinks. Despite their seemingly simplistic nature, eye blinks can provide valuable information on various neurophysiological conditions. It is crucial to analyze EEG artifacts, such as those caused by eye blinks, to diagnose and identify specific disorders [1]. For example, the co-registration of eye movements and event-related potentials (ERPs) has been instrumental in exploring the neural correlates of language processing during reading [2]. Furthermore utilizing EEG to detect eye blinks has applications, across industries. In settings like assembly lines or conveyor systems monitoring eye blinks can boost safety and operational efficiency [3]. By incorporating EEG-based eye blink detection into these systems we can monitor the fatigue

levels of workers potentially averting accidents caused by lack of focus or tiredness [4].

The use of EEG-based systems has revolutionized the field of assistive technology, especially in the development of monitoring devices that significantly enhance the quality of life for individuals with mobility impairments [5]. Robotic wheelchairs, empowered by EEG technology, stand out as a remarkable advancement. These systems translate neural signals directly into commands that control the wheelchair, enabling users to navigate their environment through simple thoughts or eye movements.

When EEG and eye-tracking technologies are combined, researchers can gain insights into the cognitive and neural bases of online language processing. This is vital for advancing our comprehension of brain function during complex tasks, such as reading [2].

These artifacts can obscure the true underlying EEG signals, making it challenging to obtain clean data for research purposes. Researchers have developed various methods to control these artifacts, such as combining source localization with independent components analysis (ICA) to adjust for the effects of eye movements on the EEG waveform [2]. However, despite these advancements, the classification of blinking states remains a complex task that requires sophisticated techniques and algorithms.

Improving the accuracy of blink detection in EEG data is of great significance for neurophysiological research. Recent studies have utilized EEG to detect cognitive load in real-life situations, such as driving, by monitoring eye blinks. This approach leverages the high temporal resolution of EEG to explore human information processing and cognitive functioning without the need for additional equipment, offering a non-intrusive and straightforward method for identifying significant events. The ability to detect blinks accurately in EEG data can lead to a better understanding of how the brain responds to different conditions and task difficulty levels, as evidenced by variations in blink-related event-related potentials (ERPs). These advancements in blink detection through

EEG are crucial for advancing our understanding of the brain's sensory visual perception and attentional requirements in various scenarios, thereby contributing to a broader range of neurophysiological studies [6].

Our study employs a hybrid approach that combines GoogLeNet for feature extraction and Gaussian Naive Bayes for classification to enhance eye blink detection in EEG data. This endeavor not only demonstrates the capabilities of modern computational techniques in refining EEG signal analysis but also paves the way for future innovations in the field, particularly in developing assistive technologies for individuals with mobility challenges.

This work is divided into five sections. Fundamentals and related works are briefly outlined in section II and III. The proposed system, its various aspects, data processing steps, and algorithms are detailed in section IV. V is devoted to the results obtained in this work. The machine learning algorithms used are also detailed with an evaluation of the performance of our model. Finally, general conclusion, perspectives and future works are evoked in VI.

II. FUNDAMENTALS

Electroencephalography (EEG) is a technique used to understand brain behavior. It is beneficial in diagnosing conditions such as epilepsy and sleep-related disorders. With technological advancements, EEG data analysis has evolved from simple observation of wave patterns to a detailed investigation of the signal's time-based and spatial aspects. Nowadays, EEG is highly regarded for its ability to capture the dynamics of brain function in real-time, mainly because it can track neuronal activity on a sub-second scale [7]. EEG frequencies are divided into several bands, represented in the Fig 1, each of which is linked to different states of brain activity:

- **Delta Waves (0.5-4 Hz):** Predominant in the deeper stage 3 of adult sleep, they represent the restorative processes of the brain. This is the slowest frequency in EEG [8].
- **Theta Waves (4-7 Hz):** Theta waves occur in the frequency range of 4–7 Hz and are linked with relaxation, deep meditation, and daydreaming [9]
- **Alpha Waves (8-13 Hz):** Brain waves in this frequency are characteristic of the relaxed wakeful state, especially with closed eyes, during which alpha activity is usually said to be indicative of relaxed mental coordination. Likely originating from the synchronous and coherent electrical activity of thalamic pacemaker cells in humans. [10]
- **Beta Waves (13-30 Hz):** Beta waves are related to consciousness in the awakened state, alertness and active thinking [11]
- **Gamma Waves (30 Hz and above):** This is the fastest among all the EEG waves. Gamma activity is associated with cognitive functions such as perception, attention, and memory [12].

III. RELATED WORKS

Numerous research studies have made significant contributions to the development of techniques for detecting eye

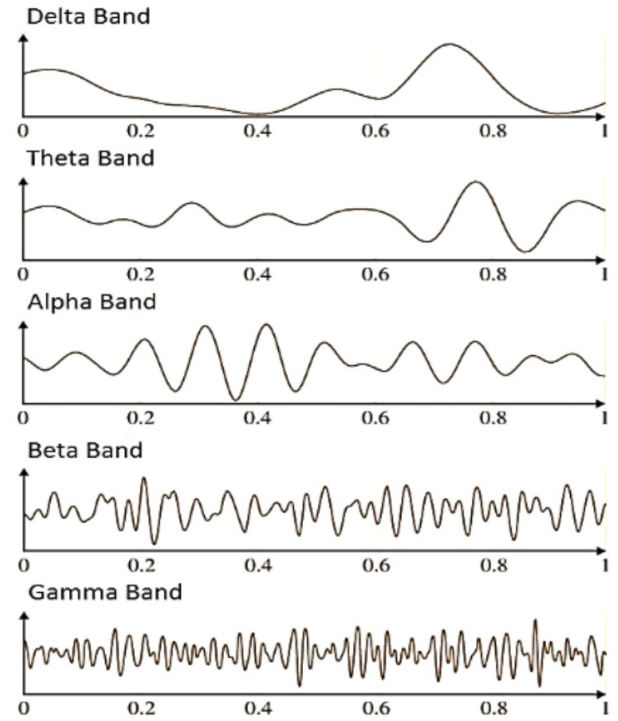


Fig. 1: Brainwave signals waveforms [13]

blinks through the analysis of EEG data. Amanda Ferrari Iaquinta et al. [14] conducted a study demonstrating the effectiveness of using a convolutional neural network (CNN) to detect eye blinks in EEG data. Their research achieved an average accuracy of 98.733% across different validation sets, indicating the potential of CNNs in accurately classifying eye blink events in EEG signals.

Also, Y.-J. Han et al. [15] proposed a hybrid method combining Support Vector Machine (SVM) and CNN to detect eye blinking on smartphone platforms.

Similarly, Noman et al. [16] developed a system to detect eye blinks using the pattern of eye aspect ratio values. Their Support Vector Machine (SVM) classifier approach achieved a 90% accuracy rate. Moreover, Pauly et al. [17] utilized a combination of Histogram of Oriented Gradient (HOG) features and an SVM classifier to detect eye blinks.

Additionally, Anja Witte et al [18] proposed a system that detects eye blinking in real-time. The face in video sequences is tracked by the system using the median flow tracker and the Viola-Jones algorithm for face detection. Face dimensions are employed to implement eye detection and template matching is used to identify blinks.

Scalogram-based analysis of ECG data has been highlighted in studies focused on diagnosing heart diseases. Ajjeey S. B et al. [19] proposed a hybrid model combining a Convolutional Neural Network (CNN) and a Naive Bayes classifier to classify Normal Sinus Rhythm, Abnormal Arrhythmia, and Congestive Heart Failure from the MIT-BIH arrhythmia database. ECG signals are converted to scalogram images

using continuous wavelet transform, eliminating the need for noise filtering and traditional feature extraction steps. The model uses GoogLeNet for feature extraction combined with Naive Bayes classification.

Regarding the use of the meBaL dataset for eye blink detection, Roberto Daza et al. [20] described the creation and application of this multimodal database, highlighting its utility in monitoring cognitive and eye blink activities through a comprehensive set of sensors and methodologies.

Roberto Daza et al. [21] also utilized the meBaL dataset to examine the feasibility of estimating attention levels based on eye blink detection in an e-learning environment. They employed CNNs trained on the dataset to identify eye blinks and correlate them with attention levels.

IV. PROPOSED SYSTEM

Our system is composed of a succession of elementary steps to finally attend blink detection as shown in Fig. 2.

A. Dataset description

In our study, we used the meBaL dataset, a comprehensive multimodal collection designed for researching eye blink patterns and attention level measurements. The dataset includes data from 38 participants and provides a balanced compilation of 3,000 instances each of eye blinks and non-blinks, resulting in a total of 6,000 samples. Data collection employed Near-Infrared (NIR) and RGB cameras to document facial expressions and an EEG band, the Neurosoky Mindwave headset, to monitor participants' cognitive activities and eye blinks. Each sample comprises 21 frames, accounting for a total of 756,000 images.

The meBaL dataset stands out for its large scale and the integration of multiple data types, providing a valuable resource for developing and evaluating algorithms in the domains of eye blink detection and attention level analysis. The EEG band captures five channels of EEG signals (alpha, beta, gamma, delta, and theta waves) at a sampling rate of 1 Hz, which are crucial for understanding the cognitive activity associated with eye blinks. This multimodal approach, combining facial gesture capture with cognitive signals, makes the dataset eight times larger than existing eye blink databases.

The dataset includes various e-learning tasks with different levels of difficulty to simulate realistic scenarios, thus enhancing its applicability in research on attention levels, cognitive states, and their correlation with eye blink frequency. Data was collected in controlled conditions but designed to mimic real-world settings, including considerations for user position and changes in illumination. The dataset also captures 3,000 non-blink samples, ensuring a balanced representation for analysis.

This extensive and diverse dataset offers significant potential for advancing studies in eye blink detection and related fields. Its robust design allows for a detailed examination of the relationship between eye blinks and cognitive activities, supporting applications in areas such as neurodegenerative disease analysis, driver fatigue detection, and lie detection [20].

B. Pre-processing

For the purposes of this research, we used the EEG data of 11 students. We were interested only in EEG recordings measured using the Neurosoky Mindwave headset.

The main problem with the raw EEG data was that it was stored across several CSV files in different formats, creating challenges for direct comparison and analysis. Specifically, blinking events were recorded as frame numbers, whereas EEG signals were timestamped with precise times. This discrepancy in formats prevented straightforward analysis, necessitating several preprocessing steps to harmonize the data.

The mapping from frame numbers to timestamps was essential to synchronize blinking events with EEG data accurately. This was because the blink data, recorded as frame numbers, needed to be converted into exact timestamps to align with the EEG signals' temporal information. The `Time.csv` dataset facilitated this conversion, providing a link between the frame-based blink data and the timestamped EEG signals. The mapping allowed us to accurately determine when blinks occur in the EEG recordings.

EEG data are precisely timestamped, representing snapshots rather than a continuous sequence. However, brain activity during blinks is dynamic, evolving over time. To capture this evolution, it is necessary to interpolate data points that model the EEG signal throughout the blink. The pre-processing script generates these synthetic EEG data by adding random variations between -0.1 and 0.1 to the original signal values for each blink segment, thus simulating the natural slight fluctuations in brain activity. This method maintains the continuity of the EEG signal, enhancing the realism of the modeled data. The Fig 3. represents the waveform of Alpha raw data in comparison with the synthetic data.

C. Methodological Approach

1) *Initial Use of Spectrograms*: Spectrograms are a fundamental tool in signal analysis, particularly useful for examining the frequency content of signals as they vary over time. They represent a visual method to analyze the spectrum of frequencies in a signal, which is essential for identifying patterns related to different physiological or cognitive states.

The mathematical foundation of a spectrogram is based on the Short-Time Fourier Transform (STFT), defined by the Equation 1:

$$STFT\{x(t)\}(f, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

where $x(t)$ is the signal, $w(t - \tau)$ is the window function centered around time τ , and f is the frequency. The spectrogram is then the squared magnitude of the STFT like shown in the Equation 2:

$$S(f, \tau) = |STFT\{x(t)\}(f, \tau)|^2 \quad (2)$$

This visualization tool was chosen for its ability to provide insights into the time-varying frequency content of EEG signals, which is critical for detecting events like eye blinks. By

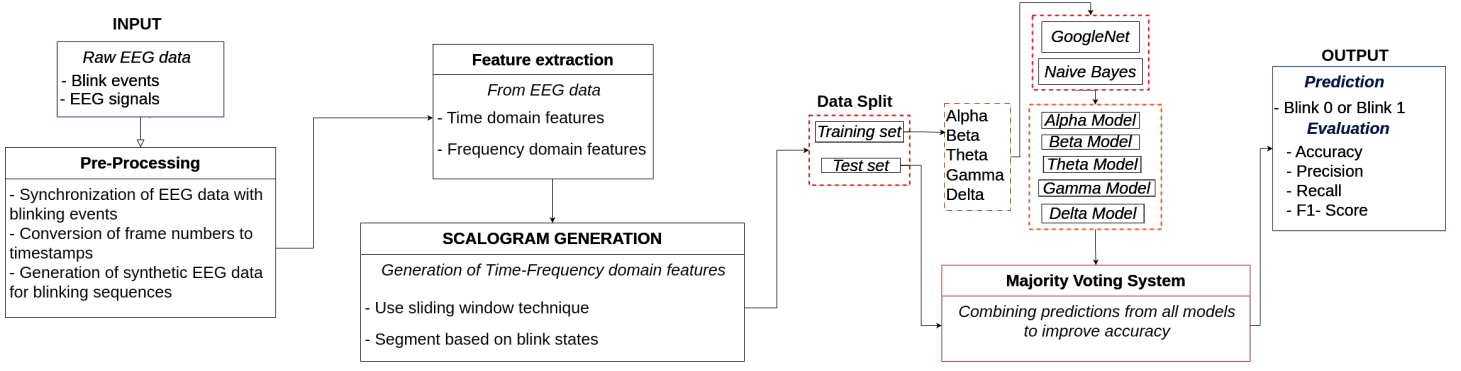


Fig. 2: Overview of the proposed **Blink Detection** system.

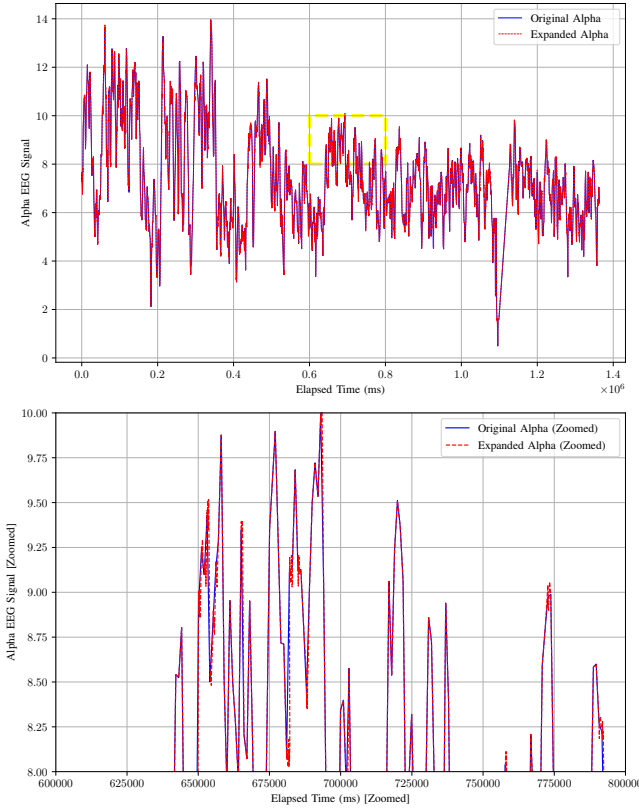


Fig. 3: Comparison of original and expanded Alpha EEG signals

displaying how the power of the frequency components varies with time, spectrograms can help identify distinct patterns associated with blinking and non-blinking states.

However, our analysis, as detailed in the *RESULTS AND DISCUSSIONS* section, revealed limitations with this approach. The fixed resolution of the spectrogram across all frequencies, a consequence of the Fourier transform, proved insufficient for capturing the transient, high-frequency components associated with rapid eye blinks. This led to difficulties in differentiating subtle signal variations, which are crucial for

accurate blink detection.

2) *Transition to Scalograms*: Given the shortcomings observed with spectrograms, our research transitioned to using scalograms. Unlike spectrograms, scalograms use the Continuous Wavelet Transform (CWT) which offers a time-frequency representation with variable resolution, adapting better to the nature of non-stationary signals like EEG. This method allows for more precise localization of signal features at different frequencies, providing a deeper understanding of the dynamic changes within the EEG signals associated with eye blinks.

D. Dynamic scalogram generation

Wavelet Transform [22] is an analytical method used for dissecting signals, especially when they exhibit variability over time, such as EEG signals. It excels in delineating frequency components with variable resolutions, utilizing a multi-resolution analysis technique. This approach efficiently addresses the challenge of high-dimensional data by reducing the number of required features for signal analysis. It operates by decomposing a signal into a series of functions derived from a single 'mother wavelet' function. The decomposition process involves analyzing the signal across different scales and positions, facilitated by scaling and shifting operations. Due to their wavelet-based nature, scalograms are better suited to EEG analysis, as they can adapt to non-stationary signal characteristics. This adaptability is crucial for accurately identifying and analyzing transient events in EEG signals, which are common in neurological studies. As shown in Equation 3, the wavelet transform is defined as

$$F(x, y) = \frac{1}{\sqrt{x}} \int \psi\left(\frac{t-y}{x}\right) dt \quad (3)$$

$F(x, y)$ symbolizes the wavelet transform result, with x and y representing the scale and shift parameters respectively. The function $\psi(t)$ is the mother wavelet function, which is integral to the transform process, and denotes the time variable. This formulation encapsulates how the wavelet transform scrutinizes the signal's characteristics across various scales and translations, providing a comprehensive analysis of its frequency and temporal structures [23].

The dynamic sliding window technique, as shown in the

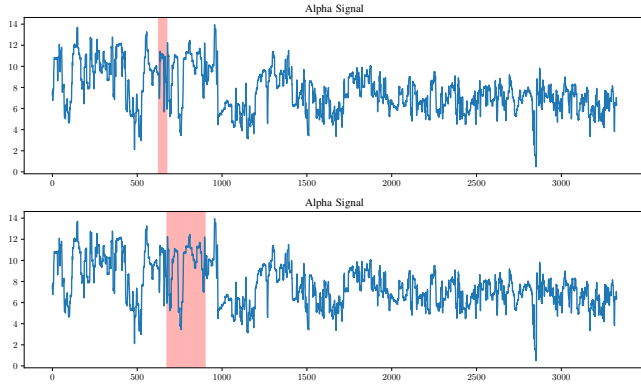


Fig. 4: Dynamic sliding window technique

Fig 4 is employed to analyze EEG signals for the purpose of detecting eye blinks. This technique operates by moving across the EEG data sequence and selecting segments based on the blink state—identified as 1s (indicating a blink event) and 0s (indicating no blink event).

The process begins at the first occurrence of a designated state, either 1 or 0. The window then encompasses all subsequent data points sharing the same state. For instance, if the window starts at a point where the blink state is 1, it will include all following 1s in the segment it captures. This continues until a change in state is detected; that is, when the sequence switches from 1 to 0 or vice versa. At the point of this transition, the current window is closed, and a new window is initiated at the next data point, capturing the new homogeneous sequence of either all 0s or all 1s.

The resulting segments, or windows, each containing either blink events or non-blink events, are then used to generate scalograms. These scalograms serve as a visual and analytical tool to examine the frequency and temporal dynamics associated with the eye blinks within the EEG signals.

E. Machine learning algorithms

A model has been developed for each Electroencephalogram (EEG) signal, resulting in five models that utilize GoogleNet and Gaussian Naive Bayes. The Majority Voting method was employed to extract the final prediction.

1) *GoogleNet*: It's an advanced convolutional neural network framework that achieved top performance in the 2014 ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC14). This architecture stands out for its strategic use of computational resources, which is accomplished through a design that enhances the network's depth and width without increasing computational demand. The design principles were inspired by the concept of Hebbian learning and the notion of processing at multiple scales. The network, which includes 22 layers, is noted for its efficiency and accuracy in image classification and detection tasks [24].

2) *Naïve Bayes*: It's a classification technique based on applying Bayes' theorem while assuming that features are

independent of each other within the class. It determines the likelihood of an instance being in a specific class by calculating the product of individual feature probabilities for that class. The formula for Naive Bayes classification is expressed as:

$$P(c|x) = \frac{P(c) \prod_{i=1}^m P(a_i|c)}{P(x)} \quad (4)$$

Where $P(c|x)$ represents the postulated probability of class c given feature set x , $P(c)$ denotes the prior probability of class c , $P(a_i|c)$ signifies the probability of feature a_i occurring in class c and $P(x)$ is the prior probability of the feature set [25]. The steps of learning are:

Preprocessing and Data Augmentation: Using TensorFlow's ImageDataGenerator, we rescaled and augmented the EEG signal images to ensure a standardized input size of 224×224 pixels, suitable for InceptionV3, and to increase the diversity of our training dataset, thus reducing overfitting.

Feature Extraction with InceptionV3: We employed the InceptionV3 architecture, pre-trained on ImageNet, as a feature extractor. By discarding the top layer and appending a Global Average Pooling layer, we transformed the high-level features into a condensed form suitable for classification. This step is crucial for capturing the complex patterns within EEG signals without training a full deep learning model from scratch.

Training the Naive Bayes Classifier: Instead of fine-tuning the InceptionV3 model for end-to-end learning, we used the extracted features as input for a Gaussian Naive Bayes classifier. Then the training of each model was executed. The Table I outlines the performance of each model:

TABLE I: EEG Signal Classification Accuracy

Model	Accuracy	Precision	F1-score	Recall
Alpha	90.34%	85.81%	90.91%	96.65%
Beta	90.20%	95.00%	89.64%	84.86%
Delta	93.93%	93.68%	93.95%	94.21%
Theta	92.36%	95.30%	92.10%	89.11%
Gamma	86.64%	93.90%	85.43%	78.37%

Majority Voting for Final Prediction: Given the probabilistic outputs from Naive Bayes classifiers trained on different EEG signal types (e.g., Alpha, Beta, Theta), we applied a majority voting mechanism. This ensemble strategy combines the individual model predictions to form a final decision, thereby enhancing the overall classification robustness by mitigating individual model biases.

V. RESULTS AND DISCUSSIONS

A. Evaluation of Spectrograms

As part of our exploration of blink detection methods, we also experimented with spectrograms. However, as shown in the Table II below, this approach did not present satisfactory results. Spectrograms, while useful for visualizing frequencies over a wide temporal range, proved less effective in identifying rapid blink events in our EEG data. This difference is attributed

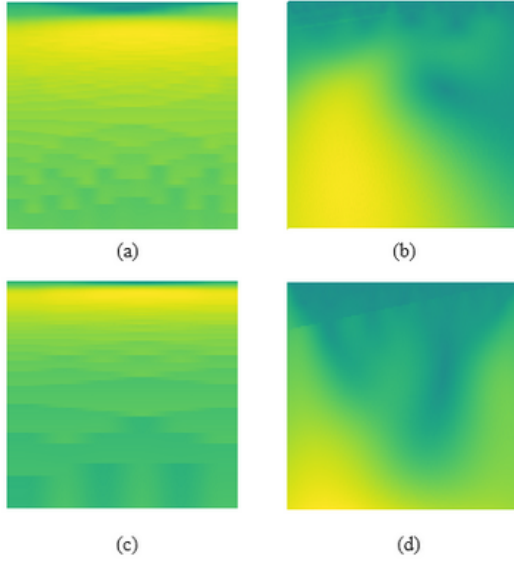


Fig. 5: Scalograms of (a) Beta, (b) Delta, (c) Gamma and (d) Theta signals

to the lower temporal resolution of spectrograms compared with scalograms, which is crucial for capturing the variations in EEG signals associated with blinks.

TABLE II: Classification results for models using spectrograms

Model	Accuracy	Precision	F1-score	Recall
Alpha	46.10%	50.69%	50.78%	50.87%
Beta	54.67%	54.67%	70.69%	100.00%
Delta	47.81%	52.26%	52.26%	52.26%
Theta	51.33%	55.40%	55.40%	55.40%
Gamma	49.43%	53.66%	53.66%	53.66%

B. Scalograms generation

The dynamic scalogram generation algorithm allowed us to generate 7170 blink-zero scalograms and 7175 blink-one scalograms. Fig 5 shows the scalograms of the Beta, Delta, Gamma, and Theta signals when the blink equals 1. The dimensions of the images are 224×224 pixels; they were modified while generating the scalograms to ensure compatibility with the GoogleNet architecture.

C. Evaluation metrics

In this study, our model demonstrated strong performance across various metrics. Specifically, the model achieved a precision of 93.95%, indicating a high ratio of true positive identifications in comparison to false positives. The model's recall was 96.51%, showing its effectiveness in identifying relevant instances. Furthermore, the F1 Score, which is the harmonic mean of precision and recall, was 95.22%, suggesting a balanced classification performance between precision and recall.

The confusion matrix provides further insight into the classification accuracy across the different categories:

TABLE III: Confusion Matrix in pourcentage

Actual \ Predicted	No Blink	Blink
No Blink	93.79%	6.21%
Blink	3.49%	96.51%

In the matrix, the diagonal elements represent the percentages of true positive and true negative predictions, respectively, whereas the off-diagonal elements correspond to the percentages of false positives and false negatives. These values underscore the model's high level of predictive accuracy.

Table IV represents a comparison between our study and the other approaches.

VI. CONCLUDING REMARKS

This paper proposes a hybrid approach for identifying eye blink events in electroencephalogram (EEG) data. The proposed method employs Gaussian Naive Bayes classification, majority voting, and GoogLeNet feature extraction to detect eye blinks in EEG signals. The model has been evaluated for its ability to accurately differentiate between blink and non-blink states using short segments of single EEG signal scalograms, ranging from one to two seconds, encompassing alpha, beta, gamma, theta, and delta frequency bands. The developed model records an accuracy of 95.15%, indicating its high precision and reliability.

In the future, the proposed approach will be extended to developing an artificial intelligence model capable of classifying blinks into three categories based on a portion of the collected dataset. The categories are left blink, right blink, and both eye blinks, which is a significant step towards controlling a robot through eye blinks using the Neurosky headset. The ultimate goal is to command a robotic wheelchair using EEG signals and eye blinks, which could be a breakthrough for individuals with mobility issues.

ACKNOWLEDGMENT

This study was supported by the Université du Québec à Rimouski (UQAR), to which I am deeply thankful for providing the necessary resources and support that greatly facilitated our study.

REFERENCES

- [1] M. Wu, "Analysis of eye blinking eeg artifacts: Exploring clinical significance." New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3608164.3608212>
- [2] J. Henderson, S. Luke, J. Schmidt, and J. Richards, "Co-registration of eye movements and event-related potentials in connected-text paragraph reading," *Frontiers in Systems Neuroscience*, vol. 7, 2013.

TABLE IV: Comparison of Eye Blink Detection Methods

Study	Method	Data Source	Performance Metrics
Han et al. [15]	Hybrid SVM and CNN	Smartphone platforms	Precision: 94.4%
Noman et al. [16]	SVM, eye aspect ratio	-	Accuracy: 90%
Pauly et al. [17]	HOG + SVM	-	Accuracy: 85.62%
Witte et al. [18]	Real-time tracking	Video sequences	Acc: 80.33%, Prec: 85.22%
Daza et al. [20]	CNNs, blink detection	EEG (meBaL)	Acc: ~74%
Our Study	GoogLeNet, GNB, Voting	EEG (meBaL)	Acc: 95.15%, Prec: 93.95%, Recall: 96.51%, F1: 95.22%

- [3] K. Douibi, S. Le Bars, A. Lemontey, L. Nag, R. Balp, and G. Breda, "Toward eeg-based bci applications for industry 4.0: Challenges and possible applications," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 15, p. 705064, 2021.
- [4] M. Shahbakhti, M. Beiramvand, M. Nazari, A. Broniec-Wójcik, P. Augustyniak, A. Rodrigues, M. Wierzchoń, and V. Marozas, "Vme-dwt: An efficient algorithm for detection and elimination of eye blink from short segments of single eeg channel," *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 29, pp. 408 – 417, 03 2021.
- [5] X. Zhang, J. Li, R. Zhang, and T. Liu, "A brain-controlled and user-centered intelligent wheelchair: A feasibility study," *Sensors*, vol. 24, no. 10, 2024.
- [6] E. Alyan, S. Arnau, J. Reiser, S. Getzmann, M. Karthaus, and E. Wascher, "Blink-related eeg activity measures cognitive load during proactive and reactive driving," *Scientific Reports*, vol. 13, no. 1, p. 19379, 2023.
- [7] H. Zhang, Q. Zhou, H. Chen *et al.*, "The applied principles of eeg analysis methods in neuroscience and clinical neurology," *Military Medical Research*, vol. 10, p. 67, 2023.
- [8] E. Niedermeyer, "Alpha rhythms as physiological and abnormal phenomena," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 26, no. 1, pp. 31–49, 1997. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016787609700754X>
- [9] A. Brancaccio, D. Tabarelli, M. Bigica, and D. Baldauf, "Cortical source localization of sleep-stage specific oscillatory activity," *Sci Rep*, vol. 10, no. 1, p. 6976, 2020, erratum in: *Sci Rep*. 2020 May 20;10(1):8636.
- [10] J. Foster, D. Sutterer, J. Serences, E. Vogel, and E. Awh, "Alpha-band oscillations enable spatially and temporally resolved tracking of covert spatial attention," *Psychol Sci*, vol. 28, no. 7, pp. 929–941, 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1177/0956797617699167>
- [11] Muse, "A deep dive into brainwaves: Brainwave frequencies explained," <https://choosemuse.com/blogs/news/a-deep-dive-into-brainwaves-brainwave-frequencies-explained-2>, 2022, accessed: [17/02/2024].
- [12] S. S. Dalal, J. R. Vidal, C. M. Hamamé, T. Ossandón, O. Bertrand, J.-P. Lachaux, and K. Jerbi, "Spanning the rich spectrum of the human brain: slow waves to gamma and beyond," *Brain Structure and Function*, vol. 216, no. 2, pp. 77–84, 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s00429-011-0307-z>
- [13] M. A. Awais, M. Yusoff, N. Yahya, and Z. Ahmed, "Brain controlled wheelchair: A smart prototype," *Journal of Physics Conference Series*, vol. 1529, p. 42075, 04 2020.
- [14] A. F. Iaquina, A. C. d. S. Silva, A. Ferraz Júnior, J. M. d. Toledo, and G. V. v. Atzingen, "Eeg multipurpose eye blink detector using convolutional neural network," *Research, Society and Development*, vol. 10, no. 15, p. e335101522712, Nov 2021. [Online]. Available: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/22712>
- [15] Y.-J. Han, W. Kim, J.-S. Park, and A. Gaglione, "Efficient eye-blinking detection on smartphones: A hybrid approach based on deep learning," *Mobile Information Systems*, vol. 2018, p. 6929762, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1155/2018/6929762>
- [16] M. Noman and M. A. R. Ahad, "Mobile-based eye-blink detection performance analysis on android platform," *Frontiers in ICT*, vol. 5, p. 4, 03 2018.
- [17] L. Pauly and D. Sankar, "Non intrusive eye blink detection from low resolution images using hog-svm classifier," *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, vol. 8, pp. 11–18, 10 2016.
- [18] A. Witte and C. Lins, "A real-time eye tracking system for the detection of eye blinks," *Stud Health Technol Inform*, vol. 307, pp. 233–240, 2023.
- [19] A. S. B., S. S., S. S. R., A. R. Nair, and M. Raju, "Scalogram based heart disease classification using hybrid cnn-naive bayes classifier," in *2022 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2022, pp. 345–348.
- [20] R. Daza, A. Morales, J. Fierrez, and R. Tolosana, "mebal: A multimodal database for eye blink detection and attention level estimation," in *ACM International Conference on Multimodal Interaction*, Utrecht, 2020.
- [21] R. Daza, D. DeAlcala, A. Morales, R. Tolosana, R. Cobos, and J. Fierrez, "Alebk: Feasibility study of attention level estimation via blink detection applied to e-learning," 2021.
- [22] J. Barros, R. I. Diego, and M. de Apraiz, "Applications of wavelet transform for analysis of harmonic distortion in power systems: A review," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 61, no. 10, pp. 2604–2611, 2012.
- [23] F. A. Alturki, K. AlSharabi, A. M. Abdurraqeeb, and M. Aljalal, "Eeg signal analysis for diagnosing neurological disorders using discrete wavelet transform and intelligent techniques," *Sensors*, vol. 20, no. 9, 2020.
- [24] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, "Going deeper with convolutions," 2014.
- [25] L. Jiang, C. Li, S. Wang, and L. Zhang, "Deep feature weighting for naive bayes and its application to text classification," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 52, pp. 26–39, 2016.

CHAPITRE 3

ÉTUDE PRÉLIMINAIRE SUR LA CLASSIFICATION PAR EEG DES CLIGNEMENTS DES YEUX DIRECTIONNELS À L'AIDE D'UN CASQUE EEG À CANAL UNIQUE : MÉTHODOLOGIE ET RÉSULTATS INITIAUX

Titre:

Étude préliminaire sur la classification par EEG des clignements des yeux directionnels à l'aide d'un casque EEG à canal unique : Méthodologie et résultats initiaux

Résumé - L'article présente une méthode novatrice de contrôle robotique basée sur l'utilisation de signaux EEG captés lors de clignements des yeux. Cette recherche a pour but de différencier les clignements de l'œil gauche, droit et des deux yeux simultanément, afin de piloter un robot à l'aide d'un casque Neurosky. Les aspects fondamentaux abordés incluent la constitution d'une base de données essentielle, l'élaboration d'un modèle de machine learning pour classer ces types de clignements en trois catégories distinctes, ainsi que la présentation détaillée du protocole de collecte des données, des procédures de traitement et des algorithmes de machine learning employés. Cette étude est perçue comme une percée majeure pour l'assistance aux personnes à mobilité réduite, envisageant l'intégration future de commandes basées sur les signaux EEG aux fonctionnalités robotiques.

Mots clés : *Apprentissage automatique, Neurosky, Signaux EEG, Problèmes de mobilité, Mouvements des robots*

Contributions associées :

M.A Mhadhbi, Raef Cherif, Yacine Yaddaden, "Pilot Study on EEG-Based Classification of Directional Eye Blinks Using Single-Channel EEG Headset: Methodology and Initial Find-

ings” in *Computers in Biology and Medicine* (Statut: Soumis)

Computers in Biology and Medicine

Pilot study on EEG-based classification of directional eye blinks using single-channel EEG headset: Methodology and initial findings

--Manuscript Draft--

Manuscript Number:	
Article Type:	Full Length Article
Keywords:	Machine learning, Neurosky, EEG signals, Mobility issues, Robot movements.
Corresponding Author:	Mohamed Amine Mhadhbi, M.D University of Quebec at Rimouski Rimouski, QC CANADA
First Author:	Mohamed Amine Mhadhbi, M.D
Order of Authors:	Mohamed Amine Mhadhbi, M.D
	Raef Cherif, Doctor
	Yacine Yaddaden, Doctor
Abstract:	This research introduces a novel method for robotic control by classifying directional eye blinks, utilizing electroencephalogram (EEG) signals obtained from a single-channel Neurosky headset. Compared to conventional methods that mainly distinguish between blink and non-blink phases, our study specifically categorizes left, right, and simultaneous eye blinks, facilitating refined user commands for robotic systems. We created a comprehensive machine-learning model, outlining the data collected from 11 participants, data processing techniques, and algorithmic efficacy. The results indicate a high level of accuracy in categorizing the three types of blinks, suggesting beneficial prospects for improving mobility and independence in those with physical limitations. This study enhances the capabilities of non-invasive EEG technology and offers a viable response to the urgent demand for accessible assistive technologies.
Suggested Reviewers:	Raef Cherif, Phd Professor, Universite du Quebec a Rimouski raef_cherif@uqar.ca Has a large background in scientific research
	Yacine Yaddaden, Phd Professor, Universite du Quebec a Rimouski yacine_yaddaden@uqar.ca Has a large background in scientific research
Opposed Reviewers:	

Pilot study on EEG-based classification of directional eye blinks using single-channel EEG headset: Methodology and initial findings

Mohamed Amine Mhadhbi, Raef Cherif, Yacine Yaddaden



ELSEVIER

This paper introduces the first step in a novel method for controlling a robot using Electroencephalogram (EEG) signals from eye blinks. Unlike previous approaches that relied on datasets capturing both-eye blinks, our process focuses on distinguishing between left, right, and both eyes blinking to command a robot. The paper outlines developing a machine-learning model to classify eye blink signals collected from a Neurosky headset into Left, Right, and Both categories. It provides detailed information on the data collection protocol, results, data processing steps, and machine learning algorithms with model performances. The proposed system is intended to assist individuals with mobility impairments by enabling them to command robot movements using EEG signals, with plans for further development in future works.

Research Highlights

- Initiated a novel method to control robotic wheelchairs through EEG signals.
- Uses EEG signals from Neurosky Mindwave headset.
- Collected an original dataset
- Protocol adheres to ethical guidelines.
- Developed model classifies blinks: left, right, both.
- Random Forest classifier achieves an accuracy of 80.5%.



Pilot study on EEG-based classification of directional eye blinks using single-channel EEG headset: Methodology and initial findings

Mohamed Amine Mhadhbi^{a,**}, Raef Cherif^a, Yacine Yaddaden^a

^a Université du Québec à Rimouski, 300 Allée des Ursulines, Rimouski, G5L 3A1, Quebec, Canada

ABSTRACT

This research introduces a novel method for robotic control by classifying directional eye blinks, utilizing electroencephalogram (EEG) signals obtained from a single-channel Neurosky headset. Compared to conventional methods that mainly distinguish between blink and non-blink phases, our study specifically categorizes left, right, and simultaneous eye blinks, facilitating refined user commands for robotic systems. We created a comprehensive machine-learning model, outlining the data collected from 11 participants, data processing techniques, and algorithmic efficacy. The results indicate a high level of accuracy in categorizing the three types of blinks, suggesting beneficial prospects for improving mobility and independence in those with physical limitations. This study enhances the capabilities of non-invasive EEG technology and offers a viable response to the urgent demand for accessible assistive technologies.

© 2024 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Assistive technology is crucial in enhancing the quality of life for individuals with mobility issues by promoting independence, improving functionality, and facilitating social interaction. Devices such as powered wheelchairs and mobility aids have been shown to significantly enhance mobility and participation in daily activities for users with physical disabilities [1][2][3]. These technologies assist in bodily movement and contribute to psychological well-being by fostering social connections and reducing feelings of isolation [4].

The evolution of assistive technologies for mobility has progressed significantly from traditional wheelchairs to advanced robotic systems. Initially, manual and powered wheelchairs provided basic mobility solutions for individuals with physical disabilities, enhancing their independence and participation in daily activities [5][6]. However, these devices often require assistance for navigation, particularly for users with cognitive impairments [5].

Therefore, robotic wheelchairs represent a significant advancement in assistive mobility technology, integrating sensors, artificial intelligence (AI), and robotics to enhance user autonomy

and safety. Unlike conventional wheelchairs, which primarily rely on manual or powered propulsion, robotic wheelchairs have advanced navigation systems that allow for autonomous movement. These systems utilize sensors to detect obstacles and navigate complex environments, enabling users to travel more safely and independently [7][8].

Current robotic wheelchair technologies face several challenges and limitations, primarily cost, complexity and accessibility. The high cost of robotic wheelchairs remains a significant barrier, limiting their availability to many users who could benefit from them. Advanced features such as autonomous navigation and AI integration require sophisticated technology, which often translates to higher prices compared to conventional wheelchairs [9][10].

EEG systems have emerged as a promising technology to aid paralyzed individuals in controlling robotic devices, such as exoskeletons and robotic arms, through brain-computer interfaces (BCIs). These systems allow users to command robots using their brain signals, effectively enabling them to interact with their environment without physical movement [11][12]. The introduction of EEG-based BCIs has provided a new avenue for rehabilitation and assistance, particularly for individuals with neuromuscular disorders like stroke or amyotrophic lateral sclerosis [12][13].

However, controlling these robotic systems can be complex and

^{**} Corresponding author: Tel.: +1-367-321-1979;
e-mail: mham0002@uqar.ca (Mohamed Amine Mhadhbi)

challenging. Users often rely on mental states such as meditation and attention to generate the necessary brain signals for control. This reliance can lead to difficulties, as maintaining a focused mental state is not always feasible, especially for individuals with cognitive impairments [14][15]. Additionally, the use of multiple eye blinks as a control mechanism can introduce variability and inconsistency in signal interpretation, complicating the user experience [16].

These challenges highlight the need for further research and development to enhance the usability and effectiveness of EEG-based control systems for robotic devices. To face these problems, we initiated this project to develop an easy-to-use, cost-effective, and effective EEG system to command robotic wheelchairs. This research aims to make EEG-controlled wheelchairs accessible to a wider range of people with mobility issues.

This paper is divided into several key sections to provide a thorough exploration of our methodology and findings. After the initial introduction, the 'Related Works' 2 reviews pertinent literature and existing methodologies in the field. The 'Proposed Approach' 3 details the design and implementation of our experimental setup. Following this, 'Data Collection Protocol' 4 and 'Data Processing' 5 describe the steps taken to gather and prepare the data for analysis. The core of our research is elaborated in 'Machine Learning Algorithms for Blink Categorization' 6, where we discuss the algorithms used and their performance. 'Results and Discussions' 7 presents a detailed analysis of the outcomes, highlighting the significance of our findings. The paper concludes with 'Concluding Remarks' 8 that summarize the study's implications and suggest future research directions.

2. Related Works

In recent studies, eye blinks proved their efficiency in commanding robots. By monitoring eye blinks, R. Avudaiammal et al [17] developed a robotic system to assist people with low mobility based on meditation and attention levels. The robot can assist users with movements and changing directions while eye blinks are used to control home appliances like fans and lights. The Application Programming Interface (API) contains two modes, the first one is the chair mode which is the navigation mode that allows one to move forward and backward, left and right. The second mode is light, when selected a blink LED glows on the device. A switcher icon is shifting back and forth between these two modes every 0.5 seconds until the user selects one of them by blinking the eyes. If the Chair Mode is selected the icon moves to switch between arrows with the same timestamps of 0.5s until one of them is selected. Then the Arduino receives the command through the HC-05 Bluetooth device and begins the execution. If the ultrasonic sensor detects an obstacle while moving, the robot stops and the control goes back to the mode selection stage. The protocol was successfully tested on 40 persons with a time taken to complete the selection was about 3 to 4 seconds.

Similarly, the goal of Ravirahul B M et al.[18] is to develop a BCI that is easy to use and doesn't require any prior knowledge.

The user wears an EEG headset to capture brain signals, which are then processed to eliminate background noise. Features are then extracted, classified by machine-learning algorithms and used to control the robots. A video camera is used to give the user visual feedback.

Following a similar theme, P. Dinesh Anton Raja et al.[19] conducted research on using EEG signals for home automation based on meditation and attention states. The data acquired from 20 different people is then analyzed using Raspberry Pi to control a fan with attention level and control light with meditation level. The Brain Wave Automation/Anomaly (BWAP) is used to achieve these orders. The double and continuous eye blinks are responsible for turning the automation on and off. An Anomaly state is detected when the High Beta varies considerably, with deep analysis, abnormal activity can be related to heart attacks, respiratory problems, or strokes. The results were promising because as shown in the paper all the participants were able to command the fan using an attention level that was achieved by focusing on a concentration image. The average time taken for all users to do so is 59 seconds. Participants also succeeded in turning on the light using meditation level with an average time of about 53 seconds. Anomaly detection was also detected using sudden variations of High Beta and led to the detection of abnormalities like shortness of breath and eye irritation.

In another study, Wang Zhi-Hao et al. [20] conducted research to command a DC robot through eye blinks acquired using a Neurosky Mindwave headset and the blinks were sent to the computer using Bluetooth communication. Then, through Wifi sent to MyRio embedded device using TCP/IP communication protocol, known for minimalistic packet loss. The use of Labview helped make the system a real-time system. The MyRio will command the DC motor which is used as an actuator to simulate output control of eye blinking. The paper cited the errors that can occur in the process like chewing or head movements, so to reduce the noise, subjects were asked to minimize their movements as much as possible. Through data collection of 30 seconds time duration, the system was able to command the DC motor using eye blinks, if a double eye blink is detected the DC motor will activate, and with a triple eye blink it turns off.

In a similar exploration, O A Ruşanu et al. [21] developed a system that helps command a robot in different directions using multiple voluntary eye blinks. The acquisition of blink strength signal was done using a Neurosky Mindwave headset and sent wirelessly to a computer and through a Labview program running on NI MyRio a mobile robot is commanded using eye blinking strength. The commanding sequence is the following: One eye blink to stop, two eye blinks to go forward, three to go backward, turning left is done using four eye blinks and five blinks to turn right.

In yet another development, Arif Wibisono et al.[22] contributed to the robotic maneuver domain using EEG data by designing a system to navigate a wheeled robot using a Neurosky Mindwave headset. The EEG signal is acquired using the Neurosky and then sent through Bluetooth communication to the IoT Blynk mobile application that converts these signals

to analog commands so it can be processed with the program. Arduino card receives these commands through HC-06 Bluetooth module and executes the adequate order to monitor the DC motors of the wheeled robot. If the user blinks twice and the attention level is greater than 50 then the robot will begin to move. Results of the validation protocol showed an average success of 85% when tested in an ideal environment and 40% success in an environment with obstacles.

In further research, Quan K. Pham et al.[23] developed a system to control a humanoid robotic arm using voice, gesture, and essentially through brain signals. Two motions were conducted using the Neurosky Mindwave headset to control the robotic arm: Stretch the hand open and grab the fist closed, triggered by attention and meditation level. Brainwave signals are sent to the control unit via Bluetooth using the HC-05 module. As soon as the microcontroller receives the signal, algorithms to partition the data and filter the signal are applied to extract Attention and meditation levels. The Brainwave control part showed promising results attaining an accuracy of 80% for most users but still related to acquisition time that should be greater than 3.5 seconds.

Similarly, B M Ravirahul et al.[24] contributed to the field of commanding robots using EEG signals by developing an EEG-based BCI control system to guide the motions of a robot using Beta Waves associated with mental performances like problem-solving. Neurosky Mindwave headset collects the EEG data and sends them using a Bluetooth connection to the computer where the signal processing is executed through a Matlab program. The robot is then guided and visual feedback is provided to the user using a camera fixed on the robot. The execution done by the author proves that the system has great potential to assist individuals with low mobility to navigate freely.

Moving on to a different aspect, Mrs. G. Shobana et al.[25] developed a simple and minimal-cost system to acquire EEG signals and actuate a robotic arm able to lift lightweight objects using commands received from the Neurosky Mindwave headset. After obtaining the EEG signals, they are sent wirelessly to an Arduino board through the HC-05 Bluetooth module. Then the microcontroller commands the 3 servo motors that constitute the robotic arm based on the attention level of the user. If it's above 60 the arm moves up with a 90° angle. If the meditation level is above 60 the arm moves left and right, and if the user blinks the grabbing motion is performed. The validation protocol performed on 5 people showed that to control the arm efficiently the user had to do 2 or more tries which confirms the need for training for users to be able to use the system.

In another study, Muhammad Haziq Hasbulah et al.[26] developed a BCI system to associate EEG signals with Modular Self-Reconfigurable (MSR) Dtt robot configuration. The study utilizes a Neurosky Mindwave headset that connects to OpenVibe software to process and translate EEG signals into robot control commands. Real-time experiments were conducted to test the system's effectiveness where users directed the robot using motor imagery related to different body movements. Despite the limited signal resolution of the Neurosky headset, the work demonstrated the potential of BCI in robotic control.

In the same topic, Jozsef Katona et al.[27] implemented and

tested a brain-computer interface system to control the speed of the Robotino robot manufactured by Festo Didactic. The signal acquisition was performed using the Neurosky Mindwave and Mindflex through TCP/IP and USB UART connections, it's sent to a computer to perform the processing and visualization of brainwaves. Then through UDP (User Datagram Protocol) to the control unit of the Robotino robot. Then through TCP/IP connection, the robot's acceleration is controlled by the attention level of the robot of the user. The user validation protocol proved that to control the speed of the Robotino robot efficiently, users had to be tutored to learn more about controlling their thoughts and deal more effectively with attention level manipulation. The research was conducted during the student's project and presented very promising results of usability of 3.86 on a scale from 1 to 5 and an average standard deviation of 27.14 ± 8.29 cm for tests done on 7 users. The developments and ameliorations on the accuracy of this BCI can lead to wider spread use of these technologies.

Also, Mamunur Rashid et al.[28] developed a BCI system based on a Neurosky Mindwave headset to control a robot in three directions left, right, and forward. 6 subjects between 19 and 25 years old participated in the experiment. Data was collected using an Android application called eeg ID paired with the headset. The research mainly conducted three activities: Relaxing, quick math solving, and playing games. Then, after feature extraction, classification was performed to command the robot. If the mind is relaxed, the robot will go forward, right for quick math solving and left for playing games. The authors achieved a high classification accuracy of 94% with 16; 17 and 17 of true positives for the 3 classes over 18 samples in the confusion matrix and the complete robot was successfully tested.

3. Proposed Approach

Building upon our previous successes [29], this section details the methodology for developing our EEG-based blink detection dataset and system. The process involves several key stages, outlined below:

1. **Blinking Sketch:** Participants follow visual cues on a monitor that prompt specific eye blinks (left, right, or both) to standardize data collection.
2. **Neurosky Mindwave Headset:** Presented in Figure 1, this non-invasive EEG headset captures brainwave signals and transmits them to a computer for analysis.
3. **EEG Monitoring and Data Collection:** Real-time monitoring software displays EEG data stored in CSV format for processing.
4. **Machine Learning Classification:** Algorithms classify the blink types from EEG signals, crucial for translating these into robotic commands.
5. **ROS Integration and Gazebo Simulation:** The classified signals are implemented in ROS and tested in the Gazebo simulation environment, preparing for real-world application.
6. **Real World Deployment:** The system will ultimately control a physical robot based on the EEG-detected blink commands, intended for assistive applications.

The first five points are discussed in this paper, focusing on the current state of our research and system development. Future work will expand on the integration with ROS, simulations, and deployment in practical settings. This streamlined approach ensures each development phase is robustly tested, paving the way for deploying effective EEG-based assistive technologies.

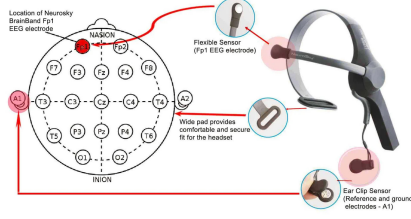


Fig. 1: Neurosky Mindwave electrode position

The general system components are detailed above. Our proposed approach detailed in this paper, is presented in Figure 2

4. Data Collection Protocol

Eye blink detection and classification are fundamental in various fields, such as neurological research and BCI development. Several existing datasets provide valuable resources for studying blink patterns. Still, they cannot often distinguish between different types of blinks, limiting their utility in precise blink classification tasks. Table 1 summarizes these datasets' key features and limitations.

Table 1: Summary of Existing Eye Blink Datasets

Dataset	Modality	Limitations
BLINK Dataset (Georgia Tech) [30]	EEG	Limited by not distinguishing between blink types, impacting its utility in BCI applications requiring precise classification.
mEBAL Dataset [31]	EEG, NIR, RGB	Too complex for simple blink classification; not ideal for primary EEG-based analysis.
EOG and Eye Movement Dataset [32]	EOG	Focuses on eye movements rather than brainwave patterns, less suitable for neurological studies.
EEG Multipurpose Eye Blink Detector Dataset	EEG	Lacks detail for differentiating blink types, limiting advanced BCI applications.

Acknowledging these limitations, we collected a specialized EEG dataset to address the unmet need to distinguish between different eye blink types.

4.1. Ethical Considerations and Consent Process

Supervised by Principal Investigator Mohamed Amine Mhadhbi, our study adhered to high ethical standards. All participants provided informed consent, fully understanding the study's procedures, associated risks, and their rights, including the option to withdraw at any time without any consequences.

4.2. Data Privacy and Use

Data was handled with utmost confidentiality, used exclusively for this research, and was shared only with the consent of the participants.

4.3. Experiment Setup and Procedures

Participants were equipped with a Neurosky EEG headset for a controlled task designed to simulate the real-time use of EEG signals for operating a robotic wheelchair. The setup involved:

- 1. EEG Headset Configuration:** The headset was carefully fitted to each participant to ensure optimal signal acquisition with minimal noise interference and maximum comfort.
- 2. Visual Cues and Tasks:** Participants watched a standardized video depicting blinking actions, as shown in Figure 3, instructed to blink unilaterally or bilaterally in response to specific cues, imitating real case scenario of robot control.

4.4. Participant Details

- **Participants:** The study included eleven volunteers, predominantly aged between 20 and 30.
- **Comfort Measures:** Each experimental session lasted three minutes, interspersed with two-minute breaks to minimize fatigue and ensure participant comfort.

The structured design of the sessions, including short task durations and regular breaks, was critical in maintaining ethical standards and data integrity while also ensuring participant comfort throughout the experiment.

4.5. Python Program for EEG Data Acquisition

A Python program automates EEG data collection through the Neurosky headset during blink tasks. It ensures minimal error and high data integrity by capturing brainwave responses to visual stimuli directly. The core steps of the process are summarized in the Algorithm 1

Algorithm 1 EEG Data Collection and Storage

Require: None

Ensure: data_eeg.csv file with EEG data

- 1: Initialize data structures
 - 2: **if** data_eeg.csv does not exist **then**
 - 3: Create file
 - 4: **end if**
 - 5: Connect to MindWave, set data format to JSON
 - 6: **while** elapsed time < 180 seconds **do**
 - 7: Read and parse MindWave data
 - 8: **end while**
 - 9: Save data to data_eeg.csv
 - 10: Close connection
-

This streamlined approach ensures efficient and error-minimized EEG data collection, capturing the participants' brainwave responses in a structured manner.

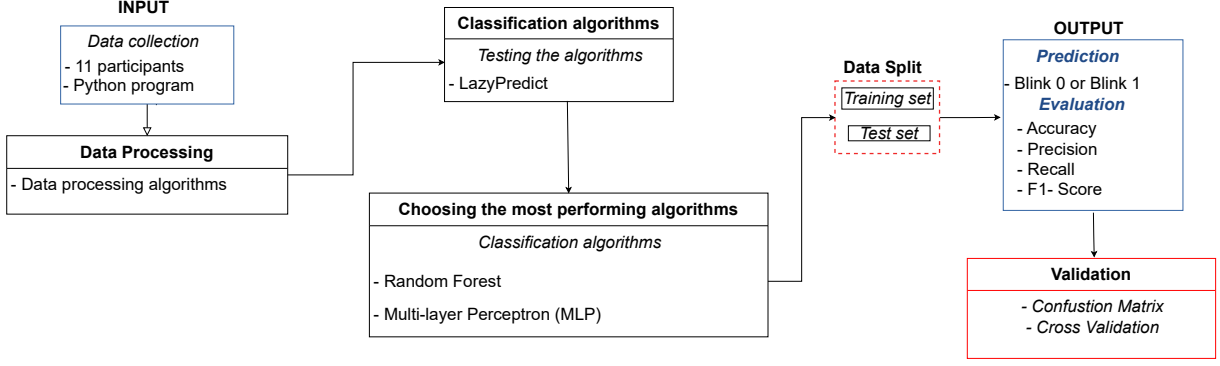


Fig. 2: Overview of the proposed system.

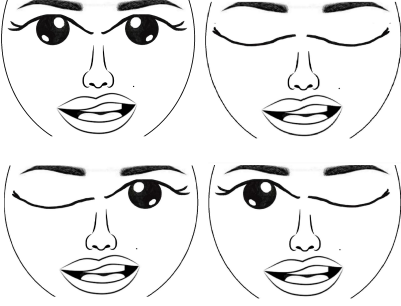


Fig. 3: The blinking sketch used as visual stimuli in the experiment.

5. Data processing

To ensure the dataset was suitable for machine learning, extensive preprocessing was necessary to anonymize and remove sensitive and irrelevant information, such as participant names and experiment times. The dataset, initially formatted as unstructured lists of lists with inconsistent row lengths, underwent significant restructuring. The *preprocess_pd_series()* function adjusted entries for consistent formatting, comma separation, and standardized data list lengths, crucial for cleaning the data and setting categorical labels based on EEG signal features like 'attention' and 'blinkStrength'. Furthermore, another algorithm streamlined the collection and processing of data from various categories (left, right, and both eye blinks), ensuring that the dataset was correctly formatted and labeled for effective analysis and classification in machine learning models. This approach ensured robust data integrity and prepared the data for efficient processing.

6. Machine Learning Algorithms for Blink Categorization

The primary goal of this project is to leverage the collected dataset to develop robust machine learning models capable of accurately categorizing and predicting eye blink signals. Initially, to quickly evaluate and compare the baseline performances of various algorithms, we employed LazyPredict—a tool that automates the process of fitting numerous models to a dataset. This approach provided a broad overview of their potential effectiveness. The results from LazyPredict highlighted

that the RandomForestClassifier was the most promising, with an accuracy, precision, recall, and F1 score all at 0.87, and a computational time of 4.54 seconds. Motivated by these results, we chose to proceed with Random Forest for further development and optimization. Additionally, a Multi-layer Perceptron (MLP) was also selected for its unique strengths. Each of these methods was meticulously evaluated using several metrics, including the f1-score (the harmonic mean of precision and recall), which considers both precision and recall, providing a balanced measure of model accuracy.

6.1. Random Forest

Random Forest is an ensemble learning method for classification, regression, and other tasks that operates by constructing a multitude of decision trees at training time and outputting the class that is the mode of the classes (classification) or mean prediction (regression) of the individual trees.

$$\text{Random Forest function: } f(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x) \quad (1)$$

where N is the number of trees and $f_i(x)$ is the prediction of the i -th tree.

6.2. Multi-layer Perceptron (MLP)

Multi-layer Perceptron (MLP) is a class of feedforward artificial neural network. An MLP consists of at least three layers of nodes: an input layer, a hidden layer, and an output layer. Except for the input nodes, each node is a neuron that uses a nonlinear activation function.

MLP function:

$$f(x) = \sigma(W^T x + b) \quad (2)$$

where σ is the activation function, W is the weight matrix, x is the input vector, and b is the bias vector.

7. Results and Discussions

Throughout the study, we were able to gather a substantial amount of data, with a total of 11464 records collected. This dataset was split into 70% for training and 30% for testing purposes.

7.1. Evaluation metrics

The comparison of the two models' performance, Random Forest and MLP is shown in the Table 2 based on the f1-score, a measure of test accuracy that considers both precision and recall in its calculation. This metric provides a more balanced measure of a model's performance, particularly in situations where the data may be imbalanced.

Table 2: f1-score of Each Model by Class

Classes	Random Forest	MLP
Both	0.87	0.31
Left	0.87	0.52
Right	0.84	0.01

The Random Forest model performed effectively across a variety of measures. The model attained an average precision of 86.33%, suggesting a high ratio of true positive identifications over false positives. The model's recall was 86.33 percent, indicating its efficacy in finding important situations. Furthermore, the f1-score was 86.33%, indicating a balanced categorization performance between precision and recall. Additional information about the classification accuracy across the various categories may be found in the confusion matrix in the Table 3

Table 3: Confusion Matrix for Blink Detection

Actual \ Predicted	Left	Right	Both
Left	87.7%	2.2%	7.6%
Right	5.0%	76.8%	8.3%
Both	7.0%	3.9%	76.7%

Table 4 presents the detailed cross-validation scores for the Random Forest model applied to our dataset. Each fold represents a segment of the data used in the validation process, ensuring a comprehensive evaluation of the model's performance. The scores highlight the model's robustness and consistency across different subsets, with the average score offering a summary measure of the model's overall accuracy. This approach underscores the effectiveness of the model in generalizing across unseen data, an essential aspect of predictive modeling.

Table 4: Cross-Validation Results for Random Forest Model

Fold	Score
1	0.8676
2	0.8746
3	0.8811
4	0.8702
5	0.8866
Average	0.8760

As part of our evaluation, we compared the performance of our proposed method using a Random Forest classifier with several established EEG-based classification methods reported in recent studies. The Table 5 summarizes the comparative results in terms of accuracy, precision, recall, and f1-score, illustrating

the effectiveness of each method in classifying eye blink signals. This comparison is crucial for highlighting our method's advancements in the field, particularly in classification accuracy and robustness against diverse datasets.

8. Concluding Remarks

The research findings detailed in this article are a testament to the effectiveness of the employed experimental protocol. We were able to collect useful pieces of information because this process was carefully planned and carried out. This information was beneficial in building a strong machine-learning model. The model was built using the Random Forest algorithm, a popular and powerful machine-learning technique known for its accuracy and versatility.

The model was trained to perform a classifying eye-blinks task. More specifically, it was designed to distinguish between left, right, and simultaneous blinks of both eyes. The data used to train this model was derived from EEG signals that were collected during our research. The model demonstrated a high degree of effectiveness in performing this classification task, thereby validating the efficacy of our experimental protocol and the potential of our approach.

We learned from the experience that it might be difficult for many people to actively blink one eye, whether it is the right or left. The ultimate objective is to control a robotic wheelchair by eye blinking, therefore in order to effectively utilize the device, certain face exercise programs [33] or facial neuromuscular retraining [34] may be necessary.

With the validation of the pilot study, we are now in a position to scale up our research. Our next step is to collect a full dataset. This larger dataset will allow us to refine and improve the performance of our models. The additional data will provide a more comprehensive representation of eye blink patterns, thereby enabling our models to learn more nuanced and complex patterns. This, in turn, will enhance the accuracy and reliability of our blink categorization and prediction system.

In future works, we will use the created machine learning algorithm and Neurosky Mindwave headset to drive a three-wheeled robot in ROS through the Gazebo environment. A modelization and simulation step before the implementation of the algorithm in an ESP32 to command a real three-wheeled robot that will be designed to replicate the same behavior as the robotic wheelchair. This will allow us to test the effectiveness of our approach in a controlled environment before we move on to real-world applications.

References

- [1] Mohammad Taghi Karimian, Sonja Düllmann, Wolfgang Senf, and Sefik Tagay. Use of assistive technology and need for social support for elderly with physical disabilities. *Iranian Rehabilitation Journal*, 2017.
- [2] David Kyaddondo, Steven M. Kiwuwa, and Isaac Kajja. I am not that sick"the use of assistive mobility technologies among the elderly. *Journal of Aging Research and Healthcare*, 2017.

Table 5: Performance Comparison of EEG-Based Classification Methods

Study	Method	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Avudaiammal et al.	SVM	82%	81%	83%	82% [17]
Ravirahul et al.	Neural Networks	75%	76%	74%	75% [18]
Raja et al.	Decision Trees	80%	79%	82%	80% [19]
Our System	Random Forest	86%	87%	85%	86% [29]

- [3] Charlotte Löfqvist, Cecilia Pettersson, Susanne Iwarsson, and Åse Brandt. Mobility and mobility-related participation outcomes of powered wheelchair and scooter interventions after 4-months and 1-year use. *Disability and Rehabilitation Assistive Technology*, 2011.
- [4] Inês Domingues, João Páscoa Pinheiro, João Miguel Mendes Silveira, Patrícia Alexandra Santos Francisco, Jeffrey Jutai, and Anabela Correia Martins. Psychosocial impact of powered wheelchair, users' satisfaction and their relation to social participation. *Technologies*, 2019.
- [5] Richard Simpson, Edmund F. LoPresti, and Rory A. Cooper. How many people would benefit from a smart wheelchair? *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 2008.
- [6] Jesse Leaman and Hung Manh La. A comprehensive review of smart wheelchairs: Past, present, and future. *Ieee Transactions on Human-Machine Systems*, 2017.
- [7] Adam Blanz, Anthony J. Ryan, and Steven P. Armes. Predictive phase diagrams for raft aqueous dispersion polymerization: Effect of block copolymer composition, molecular weight, and copolymer concentration. *Macromolecules*, 2012.
- [8] Ying Hung Pu, Ting Wu, Po-Sheng Chiu, and Yueh Min Huang. The design and implementation of authentic learning with mobile technology in vocational nursing practice course. *British Journal of Educational Technology*, 2016.
- [9] Daifeng Wang. Dual-quaternion-based slerp mpc local controller for safe self-driving of robotic wheelchairs. *Robotics*, 2023.
- [10] Sushil Kumar Sahoo. A review on human-robot interaction and user experience in smart robotic wheelchairs. *Journal of Technology Innovations and Energy*, 2023.
- [11] Surjo R. Soekadar, Matthias Witkowski, Nicola Vitiello, and Niels Birbaumer. An eeg/eog-based hybrid brain-neural computer interaction (bnici) system to control an exoskeleton for the paralyzed hand. *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, 2015.
- [12] Mohamed Alseddigi, Anwar AL-Mofleh, Mohamed AlMahmood, and Ammar Alzaaidi. Human robot interaction in the application of eeg controlling robots. *International Journal of Engineering and Management Research*, 2023.
- [13] Yuriy Mishchenko, Murat Kaya, Erkan Ozbay, and Hilmi Yanar. Developing a three- to six-state eeg-based brain-computer interface for a virtual robotic manipulator control. *Ieee Transactions on Biomedical Engineering*, 2019.
- [14] Anam Atiq. Brain controlled robots for severely disabled people and victims of paralysis. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 2017.
- [15] Olive Lennon, Michele Tonellato, Alessandra Del Felice, Roberto Di Marco, Caitriona Fingleton, Attila Korik, Eleonora Guanzirol, Franco Molteni, Christoph Guger, Rupert Otner, and Damien Coyle. A systematic review establishing the current state-of-the-art, the limitations, and the desired checklist in studies of direct neural interfacing with robotic gait devices in stroke rehabilitation. *Frontiers in Neuroscience*, 2020.
- [16] Yuriy Mishchenko, Murat Kaya, Erkan Ozbay, and Hilmi Yanar. Developing a 3- to 6-state eeg-based brain-computer interface for a robotic manipulator control. 2017.
- [17] R. Avudaiammal, K Jasmine Mystica, Ashton Balaji, and Bagavathy Raja. Brain sense controlled wireless robot: Interfacing neurosky brainsense to a wheelchair prototype. In *2020 Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, pages 276–280, 2020.
- [18] B M Ravirahul, V.R. Balaji, K A Ram Balaji, S Gowtham, and S Surya. Mind wave controlled assistive robot. In *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, volume 1, pages 1507–1509, 2021.
- [19] P. Dinesh Anton Raja, D. Akash, S. John Prem Kumar, Dudigam Sri Harsha, and C. Arunachalaperumal. Feature extraction and classification of EEG signal based anomaly detection and home automation for physically challenged/impaired people using neurosky mindwave headset. *AIP Conference Proceedings*, 2207(1):040006, 02 2020.
- [20] Wang Zhi-Hao, Hendrick, Kung Yu-Fan, Chan Chuan-Te, Lin Shi-Hao, and Jong Gwo-Jia. Controlling dc motor using eye blink signals based on labview. In *2017 5th International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)*, pages 61–65, 2017.
- [21] OA Ruşanu, L Cristea, MC Luculescu, and PA Cotfas. A brain-computer interface based on the integration of ni myrio development device and neurosky mindwave headset. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, volume 444, page 042014. IOP Publishing, 2018.
- [22] Arif Wibisono. Wheeled robot design with brain wave headset control system. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 2, 07 2021.
- [23] Quan K. Pham, Truong V. Vo, and Phuong T. Tran. On the implementation of a low-cost mind-voice-and-gesture-controlled humanoid robotic arm using leap motion and neurosky sensor. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 17(1):665–683, 2022.
- [24] B M Ravirahul, V.R. Balaji, K A Ram Balaji, S Gowtham, and S Surya. Mind wave controlled assistive robot. In *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, volume 1, pages 1507–1509, 2021.
- [25] Mrs. G. Shobana, S. Sajitha, and S. Abirami. Brain computer interface using eeg signal for actuating a 3 dof robotic arm. In *2022 4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, pages 637–640, 2022.
- [26] Muhammad Hasbulah, Fairul Jafar, Mohd Hisham, and Kazutaka Yokota. Brain-controlled for changing modular robot configuration by employing neurosky's headset. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10, 01 2019.
- [27] Jozsef Katona, Tibor Ujbányi, Gergely Sziladi, and Attila Kővári. Speed control of festo robotino mobile robot using neurosky mindwave eeg headset based brain-computer interface. 10 2016.
- [28] Mamunur Rashid, Norizam Sulaiman, Mahfuzah Mustafa, Sabira Khatun, Bifta Bari, Md Jahid Hasan, and Nawfan Al-Fakih. *Investigating the Possibility of Brain Actuated Mobile Robot Through Single-Channel EEG Headset*, pages 579–590. 03 2020.
- [29] Mohamed Amine Mhadhbi, Raef Cherif, and Yacine Yaddaden. Scalogram-based blink detection in eeg with googlenet, gaussian naive bayes and majority voting using mebal dataset. In *Proceedings of the International Conference on Data Science (ICDS 2024)*.
- [30] Mohit Agarwal and Raghupathy Sivakumar. Blink: A fully automated unsupervised algorithm for eye-blink detection in eeg signals. In *2019 57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton)*, pages 1113–1121, 2019.
- [31] Roberto Daza, Aythami Morales, Julian Fierrez, and Ruben Tolosana. mebal: A multimodal database for eye blink detection and attention level estimation. New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [32] OpenBCI Community. Eeg and eye movement dataset. OpenBCI, 2020.
- [33] M Alam, AJ Walter, A Geisler, W Roongpisuthipong, G Sikorski, R Tung, and E Poon. Association of facial exercise with the appearance of aging. *JAMA Dermatol*, 154(3):365–367, Mar 2018.
- [34] F Dagenais, C Neville, L Desmet, and S Martineau. Measuring the potential effects of mirror therapy added to the gold standard facial neuromuscular retraining in patients with chronic peripheral facial palsy: Protocol for a randomized controlled trial. *JMIR Res Protoc*, 12:e47709, 2023.

CHAPITRE 4

CLASSIFICATION DES CLIGNEMENTS DES YEUX DIRECTIONNELS À L'AIDE D'UN CASQUE EEG À CANAL UNIQUE

Titre:

Classification des clignements des yeux directionnels à l'aide d'un casque EEG à canal unique

Résumé - L'article explore une avancée technique et méthodologique dans l'utilisation des signaux EEG pour le contrôle direct des systèmes robotiques, offrant des avantages prometteurs pour les personnes à mobilité réduite. Il présente une méthode novatrice où les signaux EEG, captés lors de clignements des yeux, sont utilisés pour piloter un robot via un casque Neurosky. L'étude vise à différencier les clignements de l'œil gauche, droit, et des deux yeux simultanément, en développant un modèle de machine learning pour classifier ces clignements en trois catégories distinctes.

Les aspects fondamentaux abordés incluent la constitution d'une base de données essentielle, l'élaboration du modèle de machine learning, ainsi que la présentation détaillée du protocole de collecte des données, des procédures de traitement, et des algorithmes employés. En combinant des méthodes scientifiques précises avec une orientation pratique, l'article rapproche la recherche théorique de ses applications concrètes, et est perçu comme une percée majeure pour l'assistance aux personnes à mobilité réduite. Il envisage l'intégration future de commandes basées sur les signaux EEG aux fonctionnalités robotiques, marquant un pas significatif vers l'amélioration de la qualité de vie de ces individus.

Mots clés : *Apprentissage automatique, Neurosky, Signaux EEG, Problèmes de mobilité, Mouvements des robots*

Contributions associées :

M.A Mhadhbi, Raef Cherif, Yacine Yaddaden, "EEG-Based Classification of Directional Eye Blinks Using Single-Channel EEG" in *Research and Technologies for Society and Industry (RTSI)* (Statut: Soumission Prévue)

EEG-Based Classification of Directional Eye Blinks Using Single-Channel EEG

Mohamed Amine Mhadhbi, Raef Cherif , Yacine Yaddaden

Département de mathématiques, informatique et génie

Université du Québec à Rimouski (UQAR). Rimouski, Québec, Canada.

Emails:mohamedamine.mhadhbi@uqar.ca & raef_cherif@uqar.ca & yacine_yaddaden@uqar.ca

Abstract—Reduced mobility is a global issue affecting one in six persons worldwide. Many studies have been conducted to address this problem, primarily by adapting robotic technologies to assist individuals with limited mobility, and our project is dedicated to this purpose. This paper describes an innovative approach to robot control using electroencephalogram (EEG) signals derived from eye blinks. While previous works have utilized datasets primarily capturing eye blinks, our approach distinguishes between left, right, and both eye blinks to command a robot. Additionally, this article outlines the development of a machine learning model to classify eye blink signals collected using a NeuroSky headset into three categories: Left, Right, and Both. The data collection protocol and the results obtained will be detailed. Furthermore, this paper describes the data processing steps and machine learning algorithms, along with the models' performances. The proposed system will be effective in aiding individuals with mobility issues once it is integrated with commands for robot movements using EEG signals, as planned in future works.

Index Terms—Machine learning, Neurosky, EEG signals, Mobility issues, Robot movements.

I. INTRODUCTION

In our evolving world, the drive for inclusivity and autonomy for individuals with physical disabilities is increasingly becoming a priority. Over 1.5 billion of the world's population, suffer from some form of disability [1]. Within Canada alone, 2.7% of Canadians aged 15 years and older have a mobility disability and about 20% of them consider themselves house-bound [2]. These disabilities can arise from causes such as conditions, accidents or health issues greatly restricting their freedom of movement and leaving them dependent on others for daily living.

This not only poses logistical challenges but also has profound psychological implications [3] because human well-being is deeply linked to the need for independence as well as the ability to perform daily tasks [4], robotic wheelchairs promise to restore this autonomy by merging artificial intelligence with automated systems.

Neuroscience, particularly Brain Machine Interfaces (BCI) and technologies like Electroencephalogram (EEG), have revolutionized this field. EEG translates brain waves into commands, allowing even those with severe disabilities to control devices by thought. Steady-State Visually Evoked Potentials (SSVEP) is another method using visual stimuli to produce brain re-

sponses for commanding robots [5].

However, a challenge arises from the unique brain wave patterns among individuals. There's a need for diverse data to refine the precision of robotic systems.

Addressing this gap, the author has initiated a project to gather a unique data-set, exploring the integration of EEG and SSVEP with robotic wheelchairs. The forthcoming sections discuss the data collection process, insights, and implications for the future of robotic wheelchairs, advocating for universal mobility rights.

This work is divided into four sections. Fundamentals and related works are briefly outlined in section II. The data collection protocol, its various aspects as well as data processing steps and algorithms are detailed in section III. IV is devoted to the results and the data visualisation. The machine learning algorithms used are also detailed with an evaluation of their performance. Finally, general conclusion, perspectives and future works are evoked in V.

II. BACKGROUND

A. Fundamentals

1) *Electroencephalogram (EEG)*: Electroencephalography (EEG) is a non-invasive neurodiagnostic process that detects and records electrical activity from neurons in the brain [6]. The EEG monitors voltage variations caused by ionic current flows inside brain circuitry by inserting electrodes on the scalp. This approach gives real-time information on brain activity and is useful for studying brain processes, detecting neurological illnesses, and developing brain-computer interfaces.

The human brain generates various electrical signals, often categorized into distinct frequency bands: alpha, beta, theta, gamma, and delta waves. Each band is associated with specific cognitive states and processes, and understanding these associations is crucial for both neuroscience and clinical applications.

-Alpha Waves (8-12 Hz) are typically observed in relaxed states, such as when a person is awake but resting with closed eyes. These waves signify a state of relaxed alertness and are associated with the inhibition of irrelevant stimuli, enabling focused attention on specific tasks [7]. Alpha activity is mainly

observed in the occipital lobe and is thought to be involved in visual processing and maintaining a calm mental state [8]. Studies suggest that alpha waves can be influenced by cognitive tasks, highlighting their role in attentional processes and cognitive workload [7][8].

- **Beta Waves (12-30 Hz)** are linked with active thinking, problem-solving, and concentration. They commonly occur during states of alertness and engagement with the environment. Beta activity is related to information processing and motor function execution [7]. Increased beta activity has been noted during tasks requiring focused attention and cognitive effort, such as complex problem-solving [8]. Beta waves are also related to anxiety and stress responses, with elevated beta levels indicating higher arousal [7][8].

- **Theta Waves (4-8 Hz)** are mainly associated with light sleep, relaxation, and meditative states, and are prominent during memory retrieval and creative tasks [9]. Significant in the hippocampus, theta waves support memory encoding and retrieval [9][10]. The interaction between theta and gamma rhythms is critical for memory and navigation, suggesting a synergistic role in enhancing cognitive functions [10][11]. Disruptions in theta activity are linked to cognitive impairments, underscoring their importance in cognitive health [10].

- **Gamma Waves (30-100 Hz)**, the fastest brain waves, are associated with high-level cognitive functions such as perception, attention, and consciousness. Gamma activity reflects the synchronous firing of neurons essential for information processing and integration across brain regions [7][12]. It plays a key role in binding sensory information, allowing the brain to form coherent perceptions from disparate stimuli [12][13]. Furthermore, gamma waves are involved in complex cognitive functions like problem-solving and memory consolidation, especially in emotional memory contexts [12][14].

- **Delta Waves (0.5-4 Hz)**, the slowest brain waves, are primarily observed during deep sleep. They are vital for restorative sleep processes and are linked to the body's healing and regeneration mechanisms [7][8]. Delta activity is crucial for maintaining homeostasis and is associated with the release of growth hormones during sleep [7]. Disruptions in delta wave activity can lead to sleep disorders and are associated with cognitive deficits, particularly affecting memory and learning [7][8]

2) *Brain Computer Interface (BCI)*: The term "Brain-Computer Interface" (BCI) describes a direct line of communication set up between a person's brain and an external system or device with no interference of body parts [15]. A BCI uses signal processing techniques to collect, decode, and translate brain signals, which are frequently obtained through EEG or other neuro-imaging techniques, into instructions that may operate external hardware or software programs. Such interfaces have the potential to revolutionise a variety of fields, including helping people with mobility issues, improving cognitive function, and promoting new human-machine relationships.

3) *Multilayer Perceptron (MLP)*: Multilayer Perceptron (MLP) is a type of feed-forward and the most common neural network [16]. Comprising of multiple layers of interconnected nodes or neurons, MLP processes information using a system of weights, biases, and activation functions. It is trained using back-propagation and can model non-linear relationships.

4) *Random Forest*: Random Forest is an ensemble machine learning approach that builds a large number of decision trees during training and creates an output by aggregating each individual tree's predictions [17]. This aggregation usually involves taking the mode (for classification tasks) or mean (for regression tasks) of the predictions. When compared to individual decision trees, the technique improves accuracy, resilience, and control over over-fitting.

5) *F1-Score*: The F1 Score is a statistic for classification systems that combines precision and recall to offer a measure of accuracy, particularly in circumstances when class distribution is unequal. With values ranging from 0 to 1, a higher F1 Score indicates better classification performance, taking into account both positives and false negatives. The F1-score formula is :

$$F_1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

6) *Confusion Matrix*: A Confusion Matrix is a tabular representation used in classification to understand an algorithm's performance." For a binary classification task, it displays the number of true positive, true negative, false positive, and false negative predictions.

7) *Principal Component Analysis (PCA)*: In order to reduce the complexity of high-dimensional datasets while preserving as much variation as feasible, Principal Component Analysis (PCA) is frequently employed for visualisation [18]. It decreases the number of data dimensions to two or three, which may then be represented graphically with scatter plots or other techniques. In mathematical terms, the objective of principal component analysis (PCA) is to identify vectors in a dataset that account for the majority of the variation.

B. Related Works

By monitoring eye blinks, R. Avudaiammal et al [19] have utilised the Neurosky Mindwave headset to drive an Arduino robot. The HC-06 Bluetooth module transmits the acquired data wirelessly to an Android application, which then extracts it for the Arduino microcontroller to be used in controlling the robot. An interface with two parts and a primary portion with four arrows is shown to the participant. The participant selects which highlighted arrow to click by blinking at the 0.5-second intervals where each arrow is highlighted.

The goal of Ravirahul B M et al.[20] is to develop a BCI that is easy to use and doesn't require any prior knowledge. An EEG headset is worn by the user to capture brain signals,

which are then processed to eliminate background noise. Features are then extracted, classified by machine-learning algorithms and used to control the robots. A video camera is used to give the user visual feedback.

The purpose of the article by Chandra Babu et al. [21] is to propose a Brain Computer Interface (BCI) based Arduino Home Automation System for physically challenged individuals. The system is designed to help paralyzed and disabled persons to operate home appliances easily and efficiently. The article aims to highlight the importance of automation in smart homes and the use of IoT technology to control devices. The authors also aim to address the limitations of existing voice-operated systems and propose a more effective solution using BCI technology.

III. MATERIALS AND METHODS

A. Data collection Protocol

Understanding the importance of ethical standards in research, we crafted a consent agreement, adhering to the highest principles of research ethics. This document clearly outlines the study's objectives, the nature of the data collected, and the duration of participation. Most importantly, it emphasizes each participant's right to withdraw from the study at any time without any consequences, ensuring their comfort and autonomy throughout the process.

Before any data collection began, we took the time to engage with each participant, encouraging them to fully review the consent form and address any queries they might have. This step was essential to ensure that everyone involved felt valued and informed.

The study did not restrict participants based on age, gender, ethnicity, or health condition. The only condition was that participants understood the study's goals and could provide their informed consent freely. This inclusive approach helps us develop a robotic wheelchair controlled by EEG signals, designed to assist anyone in need of mobility support. By collecting data from a diverse demographic, we aim to ensure that our system is adaptable and beneficial for a broad spectrum of potential users.

Confidentiality is essential in our study. Each participant decided whether their data could be shared with the scientific community, reinforcing our commitment to respecting and protecting individual privacy.

1) *Step 1:* Participants were asked to wear a Neurosky EEG headset and watch a video of a sketch of a woman blinking (see Fig 1). They were instructed to blink when the sketch flashed: if the sketch flashed with the right eye, the participant was required to blink with the left eye, and vice versa. If the sketch blinks with both eyes, he should do the same. The experiment revealed no physical risks or discomforts related to participation in the study. It consisted of three sessions of 3 minutes each, with 2-minute breaks between each session.

2) *Step 2:* While the participant is following the sketch with the blink actions, a Python program acquires the signals collected by the Neurosky headset and saves them into a

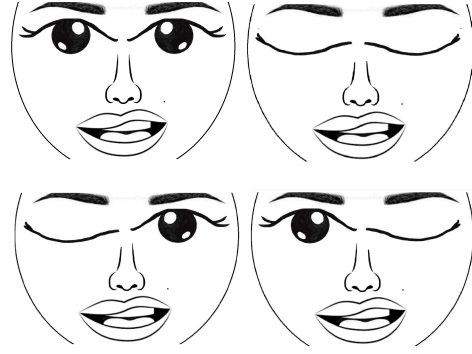


Fig. 1. The sketch of the woman blinking which the participants were asked to follow.

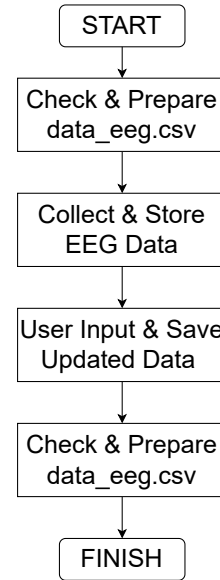


Fig. 2. Data collection flowchart

dataset. The flowchart in Figure2 provides a summary that clarifies how the program works:

After data collection, it was essential to use data processing and machine learning algorithms to build a model that could classify blink signals into three categories: right, left, and both.

B. Data processing

Machine learning methods could not be directly applied to the dataset. It contained information that was necessary for data collection but not for learning, such as the participant's name (which should be removed because it must remain

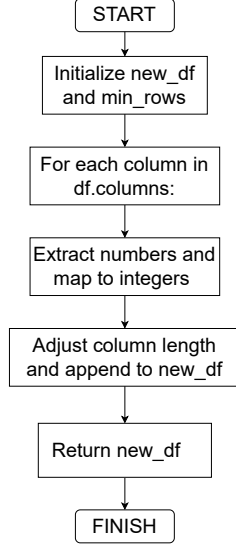


Fig. 3. Preprocess Pandas Series Flowchart

confidential) or the experiment’s start time. The database that was obtained was a list of lists as well, and it has to be changed. The application did not execute data separation, and some elements had spaces beside the data value. The rows weren’t all the same length, either. If the learning process was to be carried out properly, this issue needed to be rectified. The following algorithms presented in Figure and Figure show the two primary processing functions:

The dataframe supplied on a single line is expanded across many lines by the *preprocess_pd_series()* function. We’ll create lists out of all the values from each data item that aren’t separated by commas and may also contain spaces. The length will then be uniform by shortening the longest listings.

In Algorithm 3 presented in Figure 4, we collect data from the left, right and both databases. We’ll extract the dataframes and extract the columns we need (‘attention’, ‘blinkStrength’, ‘delta’, ‘highAlpha’, ‘highBeta’, ‘highGamma’, ‘lowAlpha’, ‘lowBeta’, ‘lowGamma’, ‘meditation’, ‘theta’). Then, using the *preprocess_pd_series()* function, we obtain an exploded dataframe with several rows and add the Label column to annotate our data; 0 for both, 1 for left and 2 for right.

IV. RESULTS AND DISCUSSION

A. Preprocessed data

Ten volunteers from varied backgrounds participated in the study. About 90% of the participants were between the ages of 20 and 30. A total of 11464 data records were gathered.

A piece of the data visualised by the PCA method is shown in Figure 6. The red points denote both blinks, the blue points the left blink, and the green dots the right blink.

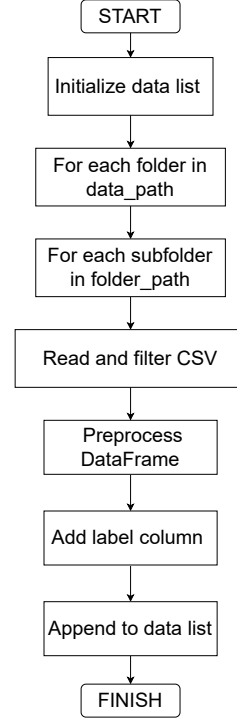


Fig. 4. Data Collection from Folders Flowchart

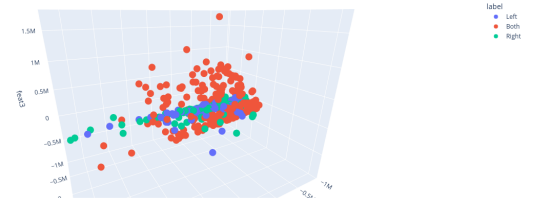


Fig. 5. Both, Left and Right blink data combined and visualized through PCA algorithm

B. Machine learning algorithms

The purpose of this project is to use the dataset to generate reliable models for blink categorization and prediction. Two algorithms were applied to achieve this: Random Forest, a machine learning technique, and Multi-layer Perceptron (MLP) which is a neural network approach. Figure 3 compares the findings for the two models based on the f1-score, a test precision metric that accounts for both accuracy and recall when determining the score.

Among the methods used, the Random Forest approach produced the best results for data categorization. Below is shown

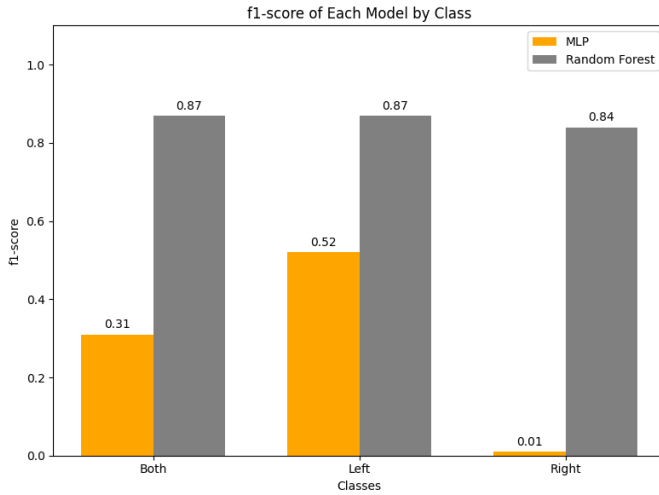


Fig. 6. F1-Score of each model[22]

the confusion matrix for the Random Forest classification:

TABLE I
CONFUSION MATRIX FOR BLINK DETECTION

Actual \ Predicted	Left Blink	Right Blink	Both Blinks
Left Blink	87.7%	2.2%	7.6%
Right Blink	5.0%	76.8%	8.3%
Both Blinks	7.0%	3.9%	76.7%

V. CONCLUDING REMARKS

The results presented in this article show that the experimental protocol used allowed us to get useful data that helped to develop a robust machine learning model using Random Forest that demonstrated its effectiveness in classifying left, right, and both eyes blinks based on the EEG signals collected.

We learned from the experience that it might be difficult for many people to actively blink one eye, whether it is the right or left. The ultimate objective is to control a robotic wheelchair by eye blinking, therefore in order to effectively utilise the device, certain face exercise programs [23] or facial neuromuscular retraining [24] may be necessary. In future works, we will use the created machine learning algorithm and Neurosky Mindwave headset to drive a three-wheeled robot in the Robot Operating System (ROS) through the gazebo environment. A modelisation and simulation step before the implementation of the algorithm in an ESP32 to command a real three-wheeled robot that replicates the same behaviour as the robotic wheelchair.

ACKNOWLEDGMENT

This study was supported by the Université du Québec à Rimouski (UQAR), to which I am deeply thankful for providing the necessary resources and support that greatly

facilitated our study.

REFERENCES

- [1] J. RENOUE, "L'entrepreneuriat peut rendre le futur plus accessible pour les personnes en situation de handicap. À propos de l'ouvrage: Entrepreneuriat et handicap (collectif)," *Entreprendre & Innover*, vol. 2023/2, no. 55, pp. 60–64, 2023. [Online]. Available: <https://www.cairn.info/revue-entreprendre-et-innover-2023-2-page-60.html>
- [2] S. Canada. (2020) Remote work trends during the covid-19 pandemic. [Online]. Available: <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/11-627-m/11-627-m2020085-eng.htm>
- [3] C. N. Shpigelman and N. HaGani, "The impact of disability type and visibility on self-concept and body image: Implications for mental health nursing," *J Psychiatr Ment Health Nurs*, vol. 26, no. 3-4, pp. 77–86, Apr 2019, epub 2019 Mar 26.
- [4] G. A. Demetriou, "Robotic wheelchairs," in *2009 9th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine*, 2009, pp. 1–4.
- [5] A. Widyotriatmo, Suprijanto, and S. Andronicus, "A collaborative control of brain computer interface and robotic wheelchair," in *2015 10th Asian Control Conference (ASCC)*, 2015, pp. 1–6.
- [6] S. C. P. Kumar, A. Chandrasekar, A. Nagaraj, P. Gupta, and S. Sekhar, "Design of an electroencephalogram (eeg) amplification circuit for neonates," in *2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, 2016, pp. 2069–2072.
- [7] J. Gruenwald, S. Sieghartsleitner, C. Kapeller, J. Scharinger, K. Kamada, P. Brunner, and C. Guger, "Characterization of high-gamma activity in electrocorticographic signals," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 17, 2023.
- [8] J. B. Caplan, M. Bottomley, P. Kang, and R. A. Dixon, "Distinguishing rhythmic from non-rhythmic brain activity during rest in healthy neurocognitive aging," *NeuroImage*, vol. 112, pp. 341–352, 2015.
- [9] V. F. Kitchigina, "Theta oscillations and reactivity of hippocampal stratum oriens neurons," *The Scientific World JOURNAL*, vol. 10, pp. 930–943, 2010.
- [10] J. E. Villacres, N. Riveira, S. Kim, L. L. Colgin, J. L. Noebels, and A. Y. Lopez, "Abnormal patterns of sleep and waking behaviors are accompanied by neocortical oscillation disturbances in an ank3 mouse model of epilepsy-bipolar disorder comorbidity," *Translational Psychiatry*, vol. 13, 2023.
- [11] O. Papaioannou, L. P. Crespo, K. Clark, N. N. Ogbuagu, L. M. Allende, S. M. Silverstein, and M. Erickson, "Is cortical theta-gamma phase-amplitude coupling memory-specific?" *Brain Sciences*, vol. 12, p. 1131, 2022.
- [12] D. B. Headley and D. Paré, "In sync: gamma oscillations and emotional memory," *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, vol. 7, 2013.
- [13] J. Nottage and J. Horder, "State-of-the-art analysis of high-frequency (gamma range) electroencephalography in humans," *Neuropsychobiology*, vol. 72, pp. 219–228, 2015.
- [14] V. Kanta, D. Paré, and D. B. Headley, "Closed-loop control of gamma oscillations in the amygdala demonstrates their role in spatial memory consolidation," *Nature Communications*, vol. 10, 2019.
- [15] W.-Y. Hsu and Y.-W. Cheng, "Eeg-channel-temporal-spectral-attention correlation for motor imagery eeg classification," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 1659–1669, 2023.
- [16] H. Taud and J. Mas, *Multilayer Perceptron (MLP)*. Cham: Springer, 2018.
- [17] Y. Liu, Y. Wang, and J. Zhang, "New machine learning algorithm: Random forest," pp. 246–252, 2012.
- [18] K. Sando and H. Hino, "Modal principal component analysis," *Neural Computation*, vol. 32, pp. 1901–1935, 2020.
- [19] R. Avudaiammal, K. J. Mystica, A. Balaji, and B. Raja, "Brain sense controlled wireless robot: Interfacing neurosky brainsense to a wheelchair prototype," in *2020 Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, 2020, pp. 276–280.
- [20] B. M. Ravirahul, V. Balaji, K. A. Ram Balaji, S. Gowtham, and S. Surya, "Mind wave controlled assistive robot," in *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, vol. 1, 2021, pp. 1507–1509.

- [21] K. M. Chandra Babu and P. Harsha Vardhini, "Brain computer interface based arduino home automation system for physically challenged," in *2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, 2020, pp. 125–130.
- [22] M. A. Mhadhbi, R. Cherif, and Y. Yaddaden, "Pilot study on eeg-based classification of directional eye blinks using single-channel eeg headset: Methodology and initial findings," 2024, under review at the International Journal of Intelligent Robotics and Applications.
- [23] M. Alam, A. Walter, A. Geisler, W. Roongpisuthipong, G. Sikorski, R. Tung, and E. Poon, "Association of facial exercise with the appearance of aging," *JAMA Dermatol*, vol. 154, no. 3, pp. 365–367, Mar 2018.
- [24] F. Dagenais, C. Neville, L. Desmet, and S. Martineau, "Measuring the potential effects of mirror therapy added to the gold standard facial neuromuscular retraining in patients with chronic peripheral facial palsy: Protocol for a randomized controlled trial," *JMIR Res Protoc*, vol. 12, p. e47709, 2023. [Online]. Available: <https://www.researchprotocols.org/2023/1/e47709>

CONCLUSION GÉNÉRALE

4.1 Synthèse des Contributions Principales et Objectifs Accomplis

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'amélioration des systèmes d'assistance pour les personnes à mobilité réduite grâce à l'exploitation des signaux EEG et des interfaces cerveau-ordinateur (BCI). L'objectif principal de cette recherche était de concevoir un système efficace permettant la commande semi-autonome d'un fauteuil roulant en utilisant l'analyse des clignements des yeux. Les principales réalisations de cette étude sont les suivantes :

- **Développement d'un modèle de détection des clignements oculaires** avec une précision de **95,15 %**, basé sur l'analyse des scalogrammes EEG et l'utilisation de l'architecture GoogLeNet associée à un classifieur Naïve Bayes et en utilisant la base de données meBaL.
- **Collecte d'une base de données minimale** pour tester l'efficacité d'un casque à un seul électrode à détecter le clignement distinct des yeux.
- **Classification des types de clignements (gauche, droit, simultané)** avec une précision globale de **86,33 %**, ouvrant ainsi la voie à des commandes plus diversifiées et personnalisables.
- **Proposition d'une architecture BCI intégrable dans un système robotisé**, démontrant la faisabilité technique et l'intérêt d'une telle approche pour améliorer l'autonomie des utilisateurs.

Ces résultats attestent de l'efficacité des méthodes proposées et constituent une avancée significative dans l'intégration des signaux EEG pour la commande des dispositifs d'assistance.

4.2 Limitations et Contraintes Identifiées

Malgré les performances encourageantes du système développé, plusieurs limitations ont été identifiées au cours de cette étude :

- **Personnalisation nécessaire pour chaque utilisateur** : L'efficacité du modèle repose sur un calibrage spécifique à chaque individu, ce qui peut restreindre son déploiement à grande échelle.
- **Variabilité des signaux EEG** : Les signaux enregistrés peuvent être influencés par des facteurs externes tels que la fatigue, l'état émotionnel ou les interférences environnementales, nécessitant des algorithmes de compensation plus robustes.
- **Ergonomie des interfaces BCI actuelles** : Les dispositifs EEG commerciaux, comme le casque MindWave de NeuroSky, bien que pratiques, peuvent manquer de précision et de confort pour un usage prolongé.
- **Intégration matérielle et latence** : La transition du modèle vers une application en temps réel pose des défis en termes d'optimisation du traitement des données et de réduction du délai de réponse.

Ces contraintes soulignent la nécessité d'une amélioration continue du système afin d'assurer une interaction plus intuitive et universelle avec les utilisateurs.

4.3 Perspectives de Recherche et Améliorations Futures

Pour dépasser ces limitations, plusieurs axes d'amélioration sont envisagés :

1. Amélioration des Algorithmes de Traitement des Signaux EEG

- Développement de modèles d'apprentissage plus avancés (réseaux de neurones récurrents, transformers) pour améliorer la robustesse et la généralisation du système.
- Intégration de techniques de traitement du signal en temps réel pour compenser les variations des signaux EEG et minimiser les erreurs de classification.

2. Optimisation de l'Ergonomie et de l'Expérience Utilisateur

- Exploration de nouveaux capteurs EEG plus précis et confortables, permettant une meilleure adhésion des utilisateurs.
- Réduction de la nécessité de calibrage individuel via des modèles adaptatifs capables d'apprendre de nouveaux profils d'utilisateurs.

3. Déploiement du Système dans un Environnement Robotique Réel

- Tests de l'algorithme de classification des clignements sur un **robot mobile à trois roues** dans un environnement simulé sous ROS et GAZEBO.
- Intégration du système dans un **fauteuil roulant robotisé**, permettant une validation en conditions réelles avant une possible industrialisation.
- Collaboration avec des spécialistes en rééducation pour adapter le système aux besoins spécifiques des personnes à mobilité réduite.

Ces travaux futurs permettront d'affiner le modèle actuel et de garantir une solution plus fiable, efficace et accessible pour les utilisateurs finaux.

4.4 Conclusion Personnelle

En conclusion, cette recherche représente une avancée significative vers la mise en place de solutions de mobilité plus autonomes et intelligentes pour les personnes en situation de handicap. L'exploitation des signaux EEG, couplée aux progrès en intelligence artificielle et en robotique, offre des perspectives prometteuses pour le développement de systèmes d'assistance plus naturels et intuitifs. À long terme, ces technologies pourraient non seulement améliorer la qualité de vie des utilisateurs, mais également ouvrir la voie à des dispositifs entièrement autonomes, capables d'interpréter en temps réel les intentions de leurs utilisateurs. Ce travail pose ainsi les bases d'une nouvelle génération de technologies BCI adaptées aux besoins réels des personnes à mobilité réduite, transformant les aides à la mobilité en véritables extensions des capacités humaines.

ANNEXE I

SIMULATION ET MODÉLISATION DU COMPORTEMENT VIBRATOIRE D'UNE CHAISE ROULANTE ROBOTISÉE

*Travail présenté dans le cadre du cours Vibration mécanique avancée (ING72415-05),
réalisé par Amna Smaoui et Mohamed Amine Mhadhbi*

Annexe A : Simulation et Modélisation du Comportement Vibratoire d'une Chaise Roulante Robotisée

Ce projet a abordé la simulation et la modélisation du comportement vibratoire d'une chaise roulante robotisée, avec un accent particulier sur l'amélioration du confort et de la fonctionnalité pour les personnes à mobilité réduite. Les objectifs principaux étaient de comprendre et de minimiser les vibrations générées par le moteur et les irrégularités du terrain, et d'accroître l'adaptabilité de la chaise grâce à des technologies avancées. Les analyses modales ont révélé des fréquences naturelles et des modes de vibration significatifs, mettant en évidence des mouvements rigides à basse fréquence et des vibrations plus complexes à des fréquences plus élevées. La modélisation effectuée avec SolidWorks a permis d'identifier les zones de contrainte et de déformation, essentielles pour l'optimisation de la conception. En se basant sur ces résultats, plusieurs recommandations ont été proposées, incluant l'augmentation du diamètre des vis pour une meilleure rigidité, l'utilisation de matériaux plus robustes pour une durabilité accrue, et l'intégration de systèmes d'amortissement pour atténuer les vibrations. Ces recommandations visent à améliorer la durabilité et le confort de l'utilisateur, offrant ainsi une base solide pour de futures améliorations dans la conception des chaises roulantes robotisées.

1 Introduction

L'histoire des chaises roulantes remonte à des siècles, avec des évolutions marquantes qui reflètent les progrès technologiques et les changements dans la perception sociale du handicap. Initialement, les chaises roulantes étaient de simples dispositifs conçus pour assurer la mobilité de base. Cependant, avec le temps, elles sont devenues plus sophistiquées, intégrant des matériaux plus légers, des designs ergonomiques, et des technologies avancées pour améliorer le confort et l'indépendance des utilisateurs.

La robotique, en tant que domaine d'innovation rapide, a commencé à jouer un rôle crucial dans la transformation des chaises roulantes. Les développements récents dans ce domaine ont ouvert des voies inédites pour une mobilité accrue et une autonomie améliorée. Les chaises roulantes robotisées d'aujourd'hui intègrent des technologies telles que le contrôle vocal, la navigation autonome, et les systèmes d'assistance intelligents, offrant ainsi une liberté sans précédent aux personnes à mobilité réduite.

En parallèle, l'impact social de ces avancées est significatif. Les chaises roulantes robotisées ne sont pas seulement des outils de mobilité ; elles représentent un moyen d'inclusion sociale, permettant à leurs utilisateurs de participer plus activement à la vie communautaire et professionnelle. De plus, elles témoignent de l'évolution des attitudes sociétales envers le handicap, marquant un passage d'une vision assistancielle à une approche valorisant l'autonomie et l'indépendance.

Les défis spécifiques rencontrés par les personnes à mobilité réduite, tels que la navigation dans des espaces restreints ou sur des terrains inégaux, sont progressivement abordés par ces innovations. La capacité des chaises roulantes robotisées à s'adapter à divers environnements et à répondre aux besoins individuels souligne leur rôle crucial dans l'amélioration de la qualité de vie.

En conclusion, les chaises roulantes robotisées ne sont pas seulement le produit de l'ingénierie et de l'innovation technologique ; elles sont également le reflet d'un engagement sociétal envers l'inclusion et l'accessibilité. En examinant leur évolution et leur impact, on reconnaît non seulement les progrès techniques, mais aussi un changement plus profond dans notre manière de concevoir la mobilité et l'autonomie pour tous.

Notre projet incarne cette innovation, en se concentrant sur une chaise roulante robotisée conçue pour allier confort, fonctionnalité et adaptabilité. À l'aide de SolidWorks, un logiciel de CAO/FAO leader dans l'industrie, Nous avons entrepris une simulation complète de la chaise pour évaluer sa performance structurelle et fonctionnelle.

En effet, l'analyse modale joue un rôle clé dans cette évaluation, en identifiant les fréquences naturelles de la structure qui pourraient résonner avec les forces extérieures, telles que les irrégularités du sol ou les vibrations du moteur, potentiellement nuisibles au confort de l'utilisateur.

L'analyse de réponse forcée ensuite permet de simuler le comportement dynamique de la chaise face à ces excitations extérieures, en fournissant des informations précieuses sur la manière dont les différentes parties de la chaise réagissent à des fréquences spécifiques. Ces données sont indispensables pour l'optimisation de la conception, où des ajustements peuvent être effectués pour améliorer l'isolation vibratoire et renforcer la stabilité de la chaise. L'objectif est d'atteindre un équilibre où performance mécanique et confort utilisateur coexistent sans compromis, garantissant que la chaise roulante ne se contente pas de déplacer l'utilisateur, mais lui offre une expérience de déplacement sûre, confortable et agréable.

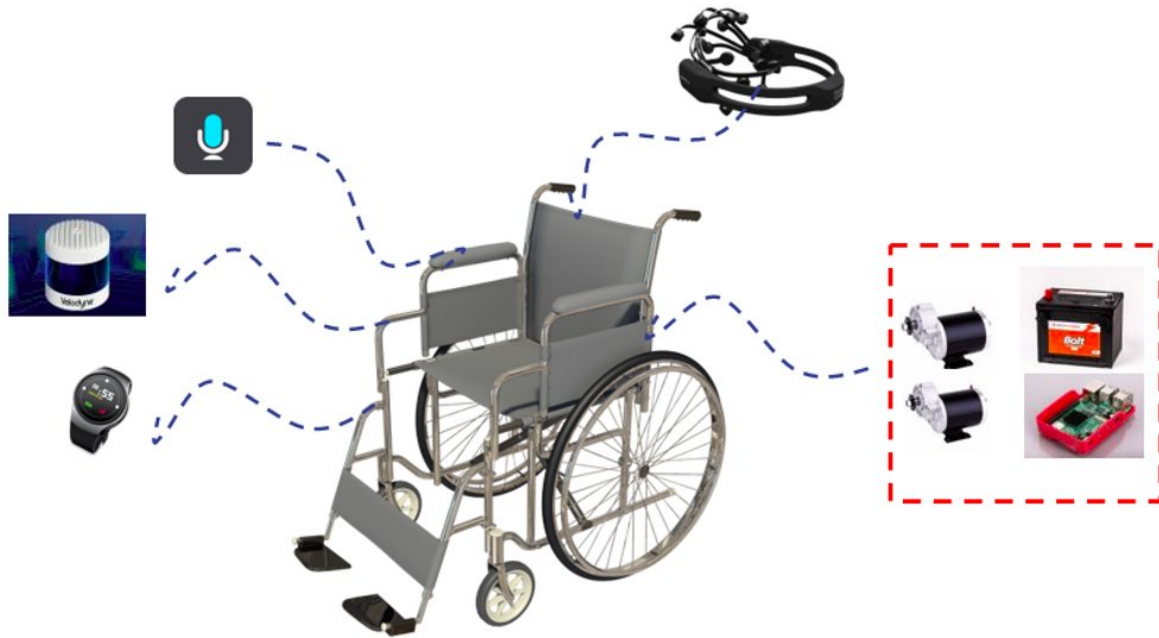


FIGURE 1 – Chaise Roulante Robotisée

2 Modélisation de la Chaise Roulante

2.1 Spécifications Techniques et Dimensionnelles

- **Poids Maximum Supporté** : 120 kg.
- **Vitesse maximale** : 6 Km/h.
- **Batterie** :
 - **Marque** : PowerTech Systems
 - **Type** : Lithium-ion
 - **Tension Nominale** : 48V
 - **Capacité** : 20Ah
 - **Autonomie Approximative** : Jusqu'à 30 km
 - **Temps de Charge** : 4-6 heures
 - **Poids** : Environ 10 kg
 - **Dimensions** : 300 x 150 x 100 mm
 - **Référence** : PowerTech PT48020
- **Systèmes de contrôle** :
 - Les commandes vocales.
 - Les signaux cérébraux.
 - Joystick.

Les plans de conception

- **Structure** : Cadre en acier ASTM AC36.
- **Assise** : Mousse à mémoire de forme
 - Largeur de l'assise : 44 cm (pour assurer le confort).
 - Profondeur de l'assise : 42.03 cm.
 - Hauteur du dossier : 38.07cm.

- **Repose pieds :**
 - Longueur : 14.5cm.
 - Largeur : 9.35 cm (pour permettre le passage dans les portes standard).
 - Epaisseur : 2 cm.
- **Moteurs :** Moteur DC à Courant Continu 250W
 - **Marque :** Maxon Motor
 - **Type :** Moteur DC Brushless
 - **Puissance :** 250W
 - **Couple :** 15 Nm
 - **Tension Nominale :** 48V
 - **Vitesse Maximale :** 3000-4000 rpm
 - **Poids :** Environ 3 kg
 - **Dimensions :** Diamètre 50 mm, Longueur 100 mm
 - **Référence :** Maxon EC-4pole 250
- **Roues :**
 - **Marque :** TerrainMaster Tires
 - **Roues avant :** Diamètre 16cm, pivotantes.
 - **Roues arrière :** Diamètre 20cm, motorisées.
 - **Largeur de la Roue :** 5 cm (2 pouces)
 - **Bande de Roulement :** Conception agressive tout-terrain pour une traction maximale.
 - **Matériau :** Caoutchouc de haute qualité résistant à l'usure.
 - **Compatibilité :** Universelle avec la plupart des chaises roulantes et scooters électriques.
 - **Charge Maximale :** Jusqu'à 100 kg par roue.

2.2 Dimensions précises :

- Longueur totale : 75.52 cm
- Largeur totale : 63.14 cm (pour permettre le passage dans les portes standard).
- Hauteur totale : 103.2 cm.

3 Analyse Modale

1. Les deux premiers modes, montré dans la figure 1 , ont une fréquence de 0 Hz, ce qui indique qu'il s'agit de modes rigides dans lesquels la structure ne se déforme pas mais se translate ou tourne dans son ensemble. Cela est dû à des contraintes insuffisantes ou à des degrés de liberté non restreints dans le modèle de simulation. Il est courant que le mode initial ait une fréquence de 0 Hz, ce qui indique que le modèle peut se déplacer dans l'espace sans être soumis à des forces de rappel.
2. Le troisième mode, montré dans la figure 2, a une fréquence très basse de valeur $\approx 0.0001682\text{Hz}$, ce qui indique que la vibration est flexible. Ce mode présente une déformation plus complexe, avec différents composants de la chaise se déplaçant dans des directions opposées. Il s'agit d'un état d'énergie plus élevé, et la forme du mode peut indiquer où un renforcement est nécessaire et où les matériaux peuvent être ajustés pour de meilleures performances.
3. Ce mode est lié à un modèle de vibration dans lequel la structure oscille naturellement lorsqu'elle est déclenchée à une fréquence de 10,654 Hz. Il s'agit d'un état d'énergie plus élevé, et la forme du mode suggère les zones qui nécessitent un renforcement et les matériaux qui peuvent être ajustés pour améliorer les performances. Les endroits représentés en rouge

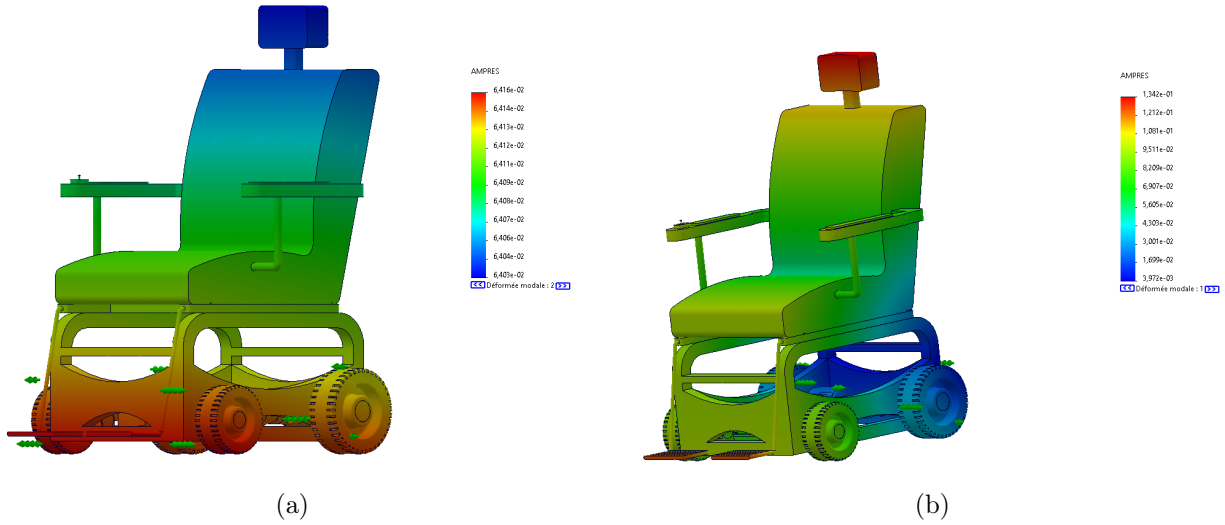


FIGURE 2 – (a). Mode 1, (b). Mode 2

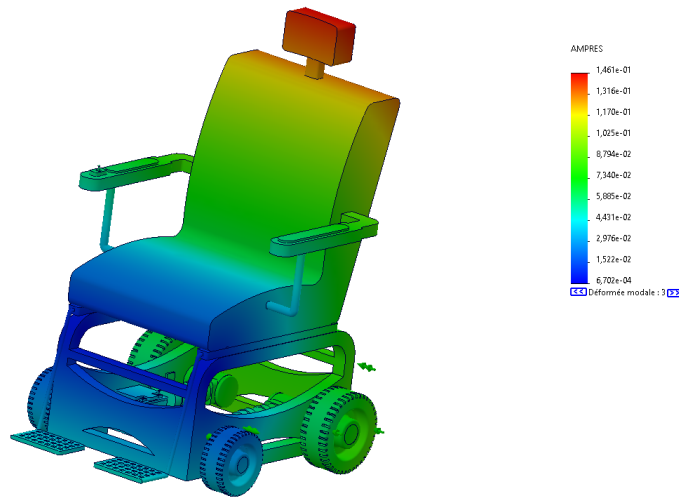


FIGURE 3 – Mode 3

sont ceux qui se déplacent le plus, tandis que les endroits représentés en bleu sont ceux qui se déplacent le moins. Ce mode présente une déformation plus complexe, les différents éléments de la chaise se déplaçant dans des directions opposées.

4. Le mode 5, comme le montre la figure 4, a une fréquence propre $\approx 12,92$ Hz. Dans ce mode, les différentes parties de la chaise se déplacent avec des amplitudes et des phases différentes lorsque la structure est excitée à cette fréquence. La forme du mode, représentée par le gradient de couleur sur la chaise, indique comment les différentes parties de la chaise se déforment. Le repose-pieds subit la plus grande déformation, tandis que le reste de la chaise, représenté en bleu, est essentiellement constitué de points nodaux où la déformation est minimale, presque inexistante.

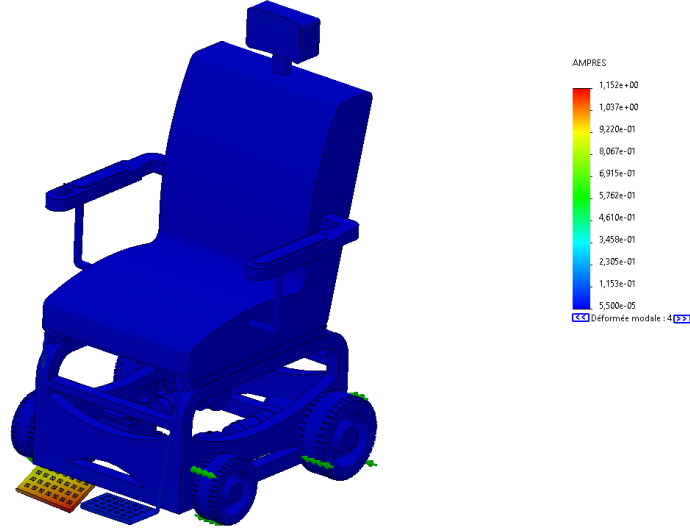


FIGURE 4 – Mode 4

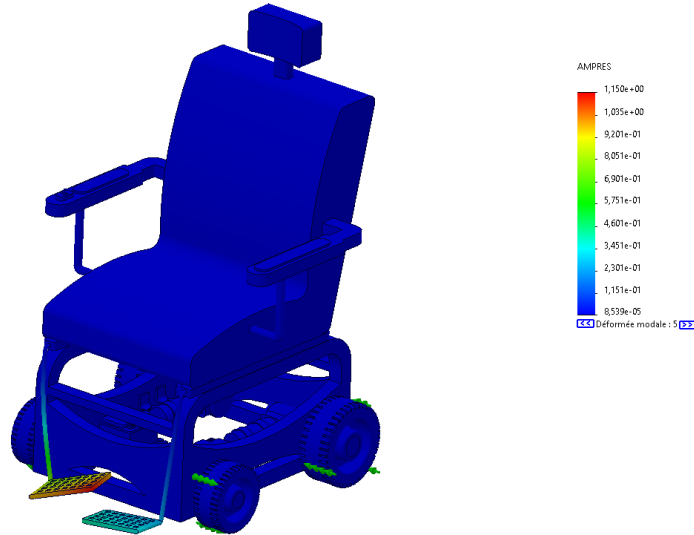


FIGURE 5 – Mode 5

4 Caractérisation des Vibrations

4.1 Les sources potentielles de vibrations dans la chaise roulante

Dans une chaise roulante robotisée, les vibrations peuvent provenir de plusieurs sources, affectant le confort et la sécurité de l'utilisateur. L'analyse modale effectuée révèle les fréquences naturelles de la chaise roulante robotisée et les modes de vibration associés. Les sources potentielles de vibrations sont identifiées en examinant les zones de la chaise qui présentent les plus grandes déformations dans chaque mode.

1. **Moteurs** (Maxon Motor) :
 - Vibrations dues à la vitesse de rotation (3000-4000 rpm).

- Transmission des vibrations à travers les systèmes de transmission.
- 2. **Systèmes de transmission et de fixation :**
 - Vibrations induites par des désalignements ou des imperfections dans les engrenages ou les courroies.
- 3. **Roues (TerrainMaster Tires) :**
 - Vibrations causées par des roues déséquilibrées ou endommagées.
 - Transmission de vibrations dues à des surfaces de roulement irrégulières.
- 4. **Cadre de la chaise : (acier ASTM AC36) :**
 - Vibrations au niveau des points de fixation et de support du siège et des repose-pieds.
- 5. **Assise en mousse à mémoire de forme :**
 - Transmission de vibrations à travers le matériau de l'assise.
- 6. **Repose-pieds :**
 - Vibrations aux points de pivotement.
- 7. **Repose-tête :**
 - Vibrations perceptibles au niveau de la tête et du cou de l'utilisateur à des fréquences supérieures.

4.2 Les données de caractérisation des vibrations pour chaque source :

L'étude modale approfondie du chaise roulante robotisé a fournit les informations cruciales sur les sources de vibrations susceptibles d'affecter l'expérience de l'utilisateur. Tout d'abord, comme indiqué dans les modes 3 et 5, les moteurs électriques Maxon, qui tournent à une vitesse de 3 000 à 4 000 tr/min, vont provoquer des vibrations dans les systèmes d'entraînement et les structures de support. Ces vibrations peuvent alors résonner à des fréquences telles que 10,1682 Hz et 12,92 Hz. Ces fréquences sont particulièrement importantes car elles se situent dans la plage où les vibrations commencent à nuire au confort humain. La rigidité et les qualités de suspension du châssis en acier ASTM AC36 peuvent amplifier les vibrations causées par les roues, dont les bandes de roulement sont conçues pour une traction optimale. Cela est particulièrement vrai lorsque le fauteuil se déplace sur un terrain accidenté.

Des amplitudes plus élevées dans le mode 4 indiquent des vibrations au niveau des points de fixation et d'appui, qui sont portés par le châssis de la chaise avec l'assise en mousse à mémoire de forme et les repose-pieds, qui ont été dimensionnés avec précision pour le confort et l'accessibilité. Cela signifie qu'il convient d'accorder une attention particulière à la disposition et à la fixation de ces éléments afin d'améliorer la rigidité et l'absorption des vibrations. En outre, l'appui-tête est une source potentielle de vibrations notable en raison de sa position élevée et de sa proximité avec l'utilisateur, ce qui accroît sa sensibilité aux fréquences élevées de vibrations susceptibles d'être transmises directement à la tête de l'utilisateur, comme le montre le mode 5.

5 Modélisation des Vibrations

Pour l'analyse vibratoire du chaise roulante, une charge répartie de 1200 N a été appliquée à la zone d'assise dans SolidWorks pour simuler le poids maximal d'un utilisateur, soit environ 120 kg, comme montré dans la figure 5. Cette approche fournit une représentation réaliste de la répartition de la charge lors d'une utilisation réelle. SolidWorks a été choisi pour ses capacités de simulation robustes. Les roues ont été définies comme des conditions limites fixes pour imiter l'état statique

du chaise roulante, et une gamme de fréquences vibratoires de 1 Hz à 100 Hz a été appliquée au modèle. Cette plage englobe les fréquences susceptibles d'être rencontrées dans des scénarios réels, depuis les chocs à basse fréquence liés au franchissement d'un seuil jusqu'aux fréquences plus élevées susceptibles d'être rencontrées sur des terrains accidentés. Les outils de simulation de SolidWorks ont permis d'examiner en détail la réponse du chaise roulante à ces vibrations, en mettant en évidence les zones de contrainte et de déformation potentielles susceptibles d'affecter la durabilité et le confort de l'utilisateur.

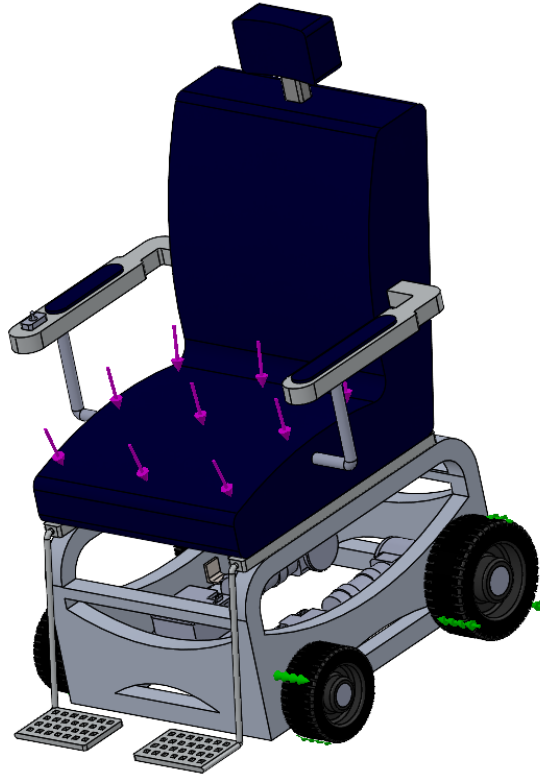


FIGURE 6 – Charge répartie

6 Analyse des Vibrations :

L'analyse de réponse forcée, combinée avec l'analyse modale, permet de prédire les réponses vibratoires de la chaise à des excitations spécifiques, telles que les surfaces de route, le fonctionnement du moteur ou d'autres sources dynamiques externes. Cela aide à identifier les fréquences auxquelles des mesures d'atténuation des vibrations doivent être appliquées pour assurer le confort et la sécurité.

- **Modes de basse fréquence (Modes 1 à 3) :** ces modes affichent des fréquences proches de 0 Hz, donc se sont des modes statiques ou des mouvements de corps rigides, associés à des translations ou rotations globales de la structure.
- **Modes de fréquence intermédiaire (Modes 7 à 9) :** Ces modes leurs fréquences varient de 15,427 Hz à 49,645 Hz. À ces fréquences, les vibrations peuvent devenir potentiellement inconfortables pour l'utilisateur. Ces modes sont importants à étudier pour la durabilité de

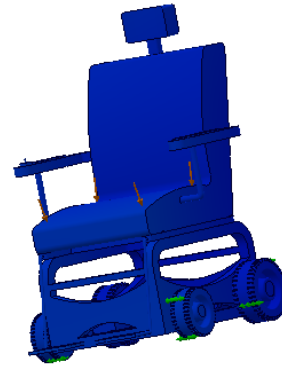
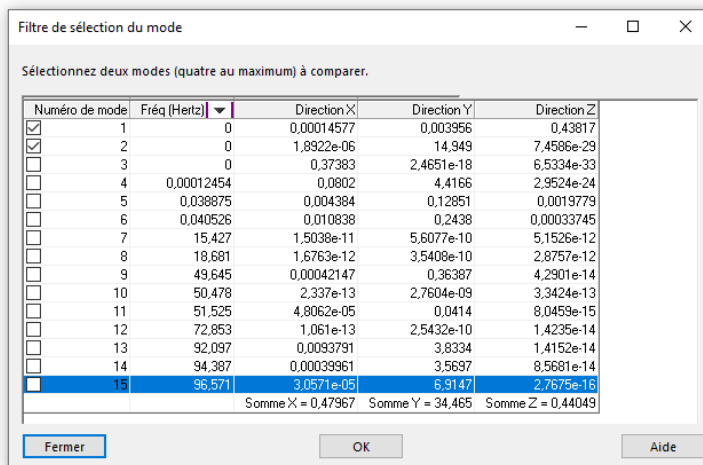


FIGURE 7 – Réponse forcée

la chaise et le confort vibratoire.

- **Modes de haute fréquence (Modes 10 à 15) :** Ces fréquences, qui varient de 50,478 Hz à 96,571 Hz, sont au-delà de la plage de fréquence la plus sensible pour le confort humain, mais elles sont cruciales pour l'intégrité structurale. À ces niveaux, les composants internes, les fixations et les interfaces électroniques peuvent être affectés par des vibrations à haute fréquence.

La figure 7 montre comment les vibrations affectent une chaise roulante. Les vis sont la partie la plus faible de l'ensemble. Même si elles sont petites, les vis supportent beaucoup de tension. C'est parce qu'elles assurent la solidité du chaise roulante. L'objectif de cette figure est de montrer l'importance des écrous pour l'équilibre du chaise roulante. Cela montre à quel point il est important de choisir des objets solides et des méthodes de construction pour fabriquer une chaise roulante. Il faudra utiliser un métal plus résistant pour les vis ou intégrer des éléments en caoutchouc dans la conception du fauteuil pour éviter les problèmes de vibrations.

7 Optimisation de la Conception :

Après avoir effectué une analyse de réponse forcée combinée à une analyse modale, il a été observé que les vis étaient particulièrement sensibles à la déformation due aux vibrations. Pour améliorer ces résultats, on pourrait envisager de modifier le diamètre des vis. L'augmentation du diamètre augmenterait leur rigidité, réduisant ainsi l'amplitude des vibrations qu'elles subissent sous l'effet de la charge. Pour ce faire, on pourrait choisir des vis d'un diamètre nominal plus grand, qui répartiraient mieux les contraintes et pourraient supporter des charges plus élevées sans se déformer.

En outre, d'autres mesures pourraient inclure l'utilisation de vis fabriquées dans des matériaux plus résistants à la traction, l'utilisation d'un plus grand nombre de vis pour répartir la charge plus uniformément, ou même la modification de la conception des joints pour réduire la concentration des

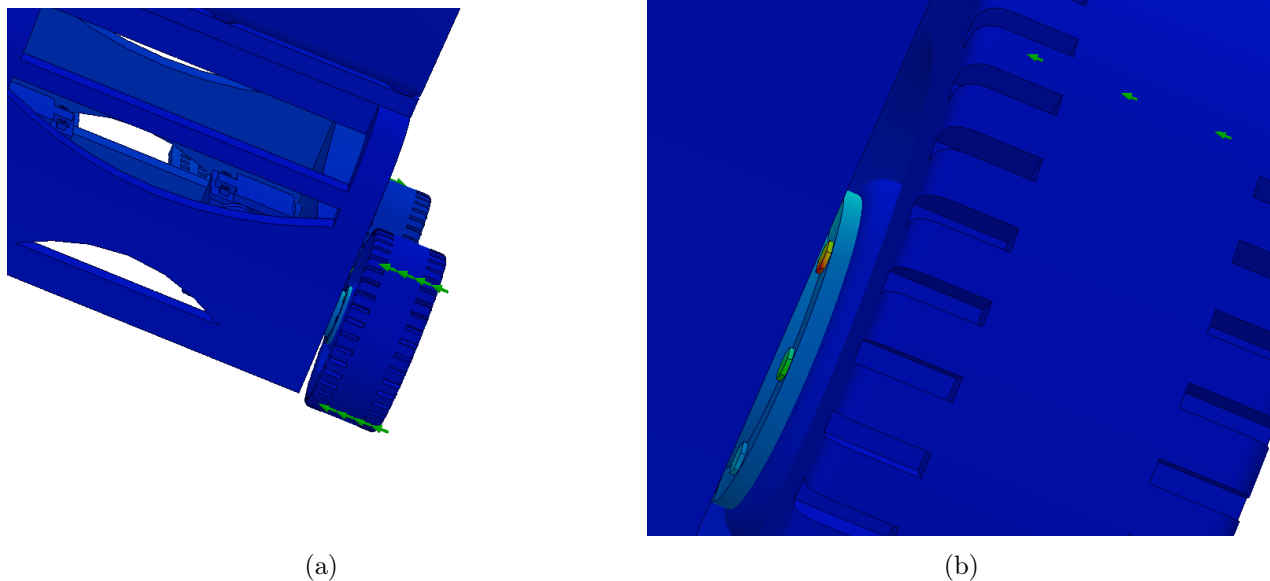


FIGURE 8 – (a). La roue, (b).Les vis

contraintes sur les vis individuelles. Il est également essentiel de prendre en compte les implications de ces changements sur la conception globale, telles que l'impact sur le poids, la fabricabilité et le coût.

Dans notre cas, on a choisis de changer le diametre nominale des vis de 4mm à 6mm, la réponse vibratoire est montré par la figure 8.

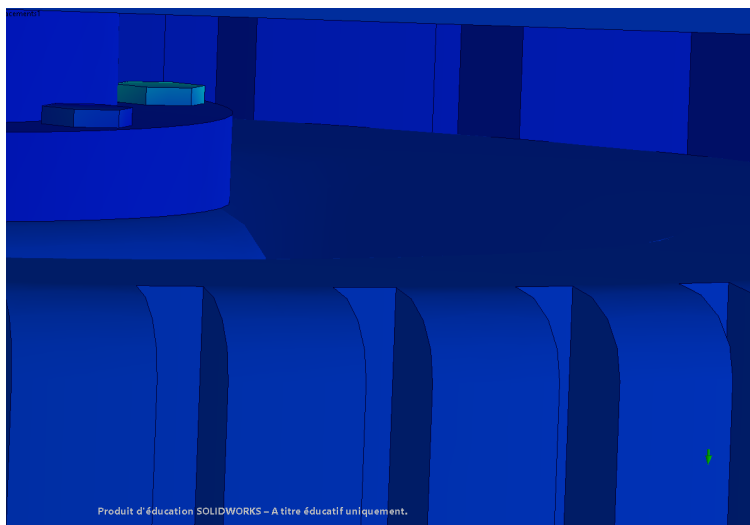


FIGURE 9 – Solution proposée

Sur le plan pratique, il faut vérifier et serrer les vis régulièrement pour assurer la sécurité des personnes qui l'utilisent et pour que l'objet dure longtemps.

8 Conclusion Générale

Les aspects vibratoires de la chaise roulante ont été rigoureusement analysés dans ce rapport. Lorsqu'on examine l'analyse modale, on peut observer l'identification des fréquences naturelles ainsi que les modes de vibration. Cette identification permet de révéler les mouvements rigides à basses fréquences et aussi les vibrations particulières par fréquences hautes. Après cela, une analyse approfondie des vibrations a révélé leurs causes principales, à savoir : le fonctionnement du moteur ainsi que le mouvement rotatif des roues. Cette observation met bien en avant comment leur positionnement peut influencer significativement tant sur la stabilité du système que sur son aptitude à absorber ces phénomènes vibratoires. Pour réaliser la modélisation précise des vibrations, nous avons fait appel à SolidWorks, qui a simulé le poids réel d'un utilisateur. Cette étape a été cruciale car elle nous a permis de localiser avec précision les zones sujettes aux contraintes et aux déformations. L'étude a bénéficié d'une analyse poussée des vibrations, ce qui nous a permis de prévoir précisément la réponse du système aux différents types d'excitations. Ces résultats ont été cruciaux dans la décision de quelles fréquences doivent être atténuées. Les analyses effectuées ont permis d'optimiser la conception en proposant différentes modifications pour accroître sa rigidité. Parmi ces ajustements figurent notamment l'augmentation du diamètre des vis ainsi que l'utilisation de matériaux plus robustes. En cherchant à améliorer la durabilité et le confort de l'utilisateur, ces ajustements reflètent une approche intégrée visant à surmonter les défis posés par les vibrations dans cette chaise roulante robotisée.

ANNEXE II

POSTER DE PARTICIPATION AU FORUM INNOVATION, INGÉNIERIE, INFORMATIQUE ET ENTREPRENEURIAT (FI3E) EN 2023

Le poster intitulé "Systèmes robotiques pour chaises roulantes : autonomie accrue pour personnes à mobilité réduite" présente le projet de recherche visant à améliorer la mobilité des personnes en situation de handicap à l'aide de technologies avancées. Il met en avant l'intégration de l'interface cerveau-ordinateur (BCI) et de la commande vocale pour permettre aux utilisateurs de contrôler leur fauteuil roulant de manière plus intuitive et autonome. Le projet inclut également la connectivité avec l'Internet des objets (IoT) afin d'optimiser l'interaction avec l'environnement. La méthodologie suivie comprend le choix des technologies adaptées, le développement d'algorithmes de navigation et de reconnaissance vocale, ainsi que la validation expérimentale à l'aide d'un prototype. Un casque NeuroSky a été sélectionné pour capter les signaux cérébraux et permettre le contrôle du fauteuil roulant. Les résultats attendus visent à améliorer la qualité de vie des personnes à mobilité réduite en facilitant leurs déplacements tout en garantissant leur sécurité et leur autonomie.

Mohamed Amine Mhadhbi (étudiant), Pr. Raef Cherif

Département de Mathématiques d'Informatique et de Génie, Université du Québec à Rimouski

Mise en contexte et Problématique

✗ 1 adulte sur 3 de plus de 70 ans souffre de démence ou de déficience cognitive modérée.

✗ Les fauteuils roulants robotisés autonomes aident les personnes à mobilité réduite, notamment les personnes âgées avec des problèmes de mouvement [1, 2].



FIGURE 1 – Fauteuil roulant manuel avec dispositif de propulsion par moteur

✗ Il est crucial de rendre ces fauteuils roulants robotisés disponibles pour la majorité des personnes à mobilité réduite, y compris celles ayant **des membres amputés, des problèmes de surdité**

Objectifs

L'**objectif principal** est d'intégrer les dispositifs d'interaction Homme-Robot tel que l'interface cerveau-ordinateur (BCI) et la commande vocale, ainsi que la technologie IoT (Internet of Things) dans le système à concevoir.

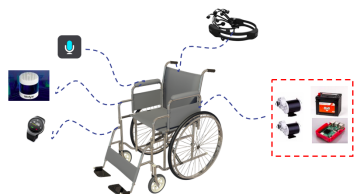


FIGURE 2 – Architecture d'un système mécatronique pour chaise roulante robotisée

Plus spécifiquement :

✗ Concevoir et programmer un système mécatronique pour robotiser les chaises roulantes ordinaires tout en assurant la sécurité et l'indépendance des personnes à mobilité réduite.

✗ Commander le robot à travers les signaux cérébraux et la commande vocale et intégrer la technologie IoT (Internet of Things) dans le système.

Méthodologie à suivre

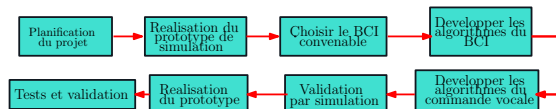


FIGURE 3 – Schéma explicatif des démarches à suivre.

Les principales démarches sont les suivantes :

- ✓ Choisir l'interface cerveau-ordinateur (BCI) [3] la plus adéquate et développer les algorithmes nécessaires pour contrôler la chaise.
- ✓ Développer les algorithmes de la commande vocale pour assurer la navigation autonome du robot.
- ✓ Assurer la connexion du système au réseau d'Internet des objets.
- ✓ Tester et valider les performances du système en termes de précision de commande, de fiabilité et de robustesse

8

Protocole de validation

→ Le choix s'est porté sur un casque NeuroSky, un dispositif portable qui mesure l'activité électrique du cerveau, également appelée électroencéphalogramme (EEG), pour contrôler un robot Arduino à trois roues [4].



FIGURE 4 – Architecture du système proposé

→ L'utilisation d'un dispositif portable rend cette interface facilement accessible et transportable, offrant ainsi des possibilités d'utilisation dans différents contextes et environnements.

Prototype de simulation

Le prototype choisi pour valider les algorithmes de navigation manuelle et autonome [5] sur le système Robot Operating System (ROS).

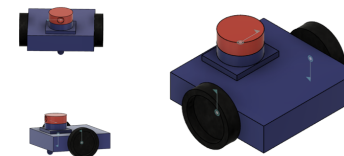


FIGURE 5 – Prototype de la simulation du système robotisé

Conclusion

- ✓ Ce projet présente un grand potentiel pour améliorer la qualité de vie des personnes à mobilité réduite en combinant des technologies de pointe avec des applications concrètes.
- ✓ Vu que les chaises roulantes actuelles peuvent être difficiles à manœuvrer pour certaines personnes, l'utilisation des interfaces cerveau-ordinateur (BCI) et de la commande vocale est une approche prometteuse pour faciliter la commande de la chaise roulante et améliorer la mobilité des personnes ayant des limitations physiques.

Références

- [1] Giorgos A. Demetriou. Robotic wheelchairs. pages 1–4, 2009.
- [2] Alzheimer Society of Canada Task Force on Dementia Care Best Practices for COVID-19. Remote cognitive and behavioral assessment : Report of the alzheimer society of canada task force on dementia care best practices for covid-19. In 1, *Alzheimer's & Dementia : Diagnosis, Assessment Disease Monitoring*, page e12100, 2020.
- [3] Augie Widyotriatmo, Suprijanto, and Stephen Andronicus. A collaborative control of brain computer interface and robotic wheelchair. pages 1–6, 2015.
- [4] R. Avudaammal, K Jasmine Mystica, Ashton Balaji, and Bagavathy Raja. Brain sense controlled wireless robot : Interfacing neurosky brainsense to a wheelchair prototype. pages 276–280, 2020.
- [5] Shengmin Zhao and Seung-Hoon Hwang. Path planning of ros autonomous robot based on 2d lidar-based slam. pages 1870–1872, 2021.

RÉFÉRENCES

- [1] Y. Guerrier, C. Kolski, and V. Delcroix. Vers une modélisation d'utilisateur avec paralysie cérébrale pour la conception de système interactif. In *32e Conférence Franco-phone sur l'Interaction Homme-Machine*, 2021. doi: 10.1145/3451148.3458636. URL <https://doi.org/10.1145/3451148.3458636>.
- [2] A. Ganesh, J. F. Fraser, G. L. G. Perue, S. Amin-Hanjani, T. M. Leslie-Mazwi, S. M. Greenberg, and M. Goyal. Endovascular treatment and thrombolysis for acute ischemic stroke in patients with premorbid disability or dementia: A scientific statement from the american heart association/american stroke association. *Stroke*, 53(5), 2022. doi: 10.1161/str.0000000000000406. URL <https://doi.org/10.1161/str.0000000000000406>.
- [3] World Health Organization. Disability and health, 2021. URL <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/disability-and-health>.
- [4] Yogini V. Chudasama, Kamlesh K. Khunti, Francesco Zaccardi, Alex V. Rowlands, Thomas Yates, Clare L. Gillies, Melanie J. Davies, and Nafeesa N. Dhalwani. Physical activity, multimorbidity, and life expectancy: a uk biobank longitudinal study. *BMC Medicine*, 17(1):108, 2019. ISSN 1741-7015. doi: 10.1186/s12916-019-1339-0. URL <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1339-0>.
- [5] Statistics Canada. Canadian survey on disability, 2022. Online, 2024. URL <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/89-654-x/89-654-x2024001-eng.htm>.
- [6] Statistics Canada. Overview of disability prevalence among canadian youth aged 15 to 24. Online, 2023. URL <https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/11-627-m/11-627-m2023063-eng.htm>.
- [7] Silvia Bonaccio, Catherine E. Connelly, Ian R. Gellatly, Arif Jetha, and Kathleen A. Martin Ginis. The participation of people with disabilities in the workplace across the employment cycle: Employer concerns and research evidence. *Journal of Business and Psychology*, 35(2):135–158, 2020. ISSN 1573-353X. doi: 10.1007/s10869-018-9602-5. URL <https://doi.org/10.1007/s10869-018-9602-5>.
- [8] C. S. Mustaffa, H. b. Halim, J. b. Ahmad, N. A. b. Johari, and M. Q. b. Ishak. Documenting the challenges of conducting research on persons with disabilities (pwws): Sharing experiences and suggestions to ponder. 3:1–6, 2022. doi: 10.55862/asbjv3i1a001. URL <https://doi.org/10.55862/asbjv3i1a001>.
- [9] Roberto Daza, Aythami Morales, Julian Fierrez, and Ruben Tolosana. mebal: A multimodal database for eye blink detection and attention level estimation. New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery. ISBN 9781450380027. doi: 10.1145/3395035.3425257. URL <https://doi.org/10.1145/3395035.3425257>.

- [10] Illusions2016. Le cerveau, 2015. URL <https://illusions2016.wordpress.com/2015/12/06/le-cerveau/>. 25-08-2024.
- [11] Ming Jin, Enwei Zhu, Changde Du, Hong He, and Jinpeng Li. Pgcn: Pyramidal graph convolutional network for eeg emotion recognition. 2023. doi: 10.48550/arxiv.2302.02520.
- [12] Xiaoli Fan. Changes in temporal lobe activation during a sound stimulation task in patients with sensorineural tinnitus: A multi-channel near-infrared spectroscopy study. *Biomedical Engineering Online*, 2024. doi: 10.1186/s12938-024-01255-7.
- [13] Zilong Wang. Intrinsic structural covariation links cerebellum subregions to the cerebral cortex. 2024. doi: 10.1101/2024.02.16.580701.
- [14] Hewei Cheng, Hancan Zhu, Qian Zheng, Jie Liu, and Guanghua He. Functional parcellation of the hippocampus by semi-supervised clustering of resting state fmri data. *Scientific Reports*, 2020. doi: 10.1038/s41598-020-73328-1.
- [15] Jung-Hyun Park, Ho-Sang Moon, Hyunggun Kim, and Sung-Taek Chung. Detection of movement intention for operating methods of serious games. *Applied Sciences*, 11:883, 01 2021. doi: 10.3390/app11020883.
- [16] Ramona Damalerio, Ruiqi Lim, Yuan Gao, Tantan Zhang, and Ming-Yuan Cheng. Development of low-contact-impedance dry electrodes for electroencephalogram signal acquisition. *Sensors*, 2023. doi: 10.3390/s23094453.
- [17] A. P. Kulaichev. Comparision of real eeg references with and without zero potential according resulting topograthy differencies. *International Journal of Psychological and Brain Sciences*, 2017. doi: 10.11648/j.ijpbs.20170201.13.
- [18] Chanho Song, Sangseo Jeon, Seongpung Lee, Ho-Gun Ha, Jong-Hyun Kim, and Jin Hong. Augmented reality-based electrode guidance system for reliable electroencephalography. *Biomedical Engineering Online*, 2018. doi: 10.1186/s12938-018-0500-x.
- [19] Tonya L. Rich and Bernadette T. Gillick. Electrode placement in transcranial direct current stimulation—how reliable is the determination of c3/c4? *Brain Sciences*, 2019. doi: 10.3390/brainsci9030069.
- [20] Jakob I. Doerrfuss, Alexander B. Kowski, Martin Holtkamp, Moritz Thinius, Christoph Leithner, and Christian Storm. Prognostic value of ‘late’ electroencephalography recordings in patients with cardiopulmonal resuscitation after cardiac arrest. *Journal of Neurology*, 2021. doi: 10.1007/s00415-021-10549-y.

- [21] Davide Sattin, Davide Rossi Sebastiano, Ludovico D’Incerti, Davide Guido, Giorgio Marotta, Riccardo Benti, Simone Tirelli, Francesca Giulia Magnani, Anna Bersano, Dunja Duran, Stefania Ferraro, Ludovico Minati, Anna Nigri, Cristina Rosazza, Stefania Bianchi Marzoli, and Matilde Leonardi. Visual behaviors in disorders of consciousness: Disentangling conscious visual processing by a multimodal approach. *European Journal of Neuroscience*, 2020. doi: 10.1111/ejn.14875.
- [22] Muhammad Riaz, Ahmed Ali, M. Abid Anwar, Toufique Ahmed Soomro, Omar Al-Shorman, Adel Alshahrani, Mahmoud Masadeh, Ghulam Md Ashraf, Naif H. Ali, Muhammad Irfan, and Athanasios Alexiou. Design and development of low-cost wearable electroencephalograms (eeg) headset. *Intelligent Automation Soft Computing*, 2023. doi: 10.32604/iasc.2023.026279.
- [23] Takahiro Ueda, Toshimitsu Musha, Takashi Asada, and T. Yagi. Classification method for mild cognitive impairment based on power variability of eeg using only a few electrodes. *Electronics and Communications in Japan*, 2016. doi: 10.1002/ecj.11906.
- [24] Ian B. Hickie. Will new brain circuit focused methods (eeg, fmri etc) lead to more personalized care options? *Res. Dir. Depress.*, 2023. doi: 10.1017/dep.2023.22.
- [25] Ramamani Mariappan, M. G. Aarthi, P. Kalaiselvi, and M Kanimozhi. A brain computer interface to control home appliances for epilepsy patients. *Journal of Advance Research in Computer Science Engineering (Issn 2456-3552)*, 2015. doi: 10.53555/nncse.v2i4.448.
- [26] Akash Kulgod. Non-invasive canine electroencephalography (eeg): A systematic review. 2023. doi: 10.1101/2023.08.14.552730.
- [27] Joseph Matiko, Stephen Beeby, and John Tudor. Real time eye blink noise removal from eeg signals using morphological component analysis. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, 2013:13–16, 07 2013. doi: 10.1109/EMBC.2013.6609425.
- [28] Héctor Rieiro, Carolina Díaz-Piedra, Juan M. Morales, Andrés Catena, Samuel Romero, Joaquín Roca González, Luis J. Fuentes, and Leandro L. Di Stasi. Validation of electroencephalographic recordings obtained with a consumer-grade, single dry electrode, low-cost device: A comparative study. *Sensors*, 2019. doi: 10.3390/s19122808.
- [29] John LaRocco, Minh Dong Le, and Dong-Guk Paeng. A systemic review of available low-cost eeg headsets used for drowsiness detection. *Frontiers in Neuroinformatics*, 2020. doi: 10.3389/fninf.2020.553352.

- [30] G. N. Keshava Murthy. Mind control robotic arm: Augmentative and alternative communication in the classroom environment. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 2023. doi: 10.17762/ijritcc.v11i10s.7649.
- [31] Thair A. Salih and Yasir M. Abdal. Brain computer interface based smart keyboard using neurosky mindwave headset. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 2020. doi: 10.12928/telkomnika.v18i2.13993.
- [32] Ruşanu Oa. Advanced labview applications aimed for the acquisition, processing and classification of the electroencephalographic signals used in a brain-computer interface system. 2021. doi: 10.20944/preprints202106.0016.v1.
- [33] Mahmudul Hasan, Nafiul Hasan, and Mohammed Saud A Alsubaie. Development of an eeg controlled wheelchair using color stimuli: A machine learning based approach. *Advances in Science Technology and Engineering Systems Journal*, 2021. doi: 10.25046/aj060287.
- [34] Habshi Al-Kaf, Ahsan H. Khandoker, Kinda Khalaf, and Herbert F. Jelinek. Neurosky mindwave mobile headset 2 as an intervention for reduction of stress and anxiety measured with pulse rate variability. 2020. doi: 10.22489/cinc.2020.350.
- [35] Engineers Garage. Understanding NeuroSky EEG Chip in Detail - Part 2, 2022. URL <https://www.engineersgarage.com/understanding-neurosky-eeg-chip-in-detail-part-2-13/>. Accessed: 2024-05-21.
- [36] Q. Zhang, P. Wang, Y. Liu, B. Peng, Y. Zhou, Z. Zhou, B. Tong, B. Qiu, Y. Zheng, and Y. Dai. A real-time wireless wearable electroencephalography system based on support vector machine for encephalopathy daily monitoring. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14:155014771877956, 2018. doi: 10.1177/1550147718779562.
- [37] J. J. M. Escobar, O. M. Matamoros, E. Y. A. d. Villar, H. Q. Espinosa, and L. C. Hernández. Ds-cnn: deep convolutional neural networks for facial emotion detection in children with down syndrome during dolphin-assisted therapy. *Healthcare*, 11:2295, 2023. doi: 10.3390/healthcare11162295.
- [38] Mohamed Amine Mhadhbi, Raef Cherif, and Yacine Yaddaden. Pilot study on eeg-based classification of directional eye blinks using single-channel eeg headset: Methodology and initial findings. *Journal of Computers in Biology and Medicine*.
- [39] Ariel Kapusta, Phillip M. Grice, Henry M. Clever, Yash Chitalia, Daehyung Park, and Charles C. Kemp. A system for bedside assistance that integrates a robotic bed and a mobile manipulator. *Plos One*, 2019. doi: 10.1371/journal.pone.0221854.

- [40] Laura Fiorini, Marleen de Mul, Isabelle Fabbrocetti, Raffaele Limosani, Alessandra Vitanza, Michael Tsui, Daniele Sancarlo, Francesco Giuliani, Antonio Greco, Denis Guiot, Éloïse Sengès, and Filippo Cavallo. Assistive robots to improve the independent living of older persons: Results from a needs study. *Disability and Rehabilitation Assistive Technology*, 2019. doi: 10.1080/17483107.2019.1642392.
- [41] Karthik Kumar Santhanaraj, M. M. Ramya, and D. Dinakaran. A survey of assistive robots and systems for elderly care. *Journal of Enabling Technologies*, 2021. doi: 10.1108/jet-10-2020-0043.
- [42] José Catalán, Andrea Blanco, Arturo Bertomeu-Motos, José V. García-Perez, Miguel Almonacid, Rafael Puerto, and Nicolás García-Aracil. A modular mobile robotic platform to assist people with different degrees of disability. *Applied Sciences*, 2021. doi: 10.3390/app11157130.
- [43] Rodrigo Chacon-Quesada and Yiannis Demiris. Proactive robot assistance: Affordance-aware augmented reality user interfaces. *Ieee Robotics Automation Magazine*, 2022. doi: 10.1109/mra.2021.3136789.
- [44] Elena Rubies, Jordi Palacín, and Eduard Clotet. Enhancing the sense of attention from an assistance mobile robot by improving eye-gaze contact from its iconic face displayed on a flat screen. *Sensors*, 2022. doi: 10.3390/s22114282.
- [45] Elena Rubies. Remote control device to drive the arm gestures of an assistant humanoid robot. *Applied Sciences*, 2023. doi: 10.3390/app131911115.
- [46] Lucas Huebner. Effects of robotic-assisted early mobilization versus conventional mobilization in intensive care unit patients: The mobistar trial. 2023. doi: 10.21203/rs.3.rs-3695698/v1.
- [47] Daniel Ayo Oladele, Elisha Didam Markus, and Adnan M. Abu-Mahfouz. Adaptability of assistive mobility devices and the role of the internet of medical things: Comprehensive review. *Jmir Rehabilitation and Assistive Technologies*, 2021. doi: 10.2196/29610.
- [48] Rafael Chacon-Quesada and Yiannis Demiris. Proactive robot assistance: affordance-aware augmented reality user interfaces. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 29(1): 22–34, 2022. doi: 10.1109/mra.2021.3136789. URL <https://doi.org/10.1109/mra.2021.3136789>.
- [49] Sushil Kumar Sahoo. A review on smart robotic wheelchairs with advancing mobility and independence for individuals with disabilities. *Journal of Decision Analytics and Intelligent Computing*, 2023. doi: 10.31181/10001122023s.
- [50] H. Stewart and N. Watson. A sociotechnical history of the ultralightweight wheelchair: a vehicle of social change. *Science, Technology, Amp; Human Values*, 45:1195–1219, 2019. doi: 10.1177/0162243919892558.

- [51] W. Chen, S. Chen, Y. Liu, Y. Chen, and C. Chen. An electric wheelchair manipulating system using ssvep-based bci system. *Biosensors*, 12:772, 2022. doi: 10.3390/bios12100772.
- [52] T. Kawashita, T. Dunnsiri, S. Shu, P. Tran, and D. Agustines. Losing legs to losing everything: how neglecting holistic health devastated a lower-limb amputee. *Cureus*, 2019. doi: 10.7759/cureus.6275.
- [53] N. Badar, F. Malik, S. Rafi, Q. Zia, A. B. Khan, and R. Mahmood. Impact of duration and social support on anxiety amongst amputees. *International Journal of Health Sciences*, pages 741–749, 2022. doi: 10.53730/ijhs.v6ns10.13679.
- [54] M. Awais, M. Z. Yusoff, N. Yahya, S. Z. Ahmed, and M. U. Qamar. Brain controlled wheelchair: a smart prototype. *Journal of Physics: Conference Series*, 1529:042075, 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1529/4/042075.
- [55] M. Y. M. Naser and S. Bhattacharya. Towards practical bci-driven wheelchairs: a systematic review study. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 31:1030–1044, 2023. doi: 10.1109/tnsre.2023.3236251.
- [56] H. Wang, Y. Li, J. Long, T. Yu, and Z. Gu. An asynchronous wheelchair control by hybrid eeg–eog brain–computer interface. *Cognitive Neurodynamics*, 8:399–409, 2014. doi: 10.1007/s11571-014-9296-y.
- [57] J. S. Mohammed, S. S. Dash, V. Sarda, and S. Sujatha. Design journey of an affordable manual standing wheelchair. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, 18: 553–563, 2021. doi: 10.1080/17483107.2021.1892839.
- [58] R. Avudaiammal, K Jasmine Mystica, Ashton Balaji, and Bagavathy Raja. Brain sense controlled wireless robot: Interfacing neurosky brainsense to a wheelchair prototype. In *2020 Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, pages 276–280, 2020. doi: 10.1109/ICSSIT48917.2020.9214100.
- [59] B M Ravirahul, V.R. Balaji, K A Ram Balaji, S Gowtham, and S Surya. Mind wave controlled assistive robot. In *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, volume 1, pages 1507–1509, 2021. doi: 10.1109/ICACCS51430.2021.9441684.
- [60] P. Dinesh Anton Raja, D. Akash, S. John Prem Kumar, Dudigam Sri Harsha, and C. Arunachalaperumal. Feature extraction and classification of EEG signal based anomaly detection and home automation for physically challenged/impaired people using neurosky mindwave headset. *AIP Conference Proceedings*, 2207(1):040006, 02 2020.

- [61] Wang Zhi-Hao, Hendrick, Kung Yu-Fan, Chan Chuan-Te, Lin Shi-Hao, and Jong Gwo-Jia. Controlling dc motor using eye blink signals based on labview. In *2017 5th International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)*, pages 61–65, 2017. doi: 10.1109/ICEEIE.2017.8328763.
- [62] Quan K. Pham, Truong V. Vo, and Phuong T. Tran. On the implementation of a low-cost mind-voice-and-gesture-controlled humanoid robotic arm using leap motion and neurosky sensor. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 17(1):665–683, 2022. doi: 10.1007/s42835-021-00903-5. URL <https://doi.org/10.1007/s42835-021-00903-5>.
- [63] OA Ruşanu, L Cristea, MC Luculescu, and PA Cotfas. A brain-computer interface based on the integration of ni myrio development device and neurosky mindwave headset. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, volume 444, page 042014. IOP Publishing, 2018.
- [64] Arif Wibisono. Wheeled robot design with brain wave headset control system. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 2, 07 2021. doi: 10.18196/jrc.24100.
- [65] B M Ravirahul, V.R. Balaji, K A Ram Balaji, S Gowtham, and S Surya. Mind wave controlled assistive robot. In *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, volume 1, pages 1507–1509, 2021. doi: 10.1109/ICACCS51430.2021.9441684.
- [66] G. N. K. Murthy, R. H., R. R. Mirajkar, S. F., Y. S. Deshmukh, and P. R. Mutkule. Mind control robotic arm: Augmentative and alternative communication in the classroom environment. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication (IJRITCC)*, 11(10s):412–422, Oct. 2023.
- [67] Mrs. G. Shobana, S. Sajitha, and S. Abirami. Brain computer interface using eeg signal for actuating a 3 dof robotic arm. In *2022 4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, pages 637–640, 2022. doi: 10.1109/ICSSIT53264.2022.9716382.
- [68] Mamunur Rashid, Norizam Sulaiman, Mahfuzah Mustafa, Sabira Khatun, Bifta Bari, Md Jahid Hasan, and Nawfan Al-Fakih. *Investigating the Possibility of Brain Actuated Mobile Robot Through Single-Channel EEG Headset*, pages 579–590. 03 2020. ISBN 978-981-15-2316-8. doi: 10.1007/978-981-15-2317-5_49.
- [69] Muhammad Hasbulah, Fairul Jafar, Mohd Hisham, and Kazutaka Yokota. Brain-controlled for changing modular robot configuration by employing neurosky’s headset. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10, 01 2019. doi: 10.14569/IJACSA.2019.0100617.

- [70] Jozsef Katona, Tibor Ujbányi, Gergely Sziladi, and Attila Kővári. Speed control of festo robotino mobile robot using neurosky mindwave eeg headset based brain-computer interface. 10 2016. doi: 10.1109/CogInfoCom.2016.7804557.
- [71] R Jeevareha and M Tharini. Eeg based brain controlled keypad and devices.
- [72] Victor Kartsch, Fiorenzo Artoni, Simone Benatti, Silvestro Micera, and Luca Benini. Using low-power, low-cost iot processors in clinical biosignal research: an in-depth feasibility check. In *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society (EMBC)*, pages 4008–4011, 2020. doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9176002.
- [73] Norasyimah Sahat, Afishah Alias, and Fouziah Md.Yassin. Brainwave analysis for robot movement depending on age and sex differences. *International Journal of Engineering and Technology*, 7:276–280, 11 2018. doi: 10.14419/ijet.v7i4.30.22282.
- [74] Abubaker Gaber, Masitah Ghazali, Noorminshah Iahad, and Bimlesh Wadhwa. Usability testing on motionmouse: A prototype to control android tablet using emotiv epoc+. *Malaysian Journal of Computer Science*, 12 2019. doi: 10.22452/mjcs.sp2019no3.5.
- [75] J. Norberto Pires, João Neves, and Diogo Serrario. Application of mixed reality in robot manipulator programming. *Industrial Robot*, 45, 06 2018. doi: 10.1108/IR-06-2018-0120.
- [76] Mohit Agarwal and Raghupathy Sivakumar. Blink: A fully automated unsupervised algorithm for eye-blink detection in eeg signals. In *2019 57th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton)*, pages 1113–1121, 2019. doi: 10.1109/ALLERTON.2019.8919795.
- [77] Mohamed Amine Mhadhbi, Raef Cherif, and Yacine Yaddaden. Scalogram-based blink detection in eeg with googlenet, gaussian naive bayes and majority voting using mebal dataset. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS)*, 2024.
- [78] OpenBCI Community. Eog and eye movement dataset. OpenBCI, 2020. URL <https://openbci.com/community/eog-eye-movement-blink-detection-with-the-openbci-cyton/>.