



HAL
open science

Conception d'une interface cerveau-ordinateur pour contribuer à la communication de patients atteints d'une sclérose latérale amyotrophique

Pierre-Baptiste Mathieu de Carvalho, Elena Parsy, Lorraine Charles

► To cite this version:

Pierre-Baptiste Mathieu de Carvalho, Elena Parsy, Lorraine Charles. Conception d'une interface cerveau-ordinateur pour contribuer à la communication de patients atteints d'une sclérose latérale amyotrophique. Sciences cognitives. 2024. dumas-04757474

HAL Id: dumas-04757474

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-04757474v1>

Submitted on 28 Oct 2024

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License



INSTITUT DES SCIENCES DU DIGITAL : MANAGEMENT ET COGNITION - NANCY

MASTER 1 SCIENCES COGNITIVES, 2023 - 2024

Conception d'une interface cerveau-ordinateur pour contribuer à la communication de patients atteints d'une sclérose latérale amyotrophique

Étudiants :

Pierre-Baptiste MATHIEU DE CARVALHO

Elena PARSY

Lorraine CHARLES

Encadrants :

Laurent BOUGRAIN, univ. de

Lorraine

Raquel LINDQUIST, univ. Fédérale

do Rio Grande do Norte

Rapport de réalisation - Projet Tutoré

Décharge de responsabilités

L'Université de Lorraine n'entend donner ni approbation, ni improbation aux opinions émises dans ce rapport, ces opinions devant être considérées comme propres à leurs auteurs.

Sommaire

Résumé	1
1 Présentation du problème	2
1.1 Présentation du cadre	2
1.2 Explication de la problématique	2
1.2.1 Description de la pathologie	2
1.3 Résumé de la solution proposée	3
1.3.1 Brève définition des Interfaces Cerveau-Machine (ICM)	3
1.3.2 Descriptif de la solution	3
2 Développement du dispositif	4
2.1 Le clavier virtuel	4
2.1.1 Disposition des lettres	4
2.1.2 Développement du clavier virtuel	6
2.2 Dispositif de suivi oculaire	7
2.3 Le dispositif d'électroencéphalographie (EEG)	8
2.3.1 Acquisition des signaux	8
2.3.2 Réception des signaux	10
2.3.3 Lecture et filtrage des signaux	10
2.3.3.1 Scénario 1 : Entraînement à l'acquisition	10
2.3.3.2 Scénario 2 : Entraînement des filtres CSP	11
2.3.3.3 Scénario 3 : Entraînement du Classificateur	13
2.3.3.4 Scénario 4 : Test	15
2.4 Liaison entre le clavier et OpenVibe	17
3 Résultats	18
3.1 Dispositif Biosemi	18
3.2 Dispositif OpenBCI	18
4 Discussion	19
4.1 Choix des fréquences	20
4.2 Configuration des électrodes	20

4.3	Durée de l'entraînement	20
4.4	Taille de l'échantillon	21
5	Conclusion	21
5.1	Intérêt	22
5.2	Critiques	23
5.3	Les manques de la formation	23
5.4	Les aides de la formations	23

Résumé

La sclérose latérale amyotrophique (SLA) est une maladie neurodégénérative impliquant la dégénérescence progressive des neurones moteurs, entraînant une perte significative de mobilité et de capacité de communication. Face à l'absence de cure et aux limites des traitements existants, qui se concentrent principalement sur la gestion des symptômes, le développement de solutions technologiques innovantes devient crucial afin d'améliorer la qualité de vie des patients. Ce projet explore l'application des interfaces cerveau-machines (ICM) comme moyen potentiel pour faciliter la communication des patients atteints de SLA. L'étude se concentre sur les ICM non invasives, en raison de leur facilité d'utilisation, de leur faible coût et de leur facilité d'implémentation comparée aux options invasives. Dans le cadre de ce projet, notre choix s'est porté sur une ICM associant suivi oculaire et électroencéphalographie (EEG) en exploitant les potentiels évoqués à l'état stable (SSVEP). Ce rapport détaille ainsi notre démarche, relève les problématiques initiales, décrit la conception d'un prototype adapté, les différents obstacles rencontrés ainsi que les perspectives d'améliorations pour l'intégration et l'exploitation de ce dispositif par des patients souffrants de SLA.

1 Présentation du problème

1.1 Présentation du cadre

Dans le cadre de notre projet tutoré de première année Master en Sciences Cognitives à l'Institut des Sciences du Digital, Management et Cognition - Nancy, nous avons entrepris un projet intitulé "Conception d'une interface cerveau-ordinateur pour la communication de patients atteints de sclérose latérale amyotrophique". Ce projet, réalisé sous la direction du Dr. Laurent Bougrain et du Dr. Raquel Lindquist, a pour principal objectif de développer une interface qui puisse améliorer la capacité de communication des patients SLA, en dépit de la perte progressive de leurs fonctions motrices. Nous avons ainsi réalisé un premier travail d'exploration de la littérature existante, qui a abouti à la rédaction d'un premier rapport bibliographique. Sur la base de ce rapport, nous avons pu déterminer une approche en vue de la réalisation d'un prototype.

1.2 Explication de la problématique

1.2.1 Description de la pathologie

La sclérose latérale amyotrophique (SLA) est une pathologie neurodégénérative qui entraîne la dégénérescence des neurones moteurs du cerveau et de la moelle épinière [Hardiman et al., 2017]. Cela conduit à une détérioration progressive des muscles, affectant la capacité des patients à parler, manger, bouger et respirer [Hardiman et al., 2017, Longinetti and Fang, 2019, Masrori and Damme, 2020, Swinnen and Robberecht, 2014]. Les symptômes de la SLA varient selon les neurones affectés et peuvent inclure une faiblesse musculaire, atrophie, spasmes, et une perte de contrôle des fonctions motrices [Masrori and Damme, 2020]. A ce jour, il n'existe aucun traitement curatif pour la SLA. Les options thérapeutiques disponibles se concentrent principalement sur les ralentissement de la progression des symptômes et l'amélioration de la qualité de vie [Hardiman et al., 2017]. La SLA a un impact profond sur la qualité de vie des patients, les privant progressivement de leur indépendance. Les difficultés de communication résultant de la perte des fonctions motrices réduisent leur capacité à interagir avec leur entourage. Il existe bien des solutions permettant de retarder cette perte de communication, notamment l'orthophonie, mais une des solutions les plus efficaces réside dans les appareils de communications dont font notamment partie les interfaces cerveau-machine [Tzeplaëff et al., 2023].

1.3 Résumé de la solution proposée

1.3.1 Brève définition des Interfaces Cerveau-Machine (ICM)

Les interfaces cerveau-machines (ICM) sont des dispositifs permettant une interaction directe entre le cerveau humain et un dispositif externe [Burwell et al., 2017]. En capturant les signaux électriques du cerveau, ces systèmes les convertissent en commandes opérationnelles, permettant ainsi aux utilisateurs de contrôler des interfaces sans mouvements physiques. Cette technologie est essentielle pour fournir aux patients souffrant de maladies incapacitantes, telles que la SLA, la capacité de communiquer ou de contrôler des dispositifs externes, en dépit de la perte de fonctions motrices.

1.3.2 Descriptif de la solution

Notre projet vise le développement d'une ICM non invasive, qui utilise principalement l'électroencéphalographie (EEG) pour détecter l'activité cérébrale. Ce choix est dicté par plusieurs raisons alignées sur notre cahier des charges : sécurité, coût-efficacité, non-intrusivité, et simplicité d'utilisation. Les ICM non invasives, contrairement aux modèles invasifs qui nécessitent des interventions chirurgicales, permettent une utilisation répétée sûre et simple à mettre en place. Nous avons opté pour une combinaison d'EEG et de suivi oculaire pour maximiser la précision et l'efficacité de l'interface. L'EEG nous permet de capter les signaux cérébraux liés aux intentions de l'utilisateur, tandis que le suivi oculaire offre une méthode de navigation intuitive dans l'interface. Cette combinaison crée une synergie, améliorant la précision de la commande tout en simplifiant l'interaction pour l'utilisateur. À terme, notre dispositif cible les patients atteints de SLA ayant perdu la majorité de leurs capacités motrices mais qui conservent un certain contrôle oculaire. Le suivi oculaire par webcam représente une solution économique et efficace pour intégrer les commandes de regard dans notre système ICM. Concernant l'aspect EEG, notre approche exploite les Potentiels Évoqués Visuels à l'État Stable (SSVEP) qui sont induits par des stimuli visuels répétitifs. Ces potentiels ont l'avantage d'être facilement détectables et de permettre une réponse rapide du système, ce qui est crucial pour les patients nécessitant une méthode de communication rapide et fiable. De plus, la simplicité d'exploitation de ces signaux permet une réduction du coût de notre solution. La figure 1 offre une illustration simplifiée de cette solution.

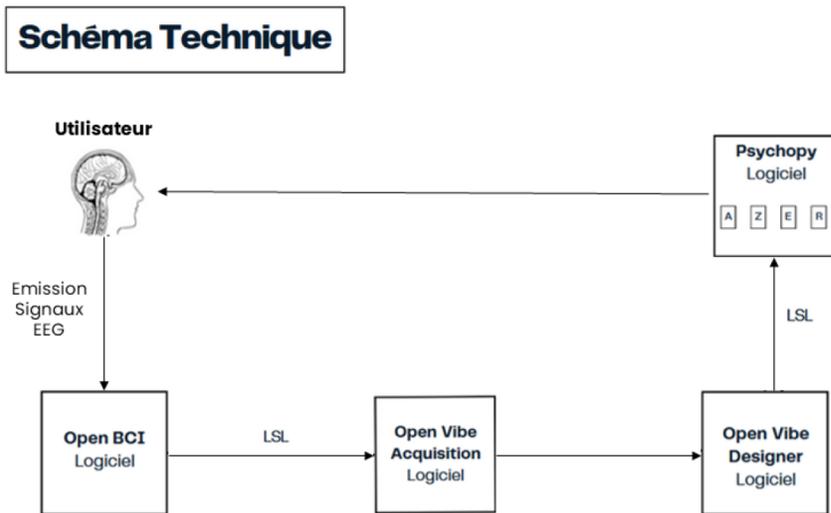


FIGURE 1 – Schéma technique résumant les étapes principales de notre ICM.

2 Développement du dispositif

2.1 Le clavier virtuel

2.1.1 Disposition des lettres

Avant d’entamer la programmation de notre clavier, une réflexion a été menée concernant la disposition des lettres sur l’écran. Nous nous sommes longuement interrogés quant à l’agencement des lettres afin d’optimiser la compatibilité avec les systèmes de suivi oculaire tout en prêtant une attention particulière à ce que la configuration choisie soit intuitive pour les utilisateurs. Initialement, il a été envisagé de répartir les lettres en cinq zones distinctes, chacune contenant six caractères, comme illustré dans la figure 2. Cette configuration avait pour objectif de simplifier l’interaction en limitant les possibles options de déplacement du regard à cinq principales directions : haut, bas, gauche, droite et centre. Cette configuration avait pour but de garantir des résultats fiables même en utilisant des dispositifs de suivi oculaire de qualité inférieure.

Nous avons ensuite envisagé l’implémentation de six zones pour avoir moins de possibilités (ici cinq) dans chaque zone et ainsi réduire le temps de sélection des caractères. L’objectif de cette configuration était de diminuer le temps nécessaire à la sélection des caractères, dans le but d’accélérer le processus de saisie

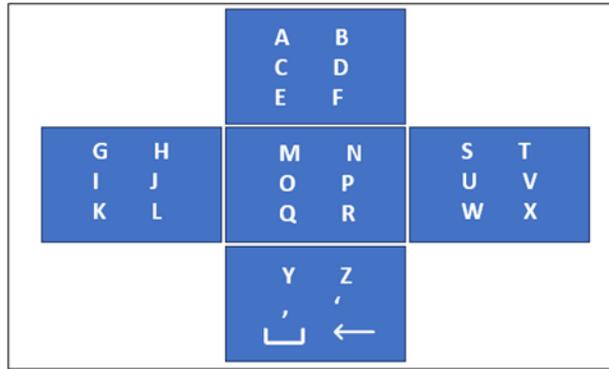


FIGURE 2 – Idée initiale de la disposition des groupes de lettres du clavier virtuel

des caractères pour aider au mieux les patients. Nous nous sommes ensuite interrogés quant à la capacité des dispositifs de suivi oculaire à différencier plus efficacement les zones selon un alignement vertical ou horizontal ce qui nous a conduit à considérer une configuration soit en deux colonnes et trois lignes, soit en trois colonnes et deux lignes, comme illustré dans la figure 3.

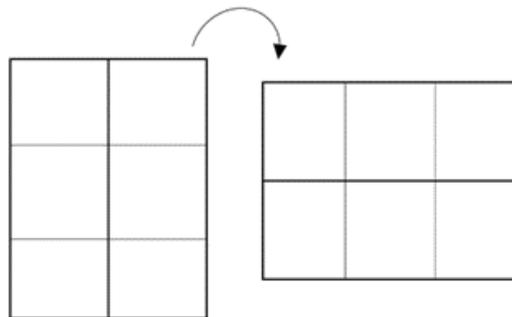


FIGURE 3 – Configurations envisagées pour la disposition des groupes de lettre

Finalement, nous avons opté pour une disposition comprenant neuf zones, avec un nombre de caractères variant de deux à quatre par zone. Notre décision repose sur la précision de notre système de suivi oculaire dont nous supposons qu’il sera capable de détecter avec exactitude quelle zone est observée par l’utilisateur. En augmentant le nombre de zones tout en limitant le nombre de caractères par zone, notre solution cherche à garantir une rapidité de communication accrue, ce qui est crucial pour l’efficacité de l’interaction.

La question de l’ordre des lettres s’est également posée lors de nos réflexions sur la disposition des lettres sur l’écran des patients. Nous nous sommes interrogés sur l’ordre qui serait le plus intuitif pour les utilisateurs. Devrions-nous adopter un ordre alphabétique commun, à quelques détails près, à toutes les langues romanes ? Ou bien serait-il plus judicieux de se baser sur la disposition des lettres sur un clavier, et

dans ce cas, opter pour un clavier AZERTY ou QWERTY ? Si l'un des claviers peut sembler plus intuitif pour un patient français, il ne l'est pas du tout pour un utilisateur provenant d'un autre pays. Et inversement, si l'on préfère un clavier QWERTY en prenant l'anglais comme base, cela pourrait poser des difficultés aux utilisateurs français qui ne sont pas familiers avec cette disposition. Si nous avons déterminé que l'ordre alphabétique était pratique pour une disposition à cinq zones, il ne l'était pas pour les dispositions en six zones ou, encore moins, en neuf zones. Par conséquent, nous avons opté pour une répartition des lettres selon la disposition AZERTY. Cette décision n'est cependant pas figée, nous avons conservé la possibilité de modifier la disposition des lettres dans le cadre d'un développement ultérieur et plus étendu de notre solution.

2.1.2 Développement du clavier virtuel

Le clavier a été développé en utilisant PsychoPy, un environnement permettant la création d'expériences en psychologie. Le programme contenant le clavier s'exécute dans un environnement virtuel sous la version 3.8 de Python à cause des contraintes de compatibilité du logiciel. À l'initialisation, neuf groupes de quatre caractères sont répartis sur l'écran conformément à la disposition illustrée dans la figure 4.

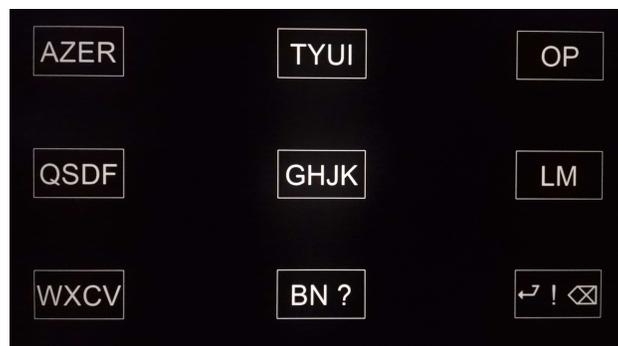


FIGURE 4 – Disposition finale des groupes de lettres du clavier virtuel

Lorsque l'une des neuf zones est sélectionnée, les lettres de cette zone spécifique sont affichées comme il l'est illustré dans la figure 5. Deux configurations ont été choisies afin de pouvoir tester laquelle était la plus adéquate. La première, où les lettres apparaissent en lignes, comme sur un vrai clavier, semblait plus naturelle. Mais les lettres étant proches les unes des autres, cela pouvait créer des conflits de fréquence. Nous avons donc proposé une deuxième configuration, où chaque lettre est située dans l'un des les 4 coins de l'écran, moins intuitive, mais permettant d'éviter les éventuels conflits.

Chaque lettre de la zone sélectionnée clignote à une fréquence distincte parmi les suivantes : 6 Hz, 9

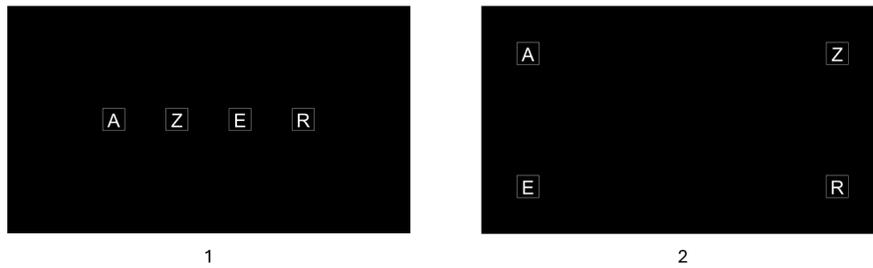


FIGURE 5 – Configurations d’affichage des lettres flashées : 1) Affichage linéaire ; 2) Affichage carré

Hz, 15 Hz, et 21 Hz. Ce choix s’explique par un écart de 3 Hz entre la première fréquence et la première harmonique de chaque fréquence, et ce jusqu’à 21 Hz. Nous avons également adopté et testé les fréquences de 6 Hz, 10 Hz, 14 Hz, et 22 Hz. Ces deux ensembles de fréquences ont été sélectionnés pour leur potentiel à minimiser le chevauchement spectral et les interférences, tout en maximisant la distinction entre les réponses SSVEPs associées à chaque fréquence. Un autre ensemble de fréquence a ensuite été sélectionné afin de prendre en compte les caractéristiques de l’écran utilisé. En effet, ce dernier ayant une fréquence de rafraîchissement de 60 Hz, nous devons nous assurer, dans un objectif de contrôle des variables potentiellement nuisibles, de choisir des fréquences qui étaient des diviseurs entiers de cette valeur. L’ensemble de fréquences 6 Hz, 10 Hz, 12 Hz et 15 Hz a ainsi été utilisé. Ici, les premières harmoniques de chaque valeur ne sont pas exploitées.

2.2 Dispositif de suivi oculaire

Après avoir déterminé la disposition optimale des lettres sur notre clavier et choisi une répartition en neuf zones pour améliorer la rapidité de communication, nous avons exploré l’utilisation de dispositifs de suivi oculaire par webcam intégrée pour faciliter la sélection des lettres par les utilisateurs. Comme décrit précédemment, l’idée initiale de notre dispositif reposait sur l’utilisation d’un clavier affichant différents groupes de lettres. L’ensemble des groupes est initialement visible à l’écran, et grâce à un dispositif de suivi oculaire, l’utilisateur peut sélectionner un de ces groupes. Ensuite, les lettres du groupe sélectionné s’affichent au centre de l’écran et se mettent à flasher. Cette approche visait à tirer parti des capacités des systèmes de suivi oculaire pour offrir une interaction intuitive et efficace.

Nous avons cependant rencontré des difficultés avec la mise en place d’un suivi oculaire utilisant une webcam intégrée. En effet, les solutions basées sur ces dispositifs se sont révélées trop imprécises pour nos besoins. Il s’est avéré que l’utilisation de l’infrarouge est essentielle dans le suivi oculaire car il permet de

capter avec précision les mouvements des yeux en réduisant les interférences lumineuses ambiantes. Or, les webcams standards sont dépourvues de cette technologie, ce qui rend le suivi oculaire peu précis. Nous avons ainsi testé plusieurs solutions open source sans succès, leurs performances ou leur fonctionnement ne correspondant pas à nos besoins. Une solution payante proposée par la société Eyeware, le logiciel GazeSense, semble offrir des performances plus intéressantes, cependant son coût était prohibitif pour notre projet.

Face à ces limitations, nous avons exploré d'autres dispositifs de suivi oculaire. Nous avons d'abord testé une caméra Intel RealSense, mais celle-ci ne captant pas les images en infrarouge, elle s'est révélée inadaptée pour le suivi oculaire. Ensuite, nous avons essayé les lunettes Tobii Pro Glasses 2. Bien que les performances de suivi oculaire soient satisfaisantes, nous avons constaté une latence d'environ dix secondes. Cette latence excessive rendait impossible l'utilisation des lunettes dans notre solution, car elle compromettait totalement la fluidité et la réactivité nécessaires pour une interaction efficace. En raison de ces obstacles, nous avons décidé de mettre de côté le suivi oculaire. Actuellement, la sélection des groupes de lettres se fait par un système de suivi de la souris, censé imiter le suivi oculaire. Ce système de suivi de la souris permet à l'utilisateur de sélectionner un groupe de lettres en déplaçant le curseur sur l'écran et en le laissant une seconde sur le groupe de lettres désiré. Cette approche offre une solution de rechange viable nous permettant de construire le reste du prototype de notre dispositif en attendant de pouvoir intégrer une autre solution pour le suivi oculaire.

2.3 Le dispositif d'électroencéphalographie (EEG)

Notre dispositif EEG, conçu pour la reconnaissance des SSVEP (Steady-State Visually Evoked Potentials), intègre plusieurs composants logiciels et matériels afin d'assurer une collecte et un traitement précis des signaux. Le schéma technique présenté plus haut (figure 1), illustre de manière simplifiée l'architecture et le fonctionnement de notre système. Nous allons désormais détailler plus précisément le fonctionnement de notre dispositif EEG.

2.3.1 Acquisition des signaux

Nous avons opté pour un dispositif EEG non invasif et peu coûteux afin d'acquérir les signaux neurologiques de nos sujets. Pour ce faire, nous équipons les patients d'un bonnet EEG Electrode Cap Kit de OpenBCI, comportant 19 électrodes. Dans l'optique de proposer une solution peu contraignante et facile d'utilisation au quotidien, nous avons cherché à limiter le nombre d'électrodes à câbler. Ainsi, la majorité des électrodes utilisées sont concentrées sur les lobes occipital et pariétal. Ce sont en effet les zones du

cerveau dédiées au traitement, à l'interprétation et à la compréhension des informations visuelles. Nous utilisons spécifiquement sept électrodes que nous branchons avec du gel pour améliorer leur contact avec la peau. Ces électrodes sont les suivantes : Pz, P3, P4, O1, O2, T5 et T6 (figure 6). Cette sélection d'électrodes permet de cibler efficacement les régions cérébrales impliquées dans la perception visuelle, optimisant ainsi la qualité des signaux EEG recueillis. Les signaux EEG captés par ces électrodes sont ensuite lus par le logiciel OpenBCI (un extrait est représenté dans la figure 6), en utilisant une carte Cyton de la même marque, qui sert de bio-amplificateur à 8 canaux.

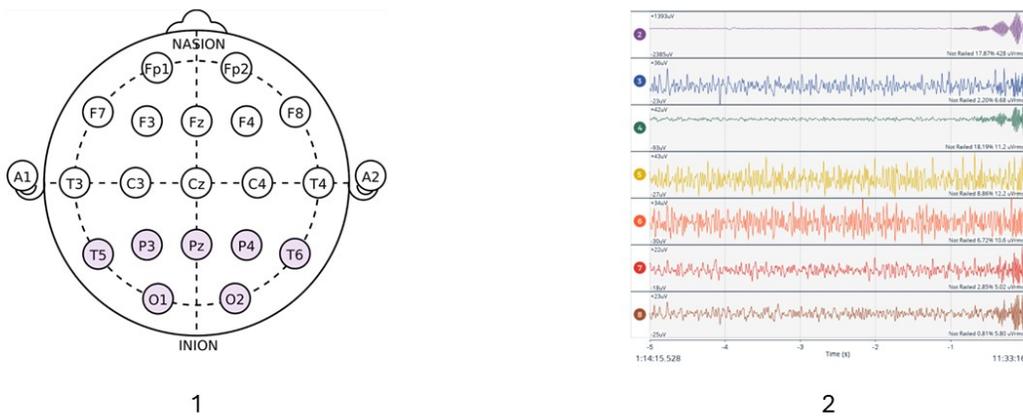


FIGURE 6 – 1) Localisation des électrodes utilisées ; 2) Extrait des signaux captés

Après quelques tests initiaux, nous avons décidé de passer temporairement à un dispositif Biosemi Active II afin d'améliorer la captation des signaux. Le système Biosemi est en effet réputé pour ses capacités de captation des signaux EEG avec une précision accrue. Ce choix a été motivé par la nécessité d'évaluer l'efficacité de notre configuration en utilisant un matériel de référence, le dispositif Biosemi permettant d'acquérir un signal de meilleure qualité. Avec ce dispositif d'acquisition, les électrodes T5 et T6 sont remplacées par P6 et P7.

Après avoir mis au point les scénarios de OpenVibe et le clavier à l'aide du dispositif Biosemi, nous avons finalement décidé de revenir à l'utilisation du dispositif OpenBCI. Bien que le dispositif Biosemi permette une meilleure précision, notre objectif reste de développer une solution peu coûteuse, facile à déployer tout en étant aisément utilisable pour les patients. C'est pour cela que nous sommes ensuite revenu

au dispositif OpenBCI. En effet, ce dispositif, par ses caractéristiques non invasives et son coût réduit, s’aligne davantage avec nos objectifs de simplicité et d’accessibilité.

2.3.2 Réception des signaux

Nous avons initialement utilisé le logiciel OpenBCI pour capter les signaux EEG. Ces signaux étaient ensuite transmis via l’écosystème Lab Streaming Layer (LSL) vers le logiciel OpenVibe. Cet écosystème LSL permet de transmettre un flux de données en temps réel de manière simplifiée, facilitant ainsi l’intégration entre différents dispositifs et logiciels. Dans la solution temporaire utilisant le dispositif Biosemi, la réception du signal se faisait directement sur OpenVibe. Cette configuration a simplifié le processus de transmission des données en éliminant l’étape intermédiaire d’utilisation de LSL.

2.3.3 Lecture et filtrage des signaux

L’ensemble du processus de lecture et de filtrage des signaux EEG est réalisé à l’aide du logiciel OpenVibe. Ce logiciel permet de traiter les signaux grâce à des scénarios, contenant une série de boxs et de filtres spécialement dédiés à l’analyse des données EEG. L’exécution des scénarios se fait successivement. Dans un souci de clarification, le fonctionnement de chaque scénario exécuté sera décrit.

2.3.3.1 Scénario 1 : Entraînement à l’acquisition

Ce scénario a pour objectif de récolter les données EEG correspondant à chaque fréquence de clignotement des lettres. Ce scénario permet de créer un ensemble de données d’entraînement en demandant à l’utilisateur de se focaliser, de manière séquentielle, spécifiquement sur une des lettres clignotantes. Cela se fait grâce à une box de marquage d’événement, permettant la génération de stimulations et marquant ainsi les événements de début et de fin de chaque stimulus afin de synchroniser les signaux EEG avec les stimuli visuels. Cela permet de savoir exactement quand chaque stimulus a été présenté et d’identifier son type. Ici, chaque lettre est ciblée aléatoirement à huit reprises, pendant six secondes. Ces stimulations sont ensuite envoyées à la box “LSL export” afin de communiquer avec le clavier afin de mettre en évidence la cible. Nous détaillerons ce processus ultérieurement.

Concernant les signaux EEG, ceux-ci sont acquis à l’aide d’une box d’acquisition, permettant la capture des signaux EEG bruts. Différentes étapes de filtrages et de prétraitement interviennent ensuite. Parmi ces étapes, la box "Channel Selector" permet de sélectionner les canaux spécifiques parmi tous ceux disponibles dans le signal EEG brut. Cette sélection est en effet essentielle afin d’éliminer les signaux non pertinents et d’isoler les canaux les plus pertinents. Il est à noter que les numéros de canaux renseignés dans cette

box varie selon le dispositif d'acquisition utilisé. La box "Channel Rename" intervient ensuite afin de renommer les canaux sélectionnés. Ce processus de renommage permet une identification plus aisée des électrodes. Dans notre dispositif, les électrodes utilisées sont Pz, P3, P4, O1, O2, T6, et T5.

Un premier filtrage est ensuite appliqué via la box "Temporal Filter" applique un filtre de Butterworth, éliminant ainsi les fréquences inférieures à 4 Hz et supérieures à 48 Hz. Cela améliore la qualité des données des données EEG reçues en supprimant notamment les interférences électriques situées entre 50 Hz et 60 Hz. Dans notre cas, nous avons réduit ce filtre à 48 Hz, ne comptant pas utiliser de fréquences supérieures à cette valeur. Nous avons ensuite réduit la fréquence d'échantillonnage des signaux EEG par deux. Ainsi, les échantillons seront conservés à une fréquence de 256 Hz. Cela permet notamment de réduire la quantité de données à traiter. Enfin, les signaux EEG traités sont enregistrés dans un fichier .ov à l'aide de la box "Generic Stream Writer". Ce fichier sera ensuite réutilisé dans les prochains scénarios.

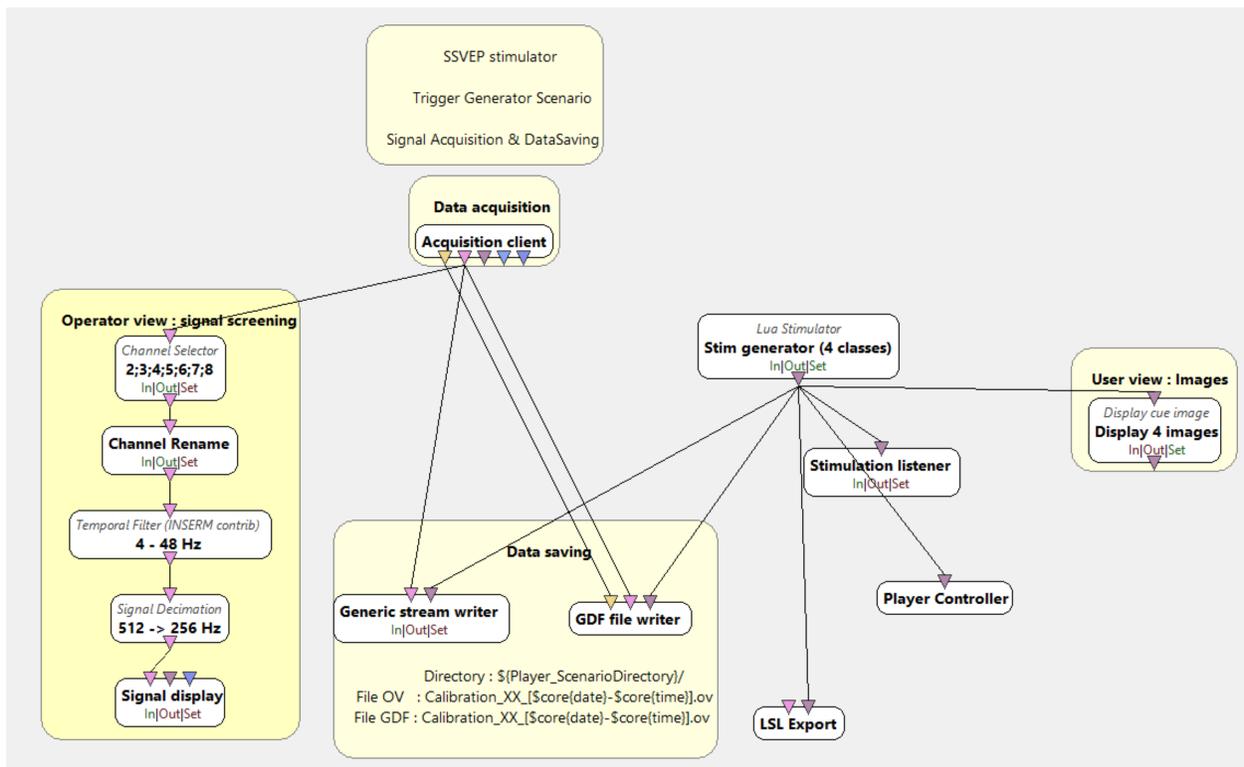


FIGURE 7 – Scenario OpenVibe d'entraînement à l'acquisition

2.3.3.2 Scénario 2 : Entraînement des filtres CSP

Ce scénario utilise les données EEG enregistrées lors du scénario précédent afin d'entraîner une banque de filtres Common Spatial Patterns (CSP). L'objectif est ici d'extraire les caractéristiques spatiales perti-

nelles des signaux afin de faciliter la distinction entre les différentes fréquences de clignotement. Le processus commence par le chargement des données à l'aide de la box "Generic Stream Reader" au sein de laquelle nous importons le fichier acquis à la suite du scénario d'entraînement. Les canaux sont ensuite sélectionnés.

Nous utilisons ensuite plusieurs box de filtrage temporel ("Temporal Filter"). Chaque box de filtrage applique un filtre correspondant à la fréquence de clignotement des lettres. Selon le jeu de fréquences appliqué, un filtre est également appliqué afin d'isoler la première harmonique de chaque fréquence. Les fréquences de coupure renseignées dans ces box sont à 0.25 Hz autour de la fréquence définie (ex : 5.75 Hz et 6.25 Hz pour la fréquence 6 Hz), définissant ainsi la bande passante de ces filtres. Les signaux filtrés sont fusionnés à l'aide de la box "Signal Merger", qui combine les différents flux de données en un seul signal. Ce signal fusionné est ensuite segmenté en fonction des événements marqués grâce à la box "Stimulation Based Epoching". Cette box segmente les signaux EEG en epochs (segments de temps). Nous définissons ici la fenêtre temporelle d'intérêt pour chaque segment de données. Ainsi, sur un stimulus de six secondes, nous capturons les données EEG correspondant aux cinq dernières secondes.

Le signal segmenté est ensuite acheminé via une box "Stream Switch", qui relie le signal en fonction de la condition de focus de l'utilisateur (ici identifié par le stimulus cible). Vient ensuite une box "Regularized CSP Trainer" qui applique un filtre CSP aux segments de données EEG. Cela permet d'extraire les caractéristiques spatiales les plus discriminantes entre les différentes fréquences de clignotement. Nous appliquons ici deux classes pour le filtrage CSP et une matrice de covariance de type "Chunk average". Ces paramètres permettent de configurer l'apprentissage des filtres CSP pour maximiser la variance des signaux pour une classe tout en minimisant la variance pour l'autre. Cela devrait théoriquement nous permettre de faciliter la séparation des signaux EEG correspondants aux différentes fréquences employées pour les stimuli.

Ce scénario nous permet de préparer les données et les filtres nécessaires à l'étape suivante de l'entraînement du classificateur. Nous devrions ainsi optimiser la qualité des données pour entraîner le classificateur.

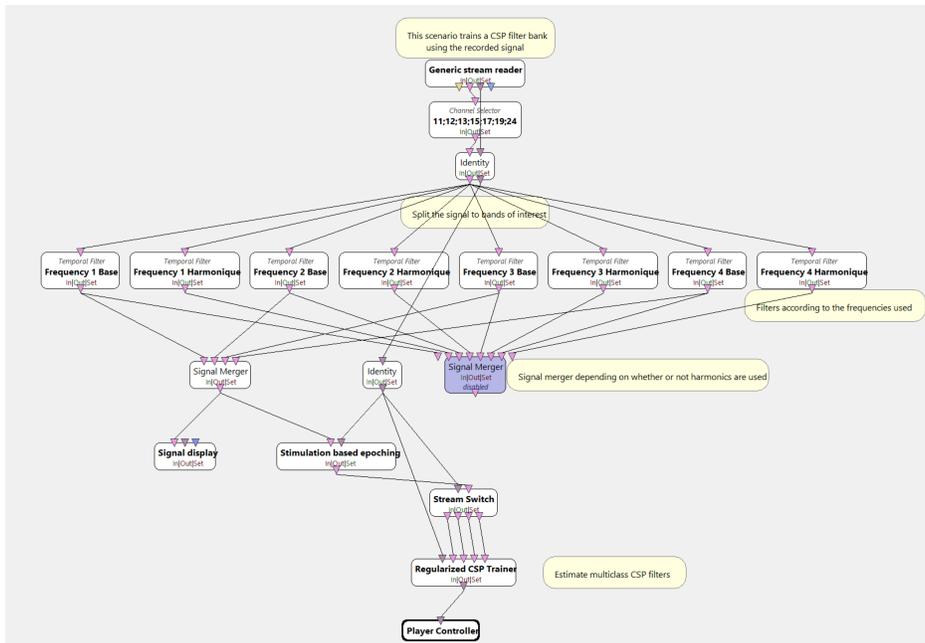


FIGURE 8 – Scenario OpenVibe permettant l’entraînement des filtres CSP

2.3.3.3 Scénario 3 : Entraînement du Classificateur

Ce scénario utilise les filtres CSP précédemment ajustés afin d’entraîner un classificateur à reconnaître les signaux EEG captés en temps réel et à identifier à quelle fréquence (et donc à quelle lettre) correspond chaque segment de données. L’objectif est de traduire les signaux EEG en commandes spécifiques pour le dispositif de communication basé sur les SSVEPs.

Pour ce faire, nous réitérons l’importation du fichier .ov d’entraînement ainsi que la sélection des canaux pertinents. Des boxs de filtrage temporel interviennent ensuite en suivant la même configuration que dans le scénario précédent, puis sont fusionnés en un signal cohérent. Ce signal transite ensuite par une box “MultiClass CSP” au sein de laquelle les filtres CSP entraînés dans le précédent scénario sont appliqués. Le signal est ensuite segmenté par une box "Stimulation Based Epoching", comme décrit dans le scénario précédent.

Plusieurs étapes de traitement du signal interviennent ensuite. Une box "Time Based Epoching" (TBE) pour segmenter les données en epochs basés sur le temps, puis une première box “Digital Signal Processing” (DSP) applique la transformation $x \times x$ aux données EEG. Cette transformation élève chaque échantillon de signal au carré, ce qui peut ainsi permettre d’accentuer certaines caractéristiques. Nous utilisons ensuite une box “Signal Average” afin de moyenner les signaux pour réduire le bruit et les artefacts de ces derniers. Une seconde box DSP intervient ensuite, appliquant la transformation $\log(1+x)$ aux données EEG. Cette

transformation logarithmique permet, en compressant les signaux, de rendre les variations de ce dernier plus uniformes et ainsi, plus simples à analyser.

Après ces étapes de traitement, les caractéristiques extraites sont combinées à l'aide de la box "Feature Aggregator". Cette box compile les caractéristiques extraites en un ensemble de caractéristiques complet, prêt pour l'entraînement du classificateur. Le signal est ensuite dirigé par une autre box "Stream Switch" avant d'arriver à la box "Classifier Trainer". La box "Classifier Trainer" utilise les caractéristiques extraites pour entraîner un classificateur à identifier les signaux EEG correspondant aux différentes fréquences de clignotement.

Ce scénario est donc crucial afin de préparer le classificateur nécessaire à l'étape suivante de l'utilisation en temps réel du système de communication basé sur les SSVEPs. Ceci nous amène donc au scénario de test, où la reconnaissance des lettres doit se faire en temps réel.

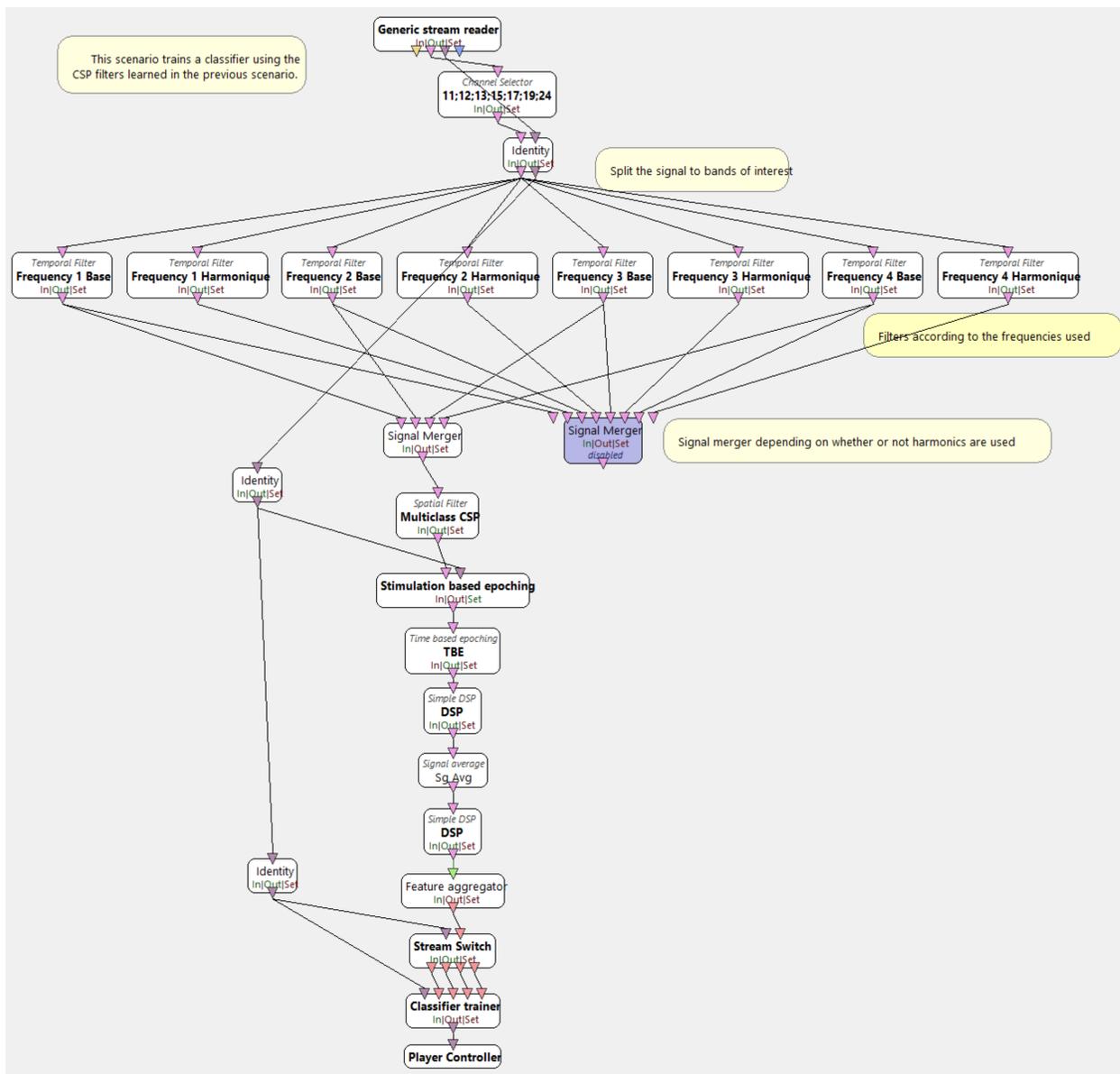


FIGURE 9 – Scenario OpenVibe permettant l’entraînement du classificateur

2.3.3.4 Scénario 4 : Test

Nous exécutons ensuite, et enfin, le scénario de test. Au cours de ce scénario, nous demandons de nouveau à l’utilisateur de se focaliser de manière séquentielle, spécifiquement sur une des lettres clignotantes. Chaque lettre est de nouveau ciblée à huit reprises. A la différence du scénario 1, le scénario 4 utilise les filtres CSP et le classificateur précédemment entraînés pour effectuer une classification en temps réel des signaux EEG, nous permettant ainsi de vérifier si les lettres regardées par l’utilisateur sont bien reconnues. Ce scénario reprend donc la structure de base du scénario 1, pour la présentation des stimuli, et utilise les

mêmes boîtes que le scénario 3 pour permettre un filtrage et une classification en temps réel. Nous avons ainsi les outils nous permettant d'identifier quelle lettre est regardée par l'utilisateur. Le ciblage des lettres nous permet de contrôler le taux de reconnaissance de ces dernières. Les résultats de la reconnaissance nous sont ensuite communiqués à l'aide de la boîte "Confusion Matrix Calculator", qui nous transmet une matrice de confusions au sein de laquelle nous pouvons lire le nombre de reconnaissances correctes et incorrectes. Ce scénario est crucial pour valider le fonctionnement du système de communication basé sur les SSVEPs en conditions réelles. En effet, un taux de reconnaissance satisfaisant est nécessaire afin de passer aux prochaines étapes du développement de notre solution.

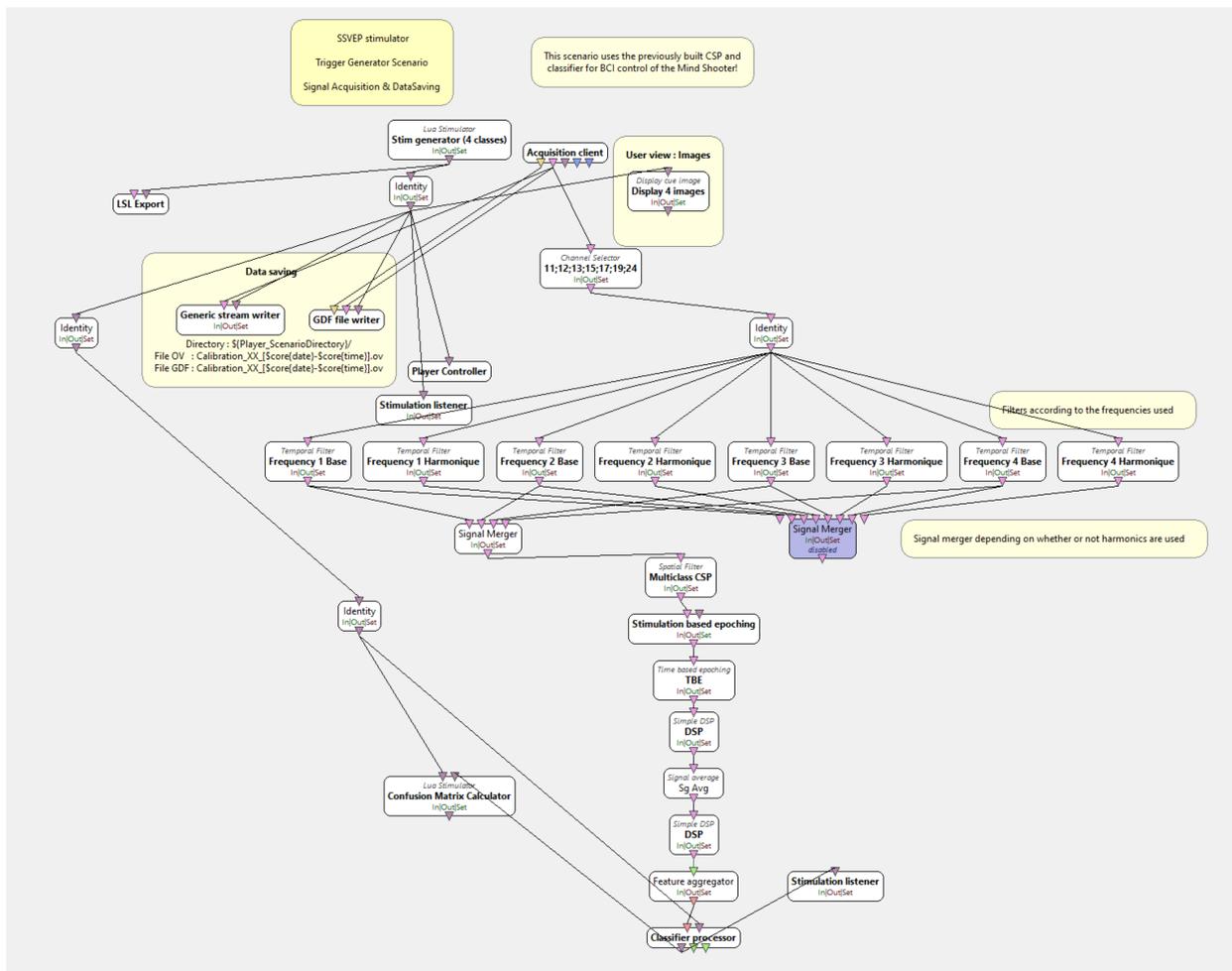


FIGURE 10 – Scenario OpenVibe exécuté pour la phase de test

2.4 Liaison entre le clavier et OpenVibe

L'intégration entre le clavier et OpenVibe est cruciale, permettant une interaction fluide et efficace lors de l'exécution des scénarios d'entraînement et de test. Ce lien est possible grâce au Lab Streaming Layer (LSL) qui permet la transmission de données en temps réel entre différents programmes. Ainsi, lors de l'exécution du scénario d'entraînement dans OpenVibe, la génération des stimuli, caractérisée par différents labels, est récupérée par une box "LSL Export", qui les transmet au clavier. Par exemple, le label 1 correspond à la première lettre qui clignote, le label 2 à la deuxième lettre, et ainsi de suite. Ces labels sont cruciaux pour synchroniser les signaux EEG avec les stimuli visuels, permettant ainsi de capturer les réponses cérébrales spécifiques à chaque lettre clignotante. Le programme du clavier, qui a été détaillé plus haut, reçoit ces labels via LSL. Cela se fait par l'intermédiaire d'un fichier qui gère la connexion et la réception des données LSL. Un résolveur de flux est ainsi initialisé afin de localiser les flux disponibles correspondant aux labels des stimuli envoyés par OpenVibe. Une fois ce flux localisé, une instance "StreamInlet" est créée afin de recevoir les données en continu. Les données entrantes sont ainsi écoutées dans une boucle où un nouveau label est récupéré à chaque itération. Lorsqu'un label est reçu, le programme du clavier reconnaît ce label et encadre en rouge la lettre correspondante sur l'écran pendant une seconde avant de reprendre le clignotement normal, comme illustré dans la figure 11. Cette fonctionnalité est essentielle afin d'indiquer à l'utilisateur quelle lettre il doit regarder, facilitant ainsi la phase d'entraînement. Lors de l'exécution du scénario de test, ce processus se répète afin de tester l'efficacité de la reconnaissance. Le programme utilise les mêmes mécanismes de réception et de traitement des labels pour vérifier si le système peut correctement identifier les lettres sur lesquelles l'utilisateur se concentre, en fonction des signaux EEG capturés et traités.



FIGURE 11 – Exemple d'une lettre marquée grâce à la liaison LSL

3 Résultats

Les résultats obtenus à partir des différentes configurations de notre dispositif sont présentés dans le tableau ci-dessous. Les performances ont été exprimées en termes de précision moyenne lors de l'entraînement (Mean Training Accuracy) et de précision moyenne lors du test (Mean Test Accuracy). Les valeurs de la précision moyenne d'entraînement ont été obtenues après l'exécution du scénario 3 de OpenVibe, où le classificateur est entraîné. Les valeurs de la précision moyenne de test correspondent au taux de cibles correctement reconnues, tel que communiqué par la matrice de confusion lors de l'exécution du scénario 4. Il est important de noter que ces résultats sont obtenus à titre indicatif et ne sont pas significatifs, la solution présentée et testée n'étant qu'à une phase de bêta test d'un prototype. Néanmoins, cela permet d'observer des tendances.

3.1 Dispositif Biosemi

Pour le dispositif utilisant l'amplificateur BioSemi, un participant a été évalué avec différentes configurations de fréquences et de dispositions de lettres. La configuration linéaire avec des fréquences de 6, 9, 15 et 21 Hz, en utilisant la première harmonique, a montré une précision moyenne d'entraînement de 56.85%, tandis que la précision moyenne de test était de 18.8%. Pour la configuration carrée avec les mêmes fréquences et l'utilisation de la première harmonique, la précision moyenne d'entraînement obtenue était de 57.65%, avec une précision moyenne de test de 21.9%. Lorsque la configuration carrée avec des fréquences de 6, 10, 12 et 15 Hz sans utiliser la première harmonique a été testée, la précision moyenne d'entraînement était de 62.13% et la précision moyenne de test atteignait 28.1%.

3.2 Dispositif OpenBCI

Pour le dispositif utilisant l'amplificateur OpenBCI, deux participants ont pu être évalués. Certaines configurations n'ont été testées que par un seul participant, tandis que d'autres ont été testées par les deux, comme indiqué par la présence des doubles astérisques sur le tableau. La configuration linéaire avec des fréquences de 6, 10, 14 et 22 Hz en utilisant la première harmonique a obtenu une précision moyenne d'entraînement de 57.96% et une précision moyenne de test de 25%, ces valeurs représentant la moyenne des résultats obtenus par les deux participants. Pour la configuration carrée avec les mêmes fréquences et l'utilisation de la première harmonique, la précision moyenne d'entraînement était de 51.40% et la précision moyenne de test de 28.15%. En testant la configuration linéaire avec des fréquences de 6, 9, 15 et 21 Hz et en utilisant la première harmonique, la précision moyenne d'entraînement était de 46.86% et la

précision moyenne de test de 21.9%. Pour la configuration carrée avec les mêmes fréquences, la précision moyenne d'entraînement était de 58.41%, tandis que la précision moyenne de test atteignait 28.1%. Enfin, la configuration linéaire avec des fréquences de 6, 10, 12 et 15 Hz sans utiliser la première harmonique a montré une précision moyenne d'entraînement de 53.46% et une précision moyenne de test de 15.6%, tandis que la configuration carrée avec les mêmes fréquences et sans première harmonique obtenait une précision moyenne d'entraînement de 57.31% et une précision moyenne en test de 29.7%.

Amplifier	Letter Layout	Frequencies (Hz)	1st Harmonic	Mean Training Accuracy	Mean Test Accuracy
BioSemi	Linear	6; 9; 15; 21	Yes	56.85 %	18.8%
	Square			57.65%	21.9%
	Square	6; 10; 12; 15	No	62.13%	28.1%
OpenBCI	Linear	6; 10; 14; 22	Yes	57.96%**	25%**
	Square			51.40%**	28.15%**
	Linear	6; 9; 15; 21	Yes	46.86%	21.9%
	Square			58.41%	28.1%
	Lineare	6; 10; 12; 15	No	53.46%	15.6%
	Square			57.31%**	29.7%**

TABLE 1 – Justesse Moyenne (N=1) pour la reconnaissance des SSVEP (**N=2)

4 Discussion

Les taux de reconnaissance des lettres de notre dispositif exploitant les SSVEPs que nous avons obtenus sont inférieurs aux attentes initiales. Ces faibles performances pourraient s'expliquer par plusieurs facteurs.

4.1 Choix des fréquences

Le choix des fréquences pour le clignotement des lettres pourrait ne pas être optimal. En effet, le , le choix des fréquences est crucial pour susciter de fortes réponses SSVEPs, les harmoniques jouent également un rôle significatif [Vialatte et al., 2010]. De plus, l'utilisation de fréquences ne s'alignant pas avec le taux de rafraîchissement de l'écran peut affecter la qualité des signaux EEG enregistrés. Cependant, l'ensemble des fréquences incluant uniquement des diviseurs de la fréquence de rafraîchissement de l'écran (6, 10, 12 et 15 Hz, pour un écran de 60 Hz), n'a pas montré une amélioration significative des performances de reconnaissance. Cette observation suggère que d'autres facteurs peuvent influencer ces résultats. Il nous faut également mentionner le fait que les fréquences optimales pour des réponses SSVEPs peuvent varier entre les individus [Wei et al., 2018]. De plus, certaines fréquences produisent généralement des réponses plus claires [Herrmann, 2001].

4.2 Configuration des électrodes

La configuration des électrodes est également un facteur important. Notre configuration, qu'elle utilise le dispositif OpenBCI ou BioSemi Active II, utilise un nombre limité d'électrodes au niveau du lobe occipital, ce qui pourrait ne pas offrir la meilleure couverture pour capter efficacement les signaux SS-VEP. L'importance d'une couverture électrode suffisamment étendue au niveau de la région occipitale afin d'optimiser la détection et le traitement des signaux est effectivement cruciale [Wang et al., 2023]. Une configuration d'électrodes optimisée permet ainsi d'améliorer considérablement la précision des ICM [Mak and Wolpaw, 2009].

4.3 Durée de l'entraînement

La durée de l'entraînement est également un facteur crucial. Cela permet notamment d'accumuler davantage de données afin d'optimiser le classificateur. De plus, il a été démontré que des séances d'entraînement plus longues peuvent améliorer la précision des systèmes de communication basés sur l'EEG [Wolpaw et al., 1998]. Lors des essais de notre solution, une durée d'entraînement plus courte a été déterminée avec l'objectif de réduire la fatigue des utilisateurs. Cette durée peut néanmoins s'avérer insuffisante pour obtenir des résultats optimaux, comme l'indiquent nos résultats.

4.4 Taille de l'échantillon

Enfin, la taille de l'échantillon de l'étude doit être prise en compte. Tester ce dispositif sur une population plus large permettrait de recueillir des données plus robustes et de mieux comprendre les performances du système. Dans notre étude, les résultats actuels, reposant sur un nombre limité de participants, doivent être interprétés avec prudence, bien que les tendances demeurent assez éloquentes.

5 Conclusion

Au cours de ce projet, nous avons conçu une interface cerveau-ordinateur pour contribuer à la communication de patients atteints de sclérose latérale amyotrophique. Nous nous sommes orientés vers un système hybride combinant EEG et suivi oculaire pour maximiser la précision et l'efficacité de l'interface. Ce choix non invasif permet de capter les signaux cérébraux tout en offrant une méthode de navigation intuitive. Notre dispositif cible les patients atteints de SLA qui ont conservé un certain contrôle oculaire, en utilisant des SSVEP pour une réponse rapide et fiable.

Les résultats de notre étude montrent que le système OpenBCI avec des électrodes passives avec gel offre une précision compétitive par rapport au système BioSemi utilisant des électrodes actives humides. Cette observation est particulièrement intéressante puisqu'elle suggère que des solutions moins coûteuses et plus accessibles peuvent fournir des performances comparables à des systèmes plus perfectionnés, ce qui est très encourageant.

Nous avons également observé que les fréquences utilisées pour les SSVEP n'ont pas besoin d'être des diviseurs de la fréquence de rafraîchissement de l'écran pour obtenir des performances optimales. Cette flexibilité dans le choix des fréquences offre une marge de manœuvre intéressante pour la création de futurs systèmes.

Cependant, nous devons souligner que le taux de reconnaissance des SSVEPs doit être amélioré. Dans un premier temps, il serait intéressant de contrôler les fréquences à l'aide d'une photodiode, afin de s'assurer que l'écran affiche bien la fréquence demandée. Ensuite, l'intégration du suivi oculaire, qui ici, a dû être abandonné, pourrait permettre une hybridation qui améliorerait la reconnaissance des lettres. Nous envisageons ainsi de tester la reconnaissance du regard via le dispositif Tobii Nano. En effet, nous avons initialement essayé de mettre en place un système hybride utilisant séquentiellement le suivi oculaire pour la sélection du groupe de lettres, puis les SSVEP pour la reconnaissance de la lettre choisie. Cependant, nous envisageons désormais une hybridation parallèle pour aider à discriminer la lettre choisie par l'utilisateur.

Ce dispositif pourrait ainsi, combiné aux SSVEP, augmenter la précision globale du système et rendre ainsi l'interaction plus intuitive.

Il est également important de noter que notre solution n'a été testée que sur un nombre limité de sujets valides. Il sera donc essentiel de le tester sur une population plus large et diversifiée de sujets valides. En effet, en effectuant ces tests, nous espérons obtenir des résultats plus généralisables et identifier les ajustements nécessaires afin d'améliorer la performance du système. Nous pourrions ensuite envisager de l'introduire auprès de patients atteints de SLA en relation avec le département de physiothérapie de l'université fédérale de Rio Grande do Norte. L'objectif final étant l'utilisation de ce dispositif auprès de cette population, cela nous permettra d'effectuer des tests dans des contextes cliniques réels.

En conclusion, bien que notre étude fournisse des aperçus prometteurs sur l'utilisation d'un système OpenBCI pour une ICM basée sur les SSVEPs, plusieurs points nécessitent des améliorations supplémentaires. Le choix des fréquences, l'amélioration de la couverture des électrodes, l'intégration du suivi oculaire et les tests sur une population plus large et diversifiée seront des étapes clés pour affiner ce dispositif en vue de futurs essais. Ces axes d'amélioration auront l'occasion d'être explorés au cours d'un stage de 2 mois qui sera mené cet été.

5.1 Intérêt

Ce projet, le premier de cette envergure dans le cadre de notre master, a été une expérience d'apprentissage riche. Nous avons tous trouvé des intérêts communs et spécifiques au cours de ces semaines de travail intensif.

La phase de recherche a été particulièrement instructive, nous permettant de mieux comprendre ce qu'est une ICM, ses différentes conceptions, son fonctionnement, et surtout ses domaines d'application. Nous avons réussi à concevoir une ICM en relevant les nombreux défis et contraintes que cela implique : les considérations éthiques, les capacités des patients, un budget limité et un délai imposé. Travailler sur un projet réel, avec des implications concrètes, a été particulièrement formateur. Notre projet, visant à offrir une aide accessible aux patients, nous a également donné un fort sentiment d'utilité. Savoir que notre travail peut avoir un impact tangible a été très motivant.

La conception de l'ICM a nécessité une expertise technique significative. Que ce soit pour la programmation, qui demandait une maîtrise de Python, ou pour l'installation du matériel d'acquisition EEG, nous avons acquis des compétences nouvelles et précieuses pour notre avenir professionnel.

5.2 Critiques

Malgré l'intérêt que nous avons porté à ce projet, nous avons naturellement rencontré certaines difficultés et avons distingué des axes d'amélioration possibles.

Notre formation comportait un enseignement interface cerveau-machine qui débutait après notre phase de recherche. Bien qu'il s'agisse d'une coïncidence, nous aurions gagné un temps considérable si nous avions eu ce cours en parallèle du projet, afin d'en maîtriser les technicités. Nous aurions été directement efficaces et aurions pu directement progresser sans passer par cette phase d'apprentissage.

La gestion du temps nous a fait défaut : nous avons consacré beaucoup de temps à chercher un système Eye tracking efficace, malheureusement sans réussite, et en se mettant en difficulté pour la suite. Au fil de nos réunions, nous nous sommes améliorés sur l'aspect gestion et répartition des tâches. En effet, il est plus efficace de chacun gérer un aspect différent du projet, plutôt que de tenter de tout maîtriser et ne pas avancer sur le reste.

5.3 Les manques de la formation

Bien que notre formation soit pluridisciplinaire, nous avons senti quelques faiblesses de niveaux notamment sur nos niveaux de Python, ainsi qu'en Eye Tracking. Nous avons donc pu progresser dans ces domaines, et nous sommes convaincus que les notions abordées dans ce projet nous seront utiles.

5.4 Les aides de la formations

Comme dit précédemment, notre formation est pluridisciplinaire. Nous avons pu constater que face à une difficulté, cette pluridisciplinarité nous offre les outils permettant de s'adapter de manière rapide et efficace.

L'enseignement "Gestion de Projet", nous a été extrêmement utile, autant sur les aspects principaux tels que l'organisation, la réalisation de programme etc, mais également sur les aspects moins explicites, comme la communication au sein d'un groupe de travail et la motivation du groupe.

Bien que nous ayons rencontré des difficultés liées à des matières de notre cursus, nous avons, les contacts correspondants aux matières concernées. Nous avons donc pu, par exemple, solliciter l'aide de Monsieur Castagnos lors de nos recherches sur l'Eye Tracking.

Enfin, la méthode d'évaluation de la formation a été d'une grande aide. Les projets de groupe étant la principale évaluation finale des enseignements, nous étions habitués et formés au déroulement de ce genre de projet.

Références

- [Burwell et al., 2017] Burwell, S., Sample, M., and Racine, E. (2017). Ethical aspects of brain computer interfaces : A scoping review. *BMC Medical Ethics*, 18(1) :1–11. Publisher : BioMed Central Ltd.
- [Hardiman et al., 2017] Hardiman, O., Al-Chalabi, A., Chio, A., Corr, E. M., Logroscino, G., Robberecht, W., Shaw, P. J., Simmons, Z., and Berg, L. H. V. D. (2017). Amyotrophic lateral sclerosis. ISSN : 2056676X Publication Title : Nature Reviews Disease Primers Volume : 3.
- [Herrmann, 2001] Herrmann, C. S. (2001). Human EEG responses to 1?100Hz flicker : resonance phenomena in visual cortex and their potential correlation to cognitive phenomena. *Experimental Brain Research*, 137(3-4) :346–353.
- [Longinetti and Fang, 2019] Longinetti, E. and Fang, F. (2019). Epidemiology of amyotrophic lateral sclerosis : An update of recent literature. ISSN : 14736551 Issue : 5 Pages : 771-776 Publication Title : Current Opinion in Neurology Volume : 32.
- [Mak and Wolpaw, 2009] Mak, J. N. and Wolpaw, J. R. (2009). Clinical Applications of Brain-Computer Interfaces : Current State and Future Prospects. *IEEE reviews in biomedical engineering*, 2 :187–199.
- [Masrori and Damme, 2020] Masrori, P. and Damme, P. V. (2020). Amyotrophic lateral sclerosis : a clinical review. ISSN : 14681331 Issue : 10 Pages : 1918-1929 Publication Title : European Journal of Neurology Volume : 27.
- [Swinnen and Robberecht, 2014] Swinnen, B. and Robberecht, W. (2014). The phenotypic variability of amyotrophic lateral sclerosis. ISSN : 17594766 Issue : 11 Pages : 661-670 Publication Title : Nature Reviews Neurology Volume : 10.
- [Tzeplaeff et al., 2023] Tzeplaeff, L., Wilfling, S., Requardt, M. V., and Herdick, M. (2023). Current State and Future Directions in the Therapy of ALS. *Cells 2023, Vol. 12, Page 1523*, 12(11) :1523. Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [Vialatte et al., 2010] Vialatte, F.-B., Maurice, M., Dauwels, J., and Cichocki, A. (2010). Steady-state visually evoked potentials : Focus on essential paradigms and future perspectives. *Progress in Neurobiology*, 90(4) :418–438.
- [Wang et al., 2023] Wang, J., Xu, S., Dai, Y., and Gao, S. (2023). An Eye Tracking and Brain-Computer Interface-Based Human-Environment Interactive System for Amyotrophic Lateral Sclerosis Patients. *IEEE Sensors Journal*, 23(20) :24095–24106. Conference Name : IEEE Sensors Journal.

- [Wei et al., 2018] Wei, C.-S., Nakanishi, M., Chiang, K.-J., and Jung, T.-P. (2018). Exploring Human Variability in Steady-State Visual Evoked Potentials. In *2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 474–479, Miyazaki, Japan. IEEE.
- [Wolpaw et al., 1998] Wolpaw, J., Ramoser, H., McFarland, D., and Pfurtscheller, G. (1998). EEG-based communication : improved accuracy by response verification. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 6(3) :326–333.