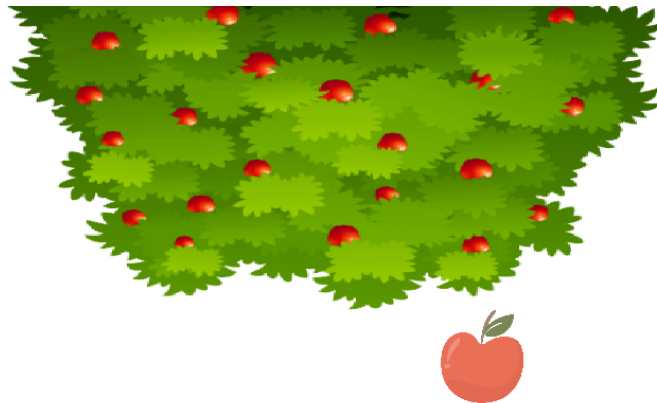


Apple Cather Game

Assistant Engineer Internship Report



Robin Vidal

Autonomous Robotic Engineer

FISE 2026

robin.vidal@ensta.fr

October 15th, 2025

Résumé

Ce rapport présente les travaux réalisés lors d'un stage de deuxième année effectué au sein du Department of Engineering Cybernetics de la Norwegian University of Science and Technology (NTNU). Je précise que ces travaux ont été réalisés en binôme avec mon camarade Kilian Barantal. Le sujet porte sur l'Apple Catcher Game, un jeu dans lequel le joueur a pour but d'attraper des pommes par télépathie. En effet, ce dernier est doté d'un casque EEG (électroencéphalogramme) muni d'électrodes dont les données seront analysées par nos algorithmes pour savoir si le joueur souhaitait attraper une pomme tombant à gauche ou à droite de l'arbre. Après une analyse de l'état de l'art des systèmes EEG et de leur usage pour l'imagerie motrice, nous avons poursuivi le développement du code existant en m'appuyant sur le travail préalable réalisé à NTNU. Les contributions majeures concernent la refonte de l'architecture logicielle, l'intégration d'un gestionnaire d'utilisateurs, l'ajout de modes hors-ligne, l'évaluation d'un cadre de classification sur la base GigaScience et l'optimisation automatique des fenêtres temporelles.

Abstract

This report presents the work carried out during a second-year internship at the Department of Engineering Cybernetics of the Norwegian University of Science and Technology (NTNU). I specify that this work was carried out in partnership with my colleague Kilian Barantal. The subject concerns the Apple Catcher Game, a game in which the player aims to catch apples through telepathy. Indeed, the player is equipped with an EEG (electroencephalogram) headset with electrodes whose data will be analyzed by our algorithms to determine whether the player wanted to catch an apple falling to the left or right of the tree. After analyzing the state of the art of EEG systems and their use for motor imagery, I continued the development of the existing code based on the preliminary work carried out at NTNU. The major contributions concern the software architecture refactoring, the integration of a user manager, the addition of offline modes, the evaluation of a classification framework on the GigaScience database and the automatic optimization of temporal windows.

Table des matières

Résumé	1
Abstract	2
1 Introduction	5
2 Contexte institutionnel et enjeux	6
2.1 Marta Molinas et notre laboratoire	6
2.2 Enjeux scientifiques et sociétaux	7
3 État de l'art et fondements scientifiques	8
3.1 Physiologie du cortex moteur	8
3.2 Électroencéphalographie et caractéristiques du signal	9
3.3 Reconstruction des sources cérébrales	9
3.4 Filtrage spatial	10
3.5 Classification	10
4 Développements réalisés	12
4.1 Refonte architecturale	12
4.1.1 Analyse du système existant	12
4.1.2 Conception de la nouvelle architecture	12
4.1.3 Protocole de communication	13
4.2 Développement du gestionnaire centralisé	13
4.2.1 Interface utilisateur	13
4.2.2 Modes opératoires hors ligne	14
4.3 Optimisation de fenêtre temporelle	14
4.3.1 Motivation et approche	14
4.3.2 Méthodologie	15
4.3.3 Validation sur le dataset GIGA	16
4.4 Classifieur spécialisé pour une main unique	18
4.4.1 Motivation	18
4.4.2 Implémentation	18
4.5 Validation et démonstration avec Lane Runner	19
4.5.1 Objectifs de développement	19
4.5.2 Caractéristiques techniques	19
5 Prise de recul et perspectives	21
5.1 Atteinte des objectifs	21
5.2 Compétences acquises	21

5.3 Perspectives pour le laboratoire	21
6 Conclusion	22
Bibliographie	22
Annexes	24

Chapitre 1

Introduction

L'équipe locale avait déjà posé un socle fonctionnel grâce au travail notamment d'Er-lend Skredsvig en 2024[1]. La mission qui nous a été confiée consistait à trouver des moyens permettant d'améliorer les résultats que nous avons initialement. En effet, les résultats collectés précédemment n'étaient pas suffisamment satisfaisants. Il fallait donc trouver un moyen pour que tous les potentiels joueurs soient capables de jouer au jeu en ayant de bons résultats concernant la prédiction de ses décisions. Nous avons alors défini une liste exhaustive d'objectifs à atteindre durant ce stage, afin de répondre au mieux à la problématique de ce sujet :

- Implémenter une architecture modulaire client–serveur ;
- Rendre le jeu adapté et personnalisé à chaque personne ;
- Créer un mode hors-ligne ;
- Prendre en main des datasets afin de tester nos implémentations.

Dans un premier temps, nous évoquerons le contexte dans lequel nous avons effectué notre stage en parlant rapidement des travaux réalisés par notre tutrice de stage ainsi que son équipe. Nous expliquerons en quoi nos travaux auront pu être utiles. Nous ferons une partie un peu plus tournée sur l'aspect biologique de ce stage dans laquelle nous chercherons à comprendre comment nous pouvons déduire ce que pense le joueur à partir de données des électrodes posées sur sa tête. Ensuite, nous parlerons en détails de ce qui a été fait avant nous, de comment fonctionnait le jeu avant que nous arrivions dessus, etc. Nous aborderons logiquement après les avancées que nous avons réalisées durant ce stage, ce que nous avons pu apporter à ce projet. Nous présenterons des résultats chiffrés sur l'impact de nos changements. Nous finirons bien évidemment par une conclusion dans laquelle nous prendrons du recul concernant ce stage et son importance pour NTNU mais également pour nous, futures ingénieurs.

Chapitre 2

Contexte institutionnel et enjeux

2.1 Marta Molinas et notre laboratoire

Le Département de l'ingénierie cybernétique est un des 7 départements de la "Faculty of Information Technology and Electrical Engineering" à NTNU. La cybernétique est l'étude interdisciplinaire du contrôle automatique des systèmes dynamiques tels que les robots, les avions, les navires, les systèmes automobiles, les circuits électriques, les systèmes biologiques, les usines de traitement, etc., ainsi que de leur comportement. La cybernétique est étroitement liée à la théorie du contrôle et à la théorie des systèmes. Elle inclut les principes de la commande par rétroaction et l'analyse de stabilité associée.

Marta Molinas, est professeure au Département de Cybernétique de l'Ingénierie à l'Université Norvégienne des Sciences et de la Technologie (NTNU) depuis 2014. Elle est également chercheuse affiliée au centre d'excellence AMOS depuis 2016. Avant cela, elle a occupé un poste de professeure en électronique de puissance pour les systèmes électriques au sein du Département de Génie Électrique de la même université (2008–2014).

Elle a effectué son parcours académique au Japon, avec un Master en ingénierie obtenu à l'Université des Ryukyus en 1997 et un Doctorat d'ingénieur à l'Institut de Technologie de Tokyo en 2000. Ses travaux de thèse portaient sur le contrôle de la stabilité des réseaux électriques, plus précisément sur la régulation de l'angle de phase et l'application de condensateurs série pour améliorer la stabilité des systèmes.

Ses recherches se structurent autour de deux grands axes :

Les réseaux électriques : après plus de dix ans de travaux sur la stabilité des systèmes d'électronique de puissance, elle s'intéresse aujourd'hui aux nouvelles dynamiques des réseaux électriques. L'intégration croissante de composants non linéaires complexifie la nature des signaux et rend nécessaire le développement de nouvelles méthodes d'analyse pour assurer stabilité et synchronisation.

Les signaux cérébraux (EEG) : depuis 2015, elle étend ses travaux à l'analyse des signaux biologiques, en particulier les signaux électroencéphalographiques. Son équipe développe des modèles computationnels du cerveau visant à résoudre le problème inverse de l'EEG et à identifier de nouveaux biomarqueurs. Ces recherches ouvrent des perspectives dans le diagnostic précoce de certaines pathologies et dans des applications technologiques telles que le contrôle d'appareils par l'activité cérébrale.

Ces deux champs de recherche sont reliés par un intérêt commun pour l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires et pour la compréhension des mécanismes de synchronisation dans des systèmes complexes, qu'ils soient biologiques ou physiques.

En parallèle de ses travaux de recherche, Marta Molinas a conçu et enseigné plusieurs

cours à la NTNU, parmi lesquels :

TTK4240 Industrial Electrotechnics (depuis 2015)

TTK7 Adaptive Data Analysis : Theory and Applications (depuis 2016) Elle a également enseigné auparavant ET8304 Power Theories and Compensation with Power Electronics et ELK23 Power Electronics for Power Systems.

Le stage s'est déroulé au sein de l'EEGLab, un espace collaboratif qui rassemble doctorants, post-doctorants et étudiants autour des interfaces cerveau-machine. Ce sont tous les élèves/stagiaires de Marta Molinas. Tous ces étudiants avaient des formations soit en robotique, en électronique ou en informatique. Nous avons tous des sujets différents qui permettaient de mettre en application nos compétences sur les EEG. Certains devaient par exemple faire un détecteur de mensonge, faire voler un drone par la pensée, etc. Ce fût très enrichissant de partager, travailler et discuter avec tous ces élèves internationaux, ayant des formations à peu près similaires aux nôtres.

2.2 Enjeux scientifiques et sociétaux

La rééducation post-AVC demeure un défi majeur. Les ICM basées sur l'EEG proposent une alternative complémentaire aux séances physiques classiques, en exploitant la neuroplasticité. Offrir un environnement de jeu motivant est essentiel pour maintenir l'engagement des patients. Les avancées logicielles réalisées pendant le stage devraient contribuer à des essais cliniques capables de mesurer ces bénéfices. Le chapitre suivant expliquera notamment cet aspect biologique qui est au cœur du sens de notre stage, plus en profondeur.

Chapitre 3

État de l'art et fondements scientifiques

L'Apple Catcher Game est l'aboutissement de plusieurs années de recherche à NTNU. Le travail d'Erlend Skredsvig fournit une base précieuse pour comprendre les choix techniques et scientifiques. Cette section propose une synthèse des connaissances nécessaires à la maîtrise du projet. Elle ne présente pas mes réalisations personnelles, mais l'héritage sur lequel le stage s'est appuyé. En effet, nous n'avions pas pour but de développer les recherches concernant cette partie importante du sujet. Notons tout de même qu'un étudiant en kinésithérapie a effectué un stage de 2-3 semaines avec Marta Molinas, dans les locaux de l'EEGLab afin de se renseigner sur les potentielles améliorations que nous pourrions apporter au jeu. Nous reparlerons de cela plus en détails dans le chapitre 4. Nous expliquerons ensuite toute la pipeline permettant à partir des signaux reçus par les électrodes du casque, de savoir si le joueur souhaite ouvrir la main gauche ou droite. Dans cette partie, nous ne rentrerons pas trop dans les détails car elle est assez technique et nous n'avons pas tant modifié cette pipeline. Nous sommes restés sur les bases de ce qui avait été fait précédemment, c'est pourquoi nous expliquerons simplement les algorithmes en surface.

3.1 Physiologie du cortex moteur

Pour les interfaces cerveau-ordinateur basées sur l'imagerie motrice (MI-BCI), le cerveau joue un rôle particulièrement important. Il est divisé en quatre lobes : frontal, temporal, pariétal et occipital. Le sillon central sépare les lobes frontal et pariétal. Juste en avant de ce sillon se trouve le cortex moteur, comme illustré à la Figure ci-dessous.

Au sein de cette région, deux zones sont particulièrement importantes : le cortex moteur primaire et le cortex prémoteur. Le cortex moteur primaire contrôle directement l'exécution des mouvements volontaires grâce à des voies nerveuses qui descendent le long de la moelle épinière jusqu'aux muscles du corps. Le cortex prémoteur, quant à lui, intervient dans l'intégration des informations sensorielles afin de planifier et de coordonner des séquences de mouvements complexes, qu'il transmet ensuite au cortex moteur primaire pour leur exécution [2].

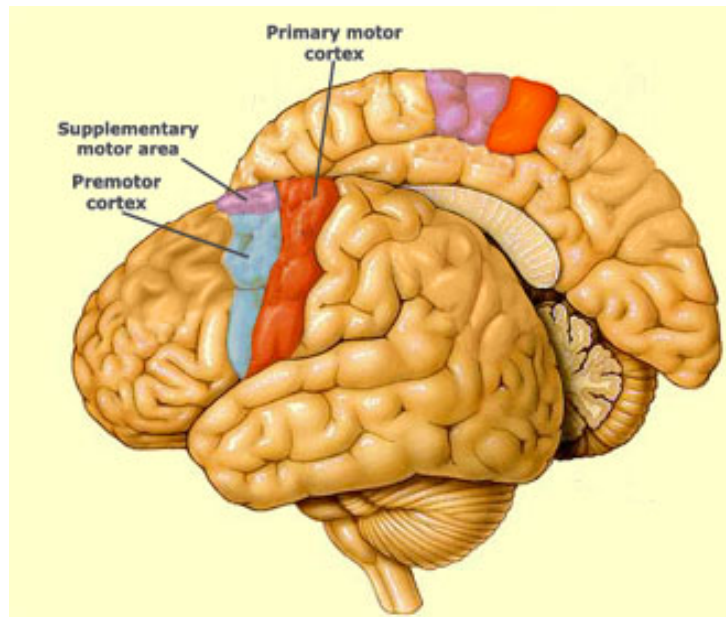


FIGURE 3.1 – Localisation du cortex moteur dans le cerveau humain.

3.2 Électroencéphalographie et caractéristiques du signal

L'électroencéphalographie (EEG) est une technique qui mesure l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu. Elle ne permet pas d'observer un neurone isolé, mais détecte les champs électriques produits par l'activité synchronisée de grandes populations neuronales du cortex [3].

Les signaux EEG sont classés en bandes de fréquences : δ , θ , α , β et γ chacune étant liée à certaines fonctions cérébrales [4], même si cette relation n'est pas directe [3].

Dans le cas de l'imagerie motrice, la bande μ (8–13 Hz), localisée dans le cortex moteur, est particulièrement importante : sa puissance diminue lors de la planification, de l'imagination ou de l'exécution d'un mouvement, un phénomène appelé désynchronisation liée à l'événement (ERD : Event-related desynchronization)[5].

3.3 Reconstruction des sources cérébrales

L'EEG présente une limitation fondamentale : sa résolution spatiale limitée. En raison de l'effet de conduction volumique, les signaux enregistrés à chaque électrode reflètent l'activité de multiples sources cérébrales. L'activité électrique générée dans le cortex doit traverser plusieurs couches de tissus (matière grise, liquide céphalorachidien, crâne, cuir chevelu) avant d'atteindre les électrodes, causant une atténuation et une dispersion spatiale du signal.

Cette limitation pose un défi majeur pour notre application : nous devons distinguer l'activation du cortex moteur gauche de celle du cortex moteur droit, mais les électrodes captent un mélange de signaux provenant de différentes régions. La reconstruction de sources offre une solution en estimant l'activité électrique directement à la surface du cortex cérébral.

Le processus implique la résolution de deux problèmes mathématiques complémentaires :

Le problème direct consiste à modéliser la propagation des signaux électriques depuis les sources corticales vers les électrodes du scalp. Cette modélisation nécessite un modèle anatomique précis de la tête, généralement obtenu par IRM, qui tient compte des différentes conductivités électriques des tissus.

Le problème inverse vise à retrouver la distribution des sources corticales à partir des mesures aux électrodes. Ce problème est mathématiquement sous-déterminé car le nombre de sources potentielles dans le cerveau excède largement le nombre d'électrodes. Les algorithmes de reconstruction appliquent donc des contraintes de régularisation basées sur des hypothèses physiologiques.

L'algorithme sLORETA résout ce problème en appliquant le principe de norme minimale : parmi toutes les configurations possibles de sources, il sélectionne celle qui minimise l'énergie totale. Cette approche fournit une localisation sans erreur dans des conditions idéales et permet d'identifier précisément les régions du cortex moteur actives lors de l'imagerie motrice.

3.4 Filtrage spatial

Le filtrage spatial constitue une alternative pour améliorer la résolution spatiale des signaux EEG. Cette approche combine linéairement les signaux de multiples électrodes pour optimiser le rapport signal/bruit et accentuer les différences entre classes d'activité cérébrale.

Le principe consiste à créer de nouveaux signaux virtuels qui sont des combinaisons pondérées des électrodes réelles. Cette transformation linéaire permet de concentrer l'information discriminante tout en réduisant les artéfacts et le bruit commun à plusieurs électrodes.

La méthode CSP (Common Spatial Patterns) représente l'approche de référence dans ce domaine. Son objectif est d'identifier les combinaisons d'électrodes qui maximisent la variance pour une classe d'activité tout en la minimisant pour l'autre classe.

CSP fonctionne par décomposition en valeurs propres généralisée des matrices de covariance des deux classes. Les filtres spatiaux résultants sont automatiquement classés par ordre de pertinence discriminante, permettant de ne conserver que les plus informatifs. Cette sélection automatique des caractéristiques les plus discriminantes constitue un avantage majeur pour la classification en temps réel.

Contrairement à la reconstruction de sources, CSP opère directement dans l'espace des capteurs, ce qui le rend computationnellement plus efficace et particulièrement adapté aux applications temps réel comme notre jeu.

3.5 Classification

La classification constitue l'étape finale de notre chaîne de traitement. Une fois les caractéristiques discriminantes extraites des signaux EEG, l'algorithme de classification doit assigner chaque échantillon à une classe (intention de mouvement gauche ou droite).

Pour les tâches d'imagerie motrice, plusieurs études ont démontré l'efficacité particulière de l'Analyse Discriminante Linéaire (LDA). Ce classifieur linéaire repose sur l'hy-

pothèse que les données des deux classes suivent des distributions normales multivariées avec une matrice de covariance commune.

LDA détermine un hyperplan de séparation optimal qui maximise la distance entre les moyennes des classes tout en minimisant la variance intra-classe. Cette approche géométrique simple s'avère particulièrement adaptée aux signaux d'imagerie motrice, qui génèrent des activations contralatérales créant une séparation naturellement linéaire dans l'espace des caractéristiques.

L'avantage de LDA réside dans sa robustesse et sa rapidité de calcul, des qualités essentielles pour une interface cerveau-machine temps réel. Sa simplicité algorithmique permet également une interprétation aisée des résultats et une adaptation rapide aux nouvelles données d'entraînement.

Le processus de classification inclut généralement des étapes de prétraitement (normalisation, réduction de dimensionnalité par ACP) pour optimiser les performances et la stabilité du classifieur.

Chapitre 4

Développements réalisés

4.1 Refonte architecturale

4.1.1 Analyse du système existant

L'architecture initiale développée par Skredsvig concentrait toutes les fonctionnalités dans un système monolithique qui avait néanmoins démontré avec succès la viabilité d'une rééducation de la main basée sur l'imagerie motrice. Le pipeline original intégrait des traitements EEG sophistiqués : reconstruction de sources sLORETA pour le filtrage spatial, extraction de caractéristiques utilisant la puissance moyenne des estimations de sources, et classification LDA. Malgré des résultats impressionnants avec une précision de 75,5% en temps réel et jusqu'à 85% hors ligne, le système mélangeait dans une même structure la boucle de rendu Pygame pour l'interface graphique, l'acquisition temps réel via Lab Streaming Layer, la reconstruction de sources EEG avec sLORETA, l'extraction de caractéristiques depuis l'espace des sources, l'entraînement et l'exécution du classifieur LDA, ainsi que la logique de jeu et la gestion des événements.

Notre analyse a révélé que bien que l'approche de Skredsvig soit scientifiquement solide, l'architecture monolithique présentait plusieurs inconvénients majeurs. Le couplage fort entre les composants rendait la maintenance difficile et empêchait la réutilisation modulaire. L'ajout de nouvelles fonctionnalités entraînait une complexité croissante du code, et l'impossibilité de tester indépendamment chaque module compliquait le débogage.

4.1.2 Conception de la nouvelle architecture

Nous avons conçu une architecture client-serveur basée sur une communication TCP. Cette architecture sépare clairement les responsabilités entre les différents composants du système.

Le serveur de décision centralise toutes les opérations de traitement EEG complexes. Il gère l'acquisition des signaux EEG via LSL, implémente un pipeline de prétraitement temps réel incluant divers filtres, exécute l'entraînement des modèles et la classification en utilisant un pipeline scikit-learn, assure la gestion de la persistance des données avec sauvegarde automatique des époques, et fournit une interface de communication par socket TCP.

Les clients légers simplifient drastiquement l'intégration dans les applications de jeu. Ils offrent une interface de communication simplifiée, supportent des paramètres de fenêtre temporelle dynamiques, permettent le chargement de sujets et la définition d'étiquettes,

assurent une gestion automatique des connexions et des erreurs, abstraient le protocole réseau, et s'intègrent de manière transparente dans les jeux.

Les applications de jeu se concentrent exclusivement sur leur logique métier. Elles gèrent l'interface graphique Pygame, implémentent leur logique de jeu spécifique, et s'intègrent via le client de décision sans se préoccuper des détails de traitement EEG.

4.1.3 Protocole de communication

Le protocole TCP implémenté utilise des commandes textuelles simples mais puissantes. La commande `LOAD_SUBJECT` charge les données et modèles d'un sujet spécifique, `SET_LABEL` définit l'étiquette pour l'entraînement (left ou right), `GET_PRED` déclenche l'acquisition EEG et retourne une prédiction avec un niveau de confiance, et `SAVE_TRAIN` sauvegarde les données d'entraînement collectées.

Cette approche garantit une séparation claire entre l'interface utilisateur et le traitement des données, facilitant ainsi la maintenance et l'extension du système. La simplicité du protocole permet également une intégration aisée de nouveaux types d'applications sans modification du serveur central. Il s'agit d'une implémentation dont nous avons discuté avec Skredsvig et dont il appréciait fortement l'idée.

4.2 Développement du gestionnaire centralisé

4.2.1 Interface utilisateur

Le gestionnaire d'utilisateurs constitue le point d'entrée principal du système. Développé avec Tkinter, il offre une interface graphique complète organisant les fonctionnalités en trois onglets spécialisés.

L'onglet "Subjects" centralise la gestion des profils utilisateur avec la création et gestion des profils de sujets, la visualisation de l'historique des sessions, le lancement direct des modes d'entraînement et de test, et la suppression sélective des données de session. Cette interface permet de suivre facilement les progrès des joueurs et d'organiser leurs sessions.

L'onglet "GIGA" permet d'uploader le dataset GIGA dont nous parlerons en détails dans la partie 4.3.3. Nous avons implémenté un petit tutoriel directement dans l'interface utilisateur.

L'onglet "Server" fournit un contrôle complet du serveur de décision avec les fonctionnalités de démarrage et arrêt, la sélection du mode opératoire (normal, hors ligne (cf. prochain paragraphe)), la surveillance du statut de connexion, et l'affichage des logs en temps réel. Cette interface technique permet un diagnostic rapide des problèmes et une surveillance du bon fonctionnement du système.

L'onglet "Settings" offre une personnalisation avancée du système avec la modification des constantes de jeu (fréquence d'images, durée de session), la configuration du seuil de confiance de classification, l'ajustement des paramètres de traitement EEG, et la sauvegarde automatique de la configuration. Cette flexibilité est cruciale pour adapter le système aux besoins spécifiques de chaque patient.

Nous avons joint des images de cette interface graphique en annexe.

4.2.2 Modes opératoires hors ligne

La mise en place du casque nécessite de positionner chaque électrode numérotée de 1 à 32 à son bon emplacement sur le casque. Nous avons donc un tableau de correspondance pour bien placer chaque électrode au bon endroit. Il fallait ensuite appliquer avec soin du gel avec un coton-tige sur toutes les électrodes du casque pour qu'elles puissent capter au mieux les signaux électriques reçus à la surface du crâne. Après utilisation, il faut nettoyer toutes les électrodes ainsi que le casque. Toutes ces manipulations font perdre énormément de temps. C'est pourquoi lorsque nous avons des petits ajustements à faire il était pénible de tout mettre en place.

Pour faciliter cela, nous avons implémenté des modes opératoires hors ligne permettant de simuler le comportement du système sans équipement EEG. Le mode "décision aléatoire" génère comme son nom l'indique des décisions aléatoires avec une précision configurable, permettant de tester la logique de jeu et les interfaces mais sans retester toute la pipeline du système. Le mode "données aléatoires" génère des données EEG synthétiques qui passent par le pipeline complet de traitement, permettant de valider le fonctionnement complet du système. Nous avons parfois des bugs que sur "données aléatoires" que nous n'avons pas en mode "décision aléatoire" lors de nos tests de petits ajustements, facilement résolubles par la suite. C'est pourquoi nous avons jugé utile de garder les deux modes.

Ces modes sont essentiels pour le développement itératif, évitant la contrainte temporelle de préparation des électrodes EEG qui peut dépasser 30 minutes par session. Ils permettent également aux développeurs de tester rapidement les modifications sans accès à un équipement EEG coûteux.

4.3 Optimisation de fenêtre temporelle

4.3.1 Motivation et approche

L'extraction de caractéristiques à partir des signaux EEG repose traditionnellement sur des fenêtres temporelles fixes, généralement définies de manière empirique. Cependant, les dynamiques neurales varient significativement entre les individus, suggérant qu'une approche personnalisée pourrait améliorer les performances de classification.

On précise que les fenêtres ici correspondent aux fenêtres temporelles d'extraction des données des électrodes. En effet, un round d'une partie est divisé en 3 fenêtres de 3s. Durant la première, on attend de voir la pomme tomber (à droite ou à gauche) et au bout de 2 s, la pomme tombe. Durant la seconde, la pomme tombe et on enregistre les données des électrodes. À l'issue de la deuxième fenêtre, on ouvre la main gauche ou droite suivant les résultats obtenus. Finalement, lors de la troisième fenêtre, rien ne se passe, on peut regarder si on a eu bon ou pas et on se prépare pour la prochaine pomme.

Nous avons développé un algorithme d'optimisation systématique qui explore différentes fenêtres temporelles pour identifier celle maximisant la précision de classification pour chaque sujet individuel. Cette approche répond à une limitation majeure des systèmes BCI actuels qui utilisent des paramètres uniformes pour tous les utilisateurs.

4.3.2 Méthodologie

L'algorithme teste systématiquement différentes combinaisons de paramètres temporels. Le temps de début varie de $-0,5s$ à $+3,0s$ après le stimulus, la durée s'étend de $0,5s$ à $3,5s$, avec des pas d'échantillonnage de $0,1s$ pour le temps de début et $0,25s$ pour la durée. Cette granularité fine permet de capturer des variations subtiles mais significatives dans les dynamiques cérébrales.

Pour chaque fenêtre candidate, l'algorithme suit une procédure rigoureuse d'évaluation. Il extrait les caractéristiques basées sur la puissance spectrale par bandes de fréquence, entraîne un classifieur utilisant la validation croisée pour éviter le sur-apprentissage, évalue la précision moyenne sur les époques disponibles, et stocke les résultats pour comparaison ultérieure. L'optimisation inclut également une analyse de la variance pour s'assurer de la robustesse des résultats.

La fenêtre optimale est sélectionnée selon le critère de précision maximale et sauvegardée dans les métadonnées du sujet. Cette personnalisation permet une adaptation fine du système aux caractéristiques neurophysiologiques individuelles.

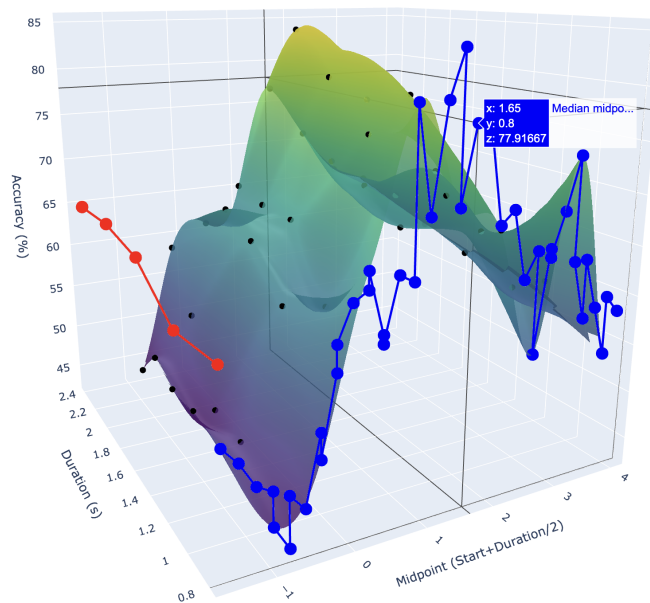


FIGURE 4.1 – Visualisation des résultats des différentes fenêtres.

Nous pouvons observer sur la figure ci-dessus, les différentes fenêtres testées pour un seul sujet. On peut y voir sur l'axe Midpoint, le milieu de la fenêtre, dont le maximum est ici à 0.8 , sa durée sur l'axe Duration qui est ici de $1.65s$ et finalement son accuracy sur l'axe vertical, ici qui dépasse 80% . C'est un graphique que nous pouvons afficher sur n'importe quel sujet du dataset que nous évoquerons au prochain paragraphe. Cette fonctionnalité est accessible facilement depuis notre interface graphique évoquée précédemment.

4.3.3 Validation sur le dataset GIGA

Le jeu de données GIGA [8] a été recueilli selon un protocole standardisé d'imagerie motrice : les signaux EEG ont été enregistrés à l'aide d'un casque à 64 électrodes (système international 10-10) avec une fréquence d'échantillonnage de 512 Hz. Chaque essai durait 7 secondes (2 s de fixation, 3 s d'imagerie motrice, 2 s de repos) et chaque participant réalisait 100 à 120 essais, équilibrés entre la main gauche et la main droite, à partir d'instructions visuelles textuelles ("left hand" ou "right hand"). Il s'agit d'un protocole suffisamment proche du nôtre pour pouvoir le considérer comme étant un très bon indicateur de performance de notre algorithme de fenêtre optimisée.

Nous avons validé cette approche sur cinq sujets du dataset public GIGA, comparant les performances avec la fenêtre de référence standard (-0,1s à +1,4s). Cette validation représente un sous-ensemble limité du dataset GIGA complet. Nous avons pris les 4 meilleurs résultats ainsi que le pire. Nous n'en avons choisi que 5 car les temps de calcul des algorithmes de fenêtres optimisées sont trop long pour tester avec des dizaines de sujets.

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité significative de l'approche personnalisée. La précision de référence atteint $67,0\% \pm 11,1\%$ avec la fenêtre standard, tandis que la précision optimisée atteint $86,7\% \pm 9,9\%$ avec les fenêtres personnalisées. L'amélioration moyenne de $+19,7\% \pm 3,9\%$ avec un taux de succès de 100% des sujets testés démontre la robustesse de l'approche.

Ces résultats se comparent favorablement avec le travail original de Skredsvig, qui avait atteint 75,5% de précision pendant le jeu en temps réel et jusqu'à 85% en test hors ligne. Cependant, la comparaison directe nécessite de la prudence en raison des différences méthodologiques : Skredsvig avait testé avec de vrais patients pendant des sessions de jeu en temps réel, tandis que notre validation se limite à l'analyse hors ligne sur un sous-ensemble du dataset GIGA. Notre approche d'optimisation de fenêtre temporelle démontre un potentiel d'améliorations significatives, mais nécessite une validation avec de vrais patients et des groupes de sujets plus larges pour confirmer l'applicabilité clinique.

Les résultats détaillés par sujet montrent une amélioration constante avec des gains particulièrement remarquables pour certains sujets comme s222 (+22,7%) et s214 (+24,6%), démontrant que l'optimisation personnalisée peut être particulièrement bénéfique pour les sujets initialement difficiles à classifier.

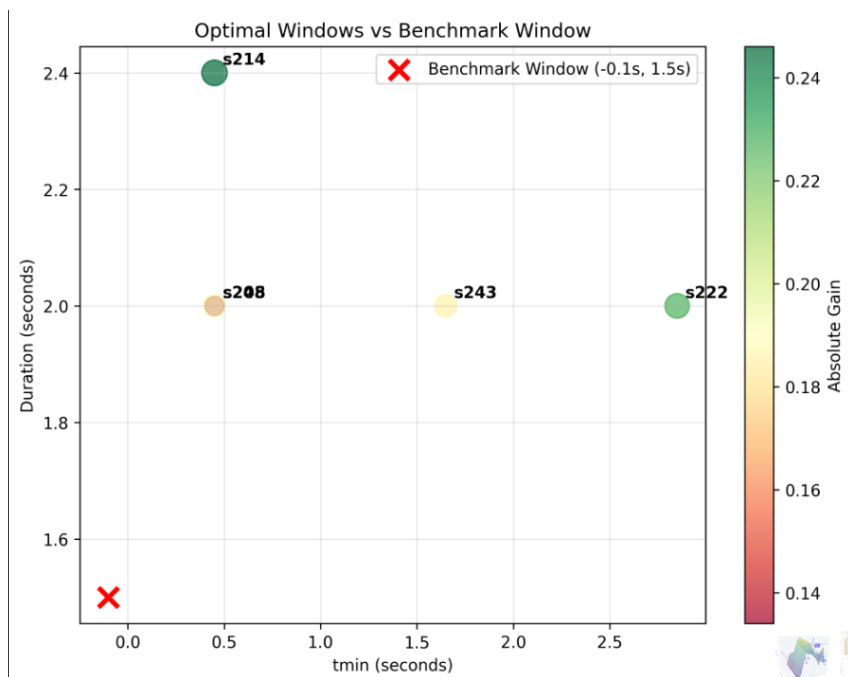


FIGURE 4.2 – Graphique des fenêtres optimisées des sujets testés.

On peut observer sur la figure ci-dessus que ces deux sujets avaient soit une durée de window très élevée soit une window qui commençait très tard. Prenons par exemple s222. Ce joueur a une fenêtre optimale de 2s commençant au bout de 2.85s. Initialement, on extrayait ses features avec une window de 1.5s commençant à -0.1s. La fenêtre optimisée et celle initiale n'ont rien à voir. Ce sujet a une fenêtre atypique et nécessite donc qu'elle soit adaptée. On voit bien ici l'importance de l'optimisation de fenêtre.

L'analyse des paramètres optimaux révèle des caractéristiques importantes qui remettent en question les hypothèses traditionnelles sur le timing de l'imagerie motrice. Le temps de début décalé présente une moyenne de $1,17s \pm 0,96s$ (contre $-0,1s$ standard), la durée étendue montre une moyenne de $2,1s \pm 0,2s$ (contre $1,5s$ standard), et la variabilité inter-individuelle révèle des cas extrêmes comme évoqué précédemment avec s222 optimal à $t_{min}=2,85s$.

Ces résultats suggèrent que l'activité discriminante émerge plus tard que traditionnellement assumé et nécessite des fenêtres d'observation plus longues pour une classification optimale. Cette découverte a des implications importantes pour la conception de futurs systèmes BCI et suggère que les protocoles d'entraînement pourraient bénéficier d'une approche plus flexible du timing.

Voici ci-dessous un résumé visuel des tests sur nos 5 sujets permettant de mettre en avant notre algorithme d'optimisation de fenêtre :

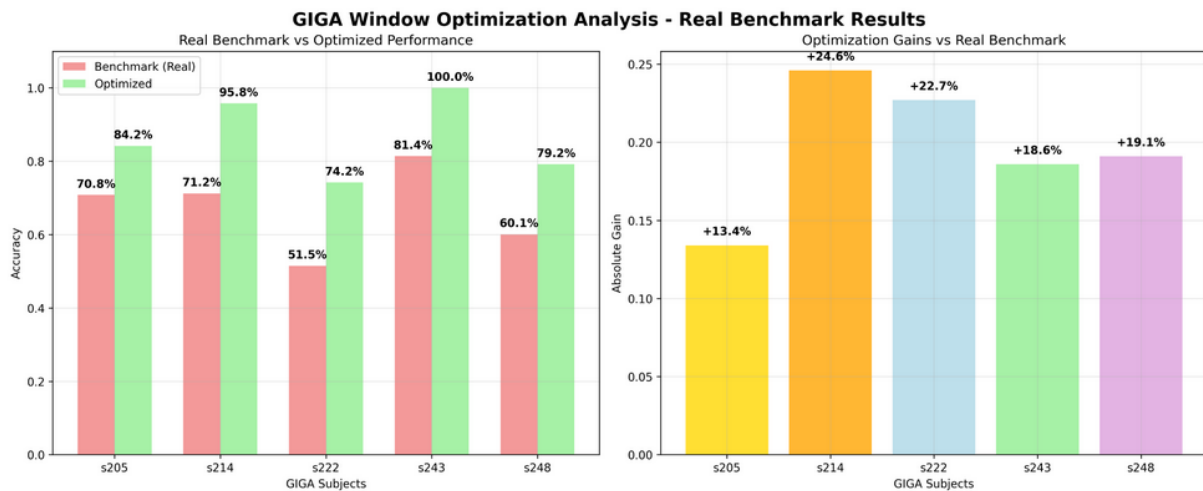


FIGURE 4.3 – Diagramme des performances des optimisations de fenêtre

4.4 Classifieur spécialisé pour une main unique

4.4.1 Motivation

Les approches traditionnelles entraînent un seul classifieur pour discriminer les mouvements gauche-droite. Cependant, cette approche peut être limitée pour les patients avec des asymétries neurales ou des déficits unilatéraux, particulièrement fréquents après un AVC.

C'est notamment l'étudiant en kinésithérapie avec qui nous travaillions qui nous a conseillé d'implémenter ce classifieur. Il se peut que même pour quelqu'un ne possédant pas d'asymétrie neurale, cette personne soit meilleure d'une main que de l'autre pour diverses raisons. C'est pourquoi nous avons implémenté cette fonctionnalité. C'est à partir de ces conseils que nous avons implémenté un classifieur par main dont nous allons expliquer les spécificités dans ce chapitre.

4.4.2 Implémentation

Nous avons développé un mode "one side classifier" permettant une personnalisation du jeu. En effet, ce mode permet d'entraîner un classifieur par main. Son entraînement séparé utilise des sessions dédiées pour chaque main, dans lesquelles il doit s'entraîner à déterminer si le joueur a voulu ouvrir ou non la main en question. Lors de ces sessions, les pommes tombent toujours du même côté et parfois ne tombent simplement pas. Ainsi, nous avons 2 classifieurs (un par main). Après avoir entraîné ces derniers, pour les tester, les pommes tomberont des deux côtés comme auparavant. Pour savoir quelle main le joueur voulait ouvrir, on compare les probabilités des deux classifieurs et on ouvre la main du classifieurs ayants la plus grande probabilité.

Cette approche permet une personnalisation fine du système selon les capacités motrices spécifiques de chaque patient. Pour les patients avec hémiplegie, par exemple, le système peut se concentrer sur la rééducation de la main affectée tout en utilisant la main saine comme référence de contrôle.

Nous avons rapidement testé de jouer avec ce classifieur mais n'avons pas assez de données pour vraiment faire un rapport sensé de cette méthode. Nous n'avons pas l'impression d'avoir des résultats significativement différents du classifieur standard.

4.5 Validation et démonstration avec Lane Runner

4.5.1 Objectifs de développement

Pour valider la modularité de l'architecture, nous avons développé un second jeu, "Lane Runner", illustrant la facilité d'intégration de nouvelles applications dans l'écosystème existant. Ce développement constitue une preuve de concept importante de la flexibilité architecturale de type client-serveur détaillée dans la partie 4.1.

4.5.2 Caractéristiques techniques

Lane Runner implémente un jeu de course à défilement latéral où le joueur évite les obstacles en changeant de voie par contrôle mental. Le développement a nécessité moins de 200 lignes de code, démontrant l'efficacité de l'architecture modulaire.

Voici sur la figure ci-dessous, une image du gameplay avec le cube rouge étant l'objet à éviter, tombant à l'image d'une pomme et en noir le bloc que nous pouvons diriger par la pensée.

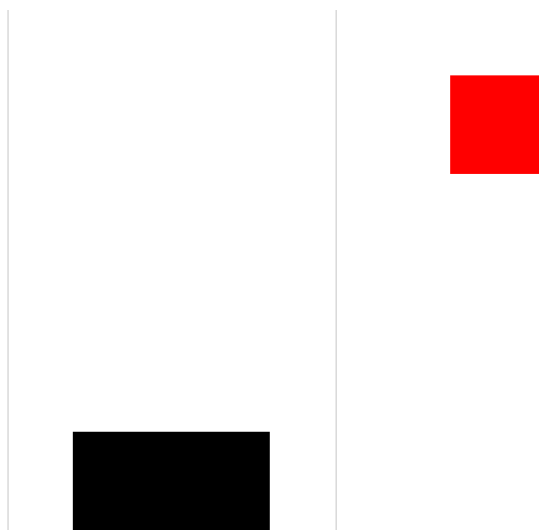


FIGURE 4.4 – Gameplay du Lane Runner Game

L'intégration utilise la même classe `DecisionClient` et le même protocole de communication, prouvant que l'infrastructure peut supporter des applications diverses sans modification. Cette facilité de développement ouvre la voie à la création rapide de nouveaux jeux thérapeutiques adaptés à différents types de rééducation.

Ce jeu ne comporte pas de phase d'entraînement. Il faut donc s'entraîner sur l'Apple Catcher Game pour créer un modèle. Grâce à ce modèle, le joueur pourra ensuite jouer au Lane Runner Game. Il pourra par exemple imaginer ouvrir la main gauche pour se déplacer à gauche. Si le classifieur n'arrive pas distinctement à distinguer la volonté de

déplacement du joueur, ce dernier ne bouge pas, tout comme pour l'Apple Catcher Game. La cohérence entre la volonté d'ouvrir la main et le déplacement de l'objet est limitée mais le but de cette implémentation consistait surtout à mettre en avant la flexibilité de notre refactorisation.

Chapitre 5

Prise de recul et perspectives

5.1 Atteinte des objectifs

Les objectifs définis en début de stage ont été atteints. L'architecture modulaire est désormais opérationnelle, le gestionnaire d'utilisateurs rend le jeu plus accessible. Nous pensons que la prise en main du projet est désormais bien plus rapide. Nous avons également créé un Readme très conséquent pour faciliter cela. La procédure d'optimisation de fenêtre augmente significativement la précision. Nous avons pu prendre en main un dataset afin de tester nos implémentations. Cela pourra être utile pour tester d'autres implémentations sans avoir besoin de créer nous mettre d'autre datasets.

5.2 Compétences acquises

Ce stage m'a permis de mettre en pratique mes compétences en informatique dans un domaine que je connaissais peu : les signaux EEG. Mon projet nécessitait également des connaissances en apprentissage automatique/IA, un domaine dans lequel je n'avais pas encore reçu de formation. J'ai ainsi eu l'occasion d'acquérir de nouvelles compétences et de développer ma curiosité scientifique. Par ailleurs, j'ai renforcé mes aptitudes transversales : communication en anglais au sein d'une équipe internationale, organisation d'un travail en autonomie et présentation régulière de l'avancement du projet.

5.3 Perspectives pour le laboratoire

Pour la suite, je pense qu'il serait bénéfique pour le laboratoire de réaliser de nombreux tests sur un échantillon plus large de participants afin d'obtenir des données issues directement de notre propre laboratoire. Actuellement, un autre étudiant poursuit le projet en y intégrant une interface de réalité virtuelle, ce qui pourrait constituer une avancée intéressante pour la visualisation et l'interprétation des signaux EEG.

Chapitre 6

Conclusion

En conclusion, j'ai beaucoup apprécié ce stage effectué à la NTNU. Comme mentionné précédemment, les objectifs fixés ont été atteints. J'ai pu approfondir mes compétences en Python et les appliquer dans un domaine à la fois complexe et passionnant. Cependant, je regrette de ne pas avoir pu travailler sur un sujet directement lié à la robotique. Le projet initial devait porter sur la conception d'un casque de mesure EEG, mais nous avons finalement été orientés vers le projet Apple Catcher Game, un peu moins en lien avec ma formation en robotique. C'est pourquoi j'aimerais que mon projet de fin d'études soit davantage centré sur la robotique autonome, idéalement appliquée au milieu maritime. Je souhaiterais également le réaliser en entreprise, afin de découvrir le fonctionnement du secteur industriel et de le comparer à celui du milieu académique.

Enfin, j'ai énormément apprécié l'expérience internationale : échanger avec des étudiants venus du monde entier, côtoyer des Norvégiens, découvrir une nouvelle culture et des paysages magnifiques. Ce fut une expérience extrêmement enrichissante, tant sur le plan professionnel que personnel.

Bibliographie

- [1] E. Skredsvig, *The Apple Catcher Game : A Novel Motor Imagery BCI for Hand Rehabilitation*, NTNU, 2024.
- [2] C.S. Sira and C.A. Mateer. Frontal lobes. In Michael J. Aminoff and Robert B. Daroff, editors, *Encyclopedia of the Neurological Sciences* (Second Edition), pages 358–365. Academic Press, Oxford, second edition edition, 2014.
- [3] Andrea Biasiucci, Benedetta Franceschiello, and Micah M. Murray. Electroencephalography. *Current Biology*, 29(3) :R80–R85, 2019.
- [4] Priyanka A. Abhang, Bharti W. Gawali, and Suresh C. Mehrotra. Chapter 3 - technical aspects of brain rhythms and speech parameters. In Priyanka A. Abhang, Bharti W. Gawali, and Suresh C. Mehrotra, editors, *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*, pages 51–79. Academic Press, 2016.
- [5] Josselin Démas, Mathieu Bourguignon, Maximilien Périvier, Xavier De Tiège, Mickael Dinomais, and Patrick Van Bogaert. Mu rhythm : State of the art with special focus on cerebral palsy. *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, 63(5) :439–446, 2020.
- [6] Th. Mulder. Motor imagery and action observation : cognitive tools for rehabilitation. *Journal of Neural Transmission*, 114(10) :1265–1278, October 2007.
- [7] Aija Marie Ladda, Florent Lebon, and Martin Lotze. Using motor imagery practice for improving motor performance – a review. *Brain and Cognition*, 150 :105705, 2021.
- [8] Cho, H., Ahn, M., Ahn, S., Kwon, M., and Jun, S. C. (2017). Supporting data for "EEG datasets for motor imagery brain computer interface". *GigaScience Database*. <https://doi.org/10.5524/100295>

Annexes

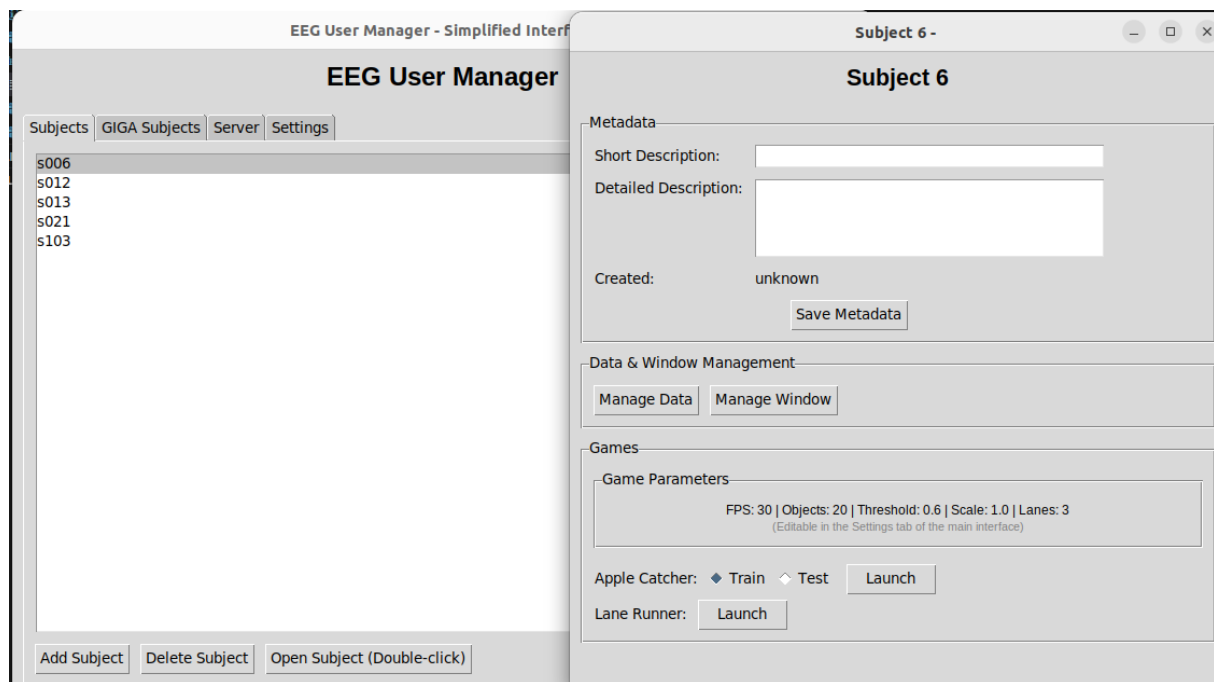


FIGURE 1 – Partie Subject de l'interface utilisateur

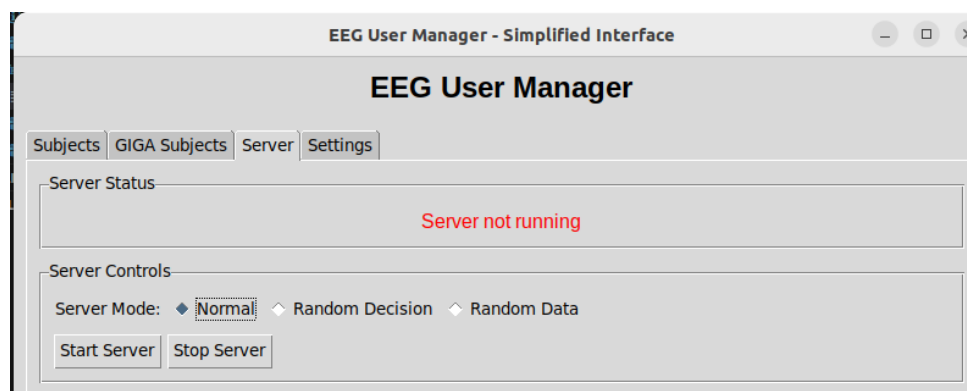


FIGURE 2 – Partie Server de l'interface utilisateur

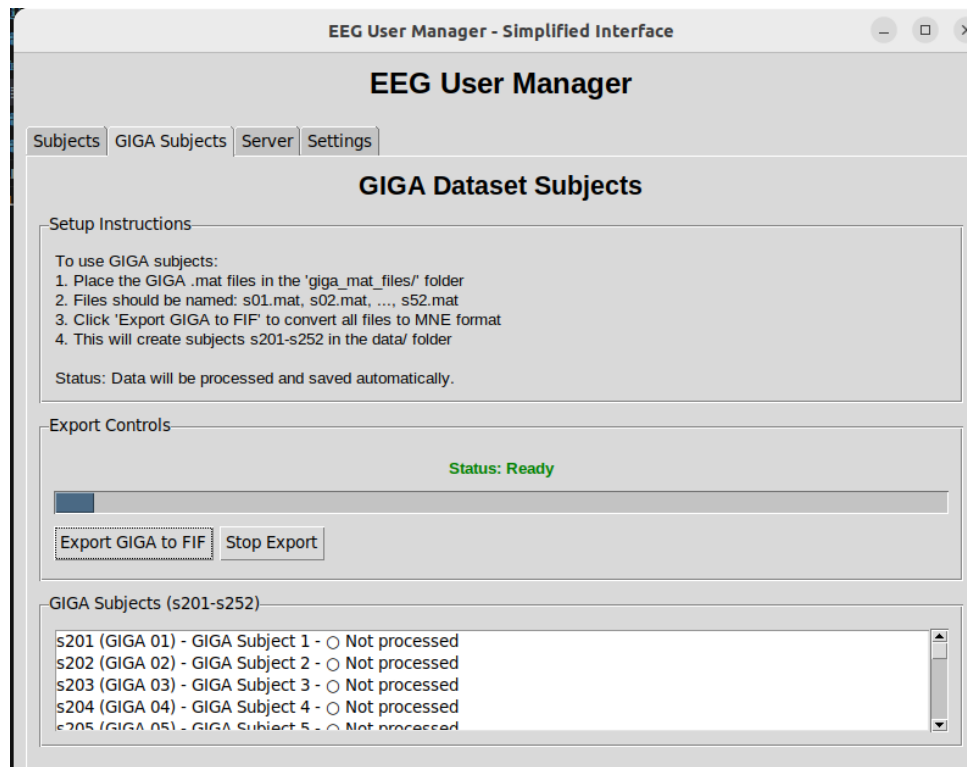


FIGURE 3 – Partie GIGA de l'interface utilisateur

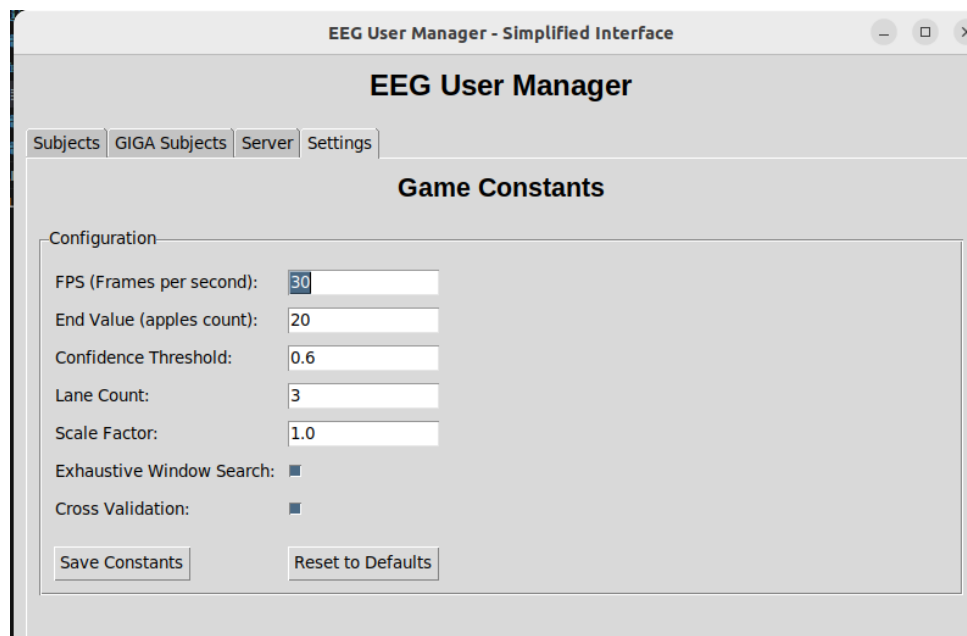


FIGURE 4 – Partie Settings de l'interface utilisateur


**RAPPORT D'EVALUATION
ASSESSMENT REPORT**

Merci de retourner ce rapport par courrier ou par voie électronique en fin du stage à :
At the end of the internship, please return this report via mail or email to:

ENSTA Bretagne – Bureau des stages - 2 rue François Verry - 29806 BREST cedex 9 – FRANCE
☎ 00.33 (0) 2.98.34.87.70 / stages@ensta-bretagne.fr

I - ORGANISME / HOST ORGANISATION

NOM / Name : NTNU: Norwegian University of Science and Technology

Adresse / Address : Hgskoleringen 1, 7034 Trondheim, Norvège

Tél / Phone (including country and area code) : +47 73 59 50 00

Nom du superviseur / Name of internship supervisor : Marta Molinas

Fonction / Function : Professor

Adresse e-mail / E-mail address : marta.molinas@ntnu.no

Nom du stagiaire accueilli / Name of intern : Vidal Robin

II - EVALUATION / ASSESSMENT

Veillez attribuer une note, en encerclant la lettre appropriée, pour chacune des caractéristiques suivantes. Cette note devra se situer entre **A (très bien)** et **F (très faible)**
Please attribute a mark from **A (excellent)** to **F (very weak)**.

MISSION / TASK

- ❖ La mission de départ a-t-elle été remplie ?

A B C D E F

Was the initial contract carried out to your satisfaction?

- ❖ Manquait-il au stagiaire des connaissances ? oui/yes non/no
Was the intern lacking skills?

Si oui, lesquelles ? / If so, which skills? The intern has delivered the software platform beyond expectations

ESPRIT D'EQUIPE / TEAM SPIRIT

- ❖ Le stagiaire s'est-il bien intégré dans l'organisme d'accueil (disponible, sérieux, s'est adapté au travail en groupe) / Did the intern easily integrate the host organisation? (flexible, conscientious, adapted to team work)

A B C D E F

Souhaitez-vous nous faire part d'observations ou suggestions ? / If you wish to comment or make a suggestion, please do so here
The student integrated perfectly with the host group and ongoing projects and suggested his own input based on the observation of the current research. His input was punctual and effective. He also collaborated with my current students.

COMPORTEMENT AU TRAVAIL / BEHAVIOUR TOWARDS WORK

Le comportement du stagiaire était-il conforme à vos attentes (Ponctuel, ordonné, respectueux, soucieux de participer et d'acquérir de nouvelles connaissances) ?

Did the intern live up to expectations? (Punctual, methodical, responsive to management instructions, attentive to quality, concerned with acquiring new skills)?

A B C D E F

Souhaitez-vous nous faire part d'observations ou suggestions ? / *If you wish to comment or make a suggestion, please do so here* The student was very punctual when called to reporting his research, he was responsive, delivered good quality work and very keen on contributing to the task while acquiring new skills.

INITIATIVE – AUTONOMIE / INITIATIVE – AUTONOMY

Le stagiaire s'est-il rapidement adapté à de nouvelles situations ? **A B C D E F**
(Proposition de solutions aux problèmes rencontrés, autonomie dans le travail, etc.)

Did the intern adapt well to new situations? **A B C D E F**
(*eg. suggested solutions to problems encountered, demonstrated autonomy in his/her job, etc.*)

Souhaitez-vous nous faire part d'observations ou suggestions ? / *If you wish to comment or make a suggestion, please do so here* From day one the student demonstrated great autonomy, suggesting his own course of actions and delivering within those tasks. He was flexibly adapting to the new situations encountered.

CULTUREL – COMMUNICATION / CULTURAL – COMMUNICATION

Le stagiaire était-il ouvert, d'une manière générale, à la communication ? **A B C D E F**
Was the intern open to listening and expressing himself/herself?

Souhaitez-vous nous faire part d'observations ou suggestions ? / *If you wish to comment or make a suggestion, please do so here* He was very open and receptive to feedback and suggestions from me, and came back with the results afterwards. I am very satisfied with his performance.

OPINION GLOBALE / OVERALL ASSESSMENT

❖ La valeur technique du stagiaire était : **A B C D E F**
Please evaluate the technical skills of the intern:

III - PARTENARIAT FUTUR / FUTURE PARTNERSHIP

❖ Etes-vous prêt à accueillir un autre stagiaire l'an prochain ? oui/yes non/no
Would you be willing to host another intern next year?

Fait à Trondheim, le October 06, 2025
In _____, on _____

Signature Entreprise Moli Signature stagiaire
Company stamp _____ Intern's signature



Merci pour votre coopération
We thank you very much for your cooperation

FIGURE 6 – Grille de notation stage 2