

Contrôle de drone par Électro-encéphalographie

Rapport de stage de deuxième année

Matéo Brun
Étudiant en Robotique autonome

4 mai – 4 septembre 2026

NTNU

Table des matières

1 Introduction **3**
1.1 Contexte général . . . 3
1.2 Problématique du stage . . . 3
1.3 Présentation de l'environnement de stage . . . 3

2 Modélisation et simulation du drone **4**
2.1 Paramètres et modèle physique . . . 4
2.1.1 Paramètres et représentation de l'état . . . 5
2.1.2 Calcul des forces et des couples . . . 5
2.2 Évolution dynamique . . . 6
2.3 Commande du drone . . . 6
2.3.1 Détermination de la force désirée . . . 7
2.3.2 Construction de l'orientation cible . . . 7
2.3.3 Calcul du couple de commande . . . 8
2.3.4 Répartition des efforts entre les rotors . . . 8
2.4 Limites du modèle . . . 8

3 De l'activité cérébrale à une commande robotique **10**
3.1 L'électro-encéphalographie : principe et acquisition . . . 10
3.2 L'imagerie motrice et le cortex moteur . . . 11
3.3 Limites de l'EEG et variabilité des signaux . . . 11

4 Utilisation de l'EEG **13**
4.1 Définition des commandes . . . 13
4.2 Déroulement de l'enregistrement . . . 13

5 Classification des signaux EEG **15**
5.1 Préparation des données . . . 15
5.2 Architectures étudiées . . . 15
5.3 Résultats et limites . . . 16

6 Conclusion et bilan personnel **17**
6.1 Fiche d'évaluation du stage . . . 19

1 Introduction

1.1 Contexte général

Les interfaces cerveau-machine (ICM) constituent un domaine de recherche à l'intersection des neurosciences, de l'informatique et de la robotique. Leur objectif général est de permettre à une personne d'interagir avec un système informatique ou robotique à partir de son activité cérébrale, sans avoir nécessairement recours aux interfaces de commande traditionnelles.

Parmi les différentes méthodes permettant d'étudier l'activité cérébrale, l'électroencéphalographie (EEG) présente un intérêt particulier. Cette technique permet d'enregistrer de manière non invasive l'activité électrique du cerveau grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu. Les signaux obtenus peuvent ensuite être analysés afin d'identifier certaines caractéristiques associées à une activité ou à une intention particulière.

C'est donc autour de ce domaine que s'inscrit le projet réalisé au cours de ce stage : étudier la possibilité d'utiliser des signaux EEG afin de transmettre des commandes à un drone.

1.2 Problématique du stage

Pendant ces quatre mois de stage, j'ai évolué au sein d'une équipe de stagiaires à NTNU (Norwegian University of Science and Technology) dans le laboratoire de cybernétique, sous la supervision de Marta Molinas, enseignante et chercheuse de l'université.

Ce stage avait pour objectif d'étudier l'utilisation de signaux issus d'un électroencéphalogramme (EEG) pour permettre le pilotage d'un drone. Au cours de ces quatre mois, plusieurs objectifs ont été définis afin de développer progressivement cette chaîne de commande :

— développer un simulateur de vol permettant de modéliser le comportement d'un drone à quatre hélices ;

— identifier et définir des patterns cérébraux pertinents pouvant être distingués à partir des signaux EEG ;

— concevoir une interface permettant d'enregistrer les signaux EEG associés aux différents patterns cérébraux ;

— entraîner un réseau de neurones capable de classifier ces différents patterns ;

— permettre le pilotage du drone simulé à partir des commandes issues de l'activité cérébrale ;

— mettre en œuvre le pilotage d'un drone réel à partir des mesures EEG.

1.3 Présentation de l'environnement de stage

Mon stage s'est déroulé à la Norwegian University of Science and Technology (NTNU), située à Trondheim. Avec plus de 43,000 étudiants, elle constitue le principal établissement universitaire norvégien dans les domaines scientifiques

et technologiques [3]. Ses activités de recherche sont réparties entre de nombreux départements et laboratoires spécialisés dans des domaines variés.

J'ai intégré le département d'électronique, et plus particulièrement le laboratoire de cybernétique. Les travaux qui y sont réalisés couvrent plusieurs problématiques liées aux systèmes autonomes et à l'interaction entre l'être humain et les systèmes technologiques. Une partie des recherches menées au sein de l'équipe porte notamment sur l'exploitation de l'activité cérébrale et sur les applications qu'il est possible d'en tirer. Les projets auxquels participent les membres du laboratoire concernent ainsi des domaines aussi différents que la santé, l'étude de l'attention ou encore l'interaction avec des systèmes robotiques.

Concernant le matériel utilisé, nous avions à disposition un casque à 32 électrodes humides de MENTALAB, ainsi que le logiciel Explore Desktopper [8], qui permet de faire le lien entre le casque et l'ordinateur.

Le drone utilisé est un drone à 4 hélices opensource : le Crazyflie 2.1 de Bitcraze.

2 Modélisation et simulation du drone

Avant de pouvoir tester le pilotage à partir des signaux EEG, il était nécessaire de disposer d'un environnement permettant d'observer le comportement du drone sans utiliser directement le matériel réel. Un simulateur a donc été développé afin de reproduire les mouvements d'un quadricoptère et de tester les différentes commandes qui seront par la suite associées aux intentions de l'utilisateur.

2.1 Paramètres et modèle physique

Le drone considéré est un quadricoptère équipé de quatre rotors. Dans le modèle retenu, les actions mécaniques exercées par les hélices sont déterminées à partir de leur vitesse de rotation et de leur position par rapport au centre du drone. La géométrie utilisée correspond à celle du Crazyflie 2.1 employé dans le cadre du projet.



FIGURE 1 – Crazyflie 2.1

2.1.1 Paramètres et représentation de l'état

Les paramètres physiques utilisés sont regroupés ci-dessous :

$m = 29\,\mathrm{g}$,	masse du drone,
$g = 9.81\,\mathrm{m\,s^{-2}}$,	accélération gravitationnelle,
$b = 1$,	coefficient de poussée,
$l = 46\,\mathrm{mm}$,	distance entre le centre et un rotor,
$d = 0.1$,	coefficient de traînée.

L'état du système est défini par la position $\mathbf{p}$, la vitesse linéaire $\mathbf{v}_r$, la vitesse angulaire $\boldsymbol{\omega}_r$ et l'orientation $\mathbf{R}$:

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{v}_r = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix}, \qquad \boldsymbol{\omega}_r = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{R} \in SO(3).$$

La matrice $\mathbf{R}$ décrit l'orientation du repère lié au drone par rapport au repère inertiel. La position des quatre rotors dans le repère du drone est représentée par :

$$\mathbf{Q} = \frac{l}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Chaque rotor génère une force suivant l'axe vertical du repère du drone. En choisissant cet axe orienté vers le bas, les directions des quatre forces sont regroupées dans la matrice :

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

On note les vitesses de rotation des rotors :

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \omega_3 \\ \omega_4 \end{bmatrix}.$$

2.1.2 Calcul des forces et des couples

La vitesse de rotation de chaque hélice permet de déterminer la poussée qu'elle génère. En combinant les contributions des quatre rotors, on obtient la poussée totale T et les couples τ_x, τ_y et τ_z :

$$\begin{bmatrix} T \\ \tau_x \\ \tau_y \\ \tau_z \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} \omega_1|\omega_1| \\ \omega_2|\omega_2| \\ \omega_3|\omega_3| \\ \omega_4|\omega_4| \end{bmatrix},$$

où la matrice d'allocation des efforts est définie par :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} b & b & b & b \\ -bl & 0 & bl & 0 \\ 0 & -bl & 0 & bl \\ -d & d & -d & d \end{bmatrix}.$$

La force résultante, exprimée dans le repère du drone, est alors :

$$\mathbf{F}_r = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -T \end{bmatrix},$$

tandis que le couple résultant s'écrit :

$$\boldsymbol{\tau}_r = \begin{bmatrix} \tau_x \\ \tau_y \\ \tau_z \end{bmatrix}.$$

Ces deux grandeurs permettent de relier l'action des moteurs au mouvement de translation et de rotation du quadricoptère.

2.2 Évolution dynamique

L'évolution de la position dans le repère inertiel dépend de la vitesse exprimée dans le repère du drone et de son orientation :

$$\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{R}\mathbf{v}_r.$$

La dynamique de translation est décrite par :

$$\dot{\mathbf{v}}_r = -\boldsymbol{\omega}_r \wedge \mathbf{v}_r + \mathbf{R}^\top \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} + \frac{1}{m}\mathbf{F}_r.$$

Le premier terme prend en compte le couplage entre la vitesse linéaire et la rotation du repère. Les deux autres représentent respectivement l'effet de la gravité et celui de la force produite par les rotors.

L'évolution de l'orientation est donnée par :

$$\dot{\mathbf{R}} = \mathbf{R}\boldsymbol{\omega}_r^\wedge,$$

où $\boldsymbol{\omega}_r^\wedge$ désigne la matrice antisymétrique associée au vecteur de vitesse angulaire.

Pour l'intégration numérique, l'orientation est mise à jour à chaque pas de temps Δt selon :

$$\mathbf{R}_{k+1} = \mathbf{R}_k \exp\left(\Delta t\, \boldsymbol{\omega}_{r,k}^\wedge\right).$$

Enfin, la dynamique de rotation dépend du couple appliqué et du moment cinétique du drone :

$$\dot{\boldsymbol{\omega}}_r = \mathbf{I}^{-1}\left(-\boldsymbol{\omega}_r \wedge (\mathbf{I}\boldsymbol{\omega}_r) + \boldsymbol{\tau}_r\right),$$

où $\mathbf{I}$ représente la matrice d'inertie du quadricoptère.

2.3 Commande du drone

Le contrôleur doit convertir une consigne de position et d'orientation en vitesses de rotation pour les quatre moteurs. Pour cela, nous utilisons une architecture en cascade : la commande de position détermine la force nécessaire au déplacement, la commande d'attitude calcule les couples permettant d'obtenir l'orientation souhaitée, puis une dernière étape répartit les efforts entre les rotors [4].

2.3.1 Détermination de la force désirée

Soit $\mathbf{p}_d$ la position cible. L'écart entre la position souhaitée et la position réelle est exprimé dans le repère du drone :

$$\mathbf{e}_p = \mathbf{R}^\top(\mathbf{p}_d - \mathbf{p}).$$

L'erreur de vitesse associée est définie par :

$$\dot{\mathbf{e}}_p = \mathbf{R}^\top \dot{\mathbf{p}}_d - \mathbf{v}_r.$$

À partir de ces deux erreurs, le contrôleur calcule une accélération de référence :

$$\dot{\mathbf{v}}_{r,d} = \mathbf{R}^\top \ddot{\mathbf{p}}_d - \boldsymbol{\omega}_r \wedge \mathbf{v}_r + 2\dot{\mathbf{e}}_p + \mathbf{e}_p.$$

La force nécessaire pour obtenir cette accélération est ensuite calculée par inversion du modèle dynamique :

$$\mathbf{F}_d = m\dot{\mathbf{v}}_{r,d} - m\mathbf{R}^\top \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} + m\boldsymbol{\omega}_r \wedge \mathbf{v}_r.$$

Cette force détermine la direction dans laquelle le drone doit orienter son axe vertical pour rejoindre la position cible.

2.3.2 Construction de l'orientation cible

Les rotors produisant une poussée suivant l'axe vertical du drone, un déplacement horizontal nécessite une inclinaison du châssis. Le premier axe de l'orientation désirée est donc déterminé à partir de la direction de la force demandée :

$$\mathbf{z}_d = -\frac{\mathbf{F}_d}{\|\mathbf{F}_d\|}.$$

Pour construire une base orthonormée, on projette le vecteur de référence $\mathbf{x}_0 = [1\ 0\ 0]^\top$ sur le plan perpendiculaire à $\mathbf{z}_d$:

$$\mathbf{x}'_d = \mathbf{x}_0 - (\mathbf{x}_0^\top \mathbf{z}_d)\mathbf{z}_d, \qquad \mathbf{x}_d = \frac{\mathbf{x}'_d}{\|\mathbf{x}'_d\|}.$$

Le deuxième axe est obtenu par produit vectoriel :

$$\mathbf{y}_d = \mathbf{z}_d \times \mathbf{x}_d.$$

L'orientation induite par la force s'écrit finalement :

$$\mathbf{R}_F = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_d & \mathbf{y}_d & \mathbf{z}_d \end{bmatrix}.$$

Cette orientation est ensuite combinée avec la consigne de lacet pour obtenir l'attitude finale $\mathbf{R}_d$. La direction de la force détermine principalement le roulis et le tangage, tandis que le lacet permet de régler le cap du drone.

2.3.3 Calcul du couple de commande

Une fois l'orientation cible définie, il reste à déterminer le couple nécessaire pour que le drone atteigne cette attitude. L'erreur d'orientation est calculée à l'aide de l'application logarithme sur le groupe des rotations $SO(3)$:

$$\mathbf{e}_R = \mathbf{R}^\top \log(\mathbf{R}_d \mathbf{R}^\top).$$

La vitesse angulaire désirée est obtenue à partir de la dérivée de l'orientation cible :

$$\boldsymbol{\omega}_d = \left(\dot{\mathbf{R}}_d \mathbf{R}_d^\top\right)^\vee,$$

où l'opérateur $\vee$ associe un vecteur à une matrice antisymétrique.

L'accélération angulaire de référence est ensuite calculée selon :

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{\omega}}_{r,d} = &\left(\boldsymbol{\omega}_r^\wedge \mathbf{R}_d^\top + \dot{\mathbf{R}}_d^\top\right)\boldsymbol{\omega}_d \\ &+ \mathbf{R}_d^\top \dot{\boldsymbol{\omega}}_d + 2\dot{\mathbf{e}}_R + \mathbf{e}_R.\end{aligned}$$

Le couple à appliquer est alors obtenu à partir de la dynamique de rotation :

$$\boldsymbol{\tau}_d = \mathbf{I}\dot{\boldsymbol{\omega}}_{r,d} + \boldsymbol{\omega}_r \wedge (\mathbf{I}\boldsymbol{\omega}_r).$$

2.3.4 Répartition des efforts entre les rotors

La dernière étape consiste à convertir la force et les couples demandés en vitesses de rotation des moteurs. La matrice $\mathbf{F}$ relie ces commandes aux efforts produits :

$$\begin{bmatrix} -F_{d,z} \\ \tau_{d,x} \\ \tau_{d,y} \\ \tau_{d,z} \end{bmatrix} = \mathbf{F} \begin{bmatrix} \omega_1|\omega_1| \\ \omega_2|\omega_2| \\ \omega_3|\omega_3| \\ \omega_4|\omega_4| \end{bmatrix}.$$

En utilisant la pseudo-inverse de cette matrice, on obtient :

$$\mathbf{W}_s = \mathbf{F}^+ \begin{bmatrix} -F_{d,z} \\ \tau_{d,x} \\ \tau_{d,y} \\ \tau_{d,z} \end{bmatrix}.$$

Les vitesses de rotation sont alors déduites de chaque composante :

$$\omega_i = \operatorname{sgn}(W_{s,i})\sqrt{|W_{s,i}|}, \qquad i \in \{1,2,3,4\}.$$

Le contrôleur établit ainsi le lien entre la consigne de mouvement et l'action des quatre rotors.

2.4 Limites du modèle

Le réalisme de la simulation pourrait être amélioré en ajoutant des modèles des capteurs embarqués, puis en estimant l'état du drone à partir de leurs mesures à l'aide d'un filtre de Kalman [5]. Cette approche permettrait notamment de

prendre en compte les imperfections des mesures et les incertitudes sur l'état réel du système.

Cependant, le Crazyflie dispose déjà de mécanismes internes d'estimation et de régulation. Son interface de commande permet de transmettre des consignes de déplacement de plus haut niveau, par exemple avancer, reculer, monter ou descendre. Il n'était donc pas nécessaire de reproduire toutes les couches de son système embarqué. Le modèle retenu fournit un compromis entre fidélité physique et simplicité, suffisant pour étudier le comportement du drone et préparer l'intégration des commandes issues de l'EEG.

3 De l'activité cérébrale à une commande robotique

3.1 L'électro-encéphalographie : principe et acquisition

Les interfaces cerveau-machine (ICM) permettent de transmettre des commandes à un système informatique ou robotique à partir de l'activité cérébrale d'un utilisateur. Dans le cadre de ce projet, cette activité est mesurée par électro-encéphalographie (EEG), une méthode non invasive reposant sur des électrodes placées sur le cuir chevelu. Contrairement aux techniques invasives, qui nécessitent

de placer des électrodes directement au contact du tissu cérébral, l'EEG permet d'enregistrer les variations électriques à travers le crâne. Les signaux mesurés résultent notamment de l'activité électrique collective de populations de neurones, liée entre autres aux potentiels postsynaptiques [2]. Cette mesure indirecte présente toutefois une résolution limitée et rend les enregistrements sensibles au bruit et à la qualité du contact entre les électrodes et la peau.



FIGURE 2 – casque à électrodes EEG placé

Les signaux EEG peuvent être étudiés dans différentes bandes de fréquences. Dans le cadre du contrôle moteur, deux bandes présentent un intérêt particulier :

la bande Mu, située approximativement entre 8 et 12 Hz, et la bande Beta, comprise entre 13 et 30 Hz. Les variations de puissance dans ces bandes peuvent être associées à l'exécution ou à l'imagination de mouvements. Leur analyse constitue ainsi une piste pour identifier les intentions motrices d'un utilisateur.

3.2 L'imagerie motrice et le cortex moteur

Le cortex moteur joue un rôle essentiel dans la préparation et l'exécution des mouvements volontaires. L'activité de cette région peut être étudiée à partir des signaux EEG, notamment en observant les modifications des rythmes Mu et Beta associées aux tâches motrices.

Pour exploiter ces signaux, une approche consiste à se concentrer sur les électrodes situées au-dessus des régions sensorimotrices, où les variations associées aux mouvements peuvent être observées. Le choix et la disposition des électrodes jouent donc un rôle important dans la qualité des informations recueillies.

Plutôt que de demander à l'utilisateur d'effectuer réellement un mouvement, il est également possible de lui demander de se le représenter mentalement. Cette méthode, appelée *imagerie motrice*, mobilise des processus cérébraux liés à la préparation du mouvement sans nécessiter son exécution physique. Elle permet ainsi d'envisager une commande par EEG sans mouvement effectif du membre concerné.

Les tâches d'imagerie motrice peuvent notamment provoquer des modifications de l'activité dans les bandes Mu et Beta, appelées désynchronisation ou synchronisation liée à l'événement (ERD/ERS). Ces variations constituent des caractéristiques exploitables par des algorithmes de classification afin de différencier plusieurs tâches mentales [6].

3.3 Limites de l'EEG et variabilité des signaux

Malgré son caractère non invasif, l'EEG présente plusieurs difficultés qui compliquent son utilisation pour le contrôle d'un système robotique. La mesure étant réalisée à la surface du crâne, les signaux obtenus sont relativement faibles et peuvent être perturbés par des mouvements, des interférences électriques ou un mauvais contact entre les électrodes et la peau.

Le système utilisé pendant le stage repose sur des électrodes humides, dont la mise en place nécessite l'application d'un gel conducteur. Celui-ci permet d'améliorer le contact électrique et de limiter l'impédance entre les électrodes et le cuir chevelu. Cependant, la préparation du casque demande du temps et peut nécessiter l'aide d'une autre personne. De plus, les conditions de contact peuvent varier d'une électrode à l'autre et d'une séance à l'autre, ce qui affecte la reproductibilité des mesures.



FIGURE 3 – Application du gel conducteur lors de la préparation des électrodes EEG

Une autre difficulté concerne la variabilité des signaux associés à l'imagerie motrice. Les caractéristiques EEG diffèrent entre les individus, mais peuvent également évoluer chez une même personne au fil des séances. On distingue respectivement la variabilité inter-sujets et la variabilité intra-sujet [9]. La concentration, la fatigue et l'état émotionnel peuvent également influencer les performances de l'utilisateur et la qualité des données enregistrées.

Ces variations compliquent l'apprentissage d'un modèle capable de reconnaître les intentions motrices de manière fiable. Plusieurs approches peuvent être envisagées pour y remédier, notamment des algorithmes adaptatifs capables de tenir compte des changements des signaux [10], ou des méthodes d'apprentissage automatique permettant de classifier les données EEG [1]. Les réseaux de neurones et le Deep Learning offrent également des possibilités intéressantes, mais leur entraînement nécessite généralement une quantité suffisante de données représentatives.

Dans le cadre de ce projet, ces contraintes rendent donc particulièrement importantes la qualité du protocole d'acquisition, la collecte de données cohérentes et l'évaluation des méthodes de classification utilisées pour convertir l'activité cérébrale en commandes de pilotage.

4 Utilisation de l'EEG

4.1 Définition des commandes

L'objectif de cette étape était de constituer une base de données EEG permettant d'entraîner un réseau de neurones à reconnaître différentes intentions de commande. J'ai choisi d'étudier sept classes, comprenant une classe de repos et six commandes de déplacement, afin d'obtenir un contrôle plus varié du drone.

Chaque classe correspond à une action imaginée par le participant :

1. **Repos :** ne pas imaginer de mouvement ;
2. **Avancer :** imaginer avancer les deux bras ;
3. **Reculer :** imaginer reculer les deux bras ;
4. **Tourner à gauche :** imaginer avancer le bras gauche ;
5. **Tourner à droite :** imaginer avancer le bras droit ;
6. **Monter :** imaginer lever les deux bras ;
7. **Descendre :** imaginer abaisser les deux bras.

Le choix de mouvements des bras permet de conserver une correspondance intuitive entre les intentions mentales et les actions du drone. Les différences d'activité cérébrale associées à ces tâches pourraient permettre au modèle de distinguer les classes, notamment grâce aux variations des rythmes sensorimoteurs. Cette distinction reste toutefois à vérifier expérimentalement.

4.2 Déroulement de l'enregistrement

Une interface graphique développée avec Python et Tkinter a été mise en place pour faciliter la collecte des signaux et leur classement. Au début de la procédure, le participant renseigne son nom. Un identifiant numérique lui est ensuite attribué afin de séparer les données enregistrées de son identité.

Après la présentation des consignes, le participant peut démarrer une acquisition lorsqu'il est prêt. Chaque essai dure trois secondes : il doit alors imaginer l'action demandée, puis indiquer à quelle classe correspond l'enregistrement à l'aide du clavier.

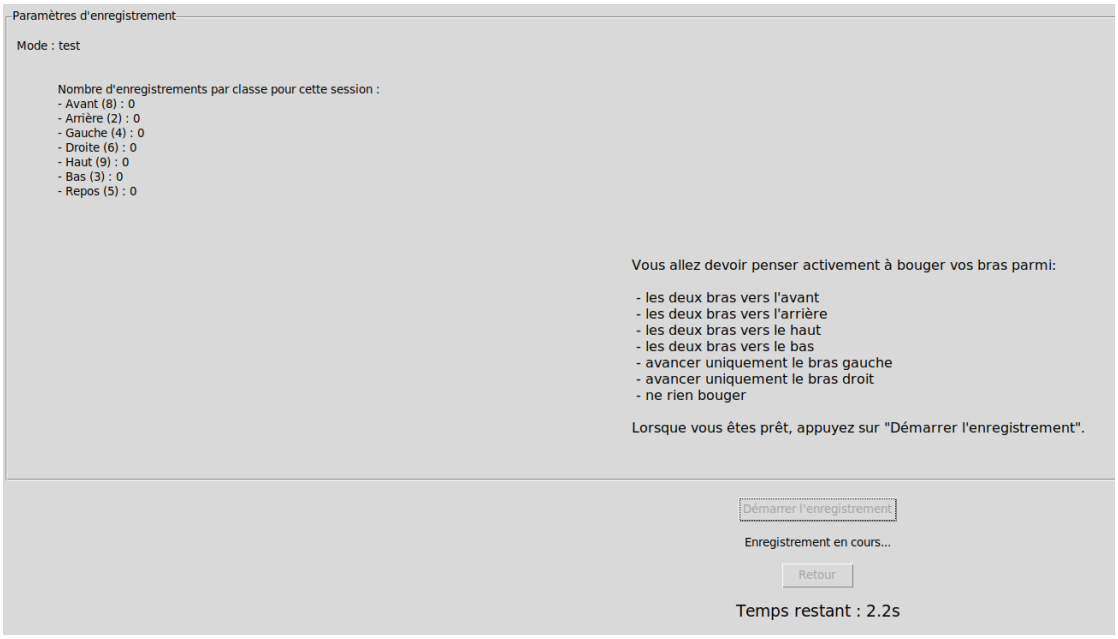


FIGURE 4 – Interface d'acquisition des signaux EEG

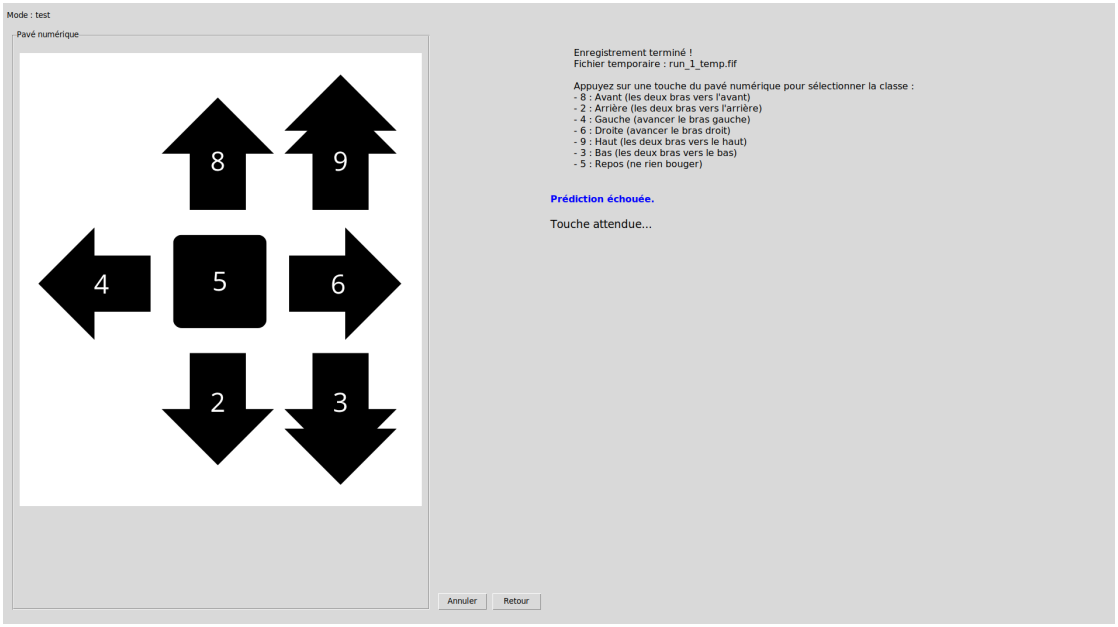


FIGURE 5 – Sélection de la classe associée à un enregistrement

Les données sont organisées par participant et par session, ce qui facilite leur consultation et leur traitement ultérieur. Enfin, un nombre similaire d'essais est recherché pour chacune des sept classes afin de limiter les déséquilibres dans la base d'apprentissage. Les enregistrements obtenus constituent ainsi les données d'entrée utilisées pour entraîner et évaluer les modèles de classification.

5 Classification des signaux EEG

L'objectif est d'entraîner un modèle capable d'associer les signaux EEG enregistrés à l'une des sept classes de commande définies précédemment. Pour cela, plusieurs architectures de réseaux de neurones ont été comparées, après une étape de préparation des données.

5.1 Préparation des données

Chaque enregistrement contient les mesures de 32 électrodes au cours du temps. Avant l'apprentissage, les fichiers sont ramenés à une durée cohérente, puis un filtre passe-bande entre 3 et 40 Hz est appliqué. Cette plage conserve notamment les rythmes Mu et Beta, situés entre 8 et 30 Hz, tout en préservant d'autres composantes potentiellement utiles.

Le prétraitement doit rester suffisamment rapide pour permettre une commande réactive et être identique lors de l'entraînement et de l'utilisation du modèle. Les premiers essais reposent sur des fenêtres d'une seconde, soit une fréquence théorique de mise à jour des commandes de 1 Hz.

Le faible nombre de mesures disponibles a également conduit à tester une augmentation artificielle des données par ajout de bruit. Cette méthode n'a toutefois pas donné de résultats concluants.

5.2 Architectures étudiées

Un premier modèle repose sur un réseau convolutif unidimensionnel (CNN), composé de deux couches de convolution. Ce type d'architecture permet d'extraire automatiquement des motifs dans les signaux. Après plusieurs essais manuels sur ses paramètres, une recherche automatisée des hyperparamètres a été envisagée avec TensorFlow, afin de comparer différentes configurations et de retenir les plus performantes.

Une seconde approche utilise EEGNet, une architecture conçue spécifiquement pour la classification de signaux EEG [7]. Elle combine des convolutions temporelles et spatiales pour exploiter à la fois l'évolution des signaux et les différences entre électrodes. Sa conception compacte en fait une alternative intéressante aux CNN plus classiques.

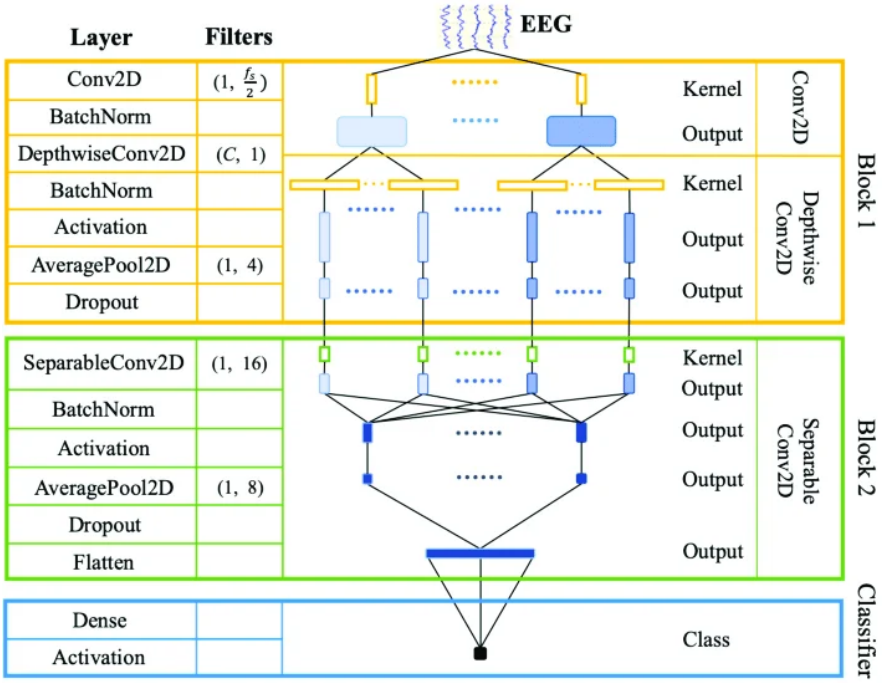


FIGURE 6 – Architecture du réseau EEGNet

Une version étendue d'EEGNet a également été testée pour évaluer l'influence de la complexité du réseau sur les performances de classification.

5.3 Résultats et limites

Le temps disponible pour les acquisitions, ainsi que le partage du matériel avec d'autres projets, ont limité la taille du jeu de données. Les précisions obtenues sont présentées ci-dessous.

Les précisions obtenues pour les trois architectures sont les suivantes :

— **CNN :** 24,716,

— **EEGNet :** 21,875,

— **EEGNet étendu :** 24,715,

Avec sept classes, une classification aléatoire uniforme aurait une précision théorique d'environ 14,3 %. Les modèles dépassent ce niveau, mais leurs performances restent insuffisantes pour piloter le drone de manière fiable. Le CNN et EEGNet étendu obtiennent des résultats presque identiques, tandis qu'EEGNet seul fait légèrement moins bien.

Ces résultats ne permettent pas de conclure à la supériorité d'une architecture, notamment en raison du nombre limité de données. Des acquisitions supplémentaires, réalisées sur plusieurs sessions et participants, seraient nécessaires pour mieux évaluer la généralisation des modèles et améliorer leur précision. Les résultats détaillés sont présentés en annexe.

6 Conclusion et bilan personnel

Ce stage de quatre mois à la NTNU m'a permis d'explorer les interfaces cerveau-machine appliquées à la robotique, en travaillant sur la modélisation d'un drone, l'acquisition de signaux EEG et l'entraînement de réseaux de neurones. Si les outils nécessaires ont pu être développés, les résultats de classification restent insuffisants pour permettre un pilotage fiable. Je regrette notamment de ne pas avoir eu le temps de tester le système complet sur le Crazyflie réel. Des enregistrements supplémentaires et une amélioration des modèles seraient nécessaires pour poursuivre ce travail et atteindre cet objectif.

Sur le plan technique, ce projet m'a permis de découvrir un domaine pluridisciplinaire et de mieux comprendre les difficultés liées à l'exploitation de données expérimentales. Il m'a notamment appris que la réussite d'un système ne dépend pas uniquement des algorithmes employés, mais aussi de la qualité des mesures et de leur validation en conditions réelles.

Enfin, cette expérience a été particulièrement enrichissante par son contexte international. Effectuer mon stage en Norvège m'a permis de découvrir une nouvelle culture, de rencontrer des personnes aux parcours variés et d'évoluer dans un environnement de travail différent de celui que je connaissais. Au-delà des compétences techniques acquises, cette ouverture culturelle et ces échanges constituent pour moi un apport important de cette expérience.

Références

[1] Kjersti Brynestad et Erlend Vatsvåg. "An Asynchronous Motor Imagery-based Brain-Computer Interface for Two-dimensional Drone Control". en. In : ().

[2] Kobe Christensen et Jim Hutchins. "Postsynaptic Potentials (PSPs) : The Source of EEG Signal". en. In : (sept. 2024). Book Title : Advanced Neuroscience. URL : https://uen.pressbooks.pub/advneuro/chapter/postsynaptic-potentials-psps-the-source-of-eeg-signal/.

[3] *Facts and figures - NTNU*. URL : https://www.ntnu.edu/facts.

[4] Luc Jaulin. "Mobile robotics : Inertial https ://www.ensta-bretagne.fr/inmooc/". en. In : (2025).

[5] Luc Jaulin. "Mobile robotics : Kalman Filter https ://www.ensta-bretagne.fr/kalmooc/". en. In : (2023).

[6] Yongwoong Jeon et al. "Event-related (De)synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks : Implications for brain–computer interfaces". en. In : *International Journal of Industrial Ergonomics* 41.5 (sept. 2011), p. 428-436. ISSN : 01698141. DOI : 10.1016/j.ergon.2011.03.005. URL : https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169814111000540 (visité le 18/08/2026).

[7] Vernon J. Lawhern et al. "EEGNet : A Compact Convolutional Network for EEG-based Brain-Computer Interfaces". en. In : (mai 2018). URL : https://www.alphaxiv.org/fr/abs/1611.08024 (visité le 28/08/2026).

[8] *Mobile EEG Systems | Mentalab | High Precision for Research*. en-US. URL : https://mentalab.com/.

[9] Simanto Saha et Mathias Baumert. "Intra- and Inter-subject Variability in EEG-Based Sensorimotor Brain Computer Interface : A Review". English. In : *Frontiers in Computational Neuroscience* 13 (jan. 2020). ISSN : 1662-5188. DOI : 10.3389/fncom.2019.00087. URL : https://www.frontiersin.org/journals/computational-neuroscience/articles/10.3389/fncom.2019.00087/full.

[10] Aqsa Shakeel et al. "A Review of Techniques for Detection of Movement Intention Using Movement-Related Cortical Potentials". en. In : *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2015 (2015), p. 1-13. ISSN : 1748-670X, 1748-6718. DOI : 10.1155/2015/346217. URL : http://www.hindawi.com/journals/cmmm/2015/346217/ (visité le 18/08/2026).

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

I - ORGANISME / *HOST ORGANISATION*

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

Adresse / *Address* Høgskoleringen 1, 7034 Trondheim, Norvège

Tél / *Phone (including country and area code)* +4747231949

Nom du superviseur / *Name of internship supervisor*
Martas Molinas
Fonction / *Function* professeur d'ingénierie cybernétique

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

Nom du stagiaire accueilli / *Name of intern*

II - EVALUATION / *ASSESSMENT*

Veuillez 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).***

1 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?*

2 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 work done by the intern is of good quality and will be used further by the next students*

Version du 05/04/2019

3 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 intern was responsible for his own task, and punctual*_____
_____

4 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 good integration and adaptation*_____
_____

5 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 receptive*_____
_____

6 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 ?
Would you be willing to host another intern next year? oui/*yes* non/*no*

Fait à _____, le
_____
In Trondheim, 21-09-2026_____, on
_____

Signature Entreprise
Company stamp



_____Signature stagiaire
_____*Intern's signature*

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