

Évaluation de plusieurs types d'imaginations motrices kinesthésiques dans la conception d'une interface cerveau-ordinateur pour la rééducation cérébrale motrice après un accident vasculaire cérébral

Maxime Backes, Julie Billon, Cédric Darrou, Elise Perrot, Laurent Bougrain, Stéphanie Fleck, Sébastien Rimbert

▶ **To cite this version:**

Maxime Backes, Julie Billon, Cédric Darrou, Elise Perrot, Laurent Bougrain, et al.. Évaluation de plusieurs types d'imaginations motrices kinesthésiques dans la conception d'une interface cerveau-ordinateur pour la rééducation cérébrale motrice après un accident vasculaire cérébral. [Rapport de recherche] IDMC (Univeristé de Lorraine); LORIA (Université de Lorraine, CNRS, INRIA). 2021. hal-03751991

HAL Id: hal-03751991
https://hal.science/hal-03751991

Submitted on 16 Aug 2022

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.

Projet Tutoré
IDMC et Loria

Évaluation de plusieurs types d'imaginations motrices kinesthésiques dans la conception d'une interface cerveau-ordinateur pour la rééducation cérébrale motrice après un accident vasculaire cérébral

par Maxime Backes, Julie Billon, Cédric Darrou, et Elise Perrot

Encadré par Laurent Bougrain, Stéphanie Fleck et Sébastien Rimbert

Table des matières

1 Introduction **3**
1.1 La description d'une BCI . . . 3
1.2 Le fonctionnement d'une BCI . . . 3
1.3 Les BCI basées sur les rythmes sensorimoteurs . . . 4
1.4 Lien entre BCI et imagination motrice . . . 4
1.5 Utilisation d'une BCI pour la rééducation après un accident vasculaire cérébral . . . 5

2 Problématique **5**
2.1 Présentation du projet . . . 5

3 Matériel et Méthodes **6**
3.1 Critères et méthodologie de recherche d'articles . . . 6
3.2 Rythmes sensimoteurs : ERD et ERS . . . 7
3.3 Méthodes d"extraction de caractéristique et de classification . . . 8
3.3.1 Réduction de la dimensionnalité . . . 8
3.3.2 Extraction de caractéristiques . . . 8
3.3.3 Classification . . . 8

4 Résultats **10**
4.1 Par mouvement . . . 11
4.1.1 Mouvement de pince (pinch) . . . 11
4.1.2 Mouvement d'ouverture de la main (anti-grasp) . . . 12
4.1.3 Mouvement de rotation de poignet (wrist rotation) . . . 13
4.1.4 Mouvement de fermeture de la main (grasp) . . . 15
4.1.5 Autres mouvements . . . 17
4.2 Discrimination entre différents mouvements . . . 18

5 Discussion **21**

6 Conclusion **23**

7 Annexes **24**

1 Introduction

1.1 La description d'une BCI

Une interface cerveau ordinateur (Brain-Computer Interface en anglais ou BCI) est une interface qui détecte et transforme les signaux provenant de l'activité cérébrale dans le but de contrôler des dispositifs externes comme par exemple une prothèse [Evain et al., 2016]. Une BCI peut être utilisée dans les acquisitions de type électroencéphalogramme (EEG) qui mesurent l'activité électrique du cerveau, ou de magnétoencéphalogramme (MEG) qui mesurent les champs magnétiques produits par l'activité électrique des neurones. Elle est également utilisée pour le dispositif de l'oxymétrie cérébrale fonctionnelle (ou near-infrared spectroscopy, fNIRS) qui mesure le taux d'oxygénation d'une zone du cerveau et de l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) qui mesure le taux d'oxygénation du sang dans le cerveau. La BCI est aussi catégorisée suivant la localisation des capteurs. La BCI est dite non-invasive quand les électrodes sont posées en surface, semi-invasive quand les électrodes sont positionnées sous la surface de la boîte crânienne, juste au-dessus de la dure-mère, et invasive quand les électrodes sont directement implantées dans le cortex. L'imagerie cérébrale la plus répandue est l'EEG car c'est la méthode la plus facile à mettre en place et la moins coûteuse. C'est aussi la méthode que nous utiliserons dans notre étude.

1.2 Le fonctionnement d'une BCI

Une BCI fonctionne sous forme de boucle en 5 grandes étapes :

1. La première étape commence par l'acquisition des signaux. Celle-ci consiste en l'acquisition des différentes données provenant du cerveau selon la méthode choisie, par exemple l'EEG. Les données sont directement envoyées à l'ordinateur.
2. La seconde étape est le traitement des signaux. Dans le cas d'un mode d'acquisition par l'EEG, il s'agira de repérer des modulations dans les amplitudes des différentes bandes de fréquences du cortex dans le signal EEG. Il faut ensuite réaliser un pré-traitement et un filtrage afin d'enlever les bruits. Ces bruits sont des artéfacts musculaires dûs à des mouvements dont nous ne souhaitons pas récolter de données. Cela peut être par exemple des grincements de dents ou encore des clignements des yeux.
3. Durant la troisième étape, l'importance est mise sur l'exploitation des signaux. Cette étape correspond à la classification de ceux-ci. C'est à cette étape que l'on peut déduire quel mouvement a été réalisé dans notre cas.
4. La quatrième étape correspond à la conversion des signaux en commande. Faisant suite à l'analyse du classifieur, elle permet de déduire une réponse suite à la stimulation cérébrale.
5. La cinquième et dernière étape correspond à un feedback présenté au sujet. Il est généralement représenté sur un écran comme la résultante du mouvement. Un second type de feedback peut être réalisé avec la méthode SEF (Stimulation Électrique Fonctionnelle), qui consiste à stimuler électriquement éventuellement jusqu'à la contraction le membre du mouvement imaginé si ce dernier a été réussi.

Divers logiciels sont disponibles pour traiter les différents signaux tels qu'OpenVIBE.



FIGURE 1 – Schéma représentant les étapes successives d'une BCI.

1.3 Les BCI basées sur les rythmes sensorimoteurs

La BCI qui sera utilisée ici fait l'acquisition des potentiels neuronaux du cortex moteur, tout comme dans beaucoup d'autres études. Durant l'exécution de mouvements réels ou imaginés, le cortex moteur est activé [Pfurtscheller et al., 1997]. Cette activation permet alors l'imagination et l'utilisation d'interfaces cerveau-ordinateur reposant sur cette activité cérébrale. Les signaux du cortex moteur lors de mouvements réels ou imaginés jouent alors un rôle essentiel dans le contrôle d'un dispositif externe via une BCI [Sugata et al., 2016]. Qu'il s'agisse de sujets sains ou de patients paralysés, on retrouve bien une activation du cortex moteur primaire lors de mouvements imaginés [Suwannarat et al., 2018] ou de mouvements réels, bien que celle-ci soit moins élevée chez ces derniers [Sugata et al., 2016].

L'activité cérébrale mesurée correspond à une modulation de puissance dans une bande de fréquences donnée spécifique du cortex sensorimoteur. Particulièrement, la bande de fréquence alpha-mu comprises entre 8 et 13 Hz et la bande bêta comprises entre 13 et 30 Hz [Suwannarat et al., 2018]. Ce sont dans ces bandes de fréquences que l'on peut observer des phénomènes liés à une désynchronisation de l'activité des neurones, aussi appelés ERD (Event-related desynchronization) ; il est possible également d'observer des phénomènes liés à une synchronisation, aussi appelés ERS (Event-related synchronization). La valeur d'ERD/ERS correspond à la valeur relative normalisée de la puissance moyenne observée par rapport à la puissance de référence, par exemple avant un mouvement [Pfurtscheller et al., 1997]. Cette mesure est utilisée comme variable descriptive par le classifieur.

1.4 Lien entre BCI et imagination motrice

Contrairement à l'imagination motrice visuelle (IMV) qui est une tâche mentale qui consiste en la remémoration d'un mouvement en se focalisant sur l'aspect visuel de l'exécution, l'imagination motrice kinesthésique (IMK) va, elle, se focaliser sur toutes les sensations proprioceptives qui accompagnent le mouvement réel. En d'autres termes, cela consiste à imaginer les sensations que l'on peut ressentir lors d'un mouvement.

Les BCI sont souvent utilisées pour les tâches d'imaginations motrices kinesthésiques. [Vuckovic and Sepulveda, 2008].

En effet, il a été démontré par le biais de plusieurs études que celles-ci avaient un large potentiel dans l'utilisation et le contrôle d'un dispositif externe qui y est rattaché [Cho et al., 2020]. D'autres études ont également rapporté que les mouvements imaginés et les mouvements réels produisaient les mêmes activations au niveau du cortex [Pfurtscheller et al., 1997] bien qu'à des intensités différentes. De même que dans des études sur des sujets sains, on a su démontrer des effets bénéfiques de l'imagination motrice sur les fonctions motrices et la neuroplasticité [Biryukova, 2017]. Enfin, l'étude d'Ofner a mis en évidence une amélioration de la prise latérale (saisie de l'objet en ayant la main à 90 degrés) chez des patients tétraplégiques à la suite d'un entraînement avec une BCI-SMR (BCI basée sur les rythmes sensori-moteurs) impliquant des imaginations motrices [Ofner et al., 2017].

1.5 Utilisation d'une BCI pour la rééducation après un accident vasculaire cérébral

A la suite d'un accident vasculaire cérébral (AVC), deux tiers des personnes se retrouvent atteints de paralysie [Mattia et al., 2020] et [Pichiorri and Mattia, 2020]. C'est pourquoi leur rééducation est un enjeu majeur, en particulier pour leur permettre de pouvoir réaliser à nouveau leurs gestes du quotidien [Matsubara et al., 2015]. Ce sont à la suite des AVC que l'on retrouve de plus en plus d'applications des BCI et qu'elles ont le plus d'intérêt, malgré ses nombreux champs d'applications [Suwannarat et al., 2018].

Plusieurs études ont montré une rééducation fonctionnelle des membres supérieurs avec une BCI chez des patients paralysés à la suite d'un AVC avec des effets significatifs immédiats [Bai et al., 2020]. Il a été démontré que la méthode d'électroencéphalographie couplée avec une BCI s'avérait être un excellent outil et montre des résultats significatifs et prometteurs aussi bien à court terme qu'à long terme pour le recouvrement des capacités motrices [Mattia et al., 2020].

2 Problématique

2.1 Présentation du projet

Grasp'it, qui est une BCI conçue pour la réhabilitation motrice des patients après un accident vasculaire cérébral, est également couplée à un environnement de réalité virtuelle [Rimbert et al., 2020]. Cette interface va permettre à l'utilisateur de s'entraîner à générer des IMK ainsi que d'évaluer sa performance grâce à un feedback. Nous avons vu en plus que l'imagination motrice visuelle active plus les zones cérébrales visuelles tandis que pour l'imagination motrice kinesthésique ce sont plus les zones cérébrales motrices : cela justifie alors le choix d'utiliser l'IMK plutôt que l'IMV pour une réhabilitation motrice [Guillot et al., 2009].

L'interface Grasp'it fonctionne selon trois étapes :

- Tout d'abord, il y a un enregistrement de l'activité cérébrale de l'utilisateur par EEG ; le système d'acquisition EEG, par exemple un amplificateur Biosemi ActiveTwo, va enregistrer l'activité cérébrale de l'utilisateur avec des électrodes lors de la réalisation d'une IMK.
- Ensuite, il y a une analyse ainsi qu'une classification du signal EEG.
- Puis enfin les utilisateurs ont un retour visuel de cette activité. Ce retour va non seulement indiquer à l'utilisateur les moments pour générer des tâches, mais il va également envoyer un feedback de la performance d'IMK effectuée à travers un jet d'eau. Ce jet d'eau va avoir une amplitude proportionnelle à l'intensité du signal électrique cérébral qui va être généré par l'utilisateur. Ce feedback correspond à la cinquième étape concernant le fonctionnement d'une BCI, vu au-dessus.

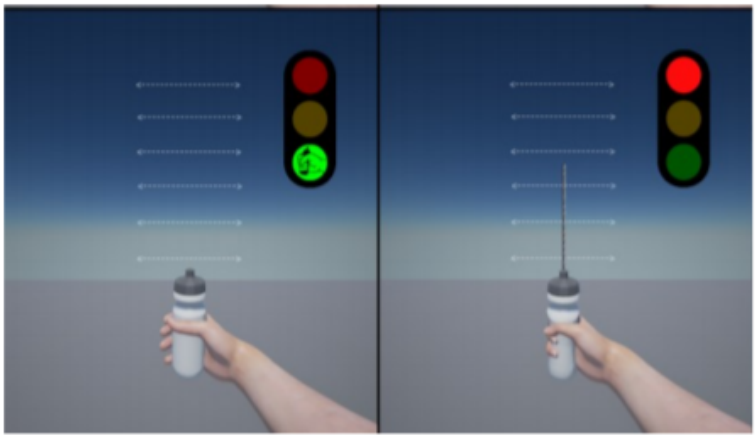


FIGURE 2 – Interface visuelle de Grasp'it. [Rimbert et al., 2020]. Feu vert : indique à l'utilisateur de réaliser sa tâche IMK. Feu rouge : L'utilisateur arrête son imagination motrice kinesthésique. Il visualise une pression et l'apparition d'un jet d'eau, proportionnel à la tâche de réussite de l'IMK. . Un feu orange, non visible sur les captures d'écran indique à l'utilisateur de se préparer à faire une imagination motrice.

La production d'IMK étant complexe et répétitive elle peut conduire à des états de somnolence ou encore d'irritabilité [Suwannarat et al., 2018]. Pour ce faire, il est prévu d'ajouter prochainement de nouveaux mécanismes d'implémentation pour augmenter les possibilités d'auto-évaluations, la motivation et la persévérance des utilisateurs (avec des éléments de ludification tels que des scores, des niveaux de jeu...). De plus, un feedback haptique sera mis en place afin de renforcer la stimulation de la boucle sensorimotrice. De même que l'objectif du projet est de pouvoir ajouter de nouveaux mouvements afin de maximiser l'efficacité et la portée de la rééducation. Les autres mouvements auxquels nous nous intéresserons seront : le mouvement de pince, la rotation du poignet, la prise et le relâchement, c'est-à-dire, l'ouverture de la main.

L'un des enjeux principaux du projet Grasp'it est de mettre au point un protocole expérimental qui permettra au sujet d'apprendre à produire des IMK correctes mais également de rester motivé grâce à des enjeux implantés au sein du dispositif Grasp'it. Le deuxième enjeu de ce travail est donc de chercher et de mettre au point la meilleure méthode de discrimination des mouvements. Cela permettra une meilleure étendue de rééducation en termes de gestes.

3 Matériel et Méthodes

3.1 Critères et méthodologie de recherche d'articles

La recherche d'articles scientifiques a été réalisée en utilisant principalement PubMed et complétée avec Google Scholar. Dans un premier temps, nous avons recherché les mots-clefs suivants : IMK et AVC. Cependant, notre étude étant au carrefour de plusieurs domaines, nous avons orienté différemment notre investigation. Nous nous sommes alors intéressés à chaque mouvement individuel : saisie, ouverture de la main, pince, rotation du poignet (pronation et supination) selon plusieurs axes :

— Le premier est porté sur la simple analyse de ces mouvements ;
— Le second est à propos de la discrimination entre deux ou plusieurs gestes ;

— Le dernier s'oriente autour de l'adaptation des mouvements réels en mouvements imaginaires.

Notre objectif étant de comprendre les différentes zones du cerveau utilisées pour réaliser ces différents mouvements.

Concernant la technologie, nous nous sommes davantage focalisés sur l'EEG, une technologie que nous utiliserons dans notre recherche, mais sans exclure les autres comme l'IRMf, l'EMG ou la MEG par exemple. Aucun type de mouvement (réel, imaginé, tenté) n'était priorisé. Le mouvement réel correspond au mouvement exécuté par le participant. Le mouvement imaginé peut être visuel et/ou kinesthésique et correspond donc à l'imagination de ce mouvement visuellement ou par les sensations. Enfin le mouvement tenté correspond aux sensations réalisées par un participant amputé. De cette recherche, nous avons pu retenir 24 articles. Une fois ces articles trouvés, nous avons mis en commun et présenté aux autres membres du groupe, nous en discutions avec nos encadrants et nous nous mettions d'accord sur l'intérêt ou non de ceux-ci.

3.2 Rythmes sensimoteurs : ERD et ERS

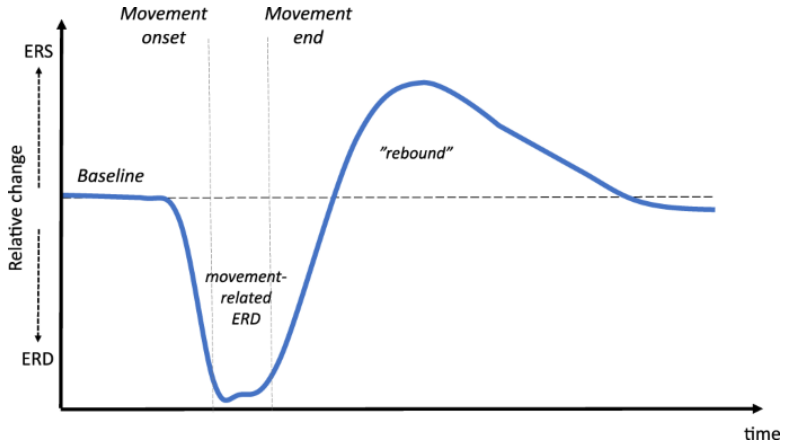


FIGURE 3 – Schéma représentant l'indice ERD/ERS% d'une région corticale motrice au cours du temps, mettant en évidence les ERD et ERS (issu de [Vinding et al., 2019])

Sur une bande de fréquences et pour une électrode EEG données, les modulations ERD/ERS sont représentées comme illustré dans la figure 3. La droite constante au cours du temps est la baseline, c'est-à-dire l'activité cérébrale du sujet au repos. Cette baseline est unique à chaque essai mesuré puisque très dépendante des variables neurophysiologiques du sujet à un instant donné. De ce fait, il est préférable de la redéfinir au début de chaque essai. Lorsque la tâche d'imagination motrice commence, on observe une désynchronisation des neurones. Lorsque la tâche se termine et que le membre se relâche, il est possible d'observer une resynchronisation des neurones qui se traduit par une augmentation de la puissance dans la bande de fréquence mu et correspond sur l'illustration à une hausse de l'indice ERD/ERS. Le rebond d'activité des neurones a un rôle inhibiteur qui conduit à une baisse de la synchronisation. C'est ce motif ERD/ERS spécifique à chaque mouvement qui doit être observé dans le but de permettre la détection du mouvement par le classifieur.

3.3 Méthodes d"extraction de caractéristique et de classification

3.3.1 Réduction de la dimensionnalité

— Common Spatial Pattern (CSP) : C'est une des méthodes de réduction standard pour l'IMK. Le CSP est un algorithme de prétraitement de données multivariées, c'est-à-dire des données influencées par plusieurs facteurs. Il permet de combiner linéairement les signaux entrants en sous-composants tel que chaque composant présente une différence de variance maximale entre deux fenêtres temporelles préalablement définie. Dans les tâches liées à l'IMK la première fenêtre temporelle correspond au moment de repos précédant le geste et la seconde fenêtre cible le geste lui-même.
— Filter Bank CSP (FBCSP) : Une autre méthode d'extraction très utilisée applique des filtres en fréquences, afin d'isoler les gammes d'ondes cérébrales à mesurer (c'est un dérivé du CSP).
— PLS : Moindre carré partiel : Un outil de réduction de données permettant de discriminer une variable réponse à partir d'un ensemble d'observations matricielles. Il apparaît comme un bon outil lorsqu'il y a plus de variables explicatives dans l'acquisition de données que de nombre d'observations. Il évite également l'introduction de fausses corrélations sur un grand nombre de facteurs explicatifs.

3.3.2 Extraction de caractéristiques

Des caractéristiques sont calculées à partir des données réduites.

— TS : Depuis la réduction utilisée, les paramètres réduits sont utilisés pour former un espace tangentiel (Tangent Space) qui sert de référentiel simplifié dans l'acquisition des résultats. Ce qui est représenté dans ce référentiel sont les covariances des variables d'observation, autrement dit l'écart à son espérance de toutes les variables prisent deux à deux [Barachant et al., 2011].

3.3.3 Classification

Une fois les informations extraites des signaux, le classifieur doit identifier le mouvement qui vient d'être accompli, parmi un certain nombre de possibilités prédéfinies. On appelle ces possibilités des classes. Dans cette étude, chaque classe représente un type de geste. L'état de repos peut également être représenté par une classe. En somme, il y a autant de classes que d'états à distinguer. L'algorithme qui intervient pour étiqueter chaque mouvement s'appelle donc un classifieur, chargé de ranger chaque observation qu'on lui présente parmi une classe ou une autre. Pour ce faire, il est nécessaire que le classifieur ait appris à différencier chaque classe, par le biais d'exemples qu'on lui aura préalablement soumis. Ce qui distingue les classifieurs entre eux, c'est la manière dont ils vont utiliser ces exemples pour, par la suite, distinguer les différentes classes.

— Linear Discriminant Analysis (LDA) : Dans l'exemple présenté (Figure 4), les données d'apprentissage sont représentées en deux dimensions, et se distinguent en deux classes (nuages de points rouges et bleus). S'il y a plus de deux dimensions aux données, le classifieur LDA isole les deux dimensions les plus discriminantes sur les données. Après projection des données, on associe à chaque classe un point moyen centre de la classe. Ensuite le classifieur créer un axe tel que, si l'on projette ces données sur ce seul axe, la distance entre les deux points moyens est maximisée, et la dispersion des données de chaque classe est minimisée. Dans l'exemple ci-dessus, l'axe LD1 remplit ces critères alors que l'axe LD2, en contre-exemple, présente des projections plus étendues et moins discernables. Enfin, le classifieur impose

virtuellement une limite entre les deux projections sur cet axe (LD1). Une fois l'apprentissage terminé, pour classifier une nouvelle entrée la même opération est appliquée à l'observation entrante. Au final, la classe donnée en réponse est la classe à laquelle la projection de la nouvelle observation appartient i.e. la classe ayant son point moyen le plus proche. De par son fonctionnement, la LDA ne présente que peu de contraintes (admettre la normalité et l'homoscédasticité de chaque projection de classe). Dans le même temps, elle permet de voir son efficacité croître avec le volume de données qui lui est présenté en apprentissage et offre l'avantage de ne pas être limitée en nombre de classes à discriminer.

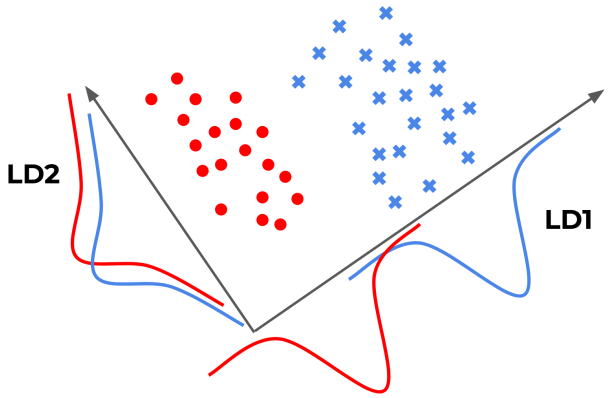


FIGURE 4 – Exemple de projection et séparation de données utilisées par l'algorithme LDA (issu de [Ho, 2017])

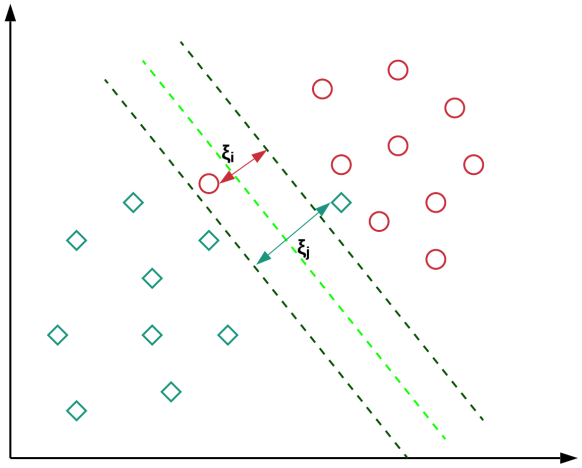


FIGURE 5 – Exemple de projection et séparation de données utilisées par l'algorithme SVM (issu de [Misra, 2019])

— Support Vector Machine (SVM Figure 5) : Dans cet exemple comme dans le précédent, les données d'apprentissage sont représentées en deux dimensions et se distinguent également en deux classes (carrés verts et cercles rouges). Lorsque les données sont représentées ainsi, la SVM isole les points les plus proches de l'autre classe, qui sont appelés les Supports Vectors, et les utilise pour déterminer une limite de séparation

entre les classes avec une marge maximisée (doubles lignes parallèles en pointillés). Autrement dit, la SVM cherche à maximiser la séparabilité des points les plus proches de la frontière linéaire interclasse. En vue d'améliorer les capacités de généralisation du classifieur, l'algorithme s'autorise à faire mal classer certaines données d'apprentissage, classées "Mismatched", si ces données (éléments pointés par les flèches rouge et verte) introduisent de l'ambiguïté au moment de déterminer la frontière de séparation .

Dans le cas où le nombre de dimensions serait insuffisant pour déterminer une bonne séparabilité des données, il est possible d'introduire des fonctions de non-linéarité afin d'augmenter la capacité à discriminer les données. Comme présenté sur la figure 6, la dimension de représentation des données augmente, passant de deux dimensions à trois. Dans le cas à trois dimensions, il est possible de déterminer un plan (ici en vert) séparant correctement les deux types de données, les classes deviennent séparables là où elles ne l'étaient pas sur un espace à deux dimensions. Une fois la droite ou le plan déterminé avec les données d'apprentissage, l'algorithme reproduit les transformations qui ont eu lieu pour chaque nouvelle observation entrante et détermine une classe selon le côté de la droite ou du plan où l'observation est représentée.

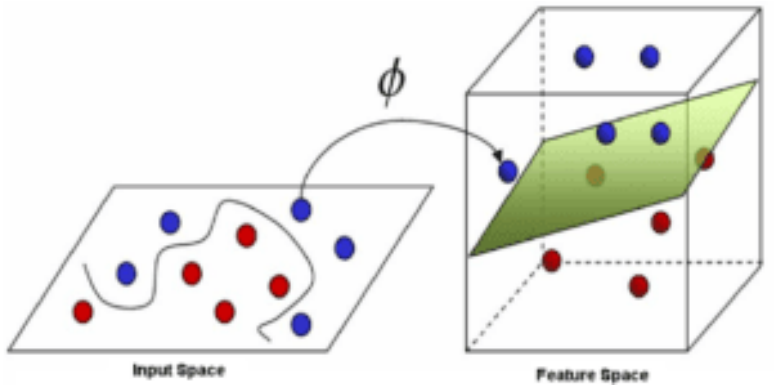


FIGURE 6 – Caractérisation d'un hyperplan obtenu par une SVM pour discriminer les différentes observations (issu de [Bin Sulaiman, 2019])

De par son fonctionnement, cet algorithme présente l'avantage de ne demander qu'une petite quantité d'observations pour fonctionner (les plus proches d'une autre classe) mais possède l'inconvénient, de ce fait, de ne pas autant croître en efficacité avec la quantité de données d'apprentissage. De plus, la SVM n'obtient généralement de bons résultats que sur la classification entre deux classes.

4 Résultats

Une fois les articles sélectionnés, nous avons décidé avec nos encadrants de créer un tableau synthétique pour pouvoir discriminer visuellement et donc plus facilement les articles par gestes. Nous avons noté, dans ce tableau, les informations recueillies qui sont importantes pour l'avancée du projet tels que le nombre de participants, les techniques utilisées pour recueillir les données, les gestes exécutés et un résumé des résultats. Nous verrons ce tableau par parties (dans le corps et en annexe du rapport), chaque partie étant séparée par geste. Certains articles apparaissent plusieurs fois dans différentes catégories puisque qu'ils analysent plusieurs

gestes différents. Nous avons ensuite, comme dit précédemment, fait un tri concernant les articles sélectionnés lors de réunions, pour déterminer lesquels (et quels passages) étaient importants à citer dans la bibliographie, puis déterminer ceux qui n'étaient pas nécessaires à citer.

Pour plus de clarté dans la compréhension de nos résultats, voici ci-dessous (Figure 7) le placement des différentes électrodes de l'EEG ainsi que les zones auxquelles elles correspondent. Chaque lettre correspond à différentes zones du cerveau. Ainsi :

— La lettre F pour le lobe frontal
— La lettre T pour le lobe temporal
— La lettre C pour la partie centrale
— La lettre P pour le lobe pariétal
— La lettre O pour le lobe occipital

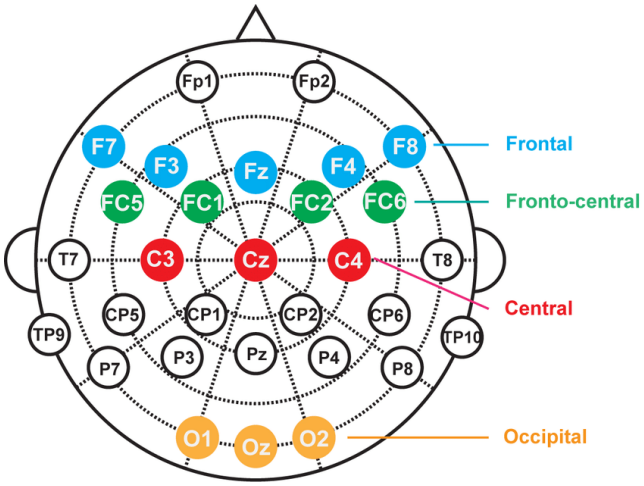


FIGURE 7 – Schéma du placement des électrodes de l'EEG (issu de [Yang et al., 2015]).

4.1 Par mouvement

4.1.1 Mouvement de pince (pinch)

En 2010, dans une étude EEG-IRMf [Formaggio et al., 2010] portant sur une IMK de l'adduction [1] du pouce droit par des sujets sains, droitiers, les résultats ont montré, dans la bande alpha, une désynchronisation (ERD) localisée sur l'aire du cortex sensori-moteur controlatérale (électrode C3). De même, il a été repéré une légère désynchronisation au niveau de l'aire ipsi-latérale (électrodes T4 et FC6). Au niveau de la bande bêta, les auteurs ont repéré une diminution de la désynchronisation au niveau de l'aire centrale pariétale (électrodes C3, P3 et CP1) et de l'aire supplémentaire motrice (électrodes CP2 et Cz) (voir Figure 8). De cette même étude, les auteurs en ont conclu que selon les participants, les mêmes zones ne sont pas toujours activées.

1. Mouvement qui consiste à écarter un membre ou un segment de membre de l'axe du corps (dictionnaire Larousse).

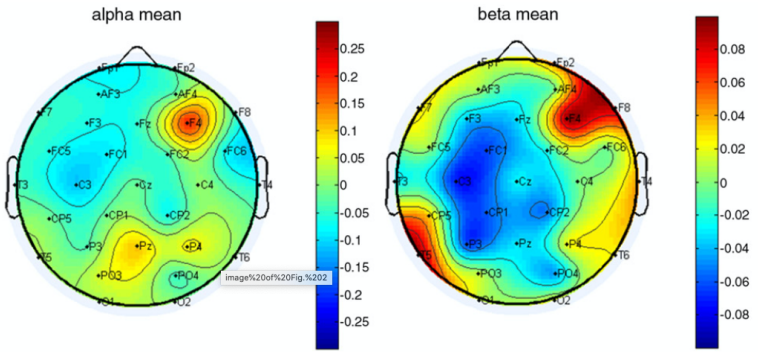


FIGURE 8 – Topographie représentant les ERD/ERS au niveau des bandes alpha et bêta et le placement des différentes électrodes ; le bleu représentant un ERD et le rouge un ERS (issu de [Formaggio et al., 2010]).

TABLE 1: Tableau des articles traitant du pincement

Réf	Mots-clefs	Signaux	Gestes	Sujet	Intérêts pour notre étude
Cho 2020	Grasp Motions Novel Data Augmentation Strategy	EEG - EMG	Pinch + autres gestes	5 hommes sains et droitiers	Méthode d'augmentation de données - prédictibilité d'un Pinch 52% ME et 40% MI
Formaggio 2010	Brain oscillatory activity, motor imagery, EEG-fMRI	EEG-fMRI	IMK adduction du pouce de la main droite	3 hommes et 4 femmes ; sains	IMK activation SM1 controlatéral ; EEG : désynchronisation zone sensori-motrice bilatérale côté opposé à l'IMK ; corrélation entre ERD et BOLD

4.1.2 Mouvement d'ouverture de la main (anti-grasp)

En 2011, Muralidharan et al. ont démontré la possibilité de détection d'un mouvement imaginé d'extension des doigts chez des patients à la suite d'un AVC par rapport à une période de repos. Pour ce faire, ils ont utilisé un classifieur LDA [Muralidharan et al., 2011].

Yavuz et Aydemir. en 2017 ont réussi à obtenir un taux de classification de 82,23% entre des IMK de fermeture et d'ouverture de la main. Pour ce faire, ils ont utilisé un réducteur CSP et un classifieur LDA. Cependant, cet article ne nous apporte pas d'informations quant aux différentes zones cérébrales ou électrodes activées [Yavuz and Aydemir, 2017].

Une étude de 2018 concernant les mouvements d'ouverture et de fermeture de la main [Gant et al., 2018] a indiqué qu'il était possible de les discriminer tant chez les personnes saines que chez les patients tétraplégiques. Cependant, il apparaît dommage au sein de l'étude de ne pas avoir distingué les deux mouvements pour l'analyse des résultats. Nous pouvons quand même en retirer divers éléments. Durant cette tâche motrice, les auteurs ont observé une diminution de la puissance, soit un ERD sur les bandes alpha et bêta. Cela correspond donc à des activations au niveau des électrodes C3, C1, Cz, C2 et C4.

TABLE 2: Tableau récapitulatif des articles traitant de l'anti-grasp.

Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Gant 2018	functional electrical stimulation op/cl hand, cervical spinal cord injury	EEG	IM : ouverture et fermeture de la main droite	8 sujets avec SCI ; 6 sujets sains	Discrimination mouvements identiques chez les personnes malades VS saines
Mattia 2020	Promotoer, BCI upper limb motor recovery after stroke	EEG	ouverture et fermeture de la main MI	48 AVC subaigu 38 femmes 10 hommes	Etude similaire à la notre réalisée en 2020
Muralidharan 2011	Extracting attempted hand movements from EEGs in people with complet hand paralysis following stroke	EEG	IM : ouverture des 2 mains : étendre les doigts	4 sujet AVC ischémique sous-cortical : paralysie chronique d'une main	Détection tentative extension des doigts significativement plus élevée par rapport au repos
Ofner 2017	Upper limb movements, EEG	EEG	EM et IM : op/cl grasp, flex/ext elbow, pro/sup wrist	9 femmes et 6 hommes ; sain	EM : classification des 6 mouvements, mouvements uniques et non répétitifs du même membre peuvent être décodés à partir EEG ; IM : résultats plutôt faibles
Suwannarat 2018	EEG, motor imagery training system	EEG	IM op/cl grasp, flex/ext wrist, pro/sup wrist	11 sujets ; sains	classification tâche flex/ext wrist, op/cl hand, pro/sup wrist
Yavuz 2017	Classification BCI MI hand op/cl	EEG	IM : grasp, anti-grasp	29 personnes	82,23 % de taux de discrimination

4.1.3 Mouvement de rotation de poignet (wrist rotation)

Toriyama et al. en 2018 ont réalisé un mouvement de flexion de poignet en mouvement réel et en IMK [Toriyama et al., 2018]. Cet article étudie les comparaisons entre les ERD (réalisés à deux vitesses différentes) et les résultats au questionnaire KVIQ-20. Ces comparaisons montrent que la vivacité subjective est significativement associée à la similitude entre la magnitude ERD pendant l'exécution motrice du mouvement et celle

pendant l'IMK. De plus, les ERD sont d'environ 51,5% pour une vitesse réalisée à 10% et d'environ 52, 4% pour une vitesse réalisée à 40% en IMK.

On voit dans l'étude de Gu et al. en 2009 (qui a pour but de discriminer deux mouvements de poignets liés à la vitesse) que le canal Pz (électrode) a montré une négativité et un taux de rebond plus faible que les autres. L'analyse statistique a donc indiqué que le canal variable avait une influence significative sur l'amplitude de la pente de négativité et sur le taux de rebond du potentiel. Cela a également montré que les canaux Fz et C1 présentaient de plus grands pics de négativité par rapport au canal Pz ; en outre, le canal C1 avait un taux de rebond plus élevé du MRCP par rapport au canal Pz [Gu et al., 2009].

Une autre étude différencie 4 mouvements différents mais 2 à 2 : extension, flexion, pronation, et supination du poignet [Vuckovic and Sepulveda, 2008]. Ils trouvent dans cette étude que pour les mouvements imaginaires, les IC (classification qui résulte lors de la méthode d'analyse) n'étaient pas clairement localisés dans la zone sensorielle et motrice de la main droite. Pour les mouvements réels cependant, les composantes de l'ICA ("independant component analysis", qui est une méthode d'analyse de données qui relève notamment du traitement du signal et des statistiques) semblent être beaucoup plus localisées et correspondent aux électrodes positionnées en Cz et CF3 et dans la zone frontale autour de l'AF4.

TABLE 3: Tableau récapitulatif des articles traitant du mouvement de poignet.

Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Gu 2009	discrimination of type and speed	EEG	wrist extension and rotation	9 participants sains	Pas de différence significative concernant le type de mouvement mais différence concernant la vitesse
Ofner 2017	Voir dans le tableau 2				
Suwannarat 2018	Voir dans le tableau 2				
Toriyama 2018	Subjective Vividness Similarity in Magnitude of Sensorimotor ERD	EEG	flexion du poignet	20 participants sains (12 hommes, 8 femmes) droitiers	vivacité subjective est significativement associée à la similitude entre la magnitude ERD pendant l'exécution motrice du mouvement et celle pendant l'IMK
Vuckovic 2008	A Four-class BCI	EEG	rotation poignet autour de 2 axes	4 hommes ; sain	précision moyenne pour les 4 classes : 69 % ; classificateur 2 étapes à 2 classes : meilleure classification que classificateur à 4 classes

Suite du tableau sur les mouvements du poignet					
Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Vuckovic 2008	Delta band contribution single trial classification	EEG	extension, flexion, pronation, supination	10 participants sains	extension du poignet : résultats plus intéressants que pour les autres mouvements (augmentés)

4.1.4 Mouvement de fermeture de la main (grasp)

Cincotti et al. en 2012 ont réalisé une étude sur des personnes en réhabilitation ayant subi un AVC. Ils leur ont fait réaliser un mouvement de grasp avec leur main affectée et leur main non affectée et se rendent compte qu'il y a augmentation des bandes alpha et bêta après stimulation des zones motrices corticales [Cincotti et al., 2012].

Iturrate et al. ont réalisé une étude sur 10 participants réalisant du grasping pour avoir une discrimination entre les deux types de grasps (prise en précision et prise en force), et ils ont constaté des différences sur les zones pariétales [Iturrate et al., 2018]. En effet, ils ont démontré que les régions pariétales bilatérales ont montré des schémas de plus en plus différentiels. Par la suite, des différences soutenues entre les deux saisies se sont produites sur les régions motrices et pariétales bilatérales, et le cortex pré-frontal médian. Ainsi leurs résultats ont confirmé l'existence de boucles de rétroaction récurrentes fronto-pariétales, avec des interactions plus fortes pour les saisies en termes de précision grâce au contrôle moteur requis pour ce type de grasping (fermeture de la main).

L'article d'Agashe et al. lui semble détecter une différence entre le grasp et le pinch mais sans résultat exploitable [Agashe et al., 2016]. En effet, il n'y avait que 3 participants amputés pour cette étude et les résultats montrent qu'en raison de la modification des fonctions EEG, les décodeurs ne sont pas stables. Une autre étude, où les participants devaient chercher, prendre et soulever un objet (2 doigts, 3 doigts, toute la main) met en avant la localisation des zones actives au niveau du cerveau [Cavina-Pratesi et al., 2017]. Ils ont ici extrait les niveaux d'activation des régions sélectives définies par le groupe, puis réalisé des contrastes planifiés entre des ensembles de conditions clés. Cette comparaison a révélé une activation dans les zones pariétales et frontales, principalement dans l'hémisphère gauche. Une activation plus élevée pour les tâches de grasp a été vue dans le sillon gauche central, dans les aires somato-sensitives et dans la partie dorsale du gyrus frontal inférieur gauche. Cependant on ne peut pas voir de différences concernant les mouvements.

L'étude de DiBono et al. porte sur 3 types de mouvements : Precision grasping (avec 2 doigts), Whole Hand Grasping (toute la main) et Reaching (action d'aller chercher) sur deux sphères, une petite et une grosse [Di Bono et al., 2015]. Une grande partie des résultats a été reprise par Cavina et al. et quelques résultats sur la discrimination des mouvements deux à deux sont intéressants bien qu'analysés en IRM [Cavina-Pratesi et al., 2017].

Table 4: Tableau récapitulatif des articles traitant du Grasp.

Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Agashe 2016	Neuroprosthetic upper limb amputees	EEG	Att. Grasp	3 amputées	Détection diff. grasp et pinch mais résultats peu exploitables
Cavina-Pratesi 2017	Neuroimaging	fMRI	Look Locate Reach and Grasp	7 h et 4 f sains 24-37 ans	Résultat : localisation zones chaque mvt mais pas d'observation de diff.
Chu 2020	multiclass from the same upper limb, Riemannian geometry extraction	EEG	op/cl grasp, flex/ext elbow, pro/sup wrist	12 sujets sains droitiers	80% accuracy pour la discriminer 6 classes de gestes, réduction des données avec la géométrie de Riemann
Cincotti 2012	BCI post-stroke motor rehabilitation	EEG - EMG	grasping/ opening	29 patients avec AVC (MV, IM)	augmentation des bandes alpha et bêta après stimulation des zones motrices corticales
DiBono 2015	Multivoxel pattern decoding	fMRI	Precision, Whole Hand, Reaching grasp	7 h 12 f sains 19 - 30 ans	Résultats repris par Cavina-Pratesi
Gant 2018	Voir dans le tableau 2				
Iturrate 2018	Distinct neural correlates	EEG, EMG, EOG	Power grasp vs precision grasp	9 h 1 f sains 27±4 ans	Discrimination entre les 2 mvts avec EEG et EMG
Mattia 2020	Voir dans le tableau 2				
Ofner 2017	Voir dans le tableau 2				
Omedes 2017	Decoding of grasping commands from EEG	EEG	Grasp	13 h sains 24 ans	Article de conférence, résultat difficilement exploitable
Streltsova 2010	Time course alpha modulation during hand motor acts gestures	EEG	Grasp	13 participants sains	explique la modulation des ondes alpha durant plusieurs contextes d'observations motrices de la main
Suwannarat 2018	Voir dans le tableau 2				

Suite du tableau sur le grasp					
Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Yavuz 2017	Voir dans le tableau 2				

4.1.5 Autres mouvements

Guillot et al. (2009) et Lebon et al. (2018) sont deux études dont la tâche des participants était de réaliser une séquence de tapping avec les doigts. Les deux tâches vont être enregistrées avec de l'IRMf. Si la première étude met en avant les différentes zones d'activation du cerveau selon la réalisation du mouvement fait (mouvement réel, IMV ou IMK) [Guillot et al., 2009], le deuxième article lui étudie les résultats aux questionnaires IK et IV (réalisés avant les tests) liés avec les tests en eux-mêmes, et détermine également différentes activations des zones cérébrales selon le score obtenu [Lebon et al., 2018]. Ils trouvent qu'il y a une activation au niveau du lobe pariétal inférieur droit pour l'IM lié au KI score et au niveau de la striée visuelle droite pour l'IM lié au score VI. Guillot et al. mettent aussi en avant l'activation des zones visuelles primaires et du cortex prestriate lors de l'IMV (comme on a pu le voir chez Lebon et al.), contrairement à l'IMK chez qui on a constaté qu'il impliquait des activations bilatérales du lobule pariétal inférieur (BA 40). Il y a également une activation des voies visuelles, concernant l'IV, ainsi que des structures pariétales supérieures (BA 7) et du précuneus, qui sont connus pour être impliqué dans la génération d'images mentales. Les régions occipitales (BA 17, 18) et pariétales supérieures, qui sont connues pour être impliquées dans l'imagerie mentale spatiale et la navigation mentale même en l'absence de toute entrée visuelle [Guillot et al., 2009], participent aussi à cette représentation mentale de mouvements spécifiques de parties du corps pendant l'IMV. Le contraste a également montré que lors de l'IMK, des activations dans plusieurs régions liées au moteur, y compris le putamen, le noyau caudé et les hémisphères cérébelleux étaient impliqués.

Streltsova (2010) montre une modulation des ondes alpha (8-13Hz) provenant des aires sensori-motrices en fonction de la valeur sociale que le sujet accorde au geste visualisé. Le fait de voir un mouvement exécuté produit une amorce neuronale au niveau du cortex moteur, ce mécanisme est attribué aux neurones miroirs. Lors de l'observation de geste, on enregistre donc une activité du cortex moteur qui aurait pour but de préparer le sujet au mouvement et de la même manière qu'un geste exécuté, un geste certain observé produit un pattern d'onde cérébrale spécifique. Streltsova montre dans son étude que les patterns empruntés par les ondes alpha ne sont pas uniquement dépendants du geste en lui-même mais aussi de la valeur et du rôle socio-affectif que le sujet accorde à ce geste. Il montre par exemple qu'une modulation se produit entre l'observation d'une fermeture de main sur un objet, dont l'affect engagé est neutre, et une poignée de main entre deux personnes qui porte une valeur socio-affective. Ces deux observations décrivent le même mouvement exécuté mais dans des contextes différents, ce qui montre que la signification portée par le geste, du point de vue du sujet, est un facteur d'influence sur le pattern cérébral relevé [Galilee et al., 2010].

TABLE 5: Tableau récapitulatif des articles traitant d'autres gestes.

Réf	Mots clefs	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Cavina-Pratesi 2017	Voir dans le tableau 4				
DiBono 2015	Voir dans le tableau 4				
Guillot 2009	Visual vs Kinesthetic Imagery	fMRI	finger sequence task	50 participants sains	zones cérébrales visuelles activées lors de l'IMV contre les zones motrices pour l'IMK
Lebon 2018	Motor imagery training	IRM / fRMI	finger sequence tapping	48 sains, 31 femmes et 17 hommes (MR et IM)	Formation IM (training) efficace en termes de précision de séquence et de vitesse + augmentation de l'activation cérébrale
Morash 2008	EEG, Movements and Motors Imageries	EEG	IMK : pression main droite, main gauche, langue et pied	5 hommes et 3 femmes ; sains	mouvements précédants ERD/ERS et IM peuvent être utilisés pour prédire lequel des mouvements va se produire ; précision de la prédiction dépend de l'accessibilité du signal
Ofner 2017	Voir dans le tableau 2				
Suwannarat 2018	Voir dans le tableau 2				

4.2 Discrimination entre différents mouvements

Nous pouvons également faire une comparaison de différents mouvements selon un même geste. Par exemple, dans l'article de Vuckovic et Sepulveda, ils différencient 4 mouvements différents mais deux à deux : extension, flexion, pronation, et supination du poignet. Ils ont montré des résultats plus intéressants pour les comparaisons avec l'extension, mais les résultats ont été moins bons en mouvement réel qu'en mouvement imaginé, ce qui est généralement l'inverse. Il est alors possible de se questionner sur la fiabilité de ces résultats [Vuckovic and Sepulveda, 2008].

Morash et al. en 2008 également ont eux aussi essayé de discriminer différentes imaginations motrices kinesthésiques : pression des deux mains, pression de la langue sur le palet et pression du pied [Morash et al., 2008]. Comme l'expérience de Vuckovic et Sepulveda [Vuckovic and Sepulveda, 2008], ils ont essayé de faire des classifi-

cations deux à deux mais aussi de tous les mouvements ensemble. Ils ont trouvé des résultats cohérents en ce qui concerne la différence entre mouvements imaginés et mouvements réels. En classification à deux mouvements, la classification se fait avec un taux dans les environs de 60% pour les mouvements imaginés contre environ 65% pour les mouvements réels. Pour ce qui est de la classification à quatre mouvements, les résultats montrent un taux de classification aux alentours des 35% pour les mouvements imaginés contre environ 40% pour les mouvements réels. Les auteurs ont également mis l'accent sur le caractère hétérogène des résultats entre les participants. De même qu'ils n'ont pas détecté de type de mouvement qui se démarque des autres en matière de classification bien qu'ils concluent que le pied droit et la main gauche sont les plus faciles à discriminer [Morash et al., 2008].

D'autres études cependant, comme celle de Gu et al. en 2009, n'ont pas déterminé de différence selon les mouvements (extension et rotation du poignet ici) mais une différence quand on compare la vitesse de l'exécution : plus la vitesse est grande, plus le taux de rebond augmente. Peut-être pouvons-nous alors ajouter les gestes réalisés à des vitesses différentes lors de l'exécution du mouvement des participants. De plus, il a été prouvé dans le même article que le taux de classement erroné à un seul essai entre deux mouvements exécutés à la même vitesse était plus élevé que lors de la combinaison de mouvements à des vitesses différentes. Ainsi, ils en concluent que " pour les applications BCI, il est peut-être préférable de sélectionner des vitesses différentes plutôt que des mouvements différents lorsque ceux-ci sont exécutés à la même articulation " [Gu et al., 2009].

L'étude d'Ofner et al. en 2017 a elle aussi tenté de distinguer quatre mouvements : flexion et extension du coude, supination et pronation de l'avant-bras (ce qui pourrait correspondre à la rotation du poignet) et l'ouverture et la fermeture de la main. Avec un classificateur LDA, les résultats ont montré un taux de classification de 81% lorsqu'ils comparent une seule classe avec l'ensemble des autres classes. En revanche, les résultats sont nettement inférieurs lorsque les auteurs comparent et essaient de distinguer les six mouvements les uns par rapport aux autres. Le taux de classification est alors de 42%. Les auteurs en ont conclu qu'il était plus facile de distinguer des mouvements qui font appel à différentes articulations. En accord avec l'étude de Vuckovic et Sepulveda de 2008, les résultats sont inférieurs en mouvement imaginé qu'en mouvement réel [Ofner et al., 2017].

En 2018, Suwannarat et al. viennent compléter les connaissances acquises à propos de la discrimination des mouvements imaginés. Ainsi, sur les mêmes imaginations motrices que dans l'expérience d'Ofner [Ofner et al., 2017], ils ont voulu comparer l'efficacité des classifieurs LDA et SVM. Aucune différence significative n'a été décelée. Cependant, l'étude apporte quelques pistes sur les tâches les plus faciles et difficiles à discriminer. Ainsi, selon Suwannarat et al. les précisions de classification de tâches de flexion/extension du poignet et de pronation/supination de l'avant-bras seraient inférieures aux tâches qui font appel aux mouvements de main. Nous devons prendre ces résultats avec quelques réserves du fait que les tentatives de classifications ont été réalisées sur la réalisation des deux mouvements à la suite sur une période de quatre secondes. L'étude a également montré que lors de mouvements imaginés de la main, on observait une activation au niveau des électrodes C3 et C4 tandis que pour les mouvements du poignet, on observe plutôt une activation au niveau du centre du cuir chevelu [Suwannarat et al., 2018].

Ofner et al. en 2019 ont conduit une nouvelle expérience cherchant à déterminer si l'on pouvait classifier 5 mouvements imaginés différents provenant du même membre supérieur, ce qui jusqu'alors ne montrait pas de résultats probants significatifs. Ceux-ci sont l'ouverture de la main, la prise palmaire, la prise latérale, la pronation et la supination. Leur étude portait sur des patients atteints de lésion médullaire, entraînant une paralysie des membres inférieurs mais aussi supérieurs. Avec un classifieur LDA, ils ont obtenu un pourcentage

de bonne classification autour de 45%. Les auteurs ont également montré que pour l'ensemble de ces mouvements, c'est l'électrode Cz qui est la plus activée [Ofner et al., 2019].

Chu et al. en 2020, poursuivent les travaux d'Ofner et al. qui démontraient alors qu'il était possible de discriminer plusieurs types d'imaginations motrices provenant du même membre. Contrairement à Ofner et al. qui utilisent les informations sur les potentiels évoqués relatifs à chaque geste, Chu utilise les informations ERD/ERS associés à chaque mouvement, dans le but le but d'augmenter la séparabilité des données en vue de produire une représentation spatiale et une temporelle des différents gestes à discriminer (Figure 8) provenant de sondes EEG. L'apport de Chu et al. a été de proposer une méthode de réduction des données mesurées, utilisant la géométrie Riemannienne (RG) pour augmenter la séparabilité de chaque classe de geste pour la BCI. Une multitude d'articles récents suggéraient l'utilité de la RG dans les tâches d'extraction de signaux EEG (Barachant et al. 2011, pour n'en citer qu'un) comparativement aux méthodes à l'état de l'art CSP et FBCSP. Les travaux conduits ont montré des résultats robustes dans la discrimination de 6 classes de gestes simultanément (ouverture/fermeture main, flexion/extension coude et pronation/supination du poignet). L'expérience conduit à des performances moyennes discriminatoires de 80.5% et 79.7% respectivement pour les classifieurs LDA et SVM, utilisant tous deux la même méthode de réduction de données préalable (TS + PLS) [Chu et al., 2020].

Le tableau (Figure 9) met en avant et nous permet comparer les pourcentages de classification à six classes des études d'Ofner et al. de 2017 et 2019 ainsi que celle de Chu et al. Les résultats de l'étude d'Ofner dans ce contexte de comparaison sont toutefois à prendre avec une certaine réserve. En effet, l'étude portait bien sur une classification à six classes mais deux des six mouvements étaient différents (à la place des mouvements de flexion et d'extension, on retrouvait différents types de fermeture de la main). Toutefois, nous pouvons voir une réelle amélioration des résultats entre les trois études. Alors que dans la première les pourcentages de classification dépassaient à peine le niveau de chance (ici à 20 %), on remarquait déjà une amélioration en 2019 sans pour autant que les résultats soient robustes mais néanmoins encourageants. Ceux-ci ont donc permis à Chu et al. d'obtenir des résultats quatre fois supérieurs du taux de chance.

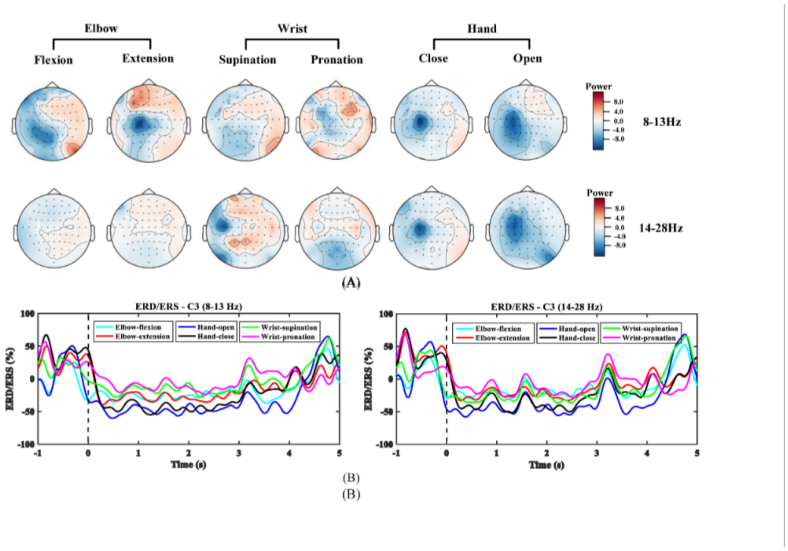


FIGURE 9 – Représentations spatiale et temporelle des patterns d'activation cérébraux pour les gestes considérés dans [Chu et al., 2020]

	Ofner 2017 (6 classes)	Ofner 2019 (6 classes)	Chu 2020 (6 classes)
Pronation	20.8 %	47 %	78.4 %
Supination	21.8 %	42 %	78.7 %
Flexion	18.7 %	-	82.1 %
Extension	22.3 %	-	83.7 %
Ouverture main	23.3 %	47 %	79.5 %
Fermeture main	23.4 %	43 %	80.6 %

FIGURE 10 – Tableau représentant les différents résultats obtenus des travaux d'Ofner et al. 2017 et 2019 et de Chu et al. 2020 (les résultats manquants pour les mouvements de flexion/extension pour l'étude d'Ofner et al. en 2019, sont dû à des disparités de types de mouvements entre les différentes études)

5 Discussion

L'objectif de cette partie est de rendre compte des différentes informations pertinentes que nous avons pu récolter et d'aborder les critères expérimentaux de notre future expérience.

Pour ce qui concerne les zones d'activation, en fonction des mouvements imaginés, les résultats montrent des modulations différentes. Pour ce qui implique le mouvement de fermeture de la main, c'est le plus souvent la zone pariétale qui est activée [Iturrate et al., 2018] et [Cavina-Pratesi et al., 2017]. Tandis que pour le geste contraire, c'est-à-dire d'ouverture de la main, on retrouve le plus souvent des mouvements de désynchronisation ou de synchronisation au niveau des zones centrales [Gant et al., 2018]. L'activation des zones centrales et frontales est plus marquée lors de mouvements de rotation [Gu et al., 2009] et [Vuckovic and Sepulveda, 2008]. Enfin, lors du mouvement de pince, les zones centrales et pariétales paraissent davantage impliquées [Formaggio et al., 2010].

Pour ce qui a trait aux méthodes de traitement des données, à la suite de nos recherches, nous avons pu voir une réelle progression dans les résultats des BCI pour la réhabilitation motrice cérébrale à la suite d'un AVC. En effet, dans les années 2010, ce système permettait de discriminer des mouvements face à une période de repos [Formaggio et al., 2010], [Muralidharan et al., 2011] et [Cincotti et al., 2012]. D'autres études se sont consacrées à la discrimination de mouvements, notamment par exemple entre main gauche et main droite [Morash et al., 2008], mais également entre deux mouvements qui ne faisaient pas appel à la même articulation [Vuckovic and Sepulveda, 2008]. Il a également été prouvé que l'on pouvait employer ce système autant chez des personnes saines que des personnes paralysées, sans différence significative [Gant et al., 2018]. C'est environ à partir de 2018 que de réels progrès ont été réalisés dans la discrimination de mouvements entre eux. En effet, ces dernières années, émergent de nouveaux articles. Ceux-ci, grâce à de nouvelles méthodes de traitement de données arrivent à dégager de résultats très prometteurs.

L'article trouvé présentant les meilleurs résultats est celui de Chu et al. de 2020, avec une efficacité moyenne de 80.5% de discrimination entre 6 classes de gestes [Chu et al., 2020]. Il apparaît donc pertinent de considérer les spécificités de cet article. Ces travaux introduisent une nouvelle méthode d'extraction de données EEG

utilisant les outils de la géométrie riemannienne, alors que jusqu'alors les méthodes d'extraction de données à l'état de l'art étaient le CSP et FBCSP, largement utilisées dans les différentes études présentes dans cette bibliographie. L'approche de Chu et al. 2020 permet un bon taux de discrimination de gestes provenant du même membre supérieur ce qui jusque-là ne donnait pas de résultats convainquants [Shiman et al., 2017]. Cette approche est à envisager dans l'élaboration du futur protocole.

Pour ce qui porte sur les éléments de conception expérimentale, dans toutes études abordées, la méthode de détermination de la baseline d'ondes cérébrales (sujet au repos) ne fait pas consensus. Certaines études ne procèdent à l'acquisition de la baseline qu'une fois par sujet, d'autres réitèrent l'acquisition avant chaque essai qui composent l'entraînement. Il apparaît plus pertinent de répéter l'acquisition de la baseline le plus souvent possible car elle peut être modifiée par une multitude de facteurs, dont la suite d'essais elle-même. La baseline étant le signal étalon des mesures qui suivent, cet aspect de notre protocole ne doit pas être négligé.

D'autre part, Lebon et al. montrent en 2018 que les participants ont généralement augmenté leurs performances motrices après un entraînement mental. En effet, un entraînement d'IM serait efficace en terme de précision de séquence et de vitesse et il y aurait une augmentation de l'activation cérébrale [Lebon et al., 2018]. En 2012, Cincotti et al. montrent également une augmentation d'amplitudes dans les bandes alpha et bêta après un mois d'entraînement au BCI [Cincotti et al., 2012]. Nous pouvons alors prendre en compte le fait de faire réaliser un entraînement mental aux participants lors du protocole de Grasp'it, avant d'effectuer les vrais tests. Cela permettrait d'optimiser les performances motrices des individus.

De plus, comme nous avons pu le voir avec l'article de Gu et al. [Gu et al., 2009] ou encore celui de Toriyama et al. [Toriyama et al., 2018], il est possible de distinguer des différences lors de l'imagination d'un mouvement selon la vitesse à laquelle ce mouvement est exécuté. Le mouvement est donc bien imaginé à plusieurs vitesses différentes, après avoir eu un entraînement. Toriyama et ses collègues utilisent même l'EMG pour vérifier ces forces. Ces résultats sont cependant moins significatifs que ceux de Gu et al. sorti pourtant avant. Nous pourrions tout de même nous demander si nous pouvons faire réaliser aux participants des tâches à des vitesses différentes, même s'il a été prouvé que la discrimination des gestes est bien plus efficace avec la vitesse pour des mouvements exécutés à la même articulation [Gu et al., 2009], tandis que ce projet à pour but d'allier des gestes à différentes articulations (différents gestes de la main voire du poignet).

6 Conclusion

Le but de cette première partie de projet tutoré était de réaliser un état de l'art sur l'activation cérébrale motrice lors de tâches d'imaginations motrices kinesthésiques particulières (mouvement de pince, de fermeture et d'ouverture et de rotation de la main) dans le but de favoriser la rééducation à la suite d'un AVC. Il a été prouvé de nombreuses fois que l'IMK active les zones motrices du cerveau, se rapprochant plus alors du mouvement réel comparativement à l'IMV qui active plus les zones visuelles. Étant donné que Grasp'it se base sur une réhabilitation motrice, il est alors cohérent de faire réaliser les mouvements des participants en IMK.

Nos recherches nous ont permis de mettre en évidence quelles étaient les zones activées ainsi que les patterns ERD/ERS spécifiques pour chaque mouvement. Dans le même temps, nous avons pu nous apercevoir que de faire la distinction entre des mouvements relativement proches, issus du même membre par exemple, n'est pas simple. Cependant comme nous l'avons vu, cette année, de nouvelles méthodes et articles sont parus avec des résultats prometteurs. Ceux-ci nous apprennent quelles sont les meilleures combinaisons entre le choix des classifieurs, les méthodes de réduction et le design expérimental afin d'accéder à la meilleure exploitation des BCI.

La continuité de ce projet sera de mettre en place un protocole expérimental afin d'étendre le champ d'action du projet "Grasp'it" et de permettre une rééducation davantage optimale et complète (en terme de temps et de recouvrement total). Les données que nous avons récoltées de cet état de l'art nous permettront à la fois de produire un design expérimental robuste mais également de disposer du meilleur moyen de traitement des données. Cela permettra de produire à notre tour des résultats prometteurs et possiblement d'innover dans ce domaine.

7 Annexes

Mouvement de pince (pinch)					
Cho 2020	Decoding of Grasp Motions from EEG Signals Based on a Novel Data Augmentation Strategy	EEG - EMG	Pinch + autres gestes	5 participants homme sains et droitiers	Propose une méthode d'augmentation de données relevées via EEG et EMG couplé pour augmenter la prédictibilité d'un Pinch jusqu'à 52% en ME et 40% en MI
Formaggio 2010	Brain oscillatory activity during motor imagery in EEG-fMRI coregistration	EEG-fMRI	IMK adduction du pouce de la main droite	3 hommes et 4 femmes ; sains	IMK activation SM1 contralatéral et chez 5 sujets SM1 controlatéral ; EEG désynchronisation des rythmes alpha et bêta liés aux mouvements zone sensori-motrice bilatérale côté opposé à l'IMK ; corrélation entre ERD et BOLD ; pas d'informations précises sur le protocole
Mouvement sur l'ouverture de la main (anti-grasp)					
Gant 2018	EEG-controlled functional electrical stimulation for hand opening and closing in chronic complete cervical spinal cord injury	EEG	IM : ouverture et fermeture de la main droite	8 sujets avec SCI ; 6 sujets sains	Discrimination mouvements identiques chez les personnes malades VS saines

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Mattia 2020	The promotoer, a brain-computer interface-assisted intervention to promote upper limb fonctionnal motor recovery after stroke : a study protocol for a randomized controlled trial to test early and long-term efficacity and to identify determinants of response	EEG	ouverture et fermeture de la main MI	48 AVC subaigu 38 femmes 10 hommes	Etude similaire à la notre réalisée en 2020
Muralidharan 2011	Extracting attempted hand movements from EEGs in people with complet hand paralysis following stroke	EEG	IM : ouverture des 2 mains : étendre les doigts	4 sujet AVC ischémique sous-cortical : paralysie chronique d'une main	Détection tentative extension des doigts significativement plus élevée par rapport au repos
Ofner 2017	Upper limb movements can be decoded from the time-domain of low frequency EEG	EEG	EM et IM : flexion/ extension coude, supination/ pronation avant bras, fermeture /ouverture main	9 femmes et 6 hommes ; sain	EM : classification réussie des 6 mouvements, mouvements uniques et non répétitifs du même membre peuvent être décodés à partir EEG ; IM : résultats plutôt faibles

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Suwannarat 2018	Comparaison of EEG measurement of upper limb movement in motor imagery training system	EEG	IM ouverture/ fermeture des mains ; flexion/ extension du poignet ; pronation/ supination de l'avant bras	11 sujets ; sains	classification tâche flexion/extension du poignet classification ouverture/fermeture de la main ; classification tâche pronation/supination avant-bras classification ouverture/fermeture de la main
Yavuz 2017	Classification of EEG based on BCI signals imagined hand closing and opening	EEG	IM : ouverture et fermeture de la main	29 personnes	82,23 % de taux de discrimination
Mouvements de poignet					
Gu 2009	Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from EEG recordings	EEG	wrist extension and rotation	9 participants sains	Exécution de 4 mouvements (FE= fast extension, SE= slow extension, FR= fast rotation, SR= slow rotation) aléatoirement avec plusieurs essais pour discriminer le type et la vitesse de mouvement de poignet ; pas de différence significative de l'EEG des 4 mouvements concernant le type de mouvement (rotation ou extension) mais différence de l'EEG des 4 mouvements concernant la vitesse pour le taux de rebond (plus la vitesse est grande, plus le taux de rebond augmente)
Ofner 2017	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Suwannarat 2018	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Toriyama 2018	Subjective Vividness of Kinesthetic Motor Imagery Is Associated With the Similarity in Magnitude of Sensorimotor Event-Related Desynchronization Between Motor Execution and Motor Imagery	EEG	flexion du poignet	20 participants sains (12 hommes, 8 femmes) droitiers	flexion du poignet en mouvement réel et IMK, comparaisons entre les ERD et les résultats au questionnaire KVIQ-20 : subjective vivdness est significativement associée à la similitude entre la magnitude ERD pendant l'exécution motrice du mouvement et celle pendant l'IMK. Comparaisons entre les ERD, montre la capacité de l'IMK mais ne montre pas combien d'ERD ne sont pas significatifs
Vuckovic 2008	A Four-class BCI Based on Motor Imagination of the Right and the Left Hand Wrist	EEG	IMK : rotation poignet autour de 2 axes : extension / flexion ; pronation / supination des 2 mains	4 hommes ; sain	Classification flexion / extension n'est pas plus élevée que le hasard ; précision moyenne pour les 4 classes : 69 % ; classificateur 2 étapes à 2 classes : meilleure classification que classificateur à 4 classes
Vuckovic 2008	Delta band contribution in cue based single trial classification of real and imaginary wrist movements	EEG	rotation poignet : extension, flexion, pronation, supination ; main droite	10 participants (8 hommes 2 femmes ; sains	extension du poignet : résultats plus intéressants que pour les autres mouvements (augmentés). Problème : résultats moins bons en mouvement réel qu'en mouvement imaginé
Mouvement de fermeture de la main (grasp)					
Agashe 2016	Multisession, noninvasive closed-loop neuroprosthetic control of grasping by upper limb amputees	EEG	Att. Grasp	3 amputées (1 homme, 1 femme et un abandon) 13 sessions	Observation des mesures sur des personnes réalisant le mouvement avec un bras - Il semble détecter de la différence entre le grasp et le pinch mais sans résultats exploitables dans notre recherche

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Cavina-Pratesi 2017	Human neuroimaging reveals the subcomponents of grasping, reaching and pointing actions	fMRI	Look Locate Reach and Grasp	7 hommes et 4 femmes sains entre 24 et 37 ans	Chercher, prendre et soulever un objet (2D, 3D, tout la main), localisation des zones actives au niveau du cerveau - 27 essais espacé de 16s, répété 3 fois, mouvements tirés aux sorts. Quelques résultats importants surtout sur la localisation mais on ne peut pas observer de différences
Chu 2020	Decoding multiclass motor imagery EEG from the same upper limb by combining Riemannian geometry features and partial least squares regression	EEG	open/close Grasping, flexion/ extension elbow, pronation/ supination poignet	12 sujets sains droitiers	parvient à des résultats entre 80% et 85% pour la discrimination entre 6 classes de gestes en utilisant la géométrie rémannienne pour extraire et réduire les données
Cincotti 2012	EEG-based Brain-Computer Interface to support post-stroke motor rehabilitation of the upper limb	EEG - EMG	grasping/ opening	29 patients avec un premier AVC unilatéral (MV, IM)	grasping avec main non affectée (UH) et main affectée (AH), augmentation des bandes alpha et bêta après stimulation des zones motrices corticales
DiBono 2015	Pobing the reaching-grasping network in humans through multivoxel pattern decoding	fMRI	Precision Grasp Whole Hand Grasp Reaching-to-grasp	7 hommes 12 femmes sains entre 19 et 30 ans	Visualisation des zones actives sur les différents mouvements, résultats repris par Cavia-Pratesi, cependant quelques résultats intéressants sur la discrimination des 3 gestes decrits
Gant 2018	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Iturrate 2018	Human EEG reveals distinct neural correlates of power and precision grasping types	EEG, EMG and EOG	Power grasp vs precision grasp	9 hommes 1 femme sains entre 27±4 ans	Mesures avec un EEG sur deux types de grasp - Discrimination entre les deux types de grasps avec EEG et EMG

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Mattia 2020	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Ofner 2017	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Omedes 2017	Hierarchical decoding of grasping commands from EEG	EEG	Grasp	13 men healthy 24 years	–Grasp d'un objet (gourde) et étudie l'ERD– Pas de discrimination entre réel et virtuel, résultats difficilement exploitables
Streltsova 2010	Time course and specificity of sensory-motor alpha modulation during the observation of hand motor acts gestures : a high density EEG study	EEG	Grasp	13 participants sains	explique la modulation des ondes alpha durant plusieurs type d'observation motrice de la main
Suwannarat 2018	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Yavuz 2017	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Autres Mouvements					
Cavina-Pratesi 2017	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
DiBono 2015	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Guillot 2009	Brain Activity During Visual Versus Kinesthetic Imagery : An fMRI Study	fMRI	finger sequence task	50 participants sains (MV, IM et IK)	Pas les mêmes zones cérébrales activées lors de la tâche selon la condition MV, IM ou IK, ce sont plus les zones cérébrales visuelles qui sont activées lors de l'IM contre les zones motrices pour l'IMK

Suite du tableau reprenant tous les articles					
Réf	Titre	Type d'imag.	Gestes	Sujet	Intérêts
Lebon 2018	Motor imagery training : Kinesthetic imagery strategy and inferior parietal fMRI activation	IRM / fRMI	finger sequence tapping	48 sains, 31 femmes et 17 hommes (MR et IM)	Formation IM (training) efficace en termes de précision de séquence et de vitesse + augmentation de l'activation cérébrale ; montrent que les participants ont généralement augmenté leurs performances motrices après un entraînement mental. IM pre test comparé au scores IK et scores IV : montrent différentes activations des zones cérébrales selon le score
Morash 2008	Classifying EEG Signals Preceding Right Hand, Left Hand, Tongue, and Right Foot Movements and Motors Imageries	EEG	IMK : pression main droite, main gauche, langue et pied	5 hommes et 3 femmes ; sains	mouvement précédant ERD/ERS et l'imagerie motrice peuvent être utilisés pour prédire lequel des 4 mouvements va se produire ; précision de la prédiction dépend de l'accessibilité du signal
Ofner 2017	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				
Suwannarat 2018	Voir dans la catégorie Ouverture de la main				

Références

[Agashe et al., 2016] Agashe, H., Paek, A., and Contreras-Vidal, J. (2016). *Multisession, noninvasive closed-loop neuroprosthetic control of grasping by upper limb amputees*, volume 228.

[Bai et al., 2020] Bai, Z., Fong, K., Zhang, J., Chan, J., and Ting, K. (2020). Immediate and long-term effects of bci-based rehabilitation of the upper extremity after stroke : a systematic review and meta-analysis. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 17.

[Barachant et al., 2011] Barachant, A., Bonnet, S., Congedo, M., and Jutten, C. (2011). Multiclass brain-computer interface classification by riemannian geometry. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 59 :920–8.

[Bin Sulaiman, 2019] Bin Sulaiman, R. (2019). *Ai based chatbot : an approach of utilizing on customer service assistance*. PhD thesis.

[Biryukova, 2017] Biryukova, E. (2017). Post-stroke rehabilitation training with a motor-imagery-based brain-computer interface (bci)-controlled hand exoskeleton : A randomized controlled multicenter trial. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11 :400.

[Cavina-Pratesi et al., 2017] Cavina-Pratesi, C., Connolly, J., Monaco, S., Figley, T., Milner, A., Schenk, T., and Culham, J. (2017). Human neuroimaging reveals the subcomponents of grasping, reaching and pointing actions. *Cortex*, 98.

[Cho et al., 2020] Cho, J.-H., Jeong, J.-H., and Lee, S.-W. (2020). Decoding of grasp motions from eeg signals based on a novel data augmentation strategy. pages 3015–3018.

[Chu et al., 2020] Chu, Y., Zhao, X., Zou, Y., Xu, P., Song, G., Han, J., and Zhao, Y. (2020). Decoding multiclass motor imagery eeg from the same upper limb by combining riemannian geometry features and partial least squares regression. *Journal of Neural Engineering*, 17.

[Cincotti et al., 2012] Cincotti, F., Pichiorri, F., Aricò, P., Aloise, F., Leotta, F., De Vico Fallani, F., Millan, J. d. R., Molinari, M., and Mattia, D. (2012). Eeg-based brain-computer interface to support post-stroke motor rehabilitation of the upper limb. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, 2012 :4112–5.

[Di Bono et al., 2015] Di Bono, M. G., Begliomini, C., Castiello, U., and Zorzi, M. (2015). Probing the reaching–grasping network in humans through multivoxel pattern decoding. *Brain and Behavior*, 5.

[Evain et al., 2016] Evain, A., Roussel, N., Casiez, G., Argelaguet-Sanz, F., and Lécuyer, A. (2016). *Brain–Computer Interfaces for Human–Computer Interaction*, chapter 12, pages 251–269. John Wiley Sons, Ltd.

[Formaggio et al., 2010] Formaggio, E., Storti, S., Cerini, R., Fiaschi, A., and Manganotti, P. (2010). Brain oscillatory activity during motor imagery in eeg-fmri coregistration. *Magnetic resonance imaging*, 28 :1403–12.

[Galilee et al., 2010] Galilee, A., Berchio, C., Gallese, V., and Umiltà, M. (2010). Time course and specificity of sensory-motor alpha modulation during the observation of hand motor acts and gestures : A high density eeg study. *Experimental brain research. Experimentelle Hirnforschung. Expérimentation cérébrale*, 205 :363–73.

[Gant et al., 2018] Gant, K., Guerra, S., Zimmerman, L., Parks, B., Prins, N., and Prasad, A. (2018). Eeg-controlled functional electrical stimulation for hand opening and closing in chronic complete cervical spinal cord injury. *Biomedical Physics Engineering Express*, 4.

[Gu et al., 2009] Gu, Y., Dremstrup, K., and Farina, D. (2009). Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from eeg recordings. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 120 :1596–600.

[Guillot et al., 2009] Guillot, A., Collet, C., Nguyen, V. A., Malouin, F., Richards, C., and Doyon, J. (2009). Brain activity during visual versus kinesthetic imagery : An fmri study. *Human Brain Mapping*, 30(7) :2157–2172.

[Ho, 2017] Ho (2017). Linear discriminant analysis for starters. [Online ; accessed December 16, 2020].

[Iturrate et al., 2018] Iturrate, I., Chavarriaga, R., Pereira, M., Zhang, H., Corbet, T., Leeb, R., and Millan, J. d. R. (2018). Human eeg reveals distinct neural correlates of power and precision grasping types. *NeuroImage*, 181.

[Lebon et al., 2018] Lebon, F., Horn, U., Domin, M., and Lotze, M. (2018). Motor imagery training : Kinesthetic imagery strategy and inferior parietal fmri activation. *Human Brain Mapping*, 39(4) :1805–1813.

[Matsubara et al., 2015] Matsubara, M., Kayanuma, H., Ono, Y., Omatsu, S., and Tominaga, T. (2015). Determination of appropriate imagery task to discriminate erd of "pinch" and "hold" movements in healthy participants and stroke patients. volume 2015, pages 4598–4601.

[Mattia et al., 2020] Mattia, D., Pichiorri, F., Colamarino, E., Masciullo, M., Morone, G., Toppi, J., Pisotta, I., Tamburella, F., Lorusso, M., Paolucci, S., Puopolo, M., Cincotti, F., and Molinari, M. (2020). The promotoer, a brain-computer interface-assisted intervention to promote upper limb functional motor recovery after stroke : a study protocol for a randomized controlled trial to test early and long-term efficacy and to identify determinants of response. *BMC Neurology*, 20.

[Misra, 2019] Misra (2019). Support vector machines — soft margin formulation and kernel trick. [Online ; accessed December 16, 2020].

[Morash et al., 2008] Morash, V., Bai, O., Furlani, S., Lin, P., and Hallett, M. (2008). Classifying eeg signals preceding right hand, left hand, tongue, and right foot movements and motor imageries. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 119 :2570–8.

[Muralidharan et al., 2011] Muralidharan, A., Chae, J., and Taylor, D. (2011). Extracting attempted hand movements from eegs in people with complete hand paralysis following stroke. *Frontiers in neuroscience*, 5 :39.

[Ofner et al., 2017] Ofner, P., Schwarz, A., Pereira, J., and Müller-Putz, G. (2017). Upper limb movements can be decoded from the time-domain of low-frequency eeg. *PLOS ONE*, 12 :e0182578.

[Ofner et al., 2019] Ofner, P., Schwarz, A., Pereira, J., Wyss, D., Wildburger, R., and Müller-Putz, G. (2019). Attempted arm and hand movements can be decoded from low-frequency eeg from persons with spinal cord injury. *Scientific Reports*, 9 :7134.

[Pfurtscheller et al., 1997] Pfurtscheller, G., Neuper, C., Flotzinger, D., and Pregenzer, M. (1997). Eeg-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 103(6) :642 – 651.

[Pichiorri and Mattia, 2020] Pichiorri, F. and Mattia, D. (2020). *Brain-computer interfaces in neurologic rehabilitation practice*, volume 168, pages 101–116.

[Rimbert et al., 2020] Rimbert, S., Bougrain, L., and Fleck, S. (2020). Learning How to Generate Kinesthetic Motor Imagery Using a BCI-based Learning Environment : a Comparative Study Based on Guided or Trial-and-Error Approaches. In *Systems Man and Cybernetics 2020*, Toronto, Canada. This paper received the 1st Place in the IEEE Brain BMI Workshop Best Student Paper Award.

[Shiman et al., 2017] Shiman, F., López-Larraz, E., Sarasola-Sanz, A., Irastorza-Landa, N., Spüler, M., Birbaumer, N., and Ramos-Murguialday, A. (2017). Classification of different reaching movements from the same limb using EEG. *Journal of Neural Engineering*, 14(4) :046018.

[Sugata et al., 2016] Sugata, H., Hirata, M., Yanagisawa, T., Matsushita, K., Yorifuji, S., and Yoshimine, T. (2016). Common neural correlates of real and imagined movements contributing to the performance of brain–machine interfaces. *Scientific Reports*, 6 :24663.

[Suwannarat et al., 2018] Suwannarat, A., Pan-ngum, S., and Israsena, P. (2018). Comparison of eeg measurement of upper limb movement in motor imagery training system. *BioMedical Engineering OnLine*, 17.

[Toriyama et al., 2018] Toriyama, H., Ushiba, J., and Ushiyama, J. (2018). Subjective vividness of kinesthetic motor imagery is associated with the similarity in magnitude of sensorimotor event-related desynchronization between motor execution and motor imagery. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12 :295.

[Vinding et al., 2019] Vinding, M., Tsitsi, P., Piitulainen, H., Waldthaler, J., Jousmäki, V., Ingvar, M., and Lundqvist, D. (2019). Attenuated beta rebound to proprioceptive afferent feedback in parkinson's disease. *Scientific Reports*, 9.

[Vuckovic and Sepulveda, 2008] Vuckovic, A. and Sepulveda, F. (2008). Delta band contribution in cue based single trial classification of real and imaginary wrist movements. *Medical biological engineering computing*, 46 :529–39.

[Yang et al., 2015] Yang, W., Yang, J., Gao, Y., Tang, X., Yanna, R., Takahashi, S., and Wu, J. (2015). Effects of sound frequency on audiovisual integration : An event-related potential study. *PLOS ONE*, 10 :e0138296.

[Yavuz and Aydemir, 2017] Yavuz, E. and Aydemir, O. (2017). Classification of eeg based bci signals imagined hand closing and opening. pages 425–428.