

“Méthodes d'apprentissage profond pour la détection d'imageries motrices à partir de signaux électroencéphalographiques filtrés : applications aux interfaces cerveau-ordinateur”

Résumé :

Les interfaces cerveau-ordinateur (Brain-Computer Interfaces en anglais ou BCI) sont des technologies relativement nouvelles qui sont de plus en plus utilisées. L'objectif des BCI est de construire un canal de communication pour l'interaction entre le cerveau humain et les dispositifs électroniques physiques. Par exemple, une telle application pourrait être de créer des applications pour les patients paralysés qui permettent de contrôler des robots ou des fauteuils roulants. Récemment, cependant, les domaines d'application potentielle de la technologie ont dépassé la communication et le contrôle et pourraient se trouver dans les domaines de la réhabilitation, du traitement, de la surveillance de l'état mental et du divertissement. L'imagerie motrice (IM) est le paradigme d'interaction le plus fréquent dans le domaine des interfaces cerveau-ordinateur (BCI) et une thérapie utile pour la récupération motrice, mais sa précision reste faible et doit être améliorée pour créer un dispositif fiable pouvant être utilisé dans les hôpitaux.

L'utilisation de l'apprentissage automatique dans le domaine de la BCI est très prometteuse car les techniques d'apprentissage automatique permettent de détecter l'activité et de simuler des processus complexes dans le cerveau humain, de reconnaître les profils des sujets, d'identifier, d'évaluer et de classer les événements, ce qui permet d'accélérer et d'automatiser de nombreux processus dans la BCI.

Le plus souvent, les signaux EEG sont utilisés pour obtenir des informations sur l'activité électrique du cerveau, car il s'agit de la technologie la plus sûre en raison de son caractère non invasif.

En général, les caractéristiques sont extraites des signaux EEG filtrés dans les bandes de fréquence alpha et bêta à l'aide de divers algorithmes directement avant la classification. L'algorithme du motif spatial commun (CSP) reste la méthode la plus populaire pour l'extraction de caractéristiques du signal EEG et présente à la fois des avantages (précision élevée, flexibilité, simplicité) et des limites (nécessité de sélectionner la bande de fréquence). Récemment, d'autres algorithmes basés sur la géométrie riemannienne (tels que l'algorithme de l'espace tangent (TS) et l'algorithme de la distance minimale à la moyenne riemannienne (MDRM)) ont montré des résultats prometteurs pour la détection de l'IM.

La précision et le niveau de performance de la classification des BCI ont été considérablement améliorés au cours de la dernière décennie, principalement grâce aux algorithmes d'apprentissage automatique. Cependant, plusieurs problèmes doivent encore être résolus avant que les BCI puissent être appliquées dans des conditions réelles. Ces problèmes incluent la performance de classification instable, un long temps d'étalonnage et une fiabilité médiocre. La recherche sur les nouveaux développements devrait apporter des solutions à cet égard.

Parallèlement au développement des BCI, l'apprentissage profond a été appliqué avec succès dans divers domaines tels que la vision par ordinateur et le traitement du langage naturel, en surpassant de manière significative les approches traditionnelles d'apprentissage automatique. En raison du nombre considérable de travaux dans ce domaine, il existe des technologies telles que

les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), les réseaux neuronaux récurrents (RNN) et les réseaux adversariaux génératifs (GAN).

Alors que les réseaux de neurones profonds montrent de meilleures performances par rapport aux méthodes d'apprentissage automatique classiques dans presque tous les domaines d'application (comme la vision par ordinateur ou le traitement du langage naturel), l'analyse des signaux EEG, en particulier dans le domaine des BCI, reste un domaine où l'utilisation des techniques d'apprentissage profond est encore limitée. Cela s'explique tout d'abord par la faible quantité de données disponibles pour l'apprentissage par rapport aux données d'image dans les domaines de la vision par ordinateur. De plus, les signaux EEG sont hautement dimensionnels, non stationnaires et ont un faible rapport signal/bruit.

Le potentiel des architectures d'apprentissage profond capables de traiter les signaux EEG bruts, en particulier pour les tâches basées sur l'imagerie motrice, est plutôt inexploré et constitue un domaine de recherche actif. Plusieurs architectures d'apprentissage profond ont déjà montré des résultats compétitifs pour la tâche MI vs repos dans le domaine BCI. Ainsi, des travaux supplémentaires sur les applications de l'apprentissage profond dans le domaine des BCI et une évaluation de la façon dont ces applications peuvent être utilisées en pratique pour mettre en œuvre des BCI stables et robustes seraient bénéfiques.

Cette thèse présente trois contributions pour améliorer la reconnaissance d'imaginaires motrices utilisées comme moyen d'interaction par de nombreuses interfaces cerveau-ordinateur. Tout d'abord, nous proposons d'estimer la qualité des images motrices en détectant des valeurs aberrantes et de les supprimer avant apprentissage. Ensuite, nous étudions la sélection des caractéristiques pour sept types d'imaginaires de mouvements. Enfin, nous

présentons une architecture d'apprentissage profond reprenant les principes du réseau EEGNet applicable directement sur des signaux électroencéphalographiques simplement filtrés et adaptés au nombre d'électrodes. Nous montrons en particulier ses bénéfices pour l'amélioration de la détection des réveils peropératoires.

Dans le chapitre I, nous avons introduit les concepts de base des interfaces cerveau-ordinateur basées sur l'imagerie motrice.

Les signaux qui sont fréquemment utilisés dans le domaine BCI ont été décrits avec des détails sur l'électroencéphalographie (EEG), méthode non invasive, mobile, bon marché et facile à utiliser. Nous avons présenté les bases neurophysiologiques des rythmes cérébraux et de leurs localisations.

Enfin, le concept d'une nouvelle méthode basée sur la stimulation nerveuse médiane pour la détection de la conscience accidentelle pendant l'anesthésie générale a été présenté et sera utilisé comme application cible.

Le chapitre II présente les méthodes de prétraitement, d'extraction de caractéristiques, de sélection de caractéristiques, de détection des valeurs aberrantes et de classification.

En tant que méthodes d'extraction de caractéristiques, nous avons introduit l'analyse temps-fréquence, les caractéristiques de puissance de bande, l'analyse spatiale et les techniques de géométrie riemannienne. Les algorithmes de filtrage spatiaux sont toujours les méthodes les plus populaires pour l'extraction de caractéristiques à partir de signaux EEG. Tandis que les algorithmes basés sur la géométrie riemannienne deviennent les nouvelles méthodes de référence. Nous abordons également des méthodes d'apprentissage automatique fréquemment utilisées dans les BCI basées sur l'IM pour la tâche de classification, telles que l'analyse discriminante linéaire, les machines à vaste marge et les algorithmes de régression logistique.

Dans le chapitre III nous avons introduit le concept de réseaux de neurones artificiels, leurs architectures et algorithmes d'optimisation. Trois variantes de descente de gradient et d'algorithmes les plus fréquemment utilisés dans les études récentes, comme Adagrad, Adadelta, RMSprop et Adam, ont été étudiés. Adam a été sélectionné pour nos expériences car il est plus rapide et permet d'obtenir de meilleurs taux de reconnaissance.

Enfin, nous présentons les architectures de réseaux de neurones de convolutions (CNN) et leurs adaptations pour la classification des signaux EEG bruts tels que Deep Convolutional Network, Shallow Convolutional Network et EEGNet.

Dans le chapitre IV pour implémenter et valider les méthodes proposées, nous avons présenté trois jeux de données différents, qui ont été utilisés dans nos expériences : un jeu de données d'imagerie motrice à 2 classes, un jeu de données d'imagerie motrice à 8 classes contenant des mouvements combinés, et un jeu de données de stimulation nerveuse médiane. Ce dernier jeu de données se compose de conditions qui nous permettent de comparer deux tâches de discrimination : l'imagination motrice et l'état de repos d'une part et la réponse à une stimulation du nerf median et la réponse à une stimulation du nerf median pendant une imagination motrice.

Dans le chapitre V, nous avons représenté les résultats de la classification en utilisant des techniques d'apprentissage standard et profond.

Les résultats sur l'estimation de la qualité de l'imagerie motrice à l'aide de la détection des valeurs aberrantes a montré qu'elle permet d'augmenter considérablement la précision pour un groupe de sujets.

Nous avons également présenté une approche pour la classification de l'imagerie motrice de mouvement combinée qui comprend la sélection et la classification des caractéristiques à l'aide d'une architecture avec trois

classificateurs binaires en parallèle pour détecter trois mouvements de base et une détection supplémentaire des combinaisons de ces mouvements. Nous avons montré qu'en utilisant cette approche, il est possible d'atteindre le même niveau de précision qu'en utilisant l'approche multi-classes standard, mais avec un temps réduit pour la calibration de la BCI.

Enfin, nous avons proposé d'adapter la taille temporelle du noyau de la première couche convolutive et la profondeur du multiplicateur (qui détermine le nombre de filtres spatiaux) de la couche de convolution en profondeur pour mieux gérer les composants de moyenne et haute fréquence à partir de données EEG brutes

Nous avons montré que l'architecture de réseau neuronal convolutif proposée EEGNet-4.8 utilisant la tâche de discrimination proposée MNS vs MI + MNS ainsi qu'un ensemble de paramètres (telles que la bande de fréquence, la disposition des électrodes, la valeur de dropout) améliore de manière significative les prédictions. De plus, nous avons montré qu'en utilisant les paramètres proposés, il est possible d'obtenir une précision de classification élevée pour un schéma avec un petit nombre d'électrodes: 84% pour 6 électrodes (à titre de comparaison 88% avec 13 électrodes; 94,5% avec 128 électrodes).

Tous nos résultats nous permettent de conclure que la tâche discriminante IM vs Repos pourrait être complexe pour obtenir un niveau de classification élevé.

Enfin dans le chapitre VI, nous avons analysé les résultats, examiné les limites des solutions proposées et discuté des moyens de les dépasser dans les travaux futurs. Ces perspectives sont très prometteuses en particulier pour l'amélioration de la détection des réveils peropératoire.