



**HAL**  
open science

## Sélection par un expert humain des intervalles temps-fréquence dans le signal EEG pour les interfaces cerveau–ordinateur

Alban Duprès, François Cabestaing, José Rouillard

► **To cite this version:**

Alban Duprès, François Cabestaing, José Rouillard. Sélection par un expert humain des intervalles temps-fréquence dans le signal EEG pour les interfaces cerveau–ordinateur. 9e Conférence Handicap (Handicap 2016), Jun 2016, Paris, France. pp.45 - 50. hal-01366051

**HAL Id: hal-01366051**

**<https://hal.science/hal-01366051v1>**

Submitted on 14 Sep 2016

**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.

# SÉLECTION PAR UN EXPERT HUMAIN DES INTERVALLES TEMPS-FRÉQUENCE DANS LE SIGNAL EEG POUR LES INTERFACES CERVEAU-ORDINATEUR

Alban Duprès, François Cabestaing, José Rouillard  
Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille, UMR 9189 - CRISTAL  
Centre de Recherche en Informatique Signal et Automatique de Lille, F-59000 Lille, France  
{firstname.lastname@univ-lille1.fr}

**Résumé**—Dans le cadre des interfaces cerveau-ordinateur utilisant l’imagination motrice, nous proposons une méthode permettant à un expert humain de superviser, spécifiquement pour chaque utilisateur, la sélection d’intervalles temps-fréquence à partir des signaux EEG. En effet, en l’état actuel de la recherche sur les BCI, on trouve au moins un expert impliqué dans les premières étapes de l’expérimentation. D’une part, de tels experts apprécient de conserver un certain niveau de contrôle pour la sélection des paramètres spécifiques à l’utilisateur. D’autre part, nous verrons que leurs connaissances sont grandement profitables pour la sélection d’un ensemble parcimonieux d’intervalles temps-fréquence pertinents. Les experts sélectionnent ces attributs au travers d’une analyse visuelle d’un ensemble de courbes qui met en évidence les différences au sein des signaux EEG enregistrés pendant l’imagination de diverses tâches motrices. Nous comparons notre méthode à une approche CSP (Common Spatial Pattern) basique et à deux méthodes d’extraction de valeurs caractéristiques entièrement automatiques, en utilisant le jeu de données 2A de la compétition BCI IV. La méthode proposée (taux de bonne classification moyen  $m = 83.71 \pm 14.6 \sigma$ ) donne de meilleurs résultats pour 6 sujets sur 9 comparée à la méthode automatique la plus performante ( $m = 79.48 \pm 12.41 \sigma$ ).

**Index Terms**—interface cerveau-ordinateur, traitement du signal EEG, parcimonie de l’ensemble des attributs, sélection des valeurs caractéristiques, expertise humaine.

## I. INTRODUCTION

Les interfaces cerveau-ordinateur (ou BCI pour Brain-Computer Interfaces) sont des dispositifs permettant aux utilisateurs de contrôler un effecteur en utilisant uniquement leur activité cérébrale. Jusqu’à présent, les BCI non-invasives ont été principalement utilisées pour restaurer un canal de communication d’un utilisateur lourdement handicapé vers un ordinateur, lui permettant de récupérer une autonomie partielle. Concernant les BCI dites actives, les utilisateurs contrôlent leur activité cérébrale de manière consciente et à leur propre rythme, indépendamment d’événements externes [1]. L’imagination motrice, c’est-à-dire le fait d’imaginer qu’on réalise une action motrice

spécifique, correspond à la tâche mentale la plus utilisée dans les BCI actives. Dans ce contexte, il est crucial de définir des valeurs caractéristiques appropriées, calculées à partir des signaux électroencéphalographiques (EEG), permettant aux BCI de distinguer différentes tâches motrices réalisées par l’utilisateur.

Au cours de l’imagination motrice, des motifs neurophysiologiques très spécifiques apparaissent dans les signaux EEG, tels que les désynchronisations liées à l’événement (ERD, Event-Related Desynchronisations) et les synchronisations liées à l’événement (ERS, Event-Related Synchronisations). Les ERD et ERS se caractérisent respectivement par une décroissance de la puissance du signal EEG pendant la tâche motrice puis une croissance de sa puissance en fin de tâche [2]. Les ERD/ERS apparaissent principalement dans les signaux EEG enregistrés à la surface du cortex moteur. Leur distribution spatiale dépend de la tâche motrice réalisée, dont l’organisation à la surface du cortex est définie par l’homoncule moteur [3]. Les bandes de fréquence de l’EEG pour lesquelles les ERD/ERS sont détectées pendant l’imagination motrice correspondent aux rythmes  $\mu$  (7 – 13 Hz) et  $\beta$  (13 – 25 Hz). Néanmoins, d’après la littérature, la distribution fréquentielle et spatiale des ERD/ERS est variable selon les sujets et les tâches d’imagination motrice [4].

Afin de faciliter la discrimination des tâches motrices, le processus de traitement du signal EEG implique généralement une étape de filtrage spatial. Le CSP (Common Spatial Patterns) est le filtre spatial linéaire le plus largement utilisé. Ce filtre prend en compte des paramètres spécifiques à l’utilisateur afin de maximiser la variance des signaux EEG pour une tâche motrice spécifique tout en minimisant leur variance pour les autres tâches motrices ou pour un état inactif. Le pouvoir discriminant des filtres CSP dépend des bandes de fréquence dans lesquelles les signaux sont filtrés et de l’intervalle de temps durant lequel la puissance du signal est déterminée. Par exemple, des filtres spatiaux CSP calculés à partir de signaux EEG bruts ou de signaux EEG filtrés dans des bandes de fréquence inappropriées donnent des mauvaises performances de classification.

Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont

été décrites dans la littérature. Certains chercheurs proposent d'utiliser une large bande de fréquence, englobant les rythmes  $\mu$  et  $\beta$ , et d'améliorer les filtres spatiaux utilisés. Cette approche est par conséquent valide pour n'importe quel utilisateur. Par exemple, [5] compare différentes versions de filtres CSP régularisés, montrant une amélioration significative du filtrage spatial comparé à un CSP basique. D'autres chercheurs ont proposé de sélectionner des bandes de fréquence spécifiques à l'utilisateur dans lesquelles la détection des ERD/ERS est plus efficace. Par exemple, [4] utilise plusieurs filtres fréquentiels passe-bande et calcule un CSP spécifique pour chaque bande de fréquence. Puis, un algorithme de sélection des valeurs caractéristiques conserve les paires fréquence/CSP les plus pertinentes pour un utilisateur donné.

Cependant, toutes ces techniques impliquent une étape de sélection des valeurs caractéristiques entièrement automatique. Cela implique de définir de manière empirique plusieurs méta-paramètres, tel que le nombre de valeurs caractéristiques. La parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques n'est pas spécifiée par des connaissances neurophysiologiques *a priori*. Des études ont montré que la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques permet de bonnes performances de classification car la BCI est moins sensible à la non-stationnarité des signaux EEG. Par exemple, Raza *et coll.* ont proposé d'accroître la parcimonie en utilisant des méthodes d'ajout ("forward-addition") ou d'élimination ("backward-elimination") des valeurs caractéristiques [6]. Cependant, aucune analyse neurophysiologique détaillée des motifs ERD/ERS n'est réalisée afin de sélectionner les intervalles de fréquence, de temps, et les localisations spatiales les plus appropriés.

Dans ce papier, nous décrivons une technique dans laquelle un expert humain sélectionne, dans un premier temps, un petit nombre d'intervalles temps-fréquence. Evidemment, l'expert n'examine pas les signaux EEG bruts pour prendre sa décision, ce qui impliquerait un très haut niveau d'expertise. Il analyse un ensemble de courbes utilisant les échantillons des signaux EEG traités de manière fréquentielle et temporelle. Dans un second temps, des filtres CSP sont calculés pour chaque intervalle temps-fréquence sélectionné. Cette approche permet de définir un espace des caractéristiques parcimonieux, par un procédé contrôlé par un expert humain et non en paramétrant arbitrairement les valeurs de méta-paramètres. Nous verrons également que cette approche nous permet de recueillir des informations détaillées sur les motifs neurophysiologiques d'un utilisateur donné pendant une tâche motrice et ainsi de mieux comprendre ses performances.

## II. MÉTHODE

Etant donné que notre méthode est supervisée, le processus de traitement du signal est légèrement différent pour le mode apprentissage et le mode en ligne. Dans le mode apprentissage, qui a pour objectif de sélectionner les intervalles temps-fréquence, un jeu de données EEG labellisées est analysé. Le paradigme BCI utilisé pour construire cet

ensemble d'apprentissage doit être synchrone. En d'autres termes, on informe l'utilisateur sur le début et la fin de l'imagination motrice à réaliser. Pour le mode en ligne, le paradigme est asynchrone et l'utilisateur peut librement réaliser chacune des tâches motrices quand il le souhaite.

La figure 1 illustre le processus de traitement pour le mode apprentissage. Ce mode est composé de quatre étapes successives : filtrage spatial, filtrage fréquentiel passe-bande, estimation de la puissance, et agrégation sur l'ensemble des essais. Pour le mode apprentissage, nous utilisons les mêmes techniques de traitement et les mêmes paramètres pour tous les utilisateurs. Par conséquent, le filtre Laplacien est sélectionné pour filtrer spatialement les signaux EEG. Cela permet d'éliminer spatialement le bruit et d'identifier les sources, sans adaptation à l'utilisateur [7]. Ensuite, pour mettre en évidence les spécificités de l'utilisateur dans le domaine fréquentiel nous utilisons, comme d'autres auteurs, un ensemble de filtres passe-bande englobant les bandes de fréquence des rythmes  $\mu$  et  $\beta$  [6], [4]. Pour mettre en évidence les ERD/ERS dans les signaux, nous calculons le logarithme de la variance — qui équivaut à la puissance — dans une fenêtre glissante de durée fixe. Enfin, pour obtenir une représentation des données facilement compréhensible par l'expert humain nous calculons la moyenne et l'écart-type, sur l'ensemble des essais de chaque tâche motrice, de la puissance du signal à chaque instant.

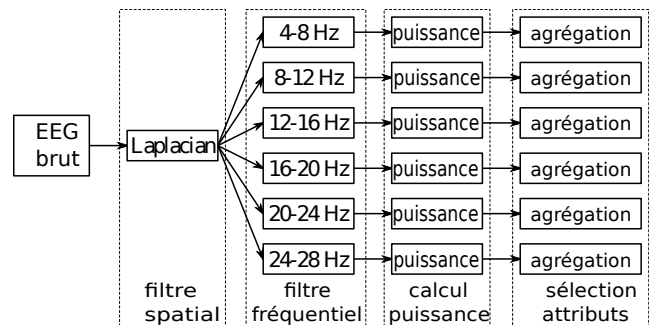


FIGURE 1: Processus de traitement pour le mode apprentissage

L'objectif de cette méthode est d'aider l'expert à analyser les motifs neurophysiologiques liés aux tâches d'imagination motrice en fonction du temps et de la fréquence. Pour chaque tâche motrice, l'expert examine un ensemble de courbes, une pour chaque bande de fréquence, montrant le déroulement temporel d'un signal spécifique connu pour être corrélé au mouvement imaginé. Afin de clairement montrer les différences entre la tâche motrice analysée et d'autres tâches motrices, une courbe de référence est présentée à l'expert pour chaque bande de fréquence. Cette courbe de référence est calculée en moyennant les valeurs du signal pour l'ensemble des essais correspondant aux autres tâches motrices selon une stratégie in contrate tous.

Par exemple, la figure 2 montre un ensemble de six courbes, une pour chaque bande de fréquence, permettant à l'expert d'examiner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les mouvements imaginés de la main

gauche versus ceux de la main droite. Le signal EEG enregistré à la position C4 à la surface du cortex sensorimoteur droit est connu pour présenter une ERD quand l'utilisateur réalise un mouvement imaginé de la main gauche. Pour cette tâche motrice, la courbe considérée dans chaque bande de fréquence (ligne rouge continue sur la figure 2) correspond au décours temporel de la puissance du signal moyennée sur l'ensemble des essais, après élimination spatiale du bruit par un filtre Laplacien. La puissance est calculée dans une fenêtre glissante de une seconde, démarrante une seconde avant le début de la tâche motrice et finissant une seconde et demi après la fin de cette même tâche. La courbe de référence dans chaque bande de fréquence (ligne pointillée bleue sur la figure 2) correspond à la puissance de ce même signal moyennée sur l'ensemble des essais qui ne correspondent pas à la tâche motrice examinée. Afin de présenter une signification statistique aux variations du signal, deux courbes additionnelles sont tracées autour de chaque courbe correspondant à plus ou moins un demi écart-type.

Une analyse visuelle de ces courbes permet à l'expert de sélectionner plusieurs intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux la tâche motrice considérée par rapport aux autres. Par exemple, deux intervalles temps-fréquence [0 – 2.5 s, 8 – 12 Hz] et [0 – 2.5 s, 20 – 24 Hz] peuvent être sélectionnés comme les attributs qui discriminent le mieux les deux tâches d'imagination motrice. Ensuite les filtres CSP sont calculés en utilisant les échantillons de tous les signaux EEG situés dans ces intervalles temps-fréquence, afin d'optimiser le filtre spatial pour cet utilisateur comparé au Laplacien qui est non-adaptatif. Trois paires de filtres CSP sont conservées pour chaque intervalle temps-fréquence.

Pour le mode en ligne, le traitement inclut quatre étapes successives, comme illustré sur la figure 3. Les signaux EEG sont filtrés dans le domaine spatial et fréquentiel par les paires de filtres CSP/passe-bandes définies lors du mode apprentissage. Ensuite, le logarithme de la variance des

signaux filtrés est calculé sur l'ensemble des intervalles de temps qui sont considérés par l'expert comme les plus discriminants pour chaque bande de fréquence. Cela permet d'obtenir un petit nombre de valeurs caractéristiques qui sont analysées par un classifieur LDA. Comme énoncé précédemment, ce processus de traitement peut-être réalisé à partir de fenêtres glissantes quand le paradigme est asynchrone.

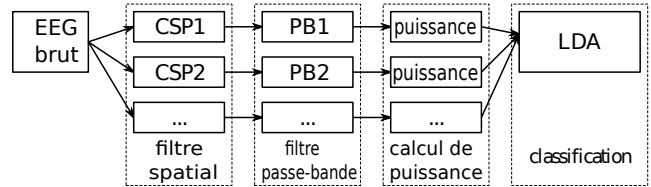


FIGURE 3: Processus de traitement pour le mode en ligne

Lorsque le paradigme BCI implique plus de deux tâches d'imagination motrice, le processus de traitement est réalisé pour chacune d'entre elles. Etant donné que les intervalles temps-fréquence sont sélectionnés selon une stratégie un contre tous, nous classifions les valeurs caractéristiques selon la même approche. Chaque classifieur LDA définit une classe et un indice de confiance comme par exemple la distance entre le vecteur caractéristique et l'hyperplan de séparation. Une méthode de vote classique est utilisée pour déterminer la classe selon les indices de confiance.

Nous permettons également à l'expert de comparer différents ensembles d'attributs, en éliminant les intervalles temps-fréquence initialement sélectionnés ou en en ajoutant d'autres. Pour comparer l'efficacité de ces divers ensembles, le système évalue leur taux de bonne classification lorsqu'on l'applique aux signaux EEG du jeu d'apprentissage. Cependant, l'expert peut décider de garder un plus petit nombre d'attributs même si le taux de classification décroît légèrement, s'il considère que la non-stationnarité des si-

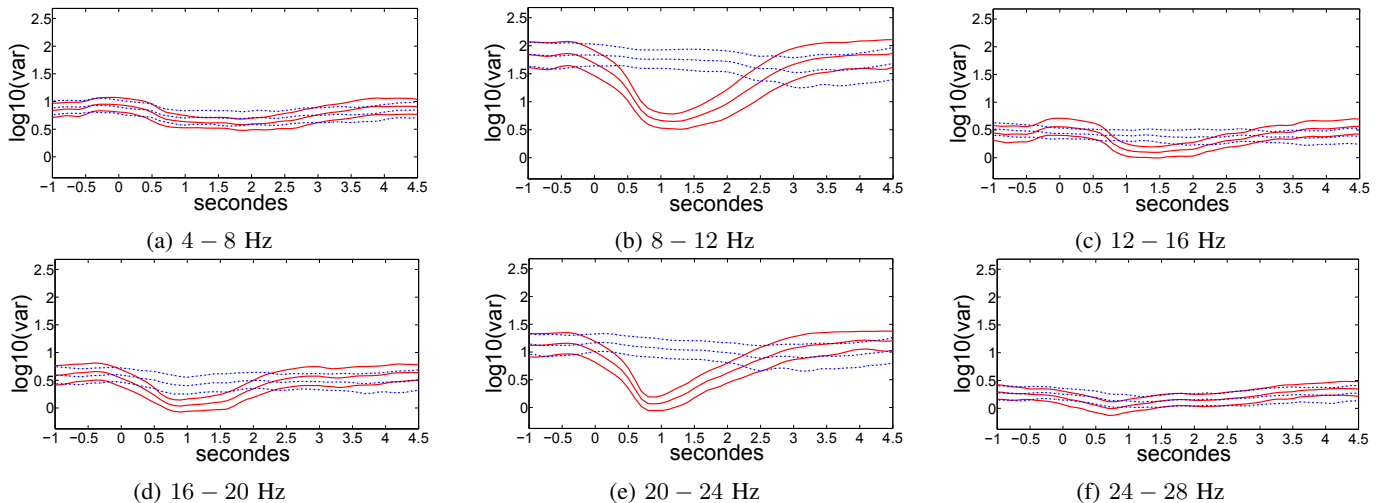


FIGURE 2: Ensemble de courbes pour l'analyse par l'expert d'une imagination motrice de la main gauche au niveau de l'électrode C4

gnaux est traitée de manière plus robuste.

Une interface utilisateur ergonomique est en cours de développement, permettant à l'expert de sélectionner facilement différents intervalles temps-fréquence. Par conséquent, la sélection à partir des courbes est accessible à un non-initié à la programmation. Cette interface permet également un gain de temps car l'expert analysera les résultats au moyen du clavier et de la souris et non plus en modifiant le code source.

### III. RÉSULTATS ET COMPARAISON

Dans ce papier notre méthode est évaluée sur les signaux EEG, libres d'accès, du jeu de données 2A de la compétition BCI IV, qui a été largement utilisé à des fins comparatives [8]. Ce jeu de données comprend les signaux EEG bruts enregistrés par 22 électrodes sur 9 sujets. Les sujets devaient réaliser des tâches d'imagination motrice de la main droite, de la main gauche, des pieds et de la langue. Les tâches d'imagination motrice ont été réalisées pendant quatre secondes à partir de la présentation d'une cible. Chaque utilisateur réalise deux sessions sur différents jours afin d'obtenir un ensemble de données d'apprentissage et un ensemble de données d'évaluation.

Seules les données enregistrées pendant les mouvements imaginés de la main droite et de la main gauche ont été utilisées pour évaluer notre méthode, afin de la comparer avec celles présentées dans [5] et [6]. Les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4 ont été filtrés spatialement par un Laplacien. On obtient ainsi deux signaux d'intérêt pour le mode apprentissage, un pour chaque tâche motrice : le signal issu du filtrage spatial de C3 (resp. C4) est connu pour présenter une ERD lorsque l'utilisateur réalise une imagination motrice de la main droite (resp. gauche). Ces signaux sont filtrés par deux ensembles de six filtres passe-bande (Butterworth d'ordre 5), donnant ainsi douze signaux d'intérêt. Finalement, le logarithme de la variance est calculé à partir de fenêtres glissantes puis agrégé afin de déterminer le déroulement temporel de la moyenne et de l'écart-type sur l'ensemble des essais.

Ensuite, l'expert examine les courbes tracées pour chaque tâche motrice et chaque bande de fréquence afin de retenir les intervalles temps-fréquence qu'il considère comme les plus discriminants entre l'imagination motrice de la main gauche et de la main droite. Par exemple, les courbes tracées sur la figure 2 correspondent aux signaux, examinés par l'expert, de l'ensemble des données d'apprentissage pour le sujet 9. Les filtres CSP sont ensuite déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, un classifieur LDA est calculé puis évalué, à partir de l'ensemble des données d'apprentissage. Le taux de bonne classification, bien qu'obtenu sur les données d'apprentissage, peut être utilisé par l'expert pour ajouter/enlever des intervalles temps-fréquence en tenant compte du compromis entre performance et parcimonie.

Pour chaque sujet, la figure 4 montre le premier intervalle temps-fréquence que notre expert considère comme le plus discriminant entre l'imagination motrice de la main gauche et de la main droite. La ligne verticale noire en poin-

tillés délimite l'intervalle de temps sélectionné dans chaque bande de fréquence. On peut observer que les différences entre les deux imaginations motrices sont plus visibles sur les signaux EEG des sujets 1, 3, 7, 8, et 9 que sur les autres sujets. Le Tableau 1 indique l'ensemble des intervalles temps-fréquence qui ont été retenus par notre expert.

Sujets	Intervalles temps-fréquence [ $t_1 - t_2$ (s); $f_1 - f_2$ (Hz)]
1	[0.5-3.5; 8-12], [0.5-4; 12-16], [0.5-1.5; 20-24], [0.5-2.5; 24-28]
2	[0.5-1.5; 12-16], [0.5-1.5; 16-20]
3	[0.5-4; 8-12]
4	[0-1; 8-12], [1-2.5; 16-20], [0.5-2; 24-28]
5	[0-3; 4-8], [0-1.7; 20-24], [0-3; 24-28]
6	[0-1.5; 8-12], [0-2; 12-16], [0.5-2; 24-28]
7	[0-4; 4-8], [0.5-4; 8-12], [0.5-3.5; 16-20]
8	[0-1.5; 8-12], [1-3; 12-16], [0.5-3; 16-20], [0.5-2.5; 20-24]
9	[0.5-2.5; 8-12]

Tableau 1: Intervalles temps-fréquence pour chaque sujet

A partir de cet ensemble d'intervalles temps-fréquence, et du processus de traitement en ligne de la figure 3, notre méthode est comparée à : 1) un CSP basique ; 2) un CSP régularisé pondéré de Tikhonov (WTRCSP, weighted Tikhonov regularized CSP) présenté dans [5] ; 3) la méthode dite de "backward-elimination" (BE) décrite dans [6]. Le CSP basique et le WTRCSP, qui est le meilleur CSP régularisé selon [5], sont calculés sur une large bande de fréquence allant de 8 à 30  $Hz$  et sur un intervalle de temps entre 0.5 et 2.5  $s$  après la cible. La méthode BE calcule les filtres CSP sur des bandes fréquentielles spécifiques à chaque utilisateur et un intervalle de temps entre 0 et 3  $s$  après la cible.

Le tableau 2 indique les taux de classification (en %) pour chaque sujet et chaque méthode de traitement. Le taux de classification le plus élevé pour chaque sujet est indiqué en gras. Notre méthode (classification moyenne  $m = 83.71 \pm 14.6\sigma$ ) présente de meilleurs résultats pour 6 des 9 sujets comparée aux autres méthodes. Les résultats de notre méthode sont inférieurs pour les sujets 2, 5, et 9 mais égaux pour le sujet 3. Notre méthode est surtout bénéfique aux sujets 4 et 7 pour lesquels les performances croissent respectivement de 9 et 15 points comparée à la méthode concurrente la plus performante. On peut remarquer que les méthodes qui adaptent l'intervalle fréquentiel à l'utilisateur, telles que la notre (mean  $m = 83.71$ ) et la méthode BE ( $m = 79.43$ ), obtiennent de meilleurs résultats comparés à un CSP basique ( $m = 78.01$ ) et un WTRCSP ( $m = 78.47$ ) calculés sur une large bande de fréquence.

### IV. DISCUSSION

D'après la figure 4 une décroissance de la puissance du signal EEG, même faible, apparaît sur le cortex moteur controlatéral de tous les sujets. La puissance du signal EEG enregistré sur le cortex moteur ipsilatéral reste stable, excepté pour le sujet 7. Bien que pour ce sujet une ERD soit présente sur le cortex moteur des deux hémisphères (voir figure 4g), la décroissance de la puissance du signal EEG est davantage prononcée sur l'hémisphère controlatéral

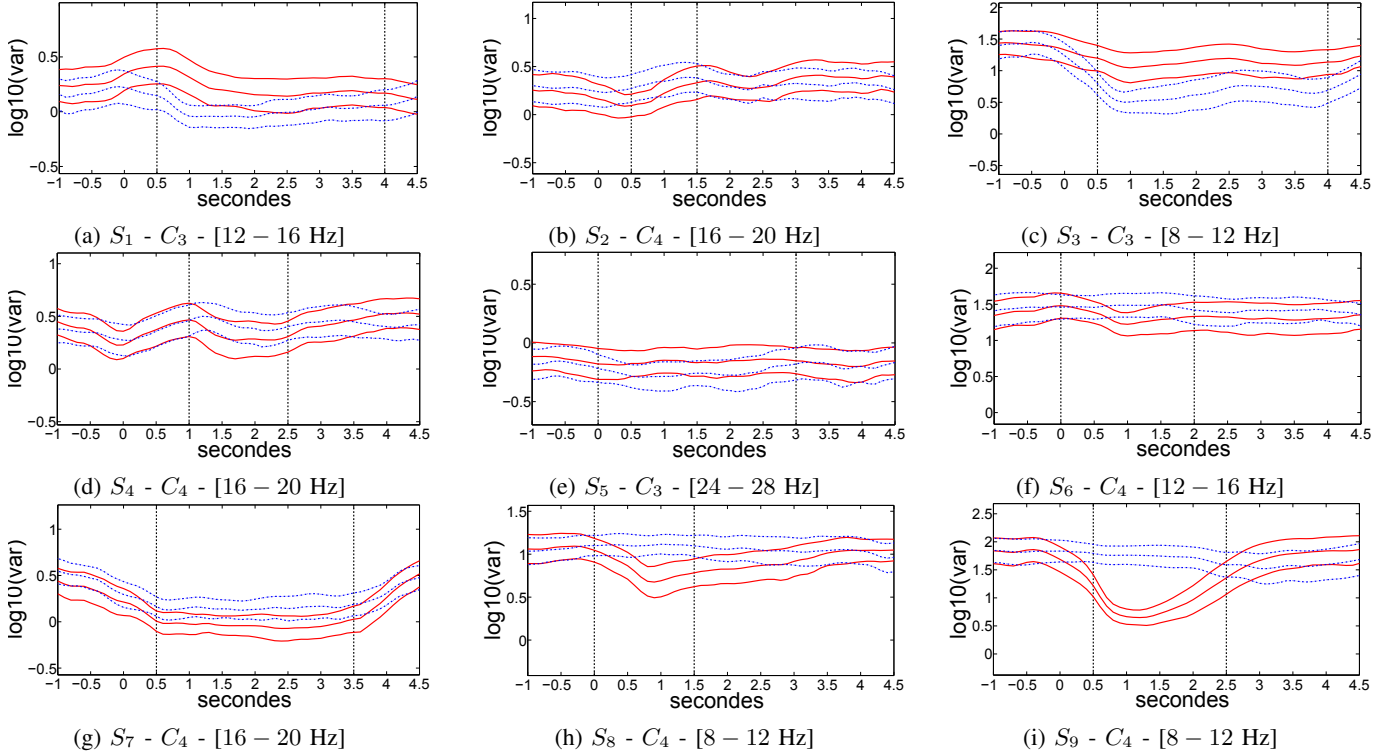


FIGURE 4: Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires en pointillées délimitent l'intervalle de temps

	CSP basique	WTRCSP	BE	Notre méthode
Sujet1	88.89	88.89	90.28	<b>92.36</b>
Sujet2	51.39	54.86	<b>63.19</b>	61.11
Sujet3	<b>96.53</b>	<b>96.53</b>	93.75	<b>96.53</b>
Sujet4	70.14	70.14	70.14	<b>79.17</b>
Sujet5	54.86	65.97	<b>72.92</b>	62.5
Sujet6	71.53	61.81	65.97	<b>75.69</b>
Sujet7	81.25	81.25	75	<b>96.53</b>
Sujet8	93.75	95.83	91.67	<b>97.22</b>
Sujet9	<b>93.75</b>	90.97	92.36	92.36
Moyenne	78.01	78.47	79.48	83.71
Ecart-type	14.6	15.65	12.41	17.01

Tableau 2: Taux de classification pour chaque sujet

que du côté ipsilatéral, permettant de discriminer les tâches motrices de la main gauche et de la main droite. Cette différence de distribution spatiale est indispensable pour sélectionner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les deux tâches motrices. De plus, la distribution fréquentielle et temporelle des ERD varie selon les sujets, justifiant une adaptation des intervalles temps-fréquence à chaque utilisateur. En effet, l'ERD des sujets 3, 8, et 9 est focalisée sur le rythme  $\alpha$  alors que celle des sujets 1, 2, 4, 5, 6, et 7 est focalisée sur le rythme  $\beta$ . En outre, même si l'ERD apparaît dans l'intervalle de temps délimité par le paradigme (entre 0 et 4 s), les instants de début et de fin sont variables d'un sujet à un autre. La figure 4 présente une différence plus importante entre les tâches motrices concernant la puissance du signal EEG pour les

sujets 1, 3, 7, 8, et 9. Dans le même temps le taux de bonne classification, concernant notre méthode, est meilleur ( $> 90\%$ ) pour ces sujets. Cela semble indiquer que meilleure est la différence entre les tâches motrices concernant la puissance du signal EEG, meilleur est le taux de bonne classification.

Les taux de bonne classification de notre méthode sont prometteurs pour les sujets 4 et 7. Pour le sujet 4 le taux de bonne classification croit de 70.14% à 79.17%. D'après [9], un taux de 70% correspond au seuil permettant de contrôler correctement une BCI. En dépassant nettement ce seuil, le sujet 4 sera capable de mieux contrôler une BCI, améliorant ainsi sa motivation. Par conséquent nous espérons renforcer le processus de co-apprentissage entre l'utilisateur et la machine. La performance du sujet 7 est améliorée jusqu'à 96.53% ce qui représente un taux de bonne classification presque parfait. Dans ce cas nous nous attendons à ce que ce sujet contrôle la BCI sans difficultés.

D'après le Tableau 2 la sélection d'intervalles temps-fréquence adaptés à l'utilisateur, comme dans la méthode BE et la nôtre, donne de meilleurs résultats comparée à la sélection d'une large bande de fréquence, comme pour le calcul du CSP basique et du CSP régularisé. Ces résultats confirment ceux de la littérature, admettant que les performances du filtre CSP dépendent des intervalles de fréquence sélectionnés. Comme mentionné précédemment la distribution temporelle de l'ERD, spécifique à chaque utilisateur, affecte les performances du filtre CSP. C'est pourquoi

sélectionner l'intervalle de temps délimitant l'ERD, comme illustré sur la figure 4, permet d'améliorer l'efficacité discriminante des filtres CSP. Il faut souligner que dans la méthode BE, l'intervalle de temps n'est pas adapté à l'utilisateur, pouvant ainsi expliquer la différence de performance avec notre méthode.

## V. CONCLUSION

Nous avons proposé une méthode facilement reproductible afin de sélectionner le(s) intervalle(s) temps-fréquence qui discrimine(nt) le mieux différentes tâches d'imagination motrice. La sélection d'intervalles temps-fréquence est adaptée à chaque sujet. Elle est réalisée hors-ligne en utilisant un ensemble de signaux pré-enregistrés. Notre méthode est supervisée par un expert humain qui examine un ensemble de courbes pour chaque tâche d'imagination motrice à travers une analyse temps-fréquence des signaux EEG. Les résultats de notre étude confirment le fait qu'une sélection adaptée des intervalles temps-fréquence influe sur les performances du filtre CSP, comme indiqué dans la littérature. De plus notre méthode recueille des informations détaillées concernant les motifs neurophysiologiques qui apparaissent dans les signaux EEG quand l'utilisateur réalise des tâches d'imagination motrice. Cela permet une meilleure compréhension des différences de performance entre les sujets.

## RÉFÉRENCES

- [1] T. O. Zander, C. Kothe, S. Welke, and R. M., "Enhancing human-machine systems with secondary input from passive brain-computer interfaces," in *4th International BCI Workshop & Training Course*, Graz, Austria, 2008.
- [2] G. Pfurtscheller and F. H. L. da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [3] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K.-R. Muller, "Optimizing spatial filters for robust eeg single-trial analysis," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 1, pp. 41–56, 2008.
- [4] K. K. Ang, Z. Y. Chin, H. Zhang, and C. Guan, "Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2390–2397, 2008.
- [5] F. Lotte and C. Guan, "Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs : unified theory and new algorithms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, 2011.
- [6] H. Raza, H. Cecotti, and G. Prasad, "Optimising frequency band selection with forward-addition and backward-elimination algorithms in EEG-based brain-computer interfaces," *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1–7, 2015.
- [7] D. J. McFarland, "The advantages of the surface Laplacian in brain-computer interface research," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 93, no. 3, pp. 271–276, 2015.
- [8] C. Brunner, R. Leeb, G. Müller-Putz, A. Schlögl, and G. Pfurtscheller, "BCI competition 2008–graz data set A," *Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology*, pp. 136–142, 2008.
- [9] A. Kübler, N. Neumann, B. Wilhelm, T. Hinterberger, and N. Birbaumer, "Predictability of brain-computer communication," *Journal of Psychophysiology*, vol. 18, no. 2/3, pp. 121–129, 2004.