



HAL
open science

FuRIA : un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques pour les interfaces cerveau-ordinateur utilisant modèles inverses et modèles flous

Fabien Lotte, Anatole Lécuyer, Bruno Arnaldi

► **To cite this version:**

Fabien Lotte, Anatole Lécuyer, Bruno Arnaldi. FuRIA : un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques pour les interfaces cerveau-ordinateur utilisant modèles inverses et modèles flous. 21ème colloque GRETSI, Sep 2007, Troyes. inria-00134971v1

HAL Id: inria-00134971

<https://inria.hal.science/inria-00134971v1>

Submitted on 6 Mar 2007 (v1), last revised 17 Oct 2007 (v3)

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.

FuRIA : un nouvel algorithme d'extraction de caractéristiques pour les interfaces cerveau-ordinateur utilisant modèles inverses et modèles flous

Fabien Lotte, Anatole Lécuyer, Bruno Arnaldi

flotte@irisa.fr, lecuycer@irisa.fr, arnaldi@irisa.fr
IRISA-INRIA Rennes, Avenue du général Leclerc,
Campus Universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France

Thème choisi : Interfaces Cerveau-Machine (S.2)

Problème traité : Il s'agit de l'extraction automatique de caractéristiques pertinentes pour l'identification de tâches mentales dans les interfaces cerveau-ordinateur, cela grâce à l'utilisation de modèles inverses et de modèles flous.

Originalité du travail : L'algorithme d'extraction de caractéristiques proposé permet d'identifier automatiquement, à l'aide de modèles inverses, les régions d'intérêts pertinentes pour discriminer différentes tâches mentales ainsi que les bandes de fréquences dans lesquelles elles réagissent. Il utilise de plus le nouveau concept de "région d'intérêt floue".

Résultats nouveaux : l'algorithme FuRIA (Fuzzy Region of Interest Activity) ainsi que le concept de région d'intérêt floue sont proposés. Une première évaluation de cette méthode sur le jeu de données IV de la "BCI competition 2003" montre que la méthode s'avère prometteuse puisque nous obtenons un meilleur score que les gagnants de la compétition sur ces données.

Résumé

Lors de l'utilisation d'Interfaces Cerveau-Ordinateur (ICOs) utilisant l'ÉlectroEncéphalographie (EEG), l'identification de tâches mentales repose sur deux points clés : l'extraction de caractéristiques et la classification [1]. Le premier vise à décrire les signaux EEG par quelques valeurs pertinentes appelées "caractéristiques" tandis que le dernier a pour but d'attribuer automatiquement une classe à ces caractéristiques. Nous nous intéressons ici à l'extraction de caractéristiques, domaine pour lequel il est reconnu que l'exploration de nouveaux algorithmes est nécessaire [1]. Ces trois dernières années, les modèles inverses se sont avérés être des algorithmes d'extraction de caractéristiques prometteurs [2] [3] [4] [5]. De tels modèles peuvent calculer l'activité dans tout le volume cérébral, en utilisant uniquement les signaux EEG et un modèle de tête qui représente généralement le cerveau comme un ensemble de voxels (éléments de volume). L'activité ainsi calculée dans quelques régions cérébrales a ainsi pu être utilisée comme caractéristiques pour des ICO.

Malgré de bons résultats, quelques limitations subsistent. Il s'avère en effet difficile de concilier à la fois la généralité, c'est-à-dire, la capacité de traiter n'importe quel type de tâche mentale, et le fait de générer peu de caractéristiques. D'une part, les méthodes génériques et automatiques génèrent un grand nombre de caractéristiques, due à l'utilisation de l'activité de voxels seuls comme caractéristiques [3]. En effet, les voxels peuvent être dépendants les uns des autres et devraient donc être regroupés au sein de régions cérébrales. D'autre part, des méthodes générant peu de caractéristiques ont été proposées, mais elles ne sont plus génériques car nécessitant de la connaissance *a priori* sur le sujet et elles ne sont utilisables que pour de l'imagerie motrice [2] [4]. Enfin, une méthode que nous avons proposé récemment [5] est à la fois générique et génératrice de peu de caractéristiques étant donné que les voxels dépendants sont regroupés en Régions d'Intérêt (RIs). Cependant cette méthode a le défaut de ne pas être complètement automatique, d'être limitée à l'utilisation de deux RIs dont l'extension spatiale est difficile à déterminer [5].

Dans cet article nous proposons un algorithme d'extraction de caractéristiques générique qui peut automatiquement identifier n'importe quel nombre de RIs pertinentes et peut définir correctement leur extension spatiale grâce au nouveau concept de RI floue. Cet algorithme s'appelle FuRIA, acronyme de "Fuzzy Region of Interest Activity".

1 L'algorithme FuRIA

FuRIA est un algorithme d'extraction de caractéristiques avec apprentissage. En effet, il peut automatiquement identifier quelles sont les RIs pertinentes pour discriminer des tâches mentales et quelles sont les bandes de fréquences dans lesquelles ces RIs réagissent. Cet apprentissage s'effectue en 5 étapes :

Analyse statistique : Cette étape consiste à comparer, en utilisant un test statistique, l'activité de chaque voxel, éventuellement moyennée au cours d'une fenêtre temporelle, entre les différentes classes. Cette analyse est effectuée pour chacune des N_f

fréquences considérées. Une fois l'analyse effectuée, nous obtenons N_f cartes de statistiques, chacune révélant quels sont les voxels significatifs pour la discrimination.

Clustering : Pour chaque carte de statistiques calculée à l'étape précédente, un algorithme de clustering est utilisé dans le but d'agréger les voxels significatifs sous forme de RIs. Pour utiliser cet algorithme, un vecteur à 4 dimensions $[x, y, z, s]$ est associé à chaque voxel significatif. Les coordonnées x, y, z sont les coordonnées 3D du voxel dans le modèle de tête choisi, et s la statistique du voxel obtenue à l'étape précédente. Une fois le clustering effectué, tous les voxels dont les vecteurs associés appartiennent au même cluster, sont agrégés dans la même RI.

Fusion : Une fois les RIs pertinentes identifiées pour chaque fréquence, nous devons trouver quelles RIs sont pertinentes dans quelles bandes de fréquences. Pour se faire, les RIs obtenues à des positions similaires (i.e., se chevauchant à plus de 50%), pour des fréquences consécutives, sont fusionnées, grâce à une simple Union ensembliste, et identifiées comme réactives dans la bande de fréquence résultant de la concaténation de ces fréquences.

Adaptation : À cause de l'utilisation de l'Union comme opérateur de fusion, une RI Ω identifiée comme réactive dans la bande de fréquence $[f_a; f_b]$ peut contenir des voxels qui étaient significatifs à une fréquence comprise entre f_a et f_b mais qui ne le sont plus dans $[f_a; f_b]$. Par conséquent, nous effectuons une nouvelle analyse statistique pour chaque RI, dans le but de retirer les voxels qui ne sont plus significatifs.

Fuzzification : Dans les RIs définies jusqu'à présent, nous pouvons remarquer que tous les voxels n'ont pas, statistiquement, le même pouvoir discriminant. Cependant, ces voxels contiennent tous plus ou moins d'information. De plus, les régions cérébrales d'un sujet particulier ne sont pas bien définies mais plutôt naturellement floues. De ce fait, identifier quels sont les voxels qui doivent être gardés dans une RI s'avère difficile. Nous pensons que tous les voxels contenant de l'information devraient être dans la RI, mais que ceux qui en contiennent moins, devraient être moins dans la RI. Nous proposons ainsi le concept de RI floue, en s'appuyant sur la théorie des ensembles flous développée par Zadeh [6]. Une RI classique Ω_c est définie par l'ensemble des voxels qu'elle contient. L'activité γ_{Ω_c} de cette RI Ω_c est classiquement calculée à partir de l'activité γ_v des voxel v de la RI :

$$\gamma_{\Omega_c} = \sum_{v \in \Omega_c} \gamma_v \quad (1)$$

Une RI floue Ω_f n'est plus définie par un ensemble de voxels, mais par une fonction d'appartenance floue μ_{Ω_f} . Cette fonction fournit le degré d'appartenance (prenant ses valeurs dans $[0; 1]$) de n'importe quel voxel dans la RI Ω_f . L'activité dans une RI floue est calculée de cette façon :

$$\gamma_{\Omega_f} = \sum_{v=1}^{N_v} \mu_{\Omega_f}(v) \gamma_v \quad (2)$$

Avec N_v le nombre total de voxels dans le modèle de tête utilisé. Ce formalisme permet de pondérer chaque voxel en fonction de sa contribution relative au sein de la RI, et ainsi, d'utiliser efficacement toute l'information disponible. Pour terminer l'apprentissage de FuRIA, toutes les RIs Ω sont transformées en RIs floues en associant à chacune d'entre elles une fonction d'appartenance floue μ_{Ω} qui utilise les statistiques calculées lors de l'étape précédente.

Une fois l'apprentissage automatique de FuRIA effectué, un ensemble de RIs floues discriminantes a été identifié ainsi que les bandes de fréquences réactives correspondantes. L'activité dans ces RIs et dans ces bandes de fréquences, éventuellement moyennée au cours du temps, peut être utilisée comme caractéristiques pour n'importe quel classifieur.

2 Évaluation

Afin d'évaluer FuRIA, nous avons utilisé sLORETA comme modèle inverse [7], un test t avec permutations comme analyse statistique et l'algorithme "Mean Shift" [8] en tant qu'algorithme de clustering. Concernant les fonctions d'appartenance floues, il s'avère que, dû au fait que sLORETA soit basse résolution, les voxels significatifs avec une relativement haute probabilité d'erreur de type I sont beaucoup plus nombreux que les voxels significatifs avec une relativement basse probabilité d'erreur. Par conséquent, pour chaque RI Ω , nous avons utilisé une fonction μ_{Ω} qui assigne un degré d'appartenance qui décroît exponentiellement avec la statistique du voxel :

$$\mu_{\Omega}(v) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{p_{max} - p_v}{\sigma_{max}} \right)^2} & v \in \Omega \\ 0 & v \notin \Omega \end{cases} \quad (3)$$

avec $\sigma_{max} = 1 / (N_{\Omega_s} \sum_{p_v > 0} (p_{min} - p_v)^2)$

N_{Ω_s} est le nombre de voxels dans la RI Ω ; p_{min} et p_{max} sont respectivement la probabilité minimale et maximale, parmi les voxels de la RI, de rejeter correctement l'hypothèse nulle H_0 ; et p_v est la probabilité de rejeter correctement H_0 pour le voxel v .

Pour évaluer FuRIA, nous avons travaillé avec le jeu de données IV de la "BCI competition 2003" [9]. Ces données contiennent des signaux EEG enregistrés 500 ms avant qu'un sujet ne tape sur un clavier avec un doigt de sa main gauche ou de sa main droite. Le but des participants à la compétition était d'identifier, pour chaque essai, la main qui allait être utilisée.

Nous avons entraîné l’algorithme FuRIA sur l’ensemble d’apprentissage fourni, en travaillant sur les fréquences comprises entre 3 Hz et 45 Hz, avec un pas de 1 Hz et en se focalisant sur la fenêtre temporelle comprenant les dernières 250 ms pour chaque essai. FuRIA a trouvé cinq RIs flous discriminantes (cf. Figure 1), générant ainsi des vecteurs de caractéristiques de dimension 5.

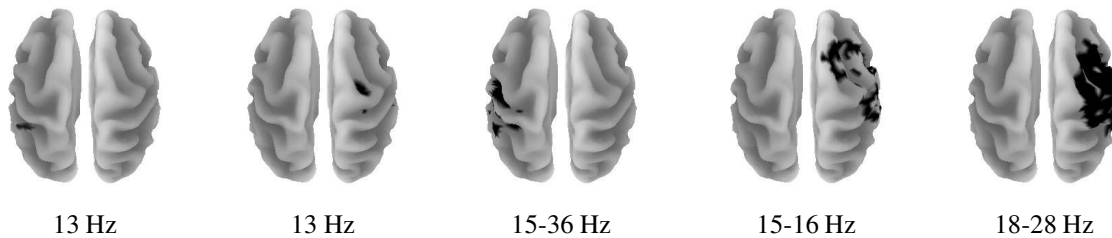


FIG. 1 – Les RIs flous (en noir) et leur fréquences correspondantes qui ont été automatiquement obtenues par FuRIA.

Ces caractéristiques ont été classifiées par une machine à vecteurs supports linéaire. Les taux de reconnaissance obtenus après 100 répétitions d’apprentissage/test sont rapportés dans la Table 1 et comparés avec deux autres méthodes : celle du gagnant de la compétition [9] et une méthode utilisant les modèles inverses que nous avons proposée précédemment [5]. Les résultats obtenus avec FuRIA sans l’étape de fuzzification (étape 5 de l’apprentissage, cf. partie 1) sont aussi rapportés pour comparaison.

TAB. 1 – Taux de reconnaissance sur l’ensemble de test (%)

Méthode	Précision
Gagnant de la “BCI competition 2003” [9]	84
Travaux précédents utilisant les modèles inverses [5]	83
FuRIA sans fuzzification	80-82
FuRIA avec fuzzification	85-86

Nous pouvons remarquer que la méthode utilisant FuRIA avec fuzzification atteint le plus haut score avec un taux de reconnaissance allant de 85% à 86%. Ces résultats suggèrent que les caractéristiques extraites avec FuRIA sont très discriminantes, étant donné qu’elles sont peu nombreuses (seulement 5) mais permettent quand même de bons résultats de classification. Nous pouvons aussi remarquer que lorsque l’on utilise FuRIA sans fuzzification, les résultats sont significativement plus bas. Cela montre l’intérêt d’utiliser efficacement l’information contenue dans n’importe quel voxel significatif, grâce au concept de RI flou.

Références

- [1] D. J. McFarland, C. W. Anderson, K.-R. Muller, A. Schlogl, and D. J. Krusienski. Bci meeting 2005-workshop on bci signal processing : feature extraction and translation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2) :135 – 138, 2006.
- [2] L. Qin, L. Ding, and B. He. Motor imagery classification by means of source analysis for brain computer interface applications. *Journal of Neural Engineering*, 1(3) :135–141, 2004.
- [3] R. Grave de Peralta Menendez, S. Gonzalez Andino, L. Perez, P.W. Ferrez, and J. del R. Millán. Non-invasive estimation of local field potentials for neuroprosthesis control. *Cognitive Processing, Special Issue on Motor Planning in Humans and Neuroprosthesis Control*, 2005.
- [4] M. G. Wentrup, K. Gramann, E. Wascher, and M. Buss. Eeg source localization for brain-computer-interfaces. In *2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, pages 128–131, 2005.
- [5] M. Congedo, F. Lotte, and A. Lécuyer. Classification of movement intention by spatially filtered electromagnetic inverse solutions. *Physics in Medicine and Biology*, 51(8) :1971–1989, 2006.
- [6] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems : selected papers by Lotfi A. Zadeh*, pages 19–34, 1996.
- [7] R. D. Pascual-Marqui. Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sloreta) : technical details. *Methods and Findings in Experimental and Clinical Pharmacology*, 24D :5–12, 2002.
- [8] D. Comaniciu and P. Meer. Mean shift - a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5) :603–619, 2002.
- [9] Y. Wang, Z. Zhang, Y. Li, X. Gao, S. Gao, and F. Yang. Bci competition 2003–data set iv : an algorithm based on cssd and fda for classifying single-trial eeg. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6) :1081–1086, 2004.