



This article appeared in a journal published by Elsevier. The attached copy is furnished to the author for internal non-commercial research and education use, including for instruction at the authors institution and sharing with colleagues.

Other uses, including reproduction and distribution, or selling or licensing copies, or posting to personal, institutional or third party websites are prohibited.

In most cases authors are permitted to post their version of the article (e.g. in Word or Tex form) to their personal website or institutional repository. Authors requiring further information regarding Elsevier's archiving and manuscript policies are encouraged to visit:

<http://www.elsevier.com/copyright>



ELSEVIER
MASSON

Disponible en ligne sur
 ScienceDirect
 www.sciencedirect.com

Elsevier Masson France

 www.em-consulte.com

IRBM

IRBM 30 (2009) 211–217

Revue générale

Sur l'exploitation des approches d'analyse en composantes indépendantes dans les interfaces cerveau machine

On the use of independent component analysis techniques in the field of brain computer interface

L. Senhadji^{a,b,*}, A. Kachenoura^{a,b}, L. Albera^{a,b}, P. Comon^c

^a Inserm, U642, 35000 Rennes, France

^b Université de Rennes-1, LTSI, 35000 Rennes, France

^c I3S, université de Nice Sophia-Antipolis, CNRS, 06903 Nice, France

Reçu le 6 juin 2009 ; accepté le 1^{er} octobre 2009

Disponible sur Internet le 11 novembre 2009

Résumé

Plusieurs études traitant des interfaces cerveau machine (ICM) (*brain computer interface* [BCI]) à base d'analyses en composantes indépendantes (ACI) ont été présentées ces dernières années. La plupart d'entre elles ont exploré seulement un nombre réduit d'algorithmes ACI, et en particulier les algorithmes FastICA et InfoMax. L'objectif de cet article est de fournir quelques éléments pour aider les chercheurs travaillant dans le domaine des ICM, en particulier ceux qui ne sont pas familiarisés avec les techniques d'ACI, à choisir un algorithme d'ACI. À cet effet, le concept de l'ACI est brièvement introduit ainsi qu'une description rapide d'algorithmes classiquement mis en œuvre, pour l'exploitation du principe d'ACI, à savoir les algorithmes SOBI, COM2, JADE, ICAR, FastICA et InfoMax. La mise en œuvre de la technique ACI dans le domaine des ICM est également revue. Enfin, une étude comparative de ces algorithmes, réalisée sur des données EEG simulées, montre qu'une sélection appropriée d'un algorithme d'ACI peut sensiblement améliorer les capacités des systèmes ICM.

© 2009 Elsevier Masson SAS. Tous droits réservés.

Mots clés : Séparation de sources ; Interface cerveau-machine ; ICA ; BCI ; EEG

Abstract

Several studies dealing with brain computer interfaces (BCI) were conducted using the concept of independent components analysis (ICA). Most of these studies only used a reduced number of ICA techniques, mainly the two algorithms FastICA and InfoMax. The main goal of this paper is to present some key points regarding ICA to help BCI researchers not familiar with ICA techniques to select the best appropriate method to tackle the questions under study. Therefore, the concept of ICA is briefly introduced as well as a short description of algorithms widely used in ICA community, namely SOBI, COM2, JADE, ICAR, FastICA and InfoMax algorithms. The implementation of the ICA technique in the field of the BCI is also reported. Finally, a comparative study of these algorithms, conducted on physiologically plausible simulated EEG data, shows that an appropriate selection of an ICA algorithm can significantly improve the overall capabilities of BCI systems.

© 2009 Elsevier Masson SAS. All rights reserved.

Keywords: Source separation; Brain computer interface; Independent components analysis; ICA; BCI; EEG

1. Introduction

L'essor des technologies dédiées aux interfaces cerveau machine (ICM) (*brain computer interface* [BCI]) n'a eu cesse

de grandir au cours des 15 dernières années ([46,33,8] pour une revue de la littérature). Un système ICM est généralement constitué d'un ensemble de capteurs et d'algorithmes de traitement du signal. Il permet d'acquérir et d'analyser les activités cérébrales dans le but d'identifier des marqueurs permettant d'établir une voie de communication fiable directement entre le cerveau et un dispositif externe tel qu'un ordinateur, une neuroprothèse, etc. Plus précisément, la conception de base et le fonctionnement de tout système ICM sont illustrés sur la Fig. 1. L'activité cérébrale

* Auteur correspondant. LTSI, université de Rennes-1, campus de Beaulieu, bâtiment 22, 263, avenue du Général-Leclerc, CS 74205, 35042 Rennes cedex, France.

Adresse e-mail : lotfi.senhadji@univ-rennes1.fr (L. Senhadji).

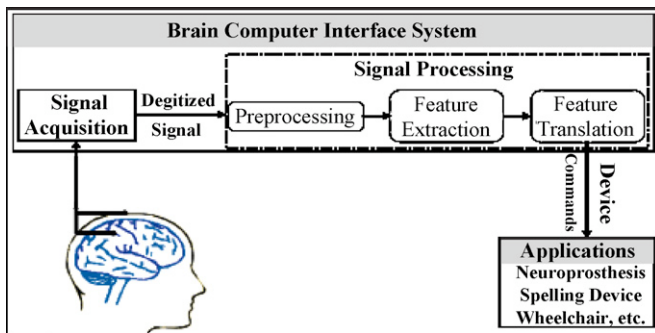


Fig. 1. Schéma fonctionnel d'un système ICM.

est enregistrée au moyen d'électrodes situées sur le cuir chevelu (système ICM non invasif) ou de manière invasive par le biais d'une grille d'électrodes placée, en général, sur le cortex moteur (le système ICM invasif) [8]. Une étape de prétraitement est souvent nécessaire pour améliorer le rapport signal sur bruit (RSB) et atténuer les artefacts inhérents au dispositif d'acquisition, tels que la dérive de la ligne de base, les déplacements des électrodes et des fils de contacts, mais aussi ceux induits par le sujet comme les mouvements oculaires, les activités musculaire et cardiaque. Celle-ci est suivie d'une étape d'extraction de marqueurs dans l'activité cérébrale susceptibles de coder les commandes de l'utilisateur ou de refléter les intentions de commandes du sujet [33,46]. La dernière étape a pour but d'associer les marqueurs ou signatures spécifiques extraites à des signaux de commande pour contrôler un périphérique externe ou encore pour renvoyer une information vers le sujet. Plusieurs techniques d'exploration de l'activité cérébrale ont été envisagées dans le domaine des ICM. Elles se scindent en deux catégories :

- les explorations non invasives telles que l'électroencéphalographie (EEG), la magnétoencéphalographie (MEG), l'imagerie fonctionnelle par résonance magnétique (IRMf) et la spectrophotométrie à infrarouge (NIRS) ;
- les explorations invasives comme l'électrocorticographie (ECoG), où le signal est enregistré à partir de microélectrodes intracrâniennes [33].

Jusqu'à présent, une majorité de système ICM exploite les signaux EEG ou ECoG [33,46]. En effet, les techniques d'exploration faisant appel à la MEG ou à l'IRMf sont coûteuses et encombrantes et de fait incompatibles avec un déploiement des ICM dans le contexte ambulatoire. Plusieurs variétés de phénomènes neurologiques sont utilisées par les systèmes ICM. Ils comprennent les rythmes EEG comme les rythmes *Mu*, *Alpha*, *Bêta*, la synchronisation/désynchronisation évoquée (ERS/ERD), les composantes des potentiels évoqués (PE) somatosensoriels (l'onde P-300 notamment), les ondes corticales lentes, etc. La mise en œuvre sur le terrain des systèmes ICM requiert des méthodes de traitement de signal qui soient, à la fois, fiables et rapides. Elles sont incontournables pour le prétraitement des données acquises et pour l'extraction de signatures discriminantes. L'analyse en composantes indépendantes (ACI) [14] s'avère être une approche élégante pour le

traitement du signal dans certains contextes. Les fondements théoriques de cette approche ont été largement étudiés au cours des 25 dernières années et un grand nombre d'algorithmes est actuellement disponible. Des applications variées des ACI ont vu le jour dans divers domaines tels que l'analyse et le prétraitement de signaux biomédicaux [30,35], la reconnaissance d'images [18] et les communications numériques sans fil [20]. Dans cet article, nous nous limiterons à l'exploitation des ACI dans les systèmes ICM basés sur l'EEG. Au cours de la dernière décennie, plusieurs systèmes ICM s'appuyant sur les ACI ont été présentés [33]. Néanmoins, la plupart de ces études a exploré un nombre limité de méthodes d'ACI (surtout l'approche dite FastICA [25] et InfoMax [32]). De plus, la dépendance des performances des algorithmes d'ACI vis-à-vis des origines des activités électrophysiologiques est peu documentée. Cela peut entraver le choix de la meilleure méthode pour une application donnée, et de fait, limiter le rôle de ces méthodes dans les systèmes ICM. Dans ce contexte, le but de notre article est :

- de montrer l'intérêt de l'ACI pour le type d'ICM considéré ;
- d'identifier les techniques ACI appropriées pour les ICM ;
- de présenter une analyse comparative des performances de six algorithmes d'ACI dans un contexte opérationnel ;
- de construire un référentiel pour les chercheurs du domaine des ICM, en particulier pour ceux qui ne sont pas spécialistes des techniques ACI.

Ces 25 dernières années ont connu des développements méthodologiques et algorithmiques importants. Nous les avons détaillés, ainsi que les fondements mathématiques sous-jacents, dans un article précédemment publié dans ce journal [30] et aussi dans *Signal processing magazine, IEEE* [31]. De ce fait, ils ne seront que brièvement présentés ici.

2. L'approche ACI : position du problème

La question de la séparation aveugle de sources (SAS) peut être formulée de la manière suivante. On suppose disposer d'une réalisation de taille $(N \times M)$ d'un processus stochastique vectoriel $\{x[m]_{m \in \mathbb{N}}\}$ dont les valeurs sont a priori réelles. L'objectif est de trouver une matrice de mélange A surdéterminée (i.e., en notant $(N \times P)$ la taille de A , P est inférieur ou égal à N) tel que :

$$\forall m \in \mathbb{N}, x[m] = As[m] + v[m] \quad (1)$$

où $s[m] = [s_1[m] \dots s_P[m]]^T$ est un vecteur source de longueur P , de composantes mutuellement indépendantes et $v[m] = [v_1[m] \dots v_N[m]]^T$ est un vecteur bruit, indépendant du vecteur source.

Le concept de l'ACI peut être vu comme une extension de l'analyse en composantes principales (ACP) par le recours aux statistiques supérieur à deux. L'ACI d'un vecteur aléatoire x de longueur N et de matrice de covariance R_x est donnée par le couple de matrices (A, Δ) vérifiant les propriétés suivantes :

- la matrice de covariance R_x se décompose sous la forme $R_x = A \Delta A^T$ où Δ est une matrice semi-définie positive et où A est une matrice de rang colonne plein ;
- le vecteur x se décompose sous la forme $x = As$ où s est un vecteur aléatoire de longueur P , de matrice de covariance Δ et dont les composantes sont le plus indépendantes possibles au sens de la maximisation du contraste choisi.

En d'autres termes, l'approche ACI consiste à trouver un séparateur matriciel W_o de dimension $(N \times P)$ tel que $y_o[m] = W_o^T x[m]$ soit une estimation du vecteur source $s[m]$.

3. Quelques exemples d'utilisation du concept ACI dans les ICM

Des résultats prometteurs ont été présentés mettant en œuvre les ACI. Plusieurs questions ont été ainsi abordées comme l'extraction de l'ECG fetal, la restauration d'activités cérébrales spécifiques telles que les PE, les fuseaux de sommeil ou encore l'atténuation d'artefacts. Dès lors, il est naturel d'envisager une telle approche dans le contexte des ICM. Les systèmes ICM exploitent plusieurs phénomènes neurophysiologiques [31]. Parmi les plus utilisés, nous citons la composante P-300 des PE, les potentiels évoqués visuels (PEV), les différents rythmes EEG, tel que les rythmes *Mu*, *Alpha* et *Bêta* et les potentiels évoqués auditifs (PEA) (Voir [33], Tableau 3 pour plus de détails). Toutes ces composantes offrent des propriétés intéressantes dans le cas des ICM :

- la latence de l'onde P-300 augmente avec la difficulté de la tâche et elle est corrélée au temps de réaction motrice, et son amplitude varie en proportion inverse de la fréquence d'occurrence des stimuli cibles ;
- certains rythmes EEG sont associés à des tâches mentales ou à la préparation et l'exécution d'un mouvement [37]. De plus, un stimulus ou une action provoque des modifications soudaines des rythmes corticaux (désynchronisations et synchronisations liées à l'événement, DLE/SLE, [37]) ;
- l'intérêt des PEV est leur contenu fréquentiel bien spécifique (des harmoniques directement liées à la fréquence du stimulus) qui permet de les différencier des autres activités électriques du cerveau ;
- concernant le recours aux PEA, il est motivé par certains problèmes particuliers rencontrés pour des patients souffrant de paralysies très sévères (yeux complètement immobiles et cellules pyramidales du cortex moteur dégénérées).

La plupart des PE ont la particularité d'être de très faible intensité (quelques microvolts) et de se superposer à l'activité cérébrale spontanée, beaucoup plus importante en amplitude. De plus, les signaux EEG, et en particulier ceux enregistrés en surface, présentent un RSB très faible et sont souvent altérés par des artefacts. L'ACI a naturellement été envisagée pour atténuer ces « composantes » indésirables. Ainsi Bayliss et Ballard [5] ont mené une expérience sur un prototype de conduite virtuel où le stimulus est l'apparition d'un feu rouge. Les auteurs ont montré que l'ACI permettait une amélioration significative du taux de

classification (taux de classification correcte est de l'ordre de 80 %) de la composante P-300 qui apparaît après chaque stimulus. Xu et al. [47] ont exploité l'ACI pour améliorer la détection de l'onde P-300 dans le système ICM « P300 speller » (interface permettant d'épeler des mots, initialement développée par Farwell et Donchin [19]). Les auteurs ont exploité les données provenant de la compétition ACI 2003 [9] et ont montré que leur méthode fournit une classification correcte à 100 %. Une autre étude pilote a été conduite pour la classification de mouvements imaginés [41]. Plus précisément, les auteurs se sont concentrés sur le rythme *Mu* qui a tendance à diminuer en amplitude et à se désynchroniser lors de l'exécution ou de l'imagination d'un mouvement (apparition d'un DLE dans la région controlatérale du cerveau). L'expérience consistait à imaginer un mouvement soit de la main droite soit de la main gauche. L'étude a montré que l'ACI permettait d'isoler le rythme *Mu* et que la classification des mouvements en deux groupes, ceux de la main droite et ceux de la main gauche, présente un taux de réussite de près de 80 %. Il est à noter que ce taux a été obtenu sans aucune étape d'apprentissage. Une autre méthode exploitant l'ACI a été présentée par Wang et al. [45]. Des stimuli visuels rapides ont été présentés à des patients et l'ACI a été déployée pour choisir à la fois les électrodes pertinentes et la référence adéquate pour permettre d'isoler des PEV. Cette méthode a été mise en œuvre en pratique et fournie des résultats prometteurs. Dans une autre étude intéressante, reportée par Hill et al. [24], des stimuli auditifs ont été présentés, à plusieurs reprises, à 15 sujets et les signaux EEG ont été enregistrés en utilisant 40 électrodes. L'ACI est alors exploitée sur une petite partie des données pour apprendre la matrice de mélange A . Celle-ci est par la suite utilisée pour séparer l'information utile des différents artefacts. La comparaison des classifieurs avec et sans ACI a montré que l'ACI permet d'améliorer les performances de près de 14 %.

Toutes les études brièvement reportées ci-dessus montrent que l'ACI est un outil prometteur pour les systèmes ICM. Cependant, la majorité de ces travaux exploite les algorithmes FastICA [25] et InfoMax [32]), sans réelle justification. Nous nous sommes donc intéressés à cette question et nous proposons d'examiner six algorithmes d'ACI en termes de coup de calcul et de complexité de mise en œuvre mais aussi d'en évaluer les performances dans un contexte de simulations réalistes. Notre choix, non exhaustif, s'est porté sur les six algorithmes suivant :

- SOBI [7] qui exploite plusieurs matrices de covariance associées à différents retards non nuls après blanchiment des observations ;
- COM2 [14] qui cherche à reconstruire des sources indépendantes deux à deux en maximisant, après blanchiment des observations, une fonction de contraste basée sur les cumulants d'ordre quatre ;
- JADE [10] qui propose une solution algébrique qui consiste à diagonaliser conjointement l'ensemble des matrices propres construites à partir des vecteurs propres associés aux P plus grandes valeurs propres de la matrice de covariance des observations blanchies ;
- ICAR [1] qui vise à exploiter les redondances (matricielles) présentes dans la matrice de quadricovariance des obser-

uations et qui ne nécessite pas une étape de blanchiment préalable ;

- InfoMax [32] qui résout le problème de l'ACI en maximisant l'entropie différentielle de la sortie d'une transformation non-linéaire inversible des observations blanchies ;
- FastICA [25] qui, après l'étape de blanchiment, cherche à maximiser une fonction de contraste basée sur la négentropie.

Les quatre premiers algorithmes sont semi-algébriques et donc aboutissent à une solution du problème de l'ACI en un nombre prédéterminé d'itérations. Les deux derniers algorithmes sont itératifs et la convergence vers un maximum local n'est donc pas exclue. Contrairement aux cinq autres algorithmes qui extraient toutes les composantes indépendantes simultanément, FastICA est une approche de type déflation c'est à dire que les composantes du mélange sont extraites l'une après l'autre. Ces six algorithmes nécessitent que les observations soient ergodiques et stationnaires. Même si de telles hypothèses sont difficilement vérifiables au sens strict dans le contexte des signaux biomédicaux, la mise en œuvre de ces algorithmes est envisageable [29].

4. Complexité de calcul

Cette section a pour objectif de fournir quelques résultats portant sur la complexité de calcul numérique des six méthodes ACI présentées auparavant, pour des valeurs données de N , P et le nombre d'échantillons M . La complexité numérique des méthodes est calculée en termes du nombre d'opérations en virgule flottante (flops). Un flop est défini comme la somme d'une multiplication et d'une addition. Néanmoins, en accord avec la pratique usuelle, seules les multiplications sont prises en compte, ce qui n'affecte pas l'ordre de grandeur de la complexité de calcul. Si on note $f_4(P) = P(P+1)(P+2)(P+3)/24$ le nombre d'entrées libres dans le tenseur de dimension P des cumulants d'ordre quatre, It le nombre de balayage requis par la diagonalisation conjointe (SOBI, JADE, ICAR) ou par l'optimisation de la fonction de contraste de COM2, T le nombre de retards utilisés dans SOBI, J le nombre maximal d'itérations considérées dans les algorithmes itératifs (FastICA, InfoMax), Q est la complexité exigée pour le calcul des racines du polynôme réel de quatrième degré de la technique de Ferrari (on prend $Q \approx 30$ flops), et $B = \min\{MN^2/2 + 4N^3/3 + PNM, 2MN^2\}$ le nombre de flops requis par le blanchiment spatial. Pour les valeurs de N , P , M , It , T , J et D , les complexités de calcul numériques sont données dans le [Tableau 1](#). La différence des paramètres d'entrée

pour chaque méthode rend difficile une étude comparative des complexités de calcul. Néanmoins, si les hypothèses de travail sont satisfaites, on peut énoncer que SOBI présente la plus petite complexité de calcul pour des performances comparables, que les algorithmes itératifs InfoMax et FastICA exigent généralement un plus grand nombre de calculs, alors que COM2, ICAR et le JADE ont des complexités de calcul très proches (Voir [13,50] pour plus de détails).

Le nombre d'électrodes dans les systèmes ICM peut varier de une [27] à plus de quarante [24]. Cependant, dans une perspective d'exploitation ambulatoire des ICM, la réduction du nombre d'électrodes N s'avère nécessaire. Pour ce qui est du nombre d'échantillons M , celui-ci est généralement faible (entre 300 et 5000 échantillons). Comme nous l'avons déjà mentionné, la majorité des systèmes ICM s'appuie sur quatre type de signaux neurophysiologiques (l'onde P-300, les PEA, les PEV et certains rythmes EEG). Ces signaux sont généralement de courte durée (quelques secondes) et sont échantillonnés à une cadence comprise entre 100 Hz et 1000 Hz. À titre d'exemple, la complexité numérique des six algorithmes considérés est calculée dans le contexte de la simulation, qui sera présentée dans le [paragraphe Comparaison des performances dans le contexte des ICM](#), où les algorithmes d'ACI sont mis en œuvre pour débruiter et extraire le rythme Mu . Les paramètres des algorithmes qui interviennent dans l'évaluation de la complexité (I) sont $N=6$, $P=3$, $M=5120$ (durée d'observation de 20 secondes avec une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz), $T=5$, $Q=30$, $It=6$ pour SOBI, $It=4$ pour COM2, $It=7$ pour JADE, $It=11$ pour ICAR, $J=60$ pour FastICA, $J=31$ pour InfoMax, $f_4(P)=15$ et $B=184\,608$. Ces paramètres ont été retenus pour permettre à chaque algorithme de fournir des résultats satisfaisants. Les complexités numériques de SOBI, COM2, JADE, ICAR, FastICA et InfoMax sont respectivement d'à peu près $5,10^5$; $5,10^5$; $5,10^5$; $5,10^5$; $3,10^6$ et $3,10^6$. Il apparaît donc que, pour cet exemple, SOBI, COM2, JADE, et ICAR demandent un plus petit nombre de calcul comparé à InfoMax et FastICA.

5. Comparaison des performances dans le contexte des ICM

5.1. Génération des données test

L'objectif principal de ce paragraphe est d'expliquer comment nous avons procédé pour obtenir des données simulées réalistes pour comparer les six algorithmes d'ACI considérés dans le contexte d'un système ICM basé sur le rythme Mu

Tableau 1
Complexité de calcul numérique des six algorithmes analysés.

Algos	Flops
SOBI	$TMN^2/2 + 4N^3/3 + (T-1)N^3/2 + ItP^2[4P(T-1)+17(T-1)+4P+75]/2$
COM2	$B + \min\{12Itf_4(P)P^2 + 2ItP^3 + 3Mf_4(P) + MP^2, 13ItMP^2/2\} + ItP^2Q/2$
JADE	$B + \min\{4P^6/3, 8P^3(P^2+3)\} + 3Mf_4(P) + ItP^2(75+21P+4P^2)/2 + MP^2$
ICAR	$3Mf_4(P) + 2N^6/3 + P^2(3N^2 - P)/3 + N^2P + P^2N^3 + 7P^2N^2 + ItP^2(4N^4 - 8N^3 + 25N^2)/2$
FastICA	$B + J[2P(P+M) + 5MP^2/2]$
INFOMAX	$B + J[P^3 + P^2 + P(5M+4)]$

(Quelques exemples d'utilisation du concept ACI dans les ICM) issu d'un enregistrement EEG de surface recueilli par le biais de six électrodes (FZ, F4, CZ, P7, PZ, P8) plus une référence (F3) placées sur le scalp selon le système 10–20. Dans un tel contexte, comme décrits dans la section II, les observations de surface peuvent être considérées comme un mélange bruité d'une source d'intérêt, à savoir l'onde *Mu*, et de sources d'artefacts telles que l'activité cardiaque et les mouvements oculaires. L'onde *Mu*, localisée au niveau du cortex moteur, est simulée à l'aide du modèle d'EEG de Jansen et Rit [28] dont les paramètres sont choisis de manière à obtenir une activité similaire à l'onde *Mu*. Les signaux liés aux activités cardiaque et oculaire sont issus de notre base de données polysomnographiques [40]. Concernant le bruit additif, il représente la résultante des perturbations liées à l'instrumentation et celles induites par les activités physiologiques EEG de fond. Le bruit instrumental est modélisé par un processus vectoriel Gaussien tandis que l'activité EEG de fond est simulée en surface par l'intermédiaire d'un modèle du volume conducteur cérébrale contenant 200 sources indépendantes d'EEG, chacune générée à l'aide du modèle de Jansen et Rit [28]. Enfin, la matrice de mélange est définie comme la concaténation de deux matrices colonne modélisant respectivement le volume de conduction [2] des sources à la base du rythme *Mu* et de l'activité oculaire, et d'un vecteur de pondération associée à la source cardiaque. Ce dernier est unitaire ce qui implique que les électrodes de surface sont uniformément corrompues par l'activité cardiaque.

5.2. Critère de performance

Deux séparateurs, $W_o^{(1)}$ et $W_o^{(2)}$ peuvent être comparés par le biais du critère introduit par Chevalier [12]. La qualité de l'extraction de la source p est directement reliée au RSB plus interférence maximal (*Signal to interference-plus-noise ratio* [SINR]) de cette source. Plus précisément, le SINR de la source p sur la voie i du séparateur $W_o = [w_o^{(1)}, \dots, w_o^{(P)}]$ est défini par :

$$\text{SINR}_p[w_o^{(i)}] = \pi_p \frac{|w_o^{(i)T} a_p|^2}{w_o^{(i)T} R_{v_p} w_o^{(i)}} \quad (2)$$

où π_p représente la puissance de la source p , $w_o^{(i)}$ est la colonne d'ordre i du séparateur W_o et R_{v_p} est la matrice de covariance du bruit pour la source p ; elle correspond à la matrice de covariance R_x estimée à partir des données en omettant la composante p . Sur la base de cette définition, la qualité de la restitution de la source p par le séparateur W_o est mesurée en calculant le maximum de $\text{SINR}_p[w_o^{(i)}]$ par rapport à i avec i ($1 \leq i \leq P$). Cette mesure est notée SINRM_p . La performance d'un séparateur de source W_o est déterminée par la donnée du vecteur ligne $\text{SINRM}(W_o)$:

$$\text{SINRM}(W_o) = (\text{SINRM}_1[W_o], \dots, \text{SINRM}_P[W_o]) \quad (3)$$

Dans un contexte donné, le séparateur $W_o^{(1)}$ est meilleur que le séparateur $W_o^{(2)}$ pour extraire la source p , si $\text{SINRM}_p[W_o^{(1)}] > \text{SINRM}_p[W_o^{(2)}]$. Le critère donné par (3) permet une évaluation

objective des algorithmes d'ACI. Cependant, l'utilisation de ce critère nécessite d'en connaître la borne supérieure qui serait atteinte par le « séparateur optimal de sources ». Il est montré que le séparateur optimale de sources correspond au séparateur W_o (SMF) dont les colonnes sont les filtres adaptés spatiaux (*Spatial matched filters* [SMF]) associés aux différentes sources [12]. Il est défini, à une matrice diagonale et une matrice de permutation près, par $W_o(\text{SMF}) = R_x^{-1} A$ où A la vraie matrice de mélange.

5.3. Résultats de simulations

Afin de mener une évaluation objective des performances des six algorithmes retenus, deux tests ont été envisagés à partir des données de simulation précédemment décrites. Nous nous intéressons aux performances de ces algorithmes en termes d'extraction de la source à l'origine de l'onde *Mu*. Cette source est considérée ici comme étant la source d'intérêt (c'est généralement le cas pour les ICM exploitant les informations issues du rythme *Mu*). Les résultats reportés dans ce qui suit ont été obtenus après moyenne sur 200 réalisations. Il est à noter que l'algorithme InfoMax a été implémenté après une étape de blanchiment spatial.

5.3.1. Influence de la longueur des observations pour un RSB donné

Dans ce test, nous avons fixé pour chaque source le RSB à 5 dB. Le SINRM_p ($1 \leq p \leq 3$) à la sortie des six algorithmes d'ACI, à savoir, SOBI, COM2, JADE, ICAR, FastICA et InfoMax, est estimé avec comme paramètre le nombre des échantillons (la fréquence d'échantillonnage étant de 256 Hz). La Fig. 2(a) montre les résultats obtenus pour la source *Mu*. On y observe le bon comportement des algorithmes COM2, JADE et FastICA. L'algorithme ICAR est légèrement moins performant pour la restitution de la source *Mu* et nécessite plus d'échantillons pour converger vers la solution optimale. Une des raisons pouvant expliquer ce comportement est que l'algorithme ICAR requiert que toutes les sources soient non Gaussiennes alors que la distribution estimée de la source *Mu* est proche d'une Gaussienne en particulier lorsque le nombre d'échantillons est faible. Une autre raison possible est le fait que le signe du cumulatif marginal d'ordre quatre de la source *Mu* est différent du signe des deux autres cumulatifs marginaux d'ordre quatre ce qui est en contradiction avec les hypothèses a priori requises par ICAR. Enfin, InfoMax semble nécessiter un grand nombre d'échantillons pour converger et le séparateur fourni par l'algorithme SOBI fait apparaître un biais dans le cas de ce scénario de simulation.

5.3.2. Influence du RSB

Ce paragraphe est consacré à l'étude du comportement des six algorithmes en fonction des variations du RSB (ce dernier étant supposé identique pour chaque source). Le nombre d'échantillons est fixé à 5120 (ce qui correspond à 20 secondes d'observation). La Fig. 2(b) montre que lorsque le RSB varie de -20 à 14 dB, COM2, JADE et FastICA ont des performances optimales. En ce qui concerne les performances des algorithmes

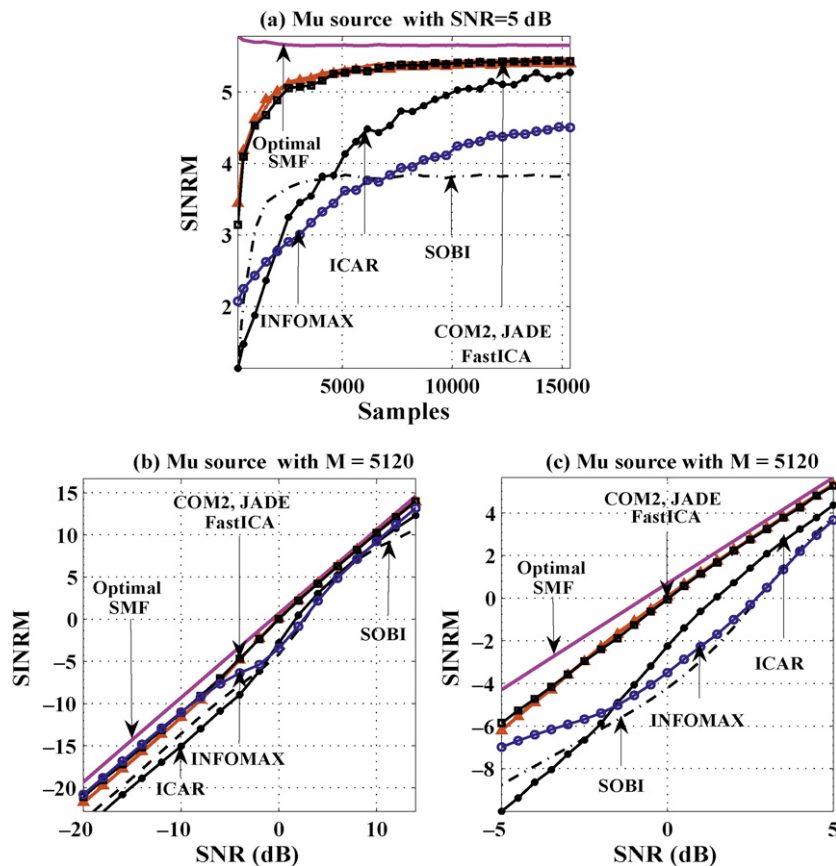


Fig. 2. Variation (en dB) du SINRM des sources (a) en fonction du nombre d'échantillons pour un RSB fixe de 5 dB, (b) en fonction du SNR. La figure (c) représente un zoom de la figure (b) pour un RSB entre -5 dB et 5 dB.

SOBI et ICAR, elles sont moins élevées par rapport aux précédents pour l'ensemble des valeurs de RSB. ICAR semble être légèrement plus performant que SOBI au-delà de -2 dB et cette hiérarchie s'inverse en deçà de cette même valeur (se reporter à la Fig. 2(c) qui est un zoom de la figure Fig. 2(b)). L'algorithme InfoMax se comporte comme l'algorithme COM2, JADE et FastICA pour les valeurs de RSB inférieures à -6 dB mais, comme cela est reporté sur la Fig. 2(c), ses performances sont similaires à celles de SOBI pour des valeurs de RSB au-delà de -6 dB.

6. Conclusion

Les systèmes à base d'ICM permettent à un sujet de contrôler des dispositifs ou appareils externes en utilisant des phénomènes électrophysiologiques telles que les activités EEG évoquées ou spontanées. Les signaux EEG contiennent des mélanges inconnus de composantes représentant des processus cérébraux de différentes natures. Ils sont souvent contaminés par des artefacts d'origine physiologique, comme par exemple l'ECG, l'EMG ou non physiologique comme les interférences dues à l'alimentation électrique, le déplacement d'électrodes, etc. De ce fait, il est essentiel, dans le contexte des ICM, de disposer de méthodes de traitement et d'algorithmes fiables à la fois pour prétraiter les données et en extraire des descripteurs avec un fort pouvoir discriminant. Des travaux antérieurs sur des signaux biomédicaux ont montré que les approches ACI offrent des algorithmes de choix pour isoler les signaux utiles des artefacts

et pour décomposer des mélanges d'activités électrophysiologiques en des sous-ensembles de sources corrélées aux activités physiologiques d'intérêt.

Néanmoins, l'application des ACI dans le domaine des systèmes ICM n'est qu'à son début. En effet, la majorité des études rapportées dans la littérature sont menées sur des sujets en bonne santé et donc, le fait que les ICM à base d'ACI fournissent de bons résultats dans ce cas, n'est pas nécessairement une garantie de succès pour un autre groupe d'utilisateurs. En outre, la sélection automatique des composantes les plus informatives ouvrirait la voie à moyen terme vers des systèmes temps réel d'ICM basés sur les ACI. Certaines études récentes détaillées dans [31] montrent que les ACI peuvent être utilisées de manière automatisée. Mais jusqu'à présent, la plupart des systèmes ICM utilisant la sélection automatique de la composante indépendante informative ont été testés en laboratoire avec des protocoles bien définis.

Une autre limitation des études traitant des ICM à base d'ACI semble être le fait que la plupart d'entre elles ont exploré seulement un nombre réduit d'algorithmes d'ACI, à savoir FastICA et InfoMax. Dans cet article nous avons comparé six algorithmes classiques d'ACI. Une évaluation de la complexité en termes de coût de calcul a d'abord été entreprise. Ensuite, une étude comparative des performances sur des données EEG simulées mimant le contenu de signaux électroencéphalographiques de surface a été menée. Les résultats obtenus montrent que la complexité peut largement varier, en fonction de l'algorithme

d'ACI utilisé. Le comportement de chaque algorithme dépend à la fois du nombre d'échantillons et de la valeur du RSB. Plus précisément, SOBI, COM2, JADE et ICAR ont un plus faible coût de calcul comparé à FastICA et InfoMax. En ce qui concerne les performances, COM2, JADE et FastICA conduisent aux meilleurs résultats. Ainsi, en tenant compte à la fois de la complexité et de la performance, COM2 et JADE semblent être les meilleurs algorithmes d'ACI dans notre simulation d'ICM.

Un autre résultat, déjà obtenus dans l'un de nos précédents travaux [29], montre que la performance des algorithmes d'ACI dépend également de la nature physiologique de la source à extraire. Tous ces résultats nous renforcent dans notre conviction qu'un choix approprié de la méthode d'ACI peut améliorer sensiblement les performances des systèmes ICM fondés sur ce type de traitement. À cet effet, il est important de recueillir au préalable autant d'informations statistiques et/ou physiologiques que possible sur les sources, telles que leur coloration temporelle, leur non-gaussianité, le signe de leur cumulants marginaux et la nature du bruit additif.

Références

- [1] Albera L, Ferreol A, Chevalier P, Comon P. ICAR, a tool for blind source separation using fourth order statistics only. *IEEE Transactions On Signal Processing* 2005;53(10):3633–43.
- [2] Albera L, Ferreol A, Cosandier-rimele D, Merlet I, Wendling F. Brain source localization using a fourth-order deflation scheme. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2008;55:490–501.
- [5] Bayliss JD, Ballard DH. "Single trial p300 recognition in a virtual environment" in CIMA'99. In: *Proceedings of Soft Computing in Biomedicine*, Rochester. 1999.
- [7] Belouchrani A, Abed-Meraim K, Cardoso JF, Moulines E. A blind source separation technique using second-order statistics. *IEEE Transactions On Signal Processing* 1997;45(2):434–44.
- [8] Birbaumer N, Cohen LG. Brain-computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis. *Journal of Physiology* 2007;579(3):621–36.
- [9] Blankertz B, Muller KR, Curio G, Vaughan TM, Schalk G, Wolpaw JR, et al. The BCI competition 2003: progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering* 2004;51(6):1044–511.
- [10] Cardoso JF, Souloumiac A. Blind beamforming for non-gaussian signals. *IEE Proceedings-Part-F, special issue on application of Hight-Order Statistics* 1993;140(6):362–70.
- [12] Chevalier P. Optimal separation of independent narrow-band sources: Concept and Performances. *Signal Proces*, Elsevier 1999;73(1):27–47.
- [13] Chevalier P, Albera L, Comon P, Ferreol A. "Comparative performance analysis of eight blind source separation methods on radiocommunications signals" in IJCNN 04. In: *Proceedings of IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks*. 2004. p. 278–83.
- [14] Comon P. Independent component analysis, a new concept? *Signal Processing*, Elsevier 1994;36(3):287–314.
- [18] Esposito F, Scarabino T, Hyvärinen A, Himberg J, Formisano E, Comani S, et al. Independent component analysis of fMRI group studies by self-organizing clustering. *Neuroimage* 2005;25(1):193–205.
- [19] Farwell LA, Donchin E. Talking off the top of your head: toward the mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 1988;70(6):510–23.
- [20] Ferreol A, Albera L, Chevalier P. Fourth order blind identification of under-determined mixtures of sources (FOBIUM). *IEEE Transactions On Signal Processing* 2005;53(5):1640–53.
- [24] Hill NJ, Lal TN, Bierig K, Birbaumer N, Scholkopf B. Attentional modulation of auditory event-related potentials in a braincomputer interface. In: *IEEE International Workshop on Biomedical Circuits and Systems*. Singapore: 2004. p. 17–19.
- [25] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja P. Independent component analysis, ser. Wiley interscience. John Wiley and Sons; 2001.
- [27] James CJ, Wang S. Blind source separation in single-channel eeg analysis: An application to BCI, *EMBS* 06. In: *28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2006. p. 6544–7.
- [28] Jansen BH, Rit VG. Electroencephalogram and visual evoked potential generation in a mathematical model of coupled cortical columns. *Biological Cybernetics* 1995;73(4):357–66.
- [29] Kachenoura A, Albera L, Senhadji L. "Blind source separation methods applied to synthesized polysomnographic recordings: a comparative study" in *EMBS* 07. In: *29th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2007. p. 3868–71.
- [30] Kachenoura A, Albera L, Senhadji L. Séparation aveugle de sources en ingénierie biomédicale. *IRBM* 2007;28(1):20–34.
- [31] Kachenoura A, Albera L, Senhadji L, Comon P. Ica: a potential tool for bci systems. *Signal Processing Magazine, IEEE* 2008;25(1):57–68.
- [32] Lee TW, Girolami M, Sejnowski TJ. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-gaussian and super-gaussian sources. *Neural Computation* 1999;11(2):417–41.
- [33] Mason SG, Bashashati A, Fatourehchi M, Navarro KF, Birch GE. A comprehensive survey of brain interface technology designs. *Annals of Biomedical Engineering* 2007;35(2):137–69.
- [35] Müller KR, Vigarior, Meinecke F, Ziehe A. Blind source separation techniques for decomposing event-related brain signal. *International Journal of Bifurcation and Chaos* 2004;14(2):773–91.
- [37] Niedermeyer E, Dasilva FL. *Electroencephalography: Basic Principles. In: Clinical Applications, and Related Fields*. 4th ed Baltimor: Williams and Wilkins; 1999.
- [40] Poree F, Kachenoura A, Gauvrit H, Morvan C, Carrault G, Senhadji L. blind source separation for ambulatory sleep recording. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 2006;10(2):293–301.
- [41] Qin L, Ding L, He B. Motor imagery classification by means of source analysis for brain-computer interface applications. *Journal of Neural Engineering* 2004;1(3):135–41.
- [45] Wang W, Zhang Z, Gao X, Gao S. "Lead selection for SSVEP-based brain-computer interface" in *EMBS* 04. In: *26th International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*. 2004. p. 4507–10.
- [46] Wolpaw J, Birbaumer N, Mcfarland DJ, Pfurtscheller G, Vaughan TM. Brain-computer interfaces for communication and control. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 2002;113(6):767–91.
- [47] Xu N, Gao X, Hong B, Miao X, Gao S, Yang F. BCI competition 2003-data set iib: Enhancing p300 wave detection using ica-based subspace projections for BCI applications. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering* 2004;51(6):1067–72.
- [50] Zarzoso V, Comon P. "How fast is FastICA?" in *EUSIPCO'96*. In: *Proceedings of European Signal Processing Conference*. 2006.