

Application de l'Analyse en Composantes Indépendantes à l'extraction des mouvements oculaires et du tonus musculaire à partir d'un nombre restreint d'électrodes

A. KACHENOURA, H. GAUVRIT, L. SENHADJI, G. CARRAULT.

Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image, EMI 9934 – Université de Rennes 1, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

Tel : 02 23 23 62 20, Fax : 02 23 23 69 17

amar.kachenoura@univ-rennes1.fr,

herve.gauvrit@univ-rennes1.fr.

Résumé – Le syndrome d'apnées du sommeil est établi jusqu'à présent à partir de l'analyse d'un enregistrement polysomnographique. Ce type d'enregistrement présente cependant des inconvénients : il est notamment coûteux, et inconfortable pour le patient. Aussi, en collaboration avec des partenaires industriels, nous participons actuellement à l'élaboration d'un système d'acquisition caractérisé par ses dimensions réduites. Cette communication a pour objet de montrer que les méthodes d'analyses en composantes indépendantes (ACI) permettent de recouvrer toute l'information utile à l'établissement d'un diagnostic à partir d'un nombre restreint d'électrodes.

Plusieurs méthodes d'ACI ont déjà été proposées pour éliminer les artefacts dans des électroencéphalogrammes (EEG) et des magnétoencéphalogrammes (MEG) à partir d'un nombre élevé d'observations. Dans cet article, nous montrons au contraire que l'ACI permet d'extraire séparément l'électrooculogramme (EOG) et l'activité musculaire ou électromyogramme (EMG) à partir d'un nombre très réduit d'électrodes. De plus, comme nous sommes confrontés à un problème de sous-détermination, nous montrons qu'introduire une information a priori sur les sources à extraire, au travers d'une étape de filtrage de certains signaux de mélange, permet de résoudre ce problème.

Abstract – Up to now the diagnosis of Sleep Apnea Syndrome (SAS) is based on the analysis of a polysomnogram. This latter however is costly and uncomfortable for the patient. Therefore, we are working on the elaboration of a small data acquisition system. This communication focuses on a method for recovering from a reduced number of sensors informative signals to establish a diagnostic. The proposed method makes use of the Independent Component Analysis (ICA).

Several methods of ICA were applied on electroencephalogram (EEG) and magnetoencephalogram (MEG) signals for artifacts removal. On the contrary to previous works, ICA method in this paper is shown to extract separately the electrooculogram (EOG) and the muscular activity (EMG) from a very restricted number of electrodes. Moreover, since we are confronted with an underdetermined problem in ICA (less observations than sources), increasing the number of mixing observations by filtering the signals issued from the

1. Introduction

Cette communication s'inscrit dans le cadre d'un projet pluridisciplinaire RNTS, mené en étroite collaboration avec des industriels. L'objectif est le développement de systèmes *ambulatoires* multi-variés permettant d'explorer sur une *longue durée* les fonctions cardiaques, neurologiques et respiratoires afin de faciliter le diagnostic des apnées du sommeil.

L'un des axes du projet se focalise sur la miniaturisation de l'appareillage de mesure pour que le sujet soit autonome (facilité de mise en place du dispositif). Dans cette perspective, la réduction du nombre d'électrodes (capteurs) est donc imposée. Bien entendu, le but est de reconstruire les signaux d'information (signaux d'électroencéphalogramme (EEG), d'électrooculogramme (EOG), et du tonus musculaire (EMG)) requis par l'expert clinicien pour la caractérisation des phases du sommeil.

Sous certaines hypothèses de travail, le problème posé dans ce papier peut être formulé comme un problème de séparation aveugle de sources. Effectivement, les signaux EEG, EOG, EMG et d'électrocardiogramme (ECG) sont physiologiquement différents, on peut donc envisager leur indépendance statistique. Se basant sur cette dernière supposition, notre objectif est de rechercher les composantes les plus indépendantes possibles qui composent nos signaux

observations et ceci en respectant un critère qui sera défini ultérieurement. En ce sens, notre méthodologie s'inscrit dans le cadre général de l'analyse en composantes indépendantes.

Plusieurs études se basant sur les ACIs pour extraire les artefacts¹ des signaux EEG et MEG ont montré leur efficacité [1,2,3].

Dans notre application, l'objectif est d'estimer et de séparer sur des voies distinctes les mouvements oculaires rapides et lents, le tonus musculaire ainsi que l'ECG. Cette communication montre que les méthodes de séparation de sources basées sur les ACIs solutionnent le problème posé.

Plus précisément, on démontre que les ACIs nous permettent d'extraire l'activité musculaire sur des voies différentes, de reconstruire sur une voie séparée l'ECG (dans le cas où nos observations sont bruitées par ce dernier). La méthode est aussi capable de distinguer entre les mouvements oculaires lents et les mouvements oculaires rapides. On insistera ici sur le fait que tous les résultats sont obtenus à partir d'un nombre très restreint d'électrodes (trois électrodes seulement) et que le traitement est réalisé sur une longue durée (plusieurs heures).

¹ les artefacts désignent tout signal qui n'est pas généré par l'activité cérébrale, c'est-à-dire tout signal produit par des sources externes comme l'activité musculaire, les mouvements oculaires, l'électrocardiogramme, etc.

Le papier est organisé comme suit. Dans la section II, les principales méthodes d'analyse en composantes indépendantes sont exposées en mettant en perspective les contraintes imposées par l'application visée. Les choix du modèle de mélange et de l'algorithme sélectionné sont ensuite justifiés. La Section III décrit la mise en oeuvre de la méthode utilisée, les expériences conduites et finalement les résultats obtenus. Une discussion globale et quelques perspectives sont exposées dans la section IV.

2. Méthodologie

L'approche dite de séparation aveugle de sources consiste à estimer et identifier n sources inconnues mutuellement indépendantes à partir de m mélanges linéaires instantanés ($m \geq n$) sans aucune connaissance a priori ni sur les sources ni sur la façon dont ces signaux sources ont été mélangés. Seuls les signaux en sortie sont observés. Pour résoudre ce problème plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature. Chacun d'eux tire partie d'hypothèses supplémentaires sur les sources.

Le choix de la méthode à appliquer est donc étroitement lié à ces hypothèses. Par exemple, quand les sources sont mutuellement indépendantes, stationnaires et au plus une d'entre elles est gaussienne, J.F. Cardoso a proposé un algorithme (JADE) basé sur la minimisation des cumulants croisés entre les composantes du signal blanchi et la maximisation des auto-cumulants [4]. D'autre part si les sources sont temporellement corrélées, l'algorithme SOBI [5] profite de cette corrélation temporelle en développant une approche utilisant seulement les statistiques d'ordre deux. Si les sources sont non-stationnaires, une joint-diagonalisation d'un ensemble de matrices de distribution spatiale temps-fréquence (TFBSS) est proposée dans [6]. Concernant notre application les hypothèses de travail sont les suivantes :

- les sources (EEG, EOG, EMG, ECG) sont non stationnaires (i.e. SOBI et JADE sont deux algorithmes non applicables dans notre cas) ;
- puisque le traitement se fait sur des données de longue durée, une complexité de calcul réduite est exigée. Cette contrainte exclut la méthode TFBSS qui est très lente et très gourmande en mémoire ;
- les fonctions de contraste proposées doivent être robustes (peu sensibles aux outliers). Ainsi, le calcul des cumulants (utilisé dans l'algorithme JADE) est proscrit ;
- les bandes de fréquences des signaux EEG, EMG EOG sont considérées connues [7].

Comme on peut le constater aucune des méthodes précédemment mentionnées ne satisfait nos hypothèses de travail. Notre choix s'est porté sur un algorithme basé sur un critère de negentropie, c'est-à-dire sur la recherche des directions de non gaussianité des sources. En effet, il a été démontré que maximiser la negentropie est équivalent à minimiser l'information mutuelle, définie elle-même comme un critère d'indépendance entre des variables aléatoires [8,9]. De plus le critère de negentropie peut être efficacement approximer en utilisant des algorithmes rapides.

Avant d'aller plus loin dans la présentation de l'algorithme, le modèle de mélange est décrit et justifié dans le contexte de notre application.

2.1 Modèle de mélange

Le modèle de mélange s'écrit de la manière suivante:

$$x = As \quad (1)$$

où $x = [x_1, \dots, x_m]^T$ est le vecteur d'observations d'ordre m , $s = [s_1, \dots, s_n]^T$ vecteur de n sources inconnues et A fonction de transfert entre sources et capteurs, elle est appelée matrice de mélange instantané. A est de dimension $m \times n$.

Dans les applications d'EEG, on suppose que les enregistrements d'EEG sur des canaux multiples sont des mélanges de signaux cérébraux et d'autres signaux physiologiques (EMG, EOG et ECG). On assume aussi que la conduction du volume cérébrale est linéaire et instantanée, le choix du modèle linéaire est donc raisonnable [3]. L'hypothèse d'indépendance est satisfaite parce que l'EEG, l'EMG, l'EOG et l'ECG sont considérés comme étant physiologiquement indépendants.

2.2 Algorithme

2.2.1 Etape1 : le blanchiment

Le blanchiment transforme linéairement le vecteur de mélange observé x en un vecteur blanchi z (i.e. ses composantes sont non corrélées et de variances unité) :

$$E[zz^T] = I. \quad (2)$$

La méthode de blanchiment classique consiste à faire une décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance du vecteur d'observation : $E[xx^T] = VD^2V^T$ où V est une matrice orthogonale des vecteurs propres de $E[xx^T]$ et D est la matrice diagonale de ses valeurs propres. Le blanchissement est donc calculé par $z = VD^{-1/2}V^T x$, de (1) on aura :

$$z = VD^{-1/2}V^T As = \tilde{A}s \quad (3)$$

On peut donc conclure que l'intérêt du blanchiment est double, d'une part il sert à réduire le nombre de paramètres à estimer. Plus précisément, de (3) on a :

$$E[zz^T] = \tilde{A}E[ss^T]\tilde{A}^T = \tilde{A}\tilde{A}^T = I \quad (4)$$

ce qui revient à dire que la matrice \tilde{A} est orthogonale (une matrice orthogonale est de $m(m-1)/2$ degrés de liberté). Donc on estime seulement $m(m-1)/2$ paramètres au lieu de $m \times n$. D'autre part, il nous permet de réduire la dimension des observations. Pour cela il suffit d'écarter toutes les valeurs propres de $E[xx^T]$ inférieures à un seuil choisi au préalable.

2.2.2 Etape2 : l'algorithme FastICA

A. Hyvärinen and E. Oja ont introduit [10] un algorithme dit algorithme du point fixe simple et efficace pour le calcul des ACIs. Comme il a été cité ci-dessus, cet algorithme est basé sur la maximisation du critère de la negentropie, lui-même approximé par une fonction non-quadratique G [8] pour rechercher la direction de la nongaussianité définie par $w_i^T z$ ou w_i^T représente la $i^{\text{ème}}$ colonne de la matrice de séparation W (avec W inverse de \tilde{A}).

Les propriétés intrinsèques de cet algorithme ont motivé sa préférence pour le traitement de nos données. Elles peuvent être énumérées comme suit [8] :

- la convergence est cubique (ou au moins quadratique), donc une convergence très rapide. De plus l'algorithme n'est pas gourmand en mémoire, d'où la possibilité de traiter des données de très longue durée (cas de notre application),
- l'algorithme recherche directement les composantes indépendantes de n'importe quelle distribution (non-gaussienne) en utilisant n'importe quelle non linéarité g . en opposition avec beaucoup d'algorithmes, où une certaine estimation de la fonction de distribution de probabilité doit être connue et où la non linéarité doit être choisie en conséquence,
- les performances de la méthode peuvent être améliorées encore en choisissant une non linéarité de g appropriée.

2.2.3 Approximation de la negentropie et choix de la fonction g

Une méthode classique d'approximation de la negentropie utilise les cumulants d'ordre supérieur [8,9], elle permet de nous donner l'approximation suivante:

$$J(y) = \frac{1}{12} E\{y^3\}^2 + \frac{1}{48} kurt(y)^2. \quad (5)$$

Une généralisation de cette approximation par l'emploi de moments non polynomiaux [8,9,10] (il suffit de remplacer dans l'équation précédente les polynômes y^3, y^4 et y^2 par d'autres fonctions non quadratiques G), nous permet d'avoir:

$$J(y)\alpha \left[E\{G(y)\} - E\{G(v)\} \right] \quad (6)$$

où v représente une variable gaussienne.

On remarque bien que le critère à optimiser dépend fortement du choix de fonction G . Dans l'article, G est choisi comme dans [8,9] : $G(y) = \frac{1}{a} \log \cosh ay$ dont la dérivée g s'exprime comme suit : $g(y) = \tanh(ay), a > 0$.

Le choix de la fonction G est justifié par plusieurs raisons, entre autres :

- on ne dispose d'aucune connaissance a priori sur les lois de probabilité des sources. Plus précisément si les sources sont super-gaussiennes, on choisit : $G(y) = \frac{1}{a} \exp(-ay^2/2)$. Si par contre elles étaient sub-gaussiennes, le choix se porterait plutôt sur $G(y) = \frac{1}{4} y^4$;
- l'estimation pratique de $E\{G(y)\}$ ne doit pas être statistiquement difficile, et doit être le moins sensible possible aux outliers.

3. Résultats

Les données sur lesquelles le travail a été mené, consistent en plusieurs enregistrements d'une nuit de sommeil de patients souffrant de troubles du sommeil. L'acquisition des signaux a été réalisée en utilisant le système DELTAMED COHERENCE ® 3NT avec une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz. Les différentes positions des électrodes sont illustrées sur la figure 1. De plus, quatre autres signaux nous sont fournis (EOG, EOD, MENT et l'ECG) qui sont considérés comme des voies de référence

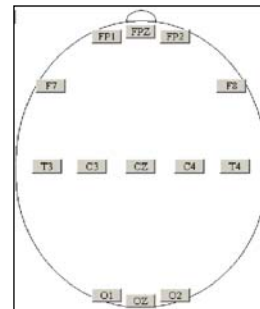


FIG.1 : Positionnement des électrodes

respectivement pour les mouvements oculaires gauches et droits, le tonus musculaire, et l'électrocardiogramme.

Comme cité plus haut, l'objectif principal de l'étude est la conception d'un système d'acquisition aisé à installer. On a décidé de travailler sur les trois électrodes suivantes FPZ (frontale centrale), F7 (temporale gauche) et F8 (temporale droite) et cela pour différentes raisons résumées comme suit :

- d'un point de vue pratique, il est évident que fixer une électrode sur la peau du visage est plus facile que de la fixer sur le cuir chevelu (scalp),
- les électrodes F7, F8 sont très proches de celles de l'EOG et l'EOD. Donc la présence des mouvements oculaires lents est d'autant plus probable sur ces canaux,
- FPZ nous permet par sa position de détecter les mouvements oculaires rapides,
- enfin l'alignement des positions de ces trois électrodes nous facilitera la réalisation pratique du système d'acquisition sous forme de bandeau.

Une hypothèse forte en séparation aveugle de sources est de travailler avec un nombre de signaux d'observation supérieur ou égal au nombre de sources à estimer. Dans notre cas, on utilise seulement trois électrodes pour l'extraction d'au moins cinq sources (c'est-à-dire les mouvements oculaires rapides et lents, l'EEG, l'EMG et l'ECG). On est par conséquent confronté au problème de sous-détermination. Peu d'auteurs ont envisagé ce cas. On peut cependant citer [11]. L'approche retenue dans notre contexte est différente. L'idée consiste à exploiter des informations a priori sur les bandes de fréquences des signaux sources qu'on souhaite extraire. Sachant que toutes les composantes des mouvements oculaires, mêmes les plus rapides, sont limitées à 15 HZ et que le tonus musculaire contient des hautes fréquences par rapport à l'EEG et à l'EOG (fréquence pouvant atteindre 120 HZ) [7], on filtre les signaux F7, F8 et FPZ à l'aide d'un filtre passe bas de fréquence de coupure de 15 HZ ce qui nous permet d'augmenter le nombre d'observations. De trois signaux on passe ainsi à cinq signaux (F7, F8, F7 filtré, F8 filtré et FPZ filtré).

Les résultats obtenus après application de l'algorithme sur ces cinq signaux sont illustrés sur la figure 2, cette dernière est divisée en trois parties. La première partie correspond aux signaux de référence, la seconde aux signaux d'observation (signaux acquis par les trois électrodes F7, F8 et FPZ), enfin la troisième partie représente quant à elle les sources estimées. On note que dans notre cas les données sont toutes bruitées par de l'ECG (représenté partie deux de la figure 2 par des petits cercles entourant le complexe QRS). Sur la partie résultats, il apparaît clairement que SE5 correspond à de l'ECG. En outre, la bonne corrélation entre la source estimée SE2 et la voie référence EOG-EOD nous

permet de conclure qu'elle représente les mouvements oculaires lents. Les mouvements oculaires rapides, mis en évidence sur la figure 2 par les petits rectangles, sont quand à eux extraits sur SE3. Enfin, les composantes indépendantes SE1 et SE2 contenant de la haute fréquence représentent le tonus musculaire.

Les résultats obtenus nous permettent de valider l'efficacité du filtrage. Effectivement l'intérêt du celui-ci n'est pas seulement d'augmenter le nombre d'observations, mais aussi de faciliter l'extraction des mouvements oculaires et du tonus musculaire. Il influence sur le choix des coefficients de la matrice de séparation A^{-1} de façon à diminuer, voir annuler l'apport de certaines observations sur l'estimation des sources. Ceci se vérifie en observant l'inverse de la matrice de mélange estimée. Par exemple, pour le cas représenté sur la figure 2 :

$$\tilde{A}^{-1} = \begin{bmatrix} 0.0368 & -0.0358 & -0.0368 & 0.0358 & -0.0000 \\ 0.0147 & 0.0197 & -0.0147 & -0.0197 & -0.0000 \\ 0.0000 & -0.0000 & -0.0053 & -0.0058 & 0.0114 \\ -0.0004 & 0.0004 & 0.0091 & -0.0095 & -0.0004 \\ -0.0006 & -0.0001 & 0.0118 & 0.0070 & -0.0040 \end{bmatrix} . \quad (7)$$

En effet, si on analyse les combinaisons linéaires de la première ligne et de la deuxième (correspondant à SE1 et SE2), l'intérêt du filtrage est évident. Il nous permet d'avoir la haute fréquence appartenant à F7-F8 sur SE1 et celle de F7+F8 sur SE2 tout en ignorant la voie FPZ. Si on observe la troisième ligne, représentant les mouvements oculaires rapides, on remarque que F7 et F8 non filtrées sont ignorées et que la combinaison cherche à éliminer l'influence de l'ECG toute en gardant les mouvements oculaires rapides. On constate la même chose pour la ligne quatre qui met en évidence les mouvements oculaires lents et la ligne cinq qui montre les différents coefficients appliqués sur les observations afin d'extraire l'ECG. On peut alors conclure que le filtrage participe activement à la recherche des meilleures directions de non-gaussianité des sources.

4. Conclusion

Ces dernières années, plusieurs méthodes d'ACI ont été appliquées à l'extraction d'artefacts sur des signaux EEG et MEG. Au contraire de ces travaux, l'application ici de ce type de méthodes est effectuée dans le contexte d'un nombre d'observations très restreint. Puisque nous sommes confrontés à un problème de sous-détermination (moins d'observations que de sources), nous montrons que l'utilisation d'informations a priori sur les sources (notamment les bandes de fréquences occupées) permet d'y pallier. A première vue, l'opération de filtrage permet simplement d'augmenter le nombre d'observations. Il semble néanmoins qu'elle puisse être perçue comme un moyen de sélection des composantes indépendantes d'intérêt. D'un point de vue clinique, ces résultats préliminaires doivent être validés sur plus de patients (15 patients sont en cours d'enregistrement). Une étape finale de validation consistera à comparer les diagnostics établis à partir d'un enregistrement polysomnographique classique d'une part à ceux réalisés à partir des signaux extraits d'autre part.

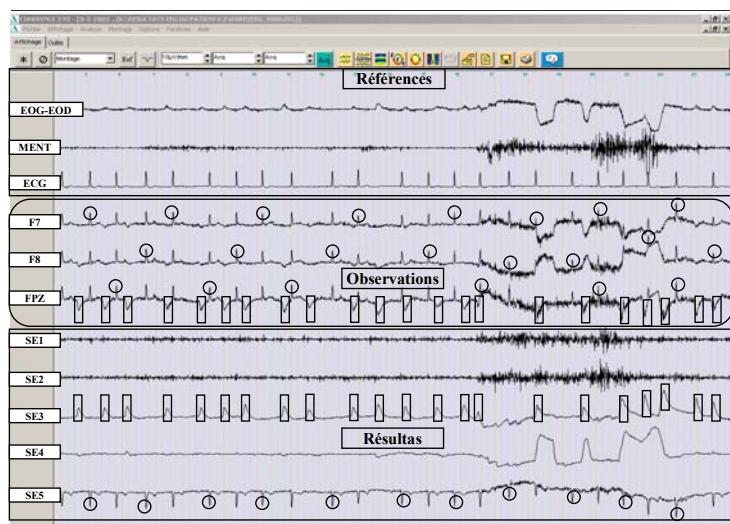


FIG. 2 : représentation sur une durée de 20 secondes des signaux de références, des observations et des résultats obtenus

Références

- [1] R. Vigario, "Extraction of ocular artefacts from EEG using independent component analysis," *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 103, pp. 395-404, 1997.
- [2] R. Vigario, V. Jousmäki, M. Hämäläinen, and E. Oja, "Independent component analysis for identification of artefacts in magnetoencephalographic recordings," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 10, pages 229-235. MIT Press, 1998.
- [3] T. P.Jung, C. Humphries, T.-W. Lee, S. Makeig, M.J.McKeown, V. Iragui, and T.Sejnowski, "Extended ICA removes artefacts from electroencephalographic recordings," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 10, MIT Press, 1998.
- [4] J.-F. Cardoso and A. Souloumiac, "Blind beamforming for non Gaussian signals," *IEEE Proceedings-F*, vol. 140, pp. 362-370, 1993.
- [5] A. Belouchrani, K.Abed-Meraim, J.-F. Cardoso, and E.Moulines, "A blind sources separation technique using second order statistics," *IEEE Trans. on Signal Processig*, Vol.45,No.2, PP.434-444,February 1997.
- [6] A. Holobar, C. Fevotte, C. Doncarli, D. Zazula, "Single autoterms selection for blind source separation in time-frequency plane", *EUSIPCO 2002, European Signal Processing Conference*, Toulouse, France, September 2002.
- [7] O. Benoit, F. Goldenberg, "Exploration du sommeil et de la vigilance chez l'adulte," Edition Médicale Internationales, Août 1997.
- [8] A. Hyvärinen, "Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, 10(3), pp.626-634, May 1999.
- [9] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, "Independent Component Analysis," John Wiley & Sons, 2001.
- [10] A. Hyvärinen, and E. Oja, "fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis," *Neural Computation*, 9, pp.1483-1492,1997.
- [11] P. Comon, "Blind channel identification and extraction of more sources than sensors", *SPIE Conf. Adv. Sig. Proc.*, pp. 2-13, July 1998.