

# Séparation de mélanges par ondelettes et réseaux de neurones : étude comparée

E. MARGAGLIO, F. POREE, L. SENHADJI, G. CARRAULT

Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image (LTSI), EM INSERM 9943  
Université de Rennes 1, Campus de Beaulieu, 263 avenue du général Leclerc, CS 74205, 35042 Rennes Cedex

{Elizabeth.Margaglio, Fabienne.Poree, Lotfi.Senhadji, Guy.Carrault}@univ-rennes1.fr

**Résumé** – Ces travaux se situent dans le cadre d'un projet qui a pour ambition la conception d'un système ambulatoire longue durée multi-varié pour la surveillance de malaises inexplicables et de troubles du sommeil. Plus précisément, ces objectifs concernent l'étude de la localisation spatiale optimale de nouveaux capteurs et l'extraction, à partir d'enregistrements de sommeil réels, des signaux nécessaires aux diagnostics. D'un point de vue traitement du signal, ce problème de l'extraction des signaux est assimilé à la séparation de mélanges et deux approches sont proposées : une décomposition suivant une base d'ondelettes orthonormées et des réseaux de neurones. Les deux méthodes utilisées fournissent des résultats acceptables avec des performances équivalentes, et meilleures qu'avec un filtrage traditionnel. Le réseau de neurones permet d'extraire la fonction de transfert non linéaire entre deux dérivations d'EEG, mais sa mise en œuvre est délicate. La méthode basée sur les ondelettes permet d'extraire deux signaux à partir d'une seule dérivation avec une grande simplicité de mise en œuvre.

**Abstract** – This paper deals with the design of an ambulatory system for monitoring unexplained syncopes and sleep troubles. Our aim is to study the optimal spatial location of new sensors and the extraction of the signals needed for diagnosis from real sleep recordings. From a signal processing viewpoint, such signal-extraction problem corresponds to a demixing problem. Two approaches are presented in this paper: orthonormal wavelet decomposition and neural networks nonlinear filtering. The two methods yield acceptable results and with a similar performance; both approaches perform better than traditional filtering. The neural network allows extracting the nonlinear transfer function between two EEG channels, but its implementation is difficult. On the other hand, the wavelet-based method allows to easily extract two signals from a single derivation.

## 1. Introduction

Cette communication se situe dans le cadre d'un projet qui s'intéresse à la conception d'un système ambulatoire multi-varié permettant d'explorer sur une longue durée et sans hospitalisation, les fonctions cardiaque, neurologique et respiratoire afin de faciliter le diagnostic des malaises cardiaques inexplicables et de troubles du sommeil.

À la différence des examens menés en laboratoire, ces appareils portables de nouvelle génération imposent l'utilisation d'un nombre réduit de capteurs. Si les électrodes utilisées pour enregistrer l'activité cérébrale sont judicieusement placées, il est possible de recueillir des informations mélangées relatives au système neurologique, à un tonus musculaire et aux mouvements oculaires. Le problème ainsi posé revient à :

- étudier la localisation spatiale optimale de ces capteurs,
- déduire ou séparer, à partir des enregistrements réels sur un nombre réduit de capteurs, les signaux ou sources d'intérêt.

Dit autrement, les enregistrements réels composés de signaux dans lesquels les effets des activités électroencéphalographique (EEG), électrooculographique (EOG) et électromyographique (EMG) sont mélangés, doivent être traités pour reconstruire l'ensemble des signaux EEG, EMG et EOG séparément et permettre le diagnostic.

Dans la littérature, différentes méthodes pour la séparation de sources peuvent répondre au problème posé. Les techniques classiques de l'analyse de données, comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI), sont généralement linéaires. L'ACI, par exemple, a été récemment appliquée aux enregistrements de plusieurs voies pour éliminer une grande variété d'artefacts des signaux EEG [2]. Le but est de récupérer les sources indépendantes à partir d'observations qui sont des mélanges linéaires inconnues de sources indépendantes non observées. L'ACI est très efficace pour réaliser la séparation de sources lorsque : 1) le milieu de mélange est linéaire et les retards de propagation sont négligeables, 2) les sources sont indépendantes, 3) le nombre de sources est le même que le nombre de capteurs. Elle apparaît donc être une alternative intéressante et son application au problème considéré ici est présentée dans [3].

L'objet de cette communication est de réaliser une étude comparée entre deux approches distinctes : l'une linéaire, fondée sur une décomposition des signaux sur une base d'ondelettes orthonormées, l'autre non linéaire, utilisant des réseaux de neurones récurrents comme filtres généraux. A notre connaissance, le problème de séparation de mélanges non linéaires a été à ce jour très peu étudié.

Le paragraphe suivant décrit les deux approches utilisées : les ondelettes et les réseaux de neurones, et justifie le choix

des réseaux de type Elman [1] pour résoudre le problème considéré. Les résultats obtenus ainsi qu'une analyse de ces résultats, mentionnant les avantages et les limitations des méthodes employées sont ensuite décrits.

## 2. Approches proposées

### 2.1 Décomposition sur une base d'ondelettes

La première approche utilisée se fonde sur des ondelettes orthonormées à support compact (ondelettes de Daubechies) [4] pour décomposer les signaux d'intérêt et reconstruire sur des bandes privilégiées les signaux recherchés. Il s'agit ici d'une simple opération de séparation par filtrage linéaire. Elle repose sur le postulat que les bandes des signaux EEG, EMG et EOG sont statistiquement distinctes.

### 2.2 Les réseaux de neurones

La seconde approche relève de la théorie du filtrage de Wiener puisqu'elle cherche à estimer un signal noyé dans un bruit. Le simple filtre linéaire de Wiener, censé refléter la voie de transmission entre les deux canaux EEG, ne semble pas réaliste. Ce constat nous a amené à retenir un filtre récurrent à base de réseaux de neurones qui possèdent des propriétés d'approximation universelle. Le filtre récurrent a été jugé pertinent pour notre application car la récursivité donne au filtre une mémoire infinie avec un nombre fini de coefficients. Le réseau de neurones retenu est de type Elman [1], dans lequel les états sont les sorties des neurones de la couche cachée. Siegelman et Sontag [5] ont montré que ces réseaux sont capables d'approcher le comportement entrée-sortie d'une grande classe de systèmes non linéaires, avec une précision désirée.

Supposons qu'on dispose de deux dérivations distinctes  $S_1(t)$  et  $S_2(t)$ , où :  $S_2(t) = S_1'(t) + B(t)$ , avec  $S_1'(t)$  corrélé à  $S_1(t)$  et  $B(t)$  un signal indépendant de  $S_1(t)$ . Le but est de séparer les signaux  $S_1'(t)$  et  $B(t)$ . Le schéma proposé consiste à estimer la fonction de transfert non linéaire entre  $S_1'(t)$  et  $S_1(t)$ , soit :

$$S_1'(t) = f[S_1(t)].$$

Classiquement, plusieurs réalisations de  $S_1(t)$  sont disposées à l'entrée du réseau de neurones qui a pour cible le signal  $S_2(t)$  et on réalise l'apprentissage du réseau (voir Figure 1). Après apprentissage, le schéma de fonctionnement est utilisé et consiste simplement à estimer  $S_1'(t)$ , soit  $\hat{S}_1'(t)$ , à partir de  $S_1(t)$ , et à le soustraire de  $S_2(t)$  pour obtenir une estimée du bruit  $\hat{B}(t)$ .

Une première expérience conduite en simulation a permis d'apprécier la qualité de la séparation avec les réseaux de neurones. En particulier, pour se démarquer de l'analyse par filtrage, nous avons entrepris le test où  $B(t)$  recouvre

spectralement la bande de  $S_1'(t)$ . Dans ce cas, le réseau de neurones réalise parfaitement la séparation des signaux.

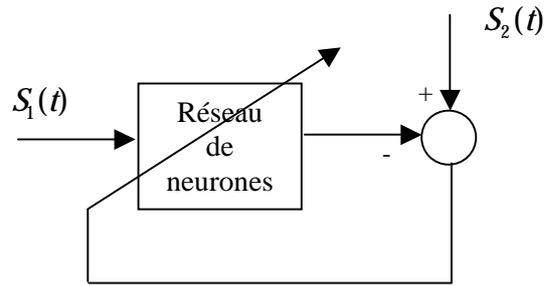


FIG. 1 : Schéma d'apprentissage

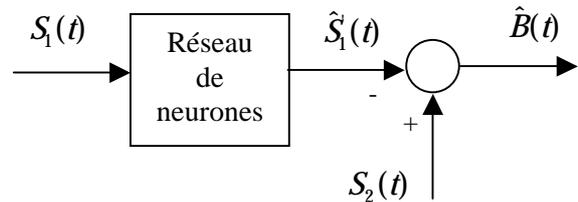


FIG. 2 : Schéma de fonctionnement

## 3. Résultats

L'expérimentation recouvre deux nouveaux capteurs susceptibles de recueillir les signaux mélangés (EEG, EMG, EOG). Afin d'apprécier la qualité de la séparation, les signaux utilisés traditionnellement pour établir le profil d'une nuit de sommeil ont été également enregistrés et une base de données spécifique a été élaborée.

Deux expérimentations ont été réalisées. La première utilise des procédures de filtrage respectant les fréquences de coupure rencontrées dans la littérature EEG. La deuxième utilise les deux approches décrites dans le paragraphe 2.

### 3.1 Validation de la position des électrodes

Le but de la première expérimentation a été de valider les positions retenues pour les nouveaux capteurs, en comparant les informations fournies pour les signaux obtenus sur les capteurs classiques et sur les nouveaux capteurs. Il importe de noter qu'en analyse du sommeil, les signaux sont traités par page de 20 secondes. Il ne s'agit donc pas d'obtenir des signaux avec un contenu temporel et fréquentiel identique, mais il suffit que l'analyse d'un expert aboutisse à la même conclusion par page. Pour l'EMG, l'analyse s'effectue en terme d'absence ou de présence d'EMG sur la page. Pour l'EOG, il s'agit de détecter la présence de mouvements oculaires. Enfin, pour l'EEG, il faut principalement caractériser les signaux par rapport aux fréquences présentes dans le signal (alpha, bêta, delta...).

La Figure 3 représente un exemple de signaux obtenus. La voie F7F8 représente la dérivation (différence) entre les signaux F7 et F8 obtenus sur les nouveaux capteurs en mode

acquisition (aucun filtrage). Les voies suivantes sont à considérer par deux. On appelle :

- MODG la voie de référence pour l'EOG, et  $F7F8_{EOG}$  la voie représentant une estimation de l'EOG à partir du filtrage de F7F8.
- MENT la voie de référence pour l'EMG et  $F7F8_{EMG}$  la voie représentant l'EMG estimé à partir du filtrage de F7F8.
- C4A1 la voie de référence pour l'EEG, et  $F7F8_{EEG}$  la voie représentant l'EEG estimé à partir du filtrage de F7F8.

L'exemple présenté sur la figure 3 montre une bonne adéquation entre les voies de référence et les voies reconstruites par simple filtrage passe bas, passe haut, que ce soit pour l'EOG, l'EMG ou l'EEG. Ceci permet d'une part d'observer qu'on récupère bien toute l'information utile à partir des deux nouveaux capteurs seuls, et d'autre part de valider les positions retenues pour les nouveaux capteurs. On constate tout de même que l'EMG obtenu à partir de la dérivation F7F8 ( $F7F8_{EMG}$ ) semble noyé dans un bruit de fond, de telle sorte que les instants de transition absence/présence d'EMG ne sont pas aussi nettement marqués que sur la voie MENT, voie de référence pour l'EMG. Ce constat nous a naturellement conduit à réaliser l'estimation de l'EMG par d'autres méthodes.

### 3.2 Estimation de l'EMG

Un exemple de décomposition de signaux est reporté sur la figure 4, sachant que :

- EMGrn est l'EMG estimé à partir de la voie F7F8 par la méthode des réseaux de neurones,
- EMGo est l'EMG estimé à partir de la voie F7F8 par la méthode des ondelettes.

Ces résultats montrent que la décomposition suivant une base d'ondelettes ainsi que les réseaux de neurones fournissent des résultats acceptables avec des performances équivalentes, et supérieures au filtrage passe-haut traditionnel.

La figure 5 illustre l'intérêt de cette démarche sur les plans clinique et de l'interprétation. En effet, on observe que la voie  $F7F8_{EEG}$  est particulièrement bruitée (par de l'EMG) et ne peut pas être assimilée à la voie de référence C4A1. La soustraction entre F7F8 et le bruit estimé (dans ce cas EMGo) permet de reconstruire une voie EEG améliorée (EEGo).

S'il n'y a pas d'activité musculaire les voies reconstruites EMGo et EMGrn conservent les mêmes propriétés que la voie de référence MENT, à savoir, pas d'activité musculaire. Ceci est illustré figure 6. Dans cette figure, les voies de référence sont les mêmes que dans l'exemple de la figure 3 et, pour plus de clarté, des deux voies EMG reconstruites, seule EMGo est représentée. La voie EEG estimée (EEGo), semble bien contenir l'information EEG présente dans la voie de référence C4A1, mais on observe que cette activité est mélangée à des mouvements oculaires. Ces derniers peuvent être extraits par filtrage comme le montre la voie EOG ( $F7F8_{EOG}$ ). La suppression de ces mouvements oculaires par les deux

approches abordées dans cette communication fait l'objet des travaux en cours.

## 4. Conclusions

Les progrès enregistrés ces dernières années en traitement du signal laissent entrevoir la possibilité d'acquérir sur un nombre très restreint de capteurs plusieurs activités physiologiques mélangées et de les séparer ensuite par traitement.

Dans cette communication, l'extraction de l'EMG d'un signal EEG a été considérée. Les ondelettes ainsi que les réseaux de neurones fournissent des résultats acceptables avec des performances équivalentes et meilleures qu'avec un filtrage passe-haut traditionnel. L'intérêt de la méthode des ondelettes est d'extraire deux signaux (EEG et EMG) à partir d'une seule dérivation (F7F8) avec une grande simplicité de mise en œuvre, même si le choix des ondelettes orthonormées impose les bandes de fréquence. Une décomposition en paquets d'ondelettes serait sans doute plus pertinente, au prix de calculs plus lourds.

Le réseau de neurones permet d'extraire la fonction de transfert non linéaire entre deux dérivations d'EEG. Cependant, sa mise en œuvre est plus délicate. Tout d'abord, l'utilisation du réseau implique préalablement son apprentissage, ce qui peut être très long (plusieurs heures) selon la taille de l'ensemble d'apprentissage et la taille du réseau. Ensuite, le prétraitement des signaux (préfiltrage, normalisation) est indispensable. Enfin, le choix de la taille optimale du réseau reste toujours délicat et de fait très expérimental et peut nécessiter plusieurs tentatives.

## Références

- [1] Elman J., *Finding Structure in Time*. Cognitive Science, n° 14, pp. 179-211, 1990.
- [2] Jung T., Makeig S., Humphries C., Lee T., McKeown M., Iragui V. et Sejnowski T., Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. *Psychophysiology*, vol. 37, pp. 163-178, Cambridge University Press, 2000.
- [3] Kachenoura A., Gauvrit H., Carrault G. et Senhadji L., 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. *19e Colloque GRETSI*, 2003 (à paraître).
- [4] Mallat S., *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 1999.
- [5] Siegelman H. et Sontag E., Some recent results on computing with "neural nets", *Proc. of the 30th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 1476-1481, 1992.

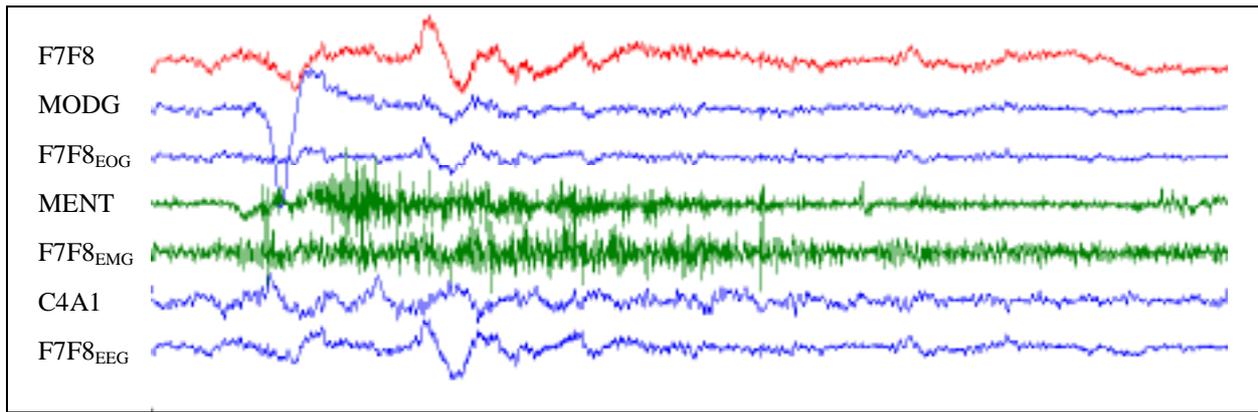


FIG. 3 : Comparaison entre les signaux de référence et les signaux reconstruits par simple filtrage.

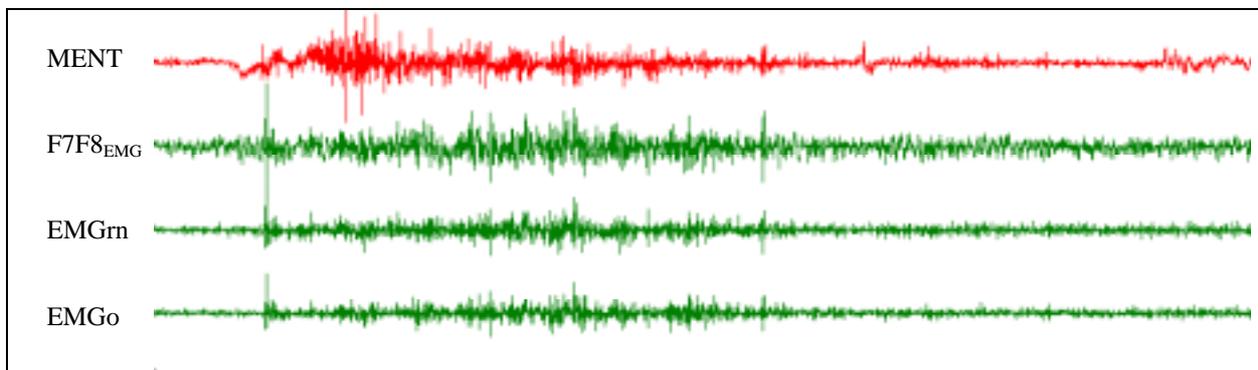


FIG. 4 : Estimation de l'EMG par les réseaux de neurones (EMGrn) et les ondelettes (EMGo).

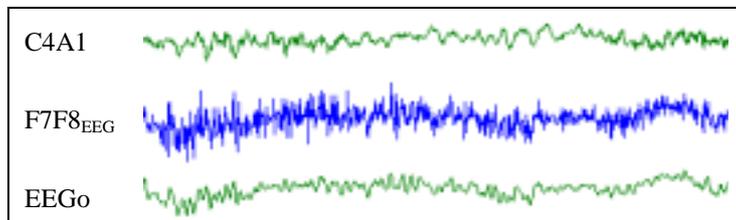


FIG. 5 : Reconstruction d'un EEG (EEGo) après soustraction du bruit musculaire estimé (EMGo).

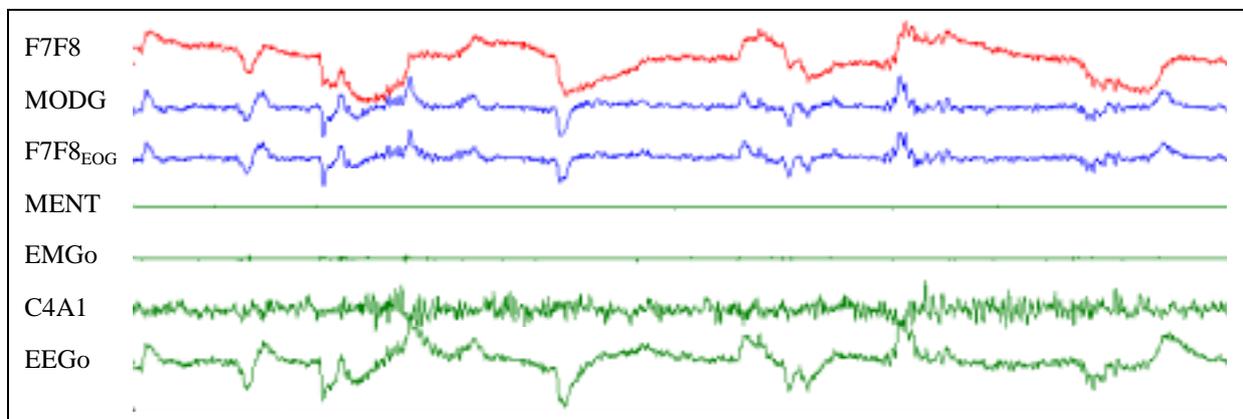


FIG. 6 : Illustration de la faisabilité des approches en absence d'EMG.