

Séparation des niveaux de vigilance, à partir d'un signal EEG par les cartes auto-organisatrices de Kohonen

Khaled Ben Khalifa, Mohamed Hédi Bédoui, Radoslav Raychev, Mohamed Dogui, Frédéric Alexandre

► **To cite this version:**

Khaled Ben Khalifa, Mohamed Hédi Bédoui, Radoslav Raychev, Mohamed Dogui, Frédéric Alexandre. Séparation des niveaux de vigilance, à partir d'un signal EEG par les cartes auto-organisatrices de Kohonen. Traitement et Analyse de l'Information: Méthodes et Applications - TAIMA'03, Oct 2003, Hammamet, Tunisie, France. 6 p, 2003. <inria-00099484>

HAL Id: inria-00099484

<https://hal.inria.fr/inria-00099484>

Submitted on 26 Sep 2006

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.

Séparation des niveaux de vigilance, à partir d'un signal EEG par les cartes auto-organisatrices de Kohonen

K. Ben Khalifa¹, M.H. Bédoui¹, R. Raychev¹, M. Dogui² et F. Alexandre³

¹ Laboratoire de Biophysique, Faculté de Médecine de Monastir, 5019 Monastir, Tunisie
khaled.benkhalifa@issatso.rnu.tn

² Laboratoire de Physiologie, Faculté de Médecine de Monastir, 5019 Monastir, Tunisie

³ Equipe Cortex, LORIA, 54506 Vandoeuvre-Les-Nancy, France

Résumé Plusieurs études ont déjà été menées pour tenter de discriminer, à l'aide de réseaux de neurones artificiels, les différents états de vigilance d'un sujet humain. Dans ce papier, nous présentons en détail une méthode de séparation des niveaux de vigilance, à partir d'un signal EEG par les cartes auto-organisatrices de Kohonen. Nous y avons associé dès le début des médecins, dont l'expertise nous a été précieuse pour le recueil des données et la mise au point de notre modèle. Dans le choix des données et du modèle neuronale, nous nous sommes attachés à limiter les besoins de calcul et de mémoire, ainsi que les accès aux informations. Cette approche devrait donner lieu prochainement à la réalisation d'un système électronique portable et léger, utilisable sans entrave par un sujet humain.

Mots clés Réseaux de neurones artificiels, cartes auto-organisatrices de Kohonen, vigilance, électroencéphalogramme, classification, application médicale.

1 Introduction

Le terme de vigilance est différemment défini selon les disciplines scientifiques (neurophysiologie, psychologie, ergonomie, etc.). Etymologiquement, il signifie éveil. On attribue la dénomination d'états de vigilance aux différents niveaux du cycle éveil-sommeil. Il peut être considéré comme le niveau d'activation du cerveau et sous-tend donc toutes les opérations mentales de la simple détection d'une information à l'élaboration et l'expression d'un comportement. Le niveau de performance augmente avec celui de la vigilance jusqu'à un optimum au-delà duquel la performance baisse. Ceci permet de comprendre qu'un niveau de vigilance bas (privation de sommeil) ou élevé (stress) peut altérer les performances [1]. L'activité électrique spontanée du cortex est une activité dynamique, stochastique, non linéaire et non stationnaire. Son enregistrement, réalisé par électroencéphalographie (EEG), dépend essentiellement de l'emplacement des électrodes, de leurs impédances ainsi que de l'état de vigilance ou de sommeil du sujet en question. Le passage éveil-sommeil est caractérisé par des changements brusques en fréquences, en amplitudes et des distributions topographiques du signal EEG. Ces changements diffèrent d'un sujet à un autre.

Nous présentons dans ce papier une démarche pour dégager les paramètres électro-encéphalographiques susceptibles de caractériser et de classer les différents états de vigilance chez des sujets en situation réelle et en tenant compte des artefacts. Elle utilise des algorithmes de classification automatique à apprentissage non supervisé en vue de dessiner la cartographie de la transition éveil-sommeil en exploitant les propriétés topologiques des cartes auto-organisatrices de Kohonen (ou SOM : Self Organizing Map en anglais).

2 Matériels et Méthodes

2.1 Sujets

Cette étude a porté sur cinq sujets jeunes, sains, âgés de 18 à 23 ans, de sexe masculin, étudiants en médecine. Le recrutement s'est fait par contact direct et adhésion volontaire. Chaque sujet a eu 3 enregistrements de 24 heures à 15 jours d'intervalle. Pour chaque enregistrement, le sujet remplit un questionnaire précisant les horaires d'endormissement et de réveil nocturne et éventuellement diurne.

2.2 Enregistrements

L'équipement utilisé est un système d'enregistrement ambulatoire de longue durée à 8 voies, modèle OXFORD MEDILOG 9000. L'enregistrement analogique est effectué sur cassette magnétique (audio), par la suite il est numérisé et visualisé par un système de relecture. Chaque enregistrement comporte deux voies d'EOG (électro-oculogramme), une voie d'EMG (électromyogramme) du menton et cinq voies d'EEG. La fréquence d'échantillonnage de tous les signaux enregistrés est de 128 Hz. A la relecture, quatre enregistrements initiaux inexploitablement sont éliminés; onze enregistrements de 24 heures sont ainsi retenus.

2.3 Qualification des états de vigilance par l'expert

L'analyse visuelle pratiquée, sur les zones de transition éveil-sommeil, par un expert en interprétation de l'EEG et en polysomnographie, a permis de différencier sur ces zones de transition cinq niveaux de vigilance: veille attentive (Va), veille calme-yeux ouverts (Vcyo), veille calme-yeux fermés (Vcyf), somnolence (Som) et stade 1 du sommeil (Std1).

Pour tenir compte des portions artefactées et assurer la continuité de son analyse visuelle, l'expert a été amené à définir trois autres états: veille calme yeux ouverts artefacté (Vcyoar), veille calme-yeux fermés artefacté (Vcyfar) et mouvement (Mv).

2.4 Traitement

Comme premier traitement spectral, une transformée de Fourier Rapide à Court Terme (TFRCT) est appliquée à la dérivation EEG pariéto-occipitale droite (P4-O2) sur des portions de 4 secondes, avec une fenêtre de pondération de type Hamming et une résolution de 512 points. L'analyse d'une seule dérivation EEG est dictée par le souci de réaliser un système matériel à encombrement minimal. Le choix de la dérivation P4-O2 répond à l'objectif d'éviter les artefacts oculaires des dérivations frontales et d'obtenir une activité alpha de topographie postérieure caractéristique de la veille calme yeux fermés.

Une extraction de 23 bandes spectrales de 1 Hz allant de 1 à 24 Hz, normalisées par rapport à PST a été effectuée

$$PPS_i = \frac{PS(i \text{ à } (i+1)Hz)}{PST} \times 100, \quad i \text{ allant de } 1 \text{ à } 23 \text{ Hz}$$

PST= Puissance Spectrale Totale, PS = Puissance Spectrale.

Après ce traitement initial et le choix d'un codage du signal par bandes, des traitements connexionnistes sont appliqués.

2.5 Les cartes auto-organisatrices de Kohonen

Le connexionnisme est l'étude des réseaux de neurones artificiels. Il peut en particulier s'intéresser aux propriétés statistiques des traitements effectués par des réseaux relativement simples et réguliers, ou encore, en se fondant sur la connaissance actuelle des mécanismes du fonctionnement du cerveau, modéliser, par la mise au point de réseaux d'inspiration biologique, différents aspects de la cognition. Dans tous les cas, les réseaux étudiés ont des propriétés de traitement de l'information communes. La mise en oeuvre d'un grand nombre de cellules de base, "les neurones", travaillant en parallèle et massivement interconnectés, leur donne des capacités d'apprentissage et de prise de décision, sans introduire explicitement de règles

- ◆ Dans ce travail, une extraction automatique de catégories à l'aide de modèles auto-organisés (apprentissage non-supervisé) est réalisée. Ces modèles seront exploités pour la séparation et la classification des états de vigilance. Le but est d'utiliser le pouvoir des cartes auto-organisatrices de Kohonen à séparer, d'une façon non supervisée, des états par ailleurs déjà qualifiés par l'expert, pour analyser aussi bien la répartition de ces états sur l'espace de sortie que les associations qui peuvent se dégager entre ces états. Le modèle SOM modélise le mécanisme de l'auto organisation spatiale des perceptions opérée par le cortex sous forme d'un processus de classification topographique. Selon ce processus, les données d'entrées, représentables dans le cas général sous forme de vecteurs à N dimensions, sont ramenées à des classes qui s'auto organisent selon une structure bidimensionnelle de nœuds sur laquelle les relations de voisinage sont prédéfinies. Le processus de classification topographique du modèle SOM combine donc une étape de classification avec une étape de projection des données. Pour la réalisation de ce modèle connexionniste, deux couches de neurones sont utilisées: la première représente les entrées, la seconde les sorties (les classes). Les deux couches sont entièrement connectées. L'algorithme d'apprentissage du modèle SOM est présenté de manière détaillée dans [2,3]. Il est de type compétitif, non supervisé.

3 Résultats et discussions : Analyse des zones de transitions par cartes de Kohonen

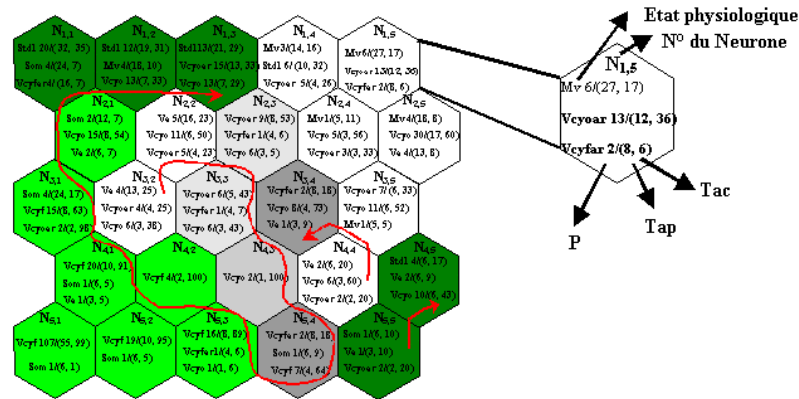


Figure 1 : Matrice de sortie pour le sujet 1

Les résultats de l'application des outils neuronaux, présentés ci-dessus, sur les portions du signal EEG, enregistré chez les différents sujets sont décrits et analysés ci-dessus. Dans notre étude, nous souhaitons visualiser la distribution des données spectrales sur la couche de sortie. Ceci nous a amené à exploiter la totalité des données disponibles pour chaque sujet. Les entrées utilisées sont les pourcentages spectraux des 23 bandes de 1Hz {23B}. Des campagnes d'essais menées pour les différents sujets ont montré que la meilleure configuration est celle à 23 entrées pour une topologie de sortie bidimensionnelle à 5x5 neurones. Le résultat, pour chaque sujet, se présente sous forme d'une matrice de 5x5 neurones correspondant à la couche de sortie du modèle. $N\{i,j\}$ est le neurone de la ligne i , colonne j . En effet, au passage d'une base d'exemples, chaque neurone est activé par zéro, un ou plusieurs exemples. Chacun de ces exemples a été par ailleurs associé à un état de vigilance par l'expert. Les contributions de chaque état à l'activation des différents neurones $N\{i,j\}$ sont répertoriées. Pour le neurone $N\{i,j\}$ et un corpus d'exemples donnés, à chaque état physiologique qui a activé ce neurone sont attribuées trois variables qui caractérisent son taux de participation. La première, notée P , est le nombre d'activations de ce neurone par l'état considéré. La deuxième, notée T_{ap} , est le pourcentage du nombre d'apparitions de cet état sur le neurone, rapporté au nombre total d'occurrences de cet état dans la base. La troisième, notée T_{ac} , est le pourcentage du nombre d'activations de ce neurone par un état par rapport au nombre total d'activations du même neurone. Seuls les trois premiers taux d'activations par neurone sont retenus (la somme des T_{ac} par neurone n'est donc pas obligatoirement égale à 100). La figure 1 présente la matrice de sortie obtenue pour le sujet 1. La distribution des couleurs des neurones sur la carte topologique suit l'évolution du niveau de vigilance, de l'éveil attentif Va (blanc) au stade 1 du sommeil (foncé) et permet de vérifier visuellement le caractère topologique de la carte. Après la phase d'apprentissage non supervisé, une analyse des distributions spatiales de la carte a été effectuée. L'étude a porté sur l'aptitude de la carte SOM à produire une répartition pertinente des états de vigilance prédéfinis, sur les neurones de sortie. Dans le cas où un neurone est activé par un seul état, $N\{4,2\}$ et $N\{4,3\}$ de la figure 1, on dira qu'il est spécifique à cet état. Dans le cas où plusieurs états participent à l'activation du même neurone, on les présentera par ordre décroissant des T_{ap} et l'analyse se fera selon trois orientations:

- ♦ La première consiste à décrire le neurone par rapport à son voisinage. En effet, le sens de l'évolution des états d'activation d'un neurone à un autre suit un chemin cohérent avec l'évolution des états physiologiques (Figure 1).

- ◆ La deuxième utilise un seuillage pour dégager la spécificité d'un neurone à des états donnés. Pour notre cas, on conserve les trois premiers états, classés suivant un ordre décroissant par rapport à leur taux d'apparition (T_{ap}) sur le neurone en question (Figure 1).
- ◆ La troisième analyse l'occurrence, dans le même neurone, des paires, voire des triplets, d'états qui sont considérés voisins sur une échelle d'états de vigilance. Notons que cette échelle indique l'évolution de la vigilance, de l'éveil attentif (Va) jusqu'au stade 1 (Std1) du sommeil, en passant par les états discrets intermédiaires. Le Mv n'est pas indiqué, étant donné que son occurrence est aléatoire et ne dépend que du mouvement des électrodes ou du sujet.

Pour aboutir à l'analyse de ces associations, les neurones qui sont activés par un couple d'états, par exemple (Vcyf, Vcyfar), (Som, Std1), ont été comptabilisés. Le tableau 1 donne, pour chaque sujet, le nombre de neurones de l'espace de sortie de la carte de Kohonen SOM qui contiennent des activations par des regroupements définis. Dans chaque case, le résultat est représenté sous forme (x/(y,z)), où x est le nombre de neurones activés par ce regroupement, y et z indiquent le nombre d'occurrences des états considérés dans l'association.

Tableau 1 : L'activation, par les différents couples de regroupement, des neurones de l'espace de sortie des cartes SOM des différents sujets

Regroupement	Sujet1	Sujet2	Sujet3	Sujet4	Sujet5
Va, Vcyoar	4/(32,112)	0/(106,0)	1/(12,113)	0/(19,0)	2/(190,4)
Vcyoar, Vcyo	8/(112,179)	0/(0,7)	3/(113,16)	0/(0,26)	0/(4,0)
Va, Vcyo	7/(32,179)	3/(106,7)	4/(12,16)	1/(19,26)	0/(190,0)
Vcyo, Vcyfar	3/(179,25)	0/(7,0)	3/(16,46)	0/(26,0)	0/(0,264)
Vcyo, Vcyf	1/(179,196)	0/(7,98)	4/(16,13)	4/(26,56)	0/(0,172)
Vcyfar, Vcyf	2/(25,196)	0/(0,98)	3/(46,13)	0/(0,56)	19/(264,172)
Vcyfar, Som	2/(25,17)	0/(0,79)	2/(46,26)	0/(0,9)	1/(264,2)
Vcyf, Som	5/(196,17)	8/(98,79)	3/(13,26)	4/(56,9)	0/(172,2)
Som, Std1	1/(17,63)	13/(79,215)	2/(26,9)	2/(9,37)	0/(2,0)

Les trois premières associations (Va,Vcyoar), (Vcyoar,Vcyo) et (Va,Vcyo), activent un nombre de neurones significatif chaque fois que ces états sont présents dans la base du sujet traitée. C'est le cas du sujet 5 pour le groupe (Va, Vcyoar), les sujets 4 et 2 pour le groupe (Va,Vcyo), les sujets 3 et 1 pour les trois couples. Pour ce dernier on a même enregistré l'association de trois états Va, Vcyo et Vcyoar activant 4 neurones de sortie (Figure 1).

Les couples (Vcyo ,Vcyfar), (Vcyo, Vcyf) sont les transitions qui repèrent le passage à l'hypovigilance. La confusion entre les états Vcyo et Vcyfar est présente pour les sujets 1 et 3. L'association Vcyo, Vcyf est notée pour les sujets 1, 3 et 4 et absente chez le sujet 2.

Pour le couple (Vcyfar,Vcyf), l'association était importante surtout pour le sujet 5 où la majorité des états de sa base sont soit du Vcyf soit du Vcyfar. Néanmoins, les deux états peuvent être confondus vu qu'ils seront considérés comme état d'hypovigilance. Pour la transition (Vcyf, Som), la confusion était nette pour les sujets 1, 2, 3 et 4. L'association entre Som et Std1 a été enregistrée seulement pour le sujet 2, où ces deux états étaient dominants. La carte SOM a séparé, sans aucune confusion, les états (Vcyfar, Som) et (Va, Std1) pour tous les sujets.

Cette lecture des cartes SOM a permis de dégager les associations possibles entre niveaux de vigilance. Certaines sont logiques voire même attendues, étant donné que les niveaux couplés sont proches. L'exemple type est celui de Va, Vcyoar et Vcyo. D'autres peuvent être acceptées sans effet

sur la détection de la transition éveil-sommeil, exemple Vcyf, Som et Std1. Cependant les associations Vcyo, Vcyfart et Vcyf sont critiques pour une détection fiable de l'hypovigilance.

Les surcharges d'états au niveau d'un même neurone (un neurone peut être étiqueté plusieurs fois) peuvent s'expliquer par le recouvrement des distributions des exemples, une mauvaise séparation par la carte SOM, un déséquilibre des répartitions des classes d'états ou une subjectivité de l'expert.

Les limites de l'extraction par la SOM peuvent être dues à la non représentativité des entrées utilisées (paramètres spectraux, normalisation), à l'initialisation aléatoires des poids de liaisons entrées-sorties [2] ou au choix non adapté de la topologie de la carte.

Seul le sujet 1 présente l'ensemble des niveaux de vigilance équilibré en nombre. Le sujet 3 présente tous les niveaux avec une prédominance nette de la Vcyoar. Chez les trois autres on constate l'absence d'un ou plusieurs niveaux. L'analyse visuelle de la vigilance par l'expert se fait habituellement sur des périodes de 30 secondes; dans notre étude elle a porté sur des périodes de 12 secondes. A chaque période a été affecté un niveau de vigilance. La présence d'une variation du niveau de vigilance dépassant quatre secondes a été prise en considération. Cependant, certaines fluctuations de courte durée de la vigilance (de moins de 4 secondes) peuvent échapper à l'œil de l'expert.

4 Conclusion et Perspectives

Une méthode connexionniste à apprentissage non supervisé a été utilisée pour dégager les paramètres électro-encéphalographiques caractérisant la baisse de la vigilance. Notre approche consiste à exploiter le pouvoir de séparation non linéaire des cartes auto-organisatrices de Kohonen. Il faut noter que peu d'informations sur les variations du signal EEG pendant les périodes d'hypovigilance sont disponibles. Ceci explique le choix de ce type d'algorithme à apprentissage non supervisé dans notre application. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen ont permis de donner une visualisation topographique du spectre du signal EEG enregistré au moment de la phase de transition éveil-sommeil. Les résultats dégagés ont permis de trouver des associations de voisinage possibles entre différents niveaux de vigilance. Nous avons réussi à avoir des résultats comparables à ceux trouvés dans [4] en réduisant le nombre de dérivation d'EEG de 20 à une seule.

L'exploitation de ces modèles connexionnistes nous a permis d'arriver à un niveau de performance comparable à celui des travaux les plus récents du domaine [4]. Il faut aussi noter que l'intervention de l'expert était fondamentale dans notre démarche. En effet, une expertise a permis de différencier 5 états de vigilance non artefactés et 3 états artefactés. L'originalité de notre approche repose essentiellement d'une part sur l'exploitation d'un modèle neuronal artificiel à architecture minimale, qui posent le minimum de complication pour une éventuelle implémentation sur des supports matériels, et d'autre part sur l'extraction, à partir d'un seul signal EEG, des informations suffisamment pertinentes pour caractériser les états de vigilance. L'implémentation de ces algorithmes, avec une seule dérivation EEG, permet d'envisager une détection temps réel en ambulatoire [5].

Références

- [1] M. Billiard. Le sommeil normal et pathologique : Troubles du sommeil et de l'éveil. Paris, 1994.
- [2] T. Kohonen. The self-organising map. In *Neural networks*. IEEE Press, pages 74-90, 1992.
- [3] L. Bougrain and F. Alexandre. Unsupervised connectionist algorithms for clustering an environmental data set : a comparison. *Neurocomputing*, 1-3(28): 117-189, 1999.
- [4] S.L. Joutsiniemi and S. Kaski, and T.A. Larsen. Self-organizing map in recognition of topographic patterns of EEG spectra. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42: 1062-1068, 1995.
- [5] K. Ben Khalifa. M.H. Bédoui. L. Bougrain. R. Raychev. M. Dogui. F. Alexandre. Analyse et classification des états de vigilance par réseaux de neurones. *Rapport de recherche à l'INRIA. RR-4714*. Janvier 2003.