



Conception d'un outil informatique basé sur un réseau de neurones artificiels pour la classification automatique des stades du sommeil

By/Par | **Nizar Kerkeni*, Ridha Ben Cheikh**, Mohamed Hédi Bedoui*, Mohamed Dogui****

*Équipe Technologie et Imagerie Médicale (TIM), Laboratoire de Biophysique, Faculté de Médecine de Monastir, Monastir, Tunisie.

** Équipe Neurophysiologie de la Vigilance, de l'Attention et des Performances (NVAP), Laboratoire de Physiologie, Faculté de Médecine de Monastir, Monastir, Tunisie.

ABSTRACT

The goal of our work is to develop a software tool for automatic analysis of sleep stages based on artificial neural networks (ANN). In this paper we present our approach for the design of this tool. The first difficulty lies in choosing the representation of physiological signals and mainly the electroencephalogram (EEG). Once the representation adopted, the next step is to design optimal neural network determined by a learning and validation process applied on data from a set of nights of sleep records. The result obtained with a rate of 63% of good classification for six sleep stages, encourages us to further study this issue at the representation and design levels to improve the performance of our tool.

Keywords: Artificial Neural Networks, Decision making, EEG Representation, sleep analysis.

RÉSUMÉ

L'objectif de notre travail est de développer un outil d'analyse automatique des stades du sommeil basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Dans ce papier nous présentons notre démarche pour la conception de cet outil. La première difficulté consiste dans le choix de la représentation des signaux physiologiques et en particulier de l'électroencéphalogramme (EEG). Une fois la représentation adoptée, l'étape suivante est la conception du réseau de neurones optimal déterminé par un processus d'apprentissage et de validation sur les données issues d'un ensemble d'enregistrements de nuits de sommeil. Le résultat obtenu avec un taux de 63% de bonne classification pour six stades, nous incite à approfondir l'étude de cette problématique aux niveaux représentation et conception pour améliorer les performances de notre outil.

Mots Clés : Réseaux de Neurones Artificiels, Aide à la décision, Représentation du signal EEG, Analyse du Sommeil.

Classification JEL: I1

INTRODUCTION

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont largement utilisés comme un outil d'aide à la décision dans tous les domaines où une expertise est nécessaire pour une prise de décision adéquate. Le domaine médical fait partie des domaines d'application de cet outil. Même si les RNA ne peuvent pas et ne sont pas faits pour remplacer le clinicien ils peuvent néanmoins l'assister et le conforter dans le processus de prise de décision.

L'analyse du sommeil est une tâche longue et fastidieuse pour le neurophysiologiste et la plupart des appareillages utilisés proposent des outils d'analyse automatique. De même la recherche s'est intéressée à cette problématique afin de proposer des méthodes innovantes et performantes. C'est dans ce cadre que se place notre travail où nous avons développé un outil informatique de classification automatique des stades de sommeil basé sur un RNA. L'architecture et la configuration du RNA que nous avons adopté étaient déterminées après plusieurs simulations pour déterminer l'architecture la plus performante.

ÉTUDE DU SOMMEIL

Analyse visuelle

Dans la routine clinique, l'étude du sommeil consiste en un enregistrement d'un ensemble de signaux physiologiques au cours d'une nuit de sommeil (polysomnographie), suivi par une analyse visuelle pour établir le diagnostic. Cette étude se base principalement sur trois signaux l'électroencéphalogramme (EEG), l'électro-oculogramme (EOG) et l'électromyogramme (EMG) (Besset, 1998, pp.99-108).

L'enregistrement est découpé en une succession d'époques, unité temporelle servant de référence généralement de 30 secondes. Une analyse visuelle aboutit à attribuer à chaque époque une étiquette correspondant à un état physiologique. L'attribution de ces étiquettes par l'expert neurophysiologiste se base sur les variations de l'EEG, de l'EOG et de l'EMG dans chaque époque élémentaire. Ces variations sont fonction de la fréquence et de la présence de grapho-éléments caractéristiques. En appliquant les règles standard de Rechtschaffen et Kales (1968), un état de vigilance est attribué à chaque époque : éveil ou l'un des cinq stades du sommeil reconnus : stade 1, stade 2, stade 3, stade 4 et le sommeil paradoxal (S.P.) (Besset, 1998, pp.118-126).

La présentation des époques étiquetées de toute la nuit du sommeil constitue l'hypnogramme. L'hypnogramme obtenu ainsi que des données statistiques sur les stades du sommeil constitueront un rapport qui sera la base de la prise de décision clinique.

La difficulté de l'analyse visuelle se situe dans plusieurs niveaux. Premièrement, les bruits et les artefacts dus aux mauvais contacts ou aux mouvements du patient compliquent l'interprétation des signaux. Dans un second niveau nous pouvons citer les règles d'interprétation visuelle elles mêmes. Ces règles d'analyse contiennent une part de subjectivité ce qui peut conduire à des discordances dans les résultats entre des neurophysiologistes issus de laboratoires différents. Une étude a montré que le taux de

concordance entre neurophysiologistes du même laboratoire est de l'ordre de 95% (Gaillard, 1992). Ce taux se dégrade entre neurophysiologistes d'équipes différentes.

Analyse automatique du sommeil

Les avancées technologiques dans le domaine de la micro-informatique ont permis l'essor des polygraphes numériques. Ces nouveaux polygraphes sont équipés d'analyseur automatique de sommeil plus ou moins performant (Besset, 1998, pp.126-133 ; Sforza et Vandi, 1996).

L'intérêt pour ces systèmes est en train de se développer dans les services d'étude du sommeil pour des raisons multiples parmi les quelles nous pouvons citer :

- L'augmentation considérable de la demande d'enregistrement et le besoin d'un système d'analyse automatique libérant le neurophysiologiste de certaines tâches de dépouillement.
- Le nombre croissant des paramètres intervenant dans un enregistrement polygraphique et surtout la nécessité de quantifier et de classer tous ces paramètres.

La plupart des systèmes d'analyse automatique utilisent comme référence les critères d'analyse visuelle de Rechtschaffen et Kales (1968) qui demeurent le seul consensus de classification des stades du sommeil. Ainsi toute mesure de performance de ces systèmes se fait par rapport à l'analyse visuelle.

Un système d'analyse automatique peut être perçu comme une association de trois parties : une partie données, une partie traitements et une partie décision. Les données correspondent aux choix des enregistrements bruts des signaux exploités. La partie traitements correspond à la mise en forme, au filtrage, et à l'extraction des paramètres représentatifs des données. Cette représentation doit être fidèle aux caractéristiques du signal et doit garder ses propriétés fondamentales tout en apportant une simplification, sans grandes pertes, afin de faciliter l'étape suivante : l'étape de décision. Cette dernière se compose des algorithmes qui ont pour objectif d'associer aux données une étiquette relative au stade du sommeil.

La majorité des équipes adopte comme données un montage conseillé dans le manuel de Rechtschaffen et Kales (1968). Ce montage se compose, au minimum, de deux dérivations EEG, une dérivation EOG et une dérivation EMG.

La difficulté majeure pour les systèmes d'analyse automatique consiste au choix de la représentation pour les signaux physiologiques. En effet le choix de la représentation influe considérablement sur les performances du système. Différentes techniques d'analyse sont utilisées : analyse d'amplitude, analyse de période, analyse spectrale (Besset, 1998, pp.126-133 ; Tafti, 1998), ... etc. Parmi ces techniques l'analyse spectrale par transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform FFT*) est la plus utilisée. Ce choix peut s'expliquer par le fait que l'analyse visuelle se base essentiellement sur la détection, dans le signal EEG, de quelques ondes de fréquences particulières (Besset, 1998, pp.118-126).

Au niveau de la partie décision, la recherche a exploré un large éventail de techniques classiques ou issues de l'intelligence artificielle (Louis et al., 2004). Parmi ces techniques nous nous intéresserons aux réseaux de neurones artificiels (RNA) qui font l'objet de notre étude. Les RNA sont largement appliqués dans les domaines en relation avec la neurophysiologie : l'analyse de l'EEG (Castellaro et al., 2002 ; Robert et al., 2002), l'analyse

de la vigilance (Ben Khalifa et al., 2003), l'analyse du sommeil (Robert et al., 1998, 1999 ; Schaltenbrand et al., 1993), etc.

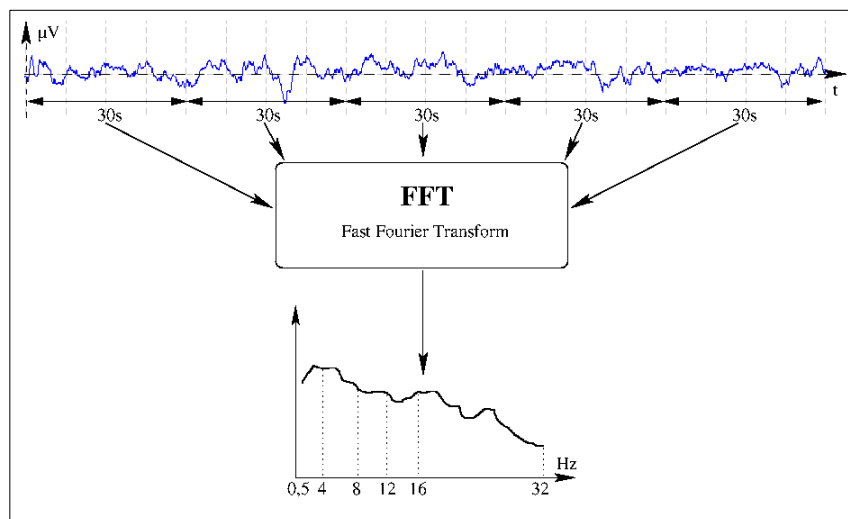
MATÉRIELS ET MÉTHODES

Données

Nous disposons de six enregistrements d'une nuit de sommeil de six adultes de sexe masculin (4 patients et 2 volontaires). Ces enregistrements ont subi une analyse visuelle pratiquée par notre expert neurophysiologiste par époque d'une durée de 30 secondes. L'analyse visuelle ainsi que le rapport établis par le neurophysiologiste montrent qu'il s'agit de polygraphies normales.

L'analyse de ces enregistrements montre qu'il y a une disproportion entre le nombre d'époques de chaque stade. Cette disproportion pourra influencer négativement sur les performances de classification des RNA. En effet, un stade sur-représenté risque d'être surpris par notre réseau au détriment des stades sous-représentés. Pour contourner ce problème nous avons opté pour la construction d'un corpus équilibré où la composition en chaque stade est presque identique.

Figure 1. Représentation spectrale du signal EEG.



Source : Représentation des auteurs (2011)

Représentation du signal EEG

Lors de l'analyse visuelle l'expert se base essentiellement sur une seule dérivation d'EEG. Le choix de cette dérivation se justifie par le fait que c'est la dérivation recommandée par le manuel de Rechtschaffen et Kales (1968) pour l'analyse des stades du sommeil. Nous adopterons cette dérivation comme unique indicateur pour la classification automatique.

Pour représenter le signal EEG choisi et construire notre corpus, nous avons procédé de la manière suivante (Fig. 1) :

Le signal est découpé par périodes non recouvrantes de 30 secondes correspondant aux époques de l'analyse visuelle.

Pour chaque portion du signal nous calculons la puissance spectrale par la transformée de Fourier rapide. De ce spectre nous gardons uniquement les fréquences comprises dans l'intervalle [0.5, 32Hz]. Cet intervalle correspond au domaine d'appartenance des ondes physiologiques (inférieures à 32Hz) tout en éliminant la composante continue (fréquence proche de 0Hz).

Le spectre de puissance est subdivisé par bandes de 1Hz (Bandes de 1 à 32Hz). Chaque partie représente la somme des amplitudes spectrales comprises dans l'intervalle spectral correspondant à une bande de fréquence. Pour chaque bande de fréquence i , nous calculons le pourcentage de sa puissance spectrale relative PSR qui est égal au rapport de la puissance spectrale de la bande PSB sur la puissance spectrale totale PST de toutes les bandes (équation 1).

$$PSR_i = PSB_i / PST \quad (1)$$

Le choix de la puissance spectrale relative se justifie par notre volonté de réduire au maximum les variations inter-individus qui peuvent exister dans le signal EEG. En effet, les caractéristiques de ce signal, comme la plupart des signaux physiologiques, varient d'un sujet à un autre et même chez un même sujet. Ainsi chaque époque de 30 secondes sera représentée dans notre base de données par les 32 valeurs de la PSR auxquelles nous associons une étiquette représentant le stade du sommeil indiqué par l'expert lors de son analyse visuelle.

Réseau de neurones artificiels

Parmi les différentes architectures des réseaux de neurones artificiels nous avons adopté pour cette étude les Perceptrons Multicouches (*Multi Layer Perceptron MLP*) (Bishop, 1995). Les MLP sont les plus utilisés dans les approches à apprentissage supervisé, c'est-à-dire quand une association entre deux types de données, représentant respectivement l'entrée et la sortie du réseau, doit être apprise. Le nombre de neurones d'entrée du réseau utilisé est fixé à 32 correspondants aux 32 valeurs de la PSR calculées sur la dérivation du signal EEG (équation 1). Celui de sortie est fixé à 6, un neurone pour chaque stade de sommeil en plus de l'éveil. Le nombre des neurones cachés est déterminé après une étude de plusieurs configurations, c'est le processus d'apprentissage.

RÉSULTATS

Nous avons construit un corpus global constitué par les paramètres des six enregistrements de notre base. Ce corpus sera par la suite décomposé aléatoirement en un corpus d'apprentissage composé par les deux-tiers du corpus initial et le reste sera affecté au corpus

de test. Le tableau 1 donne la matrice de confusion obtenue sur le corpus de test avec la meilleure configuration du réseau de neurones que nous avons trouvée être la plus efficace.

Tableau 1. Matrice de confusion du corpus constitué par les six enregistrements

Classé en →	Éveil	Stade 1	Stade 2	Stade 3	Stade 4	S.P.	Total
Éveil	70,8%	16,5%	3,5%	0,8%	4,3%	3,9%	14,9%
Stade 1	13%	34,1%	10,5%	1,1%	1,4%	39,6%	16,1%
Stade 2	3,6%	7,8%	65,8%	14,8%	6%	1,81%	19,4%
Stade 3	0,7%	1,1%	20,7%	44,6%	31,9%	0,7%	15,2%
Stade 4	1%	0%	8,3%	13,2%	77,3%	0%	16,8%
S.P.	8,75%	8,42%	1,3%	0,6%	1%	79,8%	17,4%
Total	15,2%	11,1%	19,8%	12,3%	20,1%	21,3%	62,62%

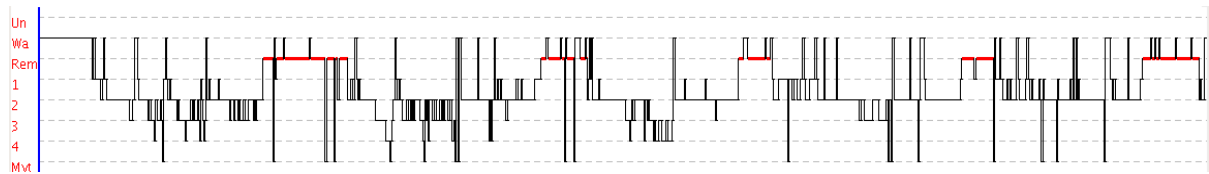
S.P. : Sommeil Paradoxal.

Source : Calculs des auteurs (2011)

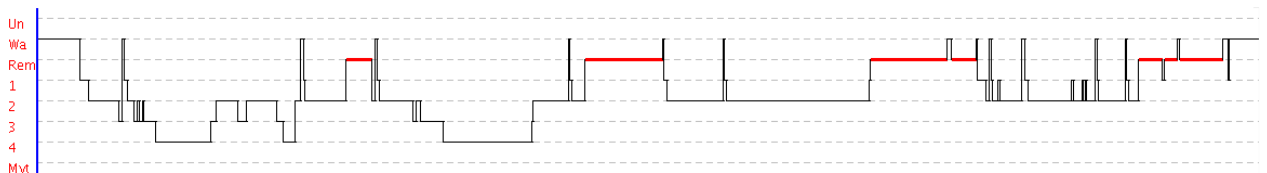
L'analyse de la matrice de confusion (tableau 1) montre qu'il y a des différences dans la reconnaissance des stades pris un par un et ceci malgré le taux global qui reste acceptable. En effet, nous remarquons que l'éveil, le stade 4 et le sommeil paradoxal sont bien classés avec une moyenne supérieure à 70%. Par contre le taux de reconnaissance des stades 1 et 3 ne dépasse pas les 45%. Le stade 1 est confondu généralement avec le sommeil paradoxal et dans un degré moindre avec les stades voisins à savoir l'éveil et le stade 2. Le stade 3 est largement confondu avec le stade 4 et avec un degré moindre avec l'autre stade voisin qui est le stade 2. Nous remarquons que les stades confondus par notre réseau de neurones ont des similitudes au niveau de leur composition spectrale. En effet, les ondes Thêta (de 4Hz à 8Hz) qui caractérisent le stade 1, caractérisent aussi le stade 2 et le stade de sommeil paradoxal. De même les ondes Delta (de 0.5Hz à 4Hz) sont un indicateur commun pour le stade 3 et le stade 4 (Besset, 1998, pp.118-126).

Nous avons implémenté la meilleure configuration du réseau de neurones, que nous avons trouvée dans notre plate-forme logicielle d'analyse des enregistrements polysomnographiques afin de pouvoir produire un hypnogramme de manière automatique. La figure 2 montre le résultat obtenu pour deux exemples de notre base d'enregistrements (P1 un enregistrement d'un patient, V2 un enregistrement d'un volontaire). Pour chaque enregistrement nous donnons l'hypnogramme obtenu par l'expert neurophysiologiste par analyse visuelle et l'hypnogramme que nous avons obtenu automatiquement par notre réseau de neurones. Nous remarquons que l'hypnogramme automatique retrouve bien l'allure globale de l'hypnogramme manuel, mais le nombre de transitions entre les stades est plus important.

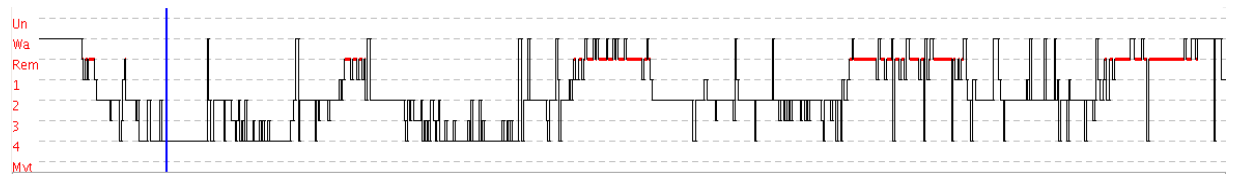
Figure 2. Comparaison entre les hypnogrammes obtenus par l'analyse visuelle



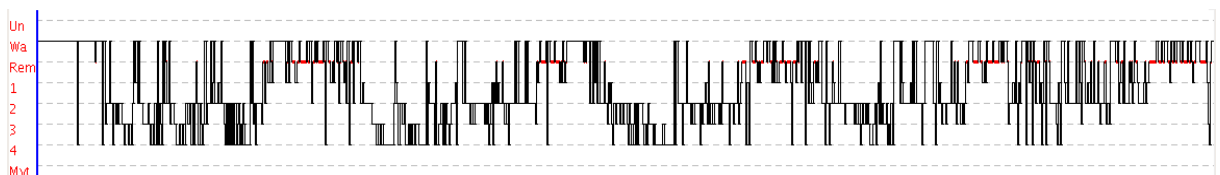
(a) Hypnogramme manuel de l'enregistrement P1.



(b) Hypnogramme manuel de l'enregistrement V2.



(c) Hypnogramme automatique de l'enregistrement V2.



(d) Hypnogramme automatique de l'enregistrement P1.

(manuelle) et ceux obtenus automatiquement pour les enregistrements P1 et V2.

Source : Calculs des auteurs (2011)

Nous pouvons distinguer deux origines pour ces transitions fréquentes. La première est le faible taux de reconnaissance de notre réseau et la confusion qu'il produit entre quelques stades. La seconde est le fait que notre réseau, à l'inverse du clinicien, dispose d'une vue locale limitée à l'époque courante et ne peut appliquer les règles d'analyse visuelle qui permettent au clinicien d'avoir une sorte de lissage de l'hypnogramme résultant de son analyse visuelle. En effet, lors de l'analyse visuelle, le clinicien ne se limite pas aux informations visibles dans l'époque en cours mais il tient compte implicitement d'autres informations relatives au contexte : quelle était l'époque précédente, à quel temps de la nuit se situe l'époque en cours, etc. De plus quelques règles d'analyse décrites dans le manuel de Rechtschaffen et Kales (1968) empêchent, sous certaines conditions, de faire des transitions entre deux stades en particulier pour le stade de sommeil paradoxal.

Le tableau 2 donne, pour chaque enregistrement, le pourcentage des époques correctement classés par notre outil en comparaison au classement fait par notre expert. La moyenne trouvée reste proche du taux de réussite de notre réseau de neurones artificiels (tableau 1). Pour 4 enregistrements, le taux de concordance est supérieur au taux de réussite.

Tableau 2. Taux de concordance entre l'expert et le réseau de neurones artificiels.

Enregistrement	Taux
P1	54,82%
P2	60,85%
P3	66,48%
P4	72,15%
V1	72,52%
V2	75,31%
Moyenne	67%

Source : Calculs des auteurs (2011).

CONCLUSION

L'objectif de notre travail est de réaliser un outil d'aide à la décision pour l'analyse automatique du sommeil basé sur une technique issue de l'intelligence artificielle, les réseaux de neurones artificiels. Dans cet article nous avons présenté une de nos démarches dans la recherche de la configuration du réseau de neurones artificiels la plus performante. Notre démarche a commencé par la recherche d'une représentation du signal physiologique le plus important lors de l'étude clinique du sommeil à savoir l'électroencéphalogramme (EEG). Nous avons adopté une représentation spectrale par bandes de 1Hz basée sur la transformée de Fourier rapide (FFT). Après plusieurs simulations sur un corpus issu de 6 enregistrements, nous avons trouvé une configuration qui donne un taux de bonne classification de 62% pour les 6 stades de sommeil. Notre travail se situe dans la même

fourchette que les travaux équivalents, aux niveaux de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et de la classification en 6 classes, qui donnent des résultats variant entre 61 et 80% (Robert et al., 2002).

Notre démarche montre la limite de la représentation spectrale basée sur la FFT adoptée dans notre étude et qui se manifeste par la confusion entre les stades du sommeil équivalents au niveau spectral. Dans la continuité de nos travaux, nous sommes entrain d'étudier d'autres pistes pour optimiser et améliorer le taux de réussite.

RÉFÉRENCES

- Ben Khalifa, K., Bedoui, M.H., Bougrain, L., Raychev, R., Dogui, M. et Alexandre, F. (2003). Analyse et Classification des États de Vigilance par Réseaux de Neurones. Rapport Technique, INRIA-Lorraine.
- Besset, A. (1998). L'examen Polygraphique du Sommeil. In Billard, M. (Éditeur), *Le Sommeil Normal et Pathologique : Troubles du Sommeil et de l'Éveil*, Chapitre 8, pp. 99-108. Masson.
- Besset, A. (1998). Les règles de l'analyse visuelle. In Billard, M. (Éditeur), *Le Sommeil Normal et Pathologique : Troubles du Sommeil et de l'Éveil*, Chapitre 8, pp. 99-108. Masson.
- Besset, A. (1998). L'analyse automatique du sommeil. In Billard, M. (Éditeur), *Le Sommeil Normal et Pathologique : Troubles du Sommeil et de l'Éveil*, Chapitre 8, pp. 99-108. Masson.
- Bishop, C.M (1995). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford, Oxford University Press.
- Castellaro, C.A., Casagrande, A., Castellaro, S. et Puthenpa, D.V. (2002). An Artificial Intelligence Approach to Classify and Analyse EEG Traces. *Neurophysiologie Clinique*, 32:193-214.
- Flexer, A., Grubera, G. et Dorffner, G. (2005). A Reliable Probabilistic Sleep Stager Based on a Single EEG Signal. *Artificial Intelligence in Medicine*, 33:199-207.
- Gaillard, J.M. (1992). Structure du Sommeil Humain : Analyse Traditionnelle, Électrique et Pharmacologique. In Benoît, O. et Forêt, J. (Éditeurs), *Le Sommeil Humain - Bases Expérimentales, Physiologiques et Physiopathologiques*. Masson.
- Louis, R.P., Lee, J. et Stephenson, R. (2004). Design and Validation of a Computer-based Sleep Scoring Algorithm. *Journal of Neuroscience Methods*, 133:71-80.
- Rechtschaffen, A. et Kales, A. (1968). *A Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects*. Brain Information Service/Brain Research Institute.
- Robert, C., Gaudy, J.F. et Limoge, A. (2002) Electroencephalogram Processing Using Neural Networks. *Clinical Neurophysiology*, 113(5):694-701.
- Robert, C., Guilpin, C. et Limoge, A. (1999). Utilisation des Réseaux de Neurones Formels pour l'Analyse du Sommeil : Quelques Points de Repères. *Innovation et Technologie en Biologie et Médecine*, 20(1):1-8.

- Robert, C., Guilpin, C. et Limoge, A. (1998). Review of Neural Network Applications in Sleep Research. *Journal of Neuroscience Methods*, 79:187-193.
- Schaltenbrand, N., Lengelle, R. et Macher, J.P. (1993). Neural Network Model: Application to Automatic Ananalysis of Human Sleep. *Computers and Biomedical Research*, 26:157-171, 1993.
- Sforza, E. et Vandi, S. (1996). Automatic Oxford-medilog 9200 Sleep Staging Scoring: Comparison With Visual Analysis. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 13(3):227-233.
- Tafti, M. (1998). Analyse Numérique du Sommeil. In Billard, M. (Éditeur), *Le Sommeil Normal et Pathologique : Troubles du Sommeil et de l'Éveil*, Chapitre 8, pp. 133-141. Masson.