

## **Classification Automatique des Stades du Sommeil par Réseaux de Neurones Artificiels**

Nizar Kerkeni, Frédéric Alexandre, Mohamed Hédi Bedoui, Mohamed Dogui

► **To cite this version:**

Nizar Kerkeni, Frédéric Alexandre, Mohamed Hédi Bedoui, Mohamed Dogui. Classification Automatique des Stades du Sommeil par Réseaux de Neurones Artificiels. Troisième Workshop "Applications Médicales de l'Informatique: Nouvelles Approches" - AMINA'2006, Nov 2006, Monastir/Tunisie, 2006. <inria-00112586>

**HAL Id: inria-00112586**

**<https://hal.inria.fr/inria-00112586>**

Submitted on 9 Nov 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.

# Classification Automatique des Stades du Sommeil par Réseaux de Neurones Artificiels

**Nizar Kerkeni<sup>(1,2,\*), Frédéric Alexandre<sup>(2), Mohamed Hédi Bedoui<sup>(1), Mohamed Dogui<sup>(3)</sup></sup></sup></sup>**

(1) Équipe TIM, Laboratoire de Biophysique, Faculté de Médecine de Monastir, 5019 Monastir, Tunisie.

(2) Équipe Cortex, LORIA-INRIA, BP 239, 54506 Vandoeuvre Lès Nancy cedex, France.

(3) Service d'Explorations Fonctionnelles du Système Nerveux, CHU Sahloul, 4054 Sousse, Tunisie.

(\*) Email : Nizar.Kerkeni@fst.rnu.tn

## Résumé

L'objectif de notre travail est de proposer un outil d'analyse automatique et d'aide à la décision basé sur les réseaux de neurones artificiels. La première difficulté consiste dans le choix de la modélisation des signaux physiologiques et en particulier de l'électroencéphalogramme (EEG). Ce dernier est considéré comme le principal indicateur des stades de sommeil. Une fois la modélisation adoptée, l'étape suivante est la conception du réseau de neurones optimal déterminé par un processus d'apprentissage et de validation sur des données d'un adulte sain.

Les résultats obtenus, en moyenne 76% de bonne classification pour six stades, nous incitent à approfondir l'étude de cette problématique aux niveaux modélisation et conception pour améliorer les performances de notre outil.

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

## 1 Étude du sommeil

Dans la routine clinique, l'étude du sommeil consiste en l'acquisition et l'enregistrement d'un ensemble de signaux physiologiques au cours d'une nuit de sommeil, suivis 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) [3]. L'analyse visuelle consiste à détecter les variations de ces signaux au cours de la nuit. Ces changements définissent les états de vigilance qui sont l'éveil et les cinq stades du sommeil : stade 1, 2, 3, 4 et le sommeil paradoxal (SP) [2]. Chaque état est caractérisé par la présence d'un ou plusieurs indicateurs correspondants à des activités élémentaires et certains grapho-éléments. Selon ces indicateurs et en appliquant les règles standard de Rechtschaffen et Kales [7] le clinicien associe à une époque de 30s une étiquette correspondant à l'état physiologique.

La difficulté de l'analyse visuelle se situe dans plusieurs niveaux. Nous pouvons citer par exemple les règles d'interprétation qui comportent une part de subjectivité. De plus la détection visuelle peut s'avérer difficile à cause des bruits et des artefacts dus au mauvais contact des électrodes ou aux mouvements du patient. En fin, il ne faut pas oublier le temps consommé par cette analyse qui peut durer quelques heures.

## 2 Analyse automatique du sommeil

Actuellement, pratiquement tous les nouveaux polygraphes numériques sont équipés d'un analyseur automatique de sommeil plus ou moins performant. 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'enregistrements et le besoin d'un système d'analyse automatique libérant le clinicien 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 difficulté majeure pour ces systèmes consiste au choix de la modélisation pour les signaux physiologiques. Différentes techniques d'analyse sont utilisées : analyse d'amplitude, analyse de période, analyse spectrale [12], 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 de quelques ondes de fréquences particulières. Parmi les techniques de traitement de ces données nous nous intéresserons aux réseaux de neurones artificiels (RNA). Les RNA sont largement appliqués dans les domaines en relation avec la neurophysiologie : l'analyse de l'EEG [8], l'analyse de la vigilance [5], l'analyse du sommeil [9,11], etc.

### 3 Réseaux de Neurones Artificiels

Parmi les différentes architectures des réseaux de neurones artificiels nous avons adoptée pour cette étude les Perceptrons Multi-couches (MLP, Multi Layer Perceptron) [4]. 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. Dans un MLP les neurones artificiels sont organisés en couches. Les neurones appartenant à une même couche ne sont pas connectés entre eux. Chaque neurone reçoit ses entrées de la couche précédente et transmet le résultat de son traitement à la couche suivante. Les deux couches extrêmes correspondent à la couche qui reçoit les données (couche d'entrée), et la couche qui fournit le résultat des traitements effectués (couche de sortie). Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées, leur nombre est variable. La connectivité entre les couches successives est totale et chaque connexion est pondérée par un poids.

### 4 Matériels

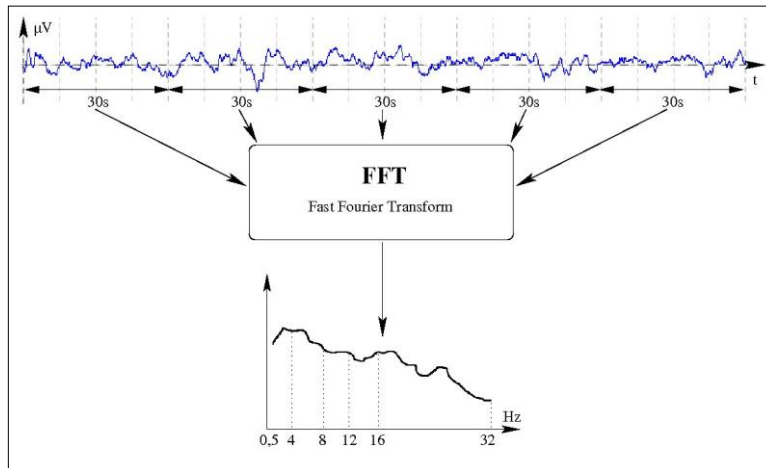
Nous disposons de l'enregistrement d'une nuit de sommeil d'un adulte de sexe masculin. L'analyse visuelle ainsi que le rapport établis montrent qu'il s'agit d'un patient sain. Lors de l'analyse visuelle l'expert se base essentiellement sur une seule dérivation d'EEG. Nous adopterons cette dérivation comme unique indicateur pour la classification automatique.

Le tableau (Tab. 1) représente les détails de l'enregistrement effectué ainsi que la composition en stades de sommeil avec le nombre d'époques, le pourcentage par rapport au Temps Total du Sommeil (%TTS) et le pourcentage par rapport au Temps Total d'Enregistrement (%TTE). Le TTS représente la durée cumulée des stades 1, 2, 3, 4 et du sommeil paradoxal. Ces valeurs sont obtenues suite à l'analyse visuelle par époque de 30s effectuée par un seul expert. Nous donnons à titre indicatif les valeurs théoriques des pourcentages des stades par rapport au TTS (%VT-TTS) [2].

Pour modéliser le signal EEG choisi et construire notre base de données nous avons procédé de la manière suivante (Fig. 1) :

- Le signal est découpé par périodes de 30s correspondants 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 du domaine spectrale des ondes physiologiques (inférieure à 32Hz) tout en éliminant la composante continue;
- Le spectre de puissance est subdivisé en cinq parties correspondantes aux bandes de sommeil ( Delta = [0,5,4Hz] ; Thêta = ]4,8Hz] ; Alpha = ]8,12Hz] ; Sigma = ]12,16Hz] ; Bêta = ]16,32Hz]). Pour chaque bande nous calculons sa puissance spectrale relative (PSR) qui est égal au rapport de la puissance spectrale de la bande (PSB) sur la puissance spectrale totale (PST).

$$PSR_i = PSB_i / PST \text{ avec } i \in (\text{Delta, Thêta, Alpha, Sigma, Bêta}) \quad (1)$$



**Figure 1 :** Modélisation spectrale du signal EEG.

Ainsi chaque époque de 30s sera représentée dans notre base de données par les cinq valeurs de la PSR aux quelles nous associons une étiquette représentant le stade du sommeil.

	Époques	%TTS	%VT-TTS	%TTE
<b>Veille</b>	67	-	-	6
<b>Stade 1</b>	54	5	< 10	5
<b>Stade 2</b>	347	34	≈ 50	31
<b>Stade 3</b>	107	10	≈ 10	10
<b>Stade 4</b>	292	26	≈ 10	26
<b>S. Paradoxal</b>	233	21	de 20 à 25	21

**Table 1 :** Composition en stades de l'enregistrement.

## 5 Résultats

Le nombre de neurones d'entrée du réseau utilisé est fixé à 5 correspondant aux 5 valeurs de la PSR calculées sur la dérivation de l'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.

classé en →	Veille	Stade 1	Stade 2	Stade 3	Stade 4	S.P.	%BC
<b>Veille</b>	<b>59</b>	0	0	0	5	3	88%
<b>Stade 1</b>	11	<b>0</b>	17	0	2	24	0%
<b>Stade 2</b>	3	1	<b>291</b>	0	21	31	84%
<b>Stade 3</b>	0	0	39	<b>3</b>	52	13	3%
<b>Stade 4</b>	1	0	9	2	<b>278</b>	2	95%
<b>S.P.</b>	7	0	16	0	6	<b>204</b>	88%

**Table 2 :** Matrice de confusion.

Le meilleur taux de réussite obtenu parmi les différentes configurations testées est de 76%. Ce taux est obtenu avec un réseau de neurones dont l'architecture est constituée par 5 neurones d'entrées, 6 neurones dans la couche cachée et 6 neurones de sorties. Les simulations sont effectuées par validation croisée sur dix ensembles tirés aléatoirement de la base de données. La matrice de confusion (Tab. 2), résultat de la classification du réseau optimal, montre que :

- La veille, le stade 2, le stade 4 et le sommeil paradoxal sont bien classés;

- Le stade 1 n'est pas reconnu et il est majoritairement confondu avec le sommeil paradoxal puis avec le stade 2;
- Le stade 3 est faiblement reconnu et il est confondu avec le stade 4.

Les deux derniers points peuvent s'expliquer par le fait que les stades confondus sont presque identiques au niveau de la composition spectrale.

## 6 Conclusion

L'objectif de ce travail est de réaliser un outil d'aide à la décision dans l'analyse 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 la plus performante. La configuration présentée donne un taux de bonne classification de 76% pour les 6 stades. Les travaux équivalents, au niveaux de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et de la classification en 6 classes, donnent des résultats qui varient entre 61 et 80% [9]. Cette démarche montre la limite de la modélisation par FFT adoptée dans notre étude et qui se manifeste par la confusion entre les stades équivalents au niveau spectral. Un autre choix de paramètres et/ou l'ajout d'autres paramètres issus d'autres techniques de modélisation pourront, peut être, améliorer les résultats obtenus.

## Bibliographie

- [1] Alain Besset. L'analyse automatique du sommeil. In Michel Billard, editor, *Le sommeil normal et pathologique : troubles du sommeil et de l'éveil*, chapter 8, pages 126-133. Masson, 1998.
- [2] Alain Besset. Les règles de l'analyse visuelle. In Michel Billard, editor, *Le sommeil normal et pathologique : troubles du sommeil et de l'éveil*, chapter 8, pages 118-126. Masson, 1998.
- [3] Alain Besset. L'examen polygraphique du sommeil. In Michel Billard, editor, *Le sommeil normal et pathologique : troubles du sommeil et de l'éveil*, chapter 8, pages 99-108. Masson, 1998.
- [4] Christopher M. Bishop. *Neural Networks for pattern recognition*. Oxford University press, 1995.
- [5] Khaled Ben Khalifa, Mohamed Hédi Bedoui, Laurent Bougrain, Radoslav Raychev, Mohamed Dogui, and Frédéric Alexandre. Analyse et classification des états de vigilance par réseaux de neurones. Technical report, l'INRIA - Lorraine, 2003.
- [6] Rhain P. Louis, James Lee, and Richard Stephenson. Design and validation of a computer-based sleep-scoring algorithm. *Journal of Neuroscience Methods*, 133:71-80, 2004.
- [7] Allen Rechtschaffen and Antony Kales, editors. *A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for skip stages of human subjects*. Brain Information Service/Brain Research Institute, 1968.
- [8] Claude Robert, Jean-François Gaudy, and Aimé Limoge. Electroencephalogram processing using neural networks. *Clinical Neurophysiology*, 113(5):694-701, 2002.
- [9] Claude Robert, Christian Guilpin, and Aymé Limoge. Review of neural network applications in sleep research. *Journal of Neuroscience Methods*, 79:187-193, 1998.
- [10] David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton, and Ronald J. Williams. Learning internal representations by error propagation. In David E. Rumelhart, James L. McClelland, et al., editors, *Parallel Distributed Processing: Volume 1: Foundations*, pages 318-362. MIT Press, Cambridge, 1987.
- [11] Nicolas Schaltenbrand, Régis Lengelle, and Jean-Paul Macher. Neural network model : application to automatic ananalysis of human sleep. *Computers and Biomedical Research*, 26:157-171, 1993.
- [12] Mehdi Tafti. Analyse numérique du sommeil. In Michel Billard, editor, *Le sommeil normal et pathologique : troubles du sommeil et de l'éveil*, chapter 8, pages 133-141. Masson, 1998.