



# Reconnaissance automatique des grapho-éléments temporels de l'électroencéphalogramme du sommeil

Nizar Kerkeni<sup>1,2</sup>, Laurent Bougrain<sup>2</sup>, Mohamed Hédi Bedoui<sup>1</sup>, Frédéric Alexandre<sup>2</sup>,  
Mohamed Dogui<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Équipe A2SB - Laboratoire de Biophysique  
Faculté de Médecine de Monastir, 5019 Monastir - Tunisie  
nizar.kerkeni@fst.rnu.tn

<sup>2</sup> Équipe Cortex - LORIA/INRIA Lorraine  
Campus scientifique, BP 239, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy cedex - France

<sup>3</sup> Équipe NVAP - Laboratoire de Physiologie  
Faculté de Médecine de Monastir, 5019 Monastir - Tunisie

**Résumé** En neurophysiologie, l'électroencéphalogramme (EEG) constitue un moyen d'étude important dans divers domaines parmi lesquels nous pouvons citer le diagnostic des troubles du sommeil et l'analyse de la vigilance. L'étude clinique de ce signal physiologique se base essentiellement sur la reconnaissance visuelle d'un ensemble d'informations particulières de deux types : les ondes, caractérisées par leur spectre fréquentiel, et les grapho-éléments caractérisés par leur morphologie temporelle.

Dans cet article, nous présentons une approche de reconnaissance automatique des grapho-éléments de l'EEG qui se base sur une mesure de similitude temporelle par rapport à des grapho-éléments de référence. La mesure est effectuée par la Dynamic Time Warping (DTW). L'objectif de cette reconnaissance est d'enrichir l'analyse spectrale que nous avons exploitée dans d'autres travaux afin d'étudier leur influence sur les performances de notre système d'analyse automatique de l'EEG.

**Mots clés** : Electroencéphalogramme, Grapho-éléments, Analyse temporelle, Dynamic Time Warping.

## 1 Introduction

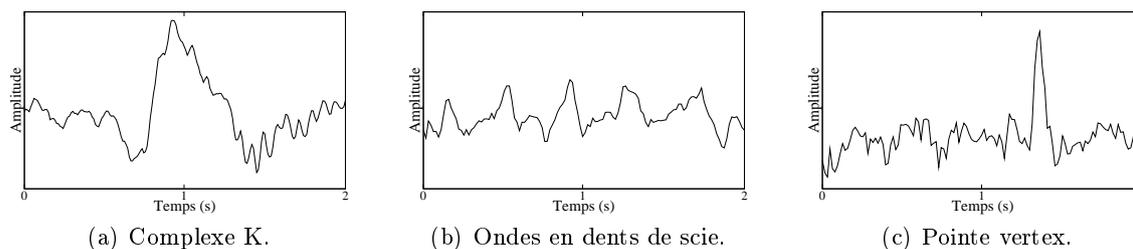
Dans l'étude du sommeil, l'objectif de l'analyse visuelle de l'électroencéphalogramme (EEG) enregistré est d'associer à une époque, unité temporelle généralement de 30s servant de référence, une étiquette correspondant à l'état physiologique qui peut être la veille ou l'un des 5 stades du sommeil (stade 1, stade 2, stade 3, stade 4 ou le sommeil paradoxal). Cette association se base sur les règles standard de classification [9,3]. L'étude du sommeil s'avère être une tâche difficile pour le clinicien. En effet, la quantité de données à analyser, correspondant généralement à des enregistrements de huit heures de sommeil à visualiser par époque de 30s, ainsi que la complexité de cette analyse nécessitent un temps important.

Notre objectif est de concevoir un système automatique d'aide au diagnostic afin d'assister le clinicien dans sa prise de décision et de réduire le plus possible son temps d'analyse. Notre système doit imiter le raisonnement du clinicien afin que ce dernier puisse reconnaître sa démarche. En effet, lors de l'étude clinique de ce signal, le clinicien se base

essentiellement sur la reconnaissance visuelle d'un ensemble d'informations particulières qui peuvent être classées en deux catégories : les ondes et les grapho-éléments. Les ondes sont caractérisées par une bande spectrale bien définie<sup>1</sup>, tandis que les grapho-éléments sont des événements ponctuels caractérisés par une morphologie particulière et caractéristique. Dans le tableau 1 nous présentons pour chaque stade du sommeil les ondes et les grapho-éléments qui le caractérise. La figure 1 présente les principaux grapho-éléments de l'EEG avec leurs morphologie spécifiques.

**TAB. 1.** Caractéristiques des stades du sommeil.

	Ondes	Grapho-éléments
<b>Veille</b>	Alpha	
<b>Stade 1</b>	Thêta	Pointes vertex (cf. figure 1-c)
<b>Stade 2</b>	Thêta, Sigma	Complexes K (cf. figure 1-a)
<b>Stade 3</b>	Delta	
<b>Stade 4</b>	Delta	
<b>Sommeil Paradoxal</b>	Thêta	Ondes en dents de scie (cf. figure 1-b)



**FIG. 1.** Principaux grapho-éléments de l'EEG du sommeil.

Dans des travaux antérieurs, nous nous sommes intéressés à la classification automatique des stades du sommeil par des réseaux de neurones artificiels en nous basant uniquement sur les données spectrales [6,7]. Le taux de bonne classification de 77% que nous avons obtenu est conforme aux travaux équivalents [10]. Mais les taux de reconnaissance de cette approche restent perfectibles et génèrent une confusion entre les stades du sommeil semblables au niveau de la composition spectrale.

Une solution possible pour pallier ce problème de confusion peut être l'ajout des données ponctuelles aux données spectrales. Dans cet article, nous présentons une méthode de reconnaissance automatique des grapho-éléments de l'EEG qui se base sur une mesure de similitude, effectuée par la Dynamic Time Warping (DTW), entre les séries temporelles. L'objectif de cette reconnaissance est d'enrichir l'analyse spectrale et d'étudier son influence sur les performances de notre système d'analyse de l'EEG.

<sup>1</sup> Ondes : Delta=[0, 4Hz] ; Thêta=[4, 8Hz] ; Alpha=[8, 12Hz] ; Sigma=[12, 16Hz] ; Bêta=[16, 32Hz]

## 2 Matériel

### 2.1 Sujets

Pour ce travail nous avons exploité deux enregistrements d'une nuit de sommeil de deux adultes de sexe masculin. Les enregistrements ont été effectués au service d'Explorations Fonctionnelles du Système Nerveux du CHU de Sahloul en Tunisie. L'analyse visuelle ainsi que le rapport établi par le clinicien montrent que les deux enregistrements sont normaux.

### 2.2 Données

Les signaux physiologiques captés sur le sujet sont amplifiés, filtrés, numérisés (fréquence d'échantillonnage de 256Hz) et enfin enregistrés sous un format adapté à la polygraphie du sommeil [5]. Nous avons demandé à l'expert d'effectuer une lecture de quelques portions de nos deux enregistrements et de noter les grapho-éléments détectés visuellement. Les grapho-éléments de l'EEG ont une durée variant de 0,5 à 2s. Pour chaque grapho-élément détecté, nous extrayons et enregistrons la portion du signal d'une durée de 2s qui le contient. Le regroupement par type de grapho-élément de toutes les portions enregistrées constituera notre corpus (cf. tableau 2). Dans ce papier nous limitons notre étude aux complexes K vu le nombre réduit des ondes en dents de scie et des pointes vertex.

TABLE 2. Composition du corpus.

Grapho-élément	Enregistrement 1	Enregistrement 2	Total
Complexes K	164	31	195
Ondes en dents de scie	35	10	45
Pointes vertex	4	6	10

## 3 Méthode

Afin de reconnaître automatiquement les grapho-éléments, nous avons besoin d'un ou plusieurs grapho-éléments de référence que nous appellerons des prototypes. Une mesure de la distance telle que la Dynamic Time Warping (DTW) permettra de dire si une portion EEG donnée est oui ou non un grapho-élément répertorié. La décision de ressemblance sera prise par rapport une valeur seuil correspondant à une distance minimale de similitude avec le prototype le plus proche.

### 3.1 Dynamic Time Warping

La Dynamic Time Warping (DTW) est un algorithme de mesure de similitude entre des séries temporelles. La particularité de cet algorithme est qu'il permet de gérer les dilatations

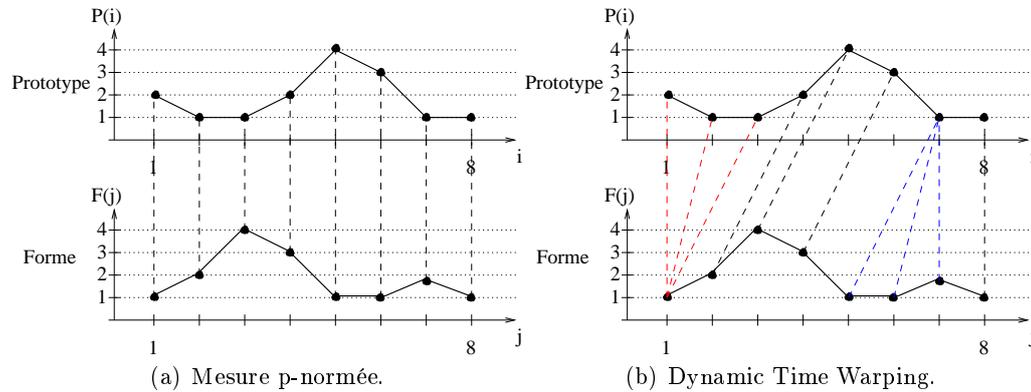


FIG. 2. Illustration de l'intérêt de la DTW (b) par rapport à la mesure euclidienne (a) pour la comparaison des séries temporelles.

et/ou les compressions temporelles qui peuvent exister entre les séries comparées [2]. En effet, au lieu d'associer chaque point d'une série avec celui d'une autre série qui intervient au même instant (cf. figure 2.a), la DTW permet d'associer chaque point d'une série avec un ou plusieurs points consécutifs de l'autre série, ces derniers pouvant être décalés dans le temps, afin de rechercher des élisions et des insertions qui permettent le meilleur alignement des deux séries à comparer (cf. figure 2.b).

L'avantage de l'utilisation de la DTW par rapport à une mesure euclidienne est de reconnaître deux séries temporelles similaires même s'il y a un décalage temporel entre les deux et si elles n'ont pas la même longueur. Mais l'inconvénient de cet algorithme, dans sa version de base, est qu'il nécessite un temps de calcul important qui augmente avec le nombre d'éléments dans les séries comparées. En effet, si les deux séries à comparer contiennent  $N$  éléments, la complexité de l'algorithme DTW est de l'ordre de  $\mathcal{O}(N^2)$  et celle de la mesure p-normée est de l'ordre de  $\mathcal{O}(N)$  [4,11]. Des techniques d'optimisation de cet algorithme sont proposées afin de réduire le temps de calcul sans détériorer ses performances [11].

### 3.2 Formes prototypiques des grapho-éléments

Pour chaque grapho-élément, le nombre de prototypes à utiliser doit tenir compte de la durée de celui-ci. En effet, plus un grapho-élément sera de courte durée, plus le nombre de positions possibles dans la portion étudiée augmente. Bien que la DTW autorise un décalage temporel, le recalage ne pourra se faire efficacement sur une longue période.

Dans le cas des complexes  $K$  qui s'étalent sur 1 à 1,5s, nous préconisons d'utiliser trois prototypes ce qui permet de couvrir plus précisément avec un minimum de prototypes la portion de 2s. Ainsi, nous avons sélectionné manuellement parmi les grapho-éléments de notre corpus les trois prototypes présentés sur la figure 3. Dans le cas des pointes vertex, le nombre de prototypes devrait être plus important puisque ce phénomène a une durée qui avoisine la demi-seconde.

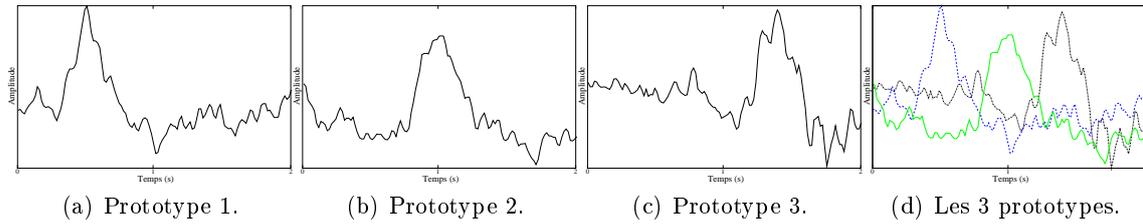


FIG. 3. Prototypes utilisés pour la reconnaissance des complexes K.

## 4 Résultats

Afin de réduire le temps de calcul de la DTW, nous avons ramené la fréquence d'échantillonnage de nos données de 256Hz à 64Hz. Cette fréquence est la plus petite fréquence acceptée pour l'analyse de l'EEG puisque les ondes caractéristiques de ce signal ne dépassent pas une fréquence de 32Hz. Afin d'étudier les performances de discrimination de notre approche, nous avons enrichi notre corpus composé par les grapho-éléments détectés visuellement par des portions d'EEG correspondant aux différents stades du sommeil à hauteur de 78% du corpus total.

Pour décider si une portion d'EEG est un complexe K ou non, nous avons besoin d'une valeur à utiliser comme seuil de discrimination. Ce seuil doit permettre une bonne reconnaissance des complexes K tout en minimisant le taux de faux positifs. Pour obtenir le seuil optimal, nous avons fait varier sa valeur de la distance minimale à la distance maximale. Le meilleur compromis est obtenu ici par un seuil correspondant à un taux de reconnaissance des complexes K de 53% et un taux de faux positifs de 10% comme nous pouvons le voir sur la courbe ROC présentée dans la figure 4.

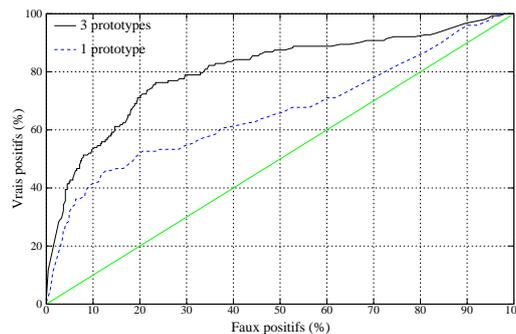


FIG. 4. Courbes ROC pour la reconnaissance des complexes K.

Comparée à d'autres travaux qui se sont intéressés à la détection des complexes K [1,8], notre approche reconnaît moins de complexes K pour un taux de faux positif équivalent mais elle ne nécessite pas de pré-traitements ou une modélisation mathématique particulière pour chaque grapho-élément. Le nombre moyen d'occurrences de complexes K par période

de 30s étant de 1 à 2 [3], notre taux de reconnaissance avoisinant 1 sur 2 pour un taux de faux positifs faible nous permet d'avoir une information suffisamment pertinente.

## 5 Conclusion

Nous avons présenté une méthode pour la reconnaissance automatique des grapho-éléments temporels de l'EEG du sommeil. La reconnaissance de ces grapho-éléments est importante afin de mieux discriminer certains stades du sommeil que l'analyse spectrale seule à parfois du mal à distinguer. Cette reconnaissance se base sur une mesure de similitude entre les grapho-éléments et des prototypes sélectionnés manuellement. Les résultats obtenus montrent que cette approche permet de repérer des grapho-éléments.

Pour améliorer notre démarche nous envisageons d'obtenir de manière automatique les prototypes des chaque type de grapho-éléments en utilisant l'algorithme des K-Means en combinant la mesure par la DTW et une méthode d'agrégation spécifique adaptée aux séries temporelles telle que l'agrégation basée sur les arcs associatifs (AADTW) [4]. Ainsi, à court terme, nous combinerons dans notre système d'aide à la décision les données spectrales et temporelles et analyser ces performances plus globalement.

## Références

1. I.N. Bankman, V.G. Sigilliti, R.A. Wise, and P.L. Smith. Feature-based detection of the k-complex wave in the human electroencephalogram using neural networks. *IEEE Trans Biomed Eng*, 39(12) :1305–1310, 1992.
2. Donald J. Berndt and James Clifford. Finding patterns in time series : a dynamic programming approach. In *Advances in knowledge discovery and data mining*, pages 229–248. American Association for Artificial Intelligence, Menlo Park, CA, USA, 1996.
3. A. 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.
4. R. Gaudin and N. Nicoloyannis. Apprentissage non supervisé de séries temporelles à l'aide des k-means et d'une nouvelle méthode d'agrégation de séries. In *EGC*, pages 201–212, 2005.
5. B. Kemp, A. Varri, A.C. Rosa, K.D. Nielsen, and John Gade. A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 82 :391–393, 1992.
6. N. Kerkeni, F. Alexandre, M.H. Bedoui, L. Bougrain, and M. Dogui. Automatic classification of sleep stages on a eeg signal by artificial neural networks. In *5th WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing - WSEAS SSIP'05*, pages 1854–1861, Corfu Island/Greece, 2005.
7. N. Kerkeni, F. Alexandre, M.H. Bedoui, L. Bougrain, and M. Dogui. Neuronal spectral analysis of eeg and expert knowledge integration for automatic classification of sleep stages. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 2(11) :1854–1861, 2005.
8. V. Pohl and E. Fahr. Neuro-fuzzy recognition of k-complexes in sleep eeg signals. In *IEEE 17th Annual Conference Engineering in Medicine and Biology Society*, volume 1, pages 789–790, 1995.
9. A. Rechtschaffen and A. Kales, editors. *A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for skip stages of human subjects*. Brain Information Service/Brain Research Institute, 1968.
10. C. Robert, J.F. Gaudy, and A. Limoge. Electroencephalogram processing using neural networks. *Clinical Neurophysiology*, 113(5) :694–701, 2002.
11. S. Salvador and P. Chan. Fastdtw : Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. In *KDD Workshop on Mining Temporal and Sequential Data*, pages 70–80, 2004.