

Méthode de seuillage auto-adaptatif non supervisée appliquée à l'extraction de marqueurs pour la classification des stades de sommeil.

Jade VANBUIIS^{1,2}, Mathieu FEUILLOY^{1,2}, Alain LE DUFF^{1,2}, Guillaume BAFFET³, Nicole MESLIER^{4,5}, Frédéric GAGNADOUX^{4,5}, Jean-Marc GIRAULT^{1,2}

¹ESEO, Angers, ²LAUM, UMR CNRS 6613, Le Mans

³CIDELEC Recherche & Développement, Angers

⁴Laboratoire du sommeil du CHU d'Angers, Angers, ⁵INSERM UMR 1063, Université d'Angers, Angers

jade.vanbuis@eseo.fr, mathieu.feuilloy@eseo.fr, alain.leduff@eseo.fr,
guillaume.baffet@cidelec.net, N.Meslier@chu-angers.fr, FrGagnadoux@chu-angers.fr,
jean-marc.girault@eseo.fr

Résumé – L'objectif de ce papier est de présenter une méthode de seuillage auto-adaptatif non supervisée. Cette méthode, appelée « Self-Adaptive Thresholding Using Descriptors » (SATUD), peut être appliquée en prétraitement avant une classification et repose sur une description des différentes classes. Les seuils sont ajustés à chaque ensemble de données de manière à augmenter la similarité intra-classe et la dissimilarité inter-classe. SATUD serait ainsi une méthode pertinente dans le cadre d'applications sollicitant une adaptation des seuillages à chaque ensemble de données, mais aussi une expertise des connaissances. Dans ce papier, SATUD est appliquée à la classification automatique des stades du sommeil. Testée sur 12 enregistrements provenant de patients avec des troubles du sommeil variés, cette méthode a été comparée avec d'autres processus de seuillage et semble supérieure dans le cadre de cette application. En utilisant SATUD, on observe en effet une augmentation relative du nombre d'époques respectant parfaitement les propriétés de leur stade de plus de 97 %, par rapport aux autres méthodes. L'impact de cet algorithme sur la classification fera l'objet d'une seconde étude.

Abstract – The aim of this paper is to present a method, called “Self-Adaptive Thresholding Using Descriptors” (SATUD) for unsupervised and self-adjusting thresholding. This method can be used in pre-processing before classification and is based on the properties describing each cluster. Thresholds are adjusted to increase intra-class similarity and inter-class dissimilarity. This method would be relevant for applications where a subject-specific thresholding based on experts' knowledge is required. In this paper, SATUD is assessed on 12 one-night sleep recordings from patients with different sleep syndromes, targeting sleep stages classification. Number of epochs respecting all their sleep stage's properties increased by more than 97 % with the use of SATUD, compared to two other thresholding techniques implemented in this study. SATUD seems superior to other methods in this application and will be further assessed in a second study where its impact on classification will be estimated.

1 Introduction

Lors du diagnostic du sommeil et des troubles qui lui sont associés, les spécialistes du sommeil classent le sommeil en cinq stades : l'éveil, le stade N1, le stade N2, le stade N3 et le sommeil paradoxal (SP). Les stades N1 et N2 constituent le sommeil léger et le stade N3 le sommeil profond. Les spécialistes du sommeil identifient les différents stades en visualisant les signaux électrophysiologiques enregistrés au cours d'une nuit. Le sommeil est, pour ce faire, découpé en sections de 30 secondes, que l'on appellera dans la suite « époques ». Cette tâche, en plus d'être chronophage, nécessite des connaissances médicales spécifiques. Un manuel de recommandations publié par l'American Academy of Sleep Medicine (AASM) [1] décrit les caractéristiques de chaque stade de sommeil, tels que leurs contenus temporels et spectraux respectifs. Il serait donc possible de traduire ces recommandations, via le seuillage de signaux extraits des voies électrophysiologiques, afin d'implé-

menter une identification automatique des stades de sommeil.

Si l'utilisation de seuillages est très répandue, certaines applications comme la nôtre sont limitées par la variabilité des données d'un individu à l'autre. L'utilisation de seuils identiques pour l'ensemble des patients n'est donc pas conseillée. L'ajustement des seuils à chaque sujet manuellement n'est pas non plus envisageable de par son manque de praticité. La problématique est donc de définir des seuils adaptés automatiquement à chaque individu. Une possibilité implémentée dans [2] est l'utilisation de méthodes stochastiques associées à un outil de classification supervisée. Cette méthode repose cependant sur un apprentissage qui nécessite l'utilisation d'une référence. Dans [2], la classification automatique requiert ainsi une classification manuelle d'une partie de l'enregistrement. En pratique, son utilisation est donc limitée.

Cette étude propose une méthode pour déterminer automatiquement les seuils adaptés à chaque individu, de manière non supervisée. La classification des stades de sommeil ne sera pas

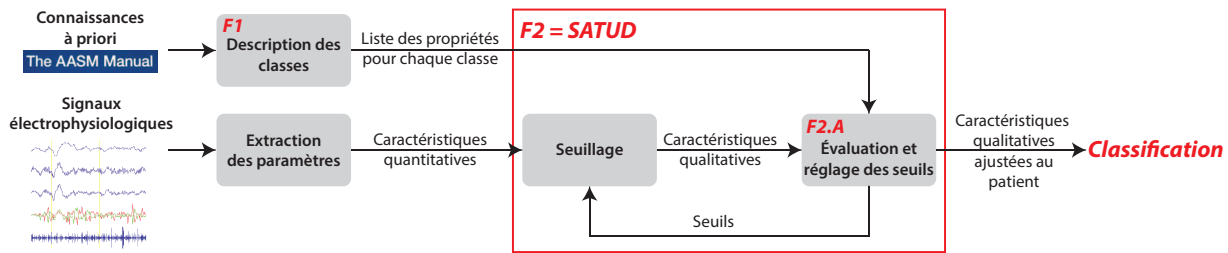


FIGURE 1 – Exemple d’utilisation de SATUD en prétraitement avant une classification à partir, dans ce schéma bloc, de caractéristiques provenant de signaux électrophysiologiques et de connaissances à priori provenant du manuel de l’AASM.

présentée dans ce papier et fera l’objet d’une seconde étude. Les classifications manuelles des spécialistes du sommeil ne sont utilisées que dans la *section 3 - Résultats* pour l’évaluation et la quantification de l’impact de l’algorithme sur les caractéristiques qui seront transmises à l’outil de classification.

2 Méthode

L’algorithme nommé « Self-Adaptative Thresholding Using Descriptors » (SATUD) est décrit dans cette section. Les seuils ainsi ajustés sont utilisés pour transformer des caractéristiques quantitatives en caractéristiques qualitatives qui prennent leur sens dans les recommandations. La figure 1, présentée dans cette section, illustre l’utilisation de SATUD.

2.1 La description des classes - F1

L’implémentation de SATUD repose sur des connaissances à priori qui permettent la description des différentes classes (fonction *F1* de la figure 1). Dans notre application, le manuel de recommandations publié par l’AASM nous permet de lister les propriétés de chaque stade de sommeil à partir des voies communément enregistrées pour la lecture du sommeil (activité cérébrale, oculaire et musculaire par le biais de trois voies EEG, deux voies EOG et une voie EMG respectivement). Il indique par exemple que le stade N3 est caractérisé entre autres par des ondes électroencéphalographiques (EEG) dont l’amplitude est supérieure à $75 \mu V$, ce qui correspond à une forte amplitude comparé aux autres stades. Il est donc possible de décrire le stade N3 à l’aide d’une liste de propriétés dans laquelle figurera *amplitudeEEG = haute*. Après extraction des caractéristiques quantitatives telles que l’amplitude du signal EEG en fonction du temps, on obtiendra par seuillage des caractéristiques qualitatives telles qu’*amplitudeEEGHaute*, *amplitudeEEGMoyenne*, *amplitudeEEGBasse*, mais aussi *amplitudeEEGMoyenneOuHaute*, etc. Cette première étape consiste ainsi à lister, à l’aide des connaissances à priori et pour chaque classe, les propriétés qui permettent son identification. Dans notre application, nous avons décrit les stades de sommeil à l’aide de 41 propriétés traduisant les recommandations AASM et extraites de nos six voies.

Cette étape est essentielle pour la suite puisque le réglage des seuils dépendra directement des propriétés de chaque classe.

2.2 L’ajustement des seuils par SATUD - F2

Pour ajuster les seuils à l’aide de SATUD (*F2*), on utilise une fonction de minimisation dont l’objectif est de faire varier les seuils jusqu’à l’obtention d’un coût minimum. Le calcul de ce dernier repose sur deux notions complémentaires :

- **la similarité intra-classe** : Lors d’un passage d’une classe à l’autre, une grande partie des propriétés de la première classe ne seront plus respectées, à l’inverse de celles de la seconde classe. Pour chaque classe, le respect des propriétés qui y sont associées évolue donc simultanément au cours du temps. On peut évaluer cet aspect en calculant l’interdépendance des signaux représentant le respect de chaque propriété décrivant un stade. Une interdépendance forte indiquera alors un consensus entre les seuils impliqués. La figure 2 présente un exemple d’évolution du respect de deux propriétés lors de l’ajustement des seuils, ainsi que leur similarité.

La similarité intra-classe devra donc être maximisée.

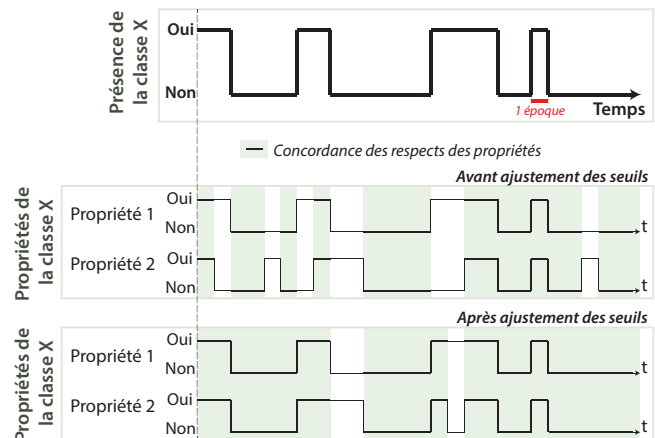


FIGURE 2 – La concordance des respects des propriétés décrivant chaque classe augmente après ajustement des seuils.

- **la dissimilarité inter-classe** : On sait également qu’il y a une certaine fluctuation des stades de sommeil durant la nuit, et donc du respect de l’ensemble des propriétés de chaque classe. La dissimilarité inter-classe via la fluctuation de l’ensemble des propriétés associées à chaque classe doit donc être maximisée également.

L'objectif est donc de maximiser l'interdépendance des propriétés pour chaque classe tout en observant une fluctuation de ces mêmes propriétés aux changements de classe. En d'autres termes, les seuils sont ajustés de telle sorte à augmenter la similarité intra-classe et la dissimilarité inter-classe.

Les seuils ont été initialisés statistiquement à l'aide de percentiles. Nous avons testé différentes méta-heuristiques (*F2.A*) : des algorithmes de recherche globale comme le recuit simulé [3] et les algorithmes génétiques [4, 5] mais aussi des algorithmes plus locaux comme les méthodes par descente de gradient [6, 7].

L'algorithme 1 développe de façon plus détaillée que la figure 1 la manière d'appréhender SATUD via son pseudo-code. La fonction SATUD (lignes 1-9) repose ici sur l'utilisation d'un algorithme de recherche globale (1.3-6) suivi d'un algorithme de recherche locale (1.7-10). La fonction de coût est décrite lignes 14-26.

Données :

caracQuant : les caractéristiques quantitatives
listesProp : les listes des propriétés associées à chaque classe

Résultat :

seuilsFin : les seuils finaux, ajustés au patient par SATUD
caracQual : les caractéristiques qualitatives

```

1 Fonction SATUD (caracQuant, cl, listesProp) :
2   seuils ← Stats(caracQuant)
3   tant que critère d'arrêt global * non respecté faire
4     | seuils ← seuils + modifications *
5     | coût ← Coût(caracQuant, listesProp, seuils)
6   fin
7   tant que critère d'arrêt local † non respecté faire
8     | seuils ← seuils + modifications †
9     | coût ← Coût(caracQuant, listesProp, seuils)
10  fin
11  seuilsFin ← seuils
12  caracQual ← Seuillage(caracQuant, seuilsFin)
13  retourner seuilsFin et caracQual

14 Fonction Coût (caracQuant, listesProp, seuils) :
15  coût ← 0
16  pour cl allant de éveil à SP faire
17    | i ← 0
18    | pour chaque prop de listesProp{cl} faire
19      | respProp{i} ←
20      |   EstRespectée(prop, caracQuant, seuils)
21      | i ← i + 1
22    | fin
23    | simIntraCl ← Sim ‡ (respProp)
24    | dissimInterCl ← Dissim § (∑ respProp)
25    | coût ← coût +  $\frac{1}{simIntraClasse \times dissimInterClasse}$ 
26  retourner coût

```

Algorithme 1 : Pseudo-code de SATUD.

*. Dépendent de l'algorithme de recherche globale utilisé.
†. Dépendent de l'algorithme de recherche locale utilisé.
‡. Similarité calculée à l'aide de l'interdépendance.
§. Dissimilarité calculée à l'aide de la fluctuation.

3 Résultats

3.1 Enregistrements

L'algorithme a été testé sur douze enregistrements provenant de patients sans troubles du sommeil, de patients ayant un syndrome d'apnées-hypopnées du sommeil léger, modéré, sévère, très sévère ou de patients insomniaques. Le sommeil de ces patients, scoré par des techniciens du sommeil, est ainsi plus ou moins fractionné et assure donc une hétérogénéité permettant de tester la robustesse de notre approche.

3.2 Ajustement des seuils

Nous avons comparé les performances de différentes fonctions de minimisation dans *F2.A*. Dans notre application, 25 seuils doivent être ajustés, et l'algorithme SATUD doit donc identifier le minimum global de la fonction de coût constituée d'autant de variables. Sans surprises, le recuit simulé et les algorithmes génétiques ont donc bien mieux fonctionné que les algorithmes locaux. La combinaison de ces deux types de méthodes (par exemple recuit simulé finalisé par une descente de gradient) a été la plus convaincante. Dans la suite de cette section, cette version de SATUD sera mise en regard avec l'utilisation de seuils généraux (identiques pour chaque patient) et définis statistiquement, ainsi qu'avec la mise en place de seuils ajustés à chaque patient, de manière statistique également.

3.3 Impact sur les caractéristiques qualitatives

Pour évaluer l'impact de SATUD sur les caractéristiques qualitatives, nous avons comptabilisé le nombre d'époques de chaque stade de sommeil qui respectent les propriétés listées. Dans la figure 3, nous pouvons voir que 1504 époques (11.6 % des époques totales) respectent parfaitement les propriétés de leur stade lorsque l'on utilise SATUD, contre moins de 765 (5.9 %) pour les autres méthodes. SATUD permet ainsi une augmentation du nombre d'époques qui respectent entièrement les propriétés de leur stade.

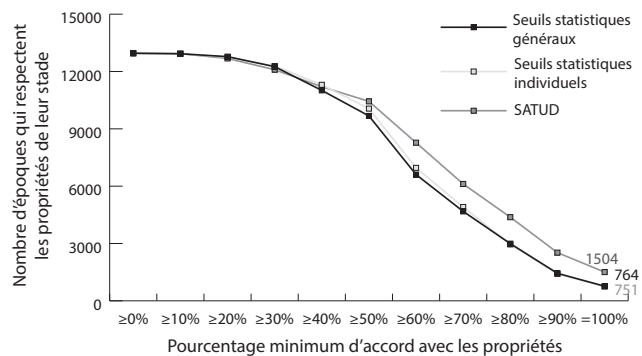


FIGURE 3 – Évolution du nombre d'époques respectant de 0 % (on obtient alors le nombre d'époques total) à 100 % des propriétés de leur stade, selon la méthode utilisée.

La figure 4 présente la quantité d'époques de chaque stade selon leur taux de respect de leurs propriétés et en fonction des différentes méthodes. Seules les époques dont le taux d'accord avec les propriétés associées à leur stade dépasse 40 % sont représentées par souci de lisibilité. La proportion d'époques respectant fortement ($R > 80\%$) les propriétés de leur stade augmente ainsi avec SATUD, et particulièrement en N2. Pour ce stade, la proportion d'époques respectant les propriétés du N2 à plus de 80 % évolue de moins de 10 % à 26 % avec SATUD ¶. La classification n'est pas présentée dans cette étude.

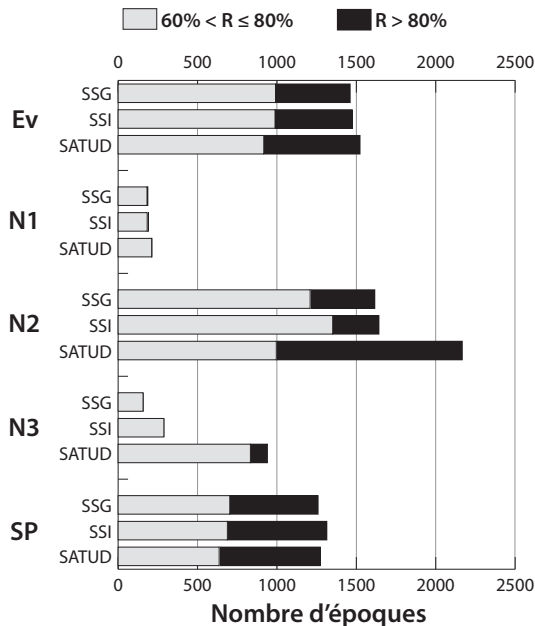


FIGURE 4 – Pour chaque stade, quantité d'époques obtenues en fonction de leur respect R des propriétés associées à leur stade, selon la méthode utilisée (seuils statistiques généraux SSG, seuils statistiques individuels SSI ou SATUD).

4 Discussion, conclusion

Cette étude présente un algorithme, SATUD, permettant d'ajuster des seuils automatiquement et sans référence dans le but d'effectuer une classification. Cette méthode est basée sur la création de listes décrivant chaque classe. Dans cette étude, l'utilisation de descriptions de chaque classe permet de déterminer automatiquement et pour chaque individu des seuils qui faciliteront la classification des stades de sommeil.

L'avantage de SATUD est qu'il ne nécessite pas l'utilisation d'une base d'apprentissage ni d'une référence de classification, contrairement aux autres algorithmes de seuillage automatique existants. La méthode proposée semble prometteuse mais est limitée aux classifications pour lesquelles il existe des connaissances d'experts, sans lesquelles il n'est pas possible de décrire les différentes classes.

Les résultats présentés dans cette étude montrent que SATUD nous permet de nous rapprocher de la situation idéale où chaque

¶. Pour chaque méthode : éveil - 13 %, 13 % et 17 % ; N1 - 1 %, 1 % et 0 % ; N2 - 9 %, 6 % et 26 % ; N3 - 0 %, 0 % et 5 % ; SP - 32 %, 36 % et 36 %.

époque respecterait fortement les propriétés de son stade.

On observe également une augmentation relative du nombre d'époques respectant parfaitement les propriétés de leur stade de 97 % ($\frac{1504-764}{764}$) et 100 % ($\frac{1504-751}{751}$) avec SATUD comparé aux seuils statistiques généraux et individuels, respectivement. Utilisée en prétraitement avant la classification, cette méthode devrait ainsi faciliter la classification des stades de sommeil. Cette méthode possède également une bonne robustesse au regard de la diversité des troubles du sommeil des patients sur lesquels elle a été éprouvée. Cet algorithme permet ainsi une adaptation de la classification aux spécificités du patient, tout comme le fait le spécialiste lorsqu'il classe le sommeil manuellement. En plus de la reproduction du procédé d'analyse des spécificités du patient précédant la classification, la prise en compte des connaissances médicales facilitera l'acceptation du système par les spécialistes du sommeil.

L'impact de cette méthode sur la classification automatique des stades de sommeil sera décrit dans une seconde étude. Les résultats préliminaires confirment l'importance d'un seuillage adapté à chaque patient et les scores associés à la classification sont améliorés.

Références

- [1] R. B. Berry, R. Brooks, C. E. Gamaldo, S. M. Harding, R. M. Lloyd, S. F. Quan, M. M. Troester, and B. V. Vaughn, *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events : Rules, Terminology and Technical Specifications*. No. 2.4 in American Academy of Sleep Medicine, Darien IL, 2017.
- [2] C. Chen, A. Ugon, C. Sun, W. Chen, C. Philippe, and A. Pinna, "Towards a Hybrid Expert System Based on Sleep Event's Threshold Dependencies for Automated Personalized Sleep Staging by Combining Symbolic Fusion and Differential Evolution Algorithm," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 1775–1792, 2019.
- [3] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, vol. 220, pp. 671–680, May 1983.
- [4] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems : An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. MIT Press, 1992. Google-Books-ID : 5EgGaBkwvWcC.
- [5] D. E. Goldberg and J. H. Holland, "Genetic Algorithms and Machine Learning," *Machine Learning*, vol. 3, pp. 95–99, Oct. 1988.
- [6] R. H. Byrd, M. E. Hribar, and J. Nocedal, "An Interior Point Algorithm for Large-Scale Nonlinear Programming," *SIAM Journal on Optimization*, vol. 9, pp. 877–900, Jan. 1999.
- [7] R. Waltz, J. Morales, J. Nocedal, and D. Orban, "An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps," *Mathematical Programming*, vol. 107, pp. 391–408, July 2006.