

Classification automatique de phases de sommeil humain

Definition of polysomnography

Polysomnography is a diagnostic method used to analyze human sleep. It consists in simultaneously recording several physiological parameters during a whole night sleep. The set of measured signals is denoted as a polysomnographic (PSG) recording. The most relevant signals are the electroencephalogram (EEG), the electrooculogram (EOG) and the electromyogram (EMG). The analysis of the polysomnographic recordings aims at classifying the whole recording into a succession of sleep/wake stages, to obtain a hypnogram. The hypnogram provides an overall representation of the sleep architecture and presents the chronological distribution of the sleep/wake stages. It reveals the internal architecture of sleep and the alternation of NREM and REM sleep phases, which makes the discrimination between normal and abnormal sleep much simpler. PSG is thus a powerful tool in the diagnosis of sleep disorders, which are rather common with about 5% of the general population affected.

To build the hypnogram, the physician or medical expert typically splits the polysomnographic recordings into segments of constant duration (named epochs), generally of 20 or 30 seconds length. Each epoch is classified into sleep/wake stages using rules initially proposed in the conventional Rechtschaffen and Kales (R&K) human sleep/wake stage scoring manual and recently updated by The American Academy of Sleep Medicine. In general, six stages are recognized in human sleep, namely, wakefulness, non-rapid eye movement (NREM) sleep stages I, II, III and IV, and REM sleep or paradoxical sleep (PS). NREM stages III and IV represent the slow wave sleep (SWS) which is why they frequently form one united stage.

Projet

Objectif

L'objectif de ce projet est d'évaluer la faisabilité d'un système de classification automatique de phases de sommeil chez l'humain. On va chercher à déterminer si il est possible de créer un système automatique capable de se substituer à un neuro-physiologiste et ainsi créer de manière automatique l'hypnogramme ou proposer un système qui puisse alléger la charge cognitive associée à la classification manuelle.

Matériel

Afin de réaliser cette étude, on dispose de 3 fichiers correspondant à des enregistrements effectués au cours d'une nuit (8 heures) sur 3 sujets différents, sujet1.xlsx, sujet2.xlsx, sujet3.xlsx.

Chaque fichier contient la puissance de l'EEG dans différentes bandes fréquentielles calculée à l'aide d'une FFT effectuée sur 20 secondes de signal (fenêtre temporelle sans recouvrement). Les différentes bandes fréquentielles utilisées pour analyser l'EEG en polysomnographie sont :

delta [0.5-4.5 Hz]

theta [4.5-8.5 Hz]

alpha [8.5-11.5 Hz]

sigma [11.5-15.5 Hz]

beta [15.5-30 Hz]

Pour chaque fichier, chaque ligne correspond à l'information fréquentielle extraite sur 20 secondes d'EEG. Les lignes sont rangées en fonction du temps. La colonne « puissance » contient la puissance totale du signal EEG filtré entre 0.5Hz et 30 Hz. Les colonnes delta, theta, alpha, sigma et beta contiennent la puissance relative du signal dans les bandes fréquentielles

correspondantes. Cette information s'exprime en pourcentage de la puissance totale. Ainsi, pour chaque ligne, la somme des colonnes delta, theta, alpha, sigma et beta fait donc 100%.

La colonne « phase » contient la phase de sommeil correspondante aux 20 secondes d'analyse (score). Cette information a été fournie par un neuro-physiologiste, à partir de l'analyse visuelle des signaux EEG, EOG et EMG par période de 20 secondes. Le score associé aux différentes phases de sommeil est le suivant :

0 : éveil

2 : sommeil léger

4 : sommeil profond

5 : sommeil paradoxal

Un fichier additionnel, sujet1_artefact, contient la même information que le fichier sujet1, mais le signal EEG a été corrompu par des artefacts lors de l'enregistrement de l'EEG, pendant une période de la nuit. La partie corrompue par des artefacts est annotée par un score de valeur -1.

Méthodes

Implémenter différents classifieurs bayésiens et évaluer leurs performances de classification en intra-sujet, inter-sujet afin de répondre à l'objectif fixé. Réfléchir à l'opportunité d'introduire des méthodes de rejet de décision, par ambiguïté et en distance, afin de fournir un outil d'aide à la décision plus fiable.

Dans un premier temps, on pourra choisir comme vecteur forme le vecteur formé des caractéristiques suivantes :

puissance relative calculée dans les bandes delta, theta, alpha, sigma et puissance totale de l'EEG. On analysera ensuite le pouvoir discriminant de chaque caractéristique et on sélectionnera les meilleurs à partir d'une approche type fouille de données.

Plan de travail suggéré

Afin de vous guider dans l'analyse des données, le plan de travail suivant est suggéré.

Analyse préliminaire

Effectuer une ACP puis une ALD sur l'ensemble d'apprentissage pour un sujet. Visualiser les points de la base d'apprentissage en projetant sur les axes principaux/discriminants.

Analyser la répartition en phases de sommeil de chaque sujet.

Partie 1 Apprentissage par sujet

Pour chaque sujet, l'ensemble d'apprentissage est composé des 420 premiers points de l'enregistrement et l'ensemble de validation est composé des points restants. Quel type d'utilisation est-elle ici visée ?

1.1. Construire la règle de décision permettant de classer chaque point en une des 4 classes en faisant l'hypothèse que la densité de probabilité de chaque classe suit une loi gaussienne et en supposant que la matrice de covariance de chaque classe est différente, puis en supposant que celle-ci est identique quelque soit la classe, puis en supposant que celle-ci est différente pour chaque classe mais diagonale. A quels classifieurs ces hypothèses correspondent-elles ?

Pour chaque classifieur, donner la matrice de confusion mettant en évidence les décisions du système et les décisions de l'expert. Proposer des métriques de performances pertinentes pour cette étude. Analyser les performances en classification pour les 3 sujet et les différents classifieurs.

Introduire un coût de rejet en ambiguïté et calculer la nouvelle matrice de confusion en ajoutant la nouvelle classe pour l'enregistrement « sujet2 ». Proposer des critères permettant d'analyser l'intérêt d'introduire un coût de rejet en ambiguïté. Conclure sur l'intérêt d'introduire du rejet en ambiguïté pour cet enregistrement.

Evaluer l'intérêt d'introduire un rejet en distance en utilisant le fichier sujet1_artefacts. Calculer la nouvelle matrice de confusion sur l'enregistrement en ajoutant cette nouvelle classe de rejet. Proposer un réglage pour Cd. Conclure sur l'intérêt du rejet en distance.

1.2. Construire la règle de décision permettant de classer chaque point en une des 4 classes en utilisant la règle des k plus proches voisins.

1.2.1 Régler la valeur du paramètre k en utilisant le fichier sujet1 et une validation croisée. Evaluer les résultats obtenus sur les autres sujets.

1.2.2 Introduire une règle de rejet en ambiguïté. Analyser l'effet du coût du rejet en ambiguïté sur la décision.

Partie 2 : Apprentissage inter-sujet.

Evaluer les performances en inter-sujet de chacun des 4 classifieurs (sans rejet) à l'aide d'une validation croisée.

Partie 3. Sélection de caractéristiques pertinentes

A l'aide du classifieur sélectionné précédemment (sans rejet) et une validation croisée, appliquer une méthode de recherche de caractéristiques pertinentes par sequential forward search. Justifier le choix de votre critère d'analyse.

Conclure sur le choix des caractéristiques, le choix du classifieur, les performances intra et inter sujets, l'intérêt du rejet en distance et en ambiguïté. Au vu de l'utilisation finale, que proposeriez-vous comme système à commercialiser ?