





Stéphanie DEVUYST

Rapport présenté en vue de l'obtention d'un
Diplôme d'Etude Approfondie (DEA)



Classification automatique en stades du sommeil : extraction de caractéristiques et comparaison des principaux classificateurs



Service de Théorie des Circuits et
Traitement du Signal
Promoteur : Professeur T. Dutoit



ACADÉMIE UNIVERSITAIRE
WALLONIE-BRUXELLES

Année académique 2006-2007

Remerciements

Je tiens à remercier Monsieur le Professeur Thierry Dutoit du service de Théorie des Circuits et Traitement du Signal, pour les conseils qu'il m'a prodigués tout au long de ce travail, son enthousiasme et sa disponibilité.

J'adresse également mes remerciements aux membres du laboratoire de sommeil de l'hôpital André Vésale à Montigny-le-Tilleul pour la base de données d'enregistrements polysomnographiques qu'ils m'ont constituée. Particulièrement, j'exprime ma gratitude à Myriam Kerkhofs et Patricia Stenuit qui m'ont accordé de leur temps pour répondre à mes questions.

Enfin, je remercie chaleureusement mon mari Jean-Sébastien Gonsette et ma sœur, Vinciane Devuyst, qui, par leur relecture attentive, ont contribué à l'amélioration de la qualité de ce travail.

Table des matières

INTRODUCTION	1
SYNOPSIS.....	2
CHAPITRE 1 - LE SOMMEIL ET LA POLYSOMNOGRAPHIE	3
1.1 HISTORIQUE.....	3
1.2 L'EXAMEN POLYSOMNOGRAPHIQUE.....	5
1.2.1 Nature, origine et acquisition des signaux polysomnographiques	5
1.2.1.1 L'électroencéphalogramme (EEG)	5
1.2.1.2 L'électrooculogramme (EOG)	9
1.2.1.3 L'électromyogramme (EMG)	9
1.2.2 Cotation en stades du sommeil.....	11
1.2.2.1 Les différents stades de sommeil.....	11
1.2.2.2 Architecture normale du sommeil	14
1.2.2.3 Facteurs influençant la composition du sommeil.....	15
1.3 L'ANALYSE AUTOMATIQUE	17
CHAPITRE 2 - DÉTECTION ET CORRECTION D'ARTEFACTS	18
2.1 ÉTAT DE L'ART.....	18
2.2 PROCÉDÉS D'ÉLIMINATION DES ARTEFACTS	19
2.2.1 Détection des artefacts de courte durée.....	19
2.2.1.1 Les procédés Atf_Esat, Atf_Osat et Atf_Msat	19
2.2.1.2 Le procédé Atf_Egd	20
2.2.1.3 Les procédés Atf_noE et Atf_noO	21
2.2.1.4 Le procédé Atf_trans	22
2.2.1.5 Le procédé Atf_mvt.....	23
2.2.1.6 Le procédé Atf_phase.....	24
2.2.2 Détection et correction des artefacts de longue durée.....	25
2.2.2.1 Procédés de détection des ondulations lentes (Atf_ondeE et Atf_ondeO).....	25
2.2.2.2 Procédé de correction des ondulations lentes	26
2.2.2.3 Procédé de détection des interférences cardiaques (Atf_card).....	27
2.2.2.4 Procédés de correction des interférences cardiaques	28
2.3 RÉSULTATS DES PROCÉDÉS DE DÉTECTION/CORRECTION D'ARTEFACTS	37
CHAPITRE 3 - EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES	39
3.1 ÉTAT DE L'ART.....	39
3.2 PROCÉDÉS D'EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES.....	40
3.3 SÉLECTION DES CARACTÉRISTIQUES LES PLUS DISCRIMINANTES	40
CHAPITRE 4 - CLASSIFICATION EN STADES DU SOMMEIL	43
4.1 ÉTAT DE L'ART.....	43
4.2 DESCRIPTION DES PROCÉDÉS DE CLASSIFICATION.....	44
4.2.1 La méthode d'agrégation (ou clustering).....	44
4.2.2 Les réseaux de neurones artificiels	45
4.2.3 Les arbres de décisions	46
4.3 BASES DE DONNÉES	48
4.4 COMPARAISON DES RÉSULTATS OBTENUS.....	49
CONCLUSION.....	53
RÉFÉRENCES	55

ANNEXES

ANNEXE I - DESCRIPTION DES PROCÉDÉS D'EXTRACTION DE CARACTÉRISTIQUES.....I

ANNEXE II - LE FORMAT EDFIV

Table des abréviations et acronymes

Ag:	Argent
AgCl:	Chlorure d'argent
ACI:	Analyse en composantes indépendantes
ASDC:	<i>Association of Sleep Disorders Centers</i>
BASS:	<i>Belgian Association for Sleep Research and Sleep Medicine</i>
CART:	Arbre de classification et régression (<i>Classification And Regression Tree</i>)
CHU:	Centre Hospitalier Universitaire
DEA:	Diplôme d'Etude Approfondie
DREAMS:	Détection Robuste d'Événements en Analyse Multicapteurs du Sommeil
ECG:	Electrocardiogramme(s)
EEG:	Electroencéphalogramme(s)
EOG:	Electrooculogramme(s)
EMG:	Electromyogramme(s)
ESRS:	<i>European Sleep Research Society</i>
FFT :	Transformée de Fourier rapide (<i>Fast Fourier Transform</i>)
ICA:	Analyse en composantes indépendantes (<i>Independent Component Analysis</i>)
MMSE:	Erreur quadratique minimum (<i>Minimum Mean Square Error</i>)
PMC:	Perceptron multicouches
PSG :	Polysomnographie ou Polysomnographique (s)
REM:	Stade de sommeil paradoxal (<i>Rapid Eye Movement</i>)
S1 :	Stade 1 du sommeil
S2:	Stade 2 du sommeil
S3:	Stade 3 du sommeil
S4:	Stade 4 du sommeil
SLEX:	<i>Smooth Localized complex EXponential</i>
SOREMPs:	Disparition totale du temps de latence au stade REM (<i>Sleep-Onset REM Periods</i>)

Introduction

Ce travail de DEA s'inscrit dans le cadre du projet DREAMS (*Détection Robuste d'Événements en Analyse Multicapteurs du Sommeil*) initié par le laboratoire de Théorie des Circuits et Traitement du Signal de la Faculté Polytechnique de Mons. Il a été réalisé en collaboration avec le laboratoire de sommeil de l'hôpital André Vésale de Charleroi et a pour objectif la détermination automatique des différents stades de sommeil.

Le sommeil n'est en effet pas un phénomène continu. Lorsqu'une personne s'endort, elle transite par différentes phases, à savoir le sommeil léger, le sommeil profond et le sommeil paradoxal généralement associé aux rêves. La succession de ces états au cours de la nuit est très révélatrice de la qualité du sommeil. Elle permet notamment de mettre en évidence certaines de ses pathologies. Par exemple, les patients apnéiques (manifestant des arrêts respiratoires pendant la nuit) ont un sommeil léger et fragmenté par des éveils qui leur permettent de reprendre leur respiration; tandis que les patients narcoleptiques (qui sont sujets à des accès de somnolence diurnes) entrent dans une phase de sommeil paradoxal dès leur endormissement.

Ainsi, une bonne analyse du sommeil passe inévitablement par la classification des périodes de la nuit en stades. À cette fin, plusieurs variables physiologiques (électroencéphalogramme, activité musculaire, rythme respiratoire, etc.) sont enregistrées au cours de la nuit parce qu'elles présentent des caractéristiques différentes selon la phase de sommeil considérée. Leur interprétation est le plus souvent réalisée par un opérateur humain. Concrètement, il s'agit d'attribuer un stade de sommeil à chacune des 1500 époques de 20 secondes que compte en moyenne une nuit de sommeil, sur base des critères internationaux de Rechtschaffen et Kales [8].

Cette tâche est fastidieuse et peut prendre plusieurs heures. De plus, les variabilités inter et intra cotateurs sont en pratique inévitables. C'est pourquoi diverses procédures de traitement automatisé ont déjà vu le jour. Celles-ci sont relativement fiables pour des nuits de sujets en bonne santé, mais demeurent insatisfaisantes en cas de tracés pathologiques. En effet, leurs lacunes sont essentiellement liées au manque de détection d'artefacts qui sont particulièrement présents dans ce type de tracés.

L'objectif de ce travail consiste donc à améliorer ces techniques d'analyse automatique du sommeil en portant une attention toute particulière au traitement des artefacts. De plus, ce travail prévoit de comparer différents procédés de classification en validant leurs résultats sur une même base de données fournie par le laboratoire de sommeil du CHU de Charleroi.

Synopsis

La première partie de ce rapport (chapitre 1) constitue un rappel des concepts de base intervenant dans l'étude du sommeil. Les principaux signaux physiologiques utilisés en analyse du sommeil y sont décrits, ainsi que les règles essentielles de cotation en stades.

La seconde partie du rapport est consacrée à la description des différentes étapes d'une procédure de classification automatique en stades du sommeil:

- Le chapitre 2 présente les procédés de détection et de correction d'artefacts implémentés dans le cadre de ce travail;
- Le chapitre 3 reprend le panel de caractéristiques que nous avons extraites et expose comment les plus discriminantes d'entre elles ont été sélectionnées;
- Le chapitre 4 décrit le fonctionnement de trois méthodes de classification (clustering, réseaux de neurones et arbres de décisions) et compare les résultats obtenus sur une même base de données.

Finalement, quelques perspectives sont abordées en conclusion. Tandis que la dernière section offre la possibilité au lecteur intéressé, d'approfondir les notions vues dans ce document en se référant à la bibliographie qu'elle contient.

Chapitre 1

Le sommeil et la polysomnographie

1.1 Historique

De tout temps, les êtres humains ont été fascinés par le sommeil. Déjà bien avant la naissance du Christ, médecins et philosophes, tels Hippocrate et Aristote, tentaient d'expliquer les bases physiologiques et psychologiques du sommeil et du rêve. Ceci n'a rien d'étonnant étant donné que l'homme passe près d'un tiers de sa vie à dormir.

Au début, le sommeil était considéré comme un état intermédiaire entre la mort et l'éveil, où le corps et l'esprit font totalement relâche [1]. À cette époque, peu de moyens permettaient son investigation. Seules quelques variations de paramètres étaient observées au cours de la nuit (seuil d'éveil, mobilité, respiration), mais celles-ci restaient inexpliquées compte tenu du fait que le sommeil était alors considéré comme un état uniforme.

En 1929, le psychiatre allemand, Hans Berger mit au point l'électroencéphalogramme (EEG) permettant de mesurer l'activité électrique du cerveau à la surface du scalp. Grâce à ce dispositif, il mit en évidence l'onde "alpha" présente chez le sujet détendu, les yeux fermés, et constata que celle-ci disparaissait et était remplacée par une onde "bêta" plus rapide et de moindre amplitude, une fois les yeux ouverts [2].

Son EEG devint très vite un élément incontournable de l'étude du sommeil. En 1937, cette seule variable physiologique permit à Loomis et à ses collaborateurs de discerner 5 stades de sommeil: A=alpha, B=bas voltages, C=fuseaux, D=fuseaux+larges potentiels aléatoires, E=larges potentiels aléatoires [3].

Cette classification basée sur la seule activité encéphalographique resta longtemps d'usage. Pourtant, elle ne permettait pas de discerner toutes les phases de sommeil. En effet, en 1953, le professeur en physiologie Nathaniel Kleitman et son étudiant gradué Eugene Aserinsky découvrirent que des mouvements oculaires rapides accompagnaient certaines périodes de la nuit du dormeur, et que ces périodes étaient étroitement liées avec la production de rêve [4]. Ainsi, le stade REM (*Rapid Eye Movement*) resté jusqu'alors inaperçu, car on le confondait avec l'éveil ou le sommeil léger, fut découvert.

L'association de l'activité oculaire à l'activité EEG permit ensuite à Nathaniel Kleitman et William Dement de démontrer, en 1957, la nature cyclique du sommeil [5]. Puis, Michel Jouvet et ses collègues montrèrent en 1959 que le stade REM était accompagné d'atonie musculaire chez le chat [6]. Ceci fut rapidement vérifié chez l'homme par Berger, en 1962. Ainsi, l'activité musculaire devint inéluctablement la troisième variable physiologique à prendre en compte lors d'une polygraphie du sommeil, pratique plus communément connue sous le nom de polysomnographie (PSG).

À partir de ce moment, bon nombre d'études furent réalisées dans le domaine, mais leur manque d'uniformité au niveau des méthodes et de leur nomenclature fut mis en évidence par Monroe en 1967 [7]. Ceci incita plusieurs scientifiques, dont Allan Rechtschaffen et Anthony Kales, à rédiger un manuel standard de cotation en stades du sommeil [8]. Celui-ci fut publié en 1968 et constitue encore aujourd'hui un ouvrage de référence.

Les règles de cotation désormais codifiées, la recherche du sommeil alla florissant les années qui suivirent et devint inévitablement un précurseur de la médecine du sommeil. Les investigateurs ayant obtenu un nombre suffisant d'enregistrements de nuits de sujet sains démontrant l'architecture "normale" du sommeil, découvrirent par comparaison des indicateurs de certaines pathologies. Notamment, ils constatèrent la diminution du temps de latence du stade REM associé aux dépressions endogènes, ainsi que la disparition totale de ce temps de latence chez les patients narcoleptiques (SOREMPs: *Sleep-Onset REM Periods*).

La médecine des troubles du sommeil connut alors un essor considérable, atteignant son point culminant en 1975, lorsque la polysomnographie fut reconnue en Amérique comme examen médical remboursable.

Aujourd'hui, on compte un grand nombre d'organisations dédiées au sommeil, tant en Europe qu'en Amérique. Parmi celles-ci, l'ESRS (*European Sleep Research Society*) fondée en 1972 en Europe, l'ASDC (*Association of Sleep Disorders Centers*) fondée en 1975 aux États-Unis, ou plus modestement la BASS (*Belgian Association for Sleep Research and Sleep Medicine*, anciennement nommée *Belgian Association for the Study of Sleep*) fondée en 1982 en Belgique. De nombreux livres et journaux médicaux sont également consacrés au sujet, tels que "Sleep", "Sleep Medicine" ou "Journal of Sleep Research".

Pourtant, une enquête récente réalisée autour du sommeil [9] révèle que près de la moitié de la population belge souffre encore de troubles du sommeil et que seulement un quart de ces personnes consulte des professionnels de la santé à ce sujet. Cette étude stipule également que 25% des mauvais dormeurs prennent des médicaments pour dormir et que parmi ceux-ci, un adulte sur huit le fait de sa propre initiative (en piochant dans une boîte de médicaments prescrite à un proche).

Force est de constater que nous sous-estimons l'importance du sommeil. Comme nous ne sommes pas conscients du fonctionnement de notre corps pendant ces heures, nous avons tendance à les considérer comme une perte de temps et à les négliger (nuits blanches, travail à horaires décalés, prise de médicaments avant d'aller coucher, etc.). Pourtant, la quantité et la qualité de notre sommeil conditionnent largement notre forme physique et notre équilibre psychique. Certaines fonctions biologiques comme la production d'hormones de croissance chez l'enfant ou la régénération de certaines cellules, sont à leur maximum pendant que nous dormons [10]. De plus, le sommeil joue un rôle dans l'assimilation et le traitement des informations acquises au cours de la journée. Ainsi, le sommeil est un facteur essentiel auquel il

est bon de prêter attention. Si nous pensons souffrir de l'un ou l'autre de ces troubles, il est tout à fait justifié d'effectuer un examen polysomnographique, de la même manière qu'un individu se plaignant de maux de coeur trouvera évident d'effectuer un examen cardiologique approfondi, électrocardiogramme inclus.

1.2 L'examen polysomnographique

La polysomnographie (PSG) est un examen médical généralement pratiqué en laboratoire de sommeil, qui consiste à enregistrer de manière continue et simultanée différentes variables physiologiques (électroencéphalogramme, activité musculaire, rythme respiratoire, etc.) durant la veille et le sommeil. Son but est d'établir un diagnostic de normalité ou d'anormalité du sommeil, ou encore, en cas de problème avéré, d'en déterminer les causes (apnées, insomnie, narcolepsie, ou autre).

1.2.1 Nature, origine et acquisition des signaux polysomnographiques

D'après les règles de Rechtschaffen et Kales [8], une bonne introspection du sommeil requiert au minimum l'analyse de trois variables physiologiques:

- L'électroencéphalogramme qui mesure l'activité électrique du cerveau à la surface du scalp;
- L'électrooculogramme qui enregistre les variations de potentiels correspondant aux mouvements oculaires;
- L'électromyogramme qui mesure l'activité électrique des muscles.

Mais il s'avère aujourd'hui que ces seuls paramètres ne suffisent pas à détecter certaines pathologies telles que les apnées du sommeil ou les parasomnies. Ainsi, il est courant de recueillir également d'autres variables physiologiques telles que:

- L'électrocardiogramme permettant d'examiner les variations du rythme cardiaque;
- La pléthysmographie inductive thoracique et abdominale représentant les mouvements respiratoires;
- L'enregistrement sonore des éventuels ronflements;
- Le débit d'air nasal;
- La saturation en oxygène dans le sang;
- Une séquence vidéo pour repérer les mouvements anormaux du sujet (somnambulisme, crises d'épilepsie, etc.).

Dans la suite de ce paragraphe, nous présenterons les origines et les procédés d'acquisition des principaux signaux polysomnographiques utilisés lors de ce travail.

1.2.1.1 L'électroencéphalogramme (EEG)

L'électroencéphalogramme (EEG) est le reflet de l'activité électrique moyenne d'un ensemble de cellules du cortex, que l'on mesure au moyen d'électrodes¹ disposées à la surface du scalp.

Les électrodes les plus couramment utilisées en électroencéphalographie sont, d'une part, les électrodes faites de métal noble (or ou platine), en forme de coupe, que l'on remplit de gel

¹ Les électrodes sont des senseurs électrochimiques qui effectuent la transduction d'un transport d'ions en un flot d'électrons.

électrolytique et que l'on attache sur la peau à l'aide de papier adhésif (Figure 1); et d'autre part, les électrodes jetables d'Ag/AgCl plus pratiques puisqu'elles contiennent déjà leur propre gel électrolytique et qu'elles sont auto-adhésives (Figure 2).

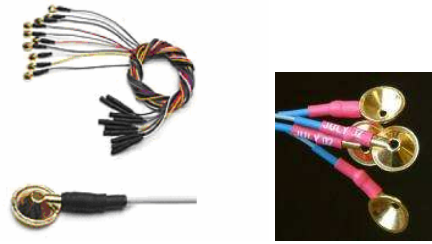


Figure 1 – Photographies d'électrodes en forme de coupe constituées de métal noble (or)

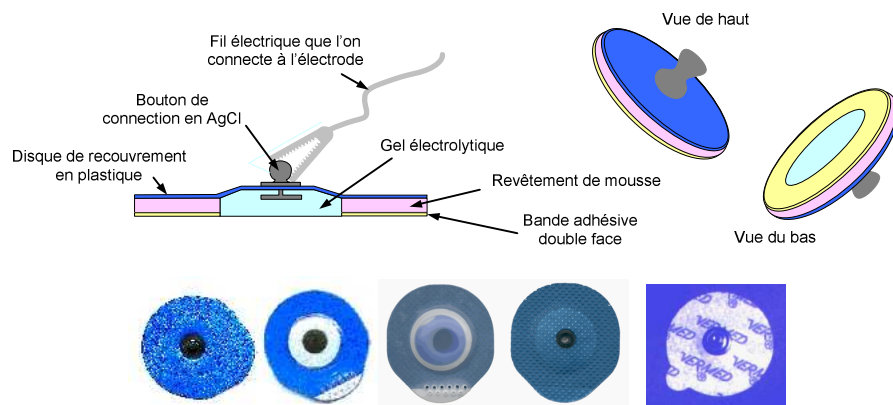


Figure 2 – Représentations et photographies d'électrodes flottantes d'Ag/AgCl

La disposition de ces électrodes sur le cuir chevelu se fait d'après le système international 10-20 de Jasper illustré à la Figure 3 [11]. Dans ce système, les positions sont définies en divisant les lignes crâniennes des plans médian et transversal, en segments de 10 et 20 pourcents de leur longueur. Ces positions sont représentées par des lettres obéissant à la logique suivante: A=apophyse mastoïde² ou lobe de l'oreille, C=central, Pg=nasopharyngeal, P=pariétal, F=frontal, Fp=frontal polar, O=occipital, T=temporal et z=axe central (ex: Fz=électrode frontale centrale).

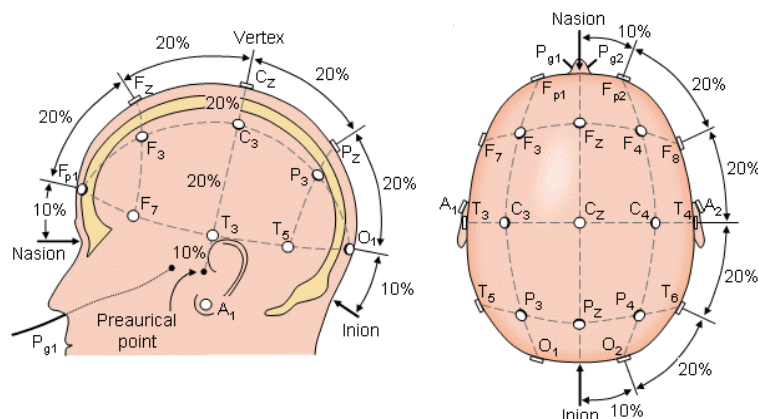


Figure 3 – Système international 10-20 de Jasper. D'après <http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/00/pr.htm> (consulté le 07/01/2007)

² L'apophyse mastoïde correspond à l'extrémité postérieure de l'os temporal située en arrière du conduit auditif externe

Les signaux ainsi obtenus présentent des oscillations plus ou moins régulières en fonction de la synchronisation des cellules corticales. Leurs amplitudes sont de l'ordre de 10 à 200 μV et leurs fréquences vont typiquement de 0.5 à 50 Hz.

On distingue 5 catégories principales d'ondes EEG en fonction de leurs rythmes et amplitudes (Tableau 1 et Figure 4):

- Les ondes bêta sont présentes lorsque l'on est éveillé et que l'on garde les yeux ouverts. Elles apparaissent de manière symétrique sur la tête et leurs amplitudes sont faibles.
- Le rythme sigma est particulier puisqu'il correspond à un micro événement spécial du sommeil appelé fuseau (voir paragraphe 1.2.2.1).
- Le rythme alpha est une activité normale d'un adulte éveillé, mais il est surtout présent lorsque l'individu se relaxe et garde les yeux fermés. Il apparaît simultanément des deux cotés de la tête généralement plus vers l'arrière qu'à l'avant, et est donc mieux visualisé sur un EEG occipital (Oz-A1) que sur un EEG central (Cz-A1) ou Frontal (FP1-A1). Il disparaît dès que le sujet ouvre les yeux ou en cas d'activité mentale.
- L'activité thêta peut aussi bien être normale qu'anormale en fonction de l'âge et de la pathologie de la personne. En effet, elle est tout à fait naturelle s'il s'agit d'un adulte et que celui-ci est endormi. Par contre, si ce dernier est parfaitement éveillé, la présence d'ondes thêta peut être le signe d'un dysfonctionnement du cerveau.
- Le rythme delta n'est normal que si l'individu est plongé dans un sommeil profond. Les ondes correspondantes présentent alors des amplitudes généralement plus élevées que pour toutes les autres ondes et sont plus marquées sur un EEG frontal (FP1-A1) que central (Cz-A1).

	Fréquences (Hz)	Amplitudes (μV)
Les ondes delta	0.5 - 3	20-200
Les ondes thêta	3 - 8	5-100
Les ondes alpha	8 - 12	20-60
Les ondes sigma	12 - 14	5-100
Les ondes bêta	14 - 45	2-20

Tableau 1 – Cinq catégories d'ondes EEG classées selon leur rythme

Une fois détectés, les signaux électroencéphalographiques sont envoyés vers un dispositif de prétraitement qui les amplifie et les filtre de manière à éliminer un maximum d'interférences.

La constante de temps recommandée par les règles de Rechtschaffen et Kales [8], est de 0.3 seconde. Celle-ci correspond à un filtre passe-haut de 0.5 Hz. Le filtrage passe-bas utilisé doit quant à lui permettre de bien visualiser les ondes rapides du rythme bêta tout en éliminant les interférences haute fréquence provenant notamment des EMG. Une fréquence de coupure autour de 70 Hz est donc recommandée [12]. Enfin, des rejeteurs de fréquence à 50 Hz sont couramment utilisés afin d'éliminer l'interférence réseau.

Historiquement, le réglage du gain de la chaîne d'acquisition s'effectuait de manière à obtenir une déflexion de la plume de la table traçante de 7.5 à 10 mm pour un signal de 50 μV [8]. Ceci

permettait de bien visualiser les ondes de faibles amplitudes sans que les plumes des différents signaux ne s'entrechoquent.

Maintenant que la plupart des polygraphes sont numérisés, le réglage du gain s'effectue au moment de l'acquisition (il est de toute façon possible de modifier la sensibilité au moment de la relecture). Il est alors recommandé de digitaliser les signaux EEG en utilisant une quantification sur 2^{12} niveaux de manière à obtenir une résolution suffisante [13]. De plus la fréquence d'échantillonnage doit être au minimum de 200 Hz lorsque des filtres passe-haut de 70 Hz sont utilisés³, et ce afin de respecter la règle de Nyquist.

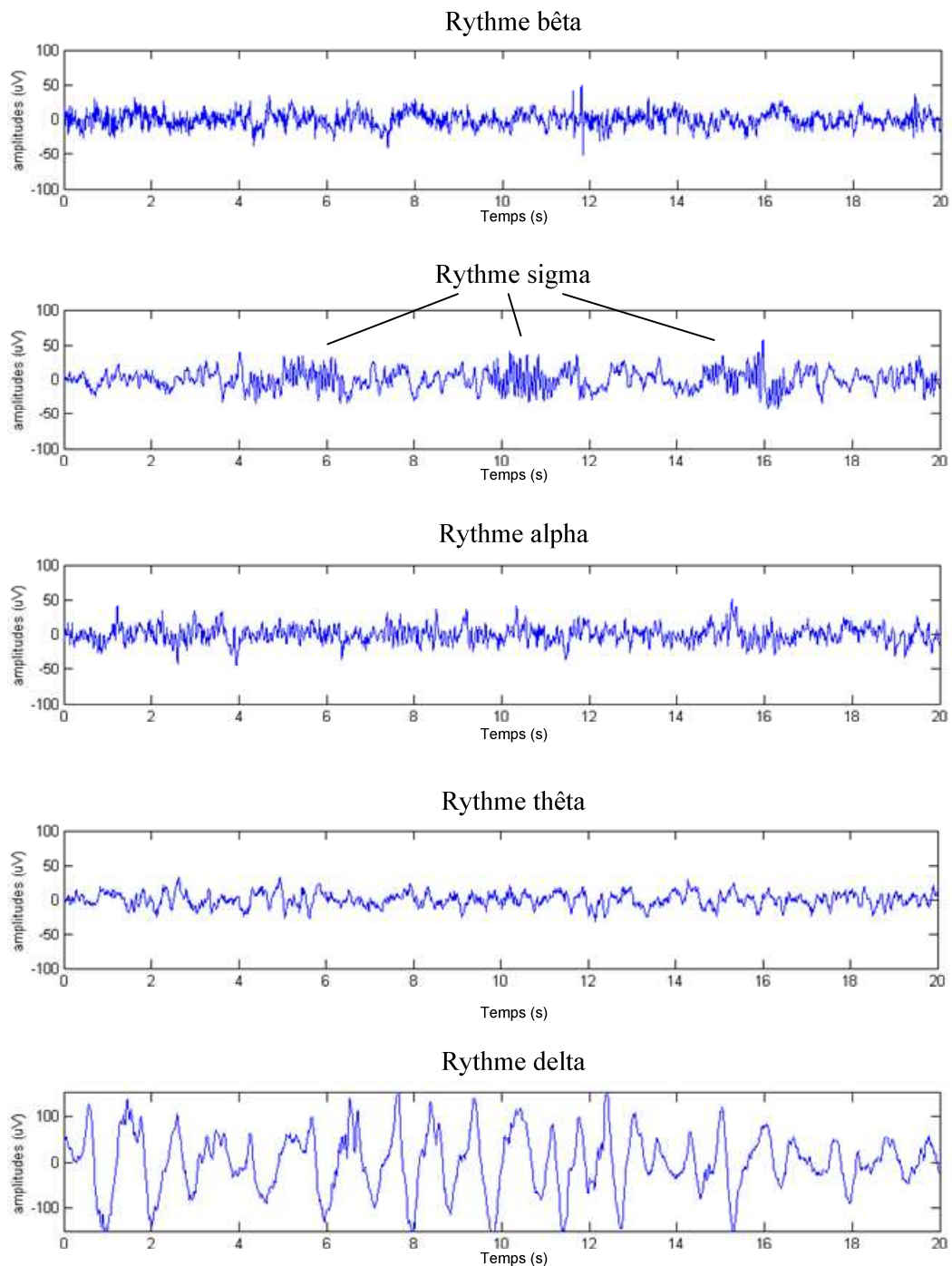


Figure 4 – Cinq catégories d'ondes EEG classées selon leur rythme

³ Notons que bien souvent, un filtre passe-haut limité à 35 Hz est utilisé, limitant alors de la fréquence d'échantillonnage minimale à 100Hz.

1.2.1.2 L'électrooculogramme (EOG)

L'électrooculogramme (EOG) est l'enregistrement des variations de potentiel induites lors de mouvements oculaires.

En effet, l'arrière de l'oeil (côté rétine) est chargé négativement par rapport à l'avant de l'oeil (côté cornée). Cette différence de potentiel est de l'ordre de 0,4 à 1 mV (Figure 5). Lors d'un mouvement oculaire, l'axe du dipôle cornéo-rétinien change de position, générant des variations de champs électriques autour des yeux. Ces variations peuvent être mesurées à l'aide d'électrodes de surface (électrodes flottantes d'Ag/AgCl) placées à proximité.

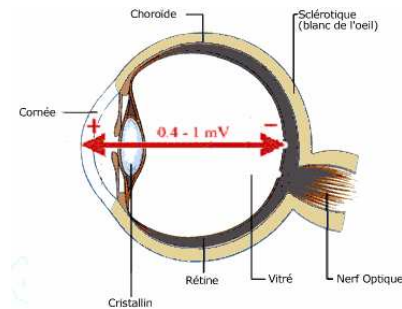


Figure 5 – L'œil, dipôle électrique

En disposant ces électrodes au niveau des canthi⁴ latéraux inférieur gauche et supérieur droit et en utilisant une même électrode de référence sur la mastoïde, les signaux obtenus doivent être en opposition de phase puisqu'ils correspondent aux mouvements de l'œil droit et de l'œil gauche qui sont binoculairement synchrones (Figure 6).

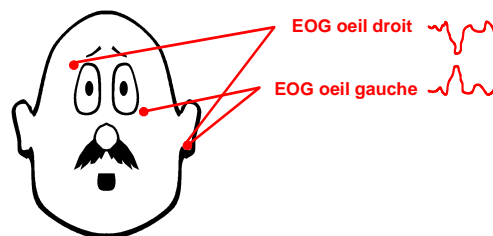


Figure 6 – Disposition des électrodes EOG

Les amplitudes des électrooculogrammes sont comparables à celles des EEG. Ainsi, les paramètres de leur chaîne d'acquisition seront identiques, à l'exception toutefois du filtre passe-bas qui peut être limité à 15 Hz étant donné qu'il n'existe pas de composante aussi rapide dans les EOG [12].

1.2.1.3 L'électromyogramme (EMG)

Les potentiels bioélectriques mesurés en électromyographie correspondent aux potentiels d'action des fibres musculaires. Bien que ce potentiel soit très faible pour une seule fibre (< 100 μ V), l'innervation simultanée de plusieurs fibres musculaires par un même motoneurone induit une différence de voltage suffisante pour être détectée par une paire d'électrodes sur la peau.

⁴ On nomme canthus l'angle de l'œil ou la commissure des paupières.

Lors de l'acquisition de l'activité du muscle mentonnier, ces deux électrodes sont positionnées sous la houppe⁵ du menton (Figure 7). Une troisième électrode est également couramment utilisée en tant que terre. Par contre, en cas d'introspection des mouvements de jambes, ces électrodes sont disposées sur les muscles antérieurs du tibia comme l'illustre la Figure 7.

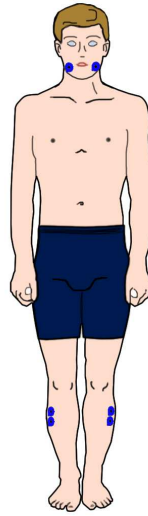


Figure 7 – Disposition des électrodes EMG (en bleu)

Les électromyogrammes ainsi obtenus présentent des valeurs allant de 0.1 à 5 mV tandis que leurs fréquences s'étendent typiquement de 2 Hz à 10 kHz.

Bien que ces fréquences soient nettement supérieures à celles des EEG, l'utilisation d'un filtre passe-bas de fréquence de coupure égale à 120 Hz est largement suffisante sachant que seule l'enveloppe basse fréquence de l'EMG est utile pour l'analyse du sommeil. La constante de temps recommandée par les règles de Rechtschaffen et Kales [8] est quant à elle égale à 0.1 s, soit un filtre passe haut de 1.5 Hz.

Étant donné que les amplitudes des électromyogrammes peuvent atteindre des valeurs très faibles durant du sommeil, il est conseillé d'utiliser un gain élevé lors de l'acquisition des EMG. Ainsi, pour des systèmes analogiques avec table de traçage, il est préférable de régler le gain de sorte qu'une déflexion de plume de 14 à 15 mm soit obtenue pour un signal de 50 μ V [8].

En ce qui concerne les systèmes numériques, les valeurs du pas de quantification et de la fréquence d'échantillonnage sont généralement égales à celles établies pour l'acquisition des EEG. Un petit récapitulatif de ces valeurs est repris dans le Tableau 2.

	Constante de temps (filtre passe-haut)	Filtre passe-bas	Sensibilité analogique	Fréquence minimale d'échantillonnage	Quantification
EEG	0.3s (0.5 Hz)	60-75 Hz	7.5-10 mm pour 50 μ V	200 Hz	sur 12 bits
EOG	0.3s (0.5 Hz)	15 Hz	7.5-10 mm pour 50 μ V	200 Hz	sur 12 bits
EMG	0.1s (1.5 Hz)	120 Hz	14-15 mm pour 50 μ V	200 Hz	sur 12 bits

Tableau 2 – Paramètres minima de la chaîne d'acquisition des signaux PSG

⁵ La houppe du menton est le muscle releveur du menton (aussi nommé incisif inférieur) qui naît au niveau de la face antérieure du maxillaire inférieur, juste en dessous des racines dentaires, puis se dirige vers le haut en recouvrant le menton et se termine dans la lèvre inférieure.

1.2.2 Cotation en stades du sommeil

Les signaux polysomnographiques enregistrés pendant que nous dormons présentent certaines caractéristiques permettant de reconnaître la succession des différents stades de sommeil.

D'après les règles de Rechtschaffen et Kales [8], seuls un électroencéphalogramme (la dérivation C4/A1 ou C3/A2), deux électrooculogrammes (gauche et droit), et un électromyogramme mentonnier suffisent à établir cette cotation en stades.

Selon ces règles, l'enregistrement doit être découpé en époques de 20 ou 30 secondes⁶. Puis, chacune de ces périodes se voit attribuer un stade de sommeil en fonction des caractéristiques qu'elle présente et des époques qui l'entourent. Si deux stades de sommeil sont présents sur une même période, la cotation retenue sera celle qui occupe la majeure partie de celle-ci.

1.2.2.1 Les différents stades de sommeil

Dans ce paragraphe, nous allons décrire brièvement les différents stades de sommeil en accord avec le manuel de Rechtschaffen et Kales [8].

Le stade de veille (W) possède divers aspects selon que le sujet est éveillé les yeux ouverts, ou au repos les yeux fermés. Dans le premier cas (veille active), les ondes cérébrales sont très rapides avec des fréquences de plus de 15 Hz (rythme bêta). De nombreux mouvements oculaires sont observés et le tonus musculaire est à son maximum (Figure 8). Dans le second cas (veille relaxée), c'est le rythme alpha (de 8 à 12 cycles par seconde) qui prédomine sur les régions postérieures des deux hémisphères. Le sujet est alors paisible, mais ne dort pas. S'il ouvre les yeux, le rythme alpha disparaît et est remplacé par des ondes bêta.

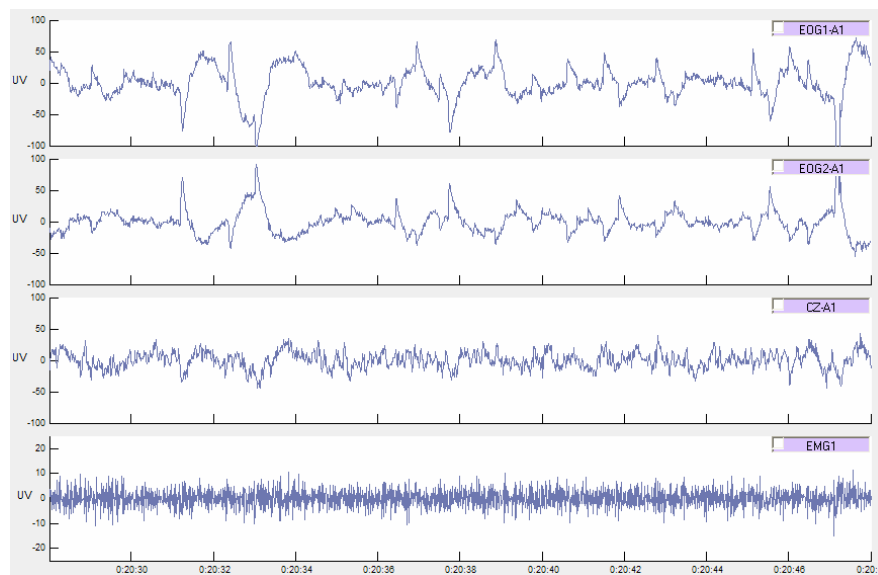


Figure 8 – Tracé typique d'un stade de veille

⁶ Historiquement, cette période de 20 ou 30 secondes correspondait à l'enregistrement d'une page de 30 cm sur une table traçante dont la vitesse de défilement était égale à 15mm/s ou 10mm/s. Indépendamment de ce facteur technique, il semblerait que cette période soit un bon compromis entre le temps de lecture et la qualité de la classification.

Le stade 1 (S1), est le stade de transition entre l'éveil et le sommeil. Il se caractérise par un ralentissement du rythme alpha sur l'EEG et par l'apparition d'ondes plus lentes de bas voltage: les ondes thêta (Figure 9). Les muscles se relâchent progressivement, hormis de petits tressaillements survenant de temps à autre; la respiration ainsi que le rythme cardiaque se ralentissent; et quelques mouvements oculaires lents peuvent avoir lieu.

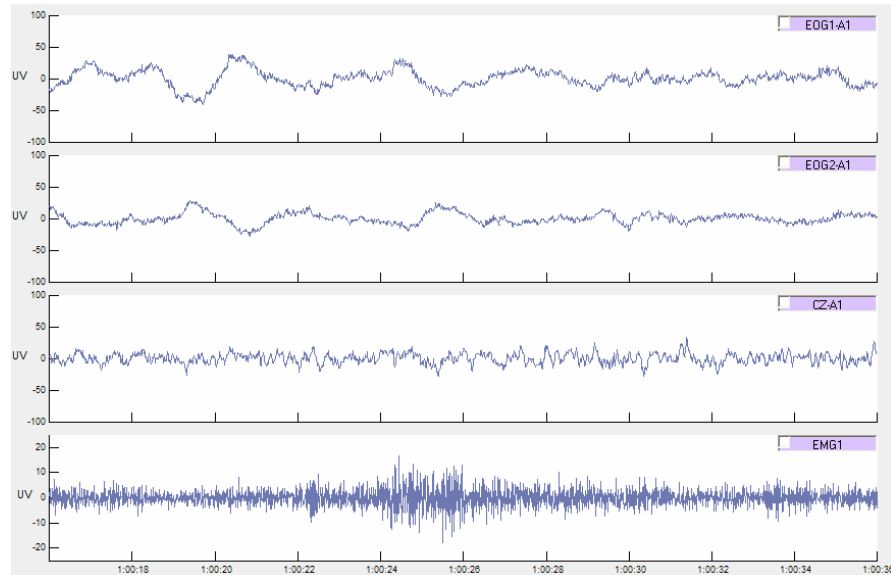


Figure 9 – Tracé typique d'un stade 1

Le stade 2 (S2), stade de sommeil confirmé, se caractérise par l'apparition d'ondes spécifiques sur l'électroencéphalogramme (Figure 10). Il s'agit d'une part des fuseaux du sommeil qui sont des bouffées d'onde sinusoïdale de fréquence comprise entre 12 et 14 Hz, dont l'amplitude croît et décroît et dont la durée minimale est de 0.5 seconde; et d'autre part des complexes K qui sont formés d'une onde négative assez aigüe suivie d'une composante positive plus lente. Les complexes K ont une durée d'au moins une demi-seconde. Ils peuvent être générés de manière spontanée ou apparaître en réponse à divers stimuli (bruit, lumière, etc.).

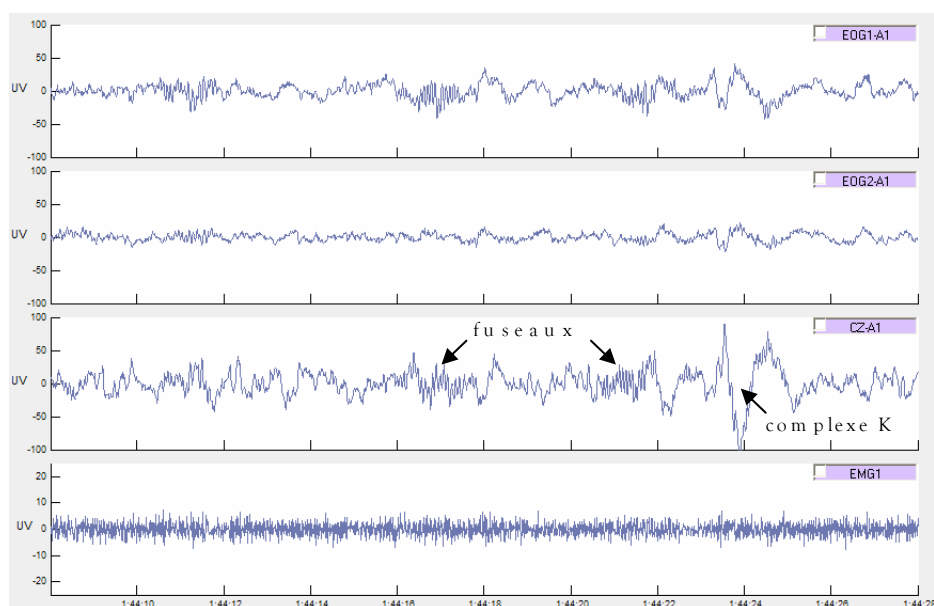


Figure 10 – Tracé typique d'un stade 2

Lors **du stade 3 (S3)**, les ondes delta de haut voltage ($\geq 75 \mu\text{V}$ crête à crête) occupent entre 20 et 50% de la période EEG considérée (Figure 11). Le sommeil devient alors de plus en plus intense jusqu'à atteindre **le stade 4 (S4)**, stade de sommeil profond essentiellement constitué d'ondes delta (Figure 12). Dans ces 2 phases, les fuseaux peuvent persister sur l'EEG, les muscles sont totalement relâchés, les mouvements oculaires sont absents et la respiration se fait lente et régulière.

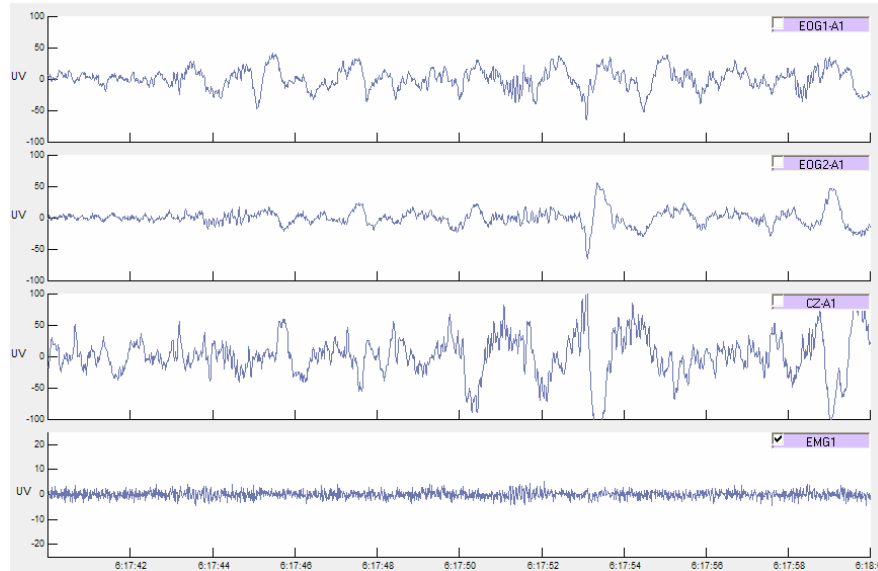


Figure 11 – Tracé typique d'un stade 3 (sur cette figure, les ondes EOG observées ne correspondent pas à des mouvements oculaires, mais bien à des interférences EEG)

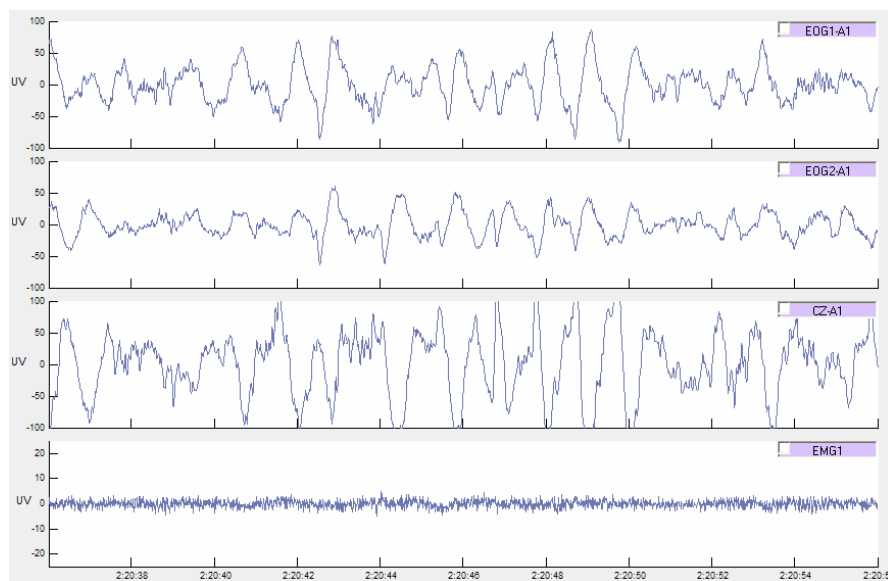


Figure 12 – Tracé typique d'un stade 4 (sur cette figure, les ondes EOG observées ne correspondent pas à des mouvements oculaires, mais bien à des interférences EEG)

Le **stade REM** est souvent appelé **sommeil paradoxal** parce qu'il présente une atonie musculaire propre au sommeil profond alors que l'activité cérébrale est très intense. En effet, l'EEG est semblable à celui du stade 1 avec des ondes rapides et de faibles amplitudes. Des bouffées de mouvements oculaires rapides sont observées sur les EOG (d'où le nom REM: *Rapide Eye Movements*) et comme nous l'avons signalé, il y a abolition du tonus musculaire du menton (Figure 13).

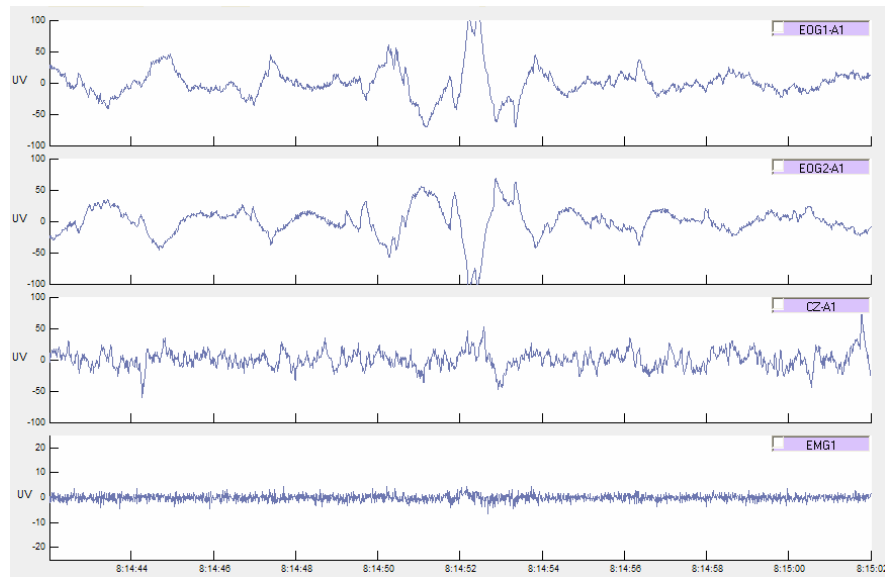


Figure 13 – Tracé typique d'un stade REM

Au cours du sommeil paradoxal, il est également possible de voir apparaître un type particulier d'ondes électroencéphalographiques appelées ondes en dents de scie. Celles-ci se présentent généralement en groupes avec des fréquences de l'ordre de 4 Hz et possèdent des fronts d'ondes assez raides (Figure 14).

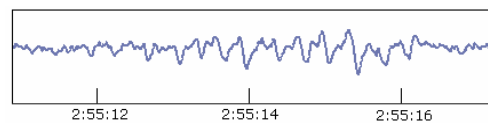


Figure 14 – Ondes en dents de scie

1.2.2.2 Architecture normale du sommeil

La succession des différents stades de sommeil au cours de la nuit est assez prévisible. Un jeune adulte en bonne santé débute généralement sa nuit par une période de somnolence qui dure de 1 à 7 minutes. Durant cette première phase, il est facile de réveiller le dormeur. Il suffit pour cela de prononcer son nom à voix basse ou de fermer discrètement une porte. Puis, le dormeur entre en stade 2. Cet état dure 10 à 25 minutes et requiert des stimuli plus importants pour réveiller le sujet. Ensuite, le sommeil s'approfondit passant successivement du stade 3 au stade 4. Pendant ces phases de sommeil profond, l'organisme synthétise des protéines et des glycogènes, reconstituant ainsi les stocks d'énergie nécessaire à une journée d'éveil. Il est alors difficile de réveiller le dormeur et si l'on y arrive, celui-ci se montre souvent extrêmement confus. Cette période persiste de 30 à 60 minutes, après quoi le sujet allège habituellement son sommeil (il repasse par les stades 2 et 1), puis se plonge dans une phase de sommeil paradoxal pour une durée assez brève de 3 à 4 minutes. Cette phase de sommeil est souvent associée aux rêves. Non pas qu'il soit impossible de rêver pendant les autres stades, mais parce que les rêves y sont plus élaborés. En effet, si l'on éveille le sujet durant cette période, celui-ci se souvient avec précision de ses rêves tandis que pour les autres phases il n'est capable de réaliser qu'un maigre compte rendu totalement flou de ses aventures.

Ce cycle de plus ou moins 90 minutes se répète 4 à 5 fois au cours d'une nuit. Toutefois, la proportion de sommeil lent, plus importante en début de nuit, diminue progressivement

jusqu'à disparaître au bout du troisième ou quatrième cycle. Inversement, les épisodes de sommeil paradoxal qui sont assez brefs en début nuit s'allongent au fur et à mesure de celle-ci.

Pour apprécier au mieux l'architecture du sommeil, il est courant de retracer l'évolution chronologique de ses différents stades dans un graphique que l'on appelle hypnogramme (Figure 15). Celui-ci reprend les heures écoulées depuis le début de la nuit en abscisse, et en ordonnée les différents stades de sommeil rencontrés (veille, REM, S1, S2, S3, S4). L'hypnogramme est un outil pratique, car il permet en un coup d'œil de juger de la qualité de la nuit. En effet, il met parfaitement en évidence la quantité de sommeil profond, la latence à l'endormissement, le nombre d'éveils, etc.

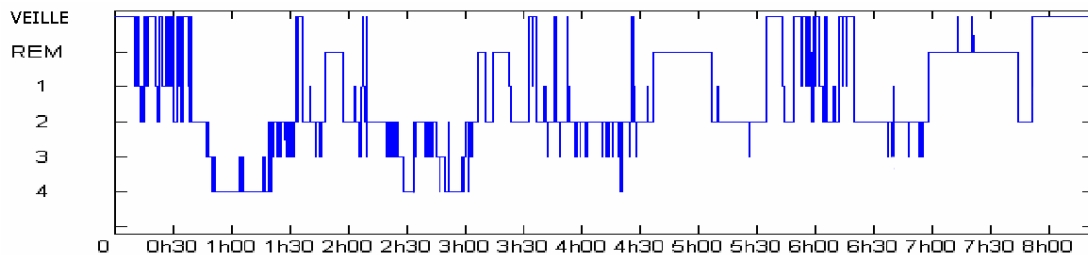


Figure 15 – Hypnogramme typique d'un jeune adulte en bonne santé

1.2.2.3 Facteurs influençant la composition du sommeil

Chez le jeune adulte en bonne santé, la proportion des différents stades de sommeil au cours de la nuit est approximativement la suivante [14]:

- de 2 à 5% pour le stade 1;
- de 45 à 55% pour le stade 2;
- de 3 à 8% pour le stade 3;
- de 10 à 15% pour le stade 4;
- de 20 à 25% pour le stade REM.

Toutefois, la composition du sommeil peut être influencée par divers facteurs. Parmi ceux-ci:

- **L'individu lui-même.** Si la durée moyenne d'une nuit de sommeil d'un jeune adulte est approximativement de 7h45, celle-ci peut fortement varier d'un individu à l'autre. On distingue les gros dormeurs qui ont besoin de 9 à 10 heures de sommeil par nuit, et les petits dormeurs pour lesquels 4 à 6 heures de sommeil suffisent. Ainsi, la définition d'une bonne nuit de sommeil ne se base pas uniquement sur la quantité d'heures passées à dormir, mais aussi et surtout sur le ressenti subjectif du sujet d'avoir ou non bien dormi et d'être en parfaite forme physique et intellectuelle.
- **L'âge.** L'hypnogramme d'un enfant est totalement différent de celui de l'adulte. Tout d'abord parce que la durée des cycles n'est pas la même (50 minutes chez le nouveau né, 70 minutes chez l'enfant de 2 mois à 3 ans et \pm 90 minutes après 3 ans), ensuite parce que leur composition est différente. Par exemple, on ne distingue que deux phases de sommeil chez le nourrisson: le sommeil agité (proche du stade REM) et le sommeil calme (comparable au stade profond). Dans le cadre de ce travail, seul le sommeil des adultes sera considéré.
- **L'environnement.** Il est préférable de dormir dans un endroit calme où la température est comprise entre 16 et 19 °C. Des températures ambiantes trop faibles ou trop élevées diminuent les phases de sommeil lent profond (S3 et S4) et de sommeil paradoxal.

- **L'alimentation.** Il est conseillé de manger léger le soir et d'éviter de prendre des boissons caféinées (café, thé, coca, etc.) avant d'aller dormir car ces dernières stimulent l'activité cérébrale et peuvent influencer sur le sommeil.
- **L'ingestion de médicaments.** La plupart des drogues couramment utilisées affectent la distribution des stades de sommeil. Par exemple, la majorité des antidépresseurs tend à supprimer les phases de sommeil profond.
- **Les pathologies.** Comme on peut s'y attendre, les troubles du sommeil ont un impact sur la durée et la qualité de la nuit, ainsi que sur la structure et la distribution du sommeil. Parmi les pathologies les plus courantes, citons les insomnies qui se caractérisent par des difficultés à l'endormissement, de nombreux éveils nocturnes ou des nuits de sommeil trop courtes (Figure 16). Nous pouvons également mentionner le syndrome d'apnée du sommeil caractérisé par des arrêts de la respiration tout au long de la nuit. Pour ces patients, le sommeil se trouve fragmenté par de nombreux éveils (ou des micro-éveils) qui leur permettent de reprendre leur respiration, mais qui empêchent généralement l'approfondissement du sommeil jusqu'au stade 4 (Figure 17). Enfin, soulignons le cas particulier des patients narcoleptiques qui débutent directement leur nuit par du sommeil paradoxal et qui présentent de nombreuses vagues de somnolence diurnes (Figure 18).

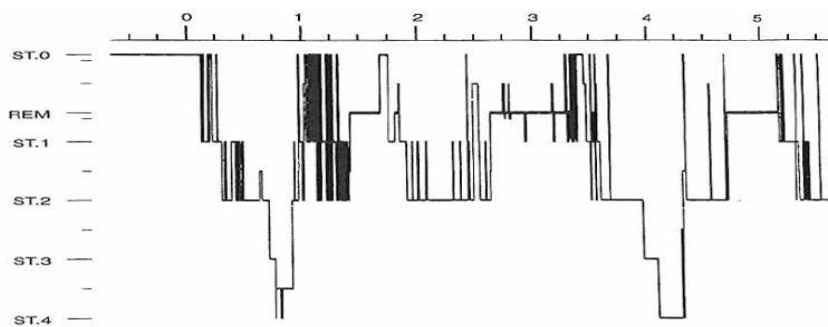


Figure 16 - Hypnogramme d'un patient insomniaque, extrait de [12]

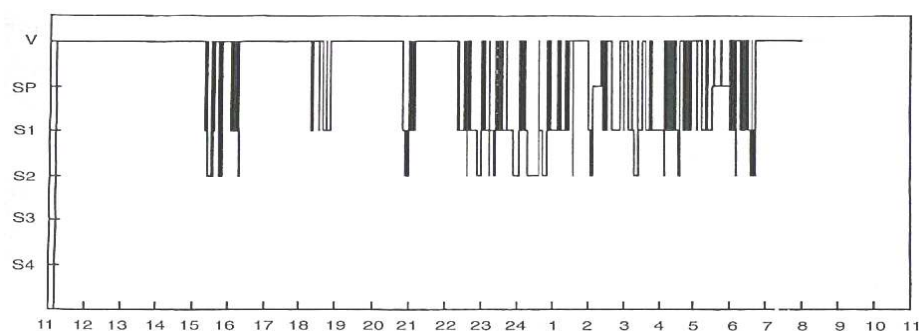
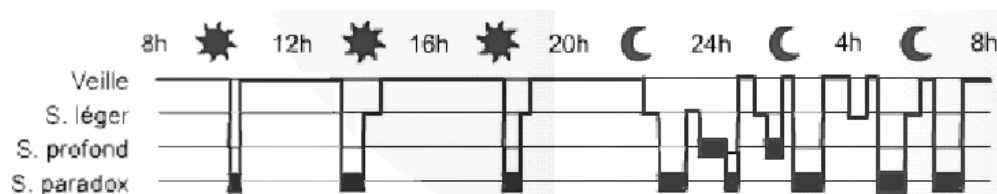


Figure 17 - Hypnogramme d'un patient apnéique, extrait de [12]

Figure 18 - Hypnogramme d'un patient narcoleptique, d'après <http://www.institut-sommeil-vigilance.com>

1.3 L'analyse automatique

À l'heure actuelle, l'analyse des signaux polysomnographiques est encore souvent réalisée par un opérateur humain. Pourtant, l'attribution d'un stade de sommeil à chacune des 1500 périodes que compte en moyenne une nuit d'enregistrement, est une tâche longue et fastidieuse. Même pour un opérateur averti cela représente parfois plus de 2 heures de travail.

Ainsi, on imagine assez bien l'intérêt de l'utilisation d'un procédé de classification automatique. Son avantage est double: un gain de temps (et donc d'argent), mais aussi la garantie de constance des résultats. En effet, la cotation humaine présente des taux de variabilité inter et intra coteur élevés, en raison notamment de la difficulté à attribuer un stade de sommeil aux périodes transitoires. Le procédé de classification automatique permet, de par son caractère déterministe, de garantir un résultat constant pour un même tracé polysomnographique.

La cotation automatique en stades du sommeil comporte 3 grandes étapes (Figure 19):

- **L'élimination des artefacts.** Il s'agit de détecter et d'éventuellement corriger les artefacts présents dans les signaux polysomnographiques. Ces artefacts peuvent être dus à une interférence réseau, un mouvement, ou à de la transpiration par exemple;
- **L'extraction de caractéristiques** (ou d'attributs selon la terminologie anglo-saxonne *features*). Il s'agit de déterminer les caractéristiques les plus discriminantes pour chaque période de sommeil afin de les présenter en entrées du classificateur;
- **La classification en stades du sommeil** proprement dite. Celle-ci peut être effectuée à l'aide de réseaux de neurones, d'arbres de décisions, etc.

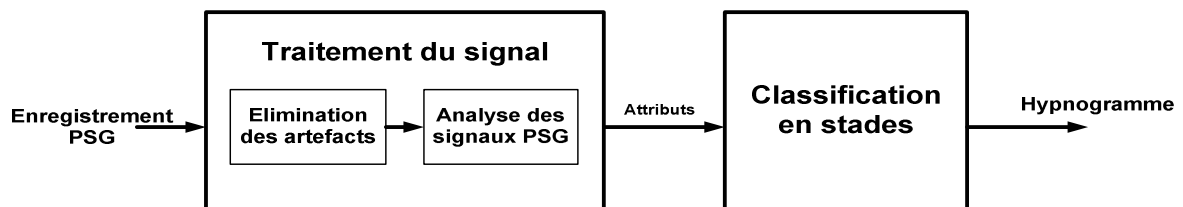


Figure 19 – Etapes de la classification automatique en stades du sommeil

Les chapitres qui vont suivre seront consacrés à la description de ces différentes étapes. Pour chacune d'elles, les méthodes couramment utilisées dans la littérature seront brièvement présentées, après quoi, les procédés utilisés dans le cadre de ce travail seront décrits.

Chapitre 2

Détection et correction d'artefacts

Les artefacts sont définis comme des phénomènes d'origine artificielle ou accidentelle, rencontrés lors d'une observation ou d'une expérience (dictionnaire Larousse, 1990).

Leur présence sur les enregistrements polysomnographiques est courante. Une enquête réalisée dans le cadre du projet DREAMS, par le Docteur M. Kerkhofs de l'Hôpital André Vésale de Charleroi montre que sur 44 tracés de patients atteints de pathologies diverses, 22% d'entre eux présentent plus de 10% d'époques avec artefacts.

Parmi les principaux types d'artefacts rencontrés, citons:

- L'artefact mouvement jambe/menton sur l'EEG (73%);
- L'interférence cardiaque sur les autres signaux PSG (11%);
- L'artefact EOG sur l'EEG (2%);
- L'ondulation lente sur l'EEG (18%);
- L'artefact pointe sur l'EEG (36%);
- Les artefacts divers sur les EOG (11%);
- Les artefacts divers sur l'EEG (18%).

Pour éviter que ces artefacts interfèrent sur la classification automatique en stades du sommeil, il est primordial de les éliminer des signaux PSG avant toute application de procédés d'extraction de caractéristiques.

2.1 État de l'art

Les méthodes de détection d'artefacts rencontrées dans la littérature sont très variées. Plusieurs d'entre elles utilisent des modèles autorégressifs adaptatifs pour repérer les changements brusques de stationnarité du signal EEG ([15], [16]). D'autres calculent la corrélation existante entre deux signaux polysomnographiques pour détecter par exemple la présence d'interférence EOG sur l'EEG ([17]). Quelques méthodes utilisent un opérateur d'énergie non linéaire pour en déduire un certain nombre de variables confrontées ensuite à des valeurs limites ([18], [19]). Enfin, plusieurs procédés comparent directement les amplitudes des signaux polysomnographiques à des seuils, afin de détecter les valeurs trop excessives ([17], [19], [20]).

En ce qui concerne la correction d'artefacts, le nombre d'ouvrages traitant du sujet nous a semblé plus limité. Quelques études s'hasardent à effectuer la correction des artefacts EOG sur l'EEG ([16], [21]), mais la plupart des travaux rencontrés concerne surtout la correction de l'interférence cardiaque présente sur les autres signaux PSG ([18], [22]).

2.2 Procédés d'élimination des artefacts

Dans le cadre de ce travail, nous avons étendu la signification du mot artefact à tout ce qui pouvait gêner l'extraction de caractéristiques discriminantes en vue d'une classification automatique en stades du sommeil. Ceci comprend notamment les ondes pointes qui apparaissent lors de crises d'épilepsie et qui ne sont pas en tant que telles des phénomènes d'origine artificielle ou accidentelle.

Parmi ces artefacts, nous avons opéré la distinction entre ceux de courte durée n'excédant pas quelques secondes (il s'agit de la plupart des artefacts) et ceux de plus longue durée, pouvant persister plusieurs heures, voire toute la nuit (ce sont les interférences cardiaques et les artefacts onduations lentes).

Dans le premier cas, les interférences produites sont fortement aléatoires ce qui rend difficile voire impossible leur correction. Par contre, la durée qu'ils occupent au sein de l'époque à classer est généralement faible. Ainsi, nous avons choisi de les écarter simplement du procédé de classification en ne considérant que la partie restante du signal pour l'étape d'extraction de caractéristiques.

Dans le deuxième cas, les artefacts ne peuvent être traités de la même manière car ils occupent pratiquement toutes les époques de l'enregistrement polysomnographique. Nous avons donc développé des procédures de correction spécifiques que nous présenterons au paragraphe 2.2.2.

2.2.1 Détection des artefacts de courte durée

Concernant la détection des artefacts de courte durée, nous avons choisi d'examiner le signal par tranches⁷ de 1.25 sec. Ce type de fenêtrage nous semble être un bon compromis entre la durée moyenne des artefacts et l'obtention d'une tranche minimale (afin de garder un maximum de signal pour l'extraction de caractéristiques). Chacune de ces tranches se voit attribuer la valeur 1 ou 0 selon qu'elle comporte ou non certains défauts.

Divers procédés de détection ont été mis au point afin de couvrir les nombreuses variétés d'artefacts rencontrés. Chacun d'eux a été implémenté de manière à s'adapter aux propriétés statistiques du signal (qui peut fortement varier d'un individu à l'autre). Ainsi, les seuils utilisés sont toujours dépendants de la valeur moyenne et de l'écart type du signal considéré.

2.2.1.1 Les procédés Atf_Esat, Atf_Osat et Atf_Msat

Les procédés Atf_Esat, Atf_Osat et Atf_Msat sont destinés à détecter les saturations des signaux EEG, EOG, et EMG respectivement (Figure 20).

⁷ Dans la suite de ce travail, il convient de ne pas confondre cette fenêtre d'analyse de 1.25 seconde que l'on appellera toujours "tranche", avec la période (ou l'époque) de 20 ou 30 secondes que l'on doit classer en stades.

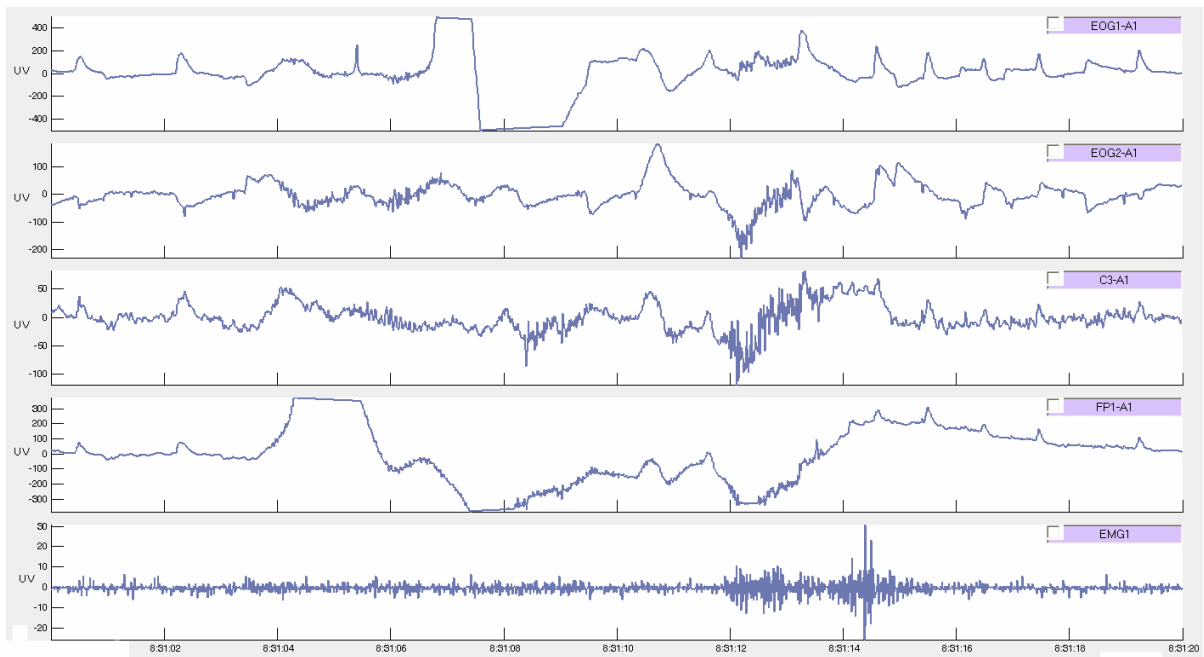


Figure 20 – Exemple de saturation du signal FP1- A1 à 8:31:04 et du signal EOG1-A1 à 8:31:08 (patient 9)

Principe:

Leur principe est de repérer les valeurs maximales et minimales du signal sur la totalité de l'enregistrement et de calculer ensuite la différence entre ces deux valeurs: $interval = max_s - min_s$. Puis, dès que le signal dépasse les seuils $(min_s + interval * error)$ ou $(max_s - interval * error)$ pendant plus de $time_min$ secondes, on considère qu'il y a saturation et donc artefact (les tranches correspondantes sont alors mises à la valeur 1).

Paramètres réglables:

Atf_Esat_error	Atf_Osat_error	Atf_Msat_error
Atf_Esat_time_min	Atf_Osat_time_min	Atf_Msat_time_min

2.2.1.2 Le procédé Atf_Egd

L'opérateur Atf_Egd détecte les augmentations inhabituelles du signal EEG, comme celles présentées à la Figure 21.

Principe:

Dans ce but, il calcule la moyenne et l'écart-type de l'EEG sur les 5 époques entourant l'époque courante, et dès que le signal dépasse la valeur $seuil = moyenne_s + threshold * \text{écart-type}_s$, il considère qu'il y a artefact.

Remarque: dans le cas présent, nous n'avons pas calculé la moyenne et l'écart-type du signal sur toute la nuit car le seuil résultant était trop élevé pour les époques de faibles amplitudes (stade 1 par ex), et trop faible pour des époques d'amplitudes plus grandes (comme le stade 4). De même, nous n'avons pas calculé ces valeurs uniquement sur l'époque courante, car la simple présence d'artefact pouvait influencer les résultats.

Paramètre réglable:

Atf_Egd_threshold

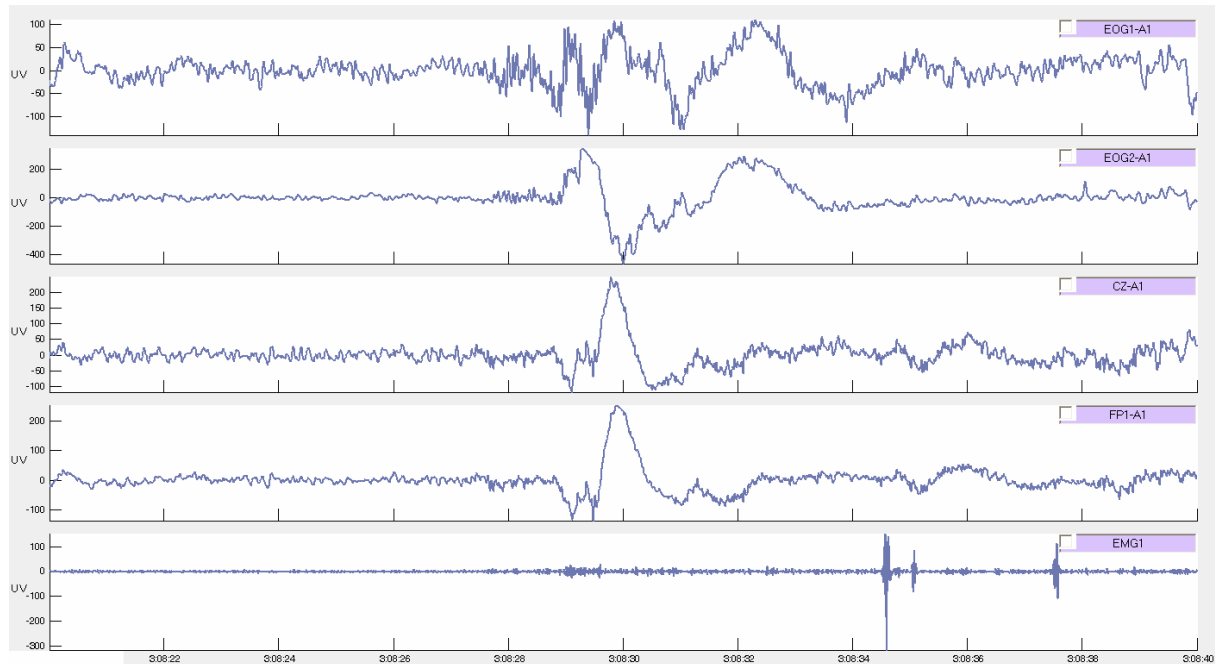


Figure 21 – Exemple d'artefact divers entraînant une augmentation inhabituelle des signaux Cz-A1 et FP1-A1 à 3:08:30 (patient 14)

2.2.1.3 Les procédés Atf_noE et Atf_noO

Les procédés Atf_noE et Atf_noO permettent de repérer les valeurs constantes des signaux EEG et EOG. De tels artefacts sont quelques fois obtenus en fin de nuits lorsque les électrodes sont déconnectées (Figure 22).

Principe:

Le système calcule tout d'abord l'écart-type sur la totalité de l'enregistrement. Ensuite les tranches d'analyse sont examinées séparément. Si l'écart entre le maximum et le minimum du signal dans une tranche est supérieur à $threshold * \text{écart-type}$, on considère qu'il y a artefact et la tranche correspondante est mise à 1.

Paramètres réglables:

Atf_noE_threshold

Atf_noO_threshold

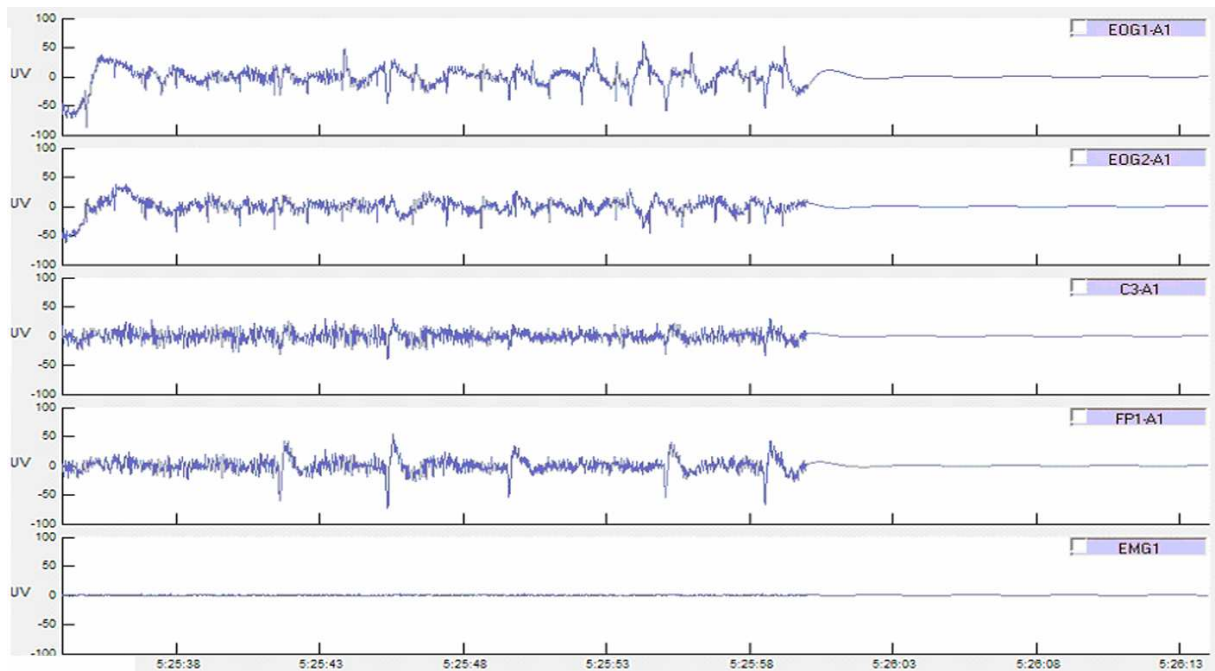


Figure 22 – Exemple d'artefact "signal constant" présent dans les signaux EEG et EOG à partir de 5:26:00 (patient 12)

2.2.1.4 Le procédé Atf_trans

Le procédé Atf_trans permet de détecter les transitions brusques du signal EEG telles que les artefacts pointes (Figure 23).

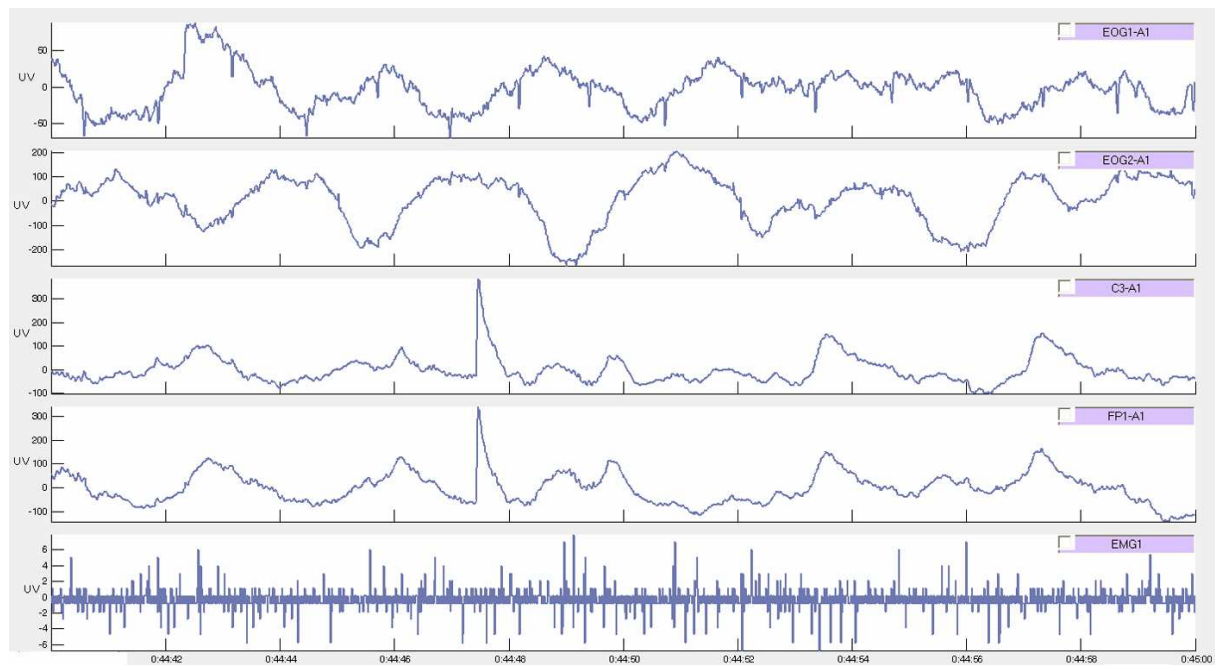


Figure 23 – Exemple de transition brusque des signaux C3-A1 et FP1- A1 à 0:44:48 (patient 12)

Principe:

Ce procédé calcule la moyenne et l'écart-type du signal EEG sur les 5 époques entourant l'époque courante, et dès que la différence maximale de potentiel présente en Δ secondes est supérieure au seuil $= \text{moyenne}_s + \text{threshold} * \text{écart type}_s$, il considère qu'il y a artefact.

Paramètres réglables:

Atf_trans_delta
Atf_trans_threshold

2.2.1.5 Le procédé Atf_mvt

L'opérateur Atf_mvt est consacré à la détection des artefacts mouvement de courte durée. Ces derniers sont caractérisés par des augmentations temporaires du tonus musculaire, accompagnées de perturbations dans le signal EEG. Ces perturbations sont de deux types: il peut s'agir soit d'une augmentation de l'amplitude de l'EEG (Figure 24), soit d'une augmentation de sa fréquence (Figure 25).

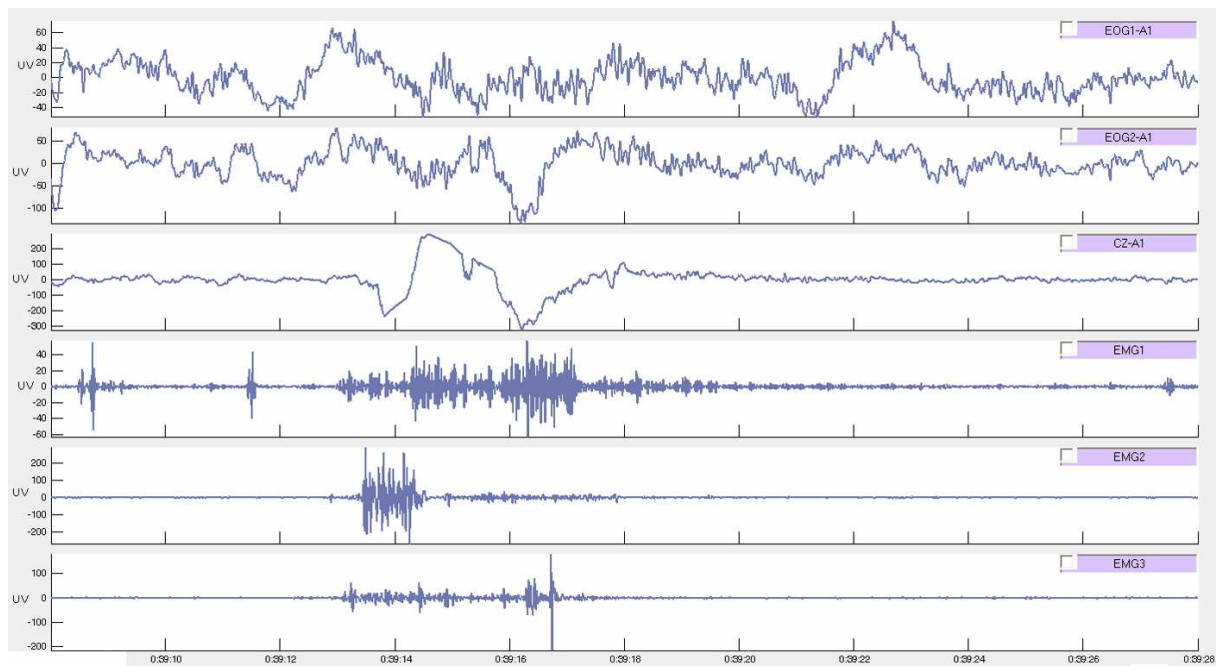


Figure 24 – Exemple d'artefact mouvement sur le signal CZ-A1 à 0:39:15 (patient 32)

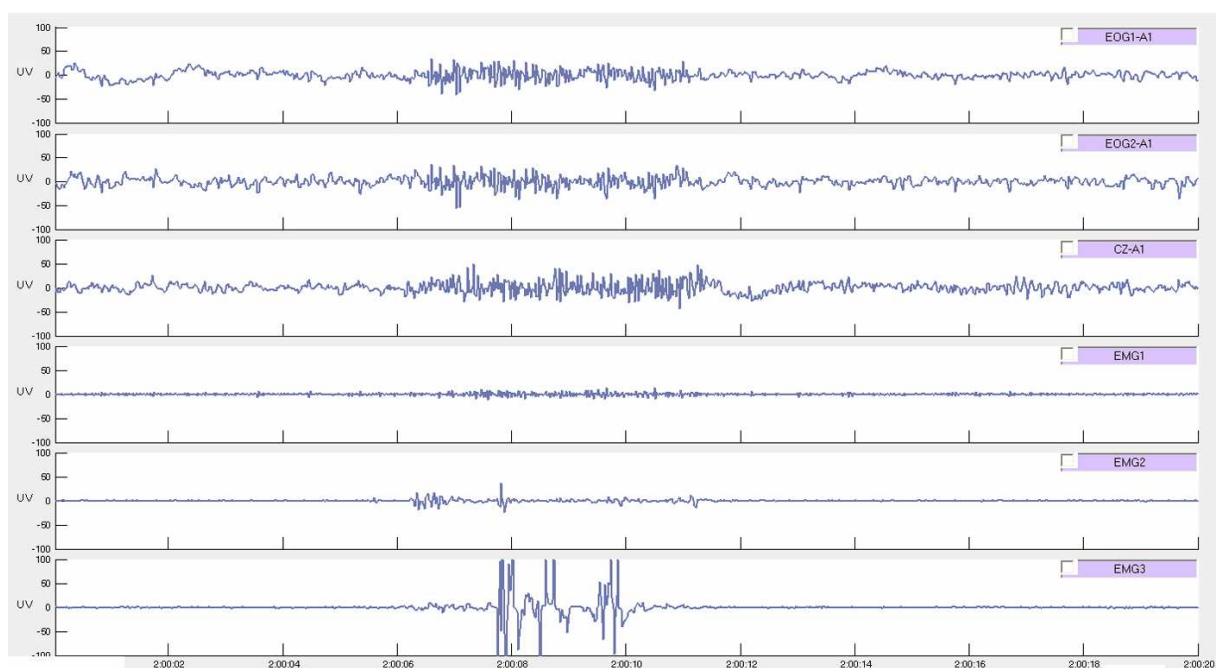


Figure 25 – Exemple d'artefact mouvement sur le signal CZ-A1 à 2:00:09 (patient 14)

Principe:

Le principe de détection de cet opérateur est d'examiner l'influence de tous les signaux EMG sur le signal EEG. Pour cela, la moyenne et l'écart-type de l'électroencéphalogramme et des électromyogrammes sont calculés sur les 5 époques entourant l'époque courante. Ensuite, dès qu'un des EMG est supérieur au $\text{seuil} = \text{moyenne}_{\text{EMG}} + \text{thresholdemg} * \text{écart-type}_{\text{EMG}}$, la méthode considère qu'il y a possibilité d'artefact. Une introspection du signal EEG a alors lieu dans les 3 tranches voisines afin de voir si son amplitude est supérieure au $\text{seuil} = \text{moyenne}_{\text{EEG}} + \text{thresholdeeg} * \text{écart-type}_{\text{EEG}}$, ou s'il contient de petites transitions brusques (c'est-à-dire si la différence maximale de potentiel présente en delta secondes est supérieure au $\text{seuil} = \text{moyenne}_{\text{EEG}} + \text{threshold} * \text{écart-type}_{\text{EEG}}$). Dans ces deux cas de figure, les tranches concernées sont alors considérées comme présentant des artefacts.

Paramètres réglables:

Atf_mvt_thresholdemg	Atf_mvt_delta
Atf_mvt_thresholdeeg	Atf_mvt_threshold

2.2.1.6 Le procédé Atf_phase

Les mouvements oculaires sont binoculairement synchrones. Ainsi, en plaçant des électrodes sur les canthi latéraux et en utilisant une même référence sur la mastoïde, les enregistrements effectués doivent apparaître en opposition de phase.

Les artefacts oculaires sont dès lors facilement identifiables puisqu'ils correspondent à des mouvements en phases des électrooculogrammes (Figure 26).

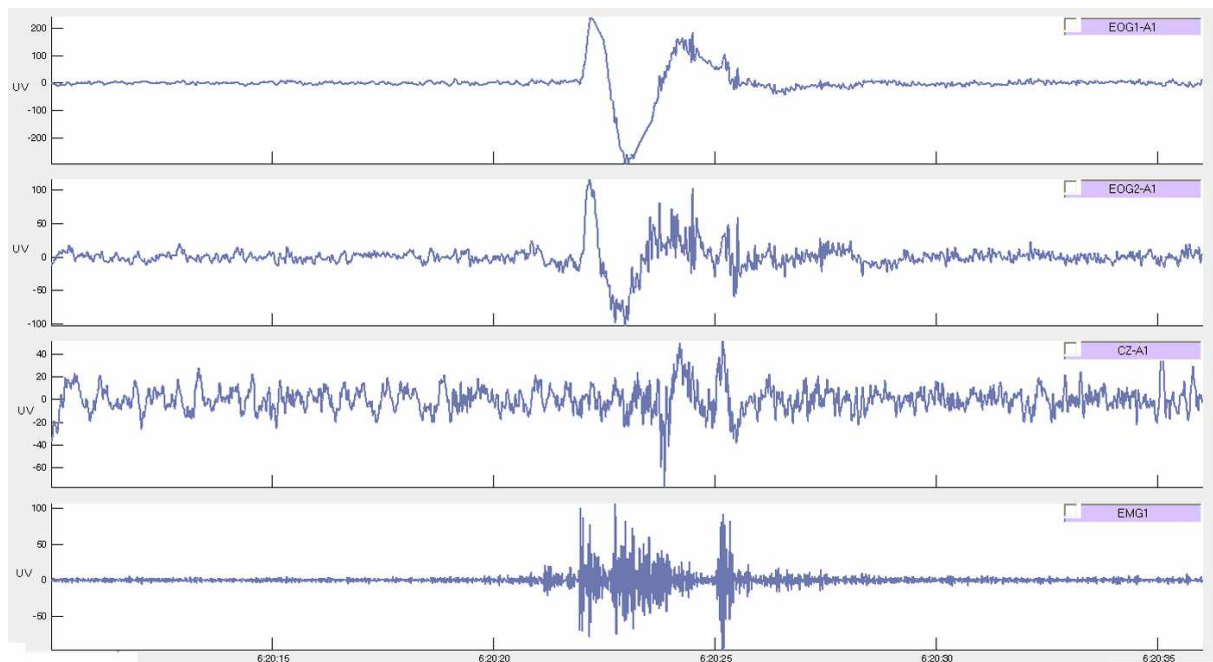


Figure 26 – Exemple d'artefact oculaire sur les signaux EOG1-A1 et EOG2-A2 à 6:20:23 (patient 7)

Principe:

Pour les détecter, les deux signaux EOG sont tout d'abord additionnés de manière à annuler les mouvements en opposition de phase et à amplifier les signaux en phase (artefacts). Ensuite, la moyenne et l'écart-type du signal obtenu sont calculés. Une fois que la somme des EOG est supérieure au $\text{seuil} = \text{moyenne}_{\text{EOG1}+\text{EOG2}} + \text{thresholdampl} * \text{écart type}_{\text{EOG1}+\text{EOG2}}$, l'artefact oculaire est considéré comme présent.

Paramètre réglable:

Atf_phase_thresholdampl

2.2.2 Détection et correction des artefacts de longue durée

Les deux types d'artefacts de longue durée que l'on se doit de corriger sont les ondulations lentes et les interférences cardiaques. Leur détection s'effectue époque par époque de manière à ne devoir corriger que les périodes de la nuit entachées par ces défauts (gain de temps).

2.2.2.1 Procédés de détection des ondulations lentes (Atf_ondeE et Atf_ondeO)

Les ondulations lentes qui apparaissent sur les signaux EEG et EOG sont généralement dues à la respiration ou à la transpiration (Figure 27). Celles-ci sont facilement identifiables car leurs fréquences sont inférieures à celles des ondes les plus lentes du sommeil (rythme delta).

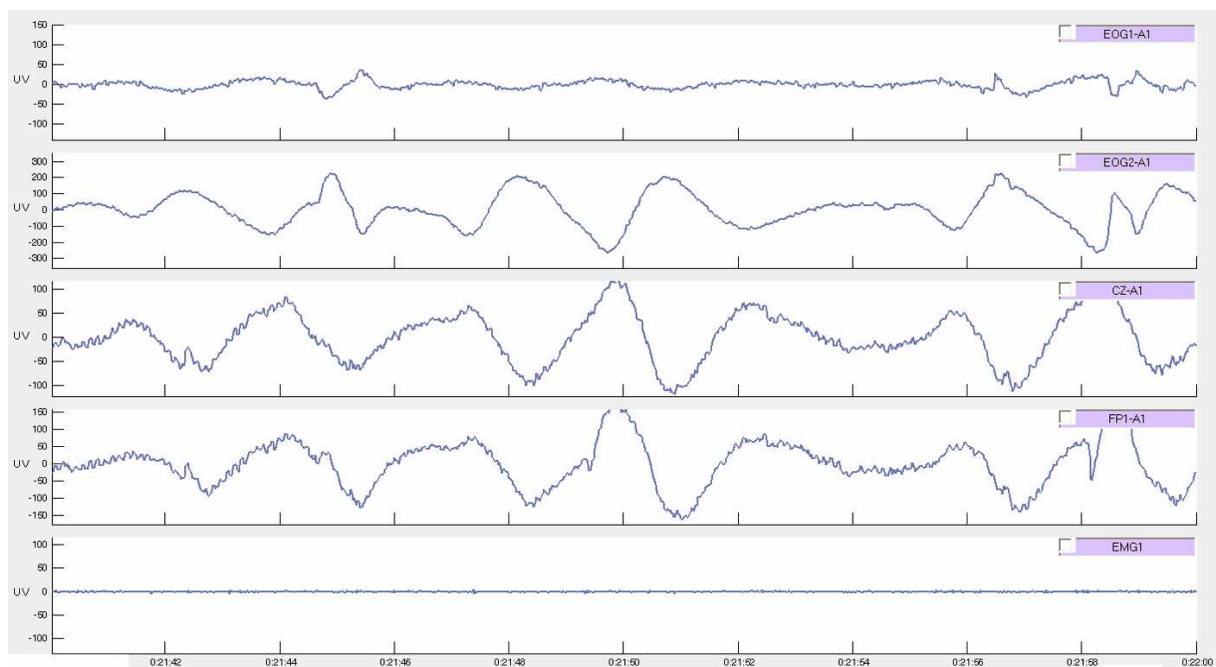


Figure 27 – Exemple d'artefact "ondulations lentes" présent sur les signaux EOG2-A1, CZA1 et FP1-A1 (patient 3)

Principe:

Le principe de détection est le suivant:

Soit $d1$ la fréquence de début de la bande delta. La moyenne du signal est calculée sur l'époque courante et soustraite du signal pour centrer les données autour de zéro. Ensuite, les segments dont les extrémités sont définies par les passages par zéro du signal sont considérés. Si le nombre de segments possédant une durée supérieure à $\text{minsec} * (1/d1)$ occupe plus de threshold pourcent de la durée de l'époque, on considère qu'il y a artefact ondulation.

Ce principe de détection ne peut toutefois pas être appliqué directement aux électrooculogrammes pris séparément. En effet, les ondulations lentes présentes sur les EOG peuvent être confondues avec celles des mouvements oculaires lents présents à l'endormissement (Figure 28). Ainsi, leur détection nécessite impérativement de savoir si les deux EOG sont bien en phase. C'est pourquoi l'opérateur Atf_ondeO consacré à la détection des ondulations lentes sur les EOG applique en réalité ce procédé au signal $s = \text{EOG1} + \text{EOG2}$.

Paramètres réglables:

Atf_ondeE_minsec	Atf_ondeO_minsec
Atf_ondeE_threshold	Atf_ondeO_threshold

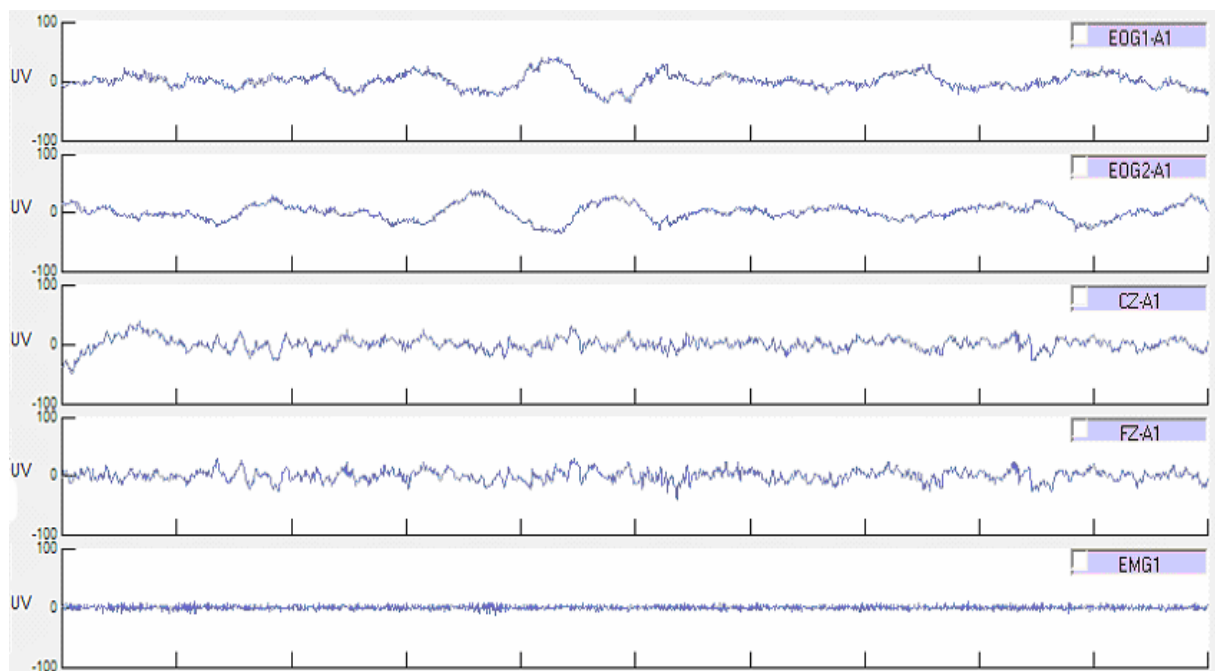


Figure 28 – Exemple de mouvements oculaires lents du stade 1 (sujet Devuyst)

2.2.2.2 Procédé de correction des ondulations lentes

Le procédé de correction des ondulations lentes s'effectue page par page.

Comme les interférences correspondantes sont de très basse fréquence (inférieure à $d1$ Hz: le début de la bande delta), il est possible de les extraire par simple filtrage. Il faut toutefois veiller à ce que la phase du filtre soit linéaire afin de ne pas introduire de distorsion dans le signal. Nous avons donc choisi d'utiliser un filtre passe-haut de type Remez dont les spécifications sont reprises à la Figure 29.

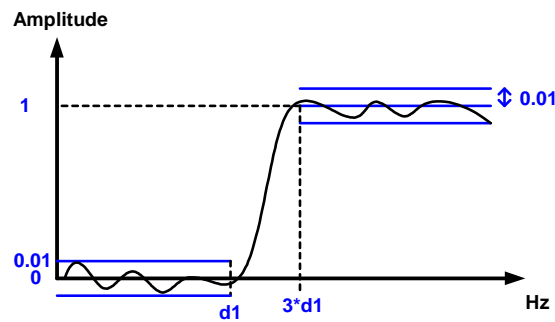


Figure 29 – Spécification du filtre passe-haut permettant de corriger l'artefact "ondulation lente"

Le signal de sortie est alors le signal utile décalé dans le temps. Ce décalage est évidemment corrigé étant donné que l'extraction de l'artefact ne s'effectue que sur les pages affectées.

Un exemple de résultat obtenu après extraction de l'artefact ondulation lente par filtrage de Remez est illustré à la Figure 30.

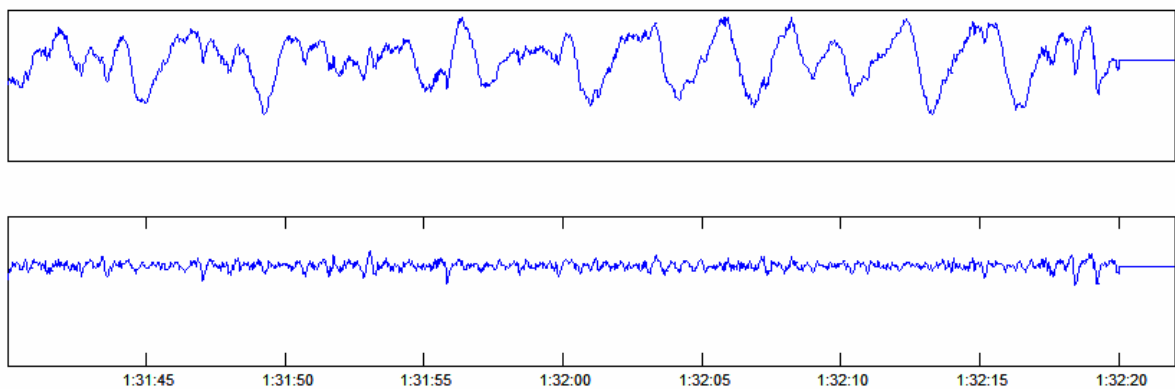


Figure 30 – Exemple de résultats obtenus avant et après extraction de l'artefact ondulation lente (patient 10)

2.2.2.3 Procédé de détection des interférences cardiaques (Atf_card)

L'interférence cardiaque présente sur les autres signaux physiologiques est due au fait que lors des enregistrements PSG, l'électrode de référence est placée sur la mastoïde, à proximité d'un vaisseau sanguin. Il se peut dès lors que le pouls se retrouve sur toutes les dérivation utilisant cette référence (Figure 31). Dans ce cas, l'interférence est généralement présente tout au long de la nuit et est particulièrement visible sur les enregistrements EOG. Il arrive néanmoins que celle-ci soit moins perceptible, voire invisible, par moment.

Principe:

Le procédé de détection de l'artefact cardiaque est assez simple. Il suffit d'examiner si l'intercorrélation entre le signal EOG et l'électrocardiogramme (ECG) est supérieure au seuil *threshold* pour voir s'il y a oui ou non interférence.

Paramètre réglable:

Atf_card_threshold

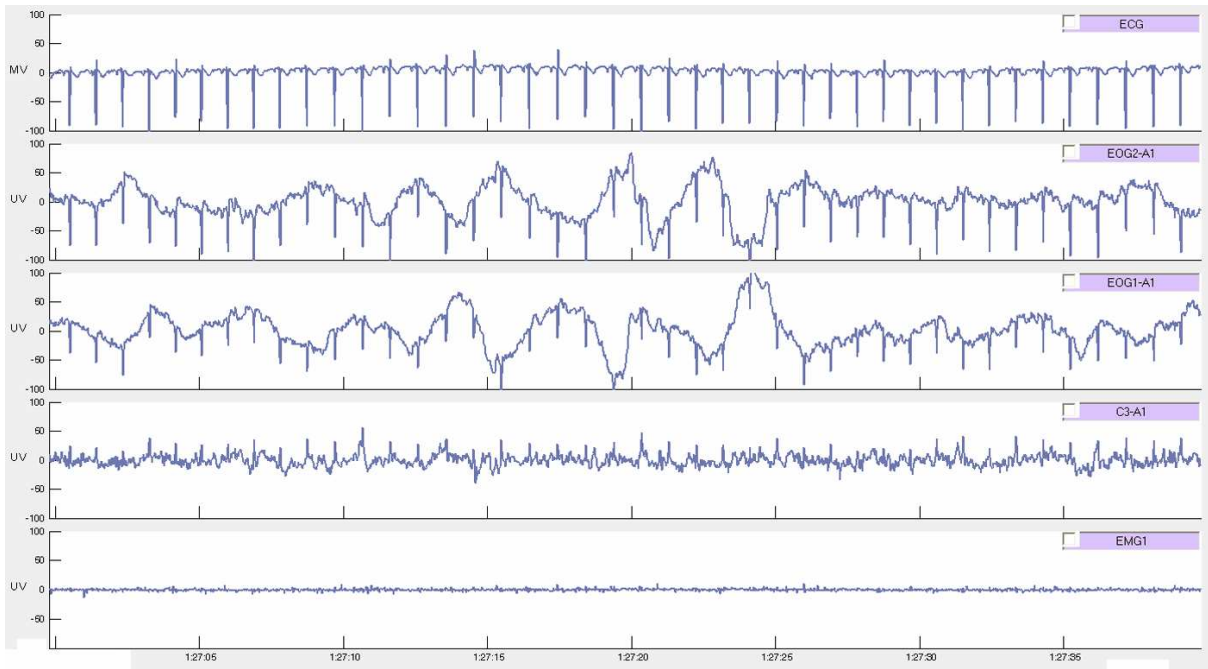


Figure 31 – Exemple d'interférence du rythme cardiaque sur les autres signaux PSG (patient 2)

2.2.2.4 Procédés de correction des interférences cardiaques

En ce qui concerne la correction de l'interférence cardiaque, trois types de procédés ont été testés et comparés:

- La soustraction de l'interférence moyenne;
- Le principe de séparation de source par analyse en composantes indépendantes;
- Le filtrage adaptatif.

Correction par soustraction de l'interférence moyenne

Le procédé de correction par soustraction de l'interférence moyenne s'effectue époque par époque. Posons $s(n)$ le signal ECG et $y(n)$ le signal dont on doit extraire l'interférence.

La première étape de correction consiste à repérer la position des pics d'interférence ECG sur le signal entaché. La méthode utilisée est basée sur la théorie de R. Argawal et al [19]. Elle est illustrée à la Figure 32 et à la Figure 33.

Une fonction "fréquence-énergie" $\Psi(s(n))$ proportionnelle à la fréquence et à l'amplitude du signal $s(n)$ est tout d'abord calculée:

$$\psi[s(n)] = s(n-1) * s(n-2) - s(n) * s(n-3)$$

Celle-ci présente de fortes variations lors d'une modification légère du signal s . Ainsi, en ayant recours à une fenêtre coulissante dont on soustrait à chaque instant n la partie gauche de la partie droite, il est possible d'obtenir une fonction $G_{nleo}(n)$ présentant des maxima locaux à chaque variation importante d'amplitude ou de fréquence du signal s :

$$G_{nleo}(n) = \left| \sum_{m=n-N+1}^n \psi(m) - \sum_{m=n+1}^{n+N} \psi(m) \right|$$

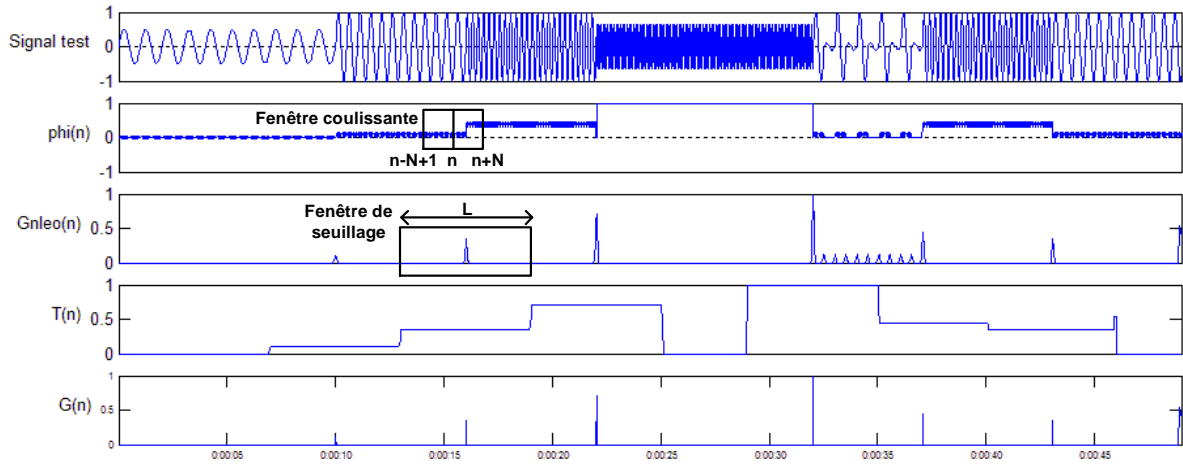


Figure 32 – Application de la méthode de détection de l'artefact "interférence cardiaque" sur un signal simple constitué principalement de sinusoides de fréquences et d'amplitudes variables

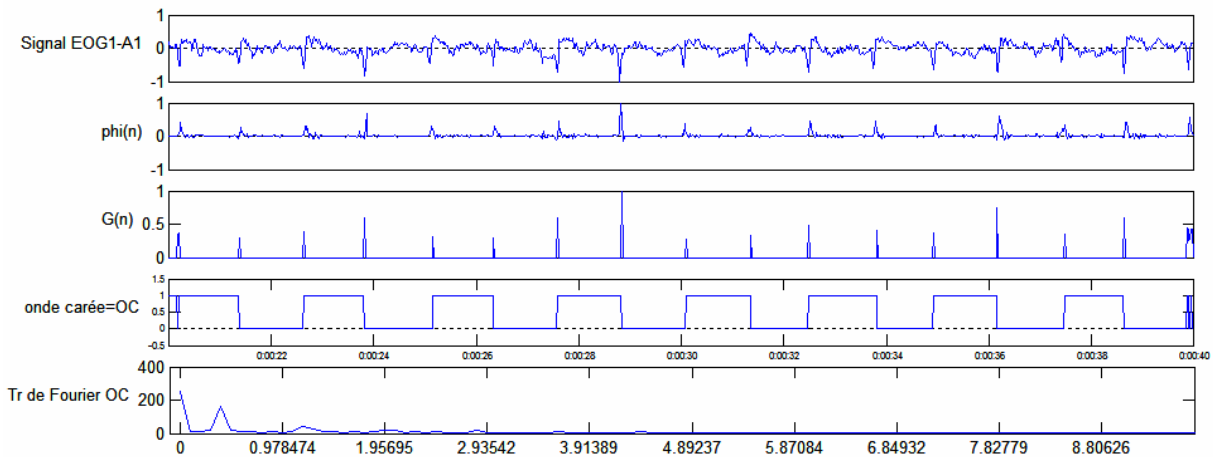


Figure 33 – Application de la méthode de détection de l'artefact "interférence cardiaque" sur une époque de 20 secondes d'un électrooculogramme (patient2)

Toutefois, ces maxima locaux ne correspondent pas tous à des pics ECG en raison des fluctuations inhérentes au signal s . Dès lors, pour éviter d'obtenir un trop grand nombre de maxima locaux, on utilise une seconde fenêtre de seuillage où chaque valeur d'échantillon à l'instant n est remplacée par le maximum présent dans la fenêtre $[n-L/2, n+L/2]$ qui l'entoure. On obtient ainsi la fonction $T(n)$ que l'on compare ensuite à la fonction $G_{nleo}(n)$ de manière à ne conserver que les maxima locaux de $G_{nleo}(n)$ égaux à $T(n)$ au même instant.

Mathématiquement, tout ceci se traduit par:

$$T(n) = \begin{cases} \max[G_{nleo}(n-L/2 : n+L/2)] & \text{pour } n = L/2, (L/2-1), \dots \\ 0 & \text{pour } n = 0, 1, \dots, (L/2-1) \end{cases}$$

$$G(n) = \begin{cases} G_{nleo}(n) & \text{si } G_{nleo}(n) \geq T(n) \\ 0 & \text{si } G_{nleo}(n) < T(n) \end{cases}$$

Le signal $G(n)$ ainsi obtenu nous donne la position de la plupart des pics R du signal ECG (Figure 33).

Il arrive néanmoins que cette fonction indique des positions supplémentaires et inexactes de pics, ou au contraire que certains emplacements n'y figurent pas (Figure 34). Ces erreurs seront repérées, en vue de leur correction, grâce à une estimation de la période cardiaque P .

Pour cela, une onde "carrée" changeant de valeur à chaque fois que $G(n)$ est différent de zéro est construite (Figure 33). Si l'on suppose que la fréquence cardiaque reste constante sur une page d'analyse, cette fonction est pratiquement périodique (de période double de la période cardiaque). Sa transformée de Fourier contient donc un maximum local dans les basses fréquences (de $2*0.5$ Hz à $2*1.5$ Hz). Il suffit alors de calculer la fréquence correspondant à ce maximum local pour en déduire une approximation de la période cardiaque P .

Dès lors, lorsqu'un pic se trouvant à plus de $1.3*P$ du précédent est détecté, on ajoute une position supplémentaire écartée de 1 période par rapport au pic antérieur. Et si deux pics sont espacés de moins de $0.6*P$, on choisit celui qui est le plus proche du point distant d'une période vis-à-vis du pic précédent (Figure 34).

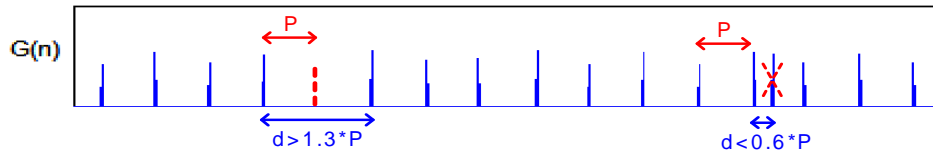


Figure 34 – Suppression des pics erronés et ajout des positions manquantes

Évidemment, les positions ainsi obtenues ne correspondent pas exactement aux lieux des interférences cardiaques sur le signal entaché $y(n)$. Or, des écarts de quelques échantillons peuvent être préjudiciables pour la suite de la procédure. C'est pourquoi nous devons calculer ce décalage τ entre chaque position déterminée k^* et l'endroit exact de l'interférence k .

Pour ce faire, nous faisons varier la valeur de τ de $-\tau_{\max}$ à $+\tau_{\max}$, et nous choisissons la valeur qui maximise la cross relation entre le signal y de $k-R$ à $k+R$ et le signal $G(n)$ de $k^*-R-\tau$ à $k^*+R-\tau$ (c'est-à-dire le τ qui maximise l'intégrale du produit des deux cadres rouges sur la Figure 35).

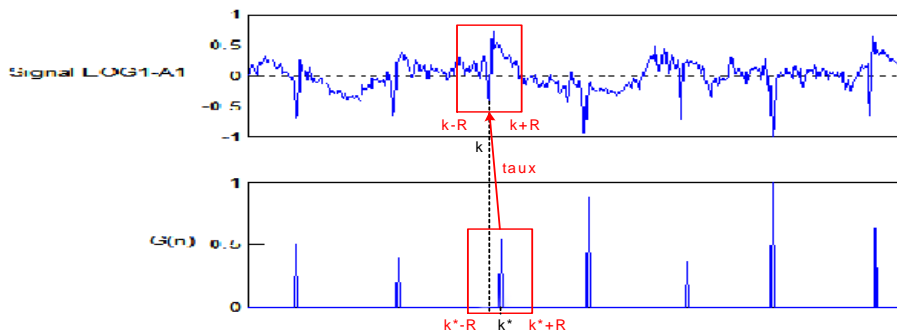


Figure 35 – Détermination du décalage τ entre la position déterminée k^* et l'endroit exact de l'interférence k

Une fois les positions exactes des pics d'interférence cardiaque connues (positions K), la deuxième étape de correction de l'artefact consiste à obtenir une estimation moyenne de cette interférence cardiaque de manière à la soustraire du signal y . Pour cela, il suffit de considérer tous les rectangles de largeur $\pm R$ autour des pics de l'époque courante et d'en effectuer la moyenne comme l'illustre la Figure 36. Il ne reste plus qu'à soustraire cette estimation de l'interférence cardiaque moyenne du signal y aux endroits K pour obtenir le signal corrigé.

Toutefois, afin de ne pas introduire de discontinuité, il est recommandé de filtrer l'interférence moyenne par un filtre de Hanning avant d'effectuer cette soustraction.

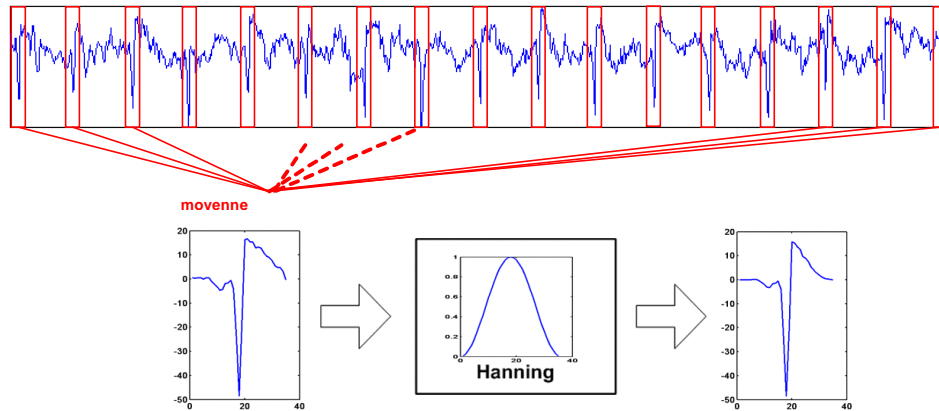


Figure 36 – Estimation de l'interférence cardiaque moyenne à soustraire du signal en tous les endroits K

Un exemple de résultat obtenu après extraction de l'interférence cardiaque est repris à la Figure 37.

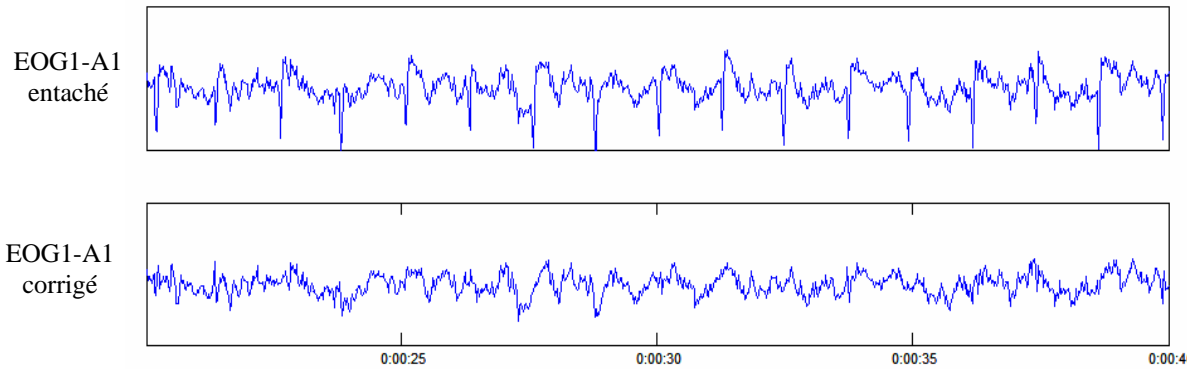


Figure 37 – Exemple de correction de l'interférence cardiaque par soustraction de l'interférence moyenne

Correction par analyse en composantes indépendantes

La seconde méthode de correction de l'interférence cardiaque que nous avons testée est la séparation de sources par analyse en composantes indépendantes.

De manière générale, l'objectif de la séparation aveugle de sources est d'estimer N signaux sources $s_1(t)$, $s_2(t)$, ..., $s_N(t)$ inconnus mais supposés statistiquement indépendants, à partir de la connaissance de M signaux observés $x_1(t)$, $x_2(t)$, ..., $x_M(t)$ résultant d'un certain mélange des signaux sources.

Appliqué à notre problème, cela revient à estimer les 2 signaux sources ECG et EEG inconnus mais supposés indépendants, à partir des deux signaux de mélange dont nous disposons: l'ECG et l'EEG entaché.

Dans le cas le plus simple, le mélange est supposé linéaire et instantané. Les observations à l'instant t sont donc une combinaison linéaire des sources à ce même instant:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(t) \quad i=1 \dots M$$

En posant $\mathbf{s}_t = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ le vecteur des sources à l'instant t , et $\mathbf{x}_t = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ le vecteur des observations à ce même instant, cette équation peut s'écrire sous la forme matricielle suivante:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A} \mathbf{s}_t$$

où \mathbf{A} est la matrice de mélange inconnue constituée des éléments a_{ij} et de dimension $M \times N$ (Figure 38).

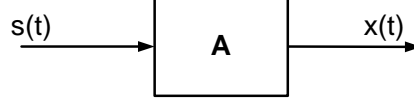


Figure 38 – Matrice de mélange inconnue \mathbf{A}

La recherche des sources estimées $\mathbf{y}_t = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_N(t)]^T$ consiste donc à identifier la matrice \mathbf{W} inverse de la matrice \mathbf{A} (supposée inversible) telle que:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{s}_t = \mathbf{W} \mathbf{x}_t.$$

Cette matrice est appelée matrice de séparation. Elle est illustrée à la Figure 39.

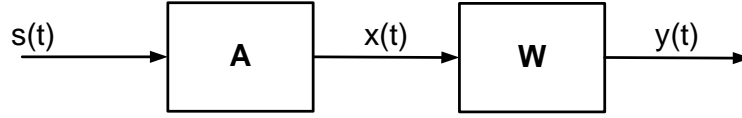


Figure 39 – Séparation d'un mélange linéaire (instantané ou convolutif)

Comon [23] a montré que celle-ci pouvait être déterminée par la seule hypothèse d'indépendance des sources⁸. Ainsi, l'analyse en composantes indépendantes (ACI ou ICA en anglais) s'est imposée naturellement. Celle-ci consiste à trouver une transformation de l'espace de représentation dans lequel les composantes sont aussi indépendantes que possible.

Différentes méthodes existent et sont décrites dans la littérature. Parmi celles-ci, citons l'ACI basée sur la maximisation du carré du Kurtosis [24], celle basée sur la minimisation de l'information mutuelle [25] et l'ACI basée sur la maximisation de l'entropie conjointe [26] [27].

Dans le cas de mélanges linéaires et instantanés, ces méthodes sont relativement rapides et faciles à mettre en œuvre. Malheureusement, nous avons constaté que le mélange des EEG et ECG n'est en réalité pas instantané car les pics d'interférence sont décalés de plusieurs échantillons par rapport aux pics du signal cardiaque.

Ainsi, il convient d'utiliser un autre modèle, le modèle linéaire convolutif, où les observations sont des mélanges linéaires de signaux issus de sources par filtrage (filtres RIF):

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N a_{ij}(t) * s_j(t) \quad i=1 \dots M$$

où $a_{ij}(t)$ est la réponse impulsionnelle de la $j^{\text{ème}}$ source sur le $i^{\text{ème}}$ capteur.

⁸ Plus précisément, Comon a montré que, dans le cas de mélanges linéaires et instantanés, pourvu qu'au plus une source soit gaussienne, la seule indépendance des sources permet de reconstituer les sources, à un facteur d'échelle et à une permutation près.

Ce type de mélange est illustré à la Figure 40 dans le cas de deux sources et de deux capteurs.

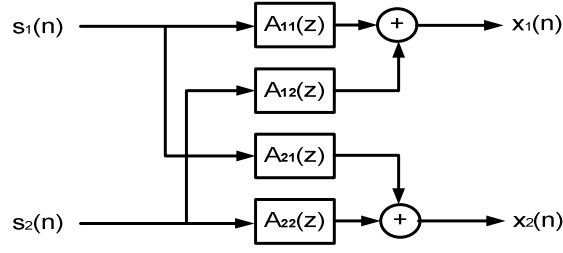


Figure 40 – Mélange linéaire convolutif avec deux sources et trois observations

L'objectif de la séparation de source est alors de retrouver le système de dé-mélange similaire à celui illustré à la Figure 41, où les valeurs de sortie sont égales aux estimées de sources:

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij}(t) * x_j(t)$$

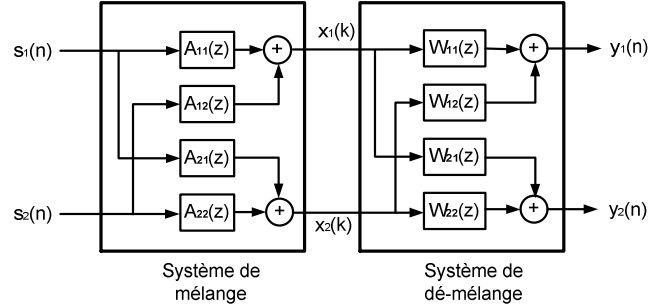


Figure 41 – Mélange linéaire convolutif de deux sources et système de dé-mélange

Il a été prouvé qu'en utilisant la notation algébrique RIF linéaire⁹, ce type de problème pouvait être exprimé par les mêmes équations matricielles que celles présentées dans le cas des mélanges linéaires et instantanés:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A} \mathbf{s}_t$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{s}_t = \mathbf{W} \mathbf{x}_t.$$

où l'élément $a_{ij}(t)$ de matrice de mélange \mathbf{A} correspond à la réponse impulsionnelle du filtre RIF joignant la $j^{\text{ème}}$ source au $i^{\text{ème}}$ capteur, et où l'élément $w_{ij}(t)$ de la matrice \mathbf{W} est la réponse impulsionnelle du filtre RIF joignant le $j^{\text{ème}}$ capteur à la $i^{\text{ème}}$ estimée de source.

Ainsi, certains procédés développés dans le cadre des mélanges linéaires instantanés ont pu être généralisés aux mélanges linéaires convolutifs. C'est le cas de la méthode d'analyse en composantes indépendantes basée sur la maximisation de l'entropie conjointe [26] [27].

Le principe de cette méthode est de maximiser par rapport à \mathbf{W} l'entropie conjointe $H(\mathbf{g}_t)$ du vecteur $\mathbf{g}_t = [g_1(t), g_2(t), \dots, g_N(t)]^T$, dont les composantes $g_i(t) = g(y_i(t)) = F_s(y_i(t))$ sont les estimées de sources $y_i(t)$ transformées par une fonction sigmoïdale g égale à la fonction de répartition F_s des sources recherchées.

⁹ La notation algébrique RIF linéaire est une notation où les éléments des matrices sont des filtres RIF plutôt que des scalaires et où le produit de deux éléments de matrice est remplacé par leur convolution.

Dans le cas convolutif, cela implique de travailler avec une architecture de réseau telle qu'illustrée à la Figure 42.

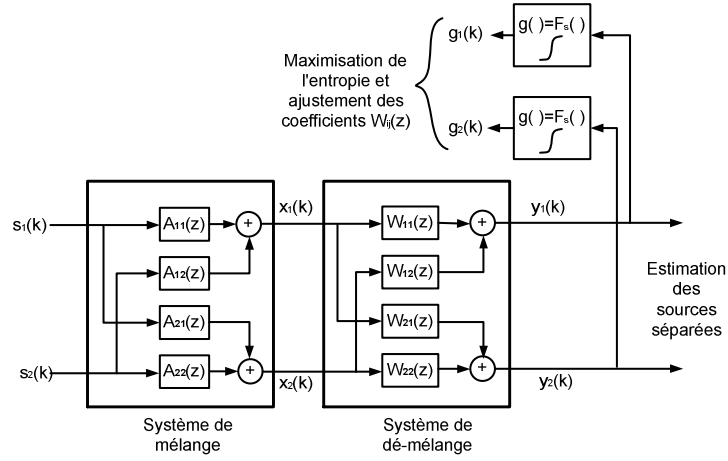


Figure 42: Architecture de réseau pour l'ACI basée sur la maximisation de l'entropie conjointe

Pour plus de détails concernant cette méthode, nous invitons le lecteur intéressé à lire le document [28] réalisé dans le cadre du projet DREAMS à la Faculté Polytechnique de Mons.

Retenons simplement que ce type d'algorithme présente quelquefois de grosses difficultés à converger, surtout lorsque la fréquence d'échantillonnage des signaux concernés est élevée. C'est pourquoi nous avons tenté de simplifier le problème en ajoutant une hypothèse supplémentaire, afin de faciliter la convergence du procédé.

De fait, nous avons supposé que l'interférence cardiaque résulte d'une matrice de mélange de la forme:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} h_{impulse} & 0 \\ h_{qcq} & h_{impulse} \end{pmatrix}$$

où $h_{impulse}$ est la réponse impulsionnelle d'un filtre ne modifiant pas le signal d'entrée

$$h_{impulse} = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \dots]$$

et h_{qcq} est un filtre de réponse impulsionnelle quelconque.

Cette hypothèse est tout à fait légitime puisqu'elle revient à supposer que le signal cardiaque n'est pas modifié en lui-même et que l'interférence présente sur les autres signaux PSG est en réalité constituée d'une partie de cette ECG qui est filtrée et qui vient s'ajouter au signal concerné.

Dans ce cas, la matrice de dé-mélange recherchée doit être de la forme:

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} h_{impulse} & 0 \\ h & h_{impulse} \end{pmatrix}$$

où $h_{impulse}$ est de la forme $h_{impulse} = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \dots]$

h est un filtre dont la réponse impulsionnelle est à déterminer

Ainsi, seules les composantes du filtre correspondant à l'élément (2,1) de cette matrice de dé-mélange sont à déterminer, ce qui simplifie largement le problème et accélère la convergence.

Un exemple de résultats obtenus suite à l'application de ce procédé "simplifié" est repris à la Figure 43 .

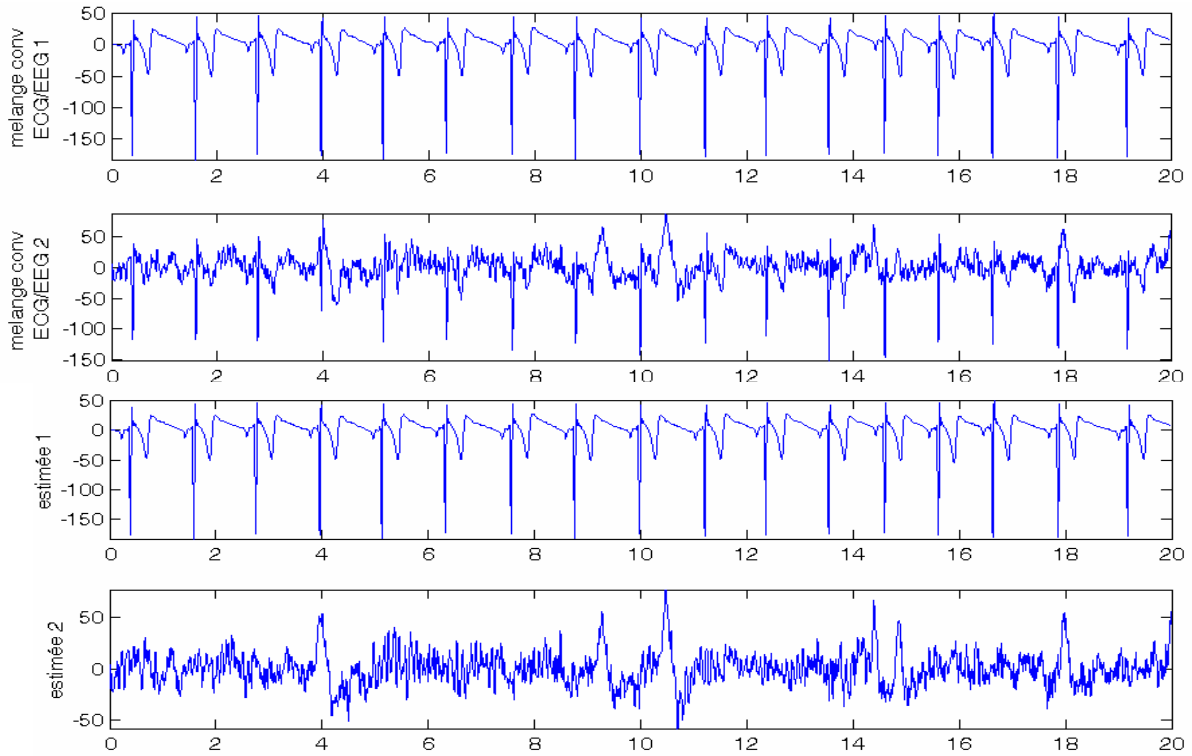


Figure 43 – Exemple de correction de l'interférence cardiaque par analyse en composantes indépendantes

Correction par filtrage adaptatif

Finalement, le postulat que le signal entaché soit simplement constitué du vrai signal polysomnographique $s(n)$ auquel s'est ajouté un bruit $b(n)$, nous a amenés à tester un troisième procédé de correction de l'interférence cardiaque, à savoir, le filtrage adaptatif (Figure 44).

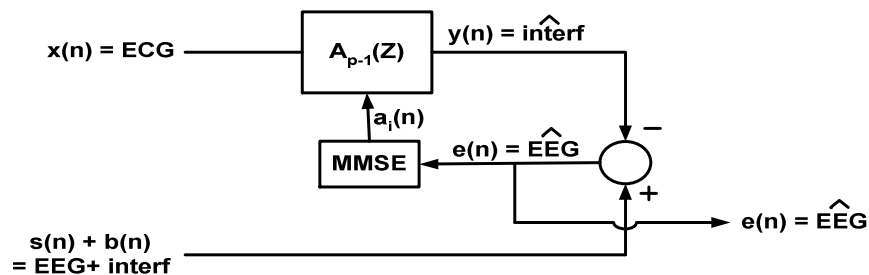


Figure 44 – Procédé de correction de l'interférence cardiaque par filtrage adaptatif

Dans cet algorithme, nous présumons toujours que l'interférence cardiaque correspond à une version filtrée de l'électrocardiogramme. Par ailleurs, deux nouvelles hypothèses sont posées. La première est que le signal utile $s(n)$ est non corrélé au bruit $b(n)$ (ou à son estimée $y(n)$), et la seconde est que la moyenne du bruit $E[b(n)]$ est égale à la moyenne de son estimée $E[y(n)]$.

Dans ce cas, la minimisation de l'erreur quadratique $E[e(n)^2]$ conduit à l'obtention du vrai signal polysomnographique corrigé de toute interférence cardiaque, puisque:

$$\begin{aligned} E[e(n)^2] &= E[(s(n) + b(n) \cdot \gamma(n))^2] = E[s(n)^2] + E[(b(n) \cdot \gamma(n))^2] + 2 E[s(n) (b(n) \cdot \gamma(n))] \\ &= E[s(n)^2] + E[(b(n) \cdot \gamma(n))^2] + 2 E[s(n) b(n)] - 2 E[s(n) \gamma(n)] \\ &= E[s(n)^2] + E[(b(n) \cdot \gamma(n))^2] \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \min (E[e(n)^2]) = \min (E[(b(n) \cdot \gamma(n))^2])$$

\Rightarrow Cette minimisation entraîne que $b(n) = \gamma(n)$, et donc que $e(n) = s(n)$

Ce minimum peut être obtenu en calculant la solution de Wiener-Hopf. Les résultats de correction obtenus au moyen de cette méthode sont illustrés à la Figure 45.

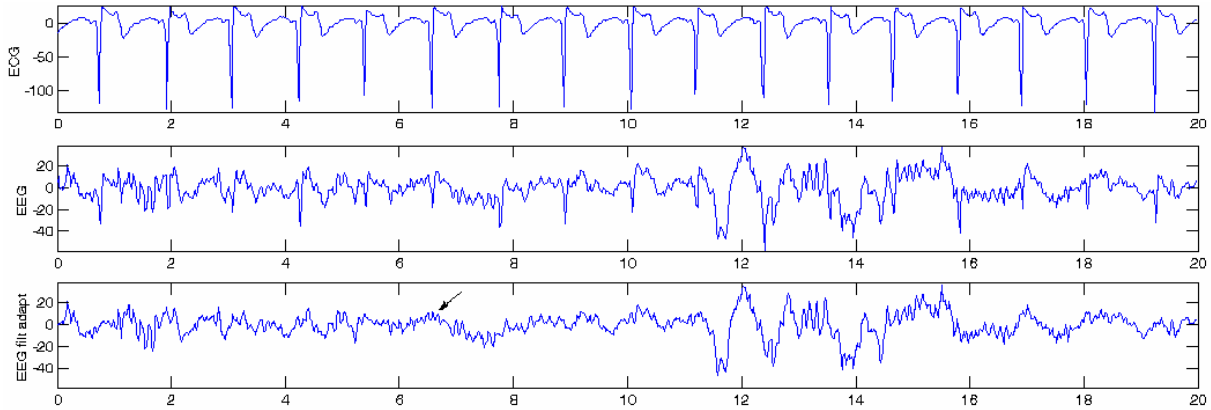


Figure 45 – Exemple de correction de l'interférence cardiaque par filtrage adaptatif

Comparaison de ces trois procédés de correction

Lorsque l'on compare ces trois procédés de correction de l'artefact cardiaque, on constate que la méthode basée sur la soustraction de l'interférence moyenne est la moins performante parce qu'elle laisse couramment subsister des pics d'interférence (Figure 46).

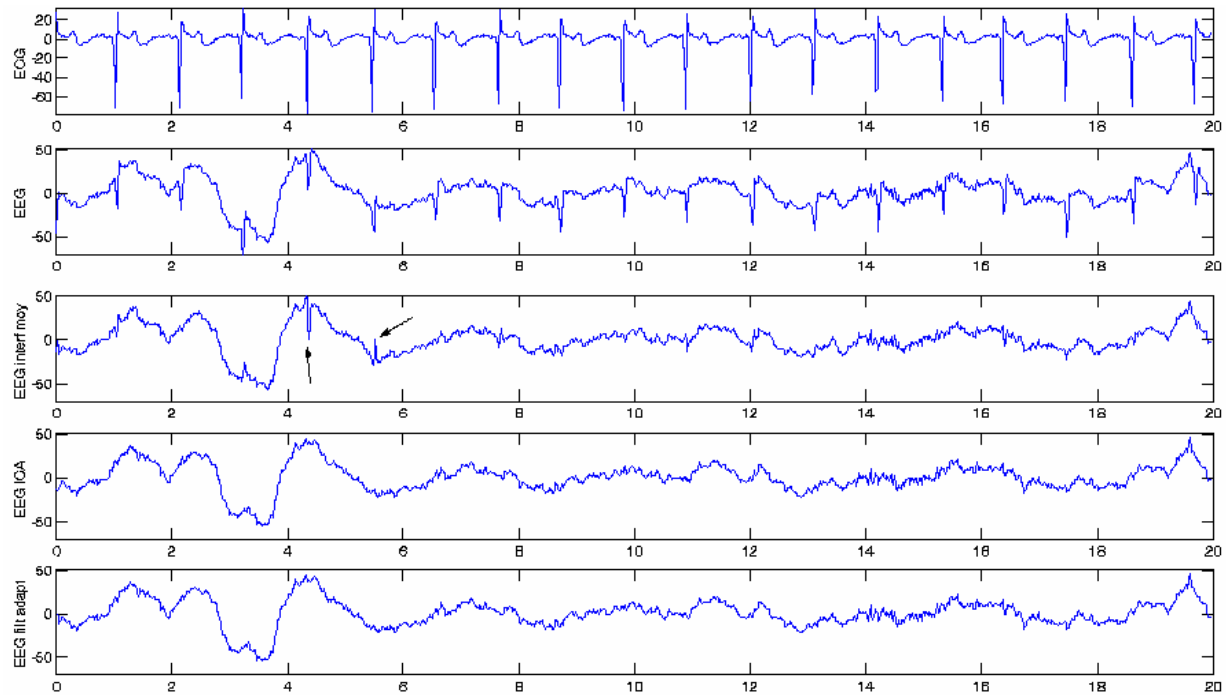


Figure 46 – De haut en bas: ECG, EEG entaché de l'interférence cardiaque, EEG corrigé par soustraction de l'interférence moyenne, EEG corrigé par ACI, EEG corrigé par filtrage adaptatif

Les méthodes basées sur l'analyse en composantes indépendantes et sur le filtrage adaptatif donnent quant à elles des résultats tout à fait comparables et satisfaisants, bien que leur critère de séparation soit différent.

L'algorithme du filtrage adaptatif nécessite néanmoins une ou deux époques de 20 secondes pour s'adapter. Pourtant, on préférera ce procédé à celui basé sur l'analyse en composantes indépendantes en raison de son extrême rapidité.

2.3 Résultats des procédés de détection/correction d'artefacts

Au final, quatorze procédés de détection/correction d'artefacts ont été programmés, portant le nombre de paramètres réglables à 23. La valeur optimale de chacun de ces paramètres a été établie expérimentalement de manière à repérer un maximum d'artefacts sans exagérer le nombre de fausses détections.

L'évaluation des résultats a été faite visuellement. Ceux-ci semblent tout à fait satisfaisants comme nous le verrons sur les quelques captures d'écran présentées ci-dessous. Toutefois, cette interprétation reste subjective. Il serait bon de vérifier ces taux de bonnes et fausses détections de manière rigoureuse, au départ d'une base de données cotées en artefacts par des experts. Ceci fera l'objet d'un travail ultérieur.

Les captures d'écran présentées ci-dessous reprennent des extraits de signaux PSG de patients contenant divers artefacts, ainsi que les résultats obtenus par les différents procédés de détection.

La Figure 47 illustre la présence d'un artefact quelconque sur le signal CZ-A1 à l'instant 2:35:08. Nous constatons que le procédé *Atf_mvt* décèle bien qu'il ne s'agissait pas d'un artefact mouvement (puisque sa valeur est à 0) car l'EMG ne présente pas d'augmentation de tonus musculaire. Par contre, les procédés *Atf_trans* et *Atf_Egd* permettent de repérer cet artefact en détectant des transitions brusques ou des augmentations d'amplitude inhabituelles de l'EEG (les valeurs des tranches correspondantes sont mises à 1).

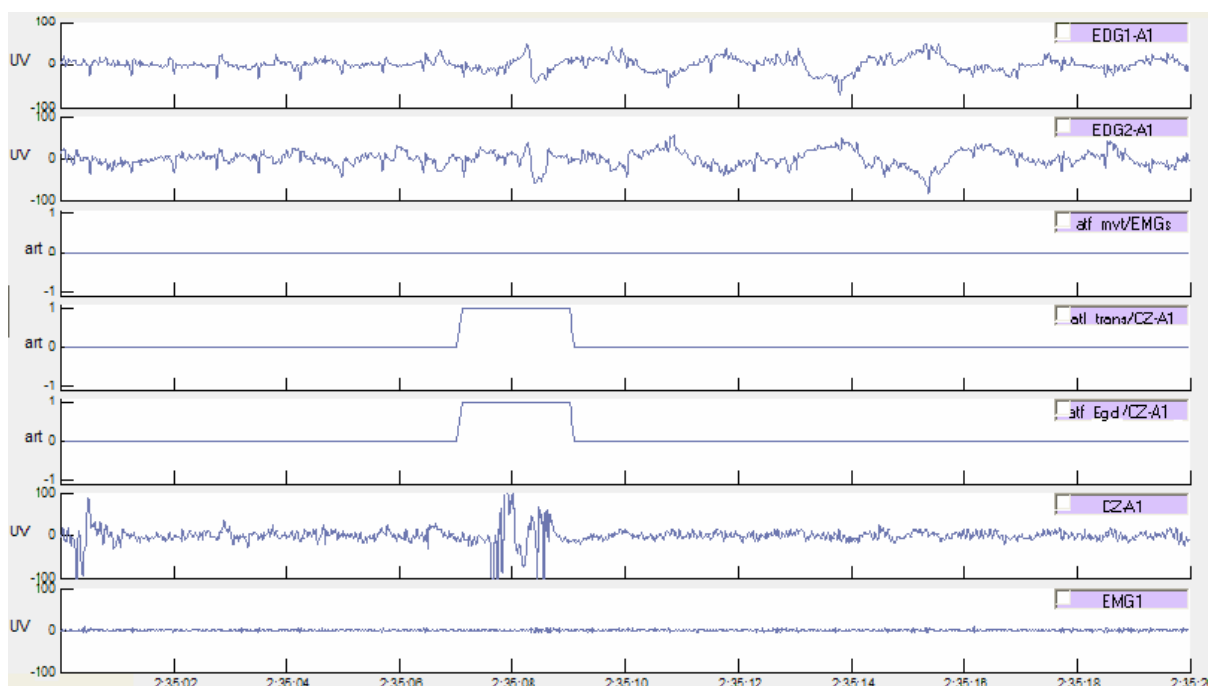


Figure 47 – Résultats de détection de l'artefact présent sur le signal CZ-A1 à 2:35:08

Sur la Figure 48, nous constatons que parmi les mouvements en opposition de phase des EOG (correspondant aux mouvements oculaires), se cache un mouvement en phase correspondant à un artefact (en 0:26:06). Ce dernier a parfaitement été détecté par le procédé *Atf_phase* puisque seule la tranche correspondante possède la valeur 1. D'autre part, nous voyons que les procédés *Atf_mvt*, *Atf_trans* et *Atf_Egd* ont permis de déceler la présence d'un artefact mouvement sur la dérivation CZ-A1 à l'instant 0:26:06.

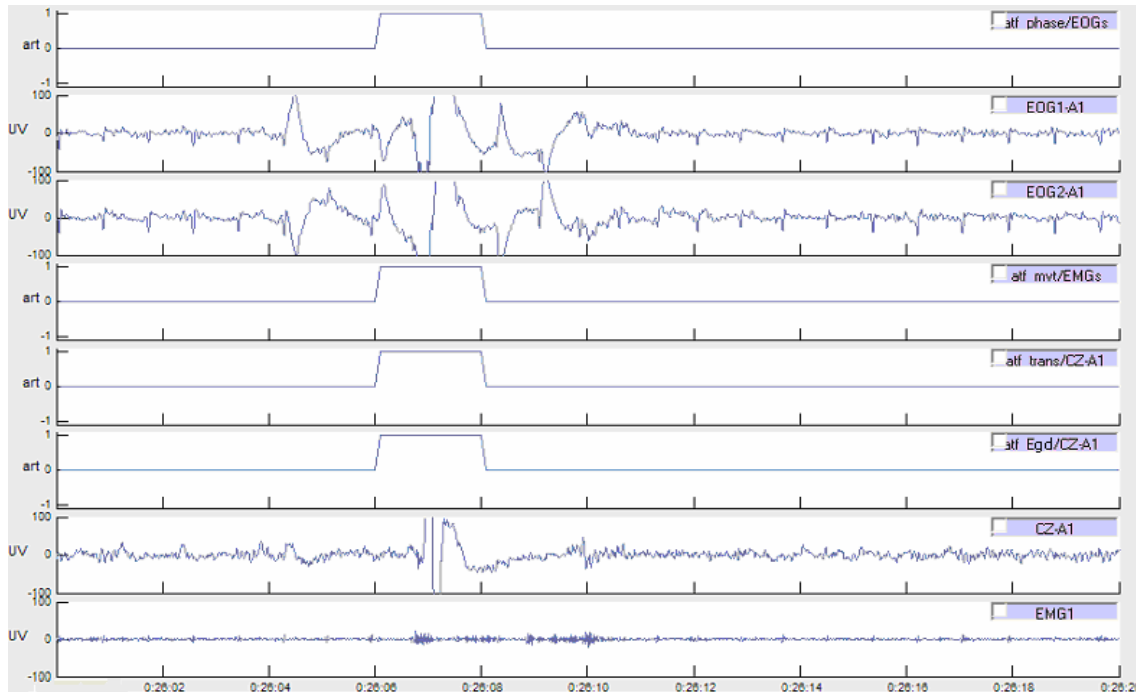


Figure 48 – Résultats de détection de l'artefact mouvement présent sur le signal CZ-A1 à 0:26:06, et de l'artefact en phase présent sur les EOG au même instant

Enfin, la Figure 49 expose le cas d'une interférence ondulation lente présente tout au long de l'époque sur les électrooculogrammes. Celle-ci a parfaitement été détectée par le procédé *Atf_ondeE*. Toutefois sa correction n'est pas visible sur cette figure. En effet, le but était de mettre en évidence la présence ou non de cet artefact. Finalement, nous pouvons constater que l'artefact "mouvement en phase" observé à 2:18:53 sur l'EOG a également bien été détecté par le procédé *Atf_phase*.

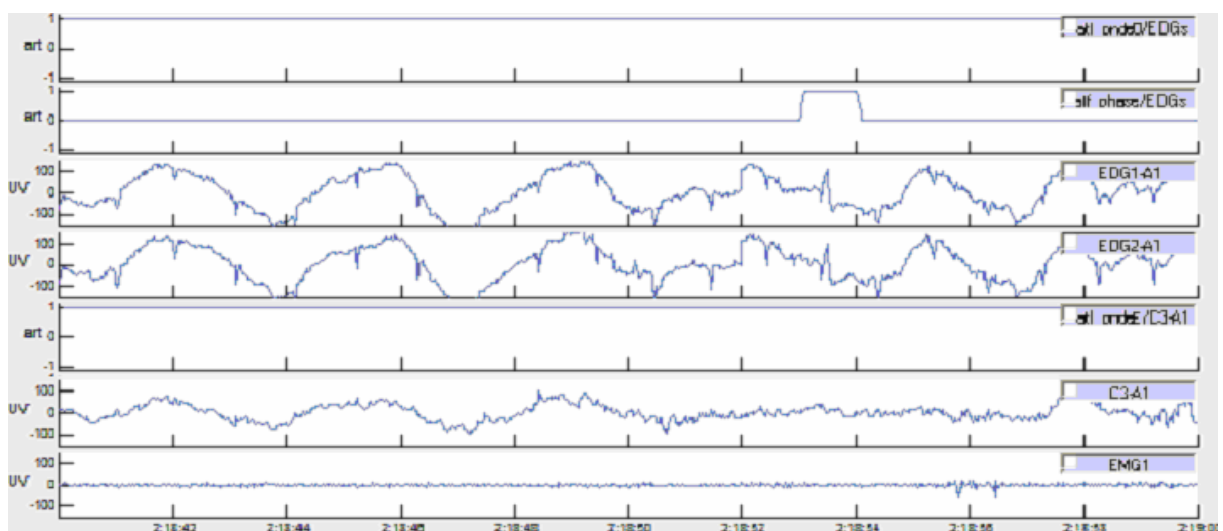


Figure 49 – Résultats de détection de l'artefact ondulation lente présent sur toute l'époque de l'EOG et de l'artefact transition brusque présent sur l'EOG également à 2:18:53

Chapitre 3

Extraction de caractéristiques

Une fois le traitement des artefacts effectué, la seconde étape d'une classification automatique en stades du sommeil consiste en l'extraction des caractéristiques de chaque époque d'enregistrements polysomnographiques (Figure 50). Ces caractéristiques (également appelées attributs ou *features*) doivent être les plus discriminantes possible étant donné qu'elles serviront de base pour le système de classification proprement dit.

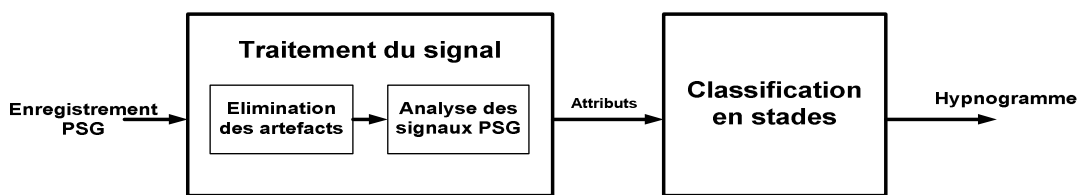


Figure 50 – Étapes de la classification automatique en stades du sommeil

3.1 État de l'art

Les techniques d'extraction rencontrées dans la littérature s'appliquent soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentiel, soit dans ces deux domaines simultanément.

Parmi les méthodes temporelles, citons les modèles autorégressifs utilisés dans [12], [19], [29] et [30]. Ceux-ci modélisent la valeur courante du signal PSG comme une combinaison linéaire des échantillons précédents. Les coefficients de régression correspondant peuvent alors directement servir d'attributs. Ensuite, nous avons les procédés stochastiques qui considèrent le signal échantillonné comme un processus aléatoire ([19], [29], [31] et [32]). Les caractéristiques qui en sont déduites sont par exemple l'écart-type du signal PSG, sa valeur moyenne, son amplitude moyenne, ses moments d'ordre 3 et 4, ou encore ses paramètres de Hjorth (activité, mobilité et complexité). Enfin, citons la méthode des creux et vallées qui remplace le signal par une succession de segments joignant ses extrema et qui calcule les temps de montée, les temps de descente, les courbures au sommet, etc. [29].

Parmi les méthodes fréquentielles rencontrées, la plus répandue est la transformée de Fourier à court terme généralement calculée au moyen de la transformée de Fourier rapide (FFT - *Fast Fourier Transform*) ([33], [34]). Appliquée à une époque de signal, celle-ci permet d'en extraire la fréquence moyenne, la puissance totale, les puissances relatives dans les différentes bandes de

fréquences, etc. D'autres études se basent directement sur la densité spectrale de puissance pour extraire ces mêmes types de paramètres. Cette densité est alors calculée au moyen d'un estimateur tel que le périodogramme ou le périodogramme moyenné [12].

Enfin, les techniques d'extraction de caractéristiques les plus récentes travaillent simultanément dans les domaines temporels et fréquentiels. Il s'agit notamment des analyses par ondelettes qui consistent à décomposer le signal en une somme pondérée de translations et dilatations d'une même fonction oscillante appelée ondelette mère ([35], [36], [37]). C'est également le cas des méthodes SLEX (*Smooth Localized complex EXponential*) présentées dans [38].

3.2 Procédés d'extraction de caractéristiques

Le panel de caractéristiques extraites est donc très diversifié. Malheureusement, aucune étude à notre connaissance ne compare ces attributs en terme d'efficacité.

Nous avons donc choisi, dans le cadre de ce travail, d'extraire un maximum de caractéristiques et de comparer ensuite leur pouvoir discriminant afin de présenter les meilleurs d'entre-elles au classificateur.

Au total, 26 procédés d'extraction ont été implémentés sous Matlab, permettant d'extraire 102 attributs différents.

Ces procédures ont été élaborées de manière à traiter efficacement des enregistrements PSG contenant au moins:

- 1 ECG;
- 2 EOG (droite et gauche);
- 1 signal EEG central;
- 1 signal EEG frontal;
- 1 signal EEG occipital;
- 1 ou plusieurs EMG.

Par ailleurs, leur implémentation a été conçue de manière à ce que les attributs puissent être extraits de segments de longueur fixe (comme c'est le cas dans ce travail où l'analyse a été effectuée par époques de 20 secondes comme le suggèrent les règles de Rechtschaffen et Kales); ou de segments de longueur variable si une quelconque segmentation adaptative venait à être exécutée au préalable.

Cela implique notamment que ces attributs soient tous normalisés. Par exemple, la puissance dans une certaine bande de fréquence est inexploitable si on ne la rapporte pas à la puissance totale du segment correspondant.

Une brève description de chacun de ces procédés est reprise dans le Tableau 6 en annexe I. Toutefois, de plus amples informations à leur sujet peuvent être trouvées dans [39].

3.3 Sélection des caractéristiques les plus discriminantes

Afin de choisir les meilleures caractéristiques parmi les 102 attributs extraits, nous avons examiné leur efficacité de 3 manières différentes.

Tout d'abord, nous avons regardé leur évolution en fonction des stades de sommeil rencontrés au cours de la nuit. Ceci nous a par exemple permis de voir d'emblée que le paramètre "freq_dominante" fournissait des résultats inopportuns tandis que la caractéristique "freq-cent gravité" semblait nous donner des valeurs plus cohérentes (cf. Figure 51).

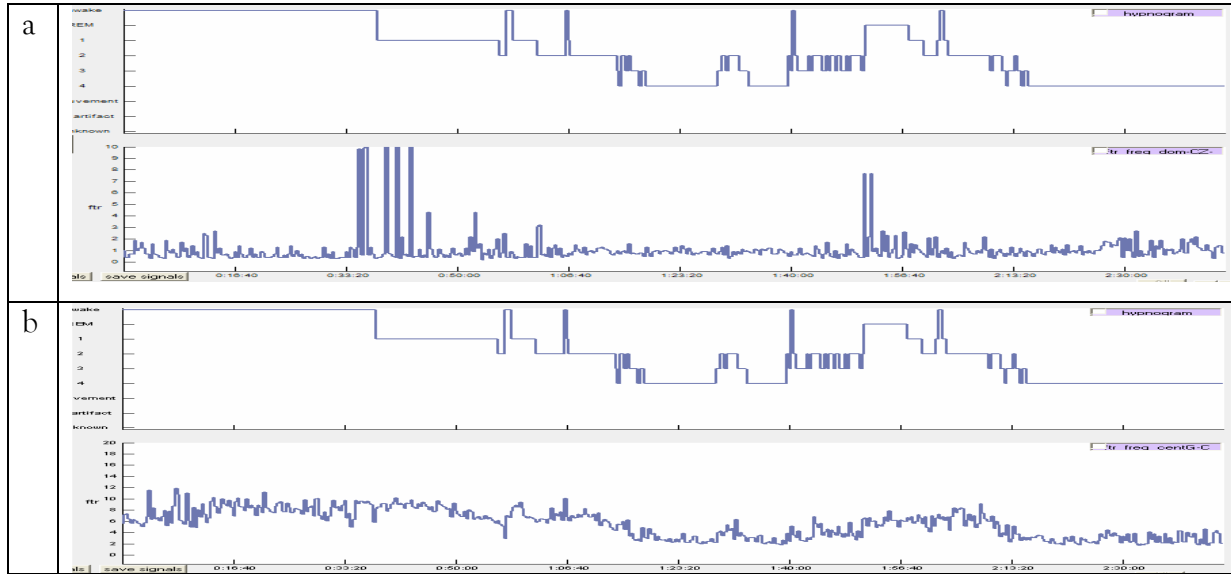


Figure 51 – Mesure de l'efficacité d'une caractéristique en examinant son évolution en fonction des différents stades de sommeil. (a) Freq_dominante, (b) Freq_cent_gravité

Ensuite, nous avons établi les histogrammes de chaque caractéristique dans les différents stades de sommeil (c'est-à-dire que nous avons repris les valeurs de cet attribut en abscisse et que nous avons reporté en ordonnée le nombre d'époques possédant cette valeur pour chaque stade considéré). Nous avons alors examiné, pour chaque caractéristique, le recouvrement de ces différents histogrammes (Figure 52).

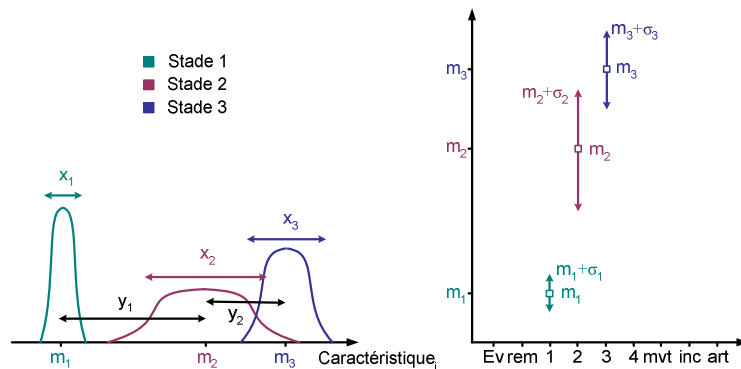


Figure 52 – Mesure de l'efficacité d'une caractéristique en examinant ses hypnogrammes dans les différents stades (m =moyenne et σ =écart-type des valeurs prises dans les différents stades considérés)

Ce type de graphique nous a par exemple permis de mettre en évidence que la caractéristique "pce_activ_cent_EEG#1" était plus propice à séparer le stade REM (en rouge sur la Figure 53) du stade 4 (en vert sur la Figure 53) que la caractéristique "rap_ecart_type_EEG".

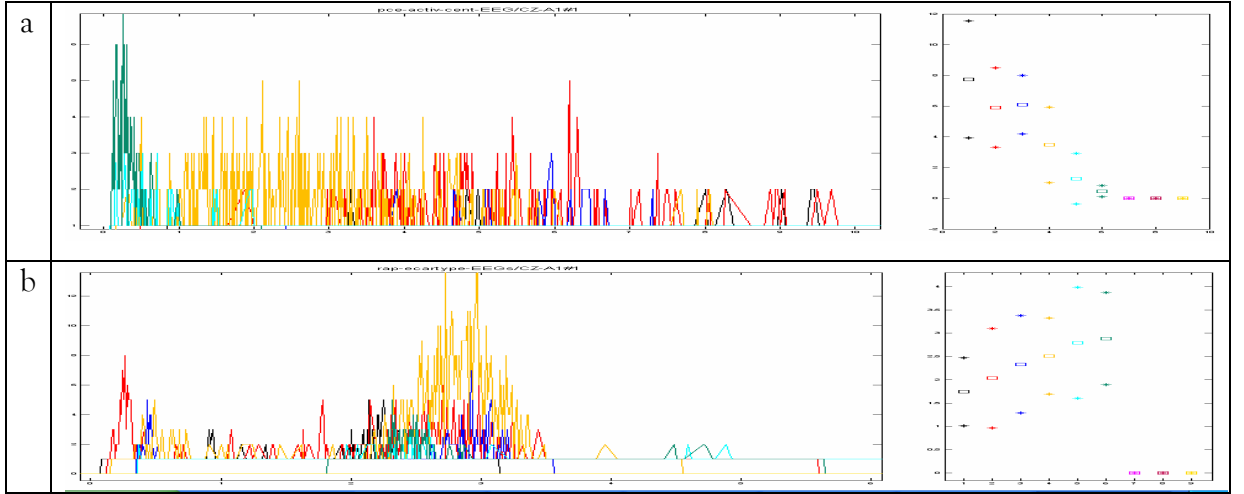


Figure 53 – Comparaison du recouvrement des histogrammes de la caractéristique *pce_activ_cent_EEG#1* (a) et de la caractéristique *rap_ecart_type_EEG* (b)

Enfin, comme nous savons qu'un attribut convient d'autant mieux à la séparation des stades que ses dispersions intra stades (distance x_i sur la Figure 52) sont faibles vis-à-vis de ses distances inter stades (distance y_i sur la Figure 52), il est possible d'estimer sa puissance moyenne de discrimination comme suit (critère de Fisher):

$$D_k = \frac{\sum_{i=1}^C p(w_i) \cdot (\mu_{ik} - \mu_k)^2}{\sum_{i=1}^C p(w_i) \cdot \sigma_{ik}^2}$$

où

- D_k est la puissance moyenne de discrimination de Fisher. Elle est d'autant plus élevée que la caractéristique est discriminante;
- C le nombre de stades;
- $P(w_i)$ la probabilité a priori du stade w_i . On l'estime par $\hat{p}(w_i) = \frac{\# w_i}{N}$;
- μ_{ik} la moyenne de la caractéristique k calculée sur les époques de stade i ;
- μ_k la même moyenne mais calculée sur toutes les époques (de tous les stades);
- σ_{ik}^2 la variance de la $k^{\text{ème}}$ primitive pour les époques de stade i .

Grâce à ces différentes mesures d'efficacité, nous avons pu sélectionner neuf caractéristiques permettant a priori de distinguer facilement les différents stades de sommeil. Il s'agit des attributs 10, 11, 20, 22, 25, 30, 31, 35 et 87 (voir Tableau 6 en annexe I).

Chapitre 4

Classification en stades du sommeil

La troisième et dernière étape du processus de détection automatique des phases du sommeil consiste à attribuer un stade du sommeil à chaque époque d'enregistrement PSG, sur base de la valeur de ses attributs (Figure 54).

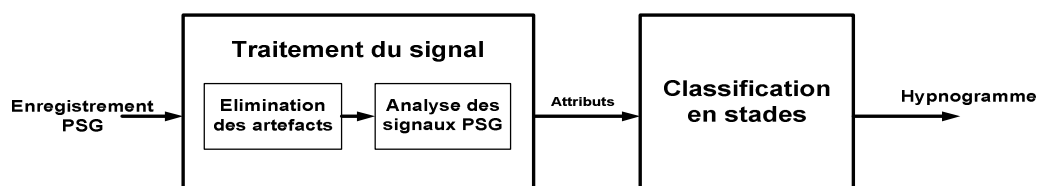


Figure 54 – Étapes de la classification automatique en stades du sommeil

4.1 État de l'art

Plusieurs méthodes sont envisageables pour parvenir à cette fin. La première d'entre elles consiste à utiliser des réseaux de neurones artificiels dont les architectures sont très variées. La plupart des travaux utilisent un simple perceptron multicouches dont ils modifient le nombre de couches cachées et le nombre de neurones qu'elles contiennent ([34], [40], [41], [42]); mais on retrouve également les cartes de Kohonen ([31], [32]).

Les procédés d'agglomération (clustering) sont également couramment rencontrés dans la littérature ([30], [35]). Ceux-ci présentent notamment l'avantage de ne pas nécessiter de base de données d'entraînement.

Une troisième méthode consiste en l'utilisation d'arbres décisionnels. Assez peu d'études y font référence ([19], [29]) et pourtant cette procédure de classification est rapide et facilement interprétable. Dans le cadre de l'analyse du sommeil, la construction de l'arbre peut être effectuée sur base des règles de Rechtschaffen et Kales. Toutefois, cela implique de définir les questions adéquates correspondant aux embranchements de l'arbre et cette tâche n'est pas évidente à réaliser a priori. Il est donc recommandé d'utiliser des procédures automatiques permettant d'ériger un arbre de décisions à partir d'un ensemble d'objets déjà classifiés.

Enfin, les méthodes d'analyse discriminante linéaire ([12], [34]) ou de logique floue [33] ont également été rencontrées dans la littérature.

4.2 Description des procédés de classification

La plupart des auteurs valident les résultats de leur procédé de classification en stades du sommeil par rapport à des cotations visuelles réalisées par des experts. Malheureusement, aucun d'entre eux n'utilise la même base de données de signaux polysomnographiques (car il n'en existe à ma connaissance aucune disponible sur Internet). De plus, les attributs qu'ils emploient sont assez diversifiés. Il est donc pratiquement impossible de comparer ces méthodes de classification.

C'est pourquoi, dans le cadre de ce travail, nous avons choisi d'implémenter plusieurs de ces classificateurs afin d'en évaluer les performances.

4.2.1 La méthode d'agrégation (ou clustering)

Le premier procédé de classification que nous avons implémenté est la méthode d'agrégation, plus connue sous le nom de clustering. Son principe est de rassembler les époques similaires d'enregistrements PSG en plusieurs groupes appelés clusters (Figure 55). Ensuite, l'utilisateur est amené, sur base de quelques éléments de chaque ensemble, à attribuer un stade aux différents agrégats.

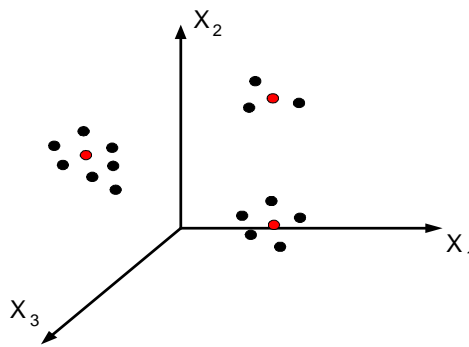


Figure 55 – Illustration de la méthode d'agrégation (clustering)

Ce procédé semble a priori plus apte à s'adapter aux variabilités inter sujets des signaux PSG et il présente l'avantage d'être sensible aux préférences de l'utilisateur. Par ailleurs, il ne nécessite pas la constitution d'une base de données d'apprentissage. Néanmoins, l'efficacité d'une telle méthode dépend fortement de sa procédure de regroupement.

Dans ce travail, nous en avons expérimenté de deux types:

- **Le clustering hiérarchique ascendant** qui démarre en considérant que chaque objet (chaque époque de signal) correspond à un cluster et qui regroupe ensuite ces derniers en fonction de leur similitude jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait (Figure 56).
- **Le K-means clustering** qui démarre avec un nombre prédéfini K de clusters et qui réarrange ensuite ces derniers de manière à rassembler les objets les plus similaires. Plus précisément, le K-means clustering positionne tout d'abord K centroïdes dans l'espace de caractéristiques et regroupe les objets les plus proches de chacun d'eux (Figure 57-a). Ensuite, les centroïdes sont repositionnés au centre des clusters obtenus (Figure 57-b). Puis les nouveaux agrégats sont reformés (Figure 57-c). le procédé se poursuit ainsi de suite jusqu'à ce que la position des centroïdes ne se modifie plus.

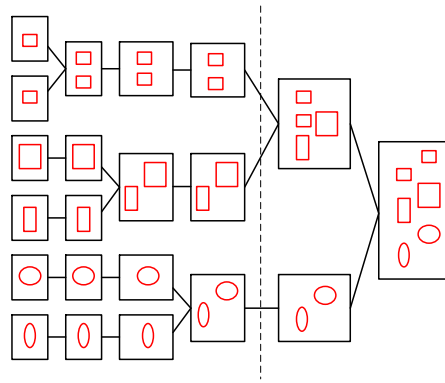


Figure 56 – Clustering hiérarchique ascendant

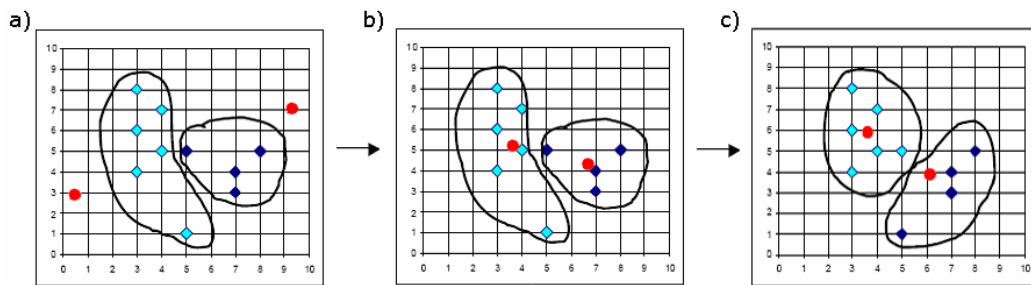


Figure 57 – K-means clustering

Plus d'informations au sujet de ces deux procédures peut être trouvé en [43]. Sachons simplement qu'il ressort de nos analyses que le K-means clustering donne généralement de meilleurs résultats que la méthode hiérarchique. Nous ne présenterons donc que cette méthode lors de la comparaison des performances des différents classificateurs (paragraphe 4.4: comparaison des résultats obtenus).

4.2.2 Les réseaux de neurones artificiels

Le second procédé de classification que nous avons testé est le perceptron multicouches (PMC). Il s'agit d'une architecture particulière de réseaux de neurones artificiels où les neurones sont regroupés en couches (Figure 58). Le nombre d'unités en entrée est imposé puisqu'il doit correspondre au nombre d'attributs sélectionnés. De même, la quantité de neurones en sortie doit être identique au nombre de classes considérées (6 dans notre cas: éveil, S1, S2, S3, S4 et REM). Par contre, le nombre de couches intermédiaires (appelées couches cachées) ainsi que la quantité optimale de neurones qu'elles contiennent sont à déterminer empiriquement.

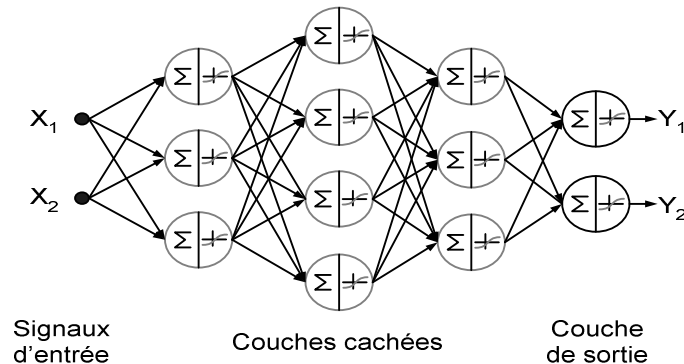


Figure 58 – Illustration d'un perceptron multicouches

Dans le cadre de ce travail, nous avons obtenu les meilleurs résultats de classification au moyen d'une seule couche cachée constituée de 100 neurones. Ceux-ci seront présentés au paragraphe 4.4.

Le principal avantage de cette méthode réside dans son temps de calcul nécessaire à l'identification. En effet, bien que celui-ci soit lié à la complexité du réseau de neurones, la propagation de l'entrée vers la sortie se fait de manière quasi instantanée (de l'ordre de la milliseconde). Par contre, ce procédé nécessite un très long apprentissage et une bonne classification n'est obtenue que si la base de données d'entraînement est importante.

4.2.3 Les arbres de décisions

La troisième et dernière méthode de classification envisagée est l'utilisation d'arbres décisionnels qui sont des représentations graphiques d'un certain nombre de règles.

Une fois construit, un arbre se présente sous la forme d'une arborescence inversée. En chaque noeud interne, une décision est prise en fonction de la valeur d'un des attributs. Un objet est alors classé en suivant un chemin qui va de la racine (au sommet de l'arbre) jusqu'à un unique noeud feuille (à la base de l'arbre). Chaque feuille caractérise une seule classe, mais une classe peut être représentée par plusieurs feuilles.

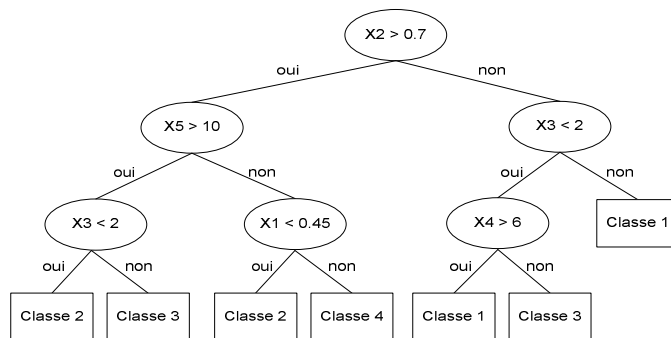


Figure 59 – Illustration d'un arbre décisionnel simple

Plusieurs méthodes automatiques permettent d'ériger de tels arbres au départ d'une base de données d'entraînement. Leurs différences tiennent surtout dans la façon dont ils choisissent d'effectuer les branchements.

Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé la méthode CART (Classification And Regression Tree) directement implémentée et fournie par Matlab. Cette méthode, créée par L. Breiman, ne travaille qu'avec des arbres binaires (c'est-à-dire que les noeuds internes possèdent deux et uniquement deux sous-noeuds) [44]. Lors de leur construction, l'ensemble des partitions possibles au départ d'un noeud est évalué sur base de la théorie de l'information (et notamment sur la notion d'entropie). Puis, la partition présentant la valeur la plus élevée de ce critère est retenue. Cette procédure est ensuite réitérée pour chacun des sous-ensembles obtenus, jusqu'à ce qu'un certain critère d'arrêt soit atteint. Ce critère peut par exemple imposer que le pourcentage de cas appartenant à la classe majoritaire soit supérieur à un seuil, ou que le nombre d'objets dans une feuille soit inférieur à un seuil, etc. Finalement, une fois que l'arbre est construit, il est encore possible de procéder à son élagage : c'est-à-dire que les parties de l'arbre qui ne semblent pas performantes pour prédire la classe des nouveaux objets sont supprimées (Figure 60).

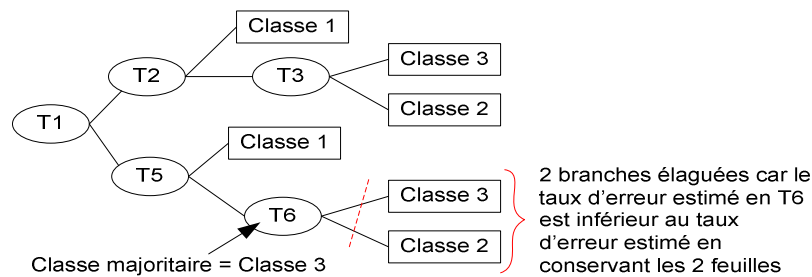


Figure 60 – Illustration du procédé d'élagage d'un arbre

L'arbre de décisions ainsi obtenu possède une traduction immédiate en terme de règles de décision et présente l'avantage d'être facilement interprétable. Malheureusement, sa phase de construction est fort sensible à une légère modification des données d'entraînement. Cette instabilité se marque par des changements de la structure de l'arbre qui peuvent conduire à des bouleversements dans les attributions finales de classe.

Une solution à ce problème est de générer un faisceau de plusieurs arbres et de combiner leurs décisions en vue d'obtenir une prédiction unique. Cette technique permet d'atteindre de meilleures performances, mais réduit évidemment la visibilité de la classification.

Les divers algorithmes appartenant à cette catégorie se distinguent d'une part par la façon dont ils génèrent les arbres, et d'autre part par leur procédure d'agrégation (également appelée procédure de vote) des prédictions individuelles. Deux d'entre eux ont été explorés dans le cadre de ce travail. Il s'agit des forêts aléatoires d'arbres et de la méthode d'agrégation par boosting.

Les forêts aléatoires d'arbres (*Random Forests*) sont constituées de plusieurs arbres élémentaires travaillant en parallèles (Figure 61). Chacun de ces arbres est construit au départ de N objets d'entraînement tirés aléatoirement et avec remplacement dans la base de données d'entraînement. De plus, lors de la construction de l'arbre, un sous-ensemble d'attributs est tiré aléatoirement à chaque embranchement pour déterminer l'ensemble des partitions possibles. Finalement, la classification d'un nouvel objet se fait en examinant le vote de chaque arbre (avec un poids égal), et en attribuant la classe proposée par la majorité d'entre eux.

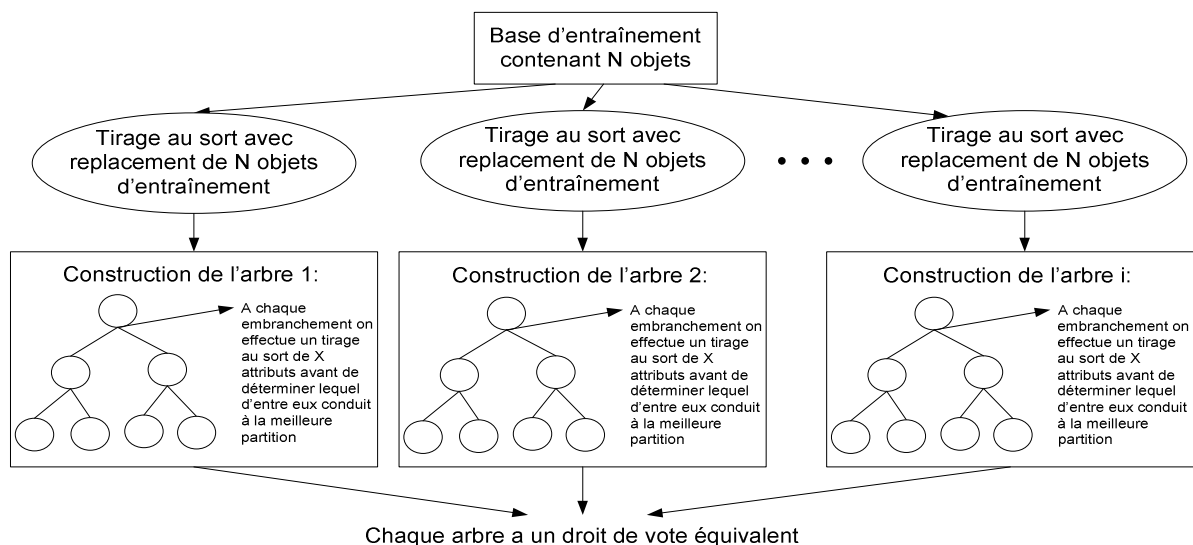


Figure 61 – Illustration du procédé des forêts aléatoires d'arbres

Dans la méthode d'agglomération par boosting, les différents arbres ne sont plus construits en parallèle, mais selon un mode séquentiel (Figure 63). Leur phase itérative d'apprentissage met l'accent sur les objets mal classés par les arbres précédents pour forcer les classificateurs suivants à se concentrer sur les erreurs. Plus précisément, la procédure démarre en attribuant un poids équivalent à tous les objets de la base d'entraînement (Figure 63). Puis, N de ces objets sont sélectionnés par tirage au sort avec remplacement. Le premier arbre peut alors être érigé de manière tout à fait classique (en considérant tous les attributs). Une fois construit, l'ensemble des objets de la base d'entraînement lui sont présentés en vue d'une classification. Ceux d'entre eux qui y sont mal classés se voient attribuer un poids plus important pour l'itération suivante. La procédure se répète ainsi un certain nombre de fois et, finalement, lors de la classification d'un nouvel objet, les votes des différents arbres créés seront pondérés en fonction de l'erreur apparente de ceux-ci.



Figure 62 – Illustration de la méthode d'agrégation par boosting

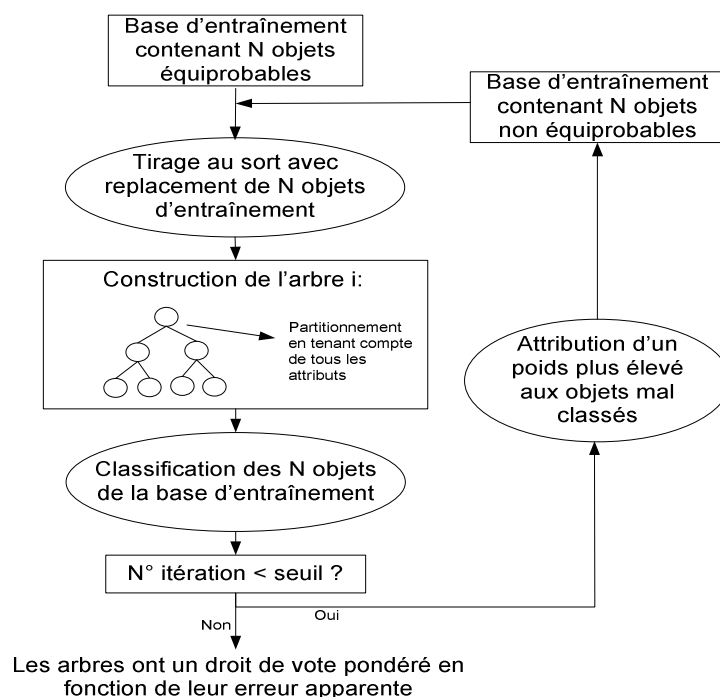


Figure 63 – procédure d'agrégation par boosting

4.3 Bases de données

La base de données au départ de laquelle nous avons entraîné et testé les différents classificateurs implémentés, nous a été fournie par l'équipe du Dr. M. Kerkhofs de l'hôpital André Vésale du CHU de Charleroi. Celle-ci est constituée de 25 enregistrements de nuits de sujets en bonne santé et de 33 enregistrements de nuits de patients atteints de pathologies diverses (dysomnie, syndrome des jambes sans repos, insomnie, apnées/hypopnées, etc.).

Pour chacun de ces fichiers, nous disposons:

- Des signaux physiologiques (EOG, EEG, EMG, etc.) enregistrés et sauvés au format standard EDF (*European Data Format*). Une description de ce format est présentée en annexe II;
- De l'hypnogramme (c'est-à-dire de la classification en stades du sommeil) établi visuellement par le personnel du laboratoire de sommeil du CHU de Charleroi;
- De l'hypnogramme fourni par le logiciel automatique MEDATEC qui est un leader sur le marché belge en matière d'acquisition et de traitement des signaux du sommeil.

Comme nous savons que les enregistrements polysomnographiques des patients pathologiques sont généralement plus difficiles à interpréter que ceux des sujets sains, nous avons opéré une distinction entre ces deux types de signaux.

Ensuite, chacune de ces bases (patients >< sujets) s'est vue scindée en deux afin de ne pas tester nos classificateurs sur les mêmes nuits qui ont servi à leur entraînement. Ainsi:

- 70 % des enregistrements ont été mis de côté pour l'entraînement du réseau de neurones et des arbres de décisions. Il s'agit de la base de données d'entraînement;
- Les 30% de nuits restantes ont été dédiées aux tests des différents classificateurs. Il s'agit de la base de données de test.

Par ailleurs, nous avons procédé à une validation croisée¹⁰ pour ne pas que les classificateurs modélisent trop fidèlement les objets de la base d'entraînement. C'est pourquoi:

- 80 % des enregistrements de la base d'entraînement ont été maintenus pour réaliser l'apprentissage proprement dit du classificateur. Il s'agit de la base de données d'apprentissage;
- Les 20% des enregistrements restants ont été affectés au processus de validation croisée. Il s'agit de la base de données de validation.

4.4 Comparaison des résultats obtenus

Le partage des enregistrements polysomnographiques entre les trois bases de données d'entraînement, de validation et de test a été effectué au hasard, par tirage au sort. Comme nous savons que cette répartition aléatoire peut influencer les résultats de classification obtenus, nous avons effectué plusieurs tests de classification (en recalculant à chaque fois les différentes bases de données) et nous en avons déduit le taux moyen de reconnaissance.

Les résultats ainsi obtenus par les différents classificateurs sont repris au Tableau 3.

	K-means Clustering	Réseau de neurones (PMC)	Arbre simple de décisions	Forêt aléatoire d'arbres	Agrégation d'arbres par boosting	Logiciel Medatec
Patients	67.8 %	69.2 %	67.0 %	68.6 %	67.3 %	50.4 %
Sujets	70.3 %	76.9 %	74.1 %	75.7 %	73.7 %	57.3 %

Tableau 3 – Taux de reconnaissance moyen des différents classificateurs

¹⁰ La validation croisée consiste à mesurer au cours de la phase d'apprentissage le taux de reconnaissance atteint sur un ensemble d'objets ne participant ni à l'entraînement ni aux tests, afin d'arrêter le processus au moment où le taux de reconnaissance obtenu est maximum (pour éviter le sur entraînement).

Nous constatons tout d'abord que quel que soit le procédé de classification utilisé, les taux de reconnaissance obtenus sur base des enregistrements PSG de sujets sains sont toujours meilleurs que ceux calculés à partir des signaux de patients pathologiques. Ceci est tout à fait compréhensible étant donné le caractère ambigu des tracés pathologiques. Même les opérateurs humains présentent plus de difficultés à les classer. En effet, le taux de variabilité inter cotateurs correspondant est nettement plus faible que celui obtenu sur base de tracés de sujets sains (75% contre 95% selon [44]).

Nous remarquons ensuite que la forêt aléatoire d'arbres est la méthode la plus performante parmi les procédés utilisant des arbres de décisions. Nous ne considérerons donc à l'avenir que cette méthode pour comparer les performances de ce type de procédé avec d'autres classificateurs.

Enfin, nous sommes heureux de constater que les procédures que nous avons implémentées donnent de bien meilleurs résultats de classification que le logiciel Médatec actuellement disponible sur le marché. Leurs taux de reconnaissance sont d'ailleurs fort similaires ce qui nous laisse à penser que les améliorations futures devraient être cherchées au niveau du traitement des signaux PSG et non pas au niveau de la classification. D'autant plus qu'en examinant les matrices de confusions de ces différents procédés, nous pouvons relever que la majeure partie des erreurs sont effectuées aux mêmes endroits (Tableau 4).

(a)	Automatique↴ / Visuel→	Eveil	REM	S1	S2	S3	S4
	Eveil	3078	310	251	126	6	12
	REM	367	971	217	329	19	14
	S1	291	353	318	248	0	0
	S2	497	482	657	5609	546	175
	S3	15	2	3	55	157	100
	S4	0	0	0	6	32	100
		↓	↓	↓	↓	↓	↓
		72.5%	45.85%	21.99%	88.01%	20.66%	24.94
(b)	Automatique↴ / Visuel→	Eveil	REM	S1	S2	S3	S4
	Eveil	3492	376	360	554	61	47
	REM	297	1050	214	112	1	0
	S1	55	164	183	116	0	0
	S2	399	528	688	5551	621	291
	S3	4	0	1	38	54	44
	S4	1	0	0	2	23	19
		↓	↓	↓	↓	↓	↓
		82.20%	49.58%	12.66%	87.10%	7.1%	4.73%
(c)	Automatique↴ / Visuel→	Eveil	REM	S1	S2	S3	S4
	Eveil	3662	463	404	233	3	6
	REM	187	1004	194	254	9	3
	S1	101	244	240	128	0	0
	S2	297	407	608	5735	658	326
	S3	1	0	0	1	14	15
	S4	0	0	0	22	76	51
		↓	↓	↓	↓	↓	↓
		86.21%	47.40%	16.60%	89.99%	1.85%	12.72

Tableau 4 – Matrice de confusion des différents procédés implémentés sur la base de données de patients pathologiques: (a) clustering, (b) réseau de neurones, (c) forêts d'arbres de décisions

Les grandes confusions entre les stades Eveil et REM ainsi qu'entre les stades 3 et 4 sont particulièrement visibles lorsque nous comparons les hypnogrammes visuels (établis par un expert) et automatiques (Figure 64). En effet, nous constatons que le procédé automatique présente un nombre important de transitions intempestives entre ces différents états (notamment aux alentours des échantillons 400, 500, 800 et 950).

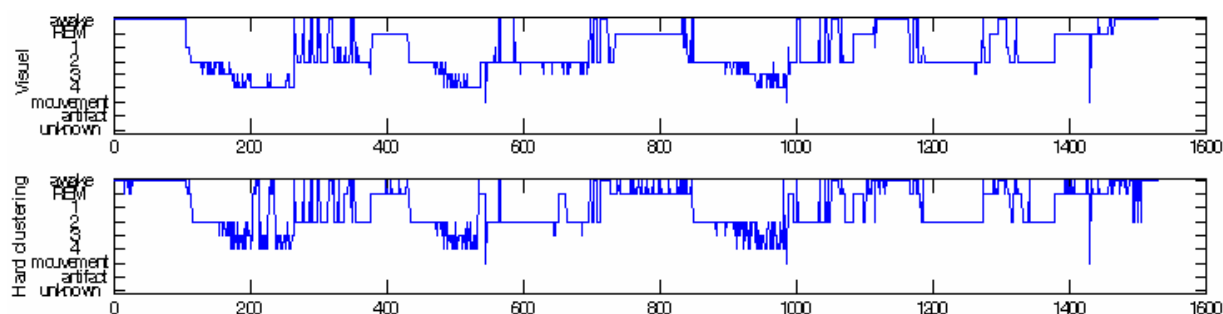


Figure 64 – Comparaison de l'hypnogramme établi visuellement par un expert (en haut) et de l'hypnogramme fourni par le procédé automatique de clustering (en bas)

Pour résoudre ce problème, nous avons appliqué un algorithme de chaînes de Markov cachées d'ordre 1 à la sortie des classificateurs (algorithme de Viterbi). Ce modèle prend en compte la probabilité de passer d'un stade X à un stade Y ainsi que les probabilités de chaque époque d'appartenir aux différents stades de sommeil pour trouver la séquence d'états la plus probable au travers de ce "treillis" de probabilités (Figure 65).

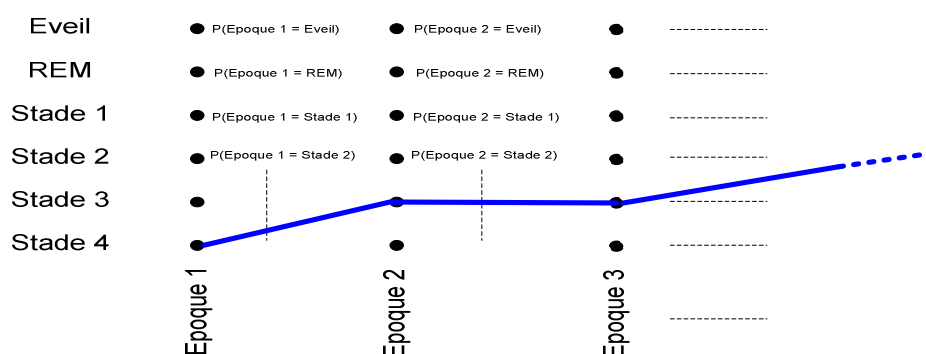


Figure 65 – Principe de chaînes de Markov cachées

Les résultats obtenus sont repris dans le Tableau 5 et à la Figure 66.

		K-means Clustering	Réseau de neurones (PMC)	Forêt aléatoire d'arbres	Medatec
Seul	Patients	67.8 %	69.2 %	68.6 %	50.4 %
	Sujets	70.3 %	76.9 %	75.7 %	57.3 %
Avec Viterbi 1	Patients	68.8 %	71.7 %	72.8 %	/
	Sujets	72.6 %	81.5 %	81.5 %	/

Tableau 5 – Paramètres minima de la chaîne d'acquisition des signaux PSG

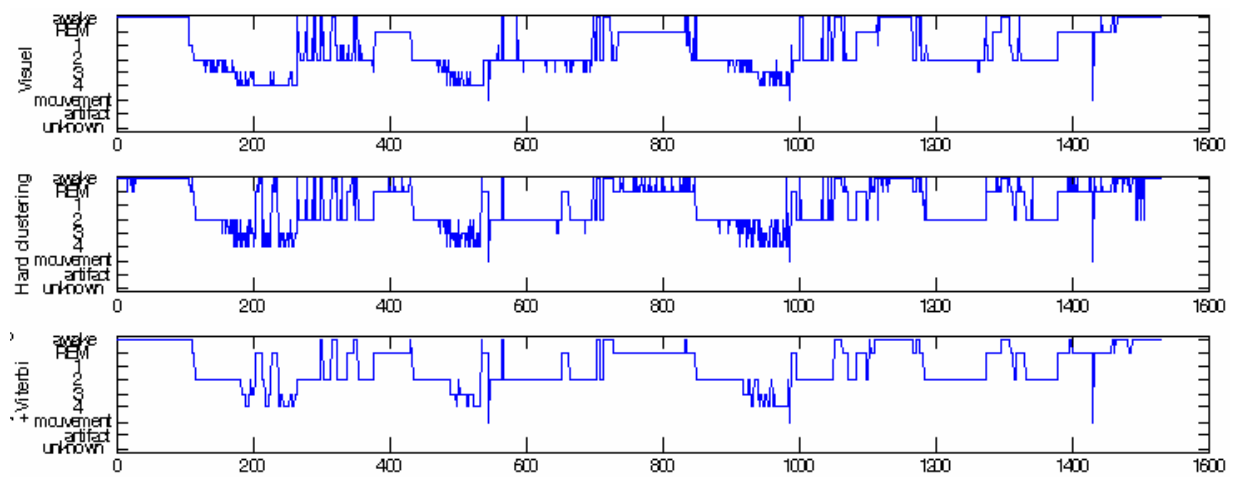


Figure 66 – De haut en bas: hypnogramme établi par un expert, hypnogramme fourni par le seul procédé de clustering, hypnogramme obtenu après application d'un algorithme de chaînes de Markov cachées

Nous constatons que l'application d'un algorithme de chaînes de Markov cachées permet d'améliorer sensiblement les résultats de classification mais qu'elle présente aussi l'inconvénient majeur de lisser totalement l'hypnogramme. Ceci est bien entendu contre-indiqué puisque certaines pathologies du sommeil se discernent justement par la présence de nombreuses transitions entre les stades d'éveil et de sommeil notamment.

Ainsi, nous pensons qu'il serait plus sage de corriger ces transitions intempestives à la source. En effet, améliorer la qualité des données fournies en entrée des classificateurs devrait permettre d'augmenter leur capacité de classification. Par exemple, nous pourrions tenir compte des caractéristiques des époques précédentes et suivantes lors de la classification en stades. En effet, les critères de Rechtschaffen et Kales [8] contiennent eux-mêmes quelques règles de voisinage permettant de classer les époques transitoires en fonctions des époques qui les précèdent et qui les suivent immédiatement.

Il serait également possible de combiner les classificateurs entre eux pour tirer parti des avantages de chacun.

Enfin, étant donné que plusieurs études ont déjà présenté des procédés de distinction entre les phases REM et NON-REM du sommeil ([31], [46]), nous pensons qu'une telle différenciation pourrait être effectuée avant d'approfondir la classification en stades.

Conclusion

Nous venons de présenter un système complet de classification automatique en stades du sommeil incluant les étapes d'élimination des artefacts, d'extraction de caractéristiques et de classification proprement dite en stades du sommeil (Figure 67).

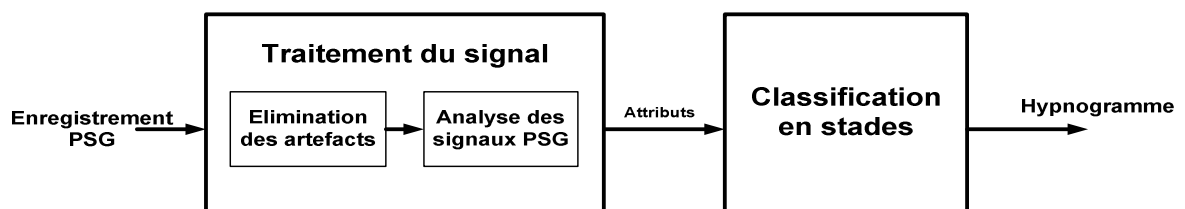


Figure 67 – Etapes de la classification automatique en stades du sommeil

Quatorze procédés de détection et de correction d'artefacts ont été implémentés et les valeurs optimales de leurs 23 paramètres réglables ont été déterminées expérimentalement. L'évaluation de leurs résultats a été effectuée visuellement et ceux-ci semblent tout à fait satisfaisants. Il serait néanmoins souhaitable de calculer les taux de reconnaissance exacts de ces procédures sur base de signaux PSG cotés en artefacts par des experts. Ceci fera l'objet d'un travail ultérieur.

En ce qui concerne l'extraction de caractéristiques, 26 procédés d'analyse ont été implémentés, permettant d'obtenir 102 attributs différents. L'objectif était d'extraire un maximum de caractéristiques et de comparer ensuite leur pouvoir discriminant afin de sélectionner les meilleures. Au final, neuf d'entre-elles ont été choisies parce qu'elles permettaient, a priori, de distinguer facilement les différents stades de sommeil. Il s'agit des attributs 10, 11, 20, 22, 25, 30, 31, 35 et 87 (voir Tableau 6 en annexe I).

Enfin, trois types de classificateurs ont été testés afin de comparer leurs performances sur une même base de données. Il s'agit du clustering, du perceptron multicouches et des forêts aléatoires d'arbres décisionnels. Ces trois méthodes de classification présentent des taux de reconnaissance tout à fait similaires et qui se situent entre 67.8 et 69.2% pour la base de données de tracés pathologiques et entre 70.3 et 76.9% pour la base de données d'enregistrements de nuits de sujets sains.

Ces résultats sont déjà très satisfaisants si on les compare aux taux de reconnaissance de 50.4% et 57.3 %, obtenus par le logiciel Médatec actuellement disponible sur le marché. Néanmoins, quelques améliorations peuvent encore être apportées.

Notamment, nous pourrions tenir compte des caractéristiques des époques précédentes et suivantes lors de la phase de classification en stades du sommeil et nous pourrions combiner les classificateurs entre eux pour tirer parti des avantages de chacun. Ces diverses propositions seront investiguées prochainement dans le travail de thèse que j'envisage de réaliser.

Sur un plan plus personnel, ce travail m'a ouvert de nouvelles perspectives en m'introduisant au domaine du traitement des signaux biomédicaux. J'y ai découvert un monde où Ingénieurs et Médecins collaborent pour améliorer les procédures de diagnostic. J'ai également pris plaisir à découvrir l'origine des biopotentiels mesurés en polysomnographie et j'espère à mon tour passionner d'autres personnes en leur exposant mes travaux. Enfin, je suis contente d'avoir pu démythifier quelques aspects du sommeil qui, pour moi, occupe bien plus d'un tiers de ma vie 😊.

Références

- [1] MACNISH R., *The philosophy of sleep*, New York, D Appleton, 1834.
- [2] HANS B., *Über das Elektrenkephalogramm des Menschen*, Arch f Psychiatr 87, 527-570, 1929.
- [3] LOOMIS A.L., HARVEY E.N., HOBART G.A., *Cerebral States During Sleep, as Studied by Human Brain Potentials*. J. Exp. Psychol., 21, 127-144, 1937.
- [4] ASERINSKY E., KLEITMAN N., *Regularly Occuring Periods of Eye Motility, and Concomitant Phenomena, During Sleep.*, Science, 118, 273-274, 1953.
- [5] DEMENT W.C., KLEITMAN N., *Cyclic Variations in EEG During Sleep and their Relation to Eye Movements. Body Motility and Dreaming.*, Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol., 9, 673-390, 1957.
- [6] JOUVET M., MICHEL F., COURJON J., *Sur un stade d'activité électrique cérébrale rapide au cours du sommeil physiologique*, C. R. Soc. Biol. (Paris) ,153, 1024-1028, 1959.
- [7] MONROE L., *Inter-rater reliability and the role of experience in scoring EEG sleep.*, Psychophysiol, 5, 376-384, 1967.
- [8] RECHTSCHAFFEN A. , KALES A., *A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages in human subjects.*, US Government Printing Office,1968.
- [9] NAUWELAERS I., SERMEUS G., *Enquête – plus de 40% de mauvais dormeur*, Test santé, 63, octobre-novembre, 2004.
- [10] KERKHOFS M., *Le sommeil de A à Zzzz*, éditions Labor, Bruxelles, Belgique, 2000.
- [11] JASPER H.H., *Report of the Committee on Methods of Clinical Examination in Electroencephalography.*, Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 10, 370-375, 1958.
- [12] BENOIT O., GOLDENBERG F., *Exploration du sommeil et de la vigilance chez l'adulte.*, Editions Medicales Internationales, 1997.
- [13] PENZEL T., CONRADT R., *Computer based sleep recording and analysis.*, Sleep Medicine Reviews, Vol. 4, No. 2, 131-148, 2000.
- [14] KRYGER H., ROTH T., DEMENT H., *Principles and practice of sleep medicine*, Saunders, Philadelphia, 1994.

-
- [15] SCHLÖGL A., ANDERER P., ROBERTS S.J., PREGENZER M. PFURTSCHELLER G., *Artefact detection in sleep EEG by the use of Kalman filtering*, Proceedings EMBEC'99, Part II, 4-7, 1648-1649, 1999.
 - [16] MORETTI D.V., BABILONI F., CARDUCCI F., CINCOTTI F., REMONDINI E., ROSSINI P.M., SALINARI S., BABILONI C., *Computerized processing of EEG-EOG-EMG artifacts for multicentric studies in EEG oscillations and event-related potentials*, International Journal of Psychophysiology, Vol.47, Is.3, 199-216, 2003.
 - [17] DURKA P.J., KLEKOWICZ H., BLINOWSKA K.J., SZELENBERGER W., NIEMCEWICZ SZ., *A simple system for detection of EEG artifacts in polysomnographic recordings*, IEEE Transactions on Biomedical engineering, Vol. 50, No. 4, 526-528, 2003.
 - [18] PARK H-J., JEONG D-U, PARK K-S., *Automated detection and elimination of periodic ECG artifacts in EEG using the energy interval histogram method*, IEEE Transactions on Biomedical engineering, Vol. 49, No.12, 1526-1533, 2002.
 - [19] AGARWAL R., GOTMAN J., FLANAGAN D., ROSENBLATT B., *Automatic EEG analysis during long-term monitoring in the ICU*, Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 107, 44-58, 1998.
 - [20] CROFT R. J., BARRY R. J., *Removal of ocular artifact from the EEG: a review*, Neurophysiol. Clin., 30, 5-19, 2000.
 - [21] CELKA P., BOASHASH B., COLDITZ P., *Preprocessing and time-frequency analysis of newborn EEG seizures*, IEEE Engineering in Medicine and Biology, September/October, 2001.
 - [22] ALLEN P., POLIZZI G., KRAKOW K., FISH D., LEMIEUX L., *Identification of EEG events in the MR Scanner: the problem of pulse artifact and a method for its subtraction*, Neuroimage, vol 8, 229-239, 1998.
 - [23] COMON P., *Independent component analysis, a new concepts*, Signal processing, Vol 36, 287-314, April 1994.
 - [24] DURIEU C., KIEFFER M., *Analyse en composantes indépendantes pour la séparation aveugle de sources*, [en ligne], http://mfca.ups-tlse.fr/cetsis/Docs/Articles/Durieu_Cecile.pdf, dernièrement en janvier 2007.
 - [25] LARUE E., *Séparation de sources Markoviennes*, Rapport de DEA, Université Paris Sud - Supelec, Juin 2003.
 - [26] BELL A., SEJNOWSKI T.J., *An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution*, Neural computation, Vol 7, 1129-1159, 1995.
 - [27] BELL A., SEJNOWSKI T.J., *Fast blind separation based on information theory*, Proc. Intern. Symp. on Nonlinear Theory and Applications, Las Vegas, Dec. 1995.
 - [28] DEVUYST S., *La séparation de sources et l'analyse en composantes indépendantes*, Document interne réalisé dans le cadre du projet DREAMS à la Faculté Polytechnique de Mons, mai 2006.

-
- [29] STANUS E., *Contribution à la conception de dispositifs de détection et d'analyse des troubles du sommeil chez l'homme*, FPMs PhD thesis, 1985.
- [30] AGARWAL R., GOTMAN J., *Computer-Assisted Sleep Staging*, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 48, No. 12, 1412-1423, 2001.
- [31] ROBERT C., KARASINSKI P., NATOWICZ R., *Adult rat vigilance state discrimination by artificial neural network using a single EEG channel*, Physiol and Behav, 59(6), 1051-1060, 1996.
- [32] PFURTSCHELLER G., FLOTZINGER D., MATUSCHIK D., *Sleep classification in infants based on artificial neural networks*, Biomed Technik, 37, 122-130, 1992.
- [33] HUUPPONEN E., HIMANEN S.-L., VÄRRI A., HASAN J., SAASTAMOINEN A., LEHTOKANGAS M., SAARINEN J., *Fuzzy detection of EEG alpha without amplitude thresholding*, Artificial Intelligence in Medicine, , 24, 133-147, 2002.
- [34] ENGLEHART K., HUDGINS B., PARKER P.A., STEVENSON M., *Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations*, Medical Engineering and Physics, 21, 431-438, 1999.
- [35] GEVA A.B., KEREM D.H., *Forecasting Generalized Epileptic Seizures from the EEG Signal by Wavelet Analysis and Dynamic Unsupervised Fuzzy Clustering*, IEEE Transactions on Biomedical engineering, Vol. 45, No.10, 1205-1216, 1999.
- [36] ZHANG Z., KAWABATA H., LIU Z.-Q., *Electroencephalogram analysis using fast wavelet transform*, Computers in Biology and Medicine, 31, 429-440, 2001.
- [37] QUIAN QUIROGA R., GARCIA H., *Single-trial event-related potentials with wavelet denoising*, Clinical Neurophysiology, 114, 376-390, 2003.
- [38] CRANSTOUN S.D., *Time-frequency spectral estimation of multichannel EEG using the auto-SLEX method*, IEEE Transactions on Biomedical engineering, VOL.49, NO.9, 988-996, 2002.
- [39] ANONYME., *Rapport Scientifique et Technique du projet DREAMS (Convention 215142), Période du 01/07/04 au 31/12/04*, Document interne à la Faculté Polytechnique de Mons, 2004.
- [40] PRINCIPE J.C., TOME A.M.P., *Performance and training strategies in feedforward neural networks: an application to sleep scoring*, Proceeding of the IJCNN'89, 1, 341-346, 1989.
- [41] MAMELAK A.N., QUATTROCHI J.J., HOBSON J.A., *Automated staging of sleep in the cats using neural networks*, Electroencephal Clin and Neurophysiol, 79, 52-61, 1991.
- [42] SCHALTENBRAND N., LENGELLE R., MACHER J.P., *Neural network model: application to automatic analysis of human sleep*, Comput and Biomed Res, 26, 157-171, 1993.
- [43] DEWASME L., *Etude de la classification du sommeil en stades par les méthodes de clustering*, Travail de fin d'études à la Faculté Polytechnique de Mons, juin 2005.

- [44] HOANG HAI ANH., *Usage des arbres de décisions*, [en ligne], http://www.ifi.edu.vn/rapports/tipe/promo09/tipe-hoang_hai_anh.pdf, travail d'intérêt personnel encadré, Institut de la francophonie pour l'informatique, juillet 2004.
- [45] DANKER-HOPFE H., KUNZ D., GRUBER G., KLÖSCH G., LORENZO JL., HIMANEN SL., KEMP B., PENZEL T., RÖSCHKE J., DORN H., SCHLÖGL A., TRENNER E., DORFFNER G., *Interrater Reliability between scorers from eight European Sleep laboratories in subjects with different sleep disorders*, *Sleep Res*, 13, 63-69, 2004.
- [46] GRÖZINGER M., RÖSCHKE J., KLÖPPEL B., *Interrater Automatic recognition of rapid eye movement (REM) sleep by artificial neural networks* *J Sleep Res*, 4, 86-91, 1995.

ANNEXES

Annexe I

Description des procédés d'extraction de caractéristiques

N° du procédé	Nom et descriptif du procédé	Attributs extraits par ce procédé	N° de l'attribut
1	STFT_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, le pourcentage d'activité bêta, sigma, alpha, téta, delta et slow, à partir du calcul de la transformée de Fourier à court terme (STFT: Short Time Fourier Transform).	#1- bêta	1.
		#2- sigma	2.
		#3- alpha	3.
		#4- thêta	4.
		#5- delta	5.
		#6- slow wave	6.
2	STFT_cent_EEG2 : détermine également, le pourcentage d'activité bêta, sigma, alpha, téta, delta et slow, pour chaque segment de l'EEG central. Son fonctionnement est très semblable au procédé STFT_cent_EEG. La seule différence est que la fréquence de référence prise pour déterminer le type d'activité d'une tranche ne correspond plus au maximum de la transformée de Fourier mais à son centre de gravité.	#1- bêta	7.
		#2- sigma	8.
		#3- alpha	9.
		#4- thêta	10.
		#5- delta	11.
		#6- slow wave	12.
3	Pce_activ_cent_EEG : calcule pour chaque segment de l'EEG central, la puissance relative dans les différentes bandes de fréquences à partir d'un estimateur de sa densité spectrale de puissance.	#1- bêta	13.
		#2- sigma	14.
		#3- alpha	15.
		#4- thêta	16.
		#5- delta	17.
		#6- slow wave	18.
4	Niveau_bandes : calcule pour chaque segment, l'écart-type relatif des signaux filtrés dans les différentes bandes de fréquences.	#1- beta	19.
		#2- sigma	20.
		#3- alpha	21.
		#4- thêta	22.
		#5- delta	23.
5	Freq_dominante : calcule la fréquence correspondant au maximum de la transformée de Fourier de chaque segment d'EEG central.	#1- freq	24.
6	Freq_centre_gravite : calcule la fréquence correspondant au centre de gravité de la transformée de Fourier de chaque segment d'EEG central.	#1- freq	25.
7	AR_freq_dominante : synthétise chaque segment d'EEG central à l'aide d'un modèle autorégressif (AR) et calcule la fréquence correspondant au maximum de la transformée de Fourier de ce signal synthétisé.	#1- freq	26.
8	AR_freq_centre_gravite : synthétise chaque segment d'EEG central à l'aide d'un modèle autorégressif (AR) et calcule la fréquence correspondant au centre de gravité de la transformée de Fourier de ce signal synthétisé.	#1- freq	27.
9	Ecart_type_cent_EEG : calcule pour chaque segment, l'écart-type relatif de l'EEG central	#1- ecart type	28.
10	Ecart_type_EMG : calcule pour chaque segment, l'écart-type relatif moyen des EMG en tenant compte de la détection d'artefact.	#1- ecart type	29.

N° du procédé	Nom et descriptif du procédé	Attributs extraits par ce procédé	N° de l'attribut
11	Rap_ecart_type_EEG : calcule pour chaque segment, le rapport relatif des écarts-types frontaux et centraux.	#1- rapport ecart type	30.
12	Mvt_EOG : calcule pour chaque segment le pourcentage (en occupation de l'espace) des mouvements oculaires lents et des mouvements oculaires rapides.	#1- lent	31.
		#2- rapide	32.
13	Spindles : calcule pour chaque segment le pourcentage en occupation de l'espace des fuseaux.	#1- pcent_fus_page	33.
		#2- pres_fus_page	34.
		#3- pcent-fus_3min	35.
		#4- pres_fus_3min	36.
14	NWP_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, le "Wavelet Power normalized" (NWP) de chaque coefficient d'ondelette correspondant aux différents rythmes du sommeil. Trois autres paramètres sont également calculés pour chaque segment: $ASI = \text{var}(\alpha) / \text{var}(\delta_4 + \theta)$; $TSI = \text{var}(\theta) / \text{var}(\delta_4 + \alpha)$; $\text{ratio} = (\text{var}(\delta_1) + \text{var}(\delta_2)) / \text{var}(\theta)$. .	#1- bêta	37.
		#2- sigma	38.
		#3- alpha	39.
		#4- thêta	40.
		#5- delta4	41.
		#6- delta2	42.
		#7- delta1	43.
		#8- slow wave	44.
		#9- ASI	45.
		#10- TSI	46.
		#11- Ratio	47.
15	Corr1_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, la corrélation entre les coefficients d'ondelettes distants de 1.	#1- beta-sigma	48.
		#2- sigma-alpha	49.
		#3- alpha-teta	50.
		#4- teta-delta4	51.
		#5- delta4-delta2	52.
		#6- delta2-delta1	53.
		#7- delta2-delta1	54.
16	Corr2_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, la corrélation entre les coefficients d'ondelettes distants de 2.	#1- beta-alpha	55.
		#2- sigma-teta	56.
		#3- alpha-delta4	57.
		#4- teta-delta2	58.
		#5- delta4-delta1	59.
		#6- delta2-slow wave	60.
		#7- delta1-beta	61.
		#8- slow-wave-sigma	62.
17	Corr3_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, la corrélation entre les coefficients d'ondelettes distants de 3.	#1- beta-teta	63.
		#2- sigma-delta4	64.
		#3- alpha-delta2	65.
		#4- thêta-delta1	66.
		#5- delta4-slow wave	67.
		#6- delta2-beta	68.
		#7- delta1-sigma	69.
		#8- slow wave- alpha	70.
18	M3_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, la valeur du moment relatif d'ordre 3 de chaque coefficient d'ondelette correspondant à un rythme du sommeil.	#1- bêta	71.
		#2- sigma	72.
		#3- alpha	73.
		#4- thêta	74.
		#5- delta4	75.
		#6- delta2	76.
		#7- delta1	77.
		#8- slow wave	78.
19	M4_cent_EEG : détermine pour chaque segment de l'EEG central, la valeur du moment relatif d'ordre 4 de chaque coefficient d'ondelette correspondant à un rythme du sommeil.	#1- bêta	79.
		#2- sigma	80.
		#3- alpha	81.
		#4- thêta	82.
		#5- delta4	83.
		#6- delta2	84.
		#7- delta1	85.
		#8- slow wave	86.

N° du procédé	Nom et descriptif du procédé	Attributs extraits par ce procédé	N° de l'attribut
20	Corr_EOG_EEG : calcule pour chaque segment la corrélation qui existe entre les EOG et l'EEG central.	#1- corrélation	87.
21	Mvt_EOG2 : second procédé permettant de calculer pour chaque segment le pourcentage (en occupation de l'espace) des mouvements oculaires lents, des mouvements oculaires rapides, et de tout mouvement confondu.	#1- lent	88.
		#2- rapide	89.
		#3- somme mvt	90.
22	pourcent_art : calcule le pourcentage en occupation de l'espace des artefacts de courte durée sur l'époque considéré (tous les signaux PSG confondus).	#1- pcent_art_EOG	91.
		#2- pcent_art_EEG	92.
23	onde_lente_EEG : examine pour chaque onde, l'aire qu'il y a entre la courbe EEG et la courbe reliant les minima locaux. Ensuite, il additionne soit toutes ces aires, soit uniquement les aires supérieures à un certain seuil.	#1- air_ss_courbe	93.
		#2- pcent_onde_lente	94.
24	ecartype_EMG2 : calcule pour chaque segment, l'écart relatif moyen des EMG sans tenir compte de la détection d'artefact.	#1- ecart type ss detection d'art	95.
25	freq-cent-graviteEOG : calcule la fréquence correspondant au centre de gravité de la transformée de Fourier de chaque segment d'EOG.	#1- freq EOG	96.
26	STFT_cent_EOG2 : détermine le pourcentage d'activité bêta, sigma, alpha, téta, delta et slow, pour chaque segment d'EOG.	#1- bêta dans EOG	97.
		#2- sigma dans EOG	98.
		#3- alpha dans EOG	99.
		#4- thêta dans EOG	100.
		#5- delta dans EOG	101.
		#6- slow wave dans EOG	102.

Tableau 6 – Description des procédés d'extraction de caractéristiques

Annexe II

Le format EDF

Le format EDF (European Data Format) a été développé en 1991. Il permet de stocker des signaux physiques enregistrés simultanément, comme les EEG, EOG, etc. Ces signaux peuvent présenter des dimensions et des fréquences d'échantillonnage distinctes. Les données sont sauvées bloc par bloc comme l'illustre la Figure 68.

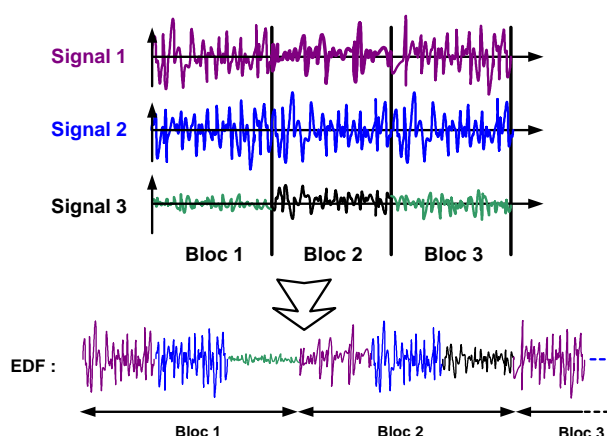


Figure 68 – Le format EDF sauve les enregistrements bloc par bloc

Ainsi, un fichier EDF est constitué d'un en-tête sauvé en ASCII et contenant:

- 8 ascii pour la version du format de donnée (0)
- 80 ascii pour l'identification du patient
- 80 ascii pour l'identification de l'enregistrement local
- 8 ascii pour la date de début d'enregistrement (dd.mm.yy)
- 8 ascii pour l'heure de début d'enregistrement (hh.mm.ss)
- 8 ascii pour le nombre total de bytes dans l'en-tête
- 44 ascii réservés
- 8 ascii pour le nombre de blocs d'enregistrement (-1 si inconnu)
- 8 ascii pour la durée d'un bloc en secondes
- 4 ascii pour le nombre de signaux enregistrés (ns)
- ns * 16 ascii pour ns * titre (par ex: EEG, EMG, hypnogram)
- ns * 80 ascii pour ns * type de transducteur (par ex: électrode AgAgCl)
- ns * 8 ascii pour ns * dimension physique (par ex: uV ou degré C)
- ns * 8 ascii pour ns * valeur physique minimum (par ex: -500 oo 34)
- ns * 8 ascii pour ns * valeur physique maximum (par ex: 500 oo 40)
- ns * 8 ascii pour ns * valeur digitale minimum (par ex: -2048)
- ns * 8 ascii pour ns * valeur digitale maximum (par ex: 2047)

- ns * 80 ascii pour ns * pré filtrage (par ex: HP:0.1Hz LP:75Hz)
- ns * 8 ascii pour ns * nombre nr_i d'échantillons du signal i dans un bloc
- ns * 32 ascii pour ns * réservés

Cet en-tête est suivi des données d'enregistrements où les valeurs des échantillons sont représentées par des mots (entiers sur 2 octets).

DATA DU BLOC 1

- nr_1 * int16 pour les nr_1 échantillons du signal 1 dans le bloc 1
- nr_2 * int16 pour les nr_2 échantillons du signal 2 dans le bloc 1
- ...
- nr_{ns} * int16 pour les nr_{ns} échantillons du signal ns dans le bloc 1

DATA DU BLOC 2

- nr_1 * int16 pour les nr_1 échantillons du signal 1 dans le bloc 2
- nr_2 * int16 pour les nr_2 échantillons du signal 2 dans le bloc 2
- ...
- nr_{ns} * int16 pour les nr_{ns} échantillons du signal ns dans le bloc 2
- ...