
Table des Matières

Table des Matières.....	1
Abréviations et annotations.....	5
Table des Figures.....	7
Introduction générale	11

Chapitre I

1. Etat des Connaissances.....	17
1.1 Introduction : 19	
1.2 La problématique générale: 20	
1.3 L'approche par la modélisation comportementale: 23	
1.3.1 La situation 23	
1.3.2 Participation du LAAS aux travaux de détection de l'hypovigilance par l'approche comportementale: 26	
1.3.2.1 Le support expérimental (Le véhicule d'essais) :27	
1.3.2.1.1 Les capteurs mécaniques embarqués 28	
1.3.2.2 Les méthodes et outils 29	
1.4 L'approche par la mesure de paramètres physiologiques: 32	
1.5 Conclusions sur l'état d'avancement des travaux: 34	
1.6 Présentations des objectifs de notre travail: 36	
1.7 Présentation des bases de données: 37	
1.7.1 Mesures électrophysiologiques : 38	
1.8 Les expertises réalisées sur les signaux physiologiques :39	
1.8.1 Echelle Objective de la Somnolence (OSS) : 40	
1.8.2 L'Echelle de somnolence de Karolinska: 41	

1.9	Conclusion	41
1.10	Références :	42

Chapitre II

2.	Détection des clignements d'yeux dans un électro-occlogramme.....	47
2.1	Introduction :	49
2.2	Origine de l'électrooculogramme :	49
2.3	Bilan de l'existant pour l'analyse des EOG:	51
2.4	Notre programme de détection:	54
2.4.1	Les paramètres sélectionnés (cahier des charges) :	54
2.4.2	Le modèle de clignement proposé :	56
2.4.3	L'algorithme de détection:	57
2.4.4	Calcul des caractéristiques des clignements :	61
2.4.5	Identification de la valeur minimale de l'amplitude (Amin) :	62
2.4.6	Validation :	63
	2.4.6.1 Synchronisation des longs clignements avec les mouvements horizontaux d'œil	65
2.5	Détection de la ligne de base :	66
2.5.1	Présentation du problème :	66
2.5.2	Détection de la ligne de base :	68
2.5.3	Limitation de cette méthode :	72
2.6	Résultats:	73
2.6.1	Les limites du programme :	74
2.6.2	Statistiques :	76
2.6.3	Comparaison avec les résultats fournis par l'algorithme de CEPA :	78
2.6.4	Comparaison avec KDS :	79
2.7	Conclusion générale:	80
2.8	Références :	82

Chapitre III

3.	Localisation des ondes alpha et thêta dans l'EEG.....	87
-----------	--	-----------

3.1	Introduction:	89
3.2	L'ElectroEncéphaloGramme (EEG)	89
3.3	L'analyse Temps – Fréquence :	90
3.3.1	Introduction:	90
3.3.2	Transformée de Fourier sur fenêtre glissante :	91
3.3.3	La transformée en ondelettes (Wavelet Transform WT) :	92
3.3.3.1	Principe de la décomposition :	92
3.3.3.2	Transformée en ondelette continue/ discrète:	94
3.3.3.3	Le choix de la fonction analysante (l'Ondelette B-Spline cubique):	94
3.3.4	La transformée de Hilbert Huang :	98
3.3.4.1	Introduction:	98
3.3.4.2	Transformée de Hilbert :	98
3.3.4.2.1	Signal analytique :	98
3.3.4.2.2	Fréquence et amplitude instantanés	99
3.3.4.3	Implémentation de la Transformé de Hilbert	100
3.3.4.3.1	Discrétisation	100
3.3.4.3.2	La transformée discrète de Fourier	102
3.3.4.4	Implémentation du calcul de l'amplitude et de la fréquence instantanées	105
3.3.4.5	Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert	106
3.3.4.6	Décomposition Empirique en Modes (EMD) :	106
3.3.4.6.1	Intrinsic Mode Function (IMF):	107
3.3.4.6.2	Processus de tamisage (Sifting Process):	107
3.3.4.7	Implémentation de la décomposition empirique en modes	113
3.3.4.7.1	Spline Cubique	113
3.3.4.7.2	Problème des Bornes	115
3.3.4.7.3	Critère d'arrêt	116
3.3.4.8	Diagrammes de blocs de l'implémentation de l'EMD :	118
3.4	Comparaison des méthodes: définition d'un signal de test	118
3.5	Analyse des Erreurs de calcul dans HHT (Analyse de précision de HT):	123
3.5.1	Le phénomène de Gibbs dans la FFT (Erreurs au Bornes)	123
3.5.2	Diminution des erreurs aux bornes	125
3.5.3	Précision de la HT pour un signal réel: une IMF d'une séquence de 20 s d'un EEG	
3.5.3.1	Erreurs dues aux petites amplitudes	126

3.5.3.2 Estimation de l'influence du phénomène de Gibbs sur la réponse de la HHT:	129
3.6 Localisation automatique des signes de somnolence dans l'EEG:	131
3.6.1 Localisation des ondes Alpha, Thêta et des hautes fréquences	131
3.6.2 Contribution des bandes de fréquence	135
3.6.3 Localisation des bouffées d'onde alpha et thêta:	136
3.6.4 Diagramme de blocs du processus d'analyse :	138
3.7 Comparaison Filtre traditionnel / HHT	139
3.8 Résultats:	141
3.9 Conclusion	145
3.10 Références:	147
Conclusion Générale.....	149
Bibliographie générale.....	153
Annexe.....	159

Abréviations et annotations

AV	Angle Volant	Steering wheel Angle
AC	Courant Alternatif	Alternating current
ADAS	Systèmes avancés d'assistance au conducteur	Advanced Driver Assistance Systems
DFT	transformée de Fourier discrète	Discrete Fourier Transform
DFS	Série Discrète de Fourier	Discrete Fourier Series
DC	Courant Direct	Direct current
EMG	ElectroMyoGramme	ElectroMyoGram
EEG	ElectroEncéphaloGramme	ElectroEncephaloGram
EOG	ElectroOculoGramme	ElectroOculoGram
EMD	Décomposition Empirique en Modes	Empirical Mode Decomposition
ESP	Contrôle de stabilité	Electronic Stability program
FT	Transformée de Fourier	Fourier Transform
FFT	Transformée de Fourier rapide	Fast Fourier Transform
HHT	La transformée de Hilbert Huang	Hilbert Huang Transform
HT	Transformée de Hilbert	Hilbert Transform
HF	Haute Fréquence	High Frequency
IMF	Modes Intrinsèques	Intrinsic Mode Functions
IF	Fréquence Instantanée	Instantaneous Frequency
KDS	Le score de somnolence de Karolinska	Karolinska Drowsiness Score
KSS	Echelle d'endormissement de Karolinska	Karolinska Sleepiness Scale
OSS	Score de l'Objectif de la Somnolence	Objective Sleepiness Score
PERCLOS	Pourcentage de fermeture des yeux	PERcentage of eye CLOSure
PL	Position Latérale	Lateral Position
PCV	La vitesse max de fermeture	Peak Closing Velocity
RBF	Réseaux de Fonctions à Base Radiale	Radial Basis Functions

STFT	Transformée de Fourier sur fenêtre glissante	Short Time Fourier Transform
SSE	Somme quadratique des erreurs	Sum of Squared Error
SVM	machines à vecteurs de support	Support Vector Machines
WT	Transformée en ondelettes	Wavelet Transform

AWAKE	System for Effective <u>A</u> sessment of Driver Vigilance and <u>W</u> arning <u>A</u> ccording to <u>T</u> raffic <u>R</u> isk <u>E</u> stimation
CEPA	Centre d'Etudes de Physiologie Appliquée à Strasbourg
CEMVOCAS	<u>C</u> entralised <u>M</u> anagement of <u>V</u> O <u>C</u> al interfaces aiming at a better <u>A</u> utomotive <u>S</u> afety
IPM	National Institute for Psychosocial Medicine
KI	Karolinska Institute
LAAS	L aboratoire d'Architecture et d'Analyse des Systèmes
LADS	L AAS A utomatique D rowsiness S core
PROMETHEUS	Program for a European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety
SENSATION	ADVANCED <u>S</u> ENSOR <u>D</u> EVELOPMENT FOR <u>A</u> TTENTION, STRESS, VIGILANCE & SLEEP/WAKE-FULNESS MONITORING
SAVE	System for Effective Assessment of Driver State and Vehicle Control in Emergency Situations
VTI	Swedish National Road and Transport Research Institute

Table des figures

Chapitre I

- Figure 1-1: Représentation schématique de la complexité du problème. 21
Figure 1-2: Equipement du Véhicule. 27
Figure 1-3: Capteur paupières 28
Figure 1-4: Schéma de câblage du dispositif Hypovigilance 28
Figure 1-5: Comparaison du système de l'Université John Hopkins et PERCLOS34
Figure 1-6: L'enregistreur numérique Vitaport 2 38
Figure 1-7 : Photo extraite de la vidéo enregistrée lors de la simulation 39

Chapitre II

- Figure 2-1: L'amplitude de l'EOG dépend de la direction et de l'amplitude du mouvement des yeux 50
Figure 2-2: Les positions des électrodes de l'EOG durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de VTI. 51
Figure 2-3: Les 4 paramètres du clignement calculé (programme du CEPA) 52
Figure 2-4: Fausse détection d'un long clignement entre 6 et 8s (programme du CEPA) 53
Figure 2-5: Deux mouvements d'œil vers le haut, vers 7s et 17s, sont identifiés comme des clignements. 53
Figure 2-6: Un coup d'œil vers bas, vers 13s, est identifié comme un clignement 53
Figure 2-7: Deux clignements complexes, autour des secondes 9 et 13, non détectés. 54
Figure 2-8: Proximité entre un mouvement d'œil et un clignements d'œil 55
Figure 2-9 : Un mouvement lent d'yeux, entre 4 et 10s. 56
Figure 2-10: Le modèle de clignement proposé et sa dérivée 57
Figure 2-11: Un mouvement des yeux en haut, entre 5 et 6 s, est détecté comme une fermeture d'œil. 58
Figure 2-12 : Fermeture prolongée détectée qui a la forme de 2 clignements contigus. 59
Figure 2-13 : Exemple d'une séquence contenant un long clignement "en 2 phases" (4ème clignement). 59

Figure 2-14: Organigramme du programme	60
Figure 2-15: La définition des caractéristiques d'un clignement.	61
Figure 2-16 : La sensibilité du résultat en modifiant la valeur de Amin.	63
Figure 2-17 : Une séquence d'EOG contenant six clignements simples et un long clignement.	
64	
Figure 2-18 : Exemple d'une séquence contenant, trois clignements simples, un long clignement et 4 fermetures prolongées.	64
Figure 2-19 : Exemple d'un clignement regroupé (2ème fermeture prolongée).	65
Figure 2-20 : Long clignement synchrone avec un mouvement horizontale	66
Figure 2-21 : Fausse détection d'une fermeture prolongée.	67
Figure 2-22 : Nécessité de la détection de la ligne de base pour le calcul des amplitudes	68
Figure 2-23 : Signal EOG	68
Figure 2-24 : Histogramme de l'EOG illustré par Figure 2-23.	68
Figure 2-25 : Repérage de la ligne de base.	69
Figure 2-26: Repérage de la ligne de base avec une gaussienne.	70
Figure 2-27: Approximation de la ligne de base en interpolant les points repérés précédemment	70
Figure 2-28: Problème de calcul de vrai amplitude du clignement.	71
Figure 2-29: La ligne de base soustraite du signal original.	71
Figure 2-30: Signal EOG	71
Figure 2-31 Histogramme de l'EOG illustré par Figure 2-30	71
Figure 2-32 : Repérage de la ligne de base erroné (EOG)	72
Figure 2-33: Repérage de la ligne de base erroné (histogramme)	72
Figure 2-34: Problème d'identification de la ligne de base	73
Figure 2-35 : Bâillement avec un clignement non détecté.	73
Figure 2-36 : Une séquence de 20 s de l'EOG présente des fermetures prolongées non détectées (la première et la dernière fermeture).	74
Figure 2-37: La dernière fermeture d'œil n'est pas détecté	75
Figure 2-38 : Fermeture prolongée non détectée.	76
Figure 2-39: Fermeture d'œil, lente et longue, ratée.	77
Figure 2-40: La détection d'un fausse clignement à cause de deux regards contigus au tableau de bord.	77
Figure 2-41: Nombre des clignements détectés	78
Figure 2-42 : La différence entre les deux scores : automatique et visuelle.	79
Figure 2-43 : la sensibilité du diagnostic à la durée minimale du long clignement.	80
Figure 2-44 : Comparaison entre KDS et LADS.	80

Chapitre III

Figure 3-1: Localisation des électrodes sur la tête d'un individu	90
Figure 3-2 : La transformée de Fourier sur une fenêtre glissante.	91
Figure 3-3 : L'ondelette B-Spline cubique.	95
Figure 3-4 : Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée.	95
Figure 3-5 : L'influence du paramètre f_0 de l'ondelette mère.	96
Figure 3-6 : L'influence du paramètre n de l'ondelette mère.	97
Figure 3-7 : L'influence du paramètre σ_2 de l'ondelette mère.	97
Figure 3-8 : Principe d'estimation de la fréquence instantanée via le signal analytique.	100
Figure 3-9 : Calcul du signal analytique d'un signal sinusoïdal.	105
Figure 3-10 : Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert.	106
Figure 3-11: IMF extraite d'un signal EEG.	107
Figure 3-12 : Signal EEG original $X(t)$.	108
Figure 3-13: Le signal original (trait fin continu), l'enveloppe supérieure et inférieure (ligne discontinue), et l'enveloppe moyenne (trait gras).	109
Figure 3-14: $h_1=X(t)-m_1$.	109
Figure 3-15: Processus itératif de tamisage.	110
Figure 3-16 : Organigramme de la décomposition par EMD.	112
Figure 3-17. Séquence de 20 s d'un EEG.	112
Figure 3-18. Décomposition du signal de la Figure 3-17 en IMFs.	113
Figure 3-19 : Interpolation des extrema en utilisant une spline cubique.	116
Figure 3-20 : Diagrammes de blocs de l'implémentation de l'EMD.	118
Figure 3-21 : Les trois signaux qui forment le signal de test.	119
Figure 3-22 : Signal de test.	119
Figure 3-23 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 1 s.	120
Figure 3-24 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 0.5s.	120
Figure 3-25 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 0.96s.	120
Figure 3-26 : Représentation temps fréquence du signal de test en utilisant les ondelettes.	121
Figure 3-27 : Décomposition du signal de test en IMFs.	122
Figure 3-28: Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant HHT.	122
Figure 3-29 : FI calculée par HT pour un sinus de 10 Hz sur une fenêtre de 2.004s	124
Figure 3-30 : Spectre du signal complexe $z(t)$	124
Figure 3-31. HT d'un signal sur un nombre entier de périodes.	125

Figure 3-32 : FI théorique et calculée par HT en utilisant une fenêtre de Hanning, pour un sinus de 10 Hz	126
Figure 3-33 : L'IF d'une IMF.	126
Figure 3-34 : La fréquence instantanée calculée autour d'un pic anormal	127
Figure 3-35 : Signal analytique à partir duquel est calculé l'IF présentée dans Figure 3-34	127
Figure 3-36 : IF du signal normalisé.	127
Figure 3-37 : Signal analytique du signal original	128
Figure 3-38 : Signal analytique du signal normalisé	128
Figure 3-39 : La fréquence instantanée avant et après la normalisation	128
Figure 3-40: Signal analytique du signal normalisé.	128
Figure 3-41 : Estimation de l'erreur relative sur la fréquence instantanée.	129
Figure 3-42 : L'influence de la taille de la fenêtre sur l'erreur relative de l'IF à son centre.	130
Figure 3-43: Zoom sur la fin de la séquence présentée dans Figure 3-42.	130
Figure 3-44: Estimation de l'erreur relative sur l'IF.	131
Figure 3-45 : Zoom sur l'erreur relative à la fin de la séquence présentée dans Figure 3-44	131
Figure 3-46 : Une séquence de 20s du signal EEG.	132
Figure 3-47 Filtrage de la fréquence instantanée de la première IMF	133
Figure 3-48 Filtrage de la fréquence instantanée de la deuxième IMF	133
Figure 3-49 Filtrage de la fréquence instantanée de la troisième IMF	133
Figure 3-50 : Les bandes : thêta, alpha et les hautes fréquences.	134
Figure 3-51 Composantes Alpha, Thêta et Haute fréquence du signal	134
Figure 3-52 : Amplitudes de chaque bande de fréquence	135
Figure 3-53 : Contribution des bandes des fréquences alpha et thêta.	136
Figure 3-54. Détection des bouffées α et θ (niveau haut de la ligne en gras).	137
Figure 3-55 : Détection des bouffée d' α et de θ en utilisant l'analyse multi voies	138
Figure 3-56 : Analyse EEG instantanée.	139
Figure 3-57 : Localisation des bouffées	139
Figure 3-58 : Comparaison "filtre HHT" et filtre Butterworth.	140
Figure 3-59. Comparaison "filtre HHT" et filtre Butterworth	140
Figure 3-60. Analyse avec filtre Butterworth	141
Figure 3-61 : Analyse automatique d'une séquence de 20 s d'EEG.	142
Figure 3-62 : Réponse temps-fréquence.	142
Figure 3-63 : Analyse automatique d'une séquence de 20 s d'EEG.	143
Figure 3-64 : Réponse temps-fréquence	143
Figure 3-65 : La localisation automatique de l'alpha dans une séquence de 20 s de l'EEG.	144
Figure 3-66 : Réponse temps-fréquence	144

Introduction générale

L'objectif de détecter automatiquement le défaut de vigilance d'un opérateur en charge d'un système complexe est un objectif de grande actualité. Beaucoup de systèmes, aujourd'hui, sont des ensembles multi fonctionnels, largement automatisés, qui laissent à l'homme la charge de le surveiller ou de le conduire. Cette charge peut, le plus souvent, en cas de défaillance, avoir des conséquences très graves pour l'environnement, pour la société et pour l'opérateur lui-même : le problème est particulièrement aigu dans les secteurs de la production industrielle et dans les secteurs des transports terrestres, spatiaux et maritimes.

Nous traitons ici de l'automobile et du transport routier, selon un objectif de **détection de l'hypovigilance du conducteur**, à laquelle on associe une grande part des accidents de la route. C'est une question très ancienne qui remonte à la découverte même du transport mécanisé rapide et qui est devenu une priorité à partir des années 70-80, après que le développement des véhicules et des structures routières ait permis de résoudre une grande partie des causes "mécaniques" : l'état des véhicules, l'état de la route, les "points noirs"...etc.

L'évidence était que les principales causes d'accidents étaient liées à un défaut de vigilance du conducteur. Ce défaut de vigilance est, en fait, le résultat des nombreux facteurs que l'on identifie sous la forme d': inattention, erreurs et de la somnolence liée à la fatigue, à la prise de médicaments, de drogues, d'alcools...etc.

De nombreuses équipes, depuis près de vingt ans, se sont mobilisées pour mieux comprendre les origines de cette hypovigilance et pour en détecter la survenue aussi précocement que possible, de manière à prendre les dispositions sécuritaires qui s'imposent : freinage, arrêt... Dans le monde automobile, cet objectif s'appelle : "Sécurité active" et vient en complément de la "Sécurité passive" qui vise à réduire l'ampleur des dommages en cas d'accident.

La situation aujourd'hui est que de nombreuses approches ont été explorées, conduisant à des développements scientifiques et technologiques importants sur les capteurs embarqués et sur les méthodes de diagnostic. Pourtant, on peut dire que ces

développements ne sont pas encore arrivés à un stade pleinement opérationnel, principalement à cause d'erreurs de diagnostic : fausses alarmes, défauts de détections..., qui restent présentes et gênent une mise en œuvre confiante des dispositifs développés.

L'analyse de cette situation montre trois urgences :

- ◆ Celle de poursuivre le travail de validation nécessaire, en multipliant les essais,
- ◆ celle de développer encore les méthodes et les outils de détection,
- ◆ celle de parfaire les procédures d'évaluation en permettant une comparaison précise des résultats des systèmes embarqués avec les diagnostics "référents", issu des expertises de signaux physiologiques.

C'est sur ce troisième point qu'a porté notre travail sur les "**contributions aux méthodes et aux outils d'analyse des signaux physiologiques de la vigilance des conducteurs automobiles**". Il s'agit d'enrichir les méthodes existantes d'analyse des signaux biologiques dans deux directions :

- ◆ La précision des extractions caractéristiques du signal réel,
- ◆ l'automatisation du processus mis en œuvre,

de manière à donner aux experts la possibilité de multiplier les essais et les diagnostics "référents".

Les enregistrements que nous avons couverts sont limités aux :

- Electro-encéphalogrammes (EEG).
- Electrooculogrammes (EOG).

Notre travail a été réalisé, au sein du groupe Microsystèmes et Intégration de Systèmes (MIS) du Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS) du CNRS, sous la direction des Messieurs Bruno JAMMES et Daniel ESTEVE. Il s'inscrit dans la suite des travaux consacrés au développement d'un système particulier de détection de l'hypovigilance dans l'automobile, qui a donné lieu à la soutenance des thèses de :

- ◆ D. Martinez 1992,
- ◆ A. Herrera 1995,
- ◆ N. Hernandez 1998,
- ◆ A. Santana 2003,
- ◆ M. Gonzalez 2004.

C'est après à voir constaté que malgré des résultats encourageants, la solution définitive ne pouvait pas être trouvée, l'effort a été orienté sur la recherche d'une mesure "réferante", pouvant être ensuite mise en oeuvre dans la validation du système embarqué.

Notre travail est une contribution au projet européen "SENSATION", ce qui nous valut de collaborer étroitement avec trois centres de recherches : CEPA (Centre d'Etudes de Physiologie Appliquée à Strasbourg), VTI (Swedish National Road and Transport Research Institute) et KI (Karolinska Institute).

Notre présentation est organisée de manière à rappeler la problématique générale de détection, à introduire notre propre problématique de travail sur des outils d'analyse des signaux physiologiques (EOG, EEG), et à présenter notre contribution avant de revenir à la problématique générale.

Notre rapport de thèse s'articule en 3 chapitres :

Le premier étant essentiellement consacré à présenter la problématique de la sécurité automobile active, et à rappeler l'état des connaissances à la suite des nombreux travaux conduits depuis une vingtaine d'années. Nous présenterons enfin les objectifs et nos contributions potentielles à la résolution de ce problème.

La deuxième partie du rapport est consacrée à **la localisation et la caractérisation des clignements des yeux dans l'EOG**. Avant de présenter l'algorithme développé, on s'attachera à décrire le signal et le modèle de clignement proposé. Les résultats obtenus par notre algorithme sur plusieurs bases de données constituées durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de VTI, seront ensuite comparés à l'analyse visuelle réalisée par l'Institut Karolinska, et aux résultats fournis par un algorithme développé par le CEPA de Strasbourg pour l'aide à l'analyse manuelle.

Le troisième chapitre sera consacré à l'analyse des EEG. Après une présentation de la forme d'onde de l'EEG et des phénomènes représentatifs de la somnolence que l'on cherche à détecter, ce chapitre présente les techniques d'analyse de signal susceptibles de répondre au problème posé : Transformé de Fourier, Décomposition en Ondelettes, Transformation de Hilbert Huang ; et montre que cette dernière semble la mieux adaptée. Avant de présenter l'algorithme développé et les premiers résultats sur des signaux réels, la précision de la méthode, en particulier l'influence du phénomène de Gibbs, sera analysée qualitativement. Cette étude a montré que le phénomène de Gibbs pourra être négligé et a mis en évidence une incertitude très importante sur le calcul de la fréquence dans les zones correspondant à de faible amplitude du signal analysé. Pour éviter ce problème, nous avons modifié l'algorithme original en introduisant une normalisation des composantes fournies par la transformation de Huang sur l'ensemble de la fenêtre d'analyse. Pour terminer ce chapitre consacré à l'analyse des EEG, nous

comparerons, sur quelques séquences de 20s, la position des ondes liées à la somnolence fournie par notre algorithme avec celle déterminée par un médecin expert du sommeil.

Le manuscrit se conclura par le bilan du travail réalisé et un inventaire des axes de travail restant à développer pour améliorer les algorithmes et déboucher sur un outil de détermination automatique du niveau de somnolence d'un individu actif.

Chapitre I

1. ETAT DES CONNAISSANCES

Sommaire

1. ETAT DES CONNAISSANCES.....	17
1.1 Introduction :.....	19
1.2 La problématique générale:	20
1.3 L'approche par la modélisation comportementale:	23
1.3.1 La situation	23
1.3.2 Participation du LAAS aux travaux de détection de l'hypovigilance par l'approche comportementale:	26
1.3.2.1 Le support expérimental (Le véhicule d'essais) :.....	27
1.3.2.1.1 Les capteurs mécaniques embarqués.....	28
1.3.2.2 Les méthodes et outils.....	29
1.4 L'approche par la mesure de paramètres physiologiques:.....	32
1.5 Conclusions sur l'état d'avancement des travaux:.....	34
1.6 Présentations des objectifs de notre travail:	36
1.7 Présentation des bases de donnés:	37
1.7.1 Mesures électrophysiologiques :	38
1.8 Les expertises réalisées sur les signaux physiologiques :	39
1.8.1 Echelle Objective de la Somnolence (OSS) :	40
1.8.2 L'Echelle de somnolence de Karolinska:	41
1.9 Conclusion.....	41
1.10 Références :.....	42

1.1 Introduction :

La circulation routière est devenue une activité humaine majeure. Son développement s'est traduit par d'énormes travaux d'infrastructures de communication, exploitées pour des usages très divers, mettant en œuvre des véhicules très différents. L'industrie qui leur est associée a joué, et continue de jouer, un rôle économique considérable.

Compte tenu d'un usage très intensif de ce moyen de transport, deux types de problèmes sont apparus, et ne cessent de s'amplifier : la sécurité des personnes et la qualité de l'environnement. Les deux questions ne sont pas complètement indépendantes dans la mesure où l'aspect sécuritaire est très dépendant de la vitesse des véhicules, pendant que la pollution s'explique par la consommation des véhicules et donc aussi par leur vitesse !

Nous nous intéressons ici aux seules questions sécuritaires : en caricaturant les faits historiques, la prévention des accidents de la route a d'abord été considérée comme relevant de la simple législation, fixée par le code de la route et s'appuyant sur la signalisation de bord de route. Malgré ces efforts, de nombreux accidents ont continué d'exister, et ne sont pas explicables par le défaut de signalisation ou la dangerosité de certains sites. L'inattention, la fatigue, l'alcool, les drogues et médicaments, les accidents de santé..., sont autant de causes d'accidents qui méritent d'être traités spécifiquement car ils sont devenus la principale origine des accidents de la route [8] (en France, plus de 5 milles tués et plusieurs dizaines de milliers d'accidentés graves..).

Pour combattre cet état de fait, deux approches ont été explorées à partir des années 70/80 :

- ◆ l'une est celle de la « sécurité passive » visant à diminuer les risques individuels en cas d'accidents : l'amélioration de la tenue aux chocs des véhicules et l'installation systématique d' « Airbags » sont de bons exemples de cette ligne d'efforts,
- ◆ l'autre est celle de la « sécurité active » qui nous intéresse ici principalement : elle consiste à surveiller le couple « conducteur-véhicule » et à anticiper la survenue d'un danger suffisamment bien caractérisé pour déclencher une alarme ou opérer automatiquement une manœuvre de sauvetage [36].

Ces systèmes de sécurité active sont aussi appelés Systèmes Avancés d'Assistance au Conducteur ou Systèmes d'Aide à la Conduite : ADAS (Advanced Driver Assistance Systems). Ils comprennent les systèmes [22][27]:

- de navigation,
- d'information au voyageur,
- de surveillance de la santé et de la vigilance du conducteur,
- de contrôle longitudinal : adaptation de la vitesse, contrôle de la vitesse de croisière, « stop-and-go »,
- de contrôle latéral : sortie de voie, contrôle du changement de voie,
- Systèmes anti-collision : détection d'obstacles.

1.2 La problématique générale:

Comment peut-on détecter de manière prédictive, une situation de conduite à risque, lorsqu'elle peut être provoquée par des causes humaines très diverses : inattention, fatigue, alcool, médicaments, drogues...

L'idée initiale de distinguer toutes ces causes a dû être rapidement abandonnée pour se consacrer principalement à **l'endormissement**, considérant que c'était probablement la cause la plus générique, renforcée par les effets de l'alcool, de certains médicaments ou des drogues [8].

Une autre difficulté évidente est la « variabilité » du conducteur : nous ne sommes pas égaux face à la fatigue ou autres causes, ni d'un point de vue physiologique, ni même d'un point de vue comportemental. Cette évidence conduit à l'idée d'un **détecteur nécessairement « personnalisé »** [13].

Une dernière difficulté est sûrement la gestion du temps. Entre l'instant où le conducteur s'endort et le choc, il va s'écouler quelques secondes : le délai de traverser la route à 100 km/h. Pratiquement, cela suppose, pour le système qui traiterait efficacement de la détection d'hypovigilance, de **travailler dans un espace de diagnostique de l'ordre de la seconde**, pour laisser place à l'intervention : alerte ou manœuvre, sur 2 à 3 secondes également.

De nombreux travaux ont déjà été consacrés à cette problématique, notamment dans les 20 dernières années. Nous en présenterons certains dans les prochains paragraphes. L'accident automobile est un événement bref (quelques secondes), provoqué par la **juxtaposition** de facteurs divers mettant en interaction les conducteurs présents, l'état physique de l'infrastructure, les conditions météorologiques, la dynamique de circulation... Intervenir dans cet espace temporel ne peut être envisagé que sous forme d'automatismes sécuritaires conçus pour limiter la dangerosité de l'événement : freinages et guidages automatiques sont des possibilités techniques qui ont été déjà explorées dans le grand projet PROMETHEUS [18].

Ce qui nous importe ici est que la survenue de cet événement dramatique soit précédée de signaux permettant de signaler précocement le danger, il devient alors possible de prendre des dispositions de précaution: ralentissement ou arrêt de véhicule.

"Où faut-il chercher ces signaux annonceurs du danger?" est la question soulevée dans ces premiers paragraphes:

♦ Il y a naturellement la recherche de ces signaux directement dans les caractéristiques physiques, physiologiques et psychologiques du conducteur pour diagnostiquer si le conducteur est en état ou non de conduire? On peut imaginer réaliser ce diagnostic sans aucune référence à la situation environnementale et donc disposer, en quelque sorte, d'une avance sur l'événement.

C'est le domaine de la **réglementation automobile**. Sitôt qu'une mesure physiologique est accessible de manière assez simple, il devient possible d'imaginer une norme n'autorisant la conduite que dans le cas où le conformité à cette norme est vérifiée, ce qui, par exemple, devient de plus en plus le cas pour l'alcool au volant.

♦ Notre réflexion ici se place clairement dans les **mesures embarquées**. Elle vise à trouver des méthodes et des outils pour surveiller, dans le temps de conduite, les réactions des conducteurs en fonction des conditions environnementales. Le problème garde ici toute sa complexité, car se combinent des facteurs propres à l'état du conducteur et les effets des sollicitations extérieures. Ces facteurs se combinent et se manifestent par des erreurs commises par les conducteurs (voir Figure 1-1).

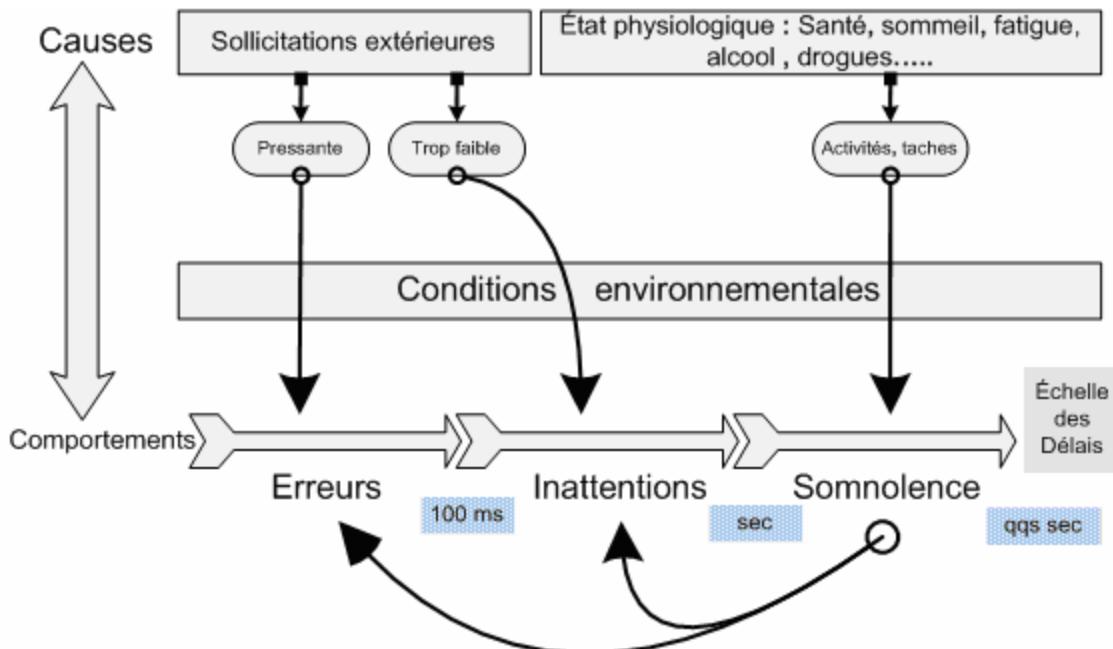


Figure 1-1: Représentation schématique de la complexité du problème.

Deux approches sont possibles pour traiter de la sécurité active telle que nous venons de la définir :

- ◆ Celle de mesurer les actes du conducteur et d'analyser leur pertinence par rapport à la situation du véhicule sur la chaussée et dans la circulation...
- ◆ Celle d'instrumenter directement le conducteur par des capteurs physiologiques. Ce choix serait évidemment très pertinent puisqu'il évite toute interprétation difficile.

Ces deux approches ne sont pas en compétition, elles sont complémentaires. Il faut insister aussi sur l'intérêt opérationnel d'arriver à détecter la baisse de vigilance d'un conducteur d'automobile sans l'instrumenter. Mais, pendant les essais de validation, il est possible et indispensable d'instrumenter directement le conducteur par des capteurs physiologiques de la somnolence notamment, afin de vérifier toutes les autres formes de diagnostic, en comparant les résultats délivrés par les capteurs comportementaux avec ceux délivrés par les capteurs physiologiques.

Nous verrons que ces deux approches ont été très activement explorées ces vingt dernières années, sans encore apporter de solution véritablement compatible avec une mise en application. Cela est dû à l'extrême exigence du cahier des charges sur les points suivants :

- ◆ l'erreur de diagnostic qui consisterait à détecter une faux état de somnolence, est inacceptable par la situation de danger qu'il crée pour le véhicule et son environnement : surprise du conducteur qui reçoit un avis infondé et incident de circulation provoqué par l'alerte, et plus encore par une manoeuvre automatique sécuritaire.
- ◆ Le défaut de détection d'une situation de danger est tout aussi inacceptable dans la mesure où va être engagée de fait, la pleine responsabilité du fournisseur ou du constructeur du système de détection en cas d'accident.

Notre mission doit rester ici de nature scientifique et technique, mais il est sûr que le lancement d'un produit sécuritaire sur la vigilance du conducteur automobile impliquera que les aspects juridiques, concernant les responsabilités en cas d'éventuelles insuffisances, soient éclaircis!

Après avoir présenté cette problématique, nous allons faire maintenant, le bilan des connaissances, en considérant les travaux réalisés (dans les deux approches présentées au-dessus) dans le monde et au LAAS en collaboration avec de nombreuses équipes en France et en Europe.

1.3 L'approche par la modélisation comportementale:

La conduite automobile exige du conducteur qu'il exécute des tâches précises : angle volant, freinage, accélération, indication de changement de direction,... en regard de la situation du véhicule sur la chaussée et de la circulation. L'idée de surveillance, à partir de la caractérisation de ces tâches, définit l'approche comportementale qui a été largement développée entre 1980 et 2000.

Notre laboratoire a participé aux travaux de détection de l'hypovigilance par l'approche comportementale depuis plus de quinze ans (c.f paragraphe 1.3.2), ce qui nous permet d'avoir une analyse argumentée de la situation.

1.3.1 La situation

Il faut d'abord dire que, malgré plus de quinze années de recherches réalisées tant par les constructeurs automobiles et les équipements que par les centres de recherche académiques, il n'émerge pas encore de solutions pleinement satisfaisantes. Pourtant de nombreux résultats expérimentaux, réalisés par différentes équipes, basés sur des systèmes multisensoriels différents, montrent que des solutions opérationnelles sont possibles. Le Tableau 1-1 donne un résumé des options expérimentées qui ont donné lieu à des résultats encourageants [27].

Description	société	Approche	Résultats	Commentaire
Système d'alerte de somnolence du conducteur SafeTRAC .	l'Université Carnegie Mellon et la société AssistWare Technology [30] [16]	Combinaison : - d'un système de détection préventif de la somnolence (camera frontale) - d'un système d'alerte instantané de non-maintien du véhicule sur la voie	répondre aux besoins dans plus de 99% du temps. Une alarme fausse est probable chaque 4-5 heures. Mais, la combinaison pluie et nuit pose des problèmes : Dans ce cas le conducteur est averti que le système est désactivé.	
Les systèmes d'alerte de sortie de voie et de détection de la somnolence du conducteur	DaimlerChrysler, Allemagne [2] [19]	- Système basé sur l'évolution de la position du véhicule sur la voie de circulation : Information obtenue par analyse des images fournies par une camera qui filme la route. - Le système comporte aussi l'information de la position latérale, complétée par des mesures de l'angle volant et de la vitesse longitudinale.	L'utilisation individuelle de chaque capteur, a donné une corrélation avec l'état de somnolence de 0,35. Tandis qu'en les combinant, en utilisant un algorithme avec des fenêtres d'analyse de 6 minutes et un diagnostic toutes les minutes, la corrélation atteint 0,75.	
Les manquements au Code de la Route, un mode de détection du danger	l'IIEF (Institut d'Electronique Fondamentale) à l'Université Paris XI d'Orsay (Thèse de D.Bershandy) [5]	Une approche par réseaux de neurones. Détection, en temps réel, des situations de conduites dangereuses à partir des manquements au Code de la Route.	limitations pour prendre en compte les conditions évolutives de l'environnement	Le Code de la Route a servi de support à l'analyse du risque, à l'identification des situations dangereuses et donc à la détection du danger imminent. Une base de 250 règles a été établie et mise en œuvre sur une architecture embarquée.
un dispositif pour estimer, en temps réel, le niveau de disponibilité du conducteur pour gérer la tâche de diffusion des informations sonores dans l'habitacle, par exemple l'arrivée d'un appel sur le	Le LESCOT (Laboratoire Ergonomie et Sciences Cognitives pour les Transports) à l'INRETS projet européen CEMVOCAS [4]	la mise en œuvre d'une unité de reconnaissance des situations de conduite (DSRU) en utilisant des capteurs comme, le capteur de vitesse, d'angle du volant, de la position des pédales du frein et de l'accélérateur. Le module (DSRU) utilise des réseaux des neurones pour corrélérer les informations fournies par les capteurs avec l'opinion des experts et le conducteur sur les différentes situations de conduite.	Le système identifie correctement 80% des situations. Dans 95% des cas les conducteurs se sentent non-perturbés par l'arrivée des messages gérés par le système. Dans le cas où il n'y a pas de gestion des messages, les conducteurs déclarent être perturbés dans 43 et 58% des cas.	Trois situations sont identifiées : - verte quand le conducteur est disponible pour recevoir un message. - rouge s'il ne l'est pas. - orange en situation intermédiaire.

telephone portable				
Système de détection de perte d'attention TravAlert	la société TravAlert Safety International en Florida, USA [2] [16]	Reconnaissance de formes appliquées sur le signal d'angle du volant. Dès qu'il n'y a pas de mouvement dans le volant (entre 4 à 13 secondes) l'alarme sonne de façon graduelle. Une mémoire EEPROM garde les alarmes déclenchées et génère un profil de la performance du conducteur.	Pas des renseignements disponibles sur la validation de ce système	Le système alerte de ce conducteur de façon sonore lorsqu'il relâche son activité au volant.
Le système d'alarme de fatigue de conducteur SAM	la société canadienne Rebman Driver Alert System Ltd [2][3] [16] [31]	Utilisation des mouvements correctifs de l'angle du volant mesurés à l'aide d'un capteur magnétique. Le système déclenche une alarme sonore dès qu'un mouvement anormal de correction de l'angle du volant est détecté. L'alarme est maintenue jusqu'à que les mouvements redeviennent normaux	Pas des renseignements disponibles pour la performance de ce système	
un système d'alerte de la vigilance du conducteur DAC (Driver Alert Control)	Volvo Cars [32]	Surveillance des mouvements de la voiture et évaluation du niveau de contrôle du conducteur sur le véhicule. Le système dispose d'une caméra et d'une unité de commande qui combine ses informations à celles obtenues par les capteurs de l'ESP.	Pas des renseignements disponibles pour la performance de ce système	Le système se déclenche à 65 km/h et reste actif tant que la vitesse dépasse 60 km/h

Tableau 1-1: le bilan des connaissances sur la base des travaux de détection de l'hypovigilance par l'approche comportementale.

1.3.2 Participation du LAAS aux travaux de détection de l'hypovigilance par l'approche comportementale:

Ce tour d'horizon des tentatives met en évidence la complexité du problème illustré par la diversité des approches depuis plus de quinze ans, sans qu'un « produit » ne s'impose à l'usage. La difficulté tient à la sûreté du diagnostic et aux fausses alarmes qui restent toujours possibles.

Le capteur de position latérale et le capteur d'angle du volant apparaissent, dans différentes études [15], comme des capteurs possibles pour évaluer la performance du conducteur dans le véhicule. Les informations fournies par ces capteurs et leurs caractéristiques associées (l'écart type, le maximum, la moyenne, la vitesse de changement) sont très corrélées avec la baisse de vigilance [27]. Néanmoins, ils posent toujours le problème d'être dépendants de la situation de conduite, ce qui demande l'utilisation et la combinaison d'autres mesures pour améliorer la qualité de la détection.

L'approche préconisée par le LAAS, depuis le démarrage des travaux sur la détection de l'hypovigilance du conducteur automobile, repose sur l'idée qu'un conducteur hypovigilant modifie sa façon de conduire, en multipliant les erreurs ou les manquements ponctuels ou/et en réduisant ses performances dans l'exécution des tâches associées à la conduite.

Dans cette problématique, le rôle du diagnostic est de mesurer l'écart entre **la conduite normale et la conduite anormale** sous l'emprise de la fatigue. Les premiers travaux d'évaluations réalisés sur cette base ont vite montré que la variabilité intra-conducteurs était aussi importante que la variabilité inter-conducteur. Ces premiers travaux ont donc conduit à imposer la **personnalisation du système** de diagnostic.

Les premiers travaux réalisés au LAAS dans ce domaine ont porté sur l'analyse de la **procédure d'arrêt** du véhicule à une intersection, et ont donné d'excellents résultats en multipliant les diagnostics dans les dernières secondes précédant l'arrêt. Ce diagnostic s'appuyait sur l'analyse des actions du conducteur en fonction de la distance par rapport au point d'arrêt. Même encourageante, cette option ne pouvait donc pas être rendue opérationnelle puisque cette référence au point d'arrêt n'est pas accessible en situation réelle. En plus, la tâche de procédure d'arrêt avait l'inconvénient d'être restrictive. Les travaux suivants ont cherché une tâche différente à étudier: C'est ainsi que l'on est arrivé à choisir **la tâche du suivi de la ligne blanche** (ou maintien du véhicule dans la voie) qui s'est associée à la mesure de la distance latérale de sécurité puis des mesures physiologiques.

Le principe retenu est donc que le conducteur cherche à maintenir le véhicule dans la voie de circulation, en corrigeant l'effet des perturbations: environnement, chaussée,

autres usagers... C'est donc son action sur le volant que l'on cherchera à juger, en terme de précision par exemple, pour qualifier la performance et donc l'état de vigilance.

1.3.2.1 Le support expérimental (Le véhicule d'essais) :

Le LAAS dispose d'une voiture instrumentée dénommée CopiTech [8][9][10], voir Figure 1-2. Ce véhicule est muni de capteurs permettant de mesurer certains paramètres physiologiques du conducteur, les conditions de circulation et les paramètres "mécaniques", c'est-à-dire relatif au véhicule.



Figure 1-2: Equipement du Véhicule.

Toutes les données provenant de ces capteurs sont collectées par une carte d'acquisition qui transfère ces données sur un réseau TCP/IP afin qu'elles soient accessibles par tout autre ordinateur.

La voiture est par ailleurs équipée d'une caméra numérique placée sur le rétroviseur intérieur et qui filme la route à l'avant du véhicule.

En addition, un capteur des clignements des yeux, développé par la société Siemens-VDO, a été placé dans ce véhicule, voir Figure 1-3, et une autre caméra positionnée sur le rétroviseur intérieur permettent de filmer la buste du conducteur, voir Figure 1-2.



Figure 1-3: Capteur paupières

Le dispositif complet est le suivant :

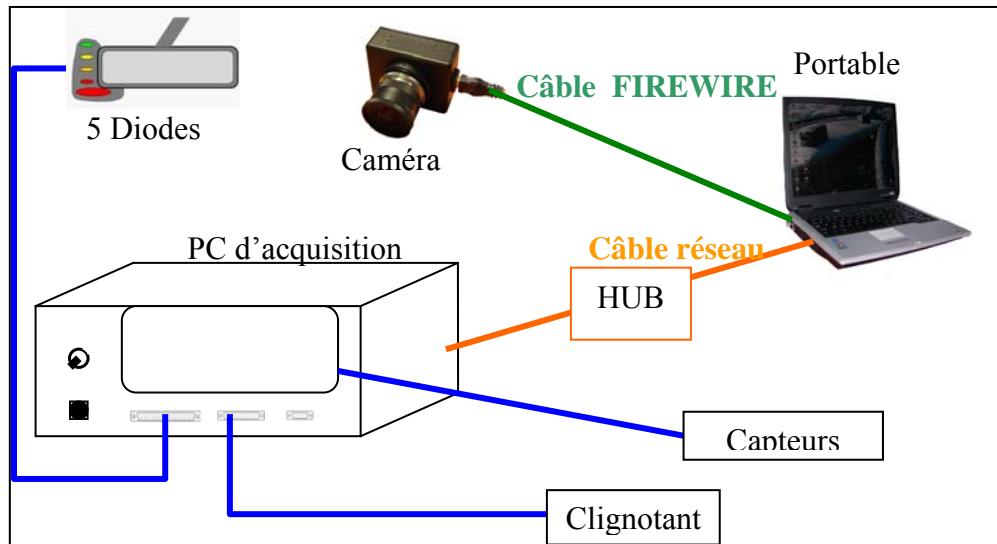


Figure 1-4: Schéma de câblage du dispositif Hypovigilance

1.3.2.1.1 *Les capteurs mécaniques embarqués*

Ces capteurs sont : la position latérale, l'angle du volant et la vitesse.

1.3.2.1.1.1 **Le capteur de position latérale**

La mesure de la position du véhicule dans la voie de circulation, que l'on désignera par la suite par position latérale, est obtenue à partir de l'analyse des images fournis par la camera numérique. Ces images sont traités en temps réel par un algorithme basé sur les travaux de R. AVFRERE et al [33][34]. Cet algorithme, implémenté récemment sur

Copietech et en cours de validation. En complément de la distance latérale, il permet de déterminer la courbure de la route.

1.3.2.1.1.2 Le capteur de l'angle du volant

Le capteur de l'angle du volant est un potentiomètre connecté mécaniquement à l'axe du volant. Ce capteur fournit une mesure en degrés. Lorsque les roues sont dans l'axe du véhicule le capteur retourne 0° , le mouvement à gauche du volant donne une mesure négative. Les mesures sont dans l'intervalle -120° , 120° avec une précision de l'ordre de $\pm 0,075^\circ$.

1.3.2.1.1.3 Le capteur de vitesse

La vitesse du véhicule est fournie par le capteur d'origine. La mesure est fournie dans l'intervalle 0 à 200km/h, avec une précision de $\pm 2\text{km/h}$.

1.3.2.2 Les méthodes et outils

Martinez (1992) [20] a travaillé sur la détection des situations de dangers vis-à-vis d'obstacles, puis Herrera (1995) [13] a analysé l'approche d'un feu tricolore. Ensuite Hernandez (1998)[8] a essayé de modéliser les caractéristiques statiques et/ou fréquentielles de la conduite vigilante et non vigilante en tenant compte de l'origine de l'hypovigilance : alcool, maladie, fatigue.... Mais cette approche était très complexe et surtout difficile à appliquer en situation réelle de conduite.

Ce travail a cependant permis un caractérisation multiparamétrique, temps réel, de la tâche de conduite. Des paramètres majeurs ont été identifiés : la position latérale, l'angle du volant et la vitesse. Ils ont été sélectionnés pour réaliser un diagnostic temps réel binaire du mode de conduite : normal ou anormal. Hernandez a également proposé un diagnostic cumulé permettant de réduire le nombre de fausses alarmes.

Santana (2003) [27] et Gonzalez (2004) [7] ont essayé de modéliser les caractéristiques statistiques et fréquentielles de la conduite vigilante uniquement, avec la restriction de l'étude à la tâche de maintient du véhicule sur la voie de circulation et sur autoroute.

Il faut préciser ici qu'Hernandez a modélisé la conduite vigilante à partir de caractéristiques statistiques et fréquentielles des grandeurs mesurées calculées sur une fenêtre d'analyse de taille fixe. Complémentairement, Santana a proposé un modèle d'appuyant sur les caractéristiques statistiques et fréquentielles déterminées sur des fenêtres de taille variable.

Le Tableau 1-2 résume les évolutions des approches et des outils utilisés par ces thèses.

	Approche	Outils
D. Martinez 1992	Détection des situations de dangers vis-à-vis d'obstacles	Perceptron Multicouche
A. Herrera 1995	Analyse de l'approche d'un feu tricolore	Perceptron Multicouche
N. Hernandez 1998	Modélisation des caractéristiques statistiques et fréquentielles de la conduite vigilante et non vigilante (distraction, alcool, maladie,..) sur autoroute	Réseau de neurones (Modèle) Logique floue (Diagnostic)
A. Santana 2003	Modélisation des caractéristiques statistiques et fréquentielles de la conduite vigilante uniquement. Restriction de l'étude à l'action de maintien du véhicule dans la voie de circulation sur autoroute	Ondelettes (Sélection automatique de la fenêtre d'analyse) Modélisation de la conduite vigilante par Machine à Vecteurs de Support (SVM) ou Modèle statistique (EM)
M. Gonzalez 2004	Idem	Idem + Analyse instantané des signaux (AV et PL) et diagnostic du danger par des techniques floues

Tableau 1-2: Les évolution des approches et des outils utilisées par le LAAS.

Pour définir la zone de conduite "vigilante" dans l'espace des caractéristiques, Santana a utilisé les informations extraites des premières minutes des enregistrements de chaque essai qui correspondent toujours à un conducteur vigilant. Le contour de cette zone est ensuite modélisé avec des SVM (Machine à Vecteurs de Support) à partir d'un algorithme développé par M. González. Le modèle de vigilance, ainsi obtenu, est testé sur le reste de la base de données, le niveau de vigilance étant défini par la distance qui sépare le point courant de la frontière de la zone vigilante.

Cette information instantanée est ensuite filtrée, de façon à prendre en compte le temps de récupération du conducteur, puis comparée au niveau de vigilance, lui aussi filtré, établi par le médecin à partir des signaux physiologiques (EEG, EOG). Santana a remarqué que des performances très correctes sont obtenues à partir d'un nombre très réduit de caractéristiques : l'énergie de la position latérale, le temps qui sépare les changements de dynamique de la position latérale et de l'angle du volant, le nombre d'oscillations de l'angle du volant dans la fenêtre d'analyse, la valeur de la position latérale à chaque changement de sa dynamique.

Le Tableau 1-3 indique les résultats obtenus avec plusieurs combinaisons de 4 variables, pour les 3 conducteurs étudiés. Il faut se rappeler que le coefficient de

corrélation indiqué est celui entre le diagnostic médical et le système proposé par Santana [27].

Conducteur ► ▼ Combinaisons	1	2	3	Moyenne
<i>Temps entre changement de dynamique de la position latérale, temps entre le changement de dynamique de l'angle du volant, valeur de la position latérale lors du changement de dynamique et variation du temps entre le changement de dynamique de la position latérale</i>	0,73	0,76	0,85	0,78
<i>Energie de la position latérale, temps entre changement de dynamique de la position latérale, temps entre changement de dynamique de l'angle du volant et variation du temps entre le changement de dynamique de la position latérale</i>	0,66	0,77	0,82	0,75
<i>Temps entre le changement de dynamique de la position latérale, nombre d'oscillations de l'angle du volant, variation de l'énergie de la position latérale et variation de la position latérale lors du changement de dynamique</i>	0,73	0,79	0,84	0,79

Tableau 1-3: Corrélation entre les diagnostics cumulés pour des combinaisons de 4 caractéristiques issues de l'analyse temporelle des signaux sur des fenêtres de taille variable [27].

Dans ce tableau, la première et la troisième combinaison donne des corrélations plutôt satisfaisantes entre les diagnostics cumulés (système et expertise médicale), pour l'ensemble des conducteurs [27].

1.4 L'approche par la mesure de paramètres physiologiques:

Le Tableau 1-4 donne un résumé des différents systèmes [27] de détection du niveau de vigilance du conducteur en s'appuyant sur le conducteur lui-même : mouvement et clignements des yeux, la position de la tête, le rythme cardiaque et respiratoire...etc.

Description	société	Approche	Résultats	Commentaire
Système moniteur PERCLOS [1][2][15]	l'Université Carnegie Mellon	Le système utilise deux cameras CCD et un ordinateur spécialisé pour le traitement des images. A partir de l'analyse du mouvement des paupières, le système calcule la proportion du temps où les yeux sont fermés durant un intervalle de temps donné	Les tests conduits par l'Université de Pennsylvanie dans un simulateur de conduite font apparaître une bonne corrélation entre les valeurs fournies par PERCLOS et un test de vigilance psychomotrice (PVT) inter et intra individus [1][2][15]. La performance du meilleur algorithme pour estimer PERCLOS donne un taux de fausses alarmes de 3,8% et de non-détections de 51%.	Système reconnu comme une référence standard pour mesurer la somnolence et valider les systèmes de détection de baisse de vigilance.
Association de système PERCLOS à l'index LANEX afin d'améliorer les performances. [2]	l'Université Carnegie Mellon	L'index LANEX est la proportion dans un intervalle de temps de conduite du nombre de fois que le véhicule croise la ligne avec un seuil de 12 secondes par 3 minutes.	le nouveau taux de fausses alarmes est de 0,2% et celui de non-détections de 21,1%.	
La combinaison de PERCLOS et LNMNSQ [2]	l'Université Carnegie Mellon	LNMNSQ (définie comme le moindre carré, dans un intervalle de temps, de la position latérale par rapport au centre de la voie et en appliquant un seuil de 1m2)	0,5% de fausses alarmes et 19,73% de non-détections	
Système de détection du niveau d'alerte du conducteur [2][17]	La société Advanced Safety Concepts (ASCI)	Un système basé sur un capteur qui suit la position de la tête (système de position de la tête MINDS) Le capteur est formé de 4 électrodes installées sur le siège du conducteur, à hauteur de la tête, qui mesurent la distance de la tête au siège. On peut ainsi suivre la position de la tête en 3 dimensions. La position de la tête est analysée pour caractériser l'état de vigilance du conducteur. Au-delà d'un seuil donné, une alarme visuelle ou sonore est déclenchée.	Le système d'ASCI a été comparé au PERCLOS. Il s'avère plus performant, avec un taux de 55% de bonnes détections, 0,89% de fausses alarmes et un meilleur facteur de sensibilité [17].	

Système de détection de somnolence APL	Le Laboratoire du Physique Appliqué de l'Université Johns Hopkins	<p>Ce système mesure par voie électromagnétique la vitesse, la fréquence et le temps de fermeture des paupières, le rythme cardiaque et respiratoire. Le système est basé sur un capteur qui émet et reçoit un signal de 24GHz (fréquence des micro-ondes). Toutes les mesures se font à partir de l'analyse Doppler des composantes du signal réfléchi [2] [29]</p> <p>Les critères utilisés pour déterminer le degré de somnolence sont :</p> <ul style="list-style-type: none"> Un index de somnolence basé sur l'activité générale du conducteur, Un index de fatigue basé sur la fermeture des yeux. 	<p>Par rapport au PERCLOS, le système APL est insensible aux facteurs d'illumination et son coût est bien moindre. La corrélation de performance entre ce système et PERCLOS est très proche, avec un léger avantage pour le système APL, puisqu'il prédit le début de la somnolence peu avant que PERCLOS, voir</p> <p>Figure 1-5 [29]</p>	
Système de détection de somnolence et d'inattention	Nissan	Le système est basé sur une camera installée dans le tableau du bord qui analyse les images du visage pour déterminer l'inattention ou la somnolence	La corrélation entre l'augmentation du temps de fermeture des yeux et l'hypovigilance fournie par Nissan est de 70% [3]	
un système automatique de détection de la somnolence	Université Kyushu à Fukuoka au Japon	une méthode alternative au PERCLOS basée sur la comparaison de la fréquence des mouvements verticaux des yeux du conducteur, VEMR, en état d'éveil et en état de somnolence [12]. Pour cela, ils utilisent des caméras et un système de détection des pupilles.	Leurs résultats montrent qu'il n'y pas un indice absolu pour mesurer la somnolence. Pour certains conducteurs le VEMR est plus discriminant que PERCLOS, mais pour d'autres c'est l'inverse [12].	
Un système pour détecter les signes avant-coureurs de l'endormissement au volant	La société Pharos, en association avec l'Université Paris V	Une caméra détecte les modifications du visage comme la fermeture prolongée des paupières, le strabisme,... L'interprétation du contour des yeux, des prunelles et leur corrélation déterminent l'hypovigilance. Les symptômes visuels sont croisés avec les signaux d'un électroencéphalogramme.	détection et un suivi des yeux fiable à 97% [21]	

Tableau 1-4: Différents systèmes de détection du niveau de vigilance du conducteur s'appuyant sur des mesures physiologiques.

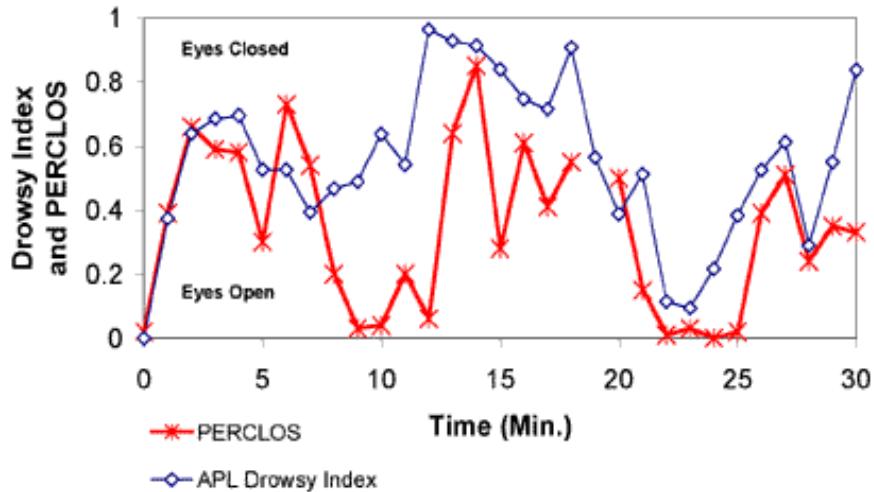


Figure 1-5: Comparaison du système de l'Université John Hopkins et PERCLOS

1.5 Conclusions sur l'état d'avancement des travaux:

A partir de Tableau 1-1 et Tableau 1-2 , nous constatons que les blocages apparaissent clairement:

1. Quelle que soit la solution technique explorée, comportementale ou physiologique, il demeure un taux de fausses alarmes non nul et une probabilité non nulle de non-détections.
2. Les systèmes à mettre en œuvre sont, si l'on vise de réduire "fausses alarmes et non-détections", multi sensoriels avec des algorithmes de filtrage et de diagnostic complexes et coûteux.
3. On n'est pas encore bien fixé sur l'ergonomie du système à proposer. Faut-il:
 - Imaginer un dialogue conducteur-système et, dans ce cas, sous quelle forme ?
 - Alerter simplement ou choisir l'instant d'information en fonction des situations rencontrées?
4. Les questions des responsabilités restent non réglées, ce qui peut poser des problèmes ingérables en application opérationnelle. Cette situation est d'autant plus délicate que le diagnostic des causes d'un accident automobile, d'origine physiologique de type somnolence, ne peut pas être démontré avec certitude, même avec l'appui des meilleurs experts.
5. Toutes les conditions d'exploitation ne sont pas accessibles: seule l'exploitation sur autoroute peut être envisagée.

Mais il faut noter des avancées très importantes:

- ◆ Sur les capteurs: qu'il s'agisse des détecteurs d'obstacles, des détecteurs de lignes blanches, des détecteurs des clignements d'yeux..., des solutions techniques sont accessibles et déjà commercialisées, au moins au stade des essais.
- ◆ Sur la fusion multi sensorielle et le traitement des données, où des très nombreuses approches mathématiques ont pu être testées, comparées et validées.

Au LAAS, compte tenu des expériences acquises, la position reste qu'il faut poursuivre l'effort dans la direction d'une expérimentation plus poussée et plus systématique, avec la participation active des conducteurs, pour guider les réglages systèmes, leur mode d'utilisation et le type de produit embarqué qui peut leur être associé. Le chemin le plus probable que l'on peut imaginer, est:

- ◆ La démarrage d'une mise en œuvre opérationnelle avec l'appui des professionnels les plus concernés: Transport collectif des personnes et des biens,
- ◆ Un domaine d'utilisation limité à l'autoroute, sur les trajets de longue durée,
- ◆ Une option produit "d'aide à la gestion des risques de conduite" placée sous le contrôle direct des conducteurs chargés de la personnaliser, en fonction de ses modes de conduite propres.

Dans cette perspective, il y a des capteurs intéressants qui émergent :

- ◆ La détection des bords de voie : franchissement ligne blanche, temps de sortie de voie...
- ◆ La détection des clignements des yeux par vision.
- ◆ La détection d'obstacle par voie optique ou hyperfréquence.
- ◆ Une surveillance temps réel exploitant l'idée d'une modélisation de la normalité et d'une détection des événements sortant de cette normalité.
- ◆ Une interface homme-machine présentant une indication de danger éventuel, en relation d'apprentissage avec le conducteur.

Cette analyse nous conduit à penser qu'il faut probablement maintenir les deux approches : physiologiques et comportementales, qui sont complémentaires et mieux tirer parti des délais de diagnostic, en visant des solutions, entre la détection du danger immédiat (une seconde) et l'évolution vers un état progressif de fatigue. Cela conduit à des architectures de systèmes complexes (thèse Sanatana et Gonzalez [27][7]), pour limiter les fausses alarmes.

L'objectif de ces systèmes complexes serait la détection de la baisse de vigilance du conducteur à partir des capteurs mécanique (position latérale, angle du volant et

vitesse), complété des signaux physiologiques ne nécessitant pas d'instrumenter le conducteur, comme les clignements des yeux, qui peut être approché par une caméra placée sur le tableau de bord.

Il n'empêche que la mise au point d'un tel système passe par une étape de validation, où des résultats doivent être comparé à des diagnostics pouvant être considéré comme des références. Dans cette perspective, **les signaux physiologiques** comme les signaux d'activité cérébrale (EEG) qui sont probablement les signaux **les plus fiables** pour caractériser l'état de vigilance, ou de sommeil, sont utilisés comme **un élément de référence** du niveau de somnolence pour la mise au point et la validation de ces systèmes. Ces références telles que l'Objective Sleepiness Score (OSS) proposé par le Centre d'Etudes de Physiologie Appliquée à Strasbourg (CEPA) ou le Karolinska Drowsiness Score (KDS) de l'Institut Karolinska (KI) qui sont délivrées visuellement et soumises à une certaine subjectivité de la part de la personne qui réalise l'analyse. De plus, un tel travail est très fastidieux ; en particulier lorsque l'expert est amené à analyser plusieurs heures d'enregistrement. C'est pour ces raisons que l'idée d'automatiser cette analyse a été évoquée. **Notre travail se positionne donc comme une aide à l'élaboration automatique de la "référence physiologique" de la somnolence, et plus particulièrement dans la recherche d'outils de traitement des données efficaces.**

1.6 Présentations des objectifs de notre travail:

Notre activité s'inscrit d'abord dans le prolongement des travaux que le LAAS a consacré aux systèmes de détections de l'hypovigilance selon les analyses que nous venons de détailler. Plus précisément, le travail présenté dans ce mémoire, est un travail de collaboration, réalisé dans le cadre du Projet Européen SENSATION (ADVANCED SENSOR DEVELOPMENT FOR ATTENTION, STRESS, VIGILANCE & SLEEP/WAKE-FULNESS MONITORING). Ce projet est un grand programme européen lancé en 2003, à la suite de plusieurs projets (SAVE, AWAKE, ...) consacrés à la détection de l'hypovigilance du conducteur automobile.

Le lancement de ce programme intervient alors que la réflexion collective fait face à deux questionnements :

- ♦ Sur quelle référence «indiscutable» peut-on et doit-on continuer la procédure de validation des systèmes de détection de l'hypovigilance? Il y a donc, dans l'objectif du projet Sensation, la recherche d'une mesure, aussi complexe soit-elle, qui pourrait constituer cette référence.
- ♦ À supposer que cette mesure référente soit disponible, quels outils doit-on imaginer et mettre en place pour exploiter des données qui portent sur des centaines d'heures de conduite et réaliser cette validation ?

L’electrooculogramme (EOG) et l’electro-encéphalogramme (EEG) sont retenus comme pouvant servir de référence après « analyse » par un expert : notre tâche sera d’automatiser cette expertise, par l’application de traitement ad hoc des données recueillies.

Nous avons travaillé dans l’activité "Data Feature Extraction" du projet SENSATION. L’objectif de cette activité, était d’analyser les caractéristiques des signaux fournis par les capteurs équipant, suivant l’application considérée, le poste de conduite ou le poste de travail. Deux types de capteurs ont été sélectionnés :

- ♦ les capteurs physiologiques (Electroencéphalogramme, Electrooculogramme, Electrocardiogramme,...);
- ♦ les capteurs comportementaux, comme la position de l’opérateur dans son siège, et la position de la tête de l’opérateur.

Les caractéristiques extraites de ces signaux seront ensuite utilisées comme variables d’entrées des systèmes de prévision du sommeil, à la charge de nos partenaires.

Dans cette activité, notre contribution concerne uniquement l’analyse des signaux physiologiques, concrètement les EEG et EOG, afin d’y localiser automatiquement les événements liés à la somnolence.

1.7 Présentation des bases de données:

Les signaux sur lesquels nous avons travaillé proviennent d’essais réalisés sur le simulateur de conduite de l’Institut de Recherche Suédois des Transports et des Routes (VTI), un de nos partenaires du projet SENSATION.

Ces expériences ont été organisées de façon à favoriser la somnolence du conducteur et à arriver à la perte du contrôle du véhicule. Pour cela, les essais ont eu lieu le matin après que les conducteurs aient fini leur travail de nuit [24].

La route simulée est une voie de grande circulation (9 m de large), modérément incurvée, avec une limite de vitesse de 90 km/h. Trente huit conducteurs ont été impliqués dans ces expériences. La durée maximale de chaque essai était de 90 minutes, la durée minimale étant fixée à 45 minutes afin de rassembler assez de données pour le projet. L’expérience pouvait être interrompue à tout moment par le chef d’expérience lorsque le sujet atteignait des degrés élevés de somnolence et était incapable de rester éveillé même sur des courtes périodes [24].

Avant les essais, chaque sujet subit des tests de bio calibration, qui consiste à mesurer les signaux physiologiques pour des conditions particulières (par exemple: pas de mouvements de la tête, clignements normaux, fermetures prolongées ou mouvements

imposés des yeux, ...etc.). Ces enregistrements seront utilisés pour définir les caractéristiques des clignements tels que l'amplitude minimale et maximale, la vitesse moyenne d'ouverture et fermeture...etc, propres à chaque conducteur [24].

1.7.1 Mesures électrophysiologiques :

Les signaux électrophysiologiques ont été mesurés en utilisant Vitaport 2 de Temec Instruments BV (Voir Figure 1-6) [25].



Figure 1-6: L'enregistreur numérique Vitaport 2

Les fichiers de données sont délivrés au format des données européennes (European Data Format EDF) et contiennent 8 canaux dont les caractéristiques sont résumées par le Tableau 1-5:

- ◆ Trois EEG qui ont été échantillonnés à 256Hz, puis filtrés avec un filtre passe-bas de 34.8Hz.
- ◆ Trois EOG comprennent les mouvements verticaux, verticaux-horizontaux et horizontaux (EOGV, EOGVH, EOGH) des yeux, droite et gauche. Ces signaux ont été échantillonnés à 512Hz, puis filtrés avec un filtre passe-bas de 70.1Hz.
- ◆ Un électromyographe (EMG) qui a été échantillonné à 256Hz, puis filtré avec un filtre passe-bas de 70.1Hz.
- ◆ Un marqueur (MRK-canal). Ce canal est employé pour synchroniser les données physiologiques et mécaniques et prend une valeur >0 quand le simulateur fonctionne.

Signal:	EEG (3 channels)	EOG (3 channels)	EMG (1 channel)	Marker (1 channel)
Data format:	WORD	WORD	WORD	WORD
Sampling rate:	256 Hz	512 Hz	256 Hz	256 Hz
Storage rate:	256 Hz	512 Hz	256 Hz	256 Hz
Lowpass filter:	34.8 Hz	70.1 Hz	70.1 Hz	n.a.
Highpass filter:	0.48 Hz	D.C.	2.34 Hz	n.a.
Nulling of DC-signal:	n.a.	Manual adjustment	n.a.	n.a.
Display unit:	uV	uV	uV	n.a.
Amplification:	5000	1000	7000	n.a.
Max./ Min.:	+/- 250 uV	+/- 1250 uV	+/- 180 uV	n.a.
Display full scale / Offset:	500 uV / 250 uV	2500 uV / 1250 uV	360 uV / 180 uV	n.a.
Comment	When all of these channels are = 0, this indicates padded data = invalid data			
	32 = OK 34 = hit of rumble strip, OK 0 = invalid data (may be found in start or end of data, but should not be found)			

Tableau 1-5: caractéristiques de Vitaport 2 canaux [25].

Ces signaux sont complétés par des enregistrements vidéo de la route à l'avant du véhicule, du visage du conducteur et d'un zoom sur les yeux (affichage délivré par le système SmartEye qui mesure l'ouverture des yeux à l'aide d'une caméra fixée sur le tableau de bord du véhicule), et une vue latérale du conducteur. Toutes ces images sont combinées en une seule, comme indiqué sur la Figure 1-7



Figure 1-7 : Photo extraite de la vidéo enregistrée lors de la simulation

1.8 Les expertises réalisées sur les signaux physiologiques :

Les signaux physiologiques mesurés, seront utilisés pour délivrer une estimation du niveau de vigilance en utilisant des métriques telles que l'"Objective Sleepiness Score" (OSS) proposé par le CEPA ou le "Karolinska Drowsiness Score" (KDS) de KI.

1.8.1 Echelle Objective de la Somnolence (OSS) :

L'EEG est habituellement décrit par des bandes de fréquence [8] :

- Jusqu'à 4 Hz : la bande Delta ($\delta < 4\text{Hz}$),
- Entre 4Hz et 8Hz : la bande Thêta ($8\text{Hz} > \theta > 4\text{Hz}$),
- Entre 8Hz et 13Hz : la bande Alpha ($12\text{Hz} > \alpha < 8\text{Hz}$),
- Plus de 13Hz : la bande Bêta ($\beta > 13\text{Hz}$).

L'échelle Objectif de la Somnolence (ou OSS pour Objective Sleepiness Score) est une méthode développée par Alain Muzet et ses collègues dans le projet AWAKE. Cette méthode délivre une estimation du niveau de vigilance basée sur les informations extraites de l'EEG et de l'examen des clignements et des mouvements d'oeil dans l'EOG et sur la vidéo du visage du conducteur. Le contenu de l'EEG et les clignements sont expertisés simultanément, par périodes de 20 secondes, et un score de vigilance sera donné pour chaque fenêtre d'analyse [6][28] [35].

La relation entre ce score et la durée des ondes alpha et/ou téta est donné, pour une fenêtre d'analyse des signaux de 20s, par le Tableau 1-6 [35].

OSS	Contenu de l'EEG	Clignements et mouvements des yeux
0	Aucune onde alpha ni de thêta	Normaux
1	Durée cumulée des ondes alpha et/ou thêta inférieure à 5sec (occurrence des ondes alpha et/ou thêta au moins dans 2 régions du cerveau)	Normaux
2	Durée cumulée des ondes alpha et/ou thêta inférieure à 5sec (occurrence des ondes alpha et/ou thêta au moins dans 2 régions du cerveau) or Durée cumulée des ondes alpha et/ou thêta supérieur à 5sec (occurrence des ondes alpha et/ou thêta au moins dans 2 régions du cerveau)	Lents Normaux
3	Durée cumulée des ondes alpha et/ou thêta supérieur à 5sec (occurrence des ondes alpha et/ou thêta au moins dans 2 régions du cerveau)	Lents

Tableau 1-6: Définition de l'OSS.

1.8.2 L'Echelle de somnolence de Karolinska:

L'Echelle de Somnolence de Karolinska (ou KDS pour **Karolinska Drowsiness Score**), a été développée par Torbjörn Åkerstedt et ses collègues de l'Institut Karolinska.

Cette méthode est basée sur les règles de Rechtschaffen & Kales (1968) [23]. Le score comprend 11 niveaux de 0% jusqu'à 100% avec un pas de 10%. La fenêtre d'analyse est divisée en 10 intervalles. Le nombre d'intervalles (X) qui contiennent des signes de somnolence (des ondes alpha et/ou thêta, et/ou des longs clignements), détermine la valeur du KDS ($X*10\%$) [14].

1.9 Conclusion

Ce premier chapitre a été essentiellement consacré à rappeler la problématique générale de la détection de l'hypovigilance du conducteur automobile, et à faire le point de l'état des connaissances à la suite des nombreux travaux conduits depuis une vingtaine d'années.

Ce que l'on peut conclure ici, c'est que plusieurs approches sont possibles pour détecter l'hypovigilance, soit par la voie de l'analyse des modes de conduite, soit par la voie des caractérisations directes ou indirectes de son état physiologique. Mais l'exigence d'application se heurte à une question préalable incontournable de la validation des systèmes proposés : la difficulté à surmonter est donc de dégager une mesure référente de l'hypovigilance qui permettrait de valider un système de mesure embarqué associant des mesures comportementales : position du véhicule dans la voie, angle volant, vitesse... et des mesures physiologiques non invasives : clignements des yeux...

Nous avons introduit ainsi l'objectif du programme "SENSATION" auquel nous avons participé, et posé notre problématique de dégager de nouveaux outils d'analyse des signaux physiologiques qui soient automatiques et efficaces pour l'établissement des ces mesures référentes.

1.10 Références :

- [1] A. Anund and B. Peters. Methods for measuring driver sleepiness based on subjective rating scales. Document VTI_7.4.2 Project AWAKE. Mars 2002, 4 p.
- [2] E. Bekiaris, S. Nikolaou, M. Panou, K. van Wees, G. Baten. User needs analysis per category of driving group, AWAKE D1_1. AWAKE (System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risk Estimation) IST-2000-28062. June 2002, 262 p.
- [3] E. Bekiaris, S. Nikolaou. State of the Art on Driver Hypovigilance Monitoring and Warning Systems. AWAKE (System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risk Estimation) IST-2000-28062. November 2001. 20 p.
- [4] T. Bellet, M.P. Bruyas, H. Tattegrain-Veste, JF. Forzy, A. Simoes, J. Carvalhais et autres. « Real time » analysis of the driving situation in order to manage on-board information. Congrès e- SAFETY, septembre 16-18, 2002, Lyon, France, 8 p.
- [5] D. Berschandy. Comparaison des approches classiques dans l'architecture d'un système d'intelligence artificielle embarqué. Application à la détection temps réel de danger automobile. Thesis de Paris XI d'Orsay University.
- [6] Daniel Estève and al, "Driver hypovigilance criteria, filter and HDM module", Projet AWAKE, IST-2000-28062, Document ID:Del. 3.1.doc, 2003
- [7] M.Gonzalez Mendoza, « Surveillance temps-réel des systèmes homme-machine. Application à l'assistance à la conduite automobile », Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse, 16 Juillet 2004, 174p, Rapport LAAS No04494
- [8] N. Hernández-Gress. Système de Diagnostic par Réseaux de Neurones et Statistiques : Application à la détection d'hypovigilance du conducteur automobile. Thèse, LAAS-ENSEEIHT, Toulouse, France, décembre 1998. Rapport LAAS 98571.
- [9] N. Hernández-Gress, G. Vialaret and D. Estève. CopiTech: Demonstrator vehicle to study driver's impairment. Research LAAS Report 98279, June 1998.
- [10] N. Hernández-Gress and D. Estève. Driver's impairment detection: a multisensory fusion approach. Research LAAS Report 00054, February 2000.
- [11] N. Hernández-Gress, A. Giralt et R. Reyna-Rojas. "Hypovigil" le capteur de position latérale. Research LAAS Report 99357, September 1999.
- [12] T. Hayami, K. Matsunaga, K. Shidoji and Y. Matsuki. Detecting Drowsiness while driving by measuring eye movement- a pilot study. The IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 3-6 September 2002, Singapore, pp. 156-161.

- [13] A. Herrera. « Approche multisensorielle pour la détection comportementale de la baisse de vigilance du conducteur automobile ». Thèse, LAAS-INSA, Toulouse, France, octobre 1995, 146 p. Rapport LAAS No. 95444.
- [14] B.JAMMES, H. SHARABATY and D. ESTEVE "EOG and EEG analysis: A first step toward automatic sleepiness scoring", Rapport LAAS N°07280, Juin 2007, 17p.
- [15] A. Kircher, M. Uddman, J. Sandin. Vehicle control and drowsiness. Report produced by VTI (Swedish National Road and Transport Research Institute) and Virtual Technology under a study commissioned by Autoliv Research. October 2001, 78 p.
- [16] Albert Kircher, Maccus Uddman, Jesper Sandin, "Vehicle control and drowsiness", VTI Meddelande 922A, project code 40409, 2002.
- [17] P. W. Kithil, R. D. Jones, J. MacCuish. Development of Driver Alertness Detection System Using Overhead Capacitive Sensor Array. Advanced Safety Concepts (ASCI). 2000, 4 p.
- [18] P.M. Knoll and B.-J. Schäfer, "Advanced Microsystems for Automotive Applications 2005" , Leonberg, Germany, Springer Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-540-27463-6.
- [19] M. Korse, N. Radewalt, M. Baris and A. de Hoog. Lane Departure Warning Assistant. Dutch Ministry of Transport, Public Works and Water Management and AVV Transport Research Centre. IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'2002), Versailles (France), 17-21 June 2002, Demos.
- [20] D. Martinez. « Offset, une méthode de construction incrémentale de réseaux de neurones multicouches et son application à la conception d'un copilote automobile ». Thèse, LAAS - Université Paul Sabatier, Toulouse, 1992, 117 p. Rapport LAAS No. 92012.
- [21] T. Mahe. Cap sur la sécurité active. Revue Industries et Techniques, 804, pp. 62-63, Mai 1999.
- [22] H.L. Oei. State of the Art advanced driver assistance systems (ADAS). Congrès e- SAFETY, septembre 16-18, 2002, Lyon, France, 11 p.
- [23] V. Papakostopoulos and al , "Pilots Framework Methodology", SENSATION IST507231, Document ID: D5.8.1, January 2005.
- [24] Björn Peters, Anna Anund, Joakim Östlund and Magnus Hjälmdahl : Results of Sensation Pilot 2.5 - WP1.7.1 (Alertness Monitoring Database), SENSATION IST507231, Document ID:SENS-VTI-WP1-7-Pilot-2-5, Oct. 2005.
- [25] Evangelia Portouli et al, Alertness Monitoring Database, Del.1.7.1 SENSATION IST507231, Jan. 2004.
- [26] Hassan SHARABATY, " Localisation d'onde Alpha et Thêta dans les Signaux EEG: Algorithme basé sur la Transformée Hilbert-Huang " Journée

- Annuelle de l'Ecole Doctorale Genie Electrique, Electronique, Telecommunications (GEET), Toulouse (France), 8 Mars 2006, pp.183-185 - Rapport LAAS No06085.
- [27] A. Santana Diaz, « Conception d'un système de détection de la baisse de vigilance du conducteur automobile par l'utilisation des ondelettes et l'apprentissage statistique », Thèse, LAAS-CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, Janvier 2003. Rapport LAAS 03051.
- [28] U. Svensson, "Blink behaviour based drowsiness detection - method development and validation", VTI, Institutionen för medicinsk teknik, Report : LiU-IMT-EX-04/369, Linköping, 2004.
- [29] <http://www.jhuapl.edu/ott/technologies/featuredtech/index.html>
- [30] <http://www.assistware.com/>
- [31] www.sleepydriver.com
- [32] <http://www.auto-innovations.com/actualite/actualite-securite.html>
(31-août-2007)
- [33] Romuald Aufrère, Roland Chapuis, Frédéric Chausse. Détection précise de bord de route par vision monoculaire embarquée. RFIA 2000. Volume II, pages 229-238, Paris, 1-3 février 2000.
- [34] Romuald Aufrère, Roland Chapuis, Frédéric Chausse. Accurate road following and reconstruction by computer vision. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. Vol. 3, No 4, pages 261-270, December 2002.
- [35] MUZET A, PEBAYLE T et al, "Preventing driver drowsiness at the wheel: can steering grip sensor measurement contribute to its prediction? " Proceedings of the 4th European Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, Budapest, 24-26 May 2004.
- [36] <http://www.crash-test.org/techno/active.htm>

Chapitre II

2. DETECTION DES CLIGNEMENTS D'YEUX DANS UN ELECTROOCCULOGRAMME

Sommaire

2. DETECTION DES CLIGNEMENTS D'YEUX DANS UN ELECTROOCCULOGRAMME	47
2.1 Introduction :.....	49
2.2 Origine de l'électrooculogramme :	49
2.3 Bilan de l'existant pour l'analyse des EOG:	51
2.4 Notre programme de détection:	54
2.4.1 Les paramètres sélectionnés (cahier des charges) :	54
2.4.2 Le modèle de clignement proposé :	56
2.4.3 L'algorithme de détection:	57
2.4.4 Calcul des caractéristiques des clignements :	61
2.4.5 Identification de la valeur minimale de l'amplitude (Amin) :	62
2.4.6 Validation :	63
2.4.6.1 Synchronisation des longs clignements avec les mouvements horizontaux d'œil.....	65
2.5 Détection de la ligne de base :	66
2.5.1 Présentation du problème :	66
2.5.2 Détection de la ligne de base :	68
2.5.3 Limitation de cette méthode :	72
2.6 Résultats:.....	73
2.6.1 Les limites du programme :	74
2.6.2 Statistiques :	76
2.6.3 Comparaison avec les résultats fournis par l'algorithme de CEPA :	78
2.6.4 Comparaison avec KDS :	79
2.7 Conclusion générale:	80
2.8 Références :.....	82

2.1 Introduction :

Le travail présenté dans ce chapitre, s'inscrit dans la problématique de l'estimation du niveau de somnolence d'un opérateur, sur la base des signaux physiologiques. Ce chapitre traite de l'analyse des ElectroOculoGramme (EOG), l'objectif visé étant la localisation automatique, puis la caractérisation, des clignements afin de permettre un diagnostic automatique du degré de somnolence d'un opérateur, en s'appuyant sur les phénomènes déjà identifiés comme caractéristiques de la somnolence : allongement de la durée de clignements, abaissement lent des paupières,...etc.

Actuellement, les expertises réalisés sur ces signaux, pour déterminer les indicateurs de somnolence tels que l'Objective Sleepiness Scale (OSS) proposé par le CEPA (Centre d'Etudes de Physiologie Appliquée à Strasbourg) ou le Karolinska Drowsiness Scale (KDS) de l'Institut Karolinska (KI), sont réalisés visuellement sur des séquences de 20 secondes [23] [7] [9]. Un tel travail est très fastidieux, en particulier lorsque l'expert est amené à analyser plusieurs heures d'enregistrement, et le résultat d'analyse reste soumis à une certaine appréciation subjective de la part de la personne qui réalise l'analyse. C'est pour ces raisons que les physiologistes, mais également les personnes qui utilisent les conclusions de l'expert comme référence du niveau de somnolence, pour la mise au point et la validation de systèmes d'estimation du degré de somnolence s'appuyant sur des mesures comportementales, sont très intéressés par l'automatisation de cette analyse.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord les techniques de mesure de l'EOG et ses caractéristiques. Nous décrivons ensuite le modèle de clignement que nous avons proposé et sur lequel nous nous sommes appuyés pour mettre au point l'algorithme de localisation des clignements. Les problèmes que nous avons rencontré, dans la phase de mise au point et les solutions que nous y avons apporté, sont ensuite présentés.

Les résultats obtenus avec notre algorithme, sur plusieurs bases de données constituées durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de l'Institut Suédois des Transports (VTI), seront ensuite comparés à l'analyse manuelle réalisée par l'Institut Karolinska et aux détections réalisées par l'algorithme développé au CEPA pour l'aide à l'analyse manuelle.

2.2 Origine de l'électrooculogramme :

L'électrooculographie est une méthode de mesure de la différence de potentiel électrique entre l'avant et l'arrière de l'œil. L'œil est considéré comme un dipôle, le pôle positif étant la cornée et le pôle négatif la rétine. La différence de potentiel entre ces pôles varie entre 0,4 et 1mV. Le signal résultant s'appelle l'électrooculogramme

(EOG). Dans notre application, ce signal est utilisé pour mesurer les mouvements des yeux [13].

Lorsque les yeux sont en position de repos, les électrodes placées autour de l'œil, mesurent un potentiel constant, qui constitue la ligne de base de l'EOG. Dès que les yeux bougent, les pôles se rapprochent ou s'éloignent des électrodes et il en résulte une modification de la tension mesurée [2]. Ceci est illustré par la Figure 2-1 qui montre qu'un mouvement des yeux vers la droite, est accompagné d'un changement positif de l'EOG, alors qu'un mouvement vers gauche génère un changement négatif [13]. On note de plus que la variation du signal est proportionnelle à l'amplitude du déplacement.

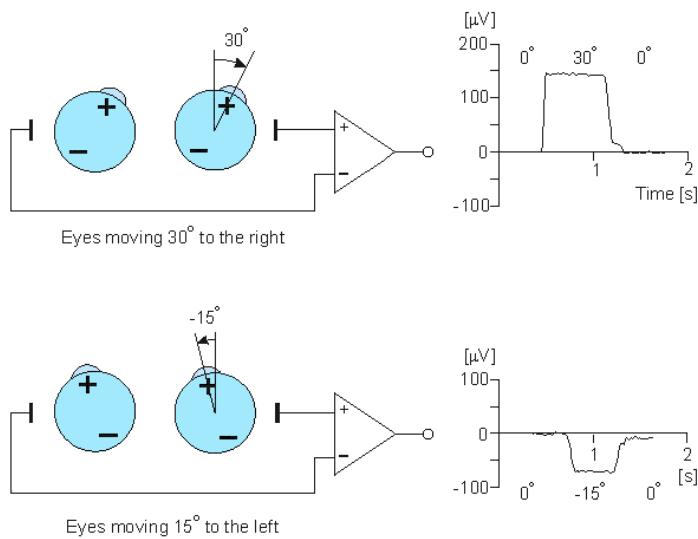


Figure 2-1: L'amplitude de l'EOG dépend de la direction et de l'amplitude du mouvement des yeux

Dans notre application, il est important de pouvoir faire la différence entre les mouvements horizontaux et verticaux des yeux, dans l'objectif de distinguer les mouvements d'yeux des fermetures des paupières. Pour ce faire, on utilise différents placements des électrodes : pour l'enregistrement des mouvements verticaux, les électrodes sont placées verticalement de part et d'autre de l'œil; alors que, pour l'enregistrement des mouvements horizontaux, les électrodes sont placées sur les cotés extérieurs des yeux [20]. La Figure 2-2 indique le placement des électrodes pour l'enregistrement de "l'EOG vertical" (mouvement vertical et clignement) et de "l'EOG horizontal" (mouvements horizontaux). [18]

Afin d'avoir une bonne résolution, les signaux que nous allons traiter ont été enregistrés avec une fréquence d'échantillonnage élevée ($f_e=512$ Hz) [20]. L'enregistrement de la composante continue de l'EOG (mode DC), recommandé dans le projet AWAKE [19], permet la prise en compte des très longs clignements (les fermetures des yeux), mais comporte le risque d'avoir une dérive lente de la ligne de base qui peut induire une

saturation des amplificateurs de mesure et donc la nécessité de réinitialiser le système. Ce problème de dérive sera discuté plus en détail dans le paragraphe 2.5.

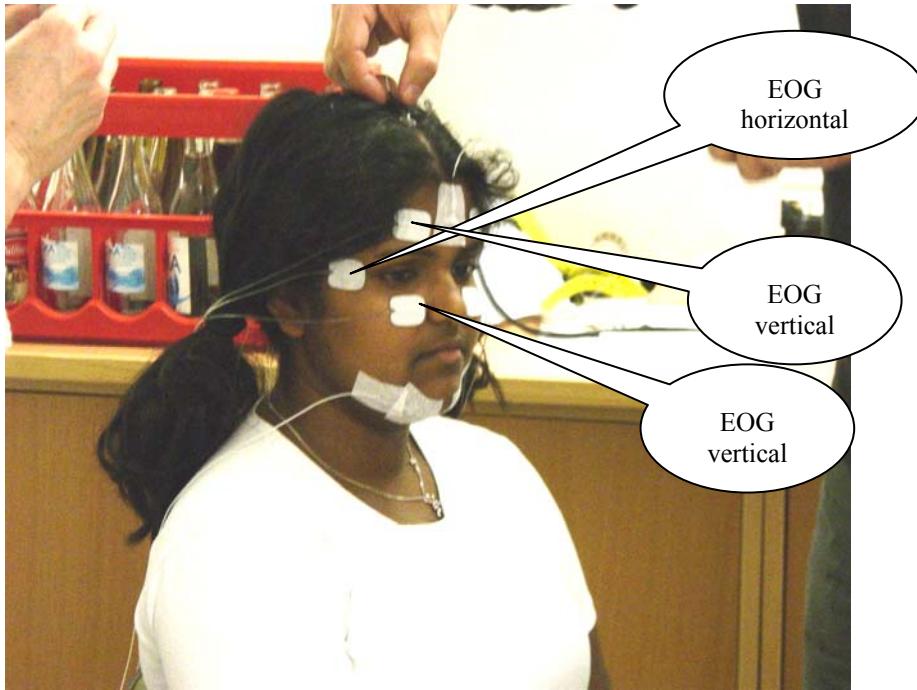


Figure 2-2: Les positions des électrodes de l'EOG durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de VTI.

2.3 Bilan de l'existant pour l'analyse des EOG:

Dans le cadre du programme européen SENSATION, un algorithme pour calculer la durée des clignements a été développé par le CEPA-CNRS, afin d'aider à l'analyse visuelle des bases de données constituées durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de VTI. Les deux canaux de l'EOG vertical (droite et gauche) sont combinés en un seul signal, en prenant la moyenne de ces deux signaux. Ceci a été proposé pour ne rater aucun clignement en cas d'absence d'un de ces canaux [20]. Le signal combiné est ensuite analysé par un programme Matlab, développé par Thierry PEBAYLE [8], qui localise les clignements. Ce programme utilise un filtre passe-bas pour établir une ligne de base stable du signal, puis identifie comme clignement toute séquence située au delà d'un seuil ajustable par rapport à la ligne de base. Dès qu'un clignement est détecté, le programme détermine la position du début, du sommet et de la fin. Le programme détermine la position de début et de fin du clignement en cherchant, à partir du sommet, l'instant où la courbe descend en dessous d'une valeur pré définie. Le programme est **semi-automatique**, car l'utilisateur doit ajuster manuellement le seuil, séquence par séquence [23].

La durée des clignements est déterminée par le temps qui s'écoule entre le milieu de l'amplitude de fermeture (partie montante du signal) et le milieu de l'amplitude

d'ouverture (partie descendante) (cf. Figure 2-3 ci-dessous). Cette définition réduit l'erreur dans le calcul de la durée du clignement, lorsque celui-ci, par exemple, est précédé d'un mouvement des yeux (cf. Figure 2-8). En utilisant cette définition de durée, nous qualifions de "clignement" toutes fermetures des yeux dont la durée est inférieure à 0.5s, et de "fermeture" celles dont la durée est supérieure à 0.5 s [19].

Finalement, le programme sauvegarde les résultats dans un fichier texte avec quatre colonnes pour chaque clignement [20]:

- ❖ La position du début du clignement (la point «1» sur la Figure 2-3).
- ❖ La position du pic du clignement (la point «2» sur la Figure 2-3).
- ❖ La valeur de la fin du clignement (la point «3 » sur la Figure 2-3).
- ❖ La durée du clignement calculée entre la moitié de l'amplitude de fermeture et la moitié d'amplitude d'ouverture (« T » sur la Figure 2-3).

Ce programme permet, dans la plupart des cas, d'identifier correctement les clignements. Les résultats ont été vérifiés manuellement pour identifier les clignements manquants. En effet, avec un tel algorithme, il y a un risque de ne pas détecter ou détecter à tort quelques longs clignements [23] (cf. Figure 2-4 à Figure 2-7).

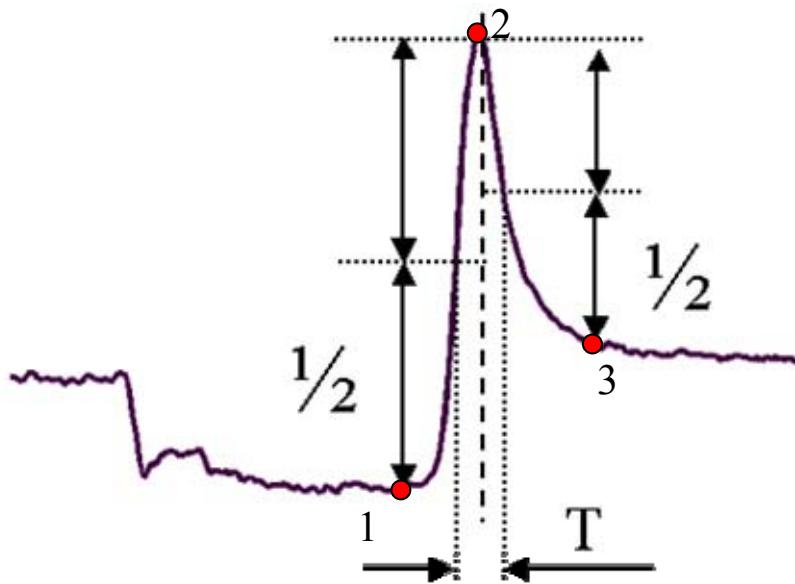


Figure 2-3: Les 4 paramètres du clignement calculé (programme du CEPA)

Les figures suivantes montrent 4 séquences de l'EOG vertical, sur lesquelles nous voyons les détections effectuées par le programme CEPA. Pour la séquence présentée sur la Figure 2-4, nous voyons que les clignements sont identifiés correctement, mais il y a une fausse détection d'un long clignement entre 6 et 8s.

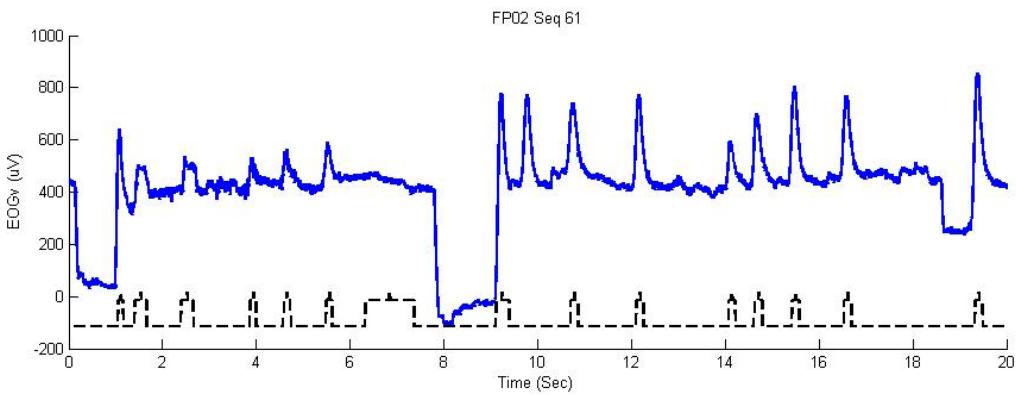


Figure 2-4: Fausse détection d'un long clignement entre 6 et 8s (programme du CEPA)

De plus, dans la Figure 2-5, nous voyons que les 2 mouvements d'œil (vers le haut), vers 7s et 17s, sont identifiés comme des clignements même si leur amplitude d'ouverture est petite par rapport à celles des autres clignements de la séquence.

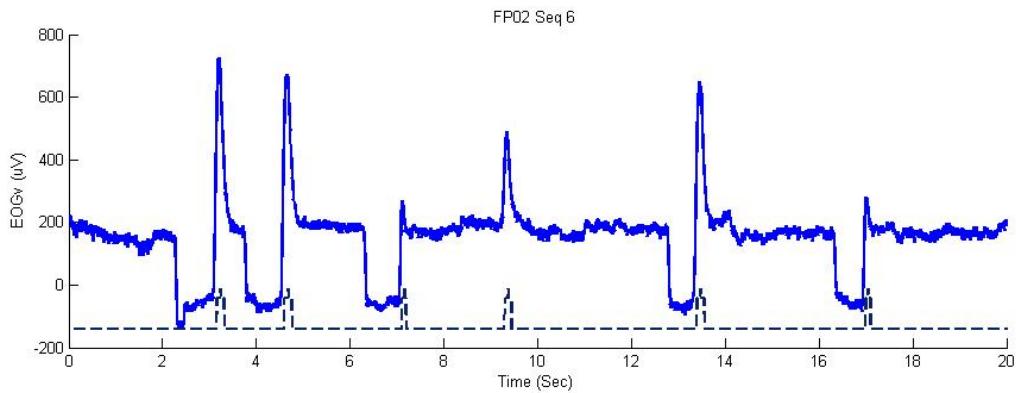


Figure 2-5: Deux mouvements d'œil vers le haut, vers 7s et 17s, sont identifiés comme des clignements.

La Figure 2-6 présente également un mouvement d'œil, vers 13s, qui est identifié comme un clignement même s'il correspond à un coup d'œil vers bas.

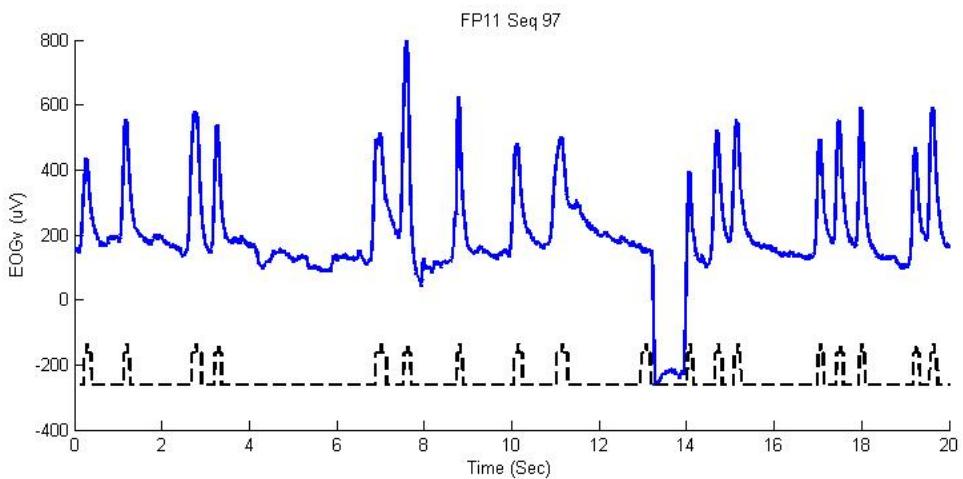


Figure 2-6: Un coup d'œil vers bas, vers 13s, est identifié comme un clignement

La Figure 2-7 présente la non détection de deux clignements complexes qui se situent autour des secondes 9 et 13 respectivement. Nous voyons aussi que la fermeture prolongée, entre 18 et 20s, est détectée comme 2 clignements : de 18.004 à 18.531 s et de 18.527 à 19.330.

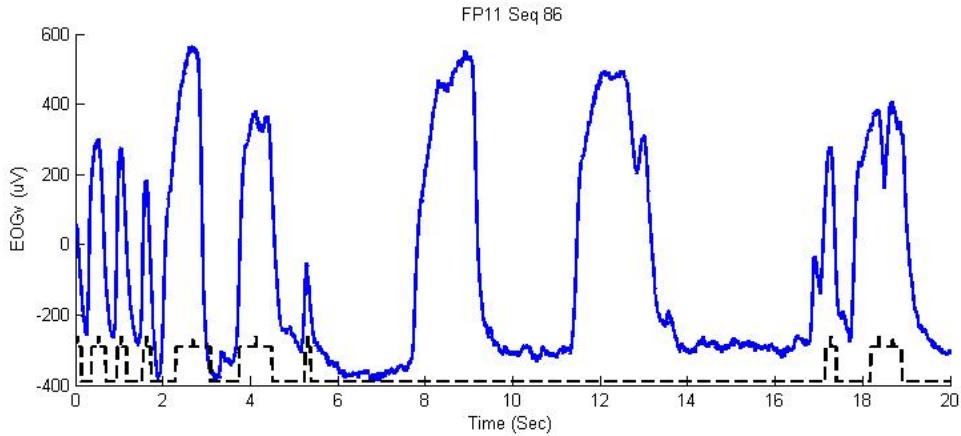


Figure 2-7: Deux clignements complexes, autour des secondes 9 et 13, non détectés.

Ces 4 derniers graphes mettent en évidence les points que nous devons résoudre dans la nouvelle version du programme d'analyse des EOG : Automatisation du calcul de l'amplitude minimale des clignements (nous pourrons pour cela utiliser les enregistrements réalisés pendant la phase de bio-calibration pour personnaliser ce paramètre), mettre en place quelques règles pour détecter correctement les fermetures d'yeux en 2 temps (dernier clignement de la Figure 2-7). De plus, les partenaires du groupe de travail WP4.4 (Sleep prediction systems) du projet SENSATION, nous ont demandé de compléter le fichier de sortie du programme, en générant toutes les caractéristiques des clignements utiles pour estimer le degré de la somnolence (vitesse de fermeture et d'ouverture, durée de fermeture, ...).

2.4 Notre programme de détection:

2.4.1 Les paramètres sélectionnés (cahier des charges) :

Par une procédure collective, plusieurs paramètres du clignement ont été sélectionnés par les partenaires du WP4.4 (Sleep prediction systems), pour être utilisés en tant qu'entrées du système de prédiction de l'état de somnolence [5]. L'intention était d'inclure tous les paramètres qui sont relatifs aux changements de comportements du clignement et qui peuvent être mesurés à partir du signal EOG. Le choix de ces indicateurs [12] est compilé à partir:

- D'une étude biobibliographique sur les différents indicateurs physiologique permettant d'estimer la somnolence faite au démarrage du projet SENSATION

(Damousis and Tsovaras (2004)), et dont la conclusion est présentée dans l'annexe 1.

- Des discussions et des réunions entre les experts du groupe de travail WP 4.4 de SENSATION.

Ces indicateurs sont décrits ci-dessous:

- ❖ **Durée de clignement (Durée 50) [s]**: plusieurs études affirment que la durée des clignements et le nombre des fermetures prolongées des yeux, augmentent proportionnellement avec le niveau de somnolence [3][22]. Afin de réduire le problème de la possible proximité entre mouvements d'œil et clignements, la durée des clignements doit être calculé entre la moitié de l'amplitude de fermeture et la moitié d'amplitude d'ouverture [1]. La Figure 2-8 montre le risque d'erreur lors de la détermination de la durée du deuxième clignement (courbe en points) car il est proche d'un mouvement d'œil. Cependant la courbe en tirets, qui indique la durée de clignement en se référant à la moitié des amplitudes, montre que ce problème est ainsi résolu.

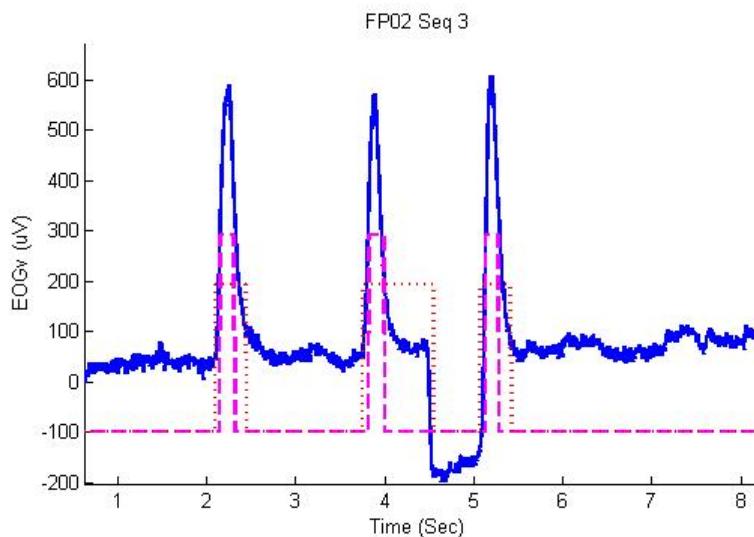


Figure 2-8: Proximité entre un mouvement d'œil et un clignement d'œil

- ❖ **Amplitude de clignement (A) [µV]** : Morris, T.L. (1996) [16] et V. Papakostopoulos (2005) [17] ont suggéré que la somnolence est associée à une diminution de l'amplitude du clignement. L'amplitude sera calculée entre le début de clignement et son maximum.
- ❖ **La vitesse de fermeture et d'ouverture** (Lid closure speed et lid opening speed) [µV/s] : A. Forsman et al [5] indique que le rapport ou la différence, entre ces deux paramètres, est lié à la somnolence. Ji et al. [21] ont conclu que

la fatigue cause la baisse de la vitesse moyenne de fermeture (ou AECS pour Average Eye Closure Speed).

- ❖ **La vitesse max de fermeture (PCV pour Peak Closing Velocity) [$\mu\text{V/s}$]**: Ce qui nous intéresse est le rapport A/PCV, car cet indicateur est très corrélé avec la somnolence [19].
- ❖ **Délai de réouverture de l'œil** (Delay of eye lid reopening) [s]: Cette durée débute au moment où la paupière commence son mouvement principal dans la direction d'ouverture (debb). Comme un point d'arrêt nous utilisons le moment la vitesse est la plus élevée pendant l'ouverture. Cet indicateur a été utilisé par Galley [6].
- ❖ **PERCLOS P80 (PERcentage of eye CLOSURE)** [s] : La durée pendant laquelle les yeux sont fermés à 80% donc calculée à 80% de l'amplitude de clignement [4] [24]. Ce paramètre est calculé sur une période de 20 s.
- ❖ **La durée de fermeture** (closing time) et la durée d'ouverture (opening time) [s].

2.4.2 Le modèle de clignement proposé :

Après analyse de plusieurs enregistrements d'EOG, il nous a semblé plus adapté de considérer la dérivée du signal pour localiser les clignements. Cela permet d'éviter la détection des mouvements lents des yeux comme cela est présenté, entre 4 et 10s, sur la Figure 2-9.

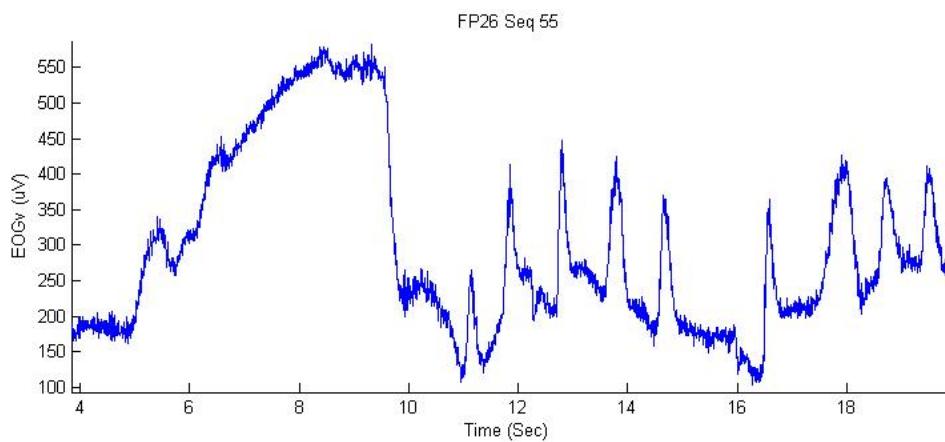


Figure 2-9 : Un mouvement lent d'yeux, entre 4 et 10s.

Avant de présenter notre algorithme de détection, nous montrons sur la Figure 2-10 comment nous proposons d'analyser le clignement à l'aide de sa dérivée. Cette figure présente la définition du comportement de l'EOG vertical durant un clignement idéal. En choisissant un seuil de vitesse de fermeture (Vcl) et un seuil de vitesse d'ouverture

(Vop), désignons par **debh** le début de la **phase de fermeture** (l'instant où la dérivée de l'EOG devient plus grande que **Vcl**), et **finh** correspond au fin de cette phase, lorsque la dérivée repasse en dessous du seuil. La phase d'ouverture commence lorsque la dérivée passe en dessous de **Vop** ($t = \text{debb}$), et se termine à **finb** quand la dérivée repasse au dessus de ce seuil.

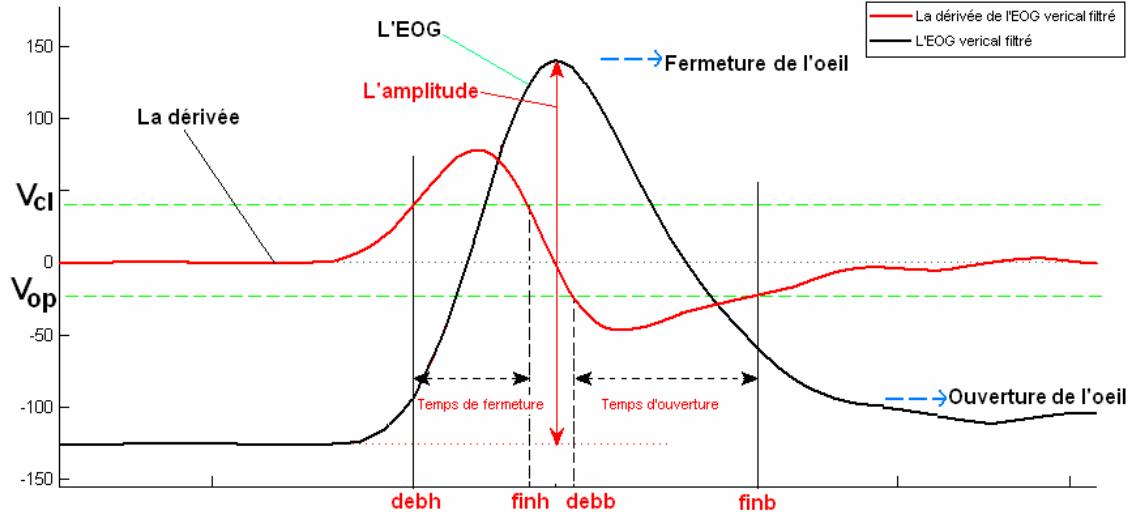


Figure 2-10: Le modèle de clignement proposé et sa dérivée

Les valeurs des seuils **Vcl** et **Vop** ont été fixés, pour chaque conducteur, empiriquement après analyse des enregistrements EOG effectués lors la phase de Bio-calibration.

2.4.3 L'algorithme de détection:

A partir du modèle présenté dans la Figure 2-10, nous avons développé notre programme selon l'algorithme décrit ci-dessous, et dont l'organigramme est présenté sur la Figure 2-14. Dans un premier temps celui-ci va localiser les mouvements des paupières parmi toutes les variations de l'EOG, puis les valider ou non comme des clignements après vérification de leurs propriétés que nous avons mise en évidence en analysant simultanément quelques EOG et les vidéos des yeux des conducteurs.

- Etape 1 : Filtrage des hautes fréquences ($>10\text{hz}$) du signal EOG vertical gauche.

Nous nous sommes mis d'accord avec les experts sur le fait qu'il n'est pas nécessaire d'analyser les EOG verticaux gauche et droite. Par contre, dans le cas où la voie gauche est perdue, le programme analyse automatiquement la voie droite (et vice versa), afin d'augmenter la performance globale du programme.

- Etape 2 : Calcul de la variation (approximation du 1^{er} ordre de la dérivée) de l'EOG filtré.

- Etape 3 : Sélection des périodes de l'EOG pour lesquelles la dérivée passe d'abord au-dessus du seuil de vitesse de fermeture (Vcl) puis descend au-dessous du seuil de vitesse d'ouverture (Vop).

-Etape 4 : Validation des amplitudes des clignements:

De façon expérimentale et après analyse des enregistrements réalisés sur une dizaine de conducteurs, nous avons mis en évidence la nécessité de traiter différemment les clignements des fermetures prolongées des yeux (ou clignements longs).

Ainsi, dans le cas où le clignement à valider est de durée inférieure à 0.5 s (durée maximale d'un clignement proposée par les experts en accord avec la définition de la durée du clignement), l'amplitude de celui-ci devra être supérieure au seuil A_{min} , qui est un paramètre propre à chaque individu et dont la détermination est présentée dans le paragraphe 2.4.5.

Par contre, si la durée du mouvement de paupières considéré est supérieure à 0.5 s, son amplitude doit être supérieure à $1.5 * A_{min}$ pour être valider comme une fermeture prolongée. Nous avons augmenté l'amplitude minimale requise lors de la validation des fermetures prolongées, afin d'éviter la détection de mouvements tel que celui présent entre 5 et 6 s sur la Figure 2-11.

Cette règle a été ajoutée à notre algorithme après avoir remarqué que tous les clignements de très longue durée, ou fermeture des yeux, correspondaient à une variation de l'EOG d'amplitude très supérieure au clignement moyen.

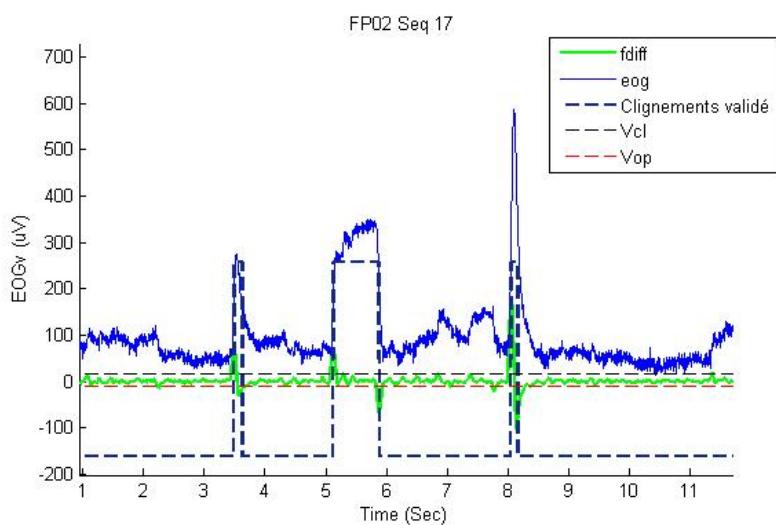


Figure 2-11 : Un mouvement des yeux en haut, entre 5 et 6 s, est détecté comme une fermeture d'œil.

-Etape 5 : La possibilité de regrouper les clignements contigus:

Lors de l'analyse des enregistrements, nous avons remarqué que certains clignements longs présentaient une amorce de réouverture avant l'ouverture définitive (Figure 2-12).

Nous avons donc ajouté une règle à notre programme : lorsque 2 mouvements de paupières contigus ne sont pas validés à l'étape 4 ($A_f < A_{min}$ ou $A_o < A_{min}$), avant de rejeter ces mouvements, nous vérifierons que les contraintes sur les amplitudes restent non vérifiées après regroupement. Si, au contraire, celles-ci sont satisfaites, les 2 évènements seront considérés comme une fermeture prolongée.

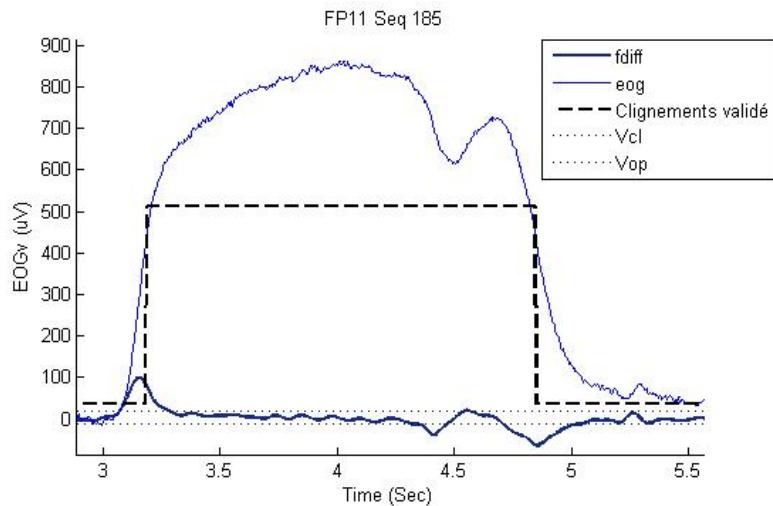


Figure 2-12 : Fermeture prolongée détectée qui a la forme de 2 clignements contigus.

Le 4^{ème} clignement de la Figure 2-13 présente un autre exemple de long clignement qui est dans un premier temps détecté comme 2 clignements simples contigus. On remarque, sur cette même figure, la très grande variation de l'EOG autour de 17 s qui correspond à un très long clignement.

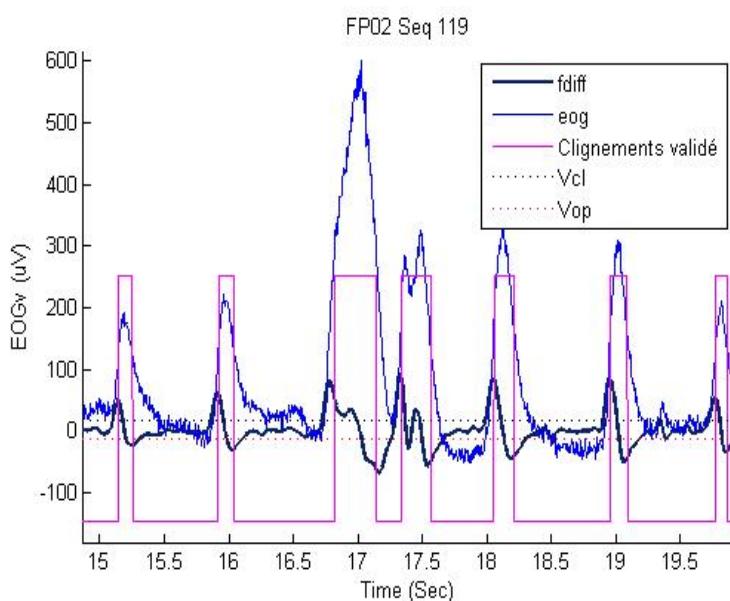
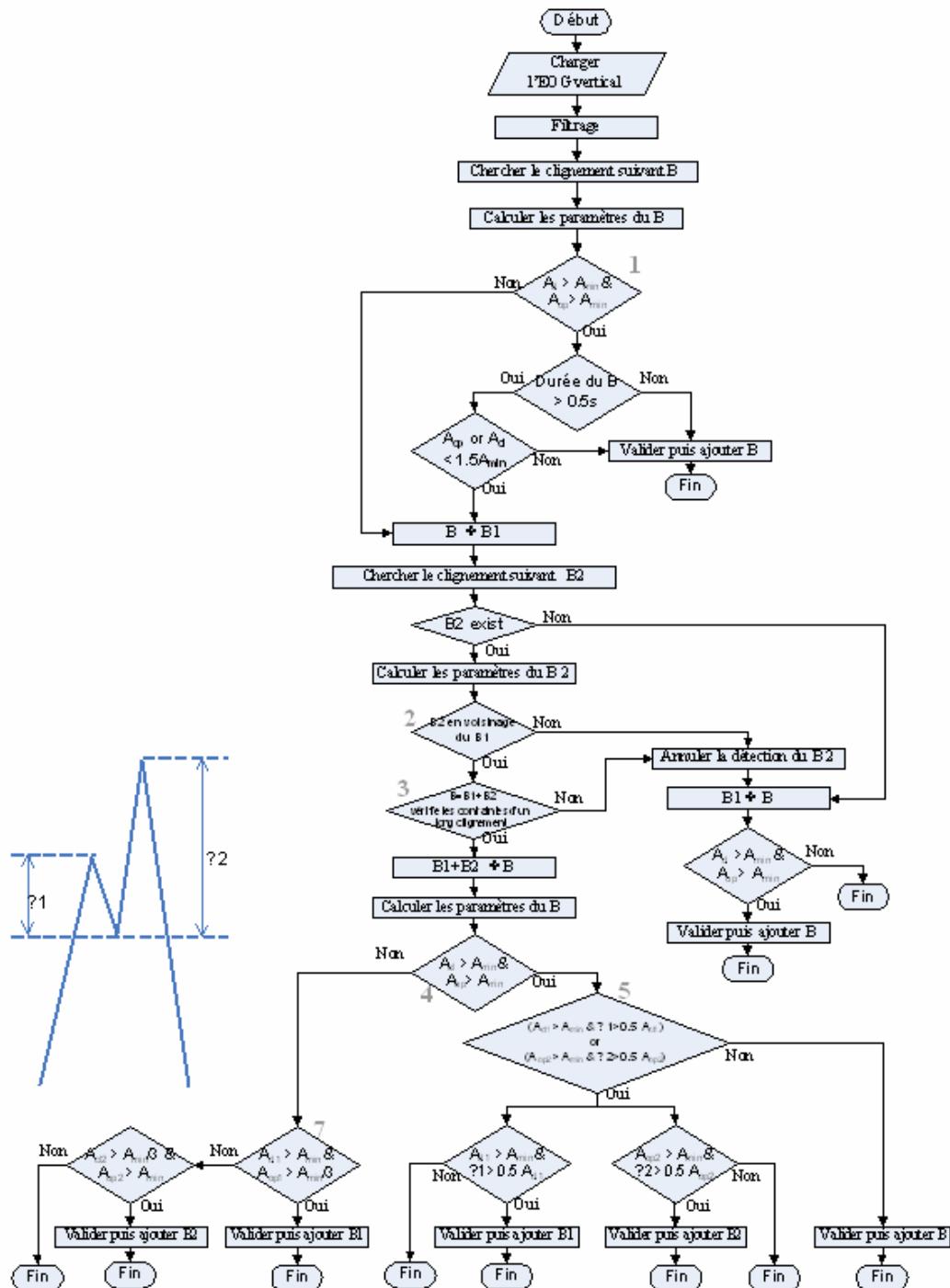


Figure 2-13 : Exemple d'une séquence contenant un long clignement "en 2 phases" (4^{ème} clignement).

EOG Blink Detection V. 2.3



Page 1

Figure 2- 14 : Organigramme du programme

2.4.4 Calcul des caractéristiques des clignements :

Dès que les clignements sont localisés, notre programme calcule les paramètres sélectionnés (cf. paragraphe 2.4.1). Ces informations seront utilisées dans la phase de mise au point d'algorithmes de détection de la somnolence, par nos partenaires du WP4.4 du projet SENSATION. Ces valeurs remplaceront, dans la phase de mise au point, les informations fournies par le système d'analyse des mouvements d'yeux à base d'une caméra, système en cours de développement par la société SMARTEYE, partenaire du projet SENSATION. Ces paramètres sont indiqués sur la Figure 2-15, qui présente un clignement idéal, et résumé par le Tableau 2-1:

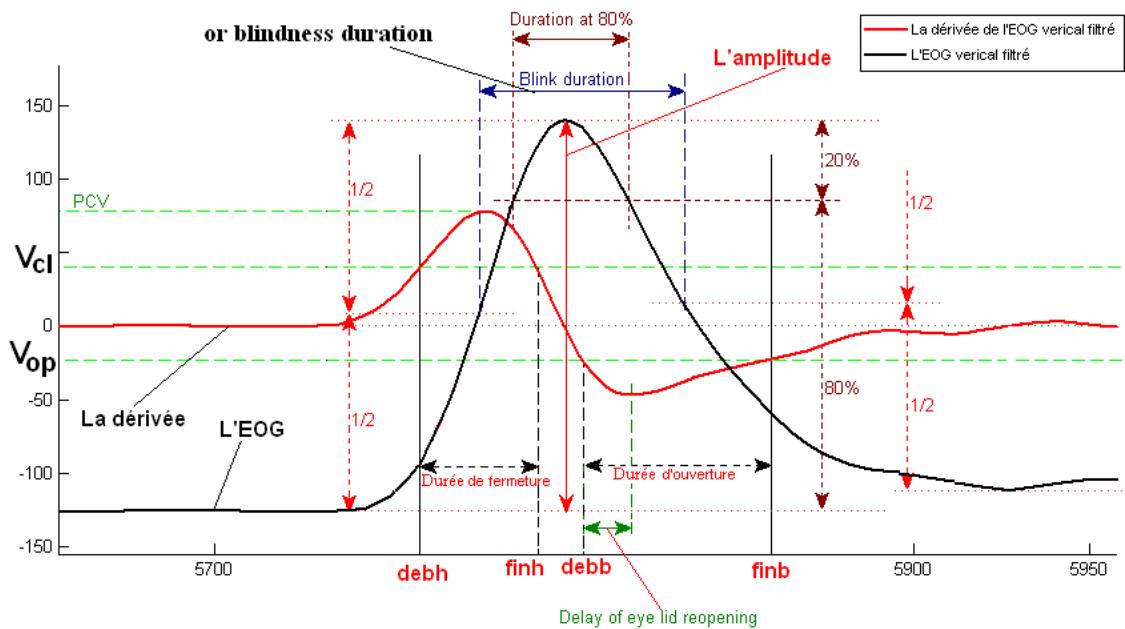


Figure 2-15: La définition des caractéristiques d'un clignement.

Indicateurs	Notation sur la Figure 2-15	Commentaire
Début du clignement [s]	debh	
Fin de la phase de fermeture [s]	finh	
Début de la phase d'ouverture [s]	debb	
Fin de la phase d'ouverture [s]	finb	
Durée 50 [s]	Blink duration or blindness duration	Calculée entre la moitié de l'amplitude de fermeture et la moitié d'amplitude d'ouverture. Cet indicateur correspond en réalité à la durée de la fermeture d'œil.
Amplitude de clignement [µV]	L'amplitude	Amplitude calculée entre le début de clignement complexe et la position du maximum de ce clignement.
Max de vitesse de fermeture [µV/s]	PCV	
Délai de réouverture d'œil [s]	Delay of eye	Le temps rouvrant commence au moment où la

	lid reopening	paupière commence son mouvement principal dans la direction d'ouverture (debb). Comme un point d'arrêt nous utilisons le moment de la vitesse la plus élevée pendant l'ouverture.
Durée à 80% [s]	Duration at 80%	La durée pendant laquelle les yeux sont fermés, calculée à 80% de l'amplitude de clignement.
Durée de fermeture [s]	Durée de fermeture	finh-debh
Durée d'ouverture [s]	Durée d'ouverture	finb-debb

Tableau 2-1: Description des paramètres d'un clignement

2.4.5 Identification de la valeur minimale de l'amplitude (Amin) :

L'influence du niveau de vigilance sur l'amplitude du clignement a été moins étudiée que le taux et la durée du clignement [9]. Mais Galley et al (2004) ont montré que les caractéristiques des clignements, associées à l'augmentation de niveau de somnolence, différent beaucoup entre individus [6].

Donc, après discussion avec les experts physiologistes, nous avons décidé, dans la première version de notre algorithme, de fixer Amin à 50% de l'amplitude du clignement normal calculée lors de la phase de Bio-calibration. De plus, nous avons proposé une seuil d'amplitude adaptatif en utilisant un coefficient K (cf. Morris 1996 [16] et Papakostopoulos 2005 [17] qui suggèrent que la somnolence conduit à une diminution de l'amplitude du clignement). Le coefficient K est calculé tous les 5min à condition que le nombre des clignements dans cette période soit supérieur à 25. L'algorithme calcule l'amplitude moyenne des clignements, A_{moy} , puis adapte le seuil d'amplitude en utilisant la formule (2-1) déterminée empiriquement. Cette valeur de seuil sera utilisée pour les 5 minutes suivantes.

$$A_{min_{n+1}} = A_{min_n} * \sqrt[4]{k} \quad (2 - 1)$$

Avec

$$k = \frac{A_{moy}}{A_{min}} \quad (2 - 2)$$

Lors de l'étape de vérification de nos résultats, à l'aide d'une analyse visuelle du signal EOG et des enregistrements vidéo du visage des conducteurs, nous avons pu trouver beaucoup de clignements de petites amplitudes qui ont été pris en compte dans les méthodes de diagnostic (ex. KDS). Cela nous a permis de proposer de diminuer encore le seuil d'amplitude (Amin) pour les clignements courts, c à d de durée inférieure à 0.2 s, jusqu'à 25% de l'amplitude du clignement normal calculée lors de la phase de

calibration. Mais, afin d'éviter des fausses détections, nous avons gardé le seuil de 50% de l'amplitude du clignement normal pour les clignements de durée comprise entre 0.2s et 0.5s. La Figure 2-16 présente la sensibilité de la détection lors de la modification de la valeur de Amin. Sur la Figure 2-16(b) la valeur de Amin est 50% de l'amplitude du clignement normal, et le programme n'a donc validé que 5 clignements. Cependant, en diminuant cette valeur jusqu'à 25%, figure (a), nous trouvons que 11 clignements peuvent être validés. Donc, la détermination de Amin a des effets très importants. Des discussions ont été lancées autour ce point, mais les experts ne sont pas arrivés à nous donner une valeur standard.

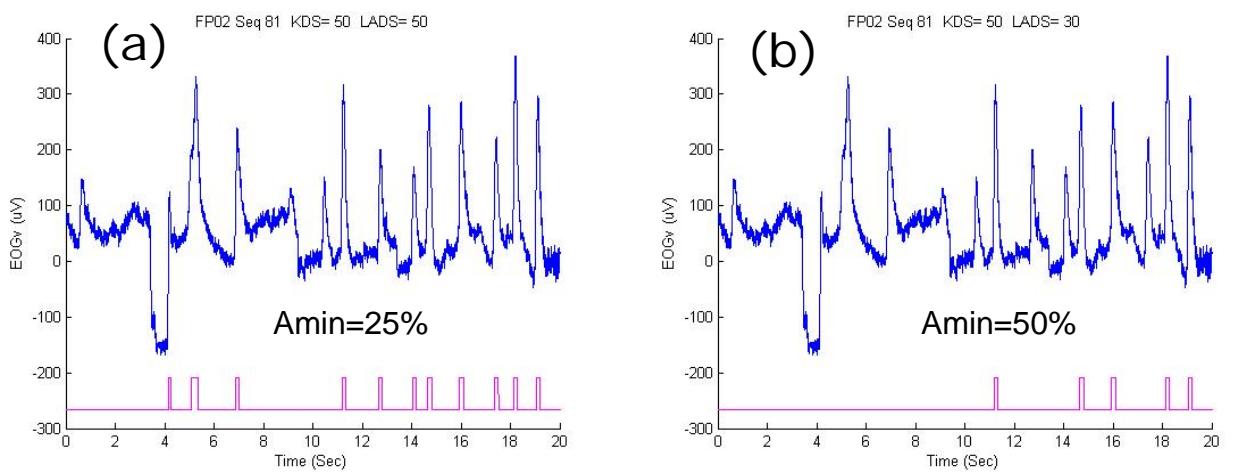


Figure 2-16 : La sensibilité du résultat en modifiant la valeur de Amin.

En conclusion, et après discussion avec VTI (partenaire responsable de l'analyse de nos résultats), nous avons décidé de fixer A_{min} à 25% de l'amplitude du clignement normal, afin de pouvoir valider les clignements de petite amplitude.

Dans la 1^{er} version de notre programme, il avait une limitation de l'amplitude maximale selon la logique qu'il y a une limite pour l'ouverture de chaque œil, mais après avoir regardé la vidéo, on a supprimé cette limitation car on a validé le fait que les longs clignements avaient une amplitude très supérieure à celle des clignements "normaux" enregistrés durant la phase de Bio-calibration. Il avait aussi une limitation pour la durée maximale d'un clignement qui a été supprimée pour pouvoir détecter les très longues fermetures quand le conducteur s'endort.

2.4.6 Validation :

A titre d'exemples, les figures suivantes montrent plusieurs types de clignements détectés par notre programme. La position du clignement et la "durée à 50%" sont indiquées par le niveau haut de la courbe en trait discontinu :

- La Figure 2-17 présente sept clignements détectés et validés. Tous ces clignements sont des clignements simples sauf le troisième qui correspond à un long clignement dont la durée (debh-finb) est 0.6s et la durée à 50% est 0.23s.

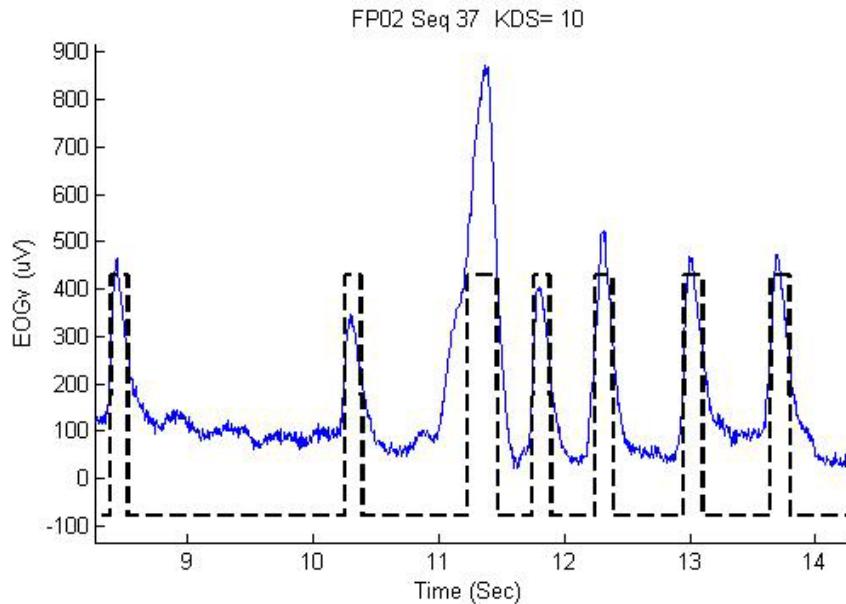


Figure 2-17 : Une séquence d'EOG contenant six clignements simples et un long clignement.

- La Figure 2-18 présente huit clignements détectés et validés. Le premier est un long clignement dont la durée est 0.32s. Nous voyons aussi quatre fermetures prolongées (4^{ème}, 5^{ème}, 7^{ème} et 8^{ème}) dont les durées 0.78s, 0.74s, 1.26s et 1.60s respectivement.

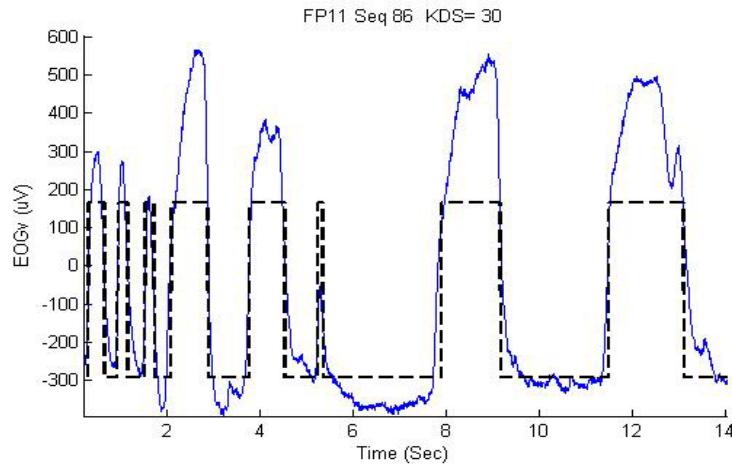


Figure 2-18 : Exemple d'une séquence contenant, trois clignements simples, un long clignement et 4 fermetures prolongées.

- La Figure 2-19 présente deux fermetures prolongées, mais nous voyons que la deuxième fermeture prolongée résulte de deux clignements regroupés et validés comme un seul clignement.

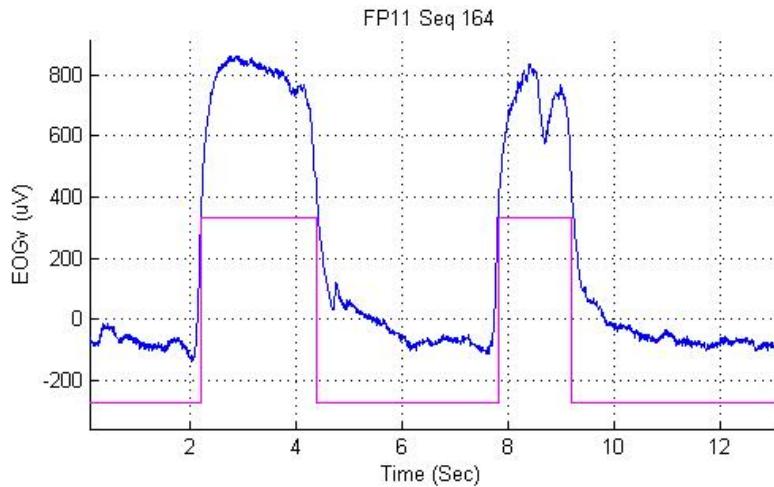


Figure 2-19 : Exemple d'un clignement regroupé (2^{ème} fermeture prolongée).

En comparant les trois figures ci-dessus, nous trouvons que les amplitudes des longs clignements et des fermetures prolongées (au moins 600uv) sont plus grandes que celles des clignements simples, et ceci correspond bien les conditions (2-3) et (2-5).

2.4.6.1 Synchronisation des longs clignements avec les mouvements horizontaux d'œil

Dans la première version de l'algorithme, nous avions introduit une condition pour valider seulement les longs clignements qui ne sont pas synchronisés avec les mouvements horizontaux d'œil. L'objectif était d'éviter la détection des mouvements d'œil car nous étions partis de l'hypothèse qu'il n'est pas concevable que des signes de somnolence (comme un long clignement) soient synchronisés avec des mouvements horizontaux, dans la mesure où ces derniers peuvent être considérés comme volontaire.

Lors de la validation de cette première version, à l'aide des enregistrements vidéo du visage des conducteurs, nous avons pu constater que les plupart des longs clignements (fermetures prolongées) qui sont synchronisés avec des mouvements horizontaux, correspondent réellement à des fermetures des yeux. Dans la Figure 2-20 l'EOG horizontal est tracé en tirets et les canaux verticaux de l'EOG, gauche et droit, sont tracés en ligne continue. Cette figure présente un exemple de long clignement, situé entre 5s et 6s, qui n'a pas été validé par la première version de notre programme, car il est synchronisé avec un mouvement horizontal. Cependant, en regardant la vidéo du visage du conducteur durant cette séquence, nous trouvons que ce clignement correspond bien à une fermeture des yeux.

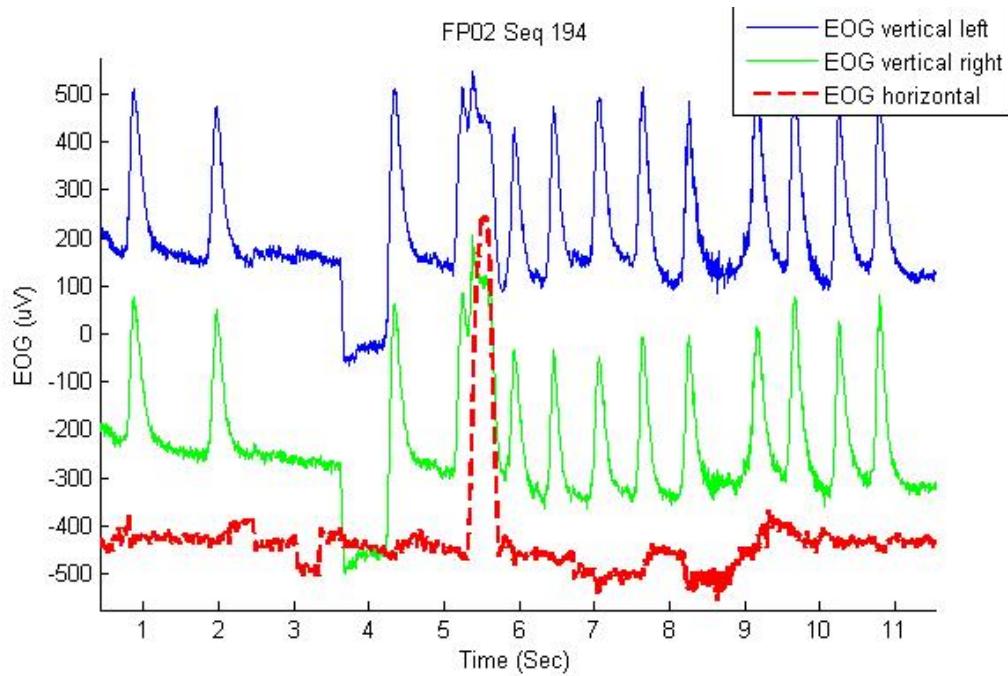


Figure 2-20 : Long clignement synchrone avec un mouvement horizontale

Puisque notre base de donnée comporte plusieurs événements de ce type, nous avons enlevé le test du canal horizontal.

2.5 Détection de la ligne de base :

Avant d'approfondir les résultats obtenus par notre algorithme, revenons au problème du mode d'enregistrement utilisé pour les EOG que nous avons déjà mentionnés dans le paragraphe 2.2.

Marmor et al [15] recommandent l'utilisation du mode AC, en général, pour l'enregistrement des EOG car il minimise les problèmes de la dérive de la ligne de base. Cependant, ils rapportent que le mode DC est mieux adapté à suivre les changements qui ont lieu quand le sujet regarde d'avant en arrière. Donc, ils disent que les laboratoires expérimentés peuvent utiliser ce mode à condition d'utiliser un compensateur électronique de la ligne de base, afin d'éviter la dérive [15].

2.5.1 Présentation du problème :

L'enregistrement de l'EOG, dans SENSATION, en utilisant la composante continue (mode DC), a été sélectionné afin de pouvoir capturer toutes les fermetures des yeux, surtout les fermetures des yeux dont les durées sont supérieures à 1 s et qu'il est très difficile de détecter en utilisant le mode d'enregistrement alternatif (AC) [19]. Mais, le choix du mode DC comporte le risque d'avoir une lente dérive de la ligne de base qui peut induire une saturation du signal en sortie des amplificateurs de mesure, et donc la nécessité de réinitialiser le

système (à peu près une réinitialisation chaque 5 minutes). Cette réinitialisation, qui dure approximativement 6s, provoque une interruption dans l'enregistrement. Ce problème implique de re-synchroniser manuellement les données physiologiques avec les données de conduites en introduisant des zéros dans la base de données physiologiques [18].

Le fait que la ligne de base de l'EOG ne soit pas toujours autours zéro, rend plus complexe la détection des clignements. La Figure 2-21 présente la fausse détection d'une fermeture prolongée entre 12 et 14s alors que cet évènement est en réalité un mouvement d'œil vers le bas suivi d'un clignement. Donc, si nous arrivons à détecter la ligne de base, notre algorithme va uniquement détecter l'évènement vers 13.5s et donc ne fera pas de fausses détections.

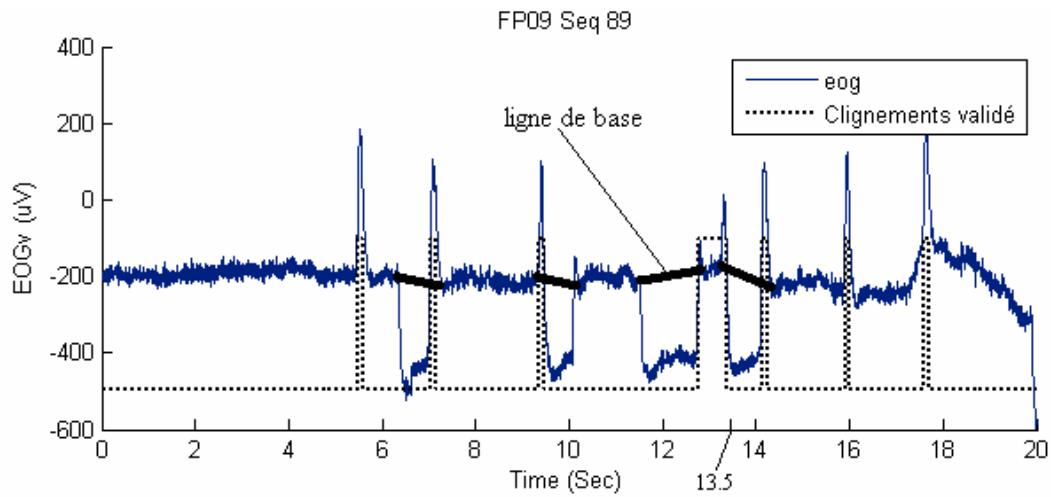


Figure 2-21 : Fausse détection d'une fermeture prolongée.

Un autre exemple sur la nécessité d'estimer la ligne de base est présenté sur la Figure 2-22 qui montre l'erreur dans le calcul de l'amplitude du clignement lorsque celui-ci est précédé d'un mouvement des yeux. Dans ce cas, et sans le repérage de la ligne de base, le calcul de l'amplitude de fermeture est erroné. Par contre, pour le clignement qui se situe vers 10s, c'est le calcul de l'amplitude d'ouverture qui est faussé.

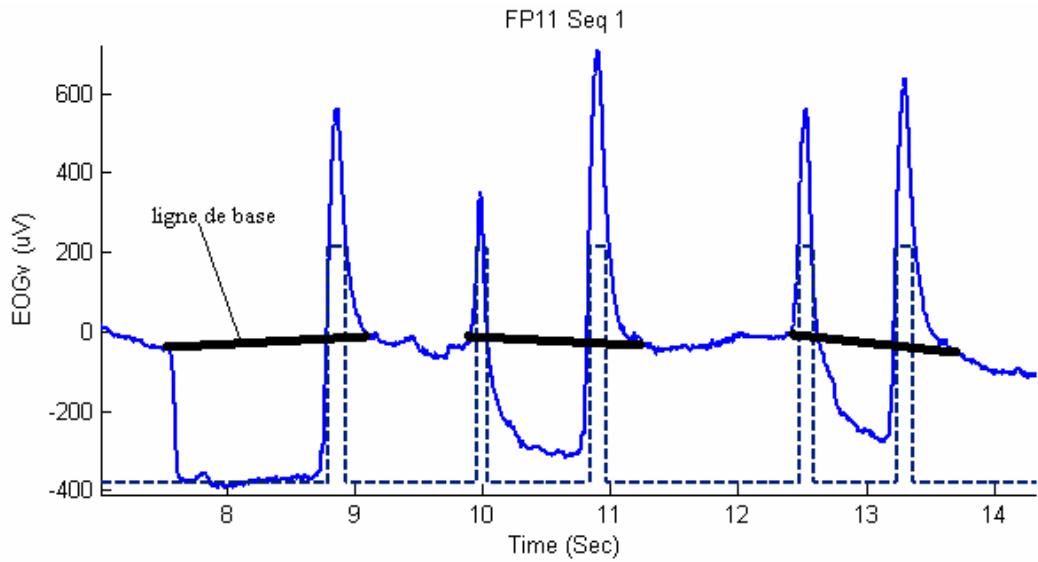


Figure 2-22 : Nécessité de la détection de la ligne de base pour le calcul des amplitudes

Donc, afin d'assurer une bonne détection des différentes événements et une bonne caractérisation des clignements, nous proposons d'introduire dans l'algorithme un repérage de la ligne de base.

2.5.2 Détection de la ligne de base :

La détermination de la ligne de base par filtrage des hautes fréquences de l'EOG n'ayant pas donné satisfaction, nous avons essayé d'estimer celle-ci par une analyse statistique du signal. D'abord, nous commençons par un repérage des points de mesure qui correspondent à une variation lente de l'EOG, c'est-à-dire les échantillons dont la vitesse est comprise entre -204.8 et 204.8 $\mu\text{V/s}$ (avec une fréquence d'échantillonnage $f_e=512\text{hz}$). Nous traçons ensuite l'histogramme (Nombre de points N dans chaque intervalle de valeurs) des amplitudes avec un pas unitaire. La Figure 2-23 et la Figure 2-24 montrent la correspondance entre l'EOG et l'histogramme des valeurs mesurées dans les zones à faibles variations du signal.

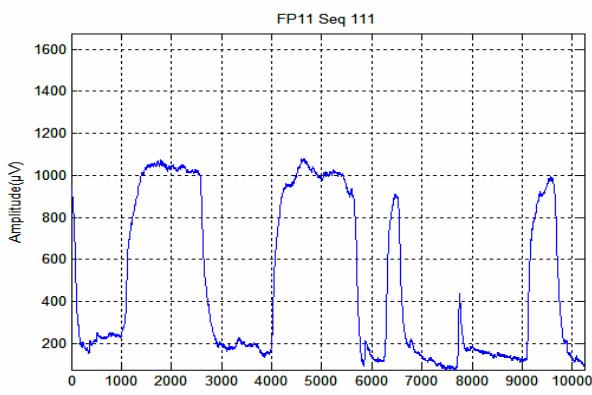


Figure 2-23 : Signal EOG

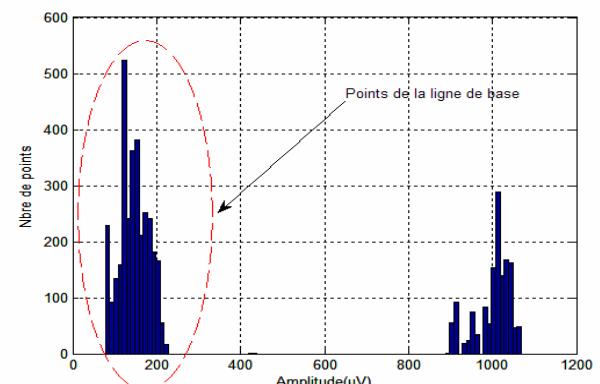


Figure 2-24 : Histogramme de l'EOG illustré par Figure 2-23.

Après avoir tracé l'histogramme, nous déterminons les points de la ligne de base (qui sont entourés sur la Figure 2-24) en supposant qu'ils sont situés dans la zone d'amplitudes ayant la plus grande concentration des points. Pour déterminer cette zone, nous allons chercher la gaussienne qui représente au mieux l'histogramme. Toutes les mesures ensuite comprises dans l'intervalle $[m-2*\sigma, m+2*\sigma]$ où m est le centre de la gaussienne et σ son écart type.

La Figure 2-25 montre un exemple de repérage de la ligne de base du signal présenté sur la Figure 2-23:

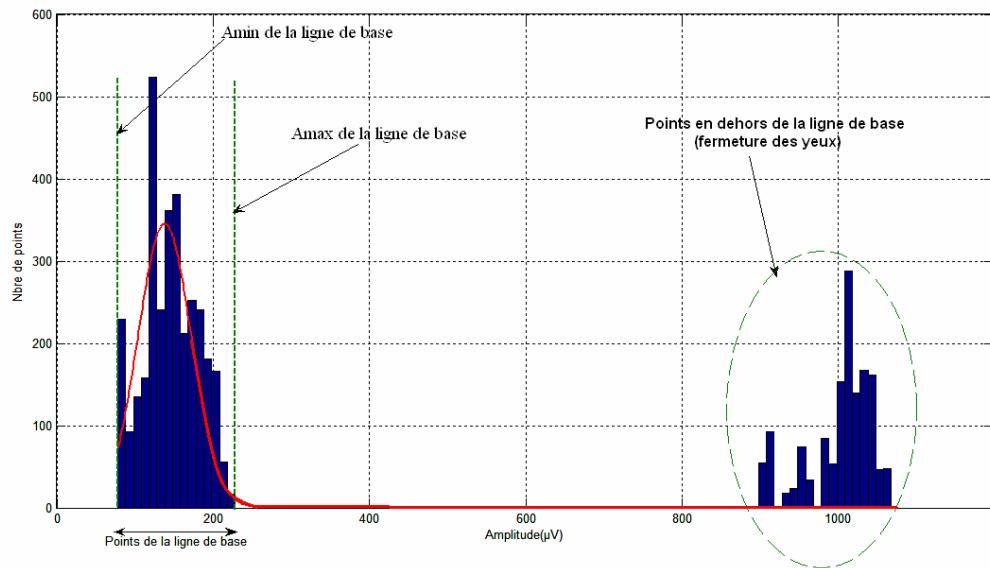


Figure 2-25 : Repérage de la ligne de base.

Pour mettre en place cette fonctionnalité, nous avons utilisé la fonction d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiel avec fonction d'activation gaussienne (réseau **RB**F pour Radial Basis Function) de Matlab en imposant une seule unité au réseau [14] [25].

En fait, le calcul du réseau de neurones exige que l'on choisisse la largeur σ de la gaussienne. Nous avons donc écrit un programme MATLAB qui sélectionne la largeur de la gaussienne, parmi un ensemble de valeurs prédéfinies, qui minimise la somme quadratique des erreurs (ou SSE pour **S**um of **S**quared **E**rror) entre la gaussienne et l'histogramme. La Figure 2-26 présente les différentes gaussiennes testées et la gaussienne qui minimise le critère et qui localise les points de l'EOG appartenant à la ligne de base.

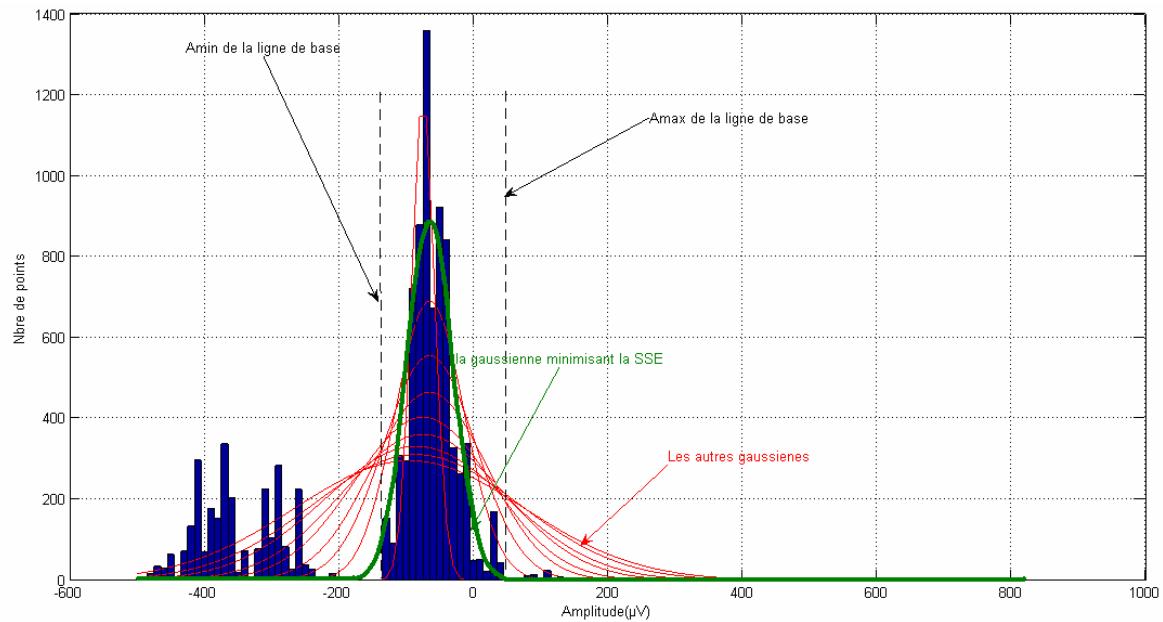


Figure 2-26: Repérage de la ligne de base avec une gaussienne.

La modélisation de la répartition des points correspondant à une évolution lente de l'EOG permet de localiser la région ayant la plus forte densité de mesures et qui constitue, d'après notre hypothèse, la ligne de base.

La ligne de base est ensuite construite, dans les zones où l'EOG varie beaucoup, en interpolant entre les points sélectionnés ci-dessus (Figure 2-27).

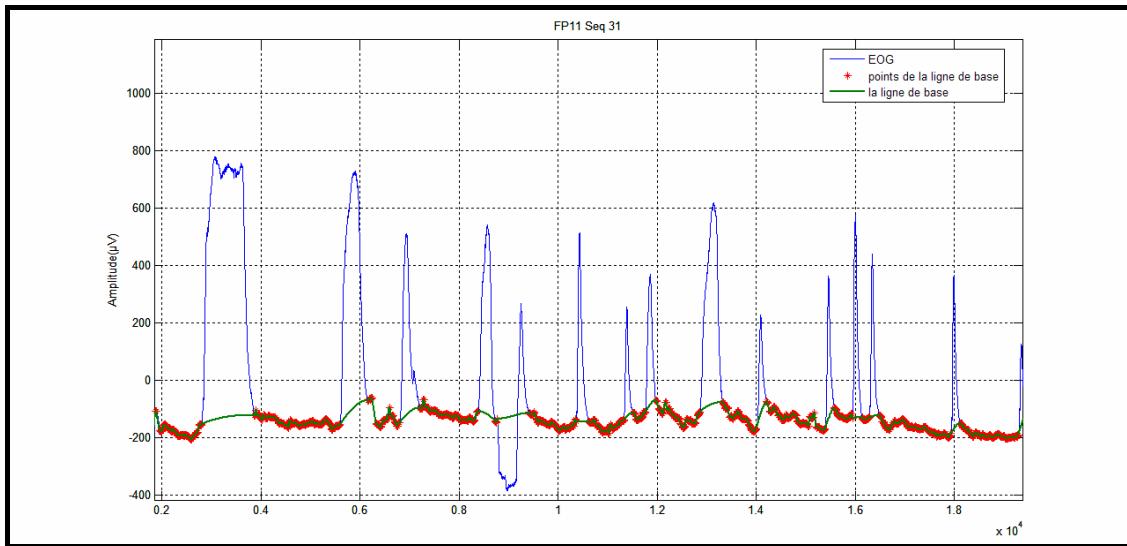


Figure 2-27: Approximation de la ligne de base en interpolant les points repérés précédemment

Les Figure 2-28 et la Figure 2-29 montrent comment résoudre le problème de calcul de l'amplitude du clignement décrit dans le paragraphe 2.5.1 en utilisant l'estimation de la ligne de base. Une fois la ligne de base soustraite du signal original (Figure 2-29), tout ce qui est au

dessous de zéro représente un mouvement d'œil vers le bas. D'ailleurs, avec ce nouveau signal, les amplitudes sont calculées par rapport à zéro ce qui résout le problème de calcul de l'amplitude lorsqu'un clignement suit un mouvement d'œil.

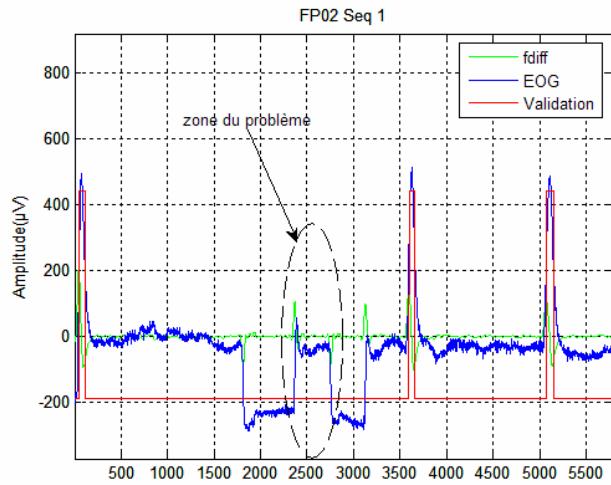


Figure 2-28: Problème de calcul de vrai amplitude du clignement.

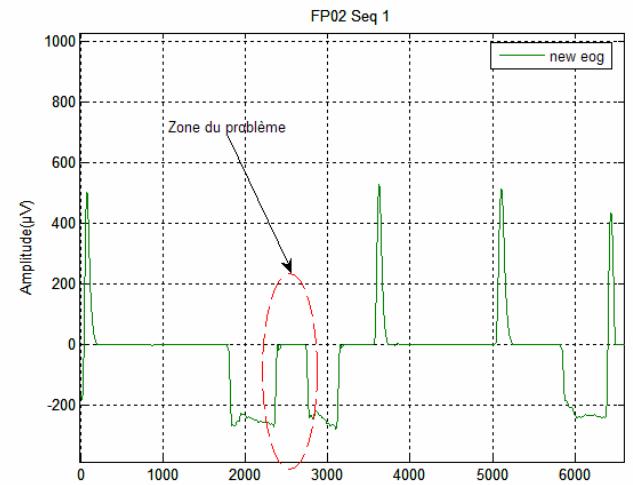


Figure 2-29: La ligne de base soustraite du signal original.

Les figures ci-dessous présentent un autre exemple d'estimation de la ligne de base:

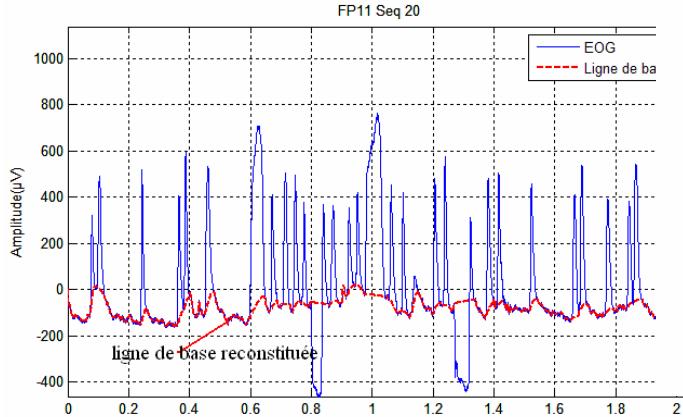


Figure 2-30: Signal EOG

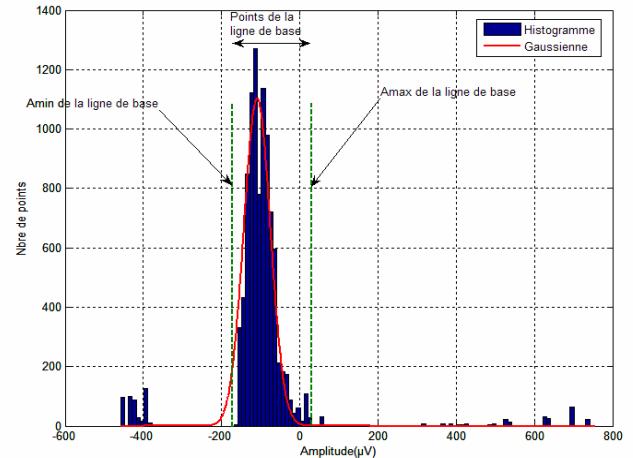


Figure 2-31 Histogramme de l'EOG illustré par Figure 2-30

Nous avons choisi de calculer la ligne de base sur une fenêtre de 12 s (6000 points) centrée sur un évènement ambiguë et de garder la dernière ligne de base en mémoire au cas où le nouvel évènement apparaîtrait dans la fenêtre déjà analysée, ce qui permet de diminuer le temps de traitement.

2.5.3 Limitation de cette méthode :

La méthode d'estimation de la ligne de base, que nous venons de présenter, donne de bons résultats dans la grande majorité des séquences d'EOG analysées, mais est mise en échec dans quelques cas, en particulier vers la fin de quelques essais alors que le conducteur atteint des niveaux de somnolence très élevés.

Les Figure 2-32 et Figure 2-33 présentent une limite du repérage de la ligne de base car les yeux sont fermés plus longtemps qu'ils sont ouverts. Dans notre cas cette mauvaise détection de la ligne de base ne pose pas de problème puisque les fermetures des yeux sont correctement localisées sur le signal initial. Si nous avions besoin de la ligne de base, il est possible de résoudre ce problème en effectuant l'analyse sur une fenêtre plus grande lorsque l'on relève une grande variation de la ligne de base entre deux calculs consécutifs.

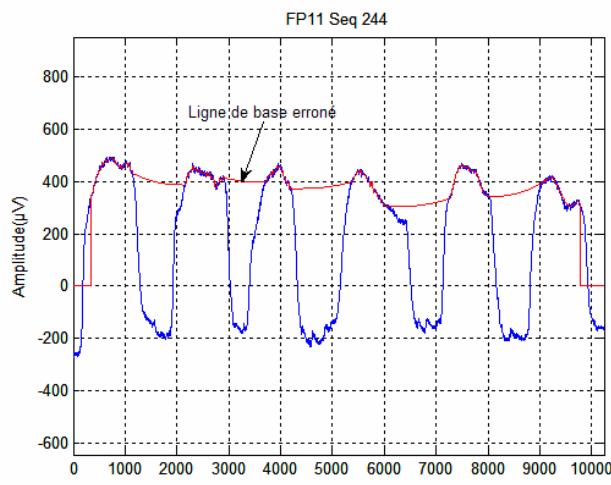


Figure 2-32 : Repérage de la ligne de base erroné (EOG)

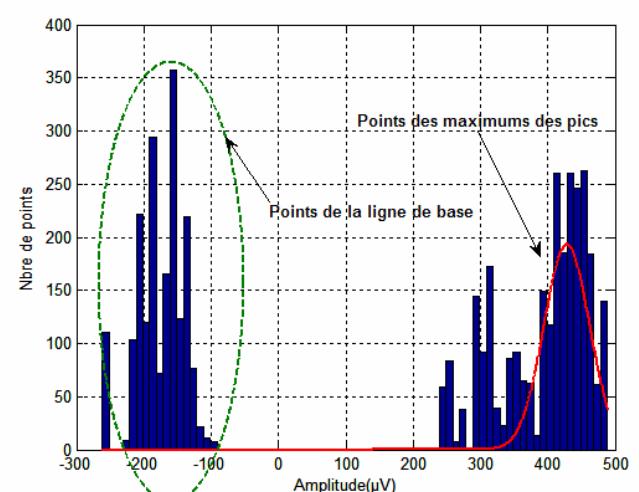


Figure 2-33: Repérage de la ligne de base erroné (histogramme)

Ce problème de mauvaise détection de la ligne de base se retrouve sur la séquence présentée sur la Figure 2-34, où chaque clignement est précédé ou suivi par un mouvement d'œil. Dans ce cas de figure, il est difficile d'identifier, même à l'œil, la ligne de base sans prendre en compte la séquence précédente, puisque le nombre de points vers -400uV est aussi important que le nombre de points vers -700uV.

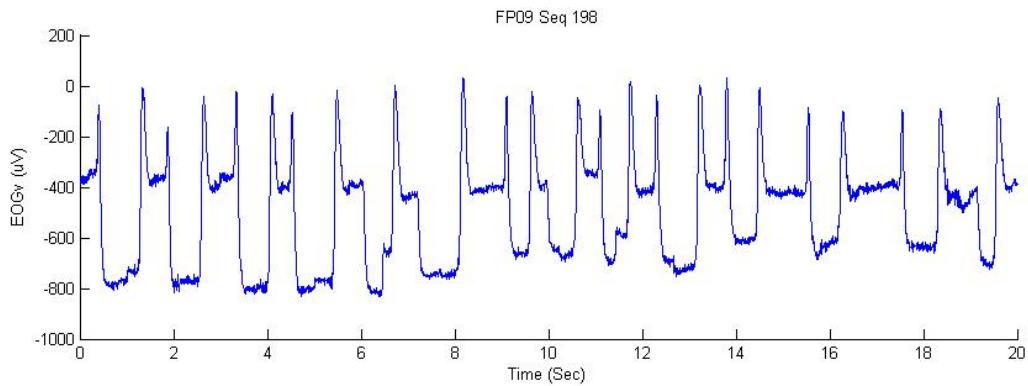


Figure 2-34: Problème d'identification de la ligne de base

La Figure 2-35 présente un problème insoluble avec la méthode que nous avons proposé, il s'agit d'un bâillement.

Dans ce cas particulier, un filtre passe bas donne de très bons résultats, il peut donc être intéressant de mettre au point une méthode combinant les approches: filtrage plus analyse statistique, mais nous n'avons pas eu le temps d'approfondir cette idée.

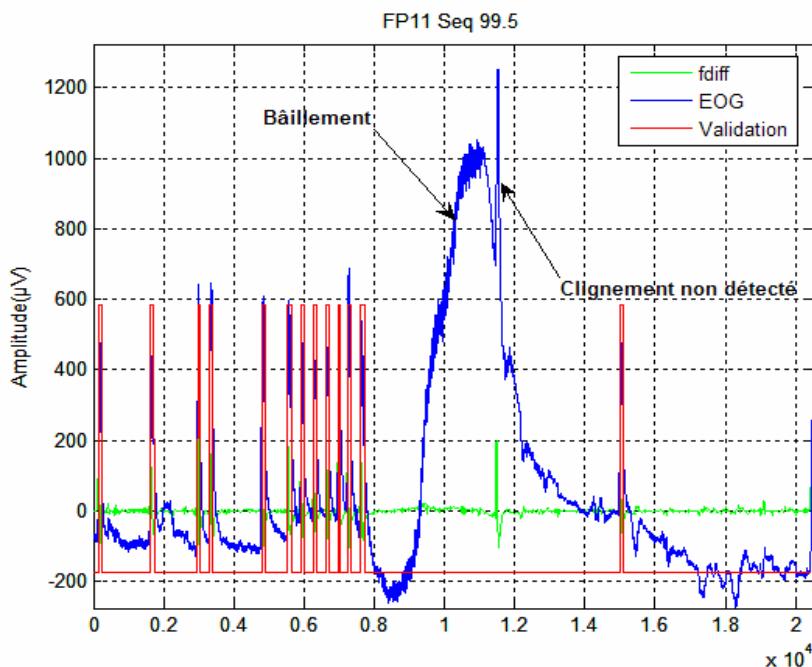


Figure 2-35 : Bâillement avec un clignement non détecté.

2.6 Résultats:

Les résultats obtenus par notre algorithme sur plusieurs bases de données constituées durant des expériences menées sur le simulateur de conduite de l'Institut Suédois des Transports (VTI), ont d'abord été vérifiés à l'aide d'une analyse visuelle du signal pour identifier des clignements manqués et en utilisant l'enregistrement vidéo du visage des conducteurs pour

vérifier si les variations de l'EOG correspondent à un clignement ou un mouvement d'œil. Ces résultats sont ensuite comparés avec les résultats fournis par le programme développé par le CEPA.

Mais, avant de comparer nos résultats avec les résultats fournis par le programme du CEPA, nous allons d'abord discuter les limites de notre algorithme. Puis, nous passerons à la présentation des statistiques qui montrent la précision de notre détection. Enfin, nous terminerons par la comparaison entre le diagnostic KDS (Karolinska Drowsiness Score) généré à partir de nos détections et celui issu de l'analyse visuelle des signaux et effectué par les experts de l'Institut Karolinska.

2.6.1 Les limites du programme :

Le programme que nous avons réalisé pendant cette thèse, détecte bien tous les clignements et les fermetures prolongées, mais a des limites dues à la complexité de certains événements dont voici quelques exemples:

- ❖ Le 1^{er} problème non résolu est celui du bâillement accompagné d'un clignement, comme décrit dans la Figure 2-35.
- ❖ Le 2^{ème} problème est celui que nous avons rencontré avec deux conducteurs particuliers (FP06 et FP26). Pour ces conducteurs nous avons trouvé, particulièrement sur les dernières 30 min de conduite lorsque le conducteur commence à s'endormir, que la durée des mouvements d'yeux est très longue et en même temps la vitesse de fermeture est très faible. Ceci conduit à la non détection de ces événements. La Figure 2-36 présente 20 s de l'EOG vertical avec les clignements détectés et validés par notre programme. Nous voyons que la première fermeture prolongée, entre la seconde 1 et 6, n'est pas détectée.

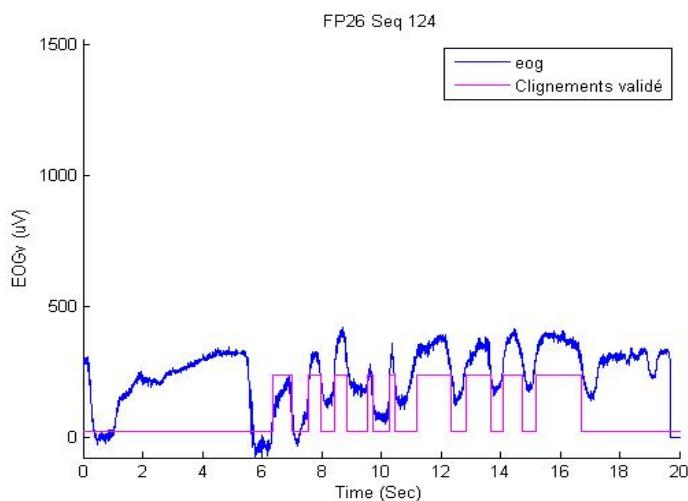


Figure 2-36 : Une séquence de 20 s de l'EOG présente des fermetures prolongées non détectées (la première et la dernière fermeture).

Il est impossible de réduire le seuil de vitesse pour la détection des fermetures d'yeux, au risque de générer de trop nombreuses fausses détections. Après discussion avec les experts à ce sujet, il semble que le problème que nous rencontrons ici, et qui est du à un niveau de somnolence très élevé qui conduit à un ralentissement de la vitesse de fermeture, ne devrait pas se poser dans l'application en ligne de cette méthode car le conducteur doit être stoppé bien avant d'atteindre un tel niveau de somnolence.

- ❖ Un 3^{ème} cas de non détection correspond au dernier événement de la Figure 2-37, entre les secondes 16 et 18. Cette fermeture prolongée, qui se compose de deux parties, n'est pas validée par notre algorithme qui ne regroupe pas les deux événements. En effet, la vitesse de fermeture de la 2^{ème} partie qui se situe entre 17.5s et 18s, ne dépasse pas le seuil, donc notre programme ne détecte que la 1^{ère} partie qui se situe entre 16s et 17.5s et qui ne satisfait pas la condition d'amplitude durant l'ouverture.

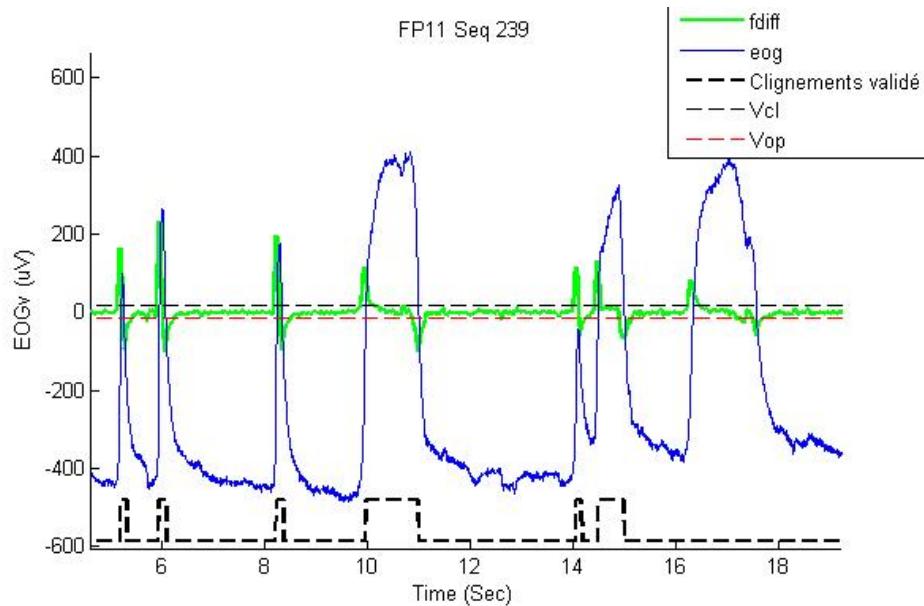


Figure 2-37: La dernière fermeture d'œil n'est pas détecté

Un autre exemple, illustré par la Figure 2-38, présente 2 clignements contigus qui ne sont pas regroupés par notre algorithme. Pour cette fermeture, la 1^{ère} partie qui se situe entre 17.4s et 18s est détectée par notre programme car ses vitesses de fermeture et d'ouverture dépassent les seuils, cependant, l'amplitude d'ouverture ne satisfait pas les conditions imposées donc cet événement n'est pas validé. De l'autre côté, la vitesse de fermeture de la 2^{ème} partie qui se situe entre 18s à 18.6s, ne dépasse pas le seuil, ce qui explique la non détection de cette partie. C'est pour cela que l'algorithme ne détecte pas cette fermeture prolongée.

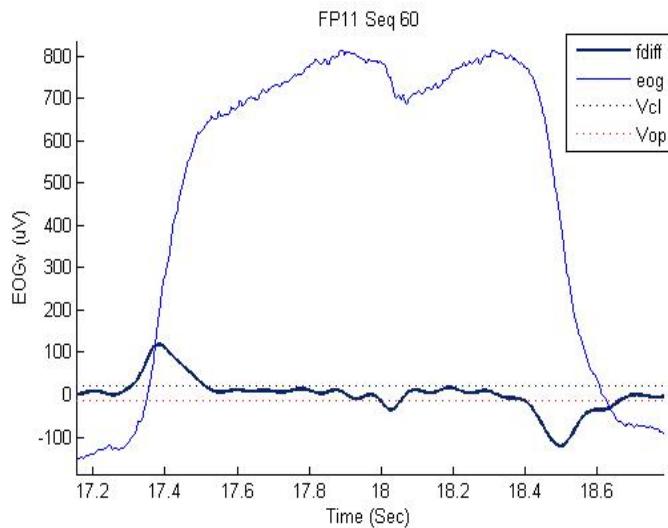


Figure 2-38 : Fermeture prolongée non détectée.

Le cas des non détections présentées sur les Figure 2-37 et Figure 2-38 est du à un niveau de somnolence élevé qui conduit à une amorce de réouverture avant l'ouverture définitive. Il est possible de résoudre ce problème en modifiant la condition de regroupement de façon que deux clignements contigus soient regroupés si la vitesse de fermeture du deuxième clignement ne vérifie pas la condition imposée. Cependant une telle modification génère des fausses détections, donc nous ne l'avons pas mis en œuvre.

2.6.2 Statistiques :

Nous avons validé notre détection en analysant visuellement l'EOG et en utilisant l'enregistrement vidéo du visage des conducteurs pour vérifier si les variations de l'EOG correspondent à un clignement ou un mouvement d'œil. Le tableau suivant présent les résultats obtenus pour 13 sujets :

	Nombre total des clignements	Nombre des clignements ratés	Nombre des fausses détections	Taux de détection (%)	Taux d'erreur (%)
Fp01	1828	6	1	99,7	0,05
Fp02	2313	12	2	99,5	0,09
Fp03	1615	36	0	97,8	0,00
Fp04	445	3	9	99,3	2,02
Fp05	3443	75	4	97,8	0,12
Fp06	1795	74	0	95,9	0,00
Fp09	2515	5	4	99,8	0,16
Fp11	3287	26	0	99,2	0,00
Fp12	2758	7	2	99,7	0,07
Fp13	1412	3	1	99,8	0,07
Fp14	4034	8	0	99,8	0,00
Fp15	2454	7	5	99,7	0,20
Fp16	3142	6	5	99,8	0,16
Fp17	4749	71	1	98,5	0,02

Tableau 2-2 : Les performances de la localisation automatique des clignements.

Ce tableau montre que les performances de la détection des clignements sont très satisfaisantes pour la plupart des conducteurs : le pourcentage des clignements ratés est inférieur à 2.3% sauf pour le sujet FP06, avec un taux d'erreur inférieur à 0.2 %, sauf pour FP04.

Le taux de détection, relativement faible, obtenu pour FP06 est dû aux fermetures d'yeux de très longue durée ou de faible vitesse de fermeture (voir 2^{ème} clignement dans Figure 2-39). Cette figure présente une séquence EOG vertical avec les clignements détectés et validés par notre programme. Nous voyons que la deuxième fermeture prolongée, entre la seconde 6 et 9.5, n'est pas détectée. (cf. la 2^{ème} limite du programme, paragraphe 2.6.1).

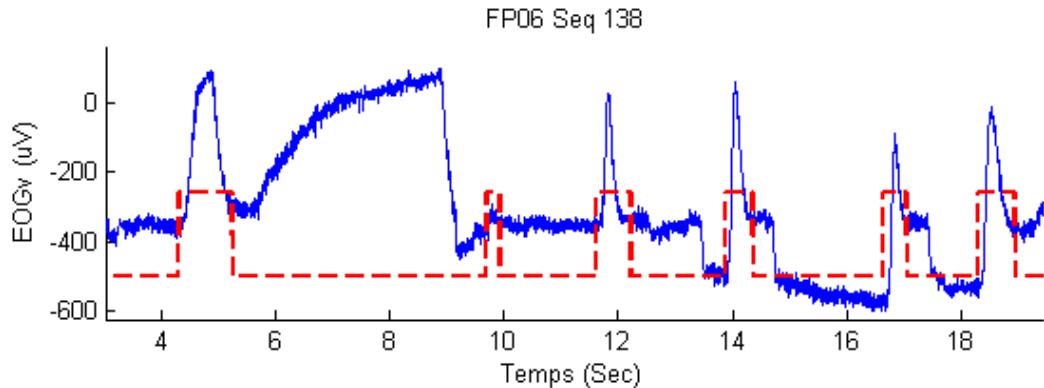


Figure 2-39: Fermeture d'œil, lente et longue, ratée.

Le taux d'erreur, relativement élevé, obtenu pour FP04 est causé par la présence de nombreux regards vers le tableau de bord qui sont assimilés à de longs clignements. La Figure 2-40 montre, entre la seconde 4.5 et 7, deux regards contigus au tableau de bord. Cette forme du signal est détectée comme un long clignement (entre 5.5 et 6s).

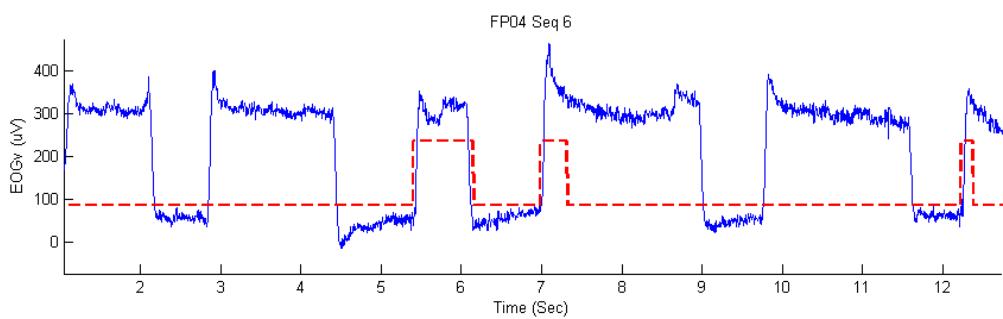


Figure 2-40: La détection d'un fausse clignement à cause de deux regards contigus au tableau de bord.

Une telle erreur peut être évitée en introduisant un seuil maximal de vitesse qui devrait permettre de différencier les mouvements d'œil des fermetures prolongées. Cependant nous n'avons pas eu le temps de valider cette solution.

2.6.3 Comparaison avec les résultats fournis par l'algorithme de CEPA :

Lors du développement de notre algorithme, nous avons essayé de prendre comme référence les détections délivrées par le programme du CEPA, l'avis des experts et les enregistrements vidéo du visage du conducteur. Rappelons que, l'algorithme du CEPA est **semi-automatique**, car l'utilisateur doit ajuster manuellement le seuil, séquence par séquence.

Les Figure 2-41 présente des comparaisons, pour 11 conducteurs, entre les résultats des analyses des EOG faites par le programme de CEPA et notre algorithme. Nous avons illustré aussi les résultats obtenus lors la première version de notre algorithme (cf. paragraphe 2.4.6.1).

Cette figure montre que le nombre total des clignements détectés par notre programme est très proche de ceux détectés par le CEPA pour la plupart des conducteurs. Cela s'explique par le fait que nous avons évité les fausses détections de CEPA présentés par la Figure 2-4 et la Figure 2-5 et par les cas de non détection de notre programme présentés par Figure 2-37 et Figure 2-38.

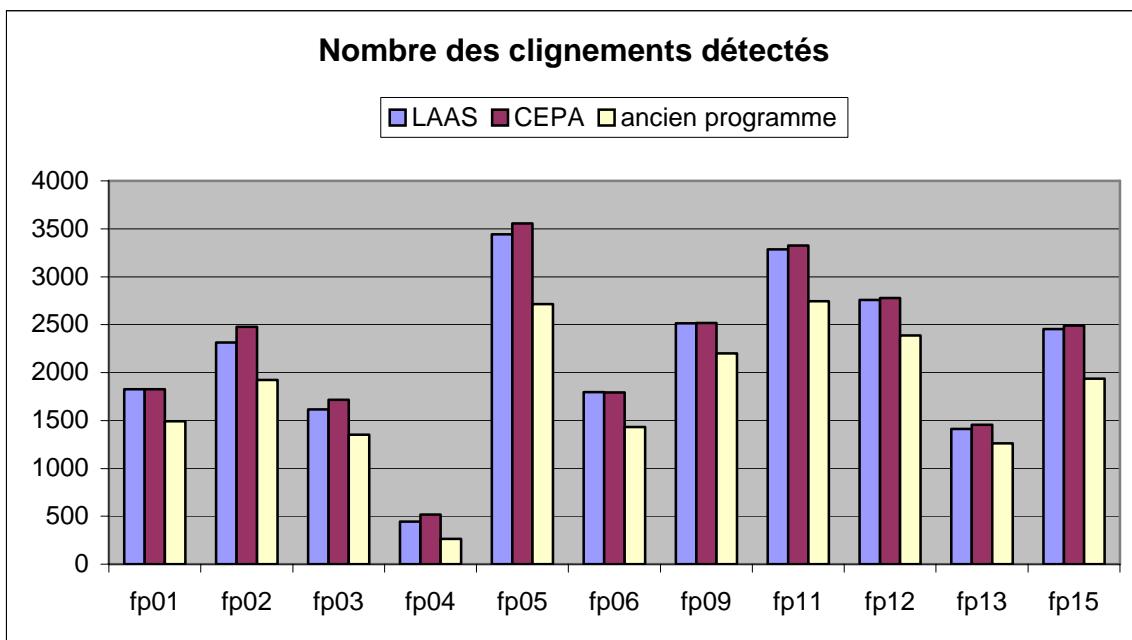


Figure 2-41: Nombre des clignements détectés

A titre d'exemple, nous prenons le sujet FP02 qui présente la plus grande différence. Pour ce conducteur, nous avons remarqué, après vérification sur l'EOG et sur l'enregistrement vidéo des visages des conducteurs, que le nombre des clignements ratés par notre programme est de 12, tandis qu'il est de 2 pour le programme de CEPA. Par contre, le nombre des fausses détections délivré par notre programme est de 2, tandis qu'il arrive à 68 détections pour le programme du CEPA.

Nous pouvons également voir une grande différence entre le nombre des clignements détectés par l'ancien et actuel algorithme. Cela est du au fait que la première version de notre algorithme supprimait tous les clignements synchronisés avec les mouvements horizontaux d'yeux.

2.6.4 Comparaison avec KDS :

Après avoir détecté tous les évènements (clignements et fermetures des yeux), notre algorithme délivre, pour chaque séquence de 20s, un diagnostic automatique selon les règles utilisées par les experts lors du diagnostic visuel. La Figure 2-42 présente, pour FP38, la différence entre le score déterminé par notre programme automatique, appelé LADS (LAAS Automatique Drowsiness Score) et le KDS délivré par KI. Nous avons sélectionné ce conducteur car la différence entre les deux scores (KDS - LADS) atteint 80% dans la séquence 207.

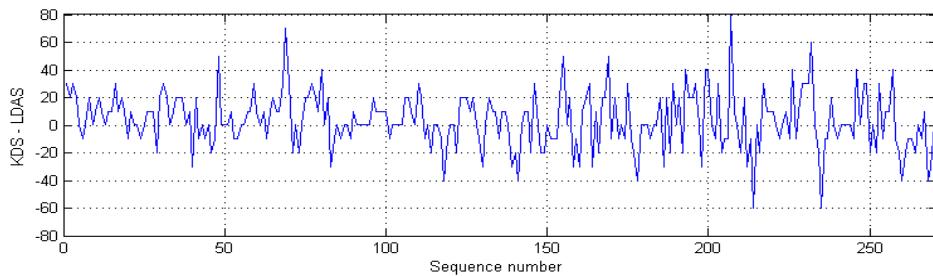


Figure 2-42 : La différence entre les deux scores : automatique et visuelle.

La valeur moyenne de ces valeurs absolues est égale à 15.05%, ce qui est dans l'absolu n'est pas mauvais étant donnée que la résolution du KDS est de 10%. Néanmoins, ces courbes montrent que la différence entre les deux diagnostics est souvent supérieure à 30%. Après discussion avec les personnes ayant participées à l'expertise, la seule explication à ces grandes différences est le manque de précision à la fois sur la durée des clignements et sur l'amplitude durant l'analyse visuelle, principalement du à un grand nombre d'enregistrement à traiter dans un laps de temps très court.

La Figure 2-43 présente la séquence 207 de l'EOG de FP38. Dans cette séquence, notre programme ne détecte aucun clignement tandis que l'analyse visuelle en détecte 8 (Figure 2-43-a). La ligne continue représente l'EOG vertical et celle en pointillés les longs clignements détectés par notre algorithme.

Si nous réduisons la durée minimale des longs clignements à 100 ms, alors notre programme considère les 8 événements comme les longs clignements, et le programme va délivrer une LADS égal à 70.

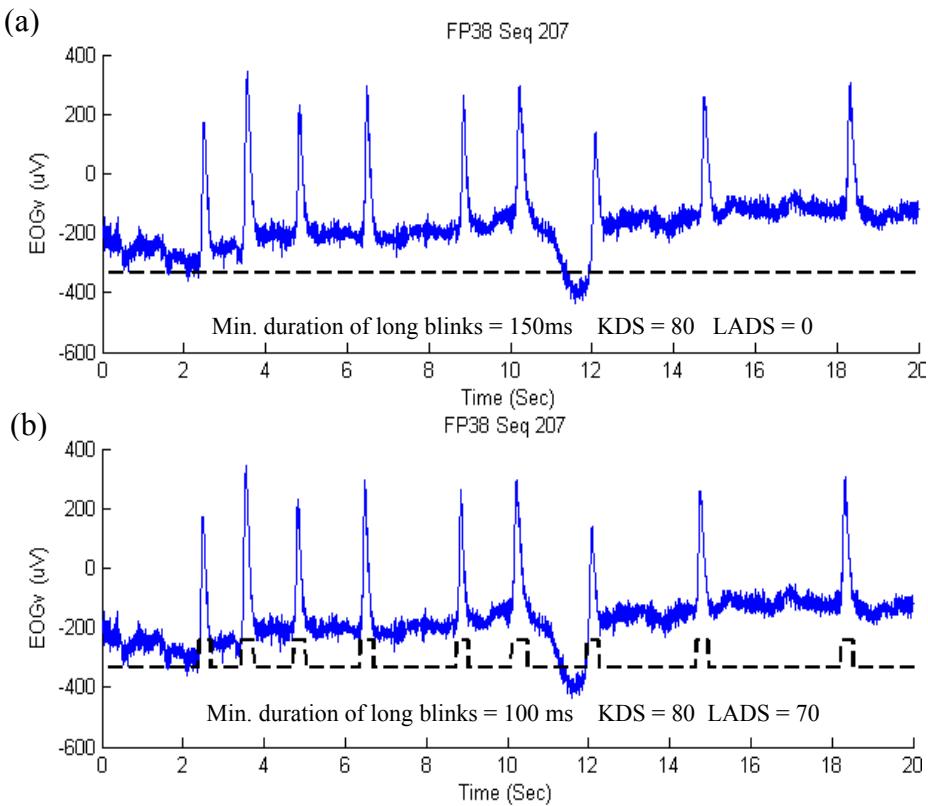


Figure 2-43 : la sensibilité du diagnostic à la durée minimale du long clignement.

La Figure 2-44 présente 3 séquences consécutives du sujet FP05. Notre programme a détecté, dans chaque séquence, au moins 6 clignements dont la durée est supérieure à 150ms, tandis que KI a délivré un KDS de 0, 20, 40 respectivement.

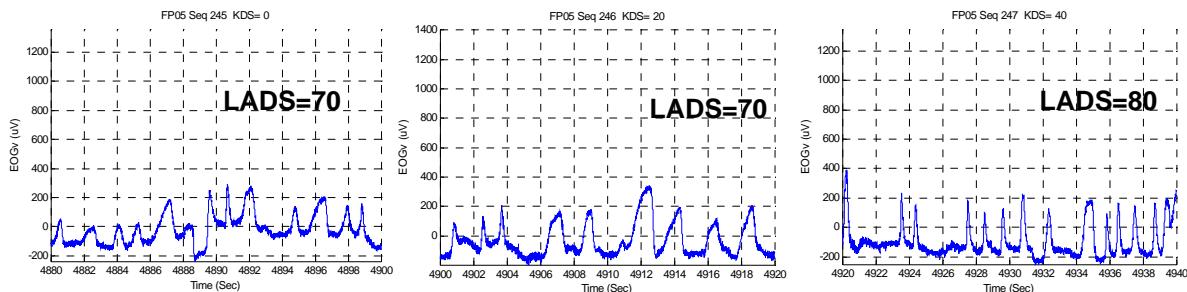


Figure 2-44 : Comparaison entre KDS et LADS.

Dans ce cas, la différence entre LADS et KDS, pourrait être expliquée par une erreur du diagnostic visuel car la vidéo du visage du conducteur confirme la fermeture totale des yeux.

2.7 Conclusion générale:

Le chapitre présente notre travail consacré à l'analyse aux électrooculogrammes. La vérification à l'aide de l'analyse visuelle de l'EOG et des enregistrements vidéo du visage du

conducteur, a montré que le résultat de notre détection automatique des clignements est très satisfaisant pour la plupart de l'ensemble des sujets sélectionnés pour cette phase de validation : taux de détection supérieur à 98% et taux d'erreur moins de 0.2%.

L'algorithme de localisation des clignements proposé est toutefois perfectibles, car la détection des clignements dans certains cas : variation importante de la ligne de base, présence de nombreux regards vers le tableau de bord dans la fenêtre de 20 s, ... Nous avons proposé une solution pour estimer la ligne de base du signal, mais celle-ci ne permet de résoudre qu'une partie des problèmes.

Dans l'état actuel des travaux, nous ne sommes pas en mesure de valider automatiquement cet algorithme sur l'ensemble des données enregistrées durant les expériences "Pilot.2.5" du projet SENSATION car les comparaisons entre le diagnostic automatique et le diagnostic visuel ont mis en évidence le manque de précision dans l'estimation de la durée des clignement qui conduit à une forte divergence entre les expertises. Il semble nécessaire à ce niveau de discuter avec les experts de la validité de l'expertise automatique : les seuils décrits dans la définition du KDS. Correspondent ils à ceux utilisés lors de l'expertise visuelle? Peut-on définir de façon aussi binaire qu'un clignement est normal ou long? Si les réponses à ces questions sont positives, il faudra envisager un réexamen plus fin de certaines séquences d'EOG. Si elles sont négatives, il faudra envisager la mise en place de fonctions décisionnelles plus complexes mettant en ouvre par exemple de la logique floue.

2.8 Références :

- [1] Torbjorn AKERSTEDT et al., "Impaired alertness and performance driving home from the night shift: a driving simulator study", European Sleep Research Society, J. Sleep Res., 14, 17–20, 2005.
- [2] Andreassi, J. "Psychophysiology. Human Behavior & Physiological Response" London: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.2000
- [3] Caffier, P.P., Erdmann, U., & Ullsperger, P. (2003). Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure. Eur J Appl Physiology, 89, 319-325.
- [4] Dinges, Mallis, et al.: Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management. Final report for the USDOT, NHTSA (National Highway Traffic Safety Administration), 104pp, Report No. DOT HS 808 762, 1998.
- [5] Åsa Forsman, Björn Peters, and Anna Vadeby, "Eye related measures to be extracted from the EOG and used for algorithm development in A4.4.2", VTI, the Swedish National Road and Transport Research Institute, July 2007
- [6] Galley, N., Schleicher, R., & Galley, L. (2004). Blink parameters as indicators of driver sleepiness – possibilities and limitations. In: A.G. Gale (ed.), Vision in vehicles X, Elsevier Press, Amseterdam,
- [7] Hargutt, V., & Krüger, H.-P. (2000). Eyelid Movements and their Predictive Value for Fatigue Stages. Würzburg: Psychologisches Institut der Universität Würzburg.
- [8] Michael INGRE et al, "Subjective sleepiness, simulated driving performance and blink duration: examining individual differences", European Sleep Research Society, J. Sleep Res., 15, 47–53, 2006.
- [9] B. Jammes and al "Criteria for sleep and stress detection and data feature extraction algorithms". SP4- WP4.4 - A4.4.1 Projet IST SENSATION N° 507231, Février 2006. (87 pages).
- [10] Jason J. Gu, Max Mag, Albert Cook, M. Gary Faulkner, "A Study of Natural Eye Movement Detection and Ocular Implant Movement Control Using Processed EOG Signals" Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics & Automation Seoul, Korea. May 21-26, 2001.
- [11] Johns M. W., "The amplitude-Velocity Ratio of Blinks: A New Method for Monitoring Drowsiness", SLEEP, Vol. 26, Abstract Supplement, 2003 pages: A51-A52.
- [12] J. Kortelainen and al., "Methods of physiological and behavioural sleep prediction algorithms", SENSATION IST507231, Document ID: Sens-VTT-D.4.4.2.
- [13] Jaakko MALMIVUO and Robert PLONSEY, "Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields " New York, Oxford University Press,1995 ISBN 0-19-505823-2 (Web-version from <http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/>).
- [14] Mark A. Kon & L. Plaskota, Neural networks, radial basis functions, and complexity, Proceedings of Bialowieza Conference on Statistical Physics, 1997, 122-145. (<http://math.bu.edu/people/mkon>).

- [15] Michael F. Marmor and Eberhart Zrenner, "Standards, Recommendations and Guidelines (Standard for Clinical Electro-oculography)", the International Society for Clinical Electrophysiology of Vision (ISCEV), Kluwer academic publishers, Tübingen, Germany, 2005. (http://www.iscev.org/standards/eog.html#anchor_top)
- [16] Morris, T.L., & Miller, J.C. (1996). Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight. *Biological Psychology*, 42, 343-360.
- [17] V. Papakostopoulos and al , "Pilots Framework Methodology", SENSATION IST507231, Document ID: D5.8.1, January 2005
- [18] Björn Peters, Anna Anund, Joakim Östlund and Magnus Hjälmdahl : Results of Sensation Pilot 2.5 – WP1.7.1 (Alertness Monitoring Database), SENSATION IST507231, Document ID:SENS-VTI-WP1-7-Pilot-2-5, Oct. 2005.
- [19] Peters B. and Anund A., "System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risK Estimation - Preliminary Pilot Plans" Revision II. AWAKE IST-2000-28062, Document ID: Del. 7_1, 2003
- [20] Evangelia Portouli et al, Alertness Monitoring Database, Del.1.7.1 SENSATION IST507231, Jan. 2004.
- [21] Qiang Ji, Zhiwei Zhu, Peilin Lan, "Real-Time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue", in IEEE Trans on vehicular technology , Vol 53, No.4, July 2004 http://www.ecse.rpi.edu/~qji/Papers/IEEE_vt.pdf
- [22] Sirevaag, E.J., & Stern, J.A. (2000). Ocular measures of fatigue and cognitive factors. In: R.W. Backs (ed.), *Engineering psychophysiology. Issues and applications*. Erlbaum, Mahwah, N.J., pp. 269-287.
- [23] U. Svensson, "Blink behaviour based drowsiness detection - method development and validation", VTI, Institutionen för medicinsk teknik, Report : LiU-IMT-EX-04/369, Linköping, 2004.
- [24] Wierwille, W.W., Ellsworth, L.A., Wreggit, S.S., Fairbanks, R.J., & Kirn, C.L. (1994). Research on vehicle-based driver status/performance monitoring: development, validation, and refinement of algorithms for detection of driver drowsiness. National Highway Traffic Safety Administration, Report no. DOT HS 808 247.
- [25] <http://documents.wolfram.com/applications/neuralnetworks/NeuralNetworkTheory/2.5.2.html>

Chapitre III

3. LOCALISATION DES ONDES ALPHA ET THETA DANS L'EEG

Sommaire

3. LOCALISATION DES ONDES ALPHA ET THETA DANS L'EEG.....	87
3.1 Introduction:.....	89
3.2 L'ElectroEncéphaloGramme (EEG)	89
3.3 L'analyse Temps – Fréquence :	90
3.3.1 Introduction:	90
3.3.2 Transformée de Fourier sur fenêtre glissante :	91
3.3.3 La transformée en ondelettes (Wavelet Transform WT) :.....	92
3.3.3.1 Principe de la décomposition :	92
3.3.3.2 Transformée en ondelette continue/ discrète:	94
3.3.3.3 Le choix de la fonction analysante (l'Ondelette B-Spline cubique) :	94
3.3.4 La transformée de Hilbert Huang :	97
3.3.4.1 Introduction:	97
3.3.4.2 Transformée de Hilbert :	98
3.3.4.2.1 Signal analytique :	98
3.3.4.2.2 Fréquence et amplitude instantanées.....	98
3.3.4.3 Implémentation de la Transformé de Hilbert	100
3.3.4.3.1 Discrétisation	100
3.3.4.3.2 La transformée discrète de Fourier.....	101
3.3.4.4 Implémentation du calcul de l'amplitude et de la fréquence instantanées	104
3.3.4.5 Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert	105
3.3.4.6 Décomposition Empirique en Modes (EMD) :	106
3.3.4.6.1 Intrinsic Mode Function (IMF):	106
3.3.4.6.2 Processus de tamisage (Sifting Process):	107
3.3.4.7 Implémentation de la décomposition empirique en modes	113
3.3.4.7.1 Spline Cubique.....	113
3.3.4.7.2 Problème des Bornes.....	115
3.3.4.7.3 Critère d'arrêt.....	117
3.3.4.8 Diagrammes de blocs de l'implémentation de l'EMD :	118
3.4 Comparaison des méthodes: définition d'un signal de test.....	118
3.5 Analyse des Erreurs de calcul dans HHT (Analyse de précision de HT):	123
3.5.1 Le phénomène de Gibbs dans la FFT (Erreurs au Bornes).....	123
3.5.2 Diminution des erreurs aux bornes.....	125
3.5.3 Précision de la HT pour un signal réel: une IMF d'une séquence de 20 s d'un EEG	126

3.5.3.1	Erreurs dues aux petites amplitudes :.....	126
3.5.3.2	Estimation de l'influence du phénomène de Gibbs sur la réponse de la HHT:.....	129
3.6	Localisation automatique des signes de somnolence dans l'EEG:	131
3.6.1	Localisation des ondes Alpha, Thêta et des hautes fréquences	131
3.6.2	Contribution des bandes de fréquence.....	135
3.6.3	Localisation des bouffées d'onde alpha et thêta:.....	136
3.6.4	Diagramme de blocs du processus d'analyse :	138
3.7	Comparaison Filtre traditionnel / HHT	139
3.8	Résultats:	141
3.9	Conclusion	145
3.10	Références:.....	147

3.1 Introduction:

Rappelons que le but du travail présenté dans ce mémoire est d'analyser les signaux physiologiques, concrètement les EEG et EOG, afin d'y localiser les événements liés à la somnolence.

Nous nous concentrerons, dans ce chapitre, sur l'analyse des EEG, l'objectif étant de localiser les signes de somnolence en mettant en œuvre, de façon automatique, les règles utilisées par les experts. Actuellement, l'expertise de ces signaux est réalisée visuellement et vise à identifier les fréquences caractéristiques de la somnolence : les ondes alpha et thêta. Ce travail très répétitif, fastidieux et subjectif dans les phases délicates, peut conduire à un résultat dépendant de l'expert qui réalise l'analyse. Cette subjectivité est gênante pour les personnes qui utilisent l'expertise comme état physiologique de référence, dans la phase de mise au point des systèmes de détection de somnolence basés sur des mesures comportementales. C'est notre cas, lorsque nous essayons de détecter la baisse de vigilance du conducteur à partir des caractéristiques du mode de conduite, et c'est principalement cette raison qui nous a amené à proposer la recherche d'une analyse reproductible des EEG.

Avant de présenter l'algorithme que nous avons développé pour analyser les EEG, nous présenterons et comparerons plusieurs méthodes d'analyse temps-fréquence, telles que la Transformée de Fourier sur fenêtre glissante, la décomposition en Ondelettes et la transformation de Hilbert-Huang. Pour chaque méthode, nous rappellerons les bases théoriques et étudierons leur aptitude à localiser temporellement des changements de fréquence dans un signal dont le contenu fréquentiel est connu et proche de celui d'un signal physiologique.

3.2 L'ElectroEncéphaloGramme (EEG)

Le degré de vigilance d'un individu peut être quantifié par l'analyse des EEG, signaux qui représentent l'activité électrique du cerveau et sont mesurés à l'aide d'électrodes placées sur le crâne du sujet (Figure 3-1). Ces signaux sont composés de différents types d'ondes qui traduisent certain état physiologiques [22]:

- ◆ Delta (0.5 - 4 Hz) : Elles sont caractéristiques du sommeil profond.
- ◆ Thêta (4 – 8 Hz): Elles apparaissent surtout pendant le sommeil.
- ◆ Alpha (8 - 13 Hz) : Elles apparaissent sur les adultes, sous conditions de relaxation et inactivité mentale.

- ◆ Bêta (13 – 30 Hz) : Elles sont plus prononcées pendant les états de tension et d'attention.

Les premiers signes d'endormissement se traduisent généralement par l'apparition d'ondes alpha et, plus rarement, thêta.

Généralement, plusieurs types d'EEG, plus ou moins sensibles à la somnolence, sont enregistrés. Ils sont repérés par le nom des électrodes utilisées (cf. Figure 3-1).

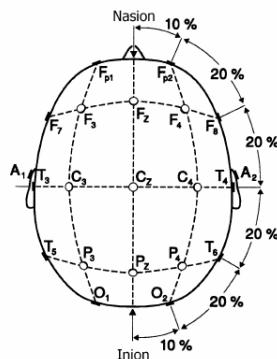


Figure 3-1: Localisation des électrodes sur la tête d'un individu

3.3 L'analyse Temps – Fréquence :

3.3.1 Introduction:

L'analyse spectrale basée sur la Transformée de Fourier (FT), fournit une bonne description des signaux stationnaires et pseudo-stationnaires, mais présente de nombreuses limitations quand les signaux à analyser ne sont pas stationnaires. Dans ce cas, la solution serait de pouvoir calculer leur spectre à chaque échantillon du signal. Les outils pour atteindre ce but sont appelés outils d'analyse temps-fréquence. Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur les autres. Leur utilisation va dépendre de l'application visée, des avantages et des inconvénients de chacune pour faire apparaître les informations recherchées [10]. Trois méthodes sont présentées par la suite:

- ◆ La transformée de Fourier sur fenêtre glissante,
- ◆ la transformée en ondelettes,
- ◆ la transformée de Hilbert-Huang.

3.3.2 Transformée de Fourier sur fenêtre glissante :

Si le signal à étudier est non stationnaire, l'idée de la Transformée de Fourier sur fenêtre glissante (STFT pour Short Time Fourier Transform) est d'analyser celui-ci sur des fractions supposées stationnaires. La transformée de Fourier est appliquée à chaque fraction du signal, permettant ainsi une détermination pas à pas des propriétés fréquentielles du signal.

Le signal est analysé sur une fenêtre g sur laquelle le signal est supposé stationnaire. La longueur de la fenêtre est donc choisie afin de vérifier l'hypothèse de stationnarité. Ce choix influence directement la résolution de la décomposition : si la fenêtre g est petite, la résolution temporelle est grande mais la résolution fréquentielle est faible, et inversement. Donc, si une grande résolution fréquentielle est nécessaire, alors il faut utiliser une fenêtre d'analyse grande, et il sera alors difficile de respecter l'hypothèse de stationnarité. La forme et la longueur de la fenêtre, ainsi que le pas de déplacement, sont des paramètres qui doivent être fixés au début de l'analyse, ce qui suppose une bonne connaissance, à priori, du signal à analyser. La formule utilisé pour calculer la STFT est [10]:

$$S_\tau(f) = \int_{-\infty}^{\infty} S(t) * g(t - \tau) * e^{-j2\pi f(t-\tau)} dt \quad (3 - 1)$$

Où $S(t)$ est le signal, τ représente le paramètre de localisation de la fenêtre $g(t)$, $S_\tau(f)$ correspond au spectre du signal $S(t)$ autour de τ .

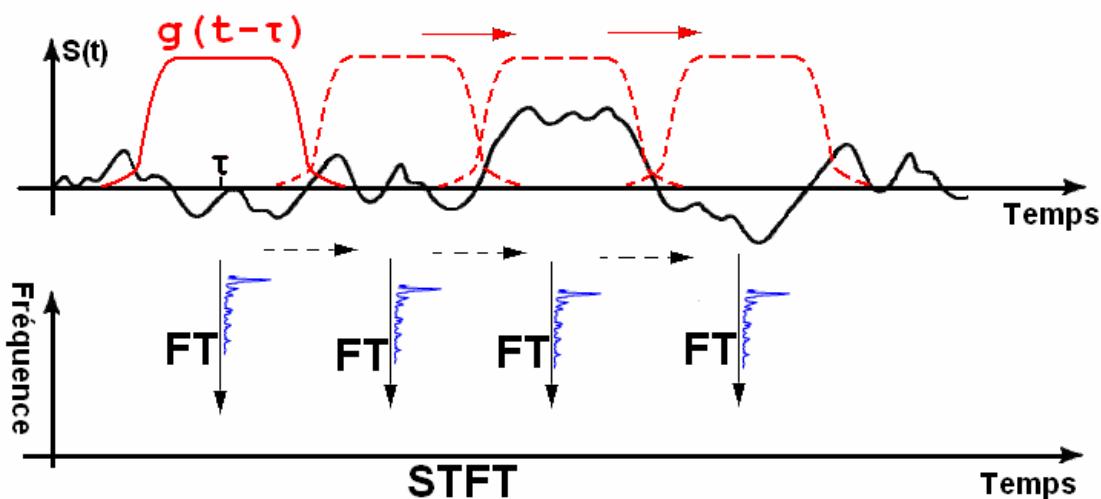


Figure 3-2 : La transformée de Fourier sur une fenêtre glissante.

La Figure 3-2 décrit la procédure de calcul de la STFT : nous calculons la transformée de Fourier du produit $S(t)^*g(t-\tau)$ de la même manière qu'on prend la FT d'un signal quelconque (stationnaire) puisque la durée de $g(t)$ est petite. Donc en décalant g et répétant la même procédure, nous obtenons une idée du contenu fréquentiel du signal $S(t)$ au long de temps.

L'inconvénient majeur de cette technique est, évidemment, que la taille de la fenêtre d'analyse fixe ne correspond pas nécessairement à la nature variable des signaux [9].

Dans le cas des EEG, la fréquence d'échantillonnage est généralement basse (256 Hz), ce qui implique l'utilisation d'une fenêtre d'analyse de l'ordre de quelques secondes afin d'assurer une précision suffisante de la FT. Une telle fenêtre est trop grande si l'on souhaite détecter les premiers signes de somnolence qui se traduisent par des 'bouffées' d'ondes alpha ou thêta de l'ordre de la seconde [29] [30].

Plusieurs études de conduite sur des simulateurs ont constaté que l'augmentation de niveau de somnolence est associée à l'augmentation de l'énergie de l'EEG dans la bande alpha et thêta[14]. Cette augmentation diffère entre les études, mais elle atteint parfois 40 à 50%. Pourtant, dans plusieurs cas, cette analyse spectrale n'a pas été réalisée à cause des artefacts. Donc, les conclusions sont qu'il est difficile de déterminer automatiquement le niveau de vigilance d'un sujet actif (dans notre cas ce sera le conducteur automobile) pour trois raisons principales [16] [20][17]:

- ◆ L'évolution spectrale de la densité dépend largement du sujet.
- ◆ Le STFT est très sensible aux artefacts dus aux mouvements du sujet et aux clignements des yeux.
- ◆ La taille minimale de la fenêtre, permettant d'assurer une précision suffisante de la FT, n'est pas compatible avec l'objectif de détection des bouffées courtes d'ondes alpha.

Afin de surmonter ces limites, nous avons évalué d'autres techniques d'analyse temps fréquence, comme la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert Huang.

3.3.3 La transformée en ondelettes (Wavelet Transform WT) :

3.3.3.1 Principe de la décomposition :

La transformée en ondelettes s'est imposée comme une technique performante et digne d'intérêt. C'est une représentation temps - échelle qui permet de décrire l'évolution temporelle des caractéristiques d'un signal relativement à une échelle d'observation donnée.

L'analyse est réalisée au moyen d'une fonction Ψ appelée ondelette de base (ou ondelette mère) qui permet de spécifier les caractéristiques du signal que l'on souhaite détecter. L'analyse en ondelettes consiste alors à positionner, dans le domaine temporel, l'ondelette mère en regard de la partie du signal à traiter, on parlera alors de translation. L'ondelette mère est ensuite dilatée ou contractée, par l'utilisation du facteur d'échelle « a », permettant de concentrer l'analyse sur une gamme donnée d'oscillations. Quand l'ondelette est dilatée, l'analyse explore les composantes du signal qui oscillent plus lentement, quand elle est contractée, l'analyse explore les oscillations rapides comme celles contenues dans une discontinuité du signal.

Par ce changement d'échelle (contraction - dilatation), la transformée en ondelettes amène à une décomposition temporelle du signal [10].

La formule utilisée pour la transformée en ondelettes est (3 - 2) :

$$C(b, a) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) * \overline{\Psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3 - 2)$$

Où $\psi(t)$ représente l'ondelette mère, b le paramètre de translation et a le paramètre d'échelle ($a \neq 0$).

Le coefficient d'ondelette $C(a,b)$ d'un signal $S(t)$ dépend de la forme de celui-ci au voisinage du temps b . Quand $S(t)$ varie peu dans le temps, son produit par l'ondelette Ψ engendre une petite aire, autrement dit, $C(a,b)$ est petit. Quand, au contraire, la séquence du signal est irrégulière et que ses variations de fréquence sont comparable à celle de l'ondelette, l'aire du produit entre le signal et l'ondelette est importante [2].

L'ondelette peut être interprétée comme un filtre passe bande de fréquence centrale f_c . La valeur des coefficients est d'autant plus grande que la fréquence du signal analysé coïncide avec celle de l'ondelette. La variation du paramètre 'a' permet de déterminer les modes du signal qui correspondent à la fréquence f_s [23]:

$$f_s = f_c/a \quad (3 - 3)$$

Une autre caractéristique de l'ondelette dilatée est d'être plus diffuse dans le temps et donc d'avoir un spectre plus concentré autour de sa fréquence centrale. L'inverse est constaté pour l'ondelette contractée (cf. Figure 3-4).

Il est donc facile d'en conclure que la transformation en ondelettes (WT) favorise la résolution temporelle lors de l'analyse des composantes hautes fréquences et priviliege la résolution fréquentielle lors de l'analyse des composantes basses fréquences [10].

3.3.3.2 Transformée en ondelette continue/ discrète:

La transformée en ondelette est dite **continue** quand les paramètres de dilatation et de translation (a , b) varient continuement [2]. On la dit discrète quand ces paramètres prennent quelques valeurs spécifiques seulement. Plusieurs algorithmes ont été développés pour la transformée discrète : Ils prennent en compte le principe d'incertitude, en utilisant moins de valeurs pour b dans les basses fréquences que dans les hautes fréquences, afin de réduire le temps de calcul. Mais, cette contrainte n'étant, dans un premier temps, pas importante au niveau de notre étude, nous considérerons donc, de manière plus approfondie uniquement la transformée en ondelette continu [16].

3.3.3.3 Le choix de la fonction analysante (l'Ondelette B-Spline cubique) :

Avant de réaliser une analyse par ondelettes, il faut choisir la fonction analysante (l'ondelette mère) [8]. La forme de l'ondelette est importante, mais il est important aussi de bien choisir sa durée et sa largeur de bande, ces paramètres déterminant les résolutions de la transformées dans le temps et les fréquences.

L'ondelette B-Spline cubique permet de faire une transformation continue des signaux et d'accéder à une localisation temporelle des fréquences proche de l'optimum [26]. L'ondelette B-Spline cubique que nous avons utilisé est celle proposée par Shen et Ip [26], voir expression (3 - 4) .

$$\psi(t) = \frac{4k^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma \cos(2\pi f_0(2t-1)) \exp\left(\frac{(2t-1)^2}{2\sigma^2(n+1)}\right) \quad (3 - 4)$$

Avec $n = 3$, $k = 0.6971$, $f_0 = 0.4092$, $\sigma^2 = 0.5611$.

L'ondelette B-Spline cubique est une fonction polynomiale non-orthogonale, à support compact, qui permet la transformation inverse. Cette ondelette converge vers une fonction gaussienne modulée. L'erreur d'approximation d'un signal par la décomposition en coefficients de cette ondelette est inférieure à 3%. Un autre avantage est celui de sa représentation qui facilite la mise en œuvre du calcul par un algorithme de transformation rapide en ondelettes discrètes [31]. Les résultats qui sont présentés dans ce chapitre ont été obtenus avec la version continue de cette ondelette, mais si la

contrainte sur le temps de calcul est importante, la version discrète serait plus appropriée.

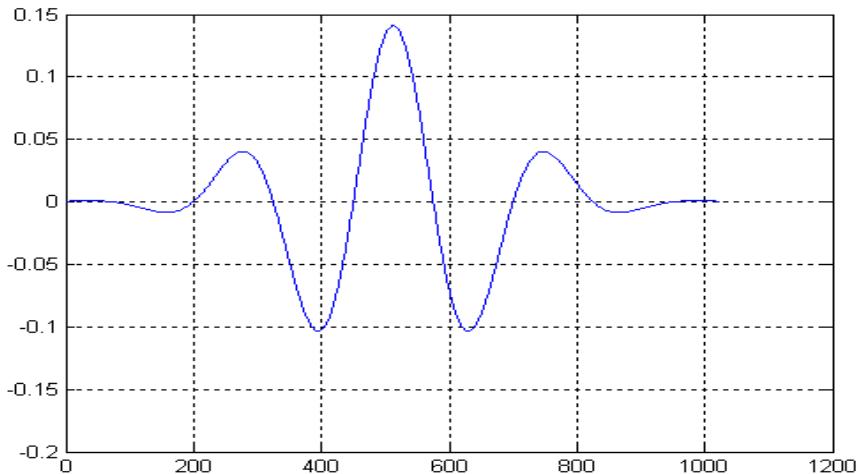


Figure 3-3 : L'ondelette B-Spline cubique.

La Figure 3-4 présente les propriétés temporelles (image de gauche) et fréquentielles (image de droite) de 3 échelles différentes d'une ondelette :

- ◆ $a=0.5$ correspond à une ondelette contractée,
- ◆ $a=1$ correspond à l'ondelette de base ou l'ondelette mère,
- ◆ $a=2$ correspond à une ondelette dilatée.

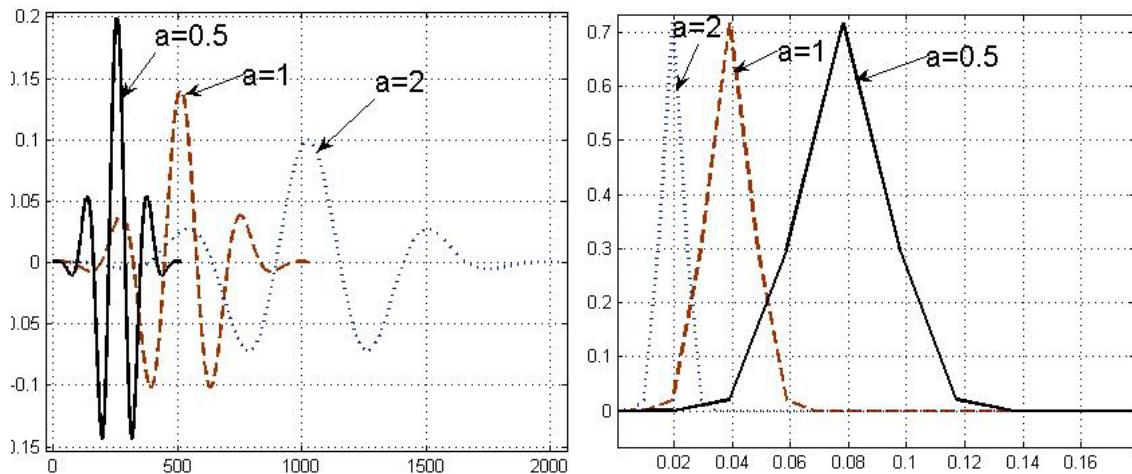


Figure 3-4 : Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée.

Ces images montrent bien que l'ondelette dilatée est plus diffuse dans le temps et que son spectre est plus concentré autour de sa fréquence centrale. Comportement inverse pour l'ondelette contractée.

Les images suivantes (Figure 3-5) proposent une analyse de l'influence du paramètre f_0 sur les caractéristiques temporelles et fréquentielles de l'ondelette mère lorsque k , n et σ^2 sont constants. Nous avons sélectionné les échelles afin d'obtenir une fréquence centrale de 12 Hz. Les courbes en tirets correspondent à $f_0=0.4092$, et les courbes en ligne continu correspondent à $f_0 = 3f_0$.

Nous observons que l'augmentation de f_0 conduit à une augmentation de la largeur de la bande passante de l'ondelette (mauvais effet pour la localisation en fréquence) et diminue la durée (nombre de points) de l'ondelette (favorable pour la localisation temporelle).

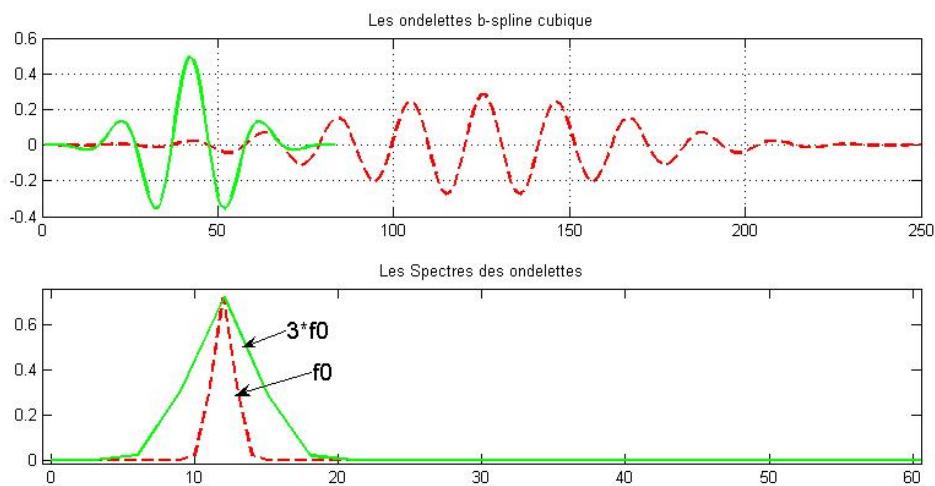


Figure 3-5 : L'influence du paramètre f_0 de l'ondelette mère.

Nous avons étudié aussi l'influence de n et de σ^2 . La Figure 3-6 montre que l'augmentation du paramètre n de l'ondelette mère (lorsque f_0 , k et σ^2 sont constants) atténue son amplitude.

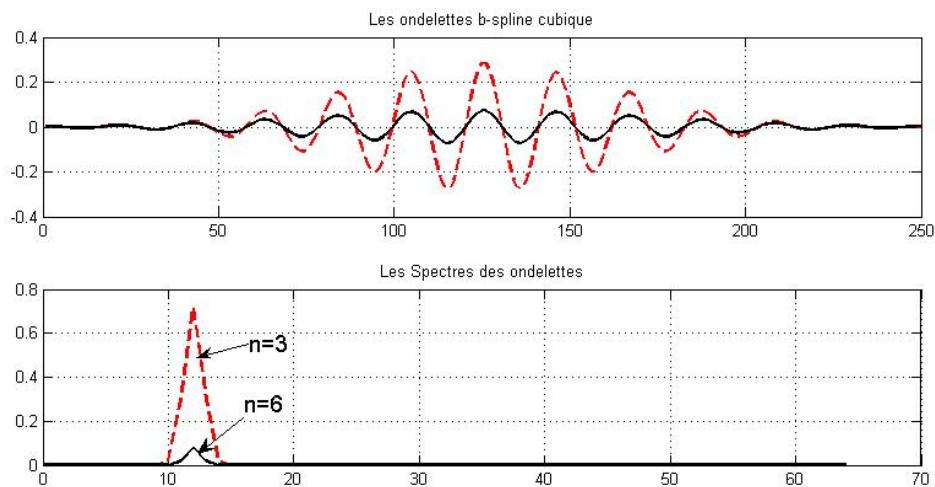


Figure 3-6 : L'influence du paramètre n de l'ondelette mère.

La Figure 3-7 montre que l'augmentation de σ^2 (lorsque f_0 , k et n sont constants) amplifie son amplitude.

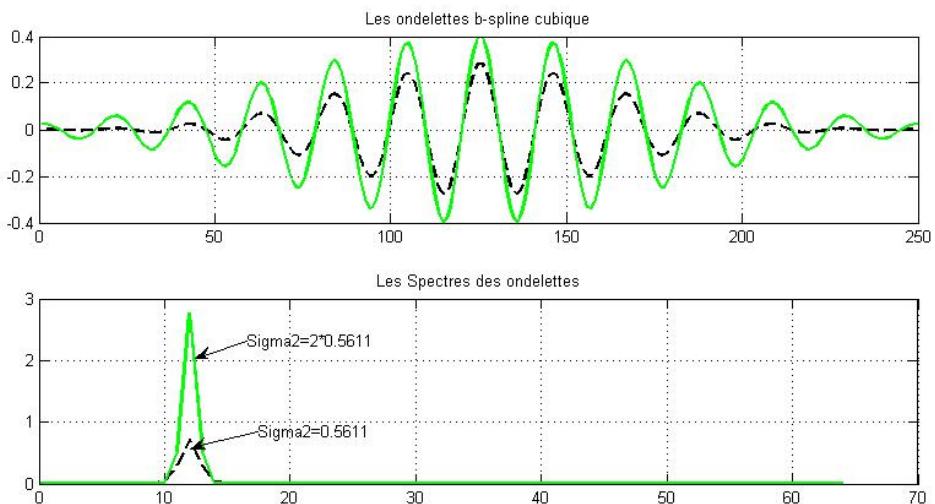


Figure 3-7 : L'influence du paramètre σ^2 de l'ondelette mère.

Selon la Figure 3-6 et la Figure 3-7, nous observons que l'augmentation de n ou σ^2 n'affecte ni la largeur de la bande passante, ni la durée (nombre de points) de l'ondelette, mais change ses amplitudes. Ainsi, ces paramètres (n et σ^2) n'affectent pas la sélectivité de l'ondelette, donc on conservera les valeurs proposées par Shen et IP.

3.3.4 La transformée de Hilbert Huang :

3.3.4.1 Introduction:

La transformée de Hilbert Huang est une méthode d'analyse temps-fréquence introduite pour la première fois en 1998, par Norden E. Huang et al. pour calculer la distribution temps fréquence énergie d'un signal quelconque [15]. Cette méthode consiste à décomposer, de façon adaptative, le signal en une somme de composantes oscillantes qui possède une seule fréquence à chaque échantillon, pour ensuite calculer la fréquence et l'amplitude instantanée de chacune de ces composantes en utilisant la transformée de Hilbert. La décomposition du signal en composantes mono-modales s'appelle la Décomposition Empirique en Modes ou EMD, acronyme de Empirical Mode Decomposition.

Contrairement à la transformée de Fourier ou en ondelettes, la base de décomposition de l'EMD est propre au signal. Une des motivations du développement de l'EMD est la

recherche d'une estimation de la fréquence instantanée du signal. En effet, l'approche classique d'estimation de la fréquence instantanée basée sur la transformée de Hilbert est strictement limitée aux signaux mono-composante [5] .

Nous allons expliquer plus en détails les deux étapes de la transformée de Hilbert Huang.

3.3.4.2 Transformée de Hilbert :

3.3.4.2.1 Signal analytique :

Un signal analytique, est un signal qui n'a pas de composantes fréquentielles négatives. Il est à mettre en opposition avec un signal sinusoïdal réel (ex : $\cos(\omega t)$) dont le spectre est constitué de ω et $-\omega$.

En temps continu, le signal analytique $z(t)$ s'écrit :

$$z(t) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} Z(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (3 - 5)$$

Où $Z(\omega)$ est le coefficient complexe (amplitude et phase) d'une sinusoïde complexe de fréquence positive ($e^{j\omega t}$).

Tout signal sinusoïdal réel $A \cos(\omega t + \phi)$ peut être transformé en un signal complexe $Ae^{j(\omega t + \phi)}$ en générant une composante en quadrature de phase : $A \sin(\omega t + \phi)$, servant de partie imaginaire :

$$Ae^{j(\omega t + \phi)} = A \cos(\omega t + \phi) + jA \sin(\omega t + \phi) \quad (3 - 6)$$

Pour les signaux plus compliqués, qui sont exprimables par une somme de plusieurs sinusoïdes, nous pouvons utiliser la transformée de Hilbert qui déphase chaque composante d'un quart de période [27] .

3.3.4.2.2 Fréquence et amplitude instantanés

Pour calculer les caractéristiques instantanées (fréquence et amplitude) d'un signal réel $X(t)$, il est possible d'utiliser le signal analytique $Z(t)$ associé à $X(t)$:

$$Z(t) = X(t) + iY(t) = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (3 - 7)$$

Où $Y(t)$ est la transformée de Hilbert de $X(t)$, définie par :

$$H\{x(t)\} = Y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(t')}{t - t'} dt' \quad (3 - 8)$$

où P est la valeur principale de Cachy.

Dans (3 - 7) $a(t)$ correspond à l'amplitude instantanée de $Z(t)$:

$$a(t) = \sqrt{X^2(t) + Y^2(t)}, \quad (3 - 9)$$

et $\theta(t)$ est la phase instantanée :

$$\theta(t) = \arctan\left(\frac{Y(t)}{X(t)}\right) \quad (3 - 10)$$

La fréquence instantanée de $Z(t)$, et donc de $X(t)$, n'est autre que la dérivée de la phase instantanée:

$$\omega = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3 - 11)$$

Le calcul de la fréquence instantanée par cette technique a des limitations théoriques: il n'est applicable qu'aux signaux qui peuvent se représenter par une fréquence unique à chaque instant [7] [15].

L'estimation de l'amplitude instantanée et la fréquence instantanée d'un signal par la transformée de Hilbert est schématisée dans la Figure 3-8: [5]

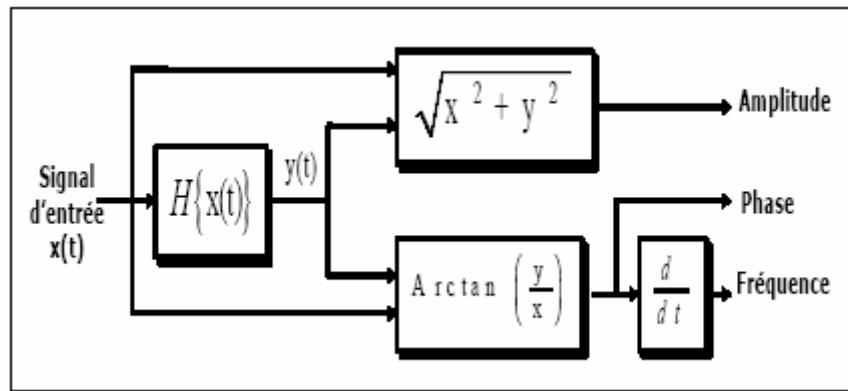


Figure 3-8 : Principe d'estimation de la fréquence instantanée via le signal analytique.

3.3.4.3 Implémentation de la Transformé de Hilbert

3.3.4.3.1 Discréétisation

Un signal réel peut s'exprimer comme un signal discréétisé $x[n]$ sur un intervalle fini [19] [28]:

$$x[n] = x_c(nT) \quad \text{où } n \in I = [0, \dots, N-1] \quad (3-12)$$

où T est la période d'échantillonnage.

Nous pouvons calculer la transformée discrète de Fourier (DFT) de la série $x[n]$ en utilisant la formule suivant:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi kn/N} ; \quad (3-13)$$

où $X[k] = X_r[k] + jX_i[k]$ et $j = \sqrt{-1}$.

Alors, le signal initial peut se récrire comme suit :

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{j2\pi kn/N} \quad (3-14)$$

Notant la périodicité de $x[k]$ avec une période N , nous pouvons récrire la formule (3 - 14) comme suit :

$$x[n] = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{k=-(N/2)}^{N/2} X[k] e^{j2\pi kn/N} & ; N \text{ pair} \\ \frac{1}{N} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} X[k] e^{j2\pi kn/N} & ; N \text{ impair} \end{cases} \quad (3 - 15)$$

Si nous développons l'expression (3 - 15) :

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=-N/2}^{N/2} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \quad ; N \text{ pair} \quad (3 - 16)$$

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \quad ; N \text{ impair} \quad (3 - 16)$$

En séparant les fréquences négatives et positives, nous obtenons pour N pair:

$$x[n] = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=0}^{N/2} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \right. \quad (3 - 17)$$

$$\left. + \sum_{k=(N/2)+1}^{N-1} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \right]$$

Et pour N impair:

$$x[n] = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=0}^{(N-1)/2} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \right. \quad (3 - 18)$$

$$\left. + \sum_{k=(N+1)/2}^{N-1} \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right\} \right]$$

Pour un signal réel, les parties imaginaires s'annulent à cause des symétries.

3.3.4.3.2 La transformée discrète de Fourier

Il est démontré que la transformée de Hilbert est linéaire et que [3] :

$$\begin{aligned} H\{\sin at\} &= -\cos at \\ H\{\cos at\} &= \sin at. \end{aligned} \quad (3 - 19)$$

Nous pouvons déduire que cette transformation produit un déphasage de $-\pi/2$ sur toutes les fréquences positives et un autre de $+\pi/2$ sur les fréquences négatives. On peut donc calculer, cette transformation en multipliant la transformée de Fourier par $\text{sign}(x)$ qui est défini par la formule :

$$\text{sgn } x = \begin{cases} -1 & : x < 0 \\ 0 & : x = 0 \\ 1 & : x > 0. \end{cases} \quad (3 - 20)$$

Comme nous allons travailler avec des signaux discrets, nous avons donc besoin d'une transformée discrète de Hilbert. Formellement l'expression de la transformée discrète de Hilbert est donnée par [3] :

$$H_d\{x[n]\} = \frac{1}{\pi} \sum_{m=-\infty, m \neq n}^{\infty} \frac{x[m]}{n - m} \quad (3 - 21)$$

En utilisant la propriété de linéarité et les deux définitions (3 - 19) et (3 - 21), nous pouvons écrire [13] :

$$\begin{aligned} H_d\{\sin an\} &= -\cos an \\ H_d\{\cos an\} &= \sin an \end{aligned} ; \quad |a| < \pi \quad (3 - 22)$$

Avec ces définitions, nous pouvons déduire la transformée discrète de Hilbert:

$$H_d\{x[n]\} = y[n] = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{k=1-N/2}^{N/2} \text{sign}(k) X[k] e^{j2\pi kn/N} & N \text{ pair} \\ \frac{1}{N} \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \text{sign}(k) X[k] e^{j2\pi kn/N} & N \text{ impair} \end{cases} \quad (3 - 23)$$

en développant et en séparant les fréquences négatives et positives on obtient, pour N impair:

$$y[n] = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=0}^{(N-1)/2} \left\{ X_r[k] \sin 2\pi kn/N + X_i[k] \cos 2\pi kn/N + \right. \right. \\ \left. \left. - \sum_{k=(N+1)/2}^{N-1} \left\{ X_r[k] \sin 2\pi kn/N + X_i[k] \cos 2\pi kn/N + \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. j(-X_r[k] \cos(2\pi kn/N) + X_i[k] \sin(2\pi kn/N)) \right\} \right] \right] \quad (3 - 24)$$

Et pour N pair:

$$y[n] = \frac{1}{N} \left[\sum_{k=0}^{N/2-1} \left\{ X_r[k] \sin 2\pi kn/N + X_i[k] \cos 2\pi kn/N + \right. \right. \\ \left. \left. - \sum_{k=N/2+1}^{N-1} \left\{ X_r[k] \sin 2\pi kn/N + X_i[k] \cos 2\pi kn/N + \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. j(-X_r[k] \cos(2\pi kn/N) + X_i[k] \sin(2\pi kn/N)) \right\} \right] \right] \quad (3 - 25)$$

Maintenant, nous pouvons construire le signal analytique $z[n]$ avec les développements que nous venons de réaliser :

$$z[n] = x[n] + jy[n] \quad (3 - 26)$$

et nous obtenons donc pour N impair:

$$z[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{(N-1)/2} 2 \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right. \\ \left. + j(X_r[k] \sin(2\pi kn/N) + X_i[k] \cos(2\pi kn/N)) \right\} \quad (3 - 27)$$

Et pour N pair:

$$z[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N/2} 2 \left\{ X_r[k] \cos(2\pi kn/N) - X_i[k] \sin(2\pi kn/N) + \right. \\ \left. + j(X_r[k] \sin(2\pi kn/N) + X_i[k] \cos(2\pi kn/N)) \right\} \quad (3 - 28)$$

Nous pouvons voir que $z[n]$ est la somme des coefficients de la série de Fourier associés aux fréquences positives uniquement.

$$y[n] = HT\{x[n]\} = \text{Im}\langle iFFT\{pos[fft(x[n])]\} \rangle \quad (3 - 29)$$

La transformée de Hilbert peut donc se résumer au calcul de la série discrète de Fourier (DFS) du signal, puis à l'annulation des coefficients des fréquences négatives à la multiplication par deux les coefficients des fréquences positives, puis au calcul de la transformée inverse de Fourier du signal ainsi défini. A la fin de ce processus nous obtiendrons un signal complexe, le signal initial représentant la partie réelle et la transformée de Hilbert la partie imaginaire. Les différentes étapes de ce procédé, pour un signal sinusoïdal, sont résumées sur les graphes de la Figure 3-9

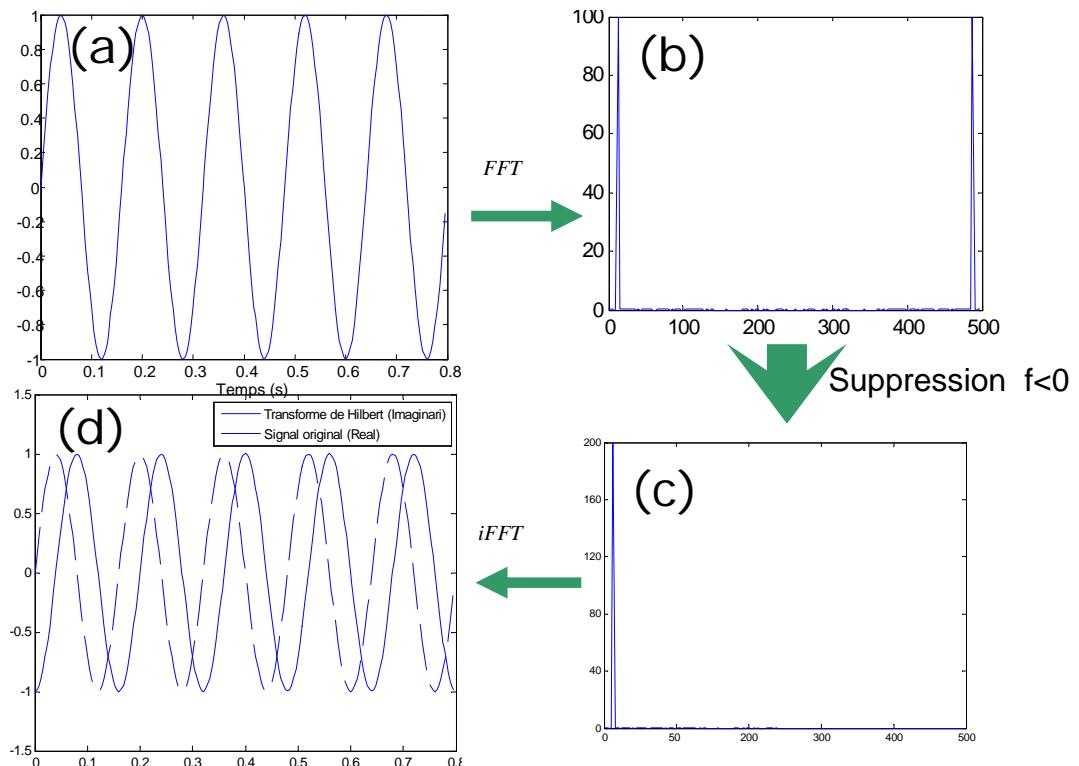


Figure 3-9 : Calcul du signal analytique d'un signal sinusoïdal.

3.3.4.4 Implémentation du calcul de l'amplitude et de la fréquence instantanées

Une fois le signal analytique généré, on peut calculer son amplitude et sa fréquence. Pour calculer l'amplitude nous implémentons directement l'expression théorique.

$$a[n] = \sqrt{x^2[n] + y^2[n]} \quad (3 - 30)$$

Pour calculer la fréquence nous allons utiliser l'expression suivante (développée à partir de l'équation (3 - 36) (3 - 11)):

$$\omega[n] = \frac{1}{2} \left(\arg(-z[n+1]z^*[n-1]) \right) + \pi \quad (3 - 31)$$

d'où on peut déduire

$$z[n+1]z^*[n-1] = a[n+1]e^{j\theta[n+1]}a[n-1]e^{-j\theta[n-1]} = a[n+1]a[n-1]e^{j\theta[n+1]-\theta[n-1]} \quad (3 - 32)$$

$$\arg(z[n+1]z^*[n-1]) = \theta[n+1] - \theta[n-1] \quad (3 - 33)$$

Nous voyons que la phase du résultat est la différence des phases, donc la fréquence angulaire est donnée par:

$$\omega[n] = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{x[n+1]y[n-1] - x[n-1]y[n+1]}{-x[n+1]x[n-1] - y[n+1]y[n-1]} \right) + \pi \quad (3 - 34)$$

Nous ajoutons π pour avoir le résultat entre 0 et π , et nous divisons par 2 parce que nous prenons la différence entre 3 échantillons (n+1, n et n-1) pour calculer la fréquence.

3.3.4.5 Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert

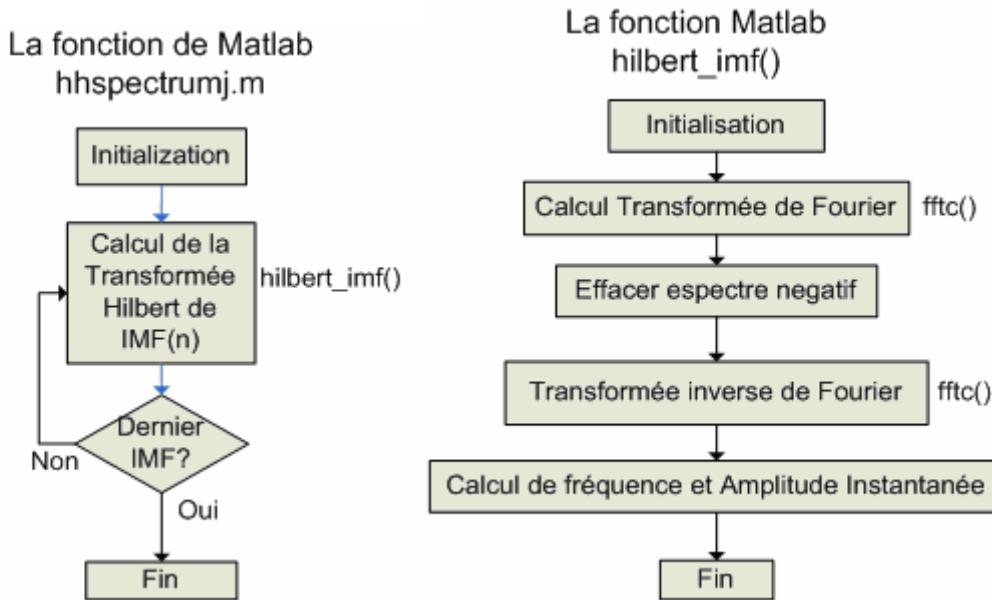


Figure 3-10 : Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert.

3.3.4.6 Décomposition Empirique en Modes (EMD) :

L'EMD est un processus de tamisage (Sifting Process), permettant de décomposer tout signal multimodal en une somme de signaux monomodaux, nommés : "modes intrinsèques", ou IMFs, pour «Intrinsic Mode Functions». La décomposition est locale, itérative, et entièrement pilotée par les données (Data driven approach). L'EMD considère les signaux à l'échelle de leurs oscillations locales, sans que celles-ci soient nécessairement harmoniques au sens de Fourier. L'extraction des IMFs est non linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. En se basant essentiellement sur les variations (ou oscillations naturelles) du signal, l'EMD peut permettre une interprétation des phénomènes physiques présents dans le signal [5].

3.3.4.6.1 Intrinsic Mode Function (IMF):

Une IMF est une fonction qui doit satisfaire deux conditions [1] [15] :

1. Avoir un nombre d'extrema et de passages par zéro égaux ou au plus différents d'une unité.
2. A chaque instant, la valeur moyenne entre son enveloppe supérieure et inférieure doit être nulle.

La deuxième condition est nécessaire pour que la fréquence instantanée n'ait pas de fluctuations indésirables dues à l'asymétrie du signal [15]. Ces deux conditions assurent l'unicité du mode oscillatoire de l'IMF à chaque instant. La Figure 3-11 présente un exemple d'IMF, extraite d'un EEG. On peut vérifier que le nombre

d'extrema est égal au nombre de passages par zéro, ainsi que la symétrie de l'enveloppe supérieure et inférieure par rapport au zéro:

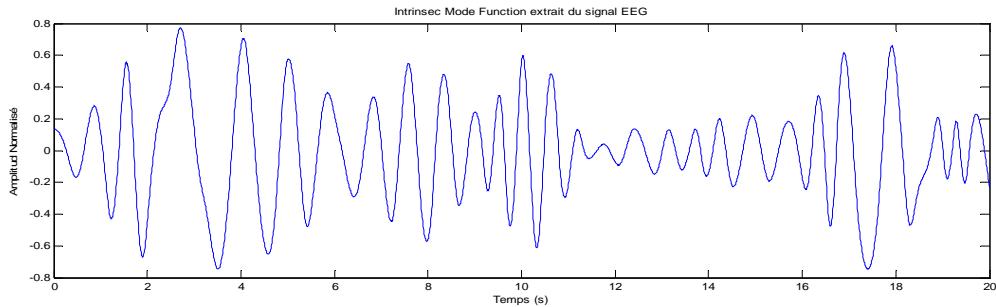


Figure 3-11: IMF extraite d'un signal EEG.

3.3.4.6.2 Processus de tamisage (Sifting Process):

Conceptuellement, la mise en place de cette méthode est assez simple : [5]

- ♦ Il suffit de considérer le signal à l'échelle de ses oscillations locales, de soustraire l'oscillation la plus rapide et de réitérer le processus sur le résidu de manière à écrire le signal $x(t)$ comme une combinaison finie d'oscillations.

Le signal $x(t)$ peut alors s'écrire :

$$X(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r(t) \quad (3 - 35)$$

où $r(t)$ est le résidu de la décomposition et n le nombre des IMFs.

L'approche proposée repose entièrement sur les caractéristiques oscillatoires de $x(t)$. Cette décomposition est entièrement pilotée par le signal et adaptée à celui-ci. C'est pourquoi le nom de fonction modale intrinsèque (IMF) a été retenu. La méthode est, par construction et d'après l'équation (3 - 35), une décomposition complète, N étant fini. En effet, si on additionne toutes les IMF ainsi que le résidu, alors on reconstruit le signal original sans perte ou déformation de l'information initiale (du moins en théorie) [15].

Pour illustrer la décomposition, nous considérons la séquence de 20 s d'EEG présentée sur la Figure 3-12:

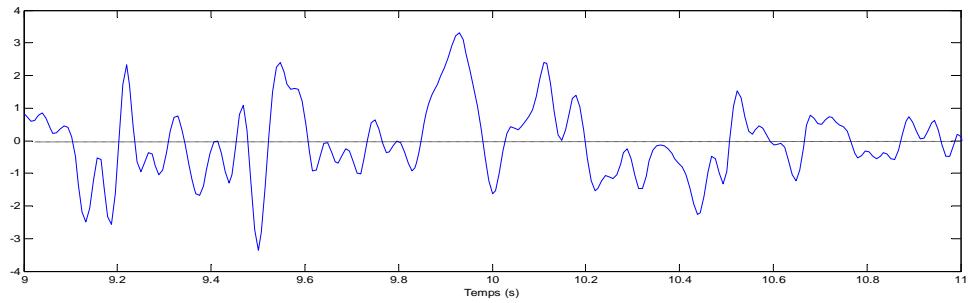


Figure 3-12 : Signal EEG original $X(t)$.

Le premier pas de la décomposition consiste à identifier les extrema locaux. On interpole ensuite tous les maxima avec une spline cubique pour construire l'enveloppe supérieure. Puis on fait de même avec les minima. On soustrait ensuite la valeur moyenne des enveloppes supérieure et inférieure (m_1) au signal original $X(t)$.

$$X(t) - m_1 = h_1 \quad (3 - 36)$$

Les figures ci-dessous illustrent le procédé de tamisage pour le signal présenté sur la Figure 3-12. Les lignes discontinues de la Figure 3-13 représentent l'enveloppe supérieure et inférieure du signal original, représenté lui par un trait fin continu, tandis que l'enveloppe moyenne (m_1) est représentée par le trait gras. La Figure 3-14 présente le signal obtenu après soustraction de l'enveloppe moyenne.

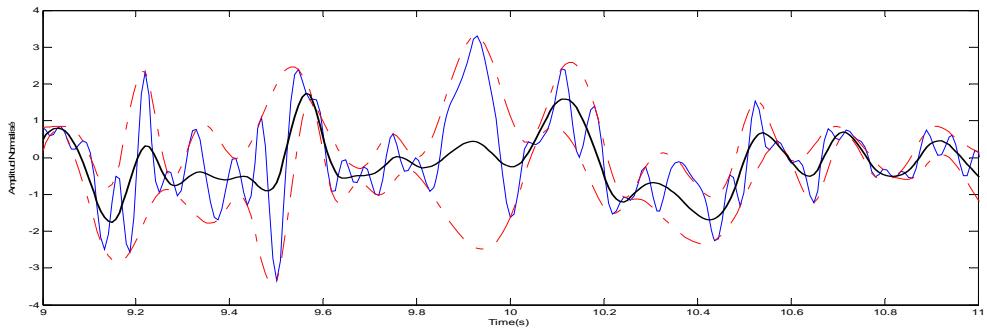


Figure 3-13: Le signal original (trait fin continu), l'enveloppe supérieure et inférieure (ligne discontinue), et l'enveloppe moyenne (trait gras).

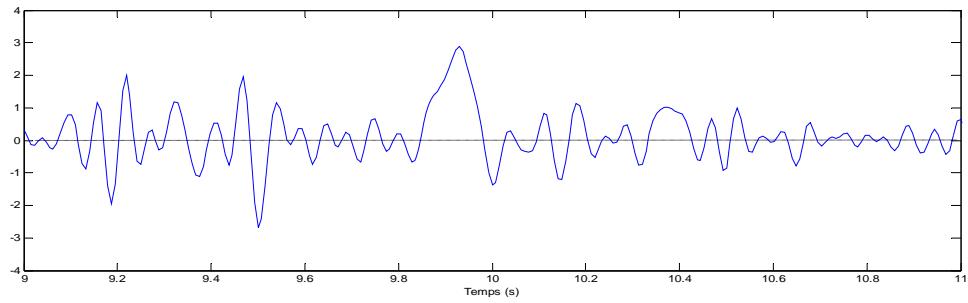


Figure 3-14: $h_1 = X(t) - m_1$.

Après cette première opération, le signal (h_1) ne possède pas encore les propriétés d'une IMF. Il faut donc répéter ce calcul plusieurs fois jusqu'à ce que (h_1) vérifie ces propriétés.

Avec les images présentées dans la Figure 3-15, nous pouvons voir comment l'IMF prend forme au cours du processus itératif. La courbe (a) montre le signal obtenu lors de la 2^{ème} itération, c à d après application du processus sur le signal présenté dans la Figure 3-14. Nous voyons que cette courbe est encore asymétrique (entre 9.8 et 10.2s). Le résultat a été amélioré après la 3^{ème} itération présentée dans le graphe b qui correspond ici à la première IMF (C1) du signal analysé.

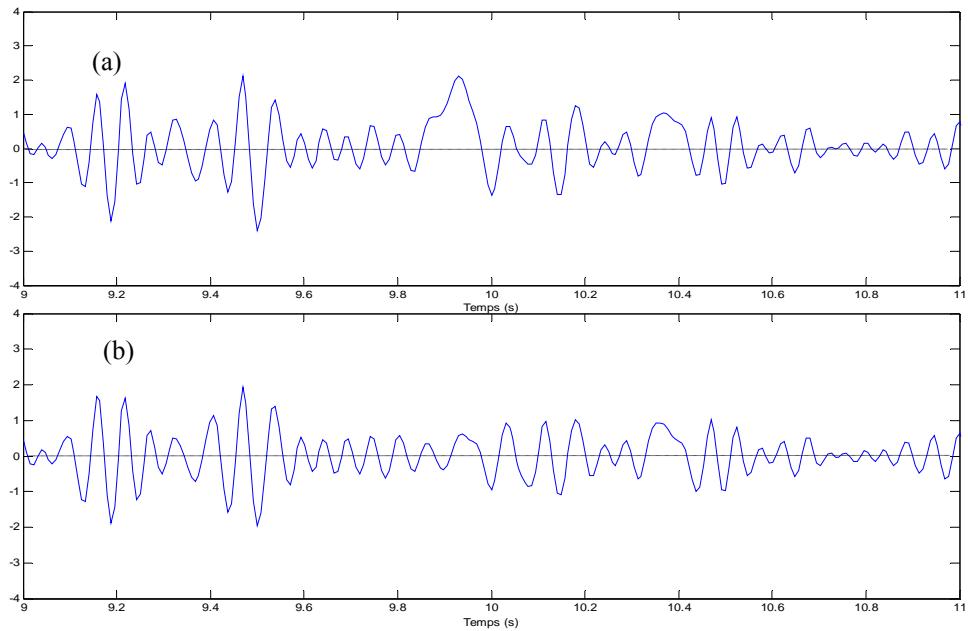


Figure 3-15: Processus itératif de tamisage.

Un critère d'arrêt doit être défini pour assurer que le signal obtenu vérifie bien les propriétés d'une IMF, tout en limitant le nombre d'itérations. Le critère proposé par

Huang est basé sur le calcul de la variation relative du signal entre 2 itérations consécutives de l'algorithme [15].

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[\frac{\left| (h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)) \right|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \right] \quad (3 - 37)$$

De part la méthode de décomposition, cette première IMF (c_1) contient la composante haute fréquence du signal. Pour la suite, on soustrait cette composante au signal pour calculer le 1^{er} résidu :

$$r_1 = X(t) - c_1 \quad (3 - 38)$$

r_1 contient des composantes plus basses fréquences que c_1 et sera traité à l'aide du même procédé que celui que nous venons de décrire, pour en extraire la 2^{ème} IMF, et ainsi de suite.

La décomposition est arrêtée à l'étape n , si une des conditions suivantes est vérifiée [15]:

- ♦ le résidu r_n est un signal monocomposante, c'est donc une IMF,
- ♦ le résidu r_n n'a plus que 2 extrema.

A la fin de la décomposition, l'expression du signal original est donnée par:

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (3 - 39)$$

Nous pouvons résumer cette méthode de décomposition avec l'algorithme suivant [24] [5] :

1. Copier le signal dans une variable auxiliaire $h(t)$.
2. Chercher les extrema locaux (maximum et minimum) de $h(t)$.
3. Calculer l'équation de l'enveloppe supérieure (EnvMax(t)) et inférieure (EnvMin(t)) de signal $h(t)$ par la méthode des splines cubiques.

4. Calculer ensuite l'enveloppe moyenne locale : $m(t)=1/2(\text{EnvMin}+\text{EnvMax})$.
5. Calculer le résidu $r(t)$ en soustrayant l'enveloppe moyenne $m(t)$ du signal $h(t)$.
 - Si le signal $r(t)$ vérifie les propriétés d'une IMF, alors $\text{IMF}_i = r(t)$.
 - Si non: répéter les étapes de 2 à 5 avec $h(t)=r(t)$.
6. L'IMF ainsi déterminée est soustraite au signal original :
 - Si le résidu présente un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux), retourner à l'étape 1 afin d'extraire une autre IMF.
 - Sinon, le résidu est considéré comme le résidu final $r(t)$ de l'équation (3 - 39) .

Idéalement, le processus d'extraction des IMFs est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema. Cela signifie que le résidu est une fonction monotone qui correspond à la dérive ou la tendance du signal initial.

La Figure 3-16 présente l'organigramme de l'EMD.

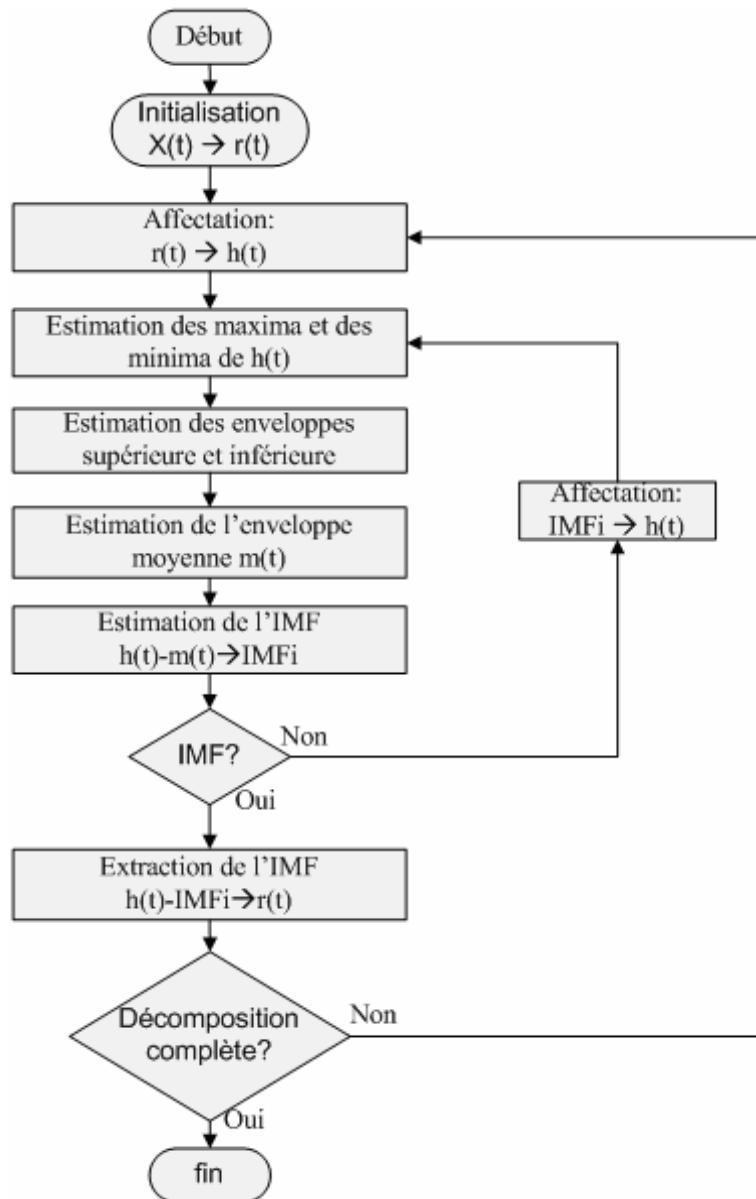


Figure 3-16 : Organigramme de la décomposition par EMD.

La Figure 3-18 illustre la décomposition en IMFs du signal présenté dans Figure 3-17.

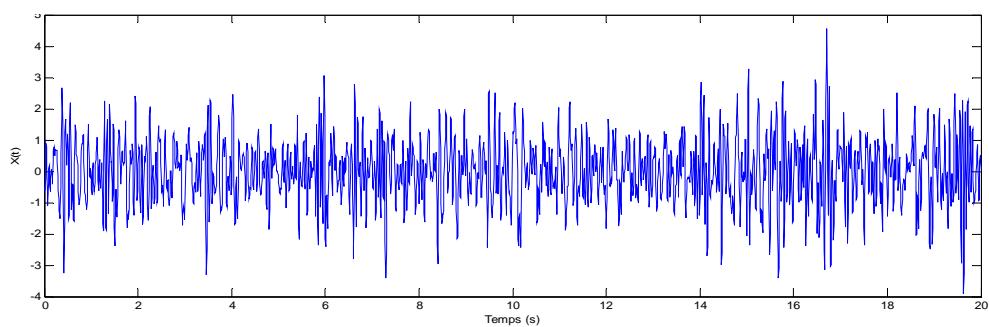


Figure 3-17. Séquence de 20 s d'un EEG.

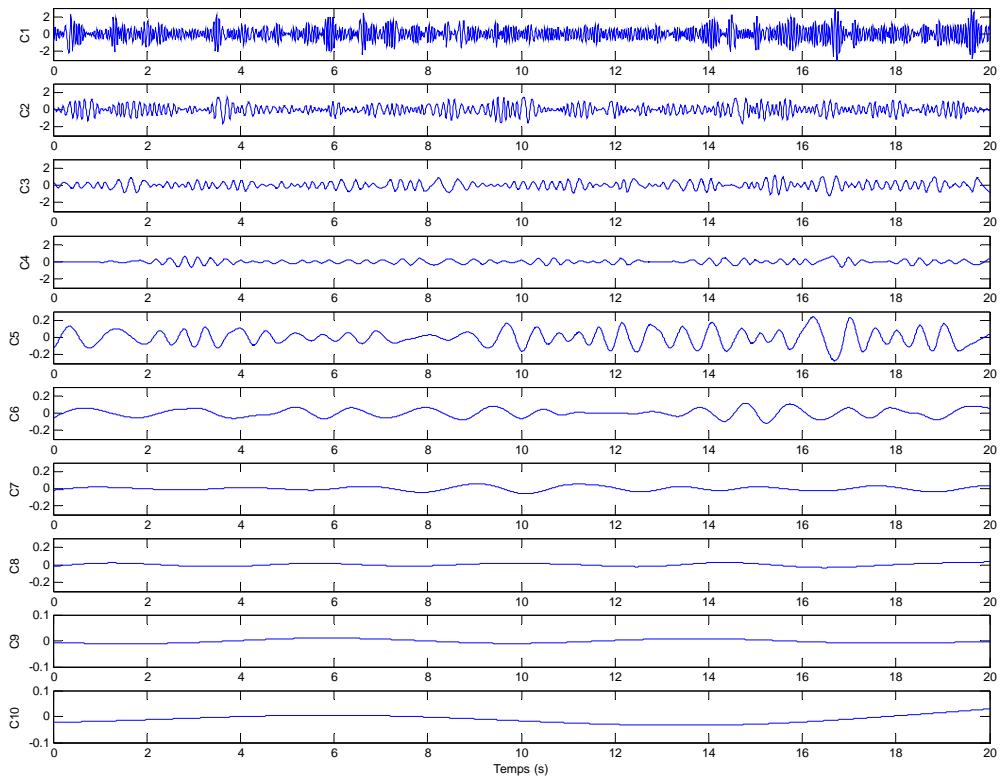


Figure 3-18. Décomposition du signal de la Figure 3-17 en IMFs.

3.3.4.7 Implémentation de la décomposition empirique en modes

Le premier pas de l'implémentation de l'algorithme EMD est d'identifier les extrema locaux du signal. Nous avons réalisé cette étape en analysant le signe de la dérivée du signal.

Le pas suivant, concerne l'interpolation de tous les maxima avec une spline cubique pour construire l'enveloppe supérieure, puis on fait de même avec les minima.

3.3.4.7.1 Spline Cubique

Spline cubique est une méthode d'interpolation polynomiale qui assure une variation lente de la première dérivée et une seconde dérivée continue. L'algorithme utilisé, pour calculer l'expression des enveloppes, est celui proposé par William H. Press et al [21].

Soit une fonction tabulée, $y_i = y(x_i)$ avec $i = 1 \dots N$, son interpolation linéaire dans l'intervalle x_j et x_{j+1} peut s'écrire:

$$y = Ay_i + By_{j+1} \quad (3 - 40)$$

Où

$$A = \frac{x_{j+1} - x}{x_{j+1} - x_j} \quad ; \quad B = 1 - A = \frac{x - x_j}{x_{j+1} - x_j} \quad (3 - 41)$$

Maintenant, nous supposons que nous avons les valeurs tabulées des dérivées seconde, y''_i . Nous pouvons ajouter au côté droit de l'équation (3 - 40) un polynôme cubique dont la dérivée seconde varie proportionnellement aux valeurs y''_i et y''_{i+1} . Si le polynôme vaut zéro à x_i et x_{i+1} , nous pouvons l'ajouter à l'équation (3 - 40) sans la modifier.

On obtient alors:

$$y = Ay_i + By_{j+1} + Cy''_i + Dy''_{j+1} \quad (3 - 42)$$

Où A et B sont définis par l'équation (3 - 41) et

$$C = \frac{1}{6}(A^3 - A)(x_{j+1} - x_j)^2 \quad ; \quad D = \frac{1}{6}(B^3 - B)(x_{j+1} - x_j)^2 \quad (3 - 43)$$

Maintenant nous pouvons calculer la première et la seconde dérivée de y. Le résultat pour la première dérivée est:

$$\frac{dy}{dx} = \frac{y_{j+1} - y_j}{x_{j+1} - x_j} - \frac{3A^2 - 1}{6}(x_{j+1} - x_j)y''_j + \frac{3B^2 - 1}{6}(x_{j+1} - x_j)y''_{j+1} \quad (3 - 44)$$

et pour la dérivée seconde :

$$\frac{d^2y}{dx^2} = Ay''_j + By''_{j+1} \quad (3 - 45)$$

Le seul problème qui nous reste à résoudre est la détermination des valeurs de y''_i . Pour obtenir ces valeurs nous allons utiliser la condition de continuité de la dérivée première.

En égalant les expressions des dérivées premières obtenues sur les intervalles (x_{j-1}, x_j) et (x_j, x_{j+1}) au point $x = x_j$ on obtient :

$$\frac{x_j - x_{j-1}}{6} y''_{j-1} + \frac{x_{j+1} - x_j}{3} y''_j + \frac{x_{j+1} - x_j}{6} y''_{j+1} = \frac{y_{j+1} - y_j}{x_{j+1} - x_j} - \frac{y_j - y_{j-1}}{x_j - x_{j-1}} \quad (3 - 46)$$

avec $j \in \{2, \dots, N-1\}$.

Cependant, nous obtenons un système de $(N-2)$ équations linéaires à N inconnus. Pour compléter ce système, nous avons deux solutions possibles :

- ◆ Fixer y''_1 et y''_N à zéro et nous obtenons alors ce qu'on appelle des splines cubiques naturelles.
- ◆ Fixer y''_1 et y''_N à des valeurs calculées à partir de l'équation (3 - 44), pour fixer la dérivée première sur les bornes du domaine d'interpolation.

Nous avons choisi d'implémenter une spline naturelle.

3.3.4.7.2 Problème des Bornes

La fonction d'interpolation travaille sur les valeurs des minima (ou des maxima) du signal et sur les abscisses correspondantes. Le problème qui se pose ici est que le premier et le dernier échantillon du signal ne sont pas, en général, des minima et des maxima. Alors, il va rester deux intervalles avec seulement un point pour calculer la fonction d'interpolation, ce qui n'est pas possible.

Une solution serait de maintenir le polynôme d'interpolation calculé sur l'intervalle adjacent. Mais, comme le montre la Figure 3-19 les enveloppes calculées avec cette solution (traits discontinus) ne sont pas satisfaisantes.

Pour résoudre ce problème, nous avons ajouté des données au début et à la fin de l'intervalle données, en utilisant la méthode proposée par Boustane et Quellec [4] :

Soit y une série temporelle de longueur N dont on doit déterminer les enveloppes maxi et mini et $y_{\max} = \{y_{\max_2}, \dots, y_{\max_{n_{\max}-1}}\}$ et $y_{\min} = \{y_{\min_2}, \dots, y_{\min_{n_{\min}-1}}\}$ l'ensemble des maxima et minima.

-On fixera le premier point en appliquant la règle suivante :

- ◆ Si $y_{\min_2} \leq y_1 \leq y_{\max_2}$:

- $y_{\max_1} = y_{\max_2}$
- $y_{\min_1} = y_{\min_2}$
- ◆ Si non
 - Si y croissant $y_{\min_1} = y_1$ et $y_{\max_1} = y_{\max_2}$
 - Si y décroissant $y_{\max_1} = y_1$ et $y_{\min_1} = y_{\min_2}$

-Pour le dernier point on appliquera:

- ◆ Si $y_{\min_{n_{\min}}} \leq y_N \leq y_{\max_{n_{\max}}}$
 - $y_{\max_{n_{\max}}} = y_{\max_{n_{\max}-1}}$
 - $y_{\min_{n_{\min}}} = y_{\min_{n_{\min}-1}}$
- ◆ si non
 - Si y décroissent $y_{\min_{n_{\min}}} = y_N$ et $y_{\max_{n_{\max}}} = y_{\max_{n_{\max}-1}}$
 - Si y croissant $y_{\max_{n_{\max}}} = y_N$ et $y_{\min_{n_{\min}}} = y_{\min_{n_{\min}-1}}$

La Figure 3-19 présente l'interpolation des extrema en utilisant une spline cubique. Elle montre que la méthode de Boustane et Quellec permet de minimiser les erreurs sur les bornes de l'intervalle d'interpolation (les enveloppes en traits continus).

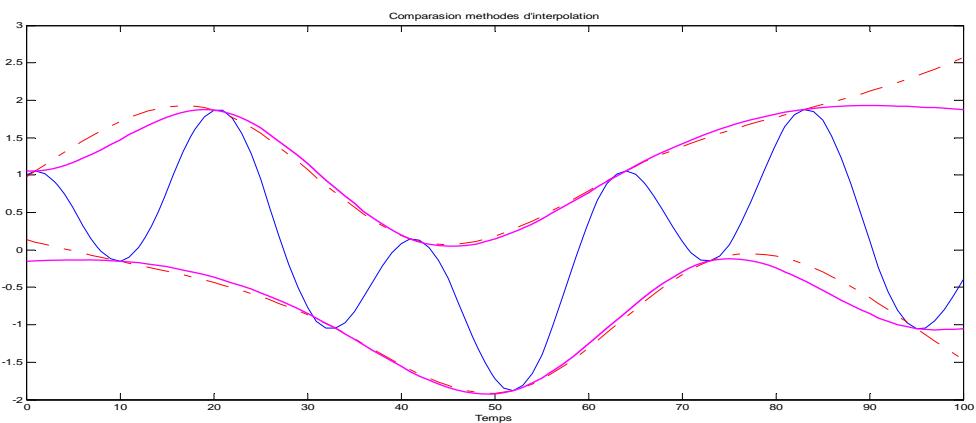


Figure 3-19 : Interpolation des extrema en utilisant une spline cubique.

3.3.4.7.3 Critère d'arrêt

Maintenant que nous avons vu comment calculer les enveloppes en minimisant les erreurs, il reste à définir un critère pour arrêter les itérations. Dans la partie théorique, nous avons vu que l'écart type entre deux résultats consécutifs de l'algorithme peut constituer un critère d'arrêt [équation (3 - 37)]. Cependant, un tel critère ne tient pas compte des pics de grande amplitude et de courte durée dans le signal.

Pour éviter ce genre des problèmes nous avons implémenté une technique proposée par Flandrin et al. [24] et qui consiste à calculer l'enveloppe moyenne normalisée:

$$m_{norm}(n) = 2 \frac{|m(n)|}{|EnvMax(n) - EnvMin(n)|} \quad (3 - 47)$$

et d'arrêter les itérations quand l'une de ces deux conditions est remplie :

- ◆ Le pourcentage de points de l'enveloppe moyenne normalisée supérieurs à une valeur *stop1* est supérieur à une valeur *toll*.
- ◆ Aucun point de l'enveloppe moyenne normalisée n'est supérieur à *stop2*.

Lors de la mise en œuvre, nous avons choisi Stop1=0.05, Stop2=0.5, Tol1 = 0.05.

3.3.4.8 Diagrammes de blocs de l'implémentation de l'EMD :

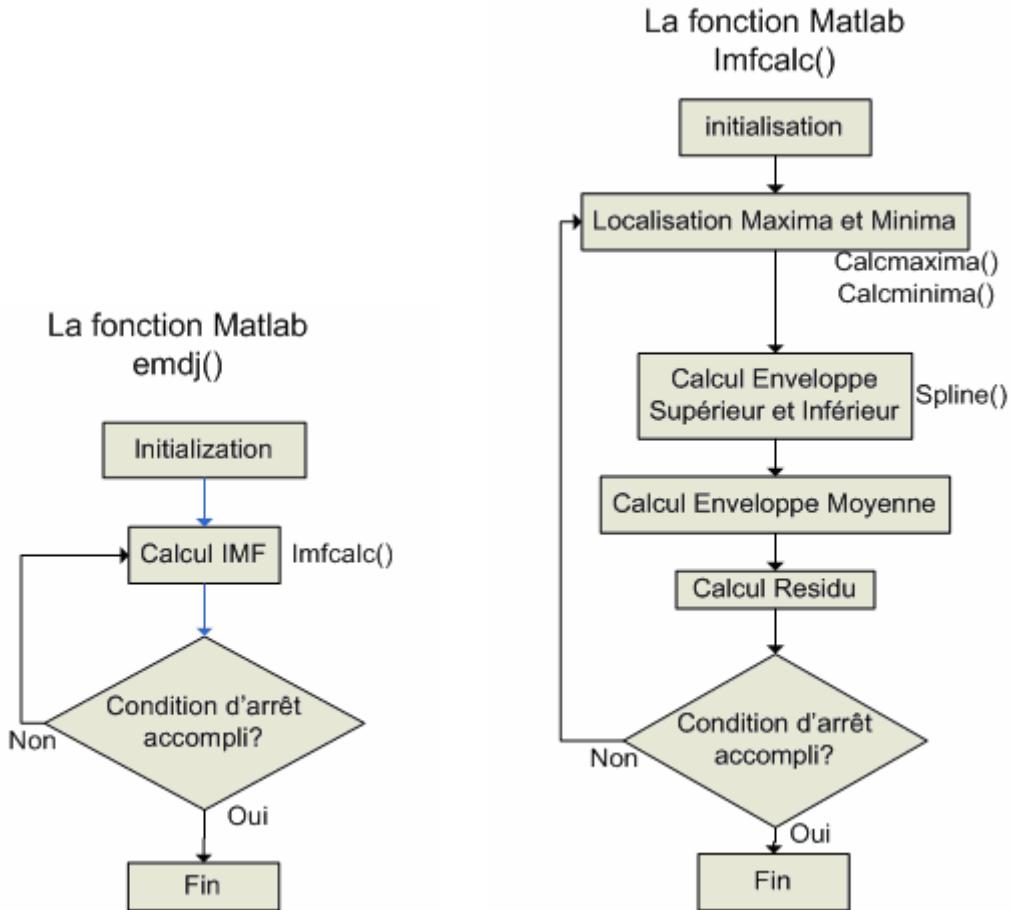


Figure 3-20 : Diagrammes de blocs de l'implémentation de l'EMD.

3.4 Comparaison des méthodes: définition d'un signal de test

Afin de pouvoir comparer les aptitudes des méthodes que nous venons de présenter, à localiser les changements de fréquence d'un signal, nous avons créé un signal reprenant les caractéristiques d'un EEG.

La Figure 3-21 et les équations (3 - 48) à (3 - 50) présentent les trois signaux utilisés pour générer le signal de test.

$$x_1(t) = \begin{cases} 1 * \cos(2 * \pi * 8 * t); & 0 \leq t < 2s \\ 2 * \cos(2 * \pi * 6 * t); & 2 \leq t < 3s \\ 3 * \cos(2 * \pi * 10 * t); & 3 \leq t < 4s \\ 2 * \cos(2 * \pi * 8 * t); & 4 \leq t < 5s \\ 1 * \cos(2 * \pi * 6 * t); & 5 \leq t < 5.5s \\ 3 * \cos(2 * \pi * 10 * t); & 5.5 \leq t < 5.9s \\ 2 * \cos(2 * \pi * 8 * t); & 5.9 \leq t < 7s \end{cases} \quad (3 - 48)$$

$$x_2(t) = a_m * \cos(2 * \pi * f_m * t); \text{ avec } a_m = 2; f_m = 20 \text{ Hz} \quad (3 - 49)$$

$$x_3(t) = a_n * \cos(2 * \pi * f_n * t); \text{ avec } a_n = 3; f_n = 2 \text{ Hz} \quad (3 - 50)$$

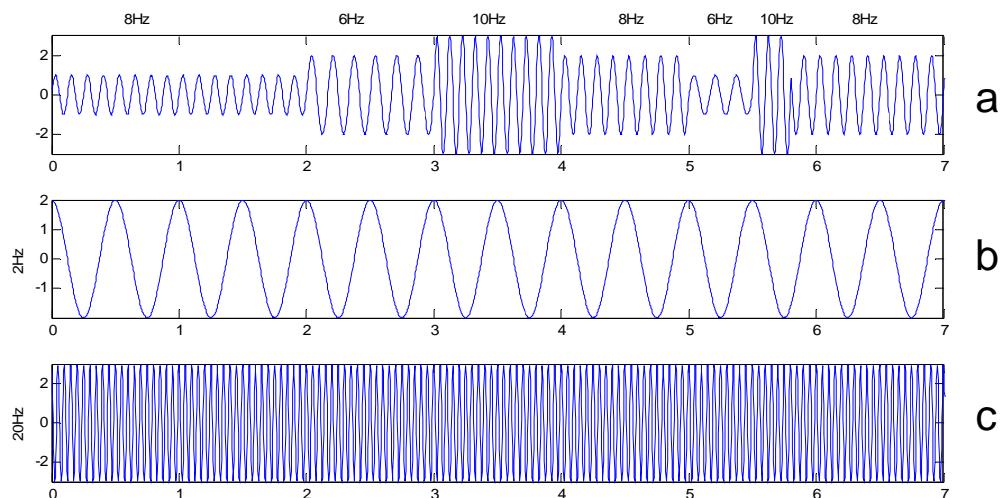


Figure 3-21 : Les trois signaux qui forment le signal de test.

Le signal $x(t)$, que nous allons utiliser pour comparer les performances des méthodes d'analyse temps-fréquence est obtenu par addition des signaux $x_1(t)$, $x_2(t)$ et $x_3(t)$, et présenté sur la Figure 3-22:

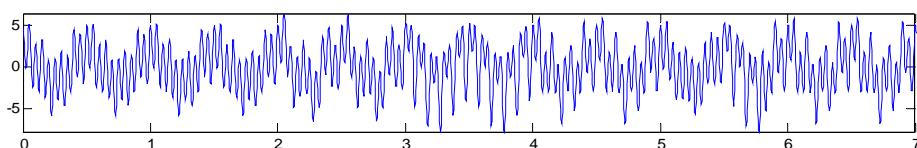


Figure 3-22 : Signal de test.

Nous avons analysé ce signal en utilisant la STFT avec 2 fenêtres d'analyse de tailles différentes :

- ◆ Fenêtre d'analyse de 1 s:

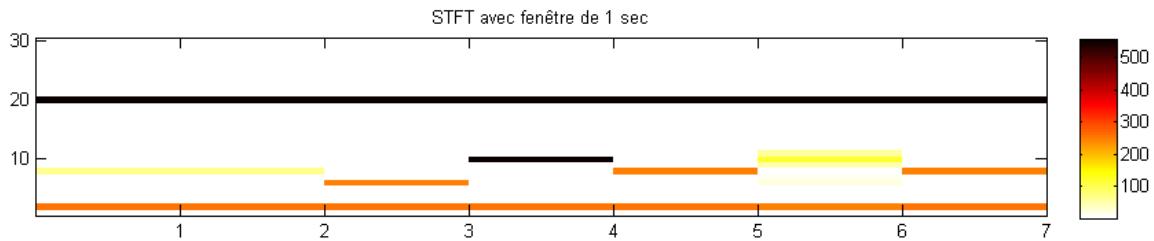


Figure 3-23 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 1 s.

- ◆ Fenêtre d'analyse est de 0.5 s:

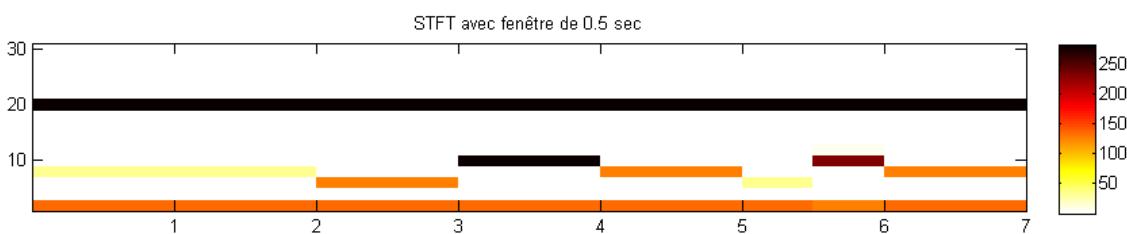


Figure 3-24 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 0.5s.

Sur les graphes ci-dessus, la couleur correspond à l'énergie du signal, l'axe des abscisses correspond au temps et l'axe des ordonnées à la fréquence. Nous notons que la résolution fréquentielle de la première analyse est de 1Hz environ et la résolution temporelle d'environ 1 s. La diminution de la fenêtre lors de la deuxième analyse nous donne une dégradation de la résolution fréquentielle qui passe à 2Hz, tandis que la résolution temporelle augmente jusqu'à 0.5s. Mais tous les changements des fréquences ont été bien localisés, sauf entre 5s et 6s car nous avons deux changements de fréquences du signal dans une seconde.

Les résultats présentés dans la Figure 3-23 et la Figure 3-24 correspondent aux cas idéaux où les changements (fréquence et amplitude) arrivent à la fin d'une période et où la taille de la fenêtre correspond à un multiple de la période du signal. Si cette condition n'est pas vérifiée, et ce sera le cas dans tout signal réel, la réponse de la STFT est fortement dégradée (cf. Figure 3-25).

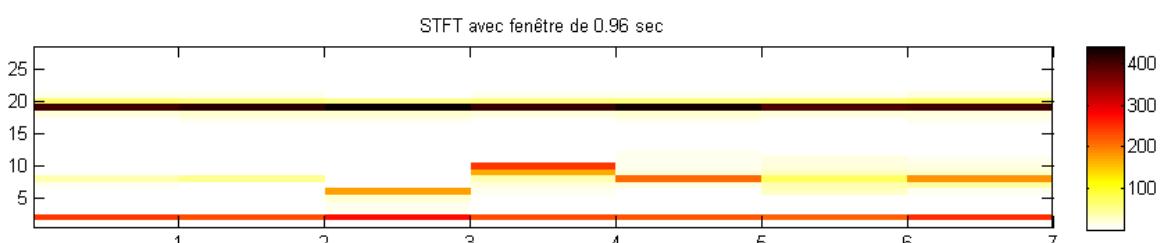


Figure 3-25 : Représentation temps fréquence du signal du test en utilisant STFT avec une fenêtre de 0.96s.

La Figure 3-26 illustre la représentation temps fréquence du signal de test en utilisant la décomposition par l'ondelette B-Spline cubique continue:

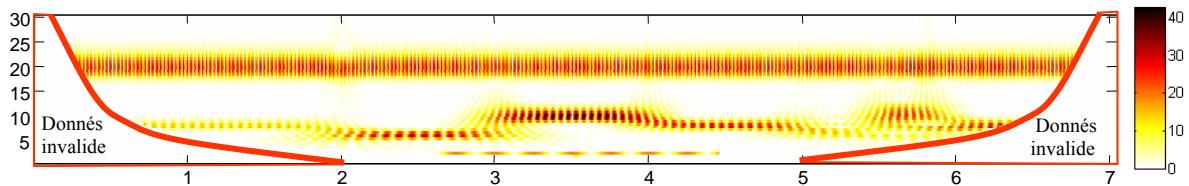


Figure 3-26 : Représentation temps fréquence du signal de test en utilisant les ondelettes.

Dans cette courbe la couleur correspond à l'amplitude des coefficients de l'ondelette. L'axe des abscisses correspond toujours au temps (s) et l'axe des ordonnées à la fréquence (Hz). Cette courbe montre clairement que la résolution temporelle, varie avec la fréquence (petite résolution dans les hautes fréquences et haute résolution dans les basses fréquences). Une autre limitation de cette méthode est la perte d'information, à chaque extrémité de la fenêtre analysée, générée par le produit de convolution. Ceci s'explique par le fait que la durée de l'ondelette dans les basses fréquences est plus grande que dans les hautes fréquences, donc nous perdons beaucoup plus de points dans les basses fréquences. Notons qu'il est possible de réduire l'effet du produit de convolution, en analysant les basses fréquences sur une fenêtre plus grande et centrée sur la fenêtre initiale.

La dernière étape de cette comparaison consiste à décomposer le signal de test en utilisant la transformée de Hilbert Huang (HHT). La Figure 3-27 illustre la décomposition en IMFs du signal présenté dans Figure 3-22.

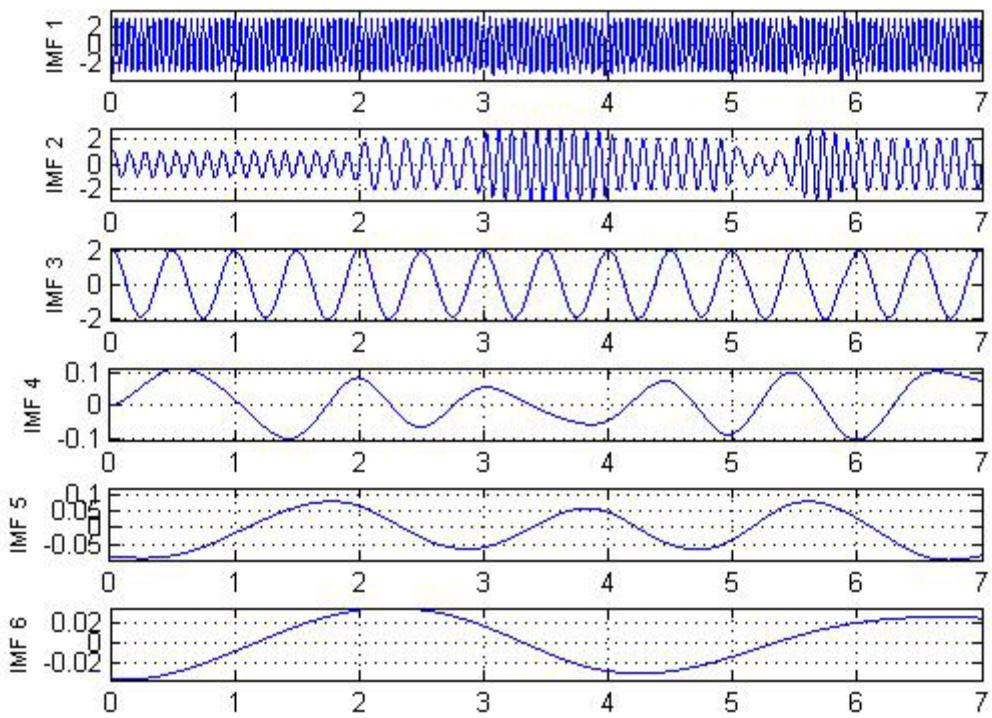


Figure 3-27 : Décomposition du signal de test en IMFs.

Et la Figure 3-28 illustre la représentation temps fréquence de cette décomposition :

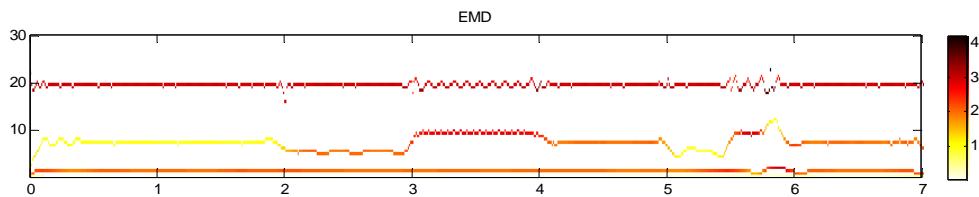


Figure 3-28: Représentation temps fréquence du signal de test en utilisant HHT.

Sur la Figure 3-28, l'amplitude de chaque composante du signal est repérée par l'échelle de gris présentée à droite de la figure. Ceci permet de vérifier la précision des amplitudes calculées et la parfaite localisation des fréquences dans le temps et en fréquence. On notera le manque de précision de la HHT lors des changements de fréquence. Ceci est dû aux variations instantanées des hautes fréquences et est peu gênant, car peu représentatif d'un signal réel.

En conclusion, nous avons montré qu'avec la STFT, les résolutions temporelles et fréquentielles de l'analyse sont contrôlées par la largeur de la fenêtre. Cette dernière étant choisie au début de l'analyse la résolution temporelle et fréquentielle est constante. Dans le cas des EEG, la fréquence d'échantillonnage relativement basse (256 Hz),

conduit à utiliser une fenêtre d'analyse de l'ordre de quelques secondes afin d'assurer une précision suffisante de la FFT. Une telle fenêtre est trop large si on souhaite détecter les premiers signes d'endormissement qui se traduisent par des 'bouffées' d'ondes alpha de courtes durées.

La transformation en Ondelettes ne répond pas non plus à notre attente, car elle favorise la résolution fréquentielle des composantes basses fréquences au détriment de leur localisation temporelle.

En conséquence, en prenant en compte le fait que l'EMD est une décomposition entièrement pilotée par les données et n'a donc besoin d'aucun réglage de paramètres, et qu'elle fournit des signaux parfaitement adaptés à la transformation de Hilbert, nous avons sélectionné cette méthode pour analyser les EEG. C'est celle qui semble la mieux adaptée pour localiser, avec précision, les changements de fréquence d'un signal.

3.5 Analyse des Erreurs de calcul dans HHT (Analyse de précision de HT):

3.5.1 Le phénomène de Gibbs dans la FFT (Erreurs au Bornes)

Lors de la validation de notre programme mettant en œuvre la HHT, nous avons observé des erreurs lors du calcul de la fréquence instantanée, au début et à la fin de la séquence analysée. La Figure 3-29(a) compare la fréquence instantanée d'un sinus pur calculée en utilisant la HT (trait gras) à la valeur théorique (trait fin). La fréquence du signal est 10 Hz, et la fréquence d'échantillonnage, fe , est fixée à 250 Hz et la durée de l'analyse est de 2,004 s, soit 2 périodes + 1 échantillon.

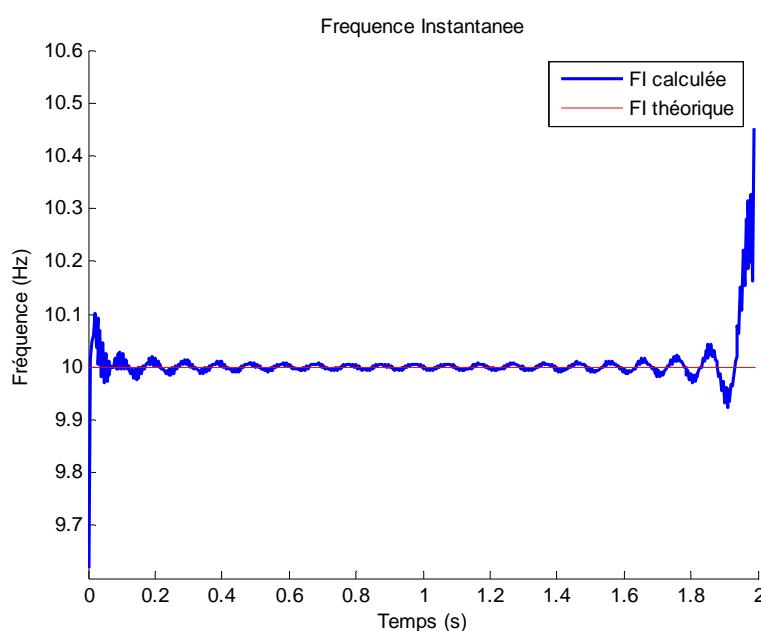


Figure 3-29 : FI calculée par HT pour un sinus de 10 Hz sur une fenêtre de 2.004s

Après l'analyse des différentes étapes du programme, nous avons déterminé que l'erreur sur la fréquence mise en évidence sur la Figure 3-29 est due à la transformée de Fourier utilisée dans la transformée de Hilbert. La Figure 3-30 compare le spectre du signal analytique théorique $z(t) = \sin(\omega t) - j \cos(\omega t)$ (trait fin), avec le spectre calculé.

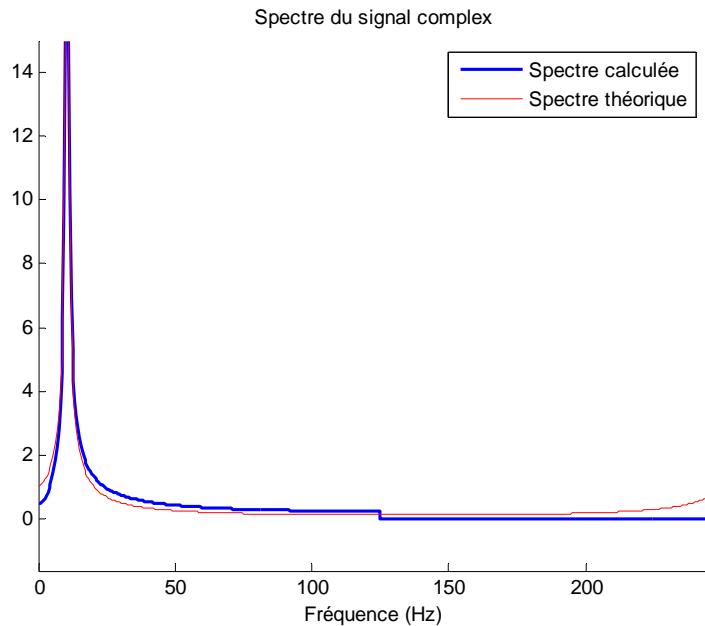


Figure 3-30 : Spectre du signal complexe $z(t)$

La différence entre les deux courbes est due à un phénomène très connu : l'erreur de fuite, ou phénomène de Gibbs [6]. Il est facile de vérifier que cette erreur de calcul disparaît quand nous calculons la HT d'un signal sur un nombre entier de périodes. En reprenant les calculs sur une séquence du signal égale à $(20/f_{\text{sin}})$ s (nombre entier de périodes), nous trouvons que la fréquence instantanée (Figure 3-31.a) et le spectre du signal complexe (Figure 3-31.b) calculés numériquement sont identiques aux valeurs théoriques. La partie imaginaire fournie par la HT est alors identique, à 10^{-14} près (Figure 3-31.d), à la partie imaginaire théorique (Figure 3-31.c).

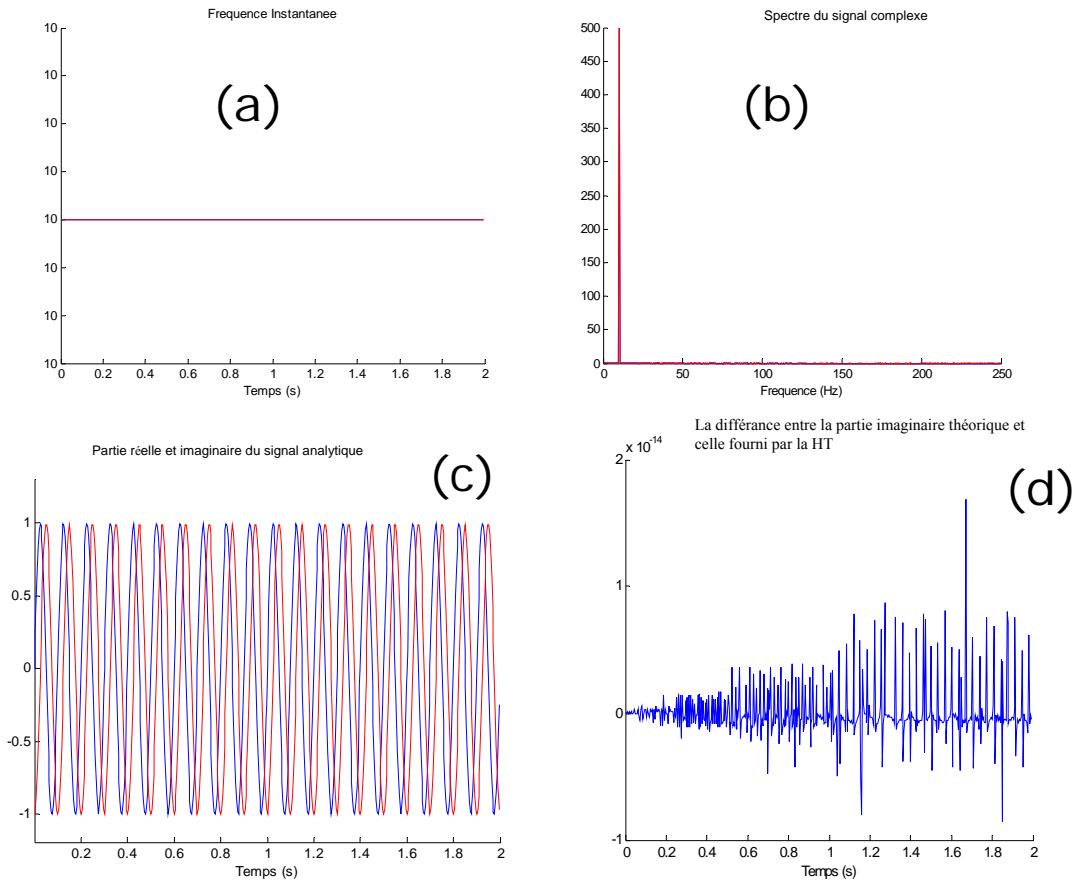


Figure 3-31. HT d'un signal sur un nombre entier de périodes.

3.5.2 Diminution des erreurs aux bornes

Il y a une méthode bien connue pour limiter le phénomène de Gibbs. Elle consiste à changer la fenêtre d'analyse rectangulaire par la fenêtre de Hanning [6].

La fenêtre de Hanning est définie par l'équation (3 - 51) :

$$w[k+1] = 0.5 \left(1 - \cos \left(2\pi \frac{k}{n-1} \right) \right), \quad k = 0, \dots, n-1 \quad (3 - 51)$$

Nous avons appliqué cette technique à un signal sinusoïdal pur. La Figure 3-32 montre la fréquence instantanée calculée en utilisant la fenêtre de Hanning et la fréquence réelle. Nous pouvons voir que l'erreur sur le calcul de la fréquence instantanée, en début et fin de séquence, est de plus courte durée, mais son amplitude augmente. Nous verrons dans le paragraphe suivant que l'erreur sur la fréquence est ici introduite par la réduction de l'amplitude du signal. Nous ne retiendrons pas cette approche.

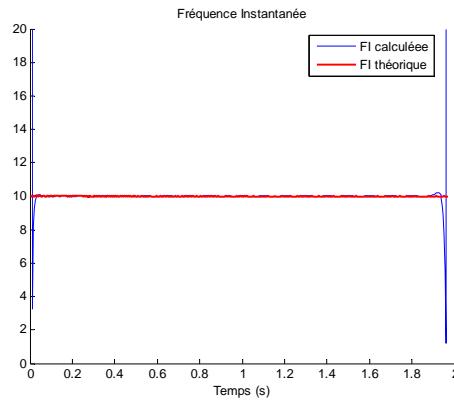


Figure 3-32 : FI théorique et calculée par HT en utilisant une fenêtre de Hanning, pour un sinus de 10 Hz

3.5.3 Précision de la HT pour un signal réel: une IMF d'une séquence de 20 s d'un EEG

L'étape suivante de notre étude qualitative sur la précision de la HHT consiste à étudier la réponse de cette méthode sur un signal réel.

Pour cela, nous avons sélectionné une séquence de 20 s d'un signal EEG de la base de données "Pilot 1.7" du projet SENSATION. Nous avons appliqué l'EMD pour décomposer ce signal en IMFs, puis sélectionné une IMF pour réaliser une analyse visuelle du résultat de la HT.

3.5.3.1 Erreurs dues aux petites amplitudes :

La Figure 3-33 représente la fréquence instantanée (IF) de l'IMF sélectionnée.

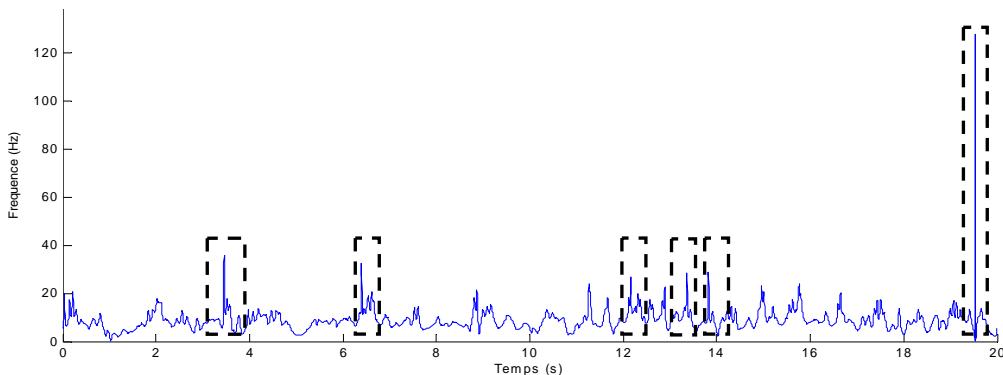


Figure 3-33 : L'IF d'une IMF.

La lecture de la Figure 3-33 met en évidence un certain nombre de valeurs importantes de la fréquence instantanée qui ne correspondent pas au comportement réel du signal et que nous avons encadrées.

En prenant un zoom autour de l'une de ces valeurs anormales (Figure 3-34), puis en comparant les parties réelles et imaginaires calculées par la transformée de Hilbert (Figure 3-35), nous pouvons voir que ce "pic" de fréquence correspond à une séquence sur laquelle l'amplitude du signal est faible. De plus, nous pouvons voir que, sur cette même période, la partie réelle et la partie imaginaire du signal ne sont pas en quadrature. Ceci explique l'erreur sur la fréquence instantanée.

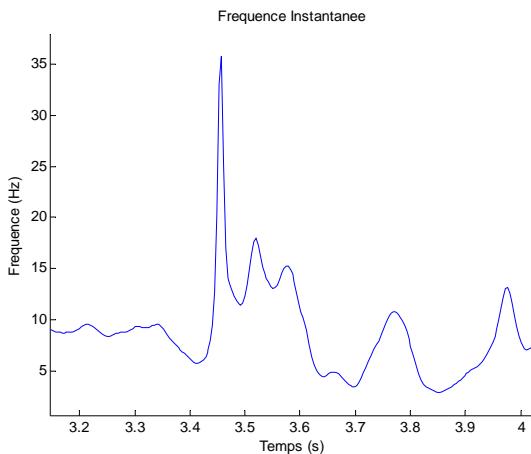


Figure 3-34 : La fréquence instantanée calculée autour d'un pic anormal

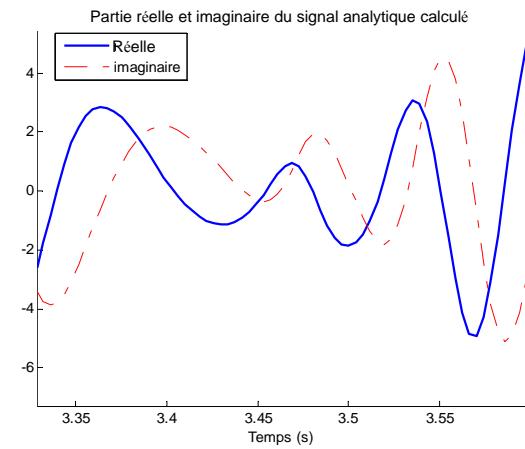


Figure 3-35 : Signal analytique à partir duquel est calculé l'IF présentée dans Figure 3-34

Pour éliminer ce problème, nous avons proposé de normaliser l'amplitude du signal sur l'ensemble de la séquence, en le divisant par son enveloppe. La Figure 3-36 montre l'efficacité d'une telle normalisation : tous les "pics" de fréquence instantanée présents sur la Figure 3-33 ont disparu, sauf celui présent à la seconde 19.5.

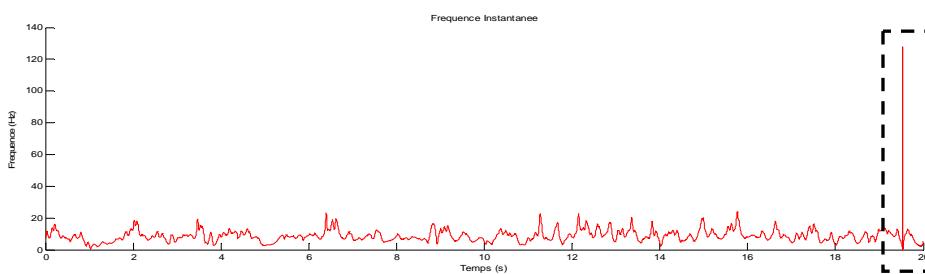


Figure 3-36 : IF du signal normalisé.

Comme le montre la Figure 3-37, cette valeur erronée de fréquence correspond à un point d'inflexion du signal original. La normalisation (Figure 3-38) n'a pas d'effet sur cette forme particulière du signal.

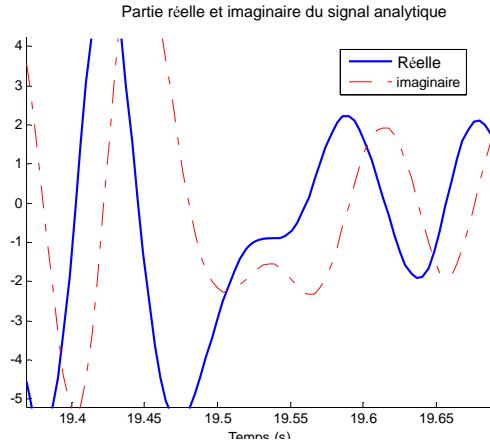


Figure 3-37 : Signal analytique du signal original

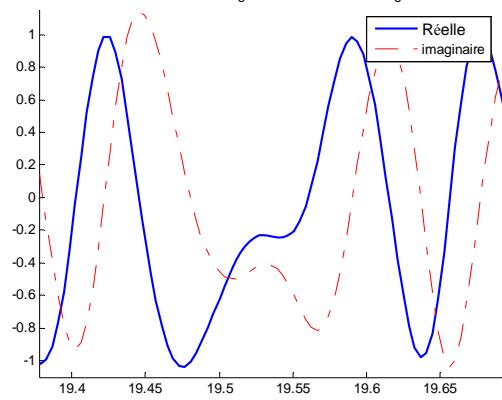


Figure 3-38 : Signal analytique du signal normalisé

La Figure 3-39 permet de comparer, sur quelques secondes, la fréquence instantanée du signal original avec celle du signal normalisé. Nous pouvons ainsi vérifier l'efficacité de la normalisation. Pour valider les valeurs de fréquence instantanée présentées sur la Figure 3-39, nous avons fait un zoom du signal analytique autour de la seconde 3.45 (Figure 3-40), et mesurer la durée d'un quart de période de l'IMF. Celle-ci étant de l'ordre de 0.015s, la fréquence du signal peut donc être estimée à 16.6 Hz, ce qui est en accord avec la valeur que nous donne la transformée de Hilbert du signal normalisé.

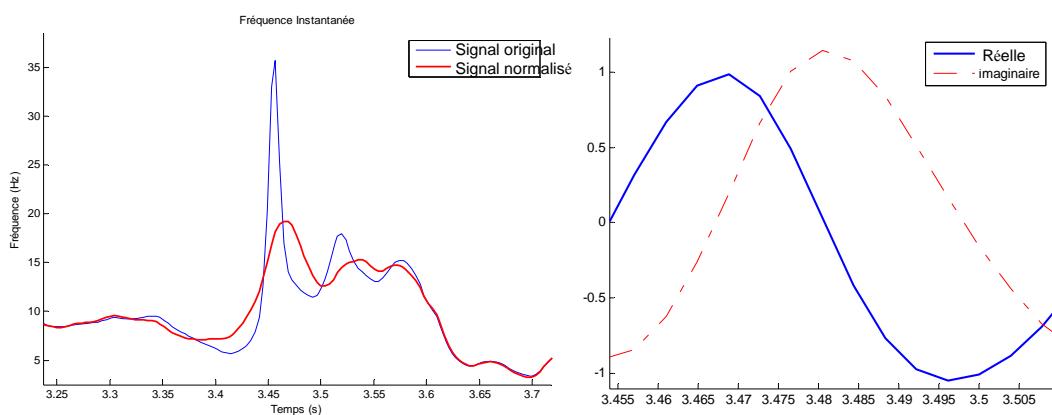


Figure 3-39 : La fréquence instantanée avant et après la normalisation

Figure 3-40: Signal analytique du signal normalisé.

3.5.3.2 Estimation de l'influence du phénomène de Gibbs sur la réponse de la HHT:

Dans ce paragraphe nous allons présenter les tests effectués pour essayer de qualifier l'influence du phénomène de Gibbs sur la valeur de fréquence instantanée délivrée par la transformée de Hilbert. Pour ce faire, nous avons appliqué cette méthode à une séquence de 240s d'une IMF, et comparé les valeurs ainsi déterminées à celles obtenus dans une fenêtre plus petite (20s) et centrée sur celle de 240s. En supposant que le phénomène de Gibbs n'a aucune influence sur les valeurs de la fréquence instantanée "loin" des extrémités de la fenêtre d'analyse, la comparaison proposée nous permet de qualifier la précision de la transformée de Hilbert sur la totalité de la fenêtre de 20 s (Figure 3-41). L'erreur relative maximale étant inférieure à 0.1%, on peut en conclure que le phénomène de Gibbs a une influence négligeable sur le calcul de la fréquence instantanée.

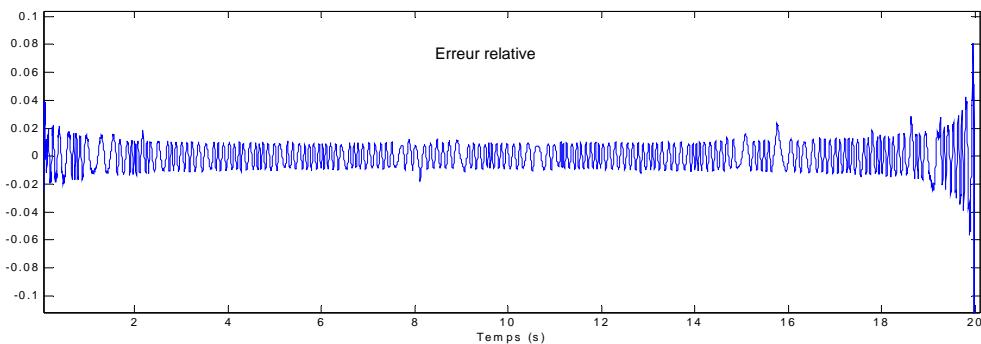


Figure 3-41 : Estimation de l'erreur relative sur la fréquence instantanée.

Afin de vérifier l'hypothèse faite pour estimer l'erreur introduite par le phénomène de Gibbs, nous avons comparé les valeurs des fréquences calculés sur une fenêtre de 20s avec celles extraites de calculs effectués sur des fenêtres de 60, 120, 180 et 240s. Les résultats de cette étude, présentés sur les Figure 3-42 et Figure 3-43, montrent que la taille de la fenêtre, dans la gamme choisie, a très peu d'influence sur le calcul de la fréquence au "centre" de celle-ci.

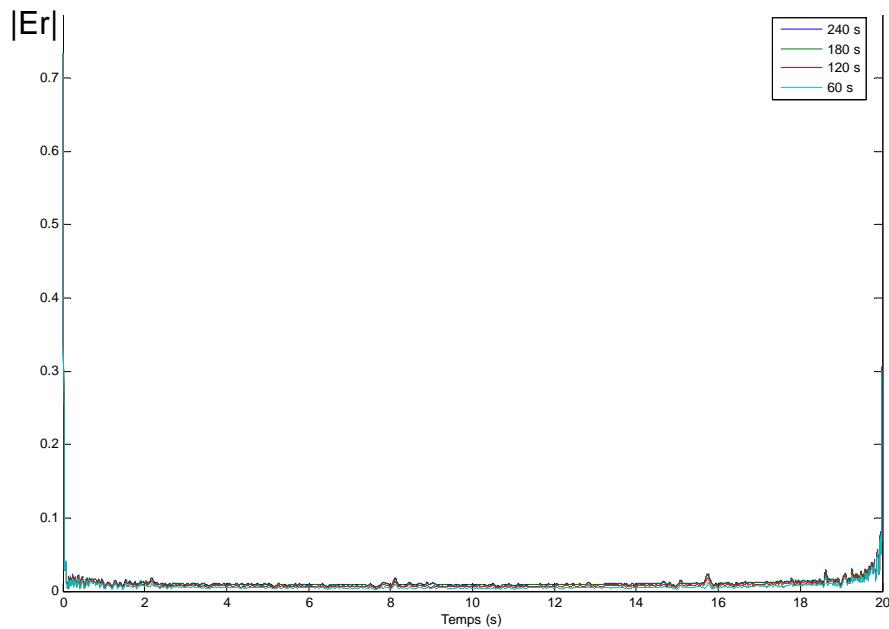


Figure 3-42 : L'influence de la taille de la fenêtre sur l'erreur relative de l'IF à son centre.

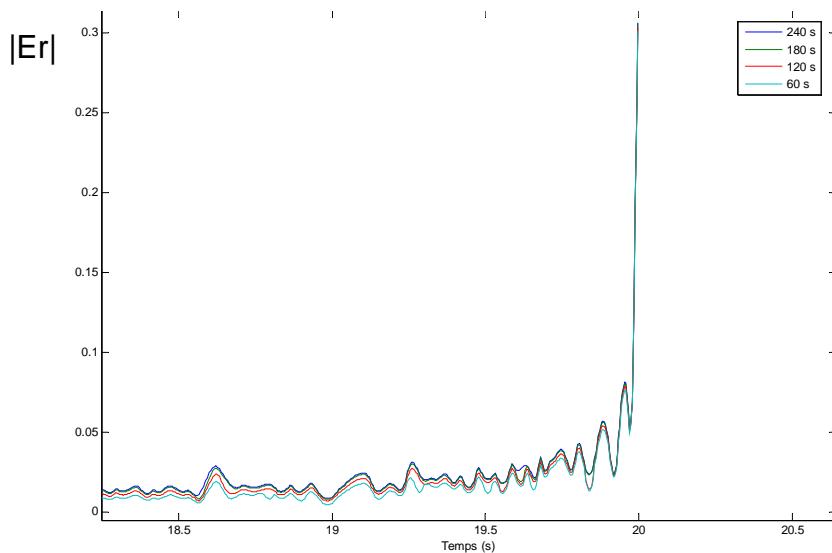


Figure 3-43: Zoom sur la fin de la séquence présentée dans Figure 3-42.

Cette dernière étude nous permet de valider les résultats présentés sur la Figure 3-41.

Nous avons estimé, de la même manière, l'influence du phénomène de Gibbs sur un autre séquence de 20 s de la même IMF (Figure 3-44 et Figure 3-45).

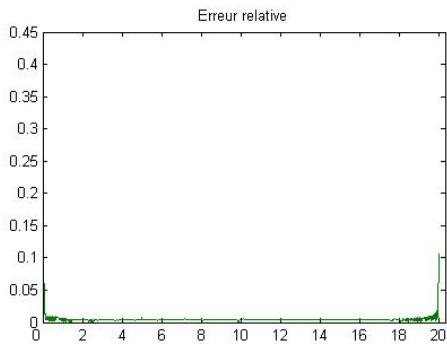


Figure 3-44: Estimation de l'erreur relative sur l'IF.

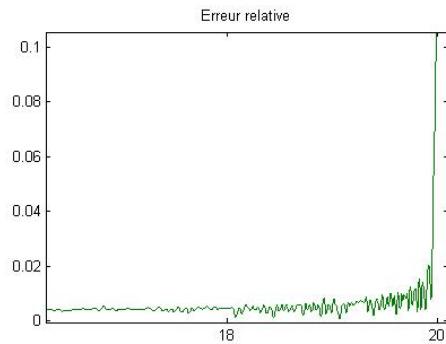


Figure 3-45 : Zoom sur l'erreur relative à la fin de la séquence présentée dans Figure 3-44

Par la suite, nous négligerons donc l'influence du phénomène de Gibbs et accorderons une bonne confiance aux valeurs de fréquence déterminées par la HHT.

3.6 Localisation automatique des signes de somnolence dans l'EEG:

Nous allons maintenant présenter l'algorithme que nous avons développé pour localiser les signes de somnolence, c à d les séquences d'onde alpha et thêta, dans un EEG en utilisant la HHT. Cette méthode permet de déterminer à chaque instant le contenu fréquentiel, mais nous avons du mettre au point un algorithme pour essayer de reproduire l'analyse visuelle réalisée par les physiologistes.

3.6.1 Localisation des ondes Alpha, Thêta et des hautes fréquences

Les signaux et les expertises, que nous avons utilisés pour mettre au point notre algorithme, proviennent d'essais réalisés en situation réelle de conduite par l'équipe de Michel TIBERGE du CHU de Toulouse-Rangueil, dans le cadre de la mise au point d'un système de détection de la baisse de vigilance du conducteur. Ayant fait appel à Michel TIBERGE à plusieurs reprises, lors d'expérimentations, pour enregistrer et expertiser les EEG, nous avons, pour des raisons de commodité, travaillé avec lui et sur ses données.

Les enregistrements qu'il nous a fourni possèdent plusieurs voies EEG échantillonnées à 128 Hz et 2 voies EOG échantillonnées à la même fréquence. Nous avons réalisé l'analyse sur des fenêtres de 20 s, durée utilisée pour l'analyse visuelle. La Figure 3-46 présente une séquence de 20s de l'EEG que nous allons utiliser pour expliquer l'algorithme. Cette séquence contient, selon l'expert, plusieurs bouffées d'ondes alpha qui sont indiquées par les rectangles en pointillés.

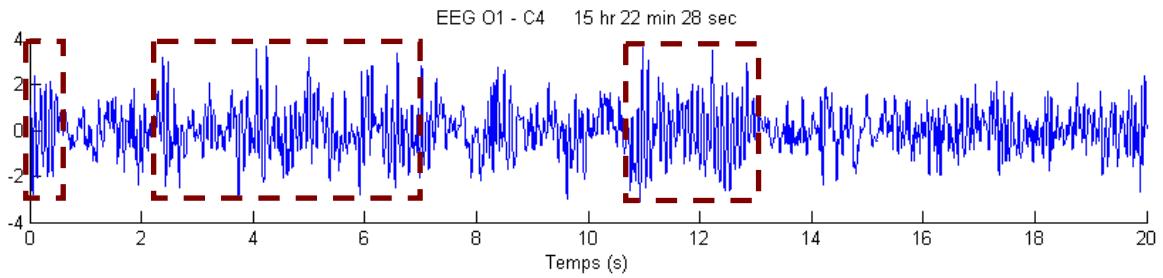


Figure 3-46 : Une séquence de 20s du signal EEG.

- ◆ Le premier pas de l'analyse consiste à filtrer l'EEG avec un filtre Butterworth de bande passante 0.5-25 Hz, pour enlever les composantes hautes fréquences qui n'apportent aucune information concernant la somnolence et qui peuvent nous gêner pendant l'analyse, car elles augmentent le nombre des itérations dans l'EMD.
- ◆ La différence d'amplitudes de l'EEG entre les sujets, nous a amené à normaliser le signal en le divisant par son écart type, pour pouvoir fixer les seuils valables quelque soit le sujet. Cela revient à personnaliser l'analyse.
- ◆ Ensuite nous appliquons la transformée de Hilbert-Huang sur le signal filtré et normalisé, et obtenons ainsi un ensemble d'IMFs ainsi que leur amplitude et fréquence instantanée.
- ◆ Après nous lisons la fréquence instantanée de chaque IMF en calculant la moyenne sur une fenêtre glissante de N points centrée sur le point courant (cf. équation (3 - 52)) :

$$x_{filtré}[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=n-N/2}^{n+N/2} x[i], \quad n = [N/2, \dots, L-N/2] \quad (3 - 52)$$

Où L la longueur de la séquence considérée. En pratique, nous avons choisi N de telle sorte que la moyenne soit calculée sur 0.125 s.

Ce filtre, qui permet de réduire les erreurs de calcul, est nécessaire pour éviter des discontinuités trop importantes dans étapes suivantes. La Figure 3-47 présente la fréquence instantanée de la première IMF, avant et après le lissage tandis que la Figure 3-48 et la Figure 3-49 présentent la fréquence instantanée de la deuxième et troisième IMF, respectivement.

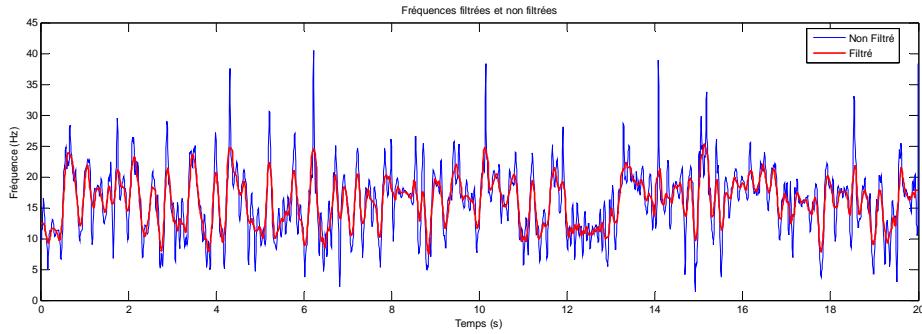


Figure 3-47 Filtrage de la fréquence instantanée de la première IMF

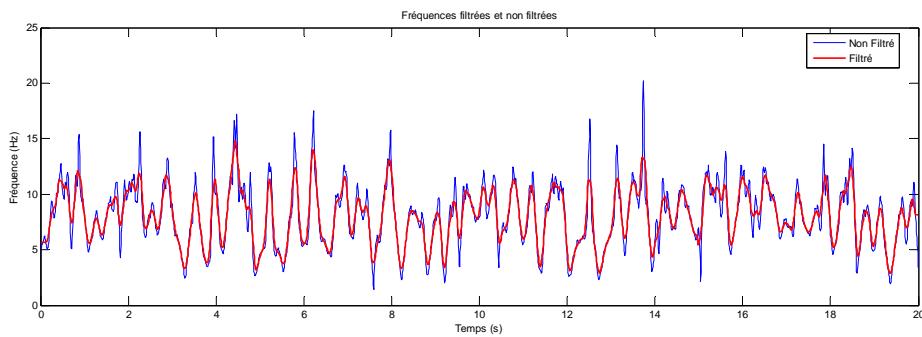


Figure 3-48 Filtrage de la fréquence instantanée de la deuxième IMF

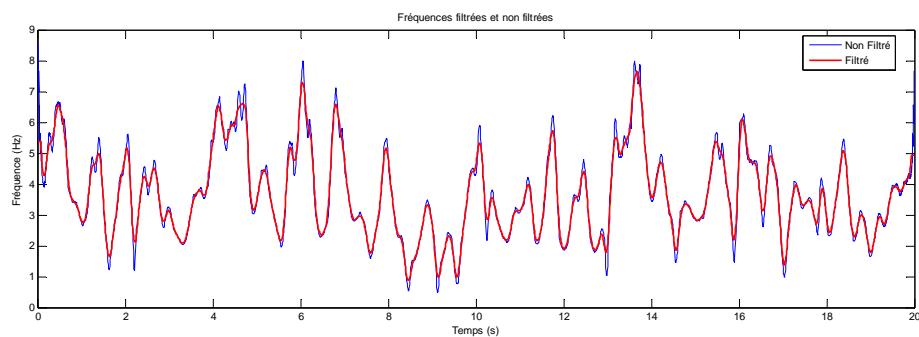


Figure 3-49 Filtrage de la fréquence instantanée de la troisième IMF

♦ L'étape suivante consiste à localiser les ondes qui nous intéressent. Pour cela, nous sélectionnons, pour chaque IMF, les séquences dont la fréquence instantanée se situe dans la bande qui nous intéresse, puis les recombinons pour ne garder, au final, que la partie du signal contenant les fréquences sélectionnées. Cette opération revient à utiliser la HHT comme un filtre passe bande. Nous comparons dans le paragraphe 3.7 les performances d'une telle approche avec celles d'un filtrage plus classique.

Pour éviter les discontinuités dans le signal reconstitué, nous avons défini les bandes comme indiqué sur la Figure 3-50.

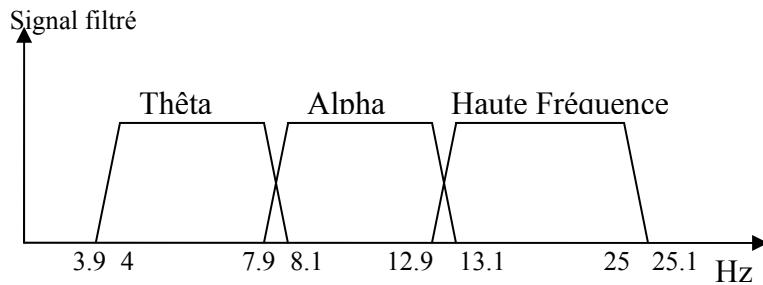


Figure 3-50 : Les bandes : thêta, alpha et les hautes fréquences.

A la fin de cette étape nous aurons trois signaux, chacun donnant la contribution du signal original dans les bandes étudiées. La Figure 3-51 présente les composantes Alpha, Thêta et Haute fréquence qui résultent de l'analyse de la séquence présentée dans la Figure 3-46.

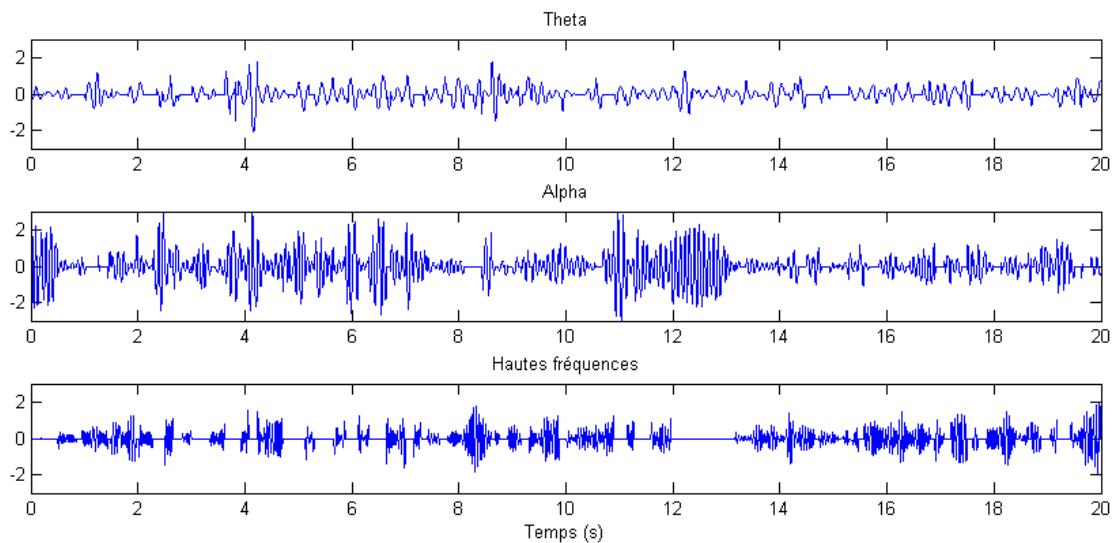


Figure 3-51 Composantes Alpha, Thêta et Haute fréquence du signal

- ♦ En appliquant la transformée de Hilbert, nous calculons, pour chaque instant, les amplitudes de ces composantes, que nous désignerons respectivement par A_α , A_θ et A_{HF} , dans la bande α , θ et les hautes fréquences telles que définies sur la Figure 3-50. La Figure 3-52 présente l'amplitude du signal dans ces bandes de fréquences.

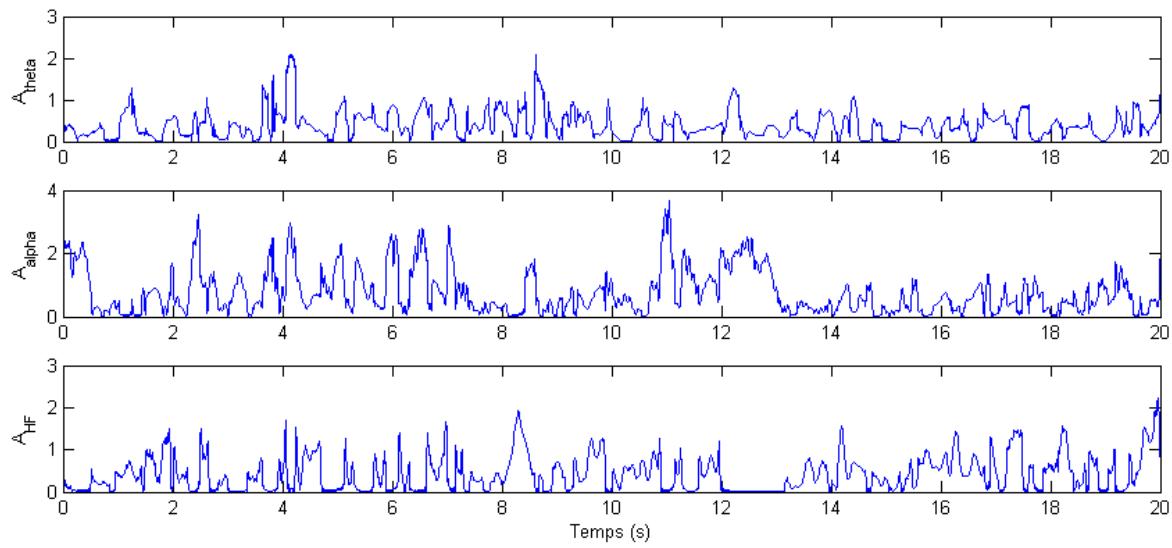


Figure 3-52 : Amplitudes de chaque bande de fréquence

- ◆ Maintenant il reste à identifier, à chaque échantillon, la bande de fréquence qui prédomine. Le critère utilisé pour effectuer cette tâche est décrit dans le paragraphe suivant.

3.6.2 Contribution des bandes de fréquence

Pour caractériser la contribution des ondes alpha, nous avons choisi de calculer le coefficient suivant (équation (3 - 53)) :

$$R_\alpha = \frac{|A_{HF}|}{|A_\alpha + A_{HF}|} \quad (3 - 53)$$

Seules les composantes HF et α interviennent dans ce calcul car si la composante α prédomine dans le signal, nous n'avons pas jugé utile de prendre en compte les composantes de la bande thêta.

A noter qu'ici, que la valeur 1 de R_α indique que signal ne contient aucune onde d'alpha alors que la valeur 0 indique que la séquence considérée ne contient que des ondes alpha.

Après analyse de plusieurs séquences d'EEG contenant des ondes α , nous avons empiriquement fixé les conditions de présence de telles ondes:

- ◆ L'amplitude dans la bande alpha doit être double de celle des hautes fréquences, donc $R_\alpha \leq 0.33$.
- ◆ L'amplitude des ondes alpha doit être supérieure à 1 ($A_\alpha \geq 1$).

Nous proposons d'utiliser la même procédure pour localiser les échantillons sur lesquels les ondes thêta prédominent. La contribution de ces ondes sera donc définie par:

$$R_\theta = \frac{|A_\theta + A_{HF}|}{|A_\alpha + A_\theta + A_{HF}|} \quad (3 - 54)$$

Tout échantillon pour lequel $R_\theta \leq 0.33$ et $A_\theta \geq 1$ sera donc considéré comme appartenant à une onde thêta.

L'évolution de R_α et R_θ pour le signal présenté sur la Figure 3-46 est présentée dans la Figure 3-53. Sur cette figure, les rectangles pointillés rappellent les bouffées alpha relevées par l'expert.

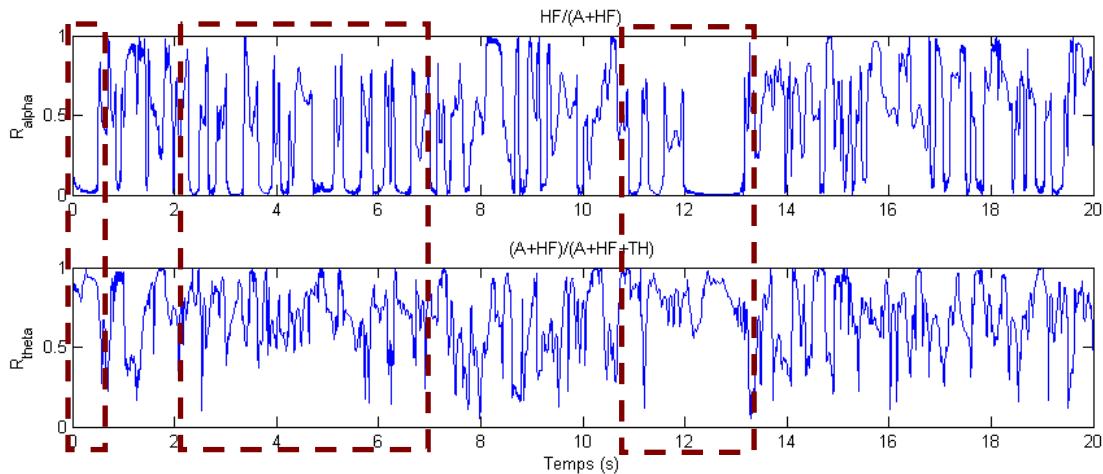


Figure 3-53 : Contribution des bandes des fréquences alpha et thêta.

Cette courbe confirme la présence d'ondes alpha (indiquées par les valeurs faibles de R_α) dans la séquence d'EEG considérée et confirme l'absence d'ondes thêta.

3.6.3 Localisation des bouffées d'onde alpha et thêta:

Le résultat brut de la localisation des séquences de l'EEG contenant majoritairement des fréquences α ou θ , n'est pas utilisable tel quel. En effet, lorsque l'expert analyse visuellement les signaux, il s'intéresse essentiellement au ralentissement de l'activité cérébrale, et ne prendra pas en compte les perturbations qui peuvent se superposer à celle-ci. Il raisonne donc plutôt sur une tendance du signal, que sur la valeur instantanée de la fréquence, qui est inaccessible visuellement. Nous avons essayé de reproduire ce phénomène en filtrant les résultats de l'analyse instantanée. Pour ce faire nous avons proposé de combiner les détections

proximes dans le temps et de supprimer les détections isolées. Pour cela, nous avons utilisé le filtre décrit par l'équation (3 - 52) , en prenant une fenêtre de 0.5s pour calculer la moyenne de $(1-R_\alpha)$ et $(1-R_\theta)$. Finalement nous ne retenons que les instants pour lesquels le signal filtré est supérieur à 0.5. Cela revient à supprimer les détections dont la durée est inférieure à 0.25 s et à combiner les détections séparées par moins de 0.25 s.

Le résultat de la détection est présenté sur la Figure 3-54. Sur cette figure, les valeurs filtrées $R_{\alpha F}$ de $(1-R_\alpha)$ sont représentées en trait fin, et les séquences de l'EEG, supposées contenir des ondes α , sont repérées par le niveau haut du signal en trait gras.

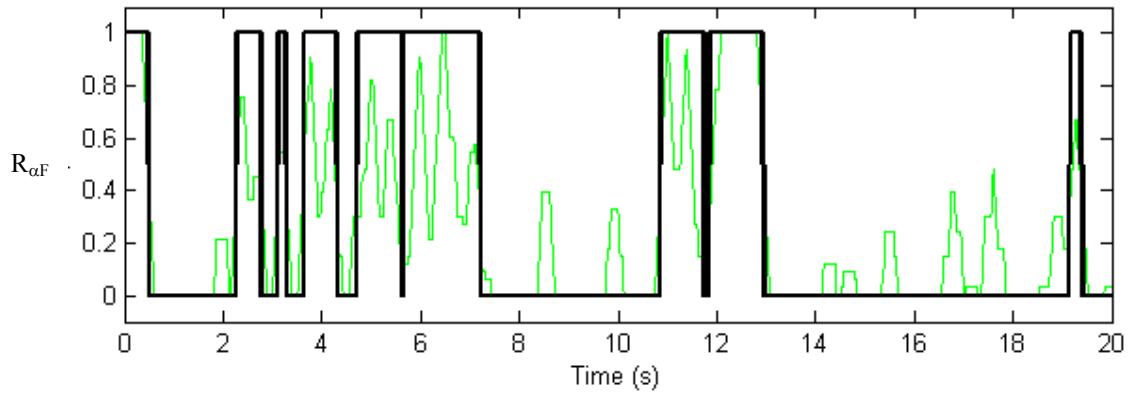


Figure 3-54. Détection des bouffées α et θ (niveau haut de la ligne en gras).

Afin d'augmenter la qualité de l'analyse, et pour se rapprocher de l'expertise visuelle, nous appliquons le processus de localisation des ondes α et θ sur toutes les voies de l'EEG. Après, nous additionnons les indicateurs $R_{\alpha F}$ et $R_{\theta F}$ de chaque voie afin de confirmer ou supprimer certaines détections "douteuses". Avant de délivrer le résultat final, nous éliminons les détections thêta qui coïncident avec des mouvements oculaires, verticaux ou horizontaux, et qui sont alors considérées comme des artefacts. Nous devrons faire la même chose avec les ondes alpha et les hautes fréquences. En effet, lorsque des hautes fréquences de grande amplitude apparaissent sur une des voies, les ondes alpha dans les autres voies ne doivent pas être prise en compte car ce sont des artefacts, généralement générés par des mouvements. Dans le jargon médical on parlera de séquences parasitées par du muscle.

Finalement nous combinerons la détection des ondes alpha et thêta de chacune des voies, et ne conserverons que les bouffées, ainsi localisées, dont la durée est supérieure à 0.5s, durée minimale que les experts considèrent significative. Le résultat de l'application de ce procédé est présenté sur la Figure 3-55. Le signal en trait discontinu correspond à la combinaison des localisations pour chacune des voies. La position des alpha et thêta dans chacune des voies est indiqué par le niveau haut de la ligne continue noire.

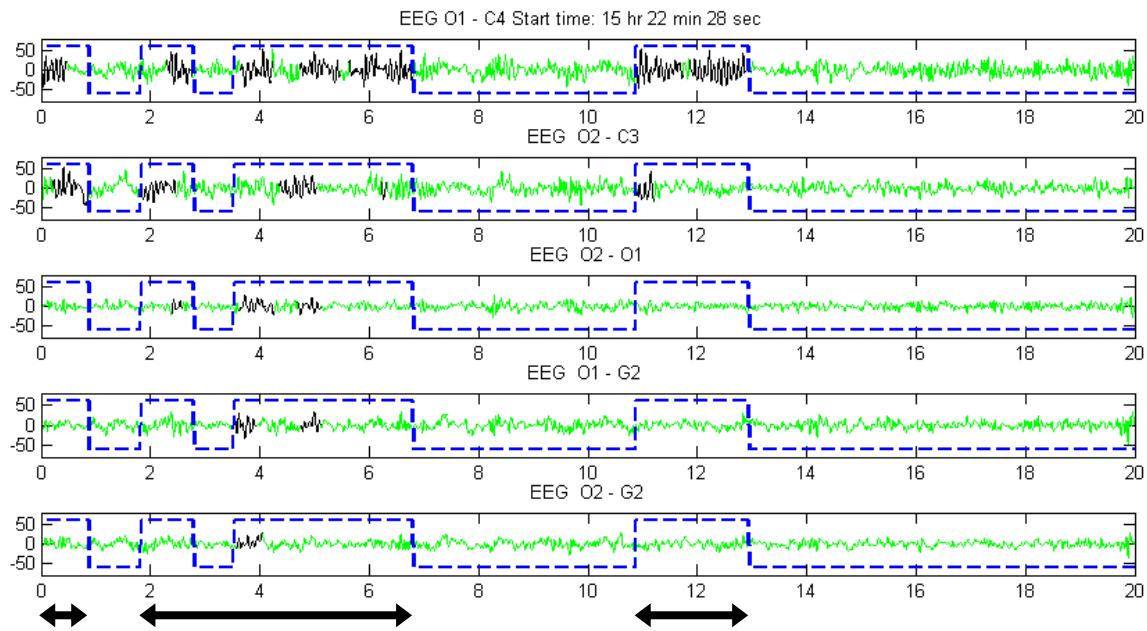


Figure 3-55 : Détection des bouffée d' α et de θ en utilisant l'analyse multi voies

Nous pouvons comparer ce résultat avec l'analyse visuelle rappelée, au bas de la figure, par les flèches qui indiquent la position des bouffées alpha détectées par l'expert.

3.6.4 Diagramme de blocs du processus d'analyse :

Les diagrammes ci-dessous représentent le procédé d'analyse des EEG et la méthode proposée afin d'essayer de reproduire l'analyse visuelle de l'expert pour localiser les ondes α et θ .

Analyse EEG instantanée

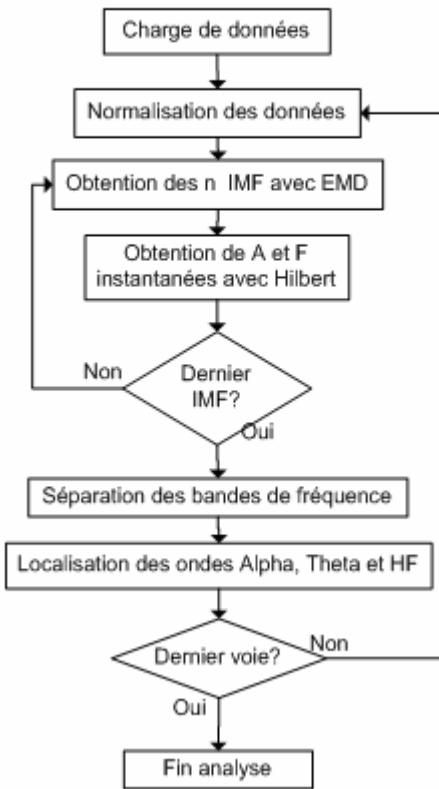


Figure 3-56 : Analyse EEG instantanée.

Localisation des bouffées

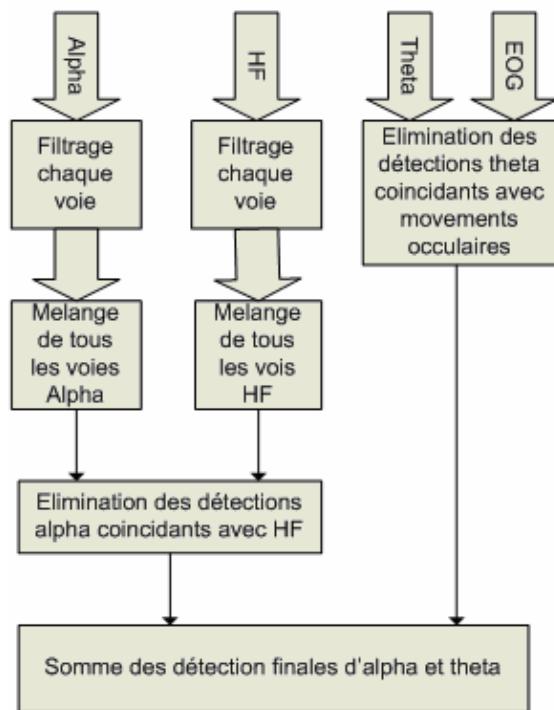


Figure 3-57 : Localisation des bouffées

3.7 Comparaison Filtre traditionnel / HHT

Dans notre application, la Transformée de Hilbert Huang est finalement utilisée comme un filtre passe bande. Nous avons donc comparé ses performances avec celles d'une méthode classique de filtrage, à savoir un filtre de Butterworth discret d'ordre 3. Pour éviter le déphasage dû au filtrage, nous avons utilisé la méthode "forward-backward". La bande passante du filtre est identique à celle utilisée avec la Transformée de Hilbert, soit 8 - 13 Hz.

Nous pouvons voir sur la Figure 3-58 que les deux méthodes conduisent à des résultats proches.

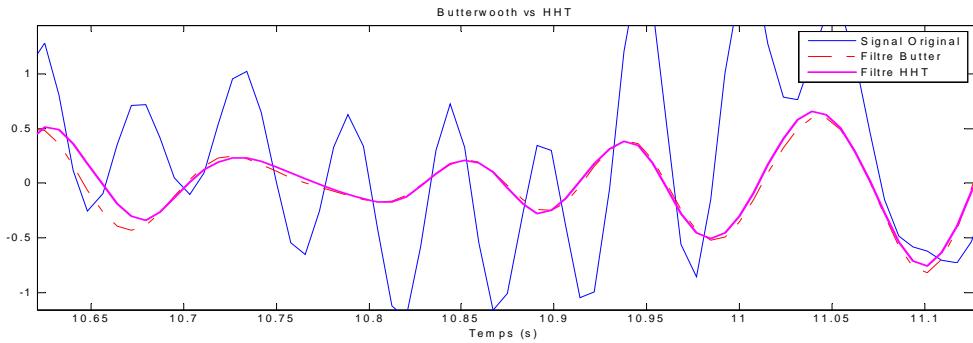


Figure 3-58 : Comparaison "filtre HHT" et filtre Butterworth.

Sur Figure 3-59 nous voyons que la réponse du filtre HHT entre la seconde 14.2 et 14.3 secondes semble plus en accord avec le signal original, alors que le filtre classique atténue l'amplitude du signal. Par contre la HHT introduit des discontinuités (vers 14.4 s), car si l'algorithme ne trouve aucune IMF dans la bande de fréquence considérée, le résultat du signal filtré dans cette zone est nul.

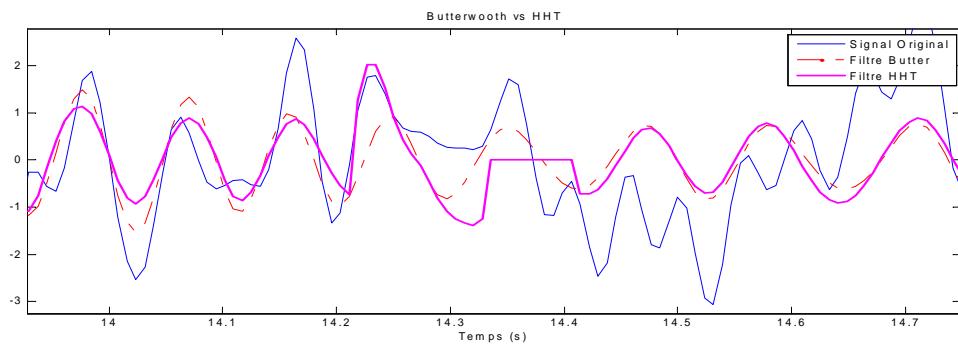


Figure 3-59. Comparaison "filtre HHT" et filtre Butterworth

Maintenant nous allons comparer la détection des ondes alpha sur la séquence présentée dans la Figure 3-46, en utilisant ces deux méthodes.

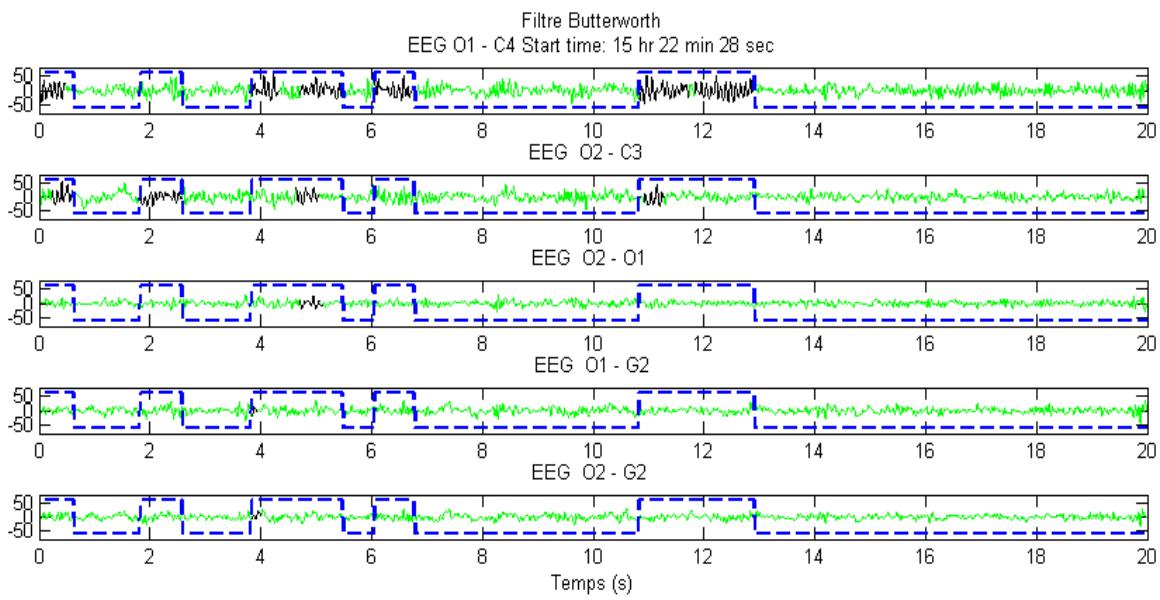


Figure 3-60. Analyse avec filtre Butterworth

En comparant la Figure 3-60, qui illustre les résultats de l'analyse utilisant un filtre Butterworth, avec la Figure 3-55, qui présent les résultats d'analyse utilisant la HHT, nous apercevons que la HHT est plus efficace pour la détection des bouffées alpha. En effet, sa capacité à détecter "rapidement" l'apparition des ondes alpha (cf. Figure 3-59 et le commentaire associé) permet de sélectionner des séquences sur lesquelles les ondes α prédominent, de plus longues durées que le filtre basse bande. Au final le diagnostic sera donc plus proche de celui de l'expert. En effet sur la séquence présentée sur les Figure 3-60, le ralentissement de l'EEG est clairement visible la seconde 2 à 7 de l'enregistrement. Sur cette zone la HHT est donc sensiblement plus efficace que le filtre "classique".

3.8 Résultats:

Après avoir mis au point la méthode d'analyse sur quelques séquences de 20 s d'EEG, choisies pour la présence et l'absence de bouffées d'alpha et thêta, nous avons testé notre algorithme, en le comparant en temps réel avec l'analyse visuelle sur près de 10 heures d'EEG de différents conducteurs. Nous n'avons pas quantifié les performances de notre algorithme car nous avons relevé, sur de nombreuses séquences, un désaccord entre le diagnostic automatique et l'expert.

La Figure 3-61 présente la localisation automatique des ondes alpha dans une séquence de 20s de l'EEG pour laquelle l'expert et notre algorithme délivrent le même résultat.

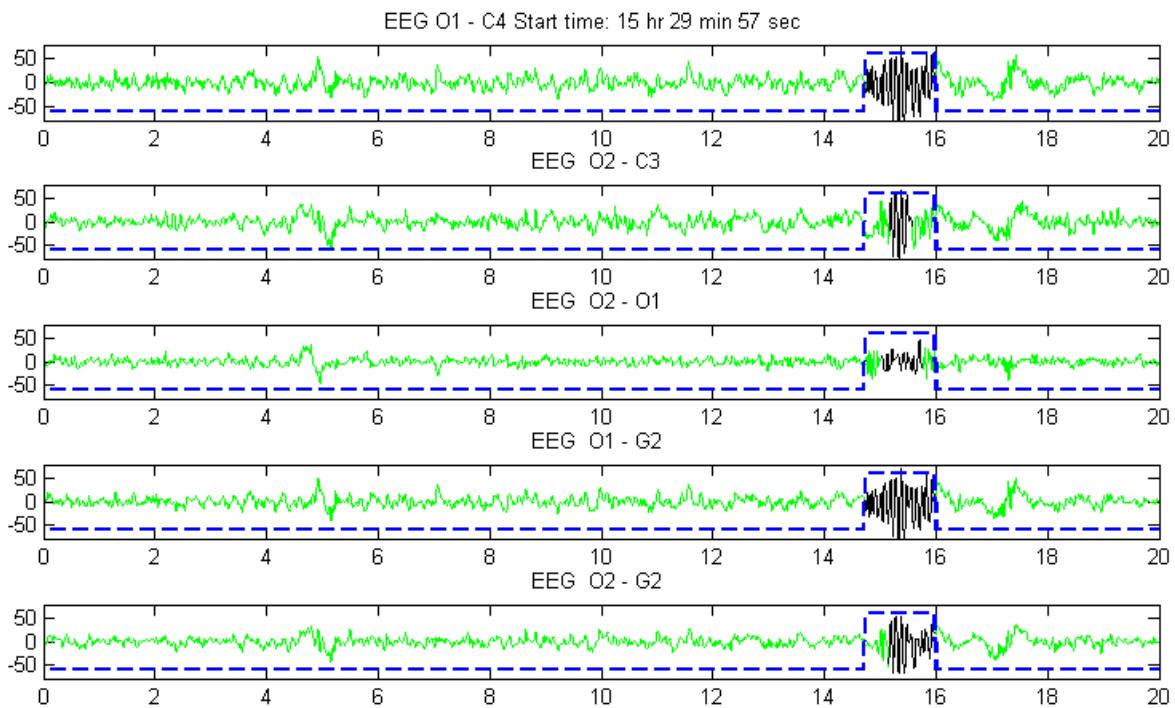


Figure 3-61 : Analyse automatique d'une séquence de 20 s d'EEG.

Sur le spectre temps-fréquence de la première voie nous pouvons voir que vers la seconde 15 il y a une disparition des hautes fréquences et une augmentation de l'amplitude dans la bande alpha. Toutes les bouffées aussi "claires" ont été détectées par notre algorithme.

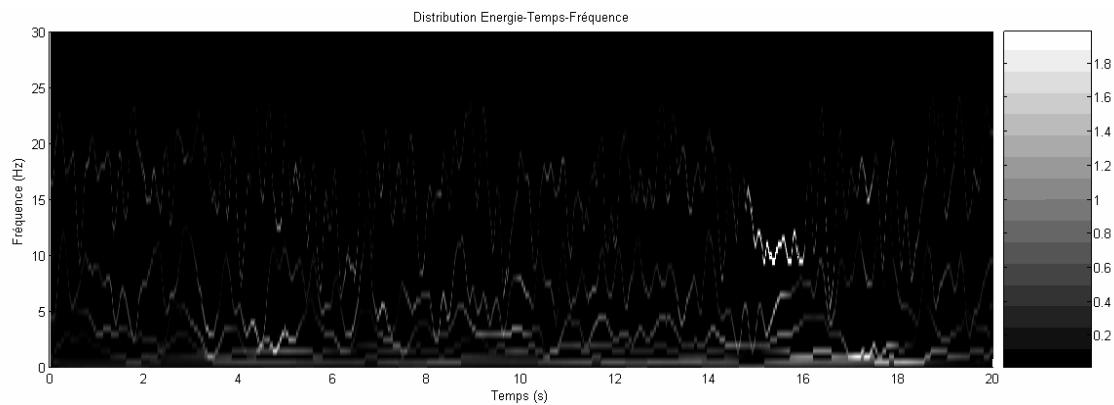


Figure 3-62 : Réponse temps-fréquence.

Par contre, pour la séquence de la Figure 3-63 l'expert détecte des ondes alpha entre la seconde 6 et 12, alors que notre algorithme n'en détecte qu'entre 10.5 et 11.

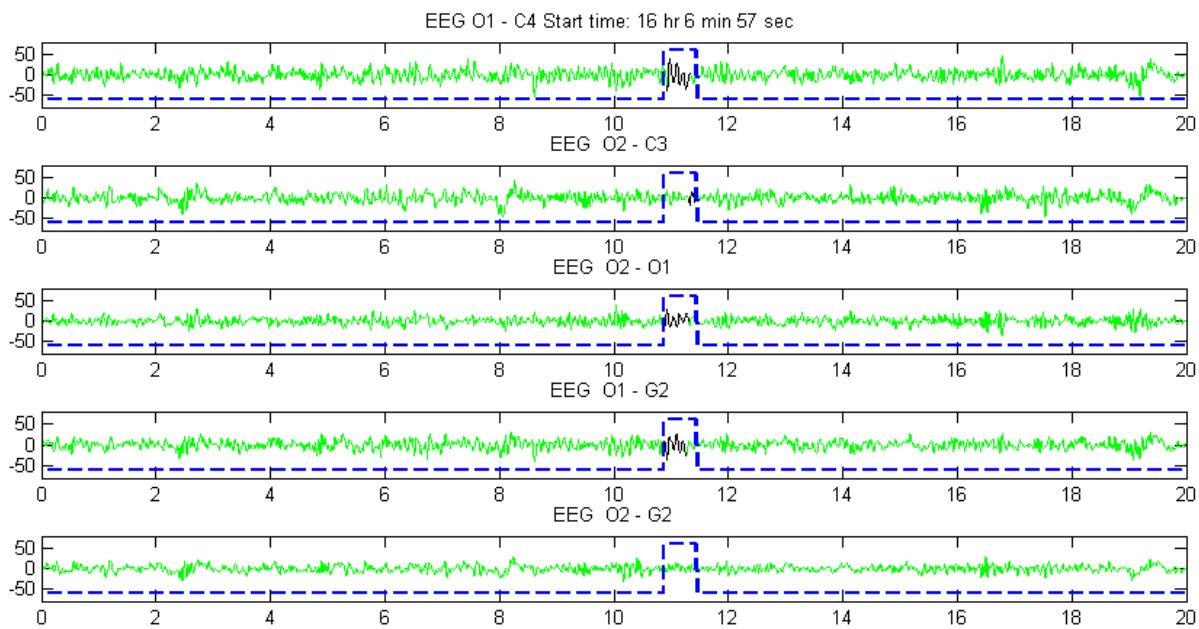


Figure 3-63 : Analyse automatique d'une séquence de 20 s d'EEG.

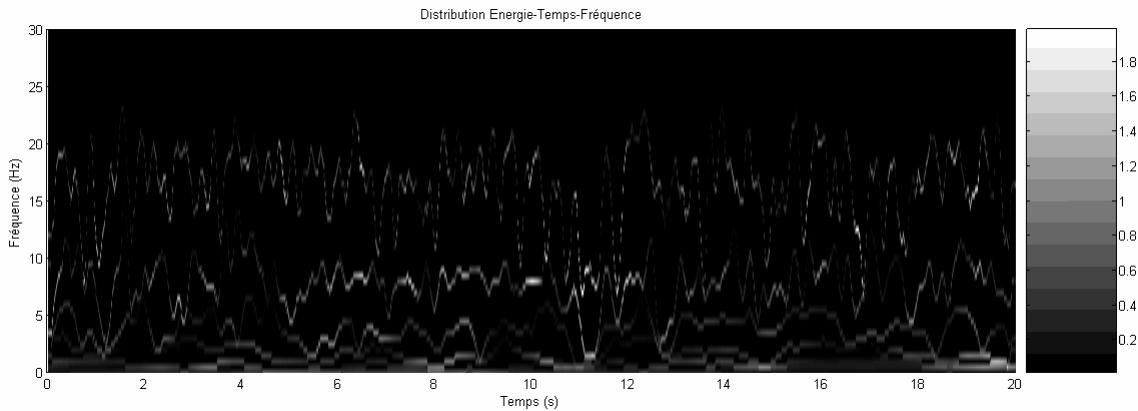


Figure 3-64 : Réponse temps-fréquence

La Figure 3-64 fournit la distribution temps fréquence de la voie 1 de la séquence d'EEG présentée sur la Figure 3-63. Nous pouvons voir que l'algorithme a bien détecté la zone où il n'y a pas de hautes fréquences. Or de 6 à 10.5s, puis au-delà de 11.5s, il y a des composantes dans la bande alpha mais aussi dans les hautes fréquences. On notera cependant que sur ces parties là la fréquence dans la bande alpha est relativement stable et que les hautes fréquences sont plutôt dans la partie haute de la bande considérée. Ce point devra être approfondi afin d'améliorer les performances de notre algorithme.

Parfois notre algorithme détecte des ondes alpha que l'expert ne considère pas. Sur la séquence présentée sur la Figure 3-65, l'expert ne considère aucune bouffée d'alpha alors que notre algorithme en détecte 2.

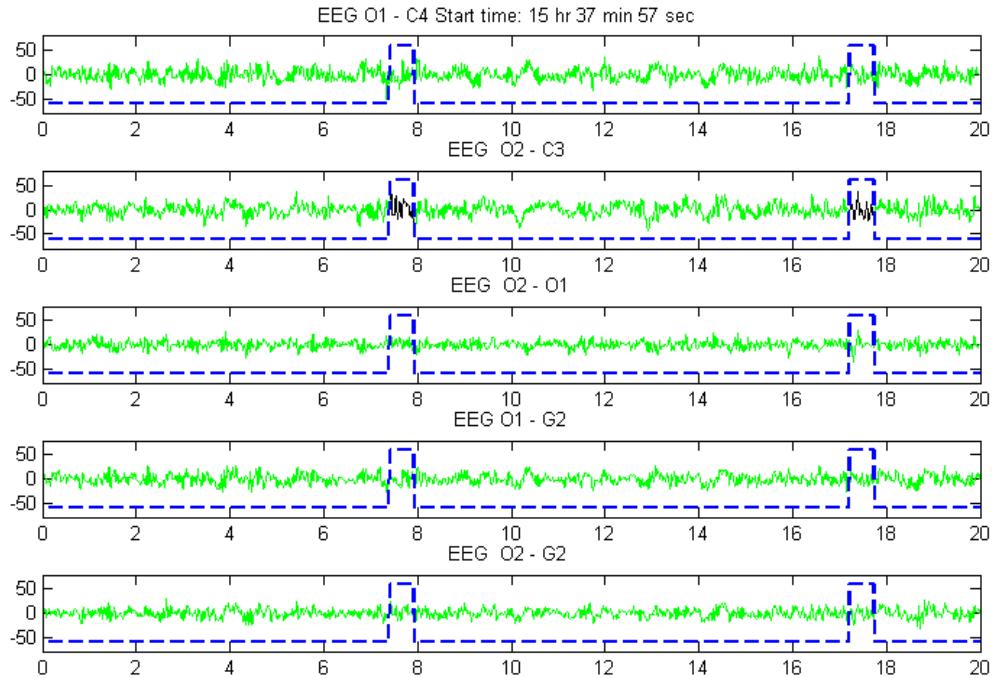


Figure 3-65 : La localisation automatique de l'alpha dans une séquence de 20 s de l'EEG.

Sur la distribution temps-fréquence de la voie O2-C3 (Figure 3-66), car c'est sur cette voie que notre algorithme détecte les ondes alpha, on peut voir que la fréquence dans la bande alpha varie beaucoup, contrairement à ce que nous avons observé sur la Figure 3-64. Ceci est donc en parfait accord avec le fait qu'une onde alpha annonciatrice de la somnolence a un spectre fréquentiel étroit et stable dans le temps, pour un individu donné. Cette contrainte n'étant pas prise en compte dans l'algorithme que nous avons développé, il n'est pas étonnant que les diagnostics divergent.

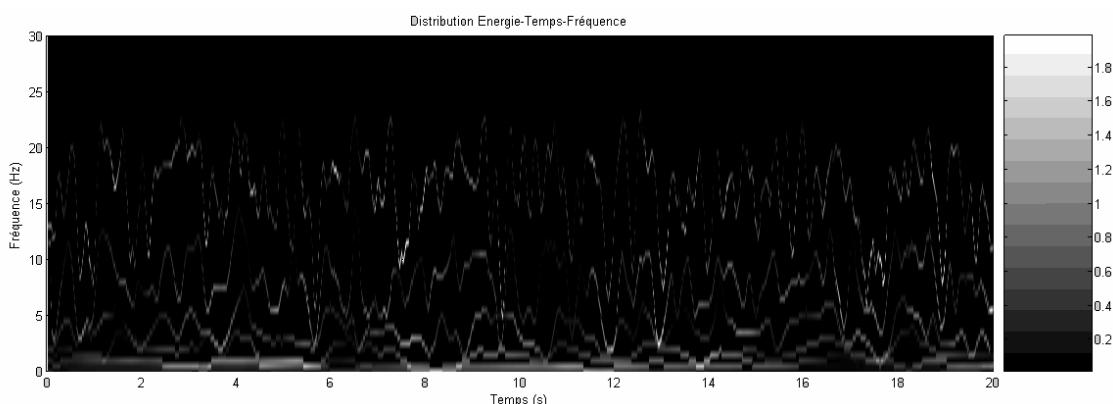


Figure 3-66 : Réponse temps-fréquence

Les résultats présentés ici montrent que la recherche des ondes prédominantes du signal, dans les bandes α et θ , n'est pas suffisante pour localiser efficacement les signes représentatifs de la somnolence. Cependant, la capacité de la HHT à produire la réponse temps fréquence du signal doit nous permettre de compléter l'algorithme et d'approcher l'expertise du médecin.

Malheureusement, nous n'avons pas pu, par manque de temps, pousser plus loin le développement de notre algorithme, la priorité, à l'intérieur du Groupe de Travail 4.4 du projet SENSATION, ayant été donnée à l'analyse des EOG. En effet, les caractéristiques des clignements étaient nécessaires à la mise au point des algorithmes de détection de la somnolence qui utiliseront, dans la phase finale, les données fournies par les systèmes de surveillance des yeux à base de cameras.

3.9 Conclusion

Ce chapitre présente notre contribution à l'analyse automatique des EEG : c'est un sujet essentiel dans construction d'une mesure référente de la vigilance, puisque l'EEG s'interprète de manière experte en degré de vigilance.

Plusieurs méthodes d'analyse temps-fréquence peuvent être envisagées pour réaliser cette analyse. Nous les avons présentées et comparées sur un signal synthétisé par nos soins. Cette comparaison nous a permis de sélectionner la Transformation de Hilbert Huang.

Avant de présenter l'algorithme développé, nous avons réalisé une étude qualitative de la précision de la Transformation de Hilbert, sur un signal résultant de l'application de la décomposition empirique en modes. Cette analyse a mis en évidence une erreur importante sur la fréquence instantanée quand l'amplitude du signal est petite. Nous avons donc proposé de normaliser les IMFs avant de leur appliquer la Transformation de Hilbert.

Sur la base de cette méthode de décomposition des signaux, nous avons donc développé un algorithme permettant de localiser les portions d'EEG contenant majoritairement des composantes fréquentielles dans les bandes alpha ou thêta. La mise au point de cet algorithme et le réglage des différents seuils, a été réalisée à partir des résultats de l'expertise de quelques enregistrements d'EEG appartenant à plusieurs conducteurs.

Dans notre algorithme, nous avons utilisé la Transformation de Hilbert-Huang comme un filtre passe bande. Nous avons donc comparé les performances de notre algorithme avec celles d'un filtrage «classique». Il s'avère que la meilleure réactivité de la HHT permet une localisation des bouffées d'ondes alpha et téta plus proche de celles fournies par l'expertise visuelle.

Dans la phase de validation de notre algorithme, réalisée en comparant en temps réel les expertises visuelles et logicielles de nouveaux EEGs, nous avons mis en évidence quelques faiblesses de programme. Une analyse un peu plus poussée ; en utilisant la représentation

temps-fréquence fournie par la Transformation de Hilbert ; des quelques séquences qui posent problèmes a permis de localiser le problème et de proposer une voie pour le résoudre. Cette solution consisterait à exploiter la réponse temps fréquence dans toute sa finesse ; et non plus une information du comportement du signal dans certaines bandes de fréquence ; afin de vérifier la «stabilité» de la fréquence dans la bande alpha ou thêta avant la délivrance finale de l'analyse. Nous n'avons malheureusement pas pu, faute de temps, mettre en œuvre cette amélioration.

3.10 Références:

- [1]. O. Andrade, P. J. Kyberd, and S. D. Taffler, "A Novel Spectral Representation of Electromyographic Signals", 25th annual international conference of the IEEE EMBS, Cancun, Mexico, September 2003.
- [2]. M. BELLANGER, " Traitement numérique du signal ", Edition Masson, Paris, 1987.
- [3]. J.J. Benedetto, "Harmonic Analysis and Application", CRC Press Inc, Boca Raton, Florida, 1997.
- [4]. Tarik Boustane et Gwénolé Quellec, "Implantation de la méthode EMD en C avec interface Matlab", Institut Supérieur d'Informatique de Modélisation et de leurs Applications, Aubiere, France, Mars 2004.
- [5]. Jean-Christophe Cexus, « Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT) », thèse de l'Université de Rennes 1, décembre 2005.
- [6]. Cheh Pan, "Gibbs Phenomenon Removal and Digital Filtering Directly through the Fast Fourier Transform " IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 49, NO. 2, FEBRUARY 2001
- [7]. L. Cohen, "Time-frequency analysis", Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall ,1995.
- [8]. Bruce, A. Donoho , H-Y. Gao. Wavelet analysis. IEEE Spectrum, October 1996.
- [9]. I. Daubechies, "Ten lectures on wavelets", SIAM, 1992.
- [10]. J. Dumas : L'analyse temps –fréquence, 01db-stell (group MVI technologies). Février 2001.
- [11]. Matteo Frigo et Steven G. Johnson, www.fftw.org, "Fast Fourier Transform in the West", MIT.
- [12]. A.Graps. An introduction to Wavelets. IEEE computation Science Engineering, summer 1995, vol.2, num 2,18p.
- [13]. S. L. Hahn, "Hilbert Transform in signal processing", Artech House, Norwood, Maryland, 1996.
- [14]. Horne, J. A., & Reyner, L. A. (1996). Counteracting driver sleepiness: effects of napping, caffeine and placebo. *Psychophysiology*, 33, 306-309
- [15]. N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. L. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proceedings of Royal Society of London*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [16]. B. JAMMES, H. SHARABATY, D. ESTEVE , "Alpha and Theta wave localisation in EEG signals: Survey of Existing algorithms", SENSATION IST507231, Document ID: Sens-LAAS-A4.4.1-DataFeatureExtraction, Juin 2005
- [17]. B. JAMMES et al, Criteria for sleep and stress detection and data feature extraction algorithms, Del.4.4.1 SENSATION IST507231, Jan. 2006.
- [18]. Semion Kizhner and al, "On the Hilbert-Huang Transform Data Processing System Development", NASA/ Goddard Space Flight Center Greenbelt MD, 20771

- [19]. D G. Long, "Comments on Hilbert Transform Based Signal Analysis", Brigham Young University, Department of Electrical and Computer Engineering, Feb. 2004.
- [20]. Evangelia Portouli et al, Alertness Monitoring Database, Del.1.7.1 SENSATION IST507231, Jan. 2004.
- [21]. William H. Press, Brian P. Flannery and William T. Vetterling, "Numerical Recipes in C/C++: The Art of Scientific Computing", Cambridge University Press, 2002.
- [22]. Rodrigo Quian Quiroga, "Quantitative analysis of EEG signals: Time-frequency methods and Chaos theory", Phd Thesis, Medical University Lübeck, 1998.
- [23]. Lucas Quarta . Une introduction (élémentaire) a la théorie des ondelettes. UMH. CP#2. Novembre 2001.
- [24]. RILLING Gabriel, FLANDRIN Patrick, GONCALVES Paulo, "On empirical mode decomposition and its algorithms", Laboratoire de Physique (UMR CNRS 5672), École Normale Supérieure de Lyon, Projet IS2, INRIA Rhône-Alpes, Juin 2003, (<http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/NSIP03.pdf>)
- [25]. A. SANTANA DIAZ, Conception d'un système de détection de la baisse de vigilance du conducteur automobile par l'utilisation des ondelettes et l'apprentissage statistique, thèse l'Université Paul Sabatier, LAAS-CNRS, Toulouse, Jan 2003.
- [26]. D. Shen, H.S. Ip. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns. Pattern Recognition, No. 32, 1999, pp. 151-165.
- [27]. Julius O. Smith III, "Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), with Audio Applications -Second Edition", W3K Publishing, 2007, ISBN 978-0-9745607-4-8. Copyright © 2007-05-02 by Julius O. Smith III. Center for Computer Research in Music and Acoustics (CCRMA), Stanford University.
http://ccrma.stanford.edu/~jos/mdft/Analytic_Signals_Hilbert_Transform.html
- [28]. Julius O. Smith III, "Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), with Music and Audio Applications", W3K Publishing, 2003, ISBN 0-9745607-0-7. Copyright © 2006-05-25 by Julius O. Smith III, Center for Computer Research in Music and Acoustics (CCRMA), Stanford University
- [29]. Hassan SHARABATY, Bruno JAMMES, "Alpha and Theta Wave Localisation using Hilbert-Huang Transform: Empirical Study of the Accuracy" 2nd IEEE International Conference on Information & Communication Technologies: from Theory to Applications (ICTTA'06), Damas (Syrie), Vol1, pp:1159-1164, ISBN:0-7803-9521-2, Avril 2006.
- [30]. H. SHARABATY, B. JAMMES, D. ESTEVE, "Alpha and theta wave localisation in EEG signals: data processing algorithm based on the Hilbert-Huang transform", Rapport LAAS N°05671, Décembre 2005, 4p.
- [31]. M. Unser, A. Aldroubi, M. Eden. On the Asymptotic Convergence of B-Spline Wavelets to Gabor Functions. IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 38, No. 2, March 1992, pp. 864-872.

Conclusion Générale

Cette thèse entre dans l'ensemble des travaux consacrés, depuis presque vingt ans, à la détection de l'hypovigilance du conducteur automobile. Nous avons, dans l'introduction de nos travaux et dans le chapitre 1, rappelé cette problématique générale qui dépasse le transport routier et concerne tous les types de transports et tous les systèmes de surveillance ou de commande de l'industrie

Cette thèse a été réalisé au LAAS-CNRS et fait suite à d'autres contributions : Martinez 1992, Herrera 1995, Hernandez 1998, Santana 2003 et Gonzalez 2004, dont l'essentiel des conclusions était que :

- I. Des systèmes embarqués basés sur des mesures comportementales et de mesures physiologiques, pouvaient être développés de manière efficace mais encore insuffisante pour estimer le niveau de la vigilance sans faute !
- II. Il convenait de multiplier les essais de validation, en améliorant les techniques d'exploitation des résultats et des enregistrements.

Cette thèse s'est donc située dans une approche où l'on souhaite comparer les résultats de l'analyse des données issus d'essais sur route et le diagnostic "référent" de la vigilance réalisé par des spécialistes.

Dans le premier chapitre, qui est été consacré à rappeler la problématique générale de la détection de l'hypovigilance du conducteur automobile, nous avons montré que de nombreux travaux très divers ont été consacrés à ce problème. Nous avons conclu que plusieurs approches sont possibles pour détecter l'hypovigilance, soit par la voie de l'analyse des modes de conduite du conducteur, soit par la voie de mesure directes de son état physiologique. Mais l'exigence d'application se heurte à une question préalable incontournable de la validation des systèmes proposés : **la difficulté à surmonter est donc de dégager une mesure référente de l'hypovigilance qui permettrait, par comparaison, de valider un système de mesure embarqué associant des mesures comportementales** : position latérale du véhicule sur la voie de circulation, angle volant, vitesse...et des mesures physiologiques non invasives : clignements des yeux...

Nous avons introduit ainsi l'objectif du programme "SENSATION", auquel nous avons participé et présenté notre problématique de dégager de nouveaux outils d'analyse de signaux, qui soient automatiques et efficaces pour l'établissement de ces mesures référentes.

Dans le chapitre 2, nous avons présenté notre travail consacré à l'analyse des électrooculogrammes. Nous avons mis en œuvre **un algorithme nouveau, basé sur la dérivée du signal**. Une vérification utilisant l'enregistrement vidéo du visage des conducteurs et les résultats fournis par l'algorithme du CEPA, a montré que notre programme détecte tous les clignements simples, et la plupart des fermetures prolongés (durée > 0.5sec). Nous avons montré les limites de cet algorithme, et proposé une méthode d'estimation de la "ligne de base" du signal, par analyse statistique.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté notre contribution à l'analyse automatique des EEG. Nous avons sélectionné, après la comparaison de plusieurs méthodes d'analyse temps-fréquence, la **Transformation de Hilbert Huang**.

Avant de présenter l'algorithme développé, nous avons réalisé une étude qualitative de la précision de la Transformée de Hilbert. Cette analyse a mis en évidence une erreur importante sur le calcul de la fréquence instantanée lorsque l'amplitude du signal est petite. Nous avons donc proposé de normaliser les signaux avant de leur appliquer la Transformation de Hilbert.

Nous avons ensuite développé **un algorithme permettant de localiser les portions d'EEG contenant majoritairement des composantes fréquentielles dans les bandes alpha ou thêta**. La mise au point de cet algorithme : réglage des différents seuils, a été réalisée à partir des résultats de l'expertise de quelques enregistrements d'EEG appartenant à plusieurs conducteurs.

Nous avons aussi comparé les performances de notre algorithme avec celles d'un filtrage «classique». Il s'avère que la meilleure réactivité de la HHT permet une localisation des bouffées d'ondes alpha et téta plus proche de celle fournie par l'expertise visuelle.

Enfin, nous avons validé notre algorithme, comparant en temps réel les expertises visuelles et logicielles de nouveaux EEGs. Nous avons mis en évidence quelques faiblesses du programme. Une analyse un peu plus poussée, en utilisant la représentation temps-fréquence fournie par la Transformation de Hilbert des quelques séquences qui posent problèmes, nous a permis de localiser la difficulté et de proposer une voie pour la résoudre : Cette solution consisterait à exploiter le réponse temps fréquence dans toute sa finesse ; et non plus une information du comportement du signal dans certaines bandes de fréquence ; afin de vérifier la «stabilité» de la fréquence dans la bande alpha ou thêta avant la délivrance finale de l'analyse.

Cette thèse met donc à disposition, deux algorithmes nouveaux pour le traitement systématique des EOG et EEG. Nous les avons expérimentés sur les enregistrements fournis au sein de SENSATION et montré qu'ils étaient opérationnels et performants. Nous avons aussi inventorié les insuffisances et les défauts qu'il conviendra de corriger.

Nous pensons, par ces algorithmes, avoir participé à rendre plus efficace l'analyse des enregistrements, par les experts, et à faire un pas vers la constitution d'une mesure "référante" indiscutable.

On peut imaginer que les outils que nous proposons soient embarqués durant les essais pour permettre de comparer :

- ◆ Les résultats du diagnostic d'un système embarqué totalement automatique associant, comme le supposaient les travaux antérieurs des mesures comportementales : PL, AV, V...etc, une mesure biologique non invasive (les clignements des yeux détectés par caméra),
- ◆ Les résultats d'un système référant, obtenus par instrumentation des conducteurs : EOG, EEG ... complétés des outils que nous avons développés "relus" par les experts...

Des expérimentations systématiques ainsi organisés apporteraient sûrement des éclaircissements en "standardisant" les essais, et en permettant des résultats qualitatifs.

Comme nous l'avons dit dans le corps de notre manuscrit, les routiers professionnels et les autoroutes sont sûrement le champ d'investigation le plus accessible et le plus révélateur.

Nous avons pu constater, dans l'exploration des enregistrements, compte tenu de nos approches, qu'il était indispensable dans cette phase d'essais de validation d'avoir deux enregistrements vidéo : du conducteur et de l'environnement.

Nous supposons dans les prochaines expérimentations, que ces mesures comportementales et physiologiques soient maintenues et que le conducteur participe activement à valider les systèmes embarqués, en apportant avis et commentaires sur les signaux d'alarmes qui seraient délivrés.

Pour terminer sur ces aspects applicatifs, il est clair que l'amélioration des méthodes d'analyse facilitera l'aboutissement des travaux sur l'hypovigilance.

En résumé :

- ◆ Nous avons mis en ouvre un algorithme pour localiser automatiquement les clignements des yeux, puis de mesurer leurs caractéristiques.
- ◆ Nous avons proposé une méthode d'estimation de la "ligne de base" de l'EOG, par analyse statistique.
- ◆ Nous avons proposé une méthode pour augmenter la précision de la Transformation de Hilbert lorsque l'amplitude du signal analysé est faible.
- ◆ Nous avons introduit un algorithme à l'aide de Transformation de Hilbert-Huang pour localiser les ondes Alpha et Thêta dans les EEG.

Nul doute qu'il faut encore approfondir dans les directions suivantes :

- ◆ Combiner les caractéristiques de l'EEG et de l'EOG, pour estimer le niveau de somnolence.
- ◆ Appliquer la transformée de Hilbert-Huang sur les signaux mesurés sur le véhicule (position angulaire du volant et position latérale du véhicule sur la voie de circulation) afin de rechercher si une analyse temps-fréquence performante permet de dégager des caractéristiques de signaux liées au niveau de vigilance du conducteur.

Bibliographie générale

- [1] A. Anund and B. Peters. Methods for measuring driver sleepiness based on subjective rating scales. Document VTI_7.4.2 Project AWAKE. Mars 2002, 4 p.
- [2] Torbjorn AKERSTEDT et al., "Impaired alertness and performance driving home from the night shift: a driving simulator study", European Sleep Research Society, J. Sleep Res., 14, 17–20, 2005.
- [3] Andreassi, J. "Psychophysiology. Human Behavior & Physiological Response" London: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers.2000
- [4] O. Andrade, P. J. Kyberd, and S. D. Taffler, "A Novel Spectral Representation of Electromyographic Signals", 25th annual international conference of the IEEE EMBS, Cancun, Mexico, September 2003.
- [5] Romuald Aufrère, Roland Chapuis, Frédéric Chausse. Détection précise de bord de route par vision monoclulaire embarquée. RFIA 2000. Volume II, pages 229-238, Paris, 1-3 février 2000.
- [6] Romuald Aufrère, Roland Chapuis, Frédéric Chausse. Accurate road following and reconstruction by computer vision. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. Vol. 3, No 4, pages 261-270, December 2002.
- [7] E. Bekiaris, S. Nikolaou, M. Panou, K. van Wees, G. Baten. User needs analysis per category of driving group, AWAKE D1_1. AWAKE (System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risk Estimation) IST-2000-28062. June 2002, 262 p.
- [8] E. Bekiaris, S. Nikolaou. State of the Art on Driver Hypovigilance Monitoring and Warning Systems. AWAKE (System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risk Estimation) IST-2000-28062. November 2001. 20 p.
- [9] T. Bellet, M.P. Bruyas, H. Tattegrain-Veste, JF. Forzy, A. Simoes, J. Carvalhais et autres. « Real time » analysis of the driving situation in order to manage on-board information. Congrès e-SAFETY, septembre 16-18, 2002, Lyon, France, 8 p.
- [10]D. Berschandy. Comparaison des approches classiques dans l'architecture d'un système d'intelligence artificielle embarqué. Application à la détection temps réel de danger automobile. Thesis de Paris XI d'Orsay University.
- [11]M. BELLANGER, " Traitement numérique du signal ", Edition Masson, Paris, 1987.
- [12]J.J. Benedetto, "Harmonic Analysis and Application", CRC Press Inc, Boca Raton, Florida, 1997.
- [13]Tarik Boustane et Gwénolé Quellec, "Implantation de la méthode EMD en C avec interface Matlab", Institut Supérieur d'Informatique de Modélisation et de leurs Applications, Aubiere, France, Mars 2004.
- [14]Caffier, P.P., Erdmann, U., & Ullsperger, P. (2003). Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure. Eur J Appl Physiology, 89, 319-325.

- [15]Jean-Christophe Cexus, « Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT) », thèse de l'Université de Rennes 1, décembre 2005.
- [16]Cheh Pan, “Gibbs Phenomenon Removal and Digital Filtering Directly through the Fast Fourier Transform ” IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 49, NO. 2, FEBRUARY 2001
- [17]L. Cohen, “Time-frequency analysis”, Englewood Cliffs, N J: Prentice-Hall ,1995.
- [18]Dinges, Mallis, et al.: Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management. Final report for the USDOT, NHTSA (National Highway Traffic Safety Administration), 104pp, Report No. DOT HS 808 762, 1998.
- [19]Bruce, A. Donoho , H-Y. Gao. Wavelet analysis. IEEE Spectrum, October 1996.
- [20]I. Daubechies, "Ten lectures on wavelets", SIAM, 1992.
- [21]J. Dumas : L'analyse temps -fréquence, 01db-stell (group MVI technologies). Février 2001.
- [22]Daniel Estève and al, “Driver hypovigilance criteria, filter and HDM module”, Projet AWAKE, IST-2000-28062, Document ID:Del. 3.1.doc, 2003
- [23]Matteo Frigo et Steven G. Johnson, www.fftw.org, “Fast Fourier Transform in the West”, MIT.
- [24]Åsa Forsman, Björn Peters, and Anna Vadeby, “Eye related measures to be extracted from the EOG and used for algorithm development in A4.4.2”, VTI, the Swedish National Road and Transport Research Institute, July 2007
- [25]Galley, N., Schleicher, R., & Galley, L. (2004). Blink parameters as indicators of driver sleepiness – possibilities and limitations. In: A.G. Gale (ed.), Vision in vehicles X, Elsevier Press, Amseterdam,
- [26]A.Graps. An introduction to Wavelets. IEEE computation Science Engineering, summer 1995, vol.2, num 2,18p.
- [27]M.Gonzalez Mendoza, « Surveillance temps-réel des systèmes home-machine. Application à l'assistance à la conduite automobile », Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse, 16 Juillet 2004, 174p, Rapport LAAS No04494
- [28]N. Hernández-Gress. Système de Diagnostic par Réseaux de Neurones et Statistiques : Application à la détection d'hypovigilance du conducteur automobile. Thèse, LAAS-ENSEEIHT, Toulouse, France, décembre 1998. Rapport LAAS 98571.
- [29]N. Hernández-Gress, G. Vialaret and D. Estève. CopiTech: Demonstrator vehicle to study driver's impairment. Research LAAS Report 98279, June 1998.
- [30]N. Hernández-Gress and D. Estève. Driver's impairment detection: a multisensory fusion approach. Research LAAS Report 00054, February 2000.
- [31]N. Hernández-Gress, A. Giralt et R. Reyna-Rojas. "Hypovigil" le capteur de position latérale. Research LAAS Report 99357, September 1999.
- [32]T. Hayami, K. Matsunaga, K. Shidoji and Y. Matsuki. Detecting Drowsiness while driving by measuring eye movement- a pilot study. The IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems, 3-6 September 2002, Singapore, pp. 156-161.
- [33]A. Herrera. « Approche multisensorielle pour la détection comportementale de la baisse de vigilance du conducteur automobile ». Thèse, LAAS-INS, Toulouse, France, octobre 1995, 146 p. Rapport LAAS No. 95444.
- [34]Hargutt, V., & Krüger, H.-P. (2000). Eyelid Movements and their Predictive Value for Fatigue Stages. Würzburg: Psychologisches Institut der Universität Würzburg.
- [35]S. L. Hahn, "Hilbert Transform in signal processing", Artech House, Norwood, Maryland, 1996.

- [36]Horne, J. A., & Reyner, L. A. (1996). Counteracting driver sleepiness: effects of napping, caffeine and placebo. *Psychophysiology*, 33, 306-309
- [37]N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. L. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", *Proceedings of Royal Society of London*, vol. 454, pp. 903-995, 1998.
- [38]Michael INGRE et al, "Subjective sleepiness, simulated driving performance and blink duration: examining individual differences", *European Sleep Research Society, J. Sleep Res.*, 15, 47–53, 2006.
- [39]B.JAMMES, H. SHARABATY and D. ESTEVE "EOG and EEG analysis: A first step toward automatic sleepiness scoring", *Rapport LAAS N°07280*, Juin 2007, 17p.
- [40]B. JAMMES, H. SHARABATY, D. ESTEVE , "Alpha and Theta wave localisation in EEG signals: Survey of Existing algorithms", *SENSATION IST507231*, Document ID: Sens-LAAS-A4.4.1-DataFeatureExtraction, Juin 2005
- [41]B. JAMMES, H. SHARABATY et al, "Criteria for sleep and stress detection and data feature extraction algorithms". SP4- WP4.4 - A4.4.1 Projet IST SENSATION N° 507231, Février 2006. (87 pages).
- [42]Jason J. Gu, Max Mag, Albert Cook, M. Gary Faulkner, "A Study of Natural Eye Movement Detection and Ocular Implant Movement Control Using Processed EOG Signals" *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics & Automation Seoul, Korea*. May 21-26, 2001.
- [43]Johns M. W., "The amplitude-Velocity Ratio of Blinks: A New Method for Monitoring Drowsiness", *SLEEP*, Vol. 26, Abstract Supplement, 2003 pages: A51-A52.
- [44]A. Kircher, M. Uddman, J. Sandin. Vehicle control and drowsiness. Report produced by VTI (Swedish National Road and Transport Research Institute) and Virtual Technology under a study commissioned by Autoliv Research. October 2001, 78 p.
- [45]Albert Kircher, Maccus Uddman, Jesper Sandin, "Vehicle control and drowsiness", *VTI Meddelande 922A*, project code 40409, 2002.
- [46]P. W. Kithil, R. D. Jones, J. MacCuish. Development of Driver Alertness Detection System Using Overhead Capacitive Sensor Array. *Advanced Safety Concepts (ASCI)*. 2000, 4 p.
- [47]P.M. Knoll and B.-J. Schäfer, "Advanced Microsystems for Automotive Applications 2005" , Leonberg, Germany, Springer Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-540-27463-6.
- [48]M. Korse, N. Radewalt, M. Baris and A. de Hoog. Lane Departure Warning Assistant. Dutch Ministry of Transport, Public Works and Water Management and AVV Transport Research Centre. *IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'2002)*, Versailles (France), 17-21 June 2002, Demos.
- [49]Semyon Kizhner and al, "On the Hilbert-Huang Transform Data Processing System Development", *NASA/ Goddard Space Flight Center Greenbelt MD*, 20771
- [50]J. Kortelainen and al., "Methods of physiological and behavioural sleep prediction algorithms", *SENSATION IST507231*, Document ID: Sens-VTT-D.4.4.2.
- [51]Mark A. Kon & L. Plaskota, Neural networks, radial basis functions, and complexity, *Proceedings of Bialowieza Conference on Statistical Physics*, 1997, 122-145. (<http://math.bu.edu/people/mkon>).
- [52]D G. Long, "Comments on Hilbert Transform Based Signal Analysis", Brigham Young University, Department of Electrical and Computer Engineering, Feb. 2004.
- [53]D. Martinez. « Offset, une méthode de construction incrémentale de réseaux de neurones multicouches et son application à la conception d'un copilote automobile ». *Thèse, LAAS - Université Paul Sabatier, Toulouse*, 1992, 117 p. *Rapport LAAS No. 92012*.
- [54]T. Mahe. Cap sur la sécurité active. *Revue Industries et Techniques*, 804, pp. 62-63, Mai 1999.
- [55]MUZET A, PEBAYLE T et al, "Preventing driver drowsiness at the wheel: can steering grip sensor

- measurement contribute to its prediction? " Proceedings of the 4th European Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, Budapest, 24-26 May 2004.
- [56]Jaakko MALMIVUO and Robert PLONSEY, "Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields " New York, Oxford University Press,1995 ISBN 0-19-505823-2 (Web-version from <http://butler.cc.tut.fi/~malmivuo/bem/bembook/>).
- [57]Michael F. Marmor and Eberhart Zrenner, "Standards, Recommendations and Guidelines (Standard for Clinical Electro-oculography)", the International Society for Clinical Electrophysiology of Vision (ISCEV), Kluwer academic publishers, Tübingen, Germany, 2005. (http://www.iscev.org/standards/eog.html#anchor_top)
- [58]Morris, T.L., & Miller, J.C. (1996). Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight. *Biological Psychology*, 42, 343-360.
- [59]H.L. Oei. State of the Art advanced driver assistance systems (ADAS). Congrès e- SAFETY, septembre 16-18, 2002, Lyon, France, 11 p.
- [60]V. Papakostopoulos and al , "Pilots Framework Methodology", SENSATION IST507231, Document ID: D5.8.1, January 2005.
- [61]Evangelia Portouli et al, Alertness Monitoring Database, Del.1.7.1 SENSATION IST507231, Jan. 2004.
- [62]Björn Peters, Anna Anund, Joakim Östlund and Magnus Hjälmåhl : Results of Sensation Pilot 2.5 – WP1.7.1 (Alertness Monitoring Database), SENSATION IST507231, Document ID:SENS-VTI-WP1-7-Pilot-2-5, Oct. 2005.
- [63]Peters B. and Anund A., "System for effective Assessment of driver vigilance and Warning According to traffic risK Estimation - Preliminary Pilot Plans" Revision II. AWAKE IST-2000-28062, Document ID: Del. 7_1, 2003
- [64]William H. Press, Brian P. Flannery and William T. Vetterling, "Numerical Recipes in C/C++: The Art of Scientific Computing" , Cambridge University Press, 2002.
- [65]Rodrigo Quian Quiroga, "Quantitative analysis of EEG signals: Time-frequency methods and Chaos theory", Phd Thesis, Medical University Lübeck, 1998.
- [66]Lucas Quarta . Une introduction (élémentaire) a la théorie des ondelettes. UMH. CP#2. Novembre 2001.
- [67]Qiang Ji, Zhiwei Zhu, Peilin Lan, "Real-Time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue", in IEEE Trans on vehicular technology , Vol 53, No.4, July 2004 http://www.ecse.rpi.edu/~qji/Papers/IEEE_vt.pdf
- [68]RILLING Gabriel, FLANDRIN Patrick, GONCALVES Paulo, "On empirical mode decomposition and its algorithms", Laboratoire de Physique (UMR CNRS 5672), École Normale Supérieure de Lyon, Projet IS2, INRIA Rhône-Alpes, Juin 2003, (<http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/NSIP03.pdf>).
- [69]Hassan SHARABATY, Bruno JAMMES "Alpha and Theta Wave Localisation using Hilbert-Huang Transform: Empirical Study of the Accuracy" 2nd IEEE International Conference on Information & Communication Technologies: from Theory to Applications (ICTTA'06), Damas (Syrie), Vol1, pp:1159-1164, ISBN:0-7803-9521-2, Avril 2006.
- [70]Hassan SHARABATY, " Localisation d'onde Alpha et Thêta dans les Signaux EEG: Algorithme basé sur la Transformée Hilbert-Huang " Journée Annuelle de l'Ecole Doctorale Genie Electrique, Electronique, Telecommunications (GEET), Toulouse (France), 8 Mars 2006, pp.183-185 - Rapport LAAS No06085.
- [71]H. SHARABATY, B. JAMMES, D. ESTEVE, "Alpha and theta wave localisation in EEG signals: data processing algorithm based on the Hilbert-Huang transform", Rapport LAAS N°05671, Décembre 2005, 4p.

- [72]A. Santana Diaz, « Conception d'un système de détection de la baisse de vigilance du conducteur automobile par l'utilisation des ondelettes et l'apprentissage statistique », Thèse, LAAS-CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, Janvier 2003. Rapport LAAS 03051.
- [73]U. Svensson, "Blink behaviour based drowsiness detection - method development and validation", VTI, Institutionen för medicinsk teknik, Report : LiU-IMT-EX-04/369, Linköping, 2004.
- [74]Sirevaag, E.J., & Stern, J.A. (2000). Ocular measures of fatigue and cognitive factors. In: R.W. Backs (ed.), *Engineering psychophysiology. Issues and applications*. Erlbaum, Mahwah, N.J., pp. 269-287.
- [75]D. Shen, H.S. Ip. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns. *Pattern Recognition*, No. 32, 1999, pp. 151-165.
- [76]Julius O. Smith III, "Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), with Audio Applications -Second Edition", W3K Publishing, 2007, ISBN 978-0-9745607-4-8. Copyright © 2007-05-02 by Julius O. Smith III. Center for Computer Research in Music and Acoustics (CCRMA), Stanford University.
- [77]Julius O. Smith III, "Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), with Music and Audio Applications", W3K Publishing, 2003, ISBN 0-9745607-0-7. Copyright © 2006-05-25 by Julius O. Smith III, Center for Computer Research in Music and Acoustics (CCRMA), Stanford University
- [78]M. Unser, A. Aldroubi, M. Eden. On the Asymptotic Convergence of B-Spline Wavelets to Gabor Functions. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 38, No. 2, March 1992, pp. 864-872.
- [79]Wierwille, W.W., Ellsworth, L.A., Wreggit, S.S., Fairbanks, R.J., & Kirn, C.L. (1994). Research on vehicle-based driver status/performance monitoring: development, validation, and refinement of algorithms for detection of driver drowsiness. National Highway Traffic Safety Administration, Report no. DOT HS 808 247.
- [80]<http://www.jhuapl.edu/ott/technologies/featuredtech/index.html>
- [81]<http://www.assistware.com/>
- [82]www.sleepydriver.com
- [83]<http://www.auto-innovations.com/actualite/actualite-securite.html> (31-août-2007)
- [84]<http://documents.wolfram.com/applications/neuralnetworks/NeuralNetworkTheory/2.5.2.html>

Annexe 1

Index (1=very important, 2=important, 3=less important)

Physiological indicator	Importance to sleep prediction index	Sensor
Vision		
Blink duration	1	HIGH SPEED CAMERA Or EOG Electrode SENSOR
Blink Interval	2	
Blinks frequency	2	
A/PCV	-	
A: Amplitude	-	
PCV: Peak closing velocity	-	
Delay of eyelid reopening	-	
Lid closure duration	1	
Blink closure/opening speeds	2	
Lid opening duration	2	
SEM frequency	1	EOG Electrode SENSOR
REM frequency	1	
Saccade speed	2	
Saccade interval before	2	
Saccade duration	2	
Saccade interval after	3	
Brain activity		
Number of Alpha waves	1	EEG Electrode SENSOR
Number of Theta waves	1	
Duration of Alpha waves	1	
Duration of Theta waves	1	
Lower alpha band	1	
Amplitude of Alpha waves	2	
Higher theta band	1	

Tableau annexe 1 : Physiological indicators for the diagnosis of extreme hypovigilance. The importance scoring of the indicators was done by physiology experts within the SENSATION IP framework (Damousis and Tsovaras (2004)) after a thorough literature review.

Diagnostic de la somnolence d'un opérateur : analyse automatique de signaux physiologiques

Résumé

A fin de réduire le grand nombre des accidents routiers, le LAAS-CNRS travaille, depuis vingtaines d'années, sur la problématique de la détection de la baisse de vigilance d'un conducteur d'automobile à partir de l'analyse du mode de conduite,. Dans ce contexte, nous nous sommes intéressés de dégager une mesure référente de l'hypovigilance qui permettrait, par comparaison, de valider le système de mesure embarqué associant des mesures comportementales.

Cette thèse a porté sur l'analyse automatique des signaux physiologiques (EEG, EOG) permettant de caractériser la somnolence; et s'est inscrit dans le cadre du projet européen SENSATION.

Ce travail s'articule en 2 parties. La première est dédiée à l'analyse des EEG et commence par une présentation de la forme d'onde des signaux à analyser et des phénomènes représentatifs de la somnolence, puis des techniques d'analyse susceptibles de répondre au problème posé : la transformation de Fourier, la décomposition en Ondelettes, la transformation de Hilbert Huang. Pour la suite de l'étude, nous avons sélectionnée la transformation de Hilbert-Huang. La précision de cette méthode sera étudiée qualitativement, avant de présenter l'algorithme développé et les premiers résultats obtenus sur des signaux réels. Les conclusions de l'analyse de la précision nous ont amené à modifier l'algorithme proposé par Huang en normalisant les composantes fournies par la transformation de Huang sur l'ensemble de la fenêtre d'analyse avant application de la transformation de Hilbert.

La deuxième partie de la thèse est donc consacrée à la localisation et la caractérisation des clignements des yeux dans l'EOG. Avant de présenter l'algorithme développé, nous décrivons le signal étudié et le modèle de clignement proposé. Nous comparons ensuite, sur une base de données constituée durant des expériences menées sur un simulateur de conduite, les résultats obtenus par notre algorithme à une analyse semi-automatique. Une fois la détection des clignements validée, nous comparons le degré de somnolence déterminé après mise en place des règles utilisées par les experts à l'analyse visuelle des signaux.

Le bilan du travail réalisé et les perspectives d'amélioration des résultats concluront ce travail.

Mots-clés: Hypovigilance, Détection de la Somnolence, Localisation et caractérisation automatique des clignements des yeux dans l'EOG, Localisation des ondes alpha et thêta dans l'EEG, Transformée Hilbert Huang (HHT).

Drowsiness estimation of an operator: automatic analysis of physiological signals

Abstract

In order to reduce the huge number of accidents, the LAAS-CNRS is interested since several years by determining the vigilance level on an operator by analysing his mode of driving.

The last works realised in this field were concentrated on driving on motorway and on experimental conditions such as somnolence, as one origin of the hypo vigilance. In such study, the physiological measurements were served as reference of drowsiness level for behavioural measurements.

My work, which concerns the automatic analysis of the physiological signals (EEG, EOG) in order to characterize the somnolence, is a part of European project SENSATION.

This work is articulated in 2 parts. The first one is dedicated to the EEG analysis and starts with a presentation of analysed signals and the phenomena representative of somnolence, then the time frequency analyse methods: Fourier Transform, Wavelets decomposition and Hilbert Huang Transform. The last method was selected for the rest of study. We propose an empirical study of the accuracy for this technique and a method to increase this accuracy when the amplitude of the analysed signal is small. Then we present the developed algorithm and the first results obtained on real signal.

The second part of the thesis is devoted to localisation and characterisation of blinks in EOG. Before presenting the developed algorithm, we describe the analysed signal and the suggested model for treating this signal. Then, we compare our results obtained by our algorithm with a semi-automatic analysis. Once the blink detection is validated, we compare the drowsiness level determined automatically with the visual analysis of signal.

To conclude this work, we present the final results and the perspectives for improving these results.

Keywords: Hypo-vigilance, Drowsiness detection, Automatic localisation and characterisation of blinks in EOG, Localisation of alpha and theta wave in EEG, Hilbert Huang Transform (HHT).