

Table des matières

Introduction générale.....	1
-----------------------------------	----------

Chapitre I : Notions de base d'émotion

I.1. Introduction.....	4
I.2. Les théories sur l'origine des émotions.	5
I.2.1. Les théories physiologiques	5
I.2.2. Les théories neurobiologiques	6
I.3. Définition	6
I.4. Neurophysiologie des émotions	7
I.4.1. Système limbique	7
I.4.2. Différents modèles du processus émotionnel	11
I.4.2.1. Modèle de James	11
I.4.2.2. Modèle de Cannon	12
I.4.2.3. Modèle de Ledoux	13
I.4.2.4. Modèle de Papez	14
I.5. Types d'émotion	14
I.5.1. Émotions primaires	14
I.5.2. Émotions secondaires	15
I.6. Représentation des émotions	15
I.6.1. Approche catégorielle	16
I.6.2. Approche multidimensionnelle	16
I.6.2.1. Le plaisir ou la valence (positif, négatif).....	17
I.6.2.2. L'activation ou l'excitation (actif/passif).....	17
I.6.2.3. Puissance (tension, relaxation)	17
I.7. Composantes d'une émotion	19
I.7.1. Aspects physiologique des émotions	19
I.7.2. Les marqueurs physiologiques des émotions	20
I.8. Conclusion	20

Chapitre II : Acquisition des signaux physiologiques

II.1. Introduction .	21
II.2. Signaux physiologiques pour la reconnaissance émotionnelle	22
II.2.1. L'activité électrodermale et activation émotionnelle	22
II.2.2. Activité cardiaque	24
II.2.2.1. Connexion des émotions au coeur .	24
II.2.3. Volume sanguin périphérique	27
II.2.4. Volume et rythme respiratoire	27
II.2.5. Activité électromyographique .	28
II.2.6. Température cutanée	28
II.3. Spécificité des paramètres physiologiques aux émotions.....	29
II.4. Présentation de l'expérience	29
II.4.1. Induction d'émotion .	30
II.4.2. Mesures physiologiques .	30
II.4.2.1. La conductance de la peau .	31
II.4.2.2. Le signal electromyogramme (EMG).	33
II.4.2.3. Volume sanguin périphérique .	35
II.4.2.4. Le volume pulmonaire .	36
II.4.2.5. La température cutanée.	39
II.5. Forme de la base de donnée	40
II.6. Conclusion	40

Chapitre III : Traitement des signaux physiologiques et caractérisation

III.1. Introduction	41
III.2. L'aléatoire en traitement du signal	42
III.2.1. Signaux aléatoires .	42
III.2.1.1. La moyenne ou moment du premier ordre .	42
III.2.1.2. Moment du deuxième ordre, variance .	42
III.2.1.3. Corrélation .	43
III.2.1.3. Moyenne temporelle .	43
III.2.1.4. Fonction d'autocorrélation .	44

III.2.1.5. Densité spectrale de puissance	44
III.2.2. Les signaux aléatoires échantillonnés	45
III.2.2.1. Moyenne et fonction de covariance	46
III.2.2.2. Cas des signaux stationnaires et ergodiques.....	46
III.2.2.3. Estimation de la densité spectrale des signaux aléatoires échantillonnés.....	47
III.2.2.4. Fonction d'intercorrélation	47
III.2.2.5. Densité interspectrale de puissance	48
III.2.2.6. Cohérence spectrale	48
III.3. Les sources de bruits électroniques	48
III.3.1. Bruit blanc	48
III.3.2. Bruit coloré	49
III.4. Filtrage des signaux aléatoires	49
III.5. Filtrage numérique	51
III.5.1. Propriétés	51
III.5.1.1. Linéarité	51
III.5.1.2. Invariance temporelle	51
III.5.1.3. Causalité	51
III.5.1.4. Stabilité	52
III.5.2. Fonction de transfert du filtre	52
III.5.3. Mise en œuvre des filtres numérique	52
III.5.3.1. Filtre à réponse impulsionnelle infinie	52
III.5.3.2. Filtre à réponse impulsionnelle finie	53
III.6. Filtrage des signaux physiologiques	61
III.6.1. Filtrage du signal EMG	62
III.6.2. Filtrage du signal SKC	63
III.6.3. Filtrage du signal VR	64
III.6.4. Filtrage du signal SKT.	65
III.6.5. Filtrage du signal BVP	66
III.7. Estimation de la fréquence cardiaque	67
III.8. Extraction des paramètres pertinents	69
III.8.1. Paramètres temporels	69
III.8.2. Paramètres fréquentiels	71

III.9. Discussion des résultats montrant la pertinence des paramètres pour chaque émotion et pour tous les sujets	75
III.9.1. Signal EMG	75
III.9.2. Signal SKT	75
III.9.3. Signal SKC	75
III.9.4. Signal BVP	76
III.9.5. Signal VR	76
III.9.6. Fréquence cardiaque Fc	76
III.10. Conclusion..	76

Chapitre IV : Les classifieurs statistiques

IV.1. Introduction	78
IV.2. Les classifieurs	79
IV.2.1. Notion du classifieur	79
IV.2.2. Phases de construction d'un classifieur	79
IV.2.2.1. Phase d'apprentissage	79
IV.2.2.2 Phase de test	80
IV.2.3. Evaluation du classifieur	80
IV.2.3.1. La matrice de confusion	80
IV.2.4. Critères d'évaluation	81
IV.2.4.1. Taux de classification et taux d'erreurs	81
IV.2.4.2. Sensibilité et spécificité	81
IV.2.4.3. Précision et rappel	81
IV.3. Présentation des classifieurs statistiques	82
IV.3.1. Classification par les K plus proches voisins (KPPV)	82
IV.3.1.1. Etude de la règle des KPPV pour k=1	82
IV.3.1.2. Algorithme de recherche des KPPV	82
IV.3.2. Classification par les modèles de Markov cachés (MMC).	85
IV.3.2.1. Définition	85
IV.3.2.2. Architecture d'un MMC	86
IV.3.2.3. Les problèmes fondamentaux des MMC	87
IV.3.3. Classification par les SVM (séparateur à vaste marge)	88

IV.3.3.1. Principe de fonctionnement des SVM	88
IV.3.3.2. Fondements mathématiques des SVM	93
IV.3.3.3. Espace de redescription	97
IV.3.3.4. Extensions des SVM (classification multiclasse)	100
IV.3.3.5. La mise en œuvre des SVM	101
IV.3.3.6. Algorithmes des SVM	102
IV.3.3.7. Domaines d'applications	102
IV.4. Choix du classifieur	103
IV.5. Conclusion _	Erreur ! Signet non défini.

Chapitre V : Application de la technique SVM pour la reconnaissance des émotions

V.1. Introduction	104
V.2. Taux de reconnaissance des émotions	105
V.2.1. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents.....	105
V.2.2. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des signaux physiologiques.....	108
V.3. Matrices de confusion des différentes émotions	113
V.4. Interprétation des résultats	116
V.4.1. Taux de reconnaissance	116
V.4.1.1. Méthode des SVM multiclasse	116
V.4.1.2. Noyau de la méthode SVM multiclasse	116
V.4.1.3. Paramètres pertinents	116
V.4.1.4. Signaux physiologiques	117
V.4.2. Matrice de confusion des différentes émotions	118
V.5. Conclusion	119
Conclusion générale	120
Annexe	123
Références Bibliographiques	131

Table des figures

Chapitre I : Notions de base d'émotion

Figure I.1. L'anatomie du système limbique.....	8
Figure I.2. La localisation du système limbique	9
Figure I.3. Le modèle de James.....	12
Figure I.4. Le modèle de Cannon	12
Figure I.5. Le modèle de Ledoux	13
Figure I.6. La représentation de quelques émotions sur deux axes.....	18
Figure I-7. La représentation des émotions mixtes.....	18
Figure I.8. La représentation de diverses émotions selon leurs intensités	19

Chapitre II : Acquisition des signaux physiologiques

Figure II-1. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la RED	23
Figure II-2. Variabilité chaotique du rythme cardiaque	26
Figure II-3. Variabilité cohérente du rythme cardiaque	26
Figure II-4. Matériel Procomp Infiniti	30
Figure II-6. Capteur de conductance de peau.....	32
Figure II-7. Emplacement du capteur de conductance de peau.....	32
Figure II-8. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la conductance de la peau.....	33
Figure II-9. Capteur du signal EMG	33
Figure II-10. Emplacement du capteur du signal EMG	34
Figure II-11. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du signal EMG	35
Figure II-12. Emplacement du capteur du volume sanguin périphérique	36
Figure II-13. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du volume sanguin périphérique	36
Figure II-14. Capteur du volume respiratoire.....	38
Figure II-15. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du volume pulmonaire.	38
Figure II-16. Emplacement du capteur de température cutanée.....	39
Figure II-17. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la température de la peau.....	39

Chapitre III : Traitement des signaux physiologiques et caractérisation

Figure III.1. Définition du gabarit d'un RIF	55
Figure III.2. Approximation au sens de Chebyshev. Méthode de Remez.....	56
Figure III.3. Représentation temporelle du signal emgtri23 bruité	63
Figure III.4. Représentation temporelle du signal emgtri23 filtré.....	63
Figure III.5. Représentation temporelle du signal conpeu93 bruité	64
Figure III.6. Représentation temporelle du signal conpeu93 filtré	64
Figure III.7. Représentation temporelle du signal restri43 bruité	65
Figure III.8. Représentation temporelle du signal restri43 filtré.....	65
Figure III.9. Représentation temporelle du signal tempeu53 bruité.....	66
Figure III.10. Représentation temporelle du signal tempeu53 filtré	66
Figure III.11. Représentation temporelle du signal bvpamu33 bruité.....	67
Figure III.12. Représentation temporelle du signal bvpamu33 filtré	67
Figure III.13. Détection des pics du signal bvpamu33.....	68
Figure III.14. Variation de la fréquence cardiaque	68

Chapitre IV : Les classifieurs statistiques

Figure IV.1. Représentation graphique d'un MMC avec trois états cachés.....	85
Figure IV.2. Choix de L'hyperplan	89
Figure IV.3. Les vecteurs de support	89
Figure IV.4. L'hyperplan à marge maximale (optimal)	90
Figure IV.5. L'hyperplan optimal avec une vaste et faible marge	91
Figure IV.6. Classification d'un nouvel point exemple par rapport à l'hyperplan optimal	91
Figure IV.7. Cas linéaire et non linéaire de classification.....	92
Figure IV.8. Changement d'un espace de données par une transformation non linéaire....	92
Figure IV.9. SVM avec une transformation non linéaire	97

Table des tableaux

Chapitre III : Traitement des signaux physiologiques et caractérisation

Tableau III.1. Différentes formes de la fonction de transfert d'un filtre RIF.....	56
Tableau III.2. Résultats obtenus pour l'émotion de joie.....	72
Tableau III. 3. Résultats obtenus pour l'émotion de dégoût	72
Tableau III. 4. Résultats obtenus pour l'émotion d'amusement	73
Tableau III. 5. Résultats obtenus pour l'émotion de peur	74
Tableau III. 6. Résultats obtenus pour l'émotion neutre	74
Tableau III.7. Résultats obtenus pour l'émotion de tristesse	75

Chapitre IV : Les classifieurs statistiques

Tableau IV.1. Structure de la matrice de confusion	81
--	----

Chapitre V : Application de la technique SVM pour la reconnaissance des émotions

Tableau V.1. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres Pertinents	105
Tableau V.2. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres Pertinents	106
Tableau V.3. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres Pertinents	106
Tableau V.4. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents	107
Tableau V.5. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres Pertinents	107
Tableau V.6. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents.	108
Tableau V.7. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres Pertinents	108
Tableau V.8. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	109

Tableau V.9. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	109
Tableau V.10. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	110
Tableau V.11. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	110
Tableau V.12. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	111
Tableau V.13. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	112
Tableau V.14. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique.....	112
Tableau V.15. Matrice de confusion en utilisant le signal BVP	113
Tableau V.16. Matrice de confusion en utilisant la Fc.....	113
Tableau V.17. Matrice de confusion en utilisant le signal EMG	113
Tableau V.18. Matrice de confusion en utilisant le signal SKC	114
Tableau V.19. Matrice de confusion en utilisant le signal SKT.....	114
Tableau V.20. Matrice de confusion en utilisant le signal VR.....	114
Tableau V.21. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP et Fc.....	114
Tableau V.22. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc et EMG	115
Tableau V.23. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc,EMG et VR.....	115
Tableau V.24. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc,EMG,VR et SKT...	115
Tableau V.25. Matrice de confusion en utilisant tous les signaux.....	115

I

Notion de base d'émotion

I.1. Introduction:

Dans ce chapitre, on s'intéresse tout d'abord à présenter les différentes théories sur les émotions, en se basant sur les théories qui nous intéressent pour notre étude. On présente ensuite une définition d'émotion. Une fois cette définition est posée, on passe à l'étude anatomique de l'émotion, ainsi que ses deux types et les deux approches pour sa représentation.

Par la suite, on décrit l'aspect physiologique de l'émotion, et par conséquent sa corrélation avec les marqueurs physiologiques sur lesquels on se base pour notre reconnaissance émotionnelle.

I.2. Les théories sur l'origine des émotions:

L'émotion est une notion floue et elle est difficilement définissable. Elle présente la particularité d'être idiosyncrasique, c'est-à-dire particulière et propre à chaque individu. De ce fait, plusieurs définitions ont été données à l'émotion [Rivière, 2003]. Certains auteurs ont, cependant fait remarquer qu'il peut être rentable de ne pas avoir de définition trop stricte de l'émotion, compte tenu du stade de développement dans ce domaine. Ainsi une multitude d'interrogations auxquelles de nombreux scientifiques ont tenté d'apporter une réponse, à la lumière des connaissances de leur époque [Ochs, 2007].

Plusieurs auteurs ont tenté de conceptualiser l'émotion, tant sur le domaine touchant aux composantes, aux déterminants, aux effets sur les comportements ou encore à leurs fonctions.

Divers courants de pensées ont alors émergé, chacun ayant un paradigme de recherche propre. On y distingue premièrement les théories se basant sur les changements physiologiques ; la théorie neurobiologique, s'intéressant aux mécanismes fondamentaux du système nerveux à l'origine des émotions (se sont les deux théories sur lesquels on va fonder notre travail); le constructivisme, dont la particularité est d'expliquer l'émotion par le contexte social; l'approche cognitiviste, se focalisant ensuite sur les aspects conscients des émotions ainsi que sur la notion d'évaluation; le darwinisme, ou approche évolutionniste, étudiant essentiellement la fonction adaptative des émotions ; et enfin l'approche dimensionnelle de Lang , qui se focalise sur l'organisation des émotions [Rivière, 2003].

I.2.1. Les théories physiologiques :

Les premières théories sur les émotions, apparues en 1884, prédisent que l'activation physiologique joue un rôle majeur dans le déclenchement des émotions. Deux principaux auteurs, James [psychologue et philosophe puis médecin et physiologiste] et Lang, ont développé ce concept. Selon eux, des changements périphériques se mettent en place suite à la perception d'un stimulus, et c'est la perception de ces changements qui constitue l'émotion [Rivière, 2003].

De plus, des changements physiologiques périphériques différents entraînent des émotions différentes, et un feed-back corporel (c'est-à-dire une perception viscérale) est nécessaire pour permettre l'émergence d'une émotion. On peut schématiser succinctement cette théorie de la façon suivante :

Stimulus → réponses physiologiques → sensation de ces changements périphériques → émotion.

C'est pour cette raison qu'on s'intéresse aux changements physiologiques pour développer un modèle de reconnaissance émotionnelle [Rivière, 2003].

En 1927, le physiologiste Cannon propose plutôt une théorie centrale des émotions. Il pense que les changements physiologiques seraient plutôt les conséquences de l'expérience émotionnelle, et non les causes. Ces travaux montrent que des émotions différentes peuvent induire des réactions physiologiques similaires [Rivière, 2003].

I.2.2. Les théories neurobiologiques :

Papez expose un premier modèle en 1937. Celui-ci définit trois circuits différents pour la pensée, le mouvement et les sentiments. Il présente la boucle dite de Papez qui serait à la base du circuit du sentiment [Ochs, 2007].

En 1990, Mac Lean élabore un modèle neuropsychologique de l'émotion qui fait intervenir les grandes parties du système nerveux central.

Aussi, Damasio en 1994, propose la théorie des marqueurs somatiques. Ce sont des perceptions corporelles conscientes qui prennent naissance dans des zones corticales et qui orientent nos raisonnements [Rivière, 2003].

I.3. Définition :

Le mot "émotion" vient du latin "emovere", il se compose de : "e", c'est vers l'extérieur et "movere", ce qui veut dire "mouvoir" ou "motion", ce qui fait mouvoir. Donc, ce mot est décrit en termes de "mouvement", c'est-à-dire dans un vocabulaire comportemental [Ochs, 2007].

En se basant sur les différentes définitions données par les divers courants de pensées, une définition opératoire globale est extraite [Rivière, 2003] :

Les émotions sont le résultat de l'interaction de facteurs subjectifs et objectifs, réalisés par des systèmes neuronaux ou endocriniens, qui peuvent :

a) induire des expériences telles que des sentiments qui correspondent à l'expérience subjective de l'émotion souvent consciente et verbalisable avec des mots.

- b) générer des processus cognitifs tels que des réorientations pertinentes sur le plan perceptif, des évaluations des événements qui sont à l'origine du déclenchement de l'émotion ;
- c) induire des comportements qui sont, le plus souvent, expressifs (dans le visage, les paroles, la voix et les gestes), dirigés vers un but adaptatifs comme la tendance à l'action permettant à l'individu de faire face à son émotion;
- d) activer des ajustements physiologiques globaux comme les réactions neurophysiologiques dans le système nerveux [Rivière, 2003].

En se fondant sur le comportement physiologique d'émotion, on peut donner une définition sur laquelle on se base pour effectuer notre prédiction émotionnelle:

Une émotion est un processus physio-psychologique de forte intensité en réaction à un stimulus ou un événement significatif. Elle dure quelques secondes à quelques minutes [Ochs, 2007].

L'émotion peut se définir comme la perception consciente d'un état somatique particulier, produit par l'activation de structures limbiques spécifiques par des objets émotionnellement compétents provenant de l'environnement ou du milieu interne de l'organisme, qui entraîneraient en retour une activation du système somatosensoriel, ce qui s'expliquerait par les effet « périphériques », ou physiques [Lalanne, 2005].

I.4. Neurophysiologie des émotions :

De nombreuses structures du cerveau participent à la physiologie des émotions. Nous allons surtout parler du système limbique et des structures voisines.

I.4.1. Système limbique :

C'est une région du cerveau, constituée par la circonvolution du corps calleux (gyrus cingulaire), associée à l'hippocampe (figure I.1). Il est constitué par un ensemble de centres nerveux très profonds abondamment reliés entre eux. Mais aussi avec les aires corticales associatives, le thalamus, hypothalamus, et les aires préfrontales [physio, 2004].

Le rôle du système limbique est particulièrement important puisqu'il règle le fonctionnement de certains viscères en ce qui concerne le métabolisme de la vie émotionnelle (le fonctionnement de l'organisme) [physio, 2004].

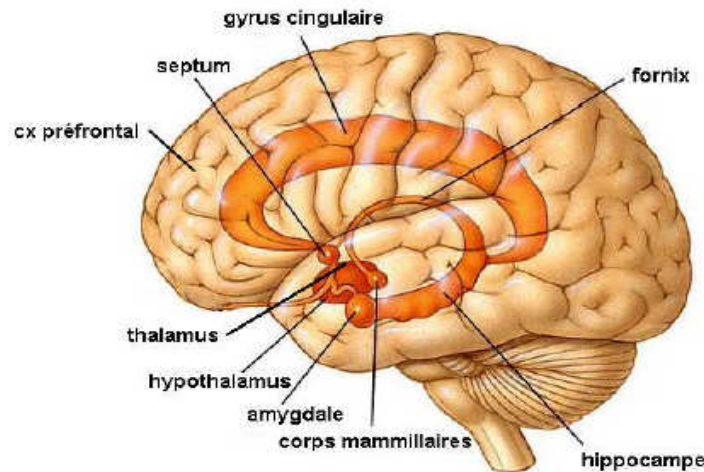


Figure I.1. L'anatomie du système limbique

Ainsi, il est responsable de l'organisation des comportements instinctifs fondamentaux et de l'expression des émotions et des motivations.

Plus précisément, le système limbique est l'ensemble de structures située sur la face médiane (au milieu) des hémisphères cérébraux (échantent et coopèrent en permanence grâce au corps calleux) et à l'intérieur du diencephale, ce dernier se situe entre les deux hémisphères et en avant du cerveau moyen [physio, 2004]. Ce système est un creusé dans tout son ensemble par le troisième ventricule. Voir figure I-2

Ces structures cérébrales constituent la périphérie du sommet du tronc cérébral. Cet ensemble comprend le septum, le gyrus cingulum (corps calleux), et l'hippocampe en forme de lettre C [physio, 2004].

Le système limbique intègre également une partie de l'amygdale. A l'intérieur du diencephale, les principales structures du système sont l'hypothalamus et les noyaux antérieurs du thalamus [physio, 2004].

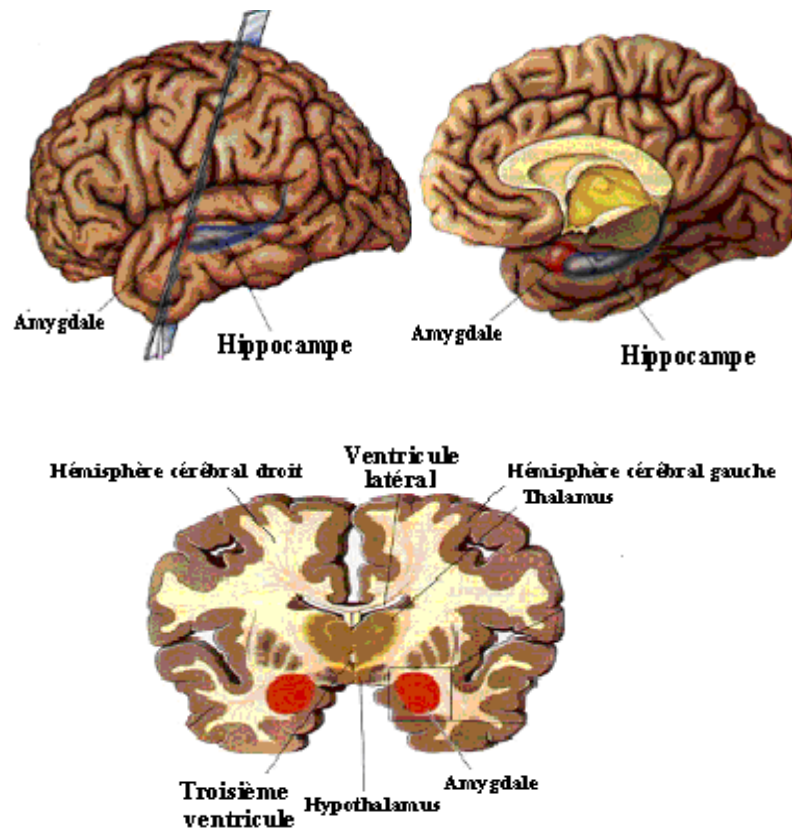


Figure I.2. La localisation du système limbique

-Le fornix :

Le trigone cérébral appelé également fornix correspondant aux commissures ainsi que certains faisceaux qui constituent la liaison entre ces régions du système limbiques. Ce dernier est considéré comme le cerveau de l'émotion et de l'affectif [physio, 2004].

Il existe, bien entendu, des relations étroites entre le système limbique et les autres zones du cerveau. Ainsi de nombreuses connexions permettent de relier le système limbique aux cortex et aux régions situées en dessous du cortex, permettant ainsi d'intégrer des stimulations provenant de l'environnement et bien entendu d'y réagir [Lalanne, 2005].

-L'hippocampe:

L'hippocampe joue un rôle important. Celui-ci étant impliqué dans le stockage et la remémorisation de souvenirs explicites, ses connexions à l'amygdale peuvent être à l'origine d'une émotion déclenchée par un souvenir particulier [Lalanne, 2005].

-Les noyaux septaux (septum):

Ils sont représentés par une étroite zone de cortex situés en avant du thalamus sous le corps calleux, en connexion avec une grande partie du système limbique.

Les expériences neurophysiologiques ont montré que les stimulations des noyaux septaux entraînent l'apparition d'une sensation de plaisir [physio, 2004].

-L'hypothalamus :

Un autre noyau gris central, accolé à la face médiane du diencéphale de part et d'autre du troisième ventricule, possède quant à lui un grand nombre de connexions à l'intérieur du cerveau plus précisément du mésencéphale [Lalanne, 2005].

L'hypothalamus entraîne l'apparition de manifestations émotionnelles surtout en ce qui concerne les viscères (par intervention du système nerveux autonome) et en ce qui concerne le système neuroendocrinien [physio, 2004]. Chez l'homme l'hypothalamus joue un rôle dans la régulation des fonctions endocriniennes (des hormones) et en ce qui concerne l'alimentation.

Pour certains auteurs l'hypothalamus, enfin, serait à l'origine d'un stockage concernant la mémoire émotionnelle [physio, 2004].

- Le cortex préfrontal :

C'est en relation directe avec le système limbique, quand il reçoit un grand nombre d'informations. Il est également en relation avec le thalamus et l'hypothalamus. Le cortex préfrontal serait une zone située entre les émotions et la cognition. Sa destruction aboutirait à une indifférence affective, de l'agressivité, une irritabilité, des modifications de la personnalité, une incapacité à exprimer des émotions [Lalanne, 2005]. En réalité une certaines théories de l'émotion, plus récentes, font intervenir deux autres structures qui semblent jouer un rôle de premier plan, il s'agit de l'amygdale et du cortex orbitofrontal.

-Le cortex cingulaire (la partie située autour du corps calleux), autre zone du cerveau serait quant à lui activé dans les états de tristesse.

-le cortex cingulaire antérieur et le cortex orbitofrontal seraient en cause dans la survenue de la colère entre autres.

-L'amygdale:

L'amygdale est une structure cérébrale essentielle au décodage des émotions, c'est un groupe de neurones du cerveau en forme d'amande (d'où son nom) situé au pôle rostral du lobe temporal, en avant de l'hippocampe. Elle fait partie du système limbique et est impliquée dans les émotions et en particulier en ce qui concerne les événements potentiellement dangereux comme la peur et l'agression [Lalanne, 2005].

Elle est considérée comme l'interface entre souvenir et désir, comme l'association entre stimulus et renforcement, comme un système de conditionnement affectif, ou comme un filtre sensoriel transmettant un message activateur selon la signification affective du stimulus [physio, 2004].

L'amygdale reçoit des afférences de toutes les modalités sensorielles et est connectée aux structures cérébrales assurant l'expression physiologique de la peur.

Elle comprend trois groupes de noyaux selon leur connectivité [physio, 2004] :

- les noyaux cortico-médians et les noyaux baso-latéraux, qui reçoivent les informations sensorielles.

- les noyaux centraux et antérieurs, qui envoient les informations à l'hippocampe et au tronc cérébral.

I.4.2. Différents modèles du processus émotionnel :

Il existe différents modèles du processus émotionnel, on peut citer les modèles suivants :

I.4.2.1. Modèle de James :

Un stimulus externe, est perçu avec les aires sensorielles du cortex cérébral. Les réponses sont contrôlées par le cortex moteur. Elles produisent des sensations qui retournent au cortex cérébral où elles sont perçues (figure I-3). Cette perception, associée à la réponse émotionnelle est ce qui donne à l'émotion ses qualités propres dans la théorie de James. Pour James les réponses émotionnelles précèdent donc et déterminent les expériences conscientes [Besson, 2007].

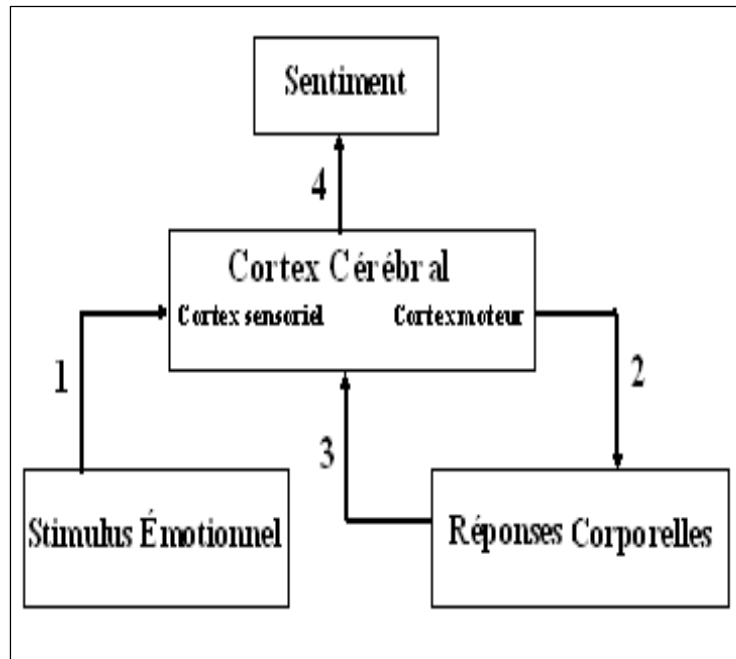


Figure I.3. Le modèle de James

I.4.2.2. Modèle de Cannon :

Cannon pensait que les stimuli externes traités par le thalamus étaient dirigés vers le cortex cérébral et vers l'hypothalamus (figure I-4). Ce dernier envoie des messages aux muscles et aux organes dans le corps ainsi qu'au cortex [Besson, 2007].

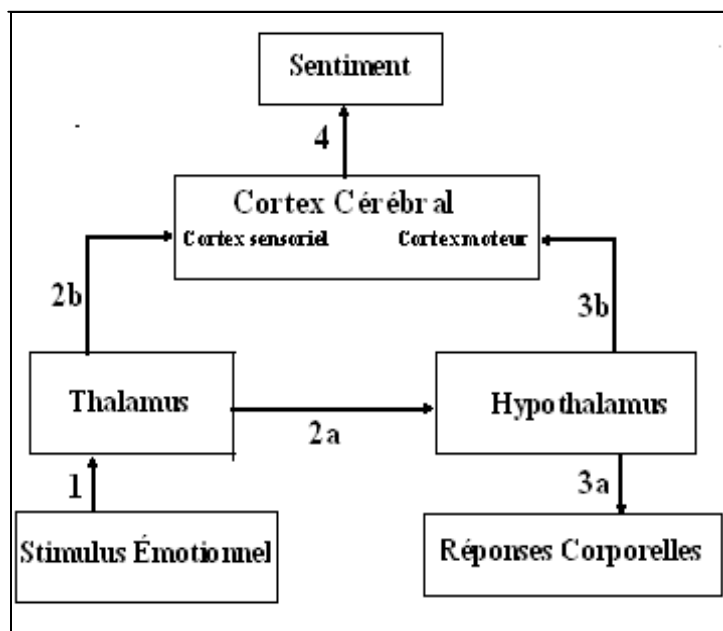


Figure I.4. Le modèle de Cannon

L'interaction des messages dans le cortex entre ce qu'est le stimulus et sa signification émotionnelle résulte en une expérience consciente de l'émotion. Dans cette théorie, les réponses émotionnelles et les sentiments se produisent en parallèle [Besson, 2007].

I.4.2.3. Modèle de Ledoux :

L'information sur les stimuli externes arrive à l'amygdale par une voie directe provenant du thalamus (la voie basse) ou par une voie passant par le cortex (la voie haute). Voir figure I-5 La voie basse est plus courte et donc plus rapide que celle arrivant du cortex. Mais comme elle court-circuite le cortex, elle ne peut bénéficier du traitement cortical et ne fournit donc à l'amygdale qu'une représentation grossière du stimulus [Besson, 2007].

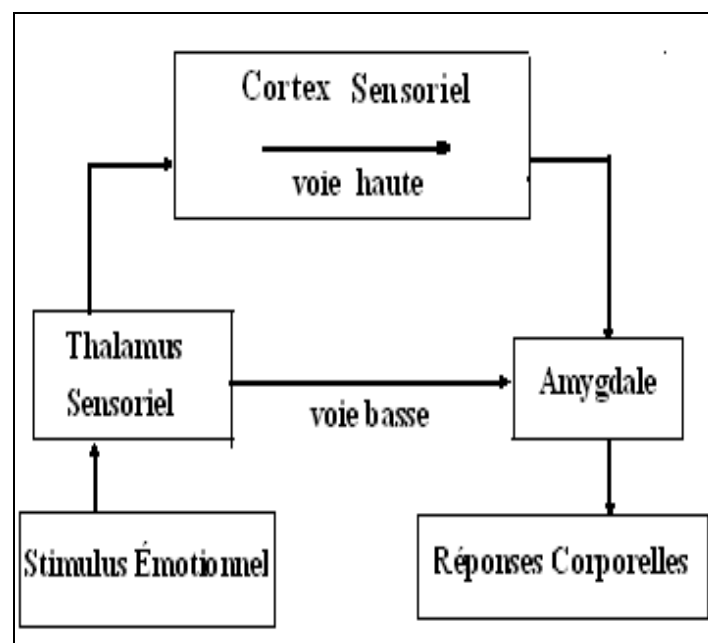


Figure I.5. Le modèle de Ledoux

La voie directe nous permet de commencer à répondre à des stimuli relativement dangereux avant de savoir pleinement de quoi il s'agit. Cela peut être très utile dans les situations dangereuses. La voie haute permet de regarder plus sereinement la situation [Besson, 2007].

Elle fait le lien entre ce qui se passe dans le cortex, la conscience, la possibilité de symboliser les affects et l'organique végétatifs, hormonal et les réactions comportementales.

I.4.2.4. Modèle de Papez :

Papez a élaboré un circuit inspiré de différents résultats expérimentaux. Il existe d'abord une circulation d'information à travers un circuit interconnectant l'hypothalamus et le cortex cingulaire. Il distingue une sous région de l'hypothalamus appelée corps mamillaires. Ces corps reçoivent les informations sensorielles en provenance du thalamus, et les relaient au cortex cingulaire par l'entremise du noyau antérieur du thalamus. L'hippocampe reçoit les informations du cortex cingulaire et envoie l'information à l'hypothalamus.

Les émotions peuvent aussi être générées de deux façons, par stimuli sensoriels entrant par le thalamus, ou par des pensées en provenance du cortex cingulaire [physio, 2004].

I.5. Types d'émotion :

Il existe deux types d'émotions : émotions primaires ou dites de base et émotions secondaires.

I.5.1. Émotions primaires :

Certains stimuli de l'environnement (qui ne sont pas nécessairement reconnus consciemment) sont analysés par les structures limbiques et provoquent une réaction innée [Rivière, 2003]. Ces réactions innées constituent les émotions primaires, sont considérées comme universelles, non strictement humaines et ne nécessitant pas d'évaluation cognitive du contexte [Chung, 2000].

Les sept émotions de base définies par les psychologues et qui sont communes, sont : colère, amusement, dégoût, joie, peur, surprise, et tristesse [Chung, 2000].

Cependant, les émotions primaires sont identifiées par sept propriétés [Rivière, 2003] :

- elles doivent être déclenchées par des stimuli universels ;
- elles doivent apparaître spontanément ;
- la réaction doit être rapide à apparaître et à disparaître ;
- le traitement cognitif du stimulus doit être automatique ;
- elles doivent déclencher des pensées ou sensations spécifiques ;
- elles doivent être présentes chez d'autres primates que chez l'humain ;
- elles sont biologiques, pulsionnelles, instinctives et on les retrouve dans toutes les cultures.

Chaque émotion a son utilité.

Dans notre travail, on s'intéresse à six émotions qui seront utilisées pour la reconnaissance émotionnelle : la joie, la peur, la tristesse, amusement, neutre, et dégoût. Ces émotions sont choisies compte tenu de la disponibilité d'une base de données. Parmi ces émotions, on peut définir :

- La joie comme une énergie vivante, ou une source de motivation qui monte en nous quand nos besoins sont comblés. La force de la joie nous révèle que tout va bien.
- La peur libère une énergie qui nous avertit qu'un danger nécessite la mise en place d'une protection ou d'une nouvelle stratégie d'adaptation. Elle nous conduit sur la voie du discernement, de la sagesse.
- La tristesse comme une énergie libératrice mais, comme elle est douloureuse, nous sommes enclins à l'éviter. S'empêcher d'éprouver de la tristesse, c'est figer sa souffrance à l'intérieur de soi.

I.5.2. Émotions secondaires :

Les émotions secondaires, plus complexes, – ou émotions sociales – sont, quant à elles, le résultat d'évaluations cognitives consciente et non consciente (c'est-à-dire générées cognitivement) [Chung, 2000].

Ces dernières sont élaborées dans le cortex préfrontal, qui répond sur la base d'apprentissages [Rivière, 2003]. Les réponses du cortex préfrontal sont ensuite transmises en retour au système limbique. Ces émotions sont des mélanges des émotions de base [Chung, 2000] : la nostalgie; la haine; l'envie; la gratitude; la rancune; l'anticipation; la confiance; l'embarras; la honte; la méfiance; le mépris; l'approbation; le dédain; la fierté; l'humiliation; la sincérité; la tromperie; la culpabilité.....

On parle aussi d'émotions mixtes pour nommer les émotions secondaires. Par exemple, la honte est une émotion mixte, à la base un mélange de peur et de colère [Rivière, 2003].

I.6. Représentation des émotions :

La manipulation des émotions sur une machine soulève de nombreuses problématiques. D'abord au niveau de la représentation des émotions, il s'agit de trouver un formalisme qui soit en accord avec les résultats psychologiques existants; tout en permettant une manipulation simple sur machine. Ensuite, pour un événement donné, il faut pouvoir déterminer le potentiel émotionnel qui lui est associé [Chung, 2000].

En se fondant sur les travaux en psychologie, certaines mesures considèrent les états affectifs comme des catégories, d'autres comme un construit multidimensionnel [Chung, 2000].

Les approches les plus connues sont l'approche catégorielle ou discrète et l'approche multidimensionnel.

Les sept émotions basiques, largement acceptées par la communauté des psychologues, fournissent un premier ensemble, discret, d'émotions sur lequel se baser.

I.6.1. Approche catégorielle :

C'est l'approche la plus répandue, qui consiste à considérer les émotions comme des caractéristiques épisodiques et universelles. Il suffit ensuite d'associer un mot du langage à ces caractéristiques. Le caractère universel des émotions entraîne la définition d'un petit nombre d'émotions basiques [Maaoui, 2008]. Cette approche fait essentiellement la distinction entre ces émotions et propose de les classer sous forme des catégories discrètes. Ainsi les dénominations affectives qui ne trouvent pas leur place dans ces classifications sont considérées comme des mélanges d'émotions primaires [Rivière, 2003].

La justification principale de cette approche réside dans le fait que ces émotions basiques sont clairement identifiables chez la majorité des individus, notamment à travers la communication non verbale. Toutefois, leur nombre, le nom qu'il faut leur attribuer et leur caractérisation comme émotion basique, restent des questions ouvertes. L'intérêt principal de l'approche catégorielle est qu'une fois que les émotions à traiter sont clairement identifiées, il devient simple de les manipuler, aussi bien pour les hommes que pour les machines [Maaoui, 2008].

I.6.2. Approche multidimensionnelle :

Une deuxième façon de catégoriser l'émotion s'appuie sur un espace continu d'émotions. La perspective dimensionnelle, quant à elle, propose de modéliser toutes les réactions affectives à partir de plusieurs dimensions [Rivière, 2003]. Cette approche consiste à considérer les émotions comme un point dans un espace multidimensionnel, et même interpréter la similarité entre divers types d'émotion comme des proximités dans l'espace. En général, deux axes suffisent à représenter un grand nombre d'émotions. Les deux axes de cet espace multidimensionnel représentent des attributs qui sont, à priori communs à toutes les

manifestations émotionnelles comme la valence ou le plaisir de l'émotion (positif, négatif) et l'activation ou l'excitation de l'émotion (actif, passif) [Maaoui, 2008].

D'après les théories relevant de cette approche, ces deux dimensions émergent clairement:

I.6.2.1. Le plaisir ou la valence (positif, négatif):

Il forme le fondement de l'expérience affective et donne à cette expérience son caractère spécifique [Chung, 2000].

Cette dimension traduit le degré de bien être et de satisfaction.

1.6.2.2. L'activation ou l'excitation (actif/passif):

C'est une composante physiologique caractérisant l'activité physique d'un organisme, elle comprend deux pôles extrêmes (le sommeil et la surexcitation). Elle a été longtemps considérée comme la manifestation essentielle de l'affection pour la seule raison que l'état affectif n'était rien qu'une haute activation [Chung, 2000].

Le vécu émotionnel pouvait être retranscrit au moyen de trois dimensions [Chung, 2000]. Les dimensions plaisir (positif/négatif) et excitation (actif/passif) sont retrouvées, alors que la troisième dimension est la puissance (tension, relaxation):

I.6.2.3. Puissance (tension, relaxation) :

Elle fait référence à la sensation de pouvoir, de contrôle ou d'influence versus un manque de pouvoir ou une incapacité à contrôler ou influencer une situation [Chung, 2000]. Elle semble être moins stable.

L'approche dimensionnelle permet de présenter facilement des émotions nuancées, mais également des transitions entre différents états émotionnels [Rivière, 2003]. Voir figure 1-6

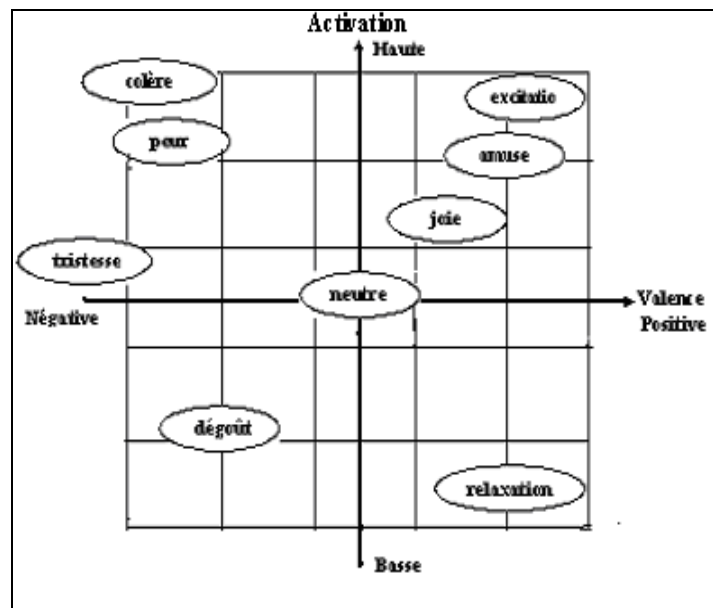


Figure I.6. La représentation de quelques émotions sur deux axes

En outre, une combinaison de plusieurs émotions primaires permettrait d'expliquer la complexité de ce que l'on éprouve. Les émotions sont comparées à une palette de couleurs, les émotions primaires correspondant aux couleurs primaires, et les émotions plus complexes à un mélange de ces couleurs primaires [Rivière, 2003]. Par exemple, le mépris résulte de la colère et du dégoût (voir figure I-7). De plus, ces émotions varient en intensité (voir figure I-8).

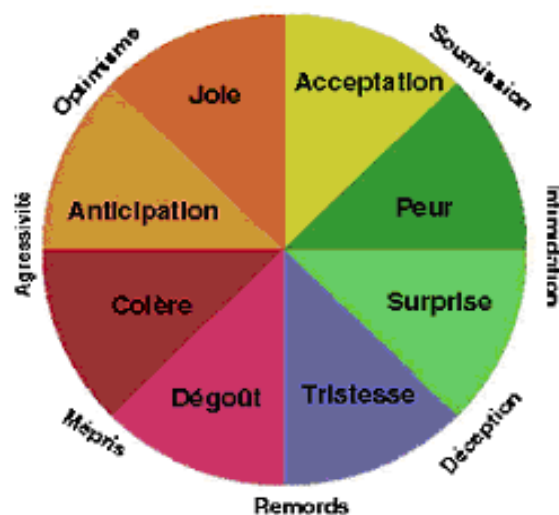


Figure I-7. La représentation des émotions mixtes

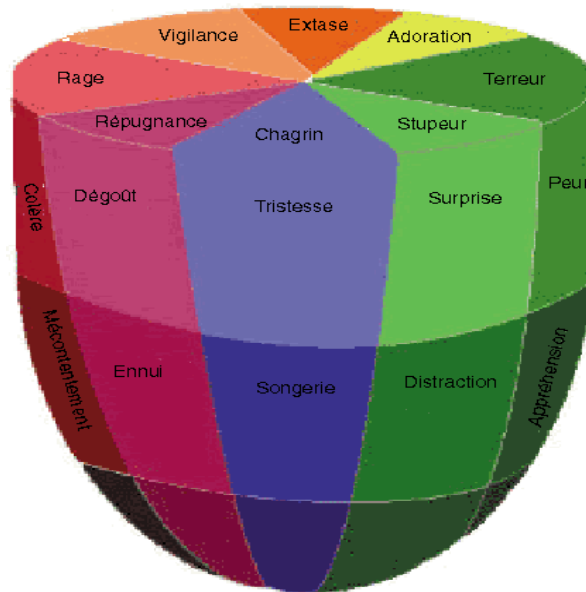


Figure I.8. La représentation de diverses émotions selon leurs intensités

Les deux approches, catégorielle et dimensionnelle, loin d'être opposées, sont complémentaires pour l'étude des émotions [Rivière, 2003].

I.7. Composantes d'une émotion :

D'après la définition de l'émotion, on peut noter la présence de trois composantes fondamentales : **la composante comportementale, la composante physiologique et la composante cognitive/subjective** [Rivière, 2003].

I.7.1. Aspects physiologique des émotions :

Cependant, toute émotion, s'accompagne de réactions physiologiques périphériques plus ou moins manifestes affectant le comportement et l'état de l'organisme [Rivière, 2003].

En effet, la fonction adaptative qui est attribuée à l'émotion, est établie par l'activité neurophysiologique qui affecte cette émotion. C'est cette activité sympathique qui permet à l'individu de réagir rapidement aux stimuli externes.

Différentes activations physiologiques (végétatives, musculaires, hormonales), associées aux états émotionnels concernent des modifications au niveau du système nerveux autonome (SNA) ou dite système nerveux végétatif, qui commande à nos viscères indépendamment de notre volonté [Rivière, 2003].

I.7.2. Les marqueurs physiologiques des émotions :

La mesure des activations végétatives, qui sont subordonnées précisément à des centres dans la région hypothalamique qui appartient au système nerveux sympathique (une partie du SNA responsable de la mise en marche des ressources), peut se révéler très précieuse dans l'étude de l'expression des émotions et des circuits cérébraux mis en jeu [physio, 2004]. Or, ces variations physiologiques sont des marqueurs temporels des variations somatiques dont les relations aux variations d'états émotionnels sont bien connues, même s'il n'existe aucun schéma établi pour une émotion donnée [physio, 2004].

Ces manifestations neurovégétatives sont incontestables, elles se remarquent dans la plupart des émotions chez tous les sujets. Mais s'il est prouvé, qu'une même personne va réagir le plus souvent un même processus, il est également sur que deux individus qui éprouvent une émotion semblable, ne réagissent pas physiologiquement de la même façon. De même il n'y a pas de rapport entre la force des manifestations et l'intensité d'émotion [Rivière, 2003].

A l'heure actuelle, on pense que les patrons de réponses autonomes sous-tendant l'activation émotionnelle font partie des constantes des processus émotionnels.

I.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a rappelé tout d'abord les différentes théories sur l'émotion, afin de donner une définition qui n'est pas trop stricte à cette dernière, compte tenu du stade de développement dans ce domaine. Par la suite, on a abordé l'étude anatomique de l'émotion, il s'agit du système limbique.

Cette étude étant suivie par une présentation des deux types primaire et secondaire de l'émotion, ainsi que les deux approches de sa représentation, qui sont l'approche catégorielle utilisant le caractère universel et l'approche dimensionnelle qui utilise les deux axes représentant des attributs communs à toutes les manifestations émotionnelles comme le plaisir de l'émotion (positif, négatif) et l'activation (actif, passif).

Dans la dernière section de ce chapitre, on a décrit l'aspect physiologique de l'émotion, et par conséquent les marqueurs physiologiques, sur lesquels on se base pour notre reconnaissance émotionnelle.

Le deuxième chapitre sera consacré à la présentation des différents signaux physiologiques associés à l'émotion et à l'acquisition de ces derniers.

II

Acquisition des signaux physiologiques

II.1. Introduction :

Aujourd'hui, il est reconnu que les changements physiologiques occupent une place importante lors d'expériences émotionnelles. Cependant, les capteurs physiologiques ne mesurent pas des expressions émotionnelles, mais suivent les marqueurs de l'état somatique qui varie avec l'état émotionnel en détectant les changements de ce dernier.

En fait, c'est à ces changements physiologiques qu'on s'intéresse dans ce travail pour développer un module de reconnaissance émotionnelle.

Dans ce chapitre, on s'intéresse tout d'abord à décrire les différents signaux physiologiques (conductance de la peau, volume sanguin périphérique, volume respiratoire, signal électromyogramme et température cutanée) utilisés pour la prédiction émotionnelle, ainsi que leurs relations avec les processus émotionnels.

Cette description est suivie par une présentation de l'expérience à travers laquelle ces signaux ont été enregistrés. L'expérience a été menée par des chercheurs au laboratoire d'automatique des systèmes coopératifs (LASC), à l'université de Metz en France. Une description du matériel utilisé et de la manipulation à travers laquelle les différentes mesures physiologiques ont été menées, est faite.

II.2. Signaux physiologiques pour la reconnaissance émotionnelle :

Les indices physiologiques qui sont couramment utilisés pour caractériser les deux composantes valence et intensité, d'une émotion, sont:

- 1- L'activité électrodermale (**Skin Conductance** ou **SKC**) ;
- 2- la fréquence cardiaque (**Fc**) ;
- 3- volume sanguin impulsionnel (**Blood Volume Pulse** ou **BVP**) ;
- 4- Le signal du volume respiratoire (**VR**) ;
- 5- l'activité électromyographique (**EMG**) ;
- 6- La température cutanée (**Skin Temperature** ou **SKT**) ;
- 7- le rythme électroencéphalogramme (**EEG**).

L'activation de ces différents indicateurs varie en fonction de l'émotion considérée et des sujets, ce qui induit un patron de réponse complexe permettant de distinguer les différentes émotions. Dans ce travail, les six premiers indices sont particulièrement utilisés.

Il convient de mentionner dans un premier temps l'activité électrodermale compte tenu de son importance dans la reconnaissance émotionnelle.

II.2.1. L'activité électrodermale et activation émotionnelle :

Cette activité constitue en effet un des indices physiologiques les plus fréquemment utilisés dans un grand nombre d'exploration en psychologie, psychophysiologie et neuroscience cognitive.

L'activité électrodermale ou **AED** est une donnée physiologique consistant en une évaluation du niveau de conductibilité électrique de la peau. Cette activité électrique de la peau varie très sensiblement dans les situations mettant en jeu les émotions [Rivière, 2003].

Cependant, lorsque l'on est soumis à une émotion, l'activité électrodermale témoigne de l'existence de courants électriques cutanés, associés à la sudation qui va améliorer la conductibilité de la peau. Cette sudation résulte de la sécrétion des glandes sudoripares dites glandes eccrines, qui ont la particularité de répondre à des expériences émotionnelles. Ces glandes sont localisées dans la paume des mains et la plante des pieds [Stemmler, 2001]. Ces variations électriques de la peau se composent du niveau électrodermal (**NED**) qui correspond aux fluctuations électriques de base et de la réponse électrodermale (**RED**), appelé aussi réponse galvanique de la peau [Rivière, 2003]. Voir figure II-1

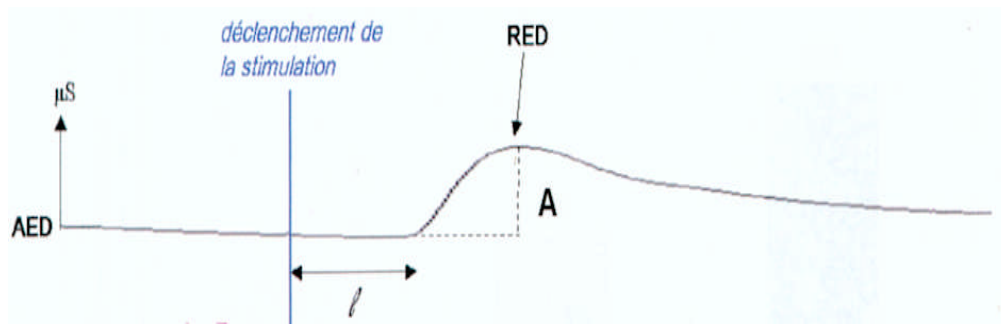


Figure II-1. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la RED

Suite à une stimulation, la réponse électrodermale apparaît après une certaine latence (l) et avec une certaine amplitude (A).

Cette réponse de la conductance de la peau est le phénomène pendant lequel la peau devient momentanément un meilleur conducteur d'électricité quand des stimuli externes ou internes interviennent, qui sont des éveils physiologiques. L'éveil est un terme faisant référence à toute activation et est largement considéré comme l'une des deux principales dimensions de la réponse émotionnelle. La mesure de l'éveil n'est donc pas la même chose que mesurer une émotion mais c'est une composante importante.

La réponse électrodermale est l'une des mesures physiologiques non invasives les plus robustes concernant l'activité du système nerveux autonome. Contrairement à la plupart des autres indices végétatifs, elle est sous le control exclusif du système nerveux sympathique.

Cependant, la conductance de la peau est sensible à de nombreux stimulus. De fait, il est souvent difficile de déterminer la cause de cette réponse électrodermale particulière. Par exemple, les niveaux d'éveil ont tendance à être faibles quand une personne dort, et élevés dans des états activés ou pendant une charge de travail mentale.

L'AED est particulièrement sensible aux stimulations ayant une signification pour l'individu. Ainsi, de nombreux stimulus peut augmenter la conductance de la peau (émotion forte, événement surprenant, douleur, exercices, respiration profonde) [Rivière, 2003].

De ce fait, les variations de l'AED sont plus faciles à interpréter que celles de l'activité cardiaque, qui, pour cette dernière, est sous l'influence à la fois du système nerveux sympathique et du système nerveux parasympathique.

II.2.2. Activité cardiaque :

L'activité cardiaque correspond aux variations électriques créées par les contractions du muscle du cœur.

En tant que point nodal de plusieurs systèmes physiologiques, cognitifs et émotionnels, le cœur représente une voie d'accès idéale dans le réseau de communication qui lie le corps et les émotions [Navrez, 2008]. Parmi les mécanismes qui relient le cœur et le cerveau, le système nerveux autonome joue un rôle particulièrement important. Celui-ci est constitué de deux branches : la branche dite « sympathique » qui accélère le cœur, augmente la sécrétion hormonale et active le cerveau émotionnel (limbique), et la branche dite « parasympathique » qui joue un rôle de frein et de protection sur l'un et l'autre.

II.2.2.1. Connexion des émotions au cœur :

Le système nerveux autonome qui va réguler la fréquence cardiaque, est soumis à l'influence du système nerveux central à partir d'un réseau complexe de neurones qui met en jeu à la fois des structures préfrontales et limbiques. Tous ces éléments sont interconnectés entre eux et permettent aux informations de circuler dans les deux sens entre la partie supérieure et inférieure du système nerveux central [Navrez, 2008].

Ce système envoie des messages par l'intermédiaire des systèmes sympathiques et parasympathiques. Ces systèmes agissent sur le cœur respectivement par l'intermédiaire du ganglion stellaire et du nerf vague. L'interaction de ces messages vers le nœud sinusal est responsable de la variabilité normale du cœur objectivé par la mesure de la variabilité de la fréquence cardiaque. L'influence vagale est fortement prédominante sur le contrôle du rythme cardiaque. Les informations sensorielles venant du cœur sont transmises en feedback au système nerveux central. La variabilité de la fréquence cardiaque est un indicateur à la fois de la régulation du système nerveux central sur le système nerveux autonome et du feedback des neurones périphériques au niveau central.

Ce circuit peut être considéré comme un circuit émotionnel, permettant d'adapter rapidement les réponses physiologiques et comportementales face aux émotions.

Un système central autonome impliquant le cortex préfrontal, le système limbique et la moelle est fortement impliqué dans la flexibilité du système autonome permettant de réguler les émotions et de s'adapter aux demandes extérieures. Ce système central reçoit en retour des informations directement du cœur afin de permettre au cerveau de moduler sa réponse émotionnelle. Lorsque ce système est rigide la réponse est moins adaptative.

A. Fréquence cardiaque et valence émotionnelle :

La fréquence cardiaque est un indicateur valable pour le niveau d'activation générale. Par exemple, une tachycardie survient au cours d'une activité physique, d'un effort mental, tandis qu'une bradycardie est généralement associée à un état relaxé. Les changements cardiovasculaires induisent donc des changements de tonus nécessaires pour la préparation à l'action et reflètent vraisemblablement les expériences émotionnelles [Rivière, 2003].

Particulièrement, il a été trouvé que la valence émotionnelle est prédite par la fréquence cardiaque.

Cependant, les catégories déplaisantes sont caractérisées par un rythme plus bas que les autres catégories, tandis que les images plaisantes induisent une augmentation du rythme.

B. La variabilité du rythme cardiaque :

La respiration est due à une activité réflexe sur laquelle on peut cependant agir contrairement aux autres réflexes de l'activité sympathique. A l'inspiration, l'influence du système parasympathique est inhibée. Donc, le rythme cardiaque s'accélère alors qu'il diminue à l'expiration, ce qui aboutit à une variabilité physiologique de l'intervalle entre deux battements cardiaques. Lorsque cette variabilité est symétrique, elle est parfaitement harmonieuse ; lorsqu'elle ne l'est pas, cela traduit l'activation du système physiologique de réponse au stress et notamment du système nerveux autonome [Navrez, 2008].

C'est cet état d'équilibre parfait, connu en terme médical comme l'arythmie sinusale respiratoire, vers lequel on va tendre et que l'on a appelé la cohérence cardiaque ou variabilité psychophysologique.

B.1. Type de variabilité du rythme cardiaque :**B.1.1. Variabilité chaotique :**

Dans les états de stress, d'anxiété, de dépression ou de colère, la variabilité du rythme cardiaque entre deux battements devient irrégulière et chaotique [Navrez, 2008]. Voir figure II-2

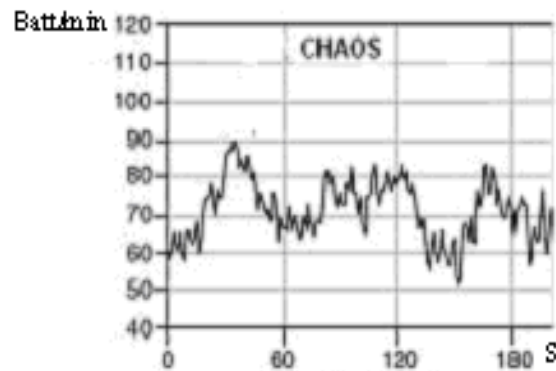


Figure II-2. Variabilité chaotique du rythme cardiaque

B.1.2. Variabilité cohérente:

Dans les états de bien-être, cette variabilité devient cohérente, c'est-à-dire que l'alternance d'accélération et de décélération du rythme cardiaque est régulière. Voir figure II-3

La cohérence cardiaque est une excellente mesure de l'équilibre de notre système nerveux.

Elle influe également sur les autres rythmes physiologiques tels que la variabilité de pression sanguine et de la respiration. On peut dire que ces trois systèmes se synchronisent naturellement [Navrez, 2008].

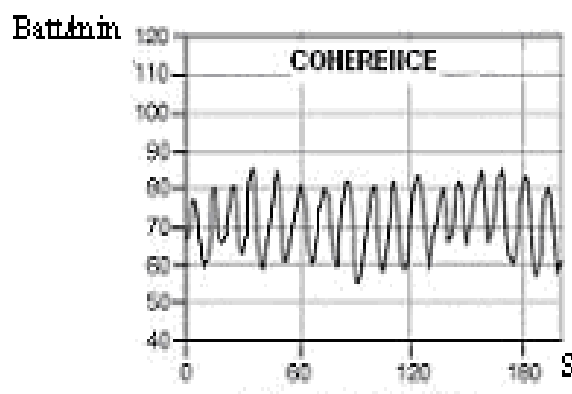


Figure II-3. Variabilité cohérente du rythme cardiaque

Durant les périodes de cohérence psychophysiologique, notre système intérieur fonctionne à un niveau plus élevé de synchronisation, d'efficacité et d'harmonie, ce qui s'exprime par une amélioration de la stabilité émotionnelle et de la qualité des émotions.

II.2.3. Volume sanguin périphérique :

Selon l'action à effectuer, le système nerveux sympathique, responsable entre autres de l'activité vasomotrice, va réagir en conséquence. Cette activité, jouant sur le diamètre des vaisseaux sanguins, entraîne alors une variation de volume sanguin et à la fois du débit sanguin [Maaoui, 2008].

Par conséquent, la mesure du volume sanguin périphérique peut informer sur les changements de l'activation sympathique. C'est pour cette raison qu'elle est prise en compte lors de l'étude de l'influence du contexte émotionnel dans l'interaction homme machine [Rivière, 2003].

II.2.4. Volume et rythme respiratoire :

Il existe des centres de contrôle de la respiration au niveau du tronc cérébral, du cortex, et aussi au niveau du système limbique et de l'hypothalamus, siège des émotions [Rivière, 2003].

Cependant, le mécanisme du cycle respiratoire contrôlé consiste en l'alternance des processus d'inspiration et d'expiration. Lors de l'inspiration, les muscles squelettiques (tels que le diaphragme et les muscles intercostaux) se contractent, augmentant ainsi le volume de la cage thoracique et des poumons. Lors de l'expiration au repos, les muscles mis en jeu par l'inspiration se relâchent, ce qui diminue le volume de la cage thoracique et des poumons et rejette donc l'air hors des poumons [Stemmler, 2001].

Le rythme de la respiration fait partie des paramètres vitaux et correspond au nombre de soulèvements du sternum pour un monitoring thoracique ou du diaphragme pour un monitoring diaphragmatique [Rivière, 2003].

En effet, Le repos et la relaxation amènent à une respiration plus lente et plus superficielle. Des excitations émotionnelles et des activités physiques engendrent des respirations plus profondes. Un état de stress sera donc décelable par une respiration fréquente ; cependant, des agents stressants ponctuels, comme le sursaut, provoque un arrêt momentané de la respiration [Maaoui, 2008]. Mais pour la peur, on trouve une accélération

des mouvements de respiration. Les émotions à valence négative généralement causent des respirations irrégulières.

II.2.5. Activité électromyographique :

Le signal électromyogramme représente l'enregistrement d'une série d'évènement électrique (potentiel membranaire du muscle), produits par la fibre musculaire lorsque les muscles se contractent. Cette mesure est à prendre en compte pour déterminer l'état émotionnel du sujet.

En effet, le tonus émotionnel est une contraction involontaire, permanente et modérée des muscles, entretenue par des influx nerveux [Guiose, 2004]. Cette légère tension qui affecte constamment tout muscle au repos pour s'exagérer à l'effort est l'expression des variations de l'émotion comme un état de stress mental. C'est montré que l'activité musculaire augmente durant le stress et les émotions à valence négative [Rivière, 2003].

II.2.6. Température cutanée :

La température périphérique, telle que mesurée aux extrémités du corps, varie en fonction de l'irrigation sanguine dans la peau.

En effet, Les variations de la température de la peau sont liées à la vasodilatation des vaisseaux sanguins périphériques induite par une augmentation de l'activité du système sympathique [Rivière, 2003].. Cette variation dépend de l'état de la personne. S'il est stressé, la température des extrémités de son corps diminue, car le sang est acheminé en priorité vers les organes vitaux, par mesure de protection. Alors ses doigts ont la tendance d'être plus froids et si la personne est relaxée la température des doigts augmente [Maaoui, 2008]. Aussi si la personne a peur, le sang va se diriger vers les muscles qui commandent le mouvement du corps comme le muscle de la jambe, ce qui prépare la fuite entraînant des températures basses aux extrémités du corps à cause de la vasoconstriction

L'activation de ces différents indicateurs varie en fonction de l'émotion considérée et des sujets, ce qui induit un patron de réponse complexe permettant de distinguer les différentes émotions. La question de savoir si ces variations de paramètres physiologiques sont ou non spécifiques d'une émotion donnée a fait l'objet de longs débats [Stemmler, 2001].

II.3. Spécificité des paramètres physiologiques aux émotions:

Cependant, il est très difficile de trouver un lien univoque et systématique entre une émotion donnée et une activation physiologique caractéristique.

On peut en effet observer qu'un grand nombre de ces modifications sont communes à plusieurs émotions, ce qui a suscité l'idée que ces activations seraient spécifiques et générales. Elles serviraient simplement l'approvisionnement de l'organisme en ressources énergétiques et à la préparation d'une action spécifique. Pour cela, il n'est pas nécessaire d'une grande spécificité des réponses physiologiques. On peut noter toutefois que même si, pour une variable physiologique précise, il y a une identité de la réponse entre différentes émotions, ce n'est plus du tout le cas lorsque l'on s'intéresse à un patron global intégrant plusieurs paramètres.

Par exemple, l'augmentation du rythme cardiaque semble identique dans la colère, la peur et la tristesse. Cependant, dans le cas de la colère, elle est associée à une forte augmentation de la température cutanée, ce qui n'est pas le cas dans la peur ou la tristesse (aucune modification dans le premier cas et une diminution dans le second). En outre, il convient de remarquer que des mesures plus précises du rythme cardiaque ont permis de mettre en évidence des variations subtiles du patron de la rythmicité cardiaque entre la peur et la colère [Stemmler, 2001].

Il a été montré aussi que la peur, colère et tristesse sont associées à une augmentation du rythme cardiaque plus que la joie. Et le dégoût abaisse le rythme cardiaque. Ainsi, le dégoût est associé à une diminution de la température cutanée. La conductance de la peau augmentent après un état d'amusement et diminue après l'état neutre et reste la même après une tristesse.

II.4. Présentation de l'expérience :

L'expérience a été menée par des chercheurs du laboratoire LASC, à l'université de Metz. Elle consiste à collecter les données constituées de signaux physiologiques issus des capteurs physiologiques et les enregistrer par la suite dans des fichiers sous forme de base de données informatique, pour pouvoir procéder à la modélisation et la classification des ces derniers.

Dans des conditions normales, des personnes volontaires ont participé à la collecte des données physiologiques. Chaque personne a essayé d'éprouver six états affectifs à l'aide d'un système d'incitation commandé par ordinateur, en faisant défiler des images IAPS

(International Affective Picture System), qui induit l'expression des six états émotionnels : amusement, joie, dégoût, peur, neutre (pas d'émotion) et tristesse.

II.4.1. Induction d'émotion :

Pour chaque personne, dix images par émotion (5 secondes pour chaque image) ont été présentées. sept sujets sains (5 hommes et 2 femmes) âgés de 23 à 30 ans, ont réalisé l'expérience.

Le sujet équipé des capteurs était assis devant un ordinateur. Une description globale de l'expérience est présenté au départ.

Le sujet peut commencer le test en cliquant sur un bouton. Une image IAPS est ensuite affichée pendant 5 secondes et les mesures physiologiques sont enregistrés.

II.4.2. Mesures physiologiques :

Le matériel utilisé pour cette expérience est le ProComp Infiniti.



Figure II-4. Matériel Procomp Infiniti

L'encodeur ProComp Infiniti est un appareil multimode à huit canaux servant à l'acquisition des données de biofeedback en temps réel. Il est muni de huit entrées de capteur de broches isolées, dont deux canaux échantillonnés à 2048 éch/s et six canaux à 256 éch/s.

L'encodeur ProComp Infiniti est capable de mesurer une vaste gamme de signaux physiologiques utilisés en observation clinique et en biofeedback [Procomp, 2003].

La conception du ProComp Infiniti et de ses capteurs électroniques actifs répond à des normes de qualité élevée en terme de précision, de sensibilité, de durabilité et de convivialité.

Tous les capteurs sont parfaitement non effractifs et ils n'exigent qu'un minimum de préparation avant leur utilisation. Selon le logiciel utilisé avec l'encodeur ProComp Infiniti, ces différents types de capteurs spécialisés seront utilisés pour :

- Conductance électrodermale (SKC) ;
- Forme d'onde du volume sanguin périphérique (BVP), rythme cardiaque et amplitude ;
- Forme d'onde, fréquence et amplitude de la respiration (VR) ;
- Électromyographie (EMG) ;
- Température de la peau (SKT) ;
- Électrocardiographie (ECG) ;
- Électroencéphalographie (EEG).

Les capteurs transmettent les signaux à l'ordinateur au moyen du microprocesseur de l'encodeur ProComp Infiniti. L'encodeur échantillonne les signaux entrants, les numérise, les code et transmet ces données traitées au logiciel via le connecteur logiciel TT-USB. La transmission passe par des câbles à fibres optiques donnant ainsi une pleine liberté de mouvements, une fidélité absolue des signaux et assurant l'isolement de la tension. Une caractéristique unique du système permet d'inter-changer les capteurs (sauf les capteurs de signaux EMG bruts, qui peuvent seulement être utilisés dans les canaux A et B). On peut ainsi créer toute une variété de configurations en changeant simplement le type de capteur [Procomp, 2003].

Le connecteur TT-USB est branché à un des ports USB de l'ordinateur hôte. Il reçoit les données transmises par l'encodeur en format optique puis les convertit en format USB de manière à ce qu'elles puissent être comprises par le logiciel.

En fait, les signaux physiologiques correspondants à des états émotionnels sont issus de 5 capteurs : conductance de la peau, volume sanguin périphérique, volume respiratoire, signal électromyogramme et la température cutanée.

II.4.2.1. La conductance de la peau :

C'est une mesure qui permet de déterminer le niveau de conductance électrique de la peau. Cette conductibilité est causée par la microsudation sécrétée par l'épiderme.

A. Le capteur :

Le capteur de conductibilité de la peau est muni de deux petits fils. Au bout de chaque fil de sortie, des électrodes, en Ag/AgCl, sont connectées à des attaches. Il possède deux électrodes amovibles à l'intérieur de sangles. Voir figure II-6



Figure II-6. Capteur de conductance de peau

B. Principe de mesure :

Une faible tension électrique passe par deux électrodes, généralement attachées autour de deux doigts de la main (voir figure II-7), afin d'établir un circuit électrique dans lequel la personne devient la résistance variable. Ce processus permet de mesurer la variation de la conductibilité en temps réel puisqu'il s'agit de l'inverse de la résistance.

La sangle d'électrode doit être enroulée assez serrée autour du doigt, sans entraver la circulation sanguine, de manière à ce que la surface de l'électrode soit bien en contact avec la peau du doigt.

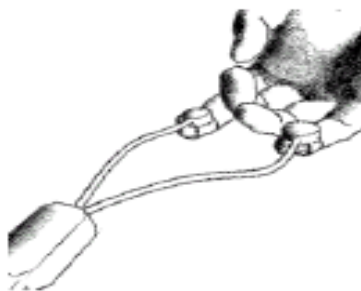


Figure II-7. Emplacement du capteur de conductance de peau

C. Forme, amplitude et contenu fréquentiel :

La conductibilité de la peau est mesurée en micro Siemens (μS). Une lecture typique de la conductibilité de la peau lorsque la personne est détendue devrait être d'environ de 2 μS mais cette mesure peut varier considérablement en fonction de différents facteurs environnementaux et du type de peau.



Ces variations électriques de la peau se composent du niveau électrodermal qui correspond aux fluctuations électriques de base et de la réponse électrodermale, appelé aussi réponse électrodermale. L'unité du temps est la seconde.

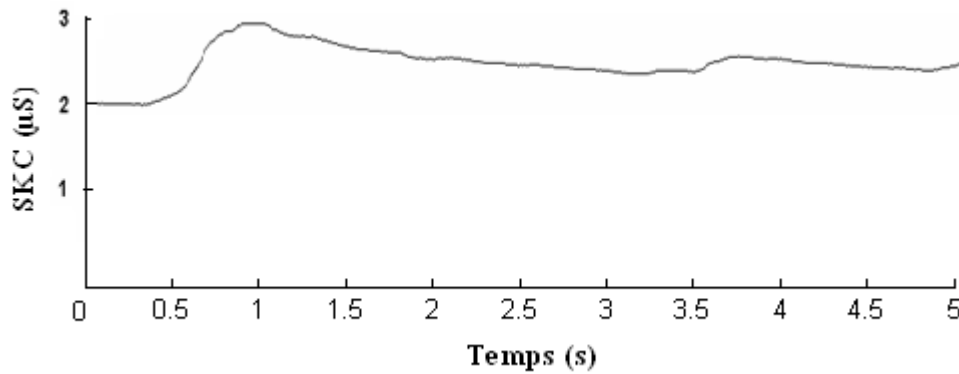


Figure II-8. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la conductance de la peau

Le signal de conductance de la peau représenté sur la figure II-8, montre généralement une croissance rapide et une baisse relativement faible. La réponse électrodermale observée sur le tracé est retardée dans le temps. Elle apparaît après une certaine latence (0,5 seconde) et avec une amplitude de 2 μ S. l'énergie dominante étant dans la gamme de 0-4 Hz, c-à-d les basses fréquences.

II.4.2.2. Le signal electromyogramme (EMG):

A. Le capteur :

Il est muni de trois électrodes de surface, positive, négative et l'électrode de masse. Voir figure II-9. Chaque électrode représente une plaque conductrice en métal recouvert avec un sel insoluble Ag/AgCl.

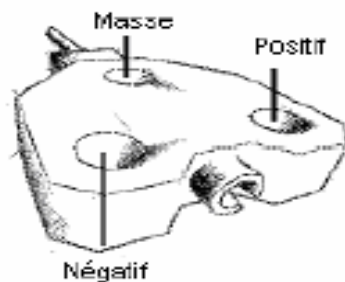


Figure II-9. Capteur du signal EMG

B. Principe de mesure :

Les électrodes positive et négative devraient être placées parallèles aux fibres musculaires, sur la partie charnue du muscle. Voir Figure II-10

L'électrode de masse doit être placée sur une partie neutre, comme une protubérance, préférentiellement à une distance égale des deux autres électrodes.

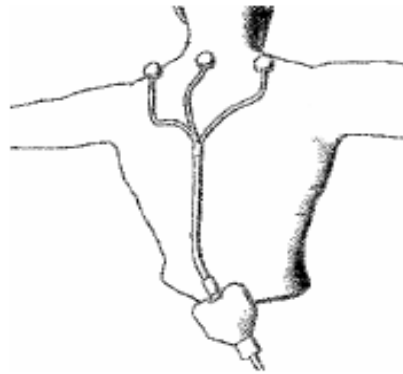


Figure II-10. Emplacement du capteur du signal EMG

Étant donné que les fibres musculaires se contractent toutes à des rythmes différents, le signal détecté par le capteur est le potentiel de différence en variation constante entre les électrodes positives et négatives. Le nombre de fibres musculaires sollicitées lors d'une contraction varie selon la force requise pour effectuer le mouvement. Par conséquent, l'intensité (l'amplitude) des signaux électriques est proportionnelle à la force de la contraction.

C. Forme, amplitude et contenu fréquentiel :

Le signal EMG détecté est d'amplitude stochastique de 2 mv, et d'énergie limité de 20 à 500 HZ avec l'énergie dominante étant dans la gamme de 50-150 HZ.

Le capteur convertit le signal recueilli en un signal avec des valeurs efficaces du signal EMG. Voir figure II-11

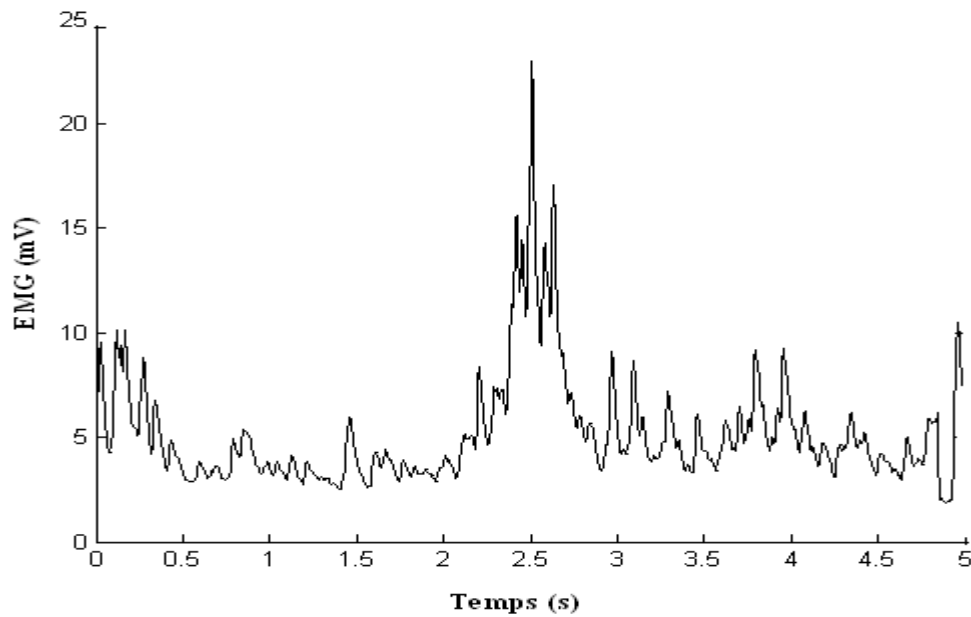


Figure II-11. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du signal EMG

Les changements d'amplitude sont directement proportionnels à l'activité musculaire. Les valeurs normales au repos se situent habituellement entre 3 et 5 mV (elles peuvent être aussi basses que 3 mV voire moins si le muscle est complètement détendu).

II.4.2.3. Volume sanguin périphérique :

Le volume sanguin périphérique, également désigné comme photopléthysmographie.

A. Le capteur :

Le capteur comprend deux dispositifs optoélectroniques :

- une source de lumière infrarouge : la LED convertit l'énergie électrique en énergie lumineuse, en émettant la lumière infrarouge.
- un détecteur photoélectrique : c'est un dispositif assorti, convertit l'énergie lumineuse réfléchie en énergie électrique.

B. Principe de fonctionnement

Le capteur BVP se place sur le côté palmaire du doigt à l'aide de la sangle élastique (inclus avec le capteur) ou d'un bout de ruban adhésif. Voir figure II-12



Figure II-12. Emplacement du capteur du volume sanguin périphérique

À chaque battement de cœur, le volume sanguin de la peau augmente. L'oxyhémoglobine qui est la composante principale dans le sang (90%), absorbe plus de lumière infrarouge. Donc, la lumière réfléchie diminue et si le volume sanguin diminue, alors la lumière infrarouge réfléchie augmente. Donc la lumière réfléchie varie en fonction du volume sanguin de la peau.

Le détecteur photoélectrique mesure les petites variations de l'intensité de la lumière associés aux changements du volume sanguine de la peau.

C. Forme, amplitude, et contenu fréquentiel :

Le signal BVP est une mesure relative qui n'a pas d'unité standard.

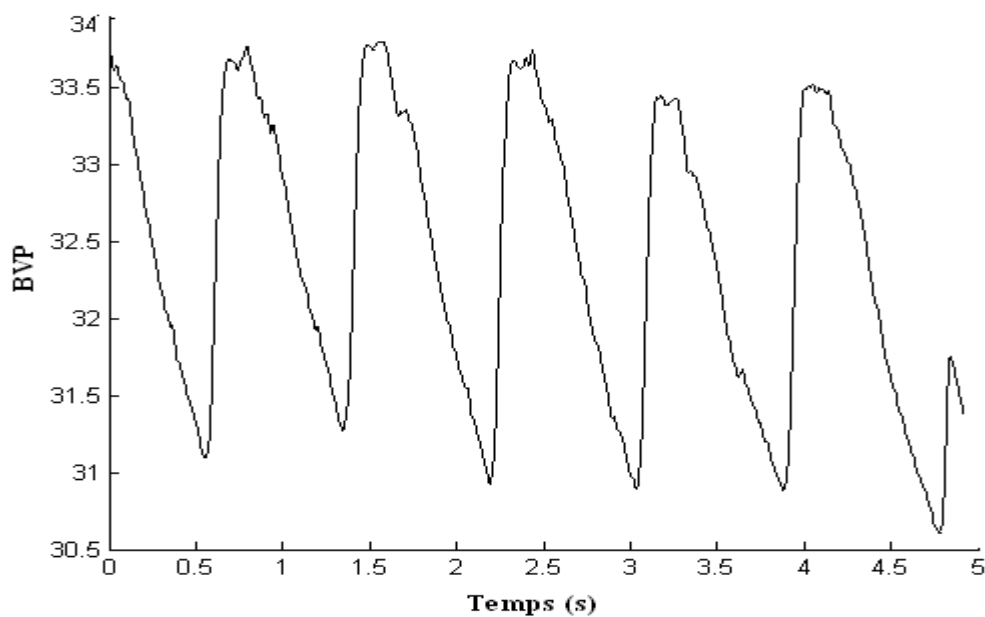


Figure II-13. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du volume sanguin périphérique

Le tracé du volume sanguin périphérique représenté sur la figure II-13, affiche généralement de fortes montées à cause des contractions systoliques qui sont suivies d'une descente plus lente. Pour certaines personnes, le signal affiche également un rebond sur la ligne descendante (encoche dicrote), qui correspond au pouls de la contraction diastolique. Le crête à crête du signal augmente ou diminue en fonction de l'excitation sympathique. L'énergie de ce signal se situe dans la gamme de 0 à 40 HZ.

II.4.2.4. Le volume pulmonaire :

A. Le capteur :

Les variations du volume pulmonaire sont détectées par une veste élastique à la hauteur du thorax ou de l'abdomen. Cette veste comporte deux bobines, chacune est alimentée par un faible signal radiofréquence (RF).

B. Principe de mesure :

Cette veste élastique est sensible au gonflement de la cage thoracique. Les variations de sections entraînent des variations d'inductance. Alors, l'impédance des deux bobines augmente avec l'augmentation du volume pulmonaire, cette relation dépend de plusieurs facteurs. Cependant, la relation trouvée est [Bereksi, 2008]:

$$\Delta Z / \Delta V = 453,23 W^{-1,084}$$

Avec :

- ΔZ : variation de l'impédance;
- ΔV : variation du volume pulmonaire;
- W : poids du sujet.

Ce capteur convertit les variations de volume de la cage thoracique en variations de tension électrique (après une démodulation du signal) proportionnelle à l'impédance de bobine (courant constant), qui est à son tour proportionnelle au volume de la cage thoracique. La ceinture doit être placée autour de la région thoracique de la personne, juste au-dessus de la poitrine (figure II-14). Il devrait tenir en place lorsque la personne expire complètement. Le signal de la respiration est une mesure relative du volume de la cage thoracique.

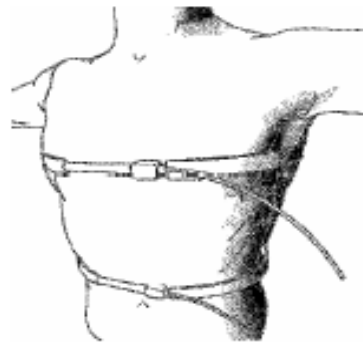


Figure II-14. Capteur du volume respiratoire

C. Forme, amplitude, et contenu fréquentiel :

Le tracé du signal montré sur la figure II-15, prend la forme d'une courbe ascendante puis ralentit vers le sommet pour ensuite chuter rapidement, pour ensuite ralentir vers la fin de la respiration. L'énergie de ce signal se situe dans la gamme de 0,1-10 HZ.

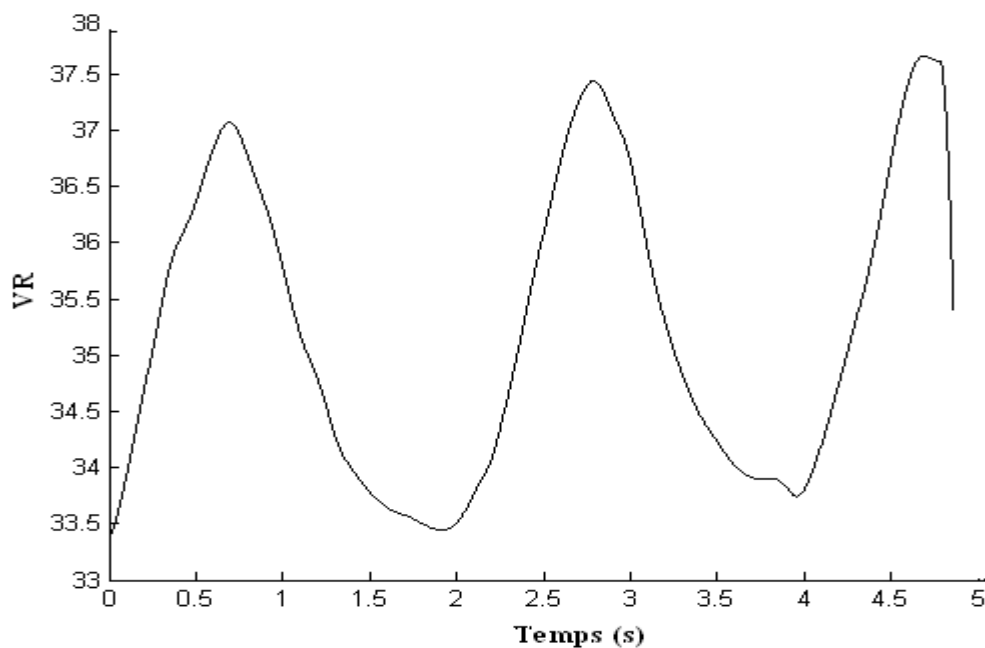


Figure II-15. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du volume pulmonaire

II.4.2.5. La température cutanée:

La température périphérique, telle que mesurée aux extrémités du corps, varie en fonction de l'irrigation sanguine dans la peau.

A. Le capteur :

Le capteur de température s'appelle la thermistance. Ce dispositif convertit les changements de température en variations de courant électrique.

B. Principe de mesure :

La thermistance est attachée sur la face dorsale ou palmaire de n'importe quel doigt ou orteil à l'aide de la sangle du capteur. Voir figure II-16



Figure II-16. Emplacement du capteur de température cutanée

C. Forme, amplitude, contenu fréquentiel :

Les changements de température périphérique sont plutôt lents de fréquence de 0 à 1HZ et de faible amplitude de 21,62 C°.

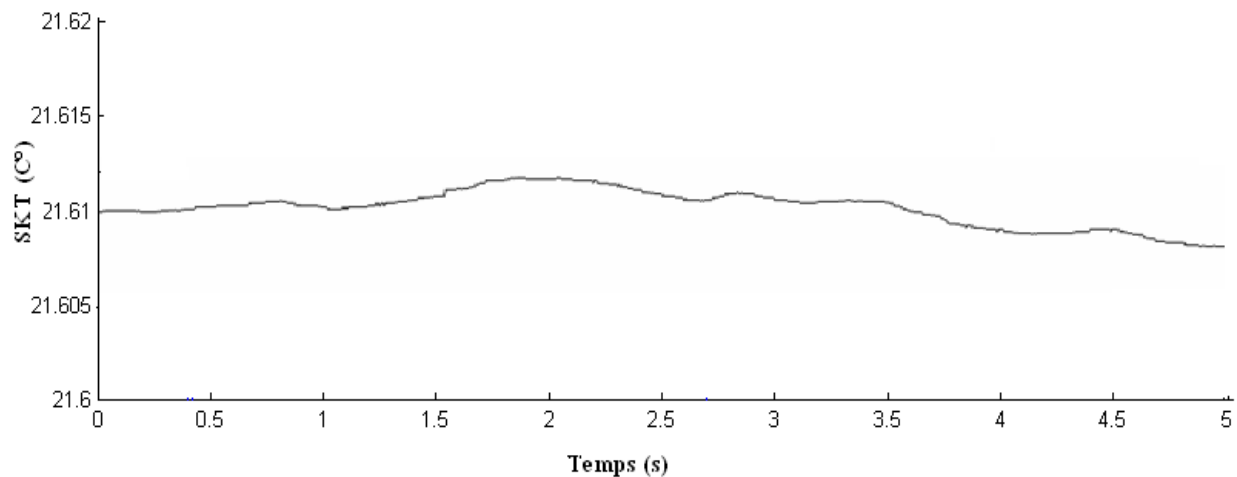


Figure II-17. Tracé obtenu suite à l'enregistrement de la température de la peau

II.5. Forme de la base de donnée :

La base de donnée contient, pour chaque sujet, 6 émotions. Et pour chaque émotion, 10 échantillons pour chaque signal physiologique, donc on a 300 échantillons pour chaque

sujet en total. Et pour notre étude on va choisir sept sujets, 5 sujets masculin et 2 sujets féminins.

II.6. Conclusion :

Dans ce chapitre, une description des différents indices physiologiques qui varient en fonction de l'émotion considérée et des sujets était faite. Cette description était suivie par une présentation des différentes mesures effectuées par le ProComp Infiniti (mesures réalisées par des chercheurs du laboratoire LASC de Metz). En fait, à l'aide de ce matériel, les 5 signaux physiologiques sont enregistrées, sous forme d'une base de données informatique, et échantillonné avec une fréquence de 256 ech/s, pour pouvoir les traiter et puis classifier.

Dans le chapitre suivant, une analyse et traitement des 5 signaux recueillis seront effectués. Cette analyse nous permettrons d'extraire des paramètres caractéristiques pertinents, permettant une classification des six émotions.

III

Traitement des signaux physiologiques et caractérisation

III.1. Introduction

Le traitement du signal s'appuie sur la théorie du signal et de l'information et concerne la manipulation des signaux pour transporter une information, la coder ou la protéger, ou pour la récupérer. Parmi ces applications, on trouve la détection de la présence ou de l'absence d'un signal donné ; l'amélioration d'un rapport signal sur bruit ; la classification ; la reconnaissance de formes et l'estimation de grandeurs.

De manière générale, un signal physiologique est le support à la transmission d'une information. La plupart des signaux manipulés correspondent à l'évolution temporelle d'une tension ou d'un courant délivré par un capteur. Le plus souvent, les signaux physiologiques acquis doivent être traités pour extraire les différents paramètres caractéristiques et pertinents. Cependant, ces paramètres caractérisent chaque émotion.

Dans ce chapitre, on s'intéresse tout d'abord au traitement des signaux aléatoires, compte tenu de la nature aléatoire des signaux physiologiques. Par la suite, on passe au traitement des signaux physiologiques associés à l'émotion (SKC; SKT; Fc; BVP; VR; et EMG).

La dernière section est consacrée à l'extraction pour chaque signal, des paramètres pertinents caractérisant chacune des six émotions : joie; tristesse; dégoût; peur; amusement et l'émotion neutre.

III.2. L'aléatoire en traitement du signal :

Il existe des phénomènes physiques pour lesquels les grandeurs que l'on observe peuvent être formulées par des lois simples pourvu que l'on connaisse les phénomènes physiques mis en jeu et un nombre fini de paramètres. Les signaux qui en résultent sont dits déterministes ou encore certains [Durieu, 2007]. Cependant, il existe des phénomènes pour lesquels les grandeurs ne peuvent pas être décrites par des lois, même avec un nombre très grand de paramètres, ou qui sont trop sensibles aux conditions expérimentales, ou que l'on ne peut pas prévoir. Faute de pouvoir donner la valeur des signaux associés à un instant donné, il est souvent possible de préciser une distribution des valeurs possibles, d'où l'idée de décrire ces signaux à des instants donnés par des variables aléatoires. Ils sont alors dits aléatoires [Durieu, 2007].

III.2.1. Signaux aléatoires :

Un signal aléatoire est un signal $\mathbf{x}(t)$ qui, comme son nom l'indique, varie aléatoirement en fonction du temps, en particulier sa valeur à un instant t ne peut pas être prédite. (On emploie aussi le terme "processus stochastique") [Leroux, 2000].

Le fait qu'on étudie nécessairement des signaux qui ne sont pas parfaitement prévisibles nous amène à étudier les caractéristiques principales des signaux aléatoires et les bases de probabilités nécessaires à cette étude [Leroux, 2000].

III.2.1.1. La moyenne ou moment du premier ordre :

Soit p la densité de probabilité de la variable aléatoire $\mathbf{x}$. La moyenne statistique $\mathbf{m}$ est définie par l'espérance mathématique $\mathbf{E}(\mathbf{x})$ [Leroux, 2000], elle est donnée par :

$$\mathbf{m} = \mathbf{E}(\mathbf{x}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{x} p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad \text{III.1}$$

La même estimation en version discrète est définie à partir de N réalisations $\mathbf{x}(n)$ de la variable aléatoire $\mathbf{x}$:

$$\mathbf{m}' = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{x}(n) \quad \text{III.2}$$

III.2.1.2. Moment du deuxième ordre, variance :

On suppose que les variables sont centrées. L'outil de base pour caractériser les signaux aléatoires est le moment du deuxième ordre d'un couple de variables aléatoires [Leroux, 2000]. Le moment du deuxième ordre d'une variable aléatoire centrée est sa variance

(carré de l'écart-type).

$$\sigma^2 = E(x^2) = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 p(x) dx$$

III.3

On peut l'estimer à partir de N réalisations :

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (x(n) - m)^2 \quad \text{III.4}$$

Cette variance caractérise la dispersion autour de la valeur moyenne m .

III.2.1.3. Corrélation :

Pour caractériser la relation entre deux variables aléatoires, on étudie leur corrélation qui s'écrit en fonction de la densité de probabilité conjointe du couple de variables aléatoires $p(x, y)$ [Leroux, 2000].

$$E(xy) = \iint_{-\infty}^{\infty} xy p(x, y) dx dy \quad \text{III.5}$$

On en déduit le coefficient de corrélation :

$$r = \frac{E(xy)}{\sqrt{E(x^2) E(y^2)}} \quad \text{III.6}$$

r est compris entre -1 et 1. Si $r = 0$ on dit que les variables x et y sont orthogonales. Si $r = \pm 1$, il y a dépendance linéaire entre x et y . Si les variables aléatoires sont centrées et indépendantes, alors $p(x, y)$ se factorise :

$$p(x, y) = p_x(x) p_y(y) \quad \text{III.7}$$

Et:

$$E(xy) = 0 \quad \text{III.8}$$

Les estimations de $E(x)$, $E(x^2)$, et $E(xy)$, sont d'autant meilleures que N est grand; ces estimations sont elles-mêmes des variables aléatoires dont l'écart-type décroît lentement, quand N augmente [Leroux, 2000].

$$E(xy) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) y(n) \quad \text{III.9}$$

Cette corrélation $E(xy)$ joue un rôle fondamental en traitement du signal.

III.2.1.3. Moyenne temporelle :

La moyenne est calculée à chaque instant t , soit $E(x)$. Si cette moyenne ne dépend pas de $t \in [-T, T]$, on dit que le signal est stationnaire au premier ordre. Si le signal est ergodique, on peut remplacer le calcul sur différentes réalisations à un instant t donné par une moyenne temporelle [Leroux, 2000].

$$\mathbf{E}[\mathbf{x}(\mathbf{t})] = \frac{1}{2T} \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-T}^T \mathbf{x}(\mathbf{t}) d\mathbf{t} \quad \text{III.10}$$

En pratique on fait l'estimation suivante pour T suffisamment grand :

$$\hat{\mathbf{E}}[\mathbf{x}(\mathbf{t})] = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbf{x}(\mathbf{t}) d\mathbf{t} \quad \text{III.11}$$

Il est en général préférable de retrancher la moyenne du signal étudié pour ensuite étudier un signal centré. Dans la suite, on suppose que les signaux sont effectivement centrés.

III.2.1.4. Fonction d'autocorrélation :

On s'intéresse aux corrélations entre les valeurs de $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ prises à deux instants différents $\mathbf{t}_1$ et $\mathbf{t}_2$,

$$\mathbf{c}(\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2) = \mathbf{E}[(\mathbf{x}(\mathbf{t}_1)\mathbf{x}(\mathbf{t}_2))] \quad \text{III.12}$$

Si $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ est un signal stationnaire au deuxième ordre, sa fonction d'autocorrélation ne dépend que de la différence $\mathbf{t}_1 - \mathbf{t}_2$.

$$\mathbf{r}(\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{E}[\mathbf{x}(\mathbf{t})\mathbf{x}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})] \quad \text{III.13}$$

L'inégalité de Schwarz permet de montrer que :

$$\mathbf{r}^2(\boldsymbol{\tau}) \leq \mathbf{E}[\mathbf{x}^2(\mathbf{t})]\mathbf{E}[\mathbf{x}^2(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})] \quad \text{III.14}$$

$$\mathbf{r}^2(\boldsymbol{\tau}) \leq \sigma^2 = \mathbf{r}(0) \quad \text{III.15}$$

La fonction d'autocorrélation passe par son maximum pour $\boldsymbol{\tau} = 0$. Si on calcule :

$$\mathbf{r}(-\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{E}[\mathbf{x}(\mathbf{t})\mathbf{x}(\mathbf{t} - \boldsymbol{\tau})] \quad \text{III.16}$$

Et qu'on pose :

$$\mathbf{u} = \mathbf{t} - \boldsymbol{\tau} \quad \text{III.17}$$

$$\mathbf{r}(-\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{E}[\mathbf{x}(\mathbf{u} + \boldsymbol{\tau})\mathbf{x}(\mathbf{u})] = \mathbf{r}(\boldsymbol{\tau}) \quad \text{III.18}$$

La fonction d'autocorrélation est une fonction symétrique [Leroux, 2000].

III.2.1.5. Densité spectrale de puissance :

Un problème important dans de nombreuses applications est l'étude de la répartition en fréquences d'un signal aléatoire : une réalisation de ce signal $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ a une transformée de Fourier $\mathbf{X}(\boldsymbol{\omega})$ qu'on ne peut théoriquement pas calculer mais dont on peut trouver une estimation $\hat{\mathbf{X}}(\boldsymbol{\omega})$:

On cherche à calculer $\mathbf{E}[|\mathbf{X}(\boldsymbol{\omega})|^2]$:

C'est une répartition moyenne de l'énergie du signal en fonction de la fréquence [Leroux, 2000]. Une estimation de la transformée de Fourier d'une réalisation du processus aléatoire $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ est donnée par :

$$\tilde{\mathbf{X}}(\omega) = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbf{x}(t) \exp(-j\omega t) dt \quad \text{III.19}$$

$$\mathbf{E}[|\tilde{\mathbf{X}}(\omega)|^2] = \frac{1}{2T} \mathbf{E} \left[\int_{-T}^T \int_{-T}^T \mathbf{x}(t) \mathbf{x}(t') \exp(-j\omega(t-t')) dt dt' \right] \quad \text{III.20}$$

On suppose qu'on peut commuter les sommations et les calculs de moyenne :

$$\mathbf{E}[|\tilde{\mathbf{X}}(\omega)|^2] = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \int_{-T}^T \mathbf{E}[\mathbf{x}(t) \mathbf{x}(t')] \exp(-j\omega(t-t')) dt dt' \quad \text{III.21}$$

Et que le signal est stationnaire, ce qui fait apparaître la fonction d'autocorrélation $\mathbf{r}(t-t')$:

$$\mathbf{E}[|\tilde{\mathbf{X}}(\omega)|^2] = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \int_{-T}^T \mathbf{r}(t-t') \exp(-j\omega(t-t')) dt dt' \quad \text{III.22}$$

En posant :

$$\begin{cases} \mathbf{u} = t - t' \\ \mathbf{v} = t + t' \end{cases} \quad \text{III.23}$$

Cette équation devient :

$$\mathbf{E}[|\tilde{\mathbf{X}}(\omega)|^2] = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \int_{-T+|v|}^{T-|v|} \mathbf{r}(u) \exp(-j\omega(u)) du dv \quad \text{III.24}$$

En édulant les problèmes de convergence, on peut calculer la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation, soit $\mathbf{S}_{xx}(\omega)$:

$$\mathbf{E}[|\tilde{\mathbf{X}}(\omega)|^2] = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T \mathbf{S}_{xx}(\omega) dv = \mathbf{S}_{xx}(\omega) \quad \text{III.25}$$

La valeur moyenne de la répartition de l'énergie en fonction de la fréquence est donnée par la transformée de Fourier $\mathbf{S}_{xx}(\omega)$ de la fonction d'autocorrélation.

On a ainsi deux possibilités :

1. soit on se donne une estimation de la transformée de chaque réalisation et le carré de son module, et on calcule une moyenne sur différentes réalisations pour estimer la densité spectrale;

2. soit on calcule la fonction d'autocorrélation du signal et on en prend la transformée de Fourier [Leroux, 2000].

III.2.2. Les signaux aléatoires échantillonnés :

Les signaux aléatoires à temps continu ne peuvent pas être traités simplement. Cependant, il est en général difficile d'établir un développement mathématique rigoureux pour justifier théoriquement les analyses sur ces signaux. L'échantillonnage et le traitement numérique ont permis d'appliquer une multitude de techniques élaborées et efficaces pour l'analyse de ces signaux aléatoires, tout en se fondant sur des bases mathématiques relativement simples : il est en général plus facile d'étudier les propriétés d'une suite de

nombre de d'une suite de fonctions, ou d'étudier une série plutôt qu'une intégrale multiple [Charbit, 2008].

En pratique l'échantillonnage ne pose pas de problème particulier. Pour une réalisation donnée du processus, il faut s'assurer que les conditions de Shannon sont vérifiées :

$$F_e \geq 2F_{\max} \quad \text{III.26}$$

L'amplitude des composantes fréquentielles doivent être nulles pour les fréquences plus grandes que la moitié de la fréquence d'échantillonnage, ce qui implique que la densité spectrale (qui est une valeur moyenne) doit aussi être nulle pour les fréquences supérieures à la moitié de la fréquence d'échantillonnage [Charbit, 2008]. La densité spectrale du signal échantillonné est donnée par la périodisation de la densité spectrale du signal à temps continu (sauf à la moitié de la fréquence d'échantillonnage dans le cas des signaux réels).

III.2.2.1. Moyenne et fonction de covariance :

Les outils les plus importants sont les moments du premier et du deuxième ordre, la moyenne et la fonction d'autocorrélation du signal échantillonné. On suppose que les signaux sont réels.

La moyenne est :

$$\mathbf{m} = \mathbf{E}(\mathbf{x}(\mathbf{t})) \quad \text{III.27}$$

Et la fonction de covariance qui est elle aussi une fonction échantillonnée :

$$\mathbf{c}(\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2) = \mathbf{E}(\mathbf{x}(\mathbf{t}_1) \mathbf{x}(\mathbf{t}_2)) \quad \text{III.28}$$

III.2.2.2. Cas des signaux stationnaires et ergodiques :

Un signal aléatoire est stationnaire à l'ordre deux si ses moments d'ordre un et deux ne dépendent pas de l'origine du temps. La moyenne $\mathbf{m}$ est alors indépendante de $\mathbf{t}$. La fonction de covariance $\mathbf{c}(\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2)$ ne dépend que de la différence $(\mathbf{t}_1 - \mathbf{t}_2)$. On l'appelle souvent fonction d'autocorrélation [Charbit, 2008] :

$$\mathbf{r}(\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{E}(\mathbf{x}(\mathbf{t}) \mathbf{x}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})) \quad \text{III.29}$$

On peut remplacer le calcul de la moyenne et de la fonction d'autocorrélation définis comme des espérances mathématiques calculées sur un grand nombre d'expériences par un calcul sur une seule réalisation. Si ce calcul est possible, on dit que le signal est ergodique, propriété qui est souvent supposée vérifiée. Dans le cas où les signaux sont ergodiques, on estime la moyenne et le moment d'ordre deux de la manière suivante [Charbit, 2008]. On suppose qu'on connaît $\mathbf{T}$ échantillons de $\mathbf{x}(\mathbf{t})$, on suppose que $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ est nul en dehors de

l'intervalle $[0, T-1]$ et

on calcule :

$$\mathbf{m} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{x}(t) \quad \text{III.30}$$

$$\mathbf{r}(\tau) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{x}(t) \mathbf{x}(t + \tau) \quad \text{III.31}$$

III.2.2.3. Estimation de la densité spectrale des signaux aléatoires échantillonnés :

A. Estimation par la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation :

La transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation est la densité spectrale. En appliquant la transformée de Fourier discrète [Durieu, 2007].:

$$\mathbf{S}_{xx}(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \mathbf{r}(\tau) \mathbf{e}^{-j\omega\tau} \quad \text{III.32}$$

Tout comme dans le cas des signaux à temps continu, cette densité spectrale est la moyenne du carré du module de la transformée de Fourier $\mathbf{X}(\omega)$ d'une réalisation du processus aléatoire $\mathbf{x}(t)$. C'est une fonction non négative.

B. Estimation par le périodogramme (estimateur simple) :

Pour estimer une densité spectrale en disposant de plusieurs réalisations de durée finie, on procède de la manière suivante : on découpe chacune des réalisations $\mathbf{X}(\omega)$ en séquences de longueur identique [Durieu, 2007]. Pour chacune d'entre elles on calcule le carré du module de la transformée de Fourier après lui avoir appliqué une fenêtre d'analyse spectrale $\mathbf{H}(\omega)$ soit :

$$\mathbf{X}_k(\omega) = \mathbf{X}(\omega) \mathbf{H}(\omega) \quad \text{III.33}$$

Une estimation élémentaire de la densité spectrale pour une séquence $\mathbf{k}$ peut être calculée :

$$\mathbf{S}_{xxk}(\omega) = |\mathbf{X}_k(\omega)|^2 \quad \text{III.34}$$

Le $|\mathbf{X}_k(\omega)|^2$ est généralement appelé périodogramme. On calcule ensuite la moyenne de ces différentes estimations élémentaires de la densité spectrale pour toutes les séquences jusqu'à $\mathbf{K}$:

$$\mathbf{S}_{xx}(\omega) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\mathbf{X}_k(\omega)|^2 \quad \text{III.35}$$

La précision de cette forme d'estimation spectrale dépend du nombre de séquences $\mathbf{K}$ utilisées dans ce calcul de moyenne [Durieu, 2007].

III.2.2.4. Fonction d'intercorrélation :

Dans certains problèmes, il est nécessaire d'étudier la fonction d'intercorrélation entre

deux signaux.

$$\mathbf{r}_{xy}(\mathbf{t}_1 \mathbf{t}_2) = \mathbf{E}(\mathbf{x}(\mathbf{t}_1) \mathbf{y}(\mathbf{t}_2)) \quad \text{III.36}$$

Lorsque l'ensemble des deux signaux est stationnaire, cette intercorrélacion ne dépend que de la différence $\mathbf{t}_1 - \mathbf{t}_2$ [Leroux, 2000].

$$\mathbf{r}_{xy}(\tau) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} \mathbf{x}(t) \mathbf{y}(t + \tau) \quad \text{III.37}$$

III.2.2.5. Densité interspectrale de puissance :

La transformée de Fourier de la fonction d'intercorrélacion est la densité interspectrale. On peut calculer :

$$\mathbf{s}_{xy}(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} \mathbf{r}_{xy}(\tau) \exp(-j\omega\tau) \quad \text{III.38}$$

III.2.2.6. Cohérence spectrale :

La densité interspectrale de puissance des deux signaux $\mathbf{x}$ et $\mathbf{y}$ met en évidence l'interaction des deux signaux en représentation fréquentielle. Toutefois, de même que l'on définit la fonction d'intercorrélacion pour mieux mettre en évidence les interactions en représentation temporelle, on préfère en représentation fréquentielle, utiliser la fonction de cohérence [Gaillard, 2006].

La valeur absolue de la densité interspectrale peut être donnée sous la forme :

$$|\mathbf{S}_{xy}(\omega)|^2 \leq \mathbf{S}_{xx}(\omega) \mathbf{S}_{yy}(\omega) \quad \text{III.39}$$

Cette valeur peut être normalisée pour donner la fonction de cohérence :

$$\mathbf{Y}_{xy}^2 = \frac{|\mathbf{S}_{xy}(\omega)|^2}{\mathbf{s}_{xx}(\omega) \mathbf{s}_{yy}(\omega)} \leq 1 \quad \text{III.40}$$

En fait, la fonction de cohérence est très utilisée dans le domaine biomédical [Gaillard, 2006].

III.3. Les sources de bruits électroniques :

III.3.1. Bruit blanc :

Lorsque la densité spectrale de puissance d'une source de bruit est indépendante de la fréquence alors le signal aléatoire est appelé bruit blanc [Durieu, 2007]. Dans ce cas :

$$\mathbf{r}_{xx}(\tau) = \mathbf{c} \delta(\tau) \quad \text{III.41}$$

Où $\mathbf{c}$ est une constante et $\delta(\tau)$ est la fonction de Dirac. La densité spectrale est constante en fonction de fréquence ν . Elle s'exprime par $\mathbf{S}_{xx}(\omega) = \mathbf{c}$. En réalité, le bruit blanc n'existe pas, mais le spectre d'une source de bruit peut être blanc sur une grande plage de fréquence donnée

[Durieu, 2007].

III.3.2. Bruit coloré :

Dans le cas où la densité spectrale de puissance n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré [Durieu, 2007]. Pour cette représentation spectrale, trois principaux types de bruit coloré se distinguent de par leur spectre : le bruit rose, le bruit brun et les bruits à spectre Lorentzien.

A. bruit rose :

La densité spectrale de puissance d'un bruit rose, est fonction de l'inverse de la fréquence. Ce bruit est dominant dans les basses fréquences [Durieu, 2007].

$$S_{xx}(\omega) \propto 1/\omega \quad \text{III.42}$$

B. Bruit brun :

Le spectre d'un bruit brun est inversement proportionnel au carré de la fréquence.

$$S_{xx}(\omega) \propto 1/\omega^2 \quad \text{III.43}$$

C. Bruit de Lorentzien :

Un signal présentant un spectre de type Lorentzien signifie que sa densité spectrale de puissance présente un plateau jusqu'à une fréquence de coupure :

$$\omega_c = \frac{1}{2\pi\tau_c} \quad \text{III.44}$$

Au delà de cette fréquence, la densité spectrale décroît en $1/\omega^2$:

$$S_{xx}(\omega) \propto \frac{1}{1+(2\pi\omega\tau_c)^2} \quad \text{III.45}$$

III.4. Filtrage des signaux aléatoires :

Soit un signal aléatoire $\mathbf{x}(t)$ qu'on filtre par un filtre linéaire invariant au cours du temps de réponse impulsionnelle $\mathbf{h}(t)$ et de réponse en fréquence $\mathbf{H}(\omega)$ [Charbit, 2008]. On connaît la fonction d'autocorrélation et la densité spectrale de $\mathbf{x}(t)$, soient $\mathbf{r}_x(\tau)$ et $\mathbf{S}_{xx}(\omega)$. On cherche à trouver la densité spectrale $\mathbf{S}_{yy}(\omega)$ et la fonction d'autocorrélation $\mathbf{r}_y(\tau)$ de $\mathbf{y}(t)$ signal de sortie du filtre. La sortie du filtre est :

$$\mathbf{y}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{x}(u) \mathbf{h}(t-u) du \quad \text{III.46}$$

La fonction d'autocorrélation de $\mathbf{y}(t)$ est [Charbit, 2008] :

$$\mathbf{E}[\mathbf{y}(\mathbf{t}) \mathbf{y}(\mathbf{t}')] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{t} - \mathbf{u}) \mathbf{h}(\mathbf{t}' - \mathbf{u}') \mathbf{E}[\mathbf{x}(\mathbf{u}) \mathbf{x}(\mathbf{u}')] \mathbf{d}\mathbf{u} \mathbf{d}\mathbf{u}' \quad \text{III.47}$$

En édulant le problème de la commutation des calculs de moyennes et de sommations :

$$\mathbf{E}[\mathbf{y}(\mathbf{t}) \mathbf{y}(\mathbf{t}')] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{t} - \mathbf{u}) \mathbf{h}(\mathbf{t}' - \mathbf{u}') \mathbf{r}_x(\mathbf{u} - \mathbf{u}') \mathbf{d}\mathbf{u} \mathbf{d}\mathbf{u}' \quad \text{III.48}$$

On pose $\mathbf{t}' - \mathbf{t} = \boldsymbol{\tau}$:

$$\mathbf{E}[\mathbf{y}(\mathbf{t}) \mathbf{y}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{t} - \mathbf{u}) \mathbf{h}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau} - \mathbf{u}') \mathbf{r}_x(\mathbf{u} - \mathbf{u}') \mathbf{d}\mathbf{u} \mathbf{d}\mathbf{u}' \quad \text{III.49}$$

Et :

$$\begin{cases} \mathbf{u} - \mathbf{t} = -\mathbf{v} \\ \mathbf{u}' - \mathbf{t} = -\mathbf{v}' \end{cases} \quad \text{III.50}$$

$$\mathbf{E}[\mathbf{y}(\mathbf{t}) \mathbf{y}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}) \mathbf{h}(\mathbf{v}' + \boldsymbol{\tau}) \mathbf{r}_x(\mathbf{v} - \mathbf{v}') \mathbf{d}\mathbf{v} \mathbf{d}\mathbf{v}' \quad \text{III.51}$$

On remarque que $\mathbf{E}[\mathbf{y}(\mathbf{t}) \mathbf{y}(\mathbf{t} + \boldsymbol{\tau})]$ ne dépend que de $\boldsymbol{\tau}$, ce qui implique la stationnarité de $\mathbf{y}(\mathbf{t})$. La stationnarité implique que l'autocorrélation et la densité spectrale existent. On remarquera aussi que $\mathbf{r}_y(\boldsymbol{\tau})$ est un double calcul de convolution [Leroux, 2000].

$$\mathbf{r}_y(\boldsymbol{\tau}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}) \left[\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}' + \boldsymbol{\tau}) \mathbf{r}_x(\mathbf{v} - \mathbf{v}') \mathbf{d}\mathbf{v}' \right] \mathbf{d}\mathbf{v} \quad \text{III.52}$$

Ou encore :

$$\mathbf{r}_y(\boldsymbol{\tau}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}) \left[\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}') \mathbf{r}_x(\mathbf{v} - \boldsymbol{\tau} - \mathbf{v}') \mathbf{d}\mathbf{v}' \right] \mathbf{d}\mathbf{v} \quad \text{III.53}$$

Si $\mathbf{v} - \boldsymbol{\tau} = \mathbf{u}$:

$$\mathbf{r}_y(\boldsymbol{\tau}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{u} + \boldsymbol{\tau}) \left[\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}') \mathbf{r}_x(\mathbf{u} - \mathbf{v}') \mathbf{d}\mathbf{v}' \right] \mathbf{d}\mathbf{u} \quad \text{III.54}$$

On écrit :

$$\mathbf{r}_y(\boldsymbol{\tau}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{u} + \boldsymbol{\tau}) \mathbf{g}(\mathbf{u}) \mathbf{d}\mathbf{u} \quad \text{III.55}$$

Où on a posé :

$$\mathbf{g}(\mathbf{u}) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{v}') \mathbf{r}_x(\mathbf{u} - \mathbf{v}') \mathbf{d}\mathbf{v}' \quad \text{III.56}$$

On appelle $\mathbf{G}(\boldsymbol{\omega})$ la transformée de Fourier de $\mathbf{g}(\mathbf{u})$. La transformée d'une convolution étant un produit :

$$\mathbf{G}(\boldsymbol{\omega}) = \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega}) \mathbf{S}_{xx}(\boldsymbol{\omega}) \quad \text{III.57}$$

Dans le domaine des fréquences, on calcule la transformée de Fourier $\mathbf{S}_{yy}(\boldsymbol{\omega})$:

$$\mathbf{S}_{yy}(\boldsymbol{\omega}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}(\mathbf{u} + \boldsymbol{\tau}) \mathbf{g}(\mathbf{u}) \exp(-j\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\tau}) \mathbf{d}\mathbf{u} \mathbf{d}\boldsymbol{\tau} \quad \text{III.58}$$

En posant :

$$\mathbf{h}'(\mathbf{u}) = \mathbf{h}(-\mathbf{u}) \text{ et } \mathbf{H}'(\boldsymbol{\omega}) = \overline{\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})} \quad \text{III.59}$$

$$\mathbf{S}_{yy}(\boldsymbol{\omega}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{h}'(-\mathbf{u}-\boldsymbol{\tau}') \mathbf{g}(\mathbf{u}) \exp(-j\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\tau}') \mathbf{d}\mathbf{u} \mathbf{d}\boldsymbol{\tau}' \quad \text{III.60}$$

C'est la transformée de Fourier d'une convolution qui s'écrit donc :

$$\mathbf{S}_{yy}(\boldsymbol{\omega}) = \overline{\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})} \mathbf{G}(\boldsymbol{\omega}) \quad \text{III.61}$$

En remplaçant $G(\omega)$ par sa valeur :

$$\mathbf{s}_{yy}(\omega) = \overline{\mathbf{H}(\omega)} \mathbf{H}(\omega) \mathbf{s}_{xx}(\omega) \quad \text{III.62}$$

$$\mathbf{s}_{yy}(\omega) = |\mathbf{H}(\omega)|^2 \mathbf{s}_{xx}(\omega) \quad \text{III.63}$$

La densité spectrale de la sortie du filtre est égale à la densité spectrale de l'entrée multipliée par le carré du module de la réponse en fréquence du filtre [Leroux, 2000].

III.5. Filtrage numérique :

Soit le signal $\mathbf{x}(n)$ à l'entrée du filtre de réponse impulsionnelle $\mathbf{h}$. Le signal en sortie de ce filtre est alors [Gaillard, 2006] :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{h}(n) * \mathbf{x}(n) \quad \text{III.64}$$

Le filtrage numérique est donc l'opération qui réalise le produit de convolution numérique :

$$\mathbf{y}(n) = \sum_k \mathbf{h}(k) \mathbf{x}(n - k) \quad \text{III.65}$$

Pour définir un filtre numérique, on doit donner certaines règles de correspondance entre l'entrée et la sortie. Soit $\mathbf{R}$ la relation correspondante.

III.5.1. Propriétés :

III.5.1.1. Linéarité :

Un filtre numérique est dit linéaire s'il vérifie la condition suivante :

$$\mathbf{R}[\alpha \mathbf{x}_1(n) + \beta \mathbf{x}_2(n)] = \alpha \mathbf{R}[\mathbf{x}_1(n)] + \beta \mathbf{R}[\mathbf{x}_2(n)] \quad \text{III.66}$$

Quelles que soient les constantes complexes α , β et les signaux $\mathbf{x}_1(n)$ et $\mathbf{x}_2(n)$.

III.5.1.2. Invariance temporelle :

Un filtre numérique est invariant dans le temps si un décalage sur l'entrée induit le même décalage sur la sortie.

$$\mathbf{R}[\mathbf{x}(n - m)] = \mathbf{y}(n - m) \quad \text{III.67}$$

III.5.1.3. Causalité :

Un filtre numérique est dit causal si sa réponse à un instant spécifique est indépendante des valeurs futures de l'excitation. C'est à dire, $\mathbf{y}(n)$ ne dépend que des $\mathbf{x}(k)$ pour $k \leq n$, ce qui implique :

$$\forall m < 0, \mathbf{h}_m = 0 \quad \text{III.68}$$

III.5.1.4. Stabilité :

Un filtre numérique, qu'il soit causal ou non, est dit stable si et seulement si à toute entrée bornée correspond à une sortie bornée :

$$|x(n)| < \infty \Rightarrow |y(n)| < \infty, \forall n \quad \text{III.69}$$

Pour un filtre numérique linéaire et invariant dans le temps, cela se traduit sur sa réponse impulsionnelle par :

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} |h_k| < \infty \quad \text{III.70}$$

Si de plus, il est causal, la relation devient :

$$\sum_{k=0}^{\infty} |h_k| < \infty \quad \text{III.71}$$

III.5.2. Fonction de transfert du filtre :

La fonction de transfert en fréquence d'un filtre étant la transformée de Fourier discrète de la R.I h , elle est donnée par $H(\omega)$ [Gaillard, 2006]. On calcule le spectre du signal à la sortie :

$$Y(\omega) = H(\omega) X(\omega) \quad \text{III.72}$$

La densité spectrale du signal $y(n)$ à la sortie est donnée par :

$$|Y(\omega)|^2 = |H(\omega)|^2 |X(\omega)|^2 \quad \text{III.73}$$

avec $|H(\omega)|^2$ est le gain du filtre [Gaillard, 2006].

III.5.3. Mise en œuvre des filtres numérique :

La mise en œuvre des filtres numériques peut s'effectuer essentiellement de 2 façons différentes :

III.5.3.1. Filtre à réponse impulsionnelle infinie :

Les filtres RII présentent un mode récursif et sont caractérisé par l'équation aux différences suivante :

$$a_0 y(n) + \dots + a_{M-1} y(n-M+1) = b_0 x(n) + \dots + b_{N-1} x(n-N+1) \quad \text{III.74}$$

Ou au moins l'un des coefficients $\{b_i\}_{1 \leq i \leq M-1}$ est non nul. On peut aisément se ramener à une relation ou $a_0=1$ [Nadjim, 2004].

Ce mode récursif correspond à une réponse impulsionnelle infinie. En effet, la relation est vérifiée pour toutes les valeurs de n . On a donc :

$$y(n-1) = -a_1 y(n-2) - \dots - a_{M-1} y(n-M) + b_0 x(n) + \dots + b_{N-1} x(n-N) \quad \text{III.75}$$

En réinjectant l'expression de $y(n-1)$, dans l'équation aux différences, on constate que $y(n)$ dépend des valeurs précédentes de la sortie $y(n-2), \dots, y(n-M)$ et de $N+1$ valeurs du signal d'entrée : $x(n), \dots, x(n-N)$.

En répétant cette démarche à l'infini, on exprime la sortie $y(n)$ comme une combinaison linéaire d'une infinité de termes du signal d'entrée $x(n)$ [Nadjim, 2004]. Le filtre est donc à réponse impulsionnelle infinie.

La transformée en z de la relation permet d'obtenir la fonction de transfert du filtre, qui est une fraction rationnelle en z :

$$H_z(z) = \frac{Y_z(z)}{X_z(z)} = \frac{B(z)}{A(z)} \quad \text{III.76}$$

Avec :

$$B(z) = \sum_{i=0}^{N-1} b_i z^{-i} \text{ et } A(z) = \sum_{i=0}^{M-1} a_i z^{-i} \quad \text{III.77}$$

La division suivant les puissances croissantes du numérateur par le dénominateur aboutit alors à une somme infinie de termes [Nadim, 2004].

III.5.3.2. Filtre à réponse impulsionnelle finie :

Les filtres à réponse impulsionnelle finie RIF sont des filtres utilisés dans de très nombreuses applications.

Leur succès tient de leur simplicité puisqu'ils mettent en jeu qu'une séquence finie d'échantillons du signal d'entrée. Ce principe permet d'atteindre facilement des spécificités que l'on ne peut pas obtenir avec des filtres à réponse impulsionnelle infinie RII, notamment la réalisation des filtres causaux à phase linéaire [Nadjim, 2004].

III.5.3.2.1. Equation aux différences et filtre RIF :

L'équation aux différences a pour but caractériser un système linéaire invariant dans le temps dont l'entrée est $x(n)$ et la sortie $y(n)$. Elle a permis de faire le lien avec l'équation différentielle [Nadjim, 2004].

$$a_0 y(n) + \dots + a_{M-1} y(n-M+1) = b_0 x(n) + \dots + b_{N-1} x(n-N+1) \quad \text{III.78}$$

Pour les filtres à réponse impulsionnelle finie, la relation vérifie :

$$a_0=1 \text{ et } \{a_i\}_{1 \leq i \leq M-1} = 0 \quad \text{III.79}$$

Dés lors, pour des filtres RIF, l'équation aux différences traduit aussi la convolution entre la réponse impulsionnelle et l'entrée du système. En effet, la relation devient :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} b_k x(n-k) \quad \text{III.80}$$

Or la sortie et l'entrée vérifient la relation suivante :

$$y(n) = h(n) * x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) x(n-k) \quad \text{III.81}$$

D'où par identification :

$$\mathbf{h(k)} = \mathbf{b_k} \text{ pour } 0 \leq k \leq N-1 \quad \text{III.82}$$

La relation met en évidence que les filtres RIF ne présentent pas de mode récursif dans leur mise en œuvre [Nadjim, 2004].

On peut déduire facilement la fonction de transfert, c'est-à-dire le rapport entre la transformée en z de la sortie $\mathbf{y(n)}$ et l'entrée $\mathbf{x(n)}$:

$$\mathbf{H_z(z)} = \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{b_n z^{-1}} \quad \text{III.83}$$

III.5.3.2.2. Filtre RIF à phase linéaire :

Ce genre de filtre permet d'engendrer des systèmes à phase linéaire en fréquence, propriété souvent recherchée dans certaines applications [Nadjim, 2004].

La fonction de transfert $\mathbf{H(\omega)}$ est une quantité complexe qui peut être écrite en faisant apparaître le module et la phase :

$$\mathbf{H(\omega)} = |\mathbf{H(\omega)}| \exp (j\varphi(\omega)) \quad \text{III.84}$$

D'après les propriétés de la transformée de Fourier, si la réponse impulsionnelle $\mathbf{h(n)}$ est réelle, le module de la fonction du transfert, $|\mathbf{H(\omega)}|$ est alors une fonction paire de la fréquence ω .

Si les coefficients du filtre RIF sont symétriques, c'est-à-dire :

$$\mathbf{h(n)} = \mathbf{h(N-1-n)} \text{ pour } n=0, \dots, N-1 \quad \text{III.85}$$

Alors la réponse en phase est linéaire [Nadjim, 2004]. En effet, la contrainte de la phase linéaire entraîne :

Soit $\mathbf{T_e}$ la période de $\mathbf{H(\omega)}$:

$$\varphi(\omega) = \beta - 2\pi\alpha (\omega T_e), \text{ avec } -\omega_e/2 < \omega < \omega_e/2 \quad \text{III.86}$$

On introduit la notion de retard comme suit :

$$\tau = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(\omega)}{d\omega} \quad \text{III.87}$$

On remarque que lorsque $\varphi(\omega)$ est linéaire, τ est alors constant quelque soit la composante fréquentielle considérée. La linéarité de la phase du filtre entraîne alors un simple retard constant :

$$\tau = \alpha = (N-1)/2 \quad \text{III.88}$$

III.5.3.2.3. Propriétés des filtres RIF :

1. Possibilité de réaliser des filtres à phase linéaire, ce qui permet de contrôler la distorsion de phase du à la traversée du filtre.

2. Possibilité d'obtenir un bruit réduit de calcul. En effet, comme ces filtres ne

présentent pas de boucles dans leur structure, le bruit dû à une implémentation en précision finie est facilement maîtrisé [Nadjim, 2004].

3. Ils sont toujours stables avec l'état transitoire du bruit qui est de durée finie.
4. Ils peuvent facilement être réalisés au niveau matériel.

III.5.3.2.4. Méthodes de synthèse des filtres RIF :

Les méthodes de synthèse permettent de satisfaire des contraintes de réponses en amplitudes, sachant que par raison de symétrie de la réponse impulsionnelle, la phase résultante sera linéaire en fréquence [Prado, 1991].

On définit un gabarit de réponse en amplitude de la façon suivante (figure III.1) :

- $\Delta\omega = \omega_2 - \omega_1$;
- $R_c = \frac{\omega_1 + \omega_2}{\Delta\omega}$;
- δ_1 : ondulation tolérée en bande passante ;
- δ_2 : ondulation tolérée en bande affaiblie.

L'amplitude des ondulations définies en décibels :

- en bande passante $A_p = 20 \log \left(\frac{1+\delta_1}{1-\delta_1} \right)$;
- en bande atténuée $A_a = 20 \log (\delta_2)$.

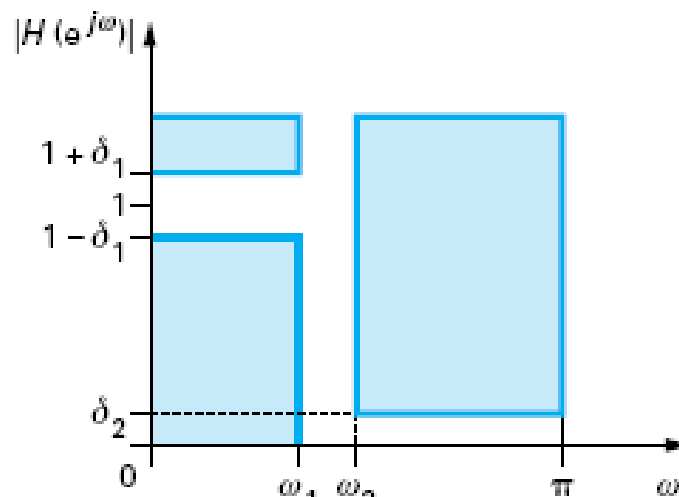


Figure III.1– Définition du gabarit d'un RIF

Tout filtre dont la réponse en amplitude se situe dans le gabarit ainsi défini satisfait les contraintes spécifiées [Prado, 1991]. Pour des raisons de facilité de réalisation et de réduction en cout de calcul, le meilleur filtre sera celui d'ordre minimum.

A. Méthodes itérative :

On va considérer la synthèse d'un filtre comme un problème d'approximation pondérée au sens de Chebyshev. Pour cela, il nous faut déterminer un ensemble de conditions pour lesquelles il est possible de montrer que la solution est optimale (au sens où l'erreur d'approximation est minimisée sur l'intervalle entier), et unique [Prado, 2008].

On rappelle qu'un filtre RIF à phase linéaire possède une fonction de transfert qui peut prendre une des quatre formes (1), (2), (3) ou (4) [Prado, 2008]. La forme générale du comportement en fréquence est :

$$\mathbf{H}(e^{j\omega}) = \mathbf{H}_R(\omega) e^{j\varphi(\omega)}, \text{ ou } \varphi(\omega) = \beta - \alpha\omega \text{ ou } \frac{\pi}{2} \text{ et } \alpha = \frac{N-1}{2} \quad \text{III.89}$$

Il est commode d'exprimer $\mathbf{H}_R(\omega)$ sous la forme d'un produit $\mathbf{H}_R(\omega) = \mathbf{Q}(\omega) \mathbf{P}(\omega)$, produit dans lequel $\mathbf{P}(\omega)$ se présente sous la même forme pour les quatre types précédemment considérés. Voir tableau III.1

forme	$\mathbf{P}(\omega)$	$\mathbf{Q}(\omega)$
(1)	$\sum_{n=0}^{N-1} a_n \cos(n\omega)$	1
(2)	$\sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} b'_n \cos(n\omega)$	$\cos(\frac{\omega}{2})$
(3)	$\sum_{n=0}^{\frac{N-3}{2}} c'_n \cos(n\omega)$	$\sin(\omega)$
(4)	$\sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} d'_n \cos(n\omega)$	$\sin(\frac{\omega}{2})$

Tableau III.1. Différentes formes de la fonction de transfert d'un filtre RIF

Dans chaque cas, $\mathbf{P}(\omega)$ est un polynôme trigonométrique (en $\cos(n\omega)$), ce qui va permettre d'unifier la synthèse pour les quatre types [Prado, 2008]. Les relations qui lient les coefficients de $\mathbf{P}(\omega)$ aux coefficients des premières formes sont :

- pour la forme (1) : pas de changement ;

$$\text{- pour la forme (2) : } \begin{cases} \mathbf{b}_1 = \mathbf{b}'_0 + \frac{1}{2}\mathbf{b}'_1 \\ \mathbf{b}_k = \frac{1}{2} [\mathbf{b}'_{k-1} + \mathbf{b}'_k] \text{ pour } k = 2, 3, \dots, \frac{N}{2} - 1 ; \\ \mathbf{b}_{\frac{N}{2}} = \frac{1}{2} \mathbf{b}'_{\frac{N}{2}-1} \end{cases} \quad \text{III.90}$$

$$\text{- pour la forme (3) : } \begin{cases} \mathbf{c}_1 = \mathbf{c}'_0 - \frac{1}{2}\mathbf{c}'_2 \\ \mathbf{c}_k = \frac{1}{2} [\mathbf{c}'_{k-1} - \mathbf{c}'_{k+1}] \text{ pour } k = 2, 3, \dots, \frac{N-5}{2} ; \\ \frac{\mathbf{c}_{\frac{N-3}{2}}}{2} = \frac{1}{2} \frac{\mathbf{c}'_{\frac{N-5}{2}}}{2} ; \\ \frac{\mathbf{c}_{\frac{N-1}{2}}}{2} = \frac{1}{2} \frac{\mathbf{c}'_{\frac{N-3}{2}}}{2} \end{cases} \quad \text{III. 91}$$

$$\text{- pour la forme (4) : } \begin{cases} \mathbf{d}_1 = \mathbf{d}'_0 - \frac{1}{2}\mathbf{d}'_1 \\ \mathbf{d}_k = \frac{1}{2} [\mathbf{d}'_{k-1} + \mathbf{d}'_k] \text{ pour } k = 2, 3, \dots, \frac{N}{2} - 1 ; \\ \mathbf{d}_{\frac{N}{2}} = \frac{1}{2} \mathbf{d}'_{\frac{N}{2}-1} \end{cases} \quad \text{III.92}$$

Il reste à formuler le problème d'approximation au sens de Chebyshev, sachant que l'on connaît à priori $\mathbf{Q}(\omega)$ et que $\mathbf{P}(\omega)$ est le polynôme trigonométrique dont on doit déterminer les coefficients.

A.1. Approximation pondérée au sens de Chebyshev :

Soit $\mathbf{H}_d(\omega)$ la réponse en amplitude que l'on désire et $\mathbf{W}(\omega)$ une fonction de pondération qui permet de donner une importance différente à l'erreur suivant la pulsation ω [Prado, 2008]. L'erreur d'approximation s'exprime par :

$$\mathbf{E}(\omega) = \mathbf{W}(\omega) [\mathbf{H}_d(\omega) - \mathbf{Q}(\omega) \mathbf{P}(\omega)] \quad \text{III.93}$$

Puisque $\mathbf{Q}(\omega)$ est fixé, il vient :

$$\mathbf{E}(\omega) = \mathbf{W}(\omega) \mathbf{Q}(\omega) \left[\frac{\mathbf{H}_d(\omega)}{\mathbf{Q}(\omega)} - \mathbf{P}(\omega) \right] \quad \text{III.94}$$

Il faut remarquer que (III.94) est partout valable sauf dans les cas où $\mathbf{Q}(\omega)$ s'annule. Exception faite de ces cas, on peut définir :

$$\mathbf{W}'(\omega) = \mathbf{W}(\omega) \mathbf{Q}(\omega) \quad \text{III.95}$$

Et :

$$\mathbf{H}'_d(\omega) = \frac{\mathbf{H}_d(\omega)}{\mathbf{Q}(\omega)} \quad \text{III.96}$$

Le problème se résume à déterminer $\mathbf{P}(\omega)$ tel que : $\mathbf{E}(\omega) = \mathbf{W}'(\omega) [\mathbf{H}'_d(\omega) - \mathbf{P}(\omega)]$ soit minimum au sens de Chebyshev.

La minimisation au sens de Chebyshev est celle de la norme L_∞ . Soit :

$$\|\mathbf{E}(\omega)\| = \min_{\text{coef de } \mathbf{P}} \left(\max_{\omega \in [0, \pi]} |\mathbf{E}(\omega)| \right) \quad \text{III.97}$$

Une méthode connue pour ce type de minimisation est fondée sur le théorème d'alternance [Prado, 2008].

Théorème :

Si $P(\omega)$ est une combinaison linéaire de M fonctions sinusoïdales c'est-à-dire :

$$P(\omega) = \sum_{n=0}^{M-1} p_n \cos(n\omega) \quad \text{III.98}$$

Une condition nécessaire et suffisante pour que $P(\omega)$ soit l'unique et la meilleure approximation pondérée au sens de chebyshev de $H_d'(\omega)$ est que l'erreur pondérée $E(\omega)$ présente $M+1$ extrema alternée sur l'intervalle d'approximation [Prado, 2008].

Cela se traduit par :

Il existe $M+1$ pulsations ω_i telles que :

$$E(\omega_i) = -E(\omega_{i+1}), \text{ avec } \omega_0 < \omega_1 < \dots < \omega_M \quad \text{III.99}$$

Et telles que :

$$|E(\omega_i)| = \max |E(\omega)| \text{ pour } \omega \in [0, \pi] \quad \text{III.100}$$

Un algorithme appelé algorithme d'échange ou de Remez repose sur ce théorème [Prado, 2008].

A.2. Algorithme de Remez

Le théorème d'alternance donne un ensemble de conditions nécessaires et suffisantes sur l'erreur commise. L'algorithme de Remez permet de résoudre le problème d'approximation en cherchant les fréquences extrêmes ω_i de la meilleure approximation [Prado, 2008]. La procédure est la suivante. On se donne a priori un ensemble ω_i de $M+1$ pulsations équiréparties. Soit δ l'erreur d'approximation, ou ondulation tolérée, on doit obtenir :

$$W'(\omega) [H_d'(\omega) - P(\omega)] = (-1)^i \delta, i = 0, 1, \dots, M \quad \text{III.101}$$

Avec :

$$P(\omega) = \sum_{n=0}^{M-1} p_n \cos(n\omega) \quad \text{III.102}$$

$$\delta = |E(\omega_i)| = \max |E(\omega)| \quad \text{III.103}$$

La solution de (2) s'obtient par inversion matricielle :

$$[A] [P] = [H_d'] \quad \text{III.104}$$

$$[A] = \begin{bmatrix} 1 & \cos \omega_0 & \cos 2\omega_0 & \cos(M-1)\omega_0 & \frac{1}{W'(\omega_0)} \\ 1 & \cos \omega_1 & \cos 2\omega_1 & \cos(M-1)\omega_1 & \frac{-1}{W'(\omega_1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cos \omega_M & \cos 2\omega_M & \cos(M-1)\omega_M & \frac{(-1)^M}{W'(\omega_M)} \end{bmatrix} \quad \text{III.105}$$

$$[P] = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ \vdots \\ P_{M-1} \\ \delta \end{bmatrix} \quad \text{III.106}$$

$$[H'_d] = \begin{bmatrix} H'_d(\omega_0) \\ H'_d(\omega_1) \\ \vdots \\ H'_d(\omega_M) \end{bmatrix} \quad \text{III.107}$$

L'inversion matricielle étant particulièrement lourde à effectuer, δ est calculée de façon analytique :

$$\delta = \frac{a_0 H'_d(\omega_0) + \dots + a_M H'_d(\omega_M)}{\frac{a_0}{W'(\omega_0)} - \dots - \frac{(-1)^M a_M}{W'(\omega_M)}} \quad \text{III.108}$$

Expression dans laquelle :

$$a_k = \prod_{i=0, i \neq k}^M \frac{1}{\cos \omega_k - \cos \omega_i} \quad \text{III.109}$$

Une fois ce calcul effectué, la formule d'interpolation de Lagrange est utilisée pour interpoler $P(\omega)$ sur les M points $\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_{M-1}$ [Prado, 2008].

$$P(\omega) = \frac{\sum_{k=0}^{M-1} \left\{ \frac{\beta_k}{\cos \omega - \cos \omega_k} \right\} c_k}{\sum_{k=0}^{M-1} \left\{ \frac{\beta_k}{\cos \omega_k - \cos \omega_k} \right\}} \quad \text{III.110}$$

Où :

$$c_k = H'_d(\omega) - (-1)^k \frac{\delta}{W'(\omega_k)}, \text{ pour } k = 0, 1, \dots, M-1 \quad \text{III.111}$$

Et :

$$\beta_k = \prod_{i=0, i \neq k}^{M-1} \frac{1}{\cos \omega_k - \cos \omega_i} \quad \text{III.112}$$

On estime alors $E(\omega)$ sur un ensemble de fréquences suffisamment dense. Si $|E(\omega)| <$

δ quel que soit ω , alors l'approximation est trouvée. Si $|E(\omega)| > \delta$ pour certaines fréquences, alors on choisit un nouvel ensemble de $M + 1$ fréquences qui définissent les extrema alternés de $E(\omega)$.

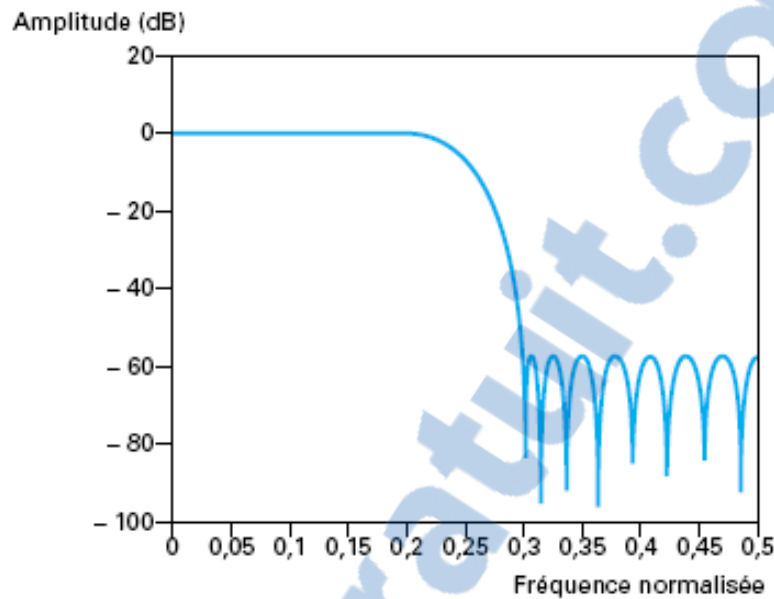


Figure III.2. Approximation au sens de Chebyshev. Méthode de Remez

Au cas où il y aurait plus de $M + 1$ fréquences, on ne conserve que celles pour lesquelles $E(\omega)$ est maximum en respectant l'alternance de signes.

Finalement, la réponse impulsionnelle du filtre est obtenue en évaluant $P(\omega)$ en M points régulièrement répartis (c'est-à-dire que l'on cherche des valeurs de transformée de Fourier discrète) (Figure III.2) [Prado, 2008].

Les coefficients p_n sont obtenus par transformée de Fourier discrète inverse, le passage des p_n aux h_n s'effectue à l'aide des relations données pour les quatre types de filtres.

a. Estimation de l'ordre du filtre :

Pour les filtres calculés, à partir de l'algorithme de Remez, il existe des expressions empiriques permettant d'estimer l'ordre en fonction des caractéristiques d'ondulation et de bande de transition [Prado, 2008].

a.1. Filtres de type passe-bas ou passe-haut :

$$N \approx 1 + D(\delta_1, \delta_2) \frac{1}{\Delta f} - f(\delta_1, \delta_2) \Delta f \quad \text{III.113}$$

Où :

$$- D(\delta_1, \delta_2) = [0,0053 (\lg \delta_1)^2 + 0,0711 \lg \delta_1 - 0,4761] \lg \delta_2 - [0,0026 (\lg \delta_1)^2 + 0,5941 \lg \delta_1 - 0,4278]$$

$$- f(\delta_1, \delta_2) = 11,01 + 0,5124 (\lg \delta_1 - \lg \delta_2)$$

a.2. Filtres de type passe-bande ou coupe-bande :

$$N \approx 1 + C(\delta_1, \delta_2) \frac{1}{\Delta f_m} - g(\delta_1, \delta_2) \Delta f_m \quad \text{III.114}$$

Où :

$$- C(\delta_1, \delta_2) = [0,0012 (\lg \delta_1)^2 + 0,0966 \lg \delta_1 - 0,5132] \lg \delta_2 - [0,002 (\lg \delta_1)^2 + 0,5705 \lg \delta_1 - 0,4431]$$

$$- g(\delta_1, \delta_2) = 16,9 + 14,6 (\lg \delta_1 - \lg \delta_2)$$

$$- \Delta f_m = \min(\Delta f_i) = \min(\text{des bandes de transition})$$

III.6. Filtrage des signaux physiologiques :

Pour filtrer les 5 signaux physiologiques, on a utilisé un filtre RIF optimal à phase linéaire, utilisant l'algorithme de Parks Mc Clelan ou appelé de Remez. Cependant, la procédure du filtrage par ce type de filtre se fait en 2 étapes :

1- la commande **firpmord** permet d'estimer l'ordre du filtre optimal et de choisir les paramètres spécifiques du filtre. L'instruction de cette étape est écrite comme suit :

$$[n, f_o, a_o, w] = \text{firpmord}(f, a, \text{dev}, f_s) \quad \text{III.115}$$

Tel que :

- **f** est le vecteur de bande fréquentielle désirée entre 0 et $f_s/2$;

- **a** est le vecteur contenant les valeurs de la réponse désirée d'amplitude concernant la bande passante et la bande affaiblie du filtre ; par exemple pour un filtre passe bas le vecteur **m** vaut [1 0], c'est-à-dire la réponse d'amplitude vaut 1 pour la bande passante et 0 pour la bande affaiblie ;

- **dev** est le vecteur qui a les déviations maximales permises de la réponse d'amplitude du filtre par rapport à la réponse d'amplitude désirée, pour un filtre passe bas ce vecteur vaut $[\delta_1, \delta_2]$ tel que δ_1 est l'ondulation tolérée en bande passante et δ_2 , l'ondulation tolérée en bande affaiblie.

- f_s est la fréquence d'échantillonnage du filtre.

Après l'exécution de cette instruction, on obtient les paramètres suivants :

n : ordre du filtre ;

f_o : vecteur de fréquence ;

a_o : réponse d'amplitude ;

w : vecteur de poids des bandes fréquentielles.

2 – après avoir estimé les paramètres **n**, **f₀**, **a₀** et **w**, on utilise la commande **firpm** pour Trouver la réponse impulsionnelle désirée du filtre optimal RIF de Parks Mc clelan. On peut donner l'instruction de la deuxième étape ci-dessous :

$$\mathbf{h} = \text{firpm}(\mathbf{n}, \mathbf{f}_0, \mathbf{a}_0) \quad \text{III.116}$$

Le vecteur **h** contient les coefficients de la transformée en Z du filtre **H(z)**, avec les caractéristiques fréquence-amplitude données respectivement par les vecteurs **f₀** et **a₀**. Il est écrit comme suit :

$$\mathbf{H}(z) = \mathbf{h}(1) + \mathbf{h}(2) z^{-1} + \mathbf{h}(3) z^{-2} + \dots + \mathbf{h}(n+1) z^{-n} \quad \text{III.117}$$

Ces coefficients sont symétriques :

$$\mathbf{h}(k) = \mathbf{h}(n+2-k), k = 1, \dots, n+1 \quad \text{III.118}$$

Une fois la réponse impulsionnelle voulue est obtenue, on passe au filtrage des signaux physiologiques sans passer par la transformée de fourier discrète. La commande **filter** permet de filtrer les signaux sans passer par le domaine fréquentiel. Soit **x(t)** est le signal bruité et **h**, **g** sont respectivement le numérateur, et le dénominateur du filtre. L'instruction du filtrage par **filter** peut être donnée ci-dessous :

$$\mathbf{s}(t) = \text{filter}(\mathbf{h}, \mathbf{g}, \mathbf{x}(t)) \quad \text{III.119}$$

Avec : **s(t)** est le signal utile.

III.6.1. Filtrage du signal EMG :

le signal EMG est filtré par un filtre optimal RIF à phase linéaire de Parks Mc clelan passe bande [20hz,125hz]. Un exemple d'un signal EMG bruité et filtré, concernant le 3^{ème} sujet, 2^{ème} échantillon pour l'émotion de tristesse, est illustré sur les figures III.3 et III.4.

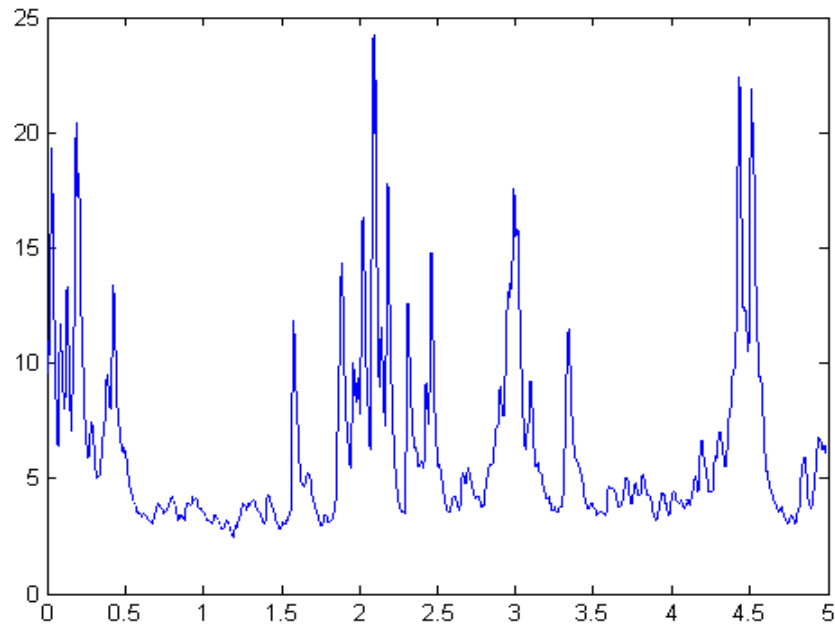


Figure III.3. Représentation temporelle du signal emgtri23 bruité

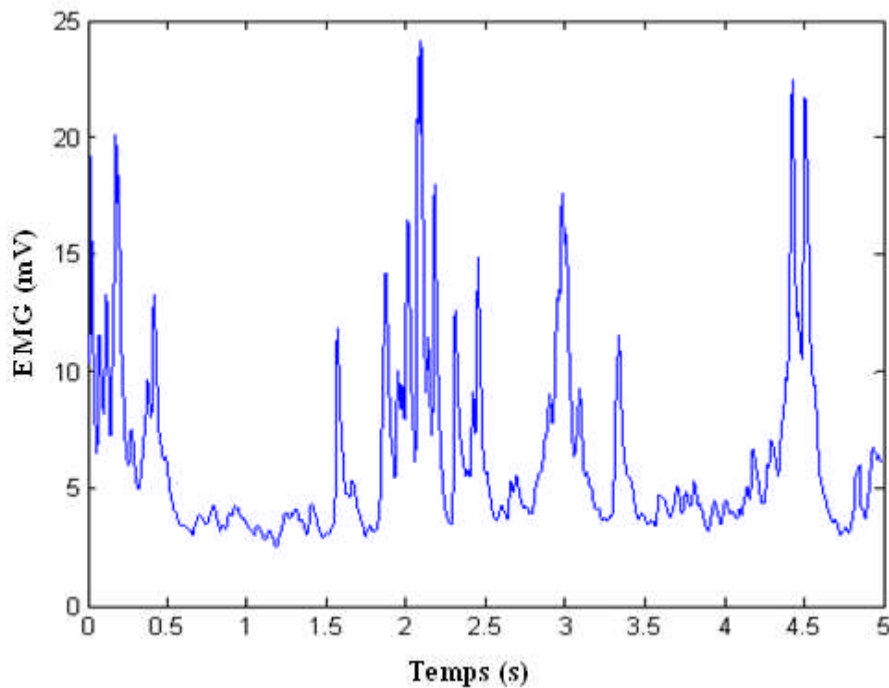


Figure III.4. Représentation temporelle du signal emgtri23 filtré

III.6.2. Filtrage du signal SKC :

le signal SKC est filtré par un filtre optimal RIF à phase linéaire de Parks Mc clelan passe bas [0hz,4hz]. Un exemple d'un signal SKC bruité et filtré, concernant le 3^{ème} sujet, 9^{ème} échantillon pour l'émotion de peur, est illustré sur les figures III.5 et III.6.

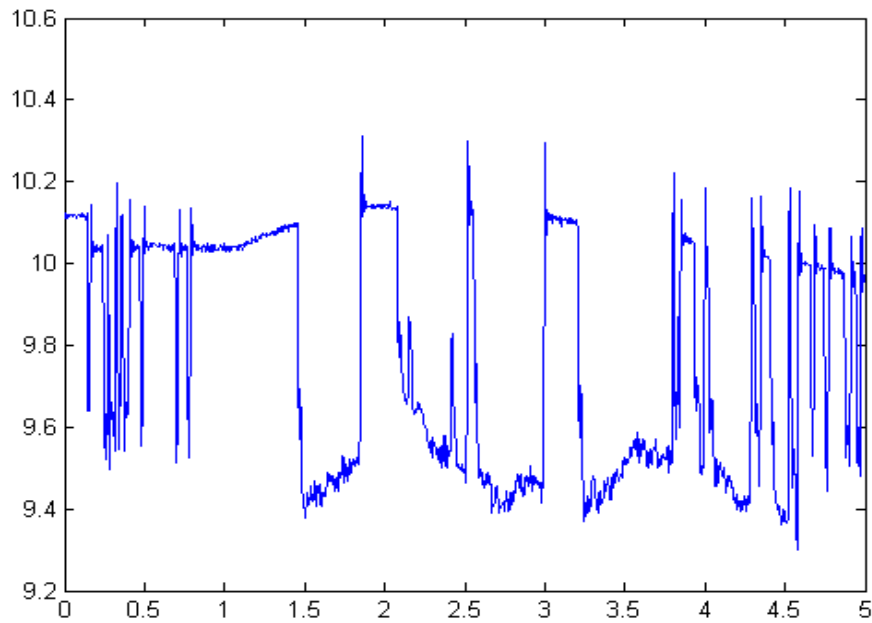


Figure III.5. Représentation temporelle du signal conpeu93 bruité

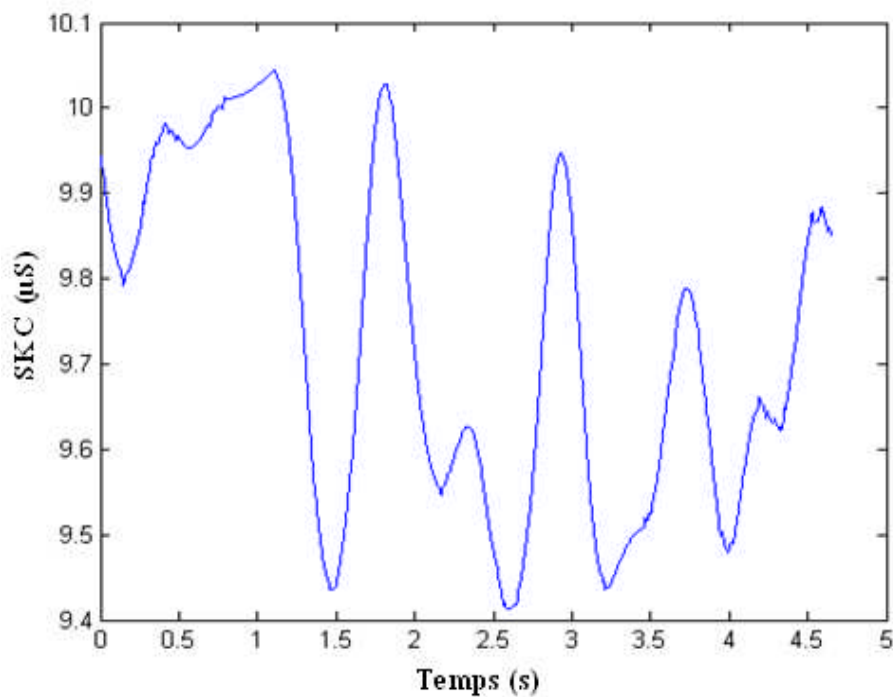


Figure III.6. Représentation temporelle du signal conpeu93 filtré

III.6.3. Filtrage du signal VR :

le signal VR est filtré par un filtre optimal RIF à phase linéaire de Parks Mc clelan passe bas [0hz,10hz]. Un exemple d'un signal VR bruité et filtré, concernant le 3^{ème} sujet, 4^{ème} échantillon pour l'émotion de tristesse, est illustré sur les figures III.7 et III.8.

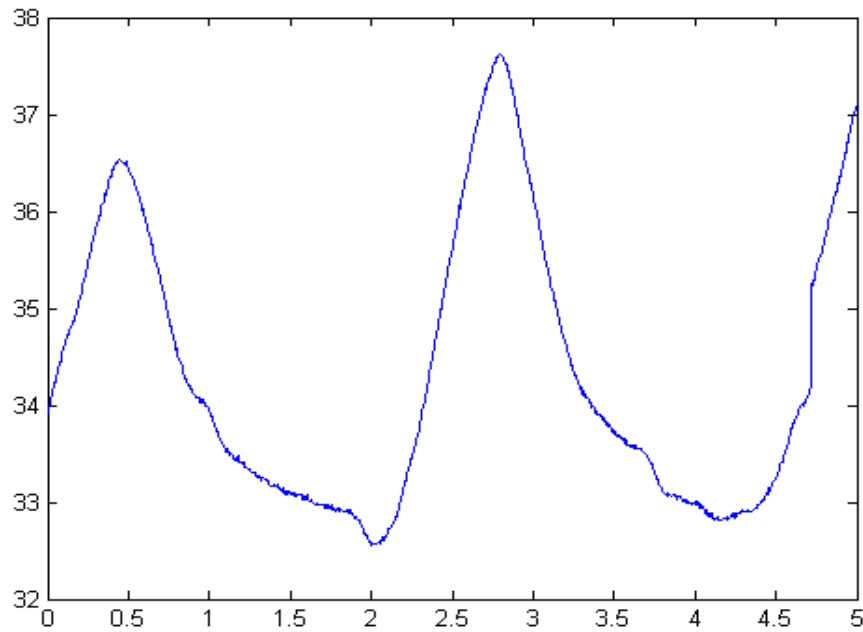


Figure III.7. Représentation temporelle du signal restri43 bruité

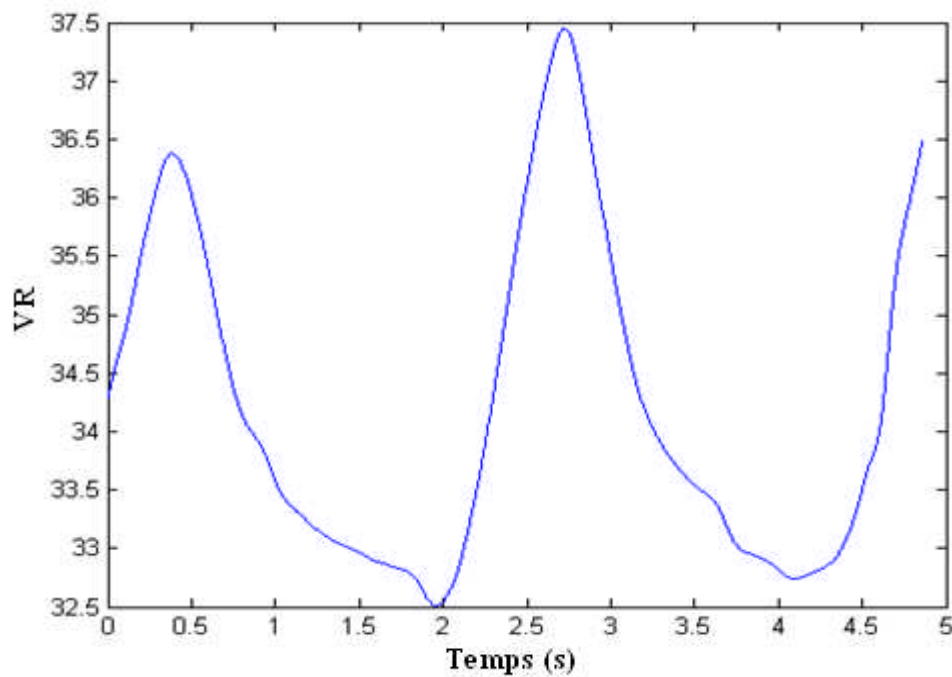


Figure III.8. Représentation temporelle du signal restri43 filtré

III.6.4. Filtrage du signal SKT:

Le signal SKT est filtré par un filtre optimal RIF à phase linéaire de Parks Mc clelan passe bas [0hz,1hz]. un exemple d'un signal SKT bruité et filtré, concernant le 3^{ème} sujet, 5^{ème} échantillon pour l'émotion de peur, est illustré sur les figures III.9 et III.10.

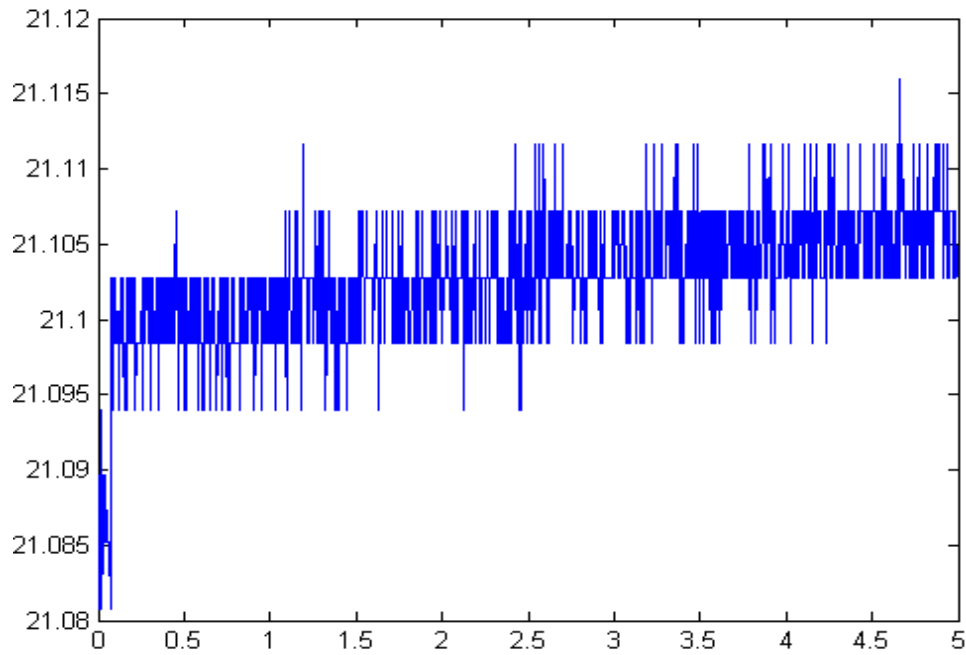


Figure III.9. Représentation temporelle du signal tempeu53 bruité

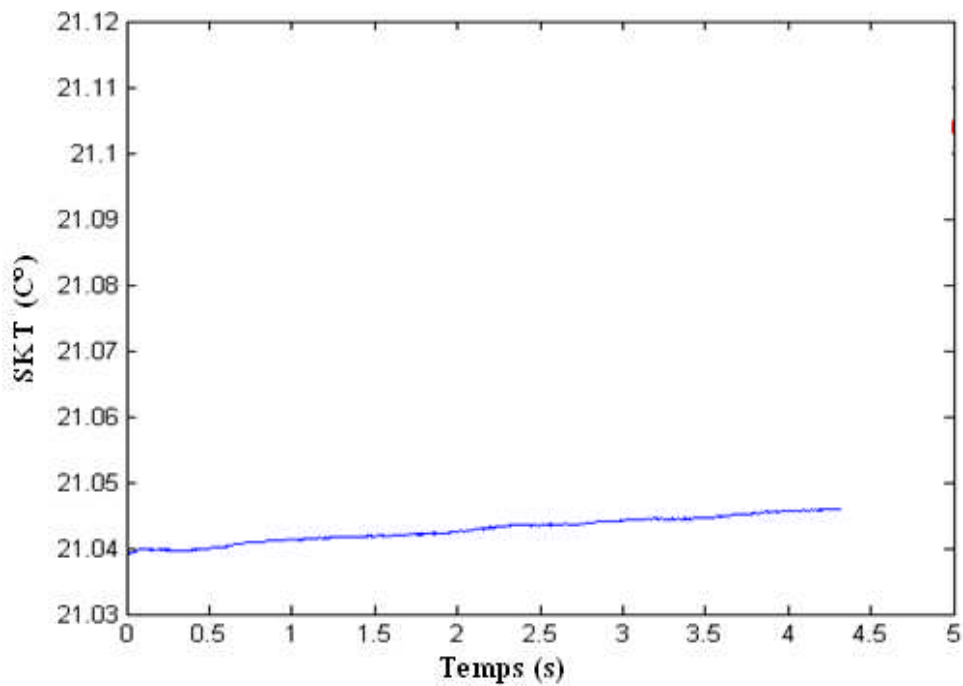


Figure III.10. Représentation temporelle du signal tempeu53 filtré

III.6.5. Filtrage du signal BVP :

Le signal **BVP** est filtré par un filtre optimal RIF à phase linéaire de Parks Mc clelan passe bas [0hz,40hz]. Un exemple d'un signal BVP bruité et filtré, concernant le 3^{ème} sujet, 3^{ème} échantillon pour l'émotion d'amusement, est illustré sur les figures III.11 et III.12.

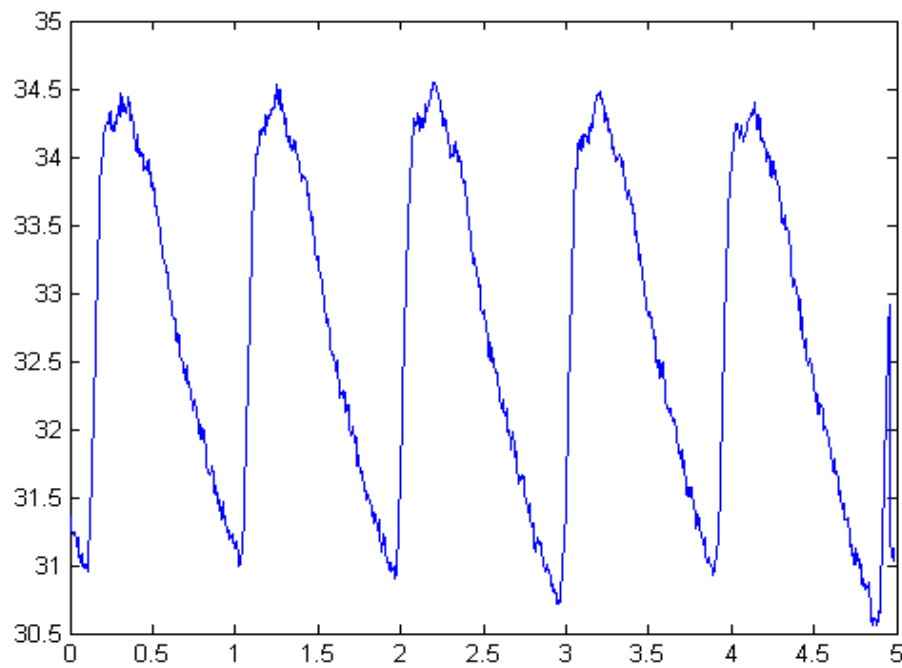


Figure III.11. Représentation temporelle du signal bvpamu33 bruité

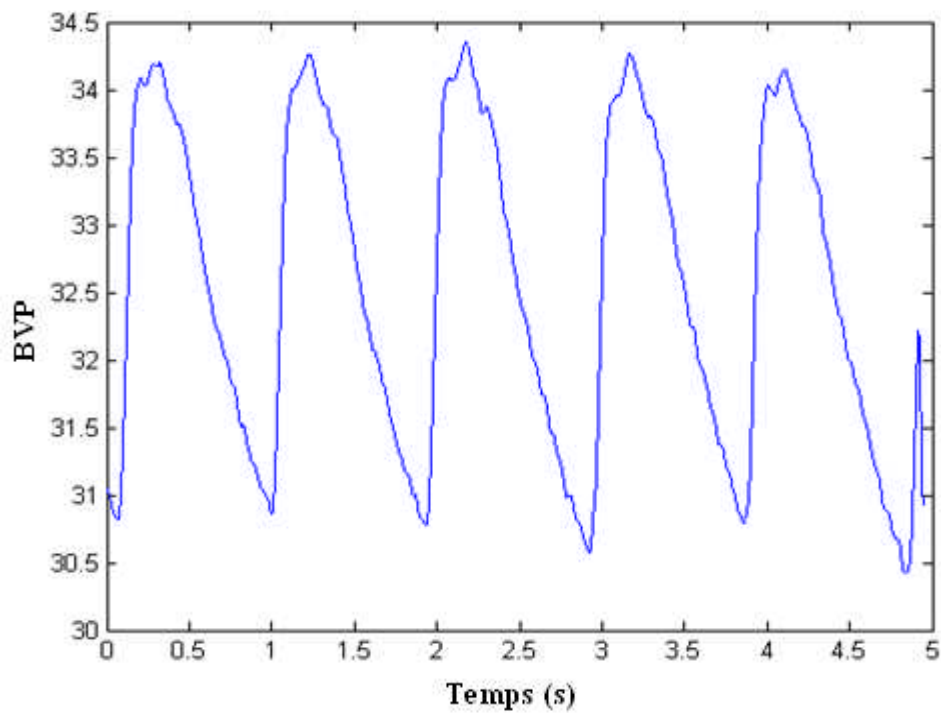


Figure III.12. Représentation temporelle du signal bvpamu33 filtré

III.7. Estimation de la fréquence cardiaque :

La commande **peakdet** permet de détecter les pics du signal BVP, sachant qu'à chaque pic on a une systole. La détection des pics est illustrée sur la figure III.13

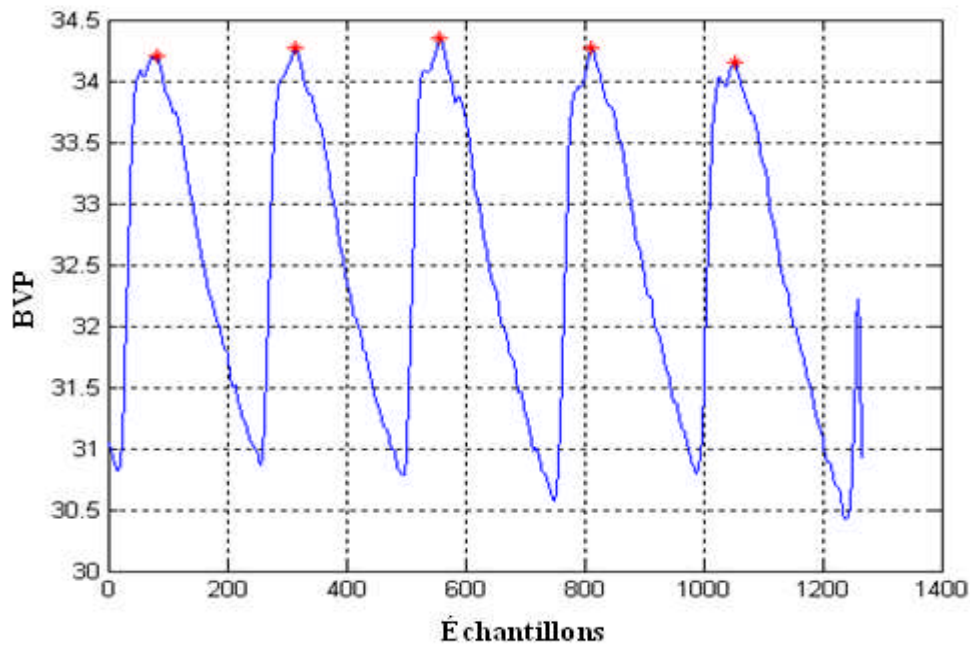


Figure III.13. Détection des pics du signal bvpamu33

Après la détection des pics on calcule les 4 intervalles successifs, afin de calculer la fréquence cardiaque pour chaque intervalle T en sec, $F_c = \frac{60}{T}$ (batt/min) et puis estimer la variation de la fréquence cardiaque (figure III.14).

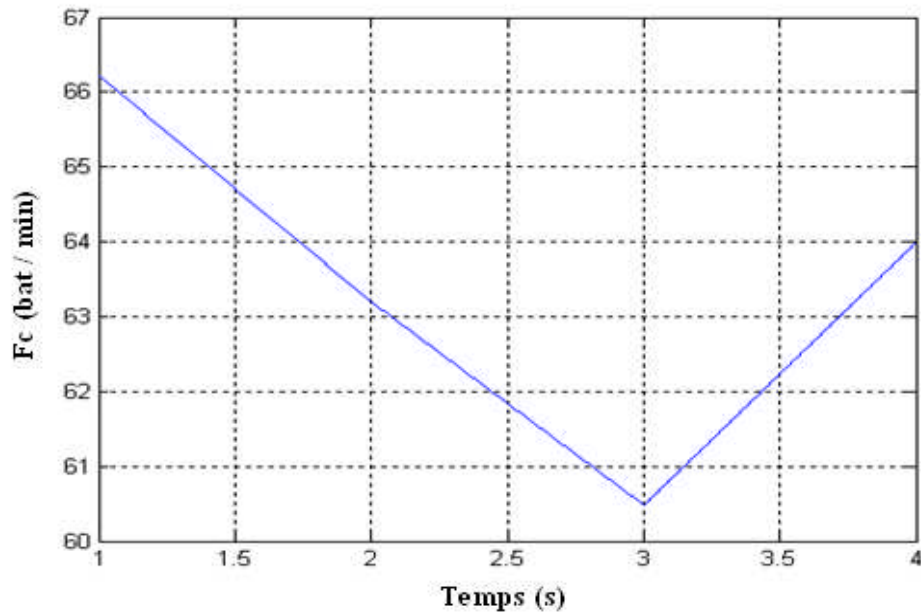


Figure III.14. Variation de la fréquence cardiaque

III.8. Extraction des paramètres pertinents :

Après le filtrage des signaux physiologiques et l'estimation de la fréquence cardiaque, on s'intéresse à l'extraction de certains paramètres pertinents pouvant être exploités pour caractériser les six signaux (EMG ; SKC ; VR ; SKT ; BVP et Fc).

En fait, ces paramètres sont de deux types différents : des paramètres temporels et des paramètres fréquentiels

III.8.1. Paramètres temporels :

Soit $s(n)$ le signal physiologiques filtré, et T le nombre des échantillons :

A. Moyenne temporelle :

$$\mu_s = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^T s(n) \quad \text{III.120}$$

La commande **mean** sous matlab permet de calculer la moyenne temporelle. Ainsi, l'instruction permettant le calcul de la moyenne du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée par :

$$\mu = \text{mean}(\text{bvpdeg23_f}) \quad \text{III.121}$$

B. l'écart type :

$$\sigma_s = \left(\frac{1}{T-1} \sum_{n=1}^T (s(n) - \mu_s)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{III.122}$$

La commande **std** sous matlab permet de calculer l'écart type. L'instruction permettant le calcul de l'écart type du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet, est donnée ci-dessous :

$$\sigma = \text{std}(\text{bvpdeg23_f}) \quad \text{III.123}$$

C. La moyenne des valeurs absolues des premières différences du signal $s(n)$:

$$\delta_s = \frac{1}{T-1} \sum_{n=1}^{T-1} |s(n+1) - s(n)| \quad \text{III.124}$$

L'instruction permettant le calcul de la moyenne des valeurs absolues des premières différences du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée par :

$$\delta = (1/(T-1)) * \text{sum}(\text{abs}(\text{bvpdeg23_f}(n+1) - \text{bvpdeg23_f}(n))) \quad \text{III.125}$$

D. La moyenne des valeurs absolues des premières différences du signal $s(n)$ normalisé :

$$\tilde{\delta}_s = \frac{1}{T-1} \sum_{n=1}^{T-1} |\tilde{s}(n+1) - \tilde{s}(n)| = \frac{\delta_s}{\sigma_s} \quad \text{III.126}$$

L'instruction permettant le calcul de la moyenne des valeurs absolues des premières différences du signal BVP normalisé filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée par :

$$\tilde{\delta} = \delta / \sigma \quad \text{III.127}$$

E. La moyenne des valeurs absolues des deuxièmes différences du signal $s(n)$ normalisé :

$$\gamma_s = \frac{1}{T-2} \sum_{n=1}^{T-2} |s(n+2) - s(n)| \quad \text{III.128}$$

L'instruction qui permet le calcul de la moyenne des valeurs absolues des deuxièmes différences du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée ci-dessous :

$$\gamma = (1/(T-2)) * \text{sum}(\text{abs}(\text{bvpdeg23_f}(n+2) - \text{bvpdeg23_f}(n))) \quad \text{III.129}$$

F. La moyenne des valeurs absolues des deuxièmes différences du signal $s(n)$ normalisé :

$$\tilde{\gamma}_s = \frac{1}{T-2} \sum_{n=1}^{T-2} |\tilde{s}(n+2) - \tilde{s}(n)| = \frac{\gamma_s}{\sigma_s} \quad \text{III.130}$$

On donne ci-dessous l'instruction permettant le calcul de la moyenne des valeurs absolues des deuxièmes différences du signal BVP normalisé filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée par :

$$\tilde{\gamma} = \gamma / \sigma \quad \text{III.131}$$

Les six paramètres de A à F sont dits paramètres de picard [K. Takahashi, 2004].

G. Rapport entre la valeur maximale et minimale :

$$R = \max(s(n)) / \min(s(n)) \quad \text{III.132}$$

L'instruction permettant le calcul du rapport entre la valeur maximale et minimale du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet, est donnée par :

$$R = \max(\text{bvpdeg23_f}(n)) / \min(\text{bvpdeg23_f}(n)) \quad \text{III.133}$$

H. Distance euclidienne :

Soit $s_N(n)$ le signal à l'émotion neutre. La distance euclidienne entre le signal à

chaque émotion et le signal $s_N(n)$ est calculée comme suit :

$$D_s = \left(\frac{1}{T-1} \sum_{n=1}^T |(s(n) - s_N(n))|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{III.134}$$

Ce paramètre varie d'une émotion à l'autre par rapport à l'émotion neutre. Ainsi, l'instruction permettant le calcul de la distance euclidienne du signal BVP filtré, 2^{ème} échantillon, relatif à l'émotion de dégoût pour le 3^{ème} sujet est donnée par :

$$D = \text{sqrt} \left((1/1269) * \text{sum} (\text{abs}(\text{bvpdeg23_f} - \text{bvpneu23_f})).^2 \right) \quad \text{III.135}$$

III.8.2. Paramètres fréquentiels :

A. Fonction de cohérence :

La définition de la fonction de cohérence a été déjà donnée en III.2.2.6. Ce paramètre est aussi calculé par rapport au signal physiologique à l'émotion neutre. L'instruction permettant l'estimation de la fonction de cohérence (**cohere**) du signal à l'émotion dégoût et le signal à l'émotion neutre est donnée par :

$$C = \text{cohere}(\text{bvpdeg23_f}, \text{bvpneu23_f}, 512) \quad \text{III.136}$$

Après l'estimation de la cette fonction, on calcule les deux paramètres caractérisant cette fonction, cités ci-dessous :

A.1. Moyenne :

$$\text{mean}_{\text{coh}} = \text{mean}(C) \quad \text{III.137}$$

A.2. Ecart type :

$$\sigma_{\text{coh}} = \text{std}(C) \quad \text{III.138}$$

Ci-dessous, sont représentés sur les tableaux de III.2 à III.7, les résultats obtenus pour les premiers échantillons de tous les signaux physiologiques concernant le sujet 3 relatif respectivement à la joie; dégoût; amusement; peur; neutralité; tristesse.

Émotion de joie :

Après l'induction de l'émotion de joie, l'acquisition des signaux et le filtrage de ces derniers, on extrait les paramètres cités ci-dessus, à partir de tous les échantillons (10 échantillons) de tous les signaux physiologiques. Le tableau III.2 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	7.6977	10.6840	34.628	20.9478	32.8552	70.6824
σ	6.6730	0.3186	1.0744	0.0022	0.6574	8.9585
δ	0.6712	0.0041	0.0124	6.4480 e-005	0.0197	13.2493
δ	0.1006	0.0129	0.0115	0.0292	0.0300	1.4790
γ	1.2718	0.0082	0.0247	6.9041 e-005	0.0391	11.3026
$\tilde{\gamma}$	0.1906	0.0256	0.0230	0.0313	0.0595	1.2617
R	14.4041	1.0902	1.1059	1.0004	1.0866	1.3315
D	186.4136	47.9091	52.9405	16.1439	31.8256	18.2587
meancoh	0.5080	0.6059	0.5859	0.652	0.5262	/
σ coh	0.2947	0.2905	0.2954	0.3228	0.3003	/

Tableau III.2. Résultats obtenus pour l'émotion de joie

Émotion de dégoût :

Le tableau III. 3 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	9.4200	10.9895	40.2277	21.2580	32.6239	67.8321
σ	6.5062	0.2668	4.9516	0.0011	0.8986	7.6578
δ	0.7085	0.0054	0.028	6.6276 e-005	0.0232	10.0575
δ	0.1089	0.0203	0.0057	0.0593	0.0258	1.3134
γ	1.3379	0.0107	0.0558	7.0742 e-005	0.0461	9.5646
$\tilde{\gamma}$	0.2056	0.0402	0.0113	0.0633	0.0514	1.2490
R	11.8177	1.1106	1.4976	1.0002	1.1608	1.3218
D	199.3113	37.3557	159.2986	5.8245	25.7189	16.8455
mean _{coh}	0.5943	0.5351	0.5664	0.6579	0.5037	/

σ_{coh}	0.2874	0.2927	0.2926	0.3105	0.2887	/
----------------	--------	--------	--------	--------	--------	---

Tableau III. 3. Résultats obtenus pour l'émotion de dégoût**Émotion d'amusement :**

Le tableau III. 4 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	4.4877	12.0710	35.221	20.1831	32.3845	66.6538
σ	3.0466	0.5199	1.3323	1.9220	0.9363	1.1945
δ	0.1861	0.0040	0.0171	0.0094	0.0256	2.1248
$\tilde{\delta}$	0.0611	0.0078	0.0128	0.0049	0.0274	1.7789
γ	0.3562	0.0080	0.034	0.0187	0.0510	0.2981
$\tilde{\gamma}$	0.1169	0.0153	0.0255	0.0097	0.0545	0.2496
R	15.6006	1.1627	1.1287	1.9838	1.1044	1.0354
D	162.2981	78.3234	97.1483	19.4616	47.5834	13.6212
mean _{coh}	0.5084	0.4213	0.5897	0.9999	0.5186	/
σ_{coh}	0.2914	0.2946	0.2997	8.0769e-005	0.3070	/

Tableau III. 4. Résultats obtenus pour l'émotion d'amusement**Émotion de peur :**

Le tableau III. 5 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	8.5948	11.6693	34.2448	20.6731	32.1813	74.0368
σ	6.2263	0.2159	0.7819	4.6649 e-004	0.4247	6.7194

δ	0.7331	0.0034	0.0073	0.1433	0.0116	11.9843
δ	0.1177	0.0156	0.0094	6.6860 e-005	0.0272	1.7835
γ	1.3894	0.0067	0.0146	7.0197 e-005	0.0227	1.3399
$\tilde{\gamma}$	0.2232	0.0308	0.0187	0.1505	0.0535	0.1994
R	14.2237	1.0642	1.0923	1.0001	1.0543	1.1895
D	193.7689	17.6691	68.1721	15.3026	30.7256	10.0317
mean _{coh}	0.5544	0.4432	0.5846	0.6710	0.4905	/
σ_{coh}	0.3073	0.2903	0.3036	0.3097	0.2956	/

Tableau III. 5. Résultats obtenus pour l'émotion de peur**Émotion de neutralité :**

Le tableau III. 6 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	7.8473	9.8034	35.9975	20.7680	32.2897	70.2726
σ	5.7142	0.0889	2.5893	1.9745	0.7430	15.2422
δ	0.6364	0.0011	0.0196	0.0097	0.0205	25.3217
δ	0.1114	0.0127	0.0076	0.0049	0.0276	1.6613
γ	1.2007	0.0022	0.039	0.0192	0.0410	10.1972
$\tilde{\gamma}$	0.2101	0.0246	0.0151	0.0097	0.0552	0.6690
R	14.2686	1.0375	1.2846	1.9827	1.0850	1.6221
D	0	0	0	0	0	17.7246
mean _{coh}	1	1	1	1	1	/
σ_{coh}	0	0	0	0	0	/

Tableau III. 6. Résultats obtenus pour l'émotion neutre**Émotion de tristesse :**

Le tableau III. 7 résume les résultats obtenus pour les premiers échantillons.

Signal paramètre	EMG	SKC	VR	SKT	BVP	Fc
μ	10.7976	10.0683	34.0293	19.5741	32.4266	73.4644
σ	12.9493	0.2059	0.9627	1.8629	0.6224	3.8518
δ	1.2770	0.0030	0.0102	0.0091	0.0172	6.4530
$\tilde{\delta}$	0.0986	0.0144	0.0106	0.0049	0.0276	1.6753
γ	2.4132	0.0058	0.0203	0.0181	0.0341	2.6239
$\tilde{\gamma}$	0.1864	0.0284	0.0211	0.0097	0.0548	0.6812
R	42.4764	1.0854	1.0978	1.9830	1.0742	1.1179
D	297.3198	69.1744	70.8059	39.724	32.3094	0
mean _{coh}	0.4957	0.5337	0.5688	1	0.5190	/
σ_{coh}	0.3035	0.2677	0.2866	5.6604e-005	0.3003	/

Tableau III.7. Résultats obtenus pour l'émotion de tristesse

III.9. Discussion des résultats montrant la pertinence des paramètres pour chaque émotion et pour tous les sujets :

III.9.1. Signal EMG :

Pour le signal EMG, par rapport à l'émotion neutre, la tristesse est associée à une augmentation du signal EMG, plus que le dégoût. Cette dernière est associée à une augmentation du signal EMG plus que la peur. Et l'amusement atténue le signal EMG plus que la joie.

III.9.2. Signal SKT :

Dans le cas de l'émotion du dégoût, on note une forte augmentation de la température cutanée, plus que la joie.

Ce qui n'est pas le cas pour la tristesse, l'amusement ou la peur où l'on note une forte atténuation dans la première par rapport à la deuxième et plus forte encore pour la troisième.

III.9.3. Signal SKC :

D'après les résultats obtenus, il est trouvé que la conductance de peau augmente après un état d'amusement plus qu'après un état de peur. Cet état étant associé à une augmentation importante du signal SKC, plus que les cas du dégoût et de joie. Pour la tristesse, cependant, on a enregistré une faible diminution de la conductance de peau.

III.9.4. Signal BVP :

Pour le signal BVP, on enregistre pour la joie une forte augmentation du signal BVP, plus importante que celle de dégoût. Cette dernière émotion est associée à une augmentation du volume sanguin pulsé plus que la tristesse et l'amusement. La peur, cependant atténue le signal BVP.

III.9.5. Signal VR :

On enregistre dans le cas de l'émotion du dégoût une forte augmentation du volume respiratoire. En même temps, on note que dans le cas de l'amusement, il y a une faible diminution du signal BVP par rapport à l'émotion neutre.

De même, la joie, la peur et la tristesse se traduisent par une diminution du volume respiratoire. Toutefois, la joie atténue plus le signal VR que la peur, qui en fait atténue encore plus le signal VR que la tristesse.

III.9.6. Fréquence cardiaque Fc :

D'après les résultats trouvés, il est montré aussi que la peur est associée à une augmentation du rythme cardiaque plus que la tristesse. Et la tristesse est associée à une augmentation du rythme plus que la joie. Cependant, il est noté que le dégoût atténue le rythme cardiaque plus que l'amusement.

III.10. Conclusion :

Dans ce chapitre, les bases du traitement des signaux aléatoires ont été d'abord rappelées, compte tenu que les signaux à analyser pour décrire les émotions sont aléatoires. Ce rappel était suivi par une étude illustrée par des résultats sur le filtrage et le traitement des signaux (pour les sept sujets) associés à l'émotion (SKC; SKT; Fc; BVP; VR; et EMG).

L'étude qui a suivi s'est intéressé à l'extraction pour chaque signal, des paramètres pertinents caractérisant chacune des six émotions : joie; dégoût; peur; amusement; tristesse et neutralité. Ces paramètres concernent particulièrement le domaine temporel et le domaine fréquentiel. Ensuite, une discussion des résultats obtenus était faite, afin de montrer la pertinence des paramètres extraits pour toutes les émotions.

Le quatrième chapitre sera consacré à la présentation des différents classifieurs statistiques dédiés à la reconnaissance des émotions.

IV

Les classifieurs statistiques

IV.1. Introduction :

L'apprentissage est une technique d'intelligence artificielle permettant à une machine d'apprendre à partir d'exemples déjà disponibles. Ainsi, il existe deux modes d'apprentissage: L'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé. L'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entraînement qui sont sous la forme d'entrées/sorties alors que l'apprentissage non supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entrées, la sortie n'est pas spécifiée.

Cependant, la classification consiste à examiner des caractéristiques d'un élément nouvellement présenté afin de l'affecter à une catégorie (classe) en utilisant un classifieur. Dans la première partie de ce chapitre, on va rappeler tout d'abord la notion d'un classifieur, les phases de sa construction, ainsi que son évaluation.

En effet, les processus émotionnels font intervenir le temps de façon explicite, en particulier lorsque l'état d'un processus à l'instant t est susceptible de dépendre des états de même processus à des instants qui précèdent t . En fait, ce sont des processus réels, modélisés à l'aide de processus stochastiques (variations des signaux physiologiques).

La deuxième partie de ce chapitre, sera consacrée à la présentation de différents classifieurs statistiques, souvent utilisés pour la reconnaissance émotionnelle comme les KPPV (K plus proches voisins), MMC (Modèle des Markov cachés), et la technique SVM (Séparateur à vaste marge) qui sera utilisée pour la classification des six émotions citées en chapitre 1.

IV.2. Les classifieurs :

IV.2.1. Notion du classifieur :

Un objet est représenté au moyen d'un vecteur de caractéristiques $\mathbf{X}=[x_1, x_2 \dots x_N]$. Tous les vecteurs représentant l'ensemble des objets peuvent être positionnés dans l'espace $\mathbf{R}^N$, ou chaque vecteur correspond à un point. Ces vecteurs peuvent être regroupés en classes. Le nombre de classe peut être soit binaire ou multiple indiquant une alternative préférée.

Ainsi le rôle d'un classifieur est de déterminer, parmi un ensemble de classes, à laquelle appartient un objet donné [Ouraiba, 2008].

Un classifieur doit être capable de modéliser mieux les frontières qui séparent les classes. Cette modélisation fait appel à la fonction discriminante, qui permet d'exprimer le critère de classification de la manière suivante :

On assigne la classe w_i à l'objet représenté par $\mathbf{X}$ si et seulement si la valeur de la fonction discriminante de la classe w_i est supérieure à celle de la fonction discriminante de n'importe quelle autre classe w_j . Ce critère peut être écrit sous forme mathématique :

$$\mathbf{X} \in w_i \iff \phi_i(\mathbf{X}) \geq \phi_j(\mathbf{X}), \quad j=1,2,\dots,C ; j \neq i \quad \text{IV.1}$$

$\phi_i(\mathbf{X})$: fonction discriminante de la classe w_i .

C : nombre total de classe.

IV.2.2. Phases de construction d'un classifieur :

Le classifieur doit passer principalement par deux phases, une phase d'apprentissage et une autre de test.

IV.2.2.1. Phase d'apprentissage :

Cette phase ayant pour objectif d'ajuster correctement les paramètres nécessaires au meilleur fonctionnement du classifieur, et ceci pour induire une fonction discriminante à partir d'un jeu d'entraînement. On appelle jeu d'entraînement un ensemble d'entrée dont la sortie est connue à priori. Ainsi, l'apprentissage consiste à analyser les ressemblances entre les objets d'une même classe et les dissemblances entre les objets de classes différentes pour en déduire les meilleures séparations possibles entre classes [chikh, 2005].

Ensuite, on fait en sorte que le classifieur ait une bonne capacité à prédire la classe d'un objet qui n'est pas dans l'ensemble d'apprentissage. D'où l'exigence de tester le

classifieur sur un ensemble d'objets parfaitement classés appelé ensemble de validation. Cette phase de validation est nécessaire car elle permet aussi de savoir si le classifieur élaboré n'a pas été entraîné à apprendre sans possibilités de généralisation (sur apprentissage).

IV.2.2.2 Phase de test :

Cette phase permet d'estimer le plus fidèlement possible le comportement du classifieur dans des conditions réelles d'utilisation. L'estimation s'effectue sur les décisions du classifieur grâce au jeu du test. Le jeu du test est un ensemble de couples (entrée / sortie) dont l'information associée à la sortie, n'est utilisé que lors de l'évaluation du classifieur.

IV.2.3. Evaluation du classifieur :

Des classifieurs sont testés pour évaluer l'exactitude de leurs prédictions. Un classifieur est testé en appliquant aux instances qui ont des valeurs des classes connues auparavant. Ces dernières seront comparées avec des valeurs calculées par le classifieur. Les données du test doivent être compatibles avec les données utilisées pour établir le modèle (données d'apprentissage) ; et doivent être également préparées de la même manière.

Ainsi, l'évaluation d'un classifieur nécessite la définition d'une matrice appelée matrice de confusion [Chikh, 2005].

IV.2.3.1. La matrice de confusion :

La matrice de confusion représente le résultat de la phase du test. Elle permet de mesurer rapidement l'exactitude d'un modèle de classification; et de comprendre les types des erreurs faites par ce dernier. Généralement une matrice de confusion est une matrice carrée de 'n' dimensions, ou 'n' est le nombre de valeurs distinctes à atteindre. Notant que l'exemple le plus simple d'une matrice de confusion est celui d'un problème binaire. Dans ce cas, elle est représentée sous forme d'une matrice carrée bidimensionnelle dont les intitulés des lignes correspondent aux valeurs réelles utilisées pour tester le classifieur et les intitulés des colonnes correspondent aux valeurs réelles engendrées par le classifieur pendant sa phase du test. Le tableau IV.1 illustre la structure de la matrice de confusion.

IV.2.4. Critères d'évaluation :

L'évaluation d'un classifieur implique l'utilisation presque systématique des critères classiques comme le taux de classification et le taux d'erreur. Mais d'autres critères, comme la spécificité, la sensibilité, la précision et le rappel qui apportent aussi des informations utiles [chikh, 2005], sont aussi utilisés.

Types de classification	Présence d'événement de classe i	Absence d'événement de classe i
Classification Positive	Vrai Positif VP(i)	Faux Positif FP(i)
Classification Négative	Faux Négatif FN(i)	Vrai Négatif VN(i)

Tableau IV.1. Structure de la matrice de confusion

IV.2.4.1. Taux de classification et taux d'erreurs :

En considérant que l'ensemble de test contient N objets, que N_{corrects} représente le nombre d'objets bien classés par le système, et que N_{err} représente le nombre d'objets mal classés, alors, le taux de classification corrects T_{class} est simplement défini par :

$$T_{\text{class}} = (N_{\text{corrects}} * 100) / N \quad \text{IV.2}$$

Et le taux d'erreur T_{err} est défini par :

$$T_{\text{err}} = (N_{\text{err}} * 100) / N \quad \text{IV.3}$$

IV.2.4.2. Sensibilité et spécificité :

L'évaluation des performances d'un classifieur peut être réalisée par l'appréciation de la sensibilité $S_e(i)$ et la spécificité $S_p(i)$ définies respectivement par :

$$S_e(i) = VP(i) / VP(i) + FN(i) \quad ; \quad S_p(i) = VN(i) / VN(i) + FP(i) \quad \text{IV.4}$$

La sensibilité $S_e(i)$ représente la probabilité de bonne classification de la classe (i); et la spécificité $S_p(i)$ est une mesure indirecte de la probabilité de fausse alarme puisque cette dernière n'est rien que $1 - S_p(i)$.

IV.2.4.3. Précision et rappel :

On peut également évaluer les performances d'un classifieur par le calcul de la précision $P(i)$ et du rappel $R(i)$, qui sont définies respectivement par :

$$P(i) = VP(i) / VP(i) + FP(i); R(i) = VN(i) / VN(i) + FP(i) \quad IV.5$$

Le taux de précision ou de pertinence est la proportion d'objets pertinents par rapport à l'ensemble des objets fournis par la classification [chikh, 2005]. Le taux de rappel ou d'exhaustivité est la proportion d'objets pertinents sélectionnée par rapport à l'ensemble des objets pertinents existants dans la base.

Ces deux notions sont liées puisqu'il est facile d'obtenir une précision élevée si le rappel est très faible et il est, de même, d'obtenir un rappel élevé aux prix d'une précision très faible. Un classifieur doit être caractérisé à la fois par son rappel et sa précision. Pour faciliter les comparaisons entre différentes classifications, on définit la mesure **F**, qui prend en considération les deux indicateurs :

$$F = 2 * P(i) * R(i) / P(i) + R(i) \quad IV.6$$

IV.3. Présentation des classifieurs statistiques :

IV.3.1. Classification par les K plus proches voisins (KPPV) :

C'est une méthode non paramétrique qui ne nécessite aucune hypothèse sur les classes. Elle consiste, étant donné un point $x \in \mathbf{R}^N$ représentant une forme à reconnaître, à déterminer la classe de chacun des k points ($0 < k < n$) les plus proches (au sens d'une distance) de x parmi l'ensemble d'apprentissage. La décision est donc d'affecter x à la même classe que celle de son voisin le plus proche. Il n'y a pas d'apprentissage du classifieur puisque k est supposé fixé à priori. L'apprentissage consiste à apprendre k [Asselin, 2005].

Une variante de la méthode consiste à fixer un seuil de réponse s ($k/2 < s < k$) et à décider :

$$\hat{\omega}(x) = \omega_i \quad IV.7$$

Si aux moins s , parmi les k plus proches voisines de x , appartiennent à ω_i . Si aucune classe ne vérifie cette propriété on rejette le classement de x :

$$\hat{\omega}(x) = \omega_0 \quad IV.8$$

IV.3.1.1. Etude de la règle des KPPV pour $k=1$:

Soit d une distance définie sur l'espace de représentation $\mathbf{R}^n$ [Asselin, 2005]. On désigne par y le plus proche voisin de x dans l'échantillon d'apprentissage : $y \in \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. On a donc :

$$d(x, y) = \min d(x, x_i), i=1,2,\dots,n \quad IV.9$$

soit $\omega(\mathbf{x}_i)$ la vraie classe de $\mathbf{x}_i$: $\omega(\mathbf{x}_i) \in \{\omega_1, \dots, \omega_c\}$ où c est le nombre de classes.

La règle de décision du plus proche voisin s'écrit :

$$\hat{\omega}(\mathbf{x}) = \omega(\mathbf{y}) \quad \text{IV.10}$$

Les idées principales de cette méthode sont introduites dans les trois théorèmes suivants :

A. Théorème 1 :

Ce théorème exprime la convergence en probabilité du plus proche voisin de $\mathbf{x}$ vers $\mathbf{x}$ lorsque la taille de l'échantillon d'apprentissage devient infinie.

Soit $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ la densité inconditionnelle continue et strictement positive et soit $\mathbf{s}(\mathbf{x}, \epsilon)$ la sphère de centre $\mathbf{x}$ et de rayon $\epsilon > 0$. On peut calculer la probabilité $\mathbf{p}_\epsilon$ qu'une observation de l'échantillon d'apprentissage appartienne à $\mathbf{s}(\mathbf{x}, \epsilon)$:

$$\mathbf{p}_\epsilon = \int_{\mathbf{s}(\mathbf{x}, \epsilon)} \mathbf{f}(\mathbf{z}) d\mathbf{z} = \mathbf{P}(\mathbf{X} \in \mathbf{s}(\mathbf{x}, \epsilon)) \quad \text{IV.11}$$

$\mathbf{p}_\epsilon > 0$ puisque $\mathbf{f}(\mathbf{x}) > 0$.

La probabilité peut être écrite :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}(\mathbf{d}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) > \epsilon) = 0, \text{ pour } \epsilon > 0 \quad \text{IV.12}$$

Ce qui signifie que $\mathbf{y}$ converge en probabilité vers $\mathbf{x}$.

B. Théorème 2 :

Soit $\mathbf{P}_E(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ la probabilité de faire une erreur de classement pour la forme anonyme $\mathbf{x}$ avec la règle du 1ppv. Elle est définie par :

$$\mathbf{P}_E(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{P}[\omega(\mathbf{x}) \neq \omega(\mathbf{y}) / \mathbf{x}, \mathbf{y}] \quad \text{IV.13}$$

Alors :

$$\mathbf{P}_E(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1..c} \mathbf{P}(\omega(\mathbf{x}) = \omega_i | \mathbf{x}) [1 - \mathbf{P}(\omega(\mathbf{y}) = \omega_i | \mathbf{y})] \quad \text{IV.14}$$

C. Théorème 3 :

On va raisonner, pour simplifier dans le cas de deux classes.

La règle bayésienne est dans ce cas :

$$\begin{cases} \hat{\omega}(\mathbf{x}) = \omega_1 & \text{si } \mathbf{P}(\omega_1 | \mathbf{x}) > \mathbf{P}(\omega_2 | \mathbf{x}) \\ \hat{\omega}(\mathbf{x}) = \omega_2 & \text{si } \mathbf{P}(\omega_2 | \mathbf{x}) > \mathbf{P}(\omega_1 | \mathbf{x}) \end{cases} \quad \text{IV.15}$$

On désigne par $\mathbf{d}_1(\mathbf{x})$ la classe qui maximise la probabilité a posteriori et par $\mathbf{d}_2(\mathbf{x})$ l'autre classe. On commet une erreur avec la règle bayésienne si :

$$\hat{\omega}(\mathbf{x}) = \omega_1 \quad \text{IV.16}$$

Alors qu'en réalité $\omega(\mathbf{x}) = \omega_2$ ou si :

$$\hat{\omega}(\mathbf{x}) = \omega_2 \quad \text{IV.17}$$

Alors qu'en réalité $\omega(\mathbf{x}) = \omega_1$.

Soit :

$$\mathbf{P}_E^*(\mathbf{x}) = \mathbf{P}(d(\mathbf{x})/\mathbf{x}) \quad \text{IV.18}$$

La probabilité que la décision prise soit erronée (probabilité a posteriori d'erreur optimale de Bayes).

La probabilité d'erreur avec la règle du plus proche voisin converge lorsque $n \rightarrow \infty$, vers une quantité inférieure ou égale à deux fois l'erreur minimale produite par la règle de décision de Bayes, soit :

$$\mathbf{P}_E^*(\mathbf{x}) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}_E(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq 2 \mathbf{P}_E^*(\mathbf{x}) \quad \text{IV.19}$$

On sait qu'on ne peut pas faire mieux que :

$$\mathbf{P}_E^*(\mathbf{P}_E^*(\mathbf{x})) = \mathbf{P}(\text{erreur}|\mathbf{x}) \quad \text{IV.20}$$

Avec la règle optimale du maximum à posteriori.

Cette propriété peut être généralisée au kppv. On peut en effet montrer que si $\mathbf{E}_k(\mathbf{x})$ désigne la probabilité d'erreur obtenue avec la règle des kppv dans le cas des 2 classes alors :

$$\mathbf{P}_E^*(\mathbf{x}) \leq \dots \leq \mathbf{E}_k(\mathbf{x}) \leq \mathbf{E}_{k-1}(\mathbf{x}) \leq \dots \leq \mathbf{E}_1(\mathbf{x}) \leq 2 \mathbf{P}_E^*(\mathbf{x}) \quad \text{IV.21}$$

IV.3.1.2. Algorithme de recherche des KPPV :

La méthode des KPPV a la réputation d'être lente en phase de décision. Elle nécessite en effet, pour un échantillon d'apprentissage de taille n , de calculer n distances dans un espace de dimension N pour prendre une décision [Asselin, 2005].

Cependant, plusieurs algorithmes ont été proposés. Ils procèdent tous par une phase de prétraitement qui précède la phase de recherche et qui consiste à réorganiser l'espace d'apprentissage. L'efficacité de ces algorithmes dépend surtout de la dimension N de l'espace représentation. Dans ce qui suit, l'algorithme de Delannoy, qui est souvent utilisé, est décrit.

Cet algorithme est fondé sur l'idée de pavage de l'espace de représentation. Soit $\mathbf{R}^N$ l'espace de représentation muni d'une distance N .

La phase de prétraitement consiste en la détermination du plus petit hyperparallélépipède $\mathbf{H}$ délimitant l'espace contenant l'échantillon d'apprentissage. $\mathbf{H}$ est défini par N paires de coordonnées $(\min_i, \max_i)$ $i=1,2,\dots,N$ [Asselin, 2005]. Ensuite chaque intervalle $[\min_i, \max_i]$

est développé en λ_i intervalles adjacents conduisant à une partition de $\mathbf{H}$ en $\prod_{i=1..N} \lambda_i$ cellules. Pour chaque cellule, la liste des observations lui appartenant est établie.

On définit :

$\mathbf{C}^0$ = cellule contenant l'observation $\mathbf{x}$;

$\mathbf{C}^i$ ($i > 0$) = domaine formé par la réunion de $\mathbf{C}^{i-1}$ et des autres cellules qui lui sont contigus.

$\mathbf{C}^i$ contient $(2i + 1)^N$ cellules ;

$d(\mathbf{x}, \mathbf{C}^i)$ = plus petite distance entre $\mathbf{x}$ et la frontière de $\mathbf{C}^i$ (les cotés de $\mathbf{H}$ étant exclu de ce calcul).

Les différentes étapes de l'algorithme de Delannoy sont :

$i \leftarrow 0$;

1. Déterminer de $\mathbf{C}^0$;

2. Rechercher un autre point que $\mathbf{x}$ dans $\mathbf{C}^i$;

Si non alors : $i \leftarrow i+1$ et aller en 2 (on élargit la zone de recherche) ;

Si oui alors :

3. Rechercher $\mathbf{y}_0$ le plus voisin de $\mathbf{x}$ dans $\mathbf{C}^i$;

4. Si $d(\mathbf{x}, \mathbf{y}_0) < d(\mathbf{x}, \mathbf{C}^i)$ alors fin ;

Si non $i \leftarrow i+1$, aller en 2 (on cherche le ppv à l'extérieur de $\mathbf{C}^i$).

Cette méthode requiert un grand nombre d'observations pour être précise. Elle a été utilisée en reconnaissance de parole et en écriture manuscrite [Asselin, 2005].

IV.3.2. Classification par les modèles de Markov cachés (MMC):

Les modèles des Markov cachés sont couramment utilisés dans les applications où le sens des transitions entre états cachés est imposé [Asselin, 2005].

IV.3.2.1. Définition :

Un MMC est un automate à espace d'état fini qui est caractérisé par :

- $\mathbf{N}$: le nombre d'états cachés du modèle;

-l'ensemble $\mathbf{S}=\{\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_N\}$ des états cachés donc non observables. Au temps $\mathbf{t}$ un état est représenté par $\mathbf{q}_t$ ($\mathbf{q}_t \in \mathbf{S}$). Pour un modèle de Markov classique ce sont les états qui sont observables;

-**M** : le nombre de symboles distincts que l'on peut observer dans chaque état. On les représente par l'ensemble $V=\{v_1, v_2, \dots, v_M\}$. Seuls ces symboles sont observables. Au temps t un symbole observable est désigné par o_t ($o_t \in V$);

-Une matrice de probabilités de transitions, $A=[a_{ij}]$ ou :

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i), 1 \leq i, j \leq N \quad \text{IV.22}$$

a_{ij} est la probabilité a priori de transition de l'état i vers l'état j . Pour un MMC stationnaire du 1^{er} ordre (ce que l'on suppose ici), cette probabilité ne dépend pas de t .

-Une matrice **B**, de distributions de probabilités associée à chaque couple d'états et qui est définie par :

$$B = [b_j(k)] \text{ où } b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = s_j) \quad \begin{cases} N \geq j \geq 1 \\ M \geq k \geq 1 \end{cases} \quad \text{IV.23}$$

$b_j(k)$ est la probabilité d'observer le symbole v_k le modèle étant dans l'état s_j (au temps t) [Asselin, 2005]. On suppose le MMC stationnaire de sorte que les $b_j(k)$ sont indépendantes du temps.

-Une matrice $\Pi=(\pi_i)$ de distributions de probabilités de transitions initiales, ou :

$$\pi_i = P[q_1 = s_i], \text{ avec } 1 \leq i \leq N \quad \text{IV.24}$$

π_i est la probabilité de débiter le processus dans l'état i .

IV.3.2.2. Architecture d'un MMC :

Généralement, l'architecture d'un **MMC** prend en compte l'ensemble des transitions possibles entre les états cachés [Asselin, 2005]. Ce type d'architecture est désigné souvent par architecture standard. Cependant rien n'interdit d'affecter certaines transitions de probabilité nulles.

Soit un **MMC** avec trois états : s_1, s_2, s_3 . Supposant que chacun des états autorise l'émission de l'un des 4 symboles $\{v_1, v_2, v_3, v_4\}$, on obtient ainsi le modèle illustré sur la figure IV.1, ci-dessous :

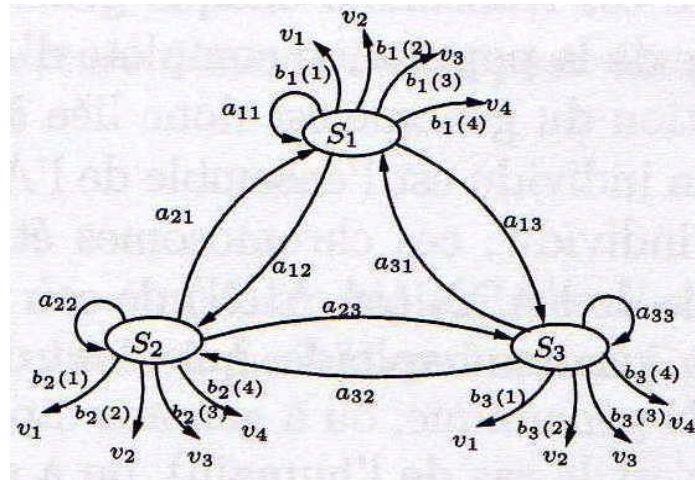


Figure IV.1. Représentation graphique d'un MMC avec trois états cachés

IV.3.2.3. Les problèmes fondamentaux des MMC :

La spécification complète d'un **MMC** nécessite celle des paramètres du modèle : **N** et **M**, la spécification des symboles d'observations, et des trois mesures des probabilités, **A**, **B** et **Π** [Asselin, 2005].

Sous une forme plus condensée on peut dire qu'un **MMC_λ** est défini entièrement par le triplet :

$$\lambda = (A, B, \Pi)$$

L'émission des observations par un MMC est réalisée par la procédure suivante :

1. **t=1** choix de l'état initial, $\mathbf{q}_1 = \mathbf{s}_i$, avec la probabilité π_i ;
2. Choix de l'observation $\mathbf{o}_t = \mathbf{v}_k$, avec la probabilité $\mathbf{b}_i(\mathbf{k})$;
3. Translation vers le nouvel état $\mathbf{q}_{t+1} = \mathbf{s}_j$ avec la probabilité $\mathbf{a}_{ij}$;
4. **t=t+1**: si $t \leq T$ (**T** est la longueur d'une suite d'observation) alors retour à l'étape 2, sinon fin de procédure.

Pour utiliser un **MMC** il faut savoir résoudre les trois problèmes algorithmiques suivants :

A. Le problème de l'évaluation :

Étant donné une observation **O** (une observation est ici constituée par une suite de symboles observables $\mathbf{o}_t$ mutuellement indépendants) et un modèle λ , comment évaluer sa probabilité d'émission par le **MMC_λ** [Asselin et al, 2005]. Cela revient donc au calcul de la probabilité **P(O|λ)**.

B. La détermination du chemin le plus probable :

Etant donné l'observation $\mathbf{O}$ et le $\mathbf{MMC}_\lambda$, il s'agit de trouver la suite d'états cachés la plus probable pouvant émettre la séquence observée $\mathbf{O}$.

C. Le problème de l'ajustement du modèle (le problème de l'apprentissage) :

Il s'agit de trouver comment ajuster les paramètres du modèle λ (les probabilités de transition et d'émission) afin de maximiser $P(\mathbf{O}|\lambda)$.

Les modèles de Markov cachés se sont révélés d'un grand secours dans différentes applications. C'est ainsi qu'on fait souvent appel à ce type de modèles pour la reconnaissance des émotions, de la parole, des caractères, ainsi qu'à celle des visages [Asselin, 2005].

IV.3.3. Classification par les SVM (séparateur à vaste marge) :

Parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik, les SVM constituent la forme la plus connue. SVM est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, elle fut introduite par Vapnik en 1995 [Mohammadally, 2006]. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification.

Elle repose sur l'existence d'un classifieur linéaire dans un espace approprié. Puisque c'est un problème de classification à deux classes, cette méthode fait appel à un jeu de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle. L'apprentissage par induction est souvent utilisé, il permet d'arriver à des conclusions par l'examen d'exemples particuliers. Les exemples particuliers sont représentés par un ensemble de couples d'entrée/sortie. Le but est d'apprendre une fonction qui correspond aux exemples vus et qui prédit les sorties pour les entrées qui n'ont pas encore été vues. Les entrées peuvent être des descriptions d'objets et les sorties la classe des objets donnés en entrée.

Cependant, la technique des SVM repose sur deux idées clés : la notion de marge maximale et la notion de fonction noyau. Ces deux notions existaient depuis plusieurs années avant qu'elles ne soient mises en commun pour construire les SVM [Catanzaro, 2008].

IV.3.3.1. Principe de fonctionnement des SVM :

A. Notions de bases :

Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classifieur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classifieur est un classifieur linéaire appelé **hyperplan** [Mohammadally, 2006].

Dans le schéma qui suit (figure IV.2), on détermine un hyperplan H qui sépare les deux ensembles de points.

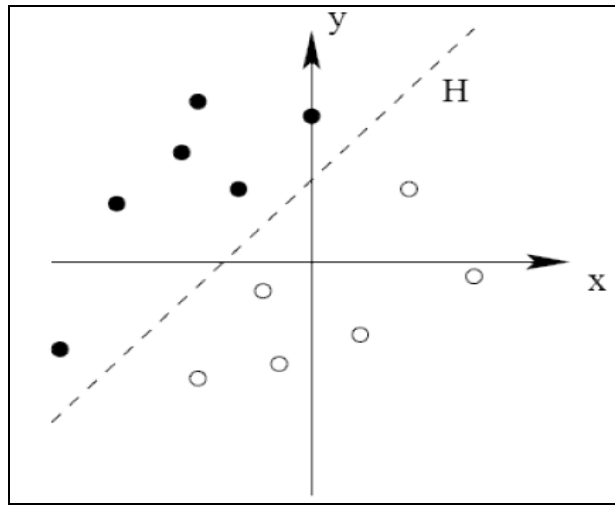


Figure IV.2. Choix de L'hyperplan

Les points les plus proches, qui sont seuls utilisés pour la détermination de l'hyperplan H , sont appelés **vecteurs de support**. Voir figure IV.3

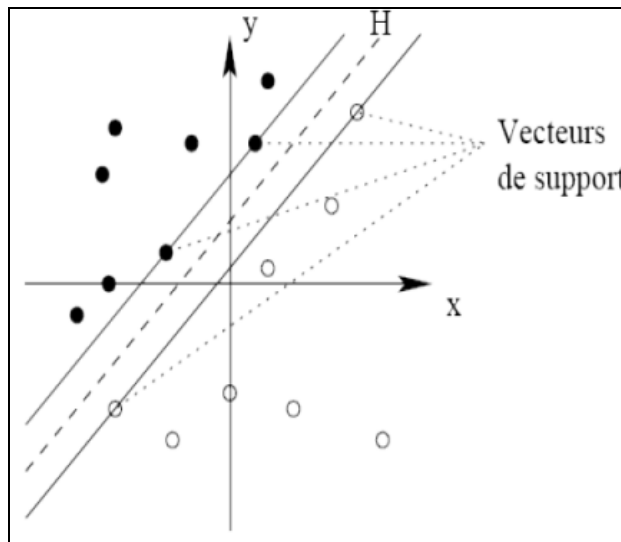


Figure IV.3. Les vecteurs de support

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal [Mohammadally, 2006]. On va

donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes en d'autre terme qui se trouve le plus loin possible de tous les points.

Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale.

On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les vecteurs de supports. L'hyperplan optimal est celui qui maximise la marge (figure IV.4). Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de **séparateurs à vaste marge**.

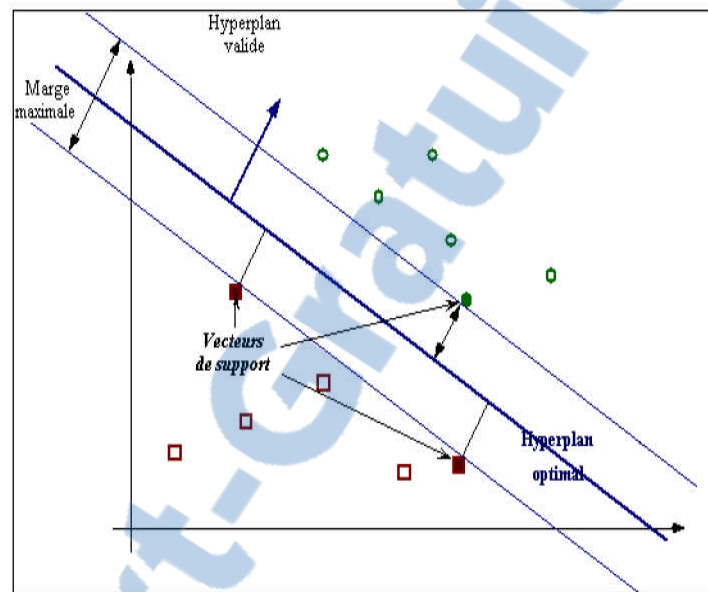


Figure IV.4. L'hyperplan à marge maximale (optimal)

B. But de maximisation de marge :

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsque l'on classe un nouvel exemple. De plus, si l'on trouve le classifieur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples [Ouraiba, 2008]. Dans le schéma qui suit (figure IV.5), la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge.

On constate sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé.

En général, la classification d'un nouvel exemple inconnu est donnée par sa position par rapport à l'hyperplan optimal.

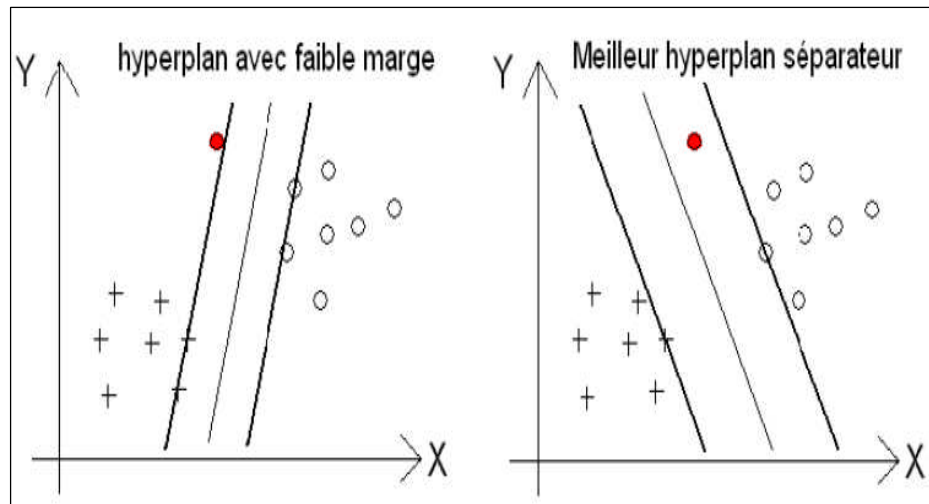


Figure IV.5. L'hyperplan optimal avec une vaste et faible marge

Dans le schéma suivant (figure IV.6), le nouvel élément sera classé dans la catégorie des « + ».

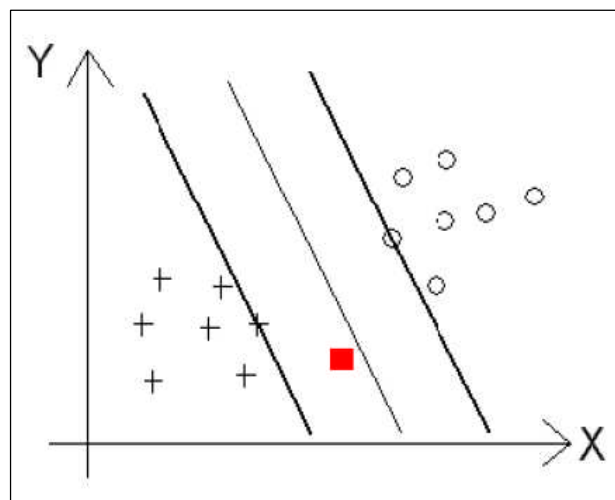


Figure IV.6. Classification d'un nouvel point exemple par rapport à l'hyperplan optimal

C. Linéarité et non-linéarité :

Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable représentés sur la figure IV.7. Les premiers sont les plus simples de SVM car ils permettent de trouver facilement le classifieur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classifieur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [mohammadally, 2006].

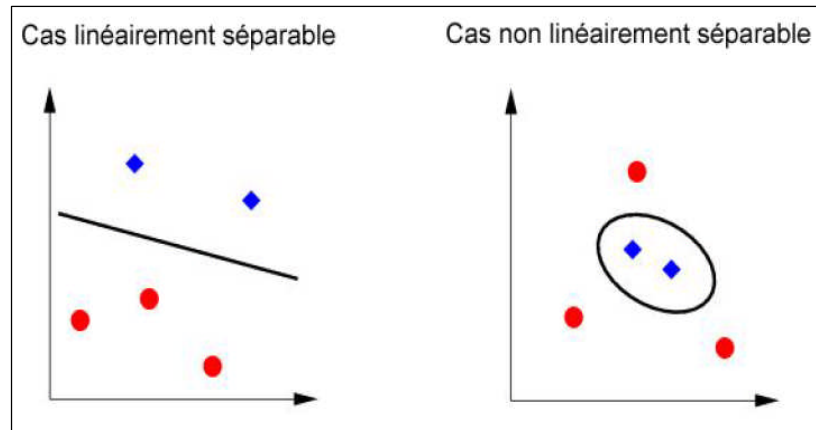


Figure IV.7. Cas linéaire et non linéaire de classification

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelé « espace de redescription » [Vapnik, 1995]. En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de redescription est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré sur la figure IV.8.

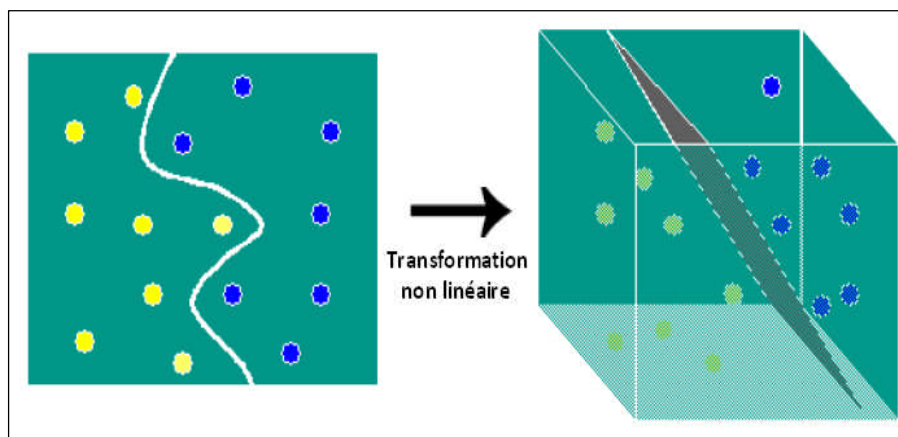


Figure IV.8. Changement d'un espace de données par une transformation non linéaire

On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de redescription de plus grande dimension.



IV.3.3.2. Fondements mathématiques des SVM :

La résolution du problème de discrimination passe par la construction d'une fonction f qui à un vecteur d'entrée x fait correspondre une sortie y [Diboune, 2007] :

$$y = f(x) \quad \text{IV.25}$$

On se limite pour l'instant à un problème de discrimination à deux classes (discrimination binaire), c'est-à-dire :

$$y \in \{-1, 1\} \quad \text{IV.26}$$

Le vecteur d'entrée x étant dans un espace X muni d'un produit scalaire. On peut prendre par exemple :

$$X = \mathbb{R}^N \quad \text{IV.27}$$

A. Séparation linéaire :

Pour rappel, le cas simple est le cas d'une fonction discriminante linéaire, obtenue par combinaison linéaire du vecteur d'entrée :

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N) \quad \text{IV.28}$$

$$h(x) = w x + w_0 \quad \text{IV.29}$$

Il est alors décidé que x est de classe **1** si $h(x) \geq 0$ et de classe **-1** sinon. C'est un classifieur linéaire.

La frontière de décision $h(x) = 0$ est un hyperplan, appelé hyperplan séparateur, ou séparatrice [Diboune, 2007]. Rappelons que le but d'un algorithme d'apprentissage supervisé est d'apprendre la fonction $h(x)$ par le biais d'un ensemble d'apprentissage donnée ci-dessous :

$$\{(x_1, l_1), (x_2, l_2), \dots, (x_p, l_p)\} \in \mathbb{R}^N \times \{-1, 1\} \quad \text{IV.30}$$

Où les l_k sont les labels, p est la taille de l'ensemble d'apprentissage, N la dimension des vecteurs d'entrée. Si le problème est linéairement séparable, on doit alors avoir :

$$l_k h(x_k) \geq 0 \quad 1 \leq k \leq p, \text{ autrement dit } l_k (w x_k + w_0) \geq 0 \quad \text{IV.31}$$

L'hyperplan qui maximise la marge est donné par :

$$\arg \max_{w, w_0} \min_k \{ \|x - x_k\| : x \in \mathbb{R}^N, w x + w_0 = 0 \} \quad \text{IV.32}$$

Il s'agit donc de trouver w et w_0 remplissant ces conditions, afin de déterminer l'équation de l'hyperplan séparateur :

$$h(x) = w x + w_0 = 0 \quad \text{IV.33}$$

A.1. Recherche de l'hyperplan optimal :

L'écriture appelée formulation primale, implique le réglage de $N+1$ paramètres, N étant la dimension de l'espace des entrées $\mathbf{X}$. Cela est possible avec des méthodes de programmation quadratique pour des valeurs de N assez petites, mais devient inenvisageable pour des valeurs de N dépassant quelques centaines. Heureusement, il existe une transformation de ce problème dans une formulation duale que l'on peut résoudre en pratique [Diboune, 2007].

A.1.1. Formulation primale :

La marge est la plus petite distance entre les échantillons d'apprentissage et l'hyperplan séparateur qui satisfasse la condition de séparabilité ($\mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) \geq 0$). La distance d'un échantillon $\mathbf{x}_k$ à l'hyperplan est donnée par sa projection orthogonale sur l'hyperplan :

$$\mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) / \|\mathbf{w}\| \quad \text{IV.34}$$

L'hyperplan séparateur $(\mathbf{w}, \mathbf{w}_0)$ de marge maximale est donc donné par:

$$\arg \max_{\mathbf{w}, \mathbf{w}_0} \left\{ \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \min_k \mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) \right\} \quad \text{IV.35}$$

Afin de faciliter l'optimisation, on choisit de normaliser $\mathbf{w}$ et $\mathbf{w}_0$, de telle manière que les échantillons à la marge ($\mathbf{x}_{\text{marge}}^+$ pour les vecteurs supports sur la frontière positive, et $\mathbf{x}_{\text{marge}}^-$ pour ceux situés sur la frontière opposée) satisfassent :

$$\begin{cases} \mathbf{w} \mathbf{x}_{\text{marge}}^+ + \mathbf{w}_0 = -1 \\ \mathbf{w} \mathbf{x}_{\text{marge}}^- + \mathbf{w}_0 = 1 \end{cases} \quad \text{IV.36}$$

D'où pour tous les échantillons, $k=1, \dots, P$:

$$\mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) \geq 1 \quad \text{IV.37}$$

Cette normalisation est parfois appelée la forme canonique de l'hyperplan, ou hyperplan canonique.

Avec cette mise à l'échelle, la marge vaut désormais $1/\|\mathbf{w}\|$, il s'agit donc de maximiser $\|\mathbf{w}\|^{-1}$. La formulation dite primale des SVM s'exprime alors sous la forme suivante :

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2, \text{ sous les contraintes } \mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) = 1 \quad \text{IV.38}$$

Ceci peut se résoudre par la méthode classique des multiplicateurs de Lagrange, où le lagrangien est donné par :

$$\mathbf{L}(\mathbf{w}, \mathbf{w}_0, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{k=1}^P \alpha_k \{\mathbf{l}_k(\mathbf{w} \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) - 1\} \quad \text{IV.39}$$

Le lagrangien doit être minimisé par rapport à $\mathbf{w}$ et $\mathbf{w}_0$, et maximisé par rapport à α .

A.1.2. Formulation duale :

D'après la théorie de l'optimisation, un problème d'optimisation possède une forme duale dans le cas où la fonction objectif et les contraintes sont strictement convexes. Dans ce cas, la résolution de l'expression duale du problème est équivalente à la solution du problème original.

En annulant les dérivées partielles du lagrangien, selon les conditions de Kuhn-Tucker, on obtient :

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^P \alpha_k \mathbf{l}_k \mathbf{x}_k = \mathbf{w}^* \\ \sum_{k=1}^P \alpha_k \mathbf{l}_k = \mathbf{0} \end{cases} \quad \text{IV.40}$$

En réinjectant ces valeurs dans l'équation (1), on obtient la formulation duale :

$$\text{Maximiser } \sum_{k=1}^P \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \mathbf{l}_i \mathbf{l}_j \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j \quad \text{IV.41}$$

Sous les contraintes :

$$\alpha_k \geq 0, \text{ et } \sum_{k=1}^P \alpha_k \mathbf{l}_k = \mathbf{0} \quad \text{IV.42}$$

Ce qui donne les multiplicateurs de Lagrange optimaux α_k^* .

Afin d'obtenir l'hyperplan solution, on remplace $\mathbf{w}$ par sa valeur optimale $\mathbf{w}^*$, dans l'équation de l'hyperplan $\mathbf{h}(\mathbf{x})$, ce qui donne :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^P \alpha_k^* \mathbf{l}_k (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_0 \quad \text{IV.43}$$

Où les α_k^* sont solutions de l'équation (IV.41) et $\mathbf{w}_0$ est obtenue en utilisant n'importe quel exemple des vecteurs de support dans l'équation :

$$\alpha_k [\mathbf{l}_k \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) - 1] = 0, P \geq k \geq 1 \quad \text{IV.44}$$

D'où :

$$\begin{cases} \alpha_k = 0 \\ \mathbf{l}_k \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = 1 \end{cases} \quad \text{IV.45}$$

Les seuls points pour lesquels les contraintes du lagrangien sont actives sont donc les points tels que $\mathbf{l}_k \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = 1$, qui sont les points situés sur les hyperplans de marges maximales.

En d'autres termes, seuls les vecteurs supports participent à la définition de l'hyperplan optimal.

À ce point, Il y a deux remarques intéressantes à faire à propos de ce résultat. D'abord, seul un sous-ensemble restreint de points est nécessaire pour le calcul de la solution, les autres échantillons ne participant pas du tout à sa définition. Ceci est donc efficace au niveau de la

complexité. En particulier, le fait d'ajouter des échantillons à l'ensemble d'apprentissage qui ne sont pas des vecteurs supports n'a aucune influence sur la solution finale [Diboune, 2007].

La deuxième remarque est que l'hyperplan solution ne dépend que du produit scalaire entre le vecteur d'entrée et les vecteurs supports. Cette remarque est l'origine de la deuxième innovation majeure des SVM : le passage par un espace de redescription grâce à une fonction noyau.

B. Séparation non linéaire :

B.1. Marge souple :

En général, il n'est pas non plus possible de trouver une séparatrice linéaire dans l'espace de redescription. Il se peut aussi que des échantillons soient mal étiquetés, et que l'hyperplan séparateur ne soit pas la meilleure solution au problème de classement.

B.1.1. Formulation primale :

La technique dite **marge souple** tolère les mauvais classements. La technique cherche un hyperplan séparateur qui minimise le nombre d'erreurs grâce à l'introduction de **variables ressort** ξ_k , qui permettent de relâcher les contraintes sur les vecteurs d'apprentissage :

$$\mathbf{l}_k (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_0) \geq 1 - \xi_k \quad \xi_k > 0, \quad 1 \leq k \leq p \quad \text{IV.46}$$

Avec les contraintes précédentes, le problème d'optimisation est modifié par un terme de pénalité, qui pénalise les variables ressort élevées :

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{k=1}^p \xi_k, \quad C > 0 \quad \text{IV.47}$$

Où C est une constante qui permet de contrôler le compromis entre nombre d'erreurs de classement, et la largeur de la marge. Elle doit être choisie par l'utilisateur [Asslin, 2005].

B.1.2. Formulation duale :

Le problème duale a la même forme que dans le cas de séparation linéaire, la seule différence est la borne supérieure C sur les α_k .

$$\text{Maximiser } \sum_{k=1}^p \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \mathbf{l}_i \cdot \mathbf{l}_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad \text{IV.48}$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{k=1}^p \alpha_k \mathbf{l}_k = \mathbf{0}, \quad \text{et } C \geq \alpha_k \geq 0 \quad \text{IV.49}$$

IV.3.3.3. Espace de redescription :

Afin de remédier au problème de l'absence de séparateur linéaire, l'idée des SVM est de reconsidérer le problème dans un espace de dimension supérieure, éventuellement de dimension infinie [mohammadally, 2006]. Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe une séparation linéaire.

Alors, on applique aux vecteurs d'entrée $\mathbf{x}$ une transformation non-linéaire ϕ . Plus formellement, cette transformation est représentée par la fonction :

$$\begin{aligned} \phi : X &\longrightarrow F \\ x &\longrightarrow \phi(x) \end{aligned} \quad \text{IV.50}$$

Avec :

$$\text{cardinal}(F) > \text{cardinal}(X) \quad \text{IV.51}$$

L'espace d'arrivée $\phi(x)$ est appelé espace de redescription (figure IV.9).

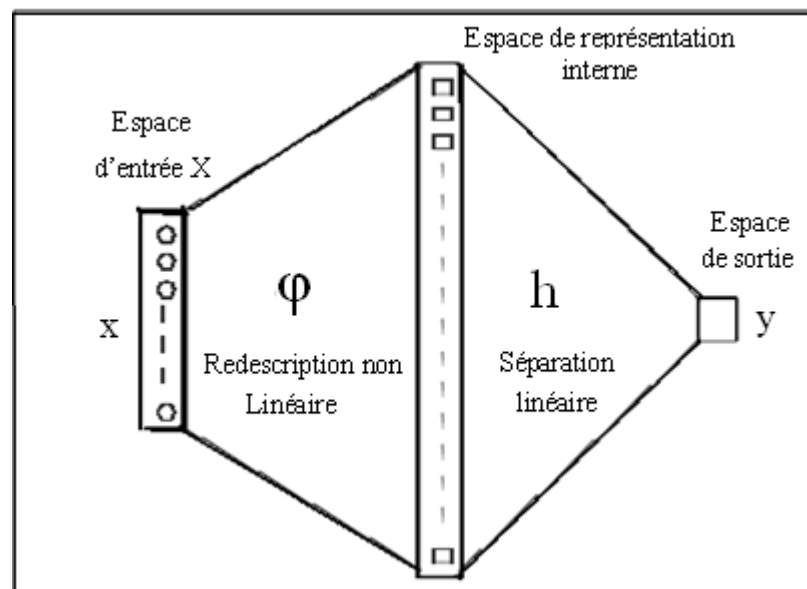


Figure IV.9. SVM avec une transformation non linéaire

Dans cet espace, on cherche alors l'hyperplan :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \phi(\mathbf{x}) + w_0 \quad \text{IV.52}$$

Qui vérifie :

$\mathbf{l}_k \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) > 0$, pour tous les points $\mathbf{x}_k$ de l'ensemble d'apprentissage, c'est à dire l'hyperplan séparateur dans l'espace de redescription.

En utilisant la même procédure que dans le cas sans transformation, on aboutit au problème d'optimisation suivant :

$$\text{Maximiser } \sum_{k=1}^P \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j l_i l_j \varphi(x_i) \varphi(x_j) \quad \text{IV.53}$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{k=1}^P \alpha_k l_k = 0, \text{ et } 0 \leq \alpha_k \leq C \quad \text{IV.54}$$

D'où la solution a la forme :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^P \alpha_k^* l_k \varphi(\mathbf{x}_k) \varphi(\mathbf{x}) + w_0 \quad \text{IV.55}$$

Donc, la solution ne dépend que des **produits scalaires** :

$$\varphi(\mathbf{x}_k) \cdot \varphi(\mathbf{x}) \quad \text{IV.56}$$

Le problème de cette formulation est qu'elle implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription, de dimension élevée, ce qui est coûteux en terme de calculs.

Pour résoudre ce problème, on utilise une méthode connue sous le nom de **Kernel** (noyau), qui consiste à utiliser une fonction noyau **K** [Cornuéjols, 2002]. Cette fonction représente un produit scalaire dans l'espace de redescription :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j) \quad \text{IV.57}$$

D'où l'expression de l'hyperplan séparateur en fonction de la fonction noyau :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^P \alpha_k^* l_k \mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + w_0 \quad \text{IV.58}$$

L'intérêt de la fonction noyau est double :

- Le calcul se fait dans l'espace d'origine, ceci est beaucoup moins coûteux qu'un produit scalaire en grande dimension.

- La transformation φ n'a pas besoin d'être connue explicitement, seule la fonction noyau intervient dans les calculs. On peut donc envisager des transformations complexes, et même des espaces de redescription de dimension infinie.

K représentera donc le noyau pour les entrées correspondantes, mais devra néanmoins remplir certaines conditions, connues par conditions de Mercer.

A. Condition de Mercer :

Une fonction **K** symétrique est un noyau si pour tous les $\mathbf{x}_k$ possibles $(\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j))_{i,j}$ est une matrice définie positive [Cornuéjols, 2002].

Dans ce cas, il existe un espace **F** et une fonction tels que :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j) \quad \text{IV.59}$$

Cependant la condition de Mercer est difficile à vérifier.

En fait, la fonction noyau ne donne pas d'indication pour la construction de noyaux et ne permet pas de savoir comment est ϕ .

En pratique, quelques familles de fonctions noyaux paramétrables sont proposées et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient mieux pour son application.

En effet, on combine des noyaux simples pour obtenir d'autres plus complexes.

B. Type des noyaux :

Dans ce qui suit, les fonctions noyaux les plus courantes avec leurs paramètres sont cités [Cornuéjols, 2002].

B.1. Noyau linéaire :

L'exemple le plus simple de fonction noyau est le noyau linéaire :

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad \text{IV.60}$$

On se ramène donc au cas d'un classifieur linéaire, sans changement d'espace. L'approche par Kernel généralise donc l'approche linéaire en faisant un cas particulier. Le noyau linéaire est parfois employé pour évaluer la difficulté du problème.

B.2. Noyau polynomial :

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + c)^n \quad \text{IV.61}$$

La puissance n est déterminée par l'utilisateur.

B.3. Noyau gaussien (fonction à base radiale) :

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2} \right) \quad \text{IV.62}$$

L'écart type σ^2 , commun à tous les noyaux, est spécifié a priori par l'utilisateur.

B.4. Noyau sigmoïde :

$$K(x_i, x_j) = \tanh [a (x_i \cdot x_j) - b] \quad \text{IV.63}$$

La condition de Mercer n'est vérifiée que pour certaines valeurs de a et b .

C. Connaissances essentielles sur le problème d'induction :

Il est clair que les fonctions noyau encodent des connaissances essentielles sur le problème d'induction étudié, en particulier :

- La forme fonctionnelle des fonctions de décisions possibles;
- Le type de contrôle réalisé sur les hypothèses : par exemple les fonctions noyau Gaussiennes pénalisent les dérivées de tous les ordres et favorisent donc les solutions régulières;
- Le type de covariance dans l'espace des entrées stipulant comment des points en divers endroits de l'espace sont liés les uns aux autres [Cornuéjols, 2002]. On peut ainsi chercher des fonctions noyau invariantes pour certaines transformations de l'espace d'entrée, comme par exemple la rotation.

Il faut donc les choisir avec soin en essayant de traduire grâce à elles le maximum de connaissances préalables dont on dispose sur le problème et sur les données.

IV.3.3.4. Extensions des SVM (classification multiclasse) :

La méthode SVM est applicable pour des tâches de classification à deux classes, mais il existe des extensions pour la classification multiclasse [Chihwei, 2002].

Pour pouvoir traiter plus de deux classes, il convient d'apporter les modifications nécessaires. Les deux premières méthodes décrites ci-dessous sont basées sur une multiplication des classifieurs bi-classe, tandis que la dernière propose une résolution globale. Formellement, les échantillons d'apprentissage et de test peuvent ici être classés dans M classes càd $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$.

A. Méthode un contre tous :

La méthode **un contre tous** (appelée parfois **un contre le reste**) à été la première réponse proposée pour faire face aux problèmes multiclassés. Elle consiste à construire M classifieurs binaires en attribuant le label 1 aux échantillons de l'une des classes et le label -1 à toutes les autres [Chihwei, 2002].

En phase de test, le classifieur donnant la valeur de confiance (e.g la marge) la plus élevée remporte le vote. La fusion des résultats est très simple :

$$\text{Classe de } \mathbf{x} = \arg \max_k (\mathbf{h}_k(\mathbf{x})) , k \in \{1, \dots, M\} \quad \text{IV.64}$$

B. Méthode un contre un :

La méthode **un contre un** consiste à construire $M(M - 1) / 2$ classifieurs binaires en confrontant chacune des M classes. En phase de test, l'échantillon à classer est analysé par chaque classifieur et un vote majoritaire permet de déterminer sa classe [Chihwei, 2002]. Si l'on note $\mathbf{x}_t$ l'échantillon à classer et $\mathbf{h}_{ij}$ le classifieur SVM séparant la classe C_i et la classe C_j et renvoyant le label attribué à l'échantillon à classer, alors le label attribué à $\mathbf{x}_t$ peut formellement se noter :

$$\text{Cardinal} (\{ \mathbf{h}_{i,j}(\mathbf{x}_t) \} \cap \{k\} ; i, j, k \in \{1, \dots, M\}, i < j) \quad \text{IV.65}$$

C'est la classe qui sera le plus souvent attribuée à $\mathbf{x}_t$ quand il aura été analysé par tous les $\mathbf{h}_{ij}$.

Ces méthodes souffrent toutes deux de défauts. Dans la version **un contre tous**, rien n'indique que les valeurs du résultat de classification des M classifieurs soient comparables (pas de normalisation, donc possibles problèmes d'échelle). De plus le problème n'est plus équilibré, par exemple avec $M=10$, on utilise seulement 10% d'exemples positifs pour 90% d'exemples négatifs.

Dans le cas du **un contre un**, il peut exister une ambiguïté dans le résultat du comptage, s'il n'existe pas de vote majoritaire.

C. Méthode globale :

Le problème est de trouver M classifieurs [Chihwei, 2002] :

$$\mathbf{h}_k(\mathbf{x}_t) = (\mathbf{w}_k, \varphi(\mathbf{x}_t)) + \mathbf{b}_k, k \in \{1, \dots, M\} ; t \in \{1, \dots, n_{app}\} \quad \text{IV.66}$$

Qui minimisent :

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} ||\mathbf{w}||^2 \quad \text{IV.67}$$

Sous les contraintes :

$$\mathbf{h}_{y_t}(\mathbf{x}_t) \geq \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_t), k \in \{1, \dots, M\} k \neq y_t \quad \text{IV.68}$$

IV.3.3.5. La mise en œuvre des SVM :

La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente [Cornuéjols, 2002].

L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions (par exemple l'exposant pour les

fonctions noyau polynomiale, ou bien l'écart type pour les fonctions à base radiale). Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant empiriquement sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage.

L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Cependant, en opérant de cette manière, c'est-à-dire en utilisant l'échantillon de données pour régler les paramètres du système, on risque d'identifier des paramètres suradaptés à cet échantillon de données. C'est pourquoi on utilise un troisième jeu de données, n'ayant pas servi au processus d'optimisation du système, pour évaluer la performance vraie du système.

Si la mise en œuvre d'un algorithme de SVM est en général peu coûteuse en temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues.

IV.3.3.6. Algorithmes des SVM :

Les paramètres de l'hyperplan optimal avec sa marge maximale sont donc obtenus en résolvant un problème d'optimisation. Pour ce faire, plusieurs algorithmes spécialisés ont été proposés pour résoudre rapidement le problème de programmation quadratique de SVM [Ouraiba, 2008].

Certains algorithmes dépendent de l'heuristique de décomposition du problème en sous problème. A titre d'exemple d'une méthode de résolution de problème de programmation quadratique, on cite l'algorithme de SMO ou Séquentiel Minimal Optimisation. Cet algorithme consiste à diviser le problème en sous problèmes de deux dimensions qui peuvent être résolus analytiquement, par exemple en utilisant des méthodes composées du gradient.

IV.3.3.7. Domaines d'applications :

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que la reconnaissance de forme, la catégorisation de textes ou le diagnostic médical et même sur des ensembles de données de très grandes dimensions [Ouraiba, 2008].

IV.4. Choix du classifieur :

Les KPPV sont particulièrement robuste, mais les performances sont optimales pour k appartenant à $\{5, \dots, 15\}$. Elles affaiblissent lentement en s'éloignant de cet intervalle [Asselin, 2005].

Pour notre application, on utilise la méthode de classification supervisée SVM, qui présente les avantages ci-dessous par rapport aux autres techniques décrites dans document :

- une obtention des résultats comparables à ceux obtenus avec les deux autres techniques et les paramètres à régler sont moins nombreux ;
- une grande vitesse d'apprentissage ;
- La méthode des SVM est aisée d'emploi ;
- Un nombre restreint d'échantillon suffit à la détermination des vecteurs des supports permettant la discrimination entre classe.
- Traitement des problèmes linéaires ou non linéaires selon la fonction noyau.
- au delà de son application pour des tâches de classification binaires, elle peut également avoir des extensions vers la classification multiclasse.

IV.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a décrit les fondements sur lesquels repose un classifieur, la phase d'apprentissage et de test, ainsi que les critères d'évaluation d'un classifieur. Ensuite, on a présenté les trois classifieurs statistiques dédiés à la reconnaissance des émotions, qui sont : les kppv ; les MMC et les SVM.

Cette dernière technique, qui est étudié en détail, a montré sa fiabilité et sa performance en étude comparative avec les autres classifieurs.

En fait, c'est à ce classifieur qu'on s'intéresse dans notre contribution pour développer un module de reconnaissance émotionnelle.

Le chapitre suivant sera consacré à l'application de la technique SVM multiclasse pour la classification des six émotions de base : la joie ; la tristesse ; le dégoût ; l'amusement ; la peur et la neutralité.

V

Application de la technique SVM pour la reconnaissance des émotions

V.1. Introduction :

Après l'extraction des paramètres caractéristiques pour tous les sujets, on passe à la classification des ces derniers, en utilisant les programmes SVM multiclasse [Rakotomamonjy, 2005] qui seront adaptés à notre application. Compte tenu de leur disponibilité en point de vue implémentation, les deux méthodes un contre un et un contre tous sont appliquées pour reconnaître les six émotions.

Ainsi, pour chaque méthode, une étude comparative entre les trois noyaux linéaire, polynomial et gaussien est faite pour connaître le noyau le plus approprié pour notre contribution.

Dans ce chapitre, on s'intéresse tout d'abord à calculer les taux de reconnaissance correspondant aux différentes combinaisons des paramètres pertinents pour étudier l'efficacité de chaque paramètre par rapport aux autres paramètres. Par la suite, on passe à l'extraction des taux de reconnaissance, pour tous les sujets mais cette fois ci, pour les différentes combinaisons des signaux physiologiques afin d'étudier l'effet de tous les signaux physiologiques sur le taux de reconnaissance.

La section suivante est consacrée à l'extraction de toutes les matrices de confusion pour toutes les combinaisons des signaux physiologiques, pour connaître l'effet de chaque signal physiologique sur la reconnaissance de chaque émotion.

Dans la dernière section, une interprétation des résultats obtenus est présentée. Cette interprétation est faite sur plusieurs critères : la méthode SVM multiclasse utilisée; le noyau utilisé pour chaque méthode; les paramètres caractéristiques; les signaux physiologiques et les matrices de confusion des différentes émotions pour les différentes combinaisons des signaux physiologiques. Aussi, il sera montré à travers les résultats obtenus, que la manière d'induction de chaque émotion, l'effet du sexe et de l'âge jouent un rôle très important dans cette reconnaissance émotionnelle.

V.2. Taux de reconnaissance des émotions :

Dans cette évaluation, et pour chaque émotion considérée, huit échantillons sont utilisés pour l'apprentissage et deux échantillons pour le test, sachant que dix échantillons au total sont disponibles pour chaque émotion.

L'évaluation est faite pour les deux méthodes un contre un et un contre tous, en considérant les trois noyaux linéaire, polynomial et gaussien.

Après plusieurs tests, il a été trouvé empiriquement que :

Pour le noyau polynomial, le degré le plus approprié est de 2 et pour le noyau gaussien $\sigma=1$ et $C=1000$.

V.2.1. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents :

Pour étudier l'efficacité de chaque paramètre (cités en III.7), sur le taux de reconnaissance, on extrait ce dernier pour plusieurs combinaisons des paramètres pertinents et pour tous les sujets, en combinant tous les signaux physiologiques. Voir tableaux de V.1 à V.7.

Pour le sujet 1 :

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	41.67%	41.67%	8.33%	50%	41.67%	16.67%
6 paramètres de picard,R	75%	66.67%	50%	75%	66.67%	58.33%
6 paramètres de picard,D	66.67%	66.67%	33.34%	66.67%	66.67%	25%
6 paramètres de picard, mean_{coh} , a_{coh}	75%	66.67%	58.34%	75%	75%	50%
Tous les paramètres	66.67%	66.67%	25%	83.33%	75%	25%

Tableau V.1. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents

Pour le sujet 2 :

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	25%	25%	25%	58.33%	16.67%	16.67%
6 paramètres de picard,R	41.67%	41.67%	8.33%	66.67%	41.67%	16.67%
6 paramètres de picard,D	41.67%	41.67%	33.33%	50%	58.33%	33.33%
6 paramètres de picard, mean_{coh} , σ_{coh}	50%	41.67%	33.33%	75%	50%	16.67%
Tous les paramètres	58.33%	41.67%	33.33%	66.67%	41.67%	33.33%

Tableau V.2. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents**Pour le sujet 3 :**

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	58.33%	58.33%	33.33%	66.67%	58.33%	33.33%
6 paramètres de picard,R	66.67%	75%	33.33%	75%	41.67%	25%
6 paramètres de picard,D	58.33%	66.67%	33.33%	58.33%	50%	25%
6 paramètres de picard, mean_{coh} , σ_{coh}	75%	75%	33.33%	66.67%	75%	33.33%
Tous les paramètres	75%	66.67	16.67%	83.33%	66.67%	16.67%

Tableau V.3. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents

Pour le sujet 4 :

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	66.67%	66.67%	33.33%	75%	66.67%	41.67%
6 paramètres de picard,R	75%	75%	33.33%	83.33%	75%	50%
6 paramètres de picard,D	58.33%	50%	25%	66.67%	50%	25%
6 paramètres de picard, mean_{coh} , σ_{coh}	83.33%	75%	33.33%	91.67%	91.67%	41.67%
Tous les paramètres	75%	66.67%	25%	91.67%	83.33%	25%

Tableau V.4. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents**Pour le sujet 5 :**

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	66.67%	75%	25%	66.67%	66.67%	25%
6 paramètres de picard,R	75%	66.67%	41.67%	75%	75%	33.33%
6 paramètres de picard,D	50%	50%	16.67%	66.67%	58.33%	16.67%
6 paramètres de picard, mean_{coh} , σ_{coh}	75%	75%	25%	91.67%	75%	25%
Tous les paramètres	58.33%	50%	33.33%	75%	66.67%	33.33%

Tableau V.5. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents

Pour le sujet 6 :

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	58.33%	33.33%	33.33%	50%	41.33%	16.67%
6 paramètres de picard,R	66.67%	41.67%	25%	75%	50%	33.33%
6 paramètres de picard,D	50%	58.33%	16.67%	50%	58.33%	16.67%
6 paramètres de picard, mean _{coh} , σ_{coh}	66.67%	50%	41.67%	75%	66.67%	33.33%
Tous les paramètres	75%	58.33%	16.67%	83.33%	75%	16.67%

Tableau V.6. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents**Pour le sujet 7 :**

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard	66.67%	75%	25%	83.33%	75%	25%
6 paramètres de picard,R	83.33%	75%	16.67%	91.67%	83.33%	25%
6 paramètres de picard,D	75%	75%	33.33%	83.33%	83.33%	16.67%
6 paramètres de picard, mean _{coh} , σ_{coh}	83.33%	75%	25%	91.67%	83.33%	25%
Tous les paramètres	83.33%	75%	16.67%	91.67%	83.33%	16.67%

Tableau V.7. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents**V.2.2. Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des signaux physiologiques :**

Les tableaux de V.8 jusqu'à V.14, montrent les résultats obtenus en combinant les différents signaux physiologiques, pour les différents sujets, en utilisant tous les paramètres pertinents :

Pour le sujet 1 :

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	50%	50%	58.33%	50%	16.67%	41.67%
Fc	33.33%	25%	25%	33.33%	25%	25%
EMG	58.33%	50%	66.67%	58.33%	25%	58.33%
SKC	33.33%	33.33%	33.33%	25%	33.33%	25%
SKT	41.67%	66.67%	66.67%	25%	41.67%	66.67%
VR	33.33%	50%	33.33%	33.33%	25%	33.33%
BVP,Fc	33.33%	50%	33.33%	58.33%	25%	25%
BVP,Fc,EMG	50%	58.33%	25%	66.67%	58.33%	25%
BVP,Fc,EMG,VR	58.33%	58.33%	25%	66.67%	66.67%	25%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	50%	66.67%	25%	66.67%	66.67%	25%
Tous les signaux	66.67%	66.67%	25%	83.33%	75%	25%

Tableau V.8. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

Pour le sujet 2 :

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	25%	41.67%	25%	25%	8.33%	25%
Fc	25%	50%	25%	25%	16.67%	25%
EMG	41.67%	58.33%	25%	58.33%	16.67%	33.33%
SKC	58.33%	58.33%	50%	41.67%	25%	50%

SKT	50%	66.67%	66.67%	58.33%	41.67%	66.67%
VR	41.67%	58.33%	25%	50%	66.67%	33.33%
BVP,Fc	25%	41.67%	25%	25%	25%	25%
BVP,Fc,EMG	50%	33.33%	33.33%	50%	25%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR	25%	50%	33.33%	50%	50%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR	25%	50%	33.33%	50%	50%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	33.33%	33.33%	33.33%	66.67%	25%	33.33%
Tous les signaux	58.33%	41.67%	33.33%	66.67%	41.67%	33.33%

Tableau V.9. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

Pour le sujet 3 :

Méthode des SVM Signaux Physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	41.67%	58.33%	33.33%	58.33%	25%	33.33%
Fc	41.67%	41.67%	33.33%	50%	33.33%	33.33%
EMG	33.33%	33.33%	33.33%	25%	41.67%	25%
SKC	50%	41.67%	41.67%	50%	25%	66.67%
SKT	41.67%	58.33%	33.33%	58.33%	50%	41.67%
VR	33.33%	33.33%	33.33%	33.33%	8.33%	50%
BVP,Fc	50%	58.33%	25%	50%	41.67%	33.33%
BVP,Fc,EMG	66.67%	50%	16.67%	58.33%	58.33%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR	33.33%	58.33%	16.67%	75%	41.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	58.33%	50%	16.67%	75%	50%	16.67%
Tous les signaux	75%	66.67	16.67%	83.33%	66.67%	16.67%

Tableau V.10. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

Pour le sujet 4 :

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien

BVP	41.67%	58.33%	33.33%	41.67%	16.67%	33.33%
Fc	33.33%	33.33%	33.33%	50%	41.67%	33.33%
EMG	41.67%	50%	66.67%	58.33%	50%	66.67%
SKC	25%	16.67%	25%	25%	33.33%	33.33%
SKT	58.33%	50%	50%	33.33%	50%	41.67%
VR	50%	58.33%	50%	41.67%	50%	50%
BVP,Fc	50%	50%	16.67%	50%	25%	25%
BVP,Fc,EMG	66.67%	58.33%	33.33%	58.33%	66.67%	25%
BVP,Fc,EMG,VR	58.33%	66.67%	25%	66.67%	66.67%	25%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	75%	66.67%	25%	83.33%	66.67%	25%
Tous les signaux	75%	66.67%	25%	91.67%	83.33%	25%

Tableau V.11. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

Pour le sujet 5 :

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	25%	41.67%	33.33%	33.33%	50%	50%
Fc	33.33%	33.33%	41.67%	33.33%	16.67%	41.67%
EMG	41.67%	41.67%	25%	41.67%	33.33%	25%
SKC	50%	41.67%	50%	50%	33.33%	50%
SKT	50%	41.67%	58.33%	41.67%	50%	66.67%
VR	41.67%	33.33%	25%	50%	58.33%	25%
BVP,Fc	41.67%	58.33%	41.67%	33.33%	50%	41.67%
BVP,Fc,EMG	58.33%	58.33%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR	58.33%	50%	33.33%	66.67%	50%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	58.33%	50%	33.33%	66.67%	66.67%	33.33%
Tous les signaux	58.33%	50%	33.33%	75%	66.67%	33.33%

Tableau V.12. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

Pour le sujet 6 :

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	16.67%	33.33%	41.67%	33.33%	16.67%	41.67%
Fc	41.67%	41.67%	16.67%	33.33%	25%	16.67%
EMG	33.33%	33.33%	33.33%	50%	41.67	41.67%
SKC	50%	50%	33.33%	50%	41.67%	33.33%
SKT	33.33%	41.67%	25%	41.67	33.33%	33.33%
VR	41.67%	50%	25%	50%	41.67%	25%
BVP,Fc	50%	25%	16.67%	41.67%	25%	16.67%
BVP,Fc,EMG	33.33%	33.33%	16.67%	66.67%	33.33%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR	66.67%	25%	16.67%	75%	66.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	66.67%	41.67%	16.67%	75%	66.67%	16.67%
Tous les signaux	75%	58.33%	16.67%	83.33%	75%	16.67%

Tableau V.13. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique**Pour le sujet 7 :**

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP	50%	41.67%	41.67%	50%	16.67%	41.67%
Fc	41.67%	25%	8.33%	41.67%	50%	8.33%
EMG	50%	33.33%	16.67%	41.67%	16.67%	25%
SKC	33%	41.67%	50%	50%	41.67%	50%
SKT	50%	41.67%	16.66%	41.67%	16.67%	83.33%
VR	58%	33.33%	41.67%	50%	33.33%	50%
BVP,Fc	58.33%	66.67%	16.67%	50%	58.33%	16.67%

BVP,Fc,EMG	66.67%	50%	16.67%	66.67%	50%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR	66.67%	58.33%	16.67%	66.67%	58.33%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKT	75%	66.67%	16.67%	75%	66.67%	16.67%
Tous les signaux	83.33%	75%	16.67%	91.67%	83.33%	16.67%

Tableau V.14. Taux de reconnaissance en utilisant un seul signal physiologique

V.3. Matrices de confusion des différentes émotions :

Cette matrice de confusion montre l'efficacité du classifieur SVM, où le taux de reconnaissance le plus élevé correspond à la bonne émotion. Aussi, par la matrice de confusion on peut connaître si l'émotion est bien induite et l'effet du sexe sur la reconnaissance des six émotions.

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	50%	0	10%	10%	0	30%
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	70%	10%	10%	10%
Tristesse	10%	0	30%	40%	10%	10%
Peur	0	0	20%	20%	50%	10%
joie	50%	0	10%	0	10%	30%

Tableau V.15. Matrice de confusion en utilisant le signal BVP

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	60%	0	10%	10%	10%	10%
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	10%	70%	20%	0	0
Tristesse	10%	0	20%	50%	0	20%
Peur	10%	0	30%	30%	10%	20%
joie	20%	0	0	20%	0	60%

Tableau V.16. Matrice de confusion en utilisant la Fc

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	50%	0	0	20%	10%	20%
Neutre	0	100%	0	0	0	0

dégout	10%	0	80%	0	10%	0
Tristesse	0	0	0	100%	0	0
Peur	0	0	0	0	90%	10%
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.17. Matrice de confusion en utilisant le signal EMG

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	40%	0	10%	0	20%	30%
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	70%	20%	0	10%
Tristesse	20%	0	20%	30%	10%	20%
Peur	20%	20%	0	0	50%	10%
joie	10%	0	10%	10%	20%	50%

Tableau V.18. Matrice de confusion en utilisant le signal SKC

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	100%	0	0	0	0	0
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	20%	30%	10%	40%
Tristesse	0	0	0	90%	0	10%
Peur	0	0	20%	40%	30%	10%
joie	10%	0	0	10%	0	80%

Tableau V.19. Matrice de confusion en utilisant le signal SKT

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	80%	0	0	10%	0	10%
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	70%	20%	10%	0
Tristesse	10%	0	50%	30%	10%	0
Peur	10%	0	10%	10%	40%	30%
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.20. Matrice de confusion en utilisant le signal VR

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	60%	0	0	20%	0	20%
Neutre	0	100%	0	0	0	0

dégout	0	0	90%	10%	0	0
Tristesse	0	0	0	80%	10%	10%
Peur	0	0	10%	10%	60%	20%
joie	20%	0	0	0	0	80%

Tableau V.21. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP et Fc

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	100%	0	0	0	0	0
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	100%	0	0	0
Tristesse	0	0	0	100%	0	0
Peur	0	0	10%	0	90%	0
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.22. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc et EMG

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	100%	0	0	0	0	0
Neutre	0	90%	0	0	0	0
dégout	0	0	100%	0	0	0
Tristesse	0	0	0	100%	0	0
Peur	0	0	0	0	100%	0
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.23. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc,EMG et VR

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	100%	0	0	0	0	0
Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	100%	0	0	0
Tristesse	0	0	0	100%	0	0
Peur	0	0	0	0	100%	0
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.24. Matrice de confusion en utilisant les signaux BVP,Fc,EMG,VR et SKT

émotion	amusement	neutre	dégout	tristesse	peur	joie
Amusement	100%	0	0	0	0	0

Neutre	0	100%	0	0	0	0
dégout	0	0	100%	0	0	0
Tristesse	0	0	0	100%	0	0
Peur	0	0	0	0	100%	0
joie	0	0	0	0	0	100%

Tableau V.25. Matrice de confusion en utilisant tous les signaux

V.4. Interprétation des résultats :

V.4.1. Taux de reconnaissance :

V.4.1.1. Méthode des SVM multiclasse :

D'après les résultats obtenus pour tous les sujets, si on compare les taux de reconnaissance obtenus en utilisant les 3 noyaux de la méthode un contre tous avec les résultats trouvés en appliquant les 3 noyaux de la méthode un contre un, on remarque que la méthode un contre tous donne des meilleurs résultats par rapport à la méthode un contre un.

V.4.1.2. Noyau de la méthode SVM multiclasse :

Cependant pour chaque méthode SVM, les noyaux linéaire et polynomial engendrent, des taux de reconnaissance améliorés par rapport au noyau gaussien et ceci dans le cas de tous les sujets.

De même, en utilisant le noyau linéaire, on obtient des taux de reconnaissance relativement améliorés par rapport au noyau polynomial, presque pour tous les sujets. Ce qui veut dire que les paramètres pertinents extraits à partir des données physiologiques sont relativement séparables.

V.4.1.3. Paramètres pertinents :

En appliquant le noyau linéaire de la méthode un contre tous, les tableaux de V.1 jusqu'à V.7 montrent que si on combine les six paramètres de picard avec le rapport max/min R, le taux de reconnaissance est amélioré par rapport aux résultats trouvés en utilisant seulement les six paramètres de picard.

Ainsi, ce taux augmente en ajoutant la distance euclidienne D à ces six paramètres. Mais ce qui est bien remarqué, c'est l'effet de la fonction de cohérence (mean_{coh} et σ_{coh}), qui améliore bien le taux de reconnaissance.

Il est remarqué aussi à travers ces résultats, qu'en combinant les six paramètres de picard, la fonction de cohérence et le rapport R , les résultats sont encore améliorés, par rapport à la combinaison des deux premières à la distance euclidienne D (voir les tableaux de 2 à 8 dans l'annexe).

Ce qui veut dire que la combinaison avec le paramètre R est la mieux appropriée en termes d'amélioration du taux de reconnaissance.

Ainsi, on peut conclure que les six paramètres de picard, la fonction de cohérence et le rapport R caractérisent bien les six émotions.

V.4.1.4. Signaux physiologiques :

Pour tous les sujets, tous les tableaux indiquant les taux de reconnaissance, montrent qu'un seul signal physiologique ne donne un taux de reconnaissance amélioré des émotions.

Cependant, chaque signal physiologique est sensible à l'une des deux composantes de l'émotion. En effet, la F_c , signal EMG, VR varient avec la valence émotionnelle tandis que les signaux BVP, SKC et SKT varient avec l'activation émotionnelle.

Concernant tous les sujets, les tableaux montrent une amélioration des taux de reconnaissance par rapport au premier cas. Et même on remarque qu'on atteint de bons résultats en fusionnant deux signaux. Ce qui s'explique par l'efficacité du fusionnement de deux signaux. Voir aussi les tableaux de 9 à 15 présentés dans l'annexe

D'après les résultats obtenus en fusionnant 3 signaux physiologiques, on observe bien que le taux de classification augmente plus qu'en fusionnant 2 signaux physiologiques, pour tous les sujets.

Ainsi, les tableaux qui indiquent les taux de reconnaissance obtenus en fusionnant les quatre et les cinq signaux montrent bien que si on augmente le nombre des signaux physiologiques fusionnés, et pour tous les sujets, on obtient des taux de reconnaissance améliorés. Cependant, pour tous les sujets, ces derniers se rapprochent des résultats trouvés quand on fusionne tous les signaux physiologiques.

D'après ces résultats on peut conclure que pour tous les sujets féminins et masculins, le fusionnement des signaux physiologiques est possible et efficace pour donner un bon taux

de reconnaissance des émotions, qui est égal à 82%, en moyenne, avec bien sur une bonne induction des ces dernières.

V.4.2. Matrice de confusion des différentes émotions :

Après l'extraction des matrices de confusion données dans les tableaux de V.14 jusqu'à V.25, pour le sujet 1, on peut savoir à partir de quel signal, ou de quelle combinaisons des signaux physiologiques, on reconnaît à 100% les six émotions induites : amusement; neutralité; dégoût; tristesse; peur; joie.

Ceci explique le fait que chaque signal physiologique varie précisément en fonction des émotions.

1. Pour les signaux BVP et Fc, l'émotion de neutralité est reconnue à 100% et le dégoût à 70%.
2. Le signal EMG permet de reconnaître, la neutralité, la tristesse, et la joie à 100%. Aussi, de reconnaître le dégoût à 80% et la peur à 90%.
3. Pour le signal SKC, la neutralité est reconnue à 100% et le dégoût à 70%.
4. En ce qui concerne le signal SKT, l'amusement et la neutralité sont reconnues à 100%, la tristesse à 90% et la joie à 80%.
5. Pour le signal VR, on reconnaît l'amusement à 80%, neutralité à 100%, dégoût à 70% et la joie à 100%.

Une bonne analyse des matrices de confusion des différentes émotions correspondant aux différentes combinaisons des signaux physiologiques, nous permet de faire les premières conclusions :

Quand le nombre des signaux physiologiques fusionnés augmente, le taux de reconnaissance de toutes les émotions augmente jusqu'à ce qu'il atteigne 100%.

Ce résultat montre l'importance du fusionnement des signaux physiologiques dans la reconnaissance de chaque émotion à 100%, bien sur, ceci en choisissant la bonne méthode SVM multiclasse et le noyau le plus approprié (noyau linéaire de la méthode un contre tous).

Ainsi, la manière d'induction des émotions est bien faite puisque on est arrivé à reconnaître chaque émotion à 100%.

V.5. Conclusion :

La classification des paramètres extraits des signaux physiologiques est faite par les deux méthodes SVM multiclasse un contre tous et un contre un, en utilisant les trois noyaux linéaire, polynomial et gaussien.

A partir des résultats obtenus pour la pluparts des sujets traités, une étude comparative était faite. Cette étude à montré que la méthode un contre tous avec son noyau linéaire est la plus convenable, pour cette application, montrant ainsi que les paramètres extraits à partir des signaux physiologique sont séparables.

Aussi, les taux de reconnaissance pour les différentes combinaisons des paramètres pertinents ont été calculés et comparés. Les résultats obtenus ont montré que la combinaison des six paramètres de picard, rapport max/min et la fonction de cohérence semble la plus pertinente pour la reconnaissance des émotions analysées.

L'évaluation par une combinaison des différents signaux physiologiques, s'est poursuivie. Les taux de reconnaissance on été évalués pour différentes combinaisons des signaux. Les résultats obtenus ont montré qu'en augmentant le nombre des signaux physiologiques fusionnés on obtient des taux de reconnaissance améliorés.

L'évaluation des techniques de reconnaissance était aussi faite à travers l'extraction des matrices de confusion des différentes émotions. A travers les résultats obtenus, on peut conclure que le fusionnement des tous les signaux physiologiques est possible et que ceci génère une reconnaissance à 100% de chaque émotion induite. Ces matrices montrent aussi l'efficacité du classifieur SVM choisi.

En conclusion de toutes ces évaluations, on peut noter que le taux de reconnaissance total et le taux de reconnaissance de chaque émotion, varient selon plusieurs critères :

1. Manière d'induction des émotions ;
2. Sélection des signaux physiologiques associés aux émotions induites ;

3. Choix des paramètres caractéristiques à extraire à partir des signaux physiologiques ;
4. Choix de la méthode SVM multiclasse et du noyau.

Rapport-Gratuit.com

Conclusion générale

Dans ce mémoire, une approche de reconnaissance des émotions a été proposée, étudiée et évaluée. Cette approche est fondée sur l'analyse et le traitement des signaux physiologiques en vue de la reconnaissance des six émotions, qui sont : joie, tristesse, amusement, neutralité, dégoût et peur.

Il est connu que le problème d'identification des émotions est très complexe, l'objectif de ce travail, était de trouver une méthodologie efficace pour y faire face. Cette méthodologie devrait être validée pour différents sujets quelque soit le sexe, âge, vécu émotionnel et la culture. Ainsi, la manière d'induction des six émotions à travers des images est le point de départ, compte tenu que les signaux ont été enregistrés suite à cette induction.

1. La première étape dans ce travail est la sélection des signaux physiologiques, qui varient en fonction des émotions (EMG, BVP, SKT, SKC, Fc, VR), et de faire l'acquisition. Cette acquisition était faite au laboratoire LASC, à l'université de Metz, en utilisant le matériel Procomp. Ces signaux ont été alors filtrés, à travers à travers un filtre RIF.

2. La deuxième étape était l'extraction des paramètres pertinents à partir de ces signaux physiologiques. Six paramètres connus par paramètres de picard, le rapport max/min, la fonction de cohérence et la distance euclidienne par rapport à l'émotion neutre, ont été extraits.

3. La troisième étape dans ce travail était fondée sur le choix d'un classifieur. Dans ce contexte, après une étude comparative théorique des trois méthodes KPP, MMC et SVM, la technique SVM a été choisie. Alors, on a choisi la technique SVM multiclasse grâce à ses avantages sur les KPP et les MMC.

La méthode ainsi implémentée, étant enlevé à travers, des taux de reconnaissance, en exploitant différentes combinaisons des signaux physiologiques et des paramètres pertinents. Les résultats obtenus ont montré que :

1. Parmi les deux méthodes SVM multiclasse, la méthode un contre tous est la plus adaptable à notre application.

2. En comparant les trois noyaux, de la méthode un contre tous, le noyau linéaire est le mieux convenable par rapport au polynomial et au gaussien. Ce qui conduit à dire que les informations extraits des signaux physiologiques sont presque séparable.

3. Le fusionnement des six paramètres de picard, R , mean_{coh} et σ_{coh} donne les meilleurs taux de reconnaissance.

4. Le fusionnement de tous les signaux physiologiques est faisable et très efficace pour la reconnaissance des émotions. Ce fusionnement est aussi utile pour reconnaître chaque émotion à part.

5. Il existe des petites différences entre les taux de reconnaissance des sujets, ce qui s'explique par l'effet du sexe, de l'âge, du vécu et de la culture.

Plusieurs perspectives sont proposées :

1. Reconnaissance des autres émotions telles que la surprise et le stress, compte tenu de leur importance dans le domaine psychologique.

2. La manière d'induction des émotions sera modifiée par des films pour mieux induire les émotions.

3. Concernant, la nature des signaux physiologiques, on souhaite ajouter les signaux EEG et ECG aux signaux déjà utilisés, car ils sont efficaces pour la reconnaissance émotionnelle.

4. Une étude comparative entre les différents classifieurs statistiques (SVM, KPP, MMC) sera faite.

5. On agrandira la base de données, au niveau des échantillons (images) pour chaque sujet et au niveau du nombre de sujets pour bien valider notre approche.

On espère bien développer notre interface pour que le système de reconnaissance des émotions soit automatique et par la suite aider le psychiatre à faire des psychothérapies en temps réel.

Le tableau 1 indique le sexe et l'âge des différents sujets participant dans notre expérience :

Sexe et âge sujets	sexe	âge
Sujet 1	féminin	25ans
Sujet 2	masculin	27ans
Sujet 3	masculin	28ans
Sujet 4	masculin	24ans
Sujet 5	masculin	28ans
Sujet 6	féminin	25ans
Sujet 7	masculin	26ans

Tableau 1

Les tableaux de 2 à 8 représentent respectivement les taux de reconnaissance pour la combinaison des 3 paramètres pertinents pour sujet 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 7

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	75%	66.67%	50%	58.33%	75%	25%
6 paramètres de picard, R, mean_{coh} , σ_{coh}	83.33%	75%	66.67%	83.33%	83.33%	58.33%
6 paramètres de picard, D, mean_{coh} , σ_{coh}	66.67%	66.67%	25%	75%	66.67%	25%

Tableau 2

Méthode des paramètres pertinents SVM	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	41.67%	50%	33.33%	66.67%	50%	33.33%
6 paramètres de picard, R, mean_{coh} , σ_{coh}	50%	41.67%	25%	75%	41.67%	25%
6 paramètres de picard, D, mean_{coh} , σ_{coh}	41.67%	50%	25%	66.67%	50%	33.33%

Tableau 3

Méthode des paramètres pertinents SVM	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	66.67%	58.33%	41.67%	66.67%	58.33%	25%
6 paramètres de picard, R, mean_{coh} , σ_{coh}	58.33%	50%	33.33%	91.67%	66.67%	25%
6 paramètres de picard, D, mean_{coh} , σ_{coh}	66.67%	66.67%	25%	66.67%	58.33%	25%

Tableau 4

Méthode des paramètres pertinents SVM	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	58.33%	50%	25%	66.67%	50%	25%
6 paramètres de picard, R, mean_{coh} , σ_{coh}	91.67%	75%	33.33%	100%	83.33%	41.67%

6 paramètres de picard, D, mean _{coh} , σ_{coh}	58.33%	50%	25%	66.67%	66.67%	25%
--	--------	-----	-----	---------------	--------	-----

Tableau 5

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	58.33%	50%	33.33%	66.66%	66.67%	33.33%
6 paramètres de picard, R, mean _{coh} , σ_{coh}	75%	66.67%	33.33%	83.33%	75%	33.33%
6 paramètres de picard, D, mean _{coh} , σ_{coh}	50%	50%	16.67%	66.67%	58.33%	16.67%

Tableau 6

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	50%	58.33%	16.67%	66.67%	50%	16.67%
6 paramètres de picard, R, mean _{coh} , σ_{coh}	75%	41.67%	25%	75%	66.67%	33.33%
6 paramètres de picard, D, mean _{coh} , σ_{coh}	50%	41.67%	16.67%	66.67%	66.67%	16.67%

Tableau 7

Méthode des SVM paramètres pertinents	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
6 paramètres de picard, R,D	75%	66.67%	33.33%	83.33%	75%	16.67%
6 paramètres de picard, R, mean _{coh} , σ_{coh}	83.33%	75%	16.67%	91.67%	83.33%	25%
6 paramètres de picard, D, mean _{coh} , σ_{coh}	75%	66.67%	16.67%	83.33%	75%	16.67%

Tableau 8

Les tableaux de 9 à 15 représentent respectivement les taux de reconnaissance pour la combinaison des 2, 3, 4 et 5 signaux physiologiques pour sujet 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 7.

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	58%	50%	33.33%	66.67%	50%	33.33%
BVP,VR	58.33%	58.33%	25%	50%	50%	33.33%
Fc,EMG	66.67%	50%	33.33%	58.33%	66.67%	33.33%
EMG,SKT	66.67%	50%	66.67%	58.33%	58.33%	41.33%
EMG,SKC	66.67%	66.67%	66.67%	66.66%	58%	50%
SKT,SKC	58.33%	41.67%	41.67%	58.33%	41.67%	41.67%
BVP,SKC,EMG	66.67%	66.67%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
BVP,SKC,SKT	33.33%	58.33%	41.67%	66.67%	58.33%	41.67%
Fc,EMG,SKC	58.33%	66.67%	50%	58.33%	50%	33.33%
EMG,VR,SKT	41%	66.67%	50%	58.33%	50%	25%
EMG,VR,SKC	66.67%	66.67%	41.67%	58.33%	66.67%	25%
EMG,SKC,SKT	58.33%	58.33%	66.67%	66.67%	50%	41.67%
BVP,Fc,EMG,SKT	58.33%	66.67%	25%	66.67%	58.33%	25%

BVP,Fc,EMG,SKC	66.67%	58.33%	25%	66.67%	66.67%	25%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	66.67%	66.67%	25%	75%	75%	25%

Tableau 9

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	58.33%	50%	33.33%	50%	41.67%	25%
BVP,VR	41.67%	41.67%	25%	41.67%	41.67%	33.33%
Fc,EMG	41.67%	41.67%	33.33%	50%	41.67%	33.33%
EMG,SKT	58.33%	66.67%	33.33%	58.33%	50%	33.33%
EMG,SKC	58.33%	58.33%	41.67%	58.33%	66.67%	41.67%
SKT,SKC	50%	50%	41.67%	58.33%	66.67%	41.67%
BVP,SKC,EMG	58.33%	50%	33.33%	50%	58.33%	25%
BVP,SKC,SKT	50%	58.33%	50%	66.67%	58.33%	66.67%
Fc,EMG,SKC	50%	50%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
EMG,VR,SKT	33.33%	66.67%	58.33%	66.67%	66.67%	58.33%
EMG,VR,SKC	58.33%	50%	25%	58.33%	41.67%	25%
EMG,SKC,SKT	58.33%	58.33%	41.67%	66.67%	66.67%	41.67%
BVP,Fc,EMG,SKT	50%	25%	33.33%	41.67%	25%	33.33%
BVP,Fc,EMG,SKC	58.33%	50%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	58.33%	58.33%	33.33%	66.67%	50%	33.33%

Tableau 10

Méthode des SVM Signaux Physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	41.67%	50%	16.67%	33.33%	41.67%	25%
BVP,VR	41.67%	41.67%	25%	41.67%	50%	33.33%
Fc,EMG	66.67%	50%	16.67%	58.33%	58.33%	16.67%
EMG,SKT	41.67%	41.67%	33.33%	50%	66.67%	33.33%

EMG,SKC	58.33%	41.67%	16.67%	41.67%	58.33%	25%
SKT,SKC	50%	50%	50%	50%	58%	33.33%
BVP,SKC,EMG	66.67%	66.67%	16.67%	66.67%	75%	16.67%
BVP,SKC,SKT	75%	66.67%	58.33%	66.67%	75%	41.67%
Fc,EMG,SKC	66.67%	58.33%	16.67%	58.33%	58.33%	16.67%
EMG,VR,SKT	75%	75%	16.67%	58.33%	58.33%	16.67%
EMG,VR,SKC	66.67%	66.67%	8.33%	66.67%	58.33%	8.33%
EMG,SKC,SKT	75%	66.67%	16.67%	75%	66.67%	25%
BVP,Fc,EMG,SKT	75%	66.67%	16.67%	75% %	66.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,SKC	66.67%	66.67%	16.67%	66.67%	66.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	50%	58.33%	16.67%	66.67%	58.33%	16.67%

Tableau 11

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	58.33%	58.33%	33.33%	58.33%	66.67%	33.33%
BVP,VR	58.33%	50%	25%	50%	58.33%	25%
Fc,EMG	58.33%	50%	33.33%	58.33%	66.67%	33.33%
EMG,SKT	50%	41.67%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
EMG,SKC	50%	50%	33.33%	50%	50%	41.67%
SKT,SKC	58.33%	58.33%	41.67%	50%	41.67%	41.67%
BVP,SKC,EMG	58.33%	58.33%	33.33%	66.67%	66.67%	41.67%
BVP,SKC,SKT	50%	50%	41.67%	66.67%	58.33%	50%
Fc,EMG,SKC	66.67%	66.67%	33.33%	66.67%	58.33%	41.67%
EMG,VR,SKT	58.33%	66.67%	41.67%	66.67%	41.67%	41.67%
EMG,VR,SKC	66.67%	50%	50%	66.67%	50%	41.67%
EMG,SKC,SKT	58.33%	58.33%	41.67%	58.33%	50%	33.33%
BVP,Fc,EMG,SKT	83.33%	75%	25%	83.33%	83.33%	25%
BVP,Fc,EMG,SKC	83.33%	83.33%	25%	83.33%	83.33%	25%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	66.67%	66.67%	25%	83.33%	75%	25%

Tableau 12

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	polynomial	gaussien	linéaire	polynomial	gaussien
BVP,EMG	50%	41.67%	25%	50%	33.33%	25%
BVP,VR	58.33%	50%	16.67%	58.33%	50%	16.67%
Fc,EMG	50%	58.33%	33.33%	41.67%	66.67%	33.33%
EMG,SKT	50%	50%	25%	50%	58.33%	25%
EMG,SKC	50%	58.33%	25%	41.67%	58.33%	25%
SKT,SKC	41.67%	41.67%	58.33%	50%	58.33%	50%
BVP,SKC,EMG	58.33%	41.67%	25%	50%	41.67%	25%
BVP,SKC,SKT	58.33%	50%	41.67%	58.33%	58.33%	33.33%
Fc,EMG,SKC	58.33%	58.33%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
Fc,VR,SKT	50%	41.67%	33.33%	58.33%	50%	33.33%
EMG,VR,SKT	50%	50%	25%	58.33%	41.67%	25%
EMG,VR,SKC	50%	58.33%	25%	50%	33.33%	25%
EMG,SKC,SKT	58.33%	58.33%	25%	58.33%	58.33%	25%
BVP,Fc,EMG,SKT	58.33%	58.33%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
BVP,Fc,EMG,SKC	50%	50%	33.33%	66.67%	41.67%	33.33%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	58.33%	50%	33.33%	66.67%	58.33%	33.33%

Tableau 13

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	50%	41.67%	50%	41.67%	33.33%	33.33%
BVP,VR	58.33%	50%	41.67%	50%	50%	33.33%
Fc,EMG	50%	33.33%	16.67%	50%	41.67%	16.67%
EMG,SKT	58.33%	50%	33.33%	58.33%	58.33%	33.33%
EMG,SKC	50%	58.33%	41.67%	50%	41.67%	33.33%

SKT,SKC	58.33%	50%	58.33%	58.33%	41.67%	50%
BVP,SKC,EMG	50%	58.33%	41.67%	58.33%	50%	33.33%
BVP,SKC,SKT	58.33%	66.67%	41.67%	66.67%	58.33%	33.33%
Fc,EMG,SKC	58.33%	58.33%	25%	50%	58.33%	16.67%
EMG,VR,SKT	66.67%	66.67%	33.33%	66.67%	66.67%	33.33%
EMG,VR,SKC	58.33	58.33%	41.67%	66.67%	58.33%	41.67%
EMG,SKC,SKT	58.33	50%	50%	66.67%	66.67%	33.33%
BVP,Fc,EMG,SKT	58.33%	33.33%	16.67%	66.67%	66.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,SKC	66.67%	58.33%	16.67%	75%	58.33%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	66.67%	58.33%	16.67%	75%	75%	16.67%

Tableau 14

Méthode des SVM Signaux physiologiques	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
BVP,EMG	58.33%	58.33%	25%	50%	58.33%	16.67%
BVP,VR	66.67%	58.33%	25%	58.33%	50%	33.33%
Fc,EMG	58.33%	58.33%	33.33%	66.67%	50%	16.67%
EMG,SKT	66.67%	66.67%	25%	58.33%	66.67%	33.33%
EMG,SKC	66.67%	58.33%	25%	66.67%	66.67%	33.33%
SKT,SKC	66.67%	58.33%	50%	66.67%	50%	41.67%
BVP,SKC,EMG	58.33%%	58.33%	25%	75%	66.67%	16.67%
BVP,SKC,SKT	66.67%	66.67%	50%	75%	66.67%	50%
Fc,EMG,SKC	75%	75%	16.67%	75%	66.67%	16.67%
EMG,VR,SKT	66.67	66.67%	16.67%	66.67%	66.67%	25%
EMG,VR,SKC	66.67%	75%	16.67%	75%	75%	25%
VR,SKT,SKC	75%	66.67%	41.67%	75%	66.67%	41.67%
BVP,Fc,EMG,SKT	66.67%	75%	16.67%	75%	66.67%	16.67%
BVP,Fc,EMG,SKC	75%	66.67%	16.67%	83.33%	83.33%	16.67%
BVP,Fc,EMG,VR,SKC	75%	75%	16.67%	83.33%	83.33%	16.67%

Tableau 15

Références Bibliographiques

[Asslin, 2005] J.P. Asselin, F.Z. Kettaf, "Bases théoriques pour l'apprentissage et la décision en reconnaissance des formes".Cedadues édition.2005

[Besson, 2007] J. Besson "Le travail organique en analyse psycho-organique". Colloque international de Sigulda, Lettonie. Association d'analyse psycho-organique. Juillet, 2007

[Bereksi, 2008] F. Bereski Reguig " Techniques d'explorations fonctionnelles " Module de magistère en electronique biomédicale . Faculté des sciences de ingénieur, université de Tlemcen. 2008

[Catanzaro, 2008] Catanzaro, Sundaram, Keutzer, "Fast Support Vector Machine Training and Classification on Graphics Processors", International Conference on Machine Learning, 2008

[Charbit, 2008] M. Charbit, G. Blanchet " Outils et Applications pour le Signal, l'Image et le Son " Rapport. Institut Telecom Paris Tech. Juillet, 2008

[Chihwei, 2002] Chihwei Hsu and Chih-Jen Lin, "A comparison of methods for multi-class support vector machines". IEEE Transactions on Neural Networks, 13 :415–425, 2002

[chikh, 2005] M.A. Chikh , " Analyse du signal ECG par les réseaux de neurones et la logique floue : application à la reconnaissance des battements ventriculaires prématurés. Thèse de doctorat d'état en électronique. Faculté des sciences de ingénieur, Université de Tlemcen. Soutenu en Juillet, 2005

[Chung, 2000] S.J. Chung "L'expression et la perception de l'émotion extraite de la parole spontanée : évidences du coréen et de l'anglais" Thèse de doctorat, Institut de Linguistique et Phonétique Générales et Appliquées, Université de la Sorbonne Nouvelle, France. Soutenu en Juin, 2000. P 40-43

[Cornuéjols, 2002] A. Cornuéjols, " Une nouvelle méthode d'apprentissage : Les séparateurs à vaste marge " Rapport, Université d'Orsay, France, 2002. P18-22.

[Diboune, 2007] R. Diboune " Utilisation des Machines à Vecteurs de Support (SVM) pour la reconnaissance des chiffres manuscrits ". Mémoire de Projet de Fin d'Etudes d'Ingénieur

d'Etat en Electronique. Faculté d'Electronique et Informatique, département Instrumentation et Automatique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene. 2007

[Durieu, 2007] C. Durieu " De le synthèse de voyelles à la séparation de voix quand le traitement du signal devient parlant " Rapport, Département D'électronique,D'electrotechnique et d'automatique, ENS de Cachan, France. 2007

[Gaillard, 2006] P. Gaillard, R. Lengellé " Analyse et traitement du signal " édition Ellipes. 2006. P 110 ; 257 ; 185.

[Guiose, 2003] M. Guiose " Fondements théoriques et techniques de la relaxation " Rapport, Faculté de médecine, université de Paris-VI, Novembre 2003. P 21-23.

[Lalanne, 2005] C. Lalanne " La cognition : l'approche des Neurosciences Cognitives". Rapport, Département d'informatique, université René Descartes, Paris,France. 2005. P 26-28

[Leroux, 2006] P. Leroux " Suite régulière d'impulsions radio fréquence en résonance magnétique : application à l'IRM ". Thèse de doctorat, spécialité physique, faculté des sciences d'Orsay, université Paris-sud XI, Novembre 2006

[Maaoui, 2008] C. Maaoui, A. Pruski "A comparative study of SVM kernel applied to emotion recognition from physiological signals", IEEE Transactions on Neural Networks. Laboratoire d'Automatique et des Systemes Cooperatifs, Universite de Metz. France, 2008. P 1-2.

[Mohamadally, 2006] H. Mohamadally, F. Boris, "SVM : Machines à Vecteurs de Support ou Séparateurs à Vastes Marges". Rapport, Janvier 2006.

[Navrez, 2008] M. A. Navrez " La cohérence psychophysiologique cardiaque ". Juin, 2008.
<http://coherence-cardiaque.blog.lemonde.fr/2008/06/25/la-coherence-phsychophysiologique-cardiaque>.

[Nadjim, 2004] M^{ed} Nadjim " Synthèse de filtres numériques en traitement du signal et des images ", édition Lavoisier, 2004. P 161-162 ; 176 ; 199.

[Ochs, 2007] M. Ochs "Modélisation, formalisation et mise en œuvre d'un agent rationnel dialoguant émotionnel empathique" Thèse de doctorat en informatique. Université de Paris, France. Soutenue en Décembre, 2007. P 17-21 ; 37.

- [Ouraiba, 2008] Ouraiba El Amine, " Personnalisation de contenu en e-learning: Recommandation automatique des objets d'apprentissage aux apprenants en utilisant SVM ". mémoire de magister en informatique de communication option systèmes d'information et de connaissance (SIC). Faculté des sciences de ingénieur, Université de Tlemcen. 2008.
- [physio, 2004] " Physiologie humaine " groupe médicale , 2 ème édition scherwood, 2004. P 124-126
- [Prado, 1991] J. Prado, G. Blanchet " Méthodes numériques pour le traitement du signal " édition Masson, 1991. P 140-141.
- [Prado, 2008] J. Prado " Filtres numériques " Rapport, l'école nationale supérieure des télécommunications, Paris. 2008. P 12-14
- [Procomp, 2003] Thought Technology " Guide de l'appareil ProComp Infiniti " Montréal, Canada. P 8 ; 23-24 ; 32-35
- [Rakotomamonjy, 2005] A. Rakotomamonjy " SVM and Kernel Methods Matlab " , 2005
- [Rivière, 2003] A. Rivière, B. Godet "L'affectiveComputing : rôle adaptatif des émotions dans l'interaction Homme – Machine" Rapport, Université Charles de Gaulle, Lille, France. 2003. P 9-12 ; 33-38.
- [Stemmler, 2001] Stemmler, G. Heldmann, M. Pauls, C.A. Scherer "Constraints for emotion specificity in fear and anger". Psychophysiology, 38 : P 275-291.
- [Takahashi, 2004] K. Takahashi " Remarks on emotion recognition from bio-potential signals", IEEE Transactions on Neural Networks Faculté des ingénieurs, université de Doshisha, Kyoto, Japan, 2004. P 188-189.
- [Vapnik, 1995] Corinna Cortes and V. Vapnik, " Support-Vector Networks, Machine Learning ", 20, 1995. <http://www.springerlink.com/content/k238jx04hm87j80g/>