



وزارة البحث العلمي والتعليم العالي

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET
DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة عبد الحميد بن باديس مستغانم

Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem

كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE



N° d'ordre : M...../GE/2021

MEMOIRE

Présenté pour obtenir le diplôme de

MASTER EN GENIE ELECTRIQUE

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Présenté par :

BELLAHSENE ABDELKRIM

BELMOKHTAR DJAMAL EDDINE

Reconnaissance des émotions à travers les signaux physiologiques

Soutenu le //2021 devant le jury composé de :

Président : MS	Abdellaoui Nasreddine	MAA	Université de MAB
Examineur:Me	Bendani Djazia	MAA	Université de MAB
Rapporteur :	Daoud Mohamed	MCA	Université de MAB
Co-encadreur	Bentoumi Mohamed	MCB	Université de MAB

Année Universitaire 2020/2021

Remerciements :

Nous remercions ALLAH pour la volonté, la force, la santé et la patience qu'il nous a donné afin de réaliser ce travail

Nous tenons tout d'abord à témoigner toute notre reconnaissance à Monsieur DAOUD MOHAMED et BENTOUMI MOHAMED, enseignants à l'Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem , pour leurs appui scientifique, leurs disponibilité et toutes les suggestions et conseils qu'ils nous ont apporté durant l'encadrement de ce travail.

*Je remercie l'ensemble des membres du jury qui nous ont fait l'honneur d'accepter de lire et de juger ce mémoire :
Mme BENDANI DJAZIA et Ms ABDELLAOUI NASREDDINE*

On remercie également nos parents de nous avoir toujours soutenus pendant toutes nos années d'études et pour nous avoir toujours encouragé à aller le plus loin possible.

.

TABLE DES MATIERES

1	ÉTAT DE L'ART SUR LA RECONNAISSANCE DES EMOTIONS.....	3
1.1	INTRODUCTION	3
1.2	NOTIONS SUR LES EMOTIONS	3
1.2.1	<i>Définition.....</i>	3
1.2.2	<i>Le modèles théoriques de l'émotion.....</i>	4
1.2.2.1	La théorie physiologique.....	4
1.2.2.2	La théorie Néo-Darwinienne.....	5
1.2.3	<i>Neurophysiologie des émotions : Le système limbique.....</i>	6
1.2.4	<i>Les types d'émotions</i>	6
1.2.4.1	Les émotions primaires :	6
1.2.4.2	Les émotions secondaires	7
1.2.5	<i>La représentation des émotions.....</i>	8
1.2.5.1	Approche catégorielle (discrète)	8
1.2.5.2	Approche dimensionnelle (ou continue).....	9
1.2.6	<i>Les composantes d'une émotion.....</i>	11
1.2.6.1	Les composantes physiologiques des émotions	11
1.2.6.2	Les composantes comportementales des émotions.....	11
1.3	CONCLUSION	11
2	ACQUISITION DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES	14
2.1	INTRODUCTION	14
2.2	LES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES POUR LA RECONNAISSANCE EMOTIONNELLE :	14
2.2.1	<i>L'activité cardiaque :</i>	15
2.2.1.1	La connexion des émotions au cœur :	15
2.2.2	<i>Mesures physiologiques :</i>	16
2.2.2.1	Le signal électrocardiogramme ECG :	16
2.2.2.1.1	A. Le capteur :	16
2.2.2.1.2	B. Le principe de mesure :	17
2.2.2.1.3	C. La forme, amplitude, contenu fréquentiel :	17
2.2.2.2	Le signal électrooculogramme (EOG)	17
2.2.2.2.1	A. Le capteur :	18
2.2.2.2.2	B. Le principe de mesure :	18
2.2.2.2.3	C. La forme, amplitude, contenu fréquentiel :	19
2.2.2.3	Le signal électromyogramme (EMG):	19
2.2.2.3.1	A. Le capteur :	19
2.2.2.3.2	B. Le principe de mesure :	20
2.2.2.3.3	C. La forme, amplitude et contenu fréquentiel :	21
2.2.3	<i>La forme de la base de donnée :</i>	21
2.2.3.1	L'induction d'émotion :	21
2.2.3.2	La base de données des signaux physiologique :	22

Table des matières

2.2.3.3	Organisation des répertoires pour les signaux physiologique ECG EOG EMG	22
2.3	CONCLUSION :	23
3	TRAITEMENT DES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES :	25
3.1	INTRODUCTION :	25
3.2	LES MODIFICATIONS PHYSIOLOGIQUES CONCOMITANT DES EMOTIONS :	25
3.3	FILTRAGE ET EXTRACTION DES PARAMETRES	26
3.3.1	<i>Le filtrage :</i>	26
3.3.1.1	Le filtre passe-bas	26
3.3.1.2	Le filtre passe-haut	26
3.3.1.3	Le filtre passe-bande	27
3.3.1.4	Le filtre coupe bande	27
3.3.1.5	Le filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII)	28
3.3.1.6	Le filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF)	28
3.3.1.7	Le filtre médian	29
3.3.2	<i>Les caractéristiques à extraire :</i>	30
3.3.3	<i>Le prétraitement</i>	31
3.3.4	<i>Exemple de traitement d'un signal ECG EMG EOG :</i>	32
3.3.4.1	Les paramètres extraite du signal ECG EMG EOG :	36
3.4	CONCLUSION :	38
4	LA CLASSIFICATION	39
4.1	INTRODUCTION	39
4.2	LA MACHINE A VECTEURS DE SUPPORT (SVM)	39
4.2.1	<i>L'étape d'apprentissage :</i>	41
4.2.2	<i>L'évaluation d'un classifieur :</i>	42
4.2.3	<i>La matrice de confusion :</i>	42
4.2.4	<i>La Méthodes de décomposition</i>	42
4.2.4.1	Approches "un contre tous"	42
4.2.4.2	Approches "un contre un"	43
4.2.4.3	Les types de noyaux	44
4.2.5	<i>Le performance d'un Classifieur</i>	44
4.2.6	<i>La précision</i>	44
4.3	APPLICATION DE LA TECHNIQUE SVM POUR LA RECONNAISSANCE DES EMOTIONS	45
4.3.1	<i>Introduction :</i>	45
4.3.2	<i>Le taux de reconnaissance des émotions</i>	45
4.4	TAUX DE RECONNAISSANCE POUR DIFFERENTES COMBINAISONS DES PARAMETRES PERTINENTS :	45
4.4.1	<i>La combinaison entre les paramètres :</i>	46
4.4.2	<i>Le combinaison entre les trois signaux (ECG,EMG,EOG) :</i>	49
4.4.3	<i>Interprétation des résultats obtenus :</i>	51
4.4.3.1	La méthode SVM multiclass :	51
4.4.3.2	Les noyaux de la méthode SVM multiclass :	51

Table des matières

4.4.3.3	Les paramètres pertinents :	52
4.4.3.4	Les signaux physiologiques :	52
4.5	CONCLUSION	52
5	CONCLUSION GENERALE	53
6	BIBLIOGRAPHIE.....	55

Table des figures

Chapitre 1 État de l'art sur la reconnaissance des émotions

Figure 1.1 montre une comparaison schématique des théories de James-Lang et Cannon- Bard...	5
Figure 1.2 – Représentation schématique des connexions principales du système limbique.....	6
FIGURE 1.3 – Modèle bidimensionnel de valence-activation: (a) étiquettes avec des Points, (b) étiquettes avec des zones.....	10

Chapitre 2 Acquisition des signaux physiologiques

Figure2.1. Emplacement du capteur électrocardiogramme (ECG).....	16
Figure 2.2 tracé et Forme, amplitude, contenu fréquentiel.....	17
Figure2.3. Emplacement du capteur électro oculogramme (EOG).....	18
Figure 2.5. Capteur du signal EMG.....	20
Figure 2.6. Emplacement du capteur du signal EMG.....	20
Figure 2.7. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du signal EMG.....	21

Chapitre 3 traitement des signaux physiologiques

Figure 3.1. Les différents types des filtres.....	28
Figure 3.2. filtre à réponse impulsionnelle infinie	28
Figure 3.3. Filtre a réponse impulsionnelle finie	29
Figure 3.4. Filtre Médian.....	30
Figure 3.5 traitement du signal ECG.....	33
Figure 3.6 traitement du signal EMG.....	33
Figure 3.7 traitement du signal EOG.....	34

Chapitre 4 La classification

Figure 4.1. Exemples de quatre types de problèmes de discrimination binaire où il s'agit de séparer les points bleus des croix rouges. La frontière de décision est représentée en noir.....	40
FIGURE 4.2 . Illustration du classifieur SVM.....	40
Figure 4.3. Illustration de la recherche de l'hyperplan optimal.....	41

Liste des tableaux

Chapitre 1 État de l'art sur la reconnaissance des émotions

Table 1.1 – Les 6 émotions de base.....	08
Table 1.2 – Liste des émotions basiques selon différents auteurs.....	09
Table 1.3 – Quelques axes choisis par différents auteurs.....	10

Chapitre 2 Acquisition des signaux physiologiques

Table 2.1 – base de données des 30 sujets et de leurs émotions.....	22
--	----

Chapitre 3 traitement des signaux physiologiques

Table 3.1 . Les paramètres des signaux utilisés.....	32
Table 3.2. Paramètres de chaque émotion du signal ECG.....	35
Table 3.3. paramètres de chaque émotion du signal EMG.....	35
Table 3.4. paramètres de chaque émotion du signal EOG.....	36
Table3.5 .Tableau représentant chaque émotion du nombres de fichiers qu'elle contient et de son Label.....	36

Chapitre 4 la classification

Table4.1.1 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	46
Table4.1.2 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents	47

Liste des tableaux

Table4.2 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	47
Table4.3 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	48
Table4.4 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	48
Table4.5 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.. ..	49
Table4.6 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.. ..	50
Table4.7 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	51
Table4.8 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	52
Table4.9 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	53
Table4.10 .Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinents.....	54

Résumé :

La reconnaissance des émotions peut s'avérer très utile dans le développement de la Communication homme-homme et la communication homme-machine. Puisqu'elle permet à L'ordinateur de reconnaître les émotions de l'utilisateur et puis dialoguer intelligemment avec ce dernier.

Dans ce travail, une approche de reconnaissance des émotions basée sur les signaux Physiologiques est proposée. Six émotions de base : joie, tristesse, peur, dégoût, colère et choqe sont analysées à travers différents signaux physiologiques. Ces émotions sont Induites en présentant aux sujets des clips vidéos comportant différentes scènes.

De même, les signaux physiologiques : le signal électromyogramme EMG, le signal électrocardiogramme ECG et l'électrooculogramme EOG ; sont utilisés, lesquels pour extraire un ensemble de paramètres caractéristiques sont extraits ,qui seront utilisés pour permettre une classification des émotions..

La technique SVM (séparateur à vaste marge), est utilisée pour la classification de ces paramètres.

Les résultats expérimentaux montrent que la méthodologie proposée permet Globalement un taux de reconnaissance de 48% en moyenne pour les différents états émotionnels analysés.

Mots clés : ECG, EOG, EMG, reconnaissance d'émotion , extraction des paramètres, classifieur SVM.

Abstract :

Recognizing emotions can be very helpful in the development of Human-to-human communication and human-to-machine communication. Because it allows the computer to recognize the user's emotions and then interact with them intelligently.

In this work, an emotion recognition approach based on physiological signals is proposed. Six basic emotions: happiness, sadness, fear, disgust, anger and shock are analyzed through different physiological signals. These emotions are induced by showing subjects video clips with different scenes.

Physiological signals: the electromyogram EMG signal, the electrocardiogram ECG signal and the electrooculogram EOG; are used, which to extract a set of characteristic parameters are extracted, which will be used to allow classification of emotions.

The SVM technique (wide margin separator), is used for the classification of these parameters.

The experimental results show that the proposed methodology allows

Overall a recognition rate of 48% on average for the different emotional states analyzed.

Keywords: ECG, EOG, EMG, emotion recognition, parameter extraction, SVM classifier.

ملخص:

إن مجال التعرف على العواطف يمكن أن يكون مفيدا جدا في تطوير العلاقات الإنسانية وعلاقة الانسان بالآلة إذ أنه يتيح للكمبيوتر فرصة التعرف على عواطف الانسان والتفاعل معه בזكاء في هذه المذكرة اقترحنا طريقة للتعرف على العواطف اعتمادا على تحليل ومعالجة الإشارات الفيزيولوجية

العواطف الست: الفرح، الخوف، الحزن، الاشمئزاز، الاندهاش والغضب دُرست وحُلَّت عن طريق الإشارات الفيزيولوجية هذه العواطف تم تحريضها عن طريق عرض مجموعة من مقاطع فيديو كليب على أشخاص

أيضا ثلاث إشارات فيزيولوجية: نشاط العضلات، نبض القلب ونشاط عضلة العين، اختيرت لاستخراج أهم المؤشرات التعريفية التي استخدمت لتصنيف العواطف في هذا العمل، لقد تم هذا التصنيف عن طريق تقنية ال س.ف.م

Introduction générale :

Les émotions sont des éléments essentiels de notre existence. Elles colorent nos réactions à l'environnement et influencent nos perceptions. Leur caractère exagéré ou leur disparition est signe de pathologie. Malgré cette importance des émotions, nous comprenons encore très mal ce qu'elles sont et comment elles sont produites. Nous savons qu'il s'agit de processus mentaux complexes comprenant plusieurs composantes, une expérience subjective, le sentiment de peine pour la tristesse par exemple, une expression communicative et des modifications physiologiques.

L'état émotionnel des humains peut être obtenu à partir d'un large éventail d'indices comportementaux et des signaux qui sont disponibles par le biais d'une expression ou d'une présentation visuelle, auditive et physiologique de l'émotion. L'état émotionnel à travers la représentation physiologique est estimé par la modulation de l'activité du système nerveux autonome (SNA). L'estimation peut être très fiable.

Dans ce travail nous proposons une reconnaissance des émotions basés sur les signaux physiologiques, tout d'abord on doit faire l'acquisition des signaux physiologiques afin de les traiter et extraire les différents paramètres dont nous avons besoin pour faire la reconnaissance des émotions primaires (la joie, la colère, la tristesse, le dégoût, la peur, et le choc) en utilisant la classification (Machine Learning).

Au niveau de notre laboratoire nous nous sommes basés sur la simulation en utilisant l'outil MATLAB en exploitant une base de données déjà acquise par l'équipe du projet DECAF.

La description de notre travail est comme suit :

le premier chapitre représente des notions de base sur les émotions dans le chapitre suivant, on explique la méthode d'acquisition des signaux physiologiques. Nous décrivons tout d'abord les différents signaux physiologiques utilisés pour la prédiction des émotions. Dans le troisième chapitre on entamera le traitement des signaux physiologiques et un ensemble de paramètres statistiques des informations caractéristiques seront extraits qui permettent la classification des différents états émotionnels. Enfin, le dernier chapitre montre les résultats obtenus par la classification des émotions étudiées.

Chapitre 1 : État de l'art sur la reconnaissance des émotions

1 État de l'art sur la reconnaissance des émotions

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques notions concernant les émotions telles que leurs définitions, leurs différentes théories, et leurs composantes. En se basant sur ces dernières, nous présentons un état de l'art sur l'analyse des signaux physiologiques [1]

1.2 Notions sur les émotions

1.2.1 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 [2].

En se basant sur les différentes définitions données par les divers courants de pensées, Une définition opératoire globale est extraite :

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 [2].

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 .

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 Emotionnellement compétents provenant de l'environnement ou du milieu interne de

L'organisme, qui entraîneraient en retour une activation du système somato sensoriel, ce qui S'expliquerait par les effet « périphériques », ou physiques [2]

1.2.2 Le modèles théoriques de l'émotion

Selon Scherer, « les émotions sont les interfaces de l'organisme avec le monde extérieur» et le processus émotionnel se décompose en trois principaux aspects [2]:

1. L'évaluation de la signification des stimuli par l'organisme (aspect cognitif) ;
2. La préparation aux niveaux physiologique et psychologique d'actions adaptées (aspect Physiologique) ;
3. La communication par l'organisme des états et des intentions de l'individu a son environnement social (aspect expressif).

Ces trois aspects, cognitif, physiologique et expressif sont généralement acceptés comme constituants du phénomène émotionnel.

1.2.2.1 La théorie physiologique

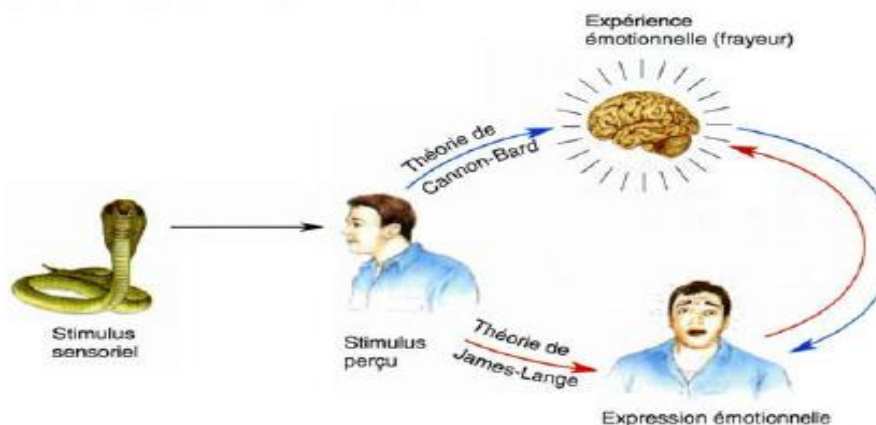
Les premières théories sur les émotions, apparues en 1884, prédisent que l'activation Physiologique joue un rôle majeur dans le déclenchement des émotions. Deux principaux Auteurs, James [psychologue et philosophe puis médecin et physiologiste] et Lang, ont Développé ce concept. Selon eux, des changements périphériques se mettent en place suite à l'aperception d'un stimulus, et c'est la perception de ces changements qui constitue l'émotion[3].

De plus, des changements physiologiques périphériques différents entraînent des Emotions 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 → Emotion.

C'est pour cette raison qu'on s'intéresse aux changements physiologiques pour Développer un modèle de reconnaissance émotionnelle [3].

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 Emotionnelle, et non les causes. Ces travaux montrent que des émotions différentes peuvent induire des réactions physiologiques similaires de Cannon-Bard (sens des aiguilles d'une montre), la frayeur résulte de la perception du stimulus ,et ensuite seulement il y a une réaction comportementale.



La figure 1.1 montre une comparaison schématique des théories de James-Lang et Cannon-Bard[1]

1.2.2.2 La théorie Néo-Darwinienne

La perspective évolutionniste tire son origine des travaux de Darwin. Elle étudie essentiellement la fonction communicative des émotions en donnant la prédominance aux expressions faciales.

Charles Darwin, en 1872, fut l'un des premiers à s'intéresser aux phénomènes émotionnels en publiant, dans le prolongement de son analyse évolutionniste de l'univers vivant, un ouvrage intitulé : l'expression des émotions chez l'homme et l'animal [1].

Pour Darwin, les expressions émotionnelles de l'adulte humain sont le reflet de la continuité de systèmes comportementaux complexes dérivés des autres espèces animales. Darwin a eu recours à trois principes de base afin d'explicitier sa démarche :

1. Les habitudes associées : les expressions émotionnelles sont à l'origine des actes utilitaires qui rempliraient une fonction adaptative par rapport à l'environnement ;
2. L'antithèse : les états émotionnels sont souvent caractérisés par des manifestations motrices antagonistes ;
3. L'action directe sur le cerveau : effet de débordement et de dérivation de la force nerveuse engendrée par la stimulation.

Les théories neo-darwiniennes se sont essentiellement focalisées sur la détermination des émotions de base en étudiant les expressions faciales émotionnelles. Les diverses catégorisations des émotions de base proposées dans la littérature indiquent qu'il existe d'importantes divergences entre les auteurs. Ces diverses conceptions théoriques ont en commun de mettre l'accent sur la relation entre une configuration expressive faciale et une émotion spécifique. Les expressions faciales permettent aussi de communiquer à autrui son état émotionnel interne[1].

1.2.3 Neurophysiologie des émotions : Le système limbique

De nombreuses structures du cerveau participent à la physiologie des émotions, nous nous concentrons sur le système limbique et des structures voisines. La figure 1.2 montre une conception du système limbique comprenant un réseau de structures interconnectées qui contrôlent l'expression émotionnelle. Les principales structures comprennent le cortex cingulaire, l'hippocampe, l'amygdale et ses connexions étendues avec l'hypothalamus et le cortex, les corps mammillaires de l'hypothalamus et le cortex préfrontal.

L'hypothalamus est le lieu où sont générés les comportements et le système limbique crée les émotions. Les régions préfrontales et sensorielles établissent des contacts avec le cortex cingulaire, l'hippocampe et l'amygdale. Les deux dernières structures établissent des connexions avec l'hypothalamus, qui à son tour, par le thalamus, établit des connexions avec le cortex cingulaire[1].

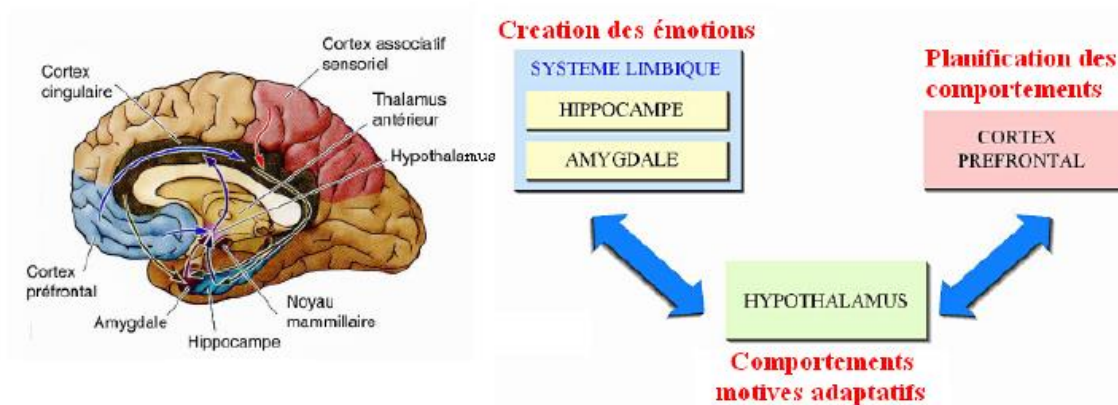


Figure 1.2 – Représentation schématique des connexions principales du système limbique [1]

1.2.4 Les types d'émotions

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

1.2.4.1 Les 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.

Ces réactions innées constituent les émotions primaires, sont considérées comme universelles, non strictement humaines et ne nécessitant pas d'évaluation cognitive du contexte [3] [4]

Les sept émotions de base définies par les psychologues et qui sont communes, sont : Colère, dégoût, joie, peur, surprise, et tristesse .

Cependant, les émotions primaires sont identifiées par sept propriétés :

- 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 présente 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 utilisé 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[4].

1.2.4.2 Les 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) .

Ces dernières sont élaborées dans le cortex préfrontal, qui répond sur la base D'apprentissages .Les réponses du cortex préfrontal sont ensuite transmises en retour au système limbique. Ces émotions sont des mélanges des émotions de base : 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 [3] [5]

Emotion	Déclencheurs et circonstances d'apparition	Comportement
Joie	Désire Réussite Bien-être Accomplissement	Approche
Tristesse	Perte Deuil	Repli sur soi
Colère	Obstacle Injustice Dommage Atteindre a son intégrité physique ou psychique Limites de la personne	Attaque

	Atteinte au système de valeurs	
Peur	Menace Danger Inconnu	Fuite Sidération Évitement Parfois attaque
Dégout	Substance ou personne nuisible Aversion physique ou psychique Contre quelqu'un Rejet	
Surprise	Danger immédiat Inconnu Imprévu	Retrait Sursaut

Table 1.1 – Les 6 émotions de base

1.2.5 La représentation des émotions

La reconnaissance automatique des émotions soulève de nombreuses problématiques. D'abord au niveau de leurs représentations : il s'agit de proposer un formalisme qui soit en accord avec les résultats psychologiques existants, tout en permettant une manipulation simple. Ensuite, pour un événement donné, il faut pouvoir déterminer le potentiel émotionnel qui lui est associé. Dans ce contexte, Scherer propose une description des différents modèles de représentation de l'émotion. Nous décrivons ici les trois types de représentations d'émotions, soit (i) par des catégories discrètes représentées par une étiquette verbale (par exemple "Colère"), soit (ii) par une position, ou un ensemble de positions, dans un espace défini par des dimensions continues, et soit (iii) par des modèles de représentation basés composantes. Nous allons donc présenter chacune de ces trois approches en détail, et pour chacune d'entre-elles, mettre en lumière les différentes utilisations qui en ont été proposées [2].

1.2.5.1 Approche catégorielle (discrète)

Les approches discrètes représentent un groupe d'émotions comme un ensemble discret dans lequel chaque type d'émotion est désigné par une étiquette spécifique. Cette étiquette est considérée comme une caractéristique épisodique et universelle de l'émotion. Le caractère universel des émotions entraîne la définition d'un nombre fini et restreint d'émotions (émotions primaires) qui peuvent être observées chez tout individu. Le nombre et l'identité des catégories proposées ne sont généralement pas définis de la même

Manière.

Suivant plusieurs psychologues, une émotion est considérée comme basique, dans le cas où elle est "primaire", et peut être utilisée pour construire, en combinaison avec d'autres émotions de base, un grand nombre d'émotions secondaires. Le mot "primaire" signifie qu'une émotion de base ne peut pas être décomposée en une combinaison d'autres émotions. L'un des avantages principaux de cette définition est qu'elle permet de construire toute émotion comme une combinaison d'émotions de base.

Comme nous l'avons vu, Ekman a divisé les émotions en deux classes : (1) les émotions primaires (joie, tristesse, colère, peur, dégoût, et surprise) qui sont des réponses naturelles à des stimuli donnés et assurent la survie de l'espèce, et (2) les émotions secondaires : celles qu'éprouve un individu en évoquant une image mentale créée qui entre en corrélation avec le souvenir d'une émotion primaire. Le Tableau 1.2 présente plusieurs catégories d'émotions de base

Auteur	Emotion basiques
Ekman et al .	Colère, dégoût, peur, joie, tristesse, surprise
Lzard	Colère, mépris, dégoût, détresse, peur, culpabilité, intérêt, joie, honte, surprise
Plutchik	Acceptation, colère, anticipation, dégoût, peur, joie, tristesse, surprise
Tomkins	Colère, intérêt, mépris, dégoût, surprise, détresse, peur, joie, honte

Table 1.2 – Liste des émotions basiques selon différents auteurs

Les modèles discrets comportent cependant plusieurs avantages. L'avantage principal étant qu'une fois les émotions à traiter clairement identifiées, elles deviennent simple à manipuler. Le deuxième avantage de ces modèles est qu'ils se prêtent particulièrement bien à la reconnaissance automatique. Ils sont donc largement utilisés dans le domaine de l'informatique émotionnelle .

Malgré ces avantages, la représentation des émotions par étiquettes comportent des défauts. En effet, les étiquettes sont discrètes et ne peuvent représenter pleinement certains aspects émotionnels . Par exemple, une émotion peut être vue comme un processus dynamique plutôt que comme un état statique. C'est pourquoi plusieurs travaux se sont concentrés sur la recherche d'espaces continus pour mieux représenter les émotions.

1.2.5.2 Approche dimensionnelle (ou continue)

L'approche dimensionnelle est une approche théorique très populaire en psychologie. Les émotions sont représentées par une position, ou un ensemble de positions définies par des dimensions continues. Les dimensions obtenues les plus utilisées sont bidimensionnelles (plan) ou tridimensionnelles (volume). Parmi le modèle bidimensionnel, le plus connu est celui de Russell . Il représente l'émotion par deux dimensions : La Valence (V) et l'Activation (A) (valence-arousal space). La Valence décrit les caractères d'émotion positifs comme la joie et les caractères d'émotions négatifs comme la colère. L'Activation correspond au degré de l'expression corporelle ou gestuelle qui se traduit par des réactions physiologiques (transpiration, accélération du rythme cardiaque, etc.).

Les émotions sont donc distribuées dans cet espace bidimensionnel dans lequel on peut distinguer quatre quadrants : les émotions à valence négative et faible activation (par exemple la tristesse et l'ennui), les émotions à valence négative et forte activation (par exemple la colère et la peur), les émotions à valence positive et faible activation (par exemple la relaxation et le contentement) et les émotions à valence positive et forte activation (par exemple l'excitation et la joie) [3].

Auteur	Axe choisi
Russel [183]	Arousal/Valence
Cowie et al.[54]	Activation/Evaluation

Table 1.3 – Quelques axes choisis par différents auteurs

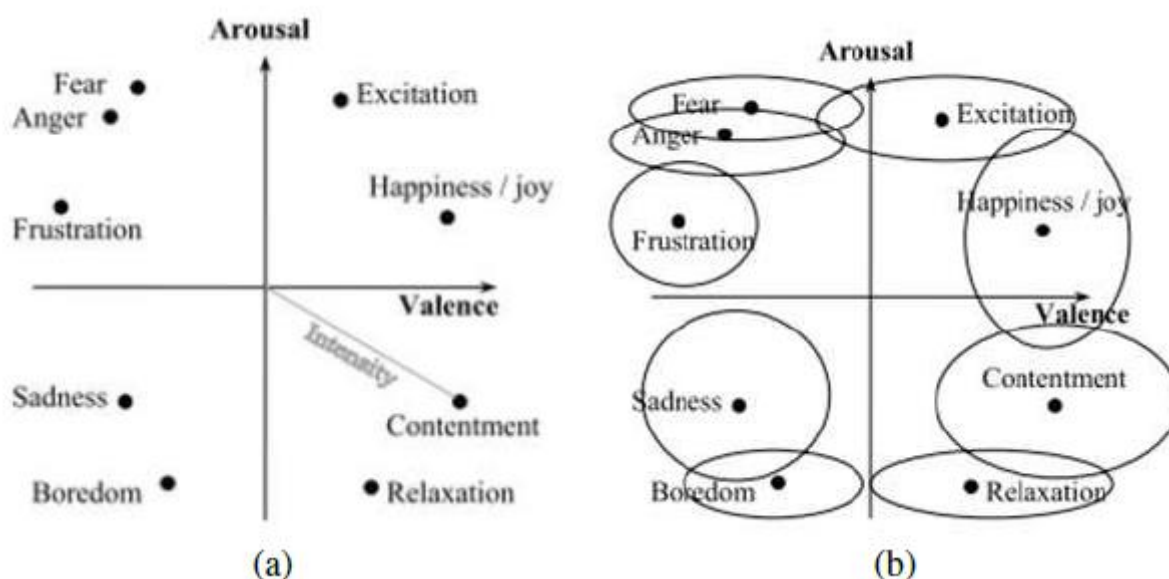


FIGURE 1.3 – Modèle bidimensionnel de valence-activation: (a) étiquettes avec des Points, (b) étiquettes avec des zones. [1]

Le modèle bidimensionnel de valence-activation présente plusieurs avantages. Tout d'abord, il est possible de représenter les émotions sans l'utilisation d'étiquettes, mais à l'aide d'un système de coordonnées incluant une signification émotionnelle.

En conséquence, toute émotion peut être représentée par un point dans cet espace bidimensionnel.

1.2.6 Les 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 [1].

1.2.6.1 Les composantes physiologiques des émotions

Le comportement et l'état de l'organisme sont affectés par des réactions physiologiques périphériques qui accompagnent toute émotion. En effet, l'activité neurophysiologique établit une fonction adaptative attribuée à l'émotion. Il s'agit d'une activité sympathique qui permet à l'individu de réagir rapidement aux stimuli externes. Le système nerveux autonome (SNA) subit des modifications associées aux états émotionnels en commandant à nos viscères indépendamment de notre volonté.

Les centres d'hypothalamus qui sont une région du système nerveux sympathique commandent l'activation végétative. La mesure de cette dernière peut se révéler très précieuse dans l'étude de l'expression des émotions et des circuits cérébraux mis en jeu. 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[3].

La plupart des émotions chez tous les sujets sont caractérisées par des manifestations neuro végétatives incontestables. Mais s'il est prouvé qu'une même personne va réagir le plus souvent à un même processus, il est également sûr que deux individus, qui éprouvent une émotion semblable, ne réagissent pas physiologiquement de la même façon.

1.2.6.2 Les composantes comportementales des émotions

L'émotion peut être révélée par un ensemble de traits comportementaux par lesquels elle se révèle, tel que l'intonation de la voix, les pleurs, le sourire ou les mimiques faciales. La fonction principale de l'expression émotionnelle est de générer un langage détectable par les autres individus.

Par la suite, nous détaillons deux composantes comportementales : les expressions faciales et la prosodie[1].

1.3 Conclusion

Aujourd'hui, il est possible de détecter et de mesurer les différentes manifestations qui déterminent la nature de l'émotion. Cette détection est imparfaite, du fait d'une part, de la complexité des signaux et d'autre part, la variabilité entre les individus, il n'existe aucun modèle complet qui détermine les émotions. Cependant, plusieurs études se sont intéressées au recueil de données afin d'améliorer ce modèle. En général, les modules de reconnaissance existants prennent en considération toutes les données nécessaires soit complètes ou incomplètes pour but de reconnaître au mieux l'état émotionnel du sujet. Pour cela nous allons survoler les travaux sur la reconnaissance des émotions à partir des signaux physiologiques

Chapitre 2 : Acquisition des signaux physiologiques

2 Acquisition des signaux physiologiques

2.1 Introduction

Comme nous l'avons vu, la plupart des travaux liés à l'informatique émotionnelle ont été réalisés dans l'objectif d'identifier les émotions via différentes modalités comme la parole ou les expressions faciales. Cependant, il est assez facile de contenir ou cacher ses expressions faciales ou de modifier un ton de voix. En outre, ces canaux ne sont pas disponibles en permanence, car les utilisateurs ne sont pas toujours face à la caméra ou en train de parler. L'utilisation de signaux physiologiques permet de résoudre ces types de problèmes. En effet, un grand nombre d'études ont été réalisées dans le but de définir les relations entre les émotions et les signaux physiologiques. Celles-ci ont permis de mettre en évidence une corrélation significative entre ce type de signaux et certains états émotionnels.

Ce chapitre constitue un état de l'art concernant l'acquisition et le traitement des signaux physiologiques dans le contexte de la reconnaissance d'états émotionnels et comportementaux.

Après une analyse de l'activité physiologique et de l'activation émotionnelle, nous passons en revue les méthodes et outils d'acquisition et de traitements des signaux physiologiques, et en particulier les méthodes de classification. Enfin, nous présentons les critères d'évaluation et les techniques d'induction d'émotions (images, vidéos) [2].

2.2 Les 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 électromyographique (EMG)
- 2- l'activité électrocardiogramme (ECG)
- 3- l'activité électrooculogramme (EOG)

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 3 indices sont particulièrement utilisés.

2.2.1 L'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. 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[6].

2.2.1.1 La 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 enjeu 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.

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 objectivée 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[6].

2.2.2 Mesures physiologiques :

2.2.2.1 Le signal électrocardiogramme ECG :

Un électrocardiogramme (ECG) correspond à l'enregistrement de l'activité électrique du cœur, nécessaire à ses contractions.

La fréquence cardiaque est une mesure physiologique intéressante dans notre Contexte, car elle fournit des informations cruciales sur l'évolution de l'état émotionnel De l'utilisateur, elle est généralement associée à l'activation du système nerveux autonome (SNA) lui-même lié au traitement des émotions.

Dans ce cas, trois bandes de fréquences sont généralement considérées :

- **La haute fréquence (HF)** : bande de fréquences comprises entre 0.15Hz et 1Hz ;
- **La basse fréquence (LF)** : fréquences allant de 0,05 Hz à 0.15Hz ;
- **La très basse fréquence (VLF)** : fréquences allant de 0.0033Hz à 0.05Hz.

2.2.2.1.1 A. Le capteur :

Un électrocardiogramme (ECG) désigne l'examen permettant l'enregistrement de l'activité électrique du cœur. La stimulation électrique d'une cellule musculaire cardiaque entraîne l'apparition d'une activité électrique et mécanique qu'il est possible d'enregistrer. L'ECG consiste à étudier plus précisément l'activité électrique des oreillettes et des ventricules, grâce à des électrodes posées sur la poitrine du patient, ses poignets et ses chevilles

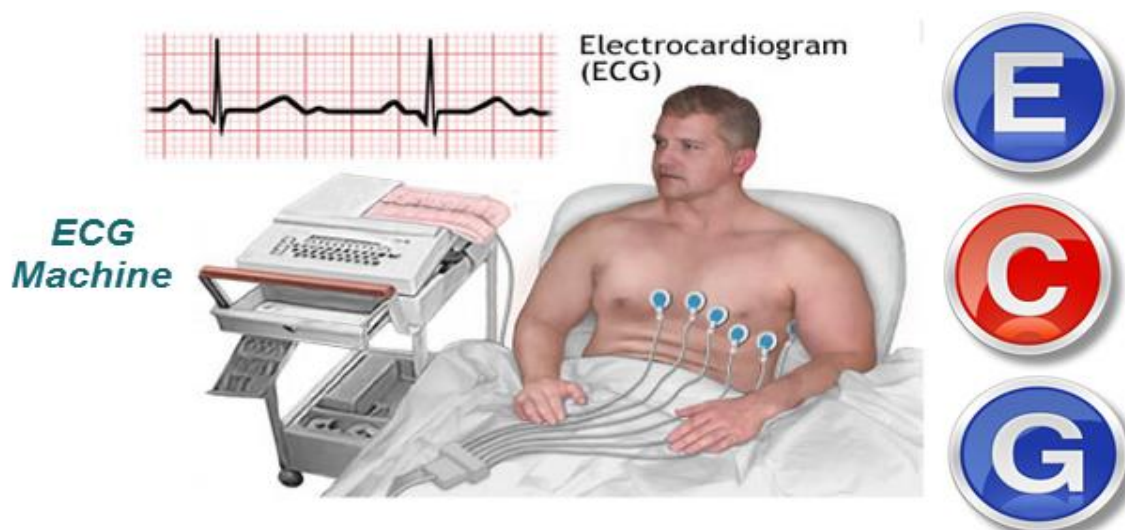


Figure2.1. Emplacement du capteur électrocardiogramme (ECG) [34]

2.2.2.1.2 B. Le principe de mesure :

Pour cela, on dispose des électrodes au niveau des chevilles, des poignets et sur la poitrine des patients. L'examen est effectué dans un service de cardiologie

2.2.2.1.3 C. La forme, amplitude, contenu fréquentiel :

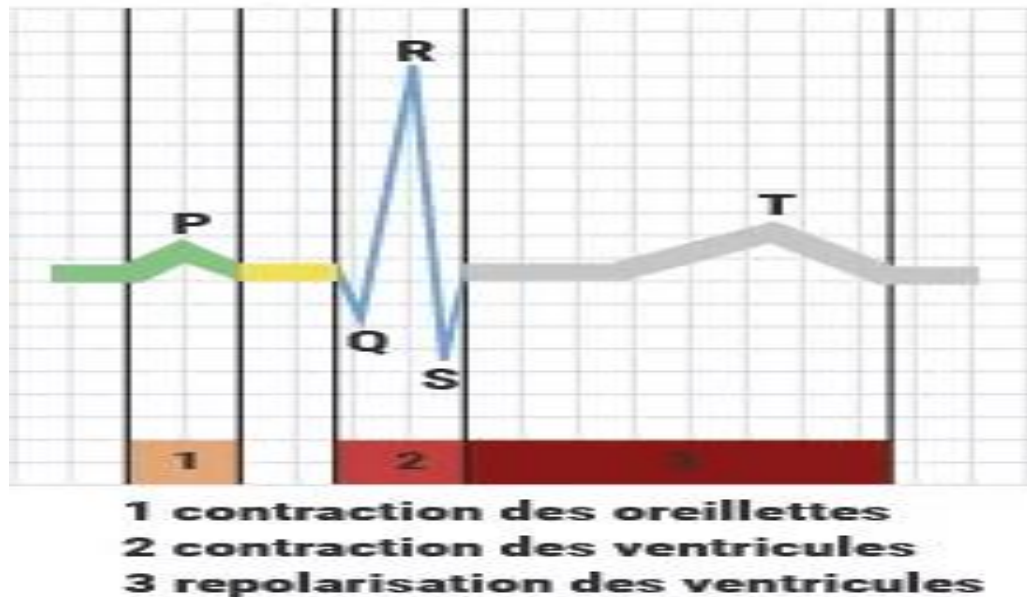


Figure 2.2 tracé et Forme, amplitude, contenu fréquentiel[6]

2.2.2.2 Le signal électrooculogramme (EOG)

Elle consiste à enregistrer l'amplitude moyenne du potentiel au repos entre la cornée et la rétine lors de l'adaptation à l'obscurité légère quand les yeux tournent à une distance standard vers la droite ou la gauche. C'est une différence de potentiel stable entre l'avant (positif) et l'arrière (négatif) de l'œil. Le signal obtenu est appelé l'électrooculogramme.

Pour mesurer le mouvement des yeux, des paires d'électrodes sont généralement placées au-dessus et en dessous de l'œil ou à gauche et à droite de l'œil. Si l'œil se déplace de la position centrale vers l'une des deux électrodes, cette électrode détecte un potentiel plus élevé du fait du rapprochement de la rétine alors que l'électrode opposée voit un potentiel en baisse. Par conséquent, une différence de potentiel se produit entre les électrodes. En supposant que le potentiel de repos est constant, le potentiel enregistré est une mesure de la position de l'œil[7] [8].

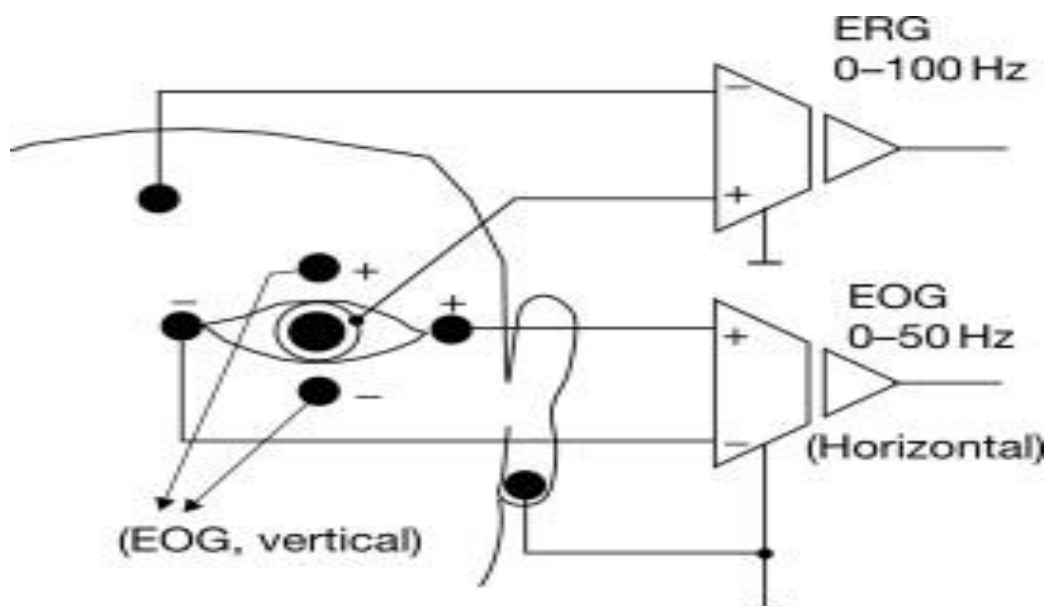


Figure2.3. Emplacement du capteur électro oculogramme (EOG) [35]

2.2.2.2.1 A. Le capteur :

Elle consiste à enregistrer l'amplitude moyenne du potentiel au repos entre la cornée et la rétine lors de l'adaptation à l'obscurité légère quand les yeux tournent à une distance standard vers la droite ou la gauche. C'est une différence de potentiel stable entre l'avant (positif) et l'arrière (négatif) de l'œil. Le signal obtenu est appelé l'électrooculogramme.

2.2.2.2.2 B. Le principe de mesure :

Des électrodes sont placées sur la tête, à côté de l'œil à examiner et sur le front ou près d'une oreille. L'appareil détecte le potentiel électrique (une tension, en fractions de volt) entre la rétine et la cornée. La mesure indique l'activité électrique de la rétine au repos, qui existe en l'absence de tout stimulus visuel. L'œil, en effet, se comporte comme un dipôle électrique dont le pôle positif serait devant (côté externe) le pôle négatif serait à l'arrière [7] [8].

2.2.2.2.3 C. La forme, amplitude, contenu fréquentiel :

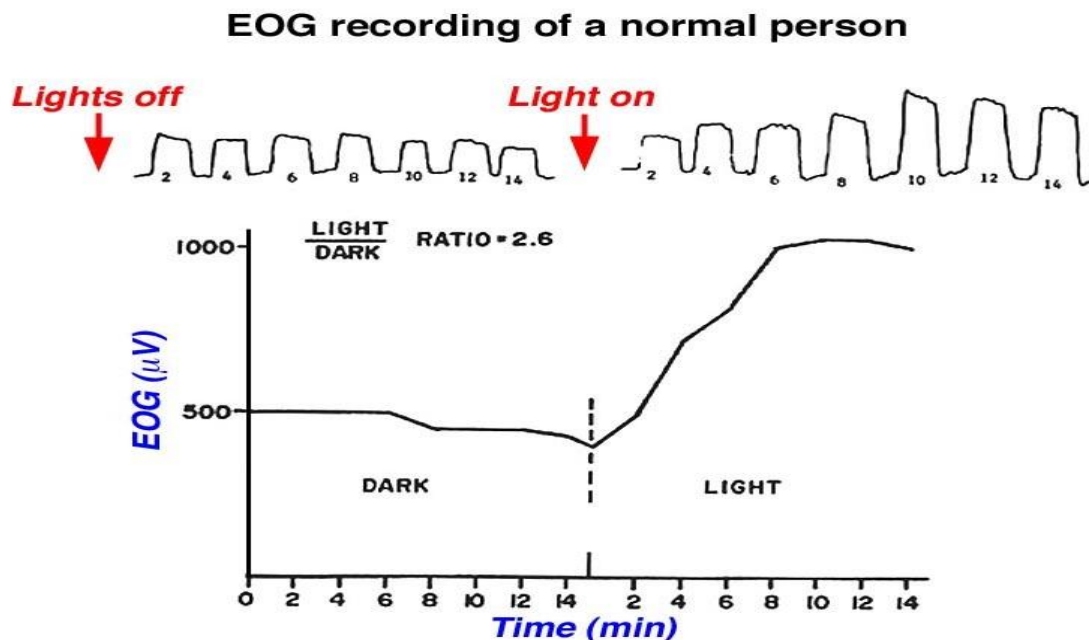


Fig. 48. Normal EOG recording.

Figure 2.4 tracé et Forme, amplitude, contenu fréquentiel [36]

2.2.2.3 Le signal électromyogramme (EMG):

Est une exploration fonctionnelle, qui permet d'évaluer le fonctionnement des nerfs et des muscles. Il consiste à appliquer un faible courant électrique au niveau des fibres nerveuses, sensibles ou motrices, du système nerveux périphérique. Ce très faible courant (quelques millièmes d'Ampère) appliqué un temps très court (d'un millième à un dixième de seconde) provoque un influx nerveux artificiel et donc la transmission d'un message le long de la fibre nerveuse.

2.2.2.3.1 A. Le capteur :

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



Figure 2.5. Capteur du signal EMG [37]

2.2.2.3.2 B . Le principe de mesure :

Les électrodes positive et négative devraient être placées parallèles aux fibres musculaires, sur la partie charnue du muscle. Voir Figure 10 l'électrode de masse doit être placée sur une partie neutre, comme une protubérance, préférentiellement à une distance égale des deux autres électrodes.

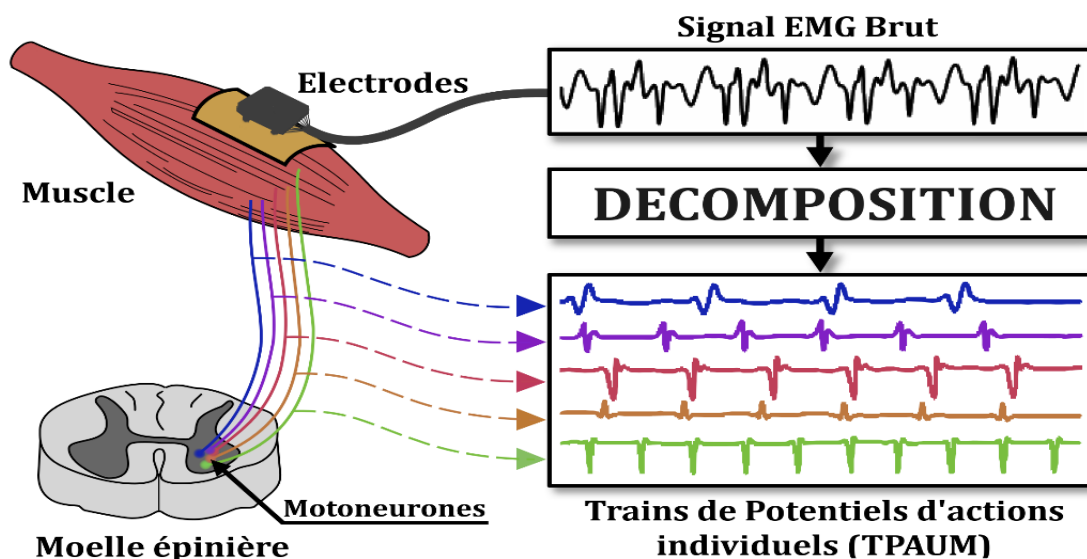


Figure 2.6. Emplacement du capteur du signal EMG [38]

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.

2.2.2.3.3 C. La 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.

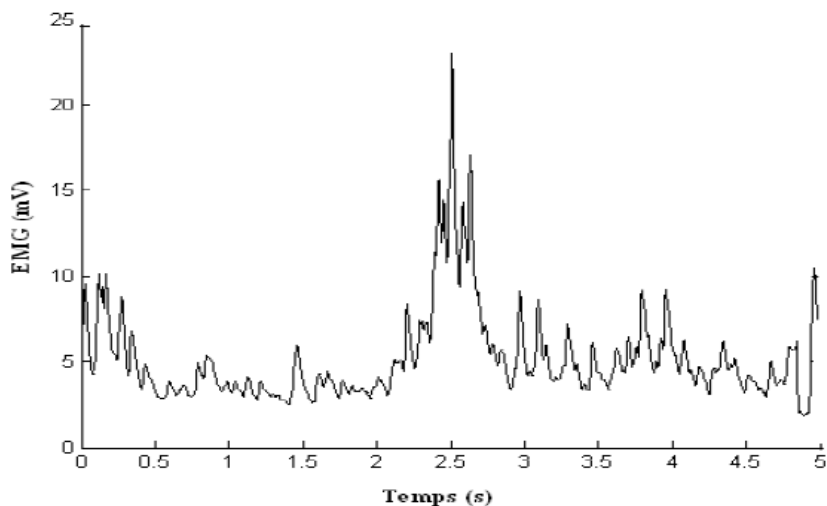


Figure 2.7. Tracé obtenu suite à l'enregistrement du signal EMG[2]

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) [2].

2.2.3 La forme de la base de donnée :

La base de donnée contient, pour chaque sujet, 6 émotions. Et pour chaque émotion, 36 échantillons pour chaque signal physiologique [3] [9] [10] [11] [12]

2.2.3.1 L'induction d'émotion :

Pour chaque personne nous avons 3 signaux physiologiques **ECG EMG EOG** et dans chaque signal nous avons 30 personnes (sujet) et pour chacune d'elle nous avons 36 clips des différents émotions

angry possède 120 fichiers

disgusting possède 60 fichiers

fear possède 60 fichiers

happy possède 330 fichiers

sad possède 210

shock possède 60

Chapitre 2 Acquisition des signaux physiologiques

Chaque sujet équipé des capteurs ECG EMG EOG était assis devant un ordinateur qui permet de recueillir les différents signaux physiologique

2.2.3.2 La base de données des signaux physiologique :

Le tableau ci-dessous représente une expérience de l'extraction des différents émotion des 30 sujet avec les capteur ECG EMG EOG pendant une séquence de vidéo

Emotion	ID	Source Movie	L	Valence		Arousal		Scene Description
				μ	σ	μ	σ	
Amusing	01	Ace-Ventura: Pet Detective	102.1	1.22	0.53	1.03	1.00	Ace Ventura successfully hides his pets from the landlord
	02	The Gods Must be Crazy II	67.1	1.56	0.50	1.20	0.96	A couple stranded in the desert steal ostrich eggs for food
	04	Airplane	85.2	0.99	0.83	1.15	0.88	Woman and co-passengers react as pilot struggles to control aircraft
	05	When Harry Met Sally	100.2	1.05	0.61	1.08	1.02	Sally shows Harry how women fake orgasms at a restaurant
	**	Modern Times	106.4	0.87	0.69	-0.35	0.86	Bewildered factory worker in an assembly line
Funny	03	Liar Liar	55.1	0.95	0.65	0.56	0.96	Prosecution and defense discuss a divorce case in court
	06	The Gods Must be Crazy	52.1	1.26	0.56	0.81	1.15	Man tries to get past an unmanned gate on a brakeless jeep
	07	The Hangover	90.2	0.95	0.70	0.85	1.06	Group of friends on the morning after a drunken night
	09	Hot Shots	70.1	0.98	0.66	0.81	0.90	A hilarious fight sequence
Happy	08	Up	67.1	1.42	0.43	0.35	1.18	Carl- a shy, quiet boy meets the energetic Elle
	10	August Rush	90.1	0.76	0.68	-1.17	1.02	A son meets his lost mother while performing at a concert
	11	Truman Show	60.1	0.90	0.50	-1.98	0.69	Truman and his lover go to the beach for a romantic evening
	12	Wall-E	90.2	1.41	0.53	-0.82	0.91	Wall-E and Eve spend a romantic night together
	13	Love Actually	51.1	1.03	0.70	-1.38	0.80	Narrative purporting that 'Love is everywhere'
	14	Remember the Titans	52.1	0.79	0.58	-0.99	0.82	Titans win the football game
	16	Life is Beautiful	58.1	1.10	0.42	-0.16	0.79	Funny Guido arrives at a school posing as an education officer
	17	Slumdog Millionaire	80.1	0.94	0.35	-0.34	0.85	Latika and Jamal unite at the railway station
18	House of Flying Daggers	77.2	0.84	0.56	-1.79	0.88	Young warrior meets with his love with a bouquet	
Exciting	15	Legally Blonde	51.1	0.64	0.37	-0.62	0.80	Elle realizes that she has been admitted to Harvard Law School
	33	The untouchables	117.2	-0.70	0.60	1.05	0.70	Shoot-out at a railway station
Angry	19	Gandhi	108.1	-0.50	0.67	-1.00	0.92	Indian attorney gets thrown out of a first-class train compartment
	21	Lagaan	86.1	-0.98	0.49	-0.69	0.71	Indian man is helpless as a British officer threatens to shoot him
	23	My Bodyguard	68.1	-0.81	0.59	-1.35	0.79	Group of thugs provoke a teenager
	35	Crash	90.2	-1.56	0.45	0.45	0.95	A cop molests a lady in public
Disgusting	28	Exorcist	88.1	-1.52	0.64	1.71	0.90	An exorcist inquires a possessed girl
	34	Pink Flamingos	60.2	-1.95	0.61	0.18	0.83	A lady licks and eats dog faeces
Fear	30	The Shining	78.1	-0.85	0.49	1.01	0.95	Kid enters hotel room searching for his mom
	36	Black Swan	62.2	-1.07	0.35	1.00	0.73	A lady notices paranormal activity around her
	**	Psycho	76.2	-1.23	0.73	0.44	1.01	Lady gets killed by intruder in her bath tub
Sad	20	My girl	60.1	-0.85	0.62	-0.82	1.06	Young girl cries at her friend's funeral
	22	Bambi	90.1	-0.95	0.37	-0.43	1.07	Fawn Bambi's mother gets killed by a deer hunter
	24	Up	89.1	-0.99	0.45	-0.97	0.76	Old Carl loses his bedridden wife
	25	Life is Beautiful	112.1	-0.62	0.41	-0.16	0.81	Guido is caught, and shot to death by a Nazi soldier
	26	Remember the Titans	79.1	-0.84	0.53	-0.55	0.87	Key Titans player is paralyzed in a car accident
	27	Titanic	71.1	-0.98	0.57	-0.30	0.99	Rescuers arrive to find only frozen corpses in the sea
31	Prestige	128.2	-1.24	0.73	1.20	0.88	Lady accidentally dies during magician's act	
Shock	29	Mulholland Drive	87.1	-1.13	0.55	0.82	0.97	Man shocked by suddenly appearing frightening figure
	32	Alien	109.1	-0.99	0.71	1.22	0.76	Man is taken by an alien lurking in his room

Table 2.1 – base de données des 30 sujets et de leurs émotions[9]

2.2.3.3 Organisation des répertoires pour les signaux physiologique ECG EOG EMG

Nous avons classé les différents émotions celons leurs capteurs dans différents répertoire , pour chaque capteur il ya six émotions (Happy - Angry – Disgusting - Fear- Sad – Shock)

2.3 Conclusion :

Les signaux physiologiques sont de bons marqueurs temporels. Leur principal avantage est que les participants ne peuvent pas manipuler consciemment les activités de leur système nerveux autonome .

Un des principaux inconvénients des signaux physiologiques qui peut affecter l'efficacité de la reconnaissance du système est le fait qu'ils sont intrusifs, par exemple, un capteur sur la tête et l'autre autour du torse.

Chapitre3 : Traitement des signaux physiologiques

3 Traitement des signaux physiologiques :

3.1 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 associés à l'émotion .

La dernière section est consacrée à l'extraction pour chaque signal, des paramètres pertinents caractérisant chacune des six émotions : colère , joie, tristesse, dégoût, peur, choqué[3] .

3.2 Les modifications physiologiques concomitant des émotions :

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. 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.

Il a été montré aussi que la peur, la colère et la tristesse sont associées à une augmentation du rythme cardiaque plus que la joie. Le dégoût qui abaisse le rythme cardiaque est associé à

Une diminution de la température cutanée. La conductance de la peau augmente après un état d'amusement et diminue après l'état neutre et reste la même après une tristesse [1].

3.3 Filtrage et Extraction des paramètres

3.3.1 Le filtrage :

Le filtrage est une opération qui consiste à modifier les composantes fréquentielles d'un signal. Il est considéré comme une des fonctions les plus utilisées dans les systèmes électroniques. Il a pour but d'extraire une partie d'information liée à ce signal, restituer à partir d'un signal incident un signal plus intelligible quant à l'information qu'il contient et que l'on souhaite sélectionner, éliminer ou affaiblir des fréquences parasites indésirables, ou isoler dans un signal complexe la ou les bandes de fréquence utiles.

C'est pour ça la plupart des systèmes électroniques comportent de grandes quantités de filtres qui répondent à des besoins fonctionnels très variés.

Un filtre a plusieurs paramètres qui lui caractérise tel que : le gain, la fréquence de coupure, la bande passante le déphasage et la fonction du transfert[12] [15] [16] [17].

3.3.1.1 Le filtre passe-bas

Est un filtre qui laisse passer les basses fréquences et qui atténue les hautes fréquences, c'est-à-dire les fréquences supérieures à la fréquence de coupure. Il pourrait aussi être nommé filtre coupe-haut. Le filtre passe-bas est l'inverse du filtre passe-haut et ces deux filtres combinés forment un filtre passe-bande.

Le concept de filtre passe-bas est une transformation mathématique appliquée à des données (un signal). L'implémentation d'un filtre passe-bas peut se faire numériquement ou avec des composants électroniques. Cette transformation a pour fonction d'atténuer les fréquences supérieures à sa fréquence de coupure f_c et ce, dans l'objectif de conserver seulement les basses fréquences. La fréquence de coupure du filtre est la fréquence séparant les deux modes de fonctionnement idéaux du filtre : passant ou bloquant[12] [15] [16] [17].

3.3.1.2 Le filtre passe-haut

Est un filtre qui laisse passer les hautes fréquences et qui atténue les basses fréquences, c'est-à-dire les fréquences inférieures à la fréquence de coupure. Il pourrait aussi être nommé filtre coupe-bas. Le filtre passe-haut est l'inverse du filtre passe-bas et ces deux filtres combinés forment un filtre passe-bande.

Le concept de filtre passe-haut est une transformation mathématique appliquée à des données (un signal). L'implémentation d'un filtre passe-haut peut se faire numériquement ou avec des composants électroniques. Cette transformation a pour fonction d'atténuer les fréquences inférieures à sa fréquence de coupure f_c et ce, dans l'objectif de conserver seulement les

hautes fréquences. La fréquence de coupure du filtre est la fréquence séparant les deux modes de fonctionnement idéaux du filtre : bloquant ou passant[12] [15] [16] [17].

3.3.1.3 Le filtre passe-bande

Est un filtre ne laissant passer qu'une bande ou intervalle de fréquences compris entre une fréquence de coupure basse et une fréquence de coupure haute du filtre.

Le concept de filtre passe-bande est une transformation mathématique appliquée à des données (un signal). L'implémentation d'un filtre passe-bande peut se faire numériquement ou avec des composants électroniques. Cette transformation a pour fonction d'atténuer les fréquences à l'extérieur de la bande passante, l'intervalle de fréquences compris entre les fréquences de coupure. Ainsi, uniquement les fréquences comprises dans cet intervalle sont conservées intactes ou avec une faible atténuation[12] [15] [16] [17].

3.3.1.4 Le filtre coupe bande

Il est composé d'un filtre passe-haut et d'un filtre passe-bas dont les fréquences de coupure sont souvent proches mais différentes, la fréquence de coupure du filtre passe-bas est systématiquement inférieure à la fréquence de coupure du filtre passe-haut.

Les récepteurs radio utilisés par les radioamateurs sont souvent munis d'un filtre réjecteur réglable, il permet d'éliminer les sifflements et certaines perturbations du signal audio, on lui donne le nom de filtre notch² (de l'anglais notch qui signifie encoche).

Si le filtre se comporte de manière symétrique entre les deux fréquences de coupure, il peut être caractérisé par sa fréquence centrale. Par exemple, pour un filtre antiparasite agissant entre 49 et 51 Hz, sa fréquence centrale sera de 50 Hz[12] [15] [16] [17].

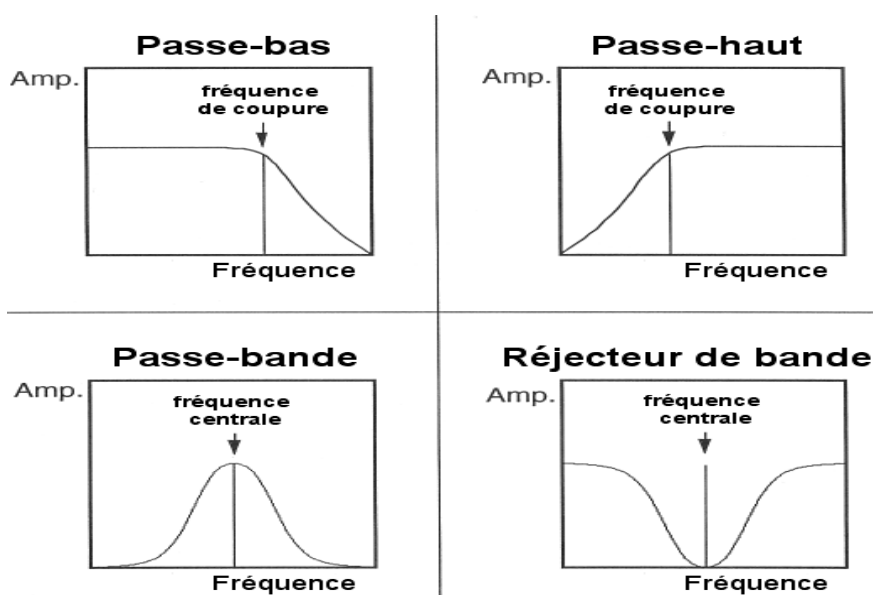


Figure 3.1. Les différents types des filtres [39]

3.3.1.5 Le filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII)

Est un type de filtre électronique caractérisé par une réponse fondée sur les valeurs du signal d'entrée ainsi que les valeurs antérieures de cette même réponse.

Il est nommé ainsi parce que dans la majorité des cas, la réponse impulsionnelle de ce type de filtre est de durée théoriquement infinie. Il est aussi désigné par l'appellation de filtre récursif. Ce filtre est l'un des deux types de filtre numérique linéaire. L'autre type possible est le filtre à réponse impulsionnelle finie (filtre RIF). Contrairement à celle du filtre RII, la réponse du filtre RIF ne dépend que des valeurs du signal d'entrée. Par conséquent, la réponse impulsionnelle d'un filtre RIF est toujours de durée finie.

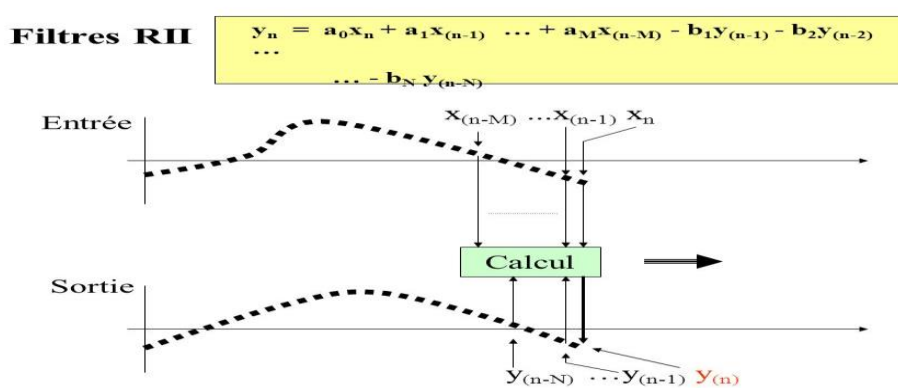


Figure 3.2. filtre à réponse impulsionnelle infinie [40]

La plupart des filtres analogiques peuvent également être considérés comme des filtres à réponse impulsionnelle infinie[12] .

3.3.1.6 Le filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF)

Est un filtre dont la réponse impulsionnelle est de durée finie.

On parle le plus souvent de filtre RIF pour des filtres à temps discret. Un filtre numérique RIF est caractérisé par une réponse uniquement basée sur un nombre fini de valeurs du signal d'entrée. Par conséquent, quel que soit le filtre, sa réponse impulsionnelle sera stable et de durée finie, dépendante du nombre de coefficients du filtre. Les termes de filtre non récursif ou de filtre à moyenne mobile sont parfois employés pour nommer la même classe de filtres, bien que l'expression de filtre à moyenne mobile désigne en premier lieu les filtres passe-bas.

Parmi les filtres linéaires, les filtres à réponse impulsionnelle finie sont opposés aux filtres à réponse impulsionnelle infinie (filtre RII) qui ne peuvent être réalisés que par une implémentation récursive[12] [15] .

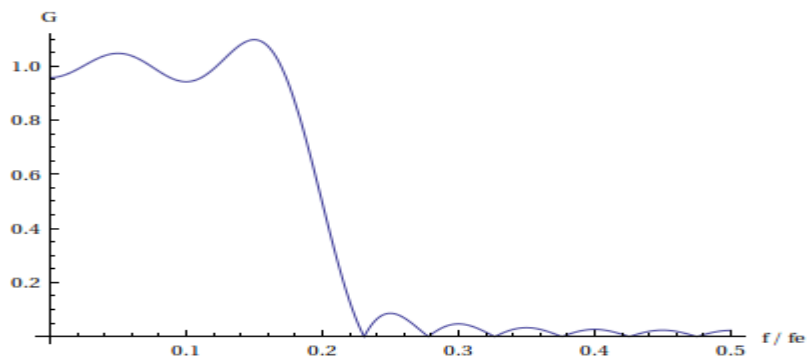


Figure 3.3. Filtre à réponse impulsionnelle finie[41]

3.3.1.7 Le filtre médian

Est un filtre numérique non linéaire, souvent utilisé pour la réduction de bruit. La réduction de bruit est une étape de prétraitement classique visant à améliorer les résultats de traitements futurs (détection de bords par exemple). La technique de filtre médian est largement utilisée en traitement d'images numériques car il permet sous certaines conditions de réduire le bruit tout en conservant les contours de l'image[12] [15] [16] [17].

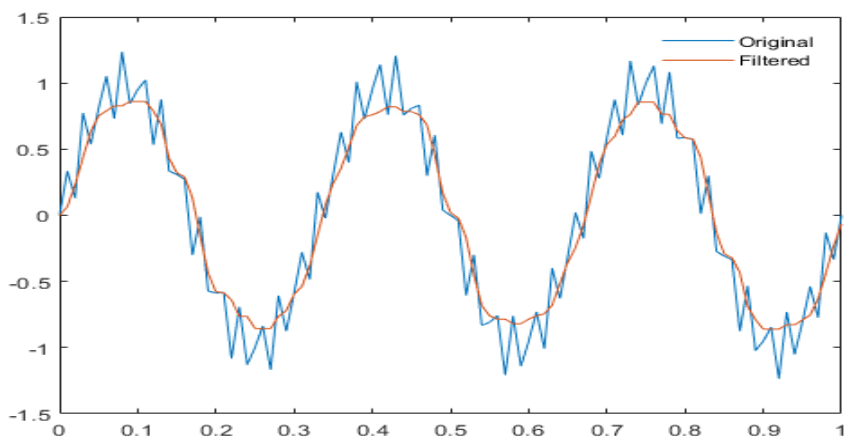


Figure 3.4. Filtre Médian [42]

3.3.2 Les caractéristiques à extraire :

L'activité physiologique est caractérisée par le calcul de plusieurs caractéristiques à partir des signaux enregistrés. Une fois l'acquisition des signaux physiologiques effectuée, il est important de définir une méthodologie permettant de traduire les signaux acquis vers une émotion spécifique. Cette section décrit les caractéristiques physiologiques pouvant être considérées dans les méthodes d'extraction d'indicateurs pour l'évaluation d'émotions. Plusieurs travaux dans la reconnaissance des émotions ont été réalisés en utilisant ces méthodes basées sur des valeurs statistiques ainsi que sur la construction de vecteurs d'indicateurs pertinents (FIS). Chaque signal physiologique (EEG, ECG, etc.) est désigné par la variable discrète X . X_n représente la valeur du n ème échantillon du signal brut, où $n = 1 \dots N$, avec N le nombre total d'échantillons correspondant à T secondes de l'enregistrement des signaux.

En général, on utilise six paramètres définis comme suit :

En supposant que chaque signal mesuré est généré par un processus Gaussien, avec des échantillons indépendants et identiquement repartis.

Les deux fonctions physiologiques qui peuvent être utilisées pour caractériser un signal physiologique brut sont la moyenne et l'écart-type [2]:

$$\mu_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T X(t) = \bar{X}(t) \quad \mathbf{3.1}$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (X(t) - \mu_x)^2} \quad \mathbf{3.2}$$

Afin d'évaluer la tendance d'un signal X sur un essai, la moyenne dérivée (Eq. 3.3), la dérivée première normalisée (Eq. 3.4), la dérivée seconde (Eq. 3.5) et la dérivée seconde normalisée du signal (Eq. 3.6) peuvent également être calculées [3] :

$$\delta_x = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} |X(t+1) - X(t)| \quad \mathbf{3.3}$$

$$\bar{\delta}_x = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T-1} |\bar{X}(t+1) - \bar{X}(t)| = \frac{\delta_x}{\sigma_x} \quad \mathbf{3.4}$$

$$\gamma_x = \frac{1}{T-2} \sum_{t=1}^{T-2} |X(t+2) - X(t)| \quad \mathbf{3.5}$$

$$\bar{\gamma}_x = \frac{1}{T-2} \sum_{t=1}^{T-2} |\bar{X}(t+2) - \bar{X}(t)| = \frac{\gamma_x}{\sigma_x} \quad \mathbf{3.6}$$

En fin de compte, le maximum (Eq.3.7) et le minimum (Eq.3.8) d'un signal peut également fournir des informations pertinentes.

$$\min_x = \min_x x(n) \quad \mathbf{3.7}$$

$$\max_x = \max_x x(n) \quad \mathbf{3.8}$$

Ces caractéristiques sont très générales et peuvent être appliquées à un large type de signaux physiologiques (EEG, EMG, ECG, RED, etc.). En utilisant ces caractéristiques, nous obtenons un vecteur caractéristique Y de 8 valeurs pour chaque échantillon. Ce vecteur peut couvrir et élargir une série statistique typiquement mesurée dans la littérature [1]:

$$X = [\mu_x \ \sigma_x \ \delta_x \ \bar{\delta}_x \ \gamma_x \ \bar{\gamma}_x \ \min_x \ \max_x]$$

3.3.3 Le prétraitement

Pour filtrer les 3 signaux physiologiques **ECG EMG EOG**, nous avons utilisé trois types de filtres :

-Un filtre RIF optimal à phase linéaire, utilisant l'algorithme de Parks Mc Clelan ou appelé De Remez [1]; Cependant, la procédure du filtrage par ce type de filtres nécessite la fixation de certains paramètres comme :

Fs qui est la fréquence d'échantillonnage du filtre ;

Chapitre 3 Traitement des signaux physiologiques

La bande de fréquence du signal.

- Un filtre Passe Bas

-Un filtre Passe Haut

Le signal	La bande fréquentielle	Types de filtres
ECG	[0.5hz,150hz]	Passe bas
EMG	[50hz,150hz]	Passe bande
EOG	[1hz ,50hz]	Passe bas

Table 3.1 . Les paramètres des signaux utilisés

3.3.4 Exemple de traitement d'un signal ECG EMG EOG :

Nous avons sélectionnée une personne au hasard dans notre base de données afin d'effectuer le traitement nécessaire qui consiste à appliquer en premier lieu un **Filtre Médian** pour enlever un certain **Bruit** (ligne de base) ensuite nous avons appliquée les différents filtres **RIF Passe Bas Passe Bande** afin d'obtenir un signal qui contient seulement l'information utile qui nous intéresse pour pouvoir extraire les sept paramètres (la moyenne–l'écart type – la dériver première – la dériver première normaliser – la dériver second – la dériver second normaliser –le rapport Max/Min)

Les graphes suivants représentent les signaux physiologiques ECG EMG EOG

Graphes :

La couleur bleue représente le signal brut

La couleur rouge représente le signal après avoir appliqué les différents filtres

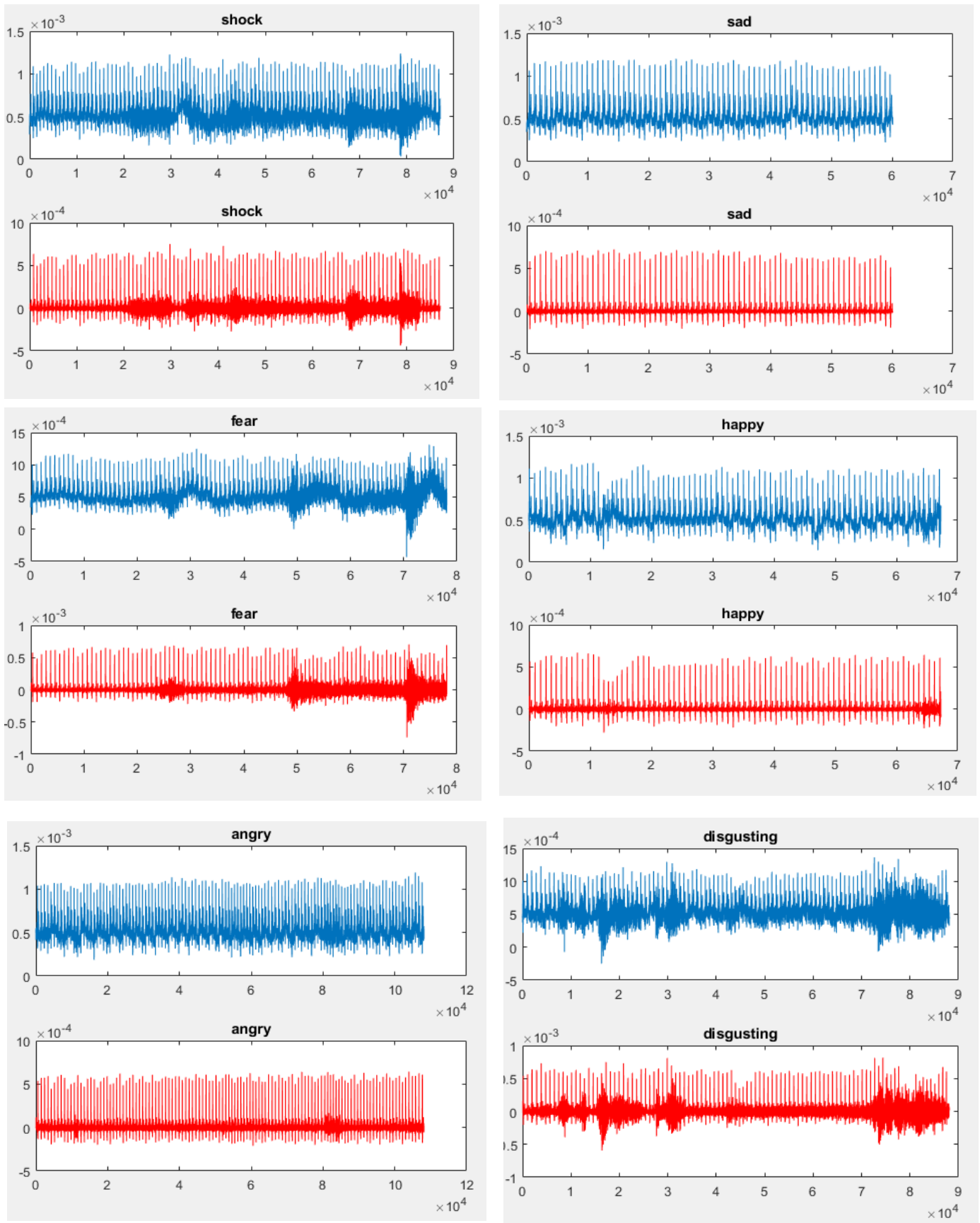


Figure 3.5 traitement du signal ECG 6 emotions

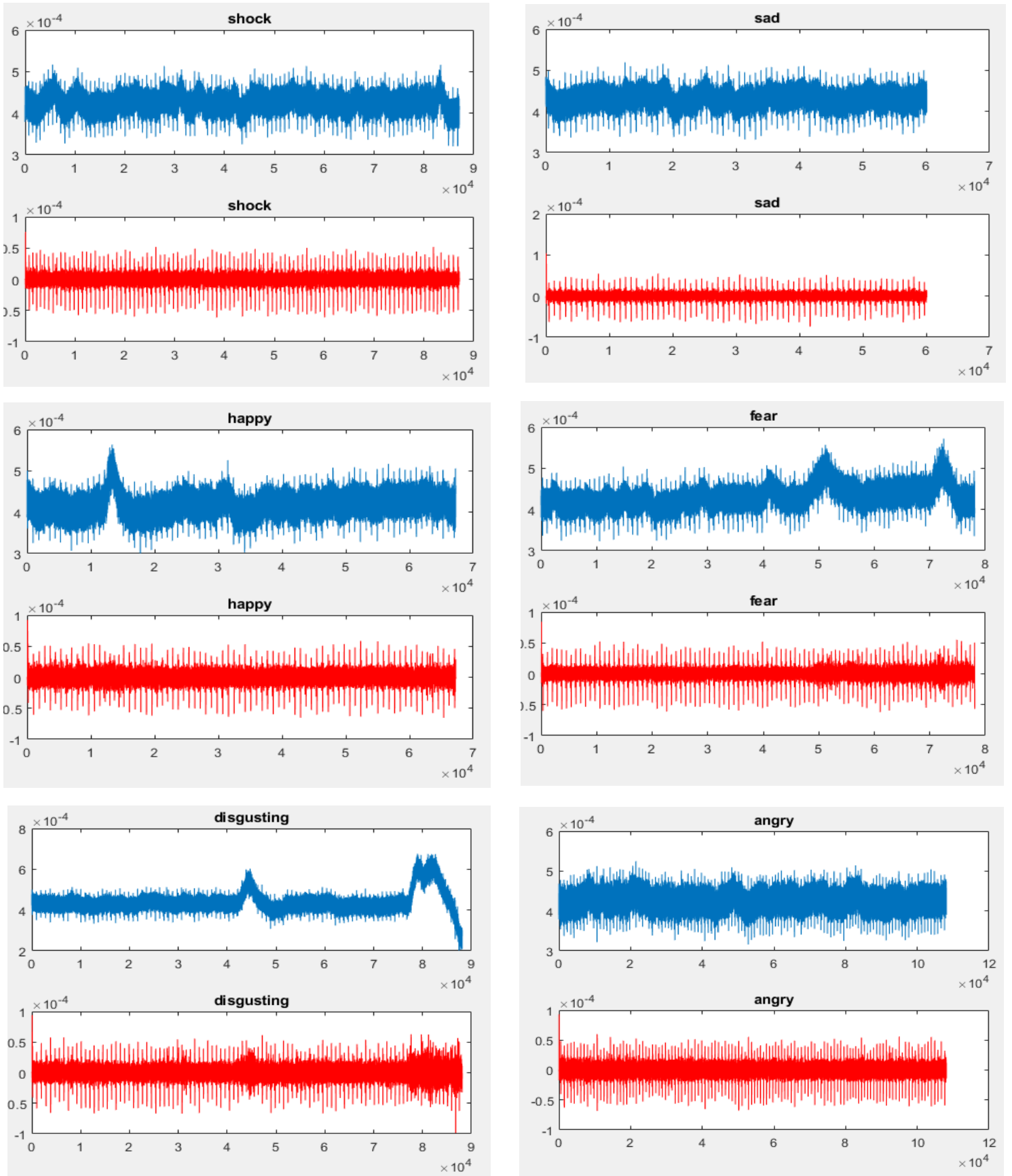


Figure 4.6 traitement du signal EMG 6 émotions

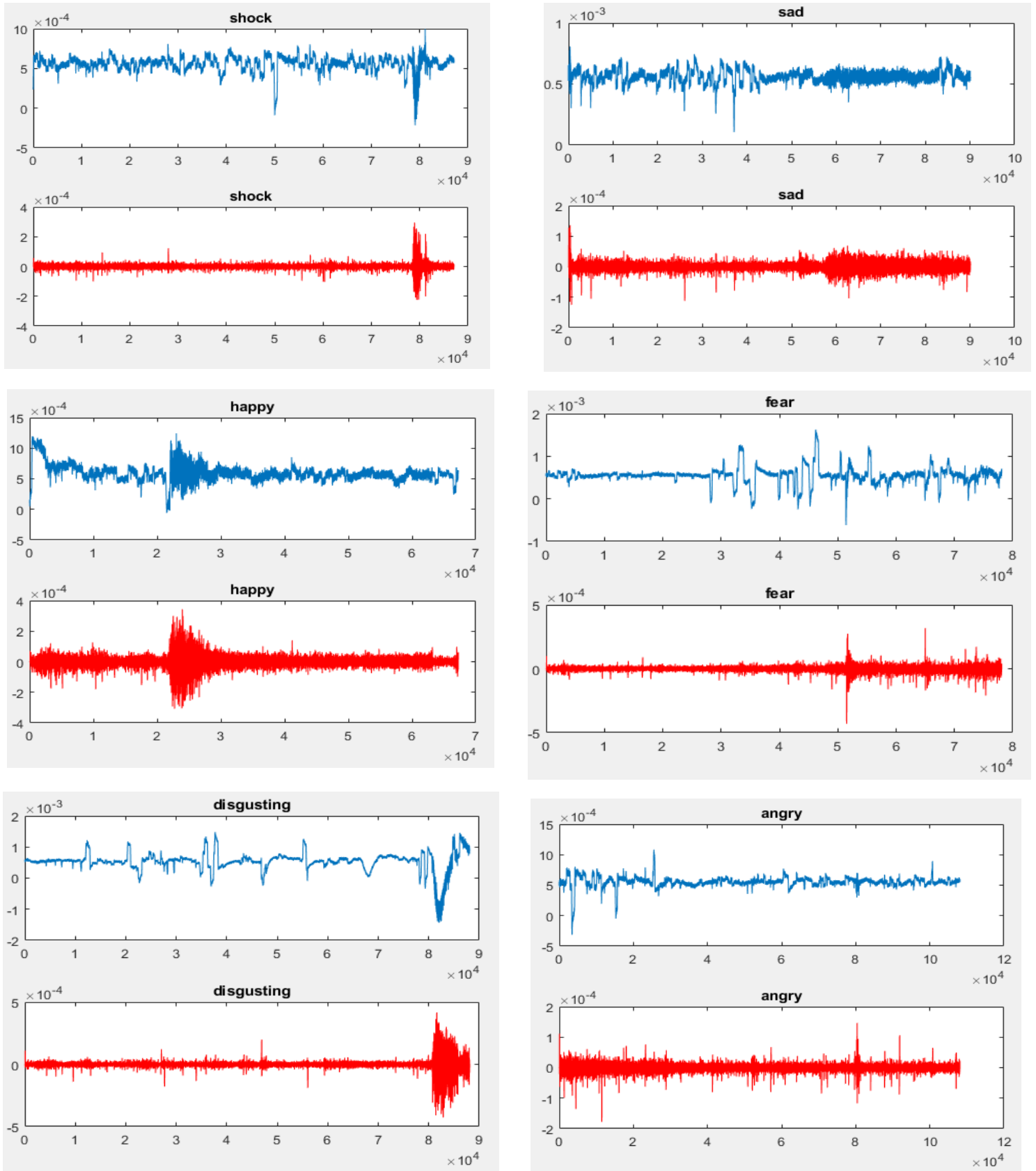


Figure 3.7 traitement du signal EOG 6 émotions

3.3.4.1 Les paramètres extraite du signal ECG EMG EOG :

Nous avons fait l'extraction des sept paramètres sur quelques sujets, on a obtenu les résultats classés

Dans les tableaux suivant :

Paramètre Emotion	Moyenne Temporelle	L'écart Type	Dérivé 1^{er}	Dérivé 1^{er} Normalisé	Dérivé 2^{ème}	Dérivé 2^{ème} Normalisé	Rapport du max/min
Angry	0.0138	0.1123	0.0114	0.0172	0.0069	0.1068	-3.0428
Happy	0.0091	0.1152	0.0256	0.0409	0.0170	0.0206	-1.3723
Sad	0.0128	0.1220	0.0216	0.0379	0.0143	0.0182	-0.9526
Shock	0.0138	0.1110	0.0087	0.0651	0.0049	0.0354	-2.3912
Disgusting	0.0155	0.1134	0.0074	0.0672	0.0038	0.0384	-3.4247
Fear	0.0122	0.1106	0.0176	0.1342	0.0113	0.0996	-1.7179

Table 3.2. Paramètres de chaque émotion du signal ECG

Paramètre Emotion	Moyenne Temporelle	L'écart Type	Dérivé 1^{er}	Dérivé 1^{er} Normalisé	Dérivé 2^{ème}	Dérivé 2^{ème} Normalisé	Rapport du max/min
--------------------------	---------------------------	---------------------	------------------------------	--	-------------------------------	---	---------------------------

Angry	0.0568	0.3672	0.1008	0.2745	0.0319	0.0868	-0.9591
Happy	0.0003	0.0470	0.0075	0.1598	0.0032	0.0691	-0.6164
Sad	0.0117	0.1342	0.0132	0.0981	0.0043	0.0320	-2.2641
Shock	0.0091	0.1003	0.0208	0.2077	0.0067	0.0667	-2.0488
Disgusting	0.0089	0.0704	0.0132	0.1876	0.0042	0.0602	-3.6623
Fear	-0.0062	0.1397	0.0333	0.2382	0.0129	0.0923	-1.2991

Table 3.3.paramètres de chaque émotion du signal EMG

Paramètre Emotion	Moyenne Temporelle	L'écart Type	Dérivé 1^{er}	Dérivé 1^{er} Normalisé	Dérivé 2^{ème}	Dérivé 2^{ème} Normalisé	Rapport du max/min
Angry	0.0568	0.3672	0.1008	0.2745	0.0319	0.0868	-0.9591
Happy	0.0003	0.0470	0.0075	0.1598	0.0032	0.0691	-0.6164
Sad	0.0117	0.1342	0.0132	0.0981	0.0043	0.0320	-2.2641
Shock	0.0091	0.1003	0.0208	0.2077	0.0067	0.0667	-2.0488
Disgusting	0.0089	0.0704	0.0132	0.1876	0.0042	0.0602	-3.6623

Chapitre 3 Traitement des signaux physiologiques

Fear	-0.0062	0.1397	0.0333	0.2382	0.0129	0.0923	-1.2991
-------------	---------	--------	--------	--------	--------	--------	---------

Table 3.4.paramètres de chaque émotion du signal EOG

Matrice :

Nous avons classer les donnes traiter dans une matrice **M (840/21)** ou les lignes représente une émotion et chaque sept colonne représente les caractéristiques(la moyenne – l'écart type – la dérive 1ere – la dérivé 1ere normaliser – la dériver seconde – la dériver seconde normaliser – rapport max/min) du signal **ECG EMG EOG** respectivement, et une deuxième matrice **YY (840/1)** qui représente les labelles de chaque émotion

Label	Emotion	Nombre de fichiers
1	Angry	120
2	Disgusting	60
3	Fear	60
4	Happy	331
5	Sad	209
6	Shock	60

Table 3.5. Tableau représentant chaque émotion du nombre de fichiers qu'elle contient et de son Label

3.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons tout d'abord fait le prétraitement qui consiste à éliminer les différentes bruits a fin de garder que la partie du signal utile , Ensuite nous avons fait l'extraction des paramètres pertinents a fin de les exploiter dans la partie du classifieur .Enfin nous avons créer une matrice qui comporte les paramètres pertinents des 3 signaux physiologiques (ECG-EMG-EOG) et une autre matrice qui contient les mêmes lignes et une colonne ou chaque ligne représente le label de chaque émotions

Chapitre 4 : la Classification

4 LA CLASSIFICATION

4.1 Introduction

En apprentissage automatique, les **classifieurs linéaires** sont une famille d'algorithmes de classement statistique. Le rôle d'un classifieur est de classer dans des groupes (des classes) les échantillons qui ont des propriétés similaires, mesurées sur des observations. Un classifieur linéaire est un type particulier de classifieur, qui calcule la décision par combinaison linéaire des échantillons

Pour un problème de discrimination à deux classes, l'opération réalisée par un classifieur linéaire peut se voir comme la séparation d'un espace de grande dimension par un hyperplan : tous les points d'un côté de l'hyperplan sont classés en tant que 1, les autres sont classés en tant que -1. Cet hyperplan est appelé **hyperplan séparateur**, ou **séparatrice**.

Les classifieurs linéaires obtiennent souvent de bons résultats lorsque N , le nombre de dimension de l'espace des observations est grand

Le classement automatique ou classification supervisée est la catégorisation algorithmique d'objets. Elle consiste à attribuer une classe ou catégorie à chaque objet (ou individu) à classer, en se fondant sur des données statistiques. Elle fait couramment appel à l'apprentissage automatique et est largement utilisée en reconnaissance de formes[28] [31] [32].

4.2 La machine à vecteurs de support (SVM)

Les SVM constituent la forme la plus connue parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik. Ce sont des classifieurs qui reposent sur deux idées clés :

1. La notion de marge maximale qui est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches, ces derniers sont appelés vecteurs supports.
2. La transformation de l'espace de représentation des données d'entrées en un espace de plus grande dimension F , dans lequel il est probable qu'il existe une séparatrice linéaire, afin de pouvoir traiter des cas où les données ne sont pas linéairement séparables.

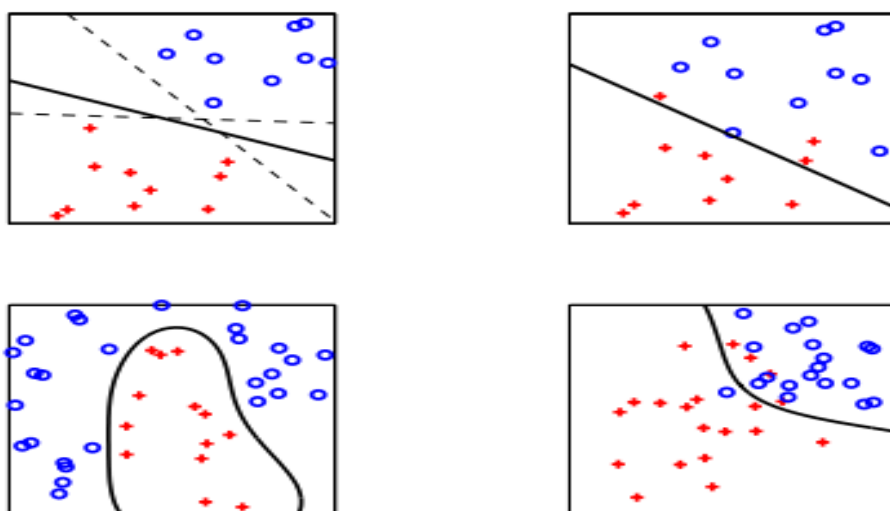


Figure 4.1. Exemples de quatre types de problèmes de discrimination binaire où il s'agit de séparer les points bleus des croix rouges. La frontière de décision est représentée en noir. [29]

Les SVM sont parmi les méthodes les plus connues. Elles consistent en une classification linéaire par apprentissage supervisé.

Le principe est de séparer les données en deux classes, en construisant un hyperplan entre Les points des différentes classes. Les points des données les plus proches du plan de Séparation sont appelés vecteurs de support Etant donné les couples [2] :

$$(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n) \quad x_j \in \mathbb{R}^n, c_j \in \{+1, -1\} \quad (4.1)$$

Ou x_i est le point qui vient d'être classé. C_i représente la classe d'appartenance.

La première classe correspond à une réponse positive ($c_j = +1$), la deuxième à une réponse Négative ($c_j = -1$).

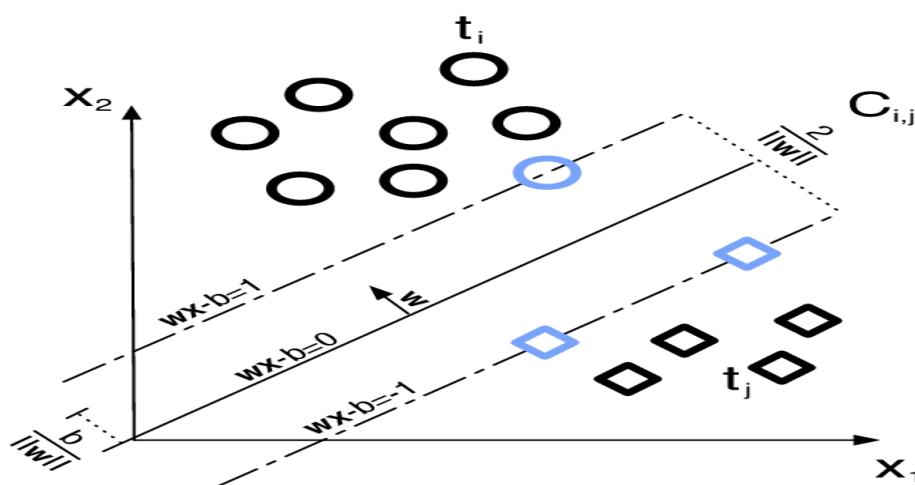


FIGURE 4.2 . Illustration du classifieur SVM[3]

$$\begin{cases} \text{Minimiser} & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{sous les contraintes} & l_k(w^T x_k + w_0) \geq 1 \end{cases} \quad 4.1$$

Cette écriture du problème, appelée formulation primale. Pour résoudre ce problème on peut utiliser des algorithmes de minimisation classiques[1].

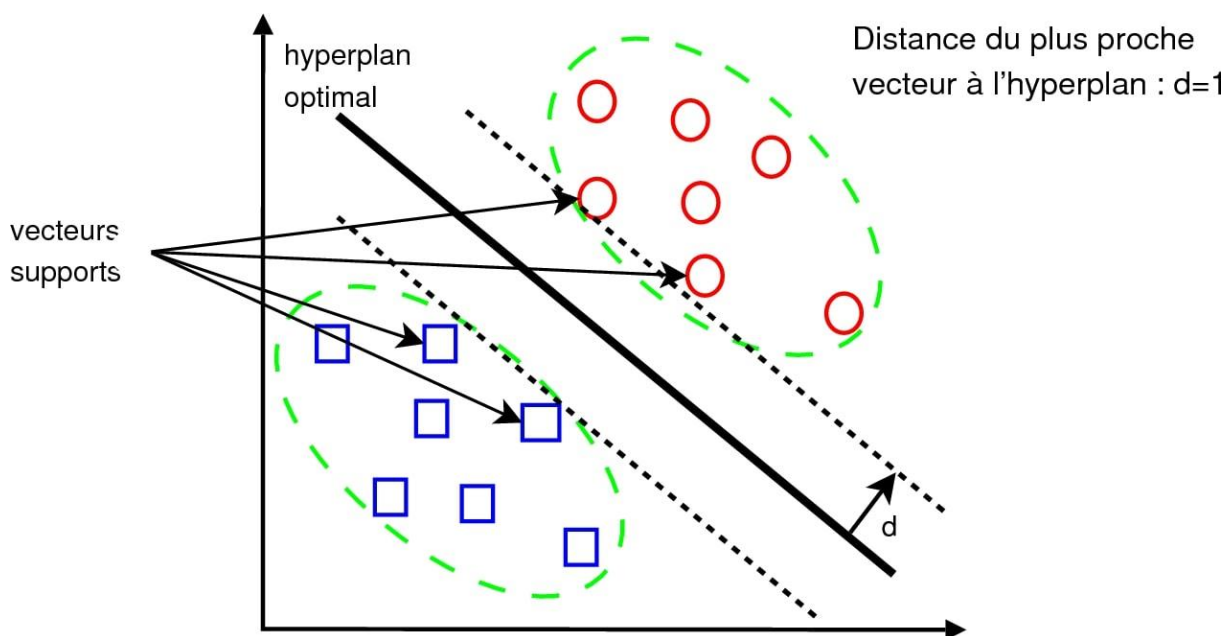


Figure 4.3. Illustration de la recherche de l'hyperplan optimal [43]

4.2.1 L'étape 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 [03]. 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).

4.2.2 L'évaluation d'un 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 [03].

4.2.3 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 correspondants aux valeurs réelles utilisées pour tester le classifieur et les intitulés des colonnes correspondants aux valeurs réelles engendrées par le classifieur pendant sa phase du test. Le tableau illustre la structure de la matrice de confusion [3].

4.2.4 La Méthodes de décomposition

Les méthodes de décomposition permettent d'aborder un problème de discrimination à catégories multiples comme une combinaison de problèmes de calcul de dichotomies [18].

4.2.4.1 Approches "un contre tous"

L'approche "un contre tous" est la plus simple et la plus ancienne des méthodes de décomposition. Elle consiste à utiliser un classifieur binaire (à valeurs réelles) par catégorie. Le k -ième classifieur est destiné à distinguer la catégorie d'indice k de toutes les autres. Pour affecter un exemple, on le présente donc à Q classifieur, et la décision s'obtient en application du principe "winner-takes-all" : l'étiquette retenue est celle associée au classifieur ayant renvoyé la valeur la plus élevée. On cite ordinairement comme plus anciens travaux évoquant l'emploi de cette stratégie avec des SVM, les auteurs soutiennent la thèse selon laquelle cette approche, aussi simple soit-elle, lorsqu'elle est mise en œuvre avec des SVM correctement paramétrées, obtient des performances qui ne sont pas significativement inférieures à celles des autres méthodes de décomposition et des SVM multiclassés actuelles. Il convient cependant de souligner qu'elle implique d'effectuer des apprentissages aux répartitions entre catégories très déséquilibrées, ce qui soulève souvent des difficultés pratiques[18].

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 [3].

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 :

Classe de $x = \arg \max_k (h_k(x))$, $k \in \{1, \dots, M\}$

4.2.4.2 Approches "un contre un"

Une autre méthode de décomposition très naturelle est la méthode "un contre un". Ordinairement attribuée à Knerr et ses co-auteurs, elle consiste à utiliser un classifieur par couple de catégories. Le classifieur indicé par le couple (k, l) (avec $1 \leq k < l \leq Q$), est destiné à distinguer la catégorie d'indice k de celle d'indice l . Pour affecter un exemple, on le présente donc à $C \times Q$ classifieur, et la décision s'obtient habituellement en effectuant un vote majoritaire ("max-winsvoting"). La voix de chaque classifieur peut être pondérée par une fonction de la valeur de la sortie calculée. Une référence de base pour l'analyse statistique de cette stratégie (dans un cadre où les SVM ne sont pas considérées spécifiquement) est . L'auteur y dérive l'approche un contre un dans le cadre de l'estimation du classifieur de Bayes. Sous l'hypothèse que la frontière séparant une catégorie d'une autre peut être moins complexe que celle séparant cette même catégorie de toutes les autres, il y voit un moyen d'obtenir des estimateurs présentant un biais plus faible qu'avec l'approche un contre tous. Naturellement, le prix à payer est un possible accroissement de la variance de ces estimateurs, compte tenu du fait que les bases d'apprentissage de chacun des classifieur sont plus petites que l'échantillon initial [18].

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. 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 :

Cardinal ($\{ \mathbf{h}_{i,j}(\mathbf{x}_t) \} \cap \{k\} ; i, j, k \in \{1, \dots, M\}, i < j$)

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.

4.2.4.3 Les types de noyaux

Gaussien :
$$K(X1, x2) = \exp\left(-\frac{\|x1-x2\|^2}{2\Delta^2}\right) \quad 4.2$$

Linéaire :
$$K(X1, x2) = x1^T X2 \quad 4.3$$

Polynomiale :
$$K(X1, x2) = (x1^T X2 + 1)^p \quad 4.4$$

4.2.5 Le performance d'un Classifieur

Mesure d'évaluation des performances d'un classifieur

Dans cette section, nous proposons plusieurs mesures permettant de donner une évaluation Globale des performances d'un classifieur. Le critère retenu pour évaluer ces performances Est le taux de bonne classification, c'est-à-dire le nombre d'éléments d'une Base de test correctement classés.

Taux de bonne classification La première mesure à laquelle nous allons nous intéresser est le taux de bonne classification

(tbc). Il s'agit de l'indicateur le plus naturel et le plus évident permettant d'évaluer Les performances d'un système de classification. Cette valeur simple à calculer, correspond Au nombre d'éléments correctement identifiés par le système. La définition du taux De bonne classification sans la prise en compte du rejet est [2

$$Tbc = \frac{\text{Nombre d'éléments correctement identifiés}}{\text{Nombre d'éléments total}} \quad 4.5$$

Ce critère ne suffit donc pas à l'évaluation pertinente des performances.

Pour remédier à cela, nous allons incorporer un facteur qui pondèrera le score en prenant En compte la distribution des classes et les coûts associés aux décisions.

4.2.6 La précision

La troisième mesure la plus couramment utilisée pour comparer deux classifieurs est La mesure précision, obtenue sur un jeu de validation. La précision est la proportion De vrais positifs parmi les étiquettes positives. Cette notion est souvent utilisée, Car elle reflète le point de vue de l'utilisateur : si la précision est faible, l'utilisateur sera Insatisfait, car il devra lire les informations qui ne l'intéressent pas.

La précision est définie par [2] :

$$\text{Précision} = \frac{TP}{P_{\text{pos}}} = \frac{TP}{TP + FP} \quad 4.6$$

4.3 Application de la technique SVM pour la reconnaissance des émotions

4.3.1 Introduction :

Après l'extraction des paramètres caractéristiques pour tous les sujets, on passe à la Classification de ces derniers, en utilisant les programmes SVM multiclasse [2] 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.

Dans ce chapitre, on s'intéresse tout d'abord à calculer les taux de reconnaissance Correspondant aux différentes combinaisons des paramètres pertinents et des signaux physiologiques pour étudier l'efficacité de chaque paramètre par rapport aux autres paramètres et chaque signal par rapport aux autres signaux.

Par la suite, on passe à l'extraction des taux de reconnaissance, pour tous les sujets

4.3.2 Le taux de reconnaissance des émotions

Dans cette évaluation, et pour chaque émotion considérée, neuf échantillons sont Utilisés pour l'apprentissage et un échantillon 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.

4.4 Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents :

Dans cette partie nous avons fait le test pour les différentes combinaisons des paramètres pertinents sur quelle que sujets afin de déterminer le taux de reconnaissance des émotions

4.4.1 La combinaison entre les paramètres :

Nous avons fait la classification en utilisant a la fois quelque paramètres en les combinant pour voir quel taux sera déduit, le résultat est classé dans les tableaux ci-dessous

a) Classification de 2 émotions :

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniare
3 paramètre	61,11%	35,00%	73,33%	61,11%	65,00%	73,33%
5 paramètre	53,00%	65,00%	72,22%	58,89%	65,00%	72,22%
Tous les paramètres	61,67%	65,56%	75,00%	61,67%	65,56%	75,00%

Tableau 4.1 :Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinent

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniare
3 paramètre	41,67%	45,00%	58,33%	41,67%	45,00%	58,33%
5 paramètre	39,17%	47,50%	51,67%	39,17%	47,50%	51,67%
Tous les paramètres	42,50%	45,00%	54,17%	42,50%	45,00%	54,17%

Tableau4.1.2 :Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents

b) Classification de 3 émotions :

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniaire
3 paramètre	35,42%	46,25%	54,58%	37,50%	45,42%	52,50%
5 paramètre	35,00%	49,17%	53,33%	34,17%	45,42%	50,83%
Tous les paramètres	36,67%	49,17%	53,75%	36,25%	46,25%	52,92%

Tableau 4.2 :Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinent

c) Classification de 4 émotions :

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniaire
3 paramètre	30,35%	42,44%	42,44%	34,23%	32,31%	39,10%
5 paramètre	26,15%	39,87%	42,44%	30,29%	36,28%	37,95%
Tous les paramètres	27,05%	39,62%	42,44%	28,89%	37,05%	37,69%

Tableau 4.3 :Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinent

d) Classification de 5 émotions :

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniaire
3 paramètre	26,90%	34,17%	39,40%	27,20%	29,64%	33,45%
5 paramètre	24,29	36,79%	39,40%	24,88%	33,45%	36,67%
Tous les paramètres	24,76%	36,9%	39,40%	25%	34,5%	33,94%

Tableau 4.4 : Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinent

e) Classification de 6 émotions :

Méthodes des SVM Paramètre pertinent	Méthode un contre un			Méthode un contre tous		
	Poly	Gaussian	liniaire	Poly	Gaussian	Liniaire
3 paramètre	40,46%	55,87%	57,97%	47,56%	52,54%	57,97%
5 paramètre	36,08%	56,57%	57,97%	38,35%	54,64%	57,97%
Tous les paramètres	37,48%	56,74%	57,97%	41,16%	55,69%	57,97%

Tableau 4.5 : Taux de reconnaissance pour différents combinaison des paramètres pertinent

4.4.2 Le combinaison entre les trois signaux (ECG,EMG,EOG) :

Dans cette partie nous avons fait le test pour les différentes combinaisons des signaux physiologiques en prenant (2-3-4-5-6) émotions afin de déterminer le taux de reconnaissance

a) Classification de 2 émotions :

Méthodes des SVM Combinaison Entre les signaux	Méthode un contre un		Méthode un contre tous	
	Gaussian	liniaire	Gaussian	Liniaire
ECG	38,81%	39,40%	27,50%	19,64%
EMG	37,50%	39,40%	23,93%	23,81%
EOG	37,02%	39,40%	35,60%	35,12%
ECG,EOG	35,95%	39,40%	31,90%	34,88%
ECG,EMG	34,40%	39,40%	27,74%	20,95%
EMG , EOG	35,36%	39,40%	30,71%	36,67%
ECG,EMG,EOG	36,9%	39,40%	34 ,5%	33 ,94%

Tableau 4.9:Taux de reconnaissance en utilisant les signaux physiologiques

b) Classification de 3 émotions :

Méthodes des SVM Combinaison Entre les signaux	Méthode un contre un		Méthode un contre tous	
	Gaussian	liniaire	Gaussian	Liniaire
ECG	63,89%	66,67%	63,89%	66,67%
EMG	66,67%	66,67%	66,67%	66,67%
EOG	66,67%	72,22%	66,67%	72,22%
ECG,EOG	66,11%	71,67%	66,11%	71,67%
ECG,EMG	65,00%	66,67%	65,00%	66,67%
EMG , EOG	65,00%	77,22%	65,00%	77,22%
ECG,EMG,EOG	65,56%	75,00%	65,56%	75,00%

Tableau 4.7 :Taux de reconnaissance en utilisant les signaux physiologiques

c) Classification de 4 émotions :

Méthodes des SVM Combinaison Entre les signaux	Méthode un contre un		Méthode un contre tous	
	Gaussian	liniaire	Gaussian	Liniaire
ECG	47,08%	50,00%	44,17%	48,33%
EMG	46,67%	50,00%	42,92%	49,17%
EOG	47,92%	53,75%	47,50%	53,75%
ECG,EOG	47,92%	53,75%	44,17%	53,33%
ECG,EMG	46,25%	50,00%	40,42%	46,67%
EMG , EOG	47,92%	55,00%	45,83%	53,33%
ECG,EMG,EOG	49,17%	53,75%	46,25%	52,92%

Tableau 4.8: Taux de reconnaissance en utilisant les signaux physiologiques

d) Classification de 5 émotions :

Méthodes des SVM Combinaison Entre les signaux	Méthode un contre un		Méthode un contre tous	
	Gaussian	liniaire	Gaussian	Liniaire
ECG	57,54%	57,89%	57,37%	57,89%
EMG	57,37%	57,89%	55,96%	57,89%
EOG	58,07%	57,89%	57,37%	57,89%
ECG,EOG	57,02%	57,89%	55,26%	57,89%
ECG,EMG	55,44%	57,89%	54,04%	57,89%
EMG , EOG	56,32%	57,89%	54,21%	57,89%
ECG,EMG,EOG	39,62%	42,44%	55,69%	57,97%

Tableau 4.9 taux de reconnaissance en utilisant les signaux physiologiques

e) Classification de 6 émotions :

Méthodes des SVM Combinaison Entre les signaux	Méthode un contre un		Méthode un contre tous	
	Gaussien	liniaire	Gaussien	Liniare
ECG	41,92%	42,44%	32,31%	23,46%
EMG	40,26%	42,44%	30,51%	27,05%
EOG	39,87%	42,44%	38,59%	37,56%
ECG,EOG	38,46%	42,44%	35,64%	37,69%
ECG,EMG	37,56%	42,44%	32,18%	26,92%
EMG , EOG	37,44%	42,44%	3308	39,74%
ECG,EMG,EOG	39,62%	42,44%	37,05%	37,69%

Tableau 4.10 taux de reconnaissance en utilisant les signaux physiologiques

4.4.3 Interprétation des résultats obtenus :

4.4.3.1 La méthode SVM multiclass :

D'après les résultats obtenus pour les différents classes, 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

4.4.3.2 Les noyaux de la méthode SVM multiclass :

Dans cette méthode on remarque que les noyaux linéaire et gaussien nous donnent de meilleurs résultats par rapport au noyau polynomiale, cela veut dire que dans notre cas les paramètres pertinents sont relativement séparable

4.4.3.3 Les paramètres pertinents :

Nous avons tester le classifieur sur les différents paramètres pertinentes et leur combinaison, nous constatant que le teste sur quelle que paramètres donne un bon taux de reconnaissance que de prendre tous les paramètres .

4.4.3.4 Les signaux physiologiques :

Nous avons fait le teste sur les différentes combinaisons des signaux physiologique ECG EMG EOG et nous constatant que le taux de reconnaissance est bien meilleur dans le cas de combinaison des 3 signaux

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche de reconnaissance automatique des Emotions proposée sur le traitement des signaux physiologiques a l'aide du classifieur **SVM**. Nous avons abordé tout d'abord le traitement des signaux acquis pour éliminer les bruits et garder que l'information utile. Ensuite nous avons fait l'extraction des paramètres pertinentes des signaux physiologiques proposé (**EOG, EMG, ECG**). Enfin, nous avons réalisé le classifieur qui va nous permettre à reconnaître les six émotions

La classification des paramètres extraits des signaux physiologiques est faite par les Deux méthodes SVM multiclass un contre tous et un contre un, en utilisant les trois noyaux Linéaire, polynomial et gaussien.

A partir des résultats obtenus pour la plupart des sujets traités, une étude comparative Etait faite. Cette étude a 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 physiologiques sont séparables.

On peut noter aussi que le taux de reconnaissance total et le taux de reconnaissance de chaque émotion, varient selon plusieurs critères :

- Manière d'induction des émotions ;
- Sélection des signaux physiologiques associés aux émotions induites ;
- Choix des paramètres caractéristiques à extraire à partir des signaux physiologiques ;
- Choix de la méthode classifieur

5 CONCLUSION GENERALE

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 : (la joie, la colère, la tristesse, le dégoût, la peur, et le choc)

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 quel que soit le sexe, âge, vécu émotionnel et la culture. Ainsi, la manière d'induction des six émotions à travers des clips vidéo est le point de départ, compte tenu que les signaux ont été enregistrés suite à cette induction.

- La première étape dans ce travail est la sélection des signaux physiologiques (EMG, ECG, EOG), qui varient en fonction des émotions et de faire l'acquisition.

Cette dernière était faite par l'équipe de chercheur du projet DECAF dataset.

Ces signaux ont été alors filtrés, à travers un filtre propre de chaque signal tel que filtre RIF passe bas ou passe bande.

- La deuxième étape était l'extraction des paramètres pertinents à partir de ces signaux physiologiques. qui sont sept : la moyenne, l'écart type, la dérivée 1ère, la dérivée 1ere normalisée, la dérivée seconde, la dérivée seconde normalisée et le rapport max/min.

- La troisième étape dans ce travail était fondée sur le choix d'un classifieur. SVM multiclassés.

La méthode ainsi implémentée, à travers laquelle on enlever, des taux de reconnaissance, en exploitant différentes combinaisons des signaux physiologiques puis des paramètres pertinents.

Les résultats obtenus ont montré que :

- Parmi les deux méthodes SVM multiclass, la méthode un contre tous est la plus adaptable à notre application.

-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 extraites des signaux physiologiques sont presque séparables.

- Le fusionnement des sept paramètres donne les meilleurs taux de reconnaissance.

- 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.

- 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 :

- Reconnaissance des autres émotions telles que la surprise et le stress, compte tenu de leur importance dans le domaine psychologique.
- La manière d'induction des émotions sera modifiée par des films pour mieux induire les émotions.
- On espère avoir bien développé notre thème pour que le système de reconnaissance des émotions à travers d'autres signaux physiologiques.

6 Bibliographie

- [1] Abdat.Faiza.SMZ1035 , « Reconnaissance automatique des émotions par données multimodales: expressions faciales et des signaux physiologiques. » Autre. Université Paul Verlaine - Metz, 2010. Thèse soutenue le 15 - 06 - 2010
- [2] HamzaHAMDI , « Plate-forme multimodale pour la reconnaissance d'émotions via l'analyse de signaux physiologiques: Application à la simulation d'entretiens d'embauche . », Thèse soutenue le 03 décembre 2012
- [3]Melle GouiziKhadidja, « Analyse et Traitement des Signaux Physiologiques en vue De la Reconnaissance des Emotions. », Thèse Soutenue en 2008-2009
- [4]<https://emotioncompass.org/fr/information/primary-secondary-emotions/>
- [5]Jacqueline Deguise-Le Roy , « Interactions sociales et réponses émotionnelles » en 2018
- <https://journals.openedition.org/leportique/3486>
- [6]<https://fedecardio.org/je-m-informe/l-activite-electrique-du-coeur/>
- [7] <https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89lectrooculographie>
- [8]<http://dspace.univtlemcen.dz/bitstream/112/15802/1/Ms.Gbm.Benahchilif%2BLaalmi.pdf>
- [9] Mojtaba Khomami Abadi, Student Member, IEEE, Ramanathan Subramanian, Member, IEEE, Seyed Mostafa Kia, Student Member, IEEE, Paolo Avesani, Member, IEEE, Ioannis Patras, Senior Member, IEEE, Nicu Sebe, Senior Member, IEEE : chercheur dans le projet, « DECAF MEG-based Multimodal Database for Decoding Affective Physiological Responses
- [10]decaf-doc-PrPdata.pdf
- [11] Movie Data Segments-Face-Phys
- [12] Base de données des signaux physiologiques(Ficher DECAF)
- [13]<https://books.openedition.org/septentrion/51003?lang=fr#ftn2>
- [14] Diaz Simon, « Mesure des réactions émotionnelles avec le eye blink startle reflex » selon le profil d'attachement social . », Lausanne, 06.12.2016
- https://serval.unil.ch/resource/serval:BIB_256EA39F9D85.P001/REF

- [15] article sur les filtres : http://www.traitement-signal.com/filtre_passe-bas.php
- [16] https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_passe-bande
- [17] https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_coupe-bande
- [18] Yann Guermeur, « SVM Multiclasses, Théorie et Applications. », présenté et soutenu publiquement le 28 novembre 2007
https://members.loria.fr/YGuermeur/HDR_YG.pdf
- [19] These_Sonia GHARSALLI : Docteur de l'université d'Orléans, « Reconnaissance des émotions par traitement d'images . » soutenue le : 12 juillet 2016
- [20] article sur Émotions primaires et secondaires :
<https://emotioncompass.org/fr/information/primary-secondary-emotions/>
- [21] article sur L'électromyogramme : <https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/examens-medicaux/electromyogramme/>
- [22] article sur l'électrocardiographie : <https://blog.mediprostore.com/definition-ecg-electrocardiographie/>
- [23] Résumé du cours de théorie du signal
- [24] BENAHCILIF Souad et LAALMI Rima , « Réalisation d'un circuit de mise en forme du signal EOG . »Présenté le 29 septembre 2020
- [25] Nicolas Beaudoin-Gagnon , « Entraînement d'un modèle supervisé pour la détection du plaisir en contexte de jeu vidéo à partir de signaux physiologiques et d'indices comportementaux. », Canada, Québec 2020
- [26] Mounir Boukadoum, Michaël Ménard, « Traitement numérique des signaux6-MIC4220_RIF
- [27] Pascal Delplanque, « Article Hot, , S. Paris France, » 2013
<https://lilloa.univ-lille.fr/handle/20.500.12210/5633.2#>
- [28] https://fr.wikipedia.org/wiki/Classifieur_lin
- [29] Article sur Machines à vecteurs supports : <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-svm.pdf>
- [30] Gaëlle CROIZER et Amélie GODARD, « reconnaissance des expressions faciales émotionnelles et théorie de l'esprit chez les sujets avec aphasie ayant subi un accident vasculaire cérébral gauche » dans le cadre de la communication non verbale

- [31] https://fr.wikipedia.org/wiki/Classifieur_lin%C3%A9aire#:~:text=Le%20r%C3%B4le%20d'un%20classifieur,par%20combinaison%20lin%C3%A9aire%20des%20%C3%A9chantillons.
- [32] www.kernel-machines.org. Guermeur et Paugam-Moisy (1999)
- [33] Cornuéjols et Miclet « Apprentissage Artificiel , Méthodes et Algorithmes » (2002)
- [34] <https://www.online-sciences.com/medecine/electrocardiogram-ecg-importance-ecg-test-results-analysis-abnormalities/>
- [35] <https://www.sciencedirect.com/topics/nursing-and-health-professions/electrooculogram>
- [36] <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK11553/figure/ch36clinicalerg.F48/>
- [37] <https://www.amazon.fr/waysad-capteur-Musculaire-Professionnel-Alimentation/dp/B07RNM2HT2>
- [38] <https://docplayer.fr/14104548-Universite-d-orleans-these-presentee-par.html>
- [39] <https://www.easyzic.com/dossiers/le-filtrage,h32.html>
- [40] <https://slideplayer.fr/slide/1308193/>
- [41] <https://www.f-legrand.fr/scidoc/docimg/numerique/filtre/rif/rif.html>
- [42] <https://www.electronique-mixte.fr/projet-electronique-traitement-du-signal-avec-arduino-lissage-seuillage-dun-signal/>
- [43] <https://penseeartificielle.fr/tout-pour-bien-debuter-en-machine-learning-4/hyperplan-svm/>