

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électronique
Spécialité Instrumentation

présenté par

BOUCHAKOUR MOUSSA Fethia

&

MENDJEL Fadhila

Classification des émotions par l'utilisation des données issues de la réponse galvanique de la peau

Proposé par : MERAOUBI Hamid & YKHLEF Farid

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Après avoir rendu grâce à Dieu le tout puissant et le miséricordieux nous tenons à remercier vivement tous ceux qui de près ou de loin ont participé à la rédaction de ce document.

Nos remerciements vont à tout le personnel que nous avons contacté durant notre stage au Centre de Développement des Technologies Avancées (CDTA), particulièrement notre encadreur, monsieur MERAOUBI HAMID pour le temps qu'il a consacré et pour les précieuses informations qu'il nous a prodigués avec intérêt et compréhension et tous les employés, auprès desquelles nous avons trouvés l'accueil chaleureux, l'aide et l'assistance dont nous avons besoin.

Nous tenons à remercier monsieur YKHLEF FARID pour nous avoir encadré et dirigé ce travail ainsi que son suivi durant toute cette période.

Nous adressons aussi nos vifs remerciements aux membres du jury pour avoir bien voulu examiner et juger le travail.

Nous voudrions pour finir remercier

A nos parents,

Pour leur soutien tout au long de ces années

A nos familles,

Pour précieuse aide chaleureuse

DEDICACES

Je dédie ce Modeste travaille de fin d'étude à

Mes chers parents, qui ont sacrifié leur vie pour notre réussite et nous éclairé le chemin par leurs conseils judicieux

Pour leur patience illimité, leur encouragement contenu, leur aide, en témoignage de

Mon profond amour et respect pour leurs grands sacrifices

A mon frère Khalil et mes sœurs Amina et Rachida, pour leur grand amour et leur soutien qu'ils trouvent

Ici l'expression de ma gratitude et à toute ma famille

Mes très chères amies

FADHILA

DEDICACE

C'est avec profonde gratitude et sincères mots, que nous dédions ce modeste travail de fin d'étude

A mon très cher père qui n'a jamais cessé de m'apporter tout dont j'ai besoin pour réaliser ce travail et dans tout mon parcours éducatif, ainsi de sa tendresse et sa compréhension.

Merci papa

A ma chère grand-mère et ma chère mère qui ont toujours peiné pour me créer les conditions nécessaires pour bien réussir dans mes études.

Merci mes chères

A ma sœur Rayane, mon frère Nour el islem,

A mes oncles, tantes, cousins, cousines, et à toute ma famille

A toutes mes ami(e)s et à toute la promotion d'instrumentation.

FETHIA

ملخص:

يتم التعرف على التوتر من خلال علامات التوتر الجسدية ، مثل التهيج والغضب والعصبية والحزن بمستوى مفرط. يعاني الشخص المجهد من معدل ضربات قلب وضغط دم وتنفس غير طبيعي. يمكن أن يؤدي هذا إلى اختلافات كبيرة في المزاج ونمط الحياة المنتج ونوعية الحياة. يركز هذا العمل على الكشف عن الإجهاد الشخص باستخدام استجابة الجلد كهربائي (GSR) التي تأتي من قاعدة البيانات DEAP. نقوم باستعمال خوارزمية (SVM) لتصنيف البيانات ، حيث يتم قياس أداء النظام المقترح باستخدام معلمات مثل الدقة والحساسية والنوعية.

كلمات المفاتيح: GSR ; SVM ; DEAP Dataset

Résumé :

Le stress est identifié par des signes physiques de tension, comme l'irritation, la colère, la nervosité et la tristesse à un niveau excessif. Une personne stressée a une fréquence cardiaque, une tension artérielle et une respiration anormales. Cela peut entraîner d'importantes variations d'humeur, de style de vie productif et de qualité de vie. Ce travail se concentre sur la détection du stress d'une personne en utilisant de la réponse galvanique de la peau (GSR) dont les signaux sont issus de la base de données DEAP Dataset. Nous appliquons un classificateur Support Vector Machine (SVM) pour le classement des données, où les performances du système proposé sont mesurées à l'aide de paramètres tels que la précision, la sensibilité et la spécificité.

Mots clés : GSR ; SVM ; DEAP Dataset.

Abstract :

Stress is identified by physical signs of tension, such as irritation, anger, nervousness and sadness at an excessive level. A stressed person has abnormal heart rate, blood pressure, and breathing. This can lead to significant variations in mood, productive lifestyle and quality of life. This work focuses on the detection of a person's stress using the Galvanic Skin Response (GSR) whose signals, are taken from the DEAP Dataset database. We apply a Support Vector Machine (SVM) classifier for data classification, where the performance of the proposed system is measured using parameters such as precision, sensitivity and specificity.

Keywords : GSR ; SVM ; DEAP Dataset.

Listes des acronymes et abréviations

- DWT** _Discrete **W**avelet **T**ransform
- ECG** _ Electrocardiography
- EDA** _ Activité Electro **D**ermale
- EEG** _ Electroencéphalography
- EMD** _ Empirical **M**ode **D**ecomposition
- EOG** _Electrooculography
- GSR** _ Galvanic Skin **R**eponse
- HCI** _ Contemporains d'Interaction **H**omme-machine
- HHT** _ Hilbert_Huang **T**ransform
- HRV** _ Heart **R**ate **V**ariability
- IMF** _ Intrinsic **M**ode **F**unction
- PAD** _Plaisir-Excitation-**D**ominance
- PPG** _pléthysmographe
- RBF** _Radio **B**ased **F**unction
- ROC** _ Receiver **O**perating **C**haracteristic
- SCR** _ Réponse **d**e **C**onductance **C**utanée
- SNC** _ Système **N**erveux **C**entral
- SNP** _ Système **N**erveux **P**ériphérique humains.
- SVM** _ Support **V**ector **M**achine
- VED** _Valence-Excitation-**D**ominance

Table des matières

Introduction générale	1
CHAPITRE 1. Etat de L'Art	4
1.1 Introduction	4
1.2 Emotions et stress	4
1.3 Modèles des Emotions	5
1.4 Travaux récents sur la classification GSR	6
CHAPITRE 2. Utilisation du GSR	9
2.1 Introduction	9
2.2 Caractéristiques GSR	9
2.3 Reconnaissance des émotions à l'aide de GSR	11
2.4 Conclusion	12
CHAPITRE 3. La Base de Données DEAP	13
3.1 Introduction	13
3.2 Base de données DEAP.....	13
3.2.1 Balises	15
3.2.2 Sélections des stimuli	15
a. Sélection initiale des stimuli.....	16
b. Détection des temps forts d'une minute	16
c. Annotation subjective en ligne	16
3.3 Conclusion	16
CHAPITRE 4. Le SVM dans la classification	17
4.1 Introduction	17
4.2 Extraction des caractéristiques	18
4.3. La Classification (SVM)	20
4.3.1. Introduction	20
4.3.2. Séparateur à vastes marges (SVM)	20

a. Fonctionnement du SVM	20
b. Notions de base sur le SVM	20
c. Les avantages de SVM	23
4.4. Conclusion.....	23
CHAPITRE 5. Mise en œuvre et résultats.....	24
5.1. Introduction	24
5.2. Processus global de classification	25
5.2.1. Lecture de la base de données.....	25
5.2.2. Annotation des données :	26
5.2.3. Extraction des caractéristiques :	26
5.4 Evaluation des classificateurs.....	26
5.4.1 Confusion Matrix.....	27
5.4.2 Rappel et précision.....	27
5.4.3 fscore.....	28
5.4.4 Courbe ROC.....	28
5.5 Organigramme et mise en œuvre	28
Conclusion générale	32
Bibliographie.....	33

Liste des figures

Exemple de réponse cutanée (GSR). Détection du pic (début, amplitude et le temps de montée de la réponse).	10
Les électrodes et leurs emplacements.	12
Schéma introductif de classification des émotions humaine.	14
Structure de la base de données DEAP.	14
Architecture d'un système de classification des émotions.	17
Exemple d'un objet à classer (SVM).	21
Exemple de séparation des données (choix de la droite de séparation).	21
Exemple de mise en évidence d'un Hyperplan optimal.	22
Schéma général de classification des émotions (GSR).	24
Présentation des différentes étapes	28
Diagramme de dispersion des données	29

Liste des tableaux

Tableau récapitulatif des formules mathématiques des caractéristiques.	19
Représentation d'une matrice de confusion à 2 classes.	26

Introduction générale

Introduction générale

L'émotion est un processus psychophysiologique déclenché par la perception consciente et / ou inconsciente d'un objet ou d'une situation et est souvent associée à l'humeur, au tempérament, à la personnalité, à la disposition, et à la motivation. Les émotions jouent un rôle important dans la communication humaine et peuvent être exprimées soit verbalement à travers un vocabulaire émotionnel, soit en exprimant des indices non verbaux tels que l'intonation de la voix, les expressions faciales et les gestes. La plupart des systèmes contemporains d'interaction homme-machine (HCI) sont insuffisants dans l'interprétation de ces informations et souffrent d'un manque d'intelligence émotionnelle. En d'autres termes, ils sont incapables d'identifier les états émotionnels humains et d'utiliser ces informations pour décider des actions appropriées à exécuter. Le but de l'informatique affective est de combler cette lacune en détectant les signaux émotionnels se produisant lors de l'interaction homme-ordinateur et en synthétisant les réponses émotionnelles.

Dans la société moderne, les gens sont confrontés à une variété de stress dans leur vie quotidienne. Historiquement, le stress a été défini comme une réaction d'un état calme à un état excité dans le but de préserver l'intégrité de l'organisme [1]. Dans l'aspect psychobiologique, le stress est considéré comme une série de réactions psychologiques, cognitives et comportementales complexes contrôlées par le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP) humains.

On distingue généralement le stress positif et le stress négatif [2]. Le stress positif est normalement bénéfique pour les sujets et n'a pas besoin d'eux pour faire face à un problème compliqué ou s'adapter à la nouvelle situation. Si le stress est nocif pour les

sujets et peut entraîner des conséquences négatives telles que des problèmes mentaux et physiques, ce stress est considéré comme le stress négatif. Normalement, quand on évoque le «stress», en termes généraux, c'est le stress négatif.

Les chercheurs ont découvert que les expressions corporelles telles que les réponses physiologiques, les traits du visage (expressions faciales, regard et clignements des yeux) et la voix pouvaient être les canaux pour analyser l'état affectif d'un individu [3]. Par conséquent, les caractéristiques de ces expressions corporelles ont été étudiées. Les réponses physiologiques étaient normalement analysées en mesurant les caractéristiques des signaux physiologiques d'un individu tels que l'électrocardiographie (ECG), l'électromyographie (EMG) et l'activité électro dermique (EDA) dans différents états affectifs [4]. Les traits du visage étaient normalement étudiés en mesurant les caractéristiques telles que les expressions faciales, les mouvements oculaires et la dilatation de la pupille à partir des images du visage ou des vidéos enregistrées par les capteurs tels que les caméras [5]. La voix a été analysée en mesurant les caractéristiques vocales telles que le volume et la fréquence fondamentale de la parole [6].

Pendant ce temps, les possibilités d'adopter des expressions corporelles pour la reconnaissance du stress ont été discutées et certaines stratégies de détection ont été proposées [7]. Cependant, il a été constaté que l'utilisation d'expressions corporelles telles que les signaux physiologiques pour reconnaître l'état de stress d'un individu n'est ni une tâche facile ni une tâche directe. Il n'y a pas de règles d'or qui ont été trouvées et validées.

Les biocapteurs peuvent surveiller les attributs physiologiques du corps humain qui sont contrôlés directement par un système nerveux autonome. Ces capteurs peuvent collecter des signaux, à savoir, la conductance cutanée, le volume sanguin, la température, la fréquence cardiaque etc....

Les données physiologiques sont difficiles à représenter et à traiter en raison du bruit, du volume et de la multi-modalité. De plus, la réponse émotionnelle peut être différente de l'une à une autre.

La détection des émotions à l'aide d'un biocapteur est devenue populaire récemment. Outre son utilisation fréquente dans de nombreuses applications, le bio-censeur possède également les meilleures performances de mesure indirecte des paramètres chez l'homme, dont la valeur est influencée par le statut émotionnel humain.

La tâche qui nous a été assignée est l'étude du GSR, ainsi qu'une implémentation d'un classificateur à base de SVM en utilisant la base de données DEAP. Le but est l'élaboration d'un système à base de d'un classificateur SVM à 2 classes pour la détection d'un état émotionnel calme/stressé. Ce travail s'inscrit dans le cadre d'un projet de recherche (projet fédérateur) englobant plusieurs équipes de la division architecture des systèmes et multimédias au sein du CDTA. Ce dernier est un travail en collaboration avec le ministère de la santé financé par l'agence nationale ATRST. Le but du projet est l'élaboration d'un système portable de gestion du stress en utilisant plusieurs capteurs (GSR).

Ainsi, le chapitre 1 sera dédié à l'état de l'art dans le domaine ainsi que quelques travaux sur la modélisation des émotions. Ces notions seront d'un précieux apport lors de la mise en œuvre du projet. Dans le chapitre 2, nous introduisons le GSR et ses caractéristiques. Alors que dans le chapitre 3, la base de données utilisée est décrite. Dans le chapitre 4, nous nous intéressons à la classification tout en introduisons l'extraction des caractéristiques. En fin nous terminons par le chapitre 5 consacré à l'implémentation de notre algorithme et une conclusion générale avec des recommandations et des perspectives.

Chapitre 1 Etat de l'art

Chapitre 1. Etat de l'Art

1.1 Introduction

Le problème de la gestion du stress fait l'objet d'une attention croissante dans les communautés de recherche apparentées en raison d'une reconnaissance plus large des problèmes potentiels causés par le stress chronique et en raison des récents développements des technologies fournissant des moyens non intrusifs de collecter des mesures objectives en continu pour surveiller le niveau de stress d'une personne.

Le stress est devenu un problème grave affectant différentes situations de la vie et portant un large éventail de maladies liées à la santé, y compris les maladies cardiovasculaires, les maladies cérébraux-vasculaires, le diabète et les déficiences immunitaires [8]. Dans la recherche sur les soins de santé et le bien-être, le problème de la gestion du stress fait l'objet d'une attention croissante [9,10, 11].

Les technologies qui reconnaissent automatiquement le stress peuvent devenir un outil puissant pour motiver les gens à ajuster leur comportement et leur style de vie pour atteindre un meilleur équilibre du stress.

1.2 Emotions et stress

Au cours de cette décennie, de nombreuses recherches sur la détection des émotions ont été menées. La détection des émotions par un ensemble de capteurs tels que le GSR, électroencéphalogramme (EEG) et autres appareils ont été réalisés en [12], [13] et [14].

Les psychologues ont proposé et identifié différents modèles de représentation des émotions, Il existe deux modèles significativement différents pour représenter les

émotions: le modèle catégoriel et le modèle dimensionne [15,16, 17]. L'échelle Pleasure - Displeasure mesure à quel point une émotion peut être agréable. Pleasure (valence) varie de désagréable à agréable et c'est le degré d'attraction d'une personne vers un objet ou un évènement spécifique. Cela va de négatif à positif. L'échelle Arousal-Non Arousal mesure l'intensité de l'émotion. Arousal est un état physiologique et psychologique d'être éveillé ou réactif aux stimuli, allant de passif à actif [16,17].

1.3 Modèles des Emotions

Divers modèles théoriques d'émotions ont été développés et la plupart d'entre eux ont été utilisés pour la reconnaissance automatique des émotions.

Paul Ekman [18] a d'abord considéré un ensemble de 6 émotions de base, à savoir la tristesse, le bonheur, le dégoût, la colère, la peur et la surprise. Ce modèle est connu comme le modèle discret des émotions. Plus tard, il a élargi la liste à 15 émotions : amusement, colère, mépris, contentement, dégoût, embarras, excitation, peur, culpabilité, fierté d'accomplissement, soulagement, tristesse / détresse, satisfaction, plaisir sensoriel et honte [19].

En 2005, Cohen [20] a affirmé que les preuves empiriques ne soutiennent pas le cadre des émotions de base et que les réponses autonomes et les expressions faciales pan-culturelles ne fournissent aucune base pour penser qu'il existe un ensemble d'émotions de base.

Contrairement au modèle discret, le modèle dimensionnel fournit des moyens d'exprimer un large éventail d'états émotionnels. À l'aide de ce modèle, une émotion est décrite à l'aide de deux ou trois caractéristiques fondamentales et les états affectifs sont exprimés dans un espace multidimensionnel [21,22]. Le modèle circonflexe de Russell est un des premiers modèles, dans lequel un état affectif est vu comme un cercle dans l'espace bipolaire bidimensionnel [22]. Les dimensions proposées sont le plaisir et l'excitation. Le plaisir (valence) reflète les états émotionnels positifs ou négatifs, et une valeur proche de zéro signifie une émotion neutre. L'excitation exprime la composante émotionnelle active ou passive. Dans cet espace, 28 états

affectifs sont représentés: heureux, ravi, excité, étonné, excité, tendu, alarmé, en colère, peur, ennuyé, angoissé, frustré, misérable, triste, sombre, déprimé, ennuyé, tombant, fatigué, somnolent, calme, détendu, satisfait, à l'aise, content, serein, heureux et heureux.

Whissell, dans [23] a également utilisé un espace bidimensionnel avec activation et évaluation comme dimensions. Plus tard, il a affiné son modèle et proposé la roue des émotions comme suit : quadrant I (valence positive, excitation positive), quadrant II (valence négative, excitation positive), troisième quadrant (valence négative, excitation négative) et quadrant IV (positif valence, excitation négative). Des exemples d'états émotionnels et de leurs positions dans la roue sont les suivants : joie, bonheur, amour, surprise, contentement dans Q1 ; colère, dégoût, peur dans Q2 ; tristesse, ennui, dépression en Q3 et relaxation, calme en Q4 [24].

Alors que Plutchik [21], a développé un modèle de composant dans lequel une émotion complexe est un mélange d'émotions fondamentales. Les émotions fondamentales considérées par Plutchik sont la joie, la confiance, la peur, la surprise, la tristesse, l'anticipation, la colère et le dégoût.

Un modèle tridimensionnel, appelé le modèle plaisir-excitation-dominance (PAD) ou Valence-excitation-dominance (VED), a été introduit par Mehrabian et Russell dans [25, 26, 27, 28]. Dans ce modèle, il existe trois dimensions indépendantes : le plaisir (valence), qui va du malheur au bonheur et exprime le sentiment agréable ou désagréable de quelque chose, l'excitation, le niveau d'une activation affective, allant du sommeil à l'excitation, et la domination, qui reflète le niveau de contrôle de l'état émotionnel, du soumis au dominant.

1.4 Travaux récents sur la classification GSR

Il existe plusieurs études qui proposent différentes méthodes de détection des niveaux de stress en mesurant la conductance de la peau [29] [30]. Par exemple dans [30], les auteurs ont tenté de classer le stress subi par une personne en utilisant le GSR par simulation. Le résultat était un modèle pouvant classer les contraintes avec une précision qui atteint jusqu'à 76,56%.

Les auteurs de l'article [11], étudient les méthodes de sélection des caractéristiques en utilisant à la fois les concepts de corrélation et de diversité. Six méthodes de combinaison de caractéristiques (C4.5, Bayes naïves, Fonction discriminante linéaire, Machine à vecteur de soutien, K voisins les plus proches et Fusion combinatoire) sont appliquées aux caractéristiques sélectionnées dans la détection des niveaux de contrainte.

Soleymani et coll. [31], ont utilisé une méthode de régression linéaire pour calculer l'excitation pour chaque plan dans les films. Dans leur méthode, l'excitation et la valence ont été calculées en utilisant une régression linéaire sur les fonctionnalités basées sur le contenu. Les fonctionnalités informatives pour l'estimation de l'excitation comprennent l'intensité, l'énergie des signaux audio, la composante de mouvement, l'excitation visuelle et la durée de l'expérience. La même approche a été utilisée pour calculer la valence. Il y a d'autres contenus des caractéristiques telles que la variance des couleurs et l'éclairage des touches qui se sont avérés corrélés à la valence [32].

L'étude décrite dans [33] a pour objectif de détecter les niveaux de sudation pour le diagnostic de dysfonctionnement qui peut aider au diagnostic du diabète. Il existe d'autres applications basées sur la conductance cutanée, comme le contrôle de l'épilepsie : les mains moites peuvent indiquer une crise d'épilepsie, comme support du diagnostic et du traitement des patients atteints de troubles bipolaires [34]. En combinant la sueur des mains avec la température de la peau, il est possible de développer un compteur de vérité [35]; comme quand la personne ment, ses mains sont plus froides et la résistance cutanée est plus faible. Un compteur de vérité est éventuellement établi sur la base de la sueur des mains et température de la peau.

Tenant de faire la même chose que dans Villarejo, Kurniawan [29] [36], a classé le stress en utilisant le GSR et le bruit des signaux. La classification par signaux de bruit a généré le meilleur résultat, qui était de 92% en utilisant un algorithme SVM. Cependant, lorsque les données GSR ont été utilisées, la précision obtenue n'était que de 70% grâce au même algorithme.

Dans une approche différente, Liu [14] a tenté de classer l'état émotionnel en bonheur, chagrin, peur, colère et calme en utilisant les données GSR. Le meilleur

niveau de précision obtenu par Liu était de 66,67% via SVM. Dans la recherche, le stress peut être correctement classé, où la précision de la classification peut atteindre 98% en combinant les données HRV avec les données ECG. Le traitement s'est fait par fenêtres coulissantes « Sliding Windows » en utilisant des largeurs de 24 points, et le classement par SVM (linéaire kernel) [36]. Une méthode différente a été appliquée par Wei [14], qui a tenté de classer l'émotion en colère, peur, joie, chagrin, acceptation, rejet, surprise et attente. La recherche a obtenu un résultat avec une précision raisonnable jusqu'à 80% en utilisant l'algorithme SVM qui a été traité par la technique des fenêtres coulissantes « Sliding Windows ». En utilisant une approche différente, Guo [37] a également essayé de classer les émotions humaines (amusement, peur, relaxation et tristesse) en utilisant la technique des fenêtres coulissantes avec un décalage pouvant atteindre 20 points. La recherche a également obtenu un bon résultat avec une précision atteignant 79,45%.

Chapitre 2 Utilisation du GSR

Chapitre 2. Utilisation du GSR

2.1 Introduction

La réactivité émotionnelle est l'aspect de notre personnalité qui reflète la prédisposition que nous avons à réagir à des stimuli émotionnels. Elle fait ainsi référence à la manière dont un individu peut réagir face à des événements plaisants ou non, et parmi eux, ceux qui peuvent provoquer un stress physique ou mental. Elle est différente pour chaque personne, ne permettant pas de prévoir quelle sera la réaction émotionnelle d'un individu soumis à un stimulus particulier. La conductance cutanée pourrait être mesurée en réponse au stress ou à d'autres types d'émotions. Le GSR est une méthode pour mesurer la conductance électrique de la peau car elle varie avec les changements de l'environnement autour d'un individu.

2.2 Caractéristiques du GSR

Le capteur GSR est un outil qui mesure les symptômes psychologiques humains. Il mesure les signaux envoyés par la peau humaine qui sont considérés comme le reflet de changements physiologiques [38] [39]. L'utilisation du GSR à des fins physiologiques est d'abord mise en œuvre par Vigouroux [40] [38]. Le signal GSR indique des changements électriques mesurés à la surface de la peau humaine qui varie avec les changements du taux d'humidité de la peau (transpiration). Il reflète les différences du système nerveux sympathique [38]. Les signaux GSR sont formés par la modification de la résistance corporelle due à la modification de la conductivité corporelle causée par la production de sueur. Cet outil est très apprécié car il est suffisamment sensible et

peu coûteux. Dans son développement, l'utilisation de GSR est établie pour détecter l'émotion d'une réaction spontanée qui ne peut pas être contrôlée par l'utilisateur. De plus, il est considéré comme l'un des signaux les plus puissants pouvant être utilisé pour la détection des émotions [41] [42].

D'une manière générale, le GSR a une réponse de sursaut typique (figure. 2.1.), qui est un changement rapide du signal GSR en réponse à un stimulus soudain, caractérisé par l'amplitude et le temps du signal. Par exemple, le pic détecté par l'algorithme est marqué par «x» et le début est marqué par «o». L'amplitude et le temps de montée de la réponse sont respectivement notés A et R.

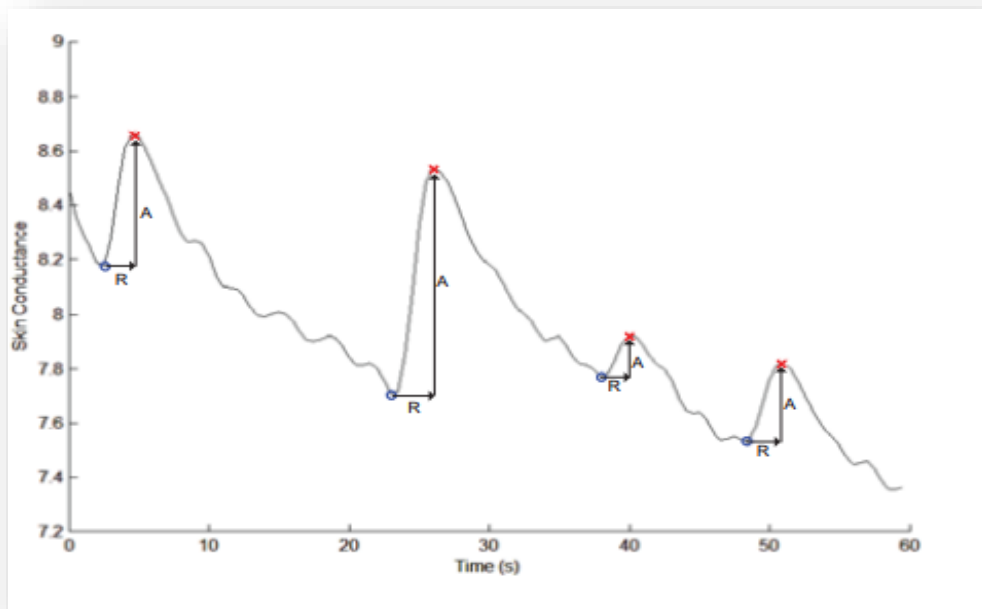


Figure 2.1. Exemple de réponse cutanée (GSR)
Détection du pic (début, amplitude et le temps de montée de la réponse) [43].

Boucsein [43], a démontré que la conductance cutanée est soumise à des différences entre les personnes, des différences d'âge, de sexe, d'origine ethnique et de cycle hormonal contribuant aux différences individuelles. En raison de ces différences ; les auteurs dans [44] ont normalisé les signaux de conductance cutanée en soustrayant la ligne de base (valeurs du GSR lorsque l'utilisateur est censé être détendu) minimum et en divisant par la plage de base. Dans [45], les auteurs ont considéré l'écart moyen, le

minimum, le maximum et la déviation standard de la conductance cutanée et la hauteur de pic ; le nombre total et l'amplitude cumulée, l'augmentation du temps et de l'énergie des réponses de sursaut dans le segment. Ces caractéristiques se sont révélées utiles dans des études antérieures.

2.3 Reconnaissance des émotions à l'aide de GSR

Le GSR a été utilisé dans Plusieurs travaux [46,47 ,48]. La peau réagit lorsqu'elle est exposée à des images, vidéos, événements chargés émotionnellement types de stimuli, qu'ils soient positifs ou négatifs.

Les changements émotionnels induisent une réaction de transpiration, qui est particulièrement répandue à la surface des mains, les doigts et les pieds. Quand les gens sont excités, la sueur corporelle, la quantité de sel dans la peau et la résistance électrique de la peau augmentent. Le changement des émotions déclenche les glandes sudoripares dans notre corps, et les rend plus actifs. Quand les glandes sudoripares deviennent plus actives, elles sécrètent l'humidité vers la surface de la peau. Cela change l'équilibre des ions positifs et négatifs et affecte la propriété d'écoulement des courants électriques sur la peau et il est le plus observable sur les mains et les pieds. Cette résistance diminue en raison d'une augmentation de la transpiration, qui se produit généralement quand on éprouve des émotions telles que le stress ou la surprise. Les changements de conductance cutanée qui en résultent sont mesurables et généralement appelé la réponse de la peau galvanique. Dans la méthode GSR, la conductance électrique de la peau est mesurée par un ou deux capteur (s) généralement attaché à la main ou au pied (exemple sur la figure. 2.2.). Si les mains du sujet sont statiques, comme lorsqu'il regarde une vidéo, les emplacements recommandés sont l'index et le majeur. Dans le cas des sujets utilisant les deux mains, comme lorsqu'ils utilisent un clavier et une souris, les emplacements d'enregistrement recommandés sont les paumes des mains. Cependant, si les sujets utilisent leurs deux mains, mais assez largement, comme lors de la manipulation et l'interaction avec des environnements réels, les emplacements d'enregistrement recommandés sont la plante des pieds. Les capteurs doivent être utilisés sur les côtés intérieurs afin de ne pas être affectés par la pression en position debout ou en marchant.



Figure 2.1. Les électrodes et leurs emplacements

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit le GSR et quelques caractéristiques. Aussi, nous avons opté pour un premier temps pour l'utilisation d'une base de données reconnue, en l'occurrence DEAP DATASET [49]. Ainsi, nous pourrons bien ajuster les paramètres de l'algorithme développé. Ce qui va nous assurer un bon modèle de classification.

Chapitre 3 La Base de donnée DEAP

Chapitre 3. La Base de Données DEAP

3.1 Introduction

Il existe une multitude de bases de données pour bien concevoir des modèles de classification. Les plus connues sont MAHNOB, SEED et eINTERFACE06_EMOBRAIN. La base de données MAHNOB [50] contient les signaux physiologiques de 27 sujets en réponse à 20 vidéos de stimulus qui ont évalué l'excitation, la valence, la dominance et la prévisibilité sur une échelle de un à neuf. La base de données SEED [51] stocke des vidéos faciales et des données EEG de 15 participants qui ont regardé des clips vidéo émotionnels et ont exprimé leurs réponses affectives à leur égard en remplissant un questionnaire. L'ensemble de données multimodal eINTERFACE06_EMOBRAIN [52], contient des enregistrements EEG, fNIRS frontaux et physiologiques (GSR, fréquence respiratoire et tension artérielle) de cinq sujets en réponse à des stimuli d'images.

Pour nos travaux nous avons choisi d'utiliser la base de données DEAP Dataset [49].

3.2 Base de données DEAP

La base de données DEAP [49] a été créée dans le but de développer un système de recommandation de vidéo/clips basé sur les réactions émotionnelles des utilisateurs. Les signaux biophysiques de 32 sujets ont été enregistrés alors qu'ils regardaient 40 extraits d'une minute de vidéo/clips suscitant diverses émotions (figure 3.1).

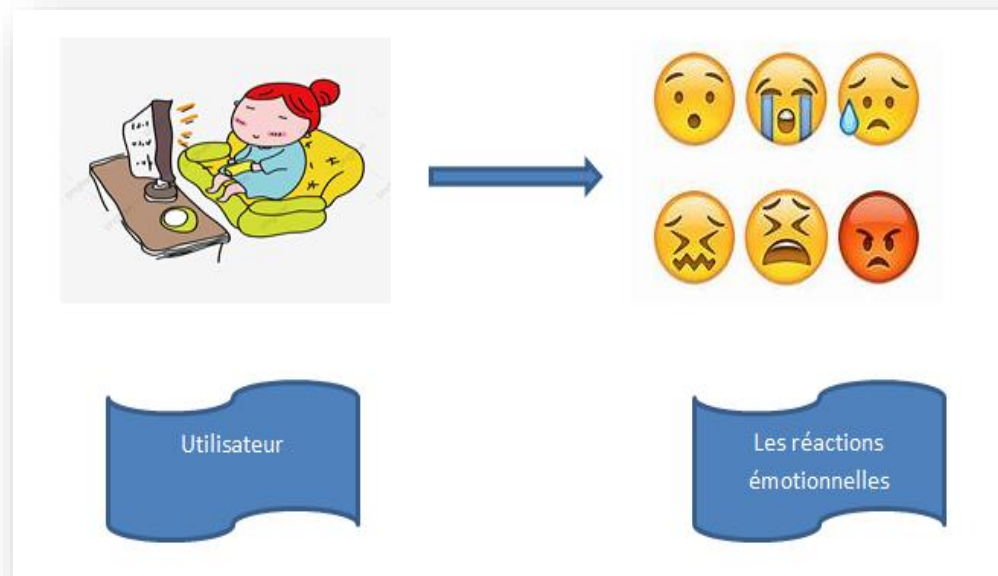


Figure 3.1. Schéma introductif de classification des émotions humaine

Table 1. Structure of the DEAP dataset

Array name	Array shape	Array contents
Data	$40 \times 40 \times 8064$	(Video/trial) \times channels \times data (128 Hz \times 63 seconds)
Labels	40×4	(Video/trial) \times label (valence, arousal, dominance, liking)

Figure 3.2. Structure de la DEAP dataset

Les participants ont évalué chaque vidéo en termes de valence, d'excitation, de domination, de goût / dégoût et de familiarité sur une échelle de un à neuf.

Dans le système de recommandation de vidéo clips proposé, les réponses corporelles d'un utilisateur seront traduites en émotions (DEAP). Les émotions d'un utilisateur en regardant les clips vidéo musicaux aideront le système de recommandation à comprendre d'abord les goûts de l'utilisateur, puis à recommander un clip musical qui correspond à l'émotion actuelle des utilisateurs. La base de données présentée explore la possibilité de classer les dimensions des émotions induites en montrant des vidéos musicales à différents utilisateurs.

Les réponses à ces stimuli (clips vidéo musicaux) n'ont jamais été explorées auparavant et les recherches dans ce domaine se sont principalement concentrées sur des segments d'images, de musique ou de vidéo non musicaux [53], [54].

L'ensemble de données DEAP se compose de deux parties :

1. Les notes d'une auto-évaluation en ligne où 120 extraits d'une minute de vidéoclips ont été évalués chacun par 14 à 16 volontaires en fonction de l'excitation, de la valence et de la domination.
2. Les notes des participants, les enregistrements physiologiques et la vidéo du visage d'une expérience où 32 volontaires ont regardé un sous-ensemble de 40 des vidéos musicales ci-dessus. Des signaux EEG et physiologiques ont été enregistrés et chaque participant a également évalué les vidéos comme ci-dessus. Pour 22 participants, une vidéo du visage frontal a également été enregistrée.

3.2.1 Balises

La caractérisation du contenu multimédia avec des balises pertinentes, fiables et discriminantes est essentielle pour la recherche d'informations pertinentes. Les caractéristiques des expressions émotionnelles du multimédia sont des caractéristiques importantes pour décrire le contenu multimédia et peuvent être présentées par de telles étiquettes émotionnelles. Le marquage implicite fait référence à la génération sans effort de tags subjectifs et / ou émotionnels. Le marquage implicite des vidéos à l'aide d'informations affectives peut aider les systèmes de recommandation et de récupération à améliorer leurs performances [55], [56]. L'ensemble de données actuel est enregistré dans le but de créer un système de recommandation adaptatif de vidéo musicale.

3.2.2 Sélections des stimuli

Les stimuli utilisés dans l'expérience (DEAP dataset) ont été sélectionnés en plusieurs étapes. Tout d'abord, 120 stimuli initiaux ont été sélectionnés, dont la moitié ont été choisis semi automatiquement et le reste manuellement. Enfin, via un site Web, dans

une expérience d'évaluation subjective, 40 stimuli finaux ont été choisis. Chacune de ces étapes est expliquée ci-dessous.

a. Sélection initiale des stimuli

Obtenir des réactions émotionnelles des participants au test est une tâche difficile et la sélection du stimulus le plus efficace, les matériaux sont cruciaux. Il est proposé, dans ce cas, une méthode semi-automatisée de sélection de stimulus, dans le but de minimiser le biais résultant de la sélection manuelle des stimuli.

b. Détection des temps forts d'une minute

Pour chacun des 120 clips vidéo sélectionnés initialement, un segment minute à utiliser dans l'expérience a été extrait afin d'extraire un segment avec un maximum d'émotion.

c. Annotation subjective en ligne

À partir de la collection initiale de 120 vidéos de stimulation, les 40 derniers clips vidéo de test ont été choisis en utilisant une interface d'évaluation des émotions subjectives. Les participants ont regardé des clips vidéo et les ont notés sur une échelle de 9 points pour la valence, l'excitation et la dominance.

3.3 Conclusion

Dans notre travail, parmi les bases de données existantes et qui nous sont connues, nous avons utilisé la base de données DEAP [49]. Elle contient les enregistrements d'une multitude de capteurs pouvant nous servir pour des travaux futurs.

Chapitre 4 Le SVM dans la Classification

Chapitre 4. Le SVM dans la classification

4.1 Introduction

La classification des émotions via les signaux physiologique, peut être utilisée dans une grande variété de domaines (tel que : médecine, entraînements, sport, etc..). La technologie associe doit être amélioré pour les applications de la vie réelle. Les capteurs doivent être moins envahissants que possible, et les algorithmes, qui estiment les émotions, doivent être précis. La connaissance des caractéristiques les plus pertinentes pour classer les émotions est cruciale pour les deux objectifs en permettant de sélectionner un ensemble réduit de capteurs et en optimisant les algorithmes de classification les performances (figure 4.1).

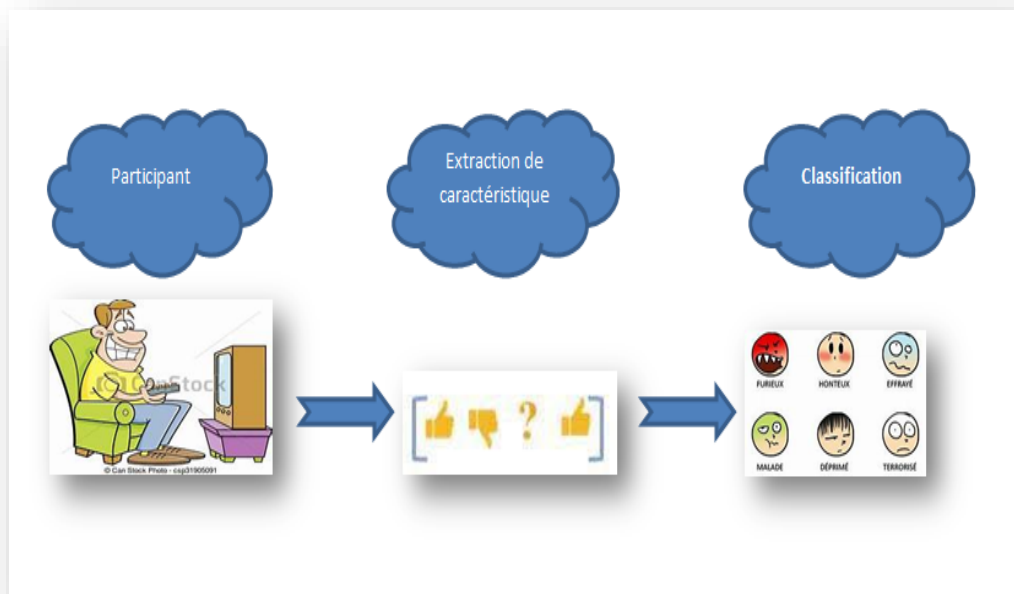


Figure 4.1. Architecture d'un système de classification des émotions

4.2 Extraction des caractéristiques

Après l'acquisition des signaux physiologiques, il est important de définir une méthodologie, pour permettre au système de traduire les signaux acquis vers une émotion spécifique. La première étape consiste à extraire des informations caractéristiques pour le module de classification. Les caractéristiques peuvent être extraites dans le domaine temporel ainsi que dans le domaine fréquentiel.

Dans [57] les auteurs ont calculé 12 caractéristiques GSR conventionnelles, y compris la moyenne et la STD du GSR, la moyenne et la racine carrée moyenne du 1er écart de différence du GSR, le nombre, l'amplitude moyenne, la durée moyenne et l'amplitude maximale de la réponse de conductance cutanée (SCR), la moyenne de les valeurs absolues des 1ères différences du GSR brut, la moyenne du GSR filtré par une fenêtre de Hanning et la moyenne des valeurs absolues des 1ère et 2ème différences du GSR normalisé.

Alors que dans [58], les caractéristiques des signaux ont été extraites dans le domaine temporel et basées sur des statistiques. Les approches de décomposition en ondelettes et en mode empirique sont également utilisées pendant le processus d'extraction de caractéristiques.

Pour notre travail nous n'avons considéré que le domaine temporel. Les caractéristiques choisies sont résumées dans le table.4.1.

Caractéristique	La formule mathématique
Arithmetic Mean (AM)	$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n$
Mean Absolute	$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n $
Root Mean Square	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n)^2}$
Standard Deviation (SD)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - AM)^2}$
Skewness	$\sum_{n=1}^N (X_n - AM) \frac{3}{(N - 1)SD^3}$

Kurthosis	$\sum_{n=1}^N (X_n - AM)^2 \frac{4}{(N-1)SD^4}$
-----------	---

Table 4.1. Tableau récapitulatif des formules mathématiques des caractéristiques

4.3. La Classification (SVM)

4.3.1. Introduction

Jusqu'à aujourd'hui il existe au moins dix algorithmes d'apprentissage automatique qui peuvent être utilisés à la fois pour la classification et le regroupement [59]. On peut citer le Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors (KNN), Décision Tree et bien d'autres. Le SVM est l'un des algorithmes les plus populaires en raison de sa capacité suffisante dans la classification non linéaire. Bien que l'utilisation du SVM soit plus simple que d'autres algorithmes, pour obtenir un résultat optimal, une approche appropriée est requise.

4.3.2. Séparateur à vastes marges (SVM)

Le SVM est l'un des algorithmes populaires en raison de sa capacité suffisante en classification non linéaire.

a. Fonctionnement du SVM

Le SVM fonctionne en détectant l'hyperplan qui a le plus marge lorsqu'une dimension est supérieure à deux (2), de sorte que les données peuvent être efficacement séparées de manière linéaire (cette projection est réalisée en technique du noyau). Il existe quatre noyaux primaires dans SVM, à savoir linéaire, radial fonction de base (RBF), sigmoïde et poly-nominale. Parmi les quatre noyaux, le RBF mérite d'être envisagé pour être utilisé en raison de sa capacité à séparer les données non linéaires [60] [61]. Avec la capacité, l'utilisation de SVM peut être utilisée comme une alternative prometteuse pour la détection des émotions.

b. Notions de base sur le SVM

Le SVM appartient à la catégorie des classificateurs linéaires (qui utilisent une séparation linéaire des données), et qui dispose de sa méthode à lui pour trouver la frontière entre les catégories.

Pour que le SVM puisse trouver cette frontière, il est nécessaire de lui donner des données d'entraînement. On donne au SVM un ensemble de points comme dans la (figure 4.2). A partir de ces données, le SVM va estimer l'emplacement le plus plausible de la frontière, ce qui correspond à la période d'entraînement.

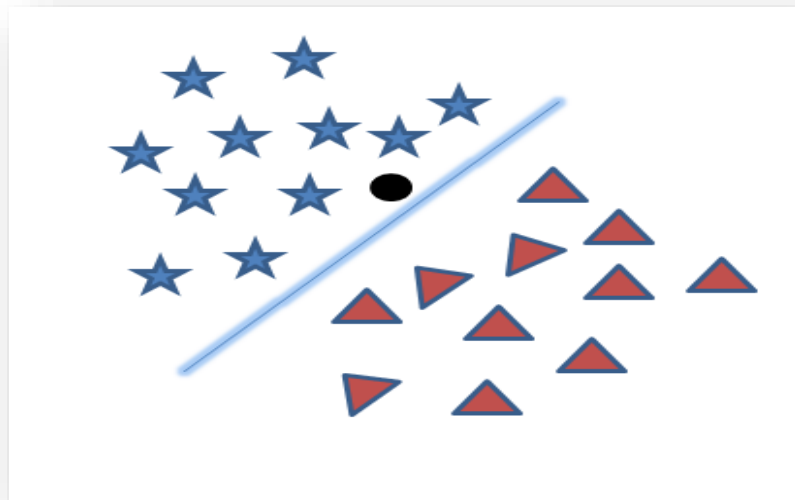


Figure 4.2. Exemple d'un objet à classer (SVM)

Une fois la phase d'entraînement terminée, le SVM a ainsi trouvé, à partir de données d'entraînement, l'emplacement supposé de la frontière. Le SVM est maintenant capable de prédire à quelle catégorie appartient une entrée qu'il n'avait jamais vue avant, et sans intervention humaine. Il existe plusieurs lignes droites qui peuvent séparer nos catégories (figure 4.3).

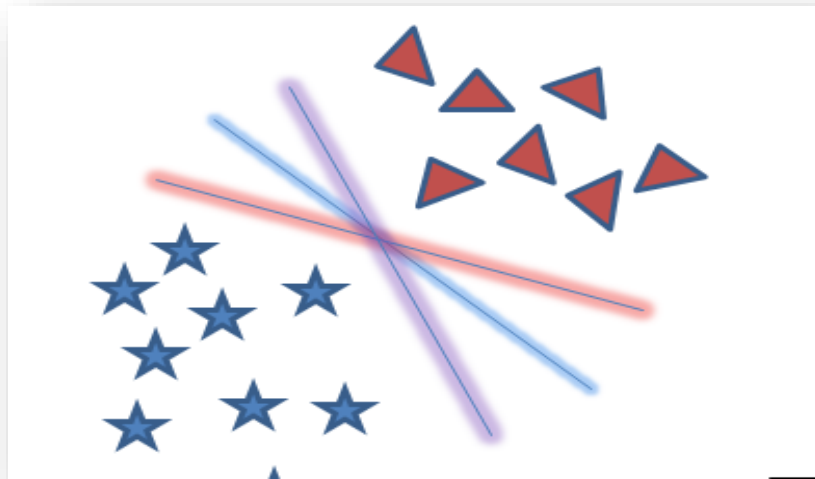


Figure 4.3. Exemple de séparation des données (choix de la droite de séparation)

Pour un ensemble de données d'entraînement, il existe plusieurs frontières possibles. Le but d'un SVM est de trouver cette frontière optimale, en maximisant la distance entre les points d'entraînement et la frontière. Les points d'entraînement les plus proches de la frontière sont appelés vecteurs support. Fondamentalement, un SVM cherchera simplement à trouver un hyperplan qui sépare les deux catégories de notre problème. On choisira l'hyperplan qui maximise la marge, c'est-à-dire la distance minimale entre les vecteurs d'entraînement et l'hyperplan. De tels vecteurs situés à la distance minimale sont appelés vecteurs supports (figure 4.4).

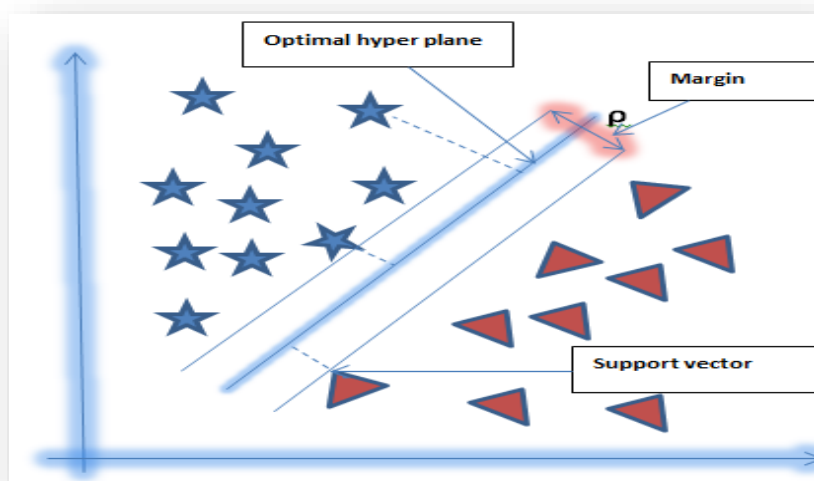


Figure 4.4. Exemple de mise en évidence d'un Hyperplan optimal

La formule suivante consiste à calculer l'hyperplan dans le SVM

$$y_i (x_i \cdot w + b) \geq 1 \quad \forall i \quad (4.1)$$

Où y_i est l'étiquette, x_i est l'entrée, w est le poids et b est le biais.

c. Les avantages de SVM

Pour la classification, nous utilisons la méthode de séparateur à vaste marge (SVM) qui présente les avantages suivants :

- ❖ Un nombre raisonnable de paramètres.
- ❖ Une grande vitesse d'apprentissage.
- ❖ Un nombre restreint d'échantillons suffit à la détermination des vecteurs supports permettant la discrimination entre les classes.
- ❖ Traitement des problèmes linéaires ou non linéaires selon la fonction du noyau.

4.4. Conclusion

Le SVM a été choisi dans ce travail, pour sa simplicité d'implémentation sous Matlab et les avantages cités plus haut.

Chapitre 5 Mise en œuvre et résultats

Chapitre 5 Mise en œuvre et résultats

5.1. Introduction

La classification en utilisant le SVM a été appliquée dans cette section. Le choix, ainsi que le nombre des caractéristiques est d'une importance capitale pour caractériser les signaux à analyser.

Sachant que le nombre des caractéristiques pouvant être utilisé pour le GSR est important et la possibilité qu'elles soient corrélées, nous a amené, dans ce travail, de choisir un nombre restreint et affiner au besoin en augmentant leur nombre jusqu'à avoir un bon modèle de classification.

5.2. Processus global de classification

Le processus global de classification est illustré à la figure 5.10. Nous noterons, quatre étapes pour la classification :

- Lecture de la base de données,
- Annotation des données,
- Extraction des caractéristiques,
- Classification.

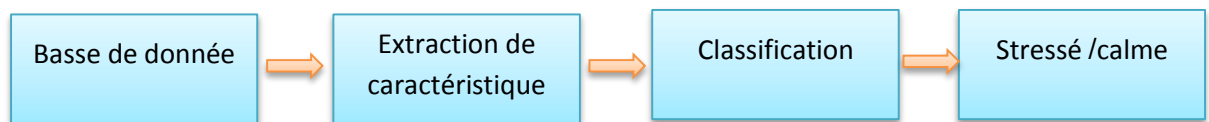


Figure 5.1. Schéma général de classification des émotions (GSR)

5.2.1. Lecture de la base de données

La base de données DEAP contient 40 évaluations de valence / excitation / dominance pour chacun des 32 sujets. Pour l'émotion de colère, il y avait 28 évaluations dans la base de données pour la condition 1 — Colère et 239 évaluations pour la condition 0 — Pas de colère. Afin d'avoir une distribution équilibrée des réponses pour la classification, les concepteurs de la base de données ont utilisé 28 notes pour la condition 1 et 28 notes pour la condition 0, ils ont donc pris le minimum entre les deux. Chaque enregistrement physiologique avait une durée de 60 s. Ainsi, afin d'obtenir une base de données de formation plus grande, ils ont divisé les enregistrements longs de 60 s en 12 segments, chacun d'une durée de 5 s. Ainsi, pour la colère, ils ont obtenu un ensemble de données d'entraînement de 672 entrées qui a été alimenté aux algorithmes de classification. Le tableau 5 présente, pour chaque émotion, le nombre d'entrées pour les conditions 0 et 1 et le nombre total de longs segments de 5 s qui ont été alimentés comme données d'entrée dans les algorithmes de classification.

5.2.2. Annotation des données

Dans cette étape, on étiquette l'état de stress et l'état calme. Pour l'expérience les états calme et stress sont définis selon la règle utilisée dans [62].

Si l'excitation (arousal) est inférieure à 4 et la valence est comprise entre 4 et 6, comme dans l'équation (5.1), elle est définie comme calme :

$$(arousal < 4) \cap (4 < valence < 6) \quad (5.1)$$

Où l'excitation représente une gamme allant de calme à excité, tandis que la valence présente une gamme de désagréable à agréable.

Si l'excitation dépasse 5 et la valence est inférieure à 3, elle est définie comme un état de stress (équation 5.2).

$$(arousal > 5) \cap (valence < 3) \quad (5.2)$$

5.2.3. Extraction des caractéristiques

C'est l'étape de l'extraction de données pertinentes pouvant représenter les signaux. Les caractéristiques utilisées dans ce projet sont : la moyenne arithmétique(AM), la moyenne absolue, quadratique moyenne, l'écart type, skewness, kurthosis.

5.3 Classification

Le problème de base de la classification est d'identifier la classe (ou la catégorie, ou le groupe, ou la sous-population, etc.) à laquelle appartient une nouvelle observation, sur la base des propriétés de cette observation, et compte tenu des propriétés des observations précédentes dont l'appartenance à la classe est connue.

5.4 Evaluation des classificateurs

Il existe de nombreuses mesures pour calculer la performance d'un classificateur.

5.4.1 Confusion Matrix

La matrice de confusion est une bonne option pour rapporter des résultats dans des problèmes de classification de classe M car il est possible d'observer les relations entre les sorties du classificateur et les vraies.

La table 5.1, montre une matrice à 2 classes Dans cette matrice classes, il est facile d'identifier les quatre résultats possibles :

Classe	Positive	Négative
Positive	Vrai Positif (VP)	Faux Positif (FP)
Négative	Faux Négatif (FN)	Vrai Négatif (VN)

Table 5.1. Représentation d'une matrice de confusion à 2 classes

1. Vrai Positif : correctement classé ou détecté.
2. Faux Positif : mal classé ou détecté. Il représente l'erreur de type I.
3. Faux Négatif : rejeté par erreur. Il représente l'erreur de type II.
4. Vrai Négatif : correctement rejeté.

En plus du nombre de cas, les matrices de confusion peuvent présenter les valeurs de pourcentage. Une matrice de confusion asymétrique peut révéler un classificateur biaisé.

5.4.2 Rappel et précision

Pour chaque classe C_i , on calcule deux probabilités qui peuvent être estimées à partir de la matrice de confusion. Ainsi, ces deux matrices peuvent être définies de la manière suivante.

- Rappel (R), ou Recall en Anglais, est la proportion des solutions pertinentes trouvées.

Il mesure la capacité du système à donner toutes les solutions pertinentes.

$$R = \frac{V_P}{(V_P + V_N)} \quad (5.3)$$

- La précision (P), est la proportion des solutions trouvées qui sont pertinentes. Elle mesure la capacité du système à refuser les solutions non-pertinentes.

$$P = \frac{V_P}{(V_P + F_P)} \quad (5.4)$$

5.4.3 fscore

Aussi appelé F Score ou F Measure, le score F1 permet de traduire l'équilibre entre la précision et le rappel. Il se calcule comme ceci :

$$Fscore = 2 * \frac{precision * rappel}{precision + rappel} \quad (5.5)$$

5.4.4 Courbe ROC

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) trace le taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs.

Le taux de vrais positifs (TVP) est l'équivalent du rappel.

Le taux de faux positifs (TFP) se calcule comme ceci:

$$TFP = \frac{FP}{FP + VN} \quad (5.6)$$

5.5 Organigramme et mise en œuvre

Dans cette étude, nous avons proposé un classificateur à 2 classes. Nous avons utilisé le SVM. La figure suivante montre les étapes de la mise en œuvre de ce travail.

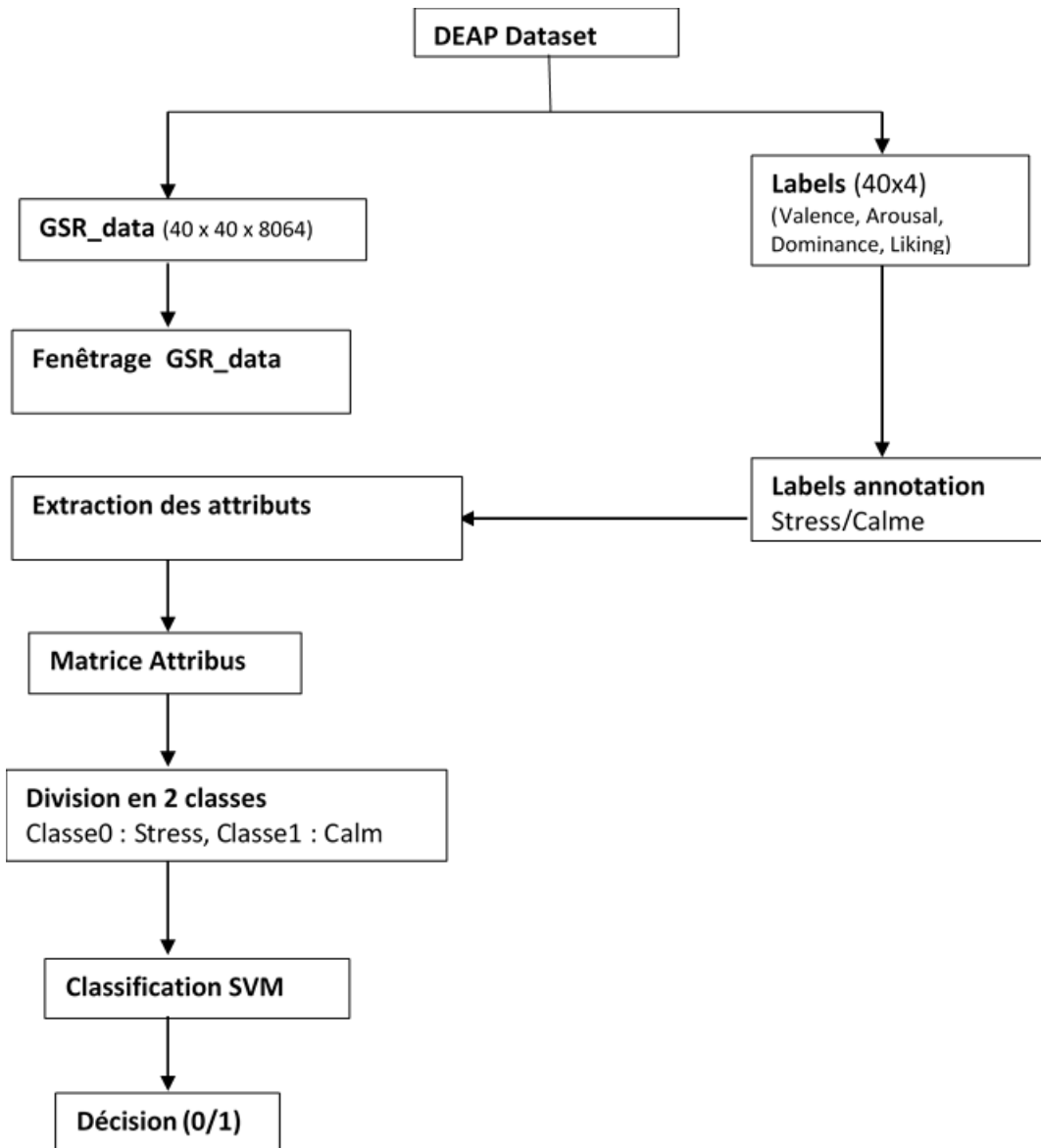


Figure 5.2. Présentation des différentes étapes

Après lecture des signaux GSR et les labels correspondants, chaque signal est découpé en fenêtres fixes de 5 secondes sans repliement. Les caractéristiques du signal ont d'abord été extraites de chaque fenêtre d'analyse et leurs valeurs à travers les fenêtres consécutives ont été concaténées pour chaque sujet et pour chaque vidéo. Pour chaque signal physiologique, nous avons calculé 8 paramètres caractéristiques. Ces paramètres sont la somme des amplitudes absolues, min, max, énergie moyenne, somme des carrés, kurtosis, asymétrie et l'écart-type.

Ainsi nous obtenons n observations. Pour chaque échantillon, nous avons r caractéristiques différentes, de sorte que chaque observation est associée à r nombres. Nous avons également étiqueté chaque échantillon comme appartenant à une classe ou à une autre.

Les classes sont complètes et mutuellement exclusives. Nous commençons par :

- Entraîner une machine à vecteurs de support ce qui va nous fournir le modèle,
- On procède, ensuite, à une validation croisée du classificateur.
- Enfin, nous utilisons la machine entraînée pour classer (prédire) les nouvelles données.

5.6 Résultats et discussions

Cette section est dédiée à la présentation des résultats de notre expérimentation.

Dans cette figure, nous présentons un exemple de diagramme de dispersion des données et en encerclant les vecteurs de support.

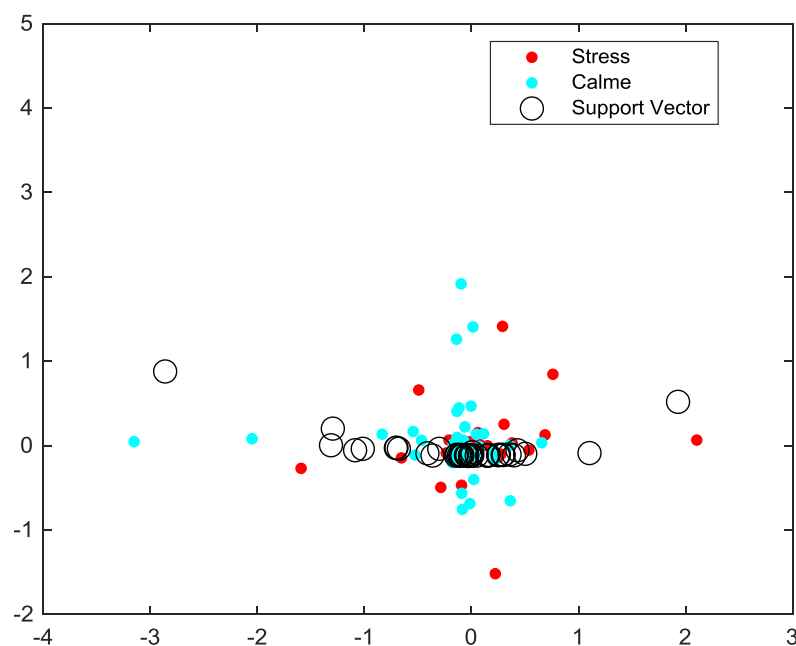


Figure 5.3 Diagramme de dispersion des données

On remarque que les données sont assez dispersées. Étant donné que certains points de base rouges sont proches des points de base verts, il est difficile de classer les points de données en fonction de l'emplacement uniquement.

Trois catégories de tests ont été utilisées dans cette expérimentation :

- Le vecteur test contient les deux classes (0/1) en proportions équilibrées.
- Le vecteur test ne contient que la classe 0.
- Le vecteur test ne contient que la classe 1.

Les résultats obtenus ne sont pas convaincants, vu que les pertes de classes sont de 40%.

Un exemple de matrices de confusion obtenu pour le test contenant les 2 classes est illustré ci-dessous.

$$\text{Matrice de confusion} = \begin{bmatrix} 31 & 0 \\ 23 & 8 \end{bmatrix}$$

5.7 Conclusion

Les caractéristiques des signaux ont été extraites dans le domaine temporel et basées sur des statistiques. Le modèle de classification, ainsi obtenu doit être amélioré en rajoutant des caractéristiques issues des approches de décomposition en ondelettes et en mode empirique.

Conclusion générale

Dans ce projet de fin d'étude, nous nous sommes intéressées aux capteurs non invasifs dans le but de concevoir un système de classification capable de lire et détecter l'état de stress d'une personne.

Pour cela nous avons étudié quelques travaux traitant de l'analyse et détection des émotions en général et le stress en particulier.

Nous souhaitions au départ expérimenter plusieurs algorithmes de classification dont le SVM.

N'ayant pas pu être présentes au centre de recherche où nous accomplissions notre stage, pour des raisons indépendantes de notre volonté, nous nous sommes limitées à seulement l'algorithme cité plus haut.

Bien que les résultats de nos expérimentations ne fussent pas assez bons, nous avons acquis plein d'enseignements.

Parmi ces enseignements, nous pouvons citer déjà comment entreprendre un projet de recherche méthodiquement.

Nous connaissons maintenant le capteur GSR, ainsi que senseurs présents dans la base de données utilisée à savoir (EEG, ECG,...).

Nous avons renforcé nos connaissances en programmation par l'utilisation de Matlab.

La rédaction d'un mémoire de fin d'études ou d'un rapport est autre enseignement qui va nous servir certainement dans le futur.

Nous espérons que ce travail servira pour la suite des travaux de recherche de l'équipe du CDTA qui nous a accueillis. Ce travail devrait être complété par l'utilisation d'autres caractéristiques et tester avec d'autres algorithmes de classification.

Bibliographie

- [1] Jennifer A Healey and Rosalind W Picard. 'Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors.' *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 6(2):156–166, 2005
- [2] H SELYE. 'The stress of life.' New York: McGraw-Hill, 1956.
- [3] Andreas Riener, Alois Ferscha, and Mohamed Aly. 'Heart on the road: HRV analysis for monitoring a driver's affective state.' In *Proceedings of the 1st International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, pages 99–106. ACM, 2009.
- [4] Rosalind W Picard, Elias Vyzas, and Jennifer Healey. 'Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*.,' *IEEE Transactions on*, 23(10):1175–1191, 2001.
- [5] David F Dinges, Robert L Rider, Jillian Dorrian, Eleanor L McGlinchey, Naomi L Rogers, Ziga Cizman, Siome K Goldenstein, Christian Vogler, Sundara Venkataraman, and Dimitris N Metaxas. 'Optical computer recognition of facial expressions associated with stress induced by performance demands.' *Aviation, space, and environmental medicine*, 76(6):B172–B182, 2005.
- [6] Leon JM Rothkrantz, Pascal Wiggers, Jan-Willem A van Wees, and Robert J van Vark. 'Voice stress analysis.' In *International conference on text, speech and dialogue*, pages 449–456. Springer, 2004.
- [7] Jing Zhai & Armand'o Barreto. 'Stress recognition using non-invasive technology.' In *FLAIRS Conference*, pages 395–401, 2006.

- [8] J. Cacioppo, L. Tassinary, and G. Berntson. 'Handbook of Psychophysiology.' Cambridge University Press, 2000.
- [9] Y. Ayzenberg, J. H. Rivera, and R. Picard. 'Feel: frequent EDA and event logging – a mobile social interaction stress monitoring system.' In CHI'12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pages 2357–2362, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [10] J. Bakker, L. Holenderski, R. Kocielnik, M. Pechenizkiy, and N. Sidorova. 'Stess@work: From measuring stress to its understanding, prediction and handling with personalized coaching.' In Proceedings of ACM SIGHIT Int. Health Informatics Symposium, pages 673–678. ACM Press, 2012.
- [11] Y. Deng, D. Hsu, Z. Wu, and C.-H. Chu. 'Feature selection and combination for stress identification using correlation and diversity.' In 12th Int. Symp. On Pervasive Systems, Algorithms and Networks (ISPAN), pages 37–43, 2012..
- [12] E. H. Jang, B. J. Park, S. H. Kim, M. A. Chung, M. S. Park, and J. H. Sohn, 2014, 'Emotion classification based on bio-signals emotion recognition using machine learning algorithms, vol. 3,' pp. 1373–1376, April 2014
- [13] K. Ansari-Asl, G. Chanel and T. Pun, 2007,' Channel Selection Method For EEG Classification In Emotion Assessment Based On Synchronization Likelihood, European Signal Processing Conference (EUSIPCO), '2007.
- [14] Liu, M., Fan, D., Zhang, X., & Gong, X., 2016, 'Human Emotion Recognition Based on Galvanic Skin Response Signal Feature Selection and SVM. In Smart City and Systems Engineering (ICSCSE), International Conference on (pp. 157-160).' IEEE
- [15] P. Ekman, R.W.Levenson, W.V. Friesen, "Autonomic nervous system activity distinguishing among emotions", Science 221, 1208-1210., 1983
- [16] A.Mehrabian, (1980). 'Basic dimensions for a general psychological theory,' pp. 39-53.ISBN0-89946-004-6.
- [17] A. Mehrabian; J. A. Russell (1974). 'An approach to environmental psychology (1 ed.),'Cambridge, Mass.: MIT Press.
- [18] Ekman, P.; Sorenson, E.R.; Friesen, W.V. 'Pan-cultural elements in facial displays of emotions.' Science1969, 164, 86–88. [CrossRef] [PubMed]

- [19] Ekman, P. 'Basic emotions.' In Handbook of Cognition and Emotion; Dalglish, T., Power, M., Eds.; John Wiley & Sons Ltd.: Hoboken, NJ, USA, 1999.
- [20] Cohen, M.A. 'against Basic Emotions, and Toward a Comprehensive Theory. J. Mind Behav.' 2009, 26, 229–254.
- [21] Plutchik, R. 'Emotion: A Psycho-evolutionary Synthesis; 'Harper & Row: New York, NY.
- [22] Russell, J.A. A circumplex model of Affect. J. 'Personal. Soc. Psychol.' 1980, 39, 1161–1178. [CrossRef].
- [23] Whissell, C. 'the dictionary of affect in language, Emotion: Theory, Research and Experience. In The Measurement of Emotions; 'Academic: New York, NY, USA, 1989; Volume 4.
- [24] Whissell, C. 'Using the revised dictionary of affect in language to quantify the emotional undertones of samples of natural language.' Psychol. Rep. 2009, 105, 509–521. [CrossRef][PubMed]
- [25] Russell, J.A.; Mehrabian, A. 'Evidence for a three-factor theory of emotions. J. Res. Personal.' 1977, 11, 273–294. [CrossRef] USA, 1980.
- [26] Mehrabian, A.; Russell, J.A. 'An Approach to Environmental Psychology; The Massachusetts Institute of Technology: 'Cambridge, MA, USA, 1974.
- [27] Mehrabian, A. 'Pleasure-Arousal-Dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament'. Curr. Psychol. 1996, 14, 261–292. [CrossRef].
- [28] Buechel, S.; Hahn, U. 'Emotion analysis as a regression problem—Dimensional models and their implications on emotion representation and metrical evaluation.' In Proceedings of the 22nd European Conference on Artificial Intelligence (ECAI), The Hague, the Netherlands, 29 August–2 September 2016.
- [29] Kurniawan, H., Maslov, A. V., & Pechenizkiy, M., 2013, 'Stress detection from speech and galvanic skin response signals.' In Computer-Based Medical Systems (CBMS), IEEE 26th International Symposium on (pp. 209-214). IEEE.
- [30] Villarejo, M. V., Zapirain, B. G., & Zorrilla, A. M., 2012, 'A stress sensor based on Galvanic Skin Response (GSR) controlled by ZigBee.' Sensors, 12(5), 6075-6101.

- [31] M. Soleymani, J. Kierkels, G. Chanel, and T. Pun, 'A Bayesian framework for video affective representation, ' in Proc. Int. Conf. Affective Computing and Intelligent interaction, Sep. 2009, pp. 1–7.
- [32] H. L. Wang and L.-F. Cheong, 'Affective understanding in film, ' IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 16, no. 6, pp. 689 – 704, Jun. 2006.
- [33] Khalfallah, K., Ayoub, H., Calvet, J. H. Neveu, X. Brunswick, P.Griveau, S. Lair, V. Cassir, M.Bedioui, F. ,2012, 'Non invasive Galvanic Skin Sensor for Early Diagnosis Of Sudomotor Dysfunction: Application to Diabetes. ' IEEE Sensor J. 2010, 12, 456–463. [Google Scholar].
- [34] Kappeler-Setz, C. Gravenhorst, F. Schumm, J. Arnrich, B.Tröster, G. ,2010, 'Towards Long Term Monitoring of Electrodermal Activity in Daily Life.' Proceedings of 5th International Workshop on Ubiquitous Health and Wellness, Copenhagen, Denmark, 26 September 2010.
- [35] J. H. Rivera, R. Morris, and R. Picard. 'Call center stress recognition with person-specific models.' Affective Computing and Intelligent Interaction, volume 6974 of Lecture Notes in Computer Science, pages 125–134. Springer, 2011.
- [36] D. Liu and M. Ulrich, 2013, 'Listen to Your Heart: Stress Prediction Using Consumer Heart Rate Sensors, CS229 Machine Learning, 'autumn 2013.
- [37] R. Guo, S. Li, L. He, W. Gao, H. Qi and G. Owens, 2013, 'Pervasive and Unobtrusive Emotion Sensing for Human Mental Health, 'Pervasive Health 13 Proceedings of the 7th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, 'pp. 436-439, 2013.
- [38] Nourbakhsh, N., Wang, Y., Chen, F., and Calvo, R.A., 2012, 'Using Galvanic Skin Response for Cognitive Load Measurement in Arithmetic and Reading Tasks, 24th Australian Computer Human Interaction Conference,' pp. 420–423.
- [39] Shangguan, P., Liu, G., and Wen, W., 2014,' The Emotion Recognition Based on GSR Signal by Curve Fitting, J. Information and Computational Science,' (11:8), pp. 2635-2646.
- [40] Setz, C., Arnrich, B., Schumm, J., La Marca, R., Tröster, G., & Ehlert, U., 2010, 'Discriminating stress from cognitive load using a wearable EDA device,' IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 14(2), 410-417.

- [41] R. Guo, S. Li, L. He, W. Gao, H. Qi and G. Owens, 2013, 'Pervasive and Unobtrusive Emotion Sensing for Human Mental Health, Pervasive Health '13 Proceedings of the 7th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, 'pp. 436-439, 2013.
- [42] Nakasone, A., Prendinger, H., & Ishizuka, M., 2005, 'Emotion recognition from electromyography and skin conductance.' In Proc. of the 5th International Workshop on Biosignal Interpretation (pp. 219-222).
- [43] W. Boucsein. Electrodermal Activity. 'The Springer series in behavioral psychophysiology and medicine.' Springer, 2011.
- [44] L. G. Tassinary. 'Inferring psychological significance from physiological signals. American Psychologist,' 45:16–28, 1990.
- [45] J. Healey and R. Picard. 'Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, '6(2):156 – 166, 2005.
- [46] A. Nakasone, H. Predinger, and M. Ishizuka, 'Emotion Recognition from Electromyography and Skin Conductance,' in proc. BSI 2005(2005), 219-222
- [47] N. Nourbakhsh, Y. Wang, F. Chen, R... Calvo, 'Using Galvanic Skin Response for Cognitive Load Measurement in Arithmetic and Reading Tasks,' ACM 2012
- [48] G. Channel, J. Kronegg, D. Grandjean, T. Pun, 'Emotion Assessment: Arousal Evaluation Using EEG's and Peripheral Physiological Signals', Technical Report, Universite de Geneve, 2005.
- [49] Koelstra, S.; Muehl, C.; Soleymani, M.; Lee, J.-S.; Yazdani, A.; Ebrahimi, T.; Pun, T.; Nijholt, A.; Patras, I. DEAP: 'A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals.' IEEE Trans. Affect. Comput. 2012, 3, 18–31. [CrossRef].
- [50] Soleymani, M.; Lichtenauer, J.; Pun, T.; Pantic, M. 'A multimodal database for affect recognition and implicit tagging.' IEEE Trans. Affect. Comput. 2012, 3, 42–55. [CrossRef].
- [51] Chai, X.; Wang, Q.S.; Zhao, Y.P.; Liu, X.; Bai, O.; Li, Y.Q. 'Unsupervised domain adaptation techniques based on auto-encoder for non-stationary EEG-based emotion recognition. 'Comput. Biol. Med. 2016, 79, 205–214. [CrossRef].
- [52] Goshvarpour, A.; Abbasi, A. 'Dynamical analysis of emotional states from electroencephalogram signals.' Biomed. Eng. Appl. Basis Commun. 2016, 28,

1650015.[CrossRef].

[53] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, and M. Pantic, 'A multimodal Affective Database for Affect Recognition and Implicit Tagging,' *IEEE Trans. Affective Computing*, Special Issue on Naturalistic Affect Resources for System Building and Evaluation, under review.

[54] A. Savran, K. Ciftci, G. Chanel, J. C. Mota, L. H. Viet, B. Sankur, L. Akarun, A. Caplier, and M. Rombaut, 'Emotion detection in the loop from brain signals and facial images.' in *Proc. eNTERFACE 2006 Workshop*, Dubrovnik, Croatia, Jul. 2006

[55] M. K. Shan, F. F. Kuo, M. F. Chiang, and S. Y. Lee, 'Emotion-based music recommendation by affinity discovery from film music,' *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 4, pp. 7666–7674, September 2009.

[56] J. J. M. Kierkels, M. Soleymani, and T. Pun, 'Queries and tags in affect-based multimedia retrieval,' in *Proc. Int. Conf. Multimedia and Expo*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2009, pp. 1436–1439.

[57] Wen W., Liu G., Cheng N., Wei J., Shangguan P., Huang W. 'Emotion Recognition Based on Multi-Variant Correlation of Physiological Signals.' *IEEE Trans. Affect. Comput.* 2014; 5:126–140. doi: 10.1109/TAFFC.2014.2327617. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)].

[58] D. AYATA1, Y. YASLAN1, M. 'kamasak1 emotion recognition via galvanic skin response: comparison of machine learning algorithms and feature extraction methods / *IU-JEEE* vol. '17(1), (2017),

[59] Wu, X., Kumar, V., Quinlan, J. R., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., & Zhou, Z. H. , 2008, 'Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and information systems*,' 14(1), 1-37.

[60] Kim, K. H., Bang, S. W., & Kim, S. R., 2004,' Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical and Biological Engineering and computing*,'42(3), 419-427.

[61] Kurniawan, H., Maslov, A. V., & Pechenizkiy, M., 2013, 'Stress detection from speech and galvanic skin response signals. In *Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, 'IEEE 26th International Symposium on (pp. 209-214). IEEE

[62] Bastos-Filho, T.F.; Ferreira, A.; Atencio, A.C.; Arjunan, S.; Kumar, D.' Evaluation of feature extraction techniques in emotional state recognition. In *Intelligent human*

computer interaction (IHCI). 'In Proceedings of the IEEE 4th international Conference on Intelligent Human Computer Interaction, Kharagpur, India, 27–29 December 2012; pp. 1–6.