

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Automatique

Spécialité : Informatique industrielle

Par :

- Mlle Benkalfate Meriem - Mlle Mebarek Samia

Sujet

**Estimation de la fréquence cardiaque par des méthodes
d'apprentissage profond : comparaison avec les méthodes
classiques**

Soutenu publiquement, le 30/ 06/ 2022, devant le jury composé de :

M. HADJ ABDELKADER Amine	Pr	Université de Tlemcen	Président
Mlle HABIBES Naima	MAA	Université de Tlemcen	Examinatrice
Mlle HANDOUZI Wahida	MCB	Université de Tlemcen	Encadrante
Mlle MELLOUK Wafa	Doctorante	Université de Tlemcen	Co-Encadrante

Année universitaire : 2021 /2022

Remerciements

A notre Encadrante

Mlle. Wahida HANDOUZI

(MCB, Université de Tlemcen)

Votre compétence, votre encadrement ont toujours suscité notre profond respect. Nous vous remercions infiniment pour votre accueil et votre patience ainsi que votre confiance et vos conseils. Veuillez trouver, dans ces modestes mots, l'expression de notre plus haute considération et nos profonds respects ainsi que notre grande estime.

A notre Co-encadrante

Mlle. Wafaa MELLOUK

(Doctorante, Université de Tlemcen)

Nos profondes gratitude s'orientent vers vous, pour votre judicieux conseils, pour votre aide et votre confiance, ainsi que vos encouragements Veuillez trouver à travers ces mots, le témoignage de nos sincères remerciements et notre plus grande estime.

Aux membres du jury

Président du Jury : Mr. Amin HADK ABDELKADER

(Professeur, Université de Tlemcen)

Examinatrice : Mlle. Naima HABIBES

(MAA, Université de Tlemcen)

Madame, Monsieur les membres du jury, vous nous avez fait un grand honneur en acceptant d'évaluer ce mémoire. Nous vous remercions fortement et tenons à vous exprimer nos profondes gratitude s et nos sentiments les plus respectueux

Dedicaces

Je dédie ce travail

A Dieu.

Pour être mon appui, mon repère, ma solution et mon éternel espoir. Pour la force qu'il me donne, et qu'il donne aux personnes qui m'ont aidé et soutenu. Merci pour toutes les fois où je vous aie imploré et vous m'avez exaucé. Et la meilleure des récompenses sera de voir un jour votre visage plein de Majesté.

A mes chers parents.

Vous présentez pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'ont pas cessé de m'encourager et de prier pour moi.

A mes frères.

En témoignage de l'attachement, de l'amour et de l'affection que je porte pour vous. Chemseddine, Zakaria et Ryad, Je vous remercie infiniment pour votre aide ainsi que vos encouragements et votre fidélité. Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.

A mes chers amies intimes.

Selsabil, Amel et Zineb. On à passer des moments inoubliables plein d'humour et de confiance et d'amitié et fidélité, je vous remercie pour votre aide et vos encouragements.

A mes chers amis FUNKERS.

Vous m'avez aidé à traverser des moments difficiles et m'avez fait rire quand je n'avais pas la force de le faire. Je vous remercie vraiment pour votre aide et soutien.

Meriem BENKALFATE

Je dédie ce travail

A Dieu.

Car il est mon créateur, mon soutien, ma force et mon éternel espoir. Pour la force et la volonté qu'il me donne, et qu'il donne aux personnes qui m'ont aidé et se sont tenus à mes cotes dans ma faiblesse. Merci pour toutes les fois où je vous ai appelé avec un cœur triste et vous m'avez exaucé et rendu mon cœur heureux. Et la meilleure des récompenses sera de voir un jour votre visage plein de Majesté.

A ma chère mère.

Qui a été la source de mon espoir, et mon bonheur, qui m'a soutenu, est resté à mes cotes, a essuyé mes larmes et ma submergée de sa tendresse, je te remercie du fond du cœur

A mes frères et sœurs .

Merci de m'avoir soutenu dans mon cheminement, de m'avoir aidé a surmonté ma douleur et ma souffrance, et d'avoir partagé mes rêves et mon bonheur. A ma sœur Amel et a tous mes autres sœurs et frères, je vous remercie de tout mon cœur.

A ma chère amie.

Soulef, On à passer des moments inoubliables, la distance peut nous séparer, mais tu seras toujours ma meilleure amie, merci.

Samia MEBAREK

Résumé

Le thème de recherche présenté dans ce mémoire concerne l'estimation de la fréquence cardiaque en utilisant l'apprentissage profond d'une personne à une certaine distance devant une caméra. Les différents procédés proposés dans ce travail sont pour répondre à des besoins spécifiques dans le domaine de la médecine.

Dans de nombreuses communautés, détecter et évaluer les émotions est un domaine de grand intérêt que ce soit dans les sciences humaines ou dans une perspective précise. La mesure sans contact de la fréquence cardiaque peut être utilisée dans de nombreuses applications médicales et sportives. Le manque de portabilité et les problèmes de connexion rendent les méthodes de surveillance traditionnelles difficiles à utiliser en dehors des environnements cliniques. Les techniques de vision par ordinateur ont montré que certaines variables physiologiques comme la fréquence cardiaque peuvent être mesurées sans contact. L'agrandissement vidéo est l'une de ces approches utilisées pour la détection de la fréquence cardiaque. Dans ce mémoire, notre approche est de comparer les méthodes classiques et l'apprentissage profond pour estimer la fréquence cardiaque d'une manière plus précise. Après avoir trouvé la méthode la plus fiable, on propose de créer notre propre base de données reliant sur des personnes de notre entourage. Cette base de données était scindée en deux parties, partie calme et partie stress où nous avons stimulé les utilisateurs avec l'effet stroop. Nous avons entraîné le système et validé nos résultats en utilisant un dispositif électronique de surveillance de la fréquence cardiaque.

Abstract

The research topic presented in this dissertation concerns the estimation of heart rate of a person using deep learning at a certain distance in front of a camera. The different processes proposed in this work are to address specific needs in the field of medicine, specifically heart rate.

In many communities, detecting and evaluating emotions is an area of great interest whether in the humanities or in a specific perspective. Non-contact heart rate measurement can be used in many medical and sports applications. Lack of portability and connection issues make traditional monitoring methods difficult to use outside of clinical environments.

Computer vision techniques have shown that certain physiological variables such as heart rate can be measured without contact. Video magnification is one such approach used for heart rate detection. In this thesis, our approach is to compare classical methods and deep learning. After having found the most reliable method to estimate the heart rate, we create our own database of people around us. This database was split in two parts, a calm part and a stress part where we introduced the Stroop effect. We trained the system and validated our results using an electronic heart rate monitoring device.

Sommaire

Introduction générale	1
0.1 Objectif	3
0.2 Structure de mémoire	3
1 Fréquence cardiaque et apprentissage profond	5
1.1 Introduction	5
1.2 Généralités sur la fréquence cardiaque	7
1.2.1 Introduction	7
1.2.2 Cœur humain	7
1.2.3 L'effet de la fréquence cardiaque sur le visage	8
1.2.4 Mesures de l'activité cardiaque par des technologies en contact	10
1.2.5 Mesures de l'activité cardiaque par des technologies sans contact	12
1.3 Mesure de la fréquence cardiaque	14
1.3.1 Introduction	14
1.3.2 Les méthodes utilisées pour mesurer la fréquence cardiaque à distance	15
1.3.3 Etat de l'art	25
1.3.4 Synthèse	26
2 Méthodologie	29
2.0.1 Introduction	29

2.0.2	Système de mesure hors contact de la fréquence cardiaque	30
2.0.3	Architecture proposée	35
2.0.4	Synthèse	36
3	Résultats et discussions	37
3.0.1	Introduction	37
3.0.2	Résultats pour la phase de construction de modèle	38
3.0.3	Résultats pour la phase de test	44
3.0.4	Discussion pour la phase du test	50
3.0.5	Conclusion	51
4	Conclusion Générale	53
	Bibliographie	55

Liste des figures

1.1	Schéma des composants du cœur [7]	8
1.2	Oxymètre de pouls au doigt	11
1.3	Observation de la PPG sur le visage à travers la luminance (à gauche). Deux pics sont observables sur l'analyse spectrale du signal PPG (à droite). Le premier est situé aux alentours de 0.3 Hz et correspond à la fréquence respiratoire. Le deuxième est situé à 1.2 Hz et correspond à la fréquence cardiaque [39]	14
1.4	Installation expérimentale	16
1.5	Utilisation de l'image intégrale pour le calcul de la surface désirée	17
1.6	Obtention du signal rPPG à partir du ROI [30]	18
1.7	Processus de l'ICA	19
1.8	Schéma du CHROM	20
1.9	Un exemple de modulation d'amplitude d'impulsion	21
1.10	La distribution de la force pulsatile sur le plan orthogonal à 1 en fonction de z [31]	22
1.11	(a) Les plans de projection de POS et CHROM dans l'espace RVB normalisé dans le temps. (b) Les plans de projection de POS et CHROM ont des distributions de chromaticité différentes.	22
1.12	L'illustration de l'architecture de DeepPhys tirée du document original. [38]	23

1.13	Un exemple d'architecture CNN	24
2.1	Des exemples de la base de donnée PURE [39]	31
2.2	: Un exemple de la base de donnée UBFC [45]	31
2.3	Caméra de pc de 720 pixels	32
2.4	Imprime écran de l'application utilisé	33
2.5	l'effet Stroop	34
2.6	L'algorithme proposé	35
3.1	signal BVP et densité spectrale de puissance (PSD) de sujet 16 de UBFC [46]	41
3.2	signal BVP et densité spectrale de puissance (PSD) de 06-02 de PURE [46]	41
3.3	valeurs RMSE obtenues en calculant certaines vidéos de PURE avec dif- férentes valeurs f des signaux BVP de MTTS-CAN [46]	42
3.4	valeurs RMSE obtenues en calculant certains vidéos de UBFC avec dif- férentes valeurs f des signaux BVP de MTTS-CAN [46]	42
3.5	Nos résultats de démo [46]	43
3.6	La fréquence cardiaque d'un participant	46
3.7	Fréquence cardiaque moyenne	46
3.8	Le rythme cardiaque trouvé de différents participants avec une différence d'âge	47
3.9	Rythme cardiaque des deux femmes adultes	48
3.10	Rythme cardiaque des deux participants de différent sexe	49
3.11	Rythme cardiaque des enfants avec différent teint de peau	49

Liste des tableaux

1.1	Travaux sur les méthodes classiques et l'apprentissage profond	25
2.1	Les participants au test	32
3.1	Les participants au test	38
3.2	Exemples de valeurs RMSE issues du traitement de vidéos en PURE avec MTTS-CAN	39
3.3	Exemples de valeurs RMSE issues du traitement de vidéos en UBFC avec MTTS-CAN	40
3.4	les mesures du FC avec et hors contact	44
3.5	les mesures du FC avec les différentes d'états	45

Liste des abréviations

PPG	Photopléthysmographie
rPPG	Photopléthysmographie à distance (Remote photoplethysmography)
IR	Infrarouge
HF	Hautes Fréquences de la variabilité cardiaque
BF	Base Fréquences de la variabilité cardiaque
FC	Fréquence cardiaque
SNP	Le système nerveux périphérique
SNA	Système Nerveux Autonome
DL	l'apprentissage en profondeur (Deep Learning)
ECG	L'électrocardiographie
ICA	Analyse en composantes indépendantes
CHROM	Chrominance
POS	Plan-orthogonal à la peau
RVB	Rouge, verte et bleue
BVP	pouls de volume sanguin (Blood volume pulse)
DSP	Densité spectrale de puissance
ROI	Région d'intérêt (Region of interest)
CNN	Réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks)
RMSE	l'erreur quadratique moyenne (root-mean-square error)

Introduction générale

Selon les dernières statistiques de l'Organisation Mondiale de la Santé, les maladies cardiovasculaires sont la première cause de décès dans le monde [1]. Elles augmentent avec l'augmentation de la population, l'obésité et la sédentarité. Le contrôle non optimal de ces maladies est responsable de 70% des accidents vasculaires cérébraux, de 50% des crises cardiaques et de plusieurs cas d'insuffisance rénale. Ce type de maladies est souvent asymptomatique ce qui nécessite un contrôle périodique et à long terme via des mesures fréquentes de l'activité cardiaque afin de les prévenir et de mieux les prendre en charge.

L'électrocardiographie et la photopléthysmographie ppg(PPG) sont les principaux moyens pour la mesure de l'activité cardiaque. Les deux techniques utilisent des capteurs en contact qui doivent être attachés aux parties du corps et nécessitent le respect de certaines conditions pour obtenir des bonnes mesures. Malgré la grande précision et la robustesse fournies par ces dispositifs intrusifs, le contact avec la peau peut être inconfortable ou même impossible en raison de certains cas critiques citons par exemple les brûlures, les ulcères cutanés, les maladies contagieuses [2]. La mesure de la fréquence cardiaque nécessite également l'aide d'une personne, souvent une infirmière ou une personne ayant de l'expérience dans le domaine de la santé. Par conséquent, ces différentes limites, ainsi que la forte demande pour une technologie fiable, confortable, simple, portable, non stres-

sante et peu coûteuse, ont incité les chercheurs à développer de nouvelles techniques de mesure sans contact des signaux physiologiques. Au cours de la dernière décennie, de grands progrès ont été réalisés pour l'estimation sans contact des paramètres vitaux tels que la fréquence cardiaque à l'aide de la photopléthysmographie par imagerie (iPPG) pour surmonter les faiblesses des dispositifs invasifs.

La photopléthysmographie sans contact (iPPG) est une technique optique permettant une évaluation à distance de l'activité cardiaque en observant les variations du volume sanguin sur le visage d'une personne à l'aide d'une simple caméra bas coût. Cette technique est très prometteuse en santé publique, en particulier dans le contexte du vieillissement et des maladies invalidantes. Elle est désormais intégrée aux technologies d'assistance [3]. Les algorithmes d'iPPG classiques sont basés sur des approches conventionnelles qui impliquent généralement des pipelines à plusieurs étages et nécessitent plusieurs étapes de traitement d'image et de signal [4]. Ces méthodes ont été mises en œuvre dans des scénarios contraints et reposent sur certaines hypothèses concernant l'interaction lumière-peau et les mouvements de la tête. Par conséquent, la plupart des méthodes proposées fonctionnent raisonnablement bien sur des ensembles de données collectées dans des environnements contrôlés, mais les performances se dégradent considérablement dans des scénarios réels [5].

Actuellement, il existe de nombreuses solutions d'intelligence artificielle qui peuvent être utilisées pour analyser et classer les données ECG. L'Intelligence Artificielle est un vaste domaine qui croise plusieurs techniques dont le but est de doter un système informatique de capacités de réflexion similaires à celles des humains, en d'autres termes, effectuer des tâches telles que raisonner, planifier, apprendre et comprendre notre langage. Dans notre projet nous allons utiliser l'une des meilleures méthodes d'intelligence artificielle, qui est le deep learning, littéralement appelé apprentissage profond (DL) qui est un

domaine de recherche sur l'apprentissage automatique basé sur un type particulier de mécanisme, offre des algorithmes très utiles pour faire face à l'apprentissage à partir de grande quantité de données, DL peuvent atteindre un niveau de précision exceptionnel, parfois supérieur aux performances humaines, il est récemment devenu un sujet d'étude dans différentes applications, y compris la santé [6]. Pour cela, nous ferons la comparaison avec les méthodes classiques afin de voir l'apport du DL par rapport aux autres méthodes de l'état de l'art.

0.1 Objectif

L'objectif de ce projet est de concevoir une méthode de mesure précise de la fréquence cardiaque via une webcam. L'utilisation de cette technologie permet de proposer un ensemble matériel et logiciel à très faible coût [7]. La présence universelle des webcams et leur intégration dans un grand nombre d'ordinateurs (tels que les smartphones ou les ordinateurs portables) rend le travail de recherche présenté dans ce manuscrit facile, il suffit d'utiliser le programme qui contient les détails de sa conception et de son développement. Ce travail présente un algorithme de mesure de la FC par l'application des algorithmes de deep Learning (DL) tel que CNN. La proposition d'un protocole d'induction de deux états émotionnelles neutre et stress et création d'une base de données. Test du modèle proposé sur cette nouvelle base de données.

0.2 Structure de mémoire

Le mémoire est structuré comme suit :

Chapitre 1 est divisé en deux sections distinctes: une description générale de la fréquence cardiaque, et différentes techniques en contact et hors contact qui permettent de mesurer les réponses. Quant à la deuxième section, une description de la méthode utilisée pour mesurer la fréquence cardiaque y est présentée.

Le chapitre 2 parle sur deux principales parties: La première partie est consacrée aux bases de données de la partie de l'entraînement, qui sont: PURE et UBFC. La deuxième partie va être dédiée pour présenter la base des données de la partie de test enregistrée proposée et enregistrée lors de notre travail afin de tester le modèle CNN proposée dans la suite du chapitre.

Le chapitre trois se compose de deux parties: La première partie est consacrée aux résultats d'entraînement où nous donnons une structure pour la comparabilité de la base des données UBFC et PURE, et entre les méthodes classiques et DL, afin de choisir la meilleure approche. La deuxième partie est consacré aux résultats de nos tests utilisant le DL et la base des données UBFC, et nous essayons de comparer les mesures de la fréquence cardiaque avec contact et sans contact chez différents sujets en termes d'âge, sexe et de teint de peau.

1 Fréquence cardiaque et apprentissage profond

1.1 Introduction

De nos jours, la surveillance de l'état de santé cardiovasculaire en vue d'un diagnostic précoce est l'un des principaux domaines de recherche. L'étude de la fréquence cardiaque est une approche importante pour analyser l'état de santé cardiovasculaire au quotidien [8].

Aujourd'hui, la photopléthysmographie (PPG) est l'une des méthodes les plus utilisées pour mesurer la pulsation. Le signal PPG est produit par le battement périodique du cœur et est utilisé pour mesurer des paramètres tels que la pulsation, la saturation en oxygène, la pression sanguine. La PPG est une technique optique basée sur l'observation des changements d'intensité de la lumière sur les données [9].

Les capteurs PPG de contact dans les dispositifs à porter et les équipements médicaux estiment la fréquence cardiaque en prenant la lumière réfléchiée par la peau à l'aide d'une diode électroluminescente (DEL). Les composantes de la lumière réfléchiée sont la quantité de lumière absorbée par la peau et les signaux de la pulsation qui varient dans le temps, ce qui contribue à l'absorption de la lumière par les capillaires [10]. Le sang étant rouge, il

absorbe la lumière verte. Lorsque le cœur bat, la quantité de sang sous la peau augmente. Par conséquent, une plus grande quantité de lumière verte est absorbée. La quantité de lumière qui est renvoyée par la peau nous donne des informations sur la pulsation. À la lumière de ces informations, nous pouvons effectuer des études PPG sans contact. Par rapport à une technique PPG standard, est qu'elle ne nécessite pas d'accessoires inconfortables à porter et qu'elle permet de s'adapter facilement à différentes exigences dans une variété d'applications.

La mesure sans contact est possible avec des caméras à haute sensibilité en utilisant la lumière ambiante comme source. Ces dernières années, l'estimation à distance du rythme cardiaque à partir de vidéos faciales (rPPG) a été de plus en plus étudiée. Le signal rPPG peut être extrait du spectre lumineux de l'image acquise par une caméra vidéo. Il trace la pulsation du volume sanguin à distance en suivant les variations de la réflectance de la peau au cours du cycle cardiaque au moyen d'un appareil photo numérique, bien que ces changements de couleur ne soient pas perceptibles par l'œil humain attentif. Cette variation de couleur permet de déterminer les informations nécessaires à la mesure de la fréquence cardiaque. L'estimation de la fréquence cardiaque est un élément important pour déterminer l'état de santé et le bien-être d'un individu. Elle est généralement considérée comme normale si elle se situe entre 60 et 100 battements par minute (bpm) [11].

L'estimation de la pulsation est faite avec les données significatives qui restent après que les signaux obtenus ont été filtrés.

Avec un éclairage approprié, les changements de flux et de volume sanguins peuvent être observés avec la lumière réfléchiée par la peau du visage. Cependant, des recherches récentes ont montré que la lumière ambiante peut être suffisante pour obtenir un signal PPG [12]. Bien que de nombreux algorithmes de rPPG aient été présentés sur ce sujet, qui intéresse de nombreux chercheurs depuis de nombreuses années, une application cohérente n'a pas encore été acceptée. Cela est dû au fait que la plupart des

développeurs/chercheurs ont tendance à créer leurs propres cas de test en utilisant une variété de caméras et n'ont pas spécifié les algorithmes habituellement utilisés pour la compression, ce qui rend la reproduction difficile [13]. Le traitement vidéo basé sur l'apprentissage profond joue un rôle important dans ces études. Contrairement aux images existantes, les vidéos possèdent à la fois des informations spatiales et une dynamique temporelle.

Par conséquent, nous devons tirer parti de différents modèles pour résoudre tout problème lié à la vidéo en utilisant l'apprentissage automatique. De plus, lorsque nous testons des méthodes, nous devons utiliser différents ensembles de données des deux sexes, de différents âges, d'une grande variété de tons de peau, et certains avec une épaisse pilosité faciale et/ou des lunettes.

1.2 Généralités sur la fréquence cardiaque

1.2.1 Introduction

Dans cette section, nous parlerons sur les généralités de la fréquence cardiaque comme le cœur et l'effet de fréquence cardiaque sur le visage. Ensuite, nous présenterons comment la fréquence cardiaque peut être mesurée par des technologies en contact et sans contact.

1.2.2 Cœur humain

Le cœur est un organe creux et musculaire comparable à une pompe, qui assure la circulation du sang dans les veines et les artères [14]. Sa forme est similaire à un cône inversé (sa base vers le haut et à droite et son apex en bas et à gauche). Le cœur se situe

dans le médiastin, c'est la partie médiane de la cage thoracique délimitée par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il se trouve un peu à gauche du centre du thorax. Le cœur pèse environ 300 grammes chez l'homme adulte, 250 grammes chez la femme. Il est capable de propulser, au repos, 4 à 5 litres de sang par minute. Le cœur est considéré comme une pompe musculaire subdivisée en quatre cavités : deux oreillettes et deux ventricules permettant de propulser le sang vers toutes les cellules du corps humain. Les paires oreillette-ventricule droite et gauche constituent respectivement les cœurs droit et gauche [15].

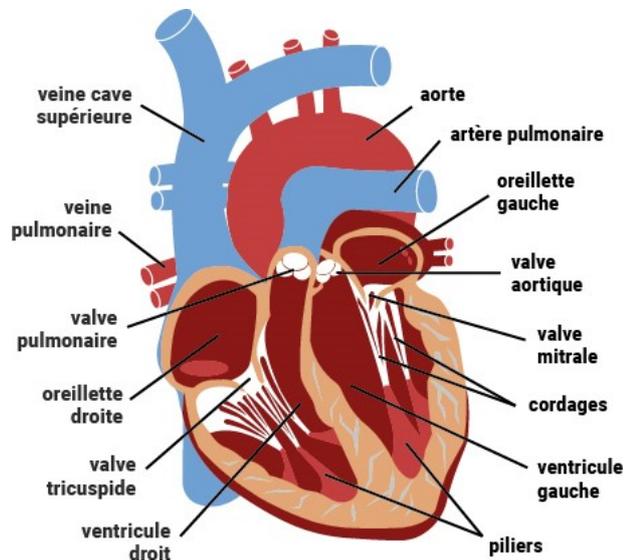


Figure 1.1: Schéma des composants du cœur [7]

1.2.3 L'effet de la fréquence cardiaque sur le visage

Les auteurs proposent d'utiliser l'activité cardiaque, l'activité électrodermale et respiratoire ainsi que la température corporelle pour différencier les états calme et stress. Encore une fois, les auteurs ont tiré un ensemble de caractéristiques des signaux physiologiques bruts avant de les classifier. Ils introduisent une méthode qui permet de tenir

compte des informations physiologiques de la personne. Il est très difficile de proposer un système complètement indépendant de l'utilisateur tant les variations physiologiques entre chaque individu peuvent être importantes[7].

KIM et ses collègues ont développé un modèle permettant de reconnaître des états de stress par rapport à un ensemble d'émotions telles que la colère, la tristesse et la surprise en observant les activités électrodermale et cardiaque ainsi que la température corporelle. Ils ont utilisé des stimuli audio, visuel et cognitif pour induire les émotions[?].

Face à une menace et à un sentiment de peur - que la raison soit réelle ou imaginaire - la première réaction du corps est ce que le cerveau envoie des signaux à la glande surrénale pour sécréter l'enzyme adrénaline. En conséquence, la fréquence cardiaque augmente et le flux sanguin vers les principaux muscles du corps s'accélère pour leur fournir une grande quantité d'énergie pour répondre au besoin du corps de courir si nécessaire. Et l'adrénaline est également responsable de la distribution du sang dans la peau et le visage et de le limiter aux vaisseaux sanguins de la peau pour contrôler le sang et réduire les saignements en cas de plaies. Les médecins pensent que les enzymes et les changements chimiques qui se produisent dans le corps en raison de la peur peuvent rendre la peau terne et pâle.

Les médecins attribuent la rougeur rapide et fréquente des joues à une affection cutanée connue sous le nom de rosacée, causée par un gonflement chronique des vaisseaux sanguins. Dans tous les cas, il faut faire la distinction entre la rougeur des joues et la rougeur de la peau en général, qui est plus rouge et s'étend sur tout le corps et pas seulement sur les joues, et est généralement causée par un facteur externe tel que température corporelle élevée ou une fréquence cardiaque rapide.

1.2.4 Mesures de l'activité cardiaque par des technologies en contact

Pour les mesures de l'activité cardiaque, il existe plusieurs technologies en contact comme méthode auscultatoire et hémodynamique et Électrocardiogramme, mais dans ce projet, on s'intéresse à la PPG en contact.

Photopléthysmographie et volume sanguin pulsé:

La photopléthysmographie (PPG) est une technique utilisée pour mesurer les changements volumétriques du sang affectés par les battements du cœur. L'intérêt et le succès de cette méthode résident dans le fait que l'acquisition repose sur un assemblage de composants électroniques très répandus de nos jours, rendant ainsi les capteurs accessibles. Les signaux PPG permettent de mesurer ou estimer la saturation en oxygène, l'activité cardiaque et l'état du système nerveux autonome. L'allure du signal PPG est très similaire à la courbe de pression sanguine [16].

L'acquisition de ce signal physiologique est réalisée par l'intermédiaire de deux principaux composants optoélectroniques : Un émetteur lumineux ; Un récepteur de lumière.

La photodiode est souvent placée à proximité de l'émetteur pour mesurer la quantité de lumière réfléctée par les tissus et le sang. Le récepteur est autrement positionné à l'opposé de l'émetteur pour pouvoir mesurer la quantité de lumière absorbée, les tissus se trouvant cette fois entre l'émetteur et le récepteur [17]. La profondeur à laquelle pénètre la lumière dépend directement de sa longueur d'onde [16]. L'utilisation de deux longueurs d'onde différentes, le rouge et l'infrarouge en particulier, permet de mesurer la saturation pulsée en oxygène.

Les capteurs en contact se placent principalement au doigt, à l'oreille, à l'orteil ou encore sur le front [16]. La PPG est généralement obtenue en utilisant l'oxymétrie de pulsation pour mesurer la fréquence cardiaque. Un oxymètre de pouls normal surveille la circulation du sang dans la couche dermique sous la peau. À chaque cycle cardiaque, le cœur pompe du sang. Même si cette impulsion de pression est quelque peu amortie lorsqu'elle atteint la peau, elle est suffisante pour distendre les artères et les artéioles du tissu sous-cutané.

La variation de volume provoquée par l'impulsion de pression est détectée en éclairant la peau avec la lumière d'une diode électroluminescente (DEL) et en mesurant ensuite la quantité de lumière transmise ou réfléchiée par une photodiode. Chaque cycle cardiaque apparaît comme un pic.



Figure 1.2: Oxymètre de pouls au doigt

La technologie PPG est également utilisée dans d'autres applications. Par exemple, la saturation en oxygène du sang, la pression sanguine, le débit cardiaque, la respiration, l'évaluation vasculaire, les maladies artérielles. En outre, la forme de l'onde PPG diffère d'un sujet à l'autre et varie en fonction de l'emplacement et de la manière dont l'oxymètre de pouls est fixé.

Les caméras intégrées aux smartphones sont des capteurs exploitables pour mesurer la PPG et estimer la saturation pulsée en oxygène en plaçant le doigt directement contre

la lentille [18], [19]. Le flash de l'appareil permet dans ce cas d'illuminer correctement la peau.

1.2.5 Mesures de l'activité cardiaque par des technologies sans contact

a. Doppler

Les radars basés sur l'effet Doppler sont des dispositifs utilisables pour mesurer le rythme cardiaque de manière déportée [20]. L'appareil est orienté vers la poitrine de l'individu qui peut se trouver à une distance maximale d'environ 10 mètres. Dans ce type de système, la respiration est considérée comme la principale source de bruit [21] et des techniques de traitement du signal sont utilisées pour séparer de manière efficace ces deux paramètres physiologiques, notamment par des amplifications analogiques et des filtrages adaptatifs [22], [23]. L'analyse fréquentielle de la densité spectrale de puissance permet de séparer les différentes harmoniques du signal filtré. Typiquement, la respiration et le rythme cardiaque génèrent deux harmoniques de hautes amplitudes qui fournissent une indication sur leur fréquence moyenne respective. Le rythme cardiaque instantané est estimé en détectant les pics formés par la contraction du muscle cardiaque sur les signaux filtrés et en calculant l'intervalle de temps entre deux pics consécutifs [22]. Des algorithmes de démodulation non-linéaire sont utilisés lorsque des mouvements trop importants parasitent les signaux ou lorsque les radars sont cadencés à des fréquences plus importantes [24].

b. Caméras optiques et webcams

Les capteurs qui s'appuient sur le principe de la photopléthysmographie sont à l'origine constitués d'une diode électroluminescente et d'une photodiode, les deux étant calibrées pour émettre et recevoir de la lumière dans les longueurs d'onde de l'infrarouge ou du rouge, respectivement à 940 ou 660 nm. Les caméras numériques et les webcams sont devenues des capteurs photopléthysmographiques à part entière [25] et ont le précieux avantage d'être très accessibles et de pouvoir mesurer l'activité cardiaque à distance, là où les capteurs traditionnels nécessitent un contact [26].

La lumière ambiante, qu'elle soit issue du soleil ou des néons, joue le rôle de la diode électroluminescente des capteurs en contact. La photodiode, l'élément du capteur qui consiste à mesurer la composante de lumière réfléctée ou absorbée, est ici assurée par la matrice de cellules photosensibles de la caméra [27].

Récemment, TAKANO et ses collègues [28] ont utilisé le flux vidéo des caméras pour mesurer l'activité cardiaque en se focalisant sur le visage de l'être humain. Les chercheurs ont exploité l'information de luminance pour former le signal photopléthysmographique en réalisant une moyenne spatiale dans une région d'intérêt définie manuellement sur la joue du participant. Le principe consiste simplement à sommer les intensités lumineuses des pixels dans la région d'intérêt puis diviser ce résultat par le nombre total de pixels contenus dans la zone, à l'instar d'une moyenne classique. Une image est transformée en un scalaire, une succession de trames formant ainsi l'ensemble des points qui compose le signal PPG. Une étape d'interpolation ou de ré-échantillonnage des signaux est mise en œuvre car les trames sont la plupart du temps acquises de manière irrégulière. Les signaux sont traités par un filtre passe-bas dont la fréquence de coupure est fixée à 2 Hz en vue d'éliminer les bruits hautes fréquences.

Les chercheurs ont comparé leurs résultats avec ceux extraits d'un capteur en contact de

référence en analysant leur puissance spectrale respective. Deux pics sont distinctement observables sur ces courbes, le premier est situé aux alentours de 0.3 Hz et traduit la fréquence respiratoire. Ce pic est vraisemblablement causé par les mouvements involontaires engendrés lors de l'inspiration et de l'expiration, créant ainsi des changements de luminosité dans la région d'intérêt. Le pic situé aux alentours de 1.2 Hz traduit la fréquence cardiaque moyenne. On retrouve une mesure en battements par minute (bpm) en multipliant cette valeur par 60.

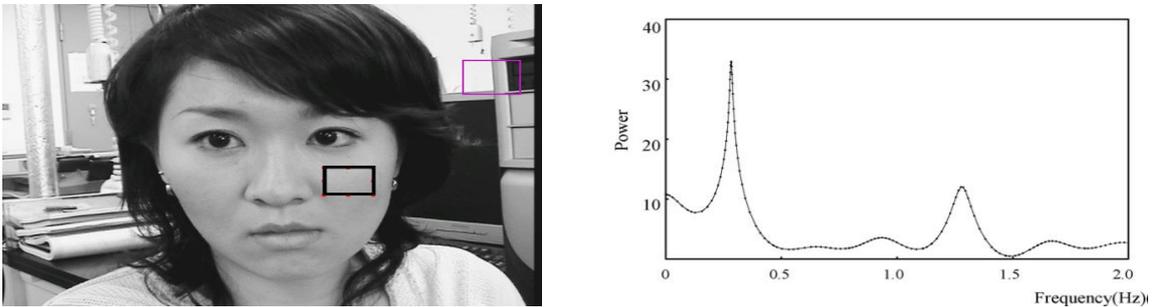


Figure 1.3: Observation de la PPG sur le visage à travers la luminance (à gauche). Deux pics sont observables sur l'analyse spectrale du signal PPG (à droite). Le premier est situé aux alentours de 0.3 Hz et correspond à la fréquence respiratoire. Le deuxième est situé à 1.2 Hz et correspond à la fréquence cardiaque [39]

1.3 Mesure de la fréquence cardiaque

1.3.1 Introduction

Le sujet principal de notre projet est de mesurer la fréquence cardiaque d'une personne sans la toucher. Nous le ferons en utilisant la technologie rPPG, nous mesurerons donc la fréquence cardiaque avec une caméra RGB, Nous estimerions la fréquence cardiaque en sélectionnant la région d'intérêt sur la peau et en déduisant le signal rPPG à partir

des changements de couleur. Nous donnerons ci-dessous un bref aperçu des méthodes décrites dans la littérature.

1.3.2 Les méthodes utilisées pour mesurer la fréquence cardiaque à distance

Avant d'utiliser n'importe quelle méthode, que ce soit classique ou de deep learning il faut tout d'abord détecter le visage qui est un essentiel pour mesurer la fréquence cardiaque.

a. Détection des visages

L'activité cardiaque provoque une subtile variation de couleur uniquement sur la peau du visage pendant le cycle cardiaque. Il est donc crucial de n'observer que les pixels qui appartiennent à la peau et d'ignorer les autres comme l'arrière-plan, les vêtements, les dents, les cheveux et d'autres éléments sans rapport. Par conséquent, il est important de considérer que la détection de la peau est une étape très cruciale dans l'estimation de la fréquence cardiaque à distance. Pour réduire les faux positifs, notre stratégie de formation consiste en une formation basée sur les patches qui est robuste au fouillis de l'arrière-plan et détecte les pixels de la peau avec précision.

Notre objectif était d'obtenir une détection très précise de la peau humaine. Malgré le fait que la détection de la peau représente un problème difficile, car son apparence peut varier considérablement en raison de nombreux facteurs tels que les conditions d'éclairage, les variations de pose, la race, le vieillissement et un arrière-plan complexe. L'approche proposée permet de surmonter la plupart des difficultés liées à la détection de la peau. Tout d'abord, nous allons détecter le visage avec un détecteur de visage Viola-Jones [29] en utilisant une simple webcam. Nous détecterons un ROI du visage

que nous avons obtenu et nous suivrons ce ROI tout au long de la vidéo. Nous créerons des signaux de couleur à partir des canaux de couleur provenant du ROI et après avoir appliqué l'analyse en composantes indépendantes (ICA) à ces signaux, nous obtiendrons des signaux sources séparés. Nous sélectionnerons le BVP le plus traçable de ces signaux et trouverons le domaine de fréquence de ce signal à partir de la distribution de la densité spectrale de puissance (DSP), Nous serons en mesure d'accéder à la fréquence cardiaque à partir du domaine de fréquence. Dans cet article, les expériences ont été menées avec des personnes de différents âges et de différents groupes, notamment des hommes et des femmes. Les expériences ont été réalisées à l'intérieur et avec une lumière ambiante bien réglée.

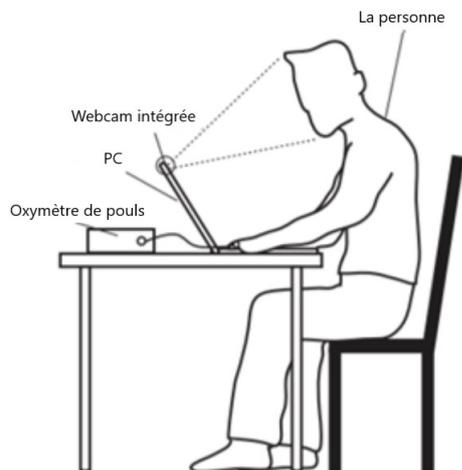


Figure 1.4: Installation expérimentale

Nous utilisons la technique de détection de visage Viola-Jones pour détecter automatiquement le visage du sujet. Cette étape fournit les coordonnées de la boîte de délimitation définissant le visage du sujet. Dans l'algorithme de Viola-Jones, les caractéristiques Haar simples faites à la main sont d'abord créées. Ensuite, l'image est convertie en une image intégrale. L'image intégrale est la version calculée de l'image source. Chaque point de l'image intégrale est la somme des pixels situés au-dessus et à gauche du pixel correspon-

dant dans l'image source. Cependant, au lieu de faire des additions pour chaque valeur de pixel pour toutes les caractéristiques - une image intégrale est utilisée pour profiter de plusieurs soustractions pour obtenir le même résultat.

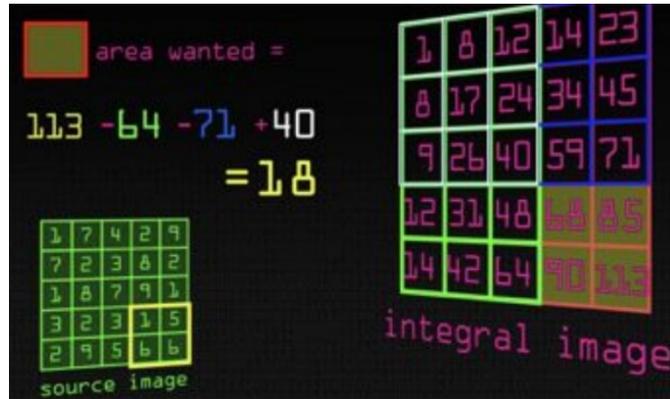


Figure 1.5: Utilisation de l'image intégrale pour le calcul de la surface désirée

Ensuite, les valeurs delta de chaque caractéristique sur une région de l'image sont calculées et un méta-algorithme de méta-algorithme d'apprentissage automatique, Adaboost, est entraîné pour chaque caractéristique. Un classificateur est créé pour chaque caractéristique Haar. Ces classificateurs sont considérés comme des classificateurs "faibles". Un classificateur faible est formé pour chaque caractéristique à l'aide d'AdaBoost. Une fois la formation terminée, les modèles sont triés par taux d'erreur et les meilleurs classificateurs faibles sont sélectionnés en fonction d'une valeur seuil, puis les classificateurs utiles sont ajoutés à la cascade attentionnelle.

La cascade attentionnelle est un ensemble de classificateurs faibles qui sont formés lorsqu'ils sont utilisés ensemble pour créer un classificateur puissant. Après cela, la cascade est chargée et l'image est progressivement passée par chaque classificateur et le résultat est obtenu. Après avoir détecté le visage, nous devons effectuer une détection de la peau et supprimer les pixels non liés à la peau. La détection de la peau est effectuée sur chaque image afin de filtrer les pixels non liés à la peau.

La zone d'intérêt, la partie de la peau, est notre pièce ROI. Les pixels du ROI sont moyennés dans l'espace, le processus étant répété pour chaque image vidéo. Le résultat de ce processus est alors utilisé pour obtenir le signal rPPG.

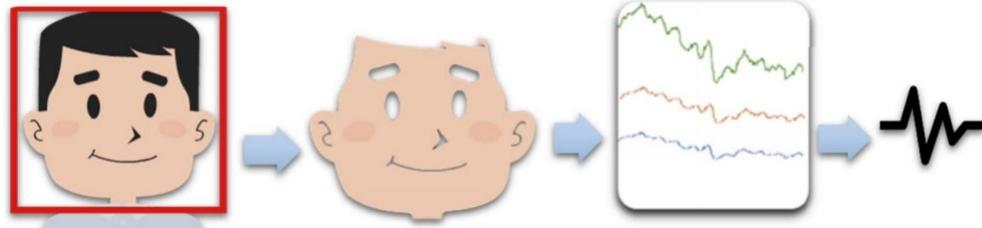


Figure 1.6: Obtention du signal rPPG à partir du ROI [30]

b. Méthodes classiques

Analyse en composantes indépendantes (ICA)

L'analyse en composantes indépendantes (en anglais : Independent Component Analysis) est une technique permettant de découvrir, à partir d'un ensemble d'observations, des signaux indépendants composés de mélanges linéaires des sources sous-jacentes. Le signal source sous-jacent qui nous intéresse est le BVP qui se propage dans tout le corps. Au cours du cycle cardiaque, les changements volumétriques des vaisseaux sanguins du visage modifient la longueur du trajet de la lumière ambiante incidente de sorte que les changements ultérieurs de la quantité de lumière réfléchi indiquent le moment des événements cardiovasculaires. En enregistrant une vidéo de la région faciale à l'aide d'une webcam, les capteurs de couleur rouge, verte et bleue (RVB) captent un mélange du signal pléthysmographique réfléchi et d'autres sources de fluctuations de la lumière dues à des artefacts. Étant donné que l'absorptivité de l'hémoglobine diffère dans la gamme spectrale visible et proche de l'infrarouge, chaque capteur de couleur enregistre un mélange des signaux sources originaux avec des pondérations légèrement différentes

[32].

L'ICA tente de séparer un signal multivarié en signaux indépendants non gaussiens. Par exemple, un signal audio est l'addition numérique, à chaque instant t , de signaux provenant de différentes sources sonores. Dans ce signal, le problème est de savoir s'il est possible de séparer ces sous-signaux des sources à partir du signal entier observé. Si l'hypothèse d'indépendance statistique est correcte, la séparation aveugle par ICA d'un signal mixte donne de très bons résultats. De plus, l'ICA peut être utilisée pour les signaux qui ne sont pas nés de la nécessité d'être générés par mélange à des fins d'analyse. Nous pouvons voir ces processus dans la Figure 1.7.

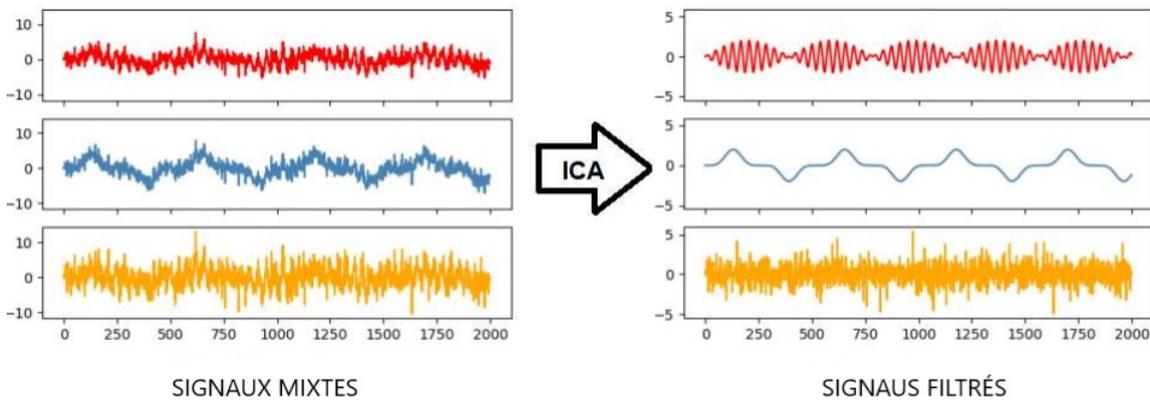


Figure 1.7: Processus de l'ICA

Méthode basée sur la chrominance (CHROM)

La méthode de traitement du signal CHROM [8] permet d'obtenir le signal d'impulsion en cas d'artefacts spéculaires et de mouvement. Les canaux RVB sont réfléchis dans un sous-espace de chrominance.

Ici, la composante de mouvement est largement éliminée. La méthode CHROM crée un vecteur en utilisant un ton de peau standard. Elle obtient le signal d'impulsion en

utilisant un réglage alpha.

Cependant, ces paramètres peuvent parfois ne pas correspondre aux situations réelles et, par conséquent, la méthode peut échouer. On peut voir le schéma de CHROM dans Figure 1.8 [39].

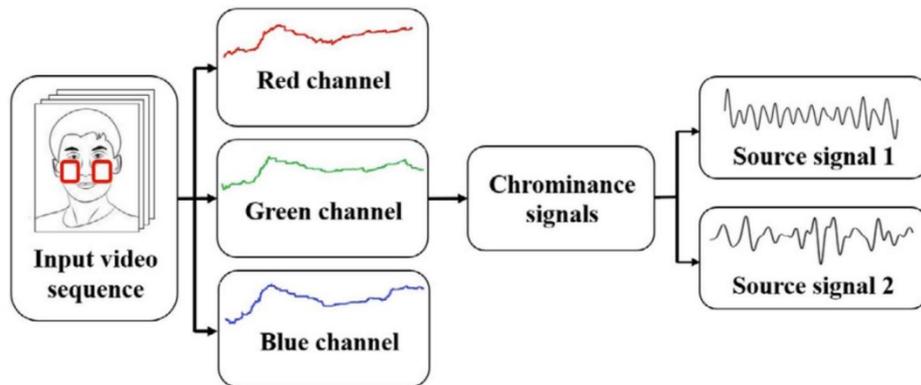


Figure 1.8: Schéma du CHROM

Vert - Méthode Vercauysse (GREEN)

En anglais Green - Vercauysse (GREEN) Method. Selon le principe de la méthode GREEN, le canal vert contient le puissant signal pléthysmographique, ce qui est cohérent avec le fait que l'hémoglobine absorbe mieux la lumière verte que la rouge et que, d'autre part, elle traverse la peau suffisamment profondément par rapport à la lumière bleue pour étudier la vascularisation.

Cette méthode utilise la transformation de Fourier pour le filtrage. Pour les étapes, nous pouvons regarder la Figure 1.10.

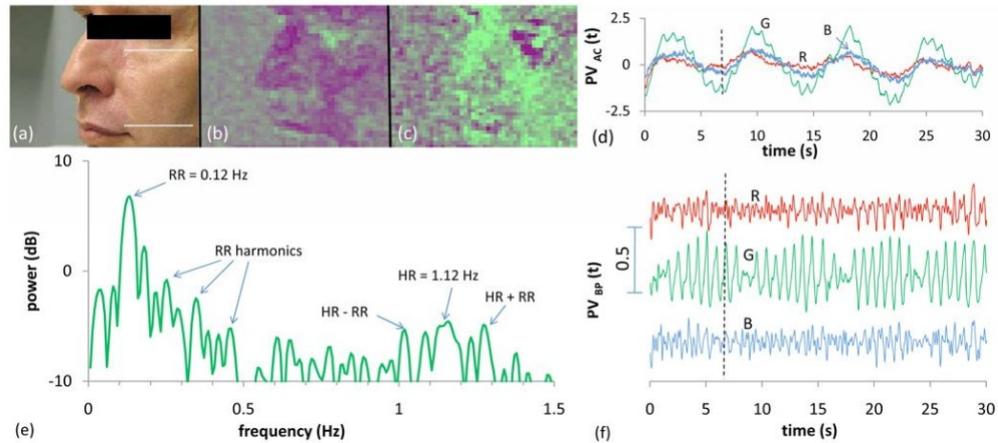


Figure 1.9: Un exemple de modulation d'amplitude d'impulsion

Méthode plan-orthogonal à la peau (POS)

POS (en anglais : Plane-Orthogonal-to-Skin Method) fait principalement de la détection cutanée et ne prend que les signaux de la peau. L'algorithme POS suggère d'ajouter la propriété 2SR au modèle. La méthode 2SR ou méthode basée sur les données est un nouveau développement.

Elle crée une zone de couleur de peau dépendant du sujet et suit le changement de couleur dans le temps pour mesurer l'impulsion, la couleur soudaine est également déterminée en fonction des statistiques des pixels de la peau.

La Figure 1.10 montre que la direction de la projection est étroitement liée à la pulsativité qui détermine la qualité du signal, différents z pouvant donner des signaux projetés très différents.

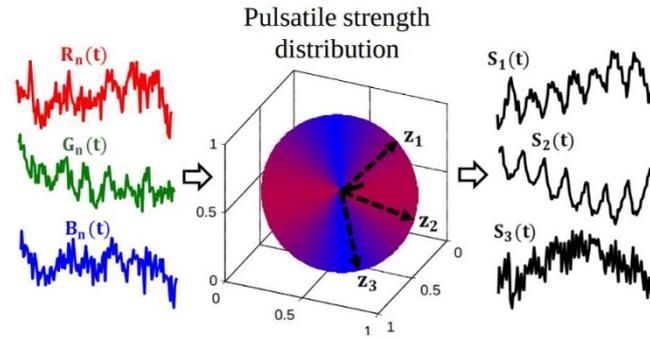


Figure 1.10: La distribution de la force pulsatile sur le plan orthogonal à 1 en fonction de z [31]

Comme nous pouvons le voir sur la Figure 1.11, POS et CHROM [36] ont des distributions différentes des variations de volume et de réflexion. Dans ce contexte, la ligne noire pleine montre le vecteur normal primaire et les axes de projection dans les deux cas. Ainsi, nous pouvons dire que les deux ont différents avantages et inconvénients.

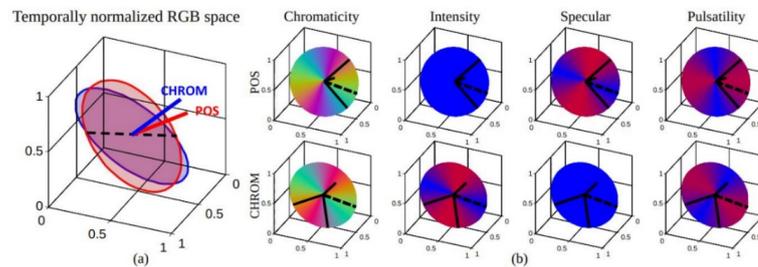


Figure 1.11: (a) Les plans de projection de POS et CHROM dans l'espace RVB normalisé dans le temps. (b) Les plans de projection de POS et CHROM ont des distributions de chromaticité différentes.

c. Méthodes basées sur l'apprentissage profond

Nous prévoyons d'effectuer nos mesures avec des méthodes d'apprentissage profond, ce qui constitue notre principale approche. Nous espérons que l'apprentissage profond

permettra de réduire les taux d'erreur à la suite de ces mesures. DeepPyhs [37] permet de visualiser des informations physiologiques dans des vidéos en utilisant des réseaux d'attention convolutifs. Il traite des vidéos RVB ou infrarouges, et peut obtenir avec précision la fréquence cardiaque. L'objectif principal de l'approche PhysNet [38] est d'utiliser un réseau spatio-temporel pour les signaux rPPG provenant de vidéos. Elle compare ensuite les signaux rPPG aux valeurs ECG de référence. La méthode effectue une détection des pics pour trouver l'intervalle entre les battements pour la fréquence cardiaque moyenne et la variabilité de la fréquence cardiaque.

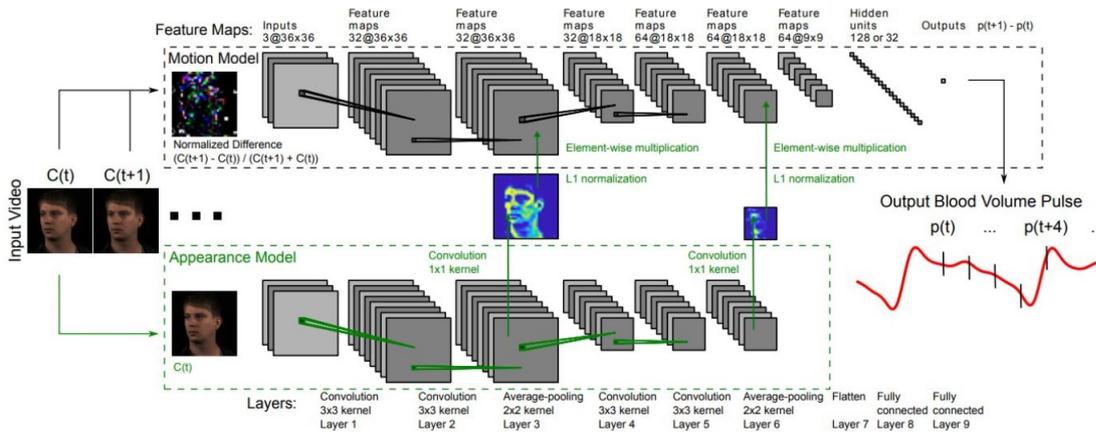


Figure 1.12: L'illustration de l'architecture de DeepPhys tirée du document original. [38]

Convolutional neural network (CNN):

CNN n'est pas seulement un réseau neuronal profond qui possède de nombreuses couches cachées. Il s'agit un réseau profond qui imite la façon dont le cortex visuel du cerveau traite et reconnaît les images [8]. Fondamentalement, la reconnaissance d'images est la classification. Par exemple, reconnaître si l'image d'une photo est un chat ou un chien revient à classer l'image dans une classe de chat ou de chien. La même chose s'applique à la reconnaissance des lettres ; reconnaître la lettre d'une image revient à classer l'image

dans l'une des classes de lettres. Par conséquent, la couche de sortie du CNN utilise généralement le réseau neuronal de classification multiclasse.

Leur mode de fonctionnement est à première vue simple : l'utilisateur fournit en entrée une image sous la forme d'une matrice de pixels. Celle-ci dispose de 3 dimensions : Deux dimensions pour une image en niveaux de gris et une troisième dimension, de profondeur 3 pour représenter les couleurs fondamentales (Rouge, Vert, Bleu).

L'architecture du CNN dispose en amont d'une partie convolutive et comporte par conséquent deux parties bien distinctes : Une partie convolutive : La convolution est une opération mathématique simple généralement utilisée pour le traitement et la reconnaissance d'images. Son objectif final est d'extraire des caractéristiques propres à chaque image en les compressant de façon à réduire leur taille initiale.

En résumé, l'image fournie en entrée passe à travers une succession de filtres, créant par la même occasion de nouvelles images appelées cartes de convolutions. Enfin, les cartes de convolutions obtenues sont concaténées dans un vecteur de caractéristiques appelé code CNN. Une partie classification : Le code CNN obtenu en sortie de la partie convolutive est fourni en entrée dans une deuxième partie, constituée de couches entièrement connectées appelées perceptron multicouche (MLP pour Multi Layers Perceptron). Le rôle de cette partie est de combiner les caractéristiques du code CNN afin de classer l'image.

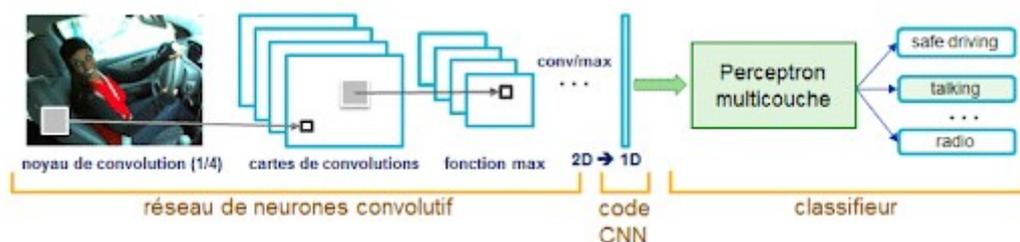


Figure 1.13: Un exemple d'architecture CNN

Lors de la partie convolutive d'un CNN, l'image fournie en entrée passe à travers une succession de filtres de convolution. Par exemple, il existe des filtres de convolution fréquemment utilisés et permettant d'extraire des caractéristiques plus pertinentes que des pixels comme la détection des bords (filtre dérivateur) ou des formes géométriques. Le choix et l'application des filtres se fait automatiquement par le modèle.

Parmi les filtres les plus connus, on retrouve notamment le filtre moyenneur (calcule pour chaque pixel la moyenne du pixel avec ses 8 proches voisins) ou encore le filtre gaussien permettant de réduire le bruit d'une image fournie en entrée.

L'intérêt de la partie convolutive d'un CNN est qu'elle permet d'extraire des caractéristiques propres à chaque image en les compressant de façon à réduire leur taille initiale, via des méthodes de sous-échantillonnage.

1.3.3 Etat de l'art

Tableau 1.1: Travaux sur les méthodes classiques et l'apprentissage profond

Auteurs	Travail	Méthodes	Résultats
Lin Qi, Huidong Yu, Lisheng Xu, Ramadhani Selemani Mpanda, Stephen E. Greenwald. Année 2019	Robust Heart Rate Estimation from Facial Video Using Project ICA	Méthode ICA	Un nouveau cadre pour récupérer rapidement et avec précision le HR à partir de ICA [33]
Ananyananda Dasari, Sakthi Kumar Arul Prakash , László A Jeni, Conrad S Tucker Année 2021	Evaluation of biases in rPPG methods	Méthodes rPPG : - CHROM - POS - Spherical Mean DeepPhys (DL)	Ce travail étudie les biais d'estimation des méthodes de rPPG [43]

Rencheng Song, Jiji Li, Minda Wang, Juan Cheng, Chang Li, Xun Chen Année 2021	rPPG with an EEMD-MCCA Method Robust Against Spatially Uneven Illuminations	rPPG avec la méthode EEMD-MCCA	Une nouvelle approche robuste contre les interférences d'éclairage spatialement inégales dans rPPG en combinant la EEMD avec une analyse de MCCA [39]
Zitong Yu, Wei Peng, Xiaobai Li, Xiaopeng Hong, Guoying Zhao. Année 2019	Remote Heart Rate Measurement from Highly Compressed Videos: An End-to-end DL Solution with Video Enhancement	End-to-end deep learning méthode basée pour les Facial signaux rPPG -réseau STVEN -rPPGNet	Le STVEN est utilisé pour améliorer les vidéos, et le rPPGNet est mis en cascade pour récupérer les signaux rPPG pour une mesure ultérieure [38]
Pedro Silva, Eduardo Luz, Guilherme Silva, Gladston Moreira, Elizabeth Wanner, Flavio Vida, David Menotti. Année 2020	Towards better heartbeat segmentation with DL classification	Méthode DL avec CNN	Méthode CNN pour la reconnaissance du fréquence cardiaque ECG [41]
Attila Reiss, Ina Indlekofer, Philip Schmidt, Kristof Van Laerhoven Année 2019	Deep PPG: Large-Scale Heart Rate Estimation with CNN	Deep PPG avec CNN	l'estimation de FC basée sur CNN est possible sur les appareils portables. [42]

1.3.4 Synthèse

Les mesures de la fréquence cardiaque (FC) sont devenues très populaires grâce aux nouvelles technologies qui ont été mis sur le marché[43]. Ces appareils (comme oxymètre

ou rPPG) est très efficace et peut être utilisé pour toutes les situations (repos, stress, et même pour un effort physique [ce dernier n'est pas important dans ce projet]). Cependant, son utilisation demande un minimum de connaissances, alors que nous avons abordé dans ce chapitre quelques définitions importantes pour développer les connaissances dans le domaine des mesures de fréquence cardiaque, notamment dans le domaine de la télémédecine. Ce chapitre a été divisé en deux sections : La première section a présenté comment la fréquence cardiaque peut être mesurée par des méthodes de contact utilisant la photopléthysmographie par l'oxymètre de doigt pulsé et des technologies sans contact comme doppler et Caméras optiques et webcams. Dans la deuxième section, il a parlé sur les méthodes sans contact telles que l'ICA qui se concentrent sur la détection du signal BVP qui traverse tout le corps humain et le filtrâtes. CHROM principalement utilisé pour obtenir le signal du pouls en cas de mouvements. GREEN est utilisé sur la base de CHROM qui travaille sur l'étude du signal vert de RVB car il contient les informations les plus utiles. Et enfin, POS est principalement utilisé pour la détection de la peau et ne prend que les signaux de la peau. Une description de la méthode utilisée pour mesurer la fréquence cardiaque a été présentée dans la deuxième partie de cette section. La dernière partie de section a été consacrée à la conception du système, décrivant comment l'expérimentation a été faite de la détection du visage à la façon dont le visage a été détecté en utilisant des méthodes d'apprentissage profond.

2 Méthodologie

2.0.1 Introduction

Ce chapitre va être dédié pour parler sur comment les expériences ont été faits en deux principales parties : Dans la première partie de ce chapitre, on parlera sur la base de données faite pour l'entraînement où on donne une architecture bien définie pour avoir la possibilité de comparer entre la fréquence cardiaque mesurer utilisant les méthodes classiques et l'apprentissage profond. Ils auront développé et mettre en œuvre un algorithme basé sur l'apprentissage profond pour l'estimation de la fréquence cardiaque en utilisant le rPPG et comparer avec les méthodes basées sur le traitement du signal dans la littérature. Dans la deuxième partie de ce chapitre, on va parler sur la base de données de la phase test, qui est notre propre travaille. Lors des enregistrements des vidéos, les sujets que nous a choisis ressentiront deux types d'émotions (calme et stress). L'objectif principal de ce test est de trouver une fréquence cardiaque avec contact et sans contact un peu plus proche et voir s'il y a une différence lorsque l'âge, sexe et peau changent.

2.0.2 Système de mesure hors contact de la fréquence cardiaque

a. Bases de données pour la phase construction de modèle

La partie de data set est scindé en deux parties. La partie dataset PURE où il avait un groupe de personne de différent sexe et âge.

▪ Base de données PURE

L'ensemble de données PURE est constitué de 10 personnes (8 hommes, 2 femmes) qui ont été enregistrées dans 6 configurations différentes :

- La tête est immobile.
- Conversation sans mouvements de la tête.
- Traduction lente
- Translation rapide / vitesse de translation deux fois plus lente / la vitesse moyenne était de 7% de la hauteur du visage par seconde.
- Petite rotation de la tête jusqu'à 20°.
- Rotation moyenne de la tête jusqu'à 35°.

Il y a donc un nombre total de 60 séquences de 1 minute chacune. Nous pouvons voir quelques images d'exemple dans la Figure 2.1. Les séquences d'images de la tête et les mesures de l'impulsion de référence ont été enregistrées. Les vidéos ont été capturées à une fréquence d'images de 30 Hz avec une résolution recadrée de 640x480 pixels et un objectif de 4,8 mm. Les données de référence ont été capturées à l'aide d'un oxymètre

de pouls à pincement du doigt qui fournit des lectures de l'onde de fréquence du pouls et de la SpO2 avec une fréquence d'échantillonnage de 60 Hz.



Figure 2.1: Des exemples de la base de donnée PURE [39]

▪ Base de données UBFC-rPPG

Dans la base de données UBFC-RPPG, il y a 42 enregistrements créés avec une simple webcam à bas prix à 30 fps avec une résolution de 640x480 en format RVB 8 bits non compressé. Un oxymètre de pouls transmissive a été utilisé pour obtenir les données PPG de base. Les sujets s'asseyent devant la caméra à une distance d'environ 1m avec leur visage visible. L'environnement est bien éclairé. Les sujets doivent jouer à un jeu mathématique sensible au temps. Cela augmente leur rythme cardiaque. Toutes les expériences sont menées à l'intérieur avec une quantité variable de lumière du soleil et d'illumination intérieure.



Figure 2.2: : Un exemple de la base de donnée UBFC [45]

b. Bases des données pour la phase test

L'expérience était faite dans une chambre ambiante ou la condition d'éclairage était la lumière du jour à travers une grande fenêtre frontale sur le visage avec des nuages changeant légèrement les conditions d'éclairage au fil du temps. On a fait le test sur 10 sujets (5 hommes et 5 femmes), de différents âges et une différente plage de peau.

Tableau 2.1: Les participants au test

Les sujets	Sexe	Age (Ans)	État initial
Sujet 01	Femme	57	Calme
Sujet 02	Homme	62	Calme
Sujet 03	Femme	22	Calme
Sujet 04	Homme	13	Calme
Sujet 05	Homme	27	Calme
Sujet 06	Femme	23	Calme
Sujet 07	Homme	8	Calme
Sujet 08	Femme	71	Calme
Sujet 09	Femme	27	Calme
Sujet 10	Homme	42	Calme

Les sujets étaient placés devant la caméra d'un pc a une fréquence d'image de 50Hz et une résolution cadrée de 720 pixels à 30fps.



Figure 2.3: Caméra de pc de 720 pixels

Les données de référence ont été capturées en parallèle en utilisant une application sur un smartphone de manière synchrone qu'elle s'appelle Fréquence Cardiaque.

Recouvrer la lentille de l'appareil photo avec le bout de l'un de vos doigts. Maintenez-le en place jusqu'à la fin de la prise de mesure.

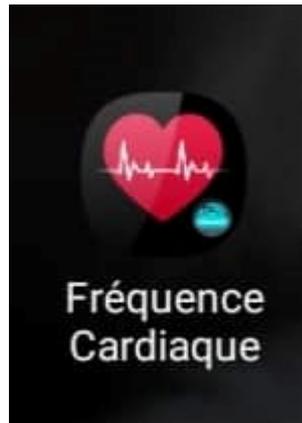


Figure 2.4: Imprime écran de l'application utilisé

Les vidéos de test qu'on a enregistrés étaient de 3 minutes, divisées en deux parties. La première partie de la vidéo qui était d'une minute entière décrivent l'état calme des sujets et le reste de celle-ci à montrer l'état stressé des sujets. Le stress désigne le mécanisme psychologique mis en œuvre par l'organisme pur faire face à une situation particulièrement éprouvante ou considérée comme telle.

Le stress est un ensemble de réactions de l'organisme lorsque celui-ci est soumis à des contraintes externes. Dans les situations stressantes, le corps sécrète des hormones du stress.

En réaction, le rythme cardiaque et la tension artérielle augmentent, la respiration s'accélère, en devient superficielle, on commence à transpirer et, de façon générale, le corps tout entier fonctionne à plein régime. Et dans notre cas pour avoir l'état stressé en a appliqué l'effet Stroop.

▪ **Effet Stroop**

L'effet Stroop est l'un des phénomènes les plus connus de toutes les sciences cognitives et, plus largement, de la psychologie. C'est aussi l'un des plus anciens, puisqu'il a été signalé par John Ridley Stroop dans la version publiée de sa thèse en 1935. Dans sa forme de base, la tâche consiste à nommer la couleur dans laquelle un mot est imprimé, sans tenir compte du mot lui-même.

Lorsque le mot est un mot de couleur imprimé dans une couleur d'encre mal assortie, cette tâche est très difficile à réaliser et entraîne une réponse lente et sujette aux erreurs. Pour illustrer, prenons l'exemple de VERT : dire "rouge" pour la couleur de l'encre est difficile par rapport à une variété de conditions de comparaison ou de contrôle telles que nommer la couleur de XXXXX ou le mot TABLE ou même le mot ROUGE.

Le coût de la performance dans la condition d'inadéquation, généralement appelée condition incongrue - par rapport aux contrôles, est appelé effet Stroop ou interférence Stroop. La figure illustre ce phénomène.

1	2	3	4
red	red	xxx	yellow
yellow	yellow	xxxxx	blue
green	green	xxxxx	red
red	red	xxx	yellow
blue	blue	xxx	red
green	green	xxxxx	blue
yellow	yellow	xxxxx	green
blue	blue	xxx	green
green	green	xxxxx	red
red	red	xxx	blue
blue	blue	xxx	yellow
yellow	yellow	xxxxx	green

Figure 2.5: l'effet Stroop

2.0.3 Architecture proposée

L'algorithme commence par lire la vidéo que nous souhaitons traiter, puis il passe à la phase de détection du visage, où il utilise le détecteur de Viola Jones à l'aide d'une simple webcam, qui consiste principalement à détecter le ROI du visage, puis sa segmentation et sa moyenne spatiale, puis nous créons des signaux de couleur à partir des canaux de couleur du ROI et après avoir appliqué l'analyse en composantes indépendantes (ICA) à ces signaux, nous obtenons des signaux source distincts.

C'est ici qu'intervient le processus CNN qui permet d'obtenir les signaux RVB.

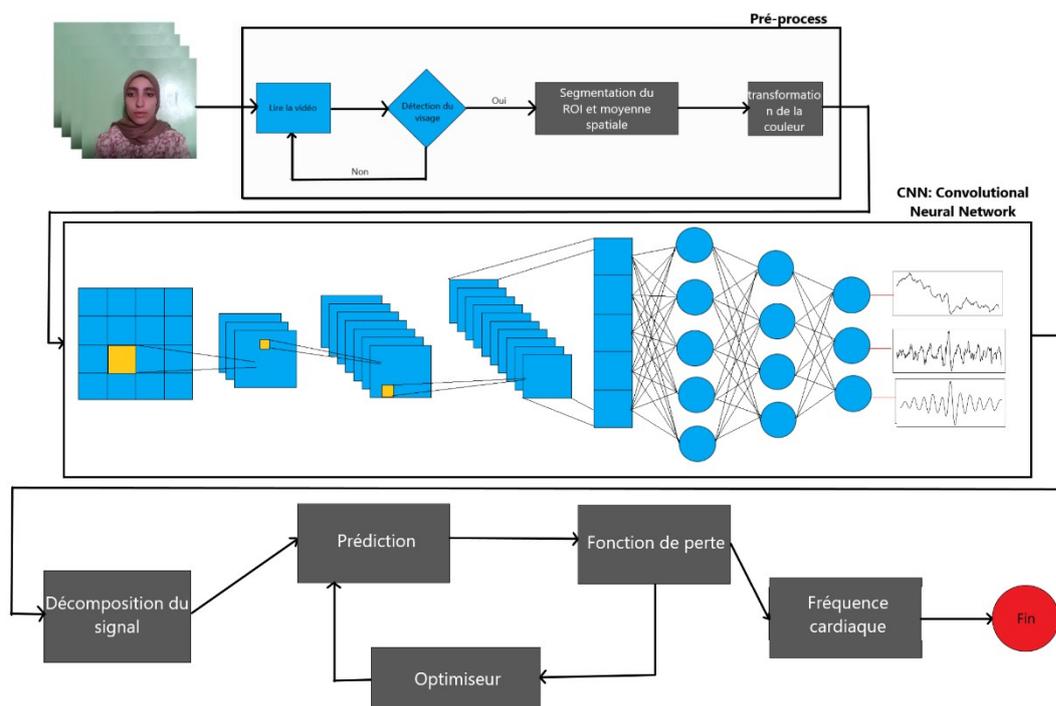


Figure 2.6: L'algorithme proposé

2.0.4 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons parlé des jeux de données utilisés dans le processus où il y avait dans la première partie deux types de base de données, PURE et UPFC-rPPG, nous avons donné une explication et le processus principal utilisé pour obtenir ces deux bases de données, du nombre de participants à la caméra utilisée.

La deuxième partie concerne la base de données utilisée pour la phase de test où nous avons suivi pratiquement les mêmes étapes que les premiers utilisés pour rester dans le même chemin, sauf que dans notre propre base de données, nous voulions détecter la variabilité de la fréquence cardiaque en appliquant un stress aux sujets en utilisant l'effet Stroop et en fin on a montré le modèle de l'algorithme utiliser pour avoir estimé la fréquence cardiaque.

3 Résultats et discussions

3.0.1 Introduction

L'estimation de la fréquence cardiaque à distance est la mesure de la fréquence cardiaque sans aucun contact physique avec les patients. Ceci est réalisé à l'aide de rPPG.

Il existe de multiples études et généralement deux approches fondamentales dans la littérature pour traiter et comprendre ces signaux : dans un premier temps, nous examinerons les méthodes classiques telles que CHROM, ICA, GREEN et POS.

Dans un deuxième temps, nous examinerons MTTS – CAN, une des méthodes d'apprentissage profond. Dans cet article, nous allons mener des méthodes d'apprentissage en profondeur avec les jeux de données UBFC et PURE [46].

Ensuite, nous mènerons notre propre expérience dans laquelle nous montrerons la différence entre en et hors contact, ainsi que l'effet de l'âge, du sexe et de la couleur de la peau dans la mesure de la fréquence cardiaque dans les deux cas, l'état calme et le stress.

3.0.2 Résultats pour la phase de construction de modèle

a. Comparaison entre les méthodes classiques et la méthode basée sur DL

Dans le Tableau 3.1, on peut voir les résultats des méthodes classiques CHROM, ICA, GREEN, POS [46] et une méthode basée sur l'apprentissage en profondeur dans la base de données UBFC et seulement pour les sujets 13, 14, 17, 31, 37, 40, 42 et 43. Nous avons calculé la valeur RMSE afin de savoir quelle est la meilleure méthode de ces cinq méthodes. Lorsque nous regardons les valeurs RMSE moyennes de ces méthodes, nous constatons que la méthode basée sur l'apprentissage en profondeur donne les meilleurs résultats, car elle a la RMSE la plus faible [46].

Tableau 3.1: Les participants au test

Vidéo de UBFC	CHROM	ICA	GREEN	POS	Méthode basée sur l'apprentissage profond
13.avi	10.4263	10.6027	12.358	10.6355	30.172
14.avi	16.284	22.6972	27.8859	24.4553	7.907
17.avi	18.4104	16.5873	12.84	17.787	2.207
31.avi	8.7691	8.6861	21.5627	1.1123	1.740
37.avi	6.0574	6.0336	27.3165	6.0389	3.579
40.avi	7.7885	7.821	16.7349	7.8318	0.854
42.avi	17.4668	16.6722	24.4086	45.6642	18.347
43.avi	2.824	2.8962	41.8808	3.2266	4.237
RMSE (Moyenne)	16	27	27.2	20.6	11.421

b. Comparaison entre les bases des données UBFC et PURE

Dans le Tableau 3.2, on peut voir les résultats des méthodes basées sur l'apprentissage profond sur l'ensemble de données UPFC et PURE.

Les valeurs de RMSE de UBFC varient entre 0.854 à 32.563, alors que les valeurs de RMSE de PURE varient entre 1.165 à 61.44. On remarque donc que les valeurs minimales des deux bases des données sont proches, mais les valeurs maximales des deux bases des données est très différentes, nous disons donc que lorsque nous examinons l'ensemble de données PURE, les résultats sont généralement détériorés.

Lorsque nous examinons les résultats que nous exécutons avec le jeu de données UBFC, nous constatons que la fréquence cardiaque mesurée donne des meilleurs résultats, car elle a le RMSE le plus bas. Quand on regarde le RMSE général, les valeurs de UBFC se sont améliorées, tandis que celles du jeu de données PURE se sont détériorées.

Tableau 3.2: Exemples de valeurs RMSE issues du traitement de vidéos en PURE avec MTTs-CAN

PURE			
Vidéo	MTTS-CAN	Vidéo	MTSS-CAN
01-01	6.224	06-02	49.427
01-02	9.148	06-03	8.484
01-03	1.908	06-04	7.422
01-04	2.676	06-05	4.838
01-05	4.656	06-06	5.075
01-06	4.410	07-01	1.848
02-01	5.989	07-02	61.444
02-02	7.212	07-03	3.763
02-03	5.108	07-04	25.839
02-04	5.508	07-05	7.329
02-05	2.490	07-06	1.778
02-06	49.283	08-01	42.089
03-01	31.311	08-02	6.935
03-02	9.292	08-03	42.883
03-03	1.772	08-04	41.708
03-04	16.465	08-05	35.057
03-05	17.894	08-06	41.041
03-06	1.553	09-01	43.087
04-01	10.411	09-02	40.799
04-02	9.661	09-03	44.229

04-03	3.325	09-04	30.395
04-04	7.193	09-05	48.319
04-05	4.621	09-06	47.319
04-06	5.048	10-01	3.157
05-01	31.759	10-02	4.867
05-02	10.939	10-03	5.426
05-03	29.435	10-04	9.331
05-04	17.085	10-05	7.759
05-05	27.253	10-06	1.165
05-06	24.073	RMSE moyen	17.322
06-01	2.834		

Tableau 3.3: Exemples de valeurs RMSE issues du traitement de vidéos en UBFC avec MTSS-CAN

UBFC			
Vidéo	MTSS-CAN	Vidéo	MTSS-CAN
1.avi	2.594	32.avi	31.737
3.avi	16.918	33.avi	2.789
4.avi	8.564	34.avi	1.356
5.avi	2.072	35.avi	4.990
8.avi	2.431	36.avi	2.373
9.avi	21.278	37.avi	3.579
10.avi	9.299	38.avi	45.446
12.avi	1.738	39.avi	10.281
13.avi	30.172	40.avi	0.854
14.avi	7.907	41.avi	14.712
15.avi	31.380	42.avi	18.347
16.avi	1.958	43.avi	4.327
17.avi	2.207	44.avi	6.081
22.avi	16.867	45.avi	17.621
23.avi	3.751	46.avi	1.982
24.avi	17.178	47.avi	9.482
26.avi	13.132	48.avi	4.764
27.avi	17.137	49.avi	6.936
30.avi	20.384	RMSE moyen	11.421
31.avi	1.740		

Lorsque nous regardons la Figure 1, nous pouvons voir le signal BVP (Blood volume pressure) du sujet 16 sur le côté gauche. Sur le côté droit, nous pouvons voir une densité spectrale de puissance de sujet 16 et lorsque nous regardons le pic maximum de ce graphique, la fréquence correspond à environ 1.8, et lorsque nous obtenons une moyenne de 108 fréquence cardiaque[46].

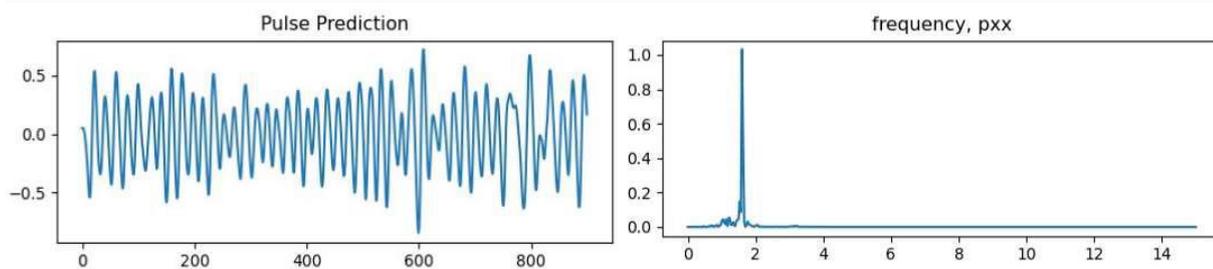


Figure 3.1: signal BVP et densité spectrale de puissance (PSD) de sujet 16 de UBFC [46]

Dans la Figure 3.2, nous pouvons voir un mauvais exemple de prédiction d'impulsion. La personne a peut-être bougé la tête dans cette vidéo. Lorsque nous regardons la densité du spectre de puissance de cette vidéo, nous voyons plus d'un pic. Dans de tels cas, il devient difficile de calculer la fréquence cardiaque et on obtient des résultats erronés [46].

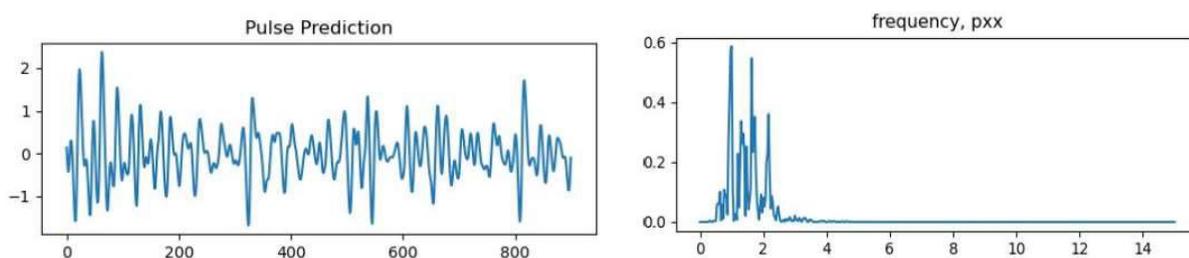


Figure 3.2: signal BVP et densité spectrale de puissance (PSD) de 06-02 de PURE [46]

Dans la Figure 3.3 et Figure 3.4, nous avons donné différentes valeurs de f dans la méth-

3 Résultats et discussions

ode basée sur l'apprentissage en profondeur et avons observé les changements dans les résultats RMSE. Dans l'ensemble de données PURE, les résultats RMSE sont généralement restés constants en dessous de $f=0.167$. Dans l'ensemble de données UBFC, les résultats RMSE ont augmenté au-dessus de $f=0.25$ [1]. En conséquence, dans le jeu de données PURE et UBFC, nous voyons que $f=0.167$, donne le meilleur résultat.

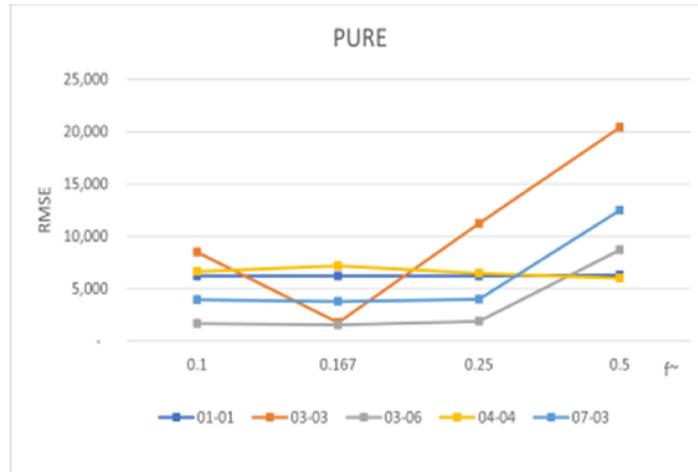


Figure 3.3: valeurs RMSE obtenues en calculant certaines vidéos de PURE avec différentes valeurs f des signaux BVP de MTTS-CAN [46]

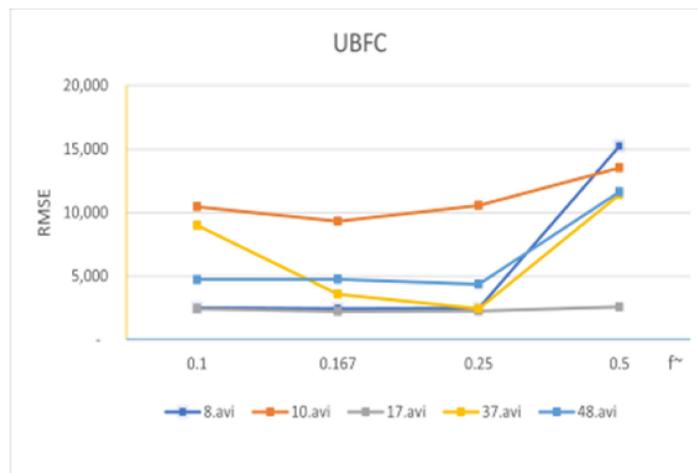


Figure 3.4: valeurs RMSE obtenues en calculant certaines vidéos de UBFC avec différentes valeurs f des signaux BVP de MTTS-CAN [46]

Nous pouvons voir une démo de nos vidéos dans la Figure 3.5, Nous exécutons chaque vidéo avec le modèle MTTS-CAN et obtenons les signaux qui apparaissent sous les vidéos et obtenu les valeurs dans les coins supérieurs gauches comme valeur estimée. Dans les coins supérieurs droits, il y a les fréquences cardiaques réelles mesurées avec une smart Watch. Nous pouvons voir que les uns des autres, on peut donc dire que les taux d'erreurs sont très faibles.



Figure 3.5: Nos résultats de démo [46]

On peut dire que les méthodes basées sur DL donnent généralement des résultats plus corrects et plus rapides que les méthodes classiques. Lorsque nous examinons nos résultats à l'aide de l'ensemble de données UBFC, nous constatons que la fréquence cardiaque calculée à l'aide des méthodes basées sur DL donne de meilleurs résultats par rapport à l'ensemble des données PURE. En conséquence, nous avons choisi la méthode basée sur l'apprentissage en profondeur dans l'ensemble de données UBFC pour nos tests de mesure de la fréquence cardiaque[46].

3.0.3 Résultats pour la phase de test

a. Comparaison entre technologie en contact et hors contact

Dans le Tableau 3.4 , nous remarquons que les valeurs des mesures avec et hors contact sont proches, ce qui confirme que les valeurs de la mesure hors contact sont bonnes, et plus précises, d'autant plus qu'elles procurent certains avantages pratiques, notamment pour les personnes souffrant des maladies infectieuses et aussi certains cas qui ne permettent pas le contact, comme la période de COVID-19.

Tableau 3.4: les mesures du FC avec et hors contact

Sujets	Hors contact	En contact
Sujet 01	80.0	83.0
Sujet 02	66.0	74.0
Sujet 03	80.0	83.0
Sujet 04	66.0	69.0
Sujet 05	72.0	75.0
Sujet 06	64.0	67.0
Sujet 07	72.0	78.0
Sujet 08	60.0	66.0
Sujet 09	64.0	68.0
Sujet 10	66.0	64.0

b. Comparaison entre l'état calme et stress avec les différentes conditions

Dans le cas du repos, la fréquence cardiaque varie d'une personne à l'autre selon l'âge et le sexe (comme dans le tableau précédent), et c'est ce que montre le Tablea 3.4 .

On peut dire que certaines conditions telles que l'âge, le sexe et le teint de peau peuvent affecter la FC.

On remarque pour les enfants une augmentation de la fréquence cardiaque par rapport aux adultes. En conséquence, la fréquence cardiaque normale des enfants au repos varie

selon l'âge et ce diminue avec avancement d'âge, et aussi selon la nature de l'enfant, comme pour le sujet 4 qui est un enfant léger, on remarque une augmentation significative par rapport au sujet 7 qui est considéré comme un enfant très calme. La FC normale pour une femme varie entre 60 et 80 battements par minute pour l'état calme, comme indique dans le tableau, et peut varier selon les différentes d'âge et les activités. En cas de stress, il y a toujours une augmentation de la FC par rapport au cas calme, surtout chez les femmes, et est-ce que nous remarquons pour les sujets 1,3,6,8,9.

La teneur de la peau peut être incluse dans la mesure de la FC en raison de l'impossibilité de détecter avec précision la FC dans le cas d'une peau foncée par rapport à une peau claire.

Tableau 3.5: les mesures de la FC avec les différents états

Sujets	L'état calme	L'état stress
Sujet 01	80.0	88.0
Sujet 02	66.0	74.0
Sujet 03	80.0	90.0
Sujet 04	66.0	86.0
Sujet 05	72.0	88.0
Sujet 06	64.0	94.0
Sujet 07	72.0	90.0
Sujet 08	60.0	78.0
Sujet 09	64.0	82.0
Sujet 10	66.0	90.0

c. Détection du rythme cardiaque

Après avoir simulé l'algorithme proposé, on a trouvé la fréquence cardiaque d'un seul participant (on a pris le sujet 1). La Figure 3.6 montre les différentes fréquences cardiaques qui étaient possibles à retirer lors de l'enregistrement, ce qui explique la superposition des allures.

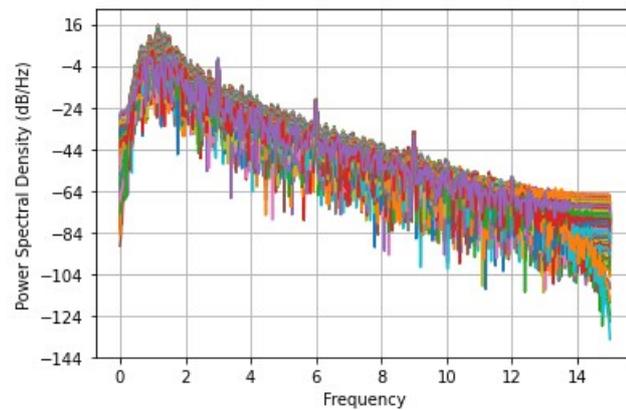


Figure 3.6: La fréquence cardiaque d'un participant

Selon les derniers travaux de recherche, l'estimation de la fréquence cardiaque dans le mode sans contact est toujours extraite du pique du signal de fréquence. Dans notre cas, on illustre ce pique dans la Figure 3.7 suivante.

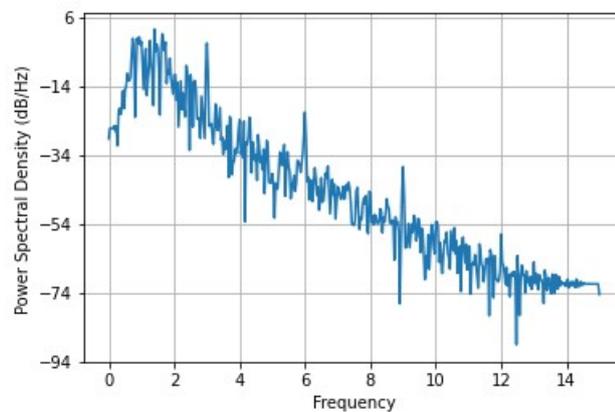


Figure 3.7: Fréquence cardiaque moyenne

On peut bien remarquer que ce qui nous intéresse est le pique de la fréquence cardiaque dont nous pouvons extraire des informations qu'on est besoin est situé dans l'intervalle $[1.5 ; 2]$ Hz.

d. Comparaison entre les différentes caractéristiques

Dans cette partie de ce chapitre on parlera sur les différentes caractéristiques qui peuvent jouer un rôle sur le changement de la fréquence cardiaque.

▪ Age

On peut dire d'après la Figure 3.8 que l'âge joue un rôle important dans la détection du rythme cardiaque, car on remarque clairement que les 2 premiers sujets (enfant et jeune femme) ont été exposé au stress puisque le rythme augmente au bout du temps. Mais, le sujet 8 (femme adulte) était beaucoup plus stressée et c'est normal, car les adultes stress plus que les jeunes.

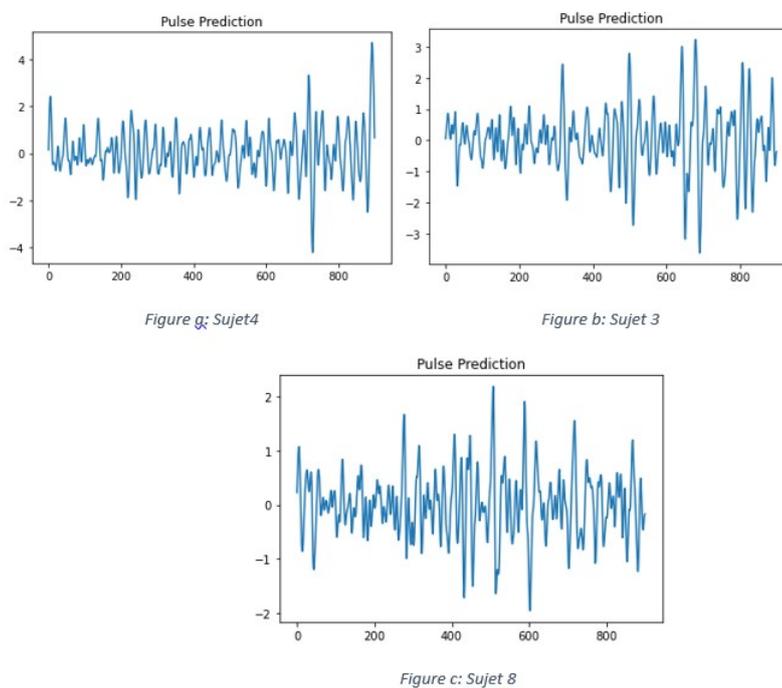


Figure 3.8: Le rythme cardiaque trouvé de différents participants avec une différence d'âge

Lors des mesures, on a remarqué que chez les femmes adultes, il y avait une différence bien montrée dans le rythme cardiaque, illustré dans la Figure 3.9

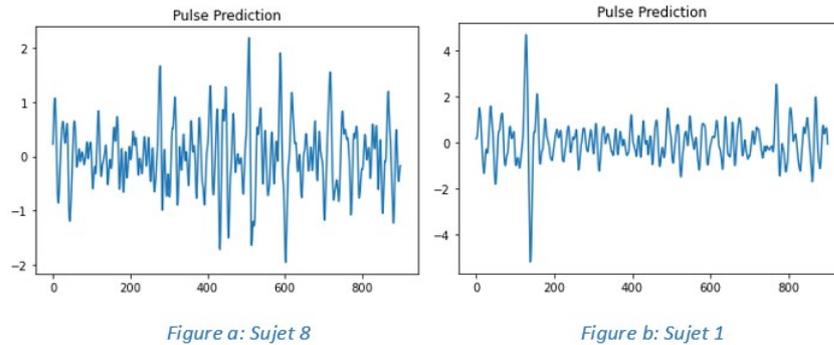


Figure 3.9: Rythme cardiaque des deux femmes adultes

Les résultats obtenus montrent qu'une des femmes était stressé presque durant toute l'expérience puisqu'on constate une grande différence du rythme cardiaque entre les deux. Ça revient à la personne eux même ou elle se stresse facilement.

▪ Sexe

D'après la Figure 3.10 on peut assurer que les femmes se stresse beaucoup plus que les hommes, car le rythme cardiaque de sujet 9 qui est une femme est plus élevé que celle de sujet 5 qui est un homme malgré que les conditions étaient les mêmes, que ce soit l'éclairage où type de stress appliqué sur les participants.

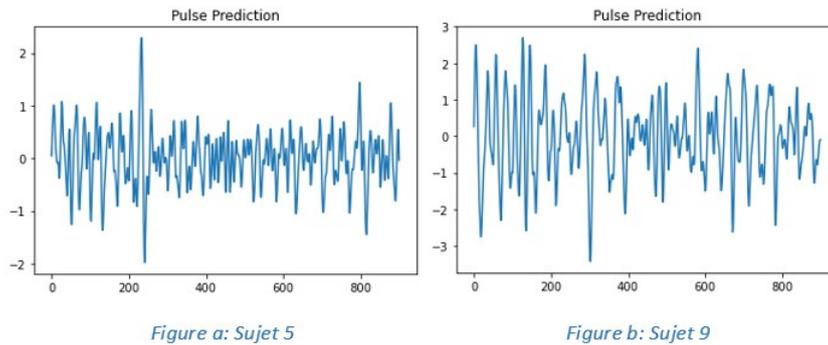


Figure 3.10: Rythme cardiaque des deux participants de différent sexe

- **Teint de peau**

A partir de la Figure 3.11 ci-dessous, nous remarquons qu'il y a une différence montrée dans le rythme cardiaque où celle du quatrième participant n'est un peu pas claire dans la première phase qui est calme contrairement au septième participant où il montre que son rythme cardiaque est plus calme et stable. De plus, le quatrième participant est brun et le septième est blond.

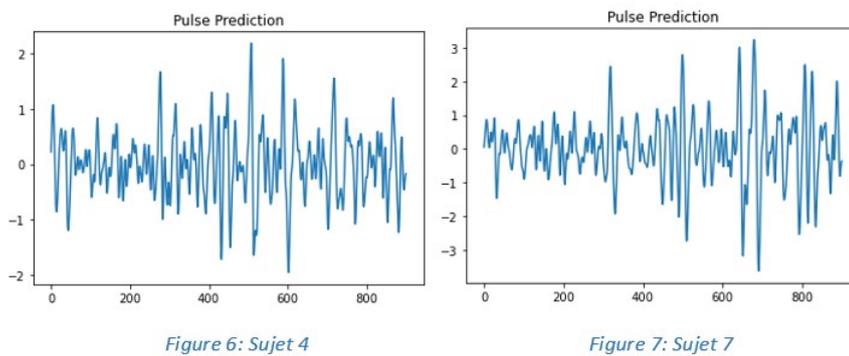


Figure 3.11: Rythme cardiaque des enfants avec différent teint de peau

3.0.4 Discussion pour la phase du test

Lorsque nous examinons nos résultats à l'aide de la méthode basée sur DL hors contact et l'ensemble de données UBFC, nous constatons que FC mesurer donne des bons résultats. Dans le cas calme ou stress, FC varie d'une personne à l'autre selon l'âge, sexe et couleur de peau.

On remarque que le FC normal chez l'enfant est plus élevé que chez les adultes et les personnes âgées. Et quelle est significativement plus élevée chez les femmes stressées par rapport les hommes. On peut dire que plus le teint de la peau est élevé du clair à foncé, plus il est probable que nous ne serons pas de déterminer avec précision la FC pour la méthode sans contact.

D'après les résultats obtenus, on peut dire que le signal de la fréquence qu'on obtient est le plus important paramètre pour estimer le rythme cardiaque. Nous avons trouvé que d'après le pique, on peut trouver beaucoup d'informations sur l'état psychologique de la personne. Nous avons aussi trouvé qu'il y a de nombreuses caractéristiques qui peuvent jouer sur le changement du rythme cardiaque. Dans notre cas, on a pris en considération la différence dans l'âge, car les comparaisons faites nous ont montré qu'une personne âgée et des personnes jeunes n'ont pas le même rythme cardiaque, car les personnes âgées ont tendance à se stresser rapidement contrairement aux jeunes. Il y a aussi la caractéristique du sexe où nous avons trouvé dans la Figure 3.10 que la femme se stress plus rapidement que l'homme.

Et finalement, nous avons parlé sur l'influence de la teinte de peau sur la détection du rythme cardiaque et qui est un peu plus important de l'étudier, car il montre les limites qui peuvent trouver l'algorithme, car plus la peau est foncée, plus on ne peut obtenir de bons résultats et ça ce qu'on a trouvé dans la Figure 3.11. Nous avons remarqué que l'algorithme fait l'estimation de la fréquence cardiaque sur l'enfant avec la peau claire plus précisément que l'enfant avec la peau foncée, car il ne peut pas détecter les régions d'intérêts en raison des faibles changements de couleur de la peau. Donc avec cela, nous

pouvons dire que la couleur de la peau peut limiter notre travail.

3.0.5 Conclusion

D'après les informations issues des études bibliographiques et de nos études, on peut dire que les méthodes basées sur DL donnent généralement des résultats plus corrects et plus rapides que les méthodes classiques. En conséquence, nous pouvons dire que les méthodes basées sur DL jouent un rôle important dans le développement des technologies rPPG et leur introduction dans notre vie quotidienne. En période de pandémie comme COVID-19, la surveillance de la santé à distance devient de plus en plus importantes [46].

Nous avons noté dans les résultats de notre expérimentation que les méthodes hors contact sont les plus évolutives pour faciliter la vie quotidienne et les soins de santé. On peut dire que cette méthode n'est pas idéale, d'autant plus qu'il peut y avoir certains problèmes qui rendent difficile la mesure de la fréquence cardiaque, notamment en ce qui concerne le teint de la peau. Mais cela peut grandement aider les patients tels que les patients atteints de peau ou ceux atteints de maladies infectieuses.

4 Conclusion Générale

Dans ce travail de projet de fin d'étude, on a fait une comparaison entre les méthodes classiques et l'apprentissage profond, ainsi l'estimation de la fréquence cardiaque à distance. Dans la première partie de ce mémoire, nous avons parlé sur les différentes méthodes utiliser pour estimer la fréquence cardiaque. Avant plus détaillé dans ces méthodes, nous avons tout d'abord donner une bref définition sur le cœur et son important rôle dans notre corps humain. Après avoir une idée sur la fréquence cardiaque, nous avons parlé sur les méthodes possibles pour la détecter. On a constaté deux méthodes principales, avec contact et sans contact. Notre plus importante approche dans ce mémoire est les méthodes sans contacte. Ces méthodes se divise en deux principales parties, des méthodes classiques et l'apprentissage profond. Parlons sur les méthodes classiques on trouve plein, mais les quatre utilisés dans ce papier sont les bases et les plus important lequel CHROM, GREEN, ICA et POS qui se reposent sur la détection du signal RVB dans des certaines régions dans le visage, parlons aussi sur l'apprentissage profond surtout sur CNN. On a aussi montré comment la détection du visage est faite dans le cas des méthodes classique car l'apprentissage profond ce fait la détection automatique. Donc nous avons montré comment ces méthodes se fonctionnent. Dans la deuxième partie de ce travail, nous avons donné une description sur les bases de données utilisée pour obtenir des résultats puisque le travail été scindé en deux parties. Partie de l'architecture ou on a fait une comparaison entre les méthodes classique et l'apprentissage profond, on a pris deux types des bases de données : PURE et UBFC-rPPG et après avoir tester

la méthode la plus fiable nous avons passé à la partie de test ou nous avons enregistré notre propre base de données. Donnant une description aux trois bases de données, commençant par les nombres des participants, âges et sexe, passant par le setup utilisé pour faire les enregistrements en prenant des précautions comme de ne pas faire des mouvements et des rotations de visages ... etc. Les participants dans la base de données de la phase test étaient exposés à l'effet stroop. Et à la fin on a donné l'algorithme proposé dans ce travail. Dans la troisième partie et la dernière, nous avons donné les résultats obtenus à partir de la phase d'architecture ou nous avons trouvé que l'apprentissage profond donne plus d'efficacité par rapport aux méthodes classiques. Et dans la phase du test, nous avons fait des différentes comparaisons entre des différentes caractéristiques possibles. Cette étude va permettre d'améliorer encore plus le domaine médical et même de débarrasser de tout ce qui est contact.

Bibliography

- [1] Girum, T., Shumbej, T., and Shewangizaw, M. (2019). Burden of malaria in Ethiopia, 2000-2016: findings from the Global Health Estimates 2016. *Tropical Diseases, Travel Medicine and Vaccines*, 5(1), 11. <https://doi.org/10.1186/s40794-019-0090-z>.
- [2] Sun, Y., and Thakor, N. (2016). Photoplethysmography Revisited: From Contact to Noncontact, From Point to Imaging. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(3), 463–477. <https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2476337>
- [3] Tagnithammou, T., Monacelli, É., Ferszterowski, A., et Trénoras, L. (2021). Emotional state detection on mobility vehicle using camera: Feasibility and evaluation study. *Biomedical Signal Processing and Control*, 66, 102419. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102419>
- [4] Poh, M.-Z., McDuff, D. J., et Picard, R. W. (2010). Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. *Optics Express*, 18(10), 10762. <https://doi.org/10.1364/OE.18.010762>
- [5] Ouzar, Y., Bousefsaf, F., and Maaoui, C. (2021). Mesure sans contact de la fréquence cardiaque par caméra basée sur l'apprentissage profond, 7.

- [6] ABBAS, L., et HAMMOUCHE, N. (2020). Développement d'un système de détection d'anomalies des rythmes cardiaques en utilisant le deep learning.
- [7] Bousefsaf, F. (2015). Mesure sans contact de l'activité cardiaque par analyse du flux vidéo issu d'une caméra numérique: extraction de paramètres physiologiques et application à l'estimation du stress. Retrieved from <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01751131v2>
- [8] Kamal, A. A. R., Harness, J. B., Irving, G., et Mearns, A. J. (1989). Skin photoplethysmography — a review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 28(4), 257–269. [https://doi.org/10.1016/0169-2607\(89\)90159-4](https://doi.org/10.1016/0169-2607(89)90159-4)
- [9] Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, 28(3), R1–R39. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>
- [10] Lee, E., Chen, E., and Lee, C.-Y. (2020). Meta-rPPG: Remote Heart Rate Estimation Using a Transductive Meta-Learner. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2007.06786>
- [11] Casalino, G., Castellano, G., Pasquadibisceglie, V., et Zaza, G. (2018). Contact-Less Real-Time Monitoring of Cardiovascular Risk Using Video Imaging and Fuzzy Inference Rules. *Information*, 10(1), 9. <https://doi.org/10.3390/info10010009>
- [12] Verkruyse, W., Svaasand, L. O., Nelson, J. S. (2008). Remote plethysmographic imaging using ambient light. *Optics Express*, 16(26), 21434. <https://doi.org/10.1364/OE.16.021434>
- [13] Przybyło. (2019). Continuous Distant Measurement of the User's Heart Rate in Human-Computer Interaction Applications. *Sensors*, 19(19), 4205. <https://doi.org/10.3390/s19194205>

- [14] Cabasson, A. (2010). Estimation et analyse des intervalles cardiaques. HAL. Retrieved from <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00357389v4>
- [15] Dekkiche, lydia. (2020). Classification des arythmies ECG avec des méthodes de Machine Learning et de Deep Learning. Retrieved from <https://www.ummtto.dz/dspace/handle/ummtto/13095>
- [16] Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, 28(3), R1–R39. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>
- [17] SHELLEY, K. H. (2007). Photoplethysmography: beyond the calculation of arterial oxygen saturation and heart rate, 105(06), 31–36.
- [18] JONATHAN, E., et LEAHY, M. (2010). Investigating a smartphone imaging unit for photoplethysmography, 31(11), 79–83.
- [19] Scully, C. G., Jinseok Lee, Meyer, J., Gorbach, A. M., Granquist-Fraser, D., Mendelson, Y., and Chon, K. H. (2012). Physiological Parameter Monitoring from Optical Recordings With a Mobile Phone. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(2), 303–306. <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2163157>
- [20] Greneker, E. F. (1997). Radar sensing of heartbeat and respiration at a distance with applications of the technology. In *Radar Systems (RADAR 97)* (Vol. 1997, pp. 150–154). Presented at the Radar Systems (RADAR 97), Edinburgh, UK: IEE. <https://doi.org/10.1049/cp:19971650>
- [21] Vasu, V., Heneghan, C., Arumugam, T., et Sezer, S. (2010). Signal processing methods for non-contact cardiac detection using Doppler radar. In *2010 IEEE Workshop On Signal Processing Systems* (pp. 368–373). Presented at the 2010 IEEE

- Workshop On Signal Processing Systems (SiPS), San Francisco, CA, USA: IEEE.
<https://doi.org/10.1109/SIPS.2010.5624817>
- [22] Guohua Lu, Fang Yang, Xijing Jing, et Jianqi Wang. (2010). Contact-free measurement of heartbeat signal via a doppler radar using adaptive filtering. In 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (pp. 89–92). Presented at the 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing, Zhejiang, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/IASP.2010.5476157>
- [23] Lu, G., Yang, F., Jing, X., Yu, X., Zhang, H., Xue, H., Wang, J. (2011). Contact-Free Monitoring of Human Vital Signs via a Microwave Sensor. In 2011 5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (pp. 1–3). Presented at the 2011 5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (iCBBE), Wuhan, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/icbbe.2011.5781497>
- [24] Zakrzewski, M., Raittinen, H., et Vanhala, J. (2012). Comparison of Center Estimation Algorithms for Heart and Respiration Monitoring With Microwave Doppler Radar. *IEEE Sensors Journal*, 12(3), 627–634. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2011.2119299>
- [25] SAHINDRAKAR, P., HAAN, G., KIRENKO, I. (2011). Improving Motion Robustness of Contact-less Monitoring of Heart Rate Using Video Analysis.
- [26] Kranjec, J., Beguš, S., Geršak, G., et Drnovšek, J. (2014). Non-contact heart rate and heart rate variability measurements: A review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 13, 102–112. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.03.004>
- [27] Humphreys, K., Ward, T., et Markham, C. (2007). Noncontact simultaneous dual wavelength photoplethysmography: A further step toward noncontact pulse oxime-

-
- try. Review of Scientific Instruments, 78(4), 044304. <https://doi.org/10.1063/1.2724789>
- [28] Takano, C., and Ohta, Y. (2007). Heart rate measurement based on a time-lapse image. Medical Engineering and Physics, 29(8), 853–857. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2006.09.006>
- [29] Viola, P., Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. International Journal of Computer Vision, 57(2), 137–154. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb>
- [30] International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering, I. of E. and E. E. (Ed.). (2019). 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering: 2-4 February 2019, Aswan, Egypt.
- [31] W. Wang, A. C. den Brinker, S. Stuijk, et G. de Haan, « Algorithmic Principles of Remote PPG », IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 64, no 7, p. 1479-1491, juill. 2017, doi: 10.1109/TBME.2016.2609282.
- [32] Poh, M.-Z., McDuff, D. J., et Picard, R. W. (2011). Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 58(1), 7–11. <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2086456>
- [33] Qi, L., Yu, H., Xu, L., Selemani Mpanda, R., et Greenwald, S. E. (2019). Robust heart-rate estimation from facial videos using project_{ICA}. *Physiological Measurement*, 40(8).
- [34] Song, R., Zhang, S., Cheng, J., Li, C., and Chen, X. (2020). New insights on super-high resolution for video-based heart rate estimation with a semi-blind source separation

- method. *Computers in Biology and Medicine*, 116, 103535. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2019.103535>
- [35] Wang, W., den Brinker, A. C., Stuijk, S., de Haan, G. (2017). Algorithmic Principles of Remote PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(7), 1479–1491. <https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2609282>
- [36] de Haan, G., and Jeanne, V. (2013). Robust Pulse Rate From Chrominance-Based rPPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(10), 2878–2886. <https://doi.org/10.1109/TBME.2013.2266196>
- [37] Chen, W., McDuff, D. (2018). DeepPhys: Video-Based Physiological Measurement Using Convolutional Attention Networks. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1805.07888>
- [38] Yu, Z., Li, X., and Zhao, G. (2019). Remote Photoplethysmograph Signal Measurement from Facial Videos Using Spatio-Temporal Networks. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1905.02419>
- [39] Song, R., Li, J., Wang, M., Cheng, J., Li, C., and Chen, X. (2021). Remote Photoplethysmography With an EEMD-MCCA Method Robust Against Spatially Uneven Illuminations. *IEEE Sensors Journal*, 21(12), 13484–13494. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3067770>
- [40] Yu, Z., Peng, W., Li, X., Hong, X., Zhao, G. (2019). Remote Heart Rate Measurement From Highly Compressed Facial Videos: An End-to-End Deep Learning Solution With Video Enhancement. In *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 151–160). Presented at the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South): IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00024>

- [41] Silva, P., Luz, E., Silva, G., Moreira, G., Wanner, E., Vidal, F., and Menotti, D. (2020). Towards better heartbeat segmentation with deep learning classification. *Scientific Reports*, 10(1), 20701. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-77745-0>
- [42] Reiss, A., Indlekofer, I., Schmidt, P., Van Laerhoven, K. (2019). Deep PPG: Large-Scale Heart Rate Estimation with Convolutional Neural Networks. *Sensors*, 19(14), 3079. <https://doi.org/10.3390/s19143079>
- [43] Dasari, A., Prakash, S. K. A., Jeni, L. A., and Tucker, C. S. (2021). Evaluation of biases in remote photoplethysmography methods. *npj Digital Medicine*, 4(1), 91. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00462-z>
- [44] Chatard, J.-C. (2003). *Lutter contre le dopage en gérant la récupération physique*. Saint-Étienne: Publications de l'Université de Saint-Étienne.
- [45] Serge, B., Richard, M., Yannick, B., Alamin, M., Julien, D. (2021, October 26). Un-supervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography. Retrieved from <https://hal-univ-bourgogne.archives-ouvertes.fr/hal-01647490>
- [46] çayli, N. D., Saygisever, M., and Polat, E. (2021). rPPG based heart rate estimation using deep learning. Computer Engineering Department.

Résumé

Dans de nombreuses communautés, détecter et évaluer les émotions est un domaine de grand intérêt que ce soit dans les sciences humaines ou dans une perspective précise. La mesure sans contact de la fréquence cardiaque peut être utilisée dans de nombreuses applications médicales et sportives. Le manque de portabilité et les problèmes de connexion rendent les méthodes de surveillance traditionnelles difficiles à utiliser en dehors des environnements cliniques. Les techniques de vision par ordinateur ont montré que certaines variables physiologiques comme la fréquence cardiaque peuvent être mesurées sans contact. L'agrandissement vidéo est l'une de ces approches utilisées pour la détection de la fréquence cardiaque. Dans ce mémoire, notre approche est de comparer les méthodes classiques et l'apprentissage profond et tester la méthode la plus fiable.

Mots clés : Fréquence cardiaque, vision par ordinateur, Les méthodes classiques, L'apprentissage profond.

Abstract

In many communities, detecting and evaluating emotions is an area of great interest, whether in the humanities or from a specific perspective. Non-contact heart rate measurement can be used in many medical and sports applications. Lack of portability and connection issues make traditional monitoring methods difficult to use outside of clinical environments. Computer vision techniques have shown that certain physiological variables such as heart rate can be measured without contact. Video magnification is one such approach used for heart rate detection. In this dissertation, our approach is to compare classical methods and deep learning and test which method is more reliable.

Keywords: Heart rate, Computer vision, classical methods, deep learning.

ملخص

في العديد من المجتمعات ، يعد اكتشاف العواطف وتقييمها مجالاً ذا أهمية كبيرة ، سواء في العلوم الإنسانية أو من منظور محدد. يمكن استخدام قياس معدل ضربات القلب بدون تلامس في العديد من التطبيقات الطبية والرياضية. عدم قابلية النقل ومشكلات الاتصال تجعل طرق المراقبة التقليدية صعبة الاستخدام خارج البيئات السريرية. أظهرت تقنيات الرؤية الحاسوبية أن بعض المتغيرات الفسيولوجية مثل معدل ضربات القلب يمكن قياسها دون ملامسة. يعد تكبير الفيديو أحد هذه الأساليب المستخدمة لاكتشاف معدل ضربات القلب. في هذه الرسالة ، يتمثل نهجنا في مقارنة الأساليب الكلاسيكية والتعلم العميق واختبار الطريقة الأكثر موثوقية.