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

Frédéric Bousefsaf

▶ **To cite this version:**

Frédéric Bousefsaf. 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. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Lorraine, 2014. Français. NNT : 2014LORR0192 . tel-01751131v2

HAL Id: tel-01751131

https://theses.hal.science/tel-01751131v2

Submitted on 11 Feb 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE LORRAINE

ÉCOLE DOCTORALE IAEM LORRAINE

LABORATOIRE DE CONCEPTION, OPTIMISATION ET MODÉLISATION DES SYSTÈMES

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LORRAINE

Discipline : Génie informatique, automatique et traitement du signal

Présentée et soutenue publiquement par :

FRÉDÉRIC BOUSEFSAF

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

Soutenue publiquement le 26 novembre 2014, devant le jury composé de :

RAPPORTEURS :	Norbert NOURY	(Pr., INL CNRS, Université Claude-Bernard Lyon 1)
	Etienne COLLE	(Pr., Laboratoire IBISC, Université d'Évry)
EXAMINATEURS :	Jacques DUCHÊNE	(Pr., Institut Charles Delaunay, U.T. de Troyes)
	François CABESTAING	(Pr., Laboratoire LAGIS, Université Lille 1)
	Alain PRUSKI	(Pr., LCOMS, Université de Lorraine)
	Imed KACEM	(Pr., LCOMS, Université de Lorraine)
	Choubeila MAAOUI	(MCF, LCOMS, Université de Lorraine)

Frédéric BOUSEFSAF : **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**. Thèse de doctorat, LCOMS, Université de Lorraine (2014).

Les machines un jour pourront résoudre tous les problèmes, mais jamais aucune d'entre elles ne pourra en poser un !

A. EINSTEIN

REMERCIEMENTS

C'est tout naturellement et en premier lieu que je tenais à remercier Alain PRUSKI et Choubeila MAAOUI, mon directeur et ma co-directrice de thèse, notamment pour leur disponibilité, leur soutien et pour la confiance qu'ils m'ont accordée. Avec du recul, je remarque que leurs conseils affûtés m'auront permis de rapidement acquérir de nouvelles compétences, notamment dans la rédaction scientifique. Merci de m'avoir permis et aidé à réaliser cette thèse.

Je tenais également à remercier chacun des membres du jury pour avoir évalué et rapporté sur cette thèse de doctorat. Mes plus vifs remerciements s'adressent donc à Jacques DUCHÊNE pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury. Je remercie particulièrement Etienne COLLE et Norbert NOURY pour avoir accepté la charge de rapporter sur ces travaux de thèse ainsi que François CABESTAING pour avoir accepté d'intégrer le jury en tant qu'examinateur. Merci pour l'intérêt et la considération que vous avez portés sur ce travail et pour vos remarques très constructives.

Je remercie également l'ensemble des membres du LCOMS et en particulier ceux qui ont partagé avec moi l'étiquette de l'équipe EPSAP. Je remercie spécifiquement Imed KACEM et Guy BOURHIS pour m'avoir permis d'intégrer le laboratoire en me proposant une bourse de thèse. Je souhaite aussi remercier particulièrement Olivier HABERT pour m'avoir permis de réaliser un volet de la thèse qui me tenait à cœur en ayant soutenu ma candidature en tant que Doctorant Contractuel Chargé d'Enseignement au sein de l'Institut Supérieur d'Électronique et d'Automatique. Je profite des dernières lignes de ce paragraphe pour remercier et saluer Yann et Pierre, deux collègues du laboratoire, avec qui j'ai eu la chance de partager de très agréables moments tout au long de ces trois années.

Je pense et me dois de remercier également tous mes amis, notamment ceux qui auront eu le courage de me soutenir pendant ces trois années ou qui ont réussi, l'espace d'un instant, à me faire oublier la thèse. Pensée particulière pour ceux qui partagent avec moi l'étiquette de la recherche : Julien VEYTIZOU, Lucas CICERO, Loic BECKER et ma fidèle collègue de bureau Wahida HANDOUZI.

Les derniers n'étant certainement pas des moindres, je tenais profondément à remercier tous les membres de ma famille et en particulier ma mère, mon père, mon frère et mon papy pour cet enthousiasme sans faille qui les anime. C'est en partie grâce à vous si j'en suis ici aujourd'hui. Je terminerai cette page en remerciant ma compagne, Aurore, pour son soutien et ses encouragements dévoués. Ces trois années ne se seraient certainement pas déroulées de la même manière sans toi.

SOMMAIRE

SOMMAIRE V

ABRÉVIATIONS VII

INTRODUCTION GÉNÉRALE 1
1.1 Contexte 1
1.2 Sujet de recherche et contribution scientifique 4
1.3 Organisation du manuscrit 7

ETAT DE L'ART : QUANTIFICATION DU STRESS BASÉE SUR LA PHYSIOLOGIE 9
2.1 Les signaux physiologiques 10
2.2 Stress mental et système nerveux autonome 57
2.3 Résumé 70

MESURE DU SIGNAL PPG ET EXTRACTION DE PARAMÈTRES PHYSIOLOGIQUES 71
3.1 Fonctionnement des caméras numériques 72
3.2 Transformée en ondelettes continue 77
3.3 Méthode de récupération et de filtrage du signal photopléthysmographique 81
3.4 Mesure de la fréquence cardiaque instantanée et du rythme respiratoire 101
3.5 Mesure des amplitudes du signal photopléthysmographique 111
3.6 Résumé 118

APPLICATION À LA DÉTECTION DU STRESS 121
4.1 Construction de la courbe de stress à partir des paramètres physiologiques 122
4.2 Matériel et protocole expérimental 124
4.3 Résultats 127
4.4 Discussion 131
4.5 Résumé 134

CONCLUSION ET PERSPECTIVES 135

TABLE DES MATIÈRES 141

TABLE DES FIGURES 145

LISTE DES TABLEAUX 148

BIBLIOGRAPHIE 150

RÉSUMÉ 160

ABSTRACT 161

ABRÉVIATIONS

La signification d'une abréviation est rappelée entre parenthèses lors de sa première apparition. Les sigles de la littérature scientifique les plus couramment rencontrés sont utilisés dans ce manuscrit : il est fréquent que des abréviations soient présentées en anglais. Une traduction en français est dans ce cas proposée à chaque première occurrence.

ASR	Arythmie Sinusale Respiratoire
BF	Basses Fréquences de la variabilité cardiaque
bpm	battements par minute
CO_2	Dioxyde de Carbone
ECG	Électrocardiographie
HF	Hautes Fréquences de la variabilité cardiaque
IBI	Intervalles entre deux battements successifs (de l'anglais *InterBeat Interval*)
PPG	Photopléthysmographie
RMSSD	Racine carrée des différences au carré de l'intervalle entre deux battements successifs (de l'anglais *Root Mean Square of Successive Differences*)
SaO_2	Saturation artérielle en oxygène de l'hémoglobine
SpO_2	Saturation pulsée en oxygène de l'hémoglobine
SNA	Système Nerveux Autonome
UN	Unités Normalisées

1 INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 CONTEXTE

Le sujet des travaux de recherche présentés dans cette thèse de doctorat concerne la conception et le développement de méthodes de traitement du signal et des images permettant de mesurer des signaux physiologiques d'une personne située à distance du capteur. Les différents procédés proposés dans ce travail sont rattachés à l'ingénierie biomédicale et cherchent à répondre à des besoins particuliers du domaine de l'e-santé, de la télémédecine et de l'informatique affective. Les mesures sans contact de paramètres physiologiques sont utilisables dans de nombreux champs d'application, allant des services d'urgence jusqu'à l'automobile en passant par les sciences du sport, où le rythme cardiaque est surveillé pendant un effort physique intense.

Les données physiologiques sont habituellement mesurées à l'aide de capteurs en contact qui se placent sur la peau. Des recherches récentes montrent néanmoins que des technologies comme les webcams sont tout à fait utilisables pour mesurer l'activité cardiaque d'une personne. En plus d'être très abordables, ces caméras particulières sont d'emblée équipées dans un grand nombre de périphériques informatiques comme les ordinateurs portables ou les smartphones par exemple. Les recherches sur cette thématique sont en plein essor depuis les cinq dernières années même si les premières publications montrant qu'il est pratiquement possible de mesurer l'activité du cœur par des caméras ont maintenant une dizaine d'années. L'intérêt de la recherche dans ce domaine ne cesse de croitre et de plus en plus de laboratoires et d'équipes de recherche s'intéressent au potentiel de cette méthode. Un état de l'art sur les techniques permettant de mesurer des données physiologiques par webcam est proposé dans le deuxième chapitre de cette thèse.

Le deuxième volet des travaux de recherche présentés dans ce manuscrit concerne la reconnaissance du stress basée sur la physiologie humaine. Un ensemble de procédés informatiques permettent de former une courbe de stress à partir des données physiologiques extraites de la webcam. Un jeu interactif et établi sur ordinateur a été développé pour induire du stress chez les individus qui ont participé à cette étude. Les expériences sont scindées en trois sessions de stress entrecoupées de trois sessions de relaxation où nous demandons aux participants de se détendre en visionnant des vidéos apaisantes. La webcam est placée en face de la personne pour enregistrer son activité cardiaque tout le long de l'expérience.

Le stress est mondialement reconnu pour être un facteur contribuant à l'apparition et au développement d'un ensemble de maladies [1]. Dans les années 1900, une grande partie des décès enregistrés découlait de maladies infectieuses comme la tuberculose ou la grippe. De nos jours, les principales causes de décès ne sont plus directement entrainées par des infections mais plutôt par les maladies cardiovasculaires, les cancers et les accidents vasculaires cérébraux. Le nombre de personnes qui décèdent de ces affections ne cesse d'augmenter et les maladies cardiovasculaires représenteront, à l'horizon 2020, la principale cause de décès à travers le monde. Le stress est un facteur très observé dans l'ensemble de ces maladies [2] et il réduit l'efficacité du système immunitaire à protéger le corps. L'infarctus du myocarde ou l'hypertension sont favorisés par le tabac, l'alcool, une mauvaise alimentation ou un manque d'exercice mais aussi et fortement par le stress, notamment au travail [1], [3], [4]. L'implication du stress sur l'apparition ou l'aggravation des cancers ne fait pas le consensus, les résultats des études dans ce domaine sont encore assez contradictoires. Les dernières prospections épidémiologiques montrent néanmoins qu'il n'y aurait pas de corrélation entre dépressions et cancers [5].

Lorsqu'il est chronique, le stress peut aussi entrainer des états de dépression intense [6]. Des effets de fatigue prolongée, des douleurs musculaires, des insomnies, des crises d'angoisse et des migraines sont des symptômes souvent observés chez les individus fréquemment stressés. Des exercices de détente, de méditation [7] et de respiration [8], [9] peuvent être proposés par les médecins pour atténuer l'effet néfaste et parfois dévastateur du stress sur la condition physique. Le sommeil, la bonne alimentation, le rire et une activité physique régulière sont des éléments qui permettent de naturellement diminuer l'impact du stress sur l'organisme et ainsi réduire l'apparition d'états d'anxiété.

L'union entre états affectifs et informatique a été popularisée par PICARD [10], à qui nous devons le terme d'informatique affective (de l'anglais *affective computing*). On retrouve fréquemment cette notion en interaction homme-machine [11]. L'ordinateur mesure les émotions et le stress de l'utilisateur et peut éventuellement en générer, la régulation devenant ainsi humaine [12]. La détection du stress, sous forme d'activité et d'effort mental, permet de rendre l'interaction moins agressive [13] en adaptant l'interface à l'utilisateur. Le stress, lorsqu'il éprouve et outrepasse les capacités d'adaptation d'un individu, engendre une chute de performance sur des tâches informatiques interactives [9]. Le temps de réaction est allongé et les erreurs sont fréquemment accrues dans ces conditions. Il en est de même pour les performances de conduite lorsque les conducteurs sont frustrés [14] ou endurent un stress [15]. D'autres sources perturbatrices permettant d'induire du stress existent. Une forte chaleur, un froid intense et le bruit sont des sources stressantes qui entrainent des réactions physiologiques particulières [6].

Les travaux de recherche que nous proposons dans ce manuscrit sont introduits plus en détails dans les deux sections suivantes. La figure 1.1 présente une représentation générale et simplifiée des travaux de recherche. Les mesures physiologiques correspondent à l'articulation entre deux axes de recherche distincts : le premier axe correspond à la mesure de paramètres vitaux et le second axe à l'estimation du stress, le tout à partir des données physiologiques mesurées par une simple webcam.

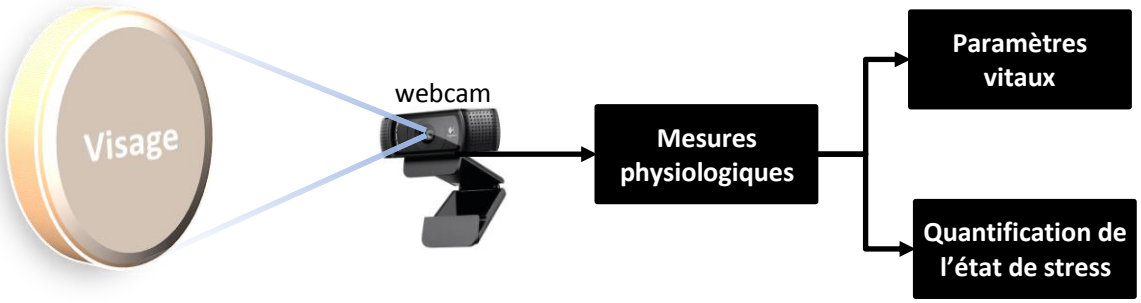

FIGURE 1.1 – Vue générale des travaux de thèse, scindés en deux axes spécifiques.

1.2 SUJET DE RECHERCHE ET CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE

Nos travaux de recherche se déclinent selon deux axes scientifiques distincts : l'objectif premier de cette thèse est de concevoir une méthode permettant de mesurer avec précision différents signaux physiologiques via une webcam. L'utilisation de cette technologie permet de proposer un ensemble matériel et logiciel à très bas cout. Les caméras du marché les plus répandues valent en moyenne entre 15 et 60 €. L'omniprésence des webcams et leur intégration dans un grand nombre de dispositifs informatiques (comme les smartphones ou les ordinateurs portables) rendent les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit indépendants du matériel : une application informatique sur ordinateur, tablette ou tout autre dispositif équipé d'une webcam suffit à utiliser le logiciel dont la conception et les détails de développement seront présentés dans les chapitres qui suivent. D'importantes contraintes de mesure, comme le mouvement et les fluctuations de lumière rendent la détection des paramètres physiologiques très incertaine. Une majeure partie du travail consiste à proposer et mettre en place des techniques de traitement du signal et des images permettant de filtrer les artefacts afin de rendre le système robuste face aux perturbations engendrées par l'environnement ou l'utilisateur. L'objectif de ce premier axe de recherche consiste à proposer une méthode permettant de surveiller des paramètres physiologiques à distance. Ce travail transite autour d'autres grands domaines de santé, comme la télémédecine et le télédiagnostic spécifiquement. Par exemple, une personne peut rester à son domicile et discuter avec un médecin par le biais d'une tablette tactile qui transfère simultanément les informations de santé importantes. Le médecin peut ainsi construire un diagnostic médical fiable qui repose sur des mesures objectives. La tablette ou l'outil informatique utilisé par le médecin permet en même temps de consulter et mettre à jour le dossier médical du patient. Dans le milieu hospitalier, la mesure des paramètres physiologiques permet de surveiller les fonctions vitales du patient. L'acquisition est habituellement réalisée par des capteurs en contact. Certaines maladies de la peau, des brulures sévères ou une infection ulcéreuse peuvent empêcher de positionner les éléments en contact avec la peau. La surveillance des fonctions vitales par des dispositifs déportés prend ici tout son sens.

Le second axe de recherche présenté dans ce manuscrit consiste à proposer une méthode innovante permettant d'estimer des niveaux de stress à partir des données physiologiques quantifiées par la caméra. Ce travail s'inscrit dans les domaines scientifiques de l'informatique affective, de la psychophysiologie et des sciences comportementales. Certains types de phobies peuvent être traités via des thérapies par réalité virtuelle, où une exposition graduelle à la situation anxiogène permet de progressivement réduire les angoisses et diminuer l'anxiété. L'exploitation des mesures physiologiques est reconnue comme étant une source fiable pour reconnaitre des émotions ou quantifier des états de stress.

Il est néanmoins important de limiter l'instrumentation lors de l'acquisition car les capteurs peuvent devenir invasifs psychologiquement et gêner la personne. Évidemment, la mesure du stress est aussi très intéressante dans d'autres contextes. Dans le milieu automobile, cet indicateur pourrait renseigner sur l'état de tension ou de frustration du conducteur. Les vidéos du visage peuvent simultanément être analysées pour déceler des états de fatigue. La frustration peut tout aussi bien se mesurer lorsque l'utilisateur commande une interface mal adaptée en matière d'ergonomie. Enfin, ce travail est tout à fait transposable à des fins de prévention du stress au travail. La principale composante novatrice de cette thèse réside dans le fait qu'aucun contact n'est nécessaire pour mesurer les variations de la physiologie engendrée par un stress.

1.3 ORGANISATION DU MANUSCRIT

Le CHAPITRE 2 présente un état de l'art sur la reconnaissance automatique du stress basée sur la physiologie humaine. À l'instar de l'ensemble du manuscrit, ce chapitre est séparé en deux sections distinctes : une description des signaux physiologiques utilisés en reconnaissance des émotions ou du stress est présentée en première section. Les différentes techniques hors ou en contact qui permettent de mesurer les réponses physiologiques sont introduites dans cette partie. Des précisions sont apportées sur les méthodes et technologies permettant de mesurer la fréquence cardiaque à partir des caméras et des webcams. Nous proposons des rappels sur l'anatomie humaine et la physiologie avant chaque sous-section afin que les notions abordées par la suite soient compréhensibles pour le lecteur. La deuxième grande section de ce chapitre concerne la quantification de l'état de stress d'une personne en observant les modifications physiologiques entrainées par le corps. Le fonctionnement du système nerveux autonome est détaillé dans cette partie car il correspond au centre de contrôle permettant à l'organisme d'adapter la physiologie contre les perturbations stressantes de l'environnement extérieur. Des exemples d'inducteurs stressants utilisés dans la recherche en psychophysiologie et en informatique affective sont présentés en fin de section.

Le CHAPITRE 3 introduit la méthode de mesure de la fréquence cardiaque instantanée par webcam, conçue et développée par notre équipe. La première section du chapitre est consacrée à un ensemble de rappels sur le fonctionnement des webcams. Des notions particulières comme la balance des blancs et le zoom de la webcam sont contrôlées en temps réel dans la méthode que nous proposons. La deuxième section de ce chapitre présente la transformée en ondelettes continue, une méthode mathématique permettant de construire une représentation temps-fréquence d'un signal à partir d'un ensemble de sous-fonctions particulières. Des rappels sur les avantages et les calculs ainsi que des exemples d'utilisation de la transformée dans la recherche en ingénierie biomédicale sont abordés dans cette partie. Nous retrouvons, en troisième section, les détails des différents algorithmes conçus dans le cadre de cette thèse de doctorat. Les procédés démarrent du flux vidéo en provenance de la webcam pour arriver à un signal filtré représentant l'onde cardiaque. Une estimation de différents paramètres physiologiques est ensuite réalisée à partir de ce signal. Les $4^{ème}$ et $5^{ème}$ sections de ce chapitre présentent les résultats respectifs des essais menés en laboratoire pour la mesure des fréquences cardiaque et respiratoire (cf. section 3.4) ainsi que pour l'estimation des évolutions de l'amplitude du signal (cf. section 3.5). Des capteurs en contact nous permettent d'obtenir les signaux de référence que nous avons comparés à ceux de la webcam.

Le CHAPITRE 4 présente une application pratique où les paramètres physiologiques estimés à partir de la webcam sont utilisés pour reconnaitre différents niveaux de stress. Une première section introduit la méthode mise en œuvre pour transformer les signaux physiologiques en une courbe de stress. Le protocole expérimental est ensuite présenté en deuxième section : un inducteur basé sur une version interactive et informatisée du test de STROOP a été développé pour stimuler et stresser les différents volontaires qui ont participé à cette étude. Nous avons utilisé l'activité électrodermale comme paramètre de référence dans cette étude. Les dernières sections présentent et discutent les différents résultats obtenus en mettant en avant les forces et les limitations du travail proposé.

2 ÉTAT DE L'ART : QUANTIFICATION DU STRESS BASÉE SUR LA PHYSIOLOGIE

Ce chapitre présente un état de l'art scindé en deux parties :

La première section introduit les différents signaux physiologiques émis par le corps humain en complément des technologies qui permettent de les mesurer. Les principales familles de signaux sont abordées, de l'activité cardiaque jusqu'à la conductivité électrique de la peau en passant par le diamètre de la pupille. Différents rappels anatomiques sont introduits, notamment sur le fonctionnement mécanique et électrique du cœur humain. Les méthodes de mesure hors et en contact sont présentées pour chaque famille de signaux physiologiques. La première sous-partie de cette section présente les avantages et inconvénients liés à l'utilisation des technologies hors et en contact pour acquérir les données physiologiques.

Une description des méthodes de la littérature scientifique sur la reconnaissance du stress est présentée dans la deuxième section de ce chapitre. Une introduction sur le système nerveux autonome, le principal centre de contrôle qui adapte la physiologie lorsque des perturbations sont engendrées, est présentée en première instance. Des travaux sur l'estimation du niveau de stress par plusieurs modalités physiologiques sont ensuite présentés. Les méthodes basées sur l'unique observation de l'activité cardiaque sont abordées séparément, ces techniques étant étroitement liées aux travaux de thèse présentés dans ce manuscrit. Enfin, des précisions sur l'induction du stress en laboratoire ou en condition réelle sont proposées dans la dernière section de ce chapitre.

SOMMAIRE

2.1	Les signaux physiologiques	10
2.2	Stress mental et système nerveux autonome	57
2.3	Résumé	70

2.1 LES SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES

2.1.1 INTRODUCTION

La surveillance des fonctions vitales de l'être humain par des nouvelles technologies présente un intérêt particulier, autant au niveau de la recherche scientifique qu'en milieu hospitalier. De plus en plus de chercheurs du domaine focalisent leurs efforts pour concevoir et développer des procédés permettant de réaliser des mesures par soi-même, sans l'aide d'un spécialiste. Un grand nombre d'avantages sont à tirer de ces systèmes, comme par exemple l'intérêt économique au niveau de la santé publique : la détection en amont de certains symptômes permet de mieux prendre en charge et soigner les maladies. Une multitude d'études (cf. paragraphe 2.2.2) ont montré qu'un lien particulier existe entre le comportement du système nerveux autonome (SNA) et les risques de mortalité entrainés par une maladie cardiovasculaire [16].

Le rythme cardiaque instantané et la variabilité de la fréquence cardiaque sont des paramètres de santé importants qui permettent de révéler la présence d'un dysfonctionnement cardiovasculaire, [16], [17]. Ces marqueurs traduisent l'état du SNA et sont observés pour mettre en lumière une augmentation de l'activité sympathique ou une réduction de l'activité vagale. La variabilité cardiaque est un paramètre systématiquement surveillé après un infarctus du myocarde afin de prédire les possibles risques de récidives [17], [18]. Elle reflète les différentes composantes physiologiques qui modifient le rythme normal du cœur. La recherche d'anomalies cardiaques sur des intervalles définis de la journée entraine des volumes de données à analyser parfois extrêmement conséquents. Des outils informatisés permettant d'analyser automatiquement la variabilité cardiaque ont été proposés au fil des années afin de rapidement diagnostiquer les anomalies [17].

Le SNA est impliqué dans des fonctions de l'organisme telles que la thermorégulation ou encore la régulation de la pression sanguine par le contrôle du centre vasomoteur (cf. paragraphe 2.1.3.1.4). L'état du SNA est estimé par le biais des données physiologiques. Ces dernières sont mesurées à l'aide de capteurs positionnés pour être en contact avec la peau du patient. Reprenons l'activité cardiaque par exemple : l'électrocardiographie et la photopléthysmographie sont les deux techniques les plus souvent utilisées pour mesurer cette composante de manière non-invasive. Elles fournissent des informations sur le fonctionnement électrique ou mécanique du cœur. Ces techniques de mesure en contact présentent néanmoins des limitations (cf. paragraphe 2.1.2). La demande croissante d'une mesure des paramètres physiologiques à l'intérieur ou à l'extérieur des hôpitaux et par des moyens accessibles ont mené les chercheurs à proposer des systèmes d'acquisition sans contact qui outrepassent ces contraintes.

2.1.2 MESURE HORS ET EN CONTACT : AVANTAGES ET INCONVÉNIENTS

Dans les services de soins intensifs ou de réanimation médicale, le monitoring des fonctions vitales comme la fréquence cardiaque instantanée et la saturation pulsée en oxygène s'effectue à l'aide d'oxymètres en contact. Ces capteurs sont sensibles aux mouvements et il est très courant que les artefacts engendrés par des déplacements [19], [20] provoquent de fausses alertes, obligeant le personnel médical à intervenir [21]. De la même manière, le positionnement des électrodes lors de la mise en place d'un électrocardiographe est à réaliser par une personne qualifiée car une mauvaise acquisition risquerait de parasiter les signaux et fausser les mesures des fonctions vitales. Les technologies sans contact qui permettent de mesurer des paramètres physiologiques sont tout autant sensibles aux artefacts de mouvement que les capteurs en contact, à la différence que les déplacements peuvent être directement mesurés lorsque des périphériques de vision sont utilisés.

Dans certaines situations, comme en cas de brûlure, d'infections graves, de plaies ou en présence d'ulcères de la peau, les capteurs en contact deviennent difficilement exploitables voire totalement inutilisables dans les scénarios les plus contraignants. Concurremment, la mise en place de capteurs sans contact permet d'éviter une réaction allergique provoquée par les gels qui améliorent la conduction entre la peau et les électrodes [22]. Certains accessoires et capteurs sont à remplacer à chaque utilisation pour des mesures d'hygiène. Pour diminuer les risques d'infection et réduire les couts liés à l'instrumentation médicale, les chercheurs et les praticiens se tournent de plus en plus vers des technologies sans contact [21].

La mesure de paramètres physiologiques devient de plus en plus omniprésente, que ce soit à l'intérieur ou à l'extérieur de l'hôpital [22]. Par exemple, la télémédecine regroupe les technologies de la télécommunication qui permettent au médecin de réaliser des prestations et diagnostics à distance. Dans ce cas, certaines données sur la physiologie du patient sont envoyées de manière sécurisée au médecin qui n'est pas présent physiquement. Des systèmes câblés et composés de capteurs spécifiques risqueraient d'être trop encombrants et mal utilisés par les patients. Il est important de noter que les caméras numériques sont très répandues et que leur cout ne cesse de diminuer. Ces différents critères rendent l'utilisation de technologies sans contact très attractive.

Dans le domaine de l'informatique affective, les capteurs sans contact sont utilisés pour éviter de gêner le sujet et permettent d'améliorer son confort personnel. Les capteurs en contact ne sont souvent pas invasifs au sens propre du terme, mais l'attention de la personne risque fortement d'être détournée par l'instrumentation. Ces effets créent un biais [23] et rendent les capteurs en contact invasifs psychologiquement [24]. L'utilisation de caméras ou de périphériques sans contact ne rend cependant pas la mesure des fonctions physiologiques non intrusive. Le sujet peut tout à fait se sentir observé et ne pas être à l'aise lors d'une expérience psychophysiologique.

La mesure de signaux physiologiques à distance est réalisée au moyen de périphériques de vision et nous séparerons l'approche par caméra numérique et par webcam, qui effectuent des mesures dans les longueurs d'onde du visible, des caméras thermiques calibrées en proche ou lointain infrarouge. Concurremment, les radars doppler sont des technologies sans contact utilisées pour mesurer le rythme cardiaque et respiratoire [22]. Les standards de mesure sont définis par la Task Force [18] qui recommande l'utilisation de l'électrocardiographe pour mesurer la variabilité de la fréquence cardiaque. L'acquisition du rythme cardiaque instantanée par photopléthysmographie reste néanmoins un moyen fiable et précis d'estimer la variabilité cardiaque [25]–[28].

2.1.3 ACTIVITÉ CARDIAQUE

2.1.3.1 *Le cœur humain*

Le cœur est le premier et le plus important des organes vitaux, les battements qu'il génère rythment la vie entière de l'être humain. Le cœur et la circulation sanguine permettent d'assurer l'existence des autres organes comme le cerveau ou l'appareil digestif, sans particulièrement assurer leur bon fonctionnement. Il est aujourd'hui temporairement remplaçable par de performantes prothèses artificielles dans l'attente d'une greffe biologique. Cet organe vital était autrefois considéré comme le centre des émotions, la science a néanmoins prouvé que ces dernières naissent dans certaines zones du cerveau mais ont bien une influence directe sur le cœur et particulièrement sur la fréquence cardiaque par le biais du système nerveux.

Le cœur est composé d'une membrane protectrice, le péricarde (figure 2.1) qui lui permet d'éviter une accumulation trop importante de sang. Le myocarde est situé sous le péricarde et constitue le tissu musculaire cardiaque. Cette tunique se contracte pour éjecter le sang dans le réseau artériel grâce aux impulsions électriques transmises par le nœud sinusal (cf. paragraphe 2.1.3.2.2).

Le cœur est composé de ventricules, deux grosses cavités séparées entre elles par une cloison épaisse : le septum interventriculaire. Ils éjectent simultanément le sang riche en oxygène vers la périphérie par le biais du ventricule gauche et le sang pauvre en oxygène vers les poumons par le biais du ventricule droit.

Les oreillettes sont de petits réservoirs qui reçoivent le sang de la circulation et le retransmettent à leur ventricule respectif. L'oreillette droite reçoit le sang désoxygéné des veines caves supérieure et inférieure ainsi que du sinus coronaire qui draine le sang du myocarde. L'oreillette gauche récupère le sang oxygéné des poumons à travers quatre veines pulmonaires.

Le sang permet d'assurer le transport d'oxygène à partir des poumons et de nutriments à partir du système digestif jusqu'aux muscles et tissus du corps. Il assure le déplacement des molécules de gaz carbonique qui seront évacuées par nos poumons lors de la phase d'expiration. Le sang représente environ 7 % de la masse totale du corps, soit entre 4 et 6 litres chez l'être humain [29]. Le réseau vasculaire de la peau constitue un réservoir naturel de sang en contenant environ 5 % du volume sanguin total du corps.

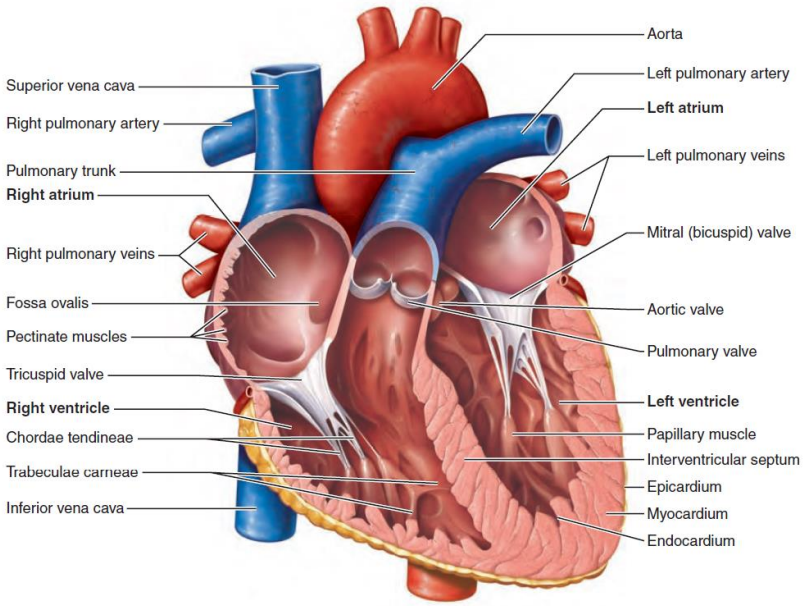

FIGURE 2.1 – Vue de face et en coupe du cœur [30].

2.1.3.1.1 Révolution cardiaque

La révolution cardiaque correspond à l'enchainement des phases de systole et diastole auriculaires suivies des phases de systole et diastole ventriculaire. D'importantes variations de pression apparaissent dans les cavités du cœur au moment de la contraction et du relâchement du muscle cardiaque (cf. paragraphe 2.1.3.1.3).

① Le cycle démarre par le remplissage ventriculaire (figure 2.2), les oreillettes gauches et droites font passivement transiter le sang de la circulation vers les ventricules par le biais des valves auriculo-ventriculaires qui sont ouvertes. La pression dans les cavités ventriculaires est faible durant ce remplissage. Les oreillettes se contractent pour comprimer et éjecter le sang rémanent vers les ventricules.

② La systole ventriculaire est ensuite déclenchée et le muscle cardiaque se contracte (cf. paragraphe 2.1.3.2.2). La pression dans les ventricules augmente progressivement, les oreillettes se relâchent et les valves auriculo-ventriculaires se referment pour éviter le reflux de sang vers les oreillettes. Toutes les valves sont alors fermées (2a sur la figure 2.2). Lorsque la pression des ventricules devient plus importante que dans les grosses artères, les valves aortique et du tronc pulmonaire s'ouvrent pour que le sang puisse être propulsé dans les gros vaisseaux (2b sur la figure 2.2). Pendant ce temps, les oreillettes qui sont en diastole se remplissent de sang.

③ Les ventricules du cœur entrent en diastole une fois la systole terminée. Le muscle cardiaque se relâche, entrainant une forte chute de pression. Le sang dans l'aorte et le tronc pulmonaire commence à refluer vers les ventricules, entrainant la fermeture des valves aortiques et du tronc pulmonaire. Encore une fois, les quatre valves du cœur sont fermées et les ventricules complètement isolés du reste de la circulation.

Les oreillettes se remplissent totalement de sang, la pression des ventricules est à nouveau faible et permet aux valves auriculo-ventriculaires de s'ouvrir, complétant ainsi le cycle de révolution cardiaque.

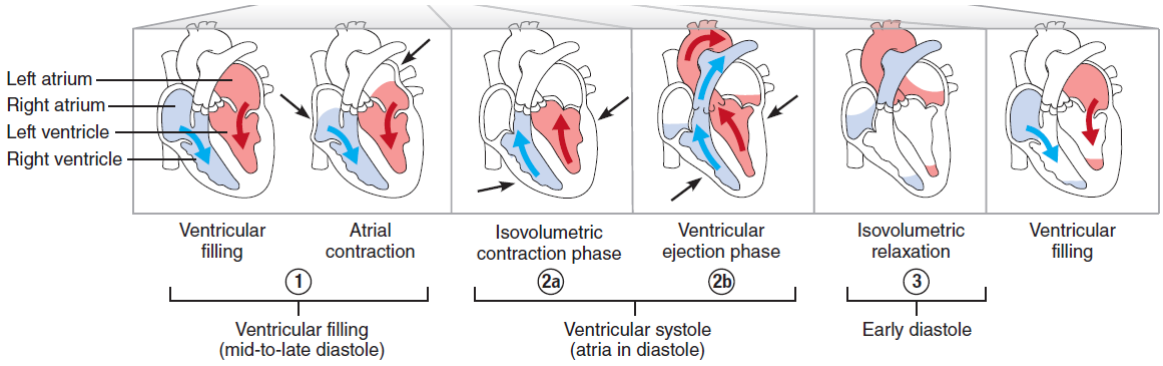

FIGURE 2.2 – Vue schématique des étapes de la révolution cardiaque [30].

2.1.3.1.2 Circulation sanguine

L'ensemble des éléments qui interviennent dans la circulation sanguine ont des similarités avec les systèmes hydrauliques les plus courants. Typiquement, le cœur est assimilable à une pompe ; les artères à des conduits qui font offices de réservoir de pression en se dilatant puis en se recontractant au moment où le cœur propulse le sang ; les artérioles à des résistances variables ; les capillaires à des échangeurs et les veines à des conduits et réservoirs (voir figure 2.3).

La circulation sanguine systémique [figure 2.3 (a)] démarre du ventricule gauche lorsque le cœur éjecte le sang oxygéné vers la périphérie par le biais de l'aorte. Cet assemblage d'artères et de veines permet d'acheminer l'oxygène et les nutriments nécessaires au bon fonctionnement des organes. La circulation systémique permet de simultanément récupérer le gaz carbonique et les déchets produits par le métabolisme. L'aorte se subdivise au niveau de la crosse aortique pour que le sang puisse se diriger à la fois vers les organes supérieurs et inférieurs. En sortie du lit capillaire, le sang veineux se regroupe dans la veine cave et termine sa course dans l'oreillette droite puis dans le ventricule droit.

La circulation pulmonaire [figure 2.3 (b)] démarre à l'instant où le ventricule droit propulse le sang pauvre en oxygène vers les poumons pour permettre le transfert gazeux entre oxygène et dioxyde de carbone. Le sang oxygéné retourne ensuite dans l'oreillette puis le ventricule gauche par le biais des veines pulmonaires pour pouvoir être de nouveau éjecté vers les organes à travers l'aorte. Il est important de noter que la circulation pulmonaire n'apporte pas l'oxygène et les nutriments nécessaires au bon fonctionnement des poumons.

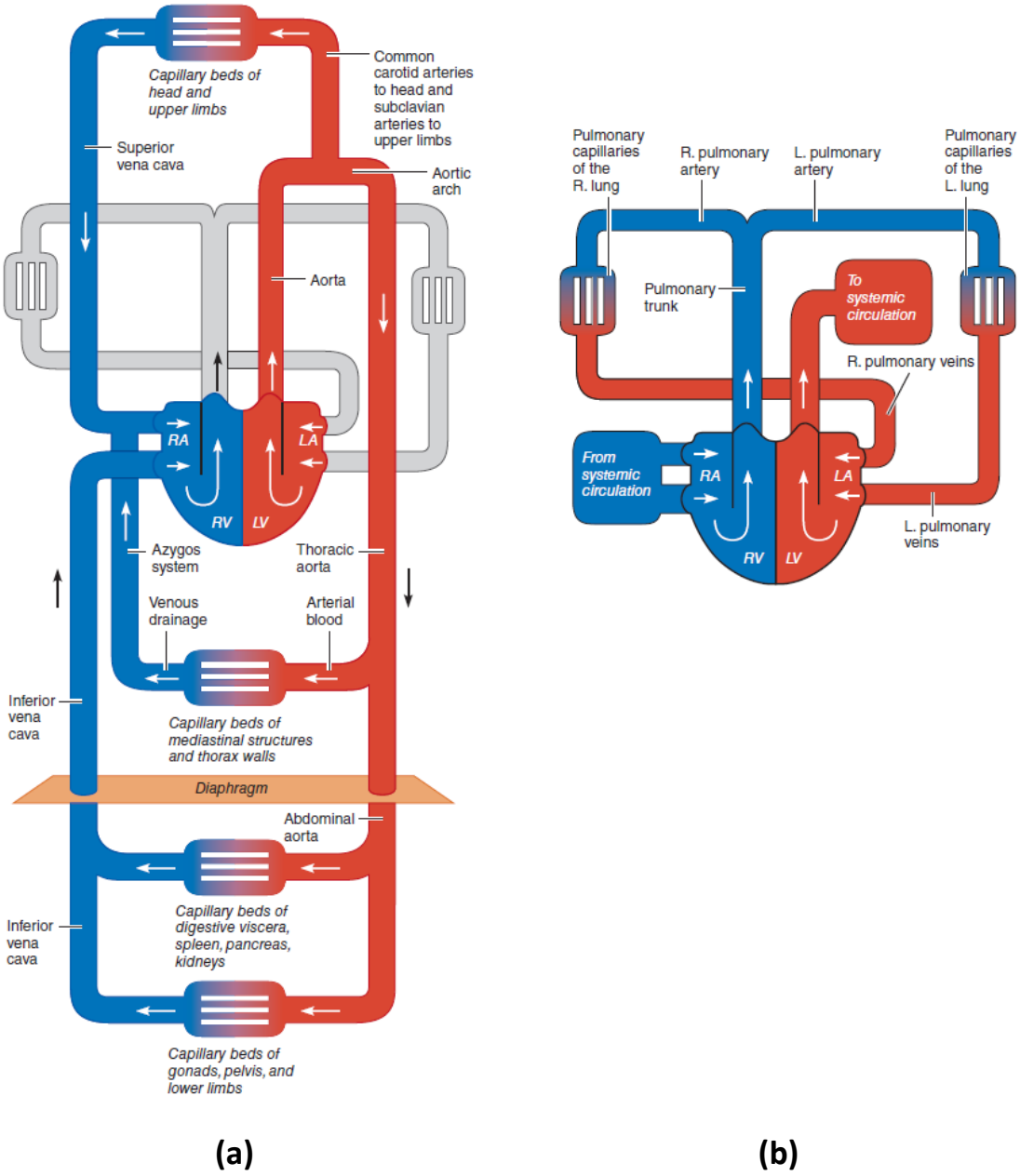

FIGURE 2.3 – Circulation sanguine systémique (a) et pulmonaire (b) [30].

2.1.3.1.3 Volume, débit, résistance et pression sanguine

- *Vitesse de la circulation sanguine*

Le sang ne circule pas de la même manière et à la même vitesse dans l'ensemble du corps. Le volume sanguin éjecté du cœur se déplace dans l'aorte et les grosses artères à une vitesse comprise entre 30 et 50 cm/s. Les volumes de sang télédiastolique (*VTD*) et télésystolique (*VTS*) correspondent respectivement au volume de sang dans les ventricules avant et après la systole. Le volume de sang qui est réellement éjecté par le cœur, le volume d'éjection systolique (*VES*) est calculé par une simple différence des volumes télédiastolique et télésystolique (équation 2.1). Il est environ égal à 70 mL par battement chez l'adulte au repos et peut atteindre les 150 mL chez le sportif en plein effort.

$$VES = VTD - VTS \tag{2.1}$$

Le nombre important de sous-divisions qui dérivent des artérioles entraine une augmentation considérable de la surface totale des vaisseaux capillaires, même si le diamètre de chacun de ces vaisseaux diminue fortement (figure 2.4). L'aire de l'aorte est de 2.5 cm² tandis que celle des capillaires couvre 4500 cm². Ces variations entrainent une chute de vitesse qui atteint son minimum aux alentours de 0.03 cm/s [30].

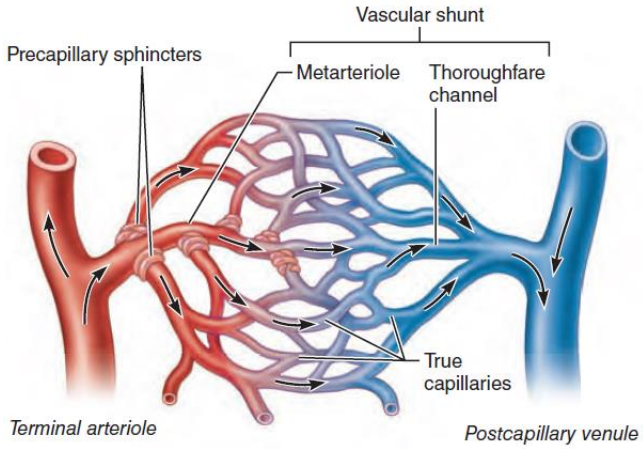

FIGURE 2.4 – Division des artérioles en un ensemble de plus petits vaisseaux : les capillaires. Les échanges d'oxygène et de gaz carbonique s'effectuent dans ce réseau. Le sang retourne ensuite au cœur par les veinules qui se regroupent et forment les veines [30].

- *Résistance et débit sanguin*

Le débit sanguin est exprimé en mL/min et correspond au volume de sang qui s'écoule dans les organes et les vaisseaux. Il est plutôt constant au repos mais peut localement évoluer en fonction des besoins. Le débit (*D*) est directement lié à la différence de pression sanguine (*ΔP*) et à la résistance périphérique (*R*) par la relation :

$$D = \frac{\Delta P}{R} \tag{2.2}$$

En d'autres termes, le débit augmente si la pression augmente ou si la résistance périphérique diminue. Le débit total à la sortie du cœur est environ égal à 5 L/min chez l'individu au repos, mais peut temporairement évoluer pour atteindre jusqu'à 30 L/min chez les athlètes en compétition [30].

- *Pression sanguine*

La pression correspond à la force exercée par le sang sur la surface du vaisseau sanguin. Le système international définit le Pascal comme unité de pression. Elle s'exprime néanmoins en millimètres de mercure (mmHg) dans le domaine médical en tant que pression exercée à 0 °C par une colonne de 1 millimètre de mercure. La pression est élevée près du cœur et diminue fortement pour devenir quasiment nulle dans les capillaires sanguins. La chute de pression la plus remarquable se produit au niveau des artérioles (figure 2.5) qui réalisent la jonction entre les artères et les capillaires. La résistance des artérioles est modulée par le système nerveux autonome qui peut modifier leur taille (cf. paragraphe 2.1.3.1.4). Les différences de pression permettent la circulation du sang dans l'organisme, les déplacements s'effectuant toujours de la zone où la pression est la plus haute vers celle où la pression est la plus basse.

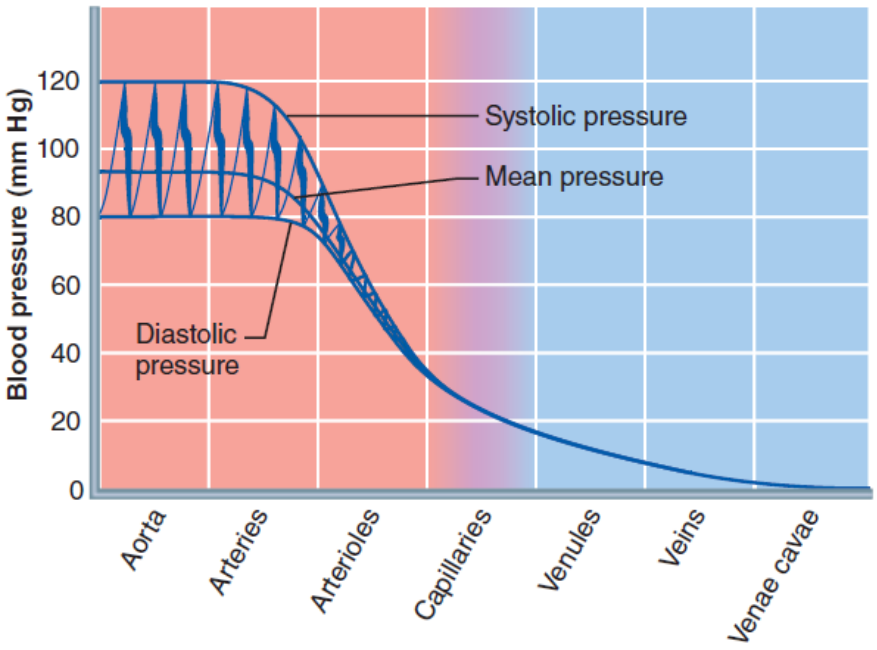

FIGURE 2.5 – Évolution de la pression dans la circulation sanguine. Le petit diamètre des artérioles entraine une augmentation de la résistance périphérique qui induit une chute de la pression sanguine [30].

- *Pression artérielle*

La pression artérielle au niveau de l'aorte et des artères oscille entre une valeur haute induite par la contraction du cœur (cf. paragraphe 2.1.3.1.1) lors de la systole et une valeur basse induite par le retour à la position initiale des artères élastiques (ce phénomène porte fréquemment le nom d'effet Windkessel dans la littérature scientifique) lors de la diastole (figure 2.5). Chez l'adulte en bonne santé, la pression artérielle atteint son maximum aux alentours de 120 mmHg pendant la systole et chute à environ 80 mmHg pendant la diastole. Ces variations de pression font que l'écoulement de sang est pulsatile dans les artères.

Le cœur et les poumons étant relativement proches, la pression artérielle du circuit pulmonaire est beaucoup plus faible que celle du circuit cardiovasculaire. Elle est environ égale à 24 mmHg lors de la systole et chute à environ 8 mmHg lors de la diastole chez l'adulte en bonne santé.

- *Pression veineuse*

À hauteur du ventricule gauche et de l'aorte, la pression moyenne est d'environ 100 mmHg (cf. figure 2.5) et diminue progressivement pour atteindre quasiment 0 mmHg au niveau de la veine cave et de l'oreillette droite. Cette chute de pression entrainée par les artérioles et le réseau capillaire implique que l'écoulement du sang dans les veines est continu et fluide. Néanmoins, la pression veineuse des extrémités basses du corps est bien trop faible pour permettre de naturellement faire remonter le sang vers le cœur.

La contraction des muscles squelettiques comprime les veines et permet de chasser le sang vers le cœur tandis qu'un ensemble de valvules empêchent le reflux de sang vers le bas du corps (figure 2.6). Le processus de respiration induit un retour du sang vers le cœur lorsque le diaphragme se contracte et comprime les veines.

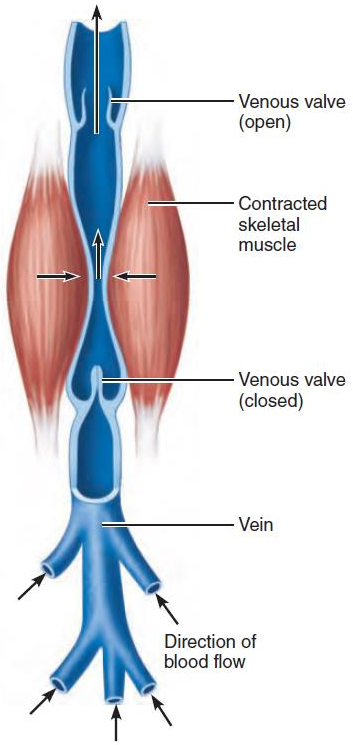

FIGURE 2.6 – Retour veineux dans le bas du corps. Le muscle se contracte, comprime la veine et permet de chasser le sang vers le cœur. Des valvules font office de clapet anti-retour et permettent d'empêcher le reflux de sang. Ce type de mécanisme permet de mieux faire circuler le sang au niveau des jambes pendant la marche, par la contraction des mollets par exemple.

- *Maintien de l'homéostasie*

L'homéostasie du corps est constamment contrôlée par la modification d'un ensemble de paramètres physiologiques et notamment par la régulation de la pression artérielle via le débit cardiaque et la résistance périphérique de l'organisme [30]. Le système nerveux sympathique augmente la fréquence cardiaque via le nœud sinusal ainsi que le volume de sang éjecté lors de la systole en jouant sur la contractilité du muscle cardiaque. La modification de ces variables entraine une hausse du débit cardiaque et donc de la pression artérielle (cf. équation 2.2). Le système nerveux modifie la résistance périphérique en augmentant le diamètre des vaisseaux sanguins pour contrer ces évolutions ponctuelles de pression artérielle (cf. paragraphe 2.1.3.1.4).

Ce contrôle de la pression artérielle et de la fréquence cardiaque à court terme est assuré par le baroréflexe [17] un mécanisme qui appartient au système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2) et qui s'apparente à une boucle de régulation standard : la pression artérielle correspond à la variable régulée qui doit être maintenue à une valeur déterminée ; les récepteurs (cf. paragraphe 2.1.3.1.4) sont les capteurs qui permettent de mesurer les variations de la pression artérielle ; le rythme cardiaque, le diamètre des vaisseaux et le volume d'éjection systolique correspondent aux variables sur lesquelles le système peut agir pour rectifier les variations anormales de pression [30].

2.1.3.1.4 Vasoconstriction et vasodilatation

Pendant l'exercice physique, une partie du volume sanguin allouée à la peau et aux tissus est réattribuée aux muscles squelettiques, permettant une irrigation en oxygène et en nutriments optimale pour pouvoir soutenir l'effort en cours. Le centre vasomoteur s'occupe de contrôler le diamètre des vaisseaux sanguins pour pouvoir maintenir une pression artérielle à un niveau tolérable. Son rôle est de communiquer avec les muscles lisses des vaisseaux, en particulier des artérioles (cf. figure 2.4), à travers les fibres vasomotrices. Le centre vasomoteur génère un tonus dont l'intensité varie d'un organe à un autre, les artérioles de la peau et du système digestif correspondent aux vaisseaux qui se contractent le plus souvent et le plus intensément. Les artérioles sont en général partiellement contractées via un tonus qui maintient continuellement une valeur basale non-nulle [30].

Entrainées par le système nerveux sympathique, la vasoconstriction et la vasodilatation des artérioles permettent respectivement d'augmenter ou de diminuer la pression artérielle par le contrôle de leurs muscles lisses. Un mécanisme complexe, composé de barorécepteurs [17] permet de mesurer les variations de pression dans les grosses artères très extensibles comme l'aorte ou la carotide. Les barorécepteurs stimulés transmettent l'information par les nerfs crâniens au centre vasomoteur qui, selon la situation, provoque la vasodilatation ou la vasoconstriction des artérioles pour pouvoir maintenir la pression artérielle à un niveau acceptable (figure 2.7). Lors d'un effort physique, la pression n'est plus maintenue à un niveau identique. Le seuil de détection des barorécepteurs est alors "réglé" à un niveau plus élevé qu'en temps normal.

L'augmentation brusque de concentration en gaz carbonique ou la diminution de la teneur en oxygène dans le sang entraine une vasoconstriction généralisée et une hausse du débit cardiaque. Les chémorécepteurs se chargent de mesurer ces concentrations au niveau des grosses artères de la circulation, particulièrement près des barorécepteurs de l'aorte et de la carotide [31].

Les chémorécepteurs sont généralement impliqués dans le processus de régulation de la fréquence respiratoire et sont stimulés pour réguler la pression artérielle uniquement lorsque cette dernière chute en dessous de 80 mmHg [30].

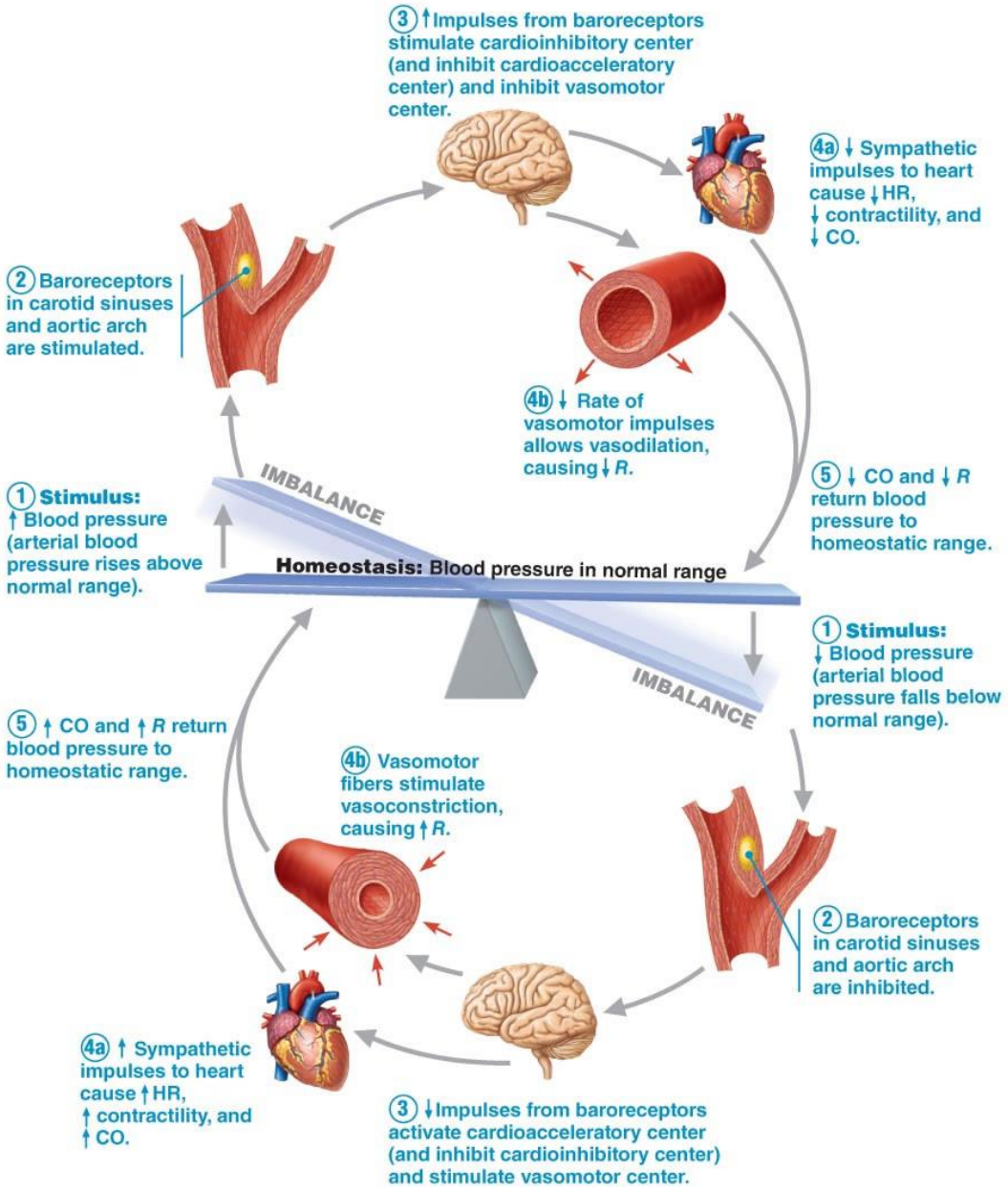

FIGURE 2.7 – Vasoconstriction et vasodilatation des vaisseaux. Les barorécepteurs mesurent les variations de pression artérielle et communiquent avec le centre vasomoteur qui provoque, selon la situation, la vasoconstriction ou la vasodilatation des vaisseaux pour adapter sa résistance [30].

Les processus de vasodilatation et vasoconstriction interviennent aussi dans la régulation de la température corporelle (la thermorégulation) en facilitant les échanges avec l'environnement extérieur. Lorsque les températures sont élevées et qu'il fait très chaud, une vasodilatation des artérioles de la peau est déclenchée pour mieux évacuer la chaleur contenue dans le sang. La transpiration est un stimulateur naturel qui amplifie d'avantage ce phénomène de dilatation. Inversement, une vasoconstriction des artérioles de la peau est provoquée lorsque la température corporelle baisse, si la température environnante est basse par exemple. Le sang ne circule quasiment plus dans ces vaisseaux et est redirigé en très grande partie vers les organes internes pour assurer le maintien de leur température. Les vaisseaux sanguins qui irriguent la peau sont inutiles à l'effort et se contractent pendant l'exercice physique, permettant ainsi de redistribuer le sang aux muscles squelettiques. Les capillaires de la peau se dilatent à nouveau pour réduire la température corporelle si l'activité se prolonge dans le temps.

2.1.3.2 *Mesures de l'activité cardiaque par des technologies en contact*

2.1.3.2.1 Méthode auscultatoire et hémodynamique

Le pouls correspond à l'onde de pression entrainée par la dilatation et rétractation des artères pendant la révolution cardiaque. La prise manuelle se réalise sans instrumentation secondaire, simplement en comprimant avec un ou plusieurs doigts l'artère qui va venir s'écraser contre l'os. La fréquence cardiaque est estimée en comptant le nombre de battements perçus en une minute.

Lors d'une consultation, le médecin examine le patient en utilisant un stéthoscope qui réalise une amplification acoustique des sons émis par le cœur. Cette méthode auscultatoire est non-invasive et peu couteuse mais n'est pas utilisable pour une mesure continue et prolongée de la fréquence cardiaque.

Utilisé sur les patients hospitalisés en soins intensifs, un examen hémodynamique permet de mesurer les variations intravasculaires de pression dans une artère en y insérant un cathéter équipé d'un manomètre. Cette méthode invasive n'est effectuée qu'en présence du personnel médical qualifié.

2.1.3.2.2 Électrocardiographie (ECG)

Le principe consiste à mesurer les impulsions électriques émises initialement par le nœud sinusal au moment de la contraction du muscle cardiaque. Cette technique est non-invasive mais nécessite de placer plusieurs électrodes sur la peau du patient. L'impulsion électrique se propage de l'électrode polarisée négativement à celle polarisée positivement et génère une déflexion positive sur l'électrocardiogramme. Au contraire, le signal évolue négativement lorsque le vecteur électrique est opposé à la polarisation des électrodes [32].

L'impulsion se propage le long des fibres musculaires cardiaques pour atteindre les oreillettes qui se contractent et provoquent la systole auriculaire, générant l'onde P du tracé ECG (cf. figure 2.8). L'onde atteint ensuite le nœud auriculo-ventriculaire (situé entre les oreillettes et les ventricules) qui retarde sa propagation pour permettre aux ventricules de se remplir de sang. Cette séquence est visible sur un électrocardiogramme en observant le segment plat entre les ondes P et Q. L'impulsion parcourt ensuite le faisceau de His et Purkinje, un trajet particulier composé de fibres musculaires qui vont engendrées la systole ventriculaire, générant le complexe QRS. Le cycle se termine après la diastole ventriculaire où le cœur est mécaniquement inactif, l'onde T correspondant à la polarisation électrique des cellules du muscle ventriculaire qui préparent le cœur pour un nouveau battement.

En médecine et plus particulièrement en cardiologie, l'ECG est mesuré sur 12 dérivations à l'aide de 10 électrodes placés sur le torse, les bras et les jambes [32]. Un ECG sur 2 dérivations permet de mesurer la fréquence cardiaque et sa variabilité ainsi que différents paramètres temporels liés aux points remarquables de l'onde. Cette technique permet de réduire le nombre d'électrodes à positionner sur le corps. Les patients qui refusent de placer l'instrumentation sur leur torse peuvent éventuellement positionner les électrodes sur leurs bras. Cette mesure est moins intrusive et permet l'utilisation d'appareils portatifs. Le rythme cardiaque est calculé à partir du tracé ECG en mesurant l'intervalle temporel entre deux ondes R successives.

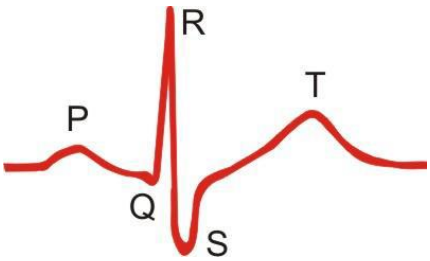

FIGURE 2.8 – Tracé et composition d'un électrocardiogramme. L'onde P correspond à l'impulsion électrique qui engendre la contraction des oreillettes. L'impulsion est légèrement retardée et atteint ensuite les muscles ventriculaires, générant l'onde complexe QRS. L'onde T correspond à la repolarisation des cellules pendant la diastole ventriculaire, préparant ainsi le cœur à un nouveau battement.

2.1.3.2.3 Photopléthysmographie et volume sanguin pulsé

La photopléthysmographie (PPG) est une technique de mesure optique qui permet d'observer les variations de volume sanguin dans un tissu de manière non-invasive [33]. Le terme pléthysmographie est un héritage direct du Grecque, *plethysmos* voulant dire augmenter. 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 (cf. paragraphe 2.1.4.1.5), l'activité cardiaque et l'état du système nerveux autonome. L'allure du signal PPG est très similaire à la courbe de pression sanguine [33]. L'acquisition de ce signal physiologique est réalisée par l'intermédiaire de deux principaux composants optoélectroniques :

Un émetteur lumineux : une diode électroluminescente qui émet dans une longueur d'onde déterminée est intégrée dans les capteurs prévus pour être placés en contact direct avec le site de mesure. Les longueurs d'onde retenues sont très souvent sélectionnées dans le rouge ou le proche infrarouge [34]. Il peut aussi s'agir de la lumière ambiante émise par les néons ou le soleil dans le cas de l'acquisition d'un signal PPG par caméra optique (cf. paragraphe 2.1.3.3.3).

Un récepteur de lumière : les fluctuations du volume sanguin entrainent de fines variations au niveau de la lumière reflétée par la peau. Une photodiode est installée à proximité de la diode émettrice pour enregistrer ces légères oscillations d'intensité. La longueur d'onde de travail de la photodiode est accordée avec celle de l'émetteur lumineux. De manière déportée, les capteurs optiques des caméras numériques et des webcams sont sensibles aux variations d'intensité entrainées par la PPG sur la peau (cf. paragraphe 2.1.3.3.3).

La photodiode est souvent placée à proximité de l'émetteur pour mesurer la quantité de lumière reflétée par les tissus et le sang. Le récepteur est autrement positionnée 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 [35]. La profondeur à laquelle pénètre la lumière dépend directement de sa longueur d'onde [33]. L'utilisation de deux longueurs d'onde différentes, le rouge et l'infrarouge en particulier, permet de mesurer la saturation pulsée en oxygène (cf. paragraphe 2.1.4.1.5). Les capteurs en contact se placent principalement au doigt, à l'oreille, à l'orteil ou encore sur le front [33]. 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 [36], [37]. Le flash de l'appareil permet dans ce cas d'illuminer correctement la peau.

L'onde PPG possède une composante variable correspondant aux fluctuations du volume sanguin entrainées par les battements du cœur (figure 2.9). Sa fréquence fondamentale dépend directement du rythme cardiaque et reste située aux alentours de 1 Hz (60 battements par minute) en moyenne pour un sujet sain et au repos. La composante continue du signal reflète le volume sanguin moyen dans les tissus et est cadencée par des paramètres physiologiques comme la respiration, l'activation du système nerveux sympathique ou la thermorégulation (cf. paragraphe 2.1.3.1.4) [33]. Un filtrage du signal est nécessaire pour séparer ces deux composantes. Typiquement, la composante pulsatile est extraite par un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est rigoureusement sélectionnée afin de ne pas déformer le signal et pour que la composante continue ne soit plus dominante.

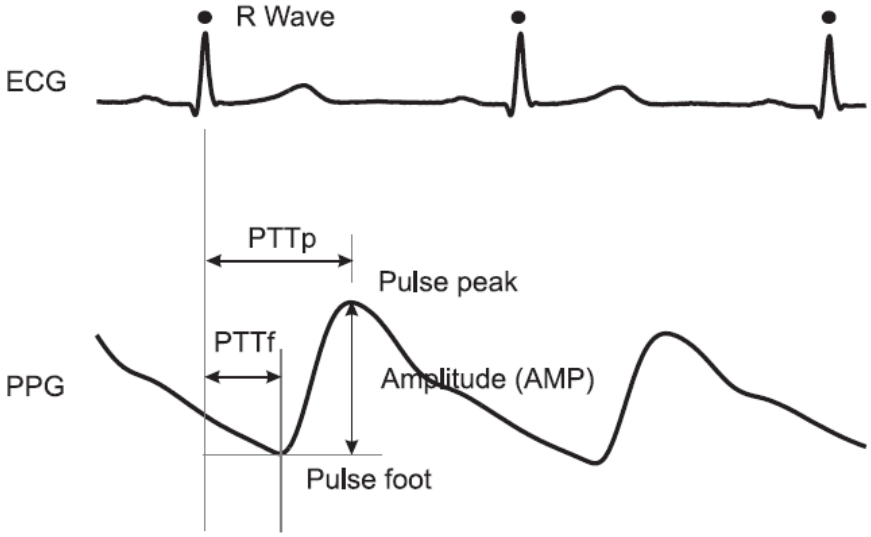

FIGURE 2.9 – Ondes ECG et PPG. La partie pulsatile de l'onde PPG transcrit les fluctuations de volume sanguin dans les tissus observés. Ces variations de volume sont entrainées par la contraction du muscle cardiaque et sont synchronisées avec l'activité électrique du cœur, fournie par l'ECG [33].

La composante pulsatile de l'onde PPG (figure 2.9) se décompose en deux phases distinctes. L'intensité du signal croit et atteint son maximum durant la systole cardiaque. Ce point culminant est utilisé pour déduire la fréquence cardiaque instantanée, en mesurant l'intervalle de temps entre deux maximums consécutifs. L'intensité du signal décroit ensuite car le cœur, qui a terminé son cycle systolique, entre en diastole. Les artères qui se sont élargies pendant la systole se contractent, ce retour élastique naturel assure une pression minimum non nulle qui implique que la circulation du sang est toujours continue et ne s'arrête jamais complètement (cf. paragraphe 2.1.3.1.3).

Un rebond est souvent observable sur le signal PPG (cf. figure 2.10) et correspond à l'onde dicrote qui apparait lorsque la valve aortique, qui empêche le reflux de sang, se referme. Le sang qui retourne vers le cœur rebondit sur les parois de la valve, générant ainsi une légère augmentation du volume sanguin.

Les évolutions d'amplitude de l'onde PPG fournissent une image des variations de vasoconstriction des vaisseaux sanguins de la zone observée [35]. Une diminution importante des amplitudes de l'onde pulsatile est engendrée par le système nerveux sympathique [38], [39]. Ce phénomène est typiquement observable sur les réponses de personnes endurant un stress intensif [40] ou pendant les premiers instants d'un effort physique par exemple. À l'inverse, une vasodilatation des vaisseaux sanguins se traduit par une augmentation des amplitudes de la partie pulsatile du signal PPG.

Le temps (symbolisé *PTT* sur la figure 2.9 pour *Pulse Transit Time*) entre l'excitation électrique (onde R de l'ECG, cf. paragraphe 2.1.3.2.2) et l'arrivée de la pulsation cardiaque dans la périphérie, traduite par le point culminant de l'onde PPG, diminue avec l'âge et lorsque la pression sanguine augmente. Plus cet intervalle de temps est court et moins l'onde dicrote est apparente [40].

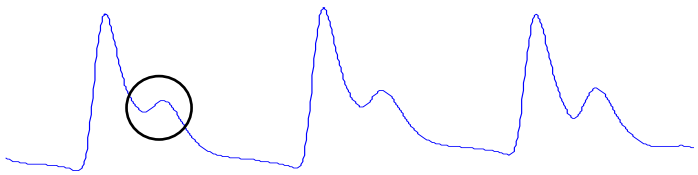

FIGURE 2.10 – Un exemple représentant la composante pulsatile d'un signal PPG où l'onde dicrote est visuellement identifiable.

Pour que l'onde PPG soit convenablement détectée, un bon contact entre la peau et le capteur est nécessaire [33]. Les mouvements peuvent modifier la force de contact entre le capteur et le site de mesure. Ces effets se traduisent par des parasites qui modifient l'allure, la forme et l'intensité de la partie pulsatile du signal PPG [20]. Une force de contact trop importante entre la peau et le capteur amène à la disparition complète du signal PPG [19].

Les artefacts doivent être convenablement éliminés pour éviter de fausses détections lors de la mesure du rythme cardiaque instantané à partir du signal PPG [41]. Pour ce faire, de simples filtres digitaux peuvent être utilisés pour supprimer les tendances et extraire le rythme cardiaque du signal PPG. Les techniques reposant sur l'analyse fréquentielle du signal se basent principalement sur la transformée de FOURIER [42] et sur différents modèles autorégressifs ou à moyenne pondérée, comme les méthodes non-paramétrique de WELCH et paramétrique de BURG [43].

Certains filtres développés récemment permettent d'étudier plus convenablement les signaux PPG non-stationnaires en analysant leur représentation temps-fréquence [44]. Typiquement, la transformée en ondelettes continue (cf. section 3.2) est une méthode appartenant à l'ensemble des techniques de représentation temps-fréquence d'un signal. Elle permet de lever les limites de la transformée de FOURIER classique fixées par les conditions de stationnarité et se calcule en multipliant le signal par une fonction analytique particulière : une ondelette [45].

Le maximum, le minimum et l'onde dicrote correspondent aux points importants de l'onde PPG. Ces caractéristiques sont détectées par un ensemble de méthodes et d'opérations de traitement du signal, notamment par la transformée en ondelettes continue [46]. Cette dernière est aussi utilisée pour réduire l'influence des artefacts de mouvement [47] qui contaminent les signaux et peuvent entrainer une estimation erronée du rythme cardiaque instantané. Le capteur PPG peut être couplé à un accéléromètre qui mesure l'intensité des mouvements parasites pour pouvoir adapter dynamiquement le filtrage et améliorer le rapport signal sur bruit [41], [48].

Le signal PPG fournit des indications sur d'autres paramètres physiologiques et de santé importants [33], notamment la pression sanguine artérielle, le débit cardiaque, la respiration ou encore l'état de vasomotricité des vaisseaux sanguins. L'allure de l'onde PPG fournit des informations sur la santé des artères, notamment dans le cas d'une occlusion engendrée lors d'une athérosclérose, en d'autres termes lorsque les artères vieillissent et que des dépôts lipidiques obstruent leur paroi interne. Les artères deviennent plus rigides avec l'âge, provoquant une augmentation de pression artérielle. Ce raidissement des vaisseaux va impliquer une propagation plus rapide de l'onde PPG entre le cœur et la périphérie. La vitesse de propagation de l'onde PPG peut être estimée à l'aide de la mesure du temps entre l'excitation électrique et l'arrivée de la pulsation cardiaque dans la périphérie (cf. *Pulse Transit Time* sur la figure 2.9).

2.1.3.3 *Mesure de l'activité cardiaque par des technologies sans contact*

2.1.3.3.1 Doppler

Les radars basés sur l'effet Doppler sont des dispositifs utilisables pour mesurer le rythme cardiaque de manière déportée [49]. 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 [50] 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 [51], [52].

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 [51]. 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 [53].

2.1.3.3.2 Caméras thermiques

Des échanges de température par convexion et conduction sont introduits par le sang chaud qui traverse les artères de la superficie. Ce phénomène est directement modulé par la pulsation cardiaque. Les caméras thermiques représentent ici un moyen non-invasif et sans contact permettant de mesurer ces variations de température pour acquérir la pulsation cardiaque [54].

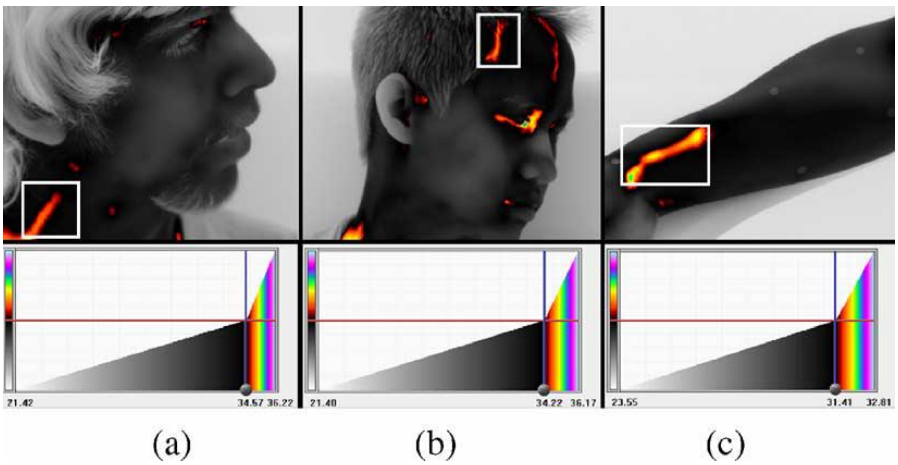

FIGURE 2.11 – Thermographie infrarouge des artères. La mesure de température est généralement effectuée au niveau de la carotide (a), de l'artère temporale superficielle (b) ou de l'artère radiale (c) [54].

Les caméras sont souvent calibrées dans la bande spectrale du moyen infrarouge, soit entre 3 et 5 µm [54], [55] même si les longueurs d'onde appartenant au lointain infrarouge ont été utilisées [56]. Un algorithme de suivi et de sélection de différentes régions d'intérêt du visage (figure 2.11) permet de prendre une mesure uniquement sur certaines artères, comme la carotide [57] ou l'artère temporale superficielle [55]. Les variations de température traduisent les changements du volume sanguin dans les vaisseaux observés. La transformée en ondelettes continue est utilisée sur les données thermiques pour supprimer les bruits de mesure en ne sélectionnant que certains coefficients de la bande de fréquence utile [56].

Le principal défi consiste à rendre l'extraction des données physiologiques robuste aux mouvements de tête pouvant générer d'importants artefacts. Ces problématiques sont communes à la plupart des systèmes qui utilisent l'imagerie pour mesurer des signaux physiologiques.

2.1.3.3.3 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 (cf. paragraphe 2.1.3.2.3), 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 [58] 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 [22]. 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 reflétée ou absorbée, est ici assurée par la matrice de cellules photosensibles de la caméra [59].

Récemment, TAKANO et ses collègues [60] 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 (figure 2.12). 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 rééchantillonnage 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 (figure 2.12). 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.

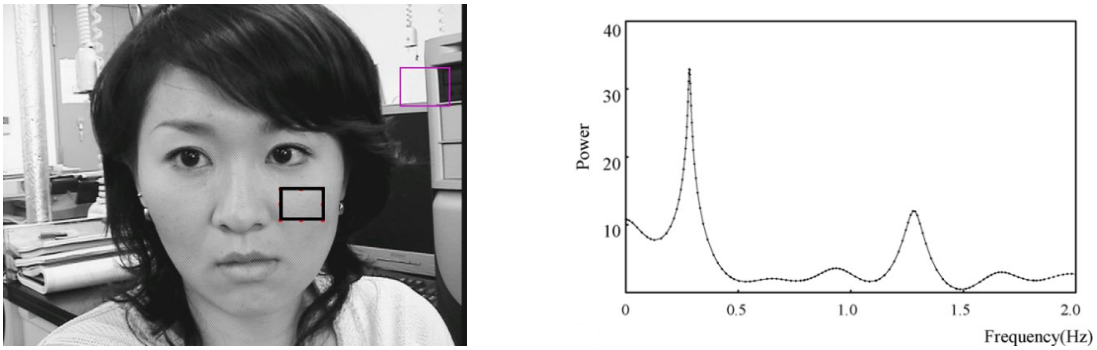

FIGURE 2.12 – Observation de la PPG sur le visage à travers la luminance (à gauche). Deux pics sont observables sur l'analyse spectrale du signal PPG (à droite). Le premier est situé aux alentours de 0.3 Hz et correspond à la fréquence respiratoire. Le deuxième est situé à 1.2 Hz et correspond à la fréquence cardiaque [60].

VERKRUYSSE et ses collègues [61] ont défini manuellement des régions d'intérêt de dimension variable sur le visage (figure 2.13). Ils utilisent, contrairement à l'étude précédente où seule la luminance était exploitée, l'information contenue dans le canal vert. L'oxyhémoglobine absorbe mieux la lumière verte que la lumière bleue ou rouge [34]. Le signal PPG est comme auparavant formé par une moyenne spatiale. Un filtre passe-bande dont les fréquences de coupure sont fixées à 0.8 et 6 Hz est appliqué sur le signal. Ces fréquences ont été sélectionnées en fonction de la plage de variations naturelles du rythme cardiaque, soit entre 48 et 360 battements par minute. La transformée de FOURIER est utilisée pour former la densité spectrale de puissance en vue d'analyser son contenu fréquentiel. Les auteurs indiquent qu'il est important de paramétrer une région d'intérêt qui englobe un maximum de pixels pour que le rapport signal sur bruit soit adéquat (figure 2.13). Les cellules photosensibles de la caméra enregistrent du bruit de manière aléatoire et il est très difficile d'observer la PPG sur un seul pixel. Les paramètres qui régulent automatiquement l'exposition ou la balance des blancs de la caméra sont à désactiver car ils peuvent modifier les couleurs de la trame source et ainsi bruiter les signaux PPG. Une lentille optique peut être installée sur la caméra pour pouvoir extraire le signal PPG à des distances pouvant dépasser les 10 mètres.

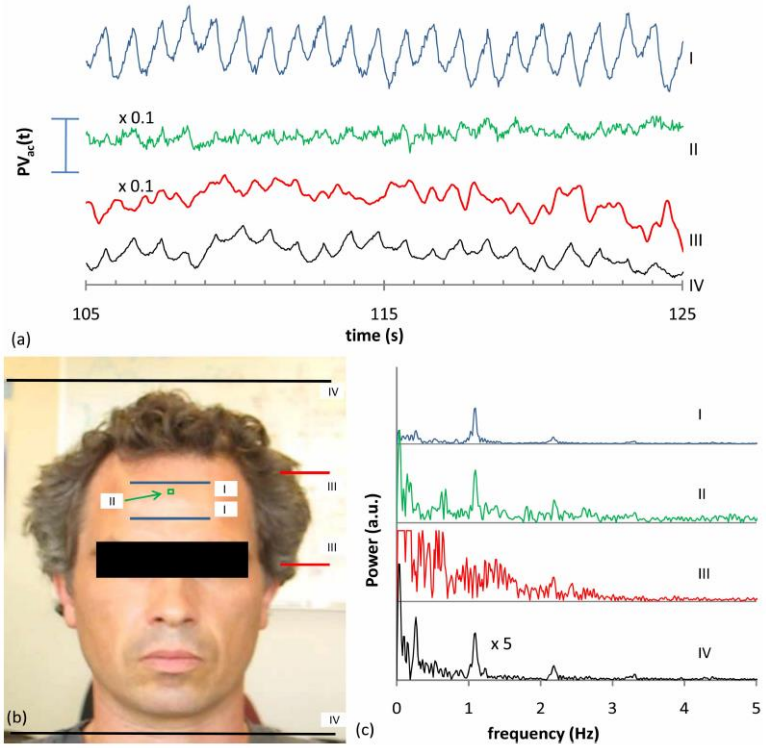

FIGURE 2.13 – Observation de la PPG par le canal vert sur plusieurs régions du visage. Chaque signal PPG (a) est formé à partir des différentes régions d'intérêt (b). Visuellement, la région I qui englobe les pixels du front sur la figure (b) présente un signal PPG de très bonne qualité. Son spectre (c) est aussi largement moins dispersé que ceux des autres régions étudiées [61].

POH et ses collègues [62], [63] proposent une méthode automatique de mesure du rythme et de la variabilité cardiaque robuste aux mouvements de la tête et qui est applicable sur des trames délivrées par une webcam bas cout. Le visage est automatiquement détecté à chaque trame par un algorithme de suivi basé sur les cascades de classifieurs boostés, méthode proposée initialement par VIOLA et JONES [64]. Ces derniers ont été pré-entrainés à l'aide de positifs (des images qui contiennent un visage) et de négatifs (des images qui n'en contiennent pas).

Les auteurs ont ensuite utilisé l'analyse en composantes indépendantes [65] entre les canaux rouge, vert et bleu pour minimiser l'influence des parasites engendrés par les mouvements (figure 2.14). L'analyse en composantes indépendantes est une technique appartenant à la famille des méthodes de séparation aveugle de sources, l'approche consistant à retrouver les sources "à l'aveugle", c'est-à-dire sans un modèle prédéfini qui explique la liaison entre les signaux émis par les sources et ceux reçus par les capteurs [66]. Contrairement à l'analyse en composantes principales, il n'est pas possible de connaitre l'ordre de retour des signaux après séparation [65]. Les auteurs utilisent la transformée de FOURIER pour analyser quel signal renvoyé par l'analyse en composantes indépendantes est à utiliser, particulièrement en analysant le pic qui présente le maximum d'amplitude dans la bande de fréquence 0.75–4 Hz (ce qui correspond à 45 et 240 bpm).

Les pics de la composante retenue sont détectés et les intervalles de temps entre deux pics consécutifs permettent de former le rythme cardiaque instantané. La variabilité cardiaque est étudiée en analysant les basses et hautes fréquences (cf. paragraphe 2.1.3.4) de la densité spectrale de puissance du rythme cardiaque instantané. Les résultats montrent que les caractéristiques de la variabilité cardiaque analysée par la caméra sont en étroite corrélation avec les caractéristiques extraites d'un capteur PPG en contact de référence.

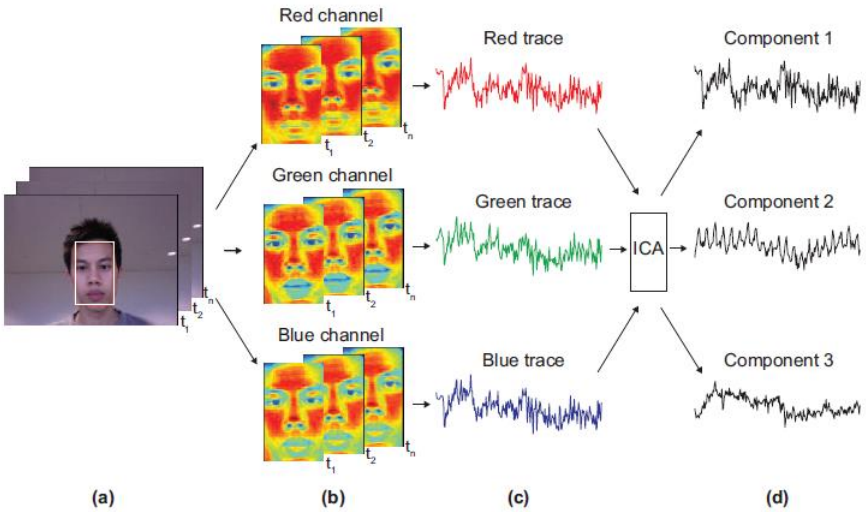

FIGURE 2.14 – Méthodologie de récupération du signal cardiaque proposée par POH et ses collègues. Le visage est automatiquement détecté dans la trame source (a). Un signal est formé pour chaque canal rouge, vert et bleu (c). L'analyse en composantes indépendantes (ICA sur la figure) renvoie une version moins bruitée et fait ressortir la pulsation cardiaque [composante 2 sur (d)] [63].

L'analyse en composantes indépendantes a été comparée avec d'autres méthodes de séparation de sources sur des signaux PPG et s'avère être l'algorithme le plus performant pour extraire l'information utile et quantifier la fréquence cardiaque [67]. D'autres techniques permettant de réduire le nombre de dimensions d'un corpus de données ont été utilisées sur les signaux issus des canaux rouge, vert et bleu d'une webcam. Cette méthode permet d'obtenir des résultats très proches d'un capteur PPG de référence en contact[68].

SUN et ses collègues [69] ont développé une méthode basée sur une caméra monochrome haute résolution couplée à une lentille. Une source lumineuse artificielle composée de diodes électroluminescentes est disposée en anneau autour de la lentille. La zone contenant le visage est automatiquement détectée par un algorithme de corrélation croisée entre les différentes parties de l'image source et un motif préenregistré, le nez spécifiquement. Les signaux PPG mesurés sont traités à l'aide d'un filtre passe-bande dont les fréquences de coupure sont fixées à 0.5 et 4 Hz.

Les auteurs ont ensuite utilisé une analyse en composantes indépendantes mono-source sur le signal issu du canal monochrome. Cet algorithme part du principe que le signal étudié est une association linéaire de différentes sources statistiquement indépendantes [69]. L'extraction du rythme cardiaque et de la fréquence respiratoire est réalisée par l'analyse de la représentation temps-fréquence selon la distribution de WIGNER-VILLE [44].

Dans une autre étude, les chercheurs ont comparé les performances de mesure du rythme cardiaque à partir d'enregistrements vidéos de la main entre une webcam bas cout et une caméra haute-performance [70]. Ils utilisent cette fois des caméras qui délivrent des trames sur les trois canaux rouge, vert et bleu. Leur conclusion indique que l'interpolation des signaux dans le domaine temporel est une étape nécessaire pour pouvoir acquérir des mesures précises en utilisant des webcams dont le taux de rafraichissement est initialement faible. Les lentes variations d'intensité lumineuse perturbent essentiellement la composante continue du signal PPG, la partie pulsatile reste néanmoins inchangée [71], [72].

Il est tout à fait possible d'utiliser les caméras intégrées aux smartphones pour mesurer et former les signaux photopléthysmographiques de cette manière [73]. Les fines variations du volume sanguin dans les tissus sont imperceptibles à l'œil nu mais sont cependant amplifiables (cf. figure 2.15) pour que des différences au niveau de la couleur de la peau puissent apparaitre sur les vidéos [74]. Inversement, les algorithmes automatiques de détection du visage peuvent intégrer le fait qu'une onde PPG doit exister dans un visage pour s'assurer qu'il s'agit bien d'une personne humaine et pas d'une fausse détection [75].

Plus récemment, TARASSENKO et ses collègues [21] ont utilisé des modèles autorégressifs pour estimer la fréquence cardiaque sur des patients alités. Les auteurs ont formé un signal de référence à l'aide d'une région d'intérêt qui ne contient pas de signal photopléthysmographique, comme une partie d'un mur par exemple. Le spectre de ce signal de référence est ensuite analysé : toutes les composantes oscillatoires qui présentent de trop fortes puissances dans la bande de fréquence du rythme cardiaque sont détectées et retirées. Cette méthode permet de supprimer les fluctuations parasites émises par les néons, qui peuvent générer du bruit aux alentours de 4 Hz.

Des caméras capables de mesurer jusqu'à 5 bandes différentes de couleur ont été utilisées par MCDUFF et ses collègues [76]. La caméra est capable d'acquérir une image dans le rouge, le vert, le bleu, le cyan et l'orange.

Malgré que les longueurs d'onde des deux nouvelles bandes (le cyan et l'orange) soient relativement proches de celle du vert, les auteurs ont montré qu'il est tout à fait intéressant d'appliquer une analyse en composantes indépendantes entre ces trois canaux. Les résultats présentés dans leur étude sont plus proches du capteur en contact de référence en utilisant les canaux vert, cyan et orange plutôt que les traditionnels rouge, vert et bleu.

D'une manière totalement différente, les webcams sont utilisables pour observer le mouvement résiduel de la tête provoqué par la contraction du muscle cardiaque [77]. Les mouvements involontaires entrainés par la respiration sont filtrés et l'observation des points caractéristiques sur l'axe vertical est privilégiée.

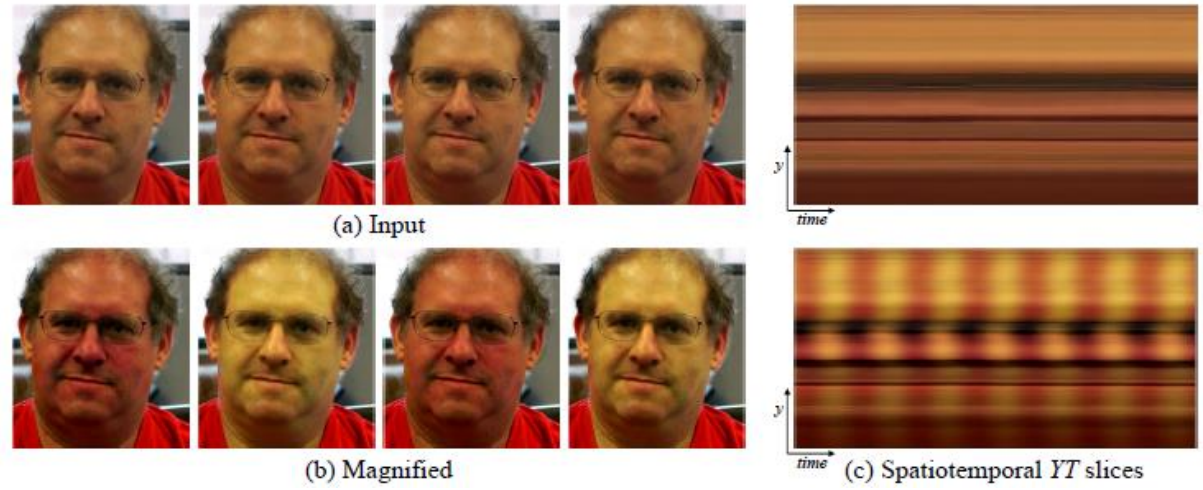

FIGURE 2.15 – Amplification des variations de couleur entrainées par la PPG. Les évolutions du volume sanguin mesurées par photopléthysmographie ne sont pas perceptibles en observant naturellement les trames de la caméra (a). Une amplification permet de modifier la couleur de la peau lorsque le volume sanguin fluctue pour pouvoir mieux observer le phénomène physiologique (b) [74].

2.1.3.3.4 Electrodes ECG sans contact (*Capacitively Coupled ECG*)

Lors de l'acquisition de l'ECG par des capteurs en contact (cf. paragraphe 2.1.3.2.2), des électrodes polarisées sont positionnées pour mesurer l'activité électrique du cœur. Du gel conducteur est souvent utilisé pour favoriser le contact entre les électrodes et la peau du patient. Des électrodes capacitives ont été développées pour permettre d'éviter tout contact avec le site de mesure, supprimant ainsi les risques d'irritation et les démangeaisons lors d'une utilisation prolongée du capteur [78]. Les principaux défis scientifiques consistent à rendre le système assez sensible pour pouvoir mesurer l'activité cardiaque à distance tout en étant résistant aux perturbations de l'environnement extérieur. PRANCE et ses collègues ont présenté dans une étude récente [79] un système permettant de mesurer l'activité électrique du cœur à partir d'électrodes situées à environ 40 centimètres du corps du patient.

2.1.3.3.5 Observation de la voix en utilisant des microphones

La parole est un des axes les plus importants de la communication chez l'être humain. Lorsqu'un individu parle, il échange des informations basiques de langage qui lui permettent de se faire comprendre. L'analyse de ce canal particulier est réalisée en observant les formants, des paramètres qui renseignent sur la qualité d'une voyelle en observant un ensemble pertinent de fréquences du spectre sonore. Des études récentes [80] montrent que la voix renferme aussi des informations biologiques importantes comme l'activité cardiaque notamment. De cette manière, de simples microphones peuvent être utilisés pour détecter le rythme cardiaque sans aucun contact physique. Un filtrage du signal est nécessaire pour supprimer les bruits et isoler les fréquences d'intérêt. La principale limitation de cette technique réside dans le fait que la personne doit parler et tenir une voyelle à un niveau relativement constant. Des patients atteints d'insuffisance respiratoire ne sont pas capables d'utiliser un tel système correctement par exemple [80].

2.1.3.4 *Analyse de la variabilité cardiaque par des techniques temporelles et spectrales*

2.1.3.4.1 Introduction

L'oscillation naturelle de la fréquence cardiaque instantanée dans le temps produit un rythme, conventionnellement nommé variabilité de la fréquence cardiaque [18], [32]. De nombreuses techniques permettant d'extraire des caractéristiques de la variabilité cardiaque ont été proposées dans la littérature scientifique. Ces méthodes sont catégorisées en plusieurs familles, selon le type d'analyse : temporelle, statistique, géométrique et fréquentielle. Certaines caractéristiques sont redondantes avec d'autres et seuls les paramètres retenus par la communauté [18] sont présentés dans ce manuscrit. Les méthodes géométriques reposent sur la construction d'un histogramme de la distribution du rythme cardiaque, nécessitant un nombre de points raisonnable pour pouvoir former un graphe pertinent. Ces méthodes ne sont pas abordées dans ce manuscrit.

D'autres méthodes d'analyse non-linéaire du rythme cardiaque permettent d'extraire des informations sur le comportement de la série. L'entropie est un indice qui permet de quantifier la régularité d'un signal. L'algorithme le plus communément utilisé est l'*Approximate Entropy* [16], [81] même si d'autres méthodes, basées notamment sur la logique floue, existent [82]. L'exposant de LYAPUNOV permet de quantifier la prédictibilité d'une série en mesurant sa sensibilité aux conditions initiales. L'indice diminue en présence de certaines maladies cardiovasculaires [16]. Des méthodes de représentation, comme les diagrammes de récurrence ou de POINCARÉ, permettent d'analyser graphiquement les données [81]. La méthode retourne une carte de points où chaque mesure est représentée en fonction de la précédente. Les caractéristiques de l'ellipse englobant les données du diagramme permettent d'analyser la variabilité à court et long terme.

2.1.3.4.2 Analyse temporelle et statistique

De simples paramètres peuvent être calculés dans le domaine temporel, comme le rythme cardiaque moyen, la différence entre la fréquence la plus haute et la plus basse ou encore les variations de rythmes analysées entre le jour et la nuit. Lorsque la mesure dure plus longtemps, des statistiques sur la fréquence cardiaque instantanée peuvent fournir des informations très intéressantes sur sa variabilité [16], [17], [83]. L'étude statistique peut être réalisée sur l'entièreté ou sur une portion déterminée du signal cardiaque.

L'écart-type, la racine carrée de la variance, fournit une image des composantes cycliques du signal et englobe à la fois les basses et hautes fréquences (cf. paragraphe 2.1.3.4.3). La longueur du signal observé tend à augmenter la valeur de la variance. Il est donc important de comparer des segments de taille identique. La *European Society of Cardiology* et la *North American Society of Pacing and Electrophysiology* recommandent d'analyser des segments de 5 minutes [18].

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(FC_i - \overline{FC})^2} \tag{2.3}$$

N correspond au nombre total de fréquences cardiaques instantanées qui composent la portion considérée ; FC_i correspond à la $i^{ème}$ fréquence cardiaque observée dans cette série ; $\overline{FC}$ correspond à la moyenne arithmétique de l'ensemble des fréquences cardiaques instantanées du segment considéré.

L'écart-type entre la moyenne d'un segment et l'ensemble de l'enregistrement est calculée pour estimer la variabilité du signal sur le plus long terme. Généralement, des segments de 5 minutes sont comparés à toute la période d'enregistrement.

$$\sigma_\mu = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\overline{FC_i} - \overline{\overline{FC}}\right)^2} \tag{2.4}$$

N correspond au nombre de fréquences cardiaques du segment observé. Il peut s'agir d'un extrait de 5 minutes tiré d'un signal mesuré sur une heure par exemple. $\overline{FC_i}$ est la moyenne des fréquences cardiaques composant le segment de 5 minutes et $\overline{\overline{FC}}$ la moyenne des moyennes des fréquences dans les différents segments de l'enregistrement.

Différents paramètres peuvent être calculés pour estimer la variabilité sur le court terme [83]. La racine carrée des différences au carré entre deux fréquences cardiaques instantanées successives, souvent abrégée *RMSSD* dans la littérature en regard à sa dénomination anglaise *Root Mean Square of Successive Differences* est un indice qui reflète la composante haute fréquence (le tonus vagal) de la variabilité cardiaque (cf. paragraphe 2.1.3.4.3).

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=2}^{N}(FC_i - FC_{i-1})^2} \tag{2.5}$$

D'autres caractéristiques, comme le coefficient d'asymétrie-étirement (de l'anglais *Skewness*) ou d'aplatissement (de l'anglais *Kurtosis*) donnent des informations supplémentaires sur la distribution des valeurs [17].

2.1.3.4.3 Analyse fréquentielle

La densité spectrale de puissance d'un signal permet d'analyser ses différentes composantes oscillatoires. L'ensemble du spectre représente la variance totale du signal. La transformée de FOURIER rapide et les modèles autorégressifs [13], [32] correspondent aux algorithmes de calcul de spectre les plus communément utilisés par les chercheurs du domaine. Exprimée en Hertz, chaque fréquence représente une oscillation sinusoïdale pure contenue dans le signal. La variabilité cardiaque est analysée en observant certaines bandes de fréquence particulières [32], [83], [84] à partir de la transformée de FOURIER du rythme cardiaque instantané :

- Les ultrabasses fréquences, observées entre 0.001 et 0.003 Hz, traduisent les rythmes très lents et sont mesurées sur 24h. Les recherches sur l'hypertension et la prédiction de la mortalité après un infarctus du myocarde mettent en avant cette composante [17] ;
- La composante très basse fréquence traduit les mécanismes de régulation à long terme comme la thermorégulation et la vasomotricité. La bande englobe les fréquences situées entre 0.003 et 0.04 Hz ;
- La composante basse fréquence (BF) englobe les fréquences du spectre contenues entre 0.04 et 0.15 Hz. L'assimilation de cette bande de fréquence à l'exclusive activité du système nerveux sympathique est encore très discutée de nos jours [83] ;
- La composante haute fréquence (HF) regroupe les fréquences allant de 0.15 à 0.4 Hz. Elle reflète l'activité parasympathique du système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2), cette dernière étant principalement orchestrée par la respiration via l'arythmie sinusale respiratoire (cf. paragraphe 2.1.4.1.6) [18], [83].

Les systèmes nerveux parasympathique et sympathique agissent sur le cœur de manière antagoniste et il est tout à fait envisageable que la composante basse fréquence soit modulée par une influence du système nerveux parasympathique. Néanmoins, de nombreux chercheurs utilisent le rapport de puissance BF sur HF (BF/HF) comme un index représentant la balance sympatho-vagale [8], [32], [83]. Ce rapport permet de savoir quel système est prédominant par rapport à l'autre quant au contrôle de l'activité cardiaque (figure 2.16).

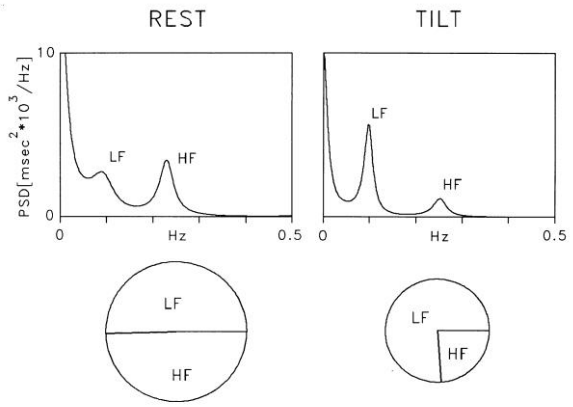

FIGURE 2.16 – La balance sympatho-vagale est formée en calculant le rapport BF (LF pour Low Frequency sur la figure) sur HF. Le rapport est unitaire chez le sujet au repos (figures de gauche) et augmente lors d'une stimulation stressante (figures de droite) [18].

Le rythme cardiaque instantané est non-stationnaire par nature et cette condition implique que la transformée de FOURIER n'est pas l'algorithme le plus adéquat pour analyser ce type de signal. D'autres techniques, comme la transformée en ondelettes continue [29], [84] (cf. section 3.2) ou la transformée de FOURIER fenêtrée [16] sont plus adaptées pour analyser l'évolution du rythme cardiaque dans le temps. L'information temporelle est utilisée pour détecter des évènements remarquables dans l'évolution du signal, par exemple lorsque le rythme instantané décroit abruptement.

Il est nécessaire de supprimer les tendances qui affectent le rythme cardiaque instantané [85], [86] car ces fluctuations (figure 2.17) entrainent des composantes fréquentielles qui peuvent parasiter le calcul de la balance sympatho-vagale ou encore certains indices temporels.

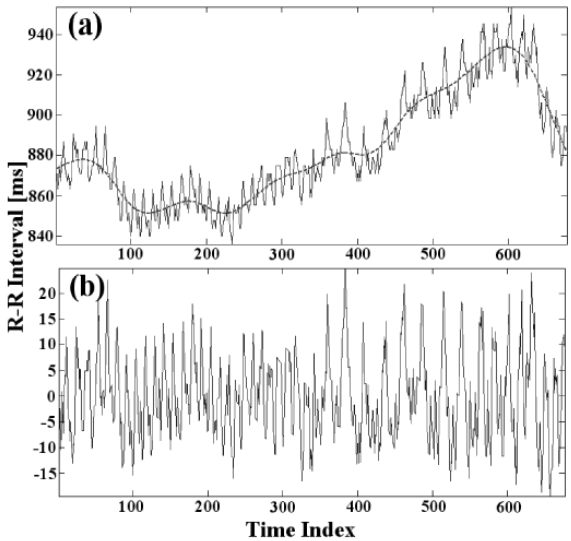

FIGURE 2.17 – Annulation de la composante continue. Les tendances du signal [trait discontinu sur la figure (a)] sont supprimées pour ne faire ressortir que les composantes d'intérêt de la variabilité cardiaque (b) [86].

2.1.4 RESPIRATION ET SATURATION PULSÉE EN OXYGÈNE

La respiration est une fonction vitale de l'organisme. Ce processus particulier permet d'échanger gaz carbonique et oxygène à travers les poumons et les alvéoles. Le dioxyde de carbone est considéré comme un déchet de l'organisme qui sera évacué lors de l'expiration. Inversement, les molécules d'oxygène peuvent être assimilées à du carburant qui permet à l'organisme d'assurer le bon fonctionnement des muscles et des organes vitaux. L'oxygène pénètre dans le sang via les globules rouges et circule dans le reste du corps par le biais du cœur et des artères (cf. paragraphe 2.1.3.1.2). Après avoir apporté l'oxygène à l'organisme, le sang veineux est pauvre en oxygène et riche en dioxyde de carbone. Il retourne aux poumons pour pouvoir évacuer les molécules de gaz carbonique et se recharger en oxygène.

La respiration est un processus vital, nécessaire à la survie d'un individu. Une respiration anormale ou irrégulière traduit de manière critique le risque de présence d'une maladie potentiellement grave. Une inspiration suivie d'une expiration définit le processus de respiration. Avec le rythme cardiaque, la température corporelle et la pression artérielle, la respiration est un indicateur fondamental souvent observé avant même de vérifier le pouls du patient [87].

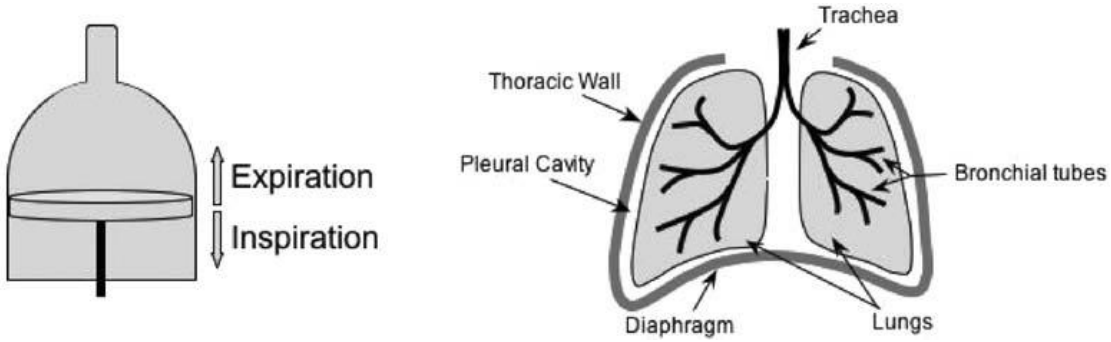

FIGURE 2.18 – Fonctionnement du diaphragme. Ce muscle agit comme un piston qui provoque une dépression, l'air s'engouffrant dans les poumons pour que la différence de pression redevienne nulle [24].

La respiration est une fonction particulière qui peut être contrôlée de manière inconsciente ou volontaire. Elle est entrainée par un ensemble de muscles, dont principalement le diaphragme (figure 2.18). Ce dernier est situé sous les poumons et sépare les organes tels que le foie et les intestins des poumons. Les côtes s'écartent lorsqu'il se contracte, dilatant ainsi l'ensemble de la cage thoracique pour permettre l'inspiration par dépression. L'expiration est entrainée par la relaxation du muscle, entrainant la contraction passive des côtes et des poumons. Comme dans le cas d'un pneu, il faut de l'énergie uniquement pour le gonfler et non pour le dégonfler. Concurremment avec les muscles intercostaux, le diaphragme est l'un des principaux muscles recrutés pour assurer la majorité de l'effort musculaire requis lors de l'inspiration [24].

Les informations les plus couramment extraites de la respiration sont la fréquence, le volume et la profondeur de la respiration. Les travaux effectués pour mesurer l'activité respiratoire sont souvent menés en milieu médical, en vue de surveiller cette fonction vitale ou encore pour détecter des anomalies respiratoires. Comme pour le rythme cardiaque, la respiration est un signal physiologique qui peut se mesurer de manière hors et en contact. Lors de l'utilisation de technologies en contact, le capteur est placé sur le corps du patient et mesure directement la respiration. Pour les dispositifs sans contact, le capteur est à l'instar d'une caméra placé à distance du patient sans qu'aucune autre instrumentation ne le touche.

2.1.4.1 *Mesure de la respiration et de la saturation par des technologies en contact*

Pour mesurer la respiration et quantifier le rythme respiratoire, les méthodes en contact s'appuient souvent sur le flux d'air expiré par le patient ou par les sons émis pendant le cycle respiratoire. Les mouvements de la cage thoracique et abdominaux sont des caractéristiques pouvant être mesurées par des sangles flexibles. Certaines recherches montrent que les échanges de gaz carbonique sont mesurables à l'aide d'électrodes placées sur la peau. Les oxymètres ont été conçus pour estimer la saturation pulsée en oxygène de l'hémoglobine qui, concrètement, correspond au pourcentage d'oxygène présent dans les globules rouges. Enfin, les signaux ECG sont exploitables pour estimer la fréquence respiratoire de manière non-invasive.

2.1.4.1.1 Analyse du flux d'air inspiré et expiré

L'air est sensiblement plus chaud, contient plus de dioxyde de carbone (CO_2) et est plus humide au moment de l'expiration. Ces indications sont utilisables pour quantifier le rythme respiratoire. Le capteur est soit raccordé au nez et à la bouche via un appareil bucco-nasal soit uniquement au nez du sujet et mesure les variations de température de l'air [87]. Des dispositifs permettant d'acquérir la pression de l'air au niveau du nez sont mis en place pour analyser la respiration du patient et calculer son rythme respiratoire. Cette méthode permet d'obtenir une mesure plus stable et précise mais est très encombrante, certains patients pouvant parfois ne pas accepter l'instrumentation. Enfin, des appareils permettant de mesurer le taux de CO_2 dans l'air expiré sont installés pour obtenir le rythme respiratoire, basé ici sur les variations de concentration de gaz carbonique. Les spiromètres permettent d'obtenir les débits et volumes d'air mobilisés pendant les phases d'inspiration et d'expiration. Le nez du patient est souvent bouché à l'aide d'une pince pour que la mesure puisse s'effectuer entièrement par la bouche [24].

2.1.4.1.2 Analyse acoustique

Les sons émis pendant la respiration sont capturés par un microphone [87]. Des opérations de filtrage du signal, notamment dans le domaine fréquentiel, sont nécessaires pour extraire l'information et séparer les bruits de l'information utile. Le microphone est en général placé à proximité du patient.

2.1.4.1.3 Analyse des mouvements abdominaux et de la cage thoracique

Le mouvement engendré par la respiration est mesuré à l'aide de jauges de contrainte. Une ou deux sangles extensibles et non-invasives sont positionnées sur le thorax et l'abdomen du patient. Les mouvements provoqués par la respiration déforment le fil conducteur de la sangle et vont, par la même occasion, modifier la valeur de sa résistance [87]. L'image de la respiration est ainsi directement donnée par la valeur de la résistance du capteur. L'utilisation de deux ceintures permet de détecter des anomalies respiratoires liées à l'affaiblissement de certains muscles, notamment lorsque les mouvements du thorax et de l'abdomen sont désynchronisés.

2.1.4.1.4 Mesure des variations transcutanées du gaz carbonique

La diffusion du gaz carbonique dans la peau est différente entre un sujet sain qui respire normalement et des patients victimes d'insuffisance respiratoire. Une électrode chauffée et appliquée sur la peau permet de mesurer les variations transcutanées de CO_2 pour pouvoir déceler la présence d'une éventuelle anomalie respiratoire [87]. L'électrode chauffée peut présenter des risques de brûlures et ne peut pas être utilisée dans toutes les situations. Le personnel médical doit veiller à changer périodiquement le site de mesure.

2.1.4.1.5 Saturation pulsée en oxygène par oxymétrie

A l'instar des méthodes basées sur la mesure des variations transcutanées du gaz carbonique, la saturation pulsée en oxygène (SpO_2) fournit un indicateur permettant de détecter des anomalies respiratoires. Cette mesure physiologique est prise en périphérie, au niveau des capillaires sanguins. La SpO_2 est un estimateur corrélé à la saturation artérielle en oxygène de l'hémoglobine (SaO_2) [88]. La SaO_2 est généralement mesurée en prélevant du sang artériel et nécessite l'intervention d'un médecin.

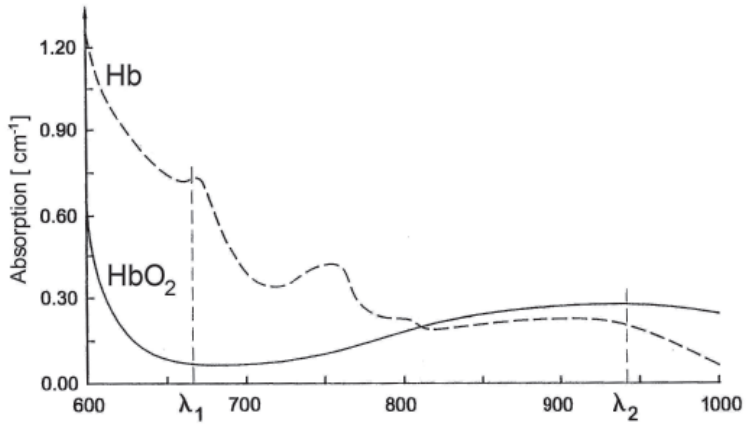

FIGURE 2.19 – Absorption de la lumière par l'hémoglobine. Deux longueurs d'onde sont retenues pour former la saturation pulsée en oxygène : le rouge à 660 nm et l'infrarouge à 940 nm [89].

L'hémoglobine qui se charge en oxygène lors des phases d'inspiration devient de l'oxyhémoglobine (HbO_2). Cette dernière absorbe plus de lumière infrarouge que de lumière rouge. Inversement, l'hémoglobine désoxygénée, la désoxyhémoglobine (Hb) absorbe plus de lumière rouge et laisse passer plus de lumière infrarouge [34]. Les oxymètres correspondent aux appareils qui permettent de mesurer ce phénomène, la photopléthysmographie (cf. paragraphe 2.1.3.2.3). Ils émettent une lumière rouge dont la longueur d'onde est fixée à 660 nm ainsi qu'une lumière infrarouge dont la longueur d'onde est fixée à 940 nm (figure 2.19). C'est la partie non-absorbée de la lumière que va relever la photodiode, transcrivant ainsi les variations du flux sanguin entrainées par les rythmes de diastole et systole du cœur [88]. La partie du signal absorbée qui fluctue (figure 2.20) est engendrée uniquement par les variations de volume du sang artériel [33].

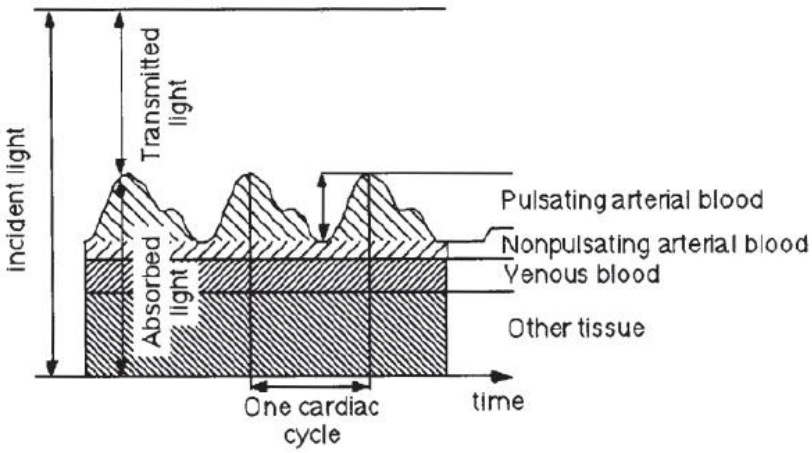

FIGURE 2.20 – Composantes décrivant un signal photopléthysmographique. La partie variable traduit l'absorption de lumière engendrée par le sang artériel pulsé [89].

Les artérioles et le réseau capillaire réduisent de manière importante la pression (cf. paragraphe 2.1.3.1.3). Le sang veineux s'écoule donc de manière continue et ne fluctue plus. Des opérations sur les signaux formés par la réflexion des lumières rouge et infrarouge sont nécessaires pour séparer l'amplitude de la partie pulsatile (AC) de l'amplitude de la composante continue (DC) (cf. figure 2.20). Cette dernière est engendrée par le sang artériel non-pulsatile, les tissus et le sang veineux. Un processus de normalisation, le ratio des ratios, est calculé pour annuler les variations d'intensité de la partie fixe (équation 2.6). Cette composante peut être très variable d'un individu à l'autre et peut également dépendre de l'endroit où le capteur est placé [88]. Ce rapport est calculé selon la formule suivante :

$$r = \frac{R}{IR} = \frac{AC_{rouge} \Big/ DC_{rouge}}{AC_{infrarouge} \Big/ DC_{infrarouge}} \tag{2.6}$$

Les constructeurs d'oxymètres transforment empiriquement ce rapport pour obtenir la SpO_2 [88]. Cette méthode basée sur la photopléthysmographie présente un avantage particulier : la mesure de la saturation artérielle est non-invasive et ne nécessite que la mise en place de deux composants électroniques de base. Les prises s'effectuent généralement au doigt, à l'oreille ou sur le front du patient [90].

La saturation en oxygène est une mesure donnée en pourcentage. La moyenne pour un sujet sain est comprise entre 95 et 100 %. On parle d'hypoxémie lorsque la saturation tombe en dessous de 90 %. Le fonctionnement des organes comme le cœur ou le cerveau est compromis lorsque la saturation en oxygène diminue et passe sous les 80 %.

2.1.4.1.6 Arythmie sinusale respiratoire

La fréquence cardiaque varie à chaque fois que nous inspirons et expirons de l'air par les poumons. Une inspiration va avoir pour effet d'augmenter légèrement le rythme cardiaque, là où expiration le ralentira. Nommé Arythmie Sinusale Respiratoire (ASR), ce processus physiologique est commandé par le système nerveux autonome [8] qui contrôle et régule l'activité cardiaque. L'étude du spectre fréquentiel de la variabilité cardiaque permet d'extraire la fréquence respiratoire à partir de l'ECG ou de tout autre capteur permettant d'obtenir la pulsation cardiaque [91]. Le rythme respiratoire moyen est obtenu en observant la partie haute fréquence du spectre associé au rythme cardiaque, spécifiquement dans la plage fréquentielle 0.15–0.4 Hz (cf. paragraphe 2.1.3.4.3). Cette bande de fréquence reflète l'action de l'arythmie sinusale respiratoire sur le cœur humain par le système nerveux parasympathique [8], [17], [24], [83], [84].

Dans le cas particulier de la photopléthysmographie, la lente évolution de la respiration va entrainer des variations d'amplitude [92]–[94] et de fréquence [95] du signal. Des filtres autorégressifs permettent d'isoler ces fluctuations de l'amplitude [96]. L'analyse en composantes indépendantes est utilisée pour extraire ces variations physiologiques de manière plus robuste, surtout lorsque les signaux sont dégradés par des artefacts de mouvements [97]. CHON et ses collègues [95] ont repris un modèle de représentation temps-fréquence développé récemment [98] afin de mieux estimer le rythme respiratoire moyen. Les chercheurs ont comparé leurs résultats avec d'autres méthodes populaires sur des signaux issus d'oxymètres, comme les modèles autorégressifs ou la transformée en ondelettes par exemple. Leur conclusion indique que ce nouveau modèle est plus précis que les méthodes concurrentes lors d'une étude portant sur l'analyse d'un panel de fréquences respiratoires très large [95].

Des travaux récents [37] montrent que l'extraction de la respiration est réalisable sur des signaux PPG obtenus à partir d'un smartphone. Le flash illumine le doigt de l'utilisateur et le signal réfléchi est capté par la caméra numérique de l'appareil. La fréquence respiratoire est extraite des signaux PPG par des démodulations en amplitude et en fréquence. Les bruits générés par les mouvements parasites représentent une des principales limitations de ce type de système. Il est nécessaire de traiter et filtrer les signaux d'entrée pour limiter au maximum l'influence des artefacts.

2.1.4.1.7 Respiration déduite de l'électrocardiographie

L'ASR est plus prononcée chez les personnes en bonne santé, particulièrement chez les jeunes [99]. Les effets de cette variation naturelle du rythme cardiaque entrainée par la respiration ont tendance à s'amenuiser avec l'âge où en présence de maladies cardiovasculaires [100]. La respiration dérivée de l'ECG est une approche basée sur l'observation des mouvements relatifs entre les électrodes et le cœur, l'ensemble se déplaçant en fonction de la respiration. Pratiquement, cela se traduira par une modulation d'amplitude sur les signaux ECG. Similairement à l'ASR, cette technique ne donne pas directement d'information quant au flux d'air expiré ou inspiré mais fournit une estimation non-invasive de la fréquence respiratoire, permettant ainsi de détecter certaines anomalies [87].

2.1.4.2 *Mesure de la respiration et de la saturation par des technologies sans contact*

2.1.4.2.1 Caméras thermiques

Les caméras thermiques permettent de détecter le flux d'air dont la teneur en CO_2 ou la température fluctuent. PAVLIDIS et ses collègues ont publié de nombreux travaux sur la détection de la respiration en utilisant des caméras thermiques calibrées dans différentes longueurs d'onde de la bande infrarouge [101], [102].

Les appareils fonctionnant dans le moyen infrarouge peuvent être couplés à un filtre optique calibré à 4.3 µm. Les variations de concentration des particules de CO_2 au moment de l'expiration permettent d'estimer le cycle respiratoire [101]. Un suivi par régions d'intérêt est au préalable réalisé pour que le système puisse isoler la zone correspondant au nez dans l'image thermique. Toujours en suivant cette région d'intérêt particulière, MURTHY et PAVLIDIS [103] ont proposé une méthode permettant de mesurer la respiration à partir des variations de température entrainées par le flux d'air inspiré et expiré. Leur caméra est paramétrée dans le moyen infrarouge, entre 3 et 5 µm.

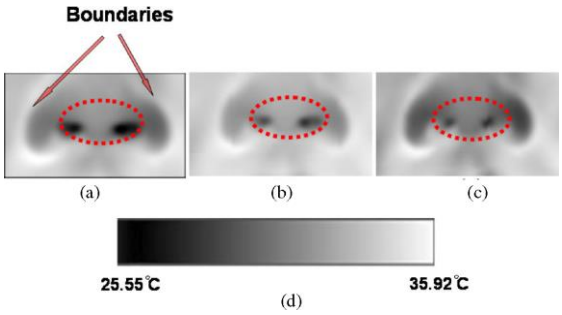

FIGURE 2.21 – Mesure de la respiration par thermographie. L'air inspiré provoque un refroidissement des tissus (a) tandis que l'air éjecté des poumons est en moyenne plus chaud (b). Ces variations sont détectables directement sur la peau à l'aide d'une caméra thermique calibrée dans le lointain infrarouge [102].

Une autre manière d'estimer le cycle respiratoire à distance consiste à examiner les variations de température au niveau des narines [102], [104]. Des longueurs d'onde infrarouges plus élevées (8–12 µm) peuvent dans ce cas être observées. Les caméras thermiques construites pour fonctionner dans le lointain infrarouge sont plus onéreuses que celles fonctionnant dans le proche ou le moyen infrarouge. Une première étape consiste à suivre les narines de l'individu en analysant les gradients de température aux alentours du nez. Des algorithmes de détection de contours par filtre de SOBEL basés sur les gradients horizontaux et verticaux sont utilisés pour détecter la position du nez dans l'image thermique [102].

Lors des phases d'inspiration, les échanges thermiques avec l'air de l'environnement extérieur entrainent une chute de température des tissus à proximité des narines. Ces différences s'amenuisent pendant l'expiration, l'air sortant des poumons étant au contraire plus chaud (cf. figure 2.21). La cartographie thermique du nez permet de former un signal de respiration pour chaque narine. Des encombrements sont détectés lorsque l'activité d'une narine est beaucoup plus importante que sa conjointe [102].

2.1.4.2.2 Suivi des mouvements abdominaux et de la cage thoracique

Des caméras à transfert de charge (de l'anglais *Charge-Coupled Device*) permettent de mesurer la respiration de patients alités sans aucun contact [105]. Un projecteur émet un ensemble de points lumineux sur le corps de l'individu et la caméra, composée d'une matrice de cellules photosensibles, analyse la position de ces points dans l'espace pour retranscrire les variations de la cage thoracique (figure 2.22).

SATO et ses collègues [106] ont poursuivi les travaux dans ce domaine en ajoutant une seconde caméra permettant d'obtenir une modèle 3 dimensions du buste. Ce type de système est capable de déterminer si le patient présente des troubles ou des difficultés respiratoires. Les projecteurs et caméras utilisés dans ces études sont calibrés pour fonctionner en infrarouge afin d'éviter tout artefact pouvant être induit par la lumière visible. Des caméras bas couts ont été utilisées [107] pour suivre les mouvements abdominaux du patient, permettant ainsi de mesurer le cycle respiratoire. Des pastilles de couleur sont placées sur l'abdomen et servent de marqueurs, la problématique se réduisant à détecter ces objets de couleur dans l'image délivrée par la caméra.

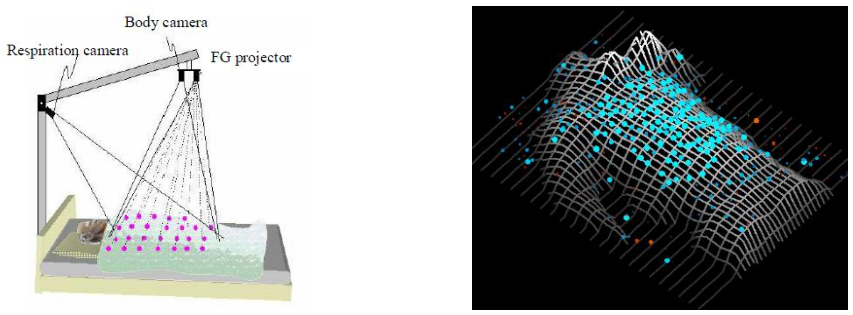

FIGURE 2.22 – Mesure de la respiration par analyse des mouvements de la cage thoracique. Un projecteur émet un ensemble de points lumineux sur le corps du patient (à gauche). La caméra enregistre les évolutions de position de ces points dans le temps pour former le signal respiratoire (à droite) [106].

Les caméras thermiques infrarouges [108] et les webcams [109], [110] ont été employées pour obtenir le rythme respiratoire en vue de détecter certaines anomalies. Les systèmes reposent sur le principe de la différentiation d'images successives (figure 2.23) et ont été développés pour être robuste à la position que l'utilisateur adopte. Les mouvements induits par la respiration sont relativement lents comparés aux autres mouvements du corps et il est nécessaire d'analyser les images de la caméra à des intervalles de temps plus espacés. Les allures des mouvements modélisés permettent de déterminer si ces derniers font ou ne font pas partie du cycle respiratoire. Les anomalies sont détectées en comparant les allures avec des modèles de référence. Des travaux récents conduits par l'Université de Lyon [111] montrent qu'un modèle 3D complet du thorax peut être obtenu en réalisant un maillage à partir de deux webcams.

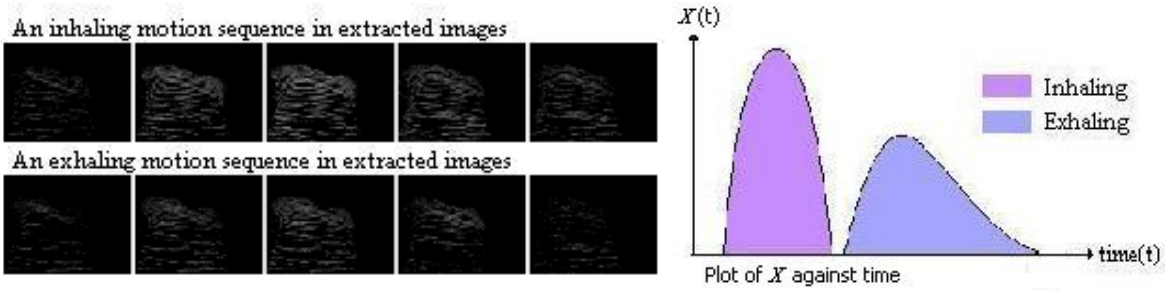

FIGURE 2.23 – Mesure de la respiration par analyse des mouvements de la cage thoracique. Un exemple de séquences (à gauche) où l'inspiration provoque une variation de mouvement plus contrastée. Les signaux (à droite) reflètent cette différence d'amplitude entre inspiration et expiration [110].

2.1.4.2.3 Doppler

Les mouvements provoqués par les variations de volume de la cage thoracique sont induits principalement par la respiration. Un signal est envoyé en direction de la poitrine, les changements de volume modifient la fréquence de l'écho réfléchi [52]. La comparaison fréquentielle du signal émis et du signal réfléchi permet de mesurer la vitesse de déplacement de la cage thoracique. Comme beaucoup de systèmes conçus pour la mesure de l'activité respiratoire, les bruits induits par les mouvements du corps sont les principaux parasites qui limitent cette méthode [53]. Des radars cadencés à une fréquence de 5.8 GHz ont été utilisés en radiothérapie pour contrôler l'accélérateur de rayons qui permet d'irradier les tumeurs cancéreuses [112]. La respiration est ici un paramètre important qui rentre en compte dans la régulation de l'accélérateur.

2.1.4.2.4 Dalle capacitive

HART et ses collègues [113] ont réalisé une dalle capacitive sans contact qui permet d'estimer le cycle respiratoire (cf. figure 2.24). Une interface pour smartphones a spécifiquement été conçue et permet au personnel médical de suivre les signaux du patient en temps réel. La dalle est équipée de plusieurs électrodes et mesure les variations de capacité, cette dernière diminuant lorsque les poumons se remplissent d'air. Les signaux respiratoires mesurés par ce système sont en étroite corrélation avec les signaux mesurés par sangle abdominale, démontrant que les mesures de la dalle capacitive sont précises et fiables.

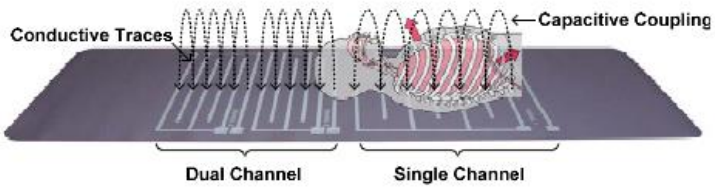

FIGURE 2.24 – Mesure de la respiration par dalle capacitive. Le signal respiratoire mesuré est directement transmis à un smartphone, permettant au personnel médical de surveiller cette fonction vitale en temps réel [113].

2.1.4.2.5 Estimation de la fréquence respiratoire et de la saturation à partir d'une webcam

Des travaux récents montrent que les webcams sont utilisables pour estimer la fréquence respiratoire moyenne à partir du signal PPG [21], [60], [61] ou du rythme cardiaque instantané [63], [72] par le biais de l'arythmie sinusale respiratoire (figure 2.25). Plus récemment, des chercheurs ont montré que l'utilisation de deux caméras équipées de filtres optiques permet de quantifier la saturation pulsée en oxygène [114]. TARASSENKO et ses collègues [21] ont utilisés les webcams pour quantifier la SpO_2 de personnes alitées en utilisant les canaux rouge et bleu délivrés par l'appareil. Les conditions doivent cependant être rigoureusement contrôlées : le patient doit rester au maximum immobile ; Les paramètres automatiques de la caméra comme la balance des blancs et l'exposition doivent être fixés pour rester constants ; Les conditions lumineuses doivent rester stables tout au long de l'essai. L'acquisition de la SpO_2 par cette technologie n'est pas encore totalement maitrisée et doit encore être étudiée pour permettre à de tels systèmes d'automatiquement s'adapter aux contraintes de mesure.

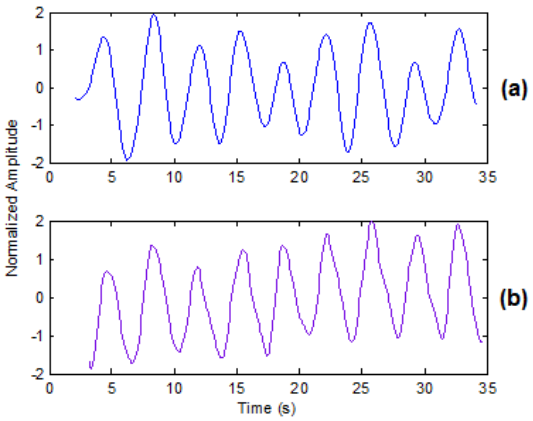

FIGURE 2.25 – Exemple d'un signal respiratoire dérivé de la variabilité cardiaque mesurée à partir d'une webcam. La courbe présentée en figure (a) correspond à la respiration dérivée du rythme cardiaque instantané, ce dernier étant obtenu à partir d'une webcam. La courbe présentée en figure (b) correspond au signal de référence, mesuré à partir d'une sangle abdominale [72].

2.1.5 ACTIVITÉ ÉLECTRODERMALE

Différents termes techniques sont utilisés dans la littérature pour désigner les composantes dérivées de l'activité électrodermale. Par exemple, la conductance cutanée correspond à un aspect particulier de l'activité électrodermale [115] et fournit une information sur la capacité instantanée que possède la peau à conduire l'électricité lorsqu'une source de courant externe est apposée. Nous utiliserons néanmoins le terme générique "activité électrodermale" dans la suite du manuscrit.

2.1.5.1 *Mesure en contact*

L'activité électrodermale est principalement modulée par le système nerveux sympathique [116] (cf. paragraphe 2.2.2.1). L'acquisition de ce signal physiologique est réalisée à l'aide d'électrodes en contact qui se placent sur les doigts de la main. Les capteurs mesurent la capacité de la peau à conduire l'électricité. La conductance électrique est inversement égale à la résistance électrique, un Siemens correspondant à la conductance électrique d'une résistance d'un ohm. Les valeurs chez l'être humain sont généralement comprises entre 2 et 20 µS, équivalant à une résistance comprise entre 50 et 500 kΩ [99]. La réponse délivrée par le capteur est sensible aux variations d'activité des glandes sudoripares qui modulent la transpiration [115]. La surprise ou le stress ont tendance à augmenter de manière importante la conductance de la peau, c'est pourquoi cette modalité est fréquemment utilisée en recherche exploratoire, particulièrement dans le domaine de la psychophysiologie [2], [117], [118].

2.1.5.2 *Mesure sans contact*

La mesure sans contact de l'activité électrodermale est effectuée via des caméras thermiques fonctionnant dans le moyen infrarouge [116]. Le visage est au préalable détecté et la zone maxillaire (sous les narines) est spécifiquement étudiée (figure 2.26). Cette mesure sans contact est corrélée à l'activité électrodermale mesurée sur la main. La réponse thermique de la zone maxillaire présente d'autres composantes physiologiques en plus de la sudation, comme la respiration (cf. paragraphe 2.1.4.2.1) ou le flux sanguin. Des techniques du traitement du signal permettent d'extraire la conductance des autres paramètres physiologiques [116].

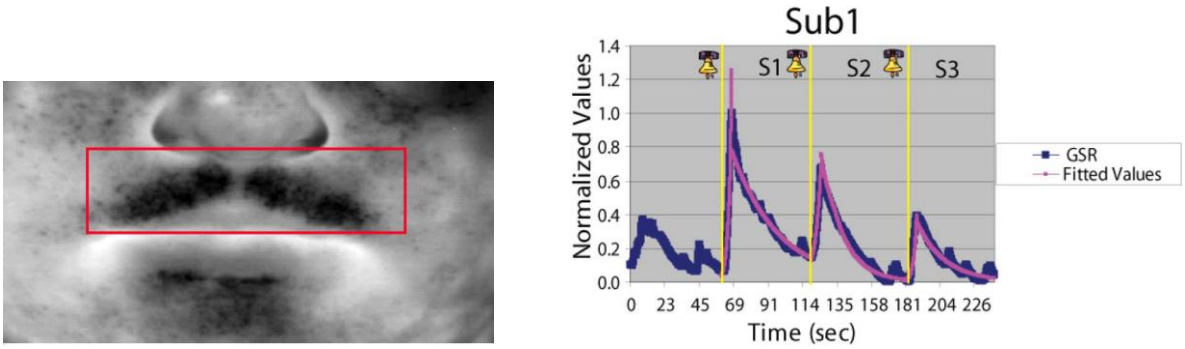

FIGURE 2.26 – Activité électrodermale de la zone maxillaire. Les images thermiques de cette région sont étudiées (figure de gauche). La réponse formée est très similaire à celle mesurée par un capteur en contact placé sur les doigts. Les fortes élévations de l'activité électrodermale sont synchronisées aux déclenchements des stimuli stressants (figure de droite) [116].

2.1.6 TEMPÉRATURE CUTANÉE

La température de la peau est modulée par la quantité de sang qui transite dans la périphérie. Lors d'une vasodilatation, la quantité de sang qui atteint les capillaires est augmentée pour faciliter les échanges avec l'environnement extérieur. Inversement, une vasoconstriction réduit le volume sanguin de la périphérie, diminuant ainsi la température de la peau. Le sang ne circule quasiment plus dans ces vaisseaux et est redirigé en très grande partie vers les organes internes. Ces phénomènes sont sous le contrôle direct du système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2). Une personne stressée verra la température des extrémités de son corps diminuer, cette réaction inconsciente étant entrainée par une stimulation du système nerveux sympathique [119]. Le sang est dans ce cas dérouté vers les organes vitaux ou vers les muscles des jambes, en vue de préparer la fuite (cf. paragraphe 2.1.3.1.4). La mesure de ce signal physiologique est réalisée à l'aide d'une simple thermistance couplée à une électronique permettant d'adapter et convertir les signaux reçus.

2.1.7 ÉLECTROMYOGRAPHIE (EMG)

Un capteur EMG est composé d'électrodes qui se positionnent en surface de l'épiderme. Ces dernières transcrivent une image de l'activité musculaire par la mesure du potentiel électrique dégagé lors de la contraction. Ce potentiel est induit par un ensemble de motoneurones qui en se dépolarisant forcent les fibres musculaires à se contracter. La fréquence et l'amplitude du signal mesuré par le capteur indiquent, de manière proportionnelle, l'amplitude de la force de contraction du muscle. La structure des motoneurones et les fibres qu'ils innervent permettent de les regrouper en unité motrice, d'où l'emploi du terme de potentiel d'action d'unité motrice (de l'anglais *motor unit action potential*) lors de la mesure de l'EMG de surface.

Les muscles sous la peau du visage sont stimulés avant qu'un mouvement n'apparaisse [120], certains muscles pouvant même s'activer sans qu'aucune perturbation n'affecte le visage [99]. Ainsi, des systèmes composés de capteurs EMG sont parfois préférés aux systèmes se calquant sur l'unique observation visuelle des expressions faciales dans le domaine de la reconnaissance automatique des émotions.

2.1.8 DIAMÈTRE DE LA PUPILLE

Les muscles de la pupille se contractent et se relâchent continuellement pour adapter la quantité de lumière qui entre dans l'œil. L'obscurité provoque une forte dilatation de son diamètre tandis qu'une lumière puissante la réduit au maximum. À lumière constante, la variation du diamètre de la pupille est un paramètre corrélé aux changements de l'état émotionnel [121], de la charge cognitive [122] ou au stress [11]. Les muscles qui permettent de contracter ou dilater la pupille sont innervés par des fibres sympathiques et parasympathiques du système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2).

La mesure de la taille de la pupille se réalise traditionnellement à l'aide d'une caméra calibrée en infrarouge [123] pour pouvoir visualiser le reflet cornéen. Une source émettrice infrarouge illumine les yeux du sujet tandis que la caméra enregistre le diamètre de la pupille. Le système peut être positionné sur l'écran d'un l'ordinateur ou monté dans un casque [122].

Une analyse et un traitement sur les trames d'entrée renvoyées par une webcam permettent d'isoler la pupille [124]–[126] pour que l'utilisateur puisse commander une interface par son regard. Le diamètre de la pupille n'est cependant pas quantifié car les trames sources ne sont pas d'assez bonne qualité pour réussir à extraire les contours de manière robuste et précise.

En approchant la caméra de l'œil, l'iris devient clairement distinguable mais d'autres parasites supplémentaires sont à éliminer, comme le reflet de la lumière dans l'œil qui peut apparaitre sur la pupille, l'iris ou même entre les deux [127]. Il faut ainsi contrôler la scène et l'environnement pour obtenir une image optimale dès le départ. Ces contraintes rendent néanmoins ce type d'application inutilisable in situ.

2.1.9 RÉSUMÉ

La première section de ce second chapitre est consacrée à l'acquisition de signaux physiologiques par des technologies hors et en contact. Les principales modalités physiologiques utilisées dans des domaines reliés à la recherche en psychophysiologie, en informatique affective ou encore en milieu hospitalier sont présentées dans cette section. La première sous-partie est dédiée à un comparatif entre les différents types de technologies et introduit les avantages et les inconvénients d'une mesure des données physiologiques par le biais de capteurs déportés.

Les grandes fonctions vitales ont été présentées dans cette section : L'activité cardiaque et la respiration sont des paramètres observés et surveillés en premier lieu dans les situations d'urgence, en particulier lorsque le pronostic vital est engagé. Différentes techniques existent pour estimer la fréquence cardiaque d'un participant. Notons que l'électrocardiogramme est un examen couramment effectué par les cardiologues. En milieux hospitalier, les oxymètres permettent de contrôler et surveiller le rythme cardiaque du patient en plus de la saturation en oxygène et de la pression artérielle. Les webcams sont des technologies utilisables pour mesurer la fréquence cardiaque et estimer la fréquence respiratoire d'un patient. Les différentes recherches scientifiques tirées de la littérature du domaine ont été présentées au paragraphe 2.1.3.3.3.

D'autres modalités physiologiques, comme l'activité électrodermale et le diamètre de la pupille ont été présentées dans les sous-parties suivantes. Ces paramètres sont sous l'influence du système nerveux autonome et sont fréquemment observés dans les recherches en psychophysiologie, notamment en réponse à des perturbations stressantes. Notons aussi que des rappels sur l'anatomie humaine ont été présentés en préambule de chaque sous-partie, particulièrement au niveau de la composition et du fonctionnement du cœur humain, principal centre d'intérêt des travaux présentés dans cette thèse. Un grand nombre de ces rappels sont tirés d'un excellent ouvrage proposé et écrit par MARIEB [30].

La section suivante présente un état de l'art sur les différents procédés qui permettent de quantifier des niveaux de stress en observant les changements physiologiques entrainés par l'organisme. La littérature du domaine est très abondante et couvre des thématiques parfois très éloignées, pouvant aller de la psychologie ou de la neurologie jusqu'au traitement du signal biomédical.

2.2 STRESS MENTAL ET SYSTÈME NERVEUX AUTONOME

2.2.1 INTRODUCTION

Le stress est un concept complexe à définir tant les définitions varient. En physique par exemple, le stress désigne la notion de contrainte appliquée sur un matériau. Ce processus est en partie défini par l'ensemble des réactions physiologiques (tableau 2.1) orchestrées par l'organisme : les mains deviennent moites, le cœur s'emballe et le ventre se crispe. Ces réactions physiologiques et physiques sont sous le contrôle précis du système vasomoteur (cf. paragraphe 2.1.3.1.4) et du système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2). Toutes ces observations se rapprochent étroitement de la psychophysiologie : les chercheurs portent une attention particulière aux réactions de l'organisme conjointement à celles du comportement et de la pensée [6].

TABLEAU 2.1 – Les principales réactions physiologiques liées au stress

Augmentation du rythme cardiaque et de la pression sanguine
Modification de la fréquence et du volume respiratoire
Préparation du corps à l'action, par élévation de la tension musculaire
Vasoconstriction cutanée
Sudation par les glandes sudoripares
Élévation de la température corporelle
Dilatation de la pupille (mydriase)
Augmentation des agents de coagulation dans le sang pour prévenir en cas de blessure et réduire les saignements
Réduction ou arrêt de l'activité du système digestif pour distribuer le sang aux autres organes comme le cerveau ou encore les muscles

Le stress est différencié des émotions : il apparait comme un processus et non comme un état émotionnel en soi. Selon l'intensité, le contexte, la fréquence et l'appréciation cognitive, un stress peut amener une personne à déprimer ou à se sentir menacée. Ces réactions émotionnelles sont la plupart du temps catégorisées négativement et des émotions comme l'anxiété ou la colère sont fréquemment associées au stress [8]. Il est néanmoins nécessaire d'ajouter que le stress n'impacte pas forcément l'organisme de manière néfaste et une distinction est aujourd'hui faite entre stress négatif et positif. Les anglophones utilisent deux termes distincts [128] pour marquer cette différence : *eustressed* pour le stress d'ordre positif et *distress* pour le stress négatif, qui se rapproche de "détresse" en français. Le stress positif est bénéfique pour l'organisme et peut engendrer des états émotionnels comme la joie par exemple.

Les réponses émotionnelles liées au stress sont accompagnées d'un ensemble de réactions physiologiques, cognitives [9] et comportementales. L'évaluation cognitive prend ici une importance remarquable car elle permet à la personne de quantifier l'évènement stressant. L'organisme traiterait de manière particulière les stimuli en les évaluant avant de déclencher une réponse émotionnelle particulière. Un ensemble de critères seraient ainsi évalués, comme par exemple l'importance, la nouveauté et la prédictibilité de l'évènement [12]. La compatibilité du stimulus avec les normes sociales ou personnelles serait aussi un critère pris en compte lors de l'évaluation cognitive [81]. Si l'appréciation du scénario est très différente, deux personnes soumises à une même situation stressante ne réagiront pas de la même manière [6].

Des études montrent néanmoins que des *patterns* (terme anglais qui s'approche de "modèles") sont identifiables si deux personnes apprécient de la même manière une situation stressante. La nature du stress peut engendrer des patterns physiologiques bien distincts. Par exemple, un stress physique peut entrainer des modifications physiologiques très différentes d'un stress cognitif, notamment au niveau de l'intensité des changements.

Dans le domaine de la psychophysiologie, la reconnaissance du stress ou des émotions transite autour d'un élément central : le système nerveux autonome. Il se charge d'apporter les modifications physiologiques nécessaires pour que l'organisme puisse s'adapter aux stimuli perturbants de l'environnement extérieur. Il est donc nécessaire de rappeler sa composition ainsi que les différents organes qu'il contrôle.

2.2.2 LE SYSTÈME NERVEUX AUTONOME

Le système nerveux autonome régule l'activité interne du corps de manière indépendante en contrôlant un ensemble de fonctions et organes, comme le cœur ou la taille de certains vaisseaux sanguins. Par opposition aux fonctions conscientes issues du contrôle volontaire, le SNA est distribué et agit sur la plupart des organes du corps de manière automatique [17], [129]. Il est habituellement représenté sous la forme d'un assemblage de deux processus complémentaires : le système nerveux sympathique et le système nerveux parasympathique (figure 2.27). Il assure l'homéostasie, l'état d'équilibre et de stabilité de l'organisme [84].

Le SNA est ancré dans un circuit complexe, comprenant plusieurs régions corticales [8] et limbiques, comme l'hypothalamus en particulier [17]. Il compose, avec le système nerveux somatique qui se charge de contrôler l'action des muscles squelettiques, le système nerveux périphérique (figure 2.27). Le SNA contrôle les fonctions et les organes qu'il innerve à l'aide d'un système complexe composé de neurotransmetteurs comme l'acétylcholine et la noradrénaline. Sommairement, l'acétylcholine est libérée lors d'une stimulation du système nerveux parasympathique et la noradrénaline lors d'une stimulation de la branche sympathique du SNA [129].

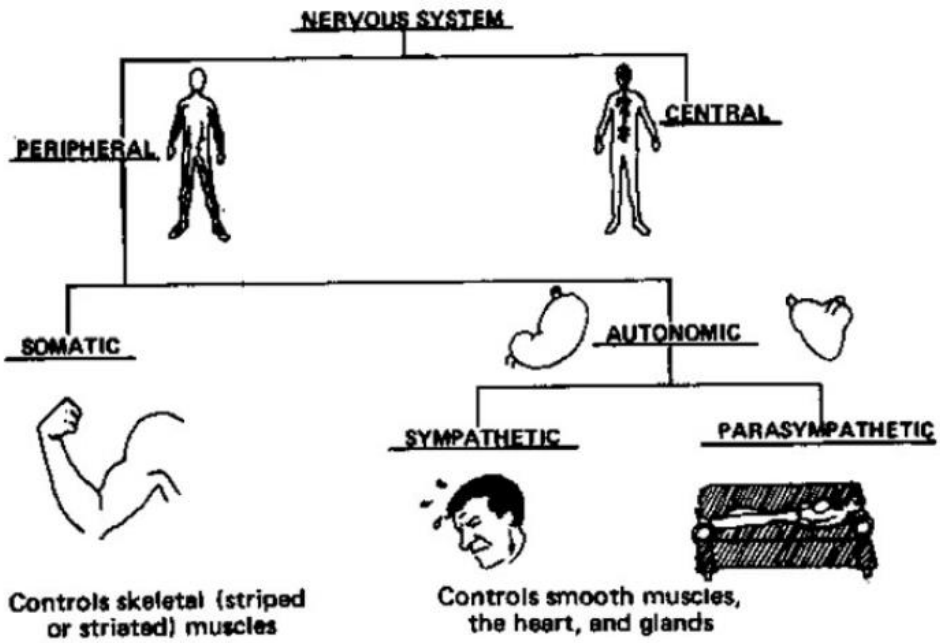

FIGURE 2.27 – Le système nerveux autonome appartient au système nerveux périphérique qui, avec le système nerveux central, forment la totalité du système nerveux de l'être humain [99].

2.2.2.1 *Le système nerveux sympathique*

Les réponses engendrées par le système nerveux sympathique sont souvent antagonistes à celles entrainées par le système parasympathique. Les fonctions innervées par ce système nerveux réagissent et s'activent lors de situations stressantes [31].

TABLEAU 2.2 – Les principales actions physiologiques entrainées par le système nerveux sympathique

Organe / Fonction	**Action**
Activité cardiaque	Accélération du rythme cardiaque (tachycardie)
	Augmentation de la pression artérielle
Peau	Sudation
Vaisseaux	Vasoconstriction
Pupille	Dilatation de la taille (mydriase)
Glandes lacrymales	Peu d'effets
Glandes salivaires	Salive peu abondante
Bronches	Dilatation
Système digestif	Inhibition du péristaltisme (digestion bloquée)

Il contrôle le rythme cardiaque [129] et les muscles lisses qui permettent la constriction des vaisseaux sanguins notamment (cf. tableau 2.2 et figure 2.28). Par opposition au système nerveux parasympathique, la stimulation du système nerveux sympathique se traduit par une augmentation du rythme cardiaque, une modification de la conductivité de la peau [99] et par une dilatation de la pupille. Ce sont les muscles dilatateurs de l'iris qui se contracte tandis que le sphincter se relâche.

Chez le sujet sain, le système nerveux sympathique est fortement stimulé pendant un stress intense et des hormones telles que l'adrénaline sont secrétées par l'organisme. Ces réactions permettent de préparer le corps pour combattre ou fuir (*fight or flight* en anglais) en élevant rythme cardiaque et pression sanguine et en augmentant l'irrigation en sang des muscles et du cerveau. Le corps va ainsi s'échauffer et la transpiration, à l'instar d'un climatiseur, permettra de réduire la température en consommant principalement de l'eau. Cette réaction explique notamment pourquoi certaines personnes sont en sueur après avoir réalisé une intervention face à un public.

L'organisme ne peut pas indéfiniment maintenir cette importante activité sympathique si le stress se prolonge dans le temps. Le système nerveux parasympathique, qui était auparavant inhibé, va être stimulé pour atténuer la forte activité de l'organisme. À plus long terme ou si le stress se reproduit dans le temps, les stratégies d'adaptation de l'organisme vont devenir moins efficaces. Les conditions peuvent se dégrader jusqu'à provoquer l'épuisement.

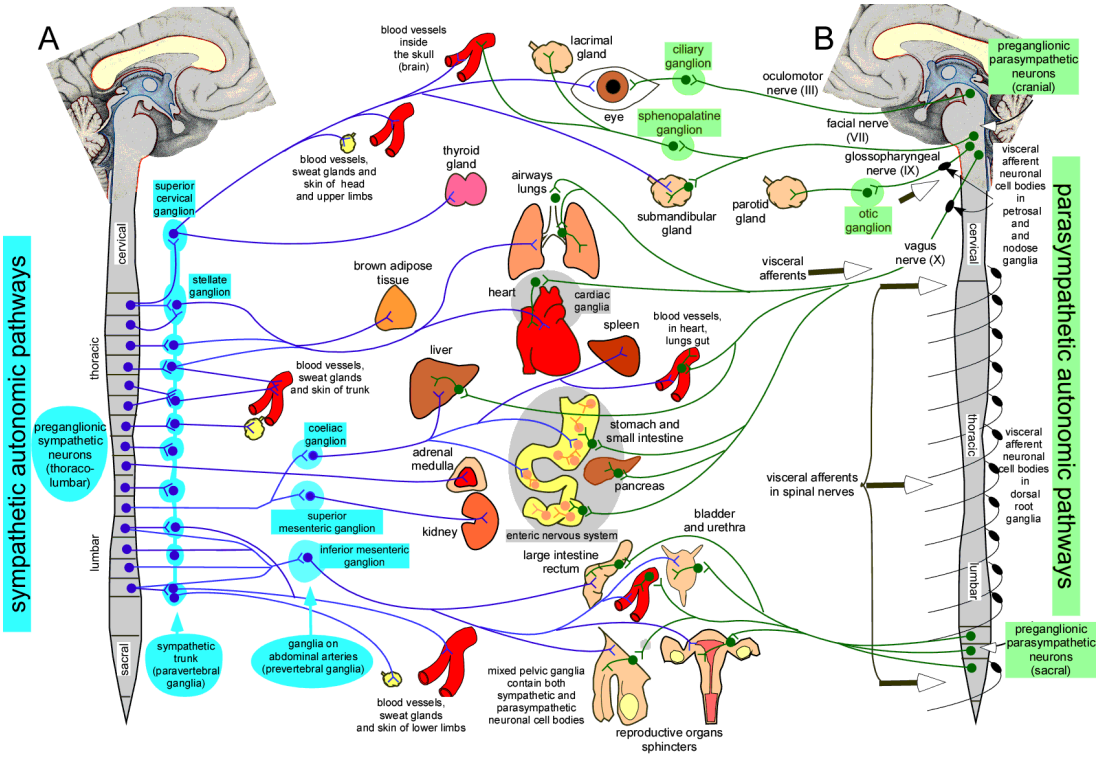

FIGURE 2.28 – Influences du système nerveux sympathique (A) et parasympathique (B) sur les organes [31].

2.2.2.2 *Le système nerveux parasympathique*

La branche parasympathique du SNA est composée d'un ensemble de nerfs. Elle contrôle les activités involontaires des organes (figure 2.28). Son influence est la plupart du temps antagoniste à celle du système nerveux sympathique. Une stimulation de la branche parasympathique se traduit par un ralentissement du rythme cardiaque et par une réduction du diamètre de la pupille [129] (tableau 2.3). L'arythmie sinusale respiratoire, les variations naturelles de la fréquence cardiaque entrainées par le processus de respiration, est principalement orchestrée par l'activité du système nerveux parasympathique (cf. paragraphe 2.1.4.1.6).

TABLEAU 2.3 – Les principales actions physiologiques entrainées par le système nerveux parasympathique

Organe / Fonction	Action
Activité cardiaque	Ralentissement du rythme cardiaque (bradycardie) Diminution de la pression artérielle
Peau	Aucun effet
Vaisseaux	Aucun effet
Pupille	Contraction du sphincter : diminution de la taille (myosis)
Glandes lacrymales	Sécrétion
Glandes salivaires	Sécrétion de salive
Bronches	Constriction
Système digestif	Augmentation du péristaltisme (digestion favorisée)

2.2.3 STRESS ET PHYSIOLOGIE

2.2.3.1 *Introduction*

Nous l'avons vu dans la partie précédente, un ensemble de modifications physiologiques sont entrainées par le système nerveux autonome lors d'une perturbation stressante. Le système nerveux parasympathique réduit son influence en réponse au stress. En contrepartie, le système sympathique s'active et entraine une altération de l'état physiologique de l'individu. De nombreux chercheurs ont proposé, au fil du temps, des méthodes automatiques qui permettent de détecter des états de stress mental ou physique à partir des signaux physiologiques.

2.2.3.2 *Reconnaissance du stress basée sur différents canaux physiologiques*

D'importants travaux sur la reconnaissance du stress basée sur la physiologie ont été proposés par HEALEY et PICARD [14]. Dans cette étude, les auteurs ont équipé les participants de capteurs en contact qui permettent de mesurer l'activité cardiaque, électrodermale, respiratoire et musculaire. Il était demandé aux participants de conduire un véhicule sur différents types de trajets, autoroutiers et urbains principalement. Trois états distincts ont été mis en avant dans leur étude : l'état calme, moyennement stressé et fortement stressé. Les expériences, en comprenant les temps de repos, duraient approximativement une heure. Les auteurs ont ensuite proposé d'extraire un ensemble de caractéristiques et de statistiques des signaux physiologiques, comme la balance sympatho-vagale (cf. paragraphe 2.1.3.4.3). La classification de ces caractéristiques permet au système de reconnaitre de manière automatique l'état de stress dans lequel se trouve la personne. Différentes méthodes de classification existent dans la littérature [130], comme par exemple les *k* plus proches voisins, les classifieurs bayésiens [11], les séparateurs à vaste marge [131] (*Support Vector Machine* en anglais), les réseaux de neurones artificiels ou encore l'analyse discriminante linéaire [81]. Les modèles doivent être entrainés en amont avant de pouvoir être utilisés en temps réel.

Toujours dans le même esprit mais adapté à un champ d'application différent, ZHAI et BARETTO [11] ont proposé d'extraire un ensemble de caractéristiques sur différents signaux physiologiques, tels que les activités cardiaque et électrodermale, le diamètre de la pupille et la température cutanée (cf. section 2.2). Une classification des caractéristiques est ensuite réalisée pour permettre au système de différencier l'état calme de l'état stressé. Le protocole expérimental et l'inducteur stressant sont basés sur un ensemble de tâches interactives à résoudre sur ordinateur.

Une autre étude menée par SHI et ses collègues [131] présente la même structure de fond : les auteurs proposent d'utiliser l'activité cardiaque, électrodermale et respiratoire ainsi que la température corporelle pour différencier les états calme et stressé. 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 êtes importantes.

KIM et ses collègues [132] ont développé un modèle permettant de reconnaitre 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. L'électroencéphalographie a été utilisée parallèlement avec d'autres signaux physiologiques [133] pour quantifier des états de stress. L'analyse de la bande Beta est effectuée en filtrant le signal brut entre 13 et 21 Hz. Malgré l'apparition de dispositifs portatifs qui sont de moins en moins invasifs, cette technologie reste relativement encombrante, inconfortable et difficile à installer.

2.2.3.3 *Reconnaissance du stress basée sur l'activité électrodermale*

L'organisme régule constamment la température corporelle via la transpiration. Cette dernière est modulée par les glandes sudoripares, l'activité électrodermale correspondant à la mesure de ce phénomène physiologique particulier. Des capteurs en contact, qui se placent généralement sur les doigts de la main, ou hors-contact (cf. paragraphe 2.1.5) sont utilisés pour enregistrer ce type de réponse [116]. Ces dernières s'avèrent être particulièrement bien corrélées à l'activité du système nerveux sympathique, notamment lorsque l'individu est confronté à une situation stressante [115]. Deux paramètres sont généralement extraits d'un signal électrodermal brut (figure 2.29) :

- Le niveau moyen (de l'anglais *skin conductance level*) qui donne une image de l'activation sympathique au long terme et reflète les variations toniques ;
- Les pics de courte durée, appelés réponses électrodermales (de l'anglais *skin conductance response*), reflètent les variations phasiques et sont synchronisés aux stimuli stressants.

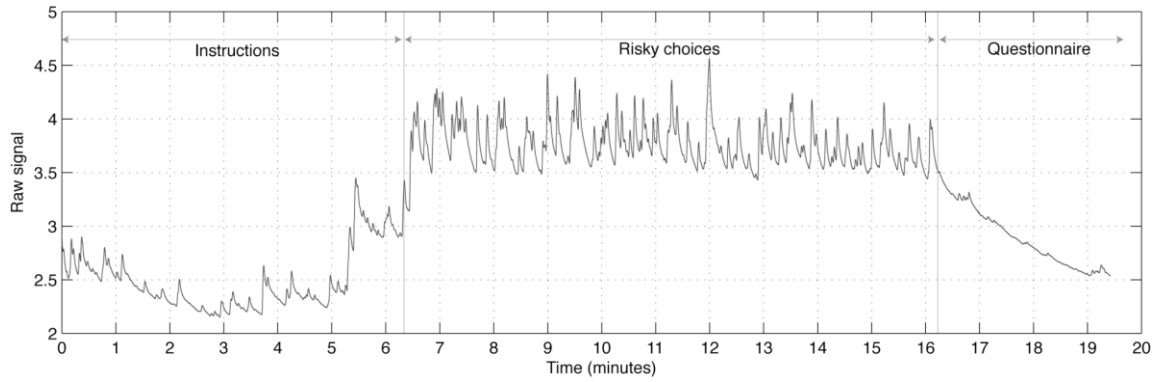

FIGURE 2.29 – Exemple typique d'un signal traduisant l'activité électrodermale d'un participant et enregistré durant une expérience stressante [115].

Certaines caractéristiques peuvent être extraites de l'activité électrodermale, comme par exemple le nombre de pics rencontrés dans un intervalle de temps déterminé. Des algorithmes de classification des données utilisent ces caractéristiques pour pouvoir différencier l'état calme de l'état stressé en temps réel. De tels systèmes ont d'ores et déjà été utilisés en situation écologique, notamment dans des centres d'accueil téléphonique [2].

2.2.3.4 *Reconnaissance du stress basée sur la cartographie thermique du visage*

PAVLIDIS et ses collègues ont montré que des modifications importantes de température apparaissent sur le visage d'une personne tendue. De ce fait, les caméras thermiques peuvent être employées pour mesurer les variations de température dans des zones d'intérêt particulières. Ce système a autrefois été utilisé pour réaliser des "détecteurs de mensonge" sans contact [134] ou encore en vue de proposer un système complet caméra et logiciel permettant de détecter des états de stress [135]. Le flux sanguin des zones péri-orbitale [134], supraorbitale (à proximité des yeux) [135] et maxillaire (sous le nez) [116] augmente de manière simultanée en situation de stress, provoquant ainsi des élévations de température qui se retrouvent sur les cartes thermiques.

D'autres chercheurs ont proposé d'extraire et classifier les caractéristiques tirées de ces zones d'intérêt pour quantifier les états affectifs de personnes placées en situation de stress via des stimuli visuels [136]. Chez les enfants en bas âge, une réduction de température est perceptible au niveau de la cartographie thermique de leur nez, notamment lorsqu'ils sont joyeux et rient [137].

Les modifications de température observées au niveau de la zone maxillaire sont entrainées à la fois par la respiration [102], le flux sanguin et la sudation. L'interprétation est donc relativement complexe et nécessite des opérations de traitement du signal avancées pour pouvoir extraire les composantes liées au système nerveux sympathique [116].

Les expressions faciales ont été utilisées pour pouvoir discriminer le caractère positif ou négatif du stress [128]. Ces observations, habituellement détectées sur des images enregistrées dans le spectre du visible, sont directement perceptibles sur les images thermiques du visage [138].

2.2.4 OBSERVATION DE L'ACTIVITÉ CARDIAQUE

2.2.4.1 *Variabilité cardiaque et système nerveux autonome*

Le cœur est sous l'influence directe du système nerveux autonome. Une stimulation de l'une des deux branches du SNA provoque une modification de l'activité cardiaque, notamment une accélération du rythme si la branche sympathique est stimulée. Au contraire, une stimulation du système nerveux parasympathique entraine un ralentissement de la fréquence cardiaque (cf. paragraphe 2.2.2). La composante HF de la variabilité cardiaque (cf. paragraphe 2.1.3.4.3) traduit principalement l'activité vagale (parasympathique) [84] du système nerveux et fournit un indicateur pertinent, corrélé au niveau de stress [139]. Une diminution de la puissance contenue dans la bande des hautes fréquences est typiquement observée lorsqu'une personne est stressée ou tendue [9], [91], [140]. À l'inverse, le rapport des basses fréquences sur les hautes fréquences de la variabilité a plutôt tendance à croitre pendant des situations stressantes [4]. Ces différents paramètres sont fréquemment mis en avant dans les études qui portent sur l'estimation du stress mental par l'observation de l'activité cardiaque [141], [142].

Conjointement, des paramètres temporels comme la *RMSSD* (cf. paragraphe 2.1.3.4.2) peuvent être calculés pour analyser la variabilité cardiaque [1], [143]. La *RMSSD* est un facteur principalement corrélé aux variations du système nerveux parasympathique [18]. Cette grandeur diminue pendant les périodes stressantes et augmente pendant les périodes de repos ou pendant le sommeil [1].

La bande fréquentielle moyenne de la variabilité cardiaque fournit un indicateur pertinent qui permet d'estimer le niveau de stress mental dans des situations contrôlées, lorsque le sujet ne parle pas et que ses mouvements sont minimisés [13]. Cette composante est estimée via l'ensemble des fréquences comprises entre 0.07 et 0.15 Hz [14], [15], [144]. Dans des travaux différents, HOOVER et ses collègues [145] ont émis l'hypothèse que les valeurs de la variabilité cardiaque suivent une distribution quasi-Gaussienne lors d'un effort mental (cf. figure 2.30). La méthode a été développée pour détecter les différents points de changement en analysant les évolutions de distribution.

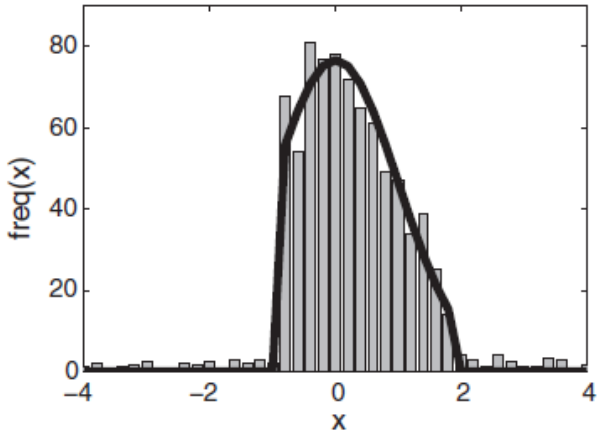

FIGURE 2.30 – Charge mentale et variabilité cardiaque. Des fonctions quasi-Gaussiennes sont associées à la distribution de la variabilité cardiaque pour estimer l'état de charge mentale du participant [145]. Dans cet exemple, les valeurs de la variabilité représentées sur l'axe horizontal sont centrées autour de zéro et normalisées en fixant l'écart-type à 1.

L'anxiété, certains types de phobies, les troubles de stress post-traumatique et les dépressions ont un impact sur le système nerveux autonome et se retranscrivent sur la variabilité de la fréquence cardiaque [6], [8], [140]. Il est donc tout à fait intéressant d'observer visuellement cette composante (figure 2.31) qui a tendance à diminuer pendant les phases stressantes [81], [145]. Parallèlement, la variabilité des amplitudes des pics R tirés de l'électrocardiogramme (cf. paragraphe 2.1.3.2.2) évolue pendant les phases de stress [139]. Dans la vie de tous les jours, le rythme cardiaque moyen est souvent plus élevé chez les personnes tendues ou stressées [1], [143].

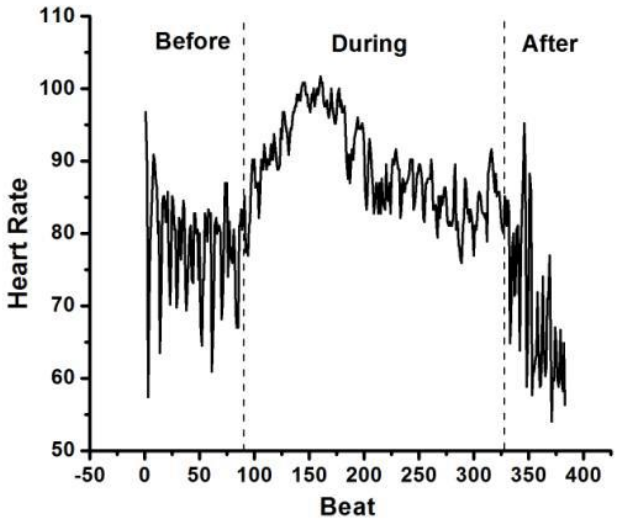

FIGURE 2.31 – Évolution du rythme cardiaque durant une phase stressante. La moyenne augmente tandis que la variabilité diminue [139].

2.2.4.2 *Cohérence cardiaque*

L'arythmie sinusale respiratoire (cf. paragraphe 2.1.4.1.6) produit des oscillations de la fréquence cardiaque. La cohérence cardiaque [8] est une mesure qui intègre ces variations naturelles de pulsation entrainées par la respiration. Lorsque la personne est calme, la courbe est rythmée et régulière (cf. figure 2.32). Au contraire, l'allure de la courbe est chaotique si la personne endure un stress ou une anxiété intense [7].

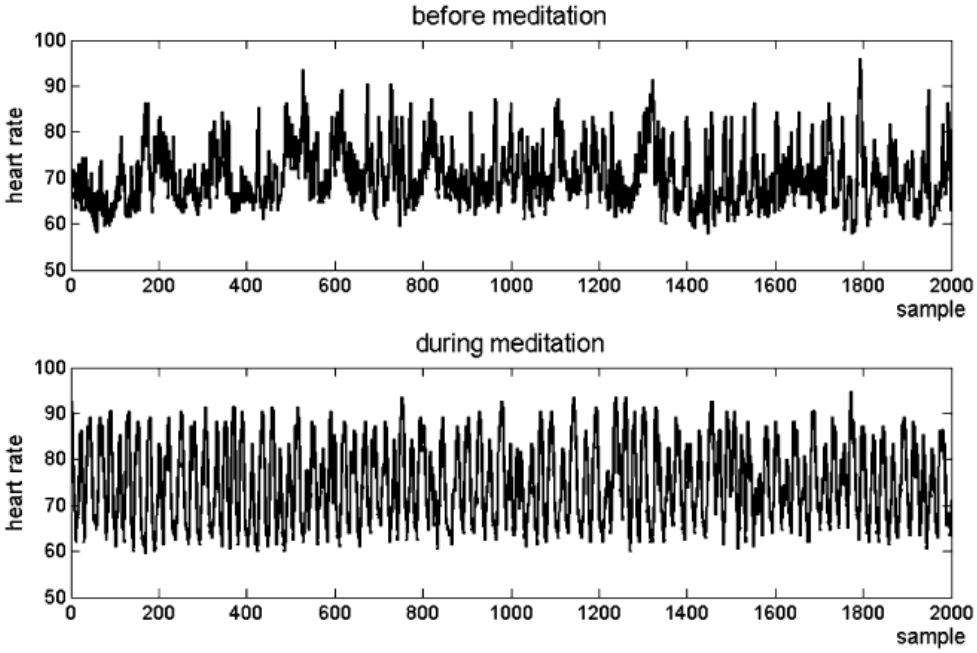

FIGURE 2.32 – Allure de la variabilité de la fréquence cardiaque. Cette dernière est chaotique lors d'un stress intense (figure du haut). Au contraire, elle se rapproche de l'arythmie sinusale respiratoire si l'individu est calme et relaxé (figure du bas) [7].

Comme nous l'avons vu précédemment, l'état du système nerveux autonome est estimé via l'analyse spectrale de la variabilité cardiaque. L'arythmie sinusale respiratoire, principalement orchestrée par l'activité du système nerveux parasympathique (cf. paragraphe 2.2.2) tend à s'amenuiser durant les premiers instants d'un exercice stressant. Une augmentation de l'arythmie est cependant observable lors d'un stress soutenu. Cette dernière n'est pas attribuable à un accroissement du tonus parasympathique mais plutôt à une stimulation du nœud sinusal entrainée par une augmentation de la ventilation [146]. Il est donc essentiel d'observer les variations de la fréquence respiratoire lors de l'analyse de la variabilité cardiaque [144], [147] notamment si le sujet s'exprime pendant des expériences stressantes [91]. Par exemple, une respiration très lente peut entrainer un transfert de puissance des HF vers les BF (cf. paragraphe 2.1.3.4.3). Le rapport BF/HF va ainsi croitre et sera considéré comme une augmentation du tonus sympathique sur le spectre fréquentiel alors qu'il n'en est rien en réalité [146].

2.2.4.3 *Photopléthysmographie, vasoconstriction et volume sanguin pulsé*

Complémentairement, l'onde photopléthysmographique (cf. paragraphe 2.1.3.2.3) fournit des informations très intéressantes lorsqu'une personne endure un stress [148]. L'activité du système nerveux sympathique peut entrainer une vasoconstriction cutanée (cf. paragraphe 2.1.3.1.4) qui se traduira par une réduction de l'amplitude de la composante pulsatile [40] et par une modification du niveau moyen [38] du signal PPG. La variabilité de la fréquence cardiaque est généralement mesurée à partir d'un électrocardiogramme (cf. paragraphe 2.1.3.2.2), mais il s'avère que la période des pulsations de l'onde PPG (cf. figure 2.33) est un moyen de substitution relativement fiable pour estimer la variabilité de la fréquence cardiaque [25]–[28].

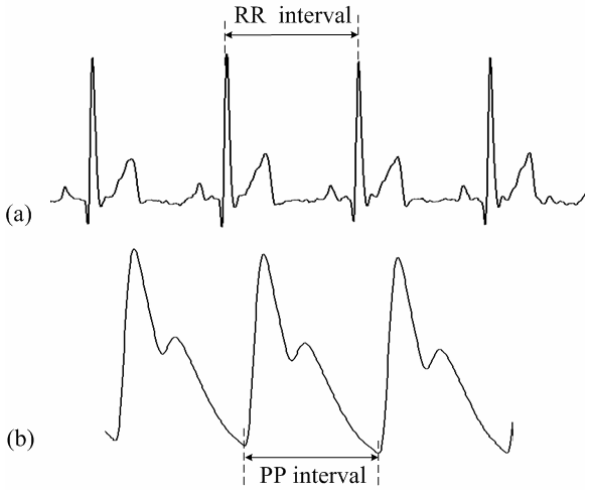

FIGURE 2.33 – L'onde photopléthysmographique (b) est un substitut fiable à l'électrocardiogramme (a) pour mesurer le rythme et la variabilité de la fréquence cardiaque [26].

2.2.5 INDUCTION DU STRESS

A l'instar de la reconnaissance automatique des émotions, le contexte et l'inducteur sont des paramètres capitaux qui doivent absolument être considérés lorsque la physiologie est observée [99], [118]. Les variables extérieures, comme un effort physique par exemple, risquent de créer un biais physiologique indésirable et doivent donc être prises en compte ou éliminées [4], [141]. Certains inducteurs sont directement empruntés des travaux liés au domaine de la reconnaissance des émotions et de l'informatique affective [149], [150], comme par exemple les stimuli audio [148], [151] et visuel [132], [133]. Ces derniers sont respectivement mis en œuvre à travers de la musique et des films.

Des inducteurs particuliers ont été proposés au fil des années pour induire du stress. Ci-dessous est dressée une liste des inducteurs les plus couramment utilisés dans la littérature [6] :

- Les tests d'interférence, basés notamment sur l'effet STROOP [9], [11], [133], [135], [139], [141], [142] ;
- Les tâches arithmétiques [91], [131], [133], [148] ;
- Les tâches basées sur le temps de réaction [4], [144] ;
- Les jeux vidéo [145] ;
- Les simulateurs de vol [15] ;
- Les situations réelles [6] :
    - Au travail [1], dans des centres d'accueil téléphonique par exemple [2] ;
    - Pendant des examens universitaires [81] ;
    - Devant un public, l'objectif étant de prendre la parole [131] ;
    - Pendant une tâche de conduite automobile [14] ;
    - Lors de la vie de tous les jours, à travers l'analyse sur une journée complète [143] ;
    - Avant et après des missions militaires [140] ;
- Les inducteurs physiques :
    - Immersion sous l'eau et plongée ;
    - Immersion de la main dans de l'eau gelée (*cold pressor test*) [131] ;

2.3 RÉSUMÉ

Cette section avait pour objectif de présenter la composition du système nerveux autonome et son implication dans les régulations physiologiques entrainées lors d'une perturbation qui bouleverse l'homéostasie, l'état d'équilibre et de stabilité de l'organisme. Une introduction et des détails sur les deux branches antagonistes du système nerveux autonome sont présentés dans cette section. Leurs actions sur la physiologie sont répertoriées dans des tableaux récapitulatifs et sont résumées dans la figure 2.28.

La deuxième sous-partie de cette section introduit les procédés qui permettent de reconnaitre et quantifier des niveaux ou états de stress par l'observation des modifications physiologiques. Différents canaux peuvent être analysés (cf. paragraphe 2.2.3.2) pour estimer l'état de stress d'une personne. Des caractéristiques et statistiques sont extraites des signaux avant d'être classifiées, permettant ainsi au système de discriminer plusieurs niveaux de stress. Seule l'activité électrodermale a été utilisée pour estimer l'activation physiologique provoquée par une excitation d'ordre sympathique (cf. paragraphe 2.2.3.3). Plus récemment, des recherches conduites principalement par l'équipe de PAVLIDIS montrent qu'il est possible de visualiser l'état de tension d'une personne en observant les changements de température sur la cartographie thermique du visage (cf. paragraphe 2.2.3.4).

L'état de stress d'un individu peut aussi être estimé à partir d'un ensemble d'indices dérivés de l'activité cardiaque (cf. paragraphe 2.2.4). Des marqueurs tirés de la variabilité cardiaque, du rythme moyen et des variations d'amplitude du signal photopléthysmographique ont été présentés dans cette partie. Ce paragraphe a été séparé du reste des procédés présentés dans la sous-section 2.2.3 car ces méthodes, tirées de la littérature scientifique, ont été incorporées dans les travaux de thèse : la quantification de l'état de stress est effectuée à partir des données cardiaques mesurées par la webcam (cf. CHAPITRE 4).

La dernière partie de cette section introduit un ensemble de procédés extraits de la littérature et qui permettent d'inférer du stress en laboratoire par le biais de situations réelles. Certains inducteurs ont pour objectif de saturer la charge cognitive afin de provoquer des réactions physiologiques. D'autres sont basés sur des perturbations physiques ou sur des situations reconnues pour être très stressantes par les personnes, comme la prise de parole devant un public par exemple.

MESURE DU SIGNAL PPG ET EXTRACTION DE PARAMÈTRES PHYSIOLOGIQUES 3

Nous avions abordé dans le paragraphe 2.1.3.3.3 les différentes techniques qui s'appuient sur les webcams et caméras numériques pour mesurer la photopléthysmographie de manière déportée et entièrement hors-contact. Nous proposons dans ce travail une méthode de filtrage particulière qui repose sur la transformée en ondelettes continue pour acquérir de manière précise la fréquence cardiaque instantanée et suivre les évolutions d'amplitude du signal PPG. Des éléments de rappel nécessaires sur le fonctionnement des webcams et sur la transformée en ondelettes continue sont présentés dans un premier temps. Les différents algorithmes développés dans le cadre de cette étude sont ensuite présentés en troisième partie. La méthode de filtrage des signaux PPG basée sur la transformée en ondelettes continue est détaillée dans cette section. Les deux parties suivantes reposent sur les résultats de deux études menées au laboratoire :

- La première étude a été conduite pour observer l'apport de la méthode de filtrage sur les signaux, plus particulièrement sur la capacité à mesurer avec précision la fréquence cardiaque instantanée et le rythme respiratoire moyen. L'étude de la robustesse du système sous certaines conditions expérimentales particulières est exposée, notamment lorsque la personne bouge sa tête (cf. section 3.4) ;
- La seconde étude repose sur un protocole expérimental différent, où les participants réalisent un effort physique intense avant l'enregistrement des signaux. La partie pulsatile de l'onde PPG et les évolutions d'amplitude du signal sont étudiées (cf. section 3.5) notamment lors de la phase de récupération.

Enfin, une conclusion de ces travaux est présentée en dernière section, où nous exposons des perspectives et des pistes de recherche en relation avec les résultats de ces études.

SOMMAIRE

3.1	Fonctionnement des caméras numériques	72
3.2	Transformée en ondelettes continue	77
3.3	Méthode de récupération et de filtrage du signal photopléthysmographique	81
3.4	Mesure de la fréquence cardiaque instantanée et du rythme respiratoire	101
3.5	Mesure des amplitudes du signal photopléthysmographique	111
3.6	Résumé	118

3.1 FONCTIONNEMENT DES CAMÉRAS NUMÉRIQUES

Les caméras numériques sont des dispositifs permettant d'acquérir des images à une vitesse de rafraichissement qui peut être variable selon les appareils. Cet échantillonnage est calculé en trames par seconde (la dénomination dérivée de l'anglais fps, pour *frames per second,* est souvent utilisée). Une valeur importante est souvent associée à des caméras de meilleure performance. Les photons en provenance de la scène traversent l'objectif de l'appareil avant de terminer leur course sur un capteur photosensible. On retrouve traditionnellement une des deux architectures suivantes dans ces capteurs photosensibles :

- Les matrices basées sur la technologie CCD (de l'anglais *Charge-Coupled Device* ou dispositif à transfert de charge) sont les plus simples à fabriquer ;
- Les matrices basées sur la technologie CMOS (de l'anglais *Complementary Metal Oxide Semi-Conductor*) sont, à l'instar de la technologie CCD, composées d'un ensemble de photodiodes. Le principal avantage de ce procédé réside dans le fait que les composants sont moins onéreux à produire et permettent d'acquérir des images à des cadences plus importantes. Ils sont aussi moins gourmands en énergie que les capteurs CCD.

Dans les deux cas, les capteurs convertissent les photons en potentiel électrique (effet photoélectrique). Chaque tension collectée est proportionnelle à la quantité de lumière reçue. Les cellules des matrices photosensibles sont naturellement sensibles à l'ensemble du spectre de la lumière visible. Des filtres particuliers, les matrices de BAYER (figure 3.1) sont mis en place sur la matrice de pixels du capteur photosensible pour pouvoir mesurer les couleurs de la scène.

Les webcams sont souvent associées à des caméras numériques de moins bonne qualité, même si les progrès technologiques dans ce domaine tendent à montrer que les webcams et les caméras embarquées deviennent des dispositifs de plus en plus performants, tant au niveau du nombre de pixels enregistrés que des différentes innovations logicielles proposées (mise au point et balance des blanc automatique par exemple).

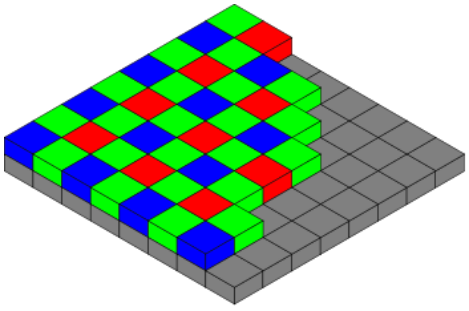

FIGURE 3.1 – Matrice de BAYER. Des filtres de couleur sont placés sur la matrice de pixels du capteur photosensible pour pouvoir acquérir les différentes couleurs de la scène.

3.1.1 L'OBJECTIF

La quantité de lumière qui entre dans l'objectif est modulée à l'aide du diaphragme, une pièce particulière composée de lames métalliques qui peuvent totalement obstruer l'objectif ou, au contraire, s'ouvrir pour laisser entrer un maximum de lumière. L'ouverture du diaphragme est comparable à l'œil humain : les muscles de l'iris contrôlent le diamètre de la pupille pour adapter notre vision selon la situation. Ce dispositif n'est néanmoins pas intégré dans les webcams et caméras numériques : l'ouverture est fixée de manière statique et ne peut être directement modifiée.

Une lentille est positionnée dans l'objectif pour faire converger les rayons lumineux en provenance de la scène vers le capteur photosensible. Les zooms optiques permettent d'agrandir une image en modifiant la position de cette lentille et plus particulièrement en adaptant la distance focale, l'écart entre la lentille et le point de convergence de la lumière. Sur les webcams, ces distances sont préétablies par le constructeur et varient légèrement (voire pas du tout) pour permettre de réaliser la mise au point. Le zoom est dans ce cas effectué à partir de l'image source via un ensemble de transformations numériques. Toujours pour faire un parallèle avec l'œil humain, la lentille de l'objectif est comparable à la cornée et au cristallin qui font converger les rayons lumineux vers la rétine.

3.1.2 L'EXPOSITION

L'exposition désigne la quantité de lumière qui s'emmagasine sur le capteur photosensible au cours du temps (équation 3.1). Cette grandeur est mesurée en lux.seconde. L'exposition se contrôle par le diaphragme (lorsque l'appareil en est équipé) qui va modifier l'ouverture et laisser passer plus ou moins de lumière à travers l'objectif. Sur les webcams, l'exposition se contrôle uniquement par le temps de pose. Lorsque l'éclairage est faible, le capteur va emmagasiner de la lumière plus longtemps pour délivrer une image correctement illuminée. Le taux de rafraichissement chute néanmoins considérablement dans ce cas et il est nécessaire de réduire les mouvements au maximum pour obtenir une image nette (figure 3.2).

$$H_v = E_v . t \tag{3.1}$$

H_v correspond à l'exposition, donnée en lux.seconde. E_v correspond à l'éclairement lumineux et est exprimée en lux. Enfin, t correspond au temps de pose et est exprimé en seconde.

FIGURE 3.2 – Effet du temps de pose sur la capture d'éléments en mouvement. Lorsque la scène est convenablement éclairée (figure de gauche) la caméra n'a besoin que de très peu de temps pour emmagasiner suffisamment de lumière. Les flous de mouvement sont ici légèrement perceptibles. Au contraire, dans une situation ou l'éclairage est très faible (figure de droite) la caméra a besoin de temps pour emmagasiner la lumière. Les objets qui se déplacent sont enregistrés durant cet intervalle de temps et provoquent des flous de mouvement souvent indésirables.

L'exposition des webcams est la plupart du temps régulée automatiquement pour que la luminance moyenne de l'image source puisse correspondre à une valeur prédéfinie par le fabricant. Les constructeurs paramètrent généralement cette valeur à un gris moyen pour que l'image n'apparaisse ni trop claire ni trop foncée à nos yeux.

L'ISO est un paramètre qui permet d'amplifier numériquement la lumière lorsqu'une scène est sombre et qu'il est décidé de conserver un temps de pose faible pour éviter les flous de mouvement. Ce gain numérique accroit néanmoins les bruits de l'image (apparition de granularités).

3.1.3 LA BALANCE DES BLANCS

A l'instar de l'exposition, la balance des blancs est un paramètre important qui permet de définir le ton d'une image en fonction de l'éclairage ambiant. Elle est la plupart du temps régulée automatiquement par l'appareil. Le réglage s'effectue sur un point de référence dans l'image (traditionnellement le blanc) et permet d'affiner la température de la scène filmée. Sans cet étalonnage un ton froid, traduit par une dominance bleue peut apparaitre dans l'image délivrée par la caméra (figure 3.3).

FIGURE 3.3 – Effet de la balance des blancs sur une même scène. Dans ce cas particulier, la scène présente une couleur dominante qui tend vers le bleu lorsque la balance des blanc est réglée à des valeurs faibles (figure de gauche). La figure du milieu présente la même scène lorsque la balance des blancs est réglée à une valeur moyenne, rendant ainsi une capture dont les tons se rapprochent de ce que nous percevons naturellement. La figure de droite présente la scène lorsque le paramètre est réglé à une valeur plus importante, laissant apparaitre une couleur dominante qui tend vers l'orange.

L'illumination de la scène est mesurée à l'aide de la température des couleurs, exprimées en kelvin. À titre d'information, une source dont la température est située aux alentours de 3500 K produit une lumière relativement neutre. À 2500 K, l'illumination tend plutôt vers l'orange. Les bougies et les ampoules à incandescence classiques produisent ce type de lumière. À 6000 K, l'illumination tend vers le bleu (figure 3.4). Paramétrer la balance des blancs permet d'adapter l'image retournée par la caméra en fonction de la source lumineuse qui éclaire la scène.

FIGURE 3.4 – Source lumineuse et température de couleur. Toutes les ampoules ne délivrent pas le même type de lumière [152].

3.1.4 LA MISE AU POINT

La mise au point d'une caméra est une opération qui consiste à régler la netteté d'une image de manière optimale (figure 3.5). Pour faire un parallèle avec l'œil humain, le phénomène d'accommodation est analogue à la mise au point effectuée par les caméras. Le cristallin va se déformer pour nous permettre de nettement observer un objet situé à proximité de nos yeux.

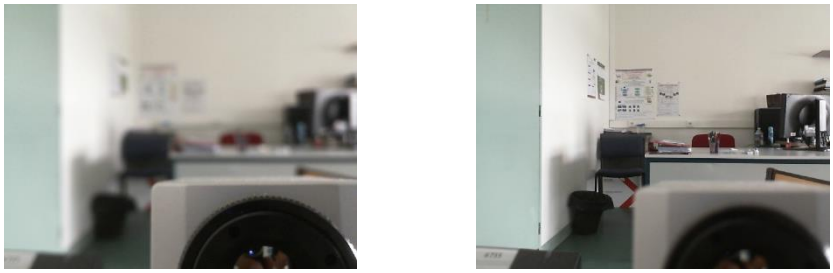

FIGURE 3.5 – Mise au point d'une webcam. La caméra peut se focaliser sur les objets proches (figure de gauche) ou sur les éléments plus lointains (figure de droite) selon la valeur de mise au point paramétrée. Cette dernière est ici contrôlée manuellement.

La mise au point s'effectuait manuellement sur les premières webcams. Une molette mécanique intégrée à proximité de l'objectif permettait de modifier la distance lentille-capteur. Aujourd'hui, la mise au point est le plus souvent contrôlée automatiquement par la caméra. Plusieurs méthodes ont été proposées au fil des années pour réaliser cette opération. Les premiers systèmes disposaient d'une mise au point télémétrique, un dispositif secondaire reposant sur l'ultrason ou sur les ondes infrarouge permettait ainsi d'estimer la distance entre l'objet photographié et l'appareil. Des méthodes passives à mesure de phase ou de contraste équipent désormais la plupart des caméras. La mise au point est aussi réalisée par modification de la distance lentille-capteur, elle-même contrôlée à l'aide de petits servomoteurs.

3.1.5 PANORAMIQUE, INCLINAISON ET ZOOM

Travailler avec des trames en haute définition ralentit l'acquisition et augmente les temps de calcul des algorithmes permettant d'analyser et traiter les images. Utilisés principalement en vidéosurveillance, le panoramique (souvent rencontré sous la dénomination anglaise *Pan*), l'inclinaison (*Tilt*) et le zoom sont dédiés au contrôle à distance de la partie motorisée qui peut être couplée à certaines caméras [153]. Ces paramètres sont mis en œuvre numériquement pour ajuster le zoom dans le cas des webcams qui ne sont pas motorisées. Le panoramique gère la translation horizontale tandis que l'inclinaison dirige la translation verticale.

Le zoom n'est en général pas optique mais numérique sur ces dispositifs : la caméra capture une image de résolution maximale et renvoie une image recadrée à la résolution courante. Le panoramique et l'inclinaison servent à déplacer le cadre sur l'image de haute résolution (figure 3.6).

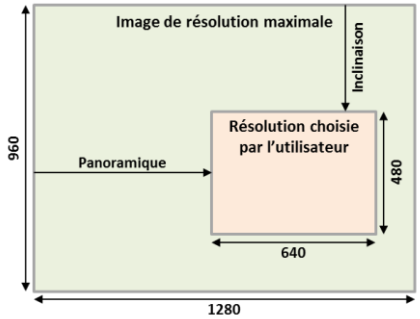

FIGURE 3.6 – Effet du panoramique et de l'inclinaison sur l'image d'une webcam.

3.2 TRANSFORMÉE EN ONDELETTES CONTINUE

La transformée en ondelettes est une technique de représentation temps-fréquence qui mesure la similarité entre un signal et une fonction analytique particulière (une ondelette). Elle est utilisée pour détecter les variations abruptes de fréquence dans les signaux non-stationnaires, là où la traditionnelle transformée de FOURIER atteint ses limites [45]. Les représentations générées sont appelées scalogrammes et s'expriment à travers la notion d'échelle, l'inverse de la fréquence. Contrairement à la transformée de FOURIER qui fournit une représentation fréquentielle globale d'un signal, la transformée en ondelettes permet de conserver la notion de temps pour pouvoir localiser des évènements singuliers dans un signal.

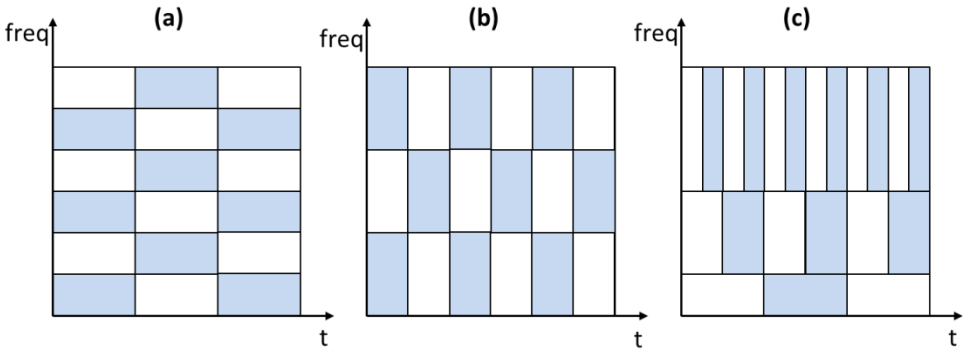

FIGURE 3.7 – Résolutions de la transformée de FOURIER fenêtrée [(a) et (b)] et en ondelettes (c).

La transformée de FOURIER fenêtrée permet d'estimer les composantes spectrales à différents instants du signal via des fenêtres particulières. Cette fenêtre glisse le long du signal à l'aide d'un pas constant et sa longueur est déterminée au préalable : on dit que sa résolution est fixe.

Le principal inconvénient de cette contrainte est qu'il est nécessaire de réaliser un compromis entre la résolution fréquentielle et temporelle : Une fenêtre large entraine une bonne résolution fréquentielle mais une faible résolution temporelle [figure 3.7 (a)] tandis qu'une fenêtre plus étroite fournit une bonne résolution temporelle contre une faible résolution fréquentielle [figure 3.7 (b)]. Une composante haute fréquence est mieux localisée en temps là où une composante basse fréquence est mieux localisée en fréquence. La transformée en ondelettes a été développée pour adapter la résolution en fonction des composantes à analyser : les hautes fréquences sont détectées via une résolution temporelle importante et les basses fréquences par un pavage fréquentiel plus important [figure 3.7 (c)].

Le signal est multiplié par l'ondelette fille, une fonction particulière qui représente une version translatée et mise à l'échelle (par dilatation ou compression) d'une ondelette mère (cf. équation 3.2). Un grand panel d'ondelettes mères est disponible dans la littérature scientifique (figure 3.8). Le choix repose principalement sur les spécificités de l'application et sur les propriétés du signal à analyser. Encore une fois, la modification de la largeur de l'ondelette fille correspond à une caractéristique très significative de la transformée en ondelettes.

$$T^{ondelettes}(\tau, s) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi_{\tau,s}(t)\,dt$$
$$\psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \qquad (3.2)$$

x(t) correspond au signal à analyser et $\psi_{\tau,s}$ à l'ondelette fille. τ correspond au paramètre de translation qui permet de déplacer l'ondelette sur le signal (figure 3.9). Le paramètre *s* correspond à la mise à l'échelle (par dilatation ou compression) de l'ondelette mère ψ. Les fréquences analysées sont étroitement liées à ce paramètre (figure 3.9).

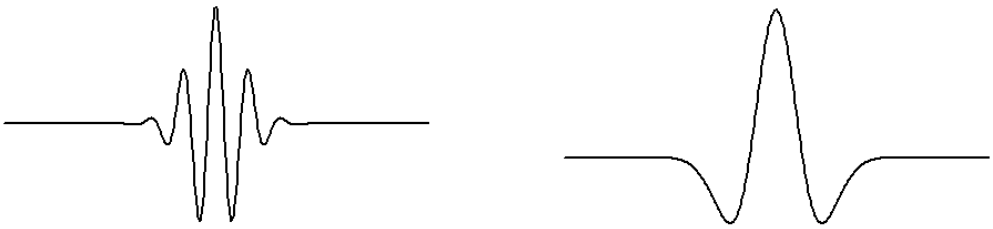

FIGURE 3.8 – Exemples typiques d'ondelettes mères. L'ondelette de MORLET (figure de gauche) porte le nom du chercheur à l'origine du terme *ondelette*. Le chapeau mexicain (figure de droite) est une ondelette construite à partir de la fonction gaussienne.

Augmenter *s* dilate la largeur de la fenêtre contenant l'ondelette pour couvrir une portion plus large du signal dans le domaine temporel, permettant ainsi d'analyser des fréquences plus basses. Au contraire, diminuer ce paramètre va comprimer la fenêtre contenant l'ondelette pour englober une plus courte section du signal, permettant ainsi d'analyser des fréquences plus importantes. Un exemple de transformée en ondelettes calculée à partir du signal présenté en figure 3.9 est donné en figure 3.10.

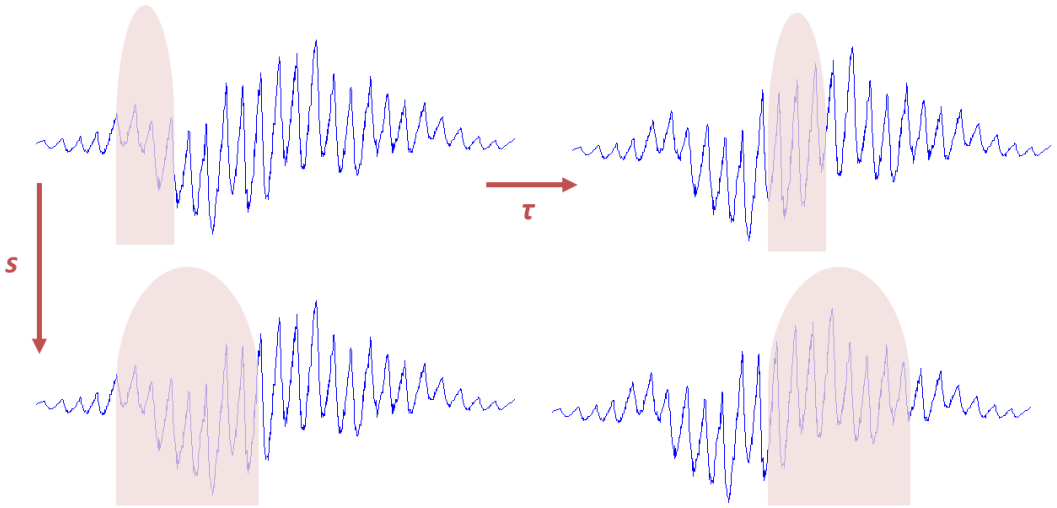

FIGURE 3.9 – Déplacement et dilatation de l'ondelette sur le signal. La fenêtre contenant l'ondelette est dans un premier temps déplacée le long du signal via le paramètre τ. Lorsque l'ondelette atteint la fin du signal, le paramètre *s* est modifié, permettant ainsi à l'ondelette d'englober plus de signal et analyser des fréquences plus basses.

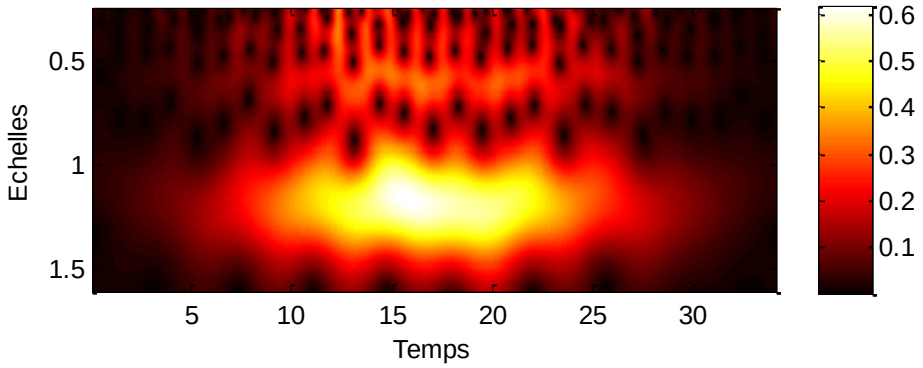

FIGURE 3.10 – Résultat de la transformée en ondelettes du signal présenté en figure 3.9. La tâche claire au centre de l'image transcrit la composante basse fréquence. On retrouve les oscillations du signal dans les échelles comprises aux alentours de 0.5.

Le signal d'origine est reconstructible par le biais de la transformée inverse qui se calcule à partir de la relation suivante :

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^\infty \int_{-\infty}^\infty \frac{1}{s^2} T^{ondelettes}(\tau, s) \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau \, ds$$
$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(\zeta)|^2}{|\zeta|} d\zeta < \infty \quad (3.3)$$

C_ψ correspond à la condition d'admissibilité et $\hat{\psi}$ à la transformée de FOURIER de ψ.

Les transformées en ondelettes ont largement été utilisées pour analyser des signaux biomédicaux [44] et notamment pour supprimer les artefacts et les bruits hautes fréquences de l'onde cardiaque [56], [154] ainsi que pour détecter de manière robuste les maximums formés par l'onde pulsatile [46], [155]. Ces signaux sont non-stationnaires par nature car leur fréquence évolue sans cesse dans le temps.

La transformée en ondelettes discrète correspond à un autre type de transformée basée sur des opérations de filtrage numérique qui permettent de décomposer le signal pour accélérer les temps de calcul. Ces derniers peuvent devenir très importants si le signal à analyser est conséquent ou si il est nécessaire de travailler avec des résolutions fréquentielle et temporelle élevées. Une cascade de filtres passe-bas et passe-haut est utilisée pour analyser le signal sur différentes échelles [47], [156]. Certaines parties de la transformée peuvent être supprimées en fixant un seuil déterminé empiriquement, la reconstruction du signal par transformée inverse permet de filtrer le signal pour faciliter la détection des pics [48], [157] ou de la tendance moyenne [155]. Cette transformée a aussi été utilisée pour extraire des caractéristiques et des statistiques calculées sur différentes bandes de fréquence à partir d'électrocardiogrammes et d'électroencéphalogrammes [156].

3.3 MÉTHODE DE RÉCUPÉRATION ET DE FILTRAGE DU SIGNAL PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIQUE

Le principal objectif de cette section est d'exposer les algorithmes que nous avons développés et qui permettent de récupérer l'information photopléthysmographique sur le visage d'un individu à partir d'un ordinateur et d'une webcam. Les deux sections précédentes fournissent un ensemble de rappels auxquels nous nous réfèrerons dans cette partie. Les opérations de filtrage présentées ci-dessous ont été développées afin de lisser les signaux pour qu'ils puissent être facilement interprétés par la suite, notamment en vue de quantifier l'activité cardiaque (la fréquence cardiaque instantanée en particulier) et les amplitudes du signal PPG. Les algorithmes qui réalisent l'acquisition en temps réel du signal PPG ont été développés en C++ sous Visual Studio 2012. Les opérations de filtrage du signal par la transformée en ondelettes ont été encodées sur MATLAB (The MathWorks, Inc.).

Tout d'abord, l'algorithme va se charger de contrôler un ensemble de paramètres liés à la webcam pour réguler automatiquement l'image source. Cette première étape s'assure que le visage, qui sert continuellement de feedback dans cette partie, soit correctement illuminé, saturé et dont les tons de couleur sont acceptables. Le signal PPG est ensuite formé uniquement à partir des pixels appartenant à la peau avant d'être lissé par un algorithme qui repose sur la transformée en ondelettes continue. Un indice de confiance a été développé pour permettre au système d'observer les intervalles de temps où le signal devient trop fluctuant et ne peut plus être interprété convenablement.

3.3.1 RÉCUPÉRATION DES TRAMES DE LA CAMÉRA ET DÉTECTION AUTOMATIQUE DU VISAGE

La librairie OpenCV [158] permet d'interfacer les webcams et caméras numériques à l'aide d'un ensemble de standards préprogrammés. Les trames sources sont récupérées et stockées dans des tableaux d'entiers à 3 voire 4 dimensions. Chacune de ces dimensions représente un canal de couleur particulier, généralement le rouge, le vert et le bleu (figure 3.11). La taille des tableaux est fonction de la résolution paramétrée sur la caméra : une résolution de 640 par 480 pixels fournit trois tableaux distincts (un par couleur) de 640 colonnes par 480 lignes. Accroître la résolution entraine inévitablement une augmentation de la taille de ces tableaux.

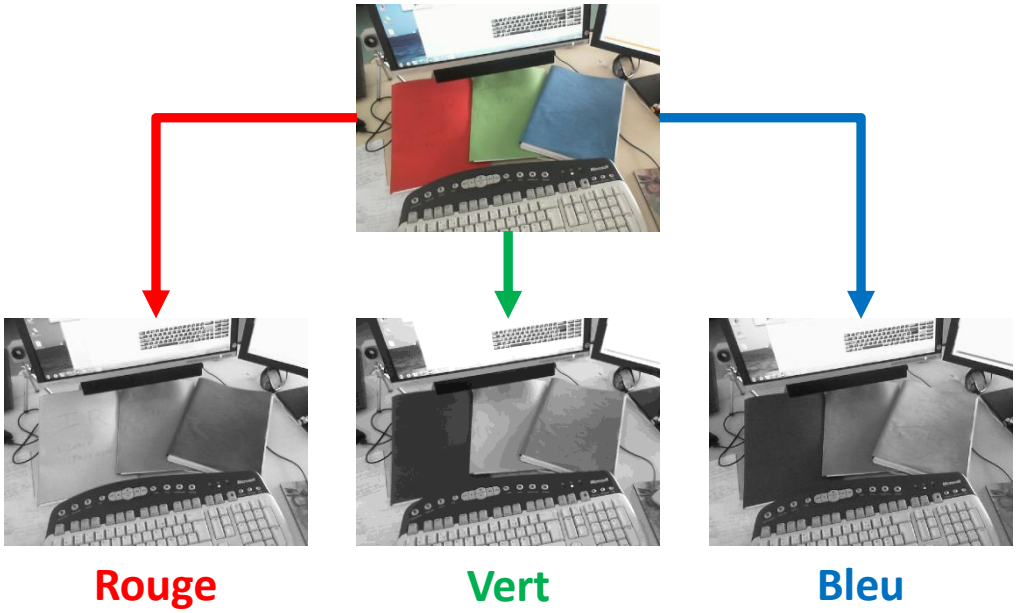

FIGURE 3.11 – Séparation des trames d'une image. L'image couleur est formée à partir d'une trame rouge, verte et bleue. L'intensité lumineuse du cahier rouge est beaucoup plus importante sur la trame rouge que sur les trames bleue et verte. Il en va de même entre les couleurs des autres cahiers et de leur trame respective.

Le visage est automatiquement détecté dans l'image source en utilisant l'algorithme originellement proposé par VIOLA et JONES [64] qui utilise une cascade de classifieurs boostés sur chaque trame (figure 3.12). Les images sources sont transformées en images intégrales, une représentation différente qui permet d'évaluer très rapidement leurs caractéristiques importantes. L'algorithme retourne la position du rectangle englobant le visage (figure 3.12) en fournissant la largeur, la hauteur et les coordonnées du point situé en haut à gauche.

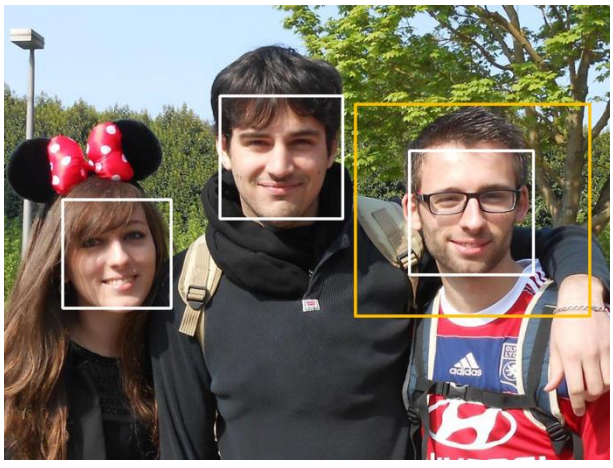

FIGURE 3.12 – Détection du visage sous OpenCV par la méthode initialement proposée par VIOLA et JONES. Les trois visages sont convenablement détectés dans cette image.

Lorsqu'un visage est repéré dans une trame, l'algorithme adapte la zone de détection pour la trame suivante : la détection ne se fait plus sur l'ensemble de l'image mais dans une région cadrée aux alentours du visage détecté préalablement. Un exemple est donné sur la figure 3.12, ou le cadre orange correspond à la région qui sera utilisée par l'algorithme pour rechercher le visage sur la trame suivante. Cette adaptation permet d'économiser de précieux temps de calcul. La recherche est effectuée dans une zone élargie de 25 % par rapport à la hauteur et à la largeur initiales.

Le visage est détecté uniquement si les dimensions du rectangle qui l'englobe sont supérieures à 50 par 50 pixels. Cette contrainte réduit fortement le nombre de recherches d'un visage dans la trame source. Le zoom (cf. paragraphe 3.3.2) est augmenté pour que la taille du visage soit maximale dans l'image, permettant ainsi d'assurer des détections de bonne qualité sur des personnes situées à environ 2 mètres de la caméra.

3.3.2 RÉGULATION DES PARAMÈTRES DE LA CAMÉRA

L'algorithme régule automatiquement les paramètres internes de la caméra pour que le système puisse s'adapter aux variations de l'environnement. De simples nuages venant à masquer un soleil culminant peuvent engendrer des modifications drastiques de la lumière ambiante, autant au niveau de l'intensité que de la température (cf. paragraphe 3.1.3). La régulation est itérative : elle est réalisée en observant continuellement le visage de l'individu.

Une réduction de la largeur du rectangle qui contient le visage est en premier lieu effectuée. La nouvelle largeur est fixée à 60 % de la valeur native donnée par l'algorithme de VIOLA et JONES (cf. figure 3.12) afin d'être certain d'observer exclusivement la peau de l'individu et pas des éléments pouvant appartenir à la scène.

3.3.2.1 *Régulation initiale*

Le zoom numérique de la caméra est contrôlé pour que le visage remplisse au mieux la trame source afin d'augmenter au maximum le nombre de pixels qui contiennent l'information PPG. Le panoramique et l'inclinaison (cf. paragraphe 3.1.5) sont recalculés à chaque itération pour centrer le visage dans l'image délivrée par la caméra (figure 3.13).

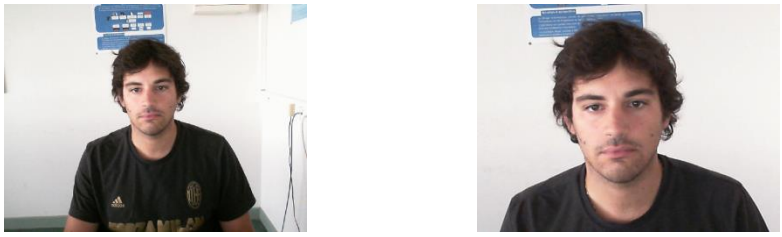

FIGURE 3.13 – Contrôle du zoom, du panoramique et de l'inclinaison. Le visage remplit progressivement la trame délivrée par la caméra à mesure que le zoom augmente. La capture de gauche est un enregistrement de la trame initiale tandis que la capture de droite correspond à un enregistrement après 10 itérations.

L'algorithme modifie ensuite un ensemble de paramètres internes à la caméra afin d'obtenir une image propice à la mesure de la PPG. Le programme scrute les trames sources et modifie les paramètres qui assurent le contrôle de la luminosité, de la saturation et de la balance des blancs pour respectivement obtenir une image convenablement éclairée (cf. figure 3.15), saturée (figure 3.16) et dont la teinte est acceptable (figure 3.17). Cette régulation est réalisée en ajustant les paramètres de la caméra via des seuils définis après un ensemble d'essais exploratoires (cf. équation 3.4). L'observation est réalisée sur le visage réduit de 60 % en largeur en utilisant un espace colorimétrique particulier : l'espace *HSV*.

Cet espace colorimétrique est calculé via un ensemble de transformations effectuées à partir de l'espace natif rouge, vert et bleu (abrégé *RGB* dans le reste du manuscrit en regard à la dénomination anglaise *Red Green Blue*). Cet espace de couleur particulier est représenté sous la forme d'un cylindre (figure 3.14) composé de trois canaux indépendants [159] :

- *H* (*Hue*) représente la teinte (la longueur d'onde) d'un pixel, exprimée en degrés ou en pourcentage. Par exemple, une valeur de *H* à 0° représente la couleur rouge pure ;
- *S* (*Saturation*) correspond à l'intensité de la couleur d'un pixel. Une saturation faible donne des couleurs qui tendent vers les niveaux de gris tandis qu'une saturation importante donne des couleurs vives et intenses ;
- *V* (*Value*) représente la clarté, la brillance de la couleur. Plus ce paramètre est faible et plus la couleur tend vers le noir.

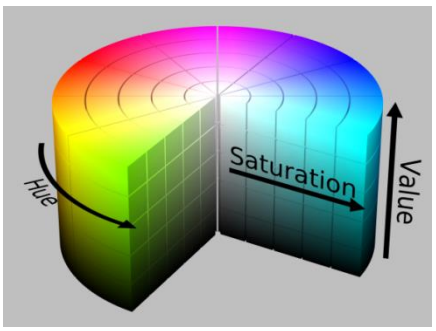

FIGURE 3.14 – Représentation graphique de l'espace colorimétrique *HSV*.

Les modifications des paramètres de la caméra ont un effet direct sur les composantes *H*, *S* et *V* observées sur le visage de la personne. La modification de l'exposition et de la luminosité impactent la composante *V*, la saturation agit sur *S* et la balance des blancs sur *H*. L'algorithme régule ainsi chaque paramètre indépendamment pour que les observations des composantes *H*, *S* et *V* puissent satisfaire le seuil suivant :

$$\begin{cases} 30 < H < 50 \\ 80 < S < 90 \\ 160 < V < 180 \end{cases} \quad (3.4)$$

La régulation des paramètres de la webcam est également nécessaire pour assurer le bon fonctionnement du filtre de détection des pixels appartenant à la peau (cf. paragraphe 3.3.3.1). Elle a néanmoins été développée pour régler de manière adéquate l'image délivrée par la webcam afin de s'assurer que les signaux photopléthysmographiques mesurés sont de bonne qualité, notamment en ce qui concerne leur rapport signal sur bruit.

FIGURE 3.15 – Régulation de la luminosité de la caméra. La luminosité est adaptée pour obtenir une image qui ne soit pas surexposée (figure de droite) ou sous-exposée (figure de gauche).

FIGURE 3.16 – Régulation de la saturation de la caméra. La saturation est adaptée pour obtenir une image qui ne soit pas trop saturée (figure de droite) ou pas assez saturée (figure de gauche).

FIGURE 3.17 – Régulation de la balance des blancs de la caméra. La teinte est adaptée pour obtenir une image qui ne tend pas vers des tons trop froids (figure de gauche) ou trop chauds (figure de droite).

3.3.2.2 *Régulation continue*

Le système poursuit la régulation présentée dans la section précédente en temps réel afin de s'adapter aux possibles fluctuations lumineuses qui peuvent drastiquement modifier les couleurs et l'éclairement du visage perçus par la caméra. Contrairement à la régulation initiale, la balance des blancs n'est plus modifiée ici : seul un critère sur la composante *H* de l'espace *HSV* est paramétré pour redémarrer complètement la régulation des paramètres si les tons ont trop changé, particulièrement lorsque *H* dépasse les 80. Il peut s'agir, par exemple, du passage d'un éclairement naturel (via la lumière du soleil) à un éclairement artificiel (par les néons) qui peut entrainer des modifications importantes de la température de l'éclairage (cf. paragraphe 3.1.3).

La régulation permet de stabiliser les trames délivrées par la webcam pour que l'enregistrement de la PPG puisse être convenablement effectué. Les seuils ont néanmoins été paramétrés pour que ces adaptations n'agissent que quand cela est nécessaire. Pour rappel, la mesure de la PPG par webcam correspond à une observation continue des fines variations de couleur qui apparaissent sur la peau du visage (cf. paragraphe 2.1.3.3.3). Les modifications des paramètres de la caméra génèrent des fluctuations de couleur et de luminosité bien plus intenses que les fines variations entrainées par la PPG. Il est donc nécessaire que les trames sources soient stabilisées le temps de la mesure.

3.3.3 DÉTECTION DE LA PEAU ET FORMATION DU SIGNAL PPG

Les paragraphes qui suivent fournissent des détails sur la colonne centrale de l'algorithme qui permet de former le signal PPG à partir de l'image contenant le visage. Deux points clés sont à noter :

- L'information PPG transite uniquement au niveau de notre peau. Seuls les pixels du visage qui appartiennent à la peau sont collectés et utilisés dans les étapes suivantes ;
- Le signal est formé par une moyenne spatiale, une opération qui transforme un ensemble de pixels en un scalaire à l'instar d'une moyenne classique sur des nombres.

3.3.3.1 *Détection de la peau*

Les cheveux et certains éléments de l'environnement (un mur ou des arbres situés derrière la personne par exemple) peuvent être présents dans la zone qui englobe le visage (cf. figure 3.12). L'activité cardiaque entraine des variations de couleurs par photopléthysmographie uniquement au niveau de la peau du visage. Il est donc important de n'observer que les pixels qui appartiennent à cette catégorie tout en écartant les autres.

Nous avons développé un filtre qui permet d'isoler les pixels qui appartiennent à la peau et contiennent l'information utile à l'aide d'un masque particulier, développé à partir d'un seuillage sur les composantes de l'espace colorimétrique YC_bC_r. Analogiquement à l'espace *HSV* présenté dans la section précédente, cet espace est formé par transformation directe de l'espace *RGB* [160] dont voici les calculs :

$$\begin{cases} Y = 0.299.R + 0.587.G + 0.114.B \\ C_r = 0.5.R - 0.419.G - 0.081.B + 128 \\ C_b = -0.169.R - 0.331.G + 0.5.B + 128 \end{cases} \quad (3.5)$$

Y correspond à la luminance, C_b à la chrominance bleue et C_r à la chrominance rouge. Cet espace a déjà été utilisé auparavant pour détecter la peau dans des images ou des flux vidéo [161]. La zone qui englobe le visage est réduite de 60 % en largeur pour les étapes de régulation présentées aux paragraphes 3.3.2.1 et 3.3.2.2. Ici, la détection des pixels appartenant à la peau est réalisée sur l'entièreté du visage. Le seuillage sur les trois canaux Y, C_b et C_r a été défini selon l'équation suivante :

$$\begin{cases} Y > 80 \\ 77 < C_b < 127 \\ 133 < C_r < 173 \end{cases} \quad (3.6)$$

Un exemple typique de détection de la peau sur une image complète est présenté en figure 3.18. Le masque exposé dans cette partie améliore grandement le rapport signal sur bruit du fait que seuls les pixels contenant l'information utile sont conservés. Des exemples illustrant l'utilité du masque sont présentés dans le paragraphe 3.3.3.4.

FIGURE 3.18 – Résultat d'une détection de la peau. Le masque (à droite) est formé à partir d'une transformation dans l'espace YC_bC_r de l'image source (à gauche) initialement encodée au format natif *RGB*.

3.3.3.2 *Formation du signal PPG*

Les études démontrant qu'il est possible de mesurer la photopléthysmographie via des caméras numériques et des webcams sont présentées dans ce manuscrit, spécifiquement au paragraphe 2.1.3.3.3. Les méthodes d'extraction du signal PPG présentées dans ces travaux sont souvent basées sur l'observation du canal vert de l'espace colorimétrique *RGB*. Cette composante a été utilisée concurremment avec les canaux rouge et bleu au travers de méthodes permettant de séparer à l'aveugle des sources [62], [63].

3.3.3.2.1 Passage de l'espace colorimétrique *RGB* à CIE *L*u*v**

L'hémoglobine possède un meilleur taux d'absorption pour des longueurs d'onde comprises entre 540 et 577 nm, ce qui correspond concrètement aux lumières jaune et verte [34]. Pratiquement, le signal PPG se retranscrit mieux si l'on observe le canal vert plutôt que les canaux rouge et bleu. Nous avons choisi de n'utiliser qu'une seule composante qui dérive d'un troisième espace colorimétrique différent de l'espace natif *RGB* (après les espaces *HSV* pour la régulation des paramètres de la caméra et YC_bC_r pour la détection de la peau) dans ce travail : l'espace CIE *L*u*v** (figure 3.19).

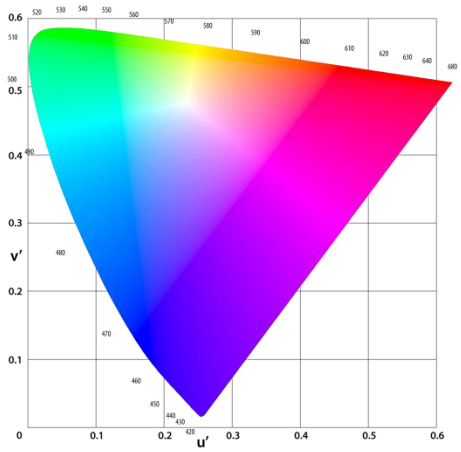

FIGURE 3.19 – Représentation des chrominances *u** et *v** de l'espace de couleur CIE *L*u*v**.

L'espace CIE *L*u*v** a été proposé par la CIE (la Commission Internationale de l'Éclairage) en tant que modèle de représentation uniforme par rapport à la perception des couleurs de l'œil humain. Les distances entre les couleurs de l'espace se rapprochent des différences perçues par l'œil.

Cette notion est présentée graphiquement sur la figure 3.20 : la représentation à gauche correspond à l'espace de couleur CIE *xyY*, un espace qui n'est pas uniformisé par rapport à la vision humaine. Seuls les deux canaux de chrominance *x* et *y* sont affichés sur cette figure. Chaque segment représente une différence identique de couleur perçue par l'œil humain.

Une très grande disparité de la taille des segments est observable sur cette figure : nos yeux sont capables de différencier plus finement les couleurs représentées dans le bas (pour des faibles valeurs de *y*) que dans le haut de l'espace. Les segments présentés sur la figure de droite correspondent aux mêmes différences que sur la figure de gauche mais sont cette fois projetés sur le format CIE *L*u*v**. La longueur des segments est quasiment identique : une différence perceptible par nos yeux entre deux couleurs proches apparait toujours avec un écart constant dans l'espace.

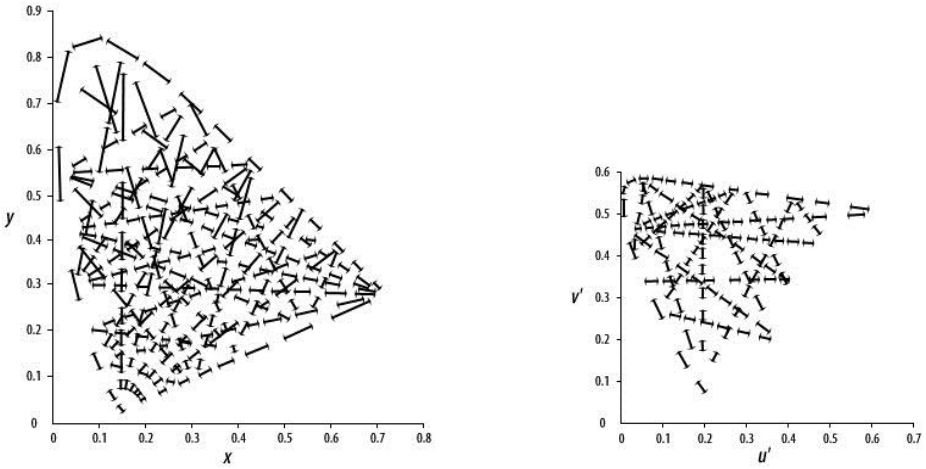

FIGURE 3.20 – Perception de l'œil humain dans les espaces de couleur. Représentation des différences de couleur perçues dans l'espace CIE *xyY* (à gauche) et dans l'espace CIE *L*u*v** (à droite).

L'espace CIE *L*u*v** est formé d'une composante de luminance *L** et de deux composantes de chrominance *u** et *v**. Ces dernières représentent des index de couleur compris entre le rouge et le vert pour *u** et entre le jaune et le bleu pour *v** (cf. figure 3.19). Les fluctuations photopléthysmographiques sont ainsi davantage perceptibles en observant la composante *u** que *v** ou *L** [72]. L'espace colorimétrique CIE *L*u*v** est formé à partir de l'espace CIE *XYZ*, lui-même dérivé de l'espace natif *RGB* [162]. Les transformations pour passer du *RGB* au CIE *L*u*v** sont réversibles. Les composantes *L**, *u** et *v** sont calculées à partir de l'espace CIE *XYZ* selon les formules suivantes :

$$L^* = \begin{cases} 116\left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{\frac{1}{3}} - 16 & \text{pour } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.292\left(\frac{Y}{Y_n}\right) & \text{pour } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases} \qquad (3.7)$$

$$u^* = 13(L^*)(u' - u_n)$$

$$v^* = 13(L^*)(v' - v_n)$$

Dans ces équations, l'indice *n* représente les coordonnées du point blanc D65 [162] défini par la CIE : Y_n = 1.0, u_n = 0.197939 et v_n = 0.468311. *u'* et *v'* sont calculés à partir des composantes *X*, *Y* et *Z* (équation 3.8).

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}$$
$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (3.8)$$

L'espace *XYZ* est formé à partir de l'espace colorimétrique *RGB* via la formule suivante :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{bmatrix} . \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

3.3.3.2.2 Combinaison et moyenne spatiale

L'objectif de cette étape est d'utiliser les intensités lumineuses de la trame *u** (formée après conversion de l'espace *RGB* en CIE *L*u*v**) qui existent sur le masque de détection de la peau. Une simple combinaison par multiplication des deux trames est effectuée (figure 3.21).

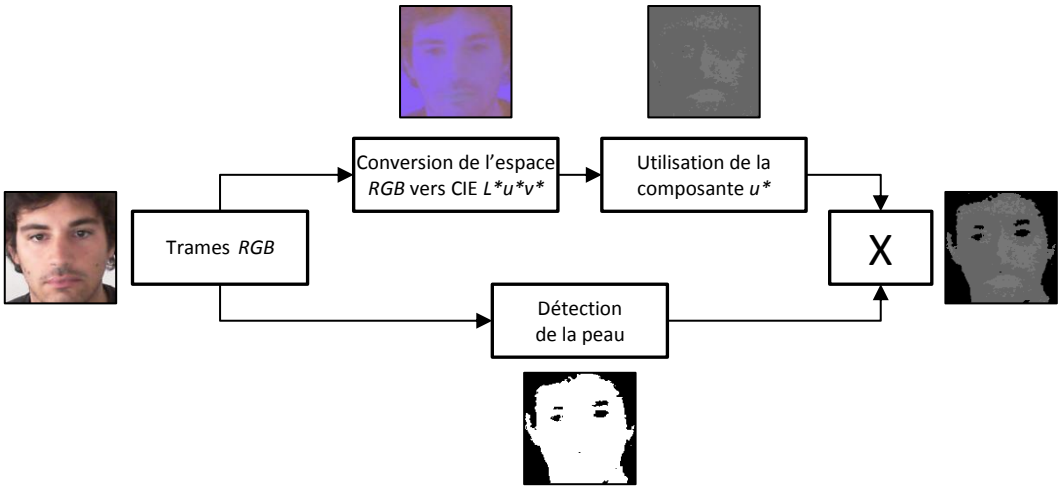

FIGURE 3.21 – Combinaison de la composante *u** avec le masque de détection de la peau.

Le signal est formé par une moyenne spatiale, une opération qui transforme un ensemble de pixels en un scalaire à l'instar d'une moyenne classique. La moyenne spatiale est calculée sur les intensités lumineuses de l'image combinée (cf. figure 3.21) en ne prenant en compte que les pixels différents de 0. Un ensemble de *n* trames donne un signal brut de *n* points (figure 3.22).

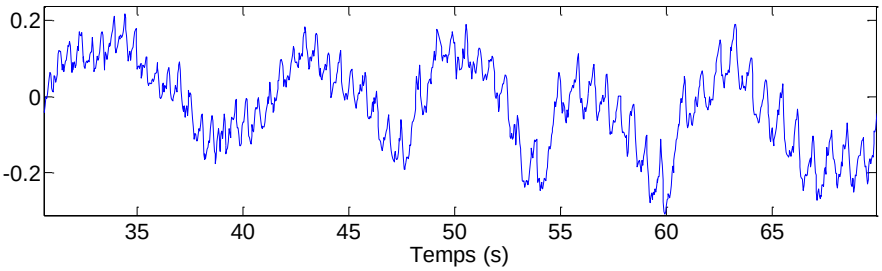

FIGURE 3.22 – Exemple de signal photopléthysmographique extrait d'une webcam. Chaque point de ce signal correspond à la moyenne spatiale d'une trame.

3.3.3.3 *Indice de confiance*

L'indice de confiance (figure 3.23) a été développé pour permettre au système d'intégrer les parties du signal qui deviennent trop fluctuantes et ne peuvent pas être convenablement interprétées. L'indice de confiance est donné en pourcentage : 0 % indique que le signal n'est pas fiable du tout là où un indice de confiance de 100 % montre que le signal est tout à fait utilisable et que le risque de mauvaise quantification des paramètres physiologiques est faible. L'indice est calculé à partir de la dérivée du signal PPG et suit la relation exprimée dans la formule suivante :

$$d = \sum_{i=0}^{fps/2} |PPG_{i+\Delta} - PPG_i| \tag{3.10}$$

PPG représente le signal brut, formé après la moyenne spatiale sur les pixels (cf. paragraphe 3.3.3.2.2). *Δ* est fixé à un nombre de points égal à la moitié de la fréquence d'échantillonnage, ce qui correspond à un pas temporel de 0.5 secondes. La formule symbolise l'absolue de la dérivée calculée sur une demi-seconde. Cette quantité est ensuite intégrée sur une demi-seconde (*fps* pour *frames per seconde* dans l'équation 3.10). Le résultat est utilisé pour calculer l'indice de confiance :

$$confiance = (10 - \ln(d)^3).10 \tag{3.11}$$

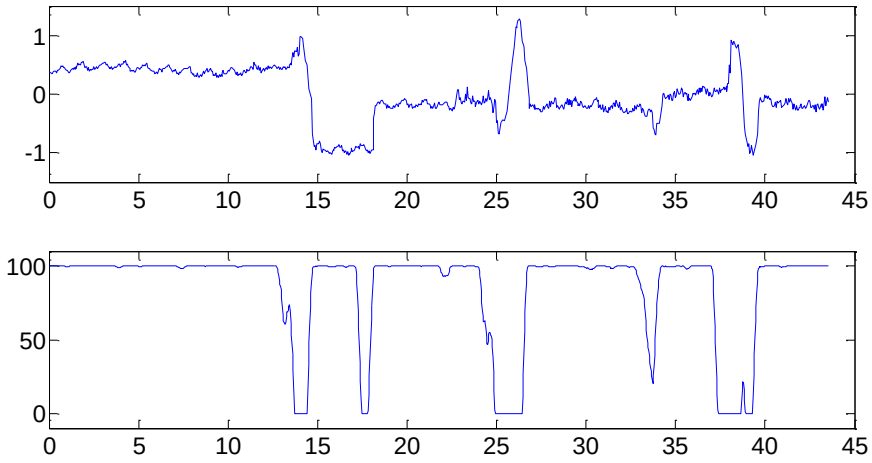

FIGURE 3.23 –Indice de confiance (figure du bas) calculé à partir du signal PPG brut (figure du haut).

3.3.3.4 *Résumé de la méthode*

La méthode présentée dans cette section est résumée à l'aide du schéma proposé ci-dessous. Dans cette vue d'ensemble, les trames sources sont récupérées au format natif *RGB*. La régulation des paramètres [(a) sur la figure 3.24] permet de zoomer sur le visage afin d'obtenir un maximum de pixels utilisables. Cette étape adapte les paramètres de la caméra pour régler de manière optimale la couleur et la luminosité de l'image source (cf. paragraphe 3.3.2.1). Les pixels qui contiennent l'information PPG sont isolés par un filtre qui détecte la peau [(b) sur la figure 3.24, cf. paragraphe 3.3.3.1]. Une conversion de l'espace natif *RGB* vers l'espace CIE *L*u*v** est effectuée [(c) sur la figure 3.24]. Seule la trame *u** de l'espace converti est combinée au masque généré à l'étape de détection de la peau [(d) sur la figure 3.24]. Enfin, une moyenne spatiale est employée pour transformer une série de trames en un signal brut [(e) sur la figure 3.24, cf. paragraphe 3.3.3.2.2].

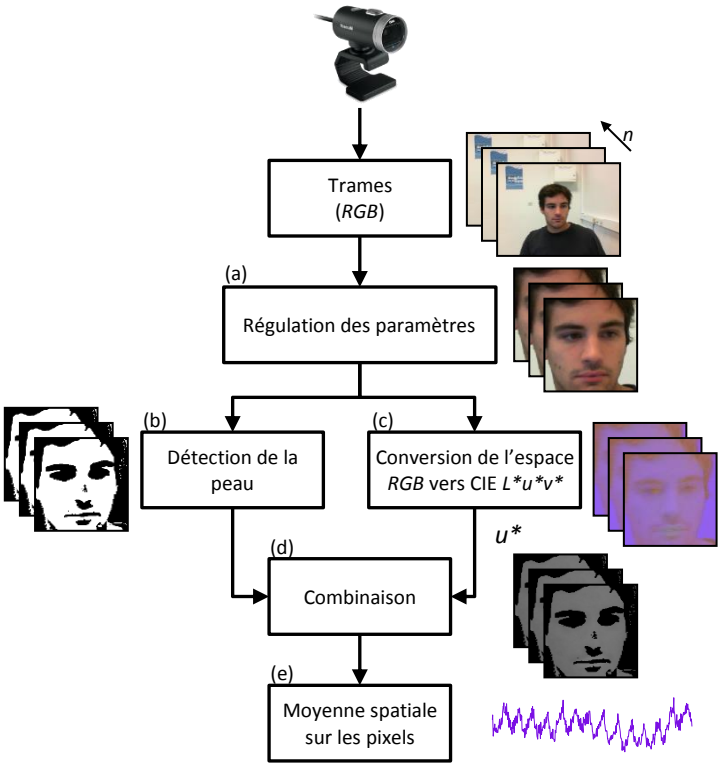

FIGURE 3.24 – Vue d'ensemble de la méthode de formation du signal PPG à partir des images sources.

Il est important de noter que la détection de la peau est une étape très importante de la chaine de traitement des images. Elle permet d'améliorer la qualité du signal PPG en augmentant le rapport signal sur bruit. La figure 3.25 présente un exemple typique avec (b) et sans (a) le filtre.

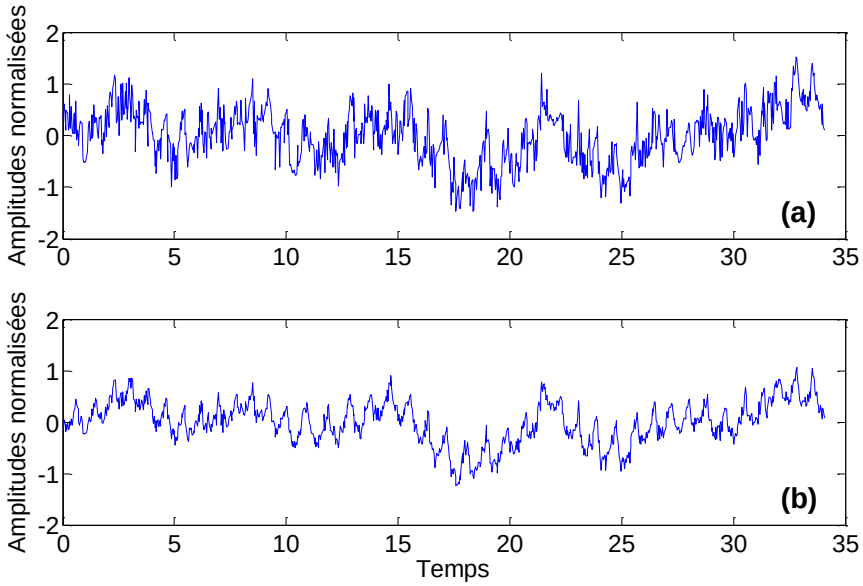

FIGURE 3.25 – Amélioration de la qualité du signal brut (a) par l'utilisation (b) du filtre de détection de la peau.

De même, la composante *u** de l'espace colorimétrique CIE *L*u*v** permet d'améliorer la robustesse du système face aux variations de lumières engendrées par les mouvements de la tête. Ci-dessous est présenté un exemple typique, ou les mouvements de la tête ont été enregistrés en figure 3.26 (a). Des mouvements sont observables aux alentours de t = 5, 8, 11, 13, 16 et 18 secondes et de manière moins importante à t = 30 secondes. Ces variations sont exprimées en pixels et correspondent à la position verticale de la zone rectangulaire qui englobe le visage dans l'image source (cf. paragraphe 3.3.1). Le signal PPG formé en utilisant la composante verte de l'espace *RGB* est représenté sur la figure 3.26 (b). Des variations importantes dans l'amplitude du signal sont observables, en particulier aux instants où les mouvements interviennent. En comparaison, l'utilisation de la composante *u** atténue naturellement les bruits et parasites de mesure rendant ainsi le système moins sensible aux variations d'intensités lumineuses [figure 3.26 (c)].

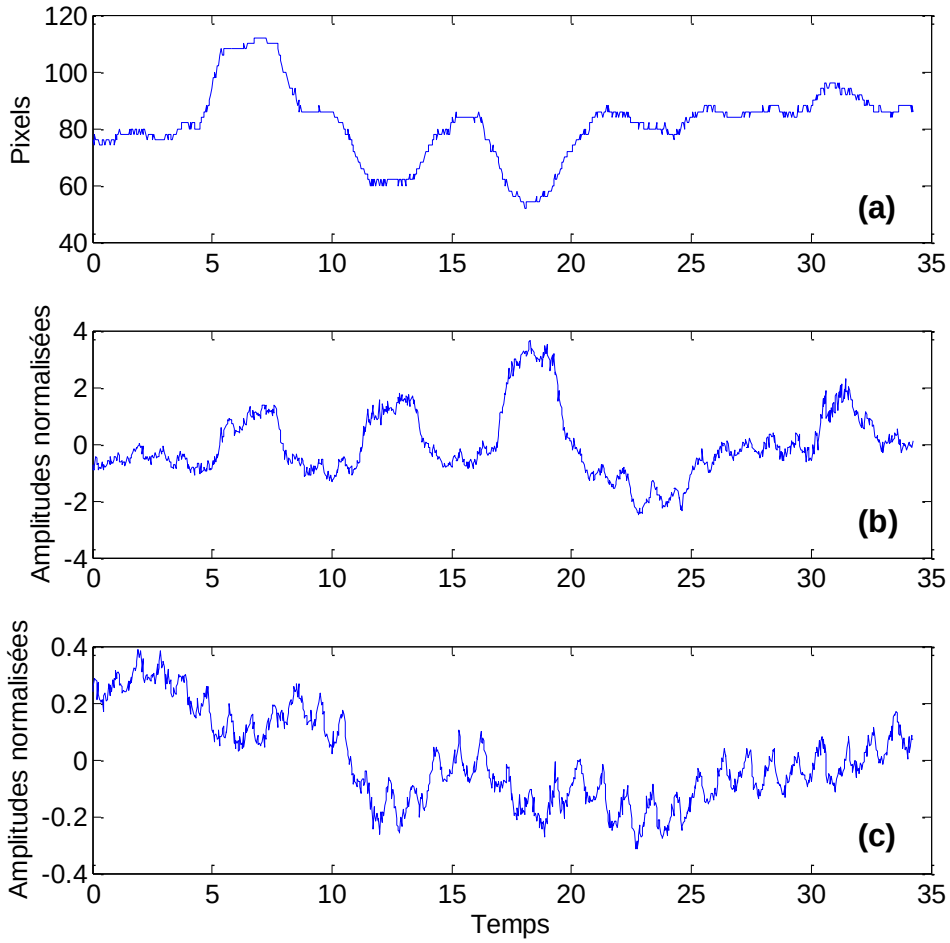

FIGURE 3.26 – Comparaison entre les composantes verte (b) de l'espace *RGB* et *u** (c) de l'espace CIE *L*u*v** lors de mouvements enregistrés par le déplacement de la zone rectangulaire qui englobe le visage (a).

3.3.4 FILTRAGE DU SIGNAL PAR TRANSFORMÉE EN ONDELETTES CONTINUE

3.3.4.1 *Normalisation et rééchantillonnage*

Le signal PPG est en premier lieu inversé et normalisé (équation 3.12) pour que les pics puissent être détectés avec plus de précision. La normalisation consiste à centrer le signal autour de zéro en supprimant la composante continue. Cette étape permet à la transformée en ondelettes de révéler plus de détails sur les hautes fréquences [116].

$$PPG_i = [PPG_i \times (-1)] + \mu \tag{3.12}$$

PPG correspond au signal brut formé après la moyenne spatiale sur les pixels de l'image (cf. paragraphe 3.3.3.2.2) et μ à sa moyenne. Le signal est ainsi inversé et centré autour de zéro. La cadence d'acquisition de la caméra n'étant pas fixe, l'échantillonnage du signal est irrégulier. Une opération d'interpolation par splines sur 30 Hz est utilisée pour redistribuer correctement les points.

3.3.4.2 *Calcul de la transformée en ondelettes*

La transformée en ondelettes continue du signal interpolé est calculée spécifiquement entre 0.6 et 4 Hz, ce qui correspond en pratique aux fréquences cardiaques comprises entre 40 et 240 bpm. Cette bande représente une large plage de fréquences cardiaques pouvant être rencontrées chez l'être humain. Les coefficients sont calculés à partir de la transformée de FOURIER de l'ondelette pour améliorer les temps de calcul [163]. Une représentation réelle et imaginaire de la transformée en ondelettes du signal PPG est générée pour un signal temporel donné.

Les différents essais exploratoires que nous avons menés ont montré que l'ondelette de MORLET est adaptée à l'analyse des signaux PPG mesurés par webcam. Cette ondelette a d'ores et déjà été employée pour analyser des signaux PPG obtenus à partir de capteurs en contact [164]. Le résultat produit un scalogramme, une représentation particulière du temps en fonction des échelles. Les grandes échelles traduisent les basses fréquences et inversement (cf. section 3.2).

3.3.4.3 *Création du filtre à partir du module de la transformée*

L'algorithme de filtrage présenté dans ces travaux est basé sur le module de la transformée en ondelettes [figure 3.27 (a)] pour supprimer les bruits et tendances qui affectent le signal PPG. Il nécessite une fenêtre composée au minimum de 15 secondes de signal. L'énergie de la transformée est calculée sans tenir compte des coefficients qui présentent des valeurs aberrantes et n'appartiennent pas aux fluctuations naturelles de la photopléthysmographie. Le maximum en énergie de la transformée en ondelettes [figure 3.27 (b)] donne une estimation directe de la fréquence cardiaque moyenne des 15 secondes analysées.

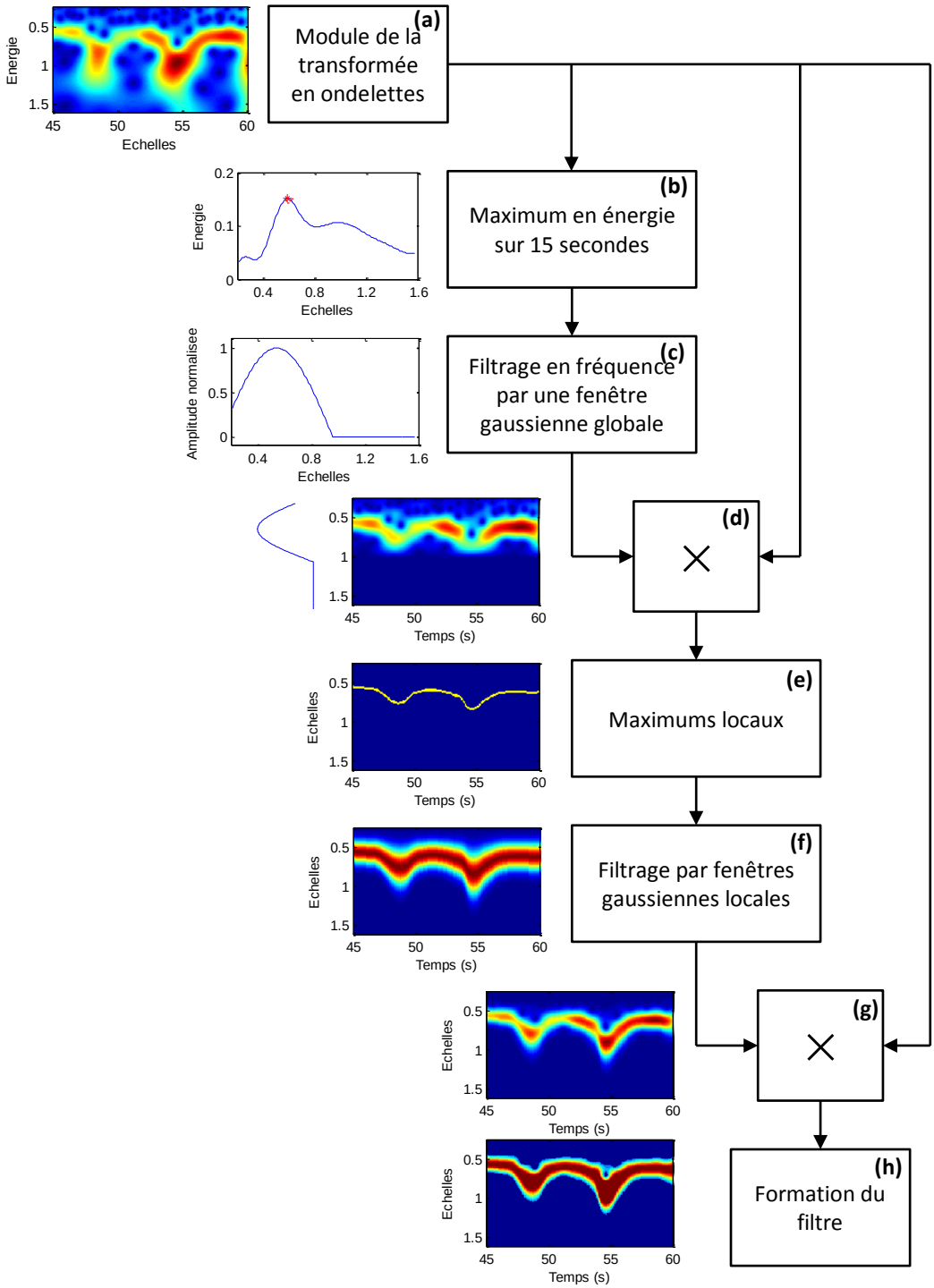

FIGURE 3.27 – Étape de construction du filtre. Le module de la transformée en ondelettes du signal PPG est formé (a) et son maximum en énergie calculé (b). Une fenêtre gaussienne (c) dont la largeur s'adapte en fonction de la position en échelle du maximum en énergie est combinée à la transformée en ondelettes du signal PPG. La représentation générée (d) permet de mieux repérer la position du maximum sur chaque colonne (e) et pouvoir placer des fenêtres gaussiennes locales dans une matrice (f). Le trajet suivi par l'évolution de la fréquence cardiaque et les fluctuations d'amplitude dans le temps est clairement identifiable sur la combinaison de ce filtre à la transformée initiale (g). Les intensités sont néanmoins pondérées et biaisées par les fenêtres gaussiennes locales. Un filtre qui conservera les intensités (h) est généré à partir de l'information maximum des coefficients sur chaque colonne de la représentation précédente.

3.3.4.3.1 Filtrage global par le maximum en énergie

L'objectif de cette étape est d'isoler la fréquence (traduite par l'échelle) qui présente un maximum d'énergie afin de filtrer l'ondelette autour de ce point particulier. Nous supposons ici que le maximum correspond à la fréquence cardiaque moyenne. Elle est générée par l'onde PPG qui oscille à l'instar d'une sinusoïde dont la fréquence varie au cours du temps. Une fenêtre gaussienne de taille adaptative est calculée [figure 3.27 (c)] pour filtrer la transformée autour de l'échelle où l'énergie est maximale. Ce fenêtrage permet de réduire voire de complètement supprimer les coefficients présentant une énergie dans les fréquences possibles des battements du cœur mais qui n'ont a priori pas été générés par le signal PPG.

L'étalement fréquentiel de la transformée en ondelettes est plus important dans les basses que dans les hautes fréquences lorsque les échelles sont présentées de manière linéaire. La largeur de la fenêtre gaussienne est adaptée pour pouvoir s'étirer dans les basses fréquences et se comprimer dans les hautes fréquences. Elle est calculée à partir de la position en échelle du maximum en énergie :

$$N = 2.5\left(ech_{max_energie}\right)$$
$$w(n) = e^{-\frac{1}{2}\left(\alpha\frac{n}{N/2}\right)^2} \quad (3.13)$$

N correspond à la largeur de la fenêtre gaussienne [cf. figure 3.27 (c)] appliquée à la transformée en ondelette et $ech_{max_energie}$ à l'échelle qui présente le maximum d'énergie [figure 3.27 (b)]. Le paramètre α est fixé à 1 afin que la fenêtre ne soit pas trop étroite et que les coefficients appartenant au signal cardiaque ne soient pas tronqués. La fenêtre gaussienne, normalisée entre 0 et 1, est combinée à chaque colonne de la transformée en ondelettes d'origine [figure 3.27 (a)] par une multiplication élément par élément. Ce premier filtre [figure 3.27 (d)] permet de mieux distinguer l'activité cardiaque. Il est utilisé pour amoindrir voire supprimer les coefficients parasités présentant une forte énergie sur les plus hautes et les plus basses fréquences. Les mouvements et fluctuations de l'éclairage entrainent des modifications temporelles et fréquentielles du signal qui sont à l'origine de ces coefficients. Il n'est donc a priori pas nécessaire de les conserver pour reconstruire le signal.

3.3.4.4 *Calcul des maximums locaux*

L'étape précédente permettait de filtrer l'ensemble de la transformée en ondelettes en supprimant les coefficients qui ne sont pas directement liés à l'onde cardiaque. Ce filtre ne tient néanmoins pas compte des évolutions du rythme cardiaque dans le temps : les fluctuations naturelles du rythme entrainent une modification de la fréquence du signal PPG, le rendant ainsi non-stationnaire. Les évolutions de fréquence sont la plupart du temps orchestrées par arythmie sinusale respiratoire (cf. paragraphe 2.1.4.1.6) chez les individus en bonne santé et au repos.

Les maximums locaux de la transformée en ondelettes sont calculés sur chaque colonne de la représentation précédente. La trace générée [figure 3.27 (e)] donne une information sur les évolutions fréquentielles du signal cardiaque. Il s'agit d'une estimation de la fréquence cardiaque instantanée, information plus précise que le rythme moyen calculé via l'énergie totale, comme cela avait été présenté en figure 3.27 (b). Un ensemble de fenêtres gaussiennes dont la position et la taille sont adaptées en fonction des maximums locaux permet de plus précisément sélectionner les coefficients relatifs à l'onde cardiaque tout en permettant de réduire voire de supprimer les autres. La taille de chaque fenêtre dépend de la position du maximum en échelle et est calculée comme auparavant (équation 3.13). Le paramètre α est fixé à 4 pour permettre de générer des fenêtres plus étroites qui engloberont plus strictement les coefficients appartenant au signal cardiaque [figure 3.27 (f)]. Cette association de fenêtres gaussiennes fournit une nouvelle représentation plus précise qui est à nouveau combinée à la transformée en ondelettes de base [figure 3.27 (g)]. Ce nouveau filtre donne une information sur les évolutions d'amplitude du signal en plus des évolutions de fréquence.

3.3.4.5 *Application du filtre et transformée inverse*

Les coefficients pondérés par les fenêtres gaussiennes entrainent une modification des intensités reconstruites lors du calcul de la transformée en ondelettes inverse (cf. équation 3.3). Un nouveau filtre est formé en reprenant la représentation issue du fenêtrage local [figure 3.27 (g)] pour atténuer le biais généré par la pondération des coefficients. L'amplitude maximale du coefficient sur chaque colonne est repérée et tous les coefficients supérieurs ou égaux à 90% de cette intensité (toujours sur chaque colonne) prennent une valeur unitaire dans le filtre [zone bordeaux sur la figure 3.27 (h)]. Afin de lisser les bords du filtre, une dégradation linéaire est construite pour les coefficients dont l'intensité est comprise entre 90 et 30 % de l'amplitude maximale. Les coefficients inférieurs à 30 % de l'intensité maximale sont fixés à 0. Ces paramètres ont été fixés à la suite d'un ensemble d'essais exploratoires. Le filtre est enfin combiné à la transformée d'origine et permet de suivre les évolutions de fréquence de l'onde PPG tout en conservant l'information d'amplitude.

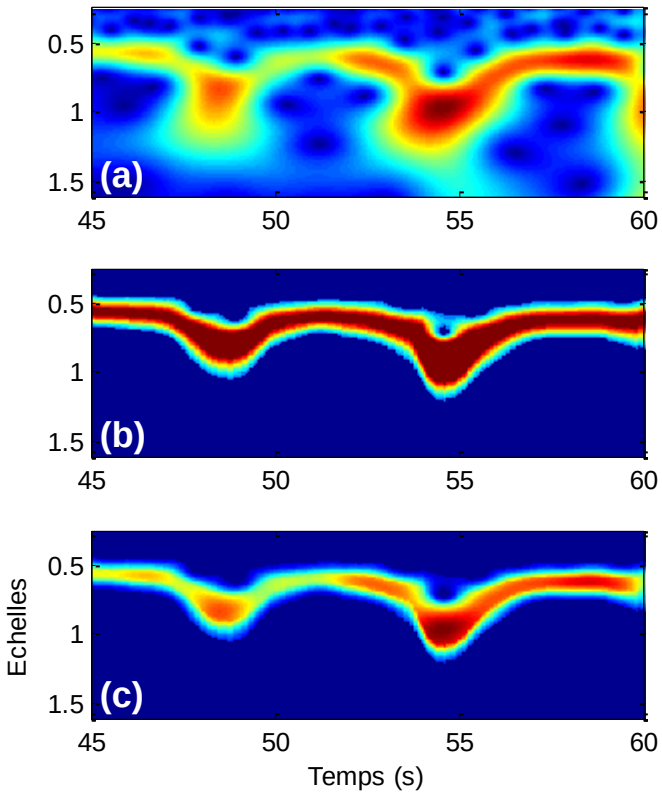

FIGURE 3.28 – Application du filtre sur la transformée en ondelettes d'origine. Le module de la transformée (a) est utilisé pour calculer un filtre en ondelettes (b) permettant de suivre les évolutions de fréquence et d'amplitude du signal photopléthysmographique (c).

La transformée inverse de la représentation filtrée [figure 3.28 (c)] est calculée pour reconstruire un signal temporel correspondant à une version lissée du signal PPG d'origine. Les bruits hautes fréquences et les tendances basses fréquences sont supprimés par l'algorithme exposé dans cette section. Une illustration de l'effet du filtre est présentée en figure 3.29 où les signaux bruts [figures 3.29 (a) et (c)] possèdent des composantes basses et hautes fréquences qui ne sont plus présentes sur le signal reconstruit [figures 3.29 (b) et (d)].

Une interpolation par des splines cubiques sur 256 Hz est appliquée sur le signal filtré afin d'augmenter le nombre de points qui le composent pour pouvoir détecter les pics avec beaucoup plus de précision. La fonction *findpeaks* implantée sous MATLAB (The MathWorks, Inc.) a été utilisée pour trouver les maximums locaux du signal. Les paramètres de la fonction ont été fixés pour que l'algorithme ne puisse détecter que les pics positifs espacés d'une distance cohérente physiologiquement.

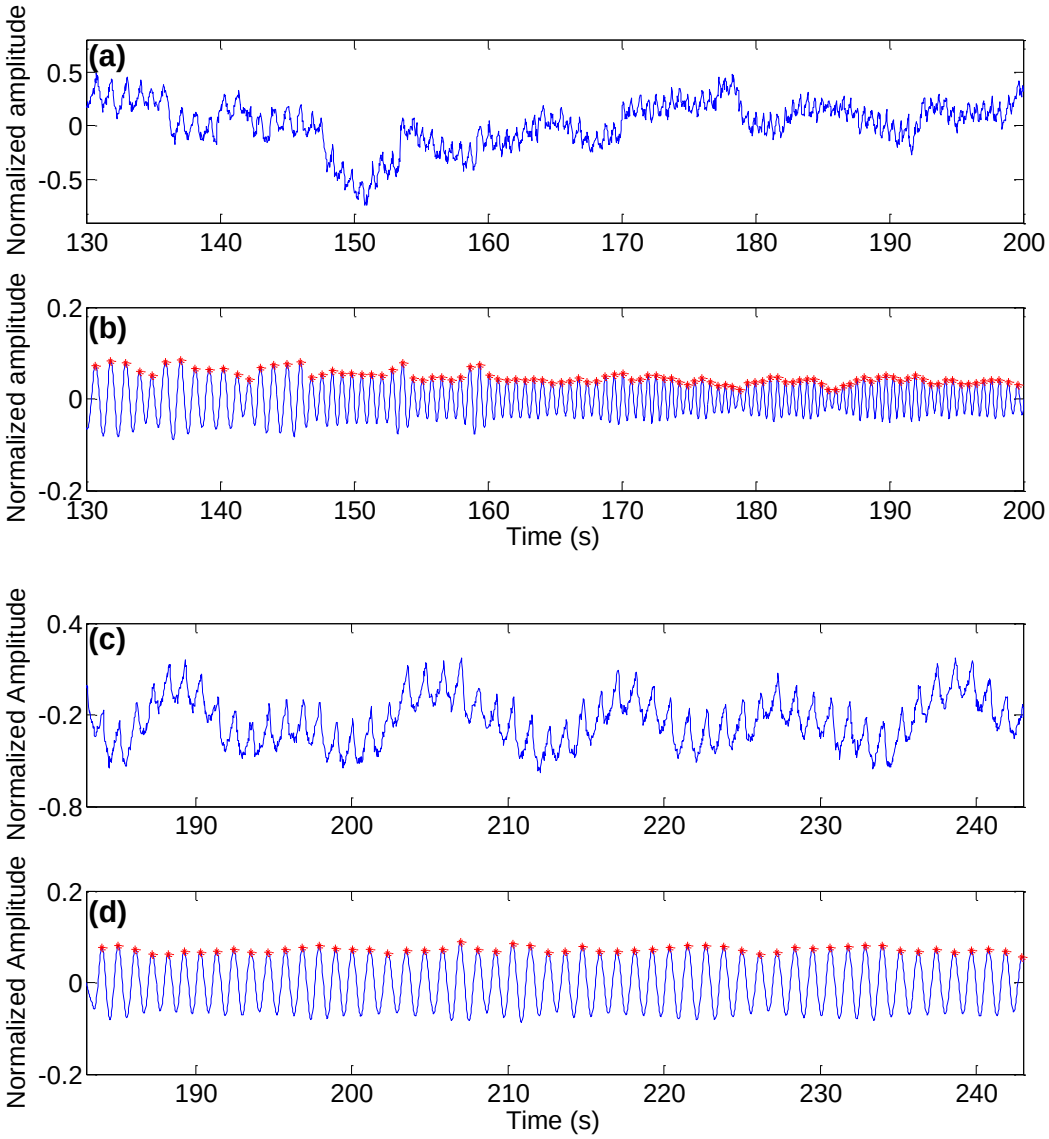

FIGURE 3.29 – Exemple de signaux filtrés. Les signaux bruts peuvent présenter plus (a) ou moins (c) de variations de fréquence et d'amplitude dans le temps. Le filtre permet de supprimer les tendances basses fréquences ainsi que les bruits hautes fréquences [(b) et (d)] tout en conservant les informations importantes.

3.4 MESURE DE LA FRÉQUENCE CARDIAQUE INSTANTANÉE ET DU RYTHME RESPIRATOIRE

3.4.1 CALCUL DU RYTHME CARDIAQUE INSTANTANÉ ET SUPPRESSION DES ARTEFACTS

La technique de filtrage du signal présentée dans la section précédente a été développée pour isoler avec précision les maximums locaux formés par l'onde cardiaque (cf. figure 3.30). La position de ces pics dans le temps permet de former la trace du rythme cardiaque instantané via le calcul des intervalles entre deux battements successifs (abrégé *IBI* dans ce manuscrit par rapport à la dénomination anglaise *InterBeat Interval*, très fréquemment rencontrée dans la littérature scientifique). Le temps entre deux battements est transformé pour être exprimé en battements (cf. figure 3.31) par minute à partir de la relation suivante :

$$FC_i = \frac{60}{beat_i - beat_{i-1}} \tag{3.14}$$

Le dénominateur de cette équation correspond à la période de temps entre deux battements consécutifs. FC_i correspond à la fréquence cardiaque en battements par minute mesurée entre les battements i et $i-1$.

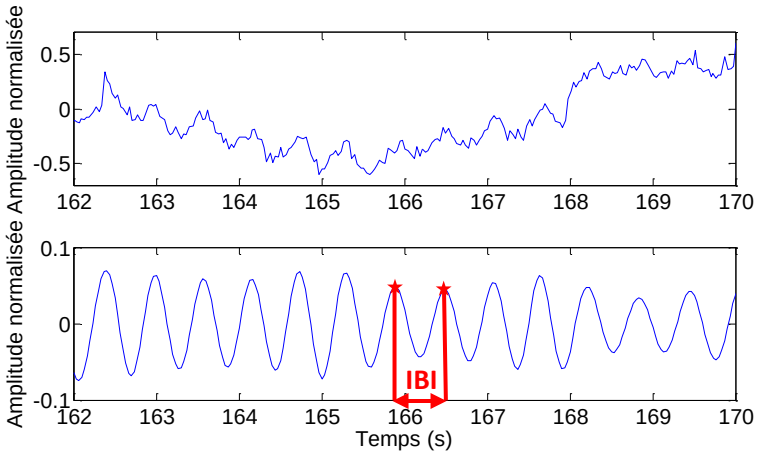

FIGURE 3.30 – Calcul des intervalles entre les battements cardiaques. Les *IBI* correspondent à l'intervalle de temps entre deux battements successifs. Cette mesure est réalisée sur le signal filtré (figure du bas) par la représentation en ondelettes. La figure du haut illustre le signal PPG brut mesuré à partir de la webcam.

Des artefacts sont visuellement identifiables sur les courbes brutes du rythme cardiaque instantané [figure 3.31 (a)]. Ces valeurs aberrantes de la fréquence cardiaque sont entrainées le plus souvent par la détection de pics parasites générés lors de mouvement importants du visage ou quand les conditions lumineuses varient drastiquement. Un ensemble de critères sont inclus dans l'algorithme de calcul de la fréquence cardiaque instantanée pour supprimer les artefacts de mesure [cf. figure 3.31 (b) pour un exemple typique].

Deux fréquences cardiaques adjacentes ne peuvent pas outrepasser les 10 battements par minute. L'algorithme corrige automatiquement la i^{ème} fréquence erronée en remplaçant la valeur corrompue par la moyenne entre la fréquence suivante (i+1) et précédente (i−1).

L'algorithme contrôle de la même manière la fréquence i avec celle mesurée à i−2. Si l'absolue de la différence surpasse les 18 battements par minute, une correction similaire au point présenté précédemment permet de rectifier les valeurs erronées.

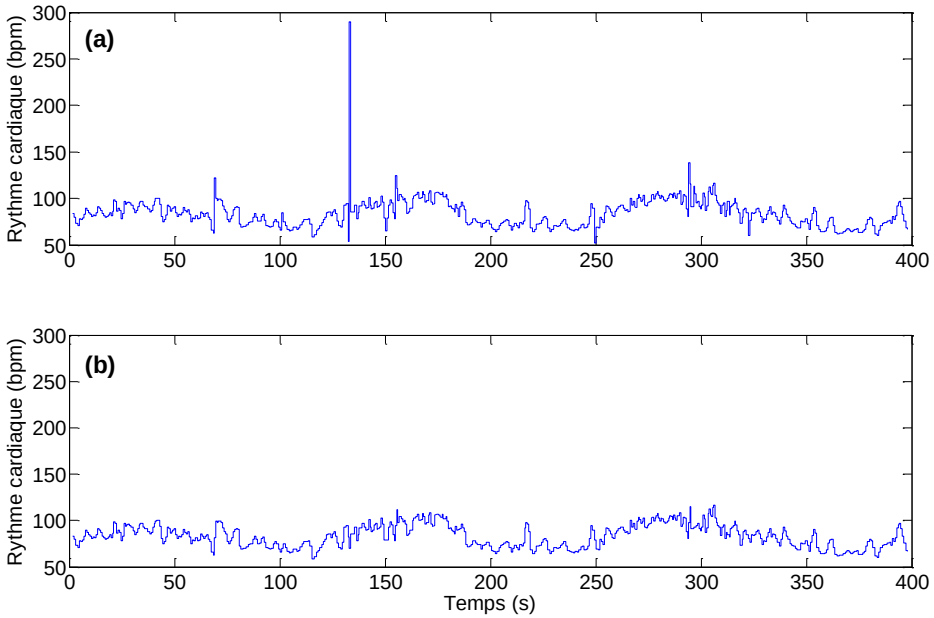

FIGURE 3.31 – Filtrage des artefacts sur la fréquence cardiaque instantanée. Les valeurs aberrantes (a) sont supprimées à partir d'un ensemble de critères empiriques implantés dans le programme pour que la représentation de la fréquence instantanée soit cohérente (b).

3.4.2 EXTRACTION DE LA RESPIRATION PAR ARYTHMIE SINUSALE RESPIRATOIRE

L'arythmie sinusale respiratoire provoque des variations du rythme cardiaque dans le temps. La fréquence cardiaque augmente pendant l'inspiration et diminue pendant l'expiration. Ces effets sont bien observables chez les jeunes en bonne santé et ont tendance à s'amenuiser chez les personnes âgées (cf. paragraphe 2.1.4.1.6). Le stress entraine une réduction de l'effet de l'arythmie sinusale respiratoire sur le rythme cardiaque de par son influence sur le système nerveux sympathique. Pour rappel, l'arythmie sinusale respiratoire est principalement contrôlée par le tonus parasympathique du système nerveux autonome (cf. paragraphe 2.2.2).

La représentation de la fréquence cardiaque instantanée [cf. figures 3.32 (a) et (b)] est interpolée via des splines cubiques sur 30 Hz afin de correctement répartir les points irrégulièrement distribués initialement. Une nouvelle transformée en ondelettes est ensuite calculée à partir de ce signal. La bande de fréquence est fixée entre 0.15 et 0.4 Hz, une plage qui correspond aux fréquences possibles de la respiration chez l'être humain (entre 9 et 24 respirations par minute). La transformée inverse est calculée sans réaliser aucun traitement supplémentaire. La méthode d'extraction de la respiration se réduit donc à un filtre passe-bande calculé à partir de la transformée en ondelettes continue de la variabilité cardiaque. Les pics sont détectés par la méthode présentée au paragraphe 3.4.1. À l'instar de la formation de la fréquence cardiaque, la fréquence respiratoire est formée en calculant l'intervalle de temps entre deux battements respiratoires consécutifs (figure 3.33).

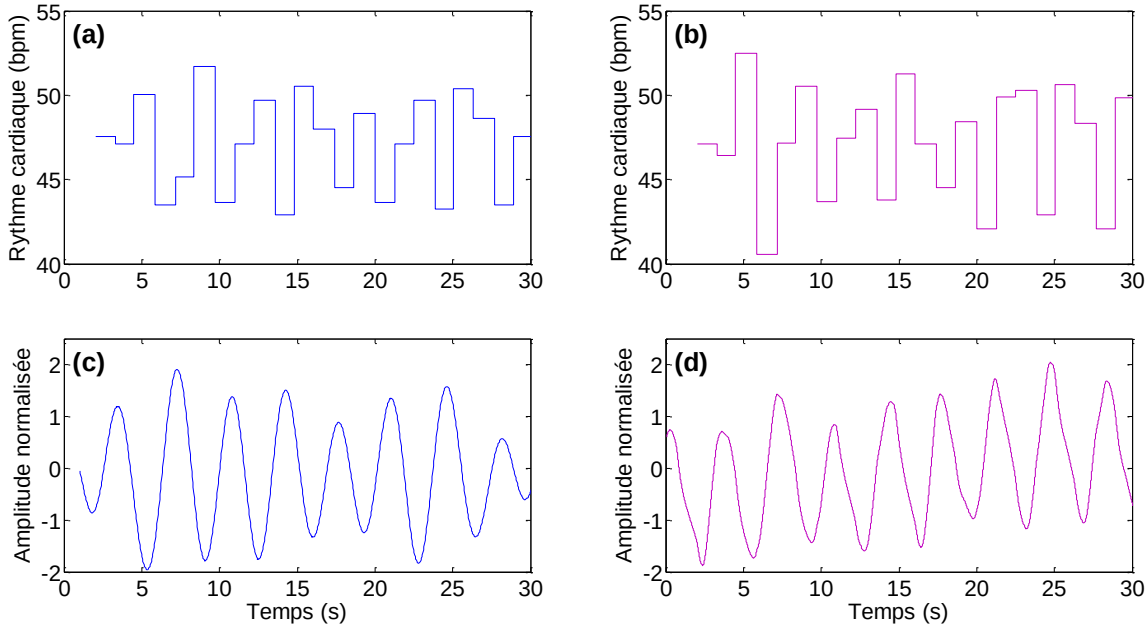

FIGURE 3.32 – Extraction de la respiration par la variabilité cardiaque. Les figures (a) et (b) présentent un exemple typique de variabilité cardiaque obtenue par caméra (a) et via un capteur en contact de référence (b). La respiration est extraite de la variabilité (c) dans le cas de la caméra. Le signal obtenu est comparable à un signal de référence extrait d'une sangle en contact placée sur le haut de l'abdomen du participant (d).

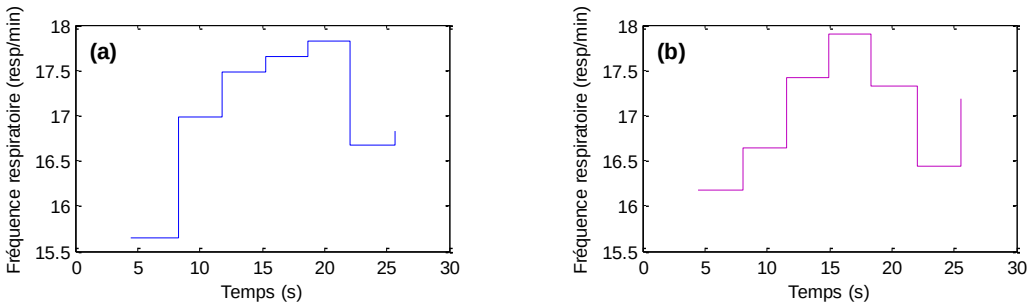

FIGURE 3.33 – Comparaison entre la fréquence respiratoire instantanée tirée de la webcam (a) et d'une sangle abdominale (b). La moyenne des deux représentations est quasiment identique.

3.4.3 MATÉRIEL ET PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

Deux expériences ont été conduites au laboratoire pour évaluer la méthode proposée dans les sections précédentes. Nous avons demandé à 12 personnes de sexe, de couleur de peau et d'âge différents de participer à chacune des deux expériences. Les sujets étaient tous non-fumeurs, en bonne santé et n'étaient pas sous l'emprise de la drogue ou de l'alcool au moment de l'expérience. Les 12 personnes qui ont participé à cette étude nous ont fourni une déclaration de consentement avant le démarrage de l'expérience. Les différentes couleurs de peau des participants sont rapportées dans le tableau 3.1. Les valeurs correspondent à une estimation visuelle de la couleur de la peau, catégorisée selon l'échelle chromatique de FITZPATRICK [165] entre I pour les peaux très pâles et V pour les peaux très foncées. Pour des raisons pratiques, les catégories I et II ont été regroupées en une seule division.

Chacune des deux expériences dure environ 35 secondes où les participants sont installés sur une chaise située à approximativement 1 mètre de la caméra (cf. figure 3.34). Seule la lumière du jour a été utilisée pour éclairer la pièce. Les intensités lumineuses ont été enregistrées au début de chaque expérience étant donné que les différentes conditions climatiques et les différents moments de la journée peuvent fortement impacter l'illumination. Ces intensités lumineuses sont rapportées dans le tableau 3.1 et sont exprimées en lux.

TABLEAU 3.1 – Caractéristiques des participants et de l'illumination

sujet	genre	âge (années)	type de peau [a]	rythme cardiaque au repos (bpm)	intensité lumineuse [b] (lux)
1	M	24	IV	73	1400 / 1400
2	M	25	IV	60	1500 / 1800
3	M	22	I – II	47	1150 / 1150
4	M	27	I – II	64	1250 / 1250
5	M	23	I – II	76	100 / 100
6	M	26	IV	62	300 / 300
7	F	22	III	80	1800 / 120
8	M	24	I – II	71	300 / 350
9	M	79	I – II	50	2000 / 2000
10	M	22	IV	76	300 / 400
11	M	25	I – II	78	1400 / 1500
12	F	22	III	80	250 / 200
Moyenne ± écart-type		28 ± 16		68 ± 11	979 ± 683 / 881 ± 705

[a] En utilisant l'échelle chromatique de FITZPATRICK [165].
[b] Pendant l'expérience sans / avec mouvements

Les signaux PPG bruts sont enregistrés par un programme développé en C++ avant d'être analysés et traités par un programme développé sous MATLAB (The MathWorks, Inc.). La première expérience a pour but d'évaluer la méthode de mesure du rythme cardiaque lorsque le participant est stable, silencieux et au repos. Pendant la seconde expérience, nous demandons au participant de bouger la tête en suivant un ensemble de trois mouvements prédéfinis par avance. Typiquement, deux rotations horizontales et une rotation verticale de la tête sont effectuées pendant ces 35 secondes. L'objectif de cette expérience est d'évaluer la robustesse de la méthode lorsque des mouvements viennent perturber l'acquisition du signal PPG. Les différents mouvements et rotations réellement effectués sont estimés à l'aide de la position du rectangle qui englobe le visage. Des capteurs en contact ont été utilisés pour mesurer la fréquence cardiaque et respiratoire de référence (cf. figure 3.34).

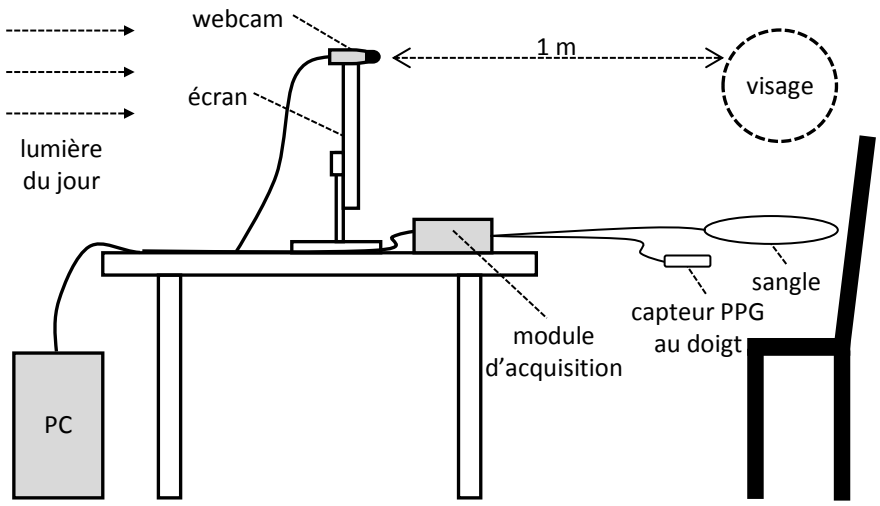

FIGURE 3.34 – Configuration expérimentale. Le sujet est assis en face de l'écran à approximativement 1 mètre de la caméra.

La Lifecam Cinema de Microsoft est une webcam HD bas cout qui permet d'enregistrer des trames à une résolution maximale de 1280 par 800 pixels. La résolution est réduite à 320 par 240 pixels pour pouvoir acquérir des images à une fréquence d'échantillonnage de 30 trames par seconde. Chacun des trois canaux natifs *RGB* sont encodés sur 8 bits par pixel. Il est important de noter que la balance des blancs automatique est désactivée dans les expériences. Une balance des blancs en mode automatique entraine des régulations locales des couleurs sur la trame source (cf. paragraphe 3.1.3) et génère des artefacts indésirables sur les signaux PPG formés par la suite. Les intensités lumineuses ont été mesurées avant chaque essai à l'aide d'un luxmètre TENMA 72–6693 du constructeur respectif TENMA. Un capteur PPG au doigt BVP-Flex/Pro (Thought Technologies Ltd.) et une sangle abdominale Resp-Flex/Pro (Thought Technologies Ltd.) ont été utilisés afin de respectivement mesurer le rythme cardiaque instantané et la respiration à une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz.

3.4.4 RÉSULTATS

Nous avons utilisé l'approche présentée en section 3.3 pour traiter les données des 12 participants et tracer les courbes du rythme cardiaque et de la respiration. Ces deux paramètres physiologiques ont simultanément été enregistrés par le biais des différents capteurs en contact qui servent de référence dans cette étude. Un exemple typique de signaux a été présenté en figure 3.32. Ces courbes, formées à partir des données du sujet n° 3, sont visuellement très comparables. Une analyse statistique couplée au calcul des coefficients de corrélation de PEARSON et aux représentations de BLAND-ALTMAN ont été utilisés pour quantifier le niveau de concordance entre les mesures dérivées de la webcam et des capteurs en contact. Les résultats sont résumés dans le tableau 3.2 où les performances sur les essais avec et sans mouvements sont présentées. FC_μ correspond à la moyenne des différentes fréquences cardiaques mesurées sur un essai complet. Similairement, FR_μ correspond à la moyenne des fréquences respiratoires mesurées durant les essais au calme ou en mouvement. De la même manière, FC_σ et FR_σ correspondent respectivement à l'écart-type des mesures du rythme cardiaque et du rythme respiratoire sur l'ensemble d'un essai. Néanmoins, ces résultats ne renseignent que sur une valeur du rythme cardiaque moyennée sur 35 secondes. Une analyse battement par battement est donc proposée pour compléter l'analyse statistique présentée ci-dessous. Les tracés de BLAND-ALTMAN (cf. figure 3.35) correspondent à une représentation particulière des données et permettent de comparer les mesures dérivées de la webcam avec celles des capteurs en contact de référence.

TABLEAU 3.2 – Résultats de l'analyse statistique pour les expériences avec et sans mouvements

sans mouvements	capteurs en contact moyenne ± écart-type	webcam moyenne ± écart-type	corrélation
FC_μ	68.28 ± 11.38	68.26 ± 11.35	1.00
FC_σ	4.55 ± 1.96	4.38 ± 1.90	0.98
FR_μ	16.40 ± 4.14	16.21 ± 3.84	0.99
FR_σ	1.76 ± 0.98	2.34 ± 1.23	0.81
avec mouvements			
FC_μ	66.53 ± 11.63	66.54 ± 11.62	1.00
FC_σ	4.31 ± 1.44	4.6 ± 1.44	0.94
FR_μ	16.71 ± 2.64	16.71 ± 2.79	0.98
FR_σ	2.21 ± 0.94	2.64 ± 0.69	0.46

FC_μ correspond à la moyenne et FC_σ à l'écart-type de toutes les fréquences cardiaques sur un essai avec ou sans mouvements. Ces valeurs sont exprimées en battements par minute.

FR_μ et FR_σ sont calculées de la même manière mais sont cette fois relevées sur la fréquence respiratoire. Les valeurs sont ici exprimées en respirations par minute.

Les différences entre les mesures sont représentées en fonction de leur valeur moyenne sur les tracés de BLAND-ALTMAN. Ces derniers ont été construits à partir des mesures du rythme cardiaque et respiratoire instantané lorsque le participant est au calme [figure 3.35 (a) et (c)] ou en mouvement [figure 3.35 (b) et (d)]. Le biais moyen est représenté en trait discontinu mixte sur les différentes représentations de BLAND-ALTMAN tandis que les limites de concordance fixées à 95 % (±1.96.écart-type) sont représentées par des traits discontinus réguliers.

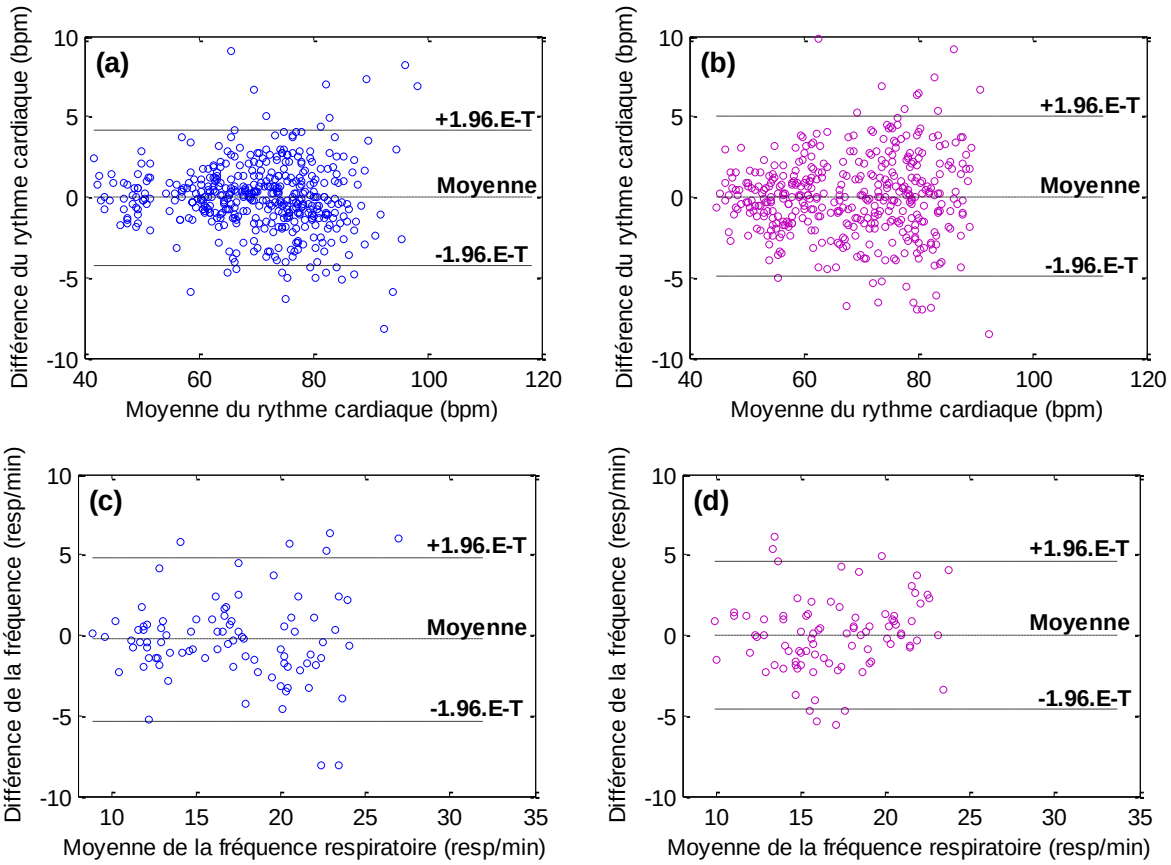

FIGURE 3.35 – Tracés de BLAND-ALTMAN représentant les différences entre les mesures de la webcam et des capteurs en contact. Ces représentations correspondent aux mesures du rythme cardiaque pendant les essais au repos (a) et en mouvement (b) ainsi que les mesures de la fréquence respiratoire pour les essais au repos (c) et en mouvement (d). Les limites de concordance sont représentées par des traits discontinus réguliers.

Sur ces tracés, le biais moyen est de −0.03 bpm avec des limites de concordance de −4.22 et 4.16 bpm pour le rythme cardiaque et −0.27 respirations par minute (resp/min) avec des limites situées à −5.36 et 4.82 resp/min pour la fréquence respiratoire au calme. Pour les expériences en mouvement, les biais sont de 0.02 bpm et −0.01 resp/min avec des limites de concordance situées entre −4.96 et 4.99 bpm et entre −4.6 et 4.58 resp/min pour respectivement le rythme cardiaque et la fréquence respiratoire.

Nous avons, en plus de ces résultats, réalisé des corrélations de PEARSON battement par battement entre les courbes du rythme cardiaque instantané obtenues à partir de la webcam et du capteur en contact à chaque essai et pour chaque participant. Les résultats sont regroupés dans le tableau 3.3. La moyenne quadratique des erreurs entre chaque battement est aussi présentée dans ce tableau. Ces coefficients sont mis en avant pour mesurer la similitude des courbes et la précision des mesures de la webcam par rapport au capteur en contact de référence. Des corrélations élevées, en moyenne supérieures à 0.85 ($p<0.001$) ont été calculées indépendamment du mouvement. La moyenne quadratique des erreurs est relativement faible : elle est égale à 1.97 pour les essais sans mouvements et à 2.33 bpm pour les tests en mouvement.

TABLEAU 3.3 – Résultats de l'analyse battement par battement du rythme cardiaque instantané

	sans mouvements moyenne ± écart-type	**avec mouvements** moyenne ± écart-type
moyenne quadratique des erreurs	1.97 ± 0.62	2.33 ± 0.73
corrélation de PEARSON (*r*)	0.889 ± 0.046	0.853 ± 0.056

La moyenne quadratique est exprimée en bpm. Les deux coefficients présentés dans ce tableau sont calculés battement par battement entre les courbes du rythme cardiaque instantané de la webcam et du capteur en contact de référence.

3.4.5 DISCUSSION

Le rythme et la variabilité de la fréquence cardiaque sont des paramètres physiologiques utilisés dans de nombreux domaines, spécifiquement en milieu hospitalier ou encore en informatique affective. Cette première étude montre qu'il est tout à fait possible d'utiliser une webcam du marché pour extraire la fréquence cardiaque instantanée et quantifier le rythme respiratoire d'une personne en enregistrant les variations de couleur sur le visage. L'algorithme permettant de mesurer l'onde photopléthysmographique est robuste aux mouvements de la tête. Ces derniers correspondent à la principale source d'artefact pouvant parasiter les signaux PPG.

Les analyses statistiques du rythme cardiaque présentées auparavant montrent que les mesures dérivées de la webcam sont très proches des mesures tirées des capteurs en contact de référence. La respiration est formée à partir de la fréquence cardiaque instantanée (cf. paragraphe 3.4.2). Le système nerveux autonome, par le biais des systèmes nerveux sympathique et parasympathique, modifie la fréquence cardiaque à travers le nœud sinusal (cf. paragraphe 2.2.2). L'arythmie sinusale respiratoire entraine des augmentations et des diminutions du rythme cardiaque qui sont synchronisées avec le cycle respiratoire [83].

Ce phénomène tend à s'amenuiser chez les personnes âgées ou chez les patients atteints de maladies cardiovasculaires et a souvent été utilisé pour mesurer l'influence de l'activité vagale sur le cœur en réponse à des stimuli stressants [166]. Le rythme respiratoire est calculé en moyennant l'ensemble des fréquences respiratoires sur 35 secondes. Ces mesures sont bien corrélées aux données de la sangle abdominale, même si les résultats indiquent que la précision des mesures décroit pendant les tests en mouvement (cf. tableau 3.2).

La détection de la peau que nous avons intégrée dans la méthode est un procédé des plus importants qui permet d'améliorer la qualité du signal PPG. Elle est particulièrement effective pendant les rotations du visage : les pixels indésirables des cheveux et de l'arrière-plan peuvent fortement varier, rajoutant ainsi de fortes composantes parasitées dans les signaux. Le clignement des yeux est par exemple une source de bruit à prendre en compte dans ce type de système : la paupière, composée de peau, est irriguée en sang. Elle correspond donc à une zone potentiellement intéressante lors de la formation du signal PPG. À chaque ouverture des yeux, l'apparition du blanc de l'œil génère un ensemble de modifications des intensités lumineuses qui font varier le signal PPG. L'ajout d'une détection des pixels de la peau est dans ce cas très intéressant : le système utilise les pixels des yeux uniquement lorsque ceux-ci sont fermés et que la peau est apparente.

Un modèle statique et basé sur un seuillage dans l'espace colorimétrique YC_bC_r (cf. équation 3.6) est proposé dans ce travail. Des modèles adaptatifs existent dans la littérature [167] et pourraient-être mis en œuvre dans des travaux futurs, même si la régulation automatique des paramètres qui contrôle les couleurs et la luminosité de la caméra permet déjà de calibrer idéalement l'image.

Pendant les expériences avec mouvements, il était demandé aux participants de réaliser des rotations horizontales du visage d'environ 30° et des rotations verticales d'environ 20°. Ces valeurs ont été définies par avance pour assurer le bon fonctionnement de l'algorithme qui recherche automatiquement les visages dans la trame délivrée par la webcam, une rotation trop importante entrainant souvent une perte de détection complète du visage.

La composante u^* de l'espace colorimétrique CIE $L^*u^*v^*$ a été utilisée pour réduire les effets néfastes des variations de lumières ou des mouvements de la tête sur le signal. Un exemple typique a été présenté en figure 3.26, où les fluctuations entrainées par les mouvements sont atténuées sur la composante u^*. Beaucoup de systèmes de vision par ordinateur sont sensibles aux conditions lumineuses. Dans le cas de la mesure de la photopléthysmographie par une simple caméra, la distance entre le sujet et l'appareil, la couleur de la peau et l'éclairage sont des paramètres pouvant dégrader les signaux.

Imaginons par exemple que l'éclairage est exclusivement induit par les rayons du soleil qui arrivent sur le profil de l'individu. Toutes les rotations horizontales vont générer d'importantes fluctuations sur les signaux car un grand nombre de régions du visage vont s'assombrir ou au contraire s'éclaircir. Le type de lumière (naturelle et/ou artificielle), la propagation et les paramètres d'illumination sont à considérer dans ces systèmes qui reposent avant tout sur des principes optiques et physiologiques.

Seule la luminosité de la caméra est contrôlée pour ajuster la clarté de l'image. L'exposition est fixée en mode automatique afin que les principales adaptations du temps de pose par rapport à l'éclairage ambiant puissent se faire rapidement. La balance des blancs est au contraire entièrement contrôlée par l'algorithme de régulation des paramètres (cf. paragraphe 3.3.2). Conserver la balance des blancs en mode automatique entraine un ensemble de régulations locales des couleurs sur la trame source qui risquent d'impacter les signaux PPG formés par la suite. Le nombre de pixels qui compose le visage est défini par la résolution de la caméra lorsque la personne est située à une distance donnée. Ainsi, le contrôle du zoom de la caméra permet de maximiser cette quantité tout en conservant une fréquence d'échantillonnage de 30 trames par seconde. Tous ces prétraitements ont été mis en œuvre pour améliorer au maximum la qualité des signaux PPG bruts afin de quantifier avec précision le rythme cardiaque instantané.

3.5 MESURE DES AMPLITUDES DU SIGNAL PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIQUE

3.5.1 ÉVOLUTION DES AMPLITUDES DU SIGNAL PPG DANS LE TEMPS

La transformée en ondelettes inverse de la représentation filtrée (cf. paragraphe 3.3.4.5) fournit un signal lissé, centré autour de zéro et sans tendances, idéal pour recouvrir les amplitudes par une simple détection des maximums locaux (cf. figure 3.29 pour un exemple typique).

Il est important de noter que certaines zones de la transformée en ondelettes peuvent présenter des coefficients dont l'énergie est bien plus élevée que celle des coefficients naturellement générés par les variations de l'onde cardiaque. Ainsi, les coefficients qui présentent des valeurs trop importantes ne sont pas pris en compte dans le processus de recouvrement des intensités. Dans des conditions expérimentales idéales et pour des personnes très claires de peau, la partie pulsatile des signaux PPG peut atteindre 0.4 au maximum sur la composante *u**. Au-delà de cette limite, les variations du signal sont considérées comme du bruit qui n'appartient pas à l'activité cardiaque. La figure 3.36 présente un exemple concret de situation où un mouvement important parasite le signal à t = 12 secondes [figure 3.36 (a)]. La transformée en ondelettes d'origine [figure 3.36 (b)] présente une zone dont l'énergie est beaucoup plus élevée que sur le reste de la transformée. Cette région est supprimée [figure 3.36 (c)] pour que le filtre puisse être construit convenablement par la suite.

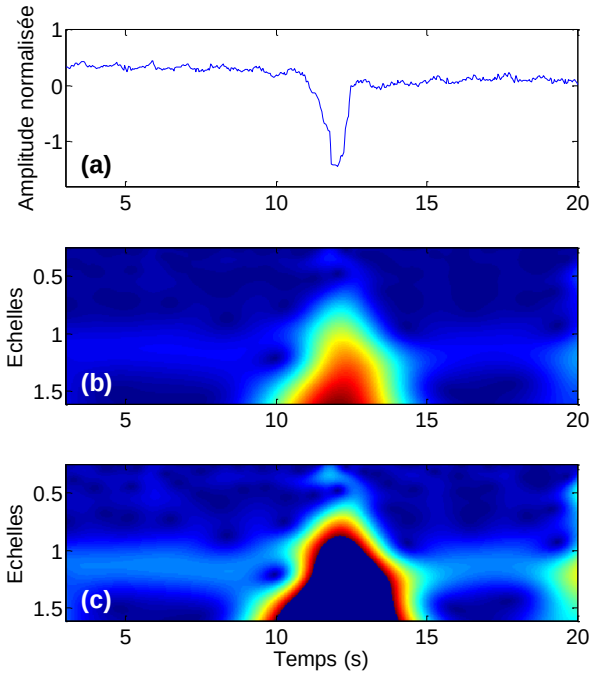

FIGURE 3.36 – Suppression des régions dont l'énergie est trop importante. Un mouvement vient parasiter le signal à t = 12 secondes (a). Une zone d'énergie très importante apparait au niveau de la transformée en ondelettes d'origine (b). L'algorithme se charge de retirer cette zone néfaste avant de former le filtre (c).

3.5.2 MATÉRIEL ET PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

La configuration expérimentale est très similaire à la première série d'expériences permettant de quantifier les rythmes cardiaque et respiratoire selon certaines conditions de mouvement (cf. paragraphe 3.4.3). Le matériel utilisé est identique, à la différence que la sangle abdominale permettant de mesurer la respiration n'est plus utilisée ici.

L'expérience est réalisée en intérieur. Les sources d'éclairage diffèrent d'une expérience à l'autre. La lumière du soleil et des néons a été utilisée à différentes heures de la journée et selon différentes conditions climatiques. Les 12 personnes qui ont participé à cette étude nous ont fourni une déclaration de consentement avant le démarrage de l'expérience. Le groupe était composé de 2 femmes et 10 hommes âgés entre 18 et 50 ans. L'âge moyen du groupe est de 26 ans. Après s'être échauffés, les participants réalisent dans un premier temps un effort physique intense. Ils doivent tout d'abord franchir de manière soutenue 60 marches d'escalier réparties successivement sur trois étages puis sprinter sur environ 40 mètres. Une fois l'exercice accompli, les participants se positionnent directement sur une chaise (figure 3.37) située à approximativement 1 mètre de la webcam. Cette dernière enregistre en temps réel les signaux PPG.

Un capteur en contact de référence (BVP-Flex/Pro de la compagnie Thought Technologies Ltd.) est placé sur le doigt des participants et mesure simultanément le rythme cardiaque et les amplitudes du signal PPG. Toutes ces données sont enregistrées au minimum pendant 90 secondes après que l'effort ai eu lieu. Les mesures sont prolongées chez les participants dont le retour à l'état de repos nécessite plus de temps. Les signaux PPG sont comme auparavant enregistrés à l'aide d'une application développée en C++ et sont par la suite analysés sous MATLAB (The MathWorks, Inc.).

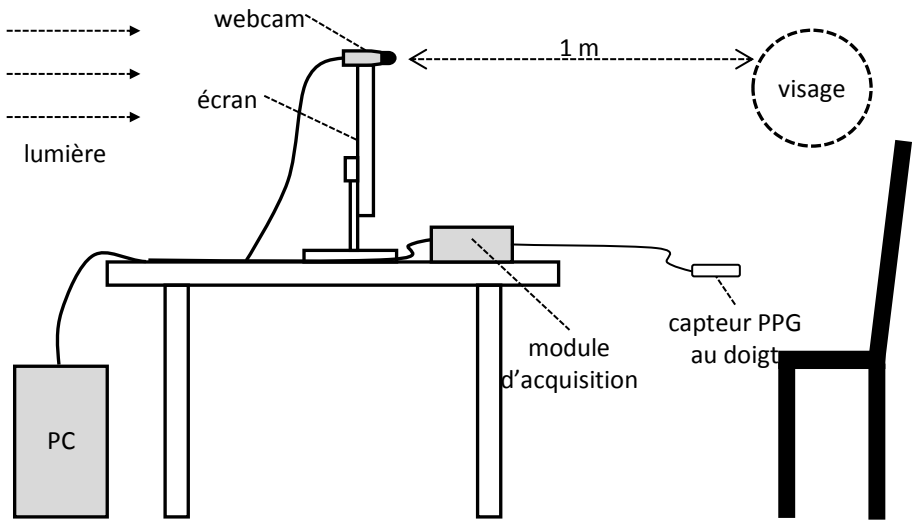

FIGURE 3.37 – Configuration expérimentale.

3.5.3 RÉSULTATS

Les traitements présentés dans le paragraphe 3.3.4 ont été utilisés afin d'extraire les amplitudes des signaux PPG de la webcam pour chaque sujet. Ces dernières ont été simultanément mesurées par le capteur en contact de référence. Les réponses obtenues ont été lissées via une moyenne glissante calculée sur 10 secondes et normalisées entre 0 et 1 pour n'observer que les variations relatives d'amplitude. Un exemple concret de courbes tirées des sujets n^{os} 4 et 10 est présenté en figure 3.38. Les tracés sont visuellement comparables : les signaux du sujet n^{o} 10 présentent dans les deux cas une légère chute à t = 10 secondes avant de croitre par la suite.

Les corrélations de PEARSON, l'erreur moyenne, l'écart-type des erreurs et la moyenne quadratique des erreurs ont été calculés. Les résultats sont détaillés dans le tableau 3.4. Un tracé de BLAND-ALTMAN est présenté en figure 3.39 et permet d'observer les différences par rapport aux moyennes entre la mesure des amplitudes tirée de la webcam et du capteur de référence en contact.

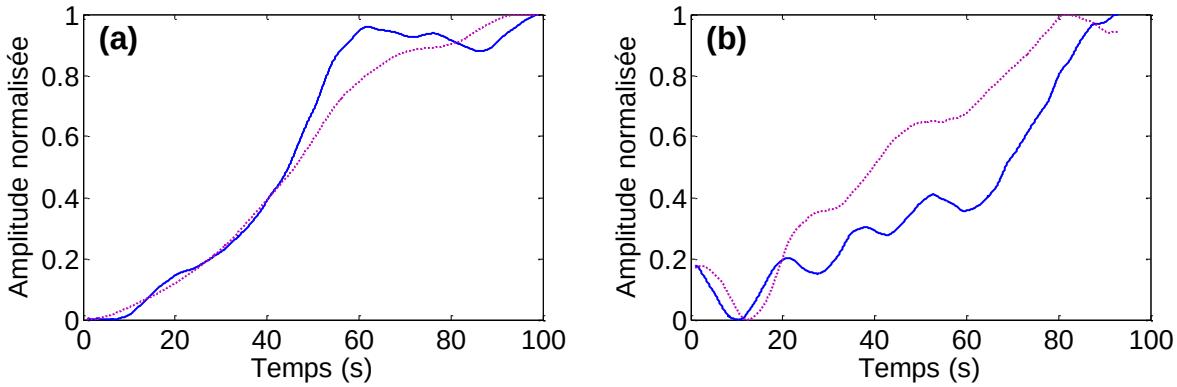

FIGURE 3.38 – Évolution des amplitudes de deux exemples typiques tirés des sujets n^{os} 4 (a) et 10 (b). Les signaux bleus en trait continu correspondent aux variations d'amplitude dérivées de la webcam tandis que les signaux en pointillés mauves correspondent aux variations d'intensité issues du capteur en contact.

Avec une moyenne générale de 0.91, les corrélations indiquent que les évolutions d'amplitude entre les deux capteurs évoluent similairement. La moyenne quadratique des erreurs entre les deux capteurs est de 0.18 unités normalisées (UN) en moyenne. Sur le tracé de Band-Altman, le biais moyen est de 0.02 UN et les limites de concordance à -0.39 et 0.43 UN.

TABLEAU 3.4 – Résultats de l'analyse statistique effectuée sur les amplitudes du signal PPG

sujet	amplitude (unité normalisée)			corrélation (p<0.001)
	moyenne des erreurs	écart-type des erreurs	moyenne quadratique des erreurs	
1	0.27	0.1	0.29	0.67
2	0.14	0.13	0.19	0.94
3	0.11	0.08	0.14	0.96
4	0.05	0.05	0.07	0.99
5	0.1	0.07	0.12	0.95
6	0.1	0.08	0.12	0.97
7	0.15	0.1	0.18	0.92
8	0.31	0.12	0.33	0.84
9	0.16	0.1	0.19	0.85
10	0.17	0.11	0.2	0.92
11	0.09	0.06	0.11	0.97
12	0.2	0.15	0.25	0.89
moyenne ± écart-type	0.15 ± 0.08	0.1 ± 0.03	0.18 ± 0.08	0.91 ± 0.09

Les courbes traduisant l'évolution des amplitudes pour chaque participant sont normalisées entre 0 et 1.

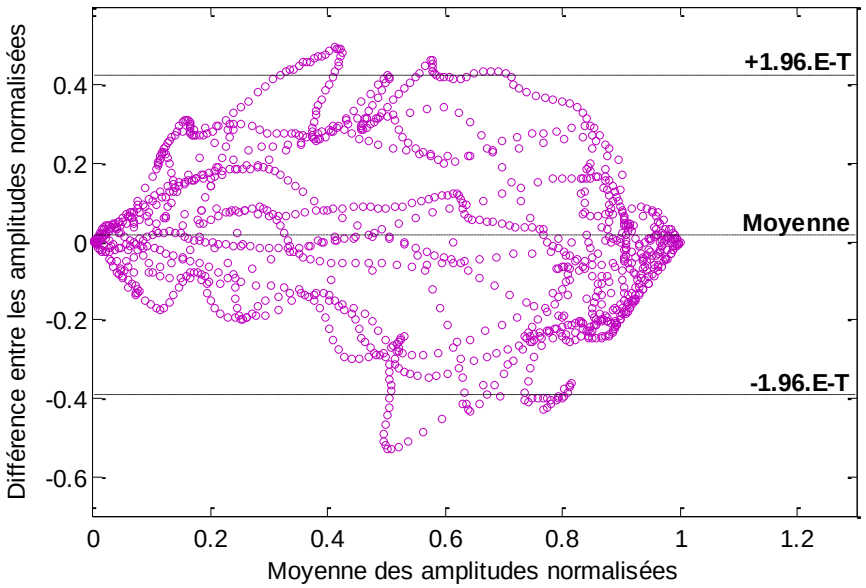

FIGURE 3.39 – Tracé de BLAND-ALTMAN illustrant les différences contre les moyennes entre les amplitudes détectées par les deux capteurs. Les unités sont normalisées entre 0 et 1. Les limites de concordance sont représentées par des traits discontinus réguliers et le biais moyen en trait discontinu mixte.

3.5.4 DISCUSSION

Les évolutions d'amplitude sont quantifiées à l'aide de la webcam par un traitement sur la transformée en ondelettes du signal PPG (cf. paragraphe 3.3.4). Une des limitations de cette étude réside dans le fait que seules les évolutions de tendances sont détectées, les signaux caractérisant les intensités des deux capteurs ayant été auparavant lissés par le biais d'une moyenne glissante. Néanmoins, les taux de corrélation et l'analyse statistique présentés dans ce travail montrent qu'il est tout à fait possible de mesurer les évolutions de l'intensité de la composante pulsatile du signal PPG de manière fiable. Les amplitudes mesurées par les capteurs en contact peuvent être biaisées par un ensemble de facteurs non-physiologiques, notamment la force de contact entre le composant et le site de mesure. Une pression trop importante du capteur sur le doigt fait totalement disparaitre le signal PPG [19]. Ces particularités sont levées lors de l'utilisation de technologies sans contact, même si il est à noter que d'autres phénomènes (mouvements, fluctuations de l'illumination) peuvent dégrader la qualité des signaux bruts.

Le signal de référence est obtenu par un capteur placé au doigt tandis que ceux dérivés de la webcam sont mesurés sur le visage. Les zones d'acquisition des signaux PPG ne sont donc pas les même. Une réaction globale de l'organisme est engendrée lors d'un effort physique. Elle se traduit par une vasoconstriction orchestrée de la périphérie et des capillaires de la peau dans les premiers instants de l'exercice. Pendant la phase de repos, la vasodilatation périphérique entraine un accroissement de l'intensité de la composante pulsatile du signal observée sur les tissus du visage et du doigt. Par ailleurs, des recherches montrent qu'une mesure au doigt ne présente pas de différences significatives avec d'autres sites de mesure [90]. Les variations d'amplitude de l'onde cardiaque observées sur les doigts sont néanmoins plus perceptibles que dans beaucoup d'autres régions du corps [35]. Rien n'indique donc que les observations de la photopléthysmographie sur le visage et le doigt des sujets suivent les mêmes ordres de grandeur, surtout en utilisant des technologies très différentes qui fonctionnent dans des longueurs d'onde tout à fait distinctes.

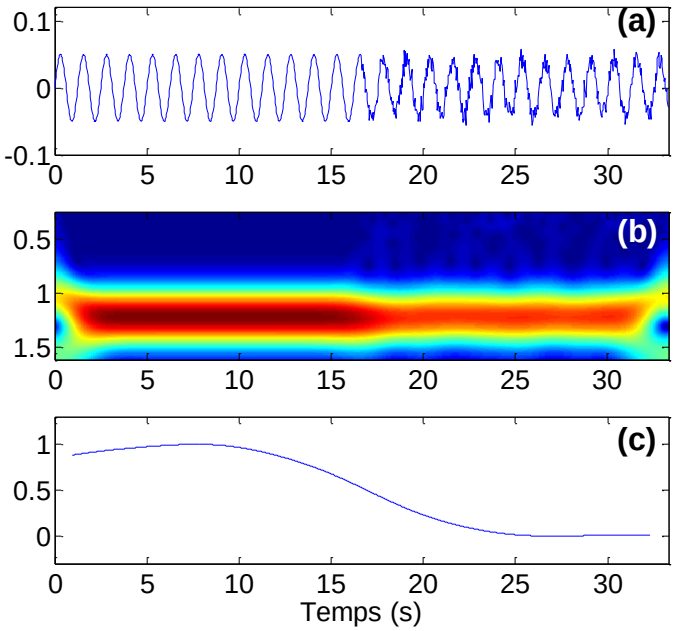

FIGURE 3.40 – Bruits et transformée en ondelettes. Simulation (a) avec un sinus pur (de t = 0 à 17 s) combiné à un sinus bruité (de t = 17 à 33 s). Une partie de l'énergie de la transformée en ondelettes (b) du signal (entre les échelles 0.8 et 1.7) est dissipée dans les hautes fréquences lorsque le bruit s'ajoute au signal. La réponse donnée par l'extraction des amplitudes (c) décroit alors que les intensités réelles du signal restent constantes.

Les variations du rapport signal sur bruit dans le temps modifient les intensités quantifiées par la méthode proposée dans cette étude (figure 3.40). Le filtre en ondelettes (cf. paragraphe 3.3.4) réduit voire supprime tous les coefficients qui n'appartiennent pas à la trace de l'activité cardiaque. Des variations de conditions lumineuses pendant un essai peuvent entrainer une modification du rapport signal sur bruit. Une partie de l'énergie contenue dans le spectre cardiaque peut être dissipée dans les plus hautes et les plus basses fréquences [figure 3.40 (b)]. La méthode proposée dans cette étude intègre cette perte d'énergie entrainée par le bruit comme un décroissement d'amplitude d'ordre physiologique [figure 3.40 (c)] alors que les amplitudes réelles restent constantes [figure 3.40 (a)]. Le rapport signal sur bruit reste néanmoins relativement constant en pratique et les changements abrupts de conditions lumineuses sont détectables par les marqueurs de l'espace colorimétrique *HSV* (cf. paragraphe 3.3.2) enregistrés continuellement en parallèle des signaux PPG. La partie de la transformée en ondelettes qui n'est pas retenue par le filtre pourrait être étudiée dans des travaux futurs : les variations du rapport signal sur bruit dans le temps modifient la distribution de l'énergie des coefficients qui ne sont pas dépendants de l'onde cardiaque. Ces derniers sont à intégrer pour permettre de normaliser la méthode par rapport au bruit.

L'analyse des tendances du signal PPG issu de la webcam ne présente pas tout le temps des informations d'ordre physiologique. Les tendances sont souvent induites par les fluctuations de lumière surtout lorsque la seule source lumineuse est artificielle [cf. figure 3.41 (a)]. Nous supposons que ces variations sont entrainées par les néons utilisés pendant les expériences qui ne délivrent pas une lumière stable dans le temps. Il est important de noter que les mouvements de la tête sont relativement plus amples et saccadés dans les essais que nous présentons dans cette étude que lorsque la personne est parfaitement au repos (cf. section 3.4) notamment pendant les premiers instants de la phase de récupération. Indépendamment du capteur mis en place, le mouvement est une composante qui doit être intégrée au système de mesure. Comme nous l'avions vu dans le premier paragraphe de cette discussion, les mouvements des doigts se traduisent par des variations de la force de contact entrainant des parasites qui peuvent déformer les signaux PPG [19], [20].

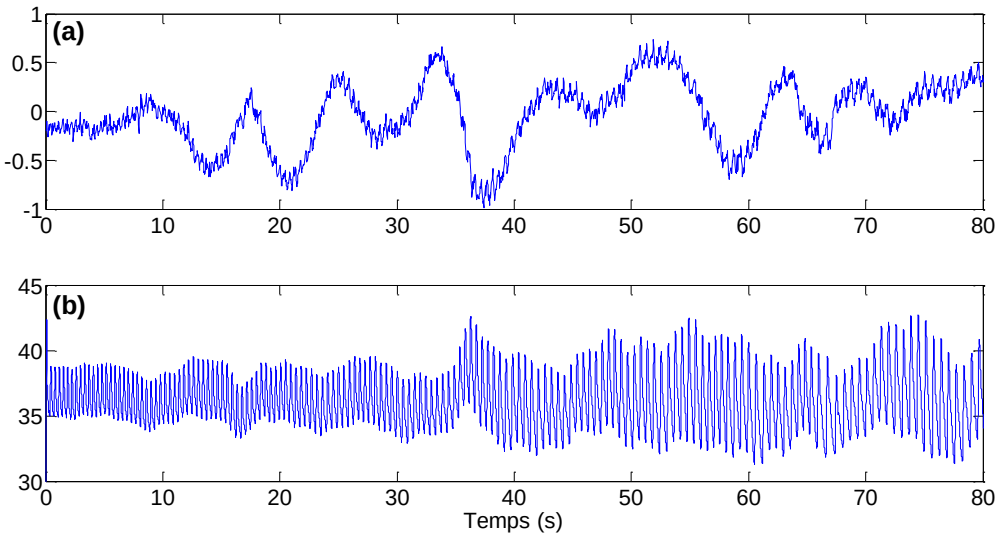

FIGURE 3.41 – Tendances des signaux PPG. Les tendances sont beaucoup plus prononcées sur les signaux PPG de la webcam (a) que sur le capteur en contact (b). Les fluctuations de lumière et les mouvements résiduels de la tête font que les tendances observées sur les signaux de la webcam ne sont pas toujours d'ordre physiologique. Ces signaux sont extraits d'un essai où seuls les néons ont été utilisés pour illuminer la scène.

L'amélioration de la qualité des signaux PPG est principalement orchestrée par les différents traitements mis en œuvre avant la transformation des images en signal (cf. section 3.3). La prise en compte des pixels qui appartiennent à la peau permet d'améliorer le rapport signal sur bruit. Nous avons comparé les signaux PPG mesurés par la méthode de POH et ses collègues [62], [63] (cf. paragraphe 2.1.3.3.3) qui proposent d'utiliser l'analyse en composantes indépendantes sur les signaux formés à partir des trames *R*, *G* et *B*. [figure 3.42 (a)].

L'évolution des amplitudes est difficilement observable sur cette courbe. Au contraire, la détection de la peau apporte une remarquable amélioration de la qualité du signal [figure 3.42 (b)] qui permet de visuellement observer l'augmentation des amplitudes dans le temps.

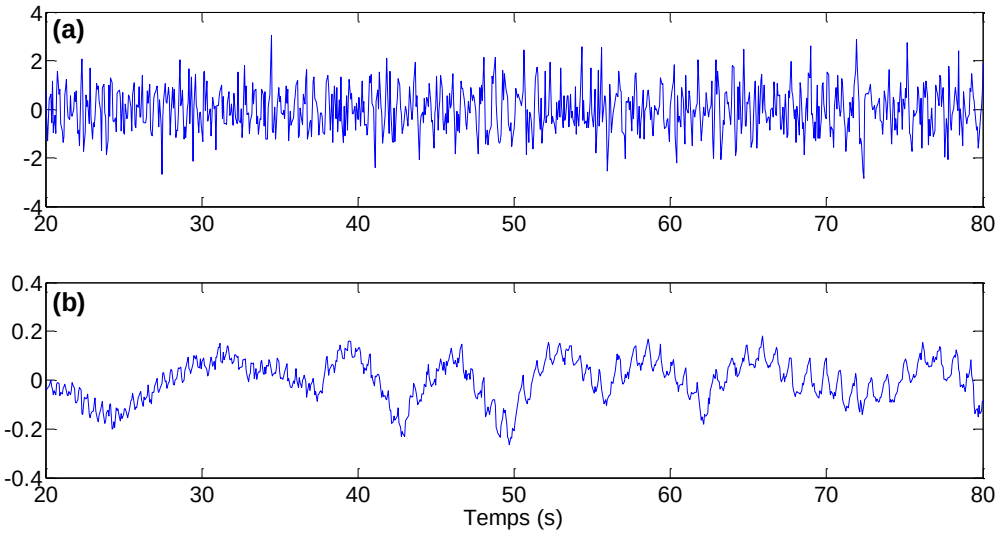

FIGURE 3.42 – Effets de la détection de la peau sur la qualité des signaux PPG. L'analyse en composantes indépendantes sur les canaux *RGB* dont les tendances sont supprimées (a) ne permet pas d'observer les variations d'amplitude entrainées par les effets de vasodilatation périphérique. La détection de la peau améliore le rapport signal sur bruit et permet d'obtenir une mesure de qualité (b) idéale pour extraire l'information d'amplitude.

3.6 RÉSUMÉ

Nous avons présenté, dans la première section de ce chapitre, un ensemble de rappels nécessaires sur le fonctionnement des caméras (cf. section 3.1). La transformée en ondelettes continue, technique du traitement du signal utilisée dans l'ensemble des travaux proposés dans ce manuscrit, a été détaillée dans la deuxième section du chapitre (cf. section 3.2). Dans la section suivante, nous avons présenté les algorithmes et procédures permettant de récupérer et filtrer le signal photopléthysmographique à partir de la webcam (cf. section 3.3). La méthode introduite dans cette section couvre l'ensemble des procédés permettant de transformer une série de trames fournies par la webcam en un signal adapté pour mesurer la fréquence cardiaque instantanée (cf. section 3.4) et les amplitudes du signal photopléthysmographique (cf. section 3.5).

Il est important de noter que nous avons proposé un ensemble de techniques permettant d'améliorer les trames délivrées par la caméra avant de traiter le signal. Typiquement, les différents paramètres de la webcam ont été contrôlés pour que les trames soient convenablement éclairées et puissent présenter une saturation et une teinte acceptables (cf. paragraphe 3.3.2). Une étape permettant de détecter les pixels de la peau a été présentée. Cette procédure a été détaillée au paragraphe 3.3.3.1 et permet d'améliorer le rapport signal sur bruit. Le canal *u** de l'espace colorimétrique CIE *L*u*v** a été utilisé pour former le signal photopléthysmographique à partir des trames traitées. Cette composante a été utilisée pour renforcer la robustesse de la mesure face aux variations de lumière entrainées par l'éclairage ou par les mouvements (cf. paragraphe 3.3.3.2). La transformée en ondelettes continue a été utilisée dans ce travail pour éliminer les tendances basses fréquences et lisser le signal. Les détails des différents procédés permettant de construire le filtre à partir du module de la transformée ont été présentés au paragraphe 3.3.4.

Un ensemble de résultats publiés [72] ont été présentés dans les deux dernières sections de ce chapitre. Typiquement, nous avons réalisé différentes expériences pour comparer la précision et contrôler la robustesse des mesures tirées de la webcam par rapport à celles acquises via un capteur de référence en contact. Nous avons demandé aux personnes qui ont participé à la première étude d'effectuer une succession de mouvements contrôlés de la tête. Deux composantes physiologiques particulières ont été étudiées ici : la fréquence cardiaque instantanée et le rythme respiratoire (cf. section 3.4). Dans la seconde étude (cf. section 3.5), il était demandé aux participants de réaliser un effort physique intense avant de se placer face à la webcam. L'objectif était d'observer les effets de la phase de repos sur la physiologie : les amplitudes du signal photopléthysmographique augmentent tandis que la fréquence cardiaque diminue. Les résultats montrent que les mesures de la webcam sont tout à fait comparables aux mesures du capteur en contact de référence.

Il est important de précisément mesurer le rythme cardiaque instantané car la forme et les contours du tracé sont utilisables pour mesurer des états de stress [8]. D'autre part, un ensemble de paramètres liés à l'acquisition de la webcam sont à prendre en compte dans ce type de système. Le taux de rafraichissement est fixé à 30 trames par seconde dans le cas idéal mais peut drastiquement chuter lorsque la régulation des paramètres est active, quand le visage est perdu ou encore lorsqu'il fait très sombre et que le temps de pose entraine une acquisition des images plus lente. Ces diminutions de la fréquence d'échantillonnage peuvent entrainer des imprécisions dans la mesure du rythme cardiaque instantané, notamment si le cœur bat rapidement. La résolution de la caméra est à considérer car le nombre de pixels qui compose le visage est directement dépendant de ce paramètre pour une distance individu-caméra donnée.

Le contrôle du zoom permet de conserver la qualité d'une image haute-définition dans une résolution réduite (cf. paragraphe 3.3.2.1). Fixer une résolution importante est nécessaire lorsque l'utilisateur s'éloigne de la caméra et que le nombre de pixels formant le visage diminue.

La balance des blancs doit être réglée manuellement lorsque les trames de la webcam sont utilisées pour mesurer le signal photopléthysmographique. La qualité du capteur photosensible intégré à la caméra est un élément qui peut contribuer à la netteté d'une image, notamment lorsque l'intensité de l'éclairage ambiant est faible. En dehors de ceux liés à la webcam, d'autres paramètres sont à considérer : les lunettes portées par un utilisateur peuvent générer d'importants artefacts lors d'un mouvement par exemple. D'autres traits du visage, comme par exemple de la barbe ou une moustache, sont éliminés par le masque de détection de la peau et n'interviennent donc pas dans la construction du signal. La couleur de la peau, le type et la puissance de l'éclairage influencent aussi le signal reconstruit par la caméra. Des signaux contenant plus de bruit sont observables sur des teintes de peau plus foncées ou si l'éclairage est trop faible.

Certaines régions du visage contiennent plus d'information utile que d'autres. Le front est une zone particulièrement intéressante lors de l'observation de la photopléthysmographie par caméra. L'importante vascularisation qui la compose entraine une fluctuation de l'onde pulsatile bien distinguable sur les signaux bruts. TARASSENKO et ses collègues calculent le signal respiratoire en observant les évolutions de tendances de la PPG [21]. Il est néanmoins préférable d'utiliser le rythme cardiaque et l'arythmie sinusale respiratoire (cf. paragraphe 2.1.4.1.6) car d'autres composantes modifient les tendances du signal PPG (cf. paragraphe 3.5.4) : les mouvements parasites du visage et les conditions d'éclairage font qu'il est très délicat d'extraire le signal respiratoire à partir du signal photopléthysmographique.

La transformée en ondelettes continue a été préférée aux autres transformées en ondelettes (discrète ou stationnaire). La discrétisation temps-fréquence employée dans le calcul de la transformée en ondelettes continue est en général bien plus importante, rendant ainsi la méthode particulièrement bien adaptée pour l'analyse des signaux biologiques [93].

Les amplitudes des signaux PPG sont des paramètres physiologiques utilisés dans de nombreux domaines. Liées à l'activité du système nerveux sympathique, les intensités varient en fonction de l'état de stress de la personne [38]. En santé, une chute d'amplitude du signal PPG peut traduire des pathologies du type apnée du sommeil chez les jeunes enfants [39].

APPLICATION À LA DÉTECTION DU STRESS

4

La méthode de traitement des images et du signal présentée dans le chapitre précédent est mise en œuvre pour former et filtrer les signaux photopléthysmographiques mesurés à partir de la caméra [168]. Deux paramètres sont utilisés pour construire une courbe de stress qui reflètera l'état du système nerveux autonome (cf. section 2.2) : La tendance du rythme cardiaque (branche de gauche sur la figure 4.1) et les évolutions d'amplitude du signal PPG (branche de droite).

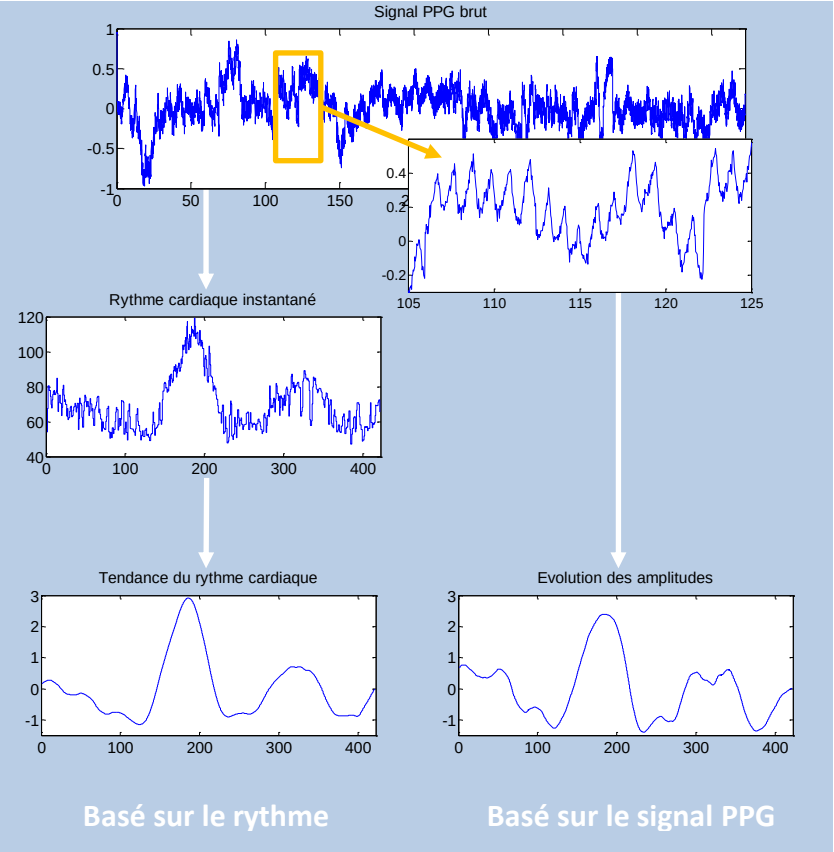

FIGURE 4.1 – Extraction des paramètres permettant de former la courbe de stress. La tendance est calculée sur la courbe du rythme cardiaque instantané par une moyenne glissante sur 20 secondes. Les évolutions d'amplitude reflètent les variations de vasoconstriction périphérique et sont directement estimées sur le signal filtré par la transformée en ondelettes.

SOMMAIRE

4.1	Construction de la courbe de stress à partir des paramètres physiologiques	122
4.2	Matériel et protocole expérimental	124
4.3	Résultats	127
4.4	Discussion	131
4.5	Résumé	134

4.1 CONSTRUCTION DE LA COURBE DE STRESS À PARTIR DES PARAMÈTRES PHYSIOLOGIQUES

4.1.1 EXTRACTION DE LA TENDANCE DU RYTHME CARDIAQUE INSTANTANÉ

En analysant les réponses cardiaques des participants soumis à l'inducteur de stress proposé dans cette étude, une information importante est immédiatement identifiable : le rythme cardiaque moyen augmente lors des phases stressantes et diminue lors des phases de repos. Le rythme cardiaque est par nature irrégulièrement distribué sur l'axe des temps. Par exemple, une fréquence cardiaque qui double donne deux fois plus de points pour un même intervalle de temps. La courbe du rythme cardiaque instantané est ainsi rééchantillonnée sur 15 Hz pour uniformiser la distribution des points. Une moyenne glissante sur 20 secondes est calculée sur le signal interpolé afin d'isoler les variations de tendances du rythme cardiaque :

$$RC_{\mu}(n) = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1} y_{n-k} \tag{4.1}$$

RC_{μ} représente la tendance du rythme cardiaque instantané (représentée par la courbe en trait épais sur la figure 4.2). *y* correspond aux différents points composant la courbe du rythme cardiaque rééchantillonnée. La moyenne glissante est calculée sur l'ensemble des points du signal, représenté dans cette équation par la variable *n*.

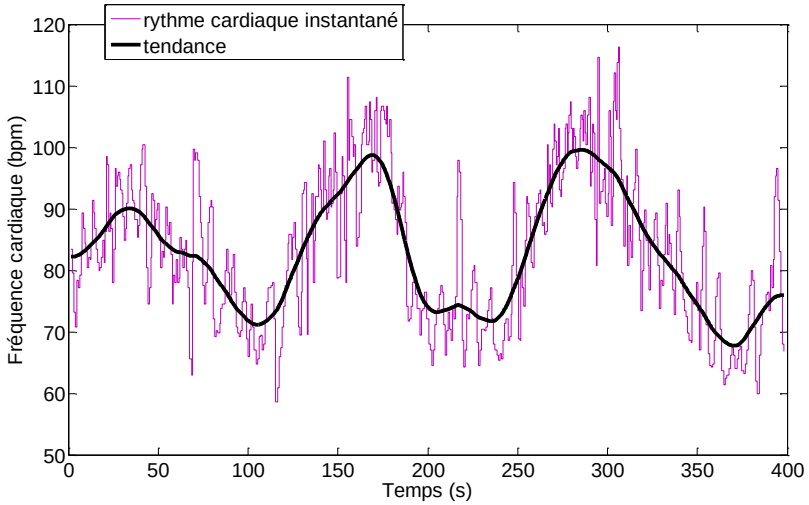

FIGURE 4.2 – Extraction de la tendance du rythme cardiaque. L'application d'une moyenne glissante sur 20 secondes permet d'isoler la tendance (représentée en trait épais sur la figure) du rythme cardiaque instantané (représenté en trait fin sur la figure).

4.1.2 ÉVOLUTION DES AMPLITUDES DU SIGNAL PPG

Les amplitudes sont mesurées sur chaque battement, comme nous l'avions présenté au paragraphe 3.3.4. Pour rappel, le signal PPG est filtré par sa transformée en ondelettes continue. La transformée inverse renvoie une version lissée et sans tendances du signal brut (cf. figure 3.29 pour des exemples de signaux) idéale pour détecter les maximums locaux. Ces pics permettent de calculer la fréquence cardiaque instantanée (cf. section 3.4) et de former la courbe traduisant l'évolution des amplitudes du signal PPG (cf. section 3.5). Entrainée par le système nerveux sympathique, la vasoconstriction périphérique (cf. paragraphe 2.1.3.1.4) entraine une chute des amplitudes du signal simultanément à une hausse de la fréquence cardiaque par le biais du nœud sinusal. Ces deux paramètres évoluent donc de manière contraire (figure 4.3). La courbe d'amplitude est inversée pour que l'observation de ces deux paramètres suive des évolutions comparables.

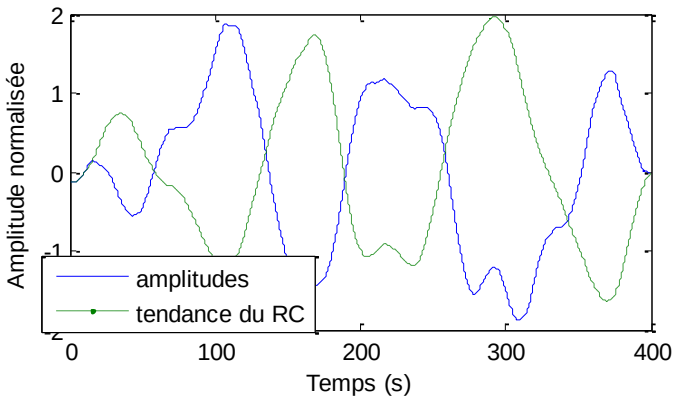

FIGURE 4.3 – Comparaison entre l'évolution des amplitudes du signal PPG et la tendance du rythme cardiaque. Les amplitudes (courbe en trait plein) évoluent de manière opposée à la tendance du rythme cardiaque. La corrélation de PEARSON pour cet exemple tiré du sujet n° 12 vaut -0.85.

4.1.3 COMBINAISON DES PARAMÈTRES

Une simple combinaison des deux paramètres présentés aux paragraphes précédents est utilisée pour former une courbe de stress (cf. figure 4.4). Les deux caractéristiques sont indépendamment normalisées (équation 4.2) avant d'être combinées (équation 4.3). La somme produit une nouvelle courbe, lissée par une moyenne glissante sur 20 secondes pour atténuer les irrégularités. Nous proposons ici une simple mais néanmoins efficace approche qui se base sur un ensemble d'observations expérimentales : ces paramètres évoluent concurremment et la combinaison est ici employée pour amplifier les accroissements et diminutions simultanées.

$$\delta = \frac{\delta - \mu}{\sigma} \tag{4.2}$$

$$y_{stress} = RC_{\mu} + ampl \tag{4.3}$$

y_{stress} correspond à la courbe de stress résultant de la combinaison des paramètres (figure 4.4). *ampl* correspond aux fluctuations d'amplitude et RC_{μ} à la tendance du rythme cardiaque. μ et σ représentent respectivement la moyenne et l'écart-type du paramètre à normaliser, représenté par la variable δ dans l'équation 4.2.

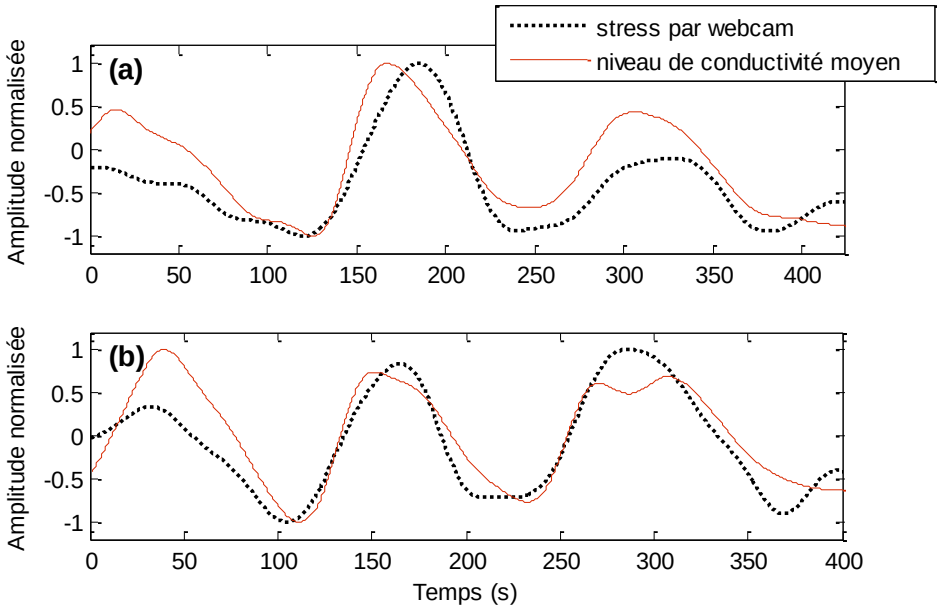

FIGURE 4.4 – Exemples de courbes de stress comparées aux activités électrodermales. Les signaux en pointillés noirs correspondent aux courbes de stress dérivées de la webcam tandis que les signaux en trait plein rouge à la conductivité moyenne de la peau. Ces figures ont été générées à partir des données du participant n° 11 (a) et n° 12 (b).

4.2 MATÉRIEL ET PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL

Nous avons demandé à 12 étudiants en bonne santé du laboratoire de participer à cette étude. Le groupe est composé de 2 femmes et dix hommes âgés entre 22 et 27 ans. L'âge moyen est de 25.3 ans et l'écart-type de 0.65 ans. Tous les participants ont fourni une déclaration de consentement avant le démarrage de l'expérience. Cette dernière dure en moyenne entre 5 et 6 minutes. L'inducteur de stress que nous proposons a d'ores et déjà été utilisé dans d'autres études et est basé sur une version interactive et informatisée du test colorimétrique de STROOP [141]. Brièvement, le participant à 3 secondes pour cliquer sur la zone colorée rectangulaire qui correspond à la couleur du mot imprimé au centre de l'écran (cf. figure 4.6).

Certains mots sont affichés dans une couleur différente (mots incongrus, comme par exemple le mot “vert” affiché en couleur bleue) tandis que les autres sont affichés dans la couleur correspondante (congrus, comme par exemple le mot “rose” affiché en couleur rose).

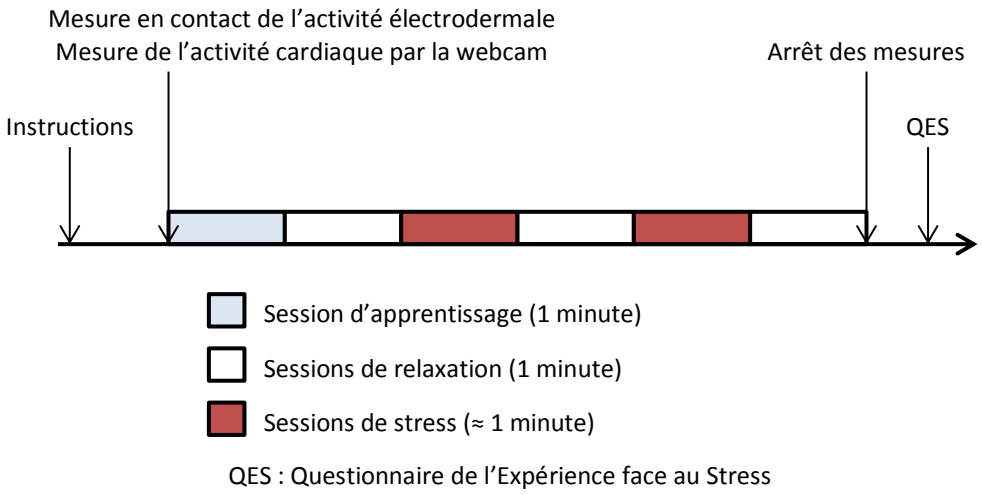

FIGURE 4.5 – Protocole expérimental, composé de trois sessions de stress et trois sessions de relaxation.

Les participants effectuent trois sessions (cf. figure 4.5) du test interactif de STROOP. Ils démarrent par une session d’apprentissage (SA) d’une minute afin de leurs permettre de s’habituer à l’interface et au jeu virtuel. Deux sessions de stress (SS) d’une minute chacune sont lancées par la suite. Chaque session de stress est séparée par une session de relaxation (SR) où les participants sont au repos et visionnent une vidéo d’une minute sur la nature et les animaux sauvages. Dans la première session de stress, le participant dispose d’une minute pour cliquer correctement sur 35 zones rectangulaires. Une erreur lance automatiquement un son d’erreur et décrémente le compteur d’une unité. Une barre de progression horizontale est ajoutée en dessous du mot affiché au milieu de l’écran pour renseigner l’utilisateur sur le temps restant avant la fin de la session. De plus, une barre de progression verticale affichée à droite du mot indique le temps restant pour cliquer sur la zone colorée correspondante. La seconde session de stress est identique à la première, hormis les positions des zones de couleurs qui se mélangent aléatoirement à chaque réponse juste. Le participant doit désormais cliquer correctement sur 40 cases colorées. Une musique stressante est jouée pendant les deux sessions de stress et une sirène d’alarme est lancée les 10 dernières secondes.

FIGURE 4.6 – Captures d'écran de l'application. Les vidéos de relaxation sont basées sur la nature et les animaux sauvages (figure de gauche). Les sessions de stress ont été conçues autour du test de STROOP (figure de droite). Ici, un cas incongru est présenté où le participant doit cliquer sur la case verte et non sur la bleue.

À la fin de l'expérience, nous avons demandé aux participants de remplir un questionnaire lié à leur expérience par rapport au stress en utilisant une échelle de LIKERT sur 5 points (1 = pas du tout, 5 = tout à fait). Les participants doivent remplir le questionnaire pour évaluer les facteurs stress, tension, épuisement, concentration et stimulation [4]. Ils répondent deux fois à cette batterie de questions : une fois pour les deux sessions de stress et une fois pour les trois sessions de relaxation. Cette notation est utilisée pour contrôler la corrélation entre les réponses physiologiques et leur perception du stress. Finalement, une dernière question leur est posée pour connaitre leur ressenti sur le mélange aléatoire des zones pendant la deuxième session de stress.

L'activité électrodermale des participants est enregistrée tout le long de l'essai en mesurant la conductance de la peau à l'aide d'un capteur en contact (SC-Flex/Pro de la compagnie Thought Technologies Ltd.) dont la fréquence d'échantillonnage est fixée à 256 Hz. Le capteur se place sur deux doigts, en priorité sur la main au repos qui ne manipule pas la souris. Nous avons utilisé une Microsoft Lifecam Cinema pour mener les expériences que nous proposons dans cette étude. La caméra a déjà été présentée auparavant (cf. paragraphe 3.4.3). De même, les signaux PPG sont enregistrés par le biais d'une application développée en C++ et analysés sous MATLAB (The MathWorks, Inc.).

4.3 RÉSULTATS

La courbe de stress dérivée de la webcam a été comparée à l'activité électrodermale pour quantifier le niveau de corrélation entre ces deux mesures. Un exemple typique a été présenté en figure 4.4 où la courbe calculée à partir de la webcam est en étroite corrélation avec le niveau moyen de la conductivité. Cette dernière est formée en lissant le signal brut via une moyenne glissante sur 20 secondes et reflète les variations toniques de l'activité électrodermale (cf. paragraphe 2.2.3.3). Afin d'être comparées, les courbes de la webcam et de la conductivité ont été normalisées entre -1 et 1 (cf. figure 4.4). Des boites à moustache (diagrammes de TUKEY) sont utilisées pour représenter les différences entre les moyennes (figure 4.7) et entre les dérivées (figure 4.8) des courbes de la webcam [diagrammes (a)] et de l'activité électrodermale [diagrammes (b)] pour chaque session.

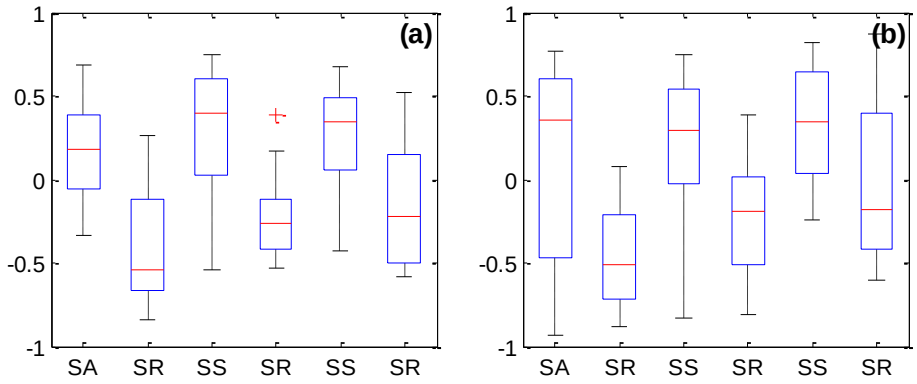

FIGURE 4.7 – Diagrammes de TUKEY sur les moyennes des courbes. Les diagrammes montrent que les moyennes des deux sessions de stress sont plus élevées que les moyennes des trois sessions de relaxation. Cette observation est valable à la fois pour les données de la webcam (a) et de la conductivité de la peau (b). Ces figures regroupent l'ensemble des données des douze participants.

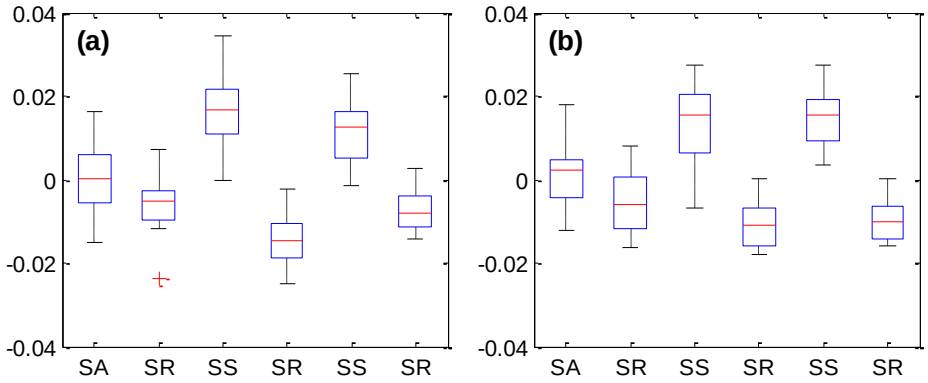

FIGURE 4.8 – Diagrammes de TUKEY sur les dérivées des courbes. Les diagrammes montrent que les dérivées des deux sessions de stress sont plus élevées que les dérivées des trois sessions de relaxation. Cette observation est valable à la fois pour les données de la webcam (a) et de la conductivité de la peau (b).

Une analyse statistique a été menée pour quantifier le niveau de concordance entre les mesures des courbes dérivées de la webcam et de l'activité électrodermale. Les résultats de cette analyse sont présentés dans le tableau 4.1 et sur les diagrammes des figures 4.7 et 4.8. Les résultats des questionnaires liés à l'expérience par rapport au stress ont été normalisés entre -1 et 1 et sont reportés dans le tableau 4.2. Des différences significatives entre les sessions de stress et de relaxation sont observables sur les réponses des participants aux questions, notamment sur les facteurs stressé, tendu, concentré et stimulé. Au contraire, le facteur permettant d'estimer le niveau d'épuisement ne présente pas de variations significatives entre les sessions. Les moyennes des quatre facteurs les plus pertinents ont été reportées dans les colonnes QES du tableau 4.1.

TABLEAU 4.1 – Résultats de l'analyse statistique pour les sessions de stress et de relaxation

	mesures pendant les SR					mesures pendant les SS					corrélation entre les signaux temporels	corrélation entre les moyennes de chaque session	corrélation entre les dérivées de chaque session
	webcam		conductivité moyenne		QES[c]	webcam		conductivité moyenne		QES			
#	μ[a]	δ[b]	μ	δ		μ	δ	μ	δ				
1	-0.40	-0.015	-0.37	-0.012	-1	0.19	0.020	0.65	0.016	0.38	0.8	0.81	0.93
2	0.05	-0.004	-0.19	-0.004	-0.5	0.20	0.012	0.30	0	0.5	< 0.1	< 0.1	< 0.1
3	-0.27	-0.006	-0.48	-0.011	0	0.38	0.006	-0.22	0.01	0.5	0.36	0.31	0.41
4	-0.39	-0.011	0.03	-0.013	-0.5	-0.30	0.019	0.23	0.023	0.5	0.62	0.5	0.95
5	0.16	-0.01	-0.07	-0.003	0.75	0.58	0.017	0.40	0.012	1	0.17	< 0.1	0.65
6	-0.07	-0.011	-0.21	-0.012	-0.88	0.40	0.017	0.33	0.007	0.25	0.52	0.37	0.90
7	-0.20	0	0.00	-0.002	-0.63	0.64	-0.001	0.44	0.015	0.75	< 0.1	< 0.1	0.28
8	-0.40	-0.01	-0.43	-0.006	-0.63	-0.09	0.012	-0.26	0.017	0.5	0.55	0.63	0.54
9	-0.30	-0.013	-0.33	-0.006	0.25	0.28	0.013	-0.15	0.004	0.25	0.64	0.67	0.41
10	-0.30	-0.023	0.07	-0.006	-0.5	0.49	0.008	0.64	0.019	0.5	0.73	0.73	0.26
11	-0.58	-0.011	-0.49	-0.012	-0.25	-0.08	0.024	0.32	0.022	0.25	0.86	0.88	0.95
12	-0.49	-0.011	-0.33	-0.015	-0.38	0.51	0.019	0.42	0.019	0.38	0.88	0.94	0.88

[a] μ correspond à la moyenne des moyennes des deux sessions de stress ou des trois sessions de relaxation.
[b] δ correspond à la moyenne des dérivées des deux sessions de stress ou des trois sessions de relaxation.
[c] QES : moyenne des réponses aux questions liées à l'expérience face au stress en suivant les facteurs stressé, tendu, concentré et stimulé.

TABLEAU 4.2 – Résultats des questionnaires liés à l'expérience face au stress

Variable	RS	SS
stressé	-0.54 (0.5)	0.38 (0.38)
tendu	-0.71 (0.45)	0.29 (0.45)
épuisé	-0.88 (0.31)	-0.58 (0.42)
concentré	-0.12 (0.71)	0.79 (0.33)
stimulé	-0.04 (0.69)	0.46 (0.4)

Ces valeurs représentent la moyenne (écart-type) pour chaque facteur. Les réponses aux questionnaires ont été mises à l'échelle entre -1 et 1 pour pouvoir être comparées avec les mesures physiologiques. RS représente les trois sessions de relaxation et SS les deux sessions de stress.

Les diagrammes de TUKEY présentés auparavant laissent transparaitre une augmentation significative des moyennes (cf. figure 4.7) et ce indépendamment de la technique de mesure. Les évolutions des courbes de stress sont représentées par leur dérivée (cf. figure 4.8). Les diagrammes présentent des différences significatives entre les deux sessions de stress et les trois sessions de relaxation là où les mesures de la session d'apprentissage se localisent entre les deux.

Les coefficients de corrélation de PEARSON ont été utilisés pour quantifier le niveau de concordance et la similitude entre les mesures des différents capteurs (cf. tableau 4.1). Ces coefficients sont spécifiquement calculés entre la courbe de stress (formée par la combinaison des paramètres cardiaques extraits de la webcam) et le niveau moyen de l'activité électrodermale (cf. figure 4.4). Les coefficients présentent des corrélations qui montrent, à l'exception des participants n^{os} 2 et 7, que les signaux temporels sont similaires. Les corrélations entre les valeurs moyennes et les dérivées pour chaque session (cf. tableau 4.1) suivent le même ordre de grandeur que celles calculées sur les signaux temporels.

Les mesures générales des différents capteurs pour les sessions de relaxation et de stress sont présentées en figure 4.9. Les résultats des questionnaires sont aussi représentées dans un des diagrammes de cette figure afin d'observer l'évolution du ressenti des participants entre les deux types de session. La médiane des mesures de la webcam est −0.3 unités normalisées (UN) pour l'ensemble des trois sessions de relaxation et 0.33 UN pour les deux sessions de stress [figure 4.9 (a)]. La médiane des dérivées présente un accroissement significatif entre les sessions de relaxation et de stress, en passant respectivement de −0.011 à 0.015 UN [figure 4.9 (c)]. Des tendances similaires sont observables sur les réponses de la conductivité de la peau : les médianes varient entre −0.27 et 0.32 UN entre les sessions de relaxation et de stress [figure 4.9 (b)]. Les dérivées évoluent dans le même sens en passant de −0.009 à 0.016 UN [figure 4.9 (d)]. Les questionnaires ont été normalisés pour obtenir une seule valeur par participant et par sessions. Les médianes varient entre −0.5 et 0.5 UN entre les sessions de relaxation et de stress [figure 4.9 (e)].

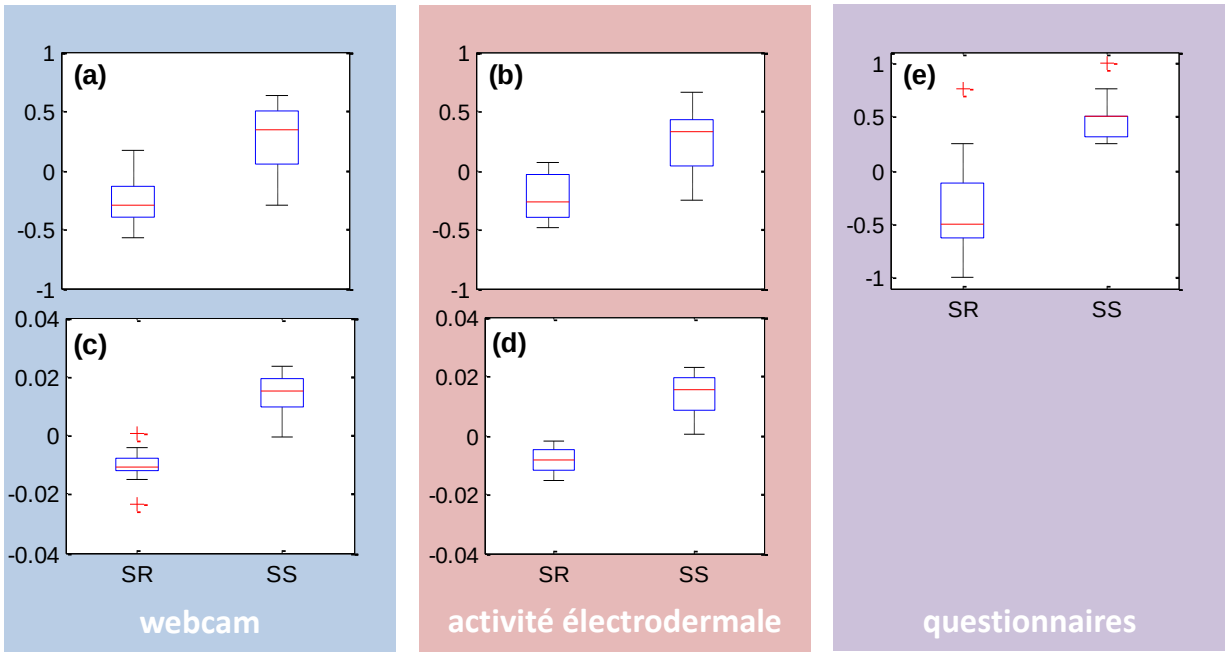

FIGURE 4.9 – Diagrammes de TUKEY des valeurs globales. Les mesures pour chaque type de session des moyennes (a) et dérivées (c) de la webcam évoluent dans le même sens que les moyennes (b) et les dérivées (d) du niveau de l'activité électrodermale. Similairement les réponses aux questionnaires du ressenti des participants face au stress (e) indiquent une évolution tout à fait similaire.

Des graphes de discrimination (figure 4.10) ont été construits et tracés pour montrer que les mesures des moyennes et des dérivées sont des paramètres utilisables pour différencier deux classes, labélisées "stress" et "relaxation" sur la figure ci-dessous. Les dérivées, tracées sur l'axe horizontal, correspondent à un discriminant plus pertinent que les moyennes représentées sur l'axe vertical.

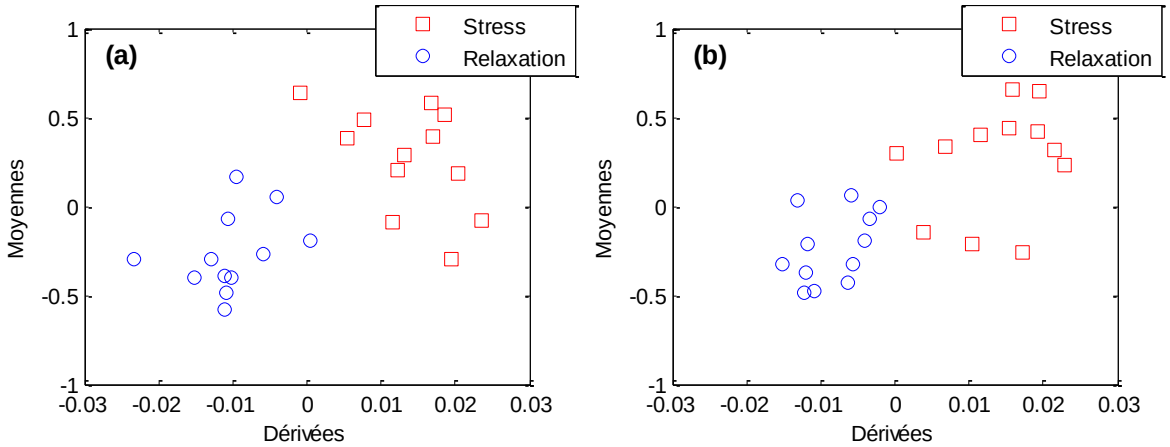

FIGURE 4.10 – Graphes de discrimination. Les dérivées de chaque participant sont tracées par rapport aux moyennes, à la fois pour les mesures de la webcam (a) et de l'activité électrodermale (b). Les carrés rouges représentent les mesures des deux sessions de stress et les cercles bleus les mesures des deux sessions de relaxation. Chaque symbole représente un participant spécifique.

4.4 DISCUSSION

La mesure à distance du rythme et de la variabilité de la fréquence cardiaque est un outil permettant de quantifier efficacement l'état de stress mental d'une personne [23]. Nous avons choisi d'utiliser une technologie bas cout pour mesurer ces paramètres physiologiques. Les résultats présentés dans cette étude montrent qu'il est tout à fait possible d'utiliser l'activité cardiaque déduite d'une webcam par photopléthysmographie pour observer des changements du niveau de stress. Ce dernier est induit sous forme de tension mentale dans cette étude.

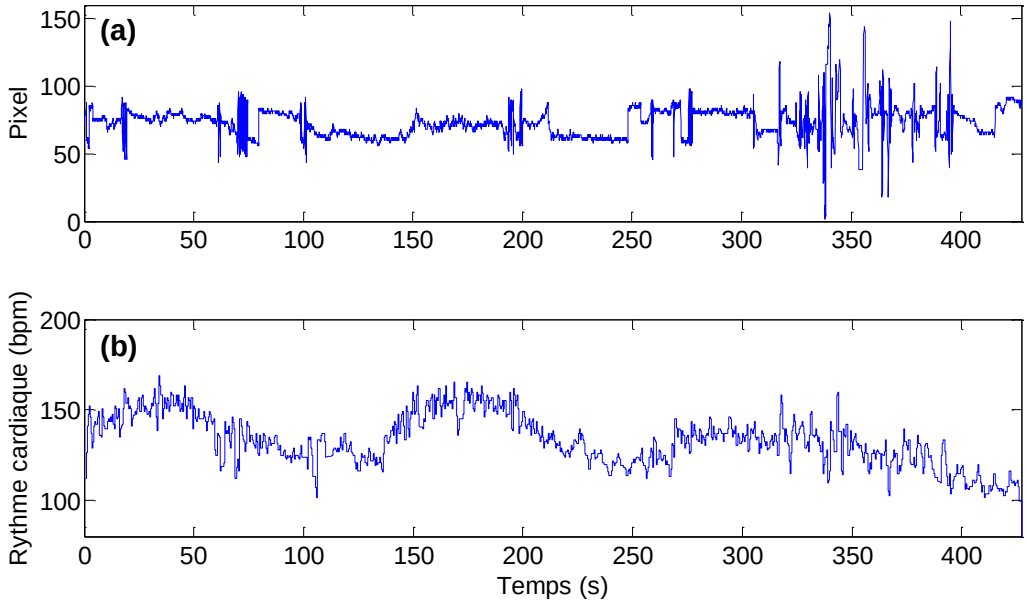

FIGURE 4.11 – Robustesse par rapport au mouvement. Les déplacements du visage sur l'axe horizontal sont enregistrés (a) pendant l'expérience. Des fluctuations importantes sont identifiables à t ≈ 315 secondes. La fréquence cardiaque (b) reste néanmoins convenablement estimée dans cet intervalle où le signal est fortement perturbé. Ces signaux sont extraits du sujet n° 9.

La méthode de filtrage présentée dans la section 3.3 a été mise en œuvre afin de réduire les effets néfastes induits par les variations des conditions lumineuses ou par les mouvements [72]. La fréquence cardiaque instantanée est précisément calculée même en cas de forts artefacts liés au mouvement de la tête. Ces parasites perturbent les signaux bruts, comme nous le présentons dans la figure 4.11. Dans cet exemple typique, l'utilisateur effectuait des rotations de la tête pour regarder autour de lui. Des perturbations sont visuellement observables à t ≈ 315 secondes [figure 4.11 (a)]. Le filtre en ondelettes permet de compenser les fluctuations entrainées par les différents mouvements du visage afin de calculer la fréquence cardiaque instantanée et les amplitudes du signal PPG avec précision [figure 4.11 (b)].

La courbe de stress est construite en combinant la tendance du rythme cardiaque avec les évolutions de l'amplitude du signal PPG. Lorsqu'une personne est stressée, le système nerveux sympathique entraine un ensemble de modifications physiologiques dont une vasoconstriction capillaire et une augmentation du rythme cardiaque [40]. La simple, mais néanmoins efficace, combinaison que nous proposons dans cette étude est basée sur ces observations physiologiques. La courbe de stress, construite via les données estimées par la webcam, suit les évolutions du niveau de l'activité électrodermale. Cette composante physiologique a souvent été utilisée dans la littérature scientifique du domaine, notamment pour estimer l'activation d'ordre sympathique.

De manière générale, un accroissement significatif des moyennes et des dérivées est perceptible entre les sessions de relaxation et les sessions de stress et ce indépendamment de la technique de mesure (cf. figure 4.9). Ces deux composantes correspondent à des paramètres utilisables pour discriminer l'état calme de l'état stressé sans avoir besoin d'utiliser des algorithmes d'apprentissage automatique des données (cf. figure 4.10). Les diagrammes de TUKEY affichés sur les figures 4.7 et 4.8 représentent l'état des courbes pour chacune des six sessions. Ces dernières sont calculées à partir des données de la webcam ou de l'activité électrodermale. Les résultats indiquent que les participants sont moins stressés pendant les phases de relaxation que durant les sessions de stress et ce indépendamment du capteur utilisé. Il est important de noter que les participants semblaient moins stressés pendant la session d'apprentissage que pendant les deux sessions de stress. Ceci est probablement dû au fait qu'aucune consigne particulière n'est donnée au participant et que ni les sons ni les chronomètres ne sont utilisés (cf. section 4.2). Néanmoins, la disparité des résultats présentés sur ces diagrammes montrent que les participants étaient plus stressés pendant la session d'apprentissage et les deux sessions de stress que pendant les trois sessions de relaxation. Ces données sont en concordance avec les résultats du questionnaire reportés dans le tableau 4.2.

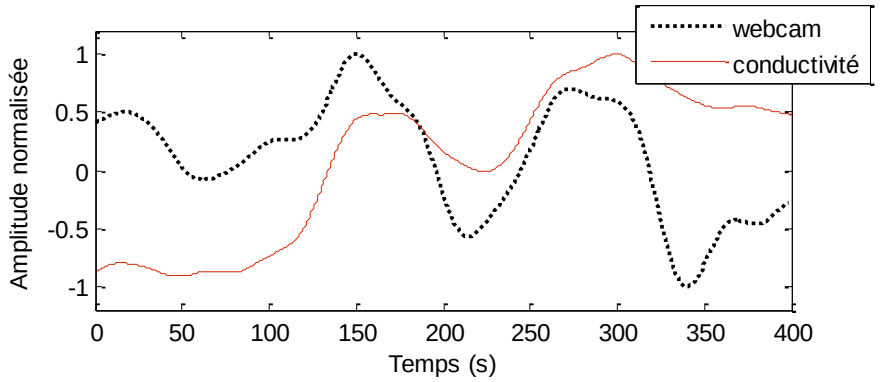

FIGURE 4.12 – Tendance des signaux sur les corrélations. Ces courbes sont tirées du participant n° 7 et ne sont à priori pas corrélées ($r < 0.01$). Une similitude entre la courbe de stress de chaque capteur est néanmoins clairement identifiable. La mauvaise corrélation est entrainée par la tendance générale des courbes qui pourrait être supprimée pour améliorer ce taux.

Les résultats présentés dans le tableau 4.1 indiquent que les signaux temporels des sujets n^{os} 2 et 7 ne sont pas corrélés. Le mauvais score de corrélation pour ces deux candidats peut s'expliquer en observant les tendances générales qui n'évoluent pas dans le même sens. Un exemple tiré du sujet n^{o} 7 est présenté en figure 4.12. Les évolutions des courbes de la webcam et de l'activité électrodermale sont visuellement comparables malgré la très faible corrélation de PEARSON calculée. La tendance générale du signal peut être supprimée pour améliorer ce taux, même si cela n'apporte rien en pratique. La corrélation des signaux temporels du sujets n^{o} 7 atteint 0.7 sur les signaux dont les tendances moyennes ont été supprimées.

Les résultats des questionnaires présentés dans le tableau 4.2 indiquent que les participants ont été stimulés par l'inducteur interactif proposé dans cette étude. Aussi, les évolutions des notes entre les sessions de relaxation et de stress montrent que le protocole reposant sur le test de STROOP est adapté pour induire du stress chez les participants.

Certaines limites de l'étude sont à préciser : la somme que nous avons utilisée ne correspond peut être pas à la méthode la plus optimale pour combiner les deux paramètres physiologiques. Il est tout à fait possible que les évolutions du rythme cardiaque et des amplitudes du signal PPG n'évoluent pas de manière linéaire. Une identification et un modèle du système pourraient être proposés pour éclaircir ce point dans des travaux futurs. Le volume limité de 12 sujets qui ont participé à l'étude peut aussi être considéré comme une limite de l'étude présentée dans ce chapitre. Il est évident qu'un échantillon plus important de personnes permettrait d'établir une validité plus pertinente de la méthode, notamment si une utilisation clinique de la technologie est envisagée. Il faut néanmoins rappeler que l'objectif premier de ce travail est d'évaluer la faisabilité d'un procédé relativement innovant par rapport à la littérature scientifique du domaine. D'autres informations intéressantes, comme les clicks erronés des participants par exemple, sont à analyser dans des travaux futurs afin d'observer leur impact sur la charge ou le stress mental. Il est important d'estimer l'influence des efforts physiques sur la physiologie car ces dernier peuvent biaisés [4], [141] les réponses délivrées par la webcam ou le capteur de conductivité de la peau. Le stress d'ordre physique doit donc être quantifié pour pouvoir être séparé de l'activation physiologique engendrée par le stress d'ordre mental.

Les technologies sans contact sont des dispositifs très prometteurs pour estimer le niveau de stress d'une personne. Certains domaines scientifiques, comme la psychophysiologie où l'informatique affective entre autres, nécessitent que le biais de mesure des émotions ou du stress induit par l'instrumentation soit au maximum limité.

4.5 RÉSUMÉ

Un ensemble de procédés permettant de former une courbe de stress [168] à partir des données physiologiques extraites de la webcam ont été présentés dans ce chapitre (cf. section 4.1). Une version interactive et informatisée du test colorimétrique de STROOP a été développée pour induire du stress chez les individus qui ont participé à cette étude (cf. section 4.2). Les expériences sont scindées en trois sessions de stress entrecoupées de trois sessions de relaxation où nous demandons aux participants de se détendre en visionnant des vidéos apaisantes. Une webcam est placée en face de la personne pour enregistrer son activité cardiaque tout le long de l'expérience. Un capteur en contact permettant de mesurer l'activité électrodermale permet d'enregistrer un signal de référence que nous avons comparé à la courbe de stress formée à partir des données de la webcam. Les résultats (cf. section 4.3 et 4.4) montrent que les courbes des deux capteurs sont très comparables et évoluent dans le même sens. Cette étude ouvre des perspectives sur la quantification du stress sous la forme de tension mentale par des solutions bas cout et entièrement sans contact.

5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'utilisation de technologies sans contact permettant de mesurer des paramètres physiologiques et estimer les fonctions vitales présente un intérêt grandissant, et ce, dans des domaines qui ne sont pas exclusivement liés aux pratiques médicales en milieu hospitalier. La télémédecine et la santé à domicile sont des thématiques où il est tout à fait intéressant d'intégrer ce type de système. Le patient peut ainsi mesurer de manière régulière et autonome ses données vitales. La recherche reconnait les bénéfices de l'utilisation de capteurs déportés pour acquérir des signaux physiologiques, notamment au niveau de l'hygiène et du confort. Par exemple, la mise en place de capteurs sans contact permet d'éviter une réaction allergique provoquée par les gels qui améliorent la conduction entre la peau et les électrodes. Des efforts sont donc réalisés par les chercheurs du domaine de l'instrumentation biomédicale pour proposer des systèmes de mesure sans contact fiables, accessibles et à bas cout même si cela n'est pas toujours possible en pratique.

Certains paramètres physiologiques, comme l'activité cardiaque ou la respiration, sont systématiquement surveillés en cas d'urgence ou dans les services de soins intensifs. Il est néanmoins très difficile de positionner des capteurs en contact pour acquérir ces signaux dans certaines situations critiques, notamment en cas de brûlures, d'infections ou de plaies graves. Les signaux physiologiques permettent d'estimer l'état du système nerveux autonome. Ce dernier est composé de deux branches antagonistes dont l'analyse permet de déceler la présence d'éventuelles maladies [129]. L'activité cardiaque est une composante physiologique particulièrement observée pour estimer l'état du système nerveux autonome. Deux procédés sont couramment mis en œuvre pour mesurer l'activité du cœur : l'électrocardiographie fournit des indications sur le fonctionnement électrique du cœur tandis que la photopléthysmographie renseigne sur les phénomènes mécaniques associés au cœur et à la circulation sanguine. Des recherches récentes montrent qu'il est possible de mesurer la photopléthysmographie sur le visage d'une personne en utilisant la lumière du jour couplée à une simple webcam du marché. Il est important de noter que les caméras numériques sont très répandues de nos jours et que leur cout ne cesse de diminuer. Ces différents critères rendent l'utilisation de ces technologies très attractive pour la mesure des fonctions vitales.

Dans le domaine de la psychophysiologie ou de l'informatique affective, les données physiologiques sont analysées pour reconnaitre des émotions ou des états de stress. Il est ici très intéressant d'utiliser des périphériques déportés car il a été montré que l'instrumentation en contact a tendance à gêner le sujet. Les capteurs en contact ne sont souvent pas invasifs au sens propre du terme, mais l'attention de la personne risque fortement d'être détournée par l'instrumentation. Ces effets créent un biais qui rend les capteurs en contact invasifs psychologiquement. Il n'est cependant pas certain que les dispositifs sans contact, tels que des caméras, soient non-intrusifs pour l'individu : ce dernier peut tout à fait se sentir observé et ne pas être à l'aise lors d'une expérience où la physiologie est étudiée. Ces contraintes font qu'il est souvent difficile d'obtenir une référence parfaitement neutre en condition de laboratoire.

Un état de l'art sur les signaux physiologiques et les différents moyens d'acquisition associés a été présenté au CHAPITRE 2 du manuscrit. Les différentes techniques sans contact permettant de mesurer les signaux ont été introduites dans un ensemble de sous-sections de ce chapitre. Complémentairement, les procédés permettant d'estimer le niveau de stress d'un individu à partir de l'observation des données physiologiques ont été présentés dans la deuxième sous-partie de ce chapitre. Les méthodes basées sur l'unique observation de l'activité cardiaque ont été abordées séparément. Ces techniques sont étroitement liées aux travaux de thèse présentés dans ce manuscrit.

Nous avons conçu et développé une méthode permettant d'acquérir l'activité cardiaque à partir du flux vidéo d'une webcam bas cout. Le processus nécessite que les images délivrées par l'appareil contiennent un visage car le phénomène sous-jacent, la photopléthysmographie, ne transite que par la peau. Le détail et les procédures d'acquisition ont été présentés au CHAPITRE 3 du manuscrit. La première partie de la méthode présentée dans ce travail a été conçue pour permettre au système de correctement paramétrer la couleur des images de la caméra avant de les transformer en un signal temporel. Nous avons développé un procédé de filtrage basé sur la transformée en ondelettes continue permettant de supprimer les tendances et les bruits qui parasitent le signal. Différents paramètres physiologiques, tels que le rythme cardiaque, la fréquence respiratoire et les amplitudes du signal photopléthysmographique sont extraits à partir du signal filtré. Des expériences ont été conduites pour évaluer la robustesse et la précision de la méthode en présence de mouvements contrôlés de la tête ou lorsque des variations physiologiques importantes interviennent. Les résultats indiquent que les données physiologiques extraites par l'analyse des images de la caméra sont très proches des valeurs mesurées par un capteur photopléthysmographique en contact de référence.

L'activité cardiaque a été utilisée pour estimer le niveau de stress généré sous la forme de tension mentale. Nous avons présenté dans le CHAPITRE 4 de ce manuscrit le protocole expérimental ainsi que l'inducteur de stress développé à cet effet. Cette application pratique montre qu'il est possible d'exploiter les données physiologiques mesurées par la webcam pour discriminer les phases de repos des phases stressantes. Une courbe de stress est créée à partir de plusieurs caractéristiques extraites de l'activité cardiaque avant d'être comparée à l'activité électrodermale mesurée simultanément. Cette composante physiologique particulière est relativement bien corrélée à l'activation sympathique engendrée lors d'une perturbation stressante.

DISCUSSION SYNTHÉTISÉE SUR LES RÉSULTATS DES TRAVAUX DE THÈSES

Les résultats des différentes études présentées dans ce travail sont prometteurs. Il est néanmoins important d'identifier les limites avant de proposer des améliorations et des perspectives de travaux futurs.

Une première limite de l'étude concerne l'évaluation de la fréquence cardiaque instantanée par la webcam. Les résultats, présentés dans la section 3.4, montrent que la fréquence instantanée calculée à partir de la webcam est très proche de celle tirée du capteur de référence en contact. Une légère erreur existe néanmoins entre les mesures des deux technologies. Il est donc nécessaire de poursuivre cette étude afin d'évaluer la corrélation entre la variabilité cardiaque obtenue par la méthode proposée dans ces travaux de thèse et la variabilité obtenue par un capteur de référence en contact.

Une limite des résultats présentés en section 3.5 concerne la détection des amplitudes du signal photopléthysmographique. Seules les tendances de l'évolution sont pour le moment estimées. Les fines variations d'amplitude entrainées par le centre vasomoteur suivent des rythmes contenus dans les plus hautes fréquences. Des efforts sont à réaliser pour réussir à mesurer de manière encore plus précise les évolutions d'amplitude du signal. La principale contrainte est liée aux mouvements involontaires effectués par les participants qui récupèrent et reprennent leur souffle après un effort physique intense. Cet exercice a été proposé pour entrainer des modifications physiologiques notables pouvant être quantifiées par la caméra. Autrement, une étude visant à déterminer un modèle physiologique pourrait être proposée avant de construire la courbe de stress (cf. section 4.1). Nous avons actuellement mis en œuvre une combinaison linéaire entre la tendance du rythme cardiaque et les amplitudes du signal PPG. Cette simple somme ne correspond pas nécessairement à la méthode la plus appropriée pour combiner ces deux composantes physiologiques. Il est tout à fait possible que les évolutions du rythme cardiaque et des amplitudes du signal PPG évoluent de manière non-linéaire.

PERSPECTIVES

TRAVAUX SUR LA ROBUSTESSE : Différents procédés permettant d'isoler les pixels à prendre en compte sont à développer pour améliorer la qualité des signaux bruts et augmenter le rapport signal sur bruit. La détection de la peau correspond à une première sous-sélection des pixels qui forment le visage. Une grille peut être mise en place afin de séparer le visage en M lignes par N colonnes dont les cellules sont de taille identique. Un travail de fin d'année de Master a d'ores déjà été proposé dans ce sens [169]. L'objectif est de calculer un rapport signal sur bruit par une méthode spectrale afin d'éliminer les zones qui ne sont pas intéressantes. Des techniques de séparation des sources pourront aussi être utilisées entre les zones afin d'isoler la composante photopléthysmographique. Toujours dans le même esprit mais en traitant chaque pixel indépendamment, il est envisagé de catégoriser différentes classes de pixels en fonction de critères établis en amont (figure 5.1). Une étude sera proposée afin de déterminer quelles sont les classes qui contiennent le maximum d'information photopléthysmographique. On peut imaginer comme critères les intensités lumineuses des pixels calculées à partir de la composante *L** de l'espace colorimétrique CIE *L*u*v**.

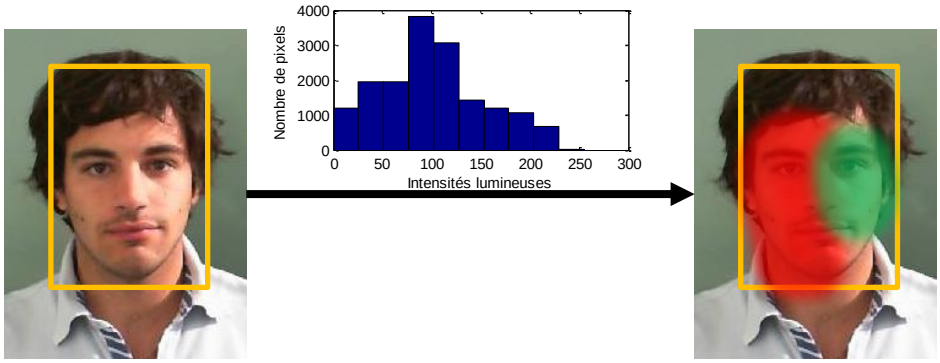

FIGURE 5.1 – L'histogramme des intensités lumineuses est utilisable pour séparer des classes de pixels. Dans cet exemple, seule la classe contenant les pixels correctement illuminés est retenue pour former le signal PPG.

Des traitements et algorithmes supplémentaires sont à développer pour que le système puisse s'adapter lorsque des mouvements trop amples entrainent une perte complète du signal cardiaque. L'indice de confiance que nous avions présenté au paragraphe 3.3.3.3 de ce manuscrit pourrait être utilisé à cet effet. La régulation des paramètres (cf. paragraphe 3.3.2) utilise les composantes *H*, *S* et *V* calculées à partir de l'image délivrée par la webcam. Ces marqueurs pourraient aussi être observés en complément de la position du visage afin de vérifier que l'éclairage reste au maximum stable. La régulation continue (cf. paragraphe 3.3.2.2) adapte les paramètres de la caméra lorsque les conditions lumineuses varient mais n'est pas sensible au point d'apporter des modifications lorsque des fluctuations de faible intensité interviennent.

Une étude additionnelle sera menée pour évaluer l'effet de la distance utilisateur-caméra et l'impact de la couleur de la peau sur la qualité du signal photopléthysmographique construit par la méthode proposée dans ces travaux de thèses. L'étude sur l'évaluation de la fréquence cardiaque présentée en section 3.4 proposait un échantillon de participants dont les couleurs de peau étaient relativement diversifiées. Il nous est néanmoins apparu que les peaux plus foncées engendraient des signaux plus bruités que les peaux claires. Ces remarques sont issues d'observations visuelles et n'ont pas été scientifiquement quantifiées mais nécessitent un approfondissement.

TARASSENKO et ses collègues proposent, dans une étude publiée récemment [21], d'analyser une zone de l'image qui n'appartient pas au visage pour éliminer les bruits ambiants entrainés par le capteur de la caméra et par les impuretés de l'éclairage. Ce procédé pourrait être intégré dans la méthode que nous proposons dans ces travaux, l'objectif étant toujours d'améliorer au maximum la qualité du signal brut avant de le filtrer.

POINTS D'AMÉLIORATION DE LA MÉTHODE : Des travaux de développement supplémentaires sont nécessaires pour porter l'ensemble de l'application en C++ en vue de pouvoir créer et déployer une version autonome sur d'autres machines. Aussi, un travail de recherche sera réalisé pour que l'application ne soit plus dépendante de la webcam utilisée. Certains paramètres, comme la balance des blancs, ne sont pas toujours accessibles sur les webcams les plus bas de gamme. Des questions sur le chevauchement des signaux filtrés sont encore à résoudre pour que l'algorithme n'ajoute pas de rebonds parasites dans les signaux PPG bruts. Ces rebonds pourraient être vus comme des pics liés à l'onde pulsatile et être malencontreusement intégrés dans le calcul de la fréquence cardiaque.

La régulation initiale des paramètres de la webcam (cf. paragraphe 3.3.2.1) prend actuellement entre 10 et 15 secondes avant de se stabiliser. Des techniques pouvant s'inspirer des régulateurs PID pourraient être intégrées au système en vue d'accélérer le processus de régulation des paramètres. D'autres marqueurs proposés dans la littérature [16] pourraient être mis en place pour analyser la variabilité de la fréquence cardiaque et renforcer l'estimation du stress : l'exposant de LYAPUNOV et l'entropie ont déjà été utilisés dans la recherche scientifique et permettent de donner des informations sur la régularité d'une série temporelle.

Il est évident qu'une liste abondante de propositions peut être dressée ici. La thématique de recherche présentée dans ce manuscrit est relativement récente et beaucoup de procédés restent à concevoir et à expérimenter. Pour donner un exemple, quelques travaux utilisant des caméras spécifiques [114] ou des webcams [21] sont proposés dans la littérature scientifique afin de mesurer la saturation pulsée en oxygène. Ces méthodes sont néanmoins extrêmement sensibles aux mouvements et aux variations de l'éclairage. De grands chantiers sont donc encore à explorer.

TABLE DES MATIÈRES

SOMMAIRE v

ABRÉVIATIONS vii

INTRODUCTION GÉNÉRALE 1

1.1 Contexte 1

1.2 Sujet de recherche et contribution scientifique 4

1.3 Organisation du manuscrit 7

ETAT DE L'ART : QUANTIFICATION DU STRESS BASÉE SUR LA PHYSIOLOGIE 9

2.1 Les signaux physiologiques 10

2.1.1 Introduction 10

2.1.2 Mesure hors et en contact : avantages et inconvénients 11

2.1.3 Activité cardiaque 13

2.1.3.1 Le cœur humain 13

2.1.3.1.1 Révolution cardiaque 14

2.1.3.1.2 Circulation sanguine 15

2.1.3.1.3 Volume, débit, résistance et pression sanguine 17

Vitesse de la circulation sanguine 17

Résistance et débit sanguin 18

Pression sanguine 18

Pression artérielle 19

Pression veineuse 19

Maintien de l'homéostasie 20

2.1.3.1.4 Vasoconstriction et vasodilatation 21

2.1.3.2 Mesure de l'activité cardiaque par des technologies en contact 24

2.1.3.2.1 Méthode auscultatoire et hémodynamique 24

2.1.3.2.2 Electrocardiographie (ECG) 24

2.1.3.2.3 Photopléthysmographie et volume sanguin pulsé 25

2.1.3.3 Mesure de l'activité cardiaque par des technologies sans contact 30

2.1.3.3.1 Doppler 30

2.1.3.3.2 Caméras thermiques 30

2.1.3.3.3 Caméras optiques et webcams 31

2.1.3.3.4 Electrodes ECG sans contact (*Capacitively Coupled ECG*) 36

2.1.3.3.5 Observation de la voix en utilisant des microphones 37
2.1.3.4 Analyse de la variabilité cardiaque par des techniques temporelles et spectrales 38
2.1.3.4.1 Introduction 38
2.1.3.4.2 Analyse temporelle et statistique 38
2.1.3.4.3 Analyse fréquentielle 40
2.1.4 Respiration et saturation pulsée en oxygène 42
2.1.4.1 Mesures par technologies en contact 43
2.1.4.1.1 Analyse du flux d'air inspiré et expiré 43
2.1.4.1.2 Analyse acoustique 44
2.1.4.1.3 Analyse des mouvements abdominaux et de la cage thoracique 44
2.1.4.1.4 Mesure des variations transcutanées du gaz carbonique 44
2.1.4.1.5 Saturation pulsée en oxygène par oxymétrie 44
2.1.4.1.6 Arythmie sinusale respiratoire 46
2.1.4.1.7 Respiration déduite de l'électrocardiographie 47
2.1.4.2 Mesures sans contact 48
2.1.4.2.1 Caméras thermiques 48
2.1.4.2.2 Suivi des mouvements abdominaux et de la cage thoracique 49
2.1.4.2.3 Doppler 50
2.1.4.2.4 Dalle capacitive 51
2.1.4.2.5 Estimation de la fréquence respiratoire et de la saturation pulsée en oxygène à partir d'une webcam 51
2.1.5 Activité électrodermale 53
2.1.5.1 Mesure en contact 53
2.1.5.2 Mesure sans contact 53
2.1.6 Température cutanée 54
2.1.7 Electromyographie (EMG) 54
2.1.8 Diamètre de la pupille 55
2.1.9 Résumé 56
2.2 Stress mental et système nerveux autonome 57
2.2.1 Introduction 57
2.2.2 Le système nerveux autonome 59
2.2.2.1 Le système nerveux sympathique 60
2.2.2.2 Le système nerveux parasympathique 61
2.2.3 Stress et physiologie 62
2.2.3.1 Introduction 62

2.2.3.2 Reconnaissance du stress basée sur différents canaux physiologiques 62
2.2.3.3 Reconnaissance du stress basée sur l'activité électrodermale 63
2.2.3.4 Reconnaissance du stress basée sur la cartographie thermique du visage 64
2.2.4 Observation de l'activité cardiaque 65
2.2.4.1 Variabilité cardiaque et système nerveux autonome 65
2.2.4.2 Cohérence cardiaque 67
2.2.4.3 Photopléthysmographie, vasoconstriction et volume sanguin pulsé 68
2.2.5 Induction du stress 68
2.3 Résumé 70

MESURE DU SIGNAL PPG ET EXTRACTION DE PARAMÈTRES PHYSIOLOGIQUES 71
3.1 Fonctionnement des caméras numériques 72
3.1.1 L'objectif 73
3.1.2 L'exposition 73
3.1.3 La balance des blancs 74
3.1.4 La mise au point 76
3.1.5 Panoramique, Inclinaison et Zoom 76
3.2 Transformée en ondelettes continue 77
3.3 Méthode de récupération et de filtrage du signal photopléthysmographique 81
3.3.1 Récupération des trames de la caméra et détection automatique du visage 81
3.3.2 Régulation des paramètres de la caméra 83
3.3.2.1 Régulation initiale 83
3.3.2.2 Régulation continue 86
3.3.3 Détection de la peau et formation du signal PPG 86
3.3.3.1 Détection de la peau 86
3.3.3.2 Formation du signal PPG 88
3.3.3.2.1 Passage de l'espace colorimétrique *RGB* à CIE *L*u*v** 88
3.3.3.2.2 Combinaison et moyenne spatiale 90
3.3.3.3 Indice de confiance 91
3.3.3.4 Résumé de la méthode 92
3.3.4 Filtrage du signal par transformée en ondelettes continue 95
3.3.4.1 Normalisation et rééchantillonnage 95
3.3.4.2 Calcul de la transformée en ondelettes 95
3.3.4.3 Création du filtre à partir du module de la transformée 95
3.3.4.3.1 Filtrage global par le maximum en énergie 97
3.3.4.4 Calcul des maximums locaux 98

3.3.4.5 Application du filtre et transformée inverse 98
3.4 Mesure de la fréquence cardiaque instantanée et du rythme respiratoire 101
3.4.1 Calcul du rythme cardiaque instantané et suppression des artefacts 101
3.4.2 Extraction de la respiration par arythmie sinusale respiratoire 102
3.4.3 Matériel et protocole expérimental 104
3.4.4 Résultats 106
3.4.5 Discussion 108
3.5 Mesure des amplitudes du signal photopléthysmographique 111
3.5.1 Evolution des amplitudes du signal PPG dans le temps 111
3.5.2 Matériel et protocole expérimental 112
3.5.3 Résultats 113
3.5.4 Discussion 115
3.6 Résumé 118
APPLICATION À LA DÉTECTION DU STRESS 121
4.1 Formation de la courbe de stress à partir des paramètres physiologiques 122
4.1.1 Extraction de la tendance du rythme cardiaque instantané 122
4.1.2 Evolution des amplitudes du signal PPG 123
4.1.3 Combinaison des paramètres 123
4.2 Matériel et protocole expérimental 124
4.3 Résultats 127
4.4 Discussion 131
4.5 Résumé 134
CONCLUSION ET PERSPECTIVES 135
TABLE DES MATIÈRES 141
TABLE DES FIGURES 145
LISTE DES TABLEAUX 148
BIBLIOGRAPHIE 150
RÉSUMÉ 160
ABSTRACT 161

TABLE DES FIGURES

FIGURE 1.1 – Vue générale des travaux de thèses, scindés en deux axes spécifiques 3
FIGURE 2.1 – Vue de face et en coupe du cœur 14
FIGURE 2.2 – Vue schématique des étapes de la révolution cardiaque 15
FIGURE 2.3 – Circulation sanguine systémique et pulmonaire 16
FIGURE 2.4 – Division des artérioles en un ensemble de plus petits vaisseaux : les capillaires 17
FIGURE 2.5 – Evolution de la pression dans la circulation sanguine 19
FIGURE 2.6 – Retour veineux dans le bas du corps 20
FIGURE 2.7 – Vasoconstriction et vasodilatation des vaisseaux 22
FIGURE 2.8 – Tracé et composition d'un électrocardiogramme 25
FIGURE 2.9 – Ondes ECG et PPG 27
FIGURE 2.10 – Exemple représentant la composante pulsatile d'un signal PPG 28
FIGURE 2.11 – Thermographie infrarouge des artères 30
FIGURE 2.12 – Observation de la PPG sur le visage à travers la luminance 32
FIGURE 2.13 – Observation de la PPG par le canal vert sur différentes régions du visage 33
FIGURE 2.14 – Méthodologie de récupération du signal cardiaque proposée par POH 34
FIGURE 2.15 – Amplification des variations de couleur entrainées par la PPG 36
FIGURE 2.16 – La balance sympatho-vagale est formée en calculant le rapport BF sur HF 41
FIGURE 2.17 – Annulation de la composante continue 41
FIGURE 2.18 – Fonctionnement du diaphragme 42
FIGURE 2.19 – Absorption de la lumière par l'hémoglobine 45
FIGURE 2.20 – Composantes décrivant un signal photopléthysmographique 45
FIGURE 2.21 – Mesure de la respiration par thermographie 48
FIGURE 2.22 – Mesure de la respiration par analyse des mouvements de la cage thoracique 49
FIGURE 2.23 – Mesure de la respiration par analyse des mouvements de la cage thoracique 50
FIGURE 2.24 – Mesure de la respiration par dalle capacitive 51
FIGURE 2.25 – Exemple d'un signal respiratoire dérivé de la variabilité cardiaque 52
FIGURE 2.26 – Activité électrodermale de la zone maxillaire 54
FIGURE 2.27 – Système nerveux autonome 59
FIGURE 2.28 – Influences du système nerveux sympathique et parasympathique 61
FIGURE 2.29 – Exemple typique d'un signal d'activité électrodermale 64
FIGURE 2.30 – Charge mentale et variabilité cardiaque 66

FIGURE 2.31 – Evolution du rythme cardiaque durant une phase stressante 66
FIGURE 2.32 – Allure de la variabilité de la fréquence cardiaque 67
FIGURE 2.33 – L'onde photopléthysmographique est un substitut fiable à l'électrocardiogramme 68
FIGURE 3.1 – Matrice de BAYER 72
FIGURE 3.2 – Effet du temps de pose sur la capture d'éléments en mouvement 74
FIGURE 3.3 – Effet de la balance des blancs sur une même scène 75
FIGURE 3.4 – Source lumineuse et température de couleur 75
FIGURE 3.5 – Mise au point d'une webcam 76
FIGURE 3.6 – Effet du panoramique et de l'inclinaison sur l'image d'une webcam 77
FIGURE 3.7 – Résolutions de la transformée de Fourier fenêtrée et en ondelettes 77
FIGURE 3.8 – Exemples typiques d'ondelettes mères 78
FIGURE 3.9 – Déplacement et dilatation de l'ondelette sur le signal 79
FIGURE 3.10 – Résultat de la transformée en ondelettes du signal présenté en figure 3.9 79
FIGURE 3.11 – Séparation des trames d'une image 82
FIGURE 3.12 – Détection du visage sous OpenCV 82
FIGURE 3.13 – Contrôle du zoom, du panoramique et de l'inclinaison 84
FIGURE 3.14 – Représentation graphique de l'espace colorimétrique *HSV* 84
FIGURE 3.15 – Régulation de la luminosité de la caméra 85
FIGURE 3.16 – Régulation de la saturation de la caméra 85
FIGURE 3.17 – Régulation de la balance des blancs de la caméra 85
FIGURE 3.18 – Résultat d'une détection de la peau 87
FIGURE 3.19 – Représentation des chrominances *u** et *v** de l'espace de couleur CIE *L*u*v** 88
FIGURE 3.20 – Perception de l'œil humain dans les espaces de couleur 89
FIGURE 3.21 – Combinaison de la composante *u** avec le masque de détection de la peau 90
FIGURE 3.22 – Exemple de signal photopléthysmographique extrait d'une webcam 90
FIGURE 3.23 –Indice de confiance calculé à partir du signal PPG brut 91
FIGURE 3.24 – Vue d'ensemble de la méthode de formation du signal PPG 92
FIGURE 3.25 – Amélioration de la qualité du signal par l'utilisation du filtre de la peau 93
FIGURE 3.26 – Comparaison entre les composantes verte et *u** 94
FIGURE 3.27 – Etape de construction du filtre 96
FIGURE 3.28 – Application du filtre sur la transformée en ondelettes d'origine 99
FIGURE 3.29 – Exemple de signaux filtrés 100
FIGURE 3.30 – Calcul des intervalles entre les battements cardiaques 101
FIGURE 3.31 – Filtrage des artefacts sur la fréquence cardiaque instantanée 102

FIGURE 3.32 – Extraction de la respiration par la variabilité cardiaque 103
FIGURE 3.33 – Formation de la fréquence respiratoire par webcam et par sangle abdominale 103
FIGURE 3.34 – Configuration expérimentale 105
FIGURE 3.35 – Tracés de Bland-Altman 107
FIGURE 3.36 – Suppression des zones dont l'énergie est trop importante 111
FIGURE 3.37 – Configuration expérimentale 112
FIGURE 3.38 – Évolution des amplitudes de deux exemples typiques 113
FIGURE 3.39 – Tracé de Bland-Altman 114
FIGURE 3.40 – Bruits et transformée en ondelettes 116
FIGURE 3.41 – Tendances des signaux PPG 117
FIGURE 3.42 – Effets de la détection de la peau sur la qualité des signaux PPG 118
FIGURE 4.1 – Extraction des paramètres permettant de former la courbe de stress 121
FIGURE 4.2 – Extraction de la tendance du rythme cardiaque 122
FIGURE 4.3 – Comparaison entre l'évolution des amplitudes et la tendance du rythme cardiaque 123
FIGURE 4.4 – Exemples de courbes de stress comparées aux activités électrodermales 124
FIGURE 4.5 – Protocole expérimental 125
FIGURE 4.6 – Captures d'écran de l'application 126
FIGURE 4.7 – Diagrammes de Tukey sur les moyennes des courbes 127
FIGURE 4.8 – Diagrammes de Tukey sur les dérivées des courbes 127
FIGURE 4.9 – Diagrammes de Tukey des valeurs globales 130
FIGURE 4.10 – Graphes de discrimination 130
FIGURE 4.11 – Robustesse par rapport au mouvement 131
FIGURE 4.12 – Tendance des signaux sur les corrélations 132
FIGURE 5.1 – Histogramme des intensités lumineuses 138

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 2.1 – Les principales réactions physiologiques liées au stress 57

TABLEAU 2.2 – Les principales actions physiologiques entrainées par le système sympathique 60

TABLEAU 2.3 – Les principales actions physiologiques entrainées par le système parasympathique 61

TABLEAU 3.1 – Caractéristiques des participants et de l'illumination 104

TABLEAU 3.2 – Résultats de l'analyse statistique pour les expériences avec et sans mouvements 106

TABLEAU 3.3 – Résultats de l'analyse battement par battement du rythme cardiaque instantané 108

TABLEAU 3.4 – Résultats de l'analyse statistique effectuée sur les amplitudes du signal PPG 114

TABLEAU 4.1 – Résultats de l'analyse statistique pour les sessions de stress et de relaxation 128

TABLEAU 4.2 – Résultats des questionnaires liés à l'expérience face au stress 128

BIBLIOGRAPHIE

[1] T. G. VRIJKOTTE, L. J. VAN DOORNEN, ET E. J. DE GEUS, "Effects of work stress on ambulatory blood pressure, heart rate, and heart rate variability," *Hypertension*, vol. 35, no. 4, pp. 880–886, Avr. 2000.

[2] J. HERNANDEZ, R. MORRIS, ET R. PICARD, "Call Center Stress Recognition with Person-Specific Models," dans *Affective Computing and Intelligent Interaction*, vol. 6974, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 125–134.

[3] S. J. BUNKER, D. M. COLQUHOUN, M. D. ESLER, I. B. HICKIE, D. HUNT, V. M. JELINEK, B. F. OLDENBURG, H. G. PEACH, D. RUTH, C. C. TENNANT, ET A. M. TONKIN, "'Stress' and coronary heart disease: psychosocial risk factors," *Med. J. Aust.*, vol. 178, no. 6, pp. 272–276, Mar. 2003.

[4] N. HJORTSKOV, D. RISSÉN, A. K. BLANGSTED, N. FALLENTIN, U. LUNDBERG, ET K. SØGAARD, "The effect of mental stress on heart rate variability and blood pressure during computer work," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 92, no. 1–2, pp. 84–89, Juin 2004.

[5] C. LEMOGNE, S. M. CONSOLI, M. MELCHIOR, H. NABI, M. COEURET-PELLICER, F. LIMOSIN, M. GOLDBERG, ET M. ZINS, "Depression and the Risk of Cancer: A 15-year Follow-up Study of the GAZEL Cohort," *American Journal of Epidemiology*, vol. 178, no. 12, pp. 1712–1720, Dec. 2013.

[6] G. G. BERNTSON ET J. T. CACIOPPO, "Heart Rate Variability: Stress and Psychiatric Conditions," dans *Dynamic Electrocardiography*, Blackwell Publishing, 2007, pp. 57–64.

[7] A. GOSHVARPOUR, A. GOSHVARPOUR, ET S. RAHATI, "Analysis of lagged Poincaré plots in heart rate signals during meditation," *Digital Signal Processing*, vol. 21, no. 2, pp. 208–214, Mar. 2011.

[8] D. SERVANT, R. LOGIER, Y. MOUSTER, ET M. GOUDEMAND, "La variabilité de la fréquence cardiaque. Intérêts en psychiatrie," *L'Encéphale*, vol. 35, no. 5, pp. 423–428, Oct. 2009.

[9] G. E. PRINSLOO, H. G. L. RAUCH, M. I. LAMBERT, F. MUENCH, T. D. NOAKES, ET W. E. DERMAN, "The effect of short duration heart rate variability (HRV) biofeedback on cognitive performance during laboratory induced cognitive stress," *Applied Cognitive Psychology*, vol. 25, no. 5, pp. 792–801, Sep. 2011.

[10] R. W. PICARD, "Affective Computing for HCI," 8th International Conference on Human-Computer Interaction, Hillsdale, NJ, Etats-Unis, 1999, pp. 829–833.

[11] J. ZHAI ET A. BARRETO, "Stress detection in computer users through non-invasive monitoring of physiological signals," *Biomed Sci Instrum*, vol. 42, pp. 495–500, 2006.

[12] G. COPPIN ET D. SANDER, "Théories et concepts contemporains en psychologie de l'émotion," dans *Systèmes d'interaction émotionnelle*, Paris, France: Lavoisier, Hermes science publications, 2010, pp. 25–56.

[13] K. HERCEGFI, "Heart rate variability monitoring during Human-Computer Interaction," *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 8, no. 5, pp. 205–224, 2011.

[14] J. A. HEALEY ET R. W. PICARD, "Detecting Stress During Real-World Driving Tasks Using Physiological Sensors," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 156–166, Juin 2005.

[15] J. A. VELTMAN ET A. W. K. GAILLARD, "Physiological indices of workload in a simulated flight task," *Biological Psychology*, vol. 42, no. 3, pp. 323–342, Fev. 1996.

[16] U. RAJENDRA ACHARYA, K. PAUL JOSEPH, N. KANNATHAL, C. M. LIM, ET J. S. SURI, "Heart rate variability: a review," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 44, no. 12, pp. 1031–1051, Dec. 2006.

[17] E. SOUZA NETO, J. NEIDECKER, ET J. LEHOT, "Comprendre la variabilité de la pression artérielle et de la fréquence cardiaque," *Annales Françaises d'Anesthésie et de Réanimation*, vol. 22, no. 5, pp. 425–452, Mai 2003.

[18] TASK FORCE OF THE EUROPEAN SOCIETY OF CARDIOLOGY, "Heart Rate Variability : Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use," *Circulation*, vol. 93, no. 5, pp. 1043–1065, Mar. 1996.

[19] X. F. TENG ET Y. T. ZHANG, "The effect of contacting force on photoplethysmographic signals," *Physiol Meas*, vol. 25, no. 5, pp. 1323–1335, Oct. 2004.

[20] W. KARLEN, K. KOBAYASHI, J. M. ANSERMINO, ET G. A. DUMONT, "Photoplethysmogram signal quality estimation using repeated Gaussian filters and cross-correlation," *Physiological Measurement*, vol. 33, no. 10, pp. 1617–1629, Oct. 2012.

[21] L. TARASSENKO, M. VILLARROEL, A. GUAZZI, J. JORGE, D. A. CLIFTON, ET C. PUGH, "Non-contact video-based vital sign monitoring using ambient light and auto-regressive models," *Physiol Meas*, vol. 35, no. 5, pp. 807–831, Mai 2014.

[22] J. KRANJEC, S. BEGUŠ, G. GERŠAK, ET J. DRNOVŠEK, "Non-contact heart rate and heart rate variability measurements: A review," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 13, pp. 102–112, Sep. 2014.

[23] I. PAVLIDIS, J. DOWDALL, N. SUN, C. PURI, J. FEI, ET M. GARBEY, "Interacting with human physiology," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 108, no. 1–2, pp. 150–170, Oct. 2007.

[24] T. S. LORIG, "The Respiratory System," dans *Handbook of psychophysiology*, Cambridge, Royaume-Uni: Cambridge University Press, 2007, pp. 231–244.

[25] S. LU, H. ZHAO, K. JU, K. SHIN, M. LEE, K. SHELLEY, ET K. H. CHON, "Can Photoplethysmography Variability Serve as an Alternative Approach to Obtain Heart Rate Variability Information?," *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, vol. 22, no. 1, pp. 23–29, Jan. 2008.

[26] P. SHI, S. HU, ET Y. ZHU, "A Preliminary Attempt to Understand Compatibility of Photoplethysmographic Pulse Rate Variability with Electrocardiogramic Heart Rate Variability," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 28, no. 4, pp. 173–180, 2008.

[27] E. GIL, M. ORINI, R. BAILÓN, J. M. VERGARA, L. MAINARDI, ET P. LAGUNA, "Photoplethysmography pulse rate variability as a surrogate measurement of heart rate variability during non-stationary conditions," *Physiological Measurement*, vol. 31, no. 9, pp. 1271–1290, Sep. 2010.

[28] K. YOO ET W. LEE, "Mental stress assessment based on pulse photoplethysmography," IEEE 15th International Symposium on Consumer Electronics, Singapour, Chine, 2011, pp. 323–326.

[29] A. STEFANOVSKA, "Physics of the human cardiovascular system," *Contemporary Physics*, vol. 40, no. 1, pp. 31–55, Jan. 1999.

[30] E. N. MARIEB, *Human anatomy & physiology*, 9th ed. Boston: Pearson, 2013.

[31] B. BLESSING ET I. GIBBINS, "Autonomic nervous system," *Scholarpedia*, vol. 3, no. 7, p. 2787, 2008.

[32] G. D. CLIFFORD, "Signal Processing Methods For Heart Rate Variability," Thèse de doctorat, Université d'Oxford, 2002.

[33] J. ALLEN, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 3, pp. R1–R39, Mar. 2007.

[34] B. L. HORECKER, "The absorption spectra of hemoglobin and its derivatives in the visible and near infra-red regions," *Journal of Biological Chemistry*, vol. 148, pp. 173–183, 1943.

[35] K. H. SHELLEY, "Photoplethysmography: beyond the calculation of arterial oxygen saturation and heart rate," *Anesth. Analg.*, vol. 105, no. 6 Suppl, pp. S31–36, tables of contents, Dec. 2007.

[36] E. JONATHAN ET M. LEAHY, “Investigating a smartphone imaging unit for photoplethysmography,” *Physiological Measurement*, vol. 31, no. 11, pp. N79–N83, Nov. 2010.

[37] C. G. SCULLY, JINSEOK LEE, J. MEYER, A. M. GORBACH, D. GRANQUIST-FRASER, Y. MENDELSON, ET K. H. CHON, “Physiological Parameter Monitoring from Optical Recordings With a Mobile Phone,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 2, pp. 303–306, Fev. 2012.

[38] M. NITZAN, A. BABCHENKO, B. KHANOKH, ET D. LANDAU, “The variability of the photoplethysmographic signal--a potential method for the evaluation of the autonomic nervous system,” *Physiol Meas*, vol. 19, no. 1, pp. 93–102, Fev. 1998.

[39] E. GIL, J. MARÍA VERGARA, ET P. LAGUNA, “Detection of decreases in the amplitude fluctuation of pulse photoplethysmography signal as indication of obstructive sleep apnea syndrome in children,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 3, no. 3, pp. 267–277, Juil. 2008.

[40] E. PEPER, R. HARVEY, I.-M. LIN, H. TYLOVA, ET D. MOSS, “Is there more to blood volume pulse than heart rate variability respiratory sinus arrhythmia, and cardiorespiratory synchrony?,” *Biofeedback*, vol. 35, no. 2, pp. 54–61, 2007.

[41] H. HAN ET J. KIM, “Artifacts in wearable photoplethysmographs during daily life motions and their reduction with least mean square based active noise cancellation method,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 42, no. 4, pp. 387–393, Avr. 2012.

[42] K. A. REDDY, B. GEORGE, ET V. J. KUMAR, “Use of Fourier Series Analysis for Motion Artifact Reduction and Data Compression of Photoplethysmographic Signals,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, no. 5, pp. 1706–1711, Mai 2009.

[43] S. AKDEMIR AKAR, S. KARA, F. LATIFOĞLU, ET V. BILGIÇ, “Spectral analysis of photoplethysmographic signals: The importance of preprocessing,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 1, pp. 16–22, Jan. 2013.

[44] M. WACKER ET H. WITTE, “Time-frequency Techniques in Biomedical Signal Analysis: A Tutorial Review of Similarities and Differences,” *Methods of Information in Medicine*, vol. 52, no. 4, pp. 279–296, Mai 2013.

[45] F. TRUCHETET, *Ondelettes pour le signal numérique*. Paris: Hermes, 1998.

[46] T. PETEREK, M. PRAUZEK, ET M. PENHAKER, “A new method for identification of the significant point in the Plethysmografical record,” 2nd International Conference on Signal Processing Systems, Dalian, Chine, 2010, pp. V1–362–V1–364.

[47] C. M. LEE ET Y. T. ZHANG, “Reduction of motion artifacts from photoplethysmographic recordings using a wavelet denoising approach,” IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering, Kyoto, Japon, 2003, pp. 194–195.

[48] J. Y. A. FOO, “Comparison of wavelet transformation and adaptive filtering in restoring artefact-induced time-related measurement,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 1, no. 1, pp. 93–98, Jan. 2006.

[49] E. F. GRENEKER, “Radar sensing of heartbeat and respiration at a distance with applications of the technology,” Radar Systems (RADAR 97), Edimbourg, Royaume-Uni, 1997, vol. 1997, pp. 150–154.

[50] V. VASU, C. HENEGHAN, T. ARUMUGAM, ET S. SEZER, “Signal processing methods for non-contact cardiac detection using Doppler radar,” IEEE Workshop on Signal Processing Systems, San Francisco, Californie, Etats-Unis, 2010, pp. 368–373.

[51] G. LU, F. YANG, X. JING, ET J. WANG, “Contact-free measurement of heartbeat signal via a doppler radar using adaptive filtering,” International Conference on Image Analysis and Signal Processing, Zhejiang, Chine, 2010, pp. 89–92.

[52] G. LU, F. YANG, X. JING, X. YU, H. ZHANG, H. XUE, ET J. WANG, "Contact-Free Monitoring of Human Vital Signs via a Microwave Sensor," 5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Wuhan, Chine, 2011, pp. 1–3.

[53] M. ZAKRZEWSKI, H. RAITTINEN, ET J. VANHALA, "Comparison of Center Estimation Algorithms for Heart and Respiration Monitoring With Microwave Doppler Radar," *IEEE Sensors Journal*, vol. 12, no. 3, pp. 627–634, Mar. 2012.

[54] M. GARBEY, N. SUN, A. MERLA, ET I. PAVLIDIS, "Contact-Free Measurement of Cardiac Pulse Based on the Analysis of Thermal Imagery," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 8, pp. 1418–1426, Aout 2007.

[55] T. BOURLAI, P. BUDDHARAJU, I. PAVLIDIS, ET B. BASS, "Methodological Advances on Pulse Measurement through Functional Imaging," dans *Computational Surgery and Dual Training*, Boston, MA: Springer US, 2010, pp. 101–121.

[56] S. Y. CHEKMENEV, H. RARA, ET A. A. FARAG, "Non-contact, Wavelet-based Measurement of Vital Signs using Thermal Imaging," First international conference on graphics, vision, and image processing, Le Caire, Egypte, 2005, pp. 107–112.

[57] M. YANG, Q. LIU, T. TURNER, ET Y. WU, "Vital sign estimation from passive thermal video," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, Anchorage, AK, Etats-Unis, 2008, pp. 1–8.

[58] P. SAHINDRAKAR, G. HAAN, ET I. KIRENKO, "Improving Motion Robustness of Contact-less Monitoring of Heart Rate Using Video Analysis," Mémoire de Master, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, Pays-Bas, 2011.

[59] K. HUMPHREYS, T. WARD, ET C. MARKHAM, "Noncontact simultaneous dual wavelength photoplethysmography: A further step toward noncontact pulse oximetry," *Review of Scientific Instruments*, vol. 78, no. 4, p. 044304, 2007.

[60] C. TAKANO ET Y. OHTA, "Heart rate measurement based on a time-lapse image," *Medical Engineering & Physics*, vol. 29, no. 8, pp. 853–857, Oct. 2007.

[61] W. VERKRUYSSE, L. O. SVAASAND, ET J. S. NELSON, "Remote plethysmographic imaging using ambient light," *Optics Express*, vol. 16, no. 26, p. 21434, Dec. 2008.

[62] M.-Z. POH, D. J. MCDUFF, ET R. W. PICARD, "Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation," *Optics Express*, vol. 18, no. 10, p. 10762, Mai 2010.

[63] M.-Z. POH, D. J. MCDUFF, ET R. W. PICARD, "Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 1, pp. 7–11, Jan. 2011.

[64] P. VIOLA ET M. JONES, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, Hawaii, Etats-Unis, 2001, vol. 1, pp. I–511–I–518.

[65] A. HYVÄRINEN ET E. OJA, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural Netw*, vol. 13, no. 4–5, pp. 411–430, Juin 2000.

[66] J. CARDOSO, "Analyse en composantes indépendantes," XXXIVèmes Journées de Statistique, Bruxelles, Belgique, 2002.

[67] B. D. HOLTON, K. MANNAPPERUMA, P. J. LESNIEWSKI, ET J. C. THOMAS, "Signal recovery in imaging photoplethysmography," *Physiological Measurement*, vol. 34, no. 11, pp. 1499–1511, Nov. 2013.

[68] L. WEI, Y. TIAN, Y. WANG, T. EBRAHIMI, ET T. HUANG, "Automatic webcam-based human heart rate measurements using Laplacian Eigenmap," 11th Asian Conference on Computer Vision, Daejon, Corée, 2012.

[69] Y. SUN, S. HU, V. AZORIN-PERIS, S. GREENWALD, J. CHAMBERS, ET Y. ZHU, "Motion-compensated noncontact imaging photoplethysmography to monitor cardiorespiratory status during exercise," *J Biomed Opt*, vol. 16, no. 7, p. 077010, Juil. 2011.

[70] Y. SUN, S. HU, V. AZORIN-PERIS, R. KALAWSKY, ET S. GREENWALD, "Noncontact imaging photoplethysmography to effectively access pulse rate variability," *J Biomed Opt*, vol. 18, no. 6, p. 061205, Juin 2013.

[71] Y. SUN, C. PAPIN, V. AZORIN-PERIS, R. KALAWSKY, S. GREENWALD, ET S. HU, "Use of ambient light in remote photoplethysmographic systems: comparison between a high-performance camera and a low-cost webcam," *J Biomed Opt*, vol. 17, no. 3, p. 037005, Mar. 2012.

[72] F. BOUSEFSAF, C. MAAOUI, ET A. PRUSKI, "Continuous wavelet filtering on webcam photoplethysmographic signals to remotely assess the instantaneous heart rate," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 568–574, Nov. 2013.

[73] S. KWON, H. KIM, ET K. S. PARK, "Validation of heart rate extraction using video imaging on a built-in camera system of a smartphone," Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, Californie, Etats-Unis, 2012, pp. 2174–2177.

[74] H.-Y. WU, M. RUBINSTEIN, E. SHIH, J. GUTTAG, F. DURAND, ET W. FREEMAN, "Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 31, no. 4, pp. 1–8, Juil. 2012.

[75] G. GIBERT, D. D'ALESSANDRO, ET F. LANCE, "Face detection method based on photoplethysmography," 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, Cracovie, Pologne, 2013, pp. 449–453.

[76] D. MCDUFF, S. GONTAREK, ET R. W. PICARD, "Improvements in Remote Cardio-Pulmonary Measurement Using a Five Band Digital Camera," *IEEE Trans Biomed Eng*, Mai 2014.

[77] G. BALAKRISHNAN, F. DURAND, ET J. GUTTAG, "Detecting Pulse from Head Motions in Video," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, Oregon, Etats-Unis, 2013, pp. 3430–3437.

[78] J. M. LEE, F. PEARCE, A. D. HIBBS, R. MATTHEWS, ET C. MORRISSETTE, "Evaluation of a capacitively-coupled, non-contact (through clothing) electrode or ECG monitoring and life signs detection for the objective force warfighter," Symposium on Combat Casualty Care in Ground Based Tactical Situations: Trauma Technology and Emergency Medical Procedures, St. Pete Beach, Etats-Unis, 2004.

[79] R. J. PRANCE, S. T. BEARDSMORE-RUST, P. WATSON, C. J. HARLAND, ET H. PRANCE, "Remote detection of human electrophysiological signals using electric potential sensors," *Applied Physics Letters*, vol. 93, no. 3, p. 033906, 2008.

[80] A. MESLEH, D. SKOPIN, S. BAGLIKOV, ET A. QUTEISHAT, "Heart Rate Extraction from Vowel Speech Signals," *Journal of Computer Science and Technology*, vol. 27, no. 6, pp. 1243–1251, Nov. 2012.

[81] P. MELILLO, M. BRACALE, ET L. PECCHIA, "Nonlinear Heart Rate Variability features for real-life stress detection. Case study: students under stress due to university examination," *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 10, no. 1, p. 96, 2011.

[82] C. LIU, K. LI, L. ZHAO, F. LIU, D. ZHENG, C. LIU, ET S. LIU, "Analysis of heart rate variability using fuzzy measure entropy," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 43, no. 2, pp. 100–108, Fev. 2013.

[83] B. M. APPELHANS ET L. J. LUECKEN, "Heart rate variability as an index of regulated emotional responding," *Review of General Psychology*, vol. 10, no. 3, pp. 229–240, 2006.

[84] Y. ZHONG, K.-M. JAN, ET K. H. CHON, "Frequency modulation between low- and high-frequency components of the heart rate variability spectrum may indicate sympathetic-parasympathetic nonlinear interactions," Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, Etats-Unis, 2006, pp. 6438–6441.

[85] M. P. TARVAINEN, P. O. RANTA-AHO, ET P. A. KARJALAINEN, “An advanced detrending method with application to HRV analysis,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 49, no. 2, pp. 172–175, Fev. 2002.

[86] C. S. YOO ET S. H. YI, “Effects of detrending for analysis of heart rate variability and applications to the estimation of depth of anesthesia,” *Journal of the Korean Physical Society*, vol. 44, no. 3, pp. 561–568, 2004.

[87] F. Q. AL-KHALIDI, R. SAATCHI, D. BURKE, H. ELPHICK, ET S. TAN, “Respiration rate monitoring methods: A review,” *Pediatric Pulmonology*, vol. 46, no. 6, pp. 523–529, Juin 2011.

[88] Y. MENDELSON, “Pulse oximetry: theory and applications for noninvasive monitoring,” *Clin. Chem.*, vol. 38, no. 9, pp. 1601–1607, Sep. 1992.

[89] F. P. WIERINGA, “Pulse oxigraphy: and other new perspectives through the near infrared window,” Thèse de doctorat, 2007.

[90] S. SUGINO, N. KANAYA, M. MIZUUCHI, M. NAKAYAMA, ET A. NAMIKI, “Forehead is as sensitive as finger pulse oximetry during general anesthesia,” *Can J Anaesth*, vol. 51, no. 5, pp. 432–436, Mai 2004.

[91] L. BERNARDI, J. WDOWCZYK-SZULC, C. VALENTI, S. CASTOLDI, C. PASSINO, G. SPADACINI, ET P. SLEIGHT, “Effects of controlled breathing, mental activity and mental stress with or without verbalization on heart rate variability,” *J. Am. Coll. Cardiol.*, vol. 35, no. 6, pp. 1462–1469, Mai 2000.

[92] L. NILSSON, A. JOHANSSON, ET S. KALMAN, “Monitoring of respiratory rate in postoperative care using a new photoplethysmographic technique,” *J Clin Monit Comput*, vol. 16, no. 4, pp. 309–315, 2000.

[93] P. A. LEONARD, J. G. DOUGLAS, N. R. GRUBB, D. CLIFTON, P. S. ADDISON, ET J. N. WATSON, “A Fully Automated Algorithm for the Determination of Respiratory Rate from the Photoplethysmogram,” *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, vol. 20, no. 1, pp. 33–36, Avr. 2006.

[94] Y.-D. LIN, W.-T. LIU, C.-C. TSAI, ET W.-H. CHEN, “Coherence analysis between respiration and PPG signal by bivariate AR model,” *Proceedings of World Academy of Science: Engineering & Technology*, vol. 53, pp. 847–852, 2009.

[95] K. H. CHON, S. DASH, ET K. JU, “Estimation of Respiratory Rate From Photoplethysmogram Data Using Time–Frequency Spectral Estimation,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 8, pp. 2054–2063, Aout 2009.

[96] K. V. MADHAV, M. RAGHURAM, E. H. KRISHNA, ET K. A. REDDY, “Monitoring Respiratory Activity Using PPG Signals by Order Reduced-Modified Covariance AR Technique,” 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Chengdu, Chine, 2010, pp. 1–4.

[97] K. V. MADHAV, M. R. RAM, E. H. KRISHNA, K. N. REDDY, ET K. A. REDDY, “A robust signal processing method for extraction of respiratory activity from artifact corrupted PPG signal,” Recent Advances in Intelligent Computational Systems, Trivandrum, Inde, 2011, pp. 451–456.

[98] H. WANG, K. SIU, K. JU, ET K. H. CHON, “A High Resolution Approach to Estimating Time-Frequency Spectra and Their Amplitudes,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 34, no. 2, pp. 326–338, Fev. 2006.

[99] R. B. KNAPP, J. KIM, ET E. ANDRÉ, “Physiological signals and their use in augmenting emotion recognition for human–machine interaction,” dans *Emotion-Oriented Systems*, Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 133–159.

[100] T. J. M. OVERBEEK, A. VAN BOXTEL, ET J. H. D. M. WESTERINK, “Respiratory sinus arrhythmia responses to induced emotional states: Effects of RSA indices, emotion induction method, age, and sex,” *Biological Psychology*, vol. 91, no. 1, pp. 128–141, Sep. 2012.

[101] JIN FEI, ZHEN ZHU, ET I. PAVLIDIS, “Imaging Breathing Rate in the CO2 Absorption Band,” 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, Shanghai, Chine, 2005, pp. 700–705.

[102] JIN FEI ET I. PAVLIDIS, "Thermistor at a Distance: Unobtrusive Measurement of Breathing," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, no. 4, pp. 988–998, Avr. 2010.

[103] R. MURTHY ET I. PAVLIDIS, "Noncontact measurement of breathing function," *IEEE Eng Med Biol Mag*, vol. 25, no. 3, pp. 57–67, Juin 2006.

[104] L. YAYING, J. YAO, ET Y.-P. TAN, "Respiratory rate estimation via simultaneously tracking and segmentation," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, San Francisco, Californie, Etats-Unis, 2010, pp. 170–177.

[105] H. AOKI, Y. TAKEMURA, K. MIMURA, ET M. NAKAJIMA, "Development of non-restrictive sensing system for sleeping person using fiber grating vision sensor," International Symposium on Micromechatronics and Human Science, Nagoya, Japon, 2001, pp. 155–160.

[106] I. SATO ET M. NAKAJIMA, "Non-contact Breath Motion Monitor ing System in Full Automation," 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, Shanghai, Chine, 2005, pp. 3448–3451.

[107] S. WIESNER ET Z. YANIV, "Monitoring Patient Respiration using a Single Optical Camera," 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007, pp. 2740–2743.

[108] C. W. WANG, A. AHMED, ET A. HUNTER, "Vision Analysis in Detecting Abnormal Breathing Activity in application to Diagnosis of Obstructive Sleep Apnoea," 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, Etats-Unis, 2006, pp. 4469–4473.

[109] Y.-W. BAI, W.-T. LI, ET C.-H. YEH, "Design and implementation of an embedded monitor system for body breath detection by using image processing methods," International Conference on Consumer Electronics, Las Vegas, Nevada, Etats-Unis, 2010, pp. 193–194.

[110] K. S. TAN, R. SAATCHI, H. ELPHICK, ET D. BURKE, "Real-time vision based respiration monitoring system," 7th International Symposium on Communication Systems Networks and Digital Signal Processing, Newcastle, Royaume-Uni, 2010, pp. 770–774.

[111] X. FAURE, F. JAILLET, F. ZARA, ET J.-M. MOREAU, "Acquisition multi-modale en temps réel pour le suivi du mouvement respiratoire," ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Praz-sur-Arly, France, 2011.

[112] C. GU, R. LI, C. LI, ET S. B. JIANG, "Doppler radar respiration measurement for gated lung cancer radiotherapy," IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems, Phoenix, Arizona, Etats-Unis, 2011, pp. 91–94.

[113] A. HART, K. TALLEVI, D. WICKLAND, R. E. KEARNEY, ET J. A. CAFAZZO, "A contact-free respiration monitor for smart bed and ambulatory monitoring applications," Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Buenos Aires, Argentine, 2010, pp. 927–930.

[114] L. KONG, Y. ZHAO, L. DONG, Y. JIAN, X. JIN, B. LI, Y. FENG, M. LIU, X. LIU, ET H. WU, "Non-contact detection of oxygen saturation based on visible light imaging device using ambient light," *Opt Express*, vol. 21, no. 15, pp. 17464–17471, Juil. 2013.

[115] B. FIGNER ET R. O. MURPHY, "Using skin conductance in judgment and decision making research," *A handbook of process tracing methods for decision research: A critical review and user's guide*, pp. 163–184, 2010.

[116] D. SHASTRI, A. MERLA, P. TSIAMYRTZIS, ET I. PAVLIDIS, "Imaging Facial Signs of Neurophysiological Responses," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 56, no. 2, pp. 477–484, Fev. 2009.

[117] M. E. DAWSON, A. M. SCHELL, ET D. L. FILION, "The Electrodermal System," dans *Handbook of psychophysiology*, Cambridge, Royaume-Uni: Cambridge University Press, 2007, pp. 159–181.

[118] M. M. BRADLEY ET P. J. LANG, “Emotion and Motivation,” dans *Handbook of psychophysiology*, Cambridge, Royaume-Uni: Cambridge University Press, 2007, pp. 581–607.

[119] F. ABDAT, “Reconnaissance automatique des émotions par données multimodales : expressions faciales et des signaux physiologiques,” Thèse de doctorat, Université de Metz, Metz, France, 2010.

[120] M. AOI, M. KAMIJO, ET H. YOSHIDA, “Relationship between Facial Expression and Facial Electromyogram (f-EMG) Analysis in the Expression of Drowsiness,” International Conference on Biometrics and Kansei Engineering, Takamatsu, Kagawa, Japon, 2011, pp. 65–70.

[121] T. PARTALA ET V. SURAKKA, “Pupil size variation as an indication of affective processing,” *International Journal of Human-Computer Studies*, vol. 59, no. 1–2, pp. 185–198, Juil. 2003.

[122] M. POMPLUM ET S. SUNKARA, “Pupil dilation as an indicator of cognitive workload in human-computer interaction,” HCII 2003 Proc., 2003, pp. 542–546.

[123] A. T. DUCHOWSKI, *Eye tracking methodology theory and practice*. London: Springer, 2007.

[124] V. VEZHNEVETS ET A. DEGTIAREVA, “Robust and Accurate Eye Contour Extraction,” GraphiCon, Moscou, Russie, 2003, pp. 81–84.

[125] B. RAYNAL ET V. BIRI, “Détection de pupille par combinaison des critères morphologiques et colorimétriques,” Journées de l’Association Francophone d’Informatique Graphique, Marne la Vallée, France, 2007.

[126] M. CIESLA ET P. KOZIOL, “Eye Pupil Location Using Webcam,” *The Computing Research Repository (CoRR)*, vol. abs/1202.6517, 2012.

[127] J. SCHMALTZ, “Détection des contours de la pupille à l’aide des transformées de Hough,” École de Technologie Supérieure, Université du Quebec, Rapport de projet de session, 2006.

[128] A. WESLEY, P. LINDNER, ET I. PAVLIDIS, “Eustressed or distressed?: combining physiology with observation in user studies,” Computer-Human Interaction (CHI 2012), Austin, Texas, Etats-Unis, 2012, pp. 327–330.

[129] G. SERRATRICE ET A. VERSCHUEREN, “Système nerveux autonome,” *EMC - Neurologie*, vol. 2, no. 1, pp. 55–80, Fev. 2005.

[130] V. GUIGUE, A. RAKOTOMAMONJY, ET S. CANU, “SVM et k-ppv pour la reconnaissance d’émotions,” 19ème Colloque sur le traitement du signal et des images, Paris, France, 2003.

[131] Y. SHI, M. NGUYEN, P. BLITZ, B. FRENCH, S. FISK, F. DE LA TORRE, A. SMAILAGIC, D. SIEWIOREK, M. AL’ ABSI, E. ERTIN, T. KAMARCK, ET S. KUMAR, “Personalized stress detection from physiological measurements,” Second International Symposium on Quality of Life Technology, Las Vegas, Nevada, Etats-Unis, 2010.

[132] K. H. KIM, S. W. BANG, ET S. R. KIM, “Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 42, no. 3, pp. 419–427, Mai 2004.

[133] M. MAURI, V. MAGAGNIN, P. CIPRESSO, L. MAINARDI, E. N. BROWN, S. CERUTTI, M. VILLAMIRA, ET R. BARBIERI, “Psychophysiological signals associated with affective states,” 2010, pp. 3563–3566.

[134] I. PAVLIDIS ET J. LEVINE, “Thermal image analysis for polygraph testing,” *IEEE Eng Med Biol Mag*, vol. 21, no. 6, pp. 56–64, Dec. 2002.

[135] J. A. LEVINE, I. T. PAVLIDIS, L. MACBRIDE, Z. ZHU, ET P. TSIAMYRTZIS, “Description and clinical studies of a device for the instantaneous detection of office-place stress,” *Work*, vol. 34, no. 3, pp. 359–364, 2009.

[136] B. R. NHAN ET T. CHAU, “Classifying affective states using thermal infrared imaging of the human face,” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 57, no. 4, pp. 979–987, Avr. 2010.

[137] R. NAKANISHI ET K. IMAI-MATSUMURA, “Facial skin temperature decreases in infants with joyful expression,” *Infant Behav Dev*, vol. 31, no. 1, pp. 137–144, Jan. 2008.

[138] S. JARLIER, D. GRANDJEAN, S. DELPLANQUE, K. N'DIAYE, I. CAYEUX, M. I. VELAZCO, D. SANDER, P. VUILLEUMIER, ET K. R. SCHERER, "Thermal Analysis of Facial Muscles Contractions," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 2, no. 1, pp. 2–9, Jan. 2011.

[139] R. HUERTA-FRANCO, M. VARGAS-LUNA, I. DELGADILLO-HOTFORT, I. MORALES-MATA, E. PEREZ-ALDAY, N. HERANDEZ-PIMENTEL, A. GONZALEZ-YEBRA, ET C. FLORES-HERNANDEZ, "Analysis of the heart rate variability in public safety personnel exposed to stress stimuli: preliminary results," VIII International Conference on Occupational Risk Prevention, Valence, Espagne, 2012, vol. 12, pp. 1–7.

[140] R. NIKOLOVA, L. ALEXIEV, ET M. VUKOV, "Research potential of a heart rate variability diagnostic system for the study of stress and health risk in peacekeeping operations," Symposium on NATO Medical Surveillance and Response, Research and Technology Opportunities and Options, Budapest, Hongrie, 2004, pp. 1–20.

[141] A. H. GARDE, B. LAURSEN, A. H. JØRGENSEN, ET B. R. JENSEN, "Effects of mental and physical demands on heart rate variability during computer work," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 87, no. 4–5, pp. 456–461, Aout. 2002.

[142] E. SISKA, "The Stroop colour-word test in psychology and biomedicine," *Acta Univ. Palacki. Olomuc., Gymn.*, vol. 32, no. 1, pp. 45–50, 2002.

[143] K. YOSHINO ET K. MATSUOKA, "Personal adaptive method to assess mental tension during daily life using heart rate variability," *Methods Inf Med*, vol. 51, no. 1, pp. 39–44, 2012.

[144] M. ALTHAUS, L. J. MULDER, G. MULDER, A. M. VAN ROON, ET R. B. MINDERAA, "Influence of respiratory activity on the cardiac response pattern to mental effort," *Psychophysiology*, vol. 35, no. 4, pp. 420–430, Juil. 1998.

[145] A. HOOVER, A. SINGH, S. FISHEL-BROWN, ET E. MUTH, "Real-time detection of workload changes using heart rate variability," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, no. 4, pp. 333–341, Juil. 2012.

[146] R. BAILÓN, L. MAINARDI, M. ORINI, L. SÖRNMO, ET P. LAGUNA, "Analysis of heart rate variability during exercise stress testing using respiratory information," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, no. 4, pp. 299–310, Oct. 2010.

[147] K. KEISSAR, L. R. DAVRATH, ET S. AKSELROD, "Coherence analysis between respiration and heart rate variability using continuous wavelet transform," *Philos Trans A Math Phys Eng Sci*, vol. 367, no. 1892, pp. 1393–1406, Avr. 2009.

[148] Y. KAGEYAMA, M. ODAGAKI, ET H. HOSAKA, "Wavelet analysis for quantification of mental stress stage by finger-tip photo-plethysmography," Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007, pp. 1846–1849.

[149] S. GIL, "Comment étudier les émotions en laboratoire ?," *Revue électronique de Psychologie Sociale*, vol. 4, pp. 15–24, 2009.

[150] Z. ZENG, M. PANTIC, G. I. ROISMAN, ET T. S. HUANG, "A Survey of Affect Recognition Methods: Audio, Visual, and Spontaneous Expressions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 1, pp. 39–58, Jan. 2009.

[151] J. KIM ET E. ANDRÉ, "Emotion recognition based on physiological changes in music listening," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 30, no. 12, pp. 2067–2083, Dec. 2008.

[152] YEROCUS, *Color temperature comparison of common electric lamps*. 2010. En ligne sur : http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/7/7e/Incand-3500-5500-color-temp-comparison.png

[153] S. G. LEE, "An image tracking system for PTZ cameras using OpenCV," 10th WSEAS international conference on Circuits, Systems, Electronics, Control & Signal Processing, Montreux, Suisse, 2011, pp. 189–192.

[154] V. K. JAYASREE, V. P. N. NAMPOORI, P. RADHAKRISHNAN, ET C. P. GIRIJAVALLABHAN, “Design and development of a simple hardware setup for sensing blood volume pulse and a PIC microcontroller based heart rate meter,” International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering, Singapour, Chine, 2006, pp. 256–258.

[155] S. SONI ET Y. NAMJOSHI, “Delineation of raw plethysmograph using wavelets for mobile based pulse oximeters,” 5th Innovative Conference on Embedded Systems, Mobile Communication and Computing, Kuppam, Andhra Pradesh, Inde, 2010, pp. 74–84.

[156] D. CVETKOVIC, E. D. ÜBEYLI, ET I. COSIC, “Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: A pilot study,” *Digital Signal Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 861–874, Sep. 2008.

[157] T. FU, S. LIU, ET K. TANG, “Heart rate extraction from photoplethysmogram waveform using wavelet multi-resolution analysis,” *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 28, no. 4, pp. 229–232, 2008.

[158] Librairie OpenCV. En ligne sur : http://opencv.org

[159] A. R. SMITH, “Color gamut transform pairs,” 5th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, 1978, pp. 12–19.

[160] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION, “Recommandation ITU-R BT.601-5. Studio encoding parameters of digital television for standard 4:3 and wide-screen 16:9 ratios,” 2011.

[161] T. M. MAHMOUD, “A new fast skin color detection technique,” *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 43, pp. 501–505, 2008.

[162] C. POYNTON, “The CIE system of colorimetry,” dans *Digital Video and HDTV: Algorithms and Interfaces*, San Francisco, Californie, Etats-Unis: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2003, pp. 211–231.

[163] O. RIOUL ET P. DUHAMEL, “Fast algorithms for discrete and continuous wavelet transforms,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 569–586, 1992.

[164] P. S. ADDISON ET J. N. WATSON, “A novel time–frequency-based 3D Lissajous figure method and its application to the determination of oxygen saturation from the photoplethysmogram,” *Measurement Science and Technology*, vol. 15, no. 11, pp. L15–L18, Nov. 2004.

[165] T. B. FITZPATRICK, “Soleil et peau,” *Journal de Médecine Esthétique*, vol. 2, pp. 33–34, 1975.

[166] J. D. LANE, R. A. ADCOCK, ET R. E. BURNETT, “Respiratory sinus arrhythmia and cardiovascular responses to stress,” *Psychophysiology*, vol. 29, no. 4, pp. 461–470, Juil. 1992.

[167] M. SORIANO, B. MARTINKAUPPI, S. HUOVINEN, ET M. LAAKSONEN, “Adaptive skin color modeling using the skin locus for selecting training pixels,” *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 3, pp. 681–690, Mar. 2003.

[168] F. BOUSEFSAF, C. MAAOUI, ET A. PRUSKI, “Remote detection of mental workload changes using cardiac parameters assessed with a low-cost webcam,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 53, pp. 154–163, Oct. 2014.

[169] G. PIERSON, “Contribution à l'amélioration d'une méthode non-intrusive de capture du rythme cardiaque par webcam,” Mémoire de Master, LCOMS – Université de Lorraine, Metz, France, 2011.

RÉSUMÉ

Le sujet des travaux de recherche présenté dans cette thèse de doctorat concerne la conception et le développement d'une approche basée sur le traitement du signal et des images permettant de mesurer des signaux physiologiques d'une personne située à distance du capteur. Les différents procédés proposés dans ce travail cherchent à répondre à des besoins particuliers du domaine de l'e-santé, de la télémédecine et de l'informatique affective. Les mesures sans contact de paramètres physiologiques sont utilisables dans de nombreux champs d'application, allant des services d'urgence jusqu'aux sciences du sport, où le rythme cardiaque est surveillé pendant un effort physique intense.

L'approche développée est basée sur le calcul des signaux photopléthysmographiques (PPG) obtenus sur des visages humains et enregistrés par une webcam. Ces derniers sont ensuite analysés par une transformée en ondelettes continue afin d'en extraire le rythme cardiaque et la fréquence respiratoire ainsi que la variabilité cardiaque. Des opérations de traitement du signal et des images ont été développées pour améliorer la robustesse du système en le rendant moins sensible aux mouvements et aux fluctuations de l'éclairage. La fréquence respiratoire est estimée à partir de la variabilité cardiaque par le phénomène d'arythmie sinusale respiratoire, la variation naturelle de la fréquence cardiaque entrainée par la respiration. Les phénomènes de vasoconstriction et vasodilatation qui modifient les amplitudes du signal PPG sont aussi détectés par la méthode que nous proposons dans ces travaux de thèse. Les performances du système ont été évaluées à partir d'un ensemble de capteurs standards en contact sur 12 individus en bonne santé qui ont participé aux expériences. Les résultats montrent que les mesures dérivées de la webcam et des capteurs en contact sont en étroite concordance.

Le second volet de ces travaux de recherche concerne la reconnaissance du stress basée sur les données physiologiques quantifiées précédemment. La webcam est ici utilisée pour mesurer et estimer l'état de tension mentale d'une personne. Les amplitudes du signal PPG et la variabilité de la fréquence cardiaque reflètent l'état du système nerveux autonome et ont été utilisées pour calculer une courbe de stress. L'activité électrodermale a concurremment été mesurée par un capteur en contact pour évaluer la méthode que nous proposons. Une application a spécifiquement été développée en laboratoire pour successivement induire du stress et relaxer les participants. Les résultats indiquent que les mesures calculées à partir des données de la webcam sont en étroite corrélation avec l'activité électrodermale. La méthode présentée dans ces travaux permet de mesurer un ensemble de données physiologiques et estimer l'état de stress d'une personne à l'aide d'une webcam, fournissant ainsi une bonne alternative aux dispositifs conventionnels en contact.

ABSTRACT

Photoplethysmographic (PPG) signals obtained from a webcam are analyzed through a continuous wavelet transform to assess the instantaneous pulse rate. The measurements are performed on human faces. Robust image and signal processing are introduced to collect only pixels that contain photoplethysmographic information and to remove major artifacts and trends on raw webcam PPG signals. The interbeat intervals are computed using a standard peak detection to form the instantaneous pulse rate. In addition, the respiration is recovered using the pulse rate series by respiratory sinus arrhythmia, the natural variation in pulse rate driven by the respiration. The amplitudes of the photoplethysmographic signal, which reflect relative changes in the vascular bed due to peripheral vasoconstriction or vasodilatation, are also measured. The presented algorithms are implemented on a mid-range computer and the overall method works in real-time. The performance of the proposed pulse and breathing rates assessment method was evaluated using approved contact probes on a set of 12 healthy subjects. Results show high degrees of correlation between physiological measurements even in the presence of motion. This work provides a motion-tolerant method that remotely measures the instantaneous pulse and breathing rates. Monitoring physiological signals via non-contact means presents a greater challenge in personal health care, telemedicine and affective computing.

The second part of this thesis consists in assessing mental workload changes using the parameters assessed previously, i.e. the photoplethysmographic amplitude fluctuation and the pulse rate variability. These particular signals provide an estimation of the autonomic nervous system state. In order to validate the proposed method we have recorded, concurrently to the webcam curves, electrodermal activity during an interactive game that was developed to successively stress and relax the subject. We have specifically employed a computerized and interactive version of the STROOP color word test. The results exhibit a strong correlation between the webcam and contact skin conductance level traces and offer further support for the applicability of mental stress detection by remote and low-cost means, providing an alternative to conventional contact techniques.