

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITÉ D'ANGERS

ÉCOLE DOCTORALE N° 601
*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*
Spécialité : *Signal, Image, Vision*

Par

Franck MOUNEY

Estimation de la pression artérielle par analyse de l'onde de pouls enregistré par un capteur photopléthysmographique.

Thèse présentée et soutenue à Angers , le 24/09/2021

Unité de recherche : Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes, EA 7315

Rapporteurs avant soutenance :

Francois JOUEN Directeur des études, École Pratique des Hautes Études
Jean-Marc GIRAULT Professeur de l'École supérieure, ESEO

Composition du Jury :

Président :	Jean-Marc GIRAULT	Professeur de l'École supérieure, ESEO
Examineurs :	Julie FONTECAVE-JALLON	Maître de Conférences, Université Grenoble Alpes
	Francois JOUEN	Directeur des études Etablissement à l'École Pratique des Hautes Études
	Bertrand MASSOT	Maître de Conférences, Université de Lyon
Dir. de thèse :	Mickael DINOMAS	PUPH ,Université d'Angers
Co-dir. de thèse :	Jean-Baptiste FASQUEL	Professeur des universités, Université d'Angers
	Teodor TIPLICA	Maître de Conférences (HDR), Université d'Angers

Invité(s) :

Magid HALLAB Dirigeant de la société AXELIFE

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé à l'Université d'Angers dans le laboratoire de recherche LARIS et l'entreprise AXELIFE grâce à un contrat CIFRE. Je remercie donc tout d'abord Magid HALLAB fondateur et directeur d'AXELIFE pour la confiance qu'il m'a accordé durant ces 3 dernières années.

J'exprime toute ma reconnaissance à David BIGAUD et Anne HUMEAU-HEURTIER responsables du LARIS, pour la confiance qu'ils m'ont accordées en m'accueillant dans leur équipe.

Je remercie tout particulièrement Jean-Baptiste FASQUEL et Teodor TIPLICA de m'avoir guidé et conseillé tout au long de ce travail. De même, je remercie Mickael DINOMAIS qui a guidé mes travaux sur le plan médical.

Je remercie Julie FONTECAVE-JALLON et Bertrand MASSOT d'avoir accepté d'être examinateur.

Je tiens à témoigner ma reconnaissance à Francois JOUEN, à Jean-Marc GIRAULT pour avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse.

Je tiens enfin à remercier toute l'équipe du laboratoire pour les échanges que nous avons pu avoir et pour l'amitié qu'elle m'a témoignée au cours de ces 3 dernières années.

J'adresse mes sincères remerciements à Véronique et Vincent MOUNEY et à Pierre LE ROUX qui ont effectué avec beaucoup de gentillesse et de compétence les corrections orthographiques de ce mémoire.

Enfin, je tiens à remercier Doriane LE ROUX qui m'a soutenue et encouragé durant la rédaction de cette thèse.

SOMMAIRE

Introduction	7
1 Etat de l'art	11
1.1 La pression artérielle	12
1.2 La méthode photopléthysmographique (PPG)	17
1.3 Du signal PPG à la pression artérielle	21
1.3.1 Prétraitement des données	21
1.3.2 Caractéristiques du PPG	24
1.3.3 Estimation de la pression artérielle	29
1.3.4 Bases de données accessibles	31
1.3.5 Standards d'évaluation, normes	33
1.4 Protocoles d'évaluation et performance des systèmes actuels	36
1.5 Discussion	39
1.6 Conclusion	41
2 Estimation de la pression artérielle en invasif	43
2.1 Méthode	44
2.2 Expérimentation	58
2.2.1 Base de données expérimentale	58
2.2.2 Etude de corrélation des caractéristiques temporelles avec la pression artérielle	60
2.3 Résultats	67
2.4 Discussion	70
2.5 Conclusion	80
3 Estimation de la pression artérielle en non-invasif	83
3.1 Nouveau protocole pour la prédiction de la pression artérielle	85
3.1.1 Test d'hypotension orthostatique	85
3.1.2 Test de Ruffier-Dickson	87
3.1.3 Protocole	87

SOMMAIRE

3.2	Expérimentation	89
3.2.1	Base de données expérimentales	89
3.2.2	Etude statistique des données expérimentales	91
3.2.3	Méthode	100
3.3	Synthèse des résultats	107
3.4	Discussion	107
3.5	Conclusion	111
	Conclusion et perspectives	113
	Bibliographie	117
	Glossaire	117
	Annexes	119

INTRODUCTION

Ce manuscrit s'inscrit de manière générale dans le vaste contexte du diagnostic et du traitement des maladies cardiovasculaires et cela grâce aux nouvelles technologies. Il s'avère qu'aujourd'hui ce type de maladie est l'une des principales causes de décès dans le monde. Les professionnels de santé préconisent une rapide détection de ces maladies, une réactivité et un suivi quotidien afin de diminuer les dysfonctionnements du système cardiovasculaire. La Société Européenne de Cardiologie (ESC) a mis en avant l'intérêt d'observer l'activité chronique de la fréquence cardiaque qui est l'un des principaux facteurs de risques pour les maladies cardiovasculaires. De même, le volume sanguin ou la pression artérielle (PA) sont des métriques à surveiller pour la détection d'un quelconque dysfonctionnement du système cardiovasculaire. Un certain nombre d'études démontre qu'une visibilité sur le cycle circadien de la pression artérielle permettrait de mieux prendre en charge les patients atteints d'hypertension artérielle. Ce genre de profil permettrait peut-être de prédire des événements cardiovasculaires de type malaise cardiaque, infarctus ou l'accident vasculaire cérébral (AVC). Les travaux présentés dans ce mémoire se focalisent sur une thématique de recherche qui semble très prometteuse mais qui est loin d'avoir été résolue pour l'instant : comment estimer la pression artérielle à partir du signal délivré par un capteur photopléthysmographique (PPG) présent sur un bracelet ou montre connectée ?

C'est dans le cadre de la société Axelife qu'est né ce projet de recherche il y a 3 ans. La Société Axelife SAS a été créée en Mars 2010. Elle conçoit et développe des dispositifs médicaux dans le domaine de la prévention des pathologies cardiovasculaires.

Son premier produit, le pOpmètre, est un appareil innovant qui mesure en deux minutes via l'onde de pouls, la rigidité artérielle (RA), soit en d'autres termes le vieillissement artériel. La RA est un biomarqueur agréé par les sociétés savantes européennes comme meilleur indicateur de l'AVC et de l'infarctus, supérieur aux indicateurs et facteurs de risques que sont le diabète, la tension et le cholestérol. Ce paramètre médical du XXIème siècle est validé par plus de vingt-cinq études de morbi-mortalité à travers le monde et quatre méta-analyses concernant plus de 100 000 patients.

Le deuxième produit en cours de développement, iHeartWatch®, est un bracelet connecté

qui permet la mesure continue de différents paramètres physiologiques telles que la fréquence cardiaque, l'oxymétrie et potentiellement la pression artérielle. L'objectif d'iHeart-Watch® est de détecter les signes prémonitoires d'un problème cardiovasculaire et de créer des alertes cadencées en cas de détection de signes de stress intense du système cardiovasculaire. Le suivi continu améliorerait le suivi médical et augmenterait la visibilité sur l'effet du traitement au quotidien.

Depuis maintenant plusieurs décennies, l'oxymétrie est un outil de surveillance qui s'appuie sur des capteurs PPG. Elle est devenue omniprésente dans les salles d'opérations, les unités de soins intensifs et salles d'hôpital pour le suivi des patients hospitalisés. Ce même capteur est utilisé sur le dispositif pOpmetre déployé par Axelifé pour calculer la rigidité artérielle. Depuis quelques dizaines d'années maintenant, des recherches ont mis en évidence que l'onde de pouls enregistrée par ce type de capteur permet de remonter des informations potentiellement pertinentes pour suivre la santé des patients. Une mesure de l'onde de pouls via un signal PPG rend possible la mesure du rythme cardiaque, du volume sanguin digital, de l'index d'augmentation (AI), du temps de transit de l'onde réfléchie (TT) et l'index de réflexion (IR) pour chaque battement du cœur. Dans ce contexte, les travaux présentés ici portent sur l'évaluation des capacités de ce type de dispositif à mesurer la pression artérielle à partir du signal PPG.

La méthode de référence pour la mesure de la pression artérielle est actuellement une mesure invasive et utilisée qu'en cas de chirurgie. Au quotidien, la mesure de la pression artérielle est réalisée de manière non-invasive via des brassards à tension oscillométrique. Cette technique connaît ses limites, notamment en terme de suivi régulier qui nécessite plusieurs prises de mesure par jour chez les patients hypertendus. Elle n'est donc pas en adéquation avec une surveillance continue et celle-ci incite au développement de solutions plus simples et pratiques pour la mesure de la pression artérielle. D'où la nécessité de lancer une étude afin de savoir s'il est possible d'estimer la pression artérielle avec des capteurs PPG au travers des dispositifs d'oxymétrie déjà présents sur le marché mais aussi dans le but futur d'examiner la possibilité d'utiliser des bracelets connectés pour obtenir des informations de santé pertinentes, en continu au cours de la journée et de la nuit.

Comme il apparaît dans la littérature des vingt dernières années, la pression artérielle a été principalement étudiée en considérant un large éventail de caractéristiques temporelles extraites de l'onde de pouls. Pour cette raison, nous réalisons une analyse exhaustive de la capacité des caractéristiques temporelles du signal PPG pour permettre d'estimer la pression artérielle. Dans un premier temps, nous avons utilisé cette approche d'un point

de vue expérimental puis dans un deuxième temps d'un point de vue plus applicatif avec respectivement des données "invasives" et des données orientées "objet connectée". Notre première approche réalise une comparaison objective et identifie les caractéristiques les plus pertinents en terme de performance d'estimation sur une base de données unique dans laquelle nous avons regroupé des portions de signal de pression artérielle à forte dynamique. Notre seconde approche évalue la capacité d'estimer la pression artérielle au quotidien en proposant un nouveau protocole de récolte de données qui provoque dans un laps de temps relativement court, des variations assez conséquentes de pression artérielle.

Le mémoire s'organise autour de trois chapitres. Le premier chapitre introduit les notions de base sur la pression artérielle et les travaux déjà présents dans la littérature. Le second chapitre porte sur une analyse objective des performances de chaque caractéristique temporelle de l'onde de pouls pour l'estimation de la pression artérielle sur une base de données comportant une forte dynamique de pression artérielle. Enfin le chapitre trois se décline sous la forme d'une étude applicative d'un système d'estimation de la pression artérielle en proposant un nouveau type de protocole de récolte de données.

ETAT DE L'ART

La tension artérielle a toujours été une mesure physiologique clé dans le cadre de l'examen médical, étant l'un des plus importants marqueurs biologiques dans l'évaluation clinique. Les pathologies cardio-vasculaires résultant d'une mauvaise pression artérielle ont un impact énorme sur la mortalité dans le monde entier. En effet, l'hypertension a causé 9,4 millions de décès en 2014¹. En 2019, 1,13 milliards de personnes souffraient d'hypertension et moins d'une personne sur cinq la maîtrisait [73]. Comme la plupart des gens ne sont pas conscients de leur tension artérielle élevée, l'hypertension est appelée le "tueur silencieux". De plus, elle est le deuxième facteur de maladies cardiovasculaires après le diabète. Selon [46], le nombre de décès dus aux maladies cardiovasculaires (accidents vasculaires cérébraux, maladies coronariennes et maladies cardiaques rhumatismales) était estimé à 17,5 millions en 2005. Il est en augmentation depuis 1990, où l'on estimait à 14,4 millions le nombre de décès.

Ainsi, la surveillance continue de la pression artérielle afin de prévoir les pathologies cardiovasculaires est l'un des défis majeurs des prochaines années. Les principaux efforts de recherche se concentrent sur de nouvelles méthodes qui sont motivées par l'émergence de technologies efficaces permettant la mesure en temps réel du signal physiologique. Ces technologies offrent un moyen simple, continu et peu coûteux d'évaluer l'évolution de la pression artérielle sur de longues périodes (semaines et mois). En conséquence, on s'attend à ce que, dans la prochaine décennie, l'hypertension soit détectée plus facilement et que l'efficacité des traitements de l'hypertension soit mieux évaluée et personnalisée [77, 78]. Il est évident que ce type de technologie contribuera de manière substantielle à améliorer la qualité du système de soins en tant qu'élément prometteur du domaine émergent de l'internet des objets (IdO).

Dans ce chapitre nous passerons en revue les différentes approches utilisées pour estimer la pression artérielle. La plus prometteuse est celle basée sur les signaux PPG car elle permet une mesure non invasive à partir de capteurs portables. Nous proposons un

1. Organisation mondiale de la santé, "World Health Statistics 2014", 2014.

aperçu des différentes méthodes d’analyse des signaux d’ondes de pouls photopléthysmographiques (PPG) utilisées pour estimer la pression artérielle dans la littérature entre 2003 et 2020. Une attention particulière est accordée à certains aspects difficiles à gérer, tels que l’élimination des artefacts, les paramètres environnementaux et biologiques influençant le signal enregistré. Le type de données utilisées par les chercheurs ainsi que les approches d’apprentissage automatique développées pour prédire la pression artérielle à partir du signal PPG feront l’objet de discussions. Nous donnerons également un aperçu des protocoles d’évaluation (métriques, base de données), en soulignant leur variabilité, avec la difficulté sous-jacente de fournir une comparaison objective des travaux publiés.

1.1 La pression artérielle

La pression artérielle ou plus communément appelée dans le domaine médical, la tension artérielle, correspond la variation de la pression sur la paroi des artères du système cardiovasculaire produite par l’oscillation du flux sanguin. Elle est rythmée par le battement du cœur qui projette le sang de façon répétée dans l’aorte. De là, les ondes de pression du flux sanguin se propagent dans les artères principales et atteignent les artérioles où les mesures sont généralement effectuées. La pression artérielle est un paramètre physiologique déterminant pour l’exploration fonctionnelle vasculaire. On distingue 4 types de pressions :

- La pression artérielle systolique (PAS) : celle-ci correspond au flux de sang éjecté dans le système cardiovasculaire lorsque les ventricules du coeur se contractent.
- La pression artérielle diastolique (PAD) : celle-ci correspond à la phase de relâchement des ventricules qui se remplissent du sang que déversent les oreillettes avant de préparer la systole suivante.
- La pression artérielle pulsée (PP) : celle-ci correspond à la pression artérielle différentielle entre la pression systolique et diastolique définie par l’équation :

$$PP = PAS - PAD \quad (1.1)$$

- La pression artérielle moyenne (PAM) : Elle représente la moyenne temporelle des pressions artérielles enregistrées pendant un cycle cardiaque quand seules PAS et PAD sont disponibles ; elle est donnée par la formule empirique :

$$PAM = PAD + 1/3(PP) = 2/3(PAD) + 1/3(PAS) \quad (1.2)$$

Les méthodes de mesure de la pression artérielle La pression artérielle peut être mesurée de deux façons différentes :

- La mesure intra-vasculaire (dite invasive, Gold Standard) : un cathéter relié à un capteur de pression (optique) est inséré dans une artère pour mesurer in-vivo la pression du flux sanguin en temps réel.
- La mesure extra-vasculaire (dite non-invasive) : les techniques les plus utilisées actuellement sont les techniques oscillométriques utilisant un capteur de pression sur la surface de la peau intégré à un brassard.

La mesure intra-vasculaire [32] a l'avantage d'être la plus précise mais celle-ci est lourde, complexe et peut entraîner des complications (ex : thrombose artérielle, infection sur cathéter, etc...). Cette mesure s'impose principalement lorsque la pression artérielle continue est un élément clef pour traiter le sujet et que des prélèvements sanguins répétés sont nécessaires. Ce monitoring constitue une priorité chez les malades instables sur le plan hémodynamique, elle est beaucoup utilisée en anesthésie et réanimation. La mesure intra-vasculaire est gold standard en soins intensifs, cependant certaines études se sont intéressées à la pertinence des techniques non invasives aux urgences et en réanimation [21].

Les techniques pour réaliser des mesures extra-vasculaires de pression artérielle sont nombreuses. Au cours de la dernière décennie, une revue de la littérature a été effectuée sur les méthodes non invasives de surveillance continue de la tension artérielle. Les plus récentes [45, 68, 79] se concentrent sur la méthode du temps de transit des impulsions. Les plus anciennes [17, 72] décrivent des technologies plus générales de surveillance de la tension artérielle. Dans ce mémoire, une attention particulière est accordée à la photopléthysmographie qui pourrait être un moyen facile et peu coûteux de surveiller en continu la pression artérielle au quotidien.

Actuellement, la méthode non invasive de référence pour la mesure de la pression artérielle est le sphygmomanomètre avec une colonne de mercure. Il s'agit d'un brassard gonflable autour du bras qui, par occlusion des artères, permet de mesurer à la fois les valeurs de pression artérielle systolique et de pression artérielle diastolique.

Ces deux valeurs ont été évaluées pour la première fois au milieu du XVIIIe siècle comme étant respectivement la pression la plus élevée et la pression la plus basse observées sur la colonne de mercure lorsqu'une pulsation est encore détectée.

Le mercure étant progressivement interdit en raison de ses dangers pour la santé, les sphygmomanomètres anéroïdes (tensiomètre brassard fonctionnant sans liquide) sont

plus couramment utilisés de nos jours. Cependant, leur précision variable dans le temps pourrait être problématique. Selon [10], qui a évalué 283 dispositifs anéroïdes en 2001, tous les dispositifs présentaient une gamme dynamique de 4 millimètres de mercure (mmHg), ce qui correspond aux recommandations de l'AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation – Association pour l'avancement de l'instrumentation médicale) mais ces dispositifs semblent sous-estimer la pression artérielle de 0,5 mmHg en moyenne.

En outre, les récents sphygmomanomètres numériques (anéroïdes) automatiques fournissent directement les valeurs de la pression artérielle sous forme numérique, mais leur précision est également controversée [86].

De nombreuses méthodes de mesure de la pression artérielle non invasives ont été proposées dans la littérature (voir le tableau récapitulatif 1.1) : méthodes auscultatoires, de palpation, oscillométriques, tonométriques, photopléthysmographiques, de pincement de volume, de vitesse d'onde de pouls et de temps de transit du pouls.

La méthode auscultatoire consiste à utiliser un sphygmomanomètre avec un stéthoscope pour écouter les sons de Korotkoff. Elle est préférée à la méthode de palpation qui est réalisée en utilisant uniquement le sphygmomanomètre et en recherchant les sons de Korotkoff par palpation [72].

La méthode oscillométrique [2] fonctionne en surveillant les oscillations des ondes de pression, à l'aide d'un capteur de pression, lors d'une acquisition standard effectuée avec un sphygmomanomètre. Une mesure comprend le gonflage du brassard jusqu'à une valeur dépassant la pression artérielle systolique (le capteur de pression ne capte plus d'onde de pouls à cet instant). Il s'ensuit ensuite une phase de dégonflage progressive par paliers durant laquelle l'appareil détecte les oscillations de pression. On en déduit les pressions artérielles systolique (PAS) lorsque les ondes sont à nouveau détectées et la pression diastolique (PAD) lorsqu'elles ne le sont plus. La pression artérielle moyenne (PAM) est détecté, durant le dégonflage, lorsque l'amplitude des ondes de pouls détecté par le capteur de pression est maximale. Il est à noter que certains chercheurs ont étudié la pertinence de capteurs sonores ou de capteurs photopléthysmographiques pour remplacer ces capteurs de pression.

Les méthodes d'auscultation, de palpation et d'oscillométrie sont basées sur l'utilisation d'un appareil de sphygmomanométrie. Ces techniques sont adaptées à la mesure non invasive mais elles présentent plusieurs inconvénients. Premièrement, elles sont surtout adaptées pour des mesures instantanées. Deuxièmement, ces trois méthodes ne peuvent être appliquées que sur des sujets au repos. La méthode de palpation n'est pas assez

précise et dépend de l'examineur. La méthode auscultatoire est la plus fréquemment utilisée mais doit être exécutée par un personnel médical formé. La présence de personnel pour évaluer la pression artérielle peut produire ce que l'on appelle "l'effet blouse blanche" qui peut avoir un impact sur l'imprécision des mesures. De plus, les deux techniques sont difficiles à appliquer si le sujet a une faible tension artérielle. Enfin, la méthode oscillométrique est généralement utilisée comme surveillance par holter mais ne répond pas correctement aux besoins d'enregistrement non invasif et continu de la pression artérielle.

La méthode tonométrique [43] utilise un capteur de pression (capteur piézo-électrique) appliqué sur la peau à l'emplacement de l'artère brachiale. Elle permet un suivi continu de la forme d'onde de la pression artérielle si les capteurs sont placés de manière appropriée afin de capturer correctement le signal. Un calibrage est nécessaire pour effectuer une bonne extrapolation de cette mesure.

La méthode photoplethysmographique (PPG) [22] utilise certaines propriétés optiques du sang ainsi que la relation entre le changement synchrone du volume sanguin et la pression artérielle. Les longueurs d'onde rouge ou proche infrarouge sont souvent choisies pour la source de lumière et le capteur PPG car elles permettent d'évaluer correctement les changements de volume sanguin grâce aux phénomènes d'absorption, de réflexion des cellules sanguines. On procède ensuite à une extrapolation de la forme d'onde brachiale ou numérique pour obtenir une approximation de la pression artérielle.

La méthode de clampage du volume, également appelée méthode Penaz [106] est à mi-chemin entre la méthode oscillométrique et la méthode PPG. Elle utilise un brassard numérique gonflable avec des capteurs PPG intégrés. Une pression de contrôle est appliquée sur le doigt de sorte que le brassard soit partiellement occlusif, rendant les propriétés élastiques des artères presque inexistantes. Seule la pression artérielle modifie le volume du pouls, ce qui le rend plus proportionnel à la pression intra-artérielle. Notez que Finapres, qui est la version "améliorée" du Finometer Pro (FMS, Amsterdam, Pays-Bas) est l'appareil le plus connu utilisant cette technique. Les systèmes moins connus sont CNAP (CNSystem, Graz, Autriche) ou Nexfin (BMEYE, Amsterdam, Pays-Bas). Très récemment, cette technique semble avoir été améliorée [25] et pourrait être utilisée autant dans un contexte de clinique ambulatoire que dans un contexte hospitalier. L'innovation introduite dans ces travaux réside dans la capacité de changer le diamètre de l'anneau qui contrôle la pression des capteurs sur le doigt aussi vite que la pression sanguine moyenne change. Ce dispositif est capable de produire une mesure typique de la courbe oscillométrique, y compris son enveloppe dérivée du signal PPG, qui est la base de la technique de

contrôle du volume. À l'aide de cette enveloppe, la méthode peut s'auto-calibrer automatiquement pour obtenir une mesure oscillométrique de la pression artérielle systolique et diastolique.

Les méthodes tonométriques et photopléthysmographiques sont généralement les meilleures solutions pour surveiller la tension artérielle battement par battement. Cependant, l'efficacité de la méthode tonométrique dépend fortement de la façon dont le capteur est positionné pendant l'étalonnage et donc du mouvement du sujet. Il est donc fortement recommandé que le sujet reste au repos pendant la lecture. Une étude récente [47] a examiné l'exactitude et la précision de certaines méthodes non invasives de surveillance de la pression artérielle (méthodes clamp et tonométriques) et les a comparées à l'approche invasive. Il en ressort que les technologies disponibles dans le commerce ne satisfont pas aux lignes directrices de l'AAMI.

La méthode de la vitesse de l'onde de pouls (VOP) est basée sur la vitesse de l'onde de pouls et utilise la relation entre la pression artérielle [38] et la rigidité artérielle [71]. De nos jours, la mesure de la VOP est le gold standard pour l'évaluation de la rigidité artérielle.

La méthode du temps de transit du pouls (TT) utilise deux capteurs différents, un électrocardiogramme (ECG) et un PPG. Le TT est la différence de temps entre l'arrivée de l'onde R et l'arrivée de l'onde PPG à un certain point du corps [66, 91]. Il est basé sur le fonctionnement du PPG et sa relation avec la pression artérielle en tant que rigidité artérielle.

Très similairement, l'utilisation d'un ballistocardiographe couplé à un système PPG permettrait de superviser la pression artérielle. La technique de la ballistocardiographie est présente dans l'évaluation de la santé cardiovasculaire depuis longtemps. Elle permet de capter les vibrations de l'activité cardiaque et se compose de 5 ondes par battement [14]. Le principe de différence de temps est repris en utilisant certaines ondes temporelles enregistrées par le ballistocardiographe pendant le cycle cardiaque et le sommet systolique du PPG [13]. Une technique très proche de la ballistocardiographie utilisée pour calculer la pression artérielle est la sismocardiographie (SCG) [92], celle-ci utilisant également des capteurs de mouvements placés, cette fois-ci, sur le thorax. L'approximation du TT est réalisée en utilisant ici la détection de l'ouverture de la valve aortique par le SCG et le sommet systolique de l'onde de pouls PPG [111].

La technique de calcul d'une différence de temps entre le signal PPG et un autre type d'onde a aussi été testé avec un phonocardiographe. Cette technique de phonocardiogra-

phie (PCG) permet de calculer un autre temps de propagation, connu sous le nom de "temps de transit vasculaire (VTT) [24]. Le VTT est dérivé du premier bruit cardiaque (appelé S1) d'un PCG et du pic systolique du PPG correspondant.

Pour finir, l'utilisation d'une technique appelée amplification eulérienne pourrait permettre aussi de calculer le TT [35]. Cette technique s'appuie plus spécifiquement sur une amplification de couleur eulérienne à partir d'une vidéo filmant le poignet et le cou d'un individu. L'amplification des variations de couleur de la peau causée par le pouls permet d'identifier le rythme cardiaque sur chaque zone étudiée et de déduire un écart de temps de propagation. Le TT en serait alors déduit bien que l'article ne présente pas de résultat numérique de comparaison avec un dispositif standard. Cette méthode ouvrirait la possibilité de déduire la pression artérielle en s'affranchissant du signal PPG mais cela reste à étudier.

Concernant les méthodes TT et VOP, de nombreux travaux soulignent qu'elles sont utilisées pour établir un lien entre les pathologies artérielles, la distensibilité, les maladies vasculaires et le vieillissement [51, 83, 115]. Selon [64, 76, 109], la méthode TT n'est pas toujours un marqueur fiable de la tension artérielle. Plusieurs études font état d'un coefficient de corrélation négatif entre PA et TT, [15, 29]. Les différentes caractéristiques (surface, durée, etc.) qui avaient été extraites du PPG étaient au moins aussi bonnes que celles du TT pour les rapports d'estimation de la PA [53]. D'après la littérature, un nombre assez important de techniques sont apparues et ont été étudiées au cours des 70 dernières années. Cependant la plupart de ces méthodes permettent d'obtenir une mesure instantanée qui peut être biaisée par nombre de facteurs environnementaux. De plus, une consultation médicale est généralement nécessaire. Le besoin d'obtenir une mesure continue de la pression artérielle n'a jamais été aussi nécessaire pour prévenir le risque de survenu des pathologies cardiovasculaires de plus en plus présent, les dernières études se concentrent sur le calcul de la pression artérielle via l'ECG et le PPG. Nous allons nous intéresser principalement aux méthodes incluant le signal PPG.

1.2 La méthode photopléthysmographique (PPG)

De nombreux chercheurs ont concentré leurs travaux sur l'estimation de la tension artérielle sans brassard à partir des seuls signaux du PPG. La plupart d'entre eux intègrent des chaînes de traitement similaires, comprenant les étapes suivantes : prétraitement (filtrage), extraction des caractéristiques et estimation de la PA à partir des caractéristiques

TABLE 1.1 – Méthodes de mesure de la pression artérielle.

Méthode	Principe
Mesures non-continues de la PA	
Palpatoire	Méthode utilisant le pouls palpable lorsque la pression du brassard est égale à la pression systolique
Auscultatoire	Méthode basée sur les ondes sonores générées par l'artère lorsque la pression du brassard se situe entre le PAS et le PAD
Oscillométrique	Méthode utilisant un brassard dégonflé lentement automatiquement tandis qu'un capteur de pression détecte les oscillations de l'artère
Mesures continues de la PA	
Photopléthysmographique	Méthode utilisant un capteur PPG et enregistrant les informations de flux permettant de déduire la variation du diamètre des vaisseaux sanguins
Clampage du volume	Méthode de décharge vasculaire qui utilise un capteur PPG du doigt ajustant la pression pour maintenir constant le volume de sang vasculaire du doigt mesuré optiquement
Tonométrique	Méthode utilisant l'aplanissement de l'artère radiale et mesure la pression à travers la peau
Vitesse de l'onde de pouls	Méthode utilisant la tonométrie d'aplanation et utilisant la relation entre la vitesse d'onde de pouls et la pression artérielle
Temps de transit	Méthode mesurant la différence de temps entre le signal ECG et le signal PPG du doigt

en utilisant un modèle basé sur des données ou un modèle basé sur l'étude physique de la mécanique des fluides en physiologie humaine. Il est à noter que les modèles basés sur des données sont liés à l'apprentissage automatique, tandis que les modèles physiologiques visent à modéliser mathématiquement le flux sanguin.

Fonctionnement d'un système photopléthysmographique (PPG)

La photopléthysmographie (PPG) est une technique qui s'appuie sur l'utilisation des variations de l'information lumineuse transmise ou retrodiffusée à travers la peau à l'aide d'une diode électroluminescente (DEL) de couleur et d'un capteur photoélectrique. Trois longueurs d'onde sont généralement mises à contribution, la lumière rouge (660 nm), l'infra-rouge (940 nm) et le vert (530 nm). L'absorption de la lumière rouge et infrarouge est variable selon le taux d'oxygénation du sang, c'est à dire qu'il existe une différence d'absorption entre l'hémoglobine sous forme oxygénée (HbO₂ ou l'oxyhémoglobine) et désoxygénée (désoxyHb ou l'hémoglobine réduite). C'est sur ce principe que s'appuie le calcul de l'oxygénation sanguine (SpO₂). Quant à la longueur d'onde verte, le taux d'absorption reste relativement le même pour l'oxyhémoglobine et l'hémoglobine réduite [114] (figure 1.1). Ces trois longueurs d'ondes permettent d'enregistrer l'onde de pouls lorsque les capteurs sont bien positionnés sur la peau.

L'enregistrement de l'onde de pouls peut se faire par transmittance ou par réflectance bien que la plupart des dispositifs médicaux utilisent le mode par transmission avec une pince positionnée sur l'index de la main. La solution par réflectance est souvent mise à contribution pour des raisons ergonomiques et de portabilité dans la plupart des montres connectées.

La morphologie du signal PPG provient de la variation de flux sanguin circulant dans les artères. Lorsque l'on visualise l'onde de pression artérielle enregistrée avec un dispositif de photopléthysmographie classique positionné sur le doigt d'un individu, deux phases sont majoritairement présentes (voir figure 1.2) :

- La phase systolique : activité de flux enregistrée durant la phase systolique du rythme cardiaque. Cette phase correspond à l'éjection du sang dans les artères représentée par une montée maximale du flux sanguin.
- La phase diastolique : activité de flux enregistrée durant la phase diastolique du cycle cardiaque. L'enregistrement montre une seconde impulsion correspondant à l'onde de flux réfléchi par le système cardiovasculaire dans les autres parties du corps.

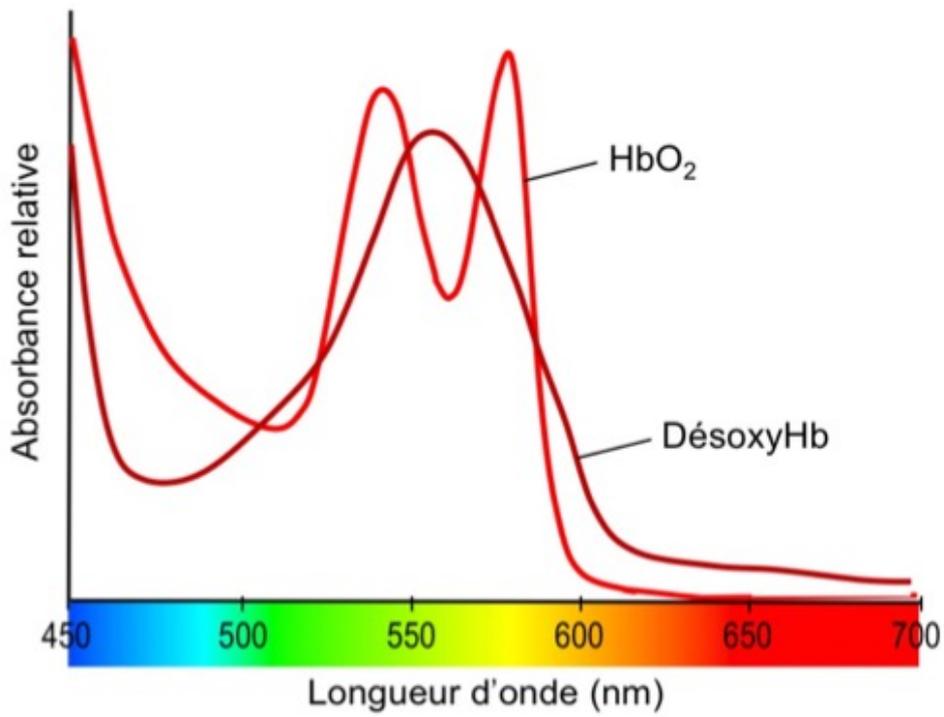


FIGURE 1.1 – Spectres d'absorption (exprimant l'efficacité d'absorption de la lumière en fonction de la longueur d'onde) de l'hémoglobine sous forme oxygénée (HbO₂) et désoxygénée (désoxyHb). Redessiné d'après une figure de la référence [103]

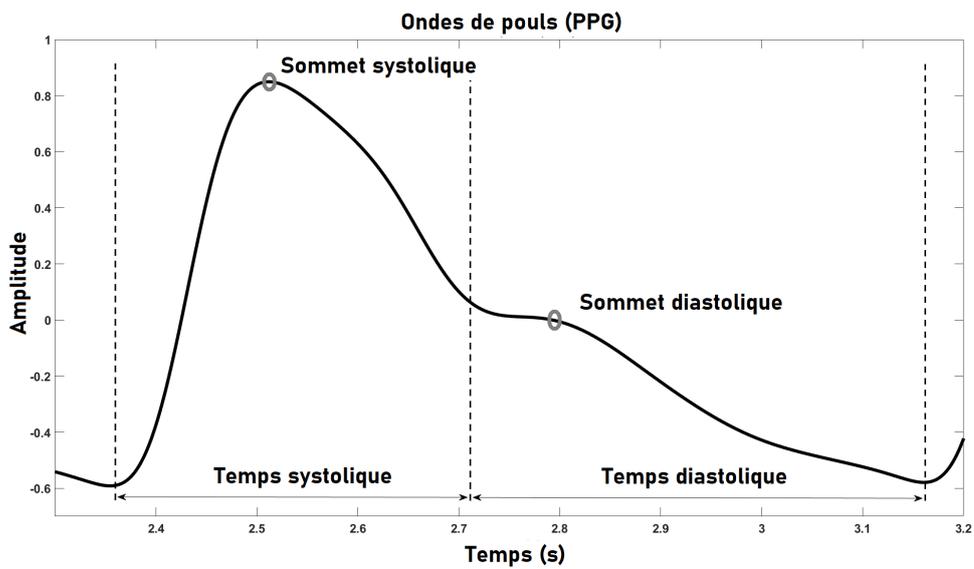


FIGURE 1.2 – Onde de pouls typique avec découpe des temps "systolique" et "diastolique".

1.3 Du signal PPG à la pression artérielle

Afin d'obtenir la pression artérielle estimée via le signal photopléthysmographique, plusieurs étapes d'analyse sont nécessaires. De plus, il existe plusieurs types d'approches permettant d'atteindre l'objectif.

Les grandes étapes qui suivent sont similaires à tous les types d'analyse intégrant de l'apprentissage automatique ("machine learning") :

- Acquisition des données d'apprentissages et de tests
- Prétraitement et nettoyage des données
- Extraction des caractéristiques pertinentes
- Entraînement d'un modèle d'apprentissage adapté
- Visualisation des résultats et ajustement du modèle d'apprentissage

Chaque phase doit être adaptée au type de données, dans notre cas, des signaux optiques temporels convertis en tableau numérique. Nous utilisons donc des méthodes de pré-traitement du signal pour préparer et nettoyer les données. S'ensuit généralement une étape d'extraction de caractéristiques ; en traitement du signal cette étape inclut deux grandes catégories : l'extraction temporelle ou l'extraction fréquentielle. Ces caractéristiques sont ensuite dirigées vers un modèle d'apprentissage approprié. Cependant cela n'est plus toujours nécessaire depuis l'apparition des réseaux de neurones convolutifs. Ceux-ci intègrent directement les données brutes et en extraient d'eux mêmes les caractéristiques les plus pertinentes afin de réaliser une estimation. La figure 1.3 schématise l'ensemble des solutions abordées sur l'estimation de la pression artérielle via le signal PPG.

1.3.1 Prétraitement des données

Le prétraitement doit prendre en considération de nombreux problèmes qui peuvent survenir lors de la phase d'enregistrement comme : les artefacts de mouvement, un contact instable avec la peau, des interférences électromagnétiques, une saturation du signal, un rythme cardio-vasculaire irrégulier, etc... Pour contrer ces artefacts, les chercheurs utilisent diverses méthodes de réduction du bruit, en voici quelques unes qui permettent de les détecter et/ou les supprimer : les filtres adaptatifs [33], la décomposition en mode empirique (EMD) [88], l'analyse par ondelettes discrètes [89] mais aussi l'analyse de la réponse impulsionnelle infinie (RII) et la transformée de Fourier rapide (FFT) [69]. Dans les paragraphes suivants, nous allons détailler les principales techniques de pré-traitement d'un signal PPG pour l'estimation de la pression artérielle.

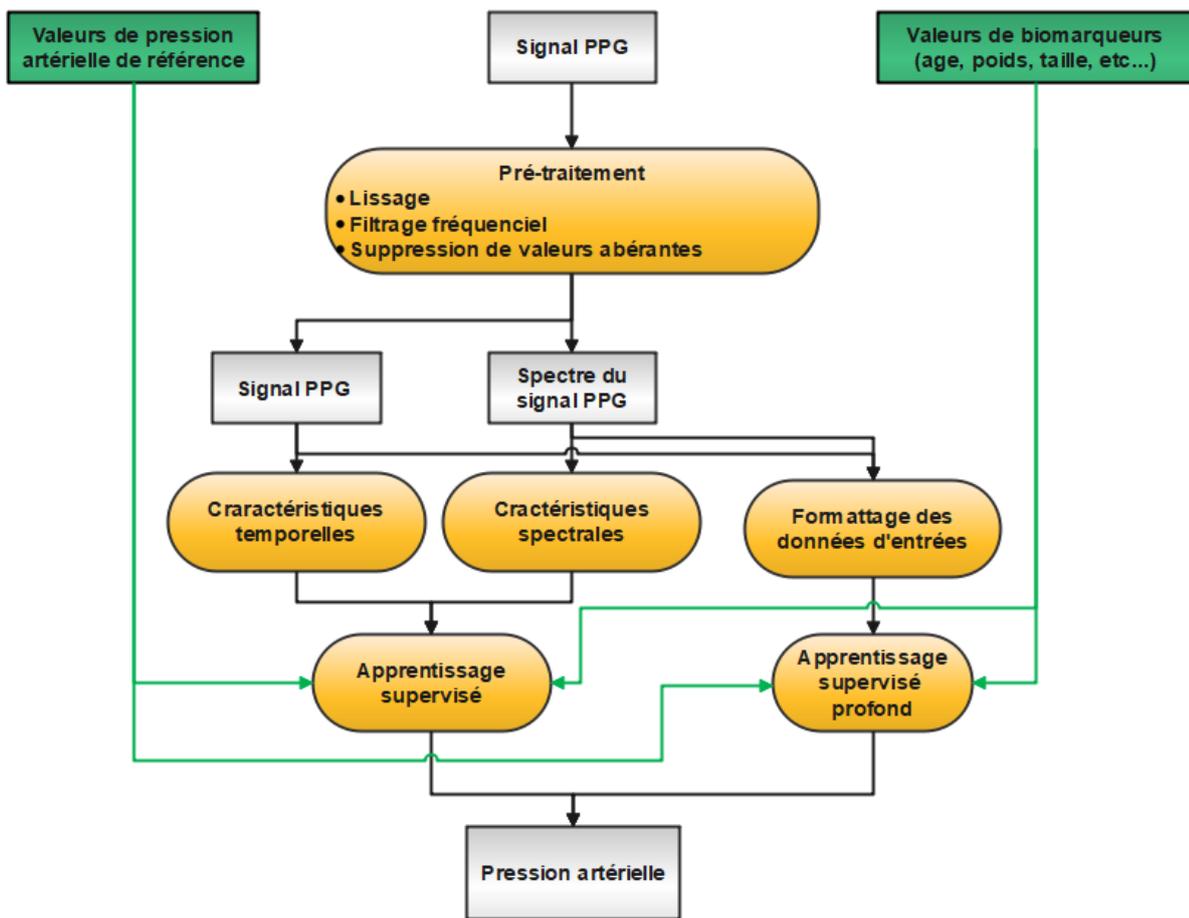


FIGURE 1.3 – Approches considérées pour prédire la PA en fonction du signal PPG.

La première étape consiste généralement à supprimer les fréquences du signal PPG qui semblent non appropriées pour l'estimation de la pression artérielle. Le spectre d'un signal PPG couvre généralement la plage de fréquence 0.5-4 Hz comme l'indique [52], le filtrage communément utilisé est un filtrage passe-bande dont les fréquences de coupure sont 0.1 et 10 Hz. Les basses fréquences sont assimilées au rythme respiratoire qui varie autour de 0.25 Hz en moyenne (15 cycles par minute). Celui-ci est dans certains cas supprimé par filtrage n'étant pas considéré comme une information utile du signal PPG. En effet, selon [49], les effets non stationnaires causés par la respiration par exemple affectent le signal PPG. Les fréquences comprises entre 0.6 Hz (35 battements/minute) et 3.6 Hz (220 battements/minute) correspondent respectivement aux limites inférieure et supérieure du rythme cardiaque possible chez un être humain. Chez un adulte, la fréquence cardiaque oscille au repos entre 60 et 100 généralement, soit 1.3 Hz (80 battements/minute). Par exemple, l'approche de prétraitement du signal utilisée dans [104] proposée à l'origine par [74] permet une bonne extraction de la fréquence cardiaque du signal PPG enregistrée avec un smartphone.

Dans [7], les auteurs ont envisagé un filtrage passe-bande classique de 0,5 à 5 Hz suivi d'un algorithme de suppression des déviations de la ligne de base du signal. Ils ont utilisé une distribution de 2 gaussiens pour approximer la forme de chaque impulsion du PPG. Cela permet de réduire les irrégularités dans la forme de l'impulsion capturée par le smartphone. Notez que [50] n'utilisent aucune phase de prétraitement mais ils ont essayé de surmonter la réduction du bruit pendant l'enregistrement du signal PPG en considérant la luminosité, la couleur de la peau, la position du doigt sur la caméra.

Un filtrage par transformée en ondelettes discrètes est utilisé dans [34] qui permet la suppression des composantes correspondantes aux bruits fréquentiels provenant des lignes électriques (250-500 Hz) et celle de la "ligne de base" du signal PPG (0-0.25 Hz). Il applique aussi le débruitage par ondelettes avec le seuil dit de "rigrsure" sur les coefficients décomposés restants. Une technique similaire consiste à utiliser la transformée de Fourier pour faire disparaître les fréquences du signal considérées comme nuisibles à l'analyse comme l'a fait [63] supprimant les fréquences inférieures à 0.4 Hz et supérieures à 8 Hz.

Afin de filtrer les artefacts n'ayant aucun rapport avec les variations de la pression artérielle, le filtrage de Kalman peut être considéré [49]. L'utilisation de ce filtrage adaptatif est motivée par le lien unique existant entre le sujet et son signal PPG. Ainsi, le filtrage de prétraitement doit pouvoir adapter ses paramètres au fil du temps.

Lorsque la chaîne de pré-traitement a été appliquée, le signal PPG doit pouvoir être

considéré comme analysable puisque celui-ci est sensé ne plus comporter d'artefacts. La section suivante commente les caractéristiques utilisées dans la littérature pour décrire le signal PPG en vue d'une estimation de la pression artérielle.

1.3.2 Caractéristiques du PPG

Lors de la phase d'extraction de paramètres, plusieurs options sont disponibles (voir figure 1.4). Les choix peuvent se tourner soit vers les classiques paramètres temporelles qu'ils soient directs ou indirects, soit plutôt vers les paramètres fréquentiels utilisant généralement des transformations mathématiques spécifiques. D'autres types de paramètres sont extractables du signal comme par exemple des moments statistiques.

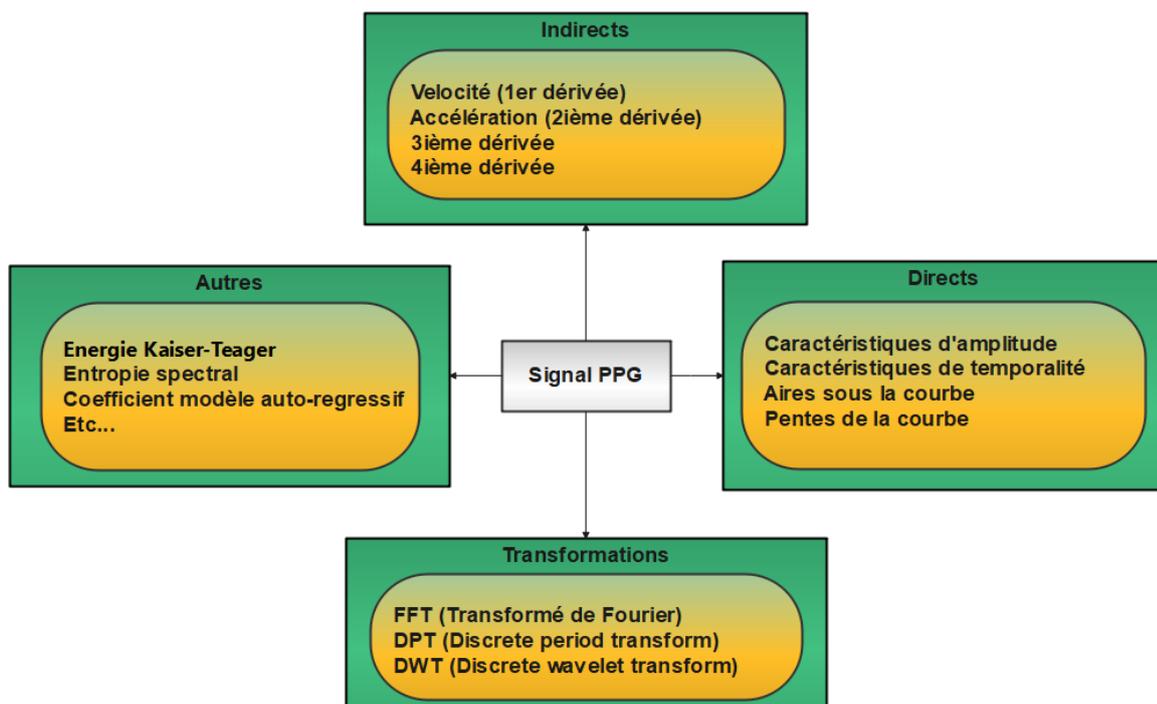


FIGURE 1.4 – Types d'approche d'analyse du signal PPG.

Tout d'abord, nous discutons des paramètres temporels qui sont actuellement les plus utilisés dans les recherches se concentrant sur l'estimation de la pression artérielle. De nombreux travaux ont considéré un ensemble similaire de caractéristiques temporelles : [16, 50, 102], leurs extractions sont soit des caractéristiques décrivant une durée, soit une

amplitude d'une partie spécifique de l'onde de pouls. Ces articles étudient uniquement l'onde de pouls et non ses dérivées, on considère donc que ce sont des caractéristiques temporelles directes.

Afin de déterminer ces caractéristiques de durée et d'amplitude, il est nécessaire d'extraire plusieurs points clés sur la forme du signal de l'onde de pouls comme le font [98, 108] avec par exemple le sommet systolique et diastolique, ou encore l'encoche dichroïque (voir figure 1.5).

Dans [16], les auteurs proposent 5 caractéristiques temporelles dont la fréquence cardiaque. Les travaux [34, 50] s'intéressent aux 5 mêmes caractéristiques mais à des pourcentages d'amplitude différentes et plus nombreuses (33%, 50%, 66% et 75% de l'amplitude de l'impulsion) (voir figure 1.5).

Dans [57] les auteurs ont utilisé les mêmes caractéristiques que [102] en y ajoutant plusieurs autres qu'on qualifie d'indirectes puisqu'elles sont extraites de la dérivée seconde du signal. On peut observer les caractéristiques indirectes sélectionnées sur les dérivées première et seconde du signal PPG dans la figure 1.5). Ces caractéristiques ont déjà fait l'objet de plusieurs autres études [9, 42, 99].

On remarque que [57] combine 21 caractéristiques dites directes à 14 caractéristiques extraites de la dérivée seconde du signal PPG permettant d'améliorer les résultats obtenus pour l'estimation de la pression artérielle sur la base de données MIMIC (Multiparameter Intelligent Monitoring in Intensive Care). Une étude plus récente, [112], considère également 12 caractéristiques du signal extraites de la première et deuxième dérivées de l'onde de pouls présentées dans [22]. Il intègre cette fois-ci des caractéristiques de surface sous la courbe segmentées par les points spécifiques du PPG décrit figure 1.5. Ils ont aussi combiné ces caractéristiques basées sur le signal avec différents autres biomarqueurs : sexe, âge, taille, poids et indice de masse corporelle (IMC).

La fiabilité des extractions réalisées est toujours un sujet sensible dans le domaine temporel puisqu'elles sont très dépendantes de la qualité du signal. Dans [27], l'extraction des caractéristiques sur la seconde dérivée est réalisée de 2 manières différentes. La première est faite en recherchant les sommets minimum et maximum de la seconde dérivée du signal tandis que la seconde technique utilise le taux de changement de signe du signal (nombre de fois qu'il traverse l'ordonnée zéro) après avoir été normalisé. Cette approche se veut être plus stable et reproductible quant à l'extraction des caractéristiques sur la seconde dérivée du signal PPG.

Pour résumer, nous obtenons donc différentes catégories de caractéristiques tempo-

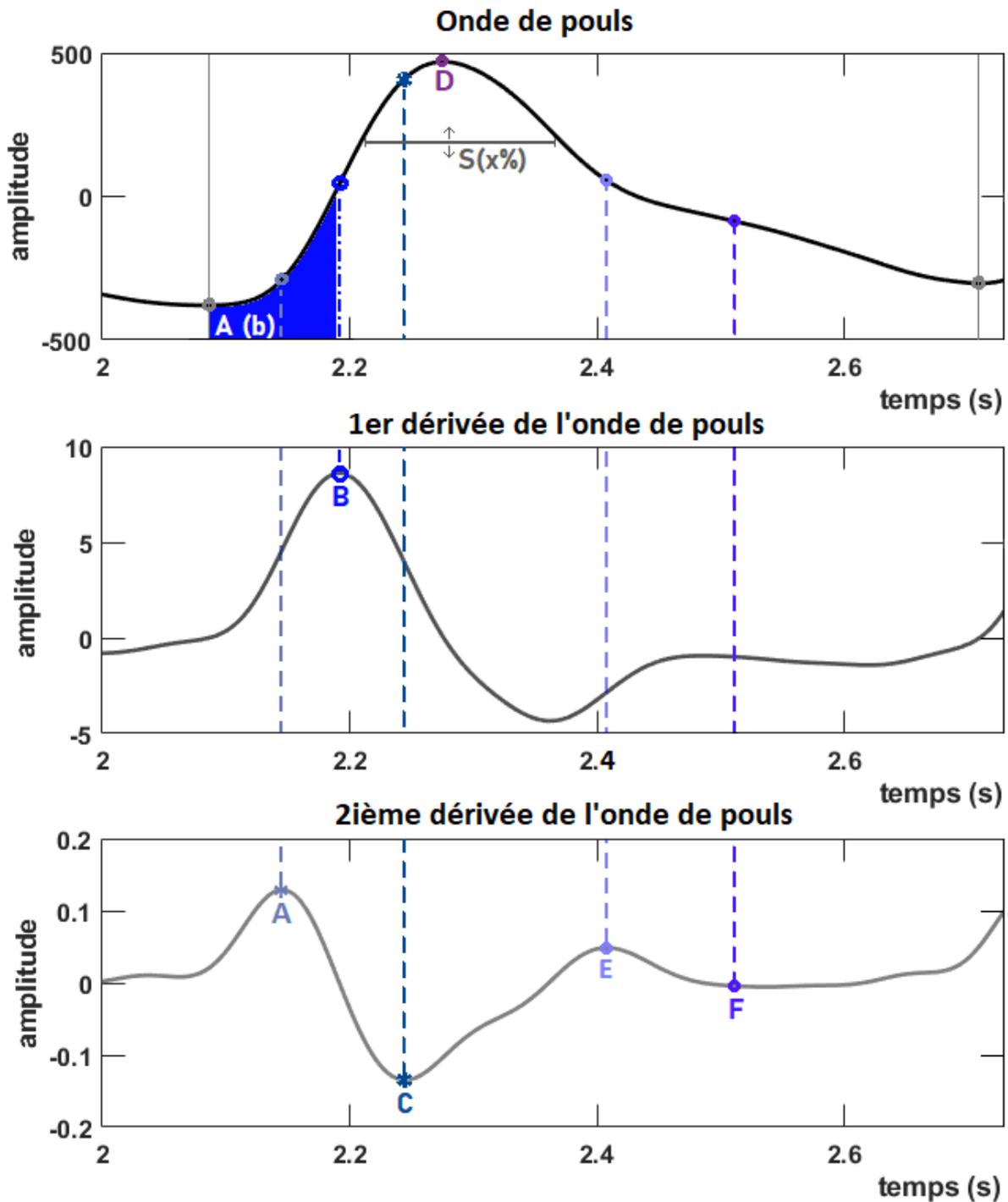


FIGURE 1.5 – Brève description des caractéristiques extraites de l'onde de pouls et ses dérivées. A : Point max de la 2nd dérivée de l'onde de pouls, B : Point d'accélération maximale de la montée systolique, C : Point min de la 2nd dérivée de l'onde de pouls, D : Point systolique, E : Encoche dichrotic, F : Point diastolique, A(b) : Aire sous la courbe au point B, S(X%) : Longueur de segment sous la courbe à x% d'amplitude.

relles testées afin de prédire la pression artérielle. On peut noter que la plupart des ouvrages connexes utilise une combinaison de ces caractéristiques temporelles. Les catégories des caractéristiques temporelles et les articles publiés correspondants sont les suivants :

- Des points spécifiques de l'onde de pouls : [98], [108], [112].
- La première et seconde dérivée du PPG : [57], [97], [112].
- Des aires sous la courbe : [104], [108], [112] .
- Des segments de temps sous la courbe : [48], [49], [50], [57], [102], [108].
- Les valeurs liées à la fréquence cardiaque : [16], [48], [49], [50], [104], [112].

Les deux premiers types de caractéristiques cités ci-dessus sont intimement liés et complémentaires. Un certain nombre de points spécifiques de l'onde de pouls sont extraits des maximums et minimums locaux rencontrés sur la première et seconde dérivée du signal PPG. Sur la figure 1.5, il est possible d'observer les points spécifiques extraits et leurs relations avec les dérivées du signal. Ensuite viennent les aires sous la courbe calculées en fonction des points spécifiques extraits auparavant. L'algorithme de pré-traitement du signal PPG impacte fortement l'échelle des valeurs obtenues pour ce genre de caractéristiques. Dans un même registre, certains ont essayé d'extraire des longueurs de segments à différentes hauteurs d'amplitude sous la courbe définis par certains points spécifiques sur l'onde de pouls, voir figure 1.5. Pour finir, les métriques liées à la fréquence cardiaque comme la moyenne de la fréquence cardiaque détectée sur plusieurs secondes d'enregistrement ainsi que l'écart-type de la fréquence cardiaque sont souvent utilisés pour l'estimation de la pression artérielle. Le tableau 3.11 en annexe donne plus de détails quant à l'utilisation de chaque caractéristique dans la littérature.

Dans la suite, on passe en revue les caractéristiques fréquentielles de l'onde de pouls étudiées pour l'estimation de la pression artérielle. La transformée de Fourier rapide (FFT) pour extraire à la fois l'amplitude et la phase du signal PPG a été exploitée par [109]. Selon [109], cette technique est plus pratique car il n'est pas nécessaire de détecter chaque onde de pouls en comparaison avec l'extraction de caractéristiques dans le domaine temporel. Elle permet aussi l'analyse de plusieurs cycles cardiaques à la fois. Une étude récente [62] montre que la FFT pourrait donner des résultats aussi satisfaisants que l'analyse du domaine temporel et éviter les problèmes liés à une mauvaise détection des caractéristiques.

Dans [110] les auteurs ont utilisé la "zone harmonique normalisée", calculée à partir de la Transformation Périodique Discrète (TFD). Les auteurs ont supposé que la TFD offre une meilleure résolution pour l'analyse des caractéristiques aux basses fréquences comparée aux caractéristiques basées sur la FFT. Cela se justifie par l'obtention d'une

meilleure résolution dans l'intervalle de fréquence 0,1 à 10 Hz. La surface harmonique normalisée (NHA) est alors calculée et évaluée dans cet article.

Après un examen complet de la littérature sur le sujet, il semble que peu de travaux aient utilisé des caractéristiques fréquentielles [81], alors que les caractéristiques temporelles ont été largement étudiées. La pertinence de ce choix est examinée dans [62]. Néanmoins, à notre connaissance, aucune étude n'a été proposée jusqu'à présent afin d'évaluer objectivement la relation entre l'ensemble des caractéristiques temporelles et la PA. Nous pensons qu'une comparaison efficace des caractéristiques temporelles du PPG utilisées dans la littérature pour l'estimation de la pression artérielle ne peut être effectuée que sur un même ensemble de données.

Enfin, d'autres types de caractéristiques sont utilisées dans la littérature comme par exemple, la moyenne, la variance, l'interquartile et l'asymétrie de l'énergie Kaiser-Teager et de l'entropie spectrale, ou encore les coefficients d'un modèle auto-regressif entraînés sur l'enveloppe du spectre PPG, le profil énergétique du signal PPG, c'est-à-dire le profil log-énergétique comme le fait [58].

Certaines études comme [63] ont décidé d'utiliser directement et individuellement chaque point des ondes PPG segmentées comme caractéristiques temporelles. Une réduction de la dimensionnalité du vecteur d'entrée est réalisée via une analyse en composante principale (ACP) afin de permettre à un algorithme d'apprentissage automatique d'apprendre à estimer la pression artérielle.

Il est important de souligner qu'en général une valeur de pression artérielle est enregistrée pour une durée d'enregistrement de signal PPG de plusieurs dizaines de secondes. La résolution temporelle des valeurs de pression artérielle n'est pas aussi importante que celle des caractéristiques temporelles extraites sur chaque onde du PPG. Dans la plupart des cas, l'analyse du signal se fait pour chaque onde de pouls [48, 49, 57] ce qui implique de dédier une seule valeur de référence de pression artérielle à plusieurs ondes de pouls présentes sur le signal PPG. Au contraire, certains auteurs ont calculé des caractéristiques sur plusieurs ondes d'impulsion (par exemple 10 s dans [108]), ce qui signifie que la pression artérielle résultante est une moyenne dans le temps.

Enfin, une caractéristique à prendre en considération est la phase de l'oscillation respiratoire des ondes de pouls contenues dans le signal PPG ; l'expiration et l'inspiration modifient la répartition du sang dans l'ensemble du système cardiovasculaire : la quantité de sang dans les membres périphériques augmente lors de l'inspiration et inversement lors de l'expiration. La phase de l'oscillation respiratoire devrait être considérée comme une

caractéristique de l’algorithme d’estimation de la pression artérielle.

Toutes les caractéristiques citées dans cette partie sont utilisées pour prédire la pression artérielle. Les algorithmes exploités à ces fins seront présentés dans le prochain paragraphe.

1.3.3 Estimation de la pression artérielle

Il existe deux types de modèles utilisés pour l’estimation de la pression artérielle : les modèles physiques et les modèles basés sur un jeu de données. Parmi les premiers, deux travaux de [16, 19] se concentrent sur l’estimation de la pression artérielle en utilisant le modèle de Windkessel à 2 éléments (RC). Ce modèle décrit l’hémodynamique cardiovasculaire humaine et la modélise par un système de circuit électrique [107]. Le modèle de Windkessel à deux éléments est un modèle en boucle fermée décrivant l’intégralité du système vasculaire en intégrant la résistance et la compliance de celui-ci. Il décrit la relation entre la pression à l’entrée du système et son débit. De plus, les paramètres R et C possèdent une véritable signification physiologique. La compliance (C) correspond à l’élasticité des grosses artères tandis que la résistance (R) correspond à la résistance total périphérique, soit la résultante de toutes les résistances du circuit sanguin. Il faut savoir que le modèle de Windkessel à 2 éléments est le modèle de base mais que celui-ci peut être amélioré en ajoutant un troisième, voire un quatrième élément qui correspondraient respectivement à la résistance des grosses artères (R1) et à l’inertance (L). La résistance de base, anciennement R, serait remplacée alors par une résistance périphérique (R2). La modélisation électrique du modèle de Windkessel à 2 éléments, présente dans les travaux de [107], permet de calculer une relation mathématique simple entre les paramètres du système cardiovasculaire et ceux du circuit électrique RC. C’est en utilisant une régression linéaire multiple (MLR) où une fonction de transfert linéaire (LFT) que les paramètres R et C du circuit sont liés aux caractéristiques extraites du signal. Une fois ces étapes terminées, il est alors possible de prédire une pression artérielle par une approche inverse.

De nombreux modèles basés sur un apprentissage à partir d’un jeu de données ont été proposés comme dans [93, 102] où une régression linéaire (LR) a été utilisée afin de prédire la pression artérielle. Les caractéristiques temporelles utilisées par [108] et [102] ne semblent pas être liées linéairement à la pression artérielle. De manière similaire, [27] utilise deux modèles linéaires afin d’essayer d’estimer la pression artérielle systolique avec des caractéristiques extraites de la seconde dérivée du signal PPG. Il compare les corrélations obtenues entre la PAS et les marqueurs avec le modèle PLS (Partial Least Squares regression) et MRA (Multiple regression analysis).

Certains modèles non-linéaires ont été testés, notamment la "machine à vecteur de regression" (SVR), une extension des "machines à vecteur de support" (SVM), est utilisée dans [57] au lieu des réseaux neuronaux (NN) pour améliorer les résultats par rapport à [48]. Une SVR est aussi utilisée dans [34] associée à un réseau de neurones artificiels. L'un des principaux avantages du modèle SVR est que la dimensionnalité de l'espace d'entrée n'a pas d'impact sur sa complexité de calcul. De plus, il possède une excellente capacité de généralisation ce qui évite le sur-apprentissage. Des réseaux de neurones de type ANN-LSTM sont utilisés par [75, 100] pour prédire la PA respectivement sur des humains avec la base MIMIC et sur des porcs.

L'article [58] a créé un mécanisme complexe pour détecter l'activité du signal PPG intégrant un module de traitement du signal qui extrait certaines caractéristiques et un module d'apprentissage automatique pour estimer la pression artérielle sur la base d'une fenêtre de signal d'une minute. [58] a testé les approches d'apprentissage automatiques suivantes : la régression linéaire (LR), les réseaux de neurones (NN), les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de classification et de régression, la forêt aléatoire (RF). Ils ont fait des choix typiques concernant la vérification de la validation croisée (validation croisée décuplée), les pourcentages des données d'entraînement par rapport aux données de test sont respectivement 80% et 20%. Ils ont choisi comme paramètre de performance la somme des carrés des résidus (RSS).

Plusieurs autres études ont également utilisé ces approches d'apprentissage automatique [48, 49, 67, 108, 109, 112]. Dans [108] un système de "bagging" sur une régression par arbre de décision (Decision Tree Regression, DTR) est utilisé comme technique d'apprentissage. Les techniques bagging et boosting sont efficaces pour stabiliser les prévisions des modèles instables.

L'article [98] a appliqué la méthode de codage de sortie à correction d'erreurs (ECOC) de [26] en intégrant un prédicteur multi-classes Adaboost (voir [85]) à la phase de décodage. Adaboost est un algorithme conçu pour permettre de faire correctement des estimations difficiles en équilibrant (en pondérant) positivement les classificateurs qui font des estimations correctes là où d'autres ont des erreurs. L'article [63] propose aussi une approche utilisant une regression adaptative par Adaboost.

En 2018, les travaux de [55] ont tenté d'utiliser un réseaux de neurones convolutifs (CNN), spécifiquement GoogLeNet, afin de classifier les sujets normotendu, pré-hypertendu et hypertendu. Des travaux similaires ont été réalisés par [96] étendant l'étude à une comparaison des performances de classification de 4 différents CNN connus : Alex-

Net, ResNet18, GoogLeNet, and ResNet34. Plus récemment, plusieurs études ont essayé d'utiliser les CNN pour l'estimation de la pression artérielle, notamment [5, 87, 90]. Cette technique permet d'éviter la phase d'extraction de caractéristiques qui s'avère souvent coûteuse en temps de traitement et génère beaucoup d'incertitudes quant à la fiabilité des caractéristiques extraites. Les caractéristiques sont remplacées par des portions de signaux concaténées à leurs dérivées, [87] inclut les 4 premières dérivées de chaque onde de pouls ainsi que plusieurs paramètres biomarqueurs tels que l'âge, le poids, etc... Les travaux de [5] inclut le signal PPG et ses 2 premières dérivées ainsi que le spectre fréquentiel du signal.

1.3.4 Bases de données accessibles

Dans ce paragraphe, une attention particulière est accordée au type de données, à leur qualité et au nombre de sujets utilisés dans le cadre de différents travaux existants qui se concentrent sur l'estimation de la pression artérielle à partir du signal PPG. La plupart des travaux ont utilisé une seule valeur de pression artérielle (typiquement trois mesures sont réalisées pour en faire une moyenne, celle-ci représentant une seule valeur de référence) et ont essayé d'estimer la pression artérielle à partir d'une base de données intersujets. L'appareil "étalon-or" permettant d'obtenir la pression artérielle est généralement un brassard à tension.

Base de données MIMIC Cette base de données appelée Multiparameter Intelligent Monitoring in Intensive Care (MIMIC) [30] est massive et librement distribuée sur le web par l'organisation PhysioNet. Elle permet d'accéder à des milliers de données physiologiques sur les sujets. Ces données ont été collectées dans les unités de soins intensifs du Beth Israel Deaconess Medical Center entre 2001 et 2012. Le meilleur atout de cette base de données est qu'elle contient de nombreux signaux de pression artérielle invasive (PAI), d'ECG et de PPG. Elle contient environ 15 000 battements de cœur PPG séparés avec les valeurs de pression artérielle correspondantes, voir [50]. En outre, elle contient une grande diversité de signaux PPG représentatifs de l'ensemble de la population. Malheureusement, 5 000 fichiers approximativement sont utilisés car dans de nombreux cas la qualité du signal est médiocre. [44] utilise 4254 enregistrements alors que [57] n'utilise que 910 cycles d'onde de pouls PPG de "bonne" qualité pour entraîner et tester sa méthode d'apprentissage automatique. De même, [63] utilise MIMIC II data (version 3, 2015) et affirme qu'après un contrôle visuel 80% des signaux de la base de données sont inappro-

priés pour une analyse fiable. Cela met en évidence la présence de beaucoup de distorsions et de bruits dans les signaux sur la plupart des fichiers présents de cette base de données. Il existe d'autres inconvénients comme :

- les signaux ont été enregistrés sur des patients en unité de soins intensifs, ce qui signifie que les patients peuvent avoir été mis sous médicaments mais aussi que leur état peut être très instable
- MIMIC contient des personnes en bonne santé ainsi que des personnes souffrant d'hypertension ou d'autres maladies chroniques mais ces informations ne sont pas accessibles.
- les informations biométriques (âge, taille, poids, etc...) ne sont pas directement accessibles.

Queensland Vital Signs Dataset Cette base de données est un ensemble de données distribuées gratuitement et enregistrées à l'hôpital Royal Adelaide. La base de données Queensland Vital Signs [56] a choisi de faire des acquisitions de données en continu sur plusieurs heures d'interventions chirurgicales. Les patients étaient sous anesthésie, ce qui induit un état physiologique particulier. L'estimation de la pression artérielle de référence pour cette base de données est très précise car ils ont utilisé la surveillance de la pression artérielle intra-artérielle lors des interventions chirurgicales. Cette mesure est plus précise que la tension artérielle brassard périphérique mesurée avec un sphygmomanomètre comme utilisé dans la base de données MIMIC. De plus, le signal peut être analysé sous forme de série temporelle, ce qui n'est pas applicable aux recherches précédentes. Cela permet de travailler avec des algorithmes autour des mesures et des calibrations intra-sujet. Malheureusement, tous ces signaux ont été enregistrés pendant l'anesthésie, ce qui implique des modifications hémodynamiques du système cardiovasculaire, aucun détail n'étant fourni à ce sujet.

Base de données PHG La base de données PHG a été créée à l'hôpital populaire de Guilin en Chine et conçue dans l'intention d'étudier la corrélation entre la forme de l'onde de pouls avec la tension artérielle et/ou des maladies [54]. Elle comprend 657 signaux PPG provenant de 219 sujets. Les signaux ont été sélectionnés avec soin car tous les signaux bruyants ou incohérents ont été supprimés. La base de données comprend la pression artérielle systolique et diastolique, ainsi que d'autres biomarqueurs tels que le sexe, l'âge, la taille, le poids, le rythme cardiaque et les maladies des sujets. Le princi-

pal inconvénient de cette base de données réside dans le fait qu'elle permet d'analyser les impulsions individuellement et non en tant que série d'impulsions. En effet, seules 3 impulsions ont été enregistrées pour chaque sujet. Ainsi, les algorithmes ne peuvent pas prendre en considération les phénomènes physiologiques tels que l'oscillation de la respiration. De plus, il n'est pas possible de créer des modèles sujet-spécifiques avec si peu de données par sujet (contrairement à MIMIC). Au contraire des autres bases, celle-ci contient toutes les valeurs biométriques de chaque sujet (age, poids, etc...).

1.3.5 Standards d'évaluation, normes

Puisque la plupart des articles publiés ne respectent pas les critères et exigences des protocoles de validation clinique type imposés par les sociétés savantes pour l'estimation de la pression artérielle, nous proposons ici un rappel général sur le sujet.

D'après [70], pour une étude de la population adulte générale, les exigences en la matière sont les suivantes :

- Nombre de sujets minimum : 33
- Genre : Au moins 10 hommes et 10 femmes
- Gamme d'âge : Au minimum avoir 25 ans
- Gamme de pression artérielle :
 - PAS :
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAS < 130 mmHg
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAS comprise entre 130-160 mmHg
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAS > 160 mmHg
 - PAD :
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAD < 80 mmHg
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAD comprise entre 80-100 mmHg
 - Au minimum 10 sujets possèdent une PAD > 100 mmHg

Selon [69], le critère pour remplir les exigences du protocole AAMI se résume par l'obtention d'une différence moyenne inférieure à 5 mmHg et d'un écart-type inférieur à 8 mmHg, entre la valeur étalon d'or (appareil au mercure) et celle du dispositif d'essai. La British Hypertension Society (BHS) a développé un autre type de protocole d'évaluation, mais nous ne le détaillerons pas car la plupart des recherches ont utilisé le protocole AAMI pour valider leurs résultats.

Afin de développer une norme unique et universellement acceptée, tous les aspects

majeurs des protocoles de validation proposés par les comités AAMI, ESH et ISO, ont été réexaminés en 2017 et devait rentrer en vigueur en 2019, voir [95]. Récemment, un document de consensus a été publié avec un protocole de norme universelle pour la validation des appareils de mesure de la pression artérielle [94]. D'après [20], jusqu'à maintenant les autorités de régulation telles que l'AAMI, l'Agence européenne des médicaments (EMA) et les directives européennes ne se sont pas concentrées sur la précision des performances mais plutôt sur les caractéristiques de sécurité de ces appareils (marquage CE au niveau européen).

Ce consensus des institutions AAMI, ESH et ISO ont émis les exigences suivantes concernant les populations testées. Pour l'étude en population générale, les exigences relatives à la surveillance de la pression artérielle des dispositifs à brassard sont les suivantes :

- Nombre de sujets minimum : 85
- Genre : Au moins 30% hommes et 30% femmes
- Gamme d'âge : Au minimum avoir 12 ans
- Gamme de pression artérielle :
 - PAS :
 - Au minimum 5% des sujets possèdent une PAS ≤ 100 mmHg
 - Au minimum 5% des sujets possèdent une PAS ≥ 160 mmHg
 - Au minimum 20% des sujets possèdent une PAS ≥ 140 mmHg
 - PAD :
 - Au minimum 5% des sujets possèdent une PAD ≤ 60 mmHg
 - Au minimum 5% des sujets possèdent une PAD ≥ 100 mmHg
 - Au minimum 20% des sujets possèdent une PAD ≥ 85 mmHg

Il est important de mentionner que des sujets hypertendus et normotendus sont recrutés, peu importe si les patients hypertendus reçoivent un traitement.

Afin de permettre des comparaisons entre les études expérimentales, les critères de validation qui ont été retenus dans [94] sont les suivants :

- La différence moyenne (MD) de pression artérielle (test versus référence) et son écart-type (SD) sont les critères n°1 et 2 de la norme ANSI/AAMI/ISO 81060-2,11 à appliquer pour l'évaluation des performances d'un dispositif d'estimation de la pression artérielle systolique et diastolique.
- Le pourcentage d'estimation dont la différence absolue d'estimation de pression artérielle tombe dans les limites de 5, 10 et 15 mmHg et les diagrammes de dispersion

standardisés de Bland-Altman.

$$\begin{aligned} \text{MD} &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (BP_{estimated} - BP_{reference}) \\ \text{SD MD} &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (BP_{estimated} - MD)^2} \end{aligned}$$

Un exemple d'application des critères précédemment cités se trouve dans la récente méta-analyse qui évalue la précision d'estimation de pression artérielle des techniques brassard, voir [80]. De plus, certaines études récentes comme [82] commencent à utiliser le standard ISO 81060-2 pour évaluer les performances à long-terme des algorithmes d'estimation de la PA réalisé avec un signal PPG.

Selon [94], le nouveau critère d'acceptation d'un modèle d'estimation est l'obtention d'une probabilité d'erreur tolérable estimée (≤ 10 mmHg) pour au moins 85% des estimations réalisées. Les précédents critères d'évaluation de l'AAMI [69] pour réussir la validation consistaient à avoir la différence moyenne entre l'estimation et la méthode de référence (ici tensiomètre à mercure) inférieure à 5 mmHg et son écart-type inférieur à 8 mmHg. Des critères similaires ont été spécifiés dans la norme européenne EN 1060-3 selon [6]; l'erreur moyenne maximale de mesure était de ± 5 mmHg et l'écart-type expérimental maximal était de 8 mmHg. Dans la suite du manuscrit les écart-types seront inséré entre parenthèse à la suite de la valeur de performance considérée (ex : 5 (8) mmHg).

Notons que, selon [94], des protocoles de validation distincts seront élaborés pour les moniteurs de tension artérielle en continu, sans brassard et centraux. La norme IEEE 1708TM [3] a été spécifiquement étudiée pour définir les performances objectives permettant d'évaluer les appareils de mesure de la pression artérielle sans brassard avec différents modes de fonctionnement (par exemple, pour mesurer la pression artérielle à court terme, à long terme, instantanée, continue, battement(s)-à-battement(s), ou la variabilité de la pression artérielle).

Méthodologie Dans cette enquête, une analyse comparative a été réalisée concernant le respect des critères de recrutement et des mesures de performance des algorithmes d'estimation utilisés pour prédire la pression artérielle avec des caractéristiques temporelles extraites du signal PPG. Les symboles utilisés pour résumer les résultats sont présentés dans le tableau 1.2.

Une difficulté majeure qui se pose lorsque l'on veut évaluer les articles de recherche publiés avant 2018 est qu'à cette époque, seul le protocole AAMI [70] était agréé, alors que

pour les articles publiés après 2018, le nouveau consensus [94] devrait être pris en considération. Afin de faire une comparaison honnête, les différents articles pris en considération dans cette enquête ont été comparés sur la base des deux protocoles.

Concernant le pronostic de la PA, dans cette enquête, seuls les articles dont les indicateurs de performance ont été l’erreur moyenne absolue (MAE) ont été pris en considération.

1.4 Protocoles d’évaluation et performance des systèmes actuels

Un premier aspect qu’il convient de mentionner lorsqu’on essaie de comparer les résultats publiés des différentes études existantes est qu’il existe de nombreuses différences entre elles spécifiquement sur la quantité et la qualité des signaux PPG utilisés, les appareils qui ont été utilisés pour enregistrer ces signaux, l’état des sujets, etc. Ainsi, il est clair que les affirmations sur la supériorité de certaines méthodes, comme le revendique parfois leurs auteurs, doivent être considérées avec précaution. Par exemple, selon [16], leur méthode surpasse les résultats de [102] et [50] en termes d’erreur d’estimation. Toutefois, ils n’utilisent pas le même type de données. [102] a appliqué sa méthode sur 15 sujets sains lorsque [50] a utilisé la base de données MIMIC, ce qui signifie des milliers de signaux pour entraîner son algorithme et seulement 5 sujets pour évaluer ses performances. En outre, [50] a utilisé un smartphone pour enregistrer le signal PPG contrairement à [16] et [102] qui récupèrent les données via le capteur PPG du doigt. On peut également remarquer que le signal de [16] a été enregistré sur un sujet en cours d’opération et donc sous anesthésie. De même, [50] utilise une base de données MIMIC provenant d’un véritable service d’urgence mais aucun d’entre eux n’a utilisé le PPG dans des conditions normales (vie réelle).

Le tableau 1.3 donne un aperçu de la pertinence des différents travaux. On peut remarquer qu’il manque beaucoup d’informations concernant les données utilisées lors de

TABLE 1.2 – Critères d’évaluation de la qualité de la recherche

Etat	Symbole
Critère respecté	+
Critère non respecté	-
Non vérifiable	o

ces expériences pour valider les algorithmes ou même pour comparer les articles. Certains de ces articles sont des expériences simples avec un très faible nombre de sujets, similaires à [7, 12, 41, 93, 102, 110, 113] qui ne comprennent que 5 à 15 sujets. Les résultats basés sur un tel protocole d'évaluation ne sont pas statistiquement pertinents et mériteraient d'être testés sur un échantillon plus large. A tour de rôle, [34, 48-50, 57, 63, 109] ont utilisé la base de données MIMIC pour s'entraîner et évaluer leurs algorithmes. Dans ces cas, la plupart des critères de recrutement doivent être validés car le nombre de sujets est très important, mais nous ne pouvons malheureusement pas le vérifier. Ces études devraient être plus fiables car la paire de mesure "Gold Standard" de la pression artérielle et de l'onde de pouls est massive (entre 910 et 15 000 cycles de pouls PPG utilisés). Elles devraient permettre un meilleur entraînement car elles incluent une diversité importante d'association de paires incluant du bruit évitant le sur-ajustement. Pour illustrer, [48, 49] a obtenu une très bonne précision d'estimation.

On peut remarquer que [16] n'a pas de critères validés en raison de la nature du travail, se concentrant sur la mesure continue de la pression artérielle en salle d'opération à partir de la base de données du Queensland. Peu de sujets ont été nécessaires car le signal a été analysé sur une longue période avec des valeurs périodiques de référence.

Dans [58, 112] les auteurs ont presque tous les critères de recrutement validés et [112] a des résultats assez bons pour l'estimation de la pression artérielle diastolique. Ce sont probablement les articles les plus fiables publiés sur le sujet. Une très bonne performance a été obtenue par [112] sur l'estimation de la pression artérielle diastolique car ils devraient passer la validation consistant à avoir la différence moyenne inférieure 5 mmHg et son écart-type inférieur 8 mm Hg (nous estimons que l'erreur moyenne absolue (MAE) est plus pertinente que la différence moyenne (MD)).

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |(BP_{estimated} - BP_{reference})|$$

TABLE 1.3 – Performances et notations sur les diverses études réalisées sur l'estimation de la pression artérielle.

Articles	ME (SD) PAS	ME (SD) PAD	MAE (SD) PAS	MAE (SD) PAD	MAE (SD) PAS	MAE (SD) PAD	D'après [70]	D'après [94]
[57]	-	-	8,54 (10,9)	4,34 (5,8)	0 0 0 0	0 0 0 0	0 0 0 0	0 0 0 0
[16]	-	-	0,78 (13,1)	0,59 (10,2)	-	-	0 0 0 0	- 0 0 0 -
[41]	-	-	-	-	3,8 (3,46)	2,21 (2,09)	0 0 0 0	0 0 0 0
[48]	-	-	3,24 (3,47)	1,79 (2,02)	0 0 0 0	0 0 0 0	0 0 0 0	0 0 0 0
[49]	-	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[58]	-	-	4,0 (8,0)	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[93]	-	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[98]	-1.20 (7.32)	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[102]	0.21 (7.32)	0.02 (4.39)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[109]	-1.67 (2.46)	-1.29 (1.71)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[97]	-	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[112]	-	-	9,18 (12,57)	4,13 (5,26)	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[113]	-	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[104]	-	-	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[50]	-	-	7,6 (2,07)	9,0 (2,0)	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[7]	-	-	4,0 (2,32)	4,25 (2,43)	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[110]	0.37 (4.3)	0.47 (4.8)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[12]	-0.91 (3.84)	-0.36 (3.36)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[108]	-	-	4,21 (7,59)	3,24 (5,39)	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[4]	-	-	6,11 (0,29)	5,23 (0,24)	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[34]	0.14 (5.75)	0.25 (5.76)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[63]	0.05 (8.90)	0.18 (4.17)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0
[81]	2.17 (8.13)	0.33 (6.04)	-	-	-	-	0 0 0 0	0 0 0 0

1.5 Discussion

Cette première analyse nous permet d'évaluer les études réalisées sur l'estimation de la pression artérielle de manière non invasive et invasive. On peut noter le manque d'homogénéité des recherches menées pour l'estimation de la pression artérielle par PPG malgré les règles de certification bien établies pour les dispositifs médicaux à cet effet. Nous soulignons le manque de fiabilité et de polyvalence des données utilisées par certaines études précurseuses sur le sujet mais aussi par des bases de données librement accessibles. Les auteurs doivent accorder une attention particulière dans leurs articles aux critères de recrutement qui ne sont pas toujours respectés et à l'utilisation des critères d'évaluation fixés par la norme AAMI afin d'évaluer les performances de leurs méthodes et de faciliter la comparaison de leurs résultats avec ceux d'autres articles similaires.

Concernant ce dernier point, il serait à notre avis plus approprié d'utiliser la méthode MAE plutôt que la méthode MD car elle donne une meilleure idée de la performance atteinte notamment pour l'estimation de PA. En effet, le MD peut surestimer la précision de l'estimation de la PB en raison d'une compensation entre les erreurs qui sont inférieures à la valeur de référence et celles qui sont supérieures.

Un autre aspect qui pourrait être mentionné est qu'un certain nombre d'auteurs utilisent des bases de données publiques pour réaliser leur étude. L'avantage majeur de ces bases de données est la facilité d'accès à des milliers d'enregistrements dans de nombreux cas. Néanmoins, certaines de ces bases de données ne respectent pas les recommandations des normes de recrutement de l'AAMI ou ne donnent pas suffisamment d'informations sur la pathologie éventuelle des sujets, les mesures biométriques, l'effet blouse blanche, etc. Nous encourageons la communauté des chercheurs et des professionnels travaillant dans le domaine de l'estimation de la PA à partir des signaux PPG à construire une base de données fiable selon les critères de l'AAMI afin de faciliter le développement de méthodes prédictives qui pourraient être comparées objectivement. Cette base de données devrait être le point de départ de référence et devenir dans le futur une base de données de référence clé. Une telle base de données permettrait certainement d'éviter les situations rencontrées dans le présent document où certains travaux pourraient être très pertinents mais que nous ne pouvons pas comparer et évaluer objectivement. Un autre inconvénient fondamental de certaines des bases de données réelles librement disponibles sur Internet vient de leur protocole de collecte divers. Nous soulignons ici qu'il pourrait être utile pour les recherches futures dans le cadre de l'estimation de la pression artérielle à partir des

signaux PPG d'établir un étalon-or pour l'acquisition du signal PPG. En effet, certains utilisent le brassard en position de repos (assis, debout) pour une valeur de référence de la PA d'une injection, tandis que d'autres utilisent les valeurs de la PA intravasculaire pendant l'anesthésie pour une référence continue du signal de PA. En outre, malgré le protocole bien établi des dispositifs médicaux actuels dédiés à l'estimation de la PA, les nouvelles possibilités de mesure de celle-ci par la technique de photoplethysmographie ont été prises en considération récemment ([58], IEEE Std 1708™ [60]). On peut remarquer que [93] n'avait aucun moyen de certifier ses résultats car c'est un travail précurseur sur l'estimation de la PA en continu. Dans le contexte de l'IdO, il y a une phase importante dans le traitement du signal qui a souvent été ignorée. Il s'agit de la détection de la section du signal analysable en commençant par caractériser les différents états de la section comme étant assis, couru, couché, debout, pas de signal, etc... Une seule étude a pris en compte cette phase en créant une procédure d'analyse du signal PPG [44]. De plus, seuls deux types d'algorithmes ont été développés jusqu'à présent, l'un prédisant la PA avec une valeur de PA d'un coup et l'autre avec une valeur de PA continue. Aucun algorithme n'a tenté de prédire la PA avec des valeurs de PA instantanées à long terme, ce qui implique que, contrairement à ce qui a été fait, il serait possible de travailler sur un algorithme intra-sujet.

La plupart des caractéristiques mentionnées précédemment sont extraites dans une dimension temporelle et sont choisies par l'homme, souvent après un examen visuel. Certaines recherches ont tenté d'extraire des caractéristiques fréquentielles, mais aucune, à notre connaissance, n'a testé une approche d'apprentissage en profondeur pour voir s'il serait possible d'obtenir de meilleurs résultats dans l'estimation de la PA. La raison la plus probable est probablement la taille actuellement trop petite de la base de données exploitable.

En outre, les facteurs physiologiques et environnementaux doivent être soigneusement pris en compte lors de l'estimation de la pression artérielle à partir du signal PPG, comme par exemple

- La viscosité du sang et la compliance des vaisseaux.
- Les paramètres hémodynamique (baroflex, relation entre la FC et la PA).
- Les syndromes métaboliques (hypertension, obésité, d'autres pathologies).
- La relation entre le diabète et la variabilité de la fréquence cardiaque.
- L'état émotionnel du sujet au moment de la mesure.
- La respiration.

— La réactivité du système nerveux autonome [58].

Le flux sanguin périphérique est influencé par le positionnement et le mouvement des bras [28], la température [36, 37], et l'exercice physique [101] qui peuvent affecter les signaux des ondes de pulsation acquis par le PPG. De nombreux autres détails doivent être pris en compte pour l'enregistrement PPG, tels que la couleur de la peau, la graisse corporelle, la luminosité, la perte de contact avec la peau et la pression cutanée (voir [11]). Même la consommation d'aliments, de café ou de boissons contenant de l'alcool et de la nicotine a une incidence sur la mesure de la pression artérielle, comme indiqué dans la section [40, 45]. Des études de recherche approfondies portant sur les effets de ces facteurs lors de l'évaluation de la précision de l'estimation de la pression artérielle à partir du signal PPG devraient être menées au cours de la prochaine décennie.

1.6 Conclusion

La méthode photopléthysmographique est une approche prometteuse pour surveiller la tension artérielle en continu, car des capteurs PPG miniaturisés et abordables pour le bout des doigts sont déjà disponibles sur le marché. Elle peut répondre aux exigences de la surveillance continue de la PA pour l'anesthésie, les unités de soins intensifs et le holter sans perturber le système cardio-vasculaire. En outre, si le PPG est correctement utilisé, des anomalies physiologiques spontanées et éphémères du système cardio-vasculaire liées à une maladie pourraient être détectés contrairement aux dispositifs actuels de prise de mesure périodique de la PA. Tout signe avant-coureur de maladie cardio-vasculaire pourrait être détecté car de nombreuses personnes pourraient être équipées de cette technologie sur leur smartwatch.

L'avenir de la prévention des maladies cardiovasculaires tend à se faire avec des appareils portables sans brassard et nous avons clairement remarqué l'émergence de ce type d'application. Il faut noter que, jusqu'à présent, il y avait un manque d'évaluation objective (variabilité des bases de données, des protocoles d'acquisition, des métriques). C'est pourquoi de nouveaux protocoles de validation des dispositifs médicaux pour la mesure de la PA sont apparus, pour s'adapter aux nouvelles façons dont les appareils vont prendre des mesures et suivre les paramètres physiologiques des sujets.

Les recherches futures devraient se concentrer sur la conception d'un algorithme capable de faire une estimation personnalisée du sujet (analyse intra-sujet), en tenant compte des différentes échelles de temps (à court terme, à long terme, continu, instantané) et en

les fusionnant.

Les chapitres suivants portent sur l'élaboration d'un algorithme de régression linéaire prenant en considération tous les caractéristiques temporelles présentes dans la littérature ainsi que de nouvelles. Nous tentons de répondre à l'absence d'une étude objective et commune sur l'ensemble des caractéristiques temporelles déjà proposées dans la littérature. Dans le chapitre 2 on réalise des recherches sur des données de pression invasive tandis que dans le chapitre 3, on tente d'explorer la possibilité d'élaborer une méthode reproductible sur la base de données plus applicative issue d'un tensiomètre brassard en vue d'une utilisation quotidienne. Ce dernier se tourne vers une possibilité d'application quotidienne.

ESTIMATION DE LA PRESSION ARTÉRIELLE EN INVASIF

Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à l'impact que peut avoir chaque caractéristique temporelle dans l'estimation de la pression artérielle. Nous considérons les caractéristiques temporelles déjà proposées dans la littérature, ainsi que les nouvelles proposées, peuvent être exploitées afin d'estimer la pression artérielle.

Dans un premier temps, nous déterminons par le biais de la corrélation linéaire ou non-linéaire, les relations pouvant exister entre les caractéristiques temporelles du signal PPG et la pression artérielle. Un classement permettra d'évaluer le potentiel prédictif de chaque caractéristique.

Dans un second temps, nous utilisons un algorithme statistique PLS (Partial Least Square regression), récemment considéré dans [27], afin de sélectionner les caractéristiques qui permettent d'estimer au mieux la pression artérielle. Cette problématique présente une connotation applicative bien prononcée car elle intéresse de près les concepteurs de dispositifs connectés pour la mesure de la pression artérielle. On peut penser que les caractéristiques temporelles du signal PPG qui sont les plus corrélées avec la pression artérielle, seront les plus utiles dans la prédiction de celle-ci. Toutefois, cette hypothèse doit être vérifiée. D'autre part, si l'on dispose d'un certain nombre de caractéristiques temporelles qui sont corrélées avec la pression artérielle, rien ne garantit qu'elles seraient toutes utiles dans un modèle prédictif. En effet, il se peut que certaines soient redondantes (qu'elles apportent la même information). Selon le principe de parcimonie, il est important de sélectionner le nombre minimal de caractéristiques utiles pour augmenter la robustesse du modèle prédictif.

Cette étude est réalisée sur les données publiques de la base MIMIC en se focalisant sur des périodes présentant des variations significatives de pression artérielle. Par ce choix, nous nous démarquons de façon originelle de la plupart des travaux prenant des données sur de grandes périodes temporelles, pendant lesquelles la pression fluctue généralement

très faiblement.

Nous décrivons tout d’abord la méthode considérée ainsi que les marqueurs temporels pris en considération. Ensuite nous analysons la corrélation de toutes les caractéristiques temporelles avec la pression artérielle afin d’en obtenir les plus importantes. Nous discutons de ces travaux avant de conclure le chapitre.

2.1 Méthode

Notre approche pour construire et utiliser le modèle de prédiction de la pression artérielle est décrite dans la figure 2.1. Celle-ci comporte 2 phases bien distinctes : dans un premier temps l’apprentissage et la validation du modèle et dans un second temps l’utilisation du modèle pour faire des prédictions de pression artérielle. Dans ce schéma, certaines étapes sont similaires notamment celles qui consistent à prétraiter les données avant leur utilisation dans le modèle.

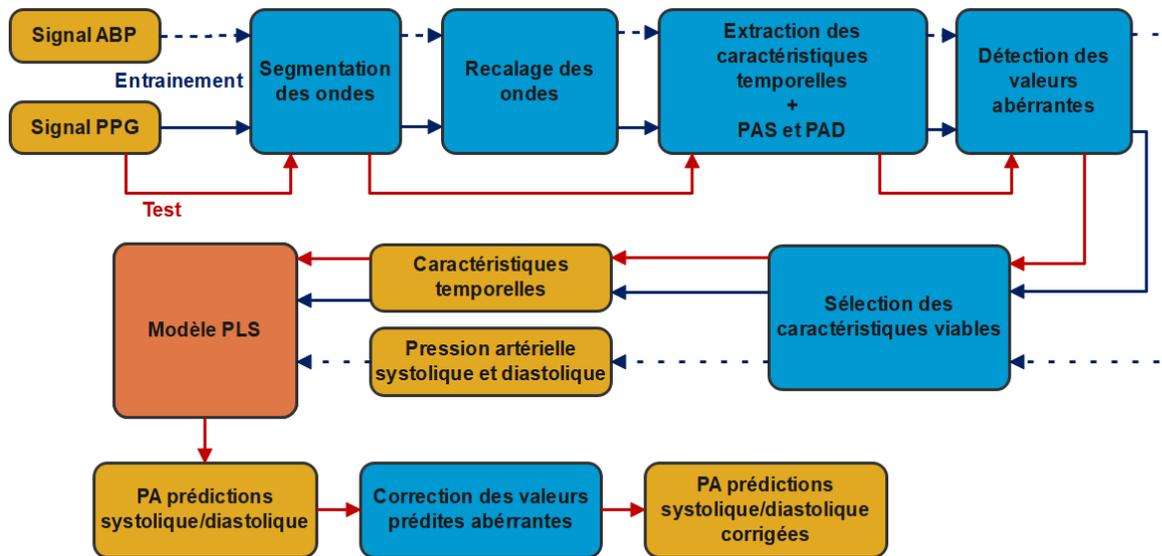


FIGURE 2.1 – Processus d’entraînement et de test du modèle de prédiction considéré.

Etapes de prétraitement

Les différentes étapes de pré-traitement sont décrites et commentées dans cette section. Celles-ci ne sont pas toutes présentes durant la phase applicative.

Segmentation : Nous effectuons une segmentation en parallèle sur les ondes de pouls du signal de pression artérielle invasive et du signal PPG. Cette extraction permet de réaliser un recalage des deux signaux par la suite et une extraction synchronisée des caractéristiques temporelles avec leurs valeurs de référence en pression artérielle. La figure 2.2 montre la segmentation des ondes de pouls détectées sur les deux types de signaux. Ce recalage aurait pu être exécuté de d'autres manières notamment ici en utilisant une approche par DTW (Dynamic Time Wrapping), cette méthode recherche un appariement optimal entre deux séries temporelles.

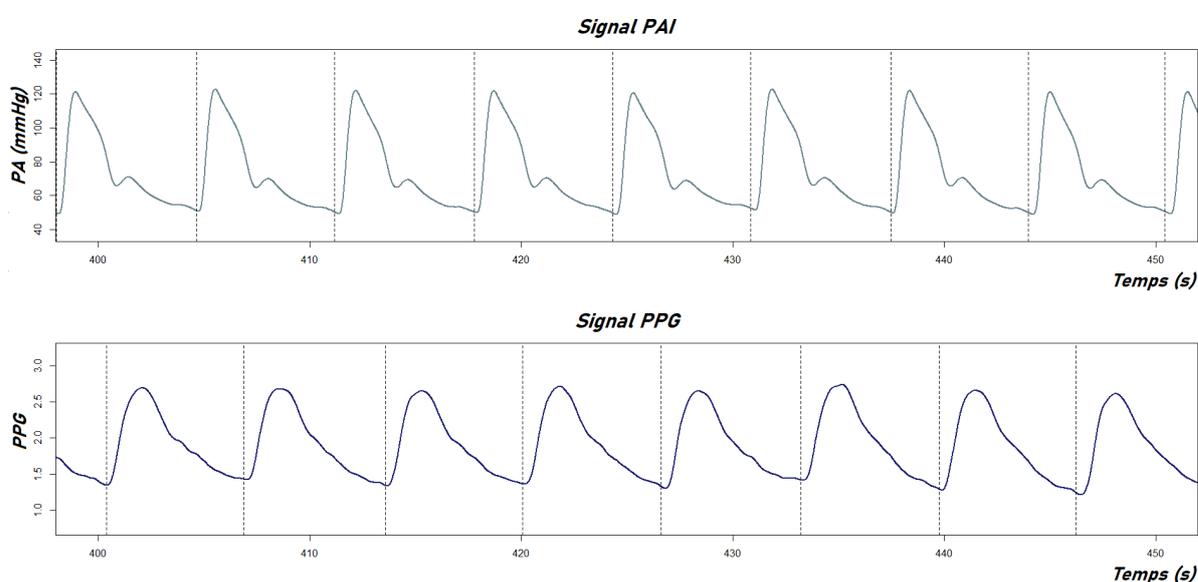


FIGURE 2.2 – Exemple de segmentation des signaux de PAI et PPG.

Recalage : Les signaux de PAI et PPG sont parfois légèrement décalés temporellement, il est donc nécessaire de corriger cet aspect pour obtenir des valeurs corrélées entre la pression artérielle et les caractéristiques temporelles extraites du signal PPG. La figure 2.2 constitue un exemple sur lequel les signaux de PAI et PPG doivent être recalés (voir la figure 2.3 pour les signaux recalés).

Extraction des caractéristiques temporelles et de la pression artérielle de référence : Enfin nous procédons à l'extraction de l'enveloppe inférieure et supérieure du signal de pression artérielle invasive permettant d'obtenir les valeurs PAS et PAD de chaque onde de pouls (figure 2.5). En parallèle, nous extrayons 145 caractéristiques

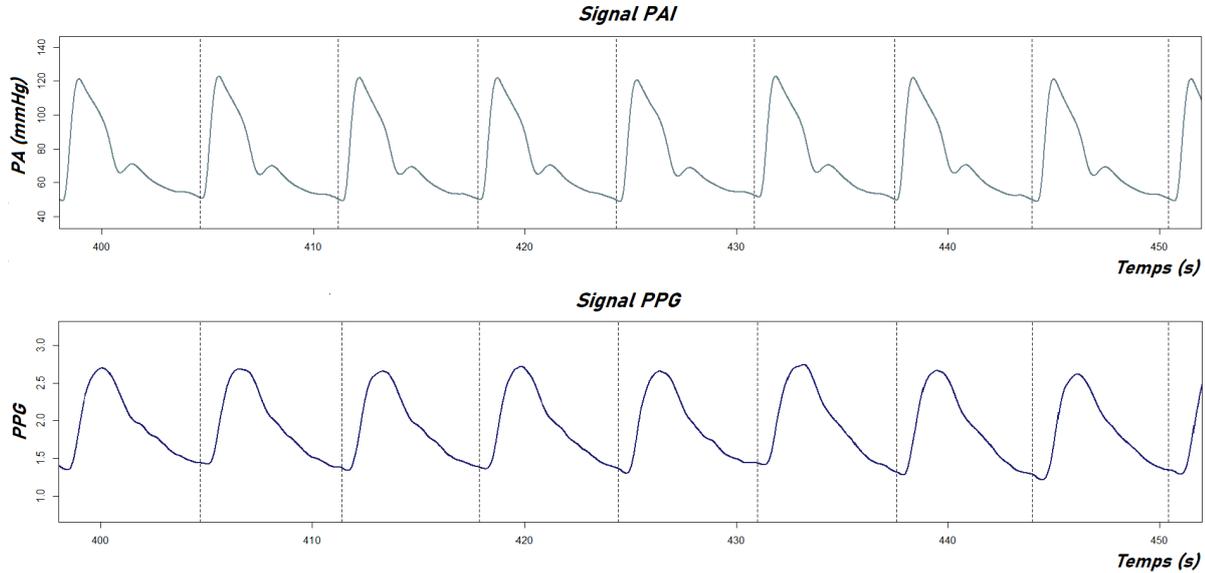


FIGURE 2.3 – Exemple de recalage réalisé sur les signaux PAI et PPG.

temporelles dont 112 caractéristiques présentes dans la littérature et 33 caractéristiques parfois citées dans la littérature pour d’autres buts que l’estimation de la pression artérielle ou sélectionnées de notre propre initiative. Les caractéristiques déjà présentes dans la littérature sont décrites dans le chapitre précédent, quant aux nouvelles proposées en voici ci-après une description non exhaustive.

Une première liste conséquente de nouvelles caractéristiques, c’est à dire 21, sont extraites d’un modèle d’approximation gaussien de l’onde de pouls (voir figure 2.4) utilisant plusieurs lois normales pour approximer l’onde de pouls similaire à [8]. Nous utilisons la méthode du maximum de vraisemblance et l’algorithme de maximisation de l’espérance (EM) pour que la somme des deux gaussiens correspondent le plus étroitement possible à l’impulsion brute [8]. Notez qu’une approche similaire a été envisagée pour l’analyse des signaux bruités [7]. La plupart des points caractéristiques extraits sont similaires des points spécifiques discutés auparavant mais ceux-ci ont pour avantage d’être calculés sur un modèle dans le but d’être plus stable face à des variantes d’ondes peu répandues. Nous extrayons aussi en parallèle le coefficient de corrélation entre l’onde de pouls brute et l’onde de pouls modélisée par le modèle.

Plusieurs métriques sur la forme de l’onde de pouls ainsi que sur la qualité du signal sont étudiés du type : coefficient d’asymétrie, d’aplatissement. Ceux-ci sont déjà utilisés

dans un but plus qualitatif dans [58].

A ce stade, 145 caractéristiques temporelles sont extraites sur chaque onde de pouls ainsi qu'une valeur de pression artérielle systolique et diastolique.

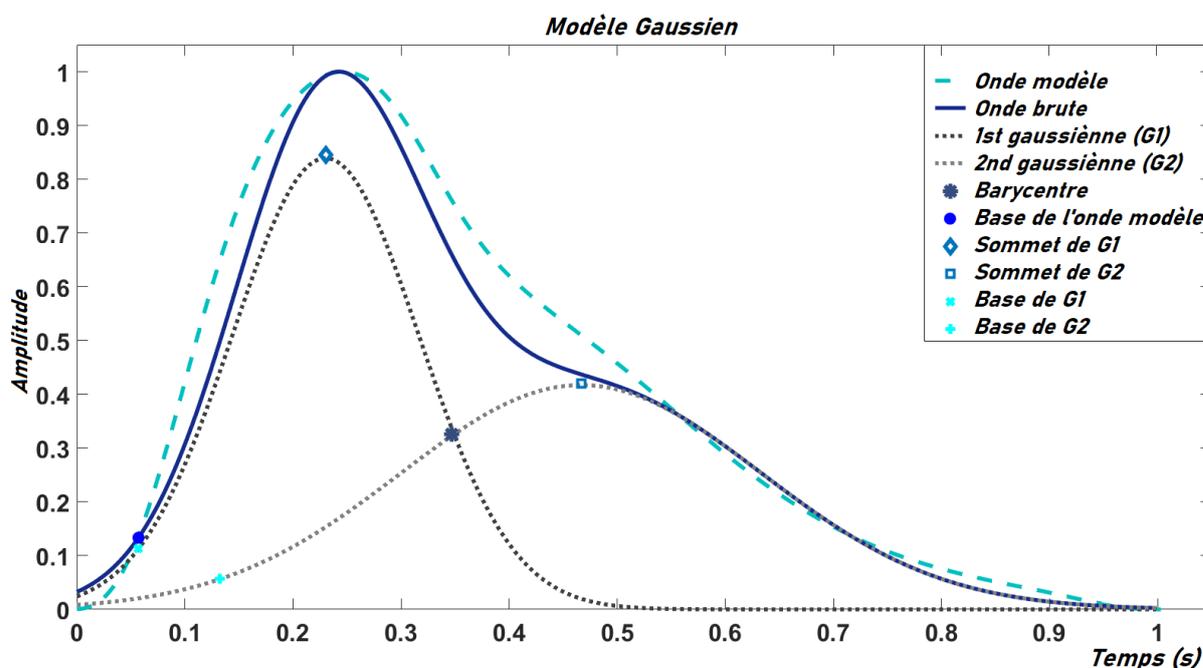


FIGURE 2.4 – Exemple d'extraction des caractéristiques du model Gaussien.

Détection des valeurs aberrantes : Les valeurs aberrantes présentes sur les données sont de deux types : les valeurs aberrantes de pression artérielle et les valeurs aberrantes sur une caractéristique temporelle.

Dans un premier temps, les valeurs aberrantes détectées sur les données de référence de pression artérielle sont supprimées et toutes les caractéristiques temporelles correspondantes aussi. On applique tout d'abord un filtrage par seuil qui est différent pour la pression artérielle systolique et diastolique :

- Seuil systolique : $60 < \text{PAS} < 300$ mmHg
- Seuil diastolique : $20 < \text{PAD} < 200$ mmHg

La figure 2.6 montre un exemple des valeurs de la pression systolique sur une courte portion de signal. Les points rouges sont les valeurs non acceptables et sont donc supprimées. Ces valeurs "atypiques" peuvent provenir d'une erreur d'extraction ou bien d'une

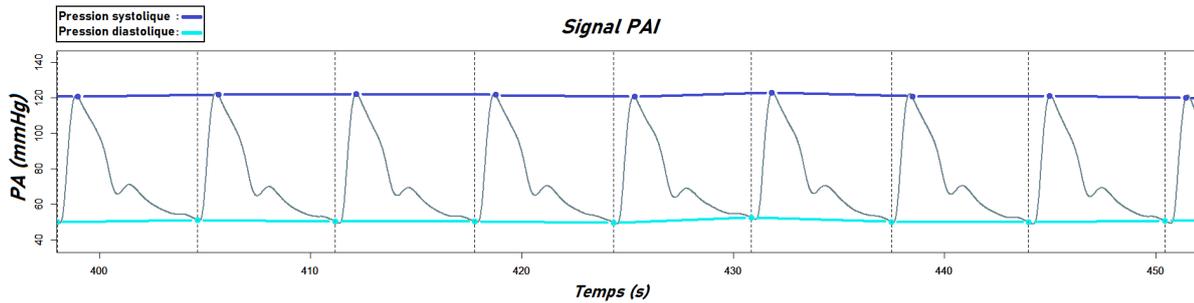


FIGURE 2.5 – Exemple de l'extraction de valeurs de référence de la pression artérielle systolique et diastolique.

erreur d'enregistrement de la PA. Cette première phase de "filtrage" permet d'identifier les pressions artérielles impossibles à atteindre dans la réalité.

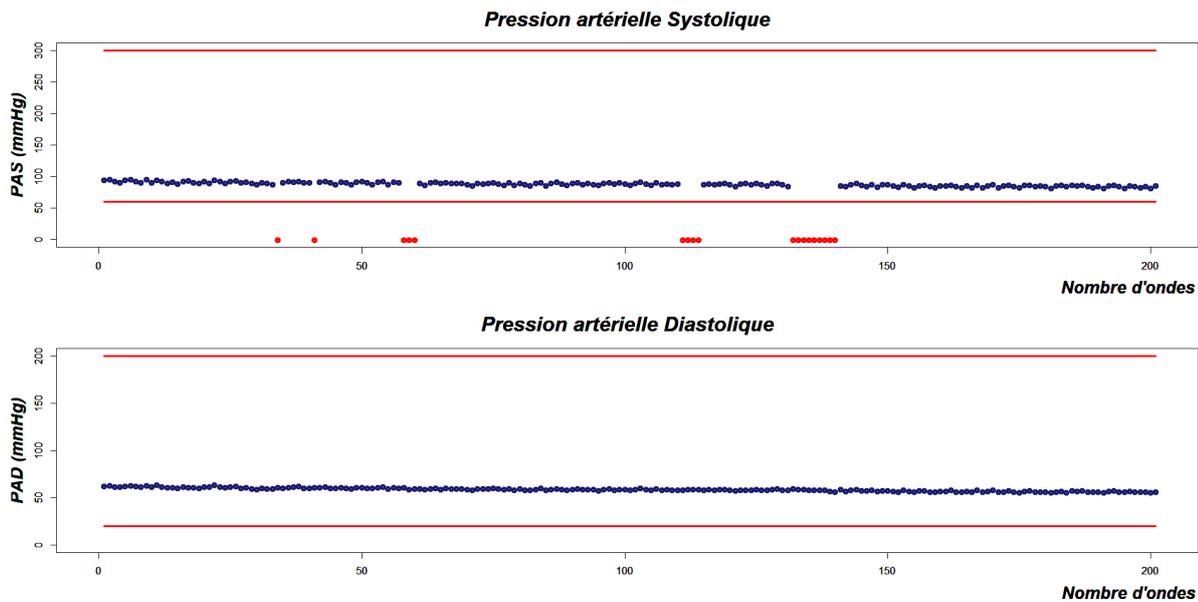


FIGURE 2.6 – Exemple d'une correction d'erreur d'extraction des pressions artérielles de référence.

Nous procédons ensuite à la détection statistique de valeurs aberrantes en utilisant la technique des seuils calculés avec l'interquartile. Cette deuxième phase d'identification de valeurs aberrantes vient appuyer l'idée que le signal de pression artérielle est un signal continu et un saut de valeur trop important est donc signe d'une mauvaise extraction des valeurs de références systoliques et diastoliques. Le protocole de détection fonctionne avec les seuils suivants :

- Seuil supérieur : $UL = Q_3 + k * IQ(X)$
- Seuil inférieur : $LL = Q_1 - k * IQ(X)$

avec X la série de valeurs d'une caractéristique, k un coefficient de filtrage réglé à 2, Q_1 le premier quartile (25%), Q_3 le troisième quartile (75%) et IQ la valeur inter-quartile ($IQ = Q_3 - Q_1$).

La figure 2.7 montre un exemple d'une correction de valeurs aberrantes réalisée sur des valeurs de la pression artérielle systolique. Les lignes rouges représentent les seuils supérieur et inférieur de détection des valeurs aberrantes. Les points rouges sont les valeurs aberrantes qui sont supprimées.

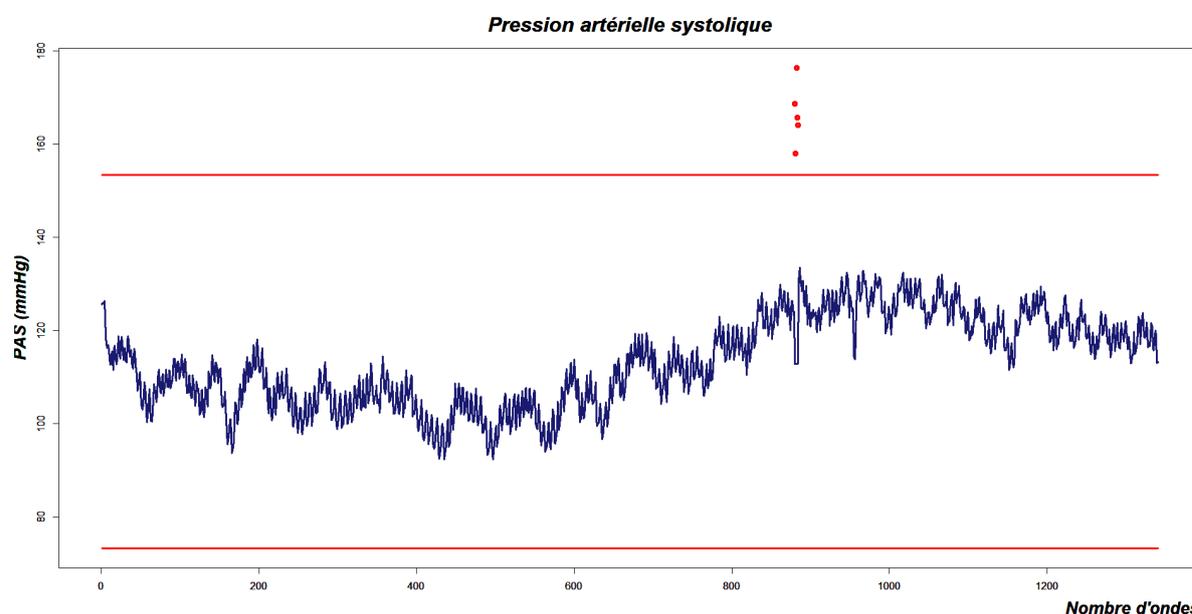


FIGURE 2.7 – Exemple d'une correction de valeurs aberrantes sur l'extraction de la pression artérielle systolique de référence dont les valeurs sont acceptables.

Dans un second temps, les valeurs aberrantes détectées sur les caractéristiques temporelles sont remplacées par la valeur médiane de la série, si celles-ci sont trop nombreuses (c'est à dire supérieur à 10%) alors la caractéristique temporelle est supprimée. On applique ici aussi la technique des seuils calculés avec l'interquartile comme précédemment expliqué.

La figure 2.8 montre un exemple d'une correction réalisé sur la caractéristique temporelle d'aire sous la courbe des ondes de pouls. Les lignes rouges représentent les seuils supérieur et inférieur de détection des valeurs aberrantes. Les points rouges sont les valeurs

aberrantes et les points verts leurs corrections correspondant à la médiane.

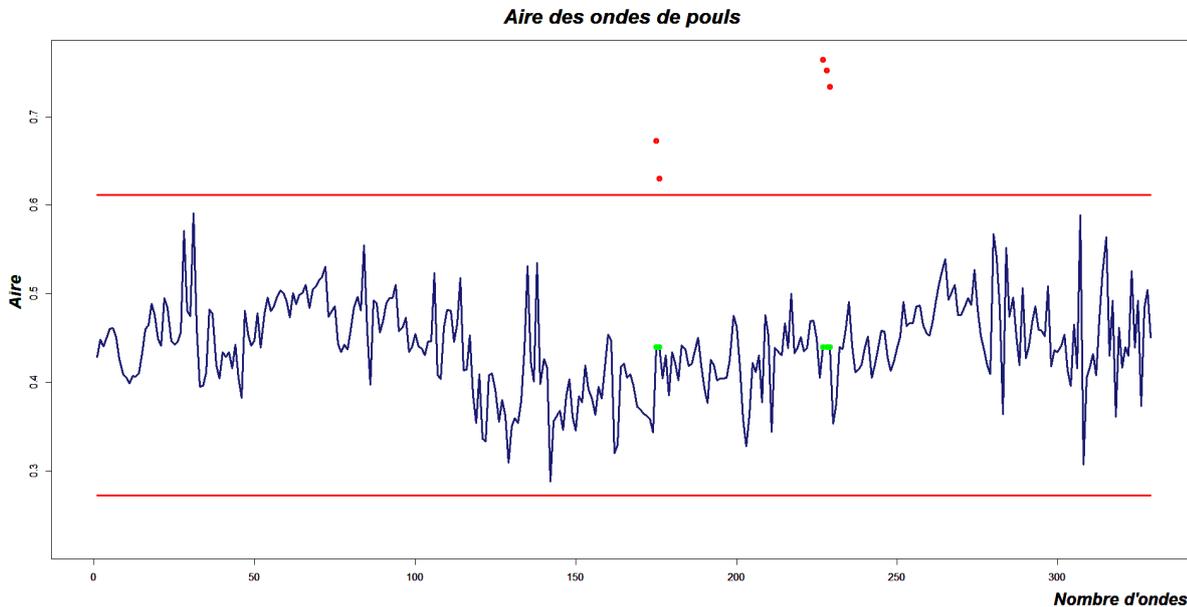


FIGURE 2.8 – Exemple d’une correction d’erreur d’extraction de l’aire sous la courbe des ondes de pouls.

Sélection des caractéristiques : Chaque caractéristique temporelle subit une analyse statistique permettant de détecter un manque de données ou de variations de celles-ci (ex : les variables dont l’écart type est égal à zéro sont supprimées).

Entraînement et test du modèle

Pour la prédiction de la tension artérielle, nous avons choisi d’utiliser l’algorithme PLS ("Partial Least Squares regression" ou en français "Régression des moindres carrés partiels") [105], cet algorithme maximise la variance et la corrélation des paramètres d’entrées avec ceux en sorties. Cette méthode peut-être vue comme une combinaison entre une régression linéaire et une analyse en composantes principales (ACP). Elle a l’avantage de pouvoir être appliquée lorsque le nombre d’observations est faible comparé au nombre de variable élevée car celle-ci applique une réduction de dimension. De plus, l’algorithme PLS sait traiter des variables explicatives fortement corrélées en comparaison à une régression linéaire multiple.

Plusieurs types d'algorithmes PLS existent et sont tirés de l'algorithme NIPALS. Si la variable à prédire Y est unique alors l'algorithme de régression PLS1 est indiqué. Notre étude implique de prédire la pression artérielle systolique et diastolique, la variable de sortie Y possède donc 2 variables à prédire et nous utilisons l'algorithme de régression PLS2.

La méthode PLS consiste à étudier la relation entre une variable dite dépendante Y_k et une variable indépendante X_j en prenant en compte les relations internes entre les variables de chaque groupe. Cet algorithme est itératif et en voici le principe :

Nous souhaitons expliquer la variable Y_k avec X_j . La première étape consiste à construire une combinaison linéaire U et T respectivement des variables Y et X :

$$\begin{aligned} X &= TP' + Xr \\ &\text{et} \\ Y &= UQ' + Yr \end{aligned}$$

Le but est de maximiser la covariance de U et T :

$$\text{cov}(U, T) = \text{cor}(U, T) * \sqrt{\text{var}(U) * \text{var}(T)}$$

Plus concrètement, ci-dessous on détaille les étapes de l'algorithme PLS2.

Etape n°1 : On construit une première combinaison linéaire t_1 des colonnes de caractéristiques X_0 puis une deuxième combinaison linéaire u_1 des colonnes à prédire Y_0 , et cela en maximisant la covariance entre u_1 et t_1 . Les tableaux X_0 et Y_0 sont donc corrélés le plus possible. On élabore ensuite les régressions :

$$\begin{aligned} X_0 &= t_1 * m_1 + X_1 \\ Y_0 &= t_1 * n_1 + Y_1 \end{aligned}$$

Etape n°2 : On réitère l'étape n°1 mais avec les composantes X_1 et Y_1 . On obtient donc deux nouvelles combinaisons linéaires t_2 et u_2 qui permettent de poursuivre la construction des équations de régression :

$$\begin{aligned} X_0 &= t_1 * m_1 + t_2 * m_2 + X_2 \\ Y_0 &= t_1 * n_1 + t_2 * n_2 + Y_2 \end{aligned}$$

On itère cette étape autant de fois que nécessaire pour que les composantes t_h expliquent assez le tableau Y_0 . En prenant la combinaison linéaire $Y_0 = t_1 * n_1 + \dots + t_h * n_h + Y_h$ on peut en déduire l'équation de la régression PLS ;

$$y_k = \alpha_{k0} + \alpha_{k1} * X_1 + \dots + \alpha_{ki} * X_i + Y_{hk}$$

L'entraînement du modèle est réalisé en utilisant la section de signal possédant la gamme de pression la plus large par sujet. En effet, on pense que plus grande est la variation de la pression artérielle sur le jeu de données qui sert à la construction du modèle PLS et plus le modèle sera performant dans ses prédictions. La section de signal sélectionnée est utilisée pour entraîner le modèle et l'ensemble des signaux restant du sujet sont intégrés aux tests du modèle.

Le paramètre VIP (Variable Importance in Projection) indique l'importance relative des variables dans l'explication des valeurs de Y, en tenant compte des h premiers facteurs de la régression PLS (voir [23]). Ce paramètre est souvent mis en avant pour repérer les variables les plus pertinentes à prendre en compte dans le modèle, ceci est discuté dans [1]. Le seuil VIP permettant de déduire qu'une variable est pertinente n'est pas fixe mais l'on peut considérer que lorsque le VIP est supérieur à 1 alors la variable x explique fortement la sortie y. Au contraire si le VIP est inférieur à 0.8 cette variable n'apporte que peu d'information sur la sortie. La formule qui suit permet de calculer l'importance de la variable x_j ($j=1,\dots,p$) pour la prédiction de la variable y dans un modèle à m composantes :

$$VIP_{mj} = \sqrt{\frac{b}{\sum_{h=1}^m R^2(y, t_h)} * \sum_{h=1}^m R^2(y, t_h) b_{hj}^2}$$

avec h le nombre de facteurs de la regression retenu, b_h un élément des composantes PLS tel que : $t_h = X_{h-1} * b_h$ avec $\|b_h\| = 1$. Le terme R^2 représente le coefficient de détermination, utilisé en statistiques pour juger de la qualité d'une régression linéaire.

Exemple n°1 : Prenons un exemple simple sur le sujet 3504426. Nous n'incluons ici que 6 caractéristiques temporelles en entrée du modèle PLS. Une fois entraîné, le modèle nous retourne les coefficients de la régression linéaire (voir tableau 2.1).

On obtient donc avec ces coefficients, les deux équations suivantes qui permettent de prédire la pression artérielle systolique et diastolique :

$$y_{PAS} = 3.67e - 02 * Di_{Up_Point} - 1.39e + 02 * Di_{Up_End} - 8.29e + 00 * DA_{L1_L2} + 5.75e + 01 * S_{S_Moyen} - 1.86e + 01 * S_{D_modèle} - 3.47e + 01 * A_{L1}$$

et

$$y_{PAD} = 1.06e - 02 * Di_{Up_Point} - 3.53e + 01 * Di_{Up_End} - 2.59e + 00 * DA_{L1_L2} + 1.90e + 01 * S_{S_Moyen} - 7.17e + 00 * S_{D_modèle} - 1.21e + 01 * A_{L1}$$

TABLE 2.1 – Coefficient de la régression linéaire du modèle PLS (voir annexe 3.12 pour la définition des variables)

Variable	Coef PAS	Coef PAD
Di_Up_Point	0,04	0,01
Di_Up_End	-139,62	-35,33
DA_L1_L2	-8,30	-2,60
S_S_Moyen	57,56	19,03
S_D_modèle	-18,70	-7,17
A_L1	-34,71	-12,18

Maintenant il est possible d'améliorer le modèle en ne sélectionnant que les caractéristiques temporelles possédant un fort impact sur la prédiction. Le coefficient VIP décrit précédemment nous permet de réaliser cette sélection. Voici un exemple de ce que l'on obtient sur les variables du modèle PLS décrit dans le tableau 2.2.

TABLE 2.2 – Coefficient VIP des caractéristiques temporelles utilisées dans le modèle PLS

Variable	VIP
Di_Up_Point	2.26
Di_Up_End	1.97
DA_L1_L2	1.4
S_S_Moyen	1.24
S_D_modèle	1.22
A_L1	0,98

La procédure consiste à supprimer les caractéristiques possédant un coefficient VIP inférieur à 1. La variable A_L1 est donc supprimée et le modèle est ré-entraîné.

L'utilisation du modèle PLS permet aussi d'afficher le cercle de corrélation, celui-ci permet d'obtenir un peu d'explicabilité quant aux relations entre les variables d'entrées et de sorties. Cela fait partie des arguments permettant de justifier l'utilisation de ce type de modèle car au contraire des réseaux de neurones profonds [5, 87, 90], cet algorithme apporte une réelle explicabilité. La figure 2.9 montre les résultats du cercle de corrélation avec l'exemple PLS décrit jusqu'à présent. On peut observer les 6 variables d'entrées en bleu et les 2 variables de sorties en jaune. Chaque flèche indique la corrélation entre une variable et les 2 premières composantes du modèle PLS. On remarque donc que lorsque PAS et PAD augmente Di_Up_Point augmente aussi et Di_Up_End diminue. De plus, ce graphique 2.9 affiche la carte des variables ainsi que le cercle de corrélation. Chaque onde de pouls à prédire est représenté ici par un chiffre proportionnel à sa détection au

cours du temps $[1, \dots, n]$ et sont projetés sur les axes 1 et 2 du modèle PLS. En observant correctement, on peut s’apercevoir qu’il existe sur cet exemple une tendance croissante de ces indices dans le sens décroissant des deux axes. Puisque les pressions artérielles systolique et diastolique sont fortement corrélées à l’axe 1 positivement et aussi mais dans une moindre mesure à l’axe 2 positivement, on peut en déduire que la pression artérielle présente dans la section d’évaluation est décroissante. De plus, les ondes de valeurs 15, 18, 16 sont corrélées à l’axe 1 positivement de même que les pressions artérielles. Ces mêmes points ont d’après le cercle de corrélation un Di_up_point grand et au contraire un Di_up_end petit et ceci au contraire des ondes de valeurs 304, 313, etc... On peut donc identifier les ondes qui ont influencé chaque variable ce qui permet, si l’on regarde en détail, une très bonne explicabilité.

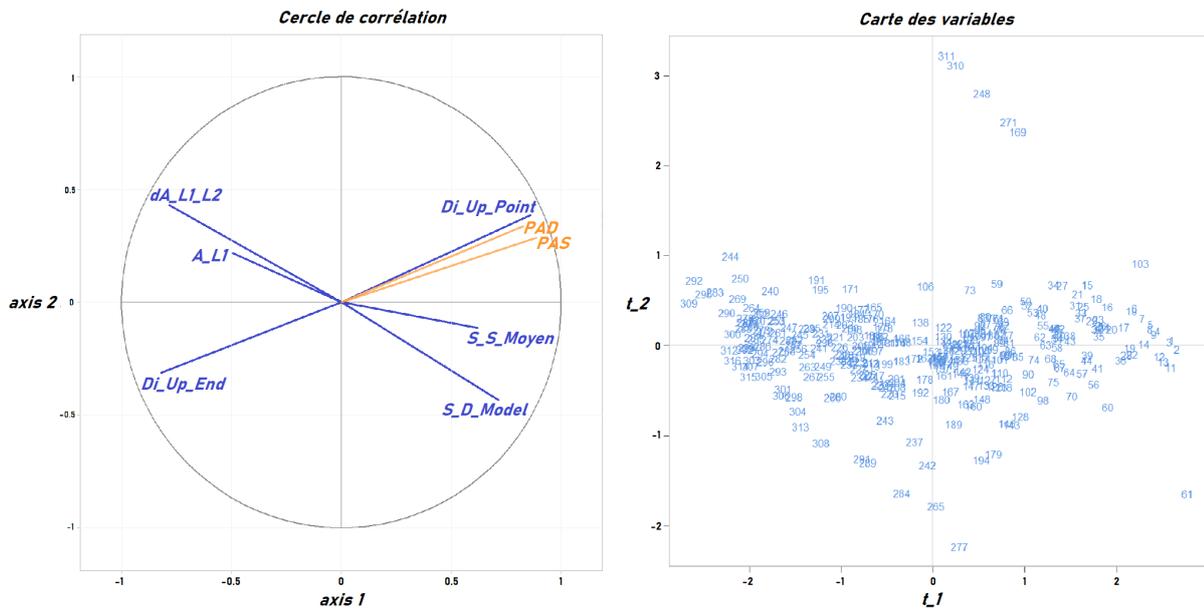


FIGURE 2.9 – Exemple graphique du cercle de corrélation sur le modèle PLS

Exemple N°2 : La figure 2.10 montre les résultats atteints sur les données d’entraînement du sujet 3504426 incluant toutes les caractéristiques temporelles a fort impact de prédiction. On peut observer que le modèle PLS a correctement appris à prédire la PA sur les données d’entraînement puisque l’erreur est faible (MAE PAS : 4.1 (3.4) et MAE PAD : 1.7 (1.4)).

Ce modèle est donc testé sur toutes les sections de signal appartenant au même sujet. L’exemple montre qu’il existe 3 sections de signal pour le sujet 3504426. La figure 2.11

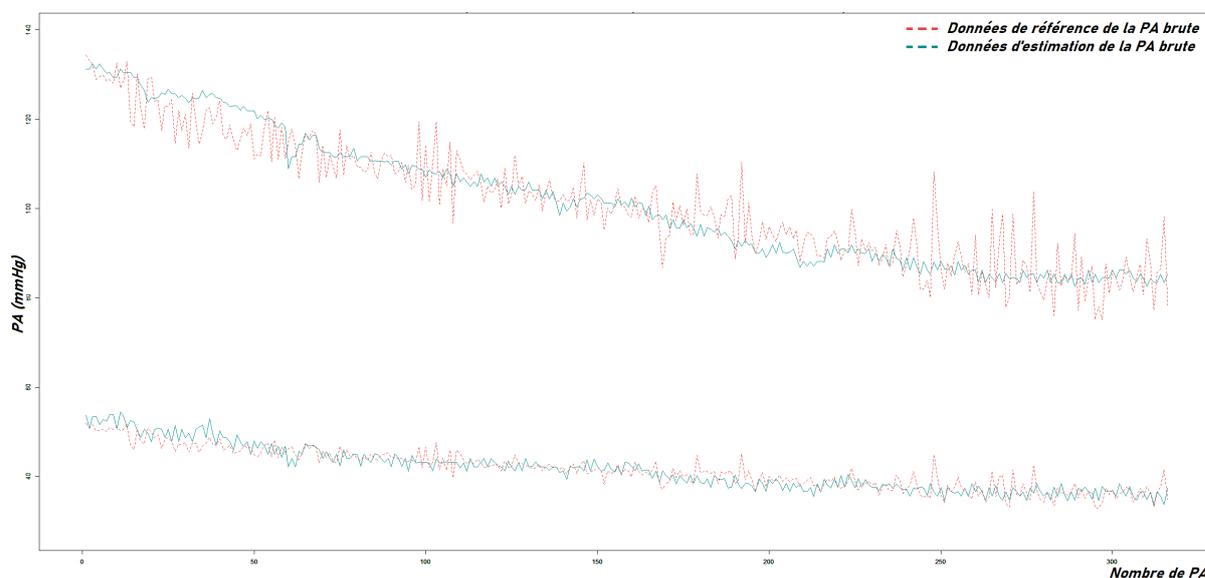


FIGURE 2.10 – Exemple des résultats obtenus durant l'apprentissage du modèle

montre les résultats de prédiction brute réalisés sur les données de tests. Les performances obtenues sont correctes (MAE PAS : 6.0 (5.0) et MAE PAD : 2.9 (2.1)).

Dans la figure 2.12, on a un aperçu du cercle de corrélation et de la projection des cycles PPG sur le plan principal du PLS pour le sujet 3504426. Comme sur l'exemple 1, on remarque que les pressions artérielles sont corrélées positivement à l'axe 1 principalement mais aussi un peu à l'axe 2. La même explication peut être donnée sur les variables `Di_up_point` et `Di_up_end`. On remarque ici que le groupe de variables des aires sous les courbes calculées sont très corrélées à l'axe 1 positivement et non à l'axe 2. Sur le graphique des variables nous pouvons identifier les ondes qui ont influencé cette corrélation (les ondes d'indices 2, 4, 6, 10, etc...).

Dans la perspective d'améliorer la qualité du modèle prédictif et d'éviter d'avoir des biais sur les paramètres du modèle, chaque vecteur résultat, PAS et PAD, subit une correction par filtre médian. Celui-ci permet de supprimer les valeurs aberrantes des données prédites et lisse les résultats reflétant mieux la réalité de variations de la pression artérielle. Pour réaliser cela, on applique un filtre médian sur une fenêtre glissante de 10 ondes de pouls (approximativement 10 secondes).

Lorsque nous reprenons l'exemple du sujet 3504426, la figure 2.13 montre la correction apportée aux données brutes d'entraînement et aux prédictions associées.

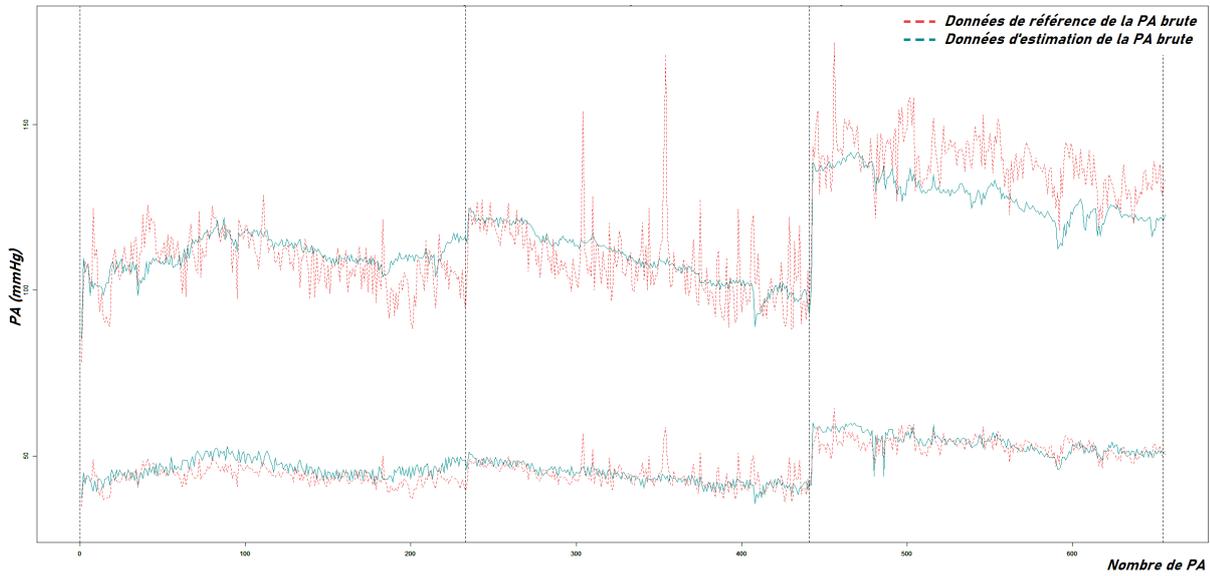


FIGURE 2.11 – Exemple des résultats obtenus durant le test du modèle (i.e. non vues lors de l'entraînement)

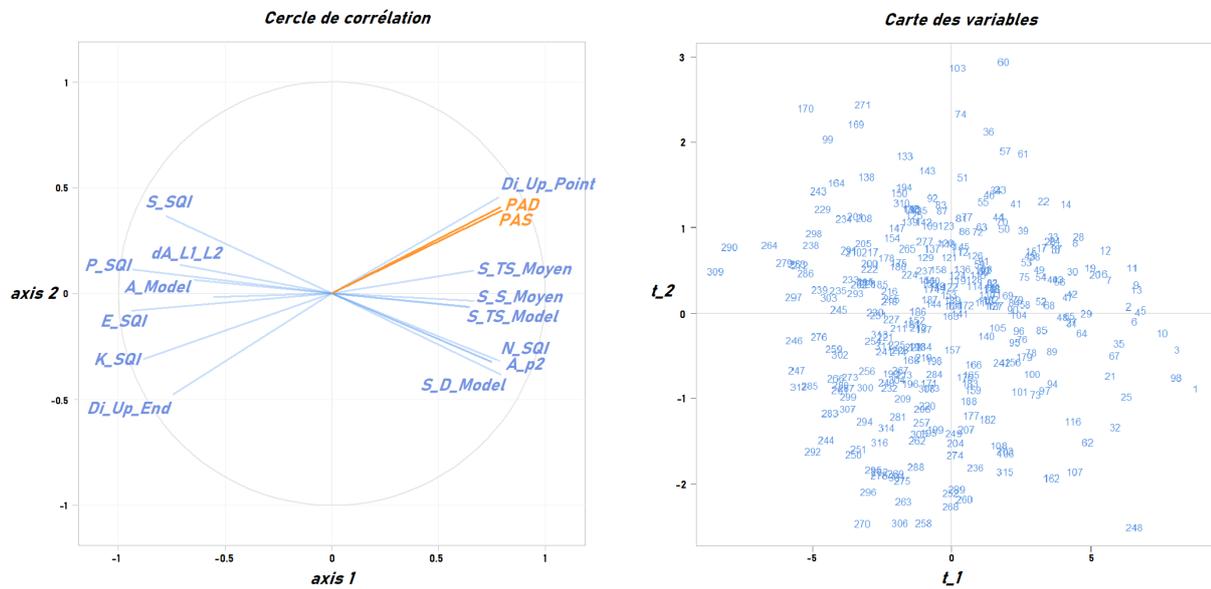


FIGURE 2.12 – Exemple graphique du cercle de corrélation et de la carte des variables sur le modèle PLS du sujet 3504426

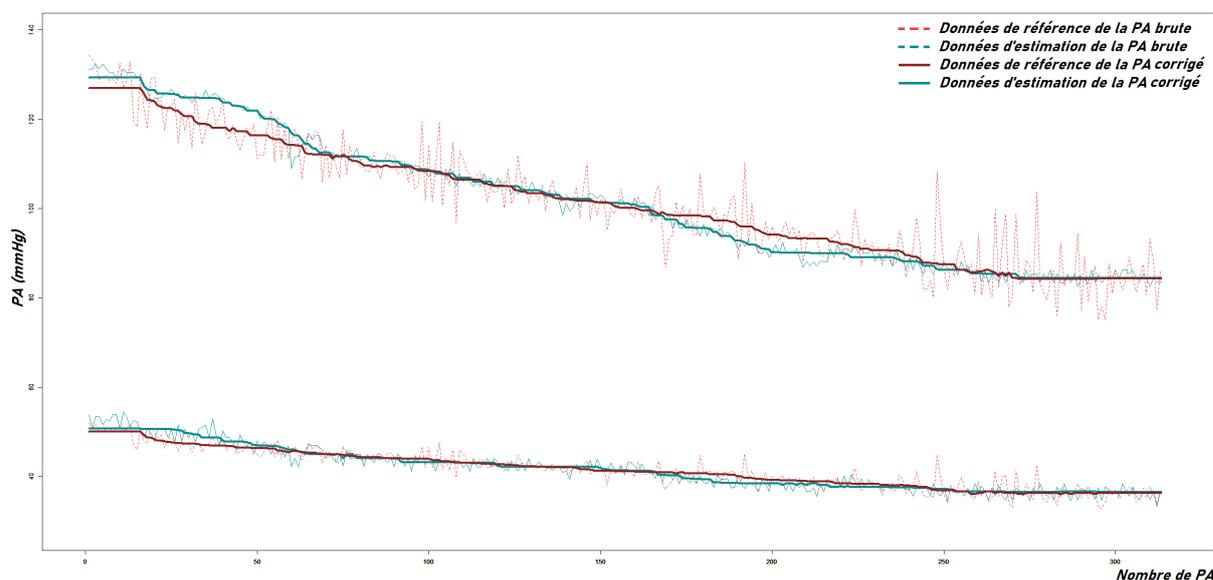


FIGURE 2.13 – Exemple des résultats corrigé par le filtre median obtenus durant l'apprentissage

De même, la figure 2.14 met en évidence les corrections apportées par l'étape de correction des valeurs aberrantes sur les données de test du sujet 3504426. De cette manière nous calculons l'erreur moyenne entre les tendances des valeurs de référence et des prédictions du modèle PLS. On remarque sur l'exemple que la section n°2 de test possède certains pics de pression de très forte intensité qui ne sont pas forcément le reflet de la réalité. Grâce à la correction des valeurs aberrantes, les calculs de performances sur ces fluctuations de PA semblent plus juste.

Le tableau suivant montre les performances obtenues avec les données brutes de prédictions, puis celles obtenues avec les données brutes de références et les prédictions corrigées. Enfin, on donne également un dernier résultat avec l'ensemble des données corrigées. On remarque que les résultats sont meilleurs lorsque l'ensemble des données sont corrigées.

TABLE 2.3 – Performances dans l'estimation de la pression artérielle sur le sujet 3504426

	PA Systolique (mmHg)	PA Diastolique (mmHg)
Test (Ref brute/Pred brute)	6.0 (5.0)	2.9 (2.1)
Test (Ref brute/Pred corrigé)	4.3 (2.8)	2.4 (1.7)
Test (Ref corrigé/Pred corrigé)	3.7 (2.4)	2.2 (1.3)

Le processus d'entraînement et de test des données est réalisé spécifiquement pour chaque sujet. La figure 2.1 montre l'intégralité du protocole d'analyse et d'entraînement

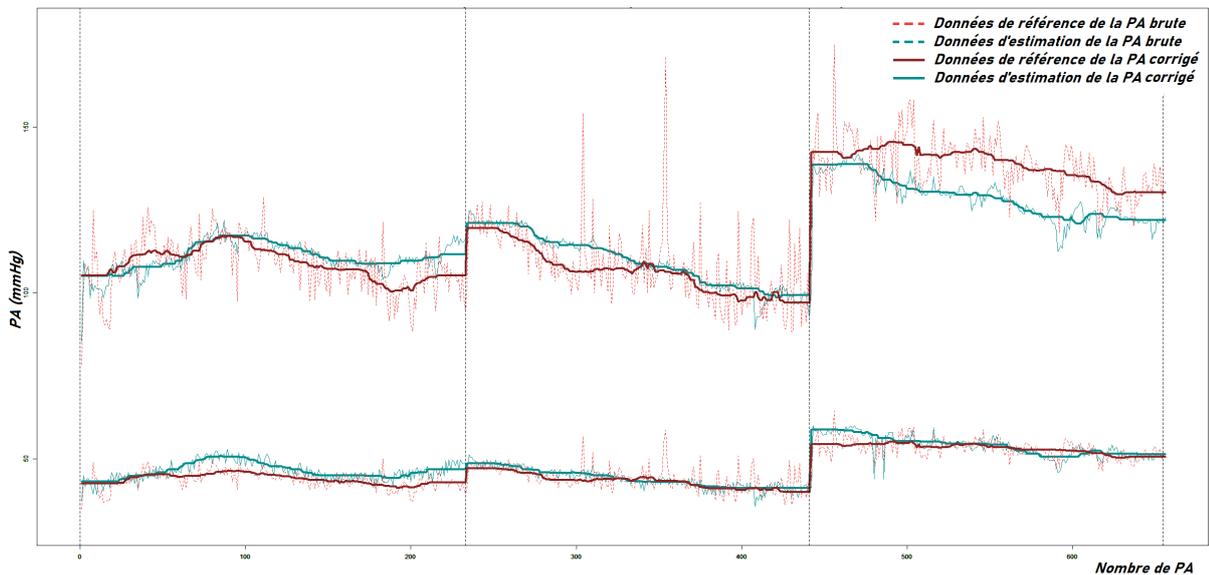


FIGURE 2.14 – Exemple des résultats corrigés par filtrage median obtenus durant le test

pour un sujet, celui-ci est donc réitéré 24 fois.

2.2 Expérimentation

2.2.1 Base de données expérimentale

La base de données MIMIC est une base de données qui recueille des signaux PPG ainsi que des signaux de pression artérielle intra-artérielle (Gold Standard) provenant de la base de données publique MIMIC II. Une sélection de section de signal a été réalisée visuellement sur les signaux utilisables du répertoire 35 de MIMIC II, répertoire conseillé par [57]. La base contenait 468 000 fichiers, soit environ 230 000 signaux potentiellement exploitables. Seulement 384 signaux incorporaient le signal PPG et la pression artérielle invasive. Après une analyse visuelle des signaux, uniquement 372 semblaient exploitables provenant de 40 sujets. Sur cette base de 372 signaux, nous avons réalisé une extraction plus spécifique pour n’obtenir que des signaux PPG dont les variations de pression artérielle sont importantes. Le but étant d’extraire des sections de signal dont la variabilité de la pression artérielle invasive est forte dans un intervalle de temps restreint, soit des signaux dont la durée est comprise entre 1 et 15 minutes environ avec au minimum 2 mmHg de variation. Ce qui a motivé la création d’une telle base est l’étude des caracté-

ristiques de l'onde de pouls PPG en relation à la variation de pression artérielle. Notre étude se veut concentrée sur la dynamique de la pression artérielle en corrélation à l'onde de pouls PPG.

Actuellement, il n'existe aucune étude ayant observé cette relation et surtout l'ayant quantifié numériquement. Ce constat provient de l'observation des données récoltées sur la base de données MIMIC, un grand nombre de signaux utilisés ne comportaient que de très faibles variations de la pression artérielle et cela sur plusieurs heures d'enregistrement. Dans ces cas-là, les résultats d'un outil d'estimation de pression artérielle entraînée sur ces données auraient sans doute obtenu de bons résultats sans pour cela être qualifié pour prédire de futures fluctuations de la pression artérielle. Tous les algorithmes de prédiction de la pression artérielle via l'onde de pouls PPG réalisés à ce jour n'ont pas été évalués en terme de réponse dynamique à une fluctuation forte de pression artérielle.

Description de la base de données MIMIC "Variable" La base de données a été réalisée en plusieurs phases énumérées ci-dessous :

- Sélection visuelle de sections sur les 372 signaux de la base de données MIMIC où la variation de la pression artérielle invasive était importante et le signal PPG de bonne qualité.
- Traitement individuel de chaque onde de pouls avec contrôle visuel et sélection d'une sous-base de données dont la qualité des signaux PPG et pression invasive est élevée.
- Quantification de la fluctuation de la pression artérielle invasive systolique et diastolique par minute.

Le contrôle visuel prenait en compte la qualité des signaux PPG afin d'extraire des caractéristiques temporelles. Il en résulte une base composée de 256 sections de signal appartenant à 24 sujets, soit 112770 ondes de pouls de pression artérielle invasive et d'ondes PPG synchronisées, voir table 3.13. Ces étapes nous permettent d'affirmer que les signaux récoltés sont de très bonne qualité.

Comme d'écrit dans le tableau 2.4, l'amplitude des valeurs de pression artérielle couverte par la base est large, 165 mmHg pour la pression systolique et 83 pour la pression diastolique. De même, nous avons évalué la fluctuation moyenne par minute, celle-ci est de 1.15 (0.45) mmHg/min pour la pression systolique et de 0.58 (0.26) mmHg/min pour la pression diastolique. On peut voir la distribution des pressions systolique et diastolique figure 2.16. La majeure partie des valeurs de pression se trouve entre 90 et 170 mmHg pour

la pression systolique et entre 40 et 90 mmHg pour la pression artérielle diastolique. On observe clairement une large dispersion des valeurs de pression artérielle, c'est exactement ce que nous souhaitons pour évaluer objectivement la pertinence de chaque caractéristique temporelle pour l'estimation de la pression artérielle. De cette manière, nous satisfaisons aussi aux spécifications de la norme ISO 81060-2,11 concernant les quotas attendus de pression artérielle. Le nombre de sujets minimum n'est, par contre, pas respecté avec 24 sujets. Il n'est pas possible d'évaluer la quantité d'hommes et de femmes, ni même l'âge des sujets.

TABLE 2.4 – Statistiques de la pression artérielle invasive sur l'ensemble de la base de données MIMIC Variable.

	PA systolique (mmHg)	PA diastolique (mmHg)
Nombre de valeurs	112770	112770
Valeur minimum	58	21
Valeur maximum	223	104
Amplitude (gamme)	165	83
Médiane	129	56
Moyenne	129	57
Ecart-type	23	10

La figure 2.17 permet d'observer la répartition du nombre d'onde de pouls détectées par section de signal. En moyenne les signaux contiennent entre 200 et 400 ondes, soit des signaux d'une durée d'environ une dizaine de minutes.

TABLE 2.5 – Information sur la base de données MIMIC "Variable"

Base de données MIMIC variables	Nombre de signaux 256	Nombre de sujets 24	Nombre d'ondes 112770
---------------------------------	--------------------------	------------------------	--------------------------

2.2.2 Etude de corrélation des caractéristiques temporelles avec la pression artérielle

Afin d'évaluer objectivement la corrélation de tous les caractéristiques proposées précédemment avec la pression artérielle, nous allons rechercher les corrélations linéaires et non-linéaires. Afin d'estimer quelle caractéristique est la plus performante, nous avons décidé de classer celles-ci par performance de corrélation par sujet et d'obtenir au final un

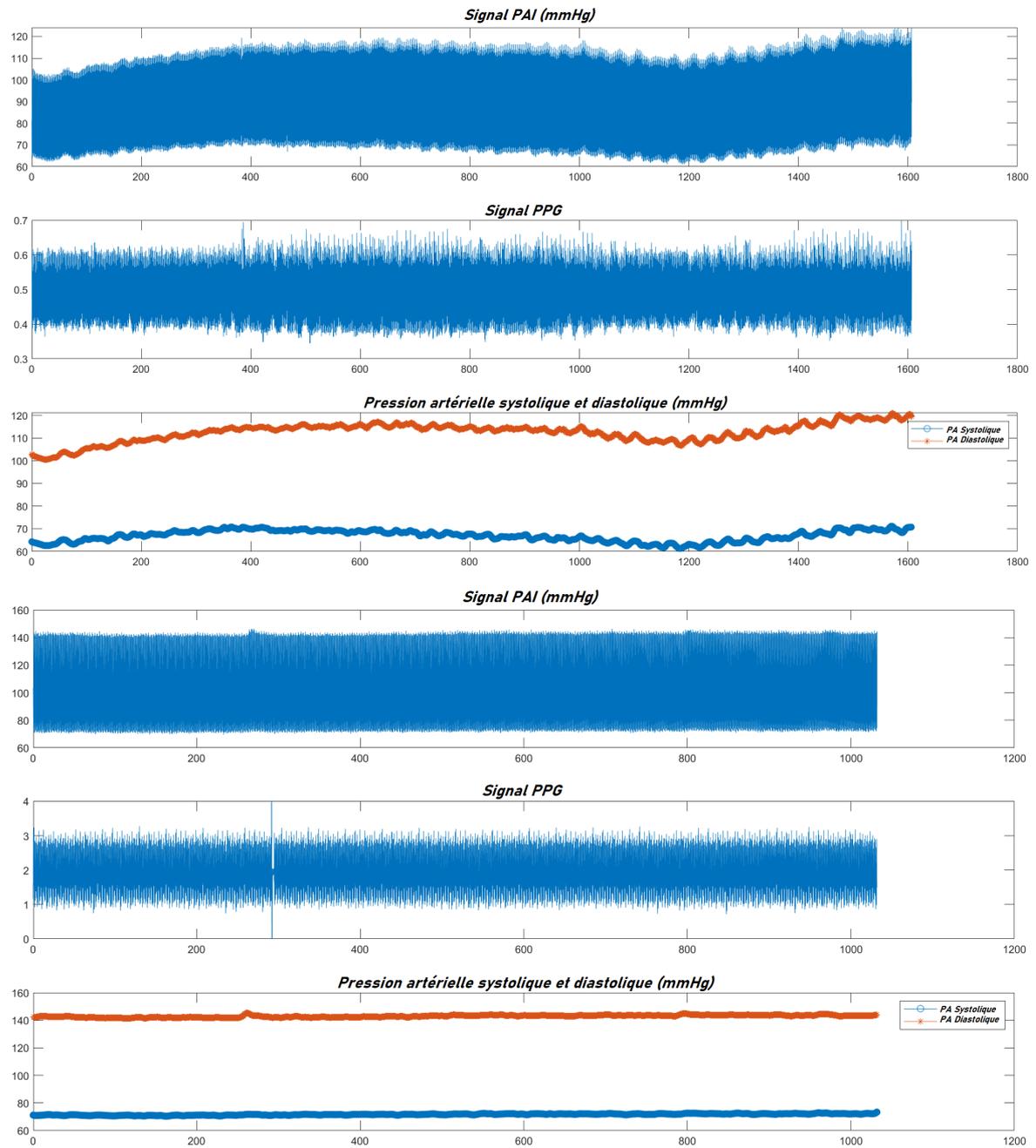


FIGURE 2.15 – Comparaison du type de données analysées pour respectivement les bases de données "Variable" et un signal exemple où la pression artérielle est stable.

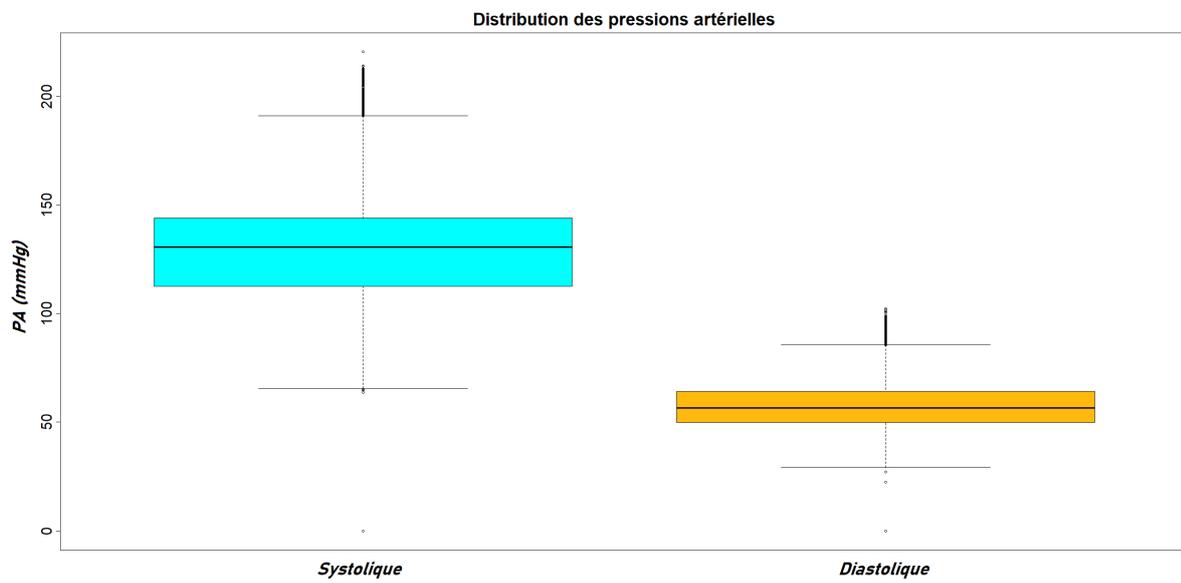


FIGURE 2.16 – Distribution de la pression artérielle sur l'ensemble de la base de données MIMIC Variable.

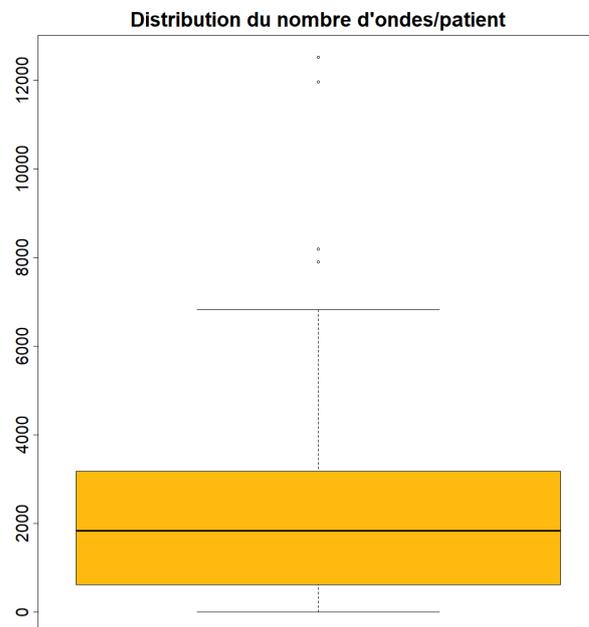


FIGURE 2.17 – Répartition du nombre d'onde de pouls détecté par signal sur l'ensemble de la base de données MIMIC Variable.

classement moyen sur l'ensemble des sujets. Nous utilisons respectivement la corrélation de Pearson et celle de Spearman pour les corrélations linéaires et non-linéaires.

Nous procédons à l'analyse de la manière suivante :

- Calcul de la valeur absolue des coefficients de corrélation Rho.
- Séparation des caractéristiques significativement corrélées de celles qui ne le sont pas (p -value < 0.05).
- Calcul du rang de chaque caractéristique pour chaque classe.
- Concaténation des deux classements pour un calcul du rang par sujet.
- Calcul du rang moyen de chaque caractéristique sur l'ensemble des sujets.

Pour illustrer nos propos, nous allons considérer le cas de 2 sujets avec 3 caractéristiques temporelles et les résultats de corrélation linéaire dans le tableau 2.2.2.

TABLE 2.6 – Exemple du procédé appliqué pour créer le classement des caractéristiques temporelles les plus utilisées (voir annexe 3.12 pour la définition des variables).

Caractéristiques	Sujet n°1		Sujet n°2		Classement (rang moyen)
	Rho	p-value	Rho	p-value	
A_L1	-0.6 (0.6)	0.001	-0.8 (0.8)	0.02	1 (1.0)
S_P_Model	0.4 (0.4)	0.6	-0.6 (0.6)	0.001	2 (2.0)
Di_Start_Up	-0.5 (0.5)	0.003	0.5 (0.5)	0.008	3 (2.5)

Le première étape consiste à calculer la valeur absolue des coefficients Rho pour toutes les variables (indiquée entre parenthèses dans le tableau 2.2.2). La deuxième étape consiste à retirer toutes les valeurs de corrélation non significative (p -value > 0.05), soit ici la variable S_P_Model pour le sujet n°1 uniquement. On calcule le rang avec la valeur absolue Rho de chaque caractéristique significativement corrélée à la pression artérielle pour chaque sujet :

- Sujet n°1 : 1 - A_L1 (0.6) | 2 - Di_Start_Up (0.5)
- Sujet n°2 : 1 - A_L1 (0.8) | 2 - S_P_Model (0.6) | 3 - Di_Start_Up (0.5)

Enfin, on calcule le rang moyen de chaque caractéristique par rapport au rang obtenu pour chaque sujet. Ici la variable A_L1 reste première puisqu'elle est classé première pour les deux sujets. C'est la variable S_P_Model qui se place deuxième au classement avec une seule valeur de rang dans notre exemple et enfin en troisième position la variable Di_Start_Up avec une moyenne au classement de 2.5 $[(2+3)/2]$.

Ensuite, afin de compléter l'analyse, nous calculons le coefficient de corrélation moyen absolu de chaque caractéristique sur l'ensemble des sujets ainsi que l'écart-type et la mé-

diane. Sont pris en compte uniquement les coefficients dont la significativité est prouvée (p -value < 0.05) puisque chaque caractéristique n'est pas toujours significativement corrélée pour chaque sujet (le taux de significativité est donc le nombre de sujets pour lesquels la variable est significative divisé par le nombre total de sujets). Nous reportons aussi le taux de significativité de chaque caractéristique. Les tableaux 2.7 et 2.8 présentés dans la partie ci-après donnent les résultats obtenus pour cette étude statistique.

Résultats

Nous proposons d'observer les résultats obtenus sur les 15 meilleurs caractéristiques temporelles pour chaque analyse. Celle-ci regroupe donc 4 types de résultats :

- La corrélation de Pearson des caractéristiques avec la pression artérielle systolique.
- La corrélation de Pearson des caractéristiques avec la pression artérielle diastolique.
- La corrélation de Spearman des caractéristiques avec la pression artérielle systolique.
- La corrélation de Spearman des caractéristiques avec la pression artérielle diastolique.

Le classement des 15 meilleurs caractéristiques retenues concernant les corrélations linéaires et non-linéaires entre la pression artérielle systolique/diastolique et les caractéristiques temporelles sont indiqués dans le tableau 2.7 et 2.8 respectivement (la signification des variables est indiquée en annexe 3.12).

Nous pouvons observer dans un premier temps que ce classement est différent pour chaque cas d'analyse. Certains caractéristiques reviennent régulièrement toutes analyses confondues, comme la caractéristique KTE_V qui se classe en première position majoritairement.

Concernant la corrélation linéaire, les 2 premières caractéristiques au classement sont communes pour la diastolique et la systolique : DW50%, KTE_V. Le reste des caractéristiques semble différent dans l'ensemble, les seuls autres caractéristiques communes sont : A_d_2Dev, P_L1, UEW90%. On peut en déduire que les pressions systolique et diastolique ne peuvent pas être estimées avec les mêmes caractéristiques temporelles hormis les 2 premières.

En ce qui concerne l'analyse non-linéaire, la présence de la caractéristiques KTE_V parmi les variables les plus significatives semble amener à penser que cette variable est fondamentalement liée à la pression artérielle. On peut remarquer que les variables A_d_2Dev, Di_M, M_L2, Di_L1_L2, i_L2, dA_L1_L2 sont toutes présentes dans les

classements de corrélation non-linéaire systolique et diastolique. Ce sont donc 7 variables sur 15 qui sont communes en tête du classement. Il semble que la corrélation non-linéaire permette une meilleure explication de la pression artérielle en général.

Les relations mesurées (linéaires) tendent à souligner que la PAS et la PAD dépendent fortement de caractéristiques temporelles différentes. Une alternative serait alors d'estimer la PAS et la PAD en utilisant deux algorithmes de prédiction différents, chacun favorisant certaines caractéristiques temporelles spécifiques.

Concernant le taux de significativité, celui-ci représente le pourcentage de fois où chaque caractéristique temporelle est significativement liée à la pression artérielle sur l'ensemble des 26 sujets présents dans cette étude. On remarque par exemple que la caractéristique DW50% possède un taux de significativité de 38%, cette caractéristique est significativement liée à la PA pour 10 sujets parmi les 26. Dans l'ensemble, une caractéristique n'est réellement liée à la pression artérielle que sur 50% des sujets. Cela met en évidence la difficulté de trouver une caractéristique pertinente pour l'estimation de la pression artérielle via un signal PPG.

En ce qui concerne les taux de corrélation moyen absolu, on note que ceux-ci sont faibles, ils oscillent entre 20% et 30%. La distribution des corrélations semble majoritairement centrée puisque la médiane est égale à la moyenne. De plus, l'écart-type varie autour des 20%, cela représente une très forte variation autour du coefficient de corrélation et met en évidence de fortes différences de corrélation inter-sujet. Il semblerait que chaque sujet possède une corrélation de force différente entre chaque caractéristique et la pression artérielle en général, démontrant par la même occasion la difficulté de prédire la pression artérielle sur un système entraîné sur une base inter-sujet.

Lorsque nous observons le classement des valeurs Rho de corrélation pour les 15 premières caractéristiques dans chaque catégorie, on remarque que celles-ci sont relativement similaires. L'exemple le plus évident concerne les variables DW50% et KTE_V dont les statistiques sont égales pour l'analyse de Pearson sur la corrélation systolique, rendant le système de classement discutable. De plus, le taux de significativité de la variable DW50% est inférieur de 16% à celui de la deuxième meilleure caractéristique KTE_V pour la même analyse, cela se réitère dans plusieurs cas. On peut expliquer le classement de DW50% en première position par la présence de corrélation moins forte sur les autres caractéristiques par sujet que pour la variable KTE_V.

Sur la figure 2.18, on peut observer la corrélation entre les variables DW50%, KTE_V et la pression artérielle systolique sur les trois sections sélectionnées du sujet 3500015. On

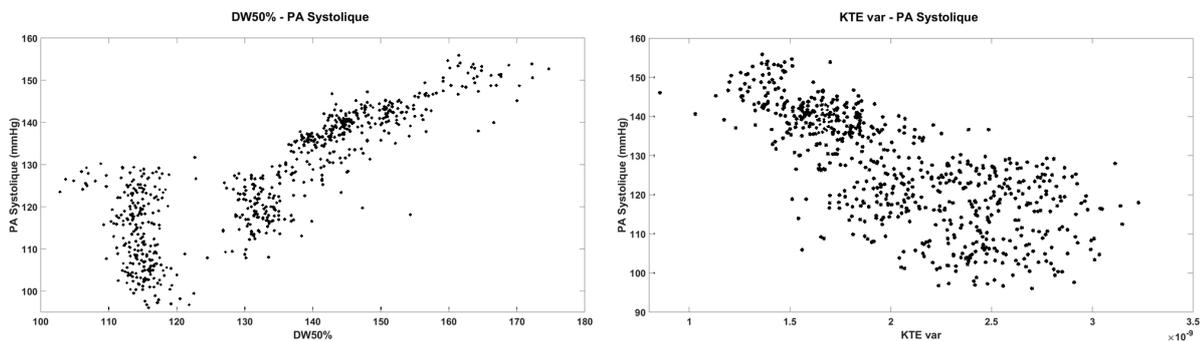


FIGURE 2.18 – Exemple des corrélations des deux caractéristiques les mieux classées.

remarque que la large gamme de pression artérielle systolique est équitablement répartie sur les trois sections. Sur ces deux exemples, une relation linéaire est visible, cela n'aurait pas été possible si chaque section avait été analysée séparément.

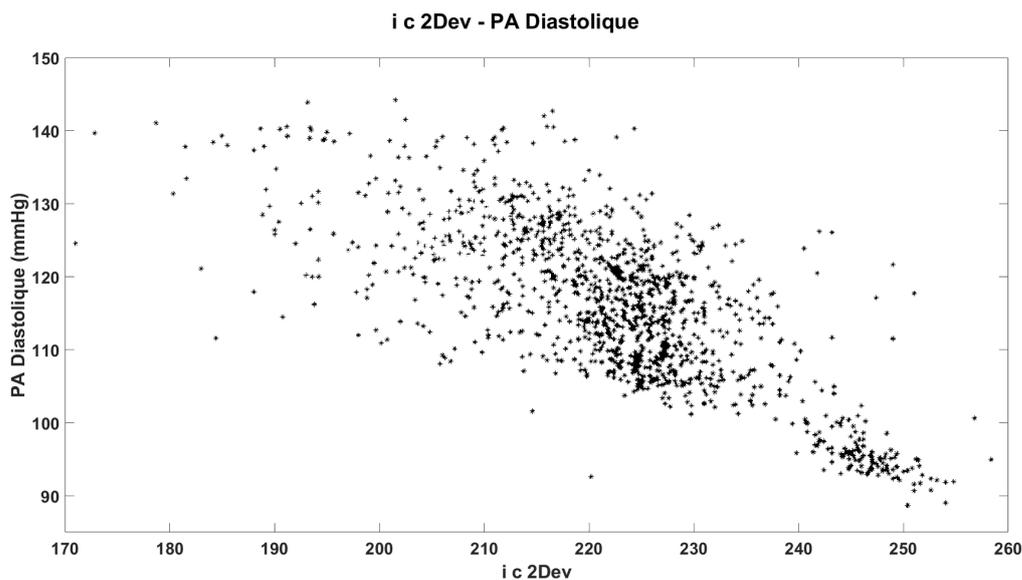


FIGURE 2.19 – Exemple de corrélation avec recoupement de gamme de pression pression.

Un autre exemple de corrélation linéaire est présenté figure 2.19, celui-ci représente la corrélation entre *i_c_2Dev* et la pression artérielle diastolique. Les gammes de pression sont ici moins réparties et malgré un laps de temps de plusieurs dizaines de minutes séparant les sections d'enregistrements, nous trouvons une certaine cohérence sur les valeurs des prédicteurs sur chaque gamme commune de pression. Cela laisse penser que la corréla-

tion se maintient dans le temps. Cependant, si l'on revient sur la figure 2.18, on remarque qu'il existe un nuage de points s'écartant de la relation linéaire se profilant pour la variable DW50%. Nous souhaitons faire remarquer qu'il serait important d'étudier la persistance des valeurs extraites de l'onde de pouls pour chaque gamme de pression artérielle dans le temps.

Sur la figure 2.20, on peut observer sur le même sujet (3500015), une forte corrélation linéaire ou bien non-linéaire (racine carré). Cela illustre la nécessité d'observer les types de corrélation.

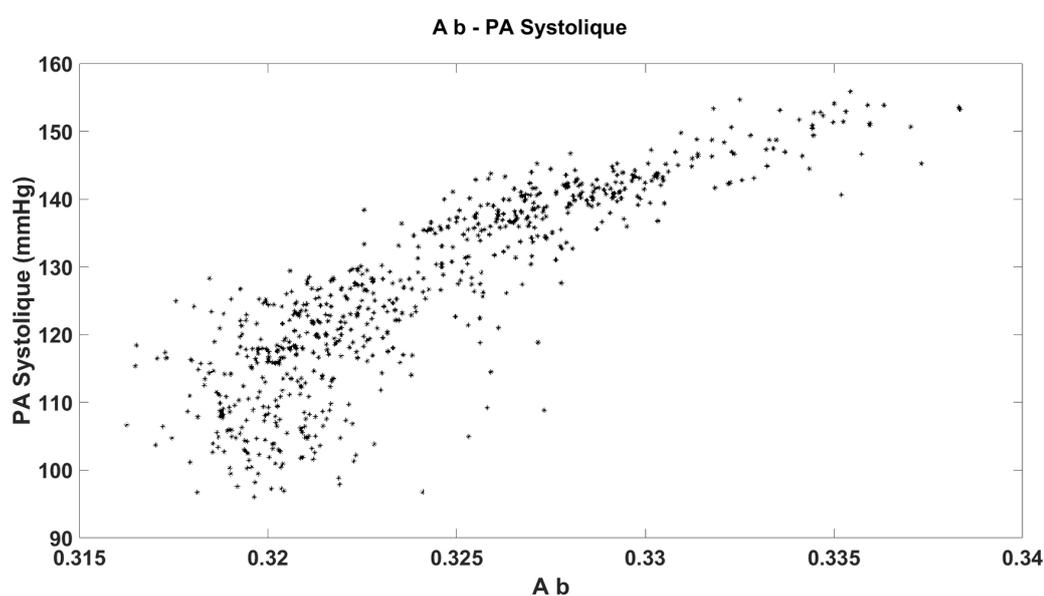


FIGURE 2.20 – Exemple de corrélation de pearson.

Cette analyse met en évidence la nécessité de créer un modèle sujet spécifique.

2.3 Résultats

Le calcul des résultats est réalisé de plusieurs manières, un premier résultat prend en compte uniquement les valeurs brutes de PA de référence ainsi que les valeurs brutes de PA estimées afin d'évaluer les performances. Dans la perspective d'améliorer la qualité du modèle prédictif et d'éviter d'avoir des biais sur les paramètres du modèle, un second résultat supprime les valeurs aberrantes des données estimées en appliquant un filtre médian sur une fenêtre glissante de 10 ondes de pouls (approximativement 10 secondes).

TABLE 2.7 – Classement des caractéristiques temporelles les mieux corrélées linéairement à la pression artérielle (Test de Pearson)

		Pearson			
		Pression Systolique			
	Parametres temporels	Corrélacion RHO			Taux de significativité
Ranking		Mean	Std	Median	
1	DW50%	33%	22%	30%	38%
2	KTE_V	33%	22%	30%	54%
3	i_c_2Dev	32%	28%	31%	65%
4	i_b_2Dev	30%	25%	22%	69%
5	A_d_2Dev	27%	23%	22%	73%
6	A_c_2Dev	30%	25%	30%	77%
7	a_Model	30%	23%	19%	54%
8	DW60%	26%	21%	23%	50%
9	i_a_2Dev	30%	26%	30%	73%
10	DW40%	30%	25%	22%	50%
11	A_L1	31%	26%	30%	73%
12	M_L2	29%	23%	25%	77%
13	P_L1	32%	22%	28%	65%
14	dA_L1_L2	31%	17%	28%	73%
15	UEW90%	31%	26%	30%	73%
		Pression Diastolique			
		Corrélacion RHO			
	Parametres temporels				Taux de significativité
Ranking		Mean	Std	Median	
1	KTE_V	39%	21%	38%	54%
2	DW50%	37%	19%	41%	35%
3	PW60%	36%	16%	35%	35%
4	PW66%	35%	16%	32%	35%
5	P_L1	31%	21%	26%	65%
6	A_c_2Dev	35%	23%	31%	81%
7	PW70%	34%	17%	35%	35%
8	Di_M	33%	25%	32%	62%
9	i_e_2Dev	34%	26%	26%	81%
10	KTE_S	25%	18%	22%	69%
11	PW75%	34%	19%	37%	35%
12	A_d_2Dev	35%	23%	35%	77%
13	UEW90%	30%	25%	29%	69%
14	dA_L1_L2	31%	21%	27%	77%
15	a_Moyen	24%	18%	27%	62%

TABLE 2.8 – Classement des caractéristiques temporelles les mieux corrélées non-linéairement à la pression artérielle (Test de Spearman)

		Spearman				
		Pression Systolique				
	Parametres temporels	Corrélation RHO			Taux de significativité	
Ranking		Mean	Std	Median		
1	KTE_V	31%	23%	28%	58%	
2	A_d_2Dev	38%	21%	32%	73%	
3	Di_M	38%	30%	40%	69%	
4	M_L2	35%	24%	34%	77%	
5	a_Model	29%	22%	27%	54%	
6	UEW70%	35%	25%	37%	65%	
7	UEW75%	34%	25%	35%	69%	
8	Di_L1_L2	36%	23%	29%	81%	
9	DW10%	30%	23%	23%	73%	
10	UEW80%	34%	25%	34%	69%	
11	i_L2	35%	24%	34%	77%	
12	UEW90%	32%	26%	29%	73%	
13	dA_L1_L2	34%	22%	31%	73%	
14	i_b_2Dev	34%	24%	30%	81%	
15	DW50%	32%	21%	35%	50%	
		Pression Diastolique				
		Corrélation RHO				
	Parametres temporels	Corrélation RHO			Taux de significativité	
Ranking		Mean	Std	Median		
1	KTE_var	33%	34%	19%	62%	
2	dA_L1_L2	39%	36%	18%	69%	
3	a_Moyen	26%	27%	17%	58%	
4	Di_M	40%	38%	31%	58%	
5	PW60%	39%	39%	10%	35%	
6	P_L1	34%	33%	21%	65%	
7	A_d_2Dev	38%	40%	21%	77%	
8	PW66%	38%	41%	12%	35%	
9	PW70%	37%	40%	14%	35%	
10	M_L2	32%	27%	23%	77%	
11	A_c_2Dev	33%	30%	22%	77%	
12	i_L2	32%	27%	23%	77%	
13	di_L1_L2	35%	36%	22%	73%	
14	PW75%	34%	41%	18%	35%	
15	DW60%	31%	38%	18%	50%	

Une dernière mesure de performance intègre les valeurs de PA de référence corrigées par ce même filtre médian ainsi que les estimations de PA corrigées pour le calcul des performances.

TABLE 2.9 – Performances dans l’estimation de la pression artérielle sur la base de données MIMIC Variable.

	PA Systolique (mmHg)	PA Diastolique (mmHg)
PA brutes et Predictions brutes	16.23 (10.77)	7.88 (5.69)
PA brutes et Predictions corrigées	15.58 (12.46)	7.43 (6.23)
PA et Predictions corrigées	13.97 (11.19)	6.86 (5.61)

On observe que les résultats ne varient que très peu lorsqu’on utilise les valeurs prédites corrigées. Cette différence n’est pas significative. Au contraire, lorsque les valeurs de PA de référence et les valeurs prédites sont toutes les deux corrigées, l’erreur absolue moyenne diminue de 2.2 points environ en pression systolique mais stagne en pression diastolique. Cela s’explique peut être par la différence de variation entre la pression systolique et diastolique, la première variant légèrement plus que la seconde. Le modèle serait donc moins stable lors de la prédiction artérielle systolique comparé à la diastolique.

Les figures 2.21 et 2.22 montrent les résultats sur chaque sujet et l’intervalle de confiance à 95% respectivement pour les pressions artérielles systolique et diastolique. Le trait horizontal rouge représente l’erreur absolue moyenne (MAE). On remarque, sur la figure 2.21, qu’un sujet produit de très mauvais résultats avec un MAE supérieur à 45 mmHg. Deux autres sujets ont un intervalle de confiance très large signifiant une instabilité au niveau des prédictions. Sur la figure 2.22 qui résume les résultats obtenus pour les estimations de la pression artérielle diastolique, on observe un autre sujet dont l’erreur atteint 25 mmHg.

2.4 Discussion

La figure 2.23 montre l’exemple d’un sujet sur lequel l’algorithme PLS prédit convenablement la pression artérielle. La section la plus à gauche est celle utilisée lors de l’entraînement, les 3 suivantes sont utilisées pour le test. On peut observer les valeurs de référence de la pression artérielle en bleu, les valeurs prédites de la pression artérielle par l’algorithme PLS brutes en rouge et les valeurs corrigées de prédiction en vert. L’erreur moyenne absolue sur ce sujet est de 3.0 (1.8) mmHg, des valeurs de performances très

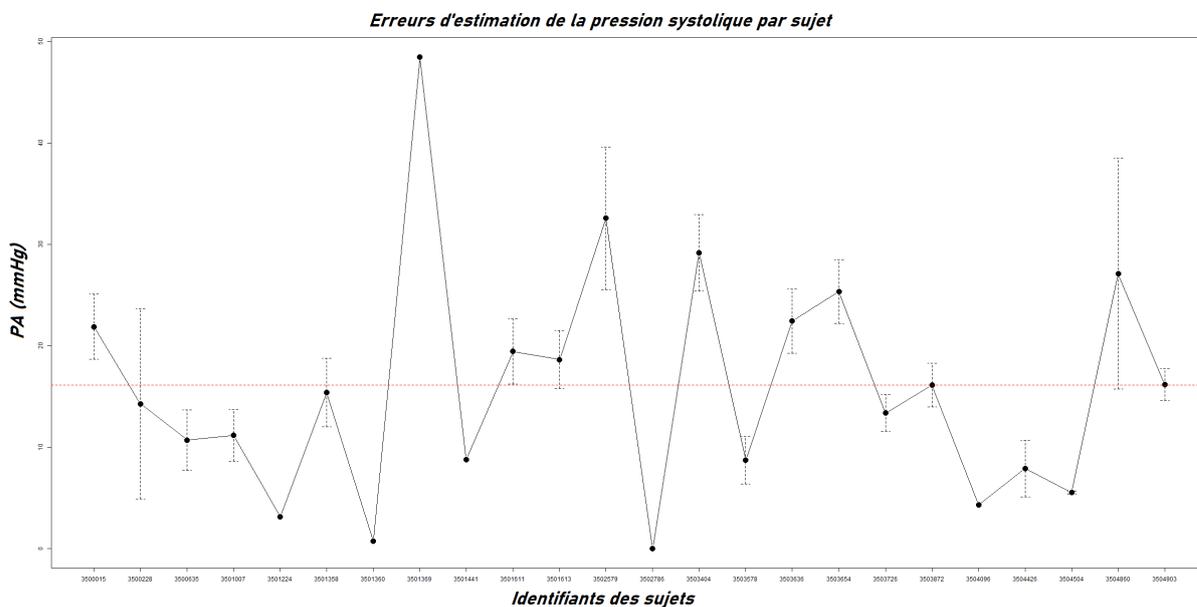


FIGURE 2.21 – Graphique montrant l'erreur moyenne de la pression systolique et les intervalles de confiance à 95%.

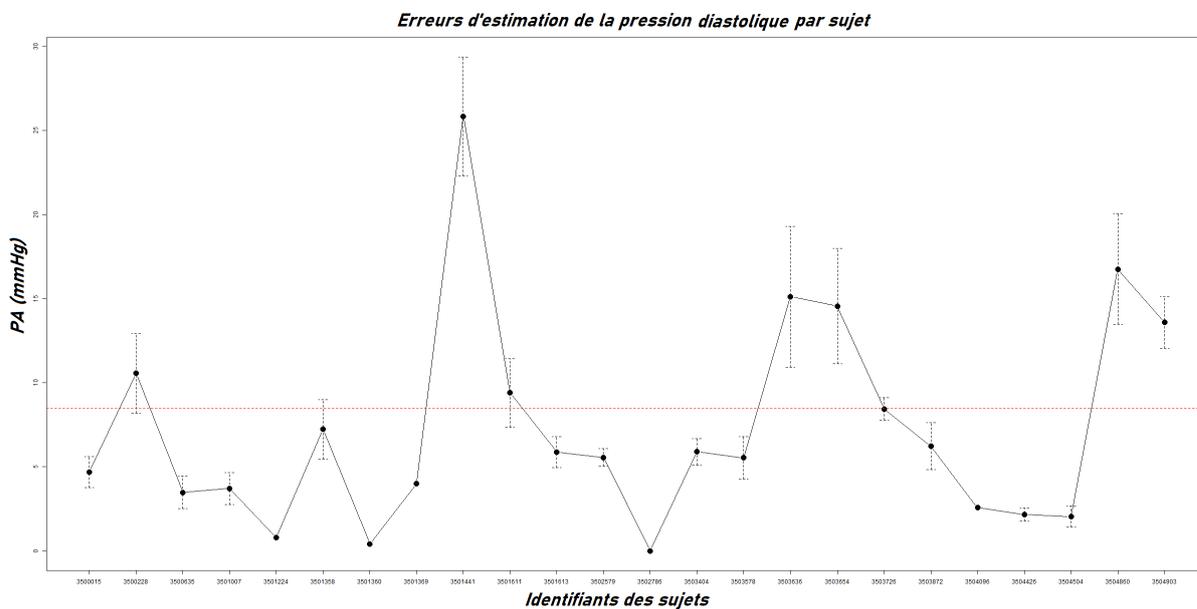


FIGURE 2.22 – Graphique montrant l'erreur moyenne de la pression diastolique et les intervalles de confiance à 95%.

basses et en adéquation avec les autres résultats de recherche présentés dans le tableau 2.9.

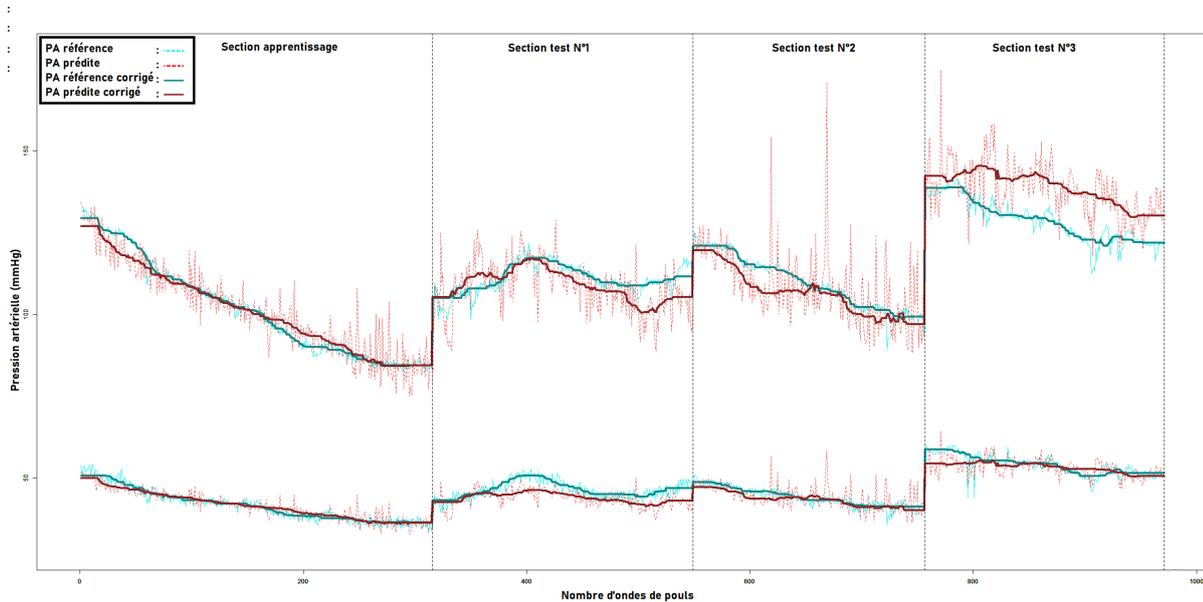


FIGURE 2.23 – Exemple de résultat obtenus en prédiction sur les données d'apprentissage et de test du sujet 3504426 avec correction des valeurs de référence et prédites.

L'observation des résultats sous format graphique permet de mettre en évidence plusieurs problèmes. Dans certains cas, l'algorithme n'est pas performant et ne permet pas de prédire la pression artérielle comme dans la figure 2.24. On remarque qu'il n'existe aucune cohérence entre les données de référence et les données prédites sur cet exemple.

On peut aussi observer d'autres types d'erreurs. Sur la figure 2.25, on peut observer une réelle différence entre les résultats numériques et les réelles capacités des modèles à prédire la pression artérielle en particulier au niveau des tendances des prédictions observées. On remarque sur le premier exemple que les prédictions ne suivent pas les variations de pression artérielle de référence tandis que sur le second exemple celles-ci sont très bien prédites. Malgré cela, les résultats sont meilleurs sur le premier que sur le second exemple, respectivement $MAE = 4.2$ (3.1) versus $MAE = 13.7$ (2.8). Ceci est dû à l'introduction d'un biais stable de déviation des prédictions, celui-ci détériore la qualité de la prédiction sur le second exemple. On comprend pourtant bien que celui-ci sait détecter les variations de manière pertinente et semble plus judicieux en terme de performance que le premier.

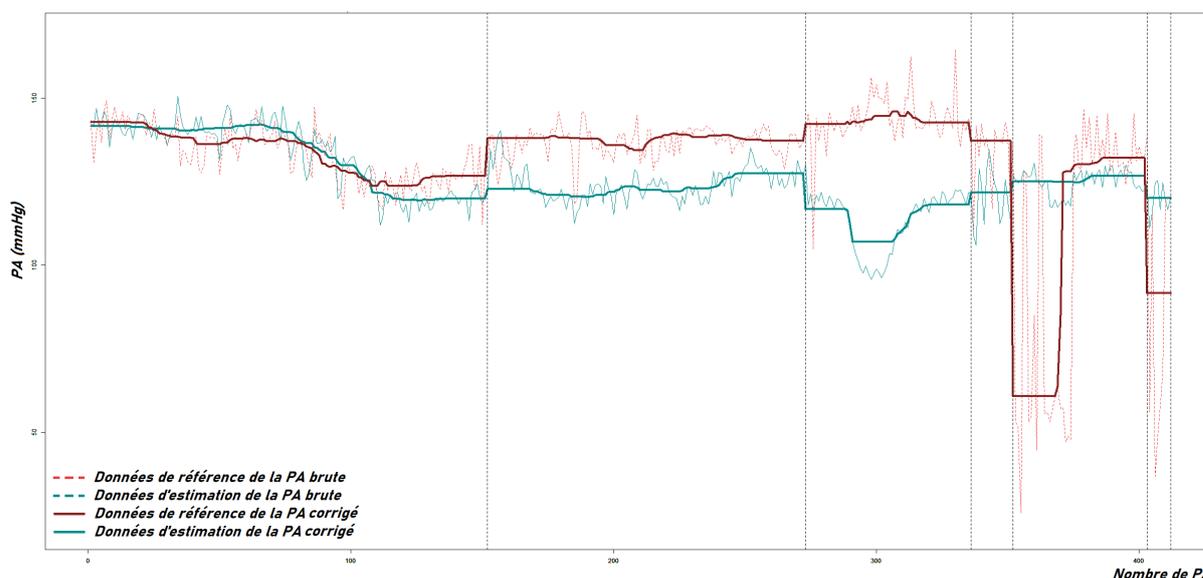


FIGURE 2.24 – Exemple de mauvaise performance de prédiction de la pression artérielle par l’algorithme PLS.

La figure 2.26 met en évidence le même problème. Les variations de pression artérielle semblent prédites avec précision mais un biais d’erreur vient perturber les résultats obtenus. A titre d’exemple, ces seuils ont été supprimés pour chaque section de signal du sujet. On peut alors observer un modèle capable de prédire les variations de la pression artérielle avec une très bonne fiabilité et en particulier suivant correctement l’amplitude des variations de la pression artérielle de référence. L’erreur moyenne absolue passe de 16.3 (12.6) mmHg à 4.9 (7.5) mmHg. Les valeurs de performance initiales écartent à première vue ce modèle d’une possible utilisation, cependant celui-ci donne accès aux fluctuations de la pression artérielle dans les bonnes proportions.

Afin d’évaluer si les performances des modèles sont capables de détecter ceux réellement prédictifs de la variation de la pression artérielle, nous avons classé visuellement les performances atteintes pour chaque modèle sur chaque sujet. En annexe le tableau 3.14 permet d’identifier les différentes classes prises en considération :

- Modèle pertinent : Variabilité de la pression artérielle présente
- Modèle discordant : Variabilité de la pression artérielle non présente

On remarque que sur les 24 sujets, 11 sujets ont un modèle pertinent et 13 sujets possèdent un modèle discordant pour la prédiction des variations de la pression artérielle. Prenant en compte uniquement les classes "Modèle pertinent" et "Modèle discordant",

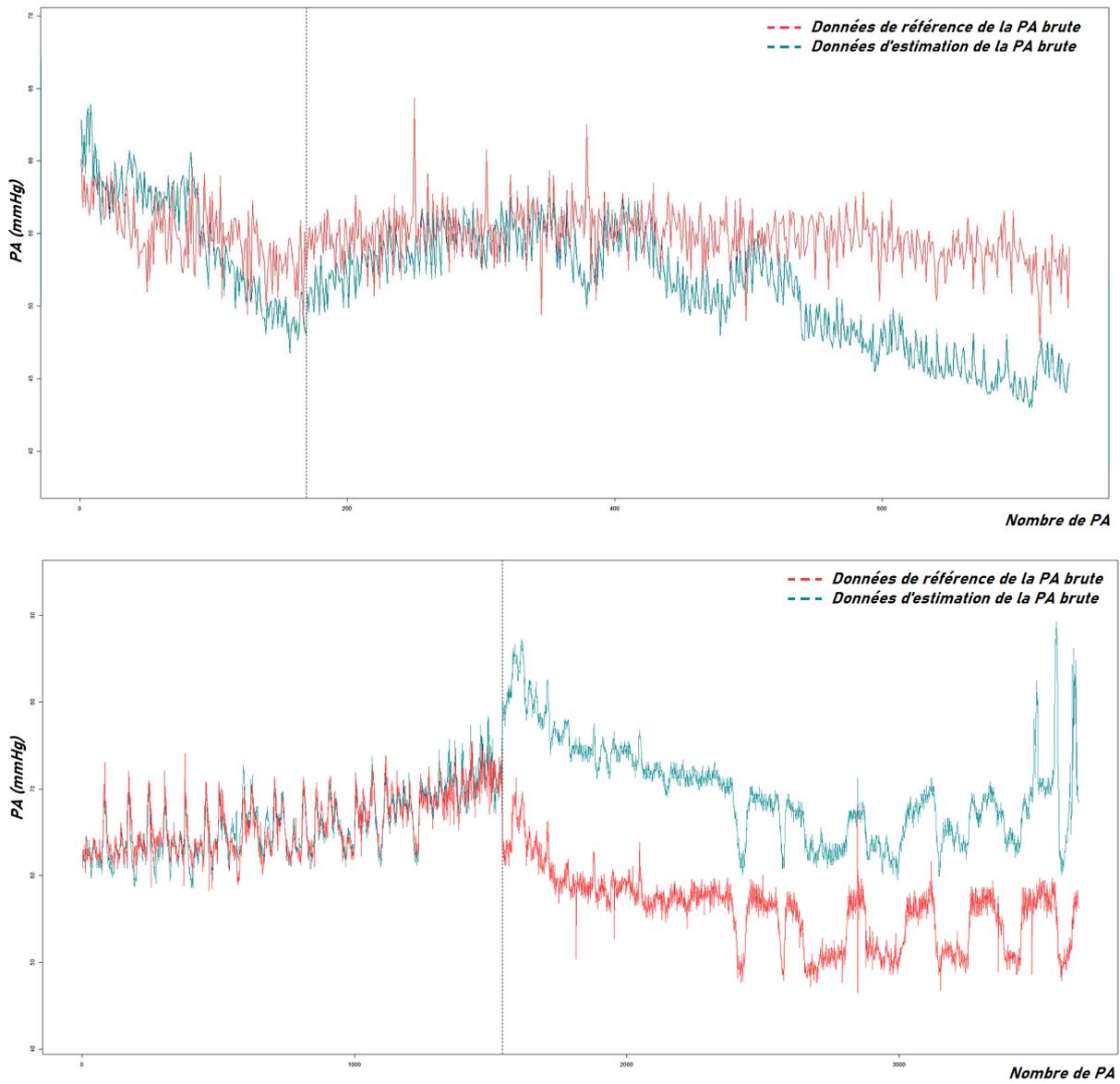


FIGURE 2.25 – Comparaison des résultats et de la réelle efficacité de prédiction des variations de la pression artérielle.

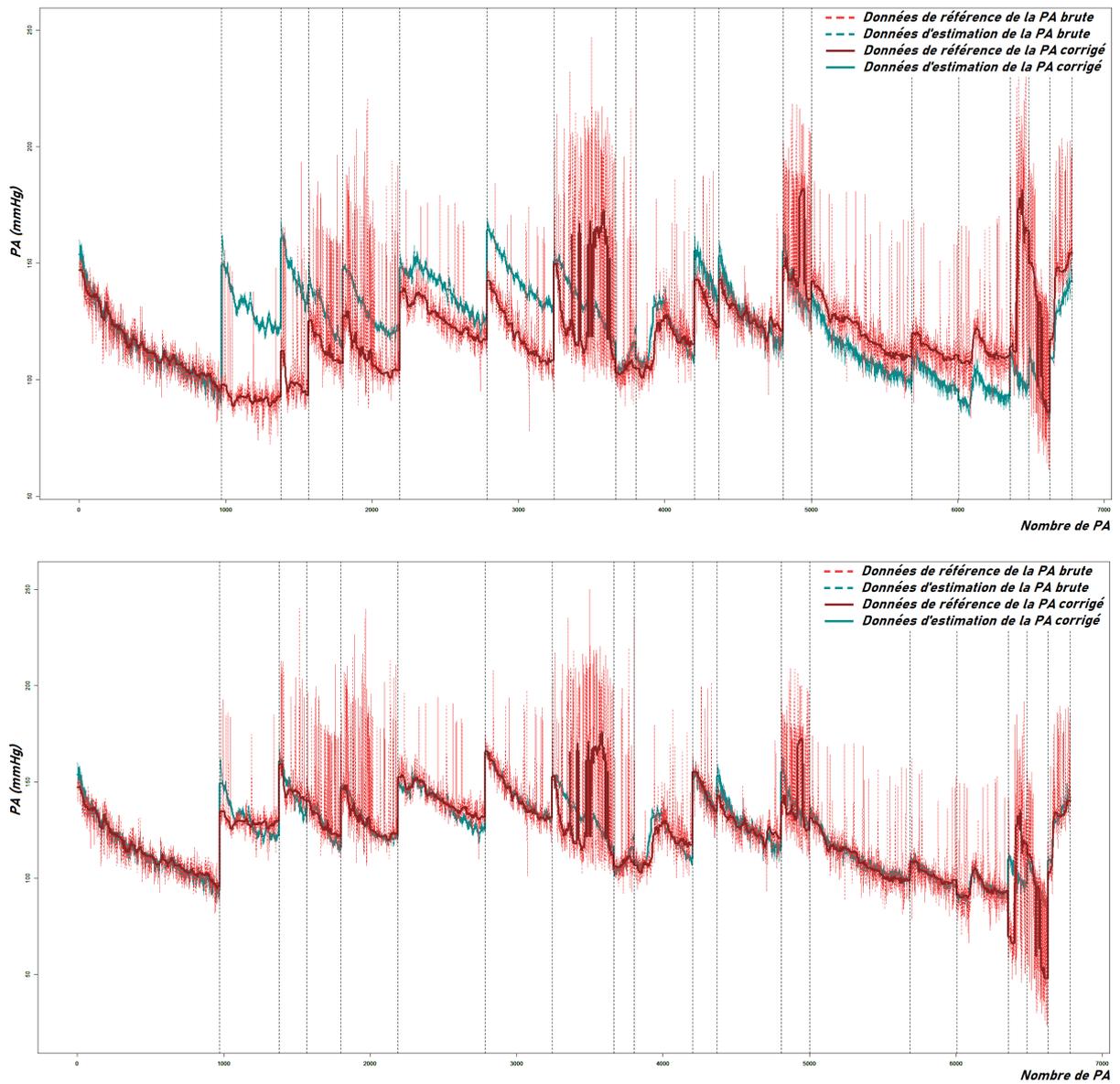


FIGURE 2.26 – Comparaison des performances si le seuil d'erreur de prédiction est supprimé.

nous avons calculé respectivement un MAE = 12.5 (9.7) et MAE = 17.3 (13.1) en pression systolique et un MAE = 6.0 (4.3) et MAE = 8.5 (7.6) en pression diastolique. Il n'existe pas une différence significative entre les résultats de ces deux classes. Cela permet d'affirmer qu'il n'est pas possible de distinguer ces deux classes avec les valeurs de performance standard utilisées. Une erreur à seuil fixe pour chaque section semble introduire une erreur récurrente dans la prédiction conduisant aux mauvaises performances des modèles.

Il est important de souligner que cette analyse amène à se demander pour quelle raison certains sujets permettent une estimation fiable des variations de pression artérielle et d'autres non ? On peut formuler les hypothèses suivantes, la qualité des enregistrements PPG impacte les résultats d'analyse, le type de capteur influe sur la précision des ondes de pouls enregistrée. Il est aussi possible que certaines pathologies, par exemple le syndrome de raynaud, impactent la microcirculation vasculaire empêchant pour certains sujets une détection des variations de la pression artérielle via une signal PPG.

Concernant la comparaison des caractéristiques les plus performantes pour l'estimation de la pression artérielle entre l'algorithme PLS et les corrélations obtenues précédemment dans ce manuscrit, celles-ci sont différentes. Le tableau 2.10 résume le classement de l'algorithme PLS et les meilleures caractéristiques corrélées avec le test de Pearson. La comparaison reste pertinente uniquement avec les caractéristiques corrélées linéairement (test de Pearson) car l'algorithme PLS recherche uniquement des relations linéaires. Les deux variables communes sont `a_modèle`, `P_L1`. Ces variables correspondent respectivement au coefficient directement de la montée systolique de l'onde de pouls modèle et au prior de la loi normale n°1 sur l'onde de pouls modèle. On voit aussi apparaître des variables de surface sous la courbe (`S_S_modèle`, `S_TS_modèle`, `S_S_Moyen`) qui n'étaient pas retenues lors des calculs de corrélation linéaire. La surface sous la courbe est une caractéristique qui prend son sens quand on l'assimile à un volume de sang en transition monitoré dans les artères. Les variables `OUW0%` et `UEW0%` correspondent respectivement au temps de pente systolique maximum et au temps de descente depuis le point systolique. La variable `OUW0%` est similaire au temps de montée systolique utilisée pour détecter l'artériopathie obstructive des membres inférieurs. Une pathologie fréquente en chirurgie vasculaire, spécialité qui traite les maladies des artères et des veines.

Le modèle PLS déployé pour prédire la pression artérielle a permis d'obtenir les résultats représentés dans le tableau 2.11. Les résultats sont comparés aux recherches ayant utilisé la base de données MIMIC comme base de référence ; le tableau indique les résultats les plus fiables obtenus durant ces 5 dernières années. Nos résultats sont du même ordre

TABLE 2.10 – Comparaison des 15 meilleures caractéristiques de prédiction de la pression artérielle d’après l’algorithme PLS comparé aux 15 caractéristiques les plus corrélés à la pression artérielle d’après le test de pearson.

Ranks	Algorithme PLS	Corrélation Pearson	
	PA Systolique et diastolique	PA Systolique	PA Diastolique
1	i_Dichrotic_Notch	DW50%	KTE_V
2	K_SQI	KTE_V	DW50%
3	S_S_modèle	i_c_2Dev	PW60%
4	S_TS_modèle	i_b_2Dev	PW66%
5	S_S_Moyen	A_d_2Dev	P_L1
6	UEW0%	A_c_2Dev	A_c_2Dev
7	OUW0%	a_Model	PW70%
8	a_Model	DW60%	Di_M
9	i_Max_Onde	i_a_2Dev	i_e_2Dev
10	P_L1	DW40%	KTE_S
11	P_L2	A_L1	PW75%
12	M_L1	M_L2	A_d_2Dev
13	i_L1	P_L1	UEW90%
14	Di_p_b	dA_L1_L2	dA_L1_L2
15	r	UEW90%	a_Moyen

de grandeur que ceux obtenus par [57] et [5], bien que légèrement inférieurs. Cependant, nous souhaitons apporter quelques précisions.

Plusieurs autres contributions scientifiques ont utilisé la base de données MIMIC. Lorsque l’on observe cette base, on remarque qu’un nombre conséquent de sections de signal PPG et/ou de pression artérielle invasive sont inutilisables (80% d’après [63]). Une sélection appropriée des sections de signal analysable est donc indispensable mais souvent peu commenté dans la littérature. De plus, la plupart des recherches présentées sur ce sujet ne donne pas accès aux statistiques précises des données de référence utilisées (dispersion, amplitude, distribution, variation de la PA, etc...). Certaines études réalisées en 2013 notamment [48, 49] obtiennent des résultats très satisfaisants sur la base MIMIC avec respectivement un MAE et une SD de 3.80 (3.46) mmHg et 3,2 (3,4) mmHg pour la PAS et de 2.21 (2.09) mmHg et 1,7 (2,0) mmHg pour la PAD. Il est légitime de penser que les récentes études s’approchent plus probablement des limites de performance réelles que celles réalisées en 2013 au vue du développement de la base durant ces dernières années. Nous souhaitons faire remarquer qu’il est nécessaire d’avoir une base de données commune de référence et propre afin de pouvoir comparer les travaux réalisés sur le sujet puisqu’il

existe forcément une différence du nombre de sujets et du nombre de couples d’ondes utilisés pour chacun des travaux cités précédemment.

La base de données que nous exploitons est une sous-section de la base MIMIC comportant uniquement les sections de signal PPG dont la variation de pression artérielle de référence est importante (environ ± 2 mmHg/10 minutes). Ce choix augmente la possibilité de produire des erreurs de prédiction importantes mais permet aussi d’évaluer si le modèle est capable de prédire les variations de la pression artérielle. De plus, notre algorithme prend en compte la temporalité des ondes contrairement à [5, 48, 49, 57]. Il est donc possible pour ces travaux qu’une onde utilisée lors de l’entraînement soit la précédente d’une onde utilisée en test. Cela induit la possibilité de surapprentissage des données. Notre approche sélectionne une section de signal complète par sujet pour l’entraînement et effectue les tests sur l’ensemble des autres sections enregistrées pour ce sujet.

TABLE 2.11 – Comparaison des performances entre notre méthode et la littérature.

	PA Systolique (mmHg)	PA Diastolique (mmHg)
PLS (notre méthode)	13.9 (11.1)	6.8 (5.6)
SVR [57]	13,4 (11,6)	6,9 (5,9)
NN [57]	8,5 (10,9)	4,3 (5,8)
CNN [5]	10.86 (9.54)	5.95 (5.6)

Dans de nombreux cas présents dans la littérature, aucune observation visuelle des prédictions n’est réalisée et l’on se fie uniquement aux résultats de performances numériques (MAE, MSE, etc...). Bien que ces métriques soient primordiaux à prendre en compte, ceux-ci occultent les vrais capacités du modèle. La figure 2.25 met en évidence cette problématique. Comme nous l’avons déjà mentionné, nous pensons qu’il est primordial d’observer si un algorithme est capable de prédire des variations de pression artérielle.

La figure 2.27 permet d’observer des signaux dont la pression artérielle de référence est stable au cours du temps. Malgré des modèles qui ne semblent pas prédire correctement la pression artérielle, les erreurs moyennes absolues sont respectivement de 3 (1.6) et 6.4 (3.9) mmHg. Ces résultats sont acceptables, voir assimilés comme fiables et performants, pour des prédictions de pression artérielle systolique. Cet exemple met l’accent sur la potentielle possibilité d’obtenir des résultats acceptables malgré un modèle de piètre qualité de prédiction lorsqu’une base de données n’inclut que des signaux de référence stables en PA (dont la gamme de PA n’est pas large). Le niveau de performance atteint paraît fiable grâce à la faible diversité de la gamme de pression artérielle prédite pour chaque sujet.

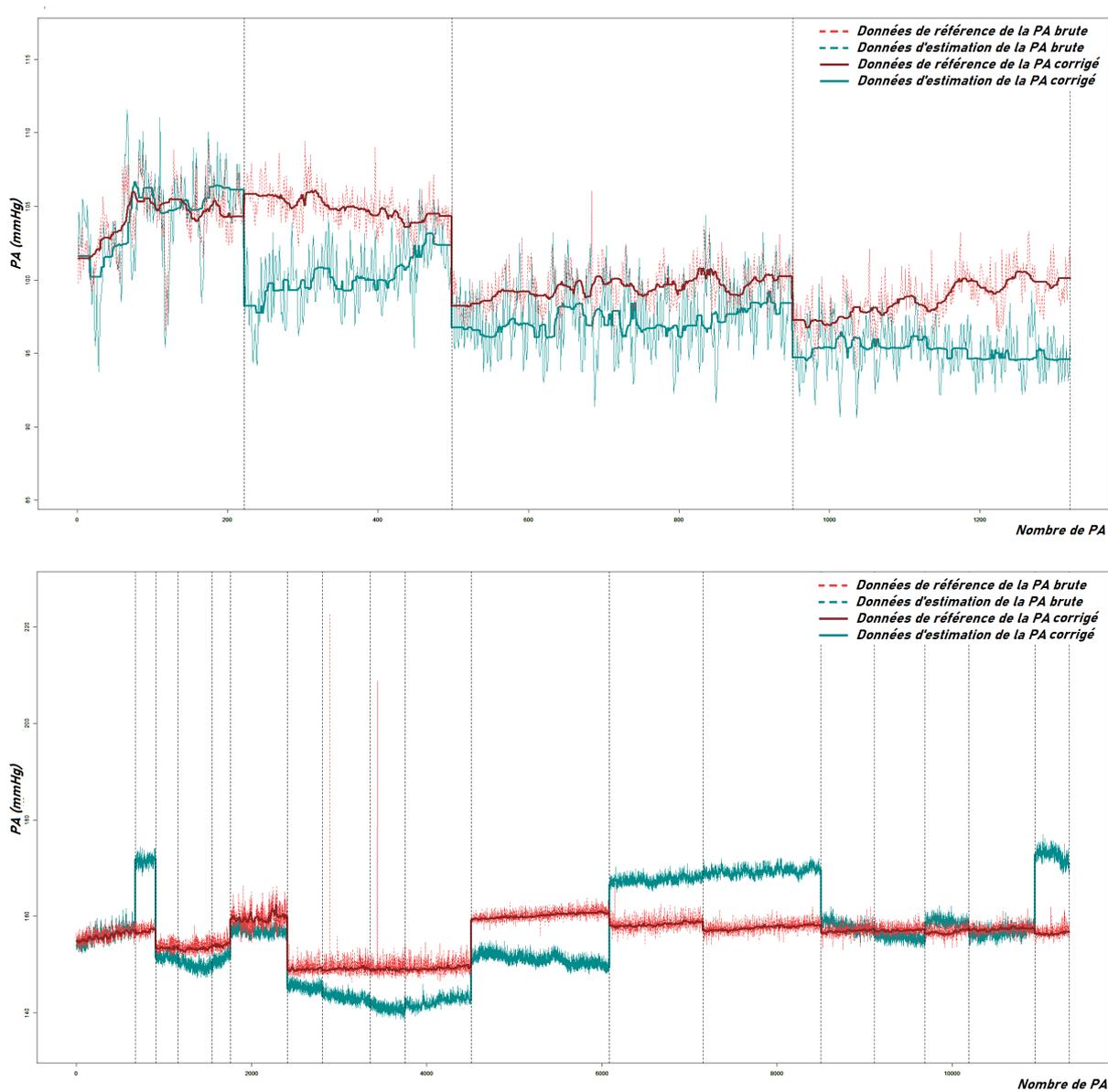


FIGURE 2.27 – Exemple permettant de voir qu'un modèle possédant respectivement un MAE de 3 et 6.4 mmHg en valeur numérique de performance peut ne pas être recevable.

Il est important qu'un article introduise donc les informations suivantes afin d'estimer les performances d'un modèle :

- Une mesure des fluctuations des tendances de la pression artérielle.
- Les statistiques des valeurs de la pression artérielle mais aussi de la fréquence cardiaque (Mean, Std, Median, etc. . .) ou sous format graphique diagramme en boîte/histogramme comme dans [63].
- Les mesures de performances classiques (MAE, MSE, STD, etc. . .).
- Une mesure de corrélation des tendances de valeurs de références et de prédictions.
- Un graphique contenant l'ensemble des points de référence en parallèle des estimations réalisées par l'algorithme.

L'ensemble de ces informations permettraient d'analyser plus objectivement les capacités d'un modèle à prédire les variations de pression artérielle et les performances en adéquation.

2.5 Conclusion

Ce chapitre apporte une vision d'ensemble sur les publications apparues depuis une vingtaine d'années sur l'estimation de la pression artérielle aux travers de caractéristiques temporelles extraites de l'onde de pouls. Un grand nombre d'études ont analysé les corrélations de ces caractéristiques avec la pression artérielle ou les possibilités de créer des modèles d'estimations de la pression artérielle sur différentes bases de données aux formats très hétérogènes et souvent pauvres en quantité et variabilité. Nous apportons une analyse et mise en application de toutes les caractéristiques temporelles connues sur une unique base de données dont la pression artérielle de référence est une pression invasive, ce qui implique que sa précision n'est pas discutable comme peuvent l'être celles des brassards à tension souvent utilisés par souci de faisabilité.

De plus, les données sélectionnées dans ces travaux se sont focalisées sur la présence d'une dynamique importante de la pression artérielle de référence souvent trop peu considérée comme un paramètre important à prendre en compte lorsque l'on veut créer un modèle d'estimation. Cette négligence pose problème vis-à-vis de la pertinence des indicateurs de performances avancés car même si l'on prédit une valeur constante (la moyenne de la pression artérielle sur un laps de temps), les valeurs de MAE, MSE, etc. restent relativement correctes et dans les limites d'acceptabilité selon les normes en vigueur. Ce n'est pas pour autant que ces modèles prédictifs sont réellement pertinents en pratique.

Nous avons mis l'accent sur l'estimation des variations de la pression artérielle. Cela est visuellement vérifiable via certains graphiques présents dans le chapitre. Ceci ajouté aux indicateurs de performance calculés permet d'identifier les caractéristiques temporelles du signal PPG impactant l'estimation des variations.

Cette base peut devenir une base de données de référence pour l'estimation de la pression artérielle puisqu'elle intègre tous les attributs nécessaires à la réalisation d'un modèle prédictif. Les sections de signal sélectionnées sont toutes de bonne qualité et la pression de référence est invasive ce qui en fait une base solide et sans biais. Comme susmentionné, la dynamique générale de la pression artérielle est haute et semble adéquate pour une comparaison de performance de l'estimation de la pression artérielle.

L'approche de prédiction basée sur l'utilisation d'un modèle PLS donne des résultats satisfaisants sur environ la moitié des sujets étudiés en ce qui concerne la prédiction des variations de la pression artérielle malgré la nécessité d'une calibration au cours du temps. Cette technique équipée d'un appareil de recalibrage régulier (brassard à pression) pourrait permettre un suivi précis de la pression artérielle ; certaines études commencent à s'y intéresser [65] mais peu de publications en discutent. Elle diminuerait les risques encourus par la technique de pression artérielle invasive et au delà peut-être pouvoir monitorer au quotidien la pression artérielle. Le chapitre suivant apporte quelques réponses sur les possibilités d'utiliser le PPG dans la vie quotidienne afin de mesurer la pression artérielle.

ESTIMATION DE LA PRESSION ARTÉRIELLE EN NON-INVASIF

L'utilisation des objets connectés dédiée à la santé est en pleine expansion. Ce secteur est à même de faire évoluer rapidement l'organisation de notre système de santé. Il va permettre une meilleure prise en charge des patients par les professionnels de santé et va développer l'attention que chacun apporte à sa santé. Les objets connectés peuvent permettre une évolution du mode de prévention et de suivi des traitements médicaux. Le couplage de la surveillance PPG avec l'application de l'Internet des objets (IoT) pourrait fournir au médecin le suivi en continu de la pression artérielle, permettant notamment d'observer l'évolution de celle-ci sur des périodes longues. Ceci permettrait la détection précoce de l'hypertension, ainsi que le suivi de l'efficacité du traitement anti-hypertenseur, facilitant ainsi son adaptation [77, 78] en situation de vie réelle. De plus en plus de nouveaux dispositifs sous forme d'objets connectés sont en train de voir le jour. Une solution adaptée serait une montre connectée capable de mesurer la pression artérielle grâce aux capteurs photopléthysmographiques déjà intégrés sur un certain nombre d'entre elles aujourd'hui. Cependant, il faut prendre en considération un certain nombre d'aspects nécessaires à l'élaboration d'un tel dispositif.

Le premier consiste à mettre au point une approche de prédiction des variations de la pression artérielle à partir de l'onde de pouls sur un nombre relativement réduit de couples de pression artérielle brassard et de signal PPG par sujet et cela sans nécessiter aucun équipement spécifique afin de rendre le dispositif exploitable au quotidien et facilement acceptable par l'utilisateur. En effet, une démarche compliquée consistant à prendre un nombre important de rendez-vous chez un professionnel pour la calibration du dispositif risque, bien évidemment, de décourager les utilisateurs. Ceci va totalement à l'encontre de l'étude menée dans le chapitre précédent qui utilise plusieurs dizaines de minutes d'enregistrement synchrone de signal de pression invasive (Gold standard) et PPG. De plus, contrairement à [22] et nos travaux [62] qui élaborent un modèle d'estimation inter-

sujet sur la base de données Elgendi [22], celle-ci incorporant un seul couple de mesure (PPG et PA) par sujet, nous pensons qu'il est nécessaire de créer un modèle spécifique par sujet afin de mieux calibrer l'algorithme.

La deuxième considération qui à notre connaissance n'a pas été prise en compte dans la littérature est la synchronisation des mesures de pression artérielle brassard avec le signal PPG. Il est en effet difficile de connaître, avec les dispositifs de brassard à tension actuels, les moments exacts auxquels sont mesurés les pressions artérielles systoliques et diastoliques (celles-ci n'étant pas simultanées mais séparées d'une dizaine de secondes). Cela représente une trentaine d'ondes de pouls durant lesquelles les mesures de pression systolique et diastolique sont réalisées. On peut donc se demander quelles ondes de pouls sont en phases avec chaque mesure de pression artérielle? Ceci rend approximatif la mise en correspondance des pressions artérielles systoliques et diastoliques avec les ondes de pouls enregistrées en continu sur le signal PPG.

La troisième considération réside dans la capacité d'intégrer une diversité importante de variations représentatives du système cardiovasculaire du sujet dans le peu de données récoltées pour l'entraînement du modèle. Il est important de provoquer lors de la phase de calibrage du dispositif une variation de la pression artérielle afin de capter les aspects dynamiques de l'onde de pouls en correspondance avec les variations de la pression artérielle.

Enfin la dernière considération, mais pas des moindres, est de réussir à se prémunir d'erreur de mesure de la pression artérielle (mauvaise mise en place du brassard à tension) et du signal PPG (variations de lumière, contact sur la peau, mouvements brusques, respiration, etc...) durant la collecte des données. De même, durant la phase d'utilisation du système, les mesures quotidiennes prises avec le dispositif connecté doivent être pré-traitées afin d'éliminer le plus d'artefacts possible, permettant la meilleure estimation de pression artérielle. Cette étape est cruciale pour le bon fonctionnement du dispositif.

L'objectif de ce chapitre est d'étudier la capacité à calibrer un objet connecté utilisé pour estimer la pression artérielle d'un individu en s'appuyant sur une procédure basée sur l'usage d'un système non invasif et facile d'accès : le tensiomètre brassard. Nous proposons ici une étude réalisée sur 4 sujets suivis sur plusieurs semaines selon un protocole que nous avons conçu et mis en place. Nos travaux préliminaires [61] étudiaient les résultats sur une partie du protocole seulement. Nous présentons ici l'intégralité des résultats obtenus avec le protocole de récolte de données élaboré. Nous proposons des indicateurs de performance spécifiques pour l'estimation de la pression artérielle convenant à ce protocole spécifique.

3.1 Nouveau protocole pour la prédiction de la pression artérielle

Le protocole de recherche élaboré est centré sur l'utilisation d'un dispositif connecté de type "bracelet" ou "montre" afin d'estimer la pression artérielle. Il prend en considération les points énumérés ci-dessus afin de le rendre facilement reproductible d'un point de vue pratique. Le protocole fait intervenir plusieurs acteurs (les professionnels de santé, les sujets) mais aussi une procédure de calibration d'un algorithme. De manière analogue au chapitre précédent, nous procédons à la segmentation des ondes de pouls et au calcul des caractéristiques temporelles avant d'entraîner un modèle PLS. Le protocole élaboré et le principe de fonctionnement du modèle est décrit dans la figure 3.1 qui illustre l'interaction entre les différents acteurs permettant la réalisation d'un tel système. On peut y retrouver le sujet et son médecin, les dispositifs utilisés et enfin les principales étapes du protocole avec ses 4 phases décrites plus loin dans le chapitre.

L'un des premiers aspects à prendre en considération est la nature des valeurs de référence utilisé pour la pression artérielle. Le tensiomètre brassard donne en quelques secondes les valeurs de pression artérielle systolique et diastolique. Il est recommandé de s'asseoir pendant 5 minutes avant la première mesure afin de mettre son système cardiovasculaire au repos puis de reprendre ensuite 2 autres mesures à une minute d'intervalle chacune pour obtenir une valeur moyenne convenable de la pression artérielle.

Le bracelet connecté est équipé d'un capteur photopléthysmographique et permet un enregistrement du signal PPG durant plusieurs dizaines de secondes. L'enregistrement est activé manuellement grâce au téléphone portable connecté en bluetooth.

Afin d'obtenir une large gamme de variation de pressions artérielles durant le protocole d'acquisition permettant la calibration, nous souhaitons combiner deux types de protocoles de test déjà appliqués (protocolisés et standardisés) dans le domaine médical : le diagnostic d'hypotension orthostatique (hO) et le protocole de test de Ruffier-Dickson.

3.1.1 Test d'hypotension orthostatique

L'hypotension orthostatique (hO) se définit comme une diminution de la pression artérielle systolique d'au moins 20 mmHg et/ou de la pression artérielle diastolique d'au moins 10 mmHg survenant dans les 3 minutes suivant un passage en position debout. L'hO peut être symptomatique ou non.

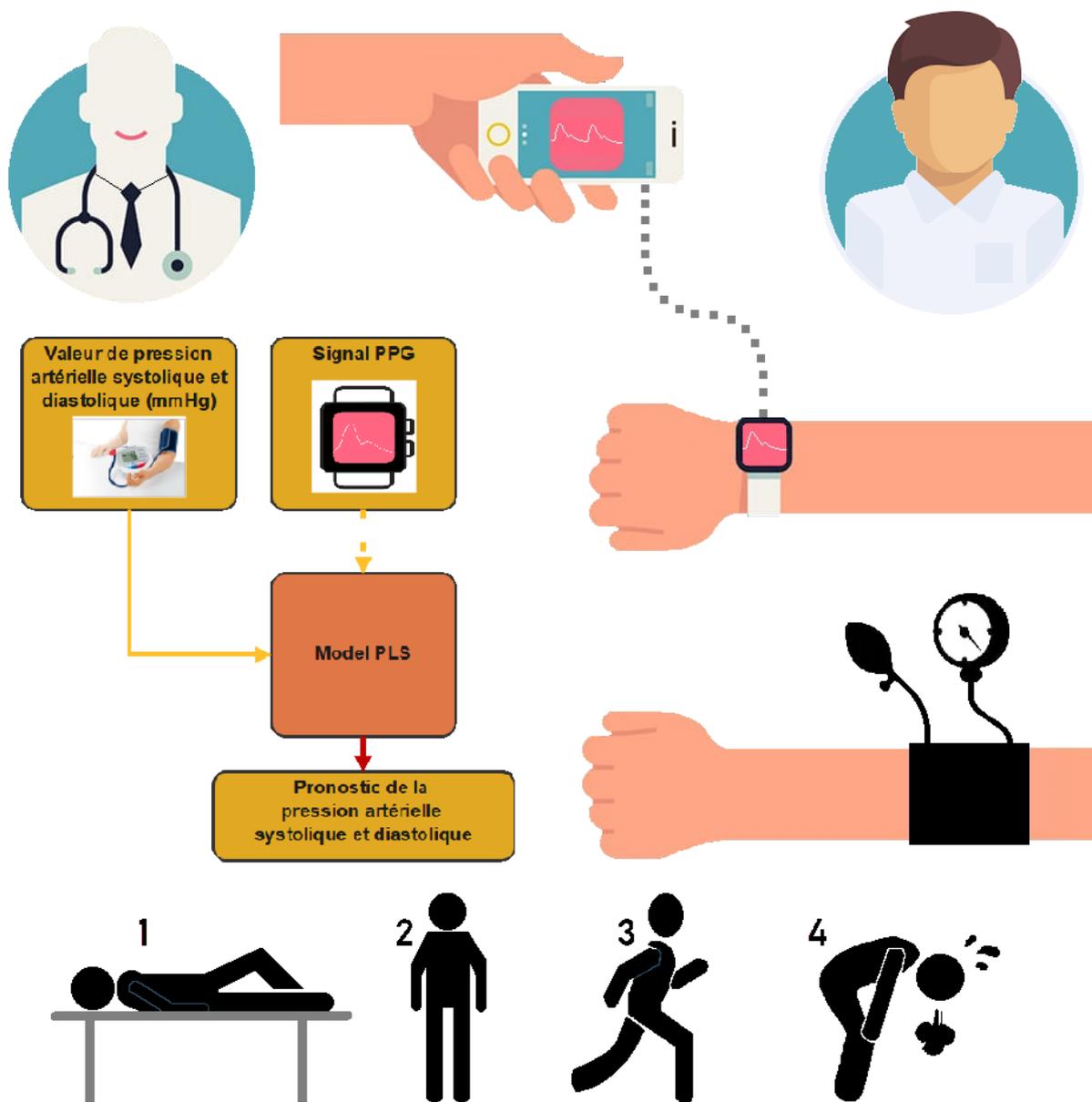


FIGURE 3.1 – Pronostic de la pression artérielle avec une montre connecté.

Le diagnostic repose sur la mesure de la pression artérielle en position couchée (à défaut assise) puis debout. Un appareil automatique de mesure de la PA est recommandé. La PA et la fréquence cardiaque sont mesurées en position couchée après une période de repos d'au moins 5 minutes à température ambiante, vessie vide. Le sujet se lève, la pression artérielle et la fréquence cardiaque sont mesurées à une et trois minutes. Le diagnostic est retenu si la baisse tensionnelle est enregistrée dans les 3 minutes. En cas de suspicion d'hO mais d'épreuve négative, il est recommandé de répéter cette recherche à des jours et/ou des horaires différents. Il est possible chez des sujets sains que la pression artérielle augmente légèrement de même que la fréquence cardiaque.

D'après [20], l'hO touche 7% de la population générale et sa prévalence augmente avec l'âge (16% des sujets de plus de 65 ans). C'est un facteur de morbidité indépendant des pathologies associées qui augmente la mortalité totale cardiovasculaire. Elle augmente aussi le risque de chute et remet en question le maintien à domicile.

3.1.2 Test de Ruffier-Dickson

Le test de Ruffier-Dickson consiste à évaluer la récupération "sportive", c'est à dire le retour de la fréquence cardiaque vers une période de repos après un effort. Il s'agit de mesurer la fréquence cardiaque à trois moments importants de l'adaptation du cœur :

- Au repos, c'est à dire lorsque le sujet s'est allongé pendant plusieurs minutes. On prend la précaution de maintenir au moins quelques minutes de relaxation et de détente pour retrouver une fréquence cardiaque de repos.
- Immédiatement après l'exercice dit de Ruffier-Dickson : on relève la fréquence cardiaque d'effort.
- Et après une minute post exercice.

Ces trois fréquences cardiaques sont importantes pour le calcul de l'indice de Ruffier ou l'indice de Ruffier Dickson. Elle permet d'évaluer une aptitude globale de récupération à l'effort.

3.1.3 Protocole

Le protocole imaginé combine l'ensemble des tests précédemment expliqués. Dans un premier temps, une série de trois mesures est réalisée au repos en position allongé. S'ensuit le test d'hypertension orthostatique en position debout qui permet d'obtenir normalement un baisse de la pression artérielle et enfin le protocole d'effort de Ruffier-Dickson qui au

contraire doit l'augmenter. On obtient ainsi en très peu de temps une série de mesures fluctuantes de la pression artérielle, aussi bien sur le plan systolique que diastolique. Nous rappelons que la position allongée comme debout implique d'avoir les bras détendus le long du corps.

Chaque mesure réalisée consiste à déclencher simultanément une acquisition avec la montre connectée qui durera environ 20 secondes et une mesure de la pression artérielle qui quant à elle peut durer jusqu'à 45 secondes avec un brassard à tension. La pression artérielle est mesurée avec un appareil brassard à tension standard officiellement validé comme étant un dispositif médical.

Le protocole que nous proposons est illustré figure 3.2 et décrit ci-dessous (les indices désignent les minutes) :

- T_0 : Les dispositifs médicaux sont positionnés sur le sujet et celui-ci se met en position allongée.
- T_5 : Le sujet est allongé depuis 5 minutes, 3 mesures consécutives espacées d'une minute sont réalisées (T_5, T_6, T_7).
- T_8 : Le sujet se met en position debout.
- T_9 : La mesure de la PA est lancé à 1 minute puis à 3 minutes après la mis en position debout (T_9, T_{11}).
- T_{12} : Le sujet effectue 45 flexions en approximativement 45 secondes environ.
- T_{13} : Une mesure est réalisée immédiatement après l'effort ainsi que 1 et 2 minutes après (T_{13}, T_{14}, T_{15}).

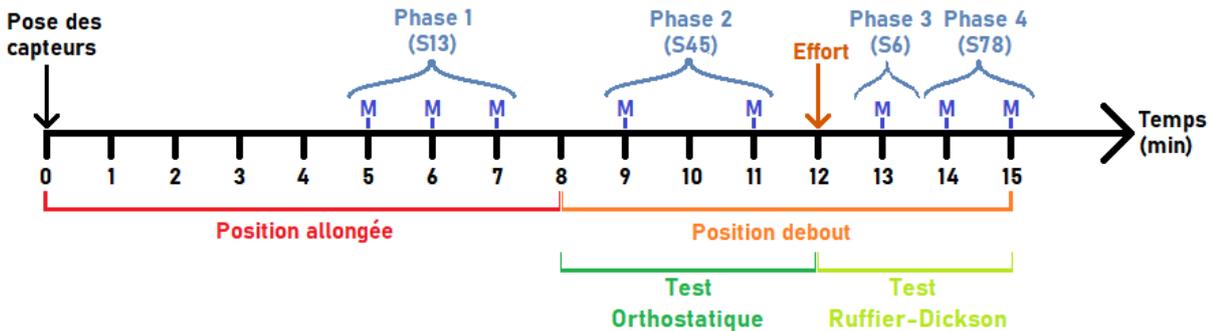


FIGURE 3.2 – Chronologie du protocole de prise de mesure.

Ce protocole inclut donc des changements d'états du sujet (allongé, debout, effort, etc...) visant à faire apparaître une fluctuation de la pression artérielle de celui-ci. Une mesure quasi-synchrone de la pression artérielle et du signal PGG est enregistré de multiple

fois durant l'expérimentation, chaque capteur étant positionné sur un bras différent. Et l'impact des facteurs environnementaux pouvant générer des artefacts est contrôlé et réduit au maximum en imposant un environnement d'expérimentation stable, la salle d'examen doit respecter une température comprise entre 20 et 25°C et la luminosité doit rester faible (si possible inexistante). De plus, il est important de positionner les dispositifs de mesure au début de la phase de repos T0 afin d'empêcher l'enregistrement d'une réaction vasculaire spontanée à la mise en place des dispositifs. Enfin, il s'agit d'un examen simple et rapide qui peut être réalisé par tout médecin, infirmière, ou membre du personnel médical après une courte initiation. Cette examen est très rapide, il dure 15 minutes exactement.

La section suivante présentera l'ensemble des données utilisées pour les expériences et les résultats.

3.2 Expérimentation

3.2.1 Base de données expérimentales

Afin d'expérimenter ce protocole, celui-ci est testé en remplaçant la montre connectée par un dispositif médical appelé pOpmetre. Celui-ci permet l'enregistrement du signal PPG digital pour une durée déterminée, ici 20 secondes. Lors de la mise en place, les dispositifs de mesure sont positionnés sur le sujet de la manière suivante :

- Le brassard à tension est positionné sur le bras gauche du sujet.
- La pince pOpmetre est positionnée sur le pouce de la main droite du sujet.

La base de données constituée contient quatre sujets ayant participé à ce protocole. Les sujets 1 et 2 ont réalisé 2 semaines d'expérimentation soit 12 examens et les sujets 3 et 4 en ont réalisé 4 soit 24 examens. Chaque examen contient 8 mesures, chacune contenant un enregistrement simultané de plusieurs ondes de pouls (PPG) et de la pression artérielle. La figure 3.3 illustre l'intégralité des données récoltées durant un examen.

Les sujets participant à cette expérimentation sont jeunes et en bonne santé. Les attributs démographiques des sujets sont donnés dans tableau 3.1. Ce tableau inclut l'âge, le poids, la taille des sujets ainsi que le nombre de semaines d'examen réalisés par sujet. En lien, le nombre d'examens et de mesures (1 examen de 15 minutes contient 8 mesures comme indiqué dans le protocole).

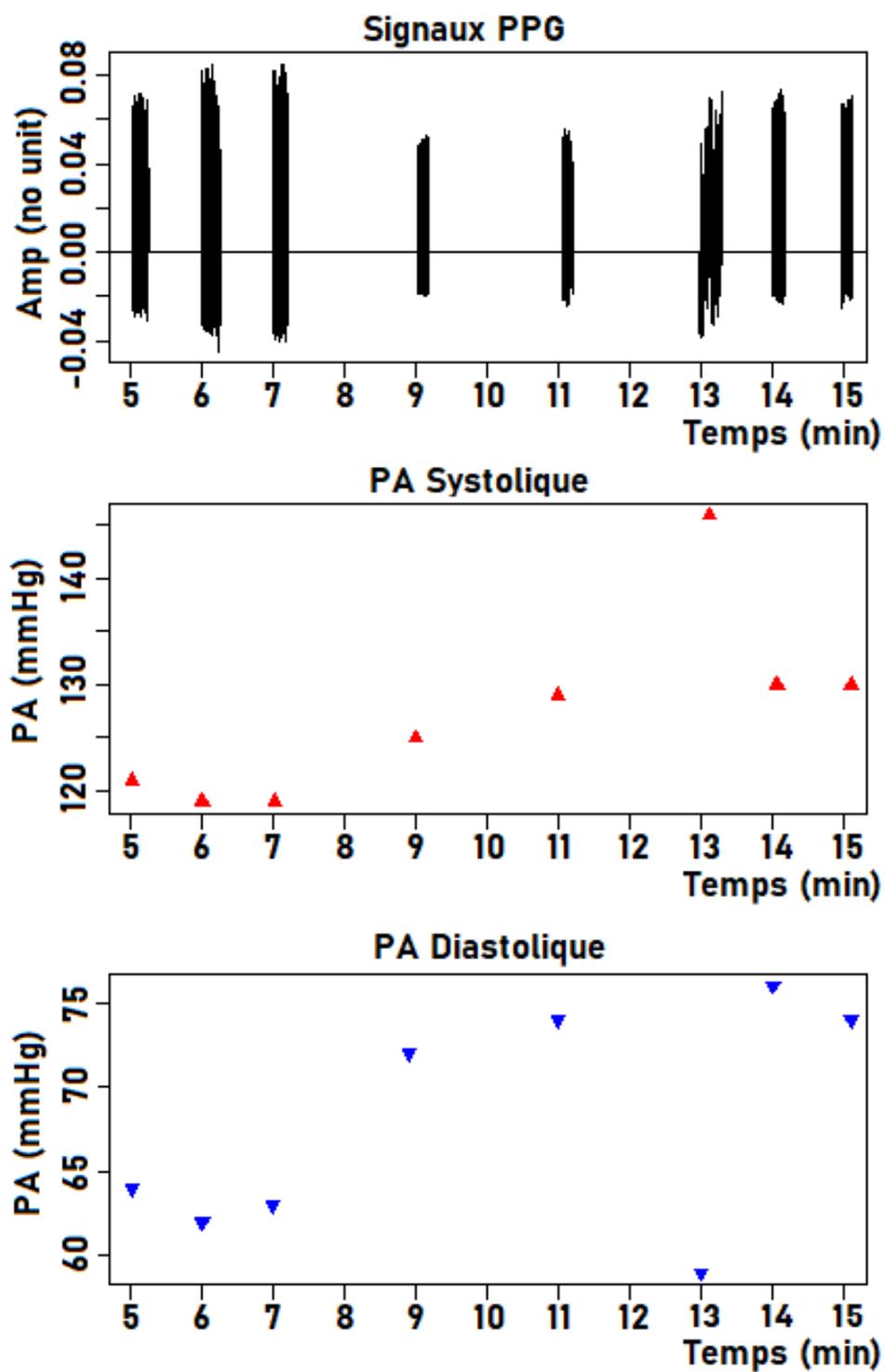


FIGURE 3.3 – Exemple des données récoltées durant un examen.

TABLE 3.1 – Caractéristiques des sujets étudiés

	Age (ans)	Poids (kg)	Taille (cm)	Nombre de semaines	Nombre d'examens	Nombre de mesures
Sujet 1	28	69	174	2	12	96
Sujet 2	28	73	182	2	12	96
Sujet 3	20	50	169	4	24	192
Sujet 4	21	65	171	4	24	192

3.2.2 Etude statistique des données expérimentales

L'analyse statistique réalisée dans cette section permet de mieux comprendre le jeu de données utilisé pour l'élaboration d'un algorithme de prédiction de la pression artérielle dans un mode applicatif. Cette étude analyse la distribution des pressions artérielles obtenues au cours de chaque phase du protocole de recherche. Dans un premier temps, nous nous assurons que les données internes à une phase sont significativement proches pour pouvoir être considérées de la même manière. L'étude statistique permet d'évaluer si chaque phase du protocole apporte des données singulières. Notons qu'elle est présentée en détail pour un sujet donné mais que les conclusions sont les mêmes pour l'ensemble de sujets.

Voici les différentes phases prise en considération :

- Phase 1 (S13) : Position allongée repos (Sessions 1, 2, 3)
- Phase 2 (S45) : Position debout avant effort (Sessions 4, 5)
- Phase 3 (S6) : Effort (Session 6)
- Phase 4 (S78) ; Position debout après effort (Session 7, 8)

Analyse comparative intra-phase des différences significatives entre les pressions artérielles obtenues

Sessions 1 à 3 : L'étude menée répond à la question : "Y a t-il des différences significatives entre les pressions artérielles des 3 premières sessions lors desquelles le sujet est allongé?"

La figure 3.4 montre la répartition des paires de pressions artérielles systoliques et diastoliques des 3 premières sessions sur l'intégralité des examens réalisés du sujet. Celles-ci ne semblent pas être discriminées les unes des autres.

Les moyennes des pressions artérielles systoliques et diastoliques pour les 3 premières sessions sont données dans le tableau 3.2. On constate qu'il n'y a pas de différence impor-

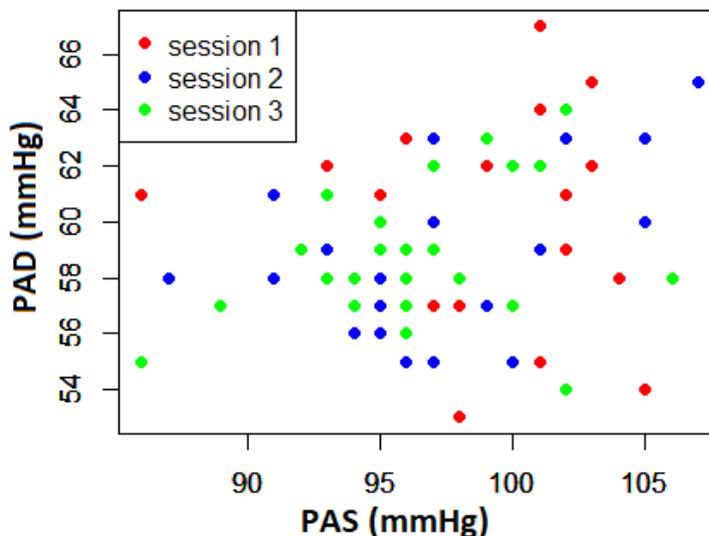


FIGURE 3.4 – Répartition des pressions artérielles sur les sessions 1, 2 et 3.

tante entre les PA moyennes de 3 sessions. Toutefois, les mesures étant appariées (mesures prise de manière successive sur le même sujet), on applique le test de Friedman [39] qui permet de statuer sur le niveau de différence significative entre les différentes pressions artérielles moyennes des 3 premières sessions.

Le test de Friedman est un test non paramétrique et une alternative à l'ANOVA à deux facteurs lorsque l'hypothèse de normalité n'est pas acceptable. Il rend possible une analyse de k échantillons appariés ($k > 2$) de taille n provenant de la même population (population possédant des caractéristiques identiques).

TABLE 3.2 – Pressions artérielles moyennes des sessions 1, 2 et 3

	PAS (mmHg)	PAD (mmHg)
Session 1	97,79	59,61
Session 2	96,46	58,64
Session 3	96,11	58,68

Selon le test de Friedman, pour les pressions artérielles systoliques il n'y a pas une différence significative entre les 3 sessions (p -value = 0.0151). De même, pour les pressions artérielles diastoliques il n'y a pas de différence significative entre les 3 sessions (p -value = 0.1238).

Remarque : On fait le choix d'un seuil de significativité de 1% pour le test (c.à.d. risque de 1% de conclure à tort qu'il y a une différence entre les sessions alors qu'en réalité

il n'y en a pas).

Les pressions artérielles systoliques et diastoliques peuvent être également considérées comme un couple. Alors, on peut calculer les distances statistiques de Hotelling (T2) [59] entre ces observations (points sur la figure 3.4) et le centre de gravité du nuage (moyenne générale) voir la figure 3.5.

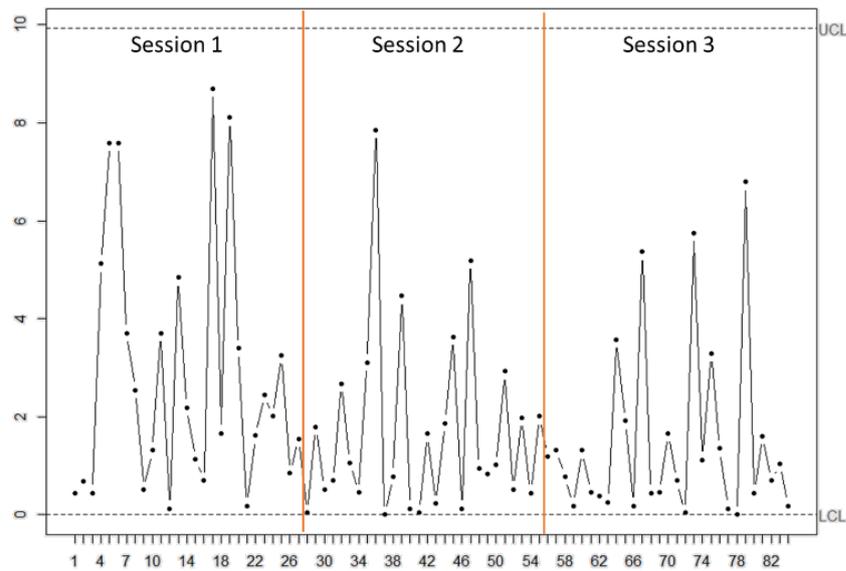


FIGURE 3.5 – Distances T2 de Hotelling pour les PA des 3 sessions.

Le test de Friedman appliqué aux statistiques T2 de Hotelling ne permet pas de rejeter l'hypothèse d'égalité des PA moyennes des 3 sessions (p -value = 0.0275). En conclusion, au seuil de significativité de 1%, on peut considérer qu'il n'y a pas de différence significative entre les pressions artérielles moyennes des sessions 1, 2 et 3. Par conséquent, on regroupera ces 3 sessions dans une seule pour la suite de l'étude (session sujet allongé au repos).

Sessions 4 et 5 : La même question précédemment posée est appliquée pour les sessions 4 et 5 qui constituent la phase n°2 du protocole avec une prise de mesure en position debout. La question est de savoir s'il y a des différences significatives entre les pressions artérielles de ces 2 sessions. Dans la figure 3.6, on remarque que les PA des sessions 4 et 5 ne sont pas discriminées.

Les moyennes des pressions artérielles systoliques et diastoliques pour les 2 sessions discutées sont données dans le tableau 3.4. On constate qu'il n'y a pas de différence

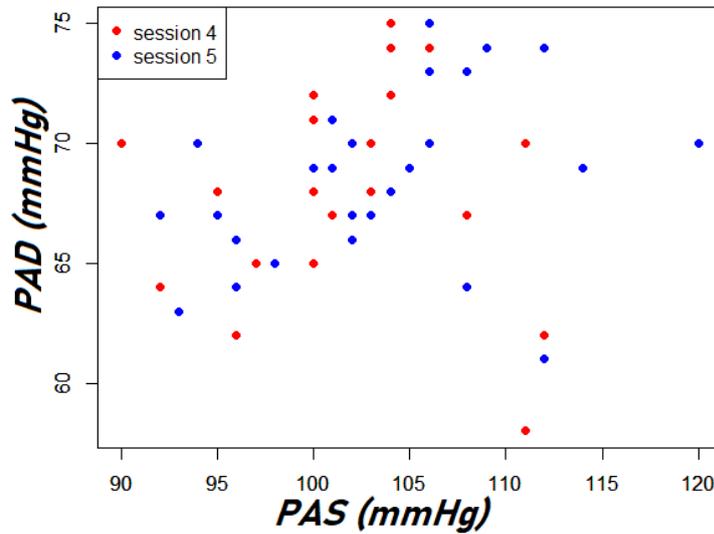


FIGURE 3.6 – Répartition de PA des session 4 et 5.

importante entre les pressions artérielles moyennes des sessions 4 et 5.

TABLE 3.3 – Pression artérielles moyennes des sessions 4 et 5

	PAS (mmHg)	PAD (mmHg)
Session 4	101.42	67.92
Session 5	102.82	68.57

Selon le test de Friedman, il n’y a pas une différence significative entre les sessions 4 et 5 concernant les pressions artérielles systoliques et diastoliques avec respectivement une p-value de 0.0124 et de 0.0881. De même, selon les statistiques T2 de Hotelling, on ne peut pas rejeter l’hypothèse d’égalité des pressions artérielles moyennes des sessions 4 et 5 avec une p-value égale à 0.3359.

On peut donc en déduire in fine, qu’au seuil de significativité de 1%, on peut considérer qu’il n’y a pas de différence significative entre les pressions artérielles moyennes des sessions 4 et 5. Par conséquent, on regroupera ces 2 sessions dans une seule pour la suite (session sujet debout avant l’effort).

Sessions 6 : Durant cette phase, une seule mesure de pression artérielle est produite. Aucune étude statistique n’est à réaliser, c’est une mesure à part entière.

Sessions 7 et 8 : Enfin pour les sessions 7 et 8, la question est de savoir s'il y a des différences significatives entre les pressions artérielles lorsque le sujet est debout après l'effort. La figure 3.7 on remarque que les pressions artérielles des sessions 7 et 8 ne sont pas discriminées.

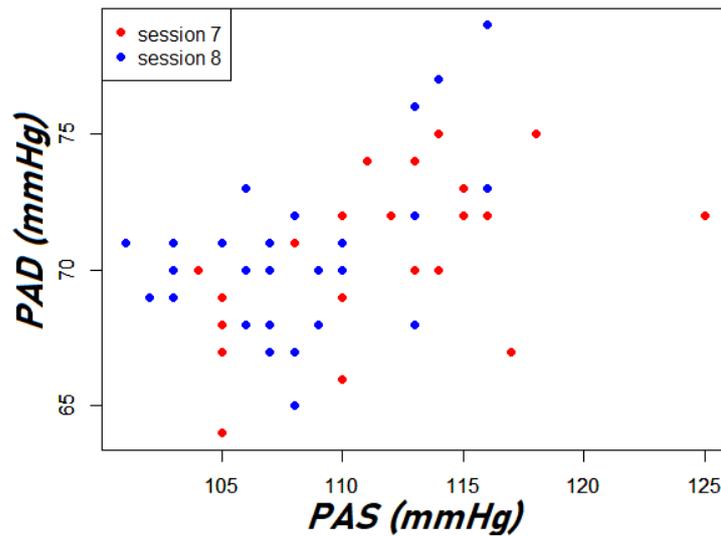


FIGURE 3.7 – Répartition de PA des session 7 et 8.

Les moyennes des PA systolique et diastolique pour les 2 sessions sont données tableau 3.4. On constate une fois de plus qu'il n'y a pas de différence importante entre les pressions artérielles moyennes des sessions 7 et 8.

TABLE 3.4 – Pression artérielles moyennes des sessions 7 et 8

	PAS (mmHg)	PAD (mmHg)
Session 7	111.03	70.67
Session 8	108.10	70.64

D'après les résultats obtenus avec le test de Friedman, il n'y a pas de différence significative de pressions artérielles systoliques et diastoliques entre les sessions 7 et 8 avec respectivement une p-value égale à 0.0124 et 0.8348. De même, selon les statistiques T2 de Hotelling on ne peut pas rejeter l'hypothèse d'égalité des pressions artérielles moyennes pour les sessions 7 et 8 avec la p-value égale à 0.5637.

En conclusion, au seuil de significativité de 1%, on peut considérer qu'il n'y a pas de différence significative entre les pressions artérielles moyennes des sessions 7 et 8. Par

conséquent, on regroupera ces 2 sessions dans une seule pour la suite (session sujet debout après l'effort).

Analyse comparative inter-phases des différences significatives entre les pressions artérielles obtenues

Maintenant que nous avons montré statistiquement que chaque phase du protocole possède des sessions de mesures bien liées les unes aux autres en terme de pression artérielle, nous souhaitons observer s'il existe une différence significative entre les pressions artérielles de chaque phase, c'est à dire entre les sessions S13, S45, S6 et S78.

La figure 3.10 montre sur un même graphique les couples de pressions artérielles systoliques et diastoliques de chaque mesure pour chaque phase. On remarque que les pressions artérielles des sessions après le regroupement sont légèrement différenciées. On observe une augmentation de pression artérielle générale au cours de l'avancement du protocole. On remarque qu'entre la position allongée (S13) et debout (S45) c'est la pression diastolique qui augmente principalement. Lors de la phase d'effort (S6) les pressions semblent augmenter mais reste très inégales entre les individus. Quant à la dernière phase (S78), les pressions systolique et diastolique ont augmenté.

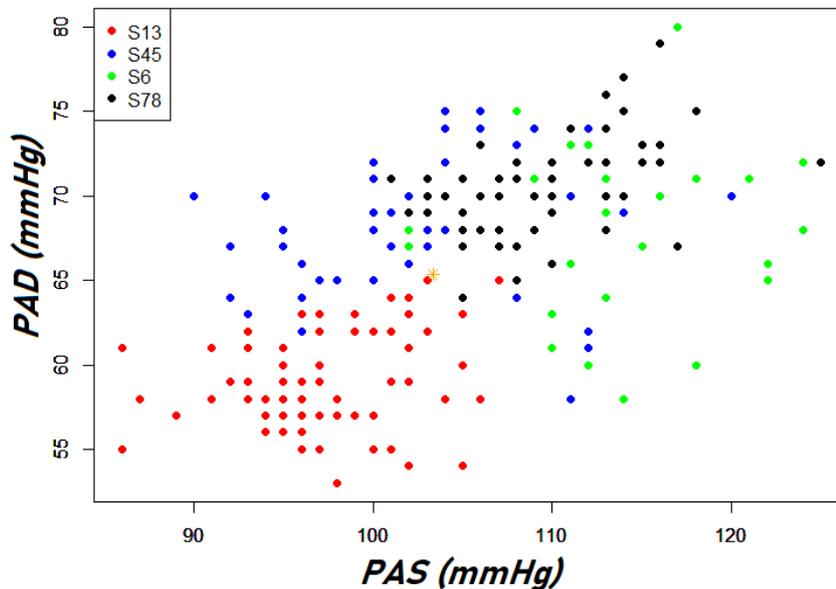


FIGURE 3.8 – Pressions artérielles pour chaque phase du protocole (S13, S45, S6 et S78 obtenues après regroupements).

Selon le test de Friedman, il y a une différence significative entre les sessions en ce qui concernent les pressions artérielles systoliques et diastoliques avec respectivement une p-value égale à $7.254e-12$ et $5.054e-12$.

TABLE 3.5 – Pressions artérielles moyennes pour chaque phase du protocole.

	S13	S45	S6	S78
PAS	96,79	102,13	113,00	109,57
PAD	58,98	68,25	68,07	70,66

L'analyse comparative a été réalisée avec le test de comparaisons multiples de Conover [18], au seuil de significativité de 1%. On peut affirmer que les pressions artérielles systoliques moyennes des sessions S6 et S78 sont significativement plus grandes que celles des sessions S13 et S45. De même, on peut affirmer que la pression artérielle diastolique moyenne de la session S13 est significativement plus petite que celles des autres sessions. La tableau 3.5 montre les moyennes des pressions artérielles pour chaque phase et met en évidence ces résultats avec les tirets introduits.

On peut en déduire que la pression artérielle systolique semble être sensible à l'effort, alors que la pression artérielle diastolique semble être impactée par la position du sujet (allongé ou debout).

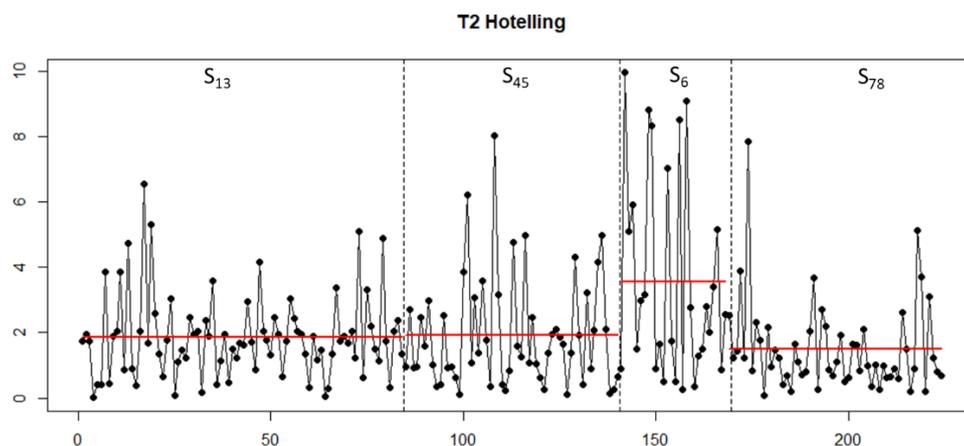


FIGURE 3.9 – Distances T2 de Hotelling pour les PA des sessions S13, S45, S6 et S78 obtenues après regroupements (ligne rouge – moyenne de chaque session).

Les distances T2 de Hotelling des sessions après le regroupement sont présentées dans la figure 3.9. On observe qu'il existe une différence de moyenne entre les sessions S13, S45, S78 et S6. Pourtant, selon le test de Friedman, il n'y a pas de différence significative entre

les sessions en ce qui concernent les distances moyennes T2 de Hotelling par rapport au centre de gravité du nuage (p.value = 0.0544). Cela signifie que si l'on compare les sessions selon le couple de pression artérielle (systolique, diastolique), il n'y a pas une seule session qui se détache significativement par rapport aux autres. C'est ce qu'on peut observer dans la figure 3.8, les 4 nuages de points se disposent de manière homogène autour du centre de gravité de l'ensemble c'est à dire de la moyenne globale.

Selon les conclusions formulées précédemment, on est amené à regrouper les sessions S6 et S78 car elles ne se distinguent ni selon la pression artérielle systolique, ni selon la pression artérielle diastolique. On formera donc une session regroupée intitulée S678 (sujet pendant et peu de temps après l'effort). En conclusion, on aura à discriminer entre 3 catégories de sessions : S13, S45 et S678.

Analyse Discriminante

Pour finir, nous réalisons une analyse discriminante pour savoir si les différentes phases du protocole sont différenciables en utilisant uniquement les couples de pressions artérielles mesurés avec le tensiomètre brassard.

Selon le test de Royston [84], les distributions des 3 sessions après le regroupement ne peuvent pas être considérées comme étant multivariées normales (sauf pour la session S45 – p.value = 0.5154). Toutefois, l'analyse discriminante étant assez robuste vis-à-vis des écarts de normalité, on peut l'appliquer même si deux parmi les 3 distributions ne respectent pas cette contrainte.

Selon le test M de Box [60], les matrices de variances-covariances des 3 sessions après le regroupement ne peuvent pas être considérées comme étant homogènes (p-value = 0.0090). On peut en conclure qu'il est approprié d'utiliser une analyse discriminante quadratique (ADQ) pour séparer les sessions.

La matrice de classification obtenue par validation croisée est :

TABLE 3.6 – Matrice de classification obtenue par validation croisée pour les sessions S12, S45 et S678.

		Predicted		
		S13	S45	S678
Actual	S13	77	6	1
	S45	4	32	20
	S678	0	12	72

Le taux d'erreur de classification est de 19.20%. Les sessions S13 (allongé avant l'effort) et S678 (après l'effort) sont assez bien discriminées. C'est la session S45 qui est la plus mal discriminée (taux d'erreur de classification = 42.86%) : 35.71% des pressions artérielles de cette session sont attribuées à S678. Inversement, 14.28% des pressions artérielles de la session S678 sont attribuées à S45 comme visualisé sur la figure 3.10. Globalement, 14.29% d'erreurs de classification sont dues à des confusions entre S45 et S678.

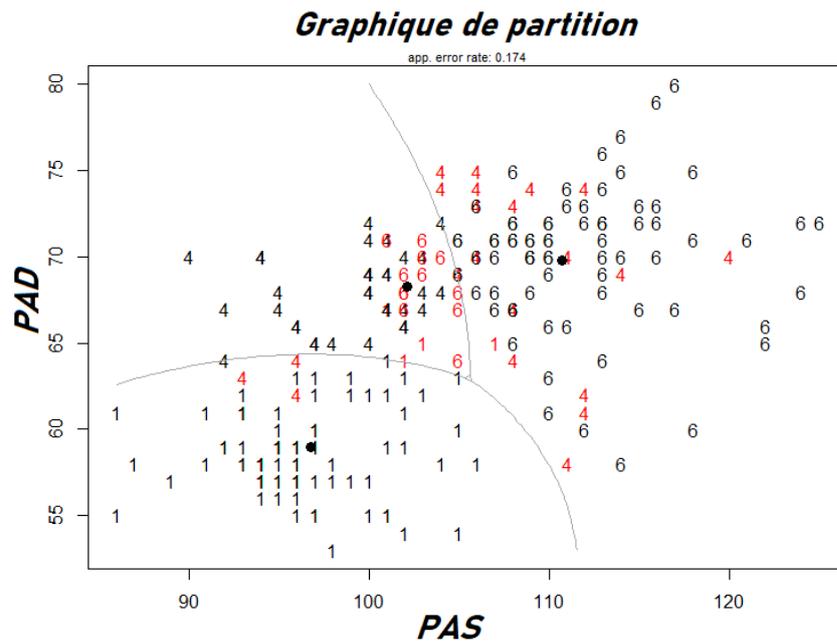


FIGURE 3.10 – Partitionnement des sessions obtenu par ADQ (1 = S13; 4 = S45; 6 = S678).

Conclusion

Cette analyse statistique permet de vérifier la pertinence du protocole pour la récolte de données d'entraînement et test en vue d'estimer la pression artérielle. On obtient avec très peu de mesures et, dans un délais de temps raisonnable, une large gamme de pressions artérielles similairement à l'étude réalisée avec la pression intra-artérielle dans le chapitre précédent. Il est important de rappeler que nous souhaitons être capable de prédire la variation de pression artérielle, il est donc primordial d'obtenir une importante diversité de pressions artérielles afin d'élaborer le meilleur estimateur possible. De plus, nous les obtenons dans des positions différentes ce qui peut être un atout par la suite pour évaluer de nuit (allongé) comme de jour (debout) la pression artérielle d'un individu.

Les résultats montrent qu’il existe une cohérence intra-phase (allongé, debout, après effort) des mesures de pression artérielle dans le protocole et qu’au contraire il existe des différences significatives inter-phase pour certaines pressions artérielles ; la position impactant principalement la pression artérielle diastolique et l’effort la pression artérielle systolique.

3.2.3 Méthode

La méthode utilisée succinctement décrite en début de chapitre (figure 3.1) s’apparente à celle déjà mise en place dans le chapitre précédent avec des valeurs de pression artérielle provenant d’une mesure brassard. Elle inclut les phases décrites figure 3.11, chacune d’entre elles sont détaillées ci-dessous.

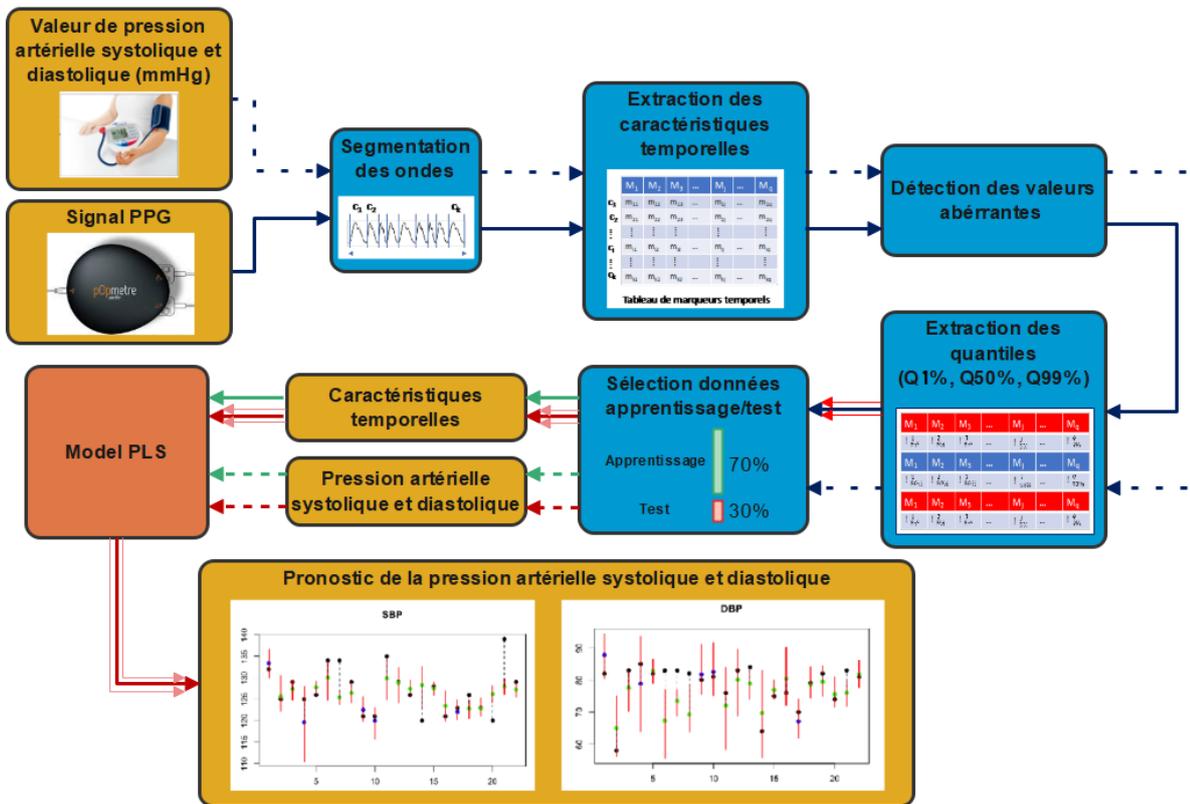


FIGURE 3.11 – Méthodologie pour le pronostic de la tension artérielle accompagné des intervalles de confiance.

Segmentation de l’onde de pouls : Nous effectuons une segmentation des ondes de pouls du signal PPG en extrayant le point minimum de l’onde de pouls et en vérifiant

que la fréquence cardiaque trouvée soit physiologiquement recevable.

Extraction des caractéristiques temporelles : Durant cette phase, nous extrayons 145 caractéristiques temporelles sur chaque onde de pouls segmentée. Les caractéristiques déjà présentes dans la littérature sont décrits dans le chapitre 1, les nouvelles caractéristiques proposées le sont dans le chapitre 2.

Détection et élimination des valeurs aberrantes : Les valeurs aberrantes sont déterminées par le test de Grubbs [31]. Nous utilisons le test simple de Grubbs qui permet de manière itérative d'affirmer si une valeur d'un ensemble est une valeur atypique, qu'elle soit la plus petite ou la plus grande valeur. Les hypothèses sont donc les suivantes :

- H_0 : y_{min} ou y_{max} n'est pas atypique
- H_1 : y_{min} ou y_{max} est atypique

On calcule :

$$G_i = \frac{|x_i - \bar{x}|}{\sigma}$$

avec \bar{x} la moyenne et σ l'écart type de la série, enfin x_i la valeur testée de la série.

Le résultat G_i est comparé aux valeurs critiques trouvées dans la table de Grubbs. Celles-ci sont souvent $G_{crit}(5\%)$ et $G_{crit}(1\%)$ qui représentent respectivement les valeurs dites isolées et aberrantes (voir figure 3.12). Lorsque $G_i > G_{5\%}$ alors la valeur i de la série est considérée comme une valeur aberrante. La valeur critique pour déterminer une valeur est ici fixé $G_{crit}(5\%)$.

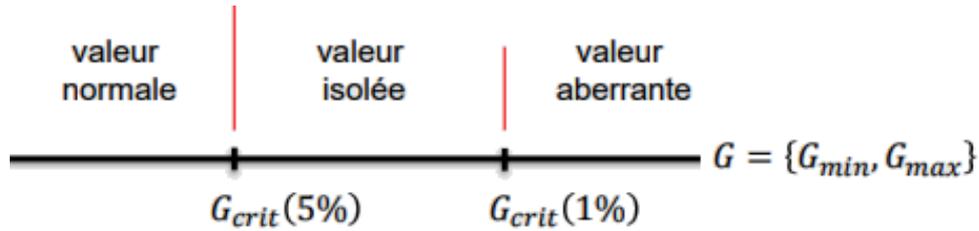


FIGURE 3.12 – Seuil critique du test de Grubbs.

Extraction des quantiles des caractéristiques temporelles : Cette extraction est nécessaire afin d'évaluer l'impact de la variabilité de chaque caractéristique temporelle relevée à chaque session sur l'estimation de la pression artérielle puisque celles-ci sont mises en correspondance à une seule valeur de pression artérielle de référence. Cette extraction permet de calculer les intervalles de confiance de prédiction par session. Nous procédons à l'extraction des quantiles à 1%, 50% et 99%.

La figure 3.13 met en évidence la variabilité de la caractéristique A1 (voir annexe 3.12 pour la description de la variable A1) correspondant à l’amplitude du sommet systolique extraite sur chaque onde de pouls durant les 8 premières sessions enregistrées d’un sujet. Chaque point correspond à cette caractéristique extraite d’une onde de pouls. On observe avec la ligne bleu la médiane des mesures réalisées, en pointillé rouge la quantile 1% et 99% respectivement pour les lignes inférieure et supérieure. Dans l’exemple, la variabilité augmente avec la mise en position debout et le test d’effort.

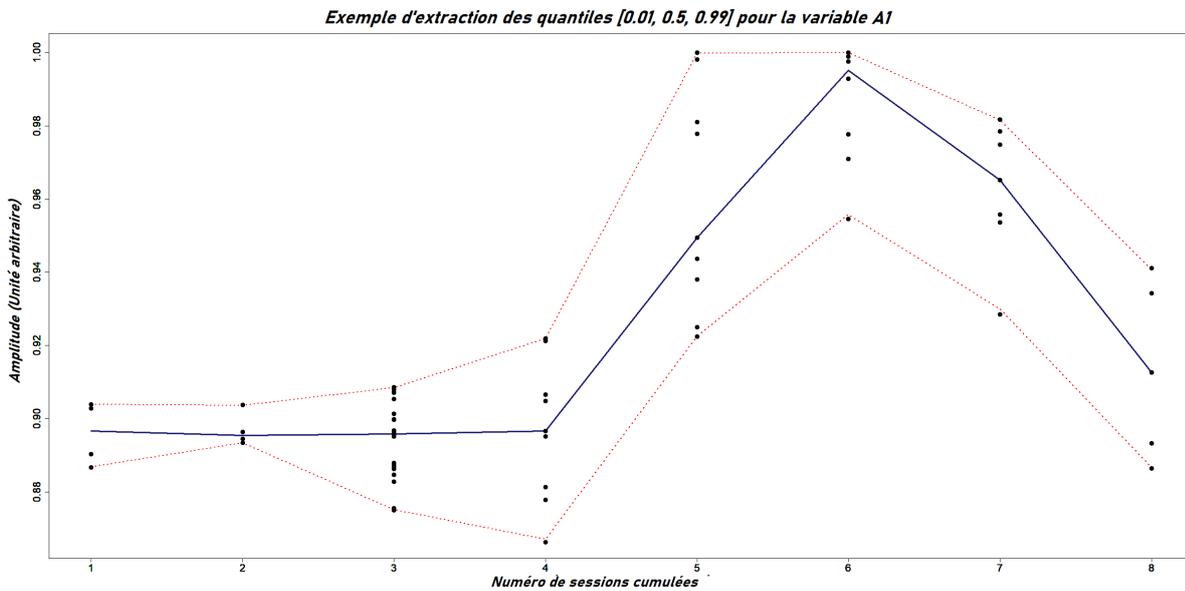


FIGURE 3.13 – Exemple de l’extraction des quantiles d’une caractéristique temporelle sur les ondes de pouls de plusieurs sessions d’enregistrement.

Séparation des données d’entraînement et de test : Une séparation classique 80% - 20% des données est réalisée afin d’entraîner et tester le modèle PLS. Cette extraction ne prend pas en compte la temporalité des sessions, ni leur appartenance à une quelconque phase du protocole. Bien que le but soit de sélectionner une dynamique importante de la pression artérielle pour l’entraînement du modèle, nous pensons que sur 1000 tirages les données d’entraînement s’équilibrent entre chaque types de session (repos, effort, etc...). Ce tirage est donc aléatoire sur l’ensemble des sessions disponibles pour un sujet.

Entraînement et test du modèle PLS : Puisque les données sont en faible quantité, nous procédons à 1000 tirages aléatoires respectant les proportions 80% - 20% pour respectivement entraîner et tester le modèle et cela pour chaque sujet. Les résultats sont

calculés sur l'ensemble des simulations réalisées.

Le modèle est entraîné à prédire le couple de pression artérielle systolique et diastolique en utilisant les valeurs médianes des caractéristiques temporelles extraites pour chaque session mesurée. En revanche le test du modèle s'effectue avec les valeurs médianes et les quantiles calculés pour chaque session (i.e. 1er et 99ième centiles). De cette manière nous calculons un intervalle de confiance avec le 1e centile et le 99e centile de chaque caractéristique temporelle retenu par le modèle (fluctuation présente par le train d'onde de pouls enregistré pour une session donnée).

Notre approche se fait en deux phases, une première incluant toutes les caractéristiques temporelles et une seconde dans laquelle uniquement les meilleures caractéristiques temporelles sont sélectionnées selon leur VIP. Nous prenons les 25 meilleures premières caractéristiques d'après leur VIP sur les axes 1 et 2 du modèle PLS.

Nous prendrons l'exemple d'un de nos sujets (n°3) pour décrire les résultats. La figure 3.14 montre les résultats obtenus sur un tirage aléatoire parmi les 1000 réalisés. On peut observer les résultats sur chaque session de mesure ici cumulées dans le temps soit 24 jours avec 8 sessions, soit 192 mesures. Les points noirs représentent les pressions artérielles diastoliques de référence (i.e. les valeurs réelles de pression mesurées) sur l'ensemble des mesures réalisées. Les points verts et bleus sont les prédictions du modèle sur les données d'entraînement et de test respectivement. La ligne verticale rouge représente les intervalles de confiance pour chaque mesure, enfin les lignes en pointillés noires correspondent à l'erreur de prédiction. Dans l'exemple, l'erreur moyenne absolue de prédiction est de 2.17 mmHg calculé sur 36 mesures tests.

Le tableau 3.7 présente les résultats du modèle PLS intégrant les 159 descripteurs temporels toutes sessions confondues (S1 à S8). Le tableau inclut les calculs d'erreur absolue moyenne (MAE) et le pourcentage d'appartenance de la valeur de référence à l'intervalle de confiance de prédiction pour la pression artérielle systolique et diastolique. L'erreur moyenne absolue pour les pressions systolique et diastolique sont respectivement 5.0 (0.6) mmHg et 3.3 (0.4) mmHg, ces valeurs restent relativement faibles. On remarque que dans seulement environ 25% et 40% des cas, les valeurs de référence de la pression artérielle systolique et diastolique respectivement sont dans l'intervalle de confiance.

La seconde phase inclut la sélection des caractéristiques temporelles les plus pertinentes d'après le modèle déjà entraîné. La figure 3.15 illustre la sélection des 25 meilleures caractéristiques via les VIP sur les axes 1 et 2 du modèle PLS. On observe en noir les VIP des caractéristiques non retenus et en bleu celles qui seront utilisées dans l'entraînement

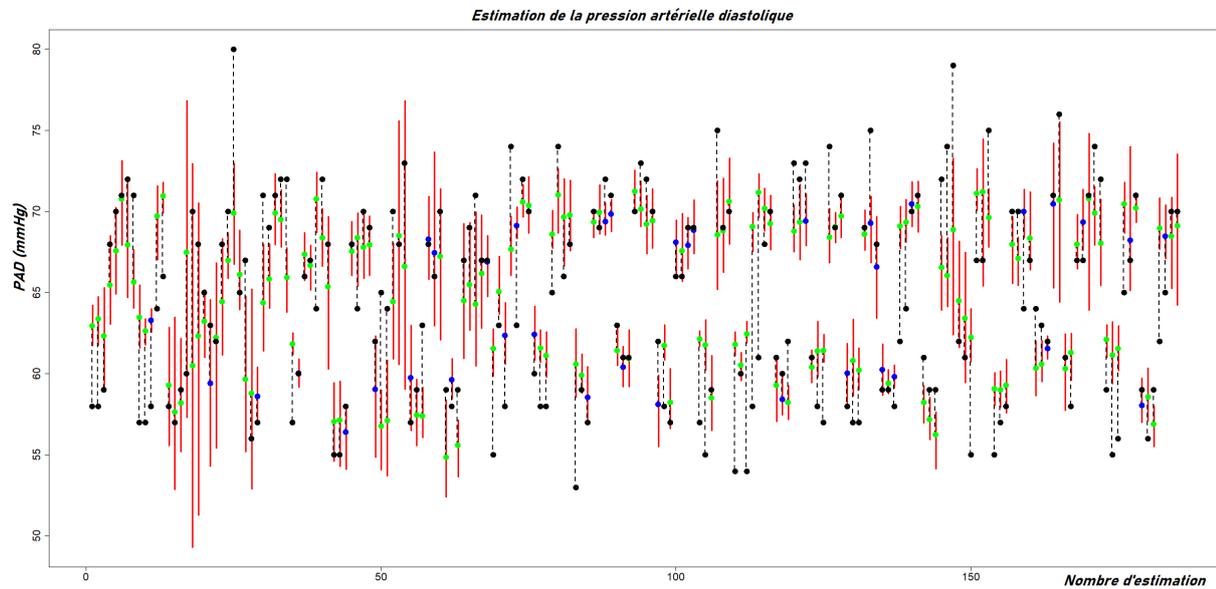


FIGURE 3.14 – Exemple des prédictions réalisées sur une itération d’entraînement et de test de la pression artérielle diastolique avec l’ensemble des caractéristiques temporelles.

TABLE 3.7 – Résultats obtenus sur le sujet n°3 avec 1000 itérations pour un modèle entraîné avec l’ensemble des caractéristiques temporelles.

	MAE	% inter IC
PA Systolique	5.01 (0,62)	24.71 (6,44)
PA Diastolique	3,38 (0,39)	40.78 (7,78)

du prochain modèle PLS. Le tableau 3.16 (annexe) montre les caractéristiques retenues pour le sujet n°3.

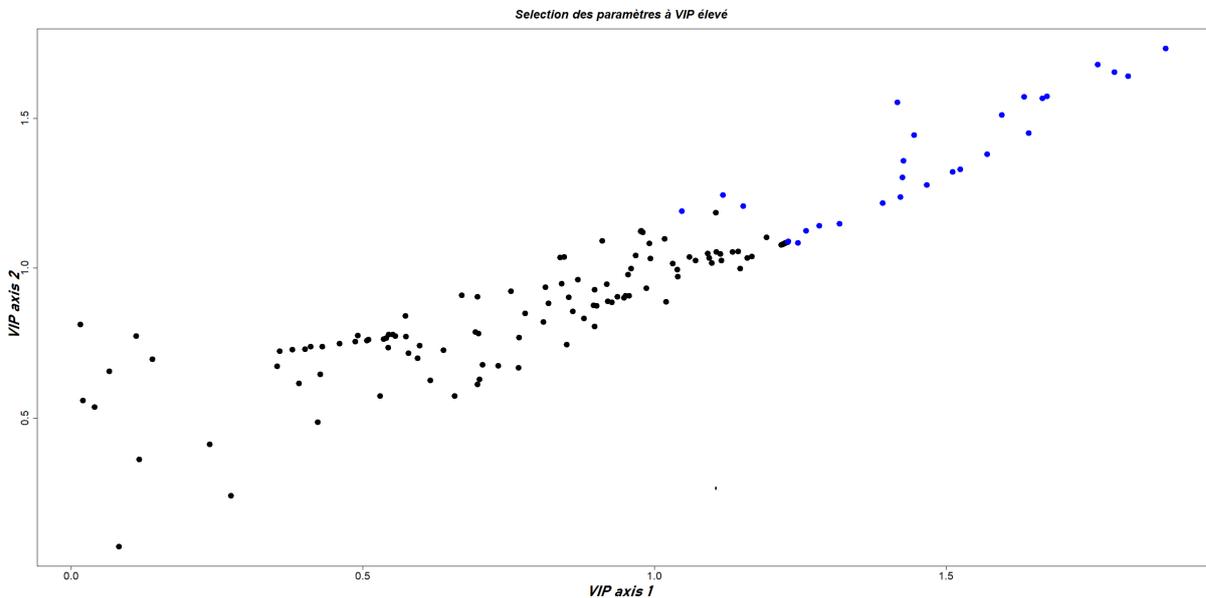


FIGURE 3.15 – Sélection des 25 caractéristiques dont le VIP est le plus fort sur les axes 1 et 2 du modèle PLS.

La figure 3.16 montre les résultats de prédiction de la pression artérielle diastolique obtenus sur un tirage aléatoire parmi les 1000 réalisés lorsque l'on sélectionne les 25 meilleurs caractéristiques. L'erreur moyenne absolue est égale ici à 1.89 mmHg sur 36 valeurs de test. La figure 3.17 montre les résultats pour les pressions artérielles systoliques et diastoliques.

La figure 3.17 permet d'observer la répartition des données d'entraînement (points verts) et de test (points bleus) et les résultats obtenus sur une itération pour le sujet n°3. Les abscisses représentent les valeurs réelles de pressions artérielles et les ordonnées les résultats d'estimation. Dans cet exemple, d'après les valeurs des pressions artérielles réelles, la répartition des données de test semble représenter tous les types de session (allongé, debout, etc...). On remarque, pour les pressions artérielles systoliques comme diastoliques, deux groupes de points qui distinguent probablement les sessions allongées et debouts. Cette séparation est bien visible pour la pression diastolique ce qui confirme les résultats obtenus dans l'étude statistique, selon laquelle la mise en position debout influence particulièrement la pression diastolique.

Enfin, la tableau 3.8 présente les résultats du modèle PLS intégrant les 25 descripteurs

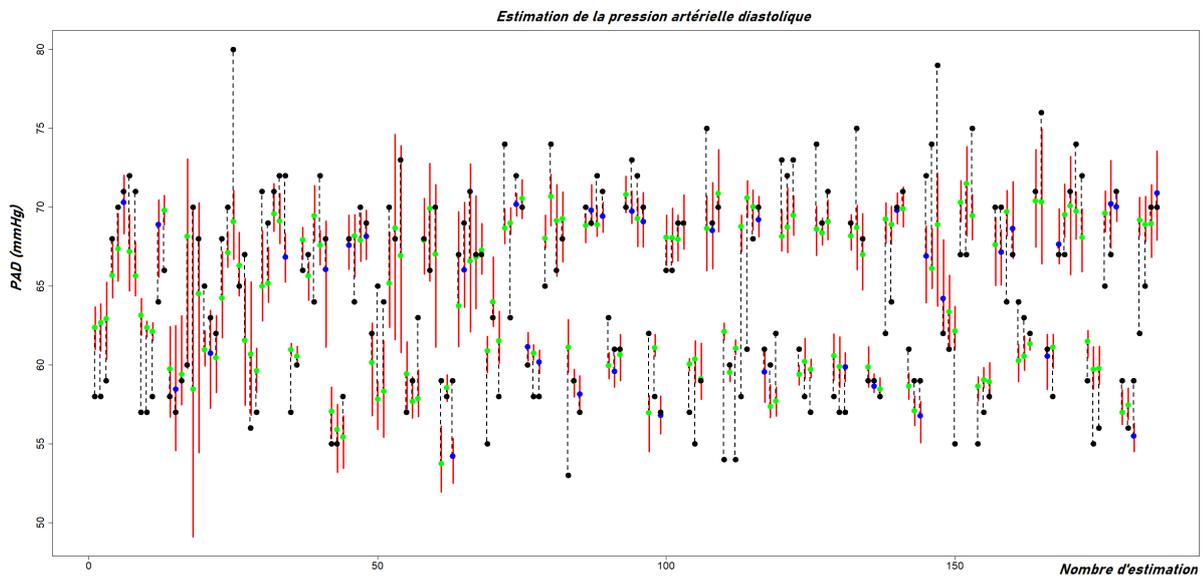
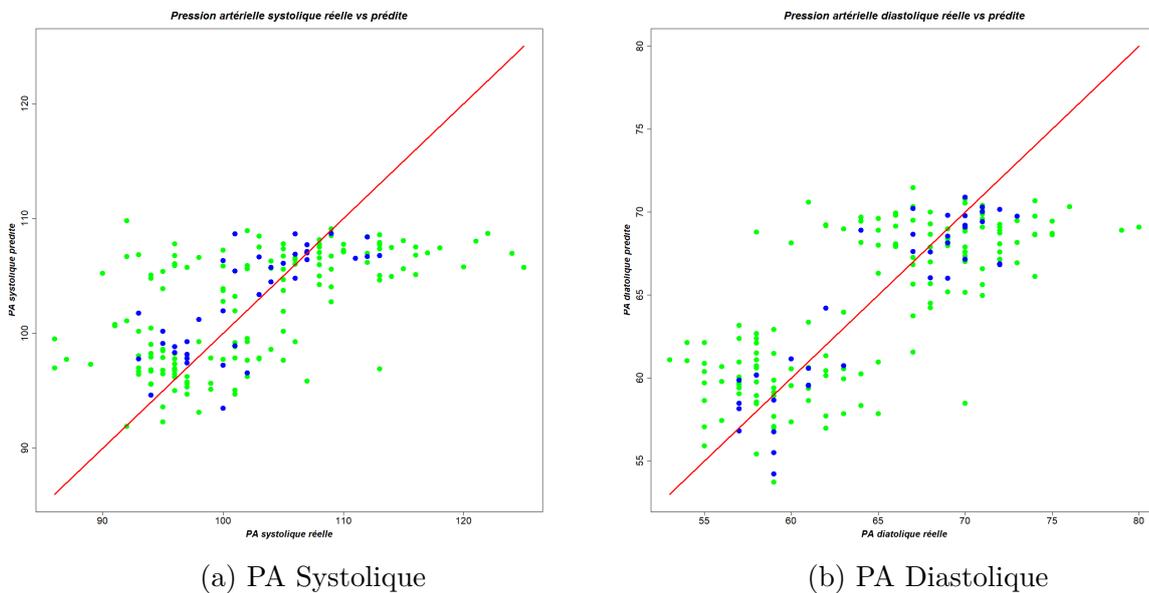


FIGURE 3.16 – Exemple des prédictions réalisées sur une itération d’entraînement et de test de la pression artérielle diastolique avec les 25 meilleures des caractéristiques temporelles d’après leur VIP.



(a) PA Systolique

(b) PA Diastolique

FIGURE 3.17 – PA prédite VS PA de référence sur sujet N°3.

temporels retenus toutes sessions confondues (S1 à S8). Les résultats MAE semblent très légèrement meilleurs que ceux obtenus avant la sélection des caractéristiques temporelles par le VIP, on passe de 5.0 (0.6) à 4.8 (0.6) mmHg pour la pression systolique et de 3.3 (0.4) à 3.2 (0.3) mmHg pour la pression diastolique. Ces différences ne sont pas significatives. On remarque une chute du pourcentage de pression artérielle de référence dans l'intervalle de confiance surtout sur la pression diastolique où l'on passe de 40% à 32.5%.

TABLE 3.8 – Résultats obtenus sur le sujet n°3 avec 1000 itérations pour un modèle entraîné avec 25 caractéristiques temporelles.

	MAE	% inter IC
PA Systolique	4,88 (0,61)	23,39 (6,7)
PA Diastolique	3,25 (0,37)	32,55 (7,53)

3.3 Synthèse des résultats

Les résultats présents dans le tableau 3.9 sont calculés par validation croisée sur la base de 1000 simulations par sujet. Il donne la moyenne et l'écart-type du MAE ainsi que le pourcentage de valeur de référence de PA présenté dans l'intervalle de confiance à 99%.

On observe une relative stabilité des résultats pour les sujets 1, 2 et 3 avec en moyenne 4.5 (0.7) mmHg d'erreur absolue pour la pression systolique et 3.2 (0.5) mmHg d'erreur absolue pour la pression artérielle diastolique. Le sujet n°4 semble donner de moins bons résultats avec une moyenne de 9.2 (1.6) mmHg et 5.3 (0.9) mmHg d'erreur absolue pour respectivement la pression systolique et diastolique. La figure 3.18 illustre bien la dispersion des résultats du MAE pour chaque sujet. Le calcul du pourcentage de valeur de référence dans l'intervalle de confiance suit les résultats de MAE. En moyenne, on obtient 31.2 (9.3) et 40.6 (10.7) %.

En moyenne on obtient sur l'ensemble des 4 sujets une moyenne de 5.7 (1.0) mmHg et 3.7 (0.6) mmHg d'erreur absolue pour les pressions artérielles systolique et diastolique respectivement.

3.4 Discussion

Les résultats obtenus dans ce chapitre sont encourageants et portent à croire qu'il existe une possibilité d'estimer la pression artérielle à partir d'un signal PPG. Notre étude

TABLE 3.9 – Résultats obtenus sur tous les sujets avec 1000 itérations d’entraînement et test en utilisant les 25 meilleurs caractéristiques temporelles.

	Sujet N°1	Sujet N°2	Sujet N°3	Sujet N°4	Moyenne
PA Systolique					
MAE	4,6 (0,8)	4,3 (0,9)	4,8 (0,6)	9,2 (1,6)	5,7 (1,0)
% inter IC	30,3 (10,3)	48,5 (13,4)	24,2 (6,8)	22,1 (6,9)	31,2 (9,3)
PA Diastolique					
MAE	3,27 (0,5)	3,1 (0,7)	3,3 (0,3)	5,3 (0,9)	3,7 (0,6)
% inter IC	43,7 (13,3)	60,1 (14,4)	33,7 (7,2)	24,9 (7,8)	40,6 (10,7)

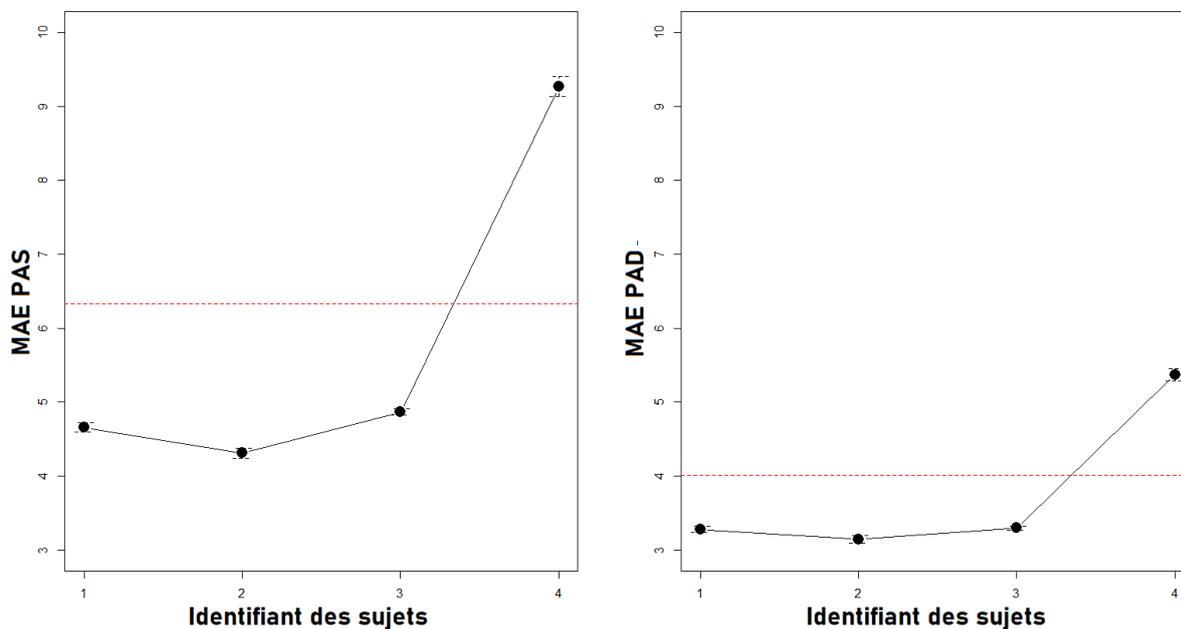


FIGURE 3.18 – Statistique de performance atteinte sur la prédiction de la pression artérielle de chaque sujet.

ne reflète pas encore une utilisation quotidienne d'une montre connectée mais permet d'approcher les problématiques et le contexte dans lequel serait prise une mesure. Les travaux que nous avons proposés [61] permettent d'avoir un premier aperçu sur la capacité d'estimer la pression artérielle au quotidien sur des sujets au repos. L'originalité du recueil de données proposé dans ce chapitre est l'inclusion de plusieurs postures et états de forme physique différents potentiellement présents dans la vie quotidienne cela n'ayant jamais été proposé d'après l'état de l'art réalisé. Nous avons inclus un test d'effort qui représente une activité physique spontanée à court terme tels que monter un étage (cette étude ne peut donc pas prétendre à prédire la pression artérielle d'un sujet en train de faire du sport - effort physique à long terme). Par ailleurs, nos mesures n'incluent aucun mouvement, aucun artefact de cette nature n'est donc pris en compte.

Les résultats sont issus des données monitorées dans un cadre de recherche. Elles sont donc de bonne qualité en particulier en ce qui concerne l'enregistrement du signal PPG. En effet, celui-ci n'est pas pris au poignet mais sur l'index de la main avec des pinces adaptées, ce qui diffère d'une utilisation par montre connectée pouvant introduire plusieurs types d'artefacts. De plus, le sujet est immobile et la mesure est contrôlée visuellement par l'examineur. Ces conditions sont idéales et produisent des données de très bonne qualité pour l'entraînement des modèles par sujet. Cependant, ce protocole peut être amélioré en utilisant un dispositif automatisé de synchronisation entre le signal PPG et l'instant de la mesure de la pression artérielle. Cela permettrait de réduire le signal PPG à une durée de plus ou moins 5 secondes autour des mesures de pressions systolique et diastolique.

Les données laissent entrevoir une méthode permettant de construire un modèle personnalisé d'estimation de la pression artérielle avec une contrainte faible ou acceptable. Le protocole mis en place permet en très peu de temps de produire des données riches en information, c'est à dire dont les valeurs de référence possèdent une réelle variabilité de pression artérielle. Cette variabilité est indispensable pour permettre un apprentissage pertinent du modèle de prédiction. De plus, ce protocole apporte aussi un certain lot de réponses sur l'impact de la position et de l'effort sur le système cardiovasculaire. Comme conclu précédemment, la position impacte principalement la pression artérielle diastolique et l'effort la pression artérielle systolique. Nous avons opté pour un modèle capable de prédire la pression quel que soit l'état du sujet mais il est convenable de penser qu'on pourrait entraîner plusieurs modèles adaptés à chaque situation de la vie quotidienne.

Bien que cette étude ne soit pas conforme au dernier protocole mis en place par les différentes organisations (AAMI/ESH/ISO), dû à plusieurs critères non respectés notam-

ment en ce qui concerne les tailles de la population et la diversité des sujets la composant, les résultats obtenus (PAS : 5.7 (1.0) mmHg et PAD : 3.7 (0.6) mmHg) sont en adéquation avec les seuils d'erreur autorisés par ce protocole de validation (ME : 5.0 (8.0) mmHg). Nous nous permettons cette comparaison du fait que le MAE est forcément supérieur ou égal au ME, il est légitime de penser que le calcul du ME sur nos estimations permettrait d'affirmer que notre méthode atteindrait les performances imposées par la norme AAMI. Ces travaux ont été élaborés pour satisfaire aux exigences de la norme IEEE 1708TM [3] qui tente d'établir un protocole pour évaluer les performances des appareils de mesure de la pression artérielle sans brassard avec différents modes de fonctionnement telle que la pression artérielle à long terme. Puisque peu de travaux ont réalisé un suivi sur plusieurs semaines, il n'est pas possible de comparer ces résultats. Cependant, ceux-ci sont tout à fait acceptables comparés à d'autres travaux prenant la pression artérielle brassard comme [112] avec MAE sur la pression systolique et diastolique de 9.19 et 4.13 respectivement. Dans la même ligne, les articles [81] et [4] atteignent respectivement des MAE sur la pression artérielle systolique et diastolique de 7.52 et 5.35 ainsi que de 5.23 et 5.31.

Les calculs du pourcentage d'appartenance de la valeur de référence de pression artérielle à l'intervalle de confiance est un critère qu'il nous a paru important d'ajouter puisqu'il existe une variation des caractéristiques temporelles sur chaque enregistrement de 10 secondes (environ 10 pulsations) mise en relation avec une valeur de pression artérielle de référence. Ce pourcentage donne un bon aperçu de la possibilité d'estimer la pression artérielle avec de multiples ondes de pouls. Cette mesure montre aussi la sensibilité de la mesure du signal PPG et surtout l'impact que peut avoir de mauvaises conditions d'enregistrement.

Enfin, nous avons étudié le lien entre PPG et la pression artérielle sans se préoccuper de la temporalité des mesures, empêchant d'observer la stabilité du système d'estimation à long terme. Nos travaux prévoient d'étudier la possibilité d'une calibration brassard régulièrement pour contrôler la validité des mesures réalisées. Idéalement, il faudrait tendre vers un système où l'entraînement se fait en une seule session chez le médecin, pouvant être ré-itéré afin de contrôler son efficacité et/ou le calibrer à nouveau. De plus, nous souhaiterions tester la possibilité de créer et associer plusieurs modèles afin de prédire la pression plus précisément en fonction de l'état du sujet. Enfin, des tests en condition réelle sont à prévoir.

3.5 Conclusion

Ce chapitre apporte une vision des recherches sur la prédiction de la pression artérielle plus applicative en s'appuyant sur la méthode d'analyse considérée dans le chapitre précédent. Cependant, les valeurs de référence utilisées pour la pression artérielle proviennent d'une tension brassard. Cette mesure est réalisable par n'importe quel sujet de manière autonome. Quelques études se sont intéressées à la prédiction de la pression artérielle brassard sur des bases comportant une multitude de sujets. Nous apportons ici une approche centrée sur des modèles sujet-spécifique.

Afin de créer ce genre de modèle, nous avons imaginé un nouveau protocole de mesure. Celui-ci est inspiré de plusieurs protocoles médicaux existants (test de ruffier-dickson et test orthostatique) et réalisables par n'importe quel médecin généraliste. Il permet de faire varier la pression artérielle chez le sujet soumis au protocole dans un laps de temps très court (15 minutes). Il en résulte une prise de mesure de courte durée, réalisable par le personnel médical et permettant une récolte de données assez riche pour la création d'un modèle de prédiction artérielle. Ce protocole pourrait devenir un protocole de référence pour calibrer les modèles de prédiction de la pression artérielle.

L'approche de prédiction basée sur l'utilisation d'un modèle PLS donne des résultats satisfaisants comparée aux autres publications. Comme déjà discuté, plusieurs axes de recherche autour de ces données sont à explorer : notamment la possibilité d'observer la dérive des prédictions de la pression au cours du temps, le nombre de données minimum pour créer un modèle de prédiction assez performant et quel est le temps maximum d'attente avant un recalibrage du modèle. Ce chapitre donne une opportunité de créer des modèles de prédiction de la pression artérielle à long terme mais demande des essais en conditions réelles avec davantage de sujets.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Le futur de la médecine se profile dans la capacité à prévenir les maladies. Dans cet esprit, l'utilisation des objets connectés est primordiale pour réaliser cette transition, permettant un suivi en continu des individus. Ceci est le cas en particulier pour les maladies cardiovasculaires pour lesquelles on s'oriente vers l'utilisation de bracelets connectés capable de remonter des métriques concernant des paramètres physiologiques en continu comme la fréquence cardiaque ou bien potentiellement la pression artérielle. L'objectif est de détecter le plus tôt possible les maladies ou bien d'évaluer et personnaliser l'efficacité des traitements. Les travaux présentés dans ce manuscrit se sont focalisés sur l'estimation de la pression artérielle via l'onde de pouls enregistrée par un système photopléthysmographique.

Nous avons passé en revue dans le premier chapitre les travaux présents dans la littérature scientifique depuis l'année 2000 et jusqu'à présent sur le sujet de l'estimation de la pression artérielle via un signal d'onde de pouls PPG. Nous y décrivons les méthodes, les algorithmes, les bases de données, les métriques utilisées pour évaluer les performances de ces systèmes ainsi que les normes considérées. On note qu'une grande partie des recherches se sont concentrées sur l'estimation de la pression artérielle en utilisant des caractéristiques temporelles de l'onde de pouls suivie très fréquemment d'un algorithme d'apprentissage automatique. Très peu d'articles se sont concentrés sur des approches fréquentielles et seulement récemment quelques-uns ont exploité les capacités de l'apprentissage profond. Même si l'apprentissage profond peut s'avérer très efficace tout en s'affranchissant de l'étape préliminaire d'extraction des caractéristiques, il souffre de son manque d'explicabilité des décisions/prédictions produites. On note surtout le manque d'une évaluation objective concernant les articles s'intéressant aux caractéristiques temporelles afin de pouvoir comparer les résultats publiés sur les différentes études ciblées. Ces différences proviennent de la quantité et de la qualité de données, des appareils de référence utilisés, de l'état des sujets intégrés, des métriques choisies, etc... Il est ainsi difficile de statuer sur la supériorité d'une approche en général et de la pertinence des caractéristiques temporelles pour la prédiction de la pression artérielle.

Nous avons proposé dans la deuxième partie de ce mémoire une analyse objective de

l'ensemble des caractéristiques temporelles en terme de performance d'estimation de la pression artérielle. Nous avons couvert l'ensemble des caractéristiques recueillies dans la littérature, et complété cet ensemble par de nouvelles caractéristiques complémentaires. Par ailleurs, nous avons considéré une base de donnée se focalisant sur les signaux associés à des variations significatives de pression afin d'évaluer la capacité du système de prédiction à capturer ces fluctuations. Cette base est par ailleurs associée aux mesures de la pression invasive, donc plus fiable et plus précise qu'une mesure réalisée par un tensiomètre brassard. La base est à elle seule une contribution scientifique aux recherches effectuées et pourrait devenir une base de données de référence pour tous ceux qui souhaitent élaborer un algorithme d'estimation de la pression artérielle.

Cette étude comprend deux parties, une première statistique qui permet d'évaluer la corrélation linéaire et non-linéaire entre chaque caractéristique temporelle et la pression artérielle. La seconde se concentre sur l'exploitation de ces 145 caractéristiques temporelles dans un modèle d'estimation PLS afin d'observer les performances d'estimation pouvant être atteintes ainsi que faire la différence entre les caractéristiques statistiques corrélées et celles réellement utilisées en pratique lors de l'estimation.

Il en résulte qu'un modèle dédié par sujet est toujours préférable car les caractéristiques temporelles les plus performantes sont généralement spécifiques à chaque sujet. Cependant le classement que nous avons réalisé permet d'entrevoir statistiquement les caractéristiques les plus utilisées et performantes. Cette étude permet d'obtenir une certaine explicabilité et compréhension liant les caractéristiques temporelles de l'onde de pouls et la pression artérielle contrairement à d'autres approches utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique. Le modèle PLS mis en place pour l'estimation de la pression artérielle donne les performances suivantes en terme de MAE et d'écart-type pour la pression systolique et diastolique respectivement : 13.97 (11.19) mmHg et 6.86 (5.61) mmHg. L'approche développée procure des résultats satisfaisants sur la moitié des sujets environ en terme d'estimation des variations de la pression artérielle. Les résultats obtenus sont comparables aux résultats les plus fiables acquis durant ces 5 dernières années. Toutefois, on peut noter que nous utilisons une sous-section de la base de données MIMIC comportant uniquement les sections de signal PPG dont la variation de pression artérielle de référence est importante, augmentant ainsi le risque d'erreur lors de l'estimation mais aussi l'objectivité de l'évaluation.

Enfin, le dernier chapitre de ce mémoire apporte des réponses sur les possibilités d'utiliser le signal PPG au quotidien afin de mesurer la pression artérielle en s'appuyant sur

la méthodologie déjà mise en place dans le chapitre 2.

L'originalité de nos travaux réside dans l'élaboration d'un protocole forçant, chez un individu et dans un laps de temps relativement court (15 minutes), la pression artérielle à varier afin de prendre en compte la dynamique des attributs hémodynamiques spécifiques au sujet considéré. Pour ces raisons, ce protocole pourrait devenir un protocole de référence pour calibrer les modèles d'estimation de la pression artérielle.

Les résultats obtenus avec le modèle PLS sur les sujets ayant participé à l'étude via le protocole sont satisfaisants avec une MAE et une SD pour la pression systolique et diastolique respectivement de 5.7 (1.0) mmHg et 3.7 (0.6) mmHg. Ces résultats approchent les standards actuels de référence permettant de valider un dispositif de mesure de la pression artérielle comme dispositif médical.

Dans ce mémoire, on a étudié la possibilité d'estimation de la pression artérielle avec des caractéristiques temporelles du PPG au travers de l'algorithme PLS afin de garder une certaine explicabilité. Les recherches se sont concentrées sur une première approche qui tente d'expliquer la nature et la force de la relation entre les ondes de pouls PPG et la pression artérielle. La seconde s'est orientée sur la possibilité de créer un modèle d'estimation de la pression artérielle en prenant en compte toutes les contraintes rencontrées au quotidien. Chaque analyse a apporté son lot de réponses mais suscite des remarques et de futurs questionnements auxquels il faudra répondre.

En premier lieu, l'utilisation de la base de données MIMIC reste discutable. En effet, celle-ci ne permet pas de connaître l'état de santé exact des sujets analysés. Elle ne donne pas non plus l'accès aux conditions d'enregistrement des mesures (ex : la position du sujet, le matériel utilisé, le traitement médicamenteux, etc...). De plus, on est en droit de se demander si il serait pertinent pour le modèle d'estimation d'intégrer des informations complémentaires (e.g. âge, poids, taille, SpO2, etc...) ? Il est certain qu'une base de données fiable et en libre accès permettra de comparer avec pertinence les différentes approches proposées dans la littérature. Pour finir, l'étude sur la sous-base de données MIMIC dite "Variable" utilisée dans ce mémoire pose une nouvelle question : comment expliquer qu'il existe pour certains sujets une bonne relation entre l'onde de pouls et la pression artérielle contrairement à d'autres ?

En second lieu, les travaux développés dans le chapitre 3 du mémoire, relèvent aussi quelques interrogations : Quelle est la quantité de données minimum permettant l'élaboration d'un modèle performant ? De même, un paramétrage régulier du modèle d'estimation est-il nécessaire afin de garder ses performances acceptables ? Ces questions, peu étudiées

dans la littérature scientifique, émergent lors de la mise en pratique d'un dispositif. Elles sont pourtant primordiales afin de délivrer un appareil performant. Enfin, d'un point de vue "objets connectés", plusieurs études sont à notre avis nécessaires pour répondre aux questions suivantes : comment utiliser toutes ces informations à long terme de manière pertinente sans éveiller chez les patients une angoisse chronique ? Quelles sont les performances d'estimation que l'on pourrait atteindre, si l'on considère tous les problèmes liés aux objets connectés (oublis, mauvaises conditions d'enregistrement, etc...), au quotidien ?

GLOSSAIRE

TABLE 3.10 – Glossaire

AVC	Accident vasculaire cérébral
AAMI	Association for the Advancement of Medical Instrumentation
ACP	Analyse en composantes principales
AI	Index d'augmentation (Augmentation index)
CNN	Réseau de neurones convolutifs (Convolutional Neural Networks)
DEL	Diode électroluminescente (Light-emitting diode soit LED)
ECG	Electrocardiogramme
EMA	Agence européenne des médicaments
EMD	Décomposition en modes empiriques (Empirical mode decomposition)
ESC	Société Européenne de Cardiologie
FFT	Transformation de Fourier rapide (Fast Fourier transform)
IdO	Internet des objets (Internet of Things soit IoT)
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IMC	Indice de masse corporelle
IR	Index de réflexion (Reflection index soit RI)
ISO	Organisation internationale de normalisation
MAE	Erreur moyenne absolue (Mean absolute error)
MIMIC	Multiparameter Intelligent Monitoring in Intensive Care
MLR	Modèles linéaire de régression
MSE	Erreur quadratique moyenne (Mean squared error)
NHA	Surface harmonique normalisée (Normalised harmonic area)
NIPALS	Nonlinear iterative partial least squares
PA	Pression artérielle
PAD	Pression artérielle diastolique
PAI	Pression artérielle invasive
PAM	Pression artérielle moyenne
PAS	Pression artérielle systolique
PLS	Régression des moindres carrés partiels (Partial least squares regression)
PPG	Photopléthysmographie
RA	Rigidité artérielle
RC	Un circuit RC est un circuit électrique composé d'une résistance et d'un condensateur montés en série ou en parallèle
RII	Filtre à réponse impulsionnelle infinie (Infinite impulse response filter soit IIR filter)
TFD	Transformation Périodique Discrète
TT	Temps de transit (Pulse transit time soit PTT)
VIP	(Variable importance in projection)

ANNEXES

TABLE 3.11 – Information sur les paramètres temporels rencontrés dans la littérature. (X% = 10, 25, 33, 50, 66, 75)

Noms des paramètres	Articles	Définition
P_a_2Dev (i, A)	[57]	Premier point maximum de la seconde dérivée
P_b_2Dev (i, A)	[57, 97]	Premier point minimum de la seconde dérivée
P_3Min_2Dev (i, A)	[97]	Point minimum trouvé sur la seconde dérivée reporté sur l'onde
Di_Up_Up	[16, 48-50, 104, 112]	Durée cardiaque d'un point systolique au suivant
Di_Start_Up	[48, 49, 108, 112, 113]	Durée entre le début et le point systolique de l'onde
	[7, 16, 50, 102, 104]	
Di_Up_End	[48, 49, 108, 113]	Durée entre le point systolique et la fin de l'onde
	[7, 16, 50, 102]	
Di_End_End	[7, 104, 112]	Durée cardiaque du début à la fin de l'onde
Di_Up_Point	[104, 108]	Durée entre le point systolique et le point diastolique
PW (X%)	[7, 16, 102]	Durée a X% d'amplitude sous l'onde
SW (X%)	[48-50, 57, 108]	Durée a X% d'amplitude sous l'onde durant la montée systolique
DW (X%)	[48-50, 57, 108]	Durée a X% d'amplitude sous l'onde durant la descente diastolique
A_Max_Onde	[112]	Amplitude du point maximum de l'onde
P_Dichrotic_Notch (i, A)	[112]	Encoche dichrotique de l'onde
P_Inflection_Point (i, A)	[108]	Point d'inflexion de l'onde
AI (Augmentation index)	[112]	Ratio entre le point systolique et diastolique
RI (Reflexion index)	[104]	Index de réflexion $RI = 1 - AI$
SI (Stiffness index)	[112]	Index de rigidité $SI = h/Di_Up_Point$
S_MU_Onde	[112]	L'aire sous la courbe du début au P_Max_Point_Slope de l'onde
S_S_Onde	[104, 112]	L'aire sous la courbe couvrant la partie systolique de l'onde
S_DN_Onde	[112]	L'aire sous la courbe du début à l'encoche dichrotique de l'onde
S_P_Onde	[104, 112]	L'aire sous la courbe d'une onde de pouls
S_IP_Onde	[104, 108]	L'aire sous la courbe du début au point d'inflexion de l'onde
S_D_Onde	[108]	L'aire sous la courbe couvrant la partie diastolique de l'onde

TABLE 3.12 – Définition des acronymes utilisés pour les paramètres temporels

Points spécifique standard de l'onde de pouls	
i_Start_Point	Index du point correspondant au minimum entre 2 ondes au début de l'onde de pouls
i_Max_Up-stroke	Index du d'accélération maximum de la montée systolique de l'onde de pouls
i_Max_Onde	Index du point maximum de l'onde de pouls
i_Dichrotic_Notch	Index de l'encoche dichrotique de l'onde de pouls
i_Inflection_Point	Index du point d'inflexion de l'onde de pouls
i_End_Point	Index du point correspond au minimum entre 2 ondes à la fin de la courbe.
A_Start_Point	Amplitude du point correspond au minimum entre 2 ondes au début de l'onde de pouls
A_Max_Point_Slope	Amplitude du d'accélération maximum de la montée systolique de l'onde de pouls
A_Max_Onde	Amplitude du point maximum de l'onde de pouls
A_Dichrotic_Notch	Amplitude de l'encoche dichrotique de l'onde de pouls
A_Inflection_Point	Amplitude du point d'inflexion de l'onde de pouls
A_End_Point	Amplitude du point correspond au minimum entre 2 ondes à la fin de la courbe.
A_1Max_2Dev	Amplitude du premier point maximum trouvé sur la seconde dérivée reporté sur l'onde de pouls
A_1Min_2Dev	Amplitude du premier point minimum trouvé sur la seconde dérivée reporté sur l'onde de pouls
A_3Max_2Dev	Amplitude du troisième point maximum trouvé sur la seconde dérivée reporté sur l'onde de pouls
A_3Min_2Dev	Amplitude du troisième point minimum trouvé sur la seconde dérivée reporté sur l'onde de pouls
Points caractéristiques sur la seconde dérivée	
i_a_2Dev	Index du premier point maximum de la seconde dérivée
i_b_2Dev	Index du premier point minimum de la seconde dérivée
i_c_2Dev	Index du deuxième point maximum de la seconde dérivée
i_d_2Dev	Index du deuxième point minimum de la seconde dérivée
i_e_2Dev	Index du troisième point maximum de la seconde dérivée
i_f_2Dev	Index du troisième point minimum de la seconde dérivée
A_a_2Dev	Amplitude du premier point maximum de la seconde dérivée
A_b_2Dev	Amplitude du premier point minimum de la seconde dérivée
A_c_2Dev	Amplitude du deuxième point maximum de la seconde dérivée
A_d_2Dev	Amplitude du deuxième point minimum de la seconde dérivée
A_e_2Dev	Amplitude du troisième point maximum de la seconde dérivée
A_f_2Dev	Amplitude du troisième point minimum de la seconde dérivée

Longueur de segment par pourcentage d'amplitude
(X = 10, 20, 25, 30, 33, 40, 50, 60, 66, 70, 75, 80, 90)
PW (X%) Longueur du segment a X% d'amplitude sous l'onde de poul
SW (X%) Longueur du segment a X% d'amplitude sous l'onde de poul durant la monté systolique
DW (X%) Longueur du segment a X% d'amplitude sous l'onde de poul durant la descente diastolique
OUW (X%) Longueur du segment a X% d'amplitude entre le début de l'onde et le point Max_Point_Slope
UEW (X%) Longueur du segment a X% d'amplitude entre le point Max_Point_Slope et la fin de l'onde

Paramètres du modèle Gaussien de l'onde de poul

M_L1 Moyenne loi normale n°1
M_L2 Moyenne loi normale n°2
V_L1 Variance loi normale n°1
V_L2 Variance loi normale n°2
P_L1 Prior loi normale n°1
P_L2 Prior loi normale n°2
i_p1 Index pied loi normale n°1
i_p2 Index pied loi normale n°2
i_L1 Index offset loi normale n°1
i_L2 Index offset loi normale n°2
i_p Index pied onde
i_b Index barycentre onde
Di_L1_L2 Différence d'index i_L1 - i_L2
Di_p_b Différence d'index entre le pied de l'onde et son barycentre
A_p1 Amplitude pied loi normale n°1
A_p2 Amplitude pied loi normale n°2
A_L1 Amplitude maximal loi normale n°1
A_L2 Amplitude maximal loi normale n°2
A_b Amplitude barycentre onde
A_p Amplitude pied onde
DA_L1_L2 Différence d'amplitude A_L1 - A_L2

Aires sous la courbe

S_P_Moyen	L'aire d'une onde de pouls
S_S_Model	L'aire couvrant la systole de l'onde modèle
S_S_Moyen	L'aire couvrant la systole de l'onde modèle
S_D_Model	L'aire couvrant la diastole de l'onde moyen
S_D_Moyen	L'aire couvrant la diastole de l'onde moyen
S_MU_Moyen	L'aire du début à l'accélération maximum de la montée systolique de l'onde moyen
S_DN_Moyen	L'aire du début à l'encoche dichrotique de l'onde moyen
S_IP_Moyen	L'aire du début au point d'inflexion de l'onde moyen
S_TS_Model	L'aire du triangle couvrant la systole de l'onde modèle
S_TS_Moyen	L'aire du triangle couvrant la systole de l'onde moyen

Coefficients directeur de la montée systolique

a_Model	Coefficient directement du up-stroke de l'onde modèle
a_Moyen	Coefficient directement du up-stroke de l'onde moyen
r	Coefficient de corrélation entre l'onde réel et un modèle Coefficient de corrélation entre le onde moyen et modèle

Paramètres sur la forme et qualité de l'onde de pouls

P_SQI	Index de perfusion
S_SQI	Index d'asymétrie (Skewness index)
K_SQI	Index d'aplatissement (Kurtosis index)
N_SQI	Rapport signal sur bruit
Z_SQI	Le taux de changement de signe d'un signal (Zero-crossing rate)

Paramètres d'énergie de Kaiser-Teager

KTE_M	Moyenne du Kaiser-Teager energy du signal
KTE_V	Variance du Kaiser-Teager energy du signal
KTE_S	Taux d'asymétrie du Kaiser-Teager energy du signal
KTE_IQR	Inter-quartile du Kaiser-Teager energy du signal

Paramètres de fréquence cardiaque

Di_M	Moyenne de l'écart entre sommet systolique
Di_STD	Ecart type de l'écart entre sommet systolique
Di_NbrOdP	Nombre de sommet systolique pris en compte

Diff temps entre les points spécifique standard de l'onde de pouls	
Di_Start_Up	Durée entre le début de l'onde et le sommet systolique
Di_Up_Notch	Durée entre le sommet systolique et l'encoche dichroctic
Di_Notch_Point	Durée entre l'encoche dichrotic et le sommet diastolique
Di_Point_End	Durée entre le sommet diastolique et la fin de l'onde
Di_Up_End	Durée entre le sommet systolique et la fin de l'onde
Di_Up_Point	Durée entre le sommet systolique et le sommet diastolique

TABLE 3.13 – Information sur les données MIMIC sélectionnées pour composer la base de données MIMIC Variable.

Fichier ID	N° de section	Index début	de Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3500015_0002	1	4731	5723	992	0h16m32s
3500015_0002	2	7093	7824	731	0h12m11s
3500015_0002	3	11100	12104	1004	0h16m44s
3500228_0017	1	724	1968	1244	0h20m44s
3500228_0017	2	15589	16344	755	0h12m35s
3500228_0024	1	1254	1878	624	0h10m24s
3500228_0024	2	2441	3261	820	0h13m40s
3500228_0027	1	873	2096	1223	0h20m23s
3500228_0030	2	9324	10489	1165	0h19m25s
3500635_0020	1	10250	10963	713	0h11m53s
3500635_0020	2	12266	13467	1201	0h20m1s
3500635_0020	3	15605	16358	753	0h12m33s
3500635_0023	1	215	520	305	0h5m5s
3500635_0023	2	2446	2624	178	0h2m58s
3501007_0017	1	3062	3402	340	0h5m40s
3501007_0035	1	2922	3087	165	0h2m45s
3501007_0047	1	10	364	354	0h5m54s
3501007_0053	1	202	366	164	0h2m44s
3501007_0053	2	1608	1952	344	0h5m44s
3501007_0053	3	3210	3480	270	0h4m30s
3501007_0056	1	903	1427	524	0h8m44s
3501007_0056	2	3353	3672	319	0h5m19s
3501007_0059	1	961	1463	502	0h8m22s
3501007_0074	1	154	906	752	0h12m32s
3501007_0089	1	2792	3087	295	0h4m55s
3501007_0089	3	4259	4524	265	0h4m25s
3501224_0010	1	909	1573	664	0h11m4s
3501358_0004	1	12073	14850	2777	0h46m17s
3501358_0004	2	20008	22332	2324	0h38m44s
3501358_0005	1	348	1601	1253	0h20m53s
3501358_0036	1	3344	3603	259	0h4m19s
3501358_0042	1	3621	3933	312	0h5m12s
3501358_0042	2	2008	3151	1143	0h19m3s
3501358_0051	1	498	941	443	0h7m23s
3501358_0051	2	5221	5651	430	0h7m10s
3501358_0052	1	1747	2169	422	0h7m2s

Fichier ID	N° de section	Index début	Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3501358_0057	1	13467	14750	1283	0h21m23s
3501358_0057	2	18597	20022	1425	0h23m45s
3501358_0057	3	28060	28601	541	0h9m1s
3501358_0058	2	3192	4010	818	0h13m38s
3501358_0062	1	1706	2491	785	0h13m5s
3501360_0010	1	4988	5193	205	0h3m25s
3501369_0019	1	22885	24277	1392	0h23m12s
3501369_0031	1	12811	13410	599	0h9m59s
3501369_0032	1	12098	12476	378	0h6m18s
3501441_0009	1	4882	5099	217	0h3m37s
3501441_0009	2	6125	6370	245	0h4m5s
3501441_0014	1	4180	5722	1542	0h25m42s
3501441_0017	1	2877	3958	1081	0h18m1s
3501441_0017	2	5832	7382	1550	0h25m50s
3501441_0027	1	2575	3166	591	0h9m51s
3501441_0027	2	9741	10535	794	0h13m14s
3501441_0027	3	10576	11044	468	0h7m48s
3501441_0027	4	11105	11675	570	0h9m30s
3501441_0040	2	11942	12239	297	0h4m57s
3501441_0045	1	1454	2113	659	0h10m59s
3501441_0047	1	51	271	220	0h3m40s
3501441_0047	2	7175	7688	513	0h8m33s
3501611_0009	1	5610	6850	1240	0h20m40s
3501611_0009	2	15711	16626	915	0h15m15s
3501611_0021	2	856	1209	353	0h5m53s
3501611_0031	2	17265	18406	1141	0h19m1s
3501611_0051	1	464	607	143	0h2m23s
3501611_0068	1	18689	19406	717	0h11m57s
3501611_0099	1	14265	14778	513	0h8m33s
3501611_0117	2	3768	4099	331	0h5m31s
3501611_0117	3	8590	8875	285	0h4m45s
3501611_0120	1	11556	12119	563	0h9m23s
3501611_0168	1	2604	2685	81	0h1m21s
3501611_0180	1	2285	2470	185	0h3m5s
3501611_0186	1	1054	1165	111	0h1m51s
3501611_0189	1	4329	4728	399	0h6m39s
3501611_0198	1	5604	5721	117	0h1m57s
3501611_0218	1	8565	9015	450	0h7m30s

Fichier ID	N° de section	Index début	de Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3501611_0218	2	9103	9347	244	0h4m4s
3501611_0218	3	9435	9777	342	0h5m42s
3501611_0225	1	391	607	216	0h3m36s
3501613_0006	1	698	1116	418	0h6m58s
3501613_0006	2	1560	1794	234	0h3m54s
3501613_0006	3	2095	2356	261	0h4m21s
3501613_0006	4	3543	4000	457	0h7m37s
3501613_0006	5	5657	6179	522	0h8m42s
3501613_0006	6	6741	7145	404	0h6m44s
3501613_0013	1	1756	2418	662	0h11m2s
3501613_0013	2	3971	4165	194	0h3m14s
3501613_0013	3	5513	5941	428	0h7m8s
3501613_0017	1	377	553	176	0h2m56s
3501613_0017	2	1002	1465	463	0h7m43s
3501613_0017	3	2000	2418	418	0h6m58s
3501613_0017	4	3579	4545	966	0h16m6s
3501613_0017	5	4995	5700	705	0h11m45s
3501613_0019	1	679	1022	343	0h5m43s
3501613_0019	2	1389	1805	416	0h6m56s
3501613_0019	4	11091	11605	514	0h8m34s
3501613_0025	1	3903	4106	203	0h3m23s
3503404_0029	1	208	364	156	0h2m36s
3503404_0029	2	1483	1625	142	0h2m22s
3503404_0029	3	2983	3081	98	0h1m38s
3503404_0029	4	4121	4200	79	0h1m19s
3503404_0029	5	5260	5343	83	0h1m23s
3503404_0037	1	1588	2219	631	0h10m31s
3503578_0012	1	4458	5438	980	0h16m20s
3503578_0012	2	6744	8099	1355	0h22m35s
3503578_0012	3	10554	11208	654	0h10m54s
3503578_0013	1	1865	2329	464	0h7m44s
3503578_0013	2	7409	8377	968	0h16m8s
3503636_0009	1	9762	10633	871	0h14m31s
3503636_0025	1	346	578	232	0h3m52s
3503636_0025	2	3065	3346	281	0h4m41s
3503636_0025	3	3670	3912	242	0h4m2s
3503636_0041	1	690	771	81	0h1m21s
3503636_0045	1	2339	2917	578	0h9m38s

Fichier ID	N° de section	Index de début	Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3503636_0047	1	10091	10784	693	0h11m33s
3503636_0051	2	11334	12587	1253	0h20m53s
3503654_0003	1	181	425	244	0h4m4s
3503654_0003	2	542	1041	499	0h8m19s
3503654_0003	3	2194	2458	264	0h4m24s
3503654_0005	1	4817	5056	239	0h3m59s
3503654_0007	1	19756	20570	814	0h13m34s
3503654_0010	1	1050	1265	215	0h3m35s
3503654_0010	2	6796	7148	352	0h5m52s
3503726_0018	1	13632	14381	749	0h12m29s
3503726_0021	1	20778	21120	342	0h5m42s
3503726_0021	2	23099	23807	708	0h11m48s
3503726_0023	1	7277	7420	143	0h2m23s
3503726_0023	2	7655	7759	104	0h1m44s
3503726_0025	1	4196	4320	124	0h2m4s
3503726_0036	1	2423	2685	262	0h4m22s
3503726_0044	1	2950	3500	550	0h9m10s
3503726_0044	2	8496	8960	464	0h7m44s
3503726_0044	3	9302	9815	513	0h8m33s
3503726_0047	1	2824	3176	352	0h5m52s
3503726_0052	1	368	460	92	0h1m32s
3503726_0052	2	456	559	103	0h1m43s
3503726_0052	3	552	647	95	0h1m35s
3503726_0052	4	724	815	91	0h1m31s
3503726_0052	5	815	925	110	0h1m50s
3503726_0052	6	925	1028	103	0h1m43s
3503726_0052	7	1017	1105	88	0h1m28s
3503726_0052	8	1174	1255	81	0h1m21s
3503726_0058	1	56	149	93	0h1m33s
3503726_0058	2	149	300	151	0h2m31s
3503726_0058	3	300	388	88	0h1m28s
3503726_0058	4	384	555	171	0h2m51s
3503726_0058	5	550	726	176	0h2m56s
3503726_0058	6	799	892	93	0h1m33s
3503726_0058	7	897	994	97	0h1m37s
3503726_0058	8	999	1107	108	0h1m48s
3503726_0058	9	1102	1185	83	0h1m23s
3503726_0058	10	1175	1283	108	0h1m48s

Fichier ID	N° de section	Index début	Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3503726_0058	11	1278	1454	176	0h2m56s
3503726_0061	1	522	614	92	0h1m32s
3503726_0096	1	2602	3188	586	0h9m46s
3503726_0096	2	9139	9799	660	0h11m0s
3503726_0099	1	8362	8729	367	0h6m7s
3503726_0106	1	2847	3478	631	0h10m31s
3503726_0109	1	4217	4520	303	0h5m3s
3503726_0109	2	7637	8213	576	0h9m36s
3503726_0113	1	5680	6950	1270	0h21m10s
3503726_0113	2	15403	16307	904	0h15m4s
3503726_0113	3	22928	23489	561	0h9m21s
3503726_0116	1	6145	6812	667	0h11m7s
3503726_0117	1	6581	6884	303	0h5m3s
3503726_0123	1	13101	14098	997	0h16m37s
3503872_0012	1	3095	4190	1095	0h18m15s
3503872_0012	2	5763	6208	445	0h7m25s
3503872_0018	2	6138	9289	3151	0h52m31s
3503872_0018	3	9473	9949	476	0h7m56s
3503872_0018	5	28931	29847	916	0h15m16s
3503872_0018	6	34868	37286	2418	0h40m18s
3503872_0023	1	5800	7567	1767	0h29m27s
3503872_0023	3	33361	34501	1140	0h19m0s
3504096_0006	1	14599	15081	482	0h8m2s
3504096_0006	2	15094	15629	535	0h8m55s
3504426_0101	1	1432	1822	390	0h6m30s
3504426_0101	2	3464	3718	254	0h4m14s
3504426_0101	3	3796	4041	245	0h4m5s
3504426_0101	4	8946	9181	235	0h3m55s
3504504_0003	1	2290	3573	1283	0h21m23s
3504504_0003	2	8630	9363	733	0h12m13s
3504504_0003	3	40694	42490	1796	0h29m56s
3504860_0004	1	3078	3925	847	0h14m7s
3504860_0004	2	7410	8681	1271	0h21m11s
3504860_0008	1	3933	4324	391	0h6m31s
3504860_0008	2	13021	13738	717	0h11m57s
3504860_0008	3	16458	16979	521	0h8m41s
3504903_0004	1	3530	4043	513	0h8m33s
3504903_0004	2	4165	4678	513	0h8m33s

Fichier ID	N° de section	Index de début	Index de fin	Nombre de secondes	Durée
3504903_0004	3	10297	10566	269	0h4m29s
3504903_0004	4	17382	17748	366	0h6m6s
3504903_0021	1	216	301	85	0h1m25s
3504903_0021	2	439	509	70	0h1m10s
3504903_0021	3	532	608	76	0h1m16s
3504903_0021	4	617	701	84	0h1m24s
3504903_0021	5	713	797	84	0h1m24s
3504903_0021	6	792	876	84	0h1m24s
3504903_0021	7	1749	1819	70	0h1m10s
3504903_0021	9	2011	2101	90	0h1m30s
3504903_0021	10	2621	2728	107	0h1m47s

TABLE 3.14 – Résultats de l'étude de la base de données MIMIC Variable quant à la présence des variations de la pression artérielle dans les valeurs prédites par le modèle PLS.

Sujet ID	Nombre de signaux	Nombre d'ondes	Variation de PA
3500015	3	3020	Présente
3500228	7	3441	Présente
3500635	6	4924	Non présente
3501007	15	4786	Non présente
3501224	2	5754	Présente
3501358	16	20634	Présente
3501360	2	657	Présente
3501369	3	601	Non présente
3501441	13	7772	Non présente
3501611	35	6147	Non présente
3501613	19	5884	Présente
3502579	3	905	Non présente
3502786	10	1530	Non présente
3503404	11	2819	Non présente
3503578	5	3804	Présente
3503636	10	2749	Non présente
3503654	7	1632	Non présente
3503726	46	12746	Présente
3503872	13	11873	Présente
3504096	2	671	Présente
3504426	4	992	Présente
3504504	4	3657	Non présente
3504860	6	3427	Non présente
3504903	14	2345	Non présente

TABLE 3.15 – Les 25 caractéristiques temporelles retenues sur le modèle PLS pour les sujet 1 et 2.

Rank	Sujet N°1	Sujet N°2
1	i_Dichrotic_Notch	A_b
2	S_IP_Moyen	i_p1
3	S_DN_Moyen	A_e_2Dev
4	i_Inflection_Point	A_d_2Dev
5	S_P_Moyen	A_c_2Dev
6	S_TS_Moyen	S_TS_Model
7	S_S_Moyen	A_b_2Dev
8	S_P_Moyen	S_S_Model
9	A_L1	V_L1
10	S_MU_Moyen	i_f_2Dev
11	A_3Min_2Dev	N_SQI
12	A_Max_Onde	i_b
13	A_Max_Point_Slope	SW (66%)
14	S_D_Moyen	SW (30%)
15	A_b_2Dev	SW (70%)
16	A_Start_Point	A_a_2Dev
17	A_a_2Dev	Di_M
18	A_3Max_2Dev	SW (25%)
19	i_3Min_2Dev	SW (40%)
20	a_Moyen	SW (60%)
21	dA_L1_L2	PW (80%)
22	P_L2	OUW (90%)
23	P_L1	i_max_val
24	A_Dicrhotic_Notch	PW (90%)
25	DW (90%)	SW (33%)

TABLE 3.16 – Les 25 caractéristiques temporelles retenues sur le modèle PLS pour les sujet 3 et 4.

Rank	Sujet N°3	Sujet N°4
1	KTE_S	K_SQI
2	A_c_2Dev	P_SQI
3	Di _M	Di _M
4	i_p	KTE_IQR
5	i_p1	KTE_S
6	KTE_IQR	OUW (10%)
7	A_Inflection_Point	S_SQI
8	i_d_2Dev	KTE_M
9	KTE_M	OUW (20%)
10	A_d_2Dev	UEW (80%)
11	A_a_2Dev	UEW (66%)
12	i_e_2Dev	UEW (75%)
13	A_b_2Dev	A_c_2Dev
14	KTE_V	UEW (40%)
15	A_p1	UEW (33%)
16	Di_p_b	UEW (50%)
17	A_Start_Point	UEW (90%)
18	A_a_2Dev	UEW (20%)
19	A_3Max_2Dev	UEW (60%)
20	i_3Min_2Dev	UEW (70%)
21	a_Model	UEW (30%)
22	V_L2	UEW (10%)
23	S_D_Moyen	UEW (25%)
24	S_MU_Moyen	i_End_Point
25	S_P_Moyen	A_a_2Dev

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Noppamas AKARACHANTACHOTE, Seree CHADCHAM et Kidakan SAITHANU, « Cutoff threshold of variable importance in projection for variable selection », in : *International Journal of Pure and Applied Mathematics* 94.3 (2014), p. 307-322.
- [2] John Nicholas AMOORE, « Oscillometric sphygmomanometers : a critical appraisal of current technology », in : *Blood pressure monitoring* 17.2 (2012), p. 80-88.
- [3] IEEE Standard ASSOCIATION et al., « IEEE standard for wearable cuffless blood pressure measuring devices », in : *IEEE Std* (2014), p. 1708-2014.
- [4] Ahmadreza ATTARPOUR et al., « Cuff-less continuous measurement of blood pressure using wrist and fingertip photo-plethysmograms : evaluation and feature analysis », in : *Biomedical Signal Processing and Control* 49 (2019), p. 212-220.
- [5] Sanghyun BAEK, Jiyong JANG et Sungroh YOON, « End-to-End Blood Pressure Prediction via Fully Convolutional Networks », in : *IEEE Access* 7 (2019), p. 185458-185468.
- [6] E BALESTRIERI, P DAPONTE et S RAPUANO, « Automated non-invasive measurement of blood pressure : Standardization of calibration procedures », in : *2008 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*, IEEE, 2008, p. 124-128.
- [7] Rohan BANERJEE et al., « Noise cleaning and Gaussian modeling of smart phone photoplethysmogram to improve blood pressure estimation », in : *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2015, p. 967-971.
- [8] Christopher M BISHOP, *Pattern recognition and machine learning*, springer, 2006.
- [9] Luiz A BORTOLOTTO et al., « Assessment of vascular aging and atherosclerosis in hypertensive subjects : second derivative of photoplethysmogram versus pulse wave velocity », in : *American journal of hypertension* 13.2 (2000), p. 165-171.

-
- [10] Vincent J CANZANELLO, Patricia L JENSEN et Gary L SCHWARTZ, « Are aneroid sphygmomanometers accurate in hospital and clinic settings? », in : *Archives of Internal Medicine* 161.5 (2001), p. 729-731.
- [11] Anand CHANDRASEKHAR et al., « PPG sensor contact pressure should be taken into account for cuff-less blood pressure measurement », in : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 67.11 (2020), p. 3134-3140.
- [12] Yang CHEN et al., « Novel blood pressure estimation method using single photoplethysmography feature », in : *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2017, p. 1712-1715.
- [13] Zhihao CHEN et al., *Method and system for optical blood pressure monitoring*, US Patent 10,251,568, avr. 2019.
- [14] Zhihao CHEN et al., « Noninvasive monitoring of blood pressure using optical Ballistocardiography and Photoplethysmograph approaches », in : *2013 35th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC)*, IEEE, 2013, p. 2425-2428.
- [15] Younhee CHOI, Qiao ZHANG et Seokbum KO, « Noninvasive cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and Hilbert–Huang transform », in : *Computers & Electrical Engineering* 39.1 (2013), p. 103-111.
- [16] Anirban Dutta CHOUDHURY et al., « Estimating blood pressure using Windkessel model on photoplethysmogram », in : *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, 2014, p. 4567-4570.
- [17] Elena CHUNG et al., « Non-invasive continuous blood pressure monitoring : a review of current applications », in : *Frontiers of medicine* 7.1 (2013), p. 91-101.
- [18] WJ CONOVER, « Some tests based on the binomial distribution », in : *Practical nonparametric statistics, 3rd ed. John Wiley and Sons, Inc., New York, NY* (1999), p. 123-178.
- [19] Ashutosh DASH et al., « Estimation of Arterial Blood Pressure Waveform from Photoplethysmogram Signal using Linear Transfer Function Approach », in : *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2020, p. 2691-2694.

-
- [20] Thierry DENOLLE et al., « Recommandations sur la mesure de la pression artérielle. Consensus d'experts de la Société française d'hypertension artérielle, filiale de la Société française de cardiologie », in : *La Presse Médicale* 48.11 (2019), p. 1319-1328.
- [21] S EHRMANN, K LAKHAL et T BOULAIN, « Pression artérielle non invasive : principes et indications aux urgences et en réanimation », in : *Réanimation* 18.3 (2009), p. 267-273.
- [22] Mohamed ELGENDI, « On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals », in : *Current cardiology reviews* 8.1 (2012), p. 14-25.
- [23] Stefania FAVILLA et al., « Assessing feature relevance in NPLS models by VIP », in : *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 129 (2013), p. 76-86.
- [24] Jong Yong Abdiel FOO, Chu Sing LIM et Ping WANG, « Evaluation of blood pressure changes using vascular transit time », in : *Physiological measurement* 27.8 (2006), p. 685.
- [25] Jürgen FORTIN et al., « A novel art of continuous noninvasive blood pressure measurement », in : *Nature communications* 12.1 (2021), p. 1-14.
- [26] Yoav FREUND et Robert E SCHAPIRE, « A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting », in : *Journal of computer and system sciences* 55.1 (1997), p. 119-139.
- [27] Daisuke FUJITA, Arata SUZUKI et Kazuteru RYU, « PPG-based systolic blood pressure estimation method using PLS and level-crossing feature », in : *Applied Sciences* 9.2 (2019), p. 304.
- [28] Hayato FUKUSHIMA et al., « Estimating heart rate using wrist-type photoplethysmography and acceleration sensor while running », in : *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE*, 2012, p. 2901-2904.
- [29] LA GEDDES et al., « Pulse transit time as an indicator of arterial blood pressure », in : *psychophysiology* 18.1 (1981), p. 71-74.
- [30] Ary L GOLDBERGER et al., « PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet : components of a new research resource for complex physiologic signals », in : *Circulation* 101.23 (2000), e215-e220.

-
- [31] Frank E GRUBBS et al., « Sample criteria for testing outlying observations », in : *Annals of mathematical statistics* 21.1 (1950), p. 27-58.
- [32] Ben GUPTA, « Invasive blood pressure monitoring », in : *Update in Anaesthesia* 28 (2012), p. 37-42.
- [33] Hyonyoung HAN et Jung KIM, « Artifacts in wearable photoplethysmographs during daily life motions and their reduction with least mean square based active noise cancellation method », in : *Computers in biology and medicine* 42.4 (2012), p. 387-393.
- [34] Atefe HASSANI et Amir Hossein FORUZAN, « Improved PPG-based estimation of the blood pressure using latent space features », in : *Signal, Image and Video Processing* 13.6 (2019), p. 1141-1147.
- [35] Xiaochuan HE, Rafik A GOUBRAN et Xiaoping P LIU, « Using Eulerian video magnification framework to measure pulse transit time », in : *2014 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, IEEE, 2014, p. 1-4.
- [36] Alrick B HERTZMAN et Laurence W ROTH, « The vasomotor components in the vascular reactions in the finger to cold », in : *American Journal of Physiology-Legacy Content* 136.4 (1942), p. 669-679.
- [37] Folke HEYMAN et Nils-Erik AHLBERG, « Effect of rapid distension of large arteries and veins on the vascular tone of the fingers », in : *Acta Medica Scandinavica* 183.1-6 (1968), p. 337-340.
- [38] Kozo HIRATA, Masanobu KAWAKAMI et Michael F O'ROURKE, « Pulse wave analysis and pulse wave velocity », in : *Circulation journal* 70.10 (2006), p. 1231-1239.
- [39] Myles HOLLANDER, Douglas A WOLFE et Eric CHICKEN, *Nonparametric statistical methods*, t. 751, John Wiley & Sons, 2013.
- [40] H HSIU, CL HSU et TL WU, « Effects of different contacting pressure on the transfer function between finger photoplethysmographic and radial blood pressure waveforms », in : *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine* 225.6 (2011), p. 575-583.
- [41] Md Manirul ISLAM et al., « Development of a noninvasive continuous blood pressure measurement and monitoring system », in : *2012 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV)*, IEEE, 2012, p. 1085-1090.

-
- [42] Dae-Geun JANG, Seung-Hun PARK et Minsoo HAHN, « Framework for automatic delineation of second derivative of photoplethysmogram : A knowledge-based approach », in : *Methods* 6 (2014), p. 8.
- [43] Noor A JATOI et al., « Assessment of arterial stiffness in hypertension : comparison of oscillometric (Arteriograph), piezoelectronic (Complior) and tonometric (SphygmoCor) techniques », in : *Journal of hypertension* 27.11 (2009), p. 2186-2191.
- [44] Mohamad KACHUEE et al., « Cuff-less high-accuracy calibration-free blood pressure estimation using pulse transit time », in : *2015 IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS)*, IEEE, 2015, p. 1006-1009.
- [45] Harleen KAUR, « Methods for Continuous Non-invasive Measurement of Blood Pressure : Pulse Transit Time a Review », in : *Asian Journal of Pharmaceutics (AJP) : Free full text articles from Asian J Pharm* 12.03 (2018).
- [46] Bridget B KELLY, Valentin FUSTER et al., *Promoting cardiovascular health in the developing world : a critical challenge to achieve global health*, National Academies Press, 2010.
- [47] Sang-Hyun KIM et al., « Accuracy and Precision of Continuous Noninvasive Arterial Pressure Monitoring Compared with Invasive Arterial Pressure A Systematic Review and Meta-analysis », in : *The Journal of the American Society of Anesthesiologists* 120.5 (2014), p. 1080-1097.
- [48] Yuriy KURYLYAK, Francesco LAMONACA et Domenico GRIMALDI, « A Neural Network-based method for continuous blood pressure estimation from a PPG signal », in : *2013 IEEE International instrumentation and measurement technology conference (I2MTC)*, IEEE, 2013, p. 280-283.
- [49] Yuriy KURYLYAK et al., « Photoplethysmogram-based blood pressure evaluation using Kalman filtering and neural networks », in : *2013 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, IEEE, 2013, p. 170-174.
- [50] Francesco LAMONACA et al., « Application of the Artificial Neural Network for blood pressure evaluation with smartphones », in : *2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*, t. 1, IEEE, 2013, p. 408-412.

-
- [51] James D LANE et al., « Pulse transit time and blood pressure : an intensive analysis », in : *Psychophysiology* 20.1 (1983), p. 45-49.
- [52] Han-Wook LEE et al., « The periodic moving average filter for removing motion artifacts from PPG signals », in : *International Journal of Control, Automation, and Systems* 5.6 (2007), p. 701-706.
- [53] Yanjun LI et al., « Characters available in photoplethysmogram for blood pressure estimation : beyond the pulse transit time », in : *Australasian physical & engineering sciences in medicine* 37.2 (2014), p. 367-376.
- [54] Yongbo LIANG et al., « A new, short-recorded photoplethysmogram dataset for blood pressure monitoring in China », in : *Scientific data* 5.1 (2018), p. 1-7.
- [55] Yongbo LIANG et al., « Photoplethysmography and deep learning : enhancing hypertension risk stratification », in : *Biosensors* 8.4 (2018), p. 101.
- [56] David LIU, Matthias GÖRGES et Simon A JENKINS, « University of Queensland vital signs dataset : Development of an accessible repository of anesthesia patient monitoring data for research », in : *Anesthesia & Analgesia* 114.3 (2012), p. 584-589.
- [57] Mengyang LIU, Lai-Man PO et Hong FU, « Cuffless blood pressure estimation based on photoplethysmography signal and its second derivative », in : *International Journal of Computer Theory and Engineering* 9.3 (2017), p. 202.
- [58] Enric MONTE-MORENO, « Non-invasive estimate of blood glucose and blood pressure from a photoplethysmograph by means of machine learning techniques », in : *Artificial intelligence in medicine* 53.2 (2011), p. 127-138.
- [59] Douglas C MONTGOMERY et al., « The hierarchy principle in designed industrial experiments », in : *Quality and reliability engineering international* 21.2 (2005), p. 197-201.
- [60] Donald F MORRISON, Lauriston C MARSHALL et Harry L SAHLIN, « Multivariate statistical methods », in : (1976).
- [61] Franck MOUNEY et al., « A New Blood Pressure Estimation Approach Using PPG Sensors : Subject Specific Evaluation over a Long-term Period », in : *International Summit Smart City 360°*, Springer, 2020, p. 45-63.

-
- [62] Franck MOUNEY et al., « Towards a smartwatch for cuff-less blood pressure measurement using PPG signal and physiological features. », in : *International Conference on IoT Technologies for HealthCare* (2019).
- [63] Seyedeh Somayyeh MOUSAVI et al., « Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using A whole-based method », in : *Biomedical Signal Processing and Control* 47 (2019), p. 196-206.
- [64] Ramakrishna MUKKAMALA et al., « Toward ubiquitous blood pressure monitoring via pulse transit time : theory and practice », in : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 62.8 (2015), p. 1879-1901.
- [65] Dean NACHMAN et al., « Comparing blood pressure measurements between a photoplethysmography-based and a standard cuff-based manometry device », in : *Scientific reports* 10.1 (2020), p. 1-9.
- [66] Meir NITZAN, B KHANOKH et Y SLOVIK, « The difference in pulse transit time to the toe and finger measured by photoplethysmography », in : *Physiological measurement* 23.1 (2001), p. 85.
- [67] Meir NITZAN, Itzhak SLOTKI et Linda SHAVIT, « More accurate systolic blood pressure measurement is required for improved hypertension management : a perspective », in : *Medical devices (Auckland, NZ)* 10 (2017), p. 157.
- [68] Ross NYE, Zhe ZHANG et Qiang FANG, « Continuous non-invasive blood pressure monitoring using photoplethysmography : A review », in : *2015 International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (ISBB)*, IEEE, 2015, p. 176-179.
- [69] Eoin O'BRIEN et al., « Blood pressure measuring devices : recommendations of the European Society of Hypertension », in : *Bmj* 322.7285 (2001), p. 531-536.
- [70] Eoin O'BRIEN et al., « European Society of Hypertension International Protocol revision 2010 for the validation of blood pressure measuring devices in adults », in : *Blood pressure monitoring* 15.1 (2010), p. 23-38.
- [71] Hasan OBEID et al., « Numerical assessment and comparison of pulse wave velocity methods aiming at measuring aortic stiffness », in : *Physiological measurement* 38.11 (2017), p. 1953.
- [72] Gbenga OGEDEGBE et Thomas PICKERING, « Principles and techniques of blood pressure measurement », in : *Cardiology clinics* 28.4 (2010), p. 571-586.

-
- [73] World Health ORGANIZATION, *Cardiovascular disease : World Hypertension Day 2019*, 2019, URL : https://www.who.int/cardiovascular_diseases/world-hypertension-day-2019/en/ (visité le 07/12/2020).
- [74] Arpan PAL et al., « A robust heart rate detection using smart-phone video », in : *Proceedings of the 3rd ACM MobiHoc workshop on Pervasive wireless healthcare*, ACM, 2013, p. 43-48.
- [75] Jong-Uk PARK et al., « Estimation of Arterial Blood Pressure Based on Artificial Intelligence Using Single Earlobe Photoplethysmography during Cardiopulmonary Resuscitation », in : *Journal of medical systems* 44.1 (2020), p. 1-4.
- [76] RA PAYNE et al., « Pulse transit time measured from the ECG : an unreliable marker of beat-to-beat blood pressure », in : *Journal of Applied Physiology* 100.1 (2006), p. 136-141.
- [77] D PERLOFF, M SOKOLOW et R COWAN, « The prognostic value of ambulatory blood pressure monitoring in treated hypertensive patients. », in : *Journal of hypertension. Supplement : official journal of the International Society of Hypertension* 9.1 (1991), S33-9.
- [78] Dorte PERLOFF, Maurice SOKOLOW et Ronald COWAN, « The prognostic value of ambulatory blood pressures », in : *Jama* 249.20 (1983), p. 2792-2798.
- [79] Lukáš PETER, Norbert NOURY et M CERNY, « A review of methods for non-invasive and continuous blood pressure monitoring : Pulse transit time method is promising? », in : *Irbm* 35.5 (2014), p. 271-282.
- [80] Dean S PICONE et al., « Accuracy of cuff-measured blood pressure : systematic reviews and meta-analyses », in : *Journal of the American College of Cardiology* 70.5 (2017), p. 572-586.
- [81] A-G PIELMUŞ et al., « Spectral Parametrization of PPG, IPG and pAT Pulse Waves for Continuous Noninvasive Blood Pressure Estimation », in : *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2019, p. 4673-4676.
- [82] Martin PROENÇA et al., « PPG-based blood pressure monitoring by pulse wave analysis : calibration parameters are stable for three months », in : *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2019, p. 5560-5563.

-
- [83] JD PRUETT, JD BOURLAND et LA GEDDES, « Measurement of pulse-wave velocity using a beat-sampling technique », in : *Annals of biomedical engineering* 16.4 (1988), p. 341-347.
- [84] JP ROYSTON, « Some techniques for assessing multivariate normality based on the Shapiro-Wilk W », in : *Journal of the Royal Statistical Society : Series C (Applied Statistics)* 32.2 (1983), p. 121-133.
- [85] Robert E SCHAPIRE, « Explaining adaboost », in : *Empirical inference*, Springer, 2013, p. 37-52.
- [86] Bhaskar SHAHBABU et al., « Which is more accurate in measuring the blood pressure? A digital or an aneroid sphygmomanometer », in : *Journal of clinical and diagnostic research : JCDR* 10.3 (2016), p. LC11.
- [87] Shota SHIMAZAKI et al., « Cuffless Blood Pressure Estimation from only the Waveform of Photoplethysmography using CNN », in : *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, 2019, p. 5042-5045.
- [88] Balwinder SINGH, Preeti SINGH et Sumit BUDHIRAJA, « Various approaches to minimise noises in ECG signal : A survey », in : *2015 Fifth International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies*, IEEE, 2015, p. 131-137.
- [89] Brij N SINGH et Arvind K TIWARI, « Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising », in : *Digital signal processing* 16.3 (2006), p. 275-287.
- [90] Gašper SLAPNIČAR, Nejc MLAKAR et Mitja LUŠTREK, « Blood pressure estimation from photoplethysmogram using a spectro-temporal deep neural network », in : *Sensors* 19.15 (2019), p. 3420.
- [91] Robin P SMITH et al., « Pulse transit time : an appraisal of potential clinical applications », in : *Thorax* 54.5 (1999), p. 452-457.
- [92] Kasper SOERENSEN et al., « Challenges in using seismocardiography for blood pressure monitoring », in : *2017 Computing in Cardiology (CinC)*, IEEE, 2017, p. 1-4.
- [93] Josep SOLÀ et al., « Continuous non-invasive monitoring of blood pressure in the operating room : a cuffless optical technology at the fingertip », in : *Current Directions in Biomedical Engineering* 2.1 (2016), p. 267-271.

-
- [94] George S STERGIOU et al., « A universal standard for the validation of blood pressure measuring devices : Association for the Advancement of Medical Instrumentation/European Society of Hypertension/International Organization for Standardization (AAMI/ESH/ISO) Collaboration Statement », in : *Hypertension* 71.3 (2018), p. 368-374.
- [95] George S STERGIOU et al., « Validation protocols for blood pressure measuring devices in the 21st century », in : *The Journal of Clinical Hypertension* 20.7 (2018), p. 1096-1099.
- [96] Xiaoxiao SUN et al., « Using CNN and HHT to Predict Blood Pressure Level Based on Photoplethysmography and Its Derivatives », in : *Biosensors* 11.4 (2021), p. 120.
- [97] Satomi SUZUKI et Koji OGURI, « Cuffless and non-invasive systolic blood pressure estimation for aged class by using a photoplethysmograph », in : *2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE, 2008*, p. 1327-1330.
- [98] Satomi SUZUKI et Koji OGURI, « Cuffless blood pressure estimation by error-correcting output coding method based on an aggregation of adaboost with a photoplethysmograph sensor », in : *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE, 2009*, p. 6765-6768.
- [99] Kenji TAKAZAWA et al., « Assessment of vasoactive agents and vascular aging by the second derivative of photoplethysmogram waveform », in : *Hypertension* 32.2 (1998), p. 365-370.
- [100] Md Sayed TANVEER et Md Kamrul HASAN, « Cuffless blood pressure estimation from electrocardiogram and photoplethysmogram using waveform based ANN-LSTM network », in : *Biomedical Signal Processing and Control* 51 (2019), p. 382-392.
- [101] XF TENG, CCY POON et YT ZHANG, « Recoverability trend of blood pressure and pulse transit time after treadmill exercise », in : *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, IEEE, 2006*, p. 3510-3513.
- [102] XF TENG et YT ZHANG, « Continuous and noninvasive estimation of arterial blood pressure using a photoplethysmographic approach », in : *Proceedings of the*

-
- 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No. 03CH37439)*, t. 4, IEEE, 2003, p. 3153-3156.
- [103] Bernard VALEUR, *La couleur du sang dans tous ses états. 1. Le sang humain est-il toujours rouge ?*, URL : <https://scilogs.fr/questions-de-couleurs/la-couleur-du-sang-dans-tous-ses-etats-1-le-sang-humain-est-il-toujours-rouge/>, (accessed : 10.06.2021).
- [104] Aishwarya VISVANATHAN, Aniruddha SINHA et Arpan PAL, « Estimation of blood pressure levels from reflective Photoplethysmograph using smart phones », in : *13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering*, IEEE, 2013, p. 1-5.
- [105] Ron WEHRENS et B-H MEVIK, « The pls package : principal component and partial least squares regression in R », in : (2007).
- [106] KH WESSELING, « Finapres, continuous noninvasive finger arterial pressure based on the method of Penaz », in : *Blood pressure measurements*, Springer, 1990, p. 161-172.
- [107] Nico WESTERHOF, Jan-Willem LANKHAAR et Berend E WESTERHOF, « The arterial windkessel », in : *Medical & biological engineering & computing* 47.2 (2009), p. 131-141.
- [108] Qingsong XIE et al., « Machine Learning Methods for Real-Time Blood Pressure Measurement Based on Photoplethysmography », in : *2018 IEEE 23rd International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, IEEE, 2018, p. 1-5.
- [109] Xiaoman XING et Mingshan SUN, « Optical blood pressure estimation with photoplethysmography and FFT-based neural networks », in : *Biomedical optics express* 7.8 (2016), p. 3007-3020.
- [110] YS YAN et YT ZHANG, « Noninvasive estimation of blood pressure using photoplethysmographic signals in the period domain », in : *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, IEEE, 2006, p. 3583-3584.
- [111] Chenxi YANG et Negar TAVASSOLIAN, « Pulse transit time measurement using seismocardiogram, photoplethysmogram, and acoustic recordings : Evaluation and comparison », in : *IEEE journal of biomedical and health informatics* 22.3 (2017), p. 733-740.

-
- [112] S YANG et al., « Cuff-less blood pressure measurement using fingertip photoplethysmogram signals and physiological characteristics », in : *Optics in Health Care and Biomedical Optics VIII*, t. 10820, International Society for Optics et Photonics, 2018, p. 1082036.
- [113] Young-Zoon YOON et Gil-Won YOON, « Nonconstrained blood pressure measurement by photoplethysmography », in : *Journal of the Optical Society of Korea* 10.2 (2006), p. 91-95.
- [114] WG ZIJLSTRA et A BUURSMA, « Spectrophotometry of hemoglobin : absorption spectra of bovine oxyhemoglobin, deoxyhemoglobin, carboxyhemoglobin, and methemoglobin », in : *Comparative Biochemistry and Physiology Part B : Biochemistry and Molecular Biology* 118.4 (1997), p. 743-749.
- [115] W ZONG, GB MOODY et RG MARK, « Effects of vasoactive drugs on the relationship between ECG-pulse wave delay time and arterial blood pressure in ICU patients », in : *Computers in Cardiology 1998. Vol. 25 (Cat. No. 98CH36292)*, IEEE, 1998, p. 673-676.

Title: Estimation of blood pressure by analysis of the pulse wave recorded by a photoplethysmographic sensor.

Keywords: Blood pressure, Photoplethysmography, Pulse wave, Biomedical signal processing, Estimation, Connected object

Abstract: The European Society of Cardiology has highlighted the interest of observing the chronic activity of heart rate, arterial stiffness and blood pressure in order to diagnose as early as possible the cardiovascular diseases which represent a major cause of death in the world. In this context, the work presented in this paper proposes to provide answers on the possibility of blood pressure estimation from the pulse wave signal delivered by a photoplethysmographic sensor (PPG) present on a connected bracelet or watch.

Four original contributions of this research work deserve to be briefly mentioned below: the first one concerns an objective comparative study of the temporal characteristics of the PPG signal identified in the scientific literature for the estimation of blood pressure but also new characteristics that we proposed in this thesis from different considerations ; the second contribution concerns the use of a linear prediction algorithm exploiting the PLS

model (Projection in Latent Structures) which allowed to have a more detailed view of the contribution of the different temporal characteristics of the PPG signal to the blood pressure estimation in an experimental context (invasive blood pressure measurements) or in an applicative context (non-invasive blood pressure measurements); the third contribution is represented by a database that has been created specifically to have significant variations of blood pressure and that could become, we hope, a benchmark database in order to evaluate the capacity of the estimation system to capture these fluctuations; the fourth contribution concerns the development of a new experimental protocol allowing to induce a rather strong blood pressure variation over a relatively short period of time in order to highlight the essential dynamics of the hemodynamic characteristics specific to the subject considered and thus to better calibrate the blood pressure estimation models.

Titre : Estimation de la pression artérielle par analyse de l'onde de pouls enregistré par un capteur photopléthysmographique.

Mot clés : Pression artérielle, Photopléthysmographie, Onde de pouls, Traitement du signal biomédical, Estimation, Objet connecté

Résumé : La Société Européenne de Cardiologie a mis en avant l'intérêt d'observer l'activité chronique de la fréquence cardiaque, de la rigidité artérielle et de la pression artérielle afin de diagnostiquer le plus tôt possible les maladies cardiovasculaires qui représentent une cause majeure de décès dans le monde. Dans ce contexte, les travaux présentés dans ce manuscrit se proposent d'apporter un éclairage particulier sur la possibilité de l'estimation de la pression artérielle à partir du signal d'onde de pouls délivré par un capteur photopléthysmographique (PPG) présent sur un bracelet ou montre connectée.

Quatre contributions originales de ce travail de recherche méritent d'être mentionnées brièvement ci-après : la première porte sur une étude comparative objective des caractéristiques temporelles du signal PPG recensées dans la littérature scientifique pour la prédiction de la pression artérielle mais aussi de nouvelles caractéristiques que l'on a proposé dans ce mémoire à partir de différentes considérations. La deuxième contribution concerne l'utilisation d'un algorithme de

prédiction linéaire exploitant le modèle PLS (Projection in Latent Structures) ce qui a permis d'avoir un aperçu plus détaillé de l'apport des différentes caractéristiques temporelles du signal PPG à la prédiction de la pression artérielle que ce soit dans un contexte expérimental (mesures de pression artérielle en invasif) ou applicatif (mesures de pression artérielle en non-invasif). La troisième contribution est représentée par une base de données que l'on a créé spécifiquement pour avoir des variations significatives de pression artérielle et qui pourrait devenir, on l'espère, une base de données de type benchmark afin d'évaluer la capacité du système de prédiction à capter ces fluctuations. La quatrième contribution porte sur l'élaboration d'un nouveau protocole expérimental permettant d'induire une assez forte variation de la pression artérielle sur une relativement courte période de temps afin de mettre en évidence l'essentiel de la dynamique des caractéristiques hémodynamiques spécifiques au sujet considéré et ainsi de mieux calibrer les modèles d'estimation de la pression artérielle.