



HAL
open science

Estimation sans contact de la tension artérielle par intelligence artificielle

Frédéric Bousefsaf, Théo Desquins, Djamaleddine Djeldjli, Yassine Ouzar, Choubeila Maaoui, Alain Pruski

► **To cite this version:**

Frédéric Bousefsaf, Théo Desquins, Djamaleddine Djeldjli, Yassine Ouzar, Choubeila Maaoui, et al.. Estimation sans contact de la tension artérielle par intelligence artificielle. Handicap 2022, Jun 2022, Paris, France. hal-03790827

HAL Id: hal-03790827

<https://hal.science/hal-03790827>

Submitted on 28 Sep 2022

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

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

Estimation sans contact de la tension artérielle par intelligence artificielle

Frédéric Bousefsaf* Théo Desquins*[†] Djamaledine Djeldji* Yassine Ouzar* Choubeila Maaoui* Alain Pruski*

* LCOMS, Université de Lorraine

F-57000 Metz, France

frederic.bousefsaf@univ-lorraine.fr

[†] i-Virtual

F-57000 Metz, France

theo.desquins@i-virtual.fr

Résumé—Les pathologies cardiovasculaires sont désignées par l’OMS comme étant la première cause de mortalité dans le monde. Elles sont responsables de près de la moitié des maladies invalidantes aujourd’hui. Un ensemble de technologies permettent de mesurer différents signaux physiologiques et fonctions vitales sans qu’aucun contact avec la personne ne soit nécessaire. Les caméras et webcams sont des technologies omniprésentes et accessibles. Elles sont désormais utilisées afin d’évaluer l’état de l’appareil cardiovasculaire en vue du diagnostic de pathologies relatives au cœur ou aux vaisseaux sanguins. Nous proposons, dans cet article, une nouvelle méthode permettant de mesurer la tension artérielle d’une personne à partir de vidéos délivrées par une caméra. L’analyse est effectuée sur le visage de la personne par une observation des fines variations de couleur qui apparaissent à chaque fois que le cœur bat et envoie du sang dans le corps. L’intelligence artificielle, à travers le développement de modèles d’apprentissage profond (deep learning), est ici utilisée. L’estimation déportée de fonctions physiologiques concerne tout autant les personnes saines que malades ou immobilisées, vieillissantes ou en perte d’autonomie ainsi que dépendantes ou en situation de handicap.

Mots clés—fonctions vitales, intelligence artificielle, technologies sans contact, activité cardiovasculaire, tension artérielle

I. INTRODUCTION

L’OMS désigne les maladies cardiovasculaires comme étant la première cause de mortalité dans le monde [1]. Ces pathologies et leurs risques s’accroissent avec le vieillissement en raison de la prévalence élective dans les tranches d’âge les plus élevées de la population. Les pathologies respiratoires ou cardiovasculaires sont responsables de près de la moitié des maladies invalidantes. Les personnes en situation de handicap (en particulier dans le cas de déficience motrice) sont plus sujettes à des pathologies d’origine cardiovasculaire comparées aux personnes sans handicap [2]. Une tension artérielle élevée en est un exemple typique.

Dans ce contexte, la mesure de données physiologiques et médicales à distance correspond à une solution d’intérêt : elle permet aux personnes d’effectuer des mesures fréquentes de leurs fonctions vitales, favorisant ainsi le diagnostic précoce ou un meilleur suivi de la ou des pathologies. Idéalement, les mesures déportées doivent être prises de manière non-invasive ; sans instrumentation supplémentaire ou spécifique ; sans contact, de préférence par le biais des caméras embarquées dans les systèmes mobiles. L’estimation déportée de fonctions physiologiques concerne tout autant les personnes

saines (diagnostic précoce) que malades ou immobilisées, vieillissantes ou en perte d’autonomie ainsi que dépendantes ou en situation de handicap (maladies invalidantes notamment).

Différentes technologies ont été développées ou utilisées au fil des années pour mesurer des fonctions et indicateurs biomédicaux à distance [3]. Ces systèmes sont de plus en plus préférés aux capteurs en contact car ils permettent de réduire la gêne occasionnée par l’instrumentation (patchs adhésifs à placer sur la peau, câbles...) tout en améliorant le confort d’utilisation. D’un point de vue médical, une utilisation continue des éléments en contact peut entraîner des irritations voire des infections, notamment sur des peaux sensibles (personnes brûlées par exemple).

Les caméras et webcams sont des technologies qui permettent de mesurer un ensemble de signaux physiologiques liés à l’activité cardiaque et vasculaire [4], [5]. Le principe repose sur la photopléthysmographie et consiste à observer les

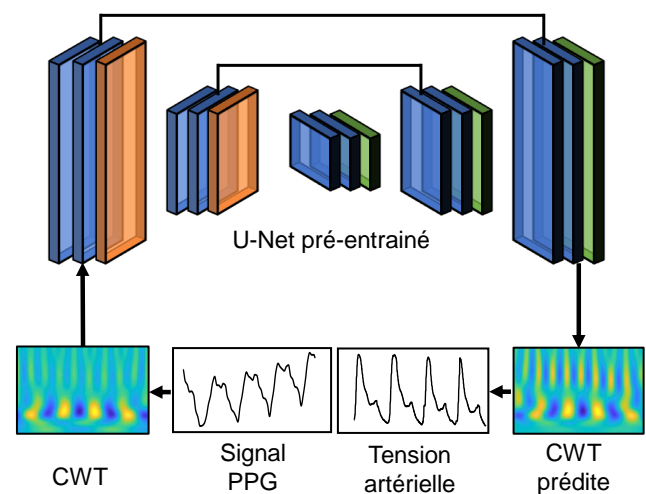


FIGURE 1: Vue d’ensemble de la méthode proposée dans ce travail. L’analyse vidéo du visage d’une personne permet de former son signal PPG. Le signal, à travers sa représentation en ondelettes (CWT), entre dans un modèle d’IA en forme de U qui se charge de le convertir en signal de tension artérielle.

variations de couleur sur la peau du visage pour en extraire les fluctuations périodiques du volume sanguin, délivrant ainsi un signal proche de l'onde de pouls. Un ensemble de paramètres physiologiques peuvent être calculés à partir de ce signal [6]–[10]. Les techniques d'intelligence artificielle (IA) sont de plus en plus étudiées [11], [12]. Les modèles d'IA délivrent généralement des performances plus intéressantes que les techniques conventionnelles reposant sur des opérations manuelles de traitement des images et du signal.

Nous proposons dans cet article une méthode permettant d'estimer, à partir de vidéos délivrées par une caméra, la tension artérielle d'une personne. L'analyse est effectuée par mesure de la photopléthysmographie sur le visage de la personne. Cela consiste à observer les fines variations de couleur apparaissant sur la peau. Nous présentons les détails de ce principe en section II. La section III est dédiée à la présentation de la méthode. Les étapes de traitement du signal et le modèle d'IA déployé pour répondre à cette problématique sont présentés. Les résultats et perspectives qui se dégagent de cette recherche sont exposés en dernière section. Cette étude s'inscrit dans la continuité de travaux récemment proposés par notre groupe de recherche [13]–[15].

Cette recherche présente l'une des toutes premières démonstrations de mesure de la tension artérielle par IA sur des flux vidéos délivrés par des caméras standards. Les résultats respectent d'ores et déjà un ensemble de métriques définies par les standards internationaux.

II. MESURE DE LA PHOTOPLÉTHYSMOGRAPHIE

La PhotoPléthysmoGraphie (PPG) repose sur un principe particulier : le sang absorbe plus de lumière que les tissus physiologiques tels que la peau [4]. Ainsi, la PPG correspond à la mesure des variations du volume sanguin par l'absorption et réflexion de la lumière (Fig. 2). Ces fluctuations de volume

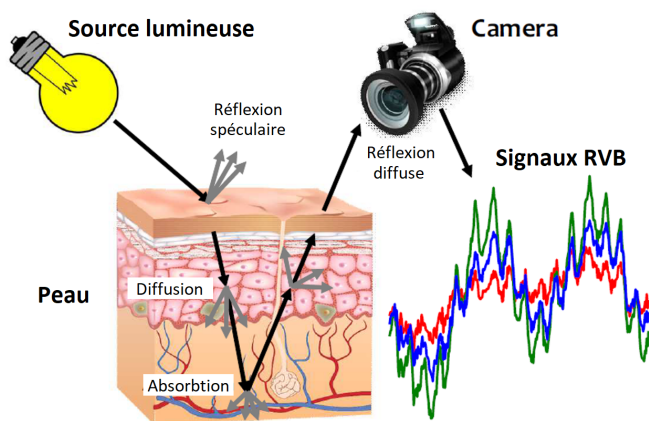


FIGURE 2: La photopléthysmographie consiste à mesurer les variations de l'absorption de lumière par les vaisseaux sanguins via une caméra. Les signaux formés (un par composante colorimétrique du capteur) traduisent les évolutions du volume sanguin à chaque battement cardiaque. Figure extraite de [16].

sont entraînées à chaque battement cardiaque (le volume croît lors de la contraction et décroît lorsque le muscle cardiaque se relâche).

Les premières études portant sur la mesure de la PPG par caméra ont été introduites en 2008 par Verkruyse et al. [18]. Les chercheurs mesuraient les signaux PPG à une distance d'environ 1 mètre dans une région d'intérêt définie manuellement sur le visage du sujet observé. Les pixels de la région d'intérêt sont moyennés à chaque trame et pour chaque canal chromatique rouge, vert et bleu (RVB) du capteur. Un groupe de pixels est ainsi transformé en un scalaire pour une image donnée.

Ce processus, répété pour chacune des trames, permet de transformer une vidéo RVB en trois vecteurs (Fig. 2) qui contiennent différentes informations physiologiques [7]–[9] dont notamment la fréquence cardiaque, le taux d'oxygène dans le sang, la pression sanguine ainsi que le rythme respiratoire. Les signaux PPG sont la plupart du temps lissés par filtre passe-bande [6] afin de réduire le bruit et les artefacts de mesure les plus marqués.

Le choix des régions d'intérêt du visage retenu pour la mesure de la PPG est un paramètre fondamental [18], [19]. Une étape de pré-segmentation de certaines parties du visage [10] ou de l'ensemble des pixels de la peau [6] peut être introduite. Le calcul de la moyenne spatiale, permettant de transformer les trames de la vidéo en signal, n'est effectué que sur les pixels retenus à l'issue de la pré-segmentation. Le mouvement correspond à la principale limite des méthodes. La PPG par caméra a néanmoins été exploitée de manière très soutenue ces dernières années [4], [5].

III. MÉTHODES

A. Base de données

BP4D+¹ est une base de données publique et ouverte à la communauté de recherche. La base intègre initialement des signaux physiologiques de référence (dont la tension artérielle continue mesurée par un capteur en contact), des images thermiques, des vidéos et des scans 3D de 140 participants [20]. Dix tâches ont été développées pour induire des émotions en laboratoire. La nature des tâches entraîne des mouvements plus ou moins intenses chez les participants. Ces déplacements créent des artefacts dans les vidéos, ce qui complexifie l'extraction du signal PPG. Une première phase de sélection, où seules les vidéos présentant des signaux PPG identifiables et de bonne qualité, a été effectuée. Nous avons ainsi conservé 57 sujets (21 femmes et 36 hommes) pour un total de 157 vidéos (car plusieurs tâches par sujet). Nous avons ensuite supprimé les échantillons présentant des signaux de tension artérielle de référence corrompus ou incohérents. Le listing des participants retenus est disponible sur le site web du projet (<https://github.com/frederic-bousefsaf/ippg2bp>). Ce sous-ensemble a été utilisé pour entraîner les modèles d'IA présentés dans cette étude.

1. http://www.cs.binghamton.edu/~lijun/Research/3DFE/3DFE_Analysis.html

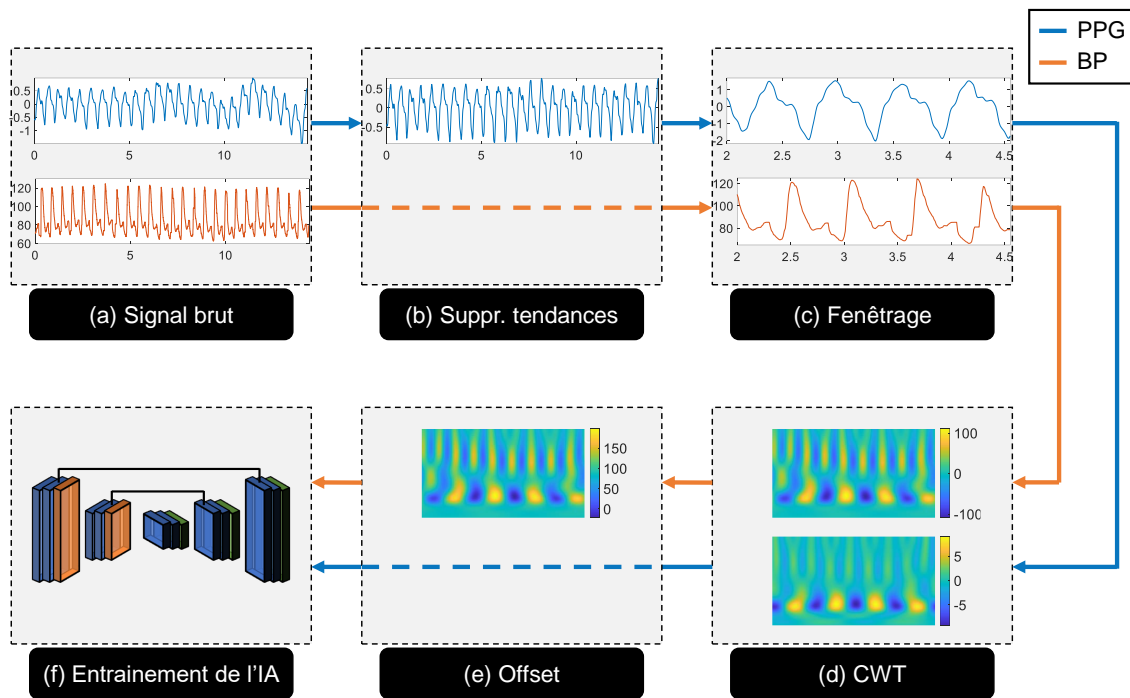


FIGURE 3: (a) Illustration d'un signal PPG calculé à partir d'une vidéo tirée de la base BP4D+ (en bleu) accompagné du signal de tension artérielle (Blood Pressure, BP) de référence (en orange). (b) La tendance basse fréquence du signal PPG est supprimée par une méthode de filtrage spécifique [17]. (c) Le signal est séparé en une collection d'extraits de 2.56 secondes. (d) La transformée en ondelettes continue (CWT) des signaux PPG et de tension artérielle est calculée dans la plage de fréquence [0.6, 4.5] Hz. (e) La valeur de tension artérielle moyenne du signal de référence étant perdue lors du calcul de la CWT, nous l'ajoutons à la représentation en ondelettes en l'additionnant à tous les coefficients. (f) Les représentations en ondelettes du signal PPG et du signal de tension artérielle sont utilisées pour entraîner les réseaux neuronaux présentés en section III-D.

Le signal PPG extrait de chaque vidéo a été découpé en petits extraits de 2.56 secondes à une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz (256 valeurs par extrait). Un jeu de 4123 extraits a ainsi été constitué. 70 % du jeu (2887 extraits de 2.56 secondes) sont réservés pour l'entraînement du modèle d'IA, 15 % (618 extraits) pour la phase de validation et 15 % (618 extraits) pour la phase de test. Les tensions artérielles systolique (Systolic Blood Pressure, SBP), diastolique (Diastolic Blood Pressure, DBP) et moyenne (Mean Arterial Pressure, MAP) ont été calculées à partir du signal de référence fourni dans la base de données.

B. Constitution du signal PPG

La chaîne de traitement est similaire à une méthode récemment proposée par notre groupe de recherche [15]. Nous avons dans un premier temps utilisé une technique récente de segmentation du visage reposant sur un modèle neuronal convolutif [21] permettant de segmenter la peau du visage. Ce modèle a déjà été utilisé dans le contexte de l'extraction de signal PPG à partir de vidéos [22]. Le signal PPG est calculé grâce à une moyenne spatiale des intensités des pixels de peau sur le canal vert. la figure 3a présente un signal PPG brut calculé à partir d'une des vidéos de la base BP4D+. Les signaux sont ensuite rééchantillonnés sur 100 Hz. Un algorithme spécifique de suppression de tendances [17] permettant

d'atténuer les basses fréquences du signal est appliqué. la figure 3b montre l'impact de cette opération sur le signal PPG. Les extraits de 2.56 secondes sont ensuite calculés sur le signal PPG estimé à partir des vidéos ainsi que sur les signaux de tension de référence (voir figure 3c pour un exemple). Les signaux PPG ont été standardisés via la formule du z-score ($\mu = 0$ et $\sigma = 1$). Les jeux d'entraînement, de validation et de test ont été constitués à partir de tous ces extraits (voir section III-A).

C. Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (Continuous Wavelet Transform, CWT) du signal PPG et de tension artérielle (Blood Pressure, BP) est utilisée pour entraîner le modèle neuronal présenté en section III-D. Une illustration générale de l'approche est présentée en figure 3. La CWT d'un signal correspond à une représentation temps-fréquence calculé à partir d'une fonction prototype appelée aussi ondelette mère. Contrairement à la transformée de Fourier, la CWT permet de détecter des changements abrupts de fréquence à l'aide d'une famille d'ondelettes calculée à partir de l'ondelette mère [15].

La CWT des signaux PPG et de tension artérielle est calculée dans la plage de fréquence [0.6, 4.5] Hz (plage des fréquences cardiaques chez l'être humain). La valeur de tension artérielle moyenne du signal de référence étant perdue

lors du calcul de la CWT, nous l’ajoutons à la représentation en ondelettes en l’additionnant à tous les coefficients (voir figure 3e) :

$$CWT_{BP} = CWT_{BP} + \mu_{BP} \quad (1)$$

Ici, μ_{BP} correspond à la valeur moyenne du signal de tension artérielle et CWT_{BP} aux coefficients de la transformée en ondelettes de ce même signal. Les CWT ont une dimension de $256 \times 256 \times 2$ pixels. Elles sont utilisées pour entraîner le modèle d’IA présenté dans la prochaine section.

D. Modèle d’IA

L’architecture neuronale développée dans ce travail a d’ores et déjà été proposée et testée dans un travail de recherche précédent [15]. Il s’agit d’une version modifiée du réseau U-Net initialement proposé par Ronneberger et al. [23] et soutenue par une ossature pré-entraînée (backbone). Ce type de réseau est très utilisé dans le milieu médical pour des tâches de segmentation sur des scanners [24]. L’architecture est composée d’une partie descendante (encodeur) complétée par une partie ascendante (décodeur), donnant ainsi une forme en U au réseau. La branche descendante contient un ensemble de couches convolutive et de sous-échantillonnage (pooling). La partie ascendante intègre des couches de déconvolution connectées aux convolutions de la partie descendante. Une vue schématique du réseau a été présentée en figure 1. Chaque couche convolutive intègre un noyau de taille (3, 3) couplé à une fonction d’activation Rectified Linear Unit (ReLU).

Une ossature correspond à un réseau (e.g. VGG16 ou ResNet) pré-entraîné sur des bases de données d’images très volumineuse telle qu’ImageNet [25]. Cette ossature est intégrée dans la partie descendante du réseau U-Net et l’entraînement consistera à optimiser les paramètres internes de la partie

ascendante. Nous avons, dans ce travail, initialisé le réseau U-Net avec une ossature ResNeXt101 [26]. Le nombre de variables modifiables pendant l’entraînement (poids et biais) est de 53 millions. Le choix de cette ossature particulière est motivé par les conclusions de notre précédent travail où les différentes ossatures les plus couramment utilisées ont été comparées [15].

La transformée en ondelettes (passée en entrée et prédite en sortie du réseau) contient une partie réelle et une partie imaginaire. Elle est donc définie sur deux canaux. Le carré moyen des erreurs (Mean Square Error, MSE) a été retenu en tant que fonction de cout pour l’entraînement du modèle :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i,j} \left(CWT_{i,j} - \widehat{CWT}_{i,j} \right)^2 \quad (2)$$

CWT correspond à la transformée en ondelettes du signal de tension artérielle de référence (voir figure 3d). \widehat{CWT} est la représentation en ondelettes prédite par le réseau de neurones (à partir de la CWT du signal PPG).

L’implémentation de l’IA a été effectuée sous Python via l’API Keras et la bibliothèque Tensorflow. La librairie Segmentation Models [27] proposée par P. Yakubovskiy a été utilisée pour développer l’architecture neuronale. L’entraînement a été lancé sur 500 époques via des lots de 16 images.

IV. RÉSULTATS ET DISCUSSION

Le réseau U-Net transforme un signal PPG, estimé à partir d’une analyse sur la vidéo de la personne, en un signal de tension artérielle par le biais de leurs représentations en ondelettes. La figure 4 illustre des exemples typiques d’estimation. Nous observons une similitude entre les signaux prédits et de référence. Les amplitudes et les formes d’onde prédites sont généralement bien retranscrites, en particulier au niveau des

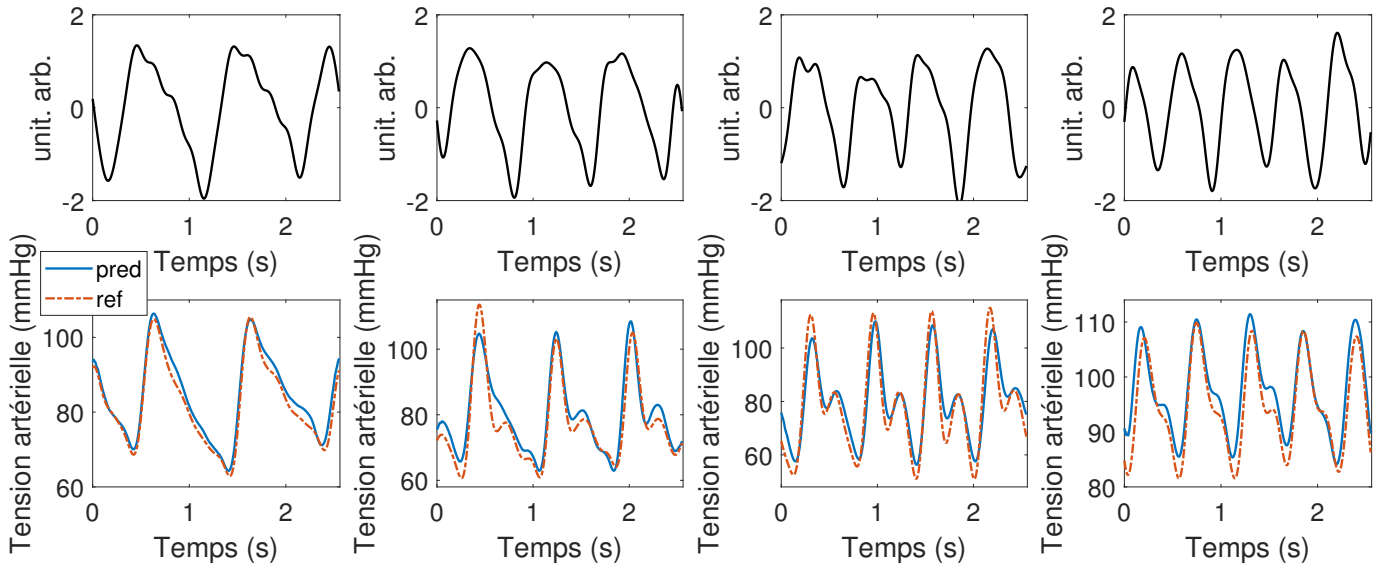


FIGURE 4: Exemples typiques de tensions artérielles continues prédites par le réseau U-Net pour différentes fréquences cardiaques. En haut : signaux PPG mesurés par caméra. En bas : tensions artérielles prédites et de référence.

pics maximums (qui serviront à calculer la tension systolique) et des pics minimums (tension diastolique). Nous avons évalué les performances globales à l'aide des standards internationaux [28], [29] définis par l'Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) et par la British Hypertension Society (BHS). Nous soulignons toutefois que la base BP4D+ contient des vidéos et données physiologiques qui n'ont pas été enregistrées dans un contexte clinique. Aussi, le sous-ensemble constitué pour l'étude (voir section III-A) intègre 57 participants là où l'AAMI recommande d'évaluer les techniques d'estimation de la tension artérielle sur un minimum de 85 sujets.

A. Métriques générales

L'erreur absolue moyenne (Mean Absolute Error, MAE , equation 3) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error, $RMSE$, equation 4) sont utilisées pour quantifier la concordance entre le signal de tension prédit par le modèle d'IA (\widehat{BP}) et la référence (BP). Nous avons calculé ces métriques pour la DBP, MAP et SBP sur tous les extraits du jeu de test. Les résultats sont reportés dans le tableau I. Une analyse comparative présentant les résultats des études proches est proposée.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |BP_i - \widehat{BP}_i| \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (BP_i - \widehat{BP}_i)^2} \quad (4)$$

		MAE (mmHg)	RMSE (mmHg)
Rong et Li [30]	DBP	7.59	-
	SBP	9.97	-
Schrumpf et al. [31]	DBP	10.3	-
	SBP	13.6	-
iPPG2BP (résultats de cette étude)	DBP	5.1	6.85
	MAP	4.47	6.01
	SBP	6.73	9.34

TABLE I: Erreurs sur les estimations de la tension artérielle. Les métriques ont été calculées entre le signal de tension prédit par le modèle d'IA et le signal de référence. Les résultats des études proches sont présentés à titre de comparaison.

B. Métrique de la BHS

La BHS évalue les techniques estimant la tension artérielle par le pourcentage cumulatif des erreurs [28]. Trois niveaux de performance (A, B et C) ont été établis (voir tableau II). Le niveau est calculé en fonction des prédictions sur le jeu de test dont la valeur doit être inférieure à trois seuils définis empiriquement : 5, 10 et 15 mmHg. Le tableau II présente en plus les résultats de l'étude de Rong et Li [30], seule étude à notre connaissance à avoir calculé les métriques du BHS sur des estimations basées sur des signaux PPG mesurés à partir d'une analyse vidéo.

Les résultats de la méthode que nous proposons sont tout à fait intéressants : plus de 60 %, 87 % et 95 % des échantillons

de la base de test présentent des erreurs respectivement inférieures à 5, 10 et 15 mmHg pour la DBP et la MAP (niveau A). Plus de 50 % and 79 % des prédictions de la SBP sont situées sous les 5 et 10 mmHg (grade B) tandis que 89.6 % des prédictions sont sous la barre des 15 mmHg, ce qui est très proche du seuil de 90 %.

		Pourcentage d'erreur		
		≤ 5 mmHg	≤ 10 mmHg	≤ 15 mmHg
Rong et Li [30]	DBP	55.4%	85.7%	98.2%
	SBP	48.2%	78.6%	94.6%
iPPG2BP (résultats de cette étude)	DBP	60.2%	87.1%	95.8%
	MAP	66.8%	90.9%	96.4%
	SBP	50.2%	79.0%	89.6%
BHS	niveau A	60%	85%	95%
	niveau B	50%	75%	90%
	niveau C	40%	65%	85%

TABLE II: Métriques du BHS sur les prédictions de la DBP, MAP et SBP.

C. Métriques de l'AAMI

L'AAMI propose d'évaluer les techniques d'estimation de la tension en analysant l'erreur moyenne (Mean Error, ME) et l'écart-type des erreurs (Standard Deviation of Errors, SDE) sur le jeu de test [29]. La technique doit présenter une ME inférieure à 5 mmHg et un SDE inférieur à 8 mmHg pour pouvoir respecter le standard international.

Le tableau III présente les résultats de l'évaluation selon les critères présentés précédemment. Nous avons reporté les valeurs présentées par Luo et al. [32] et Rong et Li [30]. Nos résultats se situent globalement sous les seuils pour la DBP et la MAP. La ME est faible et le SDE est inférieur à 8 mmHg. Nous pouvons remarquer que les prédictions de la SBP présentent une ME faible mais un SDE légèrement supérieur au seuil de 8 mmHg. Nous notons que les techniques dédiées à la conversion du signal de tension artérielle à partir du signal PPG en contact [33] produisent aussi des estimations de la SBP plus erronées que les estimations de la DBP.

		ME (mmHg)	SDE (mmHg)
Luo et al. [32]	DBP	-0.20	6.00
	SBP	0.39	7.30
Rong et Li [30]	DBP	0.79	2.58
	SBP	2.1	3.35
iPPG2BP (résultats de cette étude)	DBP	-1.001	6.781
	MAP	-0.205	6.007
	SBP	1.51	9.221
Standard AAMI		≤ 5	≤ 8

TABLE III: Métriques de l'AAMI sur les prédictions de la DBP, MAP et SBP. ME : Mean Error (erreur moyenne). SDE : Standard Deviation of Errors (écart-type des erreurs).

V. CONCLUSION

Nous avons proposé, dans cet article, une solution basée sur l'IA permettant d'estimer la tension artérielle à partir d'une vidéo délivrée par une caméra. Cette estimation est effectuée par le biais d'un réseau de neurones en forme de U et de la représentation en ondelettes du signal PPG sans contact, ce

signal ayant été calculé par analyse vidéo. Il s'agit à notre connaissance de la première étude proposant une estimation d'un signal de tension artérielle continu à partir d'une vidéo.

Cette recherche permet d'envisager une détection précoce de l'hypertension ainsi que d'autres pathologies cardiovasculaires avec un moyen bas-coût et d'ores et déjà accessible. Dans le domaine du handicap, ces résultats sont tout autant pertinents, certaines pathologies cardiovasculaires apparaissant en moyenne plus fréquemment que chez les sujets sains [2].

RÉFÉRENCES

- [1] Organisation Mondiale de la Santé, "Plan d'action 2013-2020 pour la Stratégie mondiale de lutte contre les maladies non transmissibles."
- [2] A. Stevens, E. Courtney-Long *et al.*, "Hypertension Among US Adults by Disability Status and Type, National Health and Nutrition Examination Survey, 2001–2010," *Preventing chronic disease*, vol. 11, 2014.
- [3] A. Al-Naji, K. Gibson *et al.*, "Monitoring of Cardiorespiratory Signal : Principles of Remote Measurements and Review of Methods," *IEEE Access*, 2017.
- [4] S. Zauneder, A. Trumpp *et al.*, "Cardiovascular assessment by imaging photoplethysmography—a review," *Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik*, 2018.
- [5] D. McDuff, "Camera measurement of physiological vital signs," *arXiv preprint arXiv :2111.11547*, 2021.
- [6] F. Bousefsaf, C. Maaoui, and A. Pruski, "Continuous wavelet filtering on webcam photoplethysmographic signals to remotely assess the instantaneous heart rate," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 568–574, 2013.
- [7] —, "Remote detection of mental workload changes using cardiac parameters assessed with a low-cost webcam," *Computers in biology and medicine*, vol. 53, pp. 154–163, 2014.
- [8] C. Maaoui, F. Bousefsaf, and A. Pruski, "Automatic human stress detection based on webcam photoplethysmographic signals," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 16, no. 04, p. 1650039, 2016.
- [9] F. Bousefsaf, C. Maaoui, and A. Pruski, "Peripheral vasomotor activity assessment using a continuous wavelet analysis on webcam photoplethysmographic signals," *Bio-medical materials and engineering*, vol. 27, no. 5, pp. 527–538, 2016.
- [10] —, "Automatic Selection of Webcam Photoplethysmographic Pixels Based on Lightness Criteria," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 37, no. 3, pp. 374–385, 2017.
- [11] A. Ni, A. Azarang, and N. Kehtarnavaz, "A Review of Deep Learning-Based Contactless Heart Rate Measurement Methods," *Sensors*, vol. 21, no. 11, p. 3719, May 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/11/3719>
- [12] C.-H. Cheng, K.-L. Wong *et al.*, "Deep Learning Methods for Remote Heart Rate Measurement : A Review and Future Research Agenda," *Sensors*, vol. 21, no. 18, p. 6296, Sep. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/18/6296>
- [13] F. Bousefsaf, A. Pruski, and C. Maaoui, "3D Convolutional Neural Networks for Remote Pulse Rate Measurement and Mapping from Facial Video," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 20, p. 4364, Oct. 2019. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2076-3417/9/20/4364>
- [14] D. Djeldjli, F. Bousefsaf *et al.*, "Remote estimation of pulse wave features related to arterial stiffness and blood pressure using a camera," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 64, p. 102242, Feb. 2021.
- [15] F. Bousefsaf, D. Djeldjli *et al.*, "iPPG 2 cPPG : reconstructing contact from imaging photoplethysmographic signals using U-Net architectures," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 138, p. 104860, Sep. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0010482521006545>
- [16] W. Wang, "Robust and automatic remote photoplethysmography," PhD Thesis, Technische Universiteit Eindhoven, 2017.
- [17] M. P. Tarvainen, P. O. Ranta-Aho, and P. A. Karjalainen, "An advanced detrending method with application to HRV analysis," *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 49, no. 2, pp. 172–175, 2002, publisher : IEEE.
- [18] W. Verkruyse, L. O. Svaasand, and J. S. Nelson, "Remote plethysmographic imaging using ambient light," *Optics express*, vol. 16, no. 26, pp. 21 434–21 445, 2008.
- [19] M. Hassan, A. Malik *et al.*, "Heart rate estimation using facial video : A review," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 38, pp. 346–360, 2017.
- [20] Z. Zhang, J. M. Girard *et al.*, "Multimodal spontaneous emotion corpus for human behavior analysis," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 3438–3446.
- [21] Y. Nirkin, I. Masi *et al.*, "On face segmentation, face swapping, and face perception," in *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*. IEEE, 2018, pp. 98–105.
- [22] Y. Ouzar, D. Djeldjli *et al.*, "LCOMS Lab's Approach to the Vision for Vitals (V4V) Challenge," in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2021, pp. 2750–2754.
- [23] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation," in *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, 2015, pp. 234–241.
- [24] S. Leclerc, E. Smistad *et al.*, "Deep learning for segmentation using an open large-scale dataset in 2d echocardiography," *IEEE transactions on medical imaging*, 2019.
- [25] E. C. Too, L. Yujian *et al.*, "A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 161, pp. 272–279, 2019, publisher : Elsevier.
- [26] S. Xie, R. Girshick *et al.*, "Aggregated residual transformations for deep neural networks," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 1492–1500.
- [27] P. Yakubovskiy, *Segmentation Models*. GitHub, 2019, publication Title : GitHub repository. [Online]. Available : https://github.com/qubvel/segmentation_models
- [28] E. O'Brien, J. Petrie *et al.*, "The british hypertension society protocol for the evaluation of automated and semi-automated blood pressure measuring devices with special reference to ambulatory systems," *Journal of hypertension*, vol. 8, no. 7, pp. 607–619, 1990.
- [29] G. S. Stergiou, B. Alpert *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," *Hypertension*, vol. 71, no. 3, pp. 368–374, 2018, publisher : Am Heart Assoc.
- [30] M. Rong and K. Li, "A Blood Pressure Prediction Method Based on Imaging Photoplethysmography in combination with Machine Learning," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 64, p. 102328, Feb. 2021. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1746809420304444>
- [31] F. Schruppf, P. Frenzel *et al.*, "Assessment of Non-Invasive Blood Pressure Prediction from PPG and rPPG Signals Using Deep Learning," *Sensors*, vol. 21, no. 18, p. 6022, Sep. 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/18/6022>
- [32] H. Luo, D. Yang *et al.*, "Smartphone-based blood pressure measurement using transdermal optical imaging technology," *Circulation : Cardiovascular Imaging*, vol. 12, no. 8, p. e008857, 2019.
- [33] N. Ibtehaz and M. S. Rahman, "PPG2ABP : Translating Photoplethysmogram (PPG) Signals to Arterial Blood Pressure (ABP) Waveforms using Fully Convolutional Neural Networks," *arXiv preprint arXiv :2005.01669*, 2020.