

Nouvelle méthode de décomposition du signal Photopléthysmographique basée sur un modèle du second ordre

Vivien DEBUCHY¹ Philippe TRESSON² Mohamed KHALIFA³ Nadège THIRION-MOREAU¹ Eric MOREAU¹

¹Université de Toulon, Aix Marseille Univ, UMR CNRS 7020, LIS,

²Département de chirurgie vasculaire, Hôpitaux Universitaires de Marseille, Marseille, France

³SAS Tecmoled, Arterparc de bachasson bat D rue de la carrière de bachasson, 13590 Meyreuil, France

Résumé – La photopléthysmographie (PPG) est une méthode optique non invasive largement utilisée pour surveiller les paramètres physiologiques. La décomposition des pulses PPG en une onde incidente et une ou plusieurs ondes réfléchies repose généralement sur des fonctions de base probabilistes. Dans cette étude, nous proposons une nouvelle approche de décomposition des pulses PPG, fondée sur une fonction de base inspirée des systèmes physiques du second ordre. Nos résultats montrent que notre nouvelle méthode surpasse les approches classiques tout en réduisant le nombre de composantes nécessaires.

Abstract – Photoplethysmography (PPG) is a non-invasive optical method widely used to monitor physiological parameters. The decomposition of PPG pulses into an incident wave and one or more reflected waves is generally based on probabilistic basis functions. In this study, we propose a new approach to PPG pulse decomposition, based on a basis function inspired by second-order physical systems. Our results show that our new method outperforms traditional approaches while reducing the number of required kernels.

1 Introduction

La photopléthysmographie (PPG) est une méthode d'acquisition optique non invasive et peu coûteuse permettant de mesurer divers paramètres physiologiques du corps humain. La technologie PPG est particulièrement utilisée dans les oxymètres de pouls en milieu hospitalier pour la mesure de la saturation en oxygène et du rythme cardiaque.

Une pulse PPG correspond à la portion du signal entre deux pics diastoliques et forme ainsi un cycle cardiaque. Il est considéré que les pulses PPG résultent d'une onde incidente et d'une ou plusieurs ondes réfléchies, dues aux phénomènes de réflexion des ondes dans le réseau artériel lors de la propagation de l'onde de pression [7]. Ces considérations physiologiques ont conduit à l'étude de la décomposition des pulses PPG en une somme d'ondes simples désignées sous le terme de composantes. Le modèle ou la fonction qui décrit ces composantes est appelé fonction de base. Dans la littérature scientifique, de nombreuses études ont cherché à modéliser les pulses PPG à l'aide de différentes fonctions de base caractérisées par un certain nombre de paramètres inconnus. Ce problème est alors reformulé comme un problème d'optimisation d'une fonction de coût, ou encore comme la minimisation par rapport aux paramètres du modèle, de l'erreur entre le signal de référence et la somme des composantes du modèle.

L'un des premiers modèles étudiés était basé sur deux composantes gaussiennes, dans le but de proposer une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques de la pulse PPG [9]. Par la suite, en utilisant cinq composantes, des études ont montré qu'il était possible de décomposer les pulses PPG afin d'estimer des paramètres physiologiques cardiovasculaires, tels que le temps d'éjection ventriculaire gauche ou la pression artérielle [2].

Puis, de nouvelles fonctions de base et méthodes de décom-

position ont été proposées et comparées. En particulier, la fonction Gamma a donné d'excellents résultats, comme le montre une étude comparant différents modèles [12]. Par ailleurs, une comparaison entre différentes approches de décomposition du signal PPG par imagerie (PPGI) a mis en évidence la supériorité de la fonction Gamma par rapport à la Gaussienne [3]. Une autre étude a mis en évidence une corrélation physiologique pertinente de la décomposition des pulses PPG en utilisant une nouvelle méthode de décomposition basée sur une fonction de base log-normale [5].

Les méthodes de décomposition peuvent avoir des applications physiologiques concrètes. Par exemple, une approche basée sur des mélanges de gaussiennes a été utilisée pour estimer l'âge vasculaire [6].

Les méthodes existantes dans la littérature reposent principalement sur l'utilisation de fonctions de base issues de la théorie des probabilités (loi Gamma, normale ou log-normale). Dans cette étude, nous proposons de comparer une nouvelle approche de décomposition des pulses PPG, dont la fonction de base s'inspire des systèmes physiques, et de l'évaluer par rapport aux approches traditionnelles.

2 Matériels

2.1 Ensemble de données

Afin de faciliter l'extraction de signaux PPG de bonne qualité nous avons utilisé un dataset prétraité nommé mimic-bp [10], lui-même issu du dataset MIMIC-III. Ce dataset contient les signaux PPG de 1524 sujets. Pour chaque sujet nous disposons de 30 segments de 30 secondes de signal.

2.2 Prétraitement

2.2.1 Extraction des pulses PPG

Nous avons appliqué une méthode d'extraction des pulses PPG sur l'ensemble des segments. Pour cela, nous avons d'abord utilisé l'algorithme AMPD [11] afin d'identifier les pics systoliques. Cet algorithme a été choisi en raison de sa performance supérieure par rapport à d'autres méthodes pour l'extraction des pics, notamment pour le calcul du rythme cardiaque [1]. Ensuite, afin d'extraire les pulses, il est essentiel d'identifier le pic diastolique que nous avons défini comme le minimum situé entre deux pics systoliques successifs. Pour garantir un rythme cardiaque physiologiquement plausible (compris entre 50 et 200 battements par minute), nous avons imposé des contraintes sur la distance minimale et maximale entre deux pics successifs.

Pour assurer une qualité optimale des signaux, nous avons mis en place un processus d'exclusion des signaux bruités. Cette exclusion repose sur le calcul de la variabilité du temps et de l'amplitude des pics systoliques des pulses extraites. Si l'une de ces variabilités dépasse un seuil pré-défini, le segment de 30 secondes correspondant est exclu de l'analyse. Cela permet de ne conserver que les fenêtres où le signal est relativement stable et peu bruité.

Pour terminer cette étape, une élimination de la tendance est appliquée afin de supprimer les variations de la ligne de base liées aux mouvements et à la respiration. Cela consiste à soustraire à chaque pulse une droite passant par le premier et le dernier point.

2.2.2 Clustering et modèle

Suite à l'extraction des pulses, nous disposons de plus de 1,2 million de pulses PPG. Afin de faciliter l'analyse, nous avons constitué un sous-ensemble réduit en sélectionnant aléatoirement 10 pulses par sujet (ou l'ensemble des pulses disponibles si leur nombre était inférieur à 10). Ce sous-ensemble comprend 14330 pulses.

Nous avons ensuite appliqué une méthode de clustering similaire à celle présentée dans [14] afin d'extraire des signaux modèles caractéristiques de chaque cluster. Les signaux ont d'abord été normalisés temporellement pour contenir chacun 100 échantillons, puis centrés et réduits. Enfin, les signaux ont été différenciés, c'est-à-dire que l'opération $out[i] = a[i + 1] - a[i]$ a été réalisée pour chaque pulse. À partir des signaux obtenus, nous avons calculé une matrice de distance à l'aide de l'algorithme Dynamic Time Warping (DTW). L'algorithme de clustering des K-Médoïdes a ensuite été appliqué, en utilisant l'algorithme PAM. Pour déterminer le nombre optimal de clusters K , nous avons calculé le silhouette-score pour $6 \leq K \leq 10$. Le score maximal a été obtenu pour $K = 7$. Pour chaque cluster, nous avons déterminé le médoïde, c'est-à-dire la pulse PPG dont la distance moyenne avec les autres pulses du cluster est minimale. Ce médoïde sert de modèle représentatif du cluster. Nous avons préféré l'utilisation d'un médoïde à celui de la moyenne, car il correspond à un véritable signal du dataset. Cela garantit ainsi une meilleure représentativité physiologique. Les clusters et leurs modèles sont présentés au niveau de la Figure 1.

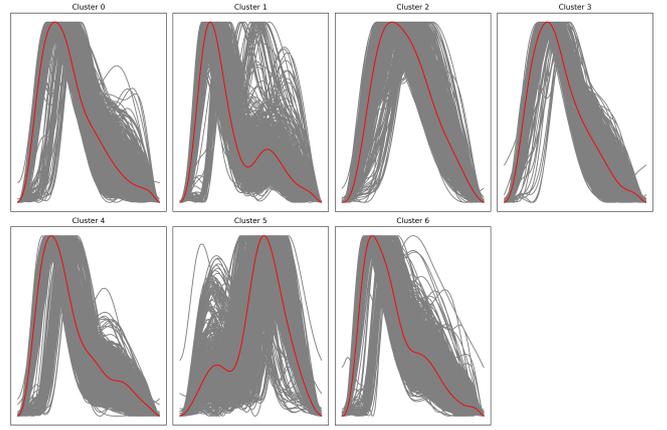


FIGURE 1 : Les 7 clusters et leurs médoïdes (en rouge) générés à partir de la base de données traitée

3 Modélisation

Dans les approches classiques de modélisation du signal PPG, on commence généralement par sélectionner une ou plusieurs fonctions de base. Ces fonctions sont décrites par des paramètres qui, dans la plupart des cas, doivent respecter certaines contraintes ou bornes.

Ensuite, le nombre de composantes N utilisées pour la modélisation doit être déterminé. En général, cette valeur se situe entre 2 et 5. Dans cette étude, nous nous concentrerons sur le cas $N \leq 3$, car il a été montré qu'au-delà de $N = 2$, du bruit peut être modélisé [3]. Le problème est alors formulé comme un ajustement par la méthode des moindres carrés, ce qui nécessite l'utilisation d'un algorithme d'optimisation approprié.

Quatre facteurs caractérisent la méthode : le type de fonction de base utilisée, le nombre de composantes sommées, les contraintes imposées sur les paramètres, et la méthode d'optimisation des paramètres.

3.1 Fonctions de base

Dans la littérature scientifique les trois fonctions de base principalement étudiées proviennent de lois de la théorie des probabilités. Les fonctions de base Gaussienne Equation 1 et Log-normale Equation 2 présentent un terme H supplémentaire permettant de contrôler l'amplitude. Les termes σ et μ contrôlent la largeur et la position de la composante.

$$f_{gauss}(x; \mu, \sigma, H) = \frac{H}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

$$f_{lognorm}(x; \mu, \sigma, H) = \frac{H}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Une autre fonction de base étudiée est la fonction Gamma, dont la formulation générale est présentée au niveau de l'Equation 3. Dans le cadre de cette étude, nous utiliserons la formulation de la fonction Gamma en fonction de son mode, telle qu'elle est présentée dans [3], afin de reproduire les méthodes de l'état de l'art.

$$f_{gamma}(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{s\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} \quad (3)$$

Nous proposons une nouvelle fonction de base, dénommée LODE (Equation 4), basée sur la résolution d'une équation différentielle ordinaire linéaire du second ordre, inspirée des systèmes masse-ressort-amortisseur. Ce type d'équation est couramment utilisé dans de nombreux problèmes physiques, notamment pour modéliser le mouvement de la paroi artérielle [13].

$$a \frac{d^2 y_i}{dt^2}(t) + b \frac{dy_i}{dt}(t) + c y_i(t) = e_i(t) \quad (4)$$

avec e_i une fonction porte d'amplitude v_i , de largeur w_i et de temps initial t_{0_i} .

$$e_i(t) = \begin{cases} v_i & t_{0_i} \leq t \leq t_{0_i} + w_i \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (5)$$

Il est important de noter que les coefficients a , b et c sont communs à toutes les composantes d'une pulse PPG. La fonction porte e_i est caractérisée par 3 paramètres. Nous avons modélisé la pulse PPG comme la somme de N solutions y_i de l'équation 4. Ainsi le nombre de paramètres en fonction de N est le suivant : $n_{params} = 3 + 3N$. Soit 9 paramètres pour $N = 2$ et 12 paramètres pour $N = 3$.

$$\widehat{PPG}_{pulse} = \sum_{i=1}^N y_i \quad (6)$$

3.2 Solutions initiales et contraintes

La solution initiale peut avoir une influence significative sur la qualité de la résolution du problème. Dans le cas du modèle LODE, elle est déterminée de manière empirique. Le paramètre t_{0_1} est calculé en s'appuyant sur une information a priori concernant la pulse, à savoir le temps d'apparition du premier pic. Les paramètres t_{0_2} et t_{0_3} sont ensuite définis en fonction de t_{0_1} .

Les contraintes imposées aux paramètres jouent également un rôle crucial dans la qualité de la modélisation. Certaines méthodes, comme celle de Sorelli [6], intègrent des contraintes de bornes et d'inégalités basées sur l'identification de paramètres sur le signal PPG et de sa dérivée. Cependant, ces approches peuvent s'avérer complexes, notamment en présence d'un signal bruité.

Dans notre approche, nous avons privilégié des contraintes minimales permettant simplement de borner les paramètres. L'unique a priori utilisé est la connaissance du temps du pic systolique pour définir les paramètres t_{0_i} , une information fiable déjà extraite lors de la phase de prétraitement. Les autres contraintes ont été fixées empiriquement afin de borner les paramètres du modèle.

3.3 Méthodes d'optimisation

Nous avons appliqué la méthode d'optimisation par saut de bassin, ou basinhopping (BH) [8], qui, à notre connaissance, n'avait pas encore été utilisée pour le problème de décomposition du signal PPG. L'algorithme commence à partir d'une solution initiale x_0 et suit ensuite la procédure itérative suivante :

1. Utiliser un algorithme d'optimisation déterministe pour obtenir une solution X_i

2. Réaliser une perturbation aléatoire suivant une loi uniforme à partir de la solution X_i pour obtenir Y_i
3. Accepter ou rejeter le nouveau candidat Y_i avec un critère de Métropolis

Comme la méthode LODE utilise uniquement des bornes sans contraintes, nous avons utilisé la méthode Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) pour l'algorithme de minimisation (étape 1).

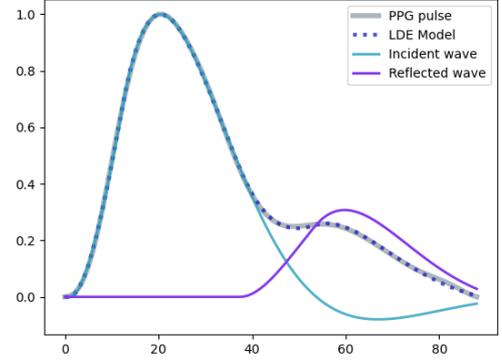


FIGURE 2 : Exemple de décomposition d'une pulse PPG avec la fonction de base LODE et 2 composantes

4 Résultats

Nous avons comparé notre nouveau modèle LODE dans le cas $N = 2$ (LODE2) et $N = 3$ (LODE3) avec trois modèles : Gauss3 et Gamma3 qui sont des modèles génériques décrits dans [4] ainsi qu'un modèle utilisant la fonction de base log-normale (Logn3) que nous avons implémenté. Les modèles étudiés sont regroupés dans le Tableau 1. Tous les modèles que nous avons comparés sont basés sur des décompositions avec $N = 3$ composantes. Nous avons comparé chaque modèle en nous basant sur les $K = 7$ médoïdes de pulses PPG obtenus à partir de la base de données. Pour évaluer la qualité de l'ajustement, nous avons appliqué un critère normalisé [6], où PPG_{ref} représente le signal d'origine et PPG_{model} le signal modélisé :

$$NRMSE = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n (PPG_{ref}(k) - PPG_{model}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (PPG_{ref}(k) - PPG_{ref}(k))^2}} \quad (7)$$

Plus $NRMSE$ est proche de la valeur 1, meilleure est la solution.

Nous pouvons voir Figure 3 et Tableau 2 les résultats pour chaque modèle. La nouvelle méthode que nous proposons LODE3 obtient les meilleurs résultats sur tous les médoïdes. La méthode LODE2 arrive en deuxième position sur les médoïdes 2, 5 et 6.

Le modèle LODE3 donne les meilleurs résultats avec un $NRMSE$ moyen de 0.986 suivi du modèle LODE2 avec un $NRMSE$ moyen de 0.968.

5 Discussion et conclusion

Conformément aux résultats précédemment obtenus dans la littérature, la méthode basée sur une fonction de base Gamma

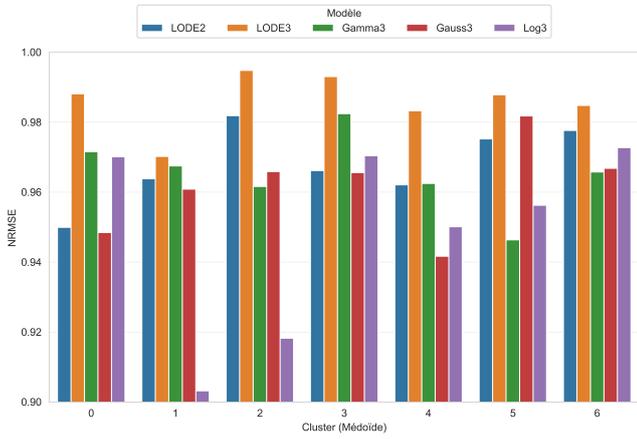


FIGURE 3 : Comparaison des modèles pour chaque médoïde

TABLE 1 : Récapitulatif des modèles étudiés

méthode	fonction	params	solveur
LODE3	3-LODE	12	BH - BFGS
LODE2	2-LODE	9	BH - BFGS
Logn3	3-Log-normale	9	BH - BFGS
Gauss3 [4]	3-Gaussien	9	SLSQP
Gamma3 [4]	3-Gamma	9	SLSQP

offre les meilleures performances parmi les méthodes traditionnelles [12]. Cependant, cette méthode est surpassée pour les médoïdes étudiés, par la nouvelle méthode LODE que nous proposons.

Nous constatons que la méthode LODE2 présente de bonnes performances, avec un NRMSE moyen légèrement supérieur à celui des méthodes classiques, et surpasse ces dernières pour 4 des 7 médoïdes. Il reste cependant proche de celui du modèle Gamma3, mais avec une composante de moins. Cela souligne l'efficacité de LODE2 dans la modélisation des pulses PPG.

La méthode LODE3 obtient les meilleures performances sur l'ensemble des médoïdes ainsi que la meilleure performance moyenne en termes de NRMSE. Ces résultats montrent le potentiel de cette nouvelle méthode pour la décomposition des pulses PPG.

Nous avons démontré le potentiel d'une nouvelle méthode de décomposition du signal PPG en termes de précision par rapport aux approches existantes. Inspirée de la physique, cette

TABLE 2 : Comparaison du NRMSE des modèles

Médoïde	LODE2	LODE3	Gauss3	Logn3	Gamma3
0	0.950	0.988	0.948	0.970	0.972
1	0.964	0.970	0.961	0.903	0.968
2	0.982	0.995	0.966	0.918	0.962
3	0.966	0.993	0.966	0.970	0.982
4	0.962	0.983	0.942	0.950	0.962
5	0.975	0.988	0.982	0.956	0.946
6	0.978	0.985	0.967	0.973	0.966
Moyenne	0.968	0.986	0.962	0.949	0.965

méthode se distingue par une flexibilité accrue et un éventail plus large de possibilités d'analyse. Son intérêt d'un point de vue physiologique reste à explorer dans une prochaine étude.

Références

- [1] P H CHARLTON, K KOTZEN, E MEJÍA-MEJÍA, P J ASTON, K BUDIDHA, J MANT, C PETTIT, J A BEHAR et P A KYRIACOU : Detecting beats in the photoplethysmogram : Benchmarking open-source algorithms. *Physiological Measurement*, 43(8):085007, 2022.
- [2] R COUCEIRO, P CARVALHO, R P PAIVA, J HENRIQUES, I QUINTAL, M ANTUNES, J MUEHLSTEFF, C EICKHOLT, C BRINKMEYER, M KELM et C MEYER : Assessment of cardiovascular function from multi-Gaussian fitting of a finger photoplethysmogram. *Physiological Measurement*, 36(9):1801, 2015.
- [3] V FLEISCHHAUER, N RUPRECHT, M SORELLI, L BOCCHI et S ZAUNSEDER : Pulse decomposition analysis in photoplethysmography imaging. *Physiological Measurement*, 41(9):095009, 2020.
- [4] G S FLETCHER, B A. AARONSON, A A. WHITE et R JULKA : Effect of a Real-Time Electronic Dashboard on a Rapid Response System. *Journal of Medical Systems*, 42(1):5, 2017.
- [5] D LI, Y XU et W GAO : Pulse wave signal modelling and feature extraction based on Lognormal function from photoplethysmography in wireless body area networks. *Biomedical Signal Processing and Control*, 86:105156, 2023.
- [6] M. SORELLI, A. PERRELLA et L. BOCCHI : Detecting Vascular Age Using the Analysis of Peripheral Pulse. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 65(12):2742–2750, 2018.
- [7] E MEJÍA-MEJÍA, J ALLEN, K BUDIDHA, Chadi EL-HAJJ, P A. KYRIACOU et P H. CHARLTON : 4 - Photoplethysmography signal processing and synthesis. In John ALLEN et Panicos KYRIACOU, éditeurs : *Photoplethysmography*, pages 69–146. Academic Press, 2022.
- [8] B OLSON, I HASHMI, K MOLLOY et A SHEHU : Basin Hopping as a General and Versatile Optimization Framework for the Characterization of Biological Macromolecules. *Advances in Artificial Intelligence*, 2012(1):674832, 2012.
- [9] U RUBINS : Finger and ear photoplethysmogram waveform analysis by fitting with Gaussians. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 46(12):1271–1276, 2008.
- [10] I SANCHES, V V. GOMES, C CAETANO, L S. B. CABRERA, V H. CENE, T BELTRAME, W LEE, S BAEK et O A. B. PENNATTI : MIMIC-BP : A curated dataset for blood pressure estimation. *Scientific Data*, 11(1):1233, 2024.
- [11] F SCHOLKMANN, J BOSS et M WOLF : An Efficient Algorithm for Automatic Peak Detection in Noisy Periodic and Quasi-Periodic Signals. *Algorithms*, 5(4):588–603, 2012.
- [12] T. TIGGES, A. PIELMUŞ, M. KLUM, A. FELDHEISER, O. HUNSICKER et R. ORGLMEISTER : Model selection for the Pulse Decomposition Analysis of fingertip photoplethysmograms. In *2017 39th Annual International Conference EMBC*, pages 4014–4017, 2017-07-11/2017-07-15.
- [13] D WANG, L VAHALA, T ALBERTS et Z HAO : Arterial Wall Motion and its Dynamic Modeling for Arterial Stiffness and Damping. In *IMECE2018*, Volume 3 : Biomedical and Biotechnology Engineering, 2018.
- [14] S ZANELLI, K EVEILLEAU, P H. CHARLTON, M AMMI, M HALLAB et M A. EL YACOUBI : Clustered photoplethysmogram pulse wave shapes and their associations with clinical data. *Frontiers in Physiology*, 14, 2023.