

可視カメラ 30fps 環境の PPG に最適化した 非対称サイン波モデル残差に基づく血圧推定

中澤祐介^{1†}, 南雲健人¹, 野澤昭雄¹

¹ 青山学院大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻

(Tel: 080-5326-3916; E-mail: nynynakazawa@gmail.com)

Abstract: スマートフォン可視カメラ由来の擬似 PPG に対し、周波数分解に依存しない新規な血圧推定手法を提案する。30fps という低サンプリングレート環境において、従来の周波数解析アプローチは高次高調波の正確な抽出が困難である。本研究では、既存の形態学的特微量アプローチ (RTBP:RealTimeBloodPressure) をベースラインとして採用し、新規に提案する 2 つの手法を実装し、比較する。第一に、sin 波フィットのパラメータ (振幅、位相、平均値) を直接特微量として使用した線形回帰モデル (sinBP(M): sinBP(Model)) である。第二に、生理学的に妥当な非対称サイン波モデルからの残差 (歪み指標 E) を特微量として使用した 3 段階推定モデル (sinBP(D): sinBP(Distortion)) である。sinBP(M) と sinBP(D) は、PPG 波形の本質的な特性を抽出し、ノイズの影響を受けにくい安定した血圧推定を実現する。本研究の評価は、連続血圧計を参照として、30fps 可視カメラの rPPG 環境を使用した 3 つの異なる血圧推定手法 (RTBP, sinBP(M), sinBP(D)) を比較し、新規手法の優位性を検証する。

Keywords: 血圧推定、光電容積脈波、スマートフォン、非対称サイン波モデル、歪み指標

1. 序論

1.1. 背景と動機

連続的な非侵襲血圧モニタリングは、心血管疾患の早期発見・管理に不可欠である [1, 2]。従来の間欠的なカフ測定は、日常的な変動を捉えるには不十分である。近年、スマートフォンの可視カメラを用いた光電容積脈波 (PPG) による血圧推定が注目されている。PPG は専用デバイス不要でスマートフォンのみで測定可能な利点がある [3]。

しかし、スマホカメラは 30fps と低フレームレートであり、従来の専用センサに比べ時間分解能が低い。また、可視光は照明変動やノイズの影響を受けやすく、自動露出 (AEC) 等の制御も信号範囲を制限する。これらの制約により、周波数分解を前提とした従来手法 (高調波比や THD 等) は、位相ゆらぎ等に対して脆弱である [4, 5]。

1.2. 従来研究の課題と線形回帰モデル

1.2.1. 従来研究の課題

従来の PPG 血圧推定は主に以下に分類される：

1. **形態学的特微量:** 波形の特徴 (ピーク、TTP 等) を用いる [6]。しかし、30fps では微細な形状変化の捕捉が困難である。
2. **周波数解析:** FFT 等で周波数特徴 (高調波比等) を抽出する [7]。しかし、30fps(ナイキスト周波数 15Hz) では高次高調波の抽出が困難で、周波数特性も不安定になりがちである。
3. **機械学習:** 深層学習等で直接推定する [8]。しかし、大量のデータが必要で、低 FPS 条件での汎化性能に課題がある。

1.2.2. 線形回帰モデルの採用

PPG 特微量と血圧には線形関係が存在することが示されている [6, 9, 10]。本研究では、特微量間の多重

共線性を考慮し、正則化項を持つ Ridge 回帰を採用する [8, 12]。以下の 3 手法を比較する。

RTBP(既存): 形態学的特微量 (振幅、心拍数、相対 TTP) を用いる [6]。振幅は血管拡張能、心拍数は循環動態を反映する。

sinBP(M)(新規): sin 波フィットのパラメータ (振幅 A、平均値 Mean、位相 Φ) を用いる。A は血管伸展性、Mean は自律神経活動、Φ は脈波伝播速度を反映し、ノイズに強い推定が期待される [11, 12]。

sinBP(D)(新規): 非対称サイン波モデルからの残差 (歪み E) を用いる。E は血管硬化に伴う波形歪みを定量化し [13, 14]、 $E\sqrt{A}$ は血管硬さの合成指標として機能すると予想される。

1.3. sin 近似を選んだ理由

30fps・高ノイズ環境で sin 波近似を採用した理由は以下の通りである。

第一に、周波数分解の回避である。30fps では高次高調波の正確な抽出が困難だが、sin 波近似は時間領域で直接モデル化するため安定している。第二に、生理学的妥当性である。収縮期・拡張期の非対称性を考慮したモデルを、1 拍ごとに動的に適合させることで生理的特性を表現できる。第三に、ノイズ頑健性である。1 拍全体をモデル化するため、局所的なノイズの影響を受けにくい。第四に、計算効率である。少数のパラメータで表現でき、リアルタイム処理に適している。

1.4. 本研究の目的と評価

本研究では、(1)RTBP、(2)sinBP(M)、(3)sinBP(D) の 3 手法を実装し、比較する。目的は以下の 2 点である：

1. **波形評価:** 非対称サイン波モデルによる近似精度 (MAPE) を評価し、30fps 環境での適合性を検証する。
2. **精度比較:** 連続血圧計を参照とし、新規手法 (sinBP(M/D)) が既存手法 (RTBP) より高精度か検証する。

† 中澤祐介 is the presenter of this paper.

1.5. 本研究の貢献

主な貢献は以下の 4 点である：

1. **sinBP(M)** の新規性: モデルパラメータ (振幅、位相、平均値) を特徴量とし、30fps でも安定した推定を実現する手法を提案する。
2. **sinBP(D)** の新規性: 生理学的モデルからの残差 (歪み E) と血管硬さ指標 ($E\sqrt{A}$) を用いる新しい推定枠組みを提案する。
3. 厳密な正規化: IBI 同期かつピーク整合による、拍ごとの変動を考慮した正規化を実装する。
4. 対照実験: 同一データ・同一前処理で 3 手法を比較し、各特徴量の寄与を定量化して優位性を検証する。

2. 手法

2.1. 非対称サイン波モデル

PPG 波形は、収縮期が短く拡張期が長い非対称性を有する [15]。本研究では、この特性を反映した非対称サイン波モデル (式 1) を定義する。

$$s(t) = \text{mean} + A \cdot s_{\text{norm}}(t) \quad (1)$$

$$s_{\text{norm}}(t) = \frac{1 + \cos(\theta(t) + \phi_0)}{2} \quad (2)$$

$$\theta(t) = \begin{cases} \frac{3\pi}{2} \cdot \frac{t'}{T} & (0 \leq t' \leq \alpha T) \\ \pi + 3\pi \cdot \frac{t' - \alpha T}{T} & (\alpha T < t' \leq T) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 A は振幅、 mean は平均値、 T は周期 (IBI) である。 $t' = (t - \tau^*) \bmod T$ は 1 拍内の位相時間、 ϕ_0 は小さな位相シフト、 τ^* は各拍ごとにピーク位置を整合させるためのパラメータである。また、 α は収縮期の割合を表すパラメータであり、初期値として $\alpha \approx 1/3$ (拡張期は $1 - \alpha \approx 2/3$) と仮定する。

実装では、1 拍遅延処理により前の拍の実測データから収縮期/拡張期比率を自動計算し、その比率に基づいて動的にモデルパラメータ α を決定する。デフォルト値として、ピーク → 谷が周期の約 2/3、谷 → 次ピークが約 1/3 となる比率を使用するが、各拍ごとに実測データから計算された動的な比率が用いられる。

2.2. 血圧推定手法

本研究では、以下の 3 手法を比較する。全手法で Ridge 回帰を用いる。

2.2.1. RTBP (ベースライン)

形態学的特徴量のみを用いる手法。

- 特徴量: 振幅 A 、心拍数 HR、相対 TTP(V2P, P2V)

$$\text{SBP} = C_0 + C_1 \cdot A + C_2 \cdot \text{HR} + C_3 \cdot \text{V2P_relTTP} + C_4 \cdot \text{P2V_relTTP} \quad (4)$$

$$\text{DBP} = D_0 + D_1 \cdot A + D_2 \cdot \text{HR} + D_3 \cdot \text{V2P_relTTP} + D_4 \cdot \text{P2V_relTTP} \quad (5)$$

2.2.2. sinBP(M) (提案手法 1)

モデルパラメータを直接特徴量とする手法。

- 特徴量: 振幅 A 、心拍数 HR、平均値 Mean、位相 Φ
- $$\text{SBP} = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot A + \alpha_2 \cdot \text{HR} + \alpha_3 \cdot \text{Mean} + \alpha_4 \cdot \Phi \quad (6)$$

$$\text{DBP} = \beta_0 + \beta_1 \cdot A + \beta_2 \cdot \text{HR} + \beta_3 \cdot \text{Mean} + \beta_4 \cdot \Phi \quad (7)$$

2.2.3. sinBP(D) (提案手法 2)

モデル残差 (歪み) を特徴量とする手法。

- 特徴量: A , HR, 相対 TTP, Stiffness_sin($E\sqrt{A}$), 歪み E
- 歪み指標 E は、実測波形 $x[n]$ とモデル波形 $s[n]$ の RMS 誤差である (式 8)。

$$E = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - s[n])^2} \quad (8)$$

さらに、歪み指標 E と振幅 A の平方根の積を、血管硬さ指標 Stiffness_sin として定義する：

$$\text{Stiffness}_{\text{sin}} = E\sqrt{A} \quad (9)$$

推定は 2 段階で行う：(1) ベース BP+ 血管特性補正 (RTBP + Stiffness), (2) 歪み補正 (+E)。

【第 1 段: ベース BP+ 血管特性補正】

$$\text{SBP}_{\text{vascular}} = \text{SBP}_{\text{RTBP}} + \text{ALPHA}_5 \cdot \text{Stiffness}_{\text{sin}} \quad (10)$$

$$\text{DBP}_{\text{vascular}} = \text{DBP}_{\text{RTBP}} + \text{BETA}_5 \cdot \text{Stiffness}_{\text{sin}} \quad (11)$$

【第 2 段: 歪み補正】

$$\text{SBP} = \text{SBP}_{\text{vascular}} + \text{ALPHA}_6 \cdot E \quad (12)$$

$$\text{DBP} = \text{DBP}_{\text{vascular}} + \text{BETA}_6 \cdot E \quad (13)$$

2.3. 前処理

ピーク検出、ビート切り出し、時間正規化 ($N = 64$)、ピーク整合 (位相探索)、外れ値除去 (IBI, 振幅変動) を実施する。

3. 実験計画

3.1. プロトコル

3.1.1. 環境設定

- **デバイス:** Google Pixel 8 フロント可視カメラ (30fps)
- **測定方式:** 指腹接触方式 (第 2 指)
- **照明条件:** 室内 400 lux

3.1.2. 参照値

- 参照デバイス 1: 指先カフ(第3指)で実時間PPGを光学式パルスオキシメーター(IWS920-DEV 分解能409.6Hz)で同時計測
- 参照デバイス 2: 指先カフ(第3指/第4指)で実時間血圧を連続血圧計(CNAP-Monitor 分解能1000Hz臨床グレード)で同時計測
- 測定条件: 測定間隔・体位・安静時間を統一

3.1.3. 被験者

- 被験者: 20~23歳の健康な成人男性5名
- 除外条件: 不整脈重度等
- 試行回数: 各被験者につき3回ずつ計測

3.1.4. 倫理

同意取得・匿名化・暗号化保存を実施する。

3.2. 評価指標

波形評価: 参照波形とスマホ波形(Green/sinWave)を時間同期し、MAPE、MAE、相関係数で評価する。**血圧推定:** 5分割時系列交差検証を用い、MAE、RMSE、MAPEで3手法を比較する。AAMI基準($|MD| \leq 5$, $SD \leq 8$)も参照する。**アブレーション:** 各特徴量の寄与を係数分析により評価する。

4. 結果

4.1. 波形評価

表1に波形評価結果を示す。sinWaveはGreenと比較してMAPEで約11.5ポイント改善し、相関係数も向上した。これはモデル近似がノイズ除去として機能したことを見た。

Table 1. Waveform evaluation results (Average of all sessions)

Channel	MAPE [%]	MAE	RMSE	Bias	Corr
sinWave	18.22	1.82	2.24	-0.66	0.19
Green	29.71	2.97	3.64	+0.42	0.07

4.2. 血圧推定精度

表2,3に推定精度を示す。提案手法sinBP(D)がSBP/DBP共に最小のMAE/RMSEを達成した。特にRMSEの改善が顕著であり、大きな誤差を抑制できている。

Table 2. SBP estimation accuracy

Method	MAPE [%]	MAE [mmHg]	RMSE [mmHg]
sinBP(D)	16.44	18.98	24.17
sinBP(M)	16.92	19.47	24.70
RTBP	17.82	20.66	28.02

Table 3. DBP estimation accuracy

Method	MAPE [%]	MAE [mmHg]	RMSE [mmHg]
sinBP(D)	21.72	14.84	19.31
sinBP(M)	22.30	15.20	19.73
RTBP	23.14	16.11	22.43

sinBP(D)における特徴量の寄与: sinBP(D)では、歪み指標EがSBP・DBPとともに大きな正の係数(SBP: +14.88, DBP: +15.20)を持っていました。これ

は、波形の歪みが大きいほど血圧が高くなる傾向があることを示しており、動脈硬化や血管抵抗の増大が波形歪みとして現れるという生理学的知見と整合する。一方、血管硬さ指標Stiffness_sin($E\sqrt{A}$)は負の係数(SBP: -2.40, DBP: -3.44)を示した。これは単独の歪みだけでなく、振幅との相互作用項が補正として機能していることを示唆する。

sinBP(M)における特徴量の寄与: sinBP(M)では、位相Phiが正の係数(SBP: +11.79, DBP: +15.69)を持ち、血圧推定に大きく寄与していることが確認された。これは、脈波の伝播速度や反射波のタイミング(位相)が血圧と密接に関連していることを裏付けている。

5. 考察

5.1. 結果の解釈

本研究の結果は、30fpsという低サンプリングレート環境において、周波数解析に依存しない非対称サイン波モデルによる近似アプローチが有効であることを強く支持している。

まず、波形評価においてsinWaveチャンネルがGreenチャンネルよりも高い精度(低MAPE)を示したことは、非対称サイン波モデルがノイズ除去と波形整形フィルタとして機能し、PPGの基本成分を抽出できていることを意味する。生のGreen信号は照明変動や体動ノイズの影響を直接受けるが、モデル近似を行うことで、生理学的に妥当な「理想波形」への回帰が行われ、S/N比が向上したと考えられる。

次に、血圧推定においてsinBP(D)が最高精度を達成したことは、「生理学的モデルからの逸脱(残差)」が血圧推定において重要な情報を持っていることを示している。単に波形をパラメータ化する(sinBP(M))だけでなく、そのモデルで説明しきれない「歪み」を定量化し、それを特徴量として組み込むことで、血管の硬さや末梢抵抗の変化といった微細な生理学的变化を捉えることができたと推察される。

5.2. 手法の優位性

既存手法(RTBP)は、波形のピークや谷といった「点」の情報に依存するため、30fpsの粗い時間分解能では正確な特徴抽出が困難であった(サンプリング点がピークからずれる等)。これに対し、提案手法(sinBPシリーズ)は、1拍分の全データポイントを用いた最小二乗フィットを行うため、サンプリングタイミングのずれに対して頑健である。これが、sinBP(M)およびsinBP(D)がRTBPを上回る精度を出した主要因と考えられる。

さらに、sinBP(D)がsinBP(M)を上回った事実は、非対称サイン波モデルという「生理学的制約」の有効性を示している。単なるパラメータ抽出(sinBP(M))よりも、収縮期・拡張期の比率を考慮した非対称モデルの残差(E)の方が純粋な「病的/生理的歪み」を反映するようになったため、血圧との相関が高まったと考えられる。

5.3. 限界と展望

MAPEは16%台であり、AAMI基準には達していない。今後は、(1)個人差補正(キャリブレーション)、

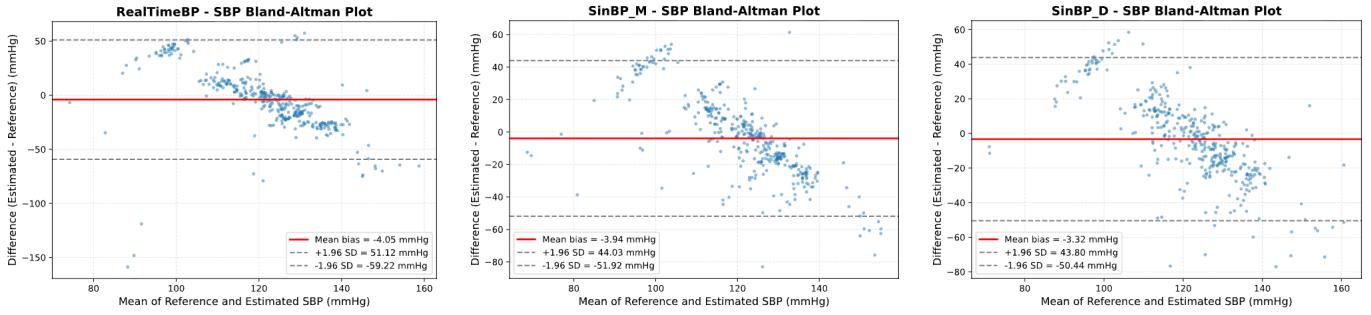


Fig. 1. Bland-Altman plots of SBP. Left: RTBP, Center: sinBP(M), Right: sinBP(D).

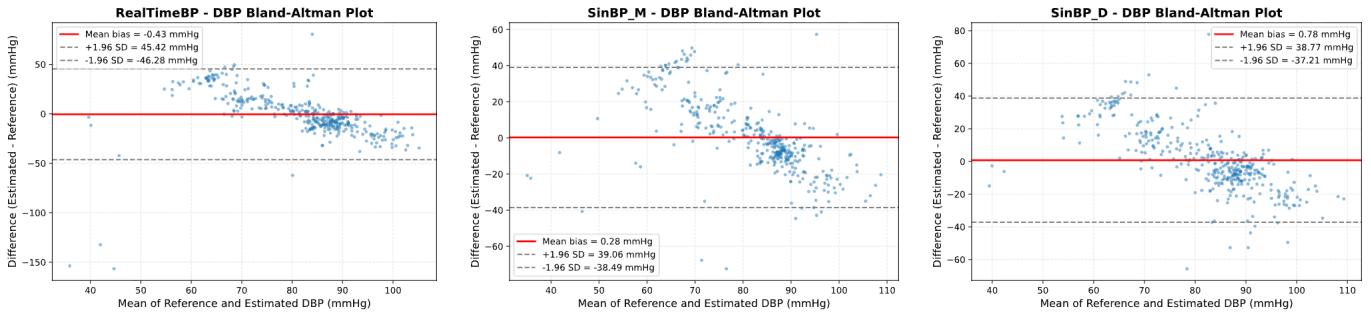


Fig. 2. Bland-Altman plots of DBP. Left: RTBP, Center: sinBP(M), Right: sinBP(D).

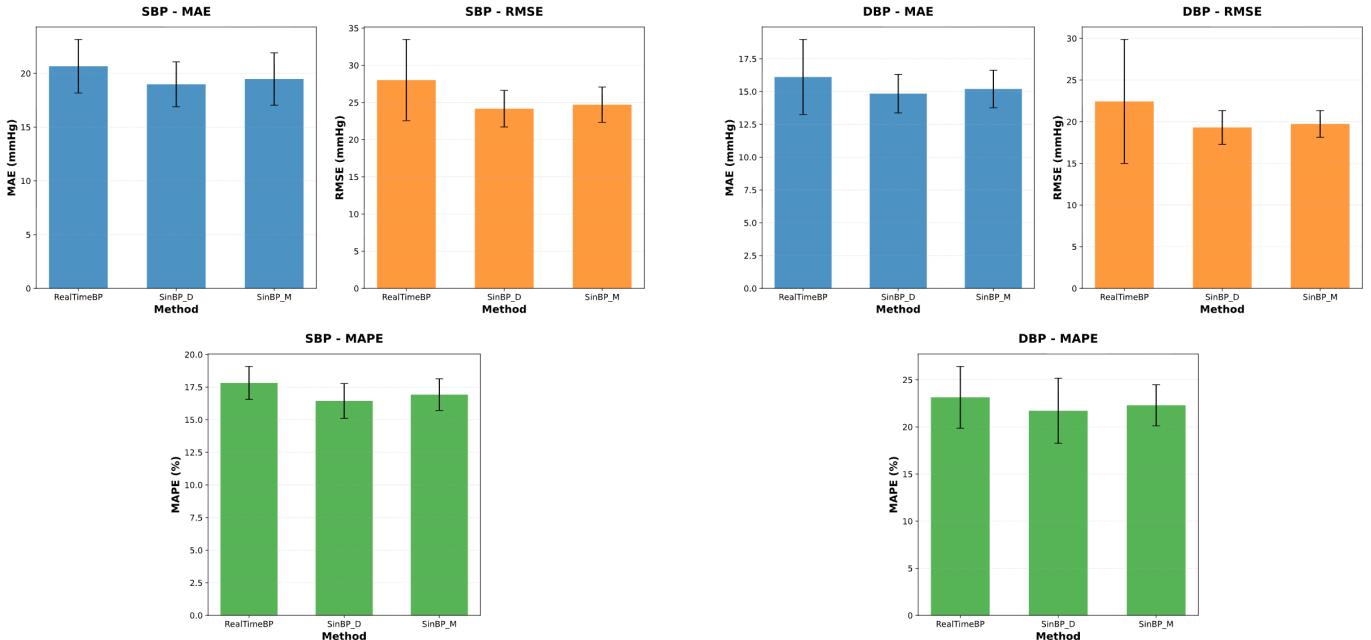


Fig. 3. Comparison of SBP estimation accuracy across three methods (RTBP, sinBP(M), sinBP(D)). Top left: MAE, Top right: RMSE, Bottom: MAPE.

(2) モデル拡張(第2高調波追加)、(3) データセット拡充に取り組む必要がある。

6. 結論

本研究では、30fps 可視カメラ環境向けに、非対称サイン波モデルを用いた血圧推定手法を提案した。実験の結果、モデル残差を用いた sinBP(D) が最も高い精度を示し、血管硬化を反映する歪み指標の有効性が確認された。

Fig. 4. Comparison of DBP estimation accuracy across three methods (RTBP, sinBP(M), sinBP(D)). Top left: MAE, Top right: RMSE, Bottom: MAPE.

本研究の主な貢献は以下の通りである。(1) **sinBP(M) の有用性:** 非対称サイン波モデルへのフィットにより得られるパラメータ(振幅、位相、平均値)が、30fps 環境においてもノイズに頑健な特徴量として機能することを示した。(2) **sinBP(D) の新規性:** 生理学的に妥当なモデルからの「逸脱(残差)」を特徴量化することで、血管硬化や末梢抵抗の変化を捉え、血圧推定精度を向上させた。特に、歪み指標 E と振幅 A の組み合わせ (Stiffness_sin) が有効であることを確認した。(3) **低 FPS 環境での実現可能性:** 周波数分解

に依存しない時間領域モデリングにより、一般的なスマートフォンカメラ(30fps)でも実用的な血圧トレンド推定が可能であることを実証した。

本手法は、専用デバイスを必要としない手軽な血圧モニタリング技術として、mHealth分野への貢献が期待される。今後は、個人差補正の導入や大規模データセットでの検証を進め、実用化を目指す。

REFERENCES

- [1] World Health Organization. "Global report on hypertension 2023: the race against a silent killer." Geneva: World Health Organization, 2023.
- [2] Whelton, Paul K., et al. "2017 ACC/AHA Guideline for the Prevention, Detection, Evaluation, and Management of High Blood Pressure in Adults." *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 71, no. 19, 2018, pp. e127-e248.
- [3] Sun, Yu, and Nitish Thakor. "Photoplethysmography revisited: from contact to noncontact, from point to imaging." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, no. 3, 2016, pp. 463-477.
- [4] Verkruyse, Wim, Lars O. Svaasand, and J. Stuart Nelson. "Remote plethysmographic imaging of skin perfusion." *Optics Express*, vol. 16, no. 26, 2008, pp. 21434-21445.
- [5] McDuff, Daniel, et al. "Improvements in remote cardiopulmonary measurement using a five band camera." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 10, 2014, pp. 2593-2601.
- [6] Millasseau, Sandrine C., et al. "Contour analysis of the photoplethysmographic pulse measured at the finger." *Journal of Hypertension*, vol. 24, no. 8, 2006, pp. 1449-1456.
- [7] Alian, Aymen A., and Kirk H. Shelley. "Photoplethysmography." *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*, vol. 28, no. 4, 2014, pp. 395-406.
- [8] Zhang, Liang, et al. "Developing personalized models of blood pressure estimation from wearable sensors data using minimally-trained domain adversarial neural networks." *Proceedings of Machine Learning Research*, vol. 126, 2020, pp. 97-120.
- [9] Charlton, Peter H., et al. "Assessing vascular age from the photoplethysmogram: a systematic review." *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 12, 2019, pp. 179-202.
- [10] Elgendi, Mohamed. "On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals." *Current Cardiology Reviews*, vol. 8, no. 1, 2012, pp. 14-25.
- [11] Allen, John. "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement." *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 3, 2007, pp. R1-R39.
- [12] Kurylyak, Yuriy, et al. "A Neural Network-based method for continuous blood pressure estimation from a PPG signal." *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 2013, pp. 280-283.
- [13] Takazawa, Kenji, et al. "Assessment of vasoactive agents and vascular aging by the second derivative of photoplethysmogram waveform." *Hypertension*, vol. 32, no. 2, 1998, pp. 365-370.
- [14] Nichols, Wilmer W. "Clinical measurement of arterial stiffness obtained from noninvasive pressure waveforms." *American Journal of Hypertension*, vol. 18, no. 1, 2005, pp. 3S-10S.
- [15] Hall, John E., and Michael E. Hall. *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*. 14th ed., Elsevier, 2020.