

# 掌映像を用いた非接触式血圧変動推定手法に関する研究

## A study on contactless blood pressure variation estimation using palm movie

○佐藤諒<sup>1</sup>, 寺井孝則<sup>1</sup>, 松崎宗真<sup>1</sup>,  
花木勇真<sup>2</sup>, 吉澤誠<sup>3</sup>, 杉田典大<sup>1,3,4</sup>

○Ryo Sato<sup>1</sup>, Takanori Terai<sup>1</sup>, Shuma matsuzaki<sup>1</sup>,  
Yuma Hanaki<sup>2</sup>, Makoto Yoshizawa<sup>3</sup>, Norihiro Sugita<sup>1,3,4</sup>

1: 東北大学工学研究科, 2: 東北大学工学部,  
3: 東北大学サイバーサイエンスセンター, 4: 東北大学医工学研究科

1:Tohoku University School of Engineering(Graduate),  
2:Tohoku University School of Engineering(Undergraduate),  
3:Tohoku University Cyberscience Center,  
4:Tohoku University School of Biomedical Engineering

**キーワード** : 映像脈波 (video plethysmogram), 血圧変動 (blood pressure variation),  
回帰分析 (regression analysis), 非接触計測 (contactless measurement), 主成分分析 (principal component analysis)

**連絡先** : 〒 980 - 8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05 東北大学工学研究科・工学部 電子情報システム・応物系 1 号館,

Tel: 022-795-7130, E-mail: web-admin.cps-cc@grp.tohoku.ac.jp

## 1. 研究背景・先行研究

### 1.1 研究背景

現在, 日本の死因別死亡率の 23% を循環器疾患が占め, 高血圧は, 循環器疾患のリスクを高めるとされる. 特に高血圧患者は, 急な温度変化により急激に血圧が変動し心筋梗塞や, 脳梗塞といった疾患が引き起こされるヒートショックのリスクが高い. 2022 年には, ヒートショックに関連して入浴中に急死したと推定される死亡死者数が年間 19000 人に上る<sup>1)</sup> など, 高血圧

の潜在的なリスクが意識される中で, 日常的な血圧測定の必要性が高まっている.

現状, 広く普及しているオシロメトリック式血圧計は, 測定の際に腕や手首などにカフを巻き付ける必要があり, 日常的な測定には煩わしさが伴う. また, オシロメトリック式血圧計では血圧の連続的な測定は困難であり, 血圧の急激な変動を検知することは難しい. こうした中で, カフの装着を必要とせず, 連続的に血圧を推定する手法が注目されている. その中で本研究では, 特に血圧変動の推定に焦点を当て, 非

接触で高精度な推定手法の実現を目指す。

## 1.2 非接触血圧推定の原理

顔や掌のような肌の映像を解析することによって得られる脈波のことを映像脈波 (rPPG:remote photoplethysmography) という。脈動が表れる原理としては、まず、血管の収縮と拡張によって、関心領域内のヘモグロビン量が脈動する。可視光はヘモグロビンに吸収される特性があるため、反射光をカメラで捉えると脈動した成分が得られるというものである。映像脈波はその振幅に皮膚内部の血管容積の情報を反映している。血圧は、血管のコンプライアンス(硬さ)が大きいほど大きくなる。また、血管のコンプライアンスが大きいほど、血管容積の変化は小さくなり、映像脈波の振幅は小さくなる。すなわち、映像脈波の振幅と血圧値には一定の関係があると考えられる。また、映像脈波の波長は心拍数を反映しており、この点でも血圧との関係があると考えられる。

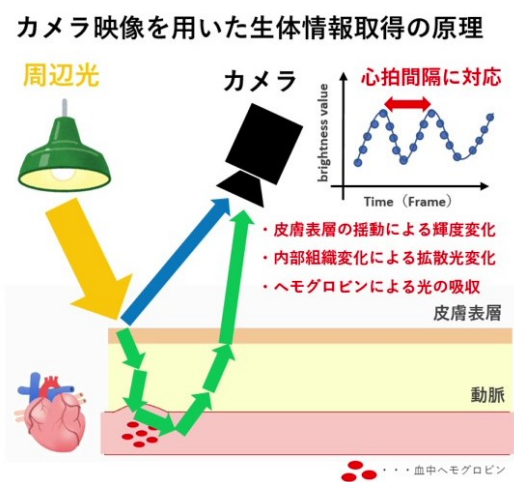


Fig. 1 映像脈波の原理

## 1.3 先行研究とその課題

まず、非接触血圧推定の現状として、近年の先行研究を Tab. 1 に示す。

Table 1 非接触血圧推定の先行研究

アプローチ	モデル	MAE[mmHg]
Beak et al. <sup>2)</sup> (2019)	CNN	17.7
Schrumpf et al. <sup>3)</sup> (2021)	DCNN	17.1 ± 21.2
Wu et al. <sup>4)</sup> (2022)	InfoGAN	9.1 ± 8.2
Ours <sup>5)</sup> (2023)	LSTM	11.2 ± 2.0

非接触式血圧推定の領域における全体の傾向として、推定の際に校正を必要とせず、米国医療機器振興協会基準である 5mmHg を下回る誤差で血圧を推定することを目指されてきた。これは、オシロメトリック式血圧計の代替となるような手法の実現が念頭に置かれている。その中でも近年では、Table 1 に示した先行研究 2, 3, 4, 5) のように機械学習を用いて映像脈波と血圧値との関係をモデリングする試みが数多く行われている。その一方で、基準を満たす手法はこれまで確立されていない。この原因と考えられるのが、原理上の限界とデータセット数の不足である。

原理上の限界として、映像脈波の個人差の大きさがある。映像脈波は、対象被験者の皮膚色や皮膚の厚さ、血管の走行分布など個人に依存するパラメータによって反射光の散乱、反射特性が変化する。それに加え、映像脈波は照明環境の変化や体動などの外乱の影響を非常に受けやすい。そのため、映像脈波は血管容積そのものを直接表しているとは言えない。したがって、様々な環境で撮影された、多様な人の映像から取得される映像脈波同士を、同一の尺度で表し、血圧値とモデル化するのは極めて困難と考えられる。

その困難を埋め、複雑性を表現し得るのが機械学習モデルであるという可能性もあるが、従

来研究で扱われているデータセットの量は、比較的多数のデータを用意した Wu ら<sup>4)</sup>でも 1138 名分のデータと、機械学習が成功を収めている他分野と比較して、極めて少数なのが現状である。

## 2. 提案手法

以上の課題から、本研究では、個人ごとに校正を行った上で血圧値そのものではなく、血圧値の変動を推定することに焦点を当てた。この理由としては、映像脈波は血管容積そのものではなく、血管の容積変化を表しており、容積変化は、血圧値そのものではなく、血圧値の変動と対応していると考えたためである。提案手法の概略を Fig.2 に示す。

まず、掌の映像を RGB ビデオカメラで撮影する。撮影した映像に対し ROI (Region of interest) を設定し、ROI 内の画素における緑色輝度の平均を連続的に算出、0.7-2.0Hz を通過域とする帯域通過フィルタをかけることで映像脈波を抽出する。取得した映像脈波に対しピーク検出アルゴリズムを適用し、連続信号を拍分割する。分割した  $n$  拍目の拍に対し、1 階微分および 2 階微分を施し、それぞれの特徴点に関連した振幅、波長、面積、傾きおよびその組み合わせからなる 91 の特徴量 ( $f_{n,1}, f_{n,2}, \dots, f_{n,91}$ ) を抽出する。次に、各特徴量に対して、信号全体での平均値 ( $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ ) を計算し、各拍における特徴量を算出した平均値で除す ( $f_{n,1} - \mu_1, f_{n,2} - \mu_2, \dots, f_{n,91} - \mu_n$ )。この処理を以降**偏差化**と呼ぶことにする。最後に偏差化した特徴量に対して主成分分析を行い、10 次元まで圧縮した後、第 1 主成分 ( $PC_1$ ) 及び第 2 主成分 ( $PC_2$ ) を説明変数として用いることとする。一方血圧値については、指先にカフを装着する形の容積補償式の連続血圧計を用いて測定する。測定した連続血圧から収縮期血圧を計算し、映像脈波に対応する間隔で拍分割を行う。さらに特徴量

同様に偏差化を行い、これらを目的変数とする。最後に、説明変数と目的変数について重回帰モデルを作成することで、映像から血圧の偏差が求まる。

脈波の特徴量及び血圧値を偏差化することで、それぞれの「大きさ」の情報を取り除き、変動のみに注目したモデルとすることができる。こうすることで、脈波の特徴量と血圧値をそのままモデル化するよりも、推定精度のよいモデルができると考えられる。

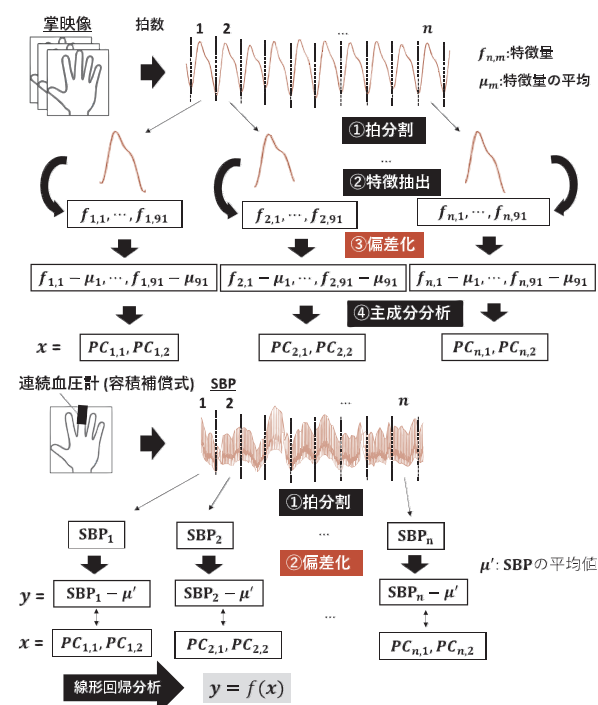


Fig. 2 提案手法の概略

## 3. 実験

実験の目的は、脈波の特徴量と血圧値について偏差化することの有効性を検証することである。

### 3.1 実験概要

座位状態の被験者に対し、左手を心臓の高さに固定させ、手掌部映像を撮影した。映像の撮影に際し、本実験では手を固定することで、実

験中の体動を抑制した。使用したカメラは可視光 CMOS カメラ (DFK33UX252, The Imaging Source 社製<sup>6)</sup>) であり, 実験時のカメラの設定画素数を 1488×1500 pixel, フレームレートを 30 fps, 露光時間を 4 ms とした。また左手中指には, 図 4.5 に示した容積補償式血圧計 (INL382, ADInstruments 社製<sup>7)</sup>, 以降連続血圧計と表記) を装着し, 血圧参照値を計測した。連続血圧計は, 血圧波形の連続計測が可能な装置である。被験者は 22.6 ± 1.5 歳の健常男性 11 名である。1 被験者につき, 2 日間, 昼 (10:00 – 13:00) と夕方 (15:00 – 18:00) 計測を行い, 計 4 回分のデータ取得を行った。昼と夕方の計測の間には 5 時間以上の間隔を設けた。本実験では, 実験内で血圧変動を起こすための足部冷水負荷試験を実施した。実験時間は 6 分 30 秒で, 3 分 – 3 分 30 秒の間に冷水負荷を実施し, 水温は 6°C 程度とした。

### 3.2 検証方法

評価指標として平均絶対誤差 (MAE) と相関係数 (CC) を使用する。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \quad (2)$$

時間分解能は, 30 拍ごとに 50% のオーバーラップ率で移動平均を取った上で評価する。移動平均を取る理由としては, 血圧, 及び脈波の特徴量の細かなゆらぎを取り除き, それぞれのベースライン変動に焦点を当てるためである。

各被験者の 4 回分のデータセットに対し, 4 分割交差検証を行い, 4 回分のテスト結果を平均する。さらに 11 人分の結果を平均し, 脈波の偏差化を行った結果と行わなかった結果を比較する。

## 4. 結果

全体の結果を Fig.3, 偏差化を行った被験者ごとの結果を Fig.4, 予測値, 参照値のプロットの例を Fig.5 に示す。MAE に関しては 8.52mmHg 減少, CC に関しては 0.17 増加となり, モデルの推定精度が改善したことが確認できた。また, 11 名中 8 名で MAE < 5mmHg かつ CC > 0.6 と, 誤差を抑えながら血圧の変動を一定程度推定できていることがわかる。

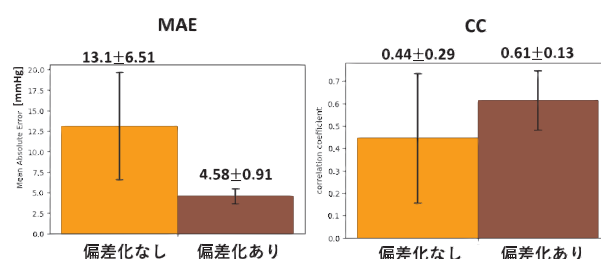


Fig. 3 全体の MAE, CC

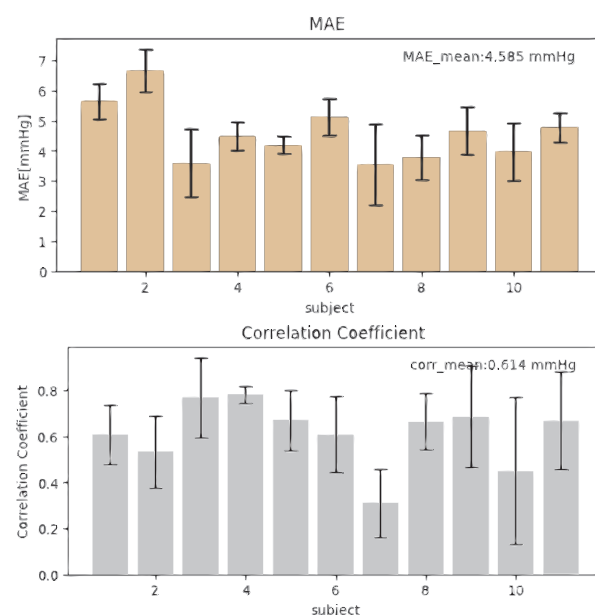


Fig. 4 被験者ごとの MAE, CC (偏差化あり)

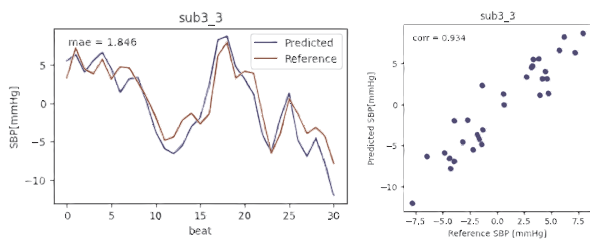


Fig. 5 予測値, 参照値のプロットの例

## 5. 考察

### 5.1 偏差化の効果

偏差化によって, 推定精度が向上する要因は測定回による個人内差を低減できることにあると考えられる.

時間を空けて測定を行った場合, 測定回によって平均血圧が異なるが, 脈波のスケールはそれに対応するわけではない. したがって, 偏差化をしない場合, それぞれの測定回内のデータで存在した線形性が, 回帰モデルにする際に失われてしまう. そこで偏差化を行うことで, 測定回ごとのスケールの差が抑制され, データ全体において線形性が保持されることが考えられる.

### 5.2 校正の必要性

本手法で被験者ごとに校正を必要とした要因は, 測定回に依存する個人内差と, 被験者に依存する個人間差が大きいことにある. 個人内差については, 偏差化によってある程度補正することができるが, 個人間差については, 偏差化だけでは補正することが難しい. これは, 血圧値と脈波の「大きさ」の関係と同様, 偏差も, 個人によってパラメータが異なるためである. このパラメータとは, 個人の皮膚の厚さや, 血管の分布の仕方, 血管の硬さなどが考えられる.

### 5.3 回帰モデルの最適化

本稿で示した回帰モデルは, 第1主成分 ( $PC_1$ ) 及び第2主成分 ( $PC_2$ ) を説明変数として用いた重回帰モデルであるが, この結果は, 説明変数の次元及び回帰モデルの種類を探索した上での最適な選択によるものである. 具体的には, 重回帰に加え, Lidge 回帰, LASSO 回帰, サポートベクター回帰, ニューラルネットワーク, LSTM に対して, 第1主成分から, 第10主成分までを順に入力とすることで探索を行った.

## 6. おわりに

血圧値, 特徴量に偏差化を行うことで, 血圧変動推定モデルの精度が向上した. 一方で, 本手法の実現性の向上に向けては, 推定精度のさらなる改善に加え, 個人ごとに連続血圧計を用いた校正が必要な点が課題となる. そのため, 今後の方針としては, より安定な脈波抽出を行うために, ROI 選択アルゴリズムを導入することや, データセットを拡張し, 新たな回帰モデルを構築することで, 個人内差, 個人間差を埋めることを目指す.

## 参考文献

- 1) 消費者庁 高齢者の事故に関するデータとアドバイス等 [Online](2024/3/6 閲覧)
- 2) Sanghyun Baek, Jiyong Jang, and Sungroh Yoon. End-to-end blood pressure prediction via fully convolutional networks. *IEEE Access*, 7:185458 – 185468, 2019.
- 3) Fabian Schrumppf, Patrick Frenzel, Christoph Aust, Georg Osterhoff, and Mirco Fuchs. Assessment of non-invasive blood pressure prediction from ppg and rppg signals using deep learning. *Sensors*, 21(18):6022, 2021.
- 4) Bing-Fei Wu, Li-Wen Chiu, Yi-Chiao Wu, Chun-Chih Lai, and Pao-Hsien Chu. Contactless Blood Pressure Measurement via Remote Photoplethysmography with Synthetic

Data Generation Using Generative Adversarial Network. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2022

- 5) Xin Liu, Brian L. Hill, Ziheng Jiang, Shwetak Patel, Daniel McDuff. EfficientPhys: Enabling Simple, Fast and Accurate Camera-Based Vitals Measurement. arXiv:2110.04447 [cs.CV]
- 6) The Imaging Source Asia Co., Ltd., “DFK 33UX252 - USB 3.0color industrial camera,” The Imaging Source, [Online]. (2024/3/6 閲覧)
- 7) DIstruments, “Human NIBP Nano System,” ADInstruments, [Online].(2024/3/6 閲覧)