

心拍数の推定を目的とした可視動画による rPPG 信号の変換処理に関する検討

高橋 怜也[†] 景山 陽一[†] 石沢 千佳子[†] 伊藤 悠大[†]
秋田大学[†]

1. 背景・目的

近年, COVID-19 の影響を受け, リモートワークを実施する機会が増加している. リモートワークは, 通勤やオフィススペース削減など多くの利点がある. 一方, リモートフォトプレシスモグラフィ(以下, rPPG)によって, バイタルサインを推定する研究が行われている. rPPG に基づくバイタルサインを用いることで, リモートワーク時などにおいて, 他者の疲労状態を把握できる可能性がある. 疲労状態を推定することで, 円滑なコミュニケーションや業務体制の改善などに寄与すると考える. しかしながら, rPPG 信号には多くのノイズが含まれており, 正確な心拍数(以下, HR)を rPPG 信号から取得するためには, ノイズの影響を軽減する必要がある.

そこで本研究では, rPPG 信号から人の疲労状態を推定するシステムの開発を目的とする. 本稿では, rPPG 信号に変換処理を施すことで, ノイズの影響を軽減し, HR の推定精度の向上する手法について検討を行った.

2. 原理

rPPG 信号^[1]は, 皮膚周辺の血流量の変化を定量化した信号であり, バンドパスフィルタを適用させることで HR の取得が可能である.

3. 提案手法

提案手法は rPPG 信号に変換処理を施すことでノイズの影響を軽減し, HR の推定精度の向上を図る. 具体的には, はじめに rPPG 信号を平均が 0, 分散が1になるように正規化を行う. 次に, 信号変換処理に基づき, 各 peak に重み付けを行う. 変換結果の例を図 1 に示す. 本稿では, 以下に示す 3 種類の変換処理を比較した.

3.1 cos 変換^[2]

全 peak の影響を等しくするために, 正の peak の値を1, 負の peak の値を-1に変換する.

3.2 KDE 変換

頻度の高い大きさの peak を強調するために, 正と負それぞれの peak の値でカーネル密度推定

(以下, KDE)を行い, 確率密度関数を推定する. 3.1 節の cos 変換後, この関数に従うように, 各 peak に重み付けを行う.

3.3 正規分布変換

平均的な大きさの peak を強調するために, 正と負それぞれの peak の値で正規分布の確率密度関数を算出する. 3.1 節の cos 変換後, この関数に従うように, 各 peak に重み付けを行う.

4. 使用データ

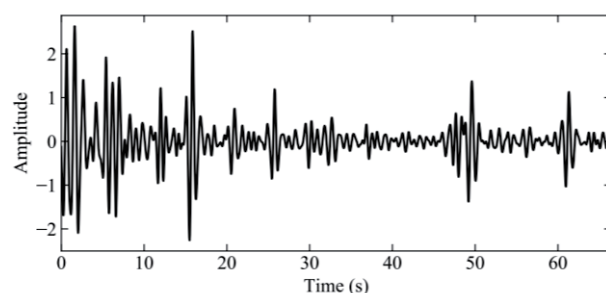
本稿では, 2 種類のベンチマークデータセット(計 100 本の顔の可視動画)を用いた. HR の真値は, フィンガークリップ型パルスオキシメータで取得した PPG 信号に基づいて算出した.

4.1 PURE^[3]

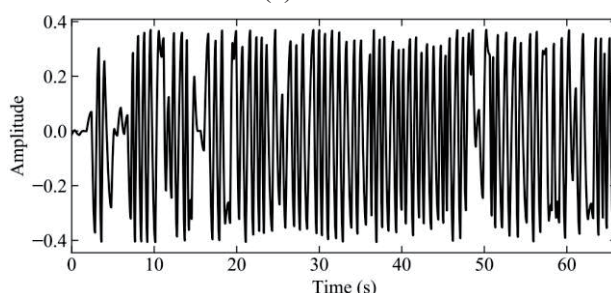
6 種類の異なる条件下で被験者 10 人がそれぞれ撮影された 60 本の動画(1 本あたり約 1 分間)の内, 全フレームで顔検出が可能であった 58 本の動画を用いた. 被験者の HR の範囲は, 約 45-135 bpm で平均は約 70 bpm である. また, 解像度は 640×480 pixel である.

4.2 UBFC-rPPG^[4]

コンピュータの前で数学的なゲームをプレイする被験者 42 人がそれぞれ撮影された 42 本の動



(a) 無変換



(b) 正規分布変換

図 1 変換処理の例(UBFC-rPPG:subject14^[4])

Study on conversion process of rPPG signals by visible video for estimating heart rates

Reiya Takahashi[†], Yoichi Kageyama[†], Chikako Ishizawa[†], Ito Yudai[†]
Akita University[†]

画(1本あたり約1分間)の内、全フレームにおいて顔検出が可能であった42本の動画を用いた。被験者のHRの範囲は、約55-133bpmで平均は約101bpmである。また、解像度は640×480pixelである。

5. 実験手法

3種類の変換処理の汎用性を検証するために、本稿では6種類のrPPG手法におけるHRの推定精度を比較した。表1に本稿で使用するrPPG手法の概要を示す。いずれの手法もrPPG-Toolbox^[1]に含まれるunsupervised methodsである。

5.1 実験手順

検証の手順を以下に示す。

①顔領域の抽出

顔の可視動画から顔領域を抽出する。

②rPPG信号の取得

顔領域に対して、各rPPG手法を用い、rPPG信号をそれぞれ算出する。

③トレンド除去

rPPG信号の線形的な変化を除去する。

④バンドパスフィルタ

HRは一般的に45-150bpmの範囲であるため、信号から0.75-2.5Hzの周波数範囲を抽出する。

⑤提案手法

3種類の信号変換処理をそれぞれ施す。

⑥HRの推定

周波数解析を用いて、パワースペクトル密度が0.75-2.5Hz間で最大値を示した周波数をHRとする。

⑦HRの推定精度の算出

推定値とPPG信号によって算出された真値の絶対誤差の平均(以下、MAE)を各手法で比較する。

6. 解析結果および検討

表2に無変換時におけるMAEの算出結果を示す。無変換時では、データセット間の平均においてPOSが最も高い精度を示した。表3に提案手法の中で最も精度の高かった正規分布変換時におけるMAEの算出結果を示す。正規分布変換時

表1 使用するrPPG手法一覧

手法	年	要約
ICA[5]	2011	ブラインドソース分離による独立した信号の分離
POS[6]	2016	時間的に正規化された肌の色調に直交する平面を考慮する
CHROM[7]	2013	標準化された肌の色を定義し、ホワイトバランスを調整する
GREEN[8]	2008	ROI内の全ピクセルの空間平均
LGI[9]	2018	血液量の局所的な不変性を考慮する
PBV[10]	2014	血液変化量の特徴から色変化とモーションノイズを区別する

では、データセット間の平均においてLGIが最も高い精度を示した。

表2,3より、いくつかのrPPG手法でデータセット間の平均精度が向上したことから、提案手法は特定のrPPG手法に対して、HR推定をする場合、ノイズの影響を軽減する可能性が示唆された。また、データセットUBFC-rPPGでは、全てのrPPG手法で精度の向上が認められた。特に、無変換時で真値よりも低くHR推定されたデータに対して、精度の向上が認められた。一方、データセットPUREでは、いくつかのrPPG手法でMAEの増加が認められた。これは、高周波のノイズの影響を強調し、真値よりも高くHR推定したことが原因であると考えられる。

表2 無変換におけるMAE(bpm)

	ICA	POS	CHROM	GREEN	LGI	PBV
PURE	4.89	3.69	5.83	10.31	4.64	3.94
UBFC-rPPG	14.70	4.00	3.98	19.82	15.80	15.90
平均値	9.80	3.84	4.90	15.06	10.22	9.92

データセットの最小値

表3 正規分布変換におけるMAE(bpm)

	ICA	POS	CHROM	GREEN	LGI	PBV
PURE	7.72	9.52	13.24	6.18	1.25	4.05
UBFC-rPPG	5.61	1.70	2.26	6.67	1.84	1.86
平均値	6.66	5.61	7.75	6.42	1.55	2.96

データセットの最小値

参考文献

- [1] X. Liu, G. Narayanswamy, A. Paruchuri, X. Zhang, J. Tang, Y. Zhang, S. Sengupta, S. Patel, Y. Wang, D. McDuff, "rPPG-Toolbox: Deep Remote PPG Toolbox" (2023)
- [2] J. Xu, K. Takagi, A. Yoneyama, "Beat Induction from Motion Capture Data Using Short-Term Principal Component Analysis", *Information and Media Technologies*, Vol.5, No.4, pp.1287-1293 (2010)
- [3] R. Stricker, S. Müller, H.-M. Gross, "Non-contact Video-based Pulse Rate Measurement on a Mobile Service Robot", in: *Proc. 23rd IEEE Int. Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pp.1056-1062 (2014)
- [4] S. Bobbia, R. Macwan, Y. Benezeth, A. Mansouri, J. Dubois, "Unsupervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography", *Pattern Recognition Letters*, Vol.124, pp.82-90 (2019)
- [5] M.-Z. Poh, D. J. McDuff, R. W. Picard, "Advancements in Non-contact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.58, No.1, pp.7-11 (2011)
- [6] W. Wang, B. Brinker, S. Stuijk, G. Haan, "Algorithmic Principles of Remote-PPG", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.64, No.7, pp.1479-1491 (2016)
- [7] G. Haan, V. Jeanne, "Robust Pulse Rate From Chrominance-Based rPPG", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.60, No.10, pp.2878-2886 (2013)
- [8] W. Verkrusse, L. O. Svaasand, J. S. Nelson, "Remote plethysmographic imaging using ambient light", *Opt Express*, Vol.16, No.26, pp.21434-21445 (2008)
- [9] C. S. Pilz, S. Zaunseder, J. Krajewski, V. Blazek, "Local Group Invariance for Heart Rate Estimation from Face Videos in the Wild", *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp.1335-13358 (2018)
- [10] G. Haan, A. Leest, "Improved motion robustness of remote-PPG by using the blood volume pulse signature", *Physiological Measurement*, Vol.35, No.9 pp.1913-1926 (2014)