

修士論文

指紋認証時に脈拍数を同時計測する手法の 短時間化とその評価

37-186460 坂口 達彦

指導教員：矢谷 浩司 准教授

東京大学大学院
工学系研究科 電気系工学専攻

令和 2 年 1 月 30 日 提出

Acknowledgements

本研究を進めるにあたり、厚いご指導をいただいた指導教員の矢谷浩司准教授に感謝いたします。毎週の1on1ミーティングでは、研究の方向性についての確かな助言を下さり、本論文を書き上げられたのは先生の力添えあってこそのことだと考えております。研究に関するご指導にとどまらず、安定した精神面で物事を進めていく上での助言をくださったり、就職活動の際に企業の方と知り合う機会を恵んでくださったり、大変お世話になりました。本当にありがとうございました。

工学系研究科の小野寺宏特任教授には医工学の立場からの専門的な様々な助言をいただきました。頂いた助言は修士課程での研究の方向性を考える上で非常に重要な視点を下さりました。大変感謝しております。

研究室のメンバーには様々な助力をいただきました。同期の正木博明君、松井秀憲君には日頃の会話を通じて何度も励まされました。Arissa Janejera Satoには何度も英語に関する質問に答えられました。かけがえのない同期に支えられたおかげで、研究をやりきれたと思っております。ここに感謝いたします。同じ工学系研究科の周中一には英語に関する助言や実験の参加者を集める際に多大な協力をしていただきました。また陳明輝は研究室内で席が近かったこともあり、何度も英語でのコミュニケーションをする機会を下さりました。いただいたイラストは今後も大切にいたします。後輩の杉山悠司君、竹ノ内朝陽君は文章や発表の添削など鋭い指摘をくださりました。B4の皆さんには実験の参加者を集める際に協力して下さり感謝しております。後輩の皆さんとお酒の席などで盛り上がったことはとても良い思い出となっております。

B4同期の三島潤平君には研究の状況を聞いていただき、自分の研究を整理する上で何度も助力をいただきました。鈴木拓馬君には働く技術者としての話を聞かせていただき、卒業を目指す良い励みとなりました。ありがとうございました。

相田・矢谷研究室の秘書である元岡みさ子さんには、物品購入などの事務的な手続きにおいて本当にお世話になりました。また多忙な中実験に協力して下さった、技術専門職の千葉新吾さんをはじめとする実験参加者の皆様に熱く御礼を申し上げます。

最後に大学院生活を様々な面から支えて下さった両親に感謝を申し上げます。おかげさまで大学に入学してからの5年間様々な挑戦をすることができました。本当にありがとうございました。

Abstract

Biometric authentication has the potential to acquire not only authentication data but also physiological data, which can be used to take snapshots of the user's health. Hashizume et al. created Auth 'n' Scan, which measures users' photoplethysmography (PPG) at the same time as fingerprint authentication. This previous system can measure heart rate with an error of less than 1 bpm. However, to achieve the above error, the system requires 5 seconds of measurement, which is longer than the duration necessary for fingerprint authentication. In this research, I attempt to reduce the error during a shorter measurement duration compared to the previous system. I prepared the dataset consisting of over 3000 PPG data measured from 28 participants and evaluated my system with this dataset. As a result, with the best-case performance, the error of the heart rate estimation was 1.48 bpm. This thesis reports my system's algorithm, and hardware design and implementation. I discuss the evaluation of my system's results and conclude with future design implications.

Abstract

生体認証はスマートフォンなどの認証だけでなくユーザの健康支援に有用な生体データを取得できる可能性がある。橋爪らはスマートフォンの指紋認証と同時にユーザの指尖容積脈波（Photoplethysmography: PPG）を計測するシステムである Auth 'n' Scan を構築した。このシステムは脈拍を平均誤差 1 bpm 未満で測定できるが、そのために指紋認証と比較して長時間である 5 秒の測定を必要とする。そこで本研究はシステムを改善し、より短い計測時間での脈拍の精度を向上させることを目的とする。本研究では新たな回路および信号処理手法を提案することで短時間のデータでの脈拍推定を試みた。加えて 28 名の参加者のデータを用いた数値的評価を行った結果、3 秒間の測定データを用いて最も良い条件で 1.48 bpm の誤差で運動後脈拍を推定できることがわかった。本論文では用いた手法とその評価結果について報告する。

Table of contents

List of figures	vii
List of tables	x
1 はじめに	1
1.1 背景	1
1.2 貢献	2
2 関連研究	3
2.1 モバイルデバイスにおける指紋を用いた生体認証とその将来性	3
2.2 光を用いた脈拍計測	4
2.3 モバイルデバイスによる Cardiovascular Sensing	6
2.4 PPG のノイズ処理	7
2.5 まとめ	8
3 スマートフォンの指紋認証と同時に PPG を計測する手法の先行研究	10
3.1 Auth ‘n’ Scan	10
3.2 Auth ‘n’ Scan の問題点	11
3.3 本研究の目標	12
4 短時間測定に向けたハードウェアの設計と実装	14
4.1 本研究で求めるハードウェア	14
4.2 設計と実装	15
4.3 ハードウェアの簡易評価	16
5 脈拍推定のアルゴリズム	19
5.1 アルゴリズムの設計	19

5.2	アルゴリズムの流れ	22
5.2.1	フィルタリング・チャンネル選択	22
5.2.2	ピークを含んだ波形の切り出し	22
5.2.3	相互相関関数の計算	22
5.2.4	脈拍推定	23
6	評価用 PPG データの収集	25
6.1	PPG データの収集	25
6.2	収集したデータの事前処理	26
6.2.1	正解データとの時刻合わせ	27
6.2.2	波形の切り分け	27
6.2.3	指をおいた時刻の探索	27
6.2.4	正解となる脈拍の導出	28
7	脈拍推定精度の評価実験結果	32
7.1	全データに対する脈拍推定結果	32
7.2	状況ごとの脈拍推定結果	35
8	考察	39
8.1	脈拍推定の誤差に関する考察	39
8.1.1	誤差の大きい PPG 波形の考察	39
8.1.2	散布図についての考察	41
8.2	先行研究との比較	42
8.2.1	データセット全体の推定結果についての考察	42
8.2.2	ベースライン除去ありの場合の推定結果についての考察	42
8.3	今後の課題	43
9	おわりに	45
	Publications	46
	References	47

List of figures

2.1	指尖容積脈波 (PPG) の測定波形の例. これは市販のパルスオキシメータ CMS-50E で測定した. 1 周期の最大値をピーク, 最小値をトラフ, ピークの間隔を PPI と呼ぶ.	4
3.1	Auth 'n' Scan のハードウェア. (A) 使用イメージ. 指紋認証センサに指を当てると取り付けられたセンサが PPG を計測する. (B) 背面から見た様子. 背面に指紋センサが搭載されており, その周りにハードウェアが取り付けられている. (C) 回路の背面からみた様子. (D) 回路の表面の様子. LED とフォトダイオードは表面に実装されている. この画像は [8] から引用した.	11
3.2	Auth 'n' Scan で測定した PPG 波形 (赤), その回路の元となった PulseSensorAmped での計測波形 (緑), 同時にパルスオキシメータ (CMS-50E) で測定した波形 (下) の比較. 指が置かれた測定開始直後のピーク的位置や振幅が CMS-50E の波形と比べ歪んでいる. Auth 'n' Scan および PulseSensorAmped での計測波形の縦軸は 0-1023 で離散化されている. また PulseSensorAmped の波形はバンドパスフィルタの影響で負の値を含んでいる. この図は [8] から引用し, 破線は加工し付け足した.	12
3.3	Auth 'n' Scan の回路図. 主にコンデンサを用いたオフセット除去回路 (赤枠) とオペアンプによる増幅回路で構成されている. オペアンプの負帰還には高速化のため飽和防止目的のツェナーダイオードが挿入されている (青枠).	13
4.1	設計した回路図. オフセット除去回路を省き, 最低限の増幅のみを行う. PPG 測定センサから受け取った電圧をボルテージフォロワでインピーダンス変換し LPF (赤枠) を適用する. 同じくボルテージフォロワでインピーダンス変換したあとに反転増幅している.	15
4.2	実装した基板. 表面には指が触れるセンサを, 裏面には素子を実装した.	16

- 4.3 製作したシステムの外観. Auth 'n' Scan 同様, スマートフォンの指紋センサの周りに基板を取り付けた. ブレッドボードに非反転増幅回路を実装している. 増幅された信号は Arduino によりデジタル値に変換される. ADC は Arduino 内蔵の 10bit では小さい PPG を測定するための分解能が足りないと考え, 外付けの 16bit ADC を搭載している. 17
- 4.4 ハードウェアの簡易評価として測定した波形. (a) 最もピークがよく取れている CH1 について, その波形のオフセットはおおよそ全体の振幅の半分であることが確認できた. 16 bit の ADC の正の入力を用いているため値は 0 - 32767 となる. (b) (a) の 2 秒から 6 秒を拡大表示した. とくに CH1 において一定周期ごとにピークが確認できる. (c) 246 lx の机の上で測定を行った. 18
- 5.1 PPG の計測波形の例. 灰色で破線で示した時点がピークである. オフセットの揺れの最中にも脈拍のピークの影響が見られる (赤丸). 20
- 5.2 心拍推定アルゴリズム. 測定開始後 3 秒付近のピークを一定の時間幅で切り取り, それと波形全体との相互相関関数を計算する. 相互相関関数のピークの間隔から心拍数を推定する. 21
- 5.3 フィルタリング・上下反転を行った波形. 元の波形は図4.4bと同じである. 24
- 6.1 Arduino とパルスオキシメータで測定した波形の時刻合わせ. (a) は測定したデータの最後 6 秒間の波形. 最後のピーク的位置は一致しているが他のピーク的位置は合っていない. (b) では (a) から正解波形をずらしてピーク的位置を一致させている. 29
- 6.2 波形の切り分け処理の様子. 測定波形を微分して変化を強調した波形 (1 番上) に対し, その値の絶対値の最大値を用いた 1 次元の膨張演算を適用した (上から 2 番目). その後一定の閾値を超えた部分を切り分ける時刻とした (1 番下). このうち一定以上の時間幅を持つ波形のみを抽出した. . . . 30
- 6.3 指をおいた時刻を探す様子. 元の波形の極大値および極小値を結ぶ線分のうち傾きが最も大きい線分の終わりの極大値を指をおいた時刻と設定した. 30
- 6.4 正しく測定されなかった正解波形の例. パルスオキシメータは動きに弱いいため, 仕様上ピークを検出できなくなると波形を出力しなくなる. 左は後半にはピークを検出できているが, ノイズの大きさなどによる誤差も考慮し無効データとした. 個人との相性もあると考えられ, 比較的このような無効データが多い参加者もいた. 31

-
- 7.1 脈拍推定の精度評価 ($d = 2.5$ から $d = 3.5$). 測定時間が長いほどヒストグラムの分布および散布図のばらつきが減少していることがわかる. $d = 2.5$ の条件では全体的に誤差が大きく散布図のばらつきも大きいことがわかる. 33
- 7.2 脈拍推定の精度評価 ($d = 4$ から $d = 6$). 図7.1と同様測定時間が長いほどヒストグラムの分布および散布図のばらつきが減少している. $d = 6$ の条件では制度が大きく改善されており, 分布も直線に近い形状をしていることがわかる. 34
- 7.3 平常時の脈拍推定におけるベースラインによる除去ありの場合の精度評価. ベースライン除去によりヒストグラム及び散布図のばらつきが大きく改善されていることがわかる. 36
- 7.4 運動後の脈拍推定におけるベースラインによる除去ありの場合の精度評価. 図7.3と同様ヒストグラムおよび散布図のばらつき大きく改善されている. 散布図のこちらのほうがより多くのデータが直線上に分布していることも確認できる. 37
- 8.1 誤差の大きかった PPG 波形の例. 推定脈拍は 162 bpm, 正解脈拍は 75.8 bpm である. 波形前半に指のわずかな動きに起因すると見られるノイズがあり, そのピークを検出してしまっているため大きな誤差が生じた. 40
- 8.2 誤差が大きかった波形の例 2. こちらはそもそも波形の測定ができていない. 原因は 2 つ考えられ, 指の置き方が特殊でどのセンサでも認識できなかったこと, または指とセンサがある程度離れており周囲の明るさの影響で飽和してしまったことである. 41
- 8.3 推定脈拍 : 92.8 bpm, 正解脈拍 : 176 bpm となった PPG 波形. 非常に高い脈拍のピークを十分な振幅で測定できていない. 42
- 8.4 先行研究の測定時間 5 秒における脈拍推定値と正解脈拍値の散布図. ほとんどの誤差を含むサンプルは図中左上に集中している. この図は [8] から引用した. 43

List of tables

6.1	参加者の番号と性別・年齢. 不明な参加者については”-”で表示している.	26
7.1	測定時間とそのデータを用いて推定した脈拍の平均誤差, 標準偏差, RMSE, 推定成功率. 測定時間が長いほど誤差や標準偏差は小さくなっている. また測定した 99 % 以上の波形について脈拍推定に成功したことも確認できた.	32
7.2	ベースラインによる除去ありの場合の測定時間とそのデータを用いて推定した平常時脈拍の平均誤差, 標準偏差, RMSE, 成功推定数および外れ値数. 測定時間が長いほど標準偏差, RMSE, 外れ値数は小さくなっていった. 全体データの脈拍推定に比べ平均誤差は半分近くまで改善された.	35
7.3	ベースラインによる除去ありの場合の測定時間とそのデータを用いて推定した運動後脈拍の平均誤差, 標準偏差, RMSE, 推定成功数および外れ値数. 測定時間が長いほど標準偏差, RMSE, 外れ値数は小さくなっていった. $d = 3$ では 1.04 bpm, $d = 5$ では 0.946 bpm という高い精度での推定ができたことが確認できる.	35
7.4	先行研究 Auth ‘n’ Scan との簡易的比較. 値は平均誤差, () 内は標準偏差. 先行研究におけるデータは [8] より引用した. 先行研究のサンプル数は 480, 本研究でのサンプル数は 3050 である. 同じデータセットではないため厳密な比較ではない.	38

Chapter 1

はじめに

1.1 背景

生体認証を搭載したスマートデバイスが広く普及したことで、生体情報の計測は日常的に行われるようになってきている。特に最近のスマートフォンはロック解除のための生体認証を搭載していることが一般的になりつつある。

生体認証を通じてユーザの認証に必要なデータだけでなく、健康に関する生理学的及び行動に関するデータを取得できる可能性がある。この可能性を実現した例として、橋爪らが制作した Auth ‘n’ Scan が挙げられる [8]。彼らは、生体認証と同時にユーザの生体データを取得するシステムである Dual-purpose biometrics という概念を定義し、スマートフォンの指紋認証と同時にユーザの指尖容積脈波 (Photoplethysmography: PPG) を計測するシステムを製作した。彼らはシステムの評価において、5 秒以上信号を取得できれば平均誤差 1 bpm 未満でユーザの平常時心拍数を推定できることを明らかにした。このシステムを発展させることでスマートフォンのユーザは指紋認証のたびに脈拍が計測され、ポアンカレプロット [13] などの手法より健康状態に異変があった場合に通知を受けることができる。

一方先行研究 Auth ‘n’ Scan は 1bpm の精度で脈拍を測定するためには指紋認証に必要な時間と比べ長時間である 5 秒の測定を必要とする。指紋認証は多くの端末で指をおいてから 1 秒以内に完了するため、このシステムを実生活で使う上では測定時間の短縮が必要不可欠である。

そこで本研究ではより短い時間で心拍数を測定できるよう、Auth ‘n’ Scan の回路及び信号処理手法を改善したシステムを構築した。指が置かれてすぐの波形はゆらぎが大きいので、元のシステムでは安定して以降の波形を用いて心拍数の推定を行っていた。本研究

ではこのゆらぎを取り除くためにアナログ回路による信号処理を最低限にとどめ、相互相関関数を用いた周期推定によりゆらぎが大きい波形でも脈拍の推定を試みた。28名の参加者のPPG波形を用いて本システムの脈拍推定の精度を評価した結果、指をおいてから3秒間のデータを用いて最も小さい場合で運動後脈拍を平均誤差1.48 bpmで推定することができた。評価の結果、本研究で実装したシステムにより多くの評価条件において先行研究の精度を改善できた。

1.2 貢献

本研究の目的は Auth 'n' Scan のシステムを基に短時間の測定で脈拍推定の精度を向上させることである。本研究がヒューマン・コンピュータ・インタラクションの分野にもたらす貢献は以下のとおりである。

- スマートフォンの指紋認証と同時に PPG 波形を測定するシステムの改善手法の提案
- 製作したシステムを用いた短時間の測定における脈拍推定の精度の評価
- 28名の参加者から測定した3050回分の波形をデータセットに用いた脈拍推定の精度の評価

Chapter 2

関連研究

2.1 モバイルデバイスにおける指紋を用いた生体認証とその将来性

スマートフォンを代表とするスマートデバイスの普及により，生体認証は多くの人々が日常的に用いる技術となった．Apple が 2013 年に指紋認証を搭載した iPhone 5s を発売したことをきっかけに，各社が指紋認証を搭載したスマートフォンを続けて発表している．De Luca らはスマートフォンにおける生体認証の搭載を決定づけたのはそのユーザビリティの高さであることを明らかにした [6]．2016 年の Apple のレポートによれば，Touch ID (iPhone の指紋認証機能) を搭載した iPhone ユーザは一日におよそ 80 回スマートフォンのロックを解除すると述べられている [2]．すなわち指紋認証はユーザにとってストレスが少なく，かつ一日の間で高頻度の測定を行うことができる機会であることがわかる．

しかし最近ではスマートフォンにおけるロック解除のための生体認証の手法として顔認証を用いた機種が増えてきている．2017 年には Apple が顔認証を搭載した iPhone X を発売し，続くように各社から顔認証を搭載したスマートフォンが発売された．普及の理由として，2020 年現在数を増やしている画面の縁（ベゼル）が狭いスマートフォンを実現しやすいことが考えられる．またセキュリティの高さもその採用理由になっている．Apple 社によれば Touch ID での他人受入率は 5 万分の 1¹ である一方で Face ID (iPhone の顔認証機能) は 100 万分の 1² である．最新のスマートフォンを例に挙げると，Google 社の Pixel 4³ や Apple 社の iPhone 11⁴ はどちらもベゼルが狭く，顔認証機能を搭載している．全面の画面率を向上させる手段として画面内指紋認証を搭載するスマートフォンもある．日

¹<https://support.apple.com/ja-jp/HT204587>

²<https://support.apple.com/ja-jp/HT208108>

³https://store.google.com/jp/product/pixel_4_specs

⁴<https://www.apple.com/jp/iphone-11/>

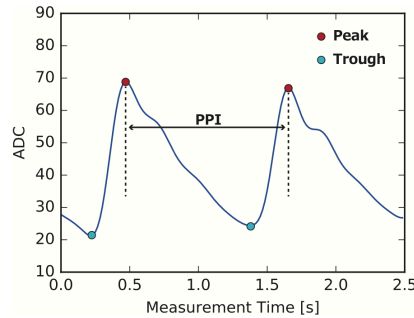


図 2.1: 指尖容積脈波 (PPG) の測定波形の例. これは市販のパルスオキシメータ CMS-50E で測定した. 1 周期の最大値をピーク, 最小値をトラフ, ピークの間隔を PPI と呼ぶ.

本では Oppo 社が初めて画面内指紋認証機能を持つ R17 Neo ⁵を発売した. また Samsung 社の Galaxy S10 ⁶は画面内指紋認証と顔認証の両方を搭載している. このことから, 指紋認証機能を搭載したスマートフォンはまだ増加すると考えられる.

2.2 光を用いた脈拍計測

先行研究 [8] は脈拍計測手法として指尖容積脈波 (Photoplethysmography: PPG) を用いている. PPG は非侵襲的に血管中を流れる血液量の変化を測定する手法である [1]. 最も基本的な測定方法では LED と光検出器 (フォトダイオードやフォトトランジスタなど) を用いて体の末端部 (耳朶や指先など) の反射光を測定する. 反射光の量は血液中に含まれるヘモグロビンの数で変化し, 血管を流れる血液量が大きいほどヘモグロビンの量が増えるため反射光の強度が大きくなる. 血管中の血液の量は心臓の脈動に影響されるため, 脈動に応じて反射光の波形が特徴的になる. PPG の波形の例を図2.1 に示す. PPG 波形は周期的な形状となる. 1 周期のうちで最も大きな極大値をピーク, 最も小さな極小値をトラフと呼ぶ. またピーク間の時間間隔を Peak-to-peak Interval (PPI) と呼ぶ.

PPG 波形から脈拍を算出するためには 1 分間のピークの数进行計算すればよい. また脈拍は実質的な周波数のため, 1 周期を表す PPI の逆数からも近似することができる. ピーク検出手法には Nakajima らが用いたゼロクロス法 [20] や Sholkman らの AMPD [27] がある. Nakajima らはこの手法で脈拍だけでなく呼吸数も取得している. AMPD は時間的スケールに依存しない極大値を抽出することで, ノイズの多い波形や疑似周期的な波形に対してもピーク検出を行える. また PPG 波形から脈拍や PPI を得ることで, 心拍数変動や Poincare Plot を得ることができる. 心拍数変動は PPI の分散であり, 自律神経系の評

⁵<https://www.oppo.com/jp/smartphone-r17-neo/>

⁶<https://www.samsung.com/us/mobile/galaxy-s10>

価に用いられる。また隣り合った2つのPPIの散布図をポアンカレプロットと呼び[13], 心臓の疾病を推定することができる[13].

PPGは多様な情報を含んでおり、ユーザの健康に役立つ生体情報を得る手法が研究されている。AllenはPPGの波形を解析して得られる健康に関する情報をまとめており[1], 血中酸素飽和度や血圧などを得ることができると述べている。またヘモグロビン濃度や動脈硬化などの症状を推定した事例がある。

血中酸素飽和度は2つの波長のLEDを用いて測定したPPGから推定できる。Mendelsonらは酸化ヘモグロビンと通常のヘモグロビンの吸光特性の差が最も大きい660nm付近と940nm付近のLEDを用いてPPGを測定し、その差分を用いて血中酸素飽和度を推定した[16]。この手法により血液を直接採取することなく血中酸素飽和度を得ることができる。

一方血圧は心臓の脈動が全身に伝わる速度(パルス伝搬速度)との相関関係から求めることができる。身体の離れた2点でPPGを測定し、その時間差であるパルス伝搬時間(Pulse Transit Time: PTT)の逆数を取ることでパルス伝搬速度を求める。Holzらはこの原理を用いたメガネ型デバイスGlabellaを構築した[10]。眼鏡のフレーム部と鼻に当たるパッド部の2箇所に光学センサを搭載し、PPGを測定する。この2つのPPGからPTTを導くことで血圧を推定する。

また血中酸素飽和度と似た生体情報としてヘモグロビン濃度がある。貧血の症状がある患者に対し継続的な計測が行われるが、従来の医療システムは針を用いて指先の血を採取する必要があった。WangらはスマートフォンのLEDとカメラを用いてヘモグロビン濃度を測定することができるHemaApp IRを製作した[29, 31]。PPGの波形のピークと谷の値の大きさを特徴量としてSupport Vector Machineによる回帰を適用することで、ヘモグロビンによる吸光量を算出しヘモグロビン濃度を推定している。

動脈硬化は心臓の病気のリスクを計測する指標の一つであり、高齢者に対しては頻繁な測定が行われる。Millasseauらはこの動脈硬化の進行具合をPPG波形から推定する手法を考案した[17]。動脈硬化と動脈でのパルス伝搬時間には相関があることが知られており、彼らはPPGの2つのピークの時間差を用いることによってこれを推定した。

以上のようにPPGは安価でシステムを小型化可能なため、本研究のようにスマートフォンなどのモバイルデバイスへの組み込みに適している。一方その波形からは様々な生体情報を得ることが可能となっている。

2.3 モバイルデバイスによる Cardiovascular Sensing

身体健康に関する情報のモニタリングは病院での疾病の治療のみならず個人の疾病予防にも役立つ。しかしモニタリングを行うデバイスは病院などの医療機関向けの物が多く、個人が導入するにはコストが掛かる。また侵襲的な測定を必要としたり測定手順が煩雑であったりするため、医療機器を用いた頻繁な測定を行うことは身体への負担が大きい場合がある。そこでモバイルやウェアラブルデバイスに注目し、これらを用いて計測を行うことで非侵襲かつ頻繁な計測を目指したシステムが多く研究されている。

前節では先行研究が採用している脈拍計測手法として PPG を説明した。PPG はすでに AppleWatch⁷ や FitBit⁸ をはじめとした多くのコンシューマ向けウェアラブルデバイスの脈拍測定手法として採用されている。他にもその仕組みの単純さからスマートフォンのカメラとその付近に搭載された LED のみを使った測定をした例もある。Jonathan ら、Pelegris らはスマートフォンのカメラに指を当て LED の光を当てることで誤差 4.13 % の測定を行った [22, 12]。またこの原理を用いたスマートフォンアプリも存在する [3]。

他にも脈拍は様々な手法を用いて測定が試みられている。以下では心電図、振動性振動図を例に示す。心電図 (Electrocardiogram: ECG) は心臓の脈動に伴う筋肉への電気信号を測定する方法である。また心臓の動きを直接加速度センサなどで測定したものを振動性心臓図 (Seismocardiography: SCG) と呼ぶ。

Kang らはスマートフォンに装置を搭載し ECG を計測できるシステムである Sinabro を構築した [14]。スマートフォンの前面と後面に複数の電極を配置し、ユーザの肌に触れた際に ECG を測定する。ECG の測定の限界として、測定には体の離れた 2 箇所との電極が接触する必要がある点がある。Sinabro は測定時に両手でデバイスを握る必要があり、測定の機会の数はデバイスの持ち方に大きく依存する。この依存をシステムをウェアラブルにすることで解決し、常時測定を可能にした研究がある。Rienzo らは ECG を用いて心拍などの生体情報を測定できるベスト型のウェアラブルデバイスである MagIC を構築した [26]。MagIC は胸の部分の繊維が導電性となっており、ECG の測定が可能になっている。また彼らは MagIC を改良し加速度センサを搭載することで心臓の動きを読み取り脈拍を測定するシステムも構築した。ウェアラブルデバイスであるため Sinabro と異なり常時測定が可能であるが、システムを搭載した服を着用する必要があるという欠点がある。加速度センサを用いた脈拍測定手法は小型で安価なセンサだけで測定できるというメリットから、スマートフォンに内蔵された加速度センサを用いて脈拍を測定した例もある [9]。また Mohamed らは加速度センサでなくジャイロセンサを使って 4.98 bpm の平均二

⁷<https://www.apple.com/jp/watch/>

⁸<https://www.fitbit.com/jp/home>

乗平方根誤差 (RMSE) での測定を実現した [18]. 彼らは加速度センサでは正確な心臓の鼓動の時間を知ることができない問題を指摘し, ジャイロセンサを使うことでこの問題を解決した.

またこれらの測定手法を PPG と組み合わせた例もある. Carek らは加速度センサと PPG を測定するセンサを内蔵したリストウォッチ型のデバイスである SeismoWatch を構築した [4]. SeismoWatch を胸に押し当てることで加速度センサが心臓の動きを読み取り SCG を測定する. またこのデバイスは手首に PPG を計測するセンサが搭載されており, SCG の計測と組み合わせてパルス伝搬時間 (PTT) を計測することで血圧の推定が可能になっている. この原理では内蔵された加速度センサと LED, 光センサの 3 つがあれば血圧が測定可能であるが, これらはすべて多くのスマートフォンに内蔵されている. Wang らはスマートフォンに内蔵されたセンサを用いて血圧を測定する Seismo というシステムを構築した [30]. 加速度センサで SCG を, カメラと LED で指先の PPG の測定を行っている. ここで紹介した血圧測定システムである SeismoWatch, Seismo はともにデバイスを胸に押し当てる必要があるため意識的な測定を必要とする. Holz らは血圧の常時測定を可能にすべく, メガネ型のデバイスである Glabella を構築した [10]. 前述のように, 眼鏡のフレーム部と鼻に当たるパッド部の 2 箇所光学センサを搭載し 2 つのセンサで測定した PPG から血圧を推定する.

以上ではウェアラブルデバイスを用いて継続的な測定を可能にした例, スマートフォンのみを用いて測定を可能にした例について触れた. ウェアラブルデバイスを用いた手法は継続的に測定が可能なもの, デバイスを着用している必要があるという欠点がある. 腕時計を普段つけないユーザは測定機会が少ないなど, 測定の機会の数はユーザの習慣に大きく依存する. 一方でスマートフォンのみを用いた手法は測定のために特別な操作を必要とする. そのため測定の際には通知などを用いてユーザの能動的な測定を促す必要があり, 実際に測定が行われるかについてはユーザへの依存が大きい. 先行研究ではスマートフォンに追加のハードウェアを搭載し, 指紋認証のときに PPG を測定することによって高頻度かつ無意識的な計測を可能にしている.

2.4 PPG のノイズ処理

前節までで述べたように PPG からは有用な生体情報を得ることができる. しかしその推定のためにはピークの位置のみでなく振幅の大きさなど高度な情報が必要となり, よりノイズの少ない高精度の測定が必要となる. PPG 測定の上で影響が大きいノイズに Motion Artifact (MA) がある. MA は人間の体の動きに伴い発生するノイズのことを指

す。指先の PPG 測定に置いては人間が動くことで発生する振動によって指とセンサの距離が僅かに変化し結果信号の揺れ、ノイズとして現れる。PPG の信号解析においてはノイズを誤ってピークと認識する場合があったりや振幅測定の誤差につながるなど、心拍計算や SpO₂ の計算において大きな誤差を生じる原因となる。そのため適応フィルタを用いた MA 除去手法が研究されている。適応フィルタではノイズ除去するために再現性の高いノイズを必要とするが、これを追加の加速度センサを搭載することで得た例が多くある。Gibbs らは指輪型の PPG センサをターゲットとして、加速度センサを用いてノイズを生成する MA キャンセルシステムを実装した [7]。また Islam らはウェアラブルデバイスに向けた運動時の PPG の計測のため 3 軸加速度センサを用いてノイズを生成する高速な手法である SPECMAR を構築した [11]。

一方測定した PPG 波形から MA に近いノイズを生成することで適応フィルタを適用した例もある。Ram らはノイズ生成手法として高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform: FFT) を用いた手法を実験した [23]。FFT だけではなく、Reddy らは Single Value Decomposition (SVD) を、Kim らは Independent Component Analysis (ICA) を用いてノイズ生成を行った [15, 25]。加えて Ram らは FFT とこれらの手法を組み合わせ、最も再現度が高いノイズを選定する手法を考案している [24]。また Temko は運動時の PPG 計測向けに Wiener フィルタと Phase Vocoder を利用した手法を考案している [28]。

MA 除去手法は以上のように様々に研究されているが、そのターゲットは比較的長時間または継続的測定における人の動きによるノイズである。一方先行研究 Auth 'n' Scan のシステムでは指を置くことによるノイズが発生しているが、これは測定が開始された直後であり、また非常に大きな揺れが発生する。また測定時間が短いため、上記の MA 除去手法を用いたノイズ軽減は難しい。そのため本研究では異なるアプローチを用いてピークの抽出を試みる。

2.5 まとめ

本章ではまず指紋認証に関する技術やインタフェースについて議論した。指紋認証以外のスマートフォンは増えてきているが、コストや異なるアプローチとしての指紋認証は健在であり、その流れは途切れないと考えられる。次に指尖容積脈波を用いた生体情報計測や、それに伴うノイズ低減処理について議論した。スマートフォンの指紋認証と同時にユーザの指尖容積脈波を測定することで、脈拍のみならず様々な生体情報を知ることができる可能性がある。そのためには先行研究 Auth 'n' Scan の計測におけるノイズを削減し、有効利用可能なデータを増やすことが必要である。指尖容積脈波のノイズを除去する手法

については, Motion Artifact を取り上げて議論した. しかしながらセンサに指を近づける際に発生するノイズという状況に対応した手法は研究されていない. そのため, 本研究では有効利用可能なデータを増やすことを目的とし, 測定開始直後のノイズの大きい波形から脈拍を測定する手法を提案する. 本研究により, スマートフォンを普段使っているだけで多種の生体情報が測定可能になるシステムの実現に近づくことが期待される.

Chapter 3

スマートフォンの指紋認証と同時に PPG を計測する手法の先行研究

3.1 Auth ‘n’ Scan

橋爪らはスマートフォンの指紋認証と同時にユーザの PPG を計測するシステムを製作した [8]. Auth ‘n’ Scan のシステムの概略を図3.1に示す.

ハードウェアは1枚の基板で構成されている. 表面には LED とフォトダイオードが一つの素子にまとめられたセンサが搭載されており, 図3.1 A のように指紋センサに触れた指から PPG を測定する. 表面には指が触れるため, 抵抗などセンサ以外の部品は裏面に実装されている (図3.1 D). スマートフォンの指紋センサを取り囲むように PPG 計測用のセンサが取り付けられ, 指紋センサに指を置くと自然にセンサにも触れるようになっている. このため, 裏面に指紋センサが搭載されたタイプのスマートフォンである Nexus 5X を使用している. センサは4つ搭載されており, どのような指の置き方をしてもいずれかのセンサでは PPG が計測されるように構成されている. 脈拍推定時にはチャンネル選択処理によって最もピークが明瞭に現れているチャンネルを選択する.

Auth ‘n’ Scan ではスマートフォンのロック解除と同時に PPG の計測を行うが, ここで問題となるのが PPG の測定回路の応答性である. Auth ‘n’ Scan での測定回路と測定した PPG 波形の例を図3.3, 3.2に示す. 彼らが参考にした PulseSensorAmped[19] の回路は短時間の測定向きではなく, 指をおいた直後に波形のオフセットの調整に時間がかかりしばらく波形が出力されない問題があった (図3.2緑の波形).

オフセット調節は PPG の計測において重要な役割を持つ. PPG はその信号の振幅が非常に小さいため, 十分な振幅を得るためには大きく増幅をする必要がある. 実際 Auth ‘n’

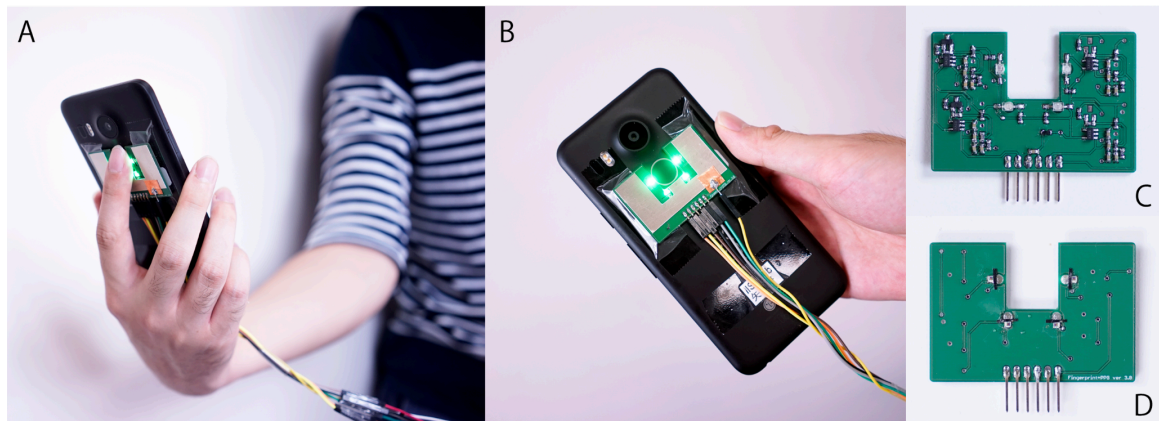


図 3.1: Auth 'n' Scan のハードウェア. (A) 使用イメージ. 指紋認証センサに指を当てると取り付けられたセンサが PPG を計測する. (B) 背面から見た様子. 背面に指紋センサが搭載されており, その周りにハードウェアが取り付けられている. (C) 回路の背面からみた様子. (D) 回路の表面の様子. LED とフォトダイオードは表面に実装されている. この画像は [8] から引用した.

Scan でも約 330 倍の増幅を行っていることが非反転増幅回路部分から確認できる. しかしその増幅度は波形のオフセットも増幅することを意味する. PPG の測定環境ではオフセットは指とセンサの位置関係および周囲の明るさによって変動する. このオフセットの影響なく増幅を行うためにはそのオフセットを除去する必要がある. その回路が図3.3の赤枠である.

彼らはこの問題を解決すべく, 増幅回路にツェナーダイオードを搭載することでコンデンサの応答性を高め回路全体の応答性を改善した (図3.2赤の波形). これにより PPG のピークが現れるまでの時間を 3 秒程度縮めている. 一方で指をおいた直後のゆらぎは改善されておらず, 信号が安定する 2 秒以降の波形を用いることで脈拍推定を行っている.

3.2 Auth 'n' Scan の問題点

既存のシステムには 1bpm 以下の平均誤差での測定を行うためには 5 秒間の測定を必要とする. そのため, 指紋認証を終えたあとも指をしばらく置き続けなければならない問題点があった.

この問題の大きな原因として, 指をおいて測定を開始してからおよそ 2 秒間の波形はゆらぎが大きく脈拍推定に用いづらいという点がある. Auth 'n' Scan を用いて測定した PPG 波形の例は図 3.2 に示してあるが, 測定波形 (赤色) の 3 秒以降に注目するとどの波形の時間的位置もパルスオキシメータによる測定波形に非常に近い. また形状やピーク間隔もパルスオキシメータの測定波形とおおよそ一致する. 一方で測定開始から 2 秒以前の

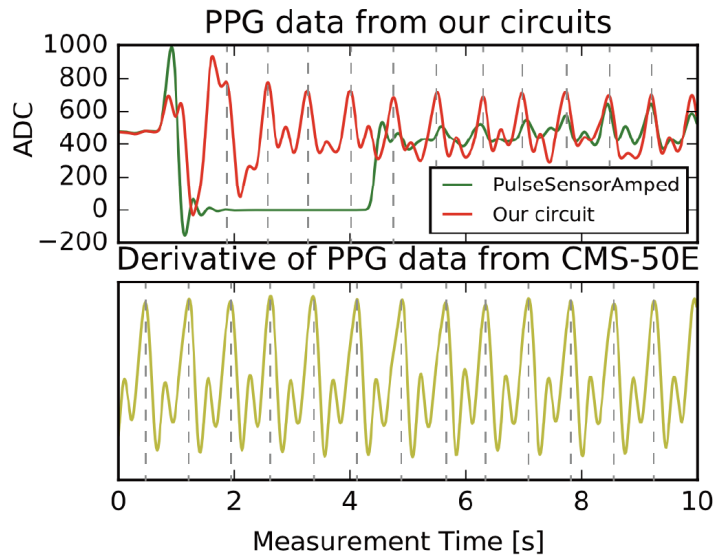


図 3.2: Auth ‘n’ Scan で測定した PPG 波形 (赤), その回路の元となった PulseSensorAmped での計測波形 (緑), 同時にパルスオキシメータ (CMS-50E) で測定した波形 (下) の比較. 指が置かれた測定開始直後のピークの位置や振幅が CMS-50E の波形と比べ歪んでいる. Auth ‘n’ Scan および PulseSensorAmped での計測波形の縦軸は 0-1023 で離散化されている. また PulseSensorAmped の波形はバンドパスフィルタの影響で負の値を含んでいる. この図は [8] から引用し, 破線は加工し付け足した.

波形では振幅やオフセットがゆらいでおり, ピークの時間的位置も異なることが確認できる. 前節でも触れたが, この歪みの原因は主に明るさの変化によるオフセットを除去する回路にある. 本研究では, このオフセット調整回路が回路の高速性を下げていると考えた.

3.3 本研究の目標

本研究では先行研究 Auth ‘n’ Scan を改善し, 短時間測定での精度向上を目標とする. 先行研究では前述のように 1 bpm 以内の誤差での測定を行うには 5 秒の測定を必要とする. そこでこのゆらぎの原因であるオフセット除去回路の影響を排除することができれば, より測定開始時刻に近いピークを用いることができ短時間での脈拍推定精度が向上すると考えた. それを実現するために, 本研究ではオフセット除去回路を省き, 最低限の増幅のみを行って AD 変換器 (ADC) で変換するというアプローチをとる.

先行研究は 5 秒間での評価を行っているが, 本研究はさらなる短時間化を目指す. その目標として 3 秒という値を設定した. 脈拍は 60 bpm のときその周期は 1 秒である. PPI を用いた脈拍推定ではピークを 2 つ以上測定する必要があるため, 1 秒以下の波形からの推定ができる条件は非常に限定的である. そのため最低としての測定時間は 2 秒程度であ

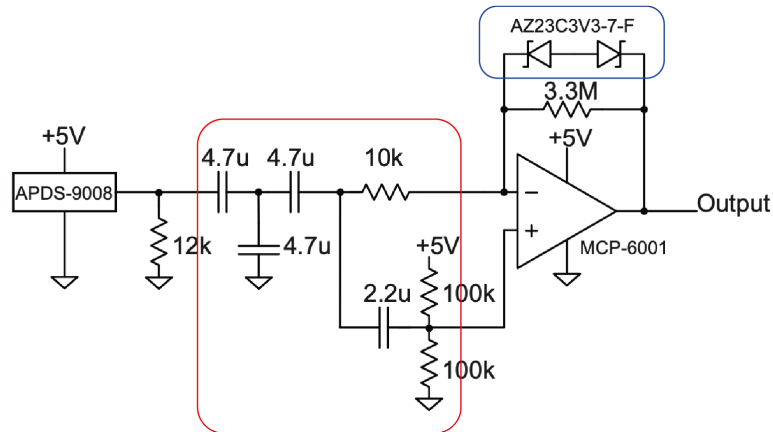


図 3.3: Auth 'n' Scan の回路図. 主にコンデンサを用いたオフセット除去回路 (赤枠) とオペアンプによる増幅回路で構成されている. オペアンプの負帰還には高速化のため飽和防止目的のツェナーダイオードが挿入されている (青枠).

るが, 本研究では最初の 1 つのピークが測定できなかったとした場合にも脈拍を導出できるように, 3 秒間で十分な精度で測定することを目標とした.

また目標とする平均誤差であるが, 市販のウェアラブル脈拍計の誤差を調査した研究においてその平均誤差がおよそ 1-3 bpm であったこと [21], 先行研究が 1bpm 以下の平均誤差から, 1 bpm 程度と定める. 以上より本研究は測定開始から 3 秒間のデータを用いて 1bpm 程度の平均誤差で推定を行うことを目標とする. 以降ではこの目標を実現するために設計したハードウェア, アルゴリズムについて説明する.

Chapter 4

短時間測定に向けたハードウェアの設計と実装

本研究では先行研究 Auth 'n' Scan を改善し，短時間測定での精度向上を目標とする．本章ではハードウェアの設計および実装について説明する．

4.1 本研究で求めるハードウェア

既存システムでは測定開始直後の波形の歪みにより，測定時間が5秒より小さい条件での脈拍推定精度が低下していた．この歪みの原因であるオフセット除去回路の影響を排除することができればより測定開始時刻に近い PPG 波形のピークを用いることができ短時間での脈拍推定精度が向上すると考えた．前章でも述べたように，本研究では指が置かれてから3秒での脈拍推定が可能であるシステムの構築を目的とする．それを実現するために，本研究ではオフセット除去回路を省き，最低限の増幅のみを行って AD 変換器 (ADC) で変換するというアプローチをとる．

このアプローチをとるにあたって，明るさの変化にどの程度対応するかを考慮する必要がある．PPG の測定にはセンサ内臓の LED の光の反射を使うため，測定環境が暗い場合には問題は発生しない．しかし晴れた屋外など明るい場合にはセンサの出力が飽和し PPG 波形が測定できない状態となってしまう．しかし本研究ではまず短時間測定での精度向上を優先し，一般的な明るさの室内で PPG 波形のオフセット電圧が電源電圧の半分程度となる増幅度を定める．今後対応する際には，オフセット電圧を変えた回路を複数用意し最もよく測定できた回路を選ぶなどの方法を用いることができる．

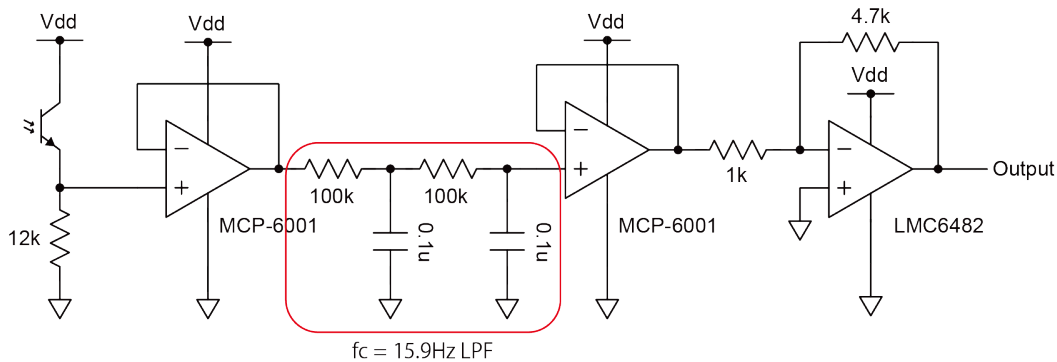


図 4.1: 設計した回路図. オフセット除去回路を省き, 最低限の増幅のみを行う. PPG 測定センサから受け取った電圧をボルテージフォロワでインピーダンス変換し LPF (赤枠) を適用する. 同じくボルテージフォロワでインピーダンス変換したあとに反転増幅している.

4.2 設計と実装

本研究でのシステムの設計方針を次に示す. また新たに設計した回路図を図4.1に示す.

- オフセット除去回路を省き, 測定開始直後の歪みを防ぐ
- 回路では最低限の増幅・オフセット調整を行い, Analog Digital Converter (ADC) を使用してデジタル値に変換する
- 高分解能の ADC を用いて小さい振幅の PPG 波形も検出できるようにする

まず元の回路から歪みの原因となるオフセット除去回路を取り除いた. オフセット除去回路を省いたことにより, 明るさによってオフセットが変化してしまい十分な増幅を行うことができない. そこで高分解能 (16 bit) の ADC を用いることで十分な増幅がなくとも波形を保ったままデジタル値に変換できるようにした. 高周波ノイズを除去するため抵抗とコンデンサを用いた 2 次 RC ローパスフィルタを挿入した. フィルタのカットオフ周波数は 15.9 Hz とし, 25 Hz 以上の成分がおおよそ -16 dB 減衰するようにした. これは ADC を用いて 50 Sps でサンプルした際にエイリアスを抑えるためである.

また最終段の増幅度はシステムを製作した明るい室内にて指をおいて測定を行った場合に信号のオフセット電圧が電源電圧の半分程度となるように設定した. オフセット調節がないため増幅度をもたせるとオフセットも増幅されてしまう. そのため過度に増幅することはせず, 最低限の増幅にとどめた. またオフセット調節を必要としない増幅手法として交流カップリングコンデンサを入れることも考えた. しかし扱う信号の周波数が低いため大きな容量のカップリングコンデンサが必要になりそのコンデンサは充放電に時間がかかるという理由から不適と判断した.

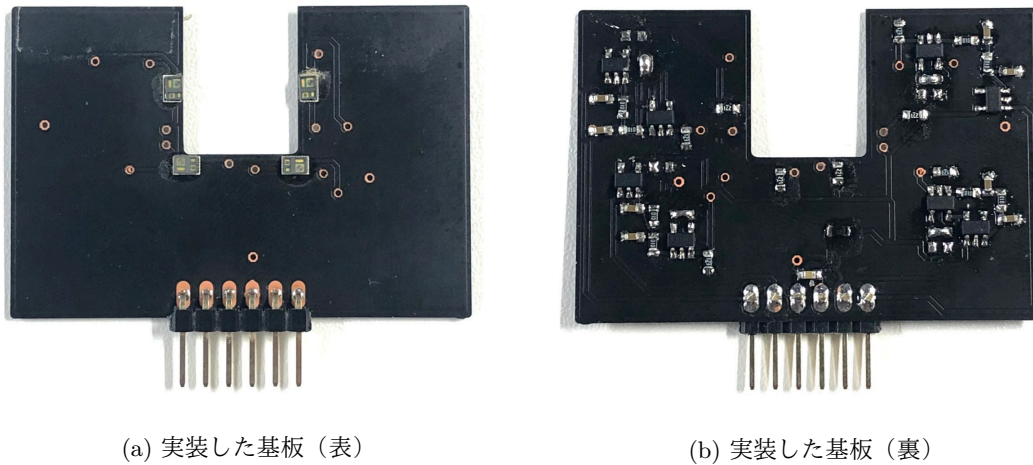
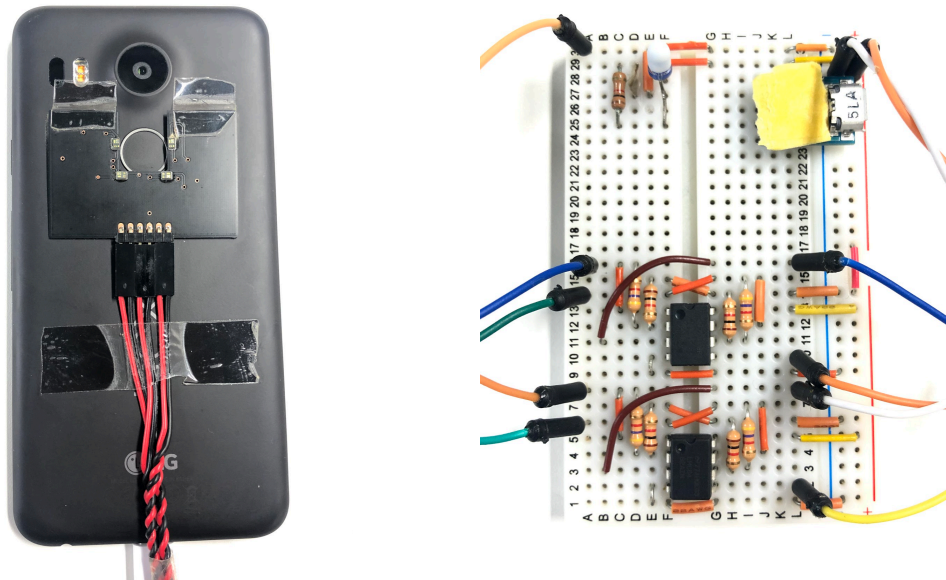


図 4.2: 実装した基板. 表面には指が触れるセンサを, 裏面には素子を実装した.

図4.2に実装した基板を, 図4.3に製作したシステムの外観を示す. スマートフォンには先行研究と同じく背面に指紋センサがある Nexus 5X を採用した. 最終段の非反転増幅回路は明るさ調節を行いやすいようブレッドボードに実装している. またブレッドボード上では 5V の電源を接続し Arduino と異なる電源を用いた. これは測定のテストを行っていた際に電源の容量不足が原因でうまく測定できていない現象が発生したためである. ADC は Arduino 内臓の 10 bit のものではなく外付けの 16 bit のものを I2C 接続して使用している.

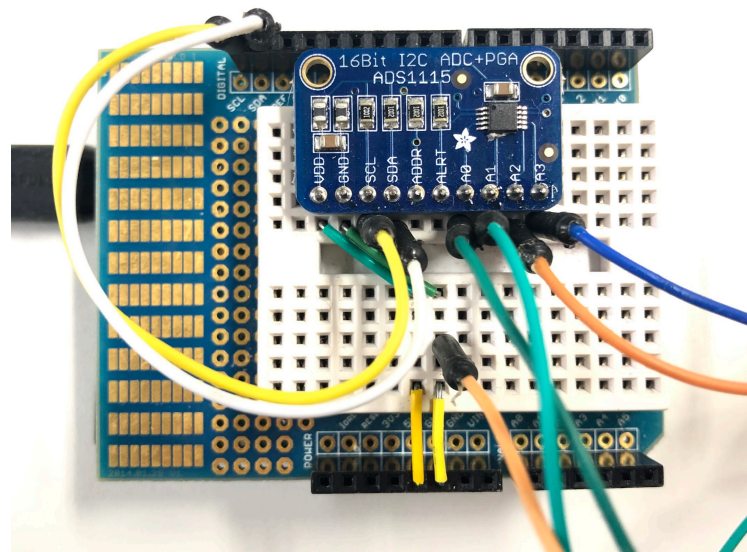
4.3 ハードウェアの簡易評価

実装したハードウェアが室内の明るさにおいて正しく PPG 波形を測定できるかを確認するための簡易的な評価を行った. 照明をつけた室内の机の上 (246 lx) においてセンサに指を当て PPG 波形の計測を行った. 測定した波形を図 4.4 に示す. 最もピークがよく取れている CH1 の波形について, そのオフセットはおおよそ全体の半分の 16000 付近にあることが確認できる (16 bit の ADC の正の入力を用いているので最大値は 32767 である). また一定間隔ごとにピークも確認できる. この段階では反転増幅回路によって一般的な PPG の 1 周期の波形とは逆の形状をしているが, 心臓の鼓動に起因するピークであるといえる. 以上から, 本ハードウェアは想定通りの動作をしていることが確認できた.



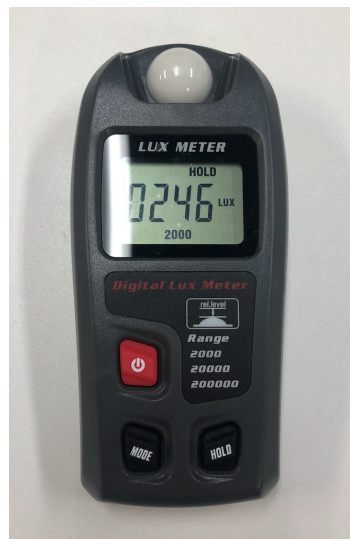
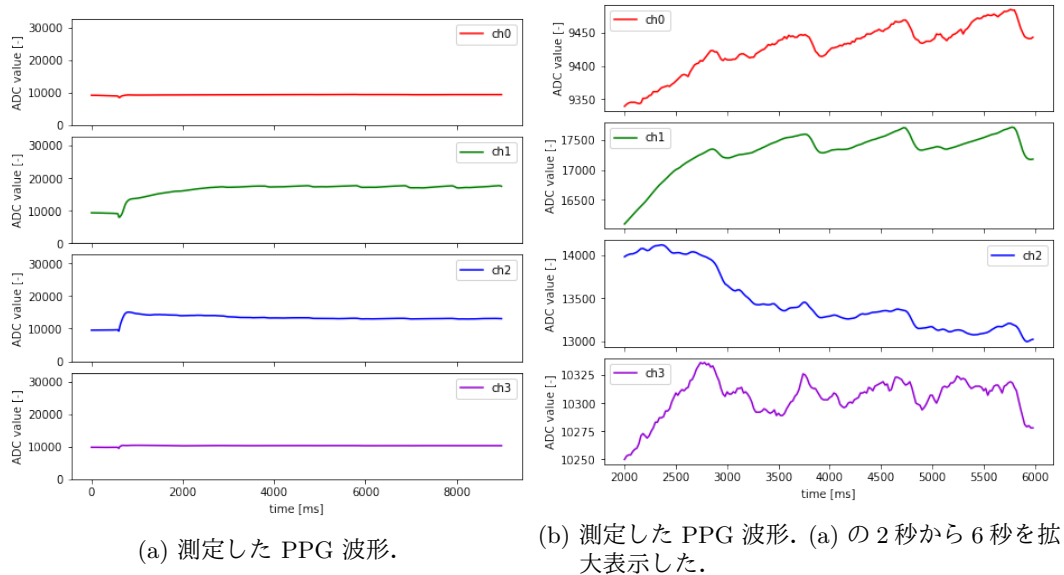
(a) スマートフォンに基板を取り付けた状態。

(b) 追加の増幅回路を搭載したブレッドボード。



(c) PC との通信を行う Arduino。ADC は外付けのものを用いている。

図 4.3: 製作したシステムの外観。Auth 'n' Scan 同様、スマートフォンの指紋センサの周りに基板を取り付けた。ブレッドボードに非反転増幅回路を実装している。増幅された信号は Arduino によりデジタル値に変換される。ADC は Arduino 内蔵の 10bit では小さい PPG を測定するための分解能が足りないと考え、外付けの 16bit ADC を搭載している。



(c) ルクスメータ. 246 lx の机の上で測定を行った.

図 4.4: ハードウェアの簡易評価として測定した波形. (a) 最もピークがよく取れている CH1 について, その波形のオフセットはおおよそ全体の振幅の半分であることが確認できた. 16 bit の ADC の正の入力を用いているため値は 0 - 32767 となる. (b) (a) の 2 秒から 6 秒を拡大表示した. とくに CH1 において一定周期ごとにピークが確認できる. (c) 246 lx の机の上で測定を行った.

Chapter 5

脈拍推定のアルゴリズム

本章では4章で述べたハードウェアより得られた信号から脈拍を推定するアルゴリズムについて述べる。まずアルゴリズムの設計について述べたあと、実際に構築したアルゴリズムを順にその処理について説明する。

5.1 アルゴリズムの設計

本節ではハードウェアを用いて計測した PPG 波形から脈拍を推定するアルゴリズムの設計について述べる。製作したハードウェアの特徴を踏まえ、心拍推定アルゴリズムが満たすべき要件を次に示す。

1. 適切なチャンネルを選択できる
2. ノイズの多い波形に対してもピーク検出を行える
3. 測定開始後の波形のオフセットが安定していない状態でのピーク検出ができる

チャンネル選択については先行研究 [8] を参考に同様の手法を用いた。またあらかじめ除去の可能な高周波ノイズはカットオフ周波数 7 Hz のローパスフィルタ (LPF) により除去した。

次にピークの検出手法について述べる。指を置く際にはセンサの明るさが大きく減少するため、波形のオフセットは上昇する。その様子を図5.1に示す。これは図4.4bと同じ波形で、測定開始から5秒間を示している。オフセットの変化の最中にも図5.1上波形の赤丸で示したように脈拍のピークの影響が見られる。しかしこの部分はオフセット下降の影響で極大値や極小値になるとは限らず、通常の極値を求める手法による検出はできない。また信号にノイズが多い場合極値を用いた手法ではそのノイズをピークとして認識してしまう

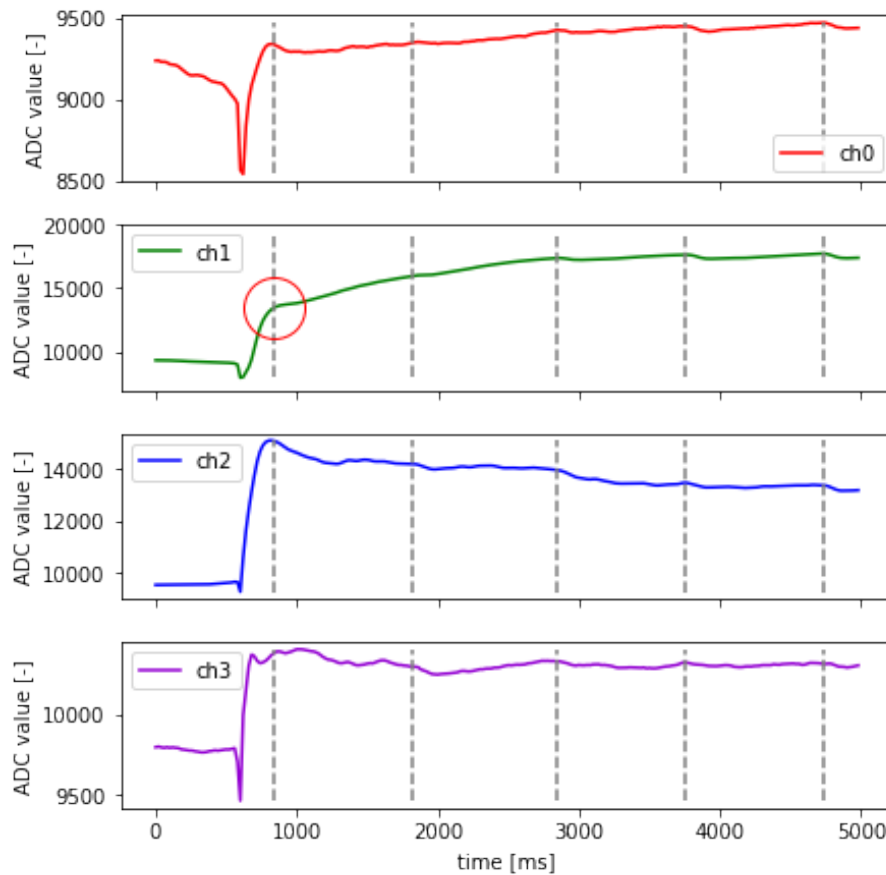


図 5.1: PPG の計測波形の例。灰色で破線で示した時点がピークである。オフセットの揺れの最中にも脈拍のピークの影響が見られる (赤丸)。

場合があり、そのままではノイズの大きい本システムにおけるピーク検出手法として用いることは難しい。以上のような問題を解決する手段として、相互相関関数に注目した。

脈拍推定のためにはピークの時間的な絶対位置を求める必要はなく、そのピークの間隔の値がわかれば十分である。信号の周期を推定する手法に相互相関関数の計算がある。信号の自分自身との相互相関関数を計算することでその信号が持つ周期性を知ることができる。また自身の波形の一部と全体との相互相関関数を計算することでその部分が波形全体で周期性を持っているかを調べることもできる。この手法で信号の周期を求めるためには少なくとも 1 周期以上の幅を持った信号との相互相関関数を計算する必要がある。そこで測定波形後半の最も適切にピークを測定できていると推測される部分を切り出し、波形全体と切り出した一部波形との相互相関関数を計算することでピークの間隔を求める。実装したアルゴリズムの概念図を図5.2に示す。

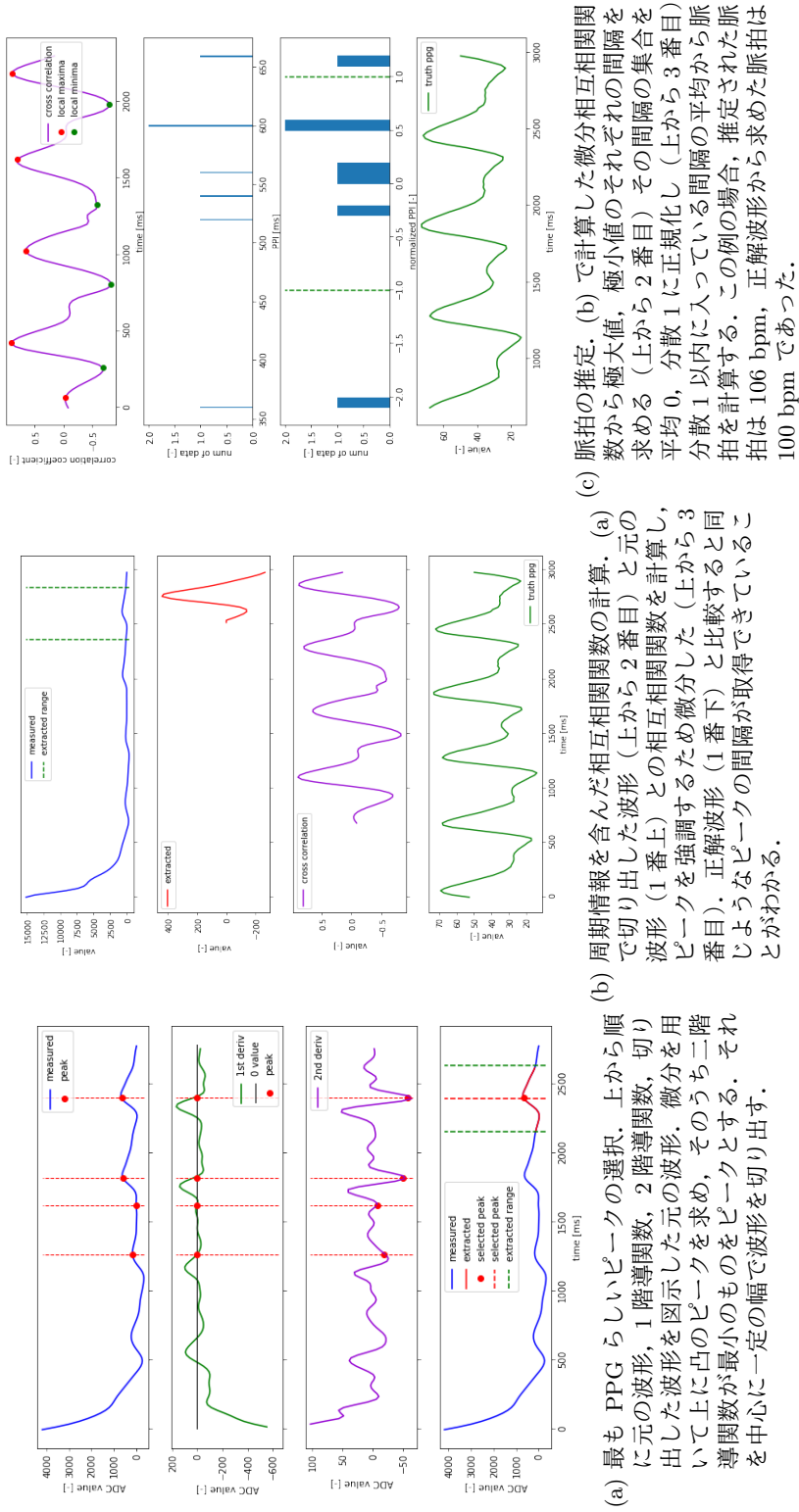


図 5.2: 心拍推定アルゴリズム. 測定開始後 3 秒付近のピークを一定の時間幅で切り取り, それと波形全体との相互相関関数を計算する. 相互相関関数のピークの間隔から心拍数を推定する.

5.2 アルゴリズムの流れ

本節では図5.2に示したアルゴリズムについてその流れを処理ごとに説明する。本アルゴリズムは相互相関関数の計算に基づいており、フィルタリング・チャンネル選択、ピーク波形の切り出し、相互相関関数の計算、脈拍推定の3ステップからなる。

5.2.1 フィルタリング・チャンネル選択

ハードウェアから得られた波形は高周波のノイズを含んでおり、また反転増幅しているためPPGのピークが反転している。前述の通りまず高周波ノイズを除去するためあらかじめカットオフ周波数7Hzのローパスフィルタ(LPF)を適用した。また波形の上下を反転する処理も行った。これらの処理を行った様子を図5.3に示す。また前述したオフセット変化に埋もれたピークも図5.3aに赤丸で示した。次に4つのチャンネルから得られた波形のうち最もピークが明瞭に測定できている波形を選ぶため、先行研究と同じチャンネル選択処理を適用しこの後の推定に用いるチャンネルを決定した。

5.2.2 ピークを含んだ波形の切り出し

まず切り出す中心となるピークを選択手法について述べる(図5.2a)。選択するピークは最も鋭いことを条件とし、二階導関数を用いて導出を次の手順で行った。まず元の信号を微分し、微分した値の変化が0以上から0より小さくなる点(上に凸のピーク)をすべて抽出する。次にもう一度微分を行い二階導関数を算出したあと、抽出したピークのうちその地点における二階導関数の値が負かつ最小のものをピークとした。以上の手順により最も鋭いピークの抽出が行える。

5.2.3 相互相関関数の計算

次に相互相関関数の計算について述べる(図5.2b)。前の手順で選択したピークから一定の幅(0.5秒程度)を切り出し、測定した波形全体との相互相関関数を計算する。時間をサンプル単位時間ずつずらしながら、相関係数を計算する。なお、より変化に対し鋭敏にするためあらかじめ切り出した波形に対しIIRフィルタによるオフセット除去処理を施した。オフセット除去処理は次のIIRフィルタで表現される。このフィルタは単位時間

ごとに計算した加重平均の差分を出力する.

$$w(t) = x(t) + \alpha w(t-1)$$

$$y(t) = w(t) - w(t-1)$$

$x(t)$: 入力信号

α : 応答係数 (0.95 とした)

$y(t)$: 出力

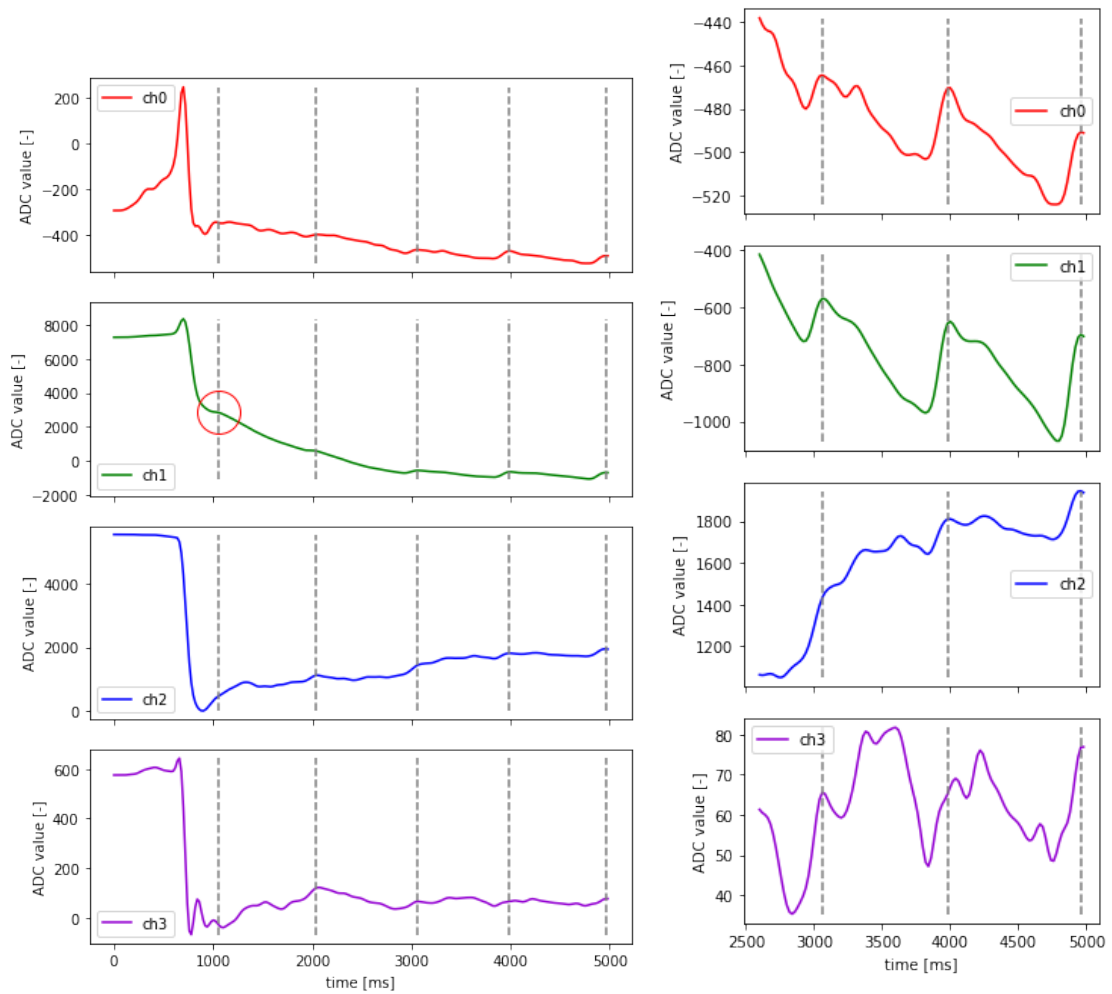
$w(t)$: 加重平均

また形状のみに注目し大きさに対し頑健にするため, 各相関係数の計算時に両者の波形に対し値の列が平均 0, 分散 1 となるようにスケールさせている. 以上により周期情報を含んだ相互相関関数が得られる.

5.2.4 脈拍推定

次にこの相互相関関数に対しピーク検出を行う (図5.2c). 得られた波形を有効利用するため, ピークは極大値と極小値の両方を用いた. なるべくノイズを抽出しないようにピーク検出の際には一定の幅 (0.3 秒程度) を設けてその中で極大値となるもののみを選んだ. この幅は最大脈拍のピーク間隔以下の値である必要がある. 最大脈拍は 20 代でおよそ 200 bpm である [5] ため, そのピーク間隔は 0.33 秒である. このピーク間隔以下の値としておよそ 0.3 秒を選んだ. 次に選んだピークから極大値, 極小値それぞれでピーク間隔を計算する. ここで本来ノイズであるピークを選んだことによる脈拍の計算への影響を抑えるため, 得られたピーク間隔のうち Z 値 (値から分布の平均を減算し分布の標準偏差で除算する) の絶対値が 1 以下のものを選びその平均を取って推定する脈拍とした. Z 値が 1 ということはちょうどデータが標準偏差と同じ値であることを意味する. 2 種類のデータのみが得られた場合に Z 値に変換したデータは 1 と -1 に分布する. ここで除去の閾値を 1 より大きくしてしまうとこの場合にデータがすべて除去されてしまう. Z 値の絶対値が 1 以下であるデータを選ぶことでこの場合にもその平均を取ることができる.

また図5.2cの一番上のピークを検出した相互相関関数に注目すると, 一番左に極大値が検出されていることがわかる. これは図5.1で示したオフセット変化中に含まれたピークであるが, 本手法を用いるとこのようなピークも検出できることが確認された.



(a) フィルタリング・上下反転を行った波形。元の波形は図4.4bと同じである。

(b) フィルタリング・上下反転を行った波形の2.5秒から5秒を抽出した波形。CH1(緑)にPPGの特徴的な双峰を持った波形が見られる。元の波形は図4.4bと同じである。

図 5.3: フィルタリング・上下反転を行った波形。元の波形は図4.4bと同じである。

Chapter 6

評価用 PPG データの収集

6.1 PPG データの収集

製作したシステムの脈拍推定精度を評価するため、28名の男女（20歳 - 50代）に協力してもらい PPG 波形を計測した。参加者のリストを表6.1に示す。計測は次に示す手順で行った。参加者1名につき10回のロック解除での測定を合計12セット行い、結果28名の参加者から合計3360回分（回はロック解除の回数）の PPG 波形を収集した。製作したシステムを用いて PPG 波形を測定し、同時に正解となる脈拍を得るためにパルスオキシメータでの波形測定も行った。スマートフォンには先行研究と同じく背面に指紋センサを搭載した Nexus 5X を用いた。またパルスオキシメータも先行研究と同じ CMS-50E¹ を用いた。

1. 普段スマートフォンを持っていない方の手にパルスオキシメータ（CMS-50E）を取り付ける。
2. あらかじめスマートフォンに指紋を登録する（実験終了後削除する）。
3. スマートフォンを机の上に置いた状態から開始し、持ち上げてロック解除してもらう。その後10秒間ロック解除した状態のまま指を動かさず静止してもらう。同時にシステムは PPG 波形を測定する。
4. 上記の測定を1回と呼び、10回を1セットとする。これを2セット行う。
5. 参加者に階段の昇降などの軽い運動を数分行って脈拍を上げてもらう。
6. 脈拍が上がった状態で計測を始め、もう2セット行う。

¹<https://www.pulseoximeter.org/cms50e.html>

7. 2 時間以上の間隔を空けながら，上記の 4 セットを合計 3 回行う。

Table 6.1: 参加者の番号と性別・年齢．不明な参加者については“-” で表示している．

参加者番号	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
性別	男	男	男	男	男	男	男	男	女	女
年齢	23	25	25	23	23	22	22	22	24	25
参加者番号	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20
性別	女	女	男	男	女	女	男	女	女	男
年齢	-	25	22	24	24	-	25	21	22	21
参加者番号	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	P28		
性別	男	男	男	女	男	女	男	男		
年齢	20	23	50代	50代	28	23	23	25		

なお実験条件について先行研究 Auth ‘n’ Scan とは一部変更している．先行研究ではスマートフォンを持った状態で固定し指のみを動かしてロック解除の操作を行っているが，本研究では測定の度にスマートフォンを一度机の上に置くよう指示した．この条件を採用した理由として，似たような予備実験を行った際に「指を離してまたセンサに載せる」という指示ではほとんど指を動かさない場合があったためである．ほとんど指が動かない場合には指をずっと当てている場合と近い波形になってしまい，ロック解除のために指をセンサに当てるという本システムの使用状況から大きく外れてしまう．以上の理由から本計測ではユーザに毎回の測定でスマートフォンを一度机に置くよう指示した．

6.2 収集したデータの事前処理

本測定ではロック解除 10 回をまとめて 1 つの波形として測定している．そのため得られた波形データは 10 回の測定波形が連続している，指をおいた位置を設定していない，パルスオキシメータの測定波形との時間の整合性が取れていない，など理由からそのまま脈拍推定評価に用いることはできないため，事前の処理を行った．事前処理は次の 4 つの処理からなる．

1. 正解データとの時刻合わせ
2. 波形の切り分け
3. 指をおいた時刻の探索
4. 正解となる脈拍の導出

以降，今後脈拍推定を行う Arduino で測定した波形を測定波形，正解の脈拍を得るために用いるパルスオキシメータで測定した波形を正解波形と呼ぶ．

6.2.1 正解データとの時刻合わせ

パルスオキシメータ CMS-50E が出力するデータはデジタル値の配列のみのため、時刻の情報がない。また Arduino とパルスオキシメータの測定を開始・終了する時刻は合わせておらず、測定終了時刻は最大 5 秒程度の差がある。そのため、Arduino で測定した波形とパルスオキシメータで測定した波形の時刻を一致させる必要がある。時刻をあわせるために、ピークの位置を基準に用いた。時刻合わせの様子を図6.1に示す。測定は 1 セット（ロック解除 10 回分の波形）を連続したデータとして取得したため、それぞれの波形の最後 6 秒間程度に注目し、測定波形・正解波形のピークの位置関係がなるべく一致するように合わせた。なお 6 秒間とした理由はある程度の数のピークを含みつつ、測定波形と正解波形のピークのずれを視認しやすくするためである。パルスオキシメータで測定した正解波形のピーク間隔は一定にはならないことが多く、心臓の鼓動のペースや体の動きによりある程度ばらつきを生じる。そのばらつきは Arduino でも同様に現れるため、それぞれのピークの時間位置が合うように測定波形もしくは正解波形をずらすことで波形の時刻を一致させることができる。ピークにばらつきがほとんどない測定波形・正解波形については一番最後のピークの位置のみ一致させるように調整した。

6.2.2 波形の切り分け

次に時刻を合わせた波形を 10 個に分割した。処理の様子を図 6.2 に示す。分割は各回の測定の間スマートフォンを一度机においてもらう、またその後持ち上げてもらう際に生じる大きなゆらぎに注目して行った。この段階では 1 回の測定開始時で正確に分割するのではなくある程度ずれを許容する。指をおいた直後の時刻は後の過程で正確に決定する。

まずあらかじめ波形全体に IIR フィルタを用いたオフセット除去を適用し、ゆらぎを強調させる。次に大きなゆらぎが連続した場所を抽出するため、まず波形全体に対し片方の幅サンプル数 5 の値の中で絶対値の最大値を取る 1 次元の膨張演算を適用した。ここまででスマートフォンを置いた・持ち上げた際のゆらぎが特徴的な形状として確認できる（図 6.2 緑の波形）。一定の閾値を設定し、それを超えた際の時間で波形の分割を行う。しかしこの状態ではスマートフォンを机の上に置いてから持ち上げるまでの間の波形も選択されてしまう。そこでその間の波形は時間が短いことを利用し、6 秒以上の長さを持つ波形のみを抽出する。以上の手順より波形を分割することができる。

6.2.3 指をおいた時刻の探索

前工程では大雑把に波形の分割を行った。次に各波形の測定開始時刻を設定する。指をセンサにおいた際センサの明るさは大きく変化するため、図5.3aのように指をおいた直後

ローパスフィルタ適用後の波形は大きくオフセットが減少する。本工程ではこれを利用して測定開始時刻を設定した。

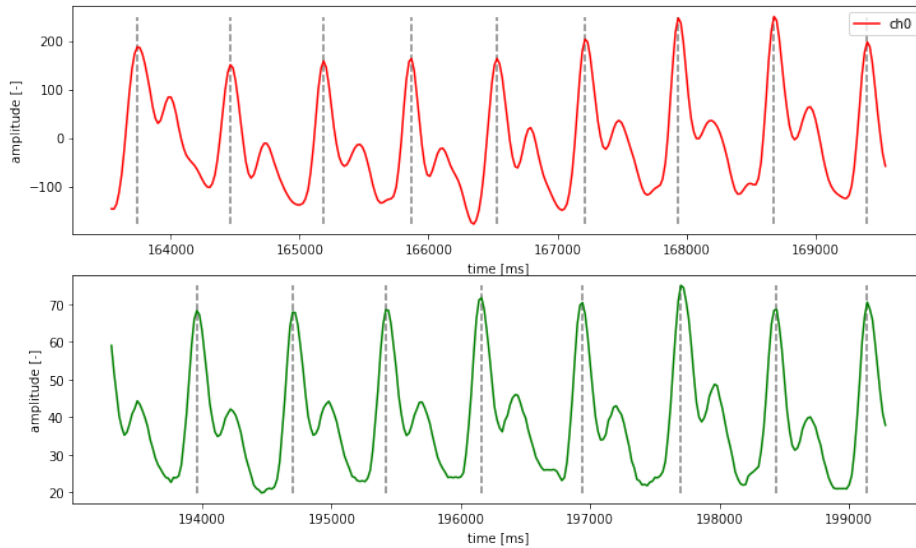
指をおいた時刻を探す様子を図6.3に示す。測定した PPG 波形はスマートフォンを持ち上げた際の動きや指をおいた際の動き、さらにはノイズなどの要因で上下に揺れる形状となっている。あらかじめオフセット除去を適用し変化を強調しておくことで、この様子は急激な波形の変化となって現れる。このうち最も急峻に変化したあとのピークが指をおいた直後と考えられる。そこで波形の極大値と極小値を求め、それらを結ぶ線の傾きが最も大きい極大値を求めることで、指をおいた際の最も急峻な変化を検出できると考えた。

6.2.4 正解となる脈拍の導出

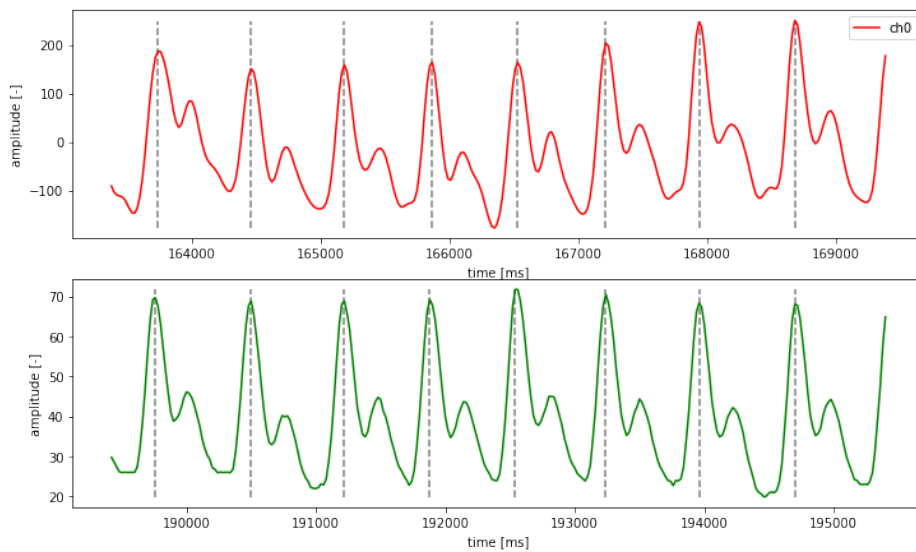
評価を行うために必要な正解となる脈拍の値の導出を行った。この処理においては前章で述べた PPG 波形から脈拍を求める手法を参考に、得られた PPI の分布のうちその値が分布の標準偏差以下であるものを抽出しその平均を計算して求めた。

なおこの時点で発見された適切にパルスオキシメータでの計測が行えなかったものについては、次の過程では用いないようにした。取り除いた波形の例を図 6.4 に示す。パルスオキシメータは動きに弱く、また使用したパルスオキシメータ CMS-50E の仕様上一度波形が乱れると適切な増幅度を設定するため波形を出力しなくなってしまう。特にスマートフォンを持ち上げる動作に伴いパルスオキシメータをつけた側の手もわずかに動いた結果波形が乱れてしまう事例が多かった。また肌の色や厚さなど個人との相性もあると考えられ、比較的脈波をうまく計測できなかつた場合が多かつた参加者もいた。

以上で収集した波形の事前処理が完了である。処理の結果 3050 個の PPG 波形からなるデータセットを構築できた。以降はこのデータセットを用いて本研究の脈拍推定の精度を検証した実験とその結果について述べる。



(a) 測定終了時の6秒間の波形。測定終了は数秒の差があるためピークの位置が合っていない。



(b) ピークを一致させた両者の波形。測定波形の最後のピークをデータの最後と設定し、正解波形をずらしピークを一致させた。時間目盛りから正解波形をずらしていることがわかる。

図 6.1: Arduino とパルスオキシメータで測定した波形の時刻合わせ。(a) は測定したデータの最後6秒間の波形。最後のピークの位置は一致しているが他のピークの位置は合っていない。(b) では (a) から正解波形をずらしてピークの位置を一致させている。

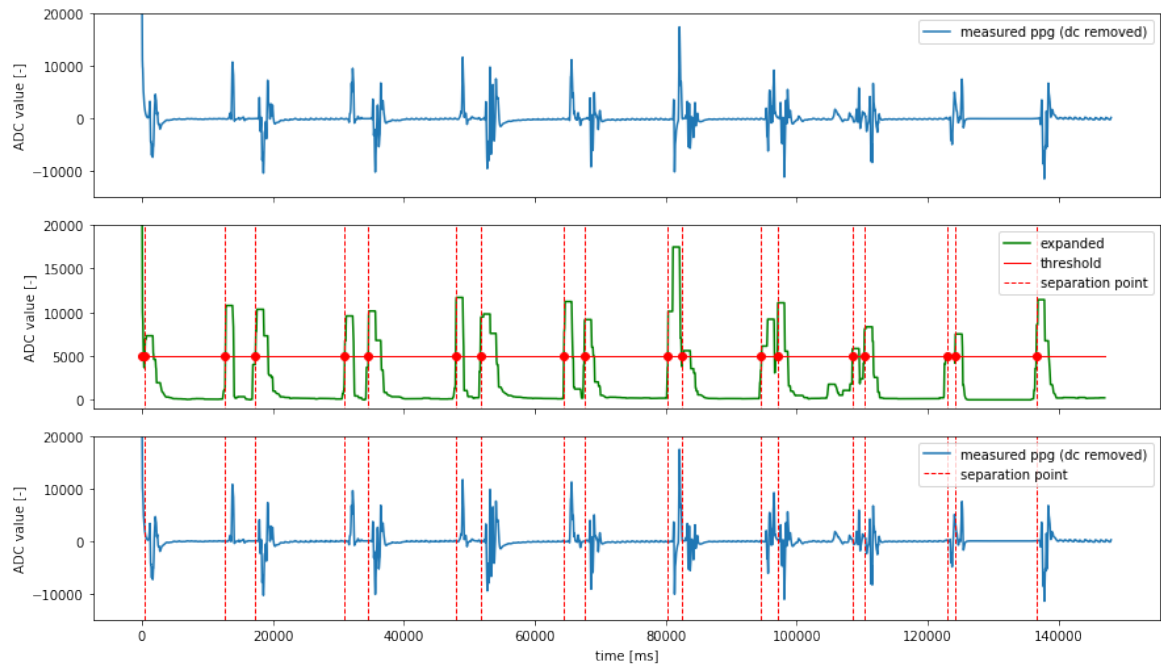


図 6.2: 波形の切り分け処理の様子。測定波形を微分して変化を強調した波形（1 番上）に対し、その値の絶対値の最大値を用いた 1 次元の膨張演算を適用した（上から 2 番目）。その後一定の閾値を超えた部分を切り分ける時刻とした（1 番下）。このうち一定以上の時間幅を持つ波形のみを抽出した。

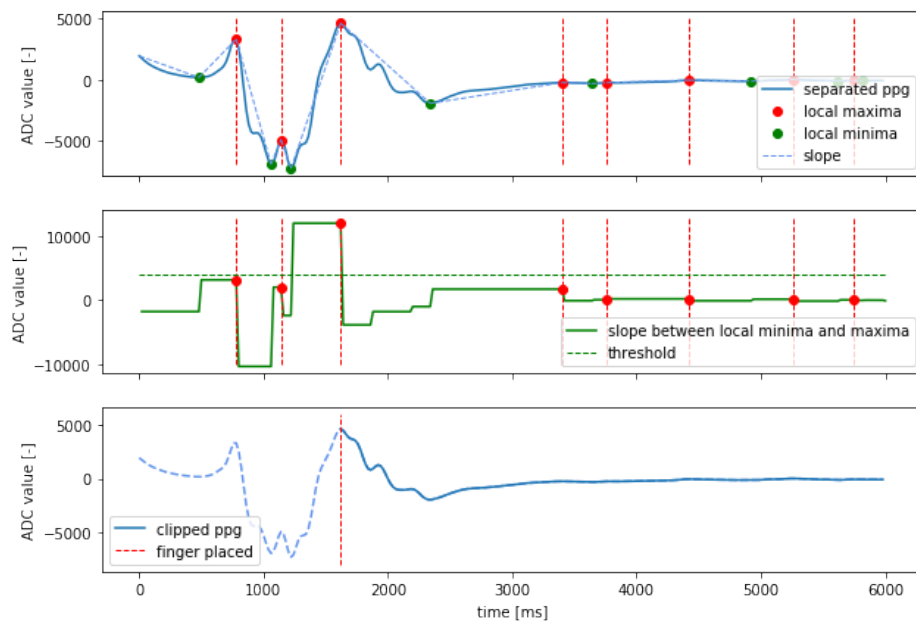


図 6.3: 指をおいた時刻を探す様子。元の波形の極大値および極小値を結ぶ線分のうち傾きが最も大きい線分の終わりの極大値を指をおいた時刻と設定した。

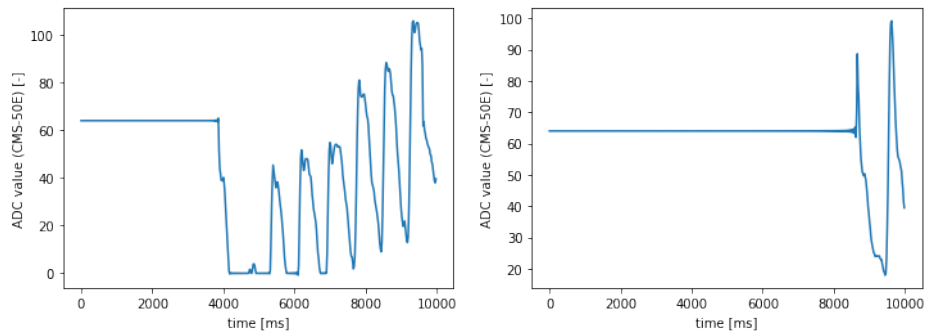


図 6.4: 正しく測定されなかった正解波形の例. パルスオキシメータは動きに弱いため, 仕様上ピークを検出できなくなると波形を出力しなくなる. 左は後半にはピークを検出できているが, ノイズの大きさなどによる誤差も考慮し無効データとした. 個人との相性もあると考えられ, 比較的このような無効データが多い参加者もいた.

Chapter 7

脈拍推定精度の評価実験結果

7.1 全データに対する脈拍推定結果

前章において測定、処理したデータを用いて、脈拍推定アルゴリズムの評価を行った。実験参加者から測定したデータはおよそ 10 秒間の長さがある。そのうち用いる時間幅を測定開始（指をおいた直後）から 2.5, 3, 3.5, 4, 5, 6 秒と変化させ（以降 $d = 2.5, 3, 3.5 \dots$ と表記する）、それぞれで推定した脈拍の誤差のヒストグラムおよび脈拍推定値と正解脈拍値の散布図を作成した。作成したヒストグラムと散布図を図7.1, 7.2に示し、それぞれの脈拍推定における平均誤差と標準偏差、二乗平均平方根誤差（Root Mean Square Error: RMSE）を表 7.1 に示す。それぞれの推定においてピークが一つしか検出できなかったなどの理由で推定できなかったサンプルが存在する。そのため、推定に成功したデータ数の割合も表7.1に併記した。測定時間が長いほど平均誤差、標準偏差、RMSE とともに小さくなっていくことが確認できた。

Table 7.1: 測定時間とそのデータを用いて推定した脈拍の平均誤差、標準偏差、RMSE、推定成功率。測定時間が長いほど誤差や標準偏差は小さくなっている。また測定した 99 % 以上の波形について脈拍推定に成功したことも確認できた。

測定時間 [s]	平均誤差 [bpm]	標準偏差 [bpm]	RMSE [bpm]	推定成功率 [%]
2.5	5.97	27.9	28.5	99.0
3.0	5.39	23.5	24.1	99.6
3.5	5.03	20.8	21.3	99.8
4.0	4.49	18.4	19.0	99.9
5.0	3.31	15.8	16.2	100
6.0	2.68	13.9	14.2	100

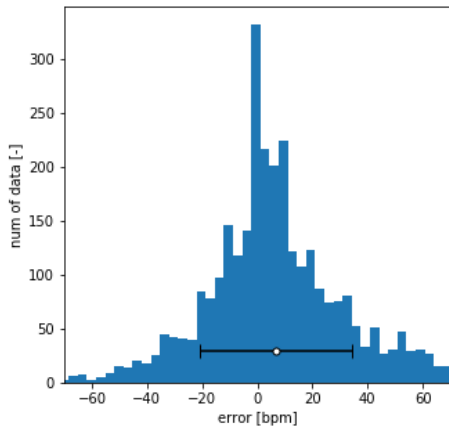
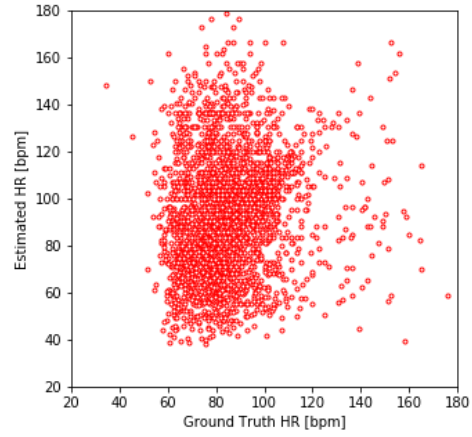
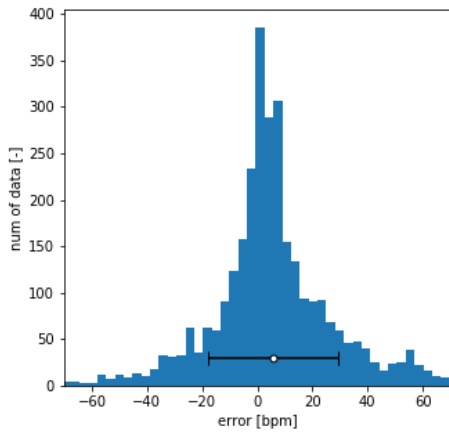
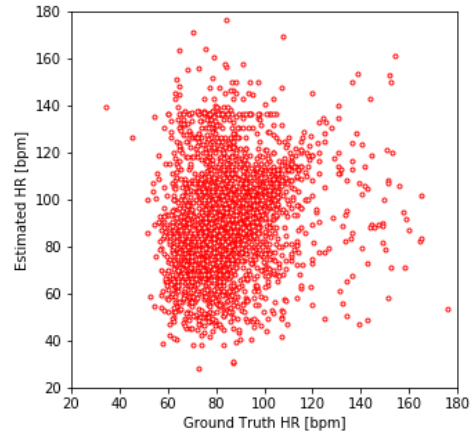
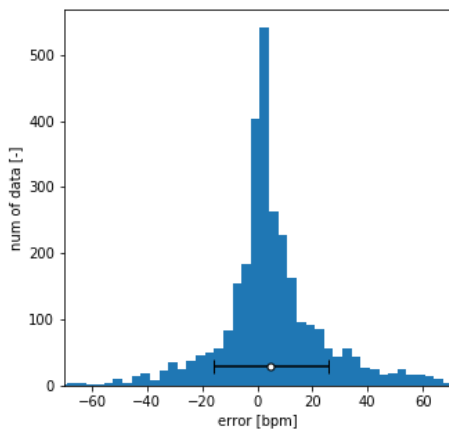
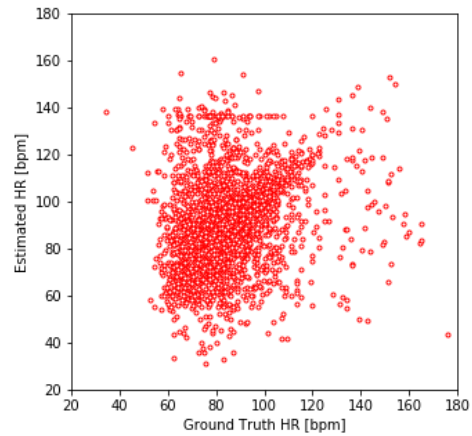
(a) 誤差のヒストグラム ($d = 2.5$).(b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 2.5$).(c) 誤差のヒストグラム ($d = 3$).(d) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3$).(e) 誤差のヒストグラム ($d = 3.5$).(f) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3.5$).

図 7.1: 脈拍推定の精度評価 ($d = 2.5$ から $d = 3.5$). 測定時間が長いほどヒストグラムの分布および散布図のばらつきが減少していることがわかる. $d = 2.5$ の条件では全体的に誤差が大きく散布図のばらつきも大きいことがわかる.

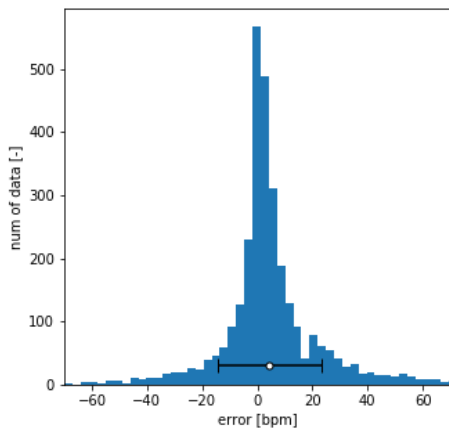
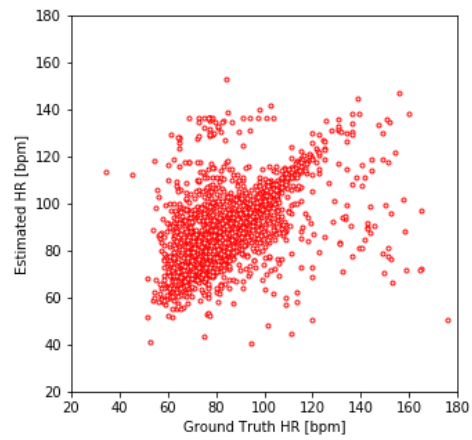
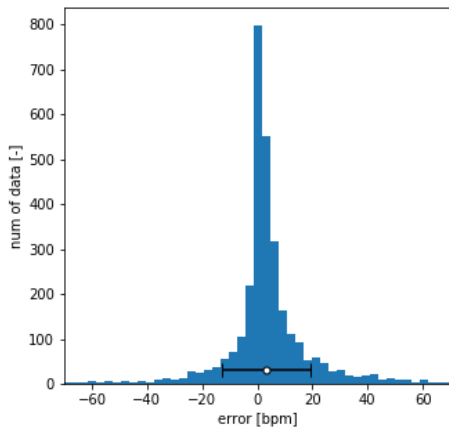
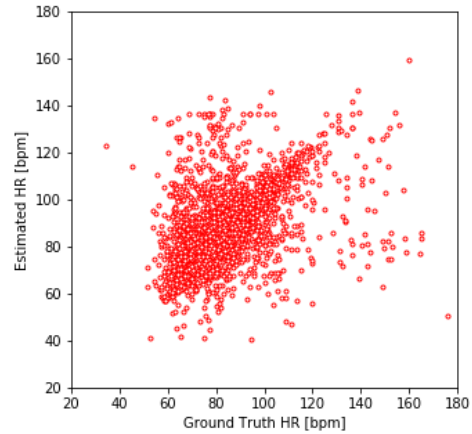
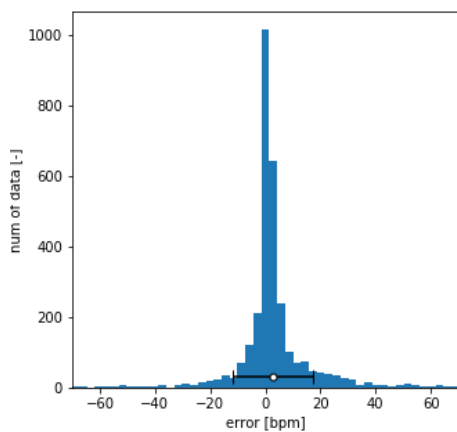
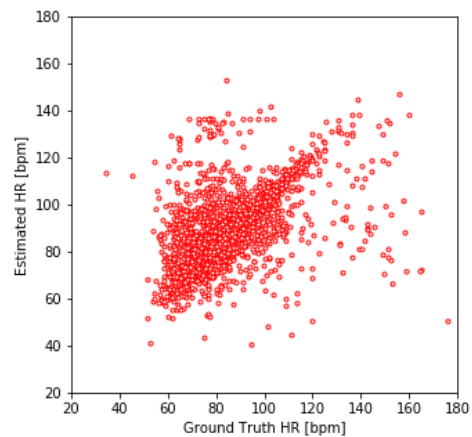
(a) 誤差のヒストグラム ($d = 4$).(b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 4$)(c) 誤差のヒストグラム ($d = 5$).(d) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 5$).(e) 誤差のヒストグラム ($d = 6$).(f) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 6$).

図 7.2: 脈拍推定の精度評価 ($d = 4$ から $d = 6$). 図7.1と同様測定時間が長いほどヒストグラムの分布および散布図のばらつきが減少している。 $d = 6$ の条件では精度が大きく改善されており、分布も直線に近い形状をしていることがわかる。

Table 7.2: ベースラインによる除去ありの場合の測定時間とそのデータを用いて推定した平常時脈拍の平均誤差, 標準偏差, RMSE, 成功推定数および外れ値数. 測定時間が長いほど標準偏差, RMSE, 外れ値数は小さくなっていった. 全体データの脈拍推定に比べ平均誤差は半分近くまで改善された.

測定時間 [s]	平均誤差 [bpm]	標準偏差 [bpm]	RMSE [bpm]	推定成功数 (外れ値数) [-]
3.0	2.59	10.2	10.5	1014 (487)
4.0	2.95	8.10	8.62	1159 (342)
5.0	3.07	7.59	8.19	1289 (212)

Table 7.3: ベースラインによる除去ありの場合の測定時間とそのデータを用いて推定した運動後脈拍の平均誤差, 標準偏差, RMSE, 推定成功数および外れ値数. 測定時間が長いほど標準偏差, RMSE, 外れ値数は小さくなっていった. $d = 3$ では 1.04 bpm, $d = 5$ では 0.946 bpm という高い精度での推定ができたことが確認できる.

測定時間 [s]	平均誤差 [bpm]	標準偏差 [bpm]	RMSE [bpm]	推定成功数 (外れ値数) [-]
3.0	1.48	11.1	11.2	1057 (492)
4.0	1.25	10.1	10.2	1246 (303)
5.0	0.754	9.05	9.08	1294 (255)

7.2 状況ごとの脈拍推定結果

先行研究での評価においては脈拍を平常時と運動後の2つの状況に分けて推定しており, 両者をまとめた場合, 片方のみのそれぞれの場合について平均誤差および標準偏差を算出している. また平常時と運動後のみの条件においてはパルスオキシメータの波形から算出した参加者ごとの平均脈拍をベースラインと呼び, ベースラインから 20 bpm 以上離れた推定結果は棄却する処理 (ベースラインによる除去) を行った場合の精度も導出している.

そこで本評価では先行研究との比較のため, 平常時および運動後の脈拍を推定しベースラインによる除去を行った場合についても平均誤差, 標準偏差, RMSE を求めた. 作成した散布図を図 7.3, 図 7.4 に, 推定の結果を表 7.2, 表 7.3 に示す. また表にはベースラインによる除去で外れ値と判断されたデータ数 (外れ値数) も併記した. 全体の脈拍推定では測定時間が長いほど平均誤差, 標準偏差, RMSE いずれも小さくなっていった. 状況ごとの推定では, 測定時間が長いほど標準偏差および RMSE は小さくなっていったが, 平均誤差はその限りではなかった.

また, 3 秒間および 5 秒間のデータを用いた場合について先行研究 Auth 'n' Scan と簡易的な比較を行った. 平均誤差および標準偏差の簡易的な比較結果を表 7.4 に示す. なおこの比較は測定したハードウェアや用いたデータセットが異なるため厳密な比較ではない. まず平常時と運動後の両者を含んだ場合について述べると, $d = 5$ において平均誤差

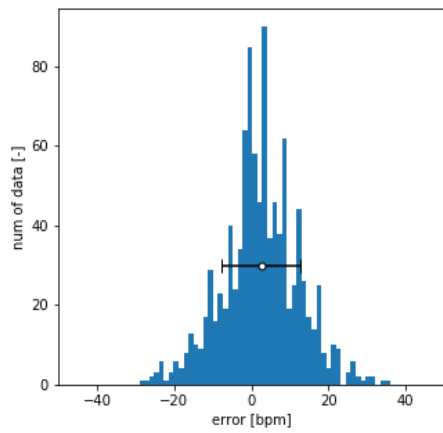
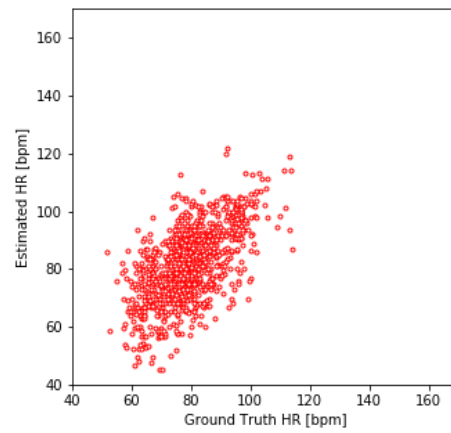
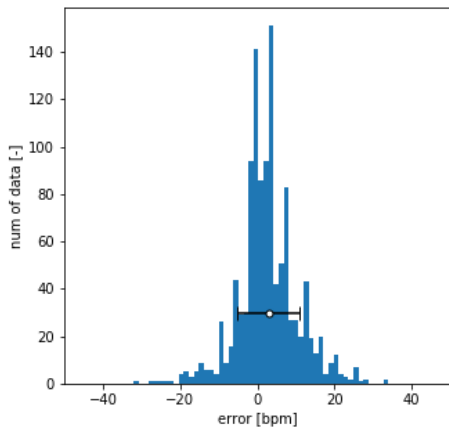
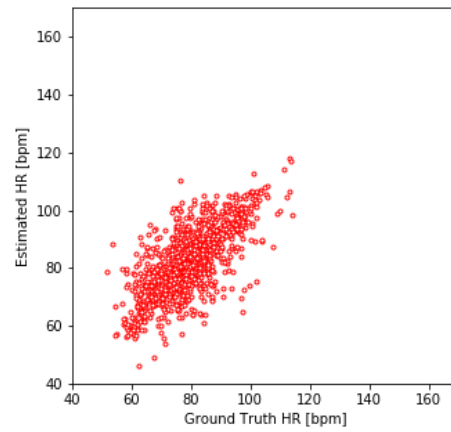
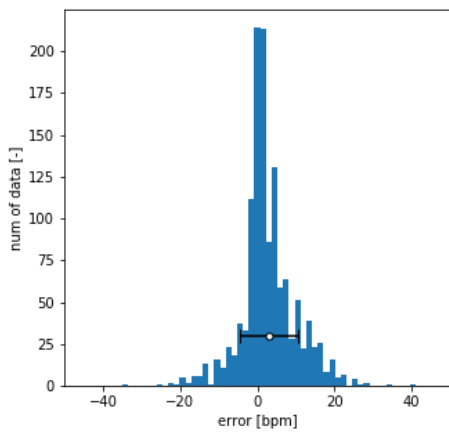
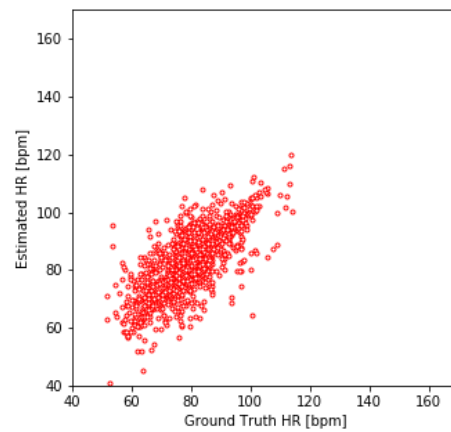
(a) 誤差のヒストグラム ($d = 3$).(b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3$).(c) 誤差のヒストグラム ($d = 4$).(d) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 4$).(e) 誤差のヒストグラム ($d = 5$).(f) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 5$).

図 7.3: 平常時の脈拍推定におけるベースラインによる除去ありの場合の精度評価. ベースライン除去によりヒストグラム及び散布図のばらつきが大きく改善されていることがわかる.

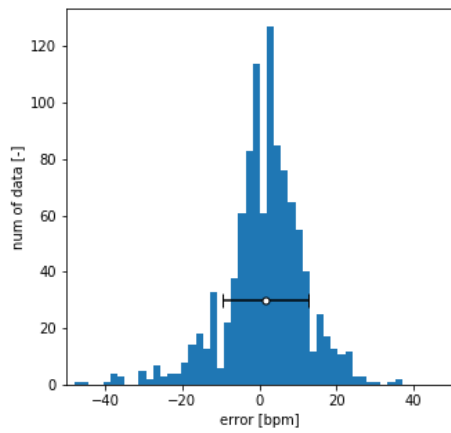
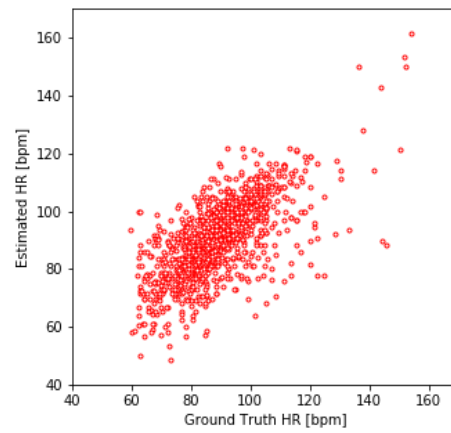
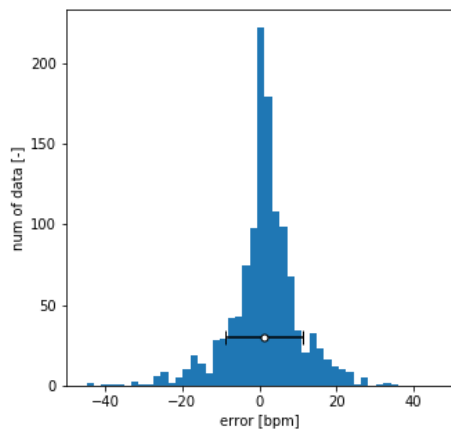
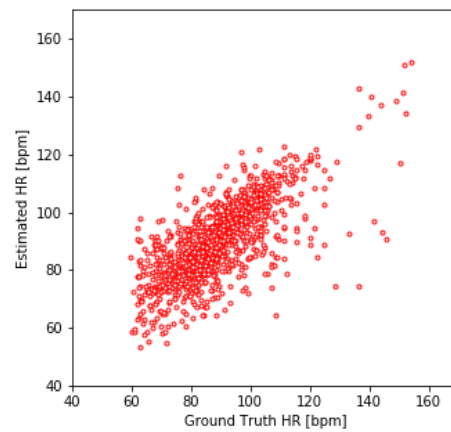
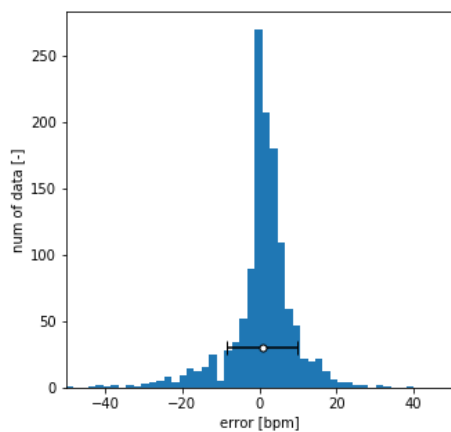
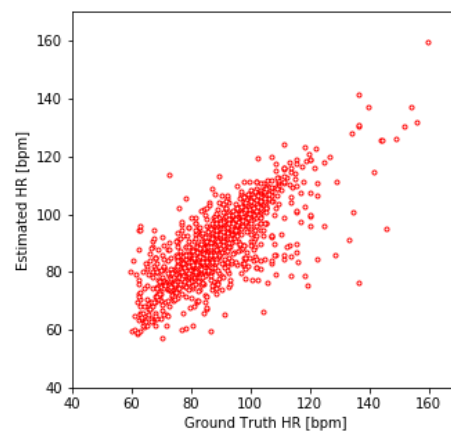
(a) 誤差のヒストグラム ($d = 3$).(b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3$).(c) 誤差のヒストグラム ($d = 4$).(d) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 4$).(e) 誤差のヒストグラム ($d = 5$).(f) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 5$).

図 7.4: 運動後の脈拍推定におけるベースラインによる除去ありの場合の精度評価. 図7.3と同様ヒストグラムおよび散布図のばらつき大きく改善されている. 散布図のこちらのほうがより多くのデータが直線上に分布していることも確認できる.

Table 7.4: 先行研究 Auth 'n' Scan との簡易的比較. 値は平均誤差, () 内は標準偏差. 先行研究におけるデータは [8] より引用した. 先行研究のサンプル数は 480, 本研究でのサンプル数は 3050 である. 同じデータセットではないため厳密な比較ではない.

測定時間 [s]	ベースラインによる除去なし			
	平常時・運動後 (標準偏差) [bpm]			
	先行研究		本手法	
3	40.2 (35.4)		5.39 (23.5)	
5	16.1 (30.5)		3.31 (15.8)	
測定時間 [s]	ベースラインによる除去あり			
	平常時のみ (標準偏差) [bpm]		運動後のみ (標準偏差) [bpm]	
	先行研究	本手法	先行研究	本手法
	3	4.14 (7.96)	2.59 (10.2)	9.55 (18.1)
5	0.44 (6.98)	3.07 (7.59)	5.96 (15.3)	0.754 (9.05)

は先行研究が 16.1 bpm, 本手法が 3.31 bpm となった. また分散を比較すると先行研究が 30.5 bpm, 本手法が 15.8 bpm であり, どちらも本手法のほうが小さいことが確認できた.

次にベースラインによる除去を行った場合を比較する. 平常時のみで測定時間が 5 秒の場合を比較すると, 先行研究は平均誤差 0.44 bpm, 本手法は 3.07 bpm であった. 標準偏差を比較すると, 先行研究は 6.98 bpm, 本手法は 7.59 bpm であった. 結果 1 bpm 以上平均誤差およびばらつきが大きくなっている. 一方運動後のみで測定時間が 5 秒の場合を比較すると, 先行研究は平均誤差 5.96 bpm, 本手法は 0.754 bpm であった. 標準偏差を比較すると, 先行研究は 15.3 bpm, 本手法は 9.05 bpm であった. 平均誤差および標準偏差の両方が小さくなったことが確認できた.

Chapter 8

考察

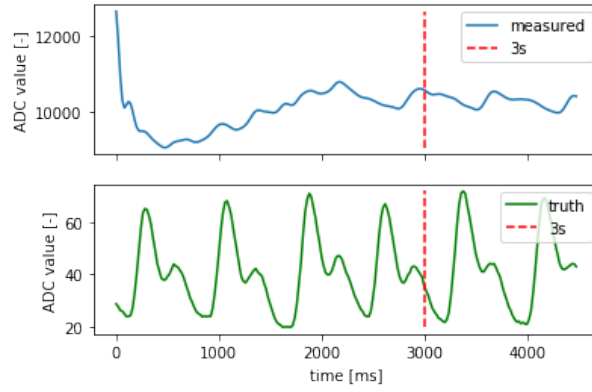
8.1 脈拍推定の誤差に関する考察

実験の結果，測定時間が長くするほど平均誤差，標準偏差，RMSE ともに小さくなっていくことが確認できた．また先行研究と比較して，本手法は多くの条件で先行研究以上の精度を実現することができた．

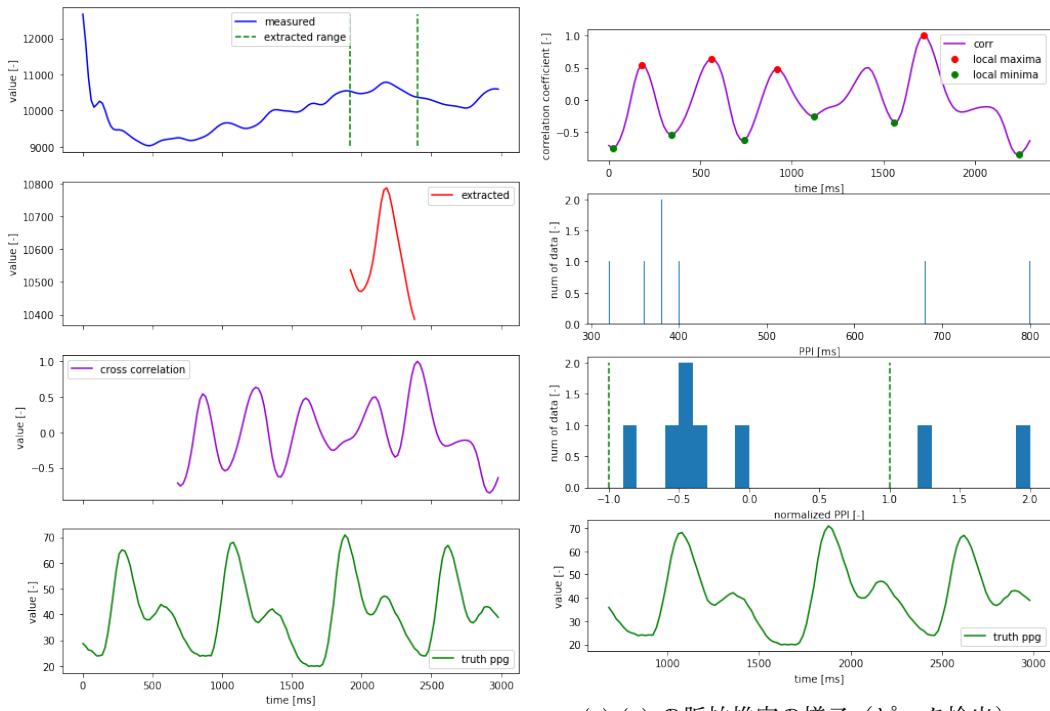
8.1.1 誤差の大きい PPG 波形の考察

ここでは本研究の改善の目標としていた 3 秒間のデータを用いた場合の誤差について議論する．誤差が大きかった PPG 波形の例を 1 つ図8.1に示す．この波形は誤差が 88.6 bpm と非常に大きかったが，その測定波形の前半部分（図8.1aの赤い破線以前）に注目すると PPG のものではないピークが見られる．これらは指のわずかな動きによるノイズと考えられ，そのノイズのピークを検出してしまっていることにより大きな誤差が生じている．図8.1b, 8.1cに着目しても計算した相互相関関数が本来の PPG 波形以上にゆらいているのが確認できる．他にもこのような指の動きに起因するノイズを含んだ波形は多く確認でき，評価における推定精度を大きく下げていることが予想される．このノイズは指の動きを何らかの方法で観測することで適応フィルタなどの方法を用いて除去することが可能と考えられる．詳細は後に示す今後の課題で述べる．

また同様に誤差が大きかった波形でいくつか見られた例として，図8.2のような波形があった．この例はそもそも波形の測定ができておらず，その原因は 2 種類考えられる．まずは指の置き方が特殊でシステムのどのセンサでも認識できなかったことである．指紋センサに対し指を立てるように置いた場合，指とセンサの距離が非常に大きくなり波形の検出は難しくなる．もう一つが指の置き方と周囲の明るさの問題である．指とセンサの距離



(a) 脈拍推定誤差の大きかった波形



(b) (a) の脈拍推定の様子 (相互相関関数の計算)。

(c) (a) の脈拍推定の様子 (ピーク検出)。

図 8.1: 誤差の大きかった PPG 波形の例. 推定脈拍は 162 bpm, 正解脈拍は 75.8 bpm である. 波形前半に指のわずかな動きに起因すると見られるノイズがあり, そのピークを検出してしまっているため大きな誤差が生じた.

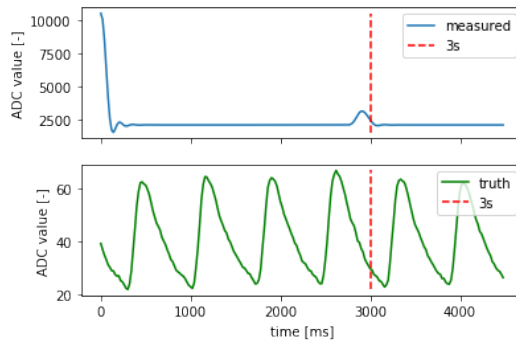


図 8.2: 誤差が大きかった波形の例 2. こちらはそもそも波形の測定ができていない. 原因は 2 つ考えられ, 指の置き方が特殊でどのセンサでも認識できなかったこと, または指とセンサがある程度離れており周囲の明るさの影響で飽和してしまったことである.

が少し離れている場合には周囲の明るさの影響を受けやすい. センサを指が覆っている場合には環境光が指で遮られるために環境光の影響は小さい. しかしセンサと指が離れている場合にはその隙間に環境光が入ってしまう. このように明るい室内でも指とセンサの位置関係によっては回路が飽和してしまい波形が測定できない可能性が示された. これは増幅度を下げてより広いオフセット電圧を許容できるようにすることである程度の解決が見込める. また異なる手段として, 異なるオフセット電圧に対応した測定回路を複数用意し, それらの中で最も明瞭に波形を測定できた信号を選ぶことも考えられる.

8.1.2 散布図についての考察

散布図に注目すると, 測定時間を長くしても精度が向上しないサンプルが存在する. 顕著な例が正解脈拍が 175 bpm であり散布図の一番右側に位置するサンプルである. これは正解脈拍の値から図 8.3 に示すような波形であることがわかった. このデータにおいては比較的高周波なピークを測定しきれていない. 回路自体の LPF や信号処理で施した LPF のカットオフ周波数はこの脈拍の周波数より十分大きい値であるから, このサンプルは指とセンサの距離が遠かったなど測定自体がうまく行っていないと考えられる. このように測定がうまくいっていないデータが評価全体を通してその精度を下げていると考えられる.

また誤差の散布図では図中の右下 (正解の脈拍を下回って推定) よりも左上 (正解の脈拍を上回って推定) のほうが多いことがわかる. これは先行研究の評価でも見られた傾向で, 原因としてはピークを検出できない可能性よりもノイズをピークとして検出してしまう場合のほうが多いためと考えられる. 本来あるピークを検出できない場合にはその分 PPI が大きくなり正解を下回って推定される. 一方でノイズをピークとした認識した場合にはその分本来より小さい PPI が 2 つ生まれることになり, 推定脈拍は大きくなる.

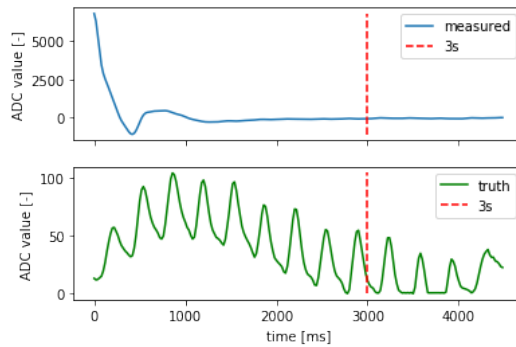


図 8.3: 推定脈拍：92.8 bpm，正解脈拍：176 bpm となった PPG 波形．非常に高い脈拍のピークを十分な振幅で測定できていない．

8.2 先行研究との比較

8.2.1 データセット全体の推定結果についての考察

図 7.4 に示したように，5 秒間の測定において平均誤差は先行研究が 16.1 bpm，本手法が 3.31 bpm となった．また分散を比較すると先行研究が 30.5 bpm，本手法が 15.8 bpm であり，どちらも本手法のほうが小さいことが確認できた．この要因としてはピーク検出に一定の制限を設けていることが考えられる．先行研究は脈拍導出に AMPD [27] を用いているが，本研究のように短い時間に対する周期推定は得意ではないと考えられ，本研究の試行時にもノイズをピークとして検出してしまうことが多かった．そのため多くの波形がより高い脈拍として推定されてしまっている可能性が高い．その様子を [8] から引用し図 8.4 に示す．一方本手法では極大値を求めたあと，各極大値について一定の幅で周囲の値を確認しその中で最大となっているもののみ抽出している．そのため小さいノイズによるピークが検出される可能性を減らすことができたため，全体的な誤差が減少したと考えられる．

8.2.2 ベースライン除去ありの場合の推定結果についての考察

次にベースラインによる除去を行った場合を比較する．まず平常時脈拍を比較する．図 7.4 に示したように，測定時間が 5 秒の場合の平常時脈拍推定の誤差を比較すると先行研究は平均誤差 0.44 bpm，本手法は 3.07 bpm であった．また標準偏差を比較すると，先行研究は 6.98 bpm，本手法は 7.59 bpm であった．本手法は標準偏差は近いものの，平均誤差が大きくなっていることが確認できる．この要因として本手法は低い bpm の推定において誤差を生じやすいという面があると考えられる．直接ピークを検出し PPI を算出する既存手法と異なり，本手法では一度相互相関関数を計算するという過程があるためピー

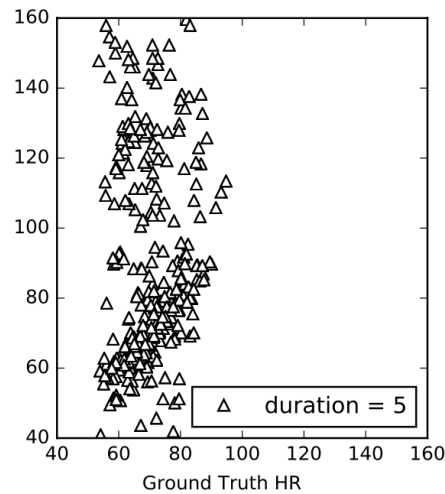


図 8.4: 先行研究の測定時間 5 秒における脈拍推定値と正解脈拍値の散布図. ほとんどの誤差を含むサンプルは図中左上に集中している. この図は [8] から引用した.

ク検出に用いることのできる時間幅がほぼ切り出した波形の幅だけ小さくなってしまふ. 波形の時間幅が小さくなればそれだけ PPI の算出に使えるピークも少なくなるため, 誤差が大きくなる原因となりうる. ゆえに平常時, すなわち低い bpm における誤差が大きくなったと考えられる.

それを確かめるためにも次は運動後脈拍について測定時間が 5 秒の場合を比較する. 前述のように先行研究は平均誤差 5.96 bpm, 本手法は 0.754 bpm, 標準偏差を比較すると先行研究は 8.35 bpm, 本手法は 9.05 bpm と平均誤差は小さくなり, 標準偏差は近い値となった. このことから, 本手法が比較的高い脈拍の推定のほうが良い性能が出る事が確認できた.

8.3 今後の課題

以上本研究で提案した手法で推定した脈拍の誤差の要因と先行研究との比較について議論した. 誤差の最も大きな要因は指の動きであった. 指紋認証においてはうまく認識されなかった場合に指を置き直す動作をする場合が多く, これがノイズを生む. このノイズの消去方法は適応フィルタを用いた手法が考えられる. 人体の動きによるノイズを除去するのによく用いられる方法が適応フィルタであるが, 適応フィルタには測定信号とは別で再現性のノイズを与える必要がある. 本システムでは選択された信号とは別のチャンネルの信号がノイズとして使用できる可能性がある. 最も指の動きを再現したと思われるチャンネル

を選択しそれを適応フィルタに与えることで、指の動きによるノイズを抑えることができる可能性がある。

また本手法では相互相関関数を用いているが、これを用いた場合の弱点として測定信号の一番端に生まれるピークの検出ができないことが挙げられる。一定幅に切り出した波形と相関を計算する処理があるため、切り出した波形の半分より小さい幅の時間内にピークがある場合、それは相関関数の計算により埋もれてしまう。しかしこれは統計的なピーク検出手法である AMPD [27] も同様である。これは相互相関関数によるピーク検出のみでなく、測定波形に対しピーク検出を行った場合の両者をうまく連携させることでより良い手法の実現が可能になる考えられる。

また本研究では先行研究が実験しているポアンカレプロットの実験は行わなかった。本手法でポアンカレプロットを作成する場合、相互相関関数を計算したあとのピーク検出で3点以上のピークを検出し、それらの PPI の差分を用いる。また十分なピーク数がある場合には外れ値を除いたあとの PPI からポアンカレプロットを作成することもできると考えられる。

Chapter 9

おわりに

本論文では先行研究 Auth 'n' Scan の短時間での脈拍測定精度を向上させるハードウェアおよびアルゴリズムについて述べた。28名の参加者から集めた PPG データを用いた評価においては、目標としていた測定時間 3 秒の場合において先行研究と比較して標準偏差は変わらないもののその平均誤差を小さくすることができた。また平常時および運動後のデータのみを用いた評価から、本手法は比較的脈拍が大きい場合により平均誤差を小さくできることを確認できた。

今後の課題として、考察で述べた本手法の改良、ポアンカレプロットの作成のほか、構築したデータセットを用いた機械学習的な手法の構築が挙げられる。本研究では 3000 以上の PPG 波形を収集したため、先行研究と比較して機械学習の適用が現実的である。例えば脈拍が分かっている測定波形のデータを用いて、新たに測定された波形に近い測定波形を選ぶことで平常時・運動後によらない脈拍値のベースラインを構築することができる。また測定波形と脈拍推定した場合の誤差を用いて、新たに測定した波形の誤差を推定することであらかじめ推定に向かない波形を取り除くことも考えられる。本研究で得られた知見を元にして、指尖容積脈波の Unobtrusive Sensing システムがさらに発展していくことを期待する。

Publications

国内研究会

- 坂口達彦, 矢谷浩司, 指紋認証 Dual-purpose Biometrics における指尖容積脈波を用いた生体センシングの改善と評価, 第 65 回情報処理学会 UBI 研究会 (発表予定).

References

- [1] Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, 28(3):R1–R39.
- [2] Apple Insider (2016). Average iPhone user unlocks device 80 times per day, 89% use Touch ID, Apple says.
- [3] Azumio Inc. (2016). Instant Heart Rate+. (Accessed on January, 2020).
- [4] Carek, A. M., Conant, J., Joshi, A., Kang, H., and Inan, O. T. (2017). SeismoWatch: Wearable Cuffless Blood Pressure Monitoring Using Pulse Transit Time. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 1(3):40:1–40:16.
- [5] Centers for Disease Control and Prevention (2019). Target heart rate and estimated maximum heart rate | physical activity | cdc. <https://www.cdc.gov/physicalactivity/basics/measuring/hearttrate.htm>.
- [6] De Luca, A., Hang, A., von Zezschwitz, E., and Hussmann, H. (2015). I Feel Like I’m Taking Selfies All Day!: Towards Understanding Biometric Authentication on Smartphones. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI ’15*, pages 1411–1414, New York, NY, USA. ACM.
- [7] Gibbs, P. and Asada, H. H. (2005). Reducing motion artifact in wearable bio-sensors using MEMS accelerometers for active noise cancellation. In *Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005.*, pages 1581–1586 vol. 3.
- [8] Hashizume, T., Arizono, T., and Yatani, K. (2018). Auth & Scan: Opportunistic Photoplethysmography in Mobile Fingerprint Authentication. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 1(4):137:1–137:27.
- [9] Hernandez, J., McDuff, D. J., and Picard, R. W. (2015). Biophone: Physiology monitoring from peripheral smartphone motions. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 7180–7183.
- [10] Holz, C. and Wang, E. J. (2017). Glabella: Continuously Sensing Blood Pressure Behavior Using an Unobtrusive Wearable Device. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 1(3):58:1–58:23.
- [11] Islam, M. T., Ahmed, S. T., Shahnaz, C., and Fattah, S. A. (2019). SPECMAR: fast heart rate estimation from PPG signal using a modified spectral subtraction scheme with composite motion artifacts reference generation. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 57(3):689–702.
- [12] Jonathan, E. and Leahy, M. (2010). Investigating a smartphone imaging unit for photoplethysmography. *Physiological Measurement*, 31(11):N79.

- [13] Kamen, P. W. and Tonkin, A. M. (1995). Application of the Poincaré plot to heart rate variability: a new measure of functional status in heart failure. *Australian and New Zealand Journal of Medicine*, 25(1):18–26.
- [14] Kang, S., Kwon, S., Yoo, C., Seo, S., Park, K., Song, J., and Lee, Y. (2014). Sinabro: Opportunistic and Unobtrusive Mobile Electrocardiogram Monitoring System. In *Proceedings of the 15th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, HotMobile '14*, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- [15] Kim, B. S. and Yoo, S. K. (2006). Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(3):566–568.
- [16] Mendelson, Y. and Ochs, B. D. (1988). Noninvasive pulse oximetry utilizing skin reflectance photoplethysmography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 35(10):798–805.
- [17] MILLASSEAU, S., KELLY, R., RITTER, J., and CHOWIENCZYK, P. (2002). Determination of age-related increases in large artery stiffness by digital pulse contour analysis. *Clinical Science*, 103(4):371–377.
- [18] Mohamed, R. and Youssef, M. (2017). HeartSense: Ubiquitous Accurate Multi-Modal Fusion-based Heart Rate Estimation Using Smartphones. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, 1(3):97:1–97:18.
- [19] Murphy, J. and Gitman, Y. (2019). Open Hardware - World Famous Electronics llc.
- [20] Nakajima, K., Tamura, T., and Miike, H. (1996). Monitoring of heart and respiratory rates by photoplethysmography using a digital filtering technique. *Medical Engineering Physics*, 18(5):365 – 372.
- [21] Parák, J. and Korhonen, I. (2014). Evaluation of wearable consumer heart rate monitors based on photoplethysmography. volume 2014, pages 3670–3.
- [22] Pelegris, P., Banitsas, K., Orbach, T., and Marias, K. (2010). A novel method to detect Heart Beat Rate using a mobile phone. In *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pages 5488–5491.
- [23] Ram, M. R., Madhav, K. V., Krishna, E. H., Komalla, N. R., and Reddy, K. A. (2011). On the performance of AS-LMS based adaptive filter for reduction of motion artifacts from PPG signals. In *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pages 1–4.
- [24] Ram, M. R., Madhav, K. V., Krishna, E. H., Komalla, N. R., and Reddy, K. A. (2012). A Novel Approach for Motion Artifact Reduction in PPG Signals Based on AS-LMS Adaptive Filter. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(5):1445–1457.
- [25] Reddy, K. A. and Kumar, V. J. (2007). Motion Artifact Reduction in Photoplethysmographic Signals using Singular Value Decomposition. In *2007 IEEE Instrumentation Measurement Technology Conference IMTC 2007*, pages 1–4.
- [26] Rienzo, M. D., Rizzo, F., Parati, G., Brambilla, G., Ferratini, M., and Castiglioni, P. (2005). MagIC System: a New Textile-Based Wearable Device for Biological Signal Monitoring. Applicability in Daily Life and Clinical Setting. In *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, pages 7167–7169.

-
- [27] Scholkmann, F., Boss, J., and Wolf, M. (2012). An Efficient Algorithm for Automatic Peak Detection in Noisy Periodic and Quasi-Periodic Signals. *Algorithms*, 5:588–603.
- [28] Temko, A. (2015). Estimation of heart rate from photoplethysmography during physical exercise using wiener filtering and the phase vocoder. volume 2015, pages 1500–1503.
- [29] Wang, E. J., Li, W., Hawkins, D., Gernsheimer, T., Norby-Slycord, C., and Patel, S. N. (2016). HemaApp: Noninvasive Blood Screening of Hemoglobin Using Smartphone Cameras. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp '16*, pages 593–604, New York, NY, USA. ACM.
- [30] Wang, E. J., Zhu, J., Jain, M., Lee, T.-J., Saba, E., Nachman, L., and Patel, S. N. (2018). Seismo: Blood Pressure Monitoring Using Built-in Smartphone Accelerometer and Camera. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '18*, pages 425:1–425:9, New York, NY, USA. ACM.
- [31] Wang, E. J., Zhu, J., Li, W., Rana, R., and Patel, S. (2017). HemaApp IR: Noninvasive Hemoglobin Measurement Using Unmodified Smartphone Cameras and Built-in LEDs. In *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers, UbiComp '17*, page 305-308, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.