

指紋認証 Dual-purpose Biometrics における 脈拍数計測の改善と評価

坂口 達彦^{1,a)} 矢谷 浩司^{1,b)}

概要: 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。本稿では用いた手法とその評価結果について報告する。

キーワード: Dual-purpose biometrics, unobtrusive sensing, cardiovascular sensing, photoplethysmography, fingerprint authentication

1. はじめに

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いく。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 [4]。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、健康状態に異変があった場合に通知を受けられるといったシステムが実現可能になる。

一方先行研究 Auth 'n' Scan は 1 bpm 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置いてから 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脈拍を測定できるように、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ため、元のシステムでは安定して以降の波形を用いて

脈拍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、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。

2. 関連研究

2.1 光を用いた脈拍計測

先行研究 [4] 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 (耳葉や指先など) 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鼓動に影響されるため、鼓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 1 に示す。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 分間のピークの数を計算すればよい。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。また PPG 波形から脈拍や PPI を得ることで、脈拍数変動やポアンカレプロット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、心臓の疾病を推定することができる [6]。

PPG は多様な情報を含有しており、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

¹ 東京大学大学院 工学系研究科
Interactive Intelligent Systems Laboratory,
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

a) sakaguchi@iis-lab.org

b) koji@iis-lab.org

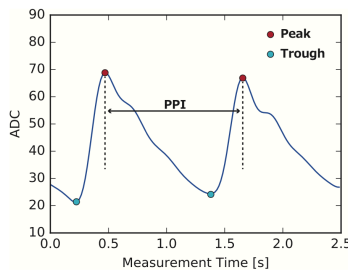


図 1: 指尖容積脈波 (PPG) の測定波形の例. これは市販のパルスオキシメータ CMS-50E で測定した. 1 周期の最大値をピーク, 最小値をトラフ, ピークの間隔を PPI と呼ぶ. この図は [4] より引用した

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. 血中酸素飽和度 (SpO₂) は 2 つの波長の LED を用いて測定した PPG を用いて推定する. 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. 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 660 nm 付近と 940 nm 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 [8]. 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. Holz らはこの血圧測定原理を用いたメガネ型デバイス Glabella を構築した [5]. 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.

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.

2.2 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ピークとノイズの誤認識や振幅測定の誤差につながるなど, 脈拍計算や 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 [3].

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. 高速フーリエ変換, Single Value Decomposition, 独立成分分析などの手法で再現性の高いノイズを生成する手法が研究されている [7, 10, 11]. MA 除去手法は以上のように様々な研究

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.

3. 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. 本章では先行研究の問題点とそれを解決するハードウェアの設計および実装について述べる.

3.1 先行研究の問題点と本研究の目標

先行研究では 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が, これは主に測定開始直後の波形のゆらぎが原因である. Auth 'n' Scan での測定波形の例を図 2 に示す. このゆらぎの原因は主に明るさの変化によるオフセットを調整する回路にある. PPG は非常に小さな信号のため, 増幅度を十分に取るためにオフセットを調整し常に最適な増幅が行えるようにすることで明瞭なピークを得ることができる.

本研究では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. この場合 PPG の振幅は小さくなってしまいが, 高分解能の ADC を用いることでこの小さなピークを測定する.

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, 精度として 1bpm という値を設定した. 脈拍は 60 bpm のときその周期は 1 秒であり, 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. そのため最低としての測定時間は 2 秒程度であるが, 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およそ 1-3 bpm であったこと [9], 先行研究が 1bpm 以下の平均誤差を実現していることから, 1 bpm 程度と定める. 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.

3.2 設計と実装

本節では設計・実装したハードウェアについて述べる. 新たに設計した回路図を図 3 に示す.

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

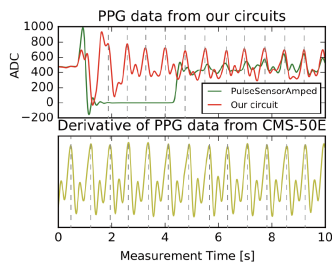


図 2: Auth 'n' Scan で測定した PPG 波形 (赤), その回路の元となった PulseSensorAmped での計測波形 (緑), 同時にパルスオキシメータ (CMS-50E) で測定した波形 (下) の比較. 指が置かれた測定開始直後のピークの位置や振幅が CMS-50E の波形と比べ歪んでいる. この図は [4] から引用し, 破線は加工し付け足した.

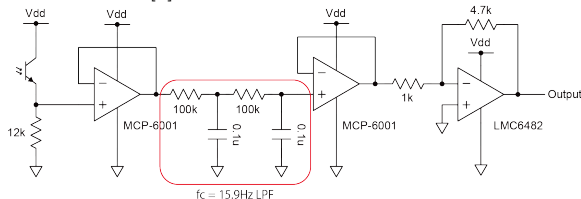
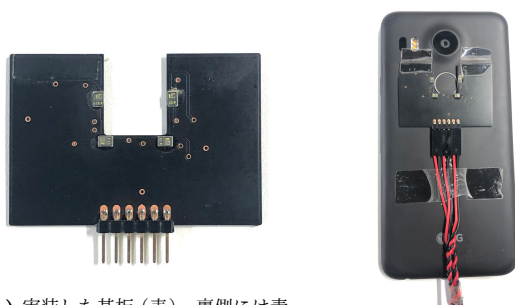


図 3: 設計した回路図. オフセット除去回路を省き, 最低限の増幅のみを行う. PPG 測定センサから受け取った電圧をボルテージフォロワでインピーダンス変換し LPF (赤枠) を適用する. 同じくボルテージフォロワでインピーダンス変換したあとに反転増幅している.



(a) 実装した基板 (表). 裏側には素子が実装されている.

(b) スマートフォンに基板を取り付けた状態. 指紋センサの周りを PPG センサが囲んでいる.

図 4: 製作したシステムの外観. (a) 表面には指が触れるセンサを, 裏面には素子を実装した. (b) Auth 'n' Scan 同様, スマートフォン (Nexus 5X) の指紋センサの周りに基板を取り付けた.

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.

図 4 に実装したシステムの外観を示す. 図 4a のような基板上に回路を実装し, 図 4b のようにスマートフォン (Nexus 5X) の周りに回路を取り付けた. また計測回路の電源は Arduino とは異なる電源を利用した. PPG 測定センサは電力を使うため電力不足による計測誤差をなくすためである. ADC は Arduino 内蔵の 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. 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

ら脈拍を推定するために設計したアルゴリズムについて述べる.

ハードウェアではオフセット調整回路を除いたため, 本アルゴリズムはオフセットの変化に対し強いものである必要がある. MA 除去などの手法も考えられるが, これらはある程度長い信号を想定しており数秒という短い時間である PPG のノイズ除去に用いることは難しい. 本研究ではこれ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分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 に示す. またアルゴリズムの流れを次に示し, 以降各処理の説明を行う.

- (1) フィルタリング・チャンネル選択
- (2) ピークを含んだ波形の切り出し
- (3) 相互相関関数の計算
- (4) 脈拍推定

4.1 フィルタリング・チャンネル選択

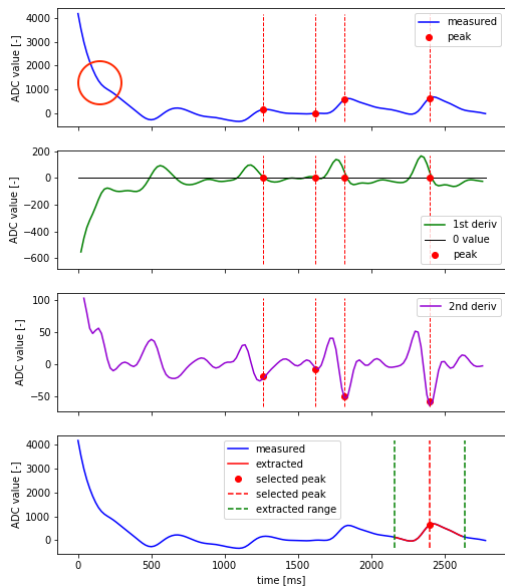
ハードウェアから得られた波形は高周波のノイズを含んでおり, また反転増幅しているため PPG のピークが反転している. 前述の通りまず高周波ノイズを除去するためあらかじめカットオフ周波数 7Hz のローパスフィルタ (LPF) を適用した. また波形の上下を反転する処理も行った. 次に 4 つのチャンネルから得られた波形のうち最もピークが明瞭に測定できている波形を選ぶため, 先行研究と同じチャンネル選択処理を適用しこの後の推定に用いるチャンネルを決定した.

4.2 ピークを含んだ波形の切り出し

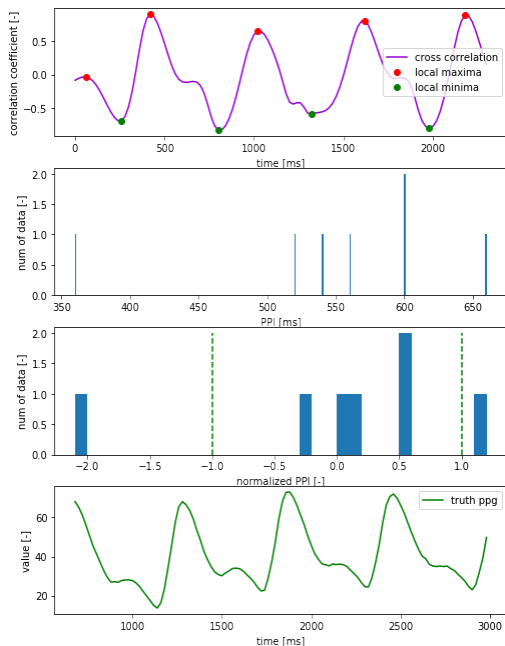
まず切り出す中心となるピークの選択手法について述べる (図 5a). 選択するピークは最も鋭いことを条件とし, 二階導関数を用いて導出を次の手順で行った. まず元の信号を微分し, 微分した値の変化が 0 以上から 0 より小さくなる点 (上に凸のピーク) をすべて抽出する. 次にもう一度微分を行い二階導関数を算出したあと, 抽出したピークのうちその地点における二階導関数の値が負かつ最小のものをピークとした. 以上の手順により最も鋭いピークの抽出が行える.

4.3 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. 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加重平均の差分をとる IIR フィルタによるオフセット除去処理を施した. また形状のみに注目し大きさに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



(a) 最も鋭いピークの選択。微分を用いて上に凸のピークを求め、そのうち二階導関数が最小のものをピークとする。それを中心に幅 1 秒で波形を切り出す。



(b) 相互相関関数の計算と脈拍の推定。(b) で計算した微分相互相関関数から極大値、極小値のそれぞれの間隔を求める(上から 2 番目) その間隔の集合を平均 0、分散 1 に正規化し(上から 3 番目) その値が 1 以下データの平均から脈拍を計算する。この例の場合、推定された脈拍は 106 bpm、正解波形から求めた脈拍は 100 bpm であった。

図 5: 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。

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。

4.4 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 5b)。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 [2] 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 5b 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 5a 中に赤丸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。

5. 評価用 PPG データの収集

5.1 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、男性 18 人、女性 10 人)に協力してもらい PPG 波形を計測した。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-50E*1 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おう。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おう。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おう。
- (6) 脈拍が上がった状態で計測を始め、もう 2 セット行う。
- (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。

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

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

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った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. 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。

6.1 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 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 での測定波形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 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 7 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

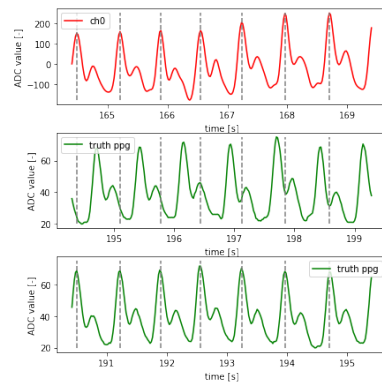


図 6: Arduino とパルスオキシメータで測定した波形の時刻合わせ。一番上は測定したデータの最後のピークまでの 5 秒間の波形。中央は測定終了後の波形であるがピークの位置が一致していない。一番下は正解波形（緑の波形）をずらしていった結果ピークの位置が一致している。

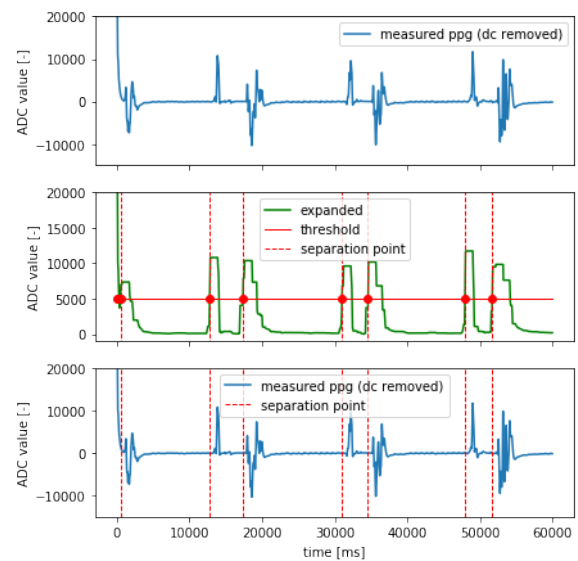


図 7: 波形の切り分け処理の様子。測定波形を微分して変化を強調した波形（1 番上）に対し、その値の絶対値の最大値を用いた 1 次元の膨張演算を適用した（上から 2 番目）。その後一定の閾値を超えた部分を切り分ける時刻とした（1 番下）。このうち一定以上の時間幅を持つ波形のみを抽出した。

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 7 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。

6.3 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 5a の赤丸部分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 8 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

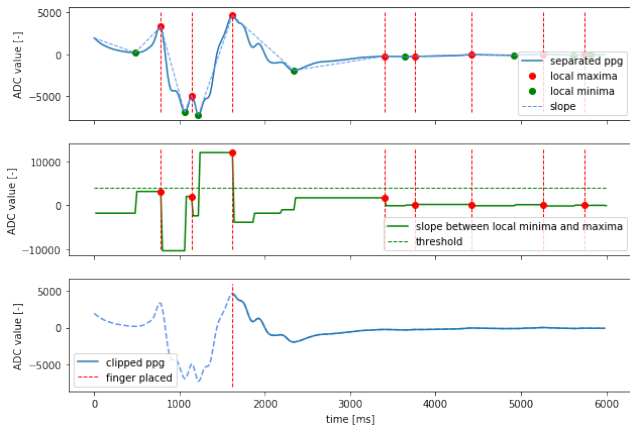


図 8: 指をおいた時刻を探す様子. 元の波形の極大値および極小値を結ぶ線分のうち傾きが最も大きい線分の終わりの極大値を指をおいた時刻と設定した.

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.

6.4 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.

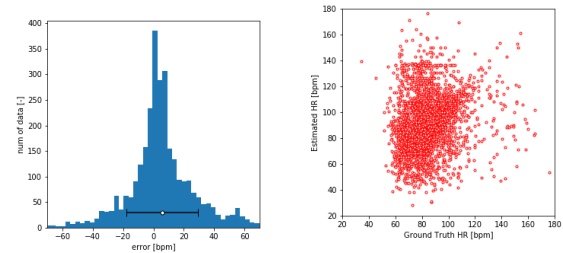
なおこの時点で発見された適切にパルスオキシメータでの計測が行えなかったものについては, 次の過程では用いないようにした. パルスオキシメータは動きに弱く, また使用したパルスオキシメータ CMS-50E の仕様上一度波形が乱れると適切な増幅度を設定するため波形を出力しなくなってしまう. 特にスマートフォンを持ち上げる動作に伴いパルスオキシメータをつけた側の手もわずかに動いた結果波形が乱れてしまう事例が多かった. また肌の色や厚さなど個人との相性もあると考えられ, 比較的脈波をうまく計測できなかった場合が多かった参加者もいた.

以上で収集した波形の事前処理が完了する. 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.

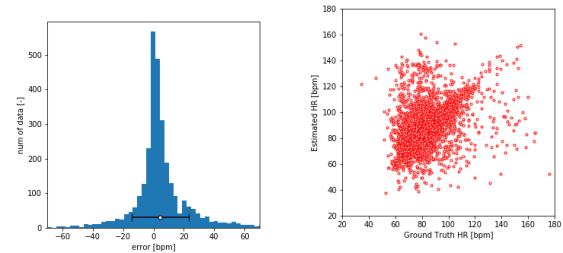
7. 脈拍推定精度の評価実験結果

7.1 全データに対する脈拍推定結果

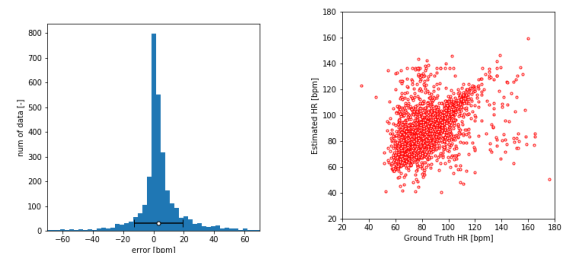
前章において測定, 処理したデータを用いて, 脈拍推定アルゴリズムの評価を行った. 実験参加者から測定したデータはおよそ 10 秒間の長さがある. そのうち用いる時間幅を測定開始 (指をおいた直後) から 3, 4, 5 秒と変化させ (以降 $d = 3, 4, 5$ と表記する), それぞれで推定した脈拍の誤差のヒストグラムおよび脈拍推定値と正解脈拍値の散布図を作成した. 作成したヒストグラムと散布図を図 9 に示し, それぞれの脈拍推定における平均誤差と標準偏差, 二乗平均平方根誤差 (Root Mean Square Error: RMSE) を表 1 に示す. 測定時間が長いほど平均誤差, 標準偏差,



(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 9: 脈拍推定の精度評価. 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. $d = 3$ 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一方 $d = 6$ 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.

表 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. 測定時間が長いほどどの誤差を表す数値は小さくなっている.

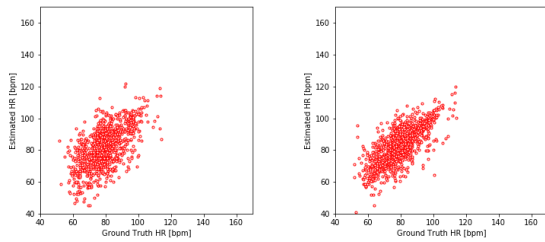
測定時間 [s]	平均誤差 [bpm]	標準偏差 [bpm]	RMSE [bpm]
3.0	5.39	23.5	24.1
4.0	4.49	18.4	19.0
5.0	3.31	15.8	16.2

RMSE ともに小さくなっていくことが確認できた.

7.2 状況ごとの脈拍推定結果

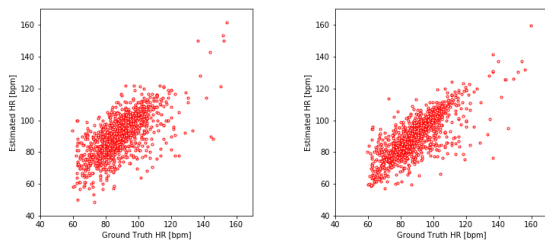
先行研究での評価においては脈拍を平常時と運動後の 2 つの状況に分けて推定しており, 両者をまとめた場合, 片方のみのそれぞれの場合について平均誤差および標準偏差を算出している. また平常時と運動後のみの条件においてはパルスオキシメータの波形から算出した参加者ごとの平均脈拍をベースラインと呼び, ベースラインから 20 bpm 以上離れた推定結果は棄却する処理 (ベースラインによる除去) を行った場合の精度も導出している.

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 $d = 3, 5$ の条件について平均誤差, 標準偏差, RMSE を求めた. 作成した散布図を図 10, 図 11 に,



(a) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3$). (b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 5$).

図 10: 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) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 3$). (b) 推定脈拍と正解脈拍の散布図 ($d = 5$).

図 11: 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 10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。また図 10に比べ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。

推定の結果を表 2 に示す。また表にはベースライン除去されずに推定に用いたデータの割合も併記した。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 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 2 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平均誤差・標準偏差の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、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、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。

8. 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、本手法は先行研究の脈拍の推定精度に匹敵するもしくは上回る精度を実現することができた。本節では前半は精度の低かった波形を例示しその原因について考察し、後半は先行研究との比較結果について考察する。

8.1 全体データにおける推定結果についての考察

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

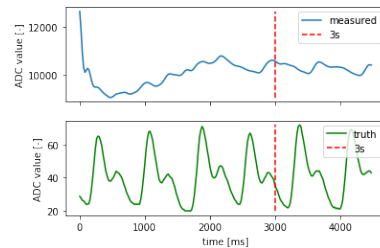


図 12: 誤差の大きかった PPG 波形の例。推定脈拍は 162 bpm、正解脈拍は 75.8 bpm である。波形前半に指のわずかな動きに起因すると見られるノイズがあり、そのピークを検出してしまっているため大きな誤差が生じた。

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 12 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 12 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。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。

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、そもそもピークの測定がうまくいっていないデータがあった。この原因として指とセンサの距離が離れていることが考えられる。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。これは増幅度を下げ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。

また誤差の散布図に注目すると図中の右下 (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。

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比較

5 秒間の測定において平均誤差および標準偏差の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 [12] 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。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

表 2: 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. 本手法におけるベースライン除去ありの欄には使用したデータの割合も併記した.

測定時間 [s]	ベースラインによる除去なし		ベースラインによる除去あり			
	平常時・運動後 [bpm] ([bpm])		平常時のみ ([bpm])		運動後のみ ([bpm])	
	先行研究	本手法	先行研究	本手法	先行研究	本手法
3	40.2 (35.4)	5.39 (23.5)	4.14 (7.96)	2.59 (10.2), 67.6 %	9.55 (18.1)	1.48 (11.1), 70.4 %
5	16.1 (30.5)	3.31 (15.8)	0.44 (6.98)	3.07 (7.59), 70.4 %	5.96 (8.35)	0.754 (9.05), 86.2 %

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比較

次にベースラインによる除去を行った場合を比較する. 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本手法の標準偏差は先行研究に近いものの, 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と, 本手法では平均誤差は小さくなったが標準偏差は大きく変わらないことがわかる. このことから, 本手法が比較的高い脈拍の推定のほうが高い精度が出ることが確認できた.

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, 最も良い条件で 1.48 bpm の誤差で運動後脈拍の推定を行うことができた. 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, 本手法は比較的高い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.

今後の課題としてはデータセットを生かした機械学習による推定精度の改善が挙げられる. 具体的には測定された波形からベースラインを推定する手法や, 誤差を予測し品質の悪い波形を予め省く手法などが考えられる.

謝辞 本研究および本論文に助言を頂いた研究室のメンバーに感謝を申し上げます. またデータ収集に協力して下さったすべての方々はこの場を借りてお礼を申し上げます.

参考文献

[1] Allen, J.: Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement, *Physiological Measurement*, Vol. 28, No. 3, pp. R1–R39 (online), DOI: 10.1088/0967-3334/28/3/r01 (2007).

[2] Centers for Disease Control and Prevention: Target Heart Rate and Estimated Maximum Heart Rate —

Physical Activity — CDC (2019).

[3] Gibbs, P. and Asada, H. H.: Reducing motion artifact in wearable bio-sensors using MEMS accelerometers for active noise cancellation, *Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005.*, pp. 1581–1586 vol. 3 (online), DOI: 10.1109/ACC.2005.1470193 (2005).

[4] Hashizume, T., Arizono, T. and Yatani, K.: Auth ‘n’ Scan: Opportunistic Photoplethysmography in Mobile Fingerprint Authentication, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 1, No. 4, pp. 137:1–137:27 (online), DOI: 10.1145/3161189 (2018).

[5] Holz, C. and Wang, E. J.: Glabella: Continuously Sensing Blood Pressure Behavior Using an Unobtrusive Wearable Device, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 1, No. 3, pp. 58:1–58:23 (online), DOI: 10.1145/3132024 (2017).

[6] Kamen, P. W. and Tonkin, A. M.: 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*, Vol. 25, No. 1, pp. 18–26 (online), DOI: 10.1111/j.1445-5994.1995.tb00573.x (1995).

[7] Kim, B. S. and Yoo, S. K.: Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 53, No. 3, pp. 566–568 (online), DOI: 10.1109/TBME.2005.869784 (2006).

[8] Mendelson, Y. and Ochs, B. D.: Noninvasive pulse oximetry utilizing skin reflectance photoplethysmography, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 35, No. 10, pp. 798–805 (online), DOI: 10.1109/10.7286 (1988).

[9] Parák, J. and Korhonen, I.: Evaluation of wearable consumer heart rate monitors based on photoplethysmography, Vol. 2014, pp. 3670–3 (online), DOI: 10.1109/EMBC.2014.6944419 (2014).

[10] Ram, M. R., Madhav, K. V., Krishna, E. H., Komalla, N. R. and Reddy, K. A.: On the performance of AS-LMS based adaptive filter for reduction of motion artifacts from PPG signals, *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/IMTC.2011.5944259 (2011).

[11] Reddy, K. A. and Kumar, V. J.: Motion Artifact Reduction in Photoplethysmographic Signals using Singular Value Decomposition, *2007 IEEE Instrumentation Measurement Technology Conference IMTC 2007*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/IMTC.2007.379467 (2007).

[12] Scholkmann, F., Boss, J. and Wolf, M.: An Efficient Algorithm for Automatic Peak Detection in Noisy Periodic and Quasi-Periodic Signals, *Algorithms*, Vol. 5, pp. 588–603 (online), DOI: 10.3390/a5040588 (2012).