

心電と脈波の時間差を用いたウェアラブル端末装着位置推定 における心拍数による補正手法

吉田 航輝¹ 村尾 和哉^{1,2}

概要: 種々のセンサを搭載したウェアラブルデバイスの普及により, 時間や場所を問わず人間の行動や状況をセンシングしてデータを収集できるようになった。そのため, ウェアラブルデバイスをさまざまな身体部位に自由に装着する環境において, デバイスの装着部位を動的に推定する手法が必要である。そこで, 筆者らは動的にウェアラブルデバイスの装着位置を推定する手法を提案している。この手法はウェアラブルデバイスで取得可能な生体情報である心電と脈波を利用し, 特定の行動を装着者に行わせることなくウェアラブルデバイスの装着部位を推定する手法である。しかし, 手法の有用性を検証する評価実験のために収集したデータセットは収集時間が短く, 各被験者で同日に収集したデータであった。さらに, 各身体部位のデータは心拍数がそれぞれ異なる状態であった。そこで, 本稿では既存手法の信頼性を高めるために, 既存手法における心拍数の違いを補正する手法を提案する。また, 各身体部位のデータセットを再度採取し, 補正手法を含めた筆者らの提案手法の再評価を行う。

1. はじめに

さまざまなセンサを搭載したウェアラブルデバイスの普及により, 時間や場所を問わずに行動や状況をセンシングできるようになった。現在市販されているウェアラブルデバイスは時計型, 腕輪型, 眼鏡型, ベルト型, 衣服型などさまざまな形状があり, それらのデバイスを装着する身体部位は限定される。一方で, インスタントタトゥ型 [1] や絆創膏型 [2], 汎用センサ [3] など任意の身体部位に装着可能なウェアラブルデバイスも存在する。ウェアラブルデバイスが身体の任意の部分に取り付けられる場合, 取り付けられた位置によってアプリケーションが処理を変更するために, 装着位置を識別する必要がある。また, 身体全体の動きを捉えるために複数のウェアラブルデバイスを使用するシステムにおいてもデバイスの装着位置を推定することは重要である。この場合, 通信ポートとウェアラブルデバイスを対応づける必要がある。デバイスごとに装着する身体部位が決まっているとしても, COM ポートは接続のたびに変わることがある。そのため, 装着した身体部位を個別に動かして波形を見るなどの作業が必要となり手間がかかる。さらに近年, 身体上を動くことができるロボットが提案されている [4], [5]。これらのウェアラブルロボットは身体上を動いているため自己位置の推定が必要である。し

かし, これらのウェアラブルロボットは自己位置を動的に推定することはできない。以上のことから, ウェアラブルデバイスをさまざまな身体部位に自由に装着する環境において, デバイスの装着部位を動的に推定する手法が必要である。

装着位置を推定する手法として, 事前に定義している身体部位の中からデバイスの位置を推定する研究 [11], [14] がある。しかし, これらの研究では歩行動作などの特定行動をしなければ装着位置を推定できないという問題点がある。この問題点を解決するために, 筆者らはこれまでに, 心電と脈波の時間差を用いたウェアラブル端末装着位置推定手法を提案している [6]。この手法はウェアラブルデバイスで取得可能な生体情報である心電と脈波を利用し, 装着者に特定の行動を行わせることなくウェアラブルデバイスの装着部位を推定する。心臓からの距離に応じて, 脈波の到達する時間は身体の部位によって異なることに着目し, 心電センサで計測された心拍と脈波センサで計測された脈波の時間差を算出し, 時間差の分布からウェアラブルデバイスの装着位置を推定している。しかし, 有効性を検証する評価実験において収集したデータセットは各身体部位あたり 1 回の採取時間が 1 分と短かった。また, データ収集が数時間に渡り, 同一身体部位のデータでもセットが異なると心拍数が異なっていた。そのため, 同一部位でも脈波到達時間差が異なっていたが, 補正をせずに部位推定をしていたため, 提案手法の性能が過小評価されていたと考

¹ 立命館大学大学院情報理工学研究科

² 国立研究開発法人科学技術振興機構さきがけ

える。本稿では、筆者らの先行研究 [6] では行わなかった心拍数の違いを補正してウェアラブルデバイスの装着部位認識を行う手法を提案する。各身体部位のデータセットを再度採取し、提案手法の再評価を行う。

以降、2 節では関連研究を紹介する。3 節では提案手法を説明し、4 節では提案手法の評価実験を行い、5 節では結果について議論し、最後に 6 節で本稿をまとめる。

2. 関連研究

本節では、ウェアラブルセンサの装着位置に関する研究およびスマートフォンの格納位置に関する研究を紹介する。

2.1 ウェアラブルデバイスの装着位置

ウェアラブルデバイスの装着位置の違いによる人間行動認識の精度やユーザの利便性を評価した研究がある。Louis ら [7] は加速度センサを耳、胸、腕、手首、腰、膝、足首の 7 箇所に装着してもらい、各センサの装着位置ごとの行動認識における精度の違いを調査した。結果より、行動認識を行う際には腕または耳に取り付けると最も精度が高くなることを示した。村尾ら [8] は、人間行動認識精度とセンサの装着性の両方を考慮してセンサ装着位置をスコアリングする評価関数を提案している。ユーザの身体の 20 か所に 3 軸無線加速度センサを装着し、有酸素運動、ウェイトトレーニング、ヨガから構成される 30 種類の運動を行った。ユーザの主観評価をもとに得た各部位の装着性をもとに評価関数を定義し、装着者がセンサが床に当たって痛みを感じるなどの不快感なく 86% の精度で運動を認識できることがわかった。

ウェアラブルデバイスを用いた人間行動認識において、デバイスが装着されている部位とは異なる部位のデータで学習した行動認識モデルを使用すると認識性能が低下することを報告している研究がある。Apiwat ら [9] は、10 人の被験者のシャツポケット、ズボンポケット、腰部の 3 箇所に加速度センサを装着してもらい、6 種類の異なる行動を行ってデータを収集した。結果より、動作判定には正しい装着位置のモデルが必要であることを示した。

ウェアラブルデバイスの装着位置のずれに対応する手法の研究として、Hamidreza ら [10] は被験者 1 名の右下腕に位置をずらして 6 箇所に加速度センサを装着してもらいデータを収集した。センサデータの分布から装着位置を推定した結果、平均 84% の精度で推定している。この研究では小さな変位は補正することができるが、大きな変位またはセンサが関節を跨いで異なる部位に取り付けられる場合は補正が困難であり、結果として行動認識精度が低下することが示されている。

ウェアラブルデバイスの装着位置を推定する研究として、Vahdatpour ら [11] は 25 人の被験者の頭部、胸部、両上腕、両前腕、腰部、両大腿部、両脛部の計 10 箇所に加

速度センサを装着してもらい、歩行行動などの日常行動下で加速度データを収集した。収集したデータから SVM (Support Vector Machine) を用いて、平均 84% の精度で装着部位を推定している。Timo ら [12] は 15 人の被験者の頭部、胸部、左上腕、左手首、腰部、服の前ポケット、左足首の計 7 箇所に加速度センサを装着してもらい、歩行や走るなどの行動の加速度データを収集した。収集したデータから Random Forest を用いて装着部位を推定し、平均 89% の精度を得ている。Kunze ら [13] は 6 人の被験者に右手首、右目の横、ズボンの左ポケット、左胸のポケットに加速度センサを装着してもらい、歩行動作のデータを収集した。収集したデータから C4.5 分類木を用いて装着部位を推定し、平均 94% の精度を得ている。

高田ら [14] は 10 人の被験者の頭部、胸部、左手首、右手首、腰部、服の前ポケット、服の後ろポケット、左足首、右足首の計 10 箇所に加速度センサと角速度センサが搭載されたウェアラブルデバイスを装着してもらい、歩行行動などの日常行動下でセンサデータを収集した。Random Forest を用いて装着部位を推定した結果、最大の推定精度が 98.2%、10 人における推定精度の平均が 90.0% となっている。渡辺ら [15] は被験者の腰回り 8 箇所にウェアラブルデバイスを装着してもらい、歩く、走る、階段を上る、階段を下りるの 4 つの行動を行い、加速度・角速度データを収集した。収集データのうち 3 セット (75%) を学習用、1 セット (25%) をテスト用として評価した。学習データとテストデータに同一行動のみを用いた場合、最大 96.4% の精度でセンサの装着位置を推定している。また、学習データとテストデータに 4 種類の行動すべてを用いた場合、最大 84.6% の精度でセンサの装着位置を推定している。倉沢ら [16] は 3 軸加速度センサを用いてウェアラブルデバイスの装着位置を推定している。ユーザの行動認識を行うためにウェアラブルデバイスの装着位置を推定している。鞆の中、ズボンのポケット、上着のポケットの 3 か所から加速度データを収集し、収集したデータを用いて装着位置を 98.1% の精度で推定できている。

2.2 スマートフォンの格納位置

スマートフォンなどのモバイルデバイスの格納位置を推定する研究も存在する。Coskun ら [17] は加速度データを用いて携帯端末の格納位置を推定している。15 人の被験者に手、バックパック、服のポケットの計 3 箇所に携帯端末を保持または格納してもらい、歩行や走るなどの日常行動の加速度データを収集した。収集したデータから Random Forest を用いて格納位置を推定し、平均 77.34% の格納位置推定精度を得ている。また、加速度データと角速度データを併用して携帯端末の格納位置を推定すると推定精度は平均 85% に向上している。Martin ら [18] は 3 軸加速度センサ、重力加速度センサ、直線加速度セン

サ、磁力センサ、角速度センサの5種から得られたデータを用いて携帯端末の格納位置を推定した。位置推定に決定木を用いることで最大92.94%の精度を得ている。藤波ら[19]は加速度データを用いてズボンの前ポケット、ズボンの後ろポケット、ジャケットのポケット、胸ポケット、首かけストラップの5つの格納位置を歩行中に推定している。結果より、72.3%の精度で推定している。

Park ら[20]は加速度データを用いて携帯端末の格納位置を推定している。9人の被験者に手、耳、バックパック、服のポケットの計4箇所携帯端末を保持または格納してもらい、歩行中の加速度データから平均94%の精度で端末格納位置を推定している。

このように、ウェアラブルデバイスの装着位置およびモバイルデバイスの格納位置の推定に関する研究では、歩行などの特定の動作の加速度データなどを用いている。具体的には装着部位がラベル（目的変数）として付与された動作データを用いて装着部位を識別するモデルを作成し、未知の装着部位において採取されたデータに対してモデルを用いて装着位置を推定している。そのため、歩行などの特定の動作を一定時間行わなければならない制約がある。本研究ではウェアラブルデバイス装着者自身の生体信号である心電と脈波を利用することで、装着者がウェアラブルデバイスを装着するだけで、歩行や静止などの特定の動作を行うことなく装着位置を推定できる。

3. 提案手法

本節では、提案手法の処理について述べる。提案手法では、図1に示すように心電と脈波の計測、心電と脈波のピーク検出、ピークの時間差計算、データ補正、装着位置の推定、の5つの処理から構成される。以降の各節でこれらの処理を詳細に説明する。なお、本稿で提案する補正手法とはデータ補正の処理である。

3.1 心電と脈波の計測

ユーザは胸部に小型の心電計を装着し、心電を常時計測すると想定する。ウェアラブルデバイスは脈波計を搭載しており、装着部位での脈波を計測する。また、ウェアラブルデバイスは任意のあらかじめ決められた候補の身体部位に装着すると想定する。提案手法はリアルタイムで装着位置判定を行う。現在時刻までに得られた一定区間のデータからデバイス装着位置推定を行う。例えば、10秒間のデータが得られれば、10秒間のデータに含まれる心電と脈波のピークをすべて検出して、それらの時間差を計算し、得られた複数個の時間差から最終的な装着位置推定結果を出力する。したがって、より長い区間のデータが与えられれば、多くの時間差を使用できるためより正確な装着位置の推定を行うことができる。

3.2 心電と脈波のピーク検出

取得した心電と脈波に現れるピークを検出する。センサデータは多くの場合、アナログデジタル変換器(ADC)に起因するノイズを含んでいる。そのため、11サンプル(≈ 11 [msec])の長さのウィンドウの移動平均フィルタ $\sum_{i=t-5}^{t+5} f(i)$ を用いる。なお、 $f(t)$ は時刻 t におけるセンサの生データである。移動平均フィルタ後の時刻 t における心電を $x_h(t)$ 、時刻 t における脈波を $x_p(t)$ と表記する。

心電データ $x_h(t)$ ($1 \leq t \leq T$)のピークを以下に従って検出する。

- (1) $sub(t) = x_h(t) - x_h(t-1)$ を計算し、 $mult(t) = sub(t) \times sub(t-1)$ が0以下を満たす点をすべて探索する。ピークの凸部が平坦である場合があるため、検出した $mult$ に0が連続した時刻が検出されていないか調べる。連続した時刻が続いている場合、始点となる時刻と終点となる時刻の中間点をピークとする。
- (2) 閾値 $T_h = \max(x_h) - \alpha \cdot (\max(x_h) - \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T x_h)$ 以下のピークを削除する。ただし、 α は収集したデータから経験的に決められた係数であり、0.4とした。
- (3) 発生時刻が近いピークを統合する。具体的には最も高いピークから順にピークの前後0.15秒間に他のピークがある場合はそれらを削除する。これは人間の心拍数の最大値に近い値200bpmにおいて、ピーク間隔が0.3秒であるため、通常は真のピークは0.3秒の間に2つ以上検出されることがないためである。

この処理によって心電のピーク（一般的にR波と呼ばれる部分）が検出される。脈波のピークも同様に検出する。ただし、脈波はセンサと皮膚の接触状態によってピークが現れにくい場合があるため、凸部が検出されない場合がある。この場合、現在の心電のピークと次の心電のピークの区間内における脈波の最大値である $\max(x_p)$ をピークとする。

図2に脈波のピーク検出例を示す。図2中の○はピーク部を示している。

3.3 ピークの時間差計算

心電と脈波のピークの時間差を計算する。心臓から送出された血液は数十ミリ秒遅れて各身体部位において脈波として検出される。提案手法は心電のピークを基準としてそれに対応する脈波のピークを検出する。これは、脈波は脈波センサと皮膚の接触状態によって本来の脈波ではない部分にもピークが現れることがあり、心電のピークは脈波のピークより安定して検出されるためである。

時刻 $t=0$ から開始し、心電のピークを発見すると、その心電のピークに対応する脈波のピークを検出して、時間差を計算する。この作業を $t=T$ まで行い、すべてのピーク時間差を取得する。具体的には n 番目の心電のピークの時刻を $t = T_h[n]$ とすると、 $T_h[n] + 0.25 \leq t \leq T_h[n] + 0.45$ [sec]

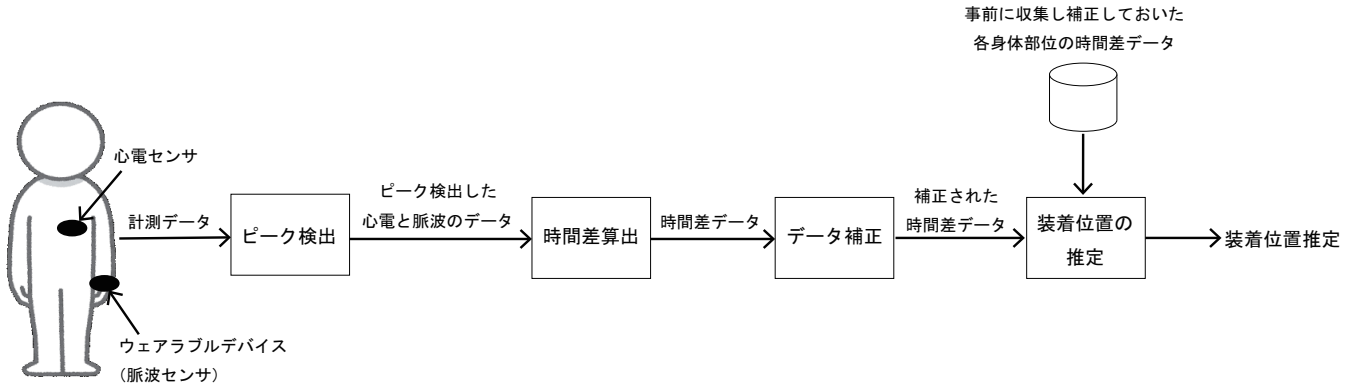


図 1 装着位置推定までの流れ

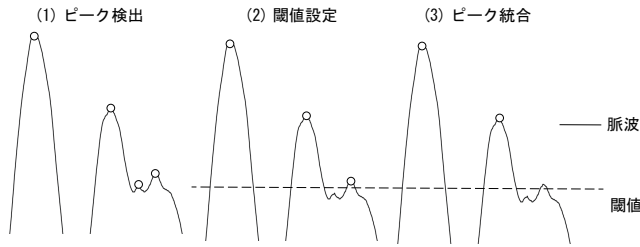


図 2 脈波のピーク検出例

の区間に存在する脈波のピークを探す。この区間を設定した理由は、心電と脈波の時間差がおおよそ 0.25 秒から 0.45 秒の間になるためである。これによって、脈波によるものではないピークを除外して適切な時間差を計算する。

そして、求めた脈波ピークの時刻を $T_p[n]$ とすると、時間差 $d[n]$ は

$$d[n] = T_p[n] - T_h[n] \quad (1)$$

となる。区間内に脈波のピークが複数存在する場合は、最大値のピークを採用する。また、区間内に脈波のピークがない場合は n 番目の心電のピークについては時間差を計算しない。

図 3 に左足指と右手指における心電と脈波の波形とピークを示す。図 3 に示すように、心電のピークと脈波のピークの間をピークの時間差と定義している。時間差計算により、複数の時間差データが収集される。例えば、心拍数 80[bpm] において 30 秒間の心電と脈波が得られたとすると、データに 40 個のピークがあるため、理想的には 40 サンプルの時間差が収集される。また、図 3 に示すように、身体部位で脈波のピークがずれていることがわかる。このピークのずれを用いて装着位置の推定を行う。

3.4 データ補正

心拍数と脈波伝搬速度 (PWV) には正の相関があることが知られている [21]。心拍数は常に変化する値であり、学習データ取得時とテストデータ入力時で心拍数が異なるため、装着位置を正確に推定するにはデータ採取時の心拍数を考慮した処理が必要がある。そこで、提案手法では入力

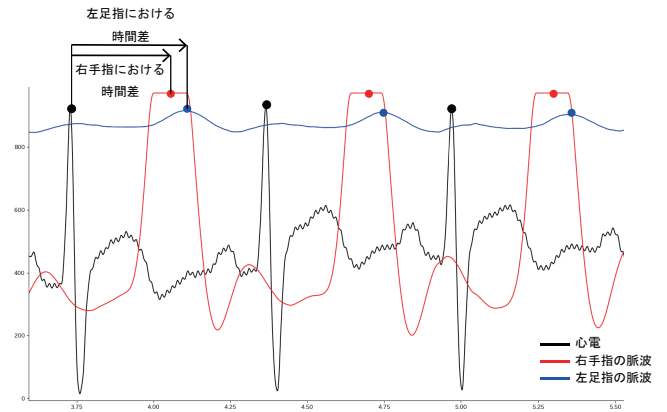


図 3 心電と脈波のピーク間の時間差

データと学習データそれぞれにおいて心拍数を計算し、基準とする心拍数との比を計算して、各時間差データが同一の心拍数で取得されたものとなるように補正する。

具体的には、ある身体部位で取得された 1 つのデータセットから計算された時間差の集合 $\{d[n] | n = 1, \dots, N\}$ を補正することを考える。ただし、 N はこのデータセットから得られる時間差データの個数である。また、このデータセットの長さを $L[\text{min}]$ とすると、このデータセットにおける心拍数はおおよそ $N/L[\text{bpm}]$ と計算される。安静時の人間の心拍数は個人差はあるが 60~80[bpm] であることが知られている [22]。基準とする心拍数に特に制限はないが、本研究では基準の心拍数を 80[bpm] として次式に従い、係数 α を得る。

$$\alpha = \frac{1}{80} \cdot \frac{N}{L} \quad (2)$$

例えば、心拍数が 120[bpm] であれば、 $\alpha = 120/80 = 1.5$ となる。この係数 α を時間差データ集合 $\{d[n] | n = 1, \dots, N\}$ の各データに乗算して $\{\alpha \cdot d[n] | n = 1, \dots, N\}$ を得る。つまり、心拍数が高いほど時間差データが小さくなるため、心拍数の大きさに比例する係数 α を乗じて時間差データを長くして補正している。

図 4 に提案手法で補正処理した波形の例を示す。図左側に示すように、一定時間内に検出されるピークの個数は心拍数によって異なり、ピークの間隔も異なる。心拍数が高

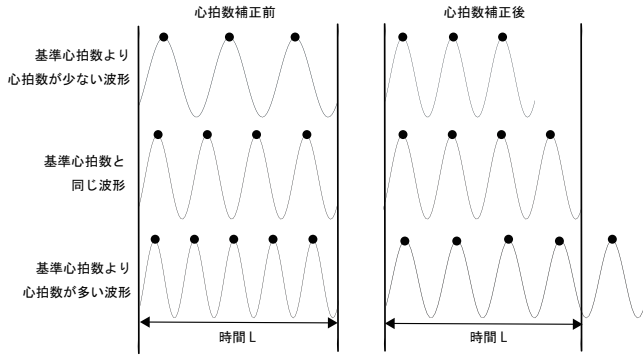


図 4 補正前と補正後の心拍の波形例

いとピーク間隔は狭くなり、脈波到達時間差も短くなる。そのため、異なる心拍数で採取されたデータどうしを比較することはできない。これに対して図右側に示すように、提案手法で補正することですべてのデータが同一心拍数条件下で採取されたとして、類似度計算を行うことができる。

3.5 装着位置の推定

あらかじめ各身体部位で収集した時間差の集合（以下、学習データ）と未知の位置で得られた時間差の集合（以下、テストデータ）との距離を計算する。距離計算のために、提案手法では Kullback-Leibler (KL) divergence [23] を使用する。KL divergence は 2 つの確率分布の差を示す尺度である。KL divergence が 0 であることは 2 つの分布が同一であることを示している。

図 5 に KL divergence を用いて装着位置を推定するまでの流れを示す。KL divergence を計算するために、各身体部位ごとの確率分布が必要である。提案手法では、0.01 秒幅のビンで 0.25 秒から 0.45 秒までの範囲のヒストグラムを各位置のデータセットから作成する。学習データとテストデータの時間差のヒストグラムをそれぞれ P と Q とする。 P と Q の間の KL divergence は以下の式で求められる。

$$d_{KL}(P||Q) = \sum_{i=1}^{20} P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (3)$$

なお、 P_i と Q_i は、それぞれヒストグラム P と Q の i 番目のビンの度数となる。この計算において、ビンの度数が 0 であると、 P_i または Q_i が 0 になり KL divergence が計算できず、 $\log 0$ となるエラーや 0 除算エラーが発生する。この問題を避けるために、一般的な対処法としてビンの度数が 0 のときは非常に小さい値である 0.001 とする。テストデータと各身体部位の訓練データセットとの間の KL divergence が計算する。 $\arg \min_{y \in \mathbb{Y}} d_{KL}(P_y||Q)$ となるような身体部位が装着位置と推定する。なお、 \mathbb{Y} はウェアラブルデバイスが取り付けられている身体部位である。

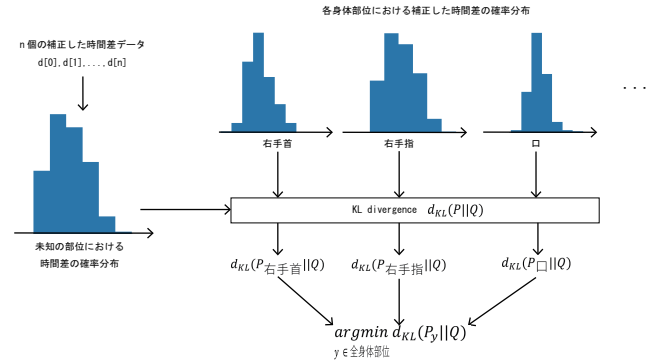


図 5 時間差を計算してから位置推定するまでの流れ

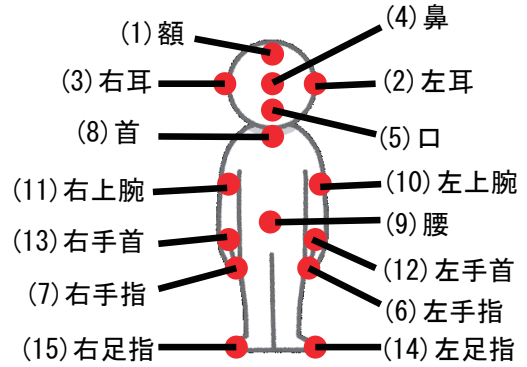


図 6 データ収集の対象部位

4. 評価実験

本節では、補正処理を含めた提案手法の有効性を評価するための実験について述べる。

4.1 データ採取

被験者 5 名（全員男性、平均年齢 21.2 歳）の 15 箇所の身体部位に脈波センサ（pulsesensor.com 社製 [24]）を装着して脈波データを採取した。また、3 個の電極からなる心電センサ（OLIMEX 社製 SHIELD-EKG-EMG [25]）を心臓付近に装着して心電データを採取した。対象とした 15 か所の身体部位を図 6 に示す。

心電データおよび脈波データを各身体部位 2 分間採取し、これを 1 セッションとした。1 日あたり 2 セッションを 2 日分、合計 4 セッションのデータ（2 分 × 15 部位 × 2 セッション × 2 日 × 5 名 = 600 分）のデータを採取した。被験者は服を着たまま立った状態でデータを採取した。セッションごとにセンサを取り外したため、セッションごとにセンサの装着位置はわずかに異なる。心電センサと脈波センサはひとつの Arduino UNO に接続して PC でデータを記録した。サンプリング周波数は心電と脈波ともに約 700Hz である。

4.2 実験環境

採取したデータに対してピーク検出を行い、いずれの部

表 1 評価用データ採取時の各被験者の心拍数 [bpm]

セッション	被験者				
	A	B	C	D	E
1	179	129	151	160	163
2	180	136	150	163	162
3	142	146	148	151	179
4	156	140	148	149	180

位も 1 セッション (2 分間) から 100 個以上の時間差データを得た。この時間差データを用いて、提案する補正手法を用いる場合 (提案手法) と用いない場合 (従来手法) のセンサ装着位置推定精度を調査した。

1 つのセッションのすべてのデータを学習データとし、テストデータは学習データと同じセッションから 5 個~100 個まで 5 個刻みで変えて、各テストデータの個数につき 1000 回無作為に抽出して評価した。例えば、テストデータ数が 5 個の場合では、1 部位あたり 1,000 回 \times 4 セッション \times 5 被験者 = 20,000 回の試行を行った。また、データ採取時の各被験者の全 15 箇所の 2 分間の心拍数を表 1 に示す。

4.3 結果と考察

4.3.1 テストデータ数における精度変化

図 7 に心拍数補正あり (提案手法) と心拍数補正なし (従来手法) におけるテストデータ数ごとの 15 部位および被験者 5 名で平均した装着位置推定精度を示す。図より、心拍数補正なしの平均精度はテストデータが 5 個のとき 0.608 であるが、心拍数補正ありは 0.631 と向上した。時間差データを心拍数で補正したことで、各身体部位ごとにデータ採取中の心拍数が異なることで、脈波伝搬速度が変化し、脈波到達時間差の分布が同一身体部位でもずれることを吸収し、身体部位ごとに分離性能の高いヒストグラムが生成できたと考えられる。したがって、提案する補正手法が有効であると考えられる。

筆者らの先行研究 [6] では、テストデータ数 30 個のときの全 15 部位の認識精度の平均は 0.727 であった。一方、今回の実験ではテストデータ数 30 個のときの心拍数補正なしの平均精度は 0.932 となった。心拍数補正なしの場合は先行研究の手法と同一であるにもかかわらずこのような精度に大きな違いが表れた要因として、先行研究での評価に用いた学習データの長さは 1 分であるのに対し、本実験では 2 分である。このことから、学習する時間差データの数が多ほど精度が向上すると考えられる。しかし、学習データ数が多いとデータ収集に手間がかかる。本稿の評価実験で用いたデータの長さは 2 分であり、高い精度が得られているが、2 分間の学習データを事前に収集できない場合は、認識対象の身体部位を 15 箇所から削減することで精度を維持しつつ必要な学習データ量を削減できる。

また、テストデータ数と平均精度の関係をみると、0.01 以上に平均精度が向上しなくなるまでに約 45 個のテスト

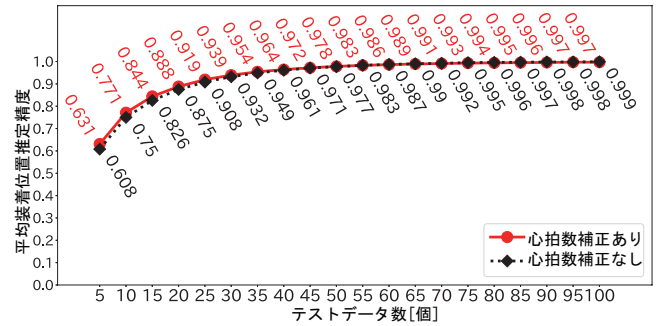


図 7 心拍数補正ありと補正なしの装着位置推定精度

表 2 各身体部位の装着位置推定精度 (補正あり, テストデータ数 30 個)

身体部位	推定精度	身体部位	推定精度	身体部位	推定精度
(1) 額	0.922	(6) 左手指	0.94	(11) 右上腕	0.958
(2) 左耳	0.942	(7) 右手指	0.916	(12) 左手首	0.909
(3) 右耳	0.967	(8) 首	0.942	(13) 右手首	0.922
(4) 鼻	0.938	(9) 腰	0.929	(14) 左足指	0.972
(5) 口	0.944	(10) 左上腕	0.926	(15) 右足指	0.96

データが必要であることが分かった。しかし、45 個の時間差データを収集するには装着者の心拍数が 80bpm であれば約 35 秒かかり、これは高い精度で装着位置を推定するには約 35 秒必要であることを意味する。装着者の位置推定までの時間を短くするためには、装着位置を判別能力が高くなるような姿勢を定義して、装着者にその姿勢をとらせることで少ない入力データ数でも高い精度を実現できると考える。

4.3.2 各身体部位の精度変化

テストデータ 30 個のときの心拍数補正あり (提案手法) における各身体部位の推定精度を表 2 に示す。筆者らの先行研究ではテストデータ数が 30 個のとき、(9) 腰、(10) 左上腕、(11) 右上腕の精度はいずれも約 0.7 であった。しかし、表 2 より、すべての身体部位で 0.9 を超える精度が得られており、大幅に精度が改善していることが分かる。これは前述のとおり、今回の実験で使用した学習データの長さが 2 分であり、先行研究の評価よりも長かったため精度が向上したと考えられる。

一方で、(2) 左耳の精度は先行研究 [6] において 0.936 と高い値であり、今回の実験においても補正ありで 0.943 であった。同様に、(1) 額や (6) 左手指、(7) 右手指は先行研究 [6] においても高い精度を示していた。このように、身体部位によって先行研究での精度と今回の結果の差が異なることが分かる。この要因として、皮膚の薄い身体部位では正確に脈波が計測され、データ数が少なくても精度が高くなったと考えられる。

テストデータ 30 個のときの混同行列を図 8 に示す。先行研究では (9) 腰、(10) 左上腕、(11) 右上腕の誤認識が多かったが、提案手法でも同様の結果が得られた。詳細に見ると、(1) 額と (7) 右手指、(6) 左手指と (7) 右手指、(7) 右

表 3 テストデータ 30 個のときの被験者ごとの推定精度

身体部位	被験者				
	A	B	C	D	E
(1) 額	0.913	0.95	0.992	0.864	0.892
(2) 左耳	0.948	1.0	0.947	0.892	0.926
(3) 右耳	0.961	0.968	0.98	0.96	0.964
(4) 鼻	0.966	0.976	0.932	0.91	0.905
(5) 口	0.902	0.96	0.939	0.97	0.952
(6) 左手指	0.953	0.955	0.989	0.948	0.853
(7) 右手指	0.933	0.965	0.96	0.941	0.785
(8) 首	0.948	0.909	0.941	0.963	0.951
(9) 腰	0.929	0.979	0.866	0.928	0.943
(10) 左上腕	0.921	0.935	0.953	0.947	0.878
(11) 右上腕	0.931	0.99	0.971	0.962	0.936
(12) 左手首	0.837	0.898	0.884	0.975	0.948
(13) 右手首	0.913	0.913	0.847	0.976	0.956
(14) 左足指	0.963	0.981	0.967	1.0	0.95
(15) 右足指	0.953	0.99	0.956	0.996	0.903

手指と(10)左上腕, (9)腰と(13)右手首, (12)左手首と(13)右手首の誤認識が特に多いことがわかる。これらの要因として互いに誤認識している部位は心臓からの距離が類似している点が考えられる。心臓からの距離が同等であれば算出する時間差が似た値になる。そのため、時間差データ分布の似たヒストグラムが生成され判別が困難となる。これに対しては、前述のように片手を挙げて左右の心臓から等距離にある部位でも時間差の違いを生じさせるような姿勢を考える必要がある。

4.3.3 各被験者の精度変化

テストデータ 30 個のときの被験者ごとの各身体部位における推定精度を表 3 に示す。従来手法および提案手法で誤推定が多かった(9)腰, (10)左上腕, (11)右上腕に着目すると、特定の被験者によって精度が下がっていることがわかる。図 8 の結果によると、(1)額と(7)右手指, (6)左手指と(7)右手指, (7)右手指と(10)左上腕, (9)腰と(13)右手首, (12)左手首と(13)右手首の誤認識が多い。表 3 より、(1)額と(7)右手指, (6)左手指と(7)右手指, (7)右手指と(10)左上腕の誤認識は被験者 E によるものであると推察できる。また、(9)腰と(13)右手首, (12)左手首と(13)右手首の誤認識は被験者 C によるものであると推察できる。

誤認識を詳細に考察するために、テストデータ 30 個のときの被験者 E における(1)額, (6)左手指, (7)右手指, (10)左上腕の混同行列を図 9 に示す。図より、セッション 2 は他のセッションより認識率が高い。しかし、セッション 1, 3, 4 はセッションによって誤認識をしている部位が異なる。具体的には、セッション 1 は(6)左手指と(7)右手指の誤認識、セッション 3 は(1)額と(7)右手指の誤認識、セッション 4 は(7)右手指と(10)左上腕の誤認識が多い。この結果から、データ採取中の被験者の心拍数の変化

や装着した脈波センサの位置により、時間差データが類似した可能性があると考えられる。学習データが 1 つのセッションのみであると誤認識が発生する可能性が高いため、学習データは日を分けて複数のセッションを集める必要があるといえる。

一方で、表 3 の各被験者で精度の低い部位に着目すると、被験者 A と被験者 B は(12)左手首, 被験者 C は(13)右手首, 被験者 D は(1)額, 被験者 E は(7)右手指であることがわかる。この結果より、装着者により誤認識が発生しやすい身体部位が異なることがわかる。これは被験者の体質に由来すると考えられる。個人により血圧などの血管の状況が異なるため、同身体部位でも脈波の伝播速度に違いが発生する。そのため、誤認識されやすい身体部位が個人により異なると考えられる。誤認識を少なくするために時間差データに差が出やすい姿勢で脈波を計測する必要がある。事前に装着者に合わせて補正しておく手法も考えられるが、ユーザ依存性に欠けるため適切ではないと考えられる。

5. 議論

本節では、本稿で提案した補正手法においても解決できていない問題点を述べる。

5.1 時間差が似ている装着位置の推定

4 節の評価結果より、心臓からの距離が近似している場合、算出される時間差データが似た値になり、誤認識が多くなることがわかった。評価実験に用いたデータは被験者に立った状態を維持してもらっていた。そのため、今後は各身体部位で心電と脈波の時間差が発生するような姿勢になることで、脈波到達時間が類似している部位の推定精度を改善すると考えている。特に、腰, 上腕, 手首に関する誤認識が多かったため、時間差に違いが出るような姿勢を提案する必要がある。例えば、どちらかの腕を上げる、腕を横にする、腕を縛るなどが考えられる。

また、装着者により誤認識されやすい部位が異なっていたため、脈波の到達時間以外の特徴量を用いると精度が向上する可能性がある。例えば、個人により皮膚の厚さに違いがあるため、計測される脈波の変化が発生する。そこで、脈波の振幅や脈波形状も考慮に入れることで精度が向上する可能性がある。

5.2 ユーザの依存性

4 節の評価実験はセッション依存で行った。すなわち、学習データとテストデータは同一人物のデータを用いた。したがって、他人の時間差データモデルを用いて装着位置を推定すると推定精度が大幅に低下することが予想される。生体力学では Moens-Korteweg の式 [26] と呼ばれる PWV と動脈壁の増分弾性係数および伸張性との関係をモデル化

予測 正解	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	Recall
(1) 額	18472	99	115	167	191	218	307	67	126	84	7	105	34	6	2	0.924
(2) 左耳	108	18871	166	139	92	64	35	30	105	30	177	64	27	0	92	0.944
(3) 右耳	73	112	19487	0	51	68	4	65	6	23	46	45	20	0	0	0.974
(4) 鼻	290	221	7	18577	45	48	167	136	97	32	8	188	60	1	123	0.929
(5) 口	69	130	42	100	18751	32	25	178	80	101	109	61	219	89	14	0.938
(6) 左手指	174	78	71	37	38	18584	719	10	2	93	35	81	50	0	28	0.929
(7) 右手指	589	139	35	179	30	323	18102	79	6	342	5	162	7	1	1	0.905
(8) 首	17	90	93	74	84	2	17	19020	78	188	1	87	109	2	138	0.951
(9) 腰	53	24	31	81	87	1	1	118	18727	285	75	112	305	36	64	0.936
(10) 左上腕	59	14	64	35	25	15	81	252	271	18793	82	214	0	5	90	0.94
(11) 右上腕	0	129	20	3	56	8	1	10	172	213	19141	73	31	17	126	0.957
(12) 左手首	118	108	89	122	23	136	43	72	31	158	121	18357	484	128	10	0.918
(13) 右手首	20	21	101	41	125	20	1	72	407	0	68	666	18405	52	1	0.92
(14) 左足指	31	0	4	17	104	3	1	11	92	24	46	120	189	19320	38	0.966
(15) 右足指	2	16	0	45	4	23	0	243	125	211	48	73	2	93	19115	0.956
Precision	0.92	0.941	0.959	0.947	0.952	0.951	0.928	0.934	0.921	0.913	0.959	0.9	0.923	0.978	0.963	

図 8 テストデータ 30 個のときの混同行列

予測 正解	(1)	(6)	(7)	(10)
(1) 額	998	0	0	0
(6) 左手指	0	605	384	0
(7) 右手指	0	132	860	0
(10) 左上腕	0	0	0	957

予測 正解	(1)	(6)	(7)	(10)
(1) 額	922	56	0	1
(6) 左手指	58	900	0	4
(7) 右手指	0	0	991	0
(10) 左上腕	1	0	0	986

予測 正解	(1)	(6)	(7)	(10)
(1) 額	742	0	228	0
(6) 左手指	0	996	0	0
(7) 右手指	259	0	671	0
(10) 左上腕	0	0	0	927

予測 正解	(1)	(6)	(7)	(10)
(1) 額	966	0	4	14
(6) 左手指	0	796	125	3
(7) 右手指	17	29	610	326
(10) 左上腕	55	0	75	861

図 9 被験者 E のセッションごとの混同行列

した式 $PWV = \sqrt{\frac{E_{inc} \cdot h}{2r\rho}}$ がある。この式で、 E_{inc} は増分弾性係数、 h は血管の壁の厚さ、 r は血管の半径、 ρ は血液の密度を示している。つまり、事前にこれらのパラメータが分かれば PWV を推定できる。一方で、既知の身体部位において脈波を計測することで、既知距離間の脈波到達時間差から脈波伝搬速度を計算し、血管年齢などの健康指標を算出する技術がある。特に、Brachial-ankle Pulse Wave Velocity は簡単に上腕と足首で脈波を測定できる有用な方法とされている [27]。これに加えて、ユーザの年齢を入力すれば、血管図が異常でない限り、事前に構築した他人のモデルに対して適合できると考えている。

6. まとめ

本研究では、筆者らの先行研究であるウェアラブル端末装着位置推定手法に適用する心拍数の補正処理手法について提案した。提案補正手法は一定時間内に取得した時間差データ数を 1 分間の基準心拍数である 80 で割った値を算出し、その値を各時間差データに乘算して補正する。5 名の被験者から全 15 箇所の身体部位における心電と脈波のデータを計測し評価実験を行った結果、心拍数を補正する前よりも補正した後の方が精度が向上している結果が得られた。したがって、提案した補正手法が有効であるといえる。

今後は、セッション非依存やデータ採取日に関する評価

を行っていく。また、各身体部位で脈波到達時間に違いを発生させて、少ないデータ数で高い精度を示すような姿勢を定義する。また、装着者ごとの体質の違いや運動後などの心拍数が上昇するようなウェアラブルデバイス装着時の環境の違いによる変化も検証していく。加えて、今回は同年齢の被験者からデータを収集したため、年齢の違いによって変化があるかどうかを検証する。さらに、ユーザに依存せずに位置推定できるモデルの提案を行っていく。

謝辞 本研究は、科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業さがけ (JPMJPR1937) の支援を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Hsin-Liu(Cindy) Kao, Christian Holz, Astra Roseway, Andres Calvo, and Chris Schmandt: DuoSkin: Rapidly Prototyping On-Skin User Interfaces Using Skin-Friendly Materials, In ISWC 2016, pp. 16–23 (2016).
- [2] Yuki Yamamoto, Shingo Harada, Daisuke Yamamoto, Wataru Honda, Takayuki Arie, Seiji Akita, and Kuniharu Takei: Printed Multifunctional Flexible Device with an Integrated Motion Sensor for Health Care Monitoring, Science Advances, Vol. 2, No. 11, pp. e1601473 (2016).
- [3] K. Van Laerhoven and H.-W. Gellersen: Spine versus porcupine: a study in distributed wearable activity recognition, In ISWC 2004, pp. 142–149 (2004).
- [4] Artem Dementyev, Hsin-Liu (Cindy) Kao, Inrak Choi, Deborah Ajilo, Maggie Xu, Joseph A. Paradiso, Chris Schmandt, and Sean Follmer: Rovables: Miniature On-Body Robots As Mobile Wearables, In UIST 2016, pp.111–120 (2016).
- [5] Artem Dementyev, Javier Hernandez, Sean Follmer, Inrak Choi, and Joseph Paradiso: SkinBot: A Wearable Skin Climbing Robot, In UIST 2017 Adjunct, pp. 5–6 (2017).
- [6] Kazuki Yoshida and Kazuya Murao: Estimating Load Positions of Wearable Devices based on Difference in Pulse Wave Arrival Time, In ISWC 2019, pp. 234–243 (2019).
- [7] Louis Atallah, Benny Lo, Rachel King and Guang-Zhong

- Yang: Online pose classification and walking speed estimation using handheld devices, *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, Vol. 5, No. 4, pp. 320–329 (2011).
- [8] Kazuya Murao, Haruka Mogari, Tsutomu Terada and Masahiko Tsukamoto: Evaluation function of sensor position for activity recognition considering wearability, In *HASCA2013*, pp. 623–632 (2013).
 - [9] Apiwat Henpraserttae, Surapa Thiemjarus, and Sanparith Marukatat: Accurate Activity Recognition using a Mobile Phone regardless of Device Orientation and Location, In *BSN 2011*, pp. 41–46 (2011).
 - [10] Hamidreza Bayati, Jose del R. Millán, and Ricardo Chavarriaga: Unsupervised Adaptation to On-body Sensor Displacement in Acceleration-Based Activity Recognition, In *ISWC 2011*, pp. 71–78 (2011).
 - [11] Alireza Vahdatpour, Navid Amini, and Majid Sarrafzadeh: On-body Device Localization for Health and Medical Monitoring Applications, In *PerCom 2011*, pp. 37–44 (2011).
 - [12] Timo Sztyler, Heiner Stuckenschmidt, and Wolfgang Petrich: Position-aware Activity Recognition with Wearable Devices, *Pervasive and Mobile Computing*, Elsevier, Vol. 38, pp. 281–295 (2017).
 - [13] Kai Kunze, Paul Lukowicz, Holger Junker, and Gerhard Troster: Where am I: Recognizing On-body Positions of Wearable Sensors, In *LoCA 2005*, pp. 264–275 (2005).
 - [14] 高田将志, 中村優吾, 藤本まなと, 荒川 豊, 安本慶一: メニュー推薦に向けたセンサ取り付け位置に依存しない自重トラッキング種目認識手法の提案, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO 2018), pp. 780–790 (2018).
 - [15] 渡辺穂高, 梶 克彦, 河口信夫: 加速度・角速度を用いたセンサデバイスの装着位置・方向推定手法, 情報処理学会第74回全国大会, Vol. 2012, No. 3, pp. 359–360 (2012).
 - [16] 倉沢 央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀: センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法, 情報処理学会研究報告(ユビキタスコンピューティングシステム研究会), Vol. 11, No. 3, pp. 15–22 (2006).
 - [17] Doruk Coskun, Ozlem Durmaz Incel, and Atay Ozgovde: Phone Position/Placement Detection using Accelerometer: Impact on Activity Recognition, In *ISSNIP 2015*, pp. 1–6 (2015).
 - [18] Henar Martin, Ana M. Bernardos, Josue Iglesias, and Jose R. Casar: Activity logging using lightweight classification techniques in mobile devices, *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 17, No. 4, pp. 675–695 (2013).
 - [19] Kaori Fujinami, Satoshi Kouchi, and Yuan Xue: Design and Implementation of an On-body Placement-Aware Smartphone, In *ICDCS 2012 Workshop*, pp. 69–74 (2012).
 - [20] Jun-geun Park, Ami Patel, Dorothy Curtis, Seth Teller, and Jonathan Ledlie: Online pose classification and walking speed estimation using handheld devices, In *UbiComp 2012*, pp. 1–6 (2015).
 - [21] P. Lantelme P, et al., : Heart Rate: An Important Confounder of Pulse Wave Velocity Assessment, *Hypertension*, 39 (6), pp. 1083–1087 (2002).
 - [22] 万井正人: 心拍数, 血圧について, *人間工学*, Vol.3, No.3, pp. 222–223 (1967).
 - [23] S. Kullback and R.A. Leibler: On Information and Sufficiency, *Ann. Math. Statist.*, Vol. 22, No. 1, pp. 79–86 (1951).
 - [24] Pulsesensor.com, <https://pulsesensor.com/>.
 - [25] Olimex, <https://www.olimex.com/>.
 - [26] R.G. Gosling and M.M. Budge: Terminology for Describing the Elastic Behavior of Arteries, *Hypertension*, Vol. 41, No. 6, pp. 1180–1182 (2003).
 - [27] M. Munakata: Brachial-Ankle Pulse Wave Velocity: Background, Method, and Clinical Evidence, *Pulse (Basel)*, Vol. 3, No. 3–4, pp. 195–204 (2016).