

# 時間帯と同行者の状況変化に追従した 歩幅推定手法の提案と評価

三宅 孝幸<sup>1</sup> 新井 イスマイル<sup>2</sup>

**概要:** 屋内測位手法の1つである歩行者向けデッドレコニングにおいて、歩数・歩幅・進行方向の正確な推定は不可欠である。本研究ではこれらの推定のうち、特に歩幅推定の精度向上を目的とする。従来の歩幅推定手法は、事前に手作業によるパラメータ入力や、学習を行なっておく必要があるといった問題がある。さらに、歩幅は歩行する時間帯や同行者の有無など、様々な要因に影響を受け、変化すると考えられるため、これらの手法が日々の変化に十分対応できているとは言えない。そこで、端末に搭載されている加速度センサ・GPSを用いて、デッドレコニング開始前に歩幅を自動学習することによって、事前のパラメータ入力を必要とせず、日々の変化に追従した歩幅推定手法を提案する。そして、同行者数が変化した場合や、歩行する時間帯が変化した場合における歩幅変化について検証を行った。検証の結果、単独歩行時の平均絶対誤差は約2.81 cm、同行者数変化に追従する歩幅計算式を用いた場合の平均絶対誤差は、概ね3~4 cmとなった。

**キーワード:** デッドレコニング, 測位システム, センサデータ解析, データマイニング

## An Adaptive Step Length Reasoning for Time Periods and Members of a User's Party

TAKAYUKI MIYAKE<sup>1</sup> ISMAIL ARAI<sup>2</sup>

**Abstract:** PDR(Pedestrian Dead Reckoning) requires to estimate the exact step count, step length and direction. This study aimed to improve the accuracy of the step length reasoning. The conventional PDRs require a pre-learning such as walking several hundreds meters and manually input parameters. Furthermore, the conventional PDRs don't adapt to circumstance variations such as time periods, a number of users companion. To solve these problems, we propose the step length reasoning method which is automatically learning step length from the GPS before starting PDR. As a result of evaluation, mean absolute error of step length becomes about 2.81 cm when walking alone, about 3 cm to 4 cm when using the proposed method.

**Keywords:** Dead-reckoning, Positioning System, Sensor Data Analysis, Sensor Data Mining

### 1. はじめに

近年、スマートフォンと呼ばれる高機能端末の普及によ

り、端末を通して様々なサービスやアプリケーションが提供されている。その中でも、ナビゲーションシステムや天気情報の取得など、位置情報を利用するサービスは広く用いられており、端末に搭載されている測位機能は重要となっている。測位にはGPSを用いるのが一般的であるが、屋内では電波が遮断され、利用できないという問題がある。その問題を解決するため、屋内でも正確に測位する手法が研究されている。

屋内測位手法の1つであるデッドレコニング (DR:Dead

<sup>1</sup> 明石工業高等専門学校専攻科機械・電子システム工学専攻  
Advanced Course of Mechanical and Electronic System Engineering, Advanced Course of Akashi National College of Technology.

<sup>2</sup> 明石工業高等専門学校電気情報工学科  
Electrical and Computer Engineering, Akashi National College of Technology.

Reckoning) は、測位対象がセンサを保持し、測位対象の初期位置がわかっているとした上で、センサ値から測位対象の移動量を累積的に計算し、相対的に現在地を測位する手法である。この手法は、屋内インフラ側への大規模な装置の導入や維持を必要とせず、実用化できる場所が限定されないという利点がある。歩行者向けの DR を特に PDR(Pedestrian Dead Reckoning) といい、スマートフォンを用いた PDR 手法を検討した研究が行われている [1], [2], [3]。PDR は、端末に搭載されたセンサから、歩行者の歩数、歩幅、そして進行方向といった要素を推定することで実現する。つまり、歩行毎の進行方向の推定結果と、歩数と歩幅から推定した移動距離を用いて、初期位置からの変化量を累積的に計算することで、屋内測位を行う。現在これらの要素の推定精度を向上するための研究 [1], [2], [3], [4] が行われているが、歩数推定についてはこれまでに十分な精度が得られているものの、歩幅や進行方向の推定においては歩行者によって誤差が変化し、十分な精度が得られているとはいえない。特に、従来の歩幅推定においては、歩行者 1 人での自然な歩行を前提として検証されていた。しかし、歩幅は歩行者の衣服や履物、また歩行する時間帯や同行者の有無等の影響で日々変化すると考えられ、PDR の精度向上のためには歩行者の状況ごとの歩幅変化を考慮していく必要がある。そこで、本研究では歩幅推定手法に着目し、事前のパラメータ入力を必要とせず、歩行者の状態や同行者の有無といった、様々な要因による変化に追従した歩幅推定を実現することを目的とする。本稿では、PDR 開始前に歩幅を自動学習することによって、日々の変化に追従した歩幅推定手法を提案し、同行者数が増えた場合や、歩行する時間帯が増えた場合における歩幅変化について検証を行った。検証の結果、単独歩行時の平均絶対誤差は約 2.81 cm、同行者数変化に追従する歩幅計算式を用いた場合、誤差は概ね 3 cm~4 cm となった。

以降の本稿の構成について述べる。まず、従来の歩幅推定手法について説明し、これら手法の課題について述べる(2章)。そして、本研究で提案した歩幅推定手法について説明を行い(3章)、提案手法の有効性を検証するために行った実験について述べ、実験結果について考察を行う(4章)。最後に本研究についてまとめる(5章)。

## 2. 従来の歩幅推定手法の課題

歩幅とは、片方の足が着地してから、他方の足が着地するまでの踵間の距離を表しており、歩行者の年齢や性別、身長などによって大きさが異なる。さらに、同じ歩行者であっても一定の値ではなく、履物や衣服の違い、路面の状態や天気、同行者の有無、時間帯、心理状態など、様々な要因に影響を受ける。

歩幅を推定する従来手法として、歩幅計算式を用いたも

のや機械学習を用いたものが考案されている。考案された歩幅計算式を(1)式から(4)式に示す。まず、原始的な手法として、歩幅  $l$  [cm] と身長  $H$  [cm] の関係を利用した(1)式や、定数  $r_h$  を用いた(2)式によって歩幅を近似する手法が挙げられる。次に、歩幅が歩調(1分間の歩数)  $C$  に比例するとして、定数  $r_c$  を用いた(3)式、経験則に基づき、歩行時における鉛直方向加速度  $a_v$  [m/s<sup>2</sup>] を用いた(4)式などが挙げられる。なお、(4)式において  $\max(a_v)$ ,  $\min(a_v)$  は1周期の歩行における  $a_v$  の最大値と最小値、 $r_f$  は定数である。

$$l = H - 100 \quad (1)$$

$$l = r_h \cdot H \quad (2)$$

$$l = r_c \cdot C \quad (3)$$

$$l = r_f \cdot \sqrt[4]{\max(a_v) - \min(a_v)} \quad (4)$$

また、機械学習による歩幅推定は、正確に測定した歩幅を教師信号として、歩行者の身長、歩調、加速度の分散、歩行1周期における加速度の最大最小差などを訓練データとして学習を行い、その学習結果から推定を行う。機械学習を用いた歩幅推定手法として、k近傍法やニューラルネットワークなどを用いた手法、回帰分析などによって歩幅推定式を算出した手法などが考案されている [2]。

これらの歩幅推定手法について比較・検討した文献 [2] によれば、(1)式を用いた手法は最も精度が悪く、平均絶対誤差は 10 cm を超えていた。また(2)式や(4)式を用いた手法は約 4 cm 程度の誤差、ニューラルネットワークでの推定は約 3 cm 程度の誤差であった。最も精度が良かった手法は k 近傍法で、歩行者自身を含む全被験者データで推定を行った場合は約 1 cm 程度の誤差であり、機械学習を用いた手法は一定の精度が得られたと報告している。しかしながら、これら従来の歩幅推定手法は、あらかじめ身長などのパラメータの入力や、正確に歩幅を測定して、歩幅計算式の定数の調整や学習を行なっておく必要がある。さらに、歩幅は歩行者周囲の状況によって変化するため、事前に設定した定数や、限られた学習内容、(1)式などの歩幅が固定値となる手法では、変化に対応できないといった問題が考えられる。

## 3. PDR 開始前のセンサデータを用いた歩幅自動学習手法の提案

歩幅は、同行者数の変化や時間帯の変化などの要因で変動するが、高精度な推定を行うためには、事前にそれらの状況における歩幅を測っておく必要がある。正確な歩幅を測るためには、正確な距離を歩行し、その間に歩行した歩数で除算することで得られるが、日毎に変化する歩幅に対して事前に測定し、歩幅計算式の定数算出や人工知能による学習を行なっておくことは現実的ではない。そこで本研

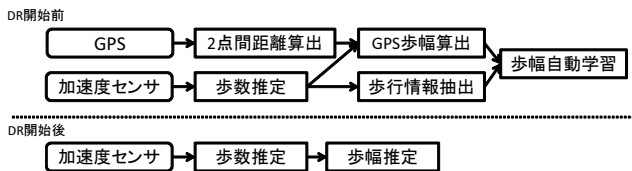


図 1 歩幅推定の処理フロー

究では、正確な距離を GPS の測位結果から得られた 2 点間の距離と近似し、その 2 点間で歩行した歩数で除算した歩幅を用いて、PDR 開始前に歩幅計算式の定数を自動学習しておくという手法を提案する。つまり、PDR が不要な屋外歩行時に、GPS と歩数推定結果から歩幅を算出し、この歩幅を教師信号として、歩幅計算式の定数を自動的に学習しておき、PDR 開始後に学習結果を用いて歩幅を推定するという手法である。この手法を用いれば、事前の手作業によるパラメータ調整を不要とし、歩行者の状態や同行者の有無といった様々な要因で変動する歩幅に追従した、高精度な推定を実現することができる。なお、本提案では、歩幅は歩行者の状態や周囲の環境に影響され、PDR 開始前と開始後では大きな変化がないという仮定に基づくものとする。次節より、提案手法の流れを説明し、それぞれの要素について詳しく述べる。

### 3.1 処理フロー

歩幅推定の処理フローを図 1 に、図 1 に基づいた手順を以下に示し、次節より 2 点間距離推定方法、歩数推定手法、歩幅自動学習方法について詳しく述べる。

- (1) 屋外での歩行時 (PDR 開始前) に、GPS による測位結果から得た 2 点間の距離を、加速度センサを用いた歩数推定によって得られた 2 点間の歩数で割り、GPS 歩幅を算出する。
- (2) GPS 歩幅を教師信号とし、歩行時の歩調や加速度などの歩行情報を学習データとして、歩幅計算式の定数を自動調整する。
- (3) PDR 開始後、自動調整した定数を用いた歩幅計算式から歩幅の推定を行う。

### 3.2 2 点間距離推定

端末に搭載された GPS デバイスからは測位精度情報が得られ、この測位精度が 10 m 以内の場合、経験的にほとんどの測位結果が実際の測位地点付近となるため、本手法では、測位精度が 10 m 以内の場合のみの緯度経度情報を用いて、2 点間の位置を測位する。そして、(5) 式に示すヒュベニの公式 [5] を用いて 2 点間の距離  $D$  を計算する。なお、(5) 式において、 $d_y$  は 2 点の緯度差、 $d_x$  は 2 点の経度差、 $M$  は子午線曲率半径、 $N$  は卯酉線曲率半径、 $\mu_y$  は 2 点の平均緯度を示している。

$$D = \sqrt{(d_y M)^2 + (d_x N \cos \mu_y)^2} \quad (5)$$

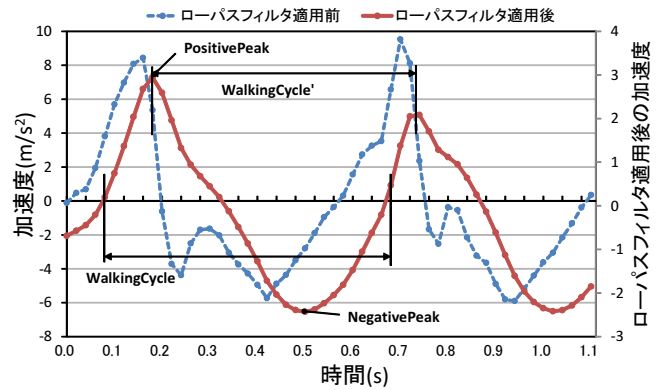


図 2 歩行時の加速度変動 (2 周期)

### 3.3 歩数推定

2 点間の歩数を算出するため、安齋らの手法 [1] を参考に、歩数計を作成した。まず、得られた加速度に対して、(6) 式に示したローパスフィルタによって雑音成分を除去する。そして歩行判定要素として、“歩行 1 周期における加速度の最高点と最低点のピーク値の差”、“歩行 1 周期における分散”、“一定の周期で歩行が行われているか”を用いて、歩行判定を行う。

歩行時における加速度の変動は、上昇のピークが現れた後、下降のピークがそれに続く変動となっており、これを 1 周期 (1 歩) として繰り返し歩行が行われている。歩行 2 周期の加速度変動に、 $k = 0.1$  とした (6) 式を適用し、得られた値を図 2 に示す。そして、ローパスフィルタ適用後の加速度変動を、次に示したアルゴリズムを用いて歩行判定を行う。

$$paccel_{[x,y,z]} = k \cdot a_{v[x,y,z]} + (1-k) \cdot paccel_{[x-1,y-1,z-1]} \quad (6)$$

- (1) 歩行波形の測定区間 (WalkingCycle) 内の最高点 (PositivePeak) と最低点 (NegativePeak) を検出
- (2) 歩行判定要素として、次が成立するか判定
  - (a) 最高点と最低点のピーク値の差が閾値を超えている、あるいは波形の最高点のピーク値間 (PositivePeak 値間) の時間が前回の歩行のピーク値間の時間付近の値である
  - (b) WalkingCycle 間の分散が閾値を超えている
- (3) (2) が成立した場合、歩行が行われたと判定
- (4) 歩行が行われたと判定された場合、波形の最高点のピーク値間 (PositivePeak 値間) の時間を測定し、これを次の歩行波形の測定区間 (WalkingCycle') とする
- (5) (1) に戻る

### 3.4 歩幅自動学習

歩行した 2 点間の距離を歩数で割ることで、GPS 歩幅  $l_{gps}$  を算出することができる。この GPS 歩幅を教師信号として、歩幅の自動学習を行う。本研究では、歩幅計算式の定数を自動調整する手法と、回帰分析によって歩幅計算

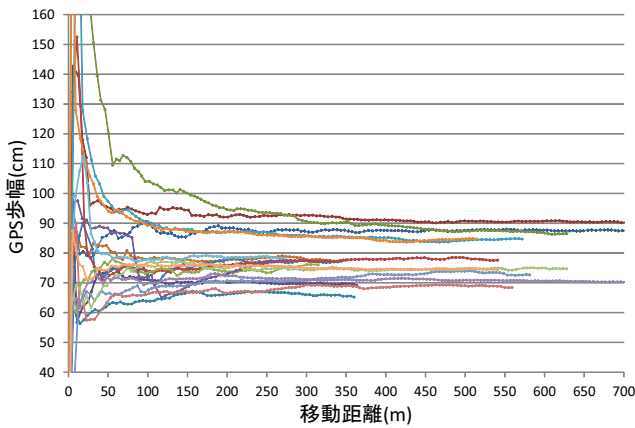


図3 予備実験 移動距離とGPS歩幅の関係

式の定数を導出する手法を提案する。まず、歩幅計算式は(3)式、(4)式、(7)式を用いる。

$$l = r_{rc} \cdot C + r_{rf} \cdot \sqrt[4]{\max(a_v) - \min(a_v)} + b \quad (7)$$

そして、(3)式の定数  $r_c$  は(8)式を、(4)式の定数  $r_f$  は(9)式を用いて定数の自動調整を行う。また、(10)式の定数  $r_{rc}$ ,  $r_{rf}$ ,  $b$  は回帰分析によって自動調整を行う。なお、(8)式の  $\text{avg}(C)$  は2点間の歩行の平均歩調を、(9)式の  $\text{avg}(\max(a_v) - \min(a_v))$  は2点間の歩行の加速度の最大最小差の平均を示している。

$$r_c = \frac{l_{gps}}{\text{avg}(C)} \quad (8)$$

$$r_f = \frac{l_{gps}}{\sqrt[4]{\text{avg}(\max(a_v) - \min(a_v))}} \quad (9)$$

$$l_{gps} = r_{rc} \cdot C + r_{rf} \cdot \sqrt[4]{\max(a_v) - \min(a_v)} + b \quad (10)$$

また、予備実験として、自由な経路を十数回歩行したときのGPS歩幅と移動距離の関係について検証を行った。検証の結果を図3に示す。なお、図3における移動距離は、精度が10m以内の測位情報を用いた2点間の移動距離の合計である。図3から、GPSによる2点間距離の合計が100m前後まではGPS歩幅が非常に乱れていることがわかる。これは、GPSによる測位の開始から、2点間距離とその間の歩数のサンプル数が少ない状況によって、GPS自体の測位誤差や歩数推定誤差の影響が大きくなったことが原因として挙げられる。2点間距離の合計とその間の歩数のサンプルが十分取得でき、GPS歩幅がほぼ一定の値を示すのは、概ね200m以上歩行した場合であるため、教師信号として用いるGPS歩幅は、2点間距離を合計した移動距離が200m以上の歩行データを1セットの教師信号として用いる。

## 4. 実験

提案手法の有効性を検証するために、3つの実験を行った。文献[6], [7]によると、単独歩行に比べて同行者がいる



図4 実験1・実験2の経路

グループ歩行では歩幅が小さく、また単独歩行者における歩行時間帯の歩幅変化では、昼と比較して朝は大きく、夕方は小さい傾向があると述べられている。このことから、本実験では、単独歩行(実験1)、同行者数の変化(実験2)、そして歩行時間帯を変化させた単独歩行(実験3)における歩幅推定実験を行い、それらの状況による歩幅変化に提案手法が追従できるか検証を行った。

### 4.1 実験方法

実験では、被験者が端末の画面を閲覧するように手に保持し、自然な速度で歩行したときの歩幅を推定した。実験1, 2では、実験経路として図4に破線で示した経路(概ね120m × 180mの長方形で全周622m)を歩行し、実験3では、自由な経路を歩行した。また、実験端末として、SAMSUNG社製NexusS(Android 4.1.2), GalaxyNexus(Android 4.1.1), GalaxySIII(Android 4.1.0)、歩数計にオムロンヘルスケア社製ヘルスカウンター(HJ-107)を用いた。なお、歩数計は腰に装着するタイプで、事前に100mの道を十数回歩行し、誤差がほぼないことを確認した。

#### 4.1.1 実験1 単独歩行時の歩幅推定

実験1では、提案手法の精度を確認するために、被験者30名(15歳~22歳の男性23名、女性7名)が実験経路を単独で歩行したときの歩幅推定実験を行った。歩幅推定は、622mの内、約1割(65m~80m)に当たる、100歩の歩行データを歩幅推定用のテストデータとし、残りを学習データとして歩幅の自動学習を行う。推定は、提案手法である(3)式(cadenceR定数自動調整)、(4)式(fourthR定数自動調整)、(7)式(Reg)を用いた。また、従来手法との比較のため、計算式を用いたものとして(1)式(H-100)、(2)式(rH)、(3)式(cadenceR定数固定)、(4)式(fourthR定数固定)を用いた。これらの式の定数は事前に予備実験を行い、 $r_h = 0.424$ ,  $r_c = 0.656$ ,  $r_f = 39.1$ とした。同様に、機械学習のアルゴリズムを用いた従来手法として、k近傍法(k-NN)、ニューラルネットワーク(NN)を用いた。学習に使用するパラメータには、歩行人数、歩調、鉛直方

向加速度の最大最小差，歩行一周期の時間，鉛直方向加速度の分散を用い，評価対象者を除いた全被験者データで学習を行った。

評価方法は，被験者が腰に装着した歩数計の値を正解歩数として，実験経路の歩行距離から正解歩数を割ったものを正解歩幅とする．その上で，歩幅推定では(11)式に示した平均絶対誤差によって評価を行う．(11)式において， $n$ はデータ数， $l$ は正解歩幅， $\hat{l}$ は推定歩幅を示している。

$$\text{平均絶対誤差} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |l_j - \hat{l}_j| \quad (11)$$

#### 4.1.2 実験 2 同行者数変化時の歩幅推定

実験 2 では，歩行者周囲の環境の変化として，同行者数を変化させた場合における歩幅変化について実験・評価を行った．文献 [6], [7] によれば，同行者がいるグループ歩行の場合では，単独歩行と比較して歩幅が小さくなると述べられている．そこで，同行者数変化について，被験者 12 人 (19 歳～22 歳の男性 12 名) がそれぞれ 1 人・2 人・3 人で歩行した場合の歩幅を，実験 1 と同様に推定した。

#### 4.1.3 実験 3 時間帯変化時の歩幅推定

実験 3 では，歩行者周囲の環境の変化として，歩行する時間帯を変化させた場合における歩幅変化について実験・評価を行った．文献 [6], [7] によれば，単独歩行者における歩行する時間帯の歩幅変化は，昼 (10:00-15:30) と比較して朝 (07:30-10:00) は大きく，夕方 (15:30-18:00) は小さい傾向があると述べられている．そこで，歩行した時間帯を朝，昼，夕に分類し，歩幅変化について比較を行った．実験は，被験者 6 名 (19 歳～22 歳の男性 6 名) が自由な経路を歩行し，それぞれが歩行する経路は，明石工業高等専門学校周辺や最寄り駅の JR 魚住駅・山陽魚住駅近辺周辺，被験者の通学路などとした．なお，自由経路を歩行するため，正解歩幅での評価はできないことから，GPS 歩幅による歩幅変化について検証を行った。

### 4.2 実験結果

#### 4.2.1 実験 1 単独歩行における歩幅推定

歩幅推定結果について，平均絶対誤差を図 5 に，平均絶対誤差のばらつきを図 6 に示す．図 6 は箱ひげ図であり，縦線 (ひげ) の両端は平均絶対誤差の最大点と最小点，箱の大きさ (四分位範囲) は，結果の第 1 四分位 (25%) から第 3 四分位 (75%) の値を示している．つまり，データの 50% が箱の範囲に含まれ，箱が大きいほどデータがばらついていることを示している．また，箱の中の横線は，データの中央値を示している．図 5 と図 6 から，それぞれの歩幅推定手法を比較すると，平均絶対誤差が最も小さかったのは，提案手法である cadenceR 定数自動調整の 2.81 cm となり，他の推定手法と比較して誤差が小さいことがわかる．また，ばらつきが最も小さかったのは fourthR 定数自

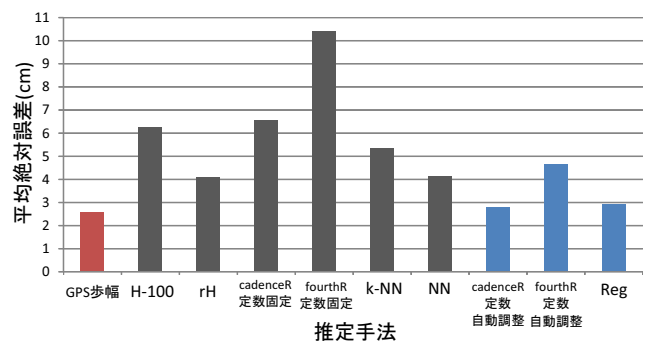


図 5 実験 1 平均絶対誤差の比較

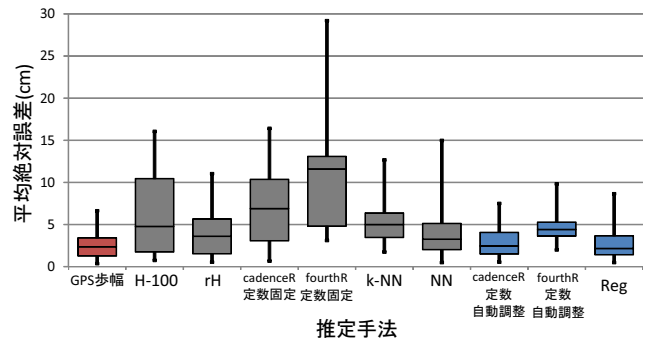


図 6 実験 1 平均絶対誤差のばらつき

動調整となり，四分位範囲は 3.63 cm～5.27 cm であった．最も平均絶対誤差が大きかったのは fourthR 定数固定であり，平均絶対誤差は 10 cm を超え，ひげの長さからも大きくばらついていることがわかる．一方，fourthR 定数自動調整ではこの誤差が削減できているため，歩行者に合わせた定数が調整できているといえる．また，被験者全体での GPS 歩幅の平均絶対誤差は約 2.56 cm で，四分位範囲は 1.28 cm～3.42 cm と，大きくばらつくこと無く推定できていることがわかる．なお，本実験において，全被験者の歩数推定誤差率は約 1.99% となった。

#### 4.2.2 実験 2 同行者数変化による歩幅推定

歩幅推定結果について，平均絶対誤差を図 7 に，平均絶対誤差のばらつきを図 8 に示す．図 7，図 8 から，それぞれの歩幅推定手法を比較すると，同行者数の変化によって，H-100 や rH といった，推定値が固定される手法の誤差が変動し，ばらつきも変化していることから，実際の歩幅に変化が起きていることがわかる．また，他の推定手法も人数の変化によって誤差が変化していることから，人数の変化に対応できていないことがわかる．提案手法でも，cadenceR 定数自動調整では，1 人，2 人の歩行時は他の手法より平均絶対誤差は小さいものの，人数の変化によって誤差が増加していることがわかる．しかしながら，fourthR 定数自動調整や Reg の誤差は同行者数が変化しても概ね 3 cm～4 cm 台と変化せず，歩幅変化に追従していることがわかる．また，図 8 から，被験者全体の GPS 歩幅の平均絶対誤差は 2.47 cm となった．人数が変化した場合でも，

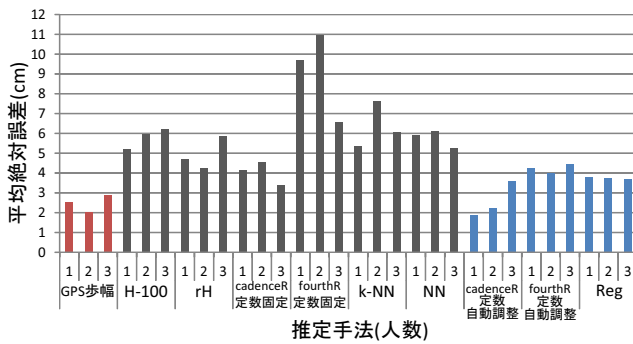


図 7 実験 2 平均絶対誤差の比較

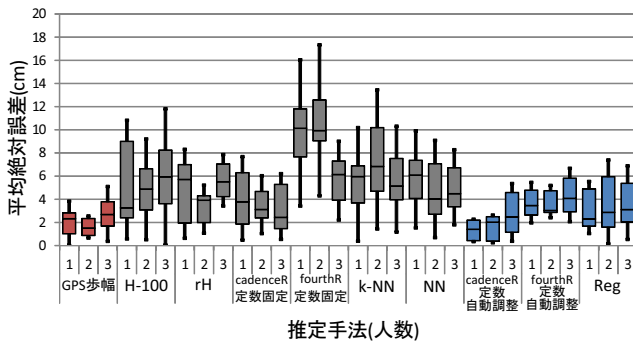


図 8 実験 2 平均絶対誤差のばらつき

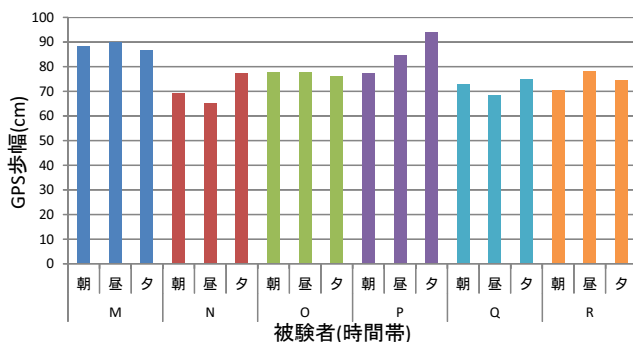


図 9 実験 3 歩行した時間帯による GPS 歩幅変化

概ね 1 cm~3 cm 程度のばらつきであることがわかる。

#### 4.2.3 実験 3 時間帯変化における歩幅推定

被験者ごとに歩行した時間帯と GPS 歩幅の値を図 9 に示す。歩幅推定結果について、図 9 から、時間帯における歩幅変化は、被験者によって個人差があり変化する場合と変化しない場合があった。実験 1, 2 において、GPS 歩幅の平均絶対誤差は概ね 1 cm~3 cm 程度であったことから、被験者 M や被験者 O、被験者 Q、被験者 R などは GPS 歩幅の誤差の範囲であると考えられる。しかしながら、それ以外の被験者は歩幅変化が見られた。歩幅がその都度変化する場合には、提案手法を用いることで、状況の変化による歩幅変化に追従することができる。

#### 4.3 考察

まず、GPS 歩幅について考察する。実験 1 の図 5、実験 2 の図 7 から、今回の実験における全被験者の GPS 歩幅

の平均絶対誤差は約 2.50 cm となった。GPS にはゆらぎが存在し、GPS の測位精度が高い場合においても、現在地と外れた位置に測位されることがある。GPS 歩幅が乱れれば、GPS 歩幅を教師信号として学習した歩幅計算式にも誤差が生じ、結果として推定誤差が大きくなる可能性が高い。しかしながら、本実験では GPS との測位精度情報が 10 m 以内のデータにもかかわらず、GPS 歩幅の値がほぼ一定となる十分な距離を歩行すれば、約 2.5 cm 程度の誤差の GPS 歩幅を得ることができたため、教師信号として十分な値が得られたといえる。また、GPS 信号が受信できない、あるいは 10 m 以内の精度の測位が行えないなどの状況によって、PDR 開始前に十分な学習データが得られない場合が考えられる。そういった場合は本手法を用いることはできないが、例えば、事前に学習された歩行時の定数を状況に応じて使い分けるといった方法で解決できると考えられる。つまり、同行者がいる場合、単独歩行の場合、朝の場合といった様々な歩行モードを設定しておき、あらかじめ自動で学習を行なっておく。そして、それぞれの状況を自動で判別し、過去に学習した定数を動的に適用することで、歩幅を推定するという手法である。この手法であれば、日毎の歩幅変化という意味では対応できないが、状況の変化として対応することは可能であると考えられる。

次に、提案手法の歩幅推定について考察する。実験 1 の図 5 と実験 2 の図 7 から、被験者全体の平均絶対誤差について、cadenceR 定数自動調整では 2.67 cm、fourthR 定数自動調整では 4.42 cm、Reg では 3.37 cm となり、cadenceR 定数自動調整が最も誤差の小さい推定値となった。しかし、実験 2 の図 7 から、同行者数の増加にともなって、cadenceR 定数自動調整の誤差が増加しており、cadenceR 定数自動調整では人数の変化に対応できないと考えられる。fourthR 定数自動調整や Reg では、同行者数によって誤差はほとんど変化せず、誤差のばらつきも 3 cm~5 cm 程度と小さいため、人数の変化による歩幅変化に追従していると考えられる。よって、同行者数を検出するシステムを設計し、単独での歩行時は cadenceR 定数自動調整、複数人の歩行であれば、fourthR 定数自動調整や Reg に変更する、とすれば、高精度で歩幅変化に追従した推定が行えると考えられる。実験 3 では、図 9 のように時間帯の変化における歩幅変化について検証を行ったが、個人差があり、人によって変化する場合と変化しない場合があった。また、文献 [6], [7] では、昼の歩行に比べ、朝は大きく、夕方は小さいと述べられていたが、本実験ではそれらの傾向は見られなかった。これは、実験のサンプル数が少なかった点、また GPS 歩幅の持つ誤差によって、変化を細かく求められなかった点が原因として挙げられる。しかし、実験 1, 2 から、GPS 歩幅には概ね 1 cm~3 cm 程度の誤差があるものの、それ以上の大きな変化であれば、歩幅変化を検出することは可能であるため、様々な状況による歩行者の歩幅変

化に追従することは十分可能であると考えられる。

歩幅が変化する要因は、路面の状態、天気、視界の良し悪しなど、様々な状況が考えられるため、さらに実験を重ねていく必要がある。また、提案手法で用いた歩幅計算式は、歩調や加速度が変動することで、1歩ごとの微小な歩幅変化にも対応できるが、実験を重ね、固定値でも十分な精度が得られることがわかれば、非常に精度の良かったGPS歩幅を採用することも検討したい。本実験では測位精度が良く、GPS歩幅の取得が全くできない状況における結果が得られなかったため、そういった場合でも対応できるように、前述した、状況変化ごとの歩行モードを作成しておくという手法を考案することが課題であると考えられる。また、教師信号として用いるGPS歩幅を算出するにあたって、GPS歩幅の値に大きな誤差が発生しておらず、教師信号として妥当であるかどうかを判定する必要があると考えられ、これも今後の課題として挙げられる。実際に正解歩幅を得るためには、正確な測定区間を歩行し、その間の歩数を数え上げる必要があるが、日常で歩幅を事前に測っておくのは現実的ではなく、自動で歩幅を算出し、状況変化に追従することができた提案手法は現実性があるといえる。

## 5. おわりに

本研究では、PDRにおける歩幅推定について、歩行者周囲の状況による歩幅変化に追従した歩幅推定を行うことを目的に、PDR開始前にGPSと歩数推定結果から歩幅を自動学習する手法を提案した。実験の結果、歩幅推定は、単独歩行における推定では、cadenceR定数自動調整を用いることで精度よく推定でき、同行者がいる場合においても、扱う式を適切に設定する必要があるものの、大きく誤差は変化せず、状況の変化に追従した推定が行えることを示した。歩行する時間帯による歩幅変化の検証は、実験のサンプル数、またGPS歩幅の持つ誤差によって、詳しく確認することはできなかった。本研究に残る課題としては、様々な状況下での検証をさらに重ねること、歩行状況ごとの歩行モードを作成する手法の考案、GPS歩幅が教師信号として妥当かどうかを判定する手法の考案などが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 安齋恵一, 岡島匠吾, 坪川宏. スマートフォンを用いた屋内位置の推定と歩行ナビゲーションシステム. *DICOMO2011*, pp. 921–927, 2011.
- [2] 上坂大輔, 村松茂樹, 岩本健嗣, 横山浩之. 手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案. *情報処理学会論文誌*, Vol. 52, pp. 558–570, 2011.
- [3] KAMISAKA Daisuke, MURAMATSU Shigeki, IWAMOTO Takeshi, and YOKOYAMA Hiroyuki. Design and implementation of pedestrian dead reckoning system on a mobile phone. *IEICE transactions on information and systems*, Vol. E94-D, pp. 1137–1146,

2011.

- [4] 三宅孝幸, 新井イスマイル. デッドレコニング開始前のセンサデータを自動学習に用いた屋内歩幅推定手法の検討. *情報処理学会第74回全国大会*, Vol. 3, pp. 443–444, 2012.
- [5] ヒュベニの公式.  
入手先<<http://yamadarake.jp/trdi/report000001.html>>, (参照 2012/07/20).
- [6] Haruhiko SATO and Kazuhiro ISHIZU. Gait patterns of Japanese pedestrians. *J.Human Ergol*, Vol. 19, pp. 13–22, 1990.
- [7] 山崎昌廣, 佐藤陽彦. ヒトの歩行 -歩幅, 歩調, 速度およびエネルギー代謝の観点から-. *人類学雑誌*, Vol. 98, No. 4, pp. 385–401, 10 1990.