

安定センシング区間検出に基づく3次元歩行軌跡推定手法

梶 克彦^{1,a)} 河口 信夫^{2,3}

受付日 2015年3月26日, 採録日 2015年10月2日

概要: 本稿では歩行センシングデータから高精度に3次元歩行軌跡を推定する手法を提案する。使用するセンサは加速度・角速度・気圧の3種類であり、詳細な建物構造情報を必要としない。装着型センサを用いた行動推定において、センサ信号の変化が少ない状態が継続している区間の検出は、センサ信号が短時間に大きく変化する区間を直接検出するよりも高い精度を期待できる。本稿ではこのような区間を安定センシング区間と定義し、そのコンセプトの適用例として、角速度センサを用いた安定歩行区間検出に基づく進行方向推定と、気圧センサを用いた安定フロア区間検出に基づくフロア間移動推定を行う。さらにそれら推定情報を統合して3次元歩行軌跡を求める。屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC を用いた評価実験の結果、進行方向推定、フロア間移動推定ともに、大きな変化量を直接推定する手法よりも高い精度を達成できた。最終的な3次元歩行軌跡推定の誤差蓄積速度は、10秒間の移動の間に1mの誤差が蓄積する程度であることが確認された。

キーワード: 歩行者デッドレコニング, 安定歩行区間, 安定フロア区間, 加速度センサ, 角速度センサ, 気圧センサ

An Estimation Method of 3D Pedestrian Trajectory Based on Stability of Sensing Signal

KATSUHIKO KAJI^{1,a)} NOBUO KAWAGUCHI^{2,3}

Received: March 26, 2015, Accepted: October 2, 2015

Abstract: A highly accurate estimation method of 3-D pedestrian trajectories from walking activity sensing data is proposed. This method uses data from an accelerometer, a gyrometer, and an air pressure sensor, and does not require detailed information on the building structure. In activity sensing using wearable sensors, higher accuracy can be expected from detection of zones in which there is continuously little change in the states of the sensor signals than from detection of zones in which there are large changes in the sensor signals within a short time. We focus on such stability of sensing signal and, as an application example, we used the concept to estimate walking direction on the basis of stable walking zone detection using a gyrometer and estimation of movement between the floors of a building by detection of stable floor zones with an air pressure sensor. We then integrated these estimations to obtain a 3-D pedestrian trajectory. The results of evaluation experiments using an indoor pedestrian sensing corpus (HASC-IPSC) showed that this method achieved higher accuracy for both walking direction and movement between floors than was achieved by a method based on large changes in the sensor signals. We also confirmed that the cumulative error rate for estimation of the 3-D pedestrian trajectory was 1 m per 10 seconds of movement.

Keywords: pedestrian dead-reckoning, stable walking zone, stable floor zone, accelerometer, gyrometer, air pressure sensor

¹ 愛知工業大学情報科学部
Faculty of Information Science, Aichi Institute of Technology, Toyota, Aichi 470-0392, Japan

² 名古屋大学未来社会創造機構
Institute of Innovation for Future Society, Nagoya University, Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

³ 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University, Nagoya, Aichi 464-8603, Japan

1. はじめに

位置推定技術の向上にともない、ナビゲーションやチェックインサービスなど、様々な位置情報サービスが実用化されてきている。屋外では多くの場合、GPSや無線LANを

^{a)} kaji@aitech.ac.jp

用いた位置推定を利用可能である。一方屋内ではGPSが利用できない場合が多く、あらゆる建物で安定的に位置推定を行う手法が期待されている。有力な屋内位置推定手法の1つとして、歩行者デッドレコニング (PDR) があげられる。加速度センサや角速度センサなど、スマートフォンに搭載された様々なセンサ情報を用いて、スマートフォンを携帯している人の歩行や進行方向を求め、初期位置からの相対的な移動を推定する [1], [2], [3]。

建物構造情報は多くの屋内位置情報サービスにとって基盤となる情報である。しかし現在では、あらゆる建物において建物構造情報が利用可能にはなっていない。そこで、複数の人が建物内を様々な経路で歩行した歩行センシングデータを用いて建物構造を推定する研究が進められている [4], [5], [6], [7], [8], [9]。正確な建物構造情報を得るためには、まず歩行センシングデータから高精度に歩行軌跡を推定できる必要がある。

装着型センサを用いた行動推定において、センサ信号の変化量の少ない区間が継続している状態 (本稿では安定センシング区間と呼ぶ) の検出は、センサ信号が短時間に大きく変化する状態を直接検出するよりも高い精度を期待できる。たとえば角速度センサを用いて右左折を検出する場合、短時間での角速度センサの変化量が閾値を超えたら右左折と見なすのが典型的な検出手法である。しかし、たとえば曲がる途中で対向者が来て立ち止まったり、高齢者のように右左折移動速度の遅い人の場合には検出に失敗してしまうことがある。そこで、短時間の大きな変化をとらえる場合でも、まずセンサ信号の値が一定範囲以内に収まっている状態が継続している安定センシング区間を検出し、各安定センシング区間どうしを比較し、それらの区間の間における大きな変化を発見するのが有効と考えられる。

本研究では、安定センシング区間のコンセプトに基づいて3次元的な歩行軌跡を推定する手法を提案する。本コンセプトは、角速度センサを用いた水平的な進行方向推定と、気圧センサを用いたフロア間移動推定の2つの中で利用される。

本研究の貢献は、フロアマップや歩行空間ネットワーク構造といった詳細な建物構造情報が存在しない建物における歩行センシングデータから、加速度・角速度・気圧の3種類を用いて、オフラインで高精度に3次元歩行軌跡を推定する点にある。最終的に達成される歩行軌跡推定精度は、10秒間の歩行センシングデータ末端における誤差が約1mになる程度である。提案手法が用いる建物知識は、廊下は直線的である、該当建物の廊下どうしが平行か垂直関係になる、といった多くの建物に適用可能な情報と、階段の1ステップ分の長さが30cmである、といった容易に取得可能な情報のみである。

本稿の構成は以下のとおりである。まず2章では関連研究をあげ、3次元歩行軌跡推定における問題点を指摘する。

3章では角速度センサを用いて安定歩行区間検出を行い、それに基づいて水平的な進行方向を推定する。4章では高さ方向の移動を正確にとらえるため、気圧センサを用いた安定フロア区間検出を行い、それに基づいてフロア間移動推定を行う。5章では水平・垂直方向の移動量推定を行い、これまでに推定した情報を統合して3次元歩行軌跡を推定する。提案手法の評価を6章において述べ、7章においてまとめと今後の課題を述べる。

2. 関連研究

建物構造情報は、屋外における地図のように、多くの屋内位置情報サービスが基盤データとして必要な情報である。しかし、建物構造情報は必ずしもすべての建物で利用可能なわけではない。すべての建物の管理者が建物構造情報を屋内位置情報サービスに対してオープンにすれば問題は解決されるが、コストなどの問題のため現実的ではない。そこで近年では、複数人が対象となる建物の中を様々な経路で歩行し、その歩行センシングデータを統合して、歩行空間ネットワーク構造 (図1) や部屋と通路の構成といった建物構造情報を生成する研究が進められている [4], [5], [6], [8], [9]。Gaoらは、線として得られる歩行軌跡を用いて通路の幅を求めるために、同一フロアを歩行した複数人の軌跡を重畳し、占有格子地図 [10] に変換して幅のある通路情報を獲得している [4]。Jiangらは、複数人の歩行センシングデータに含まれるWiFi情報の類似性を用いて部屋どうしの隣接関係をグラフ構造として求め、PDRによって得られる軌跡構造と組み合わせて部屋の配置を推定している [5]。我々も建物構造推定研究に取り組んでおり、WiFiや経路長の情報を用いて歩行軌跡どうしの部分一致を推定し、それを手がかりとして歩行空間ネッ

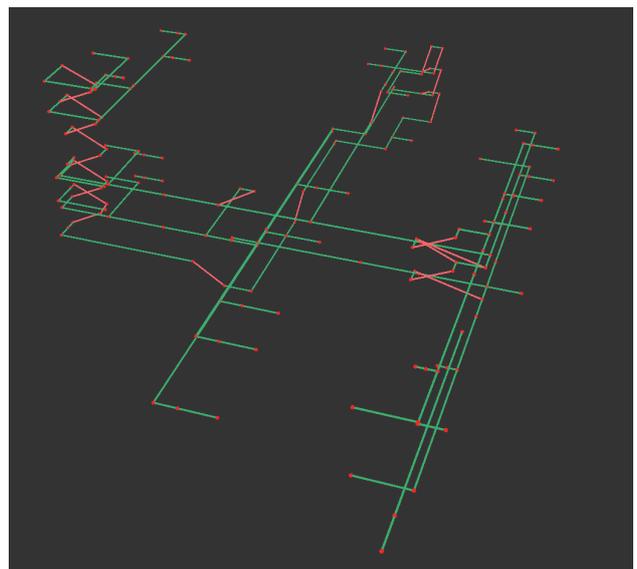


図1 建物の歩行空間ネットワーク構造

Fig. 1 Indoor pedestrian network structure.

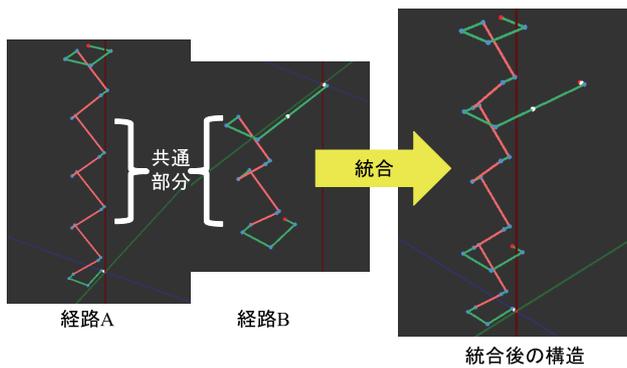


図 2 歩行軌跡の部分一致に基づく統合

Fig. 2 Trajectory integration based on partial match estimation.

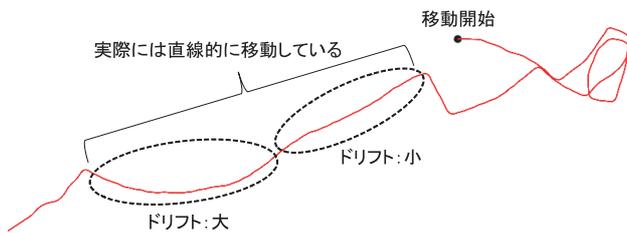


図 3 一般的な PDR に基づく歩行軌跡推定の例

Fig. 3 Example of pedestrian trajectory estimation based on ordinary PDR.

トワーク構造をボトムアップに生成する手法を提案している (図 2) [7].

正確な建物構造の推定を実現するためには、歩行軌跡の正確な推定が必要となる。加速度や角速度センサに基づいて初期位置からの相対的な移動を推定する歩行者デッドレコニング (PDR) では、ドリフトの影響が歩行軌跡推定に大きな悪影響を及ぼす。多くの PDR では、加速度から歩数や歩幅を推定して単位時間あたりの移動距離を算出し、さらに角速度の情報から各時刻における進行方向を求め、それらの情報を用いて歩行軌跡が求められる [1], [2], [3]. 図 3 は一般的な PDR によって描画された歩行軌跡の例である。直線的な移動であっても、角速度にわずかなオフセット値が乗っていれば、徐々にそのオフセット値が積分され、その軌跡は曲線的になってしまう。一般的なドリフト除去の方法では、移動の前後において静止時間を設けて角速度のオフセット値を求め、その値を各時刻の角速度の値から減算する。しかし、実環境における位置推定アプリケーションでは、必ずしもユーザーに静止してもらえないとは限らない。また図 3 から分かるように、オフセット値は移動の間に動的に変化することがある。そのため、動的なオフセット値の変化を考慮したドリフト除去手法が必要である。

多くの場合、人は合理的に行動するため、曲がり角や複雑した通路の歩行などを除けばその歩行軌跡のほとんどは直線的になると考えられる。また多くの建物は通路が直線

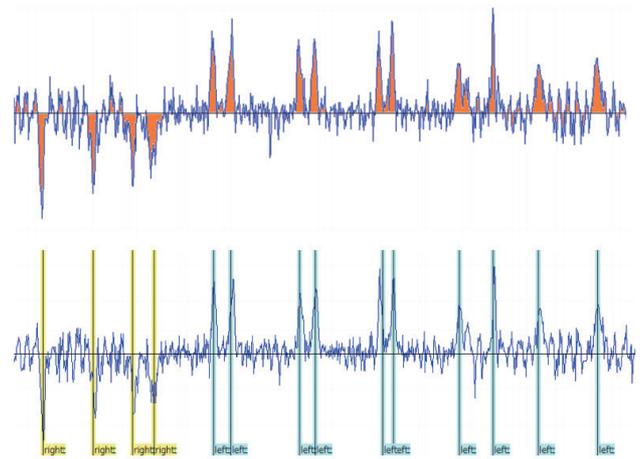


図 4 2つのゼロ交叉点間の角速度積分に基づく右左折推定

Fig. 4 Turn estimation based on angular velocity integration between zero crossing points.

的である。これらの知識の導入は、歩行軌跡推定の大きな手がかりとなる。歩行センシングデータから右左折の瞬間を検出し、右左折以外の区間は直線移動をしていると見なす歩行軌跡推定手法が複数提案されている [11], [12]. それらの手法では、右左折地点をノードとし、ノード間を直線で結び歩行軌跡を推定する。

角速度センサから右左折の変化の瞬間を検出する手法は、実環境における動作に対するロバスト性に欠けると考えられる。渡辺らの手法では角速度センサを用い、2つの連続するゼロ交叉点間の積分値 (図 4 上側) が閾値以上であれば右左折と見なす [12] (図 4 下側). この手法では、たとえば曲がり角を曲がる途中で人とぶつかりそうになって立ち止まってしまった場合、その時点で角速度の値は 0 に戻ってしまう。そのため積分区間が分断されて短くなり閾値を超えず、右左折とは推定されなくなることがある。また森らの手法では磁気センサを用い、磁気の変化量が閾値を超えた箇所を右左折と見なし [11], 右左折から得られるノードリンク構造を用いて環境内の歩行空間ネットワーク構造を検索して歩行軌跡形状を推定する [13]. しかし、高齢者のような移動速度の遅い人の場合は、曲がり角での右左折動作も遅いため変化量が閾値を超えないこともありうる。

右左折推定の失敗は歩行軌跡推定に大きな悪影響をおよぼす。図 5 は、通路を歩いていて対面する人を避ける動作を行っており、右左折推定 [12] に失敗している例である。この例では、直線の廊下を移動中に右に小さく曲がって避け、その後体勢を直して直線移動に復帰している。右左折推定によって右曲がりと左曲がりが1回ずつ検出されれば、歩行軌跡末端の進行方向も正解と一致し大きな誤りにはつながらないが、図 5 のように一方だけが右左折と判定されると、最終的なトポロジは大きく異なってしまふ。

屋内位置推定やそれに基づく屋内位置情報サービスにとって、ユーザーの居るフロアの推定やフロア間移動の検出

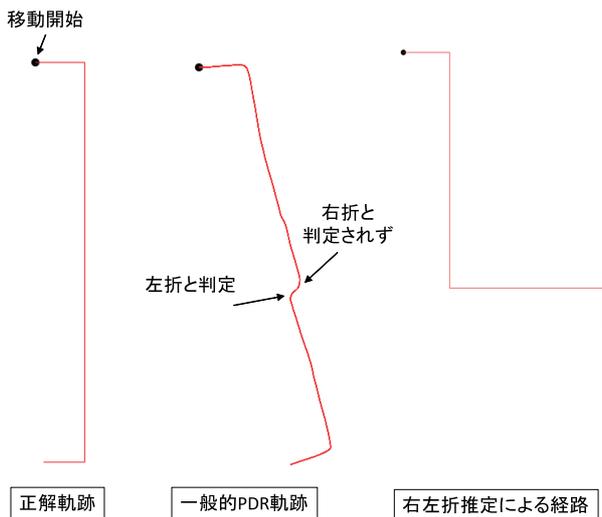


図 5 右左折推定に失敗した例

Fig. 5 Example of failure in left-right turn estimation.

は重要である。気圧センサは階段やエレベータなどによる高さ方向の移動の検出や相対的な移動量の推定に有効なセンサである。近年では気圧センサの搭載されたスマートフォンの普及が進んできている。

すでにいくつかの気圧に基づくフロア間移動検出手法が提案されているが、実環境における動作に対するロバスト性に欠けると考えられる。米田らの手法 [14] では、気圧変化量が閾値以上になった場合にフロア間移動を検出する。しかし老人のような遅い速度での階段昇降の場合、気圧変化量が閾値を超えずフロア間移動推定を誤る可能性がある。渡邊らの手法 [15] では、気圧センサと加速度センサによる行動認識を併用してフロア間移動を推定する。しかし階段でイレギュラな移動をして行動認識に失敗した場合、フロア間移動推定を誤る可能性がある。

3. 安定歩行区間検出に基づく進行方向推定

高精度の進行方向推定を実現するため、安定歩行区間という概念を導入する。安定歩行区間とは、右左折や蛇行をともしない歩行が一定時間以上安定してセンシングできている区間を指す。本章で提案する手法はオフライン手法であり、屋内移動の歩行センシングデータを獲得した後に適用可能である。また本章では、推定する進行方向を地面に水平な面に限定し、高さ方向については考慮しない。

3.1 安定歩行区間の検出

安定歩行区間の検出には角速度センサの値を用いる。図 6 は、角速度センサ値にローパスフィルタをかけてノイズを除去したものである。センサ端末を腰中央付近に装着している場合、歩行にともなって腰が周期的に 10 度から 20 度程度回るため、その範囲内で周期的な波形が現れる。よって右左折や蛇行をともしなければ、ある一定範囲以内に角速度のセンサ値が収まる。そこで、安定歩行区

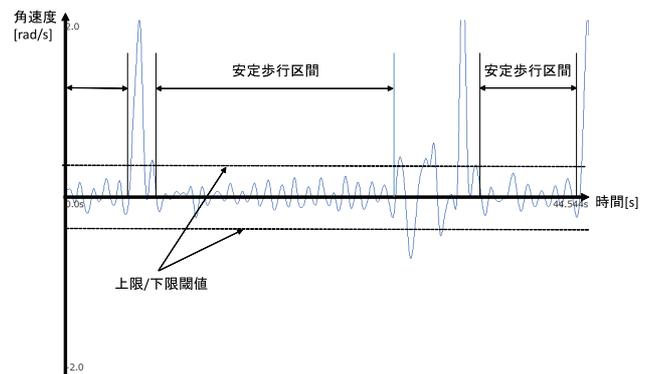


図 6 角速度に基づく安定歩行区間検出

Fig. 6 Stable walking zone detection based on angular velocity.

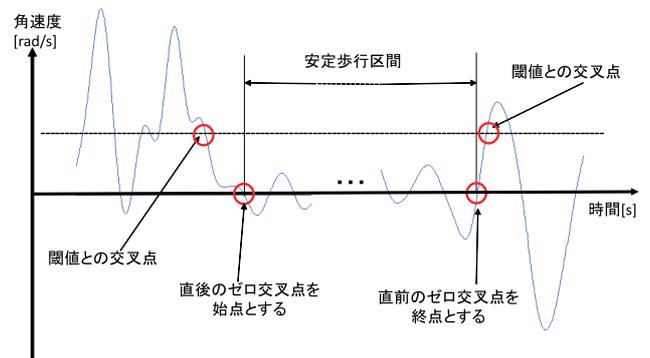


図 7 安定歩行区間の端点の決定方法

Fig. 7 Determining the end-points of stable walking zones.

間検出のための上限・下限閾値を設け、その範囲に収まっている区間を求める。さらに、その状態が一定時間以上継続している場合、その区間を安定歩行区間と見なす。本稿では、上限・下限閾値を ± 20 度、継続時間の閾値を 3 秒と定めた。これらの閾値は、屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC [16] を用いて様々な閾値を比較して決定した。回転の上限・下限閾値については、歩行における体幹回旋運動が ± 20 度以内に収まっているという実験結果 [17] にも合致している。また、継続時間については、HASC-IPSC に含まれる短い廊下や折り返し階段のような短い直線移動を検出できていた。これらのことから、設定した閾値は合理的な値であると考えられる。

ここで、安定歩行区間の始点・終点は、閾値との交叉点ではなく、その前後のゼロ交叉点とする (図 7)。閾値以内に収まった瞬間から、次に閾値を超える瞬間までを安定歩行区間と定めると、右左折動作の最後の部分や次の右左折の最初の部分が安定歩行区間に含まれてしまう。そこで、回転が終了した後から、次の回転が開始する前までを安定歩行区間とするために、ゼロ交叉点を端点とする。

安定歩行区間の検出手法は、2 章であげた既存手法である右左折推定と比較して高い適合率が期待できる。短時間の動作である右左折やその回転量の推定では、センサノイズや実環境におけるイレギュラな動作の影響を大きくうけ

るため、実際には右左折した箇所を検出できなかったり、曲がり角でない箇所を右左折と検出してしまうことがある。一方安定歩行区間検出では、角速度の変化が少ない状態の継続を検出するため、センサノイズが一時的に大きくなっている場合や対向者を回避するなど歩様が一時的に乱れる場合などは、安定歩行区間とは見なされない。

ここでは、つねに歩いて移動しているという前提に基づいて安定歩行区間を検出した。もし歩行センシングデータの中に立ち止まるような動作が含まれている場合、本手法をそのまま適用すると静止区間も安定歩行区間と見なされてしまう。また走る動作が含まれている場合、歩行よりも角速度の変化が大きいため直線的に走っていたとしても安定歩行区間と検出されないことがある。その場合は、まず加速度や角速度などを用いた機械学習によって行動認識を行い [18]、歩行や階段昇降など移動している区間に限定したり、加速度を用いた歩幅推定や移動速度推定 [19] によって安定歩行区間と見なす角速度閾値を適切に設定する必要がある。

3.2 進行方向推定

人は合理的に行動するため、曲がり角や混雑した道などを除けばほとんどの歩行軌跡は直線的になる。またほとんどの屋内通路は直線的である。これらの知識に基づき、安定歩行区間では直線的に移動していると見なす。安定歩行区間の情報に基づき、ドリフトの除去と、建物知識の導入によって進行方向を修正していく。

図 8 に、歩行センシングデータから段階的に推定進行方向を修正していく様子を示す。この図では、進行方向のみに着目するため移動速度を一定として正解軌跡と推定軌跡を描画している。

一般的 PDR 軌跡 (図 8 上から 2 番目) は、角速度センサ値にローパスフィルタをかけてノイズを除去し、角速度の積分によって各時刻の進行方向を求め、歩行速度が一定であると見なして歩行軌跡を描画している。実際の歩行では 90 度単位の右左折と直進しかしていないにもかかわらず、PDR による歩行軌跡は直線歩行部分がドリフトして曲線的な軌跡になっている部分がある。また複数階の折り返し階段を歩行している部分 (ループ箇所) では、上下の階で階段部分の軌跡が平行にはなっていないところがあり、右左折角度が正確にとえられていないのが分かる。

この一般的 PDR 軌跡を修正するために、まず安定歩行区間の情報を用いてドリフトの除去を行う。直線的に歩行した場合でも、わずかにオフセット値が乗り、歩行軌跡がドリフトする場合がある。また、歩行データ内でそのオフセット値は一定ではなく、動的に変化する。そこで、検出されたそれぞれの安定歩行区間 S_i の情報を用いて、各時刻 t における推定オフセット値 o_t を以下の式で求める。

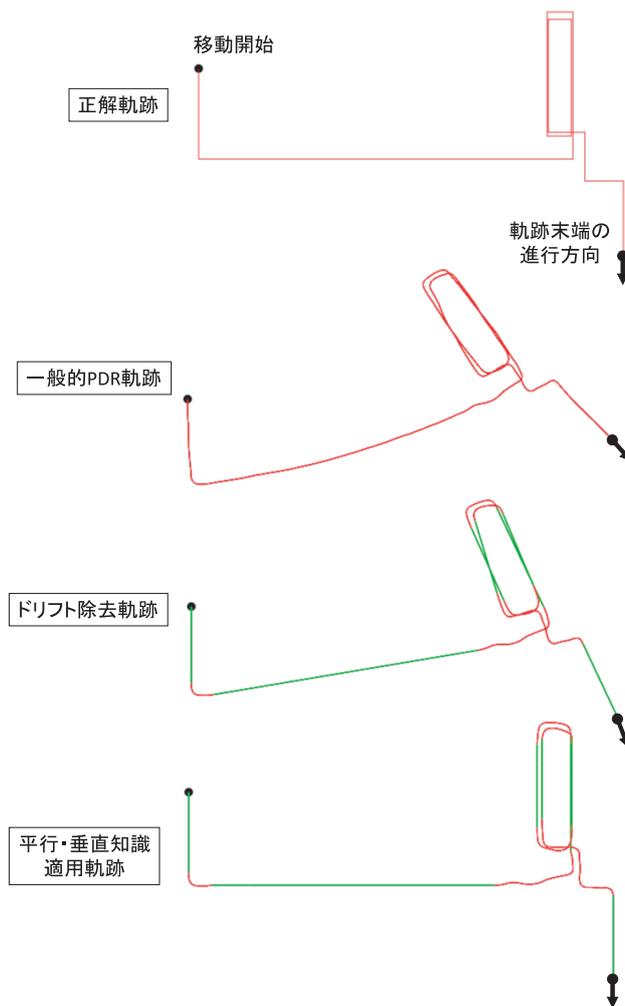


図 8 安定歩行区間に基づく進行方向推定の例
Fig. 8 Estimating direction of movement from stable walking zones.

$$o_t = \begin{cases} d_t & (t_{s_i}^b \leq t \leq t_{s_i}^e) \\ d_{S_i} \times \frac{t_{s_{i+1}}^b - t}{t_{s_{i+1}}^b - t_{s_i}^e} + d_{S_{i+1}} \times \frac{t - t_{s_i}^e}{t_{s_{i+1}}^b - t_{s_i}^e} & (t_{s_i}^e < t < t_{s_{i+1}}^b) \end{cases}$$

ここで、 $t_{s_i}^b$ は安定歩行区間 S_i の開始時刻、 $t_{s_i}^e$ は終了時刻を表す。また、 d_{S_i} は、安定歩行区間 S_i の区間における角速度 d_t の平均値であり、以下の式で求める。

$$d_{S_i} = \frac{\int_{t_{s_i}^b}^{t_{s_i}^e} d_t}{t_{s_i}^e - t_{s_i}^b}$$

時刻 t が安定歩行区間 S_i の範囲に存在している場合 (時刻 t が安定歩行区間 S_i の開始時刻 $t_{s_i}^b$ から終了時刻 $t_{s_i}^e$ の間にある場合)、時刻 t における角速度 d_t をオフセット値 o_t と見なす。また時刻 t が安定歩行区間 S_i と、その次の安定歩行区間 S_{i+1} の間に存在している場合、時刻 t が近い側の安定歩行区間から算出されたオフセット値を重視するように、 S_i の終了時点 $t_{s_i}^e$ と、 S_{i+1} の開始時刻 $t_{s_{i+1}}^b$ を用いて、各オフセット値の重み付き平均として求める。

最後に、各時刻についてオフセット値 o_t を角速度 d_t か

ら減算し、それをドリフト除去済みの角速度 d'_t とする。

$$d'_t = d_t - o_t$$

時刻 t が安定歩行区間 S_i の範囲に存在している場合に、オフセット値 o_t を d_{S_i} としない理由は、安定歩行区間におけるドリフト除去済み角速度 d'_t を 0 にして、歩行軌跡を完全な直線にするためである。もし o_t を d_{S_i} とすれば、安定歩行区間の開始時刻と終了時刻における進行方向は等しくなるが、その間の角速度は 0 にならず、歩行軌跡がわずかに蛇行してしまう。

図 8 の上から 3 番目は、ドリフト除去済みの角速度 d'_t を用いて歩行速度を一定と見なして歩行軌跡推定を行った結果である。軌跡が緑色になっている部分は安定歩行区間であり、その区間はすべて完全な直線軌跡となっているのが分かる。また、軌跡末端における最終的な進行方向を一般的な PDR 軌跡と比べると、ドリフト除去によって進行方向が正解に近づいているのが分かる。

曲がり角の角度など、建物全体に共通する知識が利用できる場合は、その知識を用いてさらに歩行軌跡を修正できる。本稿では、建物の曲がり角が 90 度であるような建物を想定し、安定歩行区間どうしが垂直に交差するか、または平行な関係になるという制約をかける。図 8 の一番下は、ドリフト除去済みの歩行軌跡に対して、安定歩行区間どうしが平行・垂直関係になる知識を適用した結果である。一般的な PDR の軌跡やドリフトを除去した軌跡よりも、歩行軌跡全体の形状や最終的な進行方向が正解経路に近づいていることが分かる。

ここで適用した曲がり角が 90 度であるという建物知識は、2 章で述べた渡辺らの右左折推定に基づく経路軌跡推定 [12] と同等の知識である。従来の右左折推定では短時間の回転とその回転量に基づき右左折を推定している。そのため実環境での右左折時におけるイレギュラな動作を行った場合や瞬間的にセンサ誤差が大きくなった場合などに、検出漏れや誤検出を起こす可能性がある。誤検出が起きた場合、建物知識の適用によって逆に歩行軌跡を大きく誤ってしまう。一方ここで提案した建物知識適用では、高精度な検出が期待できる安定歩行区間どうしを比較して建物知識を適用しているため、建物知識の適用による誤差の増大は少ないと考えられる。

3.3 安定歩行区間に基づく信頼性の高い歩行センシングデータの発見

建物構造推定のような一部の応用では、特に高い精度での歩行軌跡推定が求められる。そこで、安定歩行区間の情報に基づいて、正確な歩行軌跡推定が期待できるような、信頼性の高い歩行センシングデータを発見する手法を提案する。

いくつかの歩行センシングデータを調査していく過程で、

正確な進行方向推定が困難と思われる歩行センシングデータの存在が明らかになった。2 章において動的にドリフト量が変化する例としてあげた図 3 は、信頼性の低いセンサデータの 1 つといえる。直線経路を歩行中であっても、その軌跡の一部が極端にドリフトしたり、蛇行したりする。また右左折の際の角度が実際よりも極端に小さくなったり大きくなったりする。その原因としては、センサデバイスが一時的に不安定になったなどのデバイスに起因する問題、混雑した通路を歩行する際に人を避けて歩行したなどの行動に起因する問題が考えられる。このような歩行センシングデータからは従来手法や本稿の提案手法を適用しても正確な進行方向を推定しきれないと考えられる。回転角度に基づいて右左折推定を行う場合、センシングされた回転角度が実際の回転角度に満たなければ、右左折と判定されない。また提案した進行方向推定手法を適用しても、ドリフトが大きすぎたり頻繁に蛇行する軌跡は安定歩行区間として検出されない。そのため各時刻における正確なオフセット値を推定できなかつたり、平行・垂直関係などの建物知識が適用できなかつたりする。

信頼性の高い歩行センシングデータは、安定歩行区間の割合によって検出できると考える。合理的に移動できており、かつセンサの動作も安定している場合、移動のうちの多くが安定歩行として検出される。そこで、歩行センシングデータの時間長のうち、安定歩行区間と検出された時間長の割合がある閾値を上回っている場合、そのデータを正確な歩行軌跡推定が期待できる信頼性の高いデータと見なす。本稿では経験的に、安定歩行区間割合の閾値を 6 割と定める。

4. 安定フロア区間検出に基づくフロア間移動推定

本章ではフロア間移動を行っている区間を推定する手法を提案する。ほとんどの建物は複数のフロアで構成されており、階段やエレベータ、エスカレータといった屋内構造物を通してフロア間を移動する。そのため、フロア間移動のための屋内構造物の配置は建物構造における重要な情報となる。フロア間移動を行っている区間を正確に推定できれば、建物構造推定において階段などの構造物の正確な配置に寄与すると考えられる。本章で提案する手法も、前章と同様にオフライン手法であり、屋内移動の歩行センシングデータを獲得した後に適用可能である。

4.1 安定フロア区間の検出

フロア間移動推定のために、安定フロア区間の概念を導入する。安定フロア区間とは、一定時間以上、閾値以内の気圧変化に収まっている区間を指し、その区間内は同一フロアにとどまっているものと見なす。

安定フロア区間検出の前準備として、気圧センサノイズ

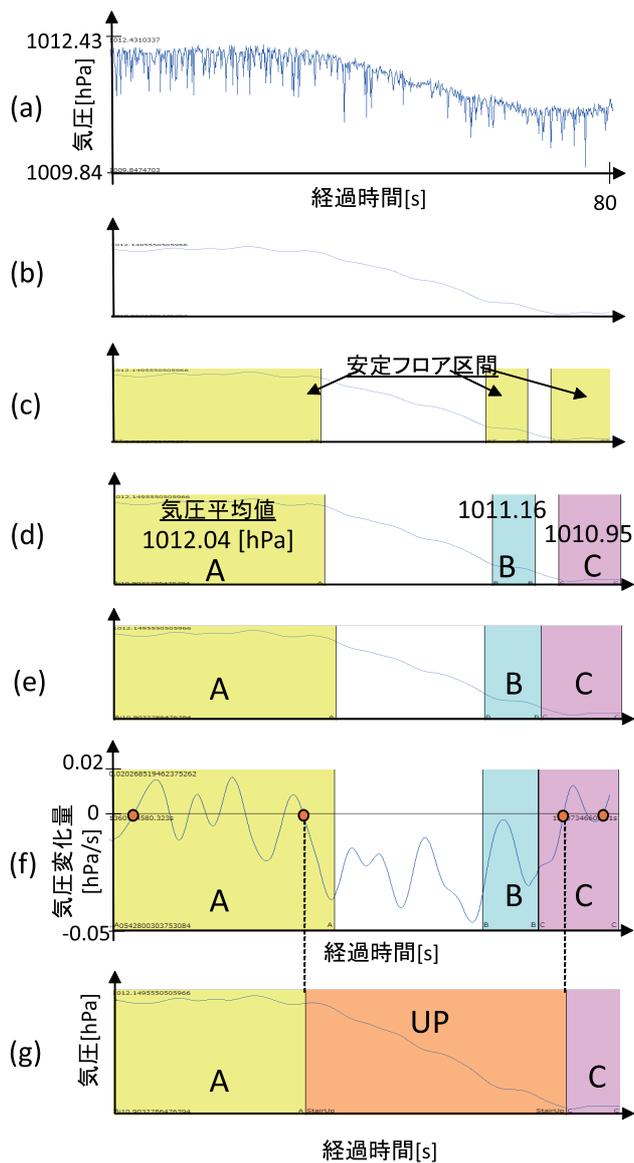


図9 処理手順。(a) 気圧センシングデータ、(b) ノイズ除去、(c) 安定フロア区間の検出、(d) フロアクラスタリング、(e) 各時刻をフロアクラスターに配属、(f) 気圧変化量グラフからのゼロ交差点の検出、(g) 最終推定結果

Fig. 9 Processing procedure. (a) Air pressure data, (b) noise removal, (c) detection of stable floor zone, (d) floor clustering, (e) attribution of each time to a floor cluster, (f) detection of zero-crossing points from graph of changes in air pressure, (g) final estimation result.

の除去を行う。スマートフォンに搭載された気圧センサのデータはスパイクノイズを多く含んでいるため、まず気圧センサからローパスフィルタを用いてノイズを除去する。またローパスフィルタの適用によって生じる遅延を補正する。図9(a)は生の気圧センシングデータであり、図9(b)ではローパスフィルタによりノイズ除去を行った結果である。この図で使用した気圧データは、同一建物の3Fの部屋から1Fの部屋まで階段を使って80秒程度で移動した場合のものである。

ノイズの除去された気圧センサのデータを用いて、一定時間以上、閾値以内の気圧変化に収まっている区間を安定フロア区間として検出する。本稿では、気圧変化の閾値は ± 0.1 hPa、継続時間は5秒とした。これらの閾値も、前章の閾値と同様にHASC-IPSCを用いた事前実験によって決定した。低地ではおおむね1mで0.1 hPaの気圧変化となるため、1フロアの高さが3m程度の場合には、1階層の移動で気圧は0.3 hPa程度変化する。よって、理論的には、屈伸運動のような不自然な動きを想定しなければ、同一フロアの判定として十分な値と考える。継続時間に関しては、折り返し階段の踊場の短い滞在をフロア滞在と区別できる値として設定している。また、センシング開始時を初めの安定フロア区間の始点としている。これは、階段途中からのセンシング開始を想定せず、必ずいずれかのフロアにいる状態からセンシングを開始しているという前提に基づいている。図9(c)の色の付いている区間が安定フロア区間である。

4.2 フロア間移動推定

前節において、フロア間移動を行っていない部分が安定フロア区間として検出された。本節では、それらの比較によってフロア間移動を行っている区間を推定する。安定フロア区間に基づくフロア間移動推定の処理の概要は以下のとおりである。まず前節で検出された各安定フロア区間をフロアごとにクラスタリングする。さらに、2つの安定フロア区間の間でフロア間移動が認められた場合、階段昇降の開始・終了時点を推定し、その区間をフロア間移動と見なす。以下に各処理の詳細を述べる。

フロア間移動推定では異なるフロア間の移動を行っている区間を検出する必要がある。そこで、それぞれの安定フロア区間をフロアごとにクラスタリングする。各安定フロア区間について、その区間内の気圧平均値を算出する。各区間の気圧平均値が閾値以上異なっていれば、異なるフロアとしてクラスターを生成する。既存クラスターの気圧平均値との差が閾値以内の場合にはそのクラスターに所属させ、気圧平均値を更新する。クラスターが変化しなくなるまでこの処理を繰り返す。本稿では経験的にこの閾値を0.2 hPaとし、それぞれの階層間は2m以上の高低差が存在するものと見なす。図9(c)では各区間の気圧平均値がそれぞれ閾値以上異なっていたため、安定フロア区間として検出された各区間がそれぞれ別のクラスターと見なされ、結果として図9(d)では個別のID(A, B, C)が付与されている。

クラスター化が完了したら、それぞれの時刻がどのフロアクラスターに属しているかを求める。各時刻について、最も近いクラスターまでの気圧差が閾値以内ならそのクラスターに所属させる。この閾値は、経験的に0.15 hPaと定めた。図9(e)は各時刻をクラスターに所属させた結果を示す。

次に、フロア間移動の開始と終了を求める。フロア間移

動の開始と終了の検出には、気圧変化量のゼロ交叉点の情報を用いる。図 9(f) は、気圧を微分して変化量に変換したグラフである。また、各区間に含まれるゼロ交叉点のうち両端の時刻に丸印が付与されている。同一フロアにおいてある程度の歩行を行っている場合、フロアクラスタ A のように複数のゼロ交叉点が存在する。またこの時点でのフロアクラスタ区間は、フロア間移動の開始後・終了前の数秒が含まれている。そこで、異なるフロアクラスタ間の移動が認められる場合、クラスタ端のゼロ交叉点の時刻をフロア間移動の開始・終了時刻と見なして区間を補正する。図 9(g) の最終結果では、気圧変化量のゼロ交叉点をフロア間移動の開始・終了時点として行動認識結果が出力されている。フロア間移動の方向はフロアクラスタ間の気圧値の差から求める。気圧が低下している場合は昇っていると見なし、気圧が上昇しているときは降りていると見なす。

最終結果の推定の際に、フロア間移動の精度向上を目的として、以下の補正を行う。折り返し階段の踊場のように、階段昇降の際のわずかな水平移動ではゼロ交叉点を検出されないことがある。本稿では、踊場の行動はフロア間移動の一部であると考え、図 9(f) におけるクラスタ B のように気圧変化量のゼロ交叉点が 2 つ以上存在しない区間は、フロアクラスタから除外する。また、行動データがフロア間移動から開始することはないと考え、気圧センシングデータの両端のフロアクラスタに属していない部分は、その気圧値から最も近いフロアクラスタに所属させる。

5. 3次元歩行軌跡推定

本章では 3次元歩行軌跡を推定する手法を提案する。これまでに得られた情報の他に 3次元歩行軌跡推定に必要な情報として、水平方向の移動量と垂直方向の移動量があげられる。本章ではまずそれらを推定し、全推定情報を統合して 3次元歩行軌跡を求める。

PDR における水平方向の移動量は、加速度センサに基づくステップ推定と、一歩ごとの歩幅情報を用いて算出する [1]。階段昇降を含む歩行時では、加速度センサの値は周期的な波形が現れる (図 10)。ステップ推定では、上側閾値と下側閾値を設け、上側閾値を上回り、下側閾値を下回り、次に上側閾値を上回るまでを一歩としてステップ検出を行う。ここでは上側閾値を 1.1G、下側閾値を 0.9G と定めた。また、歩幅は身長 0.46 倍として、歩数×歩幅によって水平移動量を求める [1]。ただし、階段昇降による歩幅は通常時の歩幅よりも短いことが多い。本稿では建物知識を導入し、階段昇降時の歩幅を固定値 (0.3m) とする [20]。

垂直方向の移動量は、前章で得た安定フロア区間情報とフロア間移動情報を用いる。フロア間移動の開始時刻・終了時刻に最も近い安定フロア区間を検索し、その気圧差から、垂直方向の移動量を用いる。低地ではおおむね 1m で

0.1hPa の気圧変化となるため、垂直方向の移動量は気圧変化量 [hPa] ÷ 0.1 [hPa/m] として求める。また、フロア間移動をしていない区間でも気圧量は微小に変化するが、ほとんどの建物ではフロアの床は水平であるため、フロア間移動ではない区間の垂直方向移動量を 0 とする。

5.1 実環境への適用可能性

ここで提案した 3次元歩行軌跡推定手法は、通路が直線的であるという前提に基づいている。しかし一部の大型ショッピングモールや地下街など、メインストリートが緩やかな曲線になっている建物も珍しくない。そのような通路を歩行している間も、通路の曲率が大きくなれば安定歩行区間と判定されることがある。提案手法はその部分を直線であると見なすため、実際の通路の形状とは異なった歩行軌跡が推定される。また、それらの統合によって得られる歩行空間ネットワーク構造も同様に、メイン通路が直線的となる。このままの歩行空間ネットワーク構造であっても、サービスによっては適用可能であろう。しかし、曲線的な通路の情報が必要なサービスも存在する。たとえ

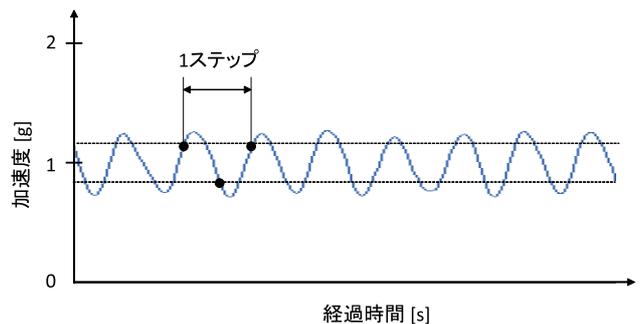


図 10 歩行時の加速度センサ値 (ローパスフィルタ適用済み) とそれに基づくステップ推定

Fig. 10 Step detection by using accelerometer value while walking.

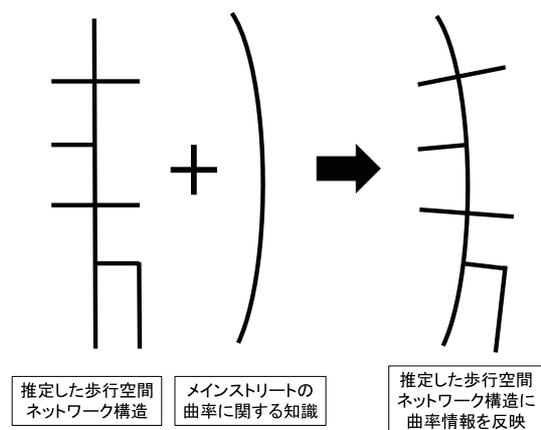


図 11 メインストリートの曲率の知識を適用した歩行空間ネットワーク構造の変形

Fig. 11 Pedestrian network modification according to the knowledge of curvature of main street.

ば、視認可能なランドマーク情報に基づいたナビゲーションシステム [21] では、ユーザの現在地点から視認可能なランドマークを、接近や右左折の目印として利用する。曲線的なメイン通路が直線的であると推定されてしまっている場合、曲線的な通路の先にある、実際には視認できないランドマークをユーザに提示してしまう可能性がある。

メインストリートが緩やかな曲線になっている建物については、その通路の曲率が獲得できれば、推定された歩行軌跡や歩行空間ネットワーク構造にメインストリートの曲線情報を適用して、実環境に近い構造に変形させられるだろう (図 11)。

6. 評価実験

本稿で提案した進行方向推定、フロア間移動推定、3次元歩行軌跡推定について推定精度評価を行った。

6.1 データセット

評価には屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC [16] を使用した。評価に用いたデータの統計情報を表 1 に示す。今回の評価実験では、腰後ろ中央部のスマートフォンホルダに装着した Nexus4 (Android 4.2.1) によって獲得された歩行センシングデータを用いた。また、3軸角速度センサのうち被験者の進行方向である Y 軸の値のみを使用した。本コーパスに収録されている歩行経路は、すべての曲がり角の角度が 90 度であり、それ以外の通路は直線である。フロア間移動はすべて階段を通じて行われている。本コーパスに収録されている経路種類は 114 種類である。被験者は 107 人であり、20~60 代の幅広い年齢の被験者の経路移動データが収録されている。

表 1 評価データ HASC-IPSC の統計情報

Table 1 Statistical information of HASC-IPSC.

被験者数	107 名 (男性 51 名, 女性 56 名)
被験者の年齢	20 歳~65 歳
経路の種類	114
延べ経路データ数	452
始点・終点の種類	32
経路ごとの被験者数	Avg:3.92 SD:1.33
1 経路に含まれる右左折数	Avg: 17.85 SD: 6.36
各経路データの時間長	Avg: 110.05 s SD: 35.97 s
各経路の長さ	Avg: 103.81 m SD: 32.52 m
1 リンクの時間	Avg: 6.53 s SD: 5.07 s
1 リンクの長さ	Avg: 6.16 m SD: 6.47 m

6.2 進行方向推定精度

安定歩行区間に基づく歩行軌跡推定と、信頼性の高い歩行センシングデータの発見について、有効性を確認するための評価実験を行った。

評価に用いた値は、歩行軌跡末端における推定進行方向の誤差である。進行方向は、初期方向を 0 度とした相対的な角度である。歩行センシングデータには折り返し階段によって複数階を移動するループ構造が多く含まれているため、進行方向は 360 度以上の値もとりうる。歩行終了時の進行方向の正解値は、HASC-IPSC に含まれる正解ラベルの右左折情報から求めた。比較対象として、以下の 4 種類の方法で歩行軌跡を推定し、正解の軌跡末端における進行方向との差を求めた。

- (1) 右左折推定によって得られる歩行軌跡
- (2) 一般的な PDR によって得られる歩行軌跡
- (3) ドリフト除去を行った歩行軌跡
- (4) 安定歩行区間どうしが平行・垂直になるよう補正した歩行軌跡

右左折推定は渡辺らの手法を採用した。角速度の 2 つのゼロ交叉点間の積分値 (図 4 上側) が閾値 70 度以上であれば 90 度の右左折と見なし、閾値 150 度以上であれば 2 回の 90 度右左折を行ったと見なす [12] (図 4 下側)。また一般的な PDR による歩行軌跡推定では、角速度値にローパスフィルタをかけてノイズを除去し、各時刻における角度を積分によって求め、歩行軌跡を推定する。

評価に用いるデータセットは 2 種類用意した。1 つはすべての歩行センシングデータ (452 経路)、もう 1 つは安定歩行区間が 6 割以上の、信頼性の高い歩行センシングデータのみ限定した場合のデータ (84 経路) である。

歩行軌跡末端における推定進行方向の平均誤差を図 12 に示す。また、歩行軌跡末端における推定進行方向を大きく (ここでは 90 度以上) 誤ってしまう割合を図 13 に示す。

まず右左折推定に着目する。右左折推定に基づく歩行軌跡推定は、一般的 PDR やドリフト除去を行った場合に比

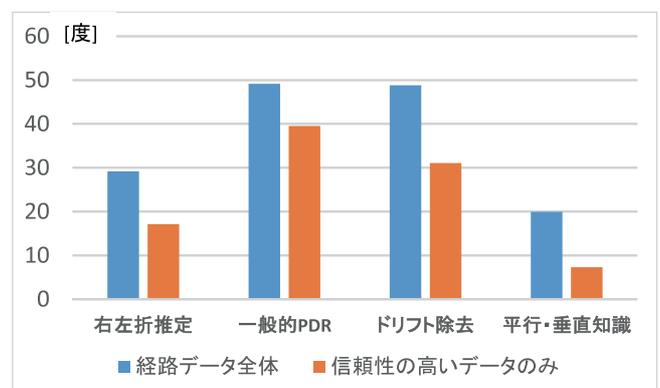


図 12 歩行軌跡末端における推定進行方向の平均誤差
Fig. 12 Average error in estimated direction of movement at end of pedestrian trajectory.

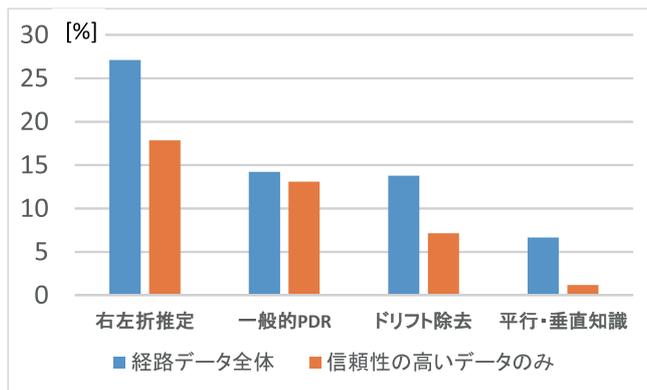


図 13 歩行軌跡末端における推定進行方向が 90 度以上の誤差になる割合

Fig. 13 Proportion of cases in which the error in direction of movement estimation at end of pedestrian trajectory is 90 degrees or more.

べて平均誤差が小さいことが分かる。しかし、1箇所でも右左折推定を誤ってしまえば、誤差は 90 度以上になってしまう。右左折推定の結果大きく進行方向を誤ってしまう割合は 27%となり、他の手法と比較して倍以上高い割合となっている。大きく歩行軌跡を誤る割合が高いため、高精度な建物構造の推定は困難と考えられる。

次に、一般的な PDR によって得られる歩行軌跡と、ドリフト除去を行った歩行軌跡の誤差平均を比較する。歩行センシングデータ全体に適用した場合はドリフト除去による誤差の改善が微小であったが、信頼性の高いデータに限定した場合は、ドリフト除去によって誤差が約 40 度から約 30 度に低減できた。歩行センシングデータうち多くの箇所を安定歩行として検出できている場合は、ドリフト除去が有効に作用することが分かった。

平行・垂直知識の適用によって補正した歩行軌跡に着目すると、平均誤差と大きく誤る割合ともに最も小さくなった。特に、信頼性の高いデータに限定した場合は、誤差平均が約 7 度、大きく進行方向を誤る割合は約 1%となり、他の手法と比べて高い精度で歩行軌跡を推定できたといえる。

提案手法によって大幅に進行方向を補正できた例を図 14 に示す。この図は、進行方向のみに着目するため移動速度を一定として描画した軌跡である。一般的な PDR を適用した場合には右曲がりのドリフトが発生し、軌跡末端では進行方向の誤差が約 90 度になっている。しかし安定歩行区間（軌跡緑色の部分）が多く検出されたため、ドリフト除去の段階では進行方向を大幅に補正できている。安定歩行区間ではない部分についても、オフセット値の減算によるドリフト除去が有効に作用している。図 14 の楕円点線部分は、実際には 90 度の左折が 2 回行われている部分である。一般的 PDR 軌跡では右曲がりのドリフトの影響で正解よりも開いたコの字型軌跡となっているが、ドリフト除去によりコの字型に近い角度に補正できているのが分かる。

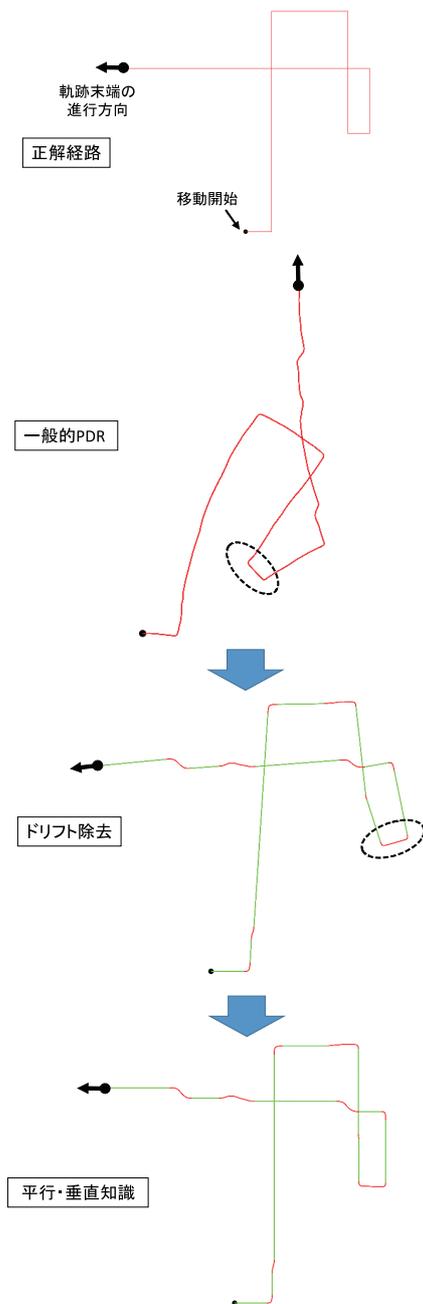


図 14 進行方向推定を大幅に補正できた例

Fig. 14 Example of successful large correction of estimated direction of motion.

ただし、信頼性の高いデータとして検出されたのは全歩行センシングデータ 452 経路のうち 84 経路であり、全体の 19%程度にとどまった。現状の手法では、ほとんどの歩行センシングデータが建物構造推定に利用できないと見なされてしまう。よって、ある建物の構造を推定するためには、各通路の歩行センシングデータが少なくとも 5 人以上は必要といえる。クラウドセンシングなどによって十分な量の歩行センシングデータを獲得しなければならない。

6.3 フロア間移動推定精度

フロア間移動推定精度の評価実験を行った。HASC-IPSC

の全歩行センシングデータに対して歩行・階段昇る・階段降りるの3種類の行動認識率を求め、精度を確認する。

比較対象として、米田らの手法 [14] を参考に実装した推

表 2 フロア間移動推定精度の評価結果

Table 2 Evaluation results for accuracy of estimating movement between floors.

[%]	提案手法			比較手法		
	Walk	Up	Down	Walk	Up	Down
Walk	98.7	0.8	0.5	98.7	0.7	0.6
Up	14.5	85.4	0.1	20.4	79.6	0.0
Down	18.8	0.1	81.1	24.5	0.1	75.4
ALL	93.4			89.7		

定手法を用いる。気圧変化量が±0.02 hPa/s 以上になった瞬間を検出し、その前/後のゼロ交叉点の間の区間をフロア間移動と見なす。ただし、本稿では折り返し階段踊場の移動を階段昇降の一部と見なしている。また、行動の種類は短時間では変化しないのが一般的である。そこで、比較手法の踊場の行動認識誤りを軽減するため、3秒以内の短い行動区間を、前後の行動と同一種類と見なす補正を行った。

フロア間移動推定精度の Confusion Matrix と総合的な推定精度を表 2 に示す。Confusion Matrix の縦軸は正解行動、横軸は推定行動である。精度は時間長を基準に算出しており、各セルの数字は、正解行動区間の時間長のうち、それぞれの推定区間の時間長が占める割合を表している。階段昇降の推定精度が向上しており、総合的には行動認識

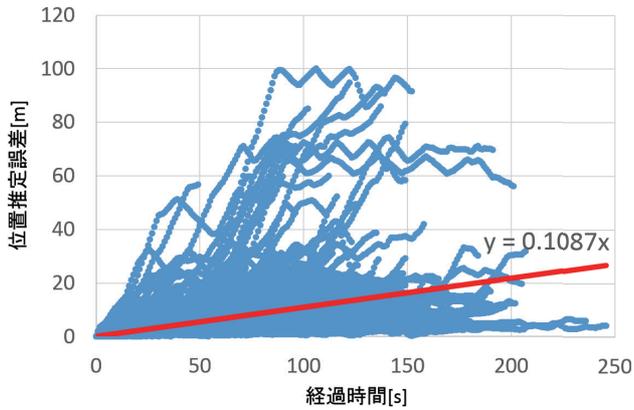


図 15 計測時間と 3次元位置推定誤差の関係 (全データを使用した場合)

Fig. 15 Relation of measurement time and 3-D location estimation error (using all data).

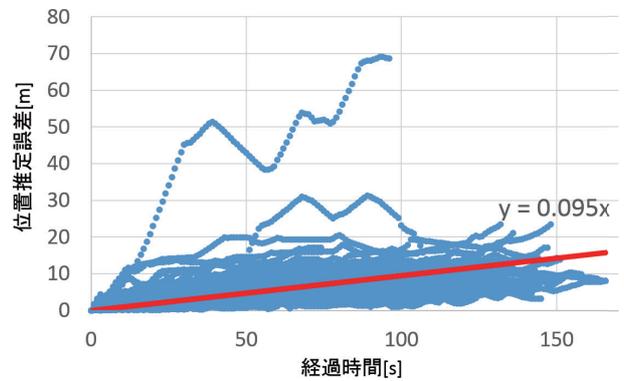


図 16 計測時間と 3次元位置推定誤差の関係 (高信頼性データのみ使用した場合)

Fig. 16 Relation of measurement time and 3-D location estimation error (using highly-reliable data).

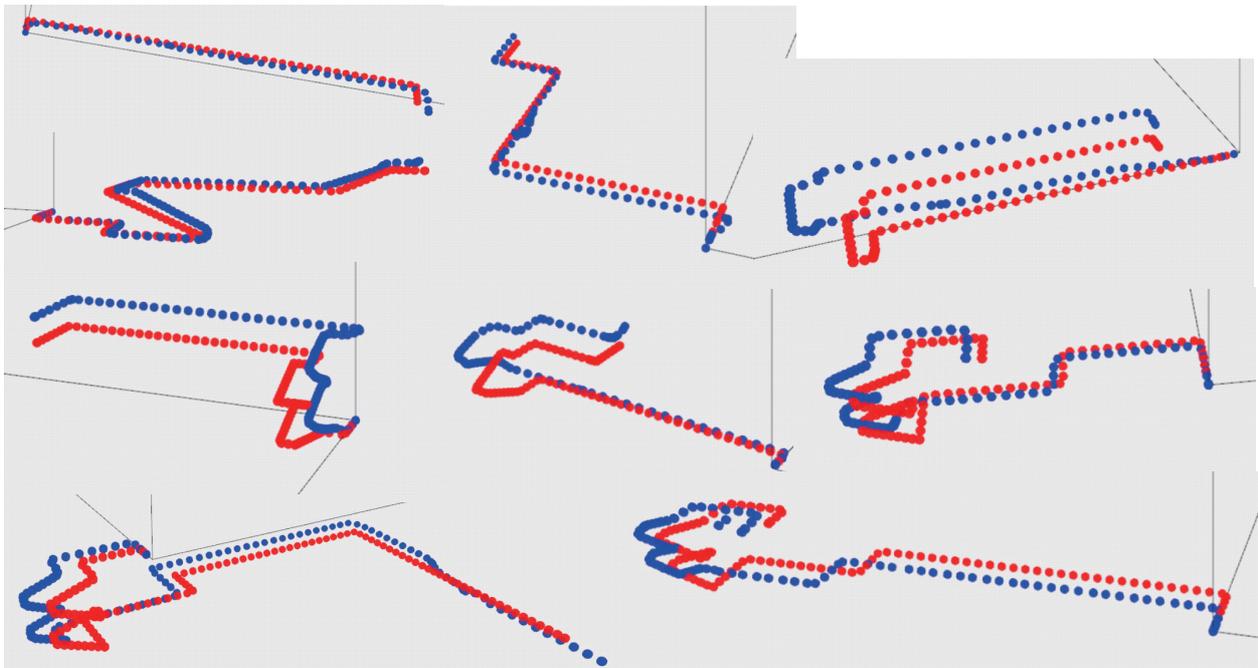


図 17 3次元歩行軌跡推定の例 (赤: 正解軌跡, 青: 推定軌跡)

Fig. 17 Examples of 3-D pedestrian trajectory estimation (Red: correct trajectory; Blue: estimated trajectory).

精度が約3%向上していることから、フロア間移動推定における安定フロア区間の導入の有効性が示されたといえる。

6.4 3次元歩行軌跡推定精度

歩行軌跡推定精度を評価するため、経過時間と位置推定誤差の関係を調査した。結果を図15と図16に示す。これらの散布図は、各推定軌跡の1秒ごとの座標を正解座標と比較して位置のユークリッド距離を誤差としてプロットしたものである。また、誤差の蓄積速度を求めるため、原点を通る回帰線を引き、その傾きを求めた。すべての経路データを用いた場合の誤差の蓄積速度は、0.1087[m/s]であった。また、安定歩行区間が6割以上存在する信頼性の高い経路データのみを用いた場合、誤差の蓄積速度は0.0950[m/s]であり、経路データ全体を用いた場合よりも約14%の精度改善となった。

図15と図16で30m以上の誤差の部分と比較すると、高信頼性データのみを使用によって、大きな推定誤差の経路データが除外されているのが分かる。経路データ全体を対象とした場合では経路末端での位置推定誤差が30mを超えていたのは29経路だったが、高信頼性データに限定すれば位置推定誤差が30mを超えるのは1経路に抑えられた。

提案手法では、10秒間の計測で約1mの誤差が蓄積することが分かった。部屋の大きさを1辺8m程度と仮定すると、その半分の4m以内の誤差であれば、おおむね部屋単位での推定は可能といえる。提案手法で4mの誤差が蓄積されるのは40秒後である。よって、提案手法では約40秒以内の移動であれば部屋単位の推定が可能なレベルの位置推定精度を達成できたといえる。

提案手法によって推定された3次元歩行軌跡の例を図17に示す。赤色が正解軌跡であり、青色が推定軌跡である。折り返し階段によるフロア間移動や廊下を直線的に移動している様子がおおむね再現されているのが分かる。

7. おわりに

本稿では、センサ信号の変化が少ない状態が継続している区間を安定センシング区間と定義し、このコンセプトの具体例として角速度センサを用いた安定歩行区間検出に基づく進行方向推定と、気圧センサを用いた安定フロア区間検出に基づくフロア間移動推定を行った。さらにそれら推定情報を統合して3次元歩行軌跡を推定する手法を提案した。

屋内歩行センシングコーパス HASC-IPSC を用いた評価実験の結果、進行方向推定、フロア間移動推定ともに、大きな変化量を直接推定する手法よりも高い精度を達成できた。また、経路データ全体に対する安定歩行区間の割合を用いた信頼性の高い歩行センシングデータの発見に関しても有効性を確認できた。最終的な3次元歩行軌跡推定の精

度は、10秒間の移動の間に約1mの誤差が蓄積することが確認された。これは40秒以内の移動であれば部屋単位での推定が可能なレベルである。

今後は、歩行開始終了時や右左折時などに起きる加減速をとらえて正確な移動量推定を行う手法を検討し、3次元歩行軌跡推定の精度をさらなる向上を試みる。また、HASC-IPSC やクラウドソーシングによって得られる歩行センシングデータに提案手法を適用し、得られた3次元歩行軌跡を統合して高精度に建物構造を推定する手法を検討する。今回提案したのはオフラインでの歩行軌跡推定手法である。そこで、提案手法を拡張して高精度なりアルタイム屋内PDRの実現を目指す。

参考文献

- [1] Kamisaka, D., Muramatsu, S., Iwamoto, T. and Yokoyama, H.: Design and Implementation of Pedestrian Dead Reckoning System on a Mobile Phone, *IEICE Trans. Information and Systems*, Vol.94, No.6, pp.1137–1146 (2011).
- [2] Kouroggi, M., Sakata, N., Okuma, T. and Kurata, T.: Indoor/Outdoor Pedestrian Navigation with an Embedded GPS/Rfid/Self-Contained Sensor System, *The 16th International Conference on Advances in Artificial Reality and Tele-Existence*, pp.1310–1321 (2006).
- [3] Ban, R., Kaji, K., Hiroi, K. and Kawaguchi, K.: Indoor Positioning Method Integrating Pedestrian Dead Reckoning with Magnetic Field and WiFi Fingerprints, *Proc. 8th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU2015)*, pp.169–174 (2015).
- [4] Gao, R., Zhao, M., Ye, T., et al.: Jigsaw: Indoor Floor Plan Reconstruction via Mobile Crowdsensing, *The 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2014)*, pp.249–260 (2014).
- [5] Jiang, Y., Yun, X., Pan, X., et al.: Hallway based Automatic Indoor Floorplan Construction using Room Fingerprints, *The 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp 2013)*, pp.315–324 (2013).
- [6] Hardegger, M., Troster, G. and Roggen, D.: Improved ActionSLAM for Long-term Indoor Tracking with Wearable Motion Sensors, *International Semantic Web Conference (ISWC 2013)*, pp.1–8 (2013).
- [7] 梶 克彦, 河口信夫: 建物内移動情報の部分マッチングに基づく建物構造生成, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム, pp.1413–1420 (2013).
- [8] Alzantot, M. and Youssef, M.: CrowdInside: Automatic Construction of Indoor Floorplans, *The 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL'12)*, pp.99–108 (2012).
- [9] Shin, H., Chon, Y. and Cha, H.: Unsupervised Construction of an Indoor Floor Plan Using a Smartphone, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, Vol.42, No.6, pp.889–898 (2012).
- [10] Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D.: *Probabilistic Robotics*, The MIT Press (2005).
- [11] 森信一郎, 肥田一生, 花田雄一, 峰野博史, 水野忠則: ばねモデルを用いた歩行軌跡補間技術, マルチメディア,

- 分散, 協調とモバイル (DICOMO2010) シンポジウム, pp.953-960 (2010).
- [12] 渡辺穂高, 渡辺翔太, 梶 克彦, 河口信夫: 特定の移動経路を対象とした行動イベント系列に基づく位置推定手法, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2012) シンポジウム, pp.1897-1903 (2012).
- [13] 沢田健介, 花田雄一, 森信一郎, 佐々木重信: 歩行軌跡形状を歩行者用道路トポロジ情報から検索する屋内歩行者位置推定法, 情報処理学会論文誌, Vol.54, No.1, pp.237-248 (2012).
- [14] 米田圭佑, 望月祐洋, 西尾信彦: 気圧センシングを用いた行動認識手法, 情報処理学会研究報告, Vol.2014-UBI-41, No.14, pp.1-8 (2014).
- [15] 渡邊孝文, 上坂大輔, 村松茂樹, 小林亜令, 横山浩之: 気圧センサを利用した昇降状態を含む移動状態推定, 信学技報, MoMuC2011-30, pp.19-23 (2011).
- [16] Kaji, K., Watanabe, H., Ban, R. and Kawaguchi, N.: HASC-IPSC: Indoor Pedestrian Sensing Corpus with a Balance of Gender and Age for Indoor Positioning and Floor-plan Generation Researches, *International Workshop on Human Activity Sensing Corpus and Its Application (HASCA2013)*, pp.605-610 (2013).
- [17] 井戸正敏, 加藤貞夫: 歩行動作時間の推定法に関する研究, 日本経営工学会誌, Vol.46, No.6, pp.550-556 (1996).
- [18] Ogawa, N., Kaji, K. and Kawaguchi, N.: Effects of Number of Subjects on Activity Recognition—Findings from HASC2010corpus, *Proc. Workshop on Frontiers in Activity Recognition Using Pervasive Sensing (IWFAR)*, pp.48-51 (2011).
- [19] 安齋恵一, 岡島匠吾, 坪井 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, 情報処理学会, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2011) シンポジウム論文集, pp.921-927 (2011).
- [20] 村田雄哉, 梶 克彦, 廣井 慧, 河口信夫: 歩行者自律測位における行動センシング知識の利用, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2014) シンポジウム, pp.1614-1619 (2012).
- [21] Watanabe, S., Kaji, K. and Kawaguchi, N.: A Proposal of Landmark-conscious Voice Navigation, *Proc. 6th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU2012)*, pp.56-61 (2012).



梶 克彦 (正会員)

2002年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。2007年同大学大学院情報科学研究科博士課程修了。博士(情報科学)。NTTコミュニケーション科学基礎研究所リサーチアソシエイト, 名古屋大学大学院工学研究科助教を経て, 2015年より愛知工業大学情報科学部准教授。日本ソフトウェア科学会会員。屋内位置推定, 遠隔コミュニケーション支援の研究に従事。



河口 信夫 (正会員)

1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了。同年同大学工学部助手。同大学講師, 准教授を経て, 2009年より同大学大学院工学研究科教授。NPO 位置情報サービス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション, ユビキタスコンピューティング, 行動センシングの研究に従事。博士(工学)。ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。