

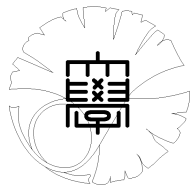
# 修士論文

## 携帯端末向け歩行者デッドレコニング の精度向上に関する研究

## Accuracy Improvement of Pedestrian Dead Reckoning for Mobile Phones

指導教員

上條 俊介 准教授



東京大学大学院  
情報理工学系研究科  
電子情報学専攻

学籍番号・氏名 48-126412 垣内 紀明

提出日

2014年2月6日



## 概要

歩行者デッドレコニング (PDR) とは、加速度センサ等を用いて歩行者の現在位置を推定する技術であり、ビルの多い都心部など GNSS の精度が低下する環境において特に有用な技術である。また近年は、センサ類を搭載した高度な携帯情報端末の登場により、PDR はそのような携帯端末上のアプリケーションとして実現可能になった。本論文では、携帯端末向けの歩行者デッドレコニングについて、その測位精度を向上させる複数のアプローチについて述べる。まず、歩行者の移動状態 (静止 / 歩行 / 走行) を判定し、それに応じて別々のモデルを用いて歩幅を計算する手法を提案する。次に、磁場ベクトルの偏向量の分布データを用いて、進行方向を補正する手法を提案する。最後に、PDR に GPS 測位とマップマッチングを組み合わせた複合測位システムについて提案する。実験は実際の屋外環境において行い、いずれの手法も PDR の精度向上に有効であることを確認した。



# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	研究背景 . . . . .	1
1.2	研究目的 . . . . .	2
1.3	本論文の構成 . . . . .	2
<b>第 2 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>4</b>
2.1	センサユニットを身につけて行う PDR . . . . .	5
2.2	携帯端末を用いた PDR . . . . .	6
2.3	歩幅モデル . . . . .	7
2.4	磁場偏向情報の利用 . . . . .	9
2.5	他の測位手段との複合 . . . . .	10
<b>第 3 章</b>	<b>PDR システムの構成</b>	<b>12</b>
3.1	加速度センサと磁気センサ . . . . .	13
3.2	端末の姿勢推定 . . . . .	13
3.3	ステップ検出 . . . . .	14
3.4	進行方向推定 . . . . .	15
3.5	歩幅推定 . . . . .	16
3.6	位置の更新 . . . . .	17
3.7	本研究における PDR システムの実行環境について . . . . .	17
<b>第 4 章</b>	<b>移動状態の判別, および走行モード用の歩幅モデルの導入</b>	<b>19</b>
4.1	動機 . . . . .	19
4.2	移動状態判別器 . . . . .	20
4.3	走行モード用の歩幅モデル . . . . .	22
4.4	実験 1: 歩幅モデルの検証 . . . . .	23
4.5	実験 2: 移動距離精度の評価 . . . . .	25
4.6	まとめ . . . . .	26
<b>第 5 章</b>	<b>磁場偏向マップを用いた進行方向補正</b>	<b>28</b>

iv 目次

5.1	動機 . . . . .	28
5.2	磁場偏向マップを用いた進行方向補正アルゴリズム . . . . .	28
5.3	実験 . . . . .	31
5.4	他の進行方向誤差要因について . . . . .	34
5.5	まとめ . . . . .	39
<b>第 6 章</b>	<b>PDR・GPS・マップマッチングを組み合わせた複合測位システム</b>	<b>40</b>
6.1	動機 . . . . .	40
6.2	システム概観 . . . . .	41
6.3	カルマンフィルタの枠組みによる PDR と GPS の統合 . . . . .	42
6.4	曲がり角に基づくマップマッチング . . . . .	45
6.5	精度評価実験 . . . . .	48
6.6	まとめ . . . . .	52
<b>第 7 章</b>	<b>結論と今後の課題</b>	<b>63</b>
7.1	結論 . . . . .	63
7.2	今後の課題 . . . . .	64
	<b>謝辞</b>	<b>65</b>
	<b>発表文献</b>	<b>66</b>
	<b>参考文献</b>	<b>67</b>

# 目次

2.1	誤差のある PDR 軌跡の例 . . . . .	8
3.1	PDR システムの概観 . . . . .	12
3.2	歩行動作時の鉛直方向および前方向の加速度の推移 . . . . .	15
3.3	実験に用いるスマートフォン . . . . .	18
4.1	鉛直加速度のレンジと歩幅との関係 . . . . .	20
4.2	PDR システムにおける移動状態判別器の働き . . . . .	22
4.3	歩行/走行の歩幅に対する歩幅モデルのあてはめ . . . . .	24
4.4	走行時の歩幅に対する, 歩幅推定手法の RMS 誤差の比較 . . . . .	25
4.5	移動距離実験の結果軌跡の例 . . . . .	27
5.1	本研究における磁場偏向の定義 . . . . .	29
5.2	磁場偏向の時間変化の例 . . . . .	30
5.3	磁場偏向マップ, その観測点の補間, および PDR への適用 . . . . .	30
5.4	実験コース地図 . . . . .	32
5.5	磁場偏向マップの作成 . . . . .	33
5.6	磁場偏向マップを用いた進行方向補正の実験結果-1 . . . . .	35
5.7	磁場偏向マップを用いた進行方向補正の実験結果-2 . . . . .	36
5.8	推定人体座標のピッチ角およびロール角の関数としての方向誤差 . . . . .	38
6.1	複合的測位システムの概観 . . . . .	41
6.2	PDR パラメータ補正值算出のための, 位置座標間の関係 (GPS の場合) . . . . .	44
6.3	曲がり角に基づくマップマッチング . . . . .	46
6.4	「歩行空間ネットワークデータ」の例 . . . . .	46
6.5	PDR パラメータ補正值算出のための, 位置座標間の関係 (マップマッチング の場合) . . . . .	48
6.6	実験コース 1 地図 . . . . .	53
6.7	実験コース 2 地図 . . . . .	54
6.8	実験コース 3 地図 . . . . .	55

vi 図目次

6.9	実験コース 1 上の磁場偏向分布 . . . . .	56
6.10	実験コース 2 上の磁場偏向分布 . . . . .	57
6.11	実験コース 3 上の磁場偏向分布 . . . . .	58
6.12	精度評価実験コース 1 結果例 . . . . .	59
6.13	精度評価実験コース 2 結果例 . . . . .	60
6.14	精度評価実験コース 3-1 結果例 . . . . .	61
6.15	精度評価実験コース 3-2 結果例 . . . . .	62



# 表目次

3.1	実験における PDR システムのパラメータ設定 . . . . .	18
4.1	決定木による移動状態判別器の精度 (特徴量をすべて用いる場合) . . . . .	21
4.2	決定木による移動状態判別器の精度 (加速度特徴量のみ用いる場合) . . . . .	21
4.3	歩幅モデルの実験における各参加者の比例係数パラメータ . . . . .	24
4.4	移動距離精度の比較実験結果 . . . . .	26
6.1	実験における複合測位システムのパラメータ設定 . . . . .	50
6.2	精度評価実験結果 . . . . .	50



# 第 1 章

## 序論

本研究では、携帯情報端末を用いて行う歩行者デッドレコニングについて、様々なアプローチによりその測位精度の向上を実現した。本章では本研究の背景と目的、本論文の構成について述べる。

### 1.1 研究背景

歩行者の現在位置を高精度に推定する技術は、様々な情報システムにおいて重要な要素である。その歩行者自身のナビゲーションに利用できるほか、場所に応じて異なる情報を情報端末に送信するサービスや、位置情報を使ったゲームやソーシャルネットワークサービスの実現にも役立つ。また、多数の歩行者から連続した位置情報を収集することにより、特定の地域や施設における人の流動分析を行うこともできる（例として [31]）。さらに、交通安全の分野においても歩行者の位置推定は不可欠な要素である。高度交通システムの研究に従事する我が研究室では、車と歩行者の相対位置推定・歩行者の絶対位置推定・歩車間通信を組み合わせた信頼性の高い事故防止システムの実現を目指している。

屋外環境において、歩行者が現在位置情報を取得する一般的な手段は、複数の人工衛星との距離をもとに地球上の自分の位置を割り出す GNSS (Global Navigation Satellite System) である（現在、異なる機関によって複数の GNSS が運用されているが、その中でも広く普及している一つが、アメリカ合衆国によって運用されている GPS (Global Positioning System) である）。しかし、周りに高いビルが多い都市部などでは特に、建物による衛星電波の遮断や反射により GNSS の測位精度は大きく低下する。そのような環境においても高い精度で測位を続けるためには、GNSS に情報を補う、あるいは GNSS に取って代わるような、別の位置推定手段を用いるのが効果的である。その手段の一つとして盛んに研究されているのが、歩行者デッドレコニング (pedestrian dead reckoning, PDR) である。

「デッドレコニング」とは、センサによって移動体の変位を継続的に推定し、あらかじめ与えられた初期位置に加算していくことで、その移動体の位置を算出する自律航法のことを指す。そして、歩行者向けのデッドレコニングすなわち PDR を実現する場合には、歩行者が加速度センサや磁気センサ等を身につけ、それらによって歩行する際の体の動きを計測し、その計測

## 2 第1章 序論

結果から歩幅（あるいは移動速度）と進行方向を推定することで変位を求めるのが一般的である。様々な位置推定手段の中で、GNSS と異なり電波の伝搬環境に依存せず、また道路や建物等のインフラにも特別な設備を必要としないという点が、PDR のメリットである。

近年普及が進んでいるスマートフォン等の高度な携帯情報端末には、GNSS だけでなく、加速度センサ・磁気センサを含む多様なセンサ類が搭載されている。そのため PDR は、それ専用の機器を身につけることなく、身近な携帯端末上で動作する一つのアプリケーションとして実現可能になっている。

### 1.2 研究目的

本研究では、携帯端末向けの PDR システムについて、複数のアプローチによってその位置精度の向上を目指す。具体的にはまず、現在までの PDR の研究の中で提案・確立された手法を用いた基本的な PDR システムを構築する。そして、以下のように、その PDR システムに対して新しい機構を導入し、従来の PDR システムにとって弱点となる（＝誤差が大きくなりやすい）状況、あるいは従来の PDR システムが考慮していなかった状況を克服する。

- 1) 走る動作は、従来の PDR において考慮されてこなかった。そこで、PDR システムを走る動作にも適応できるようにするため、走る時の歩幅をより正確に推定できる新しいモデル（導出式）を提案し、導入する。また、それに伴って、歩行者の動作を静止・歩行・走行の三つの移動状態に判別する機構も導入する。
- 2) 磁気センサを用いて進行方向を推定する PDR システムの場合、歩行者の周りの人工物の影響によって磁気擾乱（地磁気以外の磁気成分によって磁場ベクトルの方向が乱れること）が存在する場所では、進行方向に大きな誤差が生じることがある。そこで、そのような環境でも正確な進行方向推定が行えるようにするため、磁場ベクトルの偏向量の分布データを用いて、進行方向を補正する機構を導入する。
- 3) PDR は、測位を繰り返すと誤差が蓄積していく性質を持つため、単独では長時間の測位には向かないとされている。そこで、PDR に加えて、誤差が前回の測位結果に依存しない GPS 測位、および、地図情報に合わせて位置を修正するマップマッチングを組み合わせた複合的測位システムを構築する。

本研究において扱う PDR は、屋外環境で利用することを想定し、また、高さ方向の位置推定は行わず水平方向のみの位置推定を行うものとする。

### 1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

第2章では、PDR に関する主な研究、および、本論文で提案するそれぞれの手法に関連した研究を紹介する。

第3章では、本研究のベースとなる PDR システムの構成と実装について説明する。

第4章では、歩行者の移動状態を判定し、それに応じて別々のモデルを用いて歩幅を計算する手法を提案する。そして、提案手法の効果を実証する実験とその結果について述べる。

第5章では、磁場ベクトルの偏向量の分布データを用いて、進行方向を補正する手法を提案する。そして、提案手法の効果を実証する実験とその結果について述べる。

第6章では、PDRにGPS測位とマップマッチングを組み合わせた複合測位システムの構成と実装について述べ、本研究において最終的に得られた測位精度を評価する。

最後に、第7章にて結論と今後の課題を述べる。

## 第 2 章

# 関連研究

PDR について、現在までに多くの研究が行われている。特に、前述のように高度な携帯情報機器が普及し、パーソナルな位置情報に基づくサービスが身近なものとなった近年では、PDR の研究にも世界的にますます勢いがついてきている。

PDR の研究発表が行われる分野は大きく二つに分かれる。一つは、歩行者・車・ロボットなどを含む移動体全般のポジショニングとナビゲーションをトピックとする分野である。この分野において PDR は、GNSS、電波強度による位置推定、RFID (radio frequency identification) による位置特定などと並んで、慣性センサ\*1を用いた位置推定手段の一つとして位置づけられる。もう一つは、あらゆる場所にコンピュータが存在することを意味する「ユビキタス・コンピューティング」あるいは「パーベイシブ・コンピューティング」と呼ばれる分野である。この分野において PDR は、ウェアラブルコンピュータや携帯電話でできることの一つとして位置づけられる。どちらの分野においても、「GNSS の電波が届きにくい都市部や室内での位置推定手段を提供する」という目的設定はおおむねどの研究でも共通である。

本章では、PDR に関する主だった研究を紹介するとともに、本論文で言及する〈歩幅モデルの検討〉、〈磁場偏向情報の利用〉、〈他の測位手段との複合〉の三つの観点から過去の研究事例を比較する。

なお、本論文においては、「加速度センサ」「磁気センサ」「ジャイロセンサ」と言った場合、原則としていずれも三軸のセンサ、つまり、互いに直交する三つの座標軸を持ち計測結果はそれらの座標のベクトルで表されるタイプのセンサのことを指すものとする。座標軸を X 軸・Y 軸・Z 軸とすると、加速度センサはセンサにかかる加速度のうちの X 方向成分、Y 方向成分、Z 方向成分の三つの値を出力し、その単位はたとえば  $\text{m/s}^2$  である。同様に、磁気センサはセンサの位置における磁場（磁束密度）のうちの X・Y・Z 方向成分の三つの値を出力し、その単位はたとえば  $\mu\text{T}$  である。ジャイロセンサの場合、X 軸の値として出力されるのはセンサ自体の回転のうち X 軸を回転軸とする回転の角速度であり、その単位はたとえば  $\text{rad/s}$  である（他の軸についても同様）。

---

\*1 「慣性センサ」という語は一般的に、加速度センサ、もしくは角速度を計測するジャイロセンサのことを指す。

## 2.1 センサユニットを身につけて行う PDR

小型・軽量かつ低コストな MEMS (micro-electro-mechanical system) センサの技術の発達により、慣性センサを用いた位置推定は航空機・船舶・ロケット等だけでなく人間にも応用されるようになった。前者に搭載されるような慣性航法システム (inertial navigation system, INS) は一般に、加速度値を二回積分することにより変位を算出するが、人間が身につけたセンサの場合はそのような方法は現実的でない。MEMS センサが持つ誤差が、積分操作により時間の二乗に従って蓄積される結果、人間の移動速度に比べて急速に位置誤差が生じてしまうためである。

この問題を回避するため、PDR においては、人間の歩行動作の特性を利用して間接的に変位を求めるアルゴリズムが選択される。人間が歩行する際の周期的な体の動きにより、身につけたセンサ類の計測値には特徴的なパターンが現れる。歩く速度が速ければ体の動きも激しくなることから、計測値のレンジも大きくなる。これらのパターンとレンジを利用して、まず一歩一歩のステップを検出し、次に何らかのモデルにより歩幅あるいは移動速度を導き出し、それに加えて進行方向も推定する。たとえば歩幅  $l$  と進行方向  $\theta$  が求められたとき、初期位置から数えて  $n$  歩目の位置座標  $\mathbf{x}_n = (x_n, y_n)^T$  は以下のように計算される。

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{x}_{n-1} + \begin{pmatrix} l \cos \theta \\ l \sin \theta \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

このように一歩ごとに位置を更新するステップベースの PDR アルゴリズムは、その原型を Point Research 社の Levi および Judd による研究 [21, 13] に見ることができる。Levi らは、鉛直方向の加速度値からピーク検出アルゴリズムによってステップを検出した。歩幅については、ステップ頻度 (単位時間当たりの歩数) の一次関数として計算するモデルを提案した。進行方向については、身につけたセンサの計測軸が体の向きと一致していると仮定し、磁気センサを用いて推定した。

以降、センサユニットを体の特定の部位に身につけて行う PDR の研究が進められた。Ladetto ら [20] は、進行方向の推定に関して、磁気センサとジャイロセンサを相補的に用いる手法を提案した。計測の結果から、磁気擾乱が小さいと判断した場所では磁気センサの値を参照してジャイロセンサのバイアスを補正し、一方で磁気擾乱が大きい場所では磁気センサの代わりにジャイロセンサを用いて方向を推定した。Fang ら [6] は、加速度センサ・磁気センサ・ワイヤレス通信機器を内蔵した NavMote というプラットフォームを用いた PDR システムについて提案した。デッドレコニング計算用のウェアラブル PC 等をユーザが持ち歩くのではなく、センシングしたデータをサーバに送信してサーバ側で処理を行うことで、ユーザ側の機器重量や電力消費の負担を軽減した。また Fang らは同論文で、ユーザが円周状に歩くことにより、磁気センサのキャリブレーションを行う方法も提案した。Sun ら [27] は、加速度センサと磁気センサを用いた PDR について、動作判別を組み合わせる精度を向上させる手法を提案した。計測した加速度値からフーリエ変換等により特徴量を抽出し、確率的ニューラルネットワークの学習により歩行者の動作を歩行・静止・不規則動作の三つに判別した。そして、歩行

## 6 第2章 関連研究

と判別されたときだけデッドレコニングを行うことにより、歩行者の不規則な動作による振動をステップとして誤検出することを防止した。

Levi らはセンサを身につける場所について特に指定していないが、通常は、センサに加わる振動のパターンに個人差が少なく、かつ、進行方向に関係ない回転が加わりにくい場所が望ましいと考えられる。[6] や [27] ではセンサユニットをベルト等で腰に固定して実験を行っているが、腰は人体の重心に近く、上記の条件も適度に満たすためセンサの保持場所には適していると言える。一方、Beauregard ら [1, 2] や Jimenez ら [11] は、足の甲に固定したセンサユニットを用いる PDR システムについて提案した。INS において、静止した状態で速度のバイアスを補正するキャリブレーション操作のことを速度ゼロ補正 (zero velocity update, 慣例的に ZUPT と略される) と言うが、センサが足に付けられている場合、歩いている時も足が地面と接触している間は速度がゼロになることを利用し、毎ステップで ZUPT を行うことができる。このため、加速度の二回積分でもある程度正確に歩幅を推定することができる。

## 2.2 携帯端末を用いた PDR

近年は、多様なセンサ類を搭載したスマートフォン等の携帯情報端末の普及が世界的に進んでおり、それにしたがって、携帯端末一台でセンシング・位置推定処理・他のアプリケーションやサービスへの情報提供を一通り行うことを想定した PDR システムの研究が、多く行われるようになってきた。

携帯端末を用いた PDR は、専用センサユニットを身につける従来の PDR システムで使われた手法をおおむね踏襲できるが、従来の研究との違いとしては、携帯端末の日常的な使用形態から逸脱しない、実用的な状況を想定している研究が多いことが挙げられる。具体的には、「センサは一つずつしかなく、それらは同一の箇所にまとまっていること」「消費電力がより懸念すべき事項となること」などが挙げられるが、最も重要なのは「体に対するセンサの姿勢(向き)は変化しうること」であると思われる。専用センサユニットによる PDR の場合は、ベルトや紐等でセンサを体の特定の部位・特定の向きに固定することで、システム上、体の向きに対するセンサ座標系の向き(=体に固定された前・左・上の座標軸とセンサの X・Y・Z 座標軸との、座標変換関係)を、ノイズはあるもののある程度既知とすることができた。一方、携帯端末をそのように固定してしまうのは、他の用途が制限されてしまうことからユーザにとっては現実的でない。そのため、端末をポケットに入れたり手に持って歩いたりといった、体に対するセンサの姿勢(向き)が変化しうる状況を想定する。この場合、センサによる計測値から体の向いている方向を推定する処理が PDR システムに組み込まれ、その処理の正確さが位置推定の誤差に影響する。あるいは、三軸計測値のノルムのみを利用するなど、センサの姿勢に無関係な手法を選択する。

Ichikawa らが欧米の三つの都市で行った調査 [9] によれば、携帯電話を持ち運ぶ場所として最も多く選ばれているのはズボンのポケットであり、その割合は全体で 34%、男性に限れば 57% であった。端末をズボンのポケットに入れて歩くことを想定した研究としては、[18, 26, 8] が挙げられる。Kunze ら [18] は、センサ座標系から見た体の進行方向を、継続的に



計測した加速度の値から推定した。脚を振り動かす振動により、前後方向に特に大きな加速度が端末にかかることを利用し、加速度の水平成分に対して主成分分析 (principal component analysis, PCA) を適用することで体の前後軸を決定する手法を提案した。Steinhoff ら [26] は、同様に PCA に基づいた手法について、いくつかのバリエーションを検討しどれが最も精度が良いか検証した。また、その手法を取り入れた PDR システムを構築し、多数の参加者・多種のズボンを使って位置推定・追跡の実験を行った。その結果、進行方向の誤差は一回の軌跡の中ではほぼ一定であること、ゆったりしたズボンかタイトなズボンかによって端末にかかる振動の特徴が異なることなどを発見した。Hoseinitabatabaei ら [8] は、太ももの移動や回転と端末にかかる加速度との関係を表す式を導出した。そして、歩行動作の周期のうち、ポケットに端末を入れている方の脚が地面に接している時間の中間点のあたりで、加速度の前後方向以外の成分が最小になることを理論的に説明した。このことを利用して、まず鉛直方向の加速度から heel strike (かかとが地面に着く) と toe off (つま先が地面から離れる) のタイミングを検出し、それらの中間点における水平加速度の方向から進行方向を推定する手法を提案した。

一方、ユーザが端末を手を持って歩くケースに対応した研究としては、[15, 28] が挙げられる。こちらは、ユーザが何らかのアプリケーションを利用している時に同時に位置推定を行う状況を想定している。Kamisaka ら [15] の PDR システムは、端末を目の前に保持して画面を見ながら歩いている状態、および画面を見ずに手を振って歩いている状態を想定した。計測した磁場ベクトルの変化からそれら二つの状態を判別する手法を提案し、また、それらの状態に対応したステップ検出や進行方向推定の手法を提案した。Susi ら [28] も同様に、端末を目の前に保持するか耳に当てながら歩いている状態、および手を振って歩いている状態を判別する手法を提案し、そしてそれらの状態に対応したステップ検出手法を提案した。これらの研究に共通している点は、端末を保持している場合と振っている場合とで別の手法を用いていることであり、特に振って歩く場合は、足が地面に着く際の体の振動が加速度値にピークとして表れにくいため、代わりに磁気センサやジャイロセンサで腕の振りの周期などを推定するという方法を取っている。

## 2.3 歩幅モデル

PDR の位置精度は、ステップ検出、歩幅推定、進行方向推定のそれぞれの段階の正確さによって影響を受ける。ステップ検出と歩幅推定の誤差は、移動距離面の誤差、すなわち移動した方向に対して手前や奥にずれる誤差を生じる。進行方向の誤差は、移動した方向に対して左右にずれる誤差を生じる (図 2.1)。

人間の歩幅は一定ではなく、歩く速度、身長、歩く姿勢、靴の種類、路面の状態などによって変化する。したがって、多くの PDR システムでは、固定の歩幅を用いるのではなく、センサを用いて計測あるいは検出可能な値から歩幅を動的に決定することで、移動距離の面で高い精度を実現している。歩幅推定アルゴリズムは、実用性の観点から、ユーザの身長や脚の長さといった情報を事前に入力しなくてもよいものが好ましい。

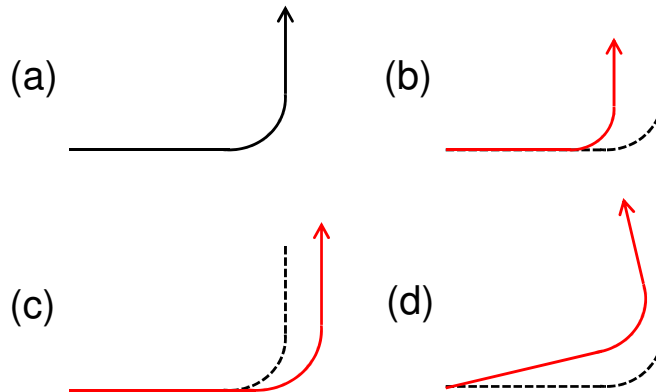


図 2.1. 誤差のある PDR 軌跡の例 (赤色). (a) 正解軌跡. (b) 推定した歩幅が真の歩幅より小さい時, あるいは, ステップの検出漏れが多い時. (c) 推定した歩幅が真の歩幅より大きい時, あるいは, ステップの過検出が多い時. (d) 推定した進行方向に誤差がある時.

前述の通り, Levi ら [21] は, 歩幅  $l$  はステップ頻度  $f$  の一次関数に従うとする以下のモデルを提案した.

$$l = l_0 + K(f - f_0) \quad (2.2)$$

$l_0, f_0$  はそれぞれ歩幅とステップ頻度のシステム上の初期値である. 係数  $K$  は個人によって異なるため, キャリブレーションを行って決定する. 一般に  $K$  は正の値であり, すなわちこのモデルは, 歩みが速いほど歩幅も大きくなることを表している. ただし, Egerton らの実験 [5] によると, 自然な歩行動作を行った時, 毎分 150 歩までは, 63 名の実験参加者のうち 95% 以上が線形モデルに従ったが, 毎分 150 歩より大きいステップ頻度では一部の参加者は歩幅が減少し始め, 全体として線形ではなく上に凸な二次関数に従う歩幅になったという結果が出ている.

Weinberg[30] は, 人間の歩行動作を表す力学モデルの一つである倒立振子モデルに近似を加えることで, 鉛直方向の加速度  $a_v$  から歩幅  $l$  を計算する以下のモデルが得られることを示した.

$$l = K \sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}} \quad (2.3)$$

$a_{v,max}, a_{v,min}$  はそれぞれ, 前回のステップから今回のステップまでの鉛直方向加速度の, 最大値と最小値である. 係数  $K$  は個人によって異なるため, キャリブレーションを行って決定する. 一般に  $K$  は正の値であり, すなわちこのモデルは, 歩幅が大きいほど体の垂直方向の動きも大きくなることを表している.

上記の式 (2.2) や式 (2.3) は, シンプルな形ながらある程度高い精度で歩幅を推定できるモデルであることから, 現在まで多くの PDR 研究において採用されている. 特に式 (2.3) は調整すべきパラメータが一つであり, パラメータの数が少ないということはキャリブレーションの負担が少ないという利点がある. 一方これら以外にも, 様々な歩幅モデルが経験的に導き出

され、提案されてきた。Ladetto[19]は、式(2.2)に加えて加速度値の分散も説明変数に入れたモデルを提案した。Kimら[16]、Bylemansら[3]はそれぞれ、一ステップの間の鉛直方向加速度の絶対値の平均を用いて歩幅を求める、別々のモデルを提案した。また、Jahnら[10]は、[30, 16, 3]にてそれぞれ提案されている歩幅モデルの精度を比較する実験を行った。その結果、どのモデルを用いても誤差の平均は5%程度だが、[16]のモデルは個人や歩く速度によって誤差のばらつきが大きいこと、[30]と[16]の方法は“普通の”速度で歩いた時誤差が小さいこと、などの結果が得られた。

## 2.4 磁場偏向情報の利用

磁気センサを用いて地磁気の磁場を計測し、そのベクトルの方向を求めることで、センサから見て北はどの方向かを知ることができる。センサから見た体の進行方向と北の方向を比べることで、東西・南北の地図座標上での歩行者の進行方向を決定することができる。しかし、このようにして進行方向を推定するPDRシステムの場合、磁気擾乱のある場所では磁気センサで正しい北方向を知ることが難しい(磁気擾乱とは、何らかの要因によって地磁気以外の磁気成分が加わり、その結果トータルの磁場の方向が変化してしまうことを指す)。磁気擾乱の原因としては、ビルや車といった鉄製の構造物、送電線や変圧器といった電力設備、コンピュータや家電製品といった電子機器などが挙げられる。したがって、都市部の歩道や屋内などPDRが効果を発揮する場所は、一方で磁気擾乱の存在しやすい環境であるとも言える。多くのPDR研究において、磁気擾乱の影響は特に言及されないか、もしくは予測不可能な誤差成分として扱われている。Chenら[4]は、磁気センサを用いた進行方向推定に関して様々な誤差要因をモデル化しその影響を議論したが、磁気擾乱による誤差については予測不可能な誤差であるとして取り扱う対象から外していた。

一方で、特定のエリアにおける磁場偏向(磁場ベクトルの方向や大きさが、純粋な地磁気の磁場と比べてどの程度変化しているか)<sup>\*2</sup>の情報を利用することで、位置推定・追跡の精度を高めることもできる。このような発想は、PDRのほか、移動ロボティクスの分野にも見ることができる。Rahokら[23](移動ロボティクス)、Juddら[14](PDR)はそれぞれ、“フィンガープリンティング”の考え方に基づいて、位置追跡の途中で位置を修正する手法を提案した。まず準備段階として、ロボットあるいは歩行者の行動範囲における磁場を移動しながら計測し、磁場に大きな異常が起こったら、その磁場偏向のパターンとそれが起こった場所(区間)との対応をデータベースに蓄積した。そして、位置推定・追跡を行う段階では、データベースのエントリにマッチするような磁場偏向を観測したら、それに対応する場所へと現在位置を修正した。Navarroら[22](移動ロボティクス)は、ロボットの行動エリア全体における磁場偏向の分布を利用して進行方向推定を行う手法を提案した。まず準備段階として、行動エリア内にグリッド上に設定した測定点で磁場を計測し、測定点の位置と磁場偏向の値との対応をデー

<sup>\*2</sup> 電磁気学的な用語としての「磁場偏向」とは全く異なる概念であるが、本論文では便宜的にそう呼称することにする。

データベース化した。そして、位置推定・追跡を行う段階では、現在位置における磁場偏向を、近傍の測定点における値を補間することによって求め、ロボットが持つ磁気センサの計測値と求めた磁場偏向を用いてロボットの進行方向を推定した。

## 2.5 他の測位手段との複合

式 (2.1) において、現在位置  $\mathbf{x}_n$  の誤差は、前回の位置  $\mathbf{x}_{n-1}$  の誤差に、歩幅  $l$  や進行方向  $\theta$  の誤差を加えたものとなる。つまり PDR は、過去の位置を基準に現在の位置を推定するという方法を取るため、位置の更新を繰り返すと誤差が蓄積していく性質を持つ。そのため、PDR 単独で長時間位置精度を保つことは難しい。

### 2.5.1 PDR と GNSS

PDR は元々 GNSS 測位の代替手段として研究されてきた面があり、Levi ら [21, 13] を始めとして、「GNSS が利用可能な時は、GNSS 単独で測位を行い、その測位結果を用いて PDR のパラメータを学習あるいは補正する。GNSS が利用できなくなった時は、PDR に切り替えて位置追跡を行う」というのが素朴な考え方であった。それに対し、Jirawimut ら [12]、興梠ら [32]、Gusenbauer ら [7] は、PDR と GNSS (GPS) を常に同時に利用して高い位置精度を実現する手法を提案した。

PDR と GNSS を複合的に利用する場合、カルマンフィルタがそのアルゴリズムの枠組みとしてしばしば用いられる。カルマンフィルタとは、時々刻々と変化する何らかの状態（具体的にはいくつかの変数の組）について、状態の時間変化モデルを用いて前の時刻の推定値から現在の状態を計算する「予測」手続きと、現在の観測量を用いて状態を補正する「更新」手続きとを繰り返すことで状態を推定する操作のことである。[12, 32, 7] では、状態ベクトルに位置座標そのものを含め、また観測量のばらつきを表すパラメータとして GPS の DOP 値<sup>\*3</sup>に依存した値を用いることで、GPS 測位の誤差を考慮している。また、[32] と [7] は、PDR による位置の更新をカルマンフィルタにおける時間変化モデルとして利用している。PDR と GNSS をこのように複合的に利用することで、PDR 単独の場合・GNSS 単独の場合に比べて、そのどちらか精度の悪い方よりは少なくとも高い精度を実現できる。

### 2.5.2 その他

PDR によって推定した位置を、繰り返し修正していくことで位置精度を高める場合、GNSS 以外にも様々な手段が利用できる。現在までの研究で提案されてきたものとしては、Wi-fi 電波強度を用いた位置推定、RFID を用いた位置特定、マップマッチングなど、様々なものがある。

<sup>\*3</sup> dilution of precision の略。測位に使った衛星の位置関係によって一意に決まる、GNSS 測位の精度の指標となる値。

Wi-fi 電波強度の利用については、特に携帯情報端末向けの位置推定技術としてよく取り上げられる。いくつかの場所において、そこで観測したアクセスポイントの識別情報（MAC アドレス等）およびそれぞれの電波強度のリストを位置情報と対応付けたものを前もってデータベース化しておき、観測したアクセスポイントごとの電波強度をもとにそのデータベースを参照することで位置を推定する、という仕組みの場合は、特に Wi-fi フィンガープリンティングと呼ばれる。アクセスポイントの密度が高い都市部やビル内部で効果が高いことから、これも GNSS と相補的な手段とされる。PlaceEngine<sup>\*4</sup>や Skyhook Wi-fi positioning system<sup>\*5</sup>などすでに大規模な対応エリアを持つサービスが運用されている。また Seitz ら [25] は、PDR と Wi-fi フィンガープリンティングを複合的に利用する手法を提案した。隠れマルコフモデルの枠組みにおいて、Wi-fi データベースの位置情報を各隠れ状態、観測した電波強度をその出力、PDR を状態間遷移のモデルとしてそれぞれ当てはめた。

特定の場所に設置された RFID タグを携帯端末で読み取り、その識別番号と対応付けられた位置情報を何らかのデータベースから取得すれば、原則として誤差のない現在位置を知ることができる。ただし、システムの運用者にとっては対応エリア中にタグを設置する（Wi-fi アクセスポイントのように既存の利用可能な設備があるわけではない）負担があり、またタグのある場所でしか位置情報を取得できないといった難点も持つ手段である。興相ら [32] や Wakuda ら [29] は、RFID を用いた位置特定によって、PDR で推定した位置を修正するとともに歩幅パラメータや進行方向の補正を行う手法を提案した。

マップマッチングとは、移動体を取りうる位置について地図上で制約条件を設け、その条件に従って現在位置あるいは軌跡全体を修正することである。カーナビゲーションの場合は、車の位置を車道上に制限することで位置精度を高めていることが知られている。歩行者の場合、同様に道路上に位置を制限する手法のほか、屋内の場合はビルフロアマップなども利用できる。Gusenbauer ら [7] は、加速度値から歩行者の行動を判別する識別器を作り、「エレベータに乗っている」「階段を上って／下りている」と判別されたとき、PDR による推定位置をそれぞれ地図上のエレベータや階段の位置に修正する手法を提案した。また Wakuda ら [29] らは、歩道や横断歩道を網羅した地図データを作成し、動的時間伸縮法（dynamic time warping）を用いて PDR の軌跡全体をその地図上にマッチングする手法を提案した。

---

\*4 <http://www.placeengine.com/>

\*5 <http://www.skyhookwireless.com/>

## 第 3 章

# PDR システムの構成

本章では、我々の構築した PDR システムの構成と実装について説明する。前述の通り、本研究は、PDR システムに新たな仕組みを導入することで精度を向上させることを目的としている。本システムはそのためのベースとなるものである。

PDR システムの概観を図 3.1 に示す。入力装置として用いるのは加速度センサおよび磁気センサであり、また PDR 処理は「端末の姿勢推定」「ステップ検出」「歩幅推定」「進行方向推定」「位置の更新」の五つのブロックに分けることができる。したがって本章では、二つのセンサ、および各ブロックの処理の詳細な実装について、一つ一つの節で説明する。

我々の PDR システムは、その実行環境としてスマートフォン等の携帯端末を想定しているが、端末の保持場所としては次の二つのケースに対応する。

- 端末をズボンのポケット（太もも部分の前面に、下向きもしくは斜め下向きについているもの）に入れる。端末の向きは特に指定しない。

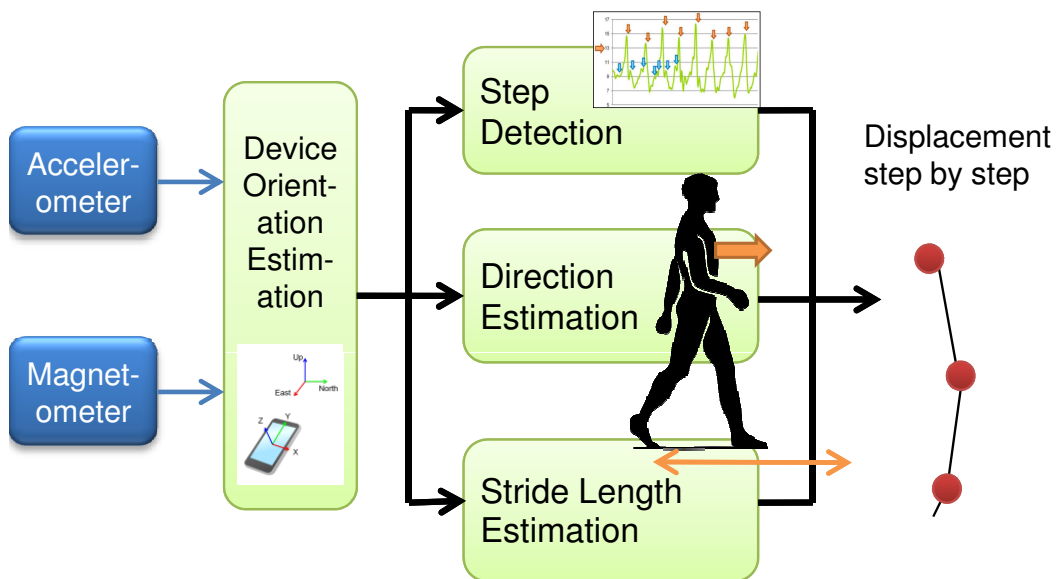


図 3.1. PDR システムの概観.

- ベルト等で端末を腰の後ろ側に固定する．端末の向きは，画面が真後ろを向くような方向とする．

前者は携帯端末向けの PDR，後者は専用センサユニットを用いる PDR においてそれぞれよく選ばれる保持場所である．本論文では，以降，前者のケースを「ポケットモード」，後者のケースを「腰モード」と呼ぶ．腰モードは，体自体の振動により近い振動をセンサによって計測することができるが，スマートフォンの通常の使用形態からは離れている．PDR システム内では，二つのモードによって処理が同一であるブロックと処理が異なるブロックがある．

### 3.1 加速度センサと磁気センサ

我々の PDR システムでは，加速度センサと磁気センサを使用する．PDR システムの実行時，二つのセンサは常に一定のサンプリングレートで三軸の加速度／磁場を計測する．二つのセンサの計測軸は三軸すべて一致しているものとする．

加速度センサの計測値には，常に重力の影響による成分が含まれている．たとえば，センサの Z 軸が真上を向くように端末を静止させた場合，加速度の計測値は  $(0.0, 0.0, 9.8)^T$  のようになる（単位は  $\text{m/s}^2$ ）．同様に，端末が自由落下している場合，加速度の計測値は  $(0.0, 0.0, 0.0)^T$  のようになる．

### 3.2 端末の姿勢推定

計測した加速度と磁場の値を用いて，端末の姿勢（向き）を推定する．

本研究において，移動体の現在位置から見て真東（East）・真北（North）・真上（Vertical）の三つの座標軸によって構成される直交座標系を「グローバル座標系」と呼ぶことにする．端末の姿勢を推定することとは，すなわち，センサ座標系の座標  $\mathbf{q} = (q_x, q_y, q_z)^T$  をグローバル座標  $\mathbf{q}^* = (q_e, q_n, q_v)$  に変換するような変換行列を求めることである． $\mathbf{q}$  を，グローバル座標系の各軸に投影すればよいことから，変換行列  $\mathbf{R}$  は，センサから見た東・北・上方向の単位ベクトル  $\mathbf{e}_e, \mathbf{e}_n, \mathbf{e}_v$  を用いて次のように書ける．

$$\mathbf{q}^* = \mathbf{R}\mathbf{q} = (\mathbf{e}_e \ \mathbf{e}_n \ \mathbf{e}_v)^T \mathbf{q} \quad (3.1)$$

上方向  $\mathbf{e}_v$  は，加速度  $\mathbf{a}$  から求める．以下のようなローパスフィルタによって，振動による加速度を取り除いて重力の成分を取り出し，それを正規化して  $\mathbf{e}_v$  を得る．

$$-\hat{\mathbf{g}}_i = (1 - \alpha)\mathbf{a}_i + \alpha(-\hat{\mathbf{g}}_{i-1}) \quad (3.2)$$

$$\mathbf{e}_{v,i} = \frac{-\hat{\mathbf{g}}_i}{\|-\hat{\mathbf{g}}_i\|} \quad (3.3)$$

$\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) が大きいほどフィルタの周波数応答は急なものとなる．また， $\mathbf{a}_i$  は加速度の  $i$  回目の計測値を表し，つまり， $\mathbf{e}_v$  は加速度の計測ごとに更新される（初期値は最初に適当な時間測った値の平均を用いる）．

北方向  $\mathbf{e}_n$  は、磁気センサで観測した磁場  $\mathbf{m}$ 、および直近の  $\mathbf{e}_v$  から求める。一般に、磁北（地磁気の水平分力の向き）と真北（北極点に向かう方位）の向きは同じにはならない。しかし、それらの差（地磁気の「偏角」と呼ぶ）は、IGRF（international geomagnetic reference field, 国際標準地球磁場）や国土地理院による日本付近のモデル\*1を用いて、現在位置の緯度経度から簡単に求めることができるほか、限られた範囲で PDR を行う場合は偏角は一定の値としても十分である。以下のように、磁場の水平成分を取り、偏角の影響を補正することで北方向を得る。

$$\mathbf{n}_j = \mathbf{D}(\gamma, \mathbf{e}_v)(\mathbf{m}_j - \mathbf{m}_j \cdot \mathbf{e}_v) \quad (3.4)$$

$$\mathbf{e}_{n,j} = \frac{\mathbf{n}_j}{\|\mathbf{n}_j\|} \quad (3.5)$$

$\mathbf{D}(\gamma, \mathbf{e}_v)$  は、 $\mathbf{e}_v$  を軸に、偏角  $\gamma$  の大きさだけ偏角と逆に回転させる回転行列である。また、同様に、 $\mathbf{m}_j$  は磁場の  $j$  回目の計測値を表し、 $\mathbf{e}_{n,j}$  は計測ごとに更新される。

東方向は、すでに求めた二つの方向ベクトルの外積であり、 $\mathbf{e}_v$  や  $\mathbf{e}_n$  が変わると更新される。

$$\mathbf{e}_e = \mathbf{e}_n \times \mathbf{e}_v \quad (3.6)$$

最後にこのブロックでは、求められた  $\mathbf{R} = (\mathbf{e}_e \ \mathbf{e}_n \ \mathbf{e}_v)^T$  を用いて加速度の計測値  $\mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z)^T$  をグローバル座標での加速度値  $\mathbf{a}^* = (a_e, a_n, a_v)$  に変換する。そして、後続のブロックに対して、それら三つの成分（あるいは  $\mathbf{R}$  自体）のうちそれぞれに必要なものを渡す。

### 3.3 ステップ検出

ステップ検出は、鉛直方向（上方向）の加速度  $a_v$  のパターンを利用して行う。周期的な歩行動作の中で、足が地面に着く際の衝撃が携帯端末に伝わることで、鉛直加速度  $a_v$  の波形には一ステップにつき上下一組の顕著なピークが現れることが知られている。そこで、 $a_v$  の下向きのピークを検出し、それをステップとして数える。

まず、 $a_v$  が得られるたび、移動平均によってそれを平滑化し、過去  $n_s$  サンプルの値を保持する。（図 3.2 にて、平滑化後の鉛直加速度の例が青線で示されている。）そして、 $n_s$  サンプルの値について以下の条件をチェックする。

- 中央の値 ( $n_s/2 + 1$  番目の値) が、閾値  $a_{v,th}$  以下である
- 中央の値が、 $n_s$  サンプルの中で最小値である

ともに条件を満たした時、その中央の値は下向きピークであるとし、ステップを検出したという情報（イベント）を他のブロックに渡す。（したがって、イベントの発生時刻は、鉛直加速度のピークの時刻よりも、(移動平均の窓長の半分)+( $n_s$  の半分) だけ遅れることになる。) 局所的な浅いピークを誤検出することを防ぐため、 $n_s$  は  $a_v$  の平均的な周期と同程度の長さにと

\*1 [http://vldb.gsi.go.jp/sokuchi/geomag/menu.03/magnetic\\_chart.html](http://vldb.gsi.go.jp/sokuchi/geomag/menu.03/magnetic_chart.html)



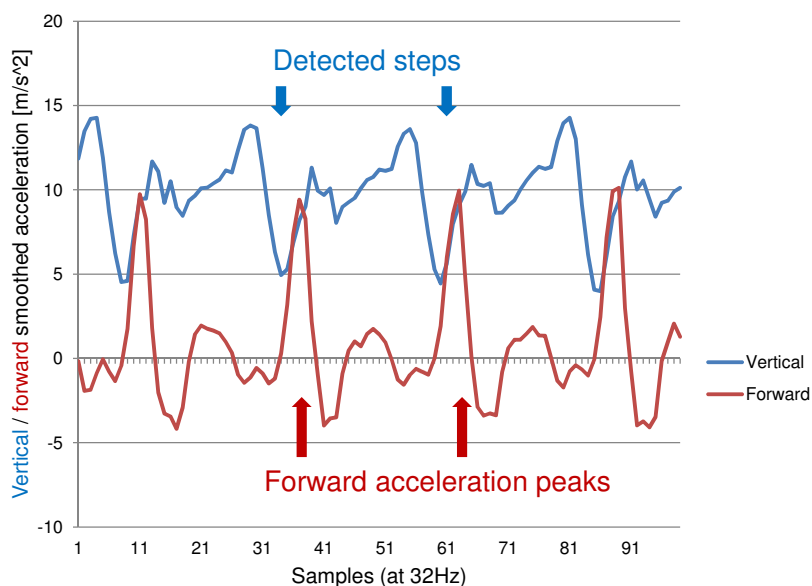


図 3.2. 歩行動作時の鉛直方向（青）および前方向（赤）の加速度の推移の例（移動平均による平滑化済み）。ポケットモード。

る。ポケットモードの場合，Hoseinitabatabaei ら [8] によれば，鉛直加速度の下向きピークは，つま先が地面から離れるタイミングに相当する。

なお，ポケットモードの場合，ステップ検出ブロックで検出するのは，ポケットに端末が入っている方の足が地面に着く際の振動であるということに注意が必要である。これはすなわち，ポケットモードにおける「歩幅」とは，一方の足が地面を離れてから次に地面に着くまでの距離であり，位置の更新は歩行者にとっては2歩ごとに行われるということである。

## 3.4 進行方向推定

ここでも，端末の姿勢推定ブロックから渡される情報を，古い方から破棄しながら必要な量だけ保持しておき，ステップ検出のイベントが発生した時点で，保持している情報から進行方向を推定する。本システムにおいては，進行方向は，角度の値としてではなく，グローバル座標での水平面（東・北平面）における方向ベクトルとして求める。

### 3.4.1 ポケットモード

ポケットモードでは，東方向および北方向の加速度  $a_e, a_n$  を利用する。前後方向の軸をまず推定した後，その軸のどちらが前側かを決定する，という二つの段階を経て進行方向を推定する。

第一の段階である前後方向軸の推定は，脚を振り動かす振動により，前後方向に特に大きな加速度が端末にかかることを利用して行う。Steinhoff ら [26] によって比較検討され最も良い精度を達成した，主成分分析（PCA）に基づく手法を用いる。まず， $a_e, a_n$  が得られるたび，

## 16 第3章 PDR システムの構成

それぞれ移動平均によって平滑化し、それぞれ過去  $n_d$  サンプルの値を保持する。ステップ検出イベントが発生したら、2次元量  $(a_e, a_n)$  について、以下のように PCA を行う。

1.  $n_d$  個の  $(a_e, a_n)$  について、平均値からの差を計算する。
2. その差の分散共分散行列を求める。
3. その分散共分散行列に対して固有値分解を行い、二つの固有ベクトルを得る。

二つのうち固有値の大きい方の固有ベクトルを正規化し、前後方向軸を表す方向ベクトル（前後軸ベクトル）を得る。この操作は、 $(a_e, a_n)$  の分布に対して、最も分散が大きくなるような合成変数を作ることに相当する。

第二の段階として、歩行者の進行方向は、求めた前後軸ベクトルが示す方向そのままなのか、それともその逆方向なのかを決定する。鉛直方向と前後方向の加速度の周期パターンには、図 3.2 のように、鉛直加速度の downward ピークの直後に前方向のピークが来るという関係があることが確認されている [15, 17]。そこで、以下のように進行方向を決定する。

1.  $(a_e$  の平均値からの差,  $a_n$  の平均値からの差) のベクトルのうち、ステップのタイミン  
グから数えて  $n_f$  サンプル分について、前後軸ベクトルへ投影する。
2. 投影した値のうち、半数以上が正の値ならば、前後軸ベクトルをそのまま進行方向ベ  
クトルとする。
3. そうでなければ、前後軸ベクトルに  $-1$  をかけたものを進行方向ベクトルとする。

### 3.4.2 腰モード

腰モードでは、端末の向きは、画面が歩行者の真後ろを向くような方向に、十分正確に固定されていると仮定する。センサの XYZ 座標における、スマートフォンの画面の向いている方向と逆の方向  $\mathbf{s} = (s_x, s_y, s_z)^T$  が既知であると仮定し、以下のように進行方向推定を行う。

1. 加速度の計測があるたび、 $\mathbf{s}^* = (s_e, s_n, s_v)^T = \mathbf{R}\mathbf{s}$  を計算し、 $(s_e, s_n)$  を 2次元ベク  
トルとして正規化したものを保持する。
2. ステップ検出イベントが発生したら、保持していたベクトルの平均を取り、それを進行  
方向ベクトルとする。その後、保持していたベクトルは破棄する。

## 3.5 歩幅推定

歩幅推定は、鉛直方向（上方向）の加速度  $a_v$  のパターンを利用して行う。進行方向推定と同様に、ステップ検出のイベントが発生した時点で、保持している情報から歩幅を推定する。歩幅モデルは、Weinberg[30] の歩幅モデルを採用する。式 (2.3) を再記する。

$$l = K \sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}}$$

鉛直加速度  $a_v$  が得られるたび、保持していた最大値  $a_{v,max}$  や最小値  $a_{v,min}$  の情報を更新

する。ステップ検出イベントが発生したら、式 (2.3) を用いて歩幅を決定し、その後、最大値  $a_{v,max}$  や最小値  $a_{v,min}$  の値をリセットする。

### 3.6 位置の更新

以上の操作で求められた歩幅  $l$  および進行方向  $((\theta_e, \theta_n)^T$  とする) を用いて、初期位置から数えて  $n$  歩目の位置座標  $\mathbf{x}_n$  を以下のように計算し、位置を更新する。初期位置  $\mathbf{x}_0$  はあらかじめ入力されているものとする。

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{x}_{n-1} + \begin{pmatrix} l\theta_e \\ l\theta_n \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

ただし、位置座標を、初期位置からの相対距離ではなく緯度経度で表している場合は、代わりに以下のように、地球の回転楕円体近似に基づいた計算で緯度変位  $\delta\phi$  および経度変位  $\delta\lambda$  を求め、位置を更新する（計算の際には緯度経度を rad 単位に直す）。

$$Z = \frac{2F - 1}{F^2} \quad (3.8)$$

$$\delta\phi = \frac{l\theta_n(1 - Z(\sin\phi_{n-1})^2)^{3/2}}{R(1 - Z)} \quad (3.9)$$

$$\delta\lambda = \frac{l\theta_e\sqrt{1 - Z(\sin\phi_{n-1})^2}}{R\cos\phi_{n-1}} \quad (3.10)$$

$R$  は地球の赤道半径、 $F$  は地球の扁平率の逆数、 $\phi_{n-1}$  は  $\mathbf{x}_{n-1}$  の地点の緯度である。

### 3.7 本研究における PDR システムの実行環境について

本研究では、スマートフォン一台で位置推定に関わるすべての処理を実行することを想定しているが、実際に実験を行う際には、センサによる計測とデータの記録、および GPS 測位データの記録はスマートフォンで行い、それ以外の処理はノート PC にて行った。

実験に使用したスマートフォンは、Pantech 社の IS11PT MIRACH という機種スマートフォンである（図 3.3）。搭載されているもののうち、本研究に主に関連のあるものは以下の通り。

- OS : Android 2.3
- プロセッサ (チップ) : Qualcomm Snapdragon S2 MSM8655 (Assisted-GPS 機能を内蔵している)
- 加速度センサ : Bosch Sensortec 製 BMA150\*<sup>2</sup>
- 磁気センサ : YAMAHA 製 YAS530\*<sup>3</sup>

\*<sup>2</sup> [http://www.bosch-sensortec.com/en/homepage/products\\_3/3\\_axis\\_sensors/acceleration\\_sensors/bma150\\_4/bma150](http://www.bosch-sensortec.com/en/homepage/products_3/3_axis_sensors/acceleration_sensors/bma150_4/bma150)

\*<sup>3</sup> 仕様書は [http://download.yamaha.com/api/asset/file/?language=ja&site=jp.yamaha.com&asset\\_id=46263](http://download.yamaha.com/api/asset/file/?language=ja&site=jp.yamaha.com&asset_id=46263) にてダウンロード可能

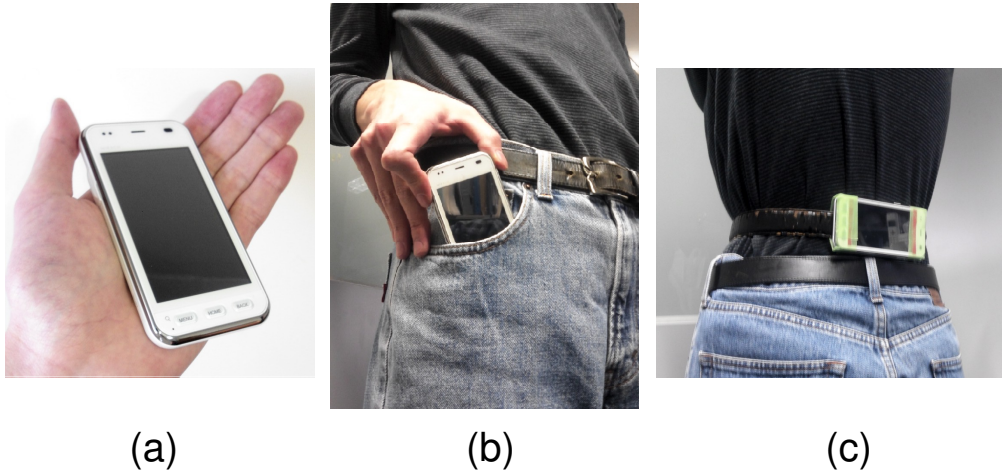


図 3.3. (a) 実験に用いるスマートフォン. (b) スマートフォンをポケットに入れる場合.  
(c) スマートフォンをベルトで腰に固定する場合.

表 3.1. 実験における PDR システムのパラメータ設定

加速度センサ と磁気センサ	加速度センサのサンプリングレート 磁気センサのサンプリングレート	32 Hz 32 Hz
端末の姿勢推定	$\alpha$ 磁気偏角 $\gamma$ (東京)	0.9 西に $7.0^\circ$
ステップ検出	移動平均の窓長 ピーク検出の窓長 $n_s$ (ポケットモード) ピーク検出の窓長 $n_s$ (腰モード) ピーク検出の閾値 $a_{v,th}$	4 サンプル 25 サンプル (0.8 秒) 12 サンプル (0.4 秒) 9 m/s <sup>2</sup>
進行方向推定	移動平均の窓長 PCA の窓長 $n_d$ 前後方向決定において考慮するサンプル数	3 サンプル 64 サンプル (2 秒) 3 サンプル (0.1 秒)

また、Android の仕様では、センサの X 軸と Y 軸はそれぞれ、スマートフォンの画面をポートレイト（縦長になる向き）で見たときの左から右、下から上の方向と定められている。Z 軸は、画面の向いている方向と定められている\*4。進行方向推定の腰モードでは、したがって、 $\mathbf{s} = (0, 0, -1)^T$  となる。

また、本章にて説明した実装に関して、本研究で行う全ての実験に共通して定めるパラメータは表 3.1 の通りである。

\*4 <http://developer.android.com/reference/android/hardware/SensorEvent.html>

## 第4章

# 移動状態の判別，および走行モード用の歩幅モデルの導入

本章では，PDR システムに対して，走る時の歩幅をより正確に推定できる新しいモデル（導出式）を提案し，導入する．また，それに伴って，歩行者の動作を静止・歩行・走行の三つの移動状態に判別する機構も導入する．歩行者の移動状態を判定し，それに応じて別々のモデルを用いて歩幅を計算することで，移動距離面での精度が向上することを実験によって確かめる．なお本章の内容は，PDR システムの対応する端末の保持場所のうちポケットモードのみを対象とする．

### 4.1 動機

現在までに提案されてきた PDR システムの多くは，人間が普通のペースで歩くことを想定しており，走って移動した時にその動作を正常に捉えられる保証はされていない．しかし，急いでいる場合や信号が赤になりそうな時など，徒歩移動に走る動作が含まれることは日常的である．よって我々は，PDR において，歩いている・走っている・静止しているという移動状態の違いを考慮することは意義があると考ええる．

我々は，実際にスマートフォンをポケットに入れて走った時の，計測された加速度を分析した結果，Weinberg の歩幅モデル（式 2.3）が，走る歩幅を推定するには適切でないことを発見した．図 4.1 は，ある実験参加者の測定データについて，歩幅と  $\sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}}$  の関係をグラフに表したものである．走行時（Run）は，異なる歩幅に対しても  $\sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}}$  が同じような値を取っていて，歩行時（Walk）の歩幅がおおよそ従っているような線形関係の延長線上には乗っていない．つまり，走行時の歩幅の変化に対しては，鉛直加速度のレンジは説明変数として適していないと言える．

この問題に対する解決アプローチの一つは，鉛直加速度以外の情報を利用した歩幅モデルを，走行時の歩幅用に導入することである．歩行時と走行時で，それぞれに適した異なる歩幅モデルを用いることで，歩行者が移動の途中で走ることがあっても PDR システムは移動距離の面で高い精度を維持することができる．

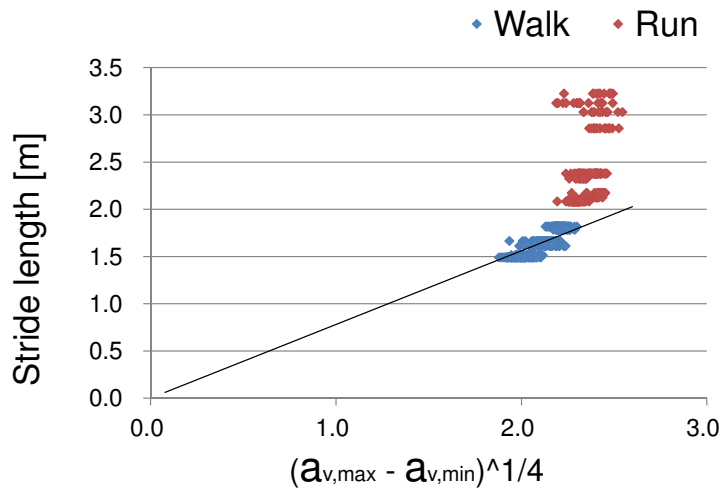


図 4.1. 鉛直加速度のレンジと歩幅との関係の例 (ポケットモード). 直線は, 歩行時 (Walk) の歩幅に対して原点を通る回帰直線を求めたもの.

## 4.2 移動状態判別器

「歩行時と走行時で, それぞれに適した異なる歩幅モデルを用いる」ということを, PDR システムがユーザからの入力を得ることなく自動で行うためには, センサの計測値から歩行者の移動状態を判別する仕組みも必要になる. 本研究では, 歩行者の移動状態を静止・歩行・走行の三種類とし, それに応じて PDR システム内の処理が「静止モード」「歩行モード」「走行モード」の三種類に切り替わるとする.

携帯端末を用いた移動状態の判別, という分野も, PDR と同様に様々な情報を用いた様々な手法が研究されている. Reddy ら [24] は, 携帯電話の加速度センサと GPS を用いて, 静止・歩行・走行・自転車・動力付き交通の五つの“交通モード”を, 決定木 (decision tree) の学習によって判別する手法を提案しており, 外部サーバ等の情報を参照することなく高い判別精度を実現している. 本節では, 主に Reddy らの手法に従った, 移動状態の判別器の学習と適用について説明する.

### 4.2.1 用いるセンサと特徴量抽出

加速度センサおよび GPS の観測値から, 1 秒間の時間窓で五つの特徴量を抽出する. 移動状態を判別して更新する間隔も 1 秒である. 基本的に, 走行時は歩行時に比べて, 体の動作は激しく, 動作の周期は短く, 移動スピードは速い, という考えに基づいている.

加速度に関しては, 一回の計測ごとに加速度ベクトルの大きさ  $\|\mathbf{a}\|$  を計算し保持する. そして, 1 秒間分の  $\|\mathbf{a}\|$  に対して, 分散を求める. また, 離散フーリエ変換を行い, 1 Hz, 2 Hz, 3 Hz の成分のパワースペクトル値も求める. 加速度をもとにした特徴量はこの四つである. ベクトルの大きさ  $\|\mathbf{a}\|$  から求める量のため, この特徴量は端末の向きによらない.

表 4.1. 決定木による移動状態判別器の精度 (特徴量をすべて用いる場合)

	Classified as			Recall
	Stationary	Walking	Running	
Stationary	3154	6	0	99.8%
Walking	7	17679	210	98.8%
Running	0	190	10043	98.1%

表 4.2. 決定木による移動状態判別器の精度 (加速度特徴量のみ用いる場合)

	Classified as			Recall
	Stationary	Walking	Running	
Stationary	3154	6	0	99.8%
Walking	7	17629	260	98.5%
Running	0	273	9960	97.3%

GPS 受信機からは移動スピード\*1の情報も得られるので\*2, それのみを GPS から得られる特徴量とする.

1 秒の時間窓内で, GPS による観測ができなかった (もしくは測位はできたがスピードの情報取得できなかった) 場合は加速度をもとにした四つの特徴量, GPS による観測ができた場合は移動スピードを含めた五つの特徴量を, 判別器への入力とする.

#### 4.2.2 判別器

判別器の学習およびテストのためのデータは, 複数人の参加者で, 実際にスマートフォンをポケットに入れて静止する/歩く/走ることによって収集した. 加速度センサのサンプリングレートは PDR と同じく 32 Hz, GPS の測位間隔は 1 秒とした. 静止 3160 個, 歩行 17896 個, 走行 10233 個, 計 31289 個の特徴量セットを収集した.

決定木判別器の学習には, C4.5 学習アルゴリズムを用いた (機械学習ツール Weka\*3の, J48 と呼ばれる実装を利用した). まず, 特徴量を五つとも用いる場合について, 31289 個のデータセット全てに対して, 判別器の性能を 10-fold 交差検定にて評価した結果が表 4.1 である. 次に, 加速度をもとにした特徴量のみを用いる場合について, 同様に判別器の性能を 10-fold 交差検定にて評価した結果が表 4.2 である. どちらの場合も, 全てのクラスで 97% 以

\*1 (物理学的な)「速度」ではなく, 向きを考慮しないスカラー量.

\*2 ただし, 移動スピードの算出方法は受信機依存である. 実験に用いたスマートフォンに搭載されている GPS 用チップの場合, その算出方法は公開されていないが, 二つの測定点間の距離と時間差から算出するのは, 異なる方法を用いていることが確認できている.

\*3 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

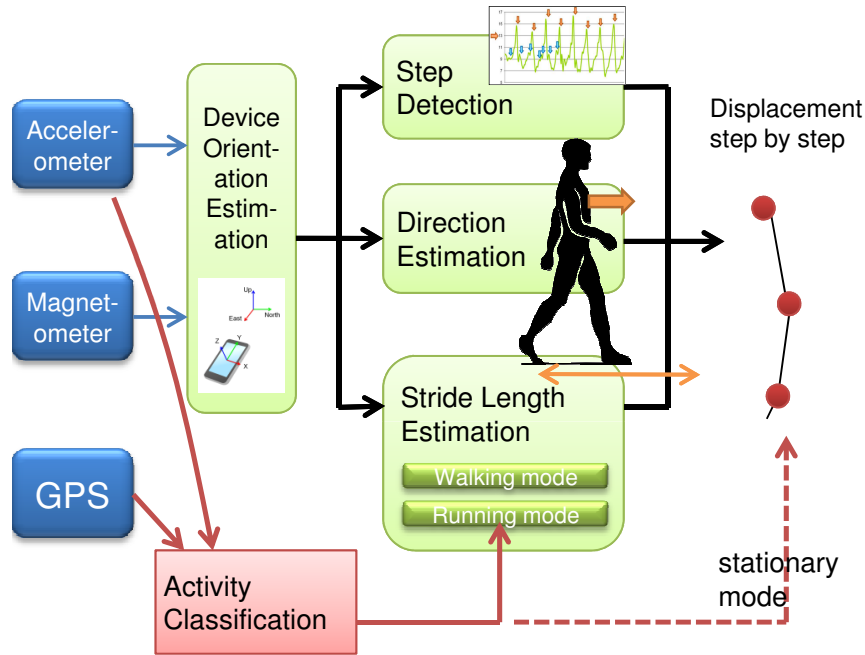


図 4.2. PDR システムにおける移動状態判別器 (赤のブロック) の働き.

上の recall 値を達成できている.

#### 4.2.3 PDR システムにおける移動状態判別器の働き

移動状態判別器を PDR システムに導入した状態を図 4.2 に示す. 入力装置として, 二つのセンサの他に GPS が加わる. 移動状態判別器は, 端末姿勢推定と同様に毎回の加速度センサ計測値と GPS の観測結果を受け取り, その判別結果によってシステムを静止モード/歩行モード/走行モードに切り替える. モードの変化は, 歩幅推定および位置の更新が影響を受ける.

歩幅推定ブロックでは, 歩行モード時と走行モード時で別々のモデルを用いて歩幅を計算する. またそのため, 二つのモードで必要になるセンサ計測値の情報はどちらも常に保持しておく.

静止モードでは, ステップがもし検出されても位置の更新を行わない.

### 4.3 走行モード用の歩幅モデル

本節では, 我々が新たに提案する, 走行モード用の歩幅モデルについて説明する.

走る動作の場合は, 脚を大きく前に動かしては着地するという運動がより歩幅を支配しやすい, という予想から, 鉛直加速度ではなく水平加速度を用いた次のような歩幅計算式を, 仮説



的に提案する.

$$l = K \left( \frac{\sum_i |a_{h,i}|}{N} \right)^{0.7} \quad (4.1)$$

$|a_h| = \sqrt{a_e^2 + a_n^2}$ , すなわち  $|a_{h,i}|$  は  $i$  回目の加速度の水平成分の大きさである.  $N$  は走る動作の周期より十分長いサンプル数であり, 本研究における実験では  $N=64$  サンプル (2 秒分) と定める.  $K$  は式 2.3 の  $K$  と同様, 個人によって異なるためキャリブレーションを行って決定する係数であり, 一般に正の値である. つまり, 我々の提案する式 4.1 は, 水平加速度の大きさの  $N$  サンプル平均が大きくなると歩幅も増加するというを表している. 指数の 0.7 は, 我々が複数人の参加者による実験データから経験的に定めたものである.

走行モード用の歩幅モデルを導入した歩幅推定ブロック内の処理は, 以下ようになる. 式 2.3 の  $K$  と式 4.1 の  $K$  は無関係な値であるため, 以降, 区別のためにそれぞれ  $K_w, K_r$  と表記する.

1. 加速度  $a_e, a_n, a_v$  を全て受け取り,  $a_v$  の最大値と最小値, および過去  $N$  サンプル分の  $|a_h| = \sqrt{a_e^2 + a_n^2}$  をどちらも常に保持する.
2. ステップ検出イベントが発生したら, 直近の移動状態判別結果に従って, 歩行モードでは式 4.2, 走行モードでは式 4.3 を用いて歩幅  $l$  を計算する.

$$l = K_w \sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}} \quad (4.2)$$

$$l = K_r \left( \frac{\sum_i |a_{h,i}|}{N} \right)^{0.7} \quad (4.3)$$

その後,  $a_v$  の最大値や最小値の値をリセットする.

## 4.4 実験 1 : 歩幅モデルの検証

水平加速度と歩幅との関係を実験によって確かめ, 提案した歩幅モデルの性能を評価した.

### 4.4.1 データの収集

センサデータの収集は, 男女 4 名ずつ, 計 8 名の参加者で行った. あらかじめ距離の分かっている屋外の直線状のコースにおいて, それぞれの参加者は, 2 種類の端末保持場所 (左右のポケット)  $\times$  6 種類の動作 (遅めに歩く・普通に歩く・速めに歩く・遅めに走る・普通に走る・速めに走る) の 12 種類の組み合わせを試行 2 回ずつ, 計 24 回移動を行い, その間加速度と磁場の記録を取った. また, 各試行において, コースの長さを歩数で割ったものを歩幅の真値として記録した.

表 4.3. 歩幅モデルの実験における各参加者の比例係数パラメータ

実験参加者	A	B	C	D	E	F	G	H
$K_w$	0.8902	0.8313	0.7805	0.8042	0.6605	0.7364	0.7850	0.7331
$K_r$	0.9008	0.9891	0.7463	0.7792	0.5787	0.6635	0.8583	0.6089

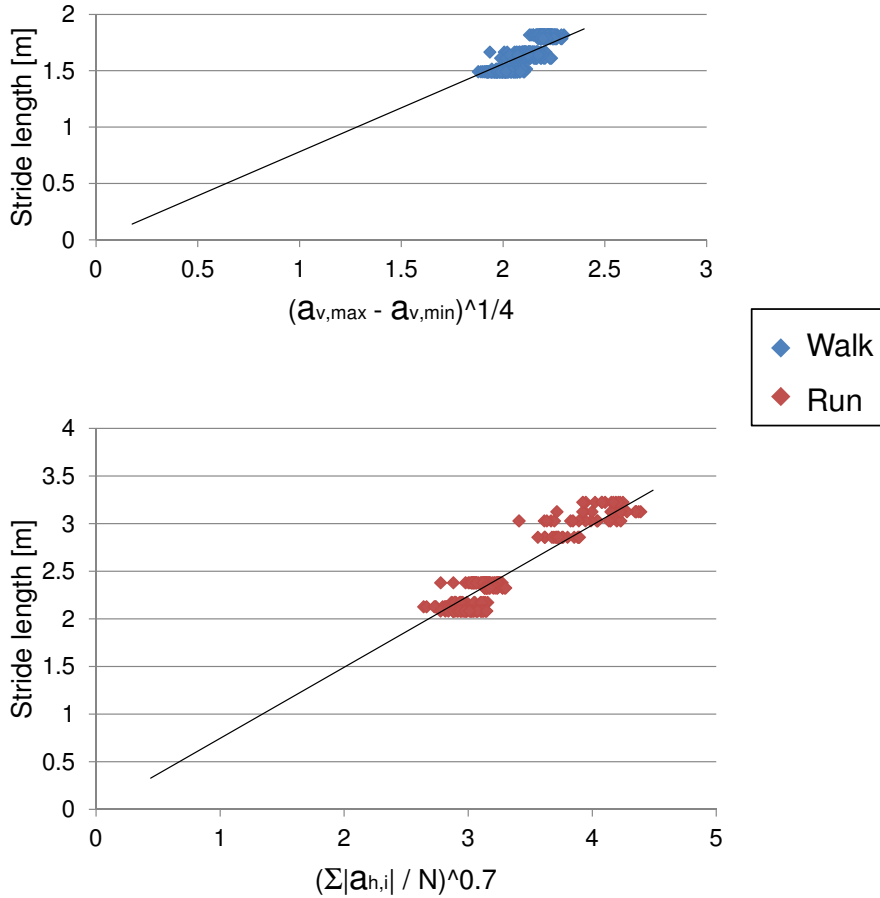


図 4.3. 歩行/走行の歩幅に対する歩幅モデルのあてはめ

#### 4.4.2 $K_w, K_r$ の決定

各参加者について, 歩行移動時の記録 (試行 12 回分) に対してステップ検出を行い, 検出したすべてのステップについて <歩幅,  $\sqrt[4]{a_{v,max} - a_{v,min}}$ > の値の組を集計し, 最小二乗法による線形回帰で式 4.2 を当てはめ  $K_w$  を決定した. 同様に各参加者について, 走行移動時の記録 (試行 12 回分) に対してステップ検出を行い, 検出したすべてのステップについて <歩幅,  $(\frac{\sum_i |a_{h,i}|}{N})^{0.7}$ > の値の組を集計し, 最小二乗法による線形回帰で式 4.3 を当てはめ  $K_r$  を決定した.

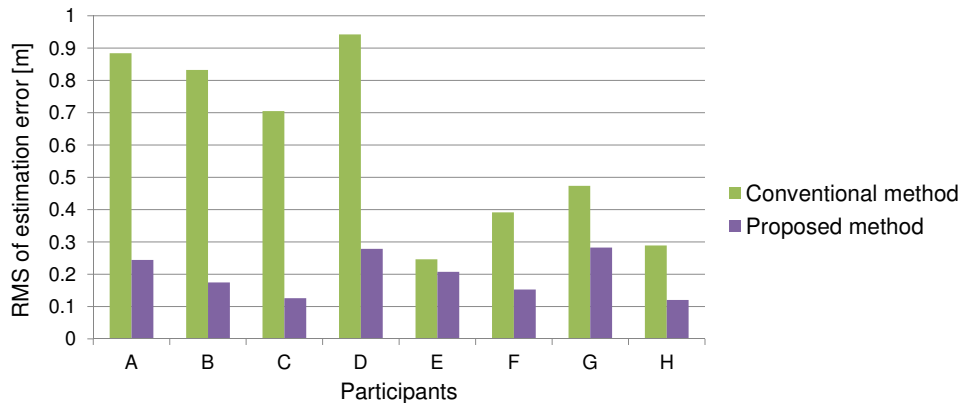


図 4.4. 走行時の歩幅に対する，歩幅推定手法の RMS 誤差の比較． 参加者 A～D：男性 参加者 E～H：女性

決定した各参加者の  $K_w, K_r$  を表 4.3 に示す．また，ある参加者を例として歩幅をグラフにプロットしたのが図 4.3 である．走行時の歩幅の変化に沿って  $\left(\frac{\sum_i |a_{h,i}|}{N}\right)^{0.7}$  の値も変化しているため，説明変数として鉛直加速度のレンジよりも適していると考えられる．

#### 4.4.3 従来手法との比較

提案手法（我々が新しく提案したモデル）と従来手法とを用いて，走行時の歩幅を推定し，その誤差の二乗和平方根（root mean square, RMS）を求めることで両手法の精度を比較する．4.4.2 節にて決定した  $K_w$  を用いて，走行時の歩幅も式 4.2 で推定することを，ここでは従来手法とする．また，提案手法の誤差とは，4.4.2 で式 4.1 の線形回帰を行った際の残差のことである．

比較の結果を図 4.4 に示す．女性参加者の場合は，遅め・普通・速めの 3 種類の運動の中で歩幅の変動が少ない傾向にあり元々の誤差も小さいものの，全体として，走行歩幅推定の誤差は従来手法に比べて 16～82% 程度軽減することができた．

## 4.5 実験 2：移動距離精度の評価

次に，歩行者の移動状態を判定し，それに応じて別々のモデルを用いて歩幅を計算する仕組みを導入した PDR システムを実際に用いて，移動距離の精度が向上することを直接確かめる．歩行者が何らかの地点間を移動する際，部分的に歩いたり走ったりする状況を想定して実験を行う．

### 4.5.1 実験内容

1 名の参加者（参加者 A）が，実験 1 とは別の約 320m の直線状のコースにおいて移動を行い，加速度・磁場・GPS 測位の記録を行った．コースの中で，約 79m の地点から約 245m の

表 4.4. 移動距離精度の比較実験結果

	平均	標準偏差
Conventional	279.56m(-12.6%)	10.6m
Proposed	331.50m(+3.6%)	5.3m

地点までは走り, その前後は歩いて移動した. 端末の保持場所は左右のポケットで, それぞれ3回ずつ計6回の試行を行った.

記録したデータに対して PDR システムの処理を適用し (ただし進行方向については今回は既知の正しい値に固定する), 従来手法と提案手法とで推定された歩幅の変化を観察するとともに, 一回の試行における歩幅の合計, すなわち移動距離の算出結果を比較する. 歩幅モデルのパラメータ  $K_w$  と  $K_r$  は実験1で求めたものを用いる. 初期位置は, 正しい値を求めてあらかじめ入力しておく.

#### 4.5.2 結果

実験結果の例を図4.5に示す. 図4.5(a)では矢印で実験コースの真の長さを示しており, 傍に線が引かれている部分は走る箇所である. 図4.5(b)(c)はそれぞれ従来手法と提案手法を用いた場合の PDR 軌跡であり, 一つの点が一步ごとの位置を表している. 図4.5(b)(c)の下にはそれぞれの走る箇所の軌跡の一部を拡大した図を示した. 拡大図に表れているように, 提案手法では実際に走る場合の大きな歩幅を正しく推定できており, その結果として, 正しいゴール地点まで届く PDR 軌跡になっていることが分かる. 次に, 移動距離の算出結果を集計したものを表4.4に示す. 結果より, 提案手法を用いることで実際に移動距離の精度が向上したことが分かる.

## 4.6 まとめ

本章では, 走る動作に合わせた新たな歩幅モデルを提案し, また, 歩行者の移動状態判別と合わせて, 移動モードごとに別々のモデルを用いて歩幅を計算する PDR システムを構築した. 実験により, 移動距離の面から PDR の精度を改善できたことが確かめられた. 歩行者が移動中に走る距離によって軽減できる距離誤差は異なるが, たとえば幹線道路の幅や建物1ブロック分に相当する長さになることもある. このようなレベルの位置誤差は, 交通安全システムだけでなく位置ベースの情報サービス等にとっても好ましくないため, 走行状態の考慮は PDR のために重要であると考えられる.



図 4.5. 移動距離実験の結果軌跡の例. (a) 実験コース (正解軌跡). (b) 従来手法による結果. (c) 提案手法による結果. 下: 走る箇所の軌跡の一部を拡大したもの. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

## 第 5 章

# 磁場偏向マップを用いた進行方向補正

本章では、磁場ベクトルの偏向量の分布データを用いて、進行方向を補正する手法を提案し、PDR システムに対して導入する。提案手法が進行方向誤差に与える性質の変化について、実験によって確かめる。

### 5.1 動機

PDR にとって、歩幅の誤差だけでなく進行方向の誤差も位置誤差に大きく寄与している。2.4 節にて述べたとおり、地磁気に頼った進行方向推定あるいは端末姿勢推定は、人工物の影響による磁気擾乱がある場所ではその信頼性は低くなるが、多くの PDR システムにおいてその誤差は予測不可能な誤差として扱われてきた。しかし、もし磁場ベクトルがずれている方向と大きさが、(歩行者が移動する) あらゆる地点において既知あるいは計算可能で時間による変動が無ければ、磁気擾乱による誤差は予測可能でありすなわち除去可能となる。

この考え方を実際に PDR システムに適用する場合、磁場ベクトルの偏向量の分布を表すデータ (磁場偏向マップ) をあらかじめ用意し、PDR システムが進行方向推定を行う際、そのマップを参照して現在位置における磁場偏向の情報を得ることで、推定した進行方向を補正する、といったような手順になる。磁場偏向分布を利用して正しい進行方向を得る手法は、移動ロボティクスの分野ではすでに提案されていることを述べたが、PDR においてこの方法を導入した研究は筆者の知る範囲では見つかっていない。

### 5.2 磁場偏向マップを用いた進行方向補正アルゴリズム

#### 5.2.1 磁場偏向の本研究における定義、および性質

本研究における「磁場偏向」の定義を、図 5.1 にて改めて述べる。 $\mathbf{m}_0(\mathbf{p})$  は  $\mathbf{p}$  地点において想定される真の地磁気の磁場を表し、 $\tilde{\mathbf{m}}(\mathbf{p})$  は  $\mathbf{p}$  地点において観測された磁場を表す。この

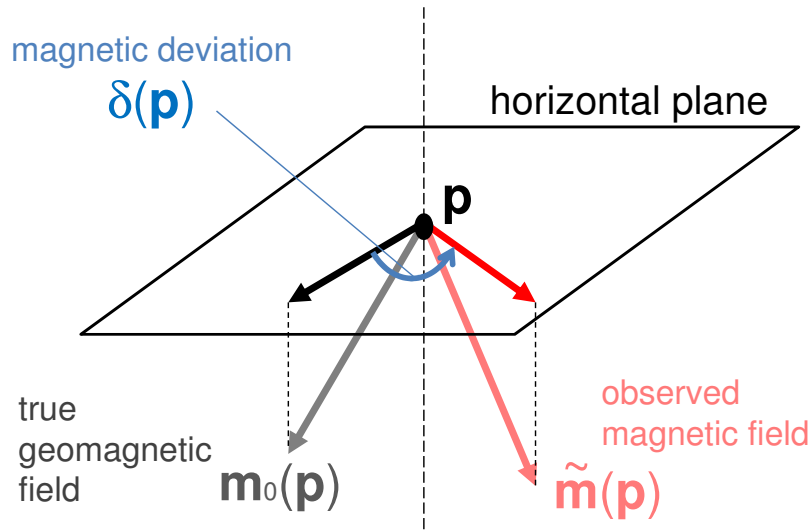


図 5.1. 本研究における磁場偏向 (magnetic deviation) の定義.

とき,  $\mathbf{m}_0(\mathbf{p})$  および  $\tilde{\mathbf{m}}(\mathbf{p})$  を水平面に投影したベクトルとの間の角度を, 磁場偏向  $\delta(\mathbf{p})$  と定義する.  $\tilde{\mathbf{m}}(\mathbf{p})$  が  $\mathbf{m}_0(\mathbf{p})$  に対して図 5.1 のように反時計回りにずれている時  $\delta(\mathbf{p})$  は正の値であり, 逆もまた同様である.

このような磁場偏向は, PDR を行う数十秒~数百秒の間の時間変化という点で見たとき, 一定値の静的な成分, 振動している成分, 不規則で突発的な成分によって構成されていると考えることができる. 静的な成分は建物などの動かない物体によって, 振動成分は送電線などの電氣的な設備によって, 不規則な成分は車や自転車などの動く物体によって, それぞれ主に発生すると考えられる. 磁場偏向の時間変化について, 都心のある歩道上の観測点において観測した二つの例を図 5.2 に示す. 様々なパターンで磁場偏向の観測を行った結果から, 我々は以下のように仮定した.

- 静的な成分は, 日付や時刻が異なっても大きく変化しない (図 5.2(a)).
- 振動成分は十分小さい (もしくは周期が短すぎて計測結果に表れない) (図 5.2(a)).
- 歩行者や車・自転車が動いている時, PDR に不規則成分の影響が及ぶ時間範囲はほぼ瞬間的である. (図 5.2(b)).

よって, 磁場偏向の中でも特に静的な成分に注目しその影響を取り除くような手法は, PDR にとって効果が高いと考えられる.

$\mathbf{p}$  地点において  $\delta(\mathbf{p})$  の磁場偏向が存在した場合, まず, 推定された端末の姿勢が水平に  $-\delta(\mathbf{p})$  だけずれ, それに従って, 進行方向も  $-\delta(\mathbf{p})$  だけずれる. このことは, 元々の端末の姿勢あるいは元々の進行方向には依存しない.

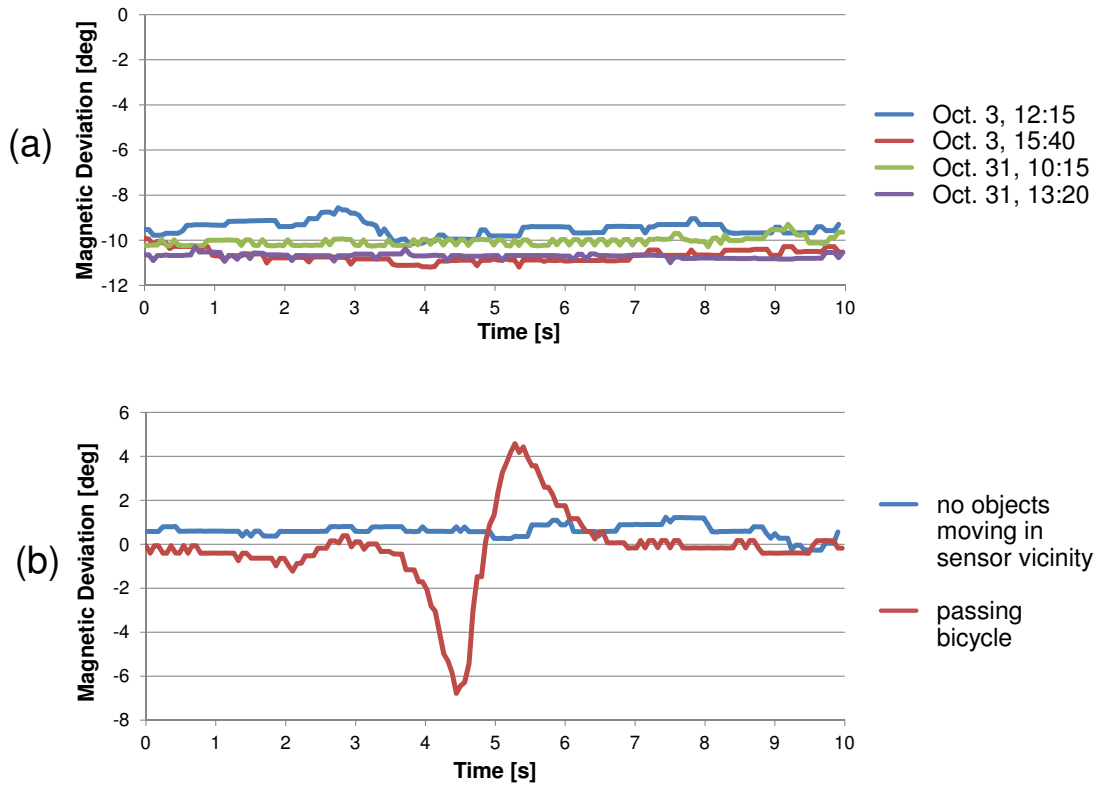


図 5.2. 磁場偏向の時間変化の例. 二つの異なる観測点において, 10 秒間磁場を計測し, 磁場偏向の値に変換した. (a) 同じ観測点において, 日付と時刻を変えて観測した例. (b) 観測中に磁気センサのそばを自転車を通った場合と何も通らなかった場合の例.

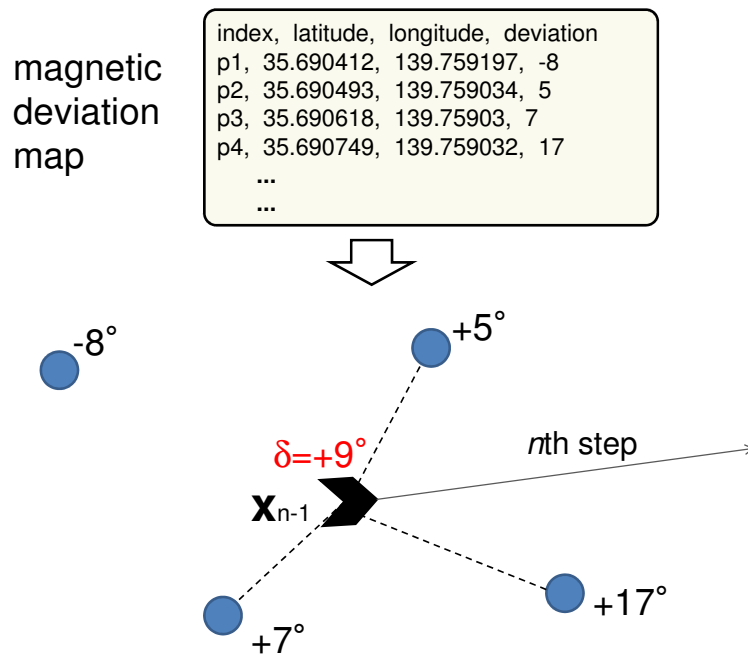


図 5.3. 磁場偏向マップ, その観測点の補間, および PDR への適用.



### 5.2.2 提案手法

図 5.3 に、磁場偏向マップを PDR に利用する手法の概観を示す。

磁場偏向の分布を表すデータは、基準観測点の位置座標  $P = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots\}$  とそれらの地点における磁場偏向の値  $\Delta = \{\delta(\mathbf{p}_1), \delta(\mathbf{p}_2) \dots\}$  の対応表の形であるとする。PDR システムが  $n$  歩目の進行方向を推定する時、まず前回の位置  $\mathbf{x}_{n-1}$  における磁場偏向の値を以下の式によって計算する。

$$\delta(\mathbf{x}_{n-1}) = \frac{\sum_{i \in K_{n-1}} w(\mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{p}_i) \delta(\mathbf{p}_i)}{\sum_{i \in K_{n-1}} w(\mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{p}_i)} \quad (5.1)$$

ただし、

$$w(\mathbf{x}, \mathbf{p}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|^{-2} \quad (5.2)$$

であり、また  $K_{n-1}$  は、 $P$  のうち  $\mathbf{x}_{n-1}$  に近い方から  $k$  個の基準観測点を取り出した集合 ( $k$  nearest neighbor) である ( $k < |P|$ )。PDR システムは、磁場偏向マップ上の疎な基準点から、このように距離の近さに応じて重みを付ける補間法を用いて、任意の位置における磁場偏向を計算することができる。

まず通常の進行方向推定方法によって  $n$  歩目の進行方向ベクトル  $\begin{pmatrix} \theta_e \\ \theta_n \end{pmatrix}$  を推定したあと、算出した磁場偏向  $\delta(\mathbf{x}_{n-1})$  を用いて以下のようにベクトルを回転させることで進行方向を補正する。

$$\begin{pmatrix} \hat{\theta}_e \\ \hat{\theta}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \delta(\mathbf{x}_{n-1}) & -\sin \delta(\mathbf{x}_{n-1}) \\ \sin \delta(\mathbf{x}_{n-1}) & \cos \delta(\mathbf{x}_{n-1}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_e \\ \theta_n \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

そして、 $\begin{pmatrix} \theta_e \\ \theta_n \end{pmatrix}$  の代わりに  $\begin{pmatrix} \hat{\theta}_e \\ \hat{\theta}_n \end{pmatrix}$  を用いて次の位置  $\mathbf{x}_n$  を計算し、位置を更新する。

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{x}_{n-1} + \begin{pmatrix} l\hat{\theta}_e \\ l\hat{\theta}_n \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

## 5.3 実験

PDR システムを用いて実際の屋外環境において実験を行い、提案手法が進行方向誤差に与える性質の変化について確かめた。

実験場所を図 5.4 に示した。実験コースは、東京都港区の品川駅前にある片側二車線の道路の脇の歩道であり、ビルと歩道の距離は比較的近い。この歩道において、GPS の測位結果は正しい位置からしばしば 50m 以上も離れることが確認されたことから、この歩道は PDR にとって典型的なターゲットとなる場所と言える。実験コースは長さ約 160m の直線状コースであり、移動する方角は  $-0.087$  rad ( $=-5^\circ$ 、真東方向を 0 として) 一定とする。



図 5.4. 地図上に示した実験コース（青矢印）. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

### 5.3.1 磁場偏向マップの作成

磁場偏向（の静的成分）の分布についてのパブリックなデータベースは（少なくとも我々が実験場所として選べるエリアを対象としたものは）見つからなかった．そのため我々はまず、実験を行う前に、実験コース上の磁場偏向マップを自ら作成した．

実験コース上にいくつかの基準観測点を設定し、それぞれの点において、以下のような手順で、計測した磁場から磁場偏向を算出した\*1．磁気センサ・加速度センサおよび記録装置としては、実験に使用するものと同じのスマートフォンを使用した．

1. 三脚および非金属製のステージからなるスタンドの上にセンサを置く．
2.  $n = 0, 1, 2, 3$  について、以下のことを実行する．
  - センサの Y 軸を、道路の方角  $\theta_r$  から  $n\pi/2[\text{rad}]$  回転させた方角に合わせる．
  - 加速度と磁場を 10 秒間計測する．
  - 計測した加速度から水平面を求める（3.2 節参照）．
  - 計測した磁場を水平に  $n\pi/2[\text{rad}]$  回転してから値を記録する．
3. 得られた計 40 秒間の磁場計測値の水平成分の平均を計算する．これにより、道路の方角に対する磁場の角度  $\theta_{r \rightarrow m}$  が得られる．
4. 磁場偏向の値  $\delta$  を以下の式で求める．ただし  $\gamma$  は偏角の値である．

$$\delta = (\theta_r + \theta_{r \rightarrow m}) - (\pi/2 - \gamma), \quad (5.5)$$

\*1 道路の方角および基準観測点の位置（緯度経度）は、Google Maps (<http://maps.google.co.jp/>) 等の地図サービスを利用して求めた．



図 5.5. 磁場偏向マップの作成. (a) 基準観測点. (b) 補間法によって計算した, コース全体の磁場偏向. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

実験コース上の磁場偏向マップについて図 5.5 に示した. 図 5.5(a) は, 約 30m の間隔で設定した基準観測点の位置である. 図 5.5(b) は, 補間法 ( $|K| = k = 2$ ) によって計算したコース全体の磁場偏向の値をカラーマップで表したものである (見やすさのため単位は $^{\circ}$  に直してある). 磁場偏向の変化をスタート地点から見ていくと, 最初に  $0^{\circ}$  付近から  $+10^{\circ}$  付近まで変化し, その後逆に  $-15^{\circ}$  付近まで変化し, 最後に  $0^{\circ}$  付近まで戻っている.

通常, 磁気擾乱を生み出す人工物は歩道の周りに点々と存在すると考えられ, その結果, この実験コースのように位置が数 m, 数十 m 違えば磁場偏向の向きも大きさも異なるような分布となる. つまり, 磁気擾乱が進行方向推定に与える影響は歩行者の位置によって変化する. したがって, 真の進行方向が一定であるような移動の仕方をした時, 提案手法によって磁気擾乱の影響を取り除けば, 推定した進行方向もより安定した値を保つ. つまり, 実験コースを歩いた時の軌跡が, (まだ方向誤差がどの程度残っているかは別として) コースの形状通りの直線に近くなるということである.

### 5.3.2 実験内容

5 名の実験参加者が, ベルトによってスマートフォンを腰の後ろ側に固定し (腰モード), 実験コースを 3 回ずつ歩き, その間加速度および磁場を計測し記録した. 歩幅モデルのパラメータ  $K_w$  は, それぞれの参加者に対して事前にキャリブレーションを行い決定した\*2. 記録したデータに対し, 磁場偏向マップを用いた進行方向補正を導入した PDR システム, および導入していない PDR システムを適用し (初期位置は, 正しい値を求めてあらかじめ入力してお

\*2 遅めに歩く・普通に歩く・速めに歩くの 3 パターンの動作で長さが既知の直線コースを歩き,  $K_w = 1$  で推定した移動距離と実際の移動距離との比を試行ごとに計算し, 平均を取る.

く), その結果を比較した. 進行方向の精度に注目して評価を行うため, 各試行に対して次の三つの指標を求めて比較する.

- 全ステップの進行方向誤差の平均
- 全ステップの進行方向の標準偏差
- 得られた軌跡に対して直交回帰直線を求めたときの残差の二乗和平方根 (RMS)

上記のうち下の二つは, 進行方向の誤差の大きさ自体ではなく, 得られた軌跡がどの程度直線に近いのか, すなわち推定進行方向の場所による変動がどの程度抑えられているかを表す指標である.

### 5.3.3 結果

実験結果を図 5.6 および図 5.7 に示す. 図 5.6 は, 各参加者について得られた軌跡の典型的な例, 図 5.7 は, 上記三つの指標による比較である.

図 5.6 のどの軌跡においても, 磁場偏向マップを利用せずに行った PDR は, 推定進行方向が類似したパターンで推移している. スタート直後の進行方向に対する相対的な角度で見ると, まず時計回り  $10^\circ$  程度までずれていき, 次に反時計回り  $15^\circ$  程度までずれていき, 最後は元の進行方向まで戻っている. このパターンは, 図 5.5(b) に示した磁場偏向の分布と, 量的にも適合している. 一方, 図 5.6 のほか図 5.7(b)(c) を見ると, 磁場偏向マップを利用して補正を行った場合, 推定進行方向の変動がより抑えられていることが確認できる. 全試行において, 進行方向の標準偏差, 直交回帰直線を求めたときの残差の RMS, どちらも小さくなっている (平均して, 前者は 36%, 後者は 54% の減少). このことはつまり, 進行方向誤差の, 場所によって変動する成分が軽減できたということである.

図 5.7(a) より, 磁気擾乱の影響を取り除いた後も, 参加者ごとや試行ごとに異なる進行方向誤差が生じていることが分かる. これらの差は, 磁気擾乱以外の要因によって, どの向き・どのような大きさで元々進行方向誤差が生じていたかの差であると考えられる. 特に, 磁気擾乱に起因する誤差とその他の要因による誤差がたまたま相殺しているようなケースでは, 我々の提案手法によって後者が顕在化することで, 全体として推定進行方向のずれが大きくなってしまうこともある (例として参加者 A).

## 5.4 他の進行方向誤差要因について

本節では, 我々の提案手法では取り扱う対象としなかった, 磁気擾乱以外の進行方向誤差要因について大まかに述べる.

### 5.4.1 様々な要因と, それらを考慮した誤差モデル

まず, 様々な誤差要因を列挙し, それらが進行方向推定に及ぼす影響について考える. なお, 本節の内容は, Chen ら [4] の提案する誤差モデルを主に参考に行っている.

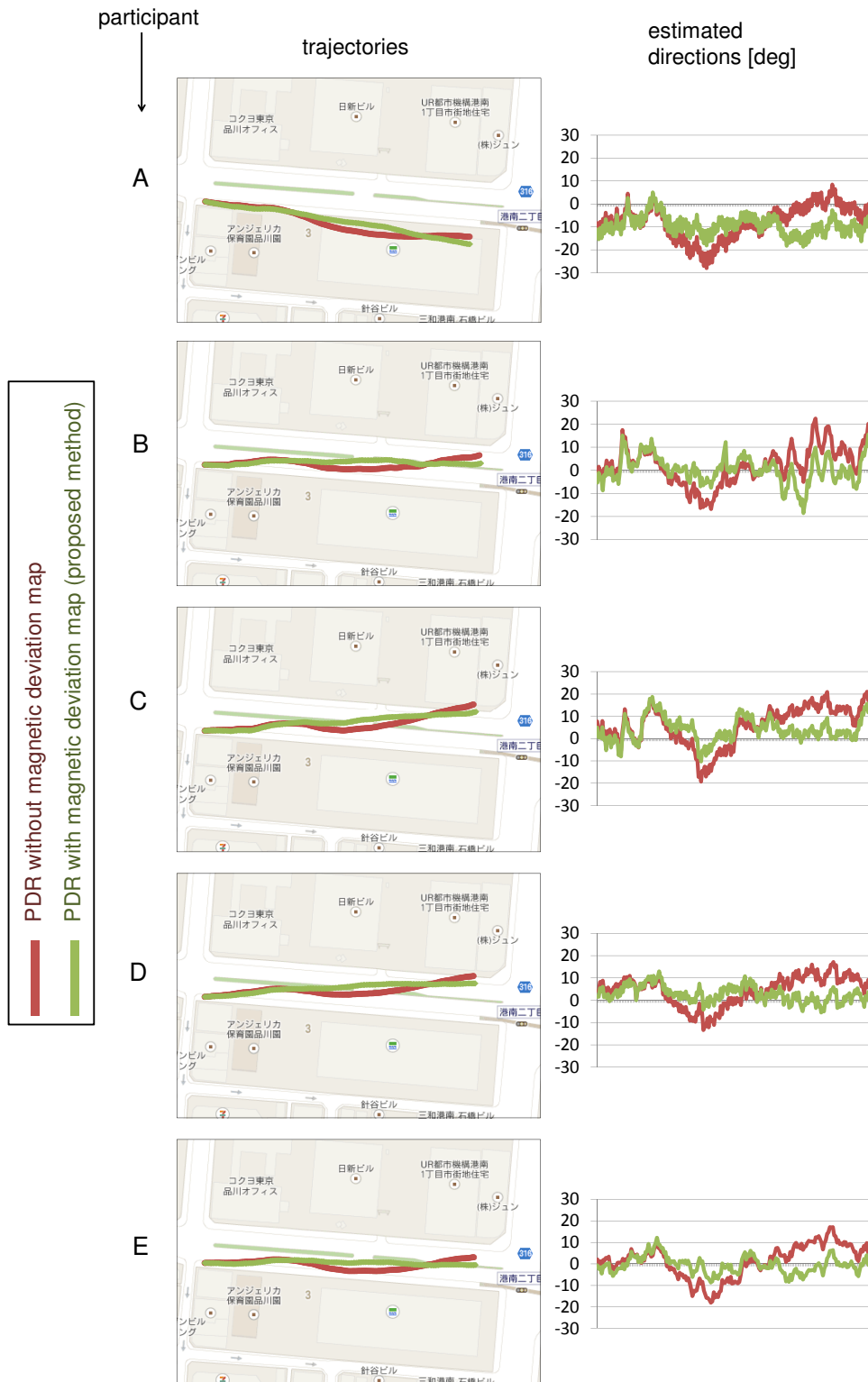


図 5.6. 磁場偏向マップを用いた進行方向補正の実験結果. 得られた軌跡, および推定した全ステップの進行方向 (各参加者につき試行 1 回分). 提案手法を利用しない PDR の結果は赤, 提案手法を利用した PDR の結果は緑で表している. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

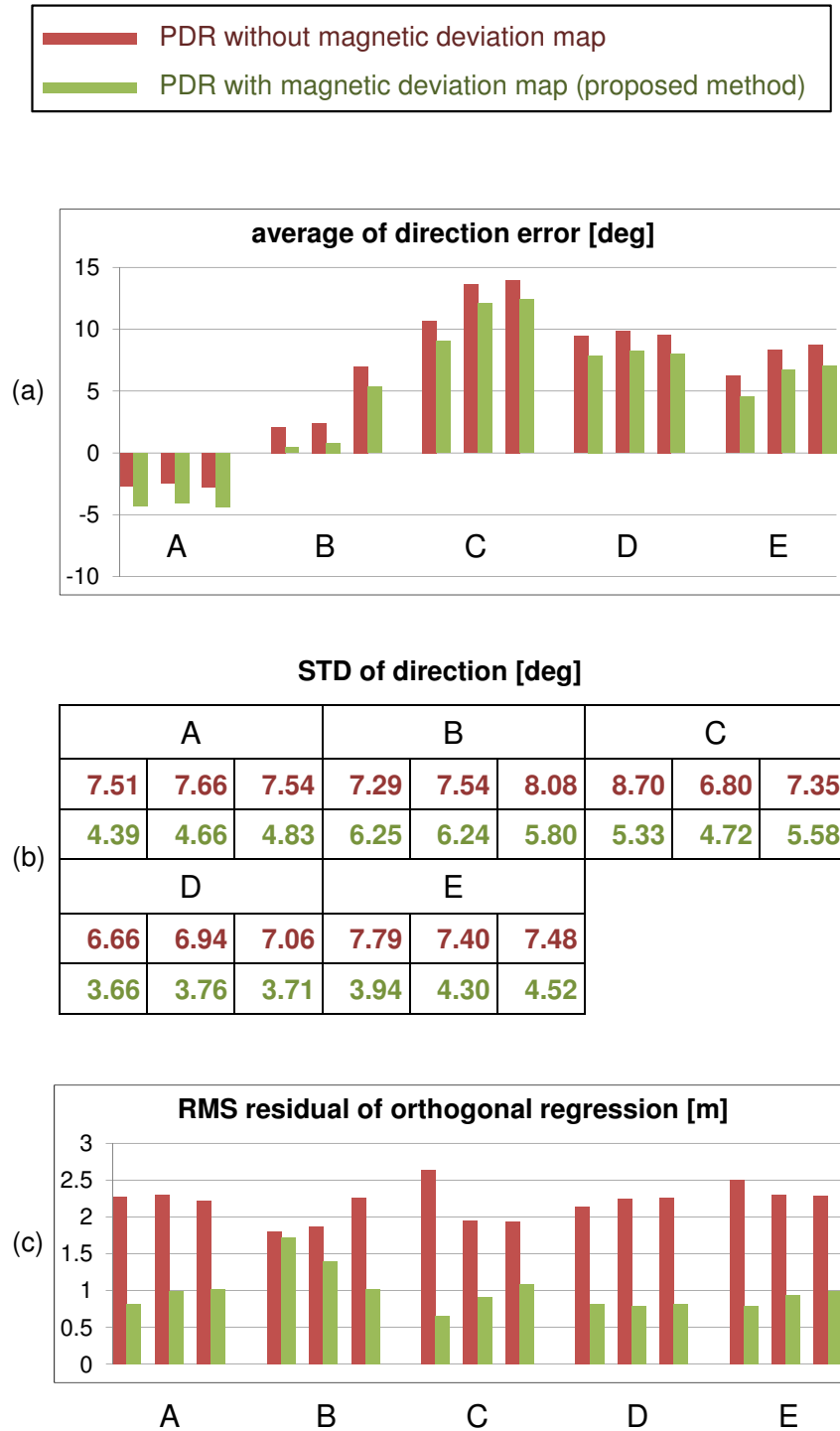


図 5.7. 磁場偏向マップを用いた進行方向補正の実験結果. 提案手法を利用しない PDR の結果は赤, 提案手法を利用した PDR の結果は緑で表している. (a) 進行方向誤差の平均 (全試行) (b) 進行方向の標準偏差 (STD) (全試行) (c) 得られた軌跡に対して直交回帰直線を求めたときの残差の二乗和平方根 (RMS) (全試行)

歩行者から見た前方向 (=進行方向, Forward), 左方向 (Left), 上方向 (Vertical) の座標軸からなる, 歩行者に固定された“人体座標系”を考える. 人体座標系とグローバル座標系の上方向は共通である. このとき, グローバル座標における進行方向 (角度)  $\theta$  は以下のように表せる.

$$\theta(\mathbf{m}^b) = \frac{\pi}{2} - \gamma - \arctan\left(\frac{m_l}{m_f}\right), \quad (5.6)$$

ただし,  $\mathbf{m}^b = (m_f, m_l, m_v)^T$  は, 人体座標で見た (真の) 地磁気磁場であり,  $\gamma$  は地磁気の偏角である. (我々の PDR システムではグローバル座標を決定してからその中で進行方向を求めるが, この操作は, 始めに人体座標を決定し次にその中で真北を求めることと同値となる.) このとき, 磁気擾乱以外のいくつかの要因がもたらす進行方向誤差は, 以下のようにモデル化される.

$$\delta = \theta(\mathbf{m}^b) - \theta(\tilde{\mathbf{m}}^b) + \beta + \omega \quad (5.7)$$

$$\tilde{\mathbf{m}}^b = \mathbf{C}_t \mathbf{R}_s^b (\mathbf{C}_{si}^s \mathbf{m}^s + \mathbf{b}_{hi}^s), \quad (5.8)$$

添字  $s$  はセンサ座標を表し,  $\mathbf{m}^s$  とはセンサ座標における真の地磁気磁場である.

ベクトル  $\mathbf{b}_{hi}^s$  は, hard iron effect と呼ばれる影響を表す. センサの近くにありセンサとともに移動する永久磁石や電子部品が, 磁場を生み出し, センサにバイアス誤差をもたらすと考えられている.

$$\mathbf{b}_{hi}^s = (b_x, b_y, b_z)^T \quad (5.9)$$

行列  $\mathbf{C}_{si}^s$  は, soft iron effect と呼ばれる影響, およびスケールファクター (センサの軸ごとの感度) 誤差をまとめたものである. センサの近くにありセンサとともに移動する金属の物体が磁場を歪めることによる影響を soft iron effect という.

$$\mathbf{C}_{si}^s = \begin{pmatrix} c_{xx} & c_{xy} & c_{xz} \\ c_{yx} & c_{yy} & c_{yz} \\ c_{zx} & c_{zy} & c_{zz} \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

したがって, 磁気センサの生の計測値は,  $\mathbf{C}_{si}^s \mathbf{m}^s + \mathbf{b}_{hi}^s$  と表される.

$\mathbf{R}_s^b$  はセンサ座標から人体座標への真の変換行列 (回転行列) を表すが, 上方向の推定に誤差がある場合は変換行列も正確ではなくなる. 推定した人体座標系が, 真の人体座標系に対してピッチ角  $\phi$ ・ロール角  $\psi$  で傾いている時, その傾きの影響を表す行列  $\mathbf{C}_t$  は

$$\mathbf{C}_t = \begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \sin \psi & \sin \phi \cos \psi \\ 0 & \cos \psi & -\sin \psi \\ -\sin \phi & \cos \phi \sin \psi & \cos \phi \cos \psi \end{pmatrix}, \quad (5.11)$$

と書ける.

$\beta$  は, センサの軸 (本研究で言えば, 進行方向を表す-Z 方向) と真の前方向とのアラインメントの誤差,  $\omega$  は体の揺れの影響を表すガウスノイズである.

ここに列挙した誤差はどれも, 歩いている方向が一定なら移動中にその量が大きく変わることは考えにくい, 一方で, 実験においては試行のたびに異なる大きさをとる可能性もある.

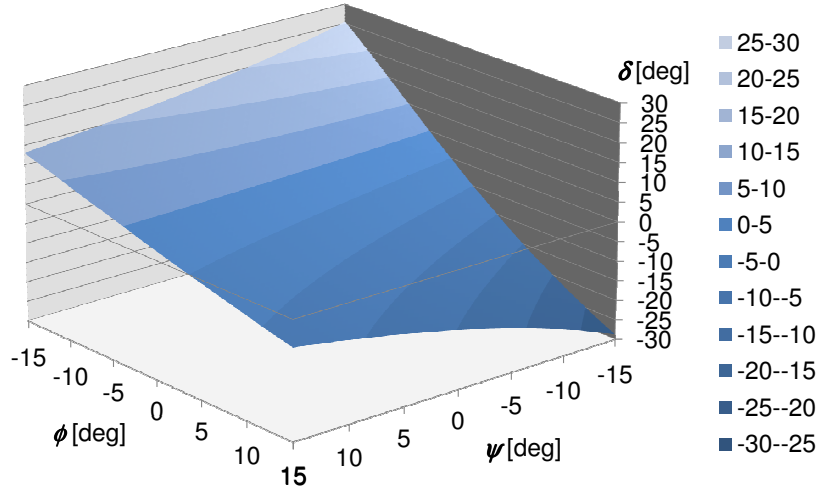


図 5.8. 推定人体座標のピッチ角  $\phi$  およびロール角  $\psi$  の関数としての方向誤差  $\delta$

#### 5.4.2 量的な議論

次に、今回の実験で生じていたような方向誤差の大きさと、これらの要因との関係について具体的に考えてみる．図 5.7(a) より、提案手法を用いた場合の方向誤差の絶対値の平均を取ると  $6.4^\circ$  となるので、これを、磁気擾乱以外の要因による誤差の代表的な大きさと仮定する．ここでは特に、hard iron effect  $\mathbf{b}_{hi}^s$ 、人体座標系のずれ  $\mathbf{C}_t$ 、アラインメント誤差  $\beta$  の三つに注目し、「それぞれの要因が単独に存在していたと仮定した場合の、 $6.4^\circ$  の方向誤差を生じさせるような成分の大きさ」についてシミュレートする．

実験コースの場所において、 $-5^\circ$  の方角を向いた場合、地磁気の磁場  $\mathbf{m}^b$  は

$$\mathbf{m}^b = (m_f, m_l, m_v)^T = (-6.3, 29.5, -35.0)^T [\mu\text{T}]. \quad (5.12)$$

となる．

##### Hard iron effect $\mathbf{b}_{hi}^s$

式 5.7 の誤差モデルは  $\delta = \theta(\mathbf{m}^b) - \theta(\mathbf{m}^b + \mathbf{b}_{hi}^b)$  と書き直せる．ただし  $\mathbf{b}_{hi}^b$  は人体座標に変換した hard iron effect である ( $\|\mathbf{b}_{hi}^b\| = \|\mathbf{b}_{hi}^s\|$ )．これをもとに人体座標で計算すると、 $\delta = 6.4^\circ$  を生じさせるセンサバイアスの大きさは最小で  $3.4\mu\text{T}$  である．これは、実験コースの場所における地磁気磁場の大きさに対して約 7.3% である．

##### 人体座標系のずれ $\mathbf{C}_t$

式 5.7 の誤差モデルは  $\delta = \theta(\mathbf{m}^b) - \theta(\mathbf{C}_t \mathbf{m}^b)$  と書き直せる．ピッチ角  $\phi$  とロール角  $\psi$  によって、生じる方向誤差が決まる．

図 5.8 に、実験コースの場所および実験における進行方向の時に成り立つ、 $\phi$  および  $\psi$  の関数としての方向誤差  $\delta$  の変化を示した． $\delta$  の範囲は  $\phi$  によって支配的に決まっており、 $\delta$  が  $6.4^\circ$  に達するのは  $\phi$  が  $-5.5^\circ \sim -6.0^\circ$  程度の時である．これは、ローパスフィルタ後の加速度値に、加速度の本来の直流成分（上に  $9.8\text{m/s}^2$ ）に加えて前方向に約  $1\text{m/s}^2$  の成分が入り込



んでしまった場合に相当する。

#### アラインメント誤差 $\beta$

アラインメント誤差は，そのままの値で進行方向誤差となる ( $\delta = \beta$ )。6.4° のアラインメント誤差は，胴体が左右不均一であったり試行中にベルトが横にずれたりすることで生じる可能性はあると思われる。

## 5.5 まとめ

本章では，磁場偏向の分布データ（磁場偏向マップ）を参照することで進行方向を補正する手法を提案した。実際に磁場偏向マップを作成し実験を行うことで，提案手法が，場所によって変動する誤差成分を軽減する効果があることを確認した。一方，磁気擾乱以外に，まだ取り除けていない様々な誤差要因があることにも触れた。

## 第6章

# PDR・GPS・マップマッチングを組み合わせた複合測位システム

本章では、PDR に対して GPS 測位およびマップマッチングを組み合わせた、複合的な測位システムの構成と実装について述べる。また、本研究において最終的に達成できた成果として、第4・5章の提案手法も取り入れた複合測位システムを、実際の屋外環境で記録したデータに対して適用し、その測位精度を評価する。

### 6.1 動機

我々の研究の、将来的な到達点の一つとして考えているのが、「GNSS が適した場所でも、PDR が適した場所でも、シームレスに歩行者が測位（位置推定）を継続できるシステム」の確立である。

したがって、それを目指して本論文においても、PDR と GPS を切り替えて用いるのではなく、PDR と GPS を常に同時に利用して測位を行う仕組みを検討する。高い位置精度を維持するためには、PDR で推定した位置を、GPS を利用して繰り返し修正する際、GPS の測位結果の誤差の大きさも動的に考慮することが重要となる。

また、さらなる位置精度向上のため、マップマッチングの適用についても検討する。歩行者の場合、行動範囲は自動車ほど制限されてはいないものの、「特定の行動は地図上の特定の場所で起こりやすい」という性質はある程度考えることができる。

様々な位置修正手段の中で GPS およびマップマッチングを選択した基準としては、第一に、RFID タグ等を用いるものとは異なり、道路や建物の方には一切設備を必要としないということである。そして第二に、システムが測位に必要な情報を取得している最中は、ユーザからの操作を必要としないということである。

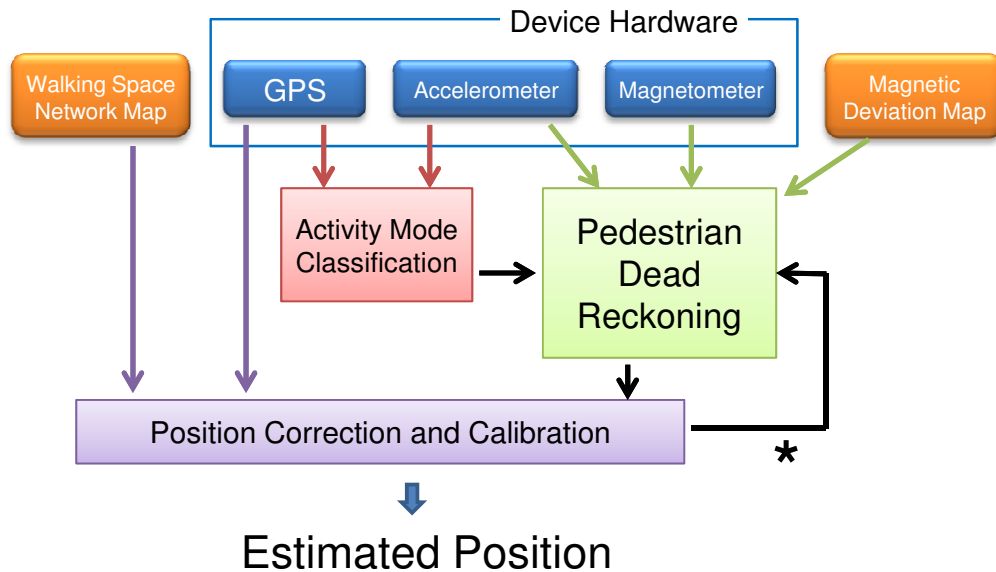


図 6.1. 複合的測位システムの概観. \*印は、位置修正の結果から、PDR パラメータに対する補正値をフィードバックすることを表す。

## 6.2 システム概観

PDR・GPS・マップマッチングを組み合わせた複合的測位システムの概観を図 6.1 に示す。入力装置として用いるのは、加速度センサ、磁気センサ、GPS 受信機である。GPS 受信機は一回の測位処理で様々な値を算出するが、本システムにおいて用いるのは緯度、経度、移動スピード、および Accuracy 値（後述）である。「Pedestrian Dead Reckoning」のブロックは、図 3.1 において緑色で示した四つの処理ブロックをまとめて表したものである。第 4 章にて提案した通り、移動状態判別の結果によって歩幅推定モデルを切り替え、また第 5 章にて提案した通り、磁気偏向マップから情報を得て進行方向を補正する。歩行空間ネットワークデータ (walking space network map) とは、マップマッチングに用いる地図データである。PDR によって推定した現在位置に対して、GPS 測位およびマップマッチングを用いて位置の修正を行い、出力する。位置修正の処理は、本章「カルマンフィルタの枠組みによる PDR と GPS の統合」「曲がり角に基づくマップマッチング」の節にて説明する手法に従う。また位置修正の結果にしたがって、PDR 処理内のパラメータに対する補正値を算出し、PDR のブロックにフィードバックする。

補正の対象とする PDR パラメータは、まず、歩幅推定モデルの係数  $K_w, K_r$  である。これらの値は個人に合わせてキャリブレーションされると述べたが、複合的測位システムによって、未知のユーザに対しても測位をしながら  $K_w, K_r$  を調整することができる。

さらに、進行方向に対する補正値  $\theta'$  も新たに導入し、位置修正の結果から求める。PDR の進行方向推定処理（磁気偏向マップの手法も含めて）の結果  $\theta$ （角度）に対して、補正後の進行方向は  $\theta + \theta'$  となる。

### 6.2.1 固定点について

位置修正とキャリブレーションのブロックでは、「ある程度正確さが信頼できる位置」という意味で我々が“固定点 (fixed point)”と定義する位置の情報を保持する。固定点の初期値は、システムにあらかじめ与える測位開始位置である。固定点は、マップマッチングによる位置修正のたびに更新される。

## 6.3 カルマンフィルタの枠組みによる PDR と GPS の統合

本節では、PDR による位置の更新と、GPS 測位の結果とを、カルマンフィルタの枠組みに沿って複合的に利用する手法について説明する。また、それに伴う、PDR パラメータの補正についても説明する。

### 6.3.1 カルマンフィルタについて

最初に、一般のカルマンフィルタのアルゴリズムについて説明する。カルマンフィルタとは、時々刻々と変化する何らかの状態量を、誤差のある離散的な観測の結果を用いて推定する操作であり、PDR や GPS に限らず、測位の分野では広く利用される。

状態量ベクトルを  $\mathbf{x}$  とする。状態  $\mathbf{x}$  の時間変化を記述するモデルとして、時刻  $k$  における真の状態は、1 つ前の時刻  $k-1$  の状態をもとに次のように表現される。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \omega_k, \quad \omega_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \quad (6.1)$$

$\mathbf{F}_k$  は状態自体の時間遷移を表す行列、 $\mathbf{u}_k$  は状態に対する制御入力である。また、 $\omega_k$  は、平均が零ベクトルで共分散が  $\mathbf{Q}_k$  の多変数正規分布に従う雑音であり、 $\mathbf{G}_k$  は雑音が状態にどう影響するかを表す行列である。

そして、時刻  $k$  における観測量ベクトル  $\mathbf{z}_k$  と真の状態  $\mathbf{x}_k$  との関係は以下のように表現される。

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \nu_k, \quad \nu_k \sim N(0, \mathbf{S}_k) \quad (6.2)$$

$\mathbf{H}_k$  は状態空間を観測空間に写像する行列であり、また  $\nu_k$  は、平均が零ベクトルで共分散が  $\mathbf{S}_k$  の多変数正規分布に従う観測雑音である。

以上のような状態モデルと観測モデルをもとにして、以下に説明する「予測」と「更新」の二つの手続きを繰り返すことで、離散的な時刻ごとに状態量を推定する。

時刻  $k$  における予測手続きでは、状態の推定値  $\hat{\mathbf{x}}$ 、および推定値のばらつきを表す共分散行列  $\mathbf{P}$  を、前の時刻の値から次のように予測する。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{u}_k \quad (6.3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T \quad (6.4)$$

その後、時刻  $k$  における観測量を利用して、推定値と共分散行列を次のように更新する。 $\mathbf{K}_k$  はカルマンゲインと呼ばれ、直観的には、予測結果と観測結果をそれぞれどういう重みで考慮するかを表す量である。

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{S}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T)^{-1} \quad (6.5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (6.6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (6.7)$$

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  が、時刻  $k$  における最終的な状態量の推定値である。

### 6.3.2 PDR と GPS を用いた実際の処理

次に、このカルマンフィルタのアルゴリズムの中で、PDR と GPS 測位をどう利用するかについて説明する。我々のシステムで用いる手法は、主に [32] にて提案されている手法を参考にしたものである。

状態ベクトル  $\mathbf{x}$  は、システムにあらかじめ与えられた測位開始地点を原点とする相対位置座標であり、東方向・北方向の 2 次元量である。そして、PDR による位置の更新を、状態量の時間変化モデルとして当てはめる。すなわち、式 (3.7) より、 $\mathbf{F}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 、 $\mathbf{u}_k = \begin{pmatrix} l_k \theta_{e,k} \\ l_k \theta_{n,k} \end{pmatrix}$  である。また、雑音に関しては、前の時刻の推定位置座標に加えて、歩幅と進行方向のばらつきについても考慮する。一步分の移動の際の歩幅の誤差分散が  $\sigma_l^2$ 、進行方向の誤差分散が  $\sigma_\theta^2$  であるとき、それらによって生じる誤差分布は、元の位置を中心とする扇状になる。これを線形モデルの中で扱いやすいようにするため、歩行者に対して前後方向および左右方向の誤差がそれぞれ独立にばらつく、楕円状の 2 次元正規分布に近似する。歩幅が  $l$  であるとき、前後方向の誤差分散は  $\sigma_l^2$ 、左右方向の誤差分散は  $(l \tan \sigma_\theta)^2$  となる。つまり雑音ベクトル  $\omega_k$  は位置座標・前後・左右の 4 次元量であり、

$$\mathbf{Q}_k = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_{k-1} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \begin{pmatrix} \sigma_{l,k}^2 & 0 \\ 0 & (l_k \tan \sigma_\theta)^2 \end{pmatrix} \end{pmatrix} \quad (6.8)$$

$$\mathbf{G}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \theta_{e,k} & -\theta_{n,k} \\ 0 & 1 & \theta_{n,k} & \theta_{e,k} \end{pmatrix} \quad (6.9)$$

となる。

一方、GPS 測位の結果は観測量にあてはめる。測位結果を緯度経度から相対座標に変換することで（この操作自体に誤差はないと想定する）、状態ベクトル  $\mathbf{x}$  と同じ空間上の観測ベクトル  $\mathbf{z}$  を得る。すなわち  $\mathbf{H}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 。また、観測の共分散行列は  $\mathbf{S}_k = \begin{pmatrix} \sigma_G^2 & 0 \\ 0 & \sigma_G^2 \end{pmatrix}$  とし、 $\sigma_G^2$  には、GPS 受信部を制御する Android API を通じて取得できる Accuracy 値を二乗した値を用いる。Accuracy 値とは、Android の仕様にて「GPS 測位の 68% 信頼円 (confidence circle) の半径の長さ」と定義されている値である\*1。

\*1 実際の算出方法は受信機依存である。

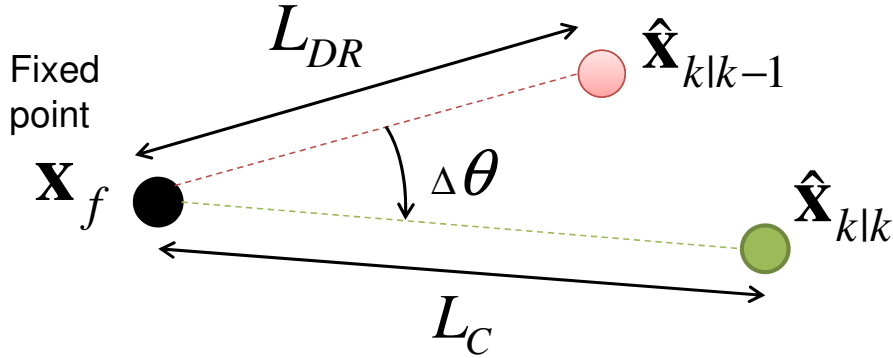


図 6.2. PDR パラメータ補正值算出のための，“固定点”，修正前の現在位置，修正後の現在位置の関係。

以上のように当てはめた  $\mathbf{F}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{Q}_k, \mathbf{G}_k, \mathbf{H}_k, \mathbf{S}_k$ ，および初期値  $\hat{\mathbf{x}}_{0|0} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ ， $\mathbf{P}_0 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  を用いて，式 (6.3) から式 (6.7) までを実行し，現在時刻における位置座標を推定する。

実際には，PDR のステップ検出の頻度と GPS 測位の頻度は異なるため，次のステップが検出されるまでに GPS の測位が行われなかった場合は，カルマンフィルタの更新手続きはスキップされる ( $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ ， $\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1}$ )。

### 6.3.3 PDR パラメータの補正

カルマンフィルタの更新手続きが実行されたら，PDR パラメータの補正を，図 6.2 に示す三点の位置関係に基づいて行う。 $\mathbf{x}_f$  は現在の固定点である。ベクトル  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{x}_f$  および  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \mathbf{x}_f$  について， $L_{DR}$ ， $L_C$  はそれぞれのベクトルの長さであり， $\Delta\theta$  はそれらのベクトルの間の角度である。このとき，歩幅推定パラメータ  $K_w, K_r$  および進行方向補正值  $\theta'$  を以下のように書き換える。

$$\theta'_m = \theta'_{m+1} + \Delta\theta \quad (6.10)$$

$$K_{w/r, m} = \frac{1}{m} \left( \frac{L_C}{L_{DR}} K_{w/r, m-1} \right) + \frac{m-1}{m} K_{w/r, m-1} \quad (6.11)$$

$K_{w/r, m}, \theta'_m$  はそれぞれ，通算  $m$  回補正されたパラメータであることを表す（つまり式 (6.11) は， $\frac{L_C}{L_{DR}} K_{w/r, m-1}$  と今までのパラメータの平均を取るものである）。なお， $\mathbf{x}_f$  から  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  までの軌跡のうち，歩行ステップが 80% 以上だったときは式 (6.11) を  $K_w$  に適用し，走行ステップが 80% 以上だったときは式 (6.11) を  $K_r$  に適用し，それ以外の時は歩幅パラメータを補正しない。

### 6.3.4 安定性のための追加条件

固定点あるいは最新の GPS 修正点（GPS 測位の結果を用いて修正した後の位置）と現在位置との距離が近く、GPS 測位の誤差の大きさに比べて十分大きくない時、上記のような位置修正やパラメータ補正を適用すると逆に測位が不安定になってしまうことが、事前実験によって確認された。そこで、測位の安定性のため、いくつか条件を加える。なお、閾値はいずれもあらかじめ定められているものとする。

GPS 測位の結果が以下のうちどれかを満たす場合、GPS 測位による位置修正（カルマンフィルタの更新手続き）をスキップする。

- 測位結果の Accuracy 値が閾値  $\sigma_{G,th}$  より大きい。
- 現在、最新の GPS 修正点から  $n_{th1}$  歩以上歩いていない。
- 測位結果と最新の GPS 修正点との距離が、Accuracy 値よりも小さい。

また、以下の条件を満たす場合、位置修正は行うが、PDR パラメータの補正は行わない。

- 現在、固定点から  $n_{th2}$  歩以上歩いていない。

さらに、 $K_w, K_r, \theta'$  について以下のように範囲を定め、範囲を上回る補正結果になってしまった時は上限値を、下回る補正結果になってしまった時は下限値を、それぞれパラメータの値とする。

- $K_{w,min} \leq K_w \leq K_{w,max}$
- $K_{r,min} \leq K_r \leq K_{r,max}$
- $\theta'_{min} \leq \theta' \leq \theta'_{max}$

## 6.4 曲がり角に基づくマップマッチング

歩行者の場合、屋外における行動範囲は比較的自由度が高いため、カーナビのマップマッチングのように存在できる位置を制限することはあまり現実的でないと思われる。一方で、Gusenbauer らが階段昇降やエレベータの利用を検出してマップマッチングを行った [7] ように、「特定の行動は地図上の特定の場所で起こりやすい」という性質はいくつか利用できるものがある。

よって我々のシステムでも、「歩行者の方向転換は、歩道の曲がり角や横断歩道の端で起こりやすい」という想定を置き、それに従ってマップマッチングによって位置を修正する。本節ではその手法について説明する。

図 6.3 は、マップマッチングによる位置修正の一連の操作を図にまとめたものである。

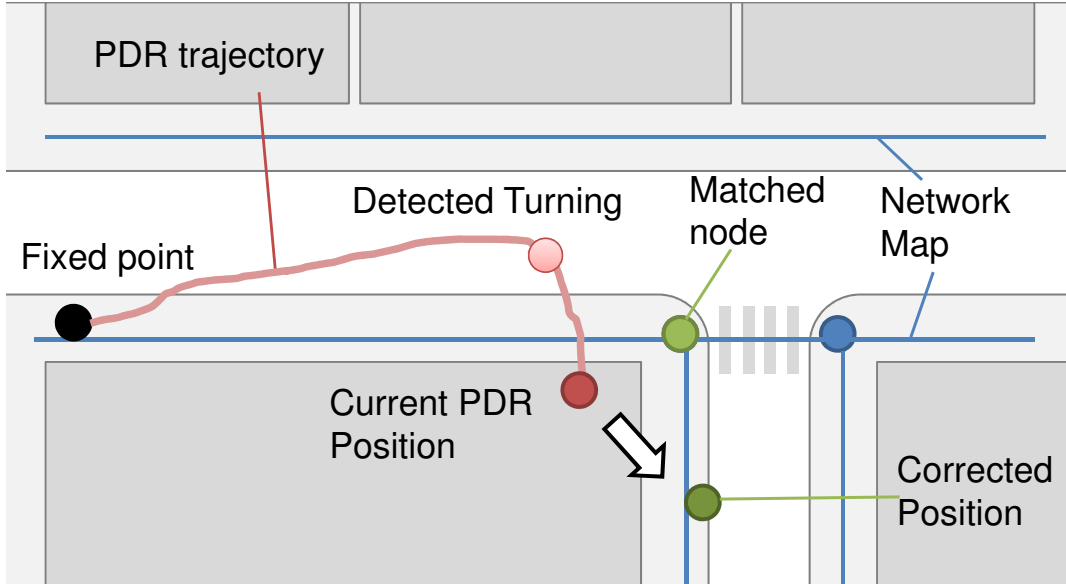


図 6.3. 曲がり角に基づくマップマッチング.

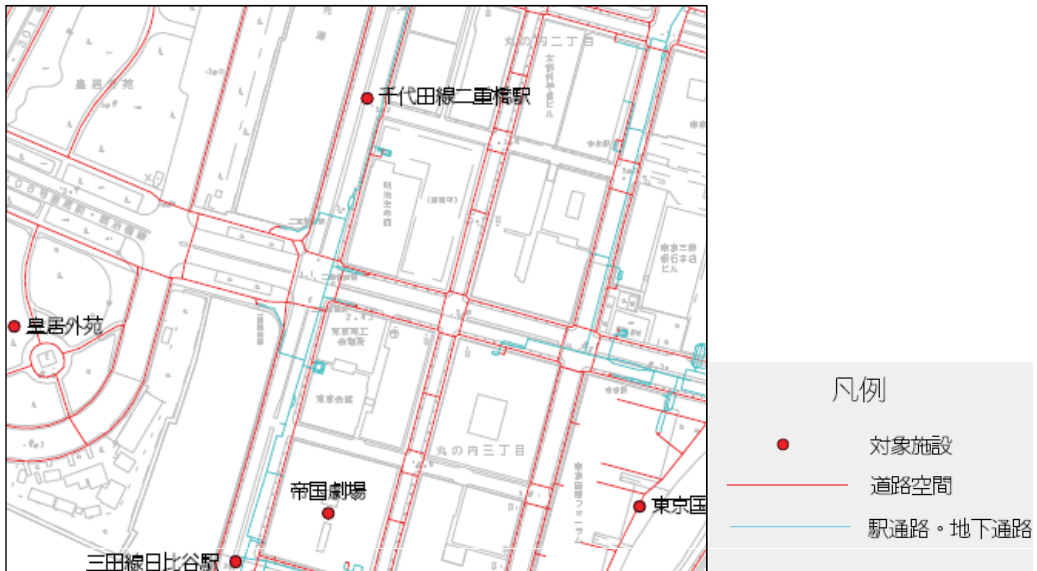


図 6.4. 「歩行空間ネットワークデータ」の例 (東京都千代田区丸の内付近). 国土交通省が <http://www.hokoukukan.jp/> にて公開しているファイルのうち, ノードとリンクのネットワーク構造を地図上に表現したものの一部を抜粋.



### 6.4.1 利用する地図データについて

「歩行空間ネットワークデータ」と呼ばれる地図情報が、国土交通省によって整備されている。同省は、まず地図情報の仕様を定める「歩行空間ネットワークデータ整備仕様案」を策定し、またそれに従って、日本の三大都市圏の一部の地域について実際に歩行空間ネットワークデータを作成し、ウェブ上で公開している\*2。この地図情報は、屋外における歩道・横断歩道・公園内遊歩道などの歩行者用通路を、ノードとリンクのネットワーク構造で表現したものである。具体的には、各ノードの ID・緯度・経度・階数・接続しているリンクの ID を記したノードリストのファイルと、各リンクの ID・起点ノード ID・終点ノード ID・リンクの長さ・道の種類・幅員・勾配等を記したリンクリストのファイルからなる。

図 6.4 は、「歩行空間ネットワークデータ」の抜粋である。赤線が地上の歩行空間、青線が地下の歩行空間を表している。リンクの折れ目・継ぎ目にはノードが存在し、すなわちノードが建物の角や横断歩道の端に対応していることが分かる。

我々のシステムでは、この歩行空間ネットワークデータをマップマッチングに利用する。利用する情報は、ノードリストのファイルに含まれる情報のみである。

### 6.4.2 方向転換検出とノードのマッチング

まず、以下に説明する手順で、歩行者の方向転換を検出し、それに対応するノードを見つける。ただし、固定点から  $n_{th2}$  歩以上歩いていない時は何もしない。

#### PDR のステップごとの進行方向の推移をもとに、方向転換を検出する

方向転換の検出は、ステップが検出されるごとに行う。 $n$  歩目のステップを検出し、位置の更新を行ったら、以下の条件をチェックする ( $i$  歩目の進行方向を  $\theta_i$  と書く)。

- $\theta_{n-14} \sim \theta_{n-10}$  の平均と、 $\theta_{n-4} \sim \theta_n$  の平均との差が、あらかじめ定めた閾値  $\theta_{turn}$  より大きい。
- $n-6$  歩目の位置が、方向転換点として検出されていない。

条件を両方満たしたとき、 $n-5$  歩目の位置  $\mathbf{x}_{n-5}$  を方向転換点とする。したがって、方向転換は 5 歩遅れて検出される。

#### 周辺のノードから、方向転換点にマッチするノードを検索する

ノードのリストから、以下の条件を満たすノードを検索する\*3。

- $\mathbf{x}_{n-5}$  とノードとの距離が、あらかじめ定めた閾値  $d_{th}$  より小さい。
- ノードから伸びているリンクの方角のうち少なくとも一つについて、現在の進行方向  $\theta_n$  との差が、あらかじめ定めた閾値  $\theta_{th}$  より小さい。

条件を満たすノードの中で、 $\mathbf{x}_{n-5}$  に最も近いノードの位置を、合致ノード  $\mathbf{x}_{n-5}^*$  とす

\*2 <http://www.hokokukan.jp/>

\*3 実用上は、毎回全てのノードをチェックすることは好ましくないため、測位開始位置からある程度の範囲内にあるノードをあらかじめキャッシュしておくなどする。

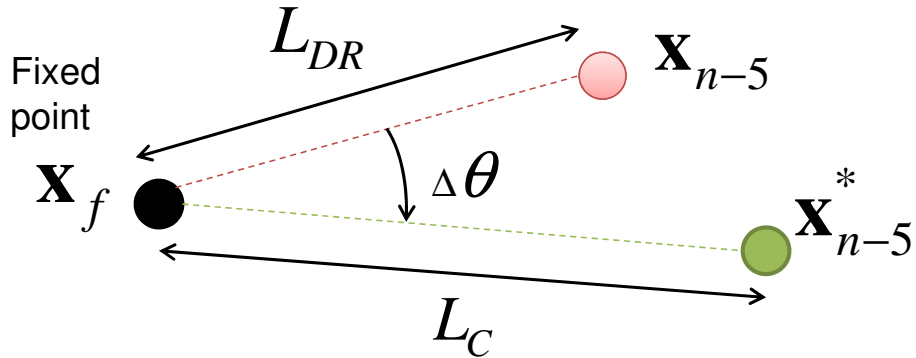


図 6.5. PDR パラメータ補正值算出のための，“固定点”，方向転換点，合致ノードの位置関係。

る。条件を満たすノードが存在しない場合，マップマッチングによる位置の修正は行われない。

### 6.4.3 PDR パラメータの補正，および現在位置の修正

PDR パラメータの補正は，図 6.5 のように方向転換点と合致ノードを用いること以外は，6.3.3 節で述べた方法（および追加条件）と同様である。

次に， $n-5$  歩目の位置を  $\mathbf{x}_{n-5}^*$ ，座標の共分散行列を  $\mathbf{P}_{n-5} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  とし，補正後の PDR パラメータを用いて  $n-4$  歩目から  $n$  歩目までの歩幅と進行方向を再計算し，それにしたがって  $n$  歩目まで位置を更新したものを新たな現在位置とする。

最後に，合致ノード  $\mathbf{x}_{n-5}^*$  を新たな固定点とする。

## 6.5 精度評価実験

複合測位システムを，実際の屋外環境で記録したデータに対して適用し，その測位精度を評価した。

### 6.5.1 実験内容

東京都内に三つの実験場所・四つの実験コースを設定して実験を行った。実験場所を図 6.6，図 6.7，図 6.8 にそれぞれ示した。実験場所 1 は千代田区皇居外苑の広場を回る道路であり，近くに高い建物が無く GPS の精度は常に高い環境である。実験場所 2 は皇居北側の平川門交差点を過ぎて首都高速の下をくぐるコースであり，GPS の精度が高いところから低いところに移動する環境である。実験場所 3 は 5.3 節の実験場所と同じく，東京都港区の品川駅前であり，道路に沿って二種類のコースを設定した。コース 1，2，3-1，3-2 は，横断歩道をそれぞれ一つ，二つ，三つ，一つ含み，コースの長さはそれぞれ約 464m，約 265m，約 252m，約 228m である。

三つの実験場所について、5.3節と同じ方法で我々が自ら作成したコース上の磁場偏向の分布マップを図6.9、図6.10、図6.11に示す。実験場所1は終始磁場偏向はゼロに近く、一方、実験場所2では特に橋の上で強いプラス（西方向）の磁場偏向が見られる。実験場所3では、「港南二丁目」交差点の南西側の歩道では西へ30°近く偏向している部分が見られるほか、実験コース終盤（3-1と3-2共通）には偏向の値が急変動する部分があることが分かる。

歩行空間ネットワークデータについては、国土交通省によって地図情報が整備されたエリアに、実験場所1と2は含まれていたが実験場所3は含まれていなかった。そのため、実験場所3については、周辺の歩行空間を表すノードやリンクを設定し、「整備仕様案」に従った形式のノードリストファイルを作成する、という作業を、同じく我々が自ら行った。

5名の実験参加者（実験場所3は1名のみ）が、スマートフォンをポケットに入れて（ポケットモード）実験コースにおいて移動を行い、その間加速度・磁場・GPS測位の記録を取った。コース3-1については、スタートからゴールまで歩いて移動した。コース1, 2, 3-2については、コース中、赤で示した部分では走って移動し、それ以外の青で示した部分では歩いて移動した。走る部分を含む移動パターンは特に、移動モード別に歩幅を推定する手法が、GPSやマップマッチングを取り入れた測位システムに及ぼす影響を確認するためのものである。それぞれのコースにおいて、一人当たり左右のポケット2回ずつの計4回記録を取った（コース3-2は右のみ2回）。

記録したデータに対し

- GPSのみ
- PDR（通常）
- PDR + 磁
- PDR + 走 + 磁
- 複合測位（PDR + 磁, GPS, マップマッチング）
- 複合測位（PDR + 走 + 磁, GPS, マップマッチング）

五つの手法を適用し（移動モード別に歩幅を推定する手法を「走」、磁場偏向マップによる方向修正手法を「磁」と書いている）、その測位結果を比較する。測位開始位置は正しい値をあらかじめ入力しておく。

測位の精度を評価する際、位置を更新した各時刻に対応する正解位置を記録することは困難である。したがって、各ステップの位置  $\mathbf{x}_n$  について、実験コース（正解軌跡）との最短距離を計算し、全ステップでその平均を取ったものを、測位精度の評価値とする。GPS測位の結果については、 $i$  回目の観測点の、正解軌跡との最短距離を  $d_{z,i}$ 、前回の観測点との距離を  $l_{i|i-1}$  とし、

$$\frac{\sum_i l_{i|i-1} d_{z,i}}{\sum_i l_{i|i-1}}$$

を測位精度の評価値とする。

本章にて説明した実装に関して、この実験で定めるパラメータの値は表6.1の通りである。

表 6.1. 実験における複合測位システムのパラメータ設定

GPS	測位間隔	1000 ミリ秒
	$K_w$ の最大値・最小値	1.2, 0.3
	$K_r$ の最大値・最小値	1.2, 0.4
	進行方向補正值 $\theta'$ の最大値・最小値	$\frac{\pi}{12}, -\frac{\pi}{12}$ ( $\pm 15^\circ$ )
カルマンフィルタ	歩幅の標準偏差 $\sigma_l$	0.2m
	進行方向の標準偏差 $\sigma_\theta$	$\frac{\pi}{18}$ ( $10^\circ$ )
	Accuracy 値の閾値 $\sigma_{G,th}$	20
	最新の GPS 修正点からの歩数閾値 $n_{th1}$	10
	固定点からの歩数閾値 $n_{th2}$	10
マップマッチング	方向転換検出の閾値 $\theta_{turn}$	$\frac{\pi}{3.2}$ ( $56^\circ$ )
	ノードマッチングの探索半径 $d_{th}$	25.0m
	ノードマッチングのリンク方向閾値 $\theta_{th}$	$\frac{\pi}{6}$ ( $30^\circ$ )

表 6.2. 精度評価実験結果

精度 [m] (全試行平均)	コース 1 (464m)	コース 2 (265m)	コース 3-1 (252m)	コース 3-2 (228m)
GPS のみ	4.6	10.5	19.6	34.8
PDR (通常)	30.4	21.6	24.6	9.5
PDR+ 磁	30.2	19.4	11.0	9.7
PDR+ 走	32.1	18.3	11.0	13.9
複合測位 (PDR + 磁, GPS, マップ)	18.3	15.1	5.5	6.7
複合測位 (PDR + 走 + 磁, GPS, マップ)	15.6	14.8	7.4	8.5

また、歩幅モデルのパラメータの初期値  $K_{w,0}, K_{r,0}$  は、参加者に対して事前にキャリブレーションを行い決定した値を用いる。

## 6.5.2 結果

測位システム適用の結果得られた軌跡について、各コース一例ずつ、それぞれ図 6.12, 図 6.13, 図 6.14, 図 6.15 に示した。また、測位精度について各コースにおける平均を表 6.2 にまとめた。

実験コース 1 で得られた結果の例を見ると、まず最初の直線で、PDR のみの場合（赤、緑、紫）に比べて、GPS による位置修正が加わると（水色、オレンジ）進行方向が徐々に正しい方

向へと補正されていっていることが分かる。さらに、二つ目の曲がり角では、「走」を導入したことで移動距離が正しく推定でき、その結果オレンジの軌跡は正解軌跡通り道路の向こう側の歩道まで正しく到達していることが分かる。

実験コース2の結果例でも同様に、一つ目の曲がり角以降、「磁」およびGPSによる修正で進行方向がほぼ北向きまで補正され、その後の横断歩道でも同じく「走」の導入によって道路の向こう側の歩道まで正しく到達していることが分かる。

また、実験コース3-1での結果例では、「磁」による進行方向補正に加え、複合測位の軌跡(水色, オレンジ)では、特に最初の方向転換でのマップマッチングにより、それ以降の進行方向が大きく改善されていることが分かる。コース3ではGPSは全体的に誤差が大きく、PDRの位置修正にはほとんど寄与しなかった。

一方実験コース3-2での結果例は、提案手法の効果が表れにくかった例となっている。「走」を含まない軌跡(赤, 緑, 水色)を見ると、「走」を含む軌跡(紫, オレンジ)に比べて、横断歩道を渡り終わるまでの移動距離は足りていないが、左折した後、進行方向が右にずれたので結果的に正解軌跡(道路東側の歩道)に近づいている。そのため、数字上は「走」を含まないほうが測位精度が高く出ていると考えられる。まずコース前半の歩行部分を見ると、これは5.3節の参加者Aの場合と同じ原因で、磁場偏向マップによる補正で、進行方向のずれが増大したケースであると考えられる。次にコース前半の走行部分を見ると、直線的に移動しているにもかかわらず、歩行状態と走行状態で推定進行方向が大きく変化していることが分かる。その結果、検出した方向転換点と対応する地図ノードがたまたま近くなったため、マップマッチングで正しいノードへ位置が修正されても $\theta'$ があまり変化せず、歩行状態での進行方向誤差が補正されないままになったと考えられる。

### 6.5.3 考察

実験結果より、マップマッチングによる位置修正・パラメータ補正によって、測位精度が向上するケースがあることが確認された。また全体的には、複合測位システムは、GPS単独の場合、PDR単独の場合に比べて、少なくともそれらのうち誤差が大きい方よりは高い位置精度を達成できた。

また、磁気擾乱の影響を取り除いた後の方向誤差は、右ポケットか左ポケットかによって異なるほか、歩行時と走行時でも異なっていたが、同じ条件で繰り返した試行の間ではほぼ同じ値であった。PCAに基づく進行方向推定の場合、5.4節にて挙げた誤差要因の他に、水平方向に大きな振動がかかる方向と真の進行方向とのずれが誤差要因として考えられる。主にその影響により、ポケットや移動状態によって異なる誤差の成分が生じているのではないかと考えられる。それらの誤差を、GPS測位によって短期的に補正できないまま測位を続けた場合、位置誤差は、道路の反対側に達するような大きさとなる。

したがって、GPS測位結果のずれかたと、磁気擾乱以外の元々の方向誤差との関係によっては、GPSやマップマッチングによる位置修正・パラメータ補正は、効果がなくなる、あるいは逆に位置誤差を大きくする可能性もある。つまり、我々の複合測位システムは、そのよう

な偶然性の高い要因によって、その測位精度向上の効果が左右されるという点で、解消するべき不安定性を持っているということが分かった。

## 6.6 まとめ

本章では、PDR に対して GPS 測位およびマップマッチングを組み合わせた、複合的な測位システムの構成と実装について述べた。また、本研究において最終的に達成できた成果として、第4・5章の提案手法も取り入れた複合測位システムを、実際の屋外環境で記録したデータに対して適用し、その測位精度を評価した。

元々の位置のずれ方によって、位置修正やパラメータ補正が測位精度に及ぼす効果が変わるという、不安定な性質があることも実験により判明したが、最終的な結果としては、GPS 誤差が数十 m に達するような実験環境においても、複合測位システムは GPS 単独や PDR 単独の場合よりも高い測位精度を達成した。



図 6.6. 地図上に示した実験コース 1 (千代田区皇居外苑). (Map data ©2014 Google, ZEN-RIN)



図 6.7. 地図上に示した実験コース 2 (千代田区平川門交差点). (Map data ©2014 Google, ZENRIN)





図 6.8. 地図上に示した実験コース 3-1 と 3-2 (港区品川駅前). (Map data ©2014 Google, ZENRIN)



図 6.9. 実験コース 1 上の磁場偏向分布のカラーマップ図. (Map data ©2014 Google, ZEN-RIN)



図 6.10. 実験コース 2 上の磁場偏向分布のカラーマップ図. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

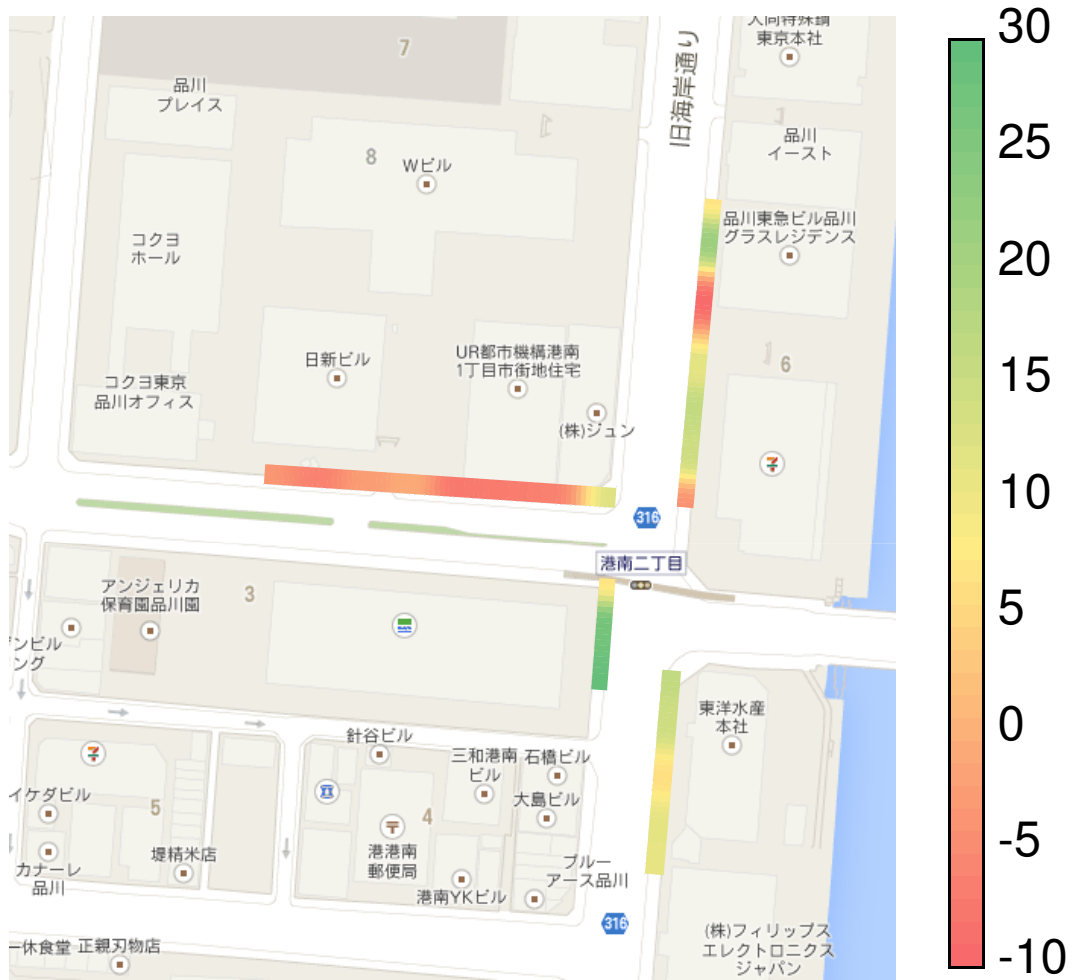


図 6.11. 実験コース 3-1, 3-2 上の磁場偏向分布のカラーマップ図。(Map data ©2014 Google, ZENRIN)



図 6.12. 実験コース 1, 得られた軌跡の例. 水色とピンクの四角は, マップマッチングにおいて方向転換にマッチしたノードの位置である. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)



図 6.13. 実験コース 2, 得られた軌跡の例. 水色とピンクの四角は, マップマッチングにおいて方向転換にマッチしたノードの位置である. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)



図 6.14. 実験コース 3-1, 得られた軌跡の例. 水色とピンクの四角は, マップマッチングにおいて方向転換にマッチしたノードの位置である. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)

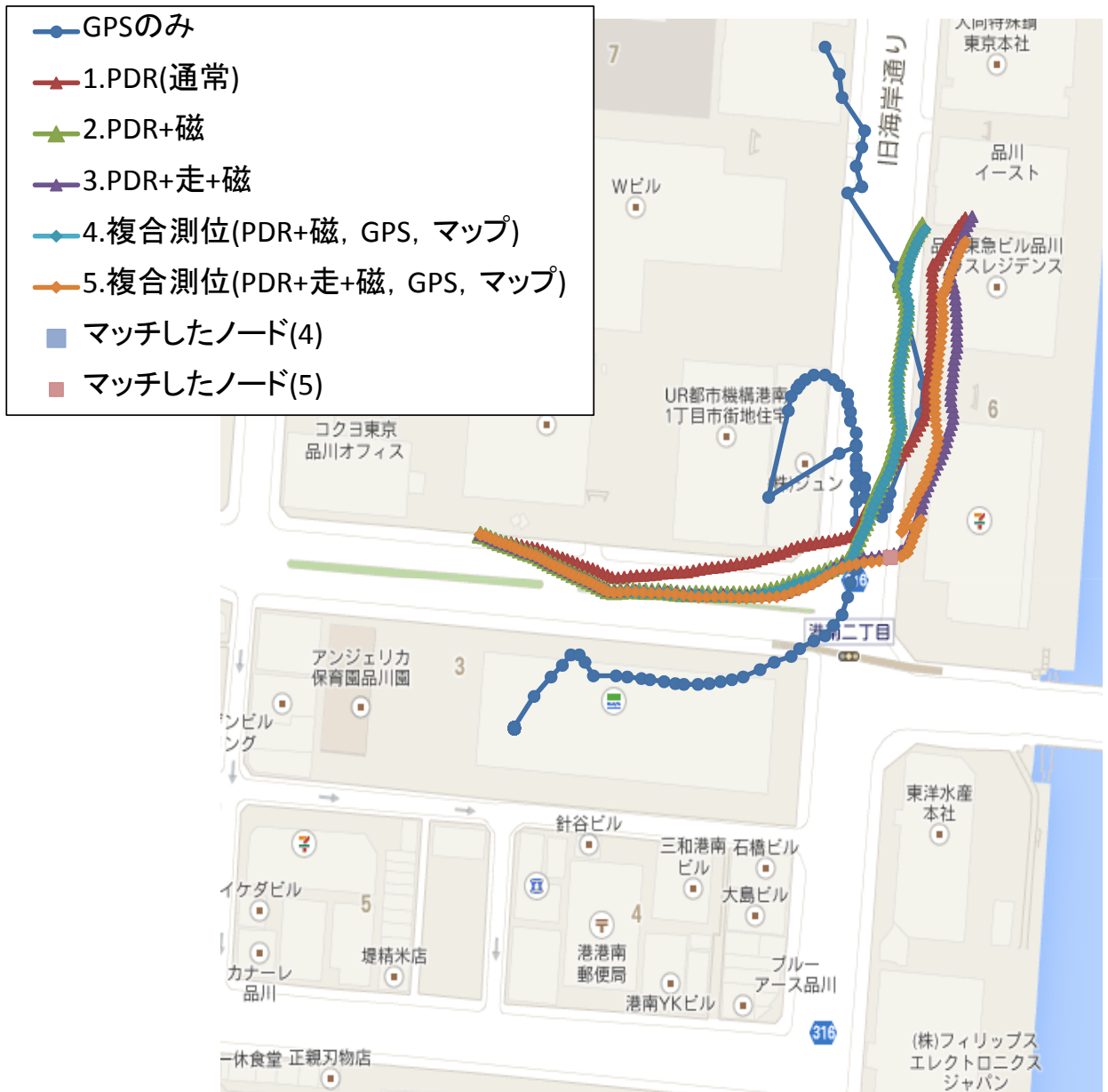


図 6.15. 実験コース 3-2, 得られた軌跡の例. 水色とピンクの四角は, マップマッチングにおいて方向転換にマッチしたノードの位置である. (Map data ©2014 Google, ZENRIN)



## 第7章

# 結論と今後の課題

最後に本研究について総括し、また今後取り組むべき課題について述べる。

### 7.1 結論

本研究では、センサ類を搭載した携帯端末上で実現される歩行者デッドレコニング (PDR) について、複数のアプローチによって位置推定精度の向上を目指した。

まず、現在までの PDR の研究の中で提案・確立された手法を用いた基本的な PDR システムを構築した。そして、従来の PDR システムにとって誤差が大きくなりやすい状況、あるいは従来の PDR システムが考慮していなかった状況を克服するための、新しい機構を提案し、PDR システムに対して導入した。

第一に、走る動作は、従来の PDR において考慮されてこなかった。そこで、PDR システムを走る動作にも適応できるようにするため、走る時の歩幅をより正確に推定できる新しいモデルを提案し、導入した。また、それに伴って、歩行者の動作を静止・歩行・走行の三つの移動状態に判別する機構も導入し、PDR システムが、移動状態に応じて自動的に歩幅モデルを切り替えられるようにした。実験の結果、走行時における歩幅推定の精度が向上し、その結果、PDR の精度は移動距離の面で改善した。

第二に、歩行者の周りの人工物の影響によって磁気擾乱が存在する場所では、進行方向に大きな誤差が生じることがある。そこで、そのような環境でも正確な進行方向推定が行えるようにするため、磁場ベクトルの偏向量の分布データを用いて、進行方向を補正する機構を導入した。実験の結果、提案手法によって、場所によって変動する誤差成分を軽減することができた。また、残った誤差（場所によらない成分）の要因についても大まかに分析した。

第三に、PDR は、測位を繰り返すと誤差が蓄積していく性質を持つため、単独では長時間の測位には向かないとされている。そこで、PDR に加えて、GPS 測位およびマップマッチングを組み合わせた複合的測位システムを構築した。実験の結果、位置修正・パラメータ補正のシステムに不安定な性質はあるものの、GPS 単独や PDR 単独よりも高い精度を実現できることを示した。

PDR に関する我々の研究では、到達すべき精度（あるいは分解能）として、「道路のどちら

側の歩道にいるかまで分かる程度」という目安を定めている。これは、(特に、両側に歩道があるような幅の広い道路では、) 位置ベースの情報サービスや人流分析にとってそのような差が大きな意味を持つことに由来している。本論文において達成した成果は、その目標実現に向けて大きな貢献となるものであると言える。

## 7.2 今後の課題

今後取り組むべき課題、あるいは研究の発展の方向性についていくつか述べる。

本論文では、測位精度向上のための各手法について、実験によってその効果を確認したが、実験環境はそれぞれ一種類に留まった。特に磁場偏向マップの手法や複合測位システムについては、磁気擾乱やGPSの精度は場所が違えば状況も大きく変わることから、他の多数の場所でも実験を行うことで、提案手法の有用性・安定性についてより信頼性の高い結論が得られると考えられる。

マップマッチングについては、本論文で説明した手法のほかにも様々な手法があり、サーベイ・検討・検証の余地がある。特に、今回はノードの位置関係だけを利用したが、さらにリンクの情報も用いることで、高度でロバストなマップマッチングが実現できる可能性がある。たとえば、「横断歩道のそばで歩行から静止に状態が移ったら、その人は次にその横断歩道を渡って反対側の歩道を歩く可能性が高い」といったように、行動パターンとリンクの種類情報とを結びつけることなどが考えられる。一方、歩行者は歩行空間ネットワークのリンク上にしか存在しない、という仮定を置いた場合、測位システムが実用性を持つ状況は限定されるが、その限定された状況下では高い精度が期待できる。

携帯端末向けPDRの実用性をより考慮することを考えた場合、胸ポケット、手に持つなど、他の端末保持場所に対応したPDRシステムも検討したい。対応する保持場所が多数ある場合、まず、それぞれの状況で端末にかかる振動や回転からデッドレコニングに必要な情報をどう抽出するかという観点とともに、端末の保持場所を、同じくセンサ情報から自動で判別するための技術についてもさらに研究が必要である。特に、端末保持場所の判別処理と、今回導入したような移動状態の判別処理は、(我々がこれまで調査した限りは)それぞれ単独の場合とはともに「振動の大きさ」が主な判別材料となっていることから、両方を正確に実現するのはかなり困難な課題であると考えられる。

そして、これまでに行った実験はノートPC上でデッドレコニングの処理を行っていたため、今後は実際に一つのスマートフォン上ですべての処理を行うための研究も必要になると思われる。リアルタイムの測位を行うためには、一分の位置の更新にかかる計算時間が、一分の時間を超えてはならない。スマートフォンのハードウェアの中で、GPS受信機は電力消費が比較的激しいものであることから、電力消費量にも配慮しなければならない。他のアプリケーションの処理を阻害することなく測位を行うためには、使用メモリ量の抑制も重要である。このように、携帯端末上ですべての処理を実行するための計算効率化は、パーベイシブ・コンピューティングの分野では多くの論文で論じられているポイントであり、我々の今後の研究においても重要な課題になると思われる。

## 謝辞

本研究を進めるに当たり、指導教員として多大なご指導をいただきました上條俊介准教授に深く感謝いたします。研究の基礎に始まり論文の構成方法や効果的なプレゼンテーションなど様々な事柄についてご助言をくださりありがとうございました。

秘書の三輪祐子さんには、研究活動に関する事務手続きなどで度々お世話になりました。どうもありがとうございました。

また、研究において手本となる姿を示してくださった研究員の古艶磊さんや先輩の日坂翔馬さん、高橋俊允さん、新見洋正さん、些細なことでも相談に乗ってくれた同期の青木尚久君、三浦俊祐君、矢野進也君にはそれぞれ感謝します。そして、それに加えて後輩の陳飛宇君、砂川健一君を含む上條研の皆さん、暑い日も寒い日も屋外での実験にご協力いただき本当にありがとうございました。

最後に、家族や友人など、日々の学生生活でお世話になりました全ての方に感謝します。

2014年2月6日

## 発表文献

### 国際学会

- [1] Noriaki Kakiuchi and Shunsuke Kamijo, “Pedestrian Dead Reckoning for Mobile Phones through Walking and Running Mode Recognition,” IEEE 16th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), October 2013

### 国内研究会

- [2] 垣内 紀明, 上條 俊介, “歩行／走行モードを考慮した携帯端末向け歩行者デッドレコニング,” 電子情報通信学会 ITS 研究会, ITS2013-11, 2013 年 7 月.

### 論文誌

- [3] Noriaki Kakiuchi, Feiyu Chen, Kenichi Sunagawa, and Shunsuke Kamijo, “Pedestrian Dead Reckoning for Mobile Phones using Magnetic Deviation Map,” IEICE Transactions A (Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences) (2014 年 4 月投稿予定)

## 参考文献

- [1] S. Beauregard. Omnidirectional pedestrian navigation for first responders. In *4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 33–36, 2007.
- [2] S. Beauregard, Widyawan, and M. Klepal. Indoor PDR performance enhancement using minimal map information and particle filters. In *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS) 2008*, pp. 141–147, 2008.
- [3] I. Bylemans, M. Weyn, and M. Klepal. Mobile phone-based displacement estimation for opportunistic localisation systems. In *3rd International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies (UBICOMM)*, pp. 113–118, 2009.
- [4] W. Chen, R. Chen, Y. Chen, H. Kuusniemi, and J. Wang. An effective pedestrian dead reckoning algorithm using a unified heading error model. In *IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS) 2010*, pp. 340–347, 2010.
- [5] T. Egerton, M. Danoudis, F. Huxham, and R. Ianseck. Central gait control mechanisms and the stride length - cadence relationship. *Gait & Posture*, Vol. 34, No. 2, pp. 178–182, 2011.
- [6] L. Fang, P. J. Antsaklis, L. A. Montestruque, M. B. McMickell, M. Lemmon, Y. Sun, H. Fang, I. Koutroulis, M. Haenggi, M. Xie, and X. Xie. Design of a wireless assisted pedestrian dead reckoning system - the NavMote experience. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 54, No. 6, pp. 2342–2358, 2005.
- [7] D. Gusenbauer, C. Isert, and J. Krsche. Self-contained indoor positioning on off-the-shelf mobile devices. In *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN) 2010*, pp. 1–9, 2010.
- [8] S. A. Hoseinitabatabaei, A. Gluhak, and R. Tafazolli. uDirect: A novel approach for pervasive observation of user direction with mobile phones. In *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom) 2011*, pp. 74–83, 2011.
- [9] F. Ichikawa, J. Chipchase, and R. Grignani. Where’s the phone? a study of mobile phone location in public spaces. In *2nd International Conference on Mobile Technology, Applications and Systems*, pp. 142–149, 2005.

- [10] J. Jahn, U. Batzer, J. Seitz, L. Patino-Studencka, and J. G. Boronat. Comparison and evaluation of acceleration based step length estimators for handheld devices. In *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN) 2010*, pp. 1–6, 2010.
- [11] A. R. Jimenez, F. Seco, C. Prieto, and J. Guevara. A comparison of pedestrian dead-reckoning algorithms using a low-cost MEMS IMU. In *IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing (WISP) 2009*, pp. 37–42, 2009.
- [12] R. Jirawimut, P. Ptasinski, V. Garaj, F. Cecelja, and W. Balachandran. A method for dead reckoning parameter correction in pedestrian navigation system. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 52, No. 1, pp. 209–215, 2003.
- [13] T. Judd. A personal dead reckoning module. In *10th International Technical Meeting of the Satellite Division (ION GPS) 1997*, pp. 47–51, 1997.
- [14] T. Judd and T. Vu. Use of a new pedometric dead reckoning module in GPS denied environments. In *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS) 2008*, pp. 120–128, 2008.
- [15] D. Kamisaka, S. Muramatsu, T. Iwamoto, and H. Yokoyama. Design and implementation of pedestrian dead reckoning system on a mobile phone. *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E94-D, No. 6, pp. 1137–1146, 2011.
- [16] J. Kim, H. Jang, D. Hwang, and C. Park. A step, stride and heading determination for the pedestrian navigation system. *Journal of Global Positioning Systems*, Vol. 3, No. 1-2, pp. 273–279, 2004.
- [17] M. Kouroggi and T. Kurata. Personal positioning based on walking locomotion analysis with self-contained sensors and a wearable camera. In *2nd IEEE/ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 103–112, 2003.
- [18] K. Kunze, P. Lukowicz, K. Partridge, and B. Begole. Which way am i facing: Inferring horizontal device orientation from an accelerometer signal. In *International Symposium on Wearable Computers 2009*, pp. 149–150, 2009.
- [19] Q. Ladetto. On foot navigation: Continuous step calibration using both complementary recursive prediction and adaptive Kalman filtering. In *13th International Technical Meeting of the Satellite Division (ION GPS) 2000*, pp. 1735–1740, 2000.
- [20] Q. Ladetto and B. Merminod. Digital magnetic compass and gyroscope integration for pedestrian navigation. In *9th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems*, pp. 111–120, 2002.
- [21] R. Levi and T. Judd. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts, 1996. U.S. Patent Number 5583776.
- [22] D. Navarro and G. Benet. Magnetic map building for mobile robot localization purpose. In *IEEE Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA) 2009*, pp. 1–4, 2009.

- [23] S. A. Rahok, Y. Shikanai, and K. Ozaki. Navigation using an environmental magnetic field for outdoor autonomous mobile robots. *Advanced Robotics*, Vol. 25, No. 13-14, pp. 1751–1771, 2011.
- [24] S. Reddy, M. Mun, J. Burke, D. Estrin, M. Hansen, and M. Srivastava. Using mobile phones to determine transportation modes. *ACM Transactions on Sensor Networks*, Vol. 6, No. 2, pp. 13:1–13:27, 2010.
- [25] J. Seitz, T. Vaupel, J. Jahn, S. Meyer, J. G. Boronat, and J. Thielecke. A hidden markov model for urban navigation based on fingerprinting and pedestrian dead reckoning. In *13th Conference on Information Fusion (FUSION)*, pp. 1–8, 2010.
- [26] U. Steinhoff and B. Schiele. Dead reckoning from the pocket - an experimental study. In *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom) 2010*, pp. 162–170, 2010.
- [27] Z. Sun, X. Mao, W. Tian, and X. Zhang. Activity classification and dead reckoning for pedestrian navigation with wearable sensors. *IOP Measurement Science and Technology*, Vol. 20, No. 1, pp. 15203–15212, 2009.
- [28] M. Susi, V. Renaudin, and G. Lachapelle. Motion mode recognition and step detection algorithms for mobile phone users. *Sensors*, Vol. 13, No. 2, pp. 1539–1562, 2013.
- [29] Y. Wakuda, S. Asano, N. Koshizuka, and K. Sakamura. An adaptive map-matching based on dynamic time warping for pedestrian positioning using network map. In *IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium (PLANS) 2012*, pp. 590–597, 2012.
- [30] H. Weinberg. *Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications*. Analog Devices Inc., 2002.
- [31] 野村幸子, 岸本達也. GPS・GISを用いた鎌倉市における観光客の歩行行動調査とアクティビティの分析. *日本建築学会総合論文誌*, Vol. 4, pp. 72–77, 2006.
- [32] 興梠正克, 蔵田武志. 組み込み型GPS・自蔵式センサシステムによる屋内外歩行者ナビ. *電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解*, Vol. 106, No. 73, pp. 75–80, 2006.