

磁気と WiFi 電波強度を含んだマップ情報に 歩行者デッドレコニングを併用した屋内位置推定手法

坂 涼司[†] 梶 克彦[†] 河口 信夫[†]

[†] 名古屋大学 工学研究科 計算理工学専攻

あらまし 駅や商業施設などの屋内環境においては GPS の精度が十分でない場合が多く、ナビゲーションやライフログ等のサービス実現のためには、屋内においても利用可能な位置推定手法が必要とされる。屋内環境においても利用可能な位置推定手法として、WiFi 電波を利用する手法や歩行者デッドレコニングなどが研究されている。本論文では、以上の手法に加え建物の残留磁気を利用する位置推定手法を提案する。提案手法では、事前に対象とするマップ上における磁気と WiFi 電波強度を測定してデータベースを作成する。そして、パーティクルフィルタを利用して、データベースの値と歩行者の観測センサデータを比較しながら位置の推定を行う。また、実環境において評価実験を行い平均 4m 以下の誤差で位置推定が可能であることを確認した。

キーワード 屋内位置推定, 歩行者デッドレコニング, マップマッチング, 磁気, WiFi

An Indoor Positioning Method Integrating Pedestrian Dead Reckoning with Magnetic Filed and WiFi Map

Ryoji BAN[†], Katsuhiko KAJI[†], and Nobuo KAWAGUCHI[†]

[†] Department of Computational Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

Abstract An indoor positioning method is required for the realization of life-log, navigation and so on, because the accuracy of GPS is generally not enough in indoor environments such as commercial facilities and stations. As a indoor positioning method, pedestrian dead reckoning and using the WiFi radio waves have been studied. In this paper, we propose an indoor positioning method using residual magnetism in addition to the above described methods. Moreover, we evaluated this method in real environment and confirmed that this method can provide accurate indoor positioning with an error of mean less than 4m.

Key words Indoor Positioning, Pedestrian Dead Reckoning, Map Matching, Magnetic Filed, WiFi

1. はじめに

近年、Google マップ [1] や NAVITIME [2] などのナビゲーションサービスや、Moves [3] や僕の来た道 [4] などのライフログサービス、foursquare [5] などの SNS のように位置情報を利用するサービスが注目を集めている。位置情報の取得には GPS の利用が一般的であるが、地下街やショッピングモールなどの屋内環境では衛星からの電波が遮断されてしまい、十分な精度での位置情報の取得は困難である。そのため、屋内環境におけるナビゲーションやライフログ等のサービス実現のためには、屋内においても利用可能な位置推定手法が必要となる。本論文では、近年普及が進んでいるスマートフォンを想定した屋内位置推定手法を提案する。スマートフォンは多様なセンサを搭載しており、かつ高速な CPU と高解像度なディスプレイを備えているため、サービスの提供に適した端末である。

屋内位置推定手法は従来より様々な研究が行われており、追加のインフラが必要な手法と、不要な手法が存在する。本論文では、追加のインフラを必要としない低コストで実現可能な手法について検討する。追加のインフラ不要な屋内位置推定として、既存の WiFi 基地局から発信される電波を利用する手法や歩行者デッドレコニング (PDR: Pedestrian Dead Reckoning) などが研究されている。

提案手法では以上の手法に加え建物の残留磁気を利用する。屋内環境においては、地球による磁気 (地磁気) の他に、鉄骨等に起因する残留磁気が存在しており、従来では地磁気を利用する際の雑音として扱われていた。本論文では、この残留磁気を利用した位置推定手法について提案する。提案手法では、まず事前に対象とする建物のマップ上における磁気と WiFi 電波強度を測定してデータベースを作成する。そして、パーティクルフィルタを利用して、データベースの値と歩行者の観測セン

サデータを比較しながら位置の推定を行う。この際、端末に搭載された磁気センサは、端末を基準とした座標系で値を取得するため、端末の姿勢が動的に変化する歩行中の磁気値とデータベースの磁気値は直接比較できない。そこで提案手法では、カルマンフィルタにより姿勢の推定を行い、推定した姿勢を用いて座標系を一致させる。また、データベースに含まれるマップの通過不可領域についての情報に基づいて、通過不可領域に侵入しないよう推定結果の補正（マップマッチング）を行い、マップに対して整合の取れる位置推定を実現する。さらに本論文では、スマートフォンに搭載されたセンサを利用して実環境において評価実験を行い有効性を検証した。

2. 関連研究

近年の屋外における位置の推定には主に GPS が用いられている。GPS は人工衛星より発信される電波を用いるため、電波が遮蔽される屋内環境での利用は困難である。そのため屋内でも利用可能な位置推定手法が研究されており、その多くは絶対測位と相対測位に大別される。

絶対測位は、環境中に配置したインフラを利用して位置の推定を行う手法である。例えば RFID を対象環境中に配置して、位置の推定を行う研究が行われている [6]。その他にも Bluetooth や UWB、超音波を利用する研究も行われているが、これらの手法は対象環境中に新規インフラを導入・維持する必要がありコストがかかる。既存の WiFi 基地局の利用によりコストを抑えた手法 [7] も存在するが、一般に屋内におけるサービスには屋外よりも高い精度の位置情報が要求される事もあり、精度は不十分である。また、ロボットの位置推定に鉄骨等の残留磁気を利用する研究が行われている [8]。この手法も既存の環境を利用しておりコストは低い、歩行者での利用はエスカレータの検出 [9] など限定的である。

相対測位は、移動体に取り付けられたセンサの値より、過去の位置からの移動量を求め、その累積で現在の位置を求める手法である。特に歩行者を対象とした手法は PDR と呼ばれる。一般的な PDR は歩行者の歩幅・歩数・進行方向を推定し、それらを組み合わせて位置の更新を行う。しかし、変位の累積によって位置を推定するため、誤差が蓄積してしまい、長時間の利用には課題が残る。

ナビゲーション等のサービス提供のためには、高精度かつ長時間利用可能な屋内位置推定手法が必要とされる。そのために本論文では、絶対測位と相対測位を併用し、互いの弱点を補う手法を提案する。

3. マップ情報

3.1 残留磁気

提案手法では従来より盛んに研究が行われている PDR や WiFi 電波強度の他に、建物内の残留磁気も利用して位置推定を行う。残留磁気とは鉄骨等の金属が帯びている磁気のことであり、従来では地磁気を利用して方位を推定する際の雑音として扱われていた。図 1 にセンサ端末を腰に装着して、名古屋大学 IB 電子情報館内を、出来るだけ通路の中心を通るように 2

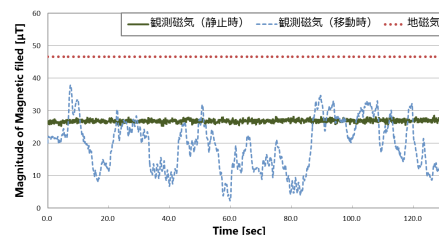


図 1 建物内を移動した際の磁気の変動

Fig. 1 The variance of magnetic field magnitude

分間移動した際の磁気のノルムの変化を示す。比較のため、静止時の磁気のノルムと名古屋における地磁気のノルム [10] を併記した。観測された磁気のノルムは、地磁気のノルムよりも小さくなる傾向にあり、これは建物の外壁による地磁気の遮蔽が原因と考えられる。また図 1 では、場所に応じた磁気のノルムの変化が示唆されており、これは建物の残留磁気に起因すると考えられる。提案手法ではこの磁場の変化を利用して位置の推定を行う。

3.2 マップ情報の収集

提案手法では位置推定の対象となる建物のマップ情報が必要となる。マップ情報は通過可能・不可能の情報の他に磁気と WiFi 電波強度の情報を保持する。本論文では、これらの情報を収集するためのツールを作成した。本ツールは Android 端末上で動作する。

まず前準備として対象とするフロアマップの画像をツールに登録する。次にツール上で観測対象とするフロアマップを選択すると、対応する画像が表示されるので、観測する位置をタップして観測を行う。観測を行う際は、南北を X 軸、東西を Z 軸、上下を Y 軸とするように端末を固定する。また、センサの値や電波強度にはゆらぎが存在するため、観測は 20 秒間連続して行い、その間の平均値を観測結果として用いた。WiFi 電波強度は基地局の識別子である BSSID と電波強度の組みを複数保持する。これらのデータは全てテキストデータとして保存される。

4. 屋内位置推定手法

提案手法では、PDR とマップ情報を併用して位置推定を行う。PDR は変位の累積により位置を推定する相対測位であるため、短期的には高精度だが長期的には誤差が累積してしまう。この誤差をマップ情報を用いた絶対測位の併用により削減する。

提案手法の処理フローチャートを図 2 に示す。3 章で述べたように、事前に収集したマップ情報をデータベースに保持しており、加速度センサ・角速度センサ・磁気センサ・WiFi センサを入力とする。これらのセンサは、近年のスマートフォンに広く搭載されている。磁気センサの利用に当たり、センサ端末の姿勢が問題となる。端末に搭載された磁気センサは、端末を基準とした座標系で値を取得するため、端末の姿勢が異なれば同じ磁場を観測していても異なる値を検出してしまふ。歩行者の保持する端末は姿勢が動的に変化する場合が多く、データベースの値とセンサの値を単純に比較できない。磁気ベクトルの大

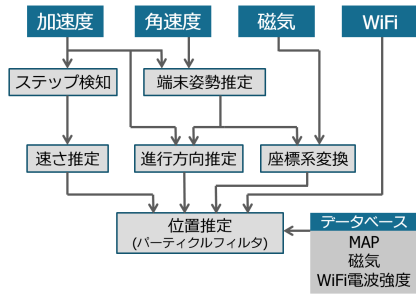


図 2 屋内位置推定の処理フローチャート
Fig.2 Flowchart of indoor positioning

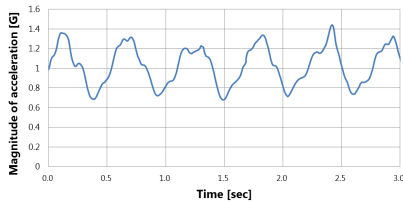


図 3 歩行時の加速度
Fig.3 Acceleration while walking

きさならば比較可能であるが、3 軸で観測した磁気各軸に関する情報が利用できない。そこで提案手法では、まず端末の姿勢を推定する。端末の姿勢情報により、端末座標系から世界座標系への変換が可能になり、磁気各軸に関する情報を活用できる。次に、PDR として歩行者の移動速さと進行方向の推定を行う。最後に、以上で求めた値と WiFi センサの値を入力とするパーティクルフィルタにより位置を推定する。

4.1 移動速さ推定

ステップ検知ブロックと速度推定ブロックにより、歩行者の移動速さの推定を行う。ステップ検知ブロックでは歩行時における足の接地を検知する。図 3 に歩行時の典型的な加速度の時間変化を示す。歩行の周期ごとに極大と極小が存在しているため、この極大と極小の検出によりステップ検知が可能である。提案手法では Alzantot らの研究 [11] で提案されている有限オートマトンを利用してステップ検知を行う。有限オートマトンの状態遷移図を図 4 に示す。各状態は、S0：静止、S1：動作開始、S2：極大を観測、S3：極小を観測、S4：動作終了、S5：ステップ検知を意味する。Move, Pos_Peek, Neg_Peek, Step_End の 4 つの閾値があり、入力加速度のノルム x が図 4 に示した各条件を満たした場合に状態を遷移する。閾値はそれぞれ、Move:動作しているか否か、Pos_Peek:極大、Neg_Peek:極小、Step_End:動作の終了を意味し、提案手法では予備実験の結果、Move = 0.05 G, Pos_Peek = 1.15 G, Neg_Peek = 0.85 G, Step_End = 0.95 G とした。

速度推定ブロックでは、検知したステップと歩幅の組合せで歩行者の歩行速さの推定を行う。歩幅を身長 $\times 0.46 m$ で推定し [12]、歩数 \times 歩幅 で求まる移動量の時間微分により移動速さを算出する。

4.2 端末姿勢推定

端末姿勢推定ブロックでは角速度・加速度を利用して端末の

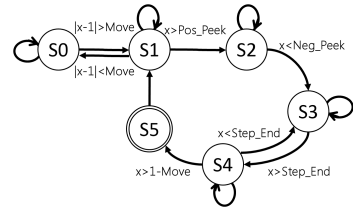


図 4 歩行ステップ検知の有限オートマトン
Fig.4 FSM for step detection

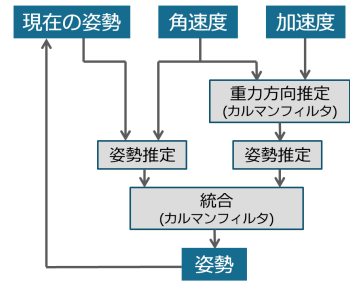


図 5 姿勢推定のフローチャート
Fig.5 Flowchart for posture estimation

姿勢を推定する。我々は加速度・角速度・地磁気を利用して端末の姿勢を推定する手法を提案してきた [13]。提案手法では、残留磁気が存在する屋内環境を想定しており、地磁気の利用は困難であるため加速度と角速度のみを利用する。地磁気による方位の推定が出来ないため、推定する姿勢は Y 軸に関する回転について自由度が残る。姿勢推定のフローチャートを図 5 に示す。姿勢は、端末のディスプレイ面を南に向け Portrait の向きにした状態を基準として、基準状態からの差異を 3×3 の正方行列で表現する。この正方行列は X・Y・Z の各軸の回転に関する三つのパラメータに相互変換可能である。

角速度センサはデバイスの回転を検知するセンサであり、積分により姿勢の推定が可能であると考えられる。しかし、角速度センサから姿勢を求める際には、積分の初期値が分からない、積分により誤差が累積するという問題が存在する。そこで重力方向の推定を行い、重力方向によって求まる姿勢も利用する。これらの姿勢をカルマンフィルタを用いて統合して姿勢を求める。カルマンフィルタとは、ノイズを含んだ観測値からある離散線形システムの状態を推定するためのフィルタであり、本手法では二つの姿勢を観測として入力する。重力方向によって推定される姿勢は誤差が累積しないため、角速度センサの弱点を補い、より正確な姿勢の推定が可能である。重力方向を推定する手法として、興枳らの研究 [14] の加速度と角速度を観測として用いるカルマンフィルタを利用した。すなわち、角速度の積算によって重力方向をトラッキングすると同時に、加速度を重力値にノイズが乗った値とみなして状態の観測とした。重力方向ベクトルから姿勢を推定する際には、ベクトル (=Y 軸) の回転方向に自由度が残ってしまい、端末の姿勢を一意に決定できない。そのため、X 軸と Z 軸に関するパラメータのみを姿勢を求めるカルマンフィルタの観測として利用する。

4.3 進行方向推定

進行方向推定ブロックでは、加速度と姿勢に基づいて進行方

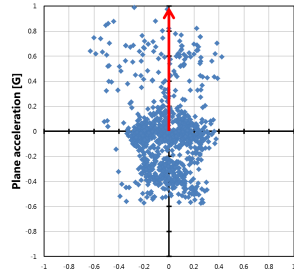


図 6 加速度の平面成分の分布

Fig. 6 Distribution of plane acceleration

向を推定する．端末を固定して移動している際は，端末の姿勢に対して一定の方向に進行すると考えられる．また，歩行動作は進行方向への加速と減速を繰り返しており，加速度は進行方向かその逆向き方向を中心に分布すると考えられる．予備実験の結果を図 6 に示す．予備実験では腰の前方中央に端末を固定し，直線経路を歩行した．図には加速度の平面成分をサンプルしている．進行方向は縦軸正方向であり，加速度が進行方向かその逆向きを中心に分布していることが分かる．定速（もしくは静止）期間の加速度を除き，歩行動作の加速・減速の際の加速度のみを抽出するため，加速度の平面成分の大きさが閾値以上の加速度を用いる．以上を踏まえ，端末のディスプレイ面と水平面が交わる直線を表わすベクトルと，大きさが閾値 0.5G 以上の加速度ベクトルの平面成分との二つのベクトルがなす角度を求め，その平均を進行方向とする．

4.4 磁気座標系変換

座標系変換ブロックでは，磁気センサの値の座標系を変換する．磁気センサの値は，端末を基準とした座標系で取得されるため，データベースの世界座標系の値とは直接比較出来ない．そこで，磁気ベクトルに端末の姿勢を表す回転行列を作用させて，端末座標系の値を世界座標系に変換する．4.2 節で述べたように，推定した姿勢は Y 軸に関する回転に自由度が残るため，座標系変換後の磁気平面成分 (X・Z 軸成分) にも自由度が残る．そこで，3 軸の磁気値の X・Z 軸成分を合成して平面成分とし，Y 軸成分を垂直成分とする．座標系変換ブロックはこの二つのパラメータを出力する．

4.5 位置推定

位置推定ブロックでは，パーティクルフィルタを利用して位置を推定する．パーティクルフィルタは時系列フィルタリング法の一つであり，ノイズを含む観測値から，対象の状態を推定するための手法である．任意の確率密度関数を多数のサンプル (パーティクル) によって近似し，各パーティクルの尤もらしさ (尤度) に基づいた重み付き平均を状態として出力する．提案手法では時刻 t におけるパーティクルは，位置 (Px_t, Py_t) ・速さ Pv_t ・角度 $P\theta_t$ の 4 つの状態を保持し，本論文では屋内に入る直前の GPS による位置情報の使用を想定して初期状態は与えた．位置推定は予測・尤度計算・状態推定・リサンプリングの 4 ステップから構成される．

4.5.1 予測

時刻 t における入力値，速さ vel_t ・進行方向 dir_t を利用して

以下の式に従い各パーティクルの状態を遷移させる．

$$Pv_t = Pv_{t-1} + \Delta vel_t + randV \quad (1)$$

$$P\theta_t = P\theta_{t-1} + \Delta dir_t + rand\theta \quad (2)$$

$$Px_t = Px_{t-1} + Pv_t \times \sin(P\theta_t) \times \Delta t \quad (3)$$

$$Py_t = Py_{t-1} + Pv_t \times \cos(P\theta_t) \times \Delta t \quad (4)$$

ここで， $randV \cdot rand\theta$ は設定した範囲内でランダムに決まる値である．乱数の存在により，観測値のノイズを考慮した状態の近似が可能である．本論文では

$$-1.0 \text{ m/s} < randV < 1.0 \text{ m/s} \quad (5)$$

$$-15^\circ < rand\theta < 15^\circ \quad (6)$$

とした．またこの際，マップの通過不可領域に入ったパーティクルは，4.5.2 節の尤度計算で尤度を強制的に 0 にする．

4.5.2 尤度計算

次に，各パーティクルの尤度を更新する．尤度の計算には位置推定ブロックに入力した速さ，磁気，WiFi を利用する．観測点は離散的であるため，4.5.1 節で更新したパーティクルの座標に対応する磁気や WiFi の値がデータベースに存在する可能性は低い．そこでパーティクルの周囲 4 つの観測点を探索し，パーティクルからの距離の逆数で重みづけした平均を計算して，その座標に対応する磁気と WiFi の値をデータベースより取得する．パーティクルの尤度は速さに対する尤度 $l_{v,t}$ ，磁気に対する尤度 $l_{m,t}$ ，WiFi に対する尤度 $l_{w,t}$ の積で求める．それぞれ入力した値を平均，データベースより求めるパーティクルの値を変数とする正規分布を用いる．この正規分布の標準偏差は重要なパラメータであり，小さすぎると観測値のノイズを許容出来なくなってしまい，逆に大きすぎると観測値の影響が小さくなってしまふ．予備実験の結果，速さの標準偏差は 1m/s ，磁気の標準偏差は $15\mu\text{T}$ ，WiFi 電波強度の標準偏差は 30dBm とした．WiFi に関しては一般に複数の BSSID と電波強度の組が入力するので，各 BSSID の電波強度より求めた尤度の総積によって $l_{w,t}$ を求める．全てのパーティクルの尤度を求めた後，総和が 1 となるように正規化する．

4.5.3 状態推定

パーティクル群から時刻 t における位置推定結果を算出する．対象としている建物の各階ごとにパーティクルの尤度の和を取り，最大となった階を現在の階と判断する．そして，その階に存在するパーティクルの座標を尤度で重み付けして平均を算出し，それを推定結果とする．

4.5.4 リサンプリング

時刻 t におけるパーティクル群の尤度に基づいて，時刻 $t+1$ におけるパーティクル群を生成する．まず，時刻 t におけるパーティクル群の中から，尤度で重み付けされたランダム抽出によって一つパーティクルを選択する．次に，同じ座標に複数のパーティクルが存在する状況を避けるため，ランダム方向に微小距離だけ移動させた新しいパーティクルを生成する．この

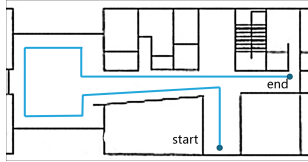


図 7 評価経路 1
Fig. 7 Evaluation route 1

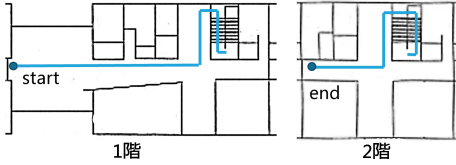


図 8 評価経路 2
Fig. 8 Evaluation route 2

処理を設定したパーティクル数だけ繰り返し、時刻 $t + 1$ におけるパーティクル群を生成する。以上により、時刻 t において尤度の高いパーティクルの周囲には、時刻 $t + 1$ には多数の新しいパーティクルが存在する傾向になる。

5. 評価実験

5.1 実験条件

屋内経路移動時のデータを収集し、評価を行った。実験場所は名古屋大学 IB 電子情報館の 1・2 階で、館内には多数の WiFi 基地局が設置されており、常に 10 個程度の BSSID が観測可能である。1 階のみを移動する全長 72m の経路 1 (図 7) と、1 階から階段を経由して 2 階に移動する全長 60m の経路 2 (図 8) を対象とした。位置推定を行う前準備として、3 節で述べたように実験環境の情報を Nexus4 を利用して収集した。被験者は男性 3 名であり、被験者 1・2 は Nexus4 を、被験者 3 は GALAXY S3 を用いて歩行データを収集した。端末の所持方法は、体の重心付近である腰の前方中央に固定した場合と、ナビゲーションサービスの提供を想定した手に保持した画面を見ながら歩行する場合の二通りを検証した。各経路・各所持方法毎に各人 4 回ずつ計 48 個のデータを収集し、データの収集後 PC 上で評価を行った。評価の際には 0.25s に一回位置を推定して、正解位置との誤差を算出する。正解位置は、総移動時間における経過時間の割合と、経路の総距離における移動距離の割合が等しいと仮定して導出する。

5.2 位置推定の平均誤差

経路 1・2 それぞれについて、提案手法の誤差の平均を求めた。また、PDR・磁気・WiFi それぞれの精度に関する影響を調べるために、4 節で述べた手法のそれぞれ該当部分を無効化した場合の平均誤差と比較する。いずれの場合においてもマップマッチングは行っている。経路 2 の評価については、推定結果と正解のフロア (階) が異なると誤差を距離で表現できないため、まずは推定したフロアと正解フロアが等しいか否かを評価し、その後フロアが等しい場合のみを対象として誤差を求めた。また、パーティクルフィルタは同一のデータであっても試

表 1 経路 1 の平均誤差

Table 1 Errors mean in route 1

手法	腰	手
PDR	2.38	4.16
WiFi	11.43	11.80
MAG	10.27	8.79
PDR+WiFi	2.38	5.40
PDR+MAG	2.15	3.10
提案手法	2.21	3.89

表 2 経路 2 のフロア正解率と平均誤差

Table 2 Errors mean and accuracy in route 2

手法	腰		手	
	フロア正解率 [%]	誤差 [m]	フロア正解率 [%]	誤差 [m]
PDR	78	3.33	73	2.90
WiFi	67	13.74	66	13.80
MAG	62	11.33	62	11.33
PDR+WiFi	88	2.88	76	3.23
PDR+MAG	79	2.97	83	3.02
提案手法	89	3.24	77	3.28

行毎に結果が異なるため、一つのデータに対して 10 回試行を繰り返した平均の値をそのデータの誤差とした。

表 1 に経路 1 の評価結果を、表 2 に経路 2 の評価結果を示す。経路 1 については提案手法は平均して、腰に固定した場合で 2.21m、手に保持した場合で 3.89m の誤差が存在した。また、経路 2 のフロア正解率と平均誤差は、腰に固定した場合で 89%・3.24m、手に保持した場合で 77%・3.28m であった。総じて平均誤差 4m 以下の精度で位置推定が可能であったといえる。さらに、経路 1 については PDR と磁気を組み合わせた場合が腰・手の両所持方法において最も誤差が小さくなり、屋内位置推定における残留磁気の有効性が確認された。

経路 1・2 の両方で、磁気のみ・WiFi のみを利用した場合は大きく推定を誤った。これはセンサ誤差が原因の一つだと考えられ、特に WiFi センサは今回使用した端末に限らず他のスマートフォン端末においても、センサ値が現在の状況を反映するまでに遅れが存在する、値が急激に変化する等の問題を確認した。PDR の併用によってこの問題は軽減が可能である。経路 1 の評価においては、PDR と磁気を用いた場合が最も誤差が少なく、PDR と WiFi を組み合わせた場合は PDR よりも誤差が大きくなった。また、経路 2 の評価において、PDR に加え WiFi を利用した場合はフロア正解率が向上している。このことから提案手法は、磁気を用いることで短期的に PDR の補正を行い、WiFi を用いることで長期的に大まかな位置を与えていると考えられる。誤差の原因としては、センサ誤差、歩幅の推定誤り、磁気・WiFi 環境の変動などが考えられる。実用性向上のために、利用者の観測値を用いてより高い精度で歩幅推定を行う手法や、動的にデータベースを更新する手法を検討している。

5.3 時間経過に伴う位置推定誤差の変化

腰の前方中央に端末を装着して経路 1 を歩行した場合の 12

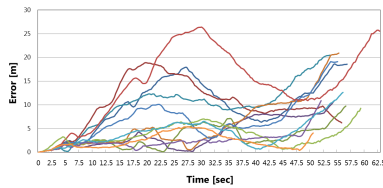


図 9 誤差の時間変化 (PDR)
Fig. 9 Time series error (PDR)

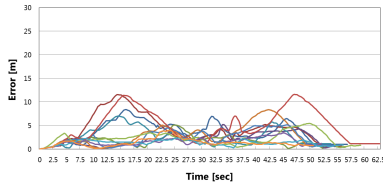


図 10 誤差の時間変化 (PDR+マップマッチング)
Fig. 10 Time series error (PDR+map matching)

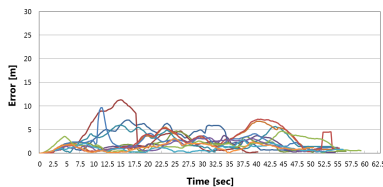


図 11 誤差の時間変化 (提案手法)
Fig. 11 Time series error (proposed method)

個のデータについて誤差の時間変化を求めた。マップ情報が位置推定精度に及ぼす影響について調べるために、PDR のみ、PDR とマップマッチング、提案手法の三通りの手法について比較する。

図 9 に PDR のみの、図 10 に PDR とマップマッチングの、図 11 に提案手法の絶対誤差の時間変化を示す。提案手法では、誤差は概ね $5m$ 以下に抑えられており、最大でも $10m$ 程度であった。三つのグラフを比較すると、図 9、図 10、図 11 の順に利用する情報が増え誤差が小さくなる傾向にある。図 9 と図 10 を比較すると、マップマッチングの利用により誤差の累積が抑えられており、今回の実験環境においてはマップマッチングが強く影響していると考えられる。そのため、マップマッチングの影響が小さい(通過不可領域の少ない)環境での追加実験を予定している。また、図 10 と図 11 を比較すると提案手法は PDR+マップマッチングを利用した場合と比べて、 $5m$ を超える大きな誤差が発生する状態が減少しており、安定した精度で位置の推定が行えていた。これより、磁気と WiFi 電波強度の併用によって大きく推定を誤る状態を抑制可能であると考えられる。

6. おわりに

本論文では、歩行者デッドレコニングと WiFi による測位に加えて、建物の残留磁気を利用した屋内位置推定手法について提案した。48 個の歩行データを収集して評価を行い、端末を腰に固定した場合だけでなく手に保持した場合においても、平均

誤差 $4m$ 以下の精度で位置の推定が可能であることを確認した。

今後の課題としては、以下の点が挙げられる。

- 歩幅の推定

提案手法では、歩幅を身長 $\times 0.46 m$ で推定しているため、急いでいる、周囲が混雑しているなどの状況下で、本来の歩幅と大きく異なってしまう恐れがある。例えば、加速度の上下成分と歩幅との相関関係を利用する [15] などのように、現在の状況に応じて動的に歩幅を推定する手法が必要である。

- マップに階段情報を含める

提案手法では、平地を移動している場合と階段を移動している場合とで同一のアルゴリズムを適用しているため、階段を移動している場合に位置の推定を誤ってしまう状況が存在した。そこで、マップに階段の情報を含め、階段にいるパーティクルには別のアルゴリズムを適用する手法を検討している。

- より詳細な評価

マップ情報作成時の観測点の密度と、位置推定の精度の関連性を調べる予定である。この調査により、精度を維持しつつ事前準備の手間を最小化できる。

文 献

- [1] Google Inc., “Google マップ,” <http://www.google.com/mobile/maps/>.
- [2] NAVITIME JAPAN CO., LTD., “Navitime,” <http://www.navitime.co.jp/pcstorage/html/navitime/android/index.html>.
- [3] ProtoGeo, “Moves,” <http://www.moves-app.com/>.
- [4] Yahoo Japan Corporation, “僕の来た道,” <http://latlonglab.yahoo.co.jp/service/bokumichi.html>.
- [5] Foursquare, “foursquare,” <https://foursquare.com>.
- [6] A. Bekkali and M. Sanson, H.and Matsumoto, “Rfid indoor positioning based on probabilistic rfid map and kalman filtering,” WiMOB 2007, p.21, 2007.
- [7] 藤田 迪, 梶 克彦, 河口信夫, “Gaussian Mixture Model を用いた無線 LAN 位置推定手法,” 情報処理学会論文誌, vol.52, no.3, pp.1069–1081, 2011.
- [8] ラホック サムアン, 尾崎功一, “磁気マップに基づいた屋内車輪型移動ロボットの自己位置認識,” ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集 2008, pp.2P2–C08(1)–2P2–C08(2), 2008.
- [9] M. Alzantot and M. Youssef, “Crowdinside: automatic construction of indoor floorplans,” ACM SIGSPATIAL GIS 2012, pp.99–108, 2012.
- [10] 国土地理院, “磁気図 (伏角),” 国土地理院技術資料 B-1 No.49, pp.●●–●●, 2012.
- [11] M. Alzantot and M. Youssef, “Uptime: Ubiquitous pedestrian tracking using mobile phones,” Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE, pp.3204–3209, 2012.
- [12] 上坂大輔, 松村茂樹, 岩本健嗣, 横山浩之, “手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案,” 情報処理学会論文誌, vol.52, no.2, pp.558–570, 2011.
- [13] 坂 涼司, 梶 克彦, 河口信夫, “装着型センサの姿勢推定に基づく移動軌跡の可視化,” 情報処理学会全国大会, pp.153–155, 2013.
- [14] 興沼正克, 大隈隆史, 蔵田武志, “歩行者ナビのための自蔵センサモジュールを用いた屋内測位システムとその評価,” シンポジウム「モバイル 08」, pp.151–156, 2008.
- [15] 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.