

すれ違い時の携帯端末相互接続を利用した 高精度屋内位置推定システムの検討

高野 晃洋^{1,a)} 近藤 正章¹ 中村 宏¹

概要：近年，スマートフォンに代表される無線通信モジュールや慣性センサを始めとするセンサ群が搭載された通信可能デバイスが広く利用されており，屋内環境向けにこのようなデバイスを用いた様々な位置推定手法が提案されている．本稿ではマルチエージェント環境において，短距離での相互通信を用いて得られるすれ違い時の情報を Pedestrian Dead Reckoning (PDR) と組み合わせることで，PDR で得られた推定位置に含まれる累積誤差を解消し位置推定精度を向上させる手法を検討し，その効果をシミュレーションによって評価する．シミュレーションによる評価の結果，すれ違い時の補正が PDR の累積誤差解消と位置推定精度の向上に寄与し，また人数増加に起因するすれ違い回数の増加が精度をより向上させることを確認した．

1. はじめに

近年ではスマートフォンやウェアラブルデバイスに代表されるような，外部通信が可能かつ持ち運びも容易な小型携帯デバイスが一般に普及している．これらデバイスは利用者の自己位置推定を全地球測位システム (Global Positioning System: GPS) や通信キャリアの基地局通信等の屋外位置計測技術でサポートすることが多い．これらの自己位置推定を利用したアプリケーションも多数開発されている．最もシンプルなアプリケーションとしては，地図上に自己の推定位置を表示し目的地までの進路をリアルタイムで表示・更新するナビゲーションシステムがある．他には自己推定位置をアプリケーション内の仮想世界でプレイブルキャラクターに付加・利用する AR (Augmented Reality) ゲームなどが存在する．

屋外での位置推定・計測と同様に屋内でも自己位置推定のニーズは多い．屋内自己位置推定の応用例としては店舗内の客の位置を特定し近傍の商品に関する情報を選択的に提示するシステム，あるいは自走小型ロボットの自律的な位置補正・進路調整などがある．

しかし屋外位置計測技術を屋内での自己位置推定に利用することは困難であり測定対象が屋内にいる場合，位置基準を与える送信機 (GPS 衛星や基地局アンテナ) と測定対象である受信機との間の建造物や壁，天井が電波を阻害するという問題が存在する．従って屋内で取得された位置情

報を利用するシステムの前提として，屋内位置計測・推定技術を新たに確立する必要がある．

従来の屋内位置推定技術の研究については，第一に通信強度など通信状況を用いる手法 [1], [2], [3] が挙げられる．通信状況を表す指標として受信電波強度 (Received Signal Strength Indication: RSSI) が主に用いられており，これは測定対象となる端末とフィールド上に配置された固定ビーコン間で交わされる電波の強度を示す．この RSSI を各ビーコンについて事前に測定しフィンガープリントを作成することで端末の推定位置を同定する手法や，複数ビーコンからの RSSI を距離に復元して三辺測量を行う手法などが存在する．

また GPS と同様に電波の到来時間 (Time of Arrival: ToA) から位置を推定する手法 [4], [5] も存在する．電波の到来時刻から端末-ビーコン間の距離を推定し，複数のビーコンからのデータを収集することで三辺測量を行う手法である．この手法では端末とビーコンで高精度な時刻同期が行われている事を前提となるため時刻同期コストの高さが難点であるが，高精度な結果は得られる．

また電波情報を用いる他の手法として到来方向 (Angle of Arrival: AoA) から位置推定する手法 [6] があり，こちらはアレイ状アンテナ群を用いて測定される電波到来時刻差と到来速度から到来方向 (端末の存在位置方向) を推定し，複数のビーコンからのデータによって三角測量を行う手法である．AoA の場合は時刻同期が原理上必要なくなるが，アレイ状アンテナを設置することで設置コストが増大する．また RSSI・ToA・AoA に共通する問題として障害物や壁面による電波送受信への影響に弱いという点があり，

¹ 東京大学 大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo
^{a)} takano@hal.ipc.i.u-tokyo.ac.jp

表 1 既存手法の比較

手法	精度	装置 コスト	障害物 の影響
RSSI Trilateration[3], [8]	5~1m	低	あり
RSSI Fingerprint[2]	15m~	低	あり
ToA[5]	~1cm	高	あり
AoA[6]	1.6~0.4m	高	あり
PDR[7], [8]	10~1.5m	低	なし

RSSI の場合は減衰, ToA と AoA の場合は反射が主に問題となる。

最後にデバイスに慣性センサ群が入っている場合は歩行者の移動状態を計測し変位を推定する Pedestrian Dead Reckoning (PDR) という手法が存在する。これは外部との通信を必要とせずセンサ情報から姿勢・進路方向・変位量を推定するため屋内でも障害物や壁などの影響を受けないという利点が存在するものの、単位時間ごとに測定された変位を前時刻の推定位置に加算するというシステムであるため長時間のシステム稼働を想定すると推定変位誤差の累積が問題となる。

以上の通り屋内位置推定については複数の技術が提案されているものの、コストや誤差の大きさから決定的な技術は確立していない。そこで本稿ではマルチエージェント環境において短距離通信を用いて得られるすれ違い情報に着目し、PDR と併用することで PDR で発生する累積誤差を解消しつつ誤差の少ない位置推定手法を構築することを検討する。

2. Pedestrian Dead Reckoning

2.1 概要

PDR には主に加速度センサ・ジャイロセンサ・磁気センサが用いられ、このシステムは以下の 3 つの推定を行う。

- 端末姿勢推定
- 進行方向推定
- 変位幅推定

これら 3 つの推定システムについては、第一に端末姿勢推定を行い端末のローカル座標系からグローバル座標系への対応を取る。その上で進行方向及び変位幅の推定が行われ、最後に推定された変位が前時刻の推定位置に加算されるという形で 1 サイクルとなる。これらの推定システムについてそれぞれ詳述する。

2.2 端末姿勢推定

重力方向及び地磁気方向から構成されるグローバル座標系に対して端末の保有するローカル座標系がどのように回転した状態であるかを推定する。加速度センサ・磁気センサ・ジャイロセンサによって検出した回転データをカルマンフィルタに通して現在の推定回転状態に逐次反映させる方法 [9] や、加速度センサ・磁気センサによって検出され

ている重力方向軸・地磁気方向軸からの回転を勾配降下法によって毎時刻計算する方法 [10] が存在する。特に後者については低サンプリングレート (>10Hz) センサを用いても十分な精度が保証される (静的状態で 2° 未満, 動的状態で 7° 未満) と報告されており、携帯端末等に含まれる比較的高性能でないセンサへの利用も可能となる。また携帯端末等であれば装着される部位は手やポケットなど特定の箇所に限られるため、それら特定の姿勢状態に絞った研究も行われている。

2.3 進行方向推定

加速度センサからの入力をグローバル座標系に変換した加速度データの水平成分を元に進行方向を推定する。PDR の推定対象とする移動は階段や坂の昇降を除き推定対象フィールドとなる 2 次元平面内での移動であるため、2 次元平面内での鉛直方向の加速度データは進行方向推定へ寄与せず、2 次元量となる水平成分を用いることになる。フィールドの形状によって推定進行方向の誤差が及ぼす推定位置精度への影響は大きく変わるため、一次元的歩行運動が想定される廊下や十字路よりも二次元的歩行運動が想定される広場などは高精度な推定が難しくなる。また壁面や障害物等の情報を反映させたフロアマップを推定時に用いることで、次節で述べる変位幅も含めて推定範囲に制約をかけることができ、精度が向上する [8], [11]。

2.4 変位幅推定

進行方向と同様にグローバル座標系への変換が行われた加速度データの水平成分から端末の並進速度を推定する手法、あるいは加速度データの鉛直方向成分の周期的振動から端末保有者の歩行サイクルを検出し、1 サイクル完了する度に歩幅を変位幅として推定位置に加算するという手法が存在する。前者は離散化された加速度データを時間で二重積分することになるため推定誤差が発生し、後者については歩幅の変動や 1 歩にかかる実時間の変動が推定誤差となる。また後者については歩行サイクルの検出のみに限らず推定対象の移動状況を詳細に (静止・歩行・走行・不規則な運動など) 分割することで、歩行モデルの更新や歩行の誤検出防止を試みる研究も行われている [7], [12]。

2.5 PDR の問題点と課題

PDR は 3 つの推定システムから構成されるが、センサの入力は加速度センサ・磁気センサ・ジャイロセンサのローカル座標系に基づくデータのみであり、グローバル座標系におけるデータソースが初期状態を除き存在しないことや、座標系変換後のデータを用いて各サイクル毎に生成される推定進行方向や推定変位幅が誤差を含んでおり、その結果生じる累積誤差をリセットするためのシステムが存在

しないことの2点がPDRの主な問題点となる。特に後者はPDRを行う期間が長ければ長いほど誤差が増大するため重要な問題である。

これらの問題を解決するために行われている研究としてはPDRに他の屋内位置推定技術を組み合わせる手法があり、特に受信電波強度を用いて精度向上を狙う手法[8]が存在する。受信電波強度はグローバル座標系における時系列に依存しないデータソースであり、また座標が固定されているビーコンからの情報であるためビーコンに近づいた際には固定座標に基づく高精度な推定位置情報を得られるという利点がある。ただしビーコンの設置コストや障害物・壁による電波の減衰等の問題が付加されるため、屋内フィールドでビーコンの恩恵を受けることのできる空間は限られるという点が課題となる。

3. 提案手法

3.1 概要

本研究では前項で触れたPDRへの組み合わせ技術の一つとして、マルチエージェント環境を前提としたすれ違い時の端末相互接続情報の利用による精度向上手法を提案する。これはPDRを用いた位置推定が独立して行われている端末同士がすれ違う際に短距離通信を行うことで互いの推定位置情報を修正するというものである。特により誤差の累積回数が少なく精度の高い推定位置を持つと想定されるエージェントが、より誤差の累積回数が多く精度の低い推定位置を持つと想定されるエージェントとすれ違うことで、後者の累積誤差の解消を達成し推定位置精度を引き上げることが狙いである。

PDRにビーコンからの受信電波強度を組み合わせた場合と比較すると、他のエージェントがビーコンの役割を果たすことになり、フィールド上のビーコンは最小限に留まる。またエージェント同士は短距離でのすれ違い時のみに通信を行うため、障害物・壁等の影響が小さい点が利点である一方、エージェントが保有しているデータは推定位置と歩行時間のみという条件が課されることになる。

3.2 PDRによる変位累積モデル

本提案手法ではPDRによる変位累積を次のモデルで仮定する。 a_t, x_t, e_t, n_t をそれぞれステップ数 t における推定対象の実位置、実変位、PDRによる推定変位、推定変位に含まれるノイズとする。この時 a_t, e_t は式(1)及び式(2)のように定義される。またノイズについては式(3)の通り同一の正規分布から各時刻に独立して生成されるものとする。

$$a_t = a_{t-1} + x_t \quad (1)$$

$$e_t = x_t + n_t \quad (2)$$

$$n_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (3)$$

このモデルの下で、ステップ数 t における実位置 a_t は初期

位置 a_0 に x_1 から x_t までの総和を加えたものに等しいため、式(1)及び式(2)より

$$a_t = a_0 + \sum_{i=1}^t x_i \quad (4)$$

$$= a_0 + \sum_{i=1}^t e_i - \sum_{i=1}^t n_i \quad (5)$$

が成り立つ。式(5)のノイズ部分については正規分布の再生性より

$$\sum_{i=1}^t n_i \sim N(0, t\sigma^2) \quad (6)$$

となるため、 a_t は次の確率分布から生成されたとみなすことができる。

$$a_t \sim N(a_0 + \sum_{i=1}^t e_i, t\sigma^2) \quad (7)$$

式(7)は a_t の存在確率分布が、同時刻の推定位置を中央値とし分散が t に依存する正規分布と合致することを示している。推定位置に対する a_t の存在確率分布が t に依存して形状を変えらるという点について、図1に基づいて次元パス上での簡単な例を考える。初期位置を与えるビーコンの通信範囲から外れる直前の位置を a_0 とすると、推定位置もビーコン通信範囲内であるため確率1で a_0 と一致し、この場合の確率密度関数は式(7)の分散に対し $t \rightarrow 0$ の極限を取ったデルタ関数となる。次に $t = 1, 2$ では式(7)より

$$a_1 \sim N(a_0 + e_1, \sigma^2) \quad (8)$$

$$a_2 \sim N(a_0 + e_1 + e_2, 2\sigma^2) \quad (9)$$

となる。この際ステップの進行に従って確率密度関数の分散には σ^2 が加算されるため、その分布は図1の通り徐々に裾が開いた形へと変化する。この変化は σ 区間の拡大を意味しており、推定位置周辺の一定区間内に推定対象の実位置が存在するという確率が徐々に減少することを示す。本モデルではPDRにおける精度低下をこの推定位置近傍における実位置存在確率の減少という形で表現しているため、確率密度関数の分散の累積状態を示す係数 t が推定精度の指標としてすれ違い時の推定位置修正の際に利用・調整される。

注意すべき点として、分散の累積回数は推定位置と実位置の誤差の大きさを直接示すものではなく、誤差が一定範囲内に収まっている確率のみ表現するという点が挙げられる。固定設置されている別のビーコンに辿り着くまで誤差の大きさを正確に知ることはできないため、以降の修正操作は誤差の減少が期待される操作ではあるが、操作によって誤差を増大させる可能性も存在する。

3.3 推定位置修正手法1：高精度情報のコピー

推定対象であるエージェント同士がすれ違った際の推定位置修正手法の1つ目として、より高い精度を持つ対象の推定位置を基準としてより低い精度を持つ対象の推定位置を修正する手法を検討する。すれ違いの判定については各

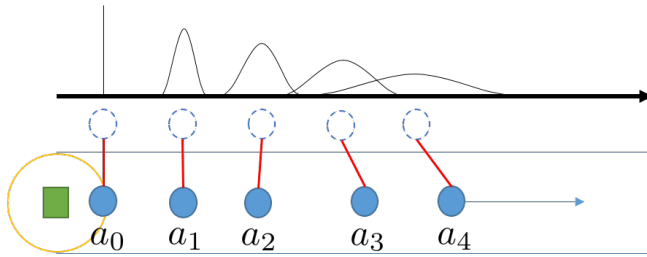


図 1 PDR によるエージェントの推定変位及び誤差の累積に関する概念図。青丸がエージェントの実位置、点線丸が PDR によって得られた推定位置、緑四角を中心とする円がビーコンと通信範囲を、赤線が時刻の対応を示す。

Algorithm 1 推定位置修正手法 1

```

1: for  $i \leftarrow 0$  to end do
2:    $e \leftarrow \text{PDRestimate}(e)$ 
3:    $t++$ 
4:   if connection_check( $A, c$ ) then
5:      $(e', t') \leftarrow \text{connected\_agent\_states}(A)$ 
6:     if  $t > t'$  then
7:        $e \leftarrow \arg \min |\text{dist}(e, e') - c|$ 
8:        $t \leftarrow t'$ 
9:     end if
10:  end if
11: end for

```

エージェントが短距離通信を行っており、規定距離 c [m] 以内に接近した場合通信が開始、その時点ですれ違いが発生すると仮定する。

この手法ではすれ違い 2 名のエージェントが互いに保持している実位置存在確率分布の分散を比較し、どちらの存在確率分布の分散が小さいか、つまりどちらの方が PDR による誤差の累積回数が少なく、推定位置の近傍に実位置が存在する確率が高いという高精度な状態であるかを判定する。判定の結果、分散がより大きく推定位置が累積誤差により大きな影響を受けていると想定されるエージェントの推定位置を他方のエージェントの推定位置から c だけ離れた位置まで移動させることで推定位置の修正を図る。また分散については修正対象エージェントの分散を基準エージェントの分散で上書きする。

Algorithm 1 にこの手法に基づく各エージェントの毎時刻のアルゴリズムを記す。実行するエージェントを A として自身の推定位置 e と自身の分散係数 t を時刻の進行に従って更新した後、距離 c 以内に他のエージェントが存在するかチェックするための短距離通信を行う部分が 4 行目にあたる。他のエージェントが存在した場合そのエージェントを b とし、自身の分散係数 t と相手の分散係数 t' を比較し自身の分散係数がより大きい、低精度な状態であることを確認した場合 7,8 行目の更新処理を実行し次時刻へ移行するというのが一連の流れとなる。

3.4 推定位置修正手法 2：ベイズ推定による相互補正

すれ違った際の推定位置修正手法の 2 つ目として、ベ

ズの定理に基づく相互補正の手法を提案する。簡単化のため理想的なすれ違い状態 (規定距離 $c = 0$) を考える。図 2 のようにエージェント A とエージェント B がすれ違い、それぞれの推定位置と確率分布が規定されている時、すれ違いが観測されたという事象 Y を把握した上での A の実位置の事後存在確率分布 $f_A(x|Y)$ 及び B の実位置の事後存在確率分布 $f_B(x|Y)$ は、連続確率分布におけるベイズの定理より次のように記すことができる。

$$f_A(x|Y) = \frac{f_A(x)g(Y|x)}{\int_{-\infty}^{\infty} f_A(x)g(Y|x)dx} \quad (10)$$

$$f_B(x|Y) = \frac{f_B(x)h(Y|x)}{\int_{-\infty}^{\infty} f_B(x)h(Y|x)dx} \quad (11)$$

式 (10) ではエージェント A の実位置の存在確率分布 $f_A(x)$ が事前分布となり、 x の値の観測に対しすれ違い事象 Y が発生する確率分布 $g(Y|x)$ が尤度関数となる。この尤度関数 $g(Y|x)$ について、すれ違い事象 Y が発生するのは A の実位置に対して B の実位置が完全に一致している場合であり、従ってその発生確率分布は $f_B(x)$ と一致する。

同様に式 (11) における尤度関数 $h(Y|x)$ は $f_A(x)$ と一致するため、エージェント A 及び B の実位置の存在確率分布を $f_{AB}(x)$ とすると次のように表現できる。

$$f_{AB}(x) = \frac{f_A(x)f_B(x)}{\int_{-\infty}^{\infty} f_A(x)f_B(x)dx} \quad (12)$$

ここで $f_A(x) \sim N(\mu_A, \sigma_A^2)$, $f_B(x) \sim N(\mu_B, \sigma_B^2)$ とすると、 $f_{AB}(x)$ は次のような平均と分散に従う正規分布となる。

$$f_{AB}(x) \sim N\left(\frac{\mu_A\sigma_B^2 + \mu_B\sigma_A^2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2}, \frac{\sigma_A^2\sigma_B^2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2}\right) \quad (13)$$

従って理想的なすれ違い状態ではエージェント $A \cdot B$ 双方の推定位置と分散を $f_{AB}(x)$ の期待値と分散に更新すればよい。実際は短距離通信に要する時間を考慮して規定距離 c を設ける必要がありその距離を推定位置に反映する操作が必要となるが、本稿ではこの誤差を許容しシミュレーションを行う。分散は双方の分散のみから決定されており規定距離の影響を受けないため $f_{AB}(x)$ の分散をそのまま利用する。

Algorithm 2 に上述の相互補正手法に基づく各エージェントの毎時刻のアルゴリズムを記す。Algorithm 1 と同様に e_A, e_B はエージェント A, B の推定位置、 t_A, t_B はエージェント A, B の分散係数であり、5 行目までは同じ操作を行う。6 行目以降は式 (13) に基づいて値の更新を行っているが、推定位置更新式及び分散係数更新式内の分散の値については PDR モデル内のノイズ分散 σ^2 がどちらも約分されるため実際の計算には分散係数のみを利用している。

4. シミュレーション評価

4.1 手法

すれ違い情報に基づいて PDR で得られた推定位置を操

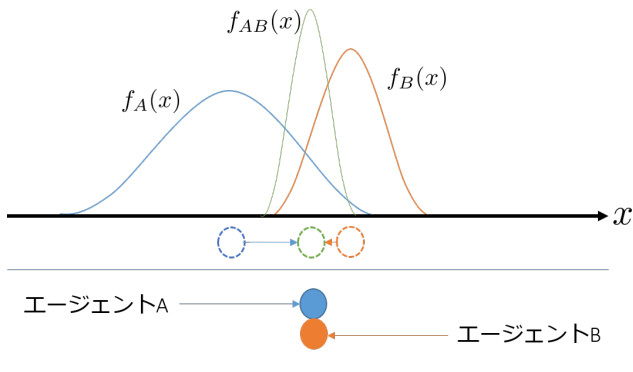


図 2 理想的なすれ違い状態 ($c = 0$) の概念図。エージェント A と B の推定位置 (それぞれ青とオレンジの点線丸) は補正によって $f_{AB}(x)$ の中央値まで移動し、双方の確率密度関数は $f_{AB}(x)$ に統一される。

Algorithm 2 推定位置修正手法 2

```

1: for  $i \leftarrow 0$  to end do
2:    $e_A \leftarrow \text{PDRestimate}(e_A)$ 
3:    $t_A \leftarrow t_A + 1$ 
4:   if connection_check( $A, c$ ) then
5:      $(e_B, t_B) \leftarrow \text{connected\_agent\_status}(A)$ 
6:      $e_A \leftarrow (e_A t_B + e_B t_A) / (t_A + t_B)$ 
7:      $e_B \leftarrow e_A$ 
8:      $t_A \leftarrow t_A t_B / (t_A + t_B)$ 
9:      $t_B \leftarrow t_A$ 
10:  end if
11: end for

```

表 2 平均誤差 [m]

修正手法 1	Length=2m	4m	6m	8m
N=24	0.4766	0.8205	1.0420	1.2934
N=48	0.4537	0.5831	0.7852	0.9687
N=72	0.4332	0.5241	0.6380	0.7266
N=96	0.4232	0.4947	0.5613	0.6688
修正手法 2	Length=2m	4m	6m	8m
N=24	0.4615	0.8177	1.1758	1.4238
N=48	0.4117	0.6356	0.8426	1.0627
N=72	0.3657	0.5621	0.6825	0.8258
N=96	0.3276	0.4877	0.6055	0.6982
修正なし	0.5920	1.1233	1.6734	2.2383

表 3 最大誤差 [m]

修正手法 1	Length=2m	4m	6m	8m
N=24	2.0197	3.1351	3.5324	3.9356
N=48	2.0932	2.3388	3.1774	3.5820
N=72	2.1556	2.1582	2.4736	2.7398
N=96	2.1634	2.1259	2.4086	2.5222
修正手法 2	Length=2m	4m	6m	8m
N=24	1.7633	2.8475	4.1722	4.4801
N=48	1.5562	2.3990	2.9579	3.4550
N=72	1.4267	1.9972	2.3374	2.7700
N=96	1.2144	1.6675	1.9627	2.2396
修正なし	2.1832	3.3457	4.2981	5.2920

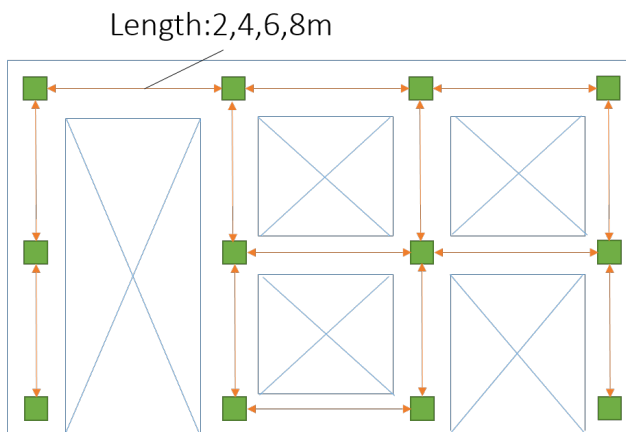


図 3 シミュレーションのフィールドとビーコン配置図。

作する提案手法が、PDR の推定位置誤差の解消に寄与することを確認するためにシミュレーション評価を行った。特に、

- フィールド上の人数や大きさ等のフィールドパラメータと精度の関係
- 修正方法の違い (前項の Algorithm 1 と Algorithm 2) による精度の差

について考察することを目的とする。

フィールドは図 3 に示すフィールドに推定位置をリセットするためのビーコンが一定間隔で設置されており、ビー

コン間の 14 本のパスをエージェントが走行する。パスの長さは $L = 2, 4, 6, 8$ [m] の 4 通り、エージェントの人数も $N = 24, 48, 72, 96$ 人の 4 通りで 16 通りのパラメータの組み合わせで精度を評価する。エージェント群は歩行速度の期待値で 5 グループに分割され、期待値 0.5 [m/s] から 2.5 [m/s] まで 0.5 [m/s] 刻みでそれぞれ速度が割り振られる。ただしすれ違い時の位置関係に偏りを生じさせないため、歩行速度には正規分布 $N(0, (0.25)^2)$ (2σ 区間が ± 0.5 [m/s] に一致) から生成された変動項が加算され、初期位置もフィールド上でランダムに配置される。またエージェントの持つ端末がすれ違いを検出するために行う短距離通信の頻度は 1 秒間に 20 回とし、ビーコンとの接続判定及びエージェント同士のすれ違い判定が発生する距離は $c = 0.5$ [m] とした。シミュレーションの制限時間は 120sec であり、総ステップ数は 2400 回となる。

4.2 評価結果・考察

表 2 に各エージェントがパスを通過後にビーコンと接続して推定位置をリセットする直前の誤差の全てを平均した平均誤差を記す。パス長 4 パターンと人数 4 パターンの 16 パターンに対し手法 1,2 を施した 32 パターンと修正をせず PDR モデルのみに従って推定を行った 4 パターンの計 36 通りについて平均誤差を示している。また表 3 は同様に記録された誤差のうち、最大値を各エージェントごとに抽出し人数で平均を取ったものを示している。

手法 1, 手法 2 のどちらも PDR のみで位置推定を行っ

た「修正なし」の場合と比較して、誤差が抑制されていることが確認できる。またパス長が比較的長く PDR による累積誤差の増大が生じやすい状況においてもフィールド内のエージェント数が十分多い場合、精度の改善が見られることもわかる。

手法 1 と手法 2 の優劣についてはパス長が短い場合は手法 2 が、パス長が長い場合は手法 1 が平均誤差では優れているという傾向が確認できた。最大誤差については手法 2 が殆どの場合で手法 1 よりも高い精度となるが、 $N=24$ かつ $L=6m, 8m$ のようなエージェント密度が疎な状態での試行では精度が悪化している。考えられる原因として、手法 1 は仮にすれ違う相手の推定位置が累積誤差の影響を大きく受けていたとしても自身の推定位置を変更することなく相手の推定位置が修正されるため、累積誤差の影響は伝搬しない。しかし手法 2 は式 (13) に示す通り、修正後の推定位置を決める際に自身の推定位置とすれ違う相手の推定位置の双方を利用するため、仮に相手の推定位置が累積誤差を多く含んでいた場合その累積誤差の影響が自身の推定位置にも及ぶことになる。そのような状況が発生しても新たにビーコンから出てきたばかりの高精度な推定位置を持つエージェントやその影響を受け推定位置が改善されたエージェントと頻繁にすれ違うことで推定位置が徐々に改善されることが望ましい。しかし広大なフィールドに対しエージェント数が少ない場合ではそのような改善が発生せず、手法 2 の精度が悪化するという結果に繋がったと考えられる。

5. おわりに

本稿では屋内位置推定技術の一つである PDR の問題として位置推定時に生じる誤差累積に着目し、マルチエージェント環境を前提としたすれ違い時の端末相互接続情報の利用による精度向上手法を提案した。PDR の変位累積モデルに基づき、誤差累積による精度低下を推定位置近傍における実位置存在確率分布の分散増大というモデルで表現することで、すれ違い時の推定位置精度の比較を可能にしつつ推定位置を修正する。特により高精度な推定位置を持つエージェントの情報を他のエージェントがコピーする手法と、ベイズの定理に基づいてエージェント間距離が 0 の理想的なすれ違い状態で求められる事後確率密度関数を利用する手法の 2 つを検討した。シミュレーションによる評価ではこれらの手法が PDR によって生じた累積誤差を減少させること、および人数の増加が精度向上に寄与すること、手法 1 と手法 2 では手法 2 が総じて優れているということがわかった。

今後の課題としては第一にモデルと手法の詳細な検討が挙げられ、特に手法 2 において理想的なすれ違い状態でない場面を検討する必要がある。またより自由に行動可能なフィールドでの検討も課題であり、PDR の進行方向推定を含んだモデルの検討も必要である。最後に本稿ではシミュ

レーションによる評価に留まったが、実機による評価も今後の課題である。

参考文献

- [1] Y. Wang, Xu Yang, Yutian Zhao, Yue Liu, and L. Cuthbert. Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods. In *2013 IEEE 10th Consumer Communications and Networking Conference (CCNC)*, pages 837–842, Jan 2013.
- [2] Y. Kim, Y. Chon, and H. Cha. Smartphone-Based Collaborative and Autonomous Radio Fingerprinting. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 42(1):112–122, Jan 2012.
- [3] X. Zhao, Z. Xiao, A. Markham, N. Trigoni, and Y. Ren. Does btle measure up against wifi? a comparison of indoor location performance. In *European Wireless 2014; 20th European Wireless Conference*, pages 1–6, May 2014.
- [4] D. Humphrey and M. Hedley. Super-Resolution Time of Arrival for Indoor Localization. In *2008 IEEE International Conference on Communications*, pages 3286–3290, May 2008.
- [5] T. Akiyama, M. Sugimoto, and H. Hashizume. Sync-Sync: Time-of-arrival based localization method using light-synchronized acoustic waves for smartphones. In *2015 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–9, Oct 2015.
- [6] Manikanta Kotaru, Kiran Joshi, Dinesh Bharadia, and Sachin Katti. SpotFi: Decimeter Level Localization Using WiFi. *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, 45(4):269–282, August 2015.
- [7] Zuolei Sun, Xuchu Mao, Weifeng Tian, and Xiangfen Zhang. Activity classification and dead reckoning for pedestrian navigation with wearable sensors. *Measurement Science and Technology*, 20(1):015203, 2009.
- [8] V. Chandel, N. Ahmed, S. Arora, and A. Ghose. In-Loc: An end-to-end robust indoor localization and routing solution using mobile phones and BLE beacons. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pages 1–8, Oct 2016.
- [9] A. M. Sabatini. Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(7):1346–1356, July 2006.
- [10] S. O. H. Madgwick, A. J. L. Harrison, and R. Vaidyanathan. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. In *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 1–7, June 2011.
- [11] H. Nurminen, M. Raitoharju, and R. Piché. An efficient indoor positioning particle filter using a floor-plan based proposal distribution. In *2016 19th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, pages 541–548, July 2016.
- [12] N. Kakiuchi and S. Kamiyo. Pedestrian dead reckoning for mobile phones through walking and running mode recognition. In *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, pages 261–267, Oct 2013.