

# 疎な位置情報と誤差モデルを用いた PDRの補正手法

野崎 惇登<sup>1</sup> 廣井 慧<sup>2,3</sup> 梶 克彦<sup>3,4</sup> 河口 信夫<sup>2,3</sup>

**概要:** スマートフォン上で位置情報を利用するサービスが普及しており, GPS が利用困難な屋内において位置を取得する様々な手法が提案されている. その一つに加速度センサやジャイロセンサを利用する PDR (Pedestrian Dead Reckoning) がある. PDR では様々な手法が提案されているが, 誤差が蓄積するため十分な精度を得られていない. 本研究では, 疎な位置情報が得られる状況を想定し, それに基づく PDR の補正手法について提案する. 疎な位置情報とは, 絶対位置推定手法や通過検出手法等を利用して得られる不連続な位置情報を指す. PDR において誤差を生じる原因を考え, 移動距離誤差モデルと角度誤差モデルとドリフト角誤差モデルを定義した. これらのモデルを記述するパラメータを疎な位置情報を用いて更新し, PDR の推定結果に反映する. 検証の結果, 移動距離誤差モデル・角度誤差モデル・ドリフト角誤差モデルを併用することで移動距離誤差率, 経路長誤差率が 10%程度以内に改善された.

## Compensation Scheme for PDR using Sparse Location and Error Model

JUNTO NOZAKI<sup>1</sup> KEI HIROI<sup>2,3</sup> KATSUHIKO KAJI<sup>3,4</sup> NOBUO KAWAGUCHI<sup>2,3</sup>

### 1. はじめに

近年, スマートフォンを用いてナビゲーションやライフログ管理を行う位置情報サービスが普及してきている. これらのサービスの多くは位置情報の取得に GPS を利用している. しかし, 屋内では GPS の精度が低下するため, 上記のようなアプリケーションに利用することは困難である. そのため, GPS に代わる屋内位置推定手法が必要となる.

屋内環境でも利用可能な位置推定手法として, Wi-Fi 基地局 [1] や BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコンを利用する [2] 絶対位置推定手法や, 端末の加速度・ジャイロ等のセンサを利用する PDR (Pedestrian Dead Reckoning) と呼ばれる相対位置推定手法がある. これらの手法にはそれぞれ長所・短所が存在するため, 短所を補うために絶対位置推定手法と相対位置推定手法組み合わせた手法が用いられることが多い. PDR は相対位置推定手法であるため, 時

間経過とともに誤差が蓄積するという課題がある. 相対位置推定における誤差の原因として, 身長などから簡易的に算出した歩幅が実際の歩幅とは一致しないために生じる移動距離誤差やジャイロセンサのドリフトによる方向推定誤差が考えられる. これらの誤差を補正する手法の検討は十分にされていない.

そこで本研究では, 疎な位置情報を用いた PDR の補正手法を提案する. 疎な位置情報とは, 通過検出手法 [3] や絶対位置推定手法を用いて取得される特定地点の不連続な位置情報を指す. このような位置情報を用いることで, 生じた誤差量を知ることができ, 誤差の補正が可能となる. マップマッチングを用いて生じた誤差を補正する手法 [10] も考案されているが, 誤差自体を分析する試みは十分に行われていない. 誤差のモデル化が可能であれば, モデルにしたがって誤差を補正する処理を施すことができ, より精度の高い推定が実現できる.

提案手法では, 1. 移動距離誤差, 2. 角度変化誤差, 3. ドリフト角誤差の誤差モデルを定義する. これらの PDR における誤差を記述するパラメータとして, それぞれ以下

<sup>1</sup> 名古屋大学大学院工学研究科

<sup>2</sup> 名古屋大学未来社会創造機構

<sup>3</sup> NPO 法人位置情報サービス研究機構 (Lisra)

<sup>4</sup> 愛知工業大学情報科学部

の値を用いる。

1. 単位時間あたりの移動距離誤差, または, 単位移動距離あたりの移動距離誤差
2. 単位角度変化あたりの角度変化誤差
3. 単位時間あたりの角度変化誤差

これらの誤差モデルを用いて, 推定結果を逐次修正することで誤差を補正する。また, 疎な位置情報を取得するたび, 誤差モデルを記述するパラメータを更新し更なる精度向上を図る。

以下に本稿の構成を述べる。2章で屋内位置推定の関連研究を紹介する。3章で疎な位置情報を用いた PDR の補正手法を述べ, 4章で提案手法の推定精度の評価結果とそれに対する考察を行う。5章で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

屋内で位置推定を行う研究として, 加速度・ジャイロセンサ等を利用する PDR がある。この手法は, センサデータをもとに推定開始位置からの変位を順々に算出し, ユーザの相対位置を推定する相対位置推定手法である。加速度・ジャイロ・磁気センサを搭載した IMU(Inertial Measurement Unit) を利用した手法 [4] や, 気圧センサを同時に利用し複数フロアに対応する手法 [5][6] もあり, 様々な手法で精度向上が図られている。しかし, PDR では推定開始位置からの変位を算出し相対位置を推定するため, 誤差が蓄積する。PDR のみでは蓄積した誤差をリセットできないため, 長時間の位置推定が困難という課題がある。

そこで, 他の絶対位置推定手法と PDR を組み合わせることで, 精度の向上を図る統合手法も提案されている。統合手法には, Wi-Fi Fingerprint と PDR を組み合わせた手法 [7] や, これに加えて磁気マップを組み合わせた手法 [8] がある。この手法では, 取得した Wi-Fi 電波強度や磁気の情報と, PDR による移動距離推定・進行方向推定の結果を統合し位置を推定する。しかし, 事前に位置推定を行う環境において, Wi-Fi 電波強度や残留磁気の分布などの環境情報の収集を行い, Fingerprint を作成する。この際, 環境全域でデータ収集を行う必要があり, 計測コスト・維持更新コストの高さが課題である。

異なるアプローチとして, GPS を用いて歩幅を推定し誤差を低減する手法 [9] や, センサデータに加えて建築構造情報を利用したマップマッチングにより推定の補正を行う手法がある。前者の手法では, 推定開始前に加速度センサを用いたステップ検知により得られた歩数と, GPS を用いて得られた移動距離から歩幅を算出し適用する。これにより, 歩幅推定により生じる誤差を低減できるが, 屋内を対象とした位置推定を行う前に屋外で歩行する必要があり手順が煩雑である。後者の手法では, マップマッチングに

より交差点での方向転換を検出し, 交差点の位置情報から歩幅・進行方向変化を補正している。しかし, マップマッチングによりユーザがどの通路にいるかを把握しているため, 空港のロビーのような広い空間で用いることは困難である。位置推定を行う環境によらず, 低コストで推定の補正を行うことが可能であれば, より実用的な屋内位置推定が実現可能である。現状では推定の補正が適用可能な状況は限定的である。

## 3. 疎な位置情報を用いた補正手法

本研究では, 通過検出手法などを用いて取得される疎な位置情報に着目し, これを用いた PDR の補正手法を提案する。本手法では, 取得した位置情報が正しいと見なし補正を行うため, 精度の高い位置情報を取得することを優先する。そこで, 位置情報が取得可能な地点限られるが高精度に位置情報を取得しやすい通過検出手法を利用することを考えた。また, 通過検出器は通路等道幅がある程度狭い場所に設置した方が有効であるものの, 広い空間内でも任意の場所に設置可能であり, 位置推定を行う環境に制約が少ないというメリットもある。

提案手法では, PDR の補正を行うために, 移動距離誤差モデル・角度変化誤差モデル・ドリフト角誤差モデルを定義する。疎な位置情報を取得するたび, これらの誤差モデルを記述するパラメータを更新し, 推定に反映することで補正を行う。提案手法の全体像を図 1 に示す。提案手法では図 1 に示すように, 角度誤差, 移動距離誤差の順に補正を行う。これは, 移動距離補正では推定軌跡の概形は変わらないのに対し, 角度補正では推定軌跡を変化させるためである。移動距離補正は, 取得した疎な位置情報と推定の現在地までの移動距離誤差を用いるため, 事前に角度に起因する移動距離誤差を補正したうえで行う。

### 3.1 移動距離誤差モデル

本研究では移動距離誤差モデルとして, 移動距離と移動距離誤差の関係の相似変換モデルと, 経過時間と移動距離誤差の関係の近似直線モデルを提案する。これらの移動距離誤差モデルを記述するパラメータはそれぞれ, 単位移動距離あたりの移動距離誤差・単位時間あたりの移動距離誤差である。前者は相似変換を用いる手法により, 後者は誤差の近似直線を用いる手法によりパラメータを更新する。なお, 時刻  $t_k$  において  $k$  番目の疎な位置情報  $(x_k, y_k)$  を取得した時の PDR 測位による推定位置を  $(x_{k,e}, y_{k,e})$  とする。

#### 3.1.1 相似変換モデル

この移動距離誤差モデルは, 移動距離誤差が推定開始点からの移動距離に比例すると仮定したモデルである。取得した疎な位置情報 2 点間の距離はこの間にユーザが移動し

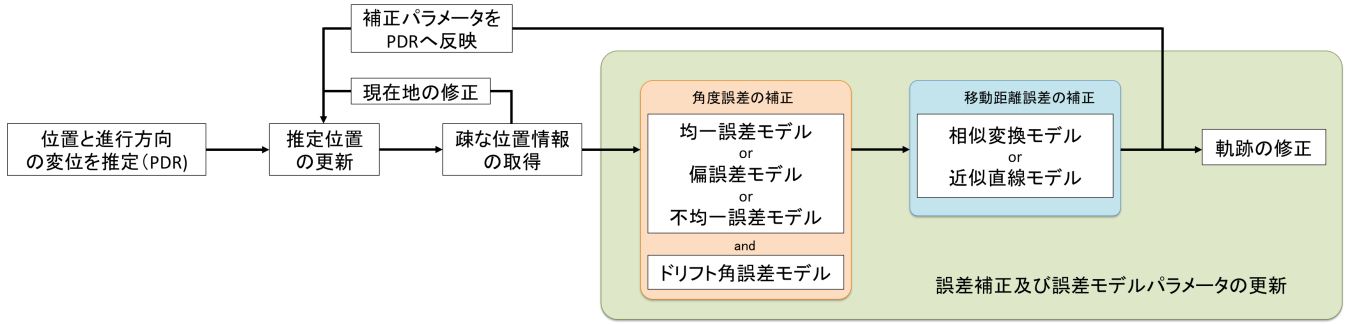


図 1 提案手法の概要

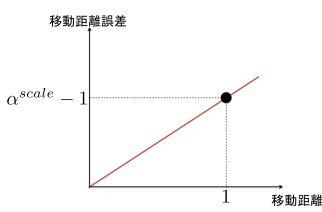


図 2 相似変換モデル

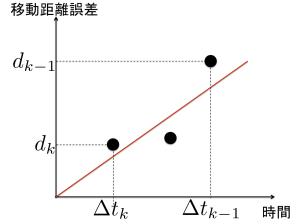


図 3 近似直線モデル

た距離であり、これと等しくなるように推定軌跡を相似変換により補正する。このとき、相似比  $s$  は以下の式により算出する。

$$s = \sqrt{\frac{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}{(x_{k,e} - x_{k-1})^2 + (y_{k,e} - y_{k-1})^2}} \quad (1)$$

次に、以下の式により、相似変換モデルを記述するパラメータ  $\alpha^{scale}$  を更新する。

$$\alpha_k^{scale} = \alpha_{k-1}^{scale} + (s - 1) \quad (2)$$

なお、 $\alpha^{scale}$  の初期値は 1 である。 $\alpha^{scale} - 1$  は横軸に移動距離、縦軸に移動距離誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 2 で示す移動距離誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルでは相似比をそのままパラメータとして使用しない。これは、ユーザには通常時の歩行における一定の歩幅が存在し、混雑具合などの状況変化により一定の歩幅から変動があると考えたためである。相似比をそのまま使用した場合、この歩幅の変動に対し、過剰に反応しパラメータが大きく変化してしまう可能性がある。本誤差モデルの更新方法は、 $\alpha^{scale}$  を一定の値に収束させつつ、歩幅の変動を反映させることを意図している。PDR 測位結果へは移動距離を補正し反映するが、歩幅に  $\alpha^{scale}$  をかけることで歩幅を補正することと同義である。

### 3.1.2 近似直線モデル

この移動距離誤差モデルは、移動距離誤差が移動時間に比例すると仮定したモデルである。推定時の経過時間に応じて生じる誤差量を加えることで補正を行う。このモデルを記述するパラメータは、移動時間と移動距離誤差の組の点群を直線近似することで算出する。このときの移動距離

誤差  $d_k$  の算出には、誤差の傾向を反映させるため未補正時の推定位置  $(x_k^e, y_k^e)$  を用いる。 $d_k$  は以下の式で算出される。

$$d_k = \sqrt{(x_k - x_k^e)^2 + (y_k - y_k^e)^2} \quad (3)$$

このときの  $d_k$  及び移動時間  $\Delta t_k$  を記録しておく。次に、最小二乗法を用いて以下の式により、近似直線モデルを記述するパラメータ  $\alpha_{grad}$  を算出する。

$$\alpha_{grad} = \frac{\sum_{i=0}^k \Delta t_i \cdot d_i}{\sum_{i=0}^k t_i^2} \quad (4)$$

$\alpha_{grad}$  は横軸に時間、縦軸に移動距離誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 3 で示す移動距離誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルを用いた PDR 測位結果の補正は、以下の手順により、位置  $(x_{k-1}, y_{k-1})$  から時間  $\tau$  後の推定位置  $(x_{k,e}, y_{k,e})$  を補正位置  $(x, y)$  に変換することで適用する。

$$d_e = \sqrt{(x_{k,e} - x_{k-1})^2 + (y_{k,e} - y_{k-1})^2} \quad (5)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{pmatrix} + \frac{d_e + \tau \cdot \alpha_{grad}}{d_e} \begin{pmatrix} x_{k,e} - x_{k-1} \\ y_{k,e} - y_{k-1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

### 3.2 角度変化誤差モデル

本研究では角度変化誤差モデルとして、角度変化と角度変化誤差の関係のモデルを提案する。この角度変化誤差モデルを記述するパラメータは単位角度変化あたりの角度変化誤差である。加えて、ユーザの歩行時の姿勢の歪みなどから、進行方向変化の際に生じる角度変化誤差は左右で異なる可能性があると考えた。そこで、角度変化方向によって異なる角度変化誤差モデルを考え、本研究では 3 つのモデルを提案する。時刻  $t_k$  で  $k$  番目の疎な位置情報を取得した時、 $k-1$  番目から  $k$  番目の位置までの、疎な位置情報における進行方向変化角度を  $\theta_c$ 、正方向の累計角度変化を  $\theta_{e+} (> 0)$ 、負方向の累計角度変化を  $\theta_{e-} (< 0)$  とする。これらを用いて誤差を記述するパラメータの更新を行う。

本節では、進行方向変化角度誤差  $\theta_{error}$  の導出方法を述べた後、3 種類の角度変化誤差モデルのパラメータ更新手順を述べる。

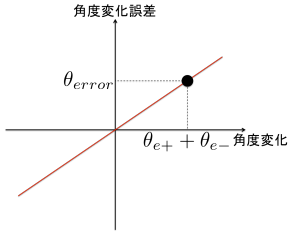


図 4 均一誤差モデル

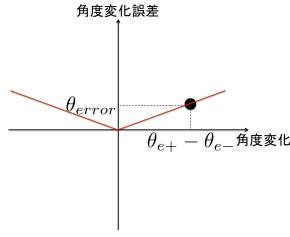


図 5 偏誤差モデル

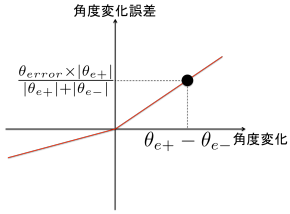


図 6 不均一誤差モデル

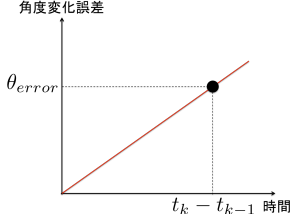


図 7 ドリフト角誤差モデル

### 3.2.1 進行方向変化角度誤差の算出

取得した疎な位置情報において、 $k-i$  番目と  $k$  番目の進行方向が等しい場合、 $\theta_c$  は  $2n\pi$  ( $n = 0, 1, 2, \dots$ ) であり、一意に決めることができない。そのため、推定進行方向変化誤差  $\theta_{error}$  は  $-\pi \leq \theta_{error} \leq \pi$  であると仮定し算出する。まず、 $\theta_{error}$  を以下の式により算出する。

$$\theta_{error} = (\theta_{e+} + \theta_{e-}) - \theta_c \quad (7)$$

このとき、 $\theta_{error} > \pi$  ならば、経路中に正方向に  $2\pi$  の進行方向変化が含まれ、 $\theta_{error} < -\pi$  ならば、経路中に負方向に  $2\pi$  の進行方向変化が含まれると判定する。以下の操作を  $-\pi \leq \theta_{error} \leq \pi$  を満たすまで繰り返し  $\theta_c$  を算出する。

$$\begin{cases} \theta_c = \theta_c + 2\pi & (\theta_{error} > \pi) \\ \theta_c = \theta_c - 2\pi & (\theta_{error} < -\pi) \end{cases} \quad (8)$$

その後、式 (7) により再度  $\theta_{error}$  を算出する。

### 3.2.2 均一誤差モデル

この角度変化誤差モデルは全ての角度変化に対して、等しい割合で角度変化誤差が生じるとしたモデルである。このとき、正負の角度変化に対する角度変化誤差の割合  $\text{diff}_{uniform}$  は、以下の式により算出する。

$$\text{diff}_{uniform} = \frac{\theta_{error}}{\theta_{e+} + \theta_{e-}} \quad (9)$$

次に、以下の式により、均一誤差モデルを記述するパラメータ  $\beta_{uniform}$  を更新する。

$$\beta_{uniform,k} = \beta_{uniform,k-1} + \text{diff}_{uniform} \quad (10)$$

なお、 $\beta_{uniform}$  の初期値は 0 である。 $\beta_{uniform}$  は横軸に角度変化、縦軸に角度変化誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 4 で示す角度誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルを用いた PDR 測位結果の補正は、以下の式により、 $k-1$  番目の疎な位置情報から時間  $\tau$  後の推定角度変化  $\theta_e$  を補正角度変化  $\theta$  に変換することで適用する。

$$\theta = \theta_e(1 + \beta_{uniform}) \quad (11)$$

### 3.2.3 偏誤差モデル

この角度誤差モデルは、正負どちらかの角度変化に偏って角度変化誤差が生じているとしたものである。このときの正負の角度変化に対する角度変化誤差の割合  $\text{diff}_{oneside}^+$ 、 $\text{diff}_{oneside}^-$  は、以下の式により算出する。

$$\begin{cases} \text{diff}_{oneside}^+ = \frac{\theta_{error}}{\theta_{e+} - \theta_{e-}} \\ \text{diff}_{oneside}^- = -\text{diff}_{oneside}^+ \end{cases} \quad (12)$$

次に、以下の式により、偏誤差モデルを記述するパラメータ  $\beta_{oneside}^+$ 、 $\beta_{oneside}^-$  を更新する。

$$\begin{cases} \beta_{oneside,k}^+ = \beta_{oneside,k-1}^+ + \text{diff}_{oneside}^+ \\ \beta_{oneside,k}^- = \beta_{oneside,k-1}^- + \text{diff}_{oneside}^- \end{cases} \quad (13)$$

なお、 $\beta_{oneside}^+$ 、 $\beta_{oneside}^-$  の初期値は 0 である。 $\beta_{oneside}^+$ 、 $\beta_{oneside}^-$  は横軸に角度変化、縦軸に角度変化誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 5 で示す角度誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルを用いた PDR 測位結果の補正は、以下の式により、 $k-1$  番目の疎な位置情報から時間  $\tau$  後の推定角度変化  $\theta_e$  を補正角度変化  $\theta$  に変換することで適用する。

$$\begin{cases} \theta = \theta_e(1 + \beta_{oneside}^+) & (\theta > 0) \\ \theta = \theta_e(1 + \beta_{oneside}^-) & (\theta < 0) \end{cases} \quad (14)$$

### 3.2.4 不均一誤差モデル

この角度誤差モデルは、正方向と負方向の角度変化に対して、このときの正負の角度変化に対する角度変化誤差の割合  $\text{diff}_{unbalance}^+$ 、 $\text{diff}_{unbalance}^-$  は、以下の式により算出する。

$$\begin{cases} \text{diff}_{unbalance}^+ = \frac{\theta_{error}}{\theta_{e+} - \theta_{e-}} \times \frac{|\theta_{e+}|}{|\theta_{e+}| + |\theta_{e-}|} \\ \text{diff}_{unbalance}^- = \frac{\theta_{error}}{\theta_{e+} - \theta_{e-}} \times \frac{|\theta_{e-}|}{|\theta_{e+}| + |\theta_{e-}|} \end{cases} \quad (15)$$

次に、不均一誤差モデルを記述するパラメータ  $\beta_{unbalance}^+$ 、 $\beta_{unbalance}^-$  を、偏誤差モデルの式 (13) と同様にして更新する。なお、 $\beta_{unbalance}^+$ 、 $\beta_{unbalance}^-$  の初期値は 0 である。本角度変化誤差モデルでは、角度変化が大きい方向により誤差生じやすいと考え角度変化量の比を重みとして用いた。 $\beta_{unbalance}^+$ 、 $\beta_{unbalance}^-$  は横軸に角度変化、縦軸に角度変化誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 6 で示す角度誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルを用いた PDR 測位の補正は、偏誤差モデル

ルの式 (14) と同様に、 $k-1$  番目の疎な位置情報から時間  $\tau$  後の推定角度変化  $\theta_e$  を補正角度変化  $\theta$  に変換することで適用する

### 3.3 ドリフト角誤差モデル

ドリフト角誤差モデルを記述するパラメータは単位時間あたりの角度変化誤差である。本手法では、3.2.1 節で算出した進行方向変化角度  $\theta_c = 0$  の場合、生じた角度変化はすべてドリフトによって生じた進行方向変化であるとみなし、以下のように単位時間あたりの角度変化誤差  $\text{diff}_{\text{drift}}$  を算出する。

$$\text{diff}_{\text{drift}} = \frac{\theta_c}{t_k - t_{k-1}} \quad (16)$$

次に、ドリフト角誤差モデルを記述するパラメータ  $\gamma$  を、以下の式により更新する。

$$\gamma_k = \gamma_{k-1} + \text{diff}_{\text{drift}} \quad (17)$$

なお、 $\gamma$  の初期値は 0 である。 $\gamma$  は横軸に時間、縦軸に角度変化誤差をとったときの切片 0 の直線の傾きであり、図 7 で示すドリフト角誤差モデルを定義するパラメータである。

本誤差モデルを用いた PDR 測位結果の補正は、以下の式により、 $k-1$  番目の疎な位置情報から時間  $\tau$  後の推定角度変化  $\theta_e$  を補正角度変化  $\theta$  に変換することで適用する。

$$\theta = \theta_e + \gamma \cdot \tau \quad (18)$$

## 4. 評価実験

今回は評価実験を G 空間 EXPO2016<sup>\*1</sup>において日本科学未来館で実施した。評価を行うにあたり、UWB(Ultra Wide Band)によって取得した位置情報から、会場の四隅付近の 4 点のみを選択し疎な位置情報として利用している。また精度評価に利用する正解データとしてもこの UWB によって取得した位置情報を利用する。利用したデータは表 1 に示す通りである。用意した 4 種類の経路はそれぞれ、図 8 から図 11 で示す時計回り経路、島の周回を含む経路、ジグザグ経路、反時計回り経路である。

提案手法では、疎な位置情報を取得するたび、誤差モデルを記述するパラメータの更新とともに直前の推定軌跡の補正を行う。この軌跡補正は事後の人流解析等を目的とする場合には有用である。一方、ナビゲーション等を目的とする場合、リアルタイムでの推定結果が重要であり、過去の推定軌跡に対する補正は意味がない。したがって、PDR への反映方法として、図 12 で示すような過去の推定軌跡に補正を加える事後補正と、図 13 で示すような過去の推定軌跡に補正を加えない即時補正を共に実施しそれぞれに対して評価を行う。

<sup>\*1</sup> <http://g-expo.jp/2016/>

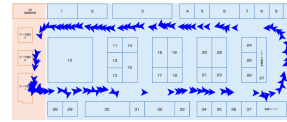


図 8 反時計回り経路

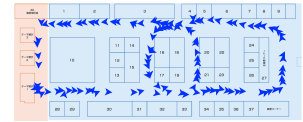


図 9 島の周回を含む経路

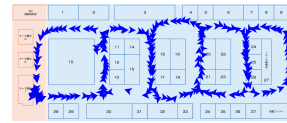


図 10 ジグザグ経路

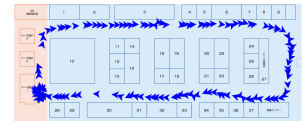


図 11 時計回り経路

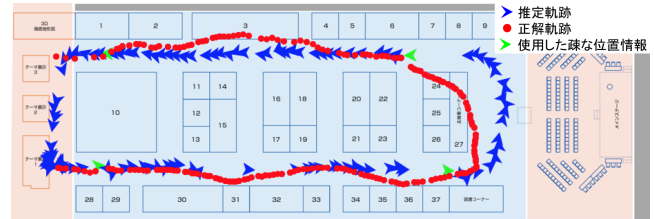


図 12 推定軌跡の補正有

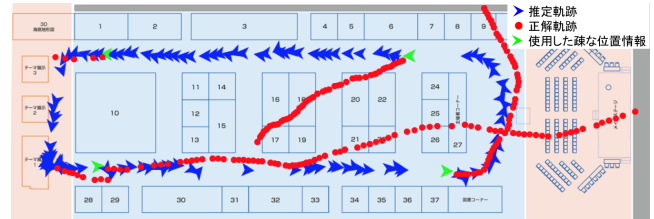


図 13 推定軌跡の補正無

表 1 実験設定  
(a) 基本情報

|             |               |
|-------------|---------------|
| 被験者数        | 2 名           |
| 経路          | 4 経路          |
| 端末位置        | 腰             |
| 会場の広さ (縦×横) | 約 23m × 約 70m |

(b) 経路情報

| 経路名     | 経路長 [m] | コーナー数 |
|---------|---------|-------|
| 反時計回り   | 約 120   | 3     |
| 島の周回を含む | 約 160   | 7     |
| ジグザグ    | 約 215   | 19    |
| 時計回り    | 約 120   | 3     |

### 4.1 事後補正結果

過去の推定軌跡に補正を加えた場合の各経路の評価結果を表 2 に示す。評価は参考文献 [11] に基づき、以下のものを用いた。

- 1 秒あたりの位置誤差率
- 1m あたりの経路長誤差率
- 1° あたりの角度誤差率

推定位置と正解位置のデータから得られた各誤差を経路毎に全被験者分散分布図にまとめてプロットし、切片 0 の直線近似により得られた傾きから指標を算出した。

事後補正結果では、直線近似モデルよりも相似変換モデ

表 2 事後補正結果の評価指標

(a) 反時計回り経路

| 誤差率 [%] |      | 角補正無 | 均一誤差 | 偏誤差  | 不均一誤差 |
|---------|------|------|------|------|-------|
| 位置      | 相似変換 | 2.32 | 2.33 | 2.47 | 2.32  |
|         | 直線近似 | 2.74 | 2.38 | 3.15 | 2.86  |
| 経路長     | 相似変換 | 9.72 | 9.54 | 8.92 | 10.26 |
|         | 直線近似 | 7.11 | 5.55 | 3.48 | 4.73  |
| 角度      | 相似変換 | 0.99 | 1.93 | 1.37 | 1.95  |
|         | 直線近似 | 2.21 | 1.77 | 1.67 | 1.35  |

(c) ジグザグ経路

| 誤差率 [%] |      | 角補正無  | 均一誤差  | 偏誤差   | 不均一誤差 |
|---------|------|-------|-------|-------|-------|
| 位置      | 相似変換 | 2.95  | 2.23  | 5.92  | 2.30  |
|         | 直線近似 | 3.23  | 3.78  | 5.37  | 3.45  |
| 経路長     | 相似変換 | 12.59 | 11.56 | 16.37 | 11.92 |
|         | 直線近似 | 7.48  | 11.44 | 10.00 | 10.77 |
| 角度      | 相似変換 | 1.15  | 1.08  | 1.20  | 1.05  |
|         | 直線近似 | 1.13  | 1.08  | 1.27  | 1.18  |

(b) 島の周回を含む経路

| 誤差率 [%] |      | 角補正無  | 均一誤差 | 偏誤差  | 不均一誤差 |
|---------|------|-------|------|------|-------|
| 位置      | 相似変換 | 4.78  | 2.42 | 1.91 | 1.82  |
|         | 直線近似 | 3.24  | 2.47 | 1.84 | 1.87  |
| 経路長     | 相似変換 | 38.64 | 4.16 | 8.59 | 11.12 |
|         | 直線近似 | 4.07  | 3.23 | 3.34 | 4.19  |
| 角度      | 相似変換 | 4.78  | 2.42 | 1.91 | 1.82  |
|         | 直線近似 | 1.06  | 1.39 | 1.08 | 1.23  |

(d) 時計回り経路

| 誤差率 [%] |      | 角補正無 | 均一誤差 | 偏誤差  | 不均一誤差 |
|---------|------|------|------|------|-------|
| 位置      | 相似変換 | 6.77 | 6.43 | 6.34 | 6.16  |
|         | 直線近似 | 4.97 | 5.36 | 5.41 | 5.05  |
| 経路長     | 相似変換 | 7.48 | 7.23 | 6.64 | 6.54  |
|         | 直線近似 | 5.99 | 8.08 | 7.29 | 7.28  |
| 角度      | 相似変換 | 4.20 | 4.72 | 3.41 | 4.55  |
|         | 直線近似 | 3.43 | 3.90 | 4.02 | 3.82  |

ルを用いた補正の方が誤差率が低い傾向にあり、位置誤差率・経路長誤差率が共に 10%程度以下となった。

## 4.2 即時補正結果

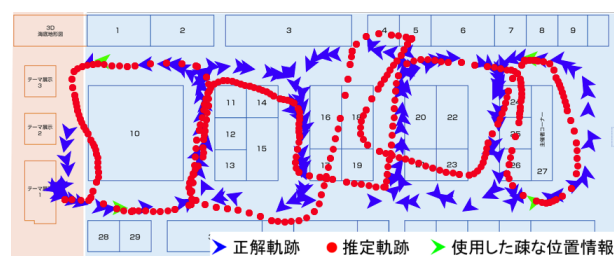
過去の推定軌跡に補正を加えない場合の各経路の評価結果を表 3 に示す。用いた評価指標及び算出方法は事後補正の場合と同様である。即時補正結果では、相似変換モデルよりも直線近似モデルを用いた補正の方が誤差率が低くなることがわかった。経路長誤差率は、特に違いが顕著であり、相似変換モデルでは 50%を超える経路が多いものの、直線近似モデルでは 15%程度以内となった。

## 4.3 考察

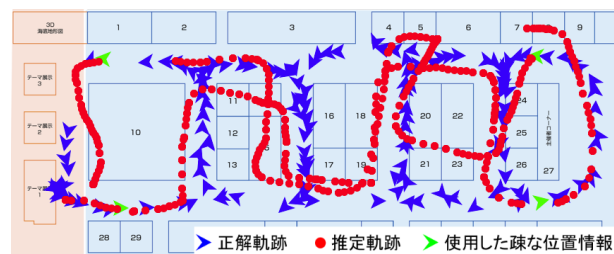
### 4.3.1 移動距離誤差モデル

事後補正では、位置の誤差率については、角度誤差モデルを併用した補正では相似変換モデルの方が良い値となる傾向があると考えられる。理由として、図 14 のように、相似変換モデルでは位置が合うが、直線近似では合わせきれない場合があることが挙げられる。逆に、図 15(a) のように、相似変換により位置誤差が大きくなる場合もあるが、角度誤差モデルを併用することで図 15(b) のように補正される。したがって、移動距離誤差モデルのみを用いた場合は直線近似モデルの方が優れた結果となる場合があるものの、角度誤差モデルを併用した場合は相似変換モデルの方が良い場合が多い。

移動距離誤差モデルと経路長の誤差率については、直線近似モデルが良い傾向がある。これは、図 15(c) のように、直線近似モデルでは移動距離誤差がどの程度の割合で生じるかが補正に反映されるが、相似変換モデルでは、この点を考慮せず最終的な位置のみを合わせるためであると考え



(a) 相似変換モデル



(b) 直線近似モデル

図 14 ジグザグ経路の補正例

られる。

即時補正では、全ての誤差率において直線近似モデルが優れていることがわかる。これは、現在の相似変換モデルの場合、新たに取得した疎な位置情報しか利用しておらず、更新の都度モデルを記述するパラメータが大きく変わる可能性があるが、直線近似モデルの場合、過去の誤差を記録し、その平均からパラメータを更新するため、パラメータが更新の都度大きく変化しづらいためであると考えられる。

### 4.3.2 角度誤差モデル

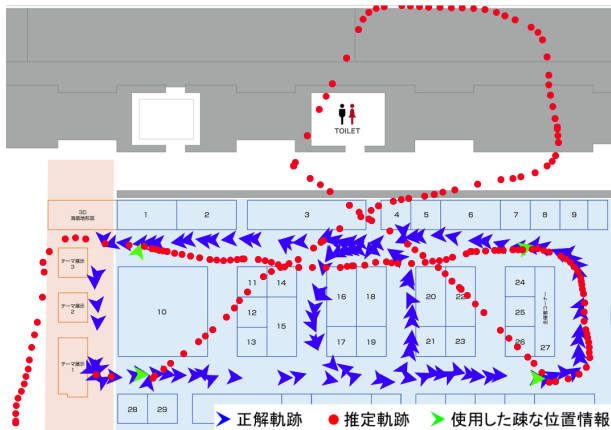
全体として、移動距離誤差モデルのみを用いた場合に比べ、角度誤差モデルを併用した場合は誤差率の値がほとんど変わらない、またはわずかに悪くなるという傾向があることがわかる。その一方で、図 15 のように、角度誤差モデ

表 3 即時補正結果の評価指標

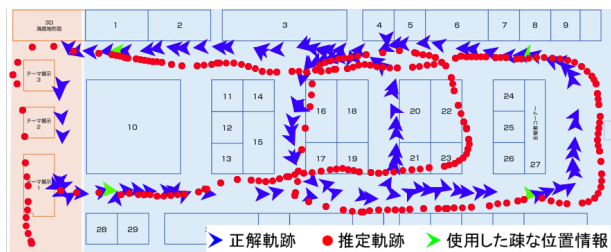
| (a) 反時計回り経路 |      |       |       |       |       | (c) ジグザグ経路 |      |       |       |       |       |
|-------------|------|-------|-------|-------|-------|------------|------|-------|-------|-------|-------|
| 誤差率 [%]     |      | 角補正無  | 均一誤差  | 偏誤差   | 不均一誤差 | 誤差率 [%]    |      | 角補正無  | 均一誤差  | 偏誤差   | 不均一誤差 |
| 位置          | 相似変換 | 7.19  | 8.01  | 8.46  | 9.02  | 位置         | 相似変換 | 11.01 | 9.43  | 9.23  | 10.35 |
|             | 直線近似 | 2.19  | 3.04  | 4.01  | 4.71  |            | 直線近似 | 6.85  | 6.89  | 8.73  | 9.06  |
| 経路長         | 相似変換 | 72.19 | 72.28 | 75.97 | 70.17 | 経路長        | 相似変換 | 78.32 | 48.82 | 47.88 | 50.38 |
|             | 直線近似 | 7.93  | 7.92  | 10.38 | 9.83  |            | 直線近似 | 11.91 | 9.50  | 9.02  | 9.37  |
| 角度          | 相似変換 | 1.01  | 2.03  | 1.60  | 2.08  | 角度         | 相似変換 | 1.48  | 1.36  | 1.51  | 1.63  |
|             | 直線近似 | 2.23  | 1.53  | 1.77  | 1.23  |            | 直線近似 | 1.44  | 1.28  | 1.68  | 1.77  |

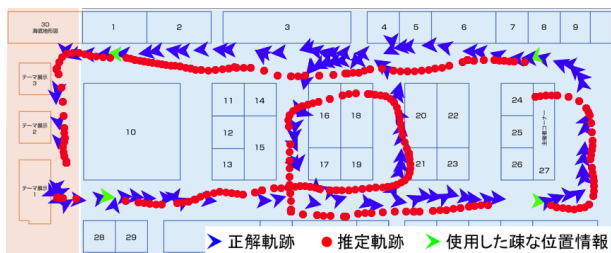
| (b) 島の周回を含む経路 |      |        |        |        |        | (d) 時計回り経路 |      |       |       |       |       |
|---------------|------|--------|--------|--------|--------|------------|------|-------|-------|-------|-------|
| 誤差率 [%]       |      | 角補正無   | 均一誤差   | 偏誤差    | 不均一誤差  | 誤差率 [%]    |      | 角補正無  | 均一誤差  | 偏誤差   | 不均一誤差 |
| 位置            | 相似変換 | 18.64  | 17.73  | 21.28  | 18.79  | 位置         | 相似変換 | 7.97  | 7.73  | 7.87  | 8.17  |
|               | 直線近似 | 4.28   | 4.73   | 4.41   | 4.04   |            | 直線近似 | 7.58  | 6.97  | 7.25  | 6.87  |
| 経路長           | 相似変換 | 207.98 | 203.95 | 199.50 | 202.46 | 経路長        | 相似変換 | 33.95 | 33.08 | 33.67 | 32.91 |
|               | 直線近似 | 15.08  | 17.57  | 19.26  | 18.84  |            | 直線近似 | 12.11 | 9.98  | 10.53 | 10.60 |
| 角度            | 相似変換 | 1.57   | 1.95   | 2.12   | 2.25   | 角度         | 相似変換 | 4.19  | 4.70  | 3.45  | 4.53  |
|               | 直線近似 | 1.42   | 2.02   | 1.54   | 1.73   |            | 直線近似 | 3.61  | 3.99  | 4.02  | 3.84  |



(a) 相似変換モデルのみ



(b) 相似変換と不均一誤差モデル



(c) 直線近似と不均一誤差モデル

図 15 島の周回を含む経路の補正例

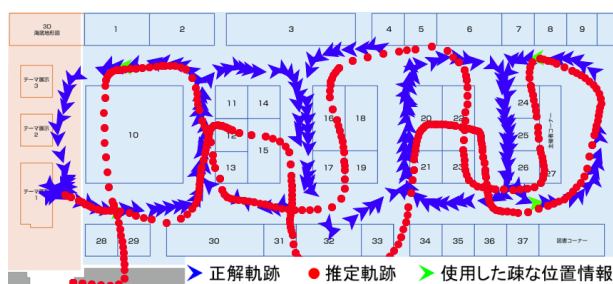
ルを用いることでうまく補正される場合も存在した。したがって、角度誤差モデルを用いた補正は、多くの場合、影響が少ないが、うまく働く場合があると考えられる。そのため、角度誤差モデルは、様々な経路に対してロバストなものが優れているという見方ができる。今回の実験では、どの角度誤差モデルを用いても大きな差は見られなかったため、3種類の角度誤差モデルの優劣は断言できないが、今後、経路数や被験者数を増やして実験を行うことで、どの角度誤差モデルがより経路に対してロバストか、または、被験者によって適した誤差モデルが異なるかなどを明らかにする必要があると考えられる。

また、補正前の推定において、図 15 のような推定軌跡が大まかに直進とコーナーで構成される場合には、補正がうまく働く傾向があった。一方、図 16 のようにゆるやかな曲線で構成される場合はうまく補正できない傾向があった。進行方向変化角度が小さい場合は直進していると判定するなど、直進区間と曲進区間を区別して推定及び補正を行うこと改善案として考えられる。

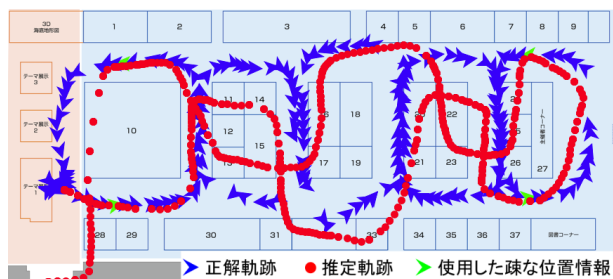
また、本実験では、ドリフト角誤差モデルの補正結果を定量的に示すことはできなかった。今後の課題として、進行方向変化のない経路を用いてドリフト角誤差モデルについても定量的な評価を行うことが必要であると考えられる。

## 5. おわりに

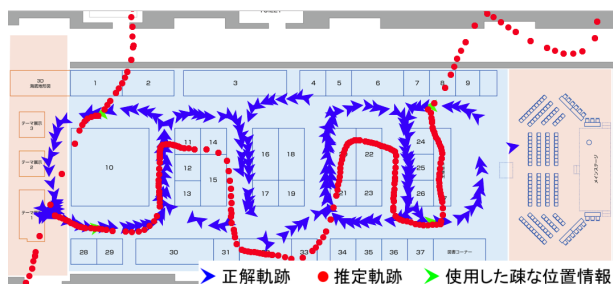
本稿では、疎な位置情報と誤差モデルを用いた PDR の補正手法について提案した。提案手法では、特定の位置情報が取得できる通過検出手法に着目して PDR の補正に用いた。個人の歩幅の違いや歩き方の特徴から生じる移動距離や進行方向変化の誤差をモデル化し、疎な位置情報を用いてモデルを記述するパラメータを更新することで PDR



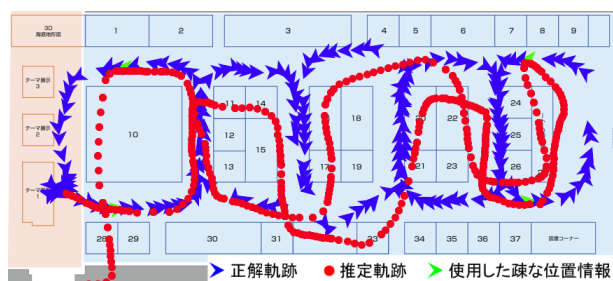
(a) 相似変換モデルのみ



(b) 相似変換と均一誤差モデル



(c) 相似変換と偏誤差モデル



(d) 相似変換と不均一誤差モデル

図 16 誤差モデルによっては成功しない例

の補正を試みた。

評価実験には、日本科学未来館で開催された G 空間 EXPO2016 会場にて、2 名被験者に歩行してもらい収集したデータを使用した。評価の結果、事後補正と即時補正では補正に適した移動距離誤差モデルが異なることがわかった。また、角度誤差モデルは今回定義した 3 種類について優劣を断言することはできないが、移動距離誤差モデルと併用することで位置誤差率・経路長誤差率ともに 10% 程度以内まで補正可能であった。今後の展望として以下のことが考えられる。

- 相似変換モデルのパラメータ更新方法

本稿では、相似変換モデルのパラメータの更新は 1 点

の疎な位置情報のみを用いて行っている。複数点を用いて行うことで、直線近似モデルのように 1 度のパラメータの更新で大きく変化することを防ぐことができると考えられる。

- マップマッチング

マップマッチングを用いることが困難な広い空間でも、進入可能領域の設定は可能である。これを用いることで、推定を対象の空間内に収めることができる。また、推定が進入不可能領域に入った場合に推定が誤っているとして誤差モデルを記述するパラメータを更新することも考えられる。

- 直進区間、曲進区間の区別

実際には直進している場合でも、推定ではわずかに蛇行してしまう場合があり、提案手法ではこの蛇行に対しても角度変化に補正を加わるため、推定軌跡が歪んでしまう場合があった。そのため、直進区間と曲進区間を区別することで推定軌跡に生じる歪みを防ぐことが考えられる。

本研究は G 空間 EXPO2016 屋内測位× IoT 実証実験実行委員会の協力で行われた。記して感謝する。

## 参考文献

- [1] 伊藤誠悟. GaussianProcessParticleFilter を用いた無線 LAN 位置推定手法, マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集, Vol. 2011, pp. 439-448, 2011
- [2] R. Faragher and R. Harle, Location Fingerprinting With Bluetooth Low Energy Beacons, IEEE journal on Selected Areas in Communications, vol.33, no.11, pp.2418-2428, 2015.
- [3] 武島知勲, 梶克彦, 廣井慧, 河口信夫, 神山剛, 太田賢, 稲村浩. 通路に設置した回転する磁石による歩行者の通過検出手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 1, pp. 43-56, 2017.
- [4] 遠藤巖, 藤田悟. 複数のセンサを組み合わせた屋内歩行者位置推定. マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, Vol. 2013, pp. 188 - 195, 2013.
- [5] 五百蔵重典, 鈴木孝幸, 田中博. スマートフォン内蔵センサーを用いた複数フロアデッドレコニング. Vol. 2013, pp. 723-735, 2013.
- [6] 梶克彦, 河口信夫, 安定センシング区間検出に基づく 3 次元歩行軌跡推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.1, pp.12-24, 2016.
- [7] Chang Q., Van de Velde S., Wang W., Li Q., Hou H., Heidi S. Wi-Fi Fingerprint Positioning Updated by Pedestrian Dead Reckoning for Mobile Phone Indoor Localization. In: Sun J., Liu J., Fan S., Lu X. (eds) China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2015 Proceedings: Volume III. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 342. Springer, Berlin, Heidelberg, 2015.
- [8] Ban, R., Kaji, K., Hiroi, K., and Kawaguchi, K.: Indoor Positioning Method Integrating Pedestrian Dead Reckoning with Magnetic Field and WiFi Fingerprints, In Proceedings of The Eighth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU2015), pp.169-174, 2015
- [9] 三宅孝幸, 新井イスマイル: 時間帯と同行者の状況変化に追従した歩幅推定手法の提案と評価, 研究報告モバイルコン

ビューティングとユビキタス通信 (MBL), 2013-MBL-65, pp.1-7, 2013.

- [10] 吉見駿, 村尾和哉, 望月祐洋, 西尾信彦. マップマッチングを用いた PDR 軌跡補正. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) , Vol. 2014-HCI-160, No. 20, pp. 1-8, 2014.
- [11] Abe, M., Kaji, K., Hiroi, K., Kawaguchi, N. PIEM: Path Independent Evaluation Metric for Relative Localization, in Proceedings of the Seventh International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN2016), 2016.