

千葉大学大学院融合理工学府

修士論文

携帯端末向け歩行者デッドレコニングを
用いた屋内位置推定に関する研究

平成 31 年 3 月提出

地球環境科学専攻 都市環境システムコース

指導教員：塩田茂雄 教授

17WM1333 高橋一将

ABSTRACT

GPS is widely used as means for pedestrians to acquire position information. However, GPS positioning accuracy in indoor is greatly reduced. Pedestrian Dead Reckoning (PDR) is known as a technique for positioning in indoor. PDR is a technique for estimating the current position of a pedestrian using various sensors. In the PDR, position measurement is performed by combining three pieces of information of a pedestrian's step, stride length, and direction. Regarding the direction estimation, there is a problem that it can not be used unless the direction at the initial motion is known. On the other hand, a method of estimating the direction by performing principal component analysis of acceleration data has been proposed. In this research, we compare the precision of these two direction estimation methods. In addition, we propose a combined positioning system that combines direction estimation by PCA and direction estimation by angular velocity data.

概要

歩行者が位置情報を取得する手段として、GPS (Global Positioning System) が広く用いられている。しかし、建物による衛星電波の遮蔽などにより屋内や地下街での GPS の測位精度は大きく低下する。屋内や地下街で測位を行うための技術として、歩行者デッドレコニング (Pedestrian Dead Reckoning: PDR) が知られている。PDR とは各種センサを用いて歩行者の現在位置を推定する技術であり、近年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。

本研究では、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アプローチについて述べる。PDR では、歩行者のステップ、歩幅、進行方向の3つの情報を組み合わせて位置測位が行われるが、このうち進行方向推定の難易度が最も高い。進行方向推定に関しては、角速度データに基づいて進行方向の変化をとらえながら進行方向を推定する手法があるが、初動時の進行方向が既知でないと利用できないという問題がある。一方、加速度データを主成分分析することで (初動時の進行方向を用いずに) 進行方向を推定する手法が提案されている。本研究では、この二つの進行方向推定手法の精度を詳細に比較する。さらに、PCA による初期方向の進行方向推定と、以降に角速度センサによる進行方向推定を組み合わせた PDR について提案する。実験は、加速度センサ、角速度センサ、磁気センサを搭載した実機 (スマートフォン) を用いて屋内外で実験を行い、提案する PDR 手法の性能を評価する。

目次

第1章 序論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究の目的.....	3
1.3 本論文の構成.....	3
第2章 PDR の既存研究.....	4
2.1 端末の姿勢推定.....	4
2.2 磁気センサを用いた進行方向推定.....	5
2.3 オドメトリを用いた進行方向推定手法.....	6
2.4 PDR と音波信号の併用技術.....	7
第3章 本研究手法.....	8
3.1 各種センサ紹介.....	8
3.1.1 加速度センサ.....	8
3.1.2 角速度センサ.....	8
3.1.3 磁気センサ.....	9
3.2 PDR における携帯端末の保持状態.....	10
3.3 本研究における PDR の計算手法.....	11
3.3.1 重力加速度方向推定.....	11
3.3.2 ステップ検出.....	13
3.3.3 進行方向推定.....	14
3.3.4 歩幅推定.....	17
3.3.5 位置更新.....	17
第4章 既存手法の精度評価.....	19
4.1 使用データセットについて.....	19
4.2 シミュレーション条件.....	19
4.2.1 比較する進行方向推定の手法.....	19
4.2.2 その他条件.....	19
4.2.3 歩行経路.....	20
4.3 シミュレーション結果.....	21
第5章 提案手法を用いた絶対座標での位置推定.....	26
5.1 使用データセットについて.....	26
5.2 シミュレーション条件.....	26
5.2.1 比較する進行方向推定の手法.....	26
5.2.2 その他条件.....	26
5.2.3 歩行経路.....	27

5.3 シミュレーション結果	30
5.4 その他の条件	38
5.4.1 高さの変化.....	38
5.4.2 移動状態の変化	41
第6章 結論	45
シミュレーションにて利用したデータ	47
参考文献	47
謝辞.....	49
研究成果	50

第 1 章 序論

1.1 研究背景

現在,GPS(Global Positioning System)はその機能を搭載した携帯電話やスマートフォンの普及や連携サービスの拡充に伴って様々な場面で活用されている. その活用領域は医療・介護, 防災などの人命にかかわる場面, さらには観光などのサービスでの用途でも利用が進み今後も活用が進むことが予想される.

しかしその GPS は衛星からの電波を受信することで位置情報を入手する仕組みになっており, 電波の届かない・届きづらい屋内や電波干渉が生じやすい大きなビル街などでは未だその精度に改善の余地があるといわれている. GPS に代わりうる, またその補助をする役割として期待されている手法の一つとして歩行者デッドレコニング PDR(Pedestrian Dead Reckoning)がある. デッドレコニングとは移動者が持つ端末に内蔵された加速度, 磁気, 角速度のセンサなどから得られる情報をもとに位置情報を自律的に計測する手法であり, GPS における専用の衛星などの外部環境に依存しないという長所がある一方, 直前の位置情報をもとに次の位置情報を推定する手法上, 測定誤差が蓄積されるためにその精度が徐々に落ちるといった短所も存在する.

現在は GPS の機能が電波干渉によって精度が落ちる場面において PDR を併用するなどの相互利用を含めた開発が進んでいる. 図 1 は GPS と PDR を組み合わせて利用することで位置推定の精度向上につながることを示したものである.

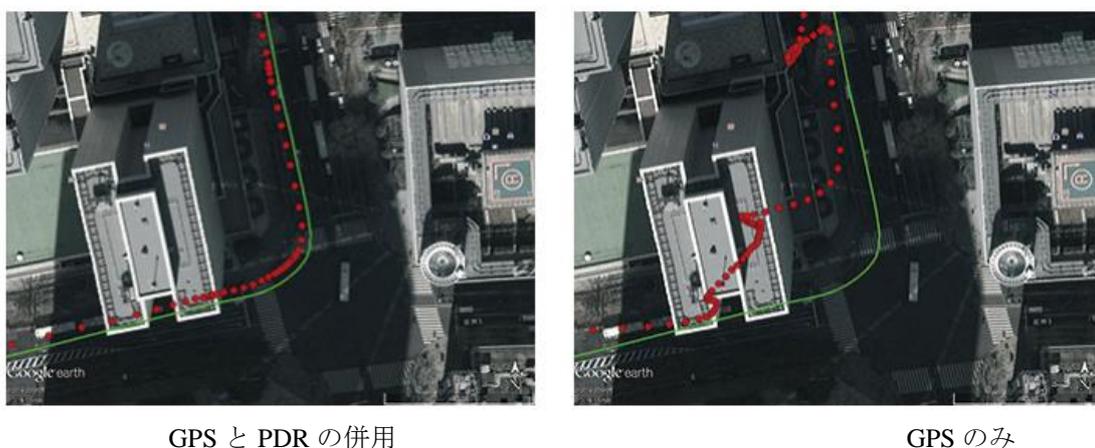


図 1 PDR と GPS の相互利用の例[1]

PDR についての研究が近年盛んになってきた背景として先に述べたようにスマートフォンの普及が大きな役割を果たしている。近年普及しているスマートフォンをはじめとする携帯端末にはGPSの電波を受信する機能のほかにも加速度センサ、磁気センサ、角速度センサなどの各計測センサが内蔵されている。これらの携帯端末に内蔵された各種センサによってこれまでのPDRの実験において用いられてきた専用の機器を身に着けることなく、自らの位置情報が得られる実現可能なアプリケーションの一つとなっている。

またPDRに用いられる各種センサは位置情報提供のみならず、端末を持つ人間行動の研究にも活かされている。

川瀬、倉田[2]らは携帯端末に内蔵された加速度センサの値から観光行動の推定を試みている。これまでもGPSを用いた観光行動は研究が行われてきたがGPSの特性上、ある2点間をその時間で移動したという単純な分析しかできなかった。ここで移動者が持つ端末の加速度センサのデータを用いることで「止まる」「ゆっくり歩く」「行列の中で歩く」などのより詳細な行動分析ができ、さらにWiFiなどの外部環境との連携により周囲の混雑状況なども把握できるとしている。

今後もPDR自体の精度とともに人間の行動の種類による動きを細分化、可視化[3]することで位置推定精度が向上していくことが見込まれる。

1.2 研究の目的

PDRに関する既存研究として、加速度の主成分分析（PCA）により進行方向を推定するもの [4][5]、角速度センサを用いて進行方向推定を行うもの[6]がある。本研究ではこの二つの手法の性能比較を行うとともに、歩き出し直後の進行方向を加速度の主成分分析により推定し、以降は角速度センサにより最初の進行方向からの回転角を求めて進行方向を推定する PDR の手法を提案する。さらに加速度センサ、角速度センサ、磁気センサを搭載した実機（スマートフォン）を用いて屋内外で実験を行い、提案する PDR 手法の性能を検証する。

1.3 本論文の構成

第1章 序論

本研究の背景，研究にあたっての目的を述べた。

第2章 PDR の既存研究

本研究を含めた PDR の既存研究について説明する。

第3章 本研究手法

本研究で用いたアルゴリズムを説明する。

第4章 既存手法の精度評価

既存手法を用いたシミュレーション実験の結果を述べる。

第5章 提案手法を用いた絶対座標での位置推定

提案手法を用いたシミュレーション実験の結果を述べる。

第6章 結論

実験結果を踏まえ本研究のまとめ，考察を述べる。

第2章 PDRの既存研究

2.1 端末の姿勢推定

本研究におけるPDRの一連のプロセスは[4][5]を参考に行っている。[4][5]はPDRのプロセスの中で「端末の姿勢推定」というものを行っている。これは端末を持つ移動者の現在位置から見た東西、南北、鉛直方向の3軸(以下ワールド座標系とする。)に対して移動者が持つ携帯端末から見た、縦横、鉛直の3軸(以下モバイル座標系とする。図4を参照。)がどの方向に向いているかを導くことである。

端末の姿勢を推定することはモバイル座標系の座標 $q = (q_x, q_y, q_z)^T$ をワールド座標系の座標 $q^* = (q_e, q_n, q_v)$ に変換するような変換行列を求めることと同義である。 q をワールド座標系の各軸に投影すればよいことから、変換行列 R は、センサから見た東・北・鉛直方向の単位ベクトル e_e, e_n, e_v を用いて次のように書ける。

$$q^* = Rq = (e_e, e_n, e_v)^T q \quad (2.1)$$

鉛直方向の単位ベクトル e_v は重力加速度の逆方向であるので計測された加速度の長時間平均値を正規化することで得られる。(3.3.1にて後述する。)

次に南北方向の単位ベクトル e_n は磁気センサのデータから求めることができる。一般的にコンパスが指し示す磁北と北極点に向かう真北の方向は完全に一致しないが現在位置の緯度経度からその差を求めることができる。式(2.2)を用いて磁場の水平成分を得る。

$$n_i = D(\gamma, e_v)(m_i - m_i * e_v) \quad (2.2)$$

$$e_{n,j} = \frac{n_i}{\|n_i\|} \quad (2.3)$$

$D(\gamma, e_v)$ は、 e_v を軸として偏角 γ に対して $-\gamma$ 回転させる行列である。同様に、 m_i は磁場の j 回目の計測値を表し、 $e_{n,j}$ は計測ごとに更新される。式(2.3)は節2.2にて後述する磁場の水平成分にあたる。

東西方向の単位ベクトル e_e は先に求めた二つの方向ベクトルの外積から求められる。

$$e_n \times e_v = e_e \quad (2.4)$$

以上から求められたワールド座標系の3軸の単位ベクトル $R = (e_e, e_n, e_v)^T$ を用いて加速度の計測値 $a = (a_x, a_y, a_z)^T$ をワールド座標系での加速度値 $a^* = (a_e, a_n, a_v)$ に変換する。そして、後続のブロックに対して、それらの三つの成分のうちそれぞれに必要なものを渡す。これらの値は、本論文でも後述する「ステップ検出」や「歩幅推定」「進行方向推定」のプロセスにおいて利用する。

2.2 磁気センサを用いた進行方向推定

位置推定を行うために進行方向を推定する必要がある。そこで、既存研究[6]では磁気センサの情報を用いて進行方向を推定している。始めに、長時間平均を取る。

$$\text{magx}[i] = \text{magx}[i - 1] * 0.95 + \text{mx}[i] * 0.05 \quad (2.5)$$

$$\text{magy}[i] = \text{magy}[i - 1] * 0.95 + \text{my}[i] * 0.05 \quad (2.6)$$

$$\text{magz}[i] = \text{magz}[i - 1] * 0.95 + \text{mz}[i] * 0.05 \quad (2.7)$$

ここで $\text{mx}[i], \text{my}[i], \text{mz}[i]$ は各時刻 i に計測されるモバイル座標系における磁気センサの値である。 $\text{magx}[i - 1], \text{magy}[i - 1], \text{magz}[i - 1]$ は前時刻までに得られた長時間平均値、 $\text{magx}[i], \text{magy}[i], \text{magz}[i]$ は時刻 i に得られる長時間平均値である。よってこの値は毎時刻更新されることになる。

得られた長時間平均値をもとに以下の式を利用して進行方向推定を行う。

$$\vec{m} - (\vec{m} * \vec{e}_v) \vec{e}_v \quad (2.8)$$

この式において \vec{m} は得られた長時間平均値、 \vec{e}_v は姿勢推定にて求めたワールド座標系の鉛直下向き方向加速度の単位ベクトルである。式(2.8)は磁気センサの値から鉛直成分を除き、水平成分を抽出することを意味する。以上の作業によって進行方向推定のプロセスに利用する。図2は利用したデータセットから得られた磁気センサの水平成分である。

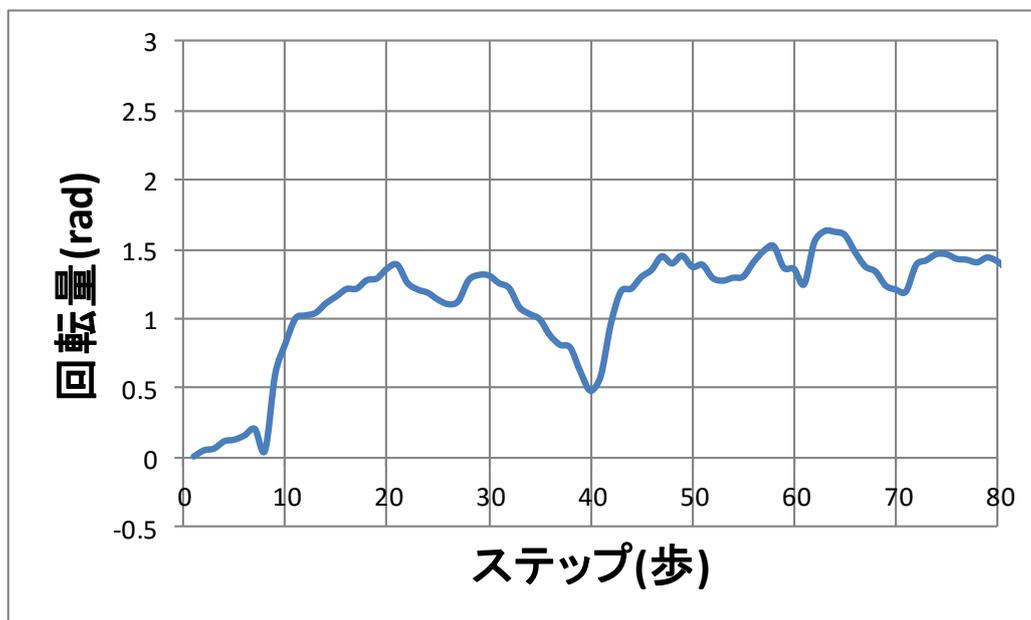


図2 磁気センサの水平成分の変移の様子[6]

2.3 オドメトリを用いた進行方向推定手法

進行方向推定の手法として他に、代表的なものにオドメトリがある。オドメトリは主に車輪を持つロボットを用いた研究に用いられる手法で車輪の回転を積算して初期位置からの移動量を算出する方法である。計算負荷が少なく手軽に用いることができる一方で路面環境などに大きく依存する欠点がある。

山田[7]らはオドメトリの誤差を予測、検出が困難な偶然誤差と過去のデータから推定可能な系統誤差とに分けることによる誤差の軽減手法を提案している。屋内環境におけるタイル張りの床やカーペット、屋外環境における緩やかな傾斜など、事前に路面環境地図を作成し、これに基づく誤差予測と実際の計測データを複合的に利用することで誤差の総量を軽減できるとした。

また地面の凹凸による車輪の空転がオドメトリ法における誤差発生の一因とされているが前山ら[8]はオドメトリに加えて角速度センサを併用することでその誤差を軽減することを試みている。通常状態においてはオドメトリとジャイロの角速度測定値を融合した値を用いて進行方向推定を行うが、車輪が空転している状態を「異常状態」とし、この際には角速度センサの値のみを使うことによって車輪の空転時の誤差を軽減した。

これらとは別に岩田ら[9]はステレオカメラを用いたビジュアルオドメトリの手法を提案している。ビジュアルオドメトリとはカメラによる視差データから路面を認識し、路面上の特徴点をフレーム間でマッチングさせることにより走行軌跡を算出する方法である。この手法は鏡面反射光と呼ばれる光の影響が課題となっている。

2.4 PDR と音波信号の併用技術

PDR はそもそも現在の推定位置を各種センサの値から相対的に導く技術であり、このことが先述した誤差を蓄積してしまいそのパフォーマンスが徐々に低下するという弱点の要因となっている。AISLE : Advanced Indoor Location Enabler[14]は PDR によって導かれる相対的な位置情報に加えて音波信号を受信することで絶対位置を取得するハイブリッド方式の技術である。

具体的には屋内の各ポイントに音波信号発信機を設置する。(図3を参照)この音波発信機からは人間が知覚できないとされる高音域の音波信号が発信され、この信号を携帯端末が受信することでその発信機の近くにいるという絶対情報を提供する。

発信機間は PDR を用いた位置推定を行うことで GPS の電波が届かない屋内においても総合的に位置情報を入手することができる。

この技術は店舗内における売り場の検索機能や入店を認識したときに POP 広告が配信される技術なども含めて開発が進んでいる。



図3 AISLE に用いられる音波発信機の概観[9]

第3章 本研究手法

3.1 各種センサ紹介

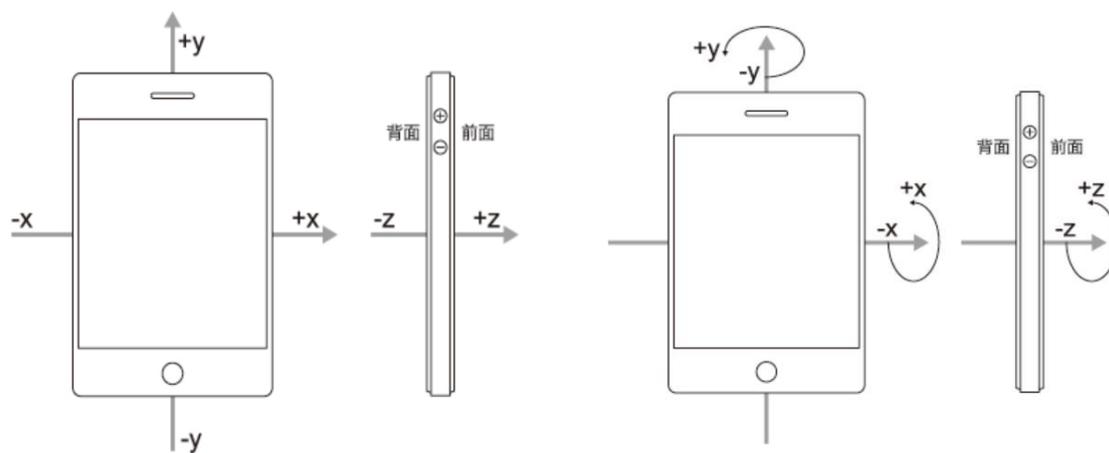
3.1.1 加速度センサ

移動者が持つ端末の加速度を検出するセンサのこと。一般的に計測された加速度を積分することで速度を推定することができる。本研究では加速度センサのデータは速度推定には用いず、長時間平均を取ることで重力加速度の向きを推定し、それをもとにステップ検出と歩幅の推定において利用した。また使用したデータの加速度の計測値には重力加速度の成分が含まれていることに注意する。つまり計測対象である携帯端末が自由落下をしているとき、モバイル座標系の3軸において加速度は0となる。

3.1.2 角速度センサ

角速度を検出するセンサのこと。ジャイロセンサ(Gyro Sensor)とも呼ばれる。端末の向きの変化を検知する。本研究ではこの角速度センサのデータに微小時間幅を掛け合わせることで回転量を計算している。

以下図4に加速度センサ、角速度センサの概観を示す。



モバイル座標系における加速度の軸

角速度センサにおける回転軸系

図4 加速度センサと角速度センサの概観[6]

3.1.3 磁気センサ

地球の地磁気を検知するセンサのこと。電子コンパスとも呼ばれ、磁場の向きを計測することで北向き方向を示す。磁気センサには地面に対して水平に使用する2軸型と水平面に加えて鉛直方向の地磁気を検出する3軸型がある。本研究では3軸型の磁気センサのデータを使用した。日常生活において携帯端末を様々な姿勢で携帯することを考えると3軸型の磁気センサが今日のPDRにおいては適当であろう。本研究では携帯端末が水平状態ではないという前提のもと、磁気センサのデータから水平成分のみを抽出するという作業を行っている。

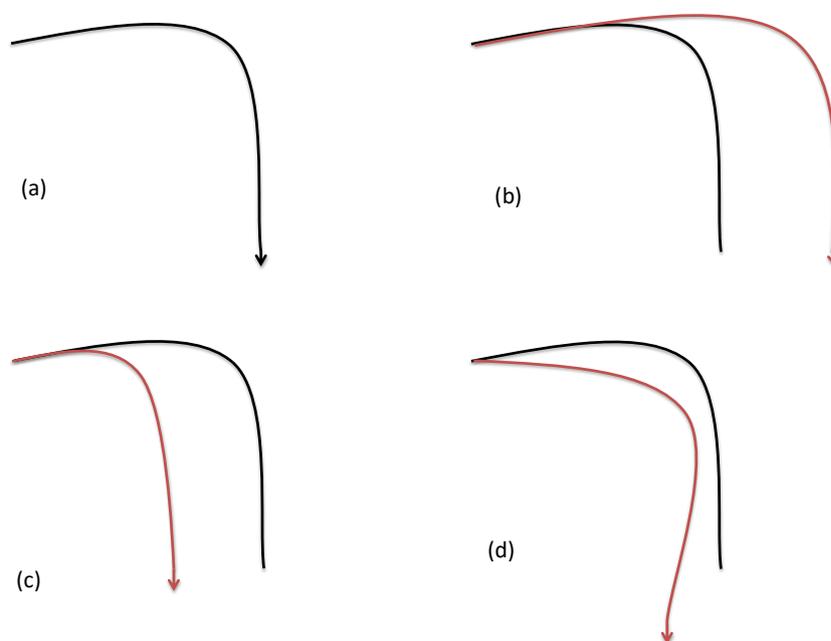


図 5 誤差のある PDR 測位の例 (a)正解軌跡 (b)推定された歩幅が真の歩幅より大きい (c)推定された歩幅が真の歩幅より小さい (d)推定された進行方向に誤差がある

図 5 は PDR における誤差のある位置推定の例である。具体的には推定された歩幅に誤差がある場合、総歩行距離に影響が出る。また磁気センサ、角速度センサの計測精度によっては進行方向において影響が生じる可能性がある。

3.2 PDR における携帯端末の保持状態

多くの PDR の研究における実験の条件設定として、対象の携帯端末が移動者の体に固定されているか否かというものがある。携帯端末が固定されていない状態(以下自由状態とする)は携帯端末が体に固定されている状態(以下固定状態とする)に比べて端末自体の動きであるノイズを計測してしまい、無視できないほどの誤差が生じてしまう可能性がある。

図 6 は固定状態と自由状態の位置推定精度の比較をしたものである。固定状態に比べると自由状態における位置推定精度は低くなるのがわかる。

本研究では磁気センサと角速度センサの進行方向推定の精度について純粹に比較するため、固定状態でのシミュレーション実験を行う。

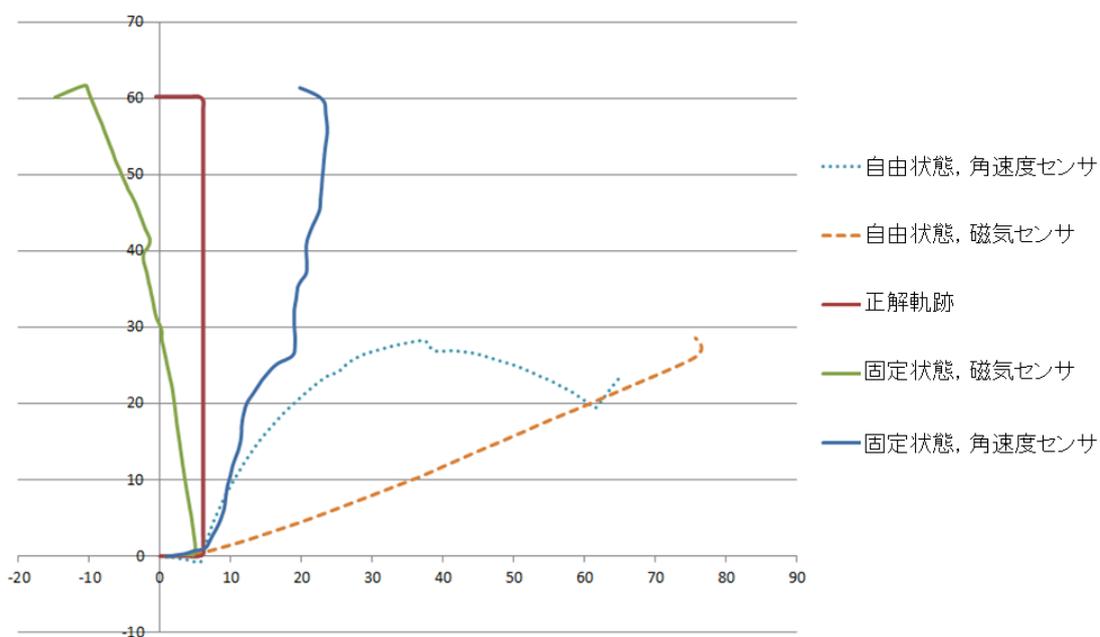


図 6 自由状態と固定状態における位置推定の精度の比較

3.3 本研究における PDR の計算手法

次に本研究における PDR の手順を説明する.

- ①重力加速度方向推定
- ②ステップ検出
- ③進行方向推定
- ④歩幅推定
- ⑤位置更新

以下に各プロセスについて記述する.

3.3.1 重力加速度方向推定

このプロセスは先述したモバイル座標系に対してワールド座標系の鉛直下向き, つまり重力加速度の方向を, ローパスフィルタを用いて推定するものである. さらに鉛直下向き方向に対する計測対象端末の加速度を抽出するものである. このプロセスが必要な理由として, 次のプロセスであるステップ検出, 進行方向推定や歩幅の検出に利用するためである.

まず利用するモバイル座標系の 3 軸に対する加速度の値の長時間平均値を以下の式 (3.1)(3.2)(3.3)より導く.

$$ax[i] = ax[i - 1] * \alpha - x[i] * (1 - \alpha) \quad (3.1)$$

$$ay[i] = ay[i - 1] * \alpha - y[i] * (1 - \alpha) \quad (3.2)$$

$$az[i] = az[i - 1] * \alpha - z[i] * (1 - \alpha) \quad (3.3)$$

ここで $x[i], y[i], z[i]$ は時刻 i に計測されたモバイル座標系における 3 軸の加速度の値であり, $\alpha(0 < \alpha < 1)$ が大きいほどフィルタの周波数応答は急なものとなる. $ax[i - 1]$ は前時刻までに得られた長時間平均値, $ax[i]$ は時刻 i に得られる長時間平均の値である. なお鉛直下向きを正としてとるためこの長時間平均の計算においては引き算となることを注意する. 以上の式により長時間平均の値は毎時刻において更新されることになる. 求められる $ax[i], ay[i], az[i]$ においては端末自体の動きが平滑化され, 結果として端末にかかる重力加速度が顕在化する. 以上から求められた長時間平均値を以下の式 (3.4)(3.5)(3.6)により正規化する.

$$vx[i] = \frac{ax[i]}{\sqrt{(ax[i])^2 + (ay[i])^2 + (az[i])^2}} \quad (3.4)$$

$$vy[i] = \frac{ay[i]}{\sqrt{(ax[i])^2 + (ay[i])^2 + (az[i])^2}} \quad (3.5)$$

$$vz[i] = \frac{az[i]}{\sqrt{(ax[i])^2 + (ay[i])^2 + (az[i])^2}} \quad (3.6)$$

求められた $vx[i], vy[i], vz[i]$ は、ワールド座標系における鉛直下向き方向の単位ベクトルとなる。この値とモバイル座標系の各時刻における加速度の長時間平均値との内積がワールド座標系における各時刻の鉛直下向き方向の加速度 e_v となる。

$$e_v = ax[i] * vx[i] + ay[i] * vy[i] + az[i] * vz[i] \quad (3.7)$$

図7はzy平面における加速度 a_0 を単位ベクトルを用いてz軸における加速度 e_v に変換する様子である。式(3.7)は各時刻の長時間平均値をワールド座標系における鉛直下向きにおける加速度に変換することを表している。

加えて図8に実際にデータを用いて以上のプロセスから得られた鉛直下向きの加速度が変位する様子を示す。

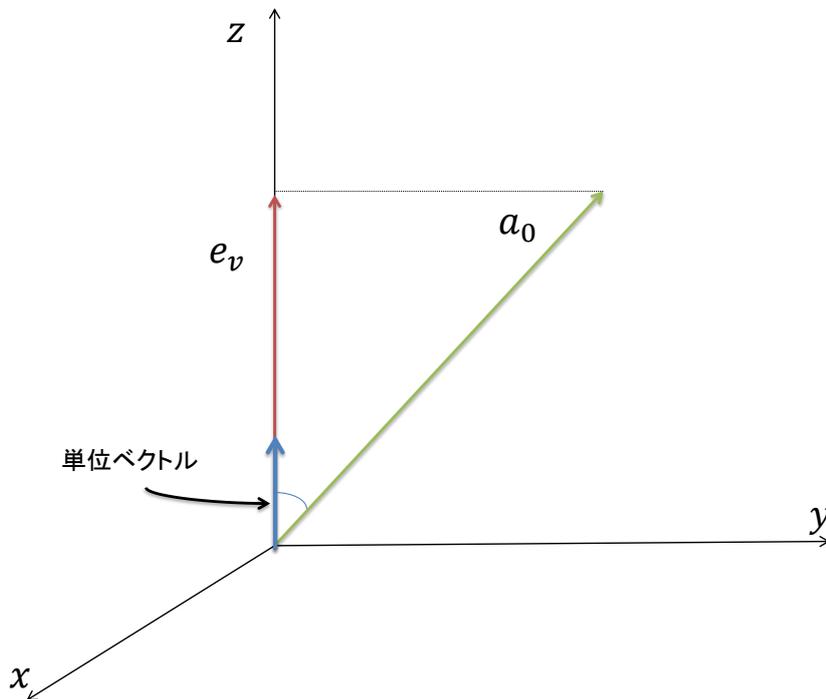


図7 内積を取ることで特定の向きにおける成分を抽出する例

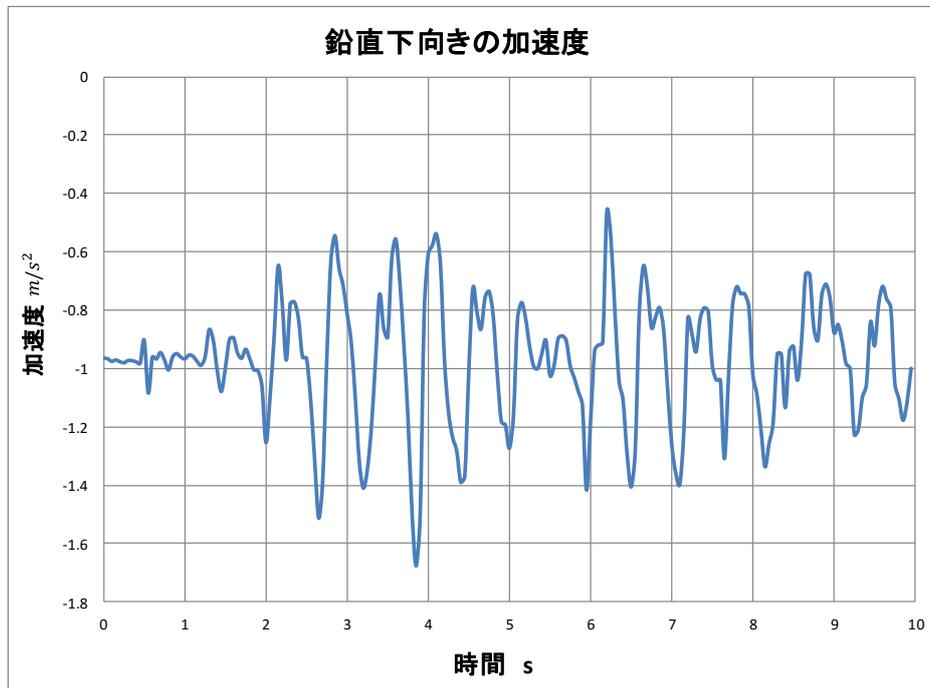


図8 鉛直下向き加速度の変移の様子

3.3.2 ステップ検出

姿勢推定によって求められたワールド座標系の鉛直下向き方向加速度 e_v を利用して本節ではステップ検出について記す。ステップ検出とは推定された歩行経路の中で何回ステップを踏んだのかを推定するものである。ステップ検出を試みる意義として、のちに求める一步あたりの歩幅とステップ数を掛け合わせることで総移動距離の算出に利用することがある。また後述する進行方向推定のプロセスの中でステップ検出時に新たな進行方向を更新することでステップごとの現在位置の更新をすることができる。加速度 e_v は周期的な歩行動作の中で足が地面につく衝撃が端末に伝わることによって上下一組のピークが繰り返されることが一般的に知られている。

本研究では計測される下向きのピークをステップとしてカウントする。まず加速度 e_v に対して n_s 秒[s]の幅を持つウィンドウを設定する。そしてウィンドウ内の値を保持したまま移動させ、以下の条件を満たした時にステップとしてカウントするものとする。

- ① n_s の幅の中で最小値である。
- ②下向きピークの直後に現れる浅い局所的なピーク群はステップとしてカウントしない。

n_s を設定する際に e_v の平均的な周期を参考にする。 n_s 幅のウインドウの中に下向きピークが2つ入ってしまうことを避けるようにする。ただしこのプロセスにおいて計測される下向きピークがウインドウの中央時刻にてステップとして検出されるため、ステップの検出自体は実際の時刻からウインドウ長の半分だけ遅れることに注意する。

なお携帯端末がポケットに入った状態でのステップ検出の際には端末が入っている側の足が地面についたときのみ、その振動が上下のピークとなって計測されるためステップ検出は2歩ごとに行われることに注意が必要である。

3.3.3 進行方向推定

多くのPDR研究においては加速度センサの値からその時刻における加速度の主成分分析(PCA)により進行方向を決定するという手法が提案されている。[10][11][12][13]

[10]では携帯端末を手に保持したまま腕を振る動きを想定し、その動きによって腕が作る面を利用することで進行方向推定を試みている。具体的には歩行動作の中で得られた加速度ベクトルから最小二乗法によって腕ふり面の推定を行い、面に対して平行の軸線を進行方向軸とするものである。

本研究では[4][5]を参考にして、PCAを用いて初期方向を求め以降は既存の角速度を用いる手法[6]により進行方向推定を行い、精度を評価する。

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、2.1節で述べたワールド座標での水平面(東・北平面)における方向ベクトルとして求める。また、ここ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、その軸のどちらかが前側かを決定する。これらの二つの段階を経て進行方向を推定する。[11]では、前後軸のどちらが前方向かという問題に対して時刻 $i>0$ において標本間隔内で 90° 以上の進行方向変化が起こらないと想定し、前時刻における進行方向に近い方を現時刻の進行方向として採用するという手法を取っている。

本システムにおいて、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[14]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、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ほう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) の分散に対して、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9のように、鉛直加速度の下向き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][16]。そこで、以下のように進行方向を決定する。その後は、進行方向の初期値と角速度の積算値により求めた進行方向の初期値からの回転角により進行方向を推定する手法を用いて絶対座標での進行方向を推定する。

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。

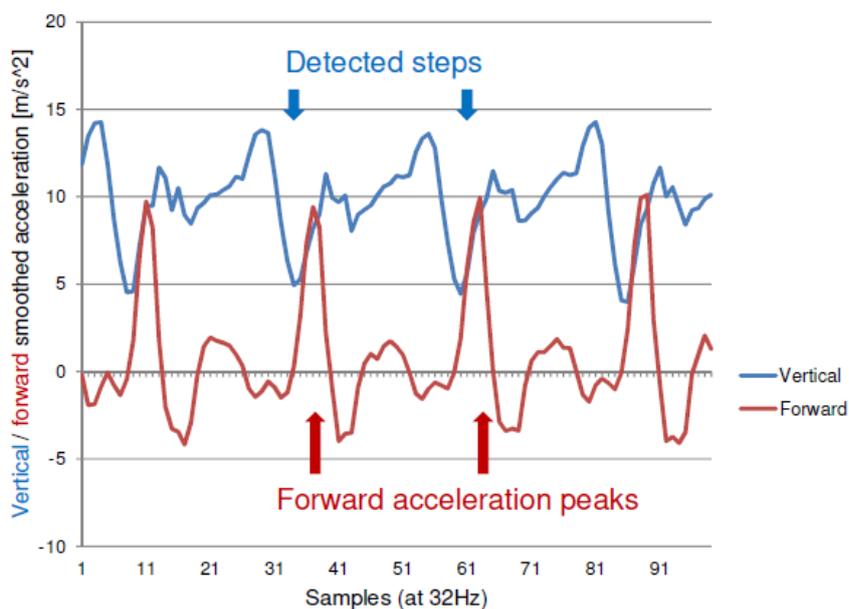


図9 歩行動作時の鉛直方向（青）および前方向（赤）の加速度の推移の例[4]

角速度センサを用いての進行方向推定の手法[6]を記す。角速度センサにおいても磁気センサ同様、データに収納されている角速度センサの値と鉛直下向き方向加速度の単位ベクトル \vec{e}_z との内積をとる。

$$(\vec{g} * \vec{e}_z)\Delta t \tag{3.8}$$

式は先に述べた角速度センサの値 \vec{g} と \vec{e}_z との内積に角速度の値が計測される微小時間幅 Δt を掛け合わせたものである。かっこ内の内積は速度を表すので時間幅をかけたものはすなわち距離となる。式(3.9)は初期方向からどれだけ回転したかを表現するものである。また角速度センサによって求められた以上の値は磁気センサの値と異なり、前時刻までの結果に足し合わせる形で更新していくことに注意したい。

$$\text{delta}[i] = \text{delta}[i - 1] + (\vec{g} * \vec{e}_z)\Delta t [i] \tag{3.9}$$

前時刻までの回転量の和 $\text{delta}[i - 1]$ に時刻 i に得られる式(3.8)の値 $(\vec{g} * \vec{e}_z)\Delta t [i]$ を加えた $\text{delta}[i]$ の値が時刻 i までの回転量となる。図 10 に角速度センサから得られる回転量の概観を示す。

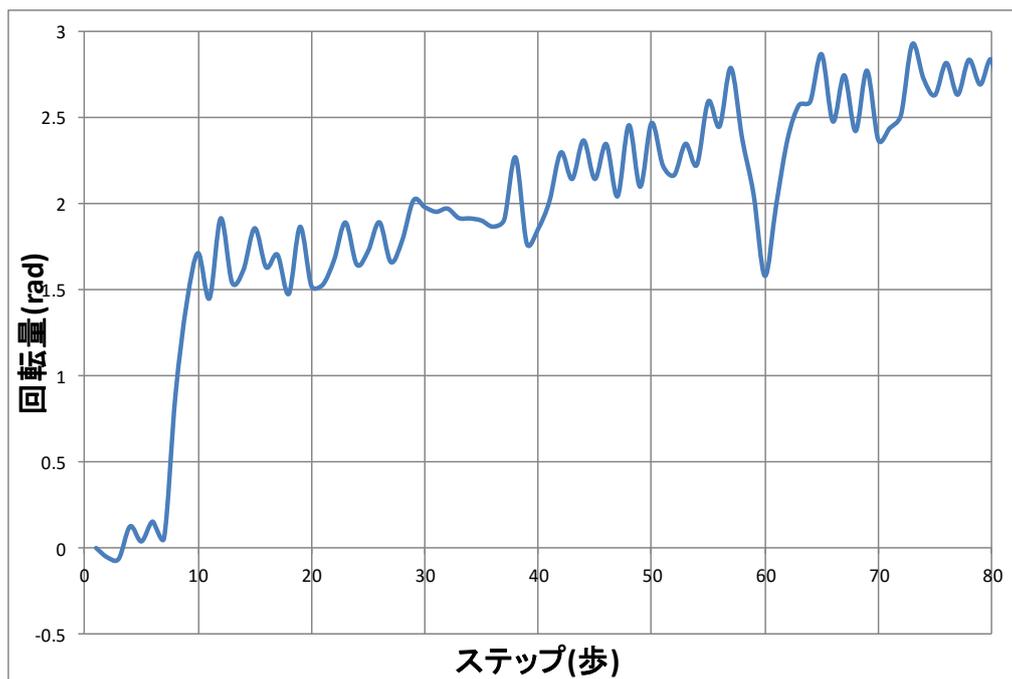


図 10 角速度センサの水平成分の変移の様子[6]

このように、PCA を用いることで東西南北の座標で位置推定が可能となり絶対座標で求められる。本研究では、まず PCA と角速度センサ、磁気センサを用いる手法の精度を比較する。その際、歩行経路の軌道の整合性を評価するために、歩き出しの初期角度はすべて正規軌道に合わせるプロセスを組み入れる。さらに、歩き出し直後の進行方向を加速度の PCA により推定し、以降は角速度センサにより最初の進行方向からの回転角を求めて進行方向を推定する提案手法の精度を検証する。そこで、加速度センサ、角速度センサ、磁気センサを搭載した実機（スマートフォン）を用いて屋内外で実験を行い、提案する PDR 手法の性能を検証する。

3.3.4 歩幅推定

このプロセスは一步あたりどれだけの距離を進んだかを推定するものである。本研究では鉛直下向き方向の加速度 a_v を利用する。歩幅は Weinberg の式(3.14)

$$l = K^4 \sqrt{a_{v,max} - a_{v,min}} \quad (3.10)$$

を利用する。 $a_{v,max}$, $a_{v,min}$ 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。この2つの値はステップが検出されるたびに更新されるものとする。係数 K は個人によって異なる固有値であり、キャリブレーションによって決定されるものである。一般に K は正の値であり、このモデルは歩幅が大きいほど加速度の最大値と最小値の差が大きくなる、つまり体の垂直方向の動きが大きくなることを表している。

3.3.5 位置更新

これまでのプロセスで求められた

- ・各ステップにおける歩幅
- ・ステップ数
- ・磁気センサのデータから求めた回転量
- ・角速度センサのデータから求めた回転量
- ・加速度の PCA により求められた進行方向ベクトル

をもとに位置を更新していく。

位置の更新においては以下の式を利用する。

$$\vec{r}_n = \vec{r}_{n-1} + a \vec{d}_{n-1} \quad (3.11)$$

ここで \vec{r}_{n-1} は前回のステップまでで到達した座標、 a が今回のステップにおける歩幅、 \vec{d}_{n-1} が進行方向の推定プロセスから求められた今回のステップにおける進行方向を示したベクトルとなる。このプロセスによって現在の推定位置 \vec{r}_n が更新されていく。ここで

\vec{d}_{n-1} は以下のように書き換えることができる。

$$\vec{d}_{n-1} = (\cos \theta_{n-1}, \sin \theta_{n-1}) \quad (3.12)$$

$\cos \theta_{n-1}, \sin \theta_{n-1}$ はそれぞれ $n - 1$ における余弦と正弦の値である。

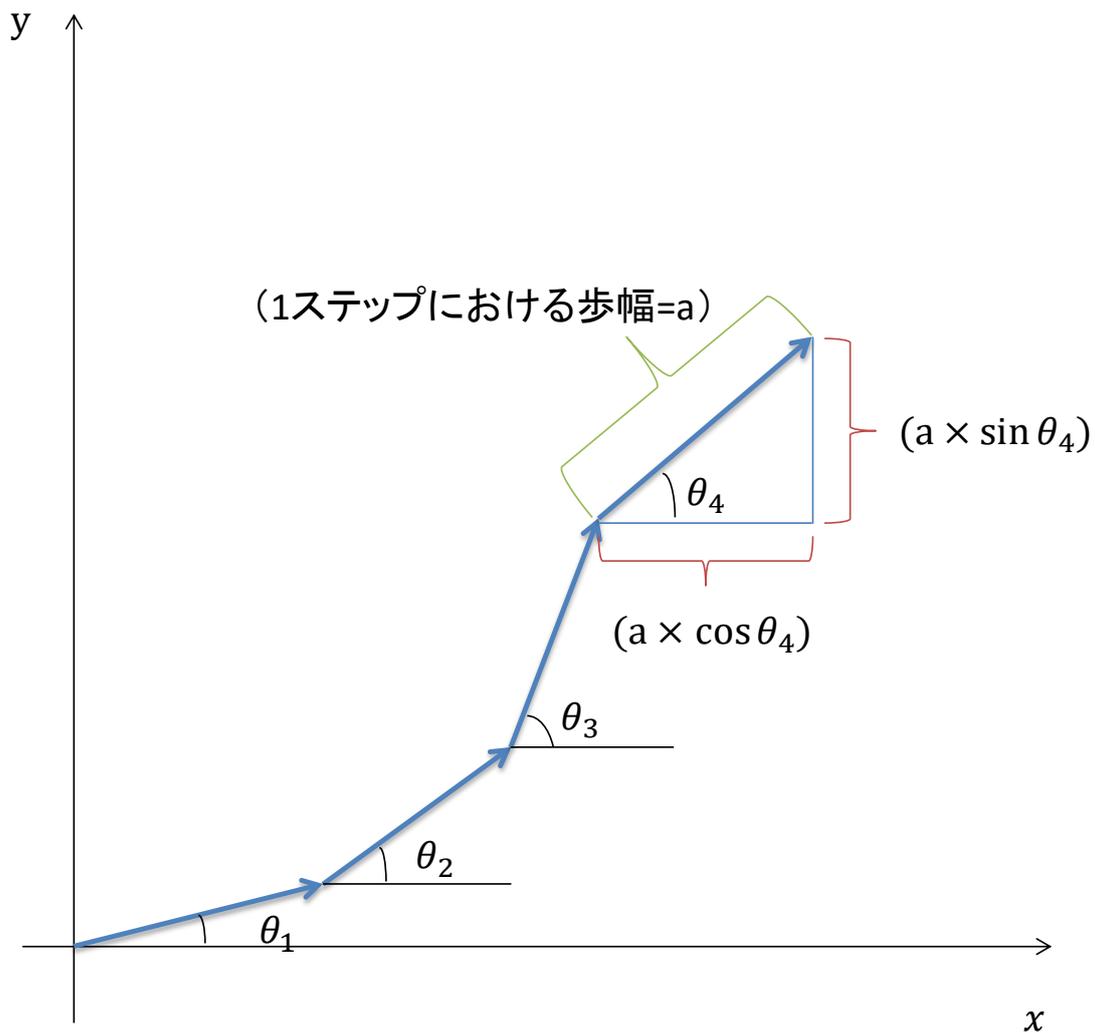


図 11 現在位置が更新されていく様子

図 11 はステップごとに現在位置が更新されていく様子である。前回のステップまでの座標を更新する形で今回のステップによる移動分が加算されていく。

第4章 既存手法の精度評価

本章では、磁気センサ、角速度センサ、PCA を用いて進行方向推定する手法の精度を比較するためにそれぞれの手法で推定された位置精度を評価する。そのために、シミュレーションを行い、磁気センサと角速度センサ、PCA を用いて進行方向推定をする手法で各ルートを歩いた時の結果を比較して誤差を算出する。

4.1 使用データセットについて

本研究のシミュレーション実験においては名古屋大学の Human Activity Sensing Consortium(1)の実験結果を使用した。このデータセットには以下歩行経路を歩いた時の各種センサの値が正解の歩行経路とともに収納されている。

4.2 シミュレーション条件

4.2.1 比較する進行方向推定の手法

- ・磁気センサを用いた進行方向推定手法
- ・角速度センサを用いた進行方向推定手法
- ・PCA を用いた進行方向推定手法

4.2.2 その他条件

- ・歩幅推定に用いる Weinberg の式 $l = K\sqrt{e_{v,max} - e_{v,min}}$ における係数 K は個人によって異なる値であるが、本シミュレーションでは簡単のため 0.75 の数値を代入し統一した。
- ・本シミュレーションでは、進行方向の変化の精度を比較するために、それぞれの手法での初期角度は正規軌道に合わせる。
- ・センサデータを取得する際に用いるスマホの位置は腰に固定した状態で行う。
- ・各ルートは同一人物が同じ程度の速度で歩行してデータを取得した。
- ・PCA を用いる手法において設定する各パラメータ値を以下の表に示す。

表1 各パラメータ値

各種センサ	サンプリングレート	100Hz
端末の姿勢	α	0.9
ステップ検出	移動平均の窓枠	4サンプル
	ピーク検出の窓枠	25サンプル(0.8s)
進行方向推定	移動平均の窓枠 n_s	3サンプル
	PCAの窓枠 n_d	150サンプル(1.5s)
	前後方向決定において考慮するサンプル数	15サンプル(0.15s)

4.2.3 歩行経路

歩行経路については以下の4種類とする. いずれも原点を開始地点とする.

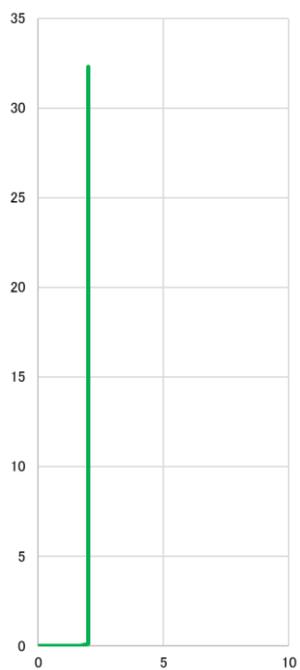


図 12 ルート 1

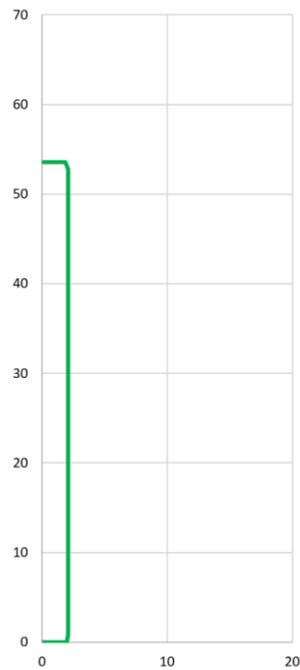


図 13 ルート 2

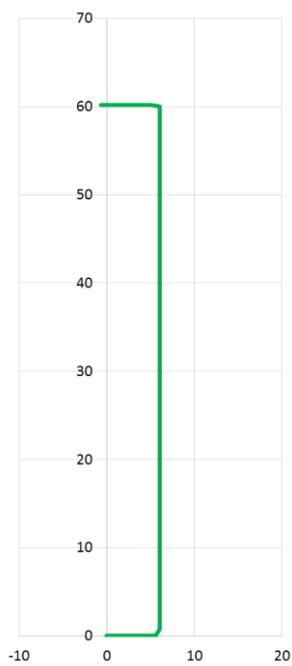


図 14 ルート 3

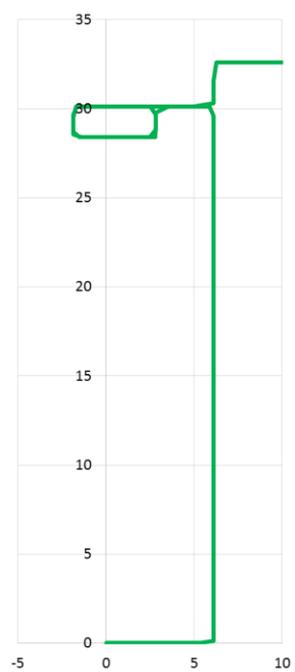


図 15 ルート 4(2フロア昇る)

4.3 シミュレーション結果

進行方向推定において PCA を用いた手法を青色，角速度センサを用いる手法を赤色，磁気センサを用いる手法を黄色，正規軌道を緑色の経路で示す。

ルート 1

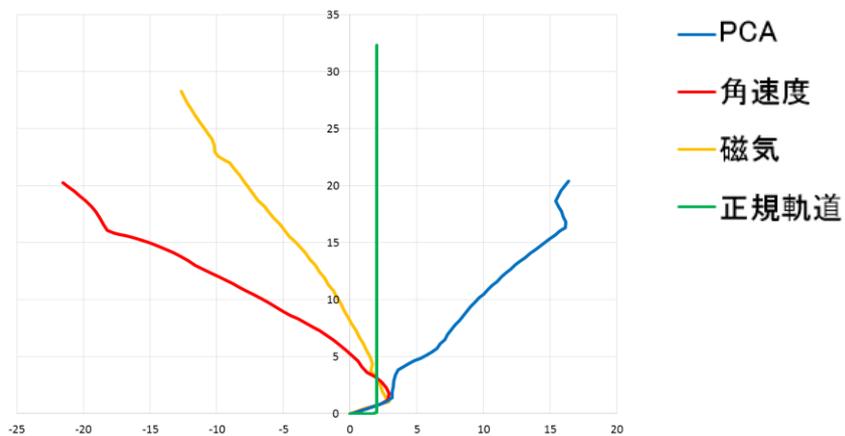


図 16 Simulation1

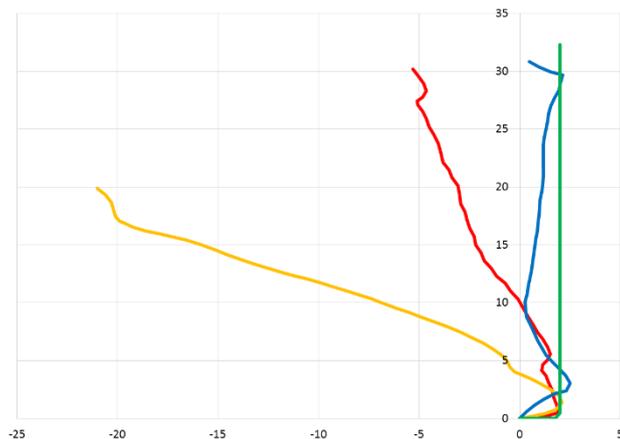


図 17 Simulation2

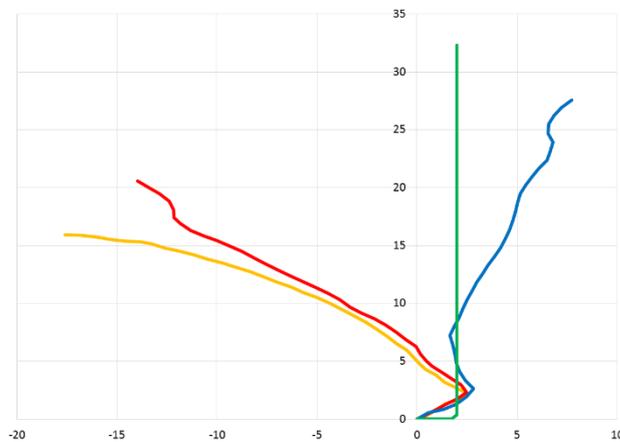
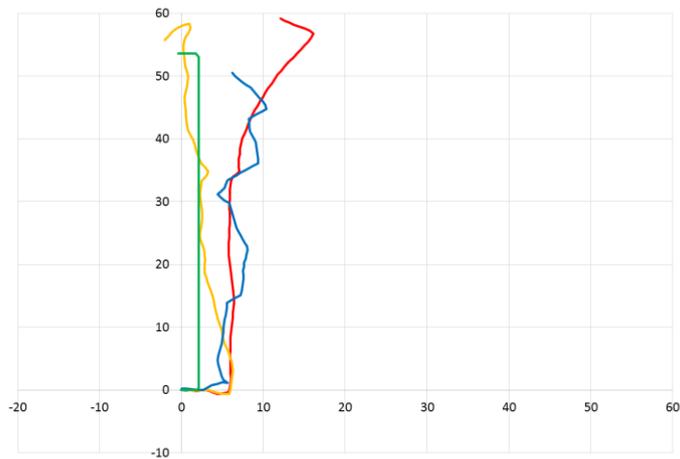
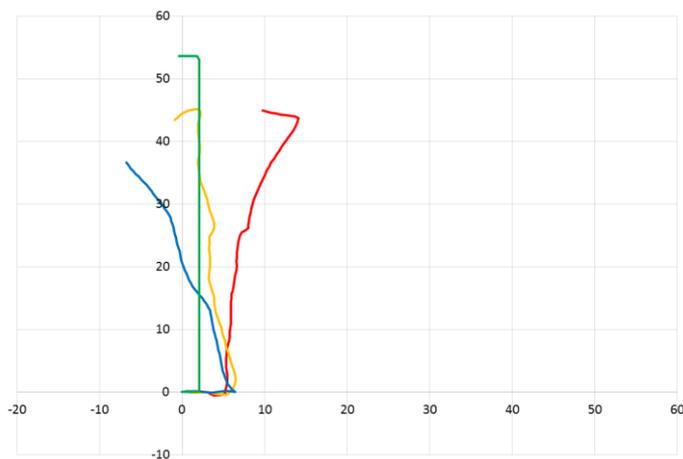


図 18 Simulation3

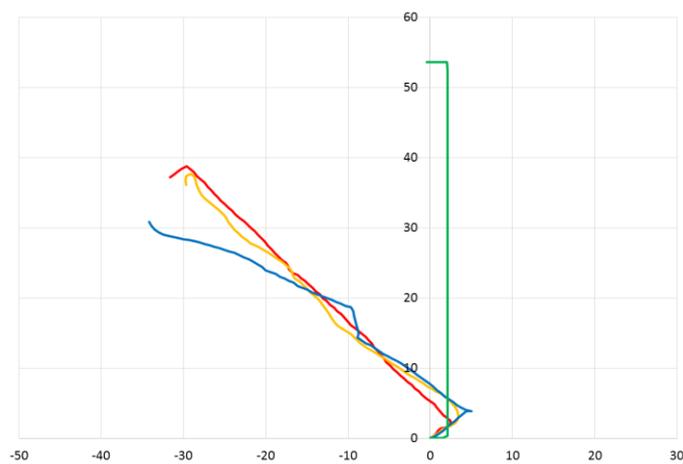
ルート 2



☒ 19 Simulation1

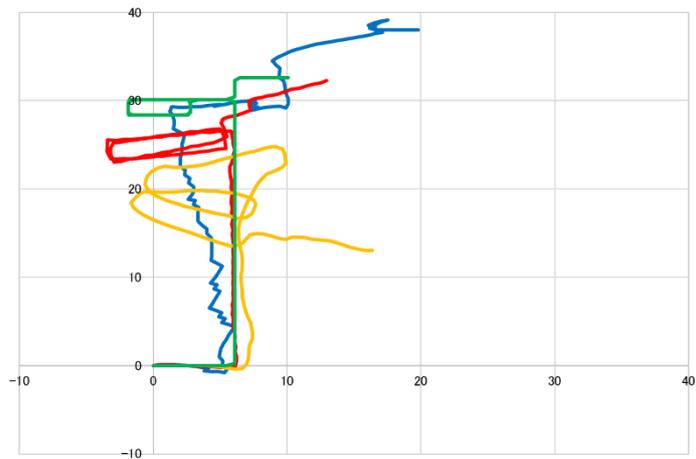


☒ 20 Simulation2

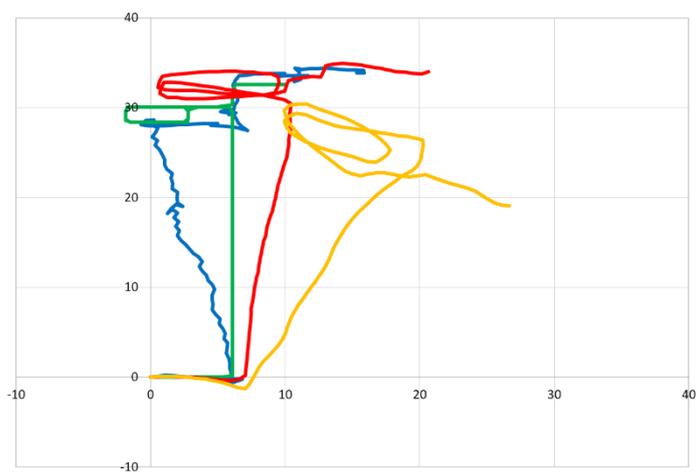


☒ 21 Simulation3

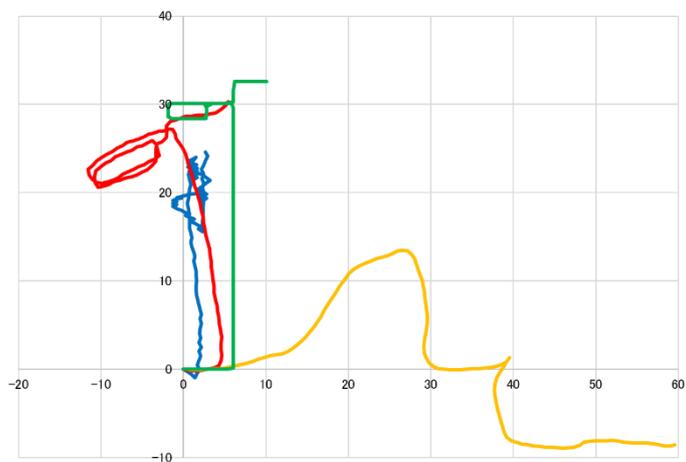
ルート4



☒ 25 Simulation1



☒ 26 Simulation2



☒ 27 Simulation3

表 2 各シミュレーションの誤差

	(回目)	1	2	3
ルート1	角速度	12.441	4.876	8.603
	磁気	7.350	19.336	8.954
	PCA	11.423	2.132	4.801
ルート2	角速度	5.418	9.014	17.978
	磁気	2.359	5.440	18.003
	PCA	4.645	13.275	19.460
ルート3	角速度	20.015	4.901	13.644
	磁気	10.260	5.555	12.502
	PCA	16.472	15.517	16.797
ルート4	角速度	5.584	4.738	8.011
	磁気	8.628	8.511	35.838
	PCA	12.830	12.078	14.713

表 2 は各シミュレーションにおける正規軌道との誤差を各手法別に示したものである。シミュレーションは各ルートで3回ずつ行った。数値が小さいほど誤差が少なく正確に位置推定ができていくということになる。結果を総じて見ると一つ目の曲がり角を正確に判定できているかどうか全体の結果に影響を与えていると考える。磁気センサ、角速度センサ、PCA とともに最初の曲がり角をある程度の精度で推定できているものは単純なルートではその後の推定も比較的成功的に行っているが、そうでない場合はその誤差が累積してしまいその後の推定もうまくいっていない場合が多いように見受けられる。曲がる回数が少ないルート 1、ルート 2、ルート 3 では、シミュレーションによって角速度センサの方が良い場合もあれば、磁気センサや PCA の方が良い場合もあった。一方途中で階段を昇るルート 4 においては角速度センサの値の方が誤差は小さいという結果となった。既存研究[6]でも述べられているように、高さが変化する経路では、角速度のほうが磁気センサよりも高精度で位置推定が行える。一方、PCA は複雑もしくは高さが変わる経路では高い精度で位置推定が行えないことが仮説立てられる。誤差が大きくなる要因は、PCA は加速度の成分を分析して進行方向を推定するため、階段など通常の歩行とは異なる動きを扱うことが困難であることが考えられる。この仮説についても次章で検証する。

第5章 提案手法を用いた絶対座標での位置推定

前章の結果から、歩き出しの方向が正しく与えられれば角速度センサの値を用いた手法の方が複雑な経路では精度が高く、単純経路ではPCAや磁気センサでも一定の精度で位置推定できることがわかった。しかし、角速度センサを用いた手法だけでは歩き出しの方向がわからないので、PCAの利点である絶対座標で位置推定を行うことができることを考慮し本章では、歩き出しの方向を求めるところだけPCAを用いて、PCAと角速度センサデータを組み合わせたPDRを提案する。PCAを用いて初期角度を算出することで絶対座標での進行方向を推定し、その後、角速度センサデータを用いて進行方向を推定していくことで絶対座標での高精度な位置推定が期待される。本章では、スマホを用いた様々な実機実験を行い、条件設定のもと、シミュレーションを行うことで当システムの精度を検証する。

5.1 使用データセットについて

本研究のシミュレーション実験においては名古屋大学の Human Activity Sensing Consortium(1)が提供している HASCTOOL アプリケーションを用いて、被験者が千葉大学内の指定ルートを歩いて取得した各センサの情報を用いる。

5.2 シミュレーション条件

5.2.1 比較する進行方向推定の手法

- ・PCAのみを用いた進行方向推定手法（青色の経路）
- ・角速度センサとPCAを用いた提案手法（赤色の経路）

5.2.2 その他条件

- ・歩幅推定に用いる Weinberg の式 $l = K^4 \sqrt{e_{v,max} - e_{v,min}}$ における係数 K は個人によって異なる値であるが、本シミュレーションでは簡単のため 0.75 の数値を代入し統一した。
- ・センサデータを取得する際に用いるスマホの位置は腰に固定した状態で行う。
- ・各ルートは同じ程度の速度で歩行することを前提とする。
- ・PCAを用いる手法において設定する各パラメータ値を以下の表に示す。

表3 各パラメータ値

各種センサ	サンプリングレート	100Hz
端末の姿勢	α	0.9
ステップ検出	移動平均の窓枠	4サンプル
	ピーク検出の窓枠	25サンプル(0.8s)
進行方向推定	移動平均の窓枠 n_s	3サンプル
	PCAの窓枠 n_d	150サンプル(1.5s)
	前後方向決定において考慮するサンプル数	15サンプル(0.15s)

5.2.3 歩行経路

歩行経路については以下の7種類とする。いずれも原点を開始地点とし縦軸を南北方向、横軸を東西方向とする。

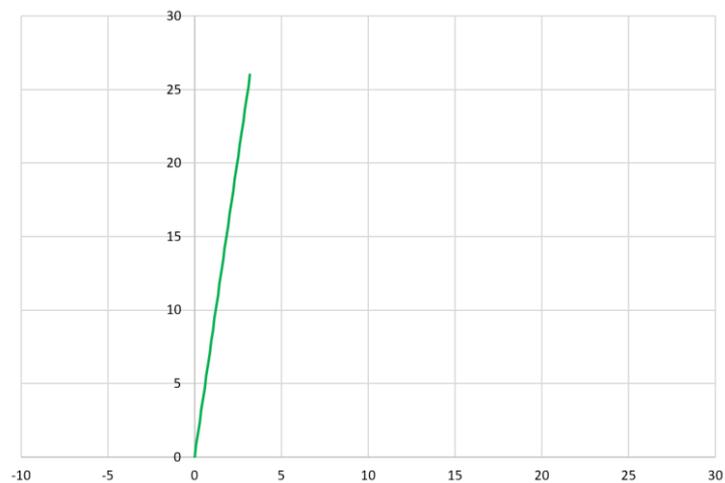


図 28 直線ルート

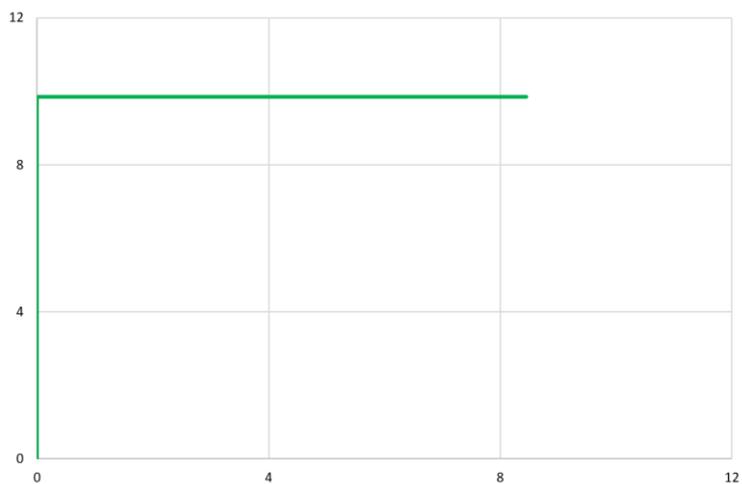


図 29 ルート (1回ターン)

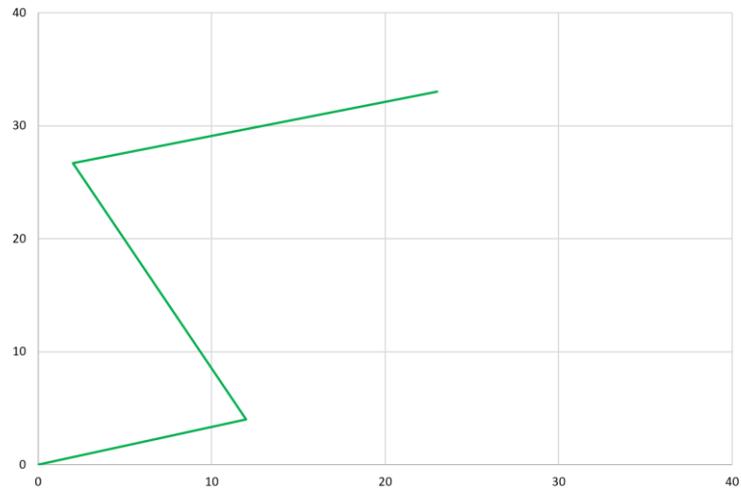


図 30 ルート (2回ターン)

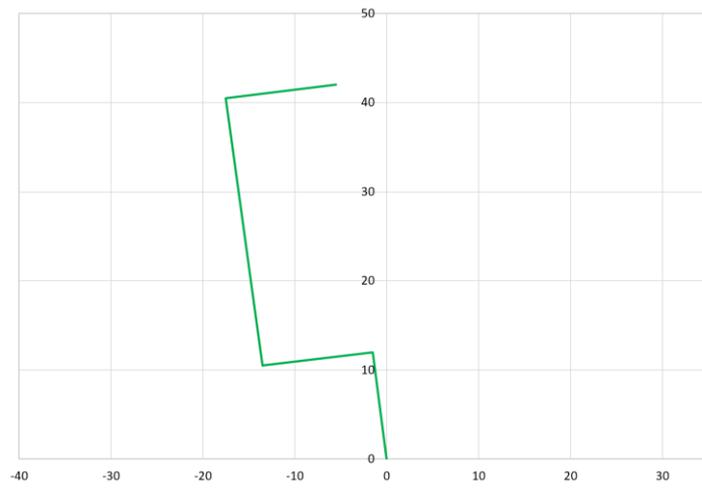


図 31 ルート (3回ターン)

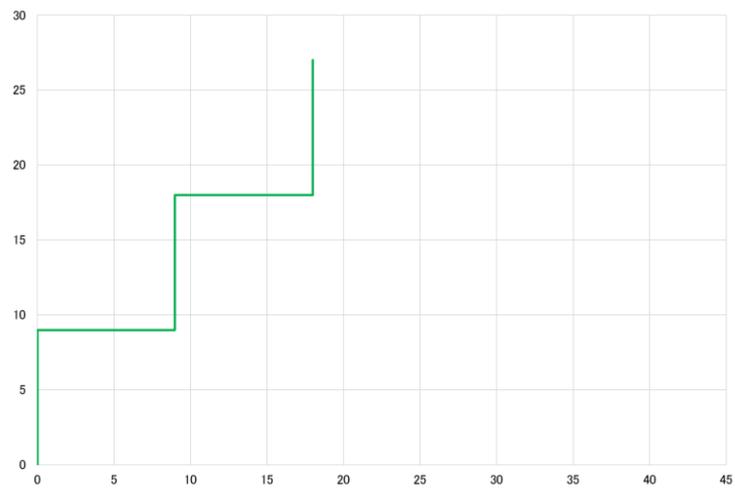


図 32 ルート (4回ターン)

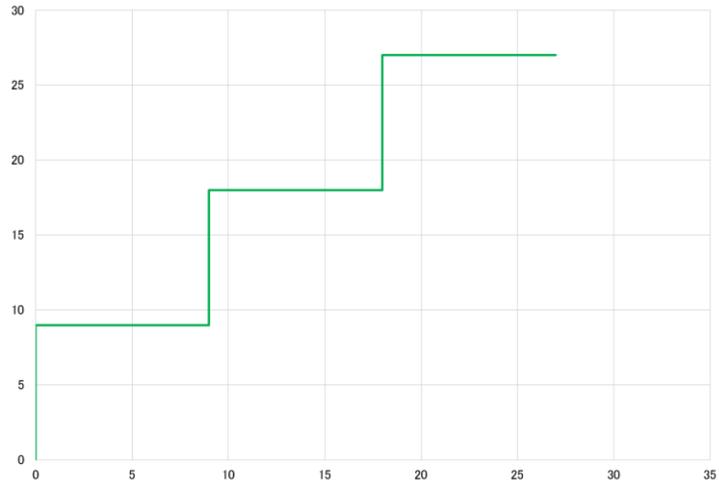


図 33 ルート (5回ターン)

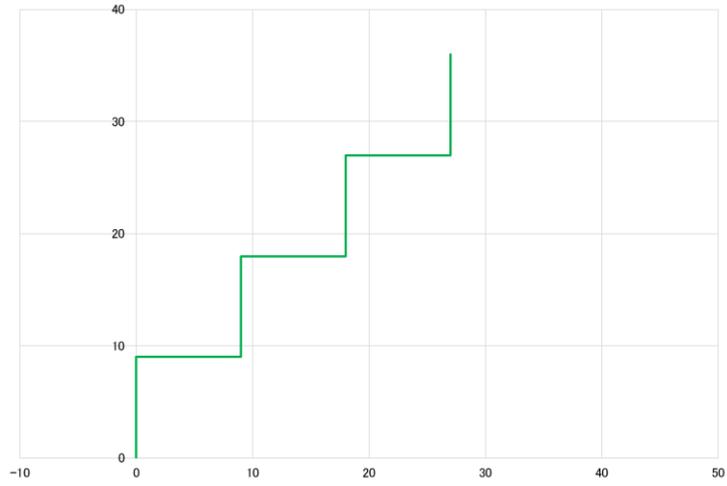


図 34 ルート (6回ターン)

5.3 シミュレーション結果

進行方向推定において PCA のみを用いた手法を青色, 本研究での提案手法を PCA+角速度と記し赤色, 正規軌道を緑色の経路で示す.

ターン数 0 回



図 35 Simulation1

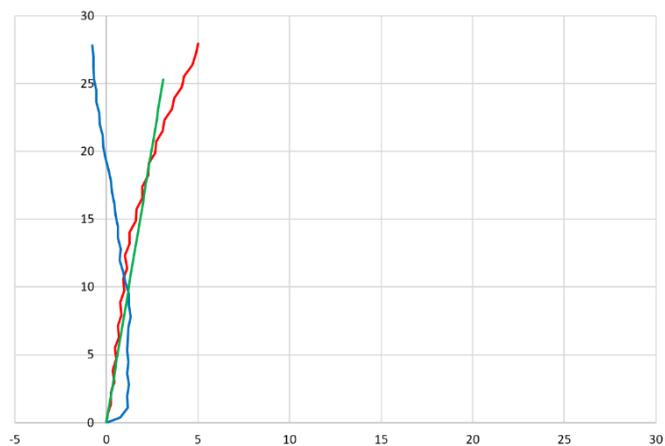


図 36 Simulation2

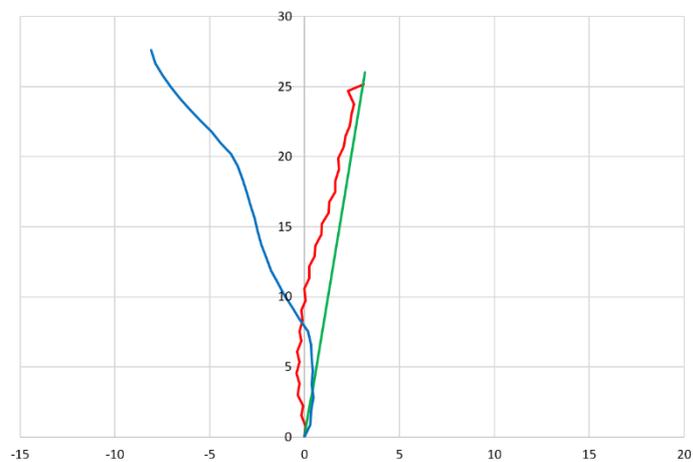


図 37 Simulation3

ターン数 1 回

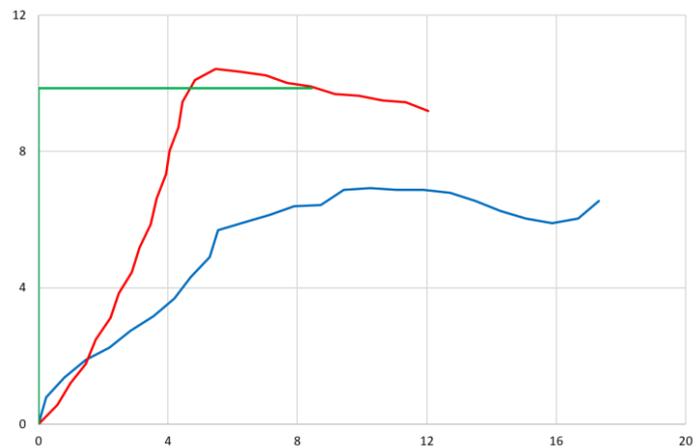


図 38 Simulation1

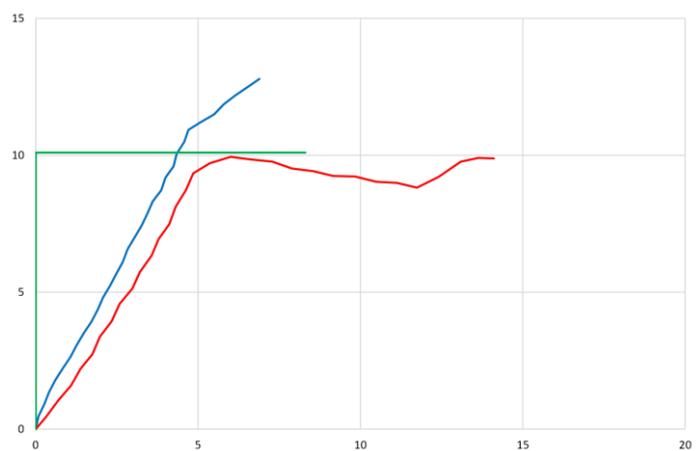


図 39 Simulation2

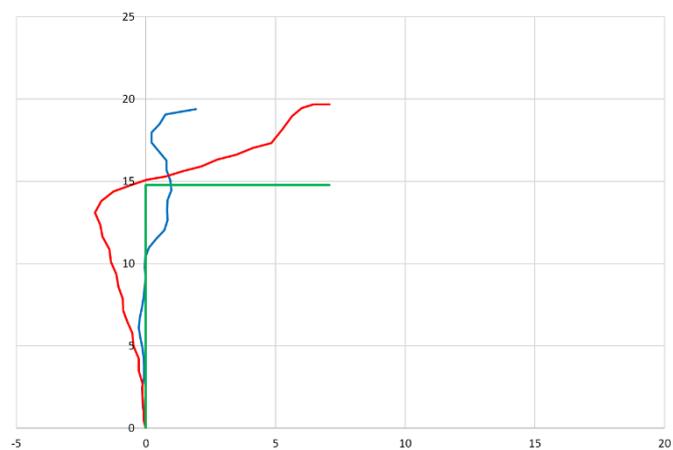


図 40 Simulation3

ターン数 2 回

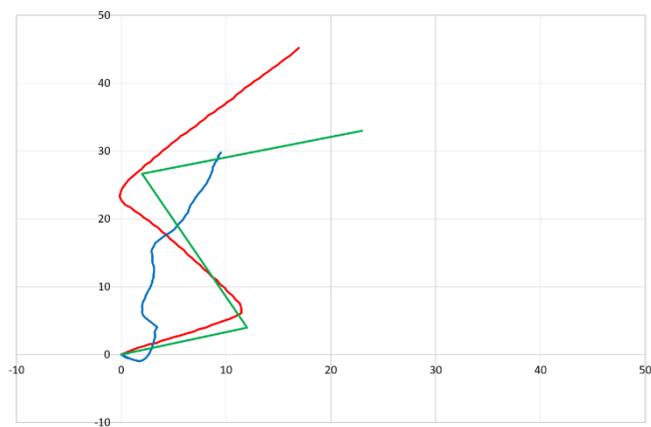


図 41 Simulation1

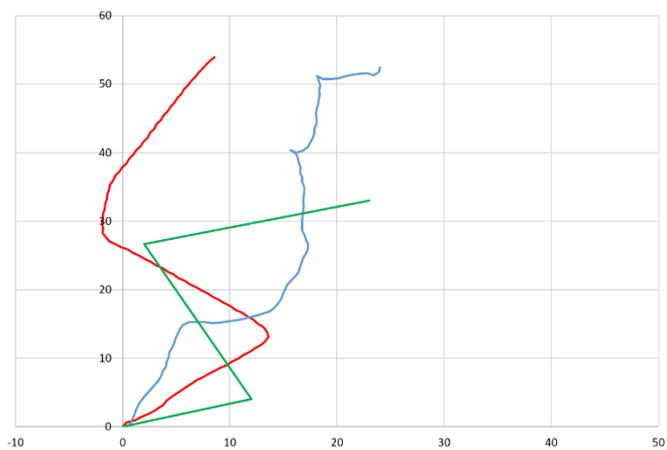


図 42 Simulation2

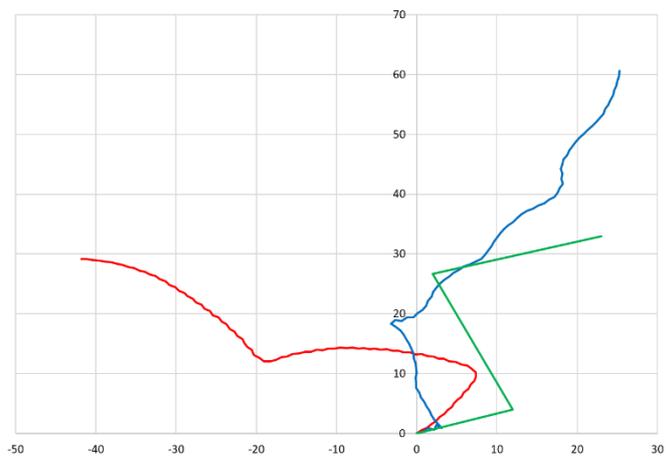
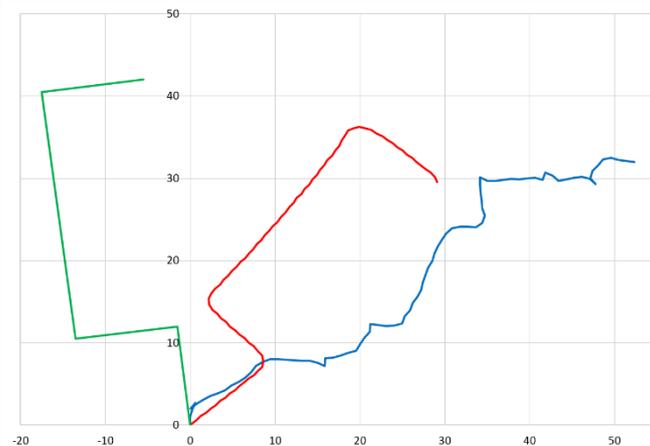
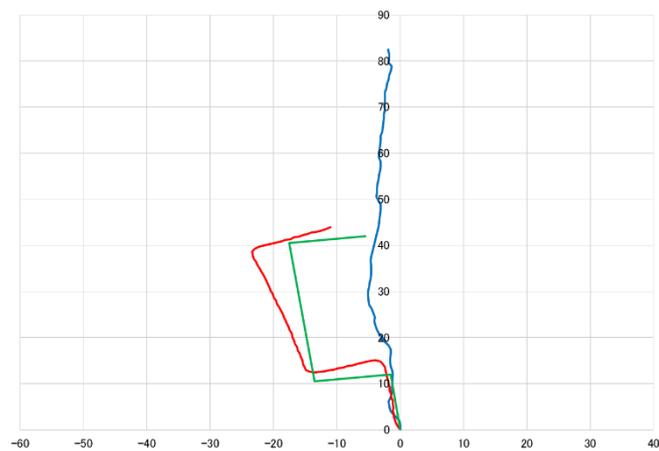


図 43 Simulation3

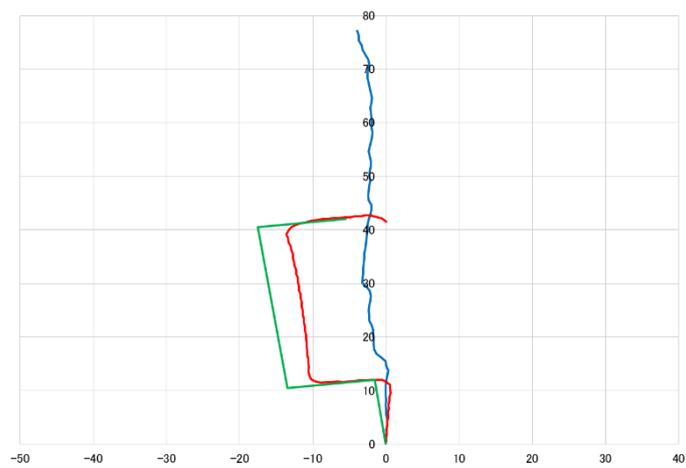
ターン数 3 回



☒ 44 Simulation1



☒ 45 Simulation2



☒ 46 Simulation3

ターン数 4 回

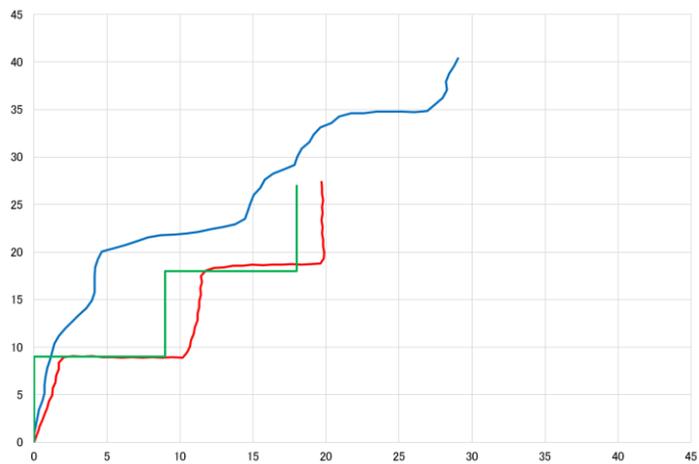


図 47 Simulation1

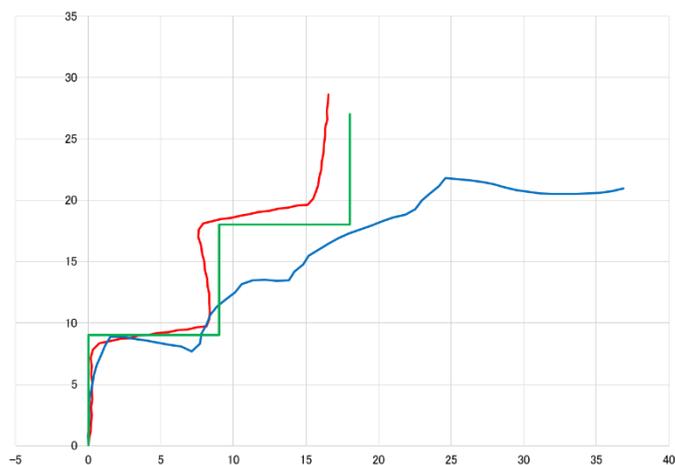


図 48 Simulation2

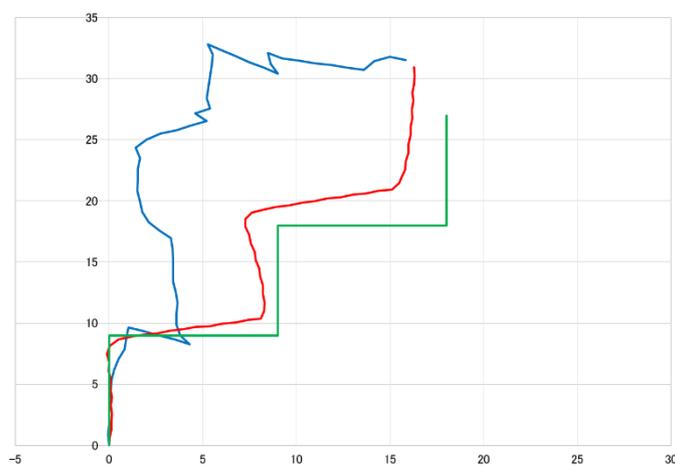


図 49 Simulation3

ターン数 5 回

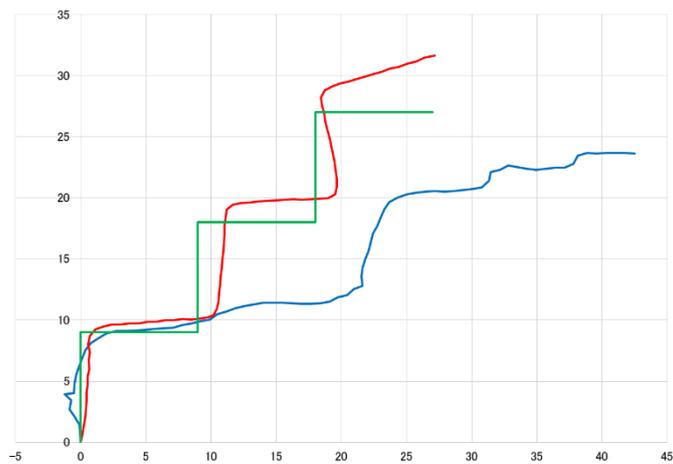


図 50 Simulation1



図 51 Simulation2

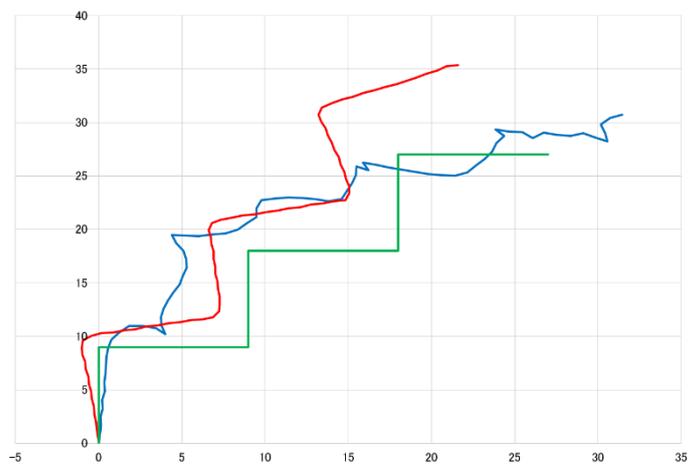


図 52 Simulation3

ターン数 6回

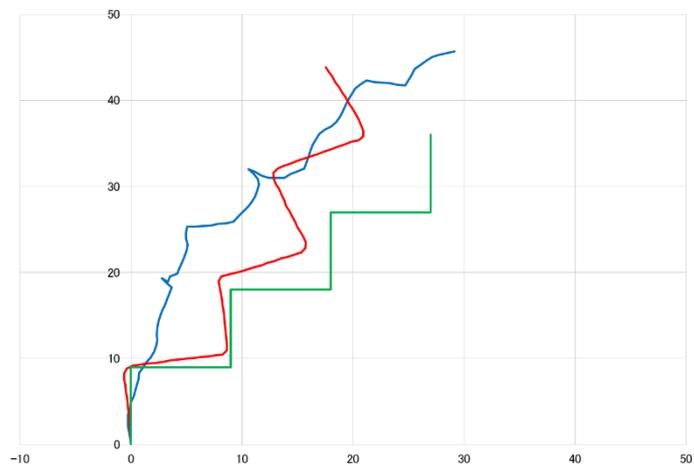


図 53 Simulation1

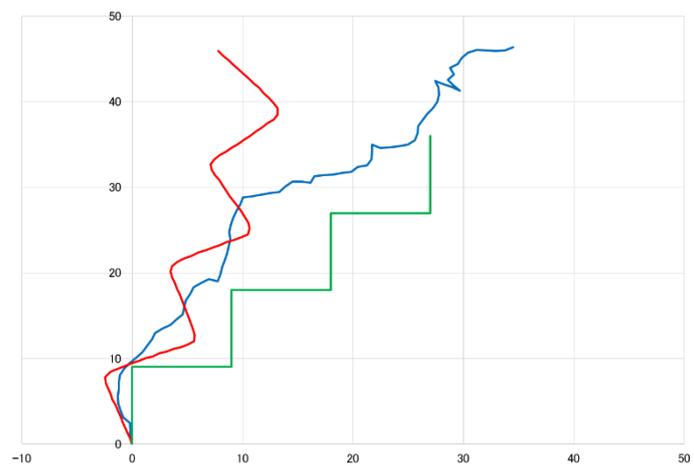


図 54 Simulation2

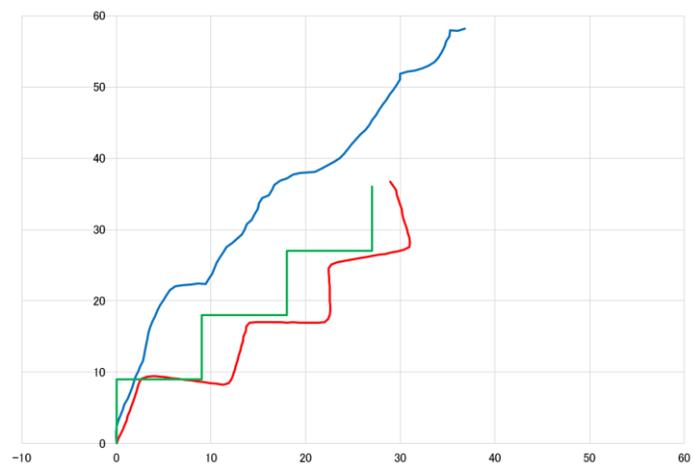


図 55 Simulation3

表 4 各手法における誤差

ターン0回		1	2	3
	PCA+角速度	1.349	1.890	5.958
	PCA	3.543	1.449	0.944
ターン1回		1	2	3
	PCA+角速度	6.610	1.595	2.003
	PCA	3.318	1.742	4.046
ターン2回		1	2	3
	PCA+角速度	24.436	9.897	4.664
	PCA	11.723	15.309	7.894
ターン3回		1	2	3
	PCA+角速度	20.267	2.844	3.514
	PCA	30.205	14.312	17.2
ターン4回		1	2	3
	PCA+角速度	1.551	1.577	2.164
	PCA	13.784	5.815	6.167
ターン5回		1	2	3
	PCA+角速度	1.568	1.351	3.288
	PCA	10.157	6.605	3.112
ターン6回		1	2	3
	PCA+角速度	4.893	9.148	3.023
	PCA	12.945	9.777	18.916

シミュレーション結果から、ターン数0回や1回など曲がる動きが少ない経路では、PCAのみ用いた場合の経路（青色）と提案手法（赤色）でも大きな誤差の差はないことがわかった。しかし、各経路を確認するとターン数が増えていくとPCAのみ用いた場合は曲がる回数を正確に推定できていない。一方、提案手法では、正規軌道に近い経路を描くことができている。表4にシミュレーションを各ルートで3回行った際の正規軌道との誤差を示し、図56に各ルートにおいての誤差を平均して誤差の推移を示す。図56からターン数が3回以上になると提案手法のほうがPCAのみ用いた場合よりも半分以下の誤差で位置推定できていることがわかる。このように、複雑な経路においても提案手法では高精度で位置推定できることがわかった。

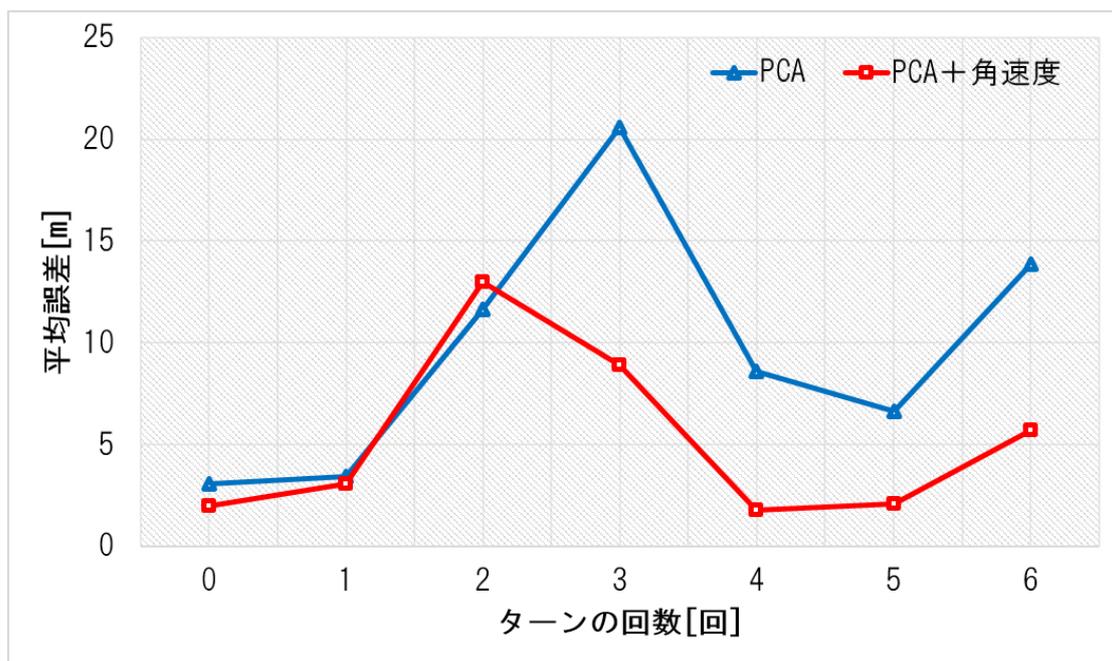


図 56 手法別のターン数における誤差の推移

5.4 その他の条件

5.4.1 高さの変化

前章でも述べたように、階段の昇降など高さが変わる経路の場合、PCA の精度は下がることがわかったが、本節では PCA と角速度センサを用いた提案する PDR 手法と比較して精度の評価を行う。各パラメータ値は前節と同じで本節では経路のみ変更する。

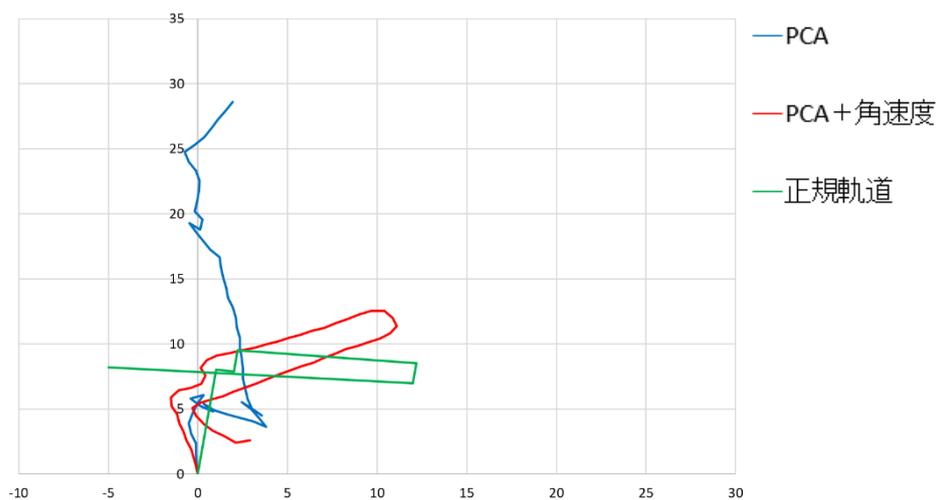


図 57 階段上り①

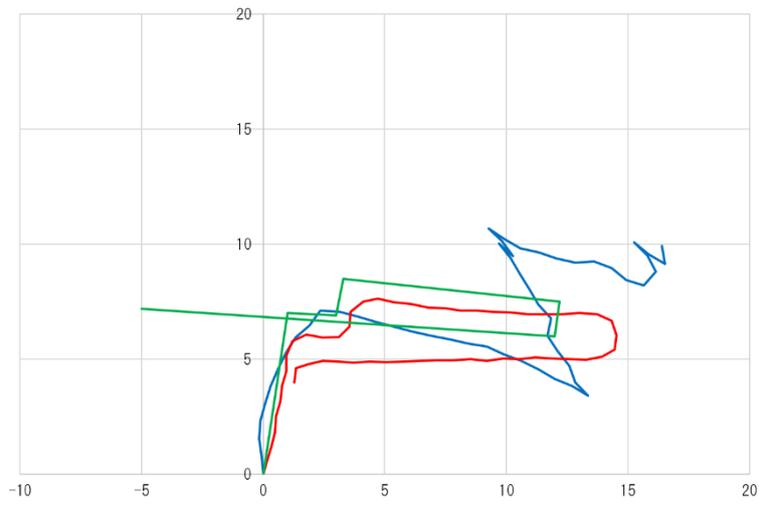


図 58 階段上り②

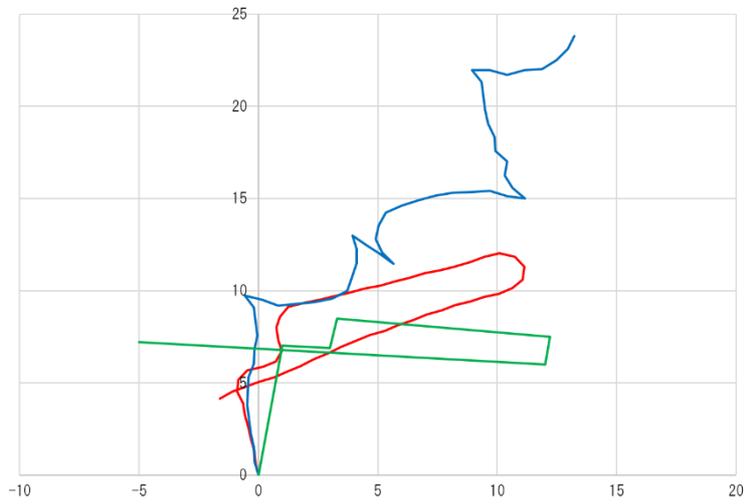


図 59 階段上り③

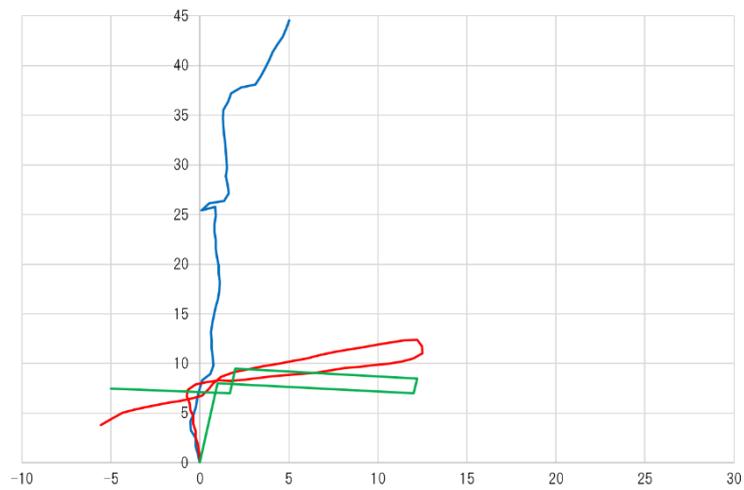


図 60 階段下り①

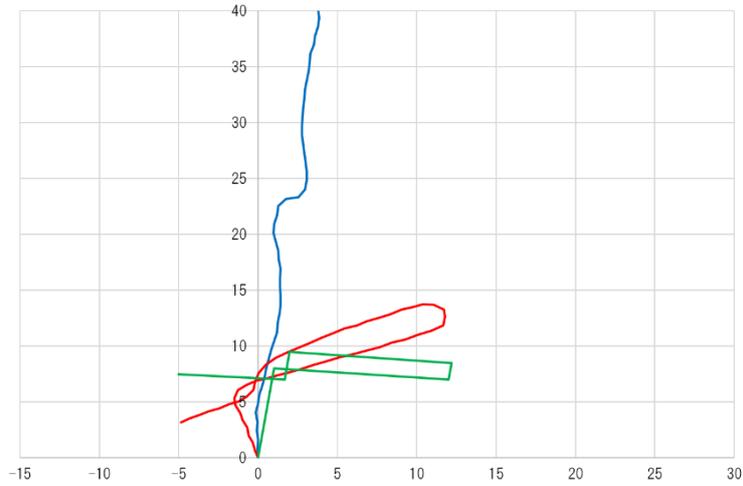


図 61 階段下り②

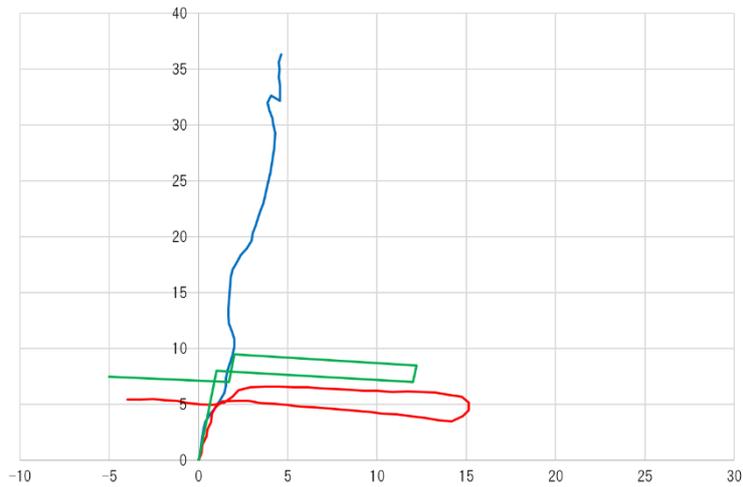


図 62 階段下り③

上図から、PCAのみを用いた場合だと誤差が大きく、提案手法だと正規軌道に近く高精度で位置推定が行うことができていることが分かる。シミュレーションを行った際の誤差を以下の表 5 に示す。このように、高さが変わる経路においては提案手法の方が誤差は小さく PCAのみを用いた場合だと位置推定は困難であることがわかった。特に下る場合は、ステップごとに体重がかかり体の揺れが大きくなることから PCAでの位置推定は困難になることが考察できる。

表5 3次元の動きが加わった場合の各手法の誤差

シミュレーション(回目)		1	2	3
上りルート	PCA+角速度	2.135	2.911	2.745
	PCA	5.144	8.256	11.711
下りルート	PCA+角速度	2.561	2.846	3.231
	PCA	18.034	20.376	19.241

5.4.2 移動状態の変化

続いて、移動状態の変化による精度の比較を行う。前節まではデータの取得はすべて歩行していることが条件であったが、体を揺らすジョギング状態ではどのように精度が変化するか検証するために、ジョギングした際のデータを取得しPCAのみ用いる場合と提案手法でシミュレーションを行った。

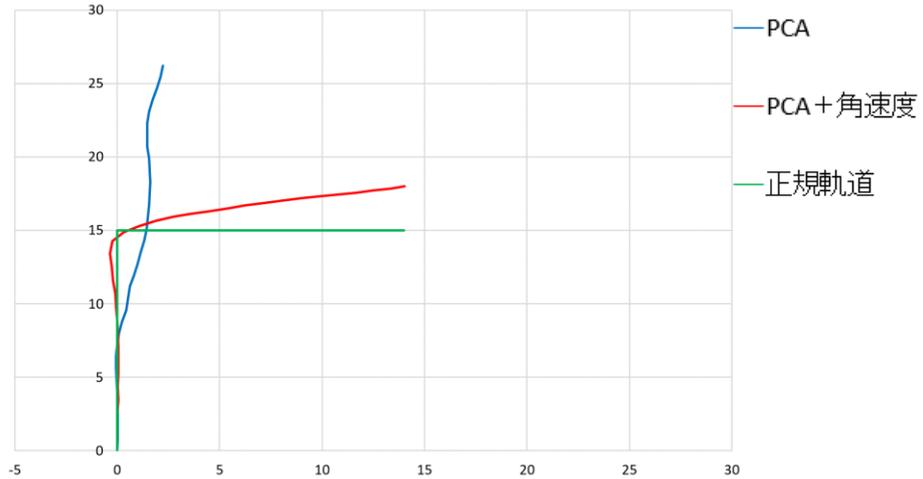


図 63 ルート (ターン 1 回)

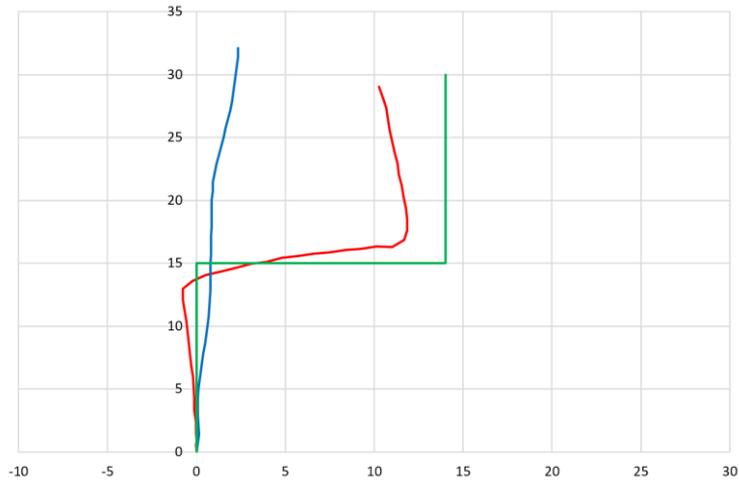


図 64 ルート (ターン 2 回)

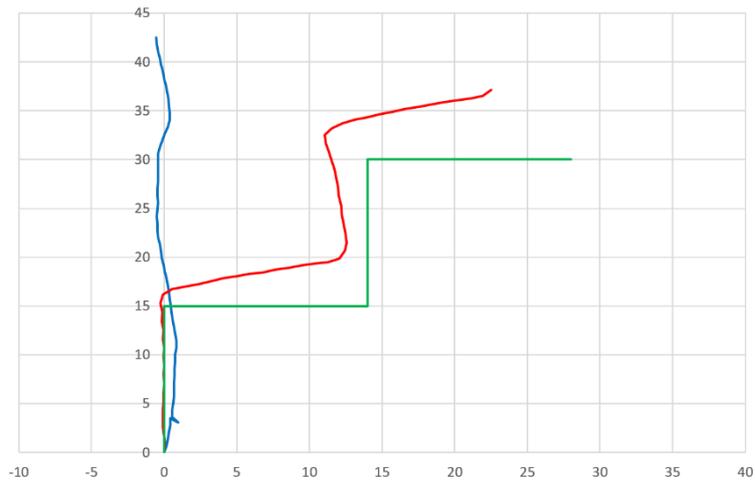


図 65 ルート (ターン 3 回)

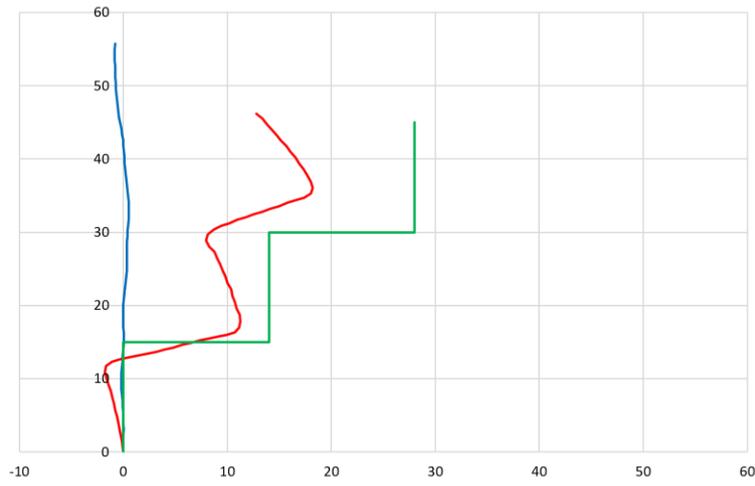


図 66 ルート (ターン 4 回)

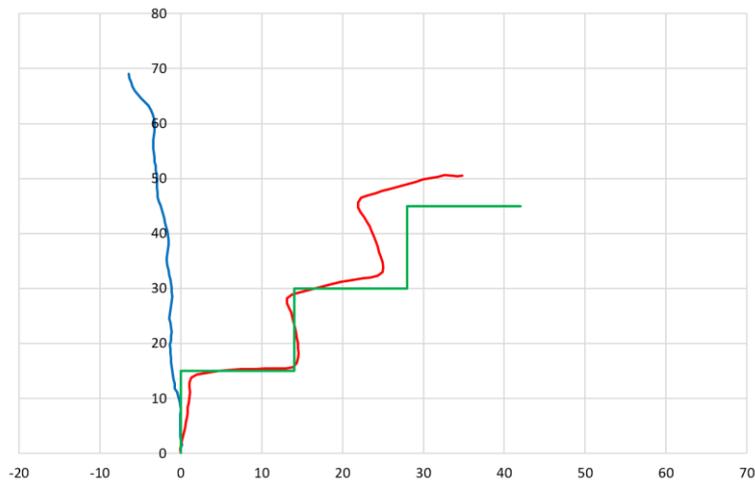


図 67 ルート (ターン 5 回)

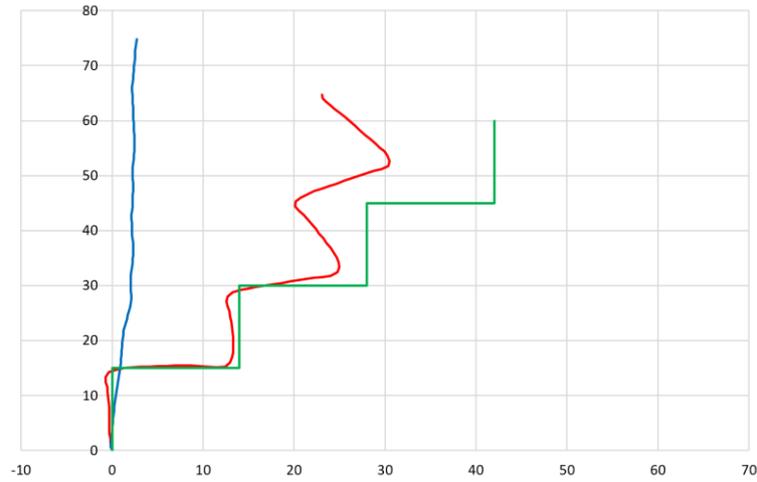


図 68 ルート (ターン 6 回)

表 6 ジョギング時における各手法の誤差

ターン0回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	3.543	1.449	0.944
	PCA	1.349	1.890	5.958
ターン1回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	2.046	1.871	2.753
	PCA	8.847	8.993	8.684
ターン2回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	6.428	2.783	2.415
	PCA	9.726	9.544	12.564
ターン3回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	5.411	4.705	2.721
	PCA	14.602	15.798	13.812
ターン4回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	12.481	8.774	8.166
	PCA	18.262	19.409	17.304
ターン5回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	4.367	12.853	3.655
	PCA	29.626	32.134	20.436
ターン6回	シミュレーション(回目)	1	2	3
	PCA+角速度	14.652	6.653	10.652
	PCA	26.885	24.080	25.483

各シミュレーションにおいて正規軌道との誤差を表 6 に示す。表 6 から、経路の複雑さにかかわらず提案手法でなければ位置推定ができないことがわかる。PCA のみを用いた場合曲がる変化を推定できていない、これはジョギングの動きによって体の上下運動が大きく加速度の分散を算出することや磁気センサのデータ取得が困難であったことが原因だと考えられる。図 69 にジョギングした場合のターン数の変化における誤差の推移を示し、歩いた場合のものと比較する。図 69 からジョギングした場合のほうが提案手法と PCA のみの場合との差が大きく、ジョギングの場合と歩いた場合と比べると両手法ともにターン数が増えていくと歩いた場合のほうが誤差は小さい。このように、歩いた場合の方が位置推定精度は高いことがわかる。しかし提案手法では、移動状態の変化による誤差は約 5m 程度しか変わらず状態の依存性は低いことが考察できる。

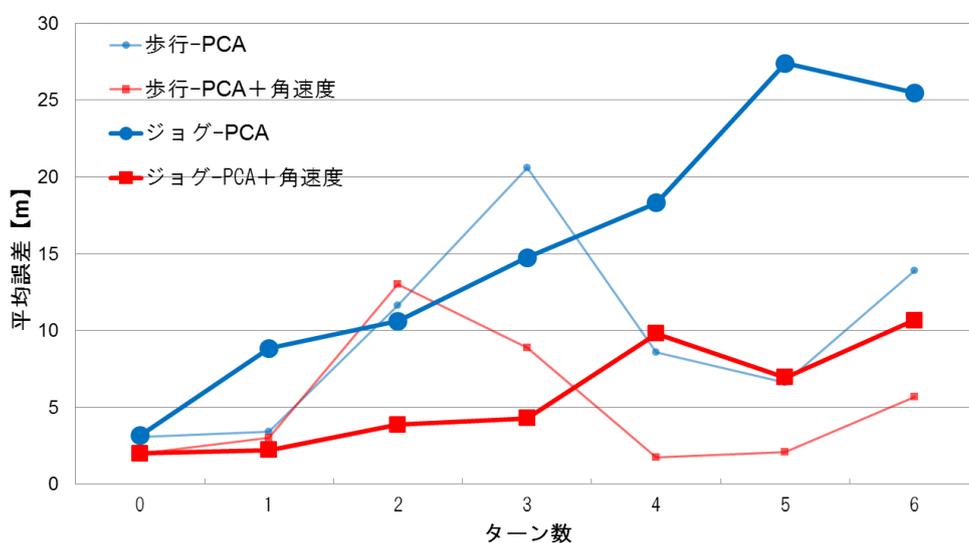


図 69 ジョギングした場合の誤差の推移

第 6 章 結論

設定した歩行経路において磁気センサと角速度センサのデータ，PCA を用いて進行方向推定並びに位置推定を行った。以上の結果から，単純な経路ではそれぞれの手法で一定の精度で進行方向推定が行えることがわかった。しかし，階段の昇り降りがあることや複雑な歩行経路では，角速度センサの方が高い精度で位置推定ができていた。このように角速度センサがどのような環境でも高い精度で位置推定ができることが証明された。

続いて，初期方向を加速度の主成分分析を用いて絶対座標での進行方向を推定し，進行方向の初期値と角速度の積算値により求めた進行方向の初期値からの回転角により進行方向を推定する手法を組み合わせる提案手法の精度を検証した。精度を評価するために PCA のみを用いる手法[4]と比較した。曲がり角が増えるごとに精度がどのように変化するか確認するために，ターン数を変化させたルートを設定した。シミュレーション結果から，ターン数が少ない単純な経路においては PCA のみを用いる手法[4]でも一定の精度で位置推定が可能であるが，ターン数が増える複雑な経路においては誤差が大きくなったように曲がり角の判定精度が位置推定において重要だということがわかった。一方，提案手法では複雑な経路においても提案手法は高精度で位置推定を行えることが証明された。このように，既存手法を組み合わせる併用法を用いることで絶対座標において高精度で位置推定を行うことが証明された。

さらに，移動状態や経路の高さを変化させてシミュレーションを行なった。階段の昇降など高さの変化が加わると PCA のみ用いる手法[4]では曲がる変化を推定することが難しい。しかし初期の進行方向は高精度で推定できているため提案手法では誤差が少なく位置推定ができた。次に，移動状態をジョギングにした場合の精度も同じように PCA のみ用いる手法[4]では曲がる変化を推定することは難しく，提案手法では高精度で位置推定ができた。このように提案手法では高さの変化に対応できることや移動状態の依存性はないことがわかった。

磁気を活用した屋内測位として，屋内では建物の鉄骨等構造物の影響で異なる磁気パターンが生じる特徴を活用して，事前に作成した磁気データベースと現在の磁気データの照合によって屋内位置推定を行いスマホ上で現在位置を表示する技術がある[17]。

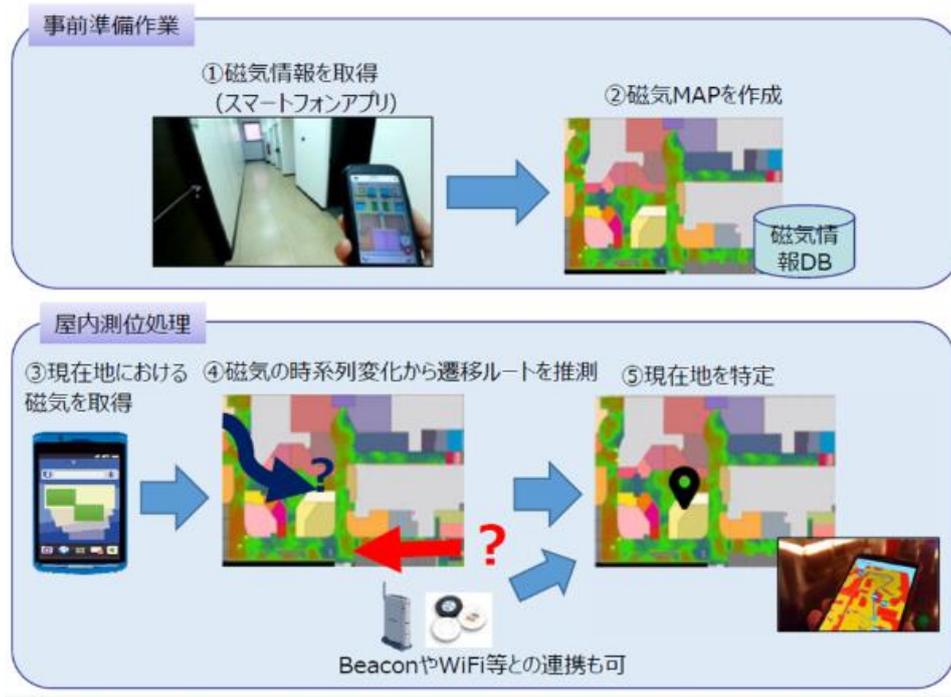


図 70 磁気を利用した屋内位置推定システム[17]

しかし、この手法では事前にデータベースを作成しなければならず環境依存性が高い。

そこで、今後の展開として、本研究で提案した手法を用いてリアルタイムで屋内位置推定を行い、地図アプリと組み合わせてディスプレイ上で歩行経路を確認することができるようなアプリ開発など実機実験を行うことで環境依存性がない屋内位置推定システムの構築が期待される。

シミュレーションにて利用したデータ

- (1)HASC(Human Activity Sensing Consortium)人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築 <http://www.hasc.jp/> (平成 30 年 12 月 10 日閲覧)

参考文献

- [1] 古野電気株式会社ホームページ <http://www.furuno.co.jp/index.html>
(平成 30 年 12 月 5 日閲覧)
- [2] 川瀬純也, 倉田陽平, “加速度センサなどを用いた観光行動推定手法の検討”
- [3] 下田貴久, “Gradient Boosting Decision Tree を用いた人間行動認識”
千葉大学工学部都市環境システム学科 平成 27 年度卒業論文
- [4] 垣内紀明, “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”
東京大学大学院 情報理工学 平成 25 年度 修士論文
- [5] 砂川健一, “センサフュージョンによる Urban Canyon における歩行者位置推定”
東京大学大学院 情報理工学 平成 25 年度 修士論文
- [6] 小柳州平, “歩行者自律航法における 2 種類の進行方向推定法の精度比較”
千葉大学工学部都市環境システム学科 平成 29 年度卒業論文
- [7] 山田大地, 大矢晃久, “路面環境地図に基づき系統誤差を校正するオドメトリ”
筑波大学
- [8] 前山祥一, 大矢晃久, 油田信一, “ジャイロとオドメトリのセンサ融合による頑強なデッドレコニングの実現とその応用”Intelligent Robot Lab., University of Tsukuba
- [9] ITmedia Inc. 加速度センサとジャイロで体の動きを感じるアプリを作る
http://www.atmarkit.co.jp/fsmart/articles/ios_sensor02/01.html
(平成 30 年 12 月 4 日閲覧)
- [10] U.Steinhoff and B.Schiele. Dead reckoning from the pocket-an experimental study.
In IEEE International Conference On Pervasive Computing and Communications 2010,
pp.162-170,2010
- [11] 星尚志, 羽多野裕之, 藤井雅弘, 伊藤篤, 渡辺裕, “スマートフォンを用いた PDR のための進行方向推定に関する一検討”宇都宮大学大学院 工学研究科
情報システム科学専攻 情報処理学会第 77 回全国大会 IW-03, 2015
- [12] 岩本健嗣, 上坂大輔, 村松茂樹, 横山浩之, “手持ちの加速度センサを利用した人物の歩幅推定手法の検討” KDDI R&D Laboratories Inc. マルチメディア通信と分散処理ワークショップ
pp.193-198 平成20年12月

- [13]K.Kunze,P.Lukowicz,K.Partridge,andB.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.
- [14]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.
- [15]D. Kamisaka, S. Muramatsu, T. Iwamoto, and H. Yokoyama. Design and implementation of pedestrian dead reckoning system on a mobile phone. IEICE Transactionson Information and Systems, Vol. E94-D, No. 6, pp. 1137–1146, 2011.
- [16]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.
- [17] 株式会社 NTT データホームページ https://inforum.nttdata.com/trend_keyword/264.html
(平成 31 年 1 月 18 日閲覧)

謝辞

研究を進めるにあたり、プログラミングの基礎から論文の構成の仕方に至るまであらゆることを学部時代からご指導いただきました塩田先生に深く感謝申し上げます。学部時代から苦手意識があったプログラミングはあらゆる論文や参考文献を読むことで解決していき、研究の難しさややりがいを感じることができました。また、研究室の皆様にはたくさんのアドバイスをいただき、時に励ましの言葉をいただきました。先生をはじめ研究室の皆さま誠にありがとうございました。そして、本研究で使用させていただいたアプリケーションやデータは大変貴重なものでした。Human Activity Sensing Consortiumの皆様にも感謝いたします。ありがとうございました。

研究成果

1. 坪谷大輝, 高橋一将, 塩田茂雄, "自律測位機能を持つ端末混在環境での近接情報利用型位置推定法," 電子情報通信学会 ソサイエティ大会, B-18-4, 2017年9月(東京) .
2. 坪谷大輝, 高橋一将, 塩田茂雄, "一部の端末の自律測位機能を利用した近接情報利用型位置推定," 電子情報通信学会 コミュニケーションクオリティ学生ワークショップ, 2017年8月(埼玉) .
3. 松本崇斗, 高橋一将, 塩田茂雄, "近接情報を利用した屋内位置推定手法," 電子情報通信学会 総合大会, B-18-22, 2017年3月(名古屋) .