

狭隘空間での歩行軌跡のオフライン分析

原崎 将吾¹ 生田 拓三² 坪内 孝太³ 西尾 信彦²

概要：本研究では、PDR(Pedestrian Dead Reckoning) やマップマッチング、歩行状態の推定、少量の絶対位置情報を応用することで、最尤経路を推定し狭隘空間においてもユーザの位置を推定可能にする手法を提案する。提案手法では、ユーザの経路を転回地点毎に分割し、区間ごとの長さの比率を用いてマップマッチングを行うことで狭隘空間での測位にも耐え得る経路の推定を可能にした。また、店舗における客動線の把握を主体としたため、オフラインで大量のデータを扱うことを目指した。評価においては、PDR と歩行状態の認識結果を用いて歩幅を調整した手法やマップマッチング単体の手法などを比較対象として、各テストコースにおける測位誤差をそれぞれ検証した。検証より、PDR やマップマッチング単体の手法に比べ誤差を軽減でき、歩行状態認識とマップマッチングを併用した手法よりも平均誤差を約 1.79m 軽減することができた。

Off-line Analysis of Walking Trajectory in a Densely-Networked Area

SHOGO HARASAKI¹ TAKUZO IKUTA² KOUTA TSUBOUCHI³ NOBUHIKO NISHIO²

1. はじめに

近年、屋内の位置情報を活用したサービスが登場している。ショッピングモール、駅や地下街などの大規模な屋内施設を対象としたナビゲーションサービスや、スーパーマーケットにおける客動線の把握やオフィスにおける社員の動態管理に活用されている。このような空間では、GNSS (Global Navigation Satellite System) の信号が届きにくく、測位が困難である。よって、屋内に対応した測位技術が必要になる。

屋内空間における測位手法としては、Wi-Fi や BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコンなどの無線技術を利用した測位技術と屋内外問わずスマートフォンに搭載したセンサデバイスを用いて行う自律航法 (DR : Dead Reckoning) などが存在する。近年では、Wi-Fi 基地局や BLE ビーコンなどの設置も進んでいるが、屋内空間全てをカバーしきれているとは言えない。さらに、初期コストや管理コストがかかり設置に消極的な店舗やオフィスも存在する。そこで、ユーザの持つスマートフォンを用いた歩行者自律航法

(PDR : Pedestrian Dead Reckoning) を用いることで、設置管理というコストを最小限に抑え、動態管理や移動経路の把握などに応用可能である。さらに、PDR と無線通信を利用した測位手法を組み合わせることでより詳細な測位が可能である。

しかし、PDR には欠点が存在する。センサのドリフト誤差やユーザの推定歩幅と実際の歩幅の誤差が発生し、それらが累積していくという問題が存在する。この誤差の軽減には他の測位手法 (GNSS や Wi-Fi, BLE などの絶対位置を推定できるもの) を用いて補正する手法か、マップマッチングと呼ばれる実地図を基にした歩行制約により補正するものがある。他の測位手法で補正する場合、屋内で GNSS による補正は困難であり、Wi-Fi や BLE も機器の設置が不十分な場合有効ではない。一方で地図情報は事前にデータ化する必要があるが、屋内空間全般に広く備わっている。マップマッチングには、歩行空間ネットワークデータ (以下、歩行空間 NWD) のリンク上に測位地点を補正する手法が存在する。この手法を以降、スケルトンマッチングと呼称する。歩行空間 NWD は、人が歩行可能な空間をネットワーク構造で表現したものであり、通路はリンクとして、交差点などはノードとして表現する。

動態管理や移動経路の把握を行う状況として、ユーザは

¹ 立命館大学大学院 情報理工学研究所

² 立命館大学 情報理工学部

³ Yahoo Japan 研究所

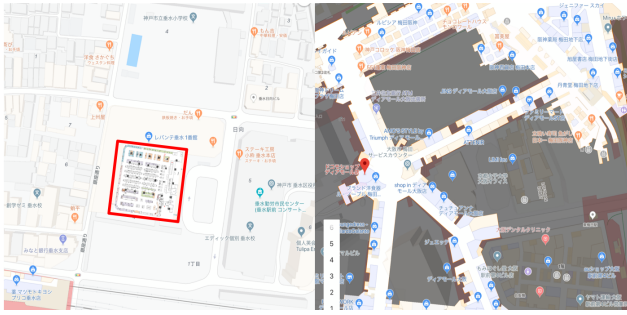


図 1 狭隘空間（左図内の赤枠部分）と非狭隘空間

このような大規模な屋内空間にのみ居るわけではなく、コンビニエンスストアやスーパーマーケット、オフィスといった、狭い空間に滞在することも多い。本研究では、このような狭い空間を狭隘空間と定義する。図 1 に狭隘空間と非狭隘空間の同じサイズの比較図を示す。左は本研究の実験に用いた店舗である。右図は大規模な地下施設である梅田地下街の一部である。狭隘空間では、PDR による測位結果がスケルトンマッチングの測位結果と同程度の誤差になることが挙げられる。実際の歩行軌跡の特徴を PDR は保持するが、通路の幅が広い場合、補正のためにスケルトンマッチングを適応すると、通路の真ん中に補正される。そのため歩行軌跡の特徴が失われてしまう。一方で狭い場合はユーザの歩行可能な空間が制限されることで移動軌跡の特徴も出現しづらい。よって、このような空間ではスケルトンマッチングの結果が重要となる。さらに、狭隘空間では通路に制限があり、ユーザは自由な転回ができない。つまり、通路が決まった角度で交差する。さらに、図 1 でもあきらかだが、単位面積あたりの交差点の数が多く、ユーザの曲がる頻度が高くなる。上記の特徴を持つため、狭隘空間ではユーザの追跡が困難である。大規模な屋内空間や地上では、道路（通路）の間隔は数十 m の間隔で空いているため、しかし、狭隘空間における通路間隔は 1m~3m 程度である。つまり、PDR の累積誤差によって、ユーザの移動した通路を誤推定してしまう。

そこで本研究では、狭隘空間における測位を可能とするために、スケルトンマッチングに用いる歩行空間 NWD と経路推定の技術を応用した新たな測位手法を提案する。前処理として、Colorful PDR と線分化による移動軌跡の補正を行う。Kanagu ら [1] によって開発された Colorful PDR は、機械学習を用いて歩行状態を推定し、歩行状態に応じた歩幅に調整した PDR を行う。線分化は Colorful PDR した軌跡に対して、直進区間と転回区間を検出し、転回区間を両端とする直進区間の線分に移動軌跡を補正する手法である。さらに、狭隘空間における制限を用いて、線分が直行するように補正も行う。以上の前処理から作成された直進線分から成る移動軌跡を元に、歩行空間 NWD を全探索し最尤経路を推定する。評価では、上記の PDR、Colorful PDR、スケルトンマッチング、線分化した移動軌跡と提案

手法を比較し、誤差が軽減したことを示した。一方で、横歩きなどの不規則な動作が発生した場合、直交化や Colorful PDR といった歩行状態を認識する過程で正しい補正が行えないため、最尤経路推定に影響があることを示した。この研究における貢献はオフライン環境であるが、Colorful PDR と多少の既知の地点、地図情報を用いれば狭隘空間における測位が可能であることを示したことである。さらに、その技術を用いて、店舗におけるユーザ（顧客）の移動経路を推定し、いつでもどこで何をしていたかを推定できるようになったことである。

1.1 本稿の構成

本稿は 6 つの節から構成される。第 2 節では屋内測位やマップマッチングの研究、本研究に使用した技術や狭隘空間における測位の問題点や研究目的について、第 3 節では提案手法について、第 4 節は実験環境や実験内容について、第 5 節は提案手法や比較手法に対する評価と考察について述べる。第 6 節では、まとめと今後について述べ、論文の締めとする。

2. 関連研究

2.1 PDR

PDR の基礎部分と歩行のコンテキスト（ユーザの歩行状態）を認識し、PDR の結果に反映したものについて、記載する。

PDR は歩行者自律航法とも呼ばれる技術であり、Pedestrian Dead Reckoning の略称である。スマートフォンなどのセンサデバイスから得られるセンサデータ（特に加速度や角速度センサ）をもとに、人の位置を推定する測位技術である。PDR の概略図を図 2 に示す。加速度センサから得られる情報を用いて、ステップの検知を行い、角速度センサからのセンサ値を時間で積分することで、進行方向を推定する。

しかし、人の保持状態は一定ではなく、ズボンポケットに入れる場合や手に保つ場合、かばんに入れる場合などがある。これらの保持状態によって得られるセンサ値が変化するため、固定のしきい値を単純に設けるだけではステップの検知が不十分となる。そこで、加速度センサのデータに関しては、多少のノイズを除去するため平滑化を行い、その補正後のセンサの波形から極値を検出することでステップ検知を行う。これにより、保持状態による影響を小さくすることができる。

また、進行方向に関しても角速度の値も単純に積分するだけでは求めることはできない。これはスマートフォンのセンサの軸（端末座標系）と鉛直方向を下向きとした世界座標系で座標系が一致しないためである。進行方向推定では、鉛直方向に垂直に交差する平面（水平面）における回転（ヨー軸方向の回転）を知る必要がある。そこで静止状

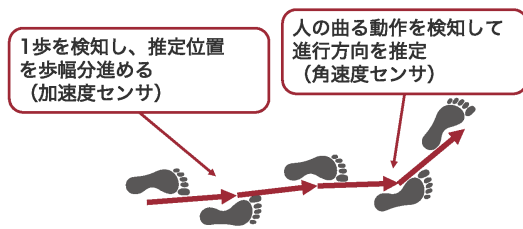


図 2 PDR 概略図

態における端末座標系における重力方向を推定することで、端末の姿勢を検知し、端末座標系から世界座標系に補正を行う。この補正をもとに世界座標系におけるヨー軸の回転を計算し、進行方向推定する。

上記の技術をもとに、PDR はスマートフォンに搭載されているセンサから測位ことができ、外部インフラに頼らないという利点も持つ。しかし、この測位手法は相対的な位置を推定するものである。そのため、初期位置や初期進行方向を与えてやる必要がある。さらに、相対的な測位のため、センサのドリフト誤差や推定された歩幅と実際の歩幅の誤差などが軽減されることはなく、常に累積してしまう（これを累積誤差と呼ぶ）。これを軽減する手法として、Wi-Fi や GNSS などの絶対測位を併用すること [2][3] や、後述のマップマッチング [4]、歩行状態による歩幅の調整などを行うことが挙げられる。

本研究において、初期位置や初期進行方向はすでに与えられているものとして処理を行った。また、Kanagu ら [1] の技術を用いることで、ユーザの歩行状態を認識し、その結果をもとにユーザの歩幅も調整を行った。この技術は、ユーザの歩行状態を「移動・検索・観察」の 3 状態に分割して、機械学習を用いて識別を行っている。移動は目的地に向かうような歩行、検索は周囲を見渡すまたは迷うなどが含まれるゆっくりとした歩行、観察は商品を見るなどの停止もしくはその場における小さな歩行（足踏みなど）と定義している。また、機械学習アルゴリズムは Factorization machines[5] を使用している。機械学習による歩行状態認識を PDR に適応した技術を彼らは Colorful PDR と呼称し、本研究内でもそのように呼称することにする。しかし、環境が狭い点、被験者に学生が多く、年齢に偏りがある点などの欠点もある。本研究では、広い実験環境にて被験者を増やした上で、再評価しその結果についても記載する。

2.2 転回認識による移動経路線分化

本研究において、ユーザの曲進情報を使用するため、ユーザの曲進を判定するツールを作成した。Colorful PDR から推定された移動軌跡には、どの箇所まで直進したのか、曲がったのかなどの情報は含まれていない。そのため、移動軌跡から転回箇所を推定し、両端を転回地点とした直進部分の線分に補正を行う。狭隘空間では通路幅が狭く、ユーザの転回角度も制限される。これを利用して、線分化した

軌跡を展開可能な角度に補正する。その際、直進区間として推定された箇所は、一直線上に移動軌跡が並ぶように補正する。また、不規則な動作などは無理に直交化すると軌跡が失われて精度が落ちる可能性があるため、その区間は補正を行わない。本研究では、この手法から得られた線分化された移動軌跡を基に行う。

2.3 狭隘空間における測位研究

狭隘空間において、ユーザの位置情報を知る手法としては、Dickinson ら [6] の BLE を活用した店舗内における、屋内測位手法がある。この手法は、BLE ビーコンを多く設置することで、測位を行っている。通路の交差点だけでなく通路上にも設置し、補正を行っている。一方で維持や管理の面から、現実的ではない部分もある。Kang ら [7] のように 2 つの手法を組み合わせることで、BLE の設置数を減らすことも可能であると考えられる。また、amazon go[8] のような技術も存在する。これは、カメラを用いてユーザの位置と購入商品を把握している。一方でカメラを使用する点からプライバシーなどの問題も少し存在する。

2.4 マップマッチングに関する研究

マップマッチングの中でもスケルトンマッチングは、人が歩行可能な空間をリンクとノードで表現した歩行空間 NWD に補正する技術である。歩行空間 NWD は国土交通省が仕様書 [9] を作成している。スケルトンマッチングはもともと車の位置推定の際に使用されている技術で、車道をリンクとノードで表現し、車の測位地点をリンク上に補正する。田川ら [10] は、車のために作成されたマップマッチングアルゴリズムが人にも適応できるのか検証している。田川らの手法で用いられたアルゴリズムは、Brakatsoulas ら [11] が開発した手法で、リンクの角度と進行方向がどれだけ一致しているか、リンクと現在測位された地点がどれだけ離れているかの 2 種類をスコアにし、最もスコアの小さいリンクにマッチングするというものである。これによって、移動軌跡が連続かつリンク上に補正される。

また、壁の情報を用いたマップマッチングの技術も存在する。この技術は、Yoshimi ら [12] によって開発された。広い通路において、リンク上に補正した場合、通路のどちら側を歩いていたかの情報が失われ、その後の測位に影響が出る恐れがある。また、両側が店舗のような地下街やショッピングモールでは、どちらのお店を見ていたのかなどが推定できず、ユーザの興味度推定なども難しくなる。そこで、この手法では、PDR の軌跡を可能な限り残しつつ、壁に入り込むような動作があった場合、リンク上に推定位置を戻すことで補正を行っている。一方で、店舗のような空間の場合、通路が狭いため、リンク上に補正するだけで良いと考えられる。

Kamiya ら [13] は、大規模なショッピングモールにて、

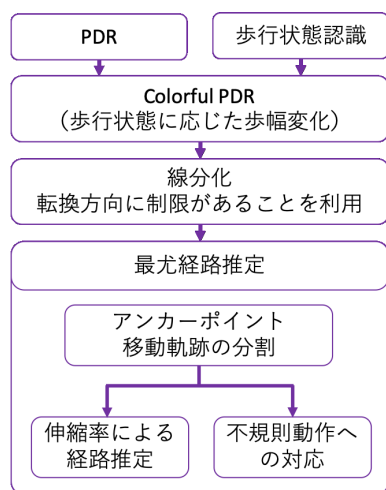


図 3 アルゴリズムの流れ

マップマッチングと PDR を用いて複数階層における測位を行っている。精度は誤差が 2.21m 以内であり、ショッピングモールのどの店舗に入店したかなどの情報には問題のない精度であるが、本研究の対象としている狭隘空間では通路を 1 本程度間違える恐れがある。

上記の手法はほとんどが大規模な屋内空間や屋外を対象にしており、狭隘空間におけるマップマッチングは考慮されていないという欠点を持つ。

3. 提案手法

この節では、本研究に用いた最尤経路推定の手法について記載する。3 の概要では、アルゴリズムの大まかな流れや、実験について触れ、第 4 節で実験について詳細に述べ、第 3.2 節では、提案手法のアルゴリズムと使用したツールの説明を詳細に記載する。

3.1 センサデータの前処理

本研究では、店舗のような狭隘空間において、ユーザの位置をオフライン環境で推定する手法を提案する。アルゴリズムの全体の流れを図 3 に示す。Colorful PDR と線分化に関して、本手法の最尤経路推定の前処理として行う。次に、前処理の 2 つのツールについて解説する。

まず、1 つ目のツールとして Colorful PDR の技術（第 2.1 節で記載したもの）を用いて、人の歩行状態を「移動、検索、観察」の 3 状態に分類し、それに合わせた歩幅に調整する。本研究では、移動状態の歩幅は与えられた歩幅（一律で推定歩幅は 50cm としている）として、検索状態では推定歩幅に 0.8 倍、観察状態では、止まっているとして推定歩幅に 0 倍の補正値を与えて、軌跡を補正する。

次に、2 つ目のツールは、移動軌跡を線文化するものである。これは、第 2.2 節で示したものを使用する。Colorful PDR の技術から推定された移動軌跡だけでは、どこで曲がっているかなどの情報が付与されていない。そのため、

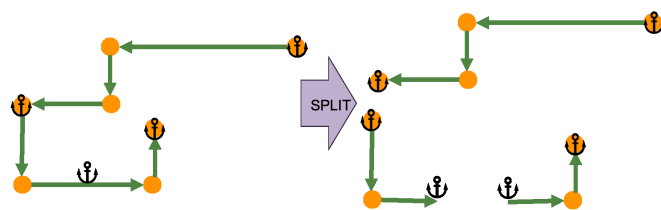


図 4 アンカーポイントによる移動軌跡の分割

ユーザの移動軌跡に曲がったこと、真っすぐ進んだことを推定し、この結果をもとに移動経路を直交化する。これは狭隘空間の通路に直交していることを利用する。このとき、転回したと推定された箇所から次の展開したと推定された箇所までを、直進線分と呼称する。一方で、横歩きや迷うような動作に関しては、不規則な動作とし、線分化を行わず Colorful PDR の軌跡を保持した。

以上の 2 つにより、ユーザの歩行状態の情報が付与された線分化した移動軌跡が作成される。しかし、これは PDR の累積誤差の一部を軽減したのみで、地図に合うように補正はされていない。さらに、ユーザによって違う実際の歩幅と推定歩幅の誤差も軽減できていない。よって、地図情報を用いた最尤経路推定手法に関しては、第 3.2 節に詳細な説明を行う。

3.2 アルゴリズム

第 3.1 節にて、示したとおり、2 つのツールを用いてユーザの歩行状態の情報が付与された直交化した移動軌跡を作成した。しかし、この状態では PDR の累積誤差や実際の歩幅と推定歩幅の違いによる距離の誤差が軽減できていない。そのため、これらを考慮しつつ、少量の既知な地点（アンカーポイント）を通ることを利用し、移動軌跡の補正を行う。具体的には 3 つのアプローチから成り、以下に記載する。

3.2.1 アンカーポイントを用いた補正

本手法では、少量の絶対位置が分かっている箇所をアンカーポイントとして測位の補正に用いた。ミッションにおける商品の位置をアンカーポイント活用した。これは、今後 BLE などの絶対位置を取得可能となった際に活用できるようにしたものである。具体的には、図 4 に示す。これを行うことで後述の経路推定の段階において計算量を抑える。

3.2.2 長さによる補正

PDR の事前に入力された歩幅と、実際の歩幅には誤差が存在する。そのため、直進区間を認識し線分としても、どの場所で転回したかの保証は得られない。そのため、直進線分の長さを用いてどの箇所かで転回したのか歩行空間 NWD をもとに推測し、最尤経路を決定した。アンカーポイントによって分割された線分を図 5 に示す。これを、図 6 の歩行空間 NWD に当てはめる事を考える。ただし、線分 1



図 5 アンカーポイントによって分割された線分

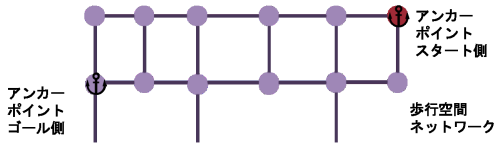


図 6 アンカーポイントが明記された歩行空間 NWD

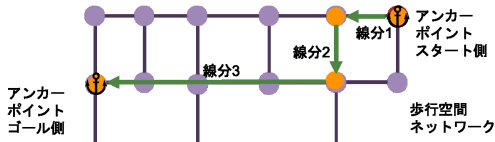


図 7 最尤経路推定で選択されない経路 1

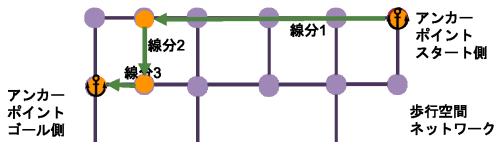


図 8 最尤経路推定で選択されない経路 2



図 9 最尤経路推定で選択された経路

の右側のアンカーが時系列的に早く、歩行空間 NWD の右上側のアンカーに対応し、線分 3 の左側のアンカーが時系列的に遅く、歩行空間 NWD の左下側のアンカーに対応しているとする。ここで、PDR の推定歩幅と実際の歩幅における誤差は一定の値で累積していくと考えられる。そこで、分割後の線分化された移動軌跡全体の長さの比率と当てはめた後の比率に近いものを選択する。例えば、図 7 や図 8 の場合、それぞれももとの比率に比べて一部が長い、一部が短いといった事象が発生する。そのため、このような経路は選択しない。一方で、図 9 に示すように、元の比率に近い場合、それを最尤経路として推定する。このとき、各々の線分における伸縮率を計算し、それらの分散値が最も小さいものを選択する。また、この分散値に閾値を設け、経路探索の途中でも分散値が高すぎる場合、それ以降の経路探索を行わないことで計算量を抑えた。

3.2.3 不規則動作への対応

不規則な動作が発生した場合、本研究では移動の伴わない動作として取り扱う。しかし、不規則動作によって進行方向推定に誤差が生じることが分かったため、発生地点においては転回可能な方向全てで経路探索を行う。不規則動

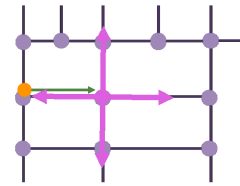


図 10 不規則動作が交差点で発生した場合

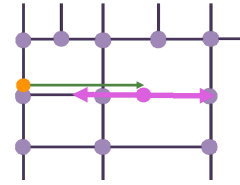


図 11 不規則動作が通路上で発生した場合



図 12 コープこうべ垂水店の店内地図

作が交差点上で発生した場合、図 10 のように 4 方向で経路探索を続行する。また、不規則動作が通路上で発生した場合図 11 のように 2 方向で経路探索を続行する。しかし、これを繰り返すと計算量が大きくなりすぎる場合がある。そこで、この動作が発生する回数に閾値を設けた。

3.2.4 前後からの補正

線文化が不十分な場合や、不規則動作連続で発生した場合、経路探索が途中で終わる場合がある。そこで、本研究では、時系列的に前側から推定した後、もしパーツが全て推定できなかった場合、時系列の後ろ側から経路を選択できるようにした。これによって、アンカーポイントへの立ち寄りがまったくなく、複雑な動きを多用する場合を除いて、補正できるようにした。

4. 実験

4.1 実験目的・実験環境

実験目的としては狭隘空間である店舗における行動や移動軌跡のデータを収集するとともに、既存技術における Colorful PDR におけるデータ数を増やすためである。

実験場所は神戸市垂水区にあるコープこうべ垂水店の実店舗を用いた。図 12 にその店内の地図を示す。実験は 3 日間行い、被験者数は合計 36 人、年齢は 20 歳～70 歳である。また、様々な行動を見るために、カートやかご、手持ち(かごやカートなどを使用しない)の 3 つの買い物方法で実施した。

ミッション内容 6 (被験者用)

- 買い物内容
 - コープくっつかないホイール 25cm×10cm
 - コープ ヒスタチオ (おつまみ)
 - ソフト 99 窓あ！キレイ (掃除用具)
- 実験の流れ
 - 器具はスマートフォン画面が正面かつ電源が下になるように、ポケットに入れるものは左ポケットに画面が足側かつカメラが下になるように入れてください
 - スタートで端末、アプリの起動、データ収集機能をオンに (サポーターが行います)
 - 商品を見つけた際は商品を指で指してください、サポーターがそこに商品を置きますので、それを取ってください
 - 目的の商品を全て入手した状態で、ゴール地点へ
 - ゴールでカメラやアプリを終了します

図 13 被験者用のミッション用紙



図 14 被験者に装着した実験器具とスマートフォン

4.2 実験方法

実験方法は被験者に擬似的に買い物を行ってもらうため、いくつかの買い物ミッションを用意した。ミッションの内容に関しては図 13 に示すような紙を配った。用紙の上半分に取得してもらう商品が記入されており、これらを探索してもらった。

また、今回の実験ではスマートフォンの位置や方向を固定するために、首に図 14 に示すような器具を装着してもらい、スマートフォンを固定した。また、識別器作成のラベル付けや正解の移動軌跡を得るために、被験者の後ろから動画を撮影するサポーターも用意した。その様子を図 15 に示す。図の左側のサポーターは可能な限り被験者の全体が映るように撮影を行う。図の右側が被験者であり、図のように首から図 14 の器具を下げてもらい、センサのデータを収集する。このとき収集したセンサデータは PDR や Colorful PDR の識別に必要な加速度センサ、角速度センサの値である。

また、実験終了後 Colorful PDR のために、カメラの映



図 15 動画撮影サポーター (左) と被験者 (右)

表 1 Colorful PDR の識別機の精度

	移動	検索	観察	F 値
移動	171	139	22	0.58
検索	70	177	84	0.47
観察	15	11	195	0.63

像をもとに 1 秒ごとに移動・検索・観察の歩行状態のラベル付を行った。さらに、正解軌跡の情報や補正に用いるアンカーポイントとなる商品位置についても動画から書き出した。

5. 評価

本節では、第 4 節での提案手法の評価を行う。第 5.1 節では、colorful PDR の精度に関する評価を記載する。第 5.2 節にて、提案手法やその他の結果の評価を行う。

5.1 実験による識別機の評価

本研究で使用した第 2.1 節で示した技術を、今回の環境に適応した場合の結果を評価した。この結果を用いた Colorful PDR に関しては、提案手法の比較対象として後述の第 5.2 節で記載する。識別機の結果を表 1 に示す。上の部分が推定結果、左側が正解データを表す。例えば、中央上側にある 139 は移動にも関わらず検索として推定されてしまった数である。検索状態の推定ができていないことが分かる。これは、検索状態が移動状態や観察状態の間状態になることが多く、そのため検索部分の精度が落ちたものと考えられる。

5.2 提案手法の評価

PDR, Colorful PDR, Colorful PDR とマップマッチングを併用した結果、線分化の Colorful PDR, 提案手法の 5 つの手法で比較を行った。本手法では絶対位置を知る手法として、提案手法にアンカーポイントを用いた。条件を



図 16 正解ルート

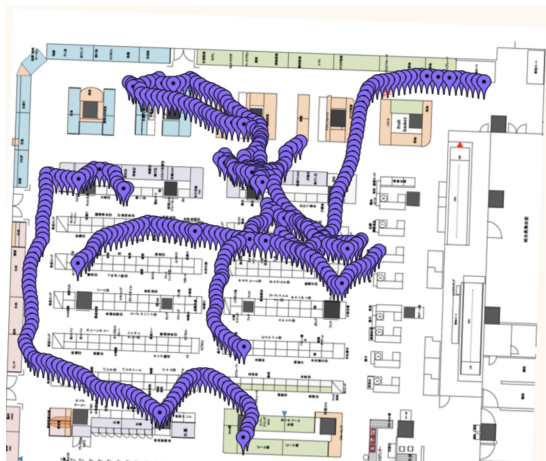


図 17 アンカーポイントを用いて補正した PDR

揃えるために、全ての手法にもアンカーポイントを用いて補正を行っている。正解ルートを図 16 に、提案手法による補正結果を図 21 に示す。正解ルートの丸部分は商品をとった箇所である。前半部分の 2 つ目の商品を取得する箇所までは、正確に推定できている事がわかる。これは、被験者があまり不規則動作を取らず、直進したことで、線分化が正しく推定され、提案手法の補正もできたと考えられる。一方で、後半部分は 3 つ目の商品が見つかりづらく、横歩きや迷うような不規則動作が多く発生した。その影響で、直交化にも影響し、正しく推定ができなかったと考察できる。また、今回比較手法に用いた PDR, Colorful PDR, Colorful PDR とマップマッチングを併用した結果、線分化の Colorful PDR の結果をそれぞれ、図 17, 図 18, 図 19, 図 20 に示す。この被験者は、推定歩幅と実際の歩幅に近いことがわかる。

ある被験者における比較結果を図 22 に示す。A から W は正解地点とそれぞれの誤差を計測した箇所である。全体

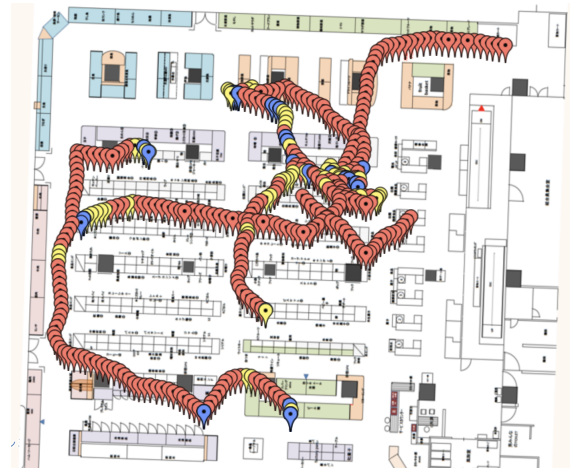


図 18 アンカーポイントを用いて補正した Colorful PDR



図 19 アンカーポイントを用いて補正した Colorful PDR とマップマッチングの併用



図 20 アンカーポイントを用いて補正した線分化移動軌跡

として、提案手法が他の手法よりも誤差が小さい事がわかる。

一方で Q 地点を頂点とし N から U 地点にかけて誤差が他の手法と同等の誤差が出ている。これは、この手法が経路直交化後の Colorful PDR の軌跡をもとにしていること

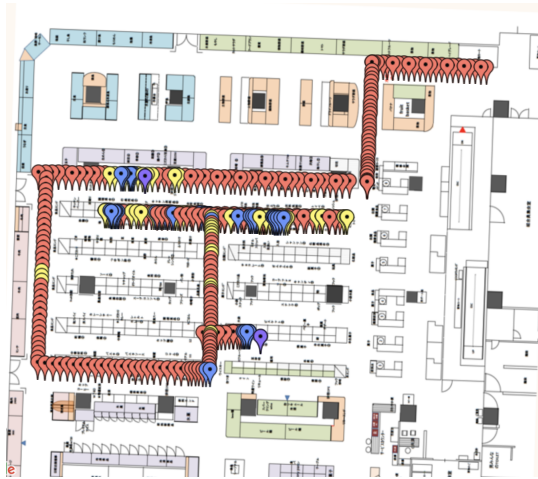


図 21 提案手法による補正結果

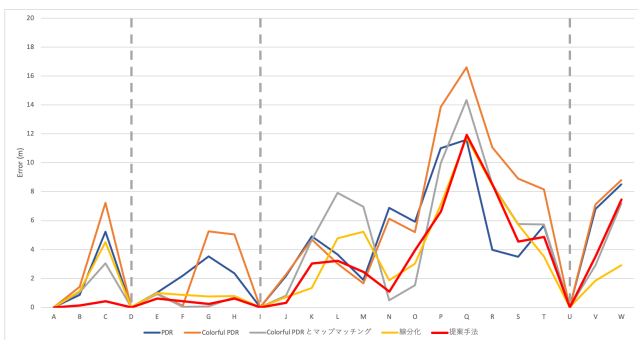


図 22 ある被験者における各地点の誤差

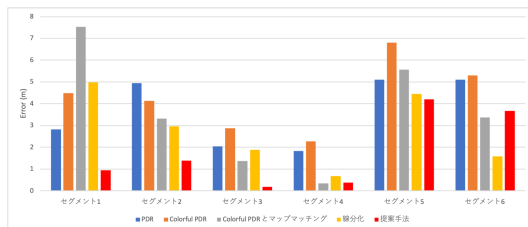


図 23 ルートごとの平均誤差

表 2 平均誤差

	PDR	colorful PDR	colorful PDR とマップマッチングの併用	colorful PDR の直交化結果	提案手法
平均誤差	3.64m	4.31m	3.58m	2.76m	1.79m

が原因と考えられる。横歩きや迷う動作などによって、正しく直進パーツが推定できず、本手法においてもその影響が出ている事がわかる。このような不規則動作は PDR などにも影響を及ぼしていると考えられ、その証拠に他の手法においてもこの地点では誤差が大きくなっている。

アンカーポイントからアンカーポイントまでを 1 ルートとして、それぞれ手法について平均誤差を記載したものを図 23 に示す。ルート 5 と 6 を除き、提案手法の誤差が他の手法に比べて優れていることが分かる。一方で、ルート 5 と 6 は不規則な動作が複数含まれているルートのため誤差が発生したと思われる。

表 2 に被験者におけるそれぞれの手法の平均誤差を示

す。Colorful PDR とマップマッチングを併用したものに比べ、約 1.79m 誤差を軽減することができた。提案手法の有用性が示された。また、推定歩幅と実際の歩幅に近い被験者の場合、Colorful PDR とマップマッチングを併用したものと同等程度の精度になると考えられる。一方で、距離の誤差が大きい被験者垂の場合、提案手法の精度が良いと考えられる。これは、本手法が距離の誤差という要因を克服できたと言える。

6. まとめ

狭隘空間において、測位の価値が近年伸びていることに述べ、その後既存手法では狭隘空間において測位が難しいことを述べた。そこで、本研究では、店舗のような狭隘空間でも測位を可能とするために、colorful PDR による歩行状態推定や軌跡の直交化などを合わせつつ、その直交化した軌跡の長さなどをコストとして経路探索を行うことで、尤もらしい軌跡を推定する手法を提案した。この手法は、客動線の解析に着目したため、オフライン環境でのみ動作する。具体的には、経路探索を行いつつ、直進区間の長さや曲がるまでの距離との比の分散値、アンカーポイントとの距離の近さの 2 つをコストとして、最もコストが小さいものを、最尤経路とした。評価として、PDR やマップマッチングに比べ誤差を軽減できたことを示した。しかし、横歩きなどの不規則動作に弱いことが示された。

6.1 今後

本研究では、アンカーポイントとして、レシートの情報(実験においては商品の位置)を元に補正を行った。しかし、これは現実的ではない部分もある。そのため、BLE や Wi-Fi 基地局などによる補正にも対応できるように変更する必要がある。

第 2.2 節のツールは本研究では曲進判定の閾値を固定し、その結果を用いた。そのため、ツールが正しく曲がり判定できなかった場合、本研究の精度を低下させることにもつながっている。そのため、ツールに関しても、歩行空間ネットワークの情報や本実装を用いて、動的にしきい値を変化させることで、曲進の判定の精度が上がり、結果として本研究における精度も上がると見込まれる。さらに、今回対象としたスーパーマーケットのような空間の場合、直進や曲進として認識しきれないイレギュラーな動作(横歩き、後ろへ下がる、進行方向と首の向きが不一致など)も見られた。これらを解決することでより精度が上がると思われる。

参考文献

- [1] Kohei Kanagu, Kota Tsubouchi, and Nobuhiko Nishio. Colorful pdr: Colorizing pdr with shopping context in walking. In *2017 International Conference on Indoor*

- Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8. IEEE, 2017.
- [2] Lucio Ciabattoni, Gabriele Foresi, Andrea Monteriù, Lucia Pepa, Daniele Proietti Pagnotta, Luca Spalazzi, and Federica Verdini. Real time indoor localization integrating a model based pedestrian dead reckoning on smartphone and ble beacons. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, Vol. 10, No. 1, pp. 1–12, 2019.
- [3] Mu Zhou, Maxim Dolgov, Yiyao Liu, and Yanmeng Wang. Wifi/pdr indoor integrated positioning system in a multi-floor environment. *EAI Endorsed Transactions on Cognitive Communications*, Vol. 4, No. 14, 2019.
- [4] L'ubica Ilkovičová, Pavol Kajánek, Alojz Kopáčik, et al. Pedestrian indoor positioning and tracking using smartphone sensors step detection and map matching algorithm. In *International Symposium on Engineering Geodesy*, pp. 20–22, 2016.
- [5] Steffen Rendle. Factorization machines. In *2010 IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 995–1000. IEEE, 2010.
- [6] Patrick Dickinson, Gregorz Cielniak, Olivier Szymanczyk, and Mike Mannion. Indoor positioning of shoppers using a network of bluetooth low energy beacons. In *2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, pp. 1–8. IEEE, 2016.
- [7] Hee-Yong Kang, Ji-na Lee, Yoonkyu Kang, Jong-Bae Kim, Hyung-Woo Park, and Myung-Jin Bae. Bluetooth low energy plate and pdr hybrid for indoor navigation. In *3rd IEEE/ACIS International Conference on Big Data, Cloud Computing, and Data Science Engineering*, pp. 13–32. Springer, 2018.
- [8] amazon go. <https://www.amazon.com/b?ie=UTF8&node=16008589011>. (2019年1月30日閲覧) .
- [9] 歩行空間ネットワークデータ等整備仕様案. <http://www.mlit.go.jp/common/001177504.pdf>. (2019年1月30日閲覧) .
- [10] 田川達司, 内匠逸, 打矢隆弘ほか. カルマンフィルタとマップマッチングを用いた歩行者経路の推定精度向上に関する研究. 第75回全国大会講演論文集, Vol. 2013, No. 1, pp. 207–208, 2013.
- [11] Sotiris Brakatsoulas, Dieter Pfoser, Randall Salas, and Carola Wenk. On map-matching vehicle tracking data. In *Proceedings of the 31st international conference on Very large data bases*, pp. 853–864, 2005.
- [12] Shun Yoshimi, Kohei Kanagu, Masahiro Mochizuki, Kazuya Murao, and Nobuhiko Nishio. Pdr trajectory estimation using pedestrian-space constraints: Real world evaluations. *UbiComp/ISWC'15 Adjunct*, No. 4, pp. 1499–1508, September 2015.
- [13] Yoshihiko Kamiya, Yanlei Gu, and Shunsuke Kamijo. Indoor positioning in large shopping mall with context based map matching. In *2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp. 1–6. IEEE, 2019.