

# イレギュラー動作推定のPDRへの適用

池内 雄一<sup>1</sup> 岡里 篤<sup>2</sup> 西尾 信彦<sup>1</sup>

**概要:** 近年スマートデバイスの普及によって位置情報を用いたサービスの需要が高まっている。位置情報を取得するためには位置推定を行う必要があり、屋内ではスマートフォン1台で実現できるPDR (Pedestrian Dead Reckoning) が注目されている。しかし、既存のPDRでは体の向きと歩行する方向が異なる場合、誤って前進していると判断されるという問題がある。つまり、横歩きや後退りなどのイレギュラーな歩行によって誤差が累積される。また、マップ上では移動していないにも関わらず、頷きやストレッチ動作などの静止中のイレギュラーな動作によるステップの誤検出も考えられる。そこで本研究では、これらのイレギュラーな動作が起こった場合でも適切に進行方向を推定する手法を提案する。加速度と角速度から特徴量を抽出し、機械学習を用いて「通常歩行」「右への横歩き」「左への横歩き」「後退り」「静止中のイレギュラーな動作を含む静止」の5つに分類する。その分類結果を用いて一歩毎の状態を推定する。さらに、推定された状態に応じて、90度または180度進行方向を修正する。評価実験の結果、ランダムフォレストを用いた手法による状態認識のF値は0.87となった。直進と横歩きを含むルートで2通りの障害物の避け方を10回ずつ試行した評価実験の結果、横歩き部分に関して進行方向の誤差を15度以内で推定できたのは68歩中38歩であった。

## Application of Irregular Motion Estimation to PDR

YUICHI IKEUCHI<sup>1</sup> ATSUSHI OKAZATO<sup>2</sup> NOBUHIKO NISHIO<sup>1</sup>

### 1. はじめに

近年、スマートデバイスの普及によって、位置情報を用いたサービスの需要が高まっている。屋外での位置推定には衛星を利用したGNSS(Global Navigation Satellite System)がよく用いられるが、屋内では衛星から届く電波が壁によって遮られたり、マルチパスの影響を受けるため高精度な位置推定は実現できない。さらに、屋内は屋外に比べて人が長く滞在する場所であり、屋内における位置情報は歩行者のナビゲーションに加え、マーケティングや業務の効率化などに利用できることから注目されている。これらの要因から、屋内での位置推定に関する研究が盛んに行われている。

屋内における自己位置推定の手法の一つにWi-Fiの電波強度を用いたもの[1]がある。Wi-Fiアクセスポイントの普及によって屋内の広範囲で自己位置を推定することができ、多くのスマートフォンで利用可能であることからよく用い

られる手法である。しかし、Wi-Fiの電波は環境の変化に弱く容易に経年劣化することや、Wi-Fiアクセスポイントの設置密度が小さい場所では位置推定精度が低下するという問題がある。また、PDR (Pedestrian Dead Reckoning) を用いた位置推定手法[2]もある。PDRは歩行者の初期位置からの相対的な位置を求めることができ、初期位置からの歩行距離が短い場合の位置推定には適している。しかし、絶対的な位置が分からないことによって誤差が累積するため、初期位置からの歩行距離が長い場合の位置推定には適さない。他にもBLE (Bluetooth Low Energy) ビーコン、地磁気センサ、気圧センサ、カメラなどを用いた様々な位置推定手法や、それぞれの手法の欠点を補うためにセンサを組み合わせたハイブリッドな位置推定手法[3][4]が提案されている。

中でもPDRはスマートフォン一台で実現することができ、他の手法と比べて環境へのセンサやビーコン等の設置コストが不要であることや、電波マップなどのメンテナンスが不要であることなどから利用しやすい技術として注目

<sup>1</sup> 立命館大学 情報理工学部

<sup>2</sup> 三菱電機株式会社 情報技術総合研究所

されている。PDR の利用しやすさを保ちながら、相対的な測位手法のデメリットである累積誤差を低減するために、コンテキスト認識を用いた位置の補正手法 [5][6][7] やマップマッチングを用いた補正手法 [2] が提案されている。

しかし、既存の PDR は体の向きと同じ方向に歩行するような理想的な歩行のみを想定しており、イレギュラーな動作に対応していないという問題がある。狭隘空間において、実環境での歩行動作に着目すると、狭い通路をすり抜ける際や、スーパーマーケットなどの購買環境で商品棚を見ている際に横歩きをすることが考えられる。また、後退りすることもあり得る。このように体の向きと進行方向が異なる場合、進行方向を適切に推定することができない。さらに、静止中であっても立ち話中に傾く動作、振り返る動作、ストレッチ動作、飲み物を飲む動作などの様々なイレギュラーな動作がステップとして誤って検出されるという問題がある。

そこで本研究ではイレギュラーな動作を認識することで、一歩ずつの進行方向を推定する手法を提案する。はじめに、状態を「通常歩行」「右への横歩き」「左への横歩き」「後退り」「静止中のイレギュラーな動作を含む静止」のいずれかに分類する。次に、検出されたステップに対する状態を推定し、その状態に応じて進行方向を修正することによりこの問題の解決を図る。

本研究の貢献はイレギュラーな動作の認識を可能にしたこととイレギュラー動作推定器を PDR に適用したことである。

## 2. 関連研究

本節では、コンテキスト認識を利用することで PDR の精度の向上を実現した研究と、イレギュラーな歩行への対応を目指した PDR の研究について紹介する。

### 2.1 PDR のコンテキスト認識に関する研究

#### 長時間 PDR 測位のためのドアの通過検出

Jackermeier ら [5] は、スマートフォンに搭載されたセンサ（角速度計、加速度計、磁力計）からデータを収集し、機械学習を用いてドアの通過を検出することで、PDR における時間の経過に伴う累積誤差を低減する方法を提案した。収集したデータセットに対して、ランダムフォレスト (RF) と畳み込みニューラルネットワーク (CNN) のアンサンブル学習を用いて、「通常の歩行動作」と「ドアを通過する動作」の 2 つのケースに分類する。ドアの通過を検出すると、ドアに近いパーティクルの重みが大きくなるように更新することで、パーティクルフィルタを用いた屋内測位システム [8] に組み込む。この手法により、全ステップのうち 78.7% が正解のリンクと一致し、ドア検出を利用しない場合の 69% に比べて精度が大幅に向上したと述べて

いる。この研究は、ドアの通過の検出に焦点を当てたものであり、本研究で想定するイレギュラーな動作に対応できない。

### POI (Points of interest detection) 検出

Alaoui ら [6] は、PDR の累積誤差を低減するために、機械学習を用いて特定の地点で起こる動作を認識することによって、地図上の特定の地点 (POI : point of interest) を検出し、絶対位置を更新する手法を提案した。POI はドアの通過や建物内の曲がり角、階段の昇降の始点と終点などを指す。はじめに、動作の分類が二段階で行われる。1 段階目では角速度を利用して「曲がり角」、既存研究 [9] を利用して「静止」、その他を「その他」に分類する。2 段階目で「通常の歩行」「エレベータで昇る」「エレベータで降りる」「階段を昇る」「階段を降りる」を k 近傍法 (KNN) を用いて分類する。次に、その分類結果の時系列的な組み合わせと GNSS の精度の低下率 (DOP : Dilution Of Precision) や信号対雑音比 (SNR : Signal to Noise Ratio) の値より、建物の出入口ドアを通過する動作なども認識する。その後、その結果を用いて最も近郊の POI を検出し、その POI が閾値以内の範囲に存在していれば、絶対位置を POI に補正する。この手法により、動作の分類は約 92% の精度で達成できたと述べている。また、POI が 10 箇所存在するルートで評価実験を行った結果、9 つの POI が検出できたと述べている。この研究ではエレベータや階段の昇降などを動作認識の対象としており、本研究で想定するイレギュラーな動作に対応できない。

### 2.2 イレギュラーな歩行に関する PDR の研究

Shimizu ら [10] は、加速度の平面成分を用いた進行方向推定手法を提案した。角速度を利用した典型的な PDR の進行方向推定では横や後方向への歩行に対応できないという問題を解決するために、歩行動作が進行方向に加速と減速を繰り返すという性質を利用して、一歩ごとに進行方向を推定する手法を提案した。この手法により、進行方向の平均誤差を約 21 度に低減できたと述べている。しかし、静止中のイレギュラーな動作に対応できないことや、角速度を使用せず加速度だけを用いていることによって、曲進時の進行方向を高精度で推定できないことも考えられる。また、横や後ろ方向への歩行に対しても機械学習を用いることで進行方向の推定精度の向上が考えられる。

## 3. 提案手法

システムの概要図を図 1 に示す。スマートフォンに搭載されたセンサを用いて加速度と角速度を収集し、250ms 毎に最新のイレギュラー動作推定結果を出力する。加速度センサを用いたステップ検出と、角速度センサを用いた進行

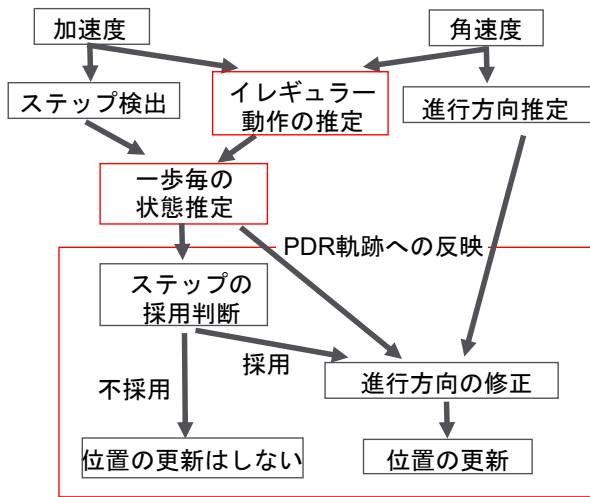


図 1 システム概要図

方向推定による基本的な PDR に識別器を適用し、ステップが検出された場合にその推定結果を利用して一步毎の状態を推定する。そして、一步毎の推定された状態に応じて進行方向を修正し、PDR の推定軌跡を生成する手法を提案する。

### 3.1 イレギュラー動作の認識

後述する識別器を用いて、イレギュラー動作の認識を行う。直進や曲進している状態を「regular walking」、右への横歩きをしている状態を「right」、左への横歩きをしている状態を「left」、後退りをしている状態を「back」、静止中のイレギュラーな動作を含む静止状態を「stop」として分類する。

### 3.2 一步毎に対する状態の推定

図 2 に示すように、250ms 毎に分類結果は出力されるが、分類のために利用したウィンドウの区間が各ステップが発生する時刻と必ずしも一致するわけではない。さらに、突発的な誤分類を考慮すると、ステップが検出された時刻前後の分類結果も参考にするのが妥当であると考えられる。つまり、時刻  $T1$  にステップが検出された場合、時刻  $T0$  ( $T0 = T1 - \alpha$ ,  $\alpha \geq 0$ ) から  $T2$  ( $T2 = T1 + \beta$ ,  $\beta \geq 0$ ) の間に出力された分類結果を参考に、そのステップに対する状態を決定する必要がある。そのためには適切な  $\alpha$  と  $\beta$  を設定しなければならない。本研究では最も単純な方法 ( $\alpha = \beta = 0$ ) である、ステップが検出された時に保持する最新の出力結果をその一步の状態として推定する方法を実装した。

### 3.3 PDR 軌跡への反映

一步毎に対する状態の推定結果に応じて、加速度によるステップ検出結果の採用判断と採用されたステップに対する進行方向の修正を行うことで、軌跡を推定する。一步毎

に対する状態の推定結果を利用したステップの採用判断は次のように行う。

- stop : 検出されたステップを採用しない
- stop 以外の 4 つのクラス : 検出されたステップを採用一步毎に対する状態の推定結果を利用して、採用されたステップに対する進行方向の修正は次のように行う。
  - regular walking : 進行方向の修正は行わない
  - right : 進行方向を時計回りに 90 度回転
  - left : 進行方向を反時計回りに 90 度回転
  - back : 進行方向を 180 度回転

## 4. 評価

本節では、提案手法の有効性を評価する。4.1 項では実験の内容について述べ、4.2 項では進行方向推定精度と推定軌跡について評価する。

### 4.1 実験条件

#### 識別器の分類精度を比較するための実験

Nexus 5 を利用して 6 人の被験者から加速度と角速度のデータを収集した。センサデバイスは胸ポケットに入れて実験を行なった。実験の様子はカメラで撮影し、正解ラベルをつけるのに利用した。被験者は「直進 - 体の向きを変える - 横歩き (狭い通路のすり抜け) - 体の向きを戻す - 直進」「静止 - 横歩き (スーパーの棚を見ていることを想定) - 静止」「静止中のイレギュラーな動作を含む静止 (直立、頷き、足の踏み替え、水分補給、ストレッチ、振り返り)」「静止 - 後退り - 静止」「直進や曲進を含む通常歩行」の動作を行う。被験者から収集したデータは regular walking 6769, right 3590, left 3541, back 3426, stop 16967 サンプルとなった。本研究では教師あり学習の分類器としてランダムフォレスト (RF)、サポートベクトルマシン (SVM)、ロジスティック回帰の比較を行った。与える特徴量は加速度と角速度を合わせた合計 6 軸それぞれに対して、ウィンドウ内の平均、分散、最大、最小、2 乗和、歪度、尖度の計 42 個である。ウィンドウサイズは 750ms、スライドサイズは 250ms とした。ウィンドウサイズは一步におおよそ要する時間を参考にし、スライドサイズは実験により調整した値を使用した。

#### 進行方向推定精度と軌跡を評価するための実験

作成した識別器を PDR に適用し、位置を推定できるアプリケーションを作成した。被験者は識別器作成時の被験者のうちの 1 名である。学習時に使用した端末は Nexus 5 (os : android 6.0.1 でアップデートの提供が終了) であったが、Android のバージョンによる機械学習のライブラリの対応状況の違いにより、端末は Pixel 3 (os : android 10) を利用した。被験者は図 3 のように、「直進 (3m) - 体の向きを変える - 横歩き (狭

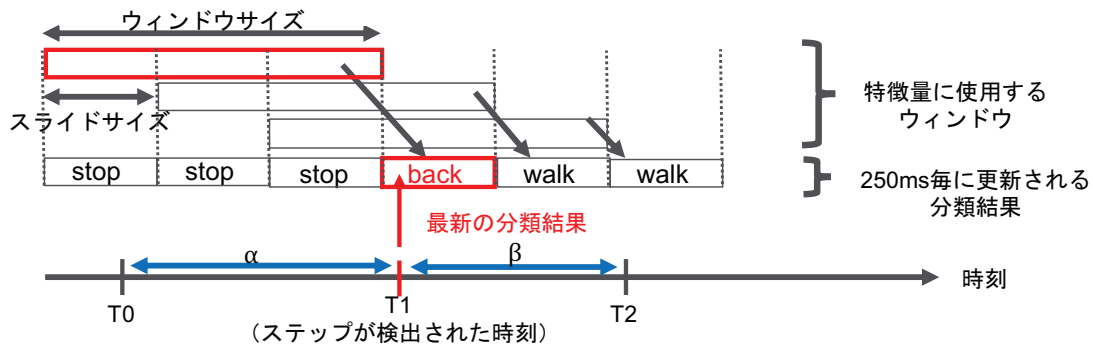


図 2 一歩毎に対する状態推定

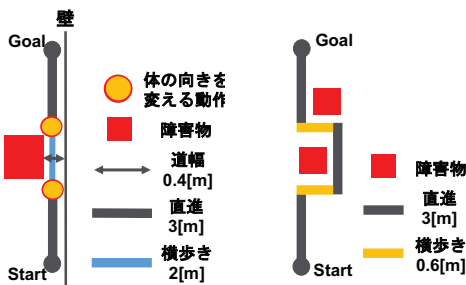


図 3 実験歩行ルート 1 (障害物の避け方に体のひねりが含まれる)  
図 4 実験歩行ルート 2 (障害物の避け方に体のひねりが含まれない)

い通路のすり抜け、2m) - 体の向きを戻す - 直進 (3m)」の順に横歩き部分を左右 5 回ずつ試行した。図 4 のように既存研究 [10] と同じ条件「直進 (3m) - 右への横歩き (0.6m) - 直進 (3m) - 左への横歩き (0.6m) - 直進 (3m)」で 10 回試行した。

また、静止中のイレギュラーな動作の推定が PDR の推定軌跡に良い影響を与えることができるか調査するために、新たにその場で頷く動作を 10 回、その場で振り返り動作を 4 回、腕を交差させるストレッチの動作を左右 2 回ずつ、ペットボトルの水を飲む動作を左右 2 回ずつ続けて行った。

## 4.2 評価

### 3つの識別器による分類精度の比較

ロジスティック回帰, SVM, RF を使用した分類結果を表 1 に示す。RF を用いた場合に F 値が 0.87 で最も精度が高く、続いて F 値が 0.84 の SVM, F 値が 0.73 のロジスティック回帰の順で精度が高かった。以降では最も分類精度が高かった RF を用いて、進行方向推定精度と推定軌跡の評価を行う。

### 進行方向推定精度と推定軌跡の評価

図 3 に示す歩行ルートにおいて横歩き部分の左右を入れ替えて 5 回ずつ試行した場合、横歩き部分に関して進行方向を誤差 15 度以内で推定できたのは 38 歩中

表 1 識別器の各手法による F 値 (10 分割交差検証)

識別器	F 値 (マクロ平均)
ロジスティック回帰	0.73
SVM	0.84
RF	0.87

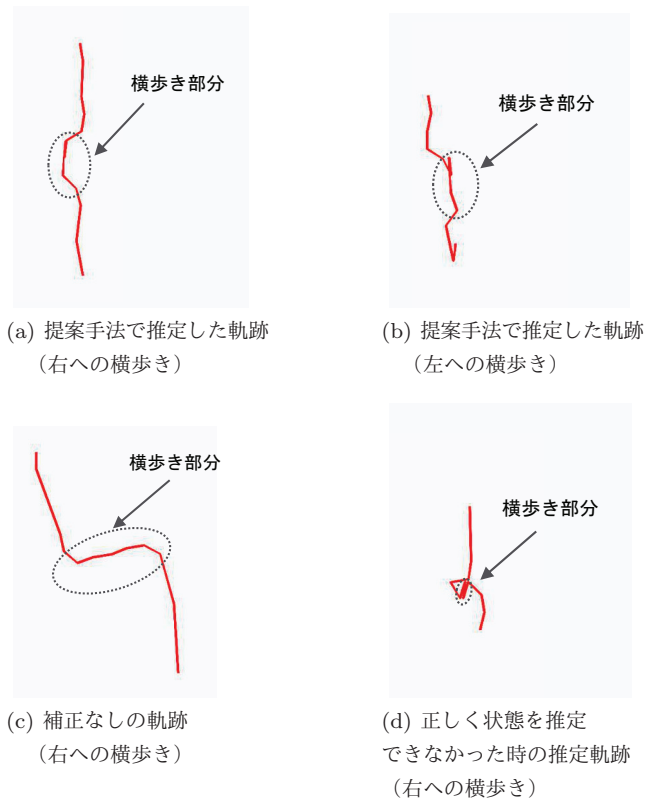


図 5 実験の結果 (ルート 1)

19 歩であった。ルート 1 において最も精度よく推定できた右への横歩きを含む軌跡を図 5(a) に、左への横歩きを含む軌跡を図 5(b) に示す。補正なしの PDR で推定した軌跡は図 5(c) に示す。

図 3 に示す歩行ルートにおいて、横歩き部分で正しく一歩毎の状態を推定できなかった場合の軌跡を図 5(d) に示す。この軌跡は右への横歩きを含む歩行をしたものであり、右への横歩きを行う部分で 250ms 毎に出力されたイレギュラー動作推定の結果は left -



図 6 提案手法で推定した軌跡 (ルート 2)

right - right - left - right - right - right - left の順であった。そして、それらの推定結果を用いて採用された各ステップの状態は left - right - left - right - left の順であった。この場合、250ms 毎のイレギュラー動作推定の結果では「right」は連続して出力されていて、「left」は突発的に出力されている。しかし、全ての突発的に出力された「left」がステップの状態として推定されていることが分かる。つまり、3.2 項でも述べたように、突発的な誤分類がステップに対する状態の推定に反映されないようにしたい。例えば、250ms 毎に連続してある状態が出力され、続けて異なる状態が 1 つ出力され、再び 2 つ前と同じ状態が連続するならば、1 つの異なる出力は連続して出力されたクラスに前述の  $\alpha$  と  $\beta$  を適切に設定して修正するなどが考えられる。

図 4 に示す歩行ルートを 10 回試行した場合、横歩き部分に関して進行方向を誤差 15 度以内で推定できたのは 30 歩中 19 歩であった。このルートにおける一步毎の進行方向の平均誤差は 18.20 度であり、進行方向の平均誤差が約 21 度であったと述べられている既存研究 [10] より誤差を低減できた。しかし、既存研究に比べて被験者の数が少ないので、さらなる調査が必要だと考える。ルート 2 を 10 回試行した時に最も精度よく推定できた軌跡を図 6 に示す。この場合も左への横歩き後の直進部分で突発的に出力された「back」がステップの状態として推定されていた。

また、静止中のイレギュラーな動作に関して、4.1 項で述べた通りに試行すると、補正なしの PDR では領き時に計 8 歩、振り返り時に計 8 歩、ストレッチ時に計 9 歩、飲み物を飲む動作の時に計 4 歩ステップが検出され、位置の更新が行われた。しかし、提案手法では全てのステップに対する状態を「stop」と推定することができ、全てのステップを無視することができたため位置の誤差が生じなかった。

## 5. 結論

### 5.1 まとめ

本研究では、PDR におけるイレギュラーな動作への対応を目的とし、体の向きと異なる方向へ歩行した時に進行方

向を誤って推定してしまうという問題の解決を試みた。直進や曲進している「regular walking」、右への横歩きをしている「right」、左への横歩きをしている「left」、後退りをしている「back」、静止中のイレギュラーな動作を含む静止状態「stop」の 5 クラスを用意し、教師あり学習アルゴリズムを用いて 42 個の特徴量をもとに分類を行う。さらに、一步毎の状態を推定し、その推定結果に応じて進行方向の修正を行った。結果として、RF が最も高い精度で 5 状態を分類でき、進行方向推定の誤差を減らして、PDR の軌跡を推定できた。また、被験者の人数に大きな異なりはあるが、既存研究と比較すると、約 3 度誤差を低減することができた。

### 5.2 今後の課題

#### 一步毎に対する状態推定の補正

本研究では一步毎の状態を推定するために、最も単純な方法であるステップが検出された時に保持する最新の分類結果をそのステップに対する状態として推定するものであった。しかし、3.2 項でも述べた通り、この方法では、突発的な誤分類への対応ができないため、ステップが検出された時刻前後の分類結果も参考にすると考える。そのために、どれくらいの期間の過去と未来を参考にするかを決めるパラメータ  $\alpha$ 、 $\beta$  の最適化と、4.2 項で述べたような突発的な誤分類への対応方法の実装をする必要がある。

#### 進行方向推定精度の向上

図 3 のような避け方をする場合、図 5(a) や図 5(b) に示すように、直進動作から体の向きを変えて横歩きに移る一步と横歩きから体の向きを戻して直進に移る一步で軌跡が斜め前にでていて誤差が発生しているのが分かる。これらの一步は曲進動作と似ているため、「regular walking」クラスに分類されることが分かった。そこで、このような一步の前後のステップの状態を参考に、動作の切り替わりの一步に大きな角度の変化がある場合はその進行方向変化量を無視することで、誤差を低減できると考える。

#### 汎化性能の向上

本研究では、学習器の作成に使用したデータを収集した端末と、進行方向の推定精度を評価した端末の機種が異なるものであった。端末の機種の異なりが分類精度の低下の要因になる可能性があるため、キャリアレーション機構を設け、異なる端末間のセンサデータの差異に対応することで汎化性能の向上が見込めると考える。

### 参考文献

- [1] S. He and S. -H. G. Chan, "Wi-Fi Fingerprint-Based Indoor Positioning: Recent Advances and Comparisons," in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 18,

- no. 1, pp. 466-490, Firstquarter 2016.
- [2] S. Yoshimi, K. Kanagu, M. Mochizuki, K. Murao and N. Nishio, "PDR Trajectory Estimation using Pedestrian-Space Constraints: Real World Evaluations," UBI-COMP/ISWC ' 15 ADJUNCT, SEPTEMBER 7 – 11, 2015.
  - [3] R. Ban, K. Kaji, K. Hiroi and N. Kawaguchi, "Indoor positioning method integrating pedestrian Dead Reckoning with magnetic field and WiFi fingerprints," 2015 Eighth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU)
  - [4] H. Zou, Z. Chen, H. Jiang, L. Xie and C. Spanos, "Accurate indoor localization and tracking using mobile phone inertial sensors, WiFi and iBeacon," 2017 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems (INERTIAL)
  - [5] R. Jackermeier and B. Ludwig, "Door Transition Detection for Long-Term Stability in Pedestrian Indoor Positioning," 2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)
  - [6] F. T. Alaoui, V. Renaudin and D. Betaille, "Points of interest detection for map-aided PDR in combined outdoor-indoor spaces," 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)
  - [7] Y. Kamiya, Y. Gu and S. Kamijo, "Indoor Positioning in Large Shopping Mall with Context based Map Matching," 2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)
  - [8] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)., Sep. 2005, [online] Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1121596>.
  - [9] M. Susi, V. Renaudin and G. Lachapelle, "Motion Mode Recognition and Step Detection Algorithms for Mobile Phone Users", Sensors, vol. 13, no. 2, pp. 1539-1562, Jan. 2013.
  - [10] S. Shimizu, N. Ito, K. Naito, N. Chujo, T. Mizuno and K. Kaji, "Pedestrian direction estimation for each step using plane component of accelerometer," 2017 Tenth International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Network (ICMU)