

歩行者自律測位のための機械学習を用いた動線推定

Trajectory Estimation using Machine Learning for Pedestrian Dead Reckoning

梶 航士*¹ 岡田 将吾*¹ 新田 克己*¹
 Koji Kaji Shogo Okada Katsumi Nitta

*¹東京工業大学 総合理工学研究科

Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

In this paper, we proposed a trajectory estimation using machine learning techniques for pedestrian dead reckoning. The method switched the double integration based trajectory estimation and the peak detection based trajectory estimation by recognizing gait pattern (walking, running, up or down stair) from sensor data. We compared the estimated trajectory in each estimated method to confirm the effectiveness of proposed method.

1. はじめに

近年、センサ技術の発達によって測位方式が多様化し、歩行者やロボットの位置と方位から移動軌跡（動線）を推定・分析をする研究が盛んに行われている。動線の取得はロボットや歩行者のナビゲーション、移動履歴からのライフログの分析、遠隔作業支援における作業員の状況把握などといった多くの応用への適用が期待されている [Krz 06]。屋外では GPS (Global Positioning System) を用いた推定が有効であるが、建物内や地下では GPS 衛星の電波が届かないため、GPS の使用は困難である。屋内での測位法として、環境側に測位機器を設置する環境測位法と携帯するセンサのデータから移動距離を推定する歩行者自律測位法 (Pedestrian Dead Reckoning) がある。環境測位法は測位機器からの信号の受信強度や到達時間から測位対象の距離を算出し、絶対位置を推定する。代表的な手法として、RFID タグからの信号や無線 LAN の電波強度を利用した測位方式が挙げられる。環境側に機器を設置する場所とその後メンテナンスといった維持コストが必要となるため、大規模な測位が困難。機器が設置できない環境では測位ができないという問題がある。環境測位法単体では測位対象の方位が取得できないという欠点もある。

歩行者自律測位法は携帯するセンサモジュールのみで測位するため、汎用的かつ環境側にコストを一切かけることなく大規模な測位も比較的安価で実現可能である。ジャイロセンサや磁気センサのデータを用いることで測位対象の方位も取得できるという利点もあるが、取得したセンサデータにはジャイロドリフトや歩行によって生じる重力加速度の影響などの様々なノイズが含まれているため、適切なノイズの除去が必要である。また、推定した位置は相対的であるため、絶対位置に補正するために既知の座標を知る必要がある。

歩行者自律測位における移動距離の推定には 2 階積分による手法と歩幅に歩数を乗算する手法が主に使用される。2 階積分による推定は歩行者や歩行状態に依存しない測位や急な方向転換などの突発的な運動にも対応が可能であるが、センサデータの誤差の影響を受けやすいという欠点がある。歩幅に歩数を乗算する推定はセンサデータの誤差の影響が受けにくいいため、安定した測位が可能であるが、歩行状態の変化による歩幅変更に対応することが困難であるという問題がある。

連絡先: 梶 航士, 東京工業大学 総合理工学研究科 知能システム科学専攻, 神奈川県横浜市緑区長津田町 4259, 080-5190-3408, kkaaji@ntt.dis.titech.ac.jp

本研究では、屋内における歩行者自律測位のために機械学習を用いて歩行状態を判別し、歩行状態に応じて推定方式を切り替えるアルゴリズムを提案する。歩行データから歩行状態の分類器を作成し、推定方式の切り替えによって両推定方式の長所を活かすことで推定精度の向上を目指す。本手法を用いることにより、測位前のキャリブレーションが不要で歩行者に依存しない、より汎用的な測位の実現を目的とする。

2. 関連研究

2.1 歩行者自律測位における移動距離推定

歩行者自律測位法には移動距離の推定方法として 2 階積分による推定 (積分法) と歩数に歩幅を乗算することで推定する手法 (歩幅法) [Xe 11] が主に存在する。2 階積分による推定は、取得したセンサデータを用いて積分をするだけであるため、歩行者に依存しない測位が可能である。しかし、歩行運動によって絶えず振動・回転が生じるため、計測軸がずれて水平方向の加速度成分に重力の影響が含まれてしまう。この影響が積分時に誤差として蓄積されてしまうため、これらの誤差を適切に除去する必要がある。佐川らは重力加速度と地磁気センサより立脚相と遊脚相でのフレームマトリクス及び速度が連続的につながるように遊脚相の加速度と角速度を修正することで累積誤差の低減を行った [佐川 02]。

歩幅による推定法はセンサデータの波形よりピークを検出することで 1 歩 1 歩を認識し、それに歩幅を乗算することで移動距離を推定する。センサデータが直接推定に関与しないため、積分法と比較してセンサデータの誤差の影響を受けにくいという利点がある。しかし、歩幅は歩行形態 (走る・早足など) や歩行者によって異なるため、歩幅の関数の設計や測位前のキャリブレーションが必要となる上に歩行中に歩行形態を変化させると対応が困難となる。靴にセンサを取り付け、足が地面に接しているときにはセンサの加速度がゼロであると仮定して補正をかける手法 (Zero Velocity Updates) も多く利用されている [Foxlin 05] が、センサを靴に装着するための特別に器具が必要であるため、応用に大きな制限がかかってしまう。

2.2 従来手法の問題点

2 階積分による移動距離の推定にはセンサデータの誤差の影響を大きく受けやすい上に、その誤差の除去が困難であるという欠点があるため、歩幅法による推定が主として行われている。しかし、積分法には体の向きだけを変える場合にも対応することができるため、測位対象の方位をより正確にトレースす

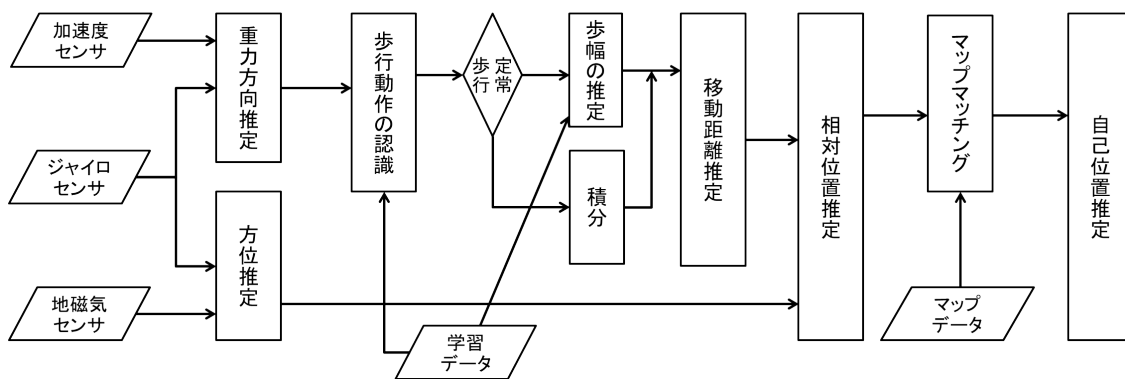


図 1: 提案する歩行者自律測位の流れ

ることができるという利点がある．この利点は測位対象が向いている方位と時間をシームレスに推定することができるため，測位対象の美術館や百貨店内における注目対象の動向の分析などに有効であると考えられる．また，歩幅法にも測位中の歩行形態の変化への対応が困難・歩行者ごとに歩幅が異なるといった問題があるため，万能であるとはいえない．

3. 提案手法

本研究では測位対象の歩行状態を機械学習によって判別し，歩行状態によって移動距離の推定において積分法と歩幅法を切り替えるアルゴリズムを提案する．提案する歩行者自律測位の流れを図 1 に示す．本稿にて主に取り扱ったのは 3.4 節までであり，以降の節は概要に留める．

3.1 センサデータの取得

腰部に装着したセンサモジュール（加速度センサ・ジャイロセンサ・地磁気センサ）から加速度，角速度，地磁気の各データを取得する．

3.2 重力・方位の推定

取得したデータよりセンサデータに含まれる重力成分と測位対象の方位を推定する．取得したデータには歩行時の振動・回転による重力加速度の影響が含まれているため，除去する必要がある．ジャイロセンサの取得データを観測データとするカルマンフィルタを構成することで，重力加速度の推定をする．推定した重力を元のデータより引くことで歩行動作によって生じる加速度のみを取得する．カルマンフィルタによる状態の推定式を以下に示す [興 08] ．

$$\begin{pmatrix} \overline{g_x} \\ \overline{g_y} \\ \overline{g_z} \\ \overline{\omega_x} \\ \overline{\omega_y} \\ \overline{\omega_z} \\ \overline{m_x} \\ \overline{m_y} \\ \overline{m_z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{g}_x - (\omega_y \hat{g}_z - \omega_z \hat{g}_y) \Delta t \\ \hat{g}_y - (\omega_z \hat{g}_x - \omega_x \hat{g}_z) \Delta t \\ \hat{g}_z - (\omega_x \hat{g}_y - \omega_y \hat{g}_x) \Delta t \\ \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \\ \hat{m}_x - (\omega_y \hat{m}_z - \omega_z \hat{m}_y) \Delta t \\ \hat{m}_y - (\omega_z \hat{m}_x - \omega_x \hat{m}_z) \Delta t \\ \hat{m}_z - (\omega_x \hat{m}_y - \omega_y \hat{m}_x) \Delta t \end{pmatrix} \quad (1)$$

g は重力加速度， ω は角速度， m は地磁気を表す．方位はジャイロセンサデータの積分及び地磁気センサのデータより推定を行う．

3.3 推定方式

積分法と歩幅法を用いて取得したセンサデータより移動距離を推定する．積分法は加速度データを積分することで速度を，導出した速度をさらに積分することで移動距離を推定する．歩幅法は加速度波形のピークを検出することで 1 歩を認識し，それに歩幅を乗算することで移動距離を推定する．

3.4 機械学習による歩行動作の認識

センサから取得される三次元の加速度値を用いて，歩行動作のモデル化・認識を行う．歩行動作から得られる加速度値の時系列データは図 2，3 に示すように，周期性を持っているため，この周期的特徴を学習・モデル化するために隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model) [Rabiner 89] を用いる．本研究では，全状態間が結合しているエルゴディック型 HMM を利用し，各状態の出力分布を対角共分散行列を有する正規分布とした．実際のデータを HMM に入力することで，歩行状態の判別を行う．

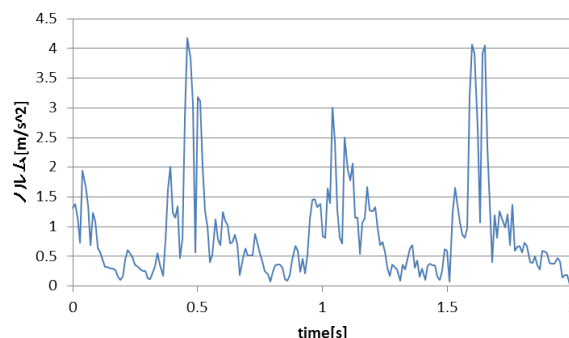


図 2: 通常歩行時の加速度波形

3.5 推定方式の切り替え

歩行速度が一定で定常状態である場合には，歩幅法にて移動距離を推定する．学習したデータより，入力した加速度データに対する歩幅を推定する．曲がりや階段の昇降といった角度が大きく変化する歩行状態の場合，歩幅法を用いると 1 歩 1 歩の間の角度にずれが生じるため，推定した方位の変化量からこれらの動作を検出した場合に積分法による推定を適用する．

3.6 位置推定

前節で推定した移動距離と方位より，測位対象の位置を推定する．推定した動線は相対的な位置であるため，絶対位置に修

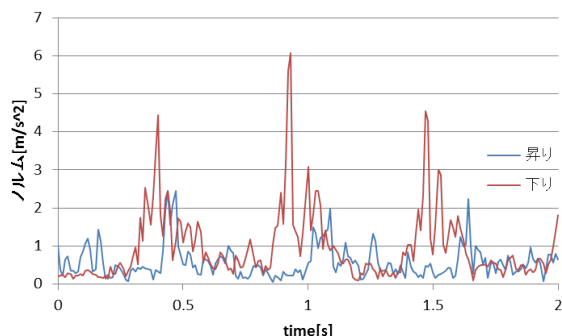


図 3: 階段昇降時の加速度波形

正する必要がある．階段の昇降動作やドアの開閉，エレベーターに乗るといった屋内において固有の動作が検出された場合にその位置に最も近いドアや階段に座標を合わせることで，絶対位置に補正する．そのため，測位を行う場所のマップは既知であるとする．

4. 実験

歩行状態ごとの各推定法式の有効性を確認するために積分法と歩幅法のみで行った場合と推定法の切り替えを行った場合での推定結果の比較を行った．各種データの取得には ZMP 社の IMU-Z2 (加速度センサ，ジャイロセンサ，磁気センサ各 3 軸) センサモジュールを使用し，サンプリングレート 100Hz で測位を行った．使用したセンサの詳細を表 4. に示す．

表 1: センサの詳細

	詳細
加速度センサ	± 16[G], 12[bit]
ジャイロセンサ	± 200[deg/s], 16[bit]
地磁気センサ	± 8.1[gauss], 12[bit]
通信方式	Bluetooth Ver2.0
寸法	28[mm] × 43[mm] × 10[mm]

実験として，積分法のみ・歩幅法のみ・提案手法による推定結果の比較を行った．12.6[m] × 4.5[m] の平坦な道の歩行と 3.8[m] × 1.4[m] の階段を 2 階分降下する歩行を行った．実験にて歩行した経路を図 4 に示す．緑丸で囲んだ部分が通常歩行，赤丸で囲んだ部分が階段降下を行った部分である．HMM の学習では「通常歩行」と「階段の降下」の識別を行い，入力された加速度データに対して歩行状態の判別を行った．訓練データからクロスバリデーションにより HMM の状態数を 5 と決定した．テスト時の入力データは 100 フレームずつセグメントしたものを HMM に入力し，出力される HMM の尤度を用いて動作認識を行った．HMM による実際の推定結果を以下に示す．今回は提案手法の有効性を確認するために，HMM による歩行状態のラベリングが完全に行えている場合を仮定した．各手法の推定結果を図 5 に示す．

積分法と歩幅法を比較すると，積分法は平坦な道の部分の動線が歩幅法と比較すると 2m 以上短くなっているが，階段の降下部分においては常に一定の歩幅で推定すると階段を移動する際に歩幅が階段の幅に矯正されることを考慮しないため，特に階段を移動している間の動線に大幅な推定誤差が生じてし

表 2: HMM による歩行動作の識別率

識別率 [%]		HMM によって得られた結果	
		通常歩行	階段降下
正解	通常歩行	85.2	14.8
	階段降下	7.4	92.6

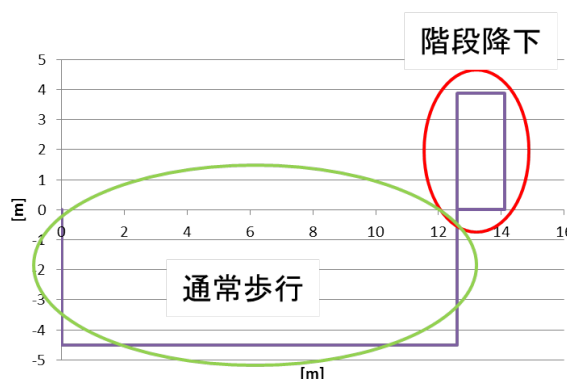


図 4: 実験にて歩行した経路

まう．提案手法は平坦な道を歩行している間は通常歩行であるとみなし，歩幅法で推定を行い，階段に差し掛かると積分法に切り替えて推定を行った．結果として歩行状態に応じて適切な推定が行われ，提案手法が理想軌跡に最も近くなり，提案手法の有効性を示すことができたと考えられる．

5. まとめ

本研究では，歩行状態から移動距離を推定する手法を切り替えるアルゴリズムを提案した．実験として，積分法と歩幅法のみを用いた場合と歩行状態によって推定方式を切り替える手法との推定結果の比較を行った．平坦で激しい角度変化の見られない場合は歩幅法，階段の昇降など歩幅が一律でなくなる場合には積分法を用いて推定を行うことで単体の推定法よりも高い精度で動線推定を行うことが確認できた．実験では一人分の歩行データのみを使用したため，今後は複数人の歩行データの取得と学習データの作成と波形から歩幅を学習するアルゴリズムの実装を行う予定である．今回は動作の特徴量として加速度値を，動作認識のモデルに HMM を用いたが，さらなる認識精度の向上のためジャイロや地磁気の特徴量や微分・周波数特徴量の導入，CRF, HCRF といった識別学習可能なモデルの導入を検討する．

参考文献

- [Krz 06] Krzysztof W.Kolodziej, Johan Hjelm: Local Positioning Systems: LBS Applications and Services(2006)
- [興相 08] 興相 正克, 大隈 隆史, 蔵田 武志: 歩行者ナビのための自蔵センサモジュールを用いた屋内測位システムとその評価 (2008), シンポジウム「モバイル08」, pp.151-156.
- [佐川 02] 佐川 貢一, 煤孫 光俊, 猪岡 光: 加速度積分による 3 次元歩行移動量の無拘束計測 (2002), 計測自動制御学会東北支部 第 202 回研究集会.

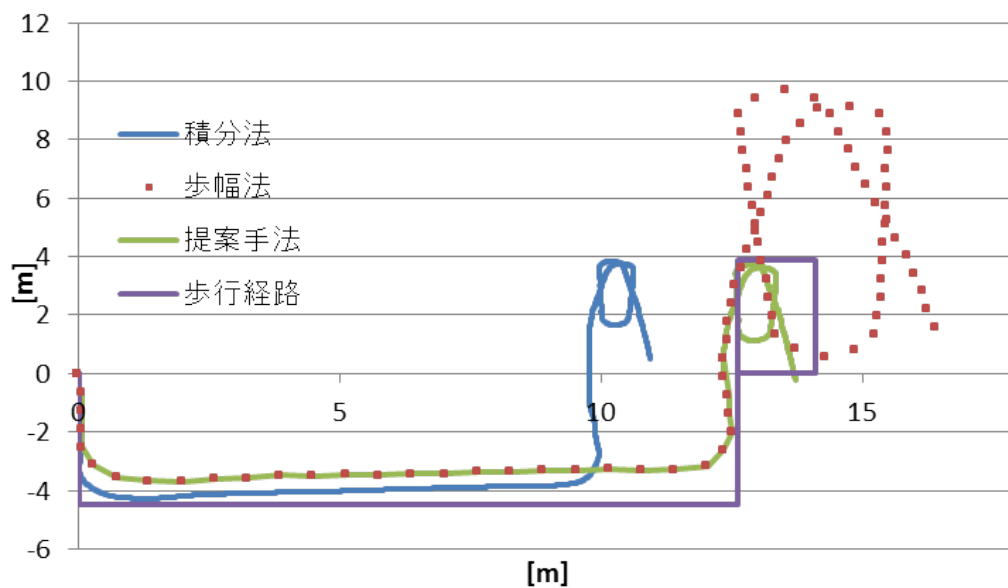


図 5: 各推定手法の比較 (積分法のみ, 歩幅法のみ, 提案手法)

[Xe 11] Xe Chen, Sheng Hu, Zhenzhou Shao, Jingdong Tan: Pedestrian Positioning with Physical Activity Classification for Indoors(2011), IEEE International Conference on Robotics and Automation Shanghai International Conference Center, 1311-1316.

[Foxlin 05] E. Foxlin: Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors(2005), Computer Graphics and Applications, IEEE, 38-46.

[Rabiner 89] L.R. Rabiner: A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition(1989), Proc. IEEE, 257-286