

複数の LiDAR を用いた骨格認識補正手法

宗平 怜央¹ 中尾 俊介¹ 西尾信彦¹

概要: 商業施設におけるナビゲーションアプリケーションや位置情報サービスの需要増加に伴い, 屋内測位の研究が盛んに行われており, PDR の精度を向上させるために機械学習が適用されている. その機械学習に必要な正解データとして歩幅, 移動方向, 体の向きがあり, そのデータを収集する研究が行われてきた. しかし, 既存の手法では, 正確で精度の高い歩容データを取得することが難しく, また取得できたとしても高価なセンサーが必要であった. そこで本研究では, 安価な LiDAR を用いて機械学習の教師データに利用できる正確な歩幅を計測できる方法を提案する. 1 台の LiDAR では測位範囲に制限があり, 死角が発生するため複数の LiDAR を使用する必要がある. その際に各 LiDAR で収集した点群データからそれぞれ骨格を認識すると, 推定した骨格座標にずれが生じてしまう. この問題を解決するために, 我々は球体モデルを提案する. 球体モデルは骨格を球体にみため, 球の中心を求めることで骨格認識のずれを補正する. 評価では 2 台の LiDAR を用いた精度検証において, 球体モデルを用いた場合と補正を行わない場合の骨格認識の誤差を比較した. 結果は 1 台の LiDAR のみを用いた場合, 平均誤差は約 7.1cm であるのに対し, 提案手法では 3.0cm となり, 誤差を約 57.8% 低減することができた. 歩幅の推定精度の検証では 18 歩に対して推定した歩幅と, それらをカメラで撮影して記録した歩幅の差分の平均を算出した結果, 平均 3.3cm となった.

1. はじめに

商業施設におけるナビゲーションアプリケーションや位置情報サービスの需要増加に伴い, 屋内測位の研究が盛んに行われている. 屋内のユーザの位置情報を知る手法として建物内に設置された Wi-Fi や Bluetooth Low Energy (BLE) ビーコンを利用するもの [1][2] や, ユーザが身につけたセンサー情報を用いる歩行者自律航法 (PDR: Pedestrian dead-reckoning)[3][4] がある. 特に PDR とは加速度, 角速度, 磁気センサーを用いて端末の移動量と方向を推定する相対測位方式である. 近年, PDR の精度を向上させるために機械学習が適用されている. その機械学習に必要な正解データとして歩幅, 移動方向, 移動速度, 体の向きがあり, そのデータを収集する研究が行われてきた [5][6][7]. しかし, IMU と深度センサなどを活用して正解ラベルを取得する方法では歩単位の正解データは得られず, また取得できたとしても高価なカメラが必要であった. そこで本研究では, 高価な LiDAR の中でも比較的安価な Intel realSense L515[8] を使用し, 機械学習の教師データに利用できる正確な歩幅を計測できる方法を提案する. はじめに, Cubemos を利用して LiDAR で収集した点群データから骨格認識をおこなう. Cubemos では頭部, 両肩, 両肘, 両手首, 腰, 両膝, 両足首の骨格データを得ることができ, 本研究では両足首の骨格を追跡することで歩幅を推定する. また, 1 台の LiDAR では測位範囲に制限があり, 死角が発生するため複数の LiDAR を使用する必要がある. その際に各 LiDAR で収集した点

群データからそれぞれ骨格を認識すると, 推定した骨格座標にずれが発生する. この問題を解決するために, 我々は球体モデルを提案する. 球体モデルは骨格を球体にみため, 球の中心を求めることで骨格認識のずれを補正する. 例えば, 2 つの LiDAR が設置された場合, 初めに LiDAR(A) で測定した骨格座標と LiDAR(A) 座標の原点を直線で結ぶ. LiDAR(B) でも同様に行い, 直線が交差したときの点を骨格座標の推定値とする. 歩幅推定は正解データとの誤差が平均 3.278cm の精度で歩幅ラベルを生成できたことに加え, LiDAR を 2 台用いたときの精度は 1 台よりも約 57.8% 向上したことが本研究の貢献である.

本論文は全 7 節で構成されている. 第 2 節では, 人の正解位置データの収集方法に関する既存の研究と提案手法で用いる ICP アルゴリズムについての関連技術について紹介する. 第 3 節では既存の研究に関する問題点と研究の目的について紹介する. 第 4 節では第 3 節で述べた目的を達成するための 2 つの提案手法について述べ, 第 5 節で実験環境や評価について述べる. 本研究のまとめと今後の課題について第 6 節で述べ, 参考文献については第 7 節で述べる.

2. 関連研究と関連技術

第 2 節では, PDR の精度向上を目的とした機械学習の正解データを作成する手法を紹介する.

¹ 立命館大学 情報理工学部 環境情報研究室



図 1 ICP マッチングの適用例

2.1 関連研究

Google Tango を用いた正解データ作成手法

PDR の精度を向上させるために機械学習がよく用いられる。そのために歩幅の正解データを収集する必要がある。S. Herath ら [5] は深層学習を利用した PDR を提案するために、Google Tango を用いて正解データを収集した。Google Tango は計測開始地点を原点とした相対位置が得られる。正解データの計測手法は体の向きや複雑な動作に対応しており、端末の向きや移動量を高精度に測定できる。しかし、Google Tango は一定時間毎の位置データしか得られず、一步毎の区切りが分からないため、我々が必要としている正確な歩幅の正解データの取得に用いることはできない。

モーショントラッキングシステムを利用した正解位置データの作成

T. Feigl ら [6] が行った移動速度推定は Qualisys 社のセンサを用いたモーショントラッキングシステムで、Optical Reference System を利用し、正解位置データを高精度に測定することが可能である。歩幅や向き、進行方向を高精度に測定することができるが、センサが非常に高価なことが問題点として挙げられる。

2.2 関連技術

本研究では異なる LiDAR の視点から得られた骨格を扱う必要があるが、各端末の座標系は異なるものである。そこで、各端末の座標系を合わせる技術として ICP アルゴリズムが存在する。

ICP アルゴリズムは最も近い点同士を対応させ目的関数最小化に基づいて初期位置から点群を移動させる処理を収束判定の閾値に達するまで繰り返す。これにより図 1 のように視点の異なる複数の LiDAR から取得された 3 次元点群データの端末座標系を、世界座標系に変換することができる。

3. 問題意識と研究目的

第 3 節では既存の手法の問題点について述べた後に、LiDAR を複数用いてそれらを解決する手法について述べる。

3.1 問題意識

S. Herath ら [5] の手法では位置情報を一定時間ごとに

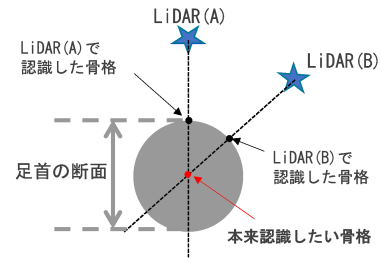


図 2 骨格認識のずれ

取得することができる。しかし、我々は PDR の精度向上のために歩幅の正解データを作ることが目的である。そのため歩単位の位置の正解データを必要としているが、彼らの手法では取得できない。よって、歩幅に関する正解データを取得することが難しい。T. Feigl ら [6] の手法はモーショントラッキングシステムなので歩単位で高精度な正解データを取得することが可能である。高精度な歩幅推定をすることも可能であるが、センサが非常に高価であることからコストがかかることが問題点として挙げられる。

3.2 研究目的

既存の手法では、正確で精度の高い歩容データを取得することができず、また取得できたとしても高価なカメラが必要である。そこで本研究では、高価な LiDAR の中でも比較的安価な Intel realSense L515 を使用した歩幅推定手法を提案する。その際、1 台のみの LiDAR を利用した場合に測位範囲の限界や死角が発生する点が問題として挙げられる。これを解決するために複数の LiDAR を同期させて利用する。しかし、複数の LiDAR を使用する際に各 LiDAR で収集した点群データからそれぞれ骨格を認識すると、図 2 のように推定した骨格座標にずれが発生する。この問題を解決するために、我々は球体モデルを提案する。

4. 提案手法

第 4 節では、1 台の LiDAR を用いた歩幅推定と、2 台の LiDAR を用いた骨格認識の球モデルについて述べる。

4.1 歩幅推定のアルゴリズム

歩幅推定のアルゴリズムに関するフロー図を図 3 に示す。ステップ検知の際に、一台の LiDAR から得られた骨格座標から左右の足の状態判定を行うことで歩幅を算出する。**ステップ検知**

片方の足の移動量が閾値より小さくなれば足が地面に設置しているとみなし、閾値を超えている場合は足が地面から離れたと判断する。一方で、ノイズや外れ値の影響から正しくステップの検知がされない場合を考慮して、一步にかかる時間が 0.5 秒より早ければステップとして認識しない。

歩幅の算出

ステップが終了した状態の足の座標を記録してもう片方

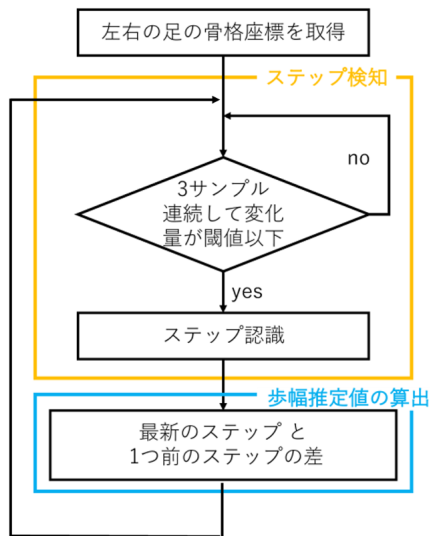


図 3 歩幅推定のフロー図

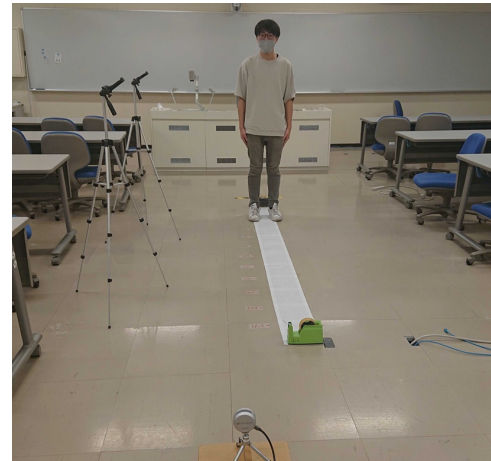


図 5 歩幅推定の実験の様子

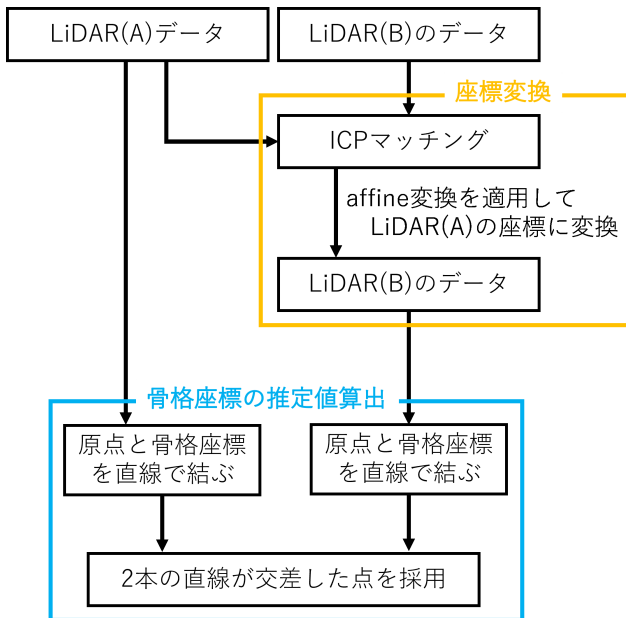


図 4 骨格認識の球モデルのフロー図



図 6 歩幅推定の実験の様子

の足のステップ検知も同様に行い、同時に前の足の座標との差から歩幅を算出する。

4.2 LiDAR を用いた骨格認識の球モデル

骨格認識の球モデルを 2 台の LiDAR で収集した骨格データに適用する際のシステム概要のフロー図を図 6 に示す。2 台の LiDAR を計測したい箇所に向かうように配置し、ICP マッチングを利用してアフィン変換式を取得する。LiDAR(B) にアフィン変換を適用させることで LiDAR(A) の座標系に合わせる。LiDAR(A) で測定した骨格座標と LiDAR(A) 座標の原点を直線で結ぶ。LiDAR(B) でも同様に行い、直線が交差したときの点を骨格座標の推定値とする。

5. 評価

第 6 節では、第 4 節で述べた提案手法を用いた評価実験を行い、結果に対する考察を述べる。

5.1 評価方法

歩幅推定

実験の様子は図 4 のように被験者が LiDAR に向かって歩く形で実験を行った。LiDAR は測定範囲に制限があり、本実験では測定開始地点から約 3.4 m 手前に設置した。歩幅の推定値に関する評価は方眼紙を設置して足元をカメラで撮影し正解の歩幅を算出した。

LiDAR を用いた骨格認識の球モデル

LiDAR は Intel realsense L515 を使用する。実験では図 6 のように LiDAR を配置し、これを上から見た様子は図 7 のようになる。LiDAR は正面と斜め約 45 度の角度で被験者に向かうようになっており、方眼紙を被験者の下に敷くことで、真の骨格の位置が取得できる。評価の際は LiDAR で収集した点群データに Cubemos を利用して骨格を推定し、骨格の推定値と真の骨格の位置の誤差を算出した。サンプル数は 14 である。

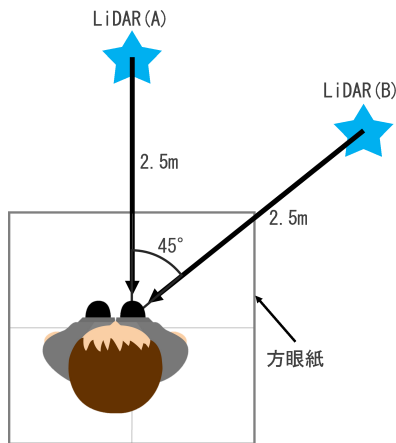


図 7 歩幅推定の実験の様子

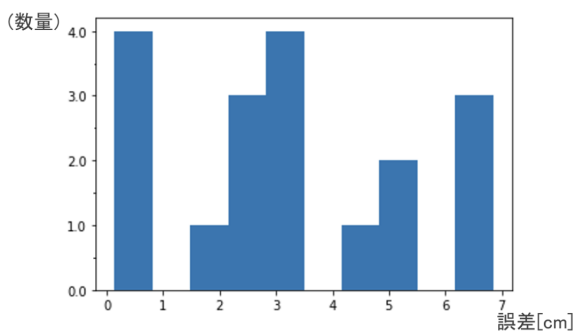


図 8 歩幅推定の誤差のヒストグラム

5.2 評価結果

歩幅推定

18 歩分のデータを記録し、提案手法で求めた歩幅推定値を図 5 に示す。また、歩幅推定値の正解値と推定値の平均誤差・分散を表 1 に示す。

表 1 18 歩分の誤差の平均・分散 [cm]

| | |
|----|-------|
| 平均 | 3.278 |
| 分散 | 4.160 |

LiDAR を用いた骨格認識の球モデル

提案手法によって補正した骨格座標の位置誤差と、補正なしでそれぞれの LiDAR で推定した骨格座標の位置誤差を比較する。サンプルごとの誤差と平均誤差を表 2 に示す。1 台のみの測定と比較したとき LiDAR(A) の平均誤差が 7.830cm, LiDAR(B) が 6.407cm で提案手法は 3.013cm であり、約 57.8% 減少していることが確認できる。

表 2 測定値の誤差 [cm]

| | LiDAR(B) | LiDAR(A) | 球モデル |
|------|----------|----------|--------------|
| 平均誤差 | 6.407 | 7.830 | 3.013 |

6. 結論

本研究は安価で高精度な歩幅の正解データ収集手法と複数の LiDAR を用いた骨格認識補正手法について提案した。歩幅推定では 1 ステップごとの着地座標を記録し、最新のステップと 1 つ前のステップとの差から歩幅推定値を算出した。カメラで撮影した正解値との比較をおこなった結果、誤差は約 3.3cm であり高精度な歩幅推定が可能であることが分かった。LiDAR を用いた骨格認識の球モデルは 2 つの LiDAR で取得した骨格データを提案手法により補正し、方眼紙から取得した正解値と比較して評価した。結果は補正なしの場合より誤差が 57.8% 減少し、提案した球モデルによって精度が向上していることが確認できた。一方で以下のような今後の課題が挙げられる。

2 台 LiDAR を用いた歩幅推定の精度検証

本研究では 1 台の LiDAR を利用して歩幅を推定した。今後は複数台の LiDAR を利用して、骨格の球モデルを適用することで、歩幅推定の精度がさらに向上すると考える。また、向きや姿勢の正解データの収集について評価を行う必要があると考える。

3 台以上 LiDAR を用いた骨格認識に関する検証

本研究では 2 台の LiDAR を利用して骨格の球モデルを評価した。2 台であれば球モデルを適用する際に、各 LiDAR と推定した骨格への直線同士の交点は一意に決まる。しかし、3 台以上の LiDAR を利用する場合は追加の処理が必要である。例えば、骨格の球モデルを適用する LiDAR を 2 台だけ選択する方法が考えられる。他にも、任意の 3 台以上の LiDAR と推定した骨格への直線同士の交点の重心を推定位置とする手法が考えられる。

参考文献

- [1] Feng, Xu, Khuong An Nguyen, and Zhiyuan Luo. "A survey of deep learning approaches for WiFi-based indoor positioning." *Journal of Information and Telecommunication* (2021): 1-54.
- [2] T. Ji, W. Li, X. Zhu and M. Liu, "Survey on indoor fingerprint localization for BLE," 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 2022, pp. 129-134, doi: 10.1109/ITOEC53115.2022.9734528.
- [3] T. Wakaizumi and N. Togawa, "An Indoor Positioning Method using Smartphone and Smartwatch Independent of Carrying Modes," 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICCE50685.2021.9427738.
- [4] Yan, Dayu, Chuang Shi, and Tuan Li. "An improved

PDR system with accurate heading and step length estimation using handheld smartphone.” *The Journal of Navigation* 75.1 (2022): 141-159.

[5] S. Herath, H. Yan and Y. Furukawa, “RoNIN : Robust Neural Inertial Navigation in the Wild: Benchmark, Evaluations, New Methods” *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020

[6] T. Feigl, S. Kram, P. H. Siddiqui, M. Philippsen and C. Mutschler “A Bidirectional LSTM for Estimating Dynamic Human Velocities from a Single IMU” *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (ISPN)*, 2019

[7] I. Klein and O. Asraf, “StepNet—Deep Learning Approaches for Step Length Estimation,” in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 85706-85713, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2993534.

[8] L1515 製品ホームページ https://www.tekwind.co.jp/INT/products/entry_15346.php