

IMU センサからの屋内の移動履歴の推定

北原 千智[†]
山梨大学[†]

豊浦 正広[‡]
山梨大学[‡]

1 目的

本研究では、IMU センサのデータから屋内の移動履歴を推定することを目的とする。リビングや寝室、トイレなどの移動の時系列推移を屋内の移動履歴と呼ぶこととする。日常生活での屋内の移動履歴を知ること、介護や生活習慣の改善などへの応用が期待できる。

IMU センサとカメラを用いることで、SLAM によって屋内の位置を知ることができ、ロボットなどの自己位置推定のためには一般的に利用されている [1]。さらに屋内の環境を事前に登録することができれば、屋内図面とも照合して、より詳細な位置を推定することもできる [2]。しかしこれらはいずれもカメラが進行方向を正面からぶれなく撮影していることが想定されており、装着型カメラでこれを想定することは難しい。さらには、プライバシーが保たれるべき介護施設や日常空間の中では、カメラ撮影自体が忌避されることも少なくない。一方、IMU センサ単独では、センサ自体の計測精度が高くない上に、蓄積する誤差を解消できる機会がないので、屋内マップを作成できるほどの位置推定精度は得られない。

2 提案手法

我々は、屋内マップを作らずに屋内の位置を推定することを試みた。リビングでは食事をしたりテレビを見たり、寝室では眠り、キッチン

では料理をしたりというように、それぞれの場所ではそれぞれの行動をする。行動ごとに体や腕の動きも変わるので、これを IMU センサのデータから認識できれば、位置も間接的に推定できるのではないだろうか。

IMU センサは加速度・角速度・地磁気などを測定するセンサであり、取り付けた人の運動や姿勢の認識に用いられることも多い。IMU センサのデータから、12 種類の日常動作を 85.66% で認識でき、6 つのスポーツを 82.83% で認識できたとする報告がある [3]。本研究ではさらに、IMU センサデータを屋内での位置に紐づけて認識することを試みる。

入力時は時系列の加速度と角速度、地磁気の 9 次元データとし、認識には Transformer を含む認識ネットワークを使用した。Transformer は時系列予測に優れていることが知られている。認識ネットワークの構造を図 1 に示す。ネットワークは、入力層、Transformer、多層の全結合層 (MLP)、出力層で構成されている。多層の全結合層の活性化関数には ReLU、出力層の活性化関数には Softmax を使用した。入力にはノイズ除去のためのバターワースフィルタを適用して、活動を認識する成分だけが残ることを期待して、信号の高周波数成分を除去した。

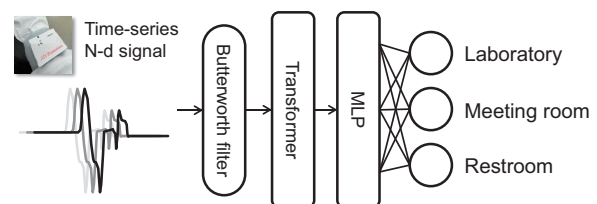


図1 ネットワーク構造

Estimation of room movement history from IMU sensors

[†] Chisato Kitahara, University of Yamanashi

[‡] Masahiro Toyoura, University of Yamanashi

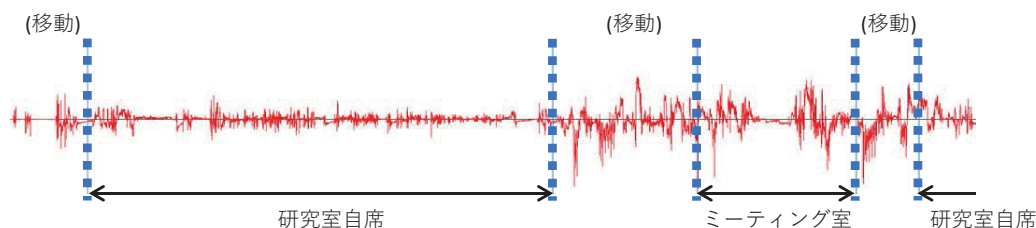


図2 実験の加速度データのグラフ

3 実験

実験協力者の腕に IMU センサ ATR-Promotions TSND151 を装着してもらい、研究室内の自席・ミーティング室・トイレを自由に行き来し、日常生活を送ってもらった。3つの場所はそれぞれドアを隔てて異なる部屋にある。正解ラベルを付けるために、各自でタイマーを参照して、それぞれの場所ごとに、計測開始時刻を基準とした入退室時刻を記録してもらった。利き腕の場合とそうでない場合でデータに違いが出るかもしれないと考え、一度だけ利き腕でない左腕で計測してみたが、ほかのデータとの違いが特にみられなかったために、その他のデータについては利き腕である右腕でデータを取得することとした。データは合計で約9時間半であった。データを訓練用、試験用、評価用に分割する際、セッションをできるだけ切らないように、かつ、サンプル長がおおよそ 8:1:1 となるように分割した。

実際に取得した加速度のグラフを図2に示す。青い点線で区切られる区間で同じ部屋に滞在している。信号の波形からは、行動の違いが判断可能だと見て取れた。データセット作成の際には、どの部屋にもいない移動中の信号は破棄するものとした。移動中の信号はパワーが大きくなるので、将来的には容易に分類できるものと考えている。

ネットワークを訓練して、評価データを認識した結果、正解率 0.5606、適合率 0.4973、再現率 0.5606、F1 値 0.4801 となった。研究室自席

とミーティング室の間は比較的良好に識別できているものの、滞在時間が長くなかったトイレについてはうまく認識できなかった。

4 まとめと今後の課題

本研究では IMU センサのデータから屋内の移動履歴を推定することを目指した。IMU センサのみから得られる加速度、角速度、地磁気から位置の推定を行った結果は、正解率が 0.5606 であった。今後の精度の改善が望まれる。ネットワーク構造の検討のほか、入力信号の周波数や適切なノイズ除去処理について、検討を進める。また、移動時間帯を前処理として判定する方法も導入する必要がある。同じ部屋の中においても移動時については信号のパワーが大きくなっていることから、同一のネットワークで認識するのは難しい可能性があるため、静止時に絞って認識を行う戦略を検討している。

参考文献

- [1] C. Yu, et al. "DS-SLAM: A semantic visual SLAM towards dynamic environments." Proc. IROS, 2018.
- [2] M. Neges, et al. "Combining visual natural markers and IMU for improved AR based indoor navigation." Advanced Engineering Informatics, vol. 31. pp.18-31, 2017.
- [3] S. B. Tahir, J. Ahmad, K. Kibum, "Daily life log recognition based on automatic features for health care physical exercise via IMU sensors." Proc. IBCAST, 2021.