

複数デバイスの Wi-Fi CSI を用いた屋内の人位置推定

大橋 祐希[†] 佐伯 昌造[‡] 佐々木 隆志[‡] 川原 稔[‡]

愛媛大学大学院電子情報工学専攻情報工学コース[†] 愛媛大学総合情報メディアセンター[‡]

1 はじめに

近年, Wi-Fi 電波を用いたセンシング技術が研究されており, 行動認識や呼吸検知, 位置推定等への応用が期待されている. Wi-Fi から得られる情報の一つである Wi-Fi CSI を用いることで, 追跡対象がデバイスを持たない非接触な人位置推定方法も提案されている. この手法では機械学習を用いて精度向上が図られているが, 単一のデバイスから取得した情報ではアンテナの性能や本数によってカバレッジや推定精度に限度がある. そこで, 本研究では複数のデバイスから取得した Wi-Fi CSI を位置推定に用いる手法を提案する. 実験では, 位置推定に用いる機械学習モデルを作成し, 取得した位置座標及び Wi-Fi CSI を用いて位置推定精度の評価を行った.

2 関連技術

2.1 Wi-Fi CSI (Channel State Information)

Wi-Fi CSI は Wi-Fi の物理層で得られる, OFDM 変調における振幅と位相差の情報である. 送受信機間の伝搬路の状態を反映する. パケットごとにサブキャリア数に応じたデータを取得することができるため, RSSI より詳細な情報を得ることができる.

2.2 Wi-Fi CSI を用いた関連研究

Wi-Fi CSI を利用した位置推定に関する研究は, Wang らによる PhaseFi[1] や, Chen らによる CNN を用いた ConFi[2] など, 機械学習モデルを用いた手法が提案されている.

PhaseFi[1] は $4\text{m} \times 7\text{m}$ の部屋で平均距離誤差 1.0800m かつ標準偏差は 0.4046m , $6\text{m} \times 9\text{m}$ の部屋で平均距離誤差 2.0134m かつ標準偏差は 1.0139m の精度となっている. ConFi[2] は $16.3\text{m} \times 17.3\text{m}$ の部屋で平均誤差 1.3654m かつ標準偏差 0.9005m の位置推定を

可能にした. ただし, PC に接続して使用する NIC(Intel WiFi Link 5300 等) を利用したものであり, 導入にはコストや設置場所の問題がある.

3 提案手法

本研究では, 複数のデバイスから取得した Wi-Fi CSI を用いて位置推定を行う手法を提案する. これにより安価かつ小型なマイコン等のアンテナが少ないデバイスでも位置推定を可能にし, 汎用的な位置推定システムを目指す. 提案手法の概要を図 1 に示す.

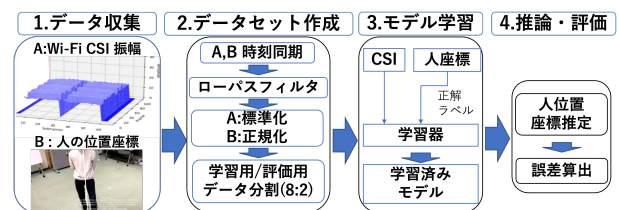


図 1: 提案手法の概要

Wi-Fi CSI の振幅データと人の位置座標を収集し, 取得時刻を同期させるためにタイムスタンプを付与する. 補完が必要なデータは, 最も近いタイムスタンプのデータを用いる. 適用するローパスバターワースフィルタは, カットオフ周波数を 6Hz に設定する. Wi-Fi CSI に対しては平均 0, 標準偏差 1 となる標準化を行い, 人の位置座標に対しては部屋のサイズで正規化を行う.

位置推定に用いる機械学習モデルには時系列を考慮できる LSTM を使用する. 時系列を考慮するため, Timestep をウィンドウ幅としたデータを入力する. Timestep は 5, 10, 15, 20, 25, 30 で検証を行う. 入力サイズは $(\text{Timestep}, 50(\text{Subcarrier}) \times 4(\text{通信経路数}))$ とし, 出力サイズは $(2(\text{人の位置座標}))$ とする. LSTM モデルのハイパーパラメータを表 1 に示す.

4 評価実験

4.1 実験環境

Wi-Fi CSI と人の位置座標を取得するための実験装置の配置図を図 2 に示す. Wi-Fi CSI を取得するためのパ

Indoor human location estimation using Wi-Fi CSI of multiple devices

[†] Yuki Ohashi, Ehime University, M1

[‡] Shozo Saeki, Takashi Sasaki, Minoru Kawahara, Center for Information Technology, Ehime University

表 1: LSTM のハイパーパラメータ

LSTM の層数	3
隠れ層のユニット数	50
LSTM の Dropout	0.5
全結合層のユニット数	2
学習率	0.0001
バッチサイズ	128
エポック数	20

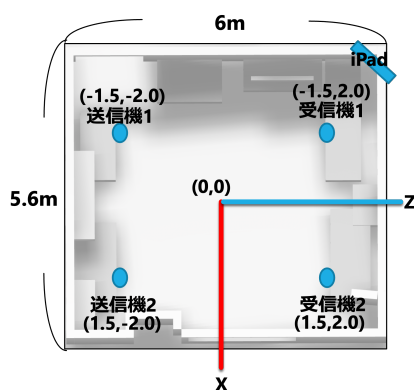


図 2: 実験で使った部屋と実験装置の配置図

ケットの送受信機には ESP-WROOM-32U を使用し、地面から 75cm の地点に設置した。ESP32 の CSI 取得ツールである、ESP-CSI-Toolkit[3] を用い、受信機にはすべてのパケットをスキャンできるプロミスカス（無差別）モードに設定した。送信機が送出するパケットは 1 秒あたり 120 個とした。

人の位置座標の取得には、Apple 社の iPad Pro 11(2020) の LiDAR センサとカメラを用いた。画角内の人の 2 次元位置座標を取得するアプリを作成し、実験室内の人の位置座標を取得した。人の位置座標は 1 秒あたり 60 回取得した。この環境下で、室内を歩き回り取得したデータを保存し、GPU を用いて LSTM モデルの学習を行った。

4.2 実験結果

実験で取得した位置座標及び Wi-Fi CSI を用いて、LSTM モデルを学習させ、5 分割交差検証を行った。学習済みモデルによる平均距離誤差（推定座標と実際の座標間距離の平均）と標準偏差を算出した結果を表 2 に示す。Timestep=30 において、0.773m の平均距離誤差となったが、標準偏差は 0.725m となり、推定座標と実際の座標の距離のばらつきが大きいことがわかる。

Timestep=30 において、ある 10 秒間の推定経路と実際の経路を図 3 に示す。図 3 の推定経路の大部分は実際の経路付近をなぞり正しく推定できているが、丸で囲った部分で大きく逸れている。

表 2: 平均距離誤差と標準偏差

評価指標	Timestep					
	5	10	15	20	25	30
平均距離誤差 (m)	0.856	0.829	0.795	0.791	0.777	0.773
標準偏差 (m)	0.745	0.754	0.731	0.730	0.718	0.725

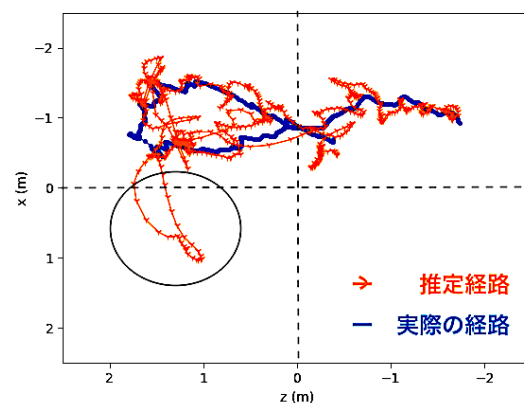


図 3: 推定経路と実際の経路の比較

5 まとめ

本稿では複数台の Wi-Fi CSI を用いた人位置座標の推定精度の評価を行い、0.773m の平均距離誤差となり先行研究と比べて遜色ない程度の精度が得られた。しかし、推定結果のばらつきが大きく、実際の座標から大きく逸れることもあった。これは、Wi-Fi CSI の前処理において、外れ値の除去が上手く行われていなかったことが原因であると考えられる。

今後の課題としては、推定結果のばらつきを解消すること、複数台の Wi-Fi CSI での人位置推定を小型デバイス上で完結させることである。モデルの精度向上と小型化にも取り組み、場所を問わず利用可能なシステムの実現を目指したいと考えている。

参考文献

- [1] Xuyu Wang, Lingjun Gao, and Shiwen Mao. Phasefi: Phase fingerprinting for indoor localization with a deep learning approach. In *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pages 1–6, 2015.
- [2] Hao Chen, Yifan Zhang, Wei Li, Xiaofeng Tao, and Ping Zhang. Confi: Convolutional neural networks based indoor wi-fi localization using channel state information. *IEEE Access*, 5:18066–18074, 2017.
- [3] Steven M. Hernandez and Eyuphan Bulut. WiFi Sensing on the Edge: Signal Processing Techniques and Challenges for Real-World Systems. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2022.