

多時点の協調位置指紋を用いた屋内測位精度の評価

介川 友喜[†] 梅澤 猛[‡] 大澤 範高[‡]千葉大学工学部総合工学科情報工学コース[†] 千葉大学大学院工学研究院[‡]

1. はじめに

著者らは、測位対象が電波を発信し、部屋の壁や天井などに固定された受信機で受信された信号強度から構成される逆位置指紋と、短時間ドッドレコニングにより推定した距離の特徴量に基づいて位置推定を行う協調位置指紋法を提案し、2時点の協調位置指紋において、6秒以内とする制約を守ることで距離推定誤差に対して頑健であったことを示した [1].

本研究では、3時点以上の観測地点における逆位置指紋とそれらの点間の距離から構成される協調位置指紋を多時点の協調位置指紋と呼び、多時点の協調位置指紋を用いた位置推定の精度を評価する。推定には Transformer モデル [2] を用いる。また、多時点利用への拡張による訓練データの増大に伴う学習時間の増加を考慮し、時点間の移動変位量に現実的な制限を設けた場合を比較評価する。

2. 実験

2.1. 逆位置指紋

協調位置指紋データセットの構築には縦 5m、横 11m の障害物のある室内環境で収集された [1] の逆位置指紋データを使用した。このデータは、測位対象の送信機として利用するスマートフォンを用い測定点集合 $L = \{L_i | 1 \leq i \leq N\}$ の各点で電波を発信し、環境内に設置した複数の受信機でその電波強度を計測し、複数の受信機で受信した電波強度を合成することで測定点 L_i の逆位置指紋ベクトル S_{ij} を作成した (j は送信識別番号)。

測定点集合 L は縦 2m、横 9m の 1m 間隔の格子点のうち、障害物によって測定が困難な点を除いた 21 点であった。訓練データは、各測定点からの 10 回の送信信号の受信強度から構成される計 210 件の逆位置指紋データセット R_T を基にした。テストデータは、訓練データと重複がない、各測定点からの 10 回の送信信号の受信強度から構

成される計 210 件の逆位置指紋データセット R_V を基にした。

2.2. 協調位置指紋

逆位置指紋を基に、逆位置指紋と移動変位を合成した協調位置指紋を作成した。例として、位置 X から位置 Y を経由し、位置 Z への 3 点の移動を考える。3 点での逆位置指紋ベクトル S_X , S_Y , S_Z と、 XY 間、 YZ 間の相対距離 d_{XY} , d_{YZ} を組み合わせて協調位置指紋 $S_{XYZ} = (S_X, d_{XY}, S_Y, d_{YZ}, S_Z)$ を作成する。

2 時点の協調位置指紋集合である訓練データ C_{2T} は R_T を基に構成した。 C_{2T} は $210^2 = 44,100$ 件となる。テストデータ C_{2V} は R_V を基に構成し、44,100 件となる。訓練データの増大に伴う学習時間の増加を考慮し、点間の移動変位量の最大値を 1.5m, 3.0m, 4.5m とした訓練データをそれぞれ $C_{2T1.5}$ (10,300件), $C_{2T3.0}$ (23,100件), $C_{2T4.5}$ (32,300件) とした。テストデータ $C_{2V1.5}$, $C_{2V3.0}$, $C_{2V4.5}$ も同様に構成した。

3 時点の協調位置指紋作成時にも同様に、3 時点の協調位置指紋集合の訓練データ C_{3T} は $210^3 = 9,261,000$ 件、テストデータ C_{3V} も 9,261,000 件となる。点間の移動変位量の最大値を 1.5m, 3.0m, 4.5m とした訓練データをそれぞれ $C_{3T1.5}$ (545,000件), $C_{3T3.0}$ (2,617,000件), $C_{3T4.5}$ (5,169,000件) とした。テストデータ $C_{3V1.5}$, $C_{3V3.0}$, $C_{3V4.5}$ も同様に構成した。

2.3. 位置推定モデル

構築した訓練データを用いて位置推定モデルを訓練し、テストデータを用いて評価を行った。位置推定には Transformer モデルを用い、推定座標と正解座標が許容誤差以内であるものを正答とみなし、許容誤差を 0m~2m としたときの累積正答率を求め評価した。

3. 実験結果

3.1. 2 時点以上の協調位置指紋法の評価結果

図 1 に移動変位量を 4.5m 以内とした $C_{2T4.5}$ と $C_{2V4.5}$ を用いた 2 時点の協調位置指紋法の累積正答率と、 $C_{3T4.5}$ と $C_{3V4.5}$ を用いた 3 時点の協調位置指紋法の累積正答率を示す。

3 時点の協調位置指紋法の推定精度は、2 時点

Evaluation on Accuracy of Indoor Positioning using Consolidated Fingerprinting based on Multiple Time Points
[†]Tomoki Sukegawa, Department of Information Engineering, Faculty of Engineering, Chiba University
[‡]Takeshi Umezawa, Noritaka Osawa, Graduate School of Engineering, Chiba University

の協調位置指紋法の推定精度と最大 3.7 パーセントポイント(pp)の差であり、概ね等しかった。

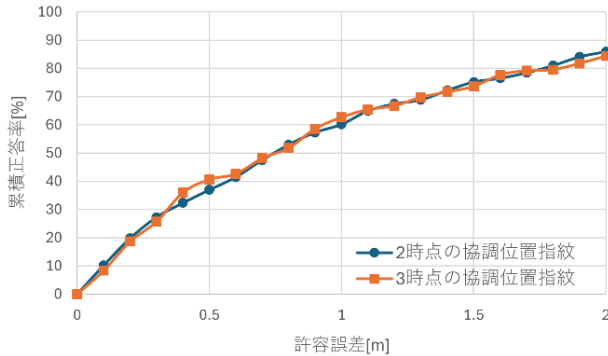


図 1: 2 時点以上の協調位置指紋法の累積正答率

3.2. 移動変位置制限の影響の評価

図 2 に $C_{2V1.5}$ をテストデータとし、訓練データとして $C_{2T1.5}$, $C_{2T3.0}$, $C_{2T4.5}$ を用いた累積正答率を示す。許容誤差が 0.4m, 0.5m の場合に、訓練データ $C_{2T1.5}$ と $C_{2T3.0}$ の精度にそれぞれ 7.2pp, 6.7pp の差が見られるが、3つの訓練データにおいてテストデータ $C_{2V1.5}$ に対する精度は概ね等しかった。また、テストデータを $C_{2V3.0}$, $C_{2V4.5}$ とした場合にも同様の結果が得られた。さらに、3 時点の協調位置指紋として、テストデータ $C_{3V1.5}$, $C_{3V3.0}$, $C_{3V4.5}$ それぞれに対して訓練データを $C_{3T1.5}$, $C_{3T3.0}$, $C_{3T4.5}$ とした場合にも同様の結果が得られた。

表 1 に 2 時点の協調位置指紋として訓練データ $C_{2T1.5}$, $C_{2T3.0}$, $C_{2T4.5}$ を用いた場合の学習時間と、3 時点の協調位置指紋として訓練データ $C_{3T1.5}$, $C_{3T3.0}$, $C_{3T4.5}$ を用いた場合の学習時間を示す。学習にはクラウドサービスである Google Colaboratory を使用し、表 2 に記載された環境で行った。まず、2 時点の協調位置指紋法において $C_{2T3.0}$, $C_{2T4.5}$ の訓練にかかった時間は $C_{2T1.5}$ の時間を基準としてそれぞれ 1.63 倍、2.87 倍であった。また、3 時点の協調位置指紋において $C_{3T3.0}$, $C_{3T4.5}$ の訓練にかかった時間は $C_{3T1.5}$ の時間を基準としてそれぞれ 5.48 倍、9.25 倍であった。

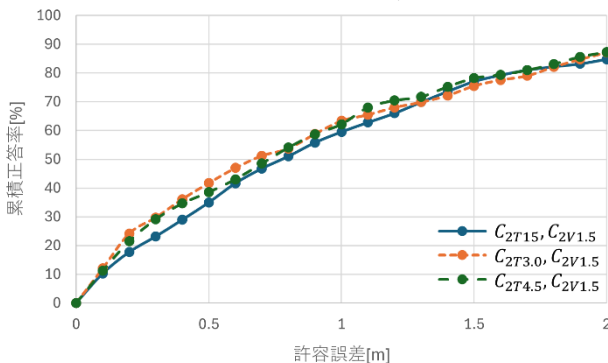


図 2: 訓練データ $C_{2T1.5}$ の累積正答率

表 1: 学習にかかった時間

訓練データ	学習時間
$C_{2T1.5}$	2 分 35 秒
$C_{2T3.0}$	4 分 14 秒
$C_{2T4.5}$	7 分 25 秒
$C_{3T1.5}$	31 分 43 秒
$C_{3T3.0}$	2 時間 50 分 26 秒
$C_{3T4.5}$	6 時間 47 分 20 秒

表 2: 学習に使用した環境

GPU	V100
RAM	51.0GB
ディスク	166.8GB
VRAM	16.3GB

4. まとめと今後の課題

本研究では、3 時点の協調位置指紋を作成し、2 時点の協調位置指紋法による推定精度との比較を行った。同じ逆位置指紋データセットを基礎とした場合に、3 時点の協調位置指紋法は、2 時点の協調位置指紋法と精度がほぼ同等であることが示された。ただし、[1]の精度と比べて 2 時点の場合における推定精度が低く、[1]よりも少ない訓練データ量が影響している可能性があり、基礎とする逆位置指紋データを増やした場合を今後検証する必要がある。

また、多時点利用の拡張における訓練データの増大に伴う学習時間の増加を考慮して、移動変位置制限の影響を評価した。今回実験した条件では、移動変位置量の制限による精度への影響は少なく、訓練データ量の削減により訓練にかかる時間を短縮できることを確認した。

【参考文献】

- [1] Y. Oue, T. Umezawa, and N. Osawa, "Evaluation of Consolidated Fingerprinting Based on Dead Reckoning Error Model," The transactions of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers. B, Vol. J106-B No.3, pp. 217-226, 2023.
- [2] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, Illia Polosukhin, "Attention is All you Need", Advances in Neural Information Processing Systems, vol.30, 2017.