

## 無線 LAN 環境におけるチャネル状態情報を用いた機器位置の認識に関する検討

## Device Position Recognition Using Channel State Information in Wireless LAN Environment

泉本 侑哉<sup>†</sup>      馬淵 大泰<sup>†</sup>      谷口 義明<sup>‡, §</sup>  
 Yuya Izumoto    Taishin Mabuchi    Yoshiaki Taniguchi

## 1. はじめに

スマートプラグや AI スピーカーといった無線 LAN を利用した IoT 機器が活用される場所が増えてきている。総務省のガイドラインによると、IoT 機器を導入する際の設計として、異常検知が可能であること、問題が起きた場合はネットワークから切り離すなどの対応が可能であることが推奨されている [1]。しかし、中小企業や家庭、大学研究室などの小規模組織では、ネットワーク管理者が不在である、卒業や退職で人が入れ替わるなどの理由によりセキュリティ設計の構築・維持が困難である場合がある。また、構成員が IoT 機器を自由に設置、機器を移動できる場合があり、IoT 機器の管理が行き届かないことがある。管理されていない IoT 機器でインシデントが発生した際に機器の位置が不明な場合、小規模組織では異常検知やその対応が難しく、被害の拡大、原因が特定できないといった問題に発展する [2]。

十分なセキュリティ対策が行われていない小規模組織において早急なインシデント対応を行うには、IoT 機器の位置管理が重要である。IoT 機器の位置の監視方法としてカメラの設置やセンサによる手法が挙げられるが、小規模組織においては監視のための機器の導入がコスト的に負担である場合がある。

そこで、本研究では、図 1 に示すような IoT 機器環境監視システムを提案する。このシステムでは、アクセスポイントの拡張機能あるいは独立した機器として、無線 LAN 内に導入する。このシステムを活用した場合、インシデントが発生した機器位置の特定、機器位置の変更の通知、機器の盗難に対する通知などが可能となる。なお、機器位置の推定には無線 LAN 環境において取得できるチャネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を用いる。無線 LAN 電波は反射、回折により減衰し、複数の経路から伝搬することで、互いの電波の振幅と位相に影響を及ぼす。CSI は無線 LAN 電波の振幅と位相を複素数で表した多次元行列であり、送受信アンテナの組み合わせとサブキャリアごと保存されるため、無線 LAN 環境内の変動により生じる電波の変化を捉えることが可能である [3]。

本研究では、CSI を用いた機器位置認識に関する基礎実験評価を行なう。機器位置の認識の評価実験として、室内に設定した位置ごとに計測用 PC と端末の間で無線 LAN 通信を行い、取得した CSI から機器位置を認識可能であるかどうかを検証する。実験には 12 箇所の設置位置を使用し、CSI を説明変数、設

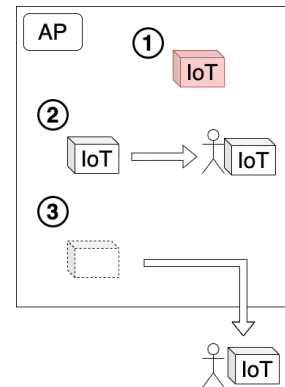


図 1 IoT 機器環境監視システム

置位置を目的変数とした機械学習を適用し、機器位置の認識精度を評価する。また、精度を比較検証するため、無線 LAN 電波の受信信号強度 (Received Signal Strength Indicator: RSSI) を用いた場合の認識精度についても検証を行う。

本稿の構成は以下のとおりである。2 章で関連研究について述べる。3 章で IoT 機器環境監視システムの提案を行う。4 章で提案するシステムの基礎検討を行うための、CSI データを取得する実験環境および取得した CSI データから機器位置認識を行った場合の評価結果について述べる。最後に 5 章でまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 関連研究

IoT 機器の位置認識に取り組む研究はいくつかある [4, 5]。文献 [4] は、他の電波の影響を受けにくい磁力に注目し、スマートフォンに搭載された磁気センサを用いることで、機器の位置情報を取得している。文献 [5] では、IoT 機器の管理支援を検討しており、開発システムを搭載したノート PC で測定した RSSI から、IoT 機器の方向を特定することで、ユーザの機器位置への誘導を実現している。本研究では、IoT 機器の位置情報を常に自動監視する状況における機器位置認識について取り組む。

無線電波の RSSI を用いた研究は多くある [6-8]。文献 [7] では、Zigbee [9] を利用した測位システムに時間情報と RSSI を複合させ、加重 k 近傍法を用いることで高精度の距離測位を行っている。本研究の機器位置の認識においては、RSSI を用いた場合と、CSI を用いた場合について比較検証する。

## 3. IoT 機器環境監視システム

IoT 機器環境監視システムを図 1 に示す。このシステムは、アクセスポイントの拡張機能あるいは独立した機器として、無線 LAN 内に導入する。機器環境の監視には無線 LAN 通信において得られる CSI を用いる。なお、本研究では主に機器の位置を監視することを想定するが、CSI を用いることにより人

<sup>†</sup> 近畿大学大学院総合理工学研究科, Graduate School of Science and Engineering, Kindai University

<sup>‡</sup> 近畿大学情報学部, Faculty of Informatics (KDIX), Kindai University

<sup>§</sup> 近畿大学情報学研究所, Cyber Informatics Research Institute, Kindai University

の数、動作、人物などを推定できることから [3, 10]、今後、機器位置以外の監視機能の導入を検討する予定である。このシステムを活用することにより、インシデントが発生した機器位置の特定、機器位置の変更の通知、機器の盗難に対する通知などが可能となる。

## 4. 実験評価

### 4.1 評価環境

無線機器との通信で得られる CSI データと機械学習を用いることで、機器の位置認識が可能であるかを検証する実験を行った。実験では、文献 [10] と同様に、計測用 PC として Intel 5300 を搭載した Let's Note CF-B11 を 1 台、無線機器として Raspberry Pi 3 Model B を 1 台使用した。図 2 のように、室内 (近畿大学 38 号館 3 階 N306) に計測用 PC を設置し、設定した 12 ヶ所のポイントごとに無線機器との通信を行い、各地点との CSI データを取得した。具体的には、計測用 PC から 1 秒ごとに無線機器に ICMP Echo Request フレームを送信し、無線機器からの ICMP Echo Reply フレームを受信、CSI Tool [11] を用いて CSI データを取得した。データ収集中に、実験を実施した部屋に在室していた人物は 1 人のみで、なるべく実験結果に影響を与えないよう座席から動かないようにした。

無線フレーム受信で得られる CSI データを説明変数、設置位置の A から L を目的変数として一つのサンプルとし、各地点で約 120000 サンプルを取得した。なお、無線端末の Wi-Fi チップの送信アンテナ数は 2 であり、計測用 PC の受信アンテナ数は 3 である。また実験で使用する無線周波数帯は 2.4GHz 帯、サブキャリア数は 30 であり、1 つの無線フレームを受信したときの CSI データは  $3 \times 2 \times 30 = 180$  次元である。機械学習の手法としては、多層パーセプトロン (以降 MLP) を使用した。出力層の活性化関数に softmax 関数、損失関数に多クラス交差エントロピーを採用した。評価関数では合計で 1.0 となる softmax 関数の出力  $\gamma$  の中で最も値の大きなラベルを予測値とし、対象のラベルデータと一致しているかを評価するよう定義した。なお、精度を比較検証するために RSSI を用いた場合の認識精度についても調査した。RSSI は受信アンテナごとに取得できるため、3 次元のデータとなる。また、別の日に同じ条件で各地点の CSI を取得し、CSI データと設置位置について学習済みのモデルに対して、新しい CSI データのみを与えることで位置認識が可能かどうかについて調査を行った。

### 4.2 結果・考察

図 3 に CSI を用いた場合、図 4 に RSSI を用いた場合の混同行列を示す。図は縦軸が実際の値、横軸が機械学習で予想した値を取り、図の数値は、機械学習で予想した値を割合で示している。図 3 に注目すると、各地点において非常に高い精度での認識が確認できる。計測用 PC から 4 m 離れている設置位置の J から L の誤認識が比較的に見受けられるが、3 箇所の認識精度を平均しても 99.0% であった。一方、図 4 に注目してみると、濃淡のバラつきが強く誤認識が多いことが分かる。特に、計測用 PC からの距離による影響は大きく、3 m 以上離れた設置位置 G から L の地点の認識精度が著しく低下してい

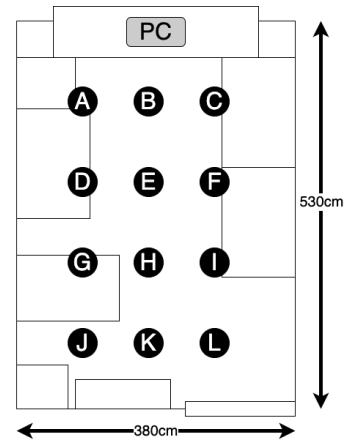


図 2 機器の位置認識の実験環境

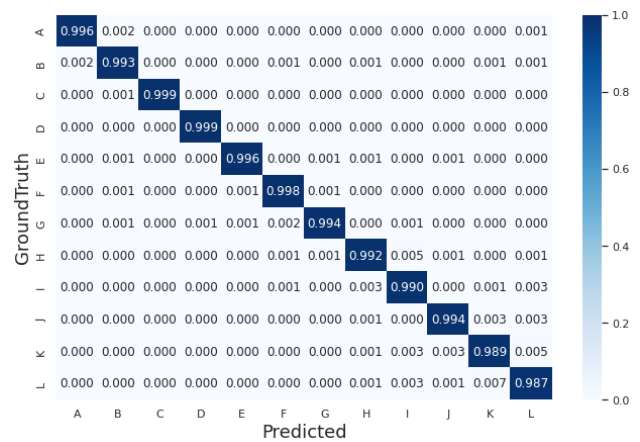


図 3 CSI を用いた場合の混同行列

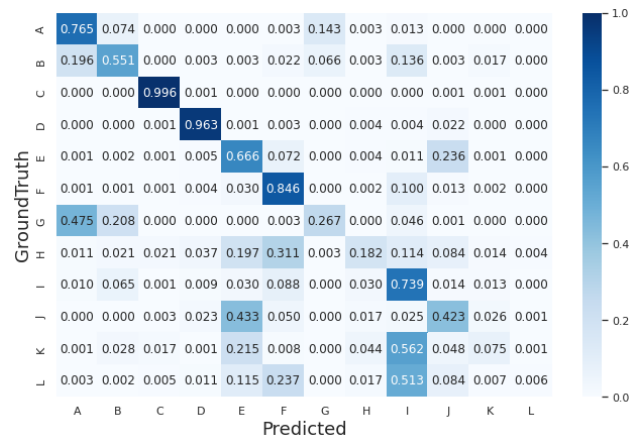


図 4 RSSI を用いた場合の混同行列

る。これは、RSSI がサブキャリアごとの信号強度の総和であることから、電波信号が距離によって減衰し、遠い距離の端末の RSSI の値が近似されることで識別出来なかったと考えられる。全体的な正解率は、CSI を用いた場合が 99.4%、RSSI を用いた場合が 57.6% であり。RSSI を用いる場合と比較して、CSI を用いることで機器の位置認識において高い精度を得ることが確認できた。

図 5 に、別の日に取得した CSI データを学習済みモデルに

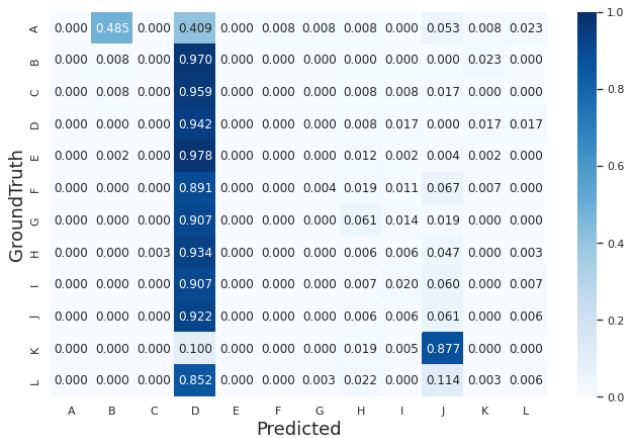


図5 別の日のCSIを用いた場合の混同行列

用いた場合の混同行列を示す。機械学習による位置の予測値は特定の位置に固まっており、全体的な正解率は4.9%だった。これは、モデル作成に使用したデータを取得した際の条件と室内条件が異なることが原因と考えられる。今後、さまざまな環境でも動作するように手法を改良する必要がある。

## 5. まとめと今後の課題

本研究では、無線LAN環境で取得可能なCSIを用いて機器位置の認識が可能かどうか検証を行った。機器位置の認識の評価実験として、室内に設定した位置ごとに計測用PCと端末の間で無線LAN通信を行い、取得したCSIから機器位置を認識可能かどうか検証した。これより、RSSIを用いた場合と比較して、CSIを用いることで機器位置の認識精度が非常に高くなることを示した。実験評価の結果、CSIを用いることで最大99.4%の精度で機器位置を認識できることを確認した。しかし、今回の手法では機器位置の認識において別日のCSIを用いた際に認識不能であったため、今後、さまざまな環境でも動作するように手法を改良する必要がある。

## 謝辞

本研究の一部は科学研究費（課題番号19K11934, 23K11091）の補助を受けている。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] 総務省, “IoTセキュリティガイドライン (ver 1.0),” Jul 2016, [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000428393.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000428393.pdf).
- [2] —, “スマートシティセキュリティガイドライン (第2.0版),” Jun 2021, [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000757799.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000757799.pdf).
- [3] S. Yousefi, H. Narui, S. Dayal, S. Ermon, and S. Valaee, “A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 10, pp. 98–104, 2017.
- [4] 中山翼, 森邦彦, 小田謙太郎, “IoTデバイスのための近距離デバイス間位置推定,” *電気関係学会九州支部連合大会講演論文集*, vol. 2016, p. 97, 2016.
- [5] 江川悠斗, 谷口義明, 井口信和, “無線フレームの観測に基

づくIoT機器の把握支援システム,” *情報処理学会論文誌*, vol. 62, no. 5, pp. 1298–1306, May 2021.

- [6] Z. Li, T. Braun, X. Zhao, Z. Zhao, F. Hu, and H. Liang, “A narrow-band indoor positioning system by fusing time and received signal strength via ensemble learning,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 9936–9950, 2018.
- [7] 高橋光紀, 平石広典, “電波強度による位置推定機能を利用した校内ナビゲーションシステムの設計,” *情報処理学会第74回全国大会講演論文集*, pp. 459–460, Mar. 2012.
- [8] T. Yoshida and Y. Taniguchi, “Estimating the number of people using existing WiFi access point in indoor environment,” in *Proceedings of ECCS 2015*, Nov. 2015, pp. 46–53.
- [9] S. Safaric and K. Malaric, “ZigBee wireless standard,” in *Proceedings ELMAR 2006*, 2006, pp. 259–262.
- [10] T. Mabuchi, Y. Taniguchi, and K. Shirahama, “Person recognition using Wi-Fi channel state information in an indoor environment,” in *Proceedings of IEEE ICCE-TW 2020*.
- [11] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, “Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information,” *ACM SIGCOMM CCR*, vol. 41, no. 1, 2011.