

ワイヤレスセンシングと機械学習を用いた実験室内の環境測定手法の提案

小野 悟[†] 主原 愛^{††}[†]放射線影響研究所 情報技術部 ^{††} 東京大学 大学院新領域創成科学研究科

1 はじめに

本稿では、WiFiの電波強度変遷を用いた大学や研究機関における実験室内の環境測定手法について、これまで著者らが行ってきた取り組みについて包括的な報告を行う。

大学や研究所等の自由な研究環境と安全管理がトレードオフの関係になっている。一般に、産業界における製造工程では予め規定された各工程の操作手順に基づいて作業が行われるのに対し、大学や研究所の実験環境では試行錯誤的に作業が進められ、個々の作業には作業員個人の自由度が最大限取り込まれていることが多く、作業工程の正常な状態を一義的に定義することが難しい。これが、定常作業を主とする産業界での事故予防や事故対策をそのまま大学や研究所の実験研究に適用することが難しい理由の一つであると考えられる。すなわち、産業界の安全管理をそのまま大学等の実験環境に適用した場合、自由な研究環境が妨げられる、もしくは制限を受けることがあると考えられる。

このような背景から、研究機関における実験室の安全性を論じるためには、実験が行われる「場」、作業を行う「人」、そして作業に必要な「モノ」の3つの要素間の複雑な関係性を定量的に把握し、実験室を3つのパラメータから構成されるシステムとして明確化する必要があるとされている[1]。著者らのこれまでの取り組み[2, 3]では、これら3つのパラメータのうち、主として作業を行う「人」と実験が行われる「場」に着目してきた。「場」における「人」の動線を定量的に把握するためにWiFiで用いられている2.4GHz帯の電波強度の変遷を観測し、その時系列的変遷が示す特異的なパターンを類推するために機械学習を用いた。実験の結果、「場」における3種類の基本的な「人」の動線を95%以上の確率で把握できることが示唆された。

2 実験の内容

実験は3つのパートに分けて行った。一つ目の実験は人やモノの動きによって電波強度が変化することを確認した。二つ目の実験は電波強度の変化が顕著に検出できる環境について確認した。最後に機械学習を用いて得られた電波強度の変遷が分類可能であることを確認した。

2.1 電波強度の確認

電波の可視化指標としてRSSI (Received Signal Strength Indicator)を用いた。WiFiで利用されている2.4GHz帯の電波を送受信

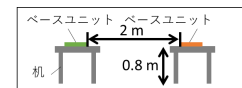


図1: 機器の配置

する無線機器（SONAS株式会社製：UNISONet Classic）2台を図1のとおり設置し、機器間を「人」「紙」「金属」が通過した場合に生じる電波状況の変遷をRSSIを通じて観測した。金属が機器間を通過した際のRSSIの遷移を図2に示す。結果より機器間を通過する物体に対する電波の透過性によってRSSIが顕著な反応を示すことが明らかとなった。

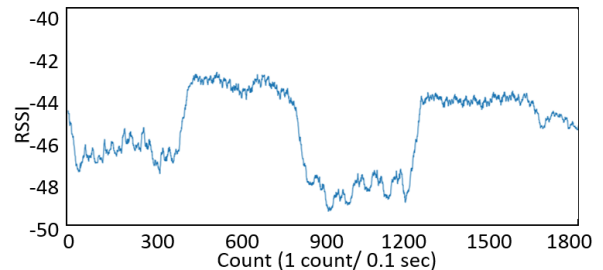


図2: 金属の通過による遷移状況

2.2 センサの設置環境

次に顕著な反応が得られる無線機器の設置位置を検討した。具体的には2つの機器間の距離および設置高について、それぞれ「2, 4m」と「0.8, 1.2, 1.6, 2.0, 2.4m」の各組合せにおけるRSSIの変動状況を測定した。結果を図3に示す。これは機器間を「人」は通過した場合の電波状況の変遷を示している。この結果から、有意な電波強度の変化が捉えられるのは、高さ1.6m、距離4mであることがわかる。よって、以降の実験は本実験結果より得られた設置位置で行った。

2.3 機械学習を用いた分類

A proposed method for measuring the environment in a laboratory using wireless sensing and machine learning.

[†] Satoru Ono (ono@rerf.or.jp)

^{††} Ai Shuhara (a-shuhara@k.u-tokyo.ac.jp)

Department of Information Technology, Radiation Effects Research Foundation ([†])
Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo (^{††})

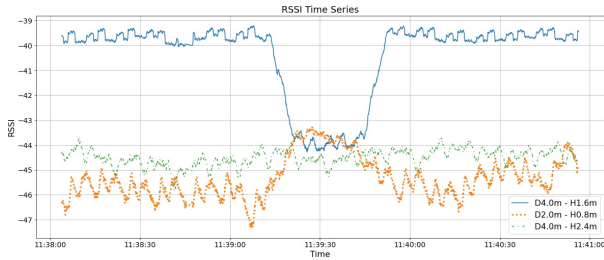


図 3: RSSI の状態遷移

本節では、実験室内の人の動線を把握するための予備実験として、「機器間で人が停止」、「機器間を人が通過」、「機器間に何も無い状態」の3つの基本的な状態におけるRSSIの変動状況を測定した。各機器は厳密な時刻同期を行いながら、

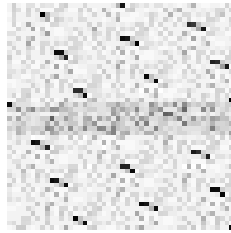


図 4: 生成画像

概ね 13Hz のタイムスロットで電波を発生している。また、1 回の実験に概ね 3 分間の観測期間を設けていることから、測定データとして約 2300 行の記録が得られる。これらのデータは、シリアルケーブルで接続された PC のストレージに CSV 形式のテキストファイルで保存される。このファイルに記録された電波強度の観測値は空中線電力の強弱を示す dBmW で記録されている。電波強度の変遷におけるダイナミックレンジをカーネル密度推定を用いて確認したところ、完全に 8bit 以内に収束することが確認できたため、得られた観測値を 8bit にスケールしたうえでグレースケールの画像データに変換した。変換された画像を図 4 に示す。この画像は「機器間を人が通過」した際のデータから生成されたものである。RSSI の変化として、画像中央付近に帯のようなものを目視することができる。得られた 3 種類の画像データは CNN (Convolutional Neural Network) を用いて分類した。それぞれの動作パターン各 400 枚合計 1200 枚の画像データを作成し、学習用に 900 枚、検証用に 300 枚を利用した。なお、学習モデルの実装には pytorch version 1.8.0 を用いた。また、計算処理の効率化のために CUDA Toolkit version 11.8.89 を用いた GPU プラットフォームを準備した。図 5 に正解率の変遷を示す。概ね 9 割以上の正解率が得られていることがわかる。よって、今回構築した学習モデルは、画像化された RSSI の変遷を適切に分類できるものと考えられる。

3 今後の方針

これまでの実験では、電波強度の変遷を得るために利用した無線機器は 2 台のみであったが、これを複数

台に増やすことによって、機器間のトポロジを検査することができる。例えば 3 台の無線機器を用いた場合、機器間のトポロジを構成するエッジ数は 2 または 3 となり、「人」の動線把握を行うパラメータと組合せが台数の増加に伴って漸増する。また、今後は「場」における「人」の動線だけでなく、「モノ」の動きにも着目することを検討している。具体的には、マルチモーダルセンシングを用いた実験室内の実験機器の動作状況に伴う実験室内の温度や照度、湿度、さらには音源等の時系列的な取得を行うことを計画している。「人」の動線と合わせ、マルチモーダルセンシングによって得られたセンシングデータの変遷を一連のコンテキストとして取り扱う。すなわち、これらのコンテキストを言語的に解釈するために自然言語処理の手法を準用することによって、実験室内の経時的な環境変化を「似た文脈」とした「似た環境変化」と同義に扱いモデル化が可能であると仮説する。

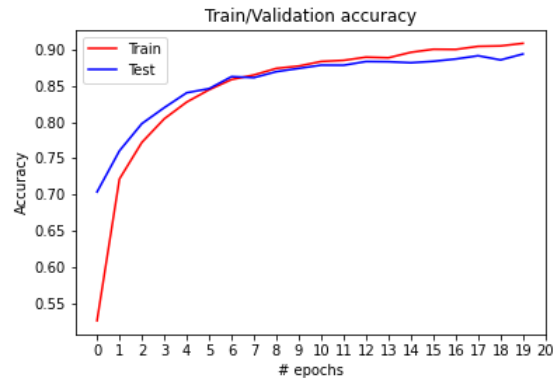


図 5: モデルの訓練状況

参考文献

- [1] Oshima Y.: Importance of scientific approach on safety structure of experimental research, Journal of environment and safety 8(3), pp83-89, 2017. DOI:10.11162/daikankyo.17S0901
- [2] Ai Shuhara, Satoru Ono: A Fundamental study on quantitative evaluation of indoor environmental changes using radio wave intensity, Information Processing Society of Japan The 84th National Convention of IPSJ, pp465-466, March 2022.
- [3] Ai Shuhara, Satoru Ono: Quantitative evaluation of environmental changes in the laboratory using radio wave strength transitions and deep learning, Information Processing Society of Japan The 85th National Convention of IPSJ, pp1-2, March 2023.