

CSI センシングにおける パラメータ校正コストの削減手法の提案

山崎大地[†] 川喜田佑介[#] 田谷昭仁[‡] 戸辺義人[♯]

青山学院大学大学院理工学研究科理工学専攻[†]

東京大学生産技術研究所[‡]

神奈川工科大学情報学部情報工学科[#]

青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科[♯]

1. はじめに

数多くある行動認識技術の中でも、人体への負担、プライバシー保持の面から Wi-Fi CSI (Channel State Information) の利用¹⁾ が注目されている。しかし、CSI は無線の特質でもある実世界環境の影響が大きいという欠点があり、新たな環境で深層学習による Wi-Fi CSI の行動認識をするに当たっては、認識精度を向上させるために、Wi-Fi AP (Access Point) の設置に関わる校正を必要とする。本研究では、その校正コストを低減することを目的として、校正に必要な行動タイプの絞り込み手法 RCAL (Reduction of CALibration cost) を提案する。

2. 関連研究

野口²⁾らは、物体検知特性に与える影響が十分に検討されていないアンテナ配置に着目しており、適切な配置によって少数のアンテナでも高い検知精度が得られることを示した。しかし、適切なアンテナ配置を決定する手法の議論がなく、アンテナの配置位置のようなパラメータを校正する手法は未解決のままである。

3. 提案手法

RCAL では、行動認識対象となる行動を ABI (Activity to Be Identified) と呼ぶこととする。RCAL の概要を図 1 で示す。本研究では CSI を活用した深層学習による多クラス分類において、全体の ABI から特定の ABI を抽出した ABI 群を選定することでコストの低減を図る。

一般的な CSI による行動認識では、全 ABI を用いて実験を行い、アンテナ配置や角度を校正する。その後、実運用に向けたトレーニングを行うが、RCAL では、まず校正に用いる少数の ABI 群を選定し、それらを用いて校正をする。その後実運用に向けた全 ABI のトレーニングを行う。これにより、パラメータ構成のコストを削減する

ことが可能である。

3.1. パラメータの選定

本研究では Wi-Fi AP の設置に関わるパラメータを PS (Physical State) パラメータと呼称し、これは送受信機の配置位置やその他の実験者の操作を必要とする物理的要素を指す。

RCAL では、野口らが優位性を示した送受信機の配置位置²⁾とアンテナの角度という 2 つの PS パラメータを選定する。アンテナの角度は事前に行った予備実験によって検知精度に大きく寄与することが確認されている。また、送受信機の配置位置を p_i 、アンテナの角度を θ_i として定義し、これら二つの PS パラメータの組み合わせを (p_i, θ_i) とする。

3.2. ABI の選定手法

ABI の選定手法として、特徴の異なる ABI を主観的に選定する方法を採用する。この手法は、データが未取得のタスク選定段階での ABI 群の選定を可能にすることを目的としている。しかし、この方法ではタスクの選定に主観が介入するため、実験による評価が困難である。そこで、本研究では CSI データから得られる特徴量を用いて数値的に特徴の異なる ABI の選定を行い、その結果を示すこととする。

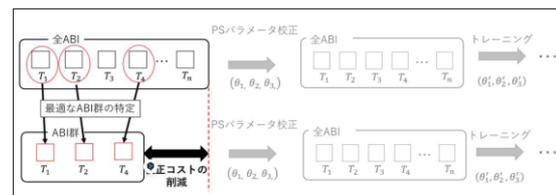


図 1 RCAL の概要

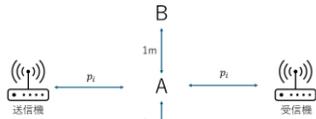


図2 実験環境

その手法として算出した特徴量データのユークリッド距離を用いる。M 個のパラメータセットを $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, x_i は F_i 個の値をとりえらるとする。それらに ABI の集合 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ が与えられたとき、各パラメータ設定 x_i に対して $d_{ij}(x_1, x_2, \dots, x_m)$ という形で A_i と A_j 間の距離を求めることができる。

その中で K 個の ABI を選択することで、以下を最大化する。

$$\max \sum_{x_1=1}^{F_1} \sum_{x_2=1}^{F_2} \dots \sum_{x_m=1}^{F_m} \sum_{\substack{i, j \in K \\ i \neq j}} d_{ij}(x_1, x_2, \dots, x_m)$$

この最大化問題を解くことにより、最適なアクティビティ集合を選択する。

4. 評価実験

提案手の法優位性を示すための評価実験の内容とその結果を示す。

4.1. 評価実験

図 2 に示すとおり、3 つの特定のポイントを定義する。点 A は送信機と受信機を結ぶ線の中心に位置する場所、点 B はその中心から垂直に右に 1m の位置、点 C は左に 1m の位置にある。各ポイントにおける「立つ」と「しゃがむ」を ABI として分類する。この実験では、合計 6 クラス（各ポイントでの立つ動作としゃがむ動作、それぞれ 3 クラス）の分類を行う。

本実験では、1 人の被験者を対象に、各タスクを 30 秒間、12 回実施し、全 ABI と全パラメータにわたってデータを収集する。PS パラメータとしては、2 種類（送受信機間 2m, 4m）のアンテナ配置位置と 3 種類（垂直、前方に 90°, 後方に 90°）のアンテナ角度を用いる。

取得した CSI データにローパスフィルタを適応による前処理を行い、CNN (Convolutional Neural Network) を用いて分類を行う。

評価方法は、全 ABI を使用したパラメータ評価結果を基準とし、ランダムに選んだ ABI 群と RCAL によって選ばれた ABI 群から得られるパラメータを比較評価する。

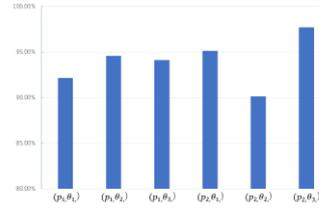


図3 全 ABI の実験結果

表1 各 ABI 群の実験結果

パラメータ	ランダム1	ランダム2	RCAL
(p_1, θ_1)	95.05%	90.28%	92.35%
(p_1, θ_2)	93.06%	91.54%	94.13%
(p_1, θ_3)	94.88%	94.64%	94.96%
(p_2, θ_1)	94.69%	93.71%	95.99%
(p_2, θ_2)	90.08%	93.35%	90.06%
(p_2, θ_3)	97.68%	99.06%	98.87%

4.2. 評価結果および考察

評価実験の結果を図 3、表 1 に示す。全 ABI を用いた実験では (p_2, θ_3) の評価が一番高く、次いで (p_2, θ_1) , (p_1, θ_2) , (p_1, θ_2) の順に高い結果を示している。

各 ABI 群での実験結果は、すべての ABI 群において (p_2, θ_3) が高い結果を示すことができ、次に高い結果は「ランダム 1」では (p_1, θ_1) , 「ランダム 2」では (p_1, θ_3) , そして提案手法である「R-CAL」では (p_2, θ_1) を示した。

これらの実験結果から、校正に利用する ABI の数の制限することの優位性と提案手法である R-CAL の有効性が示された。

そのため、実験実施者は分類タスクにおけるアクティビティの数を減らして校正を行うことで十分な精度を維持しながら校正コストの削減を図ることができ、そのタスクの選定時に適切な特徴の異なるタスクを選定することで高い結果を得られることが示された。

5. 結論

本研究では、CSI センシングの課題に対して、PS パラメータ校正コストの削減手法の確立を目的として、R-CAL を提案しその評価実験を行い、その有効性が示された。

今後、他のアクティビティを選定し、提案手法の適応範囲の検証を行う予定である。

参考文献

- 1) Wu, K., Xiao, J., Youwen, Yi, Y., Gao, M. and Ni, L. M.: FILA: Fine-grained indoor localization. IEEE Conf. on Computer Communications (INFOCOM), pp. 2210-2218 (2012).
- 2) 野口一基, 武田修, 村上智樹, 大槻真也: 無線 LAN の CSI を利用した屋内物体検知特性の実験評価. 信学技報 (CS), vol. 122, no. 397, pp. 23-28, (2023).