

置くだけIoTの実現に向けたIoT機器グループ化における 実環境向けCSIサンプリング手法の提案

石田 繁巳[†] 村上 友規^{††} 大槻 信也^{††}

[†] 公立はこだて未来大学 システム情報科学部 〒 041-8655 北海道函館市亀田中野町 116-2
^{††} 日本電信電話株式会社 アクセスサービスシステム研究所 〒 239-0847 神奈川県横須賀市光の丘 1-1
E-mail: †ish@fun.ac.jp

あらまし 本稿では、筆者らが提案したIoT機器グループ化システムを実環境で用いるための無線LAN CSI (Channel State Information) サンプリング手法を示す。筆者らは、人々の動きがCSIに与える影響を抽出することで調整ランド指数 (ARI) 1.00 でIoT機器を部屋ごとにグループ化できることを先行研究において示した。しかしながら、人々が部屋に滞在する時間は部屋ごとに大きく異なるため、実環境で収集したCSIデータを用いるとIoT機器グループ化性能が大きく低下するという問題がある。これに対し、独立成分分析とクラスタリングを組み合わせることでIoT機器グループ化に有益な特徴を効率よく抽出し、IoT機器グループ化性能を向上させる。実環境で収集したCSIデータを用いてIoT機器グループ化性能を評価し、ランダムにCSIデータを選択する場合と比べて平均ARIを最大で44.4%改善できることを確認した。

キーワード Internet of Things (IoT), 位置情報, Channel State Information (CSI), 独立成分分析

Proposal of CSI Sampling for Practical Environment on Device Grouping toward Put-and-Play IoT Systems

Shigemi ISHIDA[†], Tomoki MURAKAMI^{††}, and Shinya OTSUKI^{††}

[†] School of Systems Information Science, Future University Hakodate,
116-2 Kamedanakano-cho, Hakodate-shi, Hokkaido, JAPAN 041-8655
^{††} Access Network Service Systems Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation,
1-1 Hikari-no-oka, Yokosuka-shi, Kanagawa, JAPAN 239-0847
E-mail: †ish@fun.ac.jp

Abstract This paper presents a wireless LAN channel state information (CSI) sampling method to use the IoT device grouping system, presented in our previous study, in practical environments. Our previous study presented that the IoT device grouping system utilizing CSI changes caused by human movement successfully groups IoT devices in the same room with an adjusted Rand index (ARI) of 1.00. However, the IoT device grouping system suffers from low performance in practical environments due to the imbalanced time people spending at specific rooms. To make the IoT device grouping system reality, we propose a CSI sampling method consisting of independent component analysis (ICA) and clustering, which efficiently extract CSI changes caused by human movement. We conducted experimental evaluations and confirmed that our CSI sampling method improves mean ARI by up to 44.4% compared to random CSI sampling.

Key words Internet of Things (IoT), location information, channel state information (CSI), independent component analysis (ICA)

1. はじめに

情報通信技術の進展とともに、IoT (Internet of Things) シ

ステムが身近なものとなりつつある。IoTシステムは産業界におけるセンシングや自動化だけでなく、スマートハウスのような家庭内でのセンシングや自動化にも利用されている。

IoTシステムの導入に向けては情報通信技術の知識が不可欠であり、IoTシステムが一般家庭へ普及することを阻害する要因の1つとなっている。IoTシステムの導入には、IoT機器の設置場所情報の登録、ネットワーク設定、自動化などに向けたIoT機器同士の連携設定の3つの初期設定が必須であるが、情報通信技術を持たないユーザーが行うことは難しい。

このような問題に対し、筆者らは一般向けのIoTシステムとしてスマートハウスを対象として、IoT機器を設置するだけで初期設定が半自動的に完了する「置くだけIoT」の実現を目指している。IoT機器を設置すると家庭内に設置された無線LANアクセスポイントに半自動的に接続し、設置された場所を半自動的に認識する。ユーザーがIoT機器を日常的に使う中でその利用ログを一定期間収集し、ログに基づいて複数のIoT機器の連携方法を自動的に学習して連携設定を施す。

IoTシステムの3つの初期設定のうちネットワーク設定及びIoT機器同士の連携設定に関してはこれまでも研究報告があることから、IoT機器の設置場所情報の登録を半自動化する手法をこれまでに報告した[1]。この手法では無線LANアクセスポイントとIoT機器との通信におけるCSI (Channel State Information: 伝搬チャネル情報) に基づいて事前知識なしにIoT機器をIoT機器が設置された部屋ごとにグループ化する。各部屋グループに属するIoT機器をユーザーが利用したときにユーザーにその設置場所、すなわち部屋の名前を尋ねることでIoT機器の設置場所登録を半自動化する。

しかしながら、文献[1]で示した手法は実環境で収集したCSIデータを用いる場合にグループ化性能が大きく低下するという問題がある。文献[1]の手法は人がさまざまな場所にいるときにCSIに与える影響を抽出することで事前知識なしにIoT機器をグループ化している。実環境では人が部屋に滞在する時間には大きな偏りがあり、「リビングに長い時間いるけれど風呂場にいる時間は短い」などの状況は一般的と言える。このため、ランダムにCSIデータを取り出しても「人がさまざまな場所にいるとき」のCSIを取り出すことが難しい。

本稿では、文献[1]のIoT機器グループ化手法において実環境のCSIデータを用いた場合のグループ化性能を向上させるCSIサンプリング手法を示す。IoT機器グループ化性能の向上に向けては、さまざまな場所に人がいる状況など「人がCSIに与える影響が多様である」ようにCSIデータをサンプリングすることが重要である。複数の人がCSIに与える影響は独立であると考えられることから、CSIデータから抽出した人の動きの影響を示す特徴量を独立成分分析を用いて分離する。その上で、独立成分空間上でクラスタリングをすることで「複数の人がCSIに与える影響」が似ている状況をグループ化する。最後に、各グループからCSIデータを同数取り出し、「複数の人がCSIに与える影響」が異なる状況でのCSIデータを抽出する。

4人が生活する2LDK住宅において24時間収集したCSIデータを用いて、提案するCSIサンプリング手法を用いた場合のIoT機器グループ化性能を評価した。その結果、ランダムにCSIデータをサンプリングする場合と比べて平均ARI (Adjusted Rand Index: 調整ランド指数) が最大で44.4%向上したことを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2.では関連研究として、IoT

システムの初期設定自動化に関するネットワーク接続及びIoT機器連携に関する研究、CSIを用いた屋内測位技術について述べる。3.では文献[1]で示したIoT機器グループ化手法について述べる。4.で提案するCSIサンプリング手法を示し、その評価を5.で示す。最後に6.でまとめとする。

2. 関連研究

2.1 ネットワーク接続

自動ネットワーク接続はネットワークングに関する研究の中でも古くから研究されている分野であり、BOOTP (Bootstrap) プロトコルやDHCP (Dynamic Host Configuration) プロトコルはすでに広く利用されている。

IEEE 802.11などの無線LANの場合にはセキュリティに配慮したネットワーク自動接続が必須である。WPS (Wi-Fi Protected Setup) はその最たる例であり、多くの機器に導入されている。

IoT機器は通常の無線LANへの接続以外にもアドホックネットワークなどを構築する場合が想定されている。文献[2]~[5]では、Wi-Fi Directを用いたP2Pネットワークやアドホックネットワークの構築に関して報告されている。Wi-Fi DirectはIEEE 802.11通信を用いてアクセスポイントを介さずに通信をする規定であり、近接デバイス間でネットワークを構築できる。文献[6]ではWi-Fi Directを用いたセキュアなデバイス間通信手法が示されている。

このような技術を利用すれば、IoTシステムの初期設定の1つであるネットワーク接続は半自動的に行うことが可能である。

2.2 IoT機器連携

IoTシステムで用いられる多数のセンサやアクチュエータを連携させたアプリケーションやサービスを実現するためには、IoT機器連携が必須である。IoT機器などを連携させる設定は情報通信技術の知識を持たないユーザーには難しいことから、機器連携をサポートする手法が報告されている。

特に、スマートハウスのシナリオでは情報通信技術の知識を持たない一般ユーザーが機器の連携設定を行う必要がある。これに向け、MR (Mixed Reality) 技術により機器の導入手順をガイダンスする手法や[7]、これを拡張し、ヘッドマウントディスプレイを用いて機器の連携設定を行う手法が報告されている[7],[8]。

別のアプローチとして、コンテキスト情報に基づいた自動機器連携が挙げられる。文献[9]では、ユーザーに連携設定のゴールを確認した上で、機器の利用ログやセンシングにより得られたユーザーコンテキスト情報に基づく連携を学習する手法が報告されている。文献[10]では、IoTセンサ機器で取得したイベント情報から連携動作のトリガとなるイベントを検出し、これを用いてIoT機器を自動連携する手法が報告されている。

このような機構はIoTシステム構築時のIoT機器連携を自動化に利用可能である。

2.3 CSIを用いた屋内測位技術

CSIは、行動認識やキー入力センシング、手話認識など、広くセンシングに利用されているが、ここではCSIを用いた屋内測位について述べる。

無線LANの受信信号強度を用いた測位において広く利用さ

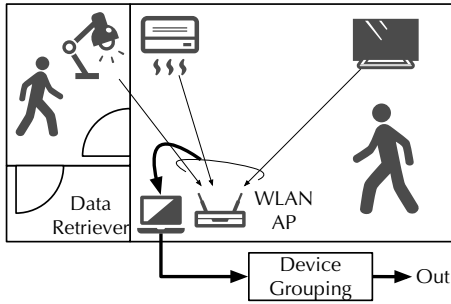


図1 CSIを用いたIoT機器の部屋単位グループ化システムの概要

れているフィンガープリント測位は、CSIを用いる場合においても多くの研究が行われている。PinLocはCSIを用いたフィンガープリント測位の先駆的な研究報告であり[11]、CSIを用いない場合と同様に、学習フェーズと測位フェーズで構成される。学習フェーズでは測位対象エリア内の各地点でCSIを収集してフィンガープリントデータベースを構築し、測位フェーズでは測定対象位置で取得したCSIをフィンガープリントデータベースのCSIと比較することで位置を推定する。フィンガープリント測位に関しては深層学習と組み合わせた測位精度の向上手法も報告されている[12], [13]。

定式化したモデルを用いて測位をする手法も報告されている。FUSICはIEEE 802.11mcで定められている測距規格であるFTM (Fine Timing Measurement) と、方向推定技術であるMUSIC (Multiple Signal Classification) 法を組み合わせた測位手法である[14]。SpotFiはCSIの位相の差を統合することで擬似的に広帯域な信号を作り出し、測位精度を向上させる手法である[15]。

このような技術は機器の位置を座標として得ることができるが、IoTシステムの構築ではどの部屋に設置されているかなどのIoT機器のコンテキスト情報が必要となる。本研究で提案しているIoT機器を部屋ごとにグループ化する手法は、部屋の間取りを推定する研究[16]と組み合わせることで半自動的にIoT機器のコンテキスト情報を設定できる。

3. CSIを用いたIoT機器の部屋単位グループ化

図1に、CSIを用いたIoT機器の部屋単位グループ化システムの概要を示す。IoT機器グループ化システムは、データ収集ブロック (Data Retriever) 及びグループ化ブロック (Device Grouping) の2つのブロックで構成されている。

データ収集ブロックは、IoT機器が無線LANアクセスポイント (WLAN AP) と通信する際に送出されるCSIを収集する。複数台のIoT機器からCSIを収集するため、IEEE 802.11ac圧縮CSI収集手法[17]を用いることを想定している。圧縮CSIは $\phi_{ij}(0 \leq \phi_{ij} < 2\pi), \psi_{lj}(0 \leq \psi_{lj} < \pi/2)$ の2つのCSI角度で表現されており、それぞれアンテナ間での位相差、振幅の差に対応している。インデックス番号 i, j, l がとり得る値は、無線LANアクセスポイント・IoT機器のアンテナ数によって定まる。IEEE 802.11acで使用されている52本のサブキャリアそれぞれについて ϕ_{ij}, ψ_{lj} が得られるが、文献[1]の評価に基づき、本システムでは ψ_{lj} のみを利用する。

グループ化ブロックでは、CSI角度 ψ_{lj} から特徴量を抽出し

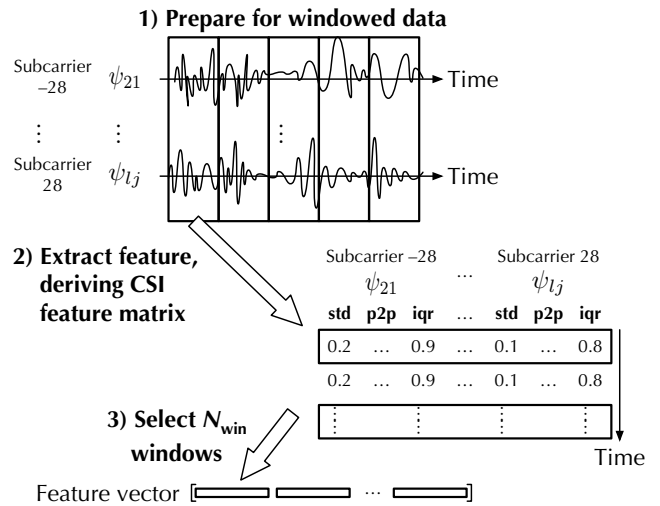


図2 特徴量ベクトルの作成手順

てクラスタリングすることでIoT機器を部屋ごとにグループ化する。図2に、特徴量抽出、すなわち特徴量ベクトル作成の手順を示す。図は1台のIoT機器の特徴量ベクトル作成手順を示している。まず、1) 52本のサブキャリアそれぞれの ψ_{lj} を時系列順に並べたデータを固定長ウィンドウで区切る。次に、2) それぞれのウィンドウで特徴量を計算して並べ「CSI特徴量行列」を得る。CSI特徴量行列の各行はウィンドウを、各列はサブキャリア・CSI角度・特徴量を表している。文献[1]の評価に基づき、特徴量は標準偏差 (std), ピークピーク値 (p2p), 四分位範囲 (iqr) の3つを用いる。3) CSI特徴量行列から N_{win} 行を選択して1行に並べることで特徴量ベクトルが得られる。最後に、各IoT機器について計算した特徴量ベクトルを用いてクラスタリングによりIoT機器をグループ化する。

文献[1]では、図2のステップ3)における N_{win} 行の選択が性能に大きな影響を与えることを報告した。具体的には、人がいる場所が限定されたデータのみを用いた場合にはIoT機器グループ化性能が大幅に低下する。実環境では人の居場所を特定せずにCSIデータを収集するため、高い性能を得るためにはCSI特徴量行列から取り出す行をどのように決めるのが重要となる。

4. 実環境におけるIoT機器グループ化に向けたCSIサンプリング手法

4.1 キーアイデア

実環境におけるIoT機器グループ化に向けたCSIサンプリング手法のキーアイデアは、CSIの変化の仕方が多様となるようにCSI特徴量行列から行を選択することである。CSI特徴量は、人の動きなどの物理的な変化がCSIに与える影響を抽出したものである。異なる場所にいる人が各IoT機器のCSIに与える影響が独立であると考え、CSI特徴量には異なる場所にいる人の影響が混在している。そこで、複数のIoT機器のCSI特徴量行列を統合した上で独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) を行い、複数の人の影響を分離する。

4.2 概要

図3に、独立成分分析を用いたCSIサンプリング手法の概要

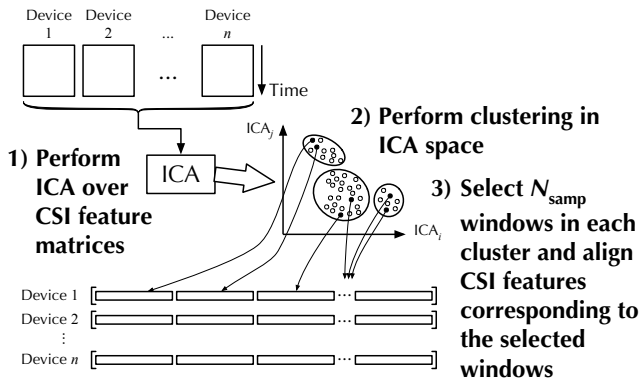


図 3 独立成分分析を用いた CSI サンプルング手法の概要

を示す。提案する CSI サンプルング手法は、1) 独立成分分析、2) ICA クラスタリング、3) 特徴量ベクトル生成という 3 つのステップで構成される。1) では、CSI 特徴量行列に対して独立成分分析を実施する。2) では、得られた独立成分空間上でクラスタリングを実施し、独立成分が類似しているウィンドウのクラスタを得る。3) では各クラスタで一定個数のウィンドウを選択する。選択したウィンドウに対応する行を CSI 特徴量行列から取り出して各 IoT 機器についてそれぞれ並べることで、IoT 機器グループ化に利用する特徴量ベクトルを得る。

以降では各ステップについて詳述する。

4.3 独立成分分析ステップ

独立成分分析ステップでは、全 IoT 機器の CSI 特徴量行列という時系列データに対して独立成分分析を実施し、独立成分の時系列データを得る。CSI 特徴量行列の各行は 1 つのウィンドウに対応していることから、1 つの行はある時刻の CSI 特徴量を並べたものであると言える。このため、図 3 に示すように全ての IoT 機器の CSI 特徴量行列を横に連結すれば全 IoT 機器の CSI 特徴量の時系列データが得られる。

一般に、CSI 特徴量の次元は 150 次元を超えたものとなる。3. に示したように、52 本のサブキャリアのそれぞれについてアンテナ数で定まる 1 つ以上の CSI 角度 ψ_{ij} が存在し、それぞれについて標準偏差、ピークピーク値、四分位範囲の 3 つの特徴量を計算したものが CSI 特徴量である。CSI 角度 ψ_{ij} の個数を $|\psi_{ij}|$ と表現すると、CSI 特徴量の次元は $156|\psi_{ij}|$ である。

このような大きな次元のデータに対する独立成分分析は計算量が大きいため、本ステップでは主成分分析 (PCA: Principle Component Analysis) を用いて CSI 特徴量の次元を削減した上で独立成分分析を行う。全 IoT 機器の CSI 特徴量行列を連結し、主成分分析を用いて主成分のみを取り出す。その上で、取り出した主成分に対して独立成分分析を行う。

本手法では、独立成分の数 N_{ica} は取り出す主成分の数と同数とする。一般に、高次元データの独立成分分析を実施する場合には取り出したい独立成分の数と同じ次元となるように元データの次元を削減する。本研究では異なる人の動きなどが独立成分として現れることを想定しているが、CSI 特徴量には機器の状態変化や環境の変化などの影響も含まれていると予想されることから独立成分の数を仮定することは難しい。このため、 N_{ica} は主成分の寄与率の合計が 0.8 などの一定値を超えるように主成分数および独立成分数を決定する。

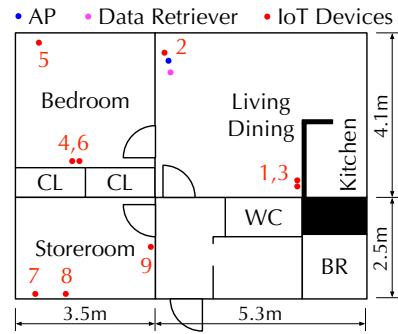


図 4 実験環境

4.4 ICA クラスタリングステップ

ICA クラスタリングステップでは、得られた独立成分の空間でクラスタリングを行うことで CSI 特徴量への影響が類似した状況に対応するウィンドウをグループ化する。本手法では、1 人の人間が CSI 特徴量に与える影響がそれぞれの独立成分として現れることを想定している。独立成分の構成が類似しているウィンドウは CSI 特徴量への影響が類似した状況であると言える。

ICA クラスタリングステップで用いるクラスタリング手法は限定しない。「CSI 特徴量に対する影響が異なる状況」が何パターン存在するのかが環境によって異なると予想されるため、クラスタ数を指定しない手法やクラスタ数を推定可能な手法が望ましい。

4.5 特徴量ベクトル生成ステップ

特徴量ベクトル生成ステップでは、ICA クラスタリングステップで得られた各クラスタからそれぞれ N_{samp} 個のウィンドウを選択し、3. で示した IoT 機器グループ化に用いる特徴量ベクトルを生成する。各 IoT 機器について、CSI 特徴量行列から選択されたウィンドウに対応する行を取り出して 1 列に並べることで特徴量ベクトルを得る。各クラスタは「CSI 特徴量に対する影響が異なる状況」をまとめたものである。そのそれぞれから取り出したウィンドウの CSI 特徴量を並べて特徴量ベクトルを生成することで、CSI 特徴量に対する影響が異なる状況を表す特徴量ベクトルが得られる。

本ステップにおけるウィンドウの選択は、図 2 のステップ 3) における N_{win} 個のウィンドウ選択に相当するものである。ICA クラスタリングステップで得られたクラスタ数を N_{clus} とすると、 $N_{win} = N_{clus}N_{samp}$ である。

5. 評価

4. で示した CSI サンプルング手法の IoT グループ化性能に対する有効性を検証するため、実験環境で収集した CSI データを用いて初期評価を行った。

5.1 評価環境

図 4 に、CSI データの収集実験環境を示す。2LDK 住宅内に、無線 LAN アクセスポイント (AP) 1 台、データ収集器として Intel Compute Stick PC 1 台、IoT 機器として Raspberry Pi 3A+ を 9 台設置した。各機器は床または棚の上に設置されており、その高さは 0 cm から約 2 m である。実験環境は軽量鉄骨集合住宅の 1 階にあり、実験環境中の壁、すなわち屋内の壁は

表 1 収集された CSI データ数

Device ID	(a) # of packets	(b) # of valid windows
1	290663	2358
2	2968	0
3	198929	2357
4	268754	2880
5	0	0
6	308506	2880
7	347484	2880
8	369627	2880
9	247124	2880

主に木材である。図 4 には示していないが、集合住宅であるために図の左右方向には別の住人が暮らす部屋が存在している。

Raspberry Pi には Raspberry Pi OS をインストールし、無線 LAN アクセスポイントを通じた通信を常時発生させ、圧縮 CSI が定期的送信されるように設定した。Compute Stick にはアクセスポイント向け軽量 OS である OpenWRT をインストールし、tcpdump を用いて圧縮 CSI を収集した。なお、Raspberry Pi や Compute Stick のハードウェアや Raspberry Pi OS, OpenWRT には変更を加えておらず、OS 上に導入したソフトウェアのみでシステムを実現した。

このような環境で 4 人家族 (40 代 1 名, 30 代 1 名, 10 歳未満 2 名) が生活する中で、CSI データを 24 時間収集した。「実環境」でのデータ収集を目的としているため、データ収集中にドアの開閉状態や生活での行動制限は一切設けず、通常通りの生活をしてもらった。

Raspberry Pi からの CSI 送信周期は一定ではない。Compute Stick における受信エラーによるパケットロスも発生したため、実際に収集できた CSI の数は IoT 機器ごとにバラツキが見られた。表 1 (a) に、IoT 機器ごとの収集 CSI データ数を示す。デバイス ID は図 4 中の IoT 機器の番号に対応している。デバイス 5 は生活する中で電源断が発生したために稼働しておらず、データを収集できなかった。

3. で示した IoT 機器グループ化手法のステップ 1) におけるウィンドウ幅は 60 秒に設定した。文献 [1] ではウィンドウサイズを 10 秒以上に設定することでほぼ一定の性能となることが示されている。CSI の収集周期は文献 [1] では 10 Hz, 本実験では表 1 (a) から算出すると平均で 1 から 2 Hz 程度であるため、ウィンドウ幅を 60 秒とした。文献 [1] と同様に、ウィンドウごと、Raspberry Pi ごとにパケットロス率を算出し、パケットロス率が 20% を超えているウィンドウは破棄した。

表 1 (b) に、各 IoT 機器で得られたウィンドウ数、すなわち CSI 特徴量行列の行数を示す。提案手法は全ての IoT 機器の CSI 特徴量が必要となることから、評価ではウィンドウ数が 0 となったデバイス 2 及び 5 を除外し、7 台の IoT 機器をグループ化した。

提案する CSI サンプルングの有効性を示すため、以下の 3 つの CSI サンプルング手法で性能を比較した。

(1) ICA サンプルング (ICA, 提案手法)

4. で示した提案手法である。独立成分空間でのクラスタリング結果に基づいて CSI 特徴量を取り出すウィンドウを

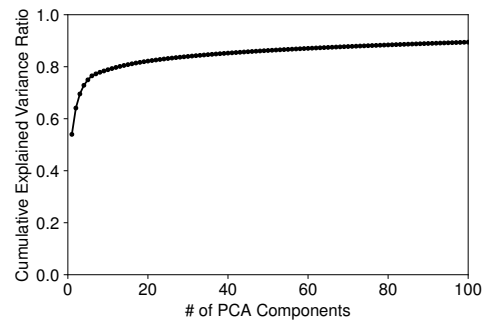


図 5 主成分分析の成分数に対する寄与率の合計

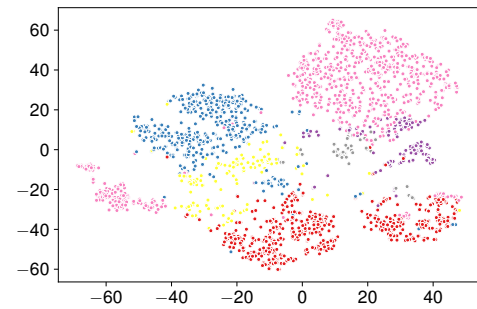


図 6 独立成分空間におけるクラスタリング結果

選択する。

(2) PCA サンプルング (PCA)

CSI 特徴量行列に対する主成分分析の結果得られた主成分空間においてクラスタリングを実施し、4.5 と同様に各クラスタからそれぞれ CSI 特徴量を取り出すウィンドウを選択する手法である。クラスタリング手法、クラスタ数 N_{clus} は ICA サンプルング手法と同じとした。

(3) ランダムサンプルング (Random)

ベースラインとなる手法である。CSI 特徴量行列からランダムに N_{win} 個のウィンドウを選択する。公平性の観点から、 N_{win} の値は比較対象となる 2 つの手法のクラスタ数 N_{clus} 、クラスタから取り出すウィンドウ数 N_{samp} から都度算出した。

IoT 機器グループ化性能の評価には、クラスタリングの評価で広く利用されている ARI を用いた。ARI はクラスタリング性能を示す指数であり、 $-1 \leq ARI \leq 1$ の値を取る。ARI が高いほど高い精度のクラスタリングであることを示している。本研究は IoT 機器のグループ化を目的としているため、正解ラベルとして部屋の情報を与えず、部屋ごとのグループを正解データとして与える。このため、教師あり学習の評価のように混同行列を得て精度を評価することはできない。

5.2 独立成分数 N_{ica} の決定

独立成分数 N_{ica} は、4.3 に示した主成分分析において主成分の寄与率の合計が 0.8 を超える数として決定した。図 5 に、主成分分析の成分数に対する寄与率の合計を示す。図より、主成分数を 12 とすれば寄与率の合計が 0.8 を超えることが分かる。本稿では $N_{ica} = 12$ とし、以降の評価は全てこの値を用いて行った。

5.3 ICA クラスタリング

図 6 に、独立成分空間におけるクラスタリングの結果を示

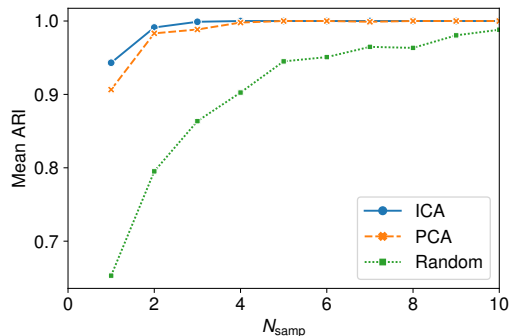


図7 ウィンドウ選択数 N_{samp} に対する平均 ARI

す。独立成分数 $N_{\text{ica}} = 12$ であるため、図6は独立成分空間を t-SNE を用いて2次元に次元削減した上で可視化した結果を示している。クラスタリング手法は限定しないが、本稿では K-Means を用い、クラスタ数 $N_{\text{clus}} = 6$ とした。

5.4 IoT 機器グループ化性能

提案する CSI サンプルング手法を用いた場合の IoT 機器グループ化性能は、4.5 に示した特徴量ベクトル生成及び IoT 機器グループ化を複数回行って平均 ARI を算出して評価した。試行回数は 500 回である。

図7に、ウィンドウ選択数 N_{samp} に対する平均 ARI を示す。図は、5.1 に示した3つの CSI サンプルング手法のそれぞれの平均 ARI を示している。図より以下のことが分かる。

- (1) 提案手法である ICA サンプルングはもっとも高い平均 ARI を示している。提案する CSI サンプルングは IoT 機器のグループ化性能の向上に有効であると言える。ランダムサンプルングと比べると平均 ARI は $N_{\text{samp}} = 1$ のときで 44.4%改善し、0.943 であった。
- (2) ランダムサンプルングと比べて、ICA サンプルング・PCA サンプルングでは平均 ARI が大幅に増加した。独立成分や主成分の空間でクラスタリングを行うことで CSI 特徴量の変化が類似したウィンドウをグループ化することができる。各グループからウィンドウを取り出して IoT 機器グループ化の特徴量ベクトルを生成することで、CSI 特徴量の変化の仕方の異なる特徴量を抽出することが可能となり、高い IoT 機器グループ化性能を得られたと考えられる。
- (3) ウィンドウ選択数 N_{samp} を増加させると、ランダムサンプルングと ICA サンプルング・PCA サンプルングの平均 ARI の差は小さくなる。限られた数の CSI データを用いる場合に提案手法の優位性が大きく現れると言える。

以上の結果から、提案手法である ICA サンプルングによって IoT 機器グループ化性能を大きく向上できることを確認した。

6. おわりに

本稿では、「置くだけ IoT」の実現に向けて筆者らが提案した IoT 機器グループ化手法を実環境に適用するための CSI サンプルング手法を示した。先行研究で提案した IoT 機器グループ化手法は人の動きが CSI に与える影響を用いるが、実環境では人の動き方に偏りがあり、性能が大きく低下するという問題があった。これに対し、独立成分分析とクラスタリングを組み合わせることで「CSI 特徴量に対する影響が異なる状況」を取り

出し、IoT 機器グループ化性能を向上させる手法を提案した。実環境で収集した CSI データを用いてグループ化性能を評価した結果、平均 ARI が最大で 44.4%向上することを確認した。

文 献

- [1] S. Ishida, T. Murakami, and S. Otsuki, "Room-by-Room Device Grouping for Put-and-Play IoT System," IEEE GLOBECOM, pp.4293–4298, Dec. 2022.
- [2] L. Baresi, N. Derakhshan, S. Guinea, and F. Arenella, "MAGNET: A middleware for the proximal interaction of devices based on Wi-Fi direct," IEEE ICC, pp.1–7, May 2017.
- [3] J.H. Lee, M.-S. Park, and S.C. Shah, "Wi-Fi direct based mobile ad hoc network," Int. Conf. Computer and Communication Systems (ICCCS), pp.116–120, July 2017.
- [4] C. Funai, C. Tapparelo, and W. Heinzelman, "Enabling multi-hop ad hoc networks through WiFi Direct multi-group networking," Int. Conf. Computing, Networking and Communications (ICNC), pp.491–497, Jan. 2017.
- [5] F. Li, X. Wang, Z. Wang, J. Cao, X. Liu, Y. Bi, W. Li, and Y. Wang, "A local communication system over Wi-Fi direct: Implementation and performance evaluation," IEEE Internet Things J., vol.7, no.6, pp.5140–5158, June 2020.
- [6] W. Shen, B. Yin, X. Cao, L.X. Cai, and Y. Cheng, "Secure device-to-device communications over WiFi direct," IEEE Netw., vol.30, no.5, pp.4–9, Sept. 2016.
- [7] R. Seiger, A. Kühnert, and U. Aßmann, "Workflow-based setup of smart devices in mixed reality," ACM IoT, pp.1–4, Oct. 2019.
- [8] R. Seiger, R. Kühn, M. Korzetz, and U. Aßmann, "HoloFlows: Modelling of processes for the Internet of Things in mixed reality," Softw. Syst. Model, vol.20, no.5, pp.1465–1489, Oct. 2021.
- [9] S. Mayer, R. Verborgh, M. Kovatsch, and F. Mattern, "Smart configuration of smart environments," IEEE Trans. Autom. Sci. Eng., vol.13, no.3, pp.1247–1255, July 2016.
- [10] B. Cheng, M. Wang, S. Zhao, Z. Zhai, D. Zhu, and J. Chen, "Situation-aware dynamic service coordination in an IoT environment," IEEE/ACM Trans. Netw., vol.25, no.4, pp.2082–2095, Aug. 2017.
- [11] S. Sen, B. Radunović, R.R. Choudhury, and T. Minka, "You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer information," ACM MobiSys, pp.183–196, June 2012.
- [12] X. Wang, L. Gao, and S. Mao, "CSI phase fingerprinting for indoor localization with a deep learning approach," IEEE Internet Things J., vol.3, no.6, pp.1113–1123, Dec. 2016.
- [13] X. Wang, L. Gao, S. Mao, and S. Pandey, "CSI-based fingerprinting for indoor localization: A deep learning approach," IEEE Trans. Veh. Technol., vol.66, no.1, pp.763–776, Jan. 2017.
- [14] K. Jiokeng, G. Jakllari, A. Tchana, and A.-L. Beylot, "When FTM discovered MUSIC: Accurate WiFi-based ranging in the presence of multipath," IEEE INFOCOM, pp.1857–1866, July 2020.
- [15] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, "SpotFi: Decimeter level localization using WiFi," ACM Conf. Special Interest Group on Data Communication, pp.269–282, Aug. 2015.
- [16] T. Joya, S. Ishida, Y. Mitsukude, and Y. Arakawa, "Design of Room-Layout Estimator Using Smart Speaker," Proc. EAI MobiQuitous 2021, eds. by T. Hara and H. Yamaguchi, pp.24–39, LNICST, Nov. 2021.
- [17] T. Murakami, M. Miyazaki, S. Ishida, and A. Fukuda, "Wireless LAN-based CSI monitoring system for object detection," Electronics, vol.7, no.11, pp.290:1–11, Nov. 2018.