

[招待講演] 置くだけ IoT の実現に向けた CSI センシングと 実環境センシングにおける挑戦

石田 繁巳[†]

† 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
E-mail: †ish@fun.ac.jp

あらまし 筆者らは、スマートハウスなどを対象として、IoT 機器を設置するだけで IoT システムの初期設定を半自動的に完了する「置くだけ IoT」の実現を目指している。本稿では、これまでに行ってきた位置情報設定の半自動化に向けた IoT 機器の部屋単位グループ化手法を紹介するとともに、実環境における課題とその解決の一端、今後の課題について示す。

キーワード Internet of Things (IoT) 機器位置情報設定, 教師なし学習, 独立成分分析

[Invited Talk] CSI-Based Sensing Toward Put-and-Play IoT System and Challenges in Practical Environment

Shigemi ISHIDA[†]

† School of Systems Information Science, Future University Hakodate,
116-2 Kamedanakano-cho, Hakodate-shi, Hokkaido, JAPAN 041-8655
E-mail: †ish@fun.ac.jp

Abstract We are developing a Put-and-Play (PnP) Internet of Things (IoT) system, an IoT system with no initial setup. In this paper, we present our previous work on IoT device room-by-room grouping toward the PnP IoT system. We also present issues in a practical environment and the approach to address the issues as well as the remaining challenges.

Key words Internet of Things (IoT) device location information setup, unsupervised learning, independent component analysis (ICA).

1. はじめに

情報通信技術の進展とともに、Internet of Things (IoT) システムの普及が進んでいる。産業分野では遠隔地でのセンシングやスマート工場などで IoT システムの利用が進んでおり、普及の流れは一般家庭におけるスマートハウスにも進みつつある。

IoT システムにおいて多数の IoT 機器を扱う場合、IoT システムの設定コストが大きな問題となる。これに対し、Zeroconf, 自律設定, 自動プロビジョニングなど、自動設定機能を有する IoT システムが提案されている。この他にも、半自動的なネットワーク構成や Mixed Reality (MR) 技術を用いた IoT 機器の連携支援など、IoT システム設定を支援する研究が行われている。

しかしながら、「IoT 機器をどこに設置したか」という IoT 機器の位置情報設定は手動で行う必要がある。位置推定技術によって IoT 機器の位置を推定すれば位置情報設定コストを削減

できるが、屋内の場合には事前学習や参照ノードの設置などの事前準備が必要となり、特にスマートハウスなどに向けては現実的でない。

このような問題に対し、本研究では IoT 機器を設置するだけで初期設定が半自動的に完了して利用可能となる「置くだけ IoT」システムの実現を目指している。IoT 機器を設置すると半自動的に無線 LAN ネットワークに接続され、機器を利用しているうちに自動的に位置を認識して位置情報設定を行う。その上で、IoT 機器の利用履歴や位置情報に基づいた IoT 機器連携などのスマートサービスを推薦し、IoT 機器連携設定を施す。

IoT システムの初期設定のうち、ネットワーク設定と機器連携設定に関しては多くの研究が行われていることから、筆者らは半自動的な IoT 機器の位置情報設定に取り組んできた。これまでに、無線 LAN 通信の伝搬路情報 (Channel State Information: CSI) を用いて IoT 機器を設置されている部屋ごとに教師なし学習でグループ化する手法を報告した [1]。IoT 機器を部屋ご

とにグループ化し、各グループ内の IoT 機器が使用される際にユーザにたずねるなどして「設置されている部屋の名前」などの位置設定情報を得ることで位置情報設定を完了する。

本稿では、筆者らのこれまでの取り組みの概要を紹介とともに、実環境に適用する際の課題を示す。本稿の構成は以下の通りである。2. では関連研究を示し、3. で半自動的な IoT 機器の位置情報設定を実現するための CSI を用いた IoT 機器グループ化手法の概要を示す。4. では CSI を用いた IoT 機器グループ化手法の実環境における課題を示し、その解決に向けた取り組みの一端として文献 [2] で示した手法を紹介する。最後に 5. でまとめとする。

2. 関連研究

本研究は、自動ネットワーク設定、機器連携設定、位置推定などに関連する。本稿で示す位置情報の半自動設定では機器の近接状態に基づいて機器をグループ化する。このため、人間の行動などをユーザに機器を持たせることなく推定するデバイスフリーセンシングは対象外である。

Zeroconf、自律設定、自動プロビジョニングなどの自動あるいは半自動的な IoT システムの設定に関する手法はこれまでにも報告されている [3]～[5]。これらの手法はネットワーク設定やセンシングのための機器設定などを行うものであり、位置情報設定は対象となっていない。

ネットワークの自動設定技術は IoT システムに限った話ではなく、Dynamic Host Configuration Protocol (DHCP) などはすでに広く普及している。無線 LAN においても Wi-Fi Protected Setup (WPS) が搭載された機器は広く普及しており、半自動的なネットワークの設定はすでに実用化されていると言える。

IoT 機器の連携設定に関しては、MR 技術を用いた機器連携設定支援システムが報告されている [6], [7]。機器の利用履歴とユーザコンテキストに基づいた機器連携 [7] やセンサで検出したイベントベースの機器連携 [8] なども報告されている。これらの機器連携技術は置くだけ IoT システムにも適用可能と考えられる。

IoT 機器の位置情報設定を行う上では、位置推定技術、特に屋内位置推定技術は有用である。位置指紋ベースの位置推定手法は、精度が高いことから多くの研究が報告されている [9]。特に、無線 LAN CSI を用いた位置指紋ベース位置推定手法は精度が高いことから研究が進んでいる [10]～[14]。FUSIC [15] や SpotFi [16] などの電波伝搬モデルに基づくモデルベース位置推定手法も報告されている。このような手法を用いれば IoT 機器の物理的な位置を推定できるが、スマートハウスなどで重要な IoT 機器が設置されている部屋の名前などの IoT 機器コンテキスト情報を得ることはできない。

近接状態に基づく機器のグループ化は、機器のペアリングに向けてセキュリティ分野で研究されている。環境音 [17]～[20] や残留磁気 [21]、信号パターンを有する電灯 [22]、複数のセンサ値 [23], [24] に基づく手法などが報告されている。これらの手法はインフラが存在する前提や IoT 機器に特別なセンサを必要とするなどの制約がある。

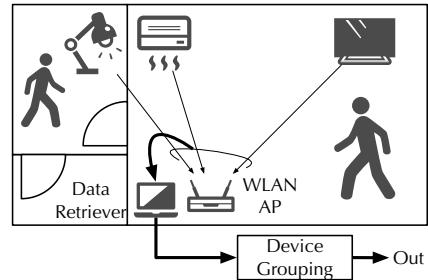


図 1 CSI を用いた IoT 機器の部屋単位グループ化の概要 [2]

機器のペアリングに向けて無線通信に基づいて近接状態を推定する Amigo [25] や PSP [26] などの手法も報告されている。Amigo は無線 LAN 信号の受信信号強度、PSP は無線 LAN CSI にそれぞれ基づいて機器の近接状態を推定する。これらの手法は、無線信号の波長に比べて短い数十ミリメートル以内の距離にある機器同士を認証する手法であり、IoT システムのように「同一の部屋に存在する」のような数メートルの距離が想定される場合には適用できない。

3. CSI を用いた IoT 機器の部屋単位グループ化の概要

本節では、CSI を用いた IoT 機器の部屋単位グループ化手法の概要を示す。なお、本節と次節で示す手法は筆者らの過去の文献で報告したものであり、詳細は元の文献を参照されたい [1], [2]。

図 1 に、CSI を用いた IoT 機器の部屋単位グループ化手法の概要を示す。IoT 機器の部屋単位グループ化手法は、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 (AP) と通信する際に送出される CSI を収集する。本手法では、IEEE 802.11ac 圧縮 CSI を利用する。CSI データとして各サブキャリアについて ϕ_{ij}, ψ_{lj} の 2 種類の CSI 角度情報が得られるが、本手法では 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} から特微量を抽出し、教師なし学習、すなわちクラスタリングによって IoT 機器を部屋ごとにグループ化する。各サブキャリアの ψ_{lj} を時系列順に並べて固定時間長ウィンドウで区切り、各ウィンドウで標準偏差、ピークピーク値、四分位範囲を計算して並べた「CSI 特微量行列」を得る。CSI 特微量行列からランダムにいくつかのウィンドウの特微量を取り出し、1 行に並べて特微量ベクトルを計算する。各 IoT 機器について計算した特微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。

4. 実環境における課題

3. で示した筆者らの IoT 機器のグループ化手法は、実環境で性能が低下することが判明している [2]。筆者らの IoT 機器のグループ化手法は、人が CSI に与える影響が人の場所ごとに大きく異なることを利用しており、さまざまな場所に人がいるときの CSI を用いてクラスタリングを行う必要がある。実環境では人が部屋に滞在する時間は部屋ごとに大きく異なり、例え

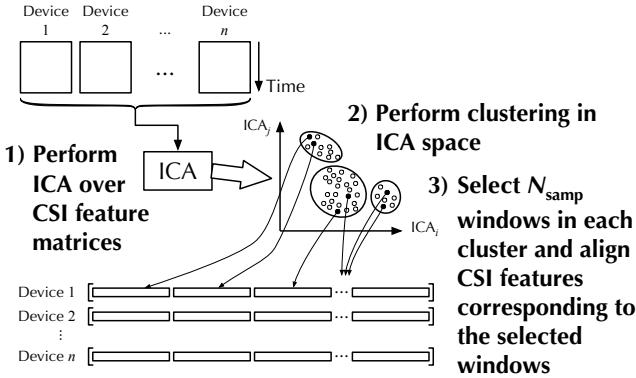


図 2 独立成分分析 (ICA) を用いた CSI データ選択手法の概要 [2]

ば「長い時間をリビングで過ごし、寝室は寝るとき以外使わない」「そもそも外出していることが多い、部屋にいる時間が短い」などの状況が想定される。このため、CSI 特微量行列からランダムに取り出したウィンドウで特微量を計算した場合にさまざまな場所に人がいるときの CSI の影響を取り出すことができない。

実環境で収集した CSI を用いて IoT 機器グループ化を実現するためには「収集した CSI のうちどのデータを用いるか」が重要となる。筆者らは IoT 機器のグループ化に CSI を利用しているが、人を対象としたセンシングでも同様の課題が発生し、膨大な CSI データから人の影響を効率よく取り出してセンシングする必要が生じると予想される。

このような課題に対して、筆者らは、CSI データから抽出した特微量に含まれる影響を分析してセンシングに用いる CSI データを決定するアプローチを探っている [2]。IoT 機器のグループ化では、複数の人が異なる場所にいるときの CSI に対する影響が独立であると仮定して CSI 特微量行列に対して独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA) を適用し、ICA 空間上で使用する CSI データを決定する。

図 2 に、ICA を用いた CSI データ選択手法の概要を示す。ICA を用いた CSI データ選択手法は、1) 独立成分分析 (ICA)，2) ICA クラスタリング，3) 特微量ベクトル生成という 3 つのステップで構成される。1) では複数の IoT 機器について 3. で示した IoT 機器グループ化手法で CSI 特微量行列を計算し、全てを連結して独立成分分析する。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) では各クラスタから一定数（図 2 では N_{samp} 個）のウィンドウを選択する。各機器について選択したウィンドウに対応する CSI 特微量行列の行から特微量ベクトルを得る。特微量ベクトルを得た後は 3. で示した手法で IoT 機器をグループ化する。

本手法の有効性を検証するため、実環境で収集した CSI データを用いて初期的な評価を行った。図 3 に、CSI データの収集実験環境を示す。2LDK 住宅内に、無線 LAN AP1 台、CSI 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、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、

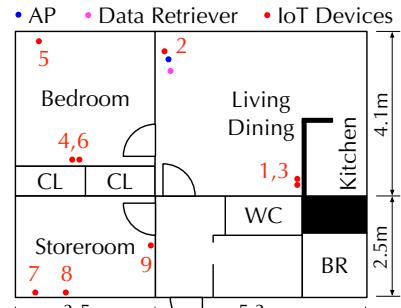


図 3 実験環境 [2]

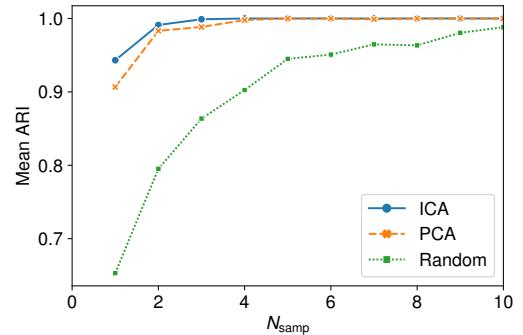


図 4 ウィンドウ選択数 N_{samp} に対する平均 ARI [2]

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げず、通常通りの生活をしてもらった。

収集した CSI データからウィンドウ幅 60 秒で各機器について CSI 特微量行列を得た。その上で、提案する CSI データ選択手法によってウィンドウを選択し、特微量ベクトルを算出した。最後に k-means 法で k を部屋数である 3 としてクラスタリングを行い、クラスタリングの性能評価に用いられる調整ランド指数 (Adjusted Rand index: ARI) を算出して評価した。比較対象として、CSI 特微量行列に対して ICA の代わりに主成分分析 (Principal Component Analysis: PCA) を適用してウィンドウを選択する手法、ランダムにウィンドウを選択する手法についても ARI を算出した。

図 4 に、ウィンドウ選択数 N_{samp} に対する試行回数 500 回の平均 ARI を示す。図より、ICA を用いた CSI データ選択手法が最も高い平均 ARI を示していることが分かる。ランダムにウィンドウを選択する手法と比較して平均 ARI は $N_{\text{samp}} = 1$ のときで 44.4% 改善し、0.943 であった。提案手法によって CSI 特微量の変化の仕方の異なる特微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。一方で、ウィンドウ選択数 N_{samp} を増加させるとランダム手法との平均 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。

提案手法によって IoT 機器のグループ化性能は大幅に向上するが、依然として膨大な CSI データを扱う必要がある。すなわち、CSI データを収集し続けて分析した上で必要となる CSI データのみを利用してセンシングが実現されている。CSI データの収集には無線 LAN 機器間での通信が必要であり、高いサンプリングレートでの CSI データの取得は、通信を逼迫させ

る。今後はセンシングに有利な状況でのみ CSI を収集してセンシングを行うなど、CSI データの収集量自体を削減する手法が必要となると考えている。

5. おわりに

本稿では、IoT 機器を設置するだけで半自動的に設定が完了して利用可能となる「置くだけ IoT」システムのコンセプトを示した上で、その実現に向けた取り組みとして、IoT 機器の位置情報設定を半自動化する IoT 機器グループ化手法を示した。筆者らの IoT 機器グループ化手法は無線 LAN CSI を用いており、実環境においては人の居場所が多様である状況下での CSI データの取得が必須である。実環境での IoT 機器グループ化に向けて、本稿では筆者らがこれまでに報告した CSI データ選択手法の概要を示した上で、実環境でのセンシングにおけるさらなる課題を示唆した。

謝辞

本稿の研究の一部は、JSPS 科研費 (JP19KK0257) の助成で行われた。

文 献

- [1] S. Ishida, T. Murakami, and S. Otsuki, “Room-by-room device grouping for Put-and-Play IoT system,” IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), pp.4293–4298, Rio de Janeiro, Brazil (hybrid), Dec. 2022.
- [2] 石田繁巳, 村上友規, 大槻信也, “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,” 電子情報通信学会技術研究報告, CS 研究会, 第 122 卷, pp.123–128, March 2023.
- [3] A. Athreya, B. DeBruhl, and P. Tague, “Designing for self-configuration and self-adaptation in the Internet of Things,” First International Workshop on Internet of Things, pp.1–8, Nov. 2013.
- [4] J.-H. Choi, K. Kang, D.-O. Kang, S. Yoo, and C. Bae, “Towards zero-configuration in device collaboration using device sociality,” 2014 IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT), pp.417–421, March 2014.
- [5] A. Mahmoud, M. Mahyoub, T. Sheltami, and M. Abu-Amara, “Traffic-aware auto-configuration protocol for service oriented low-power and lossy networks in IoT,” Wireless Netw., vol.25, no.7, pp.4231–4246, Oct. 2019.
- [6] R. Seiger, A. Kühnert, and U. Aßmann, “Workflow-based setup of smart devices in mixed reality,” Proceedings of the ACM 9th International Conference on the Internet of Things (IoT 2019), pp.1–4, New York, NY, Oct. 2019.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] F. Liu, J. Liu, Y. Yin, W. Wang, D. Hu, P. Chen, and Q. Niu, “Survey on WiFi-based indoor positioning techniques,” IET Communications, vol.14, no.9, pp.1372–1383, June 2020.
- [10] S. Sen, B. Radunovic, R.R. Choudhury, and T. Minka, “You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer information,” Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, pp.183–196, MobiSys ’12, New York, NY, USA, June 2012.
- [11] A. Foliadis, M.H.C. Garcia, R.A. Stirling-Gallacher, and R.S. Thomä, “CSI-based localization with CNNs exploiting phase information,” 2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), pp.1–6, March 2021.
- [12] Z. Gao, Y. Gao, S. Wang, D. Li, and Y. Xu, “CRISLoc: Reconstructable CSI fingerprinting for indoor smartphone localization,” IEEE Internet of Things Journal, vol.8, no.5, pp.3422–3437, March 2021.
- [13] S. Mazokha, F. Bao, G. Sklivanitis, and J.O. Hallstrom, “MobLoc: CSI-based location fingerprinting with MUSIC,” IEEE Journal of Indoor and Seamless Positioning and Navigation, vol.1, pp.231–241, Nov. 2023.
- [14] B. Zhang, H. Sifaou, and G.Y. Li, “CSI-fingerprinting indoor localization via attention-augmented residual convolutional neural network,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol.22, no.8, pp.5583–5597, Aug. 2023.
- [15] K. Jiekeng, G. Jakllari, A. Tchana, and A.-L. Beylot, “When FTM discovered MUSIC: Accurate WiFi-based ranging in the presence of multipath,” IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM 2020), pp.1857–1866, Online, July 2020.
- [16] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, “SpotFi: Decimeter level localization using WiFi,” Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication, pp.269–282, London, UK, Aug. 2015.
- [17] D. Schürmann and S. Sigg, “Secure communication based on ambient audio,” IEEE Transactions on Mobile Computing, vol.12, no.2, pp.358–370, Feb. 2013.
- [18] M. Miettinen, N. Asokan, T.D. Nguyen, A.-R. Sadeghi, and M. Sobhani, “Context-based zero-interaction pairing and key evolution for advanced personal devices,” Proceedings of the 2014 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security, pp.880–891, CCS ’14, New York, NY, USA, Nov. 2014.
- [19] N. Karapanos, C. Marforio, C. Soriente, and S. Capkun, “Sound-Proof: Usable two-factor authentication based on ambient sound,” 24th USENIX Security Symposium (USENIX Security 15), pp.483–498, Aug. 2015.
- [20] M. Jin, X. Wang, and C. Zhou, “Key agreement on IoT devices with echo profiling,” IEEE/ACM Trans. Networking, vol.31, no.4, pp.1795–1808, Aug. 2023.
- [21] R. Jin, L. Shi, K. Zeng, A. Pande, and P. Mohapatra, “Mag-Pairing: Pairing smartphones in close proximity using magnetometers,” IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol.11, no.6, pp.1306–1320, June 2016.
- [22] M. Haus, J. Ott, and A.Y. Ding, “DevLoc: Seamless device association using light bulb networks for indoor IoT environments,” 2020 IEEE/ACM Fifth International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation (IoTDI), pp.231–237, April 2020.
- [23] J. Han, A.J. Chung, M.K. Sinha, M. Harishankar, S. Pan, H.Y. Noh, P. Zhang, and P. Tague, “Do you feel what I hear? Enabling autonomous IoT device pairing using different sensor types,” 2018 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP), pp.836–852, May 2018.
- [24] K. Lee, Y. Yang, O. Prabhune, A.L. Chithra, J. West, K. Fawaz, N. Klingensmith, S. Banerjee, and Y. Kim, “AEROKEY: Using ambient electromagnetic radiation for secure and usable wireless device authentication,” Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol., vol.6, no.1, pp.20:1–20:29, March 2022.
- [25] A. Varshavsky, A. Scannell, A. LaMarca, and E. de Lara, “Amigo: Proximity-based authentication of mobile devices,” UbiComp 2007: Ubiquitous Computing, eds. by J. Krumm, G.D. Abowd, A. Seneviratne, and T. Strang, pp.253–270, Berlin, Heidelberg, Sept. 2007.
- [26] W. Cui, C. Du, and J. Chen, “PSP: Proximity-based secure pairing of mobile devices using WiFi signals,” Wireless Netw., vol.25, no.2, pp.733–751, Feb. 2019.