

加藤 空知[†] 村上 友規[‡] 藤橋 卓也^{‡†} 猿渡 俊介^{‡†} 渡辺 尚^{‡†}
[†]大阪大学工学部 [‡]NTT アクセスサービスシステム研究所
^{‡†}大阪大学大学院情報科学研究科

1 はじめに

CSI (Channel State Information) を用いた既存のワイヤレスセンシングは CSI 取得のために専用ハードウェアおよびソフトウェアが必要となり、このことが実環境へ展開する際の障壁となっている。本稿では、市販デバイスで広く利用されている Compressed CSI を用いた反復運動回数の推定システムを提案・評価する。

2 既存研究の課題

ある空間をセンシングする方法として、カメラ、センサ類、ウェアラブルデバイスなどを利用する手法が提案されている。しかしながら、カメラを利用する場合はプライバシーが、センサ類は導入場所の汎用性が、ウェアラブルデバイスは常時身体にデバイスの装着を求められることが課題となる。

人物や環境のセンシングにおける既存手法の問題を解決するアプローチとして、電波伝搬情報、特に CSI を利用する研究が進んでいる。CSI は複数アンテナ対での無線通信、いわゆる MIMO (Multi-Input Multi-Output) 通信における電波伝搬情報を表している。具体的には、各送信アンテナから各受信アンテナへ無線信号が伝搬するとき生じる振幅と位相の変位を複素数の絶対値と偏角で表現した多次元行列である。CSI を用いたセンシング手法では、センシング対象となる人物や物体の位置が変化したときに生じる CSI の変動を利用して、無線端末間の距離測定や人物の行動認識を実現している。例えば、Wi-motion [1] では、サポートベクタマシンを用いて CSI の変動から屈伸・歩行など 5 種類の行動を識別している。また、Cardio-Fi [2] では CSI の変動を周波数領域で解析することで、中心誤差 1.1 回/分の精度で心拍数を測定できる。

CSI を用いることで高精度なセンシングが実現可能になる一方で、多くの既存研究では CSI 取得のために Linux 802.11n CSI Tool [3] あるいは Atheros CSI Tool [4] を利用している。これらのツールは通信規格 IEEE 802.11n かつ特定の NIC (Network Interface Card) 上でのみ動作する。しかしながら、市販されている無線端末には多様な NIC が具備されている上、大半の無線端末は通信速度や安定性の観点から、後継規格 IEEE 802.11ac/ax を利用している。

市販の無線端末を用いたセンシングを実現するためには 1) 電波伝搬情報を容易に取得できること、2) スペック制約が緩いこと、3) IEEE 802.11ac/ax に準拠した電波伝搬情報を利用することの 3 要件を満たす必要がある。「1) 電波伝搬情報を容易に取得できること」とは、電波伝搬情報を得るために専用のハードウェアやソフトウェアを用意する必要がないことを意味している。「2) スペック制約が緩いこと」とは、無線端末の NIC には IEEE 802.11ac/ax 準拠以外の制限を設けないこと、無線端末に新たな変更を加える必要がないこと、既存のネットワーク構成を変更する必要がないことを意味している。「3) IEEE 802.11ac/ax に準拠した電波伝搬情報を利用すること」とは、同規格にしたがってやり取りされる電波伝搬情報を利用してセンシングを実現することを意味している。IEEE 802.11ac/ax に準拠した無線端末は通常、CSI をそのまま伝送する代わりに、CSI を圧縮した Compressed CSI を利用して電波伝搬情報を伝送しているため、Compressed CSI を情報源とするセンシング手法を実装する必要がある。

3 Compressed CSI

IEEE 802.11ac/ax に準拠する多くの無線端末では通信オーバーヘッド削減を目的として、CSI を圧縮した情報である Compressed CSI を電波伝搬情報のやり取りに利用する。より具体的には、無線端末が推定した CSI に相当する通信路行列を特異値分解・ギブンス回転・量子化を用いて圧縮した後、アクセスポイントに対して送信する。アクセスポイントでは受信した Compressed CSI をデコードすることで電波伝搬情報を取得する。このとき、無線端末が送信した Compressed CSI はアクセスポイントと無線端末間のパケットをキャプチャすることで観測することができる [5]。

例えば、無線端末がアクセスポイントからの電波伝搬情報に相当する通信路行列 $H \in \mathbb{C}^{N \times M}$ を推定したとする。このとき、 N は送信アンテナ数、 M は受信アンテナ数を表している。

無線端末は推定した通信路行列 H に対して特異値分解を行うことで特異ベクトルからなる行列 V を得る。

$$H = U\Sigma V^* \tag{1}$$

ここで U は左特異ベクトルからなる行列、 Σ は特異値を対角成分を持つ対角行列である。また、 $[\cdot]^*$ は行列のエルミート転置を表している。

IEEE 802.11ac ではギブンス回転と量子化を用いて行列 V に圧縮処理を施す。より具体的には、行列 V を式 (2) にしたがって行列 G_{li} と D_i の積に変換する。

$$V = \left[\prod_{i=1}^{\min(m,n-1)} \left[D_i(\phi_i) \prod_{l=i+1}^n G_{li}^T(\psi_{li}) \right] \right] I_{n \times m} \tag{2}$$

ここで、 m および n は右特異ベクトルからなる行列 V の列と行の数を示している。行列 G_{li} および行列 D_i は次式にしたがう。

$$G_{li}(\psi) = \begin{bmatrix} I_{i-1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\psi_{l,i}) & 0 & \sin(\psi_{l,i}) & 0 \\ 0 & 0 & I_{l-i-1} & 0 & 0 \\ 0 & -\sin(\psi_{l,i}) & 0 & \cos(\psi_{l,i}) & 0 \\ I_{i-1} & 0 & 0 & 0 & I_{n-1} \end{bmatrix}$$

$$D_i(\phi) = \begin{bmatrix} I_{i-1} & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \exp(j\phi_{i,i}) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \exp(j\phi_{n-1,i}) & 0 \\ \vdots & \vdots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

行列 $G_{li}(\psi)$ は $n \times n$ ギブンス回転行列、行列 $D_i(\phi)$ は $n \times n$ 対角行列である。Compressed CSI は上式から得られた $\phi \in [0, 2\pi]$ と $\psi \in [0, \pi/2]$ を意味している。 ϕ および ψ は IEEE 802.11ac が規定したビット数で量子化された後、無線端末からアクセスポイントに送信される。アクセスポイントは受信した ϕ および ψ を用いてデコードすることで行列 V を取得できる。

4 提案手法:CC-ACE

本稿では、電波伝搬情報を容易に取得可能にする WiPiCap および Compressed CSI を前提としたセンシング手法 CC-ACE を提案することで、市販の無線端末のみを用いたセンシングシステムを実現する。

4.1 WiPiCap

WiPiCap は電波伝搬情報の取得を容易にし、Compressed CSI から V 行列を復元する機能を提供するシステムである。WiPiCap がインストールされた Raspberry Pi をアクセスポイントに接続するだけで、センシングに利用する電波伝搬情報の取得から時系列データの生成までの処理を一貫して行う。図 1 に提案システム WiPiCap の構成を示す。WiPiCap では IEEE 802.11ac に準拠した受信デバイス 1 台およびアクセスポイント 1 台、パケットの取得に使用する Raspberry Pi 1 台を用いる。受信デバイスとアクセスポイントは無線、Raspberry Pi とアクセスポイントは有線で相互接続されているものとする。

WiPiCap では、アクセスポイントから対象とする受信デバイスへの通信トラフィックの発生、Raspberry Pi によるパケットキャプチャ、キャプチャしたパケットに含まれる Compressed CSI のデコードの 3 段階を経てセンシングに利用する電波伝搬情報を取得する。まず、Raspberry Pi がアクセスポイントを介して受信デバイスの IP アドレスに向けて UDP パケットを送信する。このとき、アクセスポイントから受信デバイスに対して、電波伝搬状況をアクセスポイントに通知するように要求する VHT Null Data Packet Announcement (NDPA) と電波伝搬状況の取得に必要な VHT NDP をそれぞれ送信する。受信デバイスが上記の要求に応答すると、受信デバイスはアクセスポイントに向けて Compressed CSI を含むパケットを返送する。アクセスポイントはキャプチャしたパケットから得られる Compressed CSI をデコードすることで電波伝搬情報に相当する行列 V を取得する。

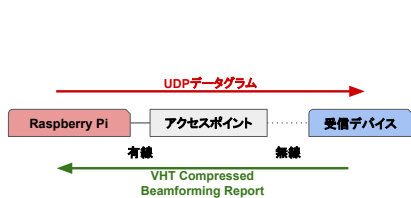


図 1: WiPiCap のシステム構成

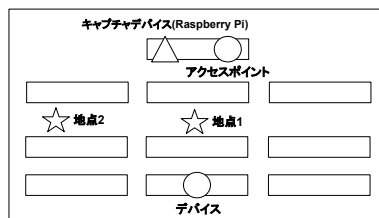


図 2: 実験環境

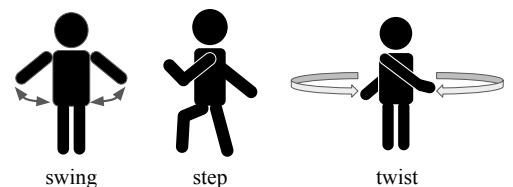


図 3: 反復運動の種類

4.2 運動回数推定

Compressed CSI から得られた行列 V の各成分は周辺環境の変化や人物の運動に影響して時間変化する。本稿では行列 V の時間変化を空間内における反復運動回数の推定に利用するセンシング手法を提案する。

提案手法では WiPiCap を用いて一定時間取得した行列 V を利用する。各時刻で得られた行列 V における要素 v_{ij} は、特異値分解の幾何学的意味から i 番目の送信アンテナから j 番目の受信アンテナに対する各時刻の送信信号の送出角を規定する係数とみなすことができる。提案手法では行列 V の各要素 v_{ij} に含まれる位相を特徴量とする時系列データを取得する。このとき、行列 V は通信に利用するサブキャリアごとに得られるため、時系列データを構成する各時刻のデータ数はサブキャリア数と行列 V に含まれる要素数の積となる。次に時系列データのフィルタを適用してノイズを除去したのち、フーリエ変換によって周波数成分を得て、最大のパワーを持つ周波数を特定する。この周波数が運動の周波数に対応するものとして、各サブキャリアで推定運動回数を算出する。

時系列データはサブキャリアごとに得られているため、推定精度向上のためには、反復運動に鋭敏に反応するサブキャリアと、ほとんど反応しないサブキャリアを検出して、鋭敏に反応するサブキャリアを運動回数推定に利用する必要がある。[6] などの既存研究では、時系列化した各サブキャリアの CSI のうち、分散が大きいサブキャリアが対象者の運動により鋭敏に反応すると仮定してセンシングに利用する手法が提案されている。しかしながら、本研究で実施した予備実験結果では、時系列化した各サブキャリアの Compressed CSI から得られる分散と、運動回数推定に利用すべきサブキャリアとの間に有意な相関が確認できなかった。図 4 に予備実験結果を示す。各点はサブキャリアに相当し、横軸は各サブキャリアで算出された推定値、縦軸は各サブキャリアの時間領域信号の分散である。また赤い点は真の運動回数を推定できたサブキャリアを示し、この予備実験では 22 回が真値である。図より真値を推定したサブキャリアは必ずしも他のサブキャリアと比較して大きい分散を有していないことが分かる。この結果から本稿では、本研究で扱うデータに対し分散を基準としたサブキャリアの選択の利用は適さないと結論する。

そこで提案手法では、カーネル密度推定を用いて推定値の生起分布を算出することで最適な推定値を決定している。

5 実験評価

5.1 実験環境

図 2 に実験環境を示す。実験に用いた部屋は 7.0m×10.7m である。室内には机や椅子が配置されている。本実験ではアクセスポイント 1 台に受信デバイス 1 台が接続している。また、キャプチャデバイスである Raspberry Pi 1 台が受信デバイスに対してトラフィックを発生させつつ Compressed CSI を含むパケットを取得した。実験時、Raspberry Pi は Compressed CSI を平均 9.7Hz で取得できた。アクセスポイントには TP-Link Archer C6、受信デバイスには MacBook Pro (2020)、iPad (5th gen)、Galaxy Note 10 Lite を使用した。キャプチャデバイスには Raspberry Pi 3B+ を使用した。通信は 802.11ac の 5GHz 帯で、80MHz の帯域幅のチャンネルを用いた。

各実験において、被験者は図 2 中の地点 1 あるいは地点 2 のいずれかに直立して反復運動を 30 秒間実施する。ここで、地点 1 はアクセスポイントと受信デバイスの位置を結ぶ線分上に定め、地点 2 は線分外となるように定めた。図 3 に本稿で対象とする反復運動の種類を示す。swing は直立したまま両腕を振る運動、step はその場で足踏みをする運動、twist は直立したまま上体を左右交互に回転させてひねる運動である。実験は 2020 年 10 月 12 日から 10 月 30 日にかけて 1 被験者を対象として合計 890 回実施した。

比較手法として各サブキャリアの時系列データから得られた分散値を元にして推定に利用するサブキャリアを選別する手法を用意した。本手法では [7] の実装に基づき、分散値が 2 番目に大きいサブキャリアから得られた時系列データを回数推定に用いる。

5.2 運動回数推定精度

提案手法による効果を検証するため、複数の受信デバイスを用いて図 3 に示した 3 種類の反復運動を対象として運動回数の推定精度を評価した。ここで、推定精度は運動回数の実測値と推定値との平均絶対誤差 (MAE) を用いて評価する。図 5 から図 7 にかけて、異なる受信

デバイスを利用した場合における提案手法および比較手法による運動回数推定精度を示す。

提案手法による推定では、最良の場合で平均絶対誤差 0.97 回を達成している。また誤差の最大値は地点 1 で 6.5 回、地点 2 で 8.0 回である。

評価結果から以下の 3 つのことが分かる。1 つ目は全てのケースで提案手法がより高い推定精度を達成していることである。特に、図 6 に示すように、iPad を用いた実験評価では提案手法によって推定精度が大きく改善している。iPad は他の受信デバイスと比較して Compressed CSI の取得レートが最大 20% 程度低かったことから、取得した Compressed CSI のスパース性が高いほど、提案手法における改善効果がより大きくなることが予想される。2 つ目は運動する地点と推定精度との間に明確な関係性は確認できなかったことである。これは屋内での電波伝搬環境がマルチパス環境となり、位置の依存性が低くなることによると予想される。3 つ目は運動の種類と推定精度には一定の関係性を見出せることである。動作が緩慢で上肢が比較的自由に動く twist では推定精度が低くなる傾向が見られた。一方で、運動が固定的で自由度が小さい step では推定精度が高くなる傾向が見られた。

6 おわりに

本稿では Compressed CSI を用いたセンシングシステムの構築について提案した。また実際に Raspberry Pi を用いてセンシングシステムを構築し、人物の反復運動の回数推定を目的としたアプリケーションを開発して、実機・実環境でのセンシング精度について検証した。今後の展望として、Compressed CSI を用いたセンシングをより多くの環境で実施すること、センシング精度をさらに向上させるため機械学習などを組み込む手法の提案が望まれる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 (JP19H01101, JP18H03231, JP20K19783) の支援の下で行った。

参考文献

- [1] X.C. Heju Li, Xin He, Y. Fang, and Q. Fang, "Wi-motion: A robust human activity recognition using wifi signals," IEEE Access, pp.153287–153299, 2019.
- [2] A. Khamis, C.T. Chou, B. Kusy, and W. Hu, "Cardiofi: Enabling heart rate monitoring on unmodified COTS WiFi devices," ACM International Conference Proceeding Series, pp.97–106, 2018.
- [3] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, "Tool Release: Gathering 802.11n Traces with Channel State Information," ACM SIGCOMM CCR, p.53, 2011.
- [4] Y. Xie, Z. Li, and M. Li, "Precise power delay profiling with commodity wifi," Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, p.53–64, 2015.
- [5] T. Murakami, M. Miyazaki, S. Ishida, and A. Fukuda, "Wireless LAN-Based CSI Monitoring System for Object Detection," Electronics, p.290, 2018.
- [6] Y. Xu, W. Yang, J. Wang, X. Zhou, H. Li, and L. Huang, "WiStep," Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, pp.1–23, 2018.
- [7] X. Wang, C. Yang, and S. Mao, "PhaseBeat: Exploiting CSI Phase Data for Vital Sign Monitoring with Commodity WiFi Devices," Proceedings - International Conference on Distributed Computing Systems, pp.1230–1239, 2017.

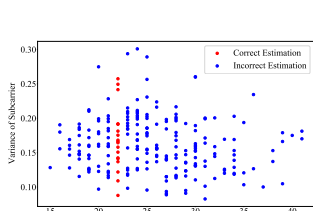


図 4: 分散の分布と正解を推定したサブキャリアの所在

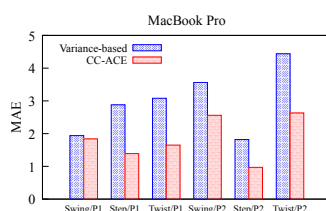


図 5: 推定手法による推定誤差の比較 (MacBook Pro)

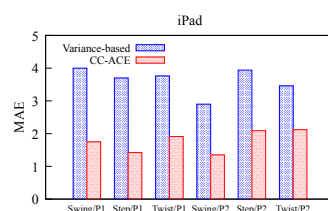


図 6: 推定手法による推定誤差の比較 (iPad)

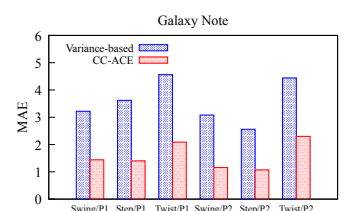


図 7: 推定手法による推定誤差の比較 (Galaxy)