

モバイル端末の Wi-Fi チャンネル状態情報を用いた 混雑状況推定の検討

水谷 優秀^{1,a)} 内山 彰¹ 東野 輝夫¹ 村上 友規² アベセカラ ヒラント²

概要: ショッピングモールなどの公共空間において場所ごとの混雑状況を把握することは、人流誘導やマーケティングなどにとって重要である。このため、映像を用いた方式や Wi-Fi 端末数をカウントする方式など、様々な手法が考案されているが、プライバシーの問題や精度、空間分解能においてそれぞれの課題が存在する。これらの課題を解決する方法として、Wi-Fi のチャンネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を利用した方式が注目されている。CSI を用いた方式では、通常、人の存在によって生じる電波の位相や振幅の変化から、機械学習によって混雑状況推定モデルを構築する。しかし、送受信機の位置は固定されている場合が一般的であり、広範囲を対象とする場合には多数の基地局設置が必要となる。これに対して、スマートフォンなどの複数のモバイル端末と Wi-Fi 基地局間で CSI を取得し、一括して混雑状況の推定に用いることができれば、少数基地局で広範囲の観測が可能となる。一方、送受信機の位置関係が変化した場合に混雑状況推定モデルが受ける影響はこれまで明らかにされていない。このため、本稿では、Wi-Fi 基地局とモバイル端末の位置関係および人の存在が CSI に与える影響に関する調査を行った。送受信機間の距離や方向、人の有無を変化させて実験を行った結果から、人の有無に対しては、場所によらず一定以上の振幅変化が生じることが確認された。

キーワード: Channel State Information, CSI, Wi-Fi, 混雑状況推定

1. はじめに

ショッピングモールや駅、空港など多くの人が利用する公共施設において、場所ごとの混雑状況を把握することは、人流誘導やマーケティングなどにとって重要である。混雑を推定する手法としてカメラを用いたものや、Wi-Fi プローブ情報によって推定するものなどがある。しかしカメラを用いた手法では個人が特定できるなどプライバシーの侵害となる可能性があるほか死角が存在したり、カメラの台数を増やすと管理・維持のコストが大きくなるなどの問題が挙げられる。また、Wi-Fi プローブ情報を用いた手法では、必ずしも全ての人が1台ずつ Wi-Fi 端末を所持しているとは限らないため、推定精度の安定性に課題がある。

これに対して、Wi-Fi のチャンネル状態情報 (Channel State Information: CSI) を利用した混雑状況推定が注目を集めている。CSI は 802.11n 以降で規定された Multiple-Input and Multiple-Output (MIMO) を実現するために送受信機

間で取得される情報であり、アンテナ間での位相および振幅が OFDM サブキャリアごとに取得可能である。このため、RSSI よりも多くの電波状況に関する情報を得ることができる。この特性に着目し、CSI を用いたパッシブな人の行動センシングや混雑状況の推定を行う手法が多数提案されている [1]。CSI を用いた混雑状況推定では、当然ながら送受信機と受信機間の電波伝搬に影響を与える範囲が対象領域となる。このため、都市部の広場やショッピングモールなどの広範囲を対象とする場合、多数の基地局を設置しなければならない。少数の基地局でも広範囲の混雑状況推定を実現するため、本研究ではスマートフォンなどのモバイル端末の利用を検討している。人々が所有するスマートフォンと基地局間で CSI を取得することで、低コストかつ空間的粒度の高い様々な領域の混雑状況推定が実現できる可能性がある。モバイル端末の位置は、様々な手法により誤差数 m での位置推定が可能であることが分かっている [2]。一方で、CSI を用いた混雑状況推定の既存方式では、機械学習により混雑状況推定モデルを構築する [3], [4], [5]。CSI は送受信機間の電波伝搬状況を表すため、送受信機の位置関係が変化した場合には、CSI も変化し、学習データの収集およびモデルの再構築が必要となることが予想され

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

² 日本電信電話株式会社

^{a)} m-mizutani@ist.osaka-u.ac.jp

る。しかし、既存の方式では送受信機は固定端末を想定しており、モバイル端末と基地局間で CSI を取得し、その位置関係が変化した場合に生じる影響については報告されていない。

このため本稿では、Wi-Fi 基地局とモバイル端末の位置関係および人の存在が CSI に与える影響に関する調査を行う。実験では、Intel Wi-Fi Wireless Link 5300 モジュールを搭載したノート PC をモバイル端末として使用し、CSI Tool[6] によって CSI を取得した。距離、方向、人の有無を変化させた場合の振幅の変化を調べた結果、人の有無に対しては、場所によらず一定以上の振幅変化が生じることが分かった。

2. 関連研究

CSI を用いて混雑状況を推定するため、室内に設置した送受信機間で得られる CSI を用いた方式がこれまでにいくつか提案されている [3], [4], [5], [7], [8]。例えば、文献 [3] では Percentage of nonzero Elements (PEM) という特徴量を定義し、電波の伝搬経路におけるゆらぎの大きさを数値化したうえで、グレイモデルに基づき室内の人数を推定している。また、文献 [4] では Transfer Kernel Learning (TKL) を用いることで室内での人数推定を実現しており、0 から 7 人の分類ではおよそ 96% の正解率を達成している。これらの既存研究では、いずれも送信機と受信機を固定しており、教師あり学習によって人数を推定している。このため、送受信機の位置が変化した場合には、改めて教師データを収集する必要があると考えられる。文献 [5] では、ある部屋で取得した CSI による教師データを別の部屋での人数推定に利用しており、大幅な性能低下は見られないことが報告されているが、送受信機間の様々な位置関係に応じて、CSI がどのように変化するのは明らかにされていない。

モバイル端末と固定基地局を用いた混雑状況の推定方式としては、Li ら [7] の取り組みが挙げられる。スマートフォンと基地局間で得られる受信信号強度 (Received Signal Strength Indication: RSSI) を用いて室内の人数推定を 0 人から 50 人までの 10 人刻みで実現している。しかし、8m×12m の部屋に 31 台の基地局を設置しており、高いコストがかかることが懸念される。これに対して本研究では、モバイル端末と固定基地局間で取得された CSI を用いて、少数の基地局でも広い範囲を対象とした混雑状況推定の実現を目指している。

3. Channel State Information

IEEE 802.11n 以降では、送信機と受信機のそれぞれで複数のアンテナを用いた送受信が行われる Multiple-Input and Multiple-Output (MIMO) を採用しており、直交周波数分割多重方式 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing: OFDM) によってデータを複数のサブキャリアに乗せ



図 1 実際の実験環境

て送る。CSI では OFDM 変調におけるサブキャリアごとの振幅やアンテナ間の位相差を取得することができる。したがって、 N_{Tx} 本の送信アンテナ、 N_{Rx} 本の受信アンテナに対して、サブキャリア数を S とすると、CSI を取得する度に $N_{Tx} * N_{Rx} * S$ 個の振幅および位相差の情報が得られる。これによって、従来用いられてきた RSSI に比べて非常に多くの電波状況に関する情報を得ることができるため、通信性能の向上という本来の目的に加えて、混雑状況推定や人の行動認識への応用が期待されている。

4. 実験

4.1 実験環境

実験では送信機に無線 LAN 基地局 (AP) Buffalo WCR-1166DS、受信機にノート PC ThinkPad X200 を用いた。送信・受信アンテナ数はそれぞれ 2 本であり、サブキャリア数は 30 であるため、合計で $2*2*30$ 次元の CSI が得られる。CSI を取得するため、Linux 802.11n CSI Tool^{*1} をノート PC にインストールした。本 CSI Tool が対応する Wi-Fi モジュールは Intel 5300 NIC のみであるため、他の Wi-Fi モジュールでは CSI を取得できない。しかし、802.11n に対応したモジュールの内部では CSI が取得されているため、CSI の読み出しに対応したドライバがあれば利用可能である。近年では、Atheros 製のモジュールに対応した CSI Tool がリリースされ、研究での利用が広まりつつある [9]。本実験では、ping コマンドを用いて 10ms ごとに CSI を取得した。

モバイル端末を用いた場合に CSI に影響を与える主要因として、距離および方向の変化が考えられる。このため、送受信機間の距離と方向を変化させて CSI を取得し、それらの関係について調査を行う。実験は図 1 に示すように、複数の机や椅子が並ぶ講義室で実施した。AP と PC の設置場所は、図 2, 3 に示す通りである。距離の影響を調査す

^{*1} <https://dhalperi.github.io/linux-80211n-csitool/installation.html>

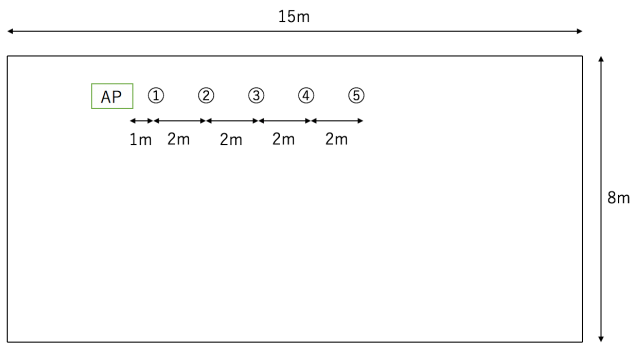


図 2 実験環境 (距離)

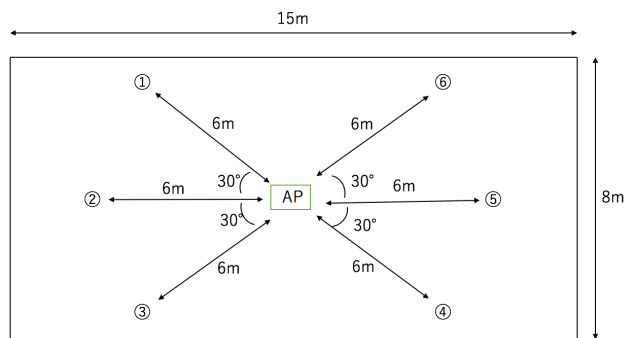


図 3 実験環境 (方向)

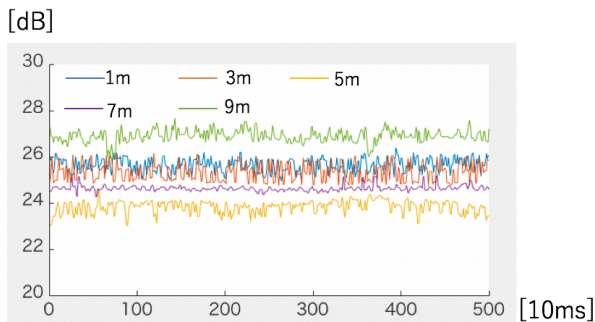


図 4 各距離における平均振幅

る実験では、AP と PC 間の距離は 1m から 9m までの 5 パターンとした。方向の影響を調査する実験では、AP と PC 間の距離を 6m で固定し、方向を 30 度または 120 度ずつ変化させ、6 パターンでの測定を行った。

4.2 実験結果

4.2.1 距離の影響

図 4 は送信機と受信機の距離を変えた場合の振幅を示している。このグラフでは、得られた $2 \times 2 \times 30$ 次元の振幅の平均を表している。図 4 から振幅の大きさと距離には相関が見られないことが分かる。この理由として、ノイズや自動利得制御 (AGC) の影響によって、必ずしも距離が大きくなるほど振幅が小さくなるとは限らないことが考えられる。

比較のため、図 5 に AP から 1m の位置で 5 秒間の CSI

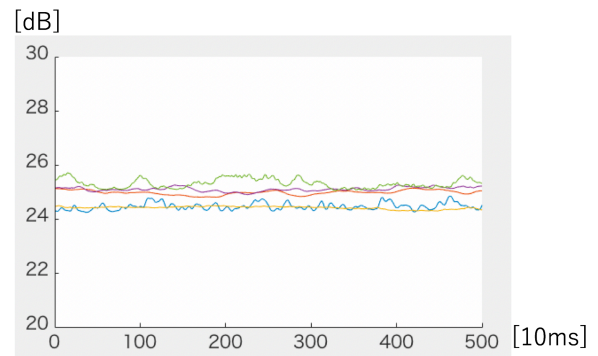


図 5 同一地点における振幅のばらつき

取得を 5 回行った場合の結果を示す。この結果より、同一地点で連続して CSI を取得した時の振幅のばらつきは 2dB 程度に収まっていることがわかる。一方、1m から 9m まで距離を変化させた場合の振幅のばらつきは 4dB 程度に収まっており、距離の変化と比べてそれほど大きな振幅の変化は生じていないことが分かる。

4.2.2 方向の影響

方向の影響を調べるため、図 3 の 6 地点に PC を置いて CSI を 10ms ごとに 10 秒間取得した。測定は 1 地点ずつ順番に行った。図 6 に各地点間の振幅の乖離度を示す。ここで、地点 a, b 間の振幅の乖離度 $d(a, b)$ は、以下のように定義される。

$$d(a, b) = \frac{\sum_s ||h_s(a) - h_s(b)||}{30} \quad (1)$$

$|h_s(a)|$ は地点 a においてサブキャリア s について得られた 10 秒間の平均振幅を表す。振幅の乖離度は、値が小さいほど地点間の振幅変動の傾向が類似していることを表し、アンテナ組ごとに求められる。図 6 は各 2 地点間の乖離度を表しており、それぞれの表は 2 本ずつある送受信アンテナ組ごとの結果を示している。図 6 では各地点において最も傾向が類似していることを表す各行の最小値を赤色で示している。

この結果より、AP の横方向に対して対称な位置関係にある地点 1 と 6 については、4 つのアンテナ組のうち 3 組で最も乖離度が小さい結果となっているが、同様の位置関係にある地点 3 と 4 については、そこまでの類似傾向は見られないことが分かる。また、全体的には方向と振幅の関係に特に目立った点は見られない。これは、窓や柱、扉の位置関係が完全に対称ではないことから、電波伝搬にも非対称な影響が出ているためと考えられる。従って、単純な位置関係だけでなく、周辺の物体の配置も電波伝搬に影響を与えており、現実的には方向の位置関係と電波伝搬に一定の関係を見出すことは難しい。

4.2.3 人の存在の影響

人の存在が与える影響を調べるため、図 3 の 6 地点において AP と PC の間に人が 1 人いる場合といない場合で比

地点	①	②	③	④	⑤	⑥
①	0	4.6522	6.741	3.7616	4.2241	3.2534
②	4.6522	0	9.7037	6.2995	8.4585	6.0717
③	6.741	9.7037	0	7.8713	5.8405	6.4576
④	3.7616	6.2995	7.8713	0	6.0751	3.2235
⑤	4.2241	8.4585	5.8405	6.0751	0	4.4149
⑥	3.2534	6.0717	6.4576	3.2235	4.4149	0

地点	①	②	③	④	⑤	⑥
①	0	7.7448	6.4362	5.9784	3.9026	6.6259
②	7.7448	0	6.8553	3.7226	6.3975	8.314
③	6.4362	6.8553	0	6.1121	6.5255	5.8224
④	5.9784	3.7226	6.1121	0	4.2268	5.1329
⑤	3.9026	6.3975	6.5255	4.2268	0	5.2374
⑥	6.6259	8.314	5.8224	5.1329	5.2374	0

地点	①	②	③	④	⑤	⑥
①	0	3.5725	5.1735	5.861	3.6348	2.2546
②	3.5725	0	3.8044	6.767	5.0934	4.7373
③	5.1735	3.8044	0	3.968	5.003	4.8933
④	5.861	6.767	3.968	0	4.087	5.5053
⑤	3.6348	5.0934	5.003	4.087	0	3.972
⑥	2.2546	4.7373	4.8933	5.5053	3.972	0

地点	①	②	③	④	⑤	⑥
①	0	4.4239	4.5645	4.5775	5.0089	2.9585
②	4.4239	0	5.8997	2.0183	5.5476	3.4448
③	4.5645	5.8997	0	6.011	7.0846	4.289
④	4.5775	2.0183	6.011	0	4.7073	3.1911
⑤	5.0089	5.5476	7.0846	4.7073	0	6.2183
⑥	2.9585	3.4448	4.289	3.1911	6.2183	0

図 6 方向が異なる地点間での振幅の乖離度

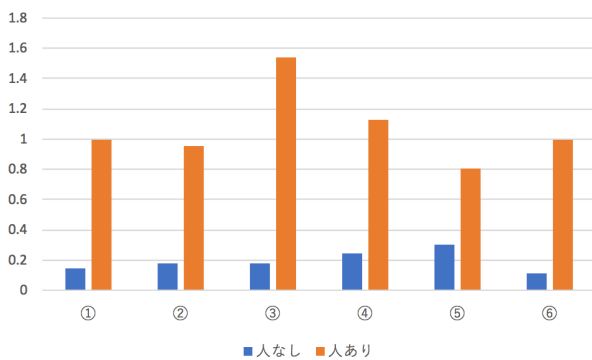


図 7 人の有無と振幅の分散

較を行った。アンテナ組と全サブキャリアに対して振幅の分散を求め、その平均を算出した結果を図 7 に示す。

いずれの場合も人がいる場合の分散が大きくなっており、CSI を取得する場所によらず、人が存在する場合の方が、振幅のばらつきが大きくなることが確認された。このことから、振幅のばらつきを特徴量のひとつとして混雑状況推定モデルを構築すれば、送受信機の位置関係に依存せず、混雑状況を推定できる可能性があることが分かった。

5. おわりに

本研究では、モバイル端末を用いた CSI による混雑状況推定の実現可能性を検討するための基礎検討として、異なる位置関係が CSI に及ぼす影響について調査を行った。その結果、送受信機間の距離と方向のいずれにおいても、直接波の影響が大きいことから、人の存在の有無に対しては類似する振幅が得られることがわかった。一方で、複数の人が存在する場合の影響や、位相に対する影響については更なる検討が必要である。最終的にはこれらの結果に基づき、ある地点で収集した教師データに基づき構築した混雑状況推定モデルを、他の地点で利用するための方式を検討する予定である。

参考文献

[1] Yousefi, S., Narui, H., Dayal, S., Ermon, S. and Valaee, S.: A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information, *IEEE Communications Magazine*, Vol. 55, No. 10, pp. 98–104 (online), DOI: 10.1109/MCOM.2017.1700082 (2017).

[2] BASRI, C. and Khadimi, A. E.: Survey on indoor localization system and recent advances of WIFI fingerprinting technique, *2016 5th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*, pp. 253–259 (online), DOI: 10.1109/ICMCS.2016.7905633 (2016).

[3] Xi, W., Zhao, J., Li, X.-Y., Zhao, K., Tang, S., Liu, X. and Jiang, Z.: Electronic frog eye: Counting crowd using wifi, *Infocom, 2014 proceedings IEEE, IEEE*, pp. 361–369 (2014).

[4] Zou, H., Zhou, Y., Yang, J., Gu, W., Xie, L. and Spanos, C.: Freecount: Device-free crowd counting with commodity wifi, *GLOBECOM 2017-2017 IEEE Global Communications Conference, IEEE*, pp. 1–6 (2017).

[5] Di Domenico, S., De Sanctis, M., Cianca, E. and Bianchi, G.: A trained-once crowd counting method using differential wifi channel state information, *Proceedings of the 3rd International on Workshop on Physical Analytics, ACM*, pp. 37–42 (2016).

[6] Halperin, D., Hu, W., Sheth, A. and Wetherall, D.: Tool Release: Gathering 802.11N Traces with Channel State Information, *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, Vol. 41, No. 1, pp. 53–53 (online), DOI: 10.1145/1925861.1925870 (2011).

[7] Li, H., Chan, E. C., Guo, X., Xiao, J., Wu, K. and Ni, L. M.: Wi-counter: smartphone-based people counter using crowdsourced wi-fi signal data, *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, Vol. 45, No. 4, pp. 442–452 (2015).

[8] Cheng, Y.-K. and Chang, R. Y.: Device-Free Indoor People Counting Using Wi-Fi Channel State Information for Internet of Things, *GLOBECOM 2017-2017 IEEE Global Communications Conference, IEEE*, pp. 1–6 (2017).

[9] Xie, Y., Li, Z. and Li, M.: Precise Power Delay Profiling with Commodity WiFi, *Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '15, New York, NY, USA, ACM*, p. 5364 (online), DOI: 10.1145/2789168.2790124 (2015).