

複数の IEEE 802.15.4 端末間の RSSI を用いた混雑度推定手法の検討

松本 直也<sup>†</sup> 川崎 慈英<sup>‡</sup> 猿渡 俊介<sup>‡</sup> 渡辺 尚<sup>‡</sup>  
<sup>†</sup> 大阪大学工学部 <sup>‡</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科

1 はじめに

近年のスマートフォンや IoT デバイスの登場で電波を用いたトラヒックが膨大に増え続けている。筆者らは、通信に使用している電波を利用して空間やユーザの情報をセンシングするワイヤレスセンシングに取り組んでいる。ワイヤレスセンシングが実現されることで、通信システムとセンシングシステムを統合的に扱うことができる。本稿では、時刻同期を行った複数の IEEE 802.15.4 端末を用いて取得した RSSI (Received Signal Strength Indication) を利用した人の混雑度推定手法を提案する。

2 混雑度推定の要件

屋内の混雑度推定は大型のショッピングモールの各店舗における混雑度の検出や施設の侵入検知、見守りサービスなど、日常生活において多くの活用が見込まれる。本稿における混雑度推定とは、空間内に存在するユーザ数を推定することと定義する。日常での利用を考えた場合、ユーザ側の負担が軽く、プライバシーの問題がなく、設置の自由度が高い手法が求められる。

混雑度推定手法の 1 つとして空間に存在する全てのユーザの位置情報を収集して混雑度を推定する手法が考えられる。ユーザの位置情報を得るための位置推定手法としては、GPS、Wi-Fi、Bluetooth などを使った手法が存在する [1]。しかしながら、GPS、WiFi、Bluetooth を用いた位置推定では、ユーザが位置検出を行うためのデバイスを持たなければならない。特定のデバイスを所持することによってユーザの負担が高くなるという問題や端末の故障の問題が生じる。デバイスフリーな位置検出方法として、屋内に設置された複数のセンサ端末が取得する CSI (Channel State Information) を利用する手法が提案されている [2]。文献 [2] ではユーザの移動に伴う CSI の変化から機械学習を用いて位置推定を行うため特定の端末を所持する必要はない。しかしながら、現状で位置推定可能なユーザ数は 1 人であり、複数人の位置推定には対応していない。

カメラを用いて混雑度を算出する手法も存在する [3]。しかしながら、カメラは取得できる範囲が視野角に制限されるという問題がある。取得範囲の制限はセンサの設置場所の制約となる。また、プライバシーや、カメラ単体のコストと画像処理を行うためのコストも問題となる。カメラと同じ光を使った方法としては、赤外線センサを用いた手法は低コストで実現できる可能性がある [4]。しかしながら、カメラと同様に光を利用しているため視野角の制限は存在する。

3 提案システム

本稿では、デバイスフリーな混雑度推定として IEEE 802.15.4 端末の取得する RSSI を利用した手法を提案する。具体的には、同期サンプリングで得た各時刻ごとの RSSI の分散を評価することで混雑度推定を行う。図 1 に提案する混雑度推定のシステムモデルを示す。端末はシンクノードとセンサノードに分かれていて、それぞれ異なる動作を行う。センサノードは空間内の複数箇所に設置されていて、RSSI の測定を行う。RSSI とは受信端末における電波強度を表す指標である。シンクノードは PC と USB を介して接続されていて、センサノードが測定した情報を収集して PC へと出力する。設置されたセンサノードから収集した RSSI のデータを利用して混雑度を推定するため、ユーザは特定の端末を所持する必要がなく、プライバシーの問題もない。またセンサノードは、電波を用いているのでセンシング範囲が広く、設置の自由度が高い。

3.1 RSSI の同期サンプリング

提案する混雑度推定では、複数のセンサノードで同時刻の RSSI を取得するために同期サンプリングを行う。同期サンプリングとは、各センサノードで内部時刻を同期してサンプリングを行うことである。同期サンプリングを行うことで、各センサノードが取得した RSSI の比較において時間整合性が保たれる。提案する混雑度推定手法では、1 秒ごとに

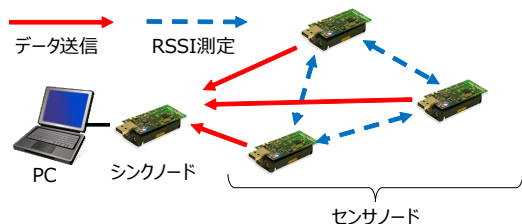


図 1: システムモデル

Algorithm 1

```

1: for  $x$  in  $\mathcal{S}$  do
2:   for  $y$  in  $\mathcal{S}$  do
3:      $\sigma_{sum}^2 + \leftarrow \text{getVariance}(x, y, T)$ 
4:   end for
5: end for
6:  $\overline{\sigma^2} \leftarrow \frac{\sigma_{sum}^2}{|\mathcal{S}|^2}$ 
7: if  $\overline{\sigma^2} \leq \gamma$  then
8:    $u = 0$ 
9: else
10:   $u \leftarrow \lfloor \alpha \times \overline{\sigma^2} + \beta + 0.5 \rfloor$ 
11: end if
    
```

シンクノードが各センサノードに同期パケットをブロードキャストする。1 秒ごとの同期によって  $\mu$  秒精度での同期が可能になる。

センサノードは端末間 RSSI を収集する。端末間 RSSI は他のセンサノードから送信された計測用パケットを受信した時の RSSI を表す。センサノード間を人が通過すると、伝搬路を人が遮ることによって受信側での端末間 RSSI が弱まる。従って、端末間 RSSI を調べれば人の有無を推定できる。

センサノードは 200 ミリ秒ごとに端末間 RSSI のサンプリングを行う。人の平均の歩行速度は秒速約 1.25 メートル、人の横幅の平均は約 30 センチメートルであるため、センサノード間で電波が直進していると考えた場合、サンプリング間隔を 240 ミリ秒以内にすれば人が通ったことによる影響がデータとして表れると考えられる。実際には、電波は反射、屈折、回折、散乱して進むため、人の通過による影響は 240 ミリ秒を超えて表れる。図 2 に同期サンプリングの動作例を示す。各センサノードは各サンプリング周期の最初の 50 ミリ秒で端末間 RSSI を測定、取得する。まず、データ収集期間においてシンクノードから制御パケットがブロードキャストされる。制御パケットにはどのノードがどの期間にどのデータを送信するかが指定されている。制御パケットを受信したセンサノードは、制御パケットの指定に従って送信バッファに保存されている端末間 RSSI をシンクノードに対して送信する。その後、各センサノードは端末間 RSSI を測定するために順番に計測用パケットをブロードキャストする。計測用パケットを受信したセンサノードは送信元ノードの ID と端末間 RSSI のデータをバッファに保存する。

シンクノードへのデータ収集には、高いロバスト性を持つデータ配送方式である同時送信型フラッドリング [5,6] を用いる。複数ユーザの入退室が発生するような環境ではチャネル環境が大きく変化するため、各センサノードのデータ通信には高いロバスト性が求められる。同時送信型フラッドリングではデータをブロードキャストで送信する。各ノードは受信したデータが自分宛てのデータでなければ繰り返しブロードキャスト転送を行う。データを受信した全てのノードが転送を行うことにより、一部のノードが不具合を起こしても他の経路を使い宛先ノードへの送信が可能となる。

3.2 端末間 RSSI を用いた混雑度推定

収集した端末間 RSSI の分散を評価することで混雑度推定を行う。端末間 RSSI は人の移動の他に温度や湿度などによって変化するため、収集した端末間 RSSI をそのまま混雑度と結びつけて評価することは難しい。人の通過による端末間 RSSI の変化は瞬間的で大きい。一方、温度

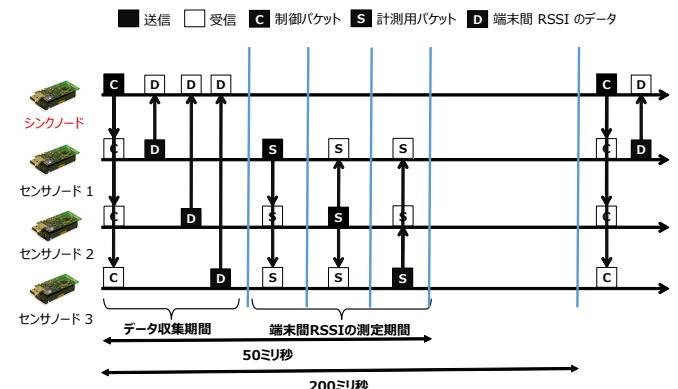


図 2: 同期サンプリングの動作例

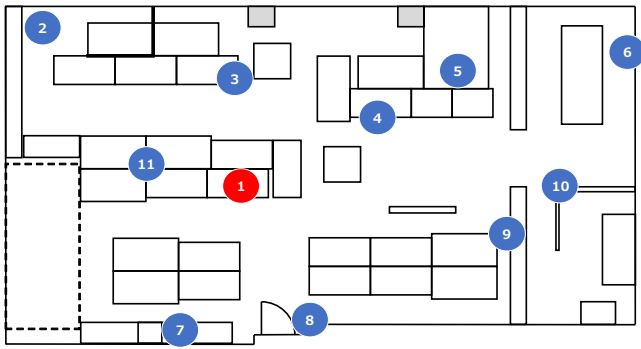


図 3: センサノード・シンクノードの設置位置

や湿度による端末間 RSSI の変化は緩やかであるため、分散を取ることによって環境変動による端末間 RSSI の変化の影響を小さくできる。

**Algorithm1** に混雑度推定アルゴリズムを示す。S はセンサノードの集合、 $\sigma_{sum}^2$ ,  $\sigma^2$  は計算用の変数、 $u$  は推定された混雑度を表す。getVariance( $x, y, T$ ) はセンサノード  $x, y$  間における過去  $T$  秒間の端末間 RSSI の分散を計算する関数である。

**Algorithm1** の 1 行目から 6 行目では端末間 RSSI の分散を計算する。端末間 RSSI の分散を計算では、パスごとの端末間 RSSI の分散を求めた後に平均を算出する。端末間の距離や周辺環境は各センサノードによって異なるため、端末間 RSSI の分散を直接計算することはできない。

**Algorithm1** の 7 行目から 9 行目では人が在室中かどうかの判定を行っている。端末間 RSSI の分散が一定の閾値  $\gamma$  以下の場合には人がいないと判断して混雑度  $u$  に 0 を代入する。端末間 RSSI の分散が  $\gamma$  以上の場合には混雑度  $u$  に  $\alpha \times \sigma^2 + \beta$  の四捨五入した値を代入する。定数  $\gamma$  は実験データから算出する。定数  $\alpha, \beta$  は端末間 RSSI の分散のデータと、実際の在室人数のデータを用いて、最小二乗法で算出する。

#### 4 評価

提案した混雑度推定手法の有用性を評価するために、実験によって取得した端末間 RSSI の分散と実際に空間内にいた人数との相関を **Algorithm1** における  $T$  の値を 600 に固定して評価した。評価用のデータを収集することを目的として、2017 年 11 月 28 日の 10 時から 12 月 1 日の 10 時まで、大阪大学大学院情報科学研究科 6F の研究室で端末間 RSSI と在室人数のデータ収集を行った。端末間 RSSI のデータ収集のためにシンクノード 1 個とセンサノード 10 個を研究室に設置した。図 3 にノードの設置場所を示す。図 3 の 1 にシンクノード、2 から 11 にセンサノードを設置した。11 月 28 日の 15 時 00 分から 16 時 30 分まで研究室ミーティングがあった。研究室ミーティングは別室で行われるため、研究室内の人が急激に減る。

図 4 に端末間 RSSI の分散と実際の在室人数のグラフを示す。横軸が 28 日の 10 時 00 分から 12 月 1 日の 10 時 00 分までの時間、左側の縦軸が全体の端末間 RSSI の分散、右側の縦軸が在室人数を表す。図 4 から 2 つのことがわかる。1 つ目は人がいるときに分散が大きくなり、人がいない時に分散が小さくなるということである。11 月 28 日の 10 時 00 分から研究室に人が入室するにつれて分散が大きくなっていることが確認できる。また、研究室ミーティングが行われた 15 時 00 分から 16 時 30 分において、研究室内の人数が減っているため、分散の値が下がっていることが確認できる。研究室にいた人数と端末間 RSSI の分散の相関係数は約 0.71 であった。2 つ目は 11 月 28 日の 15 時 00 分から 16

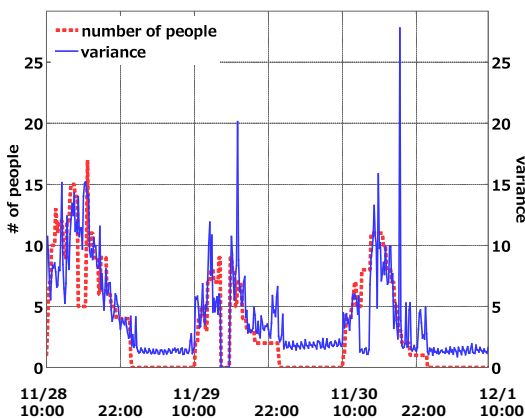


図 4: 端末間 RSSI の全体の分散と実際の在室人数の時間変化

時 30 分までの間は在室人数に対して、分散の値が大きいということである。これは、端末間 RSSI が Wi-Fi などの電波の影響を受けているからだと考えている。

#### 4.1 混雑度推定の評価

実験により得た端末間 RSSI と実際の在室人数のデータを用いて混雑度推定手法の評価を行った。実際の在室人数と端末間 RSSI から推定された混雑度が一致する確率を元に混雑度推定手法を評価した。実験結果から **Algorithm1** における  $\alpha, \beta$  の値を  $\alpha = 0.83, \beta = 0.65$  とした。推定人数に幅を持たせるため実際の在室人数が  $u - \delta$  と  $u + \delta$  の間に存在するかどうかを  $\delta$  の値を変化させて評価した。

図 5 に実際の在室人数と推定した人数とのグラフを示す。図 5 の結果を元に人の有無の推定と混雑度の推定の 2 つの推定精度を評価した。実際の在室人数と推定人数を比べた結果、人の有無の判定については、約 92% の確率で正しい推定ができた。人がいる時にいると判定される確率は 87%、人がいる時にいないと判定される確率は 13% であった。また、人がいない時にいないと判定される確率は 97%、人がいない時にいると判定される確率は 3% であった。人の有無については、人がいる時に誤判定が発生しやすい傾向にあった。混雑度推定については  $\delta = 0$  の時に約 56% の確率で正しい推定ができた。また、 $\gamma = 3$  の時に約 87% の確率で正しい推定ができた。混雑度については、分散の値が大きい場合に推定誤りが発生しやすい傾向にあった。この誤りは在室人数の増加に伴い、人の移動が多くなるため、端末間 RSSI の分散の値が予想より大きくなることに起因すると考えられる。

#### 5 おわりに

本稿では屋内におけるデバイスフリーな複数ユーザ位置推定の初期案の提案として、混雑度推定手法を提案した。現在、Wi-Fi の電波がセンサノード間の RSSI に及ぼす影響や人の移動している場所や座っている場所などより細かい視点での研究を進めている。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 (JP16H01718, JP17KT0042, JP16K-16044), NTT アクセスサービスシステム研究所の支援の下で行った。

参考文献 [1] Weppner, J. and Lukowicz, P.: Bluetooth based collaborative crowd density estimation with mobile phones, *Proceedings of the 2013 IEEE international conference on Pervasive computing and communications*, pp. 193–200 (2013). [2] Ohara, K., Maekawa, T., Kishino, Y., Shirai, Y. and Naya, F.: Transferring positioning model for device-free passive indoor localization, *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 885–896 (2015). [3] Lin, T. Y., Lin, Y. Y., Weng, M. F., Wang, Y. C., Hsu, Y. F. and Liao, H. Y. M.: Cross camera people counting with perspective estimation and occlusion handling, *Proceedings of 2011 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security*, pp. 1–6 (2011). [4] Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P. and Liu, J.: Survey of wireless indoor positioning techniques and systems, *Journal of 2007 IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, Vol. 37, No. 6, pp. 1067–1080 (2007). [5] Suzuki, M., Liao, C. H., Ohara, S., Jinno, K. and Morikawa, H.: Wireless-transparent sensing, *Proceedings of the 2017 International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks*, pp. 66–77 (2017). [6] 鈴木 誠, 長山智則, 大原壮太郎, 森川博之: 同時送信型フラッディングを利用した構造モニタリング, *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J100, No. 12, pp. 952–960 (2017).

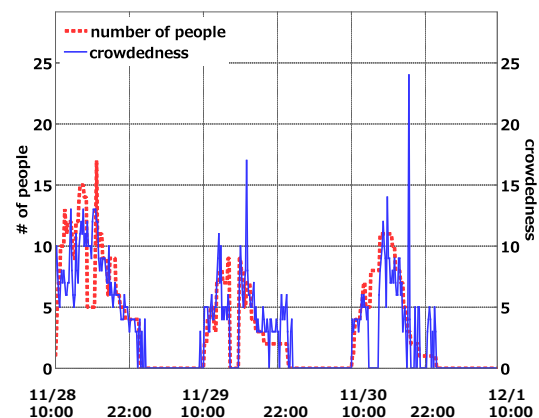


図 5: 推測による人数と実際の在室人数の時間変化