

ユーザ参加型 BLE スキャンングによる 都市空間の混雑度推定に向けた検討

Exploring Urban Crowding Estimation through Participatory BLE Scanning

菊池 尊勝[†] 池永 拓海[†] 細川 蓮[†]

Takamasa Kikuchi Takumi Ikenaga Ren Hosokawa

松田 裕貴^{‡,†,*} 諏訪 博彦^{†,*} 安本 慶一^{†,*}

Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keichi Yasumoto

1. はじめに

都市空間における混雑度は、日常生活を送る人々にとって、重要な情報の一つである。例えば、交通機関、飲食店、公共施設など、その需要は多岐にわたり、特に、インフルエンザや COVID-19 の流行を背景に、その重要性は非常に高まっている。都市の安全性や快適性を担保するためには、様々な空間の混雑状況を網羅的に把握し、適切に制御することが不可欠である。

近年、混雑度を推定するサービスや研究が進展しており、多様なアプローチが用いられている。例えば、スマートフォンの GPS ログを用いて、人々が感じる混雑を可視化するサービス [1, 2]、カメラや LiDAR を用いる方法 [3–7]、Wi-Fi や BLE などの電波を用いる方法 [8–16] などが提案されている。これらのアプローチにおける共通点として、カメラや BLE 受信機器といったデバイスを設置して混雑度を測定している。しかし、これらのアプローチは、特定の空間以外のデータ収集が困難であり、設置や保守におけるコストも課題となっている。

混雑度の指標には、人数や密度といった客観的な数値と、体感混雑度といった人々の感覚や心理に基づいた主観的な数値が存在する。客観的な数値は、具体的なデータに基づいて混雑度を定量的に評価するが、主観的な数値は、実際に人々が感じる混雑感を反映する。

本研究の目的は、ユーザ参加型の BLE スキャンング技術を活用し、スキャンされたデータから都市空間における混雑度を推定するモデルを構築することである。具体的には、ユーザが所持するスマートフォンを用いて周辺 BLE データをスキャンすることで、デバイスを設置することなく広範囲のデータ収集を可能にする。BLE を採用することで、低消費電力でプライバシーに配慮したデータ収集が行えるため、ユーザの負担を最小限に抑えつつ、リアルタイムでの混雑度推定が可能となる。

提案手法の有効性を評価するために、評価実験を行った。具体的には、京都・奈良全域で、周辺人数・体感混雑度のアノテーションデータと、スマートフォンを用いて BLE データを取得し、機械学習を用いて推定を行った。その結果、周辺人数推定の評価は、MAE で 15.84, RMSE で 30.76 であり、体感混雑度推定の評価は、Accuracy で 0.3764, F1-Score で 0.2982 であった。

2. 関連研究

公共空間における混雑度推定に関する研究は、様々な対象空間・アプローチでの取り組みがなされている。ここでは、混雑度推定対象を都市環境全体・移動空間（公共交通機関など）・固定空間（公共施設・飲食店など）に大別し、関連研究を外観するとともに本研究の立ち位置を整理する。

2.1 都市環境全体における混雑度推定

都市環境の混雑度情報を提供している既存サービスとして、ヤフー社の提供する Yahoo!地図混雑レーダー [1] や、Agoop 社の提供する流動人口データ [2] が挙げられる。これらのサービスでは、スマートフォンをはじめとする GPS 搭載のモバイル端末で各社が提供するアプリケーションのユーザの中から許諾を得て送信される位置情報を収集し、可視化を行っている。これらのサービスにおいて、GPS 情報が取得できない状態で、混雑度の推定は難しい。

2.2 BLE を用いた混雑度推定

スマートフォンの普及に伴い、ユーザ参加型センシングと BLE を組み合わせた混雑度推定について研究が行われている。Wappner ら [14, 17] は、監視環境内を移動するユーザの携帯端末から検出された近接の BLE 端末数を集約し、群衆密度を推定する手法を提案している。

前川ら [18] は、鉄道車両の混雑度を推定する手法を提案している。具体的には、乗客の携帯端末が受信した近接端末の BLE 信号の RSSI をサーバ上で集約するユーザ参加型センシングに基づいている。新たなセンサの設置が不要であるため、コスト面での課題を解決しているが、推定精度が参加ユーザ数に大きく依存する。

[†] 奈良先端科学技術大学院大学,
Nara Institute of Science and Technology

[‡] 岡山大学, Okayama University

* 理化学研究所革新知能統合研究センター (AIP),
RIKEN Center for Advanced Intelligence Project

安価なシングルボードコンピュータを用いて BLE や Wi-Fi を用いた混雑状況センシングについていくつかの研究が行われている。Longo ら [19] は、Raspberry Pi を用いて Wi-Fi と BLE の両方をセンシングし、研究室や大講義室などの大学内の特性が異なる空間の占有率をそれぞれ推定する手法を提案している。Matsuda ら [20] は、飲食店や公共施設などの混雑度を BLE のみを用いて推定する手法を提案している。

公共交通機関の混雑度推定に関する研究も行われている。金光ら [11] と後藤ら [21] はバスを、田谷ら [22] は電車を対象として、乗客の携帯端末から発信される BLE 情報を利用し、機械学習モデルを用いて混雑度を推定するシステムを提案している。

池永ら [23] は、バスで乗客の乗客の携帯端末によって発せられる BLE データから体感混雑度の推定システムの提案を行っている。これらの手法は、プライバシーの侵害や設置コスト、および設置位置の制約の問題を軽減しつつ、混雑度・体感混雑度の推定を行うことを可能としている。しかし、対象空間に対して BLE 受信機器やカメラなどのデバイスを設置する必要があるため、特定の空間においてのみ利用が可能である。

2.3 本研究の位置付け

センサやカメラを設置して、特定環境の人数推定・混雑度推定を行う研究は数多く存在するが、設置コストやプライバシーの観点に課題がある。一方、BLE 受信機を用いた特定の閉鎖環境の人数や体感混雑度の推定は行われているが、ユーザのスマートフォンの BLE データを用いたユーザ参加型センシングによる都市空間での人数推定・体感混雑度推定に焦点を当てた研究はない。そこで本研究では、プライバシー保護が可能で、設置コストが不要なユーザのスマートフォンを利用する BLE スキャンによる都市空間の混雑度推定システムを提案し、その有効性を示す。

センサやカメラを設置して特定環境の人数推定・混雑度推定を行う研究は数多く存在するが、これらの手法には高額な設置コストと維持コスト、プライバシー侵害のリスクという二つの大きな課題がある。一方、BLE 受信機を用いた特定の閉鎖環境における人数や体感混雑度の推定研究も行われているが、ユーザのスマートフォンの BLE データを活用したユーザ参加型センシングによる都市空間全体での人数推定・体感混雑度推定に焦点を当てた研究は存在しない。本研究では、プライバシー保護に配慮しつつ、追加の設置コスト、維持コストを必要としないユーザのスマートフォンを利用する BLE スキャンによる都市空間の混雑度推定システムを提案する。／最終的に、本研究は都市のスマート化と持続可能な発展に貢献することを目指している。提案システムが広く

採用されることにより、都市計画、交通管理、イベント運営など、様々な分野での意思決定を支援し、市民の生活の質向上に寄与することが期待される。

3. 提案手法

本章では、提案システムの概要について述べる。

3.1 システムの概要

提案システムは、「センシング機構」と「推定機構」の2つの機構で構成される。図1では、提案手法の概要を示している。「センシング機構」では、BLE センサとしてユーザのスマートフォンを使用することにより、BLE 受信機やカメラなどの専用機器を不要とした BLE データを収集する。ユーザのスマートフォンが取得した BLE データは、定期的にクラウド環境へ送信し保存する。「推定機構」では、収集した BLE データを用いて機械学習による人数・体感混雑度推定を行う。

3.2 センシング機構

センシング機構では、ユーザのスマートフォンを用いて BLE データを取得する。ユーザのスマートフォンを使用する際に取得できる主要な情報は、BD アドレスと RSSI と緯度・経度の3点である。BD アドレスは、Bluetooth 対応のデバイスを一意に識別するためのアドレスで、全 48 ビットの情報からなる。このアドレスは、デバイス同士が通信を行う際、それぞれのデバイスを特定する役割を果たす。しかし、スマートフォンなどの個人が利用するデバイスにおいては、ユーザのプライバシーを保護する目的で、一定の時間経過後に自動的にアドレスが変化する。RSSI(Received Signal Strength Indicator) は、受信した電波の強度を示す指標であり、デバイス間で交換される電波の強度を数値で示す。この数値は、デバイス間の物理的な距離に関連し、2つのデバイスが近づくと数値が大きくなる傾向があり、距離が離れると数値は小さくなる。この性質を用いることで、デバイスの位置や距離を大まかに推定することが可能である。

本研究では、ユーザの持つスマートフォンを利用して、周辺人数・体感混雑度の推定。具体的には、アノテーションで取得した半径 10m 以内の人数と体感混雑度を正解データとし、そのタイミングにおける検出された RSSI と比較することで、周辺人数・体感混雑度の特定が可能となると推測する。

3.3 推定機構

推定機構では、収集した BLE データから機械学習を用いて人数・体感混雑度の推定を行う。

機械学習による推定で利用する特徴量について、表1に示す。BLE 信号に関する特徴量として、RSSI と RSSI に基づく BD アドレスの数を用いた。具体的には、RSSI

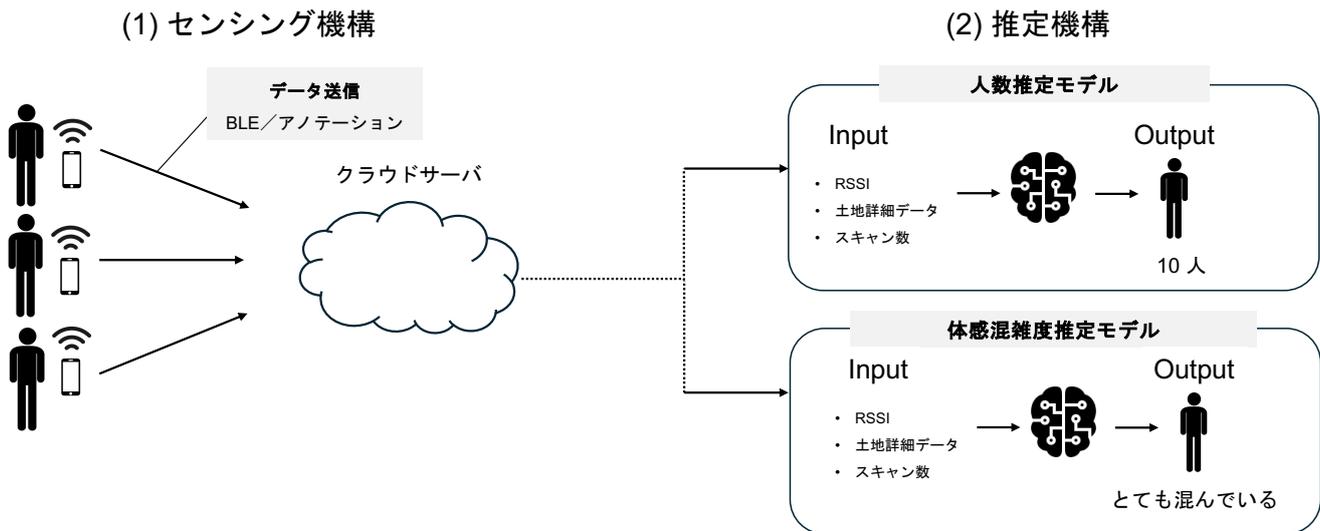


図 1: 提案手法

表 1: 特徴量一覧

Features	Description
RSSI	平均値
	標準偏差
	最大値
	最小値
	中央値
	第一四分位数
	第三四分位数
アドレス数	アドレス総数
	最小値から第一四分位数の間アドレス数
	第一四分位数から中央値の間のアドレス数
	中央値から第三四分位数の間のアドレス数
	第三四分位数から最大値の間のアドレス数
土地データ	土地利用詳細メッシュデータ

に関する基本統計量，および RSSI の基本統計量に即した BD アドレスの数を機械学習の入力とした．これらのデータは，周辺人数・体感混雑度の推定のために有用なデータである．さらに，位置情報データとして，土地利用詳細メッシュデータの ID を用いた．

4. データ収集実験

本章では，提案手法の有効性を評価するためのデータ収集実験について述べる．

4.1 実験概要

提案手法の有効性を評価するために，2023 年 3 月 20 日から 4 月 3 日の間に，京都・奈良全域でデータ収集実験を実施した．この地域は，観光地や住宅地など多様な

都市環境を含んでおり，様々な空間特性（形状，広さ，室内・屋外）を持つ場所でデータを収集することが可能である．これらの環境の違いは，人数や体感混雑度に特徴的な影響を与えると推察される．データ収集にあたっては，ユーザの持つスマートフォンを使用した．アノテーションデータは適宜送信され，BLE データは定期的にサーバに送信される．これらのデータは，モバイル回線経由でクラウドに蓄積される．実験において，ユーザのスマートフォンから収集されるデータは，時刻情報とスキャンされた周辺デバイスの BD アドレス，ユーザの体感混雑度，約半径 10m 以内に存在する人数，緯度・経度，および BLE の受信信号強度（RSSI）の組である．

4.2 実験結果

実験では，58 名を対象に，約 3000 件のアノテーションデータの収集を行った．収集を行った人数のヒストグラムを図 2 に，RSSI 基本統計量を表 2 に，体感混雑度のアノテーションデータのカウンタした値を表 3 に示す．

表 2: RSSI の基本統計量

項目	値
総アドレス数	3037
平均値	13.69
標準偏差	27.82
最小値	0
第一四分位数	2
中央値	6
第三四分位数	15
最大値	710

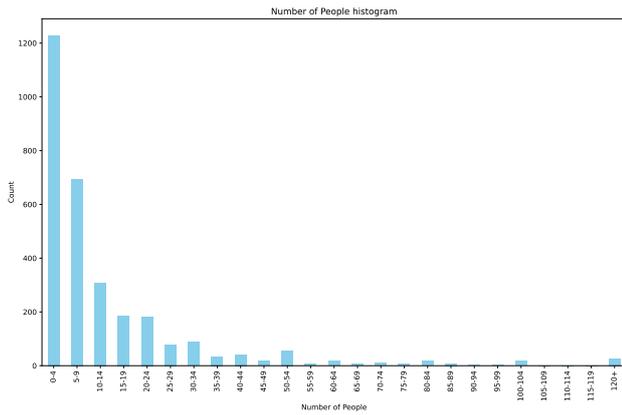


図 2: 人数のヒストグラム

表 3: 体感混雑度の内訳

ID	項目	件数
1	とても空いている	1178
2	空いている	776
3	やや空いている	495
4	やや混雑している	426
5	混雑している	118
6	とても混雑している	44

5. 推定と評価

本章では、提案システムの (2) 推定機構による人数・体感混雑度の推定について述べる。実験で得られたデータには、通勤ラッシュの時間帯のデータ、観光地や住宅などといった混雑度を推定するうえで重要な情報が内在している。

5.1 機械学習モデルによる人数の推定

機械学習モデルによる人数の推定結果を図 4 に示す。機械学習モデルは LightGBM を用いた。評価指標として、平均絶対誤差 (MAE), 二乗平均平方根誤差 (RMSE) を示す。MAE は 15.84, RMSE は 30.76 であった。図 3 の赤い点線 ($y = x$) は、真値と推定値の理想状態を示している。このグラフより、周辺人数が少ない場合、多く推定しやすく、多い場合は、少なく推定する傾向がある。これは、BLE データの量が多いにもかかわらず周辺人数が少ない場所が存在することや、半径 10m 以内に多くの人が存在する場合に概算で多くの人数を答えることで生じる影響と推測される。

5.2 機械学習モデルによる体感混雑度の推定

本研究で構築した機械学習モデルでは、5 分割のクロスバリデーションを行い、グリッドサーチを用いたハイパーパラメータチューニングを行った。機械学習モデル

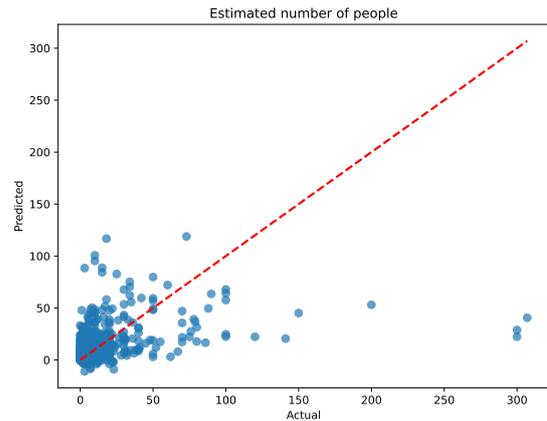


図 3: 人数の推定値と真値のプロット

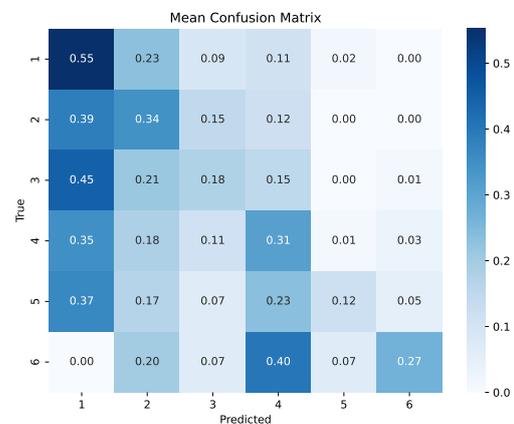


図 4: 体感混雑度の推定値と真値の混同行列

1 はとても空いている, 2 は空いている
3 はやや空いている, 4 はやや混雑している
5 は混雑している, 6 はとても混雑しているを表す

による人数の体感混雑度の推定結果を図 4 に示す。機械学習モデルは、LightGBM を用いた。評価指標として正解率 (Accuracy), 適合率 (Precision), 再現率 (Recall), F 値 (F-measure) を表 4 に示す。

表 3 で示したように、本実験のデータは不均衡データである。そのため、「とても空いている」に誤分類されることが多い。前節でも示したように、周辺に人が存在しないにもかかわらず、BLE デバイスが多く存在する都会やオフィス街などで「とても空いている」というアノテーションデータや、室内空間での周辺人数は多くないが密度が高い状況での特徴量が誤分類の要因であると推察する。

表 4: 体感混雑度推定の評価

評価指標	値
Mean Accuracy	0.3764
Mean Precision	0.3253
Mean Recall	0.2942
Mean F1-Score	0.2982

6. 考察

図 4 に示した通り、「混雑している」というデータが、「とても空いている」というカテゴリに推定されている。正解データと推定結果が大きく異なるため、そこに焦点を当ててデータの確認を行った。誤分類が行われたデータの多くは、周辺人数が多く、「混雑している」と答えているが、取得できている BLE データが少なかった。

これは、端末特性や地域特性に起因している可能性がある。端末ごとに取得できる BLE データの量にばらつきが生じることがあり、平均値補正を行うことで、このような端末特性の影響を軽減できると推察される。

地域特性では、本研究では、土地利用詳細メッシュデータは用いているため土地の利用情報の利用は行えているが、人口密度や夜間人口、昼間人口といったデータは利用していない。今後これらのデータを追加することにより、地域特性の影響を低減させることができると推察する。

したがって、端末特性による影響を減らすためのデータの前処理や、地域特性による影響を減らすための特徴量を追加するといった改良を行うことを今後の目標とする。

7. おわりに

本研究では、ユーザ参加型の BLE スキャニング技術を活用した新しい都市空間の人数と体感混雑度の推定システムを提案した。このアプローチは、従来の手法が抱える設置コストと維持コスト、プライバシー保護の課題を解決しつつ、広範囲にわたる汎用的な人数推定を可能にする。最終的に、本研究が提案するシステムが広く普及することにより、都市のスマート化や持続可能な社会の実現に貢献することを目指している。ユーザ参加型のアプローチにより、市民一人一人が都市の人数把握と効率的な管理に寄与できる新しい形の都市運営が実現されることを期待する。

今後の課題としては、より多様な環境下での実証実験、他のセンシング技術との統合による人数と体感混雑度の推定精度の向上が挙げられる。特に体感混雑度の推定は、本研究の次の重要なステップとなる。単なる人数だけでなく、空間の特性や人々の行動パターンを考慮した混雑

度の定量化によって、より実用的で有用な情報提供が可能になると考えられる。これにより、ユーザの快適性向上や、都市空間のより効率的な利用に貢献できると期待される。

謝辞

本研究は、JST 共創の場形成支援プログラム JP-MJPF2115 の支援を受けたものです。

参考文献

- [1] ヤフー株式会社. Yahoo!地図 混雑レーダー. <https://map.yahoo.co.jp/congestion/>. (Accessed: 2024-07-17).
- [2] 株式会社 Agoop. 流動人口データ. <https://agoop.co.jp/service/dynamic-population-data/>. (Accessed: 2024-07-17).
- [3] H. Song, X. Liu, X. Zhang, and J. Hu. Real-Time Monitoring for Crowd Counting Using Video Surveillance and GIS. In *2012 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering*, pp. 1–4, 2012.
- [4] E.U. Haq, X. Huarong, C. Xuhui, Z. Wanqing, F. Jianping, and F. Abid. A fast hybrid computer vision technique for real-time embedded bus passenger flow calculation through camera. In *Multi-media Tools Appl*, Vol. 79, pp. 1007–1036, 2020.
- [5] 新井啓之, 伊藤直己, 谷口行信. 群衆をマクロにとらえる画 像処理技術～人物・群衆の幾何モデルに基づいた人数推定とその応用～. 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), 第 190 巻, pp.1–8, 2014.
- [6] 宮崎真次, 宮野博義, 池田浩雄, 大網亮磨. 群衆行動解析技術を用いた混雑推定システム. NEC 技報, 第 67 巻, pp.82–85, 2014.
- [7] 小島颯平, 内山彰, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫. 俯瞰画像における動体領域面積に基づく群衆人数推定法の提案. 情報処理学会論文誌, vol.58, no.1, pp.33–42, 2017.
- [8] M. Handte, S. Foell, S. Wagner, G. Kortuem, and P.J. Marrón. An Internet-of-Things Enabled Connected Navigation System for Urban Bus Riders. In *IEEE internet of things journal*, Vol. 3, pp. 735–744, 2016.

- [9] A. Hidayat, S. Terabe, and H. Yaginuma. WiFi Scanner Technologies for Obtaining Travel Data about Circulator Bus Passengers: Case Study in Obuse, Nagano Prefecture, Japan. In *Transportation Research Record*, Vol. 2672, pp. 45–54, 2018.
- [10] A. Hidayat, S. Terabe, and H. Yaginuma. Estimating bus passenger volume based on a wi-fi scanner survey. In *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 6, p. 100142, 2020.
- [11] Y. Kanamitsu, E. Taya, K. Tachibana, Y. Nakamura, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto. Estimating Congestion in a Fixed-Route Bus by Using BLE Signals. *Sensors*, Vol. 22, No. 3, p. 881, 2022.
- [12] E. Taya, Y. Kanamitsu, K. Tachibana, Y. Nakamura, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto. Estimating Congestion in Train Cars by Using BLE Signals. In *2022 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities Workshop*, DI-CPS '22, pp. 1–7, 2022.
- [13] K. Umeki, Y. Nakamjura, M. Fujimoto, Y. Arakawa, and K. Yasumoto. Real-time Congestion Estimation in Sightseeing Spots with BLE Devices. In *2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops*, PerCom '18 Workshops, IEEE, pp. 430–432, 2018.
- [14] J. Weppner and P. Lukowicz. Bluetooth Based Collaborative Crowd Density Estimation with Mobile Phones. In *2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, PerCom '13, pp. 193–200, 2013.
- [15] 高橋遼, 林健太, 光来出優大, 二俣雅紀, 井上隼英, 松尾周汰, 石田繁巳, 荒川豊, 高野茂. バス停混雑度可視化システム itocon (いとこん). 第 28 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2020), pp.227–230, 2020.
- [16] 徳田瑛, 荒川豊, 高野茂, 石田繁巳. WiFi と BLE によるハイブリッド混雑度計測における自動パラメータ調整の検討. 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), 第 187 巻, pp.1–8, 2021.
- [17] J. Weppner and P. Lukowicz. Collaborative Crowd Density Estimation with Mobile Phones. In *Proc. of ACM PhoneSense*, 2011.
- [18] 前川勇樹, 内山彰, 山口弘純, 東野輝夫ほか. 鉄道における Bluetooth RSSI 特性を用いた乗車車両および混雑の推定手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 6, pp. 1614–1624, 2014.
- [19] E. Longo, A.E. Redondi, and M. Cesana. Accurate occupancy estimation with WiFi and bluetooth/BLE packet capture. *Computer Networks*, Vol. 163, p. 106876, 2019.
- [20] Y. Matsuda, K. Ueda, E. Taya, H. Suwa, and K. Yasumoto. BLECE: BLE-Based Crowdedness Estimation Method for Restaurants and Public Facilities. In *The 14th International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU '23)*, pp. 1–6, 2023.
- [21] 後藤逸兵, 上田健太郎, 佐瀬亮太, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一. BLE を用いたバスのリアルタイム乗車人数推定手法の提案と評価. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol. 2023, No. SAI-046, p. 05, 2023.
- [22] E. Taya, Y. Kanamitsu, K. Tachibana, Y. Nakamura, Y. Matsuda, H. Suwa, and K. Yasumoto. Estimating Congestion in Train Cars by Using BLE Signals. In *2022 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities Workshop*, DI-CPS '22, pp. 1–7, 2022.
- [23] 池永拓海, 松田裕貴, 後藤逸兵, 上田健太郎, 諏訪博彦, 安本慶一. Ble 受信状況に基づくバス乗客の体感混雑度推定手法の検討. 第 30 回社会情報システム学シンポジウム (ISS30), pp. 1–6, 2024.