

# BLE 受信状況に基づくバス乗降者数推定手法の提案と評価

## Proposal and Evaluation of a Method for Estimating the Number of Bus Passengers Using BLE

池永 拓海<sup>1\*</sup> 後藤 逸兵<sup>1</sup> 上田 健太郎<sup>1</sup>  
Takumi Ikenaga<sup>1</sup> Ippei Goto<sup>1</sup> Kentaro Ueda<sup>1</sup>

松田 裕貴<sup>1,2</sup> 諏訪 博彦<sup>1,2</sup> 安本 慶一<sup>1,2</sup>  
Yuki Matsuda<sup>1,2</sup> Hirohiko Suwa<sup>1,2</sup> Keiichi Yasumoto<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 奈良先端科学技術大学院大学

<sup>1</sup> Nara Institute of Science and Technology

<sup>2</sup> 理化学研究所 革新知能統合研究センター

<sup>2</sup> RIKEN Center for Advanced Intelligence Project

**Abstract:** バス車内の混雑度や乗降の多い停留所を把握することは、交通システムの効率化と乗客の快適性の向上に不可欠である。バスの混雑度を推定する既存手法として、乗客の所持する電子機器が発信する BLE 信号情報を用いた手法が提案されている。このアプローチでは、乗客のプライバシー保護と導入コスト削減を実現しているが、主に車内人数の推定のみが焦点が当てられている。しかし、交通システムの最適化には、各停留所での乗降者数の情報を把握することも重要である。本研究では、BLE 信号情報を利用して、乗客の乗降を表す特徴量を作成し、機械学習モデルを用いて乗降者数推定を行う手法を提案する。本研究の有効性を検証するため、奈良交通株式会社の協力のもと、実際に運行する路線バスにおいてデータ収集実験を行い、機械学習モデルを構築してバス乗客の乗降者数推定を行った結果、平均絶対誤差 1.142 (乗者数)、1.290 (降車数) の精度で推定できることを示した。

## 1 はじめに

鉄道やバスなどの公共交通機関による人の行動を把握することは、交通最適化による地域活性化や動線効率化など、より快適で豊かな社会を実現する上で重要である。実際、バス利用者は混雑度に関心があるという研究成果があり、バス車内の混雑状況や混雑する停留所を把握することで、次のバスを待つことを選択する可能性や乗客の旅行選択行動に影響を与えることがわかっている [1, 2]。さらに、バス事業者は車内の混雑状況だけでなく、各停留所で乗客が何名乗降したかを把握することで、バス本数調整や運行時間の変更などのダイヤ最適化を行うことが可能となり、顧客満足度や信頼性を向上させることができる。このように、バス乗降者数の推定は、車内の混雑度や停留所の利用状況などの情報提供を可能とするため、バス利用者と事業者双方にとって重要である。

主要都市では、交通機関の利用実体を把握するため、

パーソントリップ調査が実施されているものの、人的コストが高く、時間帯や曜日、季節などに応じて変化する人々の行動を網羅的に把握することは困難である。地方都市では、パーソントリップ調査が実施されていない現状があるため、自動的に乗降者数を推定するシステムが必要である。交通系 IC カード利用履歴を使用すれば、利用客を把握することは容易であるが、郊外や人口が少ない地域では IC カードシステムが導入されていないことが多く、定期券利用者や現金払いの利用者が含まれないなどの問題がある。そこで、バス乗降者数を推定する手法として、バス乗降口に赤外線センサや測域センサを設置して乗客の乗り降りを検出する手法 [3, 4] やカメラから得られた動画像から画像処理や深層学習を用いて計測する手法 [5, 6, 7] が提案されている。これらの手法は、比較的高い精度で乗降者数の推定を可能としているが、バス全台に設置するコストや設置場所に制約があり、乗客の重なりによる混雑している状況では精度が低くなる課題がある。また、カメラを用いた手法では、乗客のプライバシー侵害のリスクがあるため、容易に導入することはできな

\*連絡先：奈良先端科学技術大学院大学  
〒 630-0192 奈良県生駒市高山町 8916 番地-5  
E-mail: ikenaga.takumi.ir8@is.naist.jp



図 1: 奈良交通バス奈良市内循環線

い。この問題を解決するために、Bluetooth Low Energy (BLE) を用いたバス車内の混雑度推定手法が提案されている [8, 9]。BLE 信号から取得できる Bluetooth デバイス (BD) アドレスはセキュリティの観点から 10 分から 20 分ごとに変更されるため、プライバシー侵害の心配はほとんどない。また、Raspberry Pi などの安価で軽量なシングルボードコンピュータ 1 台で受信でき、バス内にもともと BLE 信号を受信できる機器が存在する場合、ソフトウェアのインストールのみで導入可能である。さらに、無線通信技術であることから設置場所の制限もない。BLE を用いた混雑度推定は、プライバシー問題と設置コスト問題の両方を解決する。しかし、従来のアプローチでは、車内人数の推定のみが焦点を当てられており、各停留所での乗降者数を推定することはできない。

そこで本研究では、バス乗客の端末から得られた BLE 信号情報を利用してバス乗降者数を推定する手法を提案する。提案手法の有効性を示すために、車内に設置された BLE スキャナから得られた BD アドレスの出現頻度や RSSI に閾値を設け、閾値以上のアドレスをバス車内のアドレスとして停留所間で差分を取ったものを推定値とするルールベース手法と、それらを特徴量として機械学習モデルを用いて推定する方法で結果を比較する。実験は、奈良交通株式会社<sup>1</sup>の協力を得て、図 1

に示す奈良市内循環線<sup>2</sup>のバスを対象としたデータ収集実験を行なった。収集したデータから乗降者数の推定を行った結果、ルールベース手法による推定では平均絶対誤差 1.597 (乗者数), 1.556 (降者数), 提案手法による推定では平均絶対誤差 1.142 (乗者数), 1.290 (降者数) となり、BLE 信号情報を用いたバス乗降者数の推定が可能であることが示された。

## 2 関連研究

### 2.1 バスの乗降者数推定

バスの乗降者数推定に関連した様々な手法が提案されている。Pinna らは、バス乗降口に赤外線センサを設置し、通過する乗客を検出する手法を提案している [3]。赤外線センサを 2 台並べて設置し、それらの通過検出時刻の差を利用することで、乗降者数カウントを実現している。山田らは、バス乗降口に測域センサを設置し、ドアの開閉や乗降者数、乗降時間など、バス乗降に関わる様々な行動を計測する手法を提案している [4]。これらの手法は、比較的高い精度で乗降者数をカウント

<sup>1</sup><https://www.narakotsu.co.jp/>

<sup>2</sup>奈良交通株式会社 Web サイト (<https://www.narakotsu.co.jp/nara-travel/pdf/city-map.pdf>) から引用

できるものの、バス全台に設置するコストが高く、乗客が複数いる際の重なりや車内が極端に混雑している場合に精度が低下してしまうなどの課題がある。また、カメラを設置して乗降者数を推定する手法が提案されている [5, 6, 7]。Hsu らは、バス車内に設置したカメラの映像データの中で、乗客を表さないすべてのオブジェクトをフィルタリングし、畳み込みオートエンコーダを用いて乗降者数をカウントするシステムを提案している。カメラを用いたシステムは、正確な乗客数の推定を可能とするが、カメラ設置や運用のコストが高く、プライバシー侵害の恐れがあるため、路線バスへの導入は容易ではない。

## 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いくつか研究が行われている。Weppner ら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 [10]。前川らは、鉄道乗客の持つ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よって、鉄道車両の混雑度を推定する手法を提案している。これらの手法は、新たにセンサを設置する必要がないため、コスト面の課題はクリアしているものの、推定精度が参加するユーザ数に依存するため、ユーザの関与を促す仕組みが必要である。

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た [11]。松田らは飲食店や公共施設などの混雑度を BLE のスキャン状況によって推定する手法を提案している [12] BLE を用いた公共交通機関の混雑度推定を行う研究も行われており、金光らや後藤らはバス、田谷らは電車で乗客の携帯端末から発信される BLE 信号を基に特徴量を作成し、機械学習モデルを用いて混雑度推定システムの提案を行なっている [8, 9, 13]。これらの手法は、プライバシーの侵害や設置コスト及び設置位置の制約の問題を軽減しつつ、混雑度推定を行うことを可能としている。しかし、バス車内人数の推定に焦点を当てており、乗降者数の推定については言及されていない。

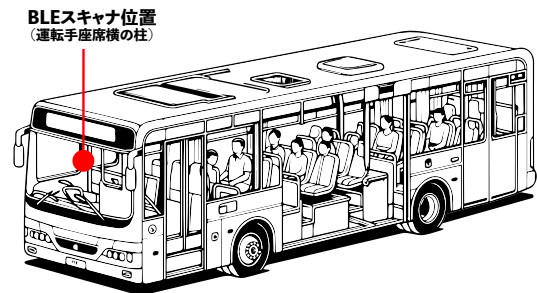


図 2: BLE スキャナの設置位置

## 2.3 本研究の位置付け

バス乗降口にセンサやカメラを取り付けて乗降者数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 を用いたバスの車内人数の推定に関する研究は行われているが、我々の知る限り BLE を用いたバス乗降者数の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、交通システムで実用化可能な BLE 信号を用いたバス乗降者数推定システムを提案し、その有効性を示す。

## 3 提案手法

### 3.1 BLE センシングデバイス

本研究では、バス前方運転手座席横 (図 2) に設置されたバスロケーションシステム (図 3) のファームウェアを書き換えることで、公共交通機関向け BLE スキャナを実装した。BLE スキャナを用いてバス乗客の携帯端末から発信される BLE 信号を取得する。BLE 信号から取得できる主要な情報は、BD アドレスと RSSI の 2 つである。BD アドレスは Bluetooth 対応デバイスを一意に識別するためのアドレスで、全 48 ビットの情報から成る。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、ユーザー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設計となっている。RSSI (Received Signal Strength Indicator) は受信した電波の強度を示す指標である。具体的には、デバイスとセンサの間で交換される電波の強度を数値で示す。この数値は、デバイスとセンサとの物理的な距離に関連し、2 つが近づくと数値は大きくなる傾向がある。逆に距離が離れると数値は小さくなる。これを利用して、デバイスの位置や距離をおおまかに推定することが可能である。



図 3: 公共交通機関向け BLE スキャナ

## 3.2 特徴量抽出

本節では、乗降者数推定を行うために有効な特徴量抽出機構を提案する。本システムは 15 秒おきに周囲の BLE デバイスをスキャンする。各停留所間におけるスキャン回数を  $N_{scan}$  とし、 $N_{scan}$  回のスキャンによって検出された BLE デバイスの BD アドレスと RSSI を保持している。

### 3.2.1 出現頻度フィルタリング

1 回のスキャンで取得する BLE データには、バス車外からの信号が頻繁に含まれている。そこで、BD アドレスの出現頻度を計算し、出現頻度でフィルタリングすることでバス車内と車外のアドレスを区別できる。各停留所間で、1 つの BD アドレスの出現頻度  $F$  は以下のように計算される。

$$F = \frac{N_{detected}}{N_{scan}} \quad (1)$$

ここで、 $N_{detected}$  は各停留所間で同じ BD アドレスが検出された回数である。本手法では、出現頻度に閾値  $\alpha$  を設け、 $\alpha$  以上の BD アドレスのカウントを行い特徴量とする。出現頻度フィルタリングの計算式を以下

に示す。

$$F\_count = \sum_{i \in BD\_Addr} F(i) \quad (2)$$

$$where F(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } F(i) \geq \alpha \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 $BD\_Addr$  は各停留所間に出現した BD アドレスの集合を表し、 $i$  はそれぞれ個別の BD アドレスである。

### 3.2.2 平均 RSSI フィルタリング

前節の出現頻度フィルタリングのみでは、停留所間のスキャン回数が 1 回や 2 回と少ない時に、適切に車外アドレスをフィルタリングすることができない。そこで、BD アドレスごとの平均 RSSI を計算し、RSSI に閾値を設けることで車外デバイスのフィルタリングをすることが可能である。BD アドレスの平均 RSSI は以下のように算出される。

$$RSSI\_mean = \frac{1}{N_{detected}} \sum_{i=1}^{N_{detected}} S(i) \quad (3)$$

ここで、 $S(i)$  は各スキャンでの BD アドレスの RSSI である。しかし、アンテナやデバイスによって RF 特性が異なるので、ビーコンとデバイスが互いに同一でない限り、位置が同じでも RSSI の値が同じになることは期待できないため、絶対的な RSSI の閾値を見つけることは困難である。そこで本手法では、閾値  $\beta$  を複数設け、平均 RSSI が  $\beta$  以上の BD アドレスのカウントを行い特徴量とする。平均 RSSI フィルタリングの計算式をいかに示す。

$$RSSI\_count = \sum_{i \in BD\_Addr} RSSI\_mean(i) \quad (4)$$

$$where RSSI\_mean(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } RSSI\_mean(i) \geq \beta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 $BD\_Addr$  は各停留所間に出現した BD アドレスの集合を表し、 $i$  はそれぞれ個別の BD アドレスである。

### 3.2.3 停留所間差集合

停留所間で BD アドレスの集合計算を行えば、乗者及び降者を表す特徴量を作成できると考える。具体的には、現在の停留所の BD アドレス集合と 1 つ前の停留所の BD アドレス集合の差集合を取れば乗者と降者を表す集合を求めることができ、その集合の要素数を

特徴量とする。しかし、停留所では乗降に時間を要する場合があります。現在の停留所と1つ前の停留所どちらにもBDアドレスが出現する可能性があり、集合に車外デバイスも多く含まれる可能性がある。そこで、前節の出現頻度及び平均RSSIで車内アドレスと判定されたBDアドレスのみで集合計算を行う。以下に乗者を表すBDアドレス集合  $GET\_ON$  と降者を表すBDアドレス集合  $GET\_OFF$  の計算式を示す。

$$GET\_ON = InAddr_{current} - InAddr_{previous} \quad (5)$$

$$GET\_OFF = InAddr_{previous} - InAddr_{current} \quad (6)$$

ここで、 $InAddr_{current}$  は現在の停留所での車内BDアドレス集合、 $InAddr_{previous}$  は1つ前の停留所での車内BDアドレス集合である。

### 3.2.4 路線情報

停留所名、時間、路線名などの路線固有の情報を特徴量に組み込むことでBLEデータのみを使用した場合と比べて、正確な推定が可能であると期待できる。しかし、路線固有の情報を組み込んだ場合は、他の路線への適用可能性が制限される。そこで、本研究ではBLE特徴量のみを使用した場合と路線情報を組み込んだ場合の2種類で推定し、精度に与える影響を調査する。

## 4 実験

### 4.1 データ収集実験

奈良交通株式会社の協力のもと、2023年3月24日から27日の合計4日間で路線バスを使ったデータ収集実験を行った。データ収集は、図1に示す奈良市内循環線のバス10台で行った。一般市民合計48名に実験協力を依頼して、BLEスキャナが搭載されたバスへの乗者数および降者数について回答してもらい、6597件のバス停留サンプルを収集した。奈良市内循環線は外回りと内回りの2つの路線で構成され、外回りの停留所が19個、内回りの停留所が17個存在する。乗降者数の最大、最小、平均、分散はそれぞれ、乗者数は、58人、0人、1.58人、15.6人、降者数は、0人、49人、1.54人、12.2人となっている。

### 4.2 分析モデルと評価

実験では、本手法の有効性を検証するため、停留所間差集合を用いたルールベースによる乗降者数推定を行い、機械学習モデルで乗降者数推定を行った結果と比較する。出現頻度の閾値  $\alpha = \{0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$

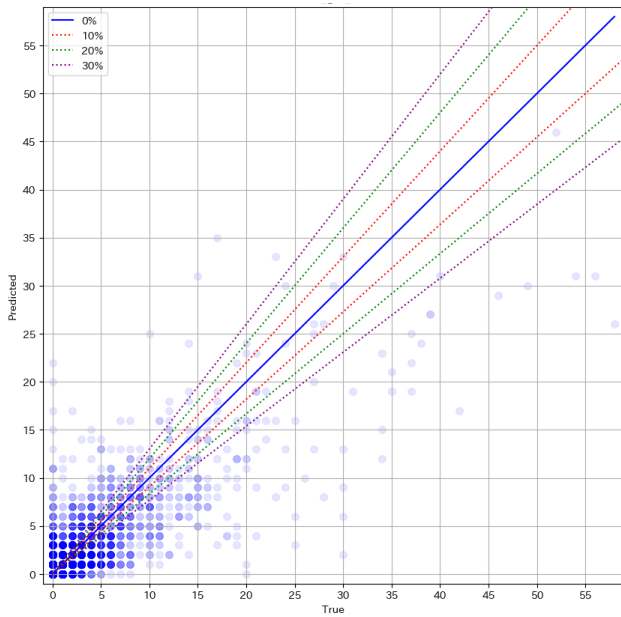
を採用し、平均RSSIの閾値  $\beta = \{-60, -65, -70, -75\}$  を採用した。使用する機械学習モデルは、ElasticNet、LightGBM [14] の2種類を採用し、各モデルごとに学習と評価を行う。評価は10分割交差検証を行い、各モデルのハイパーパラメータはOptuna [15] にて最適化したものを使用した。評価指標には、MAE (Mean Absolute Error)、RMSE (Root Mean Squared Error) を使用した。

### 4.3 結果

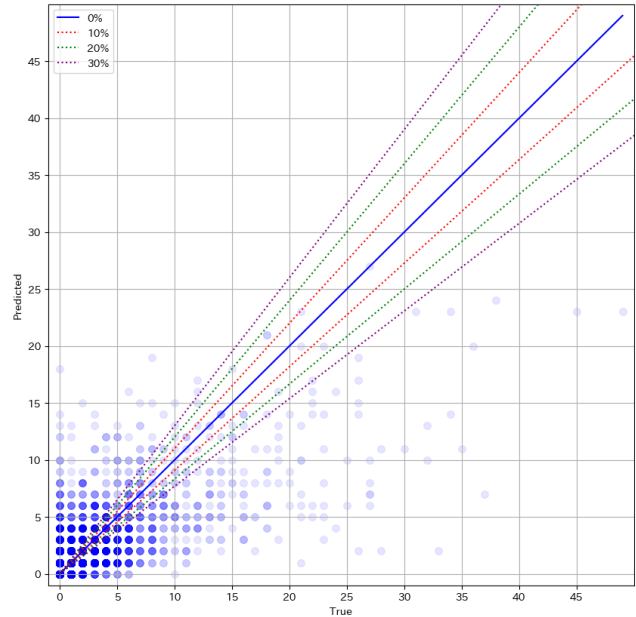
表1に乗降者数の推定結果を示す。ルールベースによる推定では、出現頻度と平均RSSIの2種類のパラメータがあるため、それぞれ最良の結果を示した値を示す。表1より、ルールベースによる推定に比べて提案手法による推定の方が精度が高い結果となった。一番精度の高い結果となったLightGBMによる乗者数と降者数のそれぞれの結果（正解ラベルと予測結果の散布図）を図4(a)、図4(b)に示す。図4(a)、図4(b)より、乗者数と降者数どちらも大まかな傾向を捉えることができているとわかる。しかし、正解ラベルが大きい（乗降者数が多い）場合には、人数を少なく見積もってしまう傾向が見て取れる。これには、正解ラベルが大きい場合の学習データ不足と乗降に時間を要してしまっていることが考えられる。前者は、正解ラベルが0人から10人の間と少ない場合は多くのデータを収集することができているが、正解ラベルが大きい区間は一部と限られ、多くのデータを集めることが難しいためである。後者は、停留所に到達した際、停留所フラグが次の停留所に切り替わっているのにも関わらず、乗降に時間を要してしまうため、どちらの停留所でもBDアドレスを多く検出してしまい、乗降を表す特徴をうまく表現できていないためであると考えられる。

### 4.4 路線情報に関する検証

本手法では、推定精度向上のため特徴量に路線情報（停留所名、時間、路線名）を特徴量に組み込んだが、他の路線への適用が困難となる。そこで、本手法が環境にロバストな推定を行うことができることを示すため、BLE信号情報のみで乗降者数を推定した場合と、BLE信号情報と路線情報の全ての特徴量を使った場合の乗降者数推定を行った。表2に示す結果から、路線情報を組み込むことで確かに推定精度は向上するが、BLE信号情報のみでも十分な精度で乗降者数推定を行うことが確認できた。よって、本提案手法は、ロバスト性を保つことができ、他の路線での活用可能性を示唆した。



(a) 乗者数の散布図



(b) 降者数の散布図

図 4: 乗降者数推定結果の散布図

青線は正解と予測のエラー率が0%を表し、**橙線**、**緑線**、**紫線**はそれぞれエラー率が10%,20%,30%を表す。

表 1: 乗降者数の推定結果

手法	乗者数		降者数	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ルールベース (出現頻度)	2.021	4.380	3.049	6.035
ルールベース (平均 RSSI)	1.597	4.072	1.556	3.683
提案手法 (ElasticNet)	1.332	2.545	1.454	2.703
提案手法 (LightGBM)	<b>1.142</b>	<b>2.329</b>	<b>1.290</b>	<b>2.477</b>

## 5 おわりに

本研究では、乗客のプライバシー保護と導入コスト削減のため、乗客が持つ電子機器から発信される BLE 信号を利用したバスの乗降者数推定手法を提案し、評価を行った。結果として、BLE 信号の BD アドレスと RSSI を元に作成した特徴量を使用したモデルで、乗降者数の推定が可能であることが示された。また、路線固有の情報を組み込むことで精度は向上するものの、BLE 信号情報のみで十分な精度で推定可能であることが確認できた。しかし、乗降者数が多い場合に正確な推定ができないといった課題が浮き彫りとなった。これらの課題をふまえ、より有効な特徴量抽出とセンシング方法、データ収集方法について模索し、より高パフォーマンスなモデル作成を目指す。

表 2: 路線情報の有無による精度比較 (LightGBM)

特徴量	乗者数		降者数	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
BLE 信号情報のみ	1.181	2.390	1.332	2.545
BLE 信号情報+路線情報	1.142	2.329	1.290	2.477

## 謝辞

本研究の一部は、JST さきがけ (JPMJPR2039) および JST 共創の場形成支援プログラム (JPMJPF2115) の助成を受けたものです。本研究実施にあたって、多大なるご支援を賜りました奈良交通株式会社の皆様に深く感謝を申し上げます。

## 参考文献

- [1] Fan Wu, Xiaowei Hu, Shi An, Duo Zhang, et al. Exploring passengers' travel behaviors based on elaboration likelihood model under the impact of intelligent bus information. *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 2019, No. 9095279, 2019.
- [2] Oded Cats Arkadiusz Drabicki, Rafał Kucharski and Andrzej Szarata. Modelling the effects of real-time crowding information in urban public transport systems. *Transportmetrica A: Transport Science*, Vol. 17, No. 4, pp. 675–713, 2021.
- [3] Ivano Pinna and Bruno Dalla Chiara. Automatic passenger counting and vehicle load monitoring. *Ingegneria Ferroviaria*, Vol. 65, pp. 101–138, 02 2010.
- [4] 山田遊馬, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫. 測域センサを利用した高精度な路線バス乗降計測システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 60, No. 3, pp. 934–944, 03 2019.
- [5] Tao Yang, Yanning Zhang, Dapei Shao, and Ying Li. Clustering method for counting passengers getting in a bus with single camera. *Optical Engineering*, Vol. 49, No. 3, p. 037203, 2010.
- [6] Guojin Liu, Zhenzhi Yin, Yunjian Jia, and Yulai Xie. Passenger flow estimation based on convolutional neural network in public transportation system. *Knowledge-Based Systems*, Vol. 123, pp. 102–115, 2017.
- [7] Ya-Wen Hsu, Yen-Wei Chen, and Jau-Woei Perng. Estimation of the number of passengers in a bus using deep learning. *Sensors*, Vol. 20, No. 8, p. 2178, 2020.
- [8] Yuji Kanamitsu, Eigo Taya, Koki Tachibana, Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Estimating Congestion in A Fixed-Route Bus by Using BLE Signals. *Sensors*, Vol. 22, No. 3, p. 881, 2022.
- [9] 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.
- [10] Jens Weppner and Paul 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.
- [11] Edoardo Longo, Alessandro EC Redondi, and Matteo Cesana. Accurate occupancy estimation with WiFi and bluetooth/BLE packet capture. *Computer Networks*, Vol. 163, p. 106876, 2019.
- [12] Yuki Matsuda, Kentaro Ueda, Eigo Taya, Hirohiko Suwa, and Keiichi 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.
- [13] Eigo Taya, Yuji Kanamitsu, Koki Tachibana, Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi 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.
- [14] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree. In *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS '17*, pp. 3149–3157, 2017.
- [15] Takuya Akiba, Shotaro Sano, Toshihiko Yanase, Takeru Ohta, and Masanori Koyama. Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, pp. 2623–2631, 2019.