

# BLE 受信状況を用いた混雑度推定手法の オフィスのオープンスペースへの適用

## Application of BLE-based Congestion Estimation Method to Shared Open Spaces in Business Office

上田 健太郎<sup>1\*†</sup> 松田 裕貴<sup>1,3†</sup> 伊勢田 氷琴<sup>1</sup> 立花 巧樹<sup>2</sup>  
Kentarō Ueda<sup>1</sup> Yuki Matsuda<sup>1,3</sup> Hikoto Iseda<sup>1</sup> Koki Tachibana<sup>2</sup>

呉 健朗<sup>2</sup> 須田 哲生<sup>2</sup> 古野 雅人<sup>2</sup> 諏訪 博彦<sup>1,3</sup>  
Kenro Go<sup>2</sup> Norio Suda<sup>2</sup> Masato Furuno<sup>2</sup> Hirohiko Suwa<sup>1,3</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> ソフトバンク株式会社

<sup>2</sup> SoftBank Corp.

<sup>3</sup> 理化学研究所 革新知能統合研究センター

<sup>3</sup> RIKEN Center for Advanced Intelligence Project (AIP)

**Abstract:** The level of facility congestion is an important piece of information for people’s decision-making processes. Various methods for estimating congestion levels have been proposed, including the use of cameras, GPS in smartphones, and Wi-Fi. However, each method has its own range of applicability, making it difficult to collect data from various spaces and estimate congestion levels using a single method. In this study, we propose a method for estimating congestion levels in a space using the received signal strength of Bluetooth Low Energy (BLE) emitted from electronic devices such as smartphones. BLE receivers are small, inexpensive, and safe in terms of privacy, making them easy to install in any space. Although several studies on congestion estimation using BLE exist, there have been no examples validated in spaces with high human mobility, leaving the potential of BLE-based estimations unresolved. In this study, we constructed a congestion estimation model using a machine learning model that takes the received signals from multiple sensors installed in an open space of an IT company office in Tokyo as input. The performance of the congestion estimation model was 4.89 of MAE, 23.4 of MAPE, and 6.22 of RMSE, demonstrating that effective use of environmental BLE information enables congestion estimation in spaces with high mobility.

## 1 はじめに

空間内に存在する人数（混雑度）をリアルタイムに推定することは、人々が待ち時間や感染症リスクなどを低減する行動を取るための意思決定支援のために重要である。近年では、感染症対策としてリモートワークなどの制度を設ける会社も現れていることから、交通機関や飲食店、公共施設などの不特定多数の人が訪れる場所だけではなく、職場においても混雑度を把握

することが重要となってきている。

混雑度推定は、多くの研究者や実務家から注目を集めており、さまざまなアプローチによる研究が行われている。例えば、スマートフォンのGPSログを用いる方法 [1, 2]、カメラやLiDARを用いる方法 [3, 4, 5, 6, 7]、Wi-FiやBLEなどの電波を用いる方法 [8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17] などが提案されてきた。しかしながら、これらの手法は、それぞれ適用できる範囲が異なるため、単一の手法を用いて様々な空間のデータを収集し、混雑度推定を行うことが難しい。例えば、カメラを使う場合はカメラの設置が可能な空間のみにしか適応できず、Wi-Fiを扱う場合はWi-Fi環境が整ってい

\*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: ueda.kentaro.ug2@is.naist.jp

†共同第一著者

る空間のみにしか適用できない。

そこでこの課題を克服するために、我々は以前の研究 [11, 12, 17] として、あらゆる環境で統一したデータ収集と推定を行うことを目的し、環境 BLE を用いた混雑度推定手法を提案した。提案手法はバスや電車などの公共交通機関や図書館や飲食店といった施設において、一定の混雑度推定の可能性を示した。しかし、これらの空間はいずれも人の流動性が無い、もしくは、低い空間であり、より流動性の高い空間においても環境 BLE を用いた推定手法が適用可能かどうかは未解決である。そこで、本研究では、より流動性の高い、都内 IT 企業オフィスのオープンスペースに着目した。オープンスペースを対象空間とし環境 BLE を用いた混雑度推定を行い、その有効性を評価する。

本稿では、これまでとは異なる空間として、オフィスのオープンスペース空間に焦点を当てた。都内 IT 企業オフィスのオープンスペースにてデータ収集を行い、Random forest アルゴリズムを用いた混雑度推定モデルを構築・評価した。結果として、交差検証で、MAE が 4.89, MAPE が 23.4, RMSE が 6.22 となり、流動性の高い空間においても一定の混雑度推定が可能であることが示された。

## 2 関連研究

様々な空間を対象に混雑度推定に関わる研究が行われている。本章では、混雑度推定対象を、都市環境全体・公共交通機関の空間・固定空間（公共施設・飲食店など）に大別し、関連研究・関連サービスを紹介する。

### 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 Kompreno[2] があげられる。これらのサービスでは、スマートフォンを始めとする 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、混雑度に関する可視化を行っている。それぞれ、125m, 250m 四方のような一定範囲のメッシュレベルでの混雑度推定を行っているため、より範囲の限定的な空間における混雑度を把握することが困難である。

### 2.2 公共交通機関空間における混雑度推定

Song ら [3] はカメラの映像を用いて駅の人数を推定するシステムを提案している。映像情報を用いているため、比較的高精度で推定が可能である。しかし、実

世界での運用を考えた場合、カメラを設置し分析を行うことは、社会的受容性の観点から設置箇所に制限が生まれると考えられる。

そこで、混雑度推定のために、Wi-Fi や BLE などの電波情報を用いる手法も提案されている。Handte ら [8] は、Wi-Fi 環境が整備されたバスを対象空間として、乗客数を推定する手法を開発している。彼らは、アクセスポイントに接続する乗客の携帯端末の MAC アドレスの数を取得することで、乗客人数を推定している。著者らは、過去の研究 [11, 12] において、バスや電車を対象空間として、乗客数を推定する手法を開発している。空間内に BLE 信号の受信機を設置し、乗客が有するスマートフォンなどの電子デバイスが発する BLE 信号情報を取得し、機械学習技術を用いることで、空間内の混雑度を推定する手法を提案している。このアプローチは、環境 BLE 情報をもとに推論を行うものであり、安価で小型な受信機を空間内に設置するだけで混雑度の推定が可能である。そのため、プライバシー保護や設置コストの観点から有用なシステムであると考えられる。

### 2.3 固定空間の混雑度推定

新井ら [5] は、カメラを用いた画像解析による混雑度推定手法を提案している。彼らは、カメラ画像をマクロに捉えることで、個人の検出を行わない混雑度推定を可能とし、カメラを用いる解析手法のプライバシー保護に関する課題を克服している。また、小島ら [7] や宮崎ら [6] もカメラを用いた混雑度推定手法を提案している。これらの手法は全てカメラベースの手法であるため、比較的高精度な推定が可能である。しかし、空間全体を対象とする場合は多数のカメラを配置する必要があるという課題や、カメラでの情報取得は被観測者の心理的抵抗が大きいという課題が残る。そのため、設置コストや社会的受容性の観点で、実世界で広く活用することは困難である。

そこで、環境 BLE を用いた混雑度推定手法についてもいくつか提案されている [13, 14, 15, 16]。Weppner ら [14] は、ある環境を移動する人々のモバイル端末によって周囲の BLE を受信し、近傍の BLE 端末数を集計することで群衆密度を推定する手法を提案している。また、著者らは、過去の研究 [17] において、公共施設や飲食店を対象空間とし、環境 BLE を用いた混雑度推定手法の固定空間における有効性を検証している。検証の結果、公共交通機関（バス、電車）と異なり、任意のタイミングで人々の出入りが可能な空間においても、BLE を用いることで一定の混雑度の推定が可能であることを示している。

公共施設（図書館）や飲食店において、利用者は任意のタイミングで移動することができるが、その移動頻

表 1: 著者らの過去の研究 [11, 12, 17] と本研究の違い

対象空間	対象空間への人の流動性	BLE ノードのサンプリング周期	ノード数	特徴量抽出法
電車・バス [11, 12]	無	15	1	ある区間における同一アドレスの記録頻度と RSSI の平均
公共施設・飲食店 [17]	低	15	1-3	全ての BLE ノードを 1 つの仮想ノードとして統合
都内 IT 企業オフィスのオープンスペース (本研究)	高	60	4	BLE ノードを全ての組み合わせについて、それぞれを 1 つの仮想ノードとして統合

度は高くないと考えられる。そのため、人々が任意のタイミングで移動可能な固定空間における、環境 BLE を用いた混雑度推定手法の有効性の議論をより深く行うためには、より人々の流動性が高い空間での検証が求められる。

### 3 提案手法

本研究は、流動性の高い固定空間における、環境 BLE を用いた混雑度推定手法の有効性の評価を目的とする。目的達成のため、対象空間に設置した BLE ノードを用いて環境 BLE 情報を取得し、取得情報をもとに機械学習アルゴリズムによる混雑度推定器を構築する。推定までの概要図を図 1 に示す。著者らは以前の研究 [11, 12, 17] において、バス、電車、公共施設、飲食店を対象空間とし、本研究と同様に混雑度推定モデルの構築を行っている。概ね著者らの過去の手法を踏襲した手法を用いるが、一部実験条件等が異なるため、本研究と以前の研究の違いを整理し、表 1 に示す。

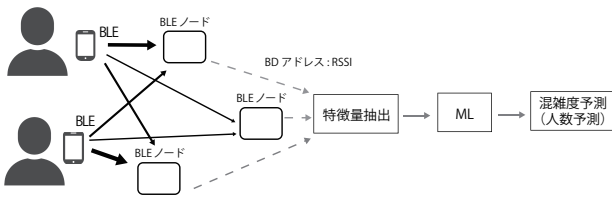


図 1: 環境 BLE を用いた混雑度推定の概要

#### 3.1 データ収集システム

データ収集には株式会社 obniz の販売する obniz BLE<sup>1</sup> を使用する。obniz BLE の外観を図 2 に示す。obniz BLE は Bluetooth 4.2 Class 1 に対応しており、取得した BLE データは同じく株式会社 obniz の販売する Obniz ゲートウェイを経由してクラウドに蓄積される。取得データのサンプルを図 3 に示す。本論文では、obniz BLE のスキャン周期は 60 秒に設定されている。なお、現在流

<sup>1</sup><https://obniz.com/ja/products/ble-gateway>



図 2: obniz BLE の外観

```
{'ble_addr': 'c1:8a:37:77:83:f0', #BDアドレス
'ble_rssi': -85, #RSSI値
'node_id': 'xxxx-yyyy', #BLEノード番号
'timestamp': '2022-12-19 10:07:46'} #タイムスタンプ
```

図 3: ある BLE ノードからの取得データ（スナップショット）の例

通しているデバイスの多くは、プライバシー保護のため、BD アドレスが不定期にランダム化されるアルゴリズムが組み込まれているため、同一端末から発信された情報であっても BD アドレスが異なって記録される場合があることに留意する必要がある。以降、obniz BLE を BLE ノードと称する。

#### 3.2 複数 BLE ノードからの特徴量抽出手法

対象空間の空間形状や大きさ、人の流動性などの特性が異なれば、推定のために適切な BLE ノード数が異なるはずである。そのため、任意の空間での混雑度推定を成功させるためには BLE ノード数に依存しない特徴抽出法が求められる。我々は、以前の研究 [17] において複数 BLE ノードからの特徴抽出手法を提案したが、この手法は全ての BLE ノードを用いてユニークな BD アドレス数などを算出し、特徴量としていたため、設置した BLE ノードの位置関係のような空間的情報を考慮できていない。そこで、本研究では、BLE ノード数に依存せず、各 BLE ノードの空間的関係性を有効に扱うことが可能な特徴量抽出法を提案する。

### 3.2.1 BLE ノード情報の組み合わせによる特徴量抽出

各 BLE ノードに対し、正解ラベルの記録時刻  $T$  に対し、 $T$  から  $T - 60 \times w$  秒の間に取得されたサンプルを取得する。過去の情報を用いることで、スキャン漏れの影響を軽減することを目指している。 $w$  は時間窓を表現するパラメータ  $W$  から決定される  $\{w \in \mathbb{N} \mid 1 \leq w \leq W\}$ 。次に BLE ノード  $k$  個から重複を許さず  $n$  個 ( $n \leq k$ ) 選ぶ全ての組み合わせを取得する。ここで取得された各組み合わせを一つの仮想ノードとみなし、それぞれ特徴量生成を行う。この操作により、BLE ノードの空間的な関係性を考慮した特徴量の抽出を行う (図 4)。

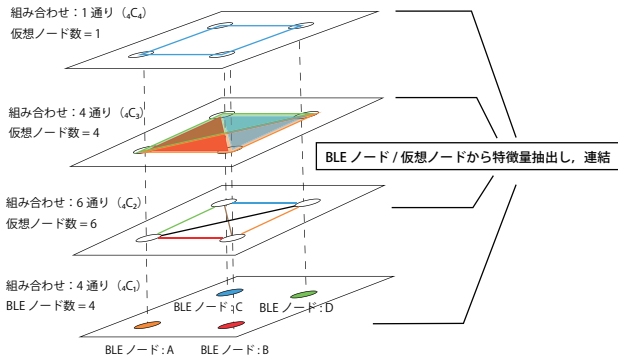


図 4: BLE ノードの組み合わせを用いた特徴量抽出

### 3.2.2 BLE ノード/仮想ノードからの特徴量抽出

組み合わせられた BLE ノードの情報をもとに特徴量を抽出する。抽出する特徴量は、以前の研究 [17] と同様に、総アドレス数、閾値越えアドレス数、ユニークアドレス占有率の 3 種類を抽出する。具体的には、以下の操作を行う。

組み合わせられた BLE ノードの取得サンプル内で BD アドレスの総和 (総アドレス数) を取得する。また、選ばれたノードの取得サンプル内で BD アドレスのユニーク数 (総ユニークアドレス数) を取得する。さらに、RSSI について、閾値  $s$  を越したアドレス数 (閾値越えアドレス数) を取得する。なお、BD アドレスに重複が確認された場合は、RSSI が大きいものを採用する。最後に、総アドレス数に占める総ユニークアドレス数 (ユニークアドレス占有率) を計算する。全ての  $W$  に対して上記の操作を行い、獲得した総アドレス数、総ユニークアドレス数、閾値越えアドレス数を全て連結したものを最終的な特徴量とする。

## 4 実験

### 4.1 対象空間の概要

本研究では、都内 IT 企業オフィスのオープンスペースを混雑度推定の対象空間として実験を行った。対象となる空間の空間形状、BLE ノード設置位置、出入口の位置、座席位置を示した簡略図を図 5 に示す。この空間の各出入口はそれぞれデスクスペース (執務室)、階段は上階・下階のオープンスペースに接続されており、執務室間・オープンスペース間に配置された比較的流動性の高い空間となっているといえる。環境 BLE 受信のための BLE ノードは、図 5 に示すように、異なる位置に 4 つ設置された。隣接する BLE ノード間の距離 (対角を除く) はおよそ 6400 mm である。

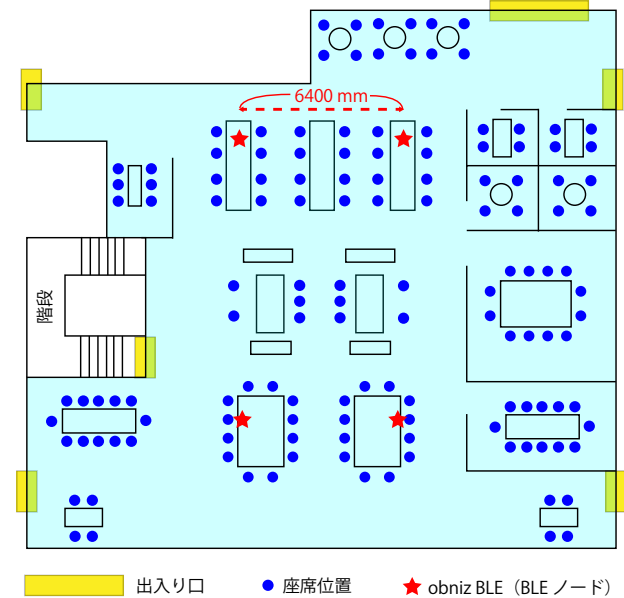


図 5: 本実験の対象空間の概要

### 4.2 特徴量抽出

3.2 節に示した手法を用いて、複数 BLE ノードから特徴量抽出を行なった。本実験では、BLE ノードを 4 つ設置しているため、パラメータ  $k$  は 4 である。時間窓に関するパラメータである  $W$  には 4 を使用した (すなわち、最大 4 分前のデータを参照するデータを用いる)。RSSI の閾値に関するパラメータ  $s$  には、 $s \in \{60, 65, 70, 75, 80, 85, 90\}$  を使用した。著者らの過去研究 [17] と同様に、平日か休日のバイナリ識別フラグと取得時間が何時であるかの情報  $\{0, 1, 2, \dots, 23\}$  を特徴量として追加した。

表 2: 収集データの概要

Date	# of samples	Mean	Std.
2022/12/19	125	22.66	7.64
2022/12/20	48	24.44	11.64
2022/12/21	44	23.25	8.56
2022/12/22	133	26.17	8.83
2022/12/23	121	25.68	7.96
2022/12/26	133	24.15	6.23
2022/12/27	133	17.02	5.99

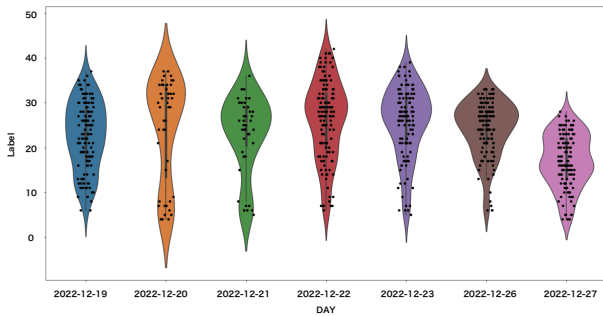


図 6: 実測された空間滞在人数ラベルの分布

### 4.3 ラベリング

空間内の滞在人数は、対象空間の各出入口に配置された計測者による目視で記録された。計測者は人の出入りがある度にそのイベントを記録し、後に 5 分毎に全ての計測者の情報を集計することで、ある時間における空間内の人数を算出している。データ収集期間は、2022 年 12 月の 19 日～23 日・26 日～27 日の計 7 日間であり、8 時～19 時の時間帯のデータが収集されている（日によって開始・終了時刻のずれが存在する）。記録された空間滞在人数について、日毎の収集データ数、記録された滞在人数の平均と分散を表 2 に示し、実測された空間滞在人数ラベルの分布を図 6 に示す。

### 4.4 混雑度推定モデル

混雑度推定のための機械学習モデルはランダムフォレストアルゴリズムを用いて回帰モデルを構築する。学習のための特徴量は 4.2 節で示したものを使用した。評価には、1 日単位をテストとして抜き出して交差検証を行う、Leave-One-Day-Out 法での評価結果を用いた。評価指標には MAE, MAPE, RMSE を使用した。

表 3: 混雑度推定モデルの評価結果

Model	MAE	MAPE	RMSE
ランダムフォレスト	4.89	23.4	6.22

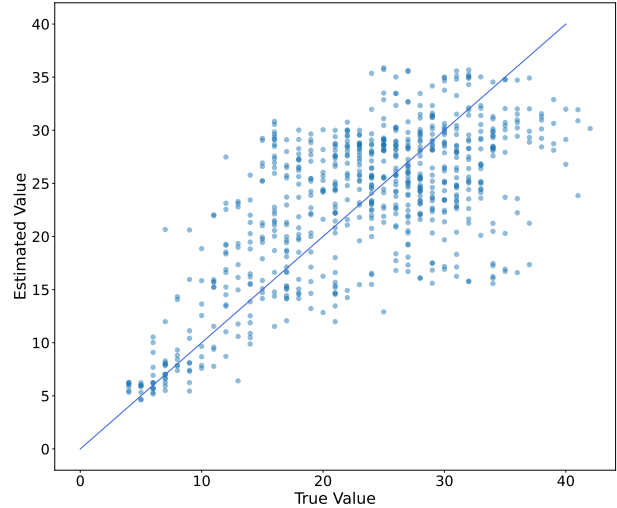


図 7: 機械学習モデルによる推定値と実測値の関係

## 5 実験結果と議論

### 5.1 実験結果

混雑度推定モデルの評価結果について表 3 に示す。構築した推定器の精度は MAE で 4.89, MAPE で 23.4, RMSE で 6.22 となった。従って、流動性が高い空間においても環境 BLE を用いることで、一定の混雑度推定が可能であることが示された。また、目的変数の実測値と提案モデルの推定値の関係を図 7 に示し、目的変数の実測値と提案モデルの推定値の時系列で追った時の関係を 26 日と 27 日の結果について図 8 に示す。横軸は min となっており、0 時 0 分を 0 min として示している。時系列で見ると、本研究で構築した推定器は大まかな人数感を捉え追従できていることが確認できる一方、人数の急激な変化を捉えることは難しいことがわかる。

### 5.2 特徴量抽出手法と推定パフォーマンスの関係

本研究では、複数 BLE ノードを用いた混雑度推定のための特徴量抽出手法を提案した。提案した特徴量抽出手法の有効性を確かめるため、我々の以前の研究で用いた特徴量抽出手法を用いて、同様のタスク設定でモデルの構築を行い、推定パフォーマンスの比較を行

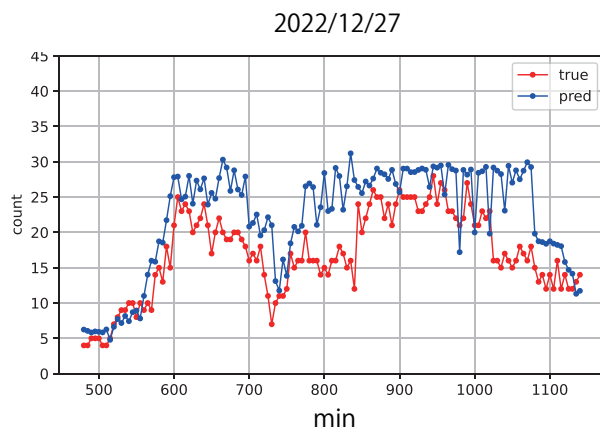
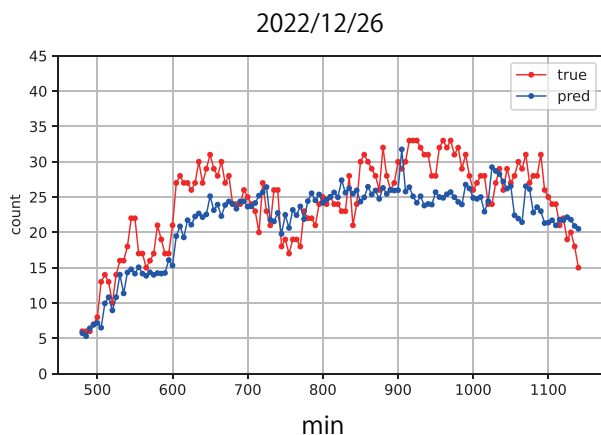


図 8: 機械学習モデルによる推定値と実測値の時系列的関係

表 4: 特徴量抽出手法の違いによる精度の比較

特徴量抽出手法	MAE	MAPE	RMSE
松田ら (2022) [17]	4.93	24.0	6.19
提案手法	4.89	23.4	6.22

う。モデルの評価結果を表 4 に示す。本研究で提案した特徴量抽出法によるパフォーマンスの向上はほとんど見られなかった。これは、今回対象とした空間の空間形状が正方形に近い上、中心部に 4 つの BLE ノードを近めの間隔で設置したためであると考えられる。推定において BLE ノードの配置がより重要な役割を担う場合において、提案手法は有効であると考えられるため、そのような実験条件下で再度提案手法を評価することが求められる。

### 5.3 BLE ノード数による推定パフォーマンスの変化

本研究では、対象空間に 4 つの BLE ノードを設置し、混雑度推定モデルを構築した。対象空間に設置された BLE ノード数により、推定パフォーマンスがどのように変化するかを検証するため、推定に使用する BLE ノード数を変化させて混雑度推定モデルの構築を行なった。実験結果を表 5 に示す。

MAE はセンサ数 3 で精度が最も良く、その精度は 4.75 となった。設置センサ数による推定パフォーマンスの変化はあまり見られなかった。パフォーマンスの変化は対象とする空間特性（形状、サイズ）と設置位置に依存すると思われるため、さらなる議論のためには、設置センサ数と推定パフォーマンスの関係を、空間特性と設置位置の観点からさらに詳しく調査する必要がある。

表 5: BLE ノード数が異なる状況での精度の比較

ノード数	MAE	MAPE	RMSE
1	4.78	23.0	6.10
2	4.76	22.9	6.04
3	4.75	22.9	6.07
4	4.89	23.4	6.22

## 6 まとめ

本研究では、流動性の高い空間の混雑度（空間内の人数）を推定することを目的とし、環境 BLE を用いた推定モデルの構築を行なった。具体的には、流動性の高い空間として、都内 IT 企業オフィスのオープンスペースに焦点を当て、データ収集と推定器の学習、評価を行なった。構築されたモデルは、交差検証によって評価され、評価結果は MAE 4.89, MAPE 23.4, RMSE 6.22 となった。評価結果から、環境 BLE を用いることで、流動性の高い空間においても一定の混雑度推定が可能であることが示された。今後は、推定性能向上を目指し、流動性をより捉えやすくするための BLE スキャン方法やデータ前処理・特徴量抽出の方法について更に検討を深める。

## 謝辞

本研究の一部は、JST さきがけ (JPMJPR2039) の助成を受けて行われたものです。

## 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 on 04.18.2022).
- [2] 株式会社 Agoop. リアルタイム人流混雑度可視化サイト Kompreno Public. <https://www.agoop.co.jp/service/kompreno/>, (Accessed on 04.18.2022).
- [3] Hongquan Song, Xuejun Liu, Xingguo Zhang, and Jiawei 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. IEEE, 2012.
- [4] Ejaz Ul Haq, Xu Huarong, Chen Xuhui, Zhao Wangqing, Fan Jianping, and Fazeel Abid. A Fast Hybrid Computer Vision Technique for Real-Time Embedded Bus Passenger Flow Calculation through Camera. *Multimedia Tools Appl.*, Vol. 79, No. 1-2, 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] Marcus Handte, Stefan Foell, Stephan Wagner, Gerd Kortuem, and Pedro José Marrón. An Internet-of-Things Enabled Connected Navigation System for Urban Bus Riders. *IEEE internet of things journal*, Vol. 3, No. 5, pp. 735–744, 2016.
- [9] Arief Hidayat, Shintaro Terabe, and Hideki Yaginuma. WiFi Scanner Technologies for Obtaining Travel Data about Circulator Bus Passengers: Case Study in Obuse, Nagano Prefecture, Japan. *Transportation Research Record*, Vol. 2672, No. 45, pp. 45–54, 2018.
- [10] Arief Hidayat, Shintaro Terabe, and Hideki Yaginuma. Estimating Bus Passenger Volume based on a Wi-Fi Scanner Survey. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 6, p. 100142, 2020.
- [11] 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, pp. 1–15, 2022.
- [12] 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 *The 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities, DI-CPS '22*, pp. 1–7, 2022.
- [13] Kazuhito Umeki, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi 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*, pp. 430–432. IEEE, 2018.
- [14] 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. ACM, 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, DPSWS '20, 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] 松田裕貴, 田谷瑛悟, 諏訪博彦, 安本慶一. BLECE : BLE を用いた公共施設・飲食店の混雑度推定手法. 電子情報通信学会技術研究報告, センサネットワークとモバイルインテリジェンス研究会 (SeMI), pp. 40–45, 2022.