

BLECE : BLE を用いた公共施設・飲食店の混雑度推定手法

松田 裕貴^{†,††} 田谷 瑛悟[†] 諏訪 博彦[†] 安本 慶一[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学 〒630-0101 奈良県生駒市高山町 8916-5

^{††} JST さきがけ 〒102-0076 東京都千代田区五番町 7

E-mail: [†]{yukimat,taya.eigo.td3,h-suwa,yasumoto}@is.naist.jp

あらまし 都市内で滞在・移動する人々にとって関心の高い情報の一つが、交通機関や飲食店、公共施設などといった様々な空間における混雑度情報である。しかしながら既存の混雑度計測サービスはそれぞれ異なる方式でデータ収集・情報提供がなされており、ユーザが横断的に混雑度情報を取得することが難しい。本研究では、人々が持つスマートフォンなどの電子機器から発される BLE (Bluetooth Low Energy) の電波を環境側からスキャンし、電波受信状況からある特定空間の混雑度を推定することにより、場所や環境に依存しないユニバーサルな混雑度推定手法の確立を目指している。本稿では、異なる空間サイズを有する公共施設および飲食店に焦点を当て、混雑度推定モデルを構築した。結果として、共通の特徴量を用い空間別に構築したモデルで、一定の混雑度推定が可能であることが示された。

キーワード スマートシティ, 混雑度推定, Bluetooth Low Energy

BLECE: A Method of BLE-based Crowdedness Estimation in Public Facilities and Restaurants

Yuki MATSUDA^{†,††}, Eigo TAYA[†], Hirohiko SUWA[†], and Keiichi YASUMOTO[†]

[†] Nara Institute of Science and Technology 8916-5 Takayama-cho, Ikoma, 630-0101 Japan

^{††} JST PRESTO 7 Gobanmachi, Chiyoda-ku, Tokyo, 102-0076 Japan

E-mail: [†]{yukimat,taya.eigo.td3,h-suwa,yasumoto}@is.naist.jp

Abstract The crowdedness information in various places in the city such as public transportation, facilities, and restaurants is one of the high-demand information for general people. However, it is difficult for users to acquire comprehensive data because existing services of crowdedness measurement separately collect and provide data in different ways. This study aims to establish the universal method of crowdedness estimation which is robust to various environments, by scanning BLE (Bluetooth Low Energy) signals emitted from mobile devices owned by general people. In this paper, we focused on public facilities and restaurants, and built crowdedness estimation models. As the result, we confirmed models trained with the same feature set for each space show certain performance.

Key words Smart City, Crowdedness Estimation, Bluetooth Low Energy

1. はじめに

都市環境の様々な場所の混雑度は、都市内で滞在・移動する人々にとって関心の高い情報の一つである。その要望は交通機関や飲食店、公共施設など幅広く、近年では COVID-19 の流行に伴いその重要性はより高まっている。また、社会全体の観点からも、混雑度を平準化する（一部の空間の過剰な混雑を避ける）ことによって、都市を広く安全・快適に保つことが求められている。いずれの観点においても、様々な空間の混雑度を横断的に知ることが重要であるといえる。

近年では、様々な混雑度推定手法の研究が進められている。

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]~[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。こうした技術の中で、実サービス化されている事例も数多く存在する。しかしながら、既存の混雑度計測サービスは、導入場所・提供会社ごとに異なる方式でデータ収集および情報提供がなされることから、ユーザにとって横断的に混雑度情報を取得することは極めて困難な現状がある。

そこで本研究では、人々が持つスマートフォンなどの電子機器から発される BLE (Bluetooth Low Energy) の電波を環境側からスキャンし、電波受信状況からある特定空間の混雑度を推

定することにより、場所や環境に依存しないユニバーサルな混雑度推定手法の確立を目指している。我々はこれまでの取り組みとして、路線バスや電車で焦点をあてた乗客人数推定手法を提案しており、手法の有効性を確認している [11],[12]。

本稿では、これまでの移動空間とは異なる空間として、公共施設および飲食店といった固定空間に焦点を当てた。異なる空間サイズを有する実際の公共施設・飲食店（合計4箇所）にてデータ収集を行うとともに、混雑度推定モデルを構築・評価した。結果として、XGBoost Regressor を用いた空間別にモデル構築した場合において最大 MAE 4.59 人・最大 MAPE 58.1%・最大 RMSE 5.94 人となり、共通の特徴量を用いたモデルによって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

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

まず、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、可視化を行っている。それぞれ、125m, 250m 四方といった一定範囲のメッシュレベルでの人口推定を行っているが、特定の空間における混雑度を把握することは難しいといえる。

2.2 移動空間における混雑度推定

次に、移動空間（特に公共交通機関）の混雑度に焦点をあてた研究 [3],[4],[8]~[12] について紹介する。

まず、車内等に設置したカメラを用いて混雑度を推定する手法が提案されている [3],[4]。Song らは監視カメラの映像を用いて乗客人数をカウントするシステムを提案している [3]。これらは観測対象となる人を直接画像認識するアプローチであるため、比較的高精度で推定が可能となっているものの、カメラを設置し分析する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。

Wi-Fi や BLE など、電波を利用する方法についても提案されている。まず、Wi-Fi 信号を用いて混雑度を推定する研究が提案されている [8]~[12]。Handte ら [8] は Wi-Fi 環境が整備されたバスを対象に、アクセスポイントに接続する乗客の携帯端末の MAC アドレスの数をカウントすることで、乗客人数を推定している。著者らの過去の研究 [11],[12] では、バスや電車を利用する乗客が有するスマートフォンなどのデバイスが発する BLE 信号を環境側のスキャナで測定し、電波受信強度やその組み合わせを学習することで混雑度を推定する手法を提案している。

2.3 固定空間の混雑度推定

最後に、固定空間における混雑度推定に焦点を当てた研究 [5]~

[7],[13]~[18] について紹介する。

まず、カメラを用いた画像解析によって、混雑度や人流を推定する研究が多数存在する [5]~[7]。新井ら [5] は、プライバシーに配慮し、カメラ画像をマクロに捉えることで、個人の検出を行うことなく駅空間の混雑度の推定手法を提案している。宮崎ら [6] は、群衆を個の集まりではなく群として扱うことで、従来手法では混雑により人の重なりが大きく解析が難しい状況や、追跡すべき人数が多すぎて処理が重くなる状況における高精度な認識を実現している。小島ら [7] は、スマートフォンによって連写された2枚の画像の差分をとることで群衆が存在する動体領域を抽出することによって、群衆人数を推定する手法を提案している。これらの手法では、比較的高精度に人流を把握することが可能であるが、空間全体を把握するには、多数のカメラを配置する必要がある。

また、モバイルデバイスに搭載したセンサを用いて混雑度を推定する研究が提案されている [17],[18]。米村ら [17] は、スマートフォンをズボンのポケットに入れている状態で、加速度センサの値を用いて歩幅を検出し、その違いから街中の混雑度を空いている状態、混んでいる状態の推定が可能なる手法を提案している。また、西村ら [18] は、加速度センサに加えてマイクから周囲の音収集し、これらの特徴量を合わせて混合判定を行う手法を提案している。

Wi-Fi や BLE などを用いた混雑度の推定手法についても多くの研究がなされている [13]~[16]。梅木ら [13] は、BLE 信号を発信する発信機と受信機がある環境を想定し、それらの間を通行する人間の数によって受信信号強度 (RSSI) が変化することに着目し、観光地の混雑度を推定するシステムを提案している。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 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。高橋ら [15] は、バス停の混雑度を可視化するために、カメラと Wi-Fi のプローブクエストを観測するパケットセンサを組み合わせた混雑度推定手法を提案している。また、徳田ら [16] は、Wi-Fi パケットセンサおよび COCOA¹ の発する信号を観測する BLE スキャナを用いることで、異なる種類の電波を利用するハイブリッド混雑度推定手法を提案している。

2.4 本稿の立ち位置

前述の通り、これまで数多くの混雑度推定に関する研究がなされているものの、異なる環境に適用可能かどうかについては検証が十分になされていない。本研究では、移動空間・固定空間を含む多様な公共空間において横断的に適用可能である、ユニバーサルな混雑度推定手法を確立することを目指している。本稿は、著者らが過去に提案している環境側の BLE スキャナを用いる方法 [11],[12] を、異なる業態・条件・大きさの公共施設・飲食店に適用することで、固定環境においても混雑度推定が可能かどうかについて、評価・議論することを目的とする。

(注1)：厚生労働省がリリースしている新型コロナウイルス接触確認アプリ (COVID-19 Contact-Confirming Application)

表1 データ収集対象空間と収集データ

空間 ID	業種・カテゴリ	定員等	およその空間形状	BLECE ノード数	正解データ取得方法	正解データサンプル数	データ収集期間 (注c)
A (注a)	飲食店 (カフェ)	約 25 席	正方形	1	出入口カメラ	556	2021 年 11 月 15 日 ~ 2022 年 3 月 15 日
B (注b)	飲食店 (とんかつ屋)	約 50 席	正方形	1	出入口カメラ	895	2021 年 12 月 23 日 ~ 2022 年 3 月 15 日
C (注c)	飲食店 (とんかつ屋)	約 50 席	長方形	2	出入口カメラ	1398	2021 年 11 月 24 日 ~ 2022 年 3 月 15 日
D (注d)	公共施設 (市図書館)	-	L 字形	3	調査員目視	316	2022 年 1 月 5 日 ~ 2022 年 3 月 29 日

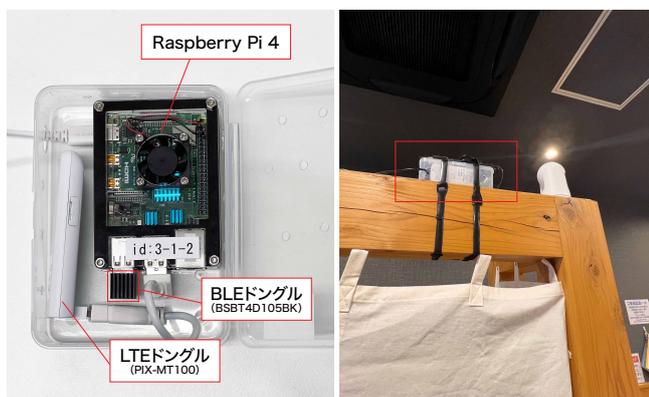
(注a) nijiro*cafe (<https://nijirocafe.com/>)

(注b) とんまさ (<https://tonmasa.com/>)

(注c) まるかつ生駒店 (<https://marukatsu912.com/>)

(注d) 生駒駅前図書室 (<https://lib.city.ikoma.lg.jp/>)

(注e) 本稿ではデータ収集期間中の営業日・開館日かつデータ欠損のない約 10 日分のデータを利用した。



(a) BLECEノードの外観と構成 (b) BLECEノードの設置例

図1 BLECE ノードの概要

3. データ収集

3.1 データ収集システム

データ収集にあたっては、著者らのこれまでの研究 [11], [12] にて使用したものと同等の機能を有するデバイス (以降, BLECE ノード) を使用する。デバイスの外観および設置例は図 1 に示すとおりである。BLECE ノードは, Raspberry Pi 4 Model B をベースに動作し, Bluetooth 4.0+EDR/LE Class1 対応 USB アダプタ (BUFFALO 社製, BSBT4D105BK) を使用し取得した BLE データを, LTE 対応 USB ドングル (PIXELA 社製, PIX-MT100) を用いモバイル回線経由でクラウドに蓄積される。

3.2 データ収集対象空間・収集データの概要

異なる業態・条件・大きさの公共施設・飲食店における混雑度推定の可能性について検証することを目的とするため, 表 1 に示す固定空間をデータ収集の対象とした。なお本実験は, 奈良先端科学技術大学院大学人を対象とする研究に関する倫理審査委員会の承認を受け, 各公共施設・飲食店の協力の下実施している (承認番号: 2020-I-16)。

表 1 に示すとおり, 対象の空間 A~D は, 業種・カテゴリおよび定員が異なっており, 各空間の形状から BLECE ノードの必要設置台数が異なっている。各空間の大まかな形状および座席配置, および BLECE ノード・出入口カメラの配置図を図 2 に示す (◆は BLECE ノード, ▲は出入口カメラの設置場所を示す)。例えば, 空間 D は駅前の図書館で面積が広く, またフロアが L 字の形状となっていることから, 3 台の BLECE ノードを設置している。収集されるデータは, 時刻情報とスキャンされた各デバイスの Bluetooth Device Address (以降, BD アド

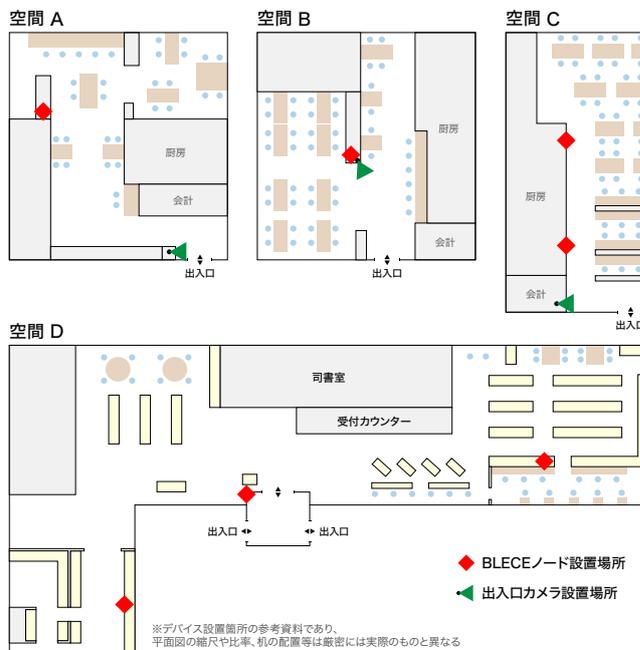


図2 各空間の大まかな形状と座席配置, および, BLECE ノード・出入口カメラの設置場所

レス) および BLE の受信信号強度 (RSSI) の組である。なお, 今回は固定空間を対象としているため, 従来研究 [11], [12] にて収集していた, 位置情報や路線番号などの移動空間固有の情報は除外している。BLE のスキャン周期はいずれも 15 秒 (スキャン時間 10 秒, スリープ 5 秒) である。

混雑度の正解データ (ある時刻における空間内の滞在人数) については, 各設置先の要望に応じて異なる収集方法を取っている。空間 A~C では, 空間の出入口に俯瞰カメラ (BLECE ノードと同等の構成に Raspberry Pi Camera Module を追加したもの) を設置し, その内容を目視で確認することによる事後アノテーションを行うことで, 5 分ごとの混雑度データを生成している。各空間の正解データサンプル数の差は, 営業時間が異なるために生じている。出入口カメラの設置例および撮影された映像の例を図 3 に示す。なお, 出入口カメラの設置にあたっては, 総務省の策定するカメラ画像活用ガイドブック ver.2.0 [19] を参照し, 取得映像を特定個人が識別できないようにエッジ上で加工した処理済みデータを取り扱うこと, Web サイトを通じた事前告知²・実施期間中の空間内張り紙による通知を行うことな

(注2) : <https://www.iopt.jp/exp/blece-vol1>



図3 出入口カメラの設置例

ど、プライバシーに配慮したデータ収集を実施している。空間 D では、空間に滞在する調査員が定期的（15分に1回程度）に館内を巡回し、目視により人数をカウントすることによって正解データを収集している。

データ収集期間を表1に示す。本稿では、これらのデータのうち、営業日・開館日かつデータ欠損のない約10日分のデータを利用した（空間A～C：2022年1月19日～2月3日，空間D：2022年3月15日～3月29日）。

4. 混雑度推定モデルの構築と評価

前章にて収集したデータセットを用いて、様々な固定空間における混雑度推定の可能性について検証する。

4.1 データ前処理

本稿で対象とする空間A～Dは、異なる大きさを有するため、BLECEノードの数が空間によって異なる実験設定となっている。そこで、データ前処理として、複数のBLECEノードから得られたデータを統合し、BLECEノード数に依存しない形式へと変換する処理を行う。なお、前述の通りBLECEノードは15秒の測定周期でBLEスキャンを実行するものの、スキャンは任意のタイミングで開始されるため、各BLECEノード間の取得タイミングは非同期となっている。

データ統合の処理手順を次に示す。まず、正解データの時刻 t 以前の直近サンプル N 個をそれぞれのBLECEノードについて取得し、時間的に隣接するBLECEノードデータを同一タイミングの取得されたものとみなすことによって、統合の対象となる組を決定する。次に、統合対象のデータに含まれるBDアドレスの和集合（OR）を取る。あるデバイスが複数のBLECEノードに観測されることで生じる重複データについては、RSSIが大きいもの（信号強度が強いもの）を保持する。この処理は、実際は異なる位置に設置されたBLECEノードを、仮想的に同一の場所に重ね合わせる処理に相当する。

4.2 特徴量抽出

BLE信号は任意のタイミングで空間内のすべてのデバイスから得られるわけではなく、BLECEノードがスキャン実行中（本稿のBLECEノードの設定では10秒間）に観測対象デバイスがアドバタイジングパケットを送信した場合にのみに限られる。また、空間内に存在するデバイス数が多い場合には、スキャン

表2 特徴量の一覧

特徴量名 ^(注a)	内容
all_num_Tsec	過去 T 秒間にスキャンされた、BDアドレスの総数
unique_num_Tsec	過去 T 秒間にスキャンされた、BDアドレスのユニーク数
unique_ratio_Tsec	過去 T 秒間にスキャンされた、BDアドレスのうち、ユニークなデバイスの占める割合（ユニーク数/総数）
unique_num_Tsec_Sdb	過去 T 秒間にスキャンされた、BDアドレスのうち、RSSIが閾値 Sdb より大きいもののユニーク数
hour	時間帯（0～23）
is_weekday	平日：1，休日：0

(注a) T は過去サンプルを参照する時間範囲（15, 30, 45, 60 秒）を示しており、 S は RSSI の信号強度が大きいサンプルを参照する際の閾値（-60～-90 dB, 5 dB 刻み）を示す。

漏れが生じることがある。そのため、複数サンプルのデータを用いた特徴量をモデルに与えることにより、それらの影響を軽減する必要があると考えられる。一方で、現在流通しているデバイスの多くは、プライバシー保護のためにBDアドレスが不定期的にランダム化されるアルゴリズムが組み込まれている³。つまり、あまりに多くの過去サンプルを参照すると、見かけ上のBDアドレス数の水増しが生じる危険性がある。また、路線バスなどの移動空間では、バス停間を移動中に人が空間を出入りすることはないため、この条件を空間に滞在している人であることの手掛かりとして用いていた[11],[12]。これに対し飲食店などの固定空間では人々は任意のタイミングで空間を出入りできることから、同様にアドレス数の水増し問題が生じると考えられる。

こうした固定空間に特有の条件を考慮しつつ場所や環境に依存しないモデルを構築するため、本稿では新たに過去サンプルの取得範囲（時間幅）を変動させた特徴量を用いることとする。表2は特徴量の一覧およびその詳細を示している。なお、飲食店や公共施設には時間帯や曜日による滞在者数や訪問者層が異なることが想定されるため、hour（時間帯）およびis_weekday（平日フラグ）を追加特徴量として加えている。

4.3 モデルの評価結果

前述の特徴量を用いた混雑度推定モデルを各空間に対して構築し、評価を行う。使用する機械学習モデルは、SVR（Support Vector Regressor, RBFカーネル）、RFR（Random Forest Regressor）、XGBR（XGBoost Regressor）の3種類を用い、各モデルのハイパーパラメータはscikit-learnのGridSearchCVにて最適化したものを使用した。モデルの評価には3分割交差検証を用い、評価指標にはMAE（Mean Absolute Error）、MAPE（Mean Absolute Percentage Error）、RMSE（Root Mean Squared Error）を使用した。

(注3)：Apple社のiOSのBLEアドレスランダム化例：<https://support.apple.com/guide/security/bluetooth-security-sec82597d97e/web>

表3 空間別の混雑度推定モデル評価結果

対象空間	モデル	MAE [人]	MAPE [%]	RMSE [人]
A	SVR	1.29	53.0	1.96
	RFR	1.22	55.1	1.69
	XGBR	1.12	48.8	1.74
B	SVR	3.13	62.7	4.08
	RFR	2.78	65.3	3.59
	XGBR	2.56	51.9	3.40
C	SVR	4.16	76.5	5.57
	RFR	3.74	65.0	5.07
	XGBR	3.12	58.1	4.25
D	SVR	4.97	24.5	6.81
	RFR	4.63	23.5	5.79
	XGBR	4.59	25.2	5.94

評価結果は表3に示すとおりである。全体としてXGBRによって構築したモデルが比較的高い性能を示す結果となった。空間B~Dについて、XGBRで構築したモデルの評価結果（正解データと推定データの散布図）を図4・図5・図6に示す。各散布図から、構築したモデルは人数の傾向を概ね捉えられていることがわかる。また、異なるBLECEノード数であったとしても性能に大きな差は見られないことが示された。空間A~CではいずれのモデルにおいてもMAPEが大きい値（49.4%~76.5%）を示す結果となっている。これは、今回構築したデータセットにおける空間内人数が最大で10人程度であったこと（空間A）⁴、また、図4・図5からわかるように、データセット内に少ない人数（10人以下）のサンプルが多かったこと（空間B・C）が原因の一つであると考えられる。

次に、空間B~DについてXGBRで構築したモデルの特徴量重要度（上位20特徴）を図7・図8・図9に示す。BLEに関する特徴量では、直近サンプルのアドレス総数（all_num_15sec）や、広い時間幅におけるユニークなアドレスの占める割合（unique_ratio_Tsec, T = 30~60secの範囲）、狭い時間幅における信号強度の強いユニーク数（unique_num_Tsec_Sdb, T = 15~30sec・S > -70dbの範囲）が有力であるという結果となった。アドレス総数やユニーク数に関しては、直接的な人数推定に関わるため即時的・強い信号強度のデータが有効であるのに対し、ユニークなアドレスの占める割合に関しては、どの程度流動的な場所であるかを示すため広い時間幅のデータが有効であった。このことから、時間幅を変更した特徴量を与えることは有効であると示された。なお、いずれの空間においても、時間帯が有力な手掛かりであることが示された。

本稿では、異なる業態・条件・大きさの公共施設・飲食店において、異なる数のBLECEノードを設置するという条件下で、混雑度推定が可能かどうかについて検証することを目的としていたため、BLECEノードのデータ統合や、特徴量抽出方法は基本的なものに留まっており、混雑度推定性能も十分ではない。今後は、空間の形状情報や、複数BLECEノードから観測され

(注4)：本稿で収集したデータセット内では正解データの範囲が狭すぎるため、空間Aは以降の分析・議論の対象外とした。

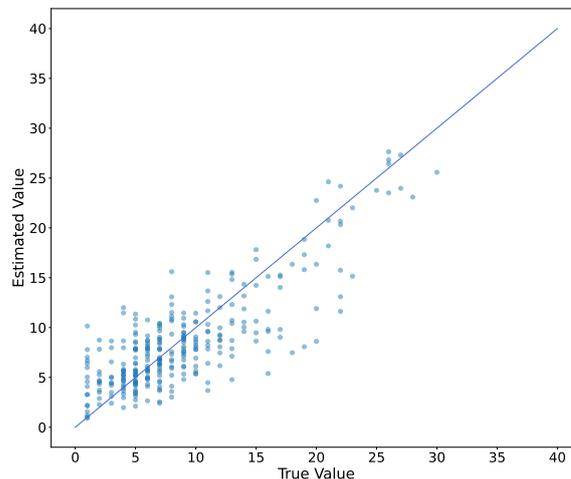


図4 混雑度推定モデルの評価結果（空間B, XGBR）

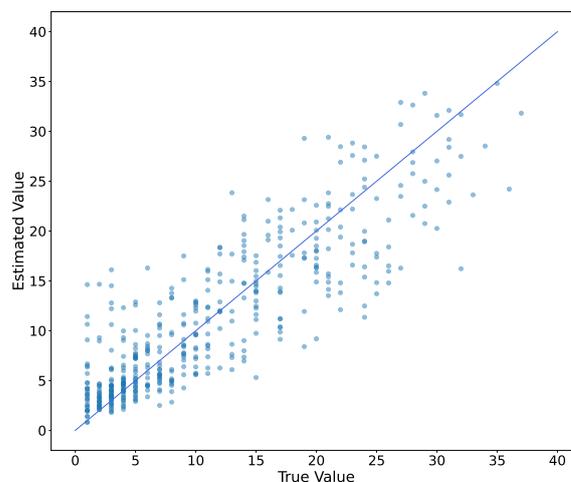


図5 混雑度推定モデルの評価結果（空間C, XGBR）

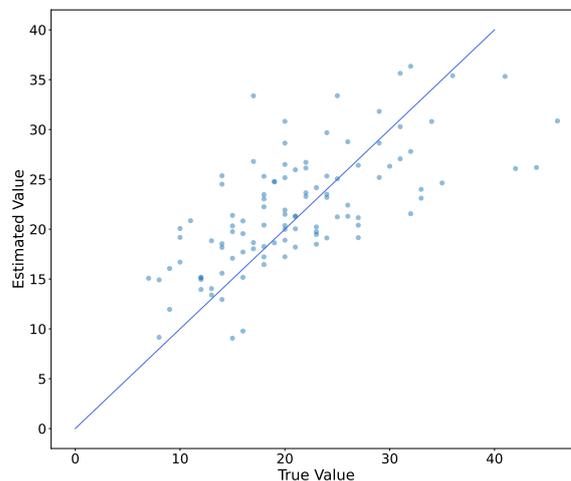


図6 混雑度推定モデルの評価結果（空間D, XGBR）

た情報を元に算出する空間内座標といった、より有効なデータ統合・特徴量抽出の方法について模索するとともに、性能向上に取り組む予定である。また、異なる場所に適用可能な共通の混雑度推定モデルを構築できるかどうかについても、より大規模なデータセット構築を通して検証する。

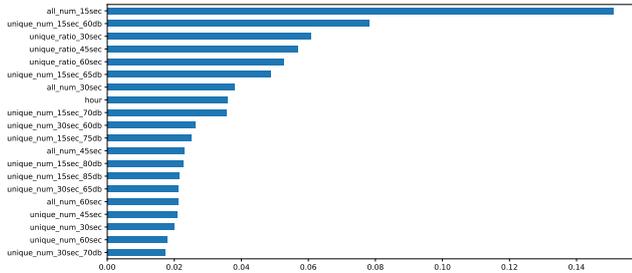


図7 混雑度推定モデルの特徴量重要度 (空間 B, XGBR)

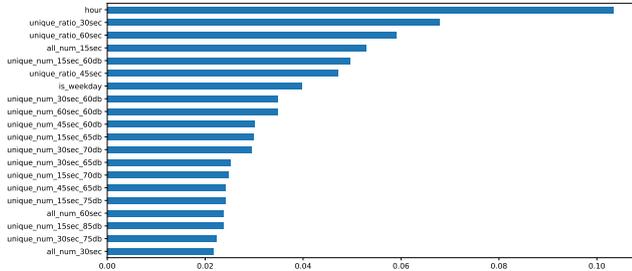


図8 混雑度推定モデルの特徴量重要度 (空間 C, XGBR)

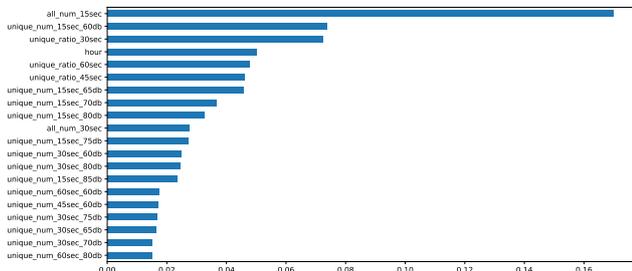


図9 混雑度推定モデルの特徴量重要度 (空間 D, XGBR)

5. まとめ

本稿では、人々が持つスマートフォンなどの電子機器から発せられる BLE 電波受信状況からある特定空間の混雑度を推定する手法の実現を目的とし、異なる空間サイズを有する 4 つの固定空間（公共施設および飲食店）における、混雑度推定モデルを構築・評価した。結果として、共通の特徴量を用いた空間別に構築したモデルで、一定の混雑度推定が可能であることが示された。一方で、混雑度推定性能はまだ十分なものではないため、今後より有効なデータ統合・特徴量抽出の方法について模索し、性能向上を図るとともに汎用的なモデルの実現を目指す。

謝 辞

本研究の一部は、JST さきがけ (JPMJPR2039)、および、日本学術振興会科学研究費補助金 (JP19H01139) の助成を受けて行われたものです。また、本研究の実験は、生駒駅前図書室、nijiirō*cafe、とんまさ、まるかつ生駒店、および、生駒市地域活力創生部 ICT イノベーション推進課（現デジタル推進課スマートシティ推進室）の協力の下で実施されたものです。ここに感謝の意を申し上げます。

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] H. Song, X. Liu, X. Zhang, and J. Hu, “Real-time monitoring for crowd counting using video surveillance and gis,” 2012 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering, pp.1–4, IEEE, 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,” *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] M. Handte, S. Foell, S. Wagner, G. Kortuem, and P.J. 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] A. Hidayat, S. Terabe, and H. Yaginuma, “Wifi scanner technologies for obtaining travel data about circulator bus passengers: case study in obuse, naganoprefecture, japan,” *Transportation Research Record*, vol.2672, no.45, pp.45–54, 2018.

[10] A. Hidayat, S. Terabe, and H. Yaginuma, “Estimating bus passenger volume based on a wi-fi scanner survey,” *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, pp.1–15, 2022. <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/3/881>

[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,” *The 2nd Workshop on Data-Driven and Intelligent Cyber-Physical Systems for Smart Cities*, pp.1–7, DI-CPS’22, 2022.

[13] K. Umeki, Y. Nakamura, M. Fujimoto, Y. Arakawa, and K. Yasumoto, “Real-time congestion estimation in sightseeing spots with ble devices,” 2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops, pp.430–432, PerCom’18 Workshops, IEEE, 2018.

[14] J. Weppner and P. Lukowicz, “Bluetooth based collaborative crowd density estimation with mobile phones,” 2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, pp.193–200, PerCom’13, 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 (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] 米村淳, 大岸智彦, 井戸上彰, 小花貞夫, “スマートフォンを用いた人の混雑度推定手法の提案と評価,” 研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信 (MBL), vol.2013-MBL-67, no.5, pp.1–8, 2013.

[18] T. Nishimura, T. Higuchi, H. Yamaguchi, and T. Higashino, “Detecting smoothness of pedestrian flows by participatory sensing with mobile phones,” *Proceedings of the 2014 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp.15–18, ISWC’14, ACM, 2014.

[19] 総務省, “カメラ画像利活用ガイドブック ver2.0,” https://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01kiban18_01000040.html, (Accessed on 04.18.2022).