

BLE アドバタイジングパケットを用いた路線バスの OD データ推定～実運行する 2 路線におけるデータ分析と考察～

吉村 太斗¹ 林 虎太郎¹ 新井 イスマイル^{2,a)} 松田 裕貴^{1,3,b)}

概要: 近年、地域の路線バス運行において、利用者減少や運転手不足の問題が深刻化している。この問題に対応し効率的な運行計画を策定するには、Origin-Destination (OD) データの収集が不可欠である。しかし、従来の OD データ収集手法は人件費や期間の制約があり、IC カード利用履歴に基づく手法には定額利用者や現金利用者の漏れが生じる。また、顔認識カメラなどの導入には監視感を与えるなど社会的受容性の懸念が伴う。こうした課題を解決するために、本研究では利用者が所持するモバイルデバイスが発する BLE のアドバタイジングパケットに着目した。しかし、近年のモバイルデバイスは BLE の MAC アドレスが不定期・ランダムに変更されるため、乗車時間全体にわたるデバイス追跡は容易ではない。そこで本研究では、MAC アドレスの変化の非同期性やパケットに含まれる情報を活用した MAC アドレスのキャリーオーバー処理を施すことで、継続的なデバイス追跡を実現し、路線バスの OD データの推定手法の確立を目指す。手法の有効性を評価するために、実際に運行する異なる 2 つのバス路線において実証実験を行った。結果として提案手法は平均適合率 70% (最大 100%, 最低 53%), 平均再現率 34% (最大 59%, 最低 15%) で OD 推定が可能であることを確認した。

1. はじめに

国土交通省の資料「地域の公共交通を取り巻く現状と検討の視点・課題」[1]によると、地域の路線バスが抱える問題として、利用者数の減少や運転手の人手不足などが挙げられている。こうした現状を踏まえ、路線バス事業者は、限られた労力と車両数で効率的な運行を行う必要がある。効率的な運行を実現するためには、バスの利用実態を把握することが不可欠である。利用実態の把握には、利用者ごとの乗車バス停 (Origin) と降車バス停 (Destination) の情報を集計したデータ (OD データ) が有効である。OD データを活用することで、利用者の多い区間には増便を行い、利用者の少ない区間では減便を行うといった対応が可能となる。また、乗り換えを行う利用者が多い区間に対しては、乗り換え不要の路線を追加するなどして、利便性や採算性の向上を図ることができる。

従来、OD データの取得手法としては、調査員による乗客へのカード配布、運転手または添乗調査員による目視記録、IC カードを用いた方法などが主流であった [2]。しか

し、カードの配布や目視によるデータ収集は人件費の制約から実施可能な日数が限られ、限定的な期間のデータしか得られないという課題がある。長期間かつ複数路線にわたってデータを収集する場合には、人的コストが大きな問題となる。また、IC カードを利用した手法では、利用履歴から OD データを把握することが可能であるが、定額区間の利用者や現金支払いの利用者がデータに含まれないという制約がある。他にも、カメラを用いた手法も存在するが、設置場所の制約や監視感を与えるなど社会的受容性の懸念があるため容易に導入することができないといった課題が存在する。以上のような課題を踏まえると、プライバシーに配慮しつつ、低コストで OD データを取得可能な手法の確立が求められている。

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せられる BLE (Bluetooth Low Energy) のアドバタイジングパケットをスキャンし、そこから得られる情報をもとに路線バスの OD データの推定手法の確立を目指している。本稿では、BLE アドバタイジングパケットを用いた路線バスの OD データ推定手法を提案した。岡山市内で運行する異なる 2 つのバス路線において実証実験を行った結果、提案手法は平均適合率 70% (最大 100%, 最低 53%), 平均再現率 34% (最大 59%, 最低 15%) で OD 推定が可能であるという結果が得られた。

¹ 岡山大学, Okayama University

² 奈良先端科学技術大学院大学,
Nara Institute of Science and Technology

³ 理化学研究所 革新知能統合研究センター AIP, RIKEN AIP

a) ismail@itc.naist.jp

b) yukimat@okayama-u.ac.jp

2. 関連研究

本章では、路線バスの OD データ推定、および MAC アドレスがランダム化されたデバイスの追跡に関する関連研究について述べる。

2.1 カメラを用いた OD データ推定手法

OD データ推定手法にはカメラを用いる手法があり、西浦ら [3] は、乗車口・降車口にカメラを設置し、乗降人物の識別および乗車者と降車者のマッチングを行うことで、OD データの推定を行っている。また、山田ら [4] は、路線バス内に設置した単一カメラを用いて高精度で人物をトラッキングし、OD データの推定を行っている。

しかし、このようなカメラを用いたシステムは、監視感を与えるなど社会的受容性の懸念があるため、容易に導入することができない。また、設置場所の制約や利用者数の多さにより人物検出の精度が低下し、結果として OD データの取得精度が下がることが問題点として挙げられる。

2.2 スマートフォンが発信するパケットを用いた OD データ推定手法

他の手法として、スマートフォンが発信するパケットを用いたものがある。

Ryu らは、Wi-Fi パケットのみを用いて OD データの推定を行っている [5]。Kawashima らは、BLE のアドバタイジングパケットを用いて OD データの推定を行っている [6]。Ziyuan らは、Wi-Fi パケットと Bluetooth パケットを用いて OD データの推定を行っている [7]。これらの研究では、バス車内にセンシングデバイスを設置し、スマートフォンが発する Wi-Fi や Bluetooth のパケットから MAC アドレスを取得し、その出現回数や平均 RSSI などをもとにバスの乗客以外の MAC アドレスをフィルタリングして、MAC アドレスの出現時間と消失時間を特定し、それらの時間と合致する出発・発車時刻を持つバス停を特定することで OD データを推定している。

しかし、現在のスマートフォンでは、プライバシー保護の観点から、乱数生成されたアドレスであるランダム MAC アドレスが使用されており、この MAC アドレスは定期的書き換わるため、これらの手法は現在のスマートフォンでは利用が困難であることが問題となる。

2.3 MAC アドレスがランダム化されたデバイスの追跡に関する研究

MAC アドレスがランダム化されたデバイスの追跡に関する研究もいくつか存在する。

Kawashima らは、Google と Apple が開発した機能である Exposure Notification が発する BLE のアドバタイジングパケットを用いて MAC アドレスがランダム化され

たデバイスを追跡し OD データの推定を行っている [6]。Exposure Notification とは、新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の感染拡大を抑えるために開発された技術であり、Bluetooth を使用して他のアプリユーザーとの接触を匿名で追跡するシステムである。MAC アドレスがランダム化されたデバイスの追跡のために、Exposure Notification に含まれる Rolling Proximity Identifier と RSSI を用いて、バスの乗客の BLE デバイスを追跡し、OD データの推定を行っている。この手法は、バスの乗客が Exposure Notification を利用した COCOA (新型コロナウイルス接触確認アプリ) [8] などのアプリケーションをインストールしている必要があるが、新型コロナウイルス感染症の取り扱いの変化に伴い、2022 年 11 月に機能が停止されたことから、現在は利用できない。

秋山らは、MAC アドレスがランダム化されたスマートフォンを同定するために、アドバタイジングパケットの受信時刻と RSSI の変化傾向を活用し、回帰モデルを用いて同一デバイスの推定を行っている [9]。この手法は高い精度で同定が可能であるが、MAC アドレスが同一タイミングで変化した場合には精度が著しく低下する。また、研究室内での実験に留まっており、実環境での有効性については未検証である。

Becker らは、BLE のアドバタイジングパケットに含まれる MAC アドレスと、パケットのペイロードに含まれる識別子が同期して変更されない点に着目し、MAC アドレスが変更された際に識別子を用いて新しい MAC アドレスと対応付けるアドレスキャリーオーバーアルゴリズム [10] を提案した。しかし、現在ではこの脆弱性は改善されており、本手法によるデバイスの追跡は困難となっている。

2.4 本研究の位置付け

以上から既存研究には次のような課題がある。まず、路線バスにおける OD データ収集手法にはさまざまなアプローチが存在するが、人力による調査は高コストであり、カメラなどのセンサを用いる手法にはプライバシーの懸念がある。IC カードの利用履歴を用いた手法では、定額区間の利用者や現金支払いの利用者をカバーできないという課題がある。また、デバイスが発するパケットを活用する手法も研究されているが、MAC アドレスのランダム化に対応していないものが多い。これに対応している手法は COCOA のパケットを利用したものが提案されているが、現在は同アプリはサービスが終了しておりこの手法は使用できない状態にある。

そこで本研究では、以上の問題を解決するために BLE を用いて MAC アドレスのランダム化に対応した OD データの推定手法の確立を目指している。

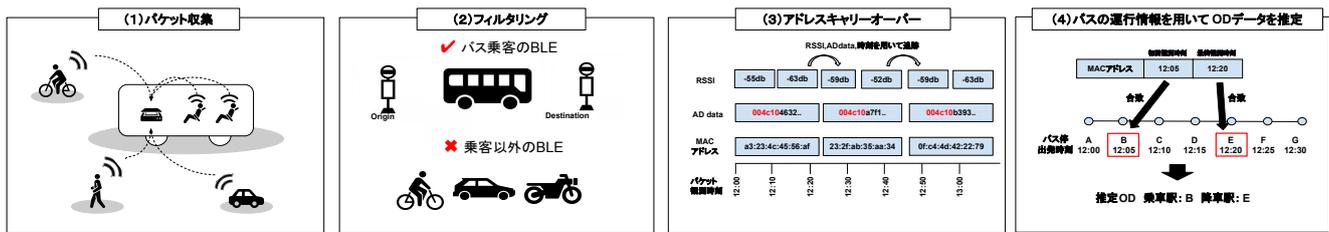


図 1: 提案手法の概要

3. 提案手法

本章では、著者らが行った事前実験 [11] を基に、BLE のアドバタイジング packets を活用した OD データ推定手法を提案する。提案手法の概要図を図 1 に示し、各手順の詳細について以下に述べる。

ステップ (1) パケット収集: 事前実験で使用したスキャナをバスの最前方の座席に一台、最後方の座席に一台設置し BLE のアドバタイジング packets をスキャンする。この時、スキャン時刻、RSSI、ランダム MAC アドレス、AD data を記録し保存する。記録される MAC アドレスはランダムアドレスであるため、恒常的な個人識別にはつながりにくく、プライバシー侵害のリスクは比較的低いと考えられる。しかし、ランダムアドレスであっても、他の情報と組み合わせることで間接的な個人特定につながるリスクがある。そのため、さらなるプライバシー保護を目的として、MAC アドレスはソルトを加えたハッシュ関数を用いて、元の MAC アドレスが推測不可能な形に変換する。

ステップ (2) フィルタリング: まず、iPhone は Manufacture Specific Data が 0x004c10 で始まるパケット、Android スマートフォンは Service Data - 16bit UUID の 16bit UUID 部分が 0xfef3 のパケットを利用し追跡を行うためそれらのパケットを抽出する。次に、利用者の MAC アドレスは前後のスキャナで観測されていると考え前後のスキャナで観測された MAC アドレスを抽出する。最後に、車外デバイスもスキャンしていると推測されるため、それらを、MAC アドレスの出現回数 (スキャナ前後の合計回数) を元にフィルタリングを行う。

ステップ (3) アドレスキャリーオーバー: BLE デバイスの MAC アドレスが変化する時間が非同期であること、AD data などの情報を用いてアドレスキャリーオーバーを行う。この時、アドレスキャリーオーバーの閾値を用いて変化後の候補となる MAC アドレスを抽出し、候補がなければ降車した、またはノイズであるとする。候補が複数個存在する場合は平均 RSSI の差が小さい候補と結びつける。

ステップ (4) OD データ推定: ステップ 3 で取得した

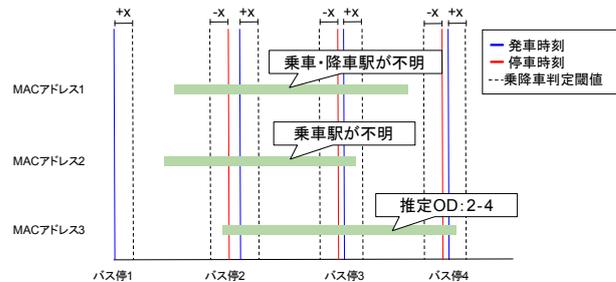


図 2: 乗降者判定の閾値

アドレスキャリーオーバーの結果から同一デバイスのものと思われる MAC アドレスの出現時刻と消失時刻を特定し、図 2 の MAC アドレス 3 のように出現・消失時刻と出発・到着時刻が閾値以内のバス停があれば利用者とみなし OD データを生成する。この時、図 2 の MAC アドレス 1, 2 のように出現時刻と消失時刻が閾値以内の乗車バス停または降車バス停 (もしくは両方) が不明な MAC アドレスは OD データとしてカウントしない。

本提案手法を用いる上で設定が必要となるパラメータを以下に述べる。

出現回数閾値: 収集したデータにはバスの利用者以外のデバイスのデータが含まれていると考えられるためそれらを除外するための値で、バスの利用者以外の MAC アドレスを区別するための閾値である。この値以下の出現回数 (前後スキャナの合計) の MAC アドレスはバスの利用者以外のものであるとする。

アドレスキャリーオーバーの閾値: MAC アドレスが変化した後に、変化後の MAC アドレスを抽出する時間であり、単位は秒である。

乗降車判定の閾値: アドレスキャリーオーバーを行った後に、MAC アドレスの初回観測時刻と最終観測時刻を用いて OD データを推定する際に、各バス停の停車時刻から発車時刻と合致する利用者を判別するための時間間隔であり、バス乗車前または乗車後にも MAC アドレスがスキャンされることを考慮し図 2 のように停車時刻から $-x$ 秒、発車時刻から $+x$ 秒以内に観測された MAC アドレスをバスの利用者として OD データを推定している。 x の値が乗降車判定の閾値である。

ただし、始点のバス停については例外的に扱い、出発前に長時間ドアが開いていることも考慮し、発車時刻で観測されているアドレス（発車時刻以前に観測されているアドレスも発車時刻で観測されていれば利用者とみなす）と、発車時刻から $+x$ 秒以内に観測されたアドレスを利用者とみなす。

4. 実証実験

4.1 BLE センシングデバイス

BLE アドバタイジングパケット収集デバイス（以降、スキャナ）として、Bluetooth 4.0+EDR/LE Class1 対応 USB アダプタ（BUFFALO 社製、BSBT4D100）を取り付けた Raspberry Pi 4 Model B を使用した。Raspberry Pi 4 Model B は Bluetooth 通信モジュールを内蔵しているが、スペックを統一するため外付けの Bluetooth 通信モジュールを使用することとした。また、スキャナの稼働状況の確認および時刻同期を目的として LTE 通信モジュールを導入した。具体的には、LTE 対応 USB ドングル（PIXELA 社製、PIX-MT110 または、富士ソフト社製、+F FS040U）を接続した。デバイスの外観を図 3 に示す。

アドバタイジングパケットの収集には、Python 用ライブラリの bluepy^{*1} を使用した。BLE のスキャンとは、BLE デバイスが周囲にある他の BLE デバイスを検出することを指し、その方法には、パッシブスキャンとアクティブスキャンの 2 種類が存在する。パッシブスキャンは、スキャナがアドバタイジングパケットを受信可能な状態にしアドバタイジングパケットを取得するスキャン方法である。アクティブスキャンは、スキャナがアドバタイジングパケットを受信後に、アドバタイジングしているデバイスにスキャン要求を行い追加情報を取得するスキャン方法である。

本研究で使用する bluepy については、どちらの方式も利用可能^{*2}であるが、本研究での実験ではアクティブスキャンの方式を採用した。

これらのスキャナは路線バス車内で運用するため、車両からの安定した電源確保の難しさや設置の柔軟性を考慮し、電源としてモバイルバッテリーを使用した。

4.2 データ収集路線

データ収集対象として、岡山市内を運行する 2 つの路線バスを選定した。選定した路線図を図 4 に赤線（国立病院線）および青線（工業技術センター線）で示す。

これらの路線は、時刻表上の想定所要時間が 30 分以上と比較的に長く、かつ停留所数が多いという特徴を持つ。提案手法である BLE アドバタイジングパケットを用いた OD

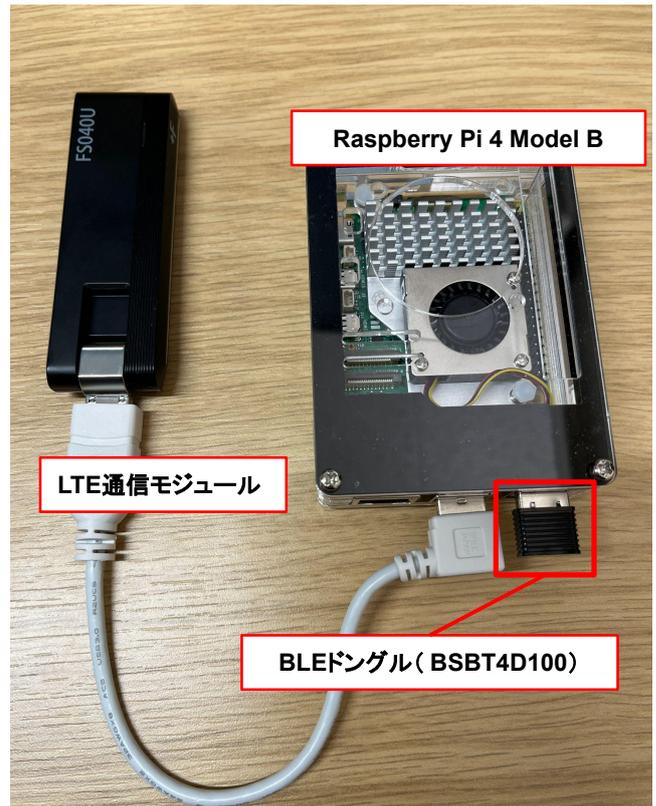


図 3: BLE センシングデバイス



図 4: 実証実験を行った路線の経路図

推定では、乗客のデバイスが発信するランダム MAC アドレスの変動を捉える必要がある。運行時間が十分に長い路線では、乗客の乗車時間も長くなる傾向があり、MAC アドレス変更が発生する可能性が高まると考えられるため、提案手法の有効性検証に適している。また、停留所数が多いことは、多様な乗降パターン（OD パターン）の収集が期待でき、様々な区間利用に対する手法の評価に繋がる。

さらに、異なる環境下での提案手法の有効性を確認するため、特性の異なる 2 路線を選定した。国立病院線は岡山市中心部を走行し交通量が多い一方、工業技術センター線は郊外の住宅地や工業団地へ向かうルートを含み、比較的交通量が少ない区間も存在する。これにより、多様な交通

*1 <https://github.com/IanHarvey/bluepy>

*2 公式ドキュメントには明記されていないが、scan 関数の引数に passive=True または False を与えることで、パッシブ・アクティブを変更することが可能である。デフォルトは passive=False（つまり、アクティブスキャン）が設定されている。

環境における提案手法の頑健性を評価することを目指した。

以上の理由から、これら2路線は提案手法の有効性検証に適していると判断した。

本評価で実際に収集・利用した運行データセットの詳細を以下に示す。

- 国立病院線
(始発:天満屋バスセンター/終着:国立病院)
 - 10月15日 8時25分～9時8分
 - 10月15日 14時30分～15時11分
 - 10月15日 17時37分～18時31分
- 工業技術センター線
(始発:天満屋バスセンター/終着:工業技術センター)
 - 12月18日 7時33分～8時29分
 - 12月18日 11時10分～11時51分(佐山団地まで)
 - 12月18日 14時30分～15時18分
 - 12月18日 17時20分～18時11分(佐山団地まで)
- 工業技術センター線
(始発:工業技術センター/終着:天満屋バスセンター)
 - 12月18日 8時46分～9時38分
 - 12月18日 11時58分～12時36分(佐山団地から)
 - 12月18日 15時31分～16時4分(岡山駅まで)

データ収集は中鉄バス株式会社の協力のもと、2024年10月15日および同年12月18日に行った。

データセットを収集する際に、BLE スキャンデバイスは、バス最前方の座席に1台(スキャナ1)、最後方の座席に1台(スキャナ2)を設置しデータを収集した。BLEのスキャン間隔は1秒としアドバタイジングパケットの収集時刻、ランダムMACアドレス、RSSI、AD dataを記録した。また停車した各バス停において、バスの停車時刻(扉が開いた時刻とした)、発車時刻(扉が閉まった時刻とした)をそれぞれ目視で確認し記録した。

4.3 正解 OD データの収集方法

比較対象となる正解 OD データを作成するために、今回の実験では、目視により各利用者の乗車・降車地点を記録した。一般の利用者の OD データを記録したため、利用者が iPhone や Android スマートフォンを所持しているか、またはスマートフォンの Bluetooth を ON にしているかは不明である。

図5に、利用者の OD データを記録する際に記載したメモの一例を示す。まず、運行する路線のバス停ごとに座席図を用意する。次に、バス停に到着した際に、利用者がバス停で乗車してきた際には座席に丸印をつけ、降車した際には座席にバツ印を付ける。継続して乗車している乗客の座席にはハイフンなどの印を付ける。稀ではあるが、混雑時などに、空いている座席に移動する利用者が現れるため、そのような利用者がいた際には座席から座席に矢印を書き移動したことを記す。また、混雑等により座席に着席せず

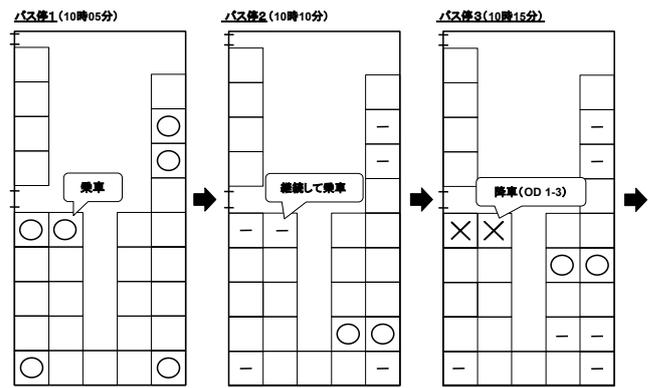


図5: アノテーションメモの例

立っていた利用者がいた場合には、座席図の余白スペースにその人の乗車・降車地点とおおよその位置を手書きで記録した。これにより、座席に座っていない利用者も含めた OD データの正確な把握を行った。以上の手順で乗降車の状況についてのメモをとり、座席ごとに丸印からバツ印を追跡することで OD データの集計を行った。

4.4 評価方法

正解 OD データと提案手法で推定された OD データを比較することで、提案手法を評価する。本評価では、各運行について停車しなかったバス停を除外した場合について評価した。提案手法の性能を評価するために、以下に示す再現率、適合率および F 値を評価指標として用いた。再現率は、正解 OD データに対する、推定された OD データの割合である(式(1)参照)。適合率は、推定された OD データの総数に対する、推定された OD データにおける正解 OD の割合である(式(2)参照)。

再現率、適合率の算出に関して、推定 OD の乗車バス停または降車バス停が正解 OD と一致しない場合や推定 OD と合致する正解 OD が存在しない場合は不正解とする。また、推定 OD と合致する正解 OD が存在するが、正解 OD の人数より推定 OD の人数が多い際には、正解 OD の人数のみ正解としそれ以外は不正解としている。例えば、A-B まで乗車した利用者が実際には1人なのに対して推定 OD が3人である場合には正解1人、不正解2人とした。

$$\text{再現率} = \frac{\text{推定 OD の正解数}}{\text{正解 OD 数}} \quad (1)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{推定 OD の正解数}}{\text{推定 OD の数}} \quad (2)$$

4.5 評価結果

表1に各運行での提案手法の評価結果を示す。岡山市内の異なる2つのバス路線を対象に評価を行った結果として提案手法は平均適合率70%(最大100%,最低53%),平均再現率34%(最大59%,最低15%)でOD推定が可能で

表 1: 各運行での評価結果

	運行時間	利用者総数	適合率	再現率
国立病院線	8:25-9:08	22 名	86%	59%
	14:30-15:11	19 名	75%	15%
	17:37-18:31	35 名	85%	31%
工業技術センター線	7:33-8:29	35 名	61%	31%
	8:46-9:38	23 名	53%	34%
	11:10-11:51	13 名	100%	23%
	11:58-12:36	17 名	54%	41%
	14:30-15:18	14 名	57%	28%
	15:31-16:04	8 名	66%	50%
	17:20-18:11	28 名	64%	32%

あることを確認した。

5. 考察

実証実験を行い、4.5 節に示した結果が得られた。工業技術センター線 7 時 33 分発の運行は、乗車人数が最も多く、適合率・再現率ともに中程度の値を示しており、特定のパターンにおける手法の有効性と課題を詳しく検証するのに適している。そこで、本章ではこの運行データを対象に詳細な分析と考察を行う。

正解 OD データと推定 OD データを図 7 に示す。赤色で着色しているのが正解 OD データ、青色で着色しているのが推定 OD データである。本提案手法で推定された OD データの利用者の総数は 18 名と推定され、正しく推定されていたのは 11 名であった。

次に、iPhone のパケットを対象にアドレスキャリーオーバーを適用したデータを可視化する。図 6 はその結果を示したものである。横軸は時間を表しており、縦軸は異なるデバイス、横に並んだデータは同一デバイスから発信されたと推定される MAC アドレスを表している。グラフの線の色は MAC アドレスが異なることを表している。赤色の点線はバス停に停車した時刻、青色の点線はバス停から発車した時刻を表している。これを分析することによって、再現率や適合率の向上の余地がないかを考察する。図 6 の推定結果の左端に、推定の成否や失敗の要因をラベルづけた。以降ではそれぞれについて詳述する。

まず、グラフの赤丸 (○) は推定 OD のうち正解したものを表し、バツ印 (×) は、推定 OD のうち不正解のものを表している。三角形 (△) は、推定 OD は正解データと一致するが、デバイスを複数台所持していた利用者がいた、といった要因から実際に乗車している人数よりも多く推定してしまっているものを表している。

次に TH-1 は、降りる直前に MAC アドレスが変化し、出現回数閾値によって降りる直前の MAC アドレスがフィルタリングされ、OD 推定ができていないものを表す。出現回数閾値を小さくするとノイズが増加し適合率が減少し、大きくすると今回のパターンのように降車直前または乗車

直後に変化した MAC アドレスをフィルタリングしてしまう可能性が存在する。

TH-2 は、乗降車判定 ± 30 秒によりフィルタリングされ、OD 推定ができていないデータを表す。乗降車判定の閾値を大きくすると、今回のような MAC アドレスも正しく推定でき再現率は増加するが、ノイズも利用者と同みなされることで適合率が低下する原因になると考えられる。逆に乗降車判定の閾値を小さくすると、ノイズが減ることで適合率は増加すると考えられるが、降車した後にバスの横を歩行する利用者などをフィルタリングしてしまい再現率は低下すると考えられる。現状の時間ベースで乗降車判定を行う手法では、利用者とノイズをうまく区別できないため、RSSI の増減など他のデータを活用した乗降車判定を行う必要があると考えられ、今後の検証が必要である。

a-on は、MAC アドレスの出現時刻近くに停留所が存在し正解 OD にも乗車している利用者は存在するが、MAC アドレスの消失時刻近くに降車した利用者が存在しないデータを表す。a-off は、a-on と逆で MAC アドレスの消失時刻近くに停留所が存在し正解 OD にも降車している利用者は存在するが、MAC アドレスの出現時刻近くに乗車した利用者が存在しないデータを表す。a-on と a-off の乗車バス停または降車バス停のみ合致している MAC アドレスの数が多くアドバタイジングパケットを取り漏らしている可能性や、車外デバイスの MAC アドレスである可能性、TH-3 の MAC アドレスを見るとパケットが全く見えていない部分が存在するため iPhone は常に Manufacture Specific Data が 0x004c10 から始まるパケットを発信していないことなどが推測されるが原因は不明で今後の調査によって明らかにする必要がある。

今回の評価実験では、平均適合率 70% (最大 100%, 最低 53%), 平均再現率 34% (最大 59%, 最低 15%) で OD データを推定できることを示した。しかし、Bluetooth を無効化している利用者を追跡できないなどの課題が存在する。

6. 実験を実施したことで得られた知見

本稿では、実運行する路線バスでの実験によって評価を行ったが、実環境ならではの課題が確認された。ここでは、実験実施によって得られた知見について整理する。

6.1 データ収集に関して

データ収集の実施に関して、調査運用上の制約から以下の観点について留意すべきであることが明らかとなった。

本来、データ収集は路線の始点から終点まで全区間乗車して行うことが理想であるが、スケジュールの都合により、一部の運行では、著者ら (およびスキャナ) が途中停留所から乗車、または途中停留所で降車したケースが存在する (詳細は 4.2 節 参照)。このような場合、スキャナによるデータ収集期間は、著者らが実際に乗車していた区間

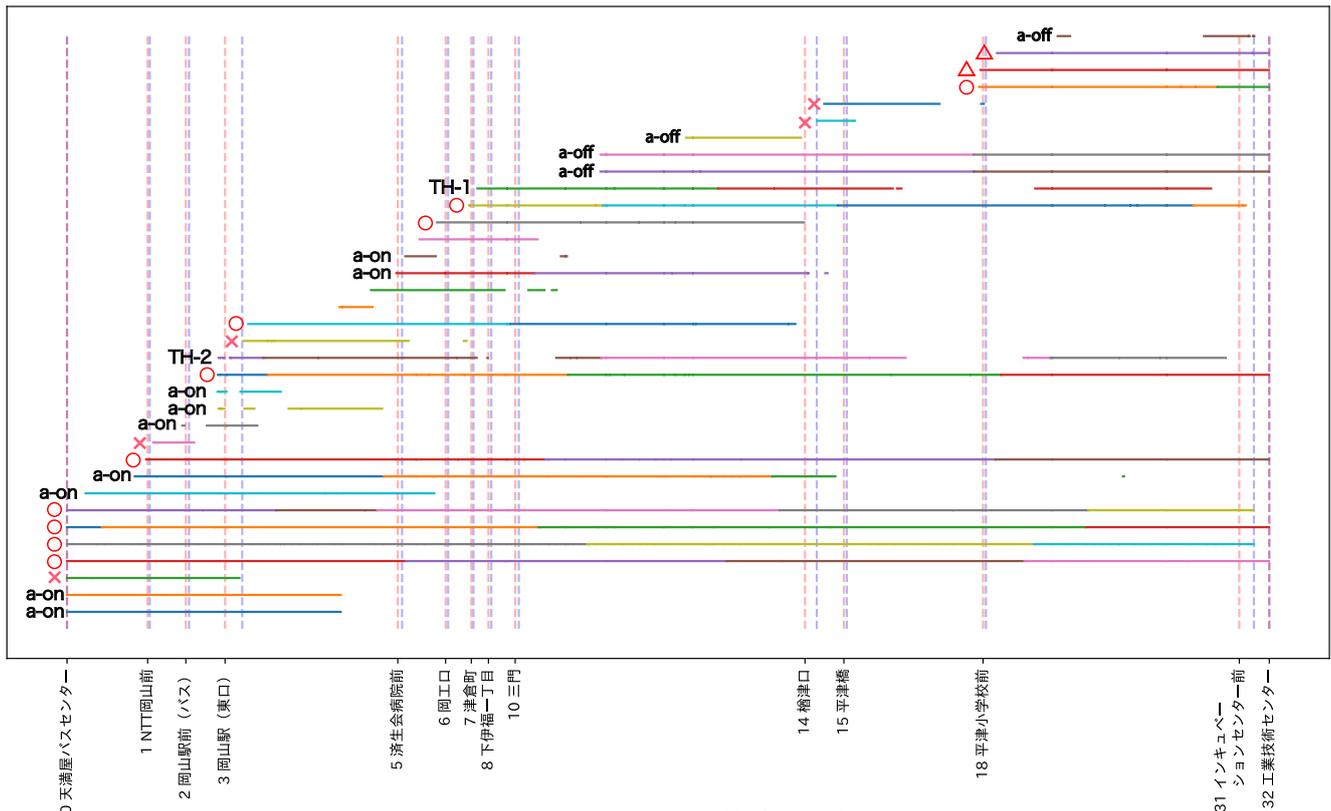


図 6: アドレスキャリアオーバー後 (iPhone) のグラフ

乗車バス停	降車バス停																	
	2	3	7	14	15	18	31	32	2	3	7	14	15	18	31	32		
	正	推	正	推	正	推	正	推	正	推	正	推	正	推	正	推		
0 天満屋バスセンター	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	2	5	2
1 NTT岡山前	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
2 岡山駅前 (バス)			0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0
3 岡山駅 (東口)				0	1	7	1	1	0	0	0	0	0	0	2	0	2	1
5 済生会病院前				0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6 岡工口				0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
7 津倉町							0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
8 下伊福一丁目							0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
10 三門							0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
14 榎津口								0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
15 平津橋										0	0	0	0	0	0	0	0	0
18 平津小学校前															1	0	1	3
31 インキュベーションセンター前																	0	0
32 工業技術センター																		

図 7: OD 推定の結果 (正: 正解 OD, 推: 推定 OD)

に限定される。具体的には、著者らが途中乗車した場合、その乗車停留所よりも前から乗っていた乗客の BLE 情報は、著者らの乗車停留所を起点として検出されることになる。同様に、著者らが途中降車した場合、その降車停留所の後も乗り続けた乗客の BLE 情報は、著者らの降車停留所を終点として記録が終了する。

さらに、このように途中乗車・降車する場合、他の乗客の利用状況によっては、必ずしも計画通りの座席にスカナを設置できるとは限らないため注意が必要である。

6.2 正解 OD データの収集方法に関して

より網羅的かつ正確な正解データを、特に混雑時においても収集するためには、プライバシーへの配慮という別の課

題はあるものの、カメラ映像を用いた記録・分析などがより理想的な手法となり得る。ただし、本実験では、調査コストや機器設置の制約等を考慮し、実現可能な範囲でのデータ精度を確保する手法として、目視による記録方法を採用した。

しかしながら、この目視による記録方法には限界も存在する。特に、バス車内が混雑し、乗車率が高くなる状況下では、正確な記録が困難になることが判明した。座席図を基本とするため、立ち客が発生した場合、その乗降や移動を正確に追跡することは原理的に難しい。また、乗客数が増えると、調査員の視界が遮られたり、短時間での乗降客の把握・記録作業が煩雑になったりするため、記録漏れや誤記のリスクが高まる。経験的には、乗車率がおおよそ 100% (座席が埋まり立ち客が多く発生する状況) に近づくと、本手法による正確な OD データの収集は著しく困難になると考えられる。

7. おわりに

本研究では、BLE のアドバタイジングパケットを用いて、路線バスの OD データを推定する手法を提案し、その有効性を検証した。従来の手法では、金銭コストや MAC アドレスのランダム化による追跡が困難といった課題が存在していた。これに対し、提案手法は、MAC アドレスの変化の非同期性やパケットに含まれる情報を活用した MAC アドレスのキャリアオーバー処理を施し、継続的なデバ

ス追跡を実現し、路線バスの OD データを推定できることを示した。岡山市内の異なる 2 つのバス路線を対象に評価を行った結果として提案手法は平均適合率 70% (最大 100%, 最低 53%), 平均再現率 34% (最大 59%, 最低 15%) で OD 推定が可能であることを確認した。今後の課題として、iPhone, Android スマートフォンがアドバタイジングパケットを発信する条件を詳しく調査することや、アドレスキャリアオーバーや出現回数の閾値を動的に最適化する手法、RSSI を用いた乗降車判定、WiFi を利用し BLE のアドバタイジングパケットを発信していないデバイスを追跡することなどが挙げられ、これらの手法を取り入れることで OD データの取得精度が向上する可能性がある。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 (JP24K20763), JST 共創の場形成支援プログラム (JPMJPF2115) の助成を受けて行われたものです。また本論文の実験実施にあたり、中鉄バス株式会社の皆様には多大なるご協力をいただきました。ここに感謝の意を申し上げます。

参考文献

- [1] 国土交通省. 地域の公共交通を取り巻く現状と検討の視点・課題. https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/sosei_transport_tk_000211.html, 2023. Accessed on 16/04/2025.
- [2] 国土交通省中部運輸局. バスデータ活用大百科. <https://www.tb.mlit.go.jp/chubu/tsukuro/library/>, 2020. Accessed on 16/04/2025.
- [3] 西浦翼, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲, 佐藤好美, 長谷川怜, 平澤幸. 人物追跡手法とマッチングアルゴリズムを用いた路線バスにおける乗客 OD 推定システムの開発. 人工知能学会論文誌, Vol. 39, No. 6, pp. 1-10, 2024.
- [4] 山田遊馬, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫. 路線バスにおけるカメラ画像を用いた OD 計測システムの提案. 研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ (ITS), Vol. 2019, No. 18, pp. 1-8, 2019.
- [5] Seunghan Ryu, Byungkyu Brian Park, and Samy El-Tawab Ryu. WiFi Sensing System for Monitoring Public Transportation Ridership: A Case Study. *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 24, pp. 3092-3104, 2020.
- [6] Masato Kawashima, Ismail Arai, Arata Endo, Masatoshi Kakiuchi, and Kazutoshi Fujikawa. Origin Destination Estimation Carrying Over Rolling Proximity Identifiers with RSSI. In *2022 IEEE Global Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things (GCAIoT)*, pp. 7-12, 2022.
- [7] Ziyuan Pu, Meixin Zhu, Wenxiang Li, Zhiyong Cui, Xiaoyu Guo, and Yin Hai Wang. Monitoring Public Transit Ridership Flow by Passively Sensing Wi-Fi and Bluetooth Mobile Devices. *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 8, No. 1, pp. 474-486, 2021.
- [8] デジタル庁. 新型コロナウイルス接触確認アプリ (CO-COA). <https://www.digital.go.jp/policies/cocoa/>, 2020. Accessed on 16/04/2025.
- [9] 秋山周平, 谷口義明. MAC アドレスがランダム化された BLE パケットからの同一機器推定手法の改良と評価. 2022 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 第 2022 巻, 2022.
- [10] Jhohannes K Becker, David Li, and David Starobinski. Tracking Anonymized Bluetooth Devices. *Privacy Enhancing Technologies Symposium (PETS)*, Vol. 2019, pp. 50-65, 2019.
- [11] 吉村太斗, 林虎太郎, 新井イスマイル, 松田裕貴. BLE のランダム MAC アドレスを用いた OD データ推定に向けた初期検討. 2024 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, No. G-11, pp. 1-8, 2024.