

複数台の BLE スキャナを用いた都市人流推定に向けた基礎検討

Exploration of City-wise People Flow Estimation Method Using Multiple BLE Scanners

林 虎太郎[†] 吉村 太斗[†] 諏訪 博彦^{‡,*} 松田 裕貴^{†,*}
Kotaro Hayashi Taito Yoshimura Hiorhiko Suwa Yuki Matsuda

1. はじめに

都市の効率化や商業戦略を考える上で街を往来する人の流れ（人流）を推定することは不可欠である。国土交通省の資料「地域課題解決のための人流データ利活用の手引き」[1]では、人流データの主な活用分野は「現状把握」、「施策の効果検証」、「予測等の基礎資料」であり、人流データと他のデータを組み合わせることで、EBPM (Evidence-based Policy Making: 証拠に基づく政策立案) につながるとされている。こうした現状から、人流データの需要はますます高まっていると考えられる。

しかし、人流を人力で計測するのは人的コストが高い上に、どこからどこまで行ったかというようなデータを得ることは困難である。そこで、AI カメラや 3D センサを用いて人流を推定しようとする手法 [2, 3] がある。これらの手法は機器の設置、運用のコストが高いという問題点がある。他にも Wi-Fi や Bluetooth のパケットを用いて人流を推定しようとする手法 [4, 5] が提案されている。これらの手法は近年導入されたプライバシー保護のための MAC アドレスランダム化に対処する方法に触れていないという問題点がある。

そこで本稿では、複数台の BLE スキャナによって取得された、ランダム化される MAC アドレスをアドレスの出現時刻、消失時刻、RSSI の推移、Advertising Data などを手がかりにして紐付けていき人流を推定する手法について検討する。

2. 関連研究

2.1 人流推定

人流推定に関して様々な方法が提案されている。高野らは、AI カメラを用いた都市人流計測を提案している [2]。複数台の AI カメラで「検知時刻、入退場、性別、年齢、マスクの有無、傘の有無」といった情報を収集し各観測点で得られたそれらの情報をマッチングさせることで人流を推定する手法を提案している。永田らは、3D 通過センサを用いた人流推定手法を提案している [3]。人流推定の対象エリアの全ての出入りに設置した 3D 通

過センサで「身長、歩行速度、通過時刻、通過方向」といった情報を収集し各観測点で得られたそれらの情報をマッチングさせることで人流を推定する方法を提案している。これらの方法は機器の設置や運用コストが高いため実用が容易ではない。

2.2 Wi-Fi・Bluetooth を用いた群衆センシング・人流推定

スマートフォンの普及に伴い、それらが発信する Wi-Fi や Bluetooth を用いた群衆センシングや人流推定に関する研究が行われている。

群衆センシングとして多く取り組まれているのが、環境の混雑度である。Weppner らは、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 [6]。また Matsuda らは、都市空間に点在する公共空間（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 [7]。

ある特定地点の混雑度だけでなく、人々の移動に焦点を当てた人流推定に関する研究も多く取り組まれている。Versichele らは、複数の Bluetooth スキャナを用いて複数地点で Bluetooth の MAC アドレスを収集し大規模イベント会場での近接ベース Bluetooth トラッキング手法を提案している [4]。望月らは、複数台の Wi-Fi スキャナを用いてその間で同一 MAC アドレスがあれば移動端末とみなし起点、移転ポイント、終点を抽出し移動軌跡を生成する手法を提案している [5]。これらの手法は近年導入されたプライバシー保護のための BD アドレス、もしくは MAC アドレスのランダム化に対処する方法について触れていない問題がある。また、後藤らは 2 台の BLE センサから得られる時系列データもとにデータ間の差分を作成しクラスタリングを行い、各クラスターに所属する BLE アドレス量を特徴量として通行量を推定して 2 方向の移動方向推定手法を提案している [8]。この手法では群衆がどの方向に何人移動したかのみの推定のため、どこからどこへ移動したかの軌跡を得ることができないという問題点がある。

2.3 ランダム MAC アドレス紐付け

秋山らは、一台の BLE スキャナを用いて BD アドレスがランダム化される BLE 機器が移動するときの同定手法を提案している [9]。この手法は BLE のセンシング

[†] 岡山大学, Okayama University

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

* 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

パケットに COCOA（新型コロナウイルス接触確認アプリ）[10] のパケットを使用しているためセンシングできるデバイスが COCOA をインストールしているデバイスのみで限定的であるという問題点がある。また、新型コロナウイルス感染症の取り扱いの変化に伴い、同アプリは 2022 年 11 月に機能を停止していることから、この手法は今後利用できないと考えられる。

2.4 研究の位置付け

人流推定を行う手法はここまで触れてきたようにいくつかあるが、文献 [2, 3] などの手法はセンシングデバイスに高いコストがかかるという問題点がある。文献 [4, 5] などの手法ではランダム化される BD アドレス、もしくは MAC アドレスに対応していないという問題点がある。そこで本手法では低コストかつランダム化する BD アドレスに対応する複数台の BLE スキャナを用いた都市人流推定手法を提案する。

3. 事前実験

3.1 実験概要と使用デバイス

事前実験では次に示す 3 つの実験を行った。まず、電波暗箱を用いた単体のデバイスからどのような BLE アドバタイズパケットが出ているのかについての調査を行った (3.2 節)。次に、取得できるパケットのスキャン間隔による影響調査を行った (3.3 節)。最後に、本研究の目的に近い環境である路上でのデバイス追跡実験を行った (3.4 節)。

BLE アドバタイズパケット収集デバイス (スキャナ) としては、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^{*1} 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。アドバタイズパケットの収集には、Python 用ライブラリの bluepy^{*2} を使用した。

また、3.2 節の調査で用いる電波暗箱は、MICRONIX 社製の MY1510 を使用した。

3.2 アドバタイズパケットの発信状況の調査実験

3.2.1 アドバタイズパケット発信内容の分析

スマートフォンをはじめとするデバイスからどんな BLE アドバタイズパケット (図 1) が出ているのかを調査するために、電波暗箱にデバイスとスキャナと一緒に投入し BD アドレスと Advertising Data (図 2) を収集する実験を行った。実験の結果は表 1 のとおりである。

^{*1} <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-4-model-b/>

^{*2} <https://github.com/IanHarvey/bluepy>

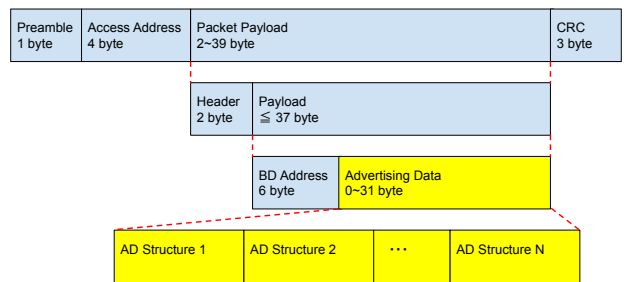


図 1: アドバタイズパケット

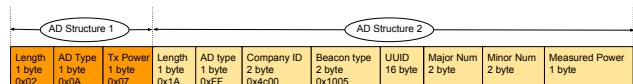


図 2: Advertising Data の例

表 1: アドレスのスキャンの有無

機種 (OS version)	3 カ月以上 の使用	パケット発信
iPhone SE 第 2 世代 (iOS 16.11)	あり	あり
iPhone XR (iOS 17.5.1)	あり	あり
iPhone 13 (iOS 16.2)	あり	あり
iPhone 15 Pro Max (iOS 17.0)	あり	あり
iPhone 13 mini (iOS 15.3.1)	なし	なし
Google Pixel 3a (Android 10)	なし	なし
Google Pixel 4 (Android 10)	なし	なし
Google Pixel 6 Pro (Android 12)	なし	なし
Oppo A55s 5G (ColorOS V11, Android 11)	なし	なし
Apple Watch Series 5 (watchOS 10.x)	あり	あり
Apple Watch Series 9 (watchOS 10.3)	あり	あり

このようにパケットはある程度使用した Apple 製品のみから得られた。

パケットを検出できた Apple 製品のパケットの中身は表 2 に示すとおりとなった。

この結果から、Apple 製品は Manufacturer Specific Data (以降, MSD) として必ず 0x4c0010 ではじまるデータを出していることがわかった。MSD の最初の 4 桁 (例えば 0x004c) は Company ID と呼ばれ、企業を識別する ID (0x004c は Apple 社) である。なお、実際に取得されるデータの上位 2byte は前後の 1byte が入れ替わった状態で取得される (Apple 社の例では、実際は 0x4c00 と取得される)。この上位 2byte は BLE の仕様で定められているが、それ以降に続くデータについてどのように扱うかは企業に委ねられているためデバイスや

表 2: apple 製品のパケットの中身

機種 (OS version)	Manufacturer Specific Data (16 進数)	BD Address (16 進数)
iPhone SE 第 2 世代 (iOS 16.11)	4c0010053618a266a5	77:2e:68:3b:db:25
iPhone XR(ios 17.5.1)	4c0010070f1f7a89710048	6d:78:2b:23:94:98
	4c0012020000	cb:bc:54:0a:96:ba
	4c001608004781ead547e95c	49:e2:7d:e7:02:db
iPhone 13(iOS 16.2)	4c0010063b1a2c6d3068	4a:39:e3:22:51:04
	4c0012020001	cd:02:7b:33:a8:93
iPhone 15 Pro Max(iOS 17.0)	4c0010062619e50f4328	5d:27:dc:64:dc:62
	4c0012190093eeb5f8bdd073e8028328a54433c8a21a59b60d3f060300	de:23:df:64:c9:a1
Apple Watch Seriese 5(watchOS 10.x)	4c0010020100	75:b1:9a:54:43:5d
Apple Watch Seriese 9(watchOS 10.3)	4c0010052d187b3bf0	61:a2:b0:17:a3:56
	4c0012190015d300edeb44ecd0857dc26b78178fdf91e20cb8d2000200	e0:98:44:7c:cf:57

企業ごとに異なるものとなる（非公開の場合は第三者は内容を知ることができない）。

3.2.2 アドバタイズパケットの変化の分析

BD アドレスがどのような時間間隔でランダム化されるか、パケットの内容 (MSD, Tx Power Level) が時間経過でどのように変化するかについて調査するために、iPhone 15 Pro Max (iOS 17.5.1) とスキャナを電波暗箱に投入し、20 時間にわたってデータ収集を行った。

調査の結果、iPhone 15 Pro Max は常にパケットを 2 つ発信し続けていて、MSD は常に 0x4c0010 ではじまるものと 0x4c0012 ではじまるものの 2 種類であることがわかった。20 時間での BD アドレスの変化回数は、MSD が 0x4c0010 ではじまるパケットは 39 回、MSD が 0x4c0012 ではじまるパケットは 74 回であった。20 時間のうち、ある 5 時間を取り出すと図 3 のようになり、BD アドレスの持続時間にはばらつきがあることが分かった (0x4c0010 - 最大値: 39 分 32 秒, 最小値: 19 分 58 秒, 平均値: 31 分 36 秒; 0x4c0012 - 最大値: 31 分 51 秒, 最小値: 1 分 6 秒, 平均値: 16 分 13 秒)。

また、Tx Power Level は MSD が 0x4c0010 ではじまるパケットのみから抽出可能であり、値は常に一定で 07 であった。

3.3 スキャン間隔による影響調査

BD アドレスの変化を紐付けるためにはどの BD アドレスがいつ現れて、いつ消失したかを正確に知る必要があるため、スキャン間隔は短い方が望ましい。しかし、スキャン間隔を短くすると取得できる BLE アドバタイジングパケットが制限されてしまう懸念がある。そこで、異なるスキャン間隔で取得できるデータに変化があるかどうかを調査する実験を行った。実験場所としては、多くのデバイスを検知できると想定される岡山大学生協東福利施設 (ピオーネユニオン内食堂) とした。

スキャナデバイスは全く同じ構成のデバイスを 3 台 (スキャナ 1, スキャナ 2, スキャナ 3) 使用しそれぞれに 10 秒スキャン, 5 秒スキャン, 1 秒スキャンを割り当て、BD アドレス, MSD, Tx Power Level といったデー

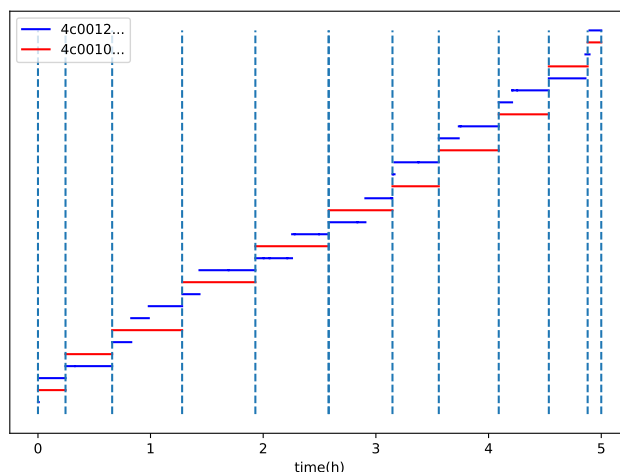


図 3: BD アドレスの変化の様子 (破線はアドレスの変化点を示す)

表 3: スキャナの割り当て

	1 日目	2 日目	3 日目
スキャナ 1	1 秒	1 秒	5 秒
スキャナ 2	10 秒	10 秒	1 秒
スキャナ 3	5 秒	5 秒	10 秒

タを収集した。また、スキャナデバイスの割り当ては 1 日目と 2 日目は同様であるが 3 日目には変化させた。スキャナと秒数の割当てについては表 3 に示す通りである。

実験の結果、取得されたパケットのユニーク BD アドレス数の推移は図 4, MSD の最初の 6 桁の分布は図 5 のようになり Tx Power Level の分布は図 6 のようになった。図 5, 図 6 を見てみると MSD や Tx Power Level の分布はどのスキャン間隔でもあまり差がないように読み取れる。一方で、図 4 を見ると、取得できるパケット数には大きな差があることがわかるが、スキャン間隔ではなくスキャナデバイスに依存しているように読み取れる。今回の実験では、スキャナ 3 台は同じ構成でスキャン間隔のみを変更したため、この結果はデバイス・BLE ドングルの個体差が現れたものと考えられる。しかし、

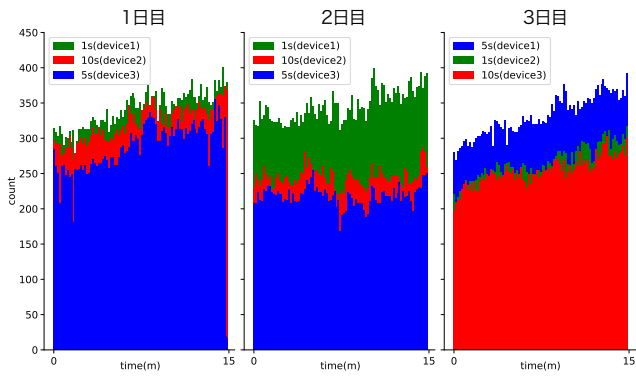


図 4: 異なるスキャン間隔・デバイスにおけるパケットスキャン数の比較

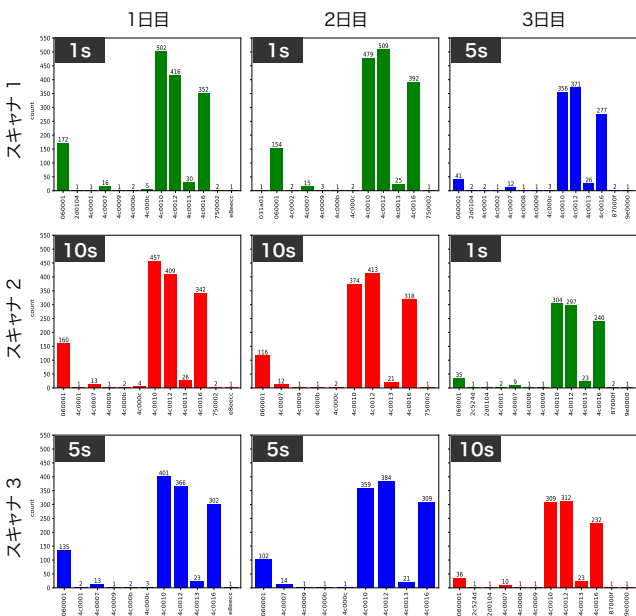


図 5: Manufacturer Specific Data の上位 3 byte の分布

この個体差が何に起因するのかについては現時点では特定できていないため今後の調査が必要である。以上の結果から、スキャン間隔はスキャン可能数に影響を与えず、1秒であっても十分な数のパケットのスキャンを実現できることが分かったため、以降の実験ではスキャン間隔を1秒に設定することとした。

3.4 路上での実験

3.4.1 実験概要

実際に路上で歩く人の持つ BLE 発信デバイスから得られる BLE アドバタイズパケットをスキャンしてその軌跡を追跡できるかどうかを実環境に似た環境で調べるための実験を行った。実験環境は図 7 に示す、岡山大学工学部 3 号館の北側の東端から岡山大学工学部 1 号館北側中央までの直線の路上とし、その間に 4 台のスカナを設置した。複数台の BLE 発信デバイスを持った被験

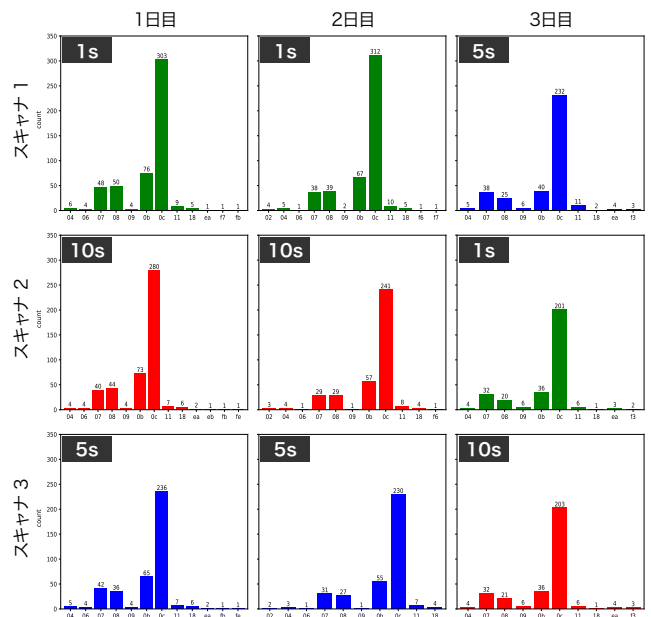


図 6: Tx Power Level の分布

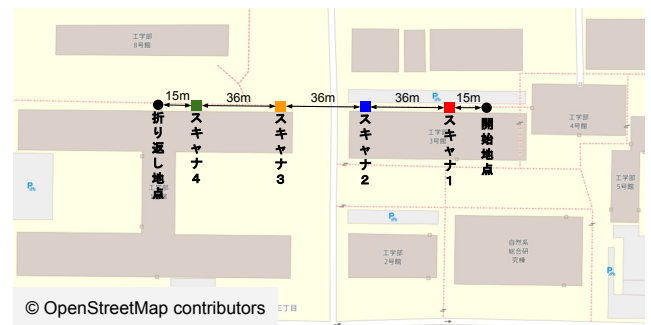


図 7: 路上実験の実験環境

者 4 名に、開始地点から折り返し地点の間を約 30 分間往復し続けてもらった。実験に使用したデバイスと所持者の対応、スタート地点と折り返し地点の到着時刻は表 4 に示すとおりである。

3.4.2 実験データの分析

実験の結果、例えばスカナ 3 では 141 個のユニークな BD アドレスが得られ、その変化は図 8 に示すようになった。このデータを元に、以下の手順で分析・紐づけを試みた。

1. デバイスの所持者は必ず各スカナの前を通るため、スカナ 4 台で検出された BD アドレスのみに絞る。
2. 実験で使用したデバイスは Apple 製品のみであるため、MSD が 0x4c0010 ではじまる BD アドレスのみに絞る。
3. RSSI のぶれを低減するためにウィンドウサイズ 10 サンプル (約 10 秒) の移動平均をとる。

表 4: デバイスと所持者の対応と、開始・折り返し地点への到達時の経過時間

人物	所持デバイス (OS version)	開始地点 (分)	折り返し (分)
T	iPhone SE 第2世代 (iOS 16.11) iPhone XR (iOS 14.6)	3, 7, 11, 15, 20, 25, 30, 34	5, 9, 13, 18, 22, 27, 32
M	iPhone 15 Pro (iOS 17.5.1) iPhone 13 Pro (iOS 17.5.1) Apple Watch Series 7 (watchOS 10.5)	1, 5, 9, 12, 15, 21, 26, 29, 31	3, 7, 9, 13, 18, 24, 27, 30
H	iPhone XR (iOS 17.5.1) iPhone XR (iOS 15.4.1)	0, 4, 8, 11, 16, 20, 23, 27, 33	2, 5, 9, 14, 18, 22, 25, 30
Y	iPhone 13 (iOS 16.2) iPhone 15 Pro Max (iOS 17.5.1)	2, 6, 11, 18, 23, 29, 34	4, 9, 14, 20, 26, 32

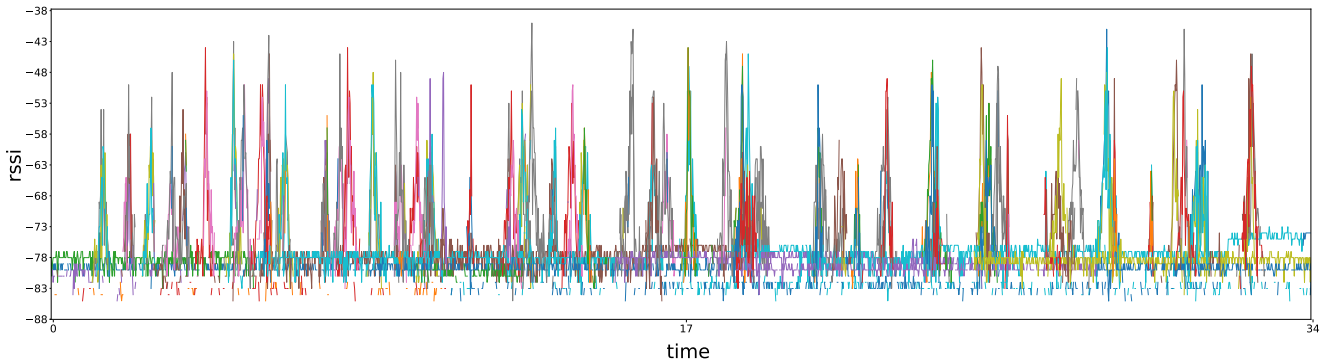


図 8: スキャナ 3 の観測データ (色はユニークなアドレスを示す)

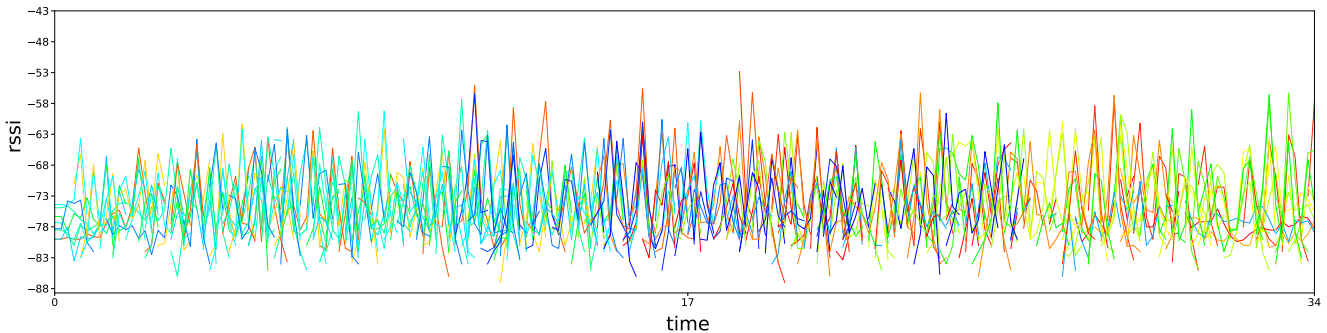


図 9: 手順 1, 2, 3 実施後の全スキャナデータ (色はユニークなアドレスを示す)

- BD アドレスの変化を追跡できるように BD アドレスの消失時間と出現時間が最も近いもの同士を紐付ける (紐付けを行う消失時刻と出現時刻の絶対差は 10 秒を許容範囲とした)。

手順 1, 2, 3 を行った結果データは図 9 のようになり BD アドレスの数は 25 個までフィルタリングできた。このデータに対して手順 4 を行うと、内 22 個の BD アドレスについては紐付けに成功し、結果として図 10, 図 11 に示すようなデータを 9 組取り出すことができた。また、残りの 3 個の BD アドレスについては、いずれのアドレスとも紐づかず、またそのアドレスが観測された期間は短時間であった。これは、実験中に実験エリアを通りかかった被験者以外の通行人が所持するデバイスから発信されたパケットであると考えられる。

図 10 や図 11 の点線部は BD アドレスが切り替わるタイミングを示している。図 10, 図 11 で共通して RSSI の

山を複数個読み取ることができる。これはデバイス所持者が開始地点から折り返し地点に移動する度に各スキャナの前を通るため、各スキャナに近づけば RSSI が上昇し、遠ざかれば RSSI が減少するためである。デバイス所持者のスタート地点、折り返し地点の到着時刻と照らし合わせた結果図 10 のデータは被験者 T の所持するデバイスと推定でき、図 11 のデータは被験者 M の所持するデバイスであると推定できた。得られた 9 組のデータとデバイス所持者の開始地点と折り返し地点の到達時刻、各スキャナで検出された RSSI の山の数などを照らし合わせた結果、実験に使用した 9 つのデバイスの移動はほぼ正確に追跡できていることが分かった。

また、図 11 をみると最後の 2 往復のデータは欠損が激しいことが見て取れる。このような欠損が見られた理由として、被験者 M は最後の 2 往復について徒歩ではなく自転車で移動したことが考えられる。歩行時よりも速度が上がったことから、パケットを十分にスキャンで

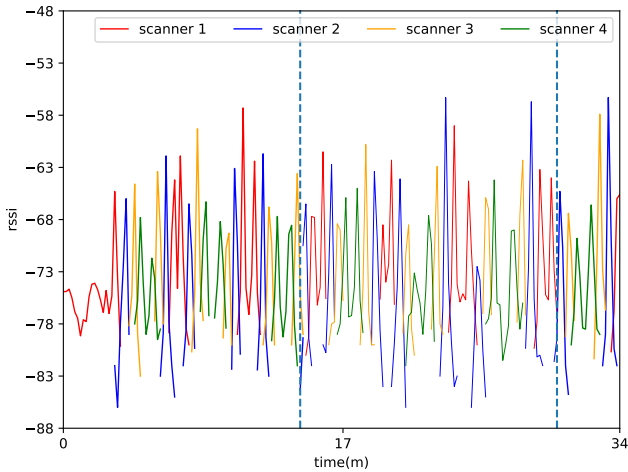


図 10: 被験者 T のデバイス 1

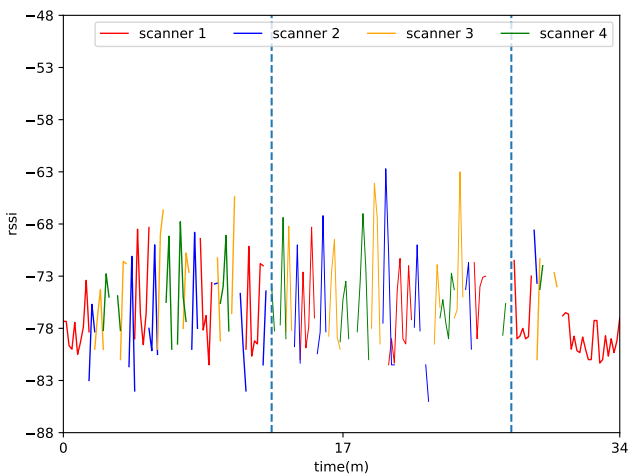


図 11: 被験者 M のデバイス 1

きなかった可能性がある。

次に、図 10 の 2 つ目の BD アドレスの切り替わりの瞬間を拡大すると図 12 のようになった。図 12 をみると BD アドレスの変化は Advertising Data, 消失時間, 出現時間だけでなく, RSSI の推移もデバイス同定の手がかりになる可能性が示唆された。今回の分析では BD アドレスの変化を紐付けるために消失時間と出現時間のデータのみを利用したが, 実環境では今回の実験よりも多くのデバイスが存在する可能性が高く, 消失時間と出現時間の絶対差が同じ BD アドレスが複数観測されることが想定される。こうした状況では, 消失時間と出現時間のデータだけでは紐付けが困難になることが考えられる。そのため, 消失時間と出現時間の絶対差のみではなく RSSI の推移や Advertising Data も考慮した紐付けモデルについて今後検討する。また, 今回の分析では手順 2 で MSD が $0x4c0010$ ではじまるアドレスのみに絞っているため, 追跡できるデバイスは Apple 製品に限定される。今後は他のメーカーのデバイスについても追跡できるかどうかについて調査を行う。

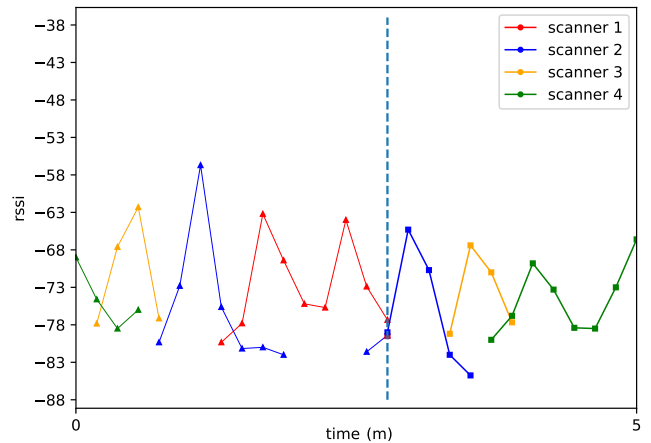


図 12: T のデバイス 1 の BD アドレスの 2 回目の変化を拡大

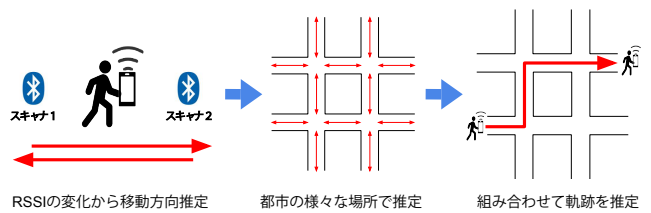


図 13: 提案手法の概要

4. 提案手法

実験では使用したすべてのデバイスにおいて BD アドレスの変化を紐付け移動軌跡を追跡することが可能であるという結果が得られた。この各デバイスの移動軌跡を複数集めていくことにより, 都市でどのように人が移動したのか (人流) を推定することができると思われる。以降では, BLE を用いた人流推定手法について提案する。

ある一人の人物の移動軌跡の推定方法を図 13 に示す。この手法は, 都市の様々な場所で, 複数スキャナで検知されたアドレスの RSSI の変化からデバイスの所持者の移動方向推定を行い, その移動方向推定の結果を組み合わせ, デバイスの所持者がどこからどこへ向かったかの軌跡を推定するというものである。移動軌跡の推定の間に起こる可能性のある BD アドレスランダム化への対処としては, 3. 章の分析結果に基づき, 図 14 に示すように RSSI の推移, BD アドレスの消失時間, 出現時間, Advertising Data などを用いて BD アドレスの紐付けを行う。

5. おわりに

都市の効率化や商業戦略を考え EBPM を行う際, 人流データは必要不可欠であることから, 人流推定技術への注目が集まってきている。そこで, 本稿ではランダム化する BD アドレスに対応した低コストな都市人流推定

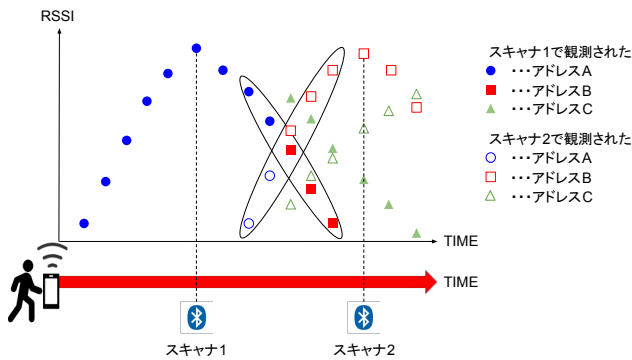


図 14: BD アドレスランダム化の紐付け

手法を実現することを目指し、事前実験による可能性の検証および提案手法の基礎検討を行った。路上での事前実験の結果から、少人数であればランダム化されたBDアドレスを紐づけながらデバイスの追跡をすることが可能であると確認した。これに基づき、ランダムBDアドレスを紐づけながら移動方向の推定を行い、それを蓄積していくことにより人流推定を実現する手法について提案した。事前実験では少ないデバイス数、狭い範囲の短時間の実験に留まっているため、より多くのデバイスがあり、広範囲で長時間運用する実環境で提案手法が適用可能かどうかについては今後検証する必要がある。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 (24K20763) の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] 国土交通省. 地域課題解決のための人流データ活用の手引き. https://www.mlit.go.jp/tochi_fudousan_kensetsugyo/chirikukannjoho/tochi_fudousan_kensetsugyo_tk17_000001_00034.html. Accessed on 16/07/2024.
- [2] 高野茂, 高取千佳, 黒瀬武史, 荒川豊. 公共空間のAIカメラによる人流計測とオープンデータ化への取り組み. 第85回全国大会講演論文集, 第2023巻, pp. 261–262, 2023.
- [3] 永田吉輝, 廣井慧, 米澤拓郎, 河口信夫. 複数の3D通過センサによるプライバシーを考慮した人流推定手法. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2168 論文集, 第2020巻, pp. 1020–1028, 2020.
- [4] Mathias Versichele, Tijs Neutens, Matthias Delafontaine, and Nico Van de Weghe. The use of Bluetooth for analysing spatiotemporal dynamics of human movement at mass events: A case study of

the Ghent Festivities. *Applied Geography*, Vol. 32, No. 2, pp. 208–220, 2012.

- [5] 望月祐洋, 鬼倉隆志, 福崎雄生, 西尾信彦. Wi-Fi パケット人流解析システムの実環境への適用. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, 第2014巻, pp. 1249–1257, 2014.
 - [6] 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.
 - [7] 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.
 - [8] Ippei Goto, Kentaro Ueda, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. BLESS: BLE based Street Sensing for People Counting and Flow Direction Estimation. In *2024 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops and other Affiliated Events (PerCom '24)*, pp. 76–81, 2024.
 - [9] 秋山周平, 谷口義明. MAC アドレスがランダム化された BLE 機器が移動する場合の同一機器推定手法. マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2022 論文集, 第2022巻, pp. 1489–1496, 2022.
 - [10] デジタル庁. 新型コロナウイルス接触確認アプリ (COCOA). <https://www.digital.go.jp/policies/cocoa/>, 2020. Accessed on 18/08/2024.
- ## A 路上での実験での紐付けデータ
- 3.4 節で得られた図 10, 11 以外の紐付けデータを、以下の図 A1, A2, A3, A4, A5, A6, A7 に示す。

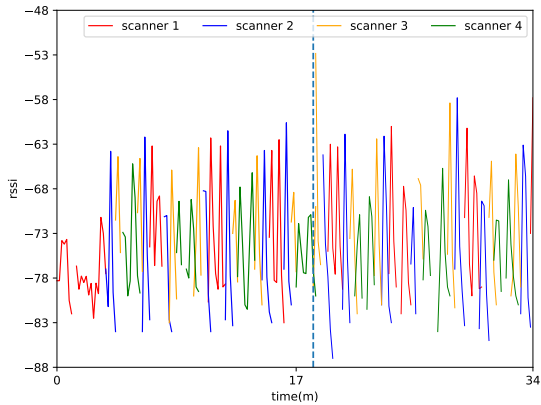


図 A1: 被験者 T のデバイス 2

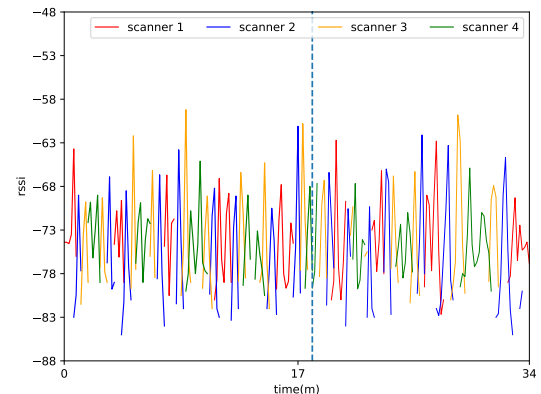


図 A5: 被験者 H のデバイス 2

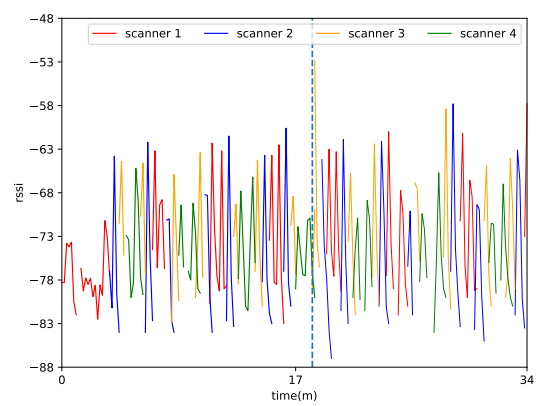


図 A2: 被験者 M のデバイス 2

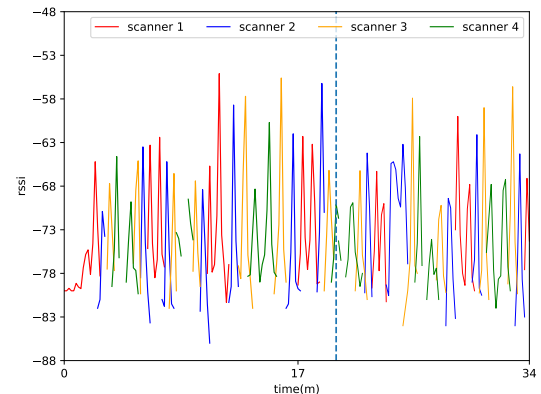


図 A6: 被験者 Y のデバイス 1

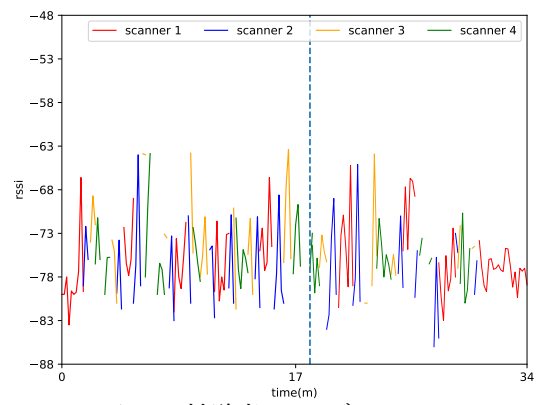


図 A3: 被験者 M のデバイス 3

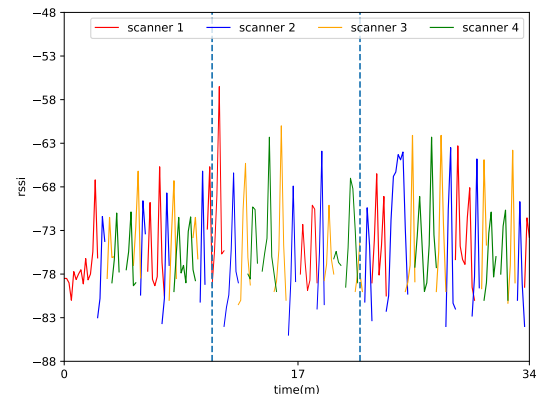


図 A7: 被験者 Y のデバイス 2

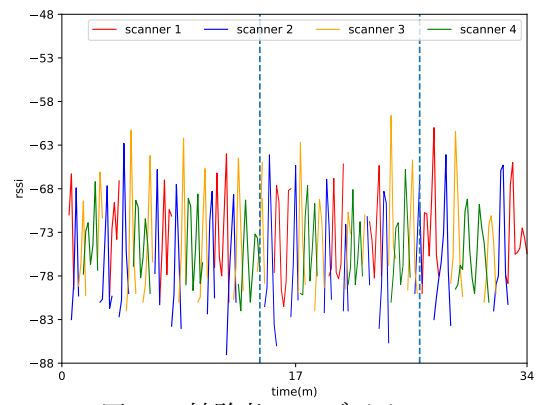


図 A4: 被験者 H のデバイス 1