

ランダム化された BLE パケットセンサー情報を用いた 人流把握手法の検討

一瀬恭平*1 小宮粹史*1 堀口良太*1 桑原雅夫*2
株式会社アイ・トランスポート・ラボ*1
東北大学 情報科学研究科 名誉教授*2

本研究は、分析対象エリアに設置された複数のパケットセンサーで、歩行者が持つ BLE(Bluetooth Low Energy)端末の通信情報を取得し、滞在行動を含めた人流把握手法の開発を目的とする。BLE アドレスのランダム化やパケットセンサー検知範囲の制約により、対象エリア内で個別の端末の動きを長時間追跡することは難しい。そこで、事前に歩行者がとりうる回遊行動パターンを選択肢集合として用意し、BLE パケットセンサーや人流カウンターなどから取得できる情報を組み合わせて、各時間における回遊行動パターンの人数を推定する。

A Study on People Flow Estimation Using Randomized BLE Packet Sensor Data

Kyohei Ichinose*1 Tadashi Komiya*1 Ryota Horiguchi*1 Masao Kuwahara*2
i-Transport Lab Co., Ltd.*1 Tohoku University*2

This research aims to develop a method for understanding pedestrian flow, including dwelling behavior, using multiple BLE packet sensors to acquire communication data from pedestrians' devices in a target area. Tracking individual device movement for extended periods is difficult due to BLE address randomization and the sensors' limited detection range. Therefore, the approach is to predefine a set of possible movement (patrolling) patterns and estimate the number of people following each pattern at any given time by integrating data from BLE packet sensors and pedestrian flow counters.

Keywords: Bluetooth, People flow analysis, Address Randomization

1. はじめに

近年に積極的に取り組まれているスマートシティの実現に向けた取り組みは、ICT の活用による社会問題解決を目指している。土木計画学の分野におい

ても人の流動実態把握や回遊性を目指した取り組みが見られる。スマートシティ実現のためには、人の行動データに基づいたプランニングが必要になる。人の流動性把握を行う手法として、パーソントリッ

ブ調査や交通量調査などがあるが、取得した人流データを活用した解析方法や活用方法については課題がある。

本研究では、BLE パケットセンサーから取得される歩行者のモバイル端末の Wi-Fi/Bluetooth の通信情報から、人流把握を行う手法の開発を目的とする。本稿では、回遊行動推定ロジックの定式化を行い、人流把握手法の提案と簡易なテストケースで検証を行う。

2. 既往研究

人流の把握手法としては、末木ら¹⁾の研究では、Wi-Fi のパケットセンサーから歩行者の OD 交通量の推定を行っている。これは Wi-Fi パケットセンサーで観測された部分的な OD 交通量と経路交通量を利用し、歩行者交通量調査結果から歩行者 OD 交通量を推計するものである。この手法は数 km 程度の市街地エリア内での移動経路や回遊行動を追跡することに主眼を置くものであり、歩行空間内の軌跡を追跡するような空間解像度は持たないと考えられる。

ランダム化された Bluetooth アドレスの同定手段について秋山ら²⁾の研究では、パケットの受信時刻と RSSI から同定する手法を提案している。しかしながら、この手法では複数のセンサー間で移動を取得する場合に同定するのは難しいと考えられる。

また、吉村ら³⁾の研究では、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検討を行っている。この研究は、バスの乗降を Bluetooth アドレスの記録から推定するものであり、今回の目的である園内の歩行者を対象とした推計に利用することは難しいと考えられる。

3. 推定方法

3-1 課題

本研究における BLE センサーデータを使った人流把握を行う場合の課題について説明をする。

1つ目は被検知対象である BLE 端末のアドレスランダム化である。BLE 端末は個人の特特定を避けるため、アドレスの匿名化を行っており、一定時間を経過するごとにアドレスが変更されている。そのため、同アドレスのマッチングによる追跡や滞留時間の取得が困難になっている。また、端末毎にどのようなランダム化処理が行われているかは不明である。そのため、ランダム化の影響を考慮した人流把握手法の検討が必要になる。

2つ目は対象範囲の広さと BLE センサーの検知範

囲の関係である。BLE の最大通信範囲の定格は 100m 程度であるが、実際にはセンサー近くの構造物や BLE 端末との間にある障害物など周辺環境の違いにより、実際に検知できる範囲は狭くなる。対象範囲が広い場合は、範囲内の全ての領域で端末を検知できるように密にセンサーを配置するのは現実的ではないため、すべての端末が常時検知できる保証がない状況下での人流推定手法が必要になる。

3-2 推定手法

前項で示したように、BLE センサーの取得データにはランダム化や検知範囲の問題により、回遊行動を十分に取得することは難しい。そのため、課題を考慮した形で推定する手法を検討する。

まず、推定対象範囲全体を図 3-1 のように BLE センサーを少なくとも 1 つ含む排他的な領域に分割する。ここでは、分割した領域を「エリア」、BLE センサーでアドレスが取得可能な範囲を「地点」と呼称する。一般にエリアのほうが BLE センサーの検知範囲よりも大きいため、エリア内のすべての BLE 端末が検出できるわけではない。また、BLE アドレスのランダム化により、1 つの端末が回遊行動中に同一アドレスで追跡できる保証はないが、近接する 2 地点間では、少なくとも一部のアドレスが変わらずに検知される程度の間隔で地点を配置する。

次に、以下の量を観測等で得られる既知量とする。まず、BLE センサーで直接的に取得できる地点毎の「(ユニーク) アドレス数」と、2 地点間で同一アドレスが照合できる「移動アドレス数」である。また、モバイル端末の位置情報等に基づくメッシュ人口統計データ等で把握できる「エリア別滞在人数」や、対象範囲の出入口に設置したカメラ画像などから取得できる「入退場人数」、さらに駐車チケットその他の調査手法によって把握できる対象範囲の「滞在時間分布」も既知量とする。これらはいずれも任意の間隔の時系列データで得られる。

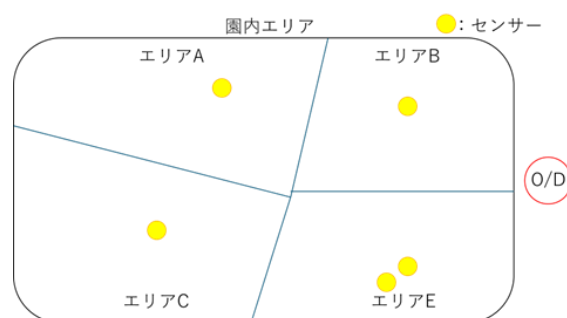


図 3-1 分割エリアイメージ

加えて、ここでは対象範囲内の代表的な回遊パターンも既知とする。これは大きな仮定であるが、例えば少数でも連続した移動軌跡がわかる GPS 移動履歴端末の移動履歴を長期間で蓄積することで、回遊パターンの候補集合を用意することができる。

推定では、各流入時刻で発生する回遊パターン毎の人数を未知数とする。その際、時間を一定時間でアドレスは全てランダム化されていると仮定し、一定時間で切り替わるとする。また、回遊パターンは、離散化された時間ごとに必ず 1 か所のエリアに存在すると考える。

推定手法に用いる変数を表 3-1 に示す。なお、推定量の変数 x に対して、 \bar{x} はその既知量を、また \tilde{x} はその推定量を意味する。推定では以下の項目別に尤度関数を定義し、対数尤度の合計を最大化する $\tilde{Q}_{\omega h}$ を求める。

- エリア毎の人口分布
- 2 地点間で照合されるアドレス数
- 1 地点でのみ得られたアドレス数
- 対象範囲の滞在時間分布

3-3 推定ロジックの定式化

ここでは、推定対象である $Q_{\omega h}$ とエリア滞在人数や地点で得られるアドレス数、移動アドレス数等との関係を定式化する。まず、時刻 t にエリア I に存在する人数 N_{It} と時刻 t に地点 i で取得できるアドレス数 n_{it} は $Q_{\omega h}$ を用いて以下のように示せる。

$$N_{It} = \sum_{\omega h} Q_{\omega h} \delta_I^{\omega ht} \quad (3.1)$$

$$\delta_I^{\omega ht} = \begin{cases} 1 & \cdots & X_{\omega ht} = I \\ 0 & \cdots & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$n_{it} = (1 - m^{-1}) \sum_J \{N_{It} * P_{iJ}^{\varphi}\} + 2m^{-1} \sum_J \{N_{It} * P_{iJ}^{\varphi/2}\} \quad (3.3)$$

$$P_{iJ}^{\varphi} = 1 - (1 - p_{iJ})^{\varphi} \quad (3.4)$$

BLE アドレスは τ で変更されるので、 Δt の間で変化する確率は $\Delta t / \tau = m^{-1}$ である。従って、式(3.3)の第 1 項は 1 つの端末が Δt の間にアドレスが変わらず

表 3-1 使用する変数の説明

変数名	説明
a_h	時刻 h に回遊範囲に流入する人数
I, J, K	滞在エリアのインデックス
i, j, k	滞在エリア内のセンサーで BLE アドレスが捕捉できる地点のインデックス
N_{It}	時刻 t に滞在エリア I に存在する人数
N_{*t}	時刻 t に回遊範囲全体に存在する総人数 ($= \sum_J N_{Jt}$)
n_{it}	時刻 t に地点 i で取得できたアドレス数
p_{iJ}	滞在エリア J にいる人がもつ BLE デバイスのアドレスが、地点 i の 1 回の観測で取得される確率
P_{iJ}^{φ}	滞在エリア J にいる人がもつ BLE デバイスのアドレスが、 Δt (すなわち φ 回の観測) の間に地点 i で 1 回以上取得される確率
Q_{IJtv}	時刻 t に滞在エリア I に存在し、 $t + v$ でエリア J に滞在する人数
$Q_{\omega h}$	時刻 h に回遊行動パターン ω を開始した人数 (推定対象量)

変数名	説明
q_{ijt}	時刻 t に地点 i で最後に観測され、その後地点 j で初めて観測されたアドレス数
$q_{i?t}^c$	時刻 t に地点 i で最後に観測され、その後は観測されなかったアドレス数 ($q_{ijt} + q_{i?t}^c = n_{it}$)
$S_{\eta h}$	時刻 h に回遊範囲に流入した人の滞在時間が η になる確率 (η は離散化)
t, h	離散化された時刻のインデックス
$X_{\omega ht}$	時刻 h にトリップパターン ω を開始した人が時刻 t に存在する滞在エリア
Δt	離散化された時間単位
τ	BLE アドレスランダム化間隔: τ は Δt の m 倍とする。
φ	Δt 間での BLE センサー観測頻度
ω	回遊パターンのインデックス
$ \omega $	回遊パターン ω の継続時間 対象範囲内の滞在時間)

に地点*i*で取得される数の期待値を意味している。これに対して、アドレスが変化する場合、端末が二重にカウントされるが、変化前後でのそれぞれの観測機会数期待値は φ の半分なので第2項で表される。式(3.4)の p_{ij} は BLE センサーの1回の観測機会エリア*J*に存在する人の端末が地点*i*で捕捉される確率である。一般に BLE センサーは短い間隔で観測を繰り返すので、式(3.4)はエリア*J*に存在する人が Δt の間に1回でも地点*i*で捕捉される確率を意味している。ここでは p_{ij} を時間変化しない所与の値としているが、これは実地調査等で対象範囲とセンサー設置位置の特性を踏まえて設定されるものである。

次に、時刻*t*にエリア*I*に存在し、それより後の*t+v*でエリア*J*に存在する人数 Q_{IJtv} と、時刻*t*に地点*i*で最後に観測され、その後地点*j*で初めて観測されるアドレス数 q_{ijt} は、それぞれ以下となる。

$$Q_{IJtv} = \sum_{\omega,h} Q_{\omega h} * \delta_i^{\omega h t} * \delta_j^{\omega h (t+v)} \quad (3.5)$$

$$q_{ijt} = m^{-1} \sum_{KL} \sum_{m'=1}^m \sum_{v=1}^{m'} P_{i|K}^{\varphi \varepsilon_{m+m'}} P_*^{C\varphi v-1} P_{j|L}^{\varphi \varepsilon_{v+m'}} Q_{KLtv} \quad (3.6)$$

$$P_*^{C\varphi} = \prod_{kM} (1 - P_{k|M}^{\varphi}) \quad (3.7)$$

$$\varepsilon_{a \neq b} = \begin{cases} 1 & \dots & a \neq b \\ 1/2 & \dots & a = b \end{cases} \quad (3.8)$$

ここで、式(3.6)は、図3-2に示すように BLE アドレスが変更されるタイミングによって、同じアドレスで観測できる時間が異なることを考慮して定式化している。また、式(3.7)は Δt の間にいずれのエリアでもアドレスが取得されない場合の確率である。

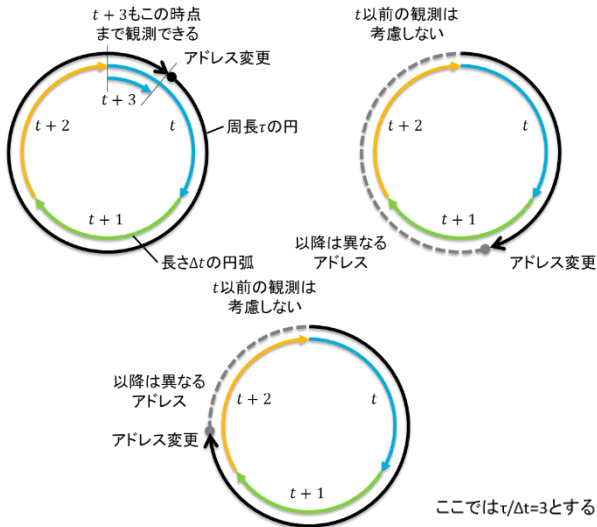


図 3-2 アドレス変更機会と観測機会の関係

これに対して、時刻*t*に地点*i*で最後に観測され、その後は観測されなかったアドレス数 $q_{i?t}^C$ は式(3.9)で表せる。

$$q_{i?t}^C = n_{it} - \sum_j q_{ijt} \quad (3.9)$$

また、時刻*h*に回遊範囲に流入した人の滞在時間が η になる確率 $S_{\eta h}$ を式(3.10)に示す。ここで、 $\delta_{|\omega|=\eta}$ は滞在時間が η である場合に1になり、それ以外では0になる関数である。

$$S_{\eta h} = \frac{\sum_{\omega} Q_{\omega h} \delta_{|\omega|=\eta}}{a_h} = \frac{\sum_{\omega} Q_{\omega h} \delta_{|\omega|=\eta}}{\sum_{\omega} Q_{\omega h}} \quad (3.10)$$

3-4 最尤推定

最尤推定では、以下の4項目についてそれぞれ尤度関数を作成し、対数尤度の合計値を最大化する。

(1) 推定対象範囲の人口分布

$$L^{population} = \prod_{I,t} \left(\frac{N_{It}}{N_{*t}} \right)^{\bar{N}_{It}} \quad (3.11)$$

(2) 2地点間で照合されるアドレス数の構成比

$$L^{flow} = \prod_{I,j,t} \left(\frac{q_{ijt}}{n_{it}} \right)^{\bar{q}_{ijt}} \quad (3.12)$$

(3) 1地点でのみ得られたアドレス数の割合

$$L^{missing} = \prod_{I,t} \left(\frac{q_{i?t}^C}{n_{it}} \right)^{\bar{q}_{i?t}^C} \quad (3.13)$$

(4) 推定対象範囲の滞在時間分布

$$L^{stay} = \prod_{\eta,h} (S_{\eta h})^{\bar{S}_{\eta h} a_h} \quad (3.14)$$

4. 計算機実験による検証

4-1 データサンプル作成

検証用のサンプルデータ作成のため、簡易的な回遊空間を作成し、その空間をランダムウォークさせ

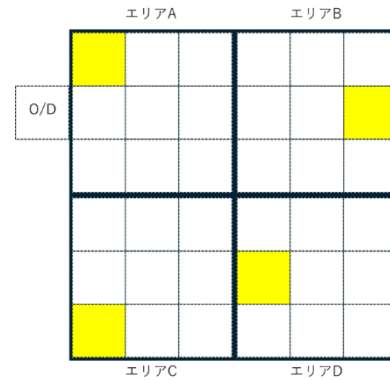


図 4-1 回遊空間設定



図 4-2 エリア別滞在人口比較(左：推定結果 右：真値)

ること真値となる生データと観測データを作成する。

今回使用した回遊空間を図 4-1 に示す。回遊空間は歩行者を生成する O/D と 4 つのエリアがあり、1 つのエリアは 9 つのマスを持っている。マスごとに滞在確率を設定し、各マスにいる歩行者は 1 分毎にそこに滞在するかを決める。ここでは、図中の黄色のマスのみ滞在確率を他よりも確率を高く設定して滞在しやすい空間を用意した。今回は通常のマスの滞在確率を 0.3 とし、黄色いマスは滞在確率を 0.5 に設定した。また、滞在せずに移動する場合は、隣接するマスからランダムに次を選ぶが、歩行者が回遊空間内に拡散しやすいよう、1 つ直前にいたマスは除外している。また、回遊パターンが増えすぎないように、1 度訪れたエリアは滞在時間を超えない限り再度訪れない制約を設けた。

歩行者は O のマスから滞在時間分布 $\bar{S}_{\eta h}$ に従って滞在時間を与えて回遊を開始し、1 分毎にマスを移動して、与えられた滞在時間を超えた時点から D のマスに最短経路で戻る。今回は $\bar{S}_{\eta h}$ は出発時刻によらず一律 30 分とした。シミュレーションでは Δt を 5 分とし、開始から 60 分まで 5 分毎に 100 人ずつ、合計 1200 人を発生させた。その結果、219 通りのエリア回遊パターンと、各時刻でのエリア滞在人数 \bar{N}_{it} を得た。なお、ここでは得られた 219 通りの回遊パターンのうち、全体の約 2/3 をカバー代表的な 39 通りを推定で用いる回遊パターン ω とした。

シミュレーションでは、端末アドレスのランダムイズ時間 τ を 15 分とし、歩行者は出発時に直前アド

レス変更からの経過時間を一様乱数で決めて変化する時間をばらつかせた。また、センサー設置地点を各エリアの中心に置き、 p_{ij} は中心マスで端末捕捉確率を 0.1 にし、近傍 1 のマスが 0.01、近傍 2 のマスは 0.001、それ以上外側は 0 に設定した。また、観測頻度 ϕ を 10 回として端末アドレスを収集し、2 地点間で照合されるアドレス数 \bar{q}_{ijt} および 1 地点でのみ得られるアドレス数 \bar{q}_{ijt}^c を集計した。

4-2 推定結果

推定では $\bar{Q}_{\omega h}$ の初期値を $\{0,1\}$ でランダムに初期化し、Python のライブラリである Scipy の minimize 機能を用いて、式(3.11)~(3.14)の対数尤度の符号を反転させた合計値が最小になるよう、 $\bar{Q}_{\omega h}$ を推定した。ただし、各尤度関数の括弧内は分母と分子の両方が $\bar{Q}_{\omega h}$ で表されるため、尤度最大化では $\bar{Q}_{\omega h}$ の全体に対する比率が適合するよう推定される。このため、観測値とした各時刻における入場人数 \bar{a}_h を次式で配分して推定結果とした。

$$\bar{Q}'_{\omega h} = \frac{\bar{Q}_{\omega h}}{\sum_{\omega'} \bar{Q}_{\omega' h}} \bar{a}_h \quad (3.15)$$

推定結果は、エリア別滞在人口、回遊パターン別人口比、滞在時間比の 3 つの項目で比較を行った。

図 4-2 にエリア別滞在人口を示す。図中上が実数値で下がその割合である。割合でみると、65~85 分の間でエリア B が真値よりも増加している傾向が見られるが、それ以外に関しては近い傾向が見られた。

次に、出発時刻別の歩行者滞在時間の人数比を図 4-3 に示す。推定結果と真値を比較して傾向が近いこ

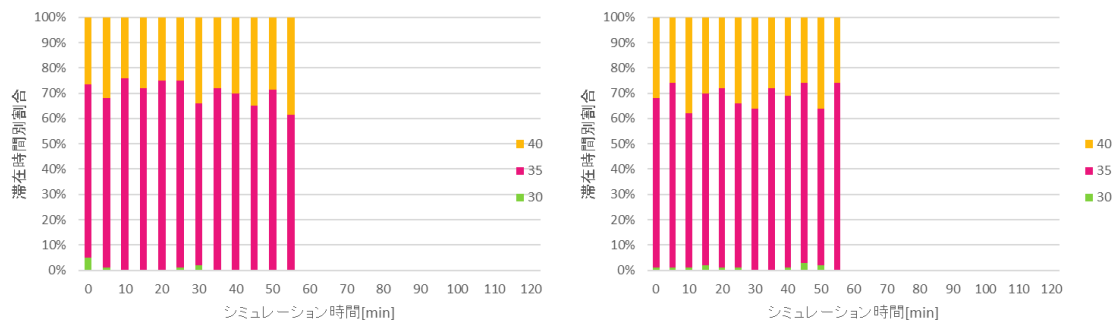


図 4-3 出発時刻別滞在時間比の比較 (左：推定結果 右：真値)

とがわかる。

最後に、回遊行動推定で使用した代表回遊パターン別の人数を真値と推定結果で比較した結果を、図 4-4 に示す。回帰係数が約 1.6 であるが、これは代表回遊パターンで移動している人数は、真値では全体の約 2/3 であるのに対して、推定値の合計は全数の 1200 人になっているためである。また、今回の結果では決定係数が 0.44 と十分に高いとはいえないが、これは、すべての回遊パターン 219 通りに対して、回遊パターンを 39 通りに絞ったとしても、依然として推定対象の未知数が多く、尤度が最大化になる組み合わせが無数にあるためと考えられる。これについては、代表パターンの多寡に関する先験情報を尤度で考慮するなど、推定手法を改善する必要がある。

5.まとめ

人流把握を行う手法の開発を目的として、人流把握手法の開発を行った。簡易的な回遊空間とランダムウォークにより生成した真値に対し、回遊行動推定ロジックを適用し、結果を比較した。

エリア別滞在人口、代表回遊パターン別人数、滞在時間割合の 3 項目で比較し、割合の傾向としては近い傾向がみられた。

本稿作成時点では代表トリップパターン別人数には課題が残ったが、エリアごとの滞在人口分布や出発時間ごとの滞在時間分布など、比率に関しては一定の精度で再現ができた。発表までには上記の課題に対応した推定を行う予定である。

また、今後は現在リアルタイムで BLE データを取得している横須賀市・ソレイユの丘や藤沢市・江の島エリアなどの実証実験フィールドで、本手法の適用性を検証していく予定である。

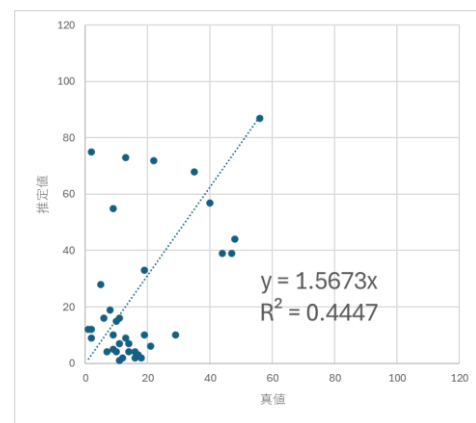


図 4-4 代表回遊パターン別人数

謝辞 本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構 (NICT) の委託研究#08201 (JPJ012368C08201) により得られたものです。

参考文献

- 1) 末木祐多, 佐々木邦明, Wi-Fi パケットセンサから得られるデータを用いた市街地における歩行者 OD 交通量の推計, 日本都市計画学会, 都市計画論文集, Vol.54, No.3, 2019 年 10 月
- 2) 秋山周平, 森本涼也, 谷口義明, MAC アドレスがランダム化された BLE 機器の同定手法, 2021 年度情報処理学会関西支部支部大会講演論文集
- 3) 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
- 4) 小宮粹史, 一瀬恭平, 花房比佐友, 堀口良太, BLE パケットデータによるエリア内人流把握と回遊行動傾向の分析