マルチセンサを用いた
歩行者通行量推計手法の提案

福永晃彦[1]・福嶋浩人[2]・山下大輔[3]
岩原雄大[4]・山根啓典[5]・山本朋広[6]・羽藤英二[7]

[1]正会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: akihiko.fukunaga@fukken.co.jp
[2]非会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: fukushima@fukken.co.jp
[3]非会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: yamashita@fukken.co.jp
[4]正会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: yudai.iwahara@fukken.co.jp
[5]正会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: h-yamane@fukken.co.jp
[6]非会員　復建調査設計株式会社（〒732-0052 広島県広島市東区光町二丁目10-11）
E-mail: to-yamamoto@fukken.co.jp
[7]正会員　東京大学工学系研究科（〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1）
E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

駅前広場や建物内といったミクロな空間における歩行者流動の把握は，GPSや携帯位置情報データによる取得が難しく，人手によるカウント調査やWi-FiやBluetooth，カメラ等様々なセンサによる調査が実施されている．しかし，いずれの調査方法も調査コストや実数捕捉が困難といった課題を抱えている．そこで本研究では，Bluetoothとカメラという2つの計測方法で取得したデータを用いることで，Bluetooth単独の調査結果を補完するモデル構築を行い，マルチセンサによる計測精度の向上を目指した．モデル構築では，時系列調査データの分析に有用な機械学習モデルであるLSTMモデルを採用し，2つの計測方法で取得したデータから歩行者の断面交通量の予測を行った．

Key Words : *Bluetooth，LSTM，Pedestrian Flow Analysis，Video survey，Deep learning*

1. はじめに

近年，スマートフォンをはじめとしたIoT技術の急速な発展に伴い，人々の移動や滞在に関するデータ（以下，「人流データ」）の取得が様々な計測手法によって可能となっている．

従来，駅前広場や建物内などのミクロな空間では，特定位置に配置された調査員による人手カウントが一般的であった．しかし，現在では様々なセンシング技術を活用した調査が主流となっている．ただし，ミクロな空間におけるセンシングは，GPSや携帯の位置情報データだけでは，詳細な位置情報を収集するのが難しいという課題があり，そのため，Bluetooth，Wi-Fi，AIカメラといった様々な計測手法が積極的に利用されている．このようにセンシング技術１つを取っても様々な特長があり，国交省[1)]では，「地域課題解決のための人流データ利活用の手引き」の中で，センシングデータの特長やデータ手法の適合性を図-1・図-2のように示している．



図-1　取得したい人流データとデータ取得手法の適合性
（国交省[1)] より引用）

データの取得方法 / データの利用目的	人が携帯する機器等を利用して計測			直接人を計測	
	通信キャリア系人流データ	スマホアプリ	Wi-Fiビーコン	センサー	カメラ
市域全域や他地域との比較など広い範囲で網羅的に必要	◎	○	×	×	×
主要スポットで実測に近い値を把握したい	△	△	○	◎	◎
屋内、地下道なども把握したい	△	△	○	◎	◎
市外からの来訪者の居住地なども知りたい	◎	○	×	×	×

図-2　取得したい人流データとデータ取得手法の適合性
（国交省[1]より引用）

手引きでは，いずれの方法も万能とは言えず，目的に応じた 調査手法の採用や複数の計測手法の組み合わせが提案されている．

森本ら[2]は赤外線センサとドップラーセンサ，Wi-Fiパケットセンサによる３種類の計測手法を組み合わせたマルチセンサによる人流計測を行っている．それらのセンサ相互の特長を生かすことでWi-Fiパケットセンサのみを用いた場合よりも精度が向上することを示しており，その有用性を報告している．

そこで，本研究ではBluetoothとAIカメラという２つの調査手法を用いて，表１に示すようなそれぞれの調査手法の課題を補完することを目的にマルチセンサによる人流計測を行った．

表-1　BluetoothとAIカメラの調査手法の特長比較

計測方法	メリット	デメリット
Bluetooth調査	・個人情報を収集しない ・様々な取得環境に対応可能（地下・建物内・夜間）	・実数把握ができない ・MACアドレスが切り替わるため，経路追跡が短時間に限定
カメラ調査	・実数把握ができる ・様々な取得環境に対応可能（地下・建物内）	・個人情報を収集する ・カメラ画角内の情報に限定される

最後に本稿の構成を示す．1章では本研究の背景や目的等を示した．2章ではBluetoothやAIカメラなどといった計測手法に関連する既往研究のレビューを行い，3章ではマルチセンサによる調査を実施し，調査による計測結果を示した．4章ではLSTMモデルによる予測を行った．5章で全体のとりまとめ及び今後の展望を示した．

2.　既往研究のレビュー

本研究で対象としたBluetoothによる人流計測手法は，はこれまで様々行われている．従来はデバイスが発するBluetoothの固有IDであるMACアドレスは永続的に変わらない固有のものであったが，近年のプライバシー問題もあり，一定時間を経過するとランダムに変更される．Becker et al.[3]は，このランダム化するアドレスの継続時間に着目し，iOSは最長20分，Androidは15～45分ということを確認した．また，アドレスキャリーオーバーアルゴリズムという手法を用いて，変化するBluetoothアドレスをつなぎ合わせる手法を提案している．Fürst et al.[4]は，Bluetoothの発している電波の強度に着目し，発信している端末と計測している物体の距離を計測した．端末の種類によって電波強度は異なるが，おおむねどの端末も電波強度が-65以上の場合，端末と計測機器の距離は5m程度であることを示している．北里ら[5]は，Bluetoothを発信している端末を所有している人の動作と電波強度の観測状態に着目し，直立停止・回転・接近の３つの方法で取得した際の違いを計測した．その結果直立停止している状態は距離と電波強度の関係性が最も安定しているが，実験者が回転している状態（動いている状態）においては，Bluetoothを発信している端末と取得する機器の距離は同じだが，電波強度が不安定な状態で取得できることが分かった．兵頭らは，実際のフィールドでBluetoothを用いて調査を行った．乗降データを取得できないICカード未導入地域の地域鉄道を対象に，乗車・降車場所のOD推計を試みた．時間帯によってバラつきが大きくなるという課題はあるものの，Bluetoothによる推計手法の有用性を示した．

3.　マルチセンサによる調査

(1)　調査概要

本研究では，JR松山駅及び駅周辺を走行している路面電車駅である伊予鉄JR松山駅前駅を含んだエリアを対象地として人流調査を行った．人流調査では，BluetoothとAIカメラを用いて断面通行量の観測を行った．調査概要を表-2・図-3・図-4に示す．

表-2　調査概要

調査期間	R4年9月28日～10月4日（7日間）
対象地	JR松山駅～伊予鉄JR松山駅前駅までを含む駅周辺空間
調査機器	Bluetooth調査機器：15箇所 カメラ：5箇所
調査時間	5:00～23:00 ※始発～終電までを対象



図-3　調査機器設置状況（左：Bluetooth，右：カメラ）

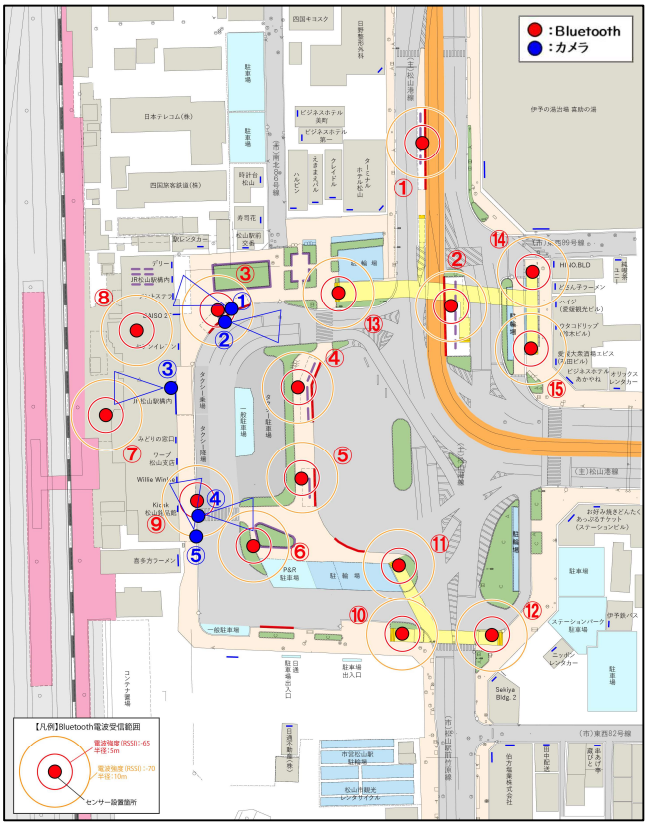


図-4　調査機器設置箇所一覧

(2)　収集データ

(a)　Bluetooth

Bluetooth調査は，Raspberry Piを改良した自社開発の調査機器を用いてデータを収集した．

調査機器は2秒間隔で周辺のBluetoothをONにしている端末（例：スマートフォンやワイヤレスイヤホン）が発している電波をすべて収集する．

取得データは表-3・表-4に示すようなデータを取得した．

表-3　取得データ例（Bluetooth）

機器名	MACアドレス	タイプ	電波強度	時刻
id003	928e8330c9fc…	random	-89	2022-09-27-14:10:51
id003	a33828d800fe…	random	-95	2022-09-27-14:10:51
id003	12933a355edc…	random	-65	2022-09-27-14:10:53

表-4　取得データ詳細

データ	概要	詳細
機器名	Raspberry Piの機器名称	
MACアドレス	Bluetooth電波の固有アドレス	Becker et al.[3]より iOS：最長20分 Android：15～45分 で秘匿化のため切り替わる
タイプ	取得したBluetooth電波の種類	Random：MACアドレスが変化 Public　：MACアドレスが変化しない
電波強度	発信側のBluetooth電波の強度	負の値が大きくなるにつれて距離が遠くなる Fürst[4]より 電波強度-65：半径5m圏 電波強度-70：半径10m圏 と判断し，半径5m圏のみ抽出
時刻	データ取得時刻	

(b)　カメラ

カメラ調査は，通常のカメラで撮影した映像をオブジェクト検出のリポジトリであるYOLOv8[7] を利用し歩行者の判定を行った．

歩行者検出では，人の骨格を検証対象として用いた．

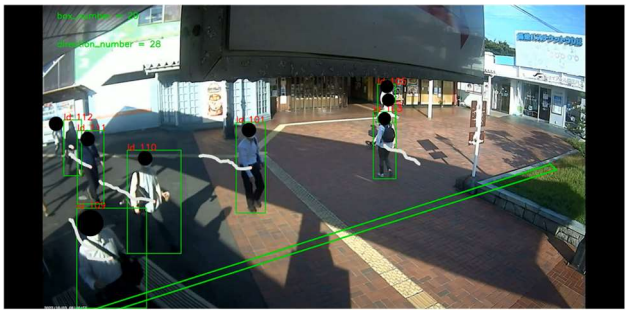


図-5　YOLOを用いた歩行者検出の結果
※個人情報保護のため掲載画像は秘匿化処理

(3)　取得データの関係性

Bluetoothとカメラの２つの調査結果を用いて調査地点（カメラ①・Bluetooth③）の断面歩行者通行量を比較した．

Bluetooth，カメラの集計条件を以下の表-5で示す．

表-5　データの集計条件

データ種	データ	詳細
Bluetooth	MACアドレス	重複を除外したアドレス種（端末種）としてカウント
	電波強度	電波強度が-65より大きいデータ（半径5m圏）のみ対象としてカウント
カメラ	断面の設定	図-5に示すように，画面中央を東西に引く検知線を設置し通過人数をカウント

表-1の特長を持つ２つの計測手法で取得したデータを10分単位の時系列で集計した結果が図-6である．

Bluetoothは複数端末保有による過大，端末を保有していないことによる過少の両方が考えられたが，結果

の波はあるものの，カメラによる実測と比較するとやや過少という結果であった．

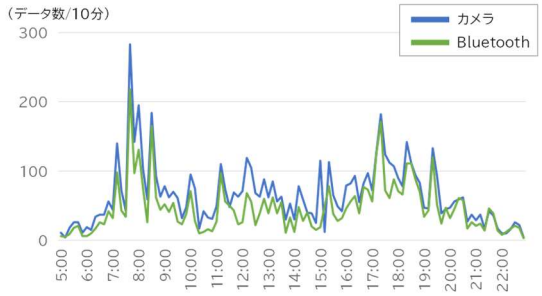


図-6　Bluetooth調査結果とカメラ調査結果の断面歩行者通行量調査結果の比較

このデータを用いて両計測手法の相関関係を確認した．図-7に示すように非常に高い相関関係が確認出来た．

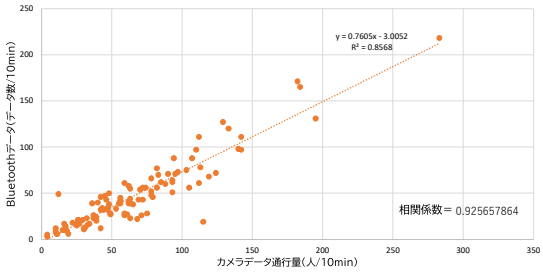


図-7　Bluetoothデータとカメラデータの相関関係

4.　LSTMモデルによる予測モデル

本研究では，調査期間である7日間のデータを活用するため，深層学習において長期時系列データを取り扱うことが出来るRNNの一種であるLSTMモデル（Long Short Term Memory）を用いた．

LSTMの構造式を図-8に示す．

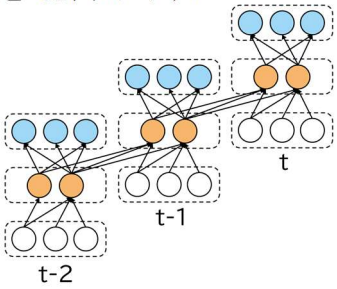


図-8　LSTMモデルの構造図

(1)　モデル推計

モデル推計では，人の移動傾向が異なるため，流動特性が比較的一定である平日に限定し推計を行った．

学習データとして，4日間（9/28，9/29，9/30，10/3），検証データとして1日間（10/4）を当てるモデルを作成した．

作成したモデルで検証を行った結果が図-9である．

(2)　モデル精度向上のための今後の取り組み

(a)　クロスバリデーション（交差学習）

モデルの精度向上を行うため，学習に使用するデータを増やすことが考えられる．

学習データの１部を次の評価・検証時に検証データに，検証データを学習データに加えるデータの変更を行い，平均を取った値を推定値とすることでモデルの汎化性能を向上させる方法がある．すべてのデータを学習・検証データとすることで，テストデータがたまたま当てはまったということを防ぐと同時に多くの学習を行うため，モデルの精度向上につなげることが出来る．

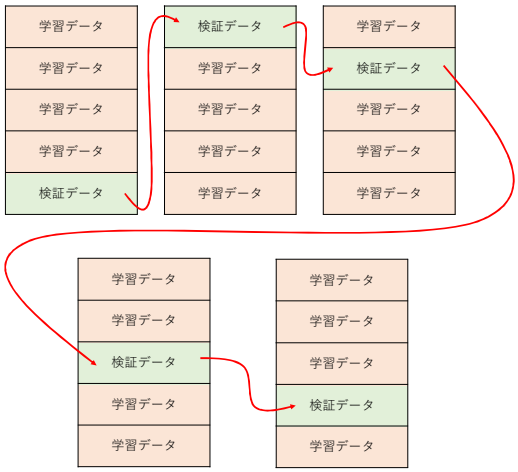


図-10　クロスバリデーションによる検証データ変更イメージ

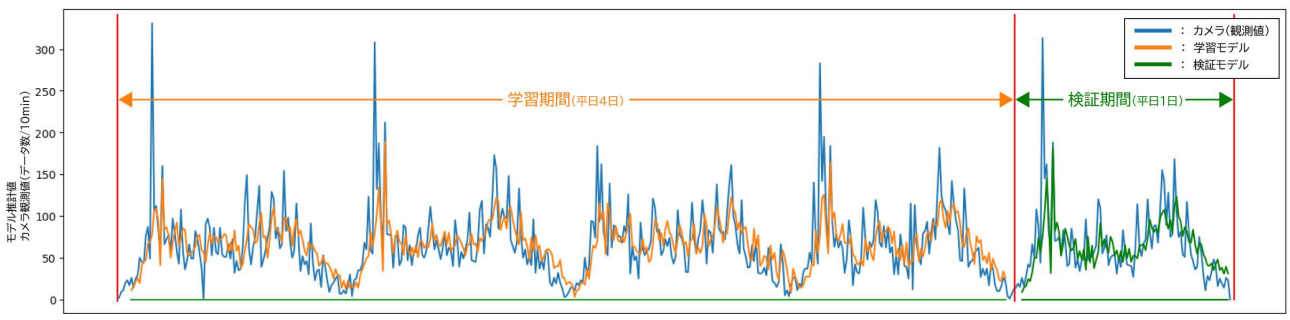


図-9　LSTMモデルによる推計結果

(b) モデル検証データの間隔変更

本分析では，計算結果導出にあたり計算負荷が大きかったことに加え，Bluetoothとカメラの両データを用いた計算結果の導出に主眼を置いたためデータを10分間隔に集約する形とした．しかし，本来秒単位で取得する時系列データであるBluetooth・カメラの両データを分析する場合，秒単位で計算する方が理に適っていると思われる．そこで，同一データを秒単位の細分化したデータで分析を行うことで，更にモデルを精度向上させていきたい．

(c) その他要素の組み込み

最後に，LSTMの分析では，カメラによる真値とBluetoothによる推計値のみを利用して分析を行った．本分析ではJR松山駅及び周辺で調査を行ったため，JR利用者や周辺に設置された路線・高速バス利用者のデータが多く計測されていると考えられる．そこで，鉄道のダイヤやバスのダイヤを考慮することで，よりモデルの精度向上につなげることが出来るかもしれない．

5. まとめ

本研究では，JR松山駅及び駅周辺を対象地とし，Bluetoothとカメラというマルチセンサによる人流計測を行った．カメラを真値とし，Bluetoothのデータを補完することで，Bluetooth単独の調査結果と比べ，予測精度が向上したと言える． このことからマルチセンサによる調査の有用性を示すことが出来た．その一方でモデル精度向上のための今後の取組で示したように，モデル精度を向上させるための取組は多く残されているため，本調査で取得した貴重なデータを分析に活用していきたいと考えている．

謝辞

本研究は，国土交通省新道路技術会議R2年度採択事業「マルチスケールな拠点空間計画のための新たな行動モデル研究（研究代表者：羽藤英二）」によって得られた成果である．

参考文献

1) 国土交通省不動産・建設経済局：地域課題のための人流データ利活用の手引き ver1.0，令和 4 年 3 月
2) 森本哲郎，上善恒雄，福田知弘（2017）人流計測の精度向上を目的とした複合センサの配置計画シミュレータの開発，システム・利用・技術シンポジウム．
3) Becker, J. K., Li, D., & Starobinski, D. (2019). Tracking anonymized bluetooth devices. Proceedings on Privacy Enhancing Technologies, 2019(3), 50-65.
4) Fürst, J., Chen, K., Kim, H. S., & Bonnet, P. (2018, April). Evaluating Bluetooth low energy for IoT. In 2018 IEEE Workshop on Benchmarking Cyber-Physical Networks and Systems (CPSBench) (pp. 1-6). IEEE.
5) 北里知也，伊藤昌毅，瀬崎薫（2017）クラウドセンシングによる Bluetooth を用いた人流把握の検討．電子情報通信学会技術研究報告．
6) 兵頭知，三木田龍一，西脇雅人，轟朝幸，古竹孝一，菅芳樹（2023）Bluetooth を用いた地域鉄道 OD 交通量の推計手法に関する研究，土木計画学研究発表会・講演集．
7) YOLOv8 https://github.com/ultralytics/ultralytics

(2023.10.13受付)

PROPOSAL OF PEDESTRIAN TRAFFIC ESTIMATION METHOD USING MULTI-SENSORS

Akihiko FUKUNAGA, Hiroto FUKUSHIMA, Daisuke YAMASHITA, Yudai IWAHARA, Hironori Yamane, Tomohiro YAMAMOTO and Eiji HATO

Understanding the flow of pedestrians in microscopic spaces such as station plazas and inside buildings is difficult to obtain using GPS or mobile location information data, so manual counting surveys and surveys using various sensors such as Wi-Fi, Bluetooth, and cameras have been conducted.

However, all survey methods have problems such as survey costs and difficulty in capturing real numbers. Therefore, in this study, we aimed to improve the measurement accuracy using multi-sensors by building a model that complements the research results of Bluetooth alone by using data acquired by two measurement methods: Bluetooth and camera.

In building the model, we adopted the LSTM model, which is a machine learning model useful for analyzing time-series survey data, and predicted cross-sectional pedestrian traffic volume from data obtained using two measurement methods.