

擬似人流データにおける時刻表を考慮した自治体全域の交通手段の推計 —静岡県裾野市を対象に—

笠原有貴*・龐岩博**・樫山武浩***・関本義秀**・瀬崎薫****

Estimation of Transportation Mode for the Entire Municipality Considering Timetable in Pseudo People Flow Data: A Case Study of Susono City, Shizuoka Prefecture

Yuki Kasahara*, Yoshihide Sekimoto**, Yanbo Pang**, Takehiro Kashiya***, Kaoru sezaki****

In recent years, it has become important to understand people flow in various fields such as infectious disease control, and there are various types of means of understanding people flow, such as GPS data and person-trip survey data. However, these data are difficult to share due to privacy protection issues. Based on this, Kashiya et al. have developed simulations using statistical data to create pseudo people flow data, which can be shared. Although this data is highly accurate, it does not take into account timetables in terms of people's traffic behavior, which would improve the accuracy by reproducing traffic behavior according to timetables. In this study, we evaluated the accuracy of the pseudo people flow data created by Kashiya et al. for Susono City, Shizuoka Prefecture, by estimating the transportation modes with timetables taken into account.

Keywords: 人流データ (people flow data), GTFS (General Transit Feed Specification), 交通手段選択 (transportation mode choices)

1. はじめに

近年は、都市交通計画や感染症対策など、様々な分野で人流を把握することが重要となっている。特に感染症対策においては、新型コロナウイルスの感染拡大により、その重要性は以前にも増して注目されてきている。そのため、人々の行動様式が様々に変化している状況下においては、時々刻々と変化する日本全国の人流を精緻に把握することが求められる。

人流を把握する手段としては、これまで数十年にわたり都市圏パーソントリップ調査が実施されてきた。パーソントリップ調査データでは、都市内移動における位置や時刻、移動手段、移動目的などがアンケート調査により得られる(大佛, 2020)。さらに近年では、情報通信技術の発展に伴い、携帯電話や

交通系 IC カードなどから人々の移動実態が把握できる動線データ、いわゆる交通関連ビッグデータも多数取得されるようになってきている(新階ほか, 2016)。しかし、これらのデータにはプライバシー保護の問題が介在し(Gebru, 2022)、共有することが困難である。

それを踏まえ、Kashiya et al. (2022) は統計データなどを用いてシミュレーションを行い、擬似人流データを作成することで、提供を可能にしている。本データは集計レベルでは安定した精度で作成されているものの、既存の擬似人流データではパーソントリップ調査データなどの調査データのみが用いられるため、交通環境や公共交通機関の情報が考慮されず、個人レベルの交通手段選択が十分に行われていないという課題がある。公共交通機関の時刻表を

* 学生会員 東京大学大学院新領域創成科学研究科 (Graduate school of frontier sciences, the University of Tokyo)

〒277-8563 千葉県柏市柏の葉 5-1-5 E-mail : earthyukikasa@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

** 正会員 東京大学空間情報科学研究センター (Center for Spatial Information Science, the University of Tokyo)

*** 正会員 大阪経済大学経済学部 (Faculty of Economics, Osaka University of Economics)

**** 正会員 東京大学生産技術研究所・東京大学空間情報科学研究センター (Institute of Industrial Science and Center for Spatial Information Science, the University of Tokyo)

考慮することで、時刻表に応じた交通行動が再現されて精度が向上すると考えられる。

そこで本研究では、檜山らが作成した擬似人流データにおいて静岡県裾野市を対象に公共交通機関のスケジュールと位置情報を導入し、交通手段の推計を行う。具体的には、時刻表を考慮せずに徒歩、自動車、バスの3種類の交通手段の推計を行う場合、バスの時刻表を考慮して徒歩、自動車、バスの3種類の交通手段の推計を行う場合、バスおよび鉄道の時刻表を考慮して徒歩、自動車、バス、鉄道の4種類の交通手段の推計を行う場合の3通りの方法を実施する。

2. 交通手段の推計方法

本章では、時刻表を考慮しない場合と時刻表を考慮した場合、鉄道も含めた場合の交通手段の推計を行う方法についてそれぞれ説明する。使用する擬似人流データはトリップデータで、個人IDや出発時刻、出発地・目的地の緯度経度、交通手段、移動目的、就業状態が格納されている。詳細は龐ら(2022)または人の流れプロジェクト擬似人流データのページ(<https://pflow.csis.u-tokyo.ac.jp/data-service/pseudo-pflow/>)を参照されたい。さらに、研究目的であれば東京大学空間情報科学研究センター共同研究利用システムJoRAS(<https://joras.csis.u-tokyo.ac.jp/>)よりダウンロード可能となっている。本研究では、交通手段の推計をトリップ単位で行う。なお、いずれの場合も対象とする擬似人流データは出発地・到着地が共に裾野市内にあるトリップであり、裾野市外への移動や裾野市外からの移動は含んでおらず、鉄道を含めない場合は鉄道とラベル付けされているトリップは対象から外している。

2.1. 時刻表を考慮しない場合

交通手段の推計においては、徒歩、自動車、バスの3種類の交通手段を対象し、擬似人流データは28,163人分の計68,908トリップを対象に行う。

各交通手段において費用に換算した所要時間と費用の合計を求め、値が最も小さい交通手段を選択する。各交通手段における所要時間と費用の合計は、それぞれ以下のようにして計算される。

$$C_{walk} = walkpossibility * \left(\frac{d}{60} * walktime \right)$$

$$C_{car} = carpossibility$$

$$* \left(\frac{d}{60} * cartime + carcost \right)$$

$$C_{bus} = buspossibility$$

$$* \left(\frac{d}{60} * bustime + buscost \right)$$

各変数は以下のように定義される。

- d (円/時): 時間価値 (ここでは $d = 1000$)
- $walktime$ (分): 移動距離 / 徒歩速度 (4km/時)
- $cartime$ (分): 移動距離 / 自動車速度 (25km/時)
- $bustime$ (分): 最寄りのバス停留所までのアクセス距離 / 徒歩速度 + バスの移動時間 + 最寄りのバス停留所からのイグレス距離 / 徒歩速度
- $carcost$ (円): 移動距離 / 燃費 (20km/L) * ガソリン単価 (160円/L)
- $buscost$ (円): バスの運賃
- $walkpossibility$: $walktime$ がある閾値より小さければ1, それ以外は0
- $buspossibility$: 「最寄りのバス停留所までのアクセス距離およびイグレス距離が共に閾値以下」かつ「出発地と到着地の最寄りのバス停留所が等しくない」ならば1, それ以外は0

なお、燃費やガソリン単価は国土交通省の自動車燃費一覧などを参考に設定している。

さらに、年齢を18歳未満、18-29歳、30-39歳、40-49歳、50-59歳、60-69歳、70歳以上の7種類のグループに区分し、

- $carpossibility$: 18歳未満または70歳以上であれば0, その他の5種類のグループであれば0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1のいずれかの確率で1

のように定義される。本研究では、 $walkpossibility$ の閾値を120分または60分、 $buspossibility$ の閾値を6km, 3km, 2km, 1.5km, 1kmのいずれか(120分の場合は6kmのみ)として9通りの結果を調べる。

また、バスの経路の特定においてはダイクストラ法 (E. W. Dijkstra, 1959) を用いる。ノードをバス停留所、エッジをバス停留所間の所要時間とし、出発地の最寄りのバス停留所から到着地の最寄りのバス停留所までの所要時間が最小となる経路を選択する。

2.2. 時刻表を考慮した場合

2.1 と同様に、交通手段の推計においては、徒歩、自動車、バスの3種類の交通手段を対象し、擬似人流データは 28,163 人分の計 68,908 トリップを対象に行う。各交通手段における所要時間と費用の合計の求め方は共通だが、バスの時刻表を考慮して経路の特定を行う。

裾野市内には、2022年3月31日まで「すその一」と呼ばれるバスが運行していた。現在は運行していないものの、擬似人流データは学習データに2008-2016年のパーソントリップ調査データなどを用いているため、本研究では当時運行していた「すその一」を対象とする。なお、裾野市内には裾野市以外の地域にも跨って「富士急シティバス」という民間路線バスも運行しており、「すその一」には、バス路線・方向が6種類存在していたが、「富士急シティバス」にはバス路線・方向が33種類存在する。本研究では「富士急シティバス」が考慮されていない点に注意されたい。

「すその一」において、バス路線・方向ごとに出発地・到着地から最寄りのバス停留所を求め、公共交通機関のスケジュールと位置情報の標準的なフォーマットである GTFS (General Transit Feed Specification) と呼ばれるデータを時刻表として用いることで、バスの乗車時刻が時刻表に応じた時刻となり待ち時間を考慮した所要時間が計算される。GTFS は、実際の公共交通の運行データと組み合わせることで遅延発生のパターンを調べた研究 (Raghothama et al., 2016) など、近年普及しつつある。時刻表を考慮しない場合は時刻表に依らずに出発地の最寄りのバス停留所に到達した瞬間に待ち時間なくバスが出発するように計算されるため、基本的には時刻表を考慮した場合の方が所要時間は長くなる。またこの時、目的地の最寄りのバス停留所の方が出発地の最寄りのバス停留所よりも停車順が早

い場合や、時刻が遅く利用可能なバスが存在しない場合は所要時間は計算されない。そして、最も所要時間が短いバス路線・方向を選択し、その所要時間および運賃を変数に用いる。

2.3. 鉄道も含めた場合

交通手段の推計においては、徒歩、自動車、バスに鉄道も加えた4種類の交通手段を対象し、擬似人流データは 28,163 人分の計 69,069 トリップを対象に行う。

各交通手段における所要時間と費用の合計の求め方は、徒歩、自動車、バスは 2.2 と共通しており、鉄道については以下のようにして計算される。

$$C_{train} = trainpossibility$$

$$* \left(\frac{d}{60} * traintime + traincost \right)$$

各変数は以下のように定義される。

- *traintime*(分): 最寄りの駅までのアクセス距離 / 徒歩速度 + 鉄道の移動時間 + 最寄りの駅からのイグレス距離 / 徒歩速度
- *traincost*(円): 鉄道の運賃
- *trainpossibility*: 「最寄りの駅までのアクセス距離およびイグレス距離が共に閾値以下」かつ「出発地と到着地の最寄りの駅が等しくない」ならば 1, それ以外は 0

*trainpossibility*の閾値は、*buspossibility*と同様に 6km, 3km, 2km, 1.5km, 1km のいずれか (*walkpossibility*の閾値が 120 分の場合は 6km のみ) としている。

また、鉄道の経路の特定においては、駅すばあと WORLD の「駅すばあと Web サービス スタンドプラン」を用いる。本 WebAPI では、起終点の駅や乗車時刻を指定することで経路探索を行うことができ、Python から呼び出すことで連続検索処理を行うことも可能である。時刻表を考慮して経路探索が行われるため、待ち時間なども考慮した所要時間が計算される。この時、時刻が遅く利用可能な鉄道が存在しない場合は所要時間は計算されない。そして、最も所要時間が短い経路を選択し、その所要時間および運賃を変数に用いる。

3. 結果

時刻表を考慮しない場合におけるバスと推定されたトリップの割合（以下、*ratio_bus*とする）を閾値の値ごとに求めた結果を表1に示す。擬似人流データの学習データである2016年東駿河湾パーソントリップ調査の集計結果では、トリップベースのバス利用回数は約1%である。また、「裾野市地域公共交通網形成計画策定に向けた基礎調査」によると、「すその一」は2013年の年間の利用者数が約45,000人、裾野駅を中心とする人口集中地区の人口が2010年で約20,000人、裾野市の人口が2010年で約50,000人、通勤・通学の流出人口が2010年で約13,000人より、利用者ベースではあるものの人口集中地区の滞留人口に対する一日当たりの「すその一」の利用者数は約0.83%と概算できる。しかし、時刻表を考慮しない場合、最も値の小さい「120分、1km」の最小値でも3.36%であり、平均値では4.31%~6.72%と実際よりも大きい値となった。

表1 時刻表を考慮しない場合における*ratio_bus*の最大値、最小値、平均値

walkpossibilityの閾値 buspossibilityの閾値	120分					60分			
	6km	3km	2km	1.5km	1km	3km	2km	1.5km	1km
<i>ratio_bus</i> の最大値	7.56%	7.22%	6.20%	5.81%	5.29%	8.46%	6.96%	6.22%	5.48%
<i>ratio_bus</i> の最小値	4.60%	4.37%	3.88%	3.71%	3.36%	5.00%	4.30%	3.98%	3.48%
<i>ratio_bus</i> の平均値	6.06%	5.78%	5.01%	4.74%	4.31%	6.72%	5.60%	5.09%	4.48%

時刻表を考慮した場合において*ratio_bus*を閾値の値ごとに求めた結果を表2に示す。時刻表を考慮しない場合よりも小さな値となり、平均値では0.26%~2.83%と実際の値に近い値となった。特に、「60分、1.5km」の場合の1.27%や「60分、1km」の場合の0.74%が実際の値に近い値となった。これより、時刻表を考慮することでより高い精度で交通手段の推計が行えることが把握できる。

表2 時刻表を考慮した場合における*ratio_bus*の最大値、最小値、平均値

walkpossibilityの閾値 buspossibilityの閾値	120分					60分			
	6km	3km	2km	1.5km	1km	3km	2km	1.5km	1km
<i>ratio_bus</i> の最大値	0.84%	0.73%	0.52%	0.42%	0.33%	3.58%	2.28%	1.50%	0.88%
<i>ratio_bus</i> の最小値	0.51%	0.44%	0.34%	0.26%	0.20%	2.11%	1.47%	1.03%	0.62%
<i>ratio_bus</i> の平均値	0.66%	0.58%	0.43%	0.34%	0.26%	2.83%	1.87%	1.27%	0.74%

鉄道も含めた場合において*ratio_bus*および鉄道と推定されたトリップの割合（以下、*ratio_train*とする）を閾値の値ごとに求めた結果を表3に示す。*ratio_bus*の値は鉄道も含んだことで時刻表を考慮した場合よりもさらに小さな値となり、平均値では0.22%~1.13%となった。実際の値に近くなったのは「60分、3km」の場合の1.13%や「60分、2km」の場合の0.80%で、時刻表を考慮した場合よりも*buspossibility*の閾値が大きい方が実際の値に近くなった。

また、学習データである2016年東駿河湾パーソントリップ調査の集計結果では、トリップベースの鉄道利用率は約1%である。表3によると、*ratio_train*は平均値では0.40%~2.32%と*ratio_bus*の値よりも大きく、「60分、1.5km」の場合の1.04%や「120分、3km」の場合の1.07%が実際の値に近い値となった。これより、*walkpossibility*の閾値が等しい場合は鉄道の方がアクセス距離・イグレス距離が短く、アクセス距離・イグレス距離が等しい場合は鉄道の方が*walkpossibility*の閾値が大きい場合に実際の値に近いことがわかる。

表3 鉄道も含めた場合における*ratio_bus*および*ratio_train*の最大値、最小値、平均値

walkpossibilityの閾値 bus,trainpossibilityの閾値	120分					60分			
	6km	3km	2km	1.5km	1km	3km	2km	1.5km	1km
<i>ratio_bus</i> の最大値	0.54%	0.49%	0.41%	0.35%	0.28%	1.42%	0.98%	0.82%	0.48%
<i>ratio_bus</i> の最小値	0.34%	0.30%	0.26%	0.22%	0.17%	0.84%	0.62%	0.53%	0.30%
<i>ratio_bus</i> の平均値	0.43%	0.39%	0.33%	0.28%	0.22%	1.13%	0.80%	0.67%	0.38%
<i>ratio_train</i> の最大値	1.67%	1.37%	1.04%	0.76%	0.47%	2.99%	1.92%	1.26%	0.75%
<i>ratio_train</i> の最小値	0.99%	0.80%	0.66%	0.53%	0.33%	1.69%	1.21%	0.87%	0.52%
<i>ratio_train</i> の平均値	1.31%	1.07%	0.84%	0.64%	0.40%	2.32%	1.55%	1.04%	0.62%

擬似人流データにおいて鉄道とラベル付けされているのは69,069トリップのうち161トリップ（約0.23%）であるから、時刻表を考慮した新しい推定手法によってバスおよび鉄道の利用率が実際の値に近い値となり、より正しく交通手段を推定し擬似人流データの質を向上させることに貢献できたと言える。

4. 考察

時刻表を考慮しない場合と時刻表を考慮した場合では、*ratio_bus*の平均値が前者は4.31%~6.72%と実際よりもかなり大きかったが、後者は0.26%~

2.83%と時刻表を考慮することで実際に近い値となった。これは、前者は待ち時間や終電を考慮せずにバス停留所間の所要時間から経路を特定している一方で、後者では時刻表に応じて待ち時間や終電を考慮しており、待ち時間が長いと徒歩や自動車の方が優先順位が高くなることが考えられる。

鉄道も含めた場合では、鉄道の方がアクセス距離・イグレス距離が短い場合、あるいは徒歩移動可能な距離が長い場合に実際の値に近いことがわかる。これより、鉄道の方がバスよりもより近くに駅がある場合に利用されやすく、徒歩で到達可能な場合にバスよりも徒歩に代替されにくいことが示唆される。

なお、本研究では裾野市内の移動のみを対象としたが、裾野市内には鉄道駅は JR 御殿場線の岩波駅と裾野駅の2つしかなく、共に裾野市の東部に位置している。「すそのーる」のバス路線も裾野市内の東部に集中しており、裾野市内の移動においては中部や西部では鉄道やバスを利用することは困難な状況である。これより、本研究で実際の値に近くなった閾値は必ずしも他の地域でも同様に設定することで実際の値に近くなるとは限らず、地域に応じて設定する必要があると考えられる。

また、本研究では時間価値を 1000 円/時に固定していたり、所要時間と費用のみを用いているため、駐車場の有無や道路幅など、環境に関する変数なども考慮する必要があると思われる。

5. 結論

本研究では、擬似人流データにおいて裾野市内の移動を対象に交通手段の推計を行い、時刻表を考慮することでより実際の値に近づくことが把握できた。

今後は、他の地域でも推計を行うほか、異なる時間価値を設定したり、所要時間や費用以外の変数も考慮して推計を行うことが課題である。

注

国土交通省 自動車燃費一覧。

<<https://www.mlit.go.jp/jidosha/content/001474445.pdf>>.

e 燃費 ガソリン価格都道府県平均。<[\[nenpi.com/gs/prefavg\]\(https://nenpi.com/gs/prefavg\)>.](https://e-</p></div><div data-bbox=)

駅すばあと WORLD 駅すばあと Web サービス スタンダードプラン。<

<https://ekiworld.net/service/sier/webservice/api.html>>

裾野市地域公共交通網形成計画策定に向けた基礎調査。<

<http://www.city.susono.shizuoka.jp/material/files/group/11/H28siryu4.pdf>>.

参考文献

大佛俊泰 (2020) 詳細な滞留者属性情報の組み込みによる時空間人口統計データの高度化 パーソントリップ調査データとモバイル空間統計の統合方法について。「日本建築学会計画系論文集」, **85**, 777, 2375-2383.

新階寛恭・今井龍一・池田大造・永田智大・森尾淳・矢部努・重高浩一・橋本浩良・柴崎亮介・関本義秀 (2016) 携帯電話網運用データに基づく人口流動統計とパーソントリップ調査手法との比較による活用可能性に関する研究。「土木計画学研究・講演集」, **53**, 2083-2094.

龐岩博・樫山武浩・関本義秀 (2022) 全国擬似人流データの提供と評価。「第 31 回地理情報システム学会講演論文集」.

E. W. Dijkstra: A Note on Two Problems in Connexion with Graphs, *Numerische Mathematik*, 1:269.271. 1959.

Gebru, K.: A Privacy-preserving Scheme for Passive Monitoring of People's Flows through WiFi Beacons, 2022 IEEE 19th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). 2022.

Kashiyama, T., Pang, Y., Sekimoto, Y., Yabe, T.: Pseudo-PFLOW: Development of nationwide synthetic open dataset for people movement based on limited travel survey and open statistical data, arXiv. 2022.

Raghothama, J., Shreenath, V. M. and Meijer, S.: Analytics on Public Transport delays with Spatial Big Data, *BigSpatial'16: Proceedings of the 5th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Analytics for Big Geospatial Data*, 28-33. 2016.