携帯電話位置情報による分布情報と交通統計データを組み合わせた首都圏における移動パターンの変化の分析

佐藤　幸太[1]・山口　裕通[2]・日比野　直彦[3]

[1]学生非会員　金沢大学大学院　自然科学研究科地球社会基盤学専攻（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: k-310.minamino@stu.kanazawa-u.ac.jp

[2]正会員　金沢大学准教授　理工研究域地球社会基盤学系（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: hyamaguchi@se.kanazawa-u.ac.jp

[3]正会員　政策研究大学院大学教授　（〒106-8677 東京都港区六本木 7-22-1）
E-mail: hibino@grips.ac.jp

大都市交通センサスは 5 年に 1 度の実施と調査間隔が広く，より詳細な時間的な変化の情報を得られないという課題がある．その一方で，携帯電話位置情報などによって，1 時間ごとの人口分布推計値が連続して把握できるようになってきている．しかし，これらのデータのうちでよく適用されている情報は，人口分布という滞在情報で，元データをたどっても位置情報のみであり，切符の種類や詳細な経路などの情報を持つ既存の交通調査の代替にならないという課題がある．本研究では，大都市交通センサスとモバイル空間統計を対象として，相互に整合した移動情報を作成する方策を考える．モバイル空間統計の人口分布に一致するような大都市交通センサスの流出入パターンの係数を求めることで，相互に整合した移動フローを推定しうるという結果を得た．

Key Words: *Mobile spatial statics, Traffic census, Population distribution, Movement flow*

1. 研究背景・目的

公共交通は人々の暮らしや地域の経済活動と密接に関係しており，豊かな生活を実現するために公共交通政策を立案することが重要である．公共交通政策を立案するための重要なプロセスの一つは，現況把握であり，これまでパーソントリップ調査や大都市交通センサスなど複数の大規模調査が実施されてきた．これらの調査は 5 年おきに実施されており，都市圏全体の交通行動の全体像を定量的に把握できるような大規模な調査が実施されてきた．その一方で，自治体の都市交通分野におけるニーズは，公共交通の利便性・利用促進や不便地域の解消など短中期的・ミクロな交通施策にまで拡大している [1]．大都市交通センサスなどの大規模調査は，実施間隔が長いことから，これらの比較的短期の施策の妥当性やその効果を議論するニーズに対応しにくいという課題がある．

近年，情報通信技術の発展に伴い，携帯電話や交通系 IC カードなどから大量の人の移動情報が取得可能になり，データの網羅性やデータ量の多さから交通分野への活用が注目されている．このようなビッグデータの一つにドコモ・インサイト・マーケティングが提供するモバイル空間統計 [2]がある．これは，携帯電話の運用データから推計された人口分布情報であり，1 時間ごとの人口分布が 24 時間 365 日把握することが可能である．つまり，短期的な施策の効果なども含めて，時間的に網羅した情報を入手することが可能となってきた．しかし，モバイル空間統計の分布統計は，各時点の人口の空間分布情報であり，「移動フロー」を示すものではない．また，乗り換え地点などを特定しつつ，路線ごとの流動情報に変換した情報も推定されているわけではなく，既存の交通調査を代替できる情報ではない．

本研究では以上の背景を踏まえ，携帯電話位置情報（モバイル空間統計）と大都市交通センサスを組み合わせることで，大都市交通センサスがない時点も含めて，それぞれの統計データと整合する「移動フロー」の情報を作成する方策について検討する．この手法は，モバイル空間統計の時々刻々での滞在情報を，移動情報に変換

することができるものであり，都市交通の多様化されてきた検討ニーズに対して，必要な移動情報のトレンド変化に関する情報を提供できるようになることが期待される．

ここで同様に，既存の交通調査と携帯電話位置情報の組み合わせに関する既往研究の整理をする．坂ら [3]はパーソントリップ調査と携帯電話GPSをベースとした滞留人口データエントロピー最大化手法によりデータ融合し，全目的別（通勤・通学・その他の 3 種）の OD 交通量を推定した．菊池ら [4]は，全国 PT 調査データを用いて OD 推計モデルを構築して OD 表を推計し，携帯電話基地局データによる観測 OD 交通量により補正を行う方法を開発した．このように既存の交通調査と携帯電話位置情報データを組み合わせ，OD 交通量を推定するものが開発されてきている．本研究では，類似のアプローチを用いながら，大都市交通センサスとの融合を検討していく．PT 調査はアンケート調査であるが，本研究で用いた第 13 回大都市交通センサスは交通系 [5]IC カードの鉄道利用データであり，より時間的に正確な情報を得ることができる．そのために，本研究ではフローの時間分布情報を活用した，複数のデータの整合が取れた情報の作成に挑戦する．

本稿では，まず融合する 2 種類のデータの整合性について確認していく．それぞれのデータは，フロー情報と滞在（ストック）情報の違いがあるために，大都市交通センサスで得られるフロー情報の累積をとった情報を作成し，その情報とモバイル空間統計の滞在推計人口の数値を比較する．そのうえで，本研究で検討しているフロー情報作成のアイディアを説明し，部分的な領域でデータ作成を行った結果を示していく．

2. 利用データ

(1) 人口分布データ「モバイル空間統計」

ドコモ・インサイト・マーケティングが提供するモバイル空間統計は，携帯電話ネットワークでの各基地局のエリアごとに所在する携帯電話を周期的に把握している．このような仕組みを利用して携帯電話の台数を集計し，地域ごとのドコモの普及率を加味することで人口を推計している情報のことであり，1 時間ごとの人口分布を 24 時間 365 日取得することが可能である．

本研究では，大都市交通センサスとの比較のために，2021 年 10 月 21 日のモバイル空間統計の市区町村の人口分布を利用してその比較を行う．このデータには，1 時間ごとの居住地―滞在地に関する人口分布がある．

(2) 大都市交通センサス

大都市交通センサスは，首都圏・中京圏・関西圏の三大都市圏における大量公共交通機関の利用実態の把握することを目的とし，昭和 35 年から 5 年おきに実施されている調査である．第 12 回まではアンケート調査であったが，第 13 回は新型コロナウイルスの影響により交通系 IC カードの利用データである．

本研究では，第 13 回大都市交通センサスを利用する．調査日は 2021 年 12 月の平日である．調査項目は 2 つある．1 つ目は，定期券販売実績である．これは，調査日に有効な鉄道定期券の発売枚数である．2 つ目は，交通系 IC カードの鉄道利用データである．これは，どの時間帯にどの駅から乗車し，どのくらいの所要時間をかけて，どの駅に下車したのかについてわかるデータである．また，定期券利用者はこのデータに含まれていない．つまり，このデータでは非定期券利用者の時間帯別鉄道利用状況がわかるものとなっている．本研究では，データ利用時にルールを定めて集計したデータを用いる．それは，改札を出て 30 分以内に改札内に入れば，同一のトリップとみなすである．これにより，改札を出て乗り換えた際も同一のトリップとみなすことができる．

3. モバイル空間統計と大都市交通センサスの比較

(1) 概要

2 つのデータを融合するには，データ間の違いや傾向を把握することが重要である．ここでは，東京都と神奈川県の市区町村の一部を居住地・滞在地と設定し，仮定を設けることで，モバイル空間統計と大都市交通センサスを比較した．

居住地は東京都世田谷区，神奈川県横浜市青葉区，川崎市高津区，川崎市宮前区の 4 つである．東京都世田谷区は東京 23 区の中で一番人口が多く，サンプル数が期待できる．また，神奈川県横浜市青葉区，川崎市高津区，川崎市宮前区は世田谷区から東急田園都市線が延伸していたので選択した．滞在地は東京都千代田区，中央区，港区，新宿区，渋谷区の 5 つである．これらの 5 つの区は，世田谷区から直接行くことのできる都心エリアであるため選択した．

定期券購入データには，時間帯別の利用データがない．そのため，定期券利用についての仮定を定める．仮定は，「居住地―滞在地間の定期券を持っている人は，全員，滞在地に移動し，滞在ピーク時間帯に全員が滞在地にいる」である．居住地を世田谷区，滞在地を千代田区の OD ペアの例についてあげると，本稿における仮定は，．この区間の定期券を持っている人，全員が，千代田区に

移動し，滞在ピーク時間帯に千代田区に滞在していると仮定していることを意味する．非現実的な仮定であり，確実に過大に算出される可能性が高いものの，オーダー感は比較できると考えて，この仮定の下で，データ間の比較を行った．

(2) フロー情報による滞在分布情報の推計

モバイル空間統計は人口分布情報であり，大都市交通センサスは移動情報である．得られる情報の内容が違うため，直接の比較はできない．したがって，大都市交通センサスから取得できる移動情報を人口分布情報に変換して比較を行う．

はじめに大都市交通センサスの交通系 IC カードの改札入出場データから，出発地・滞在地ペアごとの 1 時間ごとの流入人口，流出人口を算出する．そして，1 時間ごとの流入・流出人口の差．の累積値をとることで，非定期券利用者の 1 時間ごとの滞在人口分布を取得することができる．基本的には，この数値をモバイル空間統計の時間帯ごとの居住地・滞在地人口と比較する．

つぎに，定期券利用者も加味した 1 時間ごとの人口分布を算出する．ここでは，上述の仮定に基づいて，非定期券利用者の来訪時間帯分布と同様に来訪すると仮定して，同分布に一定の係数を掛けることによって求める．係数は以下の式で求める．

$$c_{ij} = \frac{(d_{ij} + e_{ij})}{e_{ij}} \qquad (1)$$

ここで c_{ij} は居住地・滞在地ペア ij ごとの係数，d_{ij} は定期券発売枚数，e_{ij} は非定期券利用者の人口分布の最大値である．係数を非定期券利用者の人口分布に掛けることで，仮定を満たした定期券と非定期券利用者の 1 時間ごとの人口分布を推測している．

(3) ２種類のデータを比較した結果

図 1，**図 2**，**図 3** は，それぞれの居住地―滞在地におけるモバイル空間統計の人口分布と大都市交通センサスの非定期券利用者の来訪分布，上述の仮定に基づいて算出した定期券と非定期券利用者の来訪分布を表している．これらの図をみると，朝から人口が増加し，およそ 14 時ごろに滞在人口のピークを迎え，夜にかけて減少していくという傾向は，モバイル空間統計と大都市交通センサスで一致している．また，モバイル空間統計の人口分布の値は，非定期利用者人数より大きく，過大推計が予想される定期＋非定期の推計人数より小さい水準である関係はすべての居住地・滞在地ペアで共通である．その一方で，定期＋非定期の推計人数とモバイル空間統計の推計値の比は，居住地・滞在地ペアごとに大きく異なる結果であった．

なお，本研究の概算では乖離の原因となる仮定が複数存在する．１つ目は，上述の定期券利用者数の仮定であり，その結果として，交通センサスの数値は過大に推計されている．それ以外に，２つ目の仮定として，居住地と滞在地の往復しか考慮していない点がある．つまり，複数の市区町村を 1 日で周遊する行動が多いと，結果の乖離の原因となる．この周遊行動の大小によって，地域

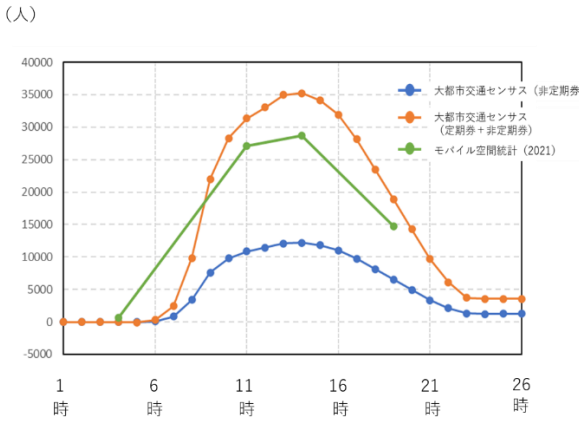


図1 モバイル空間統計と大都市交通センサスの滞在人口比較　居住地：世田谷区，滞在地：千代田区

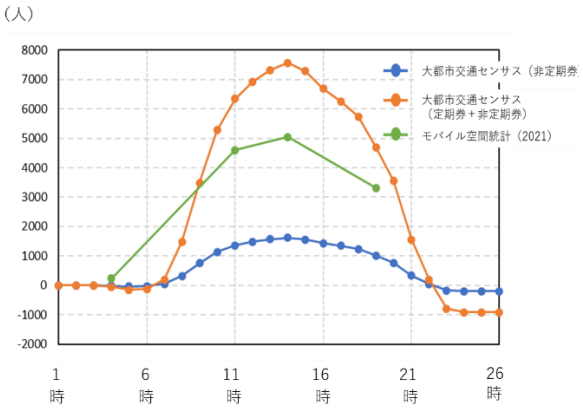


図2 モバイル空間統計と大都市交通センサスの滞在人口比較　居住地：横浜市青葉区，滞在地：渋谷区

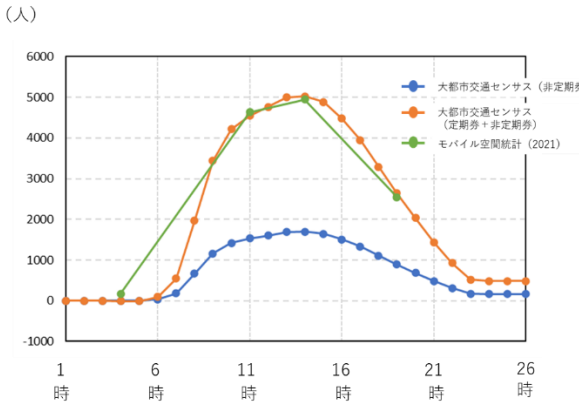


図3 モバイル空間統計と大都市交通センサスの滞在人口比較　居住地：川崎市宮前区，滞在地：港区

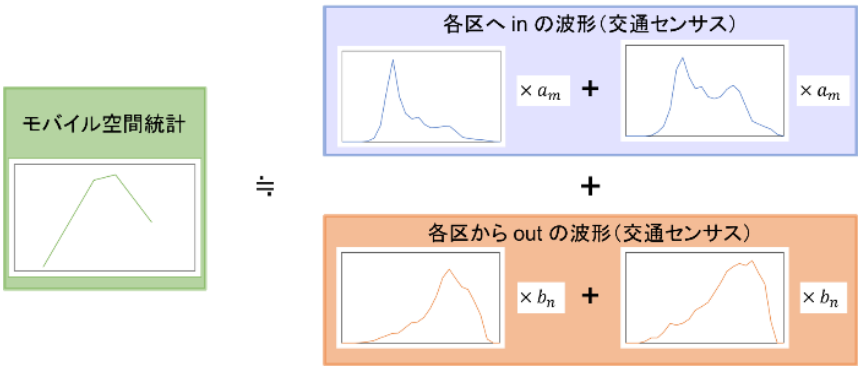


図 4　本研究におけるデータ融合手法の概要

ごとの来訪者数の差異が異なる結果となった可能性がある．これらの乖離の原因と特徴については，より精査が必要であり，引き続き分析を継続していく予定である．

4.　データ融合による整合データの作成

(1)　概要

モバイル空間統計と大都市交通センサスの時間分布を組み合わせることで，居住地から滞在地への 1 時間ごとの移動パターン・量の推定を行うモデルを提案する．具体的には，大都市交通センサスの交通系 IC カードから得られる流入と流出の時間分布を作成し，それぞれの時間分布に係数を掛けて流出入の波を足し合わせた結果が，モバイル空間統計の人口分布と一致するような係数を算出する．このようなアプローチをとることによって，複数データ間の整合性がとれた移動情報を算出することができる．

はじめに，大都市交通センサスの交通系 IC カードの鉄道利用データを用いて，各出発地から流出する波形（時間分布）と滞在地へ流入する波形を，非負値行列因子分解（NMF）によって複数の地域間で共通の成分に分解する．次に，モバイル空間統計の時間帯別人口分布に合うように分類した波形に掛ける係数を最小二乗法により推定する．**図 4** はデータ融合による推定のイメージ図であり，係数とそれぞれの波形から，モバイル空間統計と大都市交通センサス情報と整合の取れた，移動量を把握することができる．

(2)　非負値行列因子分解による流出入の波形要素の算出

非負値行列因子分解（NMF）とは，観測された非負値の行列データを加法的な 2 つの行列，基底行列 H と重み行列 U に分解する分析手法である．この手法は，原田ら(2021)[6]，Yamaguchi and Nakayama (2023)[7]などの研究で，人々の旅行行動変化を理解するため適用されている．大都市交通センサスの交通系 IC カードから，出発地・到着地ペアごとの 1 時間ごとの流入量と流出量が取得可能であり，その情報から時間分布の成分を導出することに用いる．

ここでは，1 時間ごとの流入/流出量を流入/流出量の総和で割ることで 1 時間ごとの流入/流出割合の値として行列分解に適用する．居住地が 4 か所，滞在地が 5 か所あるので，1 時間ごとの流入割合を表す波形は，合計 20 本存在するために，20×26 の非負行列の分解を行う．

a)　流入パターンの分解結果

本稿では，基底数を 3 として，流入時間帯の行列データに非負値行列因子分解を適用した結果を示していく．この基底数は，明らかな特徴として説明しやすい分布成分が得られるものとして，分析者の判断で決めている．

図 5 は 1 時間ごとの流入割合を非負値行列因子分解に適用することによって得られた基底行列を表している．**図 5** に着目すると，ピークが見られず，比較的夜間の割合が多いパターン 1，午前 9 時に強いピークを迎えるパターン 2，より早い時間帯である朝 8 時にピークとなるパターン 3 が抽出される結果となった．

どの居住地や滞在地が分類に影響を与えているのか考えるために，移動行動のゾーンパターンである重み行列を用いる．**表 1** は OD ペアごとの，各流入パターンの構成比を示す重み行列である．**図 6** は滞在地ごとにそれぞれのパターンの重みの和を取ったものである．この数値が多きいほど，該当パターンの流入量が多いことを示している．**図 6** に着目すると，夜間流入の多いパターン 1 では，渋谷区と新宿区の値が大きく，パターン 2 では，千代田区と港区の値が大きく，パターン 3 では中央区と千代田区の値が大きい特徴があることがわかる．このことから，着地の特徴により流入（到着）フローの発生時間帯に特徴があることが確認できた．

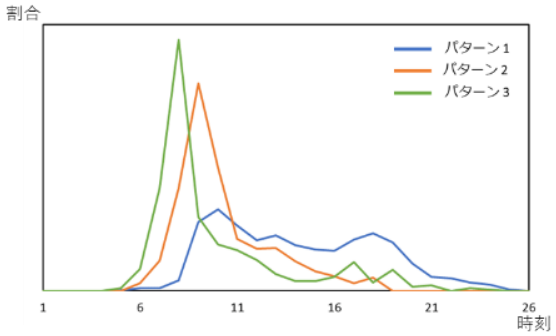


図5　流入（着地到着）パターンの分解結果

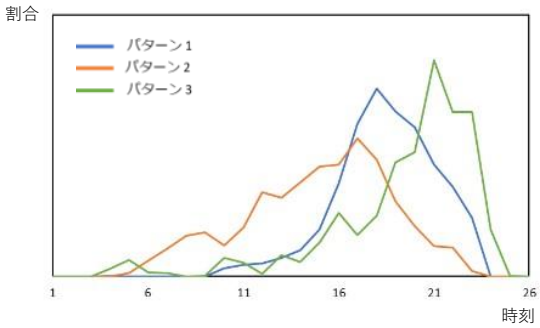


図7　流出（帰宅開始）パターンの分解結果

表1　発着地ペアごとの流入パターン構成

発地	着地	パターン1	パターン2	パターン3
世田谷区	千代田区	0.309	0.541	0.140
	中央区	0.432	0.367	0.207
	港区	0.490	0.410	0.106
	新宿区	0.843	0.019	0.121
	渋谷区	0.913	0.000	0.075
横浜市青葉区	千代田区	0.114	0.674	0.210
	中央区	0.239	0.589	0.179
	港区	0.161	0.610	0.236
	新宿区	0.445	0.430	0.132
	渋谷区	0.695	0.182	0.145
川崎市高津区	千代田区	0.097	0.573	0.316
	中央区	0.158	0.421	0.424
	港区	0.192	0.571	0.233
	新宿区	0.494	0.266	0.225
	渋谷区	0.751	0.191	0.060
川崎市宮前区	千代田区	0.034	0.554	0.408
	中央区	0.080	0.422	0.509
	港区	0.038	0.612	0.345
	新宿区	0.338	0.424	0.233
	渋谷区	0.617	0.315	0.083

表2　発着地ペアごとの流出パターン構成

発地	着地	パターン1	パターン2	パターン3
世田谷区	千代田区	0.437	0.343	0.161
	中央区	0.364	0.427	0.134
	港区	0.369	0.283	0.220
	新宿区	0.089	0.639	0.301
	渋谷区	0.126	0.458	0.419
横浜市青葉区	千代田区	0.663	0.233	0.066
	中央区	0.604	0.383	0.000
	港区	0.495	0.256	0.188
	新宿区	0.294	0.461	0.246
	渋谷区	0.191	0.433	0.457
川崎市高津区	千代田区	0.667	0.221	0.082
	中央区	0.610	0.321	0.044
	港区	0.588	0.213	0.135
	新宿区	0.435	0.319	0.230
	渋谷区	0.250	0.379	0.455
川崎市宮前区	千代田区	0.673	0.128	0.160
	中央区	0.758	0.186	0.000
	港区	0.592	0.155	0.189
	新宿区	0.356	0.363	0.266
	渋谷区	0.320	0.308	0.452

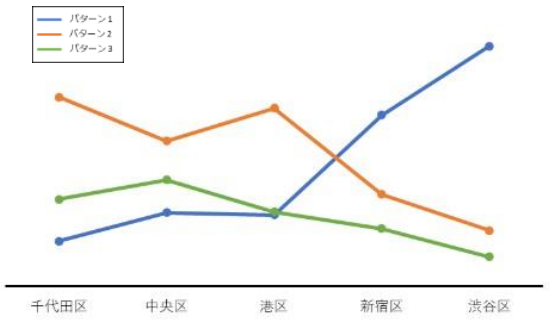


図6　移動行動のゾーンパターンの和（流入）

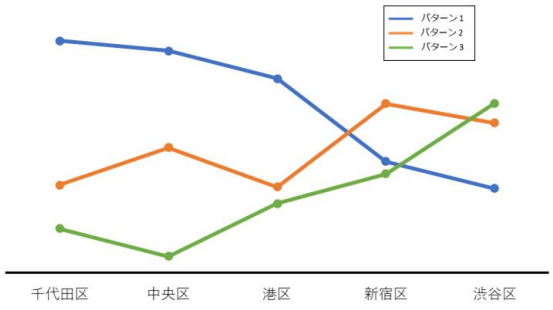


図8　移動行動のゾーンパターンの和（流出）

b)　流出割合の分解結果

同様に，流出の情報についても，基底数を 3 として非負値行列因子分解を適用した結果を見ていこう．**図 7** は 1 時間ごとの流出割合を非負値行列因子分解した結果を表している．この図から分解によって得られた流出パターンは時間帯ごとに 3 種類あり，18 時にピークのパターン 1，17 時にピークのパターン 2，21 時にピークのパターン 3 の 3 種類が検出された．

流入割合の分類と同様に，移動行動のゾーンパターンである重み行列を用いる．**表 2** は，発着地ごと，パターンごとの重み行列である．**図 8** は，滞在地ごとにそれぞれのパターンの重み行列の和を取ったものである．この値が大きさにより各パターンの構成比が大きいことを示す．**図 8** よりパターン 1 は千代田区，中央区，港区の値が大きい，パターン 2 は新宿区の値が大きく，パターン 3 は渋谷区の値が大きいことがわかる．このことから，滞在地に着目するとパターン 1 は千代田区，中央区，港区で構成比が大きく，パターン 2 は新宿区，パターン 3 は渋谷区でそれぞれ構成比が大きく，この順に流出時点が遅い時間であることがわかる．

(3) 移動パターン推定モデルの定式化

大都市交通センサスの交通系 IC カードの鉄道利用情報から滞在地の流出入割合の代表的なパターンを取り出す．このパターンに係数を掛け，パターン同士を組み合わせ，人口分布を作成する．この人口分布が，モバイル空間統計の人口分布に近似するような係数を最小二乗法によって推定する．

$$\min_{a,b} \sum_{t} \left(z_{ijt} - k_{ijt}\right)^2 \tag{2}$$

$s.t$

$$k_{ijt} = k_{ij,(t-1)} + x_{ijt} - y_{ijt} \tag{3}$$

$$x_{ijt} = \sum_{m\in(1,2,3)} a_{ijm} \cdot p_{tm} \tag{4}$$

$$y_{ijt} = \sum_{n\in(1,2,3)} b_{ijn} \cdot p_{tn} \tag{5}$$

$$a_{ijm} \geq 0, b_{ijn} \geq 0 \tag{6}$$

$$k_{ij,t=0}=0 \tag{7}$$

ここで z_{ijt} は居住地i，滞在地j，時点tのモバイル空間統計の滞在人口，k_{ijt} は流出入人口の累積として推定される滞在人口，x_{ijt} は流入人口，y_{ijt} は流出人口，p_{tm} は大都市交通センサスから作成された流入パターンmにおける時間分布（時刻tの流入割合）である．また，a_{ijm}は流入パターンmの居住地・滞在地ペアijにおけるある日の流入量，b_{ijn}は流出パターンnの流出量を示す．式(2)はモバイル空間統計の滞在人口と大都市交通センサスの滞在人口の乖離が最小になるような係数a_{ijm}，b_{ijn} を求めるという最小二乗法の目的関数である．式(3)から式(6)は制約条件である．式(3) は，流出入量の累積をとることで 1 時間ごとの滞在人口を算出する式である．式(4) は，大都市交通センサスから算出された各パターンの係数と流入割合を用いて 1 時間ごとの流入人口を求めている．式(5) は各パターンの係数と流出割合を用いた 1 時間ごとの流出人口を表している．式(6)は流入・流出に関する係数は負の値でないことを示している．

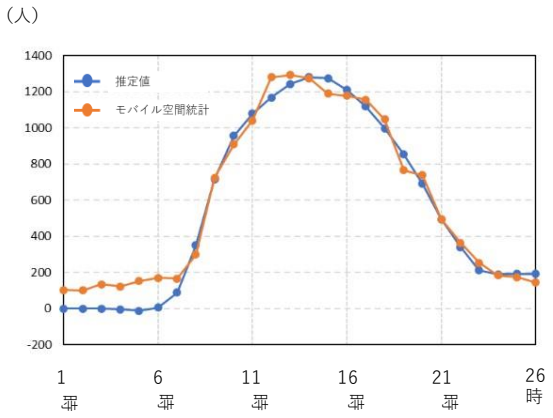


図 9　推定値とモバイル空間の滞在人口の比較
居住地：世田谷区，滞在地：港区

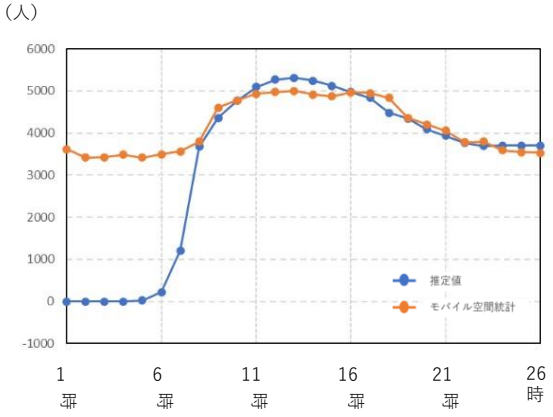


図 10　推定値とモバイル空間の滞在人口の比較
居住地：世田谷区，滞在地：渋谷区

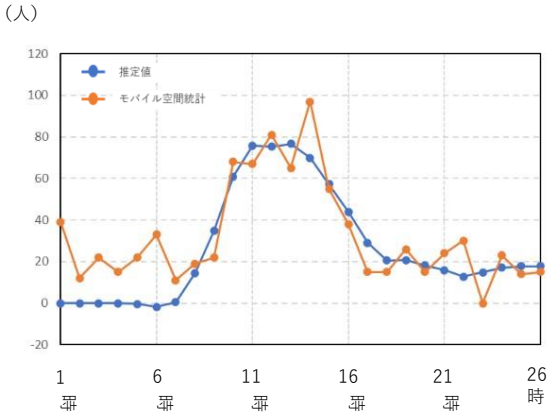


図 11　推定値とモバイル空間の滞在人口の比較
居住地：横浜市青葉区，滞在地：港区

(4) 旅行量推定結果

モバイル空間統計の人口分布と大都市交通センサスの交通系 IC カードの鉄道利用データをモデルに適用した．**表 3** は最小二乗法による計算結果（パターンごとのフロー量）を表している．この表には，各居住地，滞在地のパターンごとの流入量，流出量，モバイル空間統計の人

表3　モバイル空間統計と推定値の乖離度と流入量と流出量

居住地	滞在地	流入量の合計			流出量の合計			乖離度
		パターン1	パターン2	パターン3	パターン1	パターン2	パターン3	
世田谷区	千代田区	424.54	0.00	5.31	103.32	325.51	0.00	7.06
横浜市青葉区	千代田区	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
川崎市高津区	千代田区	1.37	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.81
川崎市宮前区	千代田区	9.21	0.00	1.10	0.00	10.52	0.00	1.76
世田谷区	中央区	1066.49	125.92	15.03	394.57	765.83	39.20	19.58
横浜市青葉区	中央区	0.00	0.00	16.27	0.00	13.60	0.00	7.76
川崎市高津区	中央区	13.80	0.00	0.00	0.00	0.00	7.73	5.86
川崎市宮前区	中央区	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
世田谷区	港区	656.84	912.53	343.95	820.95	248.74	652.06	79.55
横浜市青葉区	港区	259.98	0.00	57.62	0.00	299.85	0.00	15.63
川崎市高津区	港区	203.38	39.88	14.63	110.98	126.91	0.00	15.91
川崎市宮前区	港区	62.18	0.00	18.63	28.47	43.19	0.00	16.51
世田谷区	新宿区	461.98	1695.56	713.18	1627.91	0.00	903.52	148.12
横浜市青葉区	新宿区	76.86	32.60	0.00	34.01	75.41	0.00	8.35
川崎市高津区	新宿区	85.48	0.00	0.00	0.00	0.00	88.66	8.95
川崎市宮前区	新宿区	45.67	0.00	0.00	43.26	0.00	0.00	6.80
世田谷区	渋谷区	0.00	0.00	6955.67	1708.63	1539.43	0.00	1723.28
横浜市青葉区	渋谷区	455.82	35.24	44.65	56.84	476.14	0.00	13.87
川崎市高津区	渋谷区	109.884337	0.00	11.58	111.52	0.00	0.00	10.03
川崎市宮前区	渋谷区	0.40	0.38	48.71	0.00	44.28	0.00	11.69

口分布と大都市交通センサスから推定した人口分布の乖離度を示している．乖離度は，以下の式で定義される二乗平均平方根誤差(RMSE)を用いて計算した．

$$\sqrt{\frac{1}{f}\sum_{t=1}^{f}\left(z_{ijt}-k_{ijt}\right)^2} \tag{8}$$

ここで，f はデータの総数（ここでは時間）である．

図9，**図10**，**図11**は１時間ごとのモバイル空間統計の滞在人口推計値と，算出されたフロー情報の累積として算出される滞在人口の推定値である．これらのグラフや乖離度から大都市交通センサスから推定した滞在人口はモバイル空間統計の滞在人口の傾向を捉えていることがわかる．つまり，モバイル空間統計と整合的なフロー情報を作成することに成功している．また，居住地が世田谷区などの総数が多いペアにおいては，推定値とモバイル空間統計の値との間にほとんど差がなく推定される．その一方で，居住地が世田谷区，滞在地が渋谷区のケースでは，乖離度が大きい結果となった．この乖離の最大の原因は，深夜にフローがリセットされるとした制約式(7)の仮定であり，その点はモデルの修正が必要である．そのほかにも，世田谷区と渋谷区は隣接しており，鉄道利用でないフローが無視できないほどある可能性も予想される．

本稿の 4.(2)では，大都市交通センサスから代表的な流入パターンと流出パターンを抽出しており，ここではそのパターンを前提として滞在数をフローに変換するアプローチをとった．**表 3** の流入量・流出量は，各パターンの定義を全時間帯の和が 1 となる「流出入割合」としていることから，それぞれのパターンの係数に対応する．

5.　まとめ

本研究では，東京 23 区の一部と神奈川県横浜市・川崎市の一部のモバイル空間統計と大都市交通センサスを用いて，その情報の内容を比較したうえで，２統計に整合するフロー情報の作成を試みた．比較結果としては，最小限の対応がとれているデータであることを確認した．そして，それぞれの統計に整合するデータの推定方法を提案し，一部の時点で情報を確認した結果，ある程度整合した情報の作成に成功した．

しかし，現時点でのモデルでは，すでに得られている情報の内容の整合性を確認したにとどまっている．つまり，居住地と滞在地の流入量・流出量に着目しており，ゾーン間の往復だけを仮定している．今後は，大都市交通センサスのトリップチェーンデータから周遊なども組み込んだフローパターンを作成し，その情報を含めた推

定を行うことによって，本稿で提案したモデルの価値が出てくると思われる．発表会では，その内容も含めた成果の報告を予定している．

謝辞：本研究は，科学研究費補助金 20H02270, 20H02267, 21H01455, 22H00222，GRIPS政策研究センターリサーチ・プロジェクトとして支援を受けた研究活動による成果の一部です．

参考文献

1) 国土交通省都市局都市計画調査室：パーソントリップ調査におけるビッグデータの活用について https://www.soumu.go.jp/main_content/000588038.pdf (参照日：2023 年 10 月 12 日)
2) ドコモ・インサイト・マーケティング：モバイル空間統計, https://mobaku.jp/ （参照日：2023 年 10 月 12 日）
3) 坂匠，山本俊行，薄井智貴：携帯電話の位置情報集計データを用いた目的別時間帯別 OD 交通量の推定. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), vol.74,No.5,p.1081-1090, 2018.
4) 菊池 雅彦，岩舘 慶多，羽藤 英二，茂木 渉，森尾 淳： 全国 PT 調査データと携帯電話基地局データを用いた地方都市での OD 表の実務的推計. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.74, No.5 (土木計画学研究・論文集第 35 巻), I_677-I_691, 2018.
5) 国土交通省： 第 13 回大都市交通センサス調査の公表について. https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/content/001596536.pdf（参照日：2023 年 10 月 12 日）
6) 原田 魁成, 山口 裕通, 寒河江 雅彦：スパース非負値行列因子分解を用いた COVID-19 流行期の県間旅行行動の変容分析，土木学会論文集 D3, Vol.77, No.2, pp.160-173, 2021.
7) Hiromichi Yamaguchi and Shoichiro Nakayama: Pattern analysis of Japanese long-distance travel change under the COVID-19 pandemic, Transportation Research Part A: Policy and Practice, Volume 176, 103805, 2023.

(2023.10.13 受付)