

パーティクルフィルターを用いた 都市圏レベルの人の流れの推定手法の構築

中村 敏和¹・関本 義秀²・薄井 智貴³・柴崎 亮介⁴

¹学生会員 東京大学大学院 新領域創成科学研究科 (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉 5-1-5 総合研究棟 435 号室)

E-mail:ki_ki_gu@csis.u-tokyo.ac.jp

²正会員 東京大学 空間情報科学研究センター 特任准教授 (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉5-1-5)

E-mail:sekimoto@csis.u-tokyo.ac.jp

³正会員 東京大学 空間情報科学研究センター 特任助教 (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉5-1-5)

E-mail:usui@csis.u-tokyo.ac.jp

⁴正会員 東京大学 空間情報科学研究センター 教授 (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉5-1-5)

E-mail:shiba@csis.u-tokyo.ac.jp

近年、地震や火災発生あるいは大規模イベント開催における混乱に伴う二次的災害や、ターミナル駅等の交通結節点における混雑などを解消する必要性から、ダイナミックに時々刻々と変動する多くの人々の流動を日常的に把握する必要性が出てきている。そこで、本研究では、東京都市圏などの広範囲における人の流れを推定する際に、データ同化手法を用いて推定値を補正することで、より精度の高い推定値を得ることを目的に研究を行った。まず、人の流れの推定手法として、数%のサンプルを抜き出して行われるPT調査データを用い、トリップベースで実人数に拡大する手法を提案する。そして、その手法によって得られる推定値に対し、パーティクルフィルタ法を用いて観測値を同化し、より精度を高くする手法を提案する。観測値として駅乗降客数や道路交通センサスによる交通量調査などを想定し、それらをデータ同化することでより精度の高い推定を行えることを示し、手法の妥当性を確認した。

Key Words : *traffic flow analysis , data assimilation, person trip data*

1. はじめに

高度に発展した現代都市の居住者や管理者、商業を営む者にとって、都市内の人の流れを把握することは必要不可欠であり、地震や火災発生あるいは大規模イベント開催における混乱に伴う二次的災害や、ターミナル駅等の交通結節点における混雑などを解消する必要性から、ダイナミックに時々刻々と変動する多くの人々の流動を日常的に把握する必要性が出てきている。さらに、近年ではインフルエンザなど感染症のパンデミックが問題視されている中、さらなる感染拡大を防ぐため感染経路のシミュレーションに用いられる¹⁾など、様々な分野に応用され、その価値はさらに高まっている。また、民間分野においても、例えば人の通行量に応じて出店計画を立てたり、広告設置場所を決めたりなど、人の流れを把握することでより効率的な経営を行うことができる。

また、その一方で、近年では、各種計測技術の発展により、GPSを用いた個人の移動経路、CCTVカメラを用いた面的な人数、ICタグを用いた自動改札による駅の乗

降客数、携帯電話基地局等への端末登録数、あるいはデパートの時間帯別来場者数など、様々な切り口で人の移動について計測できるようにもなっている。

しかし、都市圏などの広範囲においてすべての人の流れを計測することは不可能に近いことである。そのため、今まではこうした人の流れの把握のために、パーソントリップ (以下PT) 調査データなどで偏りのないサンプルを調査することにより全体を推定するという作業が行われてきた。実際にPT調査は国勢調査と整合をとる形で拡大係数を保持しているため、属性ごとにサンプル率の逆数を拡大係数として算出し、これを各サンプルに与えることで、一人の移動を拡大係数分の人数の移動としている。しかし、さらなる路空間的な詳細化を考える場合、同じ属性を持つ人々が数十人集まり、一日中同じ経路、同じ行動を取るといのはかなり単純化された考え方であるため、様々な観測データを加味し、動的に推定できることが今後必要である。こうした流れは、地球科学などの分野では、現象のモデルに対して断片的な観測値を融合する手法として、データ同化という手法が使われており²⁾、参考になる可

能性がある。

そこで、本研究では、都市圏レベルの大規模な人の流れに対して、いくつかの種類の観測データからデータ同化手法を用いて推定することを目的とする。PT調査データから全体推定モデルを構築し、そこに観測値を融合することでより精度の高い推定を行うことを目的とする。具体的には、数%のサンプルに対して行う調査データを用い、トリップベースで全数ベースに拡大し、全体を推定し、その手法によって得られる推定値に対し、パーティクルフィルタ法を用いて重みを調整して観測値を同化し、より精度を高くする手法を提案する。

具体的な構成としては、まず、第2章で、従来のPT調査における拡大手法や東京大学空間情報科学研究センター（以下、CSIS）「人の流れプロジェクト³⁾」で提供をしている「人の流れデータ」について述べる。次に、第3章では、データ同化手法についてパーティクルフィルタ法を中心に概要を述べるとともに、本研究で提案する都市圏レベルの大規模な人の流れに対するデータ同化手法について述べる。そして、第4章では約80万人存在する都市を想定し、その人の流れとそれを断片的に観測したデータをシミュレートし、その観測データから推定するケーススタディを行い、手法の検証を行うとともに、第5章で本研究の結論および今後の課題についてまとめる。

なお、関連研究は多岐にわたるが、パーソントリップ調査で用いられている層別拡大法に関するものは古くは山形⁴⁾などが存在している。また、最近では、都市圏を対象に個人行動モデルを駆使し推定を行っているものとして、金森⁵⁾などがある。一方で、GPS等、様々な観測機器を用いた交通行動モデルへのフィードバックは2000年以降、牧村⁶⁾・兵頭⁷⁾・羽藤⁸⁾を始めとして多数見られるようになってきた。さらに最近では、携帯電話の基地局情報などを用いて、よりダイナミックな人の分布の時間変動の推定を行うようなものも出てきている（Ratti⁹⁾など）。さらにこうしたデータ取得・観測が負担になり過ぎないように、Opportunisticな観測を目指したものとして、Lane¹⁰⁾がある。また、推定方法として同化手法を用いたものは、道路交通ではHenera¹¹⁾、駅構内等ローカルな空間では、画像を用いたものとして加藤¹²⁾、レーザーデータを用いたものとしてNakamura¹³⁾などがあるが、都市圏レベルの人の流動を対象にしたものはない。

2. 人の流れに関するデータ

本章では、まず、人の流れに関するデータについて、PT調査データとその従来の拡大手法を述べ、さらに、本研究では、CSISで提供している「人の流れデータ」について説明を行う。

(1) PT調査データにおける拡大手法

PT調査とは、人の一日の行動を「目的を有する移動＝トリップ」ごとに分割し、数%のサンプルを抽出しアンケート方式で調査したものである。「パーソントリップ」は、一人の人間がある目的を持って出発地から到着地までに要する移動の単位のことであり、アンケート用紙に記載し郵送回答してもらうことによって4個程度のトリップで構成される人間の一日の行動移動を知ることができる。アンケートには性別・年齢などの個人情報も記載されることで、個人属性ごとのデータの抽出も可能である。

またパーソントリップ調査において、1トリップは1～複数個の「サブトリップ」で構成されている。トリップは「出勤」「営業」などのように目的を持つトリップであるが、例えば、ある「出勤」トリップを構成する移動が「自転車・徒歩・鉄道・徒歩」という4つに細分化される時、このトリップは4つのサブトリップから構成されていることになる。

PT調査は対象都市圏で数%のサンプルを抽出して行うため、年代性別嗜好などの偏りなく人の行動を調査できる点で、他の行動調査データに比べて利用価値が高いと言える。

前述のように、PT調査データは対象都市圏からのサンプリングデータであるため、対象都市圏全体の人の流れを把握する二は、適切に拡大する必要がある。現状では、PT調査データを拡大する方法として、属性ごとにサンプル率の逆数を拡大係数として算出し、これを各サンプルに与えるという層別拡大方法がよく用いられている。具体的には、表-1のような個人属性で分類した上で、国勢調査データと層別に人数を比較し拡大を行う。

例えば、個人が4変数 (a, b, c, d) の属性を持ち、各変数が4種類 (1, 2, 3, 4) の値をとるとすれば、この地区には $4^4=256$ 種類の個人属性を持つ住民が居住していることになる。256種類各々のサンプル調査人数と、国勢調査より得られる256属性各々の現実の人数の比を拡大係数として用いれば、属性ごとに異なる拡大係数を与えることによって現実の再現性に富んだ拡大を行うことが可能になる。a=0, b=1, c=2, d=1の値 (属性) を持つ人が現実には100人、サンプルに4人いるとすれば、抽出率は4%であり拡大係数は25である。その人たちは一人あたり25人分の重みを持っていると考えられ、他の属性を持ち各々の拡大係数を付与される人たちと最終的に一つの「拡大後サンプルデータ」として統合され、推測された現実の様子として扱われる。

表-1 個人属性の例

分類	個人属性	世帯属性	自動車利用	居住地
拡大 カテゴリー	・性 ・年齢 ・職業 ・運転免許 の有無	・世帯人数 ・世帯構成	・世帯保有 自動車台数	・居住地 ゾーン

東京都市交通計画協議会によると¹⁴⁾、上記の拡大係数設定に利用されるカテゴリーの中で、制約変数は図-1のように「居住地=275種類」「性別年齢別=15種類」「自動車保有の有無=2種類」「世帯人数=3種類」の4項目が利用されており、H10年度版では全ての項目数の積である計24750通りの属性に分けられる。

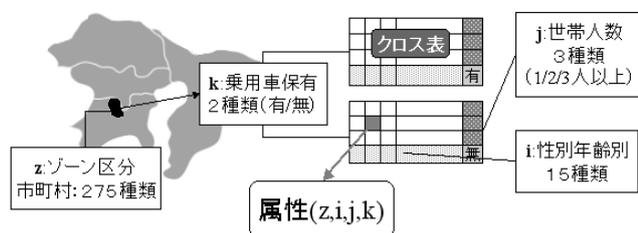


図-1 拡大に用いるデータ内属性の項目

(2) 「人の流れデータ」の概要

CSISは2008年より、「人の流れプロジェクト」として、アンケート調査などによって得られた人の時間空間的な移動に関するデータを用い、それを補正・加工することにより人の流れを数値分析や可視化などへの利用を促進する目的で、移動データ処理を行う「動線解析プラットフォーム」を開発している。その中で、様々な都市圏のPT調査を各交通計画協議会の承認の上で、ゾーン表現された位置データをジオコーディングした上で、最短経路をベースにネットワークに沿った形で時空間内挿を行い、1分間隔の時空間位置を算出し、公益に資する範囲で申請者に提供を行っている。このような処理により、時空間的に連続・稠密なデータが得られ、任意の時刻の人の分布などを知ることができる(図-2)。詳細はSekimoto et al.¹⁵⁾に参照されたいが、それによるとこの手法による再現は3次メッシュ・4次メッシュの集計人数レベルで評価すると相関が0.96、0.75とある程度、保たれている。

本研究では、「人の流れプロジェクト」によって提供されている、H10年東京都市圏PT調査データが1分ごとに時空間内挿された「人の流れデータ」を利用して、東京都市圏における人の流れの推定を行う。

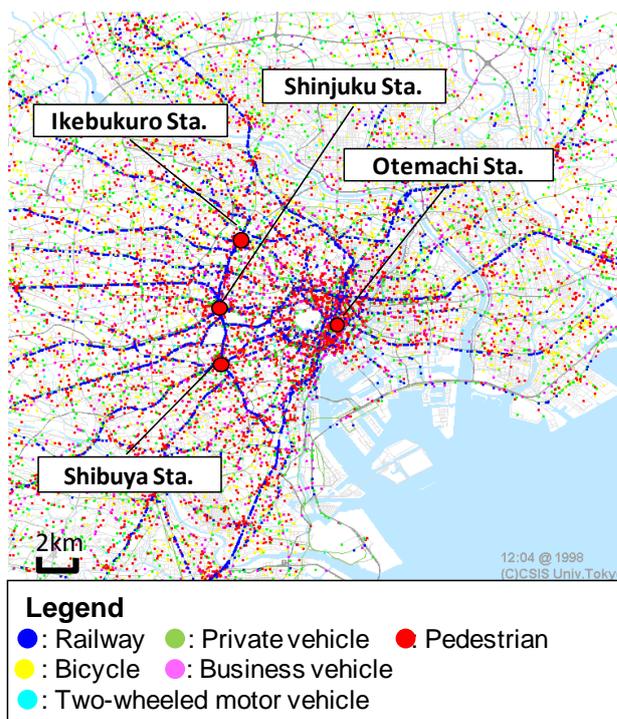


図-2 人の流れデータの表示例 (Sekimoto et al.¹⁵⁾ より引用)

3. 同化手法を用いた都市圏レベルの推定手法

本章では、本研究で提案するデータ同化を用いた人の流れ推定手法について述べる。まずデータ同化手法について簡単に紹介し、その後提案する推定手法について述べる。推定手法については、まず推定に用いるデータについて述べ、次にパーティクルの生成手法について説明し、最後にパーティクルの重み付け方法について述べる。

(1) データ同化手法の概要

データ同化手法とは、数値モデルに観測値を与え、その再現性を高めるための手法である。数値モデルにより確率的に得られる候補から、得られた観測値に近いものを選択することで、より精度の高い推定結果を得ることができる。

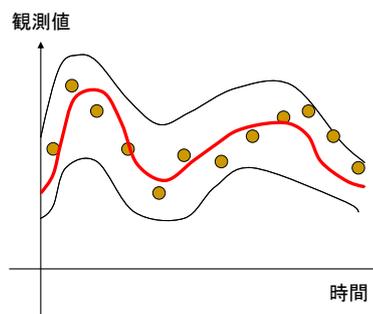


図-3 データの同化イメージ

本研究では、データ同化手法におけるフィルタリング手法として、パーティクルフィルタ法を用いる。パーティクルフィルタ法は動的モデルと観測モデルの2つの段階から成っている。動的モデルは、歩行者の状態が時間変化に伴いどう変化するかを表すモデルであり、観測モデルは、観測値を取得した際に歩行者の状態の確率場がどうなるかを表すモデルである。

パーティクルフィルタ法では、時間 t における確率場は重み付けされた候補群（パーティクル）によって表される。フィルタによりパーティクルを重み付けし、パーティクル群の更新を行うイメージを以下に示す。

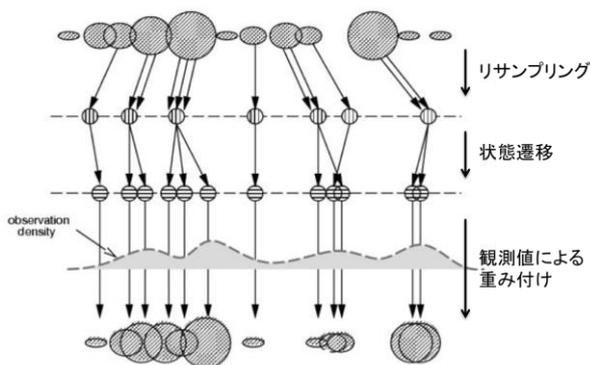


図4 重みの更新イメージ

(2) 都市圏レベルでの推定手法

ここで、本研究で提案する推定手法の全体フローについて述べる。まず、初期準備として、データ同化に用いる観測値と人の流れデータを準備する。次に、推定する人の流れに対して、その解候補となるパーティクルを生成する。人の流れの推定は、各ゾーンから発生するトリップを推定することで行う。そこで、パーティクルの生成では、まず人の流れデータのトリップを出発ゾーンごとに分け、トリップ集合を作る。そして、各出発ゾーンから発生するトリップ数を算出し、カーネル推定で得た出発時間の生起確率を用いてその出発時間を与え、それぞれのトリップについていくつかの移動経路を与えパーティクルとする。移動経路は、作成したトリップ集合からランダムに与える。パーティクルの生成手法については、次節で詳細を述べる。最後に、生成したパーティクルを、初期準備で用意した観測値を用いて重み付けし、より観測値に即したパーティクルを選択されやすい状態とすることで、精度の高い推定値を得ることを目指す。

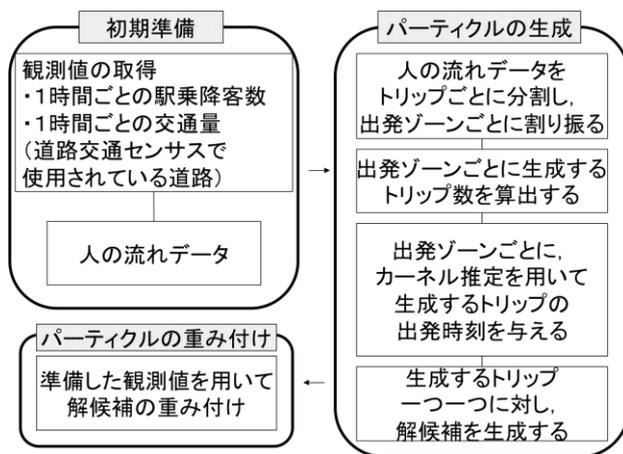


図5 全体の推定フロー

(3) パーティクルの生成

本節では、データ同化を用いた推定手法のうち、パーティクルを生成するモデルについて述べる。現状では、2章で述べたように、小ゾーンの性別・年齢・自動車保有の有無別の人口に対するサンプルの抽出率から拡大係数を計算することで、全数を推定するという手法が用いられている。しかし、データ同化手法を用いて、確率的に得られるパーティクルを観測値を用いて評価する手法を構築するためには、多くのパーティクルを確率的に生成するモデルを構築する必要がある。

そこで、本研究では、人の流れデータからトリップベースで確率的にパーティクルを生成するモデルを構築した。人の流れデータをトリップごとに分割し、それを各出発ゾーンごとにパーティクルとし、出発ゾーンごとにトリップを発生させる。出発ゾーンごとのトリップ発生数は、各ゾーンの人の流れデータに占めるトリップ数を抽出率で割ったものとし、出発時間をカーネル密度推定を用いて分散させる。最後に、出発ゾーンごとに発生させるトリップとして、人の流れデータから生成したパーティクルをランダムに与えることで、確率的にパーティクルを生成する。以下に、その手順を詳しく述べる。

Step1 ゾーンごとにトリップ集合を生成

まず、人の流れデータをトリップごとに分割し、出発ゾーンごとに集約し、トリップ集合を生成する。例えば、あるゾーンのトリップ数が全約 200 万トリップのうち 300 トリップ存在する場合、そのゾーンには、トリップ数 300 の集合が生成される。

Step2 出発時間の分散

次に、発生させるトリップの出発時間を分散させる。人の流れデータから得られたトリップ集合の出発時間に対してカーネル密度推定を行い、発生させるトリップ数を分配する。

カーネル密度推定は、以下の式で表される。

$$f_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (1)$$

ここで、 x_i は i 番目の標本値、 K はカーネル関数、 h はバンド幅である。カーネル関数として、Gaussian 関数、rectangular 関数、epanechnikov 関数などが提案されており、バンド幅算出方法として、Silverman による方法、Scott による方法、クロスバリデーション法などが提案されている。どの方法も一長一短であるため、本研究では、渡邊ら¹⁾が用いているように、Gaussian 関数と Silverman によるバンド幅算出方法を用いる。以下に、その式を示す。

$$K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2h^2}} \quad (2)$$

$$h = 1.06 \times \min\left(\sqrt{\text{var}(X)}, \frac{\text{iqr}(X)}{1.34}\right) \times n^{-\frac{1}{5}} \quad (3)$$

Step3 パーティクル生成

各出発ゾーンごとに Step2 で分散させた出発時間ごとにトリップを生成する。トリップは、各出発ゾーンのトリップ集合から同確率でパーティクルを生成していく。例えばあるゾーンのトリップ集合に 300 トリップが存在する場合、それぞれ 1/300 の確率でパーティクルとなる。

(4) パーティクルの重み付け

本節では、人の流れの推定モデルによって得られたパーティクルに対して、観測値を同化させる手法について述べる。推定モデルによって得られた各パーティクルに重みを与え、観測値を得るごとに重みを更新していくことで、同化していく。例えば、各トリップごとにパーティクルを 100 個生成するとすると、初期値として重み 1/100 を与え、その重みを観測値を得るごとに更新していくことになる。観測値を得たときの重みの更新は以下の式を用いて行う。

$$\hat{w}(i) = \frac{w(i) \times n(t)}{\sum_{j=1}^n w(j)} \quad (4)$$

ここで、 $w(i)$ は観測されたパーティクルの重みで、 $n(t)$ は観測値である。例えば、ある駅で 1 時間ごとに改札を出て行く人の数を観測しているとする、 $n(t)$ は時間 $t-1$ から

t までの観測値、 $w(i)$ はその間にその駅で改札を出ることになるパーティクルの重みとなる。そして、時間 $t-1$ から t までにその駅で改札を出ることになる全てのパーティクルの重みに対して、(4)式を用いて更新を行う。

観測値を得る度に重みの更新を行っていき、全てのパーティクルが目的地に到着した時点で、トリップごとにパーティクルの重みを合計が 1 となるように標準化する。このように、推定モデルから得られるパーティクルに対して観測値を同化させることで、観測値の影響を加味した重みを得ることができる。しかし、1 度の試行では、標準化することによって、観測値が完全に反映されなくなってしまうので、全ての重みが収束するまで同じ試行を繰り返し、観測値を完全に反映させた重みを取得する。収束条件は、以下の式を用いた。

$$\left| \frac{w_n - w_{n-1}}{w_n} \right| < 0.01 \quad (5)$$

ここで、 w_n は n 回目の試行後の重みである。

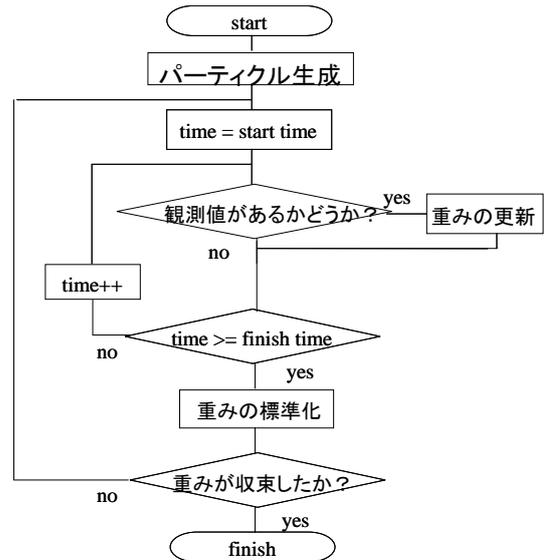


図-6 パーティクルの重み付けのフロー

4. ケーススタディ

(1) 実験条件

東京都市圏の人の流れの全体を実際に計測することは難しいため、人の流れデータから東京都市圏の人の流れを推定しても検証することが難しい。しかしその一方で、完全に仮想の都市空間で仮想的な人の流れや観測データを想定しても現実への展開性が見込みにくい。そこで、本研究では提案する手法の検証を行うために、3 章で説明した約 80 万人分の人の流れデータを全体の真値とするような仮想都市圏を想定した。

具体的には、推定すべき仮想都市圏約 80 万人分の人の流れに対して、仮想都市圏から 3%のサンプルを抽出し、非集計の観測データとする。そして、非集計の観測データから仮想都市圏を推定し、その推定値と仮想都市圏の人の流れ（人の流れデータ自体）を比較することで検証を行う（図-7）。また、データ同化に用いる集計の観測データとしては、東京都市圏の鉄道駅における 1 時間ごとの乗降客数と、道路交通センサスの観測地点における 1 時間あたりの交通量を得ることができると仮定し

て用いる（表-2）。

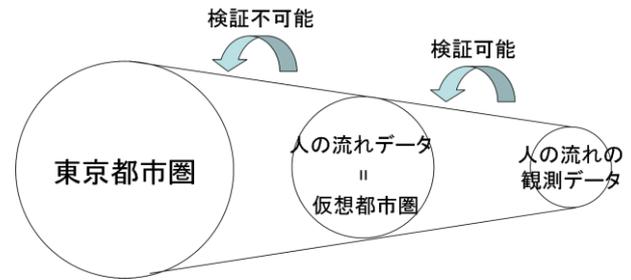


図-7 検証方法の概念

表-2 実験条件

種別		対象データ	説明
データ設定	真値	80 万人の 1 分ごとの人の時空間位置データ	東京 PT(1998)を 1 分ごとに内挿した CSIS が提供している「人の流れデータ」を利用
	観測データ	道路通過交通量	道路交通センサスの観測地点を利用：2105 箇所（1 時間あたりの通過交通量）
		駅の乗降客数	首都圏の全駅（約 1400）の乗降客数（1 時間あたり）
		非集計調査データ	24 万人の 1 分ごとの時空間位置情報を取得（全体からランダムに 3%抽出）
計算環境	ハードウェア		CPU：Core 2 Duo 3GHz，メモリ：3GB
	プログラミング言語		Java
	パーティクルフィルター		パーティクル数：約 2000 万，繰り返し計算数：約 200 回，計算時間：約 2 日

(2) 推定結果

表-2のように約200万トリップの推定のために、約2000万のパーティクルを生成し、収束するまで約200回の繰り返し計算を行った。パーティクルの重みの収束状況について図-8に示す。30回ほどの間には変化が大きく、50回を過ぎたあたりから収束に向かっていることが分かる。

また、図-9に人の流れデータの出発時間の分布、図-10に推定された人の流れの出発時間の分布について示す。人の流れデータはPTデータを基にしているため、30分刻みにピークが存在している。カーネル推定により出発時間の推定を行ったため、推定された人の流れの出発時間は、実データの特徴を活かしたまま、平滑化されたものとなっている。

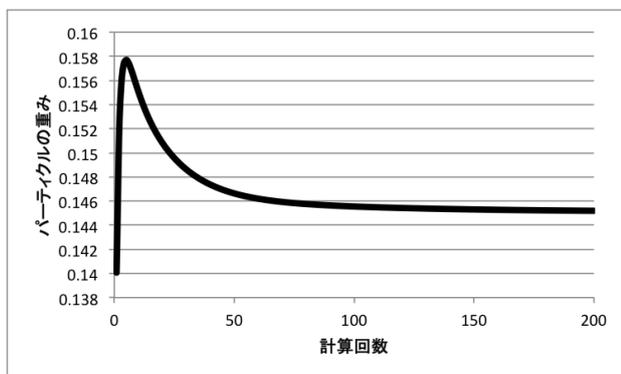


図-8 あるパーティクルの重みの収束状況

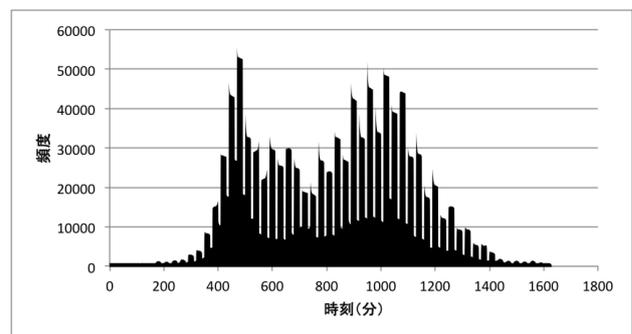


図-9 人の流れデータの出発時間の分布

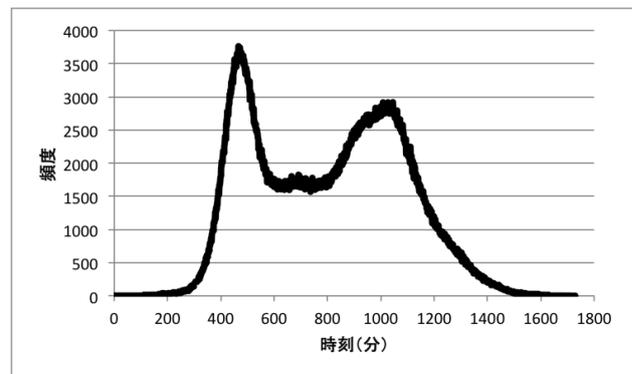


図-10 推定された人の流れの出発時間の分布

次に、鉄道駅の乗降客数や道路交通量について、推定された人の流れと単純に拡大した場合とで比較を行った。

図-11は時間帯別の鉄道駅乗車数に対するRMSE、図-12は降車数に対するRMSEである。ここで、RMSE (Root Mean Square Error) は、推定値と真値の人数の自乗誤差を平均し、平方根をとったものである。乗車数、降車数ともに、データ同化を用いた提案手法の方が単純な拡大に比べて精度が高いことが分かる。ただし、朝夕のラッシュに当たる時間帯では、その利用数の増加とともに誤差も大きくなっている。

また、図-13に観測値として用いた道路交通センサスの観測地点における道路交通量の時間帯別RMSE、図-14にそれ以外の道路も含めた全道路を対象とした時間帯別RMSEを示す。道路交通センサスの観測地点における誤差は、データ同化を用いた提案手法によって約50%ほど軽減できていることが分かる。全道路に対しても、単純に拡大した場合と比較すると誤差を小さくできているが、大きく改善するまでには至っていない。これは、道路交通センサスの観測地点が2105地点であり、その質、量ともに最適ではないからだと考えられる。そのため、今後の課題として、観測値を得る道路の割合やその選択について検討する必要がある。

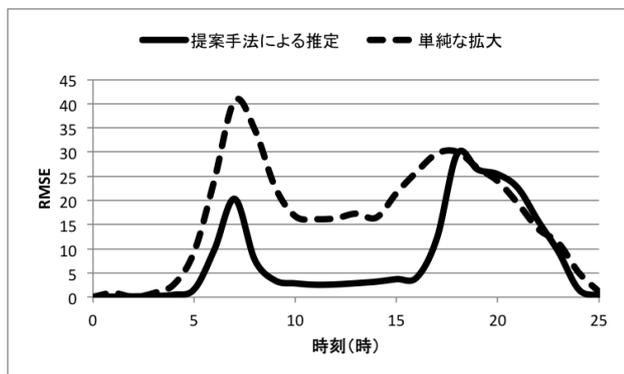


図-11 時間帯別の鉄道駅乗車数のRMSE

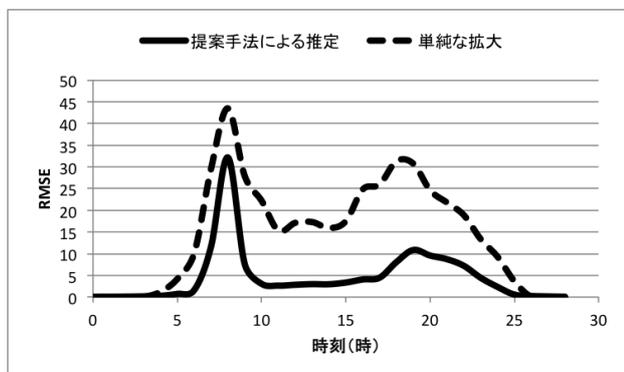


図-12 時間帯別の鉄道駅降車数のRMSE

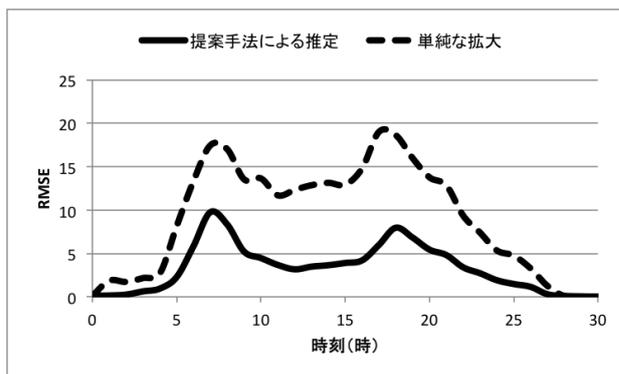


図-13 道路交通センサス対象道路における時間帯別RMSE

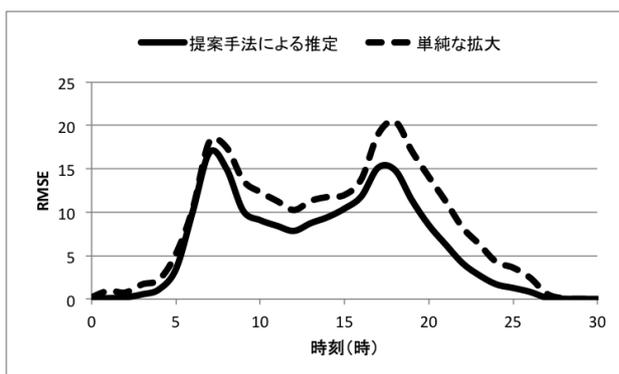


図-14 全道路を対象にした時間帯別のRMSE

(3) 観測量による推定精度の差異

本節では、データ同化に用いる観測値の違いによる推定精度の差異について検討する。

まず、観測値を得ることができる鉄道駅数を変化させた場合について考察する。前説の検証では全駅で観測値を得ることができると仮定していたのに対し、利用数上位10%の鉄道駅でのみ観測値を得ることができると仮定した場合の推定値について検証を行う。

その結果として、図-15に乗車数に対する時間帯別RMSE、図-16に降車数に対する時間帯別RMSEを示す。

どちらの場合でも、上位10%の鉄道駅での観測のみで、単純な拡大に比べ精度を向上させることができている。さらに、全駅で観測した場合に比べると精度は落ちるが、ほぼ同等の精度で推定できていると言える。この結果から、利用数の多い駅で観測値を得ることでコストパフォーマンスの高い推定を行うことができると考えられる。

次に、観測する道路を利用率上位の道路(2105地点)として推定を行い、道路交通センサスの観測地点(2105地点)での観測から推定した場合と比較した。その結果として、図-17に全道路における時間帯別RMSEを示す。道路交通センサスの観測地点を用いた推定では、単純な拡大から少ししか精度の向上が見られなかったが、利用数上位の道路を用いた推定では、約40%精度が向上している。道路の場合においても、利用数が多い道路で観測

を行うことで、効果の高い推定を行えることが分かる。

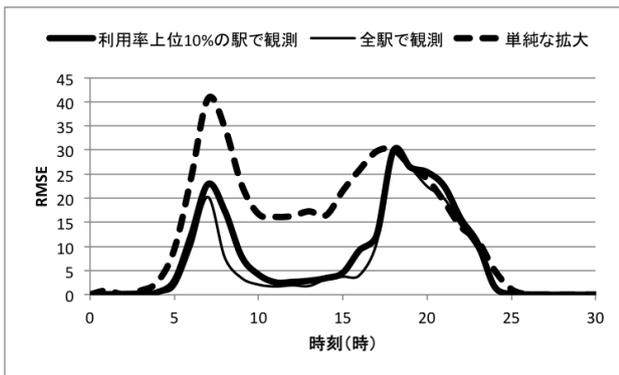


図-15 観測地点として全駅を用いた場合と利用率上位10%の駅を用いた場合の比較（乗車数に対するRMSE）

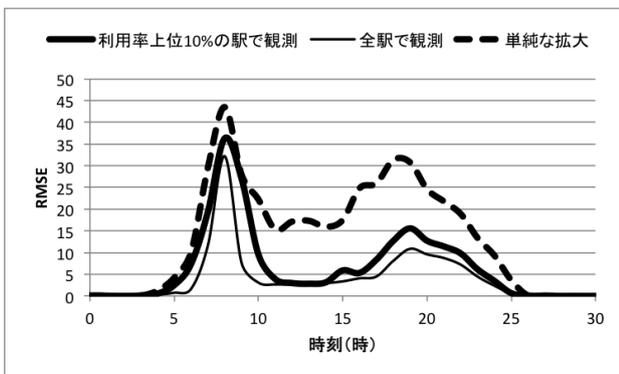


図-16 観測地点として全駅を用いた場合と利用率上位10%の駅を用いた場合の比較（降車数に対するRMSE）

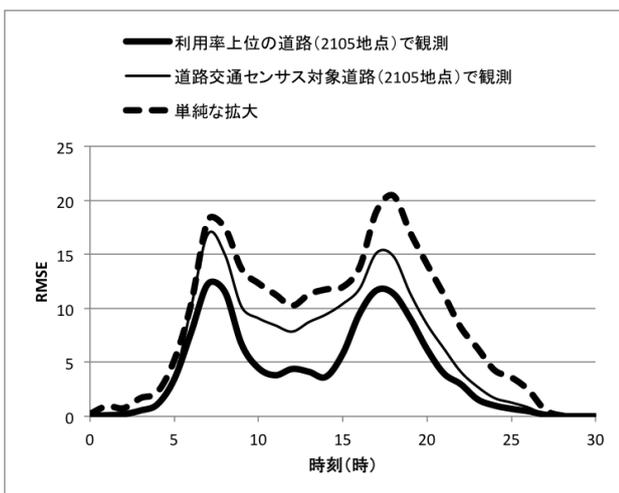


図-17 観測地点として道路交通センサ対象道路を用いた場合と利用率上位の道路を用いた場合の比較

5. 結論

本研究では、データ同化手法を用いた都市圏レベルでの人の流れの推定手法を構築し、「人の流れデータ」を用いて検証を行った。そして、提案する手法によって、従来の拡大方法に比べて、高精度な人の流れの推定を行うことに成功した。また、データ同化に用いる観測値について簡単な検討を行い、より利用数の多い地点での観測値を用いることで効果を高めることができることが分かった。

今後の課題として、まずパーティクル生成手法を改善することが挙げられる。本研究の手法では、推定するトリップ1つにつき平均10個ほどのパーティクルを生成しているが、より変化に富んだパーティクルを生成することができれば、精度を向上させることができると考えられる。また、観測値を得る地点についてより詳細な検討を行い、コストパフォーマンスの高い組み合わせを探すことは、実用化に向けて大きく役立つと言える。

参考文献

- 1) Ohkusa Y., & Sunagawa, T.: Application of an individual-based model with real data for transportation mode and location to pandemic influenza, *Journal of Infect Chemother*, 13, 380-389, 2007.
- 2) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一, データ同化: 観測・実験とモデルを融合するイノベーション, 京都大学学術出版会, 2009.
- 3) People Flow Project: <http://pflow.csisu-tokyo.ac.jp>
- 4) 山形耕一: パーソントリップ調査における調査不能誤差と層別拡大に関する研究. 土木学会論文集, No.343, p.121-129, 1984.
- 5) 金森亮, 森川高行, 山本俊行, 三輪富生: 総合交通戦略の策定に向けた統合型交通需要予測モデルの開発, 土木学会論文集 D, Vol.65, No.4, pp.503-518, 2009.
- 6) 牧村和彦: 高度情報機器を用いた歩行者行動モニタリングと移動支援, *交通工学*, Vol.35(4), pp.40-45, 2000.
- 7) 兵藤哲朗: 交通需要予測の課題と展望—新しいデータ, 新しいモデル, そして需要予測不信—, 「交通工学」企画特集「観測と理論」, 2002.
- 8) 山田孝太郎, 羽藤英二: 位置データ指向型交通機関選択モデルのパラメータ特性, 第30回交通工学研究発表会論文集, pp.225-228, 2010.
- 9) Ratti, C., Pulselli, R.M., Williams, S., & Frenchman, D.: Mobile Landscapes: using location data from cell phones for urban analysis, *Environment and Planning B: Planning and Design*, 33(5), 727-748, 2006.
- 10) Lane, N.D., Eisenman, S.B., Musolesi, M., Miluzzo, E., & Campbell, A.T.: Urban Sensing Systems: Opportunistic or Participatory?, *Proceedings of 9th Workshop Mobile Computing Systems and Applications (WMCSA 08)*, ACM Press, 2008.
- 11) Herrera, J. C. & Bayen, A. M.: Traffic Flow Reconstruction Using Mobile Sensors and Loop Detector Data, *Transportation Research Board 87th Annual Meeting*, 2008.
- 12) 加藤丈和: パーティクルフィルタとその実装法, 情報処理学会研究報告.CVIM, コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.2007, No.1, pp161-168, 2007.

- 13) Nakamura, T. : A Study on Data Assimilation of People Flow. Geospatial Data and Geovisualization, Environment, Security, and Society, Special Joint Symposium of ISPRS Technical Commission and AutoCarto 2010, 2010.
- 14) 東京都市交通計画協議会 : 平成 10 年東京都市圏パーソントリップ調査 (総合都市交通体系調査) 報告書, 2001.
- 15) Yoshihide Sekimoto, Ryosuke Shibasaki, Hiroshi Kanasugi and Tomotaka Usui, Yasunobu Shimazaki, PFLOW: Reconstruction of people flow by recycling large-scale fragmentary social survey data, IEEE Pervasive Computing, 2011 (Accepted).
- 16) 渡邊淳人, 中村敏和, 薄井智貴, 関本義秀, 柴崎亮介 : 平滑化による PT データの時空間内挿の高精度化, 第 19 回地理情報システム学会講演論文集, Vol.19, CD-ROM, 2010.
- ?

Estimation of People Flow in an Urban Area Using Particle Filter

Toshikazu NAKAMURA, Yoshihide SEKIMOTO,
Tomotaka USUI, Ryosuke SHIBASAKI

Recently, people flow information has become necessary to mitigate secondary disasters following earthquakes, fires, or other major events, and to improve congestion at railway stations, roads, and public spaces. With the fast development of information technologies, nowadays the collection of people flow data becomes much easier and we can have different kinds of measurement data, such as train use data gotten by IC card, high way use data gotten by Electronic Toll Collection System, and so on. However, most of them have been used separately. In this research, we are trying to estimate people flow in an urban area by combining these different kinds of observation data together to make a more accurate estimation about people, based on data assimilation techniques. We propose an algorithm using Particle Filters for data assimilation of people flow data and estimate people flow in Tokyo metropolitan area, assuming that we can get the number of people who ride or drop trains at each station as observations and the number of people who use each main road in Tokyo metropolitan area. In this algorithm, we make a people flow estimation model from Person Trip Data in Tokyo metropolitan area, the actual people flow data gotten by 3 percent people of the area with questionnaires, and particles are made by this model. We evaluate the particles by the assumed observations. For the validation, we assume that only people who are included in Person Trip Data are in Kanto urban area and regard Person Trip Data as the complete people flow. We then select 3 percent of this to make the probabilistic people flow estimation model and estimate people flow of the assumed Kanto urban area. This assumption makes us possible to verify the estimation by comparing it with Person Trip Data.