

# 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<sup>1</sup>・関本 義秀<sup>2</sup>・薄井 智貴<sup>3</sup>・柴崎 亮介<sup>4</sup>

<sup>1</sup>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

<sup>2</sup>正会員 東京大学特任准教授 空間情報科学研究センター (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉5-1-5)  
E-mail: sekimoto@csis.u-tokyo.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東京大学特任助教 空間情報科学研究センター (〒277-8568 千葉県柏市柏の葉5-1-5)  
E-mail: usui@csis.u-tokyo.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 東京大学教授 空間情報科学研究センター (〒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、交通結節点における混雑などを解消する必要性から、時々刻々と変動する人々の流動を日常的に把握する必要が出てきている。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し、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、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、精度を高める手法を提案する。観測値として駅乗降客数や道路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、生活レベル向上、サービス向上やマーケティングの観点から、都市内の人の流れを把握することがより重要になってきている。例えば、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<sup>1)</sup>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。そうした中、近年、カメラやレーザスキャナを用いて局所的に通行量や人の流れを推定する技術が発展してきているが、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。一

方で、混雑度の高いターミナル駅の抽出や感染症のシミュレーションなどを行なうためには、都市圏レベルでの人の流れの推定が必要である。

今まではこうした都市圏レベルの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、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うのはかなり単純化された考え方であるため、道路や鉄道路線単位などの詳細な状況を把握するには、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<sup>2)</sup>、参考になる可能性がある。

そこで、本研究ではまず、都市圏レベルの大規模な人の流れを推定する際に、PT調査データをトリップベースで全数ベースに拡大し、全体を推定する手法を構築する。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。具体的には、都市圏で発生するトリップについてトリップ候補をいくつか生成し、それらを観測値で重み付けすることで各トリップ候補の生起確率を求める。そして、それらを合わせることで、都市圏全体での人の流れの推定を行う。PT調査では同一人物が一日に行った全トリップが得られるが、本研究では、人ベースではなく、トリップベースで推定を行う。年齢、性別、職業などの人の属性を用いることで、より現実に近い全数拡大を行えると考えられるが、一方で、人ベースで推定すると、出発時間や滞在時間などの不確定要素が増えてしまう。本研究では、特に、提案手法により観測値を加味することで推定精度を高くすることができるか、について検討するため、観測値の同化前の全数推定手法には不確定要素の少ないトリップベースを用いる。また、1998年に東京都市圏で行われたPT調査データを用いて検証実験を行った。

具体的な構成は、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<sup>3)</sup>」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<sup>4)</sup>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構築し、統合均衡モデルと融合して推定を行っているものとして、金森ら<sup>5)</sup>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<sup>6)</sup>、兵藤<sup>7)</sup>、山田・羽藤<sup>8)</sup>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（Rattiら<sup>9)</sup>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、Laneら<sup>10)</sup>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Herrera & Bayen<sup>11)</sup>、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<sup>12)</sup>、レーザーデータを用いたものとしてNakamura<sup>13)</sup>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。このように、本研究の新規性として、都市圏レベルでの人の流れの推定に同化手法を融合して、観測値を加味し、より精度を高める手法を提案するという点が挙げられる。また、データ同化手法を融合することの利点としては、モデルによる推定をベースに、モデルの説明力を保持したまま、推定値を補正できることが挙げられる。

## 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、調査対象者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には、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) の値をとりうるであれば、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

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

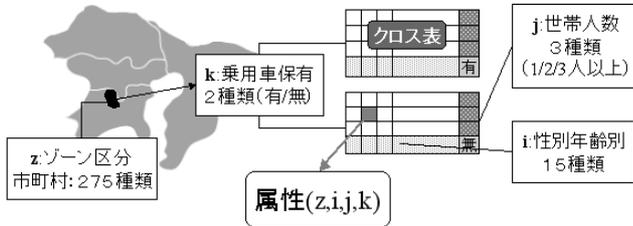


図-1 拡大に用いるデータ内属性の項目

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。

東京都市交通計画協議会によると<sup>14)</sup>、上記の拡大係数設定に利用されるカテゴリの中で、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。

(2) 「人の流れデータ」の概要

Sekimoto et al.<sup>15)</sup>は、PT調査を各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、人の流れデータセット構築を行った。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.<sup>15)</sup>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、国勢調査のメッシュ当たり人口と人の流れデータのメッシュ当たり人口との相関が、0.96, 0.75とある程度保たれている。CSISは2008年より、「人の流れプロジェクト」として、この「人の流れデータ」を公益に資する範囲で申請者に提供を行っている。

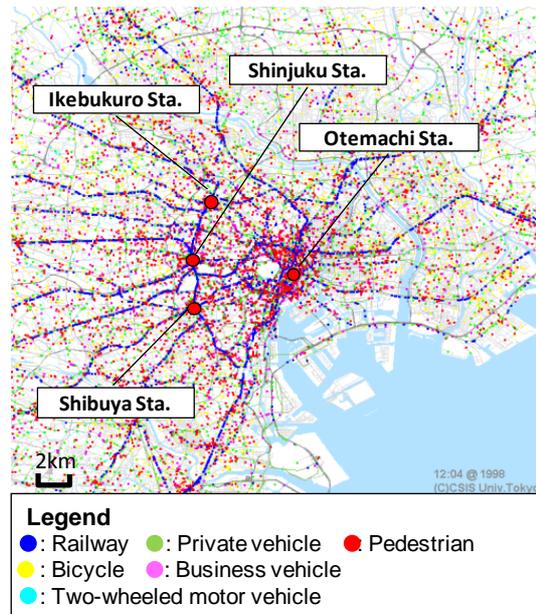


図-2 人の流れデータの表示例 (Sekimoto et al.<sup>15)</sup> より引用)

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。

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、まず全体の概要について述べ、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はモデルと観測データと同化後の推定値の関係を表現したものであるが、黒曲線のようにモデルによって推定値の候補群を生成し、候補群から観測値に最も適する候補を選び、最終的な推定値とすることで、モデルによる推定値と観測値の同化を行う。

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。本研究では、動的モデルとして、発生するトリップに対しトリップ候補を生成する操作を当てはめ、観測モデルとして、観測値の取得に対し各トリ

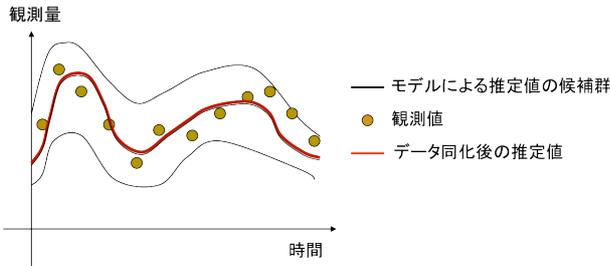


図-3 データの同化イメージ



図-4 パーティクルフィルタ法による重み付け

ップ候補を重み付けする操作を当てはめる。パーティクルフィルタ法では、生成されたパーティクルから予測される観測量と実際の観測値とを比較することで、各パーティクルの重み付けを行う。図-4に、本研究でのパーティクルフィルタ法による各トリップ候補の重み付けのイメージを示す。実線および点線は各トリップ候補を表す。図-4のように、発生するトリップに対し、いくつかのトリップ候補を生成する。そして、各トリップ候補に影響する観測値が得られたとき、その観測値によって重み付けをし、生起確率を求める。詳細な手法については次節で述べる。

## (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(図-5)。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ついて、構成する各トリップに対して、トリップの解候補となるパーティクルを生成する。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。そのイメージを図-6に示す。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。出発時間はトリップの目的や目的地までの距離などが影響してくると考えられるが、本研究では1章で前述したように、提案手法により観測値を加味することで推定精度を高くすることができるか、についての検討に重点を置いたため、サンプルからの実績値をカーネル推定で補間して簡易に与えることにした。移動経路は、

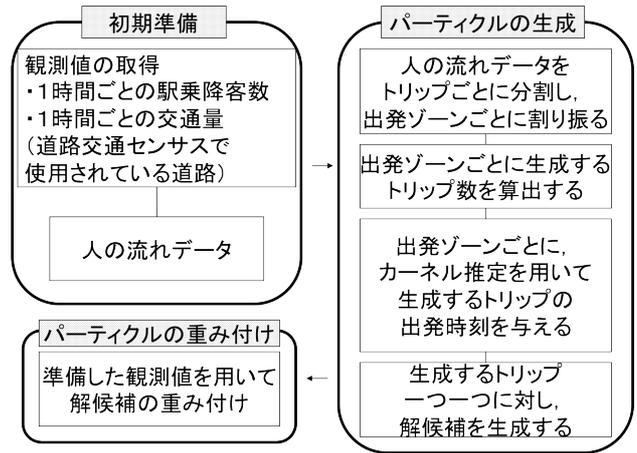


図-5 全体の推定フロー

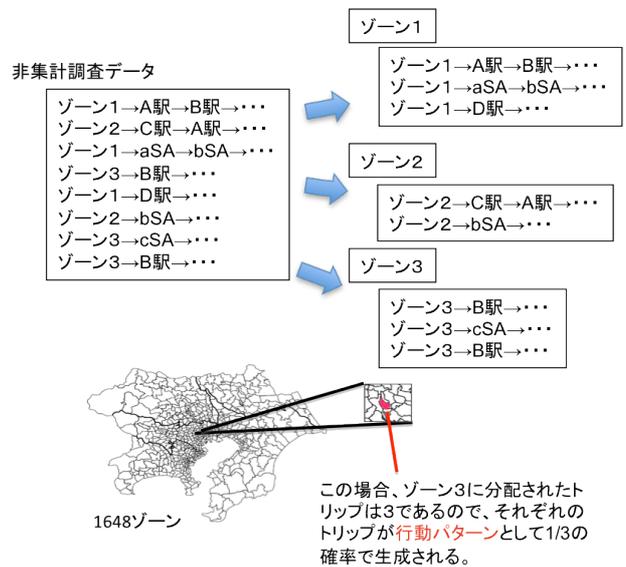


図-6 トリップ集合の生成

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。

## (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、各サンプルに拡大係数を与えることで全数を推定するという手法が用いられている。例えば、東京都市圏では、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している。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。ここで、PT 調査はアンケート調査であるため、〇時 00 分や〇時 30 分などのラウンドナンバーに時刻が偏っている。そのため、人の流れデータから得られる出発時刻の偏りを平滑化することで補正する必要がある。そこで、本研究では、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、 $n$  は標本数、 $x_i$  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。本研究では、このカーネル密度関数を  $x$  を出発時間として、 $n$  に PT 調査のトリップ数、 $x_i$  に各トリップの出発時間を代入することで、出発時間密度関数の算出に用いる。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<sup>16)</sup>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。

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

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

ここで、 $\text{var}$  は標本  $X$  の分散、 $\text{iqr}$  は標本  $X$  の四分位範囲である。

**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(図-7)。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。まず、前述の方法で発生する各トリップについて、解候補となるパーティクルを生成する。その後、推定開始時刻から終了時刻まで、観測値を取得できたタイミングで、その観測値に合わせてパーティクルの重みを更新していく。そして、推定終了時刻まで観測値で重みを更新した後、各トリップごとに標準化を行い、重みの合計が 1 になるように重みを更新する。この操作を、全てのパーティクルの重みの値が収束するまで行う。

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、 $n$  は観測されたパーティクルの数、 $w(i)$  は  $i$  番目の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、式(4)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、観測値による重みの更新と各トリップごとの標準化操作を $n$ 回試行後の重みである。

#### 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

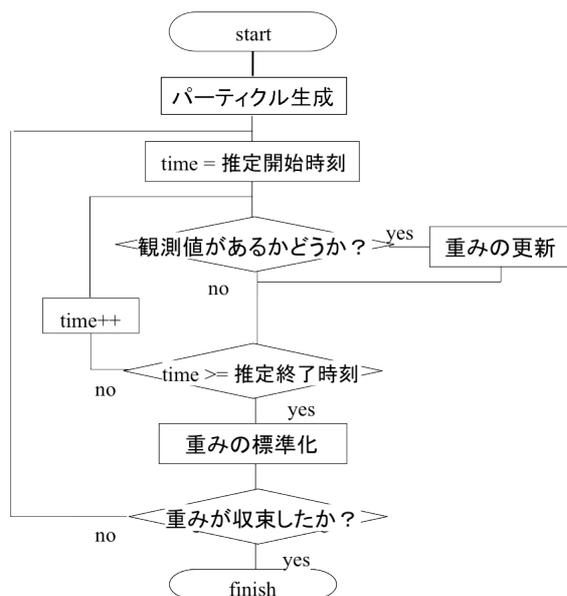


図7 パーティクルの重み付けのフロー

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8）。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）。つまり、本研究の検証実験で用いる観測値は、人の流れデータ自体から成る仮想都市圏で実験のために作成されたものである。

##### (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9に示す。30回ほどの間は変化が大きく、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10に人の流れデータの出発時間の分布、図11に推定された人の流れの出発時刻密度関数について示す。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。また、〇時00分や〇時30分などのラウンドナンバーに時刻が偏っているため、それらラウンドナンバーの時刻の頻度が多くなってしまいう一方で、半端な時刻の頻度は0に近いという状態になっている。例えば、7時00分の頻度は27667であるのに対し、7時01分の頻度は184である。それに対し、図11のように、カーネル推定を行うことで、それらの偏りが平滑化され、さらに、その密度関数は実データの特徴を活かしたものとなっている。

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。

ここで、「単純に拡大」とは、3章(3)のStep2出発時刻の分散までは同様に行った後、ランダムにトリップを選択して行った全数拡大を指す。つまり、この「単純に拡大」した場合と比較することで、観測値を同化することによる効果を検証できると考えられる。

図12は時間帯別の鉄道駅乗車数に対するRMSE、図13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

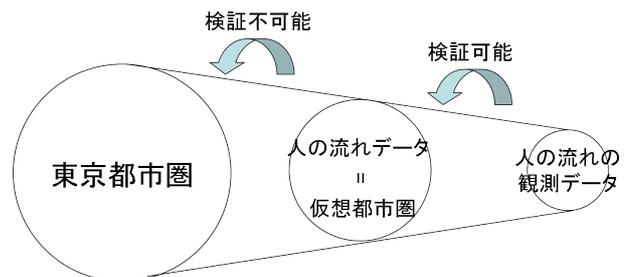


図8 検証方法の概念

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） 真値とみなす80万人分の「人の流れデータ」から作成
		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） 真値とみなす80万人分の「人の流れデータ」から作成
		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	

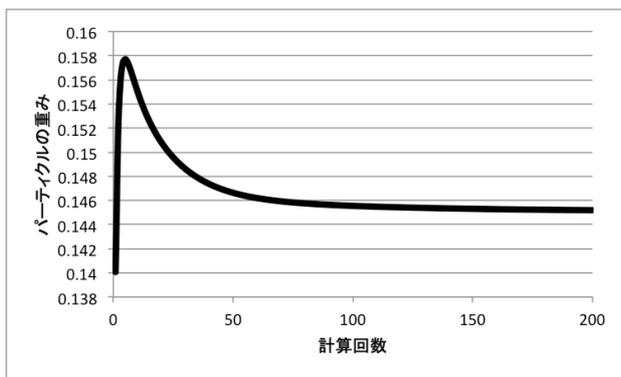


図-9 あるパーティクルの重みの収束状況

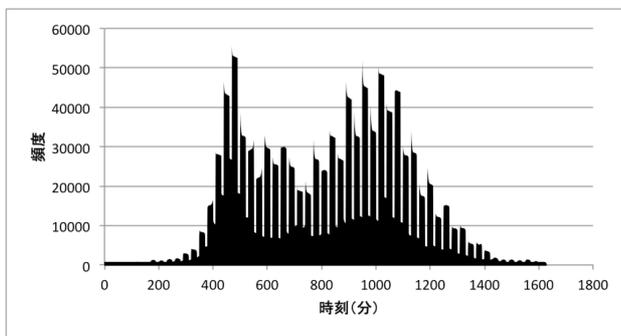


図-10 人の流れデータの出発時間の分布

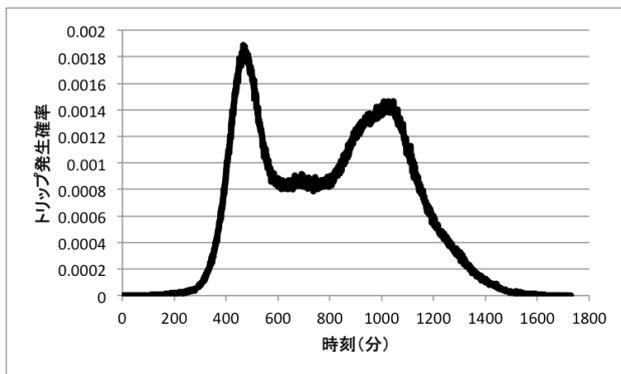


図-11 推定された人の流れの出発時刻密度関数

平均し、平方根をとったものである。また、乗車数と降車数はともに乗り換えは含まれていない。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。これは、朝夕のラッシュ時の移動の多様性に対し、提案手法で生成した各トリップの解候補の多様性が低かったためと考えられる。そのため、何らかの行動モデルを構築するなどして、生成する解候補の多様性を高めることがさらなる精度向上につながると考えられる。その際に、発駅着駅ともに、最寄り駅として複数候補が存在する場合も考えられるため、その組合せを考慮した上で解候補を生成することが望ましい。

また、図-14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-15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。

### (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-16**に乗車数に対する時間帯別RMSE、**図-17**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ます。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-18**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。

## 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。その成果として、以下の2点が挙げられる。まず、提案する手法によって、推定値を観測

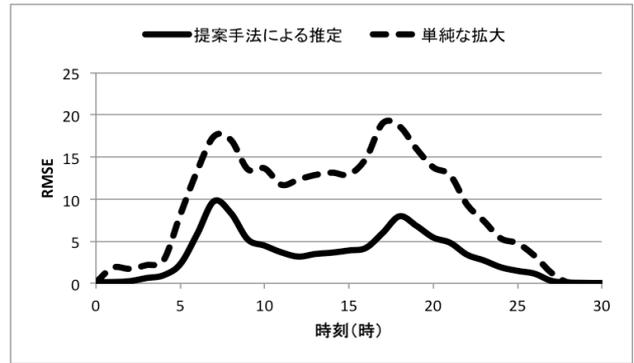


図-14 道路交通センサス対象道路における時間帯別RMSE

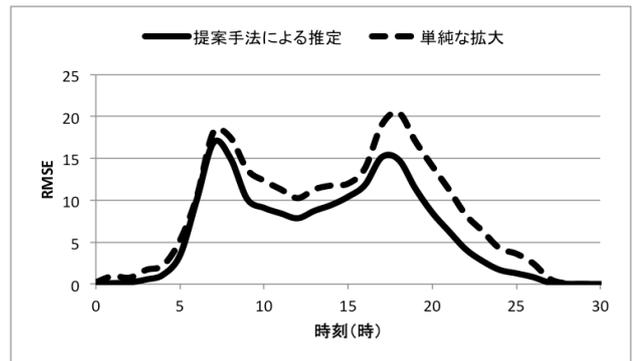


図-15 全道路を対象にした時間帯別のRMSE

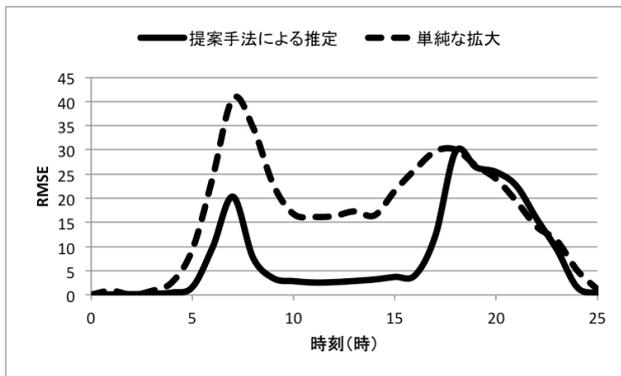


図-12 時間帯別の鉄道駅乗車数のRMSE

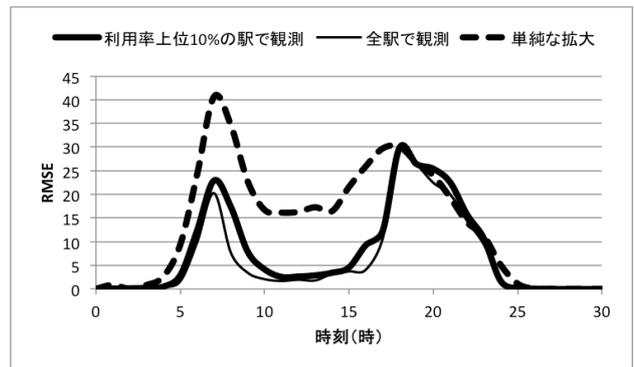


図-16 観測地点として全駅を用いた場合と利用率上位10%の駅を用いた場合の比較(乗車数に対するRMSE)

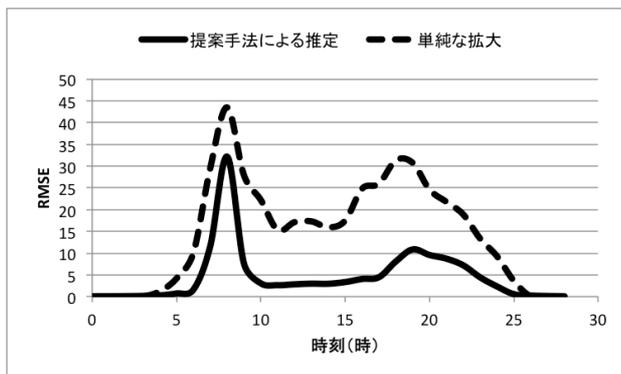


図-13 時間帯別の鉄道駅降車数のRMSE

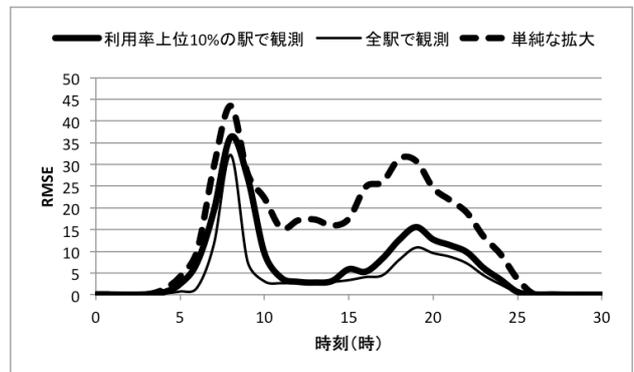


図-17 観測地点として全駅を用いた場合と利用率上位10%の駅を用いた場合の比較(降車数に対するRMSE)

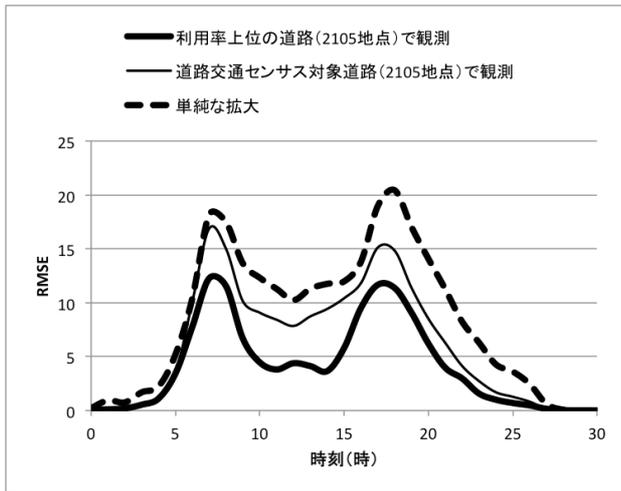


図-18 観測地点として道路交通センサ対象道路を用いた場合と利用率上位の道路を用いた場合の比較

値で補正し、より高精度な人の流れの推定を行うことができることを示した。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。本研究での提案手法では、PT調査データをもとにパーティクルの生成を行っているため、地震や火災発生時などの非平常時の動きを推定しきれない可能性が高い。提案手法により、観測値から推定値を補正することで、ある程度非平常時の影響を加味できると考えられるが、パーティクルの生成手法自体に非平常時の影響を加味できるように改善していく必要がある。さらに、PT調査が主に調査対象地域内の動きを扱っているのに対し、大都市では対象地域外との移動も多いと考えられる。この点に対しても、パーティクルの生成手法を改善し、対象地域外への移動を考慮できるようにしていく必要がある。最後に、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., and Sunagawa, T.: Application of an individual-based model with real data for transportation mode and location to pandemic influenza, *Journal of Infect.*

*Chemother.*, Vol. 13, pp. 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.csis.u-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, pp.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, No. 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連選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. and Frenchman, D.: Mobile Landscapes: using location data from cell phones for urban analysis, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 33, No. 5, pp. 727-748, 2006.

10) Lane, N. D., Eisenman, S. B., Musolesi, M., Miluzzo, E. and 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. and Bayen, A. M.: Traffic Flow Reconstruction Using Mobile Sensors and Loop Detector Data, *Transportation Research Board 87th Annual Meeting*, 2008.

12) 加藤文和: 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, pp. 161-168, 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) Sekimoto, Y., Shibasaki, R., Kanasugi H., Usui, T. and Shimazaki, Y.: PFLOW: Reconstruction of people flow by recycling large-scale fragmentary social survey data, *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 10, No. 4, pp. 27-35, 2011.

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.

(2011.6.22 受付)

## ESTIMATION OF PEOPLE FLOW IN AN URBAN AREA USING PARTICLE FILTER

Toshikazu NAKAMURA, Yoshihide SEKIMOTO, Tomotaka USUI  
and 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.