

# 粒子フィルタを用いた都市域人流推定方式

浅原 彰規<sup>1,a)</sup> 林 秀樹<sup>1</sup>

受付日 2015年4月12日, 採録日 2015年10月2日

**概要:** 本論文では, 粒子フィルタに基づく都市域の人の密度分布の推定技術を提案する. 都市域における人の人数分布は, 様々な意思決定に有用なデータである. しかし, そのデータを収集するのは非常に困難が多い. そこで, 今回, パーソントリップ調査の結果から得られる人の交通行動モデルに対し, 最新の断片的な人の数のデータを用いた粒子フィルタにより補正し, 最新の人の数の分布を推定する方式を提案する. また2回のアンケート調査のデータを用い, 10年前の調査結果を最新のものに補正する実験を行ったところ, 63.3%の区画で誤差 20%以内で人の数が推定できた.

**キーワード:** 人流分析, 位置情報, GIS, 粒子フィルタ

## People Transportation Estimator Based on Particle Filter

AKINORI ASAHARA<sup>1,a)</sup> HIDEKI HAYASHI<sup>1</sup>

Received: April 12, 2015, Accepted: October 2, 2015

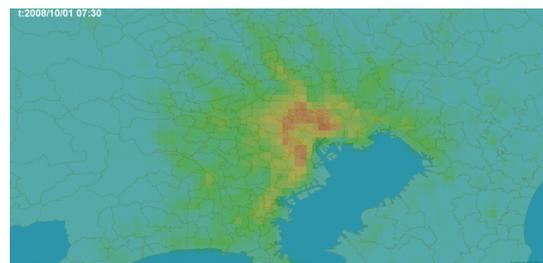
**Abstract:** A Particle Filter based algorithm applicable for predicting the distribution of people is proposed in this article. The number of people is one of the most helpful factors for understanding the situation around urban areas. However, there are many issues to collect directly data of people's locations. The proposed algorithm, hence, is designed to predict the number of people at each location with the past survey result and the count-data of partial people obtained in real time. For the proposed algorithm, various hypotheses of the distribution of people are generated from the past survey result, corrected with the comparison to the people count-data. The experimental comparison among the proposed algorithm and two naive methods are additionally reported in this article. As the result, it is demonstrated that the proposed algorithm has advantages in the precision.

**Keywords:** people flow analysis, location data, GIS, particle filter

### 1. はじめに

人の数の空間的な分布は, 都市域の状況を理解するために特に有用な情報の1つである. 図1に人の数の分布を示したヒートマップ表示の例を示す. このヒートマップ表示では, 人が多い順に赤, 黄, 緑と色分け表示されており, 一瞥してどこにどのくらいの人がいるかが判断できる. このような, 網羅的な人の数の空間的な分布の情報は都市交通, 電力消費管理, エリアマーケティングなど様々な意思決定支援に使用できる. たとえば, 人の多い地域は消費電

力や通信需要が多くなるはずであり, それに見合ったインフラの整備計画に寄与できる. また, より鮮度が高いデータ, たとえば前日までの人の分布の情報があれば, たとえ



Background map: [5]

図1 人口密度分布

Fig. 1 Example of population density.

<sup>1</sup> 株式会社日立製作所  
Hitachi Ltd., Kokubunji, Tokyo 185-8601, Japan  
<sup>a)</sup> akinori.asahara.bq@hitachi.com

ばここ数日人の多い地域のバスを増便するなど、日々の運用に反映できるため有用性は高い。したがって、もし網羅的で鮮度の高い人の数の分布のデータを取得できれば有用である。

通常、居住者の人口分布は、国勢調査などによって調査されている。しかし、居住地の分布では夜間の人の数の分布（夜間人口）でしかない。勤務地などの調査から昼の人口分布（昼間人口）を推定することはできるが、たとえば人の移動が多い通勤ラッシュの時間帯や休日など勤務地以外での人の動向は、正しく把握することができない。つまり、昼間の人の数の分布は、人の交通行動（人がある地点から別の地点へ移動する行動）の計測によってしか把握できないと考えられる。人の交通行動の計測手段として、道路建設の計画策定のために十数年に一度、1日分の人の交通行動をアンケートによって調べるパーソントリップ調査（以降、PT調査とする）がされている[1]。しかし、アンケートで得られるデータは鮮度が高いとはいえず、また、調査日のデータだけしか得られないため、休日の動向などは把握できない。また、道路には交通量や渋滞度をリアルタイムに計測するためのセンサが設置されているが、センサの設置されている道路は限定的であるうえ、それを用いても自動車での移動に関するデータしか得られないため、網羅性は十分ではない。さらに、携帯電話などに搭載されたGPS（Global Positioning System）測位をはじめとする種々の測位デバイス[2]、[3]を用いて人の位置情報を計測し交通網の整備計画などに用いるプローブパーソンという試み[4]が知られている。これにより、人の交通行動を知るのに有用な位置情報が計測できるが、一般の人々の携帯電話などから位置情報を収集するのはプライバシーの観点から好まれない場合が多い。もしそのような情報を収集できたとしても、そのデータをそのまま使用することは困難と考えられる。ほかにも、カーナビゲーションシステムから得られる位置情報や、携帯電話の基地局に蓄積された通話記録、鉄道の乗車記録など、人の交通行動に関するデータは無数にあるが、どれも一長一短があり、網羅的で鮮度が高いという要件は同時には満たされない。

そこで本研究は、任意の日時におけるPT調査と同等の網羅性を持った交通行動データ（以降、拡張PTデータと呼ぶ）を生成することを目的とし、拡張PTデータを高頻度に生成するのに必要な粒子フィルタに基づく交通量の補正方式を提案し、実験により提案方式の有効性を示す。図2に提案方式を用いたシステム構成の例を示す。この拡張PTデータの生成技術では、過去のPT調査の結果から作られる交通行動モデルを、高頻度に入手可能なある領域内の人の数を示すデータ（以降、人数カウントデータと呼ぶ）によって補正し、推定された人数分布を出力する。提案方式では、交通行動モデルに含まれる交通行動を起こす人数を、粒子フィルタを用いて人数カウントデータと照合

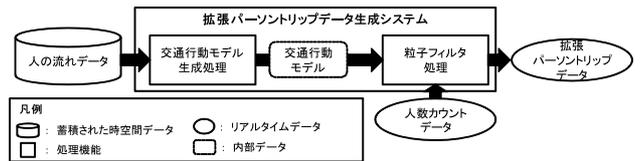
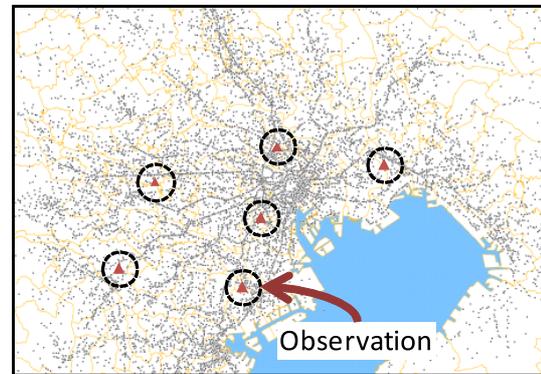


図2 拡張PTデータ生成技術  
Fig. 2 Person-trip data extension.



Background map: [5]

図3 人数カウントデータ  
Fig. 3 Example of PCD.

して補正する。図3に人数カウントデータの例として、無線通信基地局の例を示す。図中の赤い三角形が基地局の位置を示し、黒い点が人の位置を示す。無線通信基地局は、通信中のモバイル機器をつねに認識するため、大部分の人々が無線通信を使う前提ならば、無線通信基地局の通信可能な領域（図中破線の円）の人数カウントデータは定常的に得られる。同様に、いろいろなセンサ、たとえばカメラ、赤外線センサ、POS（Point of sale）システムの購買記録などを用いればセンサの対応領域の人数カウントデータを得られる。人数カウントデータは集計値であり、個人の情報を含まないため、プライバシーの問題なく人の分布の高頻度な推定ができる。提案方式によって、断片的な人数カウントデータをもとにPT調査の交通量を補正し、全体的な人の分布の変動を推定することができる。

## 2. 関連研究

### 2.1 従来の交通行動調査の方法

現在、交通需要の把握のために行われている調査としては前述のPT調査[1]が最もよく知られている。PT調査では、調査対象の地域の居住者5%程度を対象としたアンケートにより、1日の交通行動（以降、トリップと呼ぶ）の情報が収集される。アンケートの調査項目は、回答者の属性（年齢、性別、居住地など）とその日の回答者のすべてのトリップの情報（出発地の住所、出発時刻、目的地、到着時刻、交通手段、移動の目的など）である。このアンケート結果は国勢調査などで調査された居住地や年代ごとの人口全数との比較から各回答者が何人分の集団を代表している

かを示す拡大係数を用いて補正され、交通流のシミュレーション [6] などに活用されている。PT 調査で得られるトリップの情報には、回答者の誤記や記入漏れといった回答不備、出発到着の時刻がきりの良い数字 (13 時 00 分や 15 時 30 分など) へ偏り、出発地や目的地の記載が粗い (たとえば丁目まで書かれていない) など、アンケートであるがゆえの誤差もある。しかし、回答数が十分多いうえ、求められる精度もさほど高くないため、統計的には問題ないとされる。

PT 調査の代替として、携帯電話に定期的に位置情報を送付するソフトウェアを導入し、その携帯電話を用いて一般の人の交通行動を把握するプローブパーソンがある [7]。従来、携帯電話に新たにソフトウェアを導入する点に困難があったが、近年では新規ソフトウェアを導入しやすいスマートフォンが普及したことで、現実的になってきた。プローブパーソンでは、アンケートであった記載漏れや時刻などの偏りがなく、調査の精度そのものは PT 調査よりも高いと考えられる。また、そのようなデータは政府、民間企業、市民など多くのステークホルダに有益であるので、データ交換のための国際標準化も進められている [8]。しかし、プローブパーソンには依然として課題が多く、たとえば位置情報の収集がプライバシー上好ましくないとされたり、通信負荷や測位による消費電力が大きくなったりするなど、一般の人が協力者になるには抵抗感が大きく、協力者が集まらないという致命的な問題を孕んでいる。また、プローブパーソンには PT 調査で得られていたトリップの交通手段の情報がなく、収集したデータをうまく活用する方法が確立していないという問題もある。

ほかに大規模な交通調査としては、交通センサ調査 [9] が知られている。交通センサスの主な目的は、主要道路の断面交通量の調査である。断面交通量とは、ある道路を単位時間あたりに通行する車両や人の数を意味しており、各道路の利用率の評価指標としてよく用いられている。断面交通量の調査は、道路わきに調査員を配置して通行する車両や人の数を数える方法が主流であるが、近年では道路に設置されたトラフィックカウンタを用いて計測された断面交通量も用いられ始めている。トラフィックカウンタは、カメラなどを用いて道路を通過した車両を撮影して数を計るセンサであり、道路を走行する車両のみではあるが、高精度に低コストで常時計測ができるという利点がある。

これらに類似するデータとしては、一般的に VICS 交通情報と呼ばれる、道路に設置された渋滞度を計測するセンサが存在する [10]。VICS 交通情報の計測目的はカーナビゲーションシステムが渋滞を加味した経路探索を行えるようにすることであるため、計測されるのは交通量ではなく、旅行時間 (道路に入ってから出るまでにかかる時間) である。近年では、タクシーなどの特殊車両や、カーナビゲーションシステムの利用者、スマートフォンの所有者な

ど、実際に道路を走行している車両の位置情報を収集することにより渋滞状況を把握できるプローブ交通情報 [11] がある。プローブ交通情報で集まる位置情報の数は多くはないが、プローブ交通情報も VICS 交通情報と同様に旅行時間を把握するのが目的であるので、道路を走行する車両が 1 台あれば計測が可能である。なお、精度の面からは多数いることが望ましい点は変わらない。

## 2.2 確率モデルと密度推定的方式

粒子フィルタを適用するには、一般に系の時間発展を記述する確率モデルが必要である。ここで、確率モデルとは次の状態の確率を計算するための規則を定めたモデルと定義される。したがって、交通調査から得られる人の交通行動をもとにした確率モデルが必要となる。

先行研究のいくつかは確率モデルに基づいており、粒子フィルタにも援用できる。軌跡データへの処理は様々なものがあり、測位誤差を減らすための平滑化処理 [12], [13], 類似する軌跡を取得するためのクラスタリング [14], [15], [16], [17], [18], 代表的な線の抽出処理 [17], [19] などがある。中でも、行き先予測は確率モデルを用いる代表的な例である。具体的には、次の行き先としての確率が最大になる場所が予測結果である。マルコフ連鎖が最もよく用いられ [20], [21], マルコフ連鎖を拡張したものも提案されている [22], [23], [24]。

一方、カーネル密度推定法 [25], [26] は点データの密度分布を推定する方式で最もよく用いられる方式である。カーネル密度推定法では、点の密度を周囲の点からの影響の和で表現する。速度の面からよく用いられる Quadratic カーネル密度推定では、以下の計算式から点  $x$  の密度  $P(x)$  を推定する。

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{Nh^2} \sum_n^N Q\left(\frac{|\mathbf{x} - \mathbf{x}_n|}{h}\right), \quad (1)$$

$$Q(r) \equiv \begin{cases} \frac{6}{\pi} (1-r)^2 & r < 1 \\ 0 & r \geq 1 \end{cases}. \quad (2)$$

ここで、 $N$  は点の全数、 $\mathbf{x}$  は点の位置ベクトル、 $h$  はバンド幅パラメータである。カーネル密度推定法では、すべてのデータを使用する。しかし実際に入手可能な人数カウンタデータは部分的な情報だけを含む。したがって、カーネル密度推定で人数カウンタデータをそのまま適用しても十分な精度は得られない。

## 2.3 従来の課題と本研究の位置づけ

PT 調査によって得られる情報は網羅的であり、交通手段まで分かるなど得られる情報が多いという利点がある反面、調査に時間とコストがかかるという問題があるため、実際には 10 年に一度程度の間隔で特定の 1 日分しか調査

されていない。したがって、利用可能なデータは最大で10年前のデータのみであり、調査の対象となるのも通勤という大きな交通需要があることが分かっている平日が主である。したがって、PT調査のデータを交通需要調査以外の目的、たとえば観光地や商業施設のマーケティングに用いようとした場合、データがあまりに古くて役立たなかったり、休日や年末年始など本来必要な日のデータがなかったりするという問題がある。一方、センサを用いると、常時計測ができるため、日々のデータを継続的に得ることができるという利点がある。しかし、センサを用いて得られる情報は、道路ごとの交通量や旅行時間など、他の用途に用いることが難しいデータのみである。

そこで本研究では、PT調査のデータと交通量や旅行時間を計測するセンサから得られるデータを統合することにより、任意の日であったかもPT調査を行ったかのようなデータ(拡張PTデータ)を生成する技術を開発する。拡張PTデータの生成処理は、リアルタイムに行う人の分布を推定する処理と、それに先がけて事前に行っておく交通行動確率モデルを抽出する処理の2つの処理からなる。今回は、前者のリアルタイムに人の分布を推定する処理として、誤差のある観測値から時間変化する量(たとえばある物体の位置と速度)を推定するために一般的に用いられる粒子フィルタアルゴリズムを適用する。また、後者の処理で抽出される交通行動確率モデルとしては、人の交通行動をモデル化する際によく用いられる四段階推定法を用いる。提案方式では、粒子フィルタアルゴリズムによって交通量が補正され、PT調査の対象と時期の異なる日の拡張PTが生成できるようになる。

なお、粒子フィルタアルゴリズムでは交通行動確率モデルそのものは補正されない。休日や年末年始などの交通行動確率モデル自体が平日と大きく異なる日の拡張PTデータを生成しても、平日の交通行動のうち、休日などの交通行動に近いものを強調する形でしか補正されない。提案方式の交通行動確率モデルは四段階推定法による基本的なものであり、より精度の高い拡張PTを得るには交通行動確率モデル自体の改善も有効と考えられるが、本研究では今後の課題とした。

### 3. 提案方式

#### 3.1 粒子フィルタアルゴリズム

粒子フィルタアルゴリズムは、パーティクルフィルタや逐次モンテカルロ法などとも呼ばれており、確率的に時間変化する系に対し、誤差を含む観測値に基づき、逐次的に系の状態を推定する手法である[27]。なお、ここでいう系の状態とは、2つの系を区別することが可能なときは別の状態、区別不可能なときを同じ状態として規定されるものである。系の区別をつけるため、系の状態を特徴づける多変量を定義し、等しい多変量を持つ系どうしは同じ状態で

あると見なす。以降では、この多変量を状態量と呼ぶ。

本研究における系は「ある地域の人々の位置と交通行動」を意味し、時間発展を記述する数理モデルは交通行動の確率モデルである。また、系の状態は、人の交通行動(すなわち、「ある場所にとどまる」、「電車で2地点間を移動する」など)の集合と定義される。ここで、本研究の目的に立ち返ると、ある都市の地域内での人の数の分布を求め、それを都市機能の維持に役立てる目的では、町や丁目単位でのエネルギーや物資の配分、人の派遣などに用いられることが想定できる。したがって、町や丁目程度の区別がつくような単位で集計された人数が等しければ、それらは同じ状態と見なしてよい。

ゆえに今回は、町や丁目の単位で集計された滞留中の人数と、交通行動の単位で集計された人数を系の状態量と定義する。以降ではある地域にとどまっていて交通行動を始めていない人の数のことを滞留人数と呼び、交通行動の単位とは、人の移動の手段は何か(徒歩、鉄道、自動車など)および交通上の意味の単位の位置(どの道路にいるか、どの鉄道路線にいるか、など)を意味する。たとえば、ある駅から鉄道に乗って別の駅への間を移動している人数が10人いる、X市Y町6丁目に50人が滞留しているなどの人数の集合が系の状態量と想定される。

図4に粒子フィルタを用いた拡張PT生成の手順を模式的に示す。本処理では、事前にPT調査のデータを用いて人の交通行動を表現する確率モデル(交通行動確率モデル)を構築する。ここでいう交通行動確率モデルとは、ある時点の人の数の分布から、その直後の人の数の分布の実現確率を算出されるように定式化されたものを意味しており、PT調査の結果と整合するように構築される。最初に、夜間人口として居住者の人口分布を交通行動確率モデルに与えると、次に実現する可能性の高い人の数の分布の候補となる仮説をいくつか生成する。この仮説はいずれもPT調査が行われた日の人々の行動と類似しており、PT調査を集計した結果と似た仮説は生成されやすく、似ていないものは生成されにくい。その仮説を再度、交通行動確率モデルに与えることを繰り返すと、任意の時刻の人の数の分布が得られるが、それはPT調査が行われた日とまったく同じ条件下での人の数の分布を表したものでしかない。そ

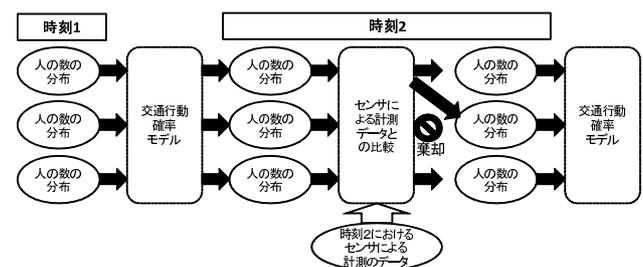


図4 粒子フィルタを用いた拡張PT生成方式の概念図  
 Fig. 4 Illustration of person-trip extension with particle filter.

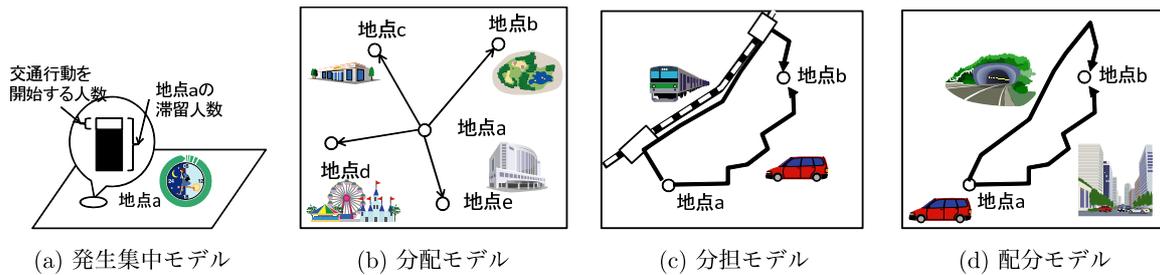


図 5 交通行動モデル  
Fig. 5 Four-step method.

ここで、交通行動確率モデルが生成した人の数の分布を人数カウントデータと比較して両者の一致する度合いを求め、それが低い場合にはその人の数の分布は現状にあわないとして棄却し、その代わりに、より現状にあった別の人の数の分布を採択するようにする。これにより、PT 調査の結果から大きくは外れず、かつ、断片的な人数カウントデータとの一致度合いの高い人の数の分布を得られるようになる。この手順を繰り返すことにより、徐々に人数カウントデータと差が小さい仮説が残っていき、最新の人の分布に近づけていくことができるのである。

3.2 交通行動確率モデル

一般的に人の交通需要の予測に用いられる四段階推定法 [28], [29] では、人の交通行動は、発生集中モデル、分配モデル、分担モデル、配分モデルの 4 段階にモデル化されている [30]。図 5 にそれぞれの概念を示す。

第一の図 5(a) の交通の発生集中モデルとは、各地域から出発する人の数（発生交通量）と各地域に到着する人の数（集中交通量）を決定するモデルである。発生交通量のモデルでは、ある地域に滞在している人のうち、何人が交通行動を始めるかが定式化され、他方、集中交通量のモデルではある地域に到着する人数がモデル化される。この際、交通量の全数は生成交通量と呼ばれ、国勢調査 [9] などの PT 調査とは別の調査によって得られる昼夜間の人口を用いることができる。

図 5(b) の分配モデルとは、交通行動をとろうとしている人それぞれについて出発地域 (Origination) と到着地域 (Destination) の組を決定するモデルである。つまり、交通分配モデルはトリップの発生頻度を定める。このモデルによって決定される出発地域と到着地域間のトリップ数は、OD 交通量と呼ばれている。

図 5(c) の分担モデルは、移動時にどのような交通手段 (自動車、電車、徒歩など) を用いるかを定めるモデルであり、各交通手段ごとの移動人数は分担交通量と呼ばれる。OD 交通量は分担モデルに従って交通手段ごとに割り振られる。

その後、図 5(d) の配分モデルによって経路の配分が行われる。これは、同一の交通手段の中でも複数の経路が存

在することを想定した配分である。たとえば、病院へ行く人を想定すると、ある人は近くの駅から電車で移動し、ほかの人はタクシーを使うかもしれない。配分モデルはこれらの複数の経路に対して、何人がどの経路を選ぶかを配分する。そのときの経路ごとの交通量は交通量配分と呼ばれる。

交通行動のモデルのパラメータは、何らかの方法で定めなければならない。PT 調査のデータには各人がどの時刻にどのような交通行動をとったかの情報が含まれており、また、拡大係数を定めると各交通行動ごとの人数も求めることができるため、時間帯や地域ごとの交通行動の発生率を集計した結果を交通行動確率モデルとして使用できると考えられる。今回は、PT 調査を元に生成された人の流れプロジェクト [1], [31], [32] のデータ (以降、人の流れデータと呼ぶ) を用いた。人の流れデータは、PT 調査により収集されたトリップの記録に対して交通網の経路探索などの内挿処理を施した位置情報のデータであり、1 分おきに全人物がどの地点にいたかが緯度経度で記録されている。各データには、「夜間人口は国勢調査の居住者人口と等しい」という仮定の下で算定された拡大係数が付与されており、全数への補正も可能である。

本研究では、これらの四段階推定法の交通行動モデルに基づき、人の交通行動を確率過程としてモデル化する。これを四段階マルコフモデルと呼ぶ。以降では、人の流れデータを用いた交通行動確率モデルについて述べる。

3.2.1 発生集中交通量

発生集中モデルでは、各地点に滞留する人のうち移動を開始する人の割合は、事前に設定された時間幅内では一定であるとしてモデル化する。この時間幅は交通行動を表現するのに適したものが選定される。i 番目の時間幅での地点 a からの出発者比率  $\gamma_{a,i}$  は以下の式で計算できる。

$$\gamma_{a,i} = \frac{1}{T_h} \sum_{t=h(t)} \frac{G_a(t)}{M_a(t-1)}, \tag{3}$$

ここで  $G_a(t)$  は地点 a から時刻 t に出発した人数、 $M_a(t)$  は滞留中の人数であり、いずれも PT 調査から得られる。また、 $h(t)$  は t の所属する時間幅をあらわし、 $T_h$  は時間幅内の時刻のステップ数である。すなわち  $h(t) = \text{floor}(\frac{t}{T_h})$

と計算される。

時刻  $t$  の地点  $a$  における滞留人数を  $S_a(t)$  とすると、発生交通量の期待値  $\bar{G}_a(t)$  は

$$\bar{G}_a(t) = \gamma_{a,h(t)} S_a(t-1). \quad (4)$$

と計算できる (なお、滞留人数  $S_a(t)$  は交通行動確率モデルのもとでの過程において定まる量である)。ある時間間隔で確率的に発生する離散的な事象を数えた数はポワソン分布に従う [33] ので、本来、この発生集中モデルにおける交通行動を開始する人の数もポワソン分布に従う。しかし、ある地点にいる人数が十分多いときにポワソン分布に従って人の交通行動を再現しようとする、大数の法則からその結果は期待値とほとんど差はなくなると考えられる。これは、粒子フィルタにおいて設定されるべき仮説は、本来は同じ日の繰返しではないという点に起因する。すなわち、人の交通行動の挙動が異なる日を再現する目的では、人の交通行動の傾向そのものが日によって異なるとしなければならないということである。

そこで、提案方式では、この  $\gamma_{a,i}$  が、時間幅ごとに確率的に変動するものとし、発生交通量はその期待値をそのまま用いることとする。これにより、状態量を  $\gamma_{a,i}$  と変更し、発生交通量はそれに従属する形で間接的に確率的な挙動を示すことになる。今回は、1.0 を中心とする一様分布 (たとえば、0.5 から 1.5 の区間の一様分布) から得られる値  $\alpha_{i,a}$  を  $\gamma_{a,i}$  に乗算して変動させ、負値や期待値が現人口を超えた場合に最大値にすることとした。

### 3.2.2 交通量配分のモデル

OD 交通量は、時間帯ごとの出発地ごとの発生交通量に対する目的地 (トリップの到着地) の比率から決定する。時間帯  $i$  での人の流れデータにおける地点  $a \rightarrow b$  のトリップの OD 交通量  $\mathcal{D}_{a,b}(t)$  は、

$$\lambda_{i,a,b} = \frac{\sum_{h(t)=i} \mathcal{D}_{a,b}(t)}{\sum_{h(t)=i} \mathcal{G}_a(t)} \quad (5)$$

となる。数式中の  $\lambda_{i,a,b}$  は  $a$  を出発地とする  $i$  番目の時間帯  $h(t)$  に発生したトリップのうち  $b$  を目的地とするトリップが占める割合で、目的地に関する和  $\sum_b \lambda_{i,a,b} = 1$  を満たす。本交通行動確率モデルのもとでの  $a$  を出発地とする交通量配分の確率過程は、目的地の候補  $b_1, b_2, \dots$  の中から  $\lambda_{h(t),a,b_1}, \lambda_{h(t),a,b_2}, \dots$  の確率のもとで 1 つを選ぶ試行を発生交通量の期待値  $\bar{G}_a(t)$  回繰り返したことに相当し、確率分布としては多項分布となる。したがって、目的地候補ごとの OD 交通量  $x_{b_1}, x_{b_2}, \dots$  の確率分布は

$$P_{i,a,b}(x_{b_1}, x_{b_2}, \dots) = \frac{\bar{G}_a(t)}{x_{b_1}! x_{b_2}! \dots} \lambda_{h(t),a,b_1}^{x_{b_1}} \lambda_{h(t),a,b_2}^{x_{b_2}} \dots \quad (6)$$

である。

交通量配分についても、発生交通量と同様に交通行動が期待値に収束するという問題がある。そこで提案方式では  $\lambda_{h(t),a,b_1}$  が、時間幅ごとに確率的に変動するものとし、交通量配分は期待値をそのまま用いることとする。ここで、 $\lambda_{h(t),a,b}$  は、目的地の選択に関するパラメータであるので、同一の目的地  $b$  を持つ  $\lambda_{h(t),a,b}$  については時間帯  $h(t)$  が変わるたびに、出発地  $a$  によらない確率的な変動をうけるものとした。これは、ある目的地が特に人を誘引するようになった、もしくは、誘引しなくなった、という観点での仮説を作ることを意味する。今回は、時間帯  $h(t)$  が変わるたびに、目的地  $b$  ごとに 1.0 を中心とする一様分布 (たとえば、0.5 から 1.5 の区間の一様分布) から  $\beta_{i,b}$  を得て、それを  $\lambda_{h(t),a,b}$  に乗算して変動させ、同一の出発地の  $\lambda_{h(t),a,b}$  の和で除算して正規化した。すなわち

$$\lambda'_{i,a,b} = \frac{\lambda_{i,a,b} \beta_{i,b}}{\sum_{b'} \lambda_{i,a,b'} \beta_{i,b'}} \quad (7)$$

を用いた。

### 3.2.3 分担交通量と交通量配分

分担交通量と交通量配分を決定するには、当該地域における道路の接続関係や鉄道路線の乗り入れ、バスの路線図などの情報が必要であるが、その情報を整備することは容易ではない。今回、分担モデルと配分モデルとしては、人の流れデータに含まれているトリップの中から 1 つを等確率でランダムに選択することとした。つまり、実際に行われた交通手段および経路をそのまま分担モデルと配分モデルに採択した。もし、人の流れデータ以外で使用できる情報があった場合 (たとえば、プローブパーソンのサンプルがある場合) には、単純に候補として追加することもできる。

### 3.3 提案方式

前節の議論をまとめると交通行動の確率モデルである四段階マルコフ確率モデルが定義できる。四段階マルコフ確率モデルを決めるのには出発率  $\gamma_{a,h(t)}$ 、OD 分配率  $\lambda_{i,a,b}$ 、トリップ情報 (OD、交通手段、トリップの出発時からの経過時間ごとの位置) を決定する必要がある。

提案方式の状態量は、人の状態とその状態にある人の数を示す 2 つの表からなる。表 1 は地点ごとの滞留人数である。また、表 2 は交通行動をしている最中の各状態にある人の数である。この表の「人数」は状態量の変数であり、ほかの列は人の状態を特定する意味を持つ。さらに、確率的に変動する  $\alpha_{i,a}$ 、 $\beta_{i,b}$  が状態量に加えられる。これらを

表 1 滞留人数

Table 1 The number of staying people.

名称	意味
地点番号	町・丁目単位での位置
人数	滞留人数

表 2 交通行動ごとの人数

Table 2 The number of moving people.

名称	意味
トリップ番号	トリップを一意に指定する値
経過時間	トリップを始めてからの経過時間 (分)
時間帯	トリップの始まった時間帯 (時)
出発地点番号	町・丁目単位で出発地を示す番号
目的地番号	町・丁目単位で目的地を示す番号
ゾーン ID	現在位置がどのゾーン内かを示す番号
人数	人の数

表 3 地点参照データ

Table 3 Location reference table.

名称	意味
地点番号	町・丁目単位での位置
緯度経度	当該町・丁目の代表点の緯度経度

表 4 トリップ参照データ

Table 4 Trip reference table.

名称	意味
トリップ番号	町・丁目単位での位置
時刻	トリップを始めてからの経過時刻 (分)
時間帯	トリップの始まった時間帯 (時)
緯度経度	この時間経過後の位置の緯度経度
交通手段	この時間に使用している交通手段

あらかじめ定めた順序で一列に並べると、状態量はベクトル  $v = v_1, v_2, \dots$  によって表現できる。

表 1 と表 2 は滞留地点やトリップの始終点を地点番号の形で持つ。そのため、状態量を空間的な人の分布へ割り付けるためにはほかの情報が必要である。表 1 は地点番号を用いて位置が示される。地点番号は PT 調査に記述される住所の最小単位である町・丁目それぞれに与えられる一意の番号であり、表 3 の地点参照データに格納される。これにより地点番号を決めると滞留している位置の座標値が定められる。また、表 4 は、表 2 で特定された各トリップの途中の位置を示し、トリップ中を進行している人の位置を得ることができる。トリップ番号は人の流れデータの中に存在したトリップそれぞれに与えられた一意の番号であり、トリップ番号と当該トリップを始めてからの経過時間を与えると、座標値が一意に定まる。なお、本来は同じ道路上に自動車が多くなると渋滞が発生し、トリップが遅れることも考えられる。しかし、それを加味するには全トリップから道路ごとの交通量を算出して道路幅などから渋滞度を推定して移動速度に反映させなければならず、多大な計算時間を要する。一方、人の流れデータは PT 調査の所要時間をもとに移動速度が計算されており、結果的に混雑した道路を通るトリップは移動速度が遅くなっている。これは渋滞を定数で近似したことに相当し精度への影響は少ないと想定される。そこで今回は簡単のため、渋滞につ

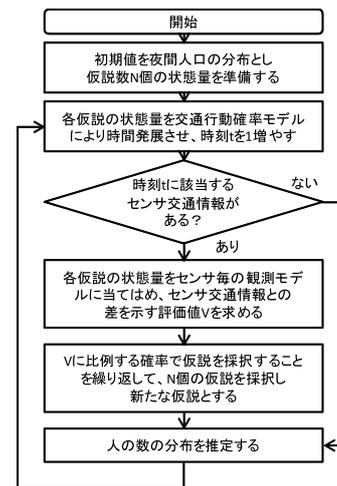


図 6 提案アルゴリズム

Fig. 6 Proposed algorithm.

表 5 カウントデータの構造

Table 5 Count-data structure.

名称	説明
ゾーン ID	人数カウントを行うゾーンの ID
人数	実際にそこにいた人数

いての計算は省略した。なお、この近似が大きく影響する場合、たとえば大型イベントにより道路が混雑する場合は、考慮が必要と考えられる。

以上を用い、拡張 PT を生成するための粒子フィルタのアルゴリズムは図 6 に示すようになる。粒子フィルタアルゴリズムでは、状態量  $N$  個を確率モデルに従って時間発展させる。たとえば、ある時刻  $t$  [分] の状態量  $S(t)$  に、条件と観測値を与えて粒子フィルタアルゴリズムを適用すると時刻  $t+1$  分の状態量  $S(t+1)$  が得られる。

まず、最初に  $N$  種の仮説を生成する。初期の状態量は、前述のとおり夜間人口を用いるので、表 1 の人数は人の流れデータの午前 0 時 0 分の分布で、表 2 の交通行動ごとの人数はすべて 0 と設定される。なお、過去の人口分布が現在と異なるためランダムな揺らぎを加える必要がある点に注意が必要である。

初期化の後、状態量表 1 と表 2 を上記の四段階マルコフモデルに基づき仮説を時間発展させる。この時間発展の結果に対し、対応する人数カウントデータがある場合は仮説を評価する。この処理では、それぞれの仮説に対し、人数カウントデータと同じ方法で計測を行った場合に得られるであろう数値を仮想的に計算し、人数カウントデータとの差を仮説の妥当性の指標として計算する。今回は推定結果の二乗誤差をこの妥当性の指標とした。表 5 に人数カウントデータのデータ構造を示す。人数カウントデータはゾーン ID で一意に指定されたゾーンごとに実際にそこにいた人数を示すデータである。 $R_{PCD,j}$  をゾーン ID が  $j$  の人数カウントデータにおける人数の値とし、全体のゾーン数が

$J$  個とすると,  $i$  番目の仮説の妥当性の指標  $V_i$  は以下のとおりとなる.

$$V_i = \left( \sum_{j=1}^J \frac{1}{j} (R_{i,j} - \mathcal{R}_{PCD,j})^2 \right)^{-1}, \quad (8)$$

ここで,  $R_{i,j}$  は  $j$  番目の人数カウントデータに対応するように  $i$  番目の仮説内で擬似的に作成されたデータである. たとえば, 人数カウントデータとして無線基地局とつながる人数を使う場合,  $R_{i,j}$  は  $i$  番目の仮説において  $j$  番目の基地局の周囲にいる人数である. 以降では, 粒子フィルタにおける尤度がこの  $V_i$  に比例するものと扱う.

推定結果は,  $V_i$  に関する重み付き平均で計算される. たとえば, ある地域の人々の数  $\tilde{N}$  は以下の方法で計算できる.

$$\tilde{N} = \sum_i \frac{V_i}{\sum_l V_l} N_i, \quad (9)$$

ここで,  $N_i$  は,  $i$  番目の仮説における同地域内の人数であり, Quadratic カーネル密度推定法で求まる.

さらに次の時刻に進む前に,  $V_i$  が低い仮説を棄却する. この処理では, 仮説の妥当性をもとに, 次に使用する仮説が選択されるため,  $V_i$  が高い仮説ほど選ばれやすくなるようにランダムに仮説を選択してその状態量を複製する. 今回は  $i$  番目の仮説が採択される確率  $P_i$  が

$$P_i = \frac{V_i}{\sum_k V_k} \quad (10)$$

となるようにした. 複製された状態量は, 再び次の時刻の状態量の推定に用いられる.

以降, この手順を繰り返し適用し, 徐々に最新時刻の状態量に近づけていく. これにより現在の計測データと矛盾が少なく, かつ PT 調査とも整合する仮説を得ることができる. ひいては, 現実の人の交通行動を推定できたと見なせるのである.

なお, 提案方式により補正できるのは, トリップごとの交通量である点に注意を要する. 提案方式で扱われるトリップは表 4 のトリップ参照データに含まれるトリップのみであり, たとえば新設の交通機関を用いたトリップや平日には発生しないトリップは, 仮説に含まれない. ゆえに, 交通行動がトリップ参照データと大きく異なる日の拡張 PT データを生成するには, たとえば表 3 の地点参照データの全地点間のトリップを網羅的に経路探索するなど, トリップ参照データを充実させる別の手段が必要である.

## 4. 実験

### 4.1 実験条件と評価基準

提案方式を既存の方法と比較するために, 2 つの人の流れデータを用いて精度を評価する実験を行った. 前述のとおり, 人の流れデータは PT 調査の結果を経路探索で内挿処理したもので, 平日 1 日分の人の位置が 1 分おきの緯

表 6 人の流れデータ 東京 (H20) 概要

Table 6 PFLOW 2008 Tokyo dataset summary.

項目名	内容
使用データ	人の流れプロジェクト [31] 東京都市圏 (H20) の位置情報
サンプリングレート	1 分に一度
件数	毎分約 60 万人分
時間	0 時 00 分~24 時 00 分

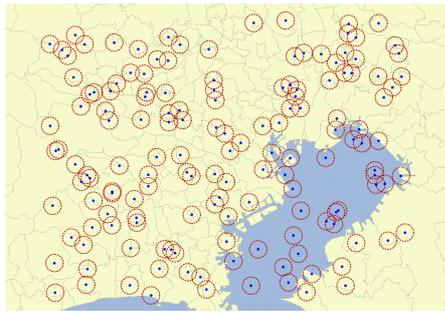
表 7 人の流れデータ 東京 (H10) 概要

Table 7 PFLOW 1998 Tokyo dataset summary.

項目名	内容
使用データ	人の流れプロジェクト [31] 東京都市圏 (H10) の位置情報
サンプリングレート	1 分に一度
件数	毎分約 60 万人分
時間	0 時 00 分~24 時 00 分

度経度で記録されている. 今回用いたのは東京の人の流れデータの表 6 の H20 年 (PFLOW2008) と表 7 の H10 年分 (PFLOW1998) である. これらの元になる PT 調査はそれぞれ平成 20 年および平成 10 年の 10 月~12 月に行われたもので, 当該期間中の土日祝日と前後日を除いた, ある平日 1 日分のトリップをアンケート調査したものである. この調査は全人口の 2% 程度へのサンプリング調査であるが, 各データには居住者人口に基づく拡大係数が付与されており, 全数へ補正ができる. なお, 過去の交通網の再現が困難なため, 内挿処理における経路探索に用いる交通網は PFLOW2008 と PFLOW1998 のいずれも平成 20 年時点のものが用いられており, 鉄道や道路の新規開通などは反映されない. 本実験では, PFLOW1998 から構築される交通行動確率モデルを PFLOW2008 から擬似的に生成された人数カウントデータで補正し, どの程度 PFLOW2008 の人の数の分布全体を再現できるかを評価する. PFLOW1998 と PFLOW2008 は, 時期が 10 年異なる以外ほぼ同じ条件での調査結果に基づいており, 通勤時に郊外から鉄道で都心部へ向かう傾向は共通である. そのため交通行動中の人の分布の差は小さいが, 居住地や勤務先の分布, すなわちトリップの始点終点の傾向には差がある. よって本実験では, 提案方式による始点終点ごとのトリップ数の補正の効果が評価できる. なお, 平日の交通行動確率モデルで休日の交通行動を再現できるかという交通行動確率モデル自体の評価は対象外とした.

擬似的な人数カウントデータとしては, 擬似的な無線通信基地局を想定した地点データをランダムに生成し, PFLOW2008 における毎分の周囲にいる人の数を用いた. 図 7 に地点データを示す. 青い点が 150 点の地点データ, まわりの赤い円は半径が 2 km の領域であり, 人数を数える範囲を示す. もし 1 人の人が複数の無線通信基地局と紐



Background map: [5]

図 7 人数カウントの領域  
Fig. 7 Observed areas.

づく場合は、より近いほうで算定されるようにした。  
本実験では、提案方式は仮説数を 100、交通行動確率モデルの時間幅は 5 分、 $\alpha_{i,a}$  は 0.5~1.5 の一様乱数、 $\beta_{i,a}$  は 1.0~2.0 の一様乱数のもとで時間幅 5 分おきに更新し、半径 2km のカーネル密度推定法を用いた分布推定により、500m × 500m グリッド内の人数を算出した。なお、この  $\alpha_{i,a}$  と  $\beta_{i,a}$  は上記仮説数のもと精度が高くなるよう調整されたもので、 $\alpha_{i,a}$  はトリップの総数変動しないよう期待値 1.0 に制約される ( $\beta_{i,a}$  はその制約はない)。

精度の評価基準としては、PFLOW2008 をそのまま用いた場合の推定結果を同様に準備して真値とした。この真値と推定値の比較により精度が評価できるが、その指標には注意を要する。単純に誤差の大きさの平均では、人口の集中する地域の誤差が強くなる(たとえば、1 万人いる地域では誤差 1 割でも千人にもなる)、誤差と真値の比では人口の少ない地域の誤差が強くなる(たとえば、1 人しかいない地域で 100 人の誤差は、真値の 100 倍)。提案方式は地域ごとの人口の多寡とその変動を推定することが目的なので、このような不均一は望ましくない。そこで、正しい推定結果が得られた地域の面積をもって推定精度とする。今回はグリッドごとに推定値と真値の差と真値の比が閾値未満であるならば推定結果は正しいとし、その割合を求めた。なお、誤差と真値の比の平均は 15%~20% 付近だったため、方式ごとの差異がよく現れるように閾値を 20% とした。

また、比較のため、3 つの従来方式での評価も行った。1 つは単に最新の調査を使う、つまり PFLOW1998 をそのまま用い、半径 2km の Quadratic カーネル密度推定を適用する方法である(以降、PFLOW1998 とする)。2 つ目は最も近くの人数カウントデータの人口密度を用いる最近傍法(NN 法)を用いた。本実験の人数カウントデータは半径が 2km の円内の人数なので、それを  $4\pi \text{ km}^2$  (円の面積)で割り  $4 \text{ km}^2$  (グリッドの面積)で乗算することによりグリッド内の人の数へと変換できる。3 つ目としては、今回用いたモデルのうち、 $\alpha_{i,a}$ 、 $\beta_{i,b}$  をいずれも 1 に固定したモデル(以降「モデル」とする)による方式を評価し

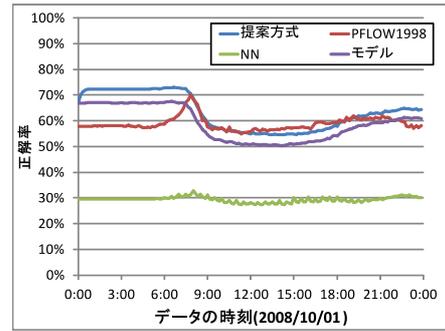


図 8 精度の比較  
Fig. 8 Accuracy comparison.

た。「モデル」では初期の人口分布に加えたゆらぎのみが反映されており、夜間人口が補正された後はすべての仮説が同一となり、提案方式の仮説数を 1 にした場合に近い挙動を示すと考えられる。なお、実行環境は Java で実装して JDK7 Update 13 を用い、Intel Core i7-3980K 3.2 GHz、RAM 32.0 GB のコンピュータを使用し、提案方式は 1 日分の計算におよそ 8 時間要した。したがって、提案方式はリアルタイムな推定に十分な処理速度であった。

#### 4.2 結果と考察

図 8 に実験結果の推定精度を示す。縦軸は推定の正解率、横軸は予測対象となった時間である。平均で PFLOW1998 の精度は 58.8%、NN の精度は 29.4%、モデルのみでは 58.8% であった。一方、提案方式では最も高い 63.3% であった。この結果は提案方式が効果的に機能することを示している。上述のとおり、PFLOW1998 と PFLOW2008 は大まかな傾向は共通で内挿に用いた交通網も同一なため、PFLOW1998 は 8:00 前後の移動中の人の分布が PFLOW2008 と近くなった結果、精度が改善している。他方、提案方式では推定の開始直後に精度が高くなるが、同時間帯から PFLOW1998 とさほど差がなくなる。

提案方式は、トリップの発生数を変えた多数の仮説を用意し、後の人口変動から結果的に正しかった仮説を採択する方式である。そのため、通勤時のように大量のトリップがいっせいに発生する場合、それに見合う仮説数を用意して確率的な変動の幅を大きくしなければ、正しい仮説が生成されず、精度が低くなってしまふ。すなわち、本実験の仮説数 100 は、早朝のトリップ数が少ない時間帯では十分であっても、通勤時の多数のトリップの目的地を網羅するには不十分であったと考えられる。実際、夕方、帰宅時の移動は、朝とトリップ数自体は同じでも発生する時間帯がばらつくため、提案手法の精度は高くなっている。また、「モデル」では早朝は PFLOW1998 より高精度だが、通勤時間帯以降は逆転している。しかし、提案方式は初期以降ではつねに「モデル」よりも高い精度を維持している。すなわち、PFLOW1998 と「モデル」の差は夜間人口の補正

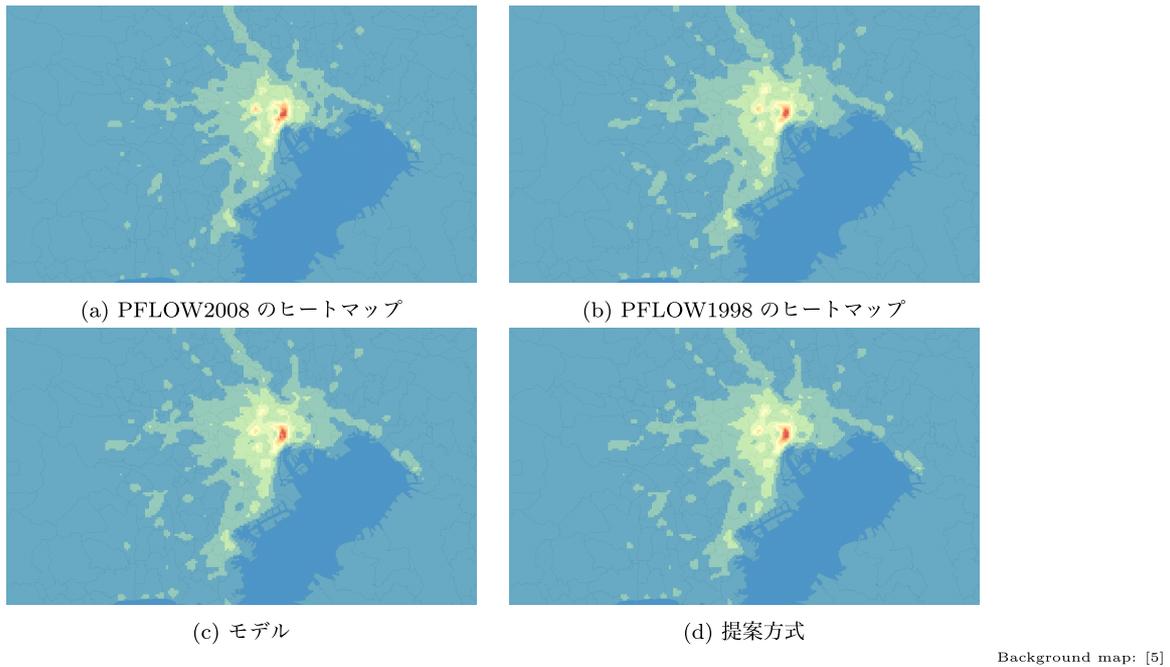


図 10 7:30 のヒートマップの比較  
 Fig. 10 Comparison among heat maps at 7:30.

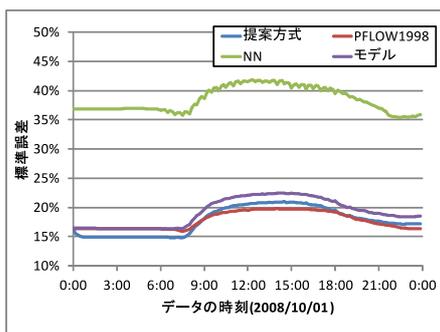


図 9 誤差の比較  
 Fig. 9 Error comparison.

分、「モデル」と提案方式の差は仮説数に起因すると解釈できる。分散処理などで今回の実験環境より多くの仮説を用いた計算ができれば、さらに精度は改善すると推定される。

図 9 に推定値と真の値の差の絶対値を真の値で除算して得られる標準誤差の平均値の変動を示す。縦軸は推定の平均の標準誤差、横軸は予測対象となった時間である。平均は、PFLOW1998 は誤差 17.8%、NN の精度は 38.5%、モデルのみでは 19.2%であった。提案方式は PFLOW1998 とほぼ同等で、17.8%であった。このグラフに関しても挙動は正解率の評価と同様であり、朝の動きが少ない時間帯では提案方式の精度が高いが、急激な交通量が発生した後は、従来並みの精度になっている。

図 10 に実験で作成した午前 8 時 30 分のヒートマップの比較を示す。図 10 (a) は、PFLOW2008 のヒートマップであり、真の値の分布である。(b)、(c) は明らかに精度の低い NN 法を除く従来手法の結果であり、(b) は PFLOW1998、(c) はモデルの結果である。また、(d) が提案方式のヒート

マップである。これらのヒートマップは、それぞれ非常に類似している。(a) で黄色で示された地域は (b)、(c) のよりも狭く、そこが 10 年で変化した部分と考えられる。(d) の提案方式で赤く示された地域もほぼ、(b)、(c) と同等であるが、わずかに黄色の領域が狭くなっており、PFLOW2008 に近くなっている。

## 5. おわりに

本研究では、人の数の分布を網羅的、かつ高頻度に把握することを目的に、四段階法に基づく交通行動確率モデルを元に、無線基地局などの周囲の人の数である人数カウントデータを観測値とする粒子フィルタを適用する方式を提案した。また、1998 年、2008 年の人の流れデータを用い、10 年前の PT 調査に基づくモデルを最新の人数カウントデータで補正できるか評価したところ、提案方式は誤差 2 割の領域が 63.3%となる、高い再現性を示した。これにより、提案方式の有効性が示された。

今回、人の交通行動モデルの中で、人が交通手段や経路を選択する行動のモデルに相当する分担モデルと配分モデルは、人の流れデータに登場している経路、つまり最短経路をそのまま用いているが、実際の人の交通行動とは大きく異なる。また、土日祝日など、交通行動モデルが PT 調査時点と大きく異なる場合もある。これを改善するために、人の交通行動モデルを拡張することは今後の課題である。

## 参考文献

- [1] 東京都市圏交通協議会事務局：パーソントリップ調査とは、入手先 (<http://www.tokyo-pt.jp/person/>).

- [2] 興梠正克, 大隈隆史, 蔵田武志: 歩行者ナビのための自蔵センサモジュールを用いた屋内測位システムとその評価, モバイル学会シンポジウムモバイル 08 予稿集, pp.151-156 (2008).
- [3] Loopt: Loopt<sup>®</sup>, available from <http://www.loopt.com/>.
- [4] 羽藤英二: プロブパーソンの世界 (特集 社会を支えるクルマと技術), 自動車技術, Vol.67, No.2, pp.16-19 (2013).
- [5] 国土地理院: 国土基盤地図情報 1/25000, 入手先 <http://www.gsi.go.jp/kiban/index.html>.
- [6] Japan International Cooperation Agency: 交通需要予測パッケージ STRADA, 入手先 <http://www.intel-tech.co.jp/strada/strada.html>.
- [7] 熊本大学交通計画系研究グループ: 「スマくま」, 入手先 <http://www.cps.kumamoto-u.ac.jp/smart-pt/>.
- [8] Open Geospatial Consortium: OGC Press Releases: The OGC Forms Moving Features Standards Working Group, available from <http://www.opengeospatial.org/pressroom/pressreleases/1785>.
- [9] Statistics Bureau, the Ministry of Internal Affairs and Communications of Japan: Population Census, available from <http://www.stat.go.jp/data/kokusei/2010/special/english/index.htm>.
- [10] 一般財団法人道路交通情報通信システムセンター: VICS, 入手先 <http://www.vics.or.jp/index1.html>.
- [11] 日立製作所: ニュースリリース: 2007年7月23日 (2009), 入手先 <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2007/07/0723a.html>.
- [12] Chazal, F., Chen, D., Guibas, L., Jiang, X. and Sommer, C.: Data-driven trajectory smoothing, *Proc. 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, GIS '11*, pp.251-260, ACM (2011).
- [13] van Kreveld, M. and Wiratma, L.: Median trajectories using well-visited regions and shortest paths, *Proc. 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, GIS '11*, pp.241-250, ACM (2011).
- [14] Chen, L., Özsu, M.T. and Oria, V.: Robust and fast similarity search for moving object trajectories, *Proc. 2005 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pp.491-502, ACM (2005).
- [15] Chudova, D., Gaffney, S., Mjolsness, E. and Smyth, P.: Translation-invariant mixture models for curve clustering, *Proc. 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.79-88, ACM (2003).
- [16] Elias, F., Kostas, G. and Yannis, T.: Index-based Most Similar Trajectory Search, *Proc. IEEE 23rd International Conference on Data Engineering*, pp.816-825 (2007).
- [17] Trajcevski, G., Ding, H., Scheuermann, P., Tamassia, R. and Vaccaro, D.: Dynamics-aware similarity of moving objects trajectories, *Proc. 15th Annual ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*, pp.1-8, ACM (2007).
- [18] Meratnia, N. and de By, R.A.: Aggregation and comparison of trajectories, *Proc. 10th ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*, pp.49-54, ACM (2002).
- [19] Lee, J., Han, J. and Whang, K.: Trajectory clustering: A partition-and-group framework, *Proc. 2007 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pp.593-604, ACM (2007).
- [20] Ashbrook, D. and Starner, T.: Using GPS to learn significant locations and predict movement across multiple users, *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol.7, No.5, pp.275-286 (2003).
- [21] Govea, A.D.V.: *Incremental Learning for Motion Prediction of Pedestrians and Vehicles*, Springer-Verlag (2010).
- [22] Asahara, A., Maruyama, K., Sato, A. and Seto, K.: Pedestrian-movement prediction based on mixed Markov-chain model, *Proc. 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, GIS '11*, pp.25-33, ACM (2011).
- [23] Asahara, A., Maruyama, K. and Shibasaki, R.: A mixed autoregressive hidden-Markov-chain model applied to people's movements, *Proc. 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems, SIGSPATIAL '12*, pp.414-417, ACM (2012).
- [24] Song, X., Zhang, Q., Sekimoto, Y. and Shibasaki, R.: Prediction of Human Emergency Behavior and Their Mobility Following Large-scale Disaster, *Proc. 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '14*, pp.5-14, ACM (2014).
- [25] Silverman, B.W.: *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman and Hall/CRC (1986).
- [26] Simonoff, J.S.: *Smoothing methods in statistics*, Springer (1996).
- [27] Bishop, C.M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York (2006).
- [28] 交通計画システム研究会: 都市の交通計画—総合交通体系調査と交通需要の分析・予測, 共立出版 (2006).
- [29] de Dios Ortuzar, J., Willumsen, L.G., et al.: *Modelling transport 4th Edition*, Wiley (2011).
- [30] Mesbah, M., Sarvi, M. and Currie, G.: Optimization of transit priority in the transportation network using a genetic algorithm, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.12, No.3, pp.908-919 (2011).
- [31] 東京大学空間情報科学センター: 人の流れプロジェクト, 入手先 <http://pflow.csis.u-tokyo.ac.jp/index-j.html>.
- [32] Sekimoto, Y., Shibasaki, R., Kanasugi, H., Usui, T. and Shimazaki, Y.: Pflow: Reconstructing people flow recycling large-scale social survey data, *IEEE Pervasive Computing*, Vol.10, No.4, pp.27-35 (2011).
- [33] 東京大学教養学部統計学出版会: 基礎統計学 III 自然科学の統計学, 東京大学出版会 (1992).



浅原 彰規 (正会員)

2004年北海道大学大学院理学研究科物理学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社, 中央研究所に配属され空間情報システムの研究開発に従事。現在, 研究開発グループ, 研究員。電子情報通信学会会員。



林 秀樹 (正会員)

2002年大阪大学工学部電子情報通信エネルギー工学科卒業。2004年同大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。2006年同大学院情報科学研究科博士後期課程修了。同年(株)日立製作所入社、以来、研究開発グループで空間情報システムの研究に従事。博士(情報科学)。ACM, 電子情報通信学会, 日本データベース学会各会員。