

# 詳細な交通行動推定のためのアクティビティ シミュレーションと観測データの統合 に関する研究

布施 孝志<sup>1</sup>・原田 遼<sup>2</sup>

<sup>1</sup>正会員 東京大学大学院教授 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail:fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

<sup>2</sup>非会員 株式会社野村総合研究所 社会システムコンサルティング部

(〒100-0004 東京都千代田区大手町 1-9-2)

E-mail:hararyo26@gmail.com

個人の移動に関する情報取得のため、パーソントリップ調査や、アクティビティベースの非集計交通行動モデルの開発が行われてきた。本研究では、個人の 1 日の活動全体を詳細に表現できるアクティビティモデルと、動的な交通状況の再現が可能な交通データの両者を統合することにより、現況に即した個人の移動の再現を目指すことを目的とする。状態空間モデルにおいて、各個人の位置を状態ベクトルとして表現し、観測データから得られるゾーン滞留人口を観測ベクトルとして定義する。システムモデルとして、アクティビティモデル PCATS を利用し、観測モデルについては、状態ベクトルと観測ベクトルの類似度として定式化する。フィルタリングにおいては、モデルの非線形性や非正規性を考慮し、パーティクルフィルタにより実装する。提案手法を東京都心三区に居住する個人に対して適用し、その有効性を確認した。

**Key Words:** human dynamics, data assimilation, activity model, mesh population data, particle filter

## 1. はじめに

地域交通計画策定や、道路施策等の事業評価において、これまでも交通需要の予測が重要な位置を占めてきた。さらには、環境負荷、交通サービス水準の評価、個人の生活の質の変化等の観点から見た安全性・利便性・快適性といった質の評価や、施策実施による経済インパクト等の評価が求められており、そのために個人の移動や移動目的、さらにそれらの変化についての詳細な知見を得る必要性が高まってきている。個人の移動や目的に関する情報取得のため、従来からパーソントリップ調査が実施されている。パーソントリップ調査は 1 日の移動軌跡に性別・年代等の個人属性や移動目的が紐付けられた重要なデータであり、都市圏の総合的な交通計画策定のために利用されてきた。しかしながら、調査間隔が 10 年に一度であるため、種々の環境の変化に伴う現況との間に乖離が生じている可能性があるという点、また大規模調査であるために多大な費用と労力を要するという点において課題も存在している。

個人の移動とその目的の変化に関してさらに詳細な知

見を得るため、非集計の交通行動分析モデルが発展を遂げてきた。これらは、従来のトリップ単位で分析を行うトリップベースから、ツアー単位での分析を行うツアーベース、そしてアクティビティベースへと変遷をたどっている。特に、個人の移動は活動の派生需要であるという立場に立ったアクティビティベースのモデルは、時空間制約の考慮等、従来の交通行動分析モデルに転換をもたらした。アクティビティベースモデルでは、さまざまな個人属性や制約条件の下、個人が無数の活動可能性の中からどのように活動内容や活動時間を決定し、行動しているかを推定する。時空間の細かな表現ができることにより、アクティビティモデルを用いた分析では個人の 1 日の活動全体をより詳細に表現できるメリットがある。しかし、これらのアクティビティベースモデルの多くはパーソントリップ調査データを前提としているため、現況に即した個人の移動・移動目的の変化への対応は限界があると考えられる。

一方、近年ではパーソントリップ調査データの他にも、モバイル空間統計等の交通データの取得可能性が広がってきている。例えば、モバイル空間統計は通信基地局通

信履歴 (CDR : Call Detail Record) に含まれる位置情報を利用して集計され、1 時間毎に日本全国のメッシュ別の滞在人数を 24 時間 365 日把握することができるデータである。データの個人属性は性別・年代・居住地のみとなっている。これらの交通データは、パーソントリップ調査と比較してデータの取得は高頻度であるため、現況に合った交通 OD 推計や滞留人口の推計等への寄与が期待される。一方、個人属性や移動目的は不明であるため、これらの交通データ単体で移動目的等の変化に関する分析は困難であると考えられる。また、得られる交通データ間で、時空間的にバラつきがあることも、交通状態推定に向けた利用に対して課題となっている<sup>1)</sup>。

以上の背景の下、本研究では、個人の一日の活動全体をより詳細に表現できるアクティビティモデルと、高頻度の取得により動的な交通状況の再現が可能な交通データの両者を統合し、現況に即した詳細な個人の移動を推定することを目的とする。これにより、各個人の行動から、現状に即したゾーン滞留人口や OD 表といった交通状態に関する情報を推計することも可能となる。アクティビティモデルと観測データを統合するための手法を検討するにあたり、最も適切なものの一つとして、データ同化アプローチが挙げられる。データ同化手法を用いる利点として、観測データを補完的に利用することで、アクティビティベースシミュレーションの予測精度を改善し、個人の 1 日の行動パターン再現性を向上すること、シミュレーションにより、例えば調査間隔の長いパーソントリップ調査が得られない調査間におけるデータ補完を行うことが挙げられる。

## 2. 状態空間モデルによる表現

### (1) 状態空間モデル

本研究では、まずアクティビティモデルにより対象域内の各個人の 1 日の移動とその目的を推定する。ここでは、1 日の中の任意の時間帯において逐次観測データによるフィルタリングを行うことにより、より現況に即した個人の移動を再現する。その結果により、「どのような人が、いつ、どこにいるのか」を示す時間帯別ゾーン滞留人口や OD 表を推計する。

両者の統合は、データ同化手法における状態空間モデルの枠組みに基づいて行う<sup>2)</sup>。状態空間モデルは状態ベクトル  $\mathbf{x}$  と観測ベクトル  $\mathbf{z}$  とから構成される(図-1)。時刻  $t$  における状態ベクトル  $\mathbf{x}_t$  は、直接観測できない、あるいは推定したい変数のベクトルであり、観測ベクトル  $\mathbf{z}_t$  は、センサにより観測した変数のベクトルである。状態ベクトルを隠れ変数として導入することにより、状態空間モデルとしての表現力が向上している。ベクトル間

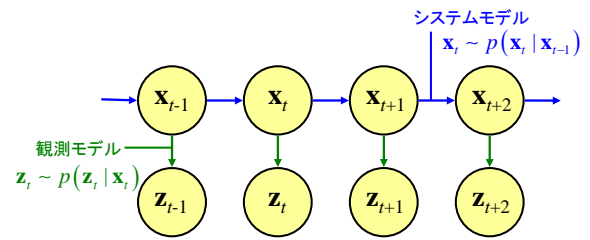


図-1 状態空間モデル

の関係性は、条件付き分布としてモデル化できる。状態ベクトルと観測ベクトルとの関係を表したモデル  $p(\mathbf{z}|\mathbf{x})$  を観測モデルと呼び、状態ベクトルの時間推移を表したモデル  $p(\mathbf{x}|\mathbf{x}_{t-1})$  をシステムモデルと呼ぶ。

時刻1から  $t$  までの観測ベクトル  $\mathbf{z}_{1:t} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$  が得られたときに、時刻  $t$  における状態ベクトル  $\mathbf{x}_t$  を事後確率最大化基準により推定する。ここに、事後確率  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$  は、ベイズの法則より、

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \\ &= p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \end{aligned} \quad (1)$$

と展開される。右辺のうち  $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$  は観測モデルを、 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$  はシステムモデルを、 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})$  は時刻  $t-1$  における推定の結果をそれぞれ示している。

一般状態空間モデルの典型例は、逐次ベイズフィルタであり<sup>3)</sup>、システムモデルに基づき予測を行い、観測モデルに基づきフィルタリングを行うものである。それぞれ、予測分布

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (2)$$

フィルタ分布

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_t} \quad (3)$$

として表現でき、逐次適用することにより、事後分布が得られる。

本研究では、各個人の位置を状態ベクトルとして表現し、観測データとしてモバイル空間統計を用いる。そして、システムモデルとしてアクティビティモデル PCATS を利用し、観測モデルを定式化することで、各時間帯においてフィルタリングを行うことにより、現況に即した個人の移動を時間帯別に推定することが可能になる。次節以降で、状態ベクトルと観測ベクトルを定義し、システムモデルと観測モデルを定式化する。

### (2) 状態ベクトル・観測ベクトル

本研究では、状態ベクトル  $\mathbf{x}$  を、時刻  $t$  における対象ゾーン内の全個人の位置  $\mathbf{x} = [x_t^1, x_t^2, \dots, x_t^M]^T$  とする。ここで、 $M$  は適用対象個人の総数である。後述する、アクティビティモデルが、各個人の位置をゾーン単位で出力するた

め、個人の位置は座標値ではなく、ゾーン単位で離散的に表現する。これは、観測データがゾーン毎の集計値になるため、個人の位置座標を独立に扱うことが適切ではないことにもよる。各個人位置を表す $x_i$ は、個人位置に加え、各個人に付与されている個人ID、自宅ゾーン、年齢、時刻 $t$ における活動内容、プリズム制約等の詳細なデータも属性として含むものとする。

観測データとしては、高い取得頻度の観点から、モバイル空間統計を選定した。モバイル空間統計は、1時間単位での500mメッシュ人口を取得したデータである。状態ベクトルがゾーン単位である一方で、モバイル空間統計はメッシュ単位であるため、ゾーン単位別の滞在人数データに変換する必要がある。本研究では、面積按分により変換を行った。この結果を、観測ベクトル $\mathbf{z}=[z^1, z^2, \dots, z^L]^T$ と定義する。ここで、 $L$ は対象ゾーンの総数を示す。

### (3) システムモデル

アクティビティシミュレータは、活動を選択の対象として分析を行う。具体的には活動の内容と時間・空間を主要要素として説明することで、異なる時空間での活動と同時にそこまでのトリップが把握できる。また、活動の分析には時間の概念が含まれるため、1日単位での生活の分析となり、その結果移動手段の関連性を持たせることができる。既存のアクティビティシミュレータの特性は、活動種類、目的地選択、時間帯選択、継続時間モデル、手段選択を導入するかどうかでモデルの構造が異なる。主に離散選択や生存時間分析の枠組みでモデル化がなされる。

本研究では、システムモデルとして、京都大学で開発されたPCATSを利用する。PCATS<sup>9)</sup>は、個人・世帯属性データ、ゾーン単位の地域属性データ、ならびにゾーン間のLOSデータに基づき、個人の一日の生活行動の軌跡を時間軸上で再現するシミュレーションであり、逐次的・段階的な意思決定過程を仮定した上で、個々の意思決定の局面にNested Logit Model等の離散選択モデルを用いて、確率的に生活行動を再現している。離散選択モデルを用いたシミュレーションの場合、選択肢集合が巨大になることが多いが、PCATSでは個々人の時空間プリズム制約<sup>9)</sup>や目的地認知制約を考慮することで対処している。またLOSデータを入力要件としているため、LOSの変化が生活行動に与える影響を再現することができる。すなわち、LOS変化に伴い生じる、トリップ生成、個々のトリップの機関選択、目的地選択、出発時刻選択、あるいは、活動順序を含むトリップチェーン形態の二次的、三次的变化を総合的に把握することが可能となる。

時刻 $t$ におけるある個人 $i$ の位置 $x_{it}$ が分かっている時、これを入力データとすれば、PCATSにより時刻 $t$ にお

ける個人位置 $x_i$ が推計されることになる。これらをまとめたものがシステムモデル $\mathbf{x} \sim p(\mathbf{x}|\mathbf{x}_{it})$ である。PCATSへの具体的な入力データとしては、個人データ（年齢・性別・職業・免許有無・居住地/就業地・固定活動内容/場所/時間・時刻 $t$ での位置・活動）、ゾーンデータ（面積・人口・事業所数・人口密度・事業所数密度）、交通機関データ（交通機関別所要時間・料金）になり、出力としては、個人データ（時刻 $t$ での位置/活動内容・プリズム制約データ）となる。なお、前述の通り、各個人位置はゾーン単位である。

### (4) 観測モデル

観測モデルでは、システムモデルにより予測された状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ をゾーン別人数に変換し、観測データであるゾーン別滞在人数と比較することにより、その尤度を評価する。

まず、状態ベクトルに対して、集計マトリックス $H$ により、ゾーン別人数 $\mathbf{x}'_t$ に変換する。

$$\mathbf{x}'_t = H\mathbf{x}_t \quad (4)$$

変換後の状態ベクトルと観測ベクトルの尤度を、両者の重み付きユークリッド距離の逆数を用いて算出する。すなわち、観測モデルは、以下で定義される。

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \frac{1}{\sum_{j=1}^L w_j (x_t^j - z_t^j)^2} \quad (5)$$

ここで、重みは $w_j = 1/(z_t^j)^2$ で与える。これは、観測データにおいて、ゾーン滞在人数が多いほど重視し、尤度を高くするために設定している。

## 3. フィルタリング

前章で表現した状態空間モデルに対して、フィルタリングを適用し、最適な状態ベクトルを求める方法を以下で説明する。

### (1) パーティクルフィルタ

フィルタリング計算には、パーティクルフィルタを適用する<sup>9)</sup>。パーティクルフィルタでは、状態ベクトルの確率分布を、多数のパーティクル群 $\mathbf{s}^{(m)}$ と各パーティクルの重み $\pi^{(m)}$ の組によって表現する。さらに、事後確率分布からリサンプリング（重点サンプリング）を行ったパーティクル群に対して、予測を行う。すなわち、パーティクル数だけ、システムモデルであるPCATSを適用する。パーティクルフィルタの計算フローを図-2に示す。

### (2) フィルタリングにおける制約

前説のアルゴリズムにより、アクティビティシミュレ

ーション PCATS と観測データであるモバイル空間統計のフィルタリングを行い、対象個人の位置の再配置を行う。しかし、制約条件を考慮せずに再配置を行うと、現実には起こりえない移動を引き起こしてしまう可能性がある。本研究では、フィルタリングによる再配置において種々の制約を考慮することで、より現実的な個人の移動の再現を目指す。今回考慮する制約は、「フィルタリング対象個人」と「再配置ゾーン」の2つである。以下にその詳細を示す。

a) フィルタリング対象個人

フィルタリングを行う時刻  $t$  において、個人の活動は「固定活動」「自由活動（宅外）」「自由活動（宅内）」「移動中」の4パターンが考えられる。本研究では、フィルタリング対象の個人を、時刻  $t$  において「自由活動（宅外）」を行っている個人に限定した。固定活動中の個人は、PCATS における「固定活動」の定義により、活動内容・場所・時間等の活動の要素は予め決められており、個人の自由意志ではこれらを変更することは不可能であるものとしているため、フィルタリングによる再配置の対象外とした。また、時刻  $t$  において在宅の自由活動を行っている個人も、この時点では宅外活動の意思が無いものとみなし、再配置は行わず、個人位置を自宅ゾーンのままとした。移動中の場合は、後述する時空間プリズム制約の考慮が困難なため、フィルタリングによる再配置の対象外とした。

実際にフィルタリングを行う際には、全個人の位置を表す状態ベクトルの各パーティクルの要素を、「宅外自由活動」を行う個人と、それ以外の個人の要素にわけ、「宅外自由活動」を行う個人の位置のみを状態ベクトルの各パーティクルとして扱う。また、フィルタリングを行う時刻における「宅外自由活動」以外の個人のゾーン別滞留人口を算出し、モバイル空間統計により得られるゾーン別滞留人口から、「宅外自由活動」以外の個人を除いたものを、フィルタリングの際の観測データとして用いることにする。このようにして算出された各パーティクルの尤度を元にパーティクルを復元抽出する。復元

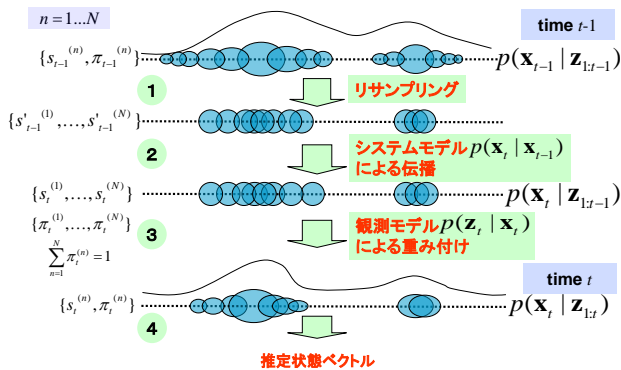


図-2 パーティクルフィルタの計算フロー

抽出されたパーティクルは、再配置された「宅外自由活動」を行う個人位置のみを表しているの、フィルタリング対象外とした個人位置を加えて、各パーティクルが全個人の位置を示すようにする。

b) 再配置ゾーン

PCATS では、個人の活動及びそのための移動を再現する際に、時空間プリズム制約を考慮している。フィルタリングによる個人位置の再配置を行うにあたって、この時空間プリズム制約を考慮することにする。

ある時刻  $t-1$  での各個人のプリズム制約は、時刻  $t-1$  での各個人のゾーン、交通機関 LOS データ、自動車有無等によって決定される。プリズム制約データは、各個人ごとに、プリズム制約を満たすゾーン一覧の形で出力される。そこで、時刻  $t$  においてゾーン  $x_{t-1}^i$  にいる個人  $i$  が、時刻  $t$  でプリズム制約内のあるゾーン  $x_t^j$  に移動したとする。その後、時刻  $t$  でのフィルタリングによって個人  $i$  の位置が  $x_{t-1}^i$  に再配置されたとする。この位置がプリズム制約を満たさないゾーンであった場合には、再配置を行わないものとする (図-3)。

4. 適用

(1) 適用対象

都心三区 (千代田区・中央区・港区) の 14 ゾーンを対象に、提案手法の適用を行った。各ゾーンの範囲および位置関係を図-4 に示す。ゾーンレベルは、パーソントリップ調査で用いられている計画基本ゾーンレベルを採用した。また、対象ゾーンの範囲から、内々交通のみを推定対象とした。

適用データについては、以下の通りである。

a) PCATS 入力データ

個人データとして、平成 20 年に実施された第 5 回東京都市圏パーソントリップ調査のデータを利用した。適用対象としてゾーンの内々交通を適用対象としているため、対象 14 ゾーンに居住地を持つ個人のデータに限定

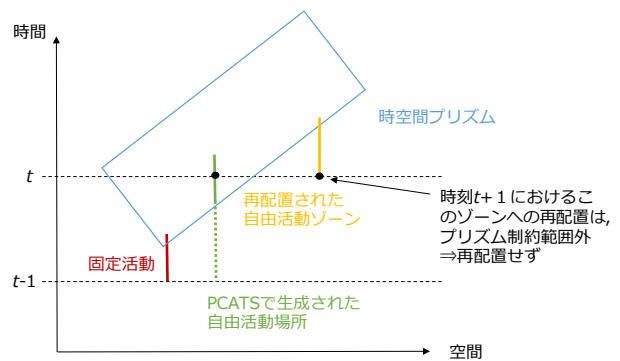


図-3 プリズム制約を考慮した個人の再配置

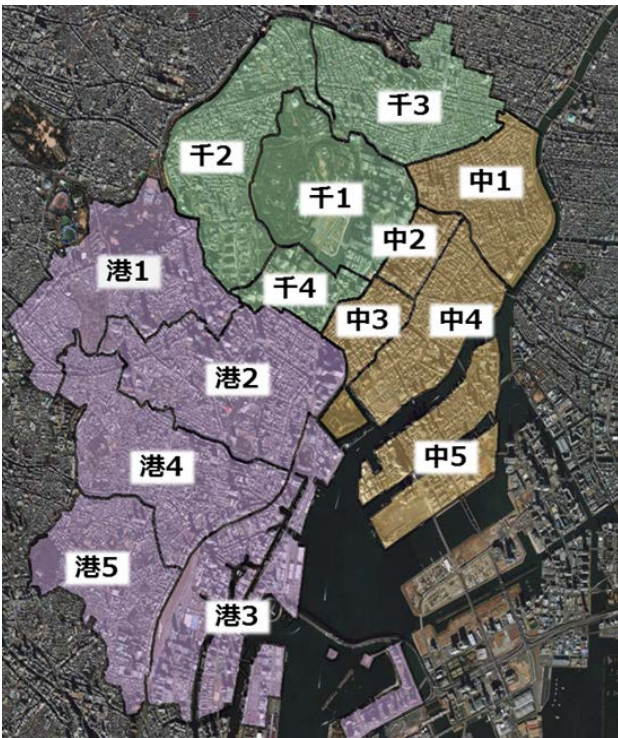


図4 対象ゾーン

して抽出するとともに、対象ゾーン外に固定活動を持つ個人は対象外とした。対象人数は253,182人である。個人データの詳細は、個人ID、カテゴリ、居住地ゾーン、就業（就学）ゾーン、性別、年齢、職業、免許有無、世帯保有自動車数、拡大係数、世帯人数、固定活動内容/場所/時間である。個人の固定活動については、パーソントリップデータから得られる各個人の就業先活動と就学先活動を固定活動と定義した。さらに、シミュレーション時間の最初と最後に各10分の自宅活動を固定活動として挿入している。これは、一日の最初と最後には自宅にいるという仮定をおいたことによる。

交通機関LOSデータも、第5回東京都市圏パーソントリップ調査のデータを利用した。対象ゾーン間のトリップを代表交通手段別に抽出し、費用・時間・乗換回数等の平均値を算出し、これを交通機関LOSデータとして利用した。

地域データ（ゾーン別面積、人口、サービス事業所数、人口密度、サービス事業所数密度）に関しては、平成26年商業統計調査結果を利用した。商業統計データは、2次メッシュデータであるため、面積按分を行い、ゾーンごとのデータを算出した。

**b) PCATS 内部モデルパラメータ**

PCATSには、内部モデルとして「想定時間分布モデル」「活動内容選択モデル」「交通機関・目的選択モデル」がある。PCATSでは、これらのモデルの構築にあたって、大阪湾岸パネル調査の第3回調査で収集された平日のダイアリーデータおよび京阪神パーソントリップ調

査データを利用している。本研究で対象とする個人は東京都心三区居住者であるため、内部モデルのパラメータの変更が必要となる。ここでは、「想定時間分布モデル」と「活動内容選択モデル」に関して、京阪神地域と東京都市圏での差異はないと仮定し、この2つのモデルに関しては、パラメータをそのまま利用することとした。交通機関選択モデルに関しては、交通政策審議会陸上交通分科会鉄道部会によって、東京都市圏パーソントリップデータを用いた非集計ロジットモデルが推定されている。しかし、このモデルは説明変数に交通機関別のラインホール時間・駅端末利便性・都心ダミー等が含まれており、本研究では説明変数の整備が困難であった。そこで、同ロジットモデルにより推計された東京都市圏の交通機関別分担率を用いて、PCATSの交通機関選択モデルに対し、定数項補正を行うことで、東京都市圏に対応した交通機関・目的選択モデルに調整した。

**c) 観測データ**

観測データとして、モバイル空間統計の2015年6月の東京23区内のメッシュ人口の平均データ（1時間毎）を利用した。このデータから、対象とする東京都心三区内のメッシュデータを抜き出した後、対象ゾーン内に居住地を持つ個人のゾーン別滞留人口データを抽出し、これを観測データとして用いることとした。なお、今回は時間帯区分を設定し、① 3:00-9:00, ② 9:00-12:00, ③ 12:00-17:00, ④ 17:00-21:00, ⑤ 21:00-翌3:00の5つの時間帯区分にわけ、各時間帯の最後の時間において観測データとの同化を行うことにする。

**d) パーティクルフィルタおける設定**

初期状態（各個人のAM3:00での位置）に関して、各個人は自宅に滞在しているという仮定のもと、居住地ゾーンに滞在しているとした。また、パーティクルフィルタにおけるパーティクル数を100と設定した。

**(2) 適用結果**

前節の条件の下、提案手法の適用を行った。データ同化により得られた時間帯別ゾーン滞留人口ベクトルと、PCATSにより予測される時間帯別ゾーン滞留人口ベクトルとを、それぞれ観測データによるゾーン滞留人口ベクトルとのユークリッド距離により評価した。その結果を、表-1に示す。全時間帯において同化後が同化前に比べて減少しており、観測値に近づいていることがわかる。ま

表-1 同化前後の観測ベクトルとの距離

		9:00	12:00	17:00	21:00
観測値とのベクトル距離	同化後	0.299	0.883	0.676	0.748
	同化前	0.386	0.903	0.702	0.810
同化後、滞留人口が観測値に近づいたゾーン数		10/14	9/14	8/14	13/14

表-2 同化前後の誤差平均・誤差分散

		9:00	12:00	17:00	21:00
誤差平均	同化前	780.64	837.30	822.64	902.69
	同化後	772.86	830.49	813.09	888.62
誤差分散	同化前	2221575	3500392	2872285	3170097
	同化後	2081996	3379990	2841110	3144376

た、ゾーン単位でも、各時間帯において同化により観測値に近づいているゾーンが多いことがわかる。この結果より、本手法によってシミュレーションPCATSと観測データを統合することで、より現況に即した個人の移動の再現及び時間帯別ゾーン滞留人口推計を行うことが示された。

さらに、各時間帯において、同化前後での個人の居住地別ゾーン滞留人口の推計を行い、観測データの居住地別ゾーン滞留人口との比較を行った。ここでは、誤差平均・誤差分散を算出し、精度の比較を行った。その結果を、表-2に示す。この結果、居住地別のゾーン滞留人口に関しても、誤差平均及び誤差分散共に、同化によって精度向上がなされていることを確認した。

## 7. おわりに

本研究では、現況に即した個人の移動の再現を目的として、データ同化アプローチを用いたアクティビティモデルと観測交通データの統合手法を開発した。特に、システムモデルとしてアクティビティモデルPCATSを利用し、ゾーン滞留人口に基づく観測モデルを定式化することにより、逐次フィルタリングを行った。東京都心三区を対象に、観測データとしてモバイル空間統計データを利用して提案手法の適用を行った。得られた個人の移動結果より、提案手法による推定精度の向上を確認した。さらに、これらの結果より、手法の適用による高精度なカテゴリ別のゾーン滞留人口や、時間帯ODの推計可能性も示された。

本研究において提案した手法は一定の有効性を示したものの、実際の応用を考えると課題となる点もある。まず、フィルタリング手法の改良による精度向上が挙げられる。例えば、観測モデルの改良や、より詳細なパラメ

ータ推定に基づくモデル適用などが考えられる。次に、広域への適用による提案手法の有効性の確認である。今回は、計算量の関係から、適用対象を東京都心三区に限定した。地域データ・交通機関LOSデータに関して、対象ゾーン内のデータのみを整備したため、対象とするゾーン内々交通のみを再現するにとどまっている。広域への適用においては、より多様な行動パターンが存在するため、その適用可能性を考慮する必要がある。そのためには、より効率的な計算アルゴリズムの開発も課題となる。その他、観測データとしてのETC2.0プローブデータ等、複数データの利用も考えられる。これにより、さらに精度の高いOD表推計を得ることが可能になると期待される。

**謝辞：**本研究は国土交通省「平成29年度 道路政策の質の向上に資する技術研究開発」の委託研究で実施し、数多くの有益なアドバイスを頂いた。ここに記して感謝の意を表します。また、この研究は科学研究費補助金(課題番号25289161)の支援を受けています。

## 参考文献

- 1) 澤田茜, 川辺拓哉, 白須瑛紀, 佐々木邦明: アクティビティマイクロシミュレーションと観測データの融合による需要予測手法, 土木計画学研究・講演集, Vol.53, CD-ROM, 2016.
- 2) 樋口知之: 粒子フィルタ, 電子情報通信学会誌, Vol.88, No.12, pp.989-994, 2005.
- 3) Kitagawa, G.: Monte carlo filter and smoother for non-gaussian nonlinear state space models, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.5, No.1, pp.1-25, 1996.
- 4) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸: 時間的空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.643-652, 1997.
- 5) Hägerstrand, T.: What about people in regional science?, *Papers of the Regional Science Association*, Vol.24, pp.7-21, 1970.
- 6) Israd, M. and Blake, A.: Condensation – Conditional density propagation for visual tracking, *International Journal of Computer Vision*, Vol.29, No.1, pp.5-28, 1998.

(2018. 4. 27 受付)

## INTEGRATING OF ACTIVITY-BASED SIMULATION AND OBSERVATION DATA FOR ESTIMATION OF DETAILED TRAVEL BEHAVIOR

Takashi FUSE and Ryo HARADA