

道路政策の質の向上に資する技術研究開発
成 果 報 告 レ ポ ー ト
N o . 27-2

研究テーマ

多様な観測データの活用による道路交通施策
評価のためのモデル開発

研究代表者：早稲田大学教授 佐々木邦明
共同研究者：東北工業大学教授 菊池 輝
東京大学教授 布施孝志
東京工業大学准教授 福田大輔
(株)日本工営技師 藤井涼

令和元年7月

新道路技術会議

目次

研究概要（様式 3 を挿入）	3
第 1 章 はじめに	5
1. 1 本研究の背景	5
1. 2 本研究の目的	6
1. 2 データ同化	6
第 2 章 海外の研究動向	8
2. 1 アクティビティシミュレータの開発動向	8
第 3 章 シミュレータのデータ同化	12
3. 1 ツアーベースモデル	12
3. 2 逐次型アクティビティシミュレータ	19
3. 3 交通流シミュレータ	23
第 4 章 アクティビティシミュレータによる政策評価	26
4. 1 交通流シミュレータとの統合	26
4. 2 アクティビティシミュレータのデータ同化と交通流シミュレータとの統合	26
4. 3 交通流シミュレータとの統合検証	26
4. 4 道路政策評価事例	30
4. 5 まとめ	30
第 5 章 本研究のまとめ	32
5. 1 本研究で得られた知見	32
5. 2 本研究の限界と今後の課題	32
参考文献	34

**「道路政策の質の向上に資する技術研究開発」(平成27年度採択)
研究概要**

番号	研究課題名	研究代表者
No.27-2	多様な観測データの活用による道路交通施策評価のためのモデル開発	早稲田大学 教授 佐々木邦明

道路交通政策が個人の行動の変化などに与える影響を評価するためのアクティビティシミュレータと、交通流を再現する交通流シミュレータの統合システムに、日々蓄積されている様々なビッグデータを同化する仕組みを実装し、道路交通施策評価を市民の生活の変化として、精度良くとらえるモデルの開発。

1. 研究の背景・目的 (研究開始当初の背景・動機、目標等)

道路交通政策の評価に活動の変化をベースとして評価できるアクティビティシミュレータを適用することが本研究の目的である。しかし、現状では各種モデルの精度に問題があり、特に、目的地選択モデルの精度に課題があり実用的でない面もあった。また、アクティビティシミュレータは、交通流配分は別の方法に頼らざるを得ない。近年はマイクロ交通シミュレータが実用化され、都市圏レベルでの実行が可能になった。しかし、こちらも各種パラメータの設定等には様々な課題があった。本研究はこれらの課題を、日々蓄積されるビッグデータにシミュレーションモデルを同化させることで改善を図り、道路交通施策の評価を市民の生活の変化としてとらえる方法の開発である。

2. 研究内容 (研究の方法・項目等)

■平成 27 年度研究 (FS)

1) アクティビティモデルの構築

甲府都市圏と東京都市圏それぞれでモデルを構築し、甲府都市圏モデルで政策評価を実施

2) 適切なデータの選定と同化アルゴリズム

モバイル空間統計を同化対象データとして選定し、東京都市圏を対象にアルゴリズムを実装

3) 交通流シミュレータの選定

複数のシミュレータとデータを比較し、同化アルゴリズム実装が容易な AIMSUN を選定

■平成 28 年度研究

1) 同化アルゴリズムの改良と時系列観測によるモデル更新

アクティビティシミュレータへのモバイル空間統計の同化を高速化し実用的にし、複数時間断面のデータを用いてパラメータの更新アルゴリズム開発

2) ソフト的道路施策を考慮したモデル開発

勤務時間変化などの TDM 施策に対して評価可能な逐次型アクティビティシミュレータの開発

3) 交通流シミュレータへの同化アルゴリズムの実装

AIMSUN に仮想ネットワークと仮想データで構築したアルゴリズムの挙動確認

■平成 29 年度研究

1) アクティビティシミュレータの実務的適用性向上

モデル構築と推定の簡素化を検証し、時系列的変動によるモデル更新検証

2) 交通流シミュレータの改善

ネットワークを実都市圏に拡張し、実装したアルゴリズムと各種データの観測に応じた同化アルゴリズムの実装

■平成 30 年度研究

1) アクティビティシミュレータと交通流シミュレータの統合

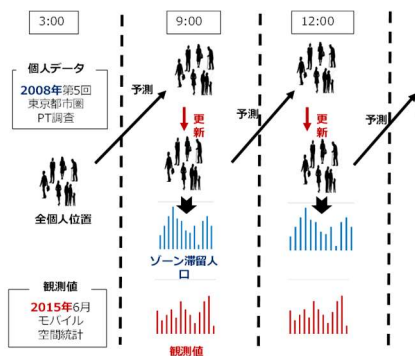
アクティビティシミュレータにデータ同化を組み込み、ネットワークと統合して政策評価を行った

2) 交通流シミュレータの高度化

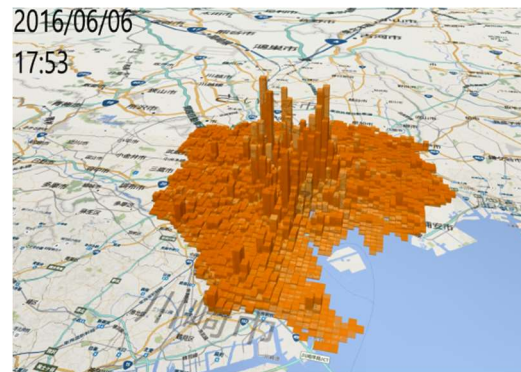
各種観測データを取り込んだ交通流シミュレータのパラメータの自動補正の実装

3. 研究成果 (図表・写真等を活用し分かりやすく記述)

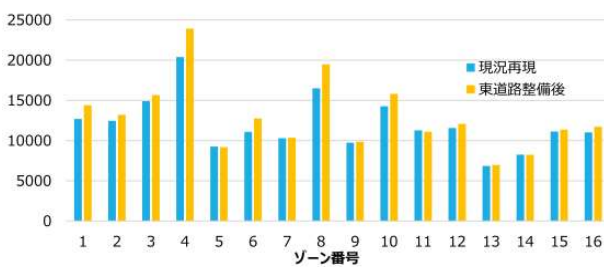
- ・複数のアクティビティシミュレータを開発し、データ同化を実装して、モバイル空間統計に同化することで精度向上を確認し、交通流シミュレータと統合し、特性に応じた政策評価を提示した。
- ・交通流シミュレータにリンクの各種観測データを取り込んでパラメータを補正することで精度の高いシミュレーションを実現



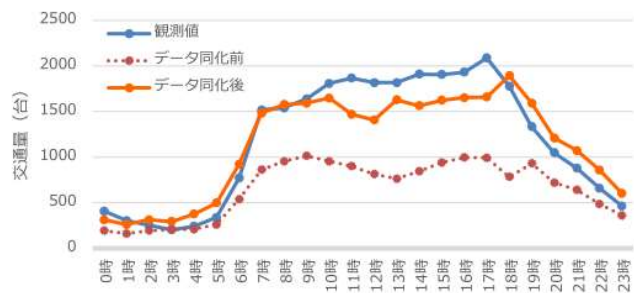
逐次型シミュレータとデータ同化



モバイル空間統計



道路開通によるゾーン別の自由活動数の変化



データ同化による配分交通量再現性の向上

4. 主な発表論文 (研究代表者はゴシック、研究分担者は下線)

- 1) The Update of the Parameters in Activity-Based Simulation by Assimilation into Mobile Spatial Statistics, Akane Sawada, **Sasaki Kuniaki**, Asian Transport Studies, Vol. 5(3), pp. 439-452, 2019. 3
- 2) シミュレーションと観測データの統合による交通需要予測手法の構築と分析, 大竹司真, 菊池輝, 土木計画学研究・講演集, Vol.58, 2018.11
- 3) 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, 原田遼, 土木計画学研究・講演集, Vol.57, 2018.6
- 4) The Assimilation of Activity-Based Simulation and Mobile Phone-Based Dynamic Population, Akane SAWADA, Kuniaki SASAKI, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 12, pp. 690-708, 2018. 4
- 5) パーティクルフィルタを援用した観測ODとシミュレーションを融合したOD推計手法, 澤田茜, 川辺拓哉, 白須瑛紀, 佐々木邦明, 土木学会論文集D3, Vol. 73(5), I_579-I_588, 2017.12

5. 今後の展望 (研究成果の活用や発展性、今後の課題等)

本研究成果により、道路交通施策が住民の生活の質の向上の評価に欠かせない指標を示すことができ、ハード・ソフトいずれの施策においても質に重点を置いた評価が可能になる。今後の主な課題として、多様な観測データが利用可能であり、状況に応じた観測データの選択とその同化方法の検討がある。

6. 道路政策の質の向上への寄与 (研究成果の実務への反映見込み等)

ハード・ソフトの道路交通施策の生活の質への評価は、既存のデータとシミュレータで実施可能である。また道路の各種観測データを用いて、障害発生などのネットワークの状態変化予測も可能であり、行政だけでなく民間事業者とも協力したイノベーションに貢献できると考えている。

7. ホームページ等 (関連ウェブサイト等)

特になし

第1章 はじめに

1.1 本研究の背景

地域交通計画策定だけでなく、様々な道路事業の評価などにおいては、インフラ整備や交通政策に対する適切な交通需要の予測が重要である。従来のPT調査に基づきいわゆる4段階交通需要予測の体系は、集計的に安定的な指標を基にして、インフラ等の中・長期的なインフラ整備等を想定しそれに適した手法であった。統計的に集計量の安定した指標を得るためには多くのサンプルが必要であり、精度の高い調査を求めて多くの費用がかけられてきた。しかし、このような体系に基づいた調査と予測手法は、交通インフラの整備のための交通量予測だけでなく、例えばCO2排出の量的予測や、経済的なインパクトの予測、生活の質の変化など、交通の様々な方面への影響を量的・質的に評価する必要があるソフト的・マネジメント的な施策に対応が困難であった。なぜならば、集計指標で予測分析を行うために、個人ごとの属性や変数の違いによる影響が適切に反映できていないことや、集計的な指標による比率変化などが主な予測対象であるため、個別の生活や移動の変化についての詳細な知見が得られないことなどが理由である。

これらの問題を解消するために、交通行動分析モデルとして、個人ベースの選択モデルを用いた交通需要モデリングが1980年代より進んできた。特に非集計ベースの選択モデルの枠組みでの交通行動の予測モデル構築は、特に手段分担など、選択肢集合が明確に与えられる予測においては一定の成果を挙げてきた。選択モデル分析は、このように選択の条件が明確な状況での行動を数理的にモデル化するものである。このモデリングの進展と並行するように、交通行動の分析のフレームとして発展してきたものとしてアクティビティ分析があげられる。アクティビティ分析とは、活動と交通の連関に着目し、時空間制約等の考慮など、交通行動分析のフレームに転換をもたらした。従来の交通需要予測はトリップベースとよばれ、トリップを単位として分析を行うも

のであり、様々な施策や条件の変化によってトリップがどう変わるかが分析の対象であり、一つ一つのトリップがどのように決まっているのかを分析するものである。その前提では、朝の出勤と帰宅トリップなどトリップ間は独立であり、それぞれのトリップの特性と手段や目的地には関係性は無い。さらに一般には様々な条件の違いによってトリップの要素の選択を説明するために、時間の概念や連続するトリップの関係などは考慮されない。結果として同一個人の複数のトリップにおいて、予測利用手段が毎回異なることを許容するなど、現実的な選択とはかけ離れた状況になる可能性がある。アクティビティ分析はこのような欠点を克服する視点を与えた。なぜならば、アクティビティ分析とは、時空間制約の下での活動の時空間的な配分を分析するものである。これに選択モデルの体系を組み合わせることで、活動の内容と位置や時間を選択するアクティビティ分析の体系が作られた。このようにアクティビティ分析とは、ある活動をどこでいつ、どのくらいの長さの時間で行うかを分析し、そのための最適な移動を前後で分析することになるため、一日（もしくはより長期）の活動全体を再現するモデル体系である。これによって、先に述べたトリップベースの分析の欠点の多くが補われた。また、先に述べたようなソフト的施策、例えばフレックスタイム制の導入などは、朝や帰宅後の時間と出勤の混雑や業務の時間などの配分選択が必須であり、トリップベースでの分析は困難である。

このようなモデルの構築には、全手段の移動を調査するパーソントリップ調査が適している。しかし、大都市圏で10年、地方都市圏ではそれ以上の期間ごとに調査が行われるものであり、費用の問題などもありデータの更新頻度は低い。また地方都市圏では一斉に行うわけではなく、散発的に地域のニーズに応じて行われる。そのため全手段のOD表の様な、道路行政に必須の基礎的な情報も、時空間的にみるとまばらに得られていることになる。ソフト的施策を導入する際には、局所的・短期的な予測なども重要

になってくるが、これまでそのような交通調査は行われていない。

一方、現在では様々なセンサーデバイスの小型化・低価格化が進み、IoT (Internet of Things) と呼ばれるように多くの機器に様々なセンサーが搭載され、かつ通信の高速化・低廉化が進んだことより様々なモノに付随する情報がインターネットによって共有される時代になってきた。その結果様々な情報が蓄積されるようになった。これらの情報の中には、従来の交通行動調査によって収集される情報を間接的に測定したものが含まれている。例えば、料金先払い式 (SF) カードなどは鉄道やバスの移動調査で調べてきた内容、乗車場所、降車場所及び乗車時間などをIT化された状態でサーバー等に蓄積される。これらは現状の交通調査とは異なる体系で計測されているが、増え続けるデバイスにより、全抽出近いデータが取得できるものもあり。これらを活用することによってさまざまな効果が発揮できると考えられている。これからはこのようなデータも活用した道路行政が必須となるであろう。そのために国内ではETC2.0という自動車の移動情報を路車間通信により収集するシステムなどが現在普及途上にある。

1.2 研究の目的

今回の研究開発は、1.1で述べたような背景のもと、主に三つの目的を掲げている。第一は、交通行動の需要予測モデルとしてアクティビティ分析の思想を継承し、外出行動に焦点を絞ったツアーベースモデルをもちいて、一日の行動のトリップの連関性を考慮でき、様々な活動要素の変化を知ることのできる交通需要予測体系を構築することである。これによって、道路政策を現状のトリップベースの予測では考慮できない要素の考慮を行うことを目的とする。さらに、ツアーベースモデルが個人単位で構築されることを活かして、より細かな変化について分析を可能にするために、マイクロシミュレーションによる交通需要予測システムの構築を行う。これは道路行政においては、道路行政の影響や個人の属性の社会的な変化などを織り込んで個別の影響を把握することを可能にする。一方、それらのモデルには問題点が存在する。その緩和のために、様々なIoTベースの観測データの活用を検討することを第二の目的とする。より具体的には、ツアーベースモデルのマイクロシミュレーションの出力を、問題点を補完することが可能な観測データに同化するアルゴリズムの実装を行う。データ同化の概要については、次節で説明を行う。また、アクティビティシミュレーションでは道路の交通量までの検討は行えないことから、交通流シミュレータとの統合が欠かせない。統合したモデルによる政策評価を実施することが目的となる。

加えて、交通流シミュレータのなかで、マイクロシミュレーションを都市圏規模で適用することが現実的になってきた。しかし、多くのパラメータが存

在することから、その精度はパラメータのチューニングにかかっている。そこで、同じくデータ同化の枠組みで、走行状態を用いてパラメータを外挿して精度向上が図れるかを検証することを、第三の目的とする。

以上を行うことにより、様々な道路交通政策に対して、従来では困難であった、個人の行動に与える影響や質的な変化を予測することができる。

1.3 データ同化

データ同化とはシミュレーションに実測データを馴染ませることを意味し、本研究でも、交通行動のシミュレーションに、間接的な交通観測データを用いる際にこの技法を用いる。一般的に、気象解析等のデータ同化が主に使われている分野での目的として大きく2つのことが挙げられている。¹⁾

1) 実測データを用いて数値シミュレーションモデルの精度・性能を改善すること。具体的にはパラメータの推定や初期条件の設定等、シミュレーションモデルをより高精度化することである。

2) 物理法則を表現するシミュレーションモデルを用いることで、観測の不足を補ったり観測誤差を修正したりすること。様々な観測が行われたとしても、時空間的には疎なデータであることが多いため、その補完を行う。

このような特性を持つデータ同化手法を道路行政に用いる目的としては、具体的には二つの目的がある。

① アクティビティベースのシミュレーションの予測精度の改善

個人の行動を再現するアクティビティベースモデルは予測する要素、移動時間帯、移動手段、移動目的、目的地、立ち寄りの有り無し、一日全体の行動パターンなどを再現することになる。トリップベースの優れるところは、非常に限定された状況での選択を分析することから、自由度が低く再現性が高いことがある。アクティビティベースのモデルは、一日の行動全体を再現することから、時間・空間的に非常に自由度の高い行動を予測することとなる。そのために、精度において課題を持っている場合が多い。これまで非常に自由度の高い気象などの予測手法で実績のある、データ同化の枠組みに着目し、近年その取得性が格段に高まった各種の観測データを補完的に用いることでシミュレーションの精度を向上する。

② 観測値が得られていない場所や時間での観測値の補完

先に述べたように、交通の基本的な調査である道路交通センサスや、パーソントリップ調査は5年や10年といった定期的にある特定の日を対象に行われる調査である。特にソフト施策への対応を考えたときに有効なデータとなる全手段を網羅的に調査するパーソントリップ調査は、地方都市ではインフラ整備

にあわせて単発的に行われる場合も多い。そのため、全手段のODなどの交通計画の基礎的な情報は、時空間的には非常にまばらにしか得られていない。そこでその時空間的な隙間を埋めるためにシミュレーションを行う。より具体的には、行動原理に基づくモデルを用いたシミュレーションを行って、パーソントリップ調査が得られていない期間や、季節的な変動を考慮するなど、時空間的な補完を行って、交通

計画の基礎情報を提供する。これらによって大規模調査を実施せずとも様々な情報を入手可能であり、調査費用の削減やより詳細な基礎情報を提供する。

上記二つの作用により交通行動のシミュレーションと観測データは相互補完的に活用が可能になると考えられる。

第2章 海外の研究動向

2.1 アクティビティシミュレータの開発動向

これまでに導入されている主要なアクティビティシミュレータの特性を一覧にまとめると以下の表2-1のようになる。

表中の生成とは、アクティビティシミュレータの精度改善やモデルの操作性を高めるために、ある種の条件下での確率的決定を指している。これはアクティビティの要素をあるパターンとしてとらえるもので、別な言い方では、ある要素からある要素への遷移確率を多数のデータから求め、一定の確率で活動の継続や遷移が決定される。このモデルはデジジョンツリーやニューラルネットワークなどのアルゴリズムを導入することで、再現性を高めることが可能になってきた。特に特定の施策の効果を測定することや、狭い範囲での活動予測などでは有益と考えられる。また時間帯の時間と順序は、具体的な時間を示している者や、朝ピーク・日中オフピーク...と一日を特徴的な時間帯に分類したものを順序とした。また、在宅活動を考慮に入れるかどうかも一つの大きな問題である。在宅と外出が競合関係にある場合には、在宅を考慮するべきであり、その分析には在宅時の活動に関する情報を入手する必要がある。しかしその情報はそもそも入手しにくいというのに、複合活動が多く調査が複雑化する。また、さらに自由

度の高い選択肢となるため、その再現性が低下する恐れがある。そのような効果を見逃せる政策評価であれば、外出活動のみに着目したモデリングは可能であり、特に出発してから戻るまでを一つの分析単位としたツアーベースモデルがある(DAS)。これは外出のみに着目して、その活動の時間空間を特定し、移動手段についてはツアー単位で決定するものである。ツアーの配分を一日で決定することでスケジュールも考慮することができる。

2015年のIATBRではアクティビティ分析に関連するプレゼンテーションが25編あった。キーノートスピーチでは、Axhausen2)がAgent-based or agent based modelling: Reflections on choices, constraints and commitmentsと題して、アクティビティモデルの現状についてと将来の展望を述べた。その中でアクティビティモデルとエージェントベースモデル、また4段階推計法について比較したものを表2-2に示す。特に太字はそのアプローチの標準とされたものである。ここでは、エージェントベースの導入を議論しており、巨大な選択肢に基づく意思決定では、定められた選択肢に対してそれぞれの効用関数を設定し、その最大値を選ぶという離散選択モデルの考え方は、かえって現実的ではないとの指摘がなされ、より簡略化した意思決定であるルール&ヒューリスティクスを用いることになること指摘している。

アクティビティシミュレーションに関連して、同

表 2-1 アクティビティモデルの構成

名前	活動種類	目的地	時間帯	継続時間	手段
ALBATROSS	選択	選択	時間	選択	選択
AMOS	生成	-	時間	選択	-
DAILY ACTIVITY SCHEDULE (DAS)	選択	-	順序	-	選択
GISICAS	生成	選択	順序	生成	-
SCHEDULER	選択	選択	時間	生成	-
STARCHILD	生成	選択	順序	-	選択

IATBRでは、Medina (2015)³⁾がアクティビティモデルの構成について、組み合わせパターンが巨大になるので、それをどう解決するかについての議論を紹介した。ここでは一つの有力な方法としてのヒューリスティクスがあるとしている。例えば、活動の順序はある固定的なルールがあるとして、活動の順序に固定的な順序の遷移確率を割り当てるなどで巨大な選択肢の削減を試みているものを指摘した (Miller and Roorda 2003⁴⁾, Arentze et al. 2010⁵⁾, Kuhnimhof and Gringmuth 2009⁶⁾). この他にも、Allahviranlooのプレゼンテーションでは、活動パターンをクラスタリングして、その配列を分類しデシジョンツリーで条件分けして帰属する確率を定めるという方法を提案した。これも条件が決まった場合にはある一定の活動パターンに確率的に帰属するというモデルになっている。

このように開発の進むアクティビティモデルであるが、それを行動モデルとしたマイクロシミュレーションによってさまざまな政策評価を行うことが一般的になってきた。これは計算機能力の向上が一つの理由であるが、アクティビティシミュレータにルールベースモデルが用いられる理由として、このマイクロシミュレーションでの計算負荷を低減することが挙げられている。このように、巨大なアクティビティシミュレータを動かすためには、コンピュータの計算能力の問題だけでなく、人間の認知能力なども考慮してルール&ヒューリスティクスを導入すべきとの議論が多い。その一つの考えとして、一定のルールに基づく遷移確率で多数の選択肢のある状況での意思決定することが試みられていると言えよう。しかし、多くの場合、道路行政はサービスレベルの改善による影響の評価を目的とし、さらに長期の計画である。このとき、適合度の改善を目的としたルールベースでは、現状の構造を再現するにとどまってしまう、サービスレベルの変化による行動の変化については十分とは言えない。よって、そのような選択行動を前提とした非集計モデルの導入が望ましい。Axhausenが例示したMATSIMはオープンソ

ースの統合型交通シミュレーションであり、エージェントベースシミュレーターとして今後その開発が有望なもののひとつでありえる。

本研究間に実施されたTRBやWCTRにおいても発表されたアクティビティ関連の論文をレビューする。

Feng and Timmermans (2016)⁷⁾は、GPSを用いた精度の高い旅行時間の長期による測定によって所用時間の変動を計測し、アクティビティダイアリ調査に組み込み、時間の信頼性を考慮したアクティビティシミュレータを構築した。

Susilo et. al (2016)⁸⁾は、ストックホルムで行われたアクティビティダイアリの半自動記録デバイスを用いた調査を、アンケートで記録されたアクティビティダイアリと比較し、どのような違いがあるのかを検証し、半自動取得データ収集の有効性を示した。

Bao et. al (2016)⁹⁾は、著者らが開発したFEATHERSは、アクティビティベースのマイクロシミュレーションで、ネットワークの評価も行うことができる。特に世帯の環境への影響を中心に検証を行った。

Chen and Akar (2016)¹⁰⁾は環境影響とエネルギー消費に着目して、クリーブランド都市圏の交通行動の影響を検証した。アクティビティシミュレータを用いてクリーブランド大都市圏の交通行動をモデル化し、世帯の社会経済属性、都市の形態および活動-交通パターンそれぞれがVMTの変化に与える影響をSEM型のモデルを用いて計測した。その結果、特に世帯属性や活動-交通パターンの影響が大きいことを示し、それらの間の関連性についての検討が必要であることを示した。

Shabanpour et al (2016)¹¹⁾は自動車の使用による大気汚染の影響を見るためにアクティビティベースのマイクロシミュレーションを行っている。

You, Garikapati and Pendyala (2016)¹²⁾はアクティビティシミュレータと交通流シミュレータを統合したシステムを構築し、それによって低排出ガス地域政策を、アクティビティパターンの変化、移動手段の変化、エネルギー消費の変化の視点から評価できることを示した。

表2-2 アプローチによる対象の違い

	4段階推計法	標準的 ABM	MATSIM(エージェントベース※)
分析単位	個人 フロー	個人 フロー	個人 フロー
スケジュールのモデル	トリップ ツアー 一日のチェーン	トリップ ツアー 一日のチェーン	トリップ ツアー 一日のチェーン
選択モデル	離散選択 ルール ヒューリスティクス	離散選択 ルール ヒューリスティクス	離散選択 ルール ヒューリスティクス
ネットワーク	統合型 外生的固定型	統合型 外生的固定型	統合型 外生的固定型
選択肢集合	明示的 潜在的	明示的 潜在的	明示的 潜在的
集計方法	母集団推計 サンプル 数え上げ 共進化的探索	母集団推計 サンプル 数え上げ 共進化的探索	母集団推計 サンプル 数え上げ 共進化的探索
スケジュールの均衡	有り 無し	有り 無し	有り 無し

Stabler et. al(2017)¹³⁾は、アクティビティモデルの現状についてレビューした。アクティビティモデルを実務的に利用するためには、現在の状況は多少職人芸的な状況にあると言える。そこで、オープンソースでの共通化したモデリングについて、著者らのこれまでの経験を示した。特に需要予測モデルとしての利点やトレードオフについて実務的な観点で述べた。

Hilgert et. al(2017)¹⁴⁾はアクティビティ分析を行う際には、活動の1週間単位を分析することの有用性を示している。その理由として、毎日実行しないような活動は一日の断面の差異で見ると1週間単位での時間配分で見ることによって、より他の活動との関連性が明確になるからである。ドイツモビリティパネルで検証した結果、1週間の活動回数はこの10年で0.3回の減少となった。

Ebadi et. al(2017)¹⁵⁾は大学生が近隣で使えるスマートカードの消費・購買記録データを用いて、大学生の一日のアクティビティを再構築するためのアルゴリズムの提案した。欠落した情報を推計する仕組みをあらかじめ作り、そのうえで、スマートカードデータから一日の活動を推計し、その精度を確認した研究である。

Shabanpour et. al (2017)¹⁶⁾は、主に活動タイミングの問題を取り扱っている。特にADAPTSというシカゴのアクティビティ型交通需要予測モデルとの整合性を持たせるために、意思決定の不均質性を表現するモデルを導入した。

Balac and Axhausen (2017)¹⁷⁾は著者らが開発した、いわゆるマルチエージェントシミュレーターであるMATSimを用いて、新たな移動手段の導入と、時間軸に沿ってその適応状況について分析を行っている。その結果、10%程度の移動時間の変化が適応した変化に必要なことを明らかにした。

Joh et. al (2017)¹⁸⁾は、アクティビティモデルを一日全体の最適化だけでなく、マルコフチェーン的な近視眼的行動を導入する必要があることを示した。その仕組みを導入したシミュレーションでは、10分おきにマルコフチェーン的な意思決定を導入することで、一日単位の最適化と状況に応じた行動変化を表現している。

Bowman and Bradley (2017)¹⁹⁾では、アクティビティモデルの空間移転性を検証している。多くの場合、旅行時間やアクセシビリティ、ログサム変数が移転性を妨げていることが示された。しかし、いくつかの比較を行った結果として、大きなデータセットであり、居住密度などの地域の状況が似通っている場合には、アクティビティモデルの移転可能であると考えられると結論付けている。

Xu et. al (2017)²⁰⁾は、アクティビティシミュレーターとネットワーク配分モデルを組み合わせたことを試みた研究である。非集計的な枠組みの中でこの統合はなされている。実ネットワークとしてシカゴの道路ネットワークを用いて、アクティビティシミュレ

ータの出力と交通流シミュレータが均衡するように調整を行った。

Yang et. al (2017)²¹⁾は機械学習とデータマイニング技術を実務的に導入した研究である。潜在ディリクレ分布を用いた活動割り付けモデルを用いて、居住者の活動パターンを生成している。家庭訪問調査で得られた活動データに他の情報を追加して精度を高める方策の一つと考えられる。

D. Ettema (2017)²²⁾はスマートフォンアプリの利用の交通行動への影響を見るために、アクティビティベースモデルを用いた。二つのアプリの利用と交通行動の関係性について分析を行ったところ、いずれも影響が有意となりました。しかし、その因果関係は不明瞭で意図的にそうであったのかは明確でないとした。

Vyas et. al (2017)²³⁾はアクティビティモデルを用いて時間的な変化を記述するために、異なる時点のデータを用いて分析を行った。特に時間的な変化を説明する方法として、集計キャリブレーションアプローチと時間トレンドを説明変数として用いるアプローチを採用している。それらを実データと比較した結果、静的なモデルと比較するといずれも予測精度が有意に改善するとした。

Dianat et. al (2017)²⁴⁾は、1週間の活動の配分について研究がなされている。ある特定の活動は、一週間の中で一度行われると残りの時間ではそれを行わないという予想されたおりの活動が数多くあることを示した。例えば、勤労者の買い物は週末に必ず発生する一方、無職の人は1週間での時間配分ではあまり有意な結果が得られないなど、社会経済属性による変化についての知見を示した。

Dhakar et. al (2017)²⁵⁾は時間信頼性の価値を、アクティビティモデルから導出した。特に有料のHOVレーンの利用についての分析から信頼性を整備の便益に導入した。その結果を用いて改良したアクティビティモデルは、以前のモデルよりもより良い適合度を示した。

Halat et. al (2017)²⁶⁾はアクティビティベースモデルと均衡配分モデルの融合を提案した。家庭内の活動スケジューリングの調整の際に、所要時間を考慮するために交通量配分モデルを導入した。これは不動点問題として定式化され、それを解くことが可能である。そのアルゴリズムを実ネットワークに適用して有効性を示している。

Hilgert and Vortisch (2018)²⁷⁾は、行動の多くは共同活動であることから、1週間のアクティビティダイアリ調査を用いて、共同活動の現れ方について分析を行った。属性に応じて共同活動のタイプは変化し、高齢者はより多くの共同行動を実施しようとする。共同行動は、一人での行動と行動の原理が異なるため、これを考慮することが現実性を高めると指摘している。

Dianat and Miller (2018)²⁸⁾は、マイクロシミュレーションを用いて、労働者の活動パターンの再現を行った。特に大まかな予定を立てたうえで、スケジュー

ーリングを行うモデルは、特に学校や仕事のような固定活動の隙間への埋め込みモデルになりえることを指摘した。骨格の予定の周辺での活動を、すべて同時に決定するモデルが精度を高めることを示した。

Arian and Chiu (2018)²⁹⁾は、ジオコーディングを用いた移動—活動分析を検証した。特にGPSデータを402人分集めて、16個のライフスタイルに分類した。このライフスタイルは個人の行動の政策への他反応が異なる可能性によって分類されている。今後の各種コミュニティ形成にはこのようなライフスタイルの違いを考慮することが求められる。

Hafezi et. al (2018)³⁰⁾は、24時間の活動スケジュールを組むモデルを作り、特に近年人気の出てきた機械学習を用いて、人口生成、時間利用、ツアー選択、活動目的地選択等を行った。活動パターンをクラス

ターに分類したところ、12のクラスターに分類でき、ランダムフォレストを用いることで、行動パターンが精度よく予測できることを示した。

以上のようにこの4年間の主要な会議でのアクティビティシミュレータに関連する開発・適用状況をレビューすると、本課題で行っているネットワークとアクティビティの同時利用についてはいくつかの研究がなされているが、それほど多くは無い。また、データ活用との関連では、スマートフォンベースのデータをモデルにどう活かすかという研究はあるが、アクティビティシミュレータにどう取り入れるかについては、具体的に示されていないことから本研究の新規性は高いと考えられる。

第3章 シミュレータのデータ同化

3.1 ツアーベースモデル

(1) モデル推定の簡略化

本研究では、2種類のアクティビティシミュレータを用いるが、まずはツアーベースモデルから検証を行う。ツアーベースモデルは先に述べたように、一日の外出行動を最適化するものであり、都市圏の一日ODの時間帯別推計などに適している。今回用いるツアーベースモデルは、図3-1に示すような9段階のネスティッドロジットモデルを用いる。そのため、その推定は段階推定に頼らざるを得ない。そこで、段階推定を行った後にブートストラップ推定を行い、その優位性の検証を行った。その結果、ブートストラップ推定と段階推定の有意差はなく、段階推定のモデルを用いることに問題は無いと考えられる。また、変数選択についても図3-2に示すようなアルゴリズムに基づいて、半自動で変数選択を行えるスクリプトを構築した。これらによってモデル選択の労力は低下した。

(2) 使用したデータ

本研究では、ツアーベースモデルの推計を大都市圏（東京都市圏）の中でも、特に都心の動きを再現するため、都心三区に着目した行動予測モデルの構築を行う。

モデルの構築、分析に用いたデータは以下の通りである。

a) 東京都市圏パーソントリップ調査³¹⁾

平成20年に行われた第5回東京都市圏パーソントリップ調査の全サンプル数は73万3873人である。調査の対象地域は、東京都、神奈川県、埼玉県、千葉県、茨城県南部（東京都島嶼部を除く）である。本研究では、計算の付加を低減するため、東京都市圏

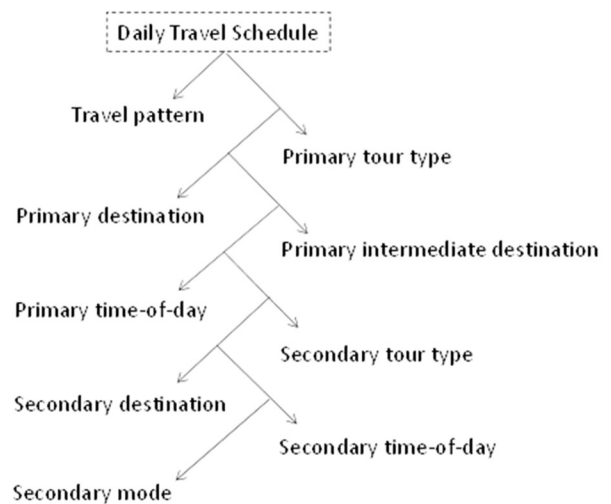


図3-1 ツアーベースモデルのネスト構造

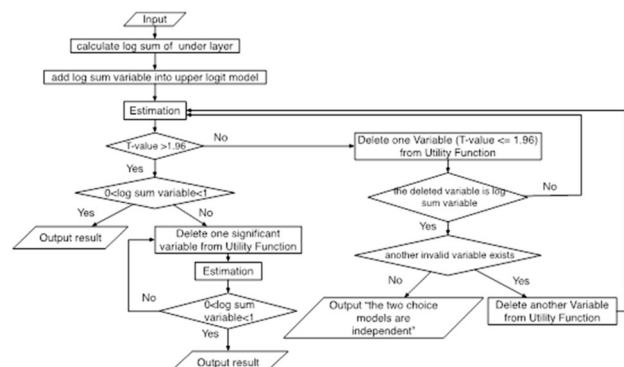


図3-2 変数選択のアルゴリズム

全域に居住する人で、都心三区（港区、千代田区、中央区）を一度でもトリップの目的地にした個人を抽出して分析を行った。モデルに用いた最終的なサンプル数は4万8683人となった。

b) モバイル空間統計データ³²⁾

シミュレーションモデルの観測データとして、モバイル空間統計データを利用する。モバイル空間統計データは、ドコモインサイトマーケティング社が提供するNTTドコモの携帯電話基地局データを使用して作成される人口の統計情報である。モバイル空間統計は、非識別化処理、集計処理、秘匿処理、の3段階のプロセスを経て作成される。運用データからのモバイル空間統計の集計処理は、以下の3段階の推計プロセスから構成される。

①在圏数推計処理

非識別化された運用データに基づき、運用データのばらつきなどを考慮しつつ、基地局エリアごとの携帯電話の在圏数を推計する。

②拡大推計処理

在圏数推計処理の結果である基地局エリアごとの携帯電話の在圏数に基づき、ドコモ携帯電話の普及率や偏りや携帯電話の電源断の影響などを考慮しつつ、基地局エリアごとの人口へと拡大推計する。

③ エリア変換処理

拡大推計処理の結果である基地局エリアごとの人口に基づき、基地局エリア単位に推計された人口をメッシュや行政区画単位など、応用分野で活用しやすい集計単位へと変換する。

本研究で利用するデータは、500mメッシュ単位の都心三区の人口流入分析である。

表3-1 モバイル空間統計データ概要

対象地域	港区, 千代田区, 中央区
対象期間	平成26年 10月6日(月)～10日(金) 14日(火)～17日(金) 20日(月)～24日(金) 27日(月)
時間区分	1時間ごとに観測
データ概要	対象期間の時間帯別平均値

(3) モデル概要

本研究では、一日の行動プロセスとして、ツアーベースの最適化を行っているとは仮定し、既存研究を参考にしながら、移動の意思決定プロセスを仮定した。

モデルではツアーを2タイプに分類している。1つは主要ツアーでもう1つは二次ツアーである。これらのツアーを分類する基準は意志決定者の優先順位に基づいており、仕事(学校)を最優先とし、その他の活動と続く。優先順位が高いものが主要ツアー、次に二次ツアーとなる。同じ活動の場合、活動時間の長いものが上位であるとする。既存研究では、甲府都市圏におけるツアーベースモデルを構築しており、主要ツアーに手段選択が設けられている。また、中間滞在目的地選択は考慮していない。しかし本研究では、大都市圏(東京都市圏)における特性を考慮してモデルの構築を行ったためにいくつかの変更点がある。具体的には、東京都市圏の主要ツアーで

は、約9割が鉄道を利用していることから、主要ツアーでは、手段を鉄道に固定して手段選択段階を設けなかった。また、主要な目的地以外にツアーの途中で別の目的地に立ち寄るケースが多いため、中間滞在の目的地選択も考慮した。結果として図3-1のような意思決定のプロセスを仮定した。本研究では、図3-1のように段階的な選択を仮定したことから、選択肢の相関を考慮できるネステッドロジットモデルを用いることとした。以下では、図3-1のような意思決定プロセスで仮定したモデルの各段階の選択肢と主な内容について説明する。これらの選択肢は、データの特성에応じて適切な選択肢を決定している。

a) トラベルパターン選択

トラベルパターンとは、個人の一日のホームベースのツアー数とパターンによって分類される。これは、個人が一日の大まかな活動予定を最も上位で決定することを想定している。マルチツアーは2度以上ツアーを行うことである。サブツアーとは、勤務地等の主要な目的地から出発し、勤務地等の主要な目的地に戻るツアーことである。ツアーなしは一度も自宅から外出しないパターンである。トラベルパターンの選択肢は表3-2の通りである。

表3-2 トラベルパターン選択肢

1	シングルツアー
2	マルチツアー
3	ツアーとサブツアー
4	ツアーなし

b) ツアータイプ選択

ツアータイプとは、あるツアーの主な目的と中間滞在数の組み合わせのことである。中間滞在とは、自宅から主要な目的地へ行って帰ってくるまでの間に、主要な目的地以外に滞在を行うことである。目的は、仕事、義務的、自由目的の3つに限定する。義務的とは、買い物や送迎などの生活維持活動を指す。自由目的は仕事と生活維持活動以外の娯楽やスポーツなどである。ツアータイプの選択肢は表3-3、表3-4の通りである。二次ツアーでは中間滞在の有無を考慮しない。

表3-3 主要ツアーにおけるツアータイプ選択肢

1	仕事/中間滞在あり
2	仕事/中間滞在なし
3	その他/中間滞在あり
4	その他/中間滞在なし

表3-4 二次ツアーにおけるツアータイプ選択肢

1	仕事
2	義務的
3	自由目的

c) 目的地選択

目的地選択モデルは選択肢集合が膨大になるため、IIA特性が成立すると仮定し、実際に選んだ選択肢に追加して、ユニバーサルチョイスセットからランダム選択したものを選択肢集合とした。IIA特性が成立するとした場合には、この方法で推定パラメータにはバイアスが生じない。³³⁾

主要ツアーにおける目的地は以下の通りに5つの選択肢に限定する。主要ツアーでは、目的地を都心三区の14ゾーンに限定する。そこから、ランダムサンプリングを行い5つの選択肢に限定する。二次ツアーでは、一度自宅に帰ってからもう一度ツアーを行うため、より広い範囲を目的地として仮定した。ここでは、東京23区に限定し23ゾーンからランダムサンプリングを行い、実際の選択肢を含む8つの選択肢に限定した。

d) 中間滞在目的地選択

中間滞在目的地選択も目的地選択と同じように選択肢を決定した。二次ツアーでは中間滞在が少ないので、主要ツアーのみに選択を与えた。主要ツアーにおける中間滞在目的地は、主要目的地との距離の平均は4.05km、中間滞在目的地と自宅の距離の平均は18.86kmであったことから、中間滞在は主要目的地の周辺で行われる割合が高いと判断し、都心三区と都心三区周辺の10区50ゾーンに限定し、ランダムサンプリングを行い8つの選択肢と中間滞なしの合計9選択肢に設定した。

e) 時刻選択

時刻選択では、まず平日の時間帯を4つに分ける。午前ピーク（6:30～9:29）、日中（9:30～15:59）、午後ピーク（16:00～18:59）、その他（19:00～6:29）である。この4つの時間帯から、出発と帰宅の時間帯の組み合わせを時刻選択の選択肢とする。

ピーク時間（午前ピークか午後ピーク）に出発しピーク時間に帰宅をしていたらオンピーク、オフピーク時間（日中かその他）に出発しオフピーク時間に帰宅をしていたらオフピーク、出発と帰宅でどちらかがピーク時間、どちらかがオフピーク時間であったらオン／オフピークとする。時刻選択の選択肢は表3-5の通りである。

表3-5 時刻選択肢

1	オンピーク
2	オフピーク
3	オン／オフピーク

f) 手段選択（二次ツアー）

公共交通とは電車とバスの2つのことである。手段選択の選択肢は表-6の通りである。主要ツアーでは鉄道の分担率が大きいので手段選択を設けないが、二次ツアーでは他の手段を選択する人も増加するため、手段選択を考慮する。

(4) パラメータ推定結果

モデルのパラメータ推定結果を以下で示す。

a) 手段選択モデル推定結果

表3-6に手段選択モデルのパラメータ推定結果を示す。すべての定数項が負の値をとっており、相対的には徒歩の効用が高い結果となっている。

表3-6 二次ツアー手段選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：公共交通	-1.61	-32.48
定数項：自動車	-3.25	-88.58
定数項：バイク	-1.23	-48.01
勤労者ダミー：公共交通	-0.430	-13.70
費用[100円]：公共交通	-0.180	-10.40
費用[100円]：自動車	-0.730	-37.16
所要時間[10分]：公共交通	-0.727	-38.05
所要時間[10分]：自動車	-0.591	-36.45
所要時間[10分]：バイク	-1.32	-95.56
所要時間[10分]：徒歩	-0.598	-114.95
都心三区ダミー：公共交通	-0.350	-9.78
都心三区ダミー：自動車	-0.507	-14.48
都心三区ダミー：バイク	-0.338	-14.93
サンプル数		1103
初期尤度		-77778
最終尤度		-54587
決定係数		0.298
修正済み決定係数		0.298

b) 時刻選択モデル推定結果

表3-7、表3-8に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表3-7より、勤労者は出勤、帰宅どちらかまたは両方ピークの時間を選択する傾向がある。

また、いずれもログサムパラメータは0から1の間の値を取っているため、妥当な構造であると言える。

c) 中間滞在目的地選択モデル推定結果

表3-9に中間滞在目的地選択モデルのパラメータ推定結果を示す。公共施設数や地価のパラメータが正の値をとっているため、公共施設が多い場所や地価が高い場所に行く傾向があることが分かる。

また、ログサムパラメータは0から1の間の値を取っているため妥当な構造である。

d) 目的地選択モデル推定結果

表3-10、表3-11に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表3-10より、主要ツアーでは容積率や公共施設数のパラメータが正の値をとっている。

よって容積率や公共施設数が多いほど選択される傾向があることが分かる。表3-11より、二次ツアーでは自宅のあるゾーンに隣接するゾーンであるときに1を取る周辺ゾーンダミーのパラメータが正の値をとっているため、二次ツアーでは周辺ゾーンの効用が高いことが分かる。

また、ログサムパラメータは0から1の間の値を取っているため妥当な構造であると言える。

表3-7 主要ツアー時刻選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：ピーク	-0.0732	-11.48
定数項：オフピーク	0.787	148.12
高齢者ダミー：ピーク	-0.126	-17.61
高齢者ダミー：オフピーク	-0.719	-121.84
勤労者ダミー：ピーク	0.114	17.00
勤労者ダミー：オフピーク	1.08	191.74
ログサムパラメータ	0.131	35.52
サンプル数		41739
		-
初期尤度		2295600
		-
最終尤度		1572125
決定係数		0.315
修正済み決定係数		0.315

表3-8 二次ツアー時刻選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：ピーク	0.843	34.59
定数項：オフピーク	0.979	31.50
都心三区ダミー：オフピーク	-0.309	-16.26
勤労者ダミー：ピーク	-0.612	-24.58
勤労者ダミー：オフピーク	-0.774	-36.05
世帯人数：オフピーク	-0.245	-31.96
滞在時間：ピーク [10分]	-0.168	-73.65
滞在時間：オフピーク [10分]	-0.0515	-44.58
ログサムパラメータ	0.742	22.40
サンプル数		1103
初期尤度		-60527
最終尤度		-52607
決定係数		0.131
修正済み決定係数		0.131

表3-9 主要ツアー中間滞在目的地選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
人口 [1,000人]	-0.0290	-407.52
平均容積率 [100%]	-0.864	-895.20
公共施設数 [10施設]	0.0448	60.52
平均地価 [千万円]	0.903	146.21
ログサムパラメータ	0.135	22.02
サンプル数		41739
		-
初期尤度		5891003
		-
最終尤度		1839134
決定係数		0.688
修正済み決定係数		0.688

表3-10 主要ツアー目的地選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
人口 [10,000人]	0.127	182.53
平均容積率 [1000%]	3.78	313.17
公共施設数 [10施設]	0.101	372.20
平均地価 [千万円]	-0.169	-66.69
都市公園面積 [10,000m2]	0.0139	172.58
ログサムパラメータ	0.0826	46.10
サンプル数		41739
初期尤度		-3559958
最終尤度		-3285519
決定係数		0.077
修正済み決定係数		0.077

表3-11 二次ツアー目的地選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
人口/km2 [1,000人]	-0.104	-32.38
従業者数/km2 [1,000人]	-0.0213	-16.88
企業数/km2 [100社]	0.137	15.60
店舗数/km2 [100軒]	-0.235	-18.08
周辺ゾーングラミー	2.18	137.28
商業地地価/m2[十万円]	0.0246	25.78
ログサムパラメータ	0.200	41.76
サンプル数		1103
初期尤度		-97000
最終尤度		-79107
決定係数		0.184
修正済み決定係数		0.184

e) ツアータイプ選択モデル推定結果

表3-12, 表3-13に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表-12より, 仕事以外のその他の活動では, 女性と高齢者のパラメータは正の値をとっているため女性と高齢者は仕事以外の活動をする傾向があることが分かる。表-13より, 女性のパラメータは正の値をとっているため, 女性は二次ツアーで義務的な活動をする傾向があることが分かる。

また, ログサムパラメータは0から1の間の値を取っているため妥当な構造であると言える。

f) トラベルパターン選択モデル推定結果

表3-14に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表3-14より, 勤労者のシングルツアーとツアーとサブツアーのパラメータが正の値をとっている。勤労者はシングルツアーとサブツアーを選ぶ傾向がある。また, ログサムパラメータは0から1の間の値を取っているため妥当なモデルであると言える。

表3-12 主要ツアータイプ選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：仕事/中間滞在あり	2.60	89.09
定数項：仕事/中間滞在なし	3.55	89.59
定数項：その他/中間滞在あり	-0.00815	-0.45
女性ガミ：仕事/中間滞在あり	-1.29	-145.34
女性ガミ：仕事/中間滞在なし	-1.76	-211.08
女性ガミ：その他/中間滞在あり	0.127	10.54
高齢者ガミ：仕事/中間滞在あり	-2.27	-233.30
高齢者ガミ：仕事/中間滞在なし	-2.73	-323.03
高齢者ガミ：その他/中間滞在あり	0.129	11.32
世帯人数：仕事/中間滞在あり	-0.247	-68.90
世帯人数：仕事/中間滞在なし	0.0220	6.71
世帯人数：その他/中間滞在あり	-0.210	-41.40
ログサムパラメータ	0.482	22.89
サンプル数		41739
初期尤度		1726228
最終尤度		1291173
決定係数		0.252
修正済み決定係数		0.252

表3-13 二次ツアータイプ選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：義務的	3.61	67.75
定数項：自由目的	3.45	66.05
高齢者ガミ：義務的	-0.571	-15.39
高齢者ガミ：自由目的	-0.913	-26.07
女性ガミ：義務的	1.46	43.33
女性ガミ：自由目的	0.696	22.00
滞在時間：義務的 [100分]	-1.41	-74.92
滞在時間：自由目的 [100分]	-0.551	-37.53
ログサムパラメータ	0.405	28.18
サンプル数		1103
初期尤度		145500.3
最終尤度		47045.57
決定係数		0.677
修正済み決定係数		0.677

(5) シミュレーションシステム構築

構築された東京都市圏のツアーベースモデルを用いたマイクロシミュレーションを行う。このマイクロシミュレーションは、個別の主体の行動原理をモデル化し、それらによって個人の行動を再現し、その積み上げの結果として都市全体の動向を表現することになる。個人ベースのマイクロシミュレーションを行うことで、詳細な主体属性の考慮、主体行動の相互利用や経路依存性の表現など、将来予測に対して大きな可能性を持っている。特に個人や世帯単位で政策がもたらす結果の差異を明らかにできる。

表3-14 トラベルパターン選択パラメータ推定結果

	パラメータ	t 値
定数項：シングルツアー	1.45	119.78
定数項：ツアーとサブツアー	-2.86	-94.84
定数項：ツアー無し	6.98	140.54
勤労者ガミ：シングルツアー	0.711	62.54
勤労者ガミ：ツアーとサブツアー	3.802	128.16
勤労者ガミ：ツアー無し	-0.241	-5.91
女性ガミ：シングルツアー	-0.391	-39.07
女性ガミ：ツアーとサブツアー	-1.06	-93.36
女性ガミ：ツアー無し	0.175	4.26
滞在時間：シングルツアー[10分]	5.08	69.60
滞在時間：サブツアー[10分]	5.05	69.21
滞在時間：マルチツアー[10分]	5.07	69.45
ログサムパラメータ	0.114	12.41
サンプル数		48691
初期尤度		329503
最終尤度		2
決定係数		-858660
修正済み決定係数		0.739
		0.739

一般的には、シミュレーション誤差を含むため、複数回のシミュレーションを繰り返し、平均的な結果を用いる。具体的な計算方法として、上位から各段階の選択肢の選択確率を確率モデルに従って計算し、乱数を用いて選択し、各段階の選択を確定させて下の段階を同様に決定していく。これを上位から下位に向かってすべて決定することで、個人の一日の行動パターンが再現される。

(6) モバイル空間統計 (MSS) との同化

構築されたツアーベースの非集計モデルを用いてシミュレーションによる予測を行った場合に、様々な変数が状態変数として定義可能である。さらにICTによる観測は時系列的に繰り返し観測が可能であることが特色であり、それに応じた観測データに同化することによって状態の予測精度が改善されると考えられる。そこで本研究では、MSSを用いてゾーンの滞在人数比率を状態変数としてデータへの同化を行う。同化アルゴリズムとしては、多様な分布に対応可能なパーティクルフィルタを適用する。今回用いたアルゴリズムは、推定したモデルを用いて、個人の行動を一人一人予測し、予測された個人の行動をパーティクル (粒子) と見立てて、状態変数であるゾーンの滞在人数を予測する。それと観測データの分布を用いて、各パーティクルに対して重みをもとめ、重み付きのリサンプリングを行い、事後分布を求めゾーンの滞在人数とパラメータの更新を行う。それらを次の期の予測に用いる。

このアルゴリズムは、観測データや予測時期に応じて随時更新する逐次型のアルゴリズムを想定している。

状態空間モデルは図3-3に示すような状態ベクトル x_t と観測ベクトル y_t から構成される。時刻 t における状態ベクトル x_t は、直接観測できない、または推定したい変数のベクトルである。観測ベクトル y_t は、状態変数の観測である。本研究では、状態ベクトル x_t をシミュレーションにより得られた滞在人数分布を、計算負荷を低減するために1次元の分布として用いる。観測ベクトル y_t を同じく1次元の滞在人数観測データとする。時刻は新たな観測データを得る間隔や予測を行う間隔とした、観測データや予測時期に応じて随時更新する逐次型のアルゴリズムである。大枠での流れは以下の通りである。

- a) PT調査データを時点 $t=0$ として、アクティビティモデルのパラメータの推定を行い、アクティビティシミュレーションの構築を行う。
- b) 1.で構築したアクティビティシミュレーションに時点1のLOS等を代入し、時点1の滞在人口分布を求め、それを状態ベクトル x_1 とする。
- c) 時刻1における観測ベクトル y_1 を取得し、この滞在人口分布を用いたフィルタリングを行い、状態 x_1 を推定する。
- d) 新たに推定した状態 x_1' に対応する定数項を求め、アクティビティシミュレーションの定数項を更新する。次期の予測分布 x_2 を得る。

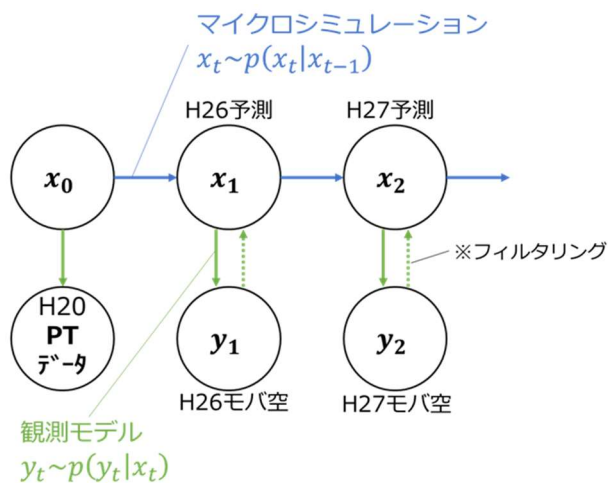


図3-3 本研究のデータ同化・モデル更新フレーム

これを繰り返すことによって、新たな観測データが得られた場合に、その情報を用いて新たな状態を推定し、それを次期の予測に用いる。このように新たな交通状態に関する観測データを活用することで、滞在人数分布の予測精度の改善がデータが得られるごとに逐次図られる。

(7) アクティビティシミュレータの更新

図3-3に基づきながら、MSS(モバ空)が継続的に得られた際のモデル更新の方法について簡潔に述べる。

- H20 H20のPT調査を基にモデルとアクティビティシミュレーションシステムを構築する。
- H26 シミュレーションにH26のLOSを代入し、H26の予測結果を事前分布として得る。H26の観測

データが入手できたら、H26の予測結果に観測データを同化させ、事後分布を得る。これを基にH26の定数項を更新する。

- H27 H26の定数項を更新したシミュレーションを基に、H27のLOSを代入し、H27の予測結果を事前分布として得る。H27の観測データが入手できたら、H27の予測結果に観測データを同化させ、事後分布を得る。これを基にH27の定数項を更新する。
- H28 H27の定数項を更新したシミュレーションを基に、H28のLOSを代入し、H28の予測結果を事前分布として得る。H28の観測データが入手できたら、H28の予測結果に観測データを同化させ、事後分布を得る。これを基にH28の定数項を更新する。

通常予測等をする際には、LOS等の説明変数のみを更新していくが、本研究で提案する手法では、前年度の観測に合わせて定数項のパラメータも更新していく。これは、予測モデルの課題として、説明変数として用いる土地利用データやLOSデータが頻繁に更新されないというものが存在した。今回の目的地選択モデルの変数でも、毎年変更できるデータとして入れることができたのが、平均地価のみであった。目的地選択モデルを説明する変数は、人口や従業者数、事業者数、公共施設数、集客施設数、容積率など様々なものが挙げられるが、この多くは5年に1回調査されるものや、10年以上調査されていないもの、1年分のデータしか入手できないものである。こういった部分においても、モデルに誤差が生じ、実態と合わなくなっている可能性が高い。今回の観測データは1年毎のデータであるので、1年毎に入手可能な平均地価のデータの更新をLOSの更新として行った。本研究で検証を行うのは定数項を更新した予測結果である。比較対象は、更新定数項をせず説明変数のみを変更し予測を行ったものである。H27・H28それぞれの比較を行う。

データ同化により更新された状態を反映するために、本研究の時点更新では、目的地選択の定数項の再推定を行った。推定方法は、各個人をフィルタリングした結果をデータ同化結果として使い、フィルタリングされた個人をサンプルとした目的地選択の最尤推定である。ここでは、定数項以外のパラメータは固定して、定数項のパラメータのみを再推定した。定数項再推定結果は表3-15、表3-16に示した。この定数項パラメータ更新結果をアクティビティシミュレーションへ代入することで、シミュレーションモデルの更新とした。以下の図3-4でH27の、図3-5でH28の結果を示し、精度検証を表3-17で行う。

まず、表3-17の精度検証結果を見ると、観測値とのベクトル距離は、定数項を更新しないものよりも、定数項を更新した方が小さくなり、精度改善につながる事が示された。また、定数項を更新しないとH27よりもH28の方が、誤差が大きくなっていることが示されている。したがって、時間経過により

シミュレーション精度も落ちてくる事が分かる。
 図 3-4, 図 3-5 で示した通り, ゾーン別滞留人口比率を比較するとおおよそ観測に近づいていることが分かる。定数項更新の有無でそれぞれのグラフを比較すると, 定数項を更新せずに, 土地利用データ等の説明変数のみ更新を行うだけでは, 精度が悪くなってしまいうゾーンが存在することが分かる。こういった説明変数で表現できない部分が定数項の更新で表現可能になっていることが示唆される。

表3-15 定数項再推定結果 (H26)

	パラメータ	t 値
定数項 zone1	0.0776	21.99
定数項 zone2	0.332	97.45
定数項 zone3	0.990	295.39
定数項 zone4	-2.45	-591.76
定数項 zone5	0.489	124.96
定数項 zone6	-0.661	-146.27
定数項 zone7	-0.782	-168.37
定数項 zone8	0.288	72.36
定数項 zone9	-0.508	-97.96
定数項 zone10	0.577	151.71
定数項 zone11	0.817	236.04
定数項 zone12	1.03	277.40
定数項 zone14	-0.422	-88.20
サンプル数		2194117
初期尤度		-6605375
最終尤度		-5435806
決定係数		0.177
修正済み決定係数		0.177

表3-16 定数項再推定結果 (H27)

	パラメータ	t 値
定数項 zone1	0.376	153.63
定数項 zone2	0.922	377.47
定数項 zone3	-2.50	-738.84
定数項 zone4	0.414	129.51
定数項 zone5	-0.699	-182.64
定数項 zone6	-0.938	-232.68
定数項 zone7	0.266	82.83
定数項 zone8	-0.550	-118.46
定数項 zone9	0.541	178.96
定数項 zone10	0.806	315.17
定数項 zone11	1.11	396.09
定数項 zone12	-0.389	-95.14
定数項 zone14	0.376	153.63
サンプル数		2270474
初期尤度		-6889131
最終尤度		-5632532
決定係数		0.182
修正済み決定係数		0.182

表 3-17 精度検証

	H27 観測値との ベクトル距離	H28 観測値との ベクトル距離
定数項更新なし	21.798	22.984
定数項更新あり	16.596	11.573

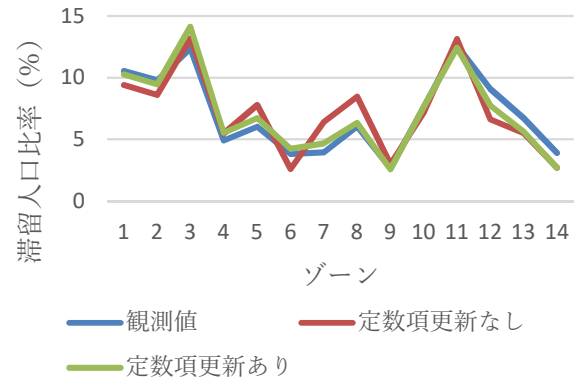


図 3-4 H27 シミュレーション結果

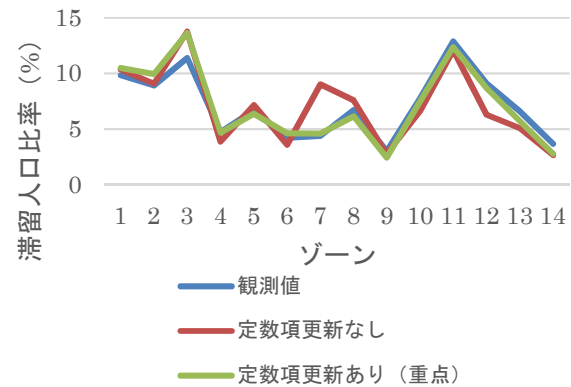


図 3-5 H28 シミュレーション結果

(8) 同化による更新の有意性検証

ここで, H26 と H27, H28 の定数項推計結果で, パラメータの差をみるために t 検定を行った結果を表 3-18 に示す。ただし, 前節で示した推定結果では, 定数項の数に違いが生じてしまい, 比較が難しくなるので, 本節では各年度の定数項を 11 個で固定して推定し比較した。t 検定を行った結果, H26 と H27 ではどのゾーンにおいても有意差はみられなかったが, H27 と H28 では, ゾーン 5,8,9 で有意差がみられ, H27 と H28 の 1 年間で有意に定数項のパラメータが変化していることが確認された。これにより, 説明変数で表現できない変化が存在し, 有意に土地利用等の変化が起きていることが示唆される。観測データの年度別の滞留人口(図 3-6)をみても, H26 と H27 はほとんど変わらないが, H28 には全体的に滞留人口の増加がみられる。特に有意差がみられたゾーン 5 (銀座), 8 (築地等) では H27 から H28 にかけて観測データでも増加が確認されている

が、銀座では再開発が進んでいることや、中央区全体で定住人口の増加が続いていることなどが考えられる。この結果により、土地利用データ等が更新されない場合でも、年々変化しつつある土地利用変化等を考慮することが可能であると示唆された。

表 3-18 パラメータ差の t 検定

	H26 と H27 の パラメータ差 の t 検定	H27 と H28 の パラメータ差 の t 検定
定数項 zone2	-0.847	0.475
定数項 zone3	0.811	0.575
定数項 zone4	0.455	-0.816
定数項 zone5	0.783	-2.569
定数項 zone6	0.279	-0.865
定数項 zone7	1.617	-0.910
定数項 zone8	0.108	-2.458
定数項 zone9	0.299	-2.382
定数項 zone10	0.304	-1.366
定数項 zone11	-0.034	-1.278
定数項 zone14	-0.496	-0.262

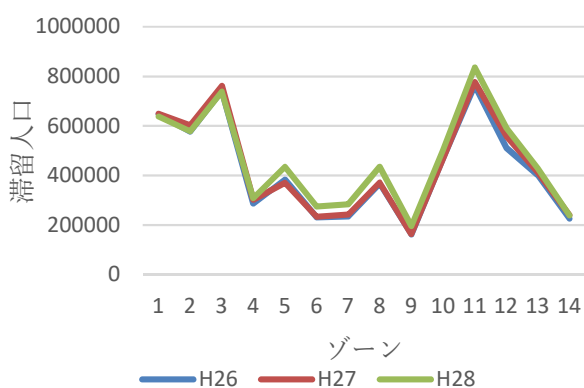


図 3-6 モバイル空間統計の年度別滞留人口

(9) ツアーベースシミュレーションのまとめ

本研究では、データ同化結果を次期のシミュレーションへ反映し、シミュレーション結果改善を可能とする推計手法の提案を行った。定数項は説明変数では説明しきれなかった誤差の期待値であるので、データ融合結果を用いて最尤推定により定数項を更新することで、観測データを反映させることができると考えた。定数項を更新することで、定数項を更新しない場合と比較して精度改善が確認された。また年度ごとの定数項のパラメータの差の検定を行ったところ、有意にゾーンの変化がみられる箇所が存在した。これにより、説明変数で表現できない変化が存在し、有意に土地利用等の変化が起きていることが示唆される。

以上より、ICTによる継続観測をモデルに反映することは、これらの誤差についても考慮できることを意味する。この誤差を毎年更新し次期の予測のベースとして予測を行うことで、より現実的で高精度

な予測が可能になると考える。この手法を提案することにより、アクティビティモデルの課題とされてきた、用いるPTデータの取得頻度が低いこと、説明変数として用いる土地利用データやLOSデータを頻繁に更新することが困難なことなどを解決する一助になるのではないかと考える。

土地利用変化の考慮については、検証すべき点も多く、モデルの部分においても残された課題も多いが、実際に用いられることの少なかったアクティビティモデルや継続的に取得可能な観測データの活用方法を提案し、両者の利点と欠点を生かす手法として、有効性を示すことができたと考えられる。

3.2 逐次型アクティビティシミュレータ

(1) アクティビティモデルの概要

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日の行動パターンの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間を行うことが挙げられる。

(2) 状態空間モデルによる表現

a) 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³³⁾。状態空間モデルは状態ベクトル \mathbf{x}_t と観測ベクトル \mathbf{z}_t とから構成される(図 3-7)。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、センサー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 $p(z_t|x_t)$ 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 $p(x_t|x_{t-1})$ 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 $z_{1:t} = \{z_1, z_2, z_3 \dots z_t\}$ が得られたときに、時刻 t における状態ベクトル x_t を事後確率最大化基準により推定する。ここに、事後確率は、ベイズの法則より、

$$p(x_t|z_{1:t}) \propto p(z_t|x_t)p(x_t|z_{1:t-1}) \quad (3-1)$$

$$= p(z_t|x_t) \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|z_{1:t-1})dx_{t-1}$$

と展開される。右辺のうち $p(z_t|x_t)$ は観測モデルを、 $p(x_t|x_{t-1})$ はシステムモデルを、 $p(x_{t-1}|z_{1:t-1})$ 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³⁵⁾、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

$$p(x_t|z_{1:t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|z_{1:t-1})dx_{t-1} \quad (3-2)$$

フィルタ分布

$$p(x_t|z_{1:t}) = \frac{p(z_t|x_t)p(x_t|z_{1:t-1})}{\int p(z_t|x_t)p(x_t|z_{1:t-1})dx_{t-1}} \quad (3-3)$$

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。

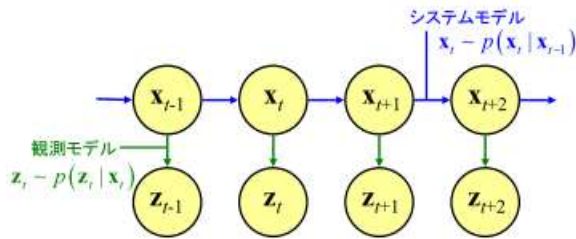


図 3-7 状態空間モデル

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。

b) 状態ベクトル・観測ベクトル

本研究では、状態ベクトル x_t を、時刻 t における対象ゾーン内の全個人の位置 $x_t = \{x^1, x^2, x^3 \dots x^M\}^T$ 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_t^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 $z_t = \{z^1, z^2, z^3 \dots z^L\}^T$ と定義する。ここで、 L は対象ゾーンの総数を示す。

c) 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・空間を主な要素として説明することで、異なる時間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。PCATS³⁶⁾ 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 では個々人の時間空間プリズム制約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、三次的変化を総合的に把握することが可能となる。

時刻 $t-1$ におけるある個 i の位置 x_{t-1}^i 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_t^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 $x \sim p(x_t|x_{t-1})$ 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 $t-1$ 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.

d) 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{z}_t に変換する.

$$\mathbf{z}_t' = H\mathbf{x}_t \quad (3-4)$$

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.

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \frac{1}{\sum_{j=1}^L w_j (x_t^j - z_t^j)^2} \quad (3-5)$$

ここで, 重みは $w_j = 1/(z^j)^2$ 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

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.

a) 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³⁷⁾. 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 s^{tn} と書くパーティクルの重み π_t^n 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 3-8 に示す.

b) フィルタリングにおける制約

前節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.

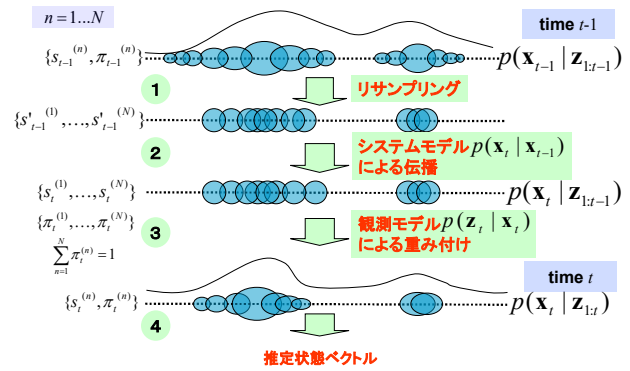


図 3-8 パーティクルフィルタの計算フロー

c) 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ため, 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.

d) 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^i 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 3-9）。

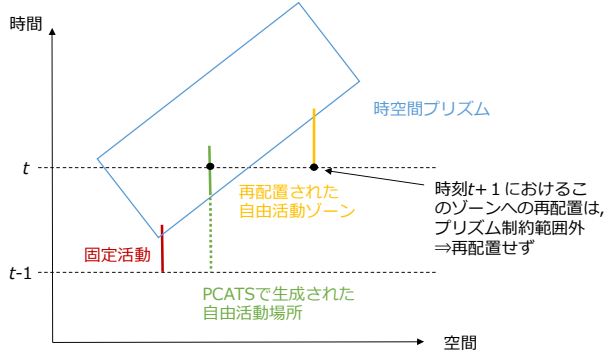


図 3-9 プリズム制約を考慮した個人の再配置

(4) 事例研究

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 3-10 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。

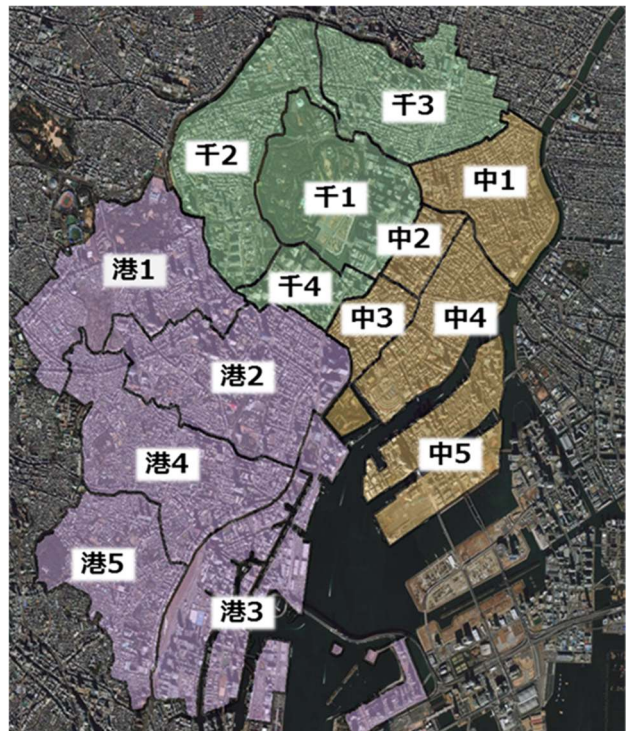


図 3-10 対象ゾーン

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。

(5) 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3-19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3-20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できた。

表3-19 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3-20 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

3.3 交通流シミュレータ

(1) 分析対象ネットワーク

本研究では、図3-11で示すような山梨県甲府市の道路ネットワークを分析対象とする。道路ネットワーク内には、多くのリンク数を要するため、広域な道路において車両群を流体として大まかな車両挙動を追うことが出来るマクロエリアとした道路ネットワークを構築した場合、個々に関する詳細な車両挙動からパラメータ更新を行うという本研究の目的が達成できない。そこで、日本工営株式会社が構築したハイブリッドネットワークを適用した。具体的には、一部の地域に限定してより詳細な車両挙動を追跡できるようなマイクロエリアを設定する。甲府市の道路ネットワークでは、観測データとして地点交通量を得られる箇所が複数存在する。観測データが取得できるリンクを予めマイクロエリアに含んでおくことで、観測値が得られた場合に、API機能を用いてその観測データを交通流シミュレータに反映させることが出来る。そこで、観測データが多く取れると想定される道路を含んだ甲府市の中心部を詳細な分析が行えるマイクロエリアとして設定する。それ以外の周辺部はマクロエリアとして考え、この二つのエリアを融合させたハイブリッドネットワークエリアを構築した。マイクロエリアからマクロエリアに進入する際は、マクロエリアで、シミュレータで設定された車両追従モデルに基づいたそれぞれ車両のダミー車両が作成され、両者のエリアの境界部分に近いところを走行した場合でも、現実に近い形で走行を続けることができる。交通量が自由流から渋滞流に切り替わるときの密度である臨界密度(K_{crit})は、式(3-6)に基づき計算され、マイクロエリアの密度が上記の臨界密度よりも小さい場合は、速度 V が一定に保たれる。それ以外の場合は、 V_{wave} として常に速度が変動する。Q-K曲線にしたがって、ダミー車両の位置と速度がそれぞれ式(3-7)、式(3-8)と決定され、マイクロシミュレーションモデルに基づいたマクロシミュレーションを実行することが出来る。

$$K_{crit} = \frac{1}{V * R + \frac{1}{K_{jam}}} \quad (3-6)$$

V : 自由流の時の旅行速度, R : 各車両の反応時間

K_{jam} : リンクごとに設定された最大交通密度

マイクロエリアの交通密度が臨界密度 (K_{crit}) よりも大きいときのみ：

$$\text{speed} = \left\{ V, \left(\frac{1}{R \text{ mesoLaneDensity}} - \frac{1}{K_{jam}} \right) \right\} \quad (3-7)$$

$$\text{position} = \text{VehLength} * V * R \quad (3-8)$$



図 3-11 研究対象のネットワーク

(2) シミュレーションに用いるデータ

a) 道路交通センサス

5年おきに調査が実施されており、国土交通省のウェブサイトでは、各年度「箇所別基本表」と「時間帯別交通量表」が県ごとに記載されている。箇所別基本表は、県内の主要道路に関するリンク位置や速度、ピーク交通量などが記載されている。それに対して、時間帯別交通量表は、それぞれの道路に関する1時間ごとの交通量が記載されている。

b) トラカンデータ

山梨県でも主要幹線道路を中心に常時観測機器が取り付けられており、直轄トラカン台帳に必要事項がまとめられている。本研究の分析対象都市である甲府市の場合、東西を結ぶ主要幹線道路である国道20号線の向町の上下線に存在する。ここでは、小型車と大型車に分けられた地点交通量が、5分間値と1時間値の2種類が観測されている。なお、他の都道府県に設置されているトラカンデータでは旅行速度の観測も可能な地点も存在するが、山梨県の全12か所においては、観測されていないため、活用するのは地点交通量のみとし、交通量から速度へ変換する。

c) JARTICが公表する交通量データ³⁸⁾

直轄トラカンデータとは別に各都道府県警察が車両感知器などの計測機器で収集した断面交通量データも観測データとして活用することが出来る。こちらは、JARTICのHPの一般道路の「断面交通量情報」において都道府県ごと提供されている。こちらは2ヶ月ごとに最新の情報を取得できる。得られるデータ内容の中で今回利用するのは、トラカンデータと同様、5分おきに計測された断面交通量である。本研究の分析対象都市である甲府市の道路ネットワーク内では、146の地点で計測が行われている。計測箇所を図3-12で示す。なお、今回得られるデータ内では計

測地点とリンク終端からの距離が明らかになっていることからリンク番号は公益財団法人日本交通管理技術協会が管理している一般道路用リンク番号からリンクの位置を特定した。



図3-12 JARTICによる断面交通量データ取得箇所

d) 信号現示の設定

信号現示を示す実測データの一つに、JARTICのウェブサイトより「交差点制御情報」を2ヶ月ごとに最新の情報を取得することが出来る。本研究の対象範囲においては14の交差点で、信号現示が明らかになっている。ネットワーク内の信号制御情報が少ないため、シミュレーションを行う上で信号制御が特に必要な交差点で実データがない箇所に関しては、近くの実データが存在する交差点と同タイミングのスプリットで設定した。その意味では信号現示のデータは精度が悪い状態である。

(3) 同化対象の状態変数

本研究では、ETC2.0により道路の所要時間分布等が観測されたと想定して、同化モデルを構築する。現状では甲府市内のETC2.0データは、主に中央高速道路でのみ分布を得る程度のデータが取得されていることから、今回は用いずに、既存データを加工してリンク所要時間分布観測データとした。

所要時間分布が観測されたとしたときに、AIMSUN内で所要時間分布に該当するものは、経路選択モデルコスト関数になる。Aimsunの動的コスト関数を式(3-9)に示した。式中には、3つの変数が存在しており、 $EsTT_j$ は、1つ前のサイクルにおけるシミュレーションの旅行時間が入力される。リンクの魅力度を表すパラメータである CL_j は、本研究では、リンクの交通容量を表している。そして、利用者が定義可能なユーザーコストでは、各リンクで設定された値を用いる。パラメータ τ で全体のリンクコストの中のユーザーコストの重みを設定して影響の大きさを定めることが出来る。本研究では、このリンクコスト関数にある $UserDefCost$ を使って同化する

$$\text{DynCost}_j = EsTT_j + EsTT_j \times \varphi \times \left(1 - \frac{CL_j}{CL_{max}} \right) + \tau \times UserDefCost_j \quad (3-9)$$

$EsTT_j$: リンク j における 1 サイクル前の旅行時間

φ : リンク j の魅力度のパラメータ
 ϕ : リンク j の魅力度のパラメータ
 CL_{max} : ネットワークの中の魅力度の最大値
 τ : ユーザーコストのパラメータ

(4) 再現性の確認

仮想的にJARTICの時間交通量データの日変動を平均と分散として速度分布に変換し、1時間のシミュレーション結果をデータ同化により速度分布の事後分布をそれぞれの時間帯で算出した。その一例を図3-13に示す。図3-13は、国道20号線下りの18時台における観測値と、事前分布、事後分布を表したものである。事後分布は、観測値の分布に比例するように事前分布から更新される形で、平均速度も変更される。他の時間帯も同様に、事前分布を観測値に基づいて、修正された分布形となっている。それぞれの時間帯の速度分布において、旅行速度の平均値を算出して、所要時間に変換したうえで、事後分布に整合するように *UserDefCost* を推計してAIMSUNの経路効用関数に入力する。例えば、図の国道20号の18時台の場合は、事前分布の平均速度が35km/h、事後分布が29km/hであり、リンク距離がおよそ259mであったことから、所要時間の差である6.2[s]を入力している。APTによって更新を行った7リンクの0時から12時までの *UserDefCost* を図3-14で示す。リンクによって、コストの変化に差異があるが、どのリンクにおいても、時系列で変化していることから、マイクロエリアに含まれたリンクとして、APIを用いて動的にリンクコストが更新されていることが確認できる。

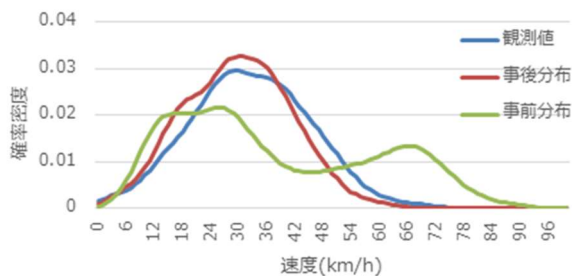


図3-13 国道20号線のある時間帯の計算例

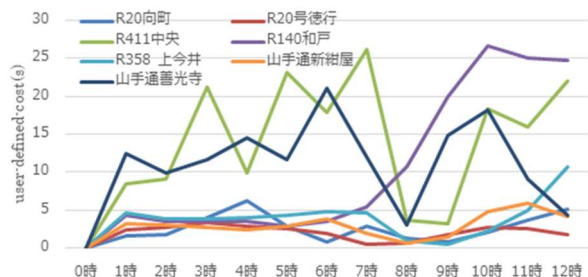


図3-14 代表リンクにおける *UserDefCost* の変化

図3-15はリンクコスト関数を観測データへ同化した場合に、配分結果に与える影響を見た一例である。トラカンの設置された向町付近で交通量を見ると、同化を行わない場合には、おおよそ半分程度しか交通量が流れない国道20号が、同化しリンクコストを更新した際には、観測交通量とほぼ同じ交通量が流れるようになった。このことから、今回提案したアルゴリズムを用いた交通流シミュレータは、現在の交通状態を反映して、短期的な予測精度が高いことが確認された。

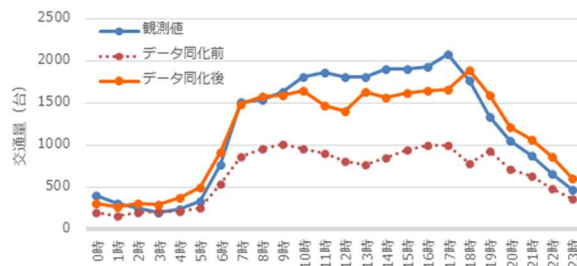


図3-15 国道20号向町下り 時間交通量推移

(5) 本節のまとめ

本節では、APIを実装したAIMSUNを用いて、交通シミュレーションへの観測値の導入を検討した。経路配分に影響の大きなリンクコスト関数が実態に合わない状態を解消するため、観測変数を用いて逐次更新を行った。その結果、観測データを導入することで自動的に交通流シミュレータのリンクコスト関数が調整され、交通量を現実の観測交通量に近い状態にすることが確認された。このことから提案した手法は、観測交通量に応じて、リンク交通量を近づけることが示された。

これから来るであろう、自動運転の時代においては、観測された現在の交通状態を用いて、即座に予測に活かすことで、自動運転の経路選択等に活用できると考えられる。さらに、今回は用いたデータの制約上1時間単位で情報更新を行っているが、より解像度の高い情報が入手できた場合には、細かなパラメータ変化を導入でき、高齢者交通による影響や突発事象に対する対応が可能になると考えられる。

第4章 アクティビティモデルによる政策評価

4.1 交通流シミュレータとの統合

本章ではアクティビティシミュレーションと交通流シミュレーションの統合を行う。アクティビティシミュレーションとは、個人を一日単位や逐次的に行動を再現するものであり、規定される要素はモデルによって異なるが、一般的には、在宅時間、移動の出発時刻、手段や移動中の立ち寄りやその目的地などの詳細、主要な目的地、活動時間、活動終了後の予定、次目的地とそこでの活動、など、債主的に自宅に戻るまでの一日の口頭をこれらの情報を付帯して出力するものである。

アクティビティモデルに用いられる様々な説明変数は、主にここでは、交通サービスレベルは与件として与えられ、そのサービスレベル変数を用いて一日の活動が再現される。結果として交通の要素として手段別、目的別、時間帯別の移動が出力されるが、これが一般的に交通計画の基礎資料として用いられる目的別、手段別、時間帯別のOD交通量に一致している。そのため、交通計画上必要となる情報としての経路交通量は、アクティビティシミュレーションに追加して、交通流シミュレーションを用いることになる。

アクティビティシミュレーションに交通流シミュレーションを統合することで、一般的・伝統的な交通計画上必要となるOD交通量から、経路交通量までを出力することができる。このほかにも、将来予測においては、地域経済指標や人口構成なども必要であり、これら全体をフローチャートとして示したものが図4-1である。特に今回の研究で取り扱ったのは、アクティビティシミュレータと交通流シミュレータである。交通流シミュレータを用いてネットワーク配分まで行うことで、アクティビティシミュレータと配分モデルの統合がなされ、伝統的な交通計画上必要とされる情報をすべて得ることができる。

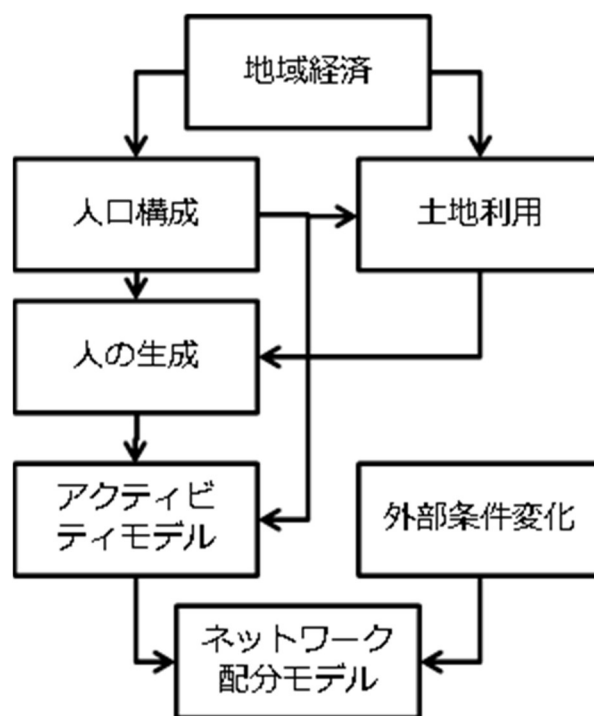


図4-1 アクティビティシミュレーションによる政策評価フレーム

4.2 アクティビティシミュレータのデータ同化と交通流シミュレータとの統合

本節では、アクティビティシミュレータに観測データを同化したシステムに交通流シミュレーションを統合した成果を示す。ここまでアクティビティシミュレーションについて示してきたが、先の図4-1に示すように、自動車に関してはネットワーク上のサービスレベルが交通計画上必要であることから、アクティビティシミュレータに交通流シミュレーション

ンを統合することが求められる。本研究で用いるシミュレーションシステムは、既存研究で提案された手法にデータ同化を加えたもので構成されている(図4-2)。

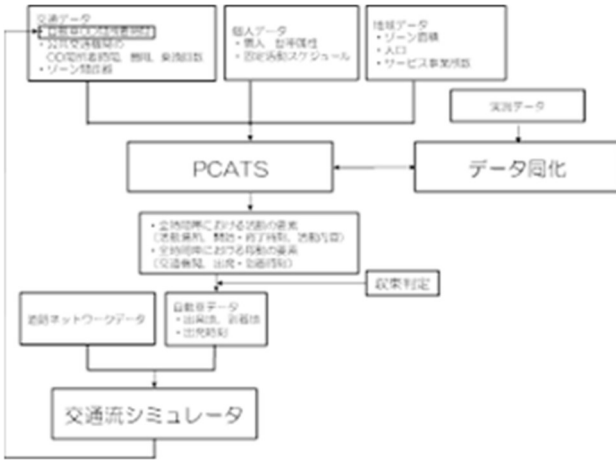


図4-2 統合フレームにデータ同化を追加

この図で示されたPCATSとは、3章において説明した逐次型意思決定のアクティビティシミュレータである。それを空間統計データである実測データを用いたデータ同化を適用することでPCATSの予測精度向上を図っている。なお交通流シミュレーションモデルには、今回においては、国内での一般的な利用を想定して、国内でも適用実績が豊富であるSOUNDを採用した。このシステムは四段階推計法の述語を用いれば、PCATSが発生集中・分布・分担を担っており、SOUNDが配分に相当する。また、PCATSとSOUNDは相互依存構造となっているため、互いの出力が入力値となる。そのため、SOUNDから出力される自動車のOD間所要時間をPCATSの入力データへと更新している。システムの実行は、収束判定(総自動車発生台数の更新率が±1%以内)を満たすまで繰り返される。つまり、収束判定より実行回数が決定される。以下、本システムでのデータ同化の概要を示す。

今回使用するデータ同化は、パーティクルフィルタリング手法を用いる。PCATSにより各個人の移動や活動場所、活動内容を予測した後に、任意の時間帯において空間統計データ(実測データ)によるデータ同化を行うことによりPCATSの予測精度を向上させるものである。本研究では、1日の任意の時間帯における実測データを利用し、データ同化による個人の位置の更新を行うことで、自由活動中の個人の位置を更新する。以下にアルゴリズムのフローと概要、適用条件を示す。

a) PCATSによる予測

時刻t-1におけるある個人の滞在场所やスケジュールが分かっているとき、これを入力データに加えることで、PCATSにより時刻tにおけるあるゾーンiの滞在人数 x_t^i が推計される。式(4-1)で表す。

$$x_t^i \sim p(x_t^i | x_{t-1}^i) \quad (4-1)$$

b) パーティクルの生成

各個人に対して、フィルタ分布 $p(x_t^i | x_{t-1}^i)$ に従って時刻tにおける各ゾーンの滞在人数を表すパーティクル $x_{p,t}^i$ をP個生成する。

c) 一期先予測

パーティクル $x_{p,t}^i$ を生成した後、PCATSにより時刻t+1における予測分布を表す予測パーティクル群 $x_{p,t+1|t}^i$ を得る。

c) 尤度の算出

各パーティクルに対して、実測データであるゾーン別滞在人数 y_t から、各パーティクルの尤度 β_{t+1}^i を、 y_t と $x_{p,t+1|t}^i$ の重み付きユークリッド距離の逆数として、式(4-2)により算出する。

$$\beta_{t+1}^i = \frac{w_t^i}{\sum_{j=1}^N w_{t+1}^j}, w_t^i = p(y_{t+1} | x_{p,t+1|t}^i) \quad (4-2)$$

なお、重みは各ゾーン滞在人数の二乗の逆数とする。

d) フィルタリング

各予測パーティクル $x_{p,t+1|t}^i$ を、尤度 β_{t+1}^i に比例する割合で、N個復元抽出し、その最頻値をデータ同化の推定値 \hat{x}_{t+1}^i とする。

e) 活動場所の再配置

推定値 \hat{x}_{t+1}^i をもとに、時空間プリズム制約のもとで、各個人の位置を再配置する。なお、再配置を行うのは当該時間に自由活動実行中の個人のみであり、固定活動や移動をしている個人は再配置をしない。

f) 繰り返し

上のフロー [3]~[6]をシミュレーションの最後の時刻まで繰り返し行う。

以上のアルゴリズムでは、制約条件を考慮せずに再配置を行うと、現実には起こり得ない再配置を引き起こしてしまう可能性がある。そこで、より現実的な個人の移動の再現を行うにあたって、「対象個人」と「対象個人の再配置」、「次の時間帯に向けての処理」の3つを考慮しデータ同化を実行している。

PCATSの出力情報として「固定活動」「宅外自由活動」「宅内自由活動」「移動中」の4つが個人の活動としてあたえられる。その中で、データ同化対象個人を、任意の時刻において「宅外自由活動」を行なっている個人に限定した。これは、「固定活動」の個人はPCATSの前提条件で、固定活動は個人の自由意志では変更不可能と仮定しているため、データ同化による再配置の対象外としている。「宅内自由活動」を行なっている個人もこの時点では宅外活動の意思がないものとみなし、再配置は行わず自宅ゾーンのままとし、「移動中」は、次の活動に固定活動が控えていると時空間プリズム制約の考慮が難しいため再配置対象外としている。

PCATSでは、個人の活動およびそのための移動を再現するにあたって、時空間プリズム制約を考慮している。それにより、再配置を行なった個人がこのプリズムの範囲外となってしまう。つまり、次

に固定活動が控えている個人が異常な位置に配置されてしまい、その後の活動が行えなくなってしまうことはあってはならない。そのため、PCATSでP個のパーティクルを生成したのちにデータ同化で自由活動個人を再配置する。つまり、PCATSの出力情報の時点で時空間プリズム制約が考慮されているため、PCATSの出力情報から再配置ゾーンを選択することで、異常な再配置にならないよう考慮している。

データ同化を行う際、P個のパーティクルを生成している。つまり、1個人をP回シミュレートしている。また、上述したようにPCATSのシミュレートでは広域での適用を想定していることから、1回のみでのシミュレート結果を再配置しても適用効果は薄い。そのため、再配置対象であれば、再配置ゾーンへ滞在している可能性が高いとみなし1個人全てを再配置することでデータ同化の適用効果を十分に反映させている。

4.3 交通流シミュレータとの統合検証

本研究では統合の事例研究として、広範な地域への適用を想定し、仙台都市圏である「仙台市・塩竈市・名取市・富谷市・多賀城市・利府町」の6市町、計249ゾーンを設定した。ゾーン設定は第4回仙台都市圏パーソントリップ調査の中ゾーンを参考にし、仙台市内の影響を考察するために、仙台市以外5市町は各1ゾーンと設定した。データ同化の適用も同様に5市町を除く仙台市内のみとしている。また、本研究では、前項のデータ同化のフローで述べた、パーティクル生成は $P=100$ 、復元抽出個数は $N=100$ と設定し、1日を表-1の5つの時間帯に分割した上で、データ同化時刻にて適用した。以下にシミュレーションシステムの設定と適用計算結果を述べる。

(1) 実測データの概要と加工

データ同化に用いる実測データには、モバイル空間統計データ（以下、MSS）と平成14年第4回仙台都市圏パーソントリップ調査データ（以下、仙台PTデータ）を用いた。いずれのデータも表4-1に示してある実測データの時間でゾーン別の滞在人数を集計している。今回利用するMSSは適用計算範囲における、2017年10月11月の内平休を含む8日間のデータを平均して利用した。また、データ同化にはゾーン滞在人数を利用することから、面積按分法を用いてゾーン別に集計した。仙台PTデータは適用計算範囲にて拡大係数を考慮しゾーンごとに集計している。

MSSでは、「固定活動」「宅外自由活動」「宅内自由活動」「移動中」のすべての状態を関係なく集計しているため、「宅外自由活動」を行なっている人数と大きな差が生じてしまい、自由活動中の個人への再配置が正しく行われない可能性が考えられる。そこで、データ同化に用いる実測データは、PCATSの出力情報から得られる「固定活動」「宅内自由活動」「移動中」の個人をゾーン滞在人数別に算出し、MSSから除いたものを用いることとする。また、仙台PTデータの

ゾーン滞在人数も同様の処理をした。

表 4-1 時間帯区分・データ同化適用時刻

時間帯区分	同化時刻	実測データ
3:00～9:00	9:00	9:00
9:00～12:00	12:00	12:00
12:00～16:00	16:00	16:00
16:00～20:00	20:00	20:00
20:00～3:00	同化無し	同化無し

a) PCATSの設定

PCATSの入力データの一つである個人データは、仙台PTデータより作成した69,345個人、拡大後1,145,875個人となった。交通データは公共交通機関の路線・ダイヤからゾーン間の平均移動時間等を別途算出し、地域データは経済産業省H14年商業統計より小売業者数をゾーン人口から比例配分して作成した。また、GISにてゾーンを作成し、ゾーン中心間距離とゾーン面積を算出している。PCATSの内部モデルの各パラメータは、仙台PTデータを用いて、パラメータを再推定する方法も考えられるが、既存研究4)と同じものを用いた。これは調査年次から10年以上経過しておりそもそも実測データと乖離する可能性があること、データ同化が他地域へのパラメータ移転性に対応可能か否かの考察を行うことによる。

b) SOUNDの設定

SOUNDの道路ネットワークデータはH28年デジタル道路地図データより適用範囲で作成し、リンク総数21,856、ノード総数8,874、ゾーン総数249を設定した。デフォルト設定を基本としリンク容量を一律に2,200pcu/h/レーン、経路選択層はDialアルゴリズム型に設定、また仙台PTデータを利用していることから、入力データの自動車の時間帯別車種別OD表は小型車のみを考慮している。SOUNDの実行に際して、交通状況を十分に反映させるためにシミュレーション開始時刻の前と終了時刻の後に1時間付加しシミュレーションを実行した。

(2) 統合シミュレーションの実行と検証

以上の設定の下、統合シミュレーションシステムを実行した（午前3時から翌午前3時の24時間）。実行したケースは、[1]データ同化OFF、[2]データ同化ON（PT）、[3]データ同化ON（MSS）の3つである。それぞれ[1]データ同化機能をOFF、[2]実測データ y_t に仙台PTデータを用いて、[3]実測データ y_t にMSSを用いてシステムを実行したものである。いずれもPCATSとSOUNDの繰り返し計算は3回で収束し、総計算時間は約17時間であった。

以降では、都市圏規模でのデータ同化の有効性を確認したのちに、リンク交通量を道路交通センサスデータと比較する。なお比較対象とした路線は、仙台西道路、東二番町通等、適用計算範囲内に存在する道路交通センサスの観測地点14箇所を選定した。

都市圏規模でのデータ同化の有効性を確認するために、上述した3つのケースのシミュレーション結果から、ゾーン滞在人数を算出し、実測データの仙台PTデータと比較した。比較方法は各ゾーンの人数誤差(重み付き)の二乗和の逆数とした(表4-2)。なお、重みは各ゾーン滞在人数の二乗の逆数としている。データ同化OFFであるケース[1]とONであるケース[2]、[3]を比較すると、ケース[2]では9時、20時、ケース[3]では12時に、ケース[1]に比べ数値が低くなっており、データ同化の効果が確認できた。また、適用効果を把握するためにゾーン別にデータ同化OFFとONで滞在人数が改善されたかを確認した(表4-3)。結果、40%から50%程度のゾーンがケース[1]より改善されていた。そして、改善されたゾーンに人数や空間的な特徴や傾向があるのかを確認した。空間分布では顕著な偏りはなく、満遍なく改善されていた。また、滞在人数による改善の有無にも差がなかった($p>0.05$)。このことから、適用地域全域で平均的にデータ同化による改善が行われたことが示された。このことから、都市圏規模でもデータ同化は有効であることを確認した。

表 4-2 ゾーン滞在人数のユークリッド距離

	9時	12時	16時	20時
同化 OFF	0.0138	0.0590	0.0199	0.0010
[2]同化 ON (PT)	0.0089	0.0650	0.0426	0.0008
[3]同化 ON (MSS)	0.0183	0.0301	0.0256	0.0013

表 4-3 データ同化により滞在人数が改善されたゾーン数

	9時	12時	16時	20時
[2]同化 ON (PT)	111/244	120/244	118/244	117/244
[3]同化 ON (MSS)	100/244	116/244	101/244	125/244

続いて、シミュレーション結果から算出したリンク交通量と道路交通センサスデータ(H17年, H27年)とを比較した結果を表4-4(a), (b)および図4-3(a), (b)に示す。ここでの比較データには、上述で述べたケース[2], [3]に加え、仙台PTデータから直接自動車OD表を作成し、SOUNDで配分した結果も合わせて掲載している。ここで、RMSE(平均平方二乗誤差)が高い値を示しているのは、通過交通や物流交通が含まれていないためと考えられる。またケース[2]と[3]において、相関係数が向上しており、データ同化によって配分計算結果が改善されていることが示された。さらに、H27年の比較ではケース[3]が最も再現性が高かった。シミュレーションの入力データとして、調査年次から10年以上経過している仙台PTデータ

(H14)を利用した場合、計算結果として得られるOD表やリンク交通量が現状と乖離している可能性は否めない。しかし空間統計データを活用することで、リンク交通量の再現が向上する可能性が示された。この点と、先に確認した「ゾーン滞在人数が改善される」ことを合わせて考えると、アクティビティベースのシミュレーションにデータ同化機能を実装することで、単純な人口の空間分布の再現性向上のみならず、OD表の再現性も向上する効果が考えられる。

また今回の計算では、PCATS内の行動モデル(交通機関選択モデル, 目的選択モデル等)のパラメータ値は、既存研究の値をそのまま使用したが、異常な誤差もないシミュレーション結果が得られた。このことから、本システムは他地域へも十分に適用可能であると考えられる。

表 4-4(a) H27年道路交通センサスとの比較結果

SOUND入力OD表	RMSE	相関係数
仙台PTデータより作成	18248	0.842
[2]データ同化 ON (PT)	18381	0.899
[3]データ同化 ON (MSS)	18086	0.900

表 4-4(b) H17年道路交通センサスとの比較結果

SOUND入力OD表	RMSE	相関係数
仙台PTデータより作成	19754	0.871
[2]データ同化 ON (PT)	19982	0.906
[3]データ同化 ON (MSS)	19650	0.915

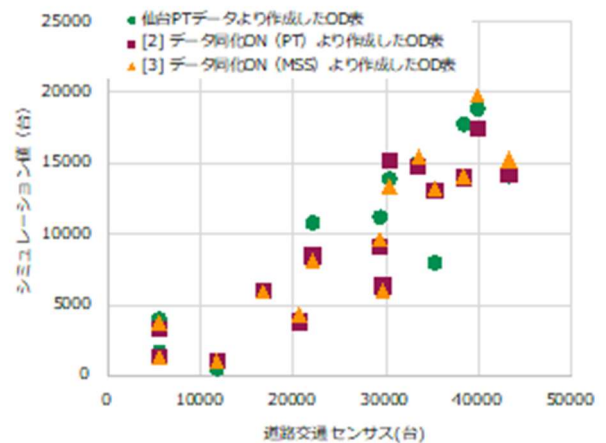


図4-3(a) H27年道路交通センサスとの相関

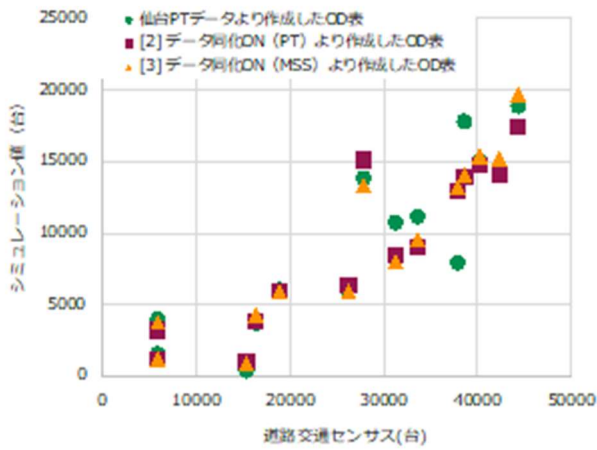


図4-3(b) H17年道路交通センサスとの相関

本研究では、データ同化を適用したシミュレーションシステムを構築し、データ同化が都市圏規模でも有効に働くのか、またデータ同化の適用が配分計算結果にどのような影響を与えるのかについて考察した。仙台都市圏への適用計算結果から、[1]広範な都市圏レベルにおいてもデータ同化は適用可能であること、[2]配分計算結果の改善が示されたこと、[3]シミュレーションシステムは他地域へも適用可能であることが確認された。

交通需要予測には、調査間隔の長い大規模調査データを活用することが多い。そのようなデータを用いた場合、調査年時から時間が経過すれば、当然ながら現況の交通を反映する程度は低減するであろう。しかし、大規模調査データに基づくモデルシステムであっても、任意の時刻における滞留人口データ等のビッグデータを活用することで予測の再現性が高まることを、本研究の計算結果が示している。

4.4 道路政策評価事例

仙台都市圏において計画されている仙台東道路の整備について、政策の効果分析を行った。シミュレーションの条件は仙台PT調査のゾーン設定に従い、リンク総数21856のネットワークを作成し、仙台東道路のルート帯等は未確定のため、仙台西道路とランプで直結し仙台東部道路とJCT接続する自動車専用道路で、国道4号、楽天生命パークにランプ接続として仮想的に設定した(図4-4)。

仙台西道路から仙台市中心部を通過する道路として設定していることから、影響の大きいと考えられる仙台中心部の16ゾーン(青葉区中央、一番町、国分町等)を対象に、自由活動数を検証したのが図4-5、自由活動時間を検証したのが図4-6である。

これらの結果からは、仙台東道路整備によって都心部での自由活動数は増加の傾向がみられるが、自由活動の総時間にはほとんど変化が見られなかった。しかし、自動車利用者のみに着目すると、自由活動時間も長くなっていることが示された。



図4-4 政策分析対象の仙台東道路の想定

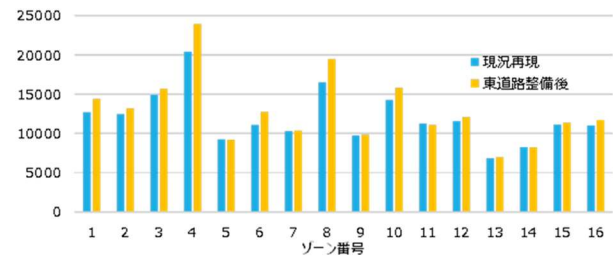


図4-5 仙台都心16ゾーンでの自由活動数

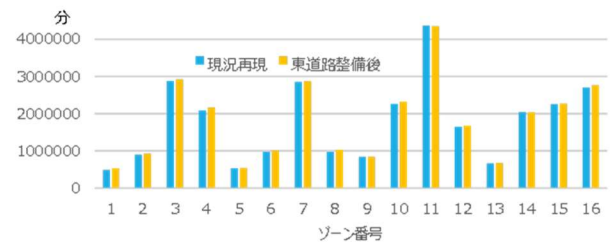


図4-6 仙台都心16ゾーンでの自由活動時間

4.5 まとめ

本事例では、人のアクティビティシミュレーションを実行し、それをモバイル空間統計データに同化させ、さらには交通流シミュレータを統合して計算することが、現実的な時間内で実行することが可能であることが示された。さらにはモバイル空間統計データとアクティビティシミュレータの同化によってゾーン人数等の推計精度が改善され、年数の経過したPT調査ベースのモデルを用いても直近のセンサスODに近い値を出力できることが示された。ただし、大規模開発や道路新設等、交通環境に大きな変化が起きた場合には、長期的には、固定活動含めて状態が変化する可能性がある。アクティビティシミュレータに交通流シミュレータと相互に均衡計算を行う本アプローチは、ネットワークの均衡を人の行動レベルに立ち返って計算することができる大きな特徴といえ、従来4段階推計に代表されるトリップベース手法に比べて、交通量を推計する上での妥当性は

高い.

アクティビティシミュレーションとデータ同化を用いることで、生活者の活動内容、活動場所、活動継続時間、活動時間帯などの生活要素全般を、比較的正確に評価指標とすることができる。さらに、データ同化の対象がそれらの指標においても可能であることを意味してお

り、今後のIoTの発展により間接的にでもこれらの指標が取得できれば、より精度高い評価ができることに繋がる

第5章 本研究のまとめ

5.1 本研究で得られた知見

本報告書では以下に示す内容を記載した。

- a) ツアーベース型アクティビティモデルを用いた行動シミュレータを構築し、それを用いて道路交通政策を、市民の生活への影響として評価する方法論を提案し、さらに発展の進むIoTによる観測をシミュレーションに同化して、継続的な観測データを用いることで、より精度高く短期の予測を行い、施策評価できる手法を提案した。
- b) 勤務時間変更などのTDM等に対応可能な、逐次型意思決定モデルを用いたアクティビティシミュレータと観測データの同化アルゴリズムを提案し、具体的な都市圏データに適用した。
- c) 逐次型意思決定モデルを用いたアクティビティシミュレータに観測データを同化し、交通流シミュレータと統合して具体的な道路施策を仙台都市圏に適用して評価を行った。
- d) 道路リンクの走行速度分布などが得られた状況を想定して、その情報をマイクロシミュレーションに導入することで、マイクロシミュレーションをより精度高くする手法を提案し、観測データを既存データから作成して実装した。

以上から得られた知見としては、これからの道路施策は、市民生活への影響としてとらえるべきであり、既存のトリップベースでは、手段選択であったり、経路変更であったり、一つの側面からしかとらえられず、不十分であると考えられる。その意味では、コンピュータ能力の向上に伴って、アクティビティシミュレータの役割は増大すると考えられる。また、IoTの進展で、様々な情報が得られるようになってきた。今回はモバイル空間統計という、空間での人の分布情報を用いて、アクティビティモデルから出力される分布情報に同化してシミュレータの精度向上を図った。新たな調査を行わなくとも、これらの情報から地域の状態を逆推定しながらモデルを

更新する本提案手法はこれからのデータ駆動型の政策意思決定においては欠かせない手法であると考えている。

交通流シミュレータと統合した政策分析は、仙台市を対象として、モバイル空間統計と同化し、さらに交通流シミュレータとの均衡計算を行ったうえでも、市販PCで実用的な時間で計算が終了したことから、多くの都市圏での交通政策評価が行えることを示した。さらなる計算能力の向上で、より大きな都市でのシミュレーションも可能であると考えられる。

交通流シミュレータへのデータ同化は、データの都合上単独で実施したが、既存のデータから作成した実測データを甲府都市圏のハイブリッドネットワークに適用して、主要な幹線道路の交通量が、おおよそセンサスの観測交通量に近い値を示すようになった。デフォルトパラメータでは半分以下の交通量であったが、観測量に基づいて、自動的にリンクコストを補正するアルゴリズムは、職人技ともいわれるマイクロシミュレーションのパラメータ設定の一部を補完するものであり、現在のデータ状況から考えると、利用可能性は高いと思われる。

以上、本研究で得られた知見としては、多くの観測データが利用可能になった今、これまでのモデルだけ、もしくはデータのみなどの体系ではなく、交通モデルを構築し、データを活用しながらモデルを更新するアジャイル型のアプローチが有効であると考えられる。

5.2 本研究の限界と今後の課題

本研究は多くの課題も抱えている。その一つは、アクティビティモデルの推定や構造決定である。本研究では、ツアーベースモデルでは、それらを半自動化するスクリプトを構築したが、プログラミング言語の習得が必要な状況である。逐次意思決定型アクティビティモデルはパッケージ化がなされて設定ファイルによる変更が可能であるが、モデルパラメ

ータの推定などを行う場合には、ソースファイルに変更を加えることもある。海外展開等を考えたときには、ソフトウェアとしてより一層のパッケージ化が求められる。

本研究では、多様なデータソースを用いて、アクティビティだけでなく、ネットワークへの同化も試みたが、大量のデータが利用可能になると、どのデータを用いて同化するのが効率的であるのかなどが不明確になってくる。同化計算はコンピュータの負担も大きいことから、より効率的な改善をもたらすデータについての検討が今後なされる必要がある。

モデルパラメータの更新が可能になったことは本研究の一つの成果であると考えているが、今回は最も影響の大きいと考えられるパラメータを選んで更新した。この選択についても今後の計算負荷の低減によっては、様々なパラメータの更新が検証可能になるだろう。

参考文献

- 1) 淡路 敏之, 池田 元美, 石川 洋一, 蒲地 政文, 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
- 2) Axhausen, K.W. (2015) Agent-based or agent based modelling: Reflections on choices, constraints and commitments, keynote at the 14th Conference of the International Association of Travel Behaviour Research (IATBR), Windsor.
- 3) Medina, Sergio A. O. (2015) Predicting personalized flexible activity patterns, presentation at the 14th Conference of the International Association of Travel Behaviour Research (IATBR), Windsor.
- 4) Miller, E. J. and M. Roorda (2003) A prototype model of 24-hour household activity scheduling for the Toronto area, *Transportation Research Record*, 1831, 114–121.
- 5) Arentze, T. and C. Pelizaro and H. Timmermans (2010) An agent-based micro-simulation framework for modelling of dynamic activity–travel rescheduling decisions, *International Journal of Geographical Information Science*, 24:8, 1149–1170.
- 6) Kuhnimhof, T. and C. Gringmuth (2009) Multiday multiagent model of travel behavior with activity scheduling, *Transportation Research Record*, 2134, 178–185.
- 7) T. Feng, H. Timmermans (2016) : Integrated imputation of activity-travel diaries incorporating the measurement of uncertainty, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 8) Y.O. Susilo, A.C. Prelijcean, G. Gidófalvi, I. Allström and J. Kristoffersson (2016) : Lessons from a trial of MEILI, a smartphone based semi-automatic activity-travel diary collector, in Stockholm city, Sweden, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 9) Q. Bao, B. Kochan, T. Bellemans, D. Janssens, Y. Shen, L. Creemers and G. Wets (2016) : Activity-based travel demand forecasting using feathers: Model considerations and application, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 10) Y. Chen, G. Akar (2016) : Exploring the interrelationships among socio-demographics, urban form, activity travel patterns, and travel distances, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 11) R. Shabanpour, M. Javanmardi, M.F. Langerudi, A. Mohammadia (2016) : Investigating the applicability of ADAPTS activity-based model in air quality analysis, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 12) D. You, V.M. Garikapati, R.M. Pendyala (2016) : Modelling the impacts of a low emission zone policy: the application of an integrated model of activity demand and network dynamics, Paper presented at WCTR 2016, Shanghai, P.R. of China.
- 13) B. Stabler, M. Bradley, P. Andrews (2017) : Continuous Integration of a Dynamic Multiple Agency Activity-Based Travel Modeling System, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 14) T. Hilgert, M. Heilig, M. Kagerbauer (2017) : Modeling Week Activity Schedules for Travel Demand Models, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 15) N. Ebadi, J. Kang, S. Hasan (2017) : Inferring Activity-Mobility Behavior of College Students Based on Smartcard Transaction Data, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 16) R. Shabanpour, N. Golshani, J. Auld (2017) : Dynamics of Time-of-Day Choices in Agent-Based Dynamic Activity Planning and Travel Simulation Framework, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 17) M. Balac, K. Axhausen (2017) : Activity rescheduling within a multi-agent transport simulation framework (MATSim) , Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 18) C.H. Joh, W. Park, K. Choi (2017) : Reproducing Activity Decision Process Using Nested Logit and Markov Chain Monte Carlo Simulation, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 19) J. Bowman, M. Bradley (2017) : Testing Spatial Transferability of Activity-Based Travel Forecasting Models, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 20) X. Xu, A. Zockaie, H. Mahmassani (2017) : Schedule Consistency for Daily Activity Chains in Integrated Activity-Based Dynamic Multimodal Network Assignment, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 21) Y. Yang, X. Zhu and Zhang (2017) : Resident Activity Pattern Recognition from Household Travel Survey Data, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 22) D. Ettema : Apps and Travel (2017) : An Analysis based on Activity Theory, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 23) G. Vyas, P. Vovsha, D. Givon (2017) : Discrete Choice Models with Dynamic Effects: Estimation and Application in Activity-Based Travel Demand Framework, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 24) L. Dianat, H. K. Nurul, E. Miller (2017) : Modeling Nonwork and School Activity Patterns in a Week-Long Activity-Based Model Using Skelton Schedule Constraints, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 25) N. Dhakar, J. Freedman, M. Bradley (2017) : Pricing and Reliability Enhancement in the San Diego Activity-Based Travel Model, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 26) H. Halat, H. Mahmassani, A. Zockaie (2017) : Activity Scheduling and Travel Choices in a Dynamic Network: Equilibrium Concept and Properties of ABM-DTA Integrated Model Framework, Paper presented at TRB 2017, Washington D.C.
- 27) Hilgert, Tim, Kagerbauer, Martin, Vortisch, Peter

- (2018) : CONSIDERING JOINT TRIPS AND ACTIVITIES IN WEEK ACTIVITY SCHEDULES, Paper presented at TRB 2018, Washington D.C.
- 28) Dianat, Leila, Habib, Khandker Nurul, Miller, Eric J (2018): Investigating the Influence of Assigning a Higher Priority to Scheduling Work and School Activities in the Activity-Based Models on the Simulated Travel-Activity Patterns, Paper presented at TRB 2018, Washington D.C.
- 29) Ali Arian, Alireza Ermagun, Yi-Chang Chiu (2018): Characterizing Activity Patterns Using Co-Clustering and User-Activity Network, Paper presented at TRB 2018, Washington D.C.
- 30) Hafezi, Mohammad Hesam, Liu, Lei, Millward, Hugh (2018): Modeling Activity Scheduling Behavior of Travelers for Activity-Based Travel Demand Models, Paper presented at TRB 2018, Washington D.C.
- 31) 東京都市圏交通計画協議会 (2012) : 東京都市圏パーソントリップ調査 PT データ利用の手引き
- 32) 寺田雅之, 永田智大, 小林基成 : モバイル空間統計における人口推計技術, NTT DOCOMO テクニカル・ジャーナル Vol.20 No.3
- 33) 北村隆一, 森川高行, 佐々木邦明, 藤井聡, 山本俊行(2002) : 交通行動の分析とモデリング, 技報堂出版, pp.122-131
- 34) 樋口知之 (2005) : 粒子フィルタ, 電子情報通信学会誌, Vol.88, No.12, pp.989-994
- 35) Kitagawa, G.(1996): 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.
- 36) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸 (1997): 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.
- 37) Israd, M. and Blake, A.(1998) : Condensation – Conditional density propagation for visual tracking, International Journal of Computer Vision, Vol.29, No.1, pp.5-28
- 38) JARTIC 交易財団法人日本道路交通情報センター : 各種情報の提供 <http://public-data.jartic-raws.durasite.net/opendata.html>, (参照 2018-11-18)