

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

澤田 茜¹・川辺 拓也²・白須 瑛紀³・佐々木 邦明⁴

¹学生会員 山梨大学大学院 医工農学総合教育部 (〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11)

E-mail:g16tc003@yamanashi.ac.jp

²正会員 佐野市役所 (〒327-8501 栃木県佐野市高砂町1)

E-mail:kawabet@city.sano.lg.jp

³正会員 株式会社 早野組 (〒400-0807 山梨県甲府市東光寺1-4-10)

E-mail:shirasu@hayano.co.jp

⁴正会員 山梨大学教授 医工農学総合教育部 (〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11)

E-mail:sasaki@yamanashi.ac.jp

活動や移動の連関を考慮できるアクティビティシミュレーターにはその精度に課題が多かった。そこで本研究は、近年その種類と量が飛躍的に増加している交通状態の直接・間接の観測データにシミュレーションを同化させることで、より精度の高い政策評価や需要予測を可能とする手法の開発を行うものである。活動や移動の連関を考慮できるツアーベースの行動モデルの構築を行い、これを用いてマイクロシミュレーションシステムの構築を行った。シミュレーションで求めた推計値にモバイル空間統計を観測データとしてフィルタリングを行い、推計精度の改善を確認することができた。結果として観測データとの同化を行うことが予測精度の改善に有効な手法であることを示した。

Key Words : activity micro simulation, data assimilation

1. はじめに

従来、OD推計などをする際、人あるいは車を集計的にモデル化する四段階推定法などの集計モデルを用いることが一般的であった。しかし、集計モデルでは、ゾーン単位でトリップを集計するので、個人の属性や特有の性質を取り入れることができないことなど多くの欠点が存在していた。そこで非集計モデルが開発され、さらに一日の活動を再現しトリップの連関を考慮できるアクティビティモデルが開発され、特に外出だけに着目したモデルとしてツアーベースモデルが登場した¹⁾。非集計モデルで仮定される交通行動の意思決定では、トリップ間の相互関係を考慮して意思決定を行うと仮定することが適切な場合が多い。このモデルにより、手段の連関性を考慮し、手段変更に伴うツアーパターンの変化の可能性などを表現できるようになった。しかし、非集計ベースの目的地選択モデルは、一般に多くの選択肢を含み、大きな選択肢集合はモデルを複雑にし、分析を難しくする。

従って、一般に目的地選択モデルは定数項を導入しない場合には精度が低く、その安定性も低かった。定数項を導入することで精度は高くなるが、目的地選択に多くの定数項を導入することで、ほとんどが定数項で決定されてしまう可能性が存在する。そのようなモデルでは、シミュレーションなどを行う際に、他の説明変数の変化に伴う目的地選択の変化が表現できないという問題点がある。

一方近年ではIT技術が発展し、直接的または副産物的に個人の行動についての大量データが収集できるようになってきた。交通分野に関しては、GPSを用いた移動軌跡データや、ETCの利用履歴データなどがその例である。この様な、いわゆるビックデータを得ることが出来るようになった現在では、これらのデータを利用して交通行動の分析を行う様々な研究がなされ、多くの成果が報告されている²⁾。この様なIT技術の発達から得られたデータを有効活用するため、これらのデータの活用する方法が求められている。

これらのデータを融合する手法として、両者を活用する「データ同化」が注目されている。データ同化の目的は観測データを用いてシミュレーションを改善することや、シミュレーションモデルによって欠損や観測不能な状態を推測することである。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、観測データとの同化によって予測精度の改善が可能になると考えられる。また、シミュレーション単独利用では長期的な構造変化の考慮や挙動予測の精度に課題があり、観測データ単独利用では政策の影響評価に課題がある。観測データへの同化を行うことで、モデルの精度向上を図ると共に、様々な道路政策の量的・質的評価、利用者への多様な情報提供、突発事象発生時のマネジメントなどが可能になると考えられる。

本研究では、シミュレーションモデルとして個人の行動モデルを用い、人口の統計に関わる情報を観測データとして、それらを同化するものである。そのような手法により、パーソントリップ調査のような一定の期間において調査されるデータを用いてシミュレーションを行ったとしても、短期的な変化による予測の精度が向上することが期待される。

2. 研究の位置付け

本研究では、既存研究のレビューから、操作性などの点からBowman³⁾の提案するモデルをベースとした。Bowmanらはツアー概念を導入し、ツアーを一つの分析単位とした。さらに活動パターンとして主要な目的が含まれるツアーおよび二次的な目的のツアーを導入することで、ツアー単位の最適化ではなく、一日の活動を最適化することが可能な、現実的なモデルを示した。さらにツアーの発生時間帯などの時間軸の選択を導入したことから、様々な時間的要素の含まれるTDM政策への応用が期待され、これをベースとした交通需要予測パッケージがその後発展している。Mohamed⁴⁾の研究では、このBowman型ツアーベースモデルをベースとして甲府都市圏パーソントリップ調査を用い、一日を2タイプのツアーとそれぞれ4段階の移動の意思決定プロセスを仮定し、モデルの構築・推定を行っている。本研究では、Mohamed⁴⁾の移動の意思決定プロセスを参考としながら、東京都市圏に対応した適切な移動の意思決定プロセスを仮定した。

本研究はMohamedらの研究で問題とされていた、モデルの予測精度についての改善を目的とする。はじめに都市の特性を考慮しながらモデル構造自体を改善してシミュレーションを行う。さらに、モデルのアウトプットについて検討し、それと整合する観測データを用いることで、ある断面での再現性を向上することが可能であるこ

とを確認する。

3. 事例研究

本研究では、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。

(1) 分析対象データ

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⁶⁾

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⁷⁾

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。

表-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 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。

(2) ツアーベースの行動モデル

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して仮定し、既存研究⁹⁾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-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-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。モデルのパラメータ推定は段階数が多いため段階推定法を行う。

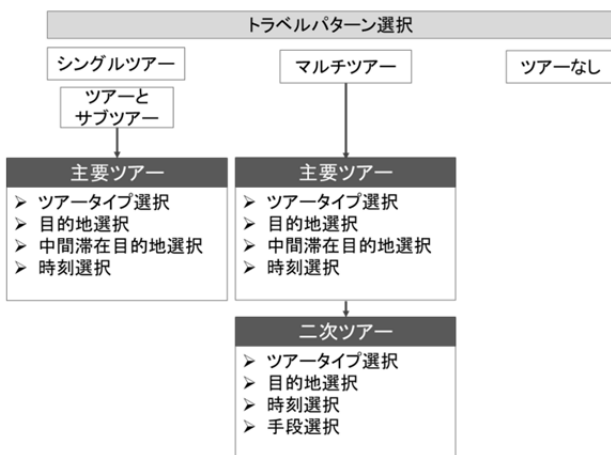


図-1 東京都市圏移動の意思決定プロセス

以下では、図-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、データの特性に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-2の通りである。

表-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の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、表-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 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-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。

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在なしの合計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-5の通りである。

表-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。

(3) 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-7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-6 二次ツアーにおける手段選択肢

1	公共交通
2	自動車
3	バイク (二輪車, 自転車)
4	徒歩

表-7 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：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：公共交通	-0.350	-9.78
都心三区ダミ：自動車	-0.507	-14.48
都心三区ダミ：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-8, 表-9に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表-8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-10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-11, 表-12に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表-11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-12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-8 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-9 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-10 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-11 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 [千円]	-0.169	-66.69
都市公園面積 [10,000m ²]	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-12 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/km ² [1,000人]	-0.104	-32.38
従業者数/km ² [1,000人]	-0.0213	-16.88
企業数/km ² [100社]	0.137	15.60
店舗数/km ² [100軒]	-0.235	-18.08
周辺ゾーンダミー	2.18	137.28
商業地地価/m ² [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-13, 表-14に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表-13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-14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-15に時刻選択モデルのパラメータ推定結果を示す。表-15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-13 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
女性ダミー：仕事/中間滞在あり	-1.29	-145.34
女性ダミー：仕事/中間滞在なし	-1.76	-211.08
女性ダミー：その他/中間滞在あり	0.127	10.54
高齢者ダミー：仕事/中間滞在あり	-2.27	-233.30
高齢者ダミー：仕事/中間滞在なし	-2.73	-323.03
高齢者ダミー：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-14 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
高齢者ダミー：義務的	-0.571	-15.39
高齢者ダミー：自由目的	-0.913	-26.07
女性ダミー：義務的	1.46	43.33
女性ダミー：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

(4) シミュレーションシステム構築

a) シミュレーションシステム

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い、再現性の確認をしていく。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⁸⁾。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。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

表-15 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
勤労者ダミー：シングルツアー	0.711	62.54
勤労者ダミー：ツアーとサブツアー	3.802	128.16
勤労者ダミー：ツアー無し	-0.241	-5.91
女性ダミー：シングルツアー	-0.391	-39.07
女性ダミー：ツアーとサブツアー	-1.06	-93.36
女性ダミー：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		-3295032
最終尤度		-858660
決定係数		0.739
修正済み決定係数		0.739

ョンを繰り返し、結果の平均を用いる。具体的な計算方法として、上位から各段階のランダム効用を計算し、最大の効用を与える選択肢を選び、その段階の選択を確定させてから、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を再現される。

移動の意思決定プロセスに従って、ツリー図を表すと図-2のように表すことができる。この図はトラベルパターン選択でシングルツアーを選択した場合の例である。

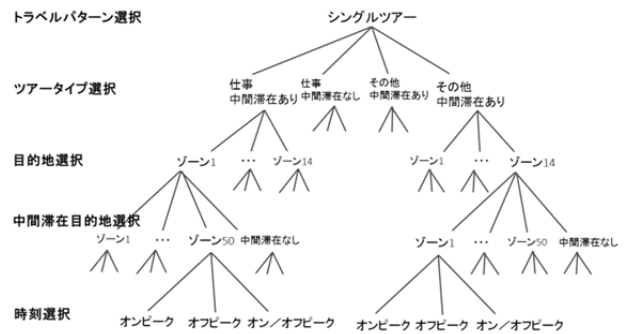


図-2 ツリー図の例

b) シミュレーション結果

目的地選択は、表-16のような都心三区14ゾーンの選択とした。表-17, 18で主要ツアーにおける目的地選択のシミュレーション結果と実際の選択結果を比較した。実際の選択が多いところでは、わずかであるが、シミュレーションでも多く選択されていることが分かる。しかし、シミュレーションでは実際の選択よりも結果に差が

なく全体的に均等に均されてしまっている。表-16と対応させながら確認すると、特に中央区では他の2区よりも実際には選択が少ないにも関わらず、多く見積もられていることが分かる。表-11のように主要ツアーの目的地選択のパラメータ推定でも特に決定係数が低く、モデルの精度が高いとは言えない。特に効用の誤差項が大きいいため確率的に値が均されてしまっていると考えられる。

これらのことから、現在のモデルを用いたシミュレーションは交通需要予測の精度は低いと考えられ、目的地選択の精度を改善する必要がある。

表-16 目的地選択ゾーン対応表

ゾーン	区名	地名
千1	千代田区	大手町・丸の内など
千2		永田町・飯田橋など
千3		神田など
千4		有楽町・霞ヶ関など
中1	中央区	日本橋など
中2		日本橋・八重洲など
中3		銀座など
中4		築地・明石町など
中5		勝どき・晴海など
港1	港区	赤坂・青山など
港2		六本木・虎ノ門・新橋など
港3		芝浦・台場など
港4		麻布・芝など
港5		高輪・白金など

表-17 シミュレーション結果

ゾーン	頻度	%
千1	3355	7.34
千2	3416	7.47
千3	3491	7.63
千4	3254	7.11
中1	3282	7.18
中2	3206	7.01
中3	3217	7.03
中4	3188	6.97
中5	3151	6.89
港1	3290	7.19
港2	3283	7.18
港3	3203	7.00
港4	3224	7.05
港5	3171	6.93
総計	45732	100

表-18 実際の選択結果

ゾーン	頻度	%
千1	3943	9.45
千2	4134	9.90
千3	5172	12.39
千4	2650	6.35
中1	3031	7.26
中2	2045	4.90
中3	1871	4.48
中4	2796	6.70
中5	835	2.00
港1	2803	6.72
港2	5430	13.01
港3	3273	7.84
港4	2709	6.49
港5	1047	2.51
総計	41739	100

(4) データ同化

前の節で行ったシミュレーションの結果は、あまり良い再現性が得られなかった。そこで、観測データを用いることで予測精度の改善をはかる。同化対象の観測デー

タとして、モバイル空間統計データを使用する。

a) データ同化アルゴリズム

データ同化アルゴリズムについては、モバイル空間統計データの観測された滞在人数が実際の滞在人数を表していると仮定し、予測された滞在人数と観測された滞在人数を同化していく。同化の手法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の枠組みで行なうことが可能であると考えられる。今回用いたパーティクルフィルタのアルゴリズムは、現状態で起こると考えられる次期の状態を、多数のパーティクル（粒子）と見立てて、観測分布をそれぞれの尤度として、それを重みとしたリサンプリングを行い、次期の状態として予測し、追跡を行うアルゴリズムである。本研究では、シミュレーションを行う個人をそれぞれパーティクルとして扱う。一般には逐次的にフィルタリングを行うが、今回はトライアルとして一断面に着目してインポートランスサンプリング手法によるフィルタリングを行いその結果を示す。

b) データ同化結果

都心三区 14 ゾーンにおいて、シミュレーションによる一日の時間帯別の滞在人数の再現データ、モバイル空間統計による観測データを表-19 のように午前ピーク、日中、午後ピーク、その他の時間に分け、それぞれのゾーンで滞在人数を求めた。今回、観測値とシミュレーション結果の誤差が大きい「その他の時間帯」の滞在人数を観測データに同化させた。表-20 で同化後と観測データの各ゾーンの割合を比較すると、同化後では滞在人数が観測データとほぼ同じ割合をとっていることが分かる。シミュレーションの総数でリサンプリングを行っているため、同化後も観測データよりも滞在人数が多いことには変わらないが、表-20 から分かるように元のシミュレーション結果で再現できていなかった千代田区の滞在人数の多さや中央区の滞在人数の少なさが改善されていた。また、同化後は観測データの割合に近づけることが出来た。今回は一断面を見ているが、同じアルゴリズムで時系列的に再現することや、複数断面での同時分布を再現することにより、アクティビティシミュレーションの再現性の改善をすることができると考えられる。

4. おわりに

本研究では、東京都市圏の交通行動の特徴を明らかにし、それに基づいたツアーベースモデルを構築した。また、マイクロシミュレーションシステムの構築を行い、東京都心部での再現性の確認を行った。ツアーベースモデルを用いたシミュレーションでは、目的地選択などでモデルの精度が低いことが確認された。

表-19 時間区分の定義

時間区分	
午前ピーク	(AM 6:30~AM 9:29)
日中	(AM 9:30~PM 3:59)
午後ピーク	(PM 4:00~PM 6:59)
その他	(PM 7:00~AM 6:29)

表-20 データ同化による滞在人数の比較

	シミュレーション結果		同化後		観測データ	
	滞在人数	%	滞在人数	%	滞在人数	%
千1	96024	7.19	185442	13.88	139076	14.24
千2	103077	7.72	128033	9.59	88705	9.08
千3	107623	8.06	161287	12.08	104840	10.74
千4	87062	6.52	77594	5.81	63120	6.46
中1	98069	7.34	73528	5.5	49953	5.12
中2	91386	6.84	27930	2.09	22046	2.26
中3	93527	7.00	25897	1.94	19964	2.04
中4	92833	6.95	58087	4.35	43576	4.46
中5	95540	7.15	51019	3.82	35969	3.68
港1	94108	7.05	137956	10.33	102305	10.48
港2	97119	7.27	150832	11.29	110004	11.26
港3	91084	6.82	101168	7.57	77101	7.89
港4	96687	7.24	99619	7.46	73807	7.56
港5	91565	6.86	57312	4.29	46118	4.72
総計	1335704	100	1335704	100	976586	100

そこで、モバイル空間統計データをこのシミュレーションのアウトプットの観測データとして使用し、一般状態空間モデルの枠組みを拡張し、パーティクルフィルタのアルゴリズムを用いて、シミュレーション結果の一時間断面を同じ時間断面の観測データに同化させた。データ同化前と後で誤差の比較を行い、データ同化により、シミュレーション結果を観測データの割合に近づけることができることを確認した。よって、データ同化により、シミュレーションデータの改善をすることができる有効な手法であることを確認した。この結果から、シミュレーションと観測データ双方から OD 表が推計でき、観

測データの存在しない OD 表の精度が向上すると考えられる。この時に要した計算時間は、CPU に Core-i7 4790、メモリ 20G のスペックの PC で、R を用いて行った場合に、シミュレーションで 10 分、同化アルゴリズムで 2 日であり、現実的な適用にはさらなる改善が求められる。さらに、複数断面や時系列でデータ同化を行うことにより、より現実性のある時間帯別の OD 表の再現などができると考えられる。

以上、まだ多くの課題が残されているが、本研究では、観測データの融合により、新たな需要予測手法を開発し、予測精度の改善に有効な手法であることを示すことができたと考えられる。

謝辞：本研究は国土交通省「平成27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。ドコモインサイトにはモバイル空間統計データの提供を受けた。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25249071および25289161)の支援を受けています。

参考文献

- 1) 永易雅志, 河上省吾: ツアー概念を用いた学生の非集計交通需要予測モデル開発, 土木計画学研究・講演集 No.21(1), 1998.
- 2) 永井政伸, 日比野直彦, 森地茂: ETC-OD データを用いた都市高速道路における経路選択行動に関する研究, 土木学会論文集, Vol.67, No.5, I_589-I_597, 2011.
- 3) J.L. Bowman, M.E. Ben-Akiva: Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules, Transportation Research Part A35, pp.1-28, 2000.
- 4) Mohamed Omer, Kuniaki SASAKI, Kazuo NISHII: Tour-based Travel Demand Modeling using Person Trip Data and its Application for Advanced Policies, Proceedings off the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol.17, 2009.
- 5) 山梨県: 平成 17 年度甲府都市圏総合都市交通体系調査業務報告書, 2006.
- 6) 東京都市圏交通計画協議会: 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, 平成 24 年 6 月
- 7) 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
- 8) 杉木直, 宮本和明: 土地利用マイクロシミュレーションモデルにおける空間集計・主体集計の影響分析
- 9) 総務省統計局, 平成 26 年経済センサス - 基礎調査結果
<http://www.stat.go.jp/data/e-census/2014/kekka.htm> (平成 27 年 12 月 1 日に利用)
- 10) 東京都統計年鑑, 平成 24 年
<http://www.toukei.metro.tokyo.jp/tnenkan/tn-index.htm> (平成 27 年 12 月 1 日に利用)

- 11) 東京都総務局統計部, 住民基本台帳による東京都の世帯と人口, 平成 26 年
<http://www.toukei.metro.tokyo.jp/juukiy/2014/jy14q10501.htm> (平成 27 年 12 月 1 日に利用)
- 12) 国土数値情報 ダウンロードサービス
<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/> (平成 27 年 12 月 1 日に利用)
- 13) 北村隆一, 森川高行, 佐々木邦明, 藤井聡, 山本俊行: 交通行動の分析とモデリング, 技報堂出版, pp.122-131, 2002 年 5 月
- (???? 受付)

ACTIVITIES MICRO SIMULATION AND DEMAND ESTIMATE APPROACH BASED ON THE ASSIMILATION OF OBSERVATION DATA

Akane SAWADA, Takuya KAWABE, Eiki SHIRASU and Kuniaki SASAKI

The purpose of this study is to assimilate activity simulation with the observation of the simulation output which has increased in recent years. The tour-based behavioral model, which can consider the interrelation of the trips, was constructed for the micro-simulation of travel in the central metropolitan area of Tokyo. We simulated the individual behavior based on the utility maximizing assumption using the tour based model. Because the result of the simulation has not enough precision, we applied the data assimilation method on one time slice using the observed aggregated population in the zones. After applying such assimilation method, the precision of the population in the zones was improved significantly. This study shows that data assimilation is one of the practical approaches of the improvement of the micro- simulation of travel behavior in the big-data era.