

# 鉄道利用者を対象とした Activity-based交通行動モデルに関する研究

亀谷 淳平<sup>1</sup>・福田 大輔<sup>2</sup>

<sup>1</sup>非会員 元東京工業大学大学院修士課程学生 理工学研究科土木工学専攻  
(〒152-8552 東京都目黒区大岡山2-12-1-M1-11)

E-mail: j.kamegai0301@gmail.com

<sup>2</sup>正会員 東京工業大学准教授 環境・社会理工学院土木・環境工学系  
(〒152-8552 東京都目黒区大岡山2-12-1)

E-mail: fukuda@plan.cv.titech.ac.jp

首都圏の都市鉄道需要予測の実務で用いられてきた四段階推定法は、生活様式が多様化した都市圏における需要予測手法としての限界があり、個人の生活行動をより反映した政策シミュレーションが求められている。本研究では、鉄道利用者の生活行動を把握するために、交通行動を生活行動の一環と位置づけて記述できるABMの構築を行う。鉄道利用者がどこで何をするのか、その活動場所までどのようにいくのかという活動そのものに着目し、アクティビティパターン、時間帯、目的地、経路、アクセスモードによって個人の1日の生活行動を表す。パーソントリップ調査に基づいてモデルを推定し、一定程度の現況再現性があることが確認された。

**Key Words :** Activity-based travel behavior model, public transportation, transit assignment

## 1. はじめに

首都圏鉄道整備はこれまでに新線の建設や複々線化等によりネットワークの整備・拡大が十分に行われており、今後は新たなネットワークの整備よりも既存のネットワークを有効活用しつつ鉄道ネットワーク機能の高度化することが求められている。例えば、駅とまちの一体的な整備を行うことで駅施設の利用円滑化や駅周辺地域の新たな都市整備を誘発することなどが求められている。

このような鉄道機能の高質化施策を評価するためには、交通需要の量的変化を把握するだけではなく、個人の活動と交通行動の関係性も把握する必要がある。どのような鉄道利用者がどこで何をするのか、その活動を行う場所までどのようにしていくのかなどの個人属性や活動内容を把握することでこのような鉄道機能の高度化をより適切に評価できると考えられる。つまり、個人の交通行動と活動を的確に把握できる交通需要予測手法、鉄道整備評価手法が必要である。

現在、わが国の交通需要予測手法として四段階推定法が広く適用されているが、従来より多くの問題点が指摘されている。北村(1996)は、行動論的基盤の欠落、誘発

需要が把握できない点、トリップ単位での解析を行うことによってトリップ間の関連が考慮されていない点、時間帯が考慮されていない点などを重要な問題として挙げている。

このような認識から、四段階推定法に代わる新たな交通需要予測手法として注目を集めているのがActivity-Based Model (ABM) である。ABMでは個人の交通は活動の派生需要であり交通行動を生活活動の一環と位置づけて分析を行っている。個人の交通行動は活動を実行するために行われるものであり、活動内容によって目的地や出発時間が決まるのではないかと考えられる。したがって、個人の交通行動を把握するためには活動を考慮することが不可欠である。以上より、多様化する交通需要を的確に把握するには四段階推定法に代表されるTrip-based modelから、個人の活動を考慮したABMへの転換が必要であることが随所で繰り返し指摘されてきた。

ABMは、欧米等で主に自動車交通に焦点を当てた分析が多く、東京都市圏のように公共交通主体の都市における分析は少ない。つまり、鉄道交通を評価するための鉄道利用者に焦点を当てた鉄道利用者の生活行動および交通行動を的確に把握できるABMの構築が必要となる。

以上より、本研究では、大きく2つの目的を設定する。1つ目の目的は鉄道利用者の交通行動を的確に把握するためのABMシステム構築を行うことである。その際、鉄道利用者がどこで何をするのか、その活動を行う場所までどのようにしていくのかという活動そのものに着目した行動モデルシステムを目指す。

2つ目の目的は構築したABMのプロトタイプを東京首都圏に適用し、その再現性を確認することである。ABMの研究はアメリカ等で自動車交通に焦点を当てた分析が多く公共交通主体の都市における分析は少ないため、都市鉄道施策の評価ツールとしての適用を念頭に、再現性の確認を行う。

## 2. データ

本研究では第五回東京都市圏パーソントリップ調査(2008年)を用いてパラメータ推定を行っている。パーソントリップ調査では個人がある平日1日に行ったトリップのデータを収集しており、調査対象人数は186,713人、トリップ数は408,523である。

パーソントリップ調査では個人のアクティビティに関するデータではなくトリップに関するデータを収集している。そのため、本研究では個人のトリップを集計してトリップチェーンにまとめることで1日の行動を想定している。パーソントリップ調査で観測されたアクティビティパターンを図-1に示す。9つのアクティビティパターンは全体の94%を占めており、モデル化では簡略化のためにそれ以外のアクティビティパターンは考慮しない。

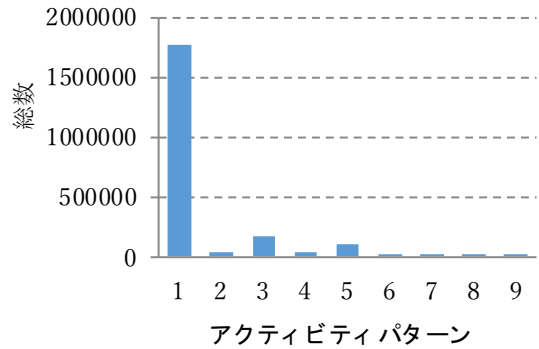


図-1 実際に観測されたアクティビティパターン (第五回東京都市圏パーソントリップ調査)

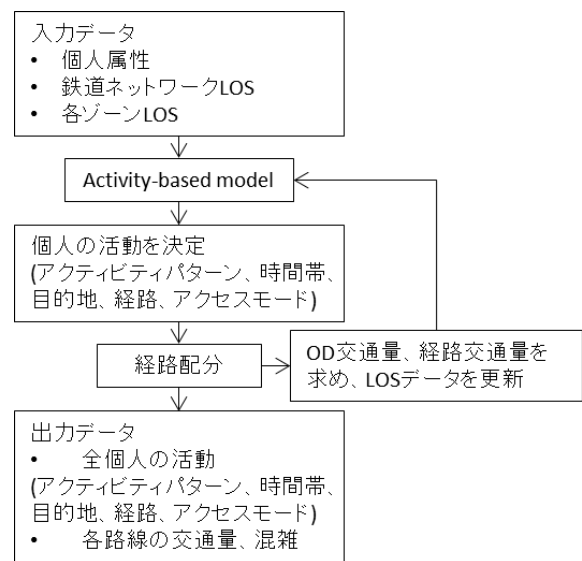


図-2 モデルフレームワーク

## 3. モデルの構築

### (1) モデルの前提条件

本章では、Ben-Akiva et al. (1996), Bowman and Ben-Akiva (2001)で提案されているUtility-based approachを基本モデルとして、さらにそれを鉄道利用者の活動と交通行動を把握できるように拡張することでABMシステムを新たに構築する。

まず本モデル構築のための前提条件について説明する。本モデルは個人の平日1日の行動をモデル化する。その際に、できるだけ現実に即したモデルとなるよう個人は1日の始まりと終わりは自宅にいると仮定する。また、本研究では鉄道整備評価のために鉄道利用者のみを対象とする。すなわち、すべての個人の代表交通手段が鉄道であり手段選択は考えない。個人の1日の行動は、まず最初にその日1日にどのような活動を行うのかを決め、その後、個々の活動を時間帯、目的地、目的地までの経

路、アクセスモードによって表現する。

本モデルのフレームを図-2に示す。個人属性や鉄道ネットワークLOSデータ、各ゾーンのLOSをインプットデータとして入力し、個人の活動を決定する。その後、ABMによって求められた個人の活動にしたがって経路配分を行いLOSを更新して繰り返し計算を行い安定解を得られたら、最終的な全個人の活動パターンとする。

### (2) 意思決定プロセス

個人は効用最大化原理に基づいて意思決定を行い1日の行動を決定する。本モデルでは個人のアクティビティの数は最大で3回と仮定し、高階層のNested logit modelによって記述する。その意思決定構造を図-3に示す。個人はこの選択枝相関構造のもとでランダム効用最大化仮説に基づいて意思決定を行うものとする。

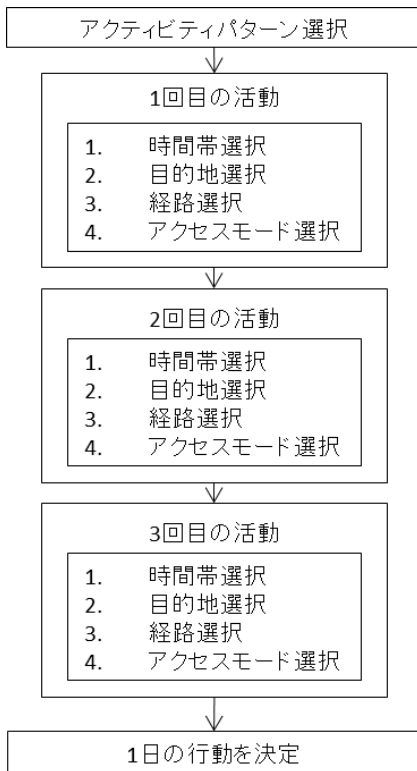


図-3 意思決定プロセス

表-1 アクティビティパターン

アクティビティパターン	
パターン1	自宅:H→仕事:W→自宅:H
パターン2	自宅:H→買物:S→自宅:H
パターン3	自宅:H→私事:P→自宅:H
パターン4	自宅:H→仕事:W→買物:S→自宅:H
パターン5	自宅:H→仕事:W→私事:P→自宅:H
パターン6	自宅:H→買物:S→買物:S→自宅:H
パターン7	自宅:H→買物:S→私事:P→自宅:H
パターン8	自宅:H→私事:P→買物:S→自宅:H
パターン9	自宅:H→私事:P→私事:P→自宅:H

(3) モデルの定式化

a) アクティビティパターン選択モデル

アクティビティパターンは買い物、買い物以外の私事通勤、帰宅の4つの移動目的から想定される。アクティビティパターンは表-1の9つのみに限定することとする。

このときのアクティビティパターン*i*の選択確率は次のようになる。

$$P(i|r) = \frac{V_i^r + \bar{V}_i^r}{\sum_i \exp(V_i^r + \bar{V}_i^r)} \quad (1)$$

$$\bar{V}_i^r = \frac{1}{\theta_1} \ln \sum_k \exp(\theta_1 V_k^{ir}) \quad (2)$$

ここで、*r* は出発地点、 $V_i^r$  は効用関数の確定項、 $\bar{V}_i^r$  は時間帯選択モデルで計算されるログサム変数、 $\theta_1$  はスケールパラメータを表している。

b) 時間帯選択モデル

このモデルではそれぞれの活動に対して時間帯選択を行う。本モデルでは1日を朝ピーク、昼、夕ピーク、夜の4つに分類する。2回目以降の時間帯選択ではそれ以前の活動時間帯を考慮して選択肢集合に制約を設ける。

(もし1回目の活動時間帯が夕ピークの場合、2回目の活動時間帯は夕ピークか夜となる。)

このとき、時間帯 *k* の選択確率は次のようになる

$$P(k|i, r) = \frac{V_k^{ir} + \bar{V}_k^{ir}}{\sum_{k'} \exp(V_{k'}^{ir} + \bar{V}_{k'}^{ir})} \quad (1)$$

$$\bar{V}_k^{ir} = \frac{1}{\theta_2} \ln \sum_s \exp(\theta_2 V_s^{ikr}) \quad (2)$$

ここで、 $V_k^{ir}$  は効用関数の確定項、 $\bar{V}_k^{ir}$  は時間帯選択モデルで計算されるログサム変数、 $\theta_2$  はスケールパラメータを表している。

c) 目的地選択モデル

目的地選択では買い物と買い物以外の私事の2つの目的のときの目的地となるゾーンを選択する。本モデルでは選択肢集合が大きくなりすぎるのを防ぐため移動時間が30分以内のゾーンから5つを移動時間が60分以内から5つをランダムに選択して実際に選択されたゾーンとあわせた11のゾーンを選択肢集合としている (Ben-Akiva and Lerman, 1985)。

このとき、目的地 *s* の選択確率は次のようになる

$$P(s|i, r, k) = \frac{V_s^{ikr} + \beta_1 t_s^r(k) + \bar{V}_s^{ikr} + \ln M_s}{\sum_{s'} \exp(V_{s'}^{ikr} + \beta_1 t_{s'}^r(k) + \bar{V}_{s'}^{ikr} + \ln M_{s'})} \quad (1)$$

$$\bar{V}_s^{ikr} = \frac{1}{\theta_3} \ln \sum_p \exp(\theta_3 V_p^{ikrs}) \quad (2)$$

ここで、 $V_s^{ikr}$  は効用関数の確定項、 $\bar{V}_s^{ikr}$  は時間帯選択モデルで計算されるログサム変数、 $\theta_3$  はスケールパラメータ、 $M_s$  はゾーン規模である。これはゾーンの分割方法によって選択確率が変化しないように導入されている。

d) 経路選択モデル

本モデルでは、出発地 *r* から目的地 *s* までの経路選択を行う。経路 *p* の選択確率は次のようになる。

$$P(p|i, k, r, s) = \frac{V_p^{ikrs} + \beta_2 t_p^{rs}(k) + \beta_3 CF_p^{rs} + \bar{V}_p^{ikrs}}{\sum_{p'} \exp(V_{p'}^{ikrs} + \beta_2 t_{p'}^{rs}(k) + \beta_3 CF_{p'}^{rs} + \bar{V}_{p'}^{ikrs})} \quad (1)$$

$$\bar{V}_p^{ikrs} = \frac{1}{\theta_4} \ln \sum_a \exp(\theta_4 V_a^{ikrsp}) \quad (2)$$

ここで、 $V_p^{ikrs}$  は効用関数の確定項、 $\bar{V}_p^{ikrs}$  は目的地選択モデルで計算されるログサム変数、 $\theta_4$  はスケールパラメータを表している。

本モデルでは鉄道の混雑と経路間の重複を考慮している。鉄道の混雑状況はリンク交通量のみ依存していると仮定してリンクコスト関数で混雑の影響を記述している。鉄道駅間のリンクコストは乗車時間と混雑の影響を考慮して次のように表している。

$$t_l(k) = t_l^0 \left[ 1 + \alpha_1 \left( \frac{u_l(k)}{Q_l} \right)^{\alpha_2} \right]$$

このとき、経路  $p$  の混雑は次のように表現できる。

$$t_p^{rs}(k) = \sum_l t_l(k) \delta_{pl}^{rs}$$

ここで  $\delta_{pl}^{rs}$  は経路  $p$  にリンク  $l$  が含まれているとき1、それ以外の場合は0をとるインディケータである。

さらに本モデルでは経路間の重複を考慮して Commonality factor を導入した C-logit (Cascetta et al., 1996) を用いており、次のように定義することができる。

$$CF_p^{rs} = \ln \left( \sum_q \left( \frac{L_{pq}}{\sqrt{L_p L_q}} \right)^\gamma \right)$$

ここで、 $L_{pq}$  は経路  $p$  と経路  $q$  の重複距離、 $L_p$  と  $L_q$  は経路  $p$  と経路  $q$  の距離を表している。

#### e) アクセスモード選択モデル

ここでは鉄道の出発駅までのアクセスに利用する交通機関の選択を行う。選択肢は徒歩、二輪車、自動車、バスの4つを想定している。

アクセスモード  $a$  の選択確率は次のようになる。

$$P(a|i, k, r, s, p) = \frac{\exp(V_a^{ikrsp})}{\sum_{a'} \exp(V_{a'}^{ikrsp})} \quad (1)$$

なお本研究では、交通政策審議会答申における需要予測モデル用に既に構築されたアクセスモード選択を用いることとし、新たに推定は行わない。

#### (4) 鉄道経路配分

以下では、円山ら(2003)等を参考に、これまでのモデ

ルシステムから得られる選択確率を用いて時間帯  $k$  の OD間交通量と経路交通量を集計する。

時間帯  $k$  に出発地点  $r$  にいる人数を  $N^r(K-1)$  と置き、個人は目的地選択モデルにしたがうとすると、出発地  $r$  から目的地  $s$  までの OD間の交通量は次のように表すことができる。

$$d^{rs} = N^r(K-1) \times P(s|i, k, r)$$

このとき、経路  $p$  の交通量は OD間の交通量と経路選択モデルから次のように表すことができる。

$$f_p^{rs} = N^r(K-1) \times P(s|i, k, r) \times P(p|i, k, r, s)$$

## 4. パラメータ推定結果

構築したモデルのパラメータ推定を行い、その結果について考察する。モデルの推定結果は段階的に MNL を推定し、それをつみ上げて形成している。なお、本研究ではアクセスモード選択モデルのパラメータは交通政策審議会で推定したものを利用し、その推定結果からログサム変数を求め、経路選択モデルに加えている。

### (1) 経路選択モデルの推定結果

経路選択モデルは大都市交通センサスデータのうちピーク時間帯ではランダムに選ばれた2000サンプル、オフピーク時間帯ではランダムに選ばれた1500サンプルを用いて推定を行っている。推定を行う際には、Kato et al.(2011)の方法に準じてそれぞれのODペアに対して選択肢集合が5つ以下となるように設定している。また、本研究では、全ての経路のアクセスに関する情報を得ることができなかったため、アクセスモード選択のログサム変数は交政審で推定したログサム変数を加えている。

推定結果を表-2に示す。Commonality Factorの  $\gamma$  に関しては0.1から2.5まで0.1間隔で値を変えて推定を行い、修正済み  $\rho^2$  値が最も大きかった  $\gamma = 1.3$  の場合を採用している。

表-2より、時間がかかる経路や費用が大きい経路、混雑が大きい経路が選ばれにくい傾向にあり、パラメータの符号条件は合っている。ピーク時間帯の時間価値は34.5(円/分)、オフピーク時間帯の時間価値は33.9(円/分)となり、ピーク時間帯と比較して乗車時間よりも費用を優先して選択する傾向にあると考えられるがその差は小さいと考えられる。

### (2) 目的地選択モデルの推定結果

次に、目的地選択モデルの推定結果を「買物」と「その他の私事」のトリップ目的毎に分類して表-3に示す。



表-2 経路選択モデル推定結果

説明変数	ピーク		オフピーク	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値
乗車時間[分]	-0.131	-13.0	-0.136	-11.8
幹線費用[円]	-0.00380	-6.16	-0.00401	-5.36
乗換水平移動[m]	-0.199	-8.23	-0.192	-5.46
乗換上下移動[m]	-0.279	-6.16	-0.366	-6.70
乗換待ち時間[分]	-0.145	-7.70	-0.146	-8.04
混雑指標	-0.0161	-5.22	-0.00513	-1.30
ログサム変数 (アクセスモード選択モデル)	1.06	30.8	1.10	25.7
Commonality Factor	-0.917	-12.9	-0.313	-4.70
初期尤度	-3135		-2295	
最終尤度	-1720		-1346	
$\rho^2$ 値	0.451		0.413	
修正済み $\rho^2$ 値	0.449		0.410	
サンプル数	2000		1500	

表-3 目的地選択モデル推定結果.

説明変数	買い物		その他私事	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値
OD間移動時間[分]	-0.0154	-12.2	-0.0359	-23.1
昼間人口密度[ $\text{km}^2$ ]	0.418	54.1	0.00708	16.3
昼間人口密度[ $\text{km}^2$ ]×就業者ダミー	-0.00195	-27.2	-0.00122	-3.01
昼間人口密度[ $\text{km}^2$ ]×高齢者ダミー			-0.00250	-5.99
小売・卸売り店舗密度[ $\text{km}^2$ ]	0.00248	3.38		
小売・卸売り店舗密度[ $\text{km}^2$ ]×23区出発ダミー	-0.326	-5.83		
医療施設密度[ $\text{km}^2$ ]			0.00569	19.6
医療施設密度[ $\text{km}^2$ ]×高齢者ダミー	0.131	30.1		
文化施設密度[ $\text{km}^2$ ]	0.00211	25.6	0.0308	10.6
都市公園密度[ $\text{km}^2$ ]	3.39	56.3	0.0169	6.30
目的地・自宅ゾーン一致ダミー	0.168	22.4	4.77	51.5
ログサム変数 (経路選択モデル)	0.404	13.8	0.220	21.6
初期尤度	-25665		-48100	
最終尤度	-19985		-40439	
$\rho^2$ 値	0.221		0.159	
修正済み $\rho^2$ 値	0.221		0.159	
サンプル数	23960		49642	

移動時間が大きくなると選択されにくい傾向にあり、昼間人口の密度や各施設の密度が大きいほど選択されやすい傾向にあることが示唆された。ただし、23区出発の場合には小売・卸売り店舗の推定値の符号が負の値をとっており、これは都心部のゾーンはどのゾーンも比較的小売・卸売り店舗密度が高くなるので、一定数以上の店舗があれば目的地選択に与える影響が小さくなるものと推察される。また、その他の私事の場合には特に、目的地と自宅が同ゾーンの際には選ばれやすい傾向にあることが示唆された。

### (3) 時間帯選択モデルの推定結果

次に、時間帯選択モデルを1回目の活動、2回目の活動、

3回目の活動の3つに分類してパラメータ推定を行った。その結果を表-4にまとめて示す。時間帯選択ではパーソントリップ調査のうち鉄道利用者であるサンプルを用いて推定を行っている。サンプル数は1回目の活動が105756、2回目の活動が101913、3回目の活動が3921である。表4に推定結果を示す。ここで2回目以降の活動については1回目の活動の時間帯によって選択肢集合を設定している。また、通勤と帰宅の場合には目的地選択を行っていないためその際のログサム変数は0としている。

まず、1回目の活動時間帯の推定結果に着目すると、ASCは夕方のピーク時間帯と夜のオフピーク時間帯が負の値をとっており、昼のオフピーク時間帯は正の値をとっている。また、活動が通勤の場合は昼オフピーク、夕

表-4 時間帯選択モデル推定結果

説明変数	1回目の活動		2回目の活動		3回目の活動	
	パラメータ	t値	パラメータ	t値	パラメータ	t値
ASC:朝	0	(Fixed)				
ASC:昼	0.987	30.6	-0.880	-13.2	0.450	2.60
昼×高齢者ダミー	0.283	9.42	0.361	8.58	1.19	6.69
昼×女性ダミー	0.250	11.4	0.230	8.56	0.506	3.40
昼×学生ダミー					-2.53	-10.3
昼×通勤ダミー	-3.61	-122				
昼×帰宅ダミー			-1.03	-16.2		
昼×仕事無しダミー			2.24	60.5	0.774	5.35
昼×23区発ダミー			-0.650	-24.5	-0.674	-4.56
ASC:夕方	-3.02	-29.4	0.865	14.5	-0.139	-1.66
夕方×高齢者ダミー			1.72	60.1	0.877	7.20
夕方×女性ダミー	1.01	10.4	0.234	15.9	0.313	4.16
夕方×学生ダミー					-0.690	-8.33
夕方×通勤ダミー	-3.13	-35.7				
夕方×帰宅ダミー			-0.394	-6.71		
夕方×仕事無しダミー			-1.37	-37.8	-2.53	5.97
夕方×23区発ダミー			-0.690	-47.0	-0.390	-5.24
ASC:夜	-3.97	-27.4	0	(Fixed)	0	(Fixed)
夜×通勤ダミー	-3.71	-17.3				
ログサム変数	0.779	0.413	0.836	35.2		
初期尤度	-146560		-110790		-3185	
最終尤度	-35428		-84174		-2788	
$\rho^2$ 値	0.758		0.240		0.125	
修正済み $\rho^2$ 値	0.758		0.240		0.121	
サンプル数	105756		101913		3921	

ピーク、夜オフピーク全てで推定値が負の値で有意な値となっている。これは、通勤の場合には朝ピーク時間帯が選択されやすく、それ以外の買い物と買い物以外の私事の場合には昼オフピーク時間帯が選択されやすい傾向にあることが示唆された。モデルの適合度に関しては修正済み  $\rho^2$  値が0.758と大きく良好である。

次に、2回目の活動時間帯の推定結果に着目する。ASCは昼のオフピーク時間帯で負の値をとっており、夕方のピーク時間帯で正の値をとっている。これは、2回目の活動の時間帯選択では夜オフピーク時間帯と比較して夕ピーク時間帯は選択されやすく、昼オフピーク時間帯は選択されにくい傾向にあると考えられる。

最後に3回目の活動時間帯の推定結果では、夜オフピーク時間帯と比較して昼ピーク時間帯は選択されやすく、夜オフピーク時間帯は選択されにくい傾向にあることが示唆された。特に、高齢者や女性、1回目の活動が通勤以外の場合には昼ピーク時間帯が好まれる傾向にあり、これは、女性や高齢者の場合には就業時間が短かったり、これは、女性や高齢者の場合には就業時間が短かったり、買い物や買い物以外の私事の場合には一つ一つの活動の継続時間が短いため、昼オフピーク中に活動を終えること

ができるからであると考えられる。モデルの適合度に関しては修正済み  $\rho^2$  値が1回目の活動時間帯選択よりも2回目と3回目の時間帯選択では精度が良くない。これは、1回目の活動の場合には通勤の場合には多くの人が朝ピークを選択しており、買い物や買い物以外の私事の場合には昼オフピークを選択している人が多く時間帯選択の傾向がはっきりとしていたため精度の良いモデルとなったが、2回目の活動の場合には1回目の活動の開始時間と継続時間やそれ以降の活動の影響も受けるのでそれらを全て考慮することが難しく精度が低くなったものと考えられる。

#### (4) アクティビティパターン選択モデルの推定結果

アクティビティパターン選択モデルの推定結果を表-5に示す。パターン1のASCと就業者のパターン1のパラメータが非常に有意なものとなっている。また、就業者全体で見ると自宅→通勤→自宅と自宅→通勤→買い物以外の私事→自宅の2つのアクティビティパターンが選択されやすい傾向にあるが、特に高齢の就業者であれば、自宅→通勤→買い物以外の私事→自宅がより選ばれる傾向にあったり、女性の就業者は自宅→通勤→買い物→自宅

表-5 アクティビティパターン選択モデル推定結果

説明変数	パラメータ	t値
ASC:パターン1	2.54	156
パターン1×就業者ダミー	2.05	126
ASC:パターン2	0	(Fixed)
ASC:パターン3	0.393	21.2
パターン3×高齢者ダミー	-1.52	-25.3
ASC:パターン4	-0.289	-9.91
パターン4×就業者ダミー	-0.664	-10.1
パターン4×女性ダミー	0.844	11.4
×就業者ダミー		
パターン4×高齢者ダミー	0.169	1.62
×就業者ダミー		
ASC:パターン5	-1.70	-32.2
パターン5×就業者ダミー	1.92	30.7
パターン5×女性ダミー	-0.123	-2.35
×就業者ダミー		
パターン5×高齢者ダミー	0.616	10.6
×就業者ダミー		
ASC:パターン6	-1.33	-48.7
ASC:パターン7	-1.43	-37.6
パターン7×女性ダミー	-1.13	-16.0
ASC:パターン8	-1.02	-29.6
パターン8×女性ダミー	-0.325	-7.50
パターン8×高齢者ダミー	0.188	3.97
ASC:パターン9	-0.683	-22.9
パターン9×女性ダミー	0.167	5.02
パターン9×高齢者ダミー	0.0551	1.45
ログサム変数	0.991	46.9
初期尤度	-513173	
最終尤度	-107581	
$\rho^2$ 値	0.791	
修正済み $\rho^2$ 値	0.791	
サンプル数	139184	

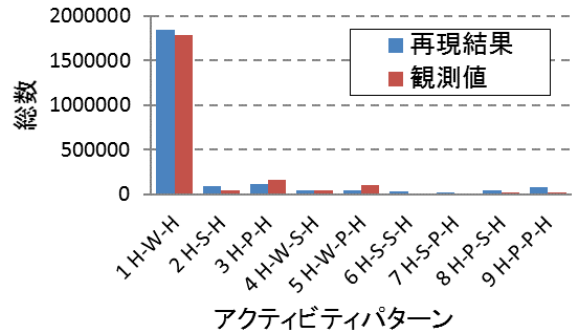


図-4 アクティビティパターンの現況再現結果

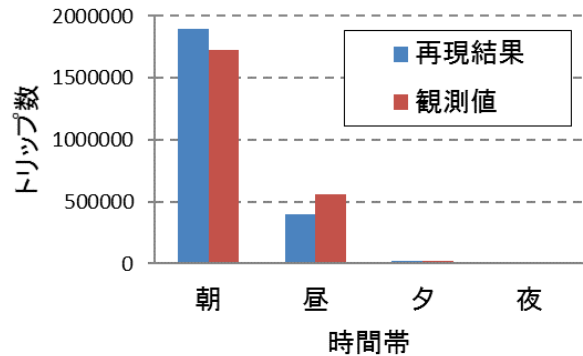


図-5 1回目の時間帯選択の現況再現結果

その相対誤差は、3.01%と高い精度で再現を行うことができています。これは、アクティビティパターン選択モデルが概ね再現できていると考えられる。しかし、パターン2とパターン6、パターン9では現況再現結果が実際よりも過大評価されており、これはアクティビティパターン選択では時間帯選択のログサムを加えているため、時間帯選択による誤差も加わっていると考えられる。

のアクティビティパターンの推定結果が正の値をとっており選択されやすい傾向にあるなど、就業者の中でも選択の傾向に違いがあることが示唆された。

### 5. 現況再現性の検証

ここでは、東京23区を対象に現況再現を行いその再現性を確認し、考察を行う。対象エリアは東京23区の265の小ゾーンとし、対象人数は39,607人である。

#### (1) アクティビティパターン選択再現結果

まず、アクティビティパターン選択モデルの再現結果を図-4に示す。再現結果が79.6%、実際にパーソントリップ調査で観測された実行人数の割合が77.2%であり、

#### (2) 時間帯選択再現結果

次に時間帯選択モデルの再現結果を示す。図-5に1回目の活動の再現結果を、図-6に2回目の活動の再現結果を、図-7に3回目の活動の再現結果を示す。図-5に着目すると朝ピーク時間帯のシミュレーションによる再現結果と実際にパーソントリップ調査で観測された人数の相対誤差が8.44%と概ね再現できている。しかし、昼オフピーク時間帯は相対誤差が-38.9%であり過小に評価されている。これは、シミュレーションの再現結果では通勤者のほとんどが朝ピーク時間帯に1回目の活動を行っているが実際は通勤の場合でもアルバイトやパートタイムの場合には朝ピーク時間帯以外の時間帯を選択している場合もあり就業形態の違いを考慮に入れられていないことなどが考えられる。

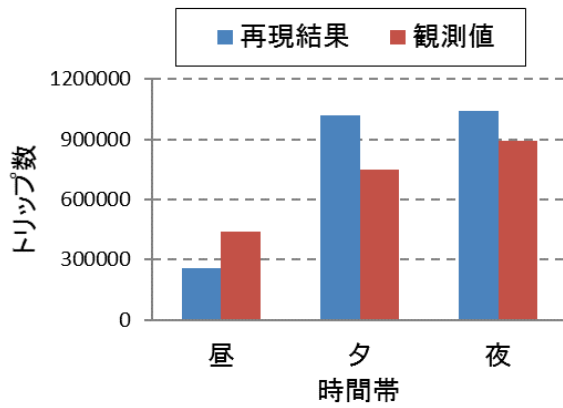


図-6 2回目の時間帯選択の現況再現結果

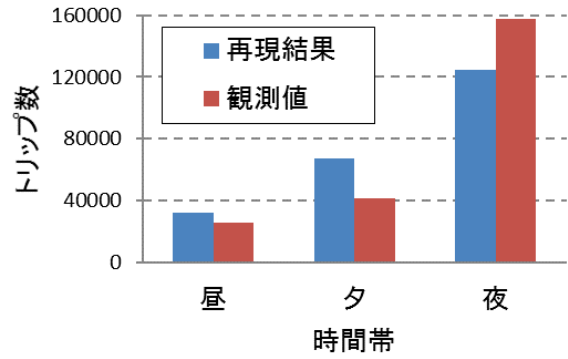
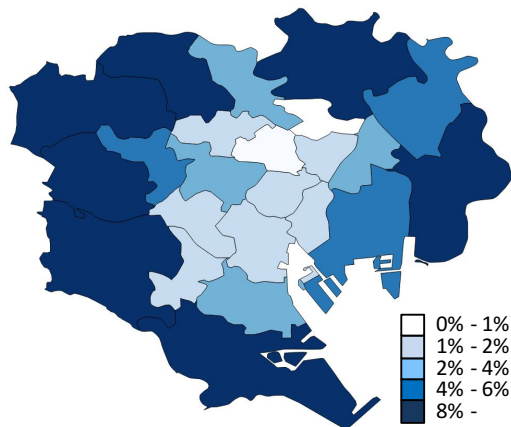
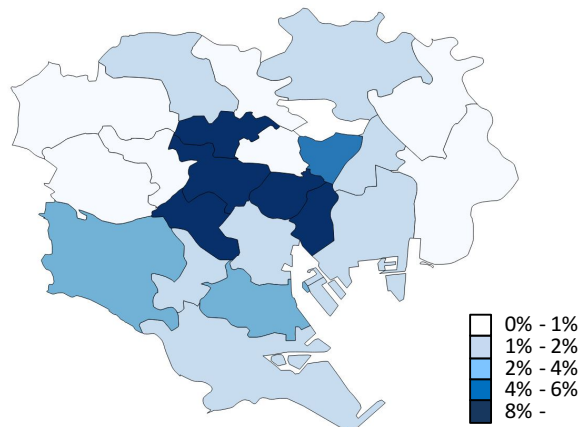


図-7 3回目の時間帯選択の現況再現結果

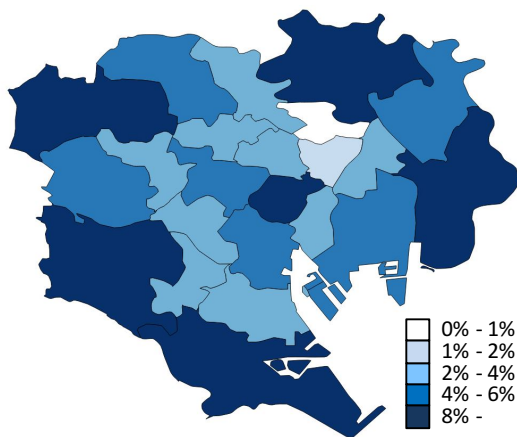


a) 現況再現結果

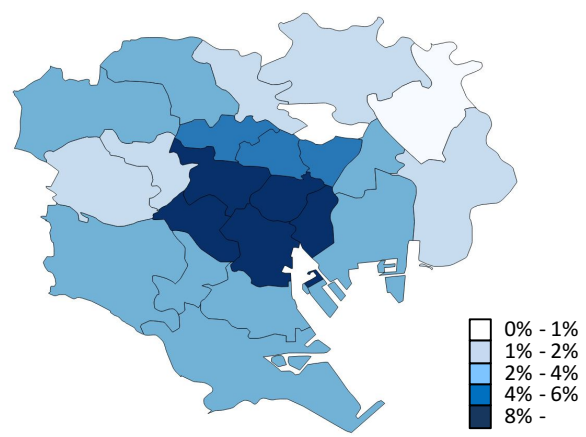


b) 実際に観測された値

図-8 買い物目的時の目的地選択再現結果



a) 現況再現結果



b) 実際に観測された値

図-9 買い物以外の私事目的時の目的地選択再現結果

次に図-6に着目すると、2回目の活動の時間帯は昼オフピーク時間帯を過小評価し、夕ピーク時間帯を過大評価している。これは、1回目の活動で昼オフピーク時間

帯が過小評価されていたのと同様に、1回目の活動が通勤であった場合に夕ピーク、夜オフピークに2回目の活動を行う割合が高くなってしまい就業形態の違いによっ



て仕事が昼オフピーク時間帯に終わるといような場合をうまく表現できていないためだと考えられる。

最後に図-7に着目すると、3回目の活動時間帯は1回目、2回目よりも再現結果が低くなった。しかし、時間帯の分布に関しても1回目、2回目、3回目のすべてで概ね再現できていると思われる。

### (3) 目的地選択再現結果

次に、買い物時の再現結果を図-8に、買い物以外の私事の場合の再現結果を図-9に示す。いずれも東京23区内のみの再現結果を示している。買い物に行く場合は中心部よりも周辺部への集中交通量が大きく、実際の集中交通量とは異なる結果となった。このように再現結果が実際の集中交通量と異なった原因として次のようなことが考えられる。まず、今回のシミュレーションでは23区内を対象として、23区内から23区外に行く場合を考慮せず、23区内から23区内の交通のみを考慮していたことが挙げられる。これにより、実際の集中交通量との間に乖離が生じたと考えられる。また、目的地選択の選択肢集合を決める際に23区内の移動であればほとんどのOD間で所要時間が30分以下であったため、選択肢集合がすべてのゾーンからのランダムサンプリングとなる場合が多くあった。したがって、選択肢集合を決める際にOD間の所要時間などを考慮してより選択される可能性が高いゾーンを含む選択肢集合にすることが望ましいと思われる。

買い物以外の私事の場合も買い物のときと同様に、再現結果では買い物以外の私事の場合は千代田区への集中交通量は大きくなっているもののそれ以外の区では中心部よりも周辺部への集中交通量が大きく実際の集中交通量とは異なる結果となった。これも買い物のときと同じように23区外への交通を考慮していない点と選択肢集合を決める際にOD間の所要時間をうまく考慮できていなかった点が原因として考えられる。

### (4) 鉄道経路配分再現結果

最後に鉄道経路配分の再現結果を示す。ここでは特に郊外へ延びる4つの路線の配分結果（駅間断面交通量、朝時間帯のみ）を示す。図-10に田園都市線、図-11に東西線、図-12に西武新宿線、図-13に京成本線の結果をそれぞれ示す。これらの結果を見ると、過大評価されている路線、過小評価されている路線があるものの、再現結果と実際に観測された値は同じような傾向にある。これは経路選択の上位の選択である目的地選択の誤差の影響を受けて誤差が生じたと考えられる。つまり、誤差は生じているものの経路選択の傾向は概ね再現できることが示唆された。

以上より、本モデルはアクティビティパターン選択、時間帯選択、経路配分を概ね再現できることが示唆され

た。しかし、目的地選択の再現性は低く、モデル更なる精度向上が必要である。

## 6. 結論と今後の課題

本研究では、鉄道利用者の行動をとらえるためのABMの構築を行った。そして、構築したモデルのパラメータ推定を行い、鉄道利用者の行動の特徴を捉えることができた。

東京23区を対象とした現況再現ではアクティビティパターン、時間帯、経路配分を概ね再現できることが示唆された。しかし、目的地選択の再現結果は実際に観測された値との間に大きな乖離が生じてしまい、再現性は低い。したがって、目的地選択モデルのさらなる改善が今後の課題である。

また本研究では、鉄道利用者のみを対象としており、簡略化のため交通手段選択を考慮していない。しかし、より正確に鉄道利用者の行動を捉えるためには他の交通機関との関連を考慮する必要がある。また、本モデルでは時間帯選択の際の選択肢集合を4つにするなど多くの制約を設けているため、分析の目的に合わせた更なるモデルの改善が必要である。

### 謝辞

本研究は国土交通省道路局道路政策の質の向上に資する技術研究開発「多様な観測データの活用による道路情報提供の研究開発（代表：山梨大学佐々木邦明教授）」からの支援を受けて行われた。分析用LOSデータは株式会社社会システムよりご提供頂いた。また、同社の山下義久様、土屋貴佳様、奥ノ坊直樹様、および、山梨大学佐々木邦明教授からは、研究遂行にあたり貴重なご助言を頂いた。この場をお借りして感謝の意を表したい。

### 参考文献

- 1) 北村隆一: 交通需要予測の課題～次世代手法の構築にむけて, 土木学会論文集, Vol.1996, No.530, pp.17-30, 1996.
- 2) Ben-Akiva, M. E., Bowman, J. L., & Gopinath, D.: Travel demand model system for the information era. *Transportation*, Vol. 23, No. 3, pp. 241-266, 1996.
- 3) Bowman, J. L. & Ben-Akiva, M. E.: Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 35, No. 1, pp. 1-28, 2001.
- 4) Ben-Akiva, M. E., & Lerman, S. R.: *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*, MIT press, 1985.

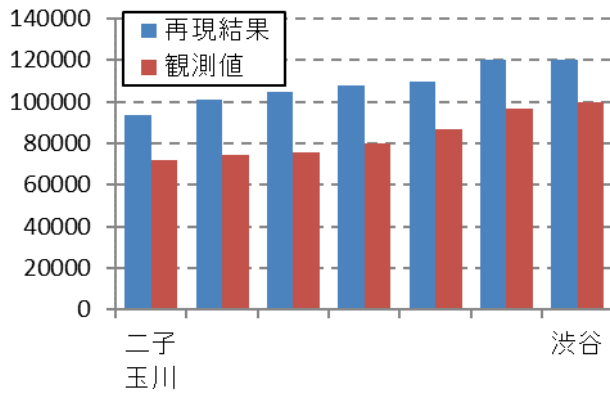


図-10 田園都市線の経路配分結果

