

活動パターンと時間配分の同時選択を考慮したアクティビティモデルの構築

北村 拓也¹・柳沼 秀樹²・寺部 慎太郎³・康 楠⁴

¹学生非会員 東京理科大学大学院 理工学研究科土木工学専攻 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)
E-mail:7617607@ed.tus.ac.jp

²正会員 東京理科大学講師 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)
E-mail:yaginuma@rs.noda.tus.ac.jp

³正会員 東京理科大学教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)
E-mail:terabe@rs.noda.tus.ac.jp

⁴正会員 東京理科大学助教 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)
E-mail:kangnan@rs.tus.ac.jp

従来から交通需要予測手法として用いられてきた四段階推計法は、これまでに様々な問題点が指摘されており、生活様式が多様化し、インフラ事業がマイクロレベルへと変化している昨今においては、従前の手法でこれらを記述することに限界があると言えよう。本研究では、次世代の需要予測手法として、アクティビティベースモデル (ABM) に着目し、既往研究で改善が求められる活動パターンと時間配分に着目したモデリングを行う。具体的には、複数財の選択とその配分を扱うことができる離散連続モデルの一種であるMDCEVモデルを適用して、活動パターンと時間配分を同時に選択可能なモデルを構築する。東京都市圏パーソントリップ調査のデータを用いてモデル推定を行った結果、多項ロジットモデルよりも有効なモデルであることが確認された。

Key Words : *Multiple discrete-continuous extreme value model, Activity based model, Activity simulation*

1. はじめに

近年、首都圏などに代表される交通システムが概成した都市においては、新規鉄道路線の開業等の大規模な交通インフラ整備事業は減少し、駅の改良や駅周辺部の開発といったマイクロレベルの事業へと変化している。マイクロレベルの事業における整備効果を正確に把握するためには、サービス水準の変化にともなう目的地選択の変化や誘発需要の増加などの詳細な交通行動の変化を分析することが必須となる。しかし、従来から交通需要予測手法として用いられてきた四段階推計法は、トリップを解析単位としているため、一日の行動を考慮した上での選択を反映させることが出来ず、マイクロレベルでの仔細な行動変化を解析するのは難しい。ゆえに、事業の正確な評価を行うためには、活動、すなわちアクティビティを解析単位とする交通需要予測手法への改善が不可欠であると言える。

従来の四段階推計法に代わる需要予測手法として活動を解析単位とする Activity Based Model (ABM) に着目する。近年開発された ABM を用いた交通需要予測システム²⁾

における課題点として、活動選択モデルおよび目的地選択の精度、時間分解能の粗さ、などが挙げられている。ABM では人々の交通需要は目的の派生需要であり、人々の交通行動はある目的を達成するために行われるものであると位置づけて分析を行う。すなわち、人々の交通行動の把握のためには活動の把握が不可欠である。

以上を考慮して、本研究では ABM を用いた需要予測モデルにおける基礎の部分にあたる活動選択の精度に着目しモデルの構築を行う。くわえて、時間分解能の粗さについても着目し、活動選択とそこでどの程度の時間を消費するかという時間配分は同時性が強いことから、活動選択と時間配分の同時選択モデルの構築を行う。具体的には、Bhat (2005)⁴⁾が提案している Multiple Discrete-Continuous Extreme Value (MDCEV) モデルを用いる。MDCEV モデルは離散連続モデルの一種であり、複数の離散選択肢を同時に選択し、その財の消費量を配分問題として扱うことが可能なモデルである。本研究では活動の目的を離散選択肢、その活動における活動時間を財の消費量として MDCEV モデルによる活動と時間配分の同時選択をモデリングする。

2. 東京都市圏パーソントリップ調査データの基礎集計

本研究では、東京都市圏パーソントリップ調査データ(以下、東京PTデータ)を用いてモデリングを行う。そこで、モデリングに先立ちデータの基礎集計を行った。なお、本研究では2008年に実施された第5回東京PTデータを用いている。

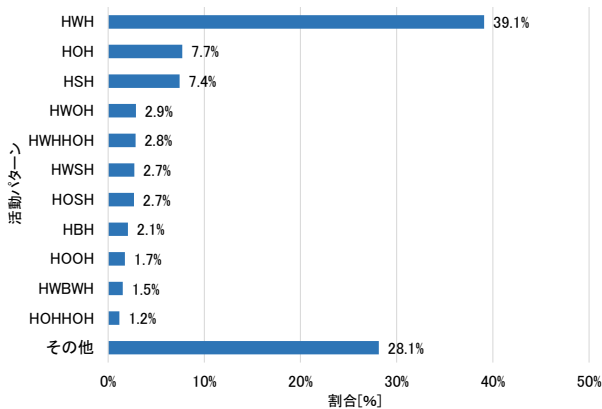


図-1 PTデータ全体での活動パターン分布

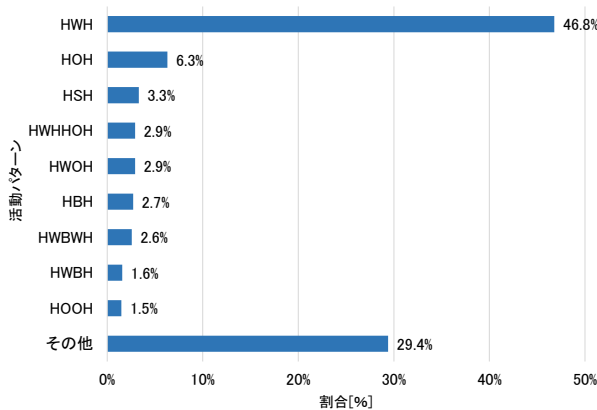


図-2 男性の活動パターン分布

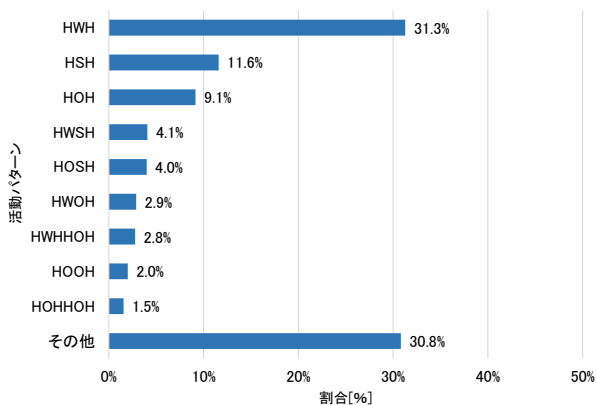


図-3 女性の活動パターン分布

(1) 活動パターンの基礎集計結果

本研究では、分析対象の活動種別として、自宅(H)、仕事(W)、買物(S)、業務(B)、私事・その他(O)の5つを設定し、一日の活動目的について集計を行った。例えば、HWHという活動パターンの場合、「自宅から職場へ行き自宅に帰る」という活動パターンを示している。

a) データ全体での活動パターン分布

東京PTデータ全体での活動パターン分布を図-1に示す。HWHが全体の約4割を占め、目的達成後直帰するパターン(HWHやHOHなど)が全体の半分以上を占めていることが分かる。限られたパターンが多くを占めている一方で、その他の占める割合も多いことから、首都圏では直帰パターンがメインではあるが、非常に多様な活動パターンがあるということが分かる。

b) 属性ごとの活動パターン分布

データ全体での基礎集計に加えて、様々な属性ごとの基礎集計を行った。本研究では、性別、年齢階層別などの個人属性ごとの分析に加えて、代表交通手段別、空間情報別(出発地)での分析を行った。

男女別での基礎集計結果を図-2、図-3に示す。女性はHSHの割合が11.6%に対し、男性は3.3%と低く、女性は男性に比べて買い物(S)に関する活動の割合が高いと言える。また、HWHは女性が約31%と男性よりも15ポイント以上少なく、仕事(W)に関する割合が低い。これらの傾向は、専業主婦の行動が反映されているためと考えられる。

年齢階層別の基礎集計においては、10代以下、20代、30代、40代、50代、60代、70代以上の7階層に分類し集計を行った。また、代表交通手段別での基礎集計では、分析の分類として、鉄道、自動車、バス、二輪車(バイク・自転車)、徒歩の5分類で集計を行った。空間情報別での分析では第一トリップの出発地を都道府県ごとに分類することで集計を行った。紙面の都合上、これらの集計結果をまとめたものを表-1に示す。特徴的なものとしては、10代20代はHWHの割合が高く、70代以上はHOHとHSHの割合が高い傾向があった。また、鉄道利用者はHWHの割合が高い傾向が見られた。

表-1 活動パターンの基礎集計まとめ

男女別	<ul style="list-style-type: none"> 女性はSを含んだパターンの割合が高い 女性はHWHの割合が低い
年齢階層別	<ul style="list-style-type: none"> 10代、20代はHWHの割合が高い 20代はHWOHの割合が高い 30代から50代は比較的標準的な傾向 60代はHWHが減少しSとOが上昇 70代はHOHとHSHの割合がとて高い
代表交通手段別	<ul style="list-style-type: none"> 鉄道はHWHの割合が高い バスはOに関するパターンの割合が高い 自動車はHOHの割合が高い 二輪車と徒歩はSに関するパターンの割合が高い
空間情報別	<ul style="list-style-type: none"> 東京都は立ち寄りのパターンの割合が高い

(2) 活動時間の基礎集計結果

活動パターンの基礎集計に加えて活動時間の基礎集計も行った。活動の種別ごとに活動時間を算出し、60分ごとのヒストグラムを作成した。結果を図-4～図-7に示す。

結果より、仕事(W)に関する活動は10時間程度の活動が最も多いことが確認でき、10時間以上の割合も比較的高い。労働時間は原則として1日8時間と定められているが、多くの人が1時間以上の残業をしているということが推察される。このことから、活動パターン分布においてHWHが多く選択されるのは、残業が多く帰宅途中に立ち寄りを行う余裕がないことも原因として考えられる。

また、買い物(S)、業務(B)、私事(O)に関しては60分以

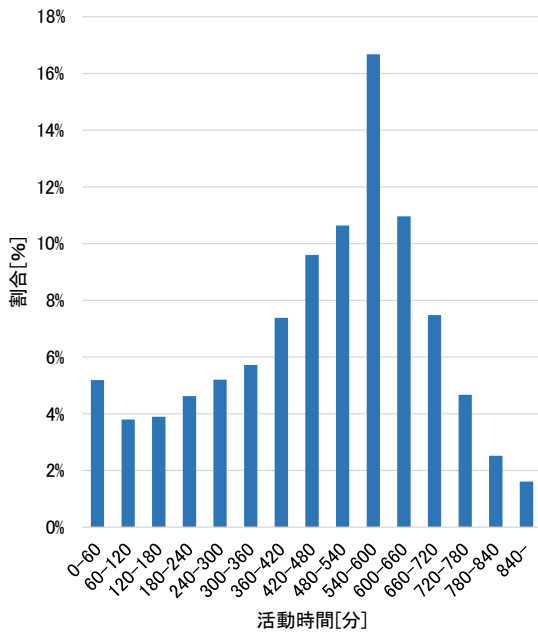


図-4 仕事(W)の活動時間分布

上の活動が最も多いことも分かる。さらに、買い物に関しては60分以下の活動が約7割と大半を占めており、業務、私事とは違う傾向を示している。また、業務と私事に関しては活動時間の分布は比較的近い傾向を示していると言える。

3. 活動・時間配分モデルの構築

(1) 離散連続モデル

離散連続モデルとは、離散的な選択行動と連続量に関する選択行動が部分的に共通な要因によって関連付けられている状況を記述するための行動モデルである。福田ら(2013)⁹⁾は離散連続モデルを、標準的な計量経済モデルの考え方に立脚し、時間や費用などの資源の制約条件を明示的に考慮してミクロ経済学理論より演繹的に導出された構造型のモデルと、資源による制約条件を明示せず統計的な現象記述を第一義とした誘導型のモデルの2つに分類している。また、従来の離散連続モデルでは複数の離散選択肢の中から唯一の選択肢を選び、そのうえで連続選択を行うような状況が扱われてきたが、MDCEVモデルのような複数の離散選択肢を同時に選択し、かつ選択した財の消費量を配分問題として扱うことができるモデルが提案されている。本研究では需要予測システムの一部としてモデル構築を行うことから、経済理論に整合的な構造型のモデルを利用し、その中でも複数の離散選択肢(活動)と連続量(時間)の配分問題を扱うため、MDCEVモデルを用いてモデリングを行う。

(2) MDCEVモデル

MDCEVモデルにおいて選択肢集合Kの中から1つ以

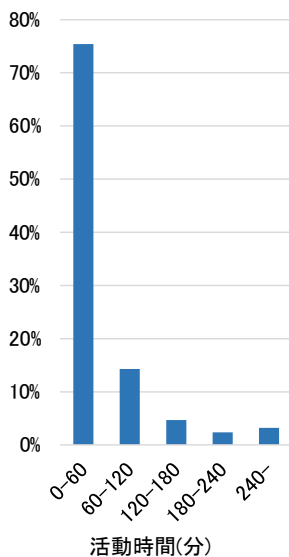


図-5 買い物(S)の活動時間分布

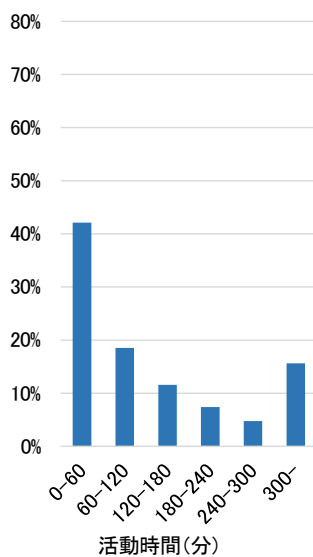


図-6 業務(B)の活動時間分布

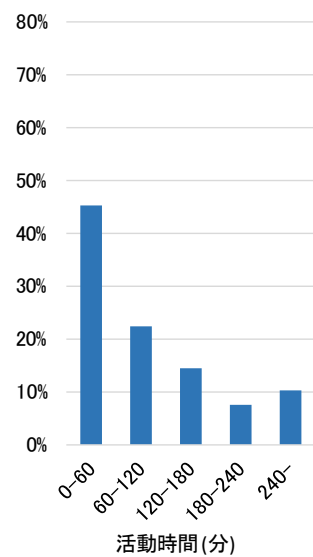


図-7 私事・その他(O)の活動時間分布

上の選択肢を選び、選択した各選択肢(k)に資源(x_k)を配分する場合の直接効用関数は式(1)のように表される。

$$U(t) = \sum_k \frac{\gamma_k}{\alpha_k} [\exp(\beta z_k + \varepsilon_k)] \cdot \left\{ \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right)^{\alpha_k} - 1 \right\} \quad (1)$$

ここで、 z_k は選択肢固有属性や個人属性などの説明変数、 β はパラメータ、 ε_k は観測されない要因の影響を表す確率項である。 α_k 、 γ_k はともに消費量の増加に伴う効用の低減を表すパラメータである。個人は式(1)の効用を式(2)に示す資源制約のもとで効用を最大化と仮定する。

$$\sum_{k=1}^K p_k x_k = E \quad (2)$$

E は資源の総量を表し、 p_k は選択肢kの単価を表す。この式(1)の最適解はラグランジュ関数を定義し、キューンタッカー条件(以下KKT条件)を適用することにより求める。ラグランジュ関数は式(3)のように表される。

$$L = \sum_k \frac{\gamma_k}{\alpha_k} [\exp(\beta z_k + \varepsilon_k)] \left\{ \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right)^{\alpha_k} - 1 \right\} - \lambda \left[\sum_{k=1}^K x_k - E \right] \quad (3)$$

これに対するKKT条件は以下の式(4)ようになる。

$$\begin{aligned} \exp(\beta z_k + \varepsilon_k) \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right)^{\alpha_k - 1} - \lambda &= 0, \\ &\text{if } x_k > 0, \quad i = 1, 2, \dots, K \\ \exp(\beta z_k + \varepsilon_k) \left(\frac{x_k}{\gamma_k} + 1 \right)^{\alpha_k - 1} - \lambda &< 0, \\ &\text{if } x_k = 0, \quad i = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (4)$$

資源制約条件を用いて次数を減らし、必ず消費される財を1番目の財とすると、KKT条件は式(5)のように表される。

$$\begin{aligned} V_k + \varepsilon_k &= V_1 + \varepsilon_k, \quad \text{if } x_k^* > 0, \quad i = 2, 3, \dots, K \\ V_k + \varepsilon_k &< V_1 + \varepsilon_k, \quad \text{if } x_k^* = 0, \quad i = 2, 3, \dots, K \end{aligned} \quad (5)$$

ここで V_k は式(6)のように表される。

$$V_k = \beta z_k + (\alpha_k - 1) \ln \left(\frac{x_k^*}{\gamma_k} + 1 \right) \quad (6)$$

このとき、 K 個の選択肢の中から M 個を選び、それぞれに x_1 から x_M の資源を配分する場合の選択確率は以下の式(7)で表される。

$$\begin{aligned} P(x_1^*, x_2^*, \dots, x_M^*, 0, 0, \dots, 0) \\ = \left[\prod_{i=1}^M \left(\frac{1 - \alpha_i}{x_i^* + \gamma_i} \right) \right] \left[\prod_{i=1}^M \left(\frac{x_i^* + \gamma_i}{1 - \alpha_i} \right) \right] \left[\frac{\prod_{i=1}^M e^{V_i}}{\left(\sum_{k=1}^K e^{V_k} \right)^M} \right] (M-1)! \end{aligned} \quad (7)$$

$M=1$ の場合、式(7)は通常のMNLモデルの選択確率式と等しくなる。

ここで、式(7)における α と γ は同時に推定できないため、どちらかを固定するか両方を固定して行う⁶⁾。本研究では $\alpha=0$ 、 $\beta=1$ と固定して推定を行う。よって、本研究における効用の確定項 V_k は式(8)で表される。

$$V_k = \beta z_k - \ln(x_k + 1) \quad (8)$$

また、選択確率は式(9)で表される。

$$\begin{aligned} P(x_1^*, x_2^*, \dots, x_M^*, 0, 0, \dots, 0) \\ = \left[\prod_{i=1}^M \left(\frac{1}{x_i^* + 1} \right) \right] \left[\prod_{i=1}^M (x_i^* + 1) \right] \left[\frac{\prod_{i=1}^M e^{V_i}}{\left(\sum_{k=1}^K e^{V_k} \right)^M} \right] (M-1)! \end{aligned} \quad (9)$$

本研究では、自宅を出発してから自宅に戻るまでの一連の行動の目的(仕事(W)、買い物(S)、私事(O)、帰宅(H))を選択肢とし、選択された各アクティビティの活動時間を資源の配分量として扱う。

(3) 推定データの作成

モデル推定にあたり、すべての活動パターンについて適用を行うのは活動パターンの種類が膨大であり、現実的ではない。そこで本研究では図-1に示される活動パターンのうち、全体に占める割合が上位にある7パターンHWH, HOH, HSH, HBH, HWOH, HWSH, HOSHについてモデル適用を行う。また、活動時間の基礎集計結果より、BとOの活動時間分布は同じような傾向がみられるので、業務(B)は私事(O)と統合し、推定を行った。すなわち、HWH, HOH, HSH, HWOH, HWSH, HOSHの6パターンについてデータを抽出し、推定データの作成とモデル推定を行った。

(4) モデルの推定

基礎集計結果より各目的の効用に用いる説明変数の特定化を行う。また、活動パターン分布の基礎集計より得られた結果は、それぞれダミー変数として各効用関数に導入される。さらに、説明変数がダミー変数のみでは十分な推定精度の確保が困難であるため、連続量の説明変数についても導入の検討を行った。

仕事(W)の効用関数には、基礎集計結果より鉄道ダミーと10代~40代の年代ダミー変数、買い物(S)の効用関数には徒歩ダミーと女性ダミー、私事・その他(O)には東京ダミーの導入した。東京ダミーは第1トリップの出発地が東京都である場合を1としている。また、買い物と私事・その他の効用関数には、第2トリップの出発時刻と第2トリップ目的地の第3次産業人口を、仕事の効用関数には第1トリップ目的地の就業人口をそれぞれ導入した。第2トリップ出発時刻は、多くの人における活動

表-2 MDCEV モデルの推定結果

変数	推定値	t値
定数項(W)	-1.18	-17.57 **
定数項(S)	-0.119	0.64
定数項(O)	-0.316	-0.93
10～40代ダミー(W)	4.50	100.27 **
鉄道ダミー(W)	0.347	7.98 **
徒歩ダミー(S)	0.552	9.00 **
女性ダミー(S)	0.623	10.48 **
東京ダミー(O)	-0.474	-2.75 **
第2トリップ出発時刻(S)[60分]	-0.384	-37.95 **
第2トリップ出発時刻(O)[60分]	-0.497	-42.21 **
就業人口(W)[10万人]	0.0421	28.75 **
第3次産業人口(S)[10万人]	0.122	32.90 **
第3次産業人口(O)[10万人]	0.209	18.36 **
初期尤度	-85766.32	
最終尤度	-64537.18	
尤度比	0.248	
修正済み尤度比	0.247	

*5%有意, **1%有意

目的が仕事である第1目的地から出発する時刻, すなわち第2トリップの出発時刻が早いほど帰宅途中に立ち寄りする傾向があると考え導入した。就業人口, 第3次産業人口に関しては, それぞれ目的地の就業人口が多いほど仕事で向かう人が多く, 第3次産業の人口が多いほど買い物や娯楽等の産業が盛んであり, 買い物や私事目的のトリップが多くなると考え導入した。

表-2にモデルの推定結果を示す。結果としては, 尤度比が約0.25とモデル全体では十分な精度が確保できている。また, 各説明変数も東京ダミーを除き想定通りの符号であり, 推定精度も定数項を除き5%有意と, 十分な結果を得ることが出来た。

また, 推定されたモデルの精度確認として, モデルによる現況再現性の確認も行った。図-8に推定に用いたデータの活動パターン分布と, モデルを適用した際の活動パターン分布の比較を示している。結果として, 元データにける活動パターン分布とモデルを適用した際の活動パターン分布は, 各割合に多少の違いはあるものの, 全体における分布は非常に近い傾向を示している。ゆえに, 今回構築されたモデルには一定の再現性があると言える。そこで, このモデルを用いて将来予測についてのシミュレーションを行う。

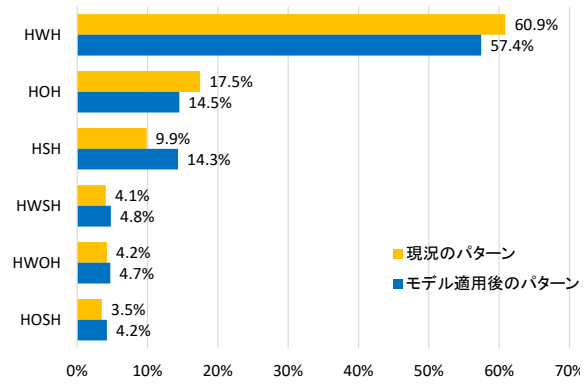


図-8 推定データの活動パターン分布

4. シナリオ・シミュレーション分析

(1) 想定するシナリオの設定

本研究では, 東京PTデータを用いてモデルの構築を行ってきた。そこで, シミュレーションにおいても, 東京PTデータの調査対象範囲(東京都市圏)について行うこととした。

本研究において構築されたモデルは, 人口や年齢階層に関する説明変数が多数導入されている。具体的には, 10代～40代ダミー, 就業人口, 第3次産業人口などである。そこで今回は, 将来の人口推計データを用いてシミュレーションデータを作成し, 構築されたモデルを適用することで, 将来の人々の行動が現在と比べてどのような変化があるのかシミュレーションを行う。具体的には国立社会保障・人口問題研究所による2040年の将来推計人口を用いてデータを作成し, 人口減少・少子高齢化が進行した社会における人々の活動パターンがどのように変化するかシミュレーションを行う。

(2) シミュレーションデータの作成

シミュレーションにあたり, 少子高齢化社会では人口減少が進行し, トリップ数そのものが減少する可能性がある。しかし, 本研究では活動やトリップ数そのものの増減は考慮せず, 活動パターンの分布がどれくらい変化するかシミュレーションを行う。今回は10000件をサンプリングし, データセットの作成とモデル適用を行った。

表-3 都県別データ数

	人口(2010年)	データ数	データ取得割合	人口(2040年)	予想データ取得数	予想データ割合	シミュレーションデータ数
埼玉	7194556	55771	0.0078	6304607	48872	0.1386	1386
千葉	6216289	76006	0.0122	5358191	65514	0.1858	1858
東京	13159388	138328	0.0105	12307641	129375	0.3671	3671
神奈川	9048331	111156	0.0123	8343495	102497	0.2907	2907
茨城	2969770	7705	0.0026	2422744	6286	0.0178	178

本研究では対象とする活動パターンを限定したため、まず現況データにおける分析対象データの数を算出した。その上で、対象となるデータの割合が都県ごとに将来でも変化しないものとして、2040年における都県ごとのデータ数を決定した。この過程を表-3に示す。同様にして年代ごとのデータ取得率は変わらないものとして将来の年齢階層別データ数を決定し、これらより都道府県ごとの年齢別データ数を決定した。これらと同様の手法で都県ごとの交通手段別のデータ数も決定し、都県ごとの年齢別交通手段のデータ数を決定した。

また、就業人口と第3次産業人口に関しては直接の推計データが存在しないため、生産年齢人口の変化から産業別人口の割合は将来でも変化しないと仮定して算出している。さらに、活動時間と第2トリップ出発時刻は基礎集計の結果を用いて、最頻値を平均とする正規分布に従った乱数を発生させることで表現している。

(3) シミュレーション結果と考察

本研究において推定されたモデル式(表-2)にシミュレーションデータを適用することでシミュレーション結果が得られる。結果は図-9に示す。

図-8の現況データと比較すると、HWH、HOHの割合は大きく変化していないが、HWOH、HWSH、HOSHなどの立ち寄りを行うパターンは大幅に減少している。また、HSHの割合が急増している。

シミュレーションを行うにあたって、第3次産業人口の減少などにより立ち寄りパターンが減少し、生産年齢人口の減少からHWHの割合も減少するという仮説を設定した。結果としては図-9に示されているように、立ち寄りのパターン、HWHともに減少した。

立ち寄りパターンについては想定より大きな割合で減少傾向が見られた。これは、立ち寄りの効用に影響を及ぼしていると考えられる第2トリップ目的地の第3次産業人口が減少したことが大きいと言える。この説明変数に関しては連続量で導入されており、ダミー変数の変化よりも効用に及ぼす影響が大きい。そのため、立ち寄りの活動パターンが大きく減少したと考えられる。

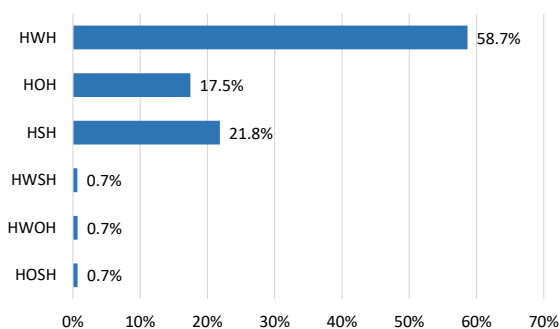


図-9 シミュレーション結果

HWHの減少については想定通りの減少幅で、高齢化により生産年齢人口の減少することにより10代~40代ダミーに該当するデータの割合が減少したためといえる。HOHの割合には変化が見られなかったが、HSHについては大幅に増加した。これは立ち寄りパターン(HWSH、HOSH)で買い物をしてきた人々が買い物のみで帰宅する選択を取るようになったためと考えられる。

高齢化が進んだ社会では、生産年齢にあたる人々は多くの人が立ち寄ることなく帰宅するHWHを選択し、増加する高齢者は多くの人が買い物だけをして自宅に戻るHSHを選択するようになるということが結果より分かる。

5. おわりに

本研究では、首都圏における人々の活動パターンと時間配分の同時選択モデルについて、離散連続モデルの一種であるMDCEVモデルを用いてのモデリングを行った。モデリングにあたって、東京PTデータを用いて人々の活動と時間配分の抽出を行い、推定データを作成した。結果としては尤度比や現況再現性に示されているように、一定の再現性のあるモデルが構築されたと言える。活動目的を選択するモデルにおいては基礎集計結果等などからも読み取れるように、ダミー変数の導入が多くなる傾向にあるが、本研究では人口や時刻などの連続量のデータを導入することにより推定精度の向上を図った。

また、モデル適用によるシミュレーションでは、将来想定される状況として2040年の人口推計データを用いて行った。シミュレーション結果では、高齢化社会で想定される状況が表現できたとと言える。

今後の課題として、現状のモデルでは推定可能な活動パターンが6パターンと少なく、限られた活動パターンについてのみモデルの推定や適用が限定されている。また、活動時間に関するパラメータの導入がされていない点も挙げられる。今後はこれらの点について改善を行っていききたい。くわえて、本研究で構築された活動パターンと時間配分選択モデルは、需要予測手法における一部のモデルが構築されたに過ぎないため、今後は総合的な需要予測手法の構築にむけて開発を継続して行きたいと考えている。

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No.530, IV-30, pp.17-30, 1996
- 2) 亀谷淳平・福田大輔：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，第53回土木計画学研究発表会・講演集，pp380-389, 2016

- 3) 澤田茜・川辺拓也・白須瑛紀・佐々木邦明：アクティビティマイクロシミュレーションと観測データの融合による需要予測手法，第53回土木計画学研究発表会・講演集，pp2007-2015，2016
- 4) Bhat,C.R. : A multiple discrete-continuous extreme value model: formation and application to discovery time-use decisions, Transportation Reserch PartB, 39, pp.679-707, 2005
- 5) 福田大輔・力石真：離散-連続モデルの研究動向に関するレビュー，土木学会論文集D3, Vol.69, No.5, pp.l_497-l_510, 2013
- 6) Bhat,C.R.: : The multiple discrete-continuous extreme value (MDCEV) model: Role of utility function parameters, identification considerations, and model extensions, Transportation Reserch PartB, 42, pp.274-303,, 2008
- 7) 国立社会保障・人口問題研究所，日本の地域別将来人口推計：
<http://www.ipss.go.jp/pp-shicyoson/j/shicyoson13/t-page.asp>，最終閲覧 2017.4

DEVELOPMENT OF ACTIVITY PATTERN CHOICE AND TIME USE
ALLOCATION MODEL BASED ON MDCEV MODEL

Takuya KITAMURA, Hideki YAGINUMA, Shintaro TERABE and Nan KANG