

時間軸上の交通サービス利用・予約行動の構造推定

原 祐輔¹・羽藤 英二²

¹学生会員 東京大学大学院 工学系研究科都市工学専攻 博士課程 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: hara@bin.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 東京大学大学院准教授 工学系研究科都市工学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

次世代の交通サービスはこれまでに比べ、利用者にとってより柔軟な移動を提供し、かつモビリティ資源の効率的な利用を行う必要がある。そのため、日常的な交通行動で利用する公共交通や共同利用型交通サービスにおいて予約システムの重要性が更に高まるであろう。このような背景のもとで、交通行動モデルも既存の選択行動の要因を説明するモデルだけではなく、時間軸の中で選択行動の変化を記述するモデルが必要となっている。そこで、本研究では、共同利用型交通サービスのオークション取引とプロブパーソン調査を行った社会実験データを用いて、選好形成の変化を記述する動学的行動モデルを構築し、その新たなモデルを構造推定と呼ばれる推定手法を用いて、実証することを目的とする。これにより、時間軸上での利用者意思決定の理解だけでなく、モビリティ資源と利用者のマッチングなど、今後のモビリティサービスに生かす知見を示す。

Key Words : dynamic discrete choice model, tradable permits system, auction, day-to-day dynamics

1. はじめに

従来までの需要予測だけではなく、交通サービスのきめ細かな料金設計や制度設計を実現する機運が高まっている。これは利用者の需要関数情報を得るのに必要な実行データを取得するコストがICTの進歩により減少していることや人口減少・少子高齢化社会を迎え、交通サービス自体の長期的な持続可能性が議論されるようになってきたことに起因する。このような問題意識で料金設計や制度設計を眺めたとき、これまで以上に多様な利用者意思決定を考慮する必要があることが理解できるだろう。交通サービスのサービスレベル (LOS) に起因する現時点での交通手段の選択行動ではなく、利用者の将来意思決定を含む動学的な選択行動を取り扱う必要がある。

将来意思決定における具体例として、長期的な例には公共交通サービスの持続可能性を意識した利用行動が考えられる。能登空港における搭乗率保証制度や北陸鉄道におけるバストリガー制度などは1回1回の利用において、サービスの持続可能性を意図的に意識させる方策として注目されている。中期的な例には定期券購入や会員サービスへの加入、または一日券の購入などが考えられる。これらは決済の時点では実現していない交通サービス利用をあらかじめ想定して購入するという点で将来意思決定行動であり、利用に対する不確実性も存在する。短期的な例ではモビリティの予

約行動や本稿で取り扱う利用権の取引行動が存在する。短期的な行動の例では、最終的な帰結のみならずそれに至る意思決定の変化プロセスを詳細に記述することで利用者・サービス提供者両者におけるリスクや機会損失の議論が可能となる。また、これらのモデリングが北村 (2003)¹⁾ という差異のモデリングから変動・変化のモデリングへの移行であると言えよう。

本稿では自転車共同利用やカーシェアリングといったモビリティシェアリングサービスのメカニズムデザインを対象とする。モビリティシェアリングにおいては1) 供給量は総需要より多いが特定のポートに需要が偏っているため利用・返却できない空間的な需要のばらつきの問題、2) 需要量が総供給量を上回ることによって自由な移動が阻害され、利用したいときに利用できない問題が生じる。前者の問題に対しては適切な需要予測や再配車等のオペレーション、料金やポイントによるインセンティブによって需要の小さいポートから大きなポートへの移動を促すことで空間的な需要のアンバランスを解消することが考えられる。しかし、料金やポイントによるインセンティブで誘導する際の利用者の意思決定構造が不明瞭であるため影響が評価できない点、2番目の問題である超過需要が生じた際にインセンティブでは対処できない点が未だ問題として残っている。別の方法論として赤羽ら (2000)²⁾ による道路予約制や赤松ら (2006)³⁾、赤松 (2007)⁴⁾ によるボトルネック通行権取引制度が提案されている。この制度

では利用者と道路管理者の間の情報の非対称性により、道路管理者が正確に把握することが困難な支払い意思額や希望到着時刻等を利用者に直接提示させることなく、通行権オークションによって最適な料金設定が可能であることを示している。また、通行権取引制度では道路容量分しか通行権を発行しないため、渋滞が発生しないという大きなメリットがある。モビリティシェアリングサービスにおいても利用権取引制度としてこれらの仕組みを援用することで、料金設計と需要・供給の問題を同時に解消することができる。

利用権取引制度におけるオークション設計に関してはそのベースとなる理論としてゲーム理論の応用分野であるオークション理論⁵⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾⁹⁾が存在する。オークション理論はオークションプロトコルの設計者が達成したい目標を個々の参加者の具体的な行動を直接コントロールすることなく、その目標の達成を実現するメカニズムデザインを対象とした研究分野である。この分野での主要な研究成果によってオークションプロトコルの理論的特性が整理されるとともに、企業の入札行動やインターネットオークションでの値付けに関する研究が進んでいる。

交通計画の分野においては、理論的なアプローチとして前述の通行権取引制度や道路予約制が研究されている。和田ら(2010)¹⁰⁾は通行権取引制度を拡張して、通行権取引制度と混雑料金制度を合わせることで、渋滞と混雑を解消するメカニズムを提案している。本稿はこれらの理論研究とは異なり、社会実験データを用いて実証的な研究を行った点、またその際のモデリングにおいて当日の活動・交通選択を考慮したアクティビティモデルとそこから導出される利用権価値を用いた動的行動モデルを構築した点が特徴である。この手法論は利用権取引制度のみならず、予約行動など交通行動に関連する時間軸上の意思決定行動をモデリングする際の新たな方法論となりうると考えられる。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2. ではこれまで交通需要予測の分野で広く用いられてきた行動モデル(離散選択モデル)の動学化に関する近年の既往研究の整理を行う。また、構造型モデルと誘導型モデルを比較した上で、構造推定に関する議論に対するレビューも行う。3. では、動的行動モデルやその推定方法についてのフレームワークを記述し、本研究で用いる利用権取引行動モデルと当日のアクティビティモデルを定式化する。この両者のモデルをランダム効用理論に基づき接続することで交通行動モデルと時間軸上の意思決定モデルを接続することを試みる。4. では、本研究が扱う社会実験と取得されたデータの概要を示す。5. では、本研究のまとめを示す。

2. 行動モデルの動学化に関する既往研究

(1) 動的行動モデル

離散選択モデルはこれまで交通行動分析やマーケティングなどの分野において広く利用されてきたモデルである。これらはランダム効用理論に基づき、観測されたデータから選択結果を説明するためのパラメータを推定する方法である。Logit モデル(McFadden, 1974³⁹⁾)やProbit モデルからNested Logit モデル(Ben-Akiva, 1973¹²⁾)、GEV モデル(Vovsha, 1997¹³⁾; Bierlaire, 1998¹⁴⁾; Ben-Akiva and Bierlaire, 1999¹⁵⁾; Wen and Koppelman, 2001¹⁶⁾)、Mixed Logit モデル(McFadden and Train, 2000¹⁷⁾)といった一連のモデルの拡張・一般化は適用しやすいロジットモデルの問題点を解決するために誤差構造や推定手法の進展により実現されてきた。しかし、通常の離散選択モデルは静的なモデルであり、時間の中での選択行動の変化を記述することができない。つまり、最終的な集計量のみ必要な場合は静的な離散選択モデルで対応可能であるが、各時点における集計量がどのように変化するか、また人々の意思決定がどのように時間とともに形成されるのかを扱うためには静学モデルでは不十分である。

この問題に対して、異時点間での意思決定プロセスに焦点を当てる研究が経済学を中心になされてきた。ここではマルコフ決定過程(MDP)をベースとした意思決定を考える研究であり、たとえばLucas and Prescott(1971)¹⁸⁾、Lucas(1976)¹⁹⁾、Kydland and Prescott(1982)²⁰⁾などが存在する。このようなMDPを離散選択モデルに取り入れた動的離散選択モデルが近年、労働経済学や産業組織論などの分野において適用され始めている。動的離散選択モデルは初期の研究ではGotz and McCall(1984)²¹⁾、Miller(1984)²²⁾、Pakes(1986)²³⁾、Rust(1987)²⁴⁾、Wolpin(1984²⁵⁾, 1987²⁶⁾)、Das(1992)²⁷⁾、Berkovec and Stern(1991)²⁸⁾などが存在する。これらは軍への再加入や特許の更新、バスエンジンの交換や出産に対する意思決定など、半年から数年単位のスパンにおけるパネルデータを用いて、中・長期的な意思決定の変化を記述するモデルとなっている。また初期の研究ではbinary choiceの適用例が多いが、Rust(1989)²⁹⁾はmultiple choiceに対して適用を行っている。このような動的離散選択モデルに対する初期のサーベイ論文としてはEckstein and Wolpin(1989)³⁰⁾、Puterman(1990)³¹⁾、Rust(1996)³²⁾が存在する。

このような動的モデルと静的モデルの一番の特徴は静的モデルにおける潜在変数が「選択肢別の効用関数の差」であるのに対し、動的モデルにおける潜在変数が「選択肢別の価値関数の差」であることである。ここでいう価値関数とはBellman方程式(Bellman, 1957)³³⁾

における価値関数であり、現在割引期待将来効用と現在効用の和として定義することができる。そのため、動的モデルは動的計画法 (DP) 問題を解く必要があり、前者に比べて計算負荷が大きくそのプロセスも煩雑であるため、交通行動分析の分野ではこれまであまり適用されてこなかった。しかし、単純な将来需要予測だけでなく、人々の交通行動に対する利用意向の変化や利用権オークション取引、予約行動のマッチングなど交通計画においても適用すべき事例は現在増加する一方であると考えられる。

(2) 構造推定

このような動学モデルを推定される際に利用されるのが構造推定アプローチである。構造推定に対する包括的レビューには Eckstein and Wolpin(1989)³⁰⁾, Rust(1994³⁴⁾, 1996³²⁾, Aguirregabiria and Mira(2010)³⁵⁾が存在する。

構造推定アプローチは経済理論を土台にした実証分析であり、実証分析に用いる推定モデルの構造の根拠を経済理論に求める統計的推定手法といえることができる。つまり、分析対象の主体が特定の経済理論モデルの中で最適化行動をとっており、観察されたデータが解を反映しているという前提の下で、経済理論を特定化する構造パラメータを推定することである。このように、構造推定では単純にデータにフィッティングするパラメータを選択するのではなく、モデルの仮定する理論モデルの解とデータが最も一致するようにパラメータを推定することとなる。構造推定では仮定する理論モデルの解を解析的または数値計算的に導出し、その計算された解と観測されたデータから構造パラメータを推定するというアプローチで行われる。つまり、データから結果に与えた影響要因を明らかにするだけでなく、背後に隠れる構造を明らかにしようとする意欲的なアプローチであると言える。

このような構造推定アプローチを構造型モデル (structural model) と誘導型モデル (reduced form model) を比較することで説明しよう。構造型モデルでは各個人の一連の選択結果を生み出す確率プロセスをパラメトリックな関数形、つまり DP 問題の解によって明示的に導出する。一方で誘導型モデルでは分析者は明示的に潜在的な最適化問題の解として導出することなく、各個人の一連の選択結果を生み出す確率プロセスの未知パラメータを推定しようとするアプローチである。

構造推定および構造型モデルと誘導型モデルに関する議論として、たとえば Angrist and Krueger(1999)³⁶⁾は構造推定における外生的な仮定の多さやそれに伴うパラメータ特定化への影響が不明瞭であることを指摘している。これに対し Keane(2010)³⁷⁾は実証分析にお

ける仮定の存在は必要であり、理論に基づく仮定を置くことは経済理論を重視しているためと反論している。また Rust(2010)³⁸⁾は同様の内容をパラメトリックな仮定がノンパラメトリックな仮定に比べて強い仮定であるとは必ずしも言えないと指摘している。このようなアプローチに関する議論は現在も継続中であるが、本稿では構造推定アプローチを政策分析が可能な手法であると捉え、複数時点間における利用権取引の動的行動モデルを構造推定によって求める。

3. モデルの定式化と推定手法

(1) 動的離散選択モデルの定式化

まず本節では一般的な動的離散選択モデルの定式化を行う。次節以降に本研究で提案するモデルに関する定式化を行う。

時間 t は離散的であるとする。個人 i は状態空間上に期間 $t = 0$ から $t = T$ までの間、選好を持つ。期間 T は有限期間である。 t 期における個人 i の状態空間は状態変数ベクトル s_{it} と選択肢集合 $A = 1, 2, \dots, J$ に属する選択結果 a_{it} によって決まる。各個人の t 期における全期間を考慮した効用関数は $\sum_{j=0}^T \beta^j U(a_{i,t+j}, s_{i,t+j})$ で表現される。ここで $\beta \in (0, 1)$ は割引率であり、 $U(a_{it}, s_{it})$ は t 期だけの効用関数である。 t 期における決定は将来の状態変数の値に影響を与えるが、各個人は将来の状態変数の値に対する不確実性に直面している。各個人の将来の状態変数に対する信念はマルコフ推移確率分布関数 $F(s_{i,t+1} | a_{it}, s_{it})$ によって表現される。すべての t 期において各個人は状態変数 s_{it} を観測し、次の式で表される期待効用を最大化するように $a_{it} \in A$ を選択する。

$$E\left(\sum_{j=0}^{T-t} \beta^j U(a_{i,t+j}, s_{i,t+j} | a_{it}, s_{it})\right) \quad (1)$$

これは各個人の dynamic programming(DP) 問題となっている。 $\alpha(s_{it})$ を最適決定ルール、 $V(s_{it})$ を DP 問題の価値関数とすると、Bellman の最適性原理³³⁾より、価値関数は次の再帰的な表現で書くことができる。

$$V(s_{it}) = \max_{a \in A} \{U(a, s_{it}) + \beta \int V(s_{i,t+1}) dF(s_{i,t+1} | a, s_{it})\} \quad (2)$$

また、最適決定ルールは $\alpha(s_{it}) = \arg \max_{a \in A} v(a, s_{it})$ である。ここで

$$v(a, s_{it}) = U(a, s_{it}) + \beta \int V(s_{i,t+1}) dF(s_{i,t+1} | a, s_{it}) \quad (3)$$

は選択肢固有価値関数とする。

ここで、選好における構造パラメータ、推移確率、割引率 β を推定するために、個人 N のパネルデータが必要である。状態変数 s_{it} のうち観測可能なものを x_{it} 、観

測不可能なものを誤差項 ε_{it} とする。 θ を構造パラメータベクトルとすると、個人別の対数尤度関数を $l_i(\theta)$ としたときに最大化すべき対数尤度関数 $L_i = \sum_{i=1}^N l_i(\theta)$ として表現することができる。ここで、個人別の対数尤度関数は

$$l_i(\theta) = \log \Pr\{\alpha(x_{it}, \varepsilon_{it}, \theta) = a_{it}\} \quad (4)$$

であり、 θ の値を評価するために、最適決定ルール $\alpha(x_{it}, \varepsilon_{it}, \theta)$ を知る必要がある。つまり、各 θ の値を評価する際に DP 問題が正確にまたは近似的に解かれる必要がある。

そこで、モデルに次のような 3 つの仮定を置く。

(a) 仮定 (1) : 効用項の加法分離

$$U(a, x_{it}, \varepsilon_{it}) = u(a, x_{it}) + \varepsilon_{it}(a) \quad (5)$$

(b) 仮定 (2) : 誤差項 ε_{it} に i.i.d. extreme value 分布を仮定。

(c) 仮定 (3) : 条件付き独立性

$$P(x_{i,t+1}, \varepsilon_{i,t+1} | x_{it}, a_{it}, \varepsilon_{it}) = g(\varepsilon_{i,t+1} | x_{i,t+1}) f(x_{i,t+1} | x_{it}, a_{it}) \quad (6)$$

$g(\cdot)$ は誤差項の確率密度関数、 $f(\cdot)$ は推移確率の確率密度関数である。

これらの仮定は自然な仮定であるとともに、パラメータ推定における識別を容易にする。

効用項の加法分離によって現在と将来の観測変数による限界効用は誤差項に影響を与えない。これは誤差項が限界効用に対する不確実性を誘発しないことを意味する。推移確率と誤差項の推移確率の独立性の仮定と i.i.d. 仮定の重要な性質として、DP 問題の解を誤差項分布上の価値関数の期待値 $\bar{V}(x_{it}) \equiv \int V(x_{it}, \varepsilon_{it}) dG_\varepsilon(\varepsilon_{it})$ として完全に特定化できることにある。この関数は Bellman 方程式の唯一解である。

$$\bar{V}(x_{it}) = \int \max_{a \in A} \{u(a, x_{it}) + \varepsilon_{it}(a) + \beta \sum_{x_{i,t+1}} \bar{V}(x_{i,t+1}) f_x(x_{i,t+1} | a, x_{it})\} \quad (7)$$

これらの仮定の下で、DP 問題は正確に解くことが可能である。選択肢固有価値関数は静的なランダム効用モデルのように $v(a, x_{it}) + \varepsilon_{it}(a)$ と分解することが可能なので、次のように書くことができる。

$$v(a, x_{it}) = u(a, x_{it}) + \beta \sum_{x_{i,t+1}} \bar{V}(x_{i,t+1}) f_x(x_{i,t+1} | a, x_{it}) \quad (8)$$

上記の仮定の下で、個人 i の対数尤度関数は次のように分解することができる。

$$l_i(\theta) = \sum_{t=1}^{T_i} \log \Pr(a_{it} | x_{it}, \theta) \quad (9)$$

$\Pr(a_{it} | x_{it}, \theta)$ は Conditional Choice Probability (CCP) と呼ばれ、誤差項分布の下で最適決定ルールを積分

したものと得られる。ここで最適決定ルールとは $\alpha(x_{it}, \varepsilon_{it}) = \arg \max_{a \in A} \{v(a, x_{it}) + \varepsilon_{it}(a)\}$ である。それゆえ、任意の $(a, x) \in A \times X$, $\theta \in \Theta$ において、条件付き選択確率 (CCP) は

$$P(a|x, \theta) \equiv \int I\{\alpha(x, \varepsilon; \theta) = a\} dG_\varepsilon(\varepsilon) = \int I\{v(a, x_{it}) + \varepsilon_{it}(a) > v(a', x_{it}) + \varepsilon_{it}(a')\} dG_\varepsilon \quad (10)$$

ここで、 $\varepsilon_{it}(a)$ が i.i.d. extreme value 分布に従うとき、Bellman 方程式における多重積分や CCP 内の多重積分は closed form で表現することができる。これは選択肢別価値関数が次の式で表される Bellman 方程式を持つ条件付きロジットモデルである。

$$v(a_{it}, x_{it}) = u(a_{it}, x_{it}) + \beta \sum_{x_{i,t+1}} V(a_{i,t+1}, x_{i,t+1}) f_x(x_{i,t+1} | a, x_{it}) \quad (11)$$

選択確率は

$$P(a|x_{it}, \theta) = \frac{\exp(v(a, x_{it}))}{\sum_{j=0}^J \exp(v(j, x_{it}))} \quad (12)$$

で表される。ここで、 $v(a, x_{it})$ がパラメータ θ の線形関数で表されるとき、よく知られた多項ロジット (MNL) モデルである。一般に $v(a, x_{it})$ は Bellman 方程式を計算することで得られる θ の非線形関数である。このように上記の仮定の下での動的離散選択モデルは静的な離散選択モデルとの類似性を持ち、この枠組みの動学への展開を行っている。

(2) 本モデルの定式化

本研究では利用権を所有時の利用権取引行動の動学モデル化を行う。day-to-day の利用権取引行動は図-1 で示されるモデル構造を考える。これは前節で定式化した動的行動モデルの枠組みで表現可能である。しかし、交通サービスの利用権取引行動は当日の生活行動と大きな関連があるだろう。そこで当日の生活行動は図-2 で示される Bowman and Ben-Akiva(2001)³⁹⁾型のアクティビティモデルで表現する。そこで本研究ではこれらを統一的に扱うモデルを考えよう。

このモデルでは利用権取引行動モデルは動的行動モデルとして表現されるとともに、当日の活動選択はアクティビティモデルとして表現され、そのアクティビティモデルによって示される当日の期待効用が利用権取引行動モデルに組み込まれるというモデル構造を考える。これは利用権の価値が利用権当日の活動に影響を受けるという点で自然な仮定であるとともに、利用権が提供する交通サービスのサービスレベルの上昇が当日の活動に影響を与える上に利用権取引行動にも影響を与えるという点で合理的な図-3 の構造のモデルで

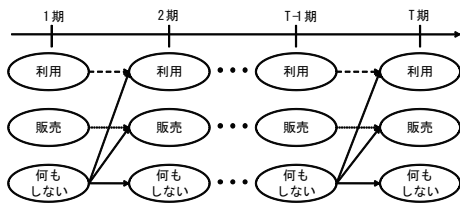


図-1 動的行動モデルの構造

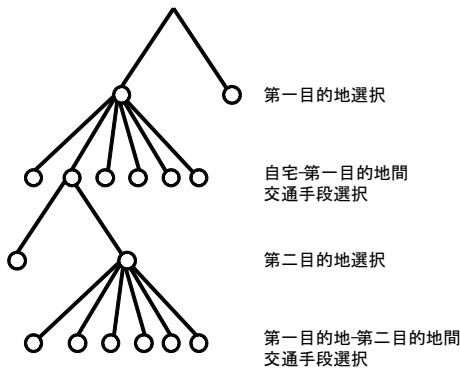


図-2 当日のアクティビティモデルの構造

ある。

(3) 利用権取引行動モデル

動的モデルの選択肢 $J = \{ \text{利用}, \text{販売}, \text{何もしない} \}$ を以降、 $J = \{1, 2, 3\}$ と表記する。各個人 i は自身が所有する利用権 r に対する意思決定を利用権配布日から利用権日時前日まで毎日意思決定を行うと仮定する。このとき、個人 i が利用権 r に対して意思決定を行う期間は $t = \{1, 2, \dots, T_{ir}\}$ である。

後述のアクティビティモデルによって表記される個人 i が利用権当日に得られるであろう期待効用を $EU_{i1}, EU_{i2}, EU_{i3}$ とする。 EU_{i1} は利用権交通サービスが利用可能な場合に得られるアクティビティの期待効用、 $EU_{i2} = EU_{i3}$ は利用不可な場合に得られるアクティビティの期待効用である。

最終期である利用権日時前日 T_{ir} に得られる個人 i の選択肢 j の効用関数は次の式で表される。

$$U_{ij, T_{ir}} = v_{ij, T_{ir}} = u(x_{ij, T_{ir}}) + EU_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (13)$$

ここで $u(\cdot)$ は t 期に得られる確定効用項を表す。よって Backward Induction により $t = s$ 期における個人 i の選択肢別価値関数は各期の現在効用と将来効用の現在割引率の和を用いて次の式で表される。

$$v_{ijs} = u(x_{ijs}) + \beta \int V(s') p(ds' | s, d) \quad (14)$$

ここで、本モデルの設定において、 $j = 3$ という選択肢は選択肢の先延ばしであり、次期以降全ての選択肢がありうる状態空間であるのに対し、 $j = 1, 2$ は能動的な意思決定を行っているため、次期以降他の選択肢を選択することはできない。つまり、各状態・各選択肢は

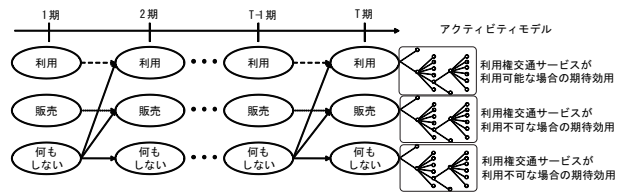


図-3 活動に影響を与える利用権の期待効用を考慮した動的行動モデルの構造

今期に (利用) を選択すると来期は (利用) のみ、(販売) を選択すると来期は (販売) のみ、(何もしない) を選択すると来期は (利用, 販売, 何もしない) の3選択肢となる。また、誤差項を i.i.d. extreme value 分布を仮定したことより次期の期待効用は logsum 変数を用いて表すことが可能 (たとえば McFadden (1978)⁴⁰) である。以上より将来効用の期待値は次式で表される。

$$\begin{aligned} \int V(s') p(ds' | s, 1) &= \log(\exp(v_{i1, s+1}) + \gamma) \\ \int V(s') p(ds' | s, 2) &= \log(\exp(v_{i2, s+1}) + \gamma) \quad (15) \\ \int V(s') p(ds' | s, 3) &= \log\left(\sum_J \exp(v_{ij, s+1}) + \gamma\right) \end{aligned}$$

ここで γ はオイラー定数である。

以上より、 $t = s$ 期における選択肢別価値関数は

$$v_{i1s} = u(x_{i1s}) + \beta(\exp(v_{i1, s+1}) + \gamma) \quad (16)$$

$$v_{i2s} = u(x_{i2s}) + \beta(\exp(v_{i2, s+1}) + \gamma) \quad (17)$$

$$v_{i3s} = u(x_{i3s}) + \beta \log\left(\sum_J \exp(v_{ij, s+1}) + \gamma\right) \quad (18)$$

で表すことができる。この価値関数を用いることで静的行動モデルでよく知られた Multinomial logit モデルの動学表現として次の式で選択確率を表現することができる。

$$P(j_{is} | x_{is}, \theta) = \frac{\exp(v_{ijs})}{\sum_J \exp(v_{iJs})} \quad (19)$$

(4) 利用権取引行動モデルの推定手法

次に本モデルの推定手法について記述する。推定には次の式で表される尤度関数を最大化するようなパラメータ θ を求める。

$$L(\theta) \equiv \prod_i \prod_{a=1}^A \prod_{t=1}^{T_{ij}} P(d_t^a | x_t^a, \theta) \quad (20)$$

一般的な動的離散選択モデルではパラメータ推定において選択確率と推移確率の不動点問題を解くステップと、対数尤度関数を上昇させるパラメータ推定のステップに分割し、推定を行う必要がある。しかし、これらの推定は計算負荷が非常に大きく、これまで動的行動モデルと構造推定が行われてこなかった一つの要因であると言えよう。

本モデルでは有限期間であること、効用項の誤差項に i.i.d. extreme value 分布を仮定しており将来効用の

期待値が logsum 変数で表現できること、本モデルの設定より推移確率が非常に単純に表現可能であることから、計算負荷を大幅に減少させ、Backward Induction の原理で期間 t を最終期から順に求めていくことで全期間の価値関数と選択肢別選択確率を計算可能である。よってこれらを用いて上式の対数をとった対数尤度関数を最大化するよう最尤推定法によりパラメータ推定が可能である。

(5) アクティビティモデルの定式化

アクティビティモデルは前出の EU_{ij} を算出するために必要である。そのため、Multi-level の Nested Logit モデルとしてアクティビティモデルを定式化する。

Bowman and Ben-Akiva (2001) ではアクティビティパターン、第一ツアー時刻、第一ツアーの目的地と交通手段、第二ツアー時刻、第二ツアーの目的地と交通手段という多層ネスト構造を考えている。しかし、多層なネスト構造にするにつれて選択肢数が膨大になり、モデル構造やパラメータ推定が複雑になるという問題を抱えている。

そこで本研究では利用権取引行動と接続するという目的のためにアクティビティモデルの構造を図-2 のように第一目的地、第一目的地までの交通手段、第二目的地、第二目的地までの交通手段の 4 ネスト構造とする。また 4. の社会実験概要で示すように今回の事例では共同利用型自転車の利用権サービスをみなとみらい地区において実施したため、目的地は(みなとみらい地区、みなとみらい地区外)の 2 項選択とし、交通手段は出発地・到着地がともにみなとみらい地区に含まれる場合は交通手段に共同利用型自転車が含まれるようにする。

a) 第 2 目的地交通手段選択

第 1 目的地から第 2 目的地に移動する場合、交通手段 $m2$ の選択確率は以下の式で表現できる。

$$P(m2) = \frac{\exp(\mu_4 V_{m2})}{\sum_{m2} \exp(\mu_4 V_M)} \quad (21)$$

V_{m2} は交通手段 $m2$ を用いたときの確定効用項、 μ_4 は第 2 目的地交通手段選択におけるスケールパラメータである。

b) 第 2 目的地選択

第 1 目的地から第 2 目的地に移動する場合、第 2 目的地 $d2$ の選択確率は以下の式で表現できる。

$$P(d2) = \frac{\exp(\mu_3 (V_{d2} + S_{d2}))}{\sum_{d2} \exp(\mu_3 (V_D + S_{d2}))} \quad (22)$$

$$S_{d2} = \frac{1}{\mu_4} \sum_{m2} \exp(\mu_4 V_M) \quad (23)$$

ここで、 V_{d2} は第 2 目的地 $d2$ の確定効用項、 μ_3 は第 2 目的地選択におけるスケールパラメータ、 S_{d2} は第 2 目

的地 $d2$ に向かうときの期待効用を表す logsum 変数である。

c) 第 1 目的地交通手段選択

自宅から第 1 目的地に移動する場合、交通手段 $m1$ の選択確率は以下の式で表現できる。

$$P(m1) = \frac{\exp(\mu_2 (V_{m1} + S_{m1}))}{\sum_{m1} \exp(\mu_2 (V_M + S_{m1}))} \quad (24)$$

$$S_{m1} = \frac{1}{\mu_3} \sum_{d2} \exp(\mu_3 (V_D + S_{d2})) \quad (25)$$

V_{m1} は交通手段 $m1$ を用いたときの確定効用項、 μ_2 は第 1 目的地交通手段選択におけるスケールパラメータ、 S_{m1} は第 1 目的地へ交通手段 $m1$ で向かうときの期待効用を表す logsum 変数である。

d) 第 1 目的地選択

自宅から第 1 目的地に移動する場合、第 1 目的地 $d1$ の選択確率は以下の式で表現できる。

$$P(d1) = \frac{\exp(\mu_1 (V_{d1} + S_{d1}))}{\sum_{d1} \exp(\mu_1 (V_D + S_{d1}))} \quad (26)$$

$$S_{d1} = \frac{1}{\mu_2} \sum_{m1} \exp(\mu_2 (V_M + S_{m1})) \quad (27)$$

V_{d1} は第 1 目的地 $d1$ の確定効用項、 μ_1 は第 1 目的地選択におけるスケールパラメータ、 S_{d1} は第 1 目的地 $d1$ に向かうときの期待効用を表す logsum 変数である。

e) 利用権価値の定式化

ここで、アクティビティモデルと利用権取引モデルを接続する利用権価値について定式化する。上述の 4 レベル Nested Logit モデルによって 1 日のアクティビティが表現されるとしたとき、その日の活動の期待効用は一般に次のように表現できる。

$$EU = \frac{1}{\mu_1} \sum_{d1} \exp(\mu_1 (V_{d1} + S_{d1})) \quad (28)$$

よって、2 つの交通手段選択の選択肢集合に共同利用自転車を含めた場合を EU_1 、含めない場合を $EU_2 = EU_3$ とすることで利用権取引行動モデルの式 (13) に代入することが可能であり、これにより取引行動モデルとアクティビティモデルを接続することができる。

4. 社会実験とデータ概要

(1) データ概要

本研究で用いるデータは 2008 年 11 月 10 日から 12 月 24 日にかけて横浜都市圏において行った自転車共同利用の実証実験データである。調査では GPS 搭載の携帯電話による詳細な移動軌跡を取得するプローブパーソン (PP) 調査⁴¹⁾ とトリップごとの出発・目的施設名や活動内容についてインターネットを通じて記載する Web ダイアリー調査によって個人の移動データを取得している。この調査の参加者の母集団は 119 名存在し、そのうち利用権オークションへの参加者数は 19 名であ

る。ダブルオークション期間 19 日間の $19 \times 19 = 361$ 人日のデータを取引行動モデル推定のためのベースデータとする。また、母集団全体の 119 名、44 日間の $119 \times 44 = 5236$ 人日のデータをアクティビティモデル推定のためのベースデータとする。

本研究が主に分析する利用権オークションシステムはダブルオークションとシングルオークションという 2 つの取引プロトコルを実装しており、選択的な実験が可能なシステム構成となっている。シングルオークションは売り手が一人(管理者)のケースであり、ダブルオークションは株式取引のように利用者間で売りと買いを行うケースである。本稿ではダブルオークションの実験データのみを扱う。ダブルオークションではまず各参加者にランダムに 5~6 枚の利用権が配布される。参加者はその利用権を自身で利用することやオークション市場にて取引することが可能であり、自由なタイミングで売りに出すことができる。別の利用者がその利用権を購入すれば取引が成立し、利用権が移転することになる。これらは Web 上に存在する利用権オークションのサイトから 24 時間行うことが可能である。

本データにおけるオークション取引データについての基礎集計は既往研究⁴²⁾⁴³⁾によってなされている。既往研究からは利用権取引制度が理論が予想するような最適配分を達成せず、各利用者に配分された利用権の多くが利用・販売されずに何もされないまま無駄になってしまっている。また、利用(利用予約)・販売がなされる場合も前もって意思決定が行われるケースは少なく、多くが利用権日時の 1,2 日前に意思決定されることが多いことがデータにより示されている。

そこで本研究ではこのような取引意思決定の先延ばし行動を動的行動モデルで、また各利用権が持つであろう期待効用をアクティビティモデルから推定することを試みる。

5. まとめ

本稿の 3. に示した取引行動を表現した動的行動モデルと当日の生活行動を表すアクティビティモデルの推定結果とそれに伴う政策シミュレーションについては発表時に報告する予定である。本稿で示したモデルは既存の交通行動モデル(アクティビティモデル)との連結性を備えた時間軸上の意思決定を表す動的行動モデルである。これらの適用範囲は本研究で扱う利用権取引制度のような交通サービスだけでなく、交通サービスの予約行動などに幅広く利用可能である。また、交通サービスの LOS が変化した場合の時間軸上の意思決定を記述可能であるため、実現可能性の高い利用権取引制度や交通サービス予約システムの構築に役立つと

考えられる。

参考文献

- 1) 北村隆一：変動についての試行的考察，土木計画学研究・論文集，Vol.20，No.1，pp.1-15，2003。
- 2) 赤羽弘和，桑原雅夫，佐藤拓也：高速道路の利用予約制に関する基礎的研究，土木学会論文集，No.660/IV-49，pp.79-87，2000。
- 3) 赤松隆，佐藤慎太郎，Nguyen Xuan Long：時間帯別ボトルネック通行権取引制度に関する研究，土木学会論文集 D，Vol.62，No.4，pp.605-620，2006。
- 4) 赤松隆：一般ネットワークにおけるボトルネック通行権取引制度，土木学会論文集 D，Vol.63，No.3，pp.287-301，2007。
- 5) Vickrey, W., Counter speculation, auctions, and competitive sealed tenders, *Journal of Finance*, Vol.16, pp.8-37, 1961.
- 6) Riley, J. and Samuelson, W., Optimal auctions, *American Economic Review*, Vol.71, pp.381-392, 1981.
- 7) Myerson, R., Optimal auction design, *Mathematics of Operations Research*, Vol.6, pp.58-73, 1981.
- 8) ポール・ミルグロム：オークション理論とデザイン，東洋経済新報社，2007。
- 9) 横尾真：オークション理論の基礎 ゲーム理論と情報科学の先端領域，東京電機大学出版局，2006。
- 10) 和田健太郎，赤松隆：単一ボトルネックにおける渋滞と混雑を解消する情報効率的メカニズムの設計，土木学会論文集 D，vol.66，No.2，pp.160-177，2010。
- 11) McFadden, D., Conditional logit analysis of qualitative choice behavior, in P. Zarembka, ed., *Frontiers in Econometrics*, Academic Press, New York, pp.105-142, 1974.
- 12) Ben-Akiva, M., The structure of travel demand models, PhD Thesis, MIT, 1973.
- 13) Vovsha, P., The cross-nested logit model: Application to mode choice in the Tel Aviv metropolitan area, Conference Presentation, *76th Transportation Research Board Meetings*, Washington, DC., 1997.
- 14) Bierlaire, M., Discrete choice models, in M. Labbe, G. Laporte, K. Tanczos, and P. Toint, eds., *Operations Research and Decision Aid Methodologies in Traffic and Transportation Management*, Springer-Verlag, Heidelberg, Germany, pp.203-227, 1998.
- 15) Ben-Akiva, M. and Bierlaire, M., Discrete choice methods and their applications in short term travel decisions, in R. Hall, ed., *The Handbook of Transportation Science*, Kluwer, Dordrecht, The Netherlands, pp.5-33, 1999.
- 16) Wen, C.-H. and Koppelman, F., The generalized nested logit model, *Transportation Research Part B*, Vol.35, pp.627-641, 2001.
- 17) McFadden, D. and Train, K., Mixed MNL models of discrete response, *Journal of Applied Econometrics*, Vol.15, pp.447-470, 2000.
- 18) Lucas, R. and Prescott, C., Investment Under Uncertainty, *Econometrica*, Vol.39, pp.659-681, 1971.
- 19) Lucas, R., Econometric Policy Evaluation: A Critique, in: K. Brunner and A.K. Meltzer, eds., *The Phillips Curve and Labour Markets*. Carnegie-Rochester Conference on Public Policy, North-Holland: Amsterdam, 1976.
- 20) Kydland, F. and E. Prescott, Time to build and aggregate fluctuations, *Econometrica*, Vol.50, pp.1345-1371, 1982.

- 21) Gotz, G. and McCall, J., A Dynamic Retention Model for Air Force Officers, *Report R-3028-AF*, The RAND Corporation, Santa Monica, California, 1984.
- 22) Miller, R., Job Matching and Occupational Choice, *Journal of Political Economy*, Vol.92, pp.1086-1120, 1984.
- 23) Pakes, A., Patents as Options: Some Estimates of the Value of Holding European Patent Stocks, *Econometrica*, Vol.54, pp.755-785, 1986.
- 24) Rust, J., Optimal Replacement of GMC Bus Engines: An Empirical Model of Harold Zurcher, *Econometrica*, Vol.55, pp.999-1033, 1987.
- 25) Wolpin, K., An Estimable Dynamic Stochastic Model of Fertility and Child Mortality, *Journal of Political Economy*, Vol.92, pp.852-874, 1984.
- 26) Wolpin, K., Estimating a Structural Search Model: The Transition from Schooling to Work, *Econometrica*, Vol.55, pp.801-818, 1987.
- 27) Das, M., A Micro Econometric Model of Capital Utilization and Retirement: The Case of the Cement Industry, *Review of Economic Studies*, Vol.59, pp.287-298, 1992.
- 28) Berkovec, J. and S. Stern, Job Exit Behavior of Older Men, *Econometrica*, Vol.59, pp.189-210, 1991.
- 29) Rust, J., A Dynamic Programming Model of Retirement Behavior, in: D. Wise, ed., *The Economics of Aging*. University of Chicago Press: Chicago. pp.359-398, 1989.
- 30) Eckstein, Z., Wolpin, K., The specification and estimation of dynamic stochastic discrete choice models. *Journal of Human Resources*, vol.24, pp.562-598, 1989.
- 31) Puterman, M., Markov Decision Processes, in: D.P. Heyman and M.J. Sobel, eds., *Handbooks in Operations Research and Management Science*, Vol.2. North-Holland/Elsevier: Amsterdam, 1990.
- 32) Rust, J., Numerical Dynamic Programming in Economics, in H. Amman, D. Kendrick and J. Rust, eds., *Handbook of Computational Economics*, North-Holland, Vol.1, pp.619-729, 1996.
- 33) Bellman, R., *Dynamic Programming*, Princeton University Press, Princeton, 1957.
- 34) Rust, J., Structural Estimation of Markov Decision Processes, In:Engle, R.E., McFadden, D. (Eds.), *Handbook of Econometrics*, vol. 4. North-Holland, Amsterdam, 1994.
- 35) Aguirregabiria, V. and Mira, P., Dynamic discrete choice structural models: A survey, *Journal of Econometrics*, Vol.156, pp.38-67, 2010.
- 36) Angrist, J. and Krueger, A., Empirical strategies in labor economics, In: Ashenfelter, O., Card, D.(Eds), *Handbook of Labor Economics*, vol.3A. North-Holland, Amsterdam, pp.1277-1366, 1999.
- 37) Keane, M., Structural vs. atheoretic approaches to econometrics, *Journal of Econometrics*, Vol.156, pp.3-20, 2010.
- 38) Rust, J., Comments on: "Structural vs. atheoretic approaches to econometrics" by Michael Keane, *Journal of Econometrics*, Vol.156, pp.21-24, 2010.
- 39) Bowman, J. and Ben-Akiva, M., Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules, *Transportation Research Part A*, Vol.35, pp.1-28, 2001.
- 40) McFadden, D., Modelling the choice of residential location. In: Karlquist, A. et al. (Eds.), *Spatial Interaction Theory and Residential Location*, North-Holland, Amsterdam, pp.75-96, 1978.
- 41) Hato, E. and Kitamura, R., Data-oriented travel behavior analysis based on probe person systems, *TRB conference proceedings 42 -Innovations in Travel Demand Modeling: Summary of a Conference-*, Vol.2, pp.187-196, 2008.
- 42) 原祐輔, 羽藤英二: 不確実性下における利用権取引制度の取引行動分析, *交通工学*, Vol.46, No.2, pp.59-68, 2011.
- 43) 原祐輔, 羽藤英二: 自転車共同利用オークションサービスの実装とそのマイクロストラクチャーに関する研究, *土木計画学研究・講演集*, Vol.39, CD-ROM, 2009.