

混雑した都市鉄道における 出発時刻選択モデルの構造推定： ゲーム理論に基づいた実証研究

松村 杏子¹・武藤 滋夫²・福田 大輔³・柳沼 秀樹⁴

¹非会員 東京工業大学大学院社会理工学研究科社会工学専攻 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-W9-97)
E-mail: matsumura.k.ad@m.titech.ac.jp

²非会員 東京工業大学教授 大学院社会理工学研究科 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-W9-97)

³正会員 博(工) 東京工業大学准教授 大学院理工学研究科 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

⁴正会員 株式会社道路計画 (〒 170-0013 東京都豊島区東池袋 2-13-14)

鉄道の混雑は、輸送力制約のみならず利用者各々の行動結果に起因して生ずるものである。このとき、鉄道利用者個人の行動は他者から影響を受けない独立した主体としての意思決定ではなく、他者の行動を想定した上で効用最大化を行う戦略的な意思決定と見立てることができ、ゲーム的状况における選択行動として考えることができる。本研究では、鉄道利用者が混雑によりどのような影響を受けているのかを検証するため、鉄道混雑のメカニズムを内生的に捉え、出発時刻の選択を戦略とする情報不完備ゲームに基づき効用関数を構築した。その上で、現実の状態はベイジアンナッシュ均衡によって達成されていると仮定し、実データを用いて効用関数の構造推定を行った。その結果、利用者は混雑により不効用を被っており、内生性を考慮しない分析よりも混雑に対する不効用がより強く検知されることが明らかとなった。

Key Words : Structural Estimation, Game Theory, Bayesian Nash Equilibrium, Railway Passenger Demand, Departure Time Choice

1. はじめに

(1) 研究の背景

首都圏の鉄道は稠密なネットワークと高頻度運転により、世界に類を見ない高速・大量輸送力を備えている。その一方で混雑が非常に激しく、通勤・通学利用者に対して肉体的・精神的に大きな影響を与えてきた。こうした状況に対し、長年にわたり輸送力増強を目的とした施策が鉄道事業者によって進められてきたものの、未だ首都圏における鉄道混雑の問題は解消されたとはいえない。引き続き混雑緩和施策は求められているが、新規路線開業や線路増設による輸送力増強は、空間制約・財政制約により関連する施策の実施が困難になりつつある。一方で、TDM(Transportation Demand Management) 施策による混雑緩和についても以前から検討されている。TDM 施策とは利用者の行動の変更を促すことにより混雑を緩和する手法である。都市鉄道の場合、特にピーク時の需要の分散が必要であり、そのためには時間帯別課金やフレックスタイム制度などにより鉄道利用者の出発時刻の変更を促していくことが具体的施策として考えられている。こういった施策を行うにあたっては鉄道利用の行動や要求、思考などを定量的に把握する必要があり、そのための手法も求められる。

(2) 先行研究のレビューと本研究の目的

混雑を考慮した鉄道利用者の出発時刻選択行動に関する研究は、主として交通行動分析の立場から進められてきた。家田ほか(2002)¹⁾、岩倉・原田(2005)²⁾では、利用者の効用関数に鉄道輸送力制約から外生的に求められる混雑率に基づいた混雑不効用を導入し、効用関数の推定を行っている。家田ほか(2002)は、混雑不効用の他に起床時刻不効用や集団乖離不効用、余暇減少不効用を考慮し、岩倉・原田(2005)では、混雑不効用の他にスケジュール早着を考慮している。両研究共に、鉄道が混雑しているほど、利用者の不効用が増すという結果を導いている。

しかし、混雑現象の分析において留意しておくべき重要な事柄がある。それは、鉄道の混雑は輸送力制約のみならず、それぞれの利用者自身の選択行動の結果として生じるものでもあるということである。すなわち、鉄道の混雑現象における(出発時刻選択も含めた)個人行動に当たっては自己の意思決定のみではなく、他者との相互依存関係を考慮する必要がある。混雑発生メカニズムをこのように解釈すると、混雑は利用者自身の行動に対し内生的に発生するものとなる。上記の2つの研究では、効用関数の推定においてそういった混雑の内生性を考慮しておらず、推定結果にバイアスが生

じてしまう可能性がある。混雑を内生的に捉えた場合、個人の行動は他者から影響を受けない独立した主体としての意思決定ではなく、他者の行動を想定した上で効用最大化をする戦略的な意思決定となる。すなわち、個人の行動は他者の行動を念頭に決定されるゲームの状況における意思決定として考えることができる。ゲーム理論に基づく意思決定モデルを採用した交通混雑に関する先行研究として、Viauoux (2007)³⁾、柳沼・福田 (2007)⁴⁾ が挙げられる。Viauoux (2007) ではモデルの構築及び推定を行っている。また、柳沼・福田 (2007) は Viauoux (2007) の推定手法の厳密性を追究している。ただし、これらが扱っているのは鉄道利用者の出発時刻選択モデルではなく、交通手段選択モデルである。

鉄道利用者の内生的な出発時刻選択を対象に混雑メカニズムにゲーム理論によるモデルを採用した先行研究として、柳沼・福田 (2008)⁵⁾ がある。柳沼・福田 (2008) は、鉄道利用者の置かれている状況を個々が最適な出発時刻の意思決定を行うような情報不完備ゲームとして定式化した。効用関数は、出発時刻、混雑に関する選好を考慮した線形モデルで定義されている。このもとで、現実状態を先に定義したゲームにおけるベイジアンナッシュ均衡であると仮定し、構造推定による効用関数の推定を行っている。ただし推定に関しては実データではなく、仮想データを用いている。また、モデルに関しても、情報不完備ゲームとしての数学的厳密性には改善の余地がある。さらに、効用関数に与えている説明変数はスケジュール早着による不効用と混雑に対する不効用のみを考慮するに留まっている。

本研究の目的は、ピーク分散などの混雑緩和施策をどのように行っていくのが良いかを考察するため、鉄道混雑のメカニズムを内生的に捉えた上で、混雑が鉄道利用者にも不効用を与えているか否かを検証することである。そのために、柳沼・福田 (2008) のモデルをもとに、出発時刻選択についてのゲーム理論、特にベイジアンゲームに基づく効用関数を定式化する。その上で現実の状態はベイジアンナッシュ均衡によって達成されていると仮定し、その現実状態を表している実データを用いてそのモデルの構造推定を行う。

(3) 次章以降の構成

第2章では、情報不完備ゲームに基づく鉄道利用者の出発時刻選択モデルを構築する。第3章では、構造推定の概要及びゲーム理論モデルに代表される再帰的構造を持ったモデルの推定方法について述べる。第4章では、第2章にて構築したモデルの推定を行う。第5章では、推定結果の紹介とその考察を行う。第6章では、前章までの結果についてまとめた結論と今後の課題について論じる。

2. 基本モデル

(1) 情報不完備ゲーム

利用者のお発時刻選択について、Harsanyi (1967)⁶⁾ に基づき以下のような情報不完備ゲームを考える。

- プレイヤーの集合： $N = \{1, \dots, n\}$
- プレイヤー i の選択枝の集合： T_i
ここでは選択枝として出発時刻を扱うので、すべてのプレイヤーについて選択枝の集合は等しくなる。それを T とすると、任意のプレイヤー i に対して $T_i = T = \{1, \dots, t\}$ である。
- プレイヤー i のタイプ： $\theta_i \in \Theta_i$
ただし、 $\theta_i = (\theta_{i1}, \dots, \theta_{it})$ であり、 $\theta_{ik} (k \in T)$ は、プレイヤー i の選択枝 k におけるタイプを表す。また、 Θ_i はプレイヤー i のタイプの集合である。
- プレイヤー i の戦略 $s_i : \Theta_i \rightarrow T$
- プレイヤー i の効用関数 $u_i : T^n (= T_1 \times \dots \times T_n) \times \Theta_i \rightarrow \mathbb{R}$

プレイヤー i が選択枝 $k \in T$ により得られる効用は、以下に示す3項から成立する関数として定義する。

$$u_i(k, a_{-i}, \theta_i) = \beta x_{ik} + \gamma h_{ik}(n_k) + \theta_{ik} \quad (2.1)$$

ただし、 $a_{-i} = (a_1, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_n) \in T^{n-1}$ はプレイヤー i 以外のプレイヤーが選択した選択枝の組で、 $N_k = \{j \in N | a_j = k\}$ は選択枝 k を選択したプレイヤーの集合であり、 $n_k = |N_k|$ は、選択枝 k を選択したプレイヤーの数を表す。

第1項は個人効用項で、 k を選択したプレイヤー i の観察可能な効用の要素を表す。各プレイヤー i に関する要素ベクトル x_{ik} 、パラメータベクトル β により構成される。要素ベクトルの要素数が $m > 0$ であったとすると、 x_{ik} は $m \times 1$ 次元ベクトル、 β は $1 \times m$ 次元ベクトルである。

第2項は相互作用項で、 k を選択した他のプレイヤーから受ける影響を表す項である。この項が、各プレイヤーが混雑から受ける影響を表す。選択枝 k を選択したプレイヤーの数 n_k についての関数 $h_{ik}(n_k)$ 、パラメータ γ によって構成される。関数 $h_{ik}(n_k)$ の具体的な定式化は第4章にて示す。

第3項は個人が持つタイプで、プレイヤー i が選択枝 k を選択した際の利得に関する私的な情報を表現する変数である。¹各プレイヤーは自身のタイプについては既知であるが他者のタイプについては未知である。また、このタイプ θ_{ik} は独立で同一な確率分布 $G(\cdot)$ に従うと仮定する。

プレイヤー i のタイプが θ_i であるときの i の戦略を $s_i(\theta_i)$ と表す。いま、 $s_i(\theta_i) = k$ であるとする。このとき戦略の組 $s = (s_1, \dots, s_n)$ において、 i のタイプが θ_i であるときのプレイヤー i の期待効用は、 i を除くプレイヤー

のタイプの組 $\theta_{-i} = (\theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_n)$ に依存し、以下のように表すことができる。

$$\begin{aligned} E_{\theta_{-i}}[u_i(s_i(\theta_i), s_{-i}(\theta_{-i}), \theta_i) | \theta_i] \\ = \beta x_{ik} + \gamma h_{ik}(E_{\theta_{-i}}[n_k(s(\theta))]) + \theta_{ik} \end{aligned}$$

式 (2.1) の第 2 項のみが他者の行動に依存しているため、この項についてのみ期待値をとればよい。ただし、 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ 、 $s_{-i}(\theta_{-i}) = (s_1(\theta_1), \dots, s_{i-1}(\theta_{i-1}), s_{i+1}(\theta_{i+1}), \dots, s_n(\theta_n))$ であり、 $n_k(s(\theta))$ は、 $s_j(\theta_j) = k$ であるようなプレイヤー j の人数である。

戦略の組 $s^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ において、各プレイヤー i の各タイプ θ_i について、 s_i^* の与える行動が他のプレイヤーの各タイプの行動に対する最適反応となっているとき、 $s^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ をベイジアンナッシュ均衡であるという。

したがって、戦略の組 $s^* = (s_1^*, \dots, s_n^*)$ がベイジアンナッシュ均衡であるとは、任意の $i \in N$ 、任意の $\theta_i \in \Theta_i$ について、以下が成立することである。

$$s_i^*(\theta_i) \in \arg \max_{k \in T} E_{\theta_{-i}}[u_i(k, s_{-i}^*(\theta_{-i}), \theta_i) | \theta_i]$$

(2) Logit 型選択確率式

ランダム効用理論⁷⁾に基づき、2.1 節で定式化した効用関数から Logit 型を選択確率式を導出する。

プレイヤー i が選択肢 k を選択するのは、他のどの選択肢を選択するよりも k を選択することで得られる効用が高いときである。すなわち、あるベイジアンナッシュ均衡 s^* におけるプレイヤー i 以外のプレイヤーの戦略の組 s_{-i}^* のもとで、 i が k を選択するような i のタイプ θ_i が実現する確率は、

$$\begin{aligned} p_{ik}(s_{-i}^*) &= \Pr(\theta_i \text{ s.t. } E_{\theta_{-i}}[u_i(k, s_{-i}^*(\theta_{-i}), \theta_i) | \theta_i] \\ &\geq E_{\theta_{-i}}[u_i(l, s_{-i}^*(\theta_{-i}), \theta_i) | \theta_i] \forall l \neq k) \\ &= \Pr(\beta x_{ik} + \gamma h_{ik}(E_{\theta_{-i}}[n_k(s^*(\theta))]) + \theta_{ik} \\ &\geq \beta x_{il} + \gamma h_{il}(E_{\theta_{-i}}[n_l(s^*(\theta))]) + \theta_{il} \forall l \neq k) \end{aligned}$$

である。

よって、プレイヤー i が k を選択する確率は、タイプがタイプ I 極値分布 (Type I extreme distribution) に従うと仮定すると、次の Logit 型を選択確率式によって表現することができる。ここで θ_{ik} のスケールは 1 に基準化してある。

$$p_{ik}(s_{-i}^*) = \frac{\exp(\beta x_{ik} + \gamma h_{ik}(E_{\theta_{-i}}[n_k(s^*(\theta))]))}{\sum_{l \in T} \exp(\beta x_{il} + \gamma h_{il}(E_{\theta_{-i}}[n_l(s^*(\theta))]))} \quad (2.5)$$

タイプの分布は独立かつ同一を仮定しているため、すべてのプレイヤーに対し式 (2.5) が適用できる。このとき、選択肢 k の期待利用者数は、 k の選択確率の総和となる。

$$E_{\theta_{-i}}[n_k(s^*(\theta))] = \sum_{j \in N} p_{jk}(s_{-j}^*) \quad (2.6)$$

よって、

$$h_{ik}(E_{\theta_{-i}}[n_k(s^*(\theta))]) = h_{ik} \left(\sum_{j \in N} p_{jk}(s_{-j}^*) \right) \quad (2.7)$$

であり、式 (2.5) は

$$p_{ik}(s_{-i}^*) = \frac{\exp(\beta x_{ik} + \gamma h_{ik}(\sum_{j \in N} p_{jk}(s_{-j}^*)))}{\sum_{l \in T} \exp(\beta x_{il} + \gamma h_{il}(\sum_{j \in N} p_{jl}(s_{-j}^*)))} \quad (2.8)$$

となる。この式 (2.8) を推定することで、効用関数 (2.1) パラメータベクトル β 及びパラメータ γ の推定値を求める。式 (2.8) の構造推定について概説する。

3. 推定手法

(1) 構造推定

本研究では、構造推定によって効用関数 (2.1) のパラメータを推定する。構造推定とは分析の対象となる経済主体が何らか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そのような行動や均衡解を反映しているという前提のもとで、経済理論モデルを特定化するパラメータ (「構造パラメータ」) を推定することである。

ゲーム理論モデルの構造推定についての先行研究は、企業の参入・退出を扱ったものが多い。代表的なものとして Seim (2006)⁸⁾、Collard-Wexler (2006)⁹⁾、Aguirregabiria and Mira (2007)¹⁰⁾ 等がある。具体的な推定手法に関しては、Seim (2006) では Rust (1987)¹¹⁾ による Nested fixed-point algorithm (NFXP) を用いている。Collard-Wexler (2006)、Aguirregabiria and Mira (2007) では、Nested Pseudo Maximum Likelihood (NPL) を用いている。

(2) Nested Pseudo Maximum Likelihood

本研究では柳沼・福田 (2008) に倣い、Aguirregabiria and Mira (2007) による疑似最尤法の一つである Nested Pseudo Maximum Likelihood (以下 NPL) を用いて推定を行う。

前章にて導出した Logit 型選択確率式 (2.8) では、各個人の選択確率式を構成する効用関数が他者の選択確率により規定される再帰的構造を有しているため、内生性を考慮した尤度関数を正確に定義することができない。NPL は、他者の選択確率に適当な値を代入することで尤度関数を構築したものを疑似尤度として定義し、繰り返し計算を行って疑似尤度を更新することでパラメータを推定する手法である。推定する構造パラメータベクトルを Ξ 、各個人の選択確率ベクトルを $p = \exp(\Xi, P) / \sum \exp(\Xi, P) = \Psi(\Xi, P)$ 、 $P = (\sum p) / n$ 、対数尤度を $LL(\Xi, P) = \sum_{i \in N} y_{ik} \ln(\Psi(\Xi, P))$ (ただし y_{ik} は $y_i = k$ のとき 1、それ以外は 0) とする。計算手順は以下の通り。

Step1: 初期値の設定

P に初期値 P^0 を与える。 P^0 には観測値などから得られる値が慣例的に用いられる。

Step2: 疑似尤度の最大化

初期値を用いて疑似尤度を構築し、最大化アルゴリズムを適用して構造パラメータを推定する。得られたパラメータを $\hat{\Xi}^1 = \arg \max_{\Xi} LL(\Xi, P^0)$ とする。

Step3: 選択確率の算出

2 で得られた $\hat{\Xi}^1$ と P^0 を用いて選択確率を算出し、 $\hat{p}^1 = \Psi(\hat{\Xi}^1, P^0)$ とする。

Step4: 繰り返し計算

\hat{p}^1 より \hat{P}^1 を求め、今度は \hat{P}^1 を初期値として用い、Step2 と Step3 の手順を構造パラメータ値が収束したと見なせるまで繰り返し計算を行う。NPL を用いた先行研究である Aguirregabiria (2009)¹²⁾ における収束条件は、 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}| < 10^{-6}$ ($\xi_s \in \Xi, z$ は収束までの繰り返し回数) であった。

Aguirregabiria and Mira (2007) の Proposition 2 では、最終的に得られた値 $\hat{\Xi}_k$ は不動点 (ベイジアンナッシュ均衡状態) における推定値を表しているとしている。柳沼・福田 (2008) では、疑似尤度を用いた繰り返しの計算手順はゲームにおける最適応答と同様のプロセスと見なすことができ、これはゲームの推論プロセスとパラメータ推定プロセスが対応していることを意味している、としている。

しかし、この推定手法によるパラメータ値の収束は Aguirregabiria and Mira (2007) においては証明されておらず、保証されていない。実際、Collard-Wexler (2006) において、収束せず 2 種類の結果で振動してしまったりといった反例がある。その後、収束条件の研究が行われており代表的なものとして、Kasahara and Shimotsu (2012)¹³⁾ や Pesendorfer and Schmidt-Dengler (2010)¹⁴⁾ 等がある。中でも Kasahara and Shimotsu (2012) では、 $\Psi(\Xi, P)$ が真値の近傍で縮小写像でなければ NPL アルゴリズムによる推定は必ずしも収束を導かないとし、各繰り返し (上記 Step3) における Ψ を以下の Λ とする代替案を提示している。

$$\Lambda(\Xi, P) = \{\Psi(\Xi, P)\}^\alpha P^{1-\alpha}, \quad \alpha \in [0, 1] \quad (3.1)$$

最終的に得られる P^* は、 $\Lambda(\Xi, P)$ の不動点であり、またそのときのみ $\Psi(\Xi, P)$ の不動点となる。対数尤度は Ξ について厳密な増加関数であるため、 $\ln(\Lambda(\Xi, P)) = \alpha \ln(\Psi(\Xi, P)) + (1-\alpha) \ln P$ であることより $\sum_{i \in N} y_{ik} \ln(\Lambda(\Xi, P))$ と $\sum_{i \in N} y_{ik} \ln(\Psi(\Xi, P))$ は任意の P に対し、同じ値の Ξ で最大化される。これは Λ を用いることで Ψ を用いた際と同一の推定量を得ることができることを示している。つまり、 Ψ による NPL アルゴリズムが収束を導かない場合でも、 Λ を用いた NPL アルゴリズムにより NPL 推定量を得ることが可能となる。

どのような α を用いることが最適であるかについては、Kasahara and Shimotsu (2012) は以下のように記述している。 Ψ_P を $\Psi(\Xi, P)$ のヤコビアン行列を真値で評価したものであるとすると、 Ψ_P の実数の固有値がすべて 1 以下であるとき、 $\Psi(\Xi, P)$ が局所的に縮小写像でない場合にも、 $\Lambda(\Xi, P)$ が局所的に縮小写像となるような α を選ぶことができる。 Ψ_P のすべての固有値が実数であるとき、最適な α は、 $\lambda_{max}, \lambda_{min}$ をそれぞれ Ψ_P の固有値の中で最大のものと最小のものとする、 $\alpha^* = 2/(2 - \lambda_{max} - \lambda_{min})$ で与えられる。しかし、このように最適な α を求めるためには、いったん真値を NPL ではない他の推定法等を用いて求め、その上で Ψ_P とそのすべての固有値を求める必要がある。実用において、 Ψ_P を用いることが困難である場合には、Kasahara and Shimotsu (2012) の Proposition 4 では「 $\alpha \in [0, 1]$ を満たすような小さな正の α を選ぶことで局所的に縮小写像となるような Λ を導くことができる」としている。

以上より、本研究においては α をそれぞれの推定にふさわしい値に設定し、Kasahara and Shimotsu (2012) に基づく NPL アルゴリズムを適用し、推定を行う。²⁾

4. 推定モデル及びデータ

(1) 推定モデル

柳沼・福田 (2008)、岩倉・原田 (2005)、Vickrey (1969)¹⁵⁾ などを参考にし、第 2 章において構築した効用関数 (2.1) を以下のように定める。

$$u_{ik} = \beta_{TE} TE_{ik} + \beta_{TL} TL_{ik} + \gamma_{CRI} CRI_{ik} + \theta_{ik} \quad (4.1)$$

ただし、 TE_{ik} (スケジュール早着 (分))、 TL_{ik} (スケジュール遅着 (分))、 CRI_{ik} (混雑率指標 (分・%)²) である。すなわち、式 (2.1) における個人効用項については、利用者が鉄道の乗車時刻を決定する支配的な要因が時間制約であると考え、要素ベクトルを $x_{ik} = (TE_{ik}, TL_{ik})'$ ³⁾ とし、そのパラメータベクトルは $\beta = (\beta_{TE}, \beta_{TL})$ とする。相互作用項は $h_{ik}(n_k) = CRI_{ik}$ で、そのパラメータは $\gamma = \gamma_{CRI}$ であるとする。

各変数の構成

TE_{ik}, TL_{ik} については以下のように定める。

$$T_{ik} = (\text{始業時刻}) - ((\text{乗車時刻}) + (\text{乗車時間}) + (\text{駅から目的地までの時間}))$$

T_{ik} はプレイヤーが選択肢 k を選択したとき、始業時刻の何分前に到着したかを表す。

$$TE_{ik} = \begin{cases} T_{ik} & (T_{ik} \geq 0) \\ 0 & (T_{ik} \leq 0) \end{cases} \quad TL_{ik} = \begin{cases} |T_{ik}| & (T_{ik} \leq 0) \\ 0 & (T_{ik} \geq 0) \end{cases}$$

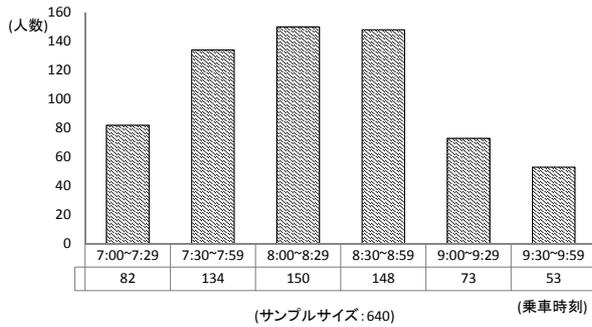


図 - 1 乗車時刻分布

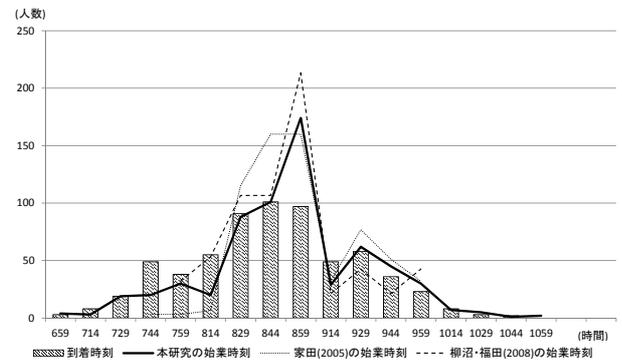


図 - 2 始業時刻分布

CRI については以下のように定める。

$$CRI_{ik} = \sum_{d \in D} \tau_{ikd} (cong_{kd})^2$$

- τ_{ikd} : 個人 i の時刻 k における駅間 d の所要時間
- $cong_{kd}$: 時刻 k における駅間 d の混雑率
- D : 目的地までの駅間の集合

ここで混雑率を以下のように定める。

$$cong_{kd} = \frac{n_k \sum_{l=1}^t OD_{ld}}{nC_{kd}}$$

- OD_{kd} : 時刻 k における駅間 d の断面交通量
- C_{kd} : 時刻 k における駅間 d の輸送力
- n : サンプル数
- n_k : サンプルの中で、 k を選んでいる人の数

よって、式 (2.1) における $h_{ik}(n_k)$ は以下ようになる。

$$h_{ik}(n_k) = \sum_{d \in D} \tau_{ikd} \left(\frac{n_k \sum_{k=1}^t OD_{kd}}{nC_{kd}} \right)^2 \quad (4.2)$$

(2) 出発時刻選択肢の IIA 特性に関する検討

出発時刻選択モデルを Logit モデルを用いて推定する先行研究においては、IIA (Independence of irrelevant alternatives) に対し以下のように対応をしている。

- 家田ほか (2002): IIA の問題点を理解しつつ (今後の課題としている)、Logit モデルによる推定を行っている。
- 岩倉・原田 (2005): Logit モデルで推定と Probit モデルでの推定を比較検討し、「選択肢幅を 30 分間隔とした場合には選択肢間の誤差相関の問題に神経質になる必要はない」としている。

IIA 特性を緩和した、Logit モデルに代わる離散多項選択のモデルとして、Nested logit モデル、Mixed logit モデル、Ordered GEV モデル、Probit モデルなどが存在する。本研究においては、Logit モデルに加え、Nested logit モデルと Ordered GEV モデルの適用も試みた。

(3) データ

a) 本研究で用いるデータ

本研究では、平成 17 年に行われた第 10 回大都市交通センサスの調査結果を用いる。出発時刻の選択肢はセンサスのデータ構造に合わせ、7:00-7:29, 7:30-7:59, 8:00-8:29, 8:30-8:59, 9:00-9:29, 9:30-9:59 の 6 つとする。対象路線は東急田園都市線とし、中央林間・渋谷間の定期券及び普通券利用者の通勤・通学目的の利用者について、自宅の最寄り駅の出発時刻、目的地の最寄り駅の到着時刻、目的地の到着時刻、乗車した列車の種類 (普通、優等など) が乗客ごとに記述されたデータを用いる。これら項目を全て回答しているサンプルを利用し、サンプルサイズは 640 である。また、当該時刻、当該路線の断面交通量、輸送力のデータも用いる。

分析対象として東急田園都市線を選択した理由は以下の通りである。

- 東急田園都市線は都市部と住宅の多い郊外 (ベッドタウン) を繋ぐ路線である。JR 東日本や東京メトロと異なり自宅出発後最初に同路線を利用する人が多いため、各個人は出発時刻の選択を柔軟に行うことができると考えられる。
- 他路線への乗り換え駅が比較的少なく、代替路線の選択肢があまりないため、経路選択を深く考慮に入れる必要がない。
- 首都圏において最も混雑が激しい路線の一つである。

b) 記述統計量

乗車時刻の分布は、図 - 1 の通りとなった。

なお、各鉄道利用者の始業時刻については、平成 17 年度のセンサスの調査項目に、「始業時刻」やそれに関連するものは含まれていない。本研究では家田ほか (2002) や柳沼・福田 (2008) にて与えられている始業時刻分布を参考に、到着時刻のデータに基づいて図 - 2 のように始業時刻を定めた。⁴

乗車時間・駅から目的地までの時間のサンプルサイズ、平均、標準偏差、最大値、最小値は以下の表 - 1 の

表 - 1 乗車時間・駅から目的地までの時間の記述統計量

変数名	obs.	mean	s.d.	min	max
乗車時間	640	24.705	14.092	2	75
駅から目的地までの時間	640	11.731	7.406	0	50

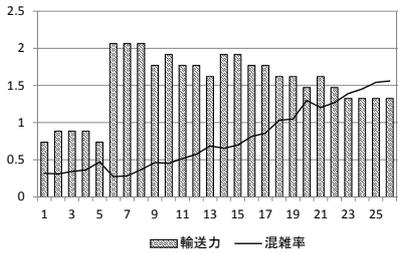


図 - 3 7:00-7:29

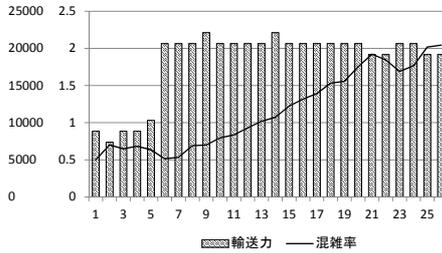


図 - 4 7:30-7:59

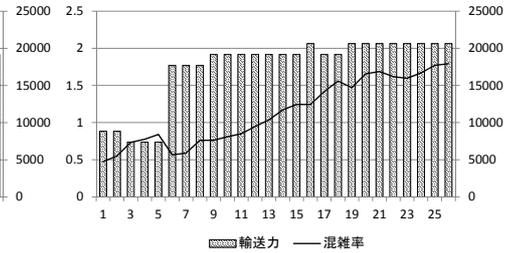


図 - 5 8:00-8:29

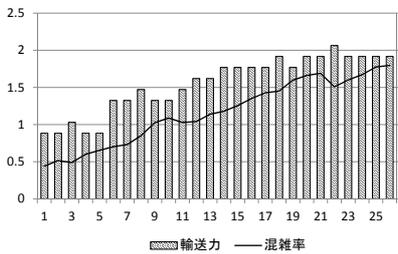


図 - 6 8:30-8:59

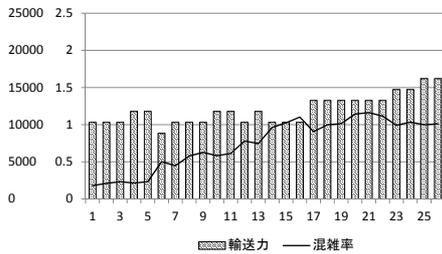


図 - 7 9:00-9:29

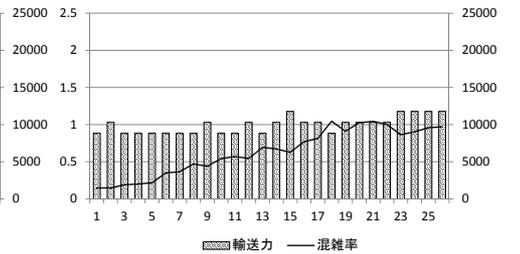


図 - 8 9:30-9:59

(図 - 3 から図 - 8 における横軸：図 - 9 における駅間の番号、縦軸 (左)：混雑率 (1/100%)、縦軸 (右)：輸送力 (人))



図 - 9 図 - 3 から図 - 8 における横軸の番号

通り。

輸送力と、センサスから算出される混雑率は図 - 3 から図 - 8 の通り。⁵

5. 推定結果と考察

(1) モデル選択

Logit モデルの IIA の仮定が成立していない可能性を考慮し、まず、効用関数 (4.1) の通常の Logit 推定に関して Hausman-McFadden Test を行った。その結果、概ね IIA の仮定が成立していたものの、選択肢 3 (8:00-8:29) と選択肢 5 (9:00-9:29) については IIA の仮定が疑われる結果となった。⁶ そのため、Logit モデルに加え、Nested logit モデル、Ordered GEV モデルの 3 つの推定を試み

た。しかし、Nested logit モデルにおいてはいかなるネスト構造を考えても、Ordered GEV モデルにおいても、同一ネスト内の選択肢の誤差項の相関の度合を表すパラメータ 0 と 1 の範囲に収まらず有意に 1 を超えてしまった。これはモデルの前提となるランダム効用最大化と矛盾することを意味し、Nested logit モデル、Ordered GEV モデルいずれの採用も不適切という結果となった。以上を受け、また出発時刻選択の先行研究の多くがこういった検定を行った結果を記載していないものの Logit モデルを採用していることも考慮に入れ、Logit モデルが现阶段での最適なモデルであると考え、以下の分析ではすべて Logit モデルによる推定を行った。

表 - 2 基本モデルの推定結果

説明変数	(1)	(2)	(3)	(4)
TE(分)	-0.0463 *** (-17.9)	-0.0556 *** (-17.3)	-0.0466 *** (-17.9)	
TL(分)	-0.292 *** (-11.6)	-0.274 *** (-11.5)	-0.288 *** (-11.6)	
CRI(分・% ²)	-0.00910 ** (-2.36)	-0.0174 *** (-6.93)		-0.0399 *** (-7.21)
初期尤度	-1146.726	-1146.726	-1146.726	-1146.726
最終尤度	-545.252	-519.401	-548.049	-1115.587
調整済み尤度比	0.522	0.544	0.520	0.026
サンプルサイズ	640	640	640	640
AIC	1096.503	1044.801	1100.098	2233.175
α		0.7		1
収束までの推定回数		189		19

() 内は t 値, ***,1% 有意, **,5% 有意

(2) 基本モデルの推定

a) 混雑の内生性を考慮しない場合とした場合との比較

混雑の内生性を考慮しない場合とした場合を比較するため、2種類の推定を行う。

推定(1)は、家田ほか(2002)や岩倉・原田(2006)を始めとした、出発時刻選択モデルに関わらず混雑を扱った多くの先行研究で用いられる方法である。鉄道利用の内生性は考慮せず、データより得られる各時間帯の利用割合から混雑率を算出し、外生的に CRI_{ik} の混雑率に与えた推定である。効用関数が定まるので、通常の Logit による推定を行う。

推定(2)は、内生性を考慮した、本研究で構築したモデルに基づく NPL による構造推定である。収束条件は、 $\xi_s \in \Xi = (\beta_{TE}, \beta_{TL}, \gamma_{CRI})$ 、 z は収束までの繰り返し回数としたとき、 $\max_s |\hat{\xi}_s - \hat{\xi}_s^{-1}| < 10^{-6}$ とした。利用率の初期値は(1)での推定に用いたものと同じ、センサスより得られる各時間帯の利用割合とした。

以上の方法で効用関数(4.1)の推定を行った結果を表-2に示す。

推定(1)において、TE、TL、CRIのパラメータはすべて負で有意となった。利用者は混雑により不効用を被っているということがわかる。

単位が異なるため、単純に時間に関する項と混雑に関する項の係数の大きさの比較はできないが、この結果を見る限り、利用者は「スケジュールと乖離した到着」、「混雑」の両方から不効用を被っているという解釈が可能である。しかし、このモデルでは、利用者同士が相互に及ぼしあう影響を考慮していないため、内生性を無視しており、結果にバイアスが生じている可能性がある。

推定(2)においても、TE、TL、CRIのパラメータはすべて負で有意となり、やはり、利用者は混雑により不

効用を被っていることが明らかになった。利用者は「スケジュールと乖離した到着」、「混雑」の両方から不効用を被っているという、推定(1)と同様の考察が可能である。

ここで、推定結果(1)と(2)を比較すると、TE、TL、CRIの値はすべて異なり、特にCRIの値の大きさ、t値の絶対値の大きさ(あるいは標準偏差)に大きな変化があることがわかる。実際、(1)と(2)のTE、TL、CRIの3パラメータ推定値の比率を計算すると、(1)では1:6.32:0.20であったのに対し、(2)では1:4.94:0.31であった。(1)において大きな影響を持っていたスケジュール遅着のパラメータの割合が下がり、混雑率指標のパラメータの割合が大きくなっている。したがって、利用者同士の相互作用を考慮すると、混雑に対する不効用が大きくなる、あるいは混雑率指標の有意性が向上することが示唆された。これは、(1)における内生性を考慮した結果であると考えられる。すなわち、推定(1)のような内生性を考慮しない、通常のLogitにおける推定では、推定結果にバイアスが生じている可能性があることが示唆される。

また、(1)よりも(2)の方が、尤度比が大きくなった。このことより、混雑の内生性を考慮したモデルの方がより適合度の高いモデルであることがわかる。実際、推定結果(2)の的中率は67.3%であり、推定結果(1)の的中率は61.6%であった。推定結果(2)から求められる時間帯別利用者人数の分布ともとのデータの時間帯別利用者の分布は図-10のようになる。推定結果が元のデータから大きく乖離はしておらず、データとの整合性は保たれているということがわかる。

以上より、混雑の内生的性質を考慮することで、混雑が人に与える影響をより正確に捉えることが可能となったと考えられる。

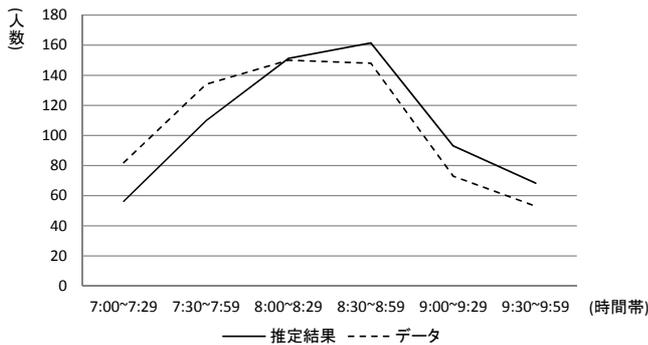


図 - 10 データと推定結果の時間帯別利用者人数の比較

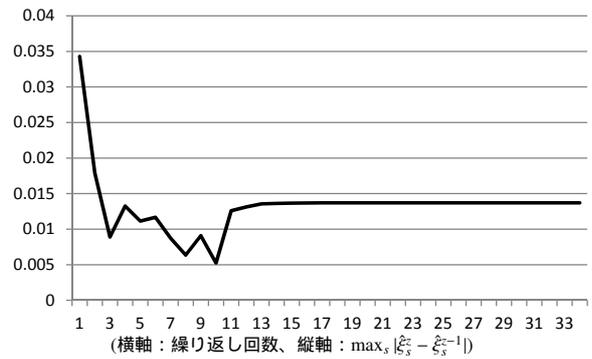


図 - 11 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}|$ の動き ($\alpha = 1$)

b) 「スケジュールと乖離した到着」と「混雑」

次に、「スケジュールと乖離した到着」と「混雑」から受ける不効用がどの程度であるのかを検討する。先に述べた通り、単位が異なるため単純に時間に関する項と混雑に関する項の係数の大きさの比較はできない。よって、変数を絞ったモデルの適合度を比較することで「スケジュールと乖離した到着」と「混雑」の影響の程度について検討する。

推定 (3) は、説明変数を TE と TL に絞った通常の Logit による推定である。

推定 (4) は、説明変数を CRI に絞った NPL による推定である。あくまで参考のための分析であるので収束条件は $\max |\hat{\gamma}_{CRI}^z - \hat{\gamma}_{CRI}^{z-1}| < 10^{-4}$ とした。

推定 (3) と (4) の結果も表 - 2 に示す。

(1)、(2)、(3)、(4) の AIC (赤池情報量基準) の値を見ると、 TE, TL, CRI の 3 変数全てを含んだモデルの構造推定を行った (2) が最も小さくなっている。次いで 3 変数全てを含めたモデルの通常の Logit 推定 (1)、スケジュールとの乖離についての 2 変数 TE, TL のみのモデルの推定 (3)、混雑に関する変数 CRI のみのモデルの推定 (4) の順に小さくなった。また、尤度比については値が大きいほど当てはまりが良く、こちらについても同様のことが言える。

ここで、(4) とその他の推定結果に注目する。スケジュールとの乖離についての変数を含むモデル (1)、(2)、(3) と比較して、含まない (4) は AIC の値が大幅に大きく、尤度比も非常に小さな値を示している。実際、(2) を制約なしモデル、(4) を制約付きモデルとし、尤度比検定を行った。検定する帰無仮説は $\beta_{TE} = \beta_{TL} = 0$ である。検定統計量は 1192.372 で、有意水準 1% で帰無仮説は棄却された。この事実より利用者の出発時刻選択には、スケジュールに関する影響が非常に大きいということがわかる。

しかし、3 変数全てを含めたモデル (1) と (2) の方がスケジュールとの乖離についての 2 変数のみのモデル

(3) よりも適合度が高いということから、利用者の効用関数に混雑による影響を考慮した項は避けることはできないことが予想される。これについても (2) を制約なしモデル、(3) を制約付きモデルとし、検定する帰無仮説を $\gamma_{CRI} = 0$ として尤度比検定を行った。検定統計量は 57.296 で、こちら有意水準 1% で帰無仮説は棄却された。推定 (1) と (3) の AIC にあまり大きな差が見られないことから、(1) と (3) についても同様の尤度比検定を行った。その結果、検定統計量は 5.594 で、有意水準 5% で帰無仮説は棄却された。よって、利用者の効用関数に混雑に関する変数は確かに含まれていることがわかる。

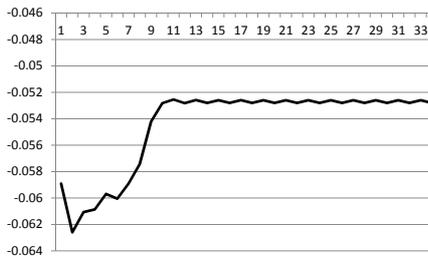
以上より、利用者は確かに混雑により不効用を被っていることがわかった。より子細に述べると、やはりスケジュール制約による影響が大きいものの、利用者は「混雑」と「スケジュールと乖離した到着」の両者より不効用を被っているということが判明した。

(3) NPL の収束に関する考察

a) 通常の NPL による推定の観察結果

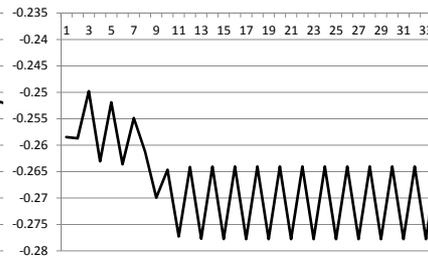
Kasahara and Shimotsu(2012) による mapping の更新を行わず、通常の NPL アルゴリズム (すなわち式 (3.1) における $\alpha = 1$) による推定を行った際の、 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}|$ ($\xi_s \in \Xi = (\beta_{TE}, \beta_{TL}, \gamma_{CRI})$, z は繰り返し回数) の動きは以下の図 - 11 のようになる。十分小さな値で収束せず、0.013705 周辺で止まってしまうことがわかる。このとき、各パラメータ $\beta_{TE}, \beta_{TL}, \gamma_{CRI}$ の動きは図 - 12 から図 - 14 のようになる。

いずれのパラメータも、収束には至らず 2 つの値で振動していることがわかる。この 2 種類の推定パラメータは、以下の表 - 3 のようになる。(odd) は奇数回目の結果で、189 回目の結果を、(even) は偶数回目の結果で、190 回目の結果を記す。比較のため、(2) の推定結果も記載する。全体を通して、符号や変数間の係数同士の大小関係、有意性などの大きな傾向の変化は見られないが、



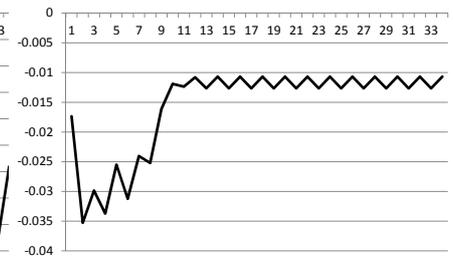
(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\beta}_{TE}^z - \hat{\beta}_{TE}^{z-1}|$)

図 - 12 β_{TE} の動き ($\alpha = 1$)



(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\beta}_{TL}^z - \hat{\beta}_{TL}^{z-1}|$)

図 - 13 β_{TL} の動き ($\alpha = 1$)



(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\gamma}_{CRI}^z - \hat{\gamma}_{CRI}^{z-1}|$)

図 - 14 γ_{CRI} の動き ($\alpha = 1$)

表 - 3 通常の NPL を用いた際の推定結果

説明変数	(odd)	(even)	(2)
TE(分)	-0.0528 *** (-17.7)	-0.0526 *** (-18.2)	-0.0556 *** (-17.3)
TL(分)	-0.264 *** (-11.0)	-0.277 *** (-11.5)	-0.274 *** (-11.5)
CRI(分・% ²)	-0.0107 *** (-5.71)	-0.0127 *** (-6.43)	-0.0174 *** (-6.93)
初期尤度	-1146.726	-1146.726	-1146.726
最終尤度	-529.716	-525.070	-519.401
調整済み尤度比	0.535	0.539	0.544
サンプル数	640	640	640
AIC	1065.431	1056.140	1044.801
α			0.7
推定回数			189

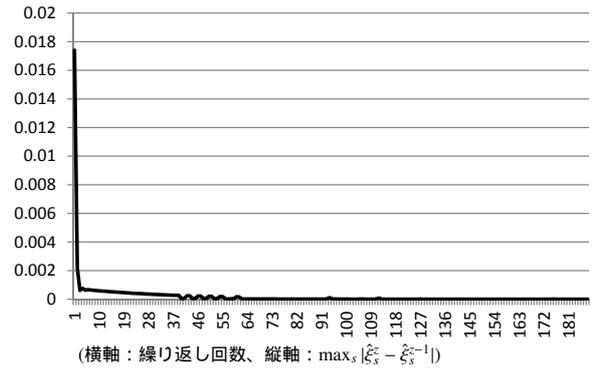
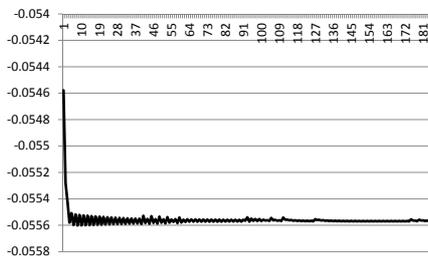


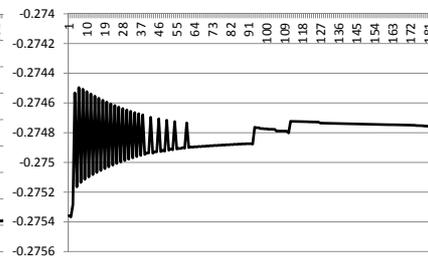
図 - 15 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}|$ の動き ($\alpha = 0.7$)

() 内は t 値, ***:1% 有意, **:5% 有意



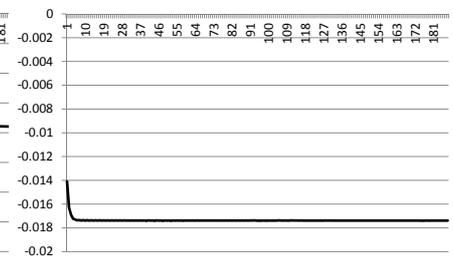
(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\beta}_{TE}^z - \hat{\beta}_{TE}^{z-1}|$)

図 - 16 β_{TE} の動き ($\alpha = 0.7$)



(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\beta}_{TL}^z - \hat{\beta}_{TL}^{z-1}|$)

図 - 17 β_{TL} の動き ($\alpha = 0.7$)



(横軸：繰り返し回数、縦軸： $|\hat{\gamma}_{CRI}^z - \hat{\gamma}_{CRI}^{z-1}|$)

図 - 18 γ_{CRI} の動き ($\alpha = 0.7$)

(2) における結果の値がいずれも小数点第二、三位周辺で大きくなっているなどの違いは観測される。奇数回目、偶数回の結果の TE 、 TL 、 CRI の 3 パラメータ推定値の比率を計算すると、奇数回目 (odd) では 1:5.00:0.20 で、偶数回目 (even) では 1:5.28:0.24 であった (推定 (2) は 1:4.94:0.31)。

b) $\alpha = 0.7$ のときの観察結果

Kasahara and Shimotshu(2012) の方針に基づき推定を行った結果、 α が 0.7 であるとき、収束条件 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}| < 10^{-6}$ において収束に至った。収束に至るまでの $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}| (\xi_s \in \Xi)$ 、横軸は繰り返し回数、今回収束に至るまでの回数は 189) の動きは図 - 15 のようになる。

通常の NPL による推定とは異なり、収束に向かう動きをすることがわかる。このとき、各パラメータ β_{TE} 、 β_{TL} 、 γ_{CRI} の動きは図 - 16 から図 - 18 のようになる。

各変数のパラメータの動きも、通常の NPL での動きと異なり、途中からは振動を起こさず、一定値に向かって行っていることがわかる。

c) NPL のパラメータ α の影響

Kasahara and Shimotshu(2012) の手法を用いるにあたって、本研究では、可能な限り通常の NPL との差異を出さないようにするため、なるべく α の値は 1 に近いものを選択する方針で検討を行った。その結果、 α が

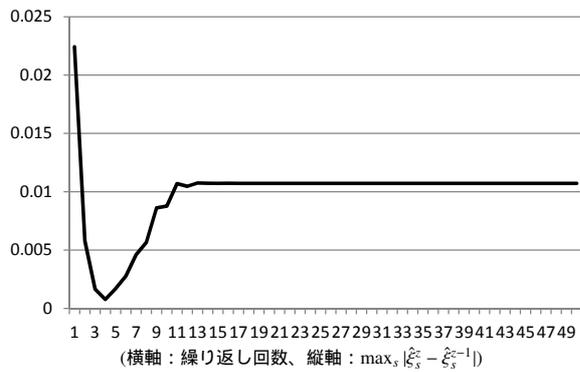


図 - 19 $\max_s |\hat{\xi}_s^\alpha - \hat{\xi}_{s-1}^\alpha|$ の動き ($\alpha = 0.8$)

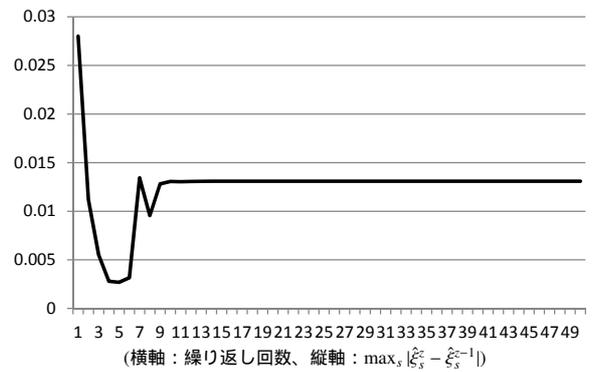


図 - 20 $\max_s |\hat{\xi}_s^\alpha - \hat{\xi}_{s-1}^\alpha|$ の動き ($\alpha = 0.9$)

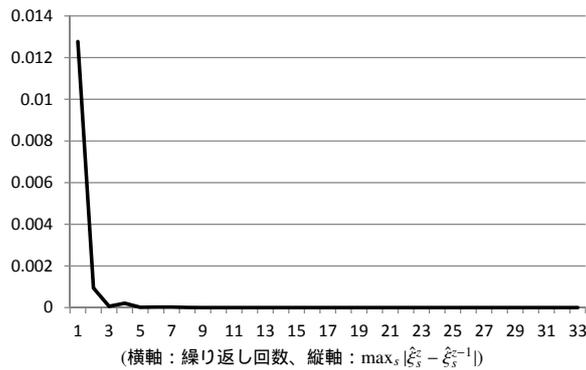


図 - 21 $\max_s |\hat{\xi}_s^\alpha - \hat{\xi}_{s-1}^\alpha|$ の動き ($\alpha = 0.6$)

表 - 4 $\alpha = 0.6$ の推定結果

説明変数	(8)
TE(分)	-0.0539 *** (-17.5)
TL(分)	-0.278 *** (-11.6)
CRI(分・% ²)	-0.0133 *** (-6.44)
初期尤度	-1146.726
最終尤度	-523.573
調整済み尤度比	0.541
サンプル数	640
AIC	1053.146
α	0.6
収束までの推定回数	34

() 内は t 値, ***:1% 有意, **:5% 有意

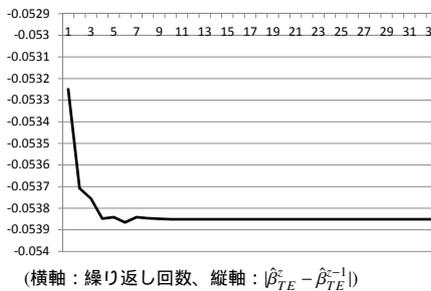


図 - 22 β_{TE} の動き ($\alpha = 0.6$)

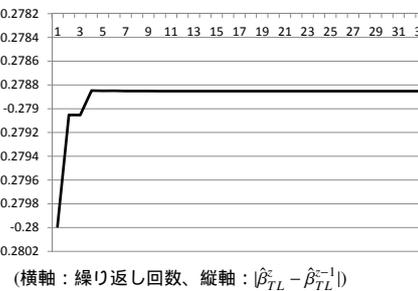


図 - 23 β_{TL} の動き ($\alpha = 0.6$)

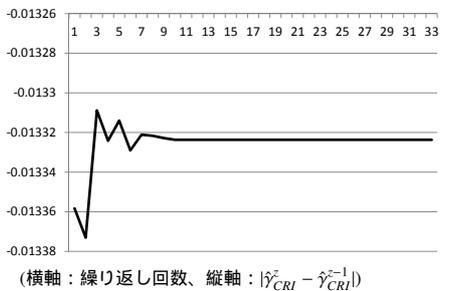


図 - 24 γ_{CRI} の動き ($\alpha = 0.6$)

0.8 および 0.9 の際は、結果的に図 - 19, 図 - 20 のような通常の NPL(すなわち $\alpha = 1$) と近い動きをし、収束しなかった。

α が 0.6 の際には、収束条件を $\max_s |\hat{\xi}_s^\alpha - \hat{\xi}_{s-1}^\alpha| < 10^{-6}$ よりも強くしても (10^{-15} 程度)、少ない回数でかつ収束に至るまでの各変数の振動も少なくなった。収束に至るまでの $\max_s |\hat{\xi}_s^\alpha - \hat{\xi}_{s-1}^\alpha|$ の動きは図 - 21 のようになる。表 - 4 はこの時の推定結果である。TE, TL, CRI の 3 パラメータ推定値の比率は 1:5.17:0.25 であった(推定(2)は 1:4.94:0.31)。しかし、 α が 0.7 における結果の方が、わずかではあるが尤度比や AIC がより良い値を

示したので、 $\alpha = 0.7$ の結果を採用した。

また $\alpha = 0.6$ のとき、各パラメータ $\beta_{TE}, \beta_{TL}, \gamma_{CRI}$ の動きは図 - 22 から図 - 24 のようになる。

どの α を与えれば良いのか、またどの推定「値」が良いのかの厳密な数学的証明は、今後の課題とする。本研究においては、詳細な推定「値」には着目せず、有意性や係数の傾向を見るに留める。⁷

(4) 考察

全体の推定を通して観察された傾向について述べる。NPL によって構造推定を行った結果と、ゲーム的狀況を考慮しない通常の Logit を行った場合を比較すると、

前者の方が後者に比べ、混雑に関する変数の説明力が大きくなることが分かった。とりわけ(5)と(6)に関しては、通常のLogitによる推定である(5)では統計的に有意にならなかった混雑に関する変数が、内生性を考慮した推定である(6)では統計的に有意となった。これは、混雑が内生的に発生するものであり、その内生性を考慮することで推定結果のバイアスを修正できた結果であると考えられる。よって、「混雑は内生的に発生するものである」との考えの下で推定を行うことにより、利用者の混雑に対する影響をより適切に把握することが可能となったと考えられる。

また、推定結果から総合的な解釈を行うと、利用者は「スケジュールと乖離した到着による不効用の影響が大きいが、混雑による不効用、スケジュールと乖離した到着による不効用を共に被っている」ということになると考えられる。これは現実と整合的であると言える。

6. 結論及び今後の課題

(1) 結論

本研究では、鉄道利用者が混雑によりどのような影響を受けているのかを検証するため、鉄道混雑のメカニズムを内生的に捉え、出発時刻の選択を戦略とする情報不完備ゲームに基づき効用関数を構築した。そして構造推定によってパラメータ推定を行った。その結果、利用者は確かに混雑により不効用を被っていることが明らかとなった。また、内生性を考慮しない分析よりも混雑に対する不効用がより強く検知された。ゲーム理論を用いて混雑を内生的に捉えることにより、利用者の混雑に対する不効用をより正確に捉えることが可能となったと考えられる。一方で利用者はスケジュールによる制約も強く受けていることも明らかになっており、今後需要者側はフレックスタイム制度等の需要分散施策を、供給者側は混雑を緩和しつつ正確な運行を行うことができるような施策を検討する必要があると考えられる。

(2) 今後の課題

a) センサスのデータに関する問題

まず、本研究の分析に用いた、平成17年度大都市交通センサスのデータに関連する問題点が数点ある。

第一に、調査項目に始業時刻や希望到着時刻に関連するものが存在せず、これに関するデータを得ることができなかったことが挙げられる。本研究では、センサスの既存の調査項目における「目的地の到着時刻」のデータをもとに、先行研究で得られている始業時刻分布を割り当てることで分析を行ったが、正確な結果が得られていない可能性がある。今後はこれらの項目に

関しては、別のデータを取得する必要がある。2010年に行われた第11回大都市交通センサスにおいてはこの項目も調査されており、今後はこういったデータの使用が期待できる。

第二に、センサスの調査データからは、職種や就業形態(定時に出勤を求められるのか、またはフレックスタイム制度を導入しているか等)の情報を得ることもできなかった。出発時刻選択に、こういった要因は大きく影響してくると考えられるため、より詳細な推定を行うには、このようなデータも必要である。

第三に、センサスのデータの構造上、6時台に出発する人を含めることができなかった。実際には6時台に乗車をする利用者も多数おり、より現実に即した分析を行うためにはこのような利用者も考慮に入れる必要がある。

第四に、同じくセンサスのデータの構造上、出発時刻を30分刻みにせざるを得なかった。利用者のより子細な意思決定を分析するにはさらに刻み幅を小さくする必要はある。

b) サンプリングに関する問題

次なる問題点として、分析対象を東急田園都市線の中央林間・渋谷間のみを利用している者に絞ったことがある。この理由は、半蔵門線の明確な断面交通量のデータが欠損していたことや、データ処理の難解さ等が挙げられるが、田園都市線の実際の利用者のうち、直通運転を行っている半蔵門線まで乗車を続ける者や、途中で乗り換えを行う者が多数存在する。より現実に即した分析を行うためには、このような利用者も考慮に入れる必要がある。例えば、乗り換えを数回繰り返して目的地によりやく到達するような利用者は、田園都市線内に目的地がある利用者とは比べ、家を早く出ることが考えられ、時間帯に関する利用者の分布が変わる可能性がある。また、サンプルサイズも640程度であり、十分に大きいとは言い切れない。今後は今回含むことができなかった利用者もサンプルに含め、さらにサンプルサイズの拡大も行いたい。また、東急田園都市線以外の路線についても分析を行いたい。また、本研究における分析では、サンプル中の通学利用者の割合が非常に小さかったため、通勤利用者と通学利用者では、特に時間制約に関する効用が異なる可能性がある。このようなこれらを分けた分析を行いたい。

c) モデルに関する問題

利用者の効用を規定する要因として、例えば所要時間や乗車時間といった、本研究で扱ったもの以外の要素が含まれている可能性がある。とりわけ、乗車時間については、本研究でも当初は考慮に置いたものの、Conditional Logitによる推定を行うためのデータ作成上の制約及び推定における不安定さから説明変数から除

外した。同様に乗車時間を除外した岩倉・原田 (2005) においても乗車時間について詳しく言及を行っている。それによると、先行研究でも所要時間のパラメータは不安定であり、またそもそも利用者は所要時間について十分に認知していないことも考えられるため、サービス水準の知覚値に関する分析も必要であるとしている。今後はそのような面も考慮した上で、新たな変数を含めて分析を行いたい。

また、混雑率指標として、本研究と異なる指標を用いている研究が多くある。これはあくまで「指標」であるが、今後は異なる指標についても本モデルを適用し、そのような指標でも混雑が利用者に負の効用を与えているのか否かも検討していきたい。

また、本研究においては Nested logit モデルや Ordered GEV モデルが不適切であったため、Logit モデルを用いたが、未だ IIA の仮定についての不安も残る。今後は以上のような closed-form のモデルにとどまらず、Probit モデルなどの open-form のモデルの適用を検討していきたい。また、利用者の多様性を考慮したや Mixed logit モデル等についても考えたい。

また、本研究のモデルはある時刻における混雑の割合が増すほどに当該時刻の選択確率が減少する構造を持っているため、複数均衡は発生しないと考えられるが、その点は未だ曖昧である。複数均衡が存在するかの理論面の追究及び存在した場合、それに対応した推定手法についても検討の余地がある。

さらに、効用関数 (2.1) において、推定を計算機に任せため、効用の値が全く同値になる場合の考慮を十分にしていない。直感的には各個人の希望到着時間により近い時刻と考えられるが、今後厳密な議論を進めたい。

d) 推定手法に関する問題

本研究では構造推定の手法として NPL を適用したが、NPL の収束条件等の妥当性には未だ曖昧な部分が多くあり、分析手法を提示するという意味合いが強くなってしまい、分析自体は簡易なものに留まった。今後は、より厳密な推定法を探し、適用していきたい。また、この推定手法の数学的妥当性についても、今後詳細に分析していきたい。

e) 推定結果の解釈に関する問題

本研究では Logit モデルを用いたため、また時間に関する説明変数と混雑に関する説明変数の単位の違いなどから、両者のトレードオフ関係の詳細な分析まで行うことができなかった。今後は異なるモデルを考えるなどを通じ、両者の影響の大小を比較検討したい。また、本論文では通常の Logit による推定と、NPL を用いた構造推定の結果の違いを各推定値の t 値の変化やモデルの適合度の変化を見ることで判断したが、統計的

有意に違いが存在するか否かについての検定法についても模索し、適用していきたい。

注記

- θ_{ik} は、後に説明するランダム項としての性質を持っており、意思決定者の性格、嗜好、属性や観測されている属性の中の測定・観測誤差、本来用いたい変数の代わりに代理変数を用いることの影響など、分析者に観察できない情報を含んでいる。ここでは、それらを総じて「意思決定者の利得に関する私的な情報を表現する変数」とし、タイプと総称する。
- 収束についての簡単な考察は付録に示す。子細な α の与え方については議論の余地が残るが、今後の課題とする。
- 出発時刻選択に関わる大きな要因の一つとして含めるべき変数に、乗車時間がある。当初は乗車時間を式 (4.1) に独立に含めることを検討した。しかし、データとしては同じ時間・区間・優等か普通かといった車種でも個人によって申告している乗車時間にとりも大きなばらつきがあり、十分に信頼がおけるものではなく、推定に関してもパラメータが不安定で、構造推定を行う際の収束を阻害する大きな要因となってしまったため、本分析においては除外した。
- 家田ら (2002) も、大都市交通センサスを用い分析を行っている。家田ら (2002) では始業時刻の導出に当たり、外部ソースからの統計分布による当てはめを行っている。岩倉・原田 (2006) では、混雑率の算出のみに大都市交通センサスのデータを使用しているが、利用者個人のデータについては別の調査結果を用いている。その際、大都市交通センサスに始業時刻の項目がないことの問題点についての言及もある。
- センサスから混雑率の算出を行った理由としては、次節の推定で用いるため及び東急田園都市線の利用状況の把握のためである。
- Hausman-McFadden Test は、「IIA が成立すれば、選択肢の部分集合を用いた推定値は、選択肢の完全集合を用いた推定値と統計的に有意に異なるまい」という考えに基づくものである。検定統計量は

$$(\beta_s - \beta_f)' [\hat{V}_s - \hat{V}_f] (\beta_s - \beta_f)$$

である。ただし、 $\hat{\beta}_s, \hat{V}_s$ は、それぞれすべての選択肢を用いた Logit モデルの、 $\hat{\beta}_f, \hat{V}_f$ は、選択肢の数を落とした Logit モデルの推定値と漸近的共分散行列である。この統計量は推定されるパラメータの数だけの自由度を持つカイ二乗分布に従うので、これがカイ二乗臨界値よりも大きければ、IIA の仮定が成立していないということになる。

この推定においては、上記の様に選択肢の数を落とした推定を数回行う必要があり、NPL のような繰り返し計算の過程での検定が困難であったため、通常の Logit 推定に関してのみ検定を行った。その結果、検定統計量は選択肢 3 では 40.2936、選択肢 5 では 38.6954 となり、この 2 選択肢に関しては IIA の仮定が棄却されることとなった。

- なお、 α が 0.5 以下についても同様に推定を行った。その結果、すべて収束条件 $\max_s |\hat{\xi}_s^z - \hat{\xi}_s^{z-1}| < 10^{-6}$ で収束した。推定値はいずれも異なったが、CRI の t 値が NPL を用いない推定よりも一貫して高い値を示した。

参考文献

- 家田仁, 土谷和之, ファン・レ・ビレン, 岡村敏之: 大都市圏鉄道需要の時刻集中特性予測モデルの構築と首都圏鉄道ネットワークへの適用, 土木学会論文集, No.72, IV-55, pp.65-79, 2002.

- 2) 岩倉成志, 原田知可子: 都市鉄道のピーク需要分散策を念頭においた時刻別需要予測モデルの研究, 運輸政策研究, Vol.8, No.3, pp.4-15, 2005.
- 3) Viauoux, C.: Structural Estimation of Congestion Costs, *European Economic Review*, Vol.51, pp.1-25, 2007.
- 4) 柳沼秀樹, 福田大輔: ゲーム論的均衡モデルの構造推定に関する基礎的研究 -混雑緩和政策評価を対象に-, 土木計画学研究・公演集, Vol.36, paper no.30 (CD-ROM), 2007.
- 5) 柳沼秀樹, 福田大輔: 混雑外部性を内生化した離散選択モデルと構造推定, 土木計画学研究・講演集, Vol.37, paper no.225 (CD-ROM), 2008.
- 6) Harsanyi, J.C.: Games with incomplete information played by "Bayesian" players. *Management Science*, Vol.14, No.3, pp.159-182, 1967.
- 7) McFadden, D.: Conditional logit analysis of qualitative behavior, *FRONTIERS IN ECONOMETRICS*, pp.105-142, Academic Press, 1974.
- 8) Seim, K.: An empirical model of firm entry with endogenous product-type choices, *RAND Journal of Economics*, Vol.37, No.3, 619-640, 2006.
- 9) Collard-Wexler, A.: Demand Fluctuations and Plant Turnover in the Ready-Mix Concrete Industry, New York University Working Paper No.2451/26087, 2006.
- 10) Aguirregabiria, V. and Mira, P.: Sequential Estimation of Dynamic Discrete Games, *Econometrica*, Vol.75, No.1, pp.1-53, 2007.
- 11) Rust, J.: Optimal Replacement of GMC Bus Engines: An Empirical Model of Harold Zurcher, *Econometrica*, Vol.55, No.5, pp.999-1033, 1987.
- 12) Aguirregabiria, V.: Estimation of Dynamic Discrete Games Using the Nested Pseudo Likelihood Algorithm: Code and Application, Unpublished, 2009.
- 13) Kasahara K. and Shimotsu K.: Sequential Estimation of Structural Models with a Fixed Point Constraint, *Econometrica*, Forthcoming, 2012.
- 14) Pesendorfer, M. and Schmidt-Dengler, P.: Sequential estimation of dynamic discrete games: a comment. *Econometrica*, Vol.78, No.2, pp.833-842, 2010.
- 15) Vickrey, W.: Congestion Theory and Transport Investment, *American Economic Review*, Vol. 59, Issue. 2, pp.251-260, 1969.