

# 高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けた 非IIA型経路選択モデルの特性分析 — 改良型 C-Logit モデルの提案 —

日比野 直彦<sup>1</sup> ・ 兵藤 哲朗<sup>2</sup> ・ 内山 久雄<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 正会員 博(工) (財) 運輸政策研究機構 運輸政策研究所 (〒105-0001 東京都港区虎ノ門3-18-19)  
E-mail : hibino@jterc.or.jp

<sup>2</sup> 正会員 工博 東京海洋大学 助教授 海洋工学部流通情報工学科 (〒135-8533 東京都江東区越中島2-1-6)  
E-mail : hyodo@e.kaiyodai.ac.jp

<sup>3</sup> フェロー会員 工博 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 : uchiyama@rs.noda.tus.ac.jp

東京首都圏のように高密度な鉄道ネットワークを有している地域における鉄道経路選択行動分析では、非IIA型の経路選択モデルが適している。そのため、選択枝間の重複を考慮したモデルが、今までにも幾つか提案されている。しかしながら、それらのモデルの特性は未だ明らかとなっておらず、如何なるケースでどのモデルを適用すべきかといった適用条件の考察は不十分である。本論文は、既存の非IIA型経路選択モデルである構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル、C-Logitモデルの特性を明らかにすることを目的とし、それらを比較することを試みるものである。また、その比較を通して得られる各モデルの特性に基づき、高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けて、C\*-Logitモデルを提案する。

**Key Words :** *railway route choice behavior, characteristics of non-IIA route choice models, Multinomial Probit model with structured covariance matrix, Mixed Logit model, C-Logit model*

## 1. はじめに

東京首都圏は、東京駅を中心に半径約70kmに及び、その中に1,500駅以上の鉄道駅（うち乗換えターミナル約250ターミナル）が存在している。東京首都圏のように高密度な鉄道ネットワークを有している地域では、同一の発着地に対して複数の経路が存在しており、その経路間に重複がある場合が数多く見られる<sup>1)</sup>。このような地域における鉄道経路選択分析には、選択枝の独立性が必ずしも保証されていないことから、選択枝集合の類似性を表現できる非IIA型経路選択モデルが適しているとされている<sup>2)</sup>。非IIA型経路選択モデルとして、構造化プロビットモデル<sup>3),4)</sup>、Mixed Logitモデル<sup>5),6)</sup>、C-Logitモデル<sup>7),8)</sup>、Path-Size Logitモデル<sup>9)</sup>、Link-Nested Logitモデル<sup>10)</sup>等のモデルが20世紀の後半に提案されており、それらを体系的にまとめた論文も既に発表されている<sup>11),12)</sup>。しかしながら、これらのモデルを実際に適用するには、幾つかの問題点が残っている。その代表的なものとして、同一のデータを使用しているにもかかわらず、適用するモデルや代替経路の設定方法によって、その分析結果が異なるこ

とが挙げられる。これに対して、各モデルの推定特性を比較した研究<sup>13),14),15),16),17)</sup>や選択枝集合の設定方法を検討した研究<sup>17)</sup>がなされ、それらの特性の一端は示されつつあるものの、如何なるケースでどのモデルを適用すべきかといった適用条件については検討が未熟であり、実適用に向けては、さらなる検討が必要であると言わざるを得ない。

また、経済状況の低迷、高齢社会の進展、価値観の多様化等を背景に、鉄道整備に関しても既存インフラの有効活用による効率性の向上や各種サービスの質的向上が求められるようになってきており、近年、これに対応して様々な施策が考えられている<sup>18),19)</sup>。これらの施策を評価する上では、鉄道駅アクセス環境整備や乗換え駅施設整備といった言わばミクロな変化に対応し、その整備効果を計測可能な分析が必要である。換言すれば、鉄道需要やネットワークフローの変化を予測する際に適用する経路選択モデルは、今まで以上に正確に現象を表現できるものでなくてはならない。それゆえに、先述の問題点であるモデルの違いにより生ずる分析結果の差についてさらに考察をし、各モデルの特性の把握を試みることは、

予測精度を向上させ、正しく施策を評価するためにも極めて重要なことである。

そこで、本論文では、既存の非IIA型経路選択モデルのうち、高密度な鉄道ネットワークに対して過去適用事例があった、もしくは、現在適用が検討されている構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル、C-Logitモデルの3モデルを取り上げ、その特性を明らかにすることを目的とする。本論文は、その第一歩として、仮想データに各モデルを適用してパラメータを推定し、その中の重複を表現するパラメータ同士の関係および各モデルの重複を表現するパラメータと選択確率の関係を探ることにより、各モデルの特性を例証するものである。また、それらの結果に基づき、高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けて、新たなモデルを本論文において提案する。

## 2. 構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル、C-Logitモデルの概要と位置づけ

### (1) 構造化プロビットモデル<sup>3),4),20)</sup>

構造化プロビットモデルは、Multinomial Probitモデルの効用関数の誤差項を構造化することにより、経路の重複距離を用いて選択枝の類似性を表現することが可能なモデルである。式(1)~(5)に基本式を示す。ここで、選択枝*i*に関して、 $U_i$ は効用、 $V_i$ は確定効用、 $\varepsilon^1$ は単位長さ当たりに発生する誤差、 $\varepsilon^0$ は選択枝固有の誤差、 $P$ は選択確率、 $R$ は総経路数、 $\sigma_1^2$ は単位長さ当たりに発生する誤差分散、 $\sigma_0^2$ は選択枝固有の誤差分散、 $L$ は経路長、 $L_{ij}$ は経路*i*と経路*j*の重複経路長である。なお、選択枝が4枝以上になると、パラメータ推定にシミュレーション法を用いた近似計算を行なう必要がある。

$$U_i = V_i + [\varepsilon_i^1 + \varepsilon_i^0] \quad (1)$$

$$P_i = \int_{\varepsilon_1=-\infty}^{\varepsilon_1+V_1-V_i} \cdots \int_{\varepsilon_r=-\infty}^{\varepsilon_r+V_1-V_j} \Phi(\varepsilon) d\varepsilon_j \cdots d\varepsilon_1 \quad (2)$$

$$\Phi(\varepsilon) = (2\pi)^{-\frac{J}{2}} |\sigma_p|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \varepsilon \sigma_p^{-1} \varepsilon^T\right) \quad (3)$$

$$\eta = \sigma_1^2 / \sigma_0^2 \quad (4)$$

$$\sigma_p = \sigma_0^2 \begin{pmatrix} L_1\eta + 1 & L_{12}\eta & \cdots & L_{1J}\eta \\ L_{12}\eta & L_2\eta + 1 & \cdots & L_{2J}\eta \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{1J}\eta & L_{2J}\eta & \cdots & L_J\eta + 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

### (2) Mixed Logitモデル<sup>5),6)</sup>

Mixed Logitモデルは、Error Components Logitモデル<sup>21)</sup>を発展させたモデルに位置づけられ、Multinomial Logit

モデルの効用関数の誤差項を平均0の正規確率分布に従う誤差 $\xi_i$ と選択枝、個人間で相互独立するGumbel分布(IID Gumbel分布)に従う誤差 $\varepsilon_r$ に分離するモデルである。式(6)~(11)に基本式を示す。ここで、選択枝*i*に関して、 $P$ は選択確率、 $f(\xi|\Omega)$ は $\xi$ の確率密度関数である。式(6)の $\xi_r$ を $N(0, \omega^2)$ に従う確率変数ベクトル $\mu$ と選択枝*i*に関する特性ベクトル $z_i$ に分離したものが式(9)である。なお、パラメータ推定には、確率変動成分に対してシミュレーション法を用いる必要がある。

$$U_i = V_i + [\xi_i + \varepsilon_i] \quad (6)$$

$$P_i = \int \Psi_i(\xi) f(\xi|\Omega) d\xi \quad (7)$$

$$\Psi_i(\xi) = \frac{\exp(V_i + \xi_i)}{\sum_j \exp(V_j + \xi_j)} \quad (8)$$

$$U_i = V_i + [\mu z_i + \varepsilon_i] \quad (9)$$

$$\lambda = 6\omega^2 / \pi^2 \quad (10)$$

$$\sigma_m = \frac{\pi^2}{6} \begin{pmatrix} L_1\lambda + 1 & L_{12}\lambda & \cdots & L_{1J}\lambda \\ L_{12}\lambda & L_2\lambda + 1 & \cdots & L_{2J}\lambda \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{1J}\lambda & L_{2J}\lambda & \cdots & L_J\lambda + 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

### (3) C-Logitモデル<sup>7),8)</sup>

C-Logitモデルは、誤差項の構造化により重複を表現する構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデルとは異なり、Multinomial Logitモデルの確定項にCommonality Factorと名づけられた変数 $CF_i$ を入れることで、類似性を表現するモデルである。IIA特性により重複経路を含む選択枝が過剰推計される問題に対して、確定項 $CF_i$ により、経路長に対する重複長の値を基準に当該経路の効用を低く推計するようにしたものである。ゆえに、Multinomial Logitモデルのプログラムを用いて、パラメータ推定を行なうことが可能である。式(12)~(14)に基本式を示す。ここで、 $\beta$ は重複を表現するパラメータ、 $\gamma$ は定数である。Cascettaらは、モデル提案の際にC-LogitモデルとMultinomial Probitモデルの推計結果を比較し、Multinomial Probitモデルに近似するよう $\gamma$ を「often 1 or 2」としている。

$$U_i = V_i - CF_i + \varepsilon_i \quad (12)$$

$$P_i = \frac{\exp(V_i - CF_i)}{\sum_j \exp(V_j - CF_j)} \quad (13)$$

$$CF_i = \beta \ln \sum_j \left( L_{ij} / \sqrt{L_i L_j} \right)^\gamma \quad (14)$$

#### (4) 本論文における各モデルの位置づけ

構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル、C-Logitモデルは、先述のとおり3モデルとも経路重複を考慮できる式形ではあるが、発展経緯の差からその性質は大きく異なるものである。それらを踏まえ、理論性および操作性の観点から各モデルの位置づけを行なう。

構造化プロビットモデルは、誤差項を完全に正規分布に仮定していることから、誤差項をIID Gumbel 分布に仮定しているLogitモデルよりも、誤差項の展開に関して一般性が高く、理論的に優れたモデルと位置づけられる。C-Logitモデルは、シミュレーション法を用いることなく、パラメータ推定やネットワーク配分計算ができるといった利点を有したモデルである。ad hocなモデルではあるが、操作性に関しては非常に優れており、実用的なモデルと位置づけられる。Mixed Logitモデルは、「全てのランダム効用モデルを近似できる」と記されている<sup>22)</sup>ように、極めて柔軟に誤差構造を表現し得る離散選択モデルである。それゆえに、経路選択においても既に適用が考えられており、Probitモデルに高い精度で近似可能であることも示されている<sup>14), 15)</sup>。しかしながら、操作性に関しては、シミュレーション法を用いる必要があることからC-Logitモデルには及ばず、理論性および操作性の観点からは3モデルの中間に位置づけられる。

これらのモデルを高密度なネットワークへ適用するために、幾つかの方法が考えられる。例えば、①シミュレーション法を改良して構造化プロビットモデルおよびMixed Logitモデルの操作性を上げる方法、②各モデルを適用してパラメータを推定し、ネットワーク配分計算等には、条件に応じて推定パラメータを使い分ける方法、③操作性に優れたC-Logitモデルの適用条件を明らかにする方法等が挙げられる。

①の方法に関しては、乱数発生数を減少させ推定速度を向上させるためにGHK法を構造化プロビットモデルに適用すること<sup>20)</sup>や、推定精度を向上させるために乱数の生成にHalton法を適用すること<sup>23)</sup>等のシミュレーション法の改良の試みは既に見られるものの、推定速度においてはLogitモデルに及ばないのが現状であり、実適用に向けては、さらなる改良が必要であろう。②の方法に関しても既に試みはされており、東京首都圏を対象とした鉄道ネットワーク配分において、構造化プロビットモデルとMultinomial Logitモデルを併用することにより計算時間の短縮を図る方法が採られている<sup>24)</sup>。しかしながら、先に述べたとおり、今後必要とされるマイクロな変化に対応し得る詳細かつ高精度の分析には、非IIA型の構造化プロビットモデルを適用し、重複の影響を考慮すべき路線が増えるのは必定であり、この方法も十分とは言い難い。③の方法に関しては、C-Logitモデルの適用条件を明らか

にした研究はなく、試みはされていないが、コンピュータハードウェアおよびシミュレーション法の飛躍的な発展によりProbitモデルの操作性が向上するまでの代替方法に、さらには今後の新たな分析方法になり得るものであると考える。現段階において高密度な鉄道ネットワークへの実適用を考えるならば、操作性の高いC-Logitモデルの適用条件を明確にし、その推定精度を議論していくことは必要である。そこで、この方法の実現に向けて、各モデルの比較を通して特性および適用条件を明示することを目的とし、以降分析を進める。

### 3. 分析方法

#### (1) 分析フローおよび分析ネットワーク

まず、図-1に示す1 OD - 3 Routes ( $R_1, R_2, R_3$ )の簡単なネットワークを対象として仮想データセットを作成し、そのデータセットに各モデルを適用してパラメータを推定する。次に、重複を表現するパラメータ同士の関係および各モデルの重複を表現するパラメータと $R_1$ の選択確率 $P(R_1)$ の関係から3種類のモデルの特性を例証する。ここで、 $t_1$ は $R_1$ の所要時間、 $t_2$ は $R_2$ と $R_3$ の重複時間、 $t_3, t_4$ は $R_2, R_3$ の非重複部の各所要時間、 $d_{23}$ は $R_2$ と $R_3$ の重複率である。モデル構築に使用する確定項の変数は、所要時間、運賃とする。

$$\begin{cases} R_1 : T_1 = t_1 \\ R_2 : T_2 = t_2 + t_3 \\ R_3 : T_3 = t_2 + t_4 \end{cases} \quad (15)$$

$$d_{23} = \frac{t_2}{\sqrt{T_2 T_3}} \quad (16)$$

#### (2) 重複を表現するパラメータの設定

構造化プロビットモデルでは、分散共分散行列を式(17)のように設定し、確定項の変数パラメータと誤差項の分散比 $\eta$ を、GHKアルゴリズムを用いた解法により推定する。なお、本分析ではHalton法により100個の乱数を発生させることとする。

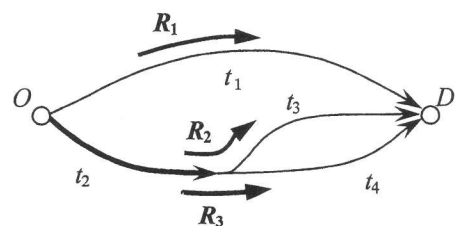


図-1 分析ネットワーク

$$\sigma_p = \sigma_0^2 \begin{pmatrix} T_1\eta+1 & 0 & 0 \\ 0 & T_2\eta+1 & t_2\eta \\ 0 & t_2\eta & T_3\eta+1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

Mixed Logitモデルの特性ベクトル $z_i$ および分散共分散行列を式(18), 式(19)のように本分析では設定し, 確定項の変数パラメータと $\lambda$ をシミュレーション法により推定する. ここでは, 構造化プロビットモデルと同様にHalton法を用いて, 200個の乱数を発生させている.

$$z_1 = \begin{bmatrix} t_1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad z_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ t_2 \\ t_3 \\ 0 \end{bmatrix} \quad z_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ t_2 \\ 0 \\ t_4 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\sigma_m = \frac{\pi^2}{6} \begin{pmatrix} T_1\lambda+1 & 0 & 0 \\ 0 & T_2\lambda+1 & t_2\lambda \\ 0 & t_2\lambda & T_3\lambda+1 \end{pmatrix} \quad (19)$$

C-Logitモデルでは,  $CF_i$ を式(20)のように設定し, 確定項の変数パラメータと $\beta$ を推定する.

$$\begin{cases} CF_1 = \beta \ln(1) \\ CF_2 = CF_3 = \beta \ln(1 + d_{23}^2) \end{cases} \quad (20)$$

なお, 本分析は, 東京首都圏のような高密度な鉄道ネットワークへの実適用を想定しているため, 列車種別を明確に考慮できるように, 各モデルにおける重複を距離ではなく時間を用いて表現している.

### (3) 仮想データセットの作成手順および設定

以下に記す①から④の手順に従い仮想データセットを作成する.

- ① 重複率 $d_{23}$ を与え, 表-1の設定の平均, 標準偏差で正規乱数を発生させることにより所要時間および運賃の仮想LOSデータを作成する. なお, 仮想LOSデータをより現実に近いものにするために, 東京首都圏を対象として行なった「通勤・通学時の鉄道経路選択行動に関する調査」<sup>1)</sup>および「平成12年 大都市交通センサス」<sup>2)</sup>の結果を基に表-1は設定している.
- ② 作成された仮想LOSデータに対して, 表-1のパラメータと重複を表現するパラメータを与え, 各選択肢の選択確率を計算する.
- ③ 算出された選択確率と一様乱数(0~1)からサンプル毎の選択結果を決定する.
- ④ ①から③を繰り返して1,000サンプル作成し, これを1つの仮想データセットとする.

表-1 仮想データの設定

	平均	標準偏差	パラメータ
所要時間	60 (分)	15 (分)	-0.20
運賃	1.200 (千円)	0.300 (千円)	-10.00

表-2 推定結果

	平均	標準偏差
所要時間 (分) (t値)	-0.20 (-6.70)	0.10 (4.71)
運賃 (千円) (t値)	-9.83 (-9.37)	4.55 (7.41)
尤度比	0.19	0.06
的中率 (%)	55.00	6.66
時間評価値 (円/分)	20.56	4.50

なお, 本分析では,  $d_{23}$ を{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, Mix(正規乱数(0.2~0.8)を発生させた場合)}の5ケースとする. また, 重複を表現するパラメータは, 構造化プロビットモデルでは,  $\eta$ を{0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05}の5ケース, Mixed Logitモデルでは,  $\lambda$ を{0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05}の5ケース, C-Logitモデルでは,  $\beta$ を{0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7}の5ケースとする. これら同ケースにおいて各10個ずつ作成し, 合計 750 (=5×5×3×10) 個の仮想データセットを作成する. この設定は, 筆者らの先行研究<sup>26)</sup>の知見を基にしている. 先行研究では,  $d_{23}$ を{0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, Mix}の8ケース,  $\beta$ を{-0.5, 0.0, 0.5, 1.0, 1.5}の5ケース, 各20個ずつの合計800 (=8×5×20) 個のC-Logitモデルから作成された仮想データセットを用いて特性比較分析をし, 「各モデルの重複を表現するパラメータ同士の関係には, 重複率が強く影響している」という知見を得ている. これを踏まえ, 本稿では, さらに構造化プロビットモデル, Mixed Logitモデルからの仮想データセットを加えることで, より一般的な仮想データセットとなるよう配慮を加えている.

## 4. 分析結果

### (1) 重複を表現するパラメータ同士の関係

上述の750個の仮想データセットに対して, 構造化プロビットモデル, Mixed Logitモデル, C-Logitモデルの3モデルを適用した2,250 (=750×3) 個のすべての推定結果の平均と標準偏差を表-2に示す. 表-2より所要時間および運賃のパラメータ, 時間評価値ともに設定した値に近くなっていることが見て取れる. また, すべての仮想データセットの推定結果を概観すると, 以下の2つの特徴が見られる. ① 尤度比, 所要時間および運賃の値



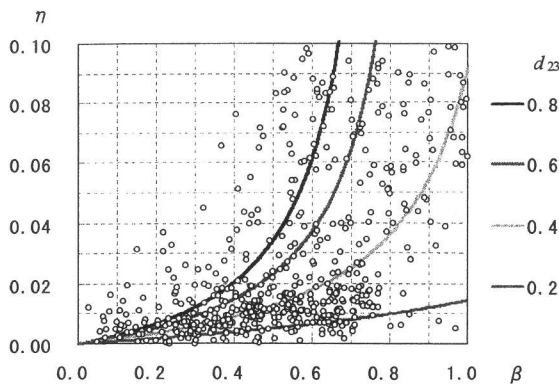


図-2 βとηの関係

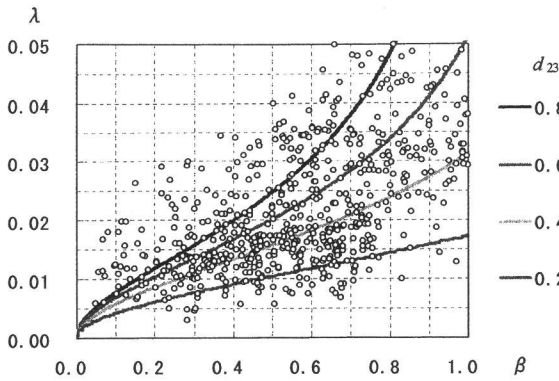


図-3 βとλの関係

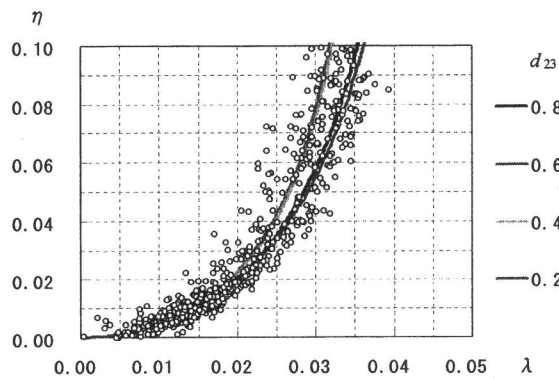


図-4 λとηの関係

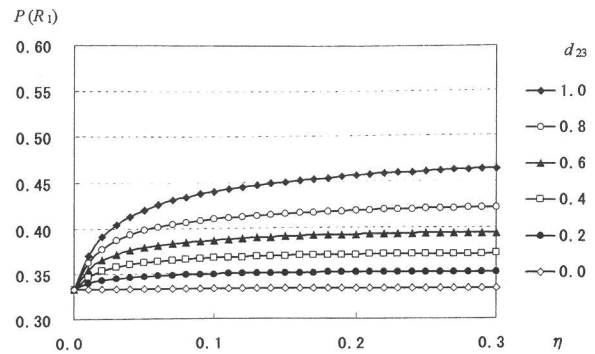


図-5  $d_{23}$ 別のηと $P(R_1)$ の関係

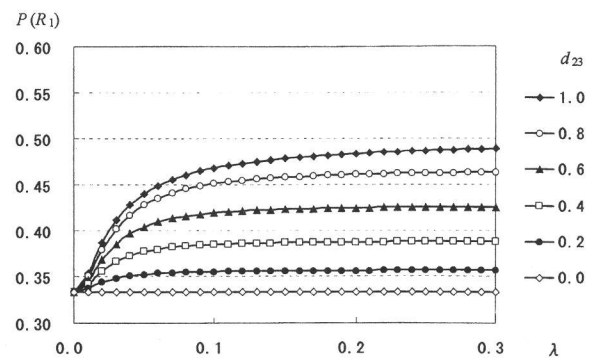


図-6  $d_{23}$ 別のλと $P(R_1)$ の関係

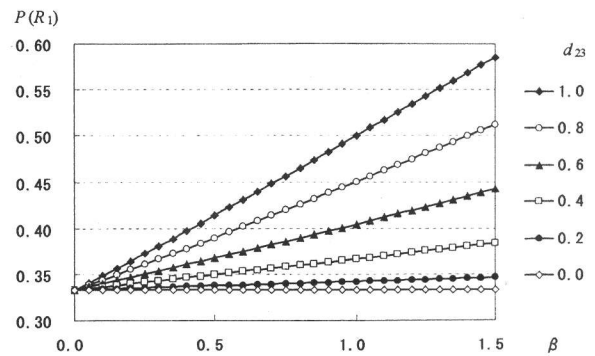


図-7  $d_{23}$ 別のβと $P(R_1)$ の関係

は安定して高い値を示す、② 重複を表現する変数以外のパラメータは、3モデルにおいてほぼ等しい値を示すといった特徴である。

図-2, 図-3, 図-4は、各モデルの重複を表現するパラメータη, λ, βを比較したグラフである。ここで、グラフ中の○はすべての仮想データセットの推定結果を用いたものであり、実線は $d_{23}$ 別に算出した理論値を結んだものである。理論値とは、所要時間、運賃のLOSをそれぞれ設定値の60分、1,200円に、それらのパラメータをそれぞれ-0.20, -10.00に固定したときのη, λ, βの関係を表したものである。図-2, 図-3, 図-4より、βとη, βとλ, λとηの関係は、ともにばらつきは見られるものの、いずれの場合においても指数曲線的な正の相関関係があることが見て取れる。また、βとηの関

係およびβとλの関係には、βが大きくなるにつれてη, λの分散が大きくなるといった傾向がある。本分析より、仮想データセットをどのモデルで作成しても、各モデルの重複を表現するパラメータη, λ, βの間には、少なからず何らかの関係があり、その関係は重複率に強く影響を受けていることが確認できる。

## (2) 重複を表現するパラメータと $P(R_1)$ の関係

η, λ, βの間に見られる関係を明らかにするために、個々のモデルについて調べる。図-5, 図-6, 図-7に各モデルにおける重複を表現するパラメータと $P(R_1)$ との関係を $d_{23}$ 別に表わし、それらの比較を行なうことで特性の把握を試みる。なお、その他の影響を無視するために、ここではお経路の所要時間および運賃のLOSは等しく

し、60分、1,200円と設定している。図-5、図-6、図-7より、C-Logitモデルでは $\beta$ が大きくなればなるほど選択確率の上限値1に近づくのに対し、構造化プロビットモデルおよびMixed Logitモデルでは1に近づくのではなく、それよりも小さな値の上限値を持つことが見受けられる。C-Logitモデルでは、選択肢の類似性を表現する方法が、構造化プロビットモデルおよびMixed Logitモデルとは異なり、確定項で表していることからこの差は生じている。また、構造化プロビットモデルとMixed Logitモデルを比較すると、 $d_{23}$ が同じ場合では、構造化プロビットモデルよりもMixed Logitモデルの方が大きい収束値を持つことが見て取れる。

ここで、改めて $P(R_1)$ と $d_{23}$ との関係を考える。例えば、 $d_{23}$ が0の場合は、各経路は独立と見なすことができ、その選択確率は(0.33, 0.33, 0.33)になるはずである。また、 $d_{23}$ が1の場合は、 $R_2$ と $R_3$ は同等と見なされ、その選択確率は(0.50, 0.25, 0.25)となるはずである。すなわち、 $P(R_1)$ は0.33から0.50の間の値を取らなくてはならない。このことから、C-Logitモデルの適用範囲(実現象を表現している範囲)は $\beta$ が0から1のときとなり、C-Logitモデルも1以下の上限値を持つこととなる。ここで、 $d_{23}$ 別に各モデルの $P(R_1)$ に着目してみると、この適用範囲内では、各モデルの上限値(構造化プロビットモデル, Mixed Logitモデルでは収束値, C-Logitモデルでは $\beta=1$ の値)は、概ねMixed Logitモデル, C-Logitモデル, 構造化プロビットモデルの順になっていることが見て取れる。したがって、表現し得る範囲からMixed Logitモデル, C-Logitモデル, 構造化プロビットモデルの順番で汎用性が高く、実データへの当てはまりがよくなると予想できる。しかしながら、ここで着目すべきことは、各モデルの表現し得る範囲と現実の選択行動との関係である。実データにおいて構造化プロビットモデルの表現しきれない範囲の選択はどの程度なされているのか、Mixed Logitモデルで表現できる範囲は果たして現実と一致しているのか等の考察は、引き続き必要である。

次に、重複を表現するパラメータと $P(R_1)$ の関係をさらに詳しく見るために、所要時間別(本分析では、30分、60分、90分)に図-8、図-9、図-10に示す。所要時間の違いによる $P(R_1)$ の差を構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデルでは表現できているが、C-Logitモデルではできていない。これは、式(20)において、各経路の総所要時間および重複時間を重複率として無次元化していることに起因している。すなわち、図-11に示す同重複率・異所要時間をC-Logitモデルは同一に扱っており、正しく重複を考慮できていないと言え難い。また、このことが、図-2、図-3に見られる○のばらつきの原因の1つとして考えられる。なお、この問題点について指摘しているものは他にもあり<sup>27)</sup>、実適用に向けては、適用範

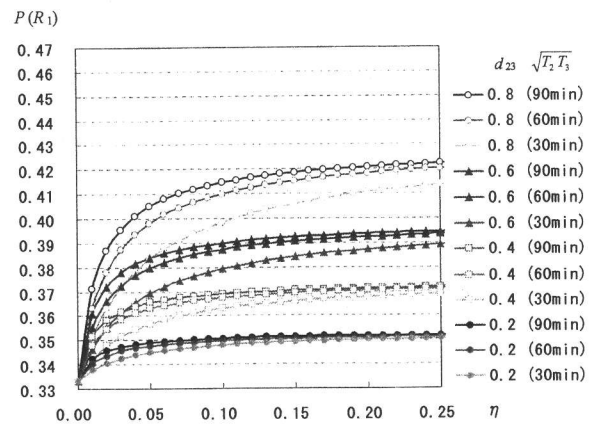


図-8 重複率・所要時間別の $\eta$ と $P(R_1)$ の関係

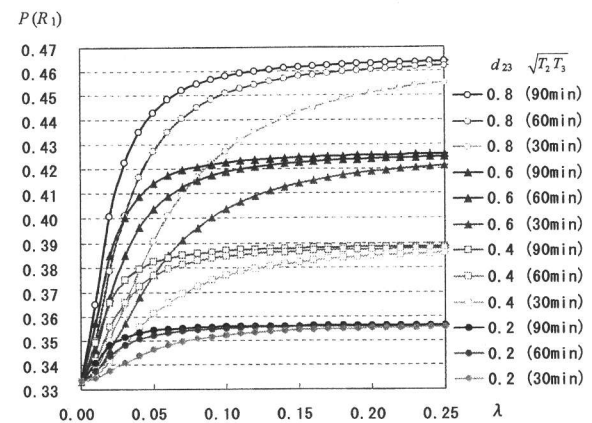


図-9 重複率・所要時間別の $\lambda$ と $P(R_1)$ の関係

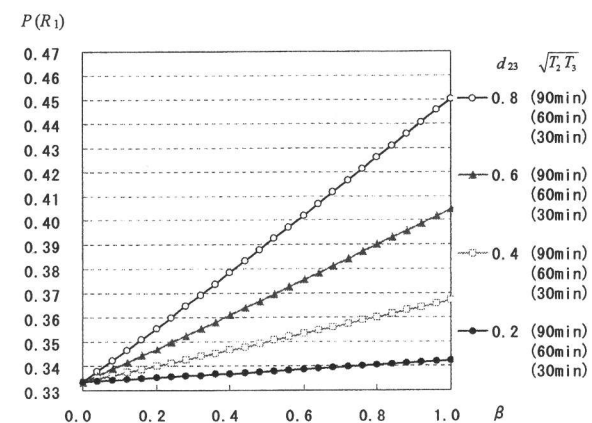


図-10 重複率・所要時間別の $\beta$ と $P(R_1)$ の関係

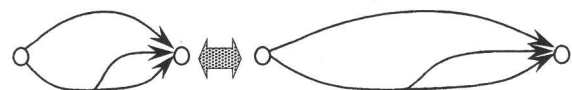


図-11 同重複率・異所要時間のネットワーク図

囲の考察に加えて、この点を改良していく必要がある。

## 5. モデルの提案

### (1) $\gamma$ の定式化<sup>28)</sup>

前章で指摘したように単純に重複率を用いることには問題はあるが、「各モデルの重複を表現するパラメータ同士の関係には、重複率が強く影響している」という知見も得ている。また、C-Logitモデルが非常に理解し易い式形であることも事実であるため、本章では重複率を用いて重複を表現することを残し、式(13)を基にC-Logitモデルでも構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデルと同様に経路の総所要時間の差を表現できるように改良を試みる。具体的には、以下の①から⑤に示す手順に従いC-Logitモデルを改良し、新たなモデルを提案する。ここで、そのモデルをC\*-Logitモデルと名づける。また、C\*-LogitモデルのCommonality Factorを式(21)に示す。

$$CF_i^* = \beta^* \ln \sum_j (d_{ij})^{\gamma_j} \quad (21)$$

$$T = \sqrt{T_2 T_3} \quad (22)$$

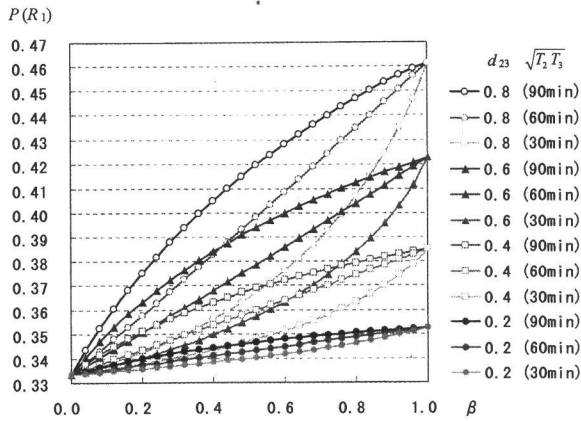


図-12  $\beta$ を用いて表現したMixed Logitモデルの重複率・所要時間別 $P(R_i)$

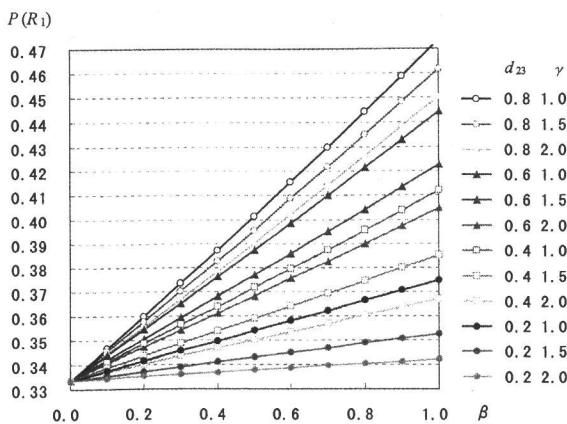


図-13 重複率・ $\gamma$ 別の $\beta$ と $P(R_i)$ の関係

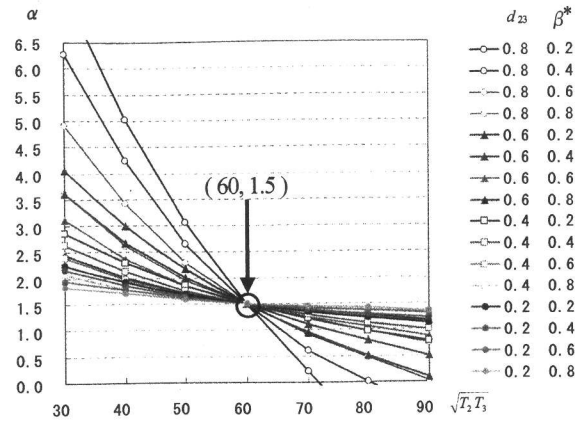


図-14 重複率・ $\beta^*$ 別の所要時間と $\alpha$ の関係

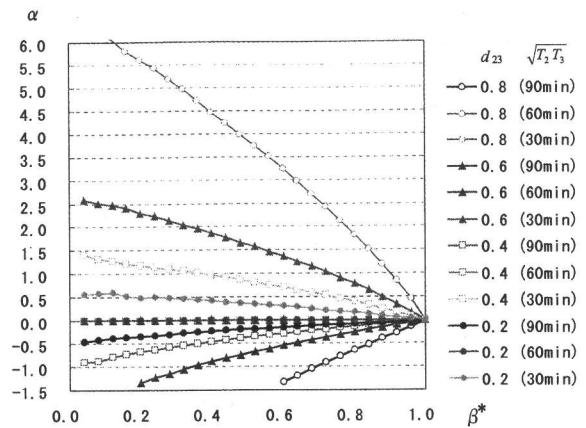


図-15 重複率・所要時間別の $\beta^*$ と $\alpha$ の関係

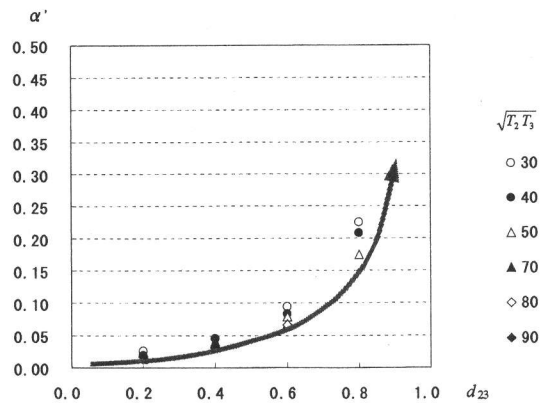


図-16 所要時間別の重複率と $\alpha'$ の関係

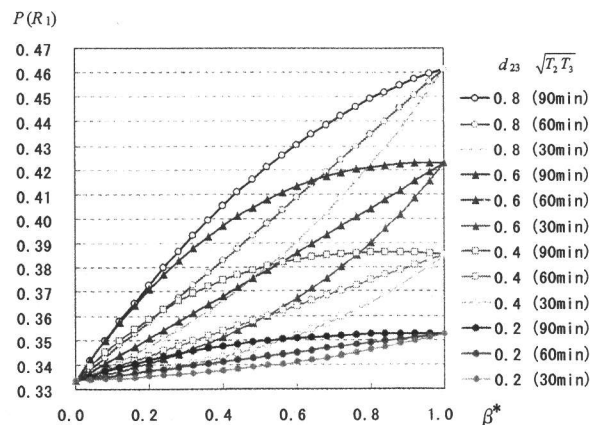


図-17 重複率・所要時間別の $\beta^*$ と $P(R_i)$ の関係

① C-Logit モデルにおいて、 $T=60$  のときを基準に  $T=30, 90$  のときの  $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  を Mixed Logit モデルの  $T$  別・ $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  から作成する。つまり、Mixed Logit モデルの  $T$  別・ $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  を、 $\beta^*$  を用いて表現する。具体的には、Mixed Logit モデル、C-Logit モデルにおいて、 $T=60$  のときの  $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  が等しくなる  $\lambda$  と  $\beta$  を抽出し、そのときの Mixed Logit モデルの  $T=30, 90$  における  $P(R_i)$  を C-Logit モデルの  $P(R_i)$  とする。その結果を、図-12 に示す。なお、ここでは、構造化プロビットモデルよりも Mixed Logit モデルの方が表現できる範囲が広いことを理由に、Mixed Logit モデルの  $P(R_i)$  を C-Logit モデルに投影している。また、Mixed Logit モデルの  $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  の収束値（上限値）が、図-13 から判断できるとおり C-Logit モデルにおける  $\beta = 1.0, \gamma = 1.5$  ときの  $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  とほぼ等しいことから  $\gamma=1.5$  のときを基準とする。

②  $\gamma_{ij}^*$  を  $T, \beta^*, d_{23}$  で定式化し、図-12 の  $P(R_i)$  を表現する。まず、 $T$  について見てみると、図-14 より  $T=60$  のときに  $\gamma^*=1.5$  を通ることから、式(23)に示す一次直線に近似する。

$$\gamma_{ij}^* = \alpha(T - 60) + 1.5 \quad (23)$$

③ 次に、 $\beta^*$  について見てみると、図-15 より  $\beta^*=1$  のときに  $\alpha = 0$  を通る一次直線に近似し、式(24)のように表す。

$$\alpha = \alpha'(\beta^* - 1) \quad (24)$$

④ 最後に、 $d_{23}$  について見てみると、図-16 より  $d_{23}$  の増加に伴い  $\alpha'$  が指数的に増加しているため、指数関数を近似し式(25)のように表わす。

$$\alpha' = \frac{1}{10}(\exp(d_{23}) - 1) \quad (25)$$

⑤ 以上をまとめ、 $\gamma_{ij}^*$  を式(26)のように定式化する。なお、②から④における近似式は、各グラフの形状から判断するものであり、また、実適用に向けてできる限り簡単な式を適用する配慮を行なったものである。式(25)を用いて、 $T$  別・ $d_{23}$  別・ $P(R_i)$  を計算したものを図-17 に示す。

$$\gamma_{ij}^* = \frac{1}{10}(\exp(d_{23}) - 1)(\beta^* - 1)(T - 60) + 1.5 \quad (26)$$

図-12、図-17 を比較すると、 $d_{23}=0.4, 0.6$  の  $T=90$  のときに若干の違いは見られるものの、概ね同重複率・異所要時間による選択確率の差を表現できている。

以上の手順により、 $\gamma_{ij}^*$  を実適用可能な簡単な式形で定式化できたものの、これは 1 OD-3 Routes の簡単なネッ

トワークを対象としたものであり、 $\gamma=1.5, T=60$  を基準にしたものに過ぎない。そこで、さらにこれを一般化したものを式(27)~(29)に示す。ここで、 $T_0$  は分析対象とする選択肢集合の所要時間の平均値である。また、 $\gamma=1.5$  を基準とするのではなく、 $\gamma'$  を 1 から 2 の値をとる変数とし  $\beta^*, \theta$  を同時推定するモデルとして提案する。なお、 $T_0$  によって  $\beta^*, \theta$  およびその他のパラメータは決定されるため、適用においても、パラメータ推定した際の  $T_0$  を用いる必要がある。

$$CF_r^* = \beta^* \ln \sum (d_{ij})^{\gamma_{ij}^*} \quad (0 \leq \beta^* \leq 1, \gamma_{ij}^* > 0) \quad (27)$$

$$\gamma_{ij}^* = \frac{1}{10}(\exp(d_{ij}) - 1)(\beta^* - 1)(\sqrt{T_i T_j} - T_0) + \gamma' \quad (28)$$

$$\gamma' = \exp(-\exp(\theta)) + 1 \quad (29)$$

## (2) 実データへの適用およびC-Logitモデルとの比較<sup>29)</sup>

C\*-Logit モデルは、前節で示したように一般化したとしても、仮想ネットワークを対象として、説明変数を所要時間、運賃の 2 変数とした仮想データセットから提案されたモデルの域を抜けていない。前節において仮想ネットワークに対しての実用性は示しているものの、実際のネットワークへの適用の検討は当然必要である。そこで、実データに C\*-Logit モデルと C-Logit モデルを適用し、鉄道経路選択モデルを構築する。また、それらと比較することにより C\*-Logit モデルの有用性、実適用への可能性を探る。

東京首都圏を対象として筆者らが平成 12 年 11, 12 月に実施した「通勤・通学時の鉄道経路選択行動に関する調査」<sup>1)</sup> の調査結果を分析データとする。分析データの特徴は、① 都心を目的地とする着地調査であるため、東京首都圏全域から都心に向かう旅行者、すなわち幾つかの代替経路を持ち、その選択肢集合から様々な要因を考慮して経路を選択している可能性が高い旅行者を被験者としたものであること、② 自宅、勤務先の住所が番地まで記入されていること、③ 出発時刻、乗車時刻、乗換え時刻、降車時刻、到着時刻が分単位で記入されていること、④ 実際に購入した通勤定期券の経路（実選択経路）以外に購入時に候補として考えた経路（代替経路）が記入されていることである。図-18 に分析データの出発地分布を示す。分析データでは、端末交通手段選択を含めて最大 18 の選択肢を有している。図-19 に一例として選択肢のイメージを示す。この場合は、選択肢数は 8 肢、代替経路数は 7 経路、初乗り駅選択肢数は  $O_1$  駅、 $O_2$  駅の 2 肢、最終降車駅選択肢数は  $D_1$  駅、 $D_2$  駅の 2 肢である。

説明変数は、アクセス時間（分）、アクセス選択手段外時間（分）、路線バス系統数（本）、イグレス時間（分）、

ラインホール時間 (分), 運賃 (千円/月), 初乗り駅列車本数 (本/時間), 乗換え駅における水平移動時間 (分), 上り方向移動時間 (分), 下り方向移動時間 (分), 乗換え待ち時間 (分), 混雑率指標 (分 $\times$ %<sup>2</sup>), 階段利用率の13であり, 推定パラメータの数は, これに $\beta$  ( $\beta^*$ ),  $\theta$ を加えた15である. 以下に説明変数の詳細とデータの設定方法を示す.

アクセス時間, イグレス時間は, 地理情報システム (Geographic Information System: GIS) の機能を利用することで<sup>30),31)</sup>, 既存の道路ネットワーク (本分析では, 数値地図2500) から算出する. アクセス選択手段外時間は, 自宅からバス停までの所要時間, バス停での待ち時間, 駅前駐輪場または駅前バス停から駅までの移動時間のことであり, 徒歩以外の交通手段に設定する. 路線バス系統数は, 駅前着または通過する路線バスの系統数であり, バス路線網の発達により鉄道利用者を広範囲から集めると考え, 駅勢圏的な指標として設定する. ラインホール時間は, 初乗り駅から最終降車駅までの鉄道乗車時間の合計であり, 列車ダイヤを考慮し, 正確なラインホール時間を設定する. 運賃は, 鉄道利用者が実際に購入している定期券を1ヶ月換算して算出する. 初乗り駅列車本数は, 初乗り駅におけるピーク1時間当たりの方面別の列車本数である. 乗換え時の水平移動時間, 上り方向移動時間, 下り方向移動時間は, 実際に乗換えターミナルの調査を行なって得たものである. 乗換え待ち時間は, ラインホール時間と同様に列車ダイヤから正確な待ち時間を設定する. 混雑率指標は, 混雑に対する鉄道利用者の抵抗感を表すもので, 混雑率の2乗にその区間の所要時間を乗じたものである. なお, ここで用いる混雑率は, 列車種類別, 区間別, 時間帯別 (30分毎) のデータである. 階段利用率は, 乗換え時の全上下方向移動時間に対する全階段移動時間の比である. これが大きいと階段利用が多く, 小さいとエスカレータ利用が多いことを意味する. 重複時間は, アクセス, ラインホール, 乗換え, イグレスを通して, 選択肢間で重複している箇所の所要時間とする.

表-3の設定で構築した鉄道経路選択モデルの推定結果を表-4に示す. 表-4より, すべての設定において尤度比,  $t$ 値から統計的に有意なモデルであると判断できる. また, どの設定においてもパラメータ, 尤度比, 的中率は, ほぼ等しい値を示している. すなわち, 概観する限りでは, 設定により差が生じていないように見受けられる. しかしながら, 詳しく見ると最大対数尤度には僅かながらではあるが差が生じていることから, まず, Model 1 ~ 6 を対象として赤池情報量基準 (Akaike Information Criterion: AIC) により各モデルの優位性の検討を行なう. 各 $\gamma$  ( $\gamma'$ ) におけるAICを図-21に示す. なお, 図-21では,  $\gamma$  ( $\gamma'$ ) を0.9から2.1とし, さらに詳しい分析へ

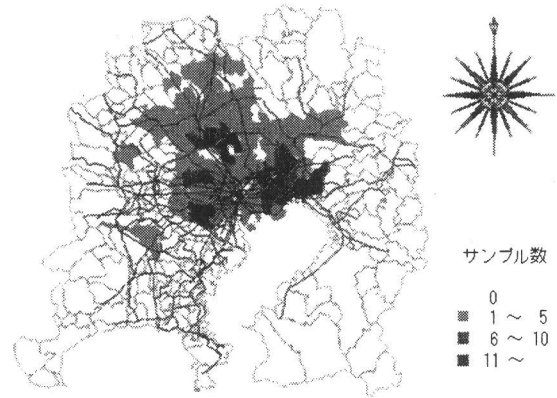


図-18 分析データの出發地分布

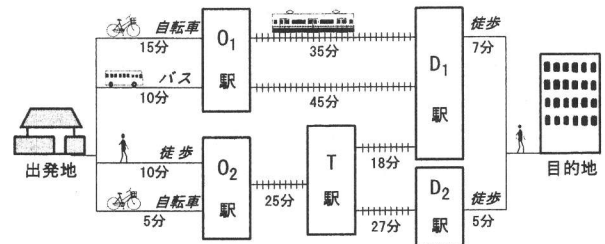


図-19 選択肢のイメージ図

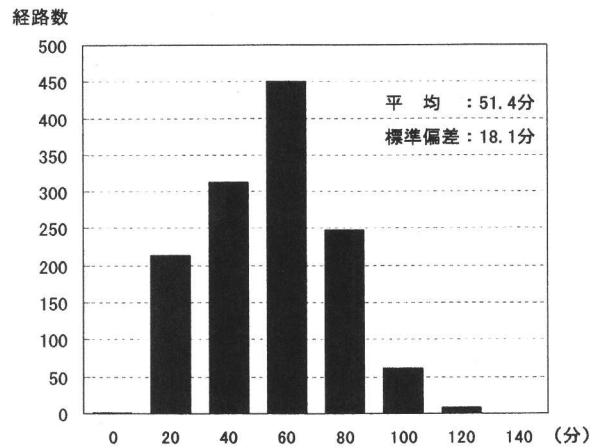


図-20 分析データの度数分布

表-3 モデルの設定

	適用モデル	$\gamma$ ( $\gamma'$ )	推定パラメータ数
Model 1	C-Logit	1.0	14
Model 2	C-Logit	1.5	14
Model 3	C-Logit	2.0	14
Model 4	C*-Logit	1.0	14
Model 5	C*-Logit	1.5	14
Model 6	C*-Logit	2.0	14
Model 7	C*-Logit	同時推定	15



表-4 推定結果

	C-Logit			C*-Logit			
	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
アクセス時間 (分)	-0.149 (-4.24)	-0.149 (-4.34)	-0.150 (-4.34)	-0.148 (-4.30)	-0.149 (-4.43)	-0.150 (-4.41)	-0.150 (-4.39)
アクセス選択手段外時間 (分)	-0.494 (-7.47)	-0.494 (-7.65)	-0.494 (-7.57)	-0.493 (-7.67)	-0.493 (-7.80)	-0.494 (-7.84)	-0.494 (-7.81)
路線バス系統数 (本)	0.0742 ( 4.48)	0.0742 ( 4.48)	0.0741 ( 4.50)	0.0742 ( 4.49)	0.0742 ( 4.49)	0.0741 ( 4.53)	0.0741 ( 4.52)
イグレス時間 (分)	-0.224 (-2.21)	-0.228 (-2.28)	-0.230 (-2.28)	-0.224 (-2.25)	-0.228 (-2.35)	-0.229 (-2.95)	-0.229 (-2.75)
ラインホール時間 (分)	-0.0811 (-2.85)	-0.0804 (-2.84)	-0.0795 (-2.81)	-0.0797 (-2.75)	-0.0790 (-2.84)	-0.0786 (-2.87)	-0.0787 (-2.81)
鉄道運賃 (千円/月)	-0.106 (-1.62)	-0.106 (-1.71)	-0.106 (-1.70)	-0.105 (-1.73)	-0.105 (-1.66)	-0.105 (-1.59)	-0.105 (-1.60)
初乗り駅列車本数 (本/時間)	0.0628 ( 1.92)	0.0628 ( 1.93)	0.0631 ( 1.93)	0.0625 ( 1.91)	0.0624 ( 1.92)	0.0626 ( 2.01)	0.0626 ( 2.03)
乗換え駅水平移動時間 (分)	-0.328 (-2.21)	-0.327 (-2.07)	-0.325 (-2.02)	-0.328 (-1.90)	-0.326 (-1.89)	-0.325 (-4.33)	-0.325 (-2.14)
乗換え駅上り移動時間 (分)	-0.885 (-4.40)	-0.886 (-8.72)	-0.888 (-6.15)	-0.880 (-5.54)	-0.884 (-2.79)	-0.886 (-3.46)	-0.886 (-3.69)
乗換え駅下り移動時間 (分)	-0.797 (-6.88)	-0.797 (-4.21)	-0.793 (-3.29)	-0.798 (-2.36)	-0.796 (-2.24)	-0.795 (-6.67)	-0.795 (-3.42)
乗換え待ち時間 (分)	-0.0979 (-1.83)	-0.0979 (-1.95)	-0.0979 (-1.90)	-0.0980 (-2.01)	-0.0979 (-1.83)	-0.0979 (-1.99)	-0.0979 (-1.83)
混雑率指標 (分×%) <sup>2</sup>	-0.0177 (-1.84)	-0.0176 (-1.83)	-0.0174 (-1.81)	-0.0177 (-1.83)	-0.0176 (-1.82)	-0.0174 (-1.80)	-0.0174 (-1.81)
階段利用率	-0.913 (-2.42)	-0.921 (-2.45)	-0.929 (-2.66)	-0.915 (-5.50)	-0.921 (-6.35)	-0.928 (-4.93)	-0.928 (-9.61)
$\beta$ ( $\beta^*$ )	0.852 ( 1.24)	0.846 ( 1.28)	0.922 ( 1.34)	0.848 ( 1.57)	0.843 ( 1.49)	0.898 ( 8.96)	0.897 ( 3.83)
$\theta$							-3.68 (-36.2)
尤度比	0.31	0.31	0.31	0.31	0.31	0.31	0.31
自由度調整済み尤度比	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29	0.29
AIC	445.92	445.90	445.75	445.89	445.87	445.73	447.74
的中率 (%)	60.89	60.89	61.39	60.89	60.89	60.89	60.89

サンプル数:202 ( )内はt値

の配慮をしている。図-21より、すべての $\gamma$  ( $\gamma'$ )において、C\*-Logitモデルの方がC-Logitモデルよりも小さな値を示していることが見て取れる。AICを指標として判断するならば、同重複率・異所要時間を表現できるように改良を加えたC\*-Logitモデルの効果が発揮されていると言える。

次に、 $\gamma$  ( $\gamma'$ )を外生的に与えるのではなく、 $\theta$ を同時推定するモデルであるModel 7について考える。AICの性質上、推定パラメータの数が増加することにより、その値は大きくなるが、 $\gamma$  ( $\gamma'$ )の設定値を演繹的に決定できる利点を有している。本分析で用いたネットワーク、LOSデータでは、 $\gamma$  ( $\gamma'$ )が2のときにMAICE (Minimum AIC Estimate) となっているが、全てのネットワーク、LOSデータでそのようになるとは限らない。また、Model 7の $\theta$ の値を代入して $\gamma'$ を算出すると約2 (1.98) となることから、1回の推定で最小AICとなるモ

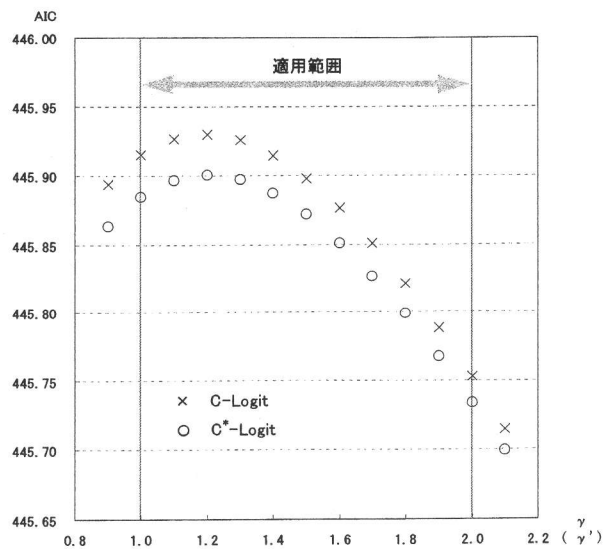


図-21 C\*-LogitモデルとC-LogitモデルのAICによる比較

デルを構築していると判断できる。したがって、AICは大きな値となるものの、本論文で焦点を当てている操作性の面を考慮するのであれば、同時推定をすることの方が実適用には適しており、提案した式形は有用性が高いと言えよう。

以上の比較より、C\*-Logitモデルが、① 実データを適用してもC-Logitモデル同様に統計的に有意な推定結果となること、② 如何なる $\gamma$  ( $\gamma'$ ) においてもC-LogitモデルよりもAICが小さな値を示すこと、③ 効率よく最小AICとなるモデルを構築できることを示し得た。これらを通して、高密度な鉄道ネットワークへのC\*-Logitモデルの実適用が可能であることを示している。

本分析においてモデル構築に使用したデータは、大都市交通センサスと比べて、図-20にあるとおり所要時間の分散が小さなものである。それゆえに、設定による差は小さくなったが、先にも述べたとおりAICの差はモデル改良の効果であり、この差は同重複率・異所要時間を有するサンプルが多く含まれていなければならないほど大きくなるものである。したがって、首都圏全域を対象とする場合は、より効果が現れるものと推測できる。

## 6. おわりに

### (1) 結論

本論文は、既存の非IIA型経路選択モデルである構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル、C-Logitモデルの特性を明らかにすることを目的とし、それらの比較を試み、そこから得られる知見を基に新たなモデルの提案・検討を行なったものである。

まず、3モデルの比較において、様々なケースの仮想データセットを用いて実際にパラメータ推定し、重複を表現するパラメータおよび選択確率に着目して分析を行なっている。また、その比較を通して、① 各モデルの重複を表現するパラメータ $\eta$ 、 $\lambda$ 、 $\beta$ の関係には、重複率が強く影響していることを確認し、② モデルによって重複を表現できる範囲が大きく異なるという知見を得ている。

次に、その特性比較分析から明らかとなったC-Logitモデルの有する同重複率・異所要時間を表現できないという問題点に着目し、C\*-Logitモデルの提案を試みている。重複の表現の方法には、大きく重複率と重複距離があるが、鉄道経路選択の現象をより正確に扱うためには、上述のとおり強い影響力を持つ重複率を第一に用いる必要がある。また、C-Logitモデルの同重複率・異所要時間を表現できないという問題点からも判断できるとおり、重複距離も併せて考慮する必要がある。そこで、C-Logitモデルの特徴である操作性の高さや重複率を用いた表現方法を残しつつ、重複距離(本論文では、所要時間と重複率から算出さ

れる重複時間)を併用することにより、高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けたC\*-Logitモデルを提案している。

さらに、C\*-Logitモデルに実データを適用することにより、幾つかの設定で鉄道経路選択モデルを構築し、それらの比較を試みることでC\*-Logitモデルの有用性、高密度な鉄道ネットワークへの実適用の可能性を示している。

本論文は、C\*-Logitモデルの提案および実適用の可能性を示すことにより、鉄道経路選択行動分析、鉄道ネットワーク配分分析等において、それらの分析精度を下げることなく、操作性を大幅に向上させることに寄与している。

### (2) 今後の課題と展望

本研究では、C\*-Logitモデルの提案・検証を行ない、高密度な鉄道ネットワークへの実適用の可能性を示したが、検証において、構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデル等のモデルとの比較までには至っていない。先にも述べたが、各モデルの表現し得る範囲と現実の選択行動との関係を再度見直し、構造化プロビットモデルの表現しきれない範囲の選択はどの程度なされているのか、Mixed Logitモデル、C\*-Logitモデルで表現できる範囲は果たして現実と一致しているのか等の考察を行ない、どのような形状のネットワークまで適用可能であるかを検討していくことが今後の課題として挙げられる。

今後の展望として、選択肢集合設定方法の検討を重ねるとともに<sup>32),33)</sup>、筆者らの開発してきた鉄道ネットワーク配分システム<sup>34),35)</sup>に、このC\*-Logitモデルを適用していくことを考えている。

謝辞：本研究を遂行するにあたり、仮想データセットを使用した各モデルのパラメータ推定の際に、東京理科大学の学生諸君の寝食を忘れた献身的な作業協力があった。彼らに対して感謝する次第である。また、本研究で使った構造化プロビットモデル、Mixed Logitモデルのプログラムは、それぞれ東京工業大学の屋井研究室、University of California, BerkeleyのTrain教授の作成したプログラムを参考にして改良したものである。ここに記して感謝の意を表する。

### 参考文献

- 1) 若林 哲男, 日比野 直彦, 内山 久雄: 鉄道利用者行動分析のための調査方法について, 鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, pp.329-332, 2001.
- 2) 例えば, Ben-Akiva, M. and Lerman, S. R.: *Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand*, The MIT Press, Cambridge, 1985.
- 3) 屋井 鉄雄, 岩倉 成志, 伊東 誠: 鉄道ネットワークの需要と余剰の推計法について, 土木計画学研究・論文集, No.11, pp.81-88, 1993.
- 4) Yai, T., Iwakura, S. and Morichi, S.: Multinomial Probit with Structured Covariance for Route Choice Behavior, *Transportation Research Part B*, Vol.31, No.3, pp.195-207, 1997.

- 5) McFadden, D. and Train, K. : Mixed MNL Models for Discrete Response, *Journal of Applied Econometrics*, No.15 (5) , pp.447-470, 2000.
- 6) Train, K. : *A Distant Learning Course on Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press, pp.138-154, 2003. (<http://elsa.berkeley.edu/~train/distant.html>)
- 7) Cascetta, E., Nuzzolo, A., Russo, F. and Vitetta, A. : A Modified Logit Route Choice Model Overcoming Path Overlapping Problem. Specification and some Calibration Results for Interurban Networks, *Transportation and Traffic Theory, Proceedings of the 13th International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, Elsevier Science, Oxford, pp.195-207, 1996.
- 8) Cascetta, E., Papola, A., Russo, F. and Vitetta, A. : Implicit Availability / Perception Logit Models for Route Choice in Transportation Networks, *World Transport Research: Selected Proceedings of 8th World Conference on Transport Research*, Pergamon, Oxford, Anversa, pp.15-24, 1998.
- 9) Ben-Akiva, M. and Bierlaire, M. : Discrete Choice Methods and their Application to Short Term Travel Decisions, *Handbook of Transportation Science*, Kluwer Academic Publishers, pp.5-33, 1999.
- 10) Vovsha, P. and Bekhor, S. : Link-nested Logit Model of Route Choice : Overcoming the Route Overlapping Problem , *Transportation Research Record*, 1645, pp.133-142, 1998.
- 11) 兵藤 哲朗, 室町 泰徳 : 個人選択行動モデルの最近の開発動向に関するレビュー, 土木計画学研究・講演集, No.23(2), pp.275-278, 2000.
- 12) 羽藤 英二 : ネットワーク上の交通行動, 土木計画学研究・講演集, No.24(2), pp.15-29, 2001.
- 13) 清水 哲夫, 屋井 鉄雄, 坂井 康一 : 鉄道経路選択モデルにおける選択肢間の類似性の表現方法, 土木計画学研究・講演集, No.21(1), pp.459-460, 1998.
- 14) 清水 哲夫, 屋井 鉄雄 : Mixed Logit Model とプロビットモデルの推定特性に関する比較分析 -鉄道経路選択を例に-, 土木計画学研究・論文集, No.16, pp.587-590, 1999.
- 15) 兵藤 哲朗, 章 翔 : Mixed Logit モデルの汎用性に着目した特性比較分析, 土木学会論文集, No.660/IV-49, pp.89-99, 2000.
- 16) Munizaga, M. A. and Alvarez-Daziano, R. : Mixed Logit vs. Nested Logit and Probit Models, *Paper Presented at the 5th tri-annual Invitational Choice Symposium*, 25pages, 2001.
- 17) 屋井 鉄雄, 清水 哲夫, 坂井 康一, 小林 亜紀子 : 非 IIA 型選択モデルの選択肢集合とパラメータ特性, 土木学会論文集, No.702/IV-55, pp.3-13, 2002.
- 18) 東京圏における高速鉄道を中心とする交通網の整備に関する基本計画について (運輸政策審議会答申第 18 号), 運輸省運輸政策局編, 財団法人 運輸政策研究機構, 2000.
- 19) 中長期的な鉄道整備の基本方針及び鉄道整備の円滑化方針について ~新世紀の鉄道整備の具体化に向けて~ (運輸政策審議会答申第 19 号), 運輸省鉄道局編, 財団法人 運輸政策研究機構, 2000.
- 20) 屋井 鉄雄, 中川 隆広, 石塚 順一 : シミュレーション法による構造化プロビットモデルの推定特性, 土木学会論文集, No.604/IV-41, pp.11-21, 1998.
- 21) Cardell, N. S. and Dunbar, F. C. : Measuring the Societal Impact of Automobile Downsizing, *Transportation Research Part A*, Vol.14, No.5-6, pp.423-434, 1980.
- 22) Brownstone, D. and Train, K. : Forecasting New Product Penetration with Flexible Substitution Patterns, *Journal of Econometrics*, Vol. 89, No.1, pp.109-129, 1998.
- 23) Train, K. : Halton Sequences for Mixed Logit (<http://elsa.berkeley.edu/wp/train0899.pdf>)
- 24) 東京圏における高速鉄道を中心とする交通網の整備に関する基本計画の策定に向けての調査, 平成 11 年度報告書, 運輸省, 2000.
- 25) 平成 12 年 大都市交通センサス 首都圏報告書 総集編, 財団法人 運輸政策研究機構, 2002.
- 26) 日比野 直彦, 兵藤 哲朗 : 鉄道ネットワークにおける非 IIA 型経路選択モデルの特性比較分析, 鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, pp.209-212, 2002.
- 27) 例えば, Ramming, M. S. : Network Knowledge and Route Choice, *Ph.D. Thesis*, Department of Civil and Environmental Engineering, Massachusetts Institute of Technology, 2002.
- 28) 日比野 直彦, 兵藤 哲朗, 内山 久雄 : 高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けた非 IIA 型鉄道経路選択モデルの提案, 土木計画学研究・講演集, No.27, 4 pages, 2003.
- 29) 日比野 直彦, 兵藤 哲朗, 内山 久雄 : 高密度な鉄道ネットワークへの実適用に向けた C\*-Logit モデルの検証, 土木計画学研究・講演集, No.28, 4 pages, 2003.
- 30) 内山 久雄, 日比野 直彦 : アクセス交通を考慮した首都圏鉄道計画への GIS の適用, 運輸政策研究, Vol.2 No.4, pp.12-20, 2000.
- 31) 日比野 直彦, 内山 久雄 : 地理情報システムの交通計画分野への適用, 応用測量論文集, Vol.12, pp.59-65, 2001.
- 32) 森田 泰智, 日比野 直彦, 内山 久雄 : 鉄道経路選択分析における選択肢集合の設定方法に関する研究, 鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, pp.201-204, 2002.
- 33) 日比野 直彦, 森田 泰智, 内山 久雄 : 鉄道経路選択行動分析における選択肢集合の設定方法に関する考察, 土木計画学研究・講演集, No.27, 4 pages, 2003.
- 34) 大石 洋也, 日比野 直彦, 内山 久雄 : 首都圏鉄道整備のためのネットワーク配分分析, 鉄道技術連合シンポジウム講演論文集, pp.213-216, 2002.
- 35) 日比野 直彦, 大石 洋也, 内山 久雄 : 首都圏鉄道ネットワークの有効活用に向けた鉄道ネットワーク配分システムの開発, 土木計画学研究・講演集, No.27, 4 pages, 2003.

(2003.7.16 受付)

## A STUDY ON CHARACTERISTICS OF NON-IIA ROUTE CHOICE MODELS ON HIGH DENSITY RAILWAY NETWORK

Naohiko HIBINO, Tetsuro HYODO and Hisao UCHIYAMA

Tokyo Metropolitan Area (TMA) has one of the densest railway networks. Railway passengers can choose one route from among several alternative routes in consideration of the level of whole railway services from origin to destination. On the other hand, it is found that there is a similarity among the alternative routes. It suggests that the non-IIA route choice models (e.g., Multinomial Probit model with structured covariance matrix, Mixed Logit model, C-Logit model etc.) need to be applied to the analysis of the railway route choice behavior in the TMA. The characteristics of the models, however, have not been fully examined. This study (1) compares with three non-IIA route choice models mentioned above in order to illustrate the characteristics and (2) proposes C\*-Logit model on the basis of the characteristics by improvement of C-Logit model.