

J R 東海 正員 太田垣 宏司
 東京工業大学 正員 屋井 鉄雄
 東京工業大学 正員 岩倉 成志

1.はじめに

首都圏の鉄道網は高密にネットワークされており、今後も更なる整備が計画され既存路線との平行路線の増進や高密度な駅配置が想定される。首都圏鉄道需要の予測分析は7号答申以来、ガンペル分布を用いた離散型選択モデルを適用している。しかし、今後更に高密な鉄道網が形成されることに着目すると、選択肢間の類似性を考慮した、より精緻にかつ多くの政策変数を導入可能な予測技術が必要になると考える。また、広域に波及する鉄道のネットワーク効果の捕捉においても、より正確に利用者便益を計測する技術開発が重要である。本研究では選択経路の類似性に着目し、その類似度を構造化して離散型選択モデルに展開する方法論について提案を行う。

2.選択経路の類似性の構造化

3経路の選択を例にとり、経路間の類似性の構造化について説明する。ここで考えている類似性とは選択肢設定の際に生じるアクセス駅やイグレス駅の異なる同一路線の選択肢や同一経路上の異なった線などを指す。このような場合、IIIA特性を持つロジットモデルの適用はいくつかの問題を含む。構造化にあたってはプロビットモデルの応用を考えた。通常、図1に示すi経路の選択確率は式(1)～(4)で表される。

$$P_n(i) = \Pr(U_{in} \geq U_{jn}, \forall j \in C_n, i \neq j) \quad (1)$$

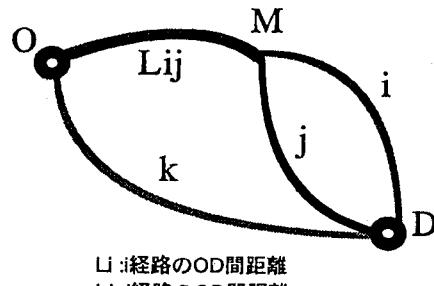
$$P_n(i) = \Pr(\eta_{ij} \leq V_{in} - V_{jn}, \forall j \in C_n, i \neq j) \quad (2)$$

$$\eta_{ij} = \varepsilon_j - \varepsilon_i \quad (3)$$

3選択肢であれば、(4)式によって選択確率は導出される。

$$P_n(i) = \int_{-\infty}^{V_i - V_j} \int_{-\infty}^{V_i - V_k} \phi(\eta_{ij}, \eta_{ik}) d\eta_{ij} d\eta_{ik} \quad (4)$$

本研究では誤差項の分散共分散マトリックス部分に選択経路の類似性を表現する方法を考えた。図1においてOD間の移動を考えた場合、経路kは他の2経路に対して独立であると考えられるが、経路iと経路j



L_{ij}:経路のOD間距離
 L_{ik}:経路のOD間距離
 L_{jk}:iとj経路の重複部分の距離

図1 対象とする鉄道ネットワークの例

はOM間に重複している。ロジット型のモデルでは経路i、jを独立した経路として扱ってきたが、本方法では経路i、jの類似性を経路の重複率によって明示的に表した。重複率は空間的な経路間の重複を考え、(5)式で定義する。

$$g_{ij} = \frac{L_{ij}}{\sqrt{L_i \times L_j}} \quad (5)$$

3経路の場合の各経路の重複率は次のマトリックスで定義される。

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & & \text{sym.} \\ g_{ij} & 1 & \\ g_{ik} & g_{jk} & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

ここで、一般的なプロビットモデルの誤差分散と同様に考えれば、

$$\delta = \begin{bmatrix} 1+1-2g_{ij} & \text{symmetric} \\ g_{jk}-g_{ji}-g_{ik}+1 & 1+1-2g_{kj} \end{bmatrix} \quad (7)$$

になる。

式(7)のマトリックスをモデルの誤差分散に導入する。以上的方法によって鉄道経路の選択肢間の類似度を明示的に表現することが可能となる。 η_{ij} 、 η_{ik} および δ を δ の標準偏差によって基準化した。基準化した η を ζ 、 δ を ρ で表せば、本研究で提案するモデルの同時確率密度関数 ϕ は

$$\phi(\zeta_{ij}, \zeta_{ik}) = \frac{1}{2\pi(1-\rho^2)^{0.5}} \exp \left[-0.5 \left(\frac{\zeta_{ij}^2 + \zeta_{ik}^2 - 2\rho\zeta_{ij}\zeta_{ik}}{1-\rho^2} \right) \right] \quad (8)$$

となる。(8)式の分布関数の対数尤度関数によって各パラメータを推定する。

さらに本モデルの特徴として新規路線整備等により選択肢が増加した場合にも、空間的な重複率によって α を与えていたため、確定項のパラメータ値を既知として α を更新すれば選択確率の算出を行うことができる。

3. 適用例

2. で提案したモデルを用いてパラメータ推定を行った適用例を示す。最適化計算にはGAUSS (V2.01) を用いた。平成2年大都市交通センサスから通勤目的のトリップをランダムに300サンプル抽出したデータを用いている。また別途、首都圏の乗り継ぎ駅を対象に、階段、水平歩行、エスカレーター別に乗り継ぎ時間の実測を行った。

パラメータ推定の結果を図2に示す。図は各パラメータの時間評価値を示している。尤度比は0.138と若干低いが、幹線時間の時間評価値は575円／時であり、既存研究と比較しても妥当性のある推計値を得られている。またロジットモデルから得られた推計値とも概ね同様の幹線費用に対するトレードオフ関係を得ていることがわかる。

一方、図3(a)(b)(c)は重複率と各経路の選択確率の関係を見たものである。横軸は経路 k の幹線所要時間の変化を示し、縦軸は各経路の選択確率を表す。(a)(b)(c)の順に重複率が高くなっている。従来のロジットモデルによる方法では重複率(類似性)が異なっていても、選択確率が変化しない(a)が、本方法であれば、(b)(c)に見られるように、経路 i, j の選択確率が減少していくことがわかる。以上の結果から本研究で提案する方法論の有効性を示すことができた考える。

4. おわりに

本方法論によって鉄道経路の類似性を考慮し、より高密なネットワークに対応し得る経路選択モデルの提案ができた。今後の課題は、重複度に対するパラメータ推定、また誤差分散の同時推定を行うことである。最後にセンサスデータの提供をいただいた運輸省、(株)ライテック関係各位に謝意を表します。

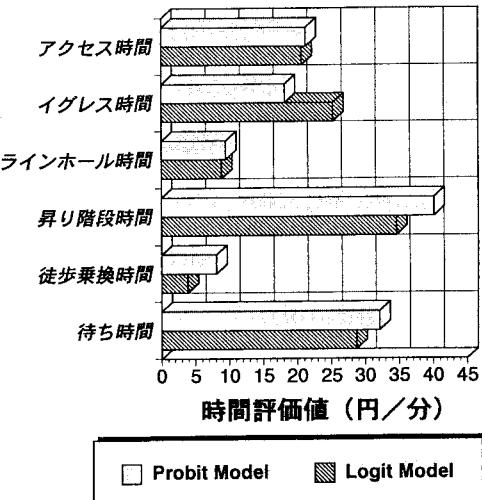


図2 推定結果による時間評価値

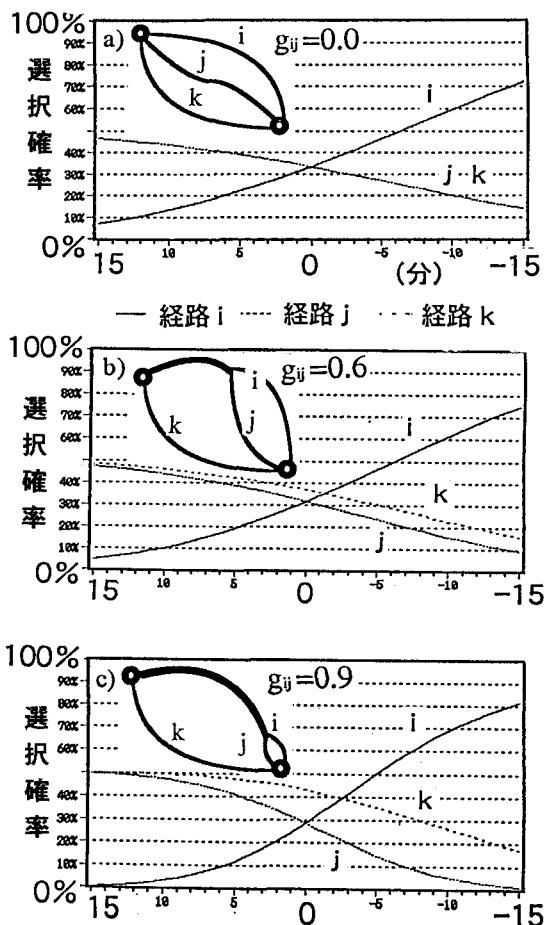


図3 重複率と選択確率の変動