

所要時間分布の学習過程を内包した経路選択モデル*

Route Choice model using Sequential Decision Process of Travel Time

山下 智志**, 萩山 実***
Satosi YAMASITA, Minoru HAGIYAMA

1. はじめに

旅行時間の不確実性が、交通機関の需要予測に影響を与えることが指摘されている。しかし、これをモデルに反映する方法については、未だ合意された結論はない。我々が従来から提唱している、結果効用関数を用いた交通需要予測においては、旅行時間の不確実性を表すものとして、旅行者の知覚所要時間分布が用いられる。これまで旅行者の知覚所要時間分布を特定の際、交通機関の実際の所要時間の平均、標準偏差が流用されることが多かった。しかし、それは旅行者が想定する知覚所要時間分布に一致するとは限らず、知覚所要時間分布を、旅行者の経験に依存する分布としてとらえるほうが、より自然であり、この部分を修正することが、需要予測の精度を向上につながると考えた。

そこで本研究では、室内実験により、旅行者が知覚する所要時間分布の形成過程を分析し、経路選択問題の効用関数に適用、予測精度の向上を試みた。

2. 期待効用関数と学習過程モデル

当モデルでは旅行者は出発時刻と経路に関して期待効用最大化規準により選択していると仮定した。そこで、出発時刻ベースの期待効用関数を次のように定義する。

$$V_{ik} = T_{ik} - \gamma \Pr(T_{ik}) \quad \dots \textcircled{1}$$

V …旅行者の効用

T …出発時刻（到着制約時刻を0とする。）

γ …遅刻することによる不効用に関するパラメータ（一般に正值）

$\Pr(T_{ik})$ …出発時刻が T_{ik} の時に旅行者が知覚する遅刻確率

i …交通機関番号

k …個人が利用する交通機関の経験回数 ($k = 1, 2, \dots$)

知覚所要時間分布 $f_{ik}(t)$ を $N(\mu_{ik}, \sigma_{ik}^2)$ とすると期待効用関数は次式となる。

$$V_{ik} = T_{ik} - \gamma \int_{-T_{ik}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ik}} e^{-\frac{(t-\mu_{ik})^2}{2\sigma_{ik}^2}} dt \quad \dots \textcircled{2}$$

出発時刻に関する期待効用の最大化により

$$T_{ik}^* = -\mu_{ik} - \sigma_{ik} \sqrt{2 \ln \left(\frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ik}} \right)} \quad \dots \textcircled{3}$$

という関係式が得られる。これを②式に代入することにより選択結果の期待効用 V_{ik}^* を得る。

学習過程モデルを用い、出発時刻データ T_{ink} または経路選択結果データから、知覚所要時間分布のパラメータ μ_{ik}, σ_{ik}^2 および遅刻ペナルティー γ を推定できる。（ n …旅行者の番号）

本研究では学習モデルとして、指数関数型の学習過程とベイズ推計の方法を流用した学習モデルの2つのモデルを仮定する。

以上の2つのモデルを用い、1OD1リンクの単純な学習問題と、1OD2リンクの経路・出発時刻同時選択問題に関して、モデルの有効性を室内実験により検討した。以下では、指数関数型のモデルを1OD2リンクのケースに適用した結果のみを解説する。

3. 指数関数型の学習モデルを経路・出発時刻同時選択に適用したケース

指数関数型の学習モデルでは知覚所要時間分布の標準偏差が、旅行者の経験に依存すると考え、 σ_{ik} について以下のようなモデル（学習モデル）を提案し、あわせて検討を行う。

$$\frac{d\sigma_{ik}}{dk} = -c_i(\sigma_{ik} - a_i) \quad \dots \textcircled{4}$$

ここで c は学習速度を示すパラメータ、 a は収束値。これを解くと指数関数型の学習曲線が得られる。

$$\sigma_{ik} = a_i + b_i e^{-c_i k} \quad \dots \textcircled{5}$$

1OD2リンクのモデル同定は、期待効用最大化の過程を用いている非集計 logit モデルが利用できる。パラメータ推定の際の効用関数設定は次式。

経路1の確定効用

$$V_{l_{inx}} = \theta_1 \{ T_{l_{inx}}^* - \gamma \Pr(T_{l_{inx}}^*) \} + \theta_2 d_1(i_{n,k-1}) \quad \dots \textcircled{6}$$

経路2の確定効用

* kye words : 学習過程、知覚所要時間、遅刻

** 正員 工修 文部省統計数理研究所

〒106 東京都港区南麻布 4-6-7 03-5421-8776

*** 学生員 慶應義塾大学理工学研究科

$$V_{2ny} = \theta_0 + \theta_1 \{T_{2ny}^* - \gamma \Pr(T_{2ny}^*)\} + \theta_2 d_2(i_{n,k-1}) \quad \dots \textcircled{7}$$

k … 現在までの交通機関総利用回数 ($x + y = k$)
 x … 総利用回数が k 回までの経路 1 の利用回数
 y … 総利用回数が k 回までの経路 2 の利用回数
 θ_0 … 経路 2 ダミーパラメーター
 θ_1 … 最適出発時刻設定に関するパラメーター
 T^* … ③式で表される旅行者の最適出発時刻
 $\Pr(T^*)$ … 旅行者が最適出発時刻の下で認識している遅刻確率
 d … 経路変更に関するダミー変数
 θ_2 … 経路変更に関するパラメーター

このモデルを使い、 $\theta_0, \theta_1, \theta_2, \lambda$ 及び知覚所要時間分布の平均、標準偏差を推定させる。しかし全てのパラメータを内生変数とすると解が不定になる。そこで推定パラメータのうちいくつかを外生的な値として代入し、残りのパラメータを logit モデルで推定させる。

比較検討したモデルのうちのいくつかは、学習モデルに関するパラメータをあらかじめ最小 2 乗法で推定させ、外生変数としてモデルに代入し、残りの推定パラメータに関して非集計 logit モデルとして解く方法を試みた。具体的には、それぞれの交通機関毎に、最小化問題

$$\min_{\sigma_k, \gamma} \sum_k \sum_n (T_{ik}^* - T_{ink})^2 \quad \dots \textcircled{8}$$

を制約条件 $\sigma_k = a + be^{-ck}$ のもとで解き、推定パラメータを外生変数として⑥⑦式に代入している。

4. 使用データ

モデルのパラメータ推計用のデータを作成するため、コンピュータを用いた室内実験を行った。内容は、被験者が決められた時刻までに目的地に到着するよう、出発時刻および経路を決めてもらうもので

ある。入力結果に対し到着時刻、得点が計算される。得点は、①式に基づき出発時刻を遅らせれば増え、遅刻するとペナルティーの値だけ減点される。被験者には得点を最大するような動機を与えている。

[実験] IOD2 リンク

・実験条件
 被験者に提示した遅刻ペナルティー… $\gamma = 120$
 経路 1 の所要時間分布… $N(60, 13^2)$
 経路 2 の所要時間分布… $N(70, 5.2^2)$
 ・得られたデータ
 旅行者 n の選択 i, T_{ink} , 到着予定時刻 A_{ink}
 ($k = 1, 2, \dots, 100$) ($n = 1, 2, \dots, 39$)

5. 分析結果

以上のモデルについて推定した結果を以下の表 1 に示す。表中の#は室内実験時の使用データを、*は別途求めた学習モデルのパラメータを外生的に与えた数値である。モデル間の比較規準に AIC を用いた。また、表中のモデルでは知覚所要時間分布の平均値は、全て実際の所要時間分布の平均値を用いている。

モデル I、II を比較してみると logit モデルで遅刻ペナルティーを内生変数として推定させているにも関わらず、AIC の値は大きくなっている。

モデル III、IV では遅刻ペナルティー、及び標準偏差を最小 2 乗問題であらかじめ推定させた値を使っている。モデル III、IV の違いは、最小 2 乗問題を解く際に、遅刻ペナルティーに被験者に提示した値を使うか、あるいは内生変数として交通機関毎に推定させるかという点にある。両者の AIC を比較してみると、モデル III の方がよい結果を示している。

モデル V は、最小 2 乗問題を解かず、logit モデル中で標準偏差に関するいくつかのパラメータを推定させたものである。5 つのモデルの中では AIC の値が最も良いという結果が表れている。

表 1 logit γ^* によるパラメータ推計の結果 (IOD2 リンク・指数関数型学習)

モデル	I	II	III	IV	V
推定パラメータ数	3	4	3	3	5
尤度	-843.53	-843.53	-821.03	-834.78	-796.38
AIC	1693.97	1695.07	1649.06	1675.56	1682.75
抜け道ダミー θ_3	0.11	0.25	3.78	2.58	0.11
無変更ダミー θ_2	2.70	2.70	2.47	2.64	2.34
遅刻回避 γ^* の重み係数 θ_1	0.08	0.06	0.24	0.13	0.10
遅刻ペナルティ (国道抜道共通)	#120.00	107.04	#120.00	-	#120.00
γ (国道)	-	-	-	* 62.58	-
(抜け道)	-	-	-	*187.12	-
標準偏差					
a (国道)	# 13.00	# 13.00	* 6.00	* 8.13	* 13.00
a (抜け道)	# 5.20	# 5.20	* 4.90	* 4.37	* 5.20
a+be-ck	-	-	-	-	12.28
b (国道)	-	-	* 3.60	* 12.79	-
b (抜け道)	-	-	* 3.40	* 2.79	-
c (国道抜道共通)	-	-	-	-	0.03
c (国道)	-	-	* 0.45	* 0.61	-
c (抜け道)	-	-	* 0.11	* 0.11	-

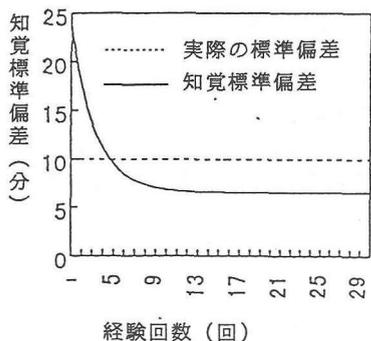


図 1 IOD1 リンクによる標準偏差の学習曲線の推計値