

通勤者の旅行時間予測機構に関する実験分析

Experimental Analysis on the Mechanism of Commuter's Travel Time Prediction

飯田恭敬*, 内田敬**, 宇野伸宏***

By Yasunori IIDA, Takashi UCHIDA, Nobuhiro UNO

The dynamics of route choice behavior are analyzed by conducting experiments that repeatedly ask the respondents for hypothetical route choice behavior. The analysis considers the case where traffic conditions varying from day to day are represented by travel time. Two experiments, which are different only in the ways of providing the respondents with the actual travel time, are conducted.

Dynamic interactions between traffic conditions and changes of mechanism governing the travel time prediction are investigated. Travel time prediction models, where travel time prediction errors (the difference between predicted and actual travel time) as well as actual travel time are treated as explanatory variables, are calibrated.

1.はじめに

自動車交通をとりまく環境の悪化と、電子通信技術の進歩とがあいまって、交通情報の提供によって円滑な交通を実現しようとする機運が高まってきている。すなわち、道路利用者に対して利用可能な代替経路の交通情報を提供することによって、各ドライバーの意思決定を支援し、道路ネットワークの有効利用を図るように誘導することが、交通運営の手段として現実味を帯びてきた〔たとえば1), 2), 3)〕。しかし情報の収集・提供のためのハードウェアの進歩に比較して、提供する情報の内容に関する研究は進んでいない。情報による誘導というソフトな施策

にあっては、ドライバーの反応が情報提供者の意図に反した事態を引き起こすこともあるが、情報と交通行動の関係を明示的に考慮した情報提供の効果分析については今後の研究に待つところが大きい。

交通情報提供の効果に関して、均衡理論を応用した研究は既に行われ有用な知見が得られている。例えばArnott等⁴⁾は、事故情報などの道路容量に関する情報の精度と旅行費用の関係について検討し、質の低い情報は情報がないときよりもむしろ旅行費用を増大させる場合があることを指摘している。一方、より人間行動に重点をおいた研究として、Hall⁵⁾は初めての場所にバスあるいは徒歩で行く場合について、事前に与えられている情報内容と交通行動の関係を、学生を被験者とした実地実験によって観察している。

しかし、交通管制の手段として情報提供を考える場合、対象として重要なのは、都市内における通勤者や業務交通であり、ほぼ毎日繰り返して同じ

* 正会員 工博 京都大学教授 工学部交通土木工学教室 (〒606 京都市左京区吉田本町)

** 正会員 工修 京都大学助手 工学部交通土木工学教室 (〒606 京都市左京区吉田本町)

*** 正会員 工修 横浜市道路局
(〒231 横浜市中区港町1-1)

経路を通行しているような交通である。このようなドライバーの行動を再現するには、走行経験や情報受容の繰り返しによって、ドライバーの“知識”はどのように蓄積されるのか、とりわけ利用者均衡配分で前提としている“完全情報”と呼ばれるようなものになるのか、という点と、既に十分な“知識”を獲得しているドライバーが、ある具体的な“情報”に対してどのような反応を示すのか、を明らかにしなければならない。

このような目的から、ここでは室内で繰り返し意思決定実験を行い、同一被験者から時系列データを収集するというアプローチをとる。実験アプローチによるドライバーの行動分析としては、Mahmassani 等⁶⁾⁷⁾の出発時刻選択に関する研究がある。本研究では、経路選択行動を対象とし、経路選択の主要な要因である代替経路の旅行時間の予測機構に関して過去の走行経験との関係に主眼をおいて分析する。経路選択モデルの構築に資するような知見を得ることが目的である。

本稿では以下、2.で実験の概要や方法論について触れた後、3.で実験データを統計処理した結果ならびに推定された旅行時間予測モデルからドライバーの反応特性について考察する。最後に4.で今後に残された課題を述べる。

2. 経路選択実験

(1) 実験アプローチによる経路選択行動の分析

ここで対象として取り上げるのは、ほぼ毎日同じOD間を同じ時間帯に繰り返し通勤しているドライバーの経路選択行動であり、情報提供システムの稼働という交通環境の変化が生じた場合にどのような状態に収束するのか、収束の過程における時間的な変動ならびにある具体的な情報の提示に対するミクロな反応はどのようなものであるか、を検討対象とする。構築しようとする経路選択モデルは、動的経験や情報の効果を取り入れたものである。

情報の効果によって通勤者の交通行動が変化するとしたならば、代替経路の旅行時間の（ドライバーの）予測値の変化が主要な要因と考えられる。そこで、各ドライバーが旅行時間を予測するメカニズムに注目する。過去の走行経験および外部から提供される情報を用いて旅行時間を予測し、代替経路の予

測値に基づいて利用経路を選択すると仮定する。旅行時間予測モデルを推定するが、これはランダム効用モデルの確定効用関数の特定化に相当する。

各ドライバーが旅行時間を予測する際の過去の走行経験の用い方、そして、走行経験の蓄積に伴う旅行時間予測メカニズムの変化を明らかにし、旅行時間予測モデルを推定するためには、同一人に対して複数回の意思決定を問う必要がある。このようなパネル交通調査を現実の交通行動を対象として行うこととは、データの精度、労力、費用および期間の面から困難である。そこで実験室内で経路選択実験を行い、仮想状況下での代替案に対する選好意思表示データならびに主観的評価値データを収集する。

実験室での選択実験から得られるモデルが、そのまま現実の状況でも有用であることを期待するのは非現実的である⁸⁾。むしろ関数形の特定に役立つ情報や係数の比に関する情報を得ることが主たる目的である。実験分析は、その結果を利用して基本モデルを同定し、基本モデルを用いて行ったシミュレーションの結果をフィードバックさせてさらに実験を進める、というように相互に連携した一連の研究の一段階として位置づけられる。

(2) 実験の前提条件

実験設計にあたり、以下の前提を設ける。

- ① 経路選択に関する繰り返しアンケート実験を複数の被験者に対して同時に行う。各被験者は各自が予測した経路の旅行時間に基づいて経路選択を行うと仮定する。
- ② 実験の1ステップを、ある1日の朝の通勤時間帯と仮定する。毎日、同じ構成員が同じODペア間で、繰り返して経路選択をする状況を考える。
- ③ 第n回の旅行時間を予測する際に、各被験者は第n-1回の走行経験とn-1回目以前の走行経験に関する記憶を用いると仮定する。走行経験とは、各自の選択した経路とその実旅行時間、および旅行時間予測誤差（予測旅行時間と実旅行時間の差）を意味する。
- ④ 通勤時間帯内に一様に出発した一群のトリップが、その時間帯内に目的地に到着するものと仮定する。そのため、経路交通量と走行時間の関係は、時間帯単位で走行時間関数によって与える。トリップの出発時刻分布は考慮しない。

【第1回走行結果】		No. 1
前回あなたは ※各1 を選びました。	その経路の所要時間は 25分 でした。	
【第2回回答用紙】		
〔質問1〕 前回、わたしが選択したのは経路()でした。 その所要時間は、()分でした。		
〔質問2〕 今回の各経路の所要時間を予測してください。 経路1 ()分 経路2 ()分		
〔質問3〕 今回どちらの経路を選びますか。 ※各1		

図-1 経路選択実験の回答用紙(例)

(3) 実験の概要

単一OD間で、2本の経路が利用できるという状況を設定して、繰り返し経路選択実験を行なった。実験の各ステップごとに、図-1に示すような回答用紙を用いて、各被験者に対して、①前回(第n-1回)の選択経路とその経路の所要時間を知らせ、②今回(第n回)の両経路の旅行時間予測値と、③選択経路を回答してもらう、という手順を繰り返す。

繰り返し実験に先立ち、被験者に経路特性などの設定条件を知らせ、注意事項として、他の人と相談や情報交換をしないこと、予測旅行時間や過去の走行経験などを回答用紙以外には記録しないことを指示した。各被験者は、自分が選択しなかった経路の旅行時間ることはできない。「行動規準」については、両経路の旅行時間をまず予測し、次いで経路を選択するように指示した。被験者は全て男子大学生である。

所要時間の定義方法が異なる2通りの実験を行なった。それぞれを実験A、実験Bと呼ぶ。実験設計の概要を表-1に示す。

実験Aでは、各経路を選択した被験者数を集計して経路交通量、旅行時間を定義する。一方実験Bでは、ODペア間の総交通量は一定値V₀で、経路交通量は均衡交通量(V₀/2)の周りをsin-curveに従って振動を続けるものと定める。交通量は、ウイークデーのみを考えた場合の1週間単位で周期的に変化するとして、周期T=5とした。経路交通量をパフォーマンス関数に代入して、各実験ステップでの旅行時間を求める。

実験Aの方法は、被験者数が多い場合には現実状況を近似できる。しかし、全ての被験者の選択結果を集計して初めて次のステップに進む方法であるため、被験者数を多くすることは困難である。少ない被験者でも現実的な選択状況が再現できるか否かについては、実験結果から検討する必要がある。

一方、被験者数が少ない点に着目するならば、交通状態は大勢のドライバーによって規定されているので、被験者の選択は交通状態に影響しないとしても現実性は失われないであろう。実験Bでは、あらかじめ設定した経路交通量の日変動に基づいて走行結果を提示する。この実験形態においては、経路交通量の履歴が同一であれば、異なる被験者集団、日時、会場で実施した実験データをプールして、多種多様な属性の被験者からなる大サンプルのデータとして取り扱うことも場合によっては可能である。また、交通状態の履歴を意図的に与えるので、交通状態の履歴と経路選択との関係についての比較・分析が容易である。実験Bは3回行った。これらを集約して取り扱うことの可否については検討の必要がある。可能であれば、被験者総数は90名となる。

表-1 実験A及びBの概要

項目	条件	A	B-1	B-2	B-3
実施日時		1989.12.19	1989.12.18	1989.12.19	1989.12.22
実験所要時間		1時間15分	2時間50分	1時間15分	1時間38分
被験者数		56名	31名	48名	11名
実験ステップ数		21回	21回	25回	26回
トリップ目的		通勤・通学交通			
時間帯		通勤時間帯の1時間(例えば、a.m. 8:00-9:00)			
OD数		1方向の單一ODペア			
経路数		並行な2経路			
OD交通量		5600(veh/h)			
経路特性		(実験Aでは、各被験者が100veh/hに相当する) (経路1) (経路2)			
(経路長)		20km	15km		
(交通容量)		C=4000(台/h)	C=2800(台/h)		
(パフォーマンス関数)		$t = t_0 \cdot (1 + a \cdot (\%C)^2)$	$t = t_0 \cdot (1 + a \cdot (\%C)^2)$		
$a = 1.00, t_0 = 20(\text{min}), a = 1.00, t_0 = 15(\text{min})$					
決定要因		被験者自身の走行経験のみ			
行動規準		通勤通学時の交通を想定し、予測旅行時間に基づいて経路選択を行う。			
提供情報		1)経路特性(経路長、車線数、自由走行時の旅行時間) 2)前回選択した経路とその実旅行時間			
利用情報		1)外的情報(前回の選択経路とその実旅行時間) 2)内的情報(被験者各自の経路選択に関する記憶)			
質問項目		1)今回の旅行経路の予測旅行時間 2)今回の選択経路			

表-2 実験の種別

選択決定要因		行動規準	交通状態	実験の主目的(対象)
I	被験者自身の経験のみ	最短経路選択を指示	被験者の選択を集計	経験と旅行時間予測の関係
II (A)	〃	特に指示はしない	〃	決定規準の分析
III (B)	〃	特に指示はしない	予め設定しておく	大サンプルの収集
IV	追加的な情報を与える	最短経路選択を指示	被験者の選択を集計	情報の効果

走行結果の与え方の他にも実験種別を規定する条件があるが、著者らは、実験の分析対象、被験者の決定要因、行動規準および交通の状態の組み合わせで表-2に示す4種類の実験を設定した。これらの結果を相互に比較することによって、①行動規準の与え方が被験者の経路選択に及ぼす影響、②旅行時間の定義方法が被験者の意思決定に与える影響、③提供する情報の効果、を見ることができる。このうち、実験Iは既に実施した^{9), 10)}。今回実施した実験A、Bはそれぞれ実験II、IIIに相当する。

なお経路選択実験の終了後に、各被験者の属性を調査するためのアンケート(「属性アンケート」と実際に経路選択をする場合の要因についてその概略を調査するためのアンケート(「要因アンケート」)も行った。

3. 実験結果

(1) 予備的な検討

まず経路選択要因のアンケート結果をみる。要因アンケートは、文章で経路選択要因を例示して通勤・通学時に重視する順に1から4まで順位付けをしてもらった。順位ごとの各要因の出現割合を表-3に示す。表に示されるように、「旅行時間」、「距離」に関する要因が重視されるが、安全性を重視する被験者も比較的多い。経路選択行動に関する分析を進めるにあたって、安全性などについても考慮する必要があろう。

実際、今回の実験では被験者に「通勤・通学時を想定し、各自の予測旅行時間に基づいて経路選択する。」ことを指示したところ、大多数(90%強)の被験者は予測旅行時間が最短となる経路を選択していたが、経路を全く変更しない、あるいは予測旅行時間の長い方の経路をあえて選択する被験者もいた。被験者の経路選択に関する意思決定規準の分析や、被験者の行動分類を検討することも必要である。

次に、実験Bの互いに独立した3回の実験結果の統合の可否について検討する。各被験者の特性値として旅行時間予測誤差(予測旅行時間と実旅行時間の差)を取り上げ、実験ケースおよび個人属性を因子として分散分析を行なった。表-4に示すように、誤差変動ならびに運転頻度の効果が大きく、実験ケースについては有意な効果が認められない。よって、旅行時間予測モデルを推定する場合に、実験B-1~3の結果を集約して一組のサンプルとして取り扱う。

表-3 経路選択要因アンケートの結果(全サンプル)

選択要因	1位	2位	3位	4位
短時間で到着できる	57.1*	21.8*	9.9*	4.2*
渋滞による時間損失が小さい	19.0	36.6	19.7	8.5
走行距離が短い	5.6	13.4	16.2	13.4
道が分かりやすい	3.5	4.9	9.9	9.2
乗り心地が良い	2.1	4.2	10.6	17.6
沿道風景が美しい	0.7	2.1	3.5	10.6
道幅が広く歩道が完備されて安全	7.7	9.2	13.4	22.5
右左折の回数が少ない	0.7	3.5	12.0	11.3
信号が少ない	2.1	3.5	3.5	1.4
その他	1.4	0.7	1.4	1.4

*:上位3項目 (有効回答数 142)

表-4 実験ケースの効果に関する分散分析(実験B-1~3)

	自由度	平方和	F 値	F 値の超過確率
因子変動	15	1879.7	2.43	0.0017
誤差変動	1874	96767.3		
因子				
実験ケース ①	2	282.3	2.73	0.0652
免許保有 ②	2	498.8	4.83	0.0081
運転頻度 ③	3	1026.1	6.62	0.0002
①×②	1	23.0	0.45	0.5043
①×③	6	439.9	1.42	0.2031
②×③	1	34.5	0.67	0.4138

*①×②, ①×③, ②×③は、それぞれ実験ケース、免許保有、運転頻度の交互作用を示す。

表-5 (a) 旅行時間予測誤差を特性値とした分散分析（実験A）

	自由度	平方和	F 値	F 値の超過確率
因子変動	188	10279.80	1.27	0.0148
誤差変動	987	42633.33		
因子				
実験ステップ①	20	4011.85	4.64	0.0001
免許保有②	3	29.03	0.22	0.8797
運転頻度③	3	82.66	0.64	0.5907
①×②	60	3568.65	1.38	0.0331
①×③	60	1435.28	0.55	0.9977
②×③	2	3.12	0.04	0.9646
①×②×③	40	888.99	0.51	0.9949

*①×②, ①×③, ②×③および①×②×③は、それぞれ実験ステップ、免許保有、運転頻度の交互作用を示す。

表-5 (b) 旅行時間予測誤差を特性値とした分散分析（実験B）

	自由度	平方和	F 値	F 値の超過確率
因子変動	146	11191.88	1.53	0.0001
誤差変動	1743	87455.08		
因子				
実験ステップ①	20	4466.94	4.45	0.0001
免許保有②	2	399.20	3.98	0.0189
運転頻度③	3	1022.95	6.80	0.0001
①×②	40	1757.83	0.87	0.6944
①×③	60	2965.58	0.99	0.5091
②×③	1	64.46	1.28	0.2572
①×②×③	20	1001.26	1.00	0.4614

*①×②, ①×③, ②×③および①×②×③は、それぞれ実験ステップ、免許保有、運転頻度の交互作用を示す。

同様に、旅行時間予測誤差を特性値とし、実験ステップの進行と個人属性の効果をみた。表-5に示すように、実験Aでは、「実験ステップ」ならびに、「実験ステップ」と「運転免許の有無」の交互作用が、実験Bでは、「実験ステップ」、「運転免許の有無」、「運転頻度」それぞれが旅行時間予測誤差に有意な効果を及ぼしている。両実験に共通して実験ステップの効果が大きいことから、動的な効果を見るために、初期モデルとして各ステップでの走行経験を説明変数とした旅行時間予測モデルを推定する。

最後に、実験A、Bそれぞれにおける被験者の反応パターンを、経路変更率からみる。図-2は、前ステップの実旅行時間に対する経路変更率を示している。実験Aにおいては、曲線は下に凸となる。こ

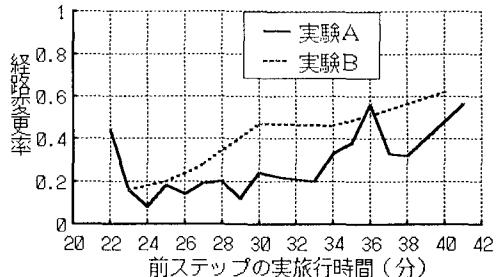


図-2 前ステップの旅行時間と経路変更率

れは、他の被験者の行動を予測して経路を選択した被験者が存在したためと思われる¹⁰⁾。実験Bではこのような行動は観察されなかった。通常の交通環境において、他のドライバーの行動が予測できるケースは限定される。このため、走行経験に基づいた旅行時間予測モデルを推定するためには、実験Bの方が望ましいと思われる。一方、与えられる情報とドライバーの意思決定のあり方の相互関係に着目した検討を行うには、実験Aの形態が望ましいであろう。

(2) 旅行時間予測モデル

各ドライバーの走行経験を説明変数とする旅行時間予測モデルの推定を行なう。

経路選択を繰り返して行なう場合、過去の経験が新たな予測に影響を及ぼすであろうが、そのような経験として、選択した経路の実旅行時間のほかに、過去の予測値自体や予測誤差も取り上げることが可能である。またモデルの被説明変数としても、次回の予測値と予測補正量の2種類を考えることができる。そこでまず、モデルに取り入れる走行経験を表す変数を決めるために、予測旅行時間、予測補正量それぞれと走行経験に関係する諸量相互間の相関を調べた。表-6に相関係数表を示す。なお各変数は第nステップ(n=1, 2, ..., 20)における選択経路を基準として、表-7のように定義する。

選択経路についてみると、予測値と前回の予測値ならびに実旅行時間、予測補正量と前回の予測誤差それぞれの間に相関関係が認められる。非選択経路の予測値については、前回の予測旅行時間との間には相関が認められるが、選択経路における走行経験の影響は認められない。選択経路の予測値との相関も低い。そこで、選択経路の予測に関して、次に示す2種類のモデルを仮定してパラメータを推定する。

表-6 (a) 旅行時間変数間の相関係数
(選択経路)

変数	t_s^n	$\hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$	\hat{t}_u^n
<実験A>			
\hat{t}_s^{n+1}	0.3037 0.0001	0.1163 0.0001	0.3942 0.0001
$\hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$	-0.4113 0.0001	0.5396 0.0001	0.3452 0.0001
<実験B>			
\hat{t}_s^{n+1}	0.4688 0.0001	-0.1264 0.0001	0.2902 0.0001
$\hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$	-0.4500 0.0001	0.4974 0.0001	0.2311 0.0001

上段：相関係数（Pearsonの積率相関係数）

下段：“2つの変数が独立である”という仮説の下でのP値

表-6 (b) 旅行時間変数間の相関係数
(非選択経路)

変数	t_s^n	$\hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$	\hat{t}_u^n	\hat{t}_s^{n+1}
<実験A>				
\hat{t}_u^{n+1}	0.0765 0.0104	-0.0555 0.0640	0.4180 0.0001	-0.0633 0.0343
<実験B>				
\hat{t}_u^{n+1}	0.1122 0.0001	0.0864 0.0002	0.4818 0.0001	0.1464 0.0001

モデル1

$$\hat{t}_s^{n+1} = \alpha_1 + \beta_1 t_s^n + \gamma_1 t_s^{n-1} + \delta_1 t_s^{n-2} + \varepsilon_1 \quad (1)$$

(n=3, 4, ..., 20)

モデル2

$$y^{n+1} = \alpha_2 + \beta_2 x_0^n + \gamma_2 x_1^n + \delta_2 x_2^n + \varepsilon_2 \quad (2)$$

(n=3, 4, ..., 20)

ここに、 $y^{n+1} = \hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$.

$x_k^n = \hat{t}_s^{n-k} - t_s^{n-k}$, (k=0, 1, 2),

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$: 定数パラメータ,

ε : 誤差項。

両モデルとも過去3回の走行経験を説明変数とするモデルである。モデル1は各被験者が経験した実旅行時間によって次回の予測旅行時間を説明するモデルである。モデル2は予測誤差が経験として蓄積され、次回の予測値は、前回の実旅行時間に経験から定められる予測補正量を加えたものとなることを表している。

パラメータは最小自乗法によって推定する。今回のように、同じ被験者から複数回の回答を得たデータの場合、誤差構造に関する仮定が異なるいく通り

表-7 旅行時間変数の定義

ステップ ^a	第nステップでの	
	選択経路	非選択経路
n 予測旅行時間	\hat{t}_s^n	\hat{t}_u^n
n 予測誤差	$\hat{t}_s^n - t_s^n$	--
n 実旅行時間	t_s^n	--
n+1 予測補正量	$\hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$	$\hat{t}_u^{n+1} - t_s^n$
n+1 予測旅行時間	\hat{t}_s^{n+1}	\hat{t}_u^{n+1}

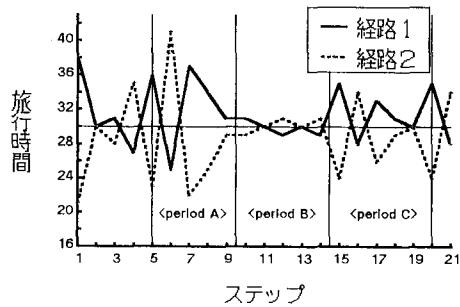


図-3 実旅行時間の変動（実験A）

かの推定手法が利用できる¹¹⁾。ここではParksの方法¹²⁾を用いた。Parksは誤差構造を次のように仮定している。

【仮定1】 誤差の自己回帰

$$\varepsilon_{1j} = \rho_1 \varepsilon_{1,j-1} + \xi_{1j} \quad (3a)$$

【仮定2】 不均一分散

$$E(\varepsilon_{1j}^2) = \sigma_{1j} \quad (3b)$$

【仮定3】 同時相關

$$E(\varepsilon_{1j} \varepsilon_{kj}) = \sigma_{1k} \quad (3c)$$

ここに、 i : 被験者番号, j : 実験ステップ番号,

ξ : $E(\xi_{1j}) = 0$ なる誤差項,

ρ : パラメータ。

計算は以下の手順で行う。

- 通常の最小自乗法により、パラメータ $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ を推定し、それに対応した残差を計算する。
- その残差より ρ を推定する。
- ρ を用いて元データから自己回帰性を除去したデータを作成する。
- 変換されたデータから共分散行列を推計する。
- ③で得られたデータと④で得られた共分散行列を用いて、通常の最小自乗法によってパラメータの推定を行う。

表-8 (a) 旅行時間予測モデル（実験A）

n	サンプル数	平均(SD)		相関係数		モデル1(t値)				モデル2(t値)			
		ts ⁿ	X ₀	ts ⁿ⁺¹ -ts ⁿ	y ⁿ⁺¹ -X ₀	α ₁	β ₁	γ ₁	δ ₁	α ₂	β ₂	γ ₂	δ ₂
3-20	1008	30.71	-0.786	0.263	0.550	17.34	0.334	0.135	-0.035	0.430	0.517	0.068	0.033
<total>		(4.13)	(6.41)			(126)	(147)	(57.8)	(-18.5)	(24.5)	(164)	(22.9)	(10.9)
5-9	280	31.76	-1.829	0.358	0.549	20.24	0.370	0.100	-0.115	0.939	0.441	-0.048	0.075
<period A>		(6.22)	(7.79)			(8.2)	(13.6)	(2.3) ⁺	(-3.2)	(2.7)	(20.6)	(-2.1) ⁺	(2.7)
10-14	280	29.99	-0.100	-0.090	0.209	36.16	-0.653	0.294	0.178	0.523	0.196	0.102	-0.061
<period B>		(0.77)	(4.37)			(24.4)	(-26.5)	(10.1)	(29.4)	(8.7)	(9.4)	(4.5)	(-3.1)
15-20	336	30.44	-0.512	0.217	0.705	5.83	0.462	0.446	-0.089	0.400	0.713	0.282	0.106
<period C>		(3.69)	(6.85)			(3.6)	(17.7)	(16.4)	(-3.3)	(133)	(342)	(104)	(49.7)

+:有意水準1%で非有意, -:有意水準5%で非有意

表-8 (b) 旅行時間予測モデル（実験B）

n	サンプル数	平均(SD)		相関係数		モデル1(t値)				モデル2(t値)			
		ts ⁿ	X ₀	ts ⁿ⁺¹ -ts ⁿ	y ⁿ⁺¹ -X ₀	α ₁	β ₁	γ ₁	δ ₁	α ₂	β ₂	γ ₂	δ ₂
3-20	1620	29.90	-1.283	0.439	0.528	13.05	0.464	0.038	0.075	1.126	0.471	0.103	0.011
<total>		(5.32)	(7.06)			(95.0)	(245)	(20.1)	(43.5)	(29.4)	(76.5)	(15.4)	(1.96) ⁺
6-10	450	30.22	-1.538	0.524	0.586	7.02	0.540	0.095	0.137	0.690	0.441	0.048	-0.090
<period A>		(5.12)	(6.80)			(47.1)	(196)	(32.5)	(43.7)	(13.9)	(41.6)	(6.24)	(-10.4)
11-15	450	29.81	-0.956	0.386	0.458	12.90	0.534	0.028	0.011	1.350	0.484	0.291	0.195
<period B>		(5.08)	(7.55)			(5.1)	(10.5)	(0.59)*	(0.23)*	(9.9)	(33.9)	(14.4)	(8.8)
16-20	450	29.34	-0.978	0.319	0.517	23.66	0.345	-0.053	-0.056	1.531	0.630	0.011	-0.003
<period C>		(5.36)	(6.98)			(10.0)	(6.5)	(-1.5) ⁺	(-1.3) ⁺	(3.6)	(7.8)	(0.2)*	(-0.1)*

+:有意水準1%で非有意, -:有意水準5%で非有意

モデル1、2の推定結果を実験A、Bそれぞれに表-8に示す。経験の蓄積にともなう予測機構の変化をみるために、実験ステップの番号nによって、サンプルを約5ステップごとにクラス分けして推定した結果も併せて示している。分け方は、実験Aについては実旅行時間の変動が図-3に示すようであったため、変動が激しいステップと比較的安定しているステップを分離するようにした。実験Bでは、交通状態が周期5で振動しているので、単純に5ステップずつ区切った。なおいずれにおいても、実験開始直後は被験者が実験自体に不慣れであることから除外している。

推定されたモデルのMSE（残差平均平方）の値は、いずれのモデルも0.1程度であり、この点からはモデル間に良否の差はない。一方、パラメータの意味についてはモデル2の方が解釈が容易である。特に α の値は、モデル2においてはドライバーが安全を見込んでる余裕時間(Safety Margin)として解釈することが可能である¹⁰⁾のに対して、モデル

1にあってはドライバーの予測機構に関連づけ得るような意味はない。またモデル1では経路の交通状態の影響が大きくパラメータの安定性が低い。これらのことよりドライバーの行動に基づいたモデルとしてはモデル2の方が優れていると思われる。

モデル2についてパラメータ推定値を、過去の経験が予測に及ぼす効果という点からみると、 β 、 γ 、 δ の順に急激に値が小さくなっている、最近の経験ほど旅行時間に及ぼす効果が大きく、効果は時間について指数的に減少することがわかる。ただし、その程度は経験の蓄積度合いにも依存しており、実験初期は前回の経験の影響が大きいが、実験ステップが進行するにしたがって、より過去の経験も効果を及ぼすようになってくる。

実験Aのモデル2について個々の推定値を比較すると、nが大きくなるにつれて α は小さくなり、経験の効果を表す β 、 γ 、 δ はその値が大きくなる。 α の値が小さくなるのは、交通の挙動に関する知識が蓄積されて余分な時間を見積もる必要が減少するか

らと推測でき、 γ の β に対する相対的な大きさが増すこととあわせて学習効果の表れと見ることができる。なお<period B>において β の値が急に小さくなっているが、この期間は t_s^n の標準偏差の値に示されるように交通状態が非常に安定しており、旅行時間を予測する必要性が低かったためと思われる。

実験Bについてモデル2を見ると、<period B>までは実験Aと同様に過去の経験の効果が徐々に大きくなっていく様子がうかがえる。しかし<period C>では前回の経験しか影響しなくなっている。また α の値を見ると、実験Aとは逆に n が大きくなるにつれて α の値も大きくなる。実験Bでは経路の交通状態が周期的に変動するため、実験ステップが進行するに従い、むしろ実験に対する疲れの影響が大きくなるものと思われる。

実験AとBでは得られた結果に違いがあり、今後さらに実験とデータの分析を重ねる必要がある。特に実験Aにおいて学習効果が認められる原因が、実験の方法にあるのかそれとも途中に交通状態の安定を経験した効果なのかについて検討せねばならない。

4. おわりに

ここで取り扱った問題は非常に限られているが、実験的アプローチによる問題解決の糸口をつかむことができたと考えている。また、モデルの推定結果をこのまで一般化することはできないものの、モデル構築に有益な情報を得ることができた。

最後に今後の研究課題を挙げておく。

- ① 実験のステップ数をさらに伸ばし、パラメータの収束の有無を確認する必要がある。この場合に、被験者の実験に対する疲れを極力小さくするような実験方法を工夫しなければならない。
 - ② 旅行時間予測モデルに個人属性を説明変数として組み込むことによって、モデル説明力の改善を試みる。
 - ③ 旅行時間予測モデルの移転可能性を検討しなければならない。このため、被験者の属性をより一般化した実験を行い、今回の結果と比較する必要がある。
- 今後の研究の進め方については、実験Aのように被験者の意思決定が経路の交通状態に反映される実験方法を用いて、ドライバーの意思決定規準および

情報と交通状態の相互依存関係について検討する一方、Bのタイプの実験によって、より一般的な属性の被験者を対象としたデータを収集し、旅行時間予測モデルを推定することを予定している。

【参考文献】

- 1) Robb, M.R.: Route information systems for motorists, Transport Review, Vol.7, No.3, pp.259-275, 1987.
- 2) 飯田恭敬:交通管理のハイテク化と都市交通計画, 都市問題研究, Vol.41, No.12, pp.3-15, 1989.
- 3) 路車間情報システムの開発概要報告書, 建設省, 1989.
- 4) Arnott, R., de Palma, A. & Lindsey, R.: Does providing information to drivers reduce traffic congestion?, preprints of Transpn. Res. Board 69th Annual Meeting, 1990.
- 5) Hall, R.W.: Traveler route choice: travel time implications of improved information and adaptive decisions, Transpn. Res.-A, Vol.17A, No.3, pp.201-214, 1983.
- 6) Mahmassani, H.S. & Chang, G.-L.: Experiments with departure time choice dynamics of urban commuters, Transpn. Res.-B, Vol.20B, No.4, pp.297-320, 1986.
- 7) Chang, G.-L. & Mahmassani, H.S.: Travel time prediction and departure time adjustment behavior dynamics in a congested traffic system, Transpn. Res., Vol.22B, pp.217-232, 1988.
- 8) Horowitz, J.L.: Travel and location behavior: state of the art and research opportunities, Transpn. Res., Vol.19A, pp.441-453, 1985.
- 9) Iida, Y., Akiyama & Uchida : Experimental analysis of dynamic route choice behavior, International Conference on Dynamic Travel Behavior Analysis, 1989.
- 10) 飯田恭敬・秋山孝正・内田 敏・宇野伸宏:実験による経路選択行動の動態分析, 土木計画学研究講演集, No.12, pp. 37-44, 1989.
- 11) Drummond, D.J. & Gallant, A.R.: The TSCSREG procedure, SUGI Supplemental Library User's Guide, SAS Institute, p.625-645, 1986.
- 12) Parks, R.W.: Efficient estimation of a system of regression equations when disturbances are both serially and contemporaneously correlated, Journal of American Statistical Association, Vol. 62, pp.500-509, 1967.