

実験アプローチによる
動的経路選択行動のモデル化

Experimental Analysis Approach to Modeling of
Dynamic Route Choice Behaviour

飯田 恭敬*・内田 敬**・山本 政博***・村田 重雄****

By Yasunori IIDA, Takashi UCHIDA, Masahiro YAMAMOTO and Shigeo MURATA

This study analyzes driver's route choice behavior by using the results of repeated questionnaire experiments. Between the experiments, the way of defining travel times and their variations given to participants are varied, and we observe changes of route choice behavior and its convergence in order to clarify the effects of these factors on route choice behavior. Individual characteristics, that is, routes which have been chosen or individual attributes, are considered in order to make clear their contribution to the route choice behavior by dividing the samples into some groups. And the power of explanation of predicted travel time model on which drivers are assumed to choose their routes will be increased. A dynamic route choice model is shown based on these results.

1. まえがき

近年、自動車交通量の増加などによる渋滞現象の頻繁化と地価の高騰や空間的な制約から、既存の道路ネットワークの有効利用が求められ、そのための方策の一つとして、ドライバーに対する誘導情報提供システムの開発が急がれている。本研究の最終的な目標は「情報提供による交通経路の誘導制御法の開発」であり、そのためには、時間的に変化する交通状態に関する情報の提供とドライバーの交通行動の相互作用関係を明確にする必要がある。

ドライバーの行動を考慮し交通状態を動的に扱った例として、飯田等^{1) 2)}はドライバーの旅行時間を予測するモデルと、予測時間に基づく行動意思決定に関して経路選択実験により動態分析している。本研究はこれらの研究の延長線上に位置づけられる。これまでの検討より、通勤・通学時には「旅行時間」あるいは「距離」に関する要因が重視されることや、経路選択判断にはごく近い過去の経験がそれ以前の経験に比べて卓越した影響を及ぼすことが明らかにされ、経路選択モデルのサブモデルとして予測旅行時間モデルが提案されている。また課題として、実験条件の違いによる被験者の反応の相違の程度を明らかにすべきことが挙げられている。

本研究では、交通現象を記述する基本単位として個人に着目し、繰り返し経路選択実験を実施してドライバーの経路選択行動の分析を行う。実験条件のうち、各実験ステップにおいて被験者に提供する旅行時間の決め方（外生的あるいは内生的）および外生的

キーワード：経路選択実験、予測旅行時間モデル、旅行時間の変動パターン、経路選択モデル

* 正会員 工博 京都大学教授 工学部交通土木工学科教室

(〒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科教室

(〒606 京都市左京区吉田本町)

*** 正会員 工修 近畿日本鉄道

(〒543 大阪市天王寺区上本町)

**** 学生員 京都大学大学院工学研究科

(〒606 京都市左京区吉田本町)

に旅行時間を与える場合については旅行時間の変動パターンを変えて経路選択行動の変化や収束状況を比較・観察する。そして、ドライバーが交通行動を決定する際の基本的な要因である旅行時間の予測について、複数の実験結果の比較やサブルのセグメント化を通じて分析する。さらにこれららの検討結果をふまえ、動的な交通状態の変化を再現する経路選択モデルの構築を試みる。

2. 経路選択実験

経路選択に関する室内実験を行って、仮想の状況下における選択肢に対する被験者の選好の時系列データを収集する。基本的な実験条件は表-1に示す通りであり、これはこれまで行った一連の研究^{1) 2)}と同じである。今回は、表-2に示すように旅行時間の与え方と旅行時間変動パターンを変えて実験A、B、Cの3種類の実験を行った。被験者の経路選択を交通状態に反映させるために、被験者の選択を集計して旅行時間を算出する実験が実験Aである。その結果として得られる旅行時間の変動パターンに規則性はない。一方、旅行時間の変動パターンを経路ごとに予め設定しておいて、被験者の経路選択に応じてそれを与える実験が実験Bである。今回の実験Bでは周期的な変動をする旅行時間を与えた。実験Aと実験Bを比較すれば、旅行時間変動パターンが経路選択行動に与える影響を見ることができる。ただし、これら両者は、旅行時間の変動パターンと共に実験の方法そのものが異なっている。そこで、旅行時間の与え方と旅行時間の変動パターンそれぞれの影響を分離するために、実験Cでは旅行時間は予め設定するが、実験Bのように周期的な変動とするのではなく、実験Aの結果として得られた旅行時間を用いる。

3. 経路選択の動的特性

本章では、実験条件の違いがもたらす経路選択行動の相違を述べる。

表-1 実験の条件（各実験に共通）

項目	条件
トリップ目的	通勤・通学交通
OD数	1方向の単一ODペア
経路数	並行な2経路
OD交通量	5600(台/h)
経路特性 (経路長) (交通容量) (ルートマップ関数)	(経路1) 20Km C = 4000(台/h) $t = t_0 + [1 + a(V/C)^2]$ $a = 1.00, t_0 = 20(\text{min})$ (経路2) 15Km C = 2800(台/h) $t = t_0 + [1 + a(V/C)^2]$ $a = 1.00, t_0 = 15(\text{min})$
実験回数	21回
決定要因	被験者自身の走行経験
行動規準	通勤通学時の交通を想定し、予想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、自由走行時間) 2)前回選択した経路とその旅行時間
利用情報	1)外的情報(前回の選択経路とその旅行時間) 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)今回の各経路の予測旅行時間 2)今回の選択経路

表-2 実験の相違点

相違点	旅行時間の与え方	旅行時間の変動パターン
実験A	被験者の選択を集計	不規則な変動
実験B	予め設定しておく	周期的な変動
実験C	予め設定しておく	不規則な変動(実験Aと同じ)

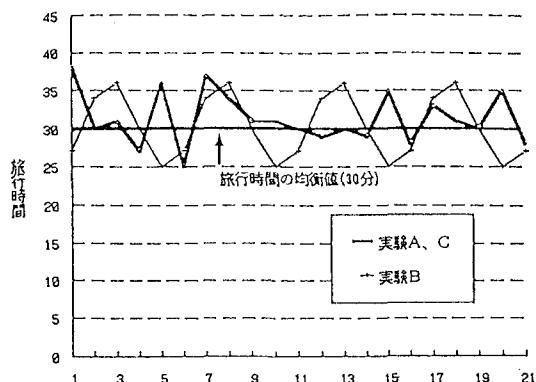


図-1 3つの実験における経路1の旅行時間

(1) 旅行時間

実験Aにおいて、被験者の選択結果を集計して旅行時間に換算したものを図-1に示す。8ステップまでは被験者の選択は安定しておらず、各経路の旅行時間は旅行時間の均衡値(30分)の周辺で大きく振動している。ところが、9~14ステップでは各経路の旅行時間は均衡値の近傍で微小振動しており、安定状態にあるように見える。15ステップ以降は、再び旅行時間

が大きく振動し始めるが、経路1の方はほとんど均衡値を上回っている。これは旅行時間が大きく変動することによる時間損失を小さくしようとする被験者は、交通容量が大きく経路交通量に対する旅行時間の感度が低い経路1を好んで選択したからであると考えられる。参考のために実験Bで用いた旅行時間も加えておく。また、実験Cでは実験Aで得た旅行時間を外生的に与えた。

(2) 実験ステップに対する経路変更率

実験ステップに対する経路変更率を図-2に示す。実験Aの場合、10ステップまでは高い変更率を示すものの、その後小刻みに振動しながら減少していく傾向がうかがえる。実験Bの場合は、経路変更率は上下に大きく変動していて、実験を繰り返すことによって経路変更率が減少するとは思われない。つまり、被験者の経路選択は安定しないようと思われる。実験Cでは、8ステップまでは高い変更率となっているが、10~13ステップでは経路変更率は安定している。このときの旅行時間は図-1を見ると旅行時間の均衡値の近傍で安定していることがわかる。14ステップ以降、経路変更率は再び振動を始めるが、徐々に減少する傾向にあるように見える。全体的な形では、小刻みな振動を繰り返しながら減少していく右下がりのグラフになっており、以上の点からみると実験Aの結果に似ている。

(3) 前ステップの旅行時間に対する経路変更率

前ステップの旅行時間に対する経路変更率を図-3に示す。実験Aの場合、旅行時間が24~33分の間では経路変更率は低いが、それ以上になると突然高くなる様子がみられ、全体的な傾向としては、旅行時間の増加に伴い経路変更率も上昇するようである。しかし、旅行時間が22分の場合を見ると、旅行時間が24分の場合よりも経路変更率が高くなっている。これは旅行時間が余りにも短かい場合には、「一方の経路が著しく空いていれば、他方の経路は混雑しているはずであり、次のステップでは混雑していた経路から転換してくる可能性が大きくなる。」という2経路選択の実験特性を理解した被験者が他の被験者の行動を予測して、予防的に経路を変更したためであると考えられる。

実験Bの場合は、ほぼ右上がりのグラフになっており、旅行時間が大きくなれば経路を変更する被験者

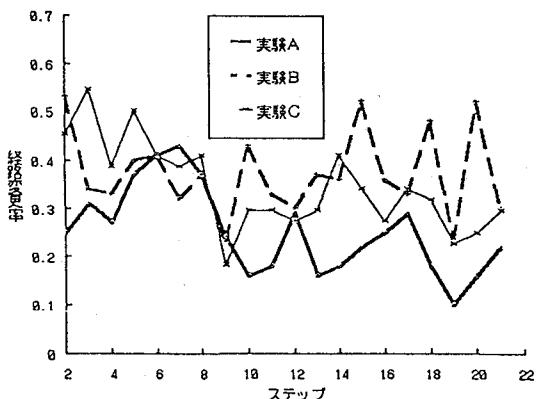


図-2 実験ステップに対する経路変更率

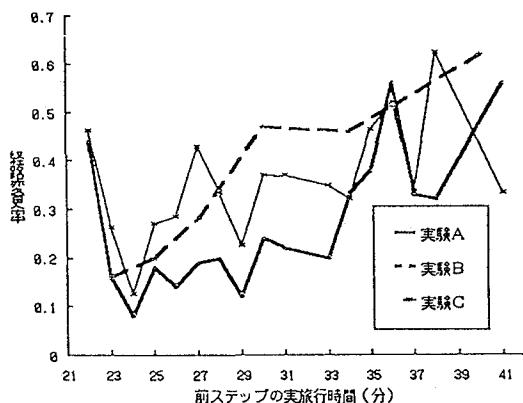


図-3 前ステップの旅行時間に対する経路変更率

が増加するという傾向が読み取れる。この傾向は実験Aと比較して、より顕著に出ている。また、実験Aでみられた旅行時間が小さくなるとむしろ経路変更率が高くなるという行動も見られなかった。実験Cの場合では、旅行時間が24分と28分の場合、実験Aの結果とかなり違った値になっている。これには、旅行時間変動を外生的に与えるという実験形態による効果も含まれていると考えられる。しかし、実験形態による影響がみられるのは局所的な点だけであり、グラフの全体的な形状をみると両端があがっている形であり、実験Aの結果に酷似している。しかし、経路変更率の値は全体的に0.1程度大きくなっている。このスケールには被験者が異なるために、被験者一人一人の特性が違っていることが影響していると思われる。一方、実験Bの結果と比較するとその形状は大きく異なっている。

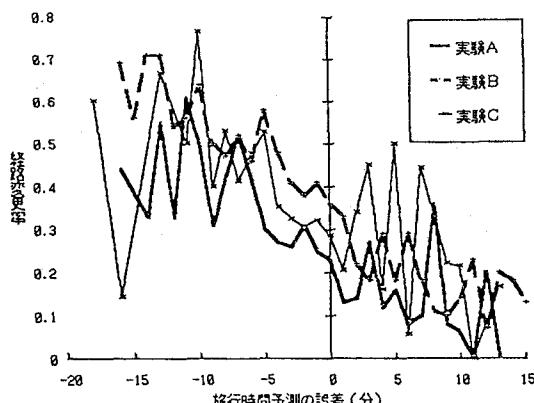


図-4 旅行時間予測誤差に対する経路変更率

(4) 旅行時間予測誤差に対する経路変更率

旅行時間予測誤差別の経路変更率を図-4に示す。旅行時間予測誤差とは各被験者の第n回目の選択経路Sの実旅行時間を t_s^n 、予測旅行時間を \hat{t}_s^n とするとき、 $\hat{t}_s^n - t_s^n$ で表される。全ての実験において、全体的な傾向としてグラフは右下がりである。これは実旅行時間が予測旅行時間よりも短ければ短かいほど経路変更率は小さくなるという、非常に現実的な結果となっている。このような特性は3つの実験において共通して認められるため、概ね実験形態や旅行時間の変動パターンの影響があまりないようと思われる。

グラフの形を詳細に見ると、旅行時間予測誤差が正の値の時、つまり予測旅行時間が実旅行時間を上回っている時、実験Aと実験Cでは大きく振動し、実験Bではあまり振動していない。これは、実験Bは他の実験に比べて被験者数が2倍近くあるために、被験者一人一人の個人特性が相殺されてしまうからだと考えられる。このことから被験者数を多くすることは実験結果の安定につながるものと考えられる。

以上の分析より、被験者の経路選択行動はそれまでに経験した旅行時間に大きく影響され、旅行時間の与え方の違いはあまり影響しないこと、また、被験者一人一人の個人特性が影響を与えていることがわかる。

4. 予測旅行時間値の説明要因の分類分析

本研究では動的な経路選択行動の説明要因として、各ドライバーの予測旅行時間に着目している。そこで、

サンプルを種々の要因によっていくつかのグループに分類して、式(1)の予測旅行時間モデルのパラメータを推定した。結果を比較検討することによって個々の要因の効果を明確にし、予測旅行時間モデルをより説明力の高いものにしていくことを試みる。

予測旅行時間モデル

$$y^{n+1} = \alpha + \beta x_0^n + \gamma x_1^n + \delta x_2^n + \varepsilon \quad (1)$$

ここに、

$$y^{n+1} = \hat{t}_s^{n+1} - t_s^n$$

: 予測補正量

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

: 旅行時間予測誤差

\hat{t}_s^n : nステップの選択経路Sの予測旅行時間

t_s^n : nステップの選択経路Sの実旅行時間

s : 選択経路の番号(s=1 or 2)

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

ε : 誤差項

上のモデルは、過去3ステップで経験された旅行時間予測誤差によって予測補正量が定められ、こうして定められる補正量を前回の実旅行時間に加えることによって旅行時間が予測されることを意味している。

グループ分けに関しては、まず3つの実験で分類し、検討を加えたのちに、被験者の経験とその蓄積に注目すると共に、第3節の検討において、経験した旅行時間が等しいにもかかわらず経路の変更率などが異なる原因として推測された被験者個人の特性についても取り上げていくこととする。

(1) 実験による分類

実験A, B, Cの結果を用いて予測旅行時間モデルのパラメータを推定した結果を表-3に示す。

表-3 実験による分類のパラメータ推定結果

分類	実験A	実験B	実験C
SAMPLE	1008	1620	792
α	0.430 (24.46)	1.130 (317.89)	0.572 (25.90)
β	0.517 (164.29)	0.459 (825.35)	0.532 (158.56)
γ	0.058 (22.89)	0.119 (209.73)	-0.024 (-6.79)
δ	0.033 (10.95)	0.015 (23.40)	0.040 (11.57)
MSE	0.3221	0.1966	0.4065

()の値はt値である

パラメータのt値は絶対値が6.79~825.35と全体的に

高くなってしまい、残差平均平方(MSE) の値も0.1966～0.4065と低い値を示しているので、パラメータの数値は信用できるものと考えられる。パラメータの数値を見てみると、実験Aでは α と β がおよそ0.5であり同程度の大きさであるのに対して、 γ と δ は 10^{-2} であり α と β に比べて非常に小さい。実験Aでは旅行時間予測の際に定数値と前回の経験が大きく影響していることが分かる。実験Bでは α が1.13と非常に大きく、 $\beta > \gamma > \delta$ となっている。実験Bでは旅行時間予測の際に定数値が大きいことが分かり、過去の経験は最近のものの影響が大きいことが分かる。実験Cでは α と β はほぼ等しく γ と δ が 10^{-2} であり、 α と β の値がおよそ0.55であることを除けば実験Aに類似している。パラメータ値の比較から、実験Bに比べて、実験Aと実験Cの数値がかなり類似していることがわかる。

しかし、尤度比規準に基づいた検定を行ったところ、実験Aと実験Cの結果は有意確率1%で同じものではないことが解った。このことから、旅行時間の予測には経験した旅行時間が大きく影響していると考えられるが、個々の被験者の属性など他の要因の効果がパラメータの推定に大きく影響を与えていていることが推測される。

以下では、パラメータ推定値が類似していた実験Aと実験Cに絞って検討を加えていく。

(2) 経験した経路による分類

式(1)の予測旅行時間モデルで用いる被験者の経験が2ステップ前までであることから、今回を含めた過去3ステップの選択経路のみに基づいて実験A, Cごとにグループ分けを行った。各ステップにおいて2通りの経路を選択できることより全サンプルが8つのグループに分類される。これに全体をまとめたものを含めて全部で9つのグループとする。これにより、実験の中で経験した経路の違いによる旅行時間の予測方法の違いが検討できる。パラメータ推定の結果を表-4に示す。分類名と経験した経路の関係は表中に示

している。

表-4を見ると、A-K1とA-K8のサンプル数が300強、他の6つのグループはどれも65前後であり、A-K1とA-K8のサンプルが他の5倍程度あることになる。これに對して、C-K1とC-K8のサンプル数は200前後であり、他の6つのグループはどれも70前後である。実験Aに比較してK1, K8に分類されるサンプルの割合が小さい。このことから、実験Aと実験Cは被験者の選択特性にも違いがあったことになる。

次にパラメータの推定値であるが、分類されたグループによってかなりのばらつきが見られる。A-K1のパラメータの値に注目してみると α が他のグループに比べて低く、 $|\beta| > |\gamma| > |\delta|$ になっている。A-K1は過去3ステップとも経路1を経験しているグループであることから、経験した旅行時間に重点をおいて旅行時間の予測をすることは十分に考えられることである。また旅行時間の予測において、より新しいステップでの経験ほど大きく影響することも妥当なことと考えられる。A-K8(過去3ステップとも経路2を選択したグループ)では、 $|\delta| > |\gamma|$ であるが、同じようなことが言える。一方、過去3ステップで経験された経路が異なる場合(A-K2～K7)には、A-K1, A-K8のような明確な傾向は見い出し難い。実験Cでも同様のことがいえる。

モデルの説明力の指標である R^2 の値は実験Aでは分類されたグループによってかなりばらつき、8グループ

表-4 経験した経路による分類のパラメータ推定結果

分類名	A-0	A-K1	A-K2	A-K3	A-K4	A-K5	A-K6	A-K7	A-K8
経路	今回	—	1	2	1	2	1	2	2
	前回	—	1	1	2	2	1	2	2
	前々回	—	1	1	1	1	2	2	2
SAMPLE	1008	306	60	69	68	62	67	66	310
α	0.537 (3.88)	0.357 (1.31)	0.815 (1.07)	-0.990 (-1.1)	0.477 (0.88)	-0.370 (-1.0)	1.443 (2.64)	1.716 (1.58)	0.150 (0.55)
β	0.525 (20.7)	0.920 (19.2)	0.458 (3.93)	0.387 (1.91)	0.219 (2.86)	0.379 (5.29)	0.507 (7.48)	0.227 (2.11)	0.417 (9.49)
γ	0.084 (3.38)	0.246 (4.66)	0.140 (1.40)	-0.031 (-0.2)	-0.286 (-3.8)	-0.159 (-2.4)	0.002 (0.03)	0.197 (1.48)	0.039 (0.83)
δ	0.054 (2.30)	-0.003 (-0.1)	-0.017 (-0.2)	-0.009 (-0.1)	-0.030 (-0.6)	0.128 (2.51)	0.056 (0.83)	0.021 (0.18)	0.112 (2.56)
R^2	0.314	0.617	0.292	0.063	0.273	0.343	0.491	0.088	0.283
分類名	C-0	C-K1	C-K2	C-K3	C-K4	C-K5	C-K6	C-K7	C-K8
SAMPLE	792	167	67	65	77	72	65	73	206
α	0.613 (5.12)	-0.026 (-0.1)	1.934 (3.80)	0.797 (1.60)	0.774 (1.19)	0.474 (1.30)	1.946 (3.86)	0.208 (0.53)	0.671 (3.21)
β	0.522 (25.1)	0.402 (8.09)	0.283 (3.38)	0.600 (5.95)	0.545 (7.36)	0.676 (11.4)	0.495 (6.71)	0.330 (4.21)	0.494 (11.4)
γ	-0.025 (-1.2)	-0.101 (-2.3)	0.426 (3.82)	0.023 (0.27)	-0.117 (-1.5)	-0.117 (-1.5)	0.191 (1.84)	0.048 (0.75)	-0.074 (-1.8)
δ	0.055 (2.85)	0.049 (1.10)	-0.052 (-0.6)	-0.001 (-0.0)	0.138 (1.29)	0.099 (1.85)	0.259 (3.55)	0.075 (1.34)	0.031 (0.88)
R^2	0.451	0.375	0.517	0.390	0.513	0.665	0.554	0.271	0.477

()の値はt値である

中5ケル-フが分類しない場合(A-0)よりも悪い値となっているのに対し、実験Cでは分類することによって全体的に高い数値を示すようになる。また、全体を1つのケル-フにしてもR²は実験Aでは0.314、実験Cでは0.451と決して低い値とはなっていない。このことから、全体を1つのケル-フにしてパラメータを推定してもよいと言えるであろう。

(3) 属性による分類

被験者のばらつきを表現するものとして、被験者の個人属性を考えてみる。そこで、経路選択実験の後に実施した属性ソリットの結果を用いた。被験者が、全員大学生で、ほとんどが男性である点などを考慮して、運転頻度によって分類した。サンプル数がある程度確保する必要から被験者を全部で3つのケル-フに分類することにした。“ほぼ毎日”を選択した被験者をケル-フ1、“週に3～5回”、“週に1～2回”、“月に1～2回”を選択した被験者をケル-フ2、“めったに運転しない”を選択した被験者と運転免許を保有していない被験者をケル-フ3とした。ケル-フ名は実験名、属性のケル-フ番号を用いて、例えば実験Aでケル-フ1であればA-Z1と表現することとする。

この分類によるパラメータ推定の結果を表-5に示す。サンプル数を見ると、実験AではA-Z1の数がA-Z2, A-Z3の数に対して非常に大きいのに比べ、実験CにおけるC-Z1の数はC-Z2, C-Z3の数とほとんど変わらない。このことから見ると、実験AとCとでは、被験者の属性に違いがあったと言うことができるだろう。

表-5 属性による分類のパラメータ推定結果

分類名	A-0	A-Z1	A-Z2	A-Z3	C-0	C-Z1	C-Z2	C-Z3
運転頻度	—	大	中	小	—	大	中	小
SAMPLE	1008	630	198	180	792	288	234	270
α	0.637 (3.88)	0.203 (1.21)	1.127 (2.62)	1.475 (3.19)	0.613 (5.12)	0.508 (2.58)	0.835 (3.75)	0.495 (2.57)
β	0.525 (20.7)	0.343 (12.5)	0.646 (8.89)	0.831 (13.6)	0.522 (25.1)	0.483 (15.3)	0.608 (15.4)	0.461 (12.4)
γ	0.084 (3.38)	0.034 (1.26)	-0.060 (-0.8)	0.155 (2.52)	-0.025 (-1.2)	0.033 (1.06)	-0.089 (-2.2)	0.005 (-0.1)
δ	0.054 (2.30)	0.083 (3.28)	0.065 (0.99)	-0.016 (-0.3)	0.055 (2.85)	0.004 (0.14)	0.116 (3.07)	0.050 (1.46)
R ²	0.314	0.217	0.336	0.521	0.451	0.461	0.502	0.407

()の値はt値である

また、R²はばらついているものの、全体的には高い数値を示しており、運転頻度の違いを考慮に入れれば、式(1)の予測旅行時間モデルによって予測旅行時間値の時間変動のかなりの部分が説明できているように思われる。しかし、パラメータの推定値について

見ると、属性ごとに実験Aと実験Cとで類似しているというようなことはあまり観測されず、運転頻度の違いを考慮した結果はサンプルの違いによって変化してしまう。

パラメータ推定値の類似性をより詳しく検討するためには、推定されたパラメータをクラスター分析にかけたところ、A-Z1とC-K7, C-Z1とC-Z3などが似ているという結果になったが、全体的にみると、経験した経路や属性ごとに類似しているようなことはなく、被験者全体をグルーピングしてパラメータ推定をするA-0とC-0の結果がそういう点では一番似ているという結果になった。

実験における被験者の属性に違いがあるにもかかわらず、全体をグルーピングして推定したパラメータは実験Aと実験Cで類似していることから考えてみると、予測旅行時間モデルにおいては、観測困難な要因による誤差の影響が強いため、属性の違いを考慮することはあまり効果的でないと言いうことができるであろう。

(4) ステップ数と属性による分類

実験ステップを重ねることの予測旅行時間モデルのパラメータの変化を観察して、経験の蓄積と属性の関係や、経験の蓄積及び属性と旅行時間予測との関係を検討する。

分類方法は、属性では(3)と同様に運転頻度によって3つのケル-フ(ケル-フ1, 2, 3)に分類し、実験ステップについては実旅行時間の変動が大きい6～10ステップをケル-フA、交通状態が比較的安定している11～15ステップをケル-フB、交通状態が再び振動し

始めた16～20ステップをケル-フCにして3つのケル-フに分ける(旅行時間の推移は図-1に示している)。属性と実験ステップの組合せで9つのケル-フに分類され、全サンプルからなるケル-フを合わせて全部で10個のケル-フを作成する。パラメータ推定の結果を表-6に示す。

表-6において、実験Aのケル-フ1の β 、 γ 、 δ について注目して見ると、実験ステップによる変化はほとんど見られず、パラメータの推定値はほぼ一定である。そして予測時間の変化には定数項である α で対応しているように思われる。他のケル-フ2, 3ではこのようなことは観察されず、実験ステップの変化によってパラメータの値も

変化している。実験Cにおいても実験Aの結果ほどではないが、同じことが観察された。このことより、日常の運転頻度の高い被験者は、既にある程度の旅行時間予測のルールが構築されていると考えられる。

推定されたパラメータをクラスター分析にかけてみたところ、実験ステップあるいは属性が同じもの同士で似ているものもみられるものの、全体的にみると、実験ステップや属性ごとに類似しているような傾向は強く見られず、むしろ被験者全体をグルーピングしてパラメータ推定をしたA-0とC-0の結果が一番似ているという結果になった。

表-6 ステップ数と属性による分類のパラメータ推定結果

分類名	A-0	A-1A	A-1B	A-1C	A-2A	A-2C	A-3A	A-3C
運転頻度	-	大	大	大	中	中	小	小
STEP	-	6~10	11~15	16~20	6~10	16~20	6~10	16~20
SAMPLE	1008	175	175	175	50	50	55	55
α	0.430 (24.5)	1.223 (15.0)	0.282 (1.30)	-0.269 (-2E6)	0.984 (3E7)	1.199 (5.06)	-1.114 (-9.7)	0.179 (0.49)
β	0.517 (16.4)	0.343 (13.6)	0.408 (7.62)	0.354 (5E7)	0.848 (1E8)	0.315 (4.07)	0.377 (20.2)	0.666 (4.66)
γ	0.068 (22.9)	0.096 (4.26)	0.117 (1.49)	0.130 (8E6)	-0.130 (-2E7)	-0.153 (-2.4)	-0.202 (-14.)	0.013 (0.11)
δ	0.033 (10.9)	0.092 (3.54)	-0.013 (-0.2)	0.116 (1E7)	0.063 (1E7)	0.265 (5.49)	-0.049 (-4.5)	-0.053 (-0.5)
MSE	0.322	0.126	0.108	0.168	1.818	0.488	0.456	0.148
分類名	C-0	C-1A	C-1B	C-1C	C-2A	C-2C	C-3A	C-3C
SAMPLE	792	80	80	80	75	75	65	65
α	0.572 (25.9)	0.317 (2.70)	0.493 (23.3)	0.994 (9.78)	1.667 (78.3)	0.232 (7.18)	0.896 (8.05)	0.393 (3.02)
β	0.532 (15.8)	0.521 (23.9)	0.398 (64.7)	0.346 (11.7)	0.648 (225)	0.731 (235)	0.560 (34.7)	0.380 (9.73)
γ	-0.024 (-6.8)	0.008 (0.34)	0.001 (0.06)	0.070 (2.08)	-0.088 (-21)	-0.024 (-3.3)	-0.078 (-4.7)	0.108 (2.69)
δ	0.040 (11.6)	-0.020 (-1.2)	-0.097 (-4.6)	0.022 (0.74)	0.065 (19.5)	0.010 (1.48)	0.008 (0.52)	0.179 (5.82)
MSE	0.406	0.281	0.295	0.278	0.275	0.275	0.368	0.321

()の値はt値である

表-7 実験Dと他の実験との相違点

相違点	ステップ数	旅行時間の与え方	旅行時間の変動パターン
		実験D 21~36回 選択を集計	周期的な変動 不規則な変動

5. 経路選択モデル

ここまで検討より、経路選択行動は旅行時間の変動パターンに大きく依存しているが、旅行時間の決定方法(外生的か内生的か)にはあまり影響されないことが明らかになった。また、予測旅行時間モデルを推定するのにサンプルをカット化することが必ずしも有効ではなく、全サンプルをそのまま用いてモデル推定を行っても構わないことが分かった。このようにして推定されたモデルは個々の人の予測旅行時間を十

分には説明できなくとも、集計レベルであれば動的な変動を再現し得る場合もある。そこで経路選択モデルに組み込んで、経路交通量という集計量の動的変化をみる。実験ステップ数を多く確保して、さらに、経路選択者数の変動を不規則にするために、21ステップ以降は旅行時間内生的に与えて新たに行った実験Dのデータを用いる。実験DとA~C 3つの実験との相違点を表-7に示す。

(1) 説明変数

a) 選択肢共通変数

選択肢共通変数として今回用いるのは両経路の予

測旅行時間あるいは旅行時間予測誤差である。予測旅行時間の値は、予測旅行時間モデルによる推定値を用いる。予測旅行時間推定値を求める手順は、

① 第1ステップでの予測値は、両経路ともその自由走行時間とする(経路1は20分、経路2は15分)。

② 第(n+1)ステップでの両経路の予測旅行時間推定値は、第nステップで選択した経路については予測旅行時間モデルを用いて与え、第nステップで選択しなかった経路については第nステップでの予測値をそのまま用いる(n=1, 2, ...)。

b) 個人属性

第4節での検討より、運転頻度によって経路選択行動に違いが見られることが予測されることから、運転頻度を説明変数として用いる。ここでは個人レベルでの適合性を高めるために運転頻度の程度を5段階とした。“ほぼ毎日”を選択した被験者をグルーピング1、“週に3~5回”をグルーピング2、“週に1~2回”をグルーピング3、“月に1~2回”をグルーピング4、“めったに運転しない”もしくは運転免許を保有していない被験者をグルーピング5とした。

(2) モデルの推定結果

まず、実験で得られたデータを基に予測旅行時間モデルのパラメータを推定した。その結果を表-8に示す。こうして推定された予測旅行時間モデルによって与え

表-8 パラメータ推定結果(実験D)

パラメータ	α	β	γ	δ
推定値	0.403	0.510	-0.003	0.011

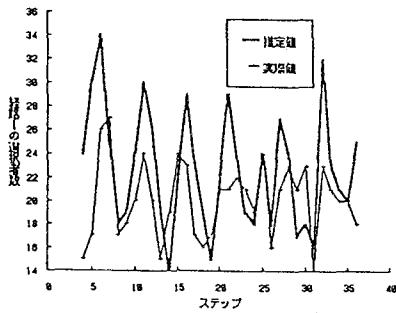


図-5 各ステップでの経路1の選択者数

られる予測旅行時間あるいは予測誤差を選択肢特性とし、個人属性に関する変数として運転頻度を用いて6種類の経路選択モデルの推定を試みたが、その中で一番結果の良かったものを表-9に示す。ただし、旅行時間予測誤差は選択経路のみその値を求め、非選択経路については0とした。

各ステップ^{*}での両経路の選択者数の、モデルによる推定値と実際値それぞれの変化の様子を比較したものを図-5に示す。この図で示されているように、ステップ^{*}による変化はある程度再現できているが、個々の被験者ペースでみた的中率は0.591であり決して十分な値とはいえない。この理由としては、予測旅行時間推定値を求める際の非選択経路の取扱い（予測誤差を0とする）が必ずしも現実に即していないことや、個人によるばらつきが大きく、今回説明変数として用いた運転頻度では個人の選択特性をうまく表現できていないことなどが考えられる。今後、非選択経路の予測旅行時間推定値を与える方法や、個人の選択特性を表現できるような変数を探し出す必要がある。

6. 結論

本研究では、異なる条件の下での実験結果を比較し、次の結論を得た。

- ① 被験者の経路選択行動に多大な影響を与えるのは旅行時間の変動パターンである。
- ② 運転頻度によって旅行時間の予測モデルに違いがある。日常の運転頻度の高い被験者は既に何ら

表-9 経路選択モデル

選択肢	選択肢特性		個人特性：運転頻度							
	選択肢 ダミー 変数	選択肢固有変数： 旅行時間予測誤差(分)	大		<<<		頻度		>>>	
			ステップ数	評価	1	2	3	4	5	
経路1 (i=1)	1	X ₁₌₂ X ₁₌₃ X ₁₌₄ X ₁₌₅ X ₁₌₆ X ₁₌₇ X ₁₌₈ X ₁₌₉								
経路2 (i=2)	0	X ₂₌₂ X ₂₌₃ X ₂₌₄	0	0	0	0	0	0	0	0
パラメータ 推定値 (七値)	-0.098 -0.076	0.042 3.712	0.030 1.092	0.014 0.416	-0.555 -0.455	0.453 0.324	0.710 0.567	0.261 0.243	-0.019 -0.014	

ここに第*n*ステップでの選択経路を経路*j*とすると、
 $X_{1=n}^j = \begin{cases} 1 & \text{旅行時間予測誤差 } t_{i=n} - t_{i=j} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad \{i=j\}$

第(i-1)ステップでの選択経路を経路*j*とすると、
 $X_{1=n}^j = \begin{cases} 1 & \text{旅行時間予測誤差 } t_{i=n-1} - t_{i=j} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad \{i=j\}$

第(i-2)ステップでの選択経路を経路*j*とすると、
 $X_{1=n}^j = \begin{cases} 1 & \text{旅行時間予測誤差 } t_{i=n-2} - t_{i=j} \\ 0 & \text{それ以外} \end{cases} \quad \{i=j\}$

$X_{1=n}^j \sim X_{1=n}^9$: サンプル*n*が該当する運転頻度評価値に対応する場合1、しない場合0

かの旅行時間の予測モデルが構築されていると考えられる。

次いで、上記の結論をふまえて、動的経路選択行動を予測旅行時間によってモデル化することを試み、集計レベルではある程度再現できることが明かとなつた。今後は以下の課題についてさらに検討を進める予定である。

- ① 2経路選択実験では、他の被験者の行動を予測して経路を選択する被験者が存在してしまうので、経路を3本以上にしてそのような行動を規制した実験を実施することが必要である。
- ② 被験者個人の特性のばらつきを説明する因子の抽出を試みることが必要である。
- ③ 経路選択モデルにおいて、非選択経路の予測旅行時間推定値を与える方法や、個人の選択特性を表現できるような変数を考究する。

最後に、実験の実施に当たり多大なる御力添えを頂いた鳥取大学工学部小林潔司助教授、多々納裕一助手、大阪府立工業高等専門学校若林拓史助教授、愛媛大学工学部朝倉康夫講師そして実験に参加して頂いた学生諸兄に感謝の意を表します。

□参考文献

- 1) 飯田恭敬・内田 敏・宇野伸宏：通勤者の旅行時間予測機構に関する実験分析、土木計画学会研究・論文集、No.13, pp.335-342, 1990.
- 2) Yasunori IIDA, Takamasa AKIYAMA and Takashi UCHIDA :Experimental Analysis of Dynamic Route Choice Behavior, International Conference on Dynamic Travel Behavior Analysis, Kyoto, 1989.