【土木学会論文集　第371号／Ⅳ-5　1986年7月】

旅行費用の変化に伴う長距離旅客の機関選択行動の時系列的分析方法

CHANGE OF MODAL CHOICE CAUSED BY FARE CHANGE IN LONG DISTANCE TRIPS

玉石修介*・大塚俊介**・角　知憲***・松本嘉司****

By Shusuke TAMAISHI, Shunsuke OHTSUKA, Tomonori SUMI and Yoshiji MATSUMOTO

This paper proposes a modal describing human behavioral process in response to fare change for long distance trips. A liner learning model is modified and applied to time-series data of the modal split. The model parameters and outcome derived from the model show good correspondence with the fare change, so the model produces good indices representing human evaluation of fare change.

1. まえがき

交通機関の新設やサービス水準の改定が行われると一方で，その交通機関の利用を前提とした需要が誘発され，また一方で，他の交通機関に依存していた需要が転換する．サービス水準が低下する場合はその逆の現象が起きる．このうち，競合する他の交通機関との間で相互に転換する需要は，交通サービスの変化によって，交通を行う人の選択行動に変化が起こった結果であり，サービス水準の変化に対する人の評価構造を反映している．この場合，サービス水準の変化と選択行動の変化とは，因果的に対応しているので，両者を的確に対照して，この評価構造が具体的に表現できれば，これを用いて，人の選択行動を政策的に誘導することも可能となる．

特に，政策的に行われる運賃改定はそのほかのサービス変数を一定に保ったままの実験的操作に相当し，この点で交通サービスに対する旅客の応答特性を知るための出発点を与えることができる．

サービス水準の変化と対照できる需要変化のデータとしては，各種の交通機関の管理者が保有する時系列的な旅客統計がある．しかし，従来の時系列分析はデータに対してある種の曲線のあてはめを行うのみで，その曲線から利用者の評価構造を読み取ることが容易でない．評価構造を把握するためには，時系列データの中から人間の評価を表わす指標を取り出して，これに置き換えてやる必要がある．

本論文は，このような観点から，旅客運賃の変化に伴う長距離旅客の機関分担の変化の時系列データを分析し，それより利用者の評価を表わす指標を抽出する方法を示し，これを用いて旅客運賃の変化に対する利用者の評価構造を定量的に表現することを試みたものである．

2. サービス評価と選択行動

学習とは，人間あるいは動物が，ある行動を行うことによって報酬もしくは罰を受けるという行動を反復することにより，その行動をとることあるいはそれを避けることが定着する現象である．交通サービスの変化に対応して，利用者が選択行動を変化させるプロセスも，学習行動の1つとみることができる．その場合，学習の速さと強さが与えられたサービス変化の関数として人間の評

* 正会員　工修　日本大学研究生　生産工学部土木工学科
（〒274　習志野市泉町1-2-1）
** 正会員　工修　警察庁技官　交通局交通規制課
（〒100　千代田区霞が関2-1-2）
*** 正会員　工博　九州大学助教授　工学部土木工学科
（〒812　福岡市東区箱崎6-10-1）
**** 正会員　工博　東京大学教授　工学部土木工学科
（〒113　文京区本郷7-3-1）

価構造を反映することが期待される．学習行動を，説明する理論の１つが線形学習理論である[1]．線形学習理論の代表的なものがBush-Mosteller形モデルとよばれるものであるが，Bush-Mosteller形モデルにもいくつかのバリエーションがあり，その１つが消費者行動理論に適用され成功をおさめていることは，よく知られている[2]．

しかし，消費者行動理論に用いられるモデルは，個人レベルの行動履歴データを使用するので，時系列データへの適用には困難な面がある．そこで，別のタイプの線形学習理論モデルによって時系列データを扱うのに適した方法を考えてみる．

いま，ある人が２つの代替案１，２のうち，１つを選択するものとする．その人は１回の選択試行の都度，その選択の判断が妥当なものであったか否かを評価するものとする．そこで，選択機会ごとに，その人が経験する事象は次の４つのタイプに分類されることになろう[3]．

事象 E_{11}：選択肢１を選択した結果　O_1

E_{12}：選択肢１を選択した結果　O_2

E_{21}：選択肢２を選択した結果　O_1

E_{22}：選択肢２を選択した結果　O_2

ここで，O_1：選択肢１，２を比較して，１が優れていたと判断した経験

O_2：選択肢１，２を比較して，２が優れていたと判断した経験

E_{11}，E_{21}はともに選択肢１を推奨し，E_{12}，E_{22}は選択肢２を推奨する．そこで，E_{11}，E_{21}が選択肢１の選択確率$P^{(n)}$に与える効果は等しく，E_{12}，E_{22}が$P^{(n)}$に与える効果も等しいものと仮定する．$P^{(n)}$はn同目の試行における選択確率である．

E_{11}，E_{21}をまとめて$E\,1$，E_{12}，E_{22}をまとめて$E\,2$と書く．Bush-Mosteller形モデルでは選択肢１をとる選択確率として$P^{(n)}$に対して

$$P^{(n+1)}=a_1+b_1P^{(n)}\ (E\,1\text{を経験した場合})\cdots\cdots(1)$$

$$P^{(n+1)}=a_2+b_2P^{(n)}\ (E\,2\text{を経験した場合})\cdots\cdots(2)$$

と仮定する．式（１），（２）の右辺第２項は，人間の意志決定が１つ前の試行時点の状態に依存すること，いわば人間の保守性を示すもので，これを用いることが線形学習理論の特徴である．

ところで，式（１），（２）は$E\,1$または$E\,2$を条件とする$P^{(n)}$の変化を示してはいるが，$E\,1$，$E\,2$の出現確率については触れていない．そこで，次のように考える．

$E\,1$と$E\,2$は互いに余事象をなすものとし，$E\,1$の出現確率をπ，$E\,2$のそれを$(1-\pi)$とする[注1]．さらにπは選択肢間のサービス水準の差に依存し，$P^{(n)}$に無関係であるとする．

いま，n同の選択試行を経験したものとする．あり得る試行系列の数は2^n個である．そのおのおのをS_k（$k=1,2,\cdots,2^n$）と表わす．

系列S_kの出現確率を$P_r(S_k|p^0)$とかく，ここにp^0は選択試行を開始する以前の選択肢１の選択初期確率である．そこで，S_k系列のn回目の試行終了時点で，$E\,1$を経験する確率を考えると，それが$P^{(n)}$に無関係だと仮定したことから

$$P_r[E1|S_{k,n}]=\pi$$

であり，$E\,2$を経験する確率は，

$$P_r[E2|S_{k,n}]=1-\pi$$

である．すると，S_k系列に続いて行われる$n+1$回目の試行時の$P^{(n+1)}$は期待値は

$$\begin{aligned}P_k^{(n+1)}&=(a_1+b_1P_k^{(n)})\pi\\&\quad+(a_2+b_2P_k^{(n)})(1-\pi)\\&=(A+\beta P_k^{(n)})\cdots\cdots(3)\end{aligned}$$

となる．ここに，

$$A=\pi a_1+(1-\pi)a_2\cdots\cdots(4)$$

$$\beta=\pi b_1+(1-\pi)b_2\cdots\cdots(5)$$

であり，$P_k^{(n)}$はS_k系列の第n回目における選択確率である．

したがって，第$n+1$回目の試行における選択肢１の選択確率の期待値は，

$$\begin{aligned}P^{(n+1)}&=\sum_{k=1}^{2^n}(A+\beta P_k^{(n)})P_r(S_k|p^0)\\&=A\sum_k P_r(S_k|p^0)+\beta\sum_k P_k^{(n)}P_r(S_k|p^0)\\&=A+\beta P^{(n)}\cdots\cdots(6)\end{aligned}$$

ここで，$A=(1-\beta)\alpha$とおく．

$$P^{(n+1)}=(1-\beta)\alpha+\beta P^{(n)}\cdots\cdots(7)$$

この漸化式を解くと，

$$P^{(n)}=\beta^np^0+(1-\beta^n)\alpha\cdots\cdots(8)$$

が得られる．なお，これらの式変形が確率として意味をもつためには次の制約を満たさなければならない．

$$\left.\begin{array}{l}0\leq a_1,\ a_2\leq 1\\0\leq A\leq 1\\0\leq\beta\leq 1\\0\leq\pi\leq 1\\0\leq p^0\leq 1\end{array}\right\}\cdots\cdots(9)$$

ところで，nは離散的な選択時点を意味している．いま，ある集団を対象とし，その集団構成員がおのおのランダムにかつ一定の頻度で選択機会をもつものと仮定する．

そこで，ある時点tにおける選択経験回数の集団内

注１）心理学の実験ではπは被験者のある選択に対して実験者が報酬を与える確率として用いられる（実験者統制事象）[4]．ここでは，サービスレベルの変化を通じて，間接的にπを統制することになる．

分布を $f(n|t)$ で与えれば，式（8）は次のように書ける．

$$P^{(t)}=\sum_{n=0}^{\infty}(1-\beta^n)\cdot\alpha\cdot f(n|t)$$
$$+\sum_{n=0}^{\infty}\beta^n\cdot f(n|t)\cdot p^0 \quad\cdots\cdots(10)$$

長距離旅行の発生は個人にとっては稀現象であることと考えられるので $f(n|t)$ にポアソン分布を仮定する．ただし，その平均値 μ は時間の関数であり $\mu=rt$ で与えられる．ここに，r は旅行率（単位時間当たり平均試行回数）であり，

$$f(n|t)=e^{-\mu}\cdot\frac{\mu^n}{n!} \quad\cdots\cdots(11)$$

である．したがって，

$$\sum_{n=0}^{\infty}\beta^n\cdot f(n|t) \quad\cdots\cdots(12)$$
$$=\sum^{\infty}\beta^n e^{-\mu}\cdot\frac{\mu^n}{n!}$$
$$=e^{-\mu}\cdot\sum^{\infty}\frac{(\beta\cdot\mu)^n}{n!}$$
$$=e^{-\mu}\cdot e^{\beta\mu}$$
$$=e^{-\mu(1-\beta)} \quad\cdots\cdots(13)$$

となる．これを式（10）に代入すれば，

$$P^{(t)}=\alpha(1-e^{-\mu(1-\beta)})+e^{-\mu(1-\beta)}\cdot p^0$$
$$=\alpha(1-e^{-(1-\beta)rt})+e^{-(1-\beta)rt}\cdot p^0 \quad\cdots\cdots(14)$$

を得る．

式（14）に r と p^0 を与えたうえ，時系列データにあてはめて α, β を推定すればよい．α および β が運賃改定に対する旅客の応答を表わす指標である．また，α は $t=\infty$ のとき，$P^{(\infty)}=\alpha$ となり最終的な分担率を示すものであり，β は0に近い値をとるほど定常状態への収束が早くなることから収束の速さを表わすパラメーターであることがわかる．

表—1　事例対象ケース

ケース	発着地	年月日
1	東京－福岡	S 44. 5.10
2	大阪－福岡	S 44. 5.10
3	東京－札幌	S 44. 5.10
4	東京－福岡	S 51.11. 6
5	大阪－福岡	S 51.11. 6
6	東京－札幌	S 51.11. 6

3. 都市間旅客交通への適用

（1）使用するデータ

長距離の都市間旅客交通は，そのほぼ全量が鉄道旅客と航空旅客で構成され，両者とも1か月単位の克明な旅客数が把握されている．また，速度向上や運賃改定などサービス水準の変更の時期が明確で，利用者数の変化と対照することが容易である．しかし，次のような問題点が存在する．

1）鉄道旅客の統計は国鉄が各地方管理局管内ごとに発売乗車券数を集計している[5]．一方，航空旅客は運輸省が各空港ごとの利用者数を集計している[6]．両者とも営業実績に基づいており，信頼性は高いデータであるが，交通需要を生起させている母集団の地域的分布が一致しない．

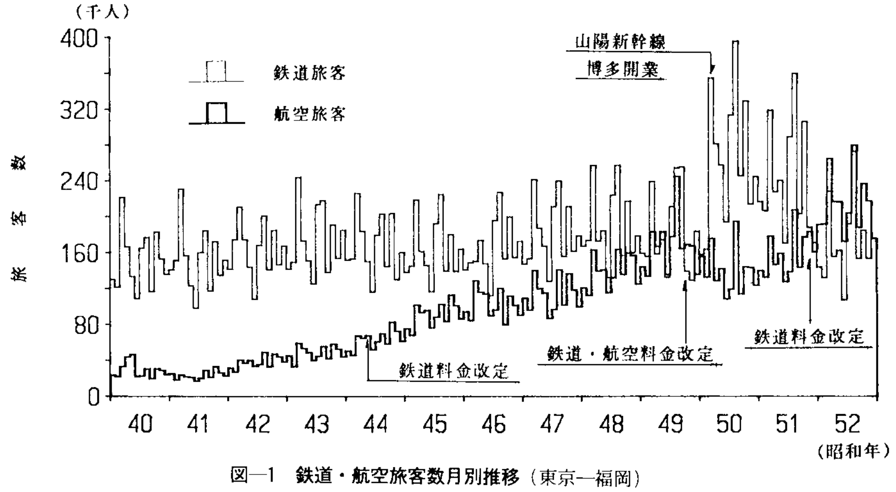
2）航空機の運航座席数が需要に比べて著しく小さく，実質的に旅客が自由な選択を行えない場合がある．

3）需要に季節変動がある．

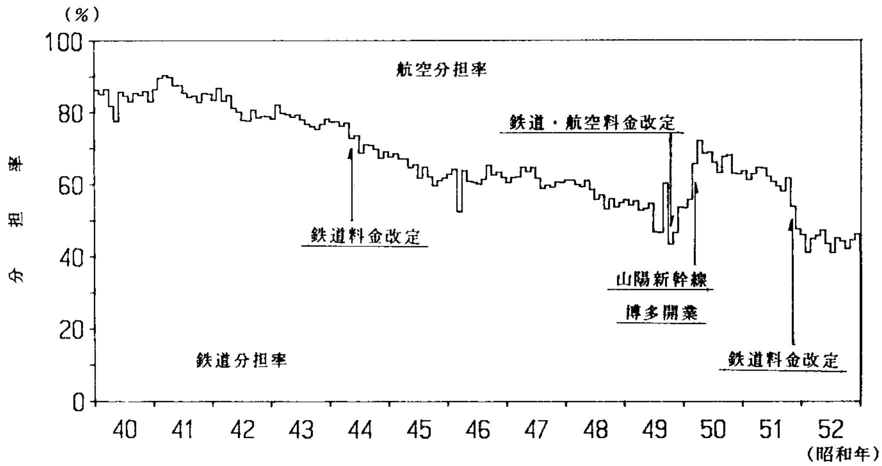
4）旅行率 r が経年的に与えられない．

そこで，次のような方法で以上の問題点に対処した．

1）航空旅客の出発地，目的地は，別に質問調査[7]によって求められているのでその調査によって得られた出発地，目的地の大部分（80％以上を目途とし



図—1　鉄道・航空旅客数月別推移（東京—福岡）



図―2 鉄道・航空分担率の推移（季節変動調整済み，東京―福岡）

た[注2]）を網羅するように空港周辺の国鉄管理局管内地区を統合し，一方，航空旅客数については，その地域に出発地・目的地を有する者を近似的に取り出して，航空旅客，鉄道旅客の地域的分布を一致させる．このとき，往復する旅客の特性には，差がないものと考え，往復旅客数の合計を使用する．

2） 航空機の座席利用率が定常的に 80 % を超えるケースは除く．

3） 運賃改定の前後数年の月別交通量データを季節別平均法により調整し[8]，季節変動を除去する．

4） 昭和 52 年，54 年に行われた航空旅客への質問調査により[6]同一の発着地をもつ旅行の 1 年間の回数が得られている．これを対象となる年の旅行実績で比例配分を行い旅行率 r を経年的に与える．詳細は後述する．

以上の方針によって，ここで分析の対象としたのは表―1 に示す 6 ケースである．

（2） 線形学習理論の適用

一例として，表―1 に示す事例の中のケース 1 の東京―福岡間昭和 44 年 5 月～45 年 2 月のデータを分析した結果を説明する．

図―1 は，前述のような発着地域を調整した旅客交通量の時系列データを示したものである．図中の実線は鉄道旅客数，太線は航空旅客数である．一見して，季節変動が顕著に現われていることがわかる．昭和 50 年 3 月以降，山陽新幹線全通による誘発効果もよく現われている[注3]．

この時系列データに対し，連環比率法により季節変動を調整し航空と鉄道のシェアに書き改めたものが図―2 である．

国鉄は昭和 44 年 5 月 10 日に運賃および特急，急行料金を平均 13.3 % の改定を行った．これにより東京―福岡間の料金は 4 950 円から 5 960 円となった（ただし，この料金は東京―大阪間ではひかりを使用し，大阪―博多間は特急へ乗り継ぐものとして計算した）．図―3 に示した丸印は図―2 の中の分担率から該当する部分を取り出したものである．ただし，X 軸の経過時間（月）の 0 は初期選択確率 p^0 を示し 1 か月目は料金改定の月を示している．式 (14) を用いて図―3 に線形学習理論を適用するのに必要な初期選択確率 p^0，旅行率 r は次のようにして推定した．

r は，1 か月ごとの集計データに対して適用する場合は，1 か月当たりの旅行回数である．この場合，片道ごとに 1 回と考える．東京－福岡間という特定の O.D ペア間を旅行する集団は両都市居住者の一部の層に偏っていると考えられる．その集団の昭和 44 年当時の r 値は知られていないが，文献 7）の調査には，航空機利用者に対して，航空機，および航空機以外の旅行手段を用いて，年間何回の旅行を行うか質問をしている．もちろん，この調査では常に鉄道のみを利用する旅客がいれば，調査からもれることになるが，昭和 52 年～昭和 54 年当時繰り返し旅行を行う集団が，航空機の利用をことさら妨げられる経済的理由，およびその他の理由は見当たらないから，この調査結果は，鉄道のみの利用者層を欠落はしているが，昭和 52 年～54 年頃の年間旅行頻度とその

注 2） 残りの多くの客は，たとえば静岡県から東京羽田空港を利用するなど，鉄道その他の手段によって一度長距離を移動し，航空機に乗り継ぐとみられる者である．したがってこれらを空港周辺に出発地，目的地を有する旅客として，同一に取り扱うのは適当ではない．

注 3） 昭和 49 年末には，石油ショックに伴って，航空・鉄道の運賃が一斉に引き上げられ，旅客数が全国的に落ち込んでいる．このため今回の分析から除外している．

推移を代表していると考えられる．そこで，この値をもとに，昭和44年当時の r の値 r_{44} は

$$r_{44}=r_{52}\cdot f_{44}/f_{52}$$

とすることにする．ここに r_{52} は昭和52年当時の r の値であり，f_{44}，f_{52} はおのおの昭和44年，52年当時の1年間の両地域総人口当たりの総トリップ回数である．

p^0 はサービス水準変更前の分担率を取ればよい[注4]．

式（14）を図―3の丸印にあてはめるには，次のようにすればよい．

目的関数 $F(\alpha,\beta)\rightarrow\min.$

$$F=\sum^{N}(P^{(t)}-q^{(t)})^2 \cdots\cdots(15)$$

ここに，$P^{(t)}$：第 t 期の交通機関1の観測分担率

$q^{(t)}$：第 t 期の交通機関1の理論分担率

N：時系列データの点の数

$P^{(t)}$ に鉄道利用率を用いてパラメーター α，β を推定し，これを用いて求めた分担率の変化を図―3の中に破線で示したが，実測値と計算値の差はきわめて小さく，その相関係数は0.91を超えている．表―1の中の他の5ケースについても，図―4～8に示したとおりである．表―1に示すケースについて，パラメーター α，β のキャリブレーションを行った結果を表―2に示す．

また，これらの値を用いて分担率の時間的変化を計算し，サービス水準変更前の季節変動分を加えた利用者数に戻し，実績値と比べたものをケース1を例にとり図―9に示す．図の中に破線で計算値を示してあるが，実線で示された実績値にきわめてよく一致している．他の5ケースについてもほぼ同様の結果が得られている．

4. サービス水準との対照

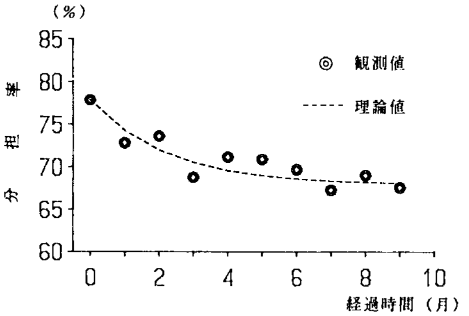
表―3は6ケースについて変更されたサービスの主な内容を示している．この表からわかるように，表―2の数値は国鉄の運賃改定によって引き起こされた旅客の応答である．そこで α，β に対し，航空および鉄道の新旧の運賃と所要時間からの誘導量を説明要因として両者の形式的な対応関係を求めてみた．その結果は次のとおりである．

$$\frac{\Delta\alpha}{p^0}=0.00889\Delta C^R\cdot T^R \cdots\cdots(16)$$

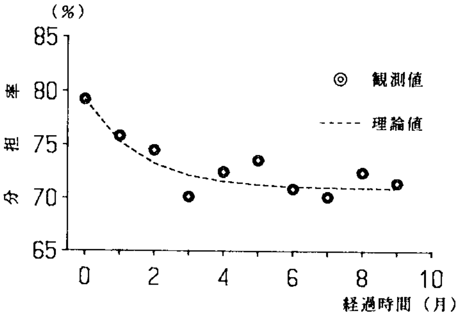
$$\beta=0.99\frac{C^A\cdot T^A}{C_0^R\cdot T^R}+0.062\Delta C^R \cdots\cdots(17)$$

このとき，

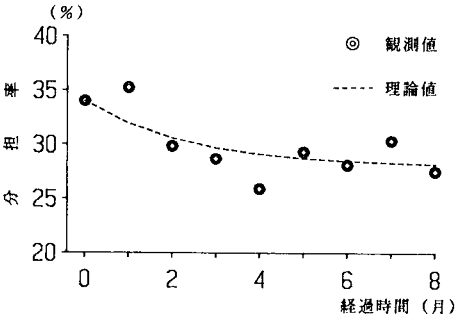
注4）値上げのインフォメーションにより，旅行の繰り上げ等需要の前倒しが起き，定常状態の分担率と異なるため，値上げ前月のそれを初期選択確率として使用するのは好ましくない．そこで値上げ前の2か月間のデータを無視し，値上げ3か月前から過去1年間の分担率の平均値を初期選択確率として用いることとした．



図―3 ケース1：鉄道分担率の推移



図―4 ケース2：鉄道分担率の推移



図―5 ケース3：鉄道分担率の推移

$\Delta\alpha=\alpha-p^0$：選択確率の変化量

$\Delta C^R=C_0^R-C_N^R$：鉄道料金の変化量

p^0：鉄道の初期選択確率

C_0^R：鉄道の改定前料金（単位：￥1 000）

C_N^R：鉄道の改定後料金（単位：￥1 000）

C^A：航空の料金（単位：￥1 000）

T^R：鉄道の所要時間（単位：h）

T^A：航空の所要時間（単位：h）

である．

また，このときの各偏回帰係数は t 検定で95～99％以上で帰無仮説が棄却されている．

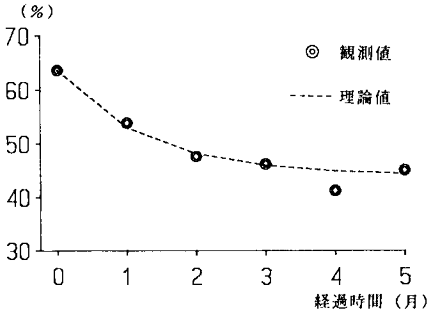
式（16）より α を求める式に書き換えると

$$\alpha=(0.00889)\Delta C^R\cdot T^R\cdot p^0+p^0 \cdots\cdots(18)$$

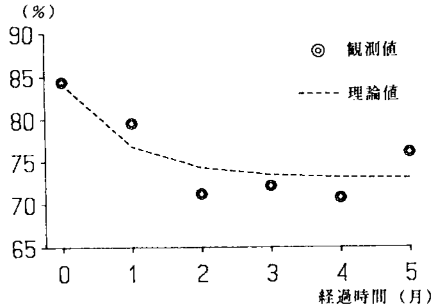
となり，これら式（17），（18）を用いて書くケースにつ

表—2　パラメーターのキャリブレーション値

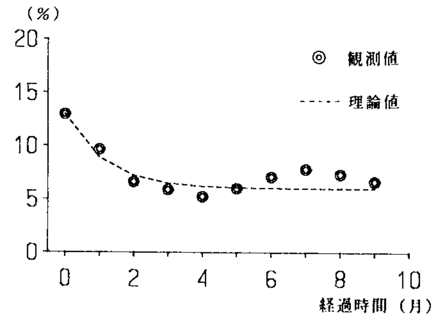
ケース	α	β
1	0.68	0.22
2	0.71	0.14
3	0.28	0.06
4	0.44	0.25
5	0.73	0.19
6	0.06	0.00



図—6　ケース4：鉄道分担率の推移



図—7　ケース5：鉄道分担率の推移



図—8　ケース6：鉄道分担率の推移

いての α, β を推定したものが表—4である．これを表—2の数値と対照したものが図—10，11である．説明変数に比べてデータの数が少ないが相関は良好で自由度を調整した相関係数は

式（16）では0.93

式（17）では0.90

表—3　料金と所要時間

ケース	鉄道			航空	
	旧料金	新料金	時間	料金	時間
1	4 950	5 960	716	13 800	80
2	2 880	3 590	508	7 000	50
3	4 380	5 310	1055	12 900	75
4	9 010	14 000	418	20 100	90
5	6 110	9 300	228	10 300	55
6	6 910	10 500	1019	18 800	85

単位（料金：円　時間：分）

であった．

5. 考　　察

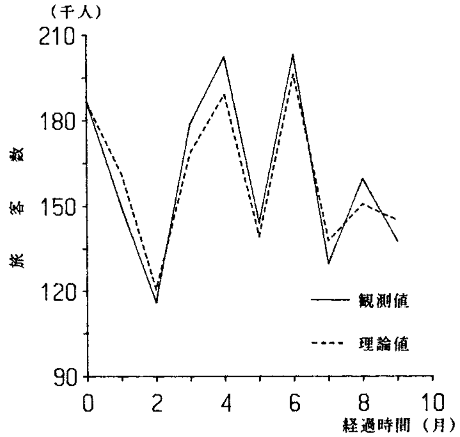
都市間長距離旅客交通の集計データに線形学習理論を適用したところ，交通サービス水準の変化に伴う機関選択行動の変化を，比較的良好にシミュレートすることができた．

この方法によれば利用者数の経時的な変化が予測できるところから，DCF 法など財務分析をより精度よく行ううえで有効に利用できる可能性がある[9]．

ここで得られたパラメーター α, β は，交通サービスの変化に対応する分担率の変化から抽出した人間の評価を表わす指標であり，利用者というシステムの出力である．

未知のシステムの応答特性を定着化する手続きは，工学ではシステムアイデンティフィケーションとよばれ，他の分野では，因果的モデル構成（Causal Modeling）とよばれる[10]．これは，多数の入力が与えられる場合に，注目する1つの入力以外の入力を一定に保ち，あるいはランダム化することによって系統的な影響を排除したうえ（この手続きを環境条件の統制とよぶ），選んだ入力を変化させて，出力の変化と対比する方法である．

交通行動を行う人を対象にしてシステムアイデンティフィケーションを行うには，次の2つの方法がある．その第1は，注目する要因以外の要因が統制された条件下にある均質な人間集団を取り上げ，集団構成員の間の入力要因の相違と応答の相違とを対比する方法である．第2は，ある個人，もしくは集団に対して，実際に，支配要因の1つを変化させ，それによって生じる応答の変化を検出する方法である．このうち，後者の方法を実社会で活動している人に適用することはあまり実際的でないので，一般には前者の方法がとられることが多い[11]．ところが，交通機関の運賃改定や，新システムの供用などは，おおむね統制された環境条件のもとで支配要因が変化するもので，後者の方法が適用できる貴重な実験であり，人の交通行動特性を把握するうえで有力な情報を提



図—9　ケース1：鉄道旅客数の推移

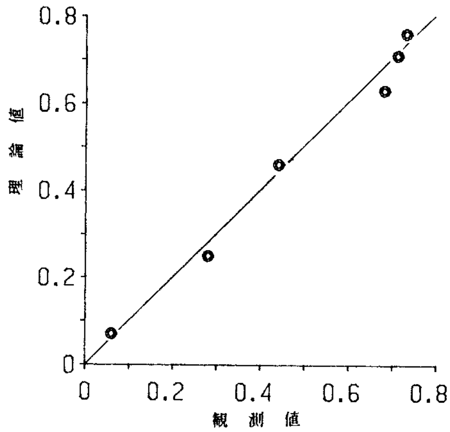
表—4　パラメーターの推定値

ケース	α	β
1	0.63	0.19
2	0.71	0.16
3	0.25	0.10
4	0.46	0.20
5	0.76	0.23
6	0.07	0.03

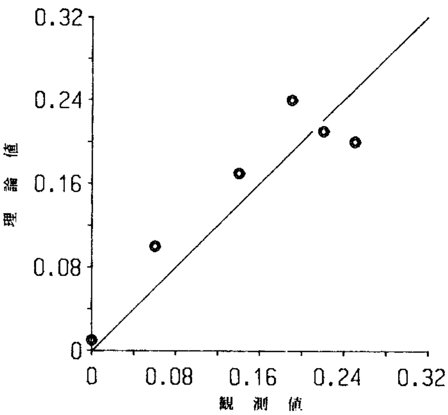
供する．本論文は，このような観点から，サービス水準を決定する変数の1つである運賃のみが変化させられるケースを取り上げたものであり，今後所要時間そのほかの変数が変化させられるケースを因果的に取り扱うための基礎となるものである．現在のところ，利用できるデータが少ないので，十分なシステムアイデンティフィケーションがなされているとはいえないが，サービス水準と運賃の変化を表わす少数の指標とこれらパラメーターを回帰分析した結果は，時間，地域をこえて比較的よい対応がみられた．これは，線形学習理論を用いて，時系列データから人間の評価指標抽出するという方法の有用性を示していると考えられる．

同時に本論文で意図したような分析結果を蓄積し，発展させることにより，機関選択行動についてのアイデンティフィケーションが期待できるものと考えられる．

本論文で試みた計算には，旅行率やその集団内分布など，データの精度上多少の問題がある．今後は，さらにデータを補強するとともに，運賃変更の場合を基礎として，所要時間短縮や新システムの供用など，より広範な適用が可能となるように，モデルを拡張していく必要性がある．さらに利用者集団内の個人差をより適切に表現できるような理論を確立すること，また，交通の誘発を適切に説明できるモデルを開発して，これと組み合わせることも将来の課題であるといえる．



図—10　パラメーター α の観測値と計算値の比較



図—11　パラメーター β の観測値と計算値の比較

6. 結　論

本論文は，交通機関の新設・サービス水準の変更を交通機関利用者に対する操作的な実験であるとみなし，機関分担率の変化を表わす時系列的集計データに線形学習理論をあてはめ，これによってサービス水準の変更に対する利用者の評価を代表する指標を抽出する方法を提案したものである．さらに，この方法を長距離都市間旅客交通に適用し，旅客運賃の変化との対応についても検討を行った．本論文で明らかになったことは次のとおりである．

（1） 本論文で提案した方法によって，分担率の変化を表わす集計データに線形学習理論を適用することができる．

（2） 旅客運賃が改定された場合の長距離都市間旅客交通の輸送量データに本手法を適用し，線形学習モデルにおける2つのパラメーター α, β を求めたが，そのおのおのは運賃の変化によく対応した値を示している．こ

の場合の利用者の応答は比較的速やかに現われることから，運賃変更以外の要因の影響を受けることは少ないものと考えられる．したがって，これらのパラメーターは交通サービス水準の変化に対する利用者の評価を示すものとして，使用できる．

（3） 旅行率やその集団内分布などのデータを補強するとともに，運賃変更の場合を基礎として時間短縮や新システムの供用など，利用者の応答の変化を引き起こす原因が明らかに示されている場合を取り上げて，適用範囲を拡張し，その結果を蓄積することによってサービス水準の変化に対する利用者の応答特性を求めること，すなわち，交通行動における人のシステムアイデンティフィケーションを行うことが期待できる．

本研究を行うにあたり国鉄本社旅客局，運輸省航空局から貴重なデータの提供を受けた．データ整理等の処理にあたっては東京大学大学院学生 下石ジョゼ秩生氏，そのほか学部学生諸氏のご協力を得た．また，東京大学工学部 島崎敏一助教授にも多くの助言をいただいた．付記して深謝の意を表したい．

参考文献

1） Bush, R.R. and Mosteller, F.：Stochastic Models for Learning, John Wiley & Sons, inc., 1955.

2） Massy, W.F., Montgomery, D.B. and Morrison, D.G.：Stochastic Models of Buying Behavior, M.I.T. Press, pp.141～189, 1970.

3） 田村正紀：消費者行動分析，白桃書房，pp.85～146, 1972.

4） 印東太郎編：心理学研究法（17）モデル構成，東京大学出版会，pp.154～171, 1973.

5） 日本国有鉄道部内資料：鉄道旅客局間相互発着人員，1955～1977，各年.

6） 運輸省大臣官房情報管理部：航空輸送統計年報，1955～1977，各年.

7） 運輸省航空局：航空旅客動態調査，1977，1979.

8） 仮谷太一：予測の知識，森北出版，1971.

9） Wright, M.G.：Discount Cash Flow, McGraw-Hill, 1967.
柴川林也・中村元一共訳：投資決定入門，東洋経済新報社，1971.

10） Asher, H.B.：Causal Modeling, Sage Pub, 1976.

11） 松本嘉司・角 知憲・田辺俊郎：一般化出発時間に基く交通の実質消費時間の推定，土木学会論文報告集，No.337, 1983.

（1985.8.1・受付）