

多時点データを用いた新たな 交通選択モデル構築方法の検討

兵 藤 哲 朗*

はじめに

近年の消費者ニーズの多様化とそれに対応したきめ細かな交通政策の必要性から、交通需要予測にもより多くの情報をとりこむことが可能であり、かつ個人々の行動原理に忠実な分析手法が用いられるようになってきた。非集計行動モデルを代表とする分析手法は、いわば説明変数の増加を必要とするこれらの状況と相まって発達してきたという側面を有する。

また、昭和40年代初頭より行われてきた交通需要推計結果の予測精度の検証が行われるにつれ（例えば森地他（1986））、予測において時間的変動要因を考慮することの必要性が指摘されるようになってきた。数多くの説明変数を取りこむことができる上記分析手法において、追加的に時間に関わる変数を導入し、予測値の時間的安定性を確保することも考えられる。実務上はこの方法でも適合性の高い結果が得られることも考えられるが、厳密にはこの方法は誤差の時系列相関を初めとする推計上の問題点を有する。

一方、近年、各種経済指標データとともに、交通データも多種にわたり整備され蓄積されつつある。特に、個人行動分析にたえ得るデータが、パーソントリップ調査を初めとして数多くストックされつつある。しかしながら、これら多くの交通データは個別にみれば、おおむね

一時点で採取されたデータであり、分析手法もクロスセクションのモデルが中心であった。そのため、データは多時点にわたり蓄積されているにも関わらず、時間軸の情報を有効に取り込んだ分析はなされていないのが現状であるといえる。

以上の問題意識に基づき、本研究では多時点データの持つ情報を有効にいかした、実用的な交通需要分析方法について、いくつかの新たなモデル構築を行い、そのモデル特性と適用性について検討を加えることを目的とする。

まず1章で多時点データを用いた既存分析方法を概観し、本研究で提案するモデルの位置づけを明らかにする。2章、3章で本研究で扱うモデルの式展開と適用例が述べられる。そのうち、2章では多時点の個人行動分析に、3章では多時点の集計データの分析に焦点が当てられる。終章は本研究のまとめである。

1. 多時点データを用いた各種交通需要推計方法

1.1 交通需要推計における多時点データの有用性

わが国では都市内交通需要予測方法としては、パーソントリップ調査を基礎とする四段階推定法が中心的に用いられている。また、都市間交通では交通機関別の年間需要量が数十年にわたり観測されている。多時点の交通データという観点からは、同一都市ではほぼ10年ごとに行われる前者PT調査は各都市において3回目の調査が行われつつあり、交通需要の時間的変動を捉えるには有用

* 東京理科大学理工学部土木工学科助手

なデータであるといえる。また、後者都市間交通データはすでに数十年にわたるデータが蓄積されており、データ精度に問題はありとされてはいるものの、多時点データとしては十分利用可能な条件を備えている。

以上述べた既存の多時点データの利用とは別に、近年新たな視点に基づく多時点データの収集、およびその分析方法論の開発が盛んに検討されている。代表的な例として、同一個人の多時点にわたる行動を記録するパネルデータや、個人の1日の活動をすべて記述してもらうダイアリー調査等があげられる。しかしながらこれらのデータは現段階では、予測精度を向上させるよりは、むしろ現況の詳細な分析を目的として用いられている。そのため、その分析手法は既存手法の代替方法となるものではない。また、これらの調査には、データ採取に従来以上の費用がかかるため、その費用に見合うだけの有益な活用方法を見いだすことも課題であるといえる。

1.2 交通需要推計における多時点分析の適用性

先に述べたように、多時点データは十分整備されているにも関わらず、多時点データの利用を前提とした需要分析方法の適用事例は少ない。交通需要分析において多時点分析を適用する場合、主な分析目的としては、①パラメータ推計精度の向上、②一時点で完結しない行動の記述、の2点があげられる。①に関しては、パネルデータを用いて安定的パラメータを推計すべく、推計誤差項の成分を分解したり (Error Component Model)、パラメータ自体を確率変動するものとしてモデル推計をする (Variable Coefficient Model) 試みがなされている (相谷他 (1989)、兵藤 (1989))。また、②については、複数の交通行動を個別に扱うのではなく、行動間の連結を考慮するトリップチェーン分析が従来より多く行われてきている。しかしながら、トリップチェーン分析の多くは、分析方法としては、時間の流れを一定間隔 (1日、1週間等) に分割し、時間軸を離散的に扱う Markov Chain Model を中心に行われている。そのため、それらは分割単位の大さきの影響を大きく受け、分割単位により結果が異なったり、データ制約により分割単位が先決してしまう等の欠点を有する。これらの問題点のいくつかは、時間を途切れることのない連続量と見なせば克服可能であるが、従来時間軸を連続的に扱う試みは多くはなされていない。そのため、時間軸を連続的に扱う方法

の一つとして duration(期間) 分析 (Amemiya (1985)) を用いた交通行動分析の適用が有用であると考えられる。

2. 確率推移を伴う交通選択モデルの検討

一般的な非集計行動モデルは一時点のデータにより作成されるが、多時点のデータに対しても、時間軸を離散的に扱うならば、過去の状態に関する情報を一変数として取り込むことにより、Markov モデルへの拡張は容易である (厳密に推計誤差項の時系列相関を考慮したパラメータ推定を行う場合は問題は複雑になる)。新規鉄道路線開業前後の交通行動の変化を扱った河上他 (1984) などがその例としてあげられよう。しかし、前述したように、Markov モデルは時間的に連続して変化する行動には十分対応しきれない。そこで、ここでは多時点データを用いた新たな交通選択モデルの試みとして、duration モデルを基本としたモデル構築を行う。また、一時点データにより作成される非集計ロジットモデルの実用性の高さを考慮すれば、より多くの情報を有する多時点データを用いて作成されるモデルも実際の交通需要推計に対して十分な適用性を持たなければならない。そのため、本研究では非集計ロジットモデルを拡張した新たな交通選択モデルの作成を試みる。

2.1 duration モデルを用いた交通選択モデル

前章でふれた duration モデルは、連続量である各個人の行動期間の長さが完全に観測可能なことが必要である。しかし、現実には個人の多時点にわたる行動履歴を把握するのは困難であることが多い。個人行動を記録するには、従来のPT調査と同様、一時点の調査が効率的であるといえる。そこで、duration モデルのうち、離散的な複数時点の観測データより分析が可能な discrete observation のケース (Amemiya (1985)) をとりあげる。

discrete observation を用いた duration モデルは、複数の各時点で個人が各々の状態 (state) に存在したかという情報をもとに作成される。一般の duration モデルと異なり、観測時点間の個人の状態に関する情報は必要とされない。その定義式について、以下概説する (本節中の式展開は Amemiya (1985) による)。

まず、次の2つの確率を定義する。

$P_{jk}^i(t)$: 時間0のとき状態 j にいた個人 i が時間 t のときに状態 k にいる確率

$\lambda_{jk}^i(t)dt$: 時間 dt 間に個人 i が状態 j から k に推移する確率

もし、単位時間当たりの状態間の推移確率 λ が時刻に依存しないならば、 $\lambda_{jk}^i(t)$ は λ_{jk}^i と定義される。 dt が十分小さく、状態の数が2つであれば、以下の式が成り立つ(以下混乱のない限り、サフィックス i を省略する)。

$$P_{12}(t+dt) = P_{11}(t) \cdot \lambda_{12} \cdot dt + P_{12}(t) \cdot (1 - \lambda_{21} \cdot dt) \quad (1)$$

(1)式を dt で除し、 $dt \rightarrow 0$ とすれば、

$$\frac{dP_{12}}{dt} = P_{11} \cdot \lambda_{12} - P_{12} \cdot \lambda_{21} \quad (2)$$

なる微分式が得られる。同様の式は、 P_{11} 、 P_{21} 、 P_{22} についても成り立つ。それらをまとめたものは、以下のマトリックス式で表される。

$$\begin{bmatrix} \frac{dP_{11}}{dt} & \frac{dP_{21}}{dt} \\ \frac{dP_{12}}{dt} & \frac{dP_{22}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda_{12} & \lambda_{21} \\ \lambda_{12} & -\lambda_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{11} & P_{21} \\ P_{12} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (3)$$

微分方程式(3)式の解は、次式で与えられる。

$$\begin{cases} P_{11}^i(t) = 1 - \gamma_i + \gamma_i \cdot \exp[-\delta_i \cdot t] \\ P_{12}^i(t) = \gamma_i - \gamma_i \cdot \exp[-\delta_i \cdot t] \\ P_{21}^i(t) = 1 - \gamma_i - (1 - \gamma_i) \cdot \exp[-\delta_i \cdot t] \\ P_{22}^i(t) = \gamma_i + (1 - \gamma_i) \cdot \exp[-\delta_i \cdot t] \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{ここで、} \begin{cases} \gamma_i = \lambda_{12}^i / (\lambda_{12}^i + \lambda_{21}^i) \\ \delta_i = \lambda_{12}^i + \lambda_{21}^i \end{cases}$$

上式における未知パラメータは、 λ_{12}^i 、 λ_{21}^i の2つである。これらパラメータ値は、以下の尤度関数を最大化することにより得られる。

$$L = \prod_{i=1}^N P_{jk}^i(t) \quad (5)$$

2.2 λ の式形に関する新たな仮定

(4)式の導出においては、単位時間当たりの選択肢間の転換確率を示す λ はスカラーとして扱っていた。しかし、さまざまな要因により左右される現実の交通行動に本モデルを適用するには、 λ は多変量により説明される必要が生じる。そこでここでは、多変量を用いることが可能となる λ の式形について検討を加える。式形の仮定には、実用性を考慮し、①ロジットモデルに基づいた式

形であること、②パラメータ推計が容易であること、の2点を前提とする。

1) タイプ1: λ の大小が交通サービス変化後の効用値の差に比例することを仮定し、まず以下の様な単純な式形を考える。

$$\lambda_{12} = \xi e^{V_2^+ - V_1^-}, \quad \lambda_{21} = \xi e^{V_1^+ - V_2^-} \quad (6)$$

$$(V_1^+ = \sum_t \theta_t X_{1t}^+, \quad \xi > 0)$$

ここで、サフィックスの「+」は交通サービスの変化後を、「-」はサービス変化前を各々示すものとする。 ξ は時間スケールパラメータであり、個人行動の時間的変化率の大小を表す。当然、 ξ を複数の変数(例えば収入、年齢によるダミー変数)とすることも可能である。(6)式を(4)式に代入すると、以下の式が得られる。

$$P_{12}(t) = \frac{e^{V_2^+}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}} (1 - \exp[\xi t (e^{-V_1^-} + e^{-V_2^-})]) \quad (7)$$

(ただし $\Delta V = V_2^+ - V_1^+$)

(7)式より、本タイプを用いたモデルは、選択肢間の効用値の差の大きさに応じて選択確率の時間的変化率が決定されることがわかる。効用差が大きいほど、時間的変化も大きいという、この特性は合理的ではあるが、(7)式は複雑な式形であるため、パラメータ推計は困難である。

2) タイプ2: 選択確率の時間的変化と選択肢間の効用差が無関係であることを仮定し、また、非集計ロジットモデルと同一の式形をもつ、以下の式を考える。

$$\lambda_{12} = \frac{e^{V_2^+}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}} \delta, \quad \lambda_{21} = \frac{e^{V_1^+}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}} \delta \quad (8)$$

(8)式を(4)式に代入し、

$$P_{11} = \frac{e^{V_1^+} + e^{V_2^+ - \delta t}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}}, \quad P_{12} = \frac{e^{V_2^+} - e^{V_2^+ - \delta t}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}} \quad (9)$$

を得る。パラメータ推定はタイプ1よりは容易であり、Newton-Raphson 法により行うことができる。(9)式よりわかるように、このモデルでは確率の時間変化は時間スケールパラメータ δ の大きさにより決定される。また、 δ が無限大になると、(9)式は通常ロジットモデルと同一の式形となる。このことより、通常ロジットモデルは経過時間無限大という、いわば行動変化が定常状態に落ち着いたデータに対するモデル構築を行っているものと解釈できる。

3) タイプ3: タイプ1, 2では, 行動の変化は交通サービス変化後の効用 (V_1^+ , V_2^+) に左右されることを仮定していた。しかし, 現実には, 行動慣習やサービス変化に対する認識度の違いから, 行動変化には過去の条件が関わることが考えられる。そこで本モデルでは, 過去の条件を効用差として取り込む式形を仮定する (河上他 (1984))。

$$\lambda_{12} = \frac{e^{\Delta V_2}}{e^{\Delta V_1} + e^{\Delta V_2}} \delta, \quad \lambda_{21} = \frac{e^{\Delta V_1}}{e^{\Delta V_1} + e^{\Delta V_2}} \delta$$

$$(\Delta V_1 = V_1^+ - V_1^-, \Delta V_2 = V_2^+ - V_2^-) \quad (10)$$

(10)式から明らかなおと, パラメータ推計, 時間スケールパラメータの性質はタイプ2と同様である。

4) タイプ4: 過去の行動慣習をタイプ3では効用差として扱ったが, ここでは交通サービス変化前の効用の大小を, サービス変化後の選択に関する captivity (固定的選択者層の存在) を示す指標として用いるモデルを考える。式形は以下のとおり, Dogit モデル (Hensher & Johnson (1981)) と同様の式形である。

$$\lambda_{12} = \left\{ \frac{1}{1 + e^{V_1^-} + e^{V_2^-}} \cdot \frac{e^{V_2^+}}{e^{V_1^+} + e^{V_2^+}} + \frac{e^{V_1^-}}{1 + e^{V_1^-} + e^{V_2^-}} \right\} \delta \quad (11)$$

(11)式から想像されるように, 本モデルのパラメータ推計には困難を伴う。

2.3 多重選択肢モデルへの拡張

本節では, 2項選択に限定されていた前節のモデルの3つ以上の選択肢を扱うモデル (multinomial model) への拡張について述べる。

3つ以上の交通選択肢があり, その中の唯一つの交通サービスに変化があった場合は, それ以外の選択肢間には相対的なサービス変化はないため, 変化のあった選択肢とそれ以外の選択肢について複数の2項選択モデルを構築すればよい。しかし, サービス変化が複数選択肢にわたる場合には, サービス変化の効果を選択肢別に分離することが不可能であるため, マルチノミアルモデルが必要となる。

いま, 選択肢が3つの場合をとりあげ, 2.1節で述べた手順と同様に微分方程式をたてると,

$$P_{12}(t + \Delta t) = P_{11}(t) \lambda_{12} \Delta t + P_{12}(t) (1 - (\lambda_{21} + \lambda_{23}) \Delta t)$$

$$+ P_{13}(t) \lambda_{32} \Delta t \quad (12)$$

なる式が得られる。しかし(12)式は, ①選択肢数の増加に伴い, 推定されるべきλの個数は莫大な数 ($J!/(J-2)! : J$ は選択肢数) となる, ②2項選択のような陽的(explicit)な解が得られない, といった問題点を有する。そこで, ここでは幾つかの仮定をおき, マルチノミアルモデルを簡便な式形で表すことを考える。

まず選択肢1からそれ以外の選択肢へ転換する単位時間当たりの確率を,

$$\lambda_{1\bar{i}} = \frac{e^{V_{\bar{i}}}}{e^{V_{\bar{i}}} + e^{V_1}} \delta \quad (13)$$

とする。ここで, 「 \bar{i} 」は1番目選択肢以外の選択肢をまとめることを意味する。同様に, $\lambda_{\bar{i}1}$, $\lambda_{\bar{i}2}$, $\lambda_{2\bar{i}}$, $\lambda_{3\bar{i}}$ も定義される。また個人の行動の決定を, ①現在属している選択肢*i*から転換するか否かの決定, ②転換するという条件下における転換先選択肢の決定, という2段階にわけて考える。式で表現すれば, この選択構造は,

$$P_{12} = P_{11} \cdot R_{21\bar{i}} \quad (14)$$

となる。これは階層的選択構造を表すネステッドロジットモデルと同様の仮定である。次に, ネステッドロジットモデルのログサム変数に相当する以下の合成変数を定義する。

$$V_{\bar{i}} = \alpha \log(\exp[V_2] + \exp[V_3]) \quad (15)$$

また, 上記②の段階の選択が時間変化と無関係に瞬時に決定されることを仮定し, そのモデル形を以下のとおり定義する。

$$R_{21\bar{i}} = \frac{e^{V_2}}{e^{V_2} + e^{V_3}} \quad (16)$$

モデル推定を容易にするため, (15)式右辺にかかるパラメータ α を1に固定すれば, (13)~(16)式より, 以下の式が導かれる。

$$\left. \begin{aligned} P_{11} &= \frac{e^{V_1} + (e^{V_2} + e^{V_3}) e^{-\delta t}}{e^{V_1} + e^{V_2} + e^{V_3}} \\ P_{12} &= \frac{e^{V_2} (1 - e^{-\delta t})}{e^{V_1} + e^{V_2} + e^{V_3}} \\ P_{13} &= \frac{e^{V_3} (1 - e^{-\delta t})}{e^{V_1} + e^{V_2} + e^{V_3}} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

同様に, P_{21} , P_{22} , P_{23} , F_{31} , P_{32} , P_{33} も定義される。(17)式 δ を選択肢固有変数とすれば, 選択肢別の時間的行動

表-1 確率推移を伴うモデルと従来型モデルの比較

	確率推移 モデル	従来型1	従来型2
所要時間(分) 〔事後 共通〕	-0.3385 (2.70)	-0.1538 (4.75)	-0.1451 (3.57)
高速道利用ダミー* 〔事後 高速道〕			3.647 (4.35)
定数項 〔事後 高速道〕	-6.036 (2.67)	-3.857 (5.28)	-4.465 (4.72)
時間スケール(δ , 月)	0.05384 (3.53)		
尤度比 サンプル数	0.502 146	0.309 146	0.503 146

* 「高速道利用ダミー」=事前に高速道を利用していた場合1、それ以外は0のダミー変数

動変化率の違いも表現できる。

2.4 適用例——新規ICへの需要定着過程——

時間的な行動変化を伴う個人行動の一例として、新規インターチェンジの供用前後の高速道路・一般道選択行動を取りあげ、モデル推計を行った例を示す。調査は1986年9月に供用が開始された中央道長坂インターチェンジ付近を対象地域に行い、同一個人のインター供用前後の実行動結果をアンケートした。データの行動期間は、供用開始後1年以内である。選択肢は同一目的地へ行くときの、高速道路、国道20号の2つとした。そのため、モデルは経路選択モデルとなる。

モデル推計結果を表-1に示す。比較のため、従来型モデルの推計結果も併せて表記してある。推計結果より、確率推移を伴うモデル中の時間スケールパラメータ(δ)は十分な値を示し、扱った行動に時間的な変化が見られることが示唆される。すなわち、データ採取対象期間である、インター供用後1年間は、新規インターチェンジへ需要が転換する過程にあるといえる。また、説明力を表す尤度比は、インター供用前の行動をダミー変数として導入した従来型モデルと確率推移を伴うモデルとはほぼ同じ値である。ともにインター供用前の情報をモデルに用いる両者の違いは、確率推移を伴うモデルでは、供用前の行動の違いによりモデル式形が変わる(P_{11} と P_{21} の相違)のに対し、ダミー変数を用いた従来型モデルでは、供用前の行動を直接供用後の行動を左右する変数として扱っていることにある。使用する情報が異なる

ため、単純に両者の説明力の大小関係を評価することはできないが、過去の行動を取り込むことにより説明力が大幅に向上する点、着目すべき結果といえよう。

以上より、本研究で提案したモデルは時間的に変化する行動に対し、高い適合性を有することが示されたが、予測の段階でも、時間変数 t を設定することが可能なため、従来モデルにない有用性も備えているといえる。

3. 集計量の時間的推移に着目した交通選択モデルの検討

前章では個人の離散的行動結果に基づいた、いわゆる非集計型のモデル構築をとり扱った。しかし、非集計型モデルは個人行動データを必要とするため、データ収集には比較的多くのコストを費やすことになる。一方、近年の交通データの整備の進展により、交通に関わる集計データは多年次にわたり十分ストックされている。交通需要モデルの推計精度を向上させる目的で、これら既存の交通データを有効に利用する方法として、従来用いられてきた一時点データによるクロスセクションモデルを多時点にわたるデータを用いて推計することがあげられる。しかし、クロスセクションモデルを多時点データで推計する場合、誤差の時系列相関をはじめとする、各種の条件を考慮する必要が生じる(兵藤他(1988b))。

本章では、多時点データを用いる交通需要モデルのうち、現在特に多く用いられる集計ロジットモデルをとりあげる。まず、多時点データを用いた集計ロジットモデルの推計方法を検討する。つぎに、durationモデルの概念に基づいた、確率の時間的推移を伴うモデルを提案し、その適用性を検証する。

3.1 多時点データを用いた集計ロジットモデル推計方法

集計ロジットモデルは、その式形の明確さとパラメータ推計の容易さから、交通需要予測において、機関分担・分布交通などをはじめとして数多く適用されている。しかし、パラメータ推定方法については、データ規模やモデル作成目的に応じて各種の手法が採用されているのが現状である。ここでは多時点データにより集計ロジットモデルを推計する場合に生じる問題点を考察することを目的に、まず一時点データによる集計ロジットモデル推計方法について述べる。

非集計ロジットモデルと異なり、集計ロジットモデルは、被説明変数が連続変数であることから、パラメータ推定方法にはさまざまな手法を適用しやすい。代表的な推定方法は以下のとおりあげられる。

1) 対数変換式を用いる最小自乗法

$$\log\left(\frac{P_{nj}}{P_{nj}^0}\right) = V_{nj} - V_{nj}^0 + \varepsilon_{nj} \quad (18)$$

$$V_{nj} = \sum_k \theta_k \cdot X_{nj,k}$$

θ_k : k 番目パラメータ $X_{nj,k}$: 変数 J : 任意の選択肢 P_{nj} : n 番目サンプルの j 選択肢選択確率

2) 非線形最小自乗法

$$\sum_n \sum_j (P_{nj} - P_{nj}^0)^2 \rightarrow \text{Min} \quad (19)$$

P_{nj}^0 : n 番目サンプルの j 選択肢観測選択確率

3) 最尤推定法

$$\sum_n \sum_k P_{nj}^0 \cdot \log(P_{nj}) \rightarrow \text{Max} \quad (20)$$

推定時の重要な問題点として、対数変換を行う方法では、①不均一分散が存在する、②マルチノミアルモデルの場合、(18)式の右辺分母にとる選択肢により解が異なる、といったことがあげられる。また、非線形最小自乗法を用いる方法においては、推計式がパラメータに関して非線形であるため、求解がやや煩雑であることが問題点の一つとしてあげられる。しかし、近年の統計計算ソフトの整備状況を考慮すれば(例えば和合他(1988)等)、パラメータ推計が本方法にとり弱点となることは少なくなりつつあるといえる。

多時点データを用いて、以上述べた3方法でパラメータ推計を行う場合、データの時間特性を考慮しないならば、各方法の特徴は一時点データを用いた推計と同じである。しかし、一般には回帰モデルを多時点データで推計する場合には、時間特性を考慮した推計誤差の成分の分解をすることが多い。この手法は誤差成分モデル(Error Component Model)と呼ばれる。多時点データによるモデル推計精度の改善を誤差成分モデルの適用に求める場合には、上記3方法のうち、1) 対数変換式を用いる方法は、推計誤差成分を特定化することが可能であるため、その適用は容易である。しかし、2)、3)の方法は推計誤差項の定義が必ずしも明確でないため、誤差成分を分解・定義することは困難である。よって、多時点データにより集計ロジットモデルを推定する場合、クロスセクションモデルと比較すると、現段階では、そ

の推計手法は限られてしまうことになる。一時点データに対する集計ロジットモデル推計の柔軟性を考えれば、多時点データによる集計ロジットモデルの推定方法はまだ開発の余地があろう。

3.2 確率の時間的推移を伴うモデルの定式化

ここでは、多時点データを用いた集計ロジットモデルの一推計手法として、durationモデルの概念に基づいたモデル式形を提案する。

2章で扱った確率は個人の選択肢から選択肢への転換確率で定義された。集計データの場合、各時点の分担率は観測されても、選択肢相互間の転換率は特定化できないため、2章で扱ったモデルをそのまま適用することはできない。そこで、転換確率を用いずに、各時点の選択確率により定義される以下の式を考える。

$$P_1(t + \Delta t) = P_2(t) \cdot \lambda_{21} \cdot \Delta t - P_1(t) \cdot \lambda_{12} \cdot \Delta t \quad (21)$$

上式は2章の(1)式に対応する。そこで、(4)式の導出と同様、 $\Delta t \rightarrow 0$ とすれば、

$$\frac{dP_1}{dt} = P_2 \cdot \lambda_{21} - P_1 \cdot \lambda_{12} \quad (22)$$

なる微分式が得られる。 λ の式形は、2.2節で述べたとおり、各種採用することができる。いま、2.2節のタイプの式形をとりあげ、(8)式を(22)式に代入すれば、以下の式が得られる。

$$P_1(t) = \frac{e^{V_1^*} - e^{V_1^* - \delta t + \log(P_2(0))} + e^{V_2^* - \delta t + \log(P_1(0))}}{e^{V_1^*} + e^{V_2^*}}$$

$$P_2(t) = \frac{e^{V_2^*} - e^{V_2^* - \delta t + \log(P_1(0))} + e^{V_1^* - \delta t + \log(P_2(0))}}{e^{V_1^*} + e^{V_2^*}} \quad (23)$$

ここで $P_1(0)$ は、時点が0の時の分担率であり、所与の初期値である。パラメータ推計は、非集計タイプと同様、以下の尤度関数を最大化することにより求められる。

$$L = \prod_{i=1}^N P_{1i}(t) Q_{1i}(t) P_{2i}(t) Q_{2i}(t) \quad (24)$$

$Q_{1i}(t)$, $Q_{2i}(t)$: 観測分担率あるいは利用量

2章(9)式と(23)式とを比較すると、0時点での選択に関わる情報の扱いに相違が見られることがわかる(以降前者を「非集計タイプ」、後者を「集計タイプ」と称する)。すなわち、非集計タイプで用いられる情報は、時点0で主体がどの選択肢に属していたかという離散値であり、

集計タイプで用いられる情報は、時点0の分担確率値である。非集計タイプのモデルは、個人の行動を詳細に記述するという非集計行動モデルの利点を備えているが、データの採取は一般には新たなアンケート調査を必要とする。一方、集計タイプのモデルは多時点にわたるクロスセクションデータの蓄積 (repeated cross-sectional survey) があれば、モデル構築が可能である。よって、近年の集計交通データ整備の進展を考えれば、集計タイプのモデルは数多くの対象に適用可能であり、今後その適用範囲は拡大するものと考えられる。

3.3 多時点都市間交通データに対する適用

前節で提案した集計タイプの確率の推移を伴うモデルで算出される選択確率 $P_j(t)$ は、効用項 V_{jt} が各時点で同じ値をとる場合、時間の経過に伴い逓増、あるいは逓減する。このことより、交通機関分担モデルに対する本モデルに見合った対象として、説明変数である交通サービスの時間的変化が少ないにも関わらず、観測される利用率が時間とともに逓減、あるいは逓増するような機関分担関係が考えられる。交通サービスの変化の度合に比して、その利用率が大きく変化する原因としては、時間価値や、嗜好の変化といった、利用者の選択構造の変化があげられよう。具体的には、近年の都市間鉄道旅客輸送の逓減、都市間高速バス利用者の増加、休日近距離トリップにおける車利用者の増加、といった例が存在する。無論、このような利用者の時間的変化をもたらした要因は、利用者選択構造の変化だけに求められるものではない。都市間高速バスの増加は、鉄道運賃の上昇や、高速道路ネットワークの整備にもその原因が求められるし、車利用者の増加は車保有率の上昇と連動している。もしこれらの要因が利用者数の変化の主な原因であるならば、従来型のモデルで十分観測量は説明されるだろう。そのため、ここでは前節で提案したモデルと従来型モデルとの、実現象に対する適合度を通じた比較検討を行い、上記問題点の考察を行う。

具体事例としてとりあげるのは、航空と鉄

表-2 分析対象の都市間ODペア

東京圏-福岡圏	東京圏-鹿児島県	道央-石川県
東京圏-大阪圏	東京圏-熊本県	道央-宮城県
大阪圏-福岡圏	東京圏-長崎県	大阪圏-宮城県
東京圏-広島県	東京圏-宮崎県	愛知県-宮城県
愛知県-福岡圏	東京圏-大分県	石川県-福岡圏
大阪圏-鹿児島県	愛知県-鹿児島県	広島県-鹿児島県
大阪圏-熊本県	大阪圏-高知県	東京圏-宮城県
大阪圏-宮崎県	大阪圏-愛媛県	東京圏-岩手県
大阪圏-長崎県	大阪圏-徳島県	東京圏-青森県
大阪圏-大分県	愛知県-高知県	東京圏-石川県
福岡圏-鹿児島県	愛知県-愛媛県	東京圏-秋田県
福岡圏-宮崎県	福岡圏-愛媛県	東京圏-山形県
長崎県-鹿児島県	東京圏-道央	東京圏-富山県
東京圏-愛媛県	大阪圏-道央	大阪圏-香川県
東京圏-高知県	福岡圏-道央	東京圏-香川県
東京圏-徳島県	道央-愛知県	香川県-福岡圏

東京圏=東京都+神奈川県+埼玉県
 大阪圏=大阪府+兵庫県+京都府
 福岡圏=福岡県+佐賀県+長崎県

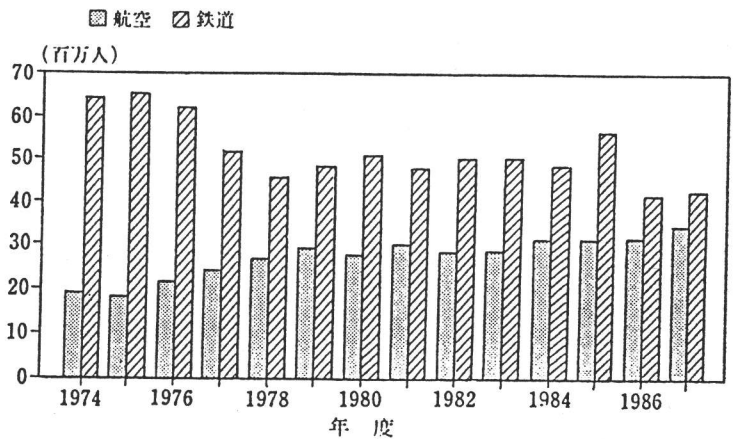


図-1 年度別旅客数の推移

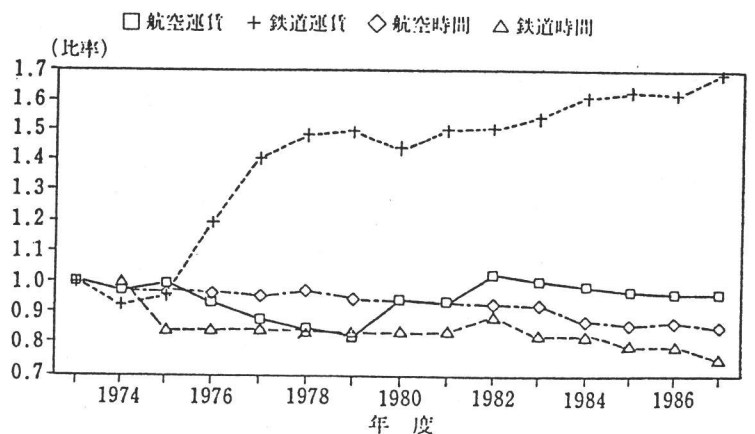


図-2 交通サービス変数値の時系列変化(1973年基準値)

道との国内都市間機関分担モデルである。なお、本分析で用いるデータは「旅客地域流動調査」(運輸省)である。同データは十分な精度を有しているとはいえず、実際値との比較からは、以下で推計されるモデルの精度には限界があるため、ここでは推計方法間の比較検討を中心に行う。

(1) 使用データの概略

モデル構築に用いるデータは1973年から1987年にわたる15時点の、48 ODペアの年間航空、鉄道旅客利用者数である。48都市間 OD ペアは表-2のとおりである。また、両交通機関利用者数の時系列変化を図-1に、代表的交通サービス変数の変化率を図-2に各々示す。なお、航空運賃・鉄道運賃は1980年を基準とする各年の消費者物価指数をデフレターとして修正を加えてある。図-1より、国内の都市間旅客輸送における鉄道輸送シェアは使用データの初年次である1973年以降、年々減少傾向をたどっていることがわかる。交通サービスの時系列変化を示す図-2をみると、鉄道運賃は1975~1978年にかけて大幅に値上げされており、この間の鉄道シェアの減少の主要因となっていることが想像される。

(2) 従来型モデルの推計結果

得られたデータに対し、前述した各種パラメータ推計手法を適用した結果を表-3に示す。モデルは年度ごとのモデルと、全年度をプールしたモデル(表中「全データ」との2種類である。モデルの再現性と推計値の傾向を表す代表的な指標として、推計値の観測値による単回帰結果を図-3~5に示す。

モデル再現性を示す決定係数の値をみると、年度によりばらつきはあるものの、おおむね0.6~0.8であり、良好な結果が得られていることがわかる。また、決定係数は年度を経るにつれ高くなり、

表-3 推計方法別・年度別 集計ロジックモデル推計結果

変数名	推計方法	年度別推計パラメータ値 () 内は値														
		1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	全データ
費用 (万円)	最尤法	-3.365 (1.68)	-1.800 (1.25)	-2.909 (1.58)	-4.019 (1.80)	-4.205 (1.90)	-4.091 (1.87)	-3.679 (1.82)	-3.876 (1.85)	-3.945 (1.89)	-2.535 (1.24)	-3.243 (1.37)	-3.042 (1.25)	-2.874 (1.16)	-3.279 (1.32)	-3.246 (7.47)
	対数線形	-3.991 (4.64)	-2.208 (2.81)	-3.847 (3.99)	-5.369 (4.95)	-5.247 (5.33)	-5.068 (5.08)	-4.539 (4.47)	-4.552 (5.06)	-4.464 (5.30)	-3.406 (3.94)	-4.030 (4.22)	-4.273 (3.58)	-3.732 (3.75)	-3.918 (4.37)	-3.747 (19.5)
	非線形	-3.568 (5.11)	-1.876 (3.12)	-3.034 (3.78)	-3.984 (3.99)	-4.193 (4.36)	-4.189 (4.27)	-3.850 (4.01)	-4.208 (4.52)	-4.534 (5.20)	-3.020 (4.17)	-3.663 (5.01)	-3.432 (4.78)	-3.246 (4.01)	-3.800 (5.18)	-3.485 (17.1)
時間 (1,000分)	最尤法	-6.729 (2.32)	-4.973 (2.05)	-6.947 (2.49)	-7.490 (2.70)	-7.368 (2.77)	-7.412 (2.66)	-8.088 (2.35)	-7.582 (2.52)	-8.118 (2.64)	-8.549 (2.65)	-9.599 (2.69)	-9.658 (2.74)	-9.499 (2.54)	-9.896 (2.51)	-7.201 (9.81)
	対数線形	-7.910 (6.67)	-5.908 (4.65)	-8.264 (6.20)	-8.843 (7.20)	-8.018 (7.93)	-7.750 (7.93)	-7.904 (6.68)	-7.253 (8.04)	-7.417 (8.79)	-7.282 (8.88)	-7.499 (9.73)	-8.086 (8.69)	-7.260 (9.20)	-7.436 (10.3)	-7.228 (29.9)
	非線形	-6.944 (6.54)	-5.090 (4.79)	-7.441 (5.41)	-7.889 (5.43)	-8.220 (5.30)	-8.654 (4.94)	-9.172 (4.64)	-9.673 (5.25)	-10.77 (6.28)	-12.02 (7.51)	-12.67 (8.39)	-13.80 (8.97)	-12.65 (7.48)	-13.39 (8.25)	-8.319 (20.5)
定数項 (航空)	最尤法	-1.248 (1.58)	-1.130 (1.73)	-1.353 (2.04)	-1.492 (2.18)	-1.448 (2.02)	-1.447 (1.89)	-1.047 (1.21)	-0.890 (1.13)	-0.843 (0.91)	-1.339 (1.36)	-1.451 (1.43)	-1.495 (1.53)	-1.446 (1.40)	-1.386 (1.37)	-1.054 (5.48)
	対数線形	-1.532 (4.12)	-1.454 (3.90)	-1.603 (4.79)	-1.768 (5.58)	-1.577 (5.39)	-1.512 (5.14)	-0.804 (2.50)	-0.641 (2.42)	-0.491 (1.67)	-0.790 (2.54)	-0.712 (2.38)	-0.949 (2.62)	-0.605 (1.98)	-0.586 (2.19)	-1.003 (12.1)
	非線形	-1.208 (4.75)	-1.096 (4.13)	-1.431 (4.39)	-1.605 (4.45)	-1.682 (4.24)	-1.764 (3.98)	-1.288 (2.87)	-1.362 (3.27)	-1.389 (3.22)	-2.000 (4.95)	-2.072 (5.75)	-2.187 (6.50)	-2.093 (5.39)	-2.038 (5.95)	-1.281 (13.7)
サンプル数		39	43	43	45	47	45	48	48	48	48	47	47	45	44	632

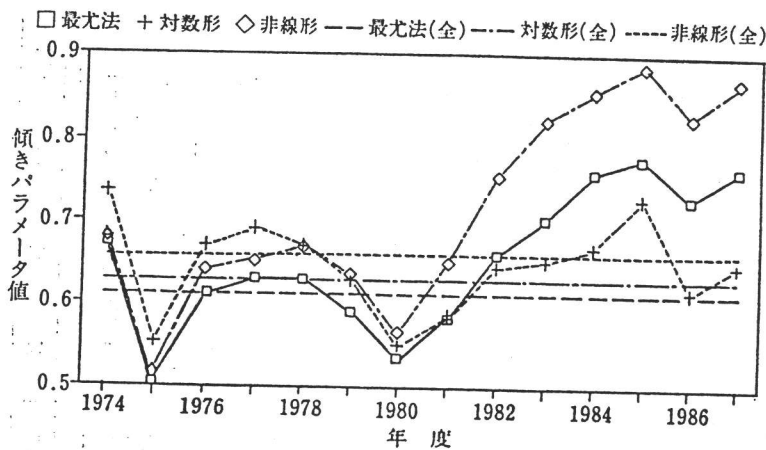


図-3 推計値の回帰結果(傾きパラメータ値)

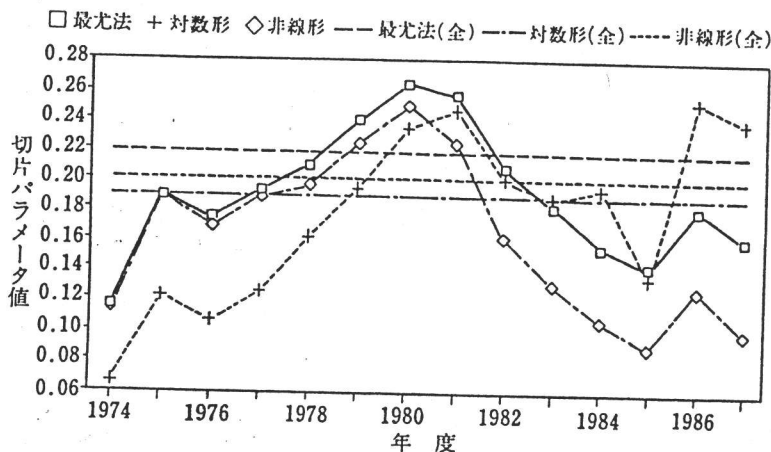


図-4 推計値の回帰結果(切片パラメータ値)

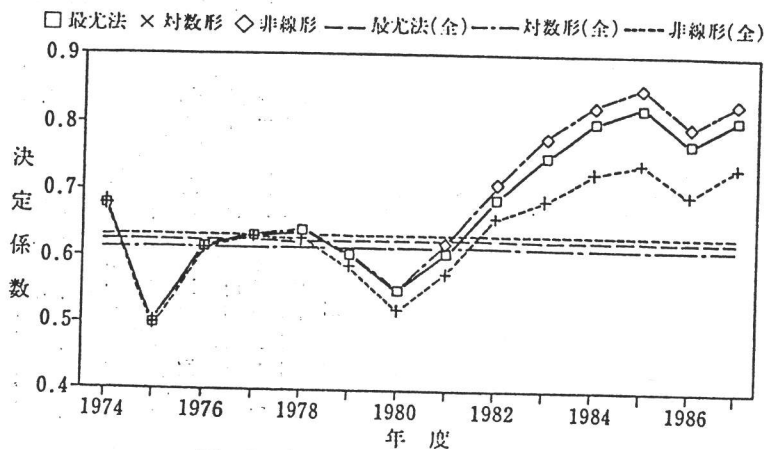


図-5 推計値の回帰結果(決定係数)

かつ単回帰結果の傾きも1に近くなる傾向にあり、再現性は時間的に高まっている。

推計パラメータ値の時間変動は小さく、おおむね安定した値が得られたが、非線形最小自乗法で推計した時間

モデルは初期値を持たないため、使用する情報量に差が生じ、正確な比較評価ができない。そこで、従来型のモデルを原点調整、すなわち1973年度実績値に合うよう定数項修正し、各年度の適合度を算出した結果を図-6

にかかるパラメータ値が他に比べ比較的異なる傾向を示した。また、決定係数、傾き・切片パラメータともに、わずかではあるが、非線形最小自乗法による推計値が他の方法より良好な結果を示している。ここで示した推計方法の違いによる推計結果を確率で評価すれば、方法間の差異は微小ではあるが、交通量を算出する段階ではそれは多大な差となって現れる。よって、多時点分析に関わらず、従来十分検討されることのなかった推計方法と推計精度の関係は今後もより詳細に検討されるべきであろう。

なお、推計値を単回帰したときの傾きパラメータがすべてにわたり1以下となっているのは、(0, 1)の範囲に存在する確率のうち、極めて1に近い、あるいは0に近い両端の領域を十分説明しきれないためであると考えられる。この問題点に対しては、変数のスケールを変化させたり、分析データの適切なセグメントを行う等の改善方法が考えられるが、ここではモデルの適用性を重視し、以降の分析においても、以上で扱った簡便な式形を採用することとする。

(3) 確率の時間的推移を伴う集計ロジットモデルの推計

確率推移を伴うモデルの推計結果および、全時点データを一括してブロックデータとして扱うモデルの推計結果を表-4に示す。表中、「ブロックデータ-2」は確率推移モデルとの比較のため、1973年を基準(=0年とする)とした経過年度の対数を一変数としてとりこんだモデルである。モデルの説明力を示す決定係数の比較から、確率推移を伴うモデルは極めて高い説明力を持つことが見てとれる。

確率推移を伴うモデルは初期値 $(P_1(0), P_2(0))$ を含むモデル形であるが、従来型の

表-4 集計型の確率推移を伴うモデルと従来型モデルの推計結果

変数名	確率推移	ブロックデータ-1			ブロックデータ-2			
		最尤法	対数線形	非線形	最尤法	対数線形	非線形	
費用 (万円)	-4.686 (3.65)	-3.246 (7.47)	-3.747 (19.5)	-3.485 (17.1)	-2.875 (6.18)	-3.291 (15.4)	-3.137 (15.3)	
時間 (1,000分)	-16.41 (4.60)	-7.201 (9.81)	-7.228 (29.9)	-8.319 (20.5)	-7.083 (9.49)	-6.906 (27.8)	-8.295 (20.8)	
定数項 (航空)	-2.425 (3.79)	-1.054 (5.48)	-1.003 (12.1)	-1.281 (13.7)	-1.894 (4.43)	-1.832 (9.26)	-2.220 (11.9)	
時間スケール (δ)	0.1483 (5.36)							
log(時間)* (航空)					0.3827 (2.23)	0.3958 (4.60)	0.4169 (6.06)	
推計値 回帰	傾き	0.7560 (51.2)	0.6113 (32.5)	0.6265 (31.6)	0.6573 (32.9)	0.6294 (34.0)	0.6349 (33.0)	0.6809 (34.5)
	切片	0.1258 (13.4)	0.2187 (18.2)	0.1881 (14.9)	0.2004 (15.8)	0.2085 (17.7)	0.1837 (15.0)	0.1849 (14.7)
	R	0.8060	0.6265	0.6138	0.6327	0.6468	0.6329	0.6534

* -log(時間)の「時間」は1973年を0とする年単位の値

～8に示す。モデルパラメータは表-4の「ブロックデータ-2」を用いている。結果より、確率推移を伴うモデルは、全年度において説明力が高いが、1979年前後で他の方法より推計値を観測値で回帰したときの傾きパラメータが小さい値を示す傾向にあることがわかる。これは、前述した1979年以前の鉄道運賃の値上げの影響により、分担率の時間的な変化率が1979年前後で大きく変化することが原因であると考えられるが、明確な判断は下せない。もし時間変化率の差がその要因であるならば、時間スケールパラメータ(δ)を1979年前後で異なる値とすればより高い説明力が得られよう。

推計パラメータ値の絶対値は、確率推移を伴うモデルは費用、時間パラメータともに従来手法より大きい。これは分担率の経年変化の要因を、費用・時間という交通サービスと、経過時間で代表される需要構造の変化と分けて表現したことによるものと思われる。また、時間・費用パラメータの比より算出される時間価

値は、確率推移を伴うモデルでは約2,100[円/時]、従来型のモデルでは約1,300[円/時]であり、確率推移を伴うモデルから得られる時間価値が大きく算出された。

以上より、本研究で提案した確率推移を伴うモデルは従来モデルと比較して再現性に優れているが、1979年前後において推計値の単回帰結果の傾きパラメータ値が1より小さくなっていることから、交通サービスの急激な変化に対し、十分適応しきれないという特性を持っていることがわかる。しかしながら、前述したように、データ期間のセグメントを行う等の処置を施せば、この問題点も克服される可能性があるため、実用

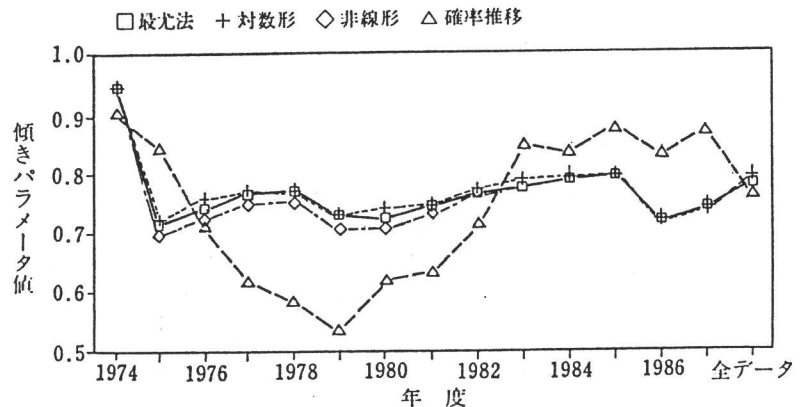


図-6 推計値の回帰結果(傾きパラメータ値)

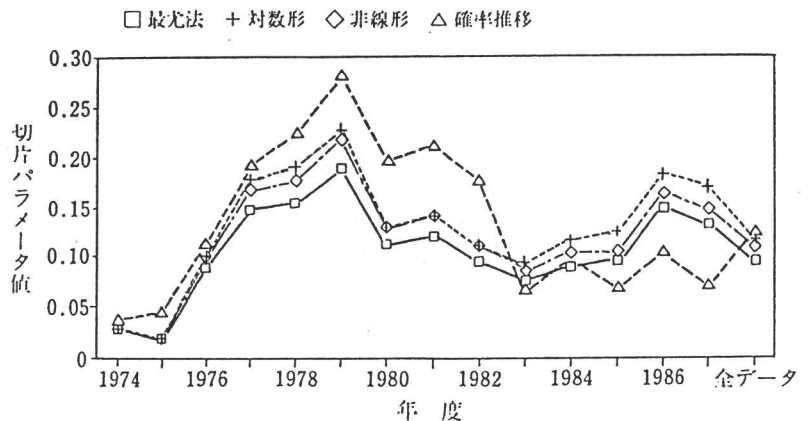


図-7 推計値の回帰結果(切片パラメータ値)

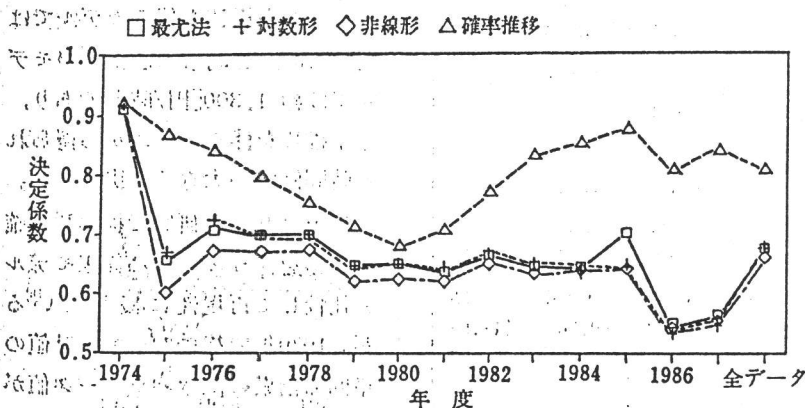


図-8 推計値の回帰結果(決定係数)

上は本分析方法は、既存多時点データをより有効にモデル構築に反映し得る一手法として有益であると考えられる。

まとめ

本研究では、多時点データを用いた、行動の連続的な変化、および分担率の経年変化を表し得るモデルを新たに提案し、具体事例への適用を通じてその有効性を検討した。推計結果より、既存手法に対する本方法の利点並びに適用時における留意点を明確にし得た。分析を通じて得られた知見を以下に列挙する。

- ① 確率の推移を伴うモデルは、非集計タイプ、集計タイプとともに従来型のモデル以上の適合性を有する。ただし、交通条件の急激な変化に対応し得ないという特性を有するため、適用時には相応の工夫が必要である。
- ② 同モデルは時間を連続的に変化し得る変数として扱うため、モデルを構築するにはタイムスパンにバラツキのあるデータが必要となる。逆にいえば、本方法により、さまざまな時点で採取されたデータでも、その時間的変動の影響を除去した安定的なパラメータ値が得られることが期待される。
- ③ 予測時においては、確率の推移を伴うモデルは、例えば、5年後、10年後といった予測時点を明確に規定し得る推計が可能となる。

本研究の課題としては、以下の諸点が挙げられる。

- ① 予測精度の向上に当たり大きな影響を持つと考えられる、行動変化前の初期値の精度の確保、② 行動理論から導出されるλの式形の検討、③ 本方法の適用対象領域の拡大。

本文中でも述べたように、多時点データの整備に伴

い、多時点分析を行う環境は整いつつある。しかしながら、モデル推計の複雑化を伴う多時点分析は、需要推計の効率化を必要とする実用性の観点からは、現時点では十分な役割を果たしているとはいえない。そのため、従来手法以上の作業量を必要とする多時点分析について、今後とも実務上の適用性を向上させる試みは不可欠であると考えられる。新たな視点に基づいた交通行動分析の発展過程において、本研究が幾らかなりともその拡充に寄与し得るならば、筆者にとり何よりもの幸せである。

なお、本研究を遂行するに当たり、東京工業大学土木工学科森地茂教授、同屋井鉄雄教授の多大なご指導を賜った。また、本論文の作成について、東京理科大学土木工学科内山久雄教授の有益なご助言をいただいた。この場をかりて深謝の意を表す次第である。また、本分析の主なデータの作成に協力いただいた、東京理科大学武田尚氏(現東京都)に感謝の意を表す。

最後に本論文に対し適切かつ有益なコメントをいただいたレフェリーの方々に謝意を表したい。

参考文献

Amemiya, Takeshi (1985) : Advanced Econometrics, Blackwell.
 Hensher, D. A., Johnson, L. W. (1981) : Applied Discrete Choice Modelling, Croom Helm.
 安藤章, 内山久雄, 伊藤雅紀 (1989) : 集計型ネスティッドロジットモデルとマルチノミアルロジットモデルの比較考察, 土木学会第44回年次学術講演会講演概要集, pp.110-111.
 柏谷増男, 朝倉康夫, 三瀬博敬 (1989) : 発生集中交通量データの経年変化特性, 土木計画学研究, 講演集, pp.267-273.
 河上省吾, 広田康裕, 溝上章志 (1984) : 意識データに基づく非集計交通手段転換モデル構築の試み, 土木計画学研究, 論文集, pp.11-18.
 兵藤哲朗, 森地茂, 屋井鉄雄 (1988 a) : 需要定着過程を考慮した交通選択モデル, 土木学会第43回年次学術講演会講演概要集, pp.202-203.
 兵藤哲朗, 森地茂 (1988 b) : 交通需要モデルの構造変化を考慮した分析手法について, 土木計画学研究, 講演集, pp.487-494.
 兵藤哲朗 (1989) : モデル構造変化を前提とした交通需要推計方法, 交通と統計, No.18.
 森地茂, 田村亨, 屋井鉄雄, 兵藤哲朗 (1986) : 観光交通量予測モデルの事後的分析, 土木計画学研究, 論文集, No.4, pp.125-132.
 和合肇, 伴金美 (1988) : TSPによる経済データの分析, 東京大学出版会。