

トリップ目的間遷移確率行列の将来予測法

TECHNIQUES FOR FORECASTING TRANSITION MATRIX BETWEEN TRIP PURPOSES

近 藤 勝 直*

By Katsunao KONDO

1. はじめに

ここ数年欧州ならびにわが国においてトリップチェーンに対する関心が急速に高まりつつある。これは従来の方法がトリップを分断して把握してきたことへの反省に加え、「トリップの連鎖」が諸々の社会・経済現象を空間的に反映したものであるということにいまさら注目されたことの結果であろう。人間活動の多様化と自由裁量時間の増大もまた、この無視されてきた研究領域に光明を与える必要性を増大させている1要因である。

現在までのところ、このトリップチェーンにアプローチする立場は大きく次の3つに分類できるものと思われる。

[A] 施設連関の姿をトリップチェーンに見出し、それを土地利用計画やショッピングセンター等の施設立地に役立たせようとする土地利用サイドの立場、[B] 家または家計の構成員が織りなす各種の行動様式の一つの結果をトリップチェーンならびに生活時間配分などに見出そうとする行動論的な立場、そして、[C] 交通工学の立場からは、交通需要予測を念頭に置いたところのトリップチェーンの計量的把握ならびにシステムティックなモデルビルディングが要請されている。

トリップチェーン研究はまだ若い研究分野であり、レビューに耐える理論的かつ実証的研究は実際のところ限られている。筆者の知るかぎりわが国では佐佐木(1969)がこの分野に開拓の第一歩を踏み出した¹⁾。それは神戸市のデータをもとに職種別にトリップのパターン分類を行ったもので、明らかに吸収マルコフ連鎖理論を適用する準備としてのパイロットスタディとしての性格をもっている。そして以後のトリップチェーン研究のための概念的枠組を明確にする意味で、ベース(base)とサイクル(cycle)という2つの概念を定義している。それ以後

2つの研究^{2),3)}を経て、その成果が佐佐木(1971)によって体系的に整理され、交通機関選択モデル(自動車トリップの追跡)へと発展させられた⁶⁾。一方、1971年からこのトリップチェーン研究に参加した筆者は一連の研究^{4),5),7)}において吸収マルコフ連鎖理論をトリップチェーンに適用するにあたっての現実的な諸問題の解決と、その実証的な検討を行ってきた。また、交通機関選択についても、トリップチェーンの特性を生かした方法について、佐佐木の方法⁶⁾を改良する試みを行ってきた^{7),11)}。

先述したわれわれの交通工学の立場からは、交通需要予測を念頭に置いたところの体系的なモデルビルディングが要請されているわけであるが、その研究にあたってはとりわけ次の3項目が、特に重要な具備すべき要件であると思われる。

(i) トリップの生成・発生・吸引・帰着構造を忠実に模倣・追跡できること。すなわち、トリップチェーンの軌跡を再現できること。

(ii) 連鎖しているトリップは交通機関選択を大きく支配していると考えられるので、それをうまく表現できること。

(iii) 将来におけるトリップチェーンのパターン変化にも十分対応できること、など。

トリップチェーンを吸収マルコフ連鎖にアナロジーしたモデルは、この要件(i),(ii)を具備している。また、要件(iii)についても、将来のトリップ目的間遷移確率行列が、理論的にも納得でき、かつ実証的な検討が可能であるような方法でもって予測可能ならば、という条件つきで許容される。そこで本稿では、この要件(iii)に絞って論じてみたい。すなわち、将来のトリップ目的間遷移確率行列を予測する方法を開発するために、トリップパターンの体系が吸収マルコフ連鎖に従うということから導かれる諸条件の考察と、その条件をもとにして、トリップ目的間遷移確率行列を分布交通量推計において用いられるところの現在パターン法によって予測することを

* 正会員 工博 福山大学助教授 工学部土木工学科

考える。

2. トリップ目的間遷移行列の現況

本節では、京阪神都市圏パーソントリップ調査（1970年）データのうち、京都市にトリップエンドを持つものを取り出し、各ステップ別の目的間遷移行列について検討を加える。ステップ別発目的別トリップ数は、個人サンプル（全域で3%抽出）に拡大率を考慮して集計した結果、表一1のようであった。出勤・登校等の拘束的なトリップはステップを重ねるにつれて急速に減少していくが、買物・業務等の拘束性の少ないトリップは反復性があるため、なかなか減少していかない傾向が読みとれる。

表一1 ステップ別・発目的別トリップ数
(1970年, 京都)

発目的	ステップ	1st.	2nd.	3rd.	4th.	5th. 以上	Total
1. 出 勤		371 168	5 182	1 580	115	400	378 445
2. 登 校		307 621	4 557	1 124	118	77	313 497
3. 日常的買物		349 353	40 490	10 190	4 012	3 087	407 132
4. 非日常的買物		166 053	42 633	36 761	6 160	5 958	257 565
5. 業 務		100 346	23 959	11 904	6 286	17 014	159 509
6. 帰 社		15 995	1 221	38 068	7 406	17 856	80 546

(トリップメーカー総数：1 192 011人)

図一1(a)~(f)には、発目的別の遷移確率ベクトルが第4ステップまでについて描かれている。このようにステップごとの遷移ベクトルを図化することによって、ステップごとの遷移状態相互の比較ができる。図一1(a)には「出勤」目的からの遷移状態が示されている。実線が第1ステップ、破線が第2ステップ、鎖線が第3ステップ、そして1点鎖線が第4ステップを表わしている。第4ステップがほかと比べてやや乖離を生じているが、データの希少性からあまり言及することができない。

「日常的買物」ならびに「非日常的買物」への遷移確率にはあまり差がなく、勤労者にとって両者の区別がなされていないようである。また、「帰宅」を除くと、「業務」への遷移が大きい。

図一1(b)には「登校」からの遷移ベクトルが示されており、「非日常的買物」への遷移が大きいのがめだつ。下校時に娯楽施設やスポーツ・文化施設へと向かうのであろう。どのステップについても直接に帰宅する者が圧倒的に多い。

図一1(c)には「日常的買物」からの遷移ベクトルを示す。このパターンはいままでの2つとは異なり、ステップ1がややほかと異なる形状をもっている。第1トリップで買物を行ったものは、ほとんど他所へ立ち寄らずに自宅へと直行しているのである。これは主として家庭の主婦による毎日の買物トリップであろうと推察され

る。次図(d)の場合の形状とまったく違っていることには注目すべきである。

図一1(d)には「非日常的買物」からの遷移ベクトルを示す。一見して気付くのは図一1(b)の「登校」のパターンと非常によく似ていることである。第1ステップを除けば他の3つのステップの形状は非常に類似しており、つまりところ第2ステップ以降ではパターンが定常となっていることがわかる。これは先の「日常的買物」が文字どおり主婦にとっての日常的買物であり、いわば主婦にとってはその日の必然的なトリップであったのに対し、この「非日常的買物」は娯楽やレクリエーションを含む非常に自由度の高い行為であることから、あいまい度が高まりその結果として一様なパターンになって現われたのだと判断することができる。また、繰り返し同じ目的のトリップが反復される確率の高いのも特徴的である。

図一1(e)には「業務」からの遷移ベクトルが示されている。これも第1ステップを除けばほぼ定常なパターンが生起している。「業務」と「帰社」以外の目的へはほとんど遷移がない。また、「業務」→「業務」の確率は帰宅確率を上まわるほどに高く、いったん「業務」トリップで出発したものは巡回的に業務トリップを行う傾向のあることを示している。また、よくみると、第1ステップの形状は図一1(a)の「出勤」の形状と非常によく似ており、自宅から発生する「業務」トリップは「出勤」と同じ性格を有していることがわかる。ただ「出勤」の場合は目的地となる勤務先が固定されているのに対して、「業務」の場合は目的地が長期的にみれば固定されていないという相違がある。短期的にみれば「業務」目的であっても、目的地が固定されているケースは多い。建設労働者の建設現場へのトリップなどがそれに該当する。建設が完了すれば次の建設現場へと推移してゆくわけである。また、第2ステップ以降でパターンが定常的になっているのは、先述したとおり、「業務」という目的は自由度が高いということに起因するものであり、また、それ自身が反復される傾向が強い。

図一1(f)には「帰社」からの遷移ベクトルが示されている。パターンとしては図一1(a)のそれに類似しており、朝出勤してから後の行動パターンと、業務や昼食を終えて帰社した後の行動パターンとは差のないことを示している。

3. 目的間遷移行列の定義方法

前節でもみてきたように、各ステップごとの遷移行列は必ずしも一様であると断定することは困難である。しかし、確率的取扱いがそれで否定されたわけではない。発目的を固定し、各ステップごとに眺めた場合、確かに

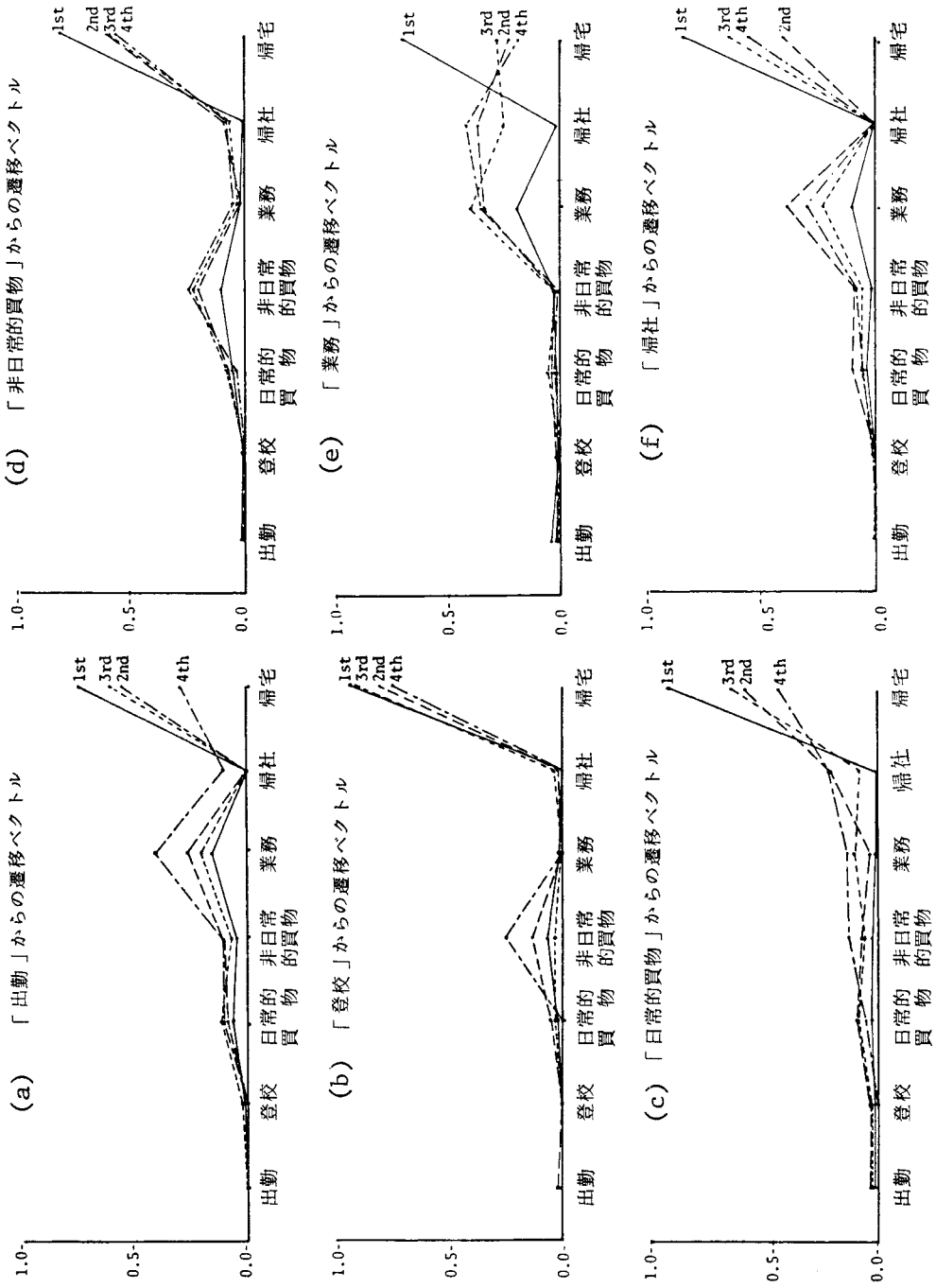


図-1 ステップ別遷移確率行列

遷移行列にばらつきがみうけられるものの、概して発目的に応じて共通な形状を示していたことには注目すべきであろう。「出勤」からの4つの遷移ベクトルが示している形状と、「非日常的買物」からの4つの遷移ベクトルが示している形状とは明らかに異質のものであることは、検定をせずとも判別のつくところである。したがって、もし発目的別に全断面共通な基本となるパターンを定めることができれば、そしてかつトリップチェーンの全過程を集計した場合に目的別生成量が所与の目的別生成量に一致するような、すなわち量的斉合性が保証されているような1つの遷移行列を定めることができれば、それを用いてトリップチェーンを記述することができるであろう。

では、全断面に共通な、そして量的斉合性が保証されているような遷移行列はいかにして定め得るか。それは次のような吸収マルコフ連鎖の基本行列からなる関係式から導かれる。

$$T = T^0(I - Y)^{-1} \dots \dots \dots (1)$$

ここに、ベクトル $T = (T_1, T_2, \dots, T_M)$ は1日の目的別トリップ生成量、ベクトル $T^0 = (T_1^0, T_2^0, \dots, T_M^0)$ は目的別第1トリップ生成量、 M は非吸収的なトリップ目的(帰宅を除く全目的)の数、そして Y はトリップ目的の連鎖過程を吸収マルコフ連鎖にアナロジーした場合の非吸収的なトリップ目的間どうしの遷移確率からなる行列である。 I は単位行列で、 Y, I とも $M \times M$ の正方行列である。この式(1)中の逆行列 $(I - Y)^{-1}$ は吸収マルコフ連鎖の基本行列とよばれ、その要素の持つ物理的意味はきわめて重要であって、たとえば (i, j) 要素は、「第 i 目的でベースを出発したものが再びベースに吸収されるまでに第 j 目的を何回行うかという回数の期待値」を表わしている。

後の議論の展開の便のために式(1)を全人口で除し、原単位で表示した関係式に変換しておこう。

$$g = f(I - Y)^{-1} \dots \dots \dots (2)$$

ここに、 $g = (g_1, g_2, \dots, g_m, \dots, g_M)$:
 1日のトリップ生成原単位ベクトル
 $f = (f_1, f_2, \dots, f_m, \dots, f_M)$:
 第1トリップ生成原単位ベクトル

すなわち、対象とする地域に住む平均的な1人の個人は1日のうちにベクトル g で表わされる回数のトリップ数を行うわけであるが、そのうちベクトル f に相当する回数はベースからの第1トリップとして生起しており、残る $g - f$ なるトリップがベースを起終点とするサイクル内で生起していると考えられるわけである。

ベクトル g と f は交通需要推計の第1段階としてすでに推計されているものとする。ここでは現況データから Y を定めようとしているのであるから、 g と f は現

況のものでよい。式(2)において g と f はベクトル、 $(I - Y)^{-1}$ は行列であることから行列 Y を一意的に定めることができない。そこで以下に述べるような2方法が考えられる。

(1) 第1法

式(2)において、ベクトル f の代わりに f の要素を対角に並べた行列 F を用いる時に得られる左辺の行列を G としよう。すなわち、

$$G = F(I - Y)^{-1} \dots \dots \dots (3)$$

ここに、

$$F = \begin{pmatrix} f_1 & & & \\ & f_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & f_M \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} & \dots & g_{1M} \\ g_{21} & g_{22} & \dots & g_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{M1} & g_{M2} & \dots & g_{MM} \end{pmatrix}$$

したがって、 G の (i, j) 要素 g_{ij} は「トリップ目的 i でベースを出発したものが再びベースに吸収されるまでに行った第 j 目的トリップ数の原単位」を表わしている。そして g_{ij} を i について加えた $\sum_i g_{ij}$ は所与の原単位 g_j に一致している。それは式(2)から明らかである。この F と G に対応する行列を調査データより作成し、次式によって Y を計算することができる。

$$Y = I - G^{-1}F \dots \dots \dots (4)$$

この方法は、いま考えているトリップチェーンの体系が吸収マルコフ過程であるという理論に非常に忠実な定義である。すなわち、いったんベースを出発した者は、最後にベースに吸収されるまで確実に連結性を保持されながら追跡されているからである。しかしながら、 G と F の与え方によっては、式(4)で求めた Y の要素の中に非負条件を満足しないものが現われる可能性を排除することができない。 Y が非負行列となる条件は以下のとおりである。

G の逆行列 G^{-1} は、行列 G が正則行列 ($|G| \neq 0$) であるとき次のように求められる。

$$G^{-1} = \frac{1}{|G|} \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & \dots & G_{1M} \\ G_{21} & G_{22} & \dots & G_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{M1} & G_{M2} & \dots & G_{MM} \end{bmatrix} = \{h_{ij}\}$$

ここに、 G_{ij} は行列 G の要素 g_{ij} の余因数
 このとき、

$$Y = I - G^{-1}F = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1M} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1} & h_{M2} & \dots & h_{MM} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - h_{11}f_1 & -h_{12}f_2 & \dots & -h_{1M}f_M \\ -h_{21}f_1 & 1 - h_{22}f_2 & \dots & -h_{2M}f_M \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -h_{M1}f_1 & -h_{M2}f_2 & \dots & 1 - h_{MM}f_M \end{bmatrix} \dots \dots (5)$$

となるから非負条件は、

$$\text{対角要素について, } 1 - h_{ii}f_i \geq 0$$

$$\text{非対角要素について, } -h_{ij}f_j \geq 0 \quad (i \neq j)$$

となるが、ベクトル $f = (f_1, f_2, \dots, f_M)$ は非負であるから、上の条件は、

$$\left. \begin{aligned} h_{ii} &\leq 1/f_i \quad (i=1, 2, \dots, M) \\ h_{ij} &\leq 0 \quad (i \neq j, i, j=1, 2, \dots, M) \end{aligned} \right\} \dots\dots (6.1)$$

と書き直される。結局、 F の要素と G^{-1} の要素がこの式 (6) の関係を満足しておれば、この F と G^{-1} を用いて求めた Y は非負行列となる。一方、 Y の各行和は 1 を越えてはならないから、次の条件も付加される。

$$\sum_j h_{ij}f_j \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, M) \dots\dots\dots (6.2)$$

(2) 第 2 法

いま $x_{ij}^{(k)}$ を、第 k ステップにおいてトリップ目的 i からトリップ目的 j へ遷移した人数としよう。このとき次式で遷移確率を定義する ($i=1, 2, \dots, M$)、($j=1, 2, \dots, M, M+1$)。

$$y_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{\infty} x_{ij}^{(k)}}{\sum_{k=1}^{\infty} \sum_{j=1}^{M+1} x_{ij}^{(k)}} \dots\dots\dots (7)$$

$M+1$: 帰宅目的

すなわち、各断面の遷移実数を連関パターン別に加えあわせたとおりの全断面の遷移実数から遷移確率を定義するのである。これは各断面で得られる遷移確率を加重平均することと同義である。全断面の連関表を

$$X = \begin{bmatrix} \sum_k x_{11}^{(k)} & \sum_k x_{12}^{(k)} & \dots & \sum_k x_{1,M+1}^{(k)} \\ \sum_k x_{21}^{(k)} & \sum_k x_{22}^{(k)} & \dots & \sum_k x_{2,M+1}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_k x_{M1}^{(k)} & \sum_k x_{M2}^{(k)} & \dots & \sum_k x_{M,M+1}^{(k)} \end{bmatrix}$$

とするとき、これを全人口で除し、原単位で表わしたものを

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \dots & l_{1M} & r_1 \\ l_{21} & l_{22} & \dots & l_{2M} & r_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ l_{M1} & l_{M2} & \dots & l_{MM} & r_M \end{bmatrix} \dots\dots\dots (8)$$

で表わすものとすれば、式 (7) は次のように書きかえられる。

$$y_{ij} = l_{ij} / \left(\sum_{j=1}^M l_{ij} + r_i \right) \dots\dots\dots (9)$$

ここに、 l_{ij} は $i \rightarrow j$ という目的連関を行う原単位、 r_i は目的 i から帰宅する原単位である。また、式 (8) で示した行列 L についてこれを着側からみると、

$$\sum_{j=1}^M l_{ij} + r_i = g_i \quad (i=1, 2, \dots, M) \dots\dots\dots (10)$$

が成立しているので、式 (9) は次のように書き直せる。

$$y_{ij} = l_{ij} / g_i \dots\dots\dots (11)$$

したがって、このような定義によれば遷移行列 $Y =$

$\{y_{ij}\}$ は確実に非負行列となる。しかし、注意しなければならないのは、各ステップについて加算したことにより、本来は連結していた個人々のトリップが連がらなくなっているということである。すなわち、第 1 法と異なる点は、第 1 法が個人々のトリップ連鎖を G という行列の形で保存していたのに対し、本法ではステップが終了するごとに個人を集計し直して、全体として量的に整合性のとれた Y を計算していることになっている。したがって、個人々についてみた場合は、途中でその連結性が失われてしまっていることになる。第 1 法は個人のトリップパターンを追跡できるミクロな定義方法であり、第 2 法は流れの量を追跡するところのマクロな定義方法である、と換言することもできる。

また、全体としての量的整合性 (第 (2) 式) が満足されていることは次のように証明される。

l_{ij} は上述したように $i \rightarrow j$ という目的連関に関する原単位であるから、これを発側からみると、

$$f_j + \sum_{i=1}^M l_{ij} = g_j \quad (j=1, 2, \dots, M) \dots\dots\dots (12)$$

が成立しているはずである。式 (11) より $l_{ij} = g_i y_{ij}$ を得て、これを式 (12) に代入すると、

$$f_j + \sum g_i y_{ij} = g_j \quad (j=1, 2, \dots, M)$$

となる。左辺第 2 項を右辺へ移項し、これを j について書き下すと、

$$\begin{aligned} f_1 &= g_1(1 - y_{11}) - g_2 y_{21} \dots\dots - g_M y_{M1} \\ f_2 &= -g_1 y_{12} + g_2(1 - y_{22}) \dots\dots - g_M y_{M2} \\ &\vdots \\ f_M &= -g_1 y_{1M} - g_2 y_{2M} \dots\dots + g_M(1 - y_{MM}) \end{aligned}$$

となるので、ここで、

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_M), \quad g = (g_1, g_2, \dots, g_M)$$

$$I - Y^t = \begin{bmatrix} 1 - y_{11} & -y_{21} & \dots & -y_{M1} \\ -y_{12} & 1 - y_{22} & \dots & -y_{M2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -y_{1M} & -y_{2M} & \dots & 1 - y_{MM} \end{bmatrix}, \quad t: \text{転置}$$

とおけば、上の連立方程式は次のように記せる。

$$f^t = (I - Y^t) g^t$$

この両辺にそれぞれ左から $(I - Y^t)^{-1}$ を乗ざると、
 $(I - Y^t)^{-1} f^t = g^t$

となるので、さらに両辺の転置をとると、

$$\begin{aligned} \text{右辺} &= ((g^t)^t)^t = g \\ \text{左辺} &= [(I - Y^t)^{-1} f^t]^t \\ &= f [(I - Y^t)^{-1}]^t \\ &= f [(I - Y^t)^t]^{-1} \\ &= f [I - Y]^{-1} \end{aligned}$$

となり、結局、

$$g = f(I - Y)^{-1} \dots\dots\dots (13)$$

が成立する (証了)。

要するに本法の定義による Y は式 (2) を満足する多

くの Y の中の一つであったことがわかる。このようにして求められた遷移行列 Y はまた最尤推定値でもあることを示しておこう。

いま x_{ij}^t をステップ t における連関実数、 y_{ij} を遷移行列とすると、尤度関数は過程が定常であるとして次のように記せる。

$$\prod_{t=1}^T \prod_{ij} y_{ij} x_{ij}^t = \prod_{ij} y_{ij}^{x_{ij}} \dots \dots \dots (14)$$

ここに、

$$x_{ij} = \sum_{t=1}^T x_{ij}^t$$

これを

$$y_{ij} \geq 0, \sum_j y_{ij} = 1 (i=1, 2, \dots, M)$$

なる制約条件下で y_{ij} に関して最大化する。すなわち、ラグランジアンを次のように定義する。

$$\mathcal{L} = P + \sum_i \alpha_i (1 - \sum_j y_{ij})$$

ここに、 P は式 (14) の目的関数の対数をとったものであり、

$$P = \sum_{ij} x_{ij} \log y_{ij}$$

また、 α_i はラグランジュ乗数である。

$$\partial \mathcal{L} / \partial y_{ij} = 0 \text{ より、}$$

$$\partial \mathcal{L} / \partial y_{ij} = x_{ij} / y_{ij} - \alpha_i = 0$$

したがって、

$$y_{ij} = x_{ij} / \alpha_i$$

この y_{ij} を制約条件式 $\sum_j y_{ij} = 1$ に代入すれば、

$$\alpha_i = \sum_j x_{ij}$$

を得る。結局、解は次のようになる。

$$\hat{y}_{ij} = x_{ij} / \sum_j x_{ij} \dots \dots \dots (15)$$

この解は先の式 (7) にほかならない。したがって、式 (7) で定義される場所の遷移確率行列 $Y = \{y_{ij}\}$ は最尤推定の遷移行列である (証了)。

4. 現況データによる遷移行列の計算

本節では前節で定義した遷移行列の値を、1970年に京阪神都市圏で実施されたパーソントリップ調査データのうちの京都市分について求めてみた。表-2, 3にはそれぞれ第1法、第2法による基本行列 $(I-Y)^{-1}$ の値が

表-2 第1法による $(I-Y)^{-1}$ の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出 動	1.0027	.0075	.0812	.0628	.3109	.1616
2. 登 校	.0016	1.0016	.0342	.0814	.0015	.0243
3. 日常的買物	.0040	.0025	1.0683	.0291	.0070	.0015
4. 非日常的買物	.0151	.0075	.0848	1.1797	.0188	.0052
5. 業 務	.0468	.0015	.0440	.0410	1.4074	.0542
6. 帰 社	.0075	.0	.0236	.0070	.0746	1.0317

表-3 第2法による $(I-Y)^{-1}$ の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出 動	1.0059	.0076	.0753	.0581	.2460	.0544
2. 登 校	.0027	1.0005	.0355	.0707	.0160	.0405
3. 日常的買物	.0057	.0038	1.0676	.0435	.0378	.0484
4. 非日常的買物	.0124	.0064	.0765	1.1639	.0360	.0418
5. 業 務	.0316	.0019	.0650	.0517	1.5006	.3074
6. 帰 社	.0080	.0016	.0687	.0659	.3286	1.0708

示されている。前者は実際のデータから直接に構成された値であり、式 (3) の G をデータより集計し、 $F^{-1}G$ として求めたものである。後者は Y の最尤推定値 \hat{Y} より $(I-\hat{Y})^{-1}$ として計算したものである。はじめの4行4列についてはかなり似かよった値となっているが、終りの2行2列すなわち「業務」、「帰社」目的に係る部分にやや乖離を生じている。この主たる原因は2.でも考察したとおり、第1ステップの遷移パターンと第2ステップ以降のそれとがかなり違う傾向を示していることによる。特に「業務」からの遷移パターン(図-1(e))においてそれが顕著である。また、特にめだつのは「帰社」↔「業務」、「帰社」↔「娯楽」、「出勤」→「帰社」、「買物」→「帰社」など。これは「帰社」という目的を中心にして生じており、このトリップ目的の扱い方の難しさを示している。

他方、表-2, 3に対応する遷移行列がそれぞれ表-4, 5に示してある。表-5の遷移行列はその定義からして当然非負行列であるが、表-4に関しては「出勤」→「出勤」というパターンの遷移確率として負値が現われた($y_{11} = -0.0093$)。再度図-1(ステップ別遷移ベクトル)をみていただこう。全ステップについて遷移確率が零となっているのは、「出勤」→「出勤」、「登校」→「登校」、「帰社」→「帰社」の3連関であるが、後2者については計算の結果非負の確率が得られている($y_{22} = 0.0010, y_{66} = 0.0273$)。式(6.1)の非負条件式でいうと $i=1$ の場合のみについて、

表-4 第1法による Y の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出 動	-0.0093	.0067	.0610	.0435	.2143	.1464
2. 登 校	.0004	.0010	.0261	.0682	.0001	.0232
3. 日常的買物	.0032	.0025	.0616	.0266	.0036	.0005
4. 非日常的買物	.0121	.0061	.0660	.1493	.0083	.0017
5. 業 務	.0329	.0006	.0247	.0224	.2801	.0325
6. 帰 社	.0048	.0002	.0188	.0033	.0503	.0273

表-5 第2法による Y の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出 動	.0	.0068	.0576	.0402	.1615	.0001
2. 登 校	.0015	.0	.0268	.0577	.0009	.0340
3. 日常的買物	.0042	.0033	.0573	.0321	.0142	.0370
4. 非日常的買物	.0097	.0052	.0586	.1358	.0117	.0270
5. 業 務	.0205	.0007	.0278	.0182	.2848	.0203
6. 帰 社	.0003	.0007	.0479	.0452	.2166	.0

$$h_{11} \leq 1/f_1$$

が満足されなかったのである。これは出勤というトリップ目的が「過渡状態」という性格を持ち得ないことに起因する。すなわち、大部分の出勤トリップはベース（自宅）からの第1トリップとして生起しており、第2トリップ以降のサイクル途中ではほとんど発生していなかったのである。これは登校トリップについてもいえることなのであるが、ただ登校トリップの場合異なるのは、勤務終了後夜学や各種学校に通うものが実数としてかなり存在するために、過渡状態としての条件が整っていたのである。ただ現況においては確かに「出勤→出勤」確率は非負ではないが、将来においてどう変化するかは今のところ未知である。もし将来において余暇時間増、時差出勤、商店の営業時間帯の変更等々の“時刻”に関するファクターが変化することになれば、出勤トリップはベースからの第1トリップにおいて圧倒的に生起するというパターンはやや緩和されるかもしれない。要するに、非負確率が得られるかどうかは、出勤トリップの性格がどの程度非拘束的になるかどうかにかかっているともいえよう。

5. 目的間遷移行列の将来予測法

吸収マルコフ連鎖モデルを用いて将来のトリップチェーンを記述してゆこうとする際、従来の方法においては目的連関表すなわち目的間遷移確率行列は将来において所与（PT調査より得た現況値と同じ）と仮定されていた。短期予測の場合には現況の連関表で代替させ得るにしても、中・長期予測の場合には生活スタイルの変化、社会・経済活動パターンの変化、技術革新（交通システム、通信技術）などにより将来のトリップチェーンのパターンが現況のそれとは違ってくるのが予想される。したがってその場合には将来の連関表自体を直接になんらかの合理的な方法で推計することが必要になる。

ここでは3.で紹介した目的連関表の定義2法に準じた方法を考察することにしよう。

(1) 目的連関表の予測：第1法

ここで述べる予測の方法は3.で定義された第1法に準ずるものである。すなわち、式(3)で定義した2つの行列 F, G を得て、式(4)

$$Y = I - G^{-1}F \dots \dots \dots (16)$$

によって Y を推計しようというものである。したがって、将来において所与となるベクトル $f = (f_1, f_2, \dots, f_M)$ 、 $g = (g_1, g_2, \dots, g_M)$ を得て、行列 G の要素を求めることが主眼となる。行列 G については、列和 $\sum_j g_{ij}$ は所与の g_j に一致するから既知であるが、行和 $\sum_j g_{ij} (=h_i)$ に

ついてはまったく未知である。

そこでわれわれはこの行列 G を、OD 交通量推計における現在パターン法を用いて推計しようとするわけであるが、ただしこの場合、列和に関する条件式だけで解く場合（1重制約のケース）と、他方行和をなんらかの方法で求めて条件式として追加する場合（2重制約のケース）の2方法を考えることができる。そこで現在パターン法として、確率論的意味が明確な、エントロピー法的現在パターン法としてのBF法^{8),9)}を採用することとすると、1重制約のケースは、

$$g_{ij} = \alpha_j g_{ij}^* \dots \dots \dots (17)$$

ここに、 α_j ：バランシングファクター

g_{ij}^* ：現況値

として、列和条件式

$$\sum_{i=1}^M g_{ij} = \alpha_j \sum_i g_{ij}^* = g_j \quad (j=1, 2, \dots, M) \dots (18)$$

より $\alpha_j = g_j / \sum_i g_{ij}^*$ を得て、これを式(17)に代入すれば $G = \{g_{ij}\}$ が定まる。

2重制約のケースの場合には、 $h = (h_1, h_2, \dots, h_M)$ を定める必要がある。その説明に入るまえに、原単位ならびにサイクルに関する概念を整理しておく必要がある。

平均的な個人はトリップ目的別の生成原単位ベクトル

$$g = (g_1, g_2, \dots, g_m, \dots, g_M)$$

と、第1トリップ生成原単位ベクトル

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_m, \dots, f_M)$$

ならびに帰宅トリップ原単位 d をもっているものとしよう。ここに、 g_m は f_m を含んでいることから、ベクトル g と f の間には

$$g \geq f$$

なる関係が当然成立している。そして、いま考えているトリップチェーンの体系がすべて完全パターン（≡個人が1日のうちに行う全トリップがベースを起終点とする閉じたサイクルを構成していること）であるとすれば、

$$d = \sum_{m=1}^M f_m \dots \dots \dots (19)$$

が成立しており、これは同時に平均サイクル数に等しい。すなわち、第1トリップ生成原単位の目的合計はベースを出発する回数であると同時に、ベースに帰着する回数でもあり、そしてまたその個人が形成したサイクルの回数に等しい。ゆえに都市住民1人当たりの平均サイクル数になるわけである。ベクトル f が推計されておればこの値は計算できる。

一方、1サイクル当たりの平均トリップ数（帰着トリップを除く）は、

$$t = \sum_m g_m / \sum_m f_m \dots \dots \dots (20)$$

として求められる。式(20)は総トリップ数（帰着トリ

ップを除く)を総サイクル数で除すことを意味している。いま、 C_m を「第1トリップの目的が m であるようなサイクル内で生じた平均トリップ数(帰着トリップを除く)」であるとしよう。すなわち、 $(I-Y)^{-1}$ なる基本行列の第 m 行和と同じ意味である。 $(I-Y)^{-1}$ の (m, n) 要素は、目的 m で出発したものが吸収されるまでに目的 n を訪れる回数の期待値であるから、第 m 行和は目的 m で出発したものが吸収されるまでに行ったトリップ回数の期待値を表わしているわけである。したがって、 f_m にこの C_m を乗じたものは、第1トリップ目的が m であるような全サイクル内で生じたトリップ総数を表わすことになる。これが行列 $G = \{g_{ij}\}$ の第 m 行和にほかならない。すなわち、

$$h_m = \sum_j g_{mj} = f_m C_m \dots \dots \dots (21)$$

この $C_m (m=1, 2, \dots, M)$ はもちろん次の条件式を満足しなければならない。

$$\sum_m h_m = \sum_m f_m C_m = \sum_m g_m \dots \dots \dots (22)$$

われわれはいま $C_m (m=1, 2, \dots, M)$ を求めようとしているのであるが、条件式は式 (21) の1本しか存在していない。そこで考えられる1つの方法は、生成原単位ベクトルが一般には職種別に推計されることに鑑み、職種 $s (s=1, 2, \dots, S)$ について式 (21) を構成する。

$$\sum_m f_m^s C_m = \sum_m g_m^s \quad (s=1, 2, \dots, S) \dots \dots \dots (23)$$

すなわち、どの職種についても、第1トリップ目的が同じであれば同じ平均トリップ数(1サイクル当たり)をもつものと想定する。 C_m にサフィックス s がつかないことを要請するわけである。これは当然の帰結として、どの職種に属する人に対しても同じ遷移行列 Y を作用させることを意味している。実際問題として、吸収マルコフモデルでトリップチェーンを記述する場合、トリップメーカーがどんな職種に属しているかが、性別がどうであれ、年齢がどうであれ、自家用車の保有状態がいかなるものであれ、あたかも同一の個人であるかのごとく取扱ひ、同じ遷移行列 Y を作用させている。その意味では式 (23) の要請はあながち無理なものではない。

そこで次に $S (\geq M)$ 種類の職種を M 種類に統合すれば、式 (23) で表わされた体系は未知数 $C_m (m=1, 2, \dots, M)$ に関する M 本の連立1次方程式となるので、 C_m を定めることができる。 C_m が得られれば、式 (21) で $h_m (m=1, 2, \dots, M)$ が計算できるので、行列 G の行和が定まる。式 (23) を M 本に統合することについては、次のように考えれば抵抗がなく受け入れられるであろう。式 (23) は S 本から成り立っているが、各式を職種人口で加重平均したものが式 (22) なのである。したがって、統合すること自体に問題はないであろう。ただ S 種類の職種を M 個すなわち非吸収トリップ目的の数に合わせたのは連立1次方程式を解くためのやむ

を得ない措置である。今後のトリップチェーン研究の発展のためには、トリップチェーンの観点からみた職種分類とトリップ目的分類の研究が必要であり、職種の数とトリップ目的の数がトリップチェーンモデルとの関連で決定されるようになれば、上記の便法は必要なくなるであろう。

このようにして行列 G の周辺分布が定められるので以下BF法とまったく同じ要領で $G = \{g_{ij}\}$ を推計すればよい。すなわち、 (α_i, β_j) なるバランシングファクターを用いて、

$$\begin{aligned} g_{ij} &= \alpha_i \beta_j g_{ij}^* \\ \beta_j \sum_i \alpha_i g_{ij}^* &= g_j \quad (j=1, 2, \dots, M) \\ \alpha_i \sum_j \beta_j g_{ij}^* &= h_i \quad (i=1, 2, \dots, M) \end{aligned}$$

を満足するように $(\alpha_i \beta_j)$ を決定することができる。ただし計算は繰返しによって行う。また、 $\alpha_i \beta_j$ の値は (i, j) ペアに固有な一意的な値を得ることはすでに証明されている⁹⁾。

(2) 目的連関表の予測: 第2法

ここでは3.で定義された第2法、すなわち、式 (11) によって遷移行列を推計する方法について考えてみよう。このためには行列 L

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \dots & l_{1M} & r_1 \\ l_{21} & l_{22} & \dots & l_{2M} & r_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ l_{M1} & l_{M2} & \dots & l_{MM} & r_M \end{bmatrix}$$

の将来値を推計することが主眼となる。行列 L には次のような性質がある。将来の原単位 $g = (g_1 g_2 \dots g_M)$ と $f = (f_1 f_2 \dots f_M)$ を所与とすれば次の表を得る。

	[A法]	計																								
	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{11}</td> <td style="padding: 5px;">l_{12}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{1M}</td> <td style="padding: 5px;">r_1</td> <td style="padding: 5px;">g_1</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{21}</td> <td style="padding: 5px;">l_{22}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{2M}</td> <td style="padding: 5px;">r_2</td> <td style="padding: 5px;">g_2</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\ddots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{M1}</td> <td style="padding: 5px;">l_{M2}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{MM}</td> <td style="padding: 5px;">r_M</td> <td style="padding: 5px;">g_M</td> </tr> </table>	l_{11}	l_{12}	\dots	l_{1M}	r_1	g_1	l_{21}	l_{22}	\dots	l_{2M}	r_2	g_2	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots	l_{M1}	l_{M2}	\dots	l_{MM}	r_M	g_M	
l_{11}	l_{12}	\dots	l_{1M}	r_1	g_1																					
l_{21}	l_{22}	\dots	l_{2M}	r_2	g_2																					
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots																					
l_{M1}	l_{M2}	\dots	l_{MM}	r_M	g_M																					
計	$g_1 - f_1, g_2 - f_2, \dots, g_M - f_M, R$	$\sum_m g_m$																								

ここに $\sum_m f_m = \sum_m r_m = R$ (所与)

他方、 g を所与とし、 f を未知とすれば次の表を得る。

	[B法]	計																														
	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="padding: 5px;">f_1</td> <td style="padding: 5px;">f_2</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">f_M</td> <td style="padding: 5px;">0</td> <td style="padding: 5px;">R</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{11}</td> <td style="padding: 5px;">l_{22}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{1M}</td> <td style="padding: 5px;">r_1</td> <td style="padding: 5px;">g_1</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{21}</td> <td style="padding: 5px;">l_{22}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{2M}</td> <td style="padding: 5px;">r_2</td> <td style="padding: 5px;">g_2</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\ddots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> <td style="padding: 5px;">\vdots</td> </tr> <tr> <td style="padding: 5px;">l_{M1}</td> <td style="padding: 5px;">l_{M2}</td> <td style="padding: 5px;">\dots</td> <td style="padding: 5px;">l_{MM}</td> <td style="padding: 5px;">r_M</td> <td style="padding: 5px;">g_M</td> </tr> </table>	f_1	f_2	\dots	f_M	0	R	l_{11}	l_{22}	\dots	l_{1M}	r_1	g_1	l_{21}	l_{22}	\dots	l_{2M}	r_2	g_2	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots	l_{M1}	l_{M2}	\dots	l_{MM}	r_M	g_M	
f_1	f_2	\dots	f_M	0	R																											
l_{11}	l_{22}	\dots	l_{1M}	r_1	g_1																											
l_{21}	l_{22}	\dots	l_{2M}	r_2	g_2																											
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots																											
l_{M1}	l_{M2}	\dots	l_{MM}	r_M	g_M																											
計	g_1, g_2, \dots, g_M, R	$R + \sum_m g_m$																														

ここに R : 所与

ゆえに、 $f=(f_1, f_2, \dots, f_M)$ を既知とするか否かで [A法]、[B法] を使いわけて、それぞれについて現在パターン法 (BF法) を適用して行列の要素を定めることになる。ただし [B法] の場合には R の値をあらかじめ知っておく必要があること、ならびにベクトル $f=(f_1, f_2, \dots, f_M)$ が内生化されているなどの中途半端な性格をもっている。 R は一般には $\sum_m f_m$ として定めるべき性格のものであるし、また後にも述べるように第1トリップ生成原単位ベクトルを内生化するには若干の問題もある。たとえば、トリップ目的の中にはその原単位をあらかじめ与件とした方がよいものもある。出勤・登校トリップなどはそのようなケースに属するであろう。この [B法] については、ファーンズ法 (現在パターン法) で推計する方法が松井 (1976) によって提案されている¹²⁾。

6. 計算例による予測法の考察

本節では現況の生成原単位ベクトル (京都, 1970年) (表-6) が将来において、表-7 のように変化すると想定した場合の将来の目的連関表の予測を、前節で紹介した第1法 (2重制約のケース)、第2法 (A法, B法) を用いて行い、第1法、第2法の諸性質の比較検討を行う。第1トリップ原単位ベクトル f は変化させずに原単位ベクトル g のみを変化させていることから、サイクル数は不変であり、したがって、焦点は増加した原単位がいかに所与のサイクルに組込まれるか、また、それが遷移行列にどう反映されてくるかを探ることを通して、両法の比較を試みることにある。

表-6 現況のトリップ生成原単位

トリップ目的	出勤	登校	日常的買物	非日常的買物	業務	帰社
f	0.4215	0.2931	0.3184	0.1727	0.1174	0.0146
g	0.4326	0.2991	0.4046	0.2682	0.3033	0.0980

表-7 想定した将来の周辺分布

トリップ目的	出勤	登校	日常的買物	非日常的買物	業務	帰社
f	0.4215	0.2931	0.3184	0.1727	0.1174	0.0146
g	0.4326	0.2991	0.4046	0.2816*	0.3185*	0.1029*
h	0.6974	0.3380	0.3559	0.2314	0.1973	0.0192

(注) * 印の原単位だけが現況に対し 5% の増加

表-8 第1法による $(I-Y)^{-1}$ の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出勤	1.0030	.0075	.0891	.0699	.3251	.1669
2. 登校	.0016	1.0018	.0341	.0895	.0016	.0248
3. 日常的買物	.0039	.0029	1.0699	.0321	.0073	.0016
4. 非日常的買物	.0140	.0071	.0794	1.2174	.0183	.0049
5. 業務	.0472	.0015	.0448	.0460	1.4840	.0565
6. 帰社	.0083	.0	.0265	.0086	.0868	1.1864

まず第1法については、式 (21) で示される将来の周辺分布 $h=(h_1, h_2, \dots, h_M)$ が表-7 のように求まったものとして計算を行った。計算の結果得られた行列 $(I-Y)^{-1}$ が表-8 に示されている。現況の $(I-Y)^{-1}$ (表-2) と比較して顕著に増加した要素は (4, 4), (5, 5), (6, 6) であり、これは当然のことながら、増加したトリップ原単位を反復行動によって消化したことを意味している。残念ながらランク落ちのために $(I-Y)^{-1}$ より Y を計算することができなかったが、これは第1法の持つ弱点であって、先の非負条件とあわせて、 Y が求められるか否かは周辺分布 g, h の与え方にかかっているという非実用性を示している。

他方、第2法については、まず [A法] の結果が表-9 (A), (B) に、[B法] の結果が表-10 (A), (B) にそれぞれ掲げられている。両法とも現況値 (表-3, 5) と比べてさほど変動のない結果を生んでいるが、対角要素 (4, 4), (5, 5) で若干増大しているのがめだつ程度である。原単位の微小変化 (5%) に対する感応の具合から判

表-9 第2法 [A法] の結果

(A) : $(I-Y)^{-1}$ の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出勤	1.0058	.0075	.0729	.0616	.2468	.0156
2. 登校	.0026	1.0006	.0356	.0803	.0128	.0337
3. 日常的買物	.0055	.0038	1.0670	.0469	.0341	.0377
4. 非日常的買物	.0119	.0064	.0752	1.1836	.0279	.0285
5. 業務	.0308	.0017	.0598	.0524	1.5051	.2239
6. 帰社	.0078	.0015	.0659	.0705	.3298	1.0206

(B) : Y の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出勤	.0	.0068	.0571	.0453	.1678	.0001
2. 登校	.0015	.0	.0268	.0657	.0009	.0308
3. 日常的買物	.0041	.0033	.0576	.0367	.0149	.0336
4. 非日常的買物	.0093	.0051	.0579	.1527	.0121	.0242
5. 業務	.0200	.0007	.0280	.0208	.3005	.1843
6. 帰社	.0003	.0007	.0474	.0508	.2243	.0

表-10 第2法 [B法] の結果

(A) : $(I-Y)^{-1}$ の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出勤	1.0062	.0078	.0753	.0579	.2466	.0157
2. 登校	.0028	1.0006	.0367	.0757	.0131	.0345
3. 日常的買物	.0058	.0040	1.0693	.0441	.0343	.0385
4. 非日常的買物	.0127	.0066	.0777	1.1734	.0282	.0291
5. 業務	.0329	.0018	.0617	.0493	1.5033	.2276
6. 帰社	.0083	.0016	.0681	.0663	.3297	1.0208

(B) : Y の値

→	1	2	3	4	5	6
1. 出勤	.0	.0070	.0591	.0430	.1679	.0001
2. 登校	.0016	.0	.0278	.0624	.0009	.0315
3. 日常的買物	.0044	.0034	.0595	.0347	.0149	.0343
4. 非日常的買物	.0101	.0054	.0602	.1454	.0122	.0248
5. 業務	.0214	.0007	.0288	.0196	.2989	.1874
6. 帰社	.0003	.0007	.0491	.0482	.2246	.0

断すると第2法は第1法に比べ鈍感であるということが出来る。また、第2法には、第1法に要求されるような解の存在のための諸制約が存在しないことから、第1法に比べて実用性という点で優れている。なお第2法〔B法〕によって内生的に決定された将来の第1トリップ原単位は表-11のようであった。出勤・登校・日常的買物ならびに帰社トリップについては現況値より減少し、他が増加した。第2法〔A法〕では f は不変としているが、〔B法〕では変化する結果となったのである。第1トリップ原単位が減少した上記4目的を着側にもつところの目的間遷移確率の値は〔A法〕のそれに比べ〔B法〕のそれがすべて高くなっている(表-9(B), 表-10(B)参照)。すなわち、第1トリップ原単位が減少したために、それを補うためにサイクル内でのトリップ生成を増加せしめるように遷移確率が求められたのである。

表-11 第2法〔B法〕で求められた f

トリップ目的	出勤	登校	日常的買物	非日常的買物	業務	帰社
f	0.4207	0.2929	0.3154	0.1780	0.1178	0.0129

このように〔A法〕、〔B法〕とも同じ原単位ベクトル g を用いながら、異なった第1トリップ原単位ベクトルをそれぞれもち、異なった遷移行列が導かれる。内生的に求められた第1トリップ原単位が将来の傾向に沿うと判断できる場合には〔B法〕は有効であるが、そうでない場合には第1トリップ原単位を別途推計するところの〔A法〕によって遷移行列を予測する方がより安全だと思われる。

7. 予測における問題点

先にもみてきたとおり、第1トリップ生成原単位 f 、生成原単位 g ならびに目的間遷移行列 Y の3者間には次のような基本的な関係が存在する。

$$f(I-Y)^{-1} = g \dots\dots\dots(24)$$

これら3者は密接に関連し合っているので、おのおの別途に推計して構わないという性質のものではない。たとえば $g \geq f$ という関係や、考えている体系が吸収マルコフ連鎖であるときは Y は非負行列とならねばならない、など。そこで本節では f, g を推計するにあたって留意すべきことがらについて考察を加えておこう。 Y の非負条件については3. に詳しいので、ここでは f と g の間の関係について考えてみる。

Y_1, f_1, g_1 を現況値、 Y_2, f_2, g_2 を将来値とする。そして現況においては、

$$f_1(I-Y_1)^{-1} = g_1, Y_1: \text{非負行列} \dots\dots\dots(25)$$

将来においては、

$$f_2(I-Y_2)^{-1} = g_2 \dots\dots\dots(26)$$

がそれぞれ成立しているとする。現況においてはデータより f_1 と g_1 を得て Y_1 を決定することが主眼とされたが、将来においては必ずしもそうではない。すなわち、2つの方法がある。1つは f_2 と g_2 を推計して Y_2 を算出する方法、もう1つは Y_2 を与件として、 f_2 または g_2 のいずれか一方を推計し、他方を式(26)より算出するというやり方である。前者は将来の連関パターンを与件とできない場合、後者は連関パターンを与件とできる場合である。後者の場合、具体的には短期予測において $Y_2 = Y_1$ とし、 g_2 のみを別途推計すれば f_2 は式(26)より算出できる。したがって、この場合、 $g_2 \geq g_1$ ならば、

$$\begin{aligned} \Delta f &= f_2 - f_1 = g_2(I-Y_1) - g_1(I-Y_1) \\ &= (g_2 - g_1)(I-Y_1) \dots\dots\dots(27) \end{aligned}$$

の分だけベース(家)からの外出回数が増す。そしてこの増加したサイクルの大部分は遷移行列の値から判断すると、ピストン型トリップ(=自宅からトリップして直接に帰宅するパターン)で占められるものと思われる。この場合、結果として家からの外出回数が増すのであるから、1日の生活時間構成においてかなりの時間的余裕が背景になければならないことになる。もしそのような時間的余裕がない場合には、増分のトリップ $g_2 - g_1$ はサイクル内で消化されねばならず、連関パターンの変更を通じて増分がサイクル内に吸収されることになる。こういった場合には、 $f_2 = f_1$ というように外出回数を固定しておき、

$$f_1(I-Y_2)^{-1} = g_2 \dots\dots\dots(28)$$

より Y_2 を算出することになる(算出法は先の第1法や第2法による)。こうして求められた Y_2 は、増分 $g_2 - g_1$ がすべて現況と同じ数のサイクルに内包される場合の遷移行列となっている。また、この場合は先のケース($Y_2 = Y_1$ の場合)に比べて1サイクル内でのトリップ数が増すことになるのでトリップチェーンの扱いがきわめて重要になってくる。現実には、将来のパターンはおそらく上に述べた2つのケースの中間として生起してくるものと思われるが、先のケースはトリップパターンの定型化の方向を代表するものであり、この場合帰宅トリップ数は Δf だけ増加するのに対し、後のケースでは外出回数(=帰宅トリップ数)は不変であり、1サイクル内でのトリップ数が増すことから、確率的にランダムなトリップパターンがよりフィットするような構造が生起してくる。したがって、将来予測においては、まず将来のトリップパターンと生活時間構成がどのような方向に向かうかという見当をつけたうえで交通生成を考えることが非常に大切になってくるのである。

8. 結 語

本稿ではトリップチェーンを吸収マルコフ連鎖モデルを用いて記述し予測する場合のトリップ目的間遷移確率行列の定義法ならびに予測法を紹介した。従来の研究ではこの遷移行列は将来において与件として取扱われていたが、本考察によって合理的に推計する基礎が与えられたものと思う。以下本研究の総括を行っておきたい。

(1) 現況のトリップ目的間遷移確率行列は、それを発目的を固定してステップ別に眺めてみた場合、それぞれ発目的に応じた固有な形状をもっていることが判明し、確率的取扱いの可能性が示唆されること。ただし、京都市以外の大都市域におけるデータについても今後調査し、比較検討する必要がある。

(2) 現況データからの遷移行列の構成については、マルコフ連鎖理論に忠実な定義法と、最尤推定に基づく定義法の2法が考えられる。前者の方法は個々人のトリップの連結性が保証されているが、後者の方法はそうではなく、個々人のトリップがトリップエンドでいったん分断されることになる。

(3) 将来の遷移行列の予測法は、先の2つの定義法に対応してそれぞれ構成されるが、前者の方法には非負行列存在のための諸制約や、逆行列を求める過程が存在するために、必ずしも遷移行列が得られないという弱点をもっていることから、後者の方法、特に第1トリップ原単位を外生化する方法が推奨される。

(4) 現在行われている交通需要推計において用いられているところの職種分類やトリップ目的分類については、今後トリップチェーン研究の観点から考究されることも必要である。

(5) 将来予測にあたっては、将来のトリップパターンと生活時間構成の変化の方向を十分にみきわめることが必要不可欠である。

最後に本研究を遂行するにあたり懇切な指導を賜った京都大学 佐佐木綱教授に謝意を表す。また、本原稿の査読を担当された諸先生方からは有益な指摘をいただいた。あわせて感謝する次第である。なお、本研究は筆者の学位論文¹⁰⁾の一部を構成している。

参 考 文 献

- 1) 佐佐木綱：トリップパターンの1分類法，交通工学 Vol. 4, No. 1, 1969.
- 2) 佐佐木・岡本：パーソントリップ手法の解析と適用，第10回日本道路会議特定課題論文集，1971.
- 3) 京都市圏交通計画調査報告書，1970.
- 4) 近藤勝直：都市内の交通機関別 OD 交通量の推定，京都大学修士論文，1970.
- 5) 佐佐木・近藤：連鎖トリップにおける モーダルスプリット，土木学会講演概要集 (IV)，1972.
- 6) Sasaki, T.: Estimation of Person Trip Patterns through Markov Chains, Proc. of the 5th Intl. Sympo. on Transpn. and Traffic Flow Theory, Ed. by G.F. Newell, Berkeley, Calif., 1971.
- 7) Kondo, K.: Estimation of Person Trip Patterns and Modal Split, Proc. of the 6th Intl. Sympo. on Transpn. and Traffic Theory, Ed. by D.J. Buckley, Sydney, Australia, 1974.
- 8) 近藤勝直：分布交通量推計モデル再考，交通工学，Vol. 12, No. 3, 1977.
- 9) Sasaki, Takemoto and Kondo: Some Aspects of Entropy-Maximising Distribution Model (unpublished research paper), 1977.
- 10) 近藤勝直：トリップチェーン手法を用いた都市交通需要推計プロセス，京都大学学位論文，昭和52年7月.
- 11) 同上，第4章第4節，「トリップチェーンにおける交通機関分担法」
- 12) 松井 寛：交通目的連関行列を用いた発生集中交通量の1推定法，交通工学，Vol. 11, No. 1, 1976.

(1977.3.29・受付)