

非集計行動モデルによるOD交通量推計方法*

Disaggregate Modelling Techniques of Predicting Trip-Distribution

森地 茂** 屋井鉄雄*** 田村 亨****

By Shigeru Morichi, Tetsuo Yai and Tohru Tamura

It is one decade since disaggregate modelling techniques have been developed. The disaggregate procedures could overcome somewhat of the dissatisfaction with conventional travel demand models. But none of the papers clarified how to produce O-D tables with disaggregate models. Every paper described only the estimation techniques or destination choice models.

It is the purpose of this paper to develop the methodology to estimate O-D tables with disaggregate destination choice models in the case that the person-trip survey data are available. The partial replacement of aggregate sequential model systems with disaggregate one is discussed.

This study contains three important issues; estimation techniques, aggregation methods and introduction of total control. An example of the application to Maebashi metropolitan area is focused in order to evaluate some of the features of the methodology.

1. はじめに

パーソントリップ調査は規模が大きく、現況交通量への拡大が精度良く行える利点を有するが、交通需要予測手法として用いる従来の四段階推定法が、ゾーン単位の集計化によって多くの情報を失い、またモデルが現実の交通行動を反映しないとの指摘がある。これに対し、McFadden (1972)を端緒となす非集計行動モデル (Disaggregate Behavioral Model) は、モデル構築に要するサンプルが少なく済み、個人の選択行動をより適切に反映しようとの利点から、多くの研究が積み重ねられ一応の成果を得ている。

しかし、実際にどのような計画に対して、非集計行動モデルを適用可能であるかについては、いまだ不明確な部分が多い。短期的な個別計画への適用例

は数多くあるが、四段階推定法を代替するような、長期的な基本計画に対する適用はほとんど存在しない。また適用例の多くは交通機関分担の部分に限られてきた。

非集計行動モデルでは、四段階推定法における分布交通量予測に相当する段階を、目的地選択モデルとして定式化してきた。McFadden(1972)に始まり、近年対象領域の拡大 (通勤通学トリップへの杉恵他 (1983)、買物トリップへの本多 (1983)、森地、屋井他 (1984)、観光レクリエーショントリップへの森地・屋井 (1984) 等) が試みられているが、それらは全てモデル構築段階に留まっており、非集計行動モデルを集計し、さらに分布交通量そのものを推計予測する試みはなされていない。

本研究は、このような背景を踏まえ、四段階推定法の代替手法として非集計行動モデルを位置付け、同モデルによる分布交通量の推計予測方法を提案するものである。その際、代替することの利点は以下

* キーワーズ：非集計行動モデル、分布交通量、交通需要予測

** 正会員 工博 東京工業大学助教授 工学部土木工学科 (〒152目黒

*** 学生員 工修 東京工業大学大学院博士後期課程 (同上) 区大岡山 2-12-1)

**** 正会員 工博 東京工業大学助手 工学部土木工学科 (同上)

の5点にあると考える。すなわち、①モデルにより多くの政策変数を取り込むこと、②機関選択行動を同時に考慮することにより、交通サービスデータについての整合性を確保しうること、③モデル構築自体には莫大なサンプルを必要とはしないこと、④モデル構築段階では内内交通を他と同精度でおさえられること。⑤あくまでも、非集計行動モデルの効用項を操作することにより、任意の集計方法に対して現況OD表の再現、将来OD表の推計を行えること。

2. 予測手法の全体フレーム

本研究で提案する予測手法のフレームは、パーソントリップ調査等の大規模調査を前提としており、発生、集中、分布、分担における後者2段階を非集計行動モデルにより構成するものである。予測の全体フローの概要を図-1に示す。従来手法との違いは、図中1から8（点線内）にある。

1では調査全サンプルを用いるのではなく、非集計行動モデルの構築に要するサンプルを抽出する。

2では、各サンプルに対応する交通サービスデータを計算する。その際、各サンプルの発着地をゾーン化せずに特定して、精度の高いデータとしうる。

3では目的地選択モデルに先立ち、交通機関選択モデルの構築を行う。

4では目的地選択モデルの推定に用いる各サンプルの選択肢集合を全集合からのサンプリングによって決定する。これには、McFadden(1978)が居住地選択モデル構築に際して開発した手法をもとに、本フレームに適するように改良して用いる。サンプリングによって選択肢集合を減らしてパラメータ推定を行う利点は、計算コスト、推定の安定性確保の点にあり、着地ゾーン数の多い目的地選択モデル構築時にも有効と考える。

5では、3、4の結果を用いて目的地選択モデルを構築する。

6以降は集計予測の段階である。6では、5で構築したモデルにおける効用関数内の定数項を推定することによって、同モデルによる集計値を現況OD表の観測値（調査結果を拡大して得られるもの）に一致させる。

7では、発生、集中量、説明変数の将来予測値を

与えた上で、集中量制約を満足するようにモデル内の効用を操作し、将来OD表を推計する。

8では、パーソントリップ調査の中間年次に小数サンプルの調査を実施した場合に、諸量の変化を考慮してモデルを更新し、予測の軌道修正を行うが、必須な段階とは言えない。

各段階の具体的な方法論の展開は3.に述べるが、本研究の最大の特色は、6、7の集計予測段階にある。

3. 方法論の展開

(1) 非集計目的地選択モデルの定式化⁷⁾

モデル形式には、ゾーン間の交通条件をきめ細かく的確に表現するために交通機関選択とのネステッドロジットモデルを用いる。すなわち、 i ゾーンの個人 n の j ゾーンに対する効用を(1)式で定義する。

$$v_{jnli} = v_{jn} + E(\max_m U_{mnlj}) \quad (1)$$

ここで、 v_{jn} は目的地 j のみに依存する効用を、2項は機関選択モデルより定まるゾーン間の効用を表わし、機関選択モデルにおける効用 U_{mnlj} が、

$$U_{mnlj} = v_{mnlj} + \varepsilon_m \quad (2)$$

で表わされ、 ε_m が相互に独立にガンベル分布に従うとすれば、

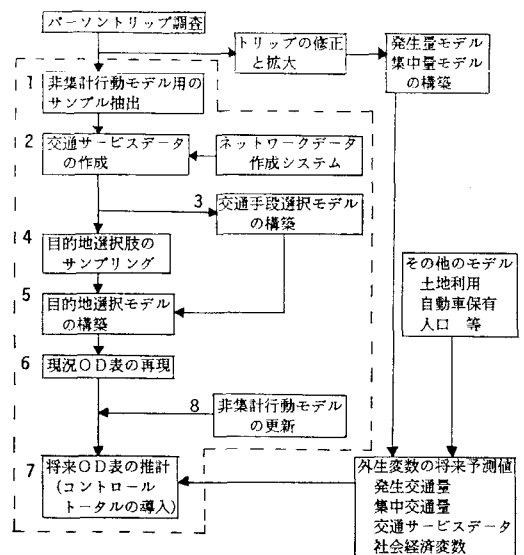


図-1 非集計行動モデルによるOD推計方法の全体のフレーム

$$E(\max_m U_{mnlj}) = \frac{1}{\lambda} \ln \sum_{k \in M_n} e^{\lambda v_{knlij}} \quad (3)$$

と記述される。これはトリップの包括費用(Inclusive Cost)と呼ばれる。(他にログサム変数, アクセシビリティ, 満足度関数, 合成効用などと呼ばれる。)(2)式の ε_m は各交通機関 m の効用の誤差項を, (3)式の λ は効用の分散のパラメータを, M_n は選択肢集合を, それぞれ表わし, これより (1) 式は,

$$v_{jnli} = v_{jn} + \frac{1}{\lambda} \ln \sum_{k \in M_n} e^{\lambda v_{knlij}} \quad (4)$$

となる。したがって非集計目的地選択モデルは,

$$P_{jnli} = e^{\lambda' v_{jnli}} / \sum_{l \in D} e^{\lambda' v_{lnli}} \quad (5)$$

と表わされる。ここで D は目的地の全集合を, λ' は効用の分散のパラメータを表わす。(5)式はゾーン間の距離や特定の交通機関の所要時間を用いる従来の四段階推定法における集計型のモデルと異なり, 個人の利用可能な交通機関の効用を合成して, 目的地選択における効用項に導入している点で優れている。

(2) 選択肢のサンプリング方法

非集計目的地選択モデルのパラメータ推定において, 選択肢数が莫大であると次の2点で問題が生じる。①変数同定作業等の計算に要するコストが高くなり, また安定した収束解を得られないことがある。②そもそも個人の選択行動の面から, 莫大な選択肢を同時評価しているとは考えにくい。②の問題はモデルの前提となる仮説やそこから導出されるモデルフォーム自体を見直すか, ロジットモデルを採用する場合でも, 選択肢集合を, 機関選択モデル構築において従来検討しているように, 利用可能なものに限定することによって対処する必要がある。

McFadden(1978) はもっぱら①の問題に着目して, 選択肢全集合からより少ない選択肢を抽出してパラメータ推定を行う方法を提案した。それはロジットモデルの有する無関係選択肢からの独立性特性を利用したもので, 以下のように示される。

選択肢全集合 D の要素数を A , SD を抽出された部分集合(要素数を SA)とし, $P(SD|j)$ を選択肢 j が既に抽出されている条件下で部分集合 SD が構成される確率とする。このとき,

$$P(SD|j) > 0, \quad \forall j \in SD \quad (6)$$

が成立すれば, 全体集合を対象とするロジットモ

デルから得られるパラメータの一致推定量を次式の確率から成る対数尤度の最大化によって得られる。

$$P(j|SD) = \frac{e^{v_{jli}} + \ln P(SD|j)}{\sum_{l \in SD} e^{v_{lli}} + \ln P(SD|l)} \quad (7)$$

成立条件, 証明についてはMcFadden(1978)に詳しい。

選択肢の具体的なサンプリング方法については, Ben-Akiva 他(1984)が整理し, ④ランダム抽出, ⑤選択確率を少ない変数(距離等)で仮りに推定しておき, それを各選択肢の抽出確率に置き換えて選択肢を抽出する方法, ⑥選択肢を幾つかの層に分けて各層から小数の選択肢をランダムに抽出する方法の3種を示している。いずれの方法でも, サンプル数が十分多ければ, 同一のパラメータに収束するが, 実際に推定を行う小数のサンプルでは, 選択肢を減らすことによる情報の減少によって, パラメータが偏って推定されうるため, 方法間に優劣が生じる。

この際, 無作為抽出して情報を減らしてしまうよりも, 何らかの操作によって, パラメータの変動に与える影響の少ない部分の情報を減らす方が効率的である。

この点を考慮し, 本研究では⑥と共通点のある以下の方法を提案する。それはパーソントリップ調査等の大規模なサンプルの存在下では有効な方法であると考ええる。

$t_{i.}$, t_{ij} をそれぞれ, 拡大後の現況 OD 表における, 発生量, 分布量とし, N_i をモデル構築に用いるサンプルのうち, i ゾーンに発地を持つものとする。(ただし, $t_{i.}$, t_{ij} , N_i において i はゾーンでなくとも良い。)このとき現況 OD 表の i ゾーンにおける j ゾーンへのシェア S_{ij} とその最大値 S_{im} は,

$$S_{ij} = t_{ij} / t_{i.} \quad (8)$$

$$S_{im} = \max_j S_{ij} \quad (9)$$

と表わされる。ここで N_i のうち j を選択肢集合に含めるサンプルの数 J_{ij} を,

$$J_{ij} = N_i \{a + (1-a)bS_{ij} / S_{im}\} \quad (10)$$

と設定する。 a , b ($0 \leq a \leq 1$, $0 \leq b \leq 1$, $a + b \neq 0$) は抽出係数を表わし, a は各選択肢に共通な抽出個数を決定し, b は選択肢ごとのシェア

を反映した抽出個数の決定に係わる。(10)式は b が0でない限り、観測シェアに見合った割合でサンプルに選択肢を割り付けることを意味しており、これより、 i ゾーンのサンプルが j を選択肢に含める確率 R_{ij} が、

$$R_{ij} = a + (1-a)b S_{ij} / S_{im} \quad (11)$$

と表わされる。

このとき、 i ゾーンにおける $P(SD|j)$ の値は、

$$P(SD|j) = \frac{\pi R_{ik}}{k \in SD} \frac{\pi(1-R_{ik})}{k \notin SD} \quad (12)$$

で表わされ、(7)式が、

$$P(j|SD) = \frac{e^{v_{j|i} - \ln R_{ij}}}{\sum_{l \in SD} e^{v_{l|i} - \ln R_{il}}} \quad (13)$$

と書き改められるため、これを用いてパラメータ推定が行える。

本方法は、観測シェアに着目して、それに見合った割合で選択肢を抽出し、各サンプルに割り付けるものであり、シェアのより少ない選択肢の情報を、より多く減らすことが効率的であるとの考えに基づく。実際の抽出はモンテカルロ法を適用して行える。

(3) モデルの集計と現況OD表の再現

効用関数における定数項は、ガンベル分布のパラメータという意味を持ち、従来よりモデルのパラメータ推定段階で求めているが、①サンプル内のシェアを反映するにすぎない、②選択肢数が莫大になると推定し得ない、等の限界がある。

本研究では、これを集計段階で推定する方法論を提案する。その利点は、①集計方法に応じて容易に推定でき、②集計シェアを反映しうる、2点である。モデルで推定した値と観測値との差を地域特性値とすれば、それを集計段階でモデルに取り込むことが本方法で可能となる。

モデルから求まる分布量 $\hat{t}_{ij}$ は、

$$\hat{t}_{ij} = t_{i \cdot} \cdot \hat{S}_{ij} \quad (14)$$

で表わされる。 $\hat{S}_{ij}$ は非集計目的地選択モデルを i ゾーンごとに集計することによって算出されるシェアで、例えば、集計方法に分類法(Classification method)を用いれば、

$$\hat{S}_{ij} = \sum_{g=1}^G w_{ig} P(j|\bar{Z}_{jgli}, \theta) \quad (15)$$

となる。 w_{ig} は i ゾーンにおける層 g の割合、 $\bar{Z}_{jgli}$ は層ごとの変数平均値、 $P(j|\bar{Z}_{jgli}, \theta)$ は、(5)式より

求まる各層の目的地選択確率(シェア)を、また G は層の数をそれぞれ表わす。

ここで、(14)式より求まる $\hat{t}_{ij}$ を観測値 t_{ij} と一致させるために、 i ゾーンごとの効用の定数項 β_{ij} を、ゾーン数だけ導入する。(ただし、任意の1ゾーンの β_{ij} はゼロに固定する。)このとき、(14)(15)式より、

$$\frac{t_{ij}}{t_{i \cdot}} = \frac{\sum_{g=1}^G w_{ig} \frac{e^{\bar{v}_{jgli} + \beta_{ij}}}{\sum_{l \in D} e^{\bar{v}_{lgli} + \beta_{il}}}}{\sum_{g=1}^G w_{ig} S'_{ijg}} \quad (16)$$

が成立するように β_{ij} ($i, j=1, \dots, A$)を決定すれば良い。ここで $\bar{v}_{jgli}$ は、

$$\bar{v}_{jgli} = \sum \theta \bar{Z}_{jgli} \quad (17)$$

より求まる効用の平均値である。

(16)式は非線型の連立方程式となるので、 β_{ij} の算出には、Newton-Raphson法を用いて逐次計算を行う。すなわち、

$$f(\beta_{ij}) = \frac{t_{ij}}{t_{i \cdot}} - \sum_{g=1}^G w_{ig} S'_{ijg} \quad (18)$$

$$S'_{ijg} = \frac{e^{\bar{v}_{jgli} + \beta_{ijg}}}{\sum_{l \in D} e^{\bar{v}_{lgli} + \beta_{il}}} \quad (19)$$

とおき、

$$\frac{\partial f(\beta_{ij})}{\partial \beta_{ik}} = \sum_{g=1}^G w_{ig} S'_{ijg} (\triangle_k - S'_{ikg}) \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \triangle_k &= 1, \quad k = j \\ &= 0, \quad k \neq j \end{aligned} \quad (21)$$

と求まるので、 $f(\beta_{ij})=0$ を満たすように、 i ゾーンごとに逐次計算を行い全ての β_{ij} を算出できる。

また特に、層別を行わない平均値法(Naive method)の場合には、

$$\beta_{ij} = \bar{v}_{ili} - \bar{v}_{jli} + \ln \frac{t_{ij}}{t_{ii}} \quad (22)$$

によって β_{ij} を簡単に計算できる。上式では β_{ii} をゼロに固定しているが、これは任意のゾーンに設定することが可能である。また分類法においても層ごとに定数項 β_{ijg} を求める場合には、(22)式と同様に算出できる。

以上の方法でモデルの定数項を推定し、非集計目的地選択モデルから推計される現況OD表を、調査より得た観測値と正確に一致させることができる。

なお、この段階でどのような集計方法を採用することが最良であるかは、現在と予測時点で共に収集

可能なデータの細かさに依存すると考えられる。一般に予測時点のデータとして収集できるのは平均値程度と考えられ、その意味から本節で扱った分類法が最も実用的であると言える。

(4) 将来OD表の推計方法

将来予測作業上の問題の1つに、非集計行動モデルへのコントロールトータル導入の問題がある。(16)式の右辺より推計される集中量の予測値は、その段階で外生的に与えられるものに一致しない。

本節では、この点を改良するために次のような方法を提案する。すなわち、予測時点での $t_{i.}$, $t_{.j}$, t_{ij} , w_{ig} , v_{igli} をそれぞれ、 $T_{i.}$, $T_{.j}$, T_{ij} , W_{ig} , V_{igli} とすれば、 i における j へのシェア $\hat{S}_{ij}$ は、

$$\hat{S}_{ij} = \frac{\sum_{g=1}^G W_{ig} \frac{e^{V_{igli} + \beta_{ij}}}{\sum_{l \in D} e^{V_{igli} + \beta_{il}}}}{\sum_{g=1}^G W_{ig}} \quad (23)$$

で表わされるが、(23)式より求まる集中量、

$$\hat{T}_{.j} = \sum_{i \in D} T_{i.} \cdot \hat{S}_{ij} \quad (24)$$

は、集中量モデルより算出される値 $T_{.j}$ に一致しないので、これを満足するように、定数 r_j を導入する。すなわち、 r_j を導入した新たなシェア S'_{ij} を、

$$S'_{ij} = \frac{\sum_{g=1}^G W_{ig} \frac{e^{V_{igli} + \beta_{ij} + r_j}}{\sum_{l \in D} e^{V_{igli} + \beta_{il} + r_l}}}{\sum_{g=1}^G W_{ig}} \quad (25)$$

として、(25)式を用いて、次式を満足するように r_j を求める。

$$T_{.j} = \sum_{i \in D} T_{i.} \cdot S'_{ij} \quad (26)$$

(26)式も (16)式同様、非線型の連立方程式となっており、 β_{ij} の計算と同様な方法で r_j を求めることができる。すなわち、

$$f(r_j) = T_{.j} - \sum_{i \in D} T_{i.} \cdot \sum_{g=1}^G W_{ig} S'_{ijg} \quad (27)$$

表-1 現況OD表(拡大後、観測値)

OD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	$t_{i.}$
1	1038	160	220	196	57	313	70	124	27	196	14	2415
2	1173	2083	653	256	146	718	310	222	31	259	28	5879
3	1825	548	1950	347	259	780	233	846	143	594	55	7580
4	1220	277	702	1128	99	615	105	308	142	729	118	5443
5	1155	245	227	204	998	1435	86	13	28	58	69	4518
6	1011	351	228	174	352	5421	176	195	62	117	33	8120
7	1444	1122	507	428	406	881	1439	378	152	446	54	7257
8	1182	372	971	547	167	839	236	2489	283	621	60	7767
9	937	285	513	301	134	498	86	655	1426	869	46	5750
10	1814	450	672	945	335	1000	317	451	503	3568	323	10378
11	364	77	133	183	99	286	14	101	68	346	388	2059
$t_{.j}$	13163	5970	6776	4709	3052	12786	3072	5782	2865	7803	1188	67166

$$S'_{ijg} = \frac{e^{V_{igli} + \beta_{ij} + r_j}}{\sum_{l \in D} e^{V_{igli} + \beta_{il} + r_l}} \quad (28)$$

とおくと、

$$\frac{\partial f(r_j)}{\partial r_k} = \sum_{i \in D} \sum_{g=1}^G T_{i.} W_{ig} S'_{ijg} (\delta_{jk} - S'_{ikg}) \quad (29)$$

であることから、 $f(r_j) = 0$ を満たすように、逐次計算を行い r_j を算出できる。ただし、この場合も β_{ij} の推定と同様に、 r_j のうちの任意の1つをゼロに固定する必要がある。

4. ケーススタディ

(1) 分析対象データ

本章では、3.に提案した予測方法を現実のデータに当てはめ、その適用性を検討する。分析に用いるデータは、昭和52年に前橋・高崎都市圏で実施されたパーソントリップ調査より得たものである。今回はそのうち前橋市内にトリップの発着地を持つ、通勤トリップに限定して分析を加えるが、買物トリップ等の他の目的であっても、なんらさしつかえない。通勤トリップの目的地選択モデルを構築する際、そもそも通勤地が個人の効用の大小により決定されるとは考えにくく、またトリップを発生する状況次第で目的地が変わる可能性も少ないため、非集計行動モデルによる分析は相応しくないとの見方があるが、非集計行動モデルの実用性の面、また本方法の実用性の検討という点からは問題はないと判断した。

なお、表-1に前橋市内の現況BゾーンOD表を示す。

(2) 非集計機関選択モデルの構築

本節および(3)の目的地選択モデルの構築に用い

表-2 非集計機関選択モデルの推定結果

説明変数	パラメータ	t値
所要時間	G -0.05419	8.20
鉄道までのアクセス時間(分)	R -0.1943	2.30
1人当り車保有台数(台/人)	C 1.759	5.59
性別(男:1,女:0)	C 0.5059	3.72
免許保有(有:1,無:0)	C 2.738	17.25
年齢(50-60:1,他:0)	2W 0.3207	2.20
1人当り二輪車台数(台/人)	2W 1.953	10.05
鉄道定数項	R -2.168	4.74
バス定数項	B -1.674	13.42
車定数項	C -3.187	16.47
二輪車定数項	2W -1.996	12.13
χ^2 値(自由度11)		1790.0
初期尤度		-23223
最終尤度		-14273
尤度比		0.384
サンプル数		2000

るデータは、全サンプル4723から表-1のBゾーン別発生量の割合に合うよう各ゾーンからランダムに抽出した2000サンプルである。モデル構築に必要なサンプルサイズに関する研究は、選択肢数の少ない場合に限り幾つか報告されているが、⁵⁾目的地選択モデルに対しては十分なされていない。その点を考慮の上で、本研究では2000サンプルという、経験的に十分な数のデータを用いることにした。

モデル構築結果を表-2に示す。モデルは鉄道(R)、バス(B)、車(C)、二輪車(2W)、徒歩(W)、の5手段選択モデルであり、尤度比で判断する限り、モデルの説明力はかなり高い。交通サービス変数のうち、コスト項が含まれていないのは、通勤目的であることを考えれば納得できる。なお表中、変数名の右端のGは共通変数を、他は各モードの選択肢固有変数であることを意味する。

(3) 非集計目的地選択モデルの構築

次に(2)の結果を用いて、非集計目的地選択モデルの構築を試みた。モデル化はデータの制約のためにCゾーン単位(選択肢全要素は41)で行った。

表-3は、3(2)で示した選択肢の抽出を、aを0.25、bを1.0(この結果、サンプル当りの平均選択肢数は15.0)に設定して行った後に、構築したモデルの結果である。これらのパラメータが、全ての選択肢を対象とするモデルの結果とほとんど差のないことは確認している。尤度比は十分高く、個人の交通条件を考慮したトリップの包括費用の有意性も高い。また各個人の職業(産業分類)別のゾーン従業員数のパラメータも有意であり、数少ない変数で適用性の高いモデルの構築が行えたと言える。しかし包括費用のパラメータが1.0を越えていることは、効用最大化理論との整合性の点で問題が残る。なお表中、変数名の右端の数字は、それらの選択肢(Cゾーンのナンバー)の固有変数であることを意味する。

(4) 集計化と現況OD表の作成

次に(3)で構築したモデルをもとに、集計化を行い、現況OD表を作成する。Bゾーン(11ゾーン)単位で集計作業を行った結果を示す。

まず、Cゾーン単位で構築されたモデルをBゾーン単位に集約するために以下の操作を加える。すなわち、発・着ゾーンの記号を、Bゾーンではi、j、Cゾーンではk、lとし、Bゾーン集合をDB、各Bゾ

ーンに含まれるCゾーン集合を、 C_i, C_j とすれば、Cゾーン(k)からBゾーン(j)への分布のシェアは、

$$\hat{S}_{kj} = e^{\bar{v}_{jlk}} / \sum_{l \in DB} e^{\bar{v}_{jl}k} \quad (30)$$

$$\bar{v}_{jlk} = \ln \sum_{l \in C_j} e^{\bar{v}_{l}k} \quad (31)$$

と表現できる。さらにBゾーン間のシェアは、

$$\hat{S}_{ij} = \sum_{k \in C_i} h_{ki} \hat{S}_{kj} \quad (32)$$

$$h_{ki} = t_{k.} / t_{i.} \quad (33)$$

$$t_{i.} = \sum_{k \in C_i} t_k \quad (34)$$

と表わされる。 t_k はBゾーンに含まれるCゾーンkの発生量を表わす。

したがって分類法に対しては、(15)式より、

$$\hat{S}_{ij} = \sum_{k \in C_i} h_{ki} \sum_{g=1}^G w_k g \hat{S}_{kjg} \quad (35)$$

$$\hat{S}_{kjg} = e^{\bar{v}_{jlg}k} / \sum_{l \in DB} e^{\bar{v}_{jl}gk} \quad (36)$$

$$\bar{v}_{jlg}k = \ln \sum_{l \in C_j} e^{\bar{v}_{l}gk} \quad (37)$$

として、分布のシェアを算出し、現況OD表を推計できる。

表-4は、(35)式をもとに、産業分類(製造業か、それ以外)を用いて推計したOD表を示したものである。分布量を四捨五入により整数化して表示しているのも、その和が $t_{i.}, t_{j.}$ に一致しない行及び列が存在する。(表-8も同様の理由で一致しない。)

これと表-1の現況OD表との差を χ^2 検定によって検討した結果を表-5に示す。

表-3 非集計目的地選択モデルの推定結果

説明変数	パラメータ	t値
包括費用	G 1398	3094
集中トリップ数	G 0.0003714	2347
2次産業人口*産業ダミー (2次産業:1, 他:0)	23-24 0.0005575	461
	28-30 0.0003298	1032
	33-34 0.0004800	557
	35-36 0.002097	9.96
	37-39 0.0003935	9.17
3次産業人口*産業ダミー (3次産業:1, 他:0)	1-7 0.00008520	7.01
	31-32 0.0002341	5.60
χ^2 値(自由度9)		6993.9
初期尤度		-8346.7
最終尤度		-4849.7
尤度比		0.419
サンプル数		2000

ここで χ^2 値は、OD 表の行（発生側）と列（集中側）との 2 方向で算出したが、発生側に対しては、

$$\chi_i^2 = \frac{t_{i.} \sum_{j \in DB} (\hat{S}_{ij} - S_{ij})^2}{\hat{S}_{ij}} \quad (38)$$

$$\bar{S}_{ij} = \frac{1}{2} (\hat{S}_{ij} + S_{ij}) \quad (39)$$

ここで、 S_{ij} は (8) 式より求まる。また集中側では、

$$\chi_j^2 = t_{.j} \sum_{i \in DB} \frac{t_{i.}}{S_{ij} + \hat{S}_{ij}} \left(\frac{S_{ij} - \hat{S}_{ij}}{t_{.j}} \right)^2 \quad (40)$$

$$\hat{t}_{.j} = \sum_{i \in DB} \hat{t}_{ij} = \sum_{i \in DB} t_{i.} \hat{S}_{ij} \quad (41)$$

と表わされる。また表-6 の MAE は、発生側では、

$$MAE_i = \frac{1}{NB} \sum_{j \in DB} |S_{ij} - \hat{S}_{ij}| \quad (42)$$

また、集中側では、

$$MAE_j = \frac{1}{NB} \sum_{i \in DB} t_{i.} |S_{ij} - \hat{S}_{ij}| / t_{.j} \quad (43)$$

で示される平均誤差である。（NB はゾーン数）

χ^2 値で判断する限り分布量の差は、明白で、棄却されない行または列は存在しない。しかし、平均絶対誤差は、2~4% と極端に大きいわけではない。

次に、定数項 β_{ij} を推定することにより、上記の誤差を取り除き、観測値より作成した現況 OD 表（表-1）に一致させた結果を示す。表-6 は β_{ij} の推定結果を表わす。ここで β_{ii} をゼロに固定して

表-4 非集計行動モデルによる現況 OD 表の推計結果
（ β_{ij} , r_j は未推定）

OD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	t _{i.}
1	1100	191	366	189	46	276	42	94	18	89	6	2415
2	1783	1351	840	186	92	980	207	240	36	154	9	5879
3	2268	685	1800	437	126	794	170	794	88	400	19	7580
4	1701	284	792	778	176	663	100	300	64	558	27	5443
5	1071	267	437	383	606	1130	91	175	38	282	38	4518
6	1519	649	629	301	324	3877	209	276	64	253	19	8120
7	1682	889	958	306	127	1255	1266	429	67	262	18	7257
8	1758	583	1678	414	140	880	213	1299	209	565	27	7767
9	1090	294	767	280	90	556	108	694	997	831	45	5750
10	1901	465	1182	1024	274	1012	180	674	230	3290	146	10378
11	475	90	193	176	117	287	37	85	41	319	239	2059
t _{.j}	16347	5749	9640	4474	2116	11711	2623	5059	1851	7004	592	67166

表-6 β_{ij} の推定結果

OD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0	-0.114	-0.441	0.129	0.302	0.237	0.575	0.377	0.560	0.905	0.950
2	-0.860	0	-0.691	-0.118	0.026	-0.751	-0.025	-0.515	-0.603	0.077	0.666
3	-0.303	-0.310	0	-0.293	0.652	-0.080	0.236	-0.001	0.436	0.341	0.980
4	-0.746	-0.419	-0.501	0	-0.977	-0.437	-0.348	-0.333	0.460	-0.075	1.106
5	-0.443	-0.612	-1.180	-1.164	0	-0.278	-0.586	-3.139	-0.864	-2.124	0.075
6	-0.848	-1.036	-1.442	-0.933	-0.335	0	-0.038	-0.736	-0.383	-1.151	0.094
7	-0.279	0.103	-0.765	0.204	1.042	-0.488	0	-0.255	0.701	0.409	0.983
8	-1.099	-1.141	-1.237	-0.388	-0.520	-0.694	-0.611	0	-0.326	-0.556	0.098
9	-0.658	-0.530	-0.897	-0.400	-0.095	-0.567	-0.732	-0.525	0	-0.392	-0.440
10	-0.162	-0.146	-0.677	-0.193	0.087	-0.111	0.447	-0.504	0.713	0	0.705
11	-0.778	-0.673	-0.877	-0.450	-0.680	-0.498	-1.508	-0.314	0.067	-0.373	0

表-8 r_j を導入して推計した現況 OD 表

OD	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	t _{i.}
1	968	216	279	219	74	332	54	117	32	112	14	2415
2	1502	1458	618	207	143	1133	253	289	66	189	21	5879
3	1955	758	1347	494	199	941	213	973	160	495	45	7580
4	1404	299	564	850	269	752	120	350	112	664	59	5443
5	805	259	287	385	842	1193	101	191	63	314	78	4518
6	1170	643	422	307	463	4140	239	305	106	285	40	8120
7	1338	910	666	326	188	1397	1478	493	115	307	39	7257
8	1437	610	1201	448	212	989	256	1520	365	670	60	7767
9	813	281	494	272	124	559	118	726	1416	860	88	5750
10	1445	455	782	1040	389	1071	202	735	370	3590	299	10378
11	327	81	116	161	151	280	38	85	61	318	443	2059
t _{.j}	13163	5970	6776	4709	3052	12786	3072	5782	2865	7803	1188	67166

表-5 OD 表の推計精度

（ β_{ij} , r_j は未推定）

ゾーン No.	カイ 2 乗値 発生側 集中側	MAE 発生側 集中側
1	101.2 177.8	1.79 2.32
2	427.1 268.5	3.35 2.60
3	205.5 186.5	1.64 4.25
4	282.6 175.4	2.35 2.29
5	555.6 553.0	3.27 3.35
6	740.3 620.7	3.55 1.92
7	529.9 512.8	2.79 1.82
8	770.7 634.8	3.59 2.94
9	155.3 143.0	1.69 3.33
10	413.3 449.5	1.62 1.77
11	83.9 68.3	2.00 4.56
平均値	440.1 353.2	2.51 2.83

表-7 r_j の推定結果

ゾーン No.	r_j
1	-1.015
2	-0.760
3	-1.149
4	-0.714
5	-0.389

表-9 OD 表の推計精度

（ r_j の推定後）

ゾーン No.	カイ 2 乗値 発生側 集中側	MAE 発生側 集中側
1	47.4 215.9	1.34 1.46
2	288.8 248.8	2.62 2.56
3	217.5 219.7	1.90 2.18
4	189.9 175.2	1.90 2.24
5	507.4 429.6	3.01 2.67
6	494.8 482.4	2.87 2.17
7	307.1 304.5	2.08 1.22
8	381.5 351.8	2.50 3.12
9	36.4 26.4	0.65 1.38
10	175.4 152.1	1.12 1.15
11	33.5 31.0	1.19 1.74
平均値	269.4 250.6	1.92 1.99

いる。数値は全般にさほど大きくはなく、現況に一致させるのに極端な操作を必要としないことがわかる。

(5) 将来OD表の作成方法

本節では、将来OD表の作成段階で集中量制約のために導入する r_j を推定する。ただし、将来予測に対して、その結果を検証するデータがないため、ここでは参考までに、現況OD表に対して本方法を適用する。すなわち、集計方法は(4)で採用したものと同一とし、定数項 β_{ij} は推定せずに、 r_j だけを推定することによって(35)式から求めるシェアを調整し、集中量を表-1の値に一致させる。表-7に r_j の推定結果を示す。ここでは、ゾーン11の値をゼロに固定しているが、これを他のゾーンに変えても結果に影響しない。また表-8はその際に推計された現況OD表を表わす。さらにOD表の再現精度を(4)と同様に χ^2 値、MAE値で表わしたものが表-9である。また、分布交通量の推計値と観測値との相関係数は、表-4では0.926、表-8では0.960である。これらより、集中量制約を加えることによって、OD表の再現精度が向上することを確認できた。なお、将来予測に対して検討を加えていないが、計算の簡便さから十分適用可能であると考ええる。

5. おわりに

本研究で明らかとなった点を以下にまとめる。

(1) パーソントリップ調査等の大規模調査のもとで非集計行動モデルを用いるOD表の推計方法を提案し、その有効性を、ケーススタディを通して検証し得た。

(2) その際、交通機関選択とのネスティッド・ロジットモデルを用いることにより、より多くの政策変数を導入でき、個々の交通環境をきめ細かく取り込んだモデルの構築が可能となった。

(3) 集計方法に対応したモデルの改善方法を2段階(β_{ij} と r_j)で提案し、非集計行動モデルによる予測精度の向上を可能とした。

また本研究では、今後進めるべき検討課題も多く、それらをまとめると以下ようになる。

(4) 実証分析を進めて、推定に必要なサンプル数、選択肢集合の設定方法、モデルの変数組の違いによる影響、さらには集計方法等を、OD表の推計精度

の点から検討すること。

(5) パーソントリップ調査等の大規模調査のない場合にも、非集計行動モデルからOD表の推計が可能となるように、本方法を発展させること。

(6) また、買物トリップ等の他目的の交通への適用を試みること。

(7) 社会経済変数等の将来予測方法を本研究のフレームに取り込んで検討すること。

(8) 将来時点でのモデルの更新方法(図-1の8)については本文中で記述していないが、これにはモデルの移転方法を適用できる。⁹⁾この点について検討を加え、方法論を確立すること。

なお、本研究を進めるにあたり、アドバイスとデータ提供を頂いた、群馬県土木部都市計画課の皆様および日建設計の持丸和久氏に心より感謝致します。

参考文献

- 1) McFadden, D. : Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior, Working paper No. 199/BART10, 1972.
- 2) 杉恵頼幸・塚本冬文・石田弘至 : 通勤先と通勤交通手段の同時選択モデルに関する研究, 第38回土木学会年講4, pp. 59~60, 1983.
- 3) 本多均 : 買物先選択構造に関する基礎的研究, 都市計画別冊, 学術研究発表会論文集18, pp. 463~468, 1983.
- 4) 森地茂・屋井鉄雄・藤井卓・竹内研一 : 買回品の買物行動における商業地選択分析, 土木学会 土木計画学研究・論文集1, pp. 27~34, 1984.
- 5) 森地茂・屋井鉄雄 : 非日常的交通への非集計行動モデルと選択肢別標本抽出法の適用性, 土木学会論文報告集第343号, pp. 161~170, 1984.
- 6) McFadden, D. : Modelling the Choice of Residential Location, Spatial Interaction Theory and Plannings Models, North - Holland, 1978.
- 7) Ben - Akiva, M. and Lerman, S. : Disaggregate Travel and Mobility Choice Models and Measures of Accessibility, Behavioral Travel Modelling, Croom - Helm, London, 1978.
- 8) Ben - Akiva, M., Gunn, H. and Silman, L. : Disaggregate Trip Distribution Models, 土木学会論文集IV, 第347号, pp. 1~17, 1984.
- 9) 屋井鉄雄 : 非集計行動モデルの移転可能性に関する研究の経緯, 東京工業大学土木工学科研究報告, No. 32, pp. 49~61, 1984.