

休日の買い回り品買物交通を対象とした 買物頻度選択モデルの研究

FREQUENCY CHOICE MODEL FOR NON-GROCERY SHOPPING TRIPS,
AS AN ASPECT OF MULTIDIMENSIONAL TRAVEL BEHAVIOR

吉田 朗*・原田 昇**

By Akira YOSHIDA and Noboru HARATA

Trip generation model have generally received less attention than other aspects of travel decision making. This paper presents some explorations into structure of trip decisions for non-grocery shopping and a possibility of applying choice model for trip decisions. Firstly, we assume the nested-choice-structure of shopping behavior, which consists of three dimensional decisions with frequency choice at top level. Secondly, we examine two choice models to describe frequency choice; one is "Ordered Logit Model" by Sheffi (1979), another is "Repeated Logit Model" based upon binomial distribution. Using data of monthly shopping trips on holiday, we present the validity of this nested structure, and the effectiveness of two choice models in this structure, comparing with general linear model. And we propose "Partially Constrained O.L. Model" that is a more effective version of "O.L. Model".

Keywords: frequency choice, parking choice, ordered logit model, multidimensional travel behavior

1. はじめに

非集計行動モデルを用いた交通行動の分析は、交通手段選択、経路選択、目的地選択などに適用され多くの成果をあげてきたが、頻度分析への適用はきわめて限定的な状況にある。従来、頻度選択を扱う方法としては、頻度0回と1回以上の二者択一の選択に二項ロジットモデルを用いる方法が一般的であり¹⁾、複数回の頻度選択を説明することができない。複数回の頻度選択を記述するためには、頻度の選択肢をどのようにとらえるか、非集計モデルによっていかなる定式化が可能か、といった点が課題となる。さらに交通計画の立場から、総合的な交通条件や目的地の魅力を頻度とどのように関連付けるのかなど、効用最大化を規範として頻度選択を記述するためには多くの課題が残されている。

複数回の頻度選択を扱った研究としては、頻度が自動車保有台数などと同様に序変数であることに着目して、序変数選択モデル (Ordered Logit Model, 以下, OL モデル) を適用した事例がみられる。このモデルは、

Sheffi (1979)²⁾ によって提案されたものであるが、その後、効用関数の推定方法に関して、Vickerman(1984)³⁾、Barmby (1988)⁴⁾ らによって、実証的研究が試みられた。しかし、限られたデータに対する効用関数の推定方法について、有効な結論が得られたとはいいがたく、適用上の課題は残されたままである。また、活動選択と活動時間配分を扱ったモデルでは、結果的にある活動のトリップ頻度を推計することができる。たとえば、Kitamura (1984)⁵⁾ は、1日の活動時間が非負で上限を有することから、上下制限付き変数選択モデル (Tobit Model) を適用した研究を報告している。しかし、このような方法によって、ある活動の頻度を推計するには、個人について時空間プリズム (利用可能な時間、目的地など) の設定が必要となるため、実際の適用は困難である。したがって、現在のところ、複数回の頻度を記述するには、OL モデルの適用に改善を加えることが、1つの実用的な方法と考えられる。

一方、頻度を総合的な交通条件、目的地の魅力度に関連付ける方法としては、NL (Nested Logit) モデルに代表される多次元選択行動分析の考え方があり、理論的にはこのフレームの中で取り扱うことが可能である。しかし既往研究で報告された NL モデルの適用事例は交通手段と目的地選択、交通手段と自家用車保有選択など

* 正会員 工修 長岡技術科学大学院博士課程
(〒940 長岡市上富岡町 1603-1)

** 正会員 工博 東京大学助手 工学部都市工学科
(〒113 文京区本郷 7-3-1)

の分析が主であり、頻度選択を含む分析はほとんどない⁶⁾。

このような背景のもとに、本研究の目的は、第1に、OLモデルをはじめとする頻度選択の分析方法を整理し、その適用性を比較検討すること、第2に、頻度選択をより広い範囲でとらえるために、多次元選択行動の1つとして扱うことの有用性を示すことである。この目的に従い、本研究では休日の買い回り品買物行動を対象として、買物頻度選択行動の実証的分析を行うものである。

以下では、まず本研究の枠組みとして分析モデルの設定を行い、頻度選択の扱い方を整理したうえで、浜松都市圏での実態調査結果に基づいてモデルを構築し、頻度選択モデルの適用性と有効性に言及する。

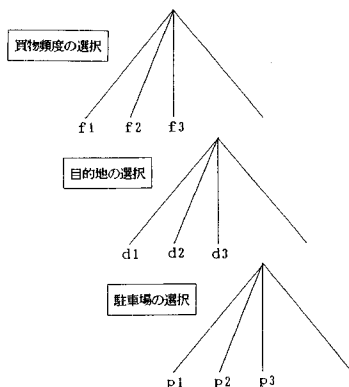
2. 研究の方法

(1) 分析モデルの設定と頻度選択の位置づけ

本研究では、休日の買物行動を相互に関連した一連の選択行動から成るもの(多次元選択行動)と考え、その1つに頻度選択を位置づけて分析を行う。ここではまず全体のモデルを設定し、頻度選択の位置づけを明確にする。これまで、買物行動を多次元選択行動として扱った研究は、目的地・交通手段に関するものがほとんどである^{7)~9)}。頻度選択を含めた分析としては、Adlerらによる買物頻度・目的地・交通手段に関する分析が報告されているが、彼らの分析は頻度をきわめて単純な形で扱ったものであるため、複数回の頻度を説明することができない¹⁰⁾。

本研究では、対象地域(浜松都市圏)の交通特性として、自家用車が中心的・固定的に利用されているという現状を踏まえ¹¹⁾、買物頻度・目的地・駐車場の選択を対象とした多次元選択モデルを構築する。

仮定する選択構造は図一に示す3段階であり、NLモデルの適用を試みる。このような選択構造の設定は、



図一 仮定する選択の構造

近年の地方都市における都心部商業と郊外ショッピングセンターとの競合状況を説明するためにも有効であると考えられる。

NLモデルの定式化に従い、同時選択確率は次のように各段階の選択確率の積として定式化される。

$$P(f, d, p) = P(f)P(d|f)P(p|d, f) \dots \dots \dots (1)$$

ここに、 $P(f, d, p)$ ：同時選択確率

$P(f)$ ：買物頻度 f の選択確率

$P(d|f)$ ：目的地 d の条件付き選択確率

$P(p|d, f)$ ：駐車場 p の条件付き選択確率

さらに、買物頻度の選択確率 $P(f)$ の説明要因には、次式のような合成変数 Λf (LOGSUM 変数) が組み込まれ、駐車場のサービス水準を含む目的地の総合的な効用が買物頻度選択に与える影響を考慮することができる。頻度選択をNLモデル体系の中で扱うことの意義はここにある。

$$\Lambda f = \frac{1}{\mu_a} \ln \sum_d \exp[\mu_a(\sum \beta_a X_a + \Lambda d)] \dots \dots \dots (2)$$

$$\Lambda d = \frac{1}{\mu_p} \ln \sum_p \exp[\mu_p \sum \beta_p X_p] \dots \dots \dots (3)$$

ここに、 X_a ：目的地選択に関する説明変数

X_p ：駐車場選択に関する説明変数

μ ：スケールパラメーター

β ：推定パラメーター

続いて、頻度選択をこの構造の中でどのように記述し得るか、その具体的な扱い方について整理する。

(2) 買物頻度の扱い方

a) OL (Ordered Logit) モデル

0, 1, 2, ...と続く買物頻度を独立した離散的な選択肢とみなすことは可能であるが、頻度が序列表数であるために、通常のMNL (Multinomial Logit) モデルを用いるのは適切ではない。このような序列表数の多肢選択分析に関して、SheffiはOLモデルを提案している²⁾。このモデルは、序列表数の選択を二項選択のシーケンスに分解したもので、次のように表現される。

すなわち、 i 番目の効用を U_i とすれば i 番目の序列を選択する確率 $P(i)$ は、0から順に i まで選択する確率 $\Pr(U_i > U_0) \dots \Pr(U_i > U_{i-1})$ と、 $i+1$ 番目以上が選択されない確率 $\Pr(U_{i+1} < U_i)$ の積となる。

$$P(i) = \Pr(U_{i+1} < U_i) \prod_{k=1}^i \Pr(U_k > U_{k-1}) \dots \dots \dots (4)$$

さらに、 $P_{i+1i} = \Pr(U_i > U_{i+1})$ とすれば、式(4)は次式のようなになる。

$$P(i) = (1 - P_{i+1i}) \prod_{k=1}^i P_{ki, k-1} \dots \dots \dots (5)$$

ここで、各序列の選択確率 P_{i+1i} は式(6)のような通常のBNL (Binary Logit) モデルが適用される。

$$P_{i+1i} = 1 / [1 + \exp(-(V_{i+1} - V_i))] \dots \dots \dots (6)$$

$$V_{i+1} - V_i = \alpha_{i+1} - \alpha_i + \sum_k \beta_k (X_{i+1k} - X_{ik}) \dots \dots \dots (7)$$

ここに、 α, β : 推定パラメーター

X_{ik} : 序列 i に関する k 番目の説明変数

よって、本モデルのパラメーター推定には通常の最尤推定法が適用されるが、その方法は2つある³⁾。1つは、選択段階によって説明要因の相違(あるいは説明力の強弱)はないと仮定し、各選択段階に共通のパラメーターを得る方法であり、効用が序列に比例するという制約を置く。推定は全サンプルを対象とした同時推定となる。個人 i について、各序列の選択確率を $P_{i+1,t}$ で表わせば、尤度関数は次式のとおりである。

$$L(\alpha, \beta) = \prod_i (1 - P_{i+1,t}) \prod_{k=1}^i P_{k+1,t} \dots \dots \dots (8)$$

もう1つの方法は選択段階により説明要因が異なるという仮定のもとに、各選択段階に固有のパラメーターを推定する方法である。尤度関数は次式のとおりであり、サンプルを各段階に応じて分割し、それぞれにパラメーターを推定する。

$$L(\alpha, \beta) = \prod_k L_k \dots \dots \dots (9)$$

$$L_k = \prod_i (1 - P_{k+1,t})^{1-d_i} (P_{k+1,t})^{d_i} \dots \dots \dots (10)$$

ここに、特性関数 d_i は、選択された序列 i に対して次のように置く (t は個人を表わす)。

$$d_i = \begin{cases} 1; & i = k \\ 0; & i > k \end{cases}$$

Vickerman は、前者を制約型 (Constrained) モデル、後者を無制約型 (Unconstrained) モデルとよび、事例分析を通じて両者の違いを示したが、どちらが有効かについては明らかとなっていない。モデルの定式上は、制約型モデルでは、ある序列とそれ以上の序列は同じ選択肢とみなされるが、無制約型モデルではそれが完全に区別される。よって、同じサンプルに対して異なったモデルが得られる可能性は高い。しかし、両者ともに定数項の導入により頻度分布を的確に再現できること、IIA 特性を緩和する形となること、パラメーター推定が通常のロジットモデルと同様に行えることなどの利点を有する。

なお、現在までのところ、本モデルを NL モデル体系の中で適用した研究事例は皆無である。

b) RL (Repeated Logit) モデル

頻度選択のもう1つの扱いは、買物を一定期間 (N 回) における「行く・行かない」の独立試行 (確率 p) の繰返しとみなして、 N 回中 i 回起こる確率 $P(i)$ を次のような二項分布に従うと仮定することである。

$$P(i) = {}_N C_i p^i (1-p)^{N-i} \dots \dots \dots (11)$$

ここでは1回当たりの買物確率 p を式 (12) のような BNL モデルによって記述する。

$$p = 1 / [1 + \exp(\alpha + \sum_k \beta_k X_k)] \dots \dots \dots (12)$$

ここに、 α, β : 推定パラメーター

X_k : k 番目の説明変数

この場合、選択肢は「行く・行かない」の二者択一となり、説明要因の設定が容易になると同時に、式 (11) の仮定により複数回の買物頻度も扱うことが可能となる。

繰返し行動に対する尤度関数の定式化は、式 (13) のとおりであり、通常の最尤推定法によってパラメーター推定が行える (t は個人を表わす)。

$$L(\alpha, \beta) = \prod_i {}_N C_i p^i (1-p)^{N-i} \dots \dots \dots (13)$$

このモデルは、買物の起こる確率 p が、買物回数によらず一定であるという仮定を置いているために、買物回数により説明要因が異なるような場合には、頻度分布を的確に再現することはできない。しかし、定数項の導入によって頻度の平均値を再現することは可能である。また、実際に買物頻度をとらえる場合には、一定期間内に買物に行ける回数 N を設定する必要が生じるが、1回当たりの買物確率 p の説明要因が不変であるとすれば、 N を変えて p の値が変わったとしても、モデルのパラメーターは定数項の導入によって安定すると考えられる。

なお、このような繰返し行動のモデルを頻度選択に適用した研究事例はほとんどない。

本研究では、上述の2つのモデルを買物頻度選択に適用し、その有効性を検討するとともに、NL モデル体系の中での適用性を検討する。また、比較の対象として、最も一般的方法である線形回帰モデル^{12), 13)}についても検討する。

(3) 頻度と目的地選択肢集合の関係

頻度と目的地の同時選択行動を扱うことから、利用可能な目的地の数 (選択肢数) の増加によって頻度が増加することへの配慮が必要である¹⁾。第1に、目的地の統合・分割によって利用可能な選択肢の数が増加したときに、同一の目的地に関する選択確率の和が変化しないようにする必要がある。このため、分割・統合の前後で、同一の目的地に関する効用の和が変化しないように目的地の規模変数を定める必要がある。第2に、利用可能な選択肢数をモデルのパラメーター推定時とシミュレーション時で変化させないようにする必要がある。

第1の点に関しては、目的地 j について、次のような効用関数を用いればよいことが提案されている¹⁴⁾。

$$U_j = V_j + 1.0 \ln (\sum_k \alpha_k A_{jk}) \dots \dots \dots (14)$$

ここに、 U_j : 目的地 j に関する効用

V_j : 規模変数以外で構成する目的地 j の効用

A_{jk} : 目的地 j に関する k 番目の規模変数

α_k : 推定パラメーター

しかし、式 (14) は通常の最尤推定法によってパラメーターが推定できないため、次のような簡略式も提案されている。

$$U_j = V_j + \ln(A_j) + \sum_k \alpha_k \ln(A_{jk}/A_j) \dots \dots \dots (15)$$

式(15)は、目的地の規模変数の中で分割・統合の基準となる一変数(A_j)を選定し、他の変数はこの基準変数の単位量当たりの規模、すなわち密度に変換して用いる方法であり、選択肢の分割・統合に対して適切な特性を示すことが知られている¹⁵⁾。本研究では、式(15)を基本として目的地選択モデルを構築する。

また、第2の点について、本研究では個人のデータをベースとするマイクロシミュレーションの技法¹⁶⁾を適用し、モデル推定時の選択肢をそのまま用いることとした。

3. 分析用データ

本研究では、浜松都市圏(浜松市を含む2市2町1村)を対象として実証的分析を行った。

対象地域は図-2に示すとおりである。本地域の中心的な商業集積地は浜松市の都心部であり、それを取り囲むように10か所の郊外型ショッピングセンター(第一種大型店のみ、以下郊外SCとする)が立地している。これらの郊外SCは、昭和40年代から立地が進行したものであるが、特に昭和50年代半ばから進展した大規模なもの(9000m²クラス)は、都心部との競合関係をより深刻化させている。

この分析に用いたデータは、西遠(浜松)都市圏パーソントリップ調査(昭和60年)の補足調査として実施された「買物交通に関するアンケート調査」である。この調査では、調査対象世帯の主婦または「最も買物に出かける人」から、6148サンプル(世帯総数の3.3%、回収率71.1%)の回答を得ている。

本研究の対象とする層は、前述のように自家用車利用者で、かつ買い回り品購買層である。一般に買い回り品とは、最寄り性の高い食料品、日羅雑貨以外の品目を指すが、ここではあらかじめ設定した6品目(食料品、日

用雑貨、普段着・肌着、衣服、家具・電気製品、贈答品)のうち、買物頻度と購入場所からみた特性の違いにより、衣服、家具・電気製品、贈答品の3品目に限定する。

モデル推定では、自家用車利用層1436サンプルのうち、分析に必要な記入条件を満足する680を有効サンプルとしたうえで、買い回り品購買層276サンプルを適用した。

4. 駐車場・目的地選択モデル

(1) 選択肢と説明変数

a) 選択肢および被説明変数

駐車場および目的地の選択肢は、実態調査の中であらかじめ設定した選択肢のうち、利用実績が高いものだけを抽出し、全体の利用割合が90%を占めるように設定した。駐車場の選択肢は、実態調査の性格上、個別駐車場を特定化するのは困難と考えられたため図-3に示す12ゾーン(面積約4ha)を単位とし、このうち選択肢集合は、5つのゾーン(4, 5, 6, 10, 12ゾーン)と設定した。

買物目的地は、あらかじめ設定した都心部の主な商店街9地区と郊外のショッピングセンター10か所のあわせて19か所(図-2, 図-3を参照)のうち、都心部だけは、3地区(A, B, Cゾーン)に限定し、目的地の選択肢は計13か所とした。

被説明変数は、駐車場と目的地について各選択肢ごとに設問した利用実績(回/月)を、相対的利用頻度に換算し、選択比率として用いた。よって、被説明変数は必ずしも2値変数(1/0)とならないが、MNLモデルの適用は可能である。

b) 説明変数

駐車場選択の説明変数は、買物目的地からみた駐車ゾーンの魅力度として駐車場アクセシビリティ、駐車

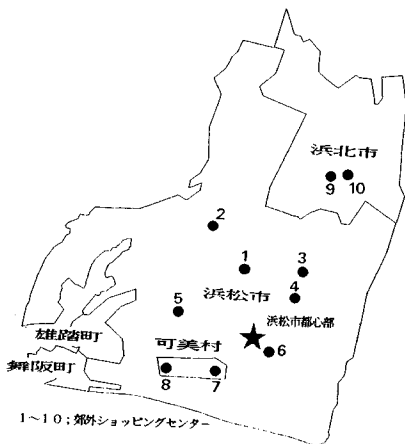


図-2 研究対象地域

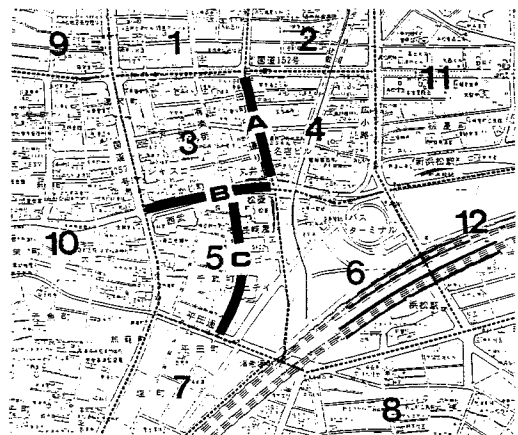


図-3 都心部の駐車ゾーン区分

ゾーンのサービスレベルを表わすものとして駐車場捜しの時間、駐車場入庫待ち時間および駐車場から目的地までの徒歩時間を用いた。通常はこれらに加え駐車料金も重要なサービスレベル変数と考えられるが、駐車料金は駐車ゾーン間で差がみられないこと、むしろ都心部と郊外SCとの差が顕著であることを考慮し目的地選択の説明変数として扱うこととした。ただし、都心部においても大型店の買物割引駐車場があるか否かは重要であると考えられ、この点を考慮するため買物割引駐車場の有無に関するダミー変数を加えた。

ここで駐車場アクセシビリティとは、いかに近距離にいかに大きな駐車場があるのかを示すもので、次のように定義する。

$$ACC_{ij} = \sum_{k \in j} X_k / D_{ik}^\alpha \dots \dots \dots (16)$$

ここに、 X_k はjゾーンに立地する駐車場kの収容台数、 D_{ik} は目的地iから駐車場kまでの直線距離、 α は距離減衰パラメーターである。

目的地選択の説明変数は、既存研究の中で特に重要と思われるものを用いる。交通サービスレベルの変数としては、自宅から目的地までの走行時間と、買物割引を含む駐車料金を用いる。目的地の魅力変数は、商品の量や品揃えの豊富さを便宜的に表わすために大型店売り場面積と大型店の店舗数を用い、さらに目的地までの空間的隔たりを考慮するために自宅からの道路距離を用いる。また、ここでの分析は、買い回り品購買層のみを対象としているが、最寄り品との関係を考慮するために、最寄り品の買物が含まれるか否かのダミー変数を加える。さらに前述の3品目による細かな特性の違いを把握

するために、各品目に関するダミー変数についても検討する。

以上の説明変数を一括して示したのが表一である。なお、これ以外にも、商店の広告・宣伝、商品の情報などが重要と考えられるが、定量化が困難であるため扱っていない。

(2) パラメーター推定の結果

a) 駐車場選択モデル

推定結果は表二に示すとおりである。説明変数としては、駐車に要する時間(捜す時間+入庫待ち時間)と駐車場アクセシビリティが符号条件を満足し有意な説明力を有するものとして組み込まれた。これ以外に、買物割引駐車場の有無に関するダミー変数を加えたケース、あるいは駐車場から目的地までの徒歩時間を加えたケースも検討しているが、結果的にその有意性は認められなかった。また、駐車場アクセシビリティについては、単純に距離で除したケースについても比較検討を行い、距離の2乗で除した方が説明力は高いという結果を得ており、利用者にとっては駐車場までの距離が敏感に作用していると考えられる。駐車場選択モデルの尤度比は0.16、的中率は63.8%と比較的良好な結果が得られた。

b) 買物目的地選択モデル

検討の対象とした説明変数は、前述のとおりであるが、目的地の規模変数の導入形式は式(15)の考え方に従い、統合・分割の基準となる変数を大型店の店舗数と設定し、売り場面積は店舗数で除する形(=平均売り場面積)とした。これにより、施設数の変化と売り場面積の変化とを区別することができる。さらに、この規模変数が個

表一 駐車場・目的地選択モデルに用いた説明変数

区分	説明変数	説明変数の定義
買物目的地の交通サービスレベル	DRIVE 走行時間 [分]	自宅から目的地までの乗車時間
	DIST 道路距離 [km]	自宅から目的地までの道路距離
買物目的地の属性	NBIG 大型店の店舗数 [店]	第一種大型店の店舗数
	FLR 大型店の売り場面積 [㎡]	第一種大型店の売り場面積合計
	COST 駐車料金 [円]	目的地の駐車料金 (実際に払った料金)
駐車場の属性	ACC 駐車場アクセシビリティ	買物目的地から駐車場への アクセシビリティ
	NCIRG 駐車料金無料のダミー	買物割引駐車場の有無 あり=1、なし=0
駐車場のサービスレベル	CRUSE 駐車場捜しの時間 [分]	駐車場捜しに要する時間
	WAIT 駐車場入庫待ち時間 [分]	駐車場で入庫待ち時間
	WALK 徒歩時間 [分]	駐車場から目的地までの徒歩時間
	ATCL#1~#6 購買品目のダミー	該当品目(6品目)に関する買物の有無。あり=1、なし=0
買物特性のダミー変数	DALT 購買バタンのダミー	両品目(買い回り品、最寄り品)の買物。あり=1、なし=0

表二 駐車場・目的地選択モデルの推定結果

() : t 値					
選択段階	説明変数	パラメータ			
目的地選択	COST	駐車料金	-0.0021 (-3.269)		
	ln [NBIG]	ln [大型店の店舗数]	1.00 (-)		
	ln [FLR/NBIG/DIST ²]	ln [平均売り場面積/道路距離 ²]	0.2196 (1.482)		
	DALT	購買バタンのダミー変数	1.491 (2.824)		
	ATCL#6	贈答品のダミー変数	-0.6233 (-1.263)		
	LOGSUM	駐車場の期待効用	0.8134 (2.267)		
	駐車場選択	EXCESS	捜す時間+入庫待ち時間	-0.1302 (-8.722)	
		ln [ACC]	ln [駐車場アクセシビリティ]	0.4272 (5.135)	
		目的地選択	ρ^2	0.3097	的中率 70.96%
			ρ^2	0.1507	的中率 63.82%
モデル全体	L(0)	-720.7			
	L(θ)	-528.8			
	ρ^2	0.1960			

人ごとの魅力度として作用するように、平均売り場面積は自宅から目的地までの距離の2乗で除する形をとった。なお、推定の際に、ln [大型店の店舗数]のパラメーターは式(15)の仮定に従い1.0に固定している。

このモデルでは、駐車料金、魅力度変数、購買パタンのダミー変数、購買品目(贈答品)のダミー変数が符号条件を満足し有意な水準で組み込まれ、駐車場の期待効用(LOGSUM変数)もパラメーターの大きさ(0~1)と有意水準からみて選択構造の成立条件を満足している。また、2つのダミー変数については次のように解釈される。贈答品のダミー変数は、同じ買い回り品の買物でも贈答品を含むか否かによりその特性が異なることを示し、購買パタンのダミー変数は買い回り品の買物が最寄り品と独立したものでないことを示唆していると考えられる。

以上の結果より、買物目的地選択においては、目的地の規模変数とともに目的地の駐車サービス水準(駐車容量、駐車場から目的地までの距離、駐車場捜しの時間、入庫待時間、駐車料金)が重要な変数として認められた。

なお、買物目的地選択モデルの尤度比は0.30、的中率は70.9%と良好な結果が得られた。

5. 頻度選択モデル

(1) 選択肢と説明変数

a) 選択肢の設定

ここでは休日における1か月当たりの買物回数を対象として分析を行う。買物頻度の選択肢は、OLモデルとRLモデルとで異なることは前述のとおりである。すなわち、OLモデルの場合には、選択肢は買物回数そのものであるが、RLモデルの場合には選択肢は「買物に行く・行かない」の2つである。

ただし、ここで扱う買物頻度は自家用車利用層に限られるため、買物頻度は回答から得られた買物回数に自家用車の利用割合を乗じた修正値を用いる。このため個人の買物頻度は必ずしも整数とならないので、改めて表-3に示すランク区分により序列変数としている。このような設定を行ったうえで、買物頻度は0回、1回、…、4回、5回以上の6つの序列となる。表-3には、あわせてその実績集計シェアを示す。

b) 説明変数

説明変数は下位モデルから推定される目的地の期待効用(LOGSUM変数)、世帯の社会経済属性および買物交通手段の条件から構成する。社会経済属性は表-4に示すとおりであり、買物交通の場合には特に幼児・学齢期の子供の数、専業主婦の有無が大きく影響すると想定し変数に加えている。通常はこれらの変数に加えて世帯の所得や消費支出が有効な説明要因になると考えられる

表-3 買物回数のランク区分および集計シェア

買物回数のランク	ランクの区分	実績シェア
0	1.0回未満	50.7%
1	1.0回以上2.0回未満	22.5%
2	2.0 " 3.0 "	8.3%
3	3.0 " 4.0 "	7.6%
4	4.0 " 5.0 "	9.1%
5	5.0回以上	1.8%

表-4 頻度選択の説明変数一覧

区分	説明変数	説明変数の定義
世帯の社会経済属性	WORK 就業者数【人】	世帯における就業者の数
	BABY 幼児の数【人】	9才以下の子供の数
	CHILD 子供の数【人】	10~19才の子供の数
	HWIFE 専業主婦の有無	専業主婦であるか否か 専業主婦=1、その他=0
	DLNC 免許証保有者の数【人】	自動車運転免許証の保有者数
	AAC 専用自家用車の有無	買物に利用できる自家用車の有無。有=1、無=0
	買物交通手段の条件	ALTM1 都心部への代替交通手段
ALTM2 郊外SCへの代替交通手段		郊外SCへの自動車以外の代替交通手段の有無。有=1、無=0

が、実態調査の中でその情報を得ていないために検討することはできない。

また、買物交通手段の条件とは、買物に行くにあたって自家用車以外の交通手段を用いることがあるか否かのダミー変数(以下、代替交通手段の有無に関するダミー変数)であり、自家用車とその他交通手段との競合関係が買物頻度に与える影響を示す。

(2) OLモデルの適用

a) 制約型(Constrained)

制約型のモデルは、0回と1回以上、1回と2回以上と続く各選択段階に対して共通のパラメーターを得ようとするものであり、効用関数に1つの制約を必要とする。Sheffiは最も単純な仮定として効用関数が序列(頻度)に比例するという考えを提案している。すなわち、序列*i*の効用関数 V_i を次式のように仮定する。

$$V_i = i \sum_k \beta_k X_k + \alpha_i \dots \dots \dots (17)$$

ここに、 β_k, α_i : 推定パラメーター

X_k : k 番目の説明変数(各序列に共通)

よって、式(7)は次式となる。

$$V_{i+1} - V_i = \sum_k \beta_k X_k + (\alpha_{i+1} - \alpha_i) = \sum_k \beta_k X_k + \gamma_i \dots \dots \dots (18)$$

この制約により、各段階の選択は共通な説明変数組によって説明される。本研究でもこの仮定に従い、パラメーター推定を行った。なお、Barmbyは選択肢(買物回数)に固有の共通変数が得られている場合には、その変数を加えることによってモデルの精度向上が図れることを報

表—5 制約型 OL モデルの推定結果

	(): t 値				
	V1 0	V2 1	V3 2	V4 3	V5 4
定数項	-3.411 (-8.526)	-3.891 (-8.501)	-3.668 (-8.103)	-4.150 (-8.179)	-6.230 (-8.917)
ALTM1	-0.677	-0.677	-0.677	-0.677	-0.677
代替交通手段ダミー	(-2.821)	(-2.821)	(-2.821)	(-2.821)	(-2.821)
LOGSUM	0.894	0.894	0.894	0.894	0.894
目的地の期待効用	(9.333)	(9.333)	(9.333)	(9.333)	(9.333)
サンプル数	276	尤度比 ρ^2	0.1849		
ケース数	567	$\bar{\rho}^2$	0.1635		
		的中率	72.49%		

告している⁴⁾。しかし、複数回の選択について、このような変数を設定するのは一般に困難であるため、本研究では検討を行っていない。

推定結果を表—5に示す。下位モデルから推定された目的地の期待効用 (LOGSUM 変数, 式 (2) 参照) は有意水準 99% で有意な説明変数と認められ、かつパラメーターが 0~1 の範囲にあることから、仮定した選択構造は成立したと考えられる。よって頻度選択に対して、駐車サービス要因を含む目的地の総合的な効用が影響していることは明らかといえよう。これ以外の変数では、代替交通手段の有無に関するダミー変数だけが安定したパラメーターとなり、免許証保有者数、世帯人員数、買物に利用できる専用自家用車の有無、幼児・学齢期の子供の数、専業主婦の有無などの有意性は認められない。

b) 無制約型 (Unconstrained)

無制約型のモデルは、各選択段階で必ずしも同じ変数が同じように効くとは限らないという前提のもとに、各段階ごとにパラメーター推定を行うものである。したがって各選択段階ごとに異なった変数組のモデルが得られる可能性がある。推定は、式 (9) の尤度関数に従って各選択段階ごとに独立して行う。具体的には、0 回と 1 回以上の選択段階では全サンプルを適用し、1 回と 2 回以上の選択段階では、1 回以上を選択したサンプルを適用し、というように適用サンプルを分割し、各段階で独立したモデルを推定する。

推定結果を表—6に示す。目的地の期待効用 (LOGSUM 変数) は 0 回と 1 回以上の選択段階 (以下 1|0 とする) と 2|1 で有意となったが、それより高次の段階では有意性が認められない。しかも、2|1 ではパラメーターが 1.0 を越えていることから、仮定した選択の構造が成立するのは 1|0 だけである。

また、これ以外の変数を見ると、制約型モデルで有意性が認められなかった変数でも、1|0 では専業主婦の有無、幼児の数、専用自家用車の有無が有意となっている。これらの変数が導入されたことは、経験的にも解釈可能であり、1|0 の選択要因がそれより高次の選択と基本的に異なることを示唆するものと考えられる。

表—6 無制約型 OL モデルの推定結果

	(): t 値				
	V1 0	V2 1	V3 2	V4 3	V5 4
定数項	-4.084 (-6.924)	-5.764 (-4.401)	1.459 (4.098)	0.357 (1.241)	-1.609 (-3.230)
BABY	-0.303	-	-	-	-
幼児の数	(-1.718)	-	-	-	-
CHILD	-	-	-	-	-
子供の数	-	-	-	-	-
HWIFE	0.753	-	-	-	-
専業主婦の有無	(2.281)	-	-	-	-
AAC	0.578	-	-	-	-
専用自家用車の有無	(1.906)	-	-	-	-
ALTM1	-	-	-1.944	-	-
代替交通手段ダミー	-	-	(-3.363)	-	-
LOGSUM	0.936	1.242	-	-	-
目的地の期待効用	(7.928)	(4.764)	-	-	-
サンプル数	276	136	74	51	30
尤度比 ρ^2	0.2279	0.2208	0.2060	0.0031	0.3276
的中率	76.81%	73.53%	75.68%	58.82%	83.33%

表—7 部分制約型 OL モデルの推定結果

	(): t 値				
	V1 0	V2 1	V3 2	V4 3	V5 4
定数項	-4.084 (-6.924)	-3.396 (-3.995)	-3.174 (-3.765)	-3.700 (-3.890)	-5.770 (-4.472)
BABY	-0.303	-	-	-	-
幼児の数	(-1.718)	-	-	-	-
CHILD	-	-0.280	-0.280	-0.280	-0.280
子供の数	-	(-1.713)	(-1.713)	(-1.713)	(-1.713)
HWIFE	0.753	-	-	-	-
専業主婦の有無	(2.281)	-	-	-	-
AAC	0.578	-	-	-	-
専用自家用車の有無	(1.906)	-	-	-	-
ALTM1	-	-0.657	-0.657	-0.657	-0.657
代替交通手段ダミー	-	(-2.013)	(-2.013)	(-2.013)	(-2.013)
LOGSUM	0.936	0.826	0.826	0.826	0.826
目的地の期待効用	(7.928)	(4.732)	(4.732)	(4.732)	(4.732)
サンプル数	276		291		
尤度比 ρ^2	0.2419		0.1532		
$\bar{\rho}^2$	0.2280		0.1320		
的中率	76.81%		69.42%		

しかし、高次の選択になるにつれサンプル数が少なくなるため、有意な説明変数が得られにくく、尤度比 ρ^2 (自由度調整済み) でみた精度も低いことから、この推定結果が必ずしも有効とはいえない。むしろ、この場合には 2|1 以上の選択について統一的なパラメーター推定を行い、安定したモデルを得ることが必要と考えられる。

以上の検討結果より、1つの代替案として、1|0 の選択が 2|1 以上の選択とは本質的に異なるとみなし、1|0 に無制約型モデル、2|1 以上に制約型モデルを適用するケースを検討する (以下、部分制約型モデルとよぶ)。この結果を表—7に示す。このモデルでは、LOGSUM 変数がすべての選択段階で有意となり、かつパラメーターが 0~1 の範囲にあることから仮定した選択構造が成立したと考えられる。また、1|0 と 2|1 以上では、

固有の社会経済属性変数が組み込まれ、全体として多くの変数が導入できている。このモデルは、説明変数の多様さとモデルの尤度比 ρ^2 から判断して、OL モデルの中では最良のモデルと考えられる。

(3) RL モデルの適用

このモデルでは、買物頻度を一定の買物回数に対する生起確率とみなすために、可能な買物回数 N を外生的に与える必要がある。単純には1か月間の休日を最大4、5回と考え、それを N とすればよいが、買物に行ける回数はレジャーなど買物以外の活動との関係から決まるものであり、必ずしもそうとは限らない。ここでは N を1、2、3、4回とした場合の4ケースを設定し、モデルの適用性と安定性について検討する。

パラメーター推定は、被説明変数が連続確率変数(シェア)であることから、可能な買物回数 N に応じて1サンプルを N 倍し、それぞれについてバイナリーの選択確率を設定する方法を用いた。たとえば、 $N=4$ 回に対して3回選択されているもの(選択確率=3/4)は、選択確率=1のサンプルが3個と選択確率=0のサンプルが1個あるものと置き換える。ただし、それぞれのサンプルには $1/N$ の重みを付けることが必要である。この方法により通常の最尤推定法でパラメーターが推定される。

推定結果は表一8に示すとおりである。下位モデルから推定される目的地の期待効用 (LOGSUM 変数) はすべてのケースで有意水準に達し、かつパラメーターは0~1の範囲にあることから仮定した選択構造は成立したと考えられる。各ケースを比較すると、0回と1回以上の選択 ($N=1$) とそれより高次の選択 ($N \geq 2$) とでは有意な変数組が異なり、OL モデルの場合と同様の結果が得られた。このことから、買物確率が買物回数によらず一定とみることは難しく、このモデルの適用には限

界があると考えられる。しかし、 $N \geq 2$ の3ケースを比較すると LOGSUM 変数のパラメーターは比較的安定した値を示し、モデルの尤度比 ρ_c^2 も良好な値となっていることから、基準回数の違いは定数項によって吸収されたと考えられ、比較的安定したモデルであることがわかる。また、統一的なモデルという意味で制約型 OL モデル(表一5)と比較すると、尤度比 ρ^2 (自由度調整済み) でみたモデルの精度および的中率は、RL モデルの方が優れている。

以上より、頻度選択モデルとしての RL モデルの適用性は一応示されたと考えられるが、やはり0回と1回以上の選択要因とそれより高次の選択要因の違いを考慮するための工夫が必要である。

(4) 線形回帰モデルとの比較

以上に示した頻度選択モデルの比較対象として、従来型の線形回帰モデルについて検討する。被説明変数を買物回数とし同様の説明変数を用いて回帰分析を行った結果、次のようなモデルを得た(変数名は表一4参照)。

$$\begin{aligned} \text{買物回数} &= -1.128 - 0.240 * \text{WORK} + 0.209 * \text{DLNC} \\ \text{[回/月]} & \quad (-2.59) \quad (1.81) \\ & + 0.559 * \text{LOGSUM} \dots \dots \dots (19) \\ & \quad (11.44) \end{aligned}$$

$R^2 = 0.321$, $F = 44.3$ (PROB > 0.01%), () は t 値

このモデルは、就業者数、免許証保有者数など上述の選択モデルとは異なる変数から構成されているが、これはモデル構造の違いに起因するものと考えられる。しかし、このモデルでも LOGSUM 変数が有意水準99%で有意と認められ、仮定した選択構造のもとでの頻度分析の有効性が示されたといえよう。

(5) 買物頻度選択モデルの評価

上述の検討から得られた部分制約型 OL モデル(表一7)、RL モデル(表一8、 $N=4$)、線形回帰モデルの3者について説明力の比較を行う。説明力は、買物頻度ランクごとの集計選択確率の再現度合から判断するものとし、OL および RL モデルについては推定用サンプルを総当たり法 (Sample enumeration method) により集計した値を用いる。つまり、サンプル数を M として集計選択確率 P_i を次式より推計する。

$$P_i = \sum_t P_{it} / M \dots \dots \dots (20)$$

ここで、個人 t が買物回数 i を選択する確率 P_{it} は、OL モデルは式 (5)、RL モデルは式 (11) からそれぞれ推定する。なお、RL モデルは $N=4$ のケースを用い、推計値は4回と5回以上を区別しない。一方、線形回帰モデルによる推計値は連続変数であるために、ここでは便宜上、ランク区分ごとの集計値を用いることとした。ランク区分は基本的に表一3と同様であるが、0未

表一8 RL モデルの推定結果

	() : t 値			
	N = 1	N = 2	N = 3	N = 4
定数項	-4.084 (-6.924)	-4.533 (-7.902)	-4.843 (-7.607)	-4.986 (-7.248)
BABY 幼児の数	-0.303 (-1.718)	-	-	-
HWIFE 専業主婦の有無	0.753 (2.281)	-	-	-
AAC 専用自家用車の有無	0.578 (1.906)	-	-	-
LOGSUM 目的地の期待効用	0.936 (7.928)	0.972 (7.754)	0.954 (7.092)	0.915 (6.418)
サンプル数	276	276	276	276
尤度比 ρ^2	0.2419	0.2696	0.2960	0.3281
$\bar{\rho}^2$	0.2280	0.2644	0.2907	0.3233
ρ_c^2	0.2419	0.2379	0.2169	0.1928
$\bar{\rho}_c^2$	0.2308	0.2351	0.2140	0.1899
的中率	76.81%	75.36%	73.07%	74.91%

表—9 現況再現力の比較

トリップ数 (回/月)	実績シェア (%)	推定シェア (%)		
		OL	RL	線形
0	50.7	50.7	42.3	45.7
1	22.5	22.8	26.0	41.6
2	8.3	9.0	18.5	12.7
3	7.6	7.3	10.4	0.0
4	9.1	8.4	2.8	0.0
5回以上	1.8	1.8		0.0

表—10 政策シミュレーションの結果

トリップ数 (回/月)	BASE	待ち+捜し時間		駐車料金	
		-50%	-100%	1hr無料	2hr無料
0	50.7	46.5	40.6	49.9	45.9
1	22.8	24.0	24.8	23.0	24.2
2	9.0	9.6	10.6	9.1	9.9
3	7.3	7.7	8.7	7.4	8.0
4	8.4	9.8	11.9	8.6	9.6
5回以上	1.8	2.4	3.4	2.0	2.3
増加率%	-	+11.08	+29.15	+1.66	+11.46

満の推計値は0ランクに含めて扱った。

推計結果を表—9に示す。この結果からは、OLモデルが最も優れた説明力を示し、次いでRLモデルの有効性が認められる。OLモデルは0回と1回以上の選択とそれ以上の選択を区別したことによって特に良好な説明力を得たと考えられるが、2つの頻度選択モデルを従来型の線形モデルと比較すれば、両者とも優れた説明力をもつといえよう。

次に政策評価に対する頻度選択モデルの有効性をシミュレーションによって吟味する。仮定した3レベルの選択構造の有意性は、すでに各選択段階における合成変数 (LOGSUM 変数) のパラメーターの検定により確認され、買物頻度・目的地・駐車場の同時選択モデルが成立している。上述の検討結果より頻度モデルには部分制約型OLモデルを適用し、シミュレーションは推定用サンプルをベースとするマイクロシミュレーションの技法を用いる。なお具体的な政策のシナリオは都心部での駐車政策を想定し、次のように設定した。

- ① 駐車場捜しの時間+駐車場入庫待ち時間の減少
- ② 駐車料金のコントロール(一定時間以内の無料化)

ここで、駐車場捜しの時間と駐車場待ち時間は駐車場選択モデルの変数であり、駐車料金は目的地選択モデルの変数である。駐車料金の無料化は、駐車時間が一定時間以内である個人について、駐車料金を0円とすることで表現した。

試算結果を表—10に示す。この結果より、都心部で駐車場案内システムが導入され、駐車場捜し時間・入庫

待ち時間が50~100%まで減少した場合には、約11~29%の買物頻度の増加が期待される。同様に、駐車料金が2時間以内の駐車に対して無料となれば、約11%の頻度増加が期待される。この結果はシミュレーションのごく一例であるが、このような需要誘発効果は頻度選択モデルの導入によって、初めて推計・予測できるものであり、ここで検討された頻度選択モデルの有効性を十分に示したと考えられる。

なお、ここでのシミュレーションは、頻度選択モデルの有効性を示すのが目的であり、結果の妥当性については、サンプル固有のバイアスなどが存在すると考えられるため、事前・事後調査などによる検証が必要である。

6. まとめと今後の課題

本研究は、休日の買い回り品買物交通を対象として、2つの頻度選択モデル (OLモデル, RLモデル) を、NLモデル体系の中で統一的に扱う方法を提案し、その適用性を実証的に検討したものである。ここで得られた結論を要約すれば以下のとおりである。

第1に、2つの頻度選択モデルの特性を整理した結果、次の点が明らかとなった。OLモデルは、すべての選択段階を統一的に扱う制約型モデルと各選択段階を独立に扱う無制約型モデルに分けられ、前者の適用は各選択段階の説明要因が同じとみなせる場合に限られるが、後者は選択段階ごとの説明要因の違いを考慮できるという点でさらに柔軟性の高いモデルである。また、両者とも選択段階ごとの定数項により頻度分布を的確に再現できること、IIA特性を緩和できることなどから、その適用性は高い。一方、RLモデルは、頻度選択が二項分布に従うという仮定により、説明変数の設定が容易になり、定数項の導入により頻度の平均値を再現できるなどの利点を有する。しかし、選択要因が選択回数によって異なる場合や、選択要因が同じでもそれらのパラメーターを一定とみなせない場合には、安定したモデルを得ることができないため、その適用は限定される。

第2に、これらのモデルを実際のデータに適用した結果、実際の買物頻度選択では0回と1回以上の選択がそれより高次の選択と異なることが明らかとなった。このためOLモデルでは、単に無制約型、制約型の適用では的確なモデルを得ることができず、両者を組み合わせた部分制約型モデルを提案し、より説明力の高いモデルを示した。一方、RLモデルでは二項分布の仮定に限界があり、買物頻度分布を的確に再現するには至らなかったが、統一的なモデルとしては、制約型OLモデルと同程度の精度が得られることを示した。また、両モデルは、従来の線形回帰モデルとの比較から、その説明力はきわめて高いことが示され、その適用性は明らかとなっ

た。

第3に、頻度選択を含む3段階の選択構造が成立することを明らかにし、買物頻度選択においては、駐車場の効用、交通サービス水準など目的地の総合的な効用が重要な説明要因であることを示した。特に本研究では、目的地における駐車場の効用を明示的に扱い、それが頻度選択にまで影響することを明らかにした。

第4に、本研究で得られた買物頻度・目的地・駐車場の同時選択モデルによる政策シミュレーションの一例から、従来の研究で課題とされた需要誘発効果の計測が可能となることを示した。ここに、頻度選択モデルを導入することの意義が示されたと考えられる。

また、今後の研究課題としては、次の3点が挙げられる。第1に、本研究の対象とした浜松都市圏が自家用車利用に関して固定的であるという交通特性を有するため、モデルには交通手段選択を考慮していない。より包括的なモデルを得るためには、交通手段選択を含むモデルの構築が必要である。第2に、本研究は休日の買物交通分析の端緒として、買い回り品購買層を対象とした分析にとどめているが、全体の買物交通を扱うためには、最寄り品購買層を対象とした分析も必要である。第3に、このようなモデルを実際の交通計画に適用するためには、シミュレーションのバイアスを緩和するための工夫が必要である。

最後に、本研究を進めるにあたって、建設省建築研究所の浅野光行室長、東京大学都市工学科の大西 隆助教に有益なご示唆をいただいたことを記し、ここに感謝の意を表する次第である。

参 考 文 献

- 1) Sherman, T.L. *et al.* : Application of Disaggregate Travel Demand Models, NCHRPR 253, TRB, pp.21~26, 1982.
- 2) Sheffi, Y. : Estimating choice probabilities among nested alternatives, Transp. Res. 13 B, pp.189~205, 1979.
- 3) Vickerman, R.W. and Barmby, T.A. : Household trip

generation choice—Alternative empirical approaches, Transp. Res. 19 B, No.6, pp.471~479, 1985.

- 4) Barmby, T.A. : Models for analysing trip-level data, *Envir. Planning A*, Vol.23, pp.119~123, 1988.
- 5) Kitamura, R. : A model of daily time allocation to discretionary out-of-home activities and trips, *Transp. Res.* 18 B, pp.255~266, 1984.
- 6) 原田 昇 : Nested Logit モデルの理論と適用に関する研究のレビュー, 土木学会論文集, 第353号/Ⅳ-2, pp.33~42, 1985.
- 7) Richards, M. and Ben-Akiva, M. : A Disaggregate Travel Demand Model, Saxon House, 1975.
- 8) 松本昌二・熊倉清一・松岡克明 : 非集計モデルによる買い回り品買物交通の目的地・手段選択行動の分析, 都市計画学術研究論文集, No.18, pp.469~474, 1983.
- 9) 河上省吾・広島康裕・山田 隆 : 買物・レジャー交通に関する非集計モデルの交通サービス変化時への適用性の検討, 都市計画学術研究論文集, No.19, pp.43~48, 1984.
- 10) Adler, T.J. and Ben-Akiva, M. : Joint-choice model for frequency, destination and travel mode for shopping trips, TRR 569, pp.136~150, 1976.
- 11) 武 政功・原田 昇・毛利雄一 : 休日の買物行動における駐車場選択に関する研究, 都市計画学術研究論文集, No.22, pp.523~528, 1987.
- 12) Vickerman, R.W. and Barmby, T.A. : The structure of shopping travel—Some developments of the generation model, *J. Transp. Econ. Policy* 18, pp.109~121, 1984.
- 13) Hazel, G.M. : The development of a disaggregate trip generation model for the strategic planning control of large foodstores, *Traffic Eng. Control* 29(3), pp.148~154, 1988.
- 14) Ben-Akiva, M. and Lerman, S.R. : *Discrete Choice Analysis*, pp.253~275, The MIT Press, 1985.
- 15) Ben-Akiva, M., Sherman, T.L. and Kullam, B. : Disaggregate Travel Demand Models for the San Francisco Bay Areas, Non-Home-Based Models, TRR 673, pp.93~99, 1978.
- 16) 林 良嗣・富田安男 : マイクロシミュレーションとランドム効用モデルを応用した世帯のライフサイクル—住宅立地—人口属性構成予測モデル, 土木学会論文集, 第395号/Ⅵ-9, pp.85~94, 1988.

(1989.5.26・受付)