

京都大学大学院 学生員 北村隆一
 京都大学大学院 学生員 上野義弘
 京都大学大学院 学生員 小山孝一

1. はじめに

Modal Splitに影響を与える要因としては、利用モードの特性、個人の嗜好性・制約性、交通網のもつ特性、トリップ自体のもつ特性などが考えられ、また、その名々が数多くの要因の組合せから成り立っていると考えられる。しかしながら、基本的には、Modal Splitは、Trip makerの諸特性が反映された選択行動として取り扱うことが可能と思える。特に、質的に異った機関の間での選択を考える場合には、各人によって、嗜好性や制約性に大きな差が生じるものと考えられるので、Trip makerの諸特性を説明している個人属性のような個別的な変数を利用したほうが、予測の精度が上がるものと考えられる。

ところで、個人属性は、各個レベルでの利用モードの選択を論じるのには有効であるかもしれないが、それを個別的な変数であるが故に、マクロ的な予測モデルに利用することが困難となる。ここにPerson TripのModal Splitにおけるジレンマが存在すると言えよう。そこで、個々のトリップに対するミクロ的な要因分析によってマクロ的な予測モデルに適用する要因を抽出し、これを用いてTrip makerを層化した上で(車の保有非保有などで)分析・予測を行なうという方法がとられる。本稿では、こういった立場から個人属性を主な要因としてTrip makerをいくつかのセグメントに層化するための要因の分析を行なった。

分析の基本的な考え方としては、次の2点を挙げることでできる。

- i) 個人属性と、利用モード特性の間には密接な関連があると想定し、このことの検証及び予測への適用を目的として分析を行なう。従って、地域の特性や、ODペア間の機関の競合状態は場に取りわれない。
- ii) 利用モードは、アブストラクトに扱われる。また1つのトリップで複数のモードを利用した際には、これらの合成的な特性値を算出して、利用モード特性とした。

2. 分析方法

本稿で用いられた手法は、統計学のいわゆる正準相関分析である。正準相関分析は、2組の変数から与えられた時に、各々の組について総合特性値を求めて、これらの総合特性値間の相関関係と組内の相関に関する情報を集約し、説明しようとするものである。この総合特性値は、

$$\text{第1組 } m = \sum_i x_i f_i^m \quad \text{第2組 } p = \sum_j x_j f_j^p$$

(ただし、 m, p : 総合特性値、 x_i, x_j : 各組の要因値、 f_i^m, f_j^p : 係数)

という形で表わされる。ここで、 m と p の相関が最大となるよう、各要因にかかると係数 f_i^m, f_j^p を決定するわけである。今、各要因の特性値が、平均0、分散1に標準化して与えられたとすれば、 f_i^m, f_j^p の値を各組内で比較することと、総合特性値 m, p に対する各要因の偏相関係数を吟味することによって、各要因の影響度を吟味することが可能になるだろう。ここで、第1組を利用モード特性のグループ、第2組を個人属性のグループとした時、 m, p はそれぞれ、利用モード特性の総合特性値、個人属性の総合特性値を表わす。 m, p は互いに相関をもつものであるが、 m 値の大きい値を持つ個人は、 p 値の大きい値のモードを利用すると考えるわけである。

使用したデータは、昭和45年京都市パーソントリップ結果から、不明項目のないものを無作為に通勤1020、自由880のトリップを抽出して行なった。抽出した要因としては、個人属性として、1日の総トリップ数、性別、年齢、職業、地位、免許有無、郡数、家族人数、車の有無、利用モード特性として、単位距離あたりの費用(円/km)、単位距離あたりの所要時間(分/km)、アクセス使歩時間(分)、乗り換え回数(回)、大量輸送機関が個別輸送機関の別、他にゾーンペアのパターン(中心地区へ向かう)、トリップ長などの要因

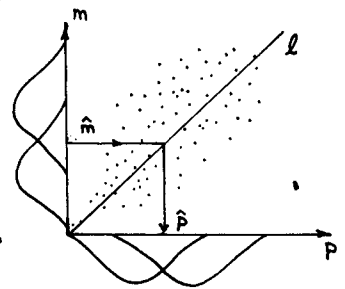
も分析にあたって使用した。

3. 分析結果と考察

要因の組み換え等を介さないながら、現在計算を継続中であるが、現在までの結果を報告すると、

- i) 個人属性で影響度の大きい要因は、免許有無、車の有無、性別の3要因で、これらの要因がTrip makerを属化することで、重要となると思われる。
- ii) 以下、地位、職業、年令の順で、職業、年令は影響力が小さい。これはトリップ目的を通勤、自由に限定して行なうとせいぜいしれぬが、職業については、分類を再編して計算を行なう必要もあるだろう。
- iii) 利用モード特性で各人が選択する基準としているものは、まず大量輸送機関が、個別輸送機関の別でありこれに次いで所要時間、アクセス徒歩時間となり、費用は意外に小さい。
- iv) トリップ目的別では、自由トリップの方が、所要時間に重点をおいて選択しているようである。このことは一見、並の結果がでてきたように思うが、通勤の特殊性（ラッシュ時のトリップ、定時性の重視など）が関係しているかも知れない。
- v) トリップパターン（着ゾーンがCBDか否か）を個人属性側に組み込んだ場合、通勤のほうから、自由なトリップより車を選択する傾向にある。これは、駐車場の確保という意味で、通勤の方が安定しているからだろうと思われる。

また m と p の相関係数は、どのケースでも $0.6 \sim 0.7$ である。また各ランダムに、 m 、 p を利用モード（大量、個別）にプロットすると右のような図が得られる。 m の分布は、利用モード別にみても正規分布を仮定できると考えてよいだろう。今、マクシミン原理で、 m 軸で個別-大量輸送する際の分岐点を得、これを正率相関係数より定まる直線 l を媒介として p 軸における両群の判別点 $\hat{p}$ を定める。 $\hat{p}$ を分岐点とした場合の利用モードの適中率は $0.8 \sim 0.85$ であり、判別という立場に立たず分析であるにもかかわらず、結果的に両群を良好に判別している。このことは、個人属性のみからの利用モードのアブストラクトな特性値の予測であるにもかかわらず、京都市における結果として、これが、交通機関の予測に耐えうるであろうということを示していると考えられる。なお、計算結果等は、現在継続中のものをまとめた形で、講演時に示すことにする。



4. 予測への適用

ここでは、本稿がその大きな目的としているセグメント化、及びその予測への適用に絞りたい。サンプルを内部的に均一な層に分割することにより一般に分析、予測の精度を向上させることを考えることができる。これに加えて、既に触れたように個人属性という個別的な要因をマクロな予測における説明変数として組み入れる際には、属化することや方法的に不可欠となるであろう。この2点がここでセグメント化を試みる基本的な理由であり、セグメントの基準となる要因（個人属性）の選択は、セグメント間の分散の最大化（内部的な均一性の保持）及び予測に対する有効性を基準になされる。このようにして得られたセグメント毎に m （あるいは p ）の変化に対する p （あるいは m ）の対応を見ていくことにより将来のモード利用率の推定を行なうわけである。ここでの方法による予測の判点として、モードがアブストラクトに移われているために、例えばマストウのサービス水準の向上とそれに伴う自動車からの転換率との関係を定量的に把握する、という点での予測が可能である点、同様の理由により現存しないモードに対して予測が可能である点などを挙げることもできる。また、 m と p のセグメント毎の分析を通じて、モードの選択における制約性あるいは、Transportation Poorの問題に対する一つのアプローチが可能になると考える。これらの点に関しては、現在、作業を進めている段階であって、結果は、講演時に示したいと思う。