

北海道大学 工学部

正 員 ○ 山 形 耕 一

〃

学生員 横 田 貢

〃

〃 関 口 信 一 郎

## 1. はじめに

利用交通手段の選択は、基本的には、トリップを行なう人の個人的な判断にもとづく。すなわち、トリップを行なう人は、自分のこれから行なうトリップの起終点間において利用可能な幾つかの交通手段別経路を考え、それらの経路特性、例えば所要時間、運賃、駅へのアクセシビリティ、乗換の有無等を考慮に入れて経路の比較を行なうと考えられる。交通手段別経路の比較にあたっては、トリップを行なう人の個人的な特性によって、各要因への重みの置き方が異なるであろうし、また、同一個人であっても、トリップの目的、緊急度、天候といった偶然的な要素によっても評価のウェイトが異なるであろう。すなわち、交通手段の選択要因には、交通網特性の他にトリップを行なう人の個人的な特性およびトリップ自体の特性が影響している。

一方、予測プロセスにおけるモーダルスプリットでは、トリップインターチェンジモデルをとるものとする、ゾーン間の交通量を各交通機関別に分担することが要求される。そこでは、個々のトリップにおける経路特性やトリップを行なう人の特性は取り上げられず、ゾーンの代表点間における交通手段別経路特性とゾーン間の交通手段別分担率との対応に着目してモデル化が行なわれていることが多い。この点で、モーダルスプリットモデルの多くはマクロ的なものといえよう。これに対して、個々のトリップごとに、諸要因との対応から交通手段の選択を考える方法はミクロ的な立場といえる。

本解析は、統計的判別関数の手法を用いた利用交通機関の選択に関するミクロ分析であって、モーダルスプリットプロセスの基本である利用交通手段の選択の現象における人の判断のプロセスを判別関数によりモデル化し判断に大きな影響をもつ要因を抽出することを目的としている。予測プロセスでの利用を考えるならば、ミクロモデルはデータ整備等の点で適用上の難点があり、マクロモデルが優利と考えられる。ここでは、主要な要因を抽出することにより、マクロモデルに投入すべき要因を吟味することを目指している。利用交通手段選択の主要要因を抽出することは、判別関数では、より少ない要因で高い判別効率を与えるような要因群を求めることとなる。本解析では、変数減少プロセスを開発し、影響の少ない要因の除去を行なっている。

## 2. 解析のプロセス

判別関数は、被説明変数が分類尺度、説明変数が間隔尺度である多変量解析の一種であり、ある定められた変数群に対して1組の実現値を投入したとき判別結果1または2を指す器械を想定すればよい。P個の要因を考え、被説明変数の値がそれぞれ1, 2であるデータ群のP次元空間における重心を $(\bar{x}_1^{(1)}, \dots, \bar{x}_p^{(1)})$ ,  $(\bar{x}_1^{(2)}, \dots, \bar{x}_p^{(2)})$ とする。いま、データの組 $x(x_1, \dots, x_p)$ を考え、各要因における要素の実現値の確率分布を考慮にいったP次元空間を考え、この空間における点 $x$ と、重心1および重心2との距離をそれぞれ $D_1, D_2$ とする。このとき、 $D_1 < D_2$  なら点 $x$ は群1に属し、 $D_2 < D_1$  ならば点 $x$ は群2に属すると判断される。従って、P次元空間において2群の境界 $D_1 = D_2$  なる超平面に垂直で、 $D_1 = D_2$  のとき値0をとる $z$ 軸を考え、データ $x$ を $z$ 軸に投影する関数

$$z = a_0 + a_1 x_1 + \dots + a_p x_p \quad [1]$$

を求めるとこれが判別関数である。パラメータ $a_0, a_1, \dots, a_p$ は、 $z$ 軸上での群間の変動の群内の変動に対する比を最大にするという基準から解くことができる。

主要な要因を抽出する過程としては変数の減少法を採っている。いま、P個の変数を用いた判別関数における判別効率を $D_p^*$ と表わす。P個の変数に更にI個の変数を加えて、 $P+I$ 個の変数を用いた判別関数の判別効率を

$D_{p+r}^2$ とすると、 $D_p^2 \leq D_{p+r}^2$  が成り立つ。この判別効率の増分が $r$ 個の変数が実質的な説明力をもつことによるものであるかどうかは、

$$F = \frac{n_1 + n_2 - p - r - 1}{r} \cdot \frac{D_{p+r}^2 - D_p^2}{(n_1 + n_2 - 2)(n_1 + n_2) / (n_1 + n_2 + D_p^2)} \quad [2]$$

$n_1, n_2$  は それぞれ群1および群2に属するデータの数

なる $F$ が自由度 $(r, n_1 + n_2 - p - r - 1)$ の $F$ 分布することを用いて検定することができる。変数減少法では、まず、用意した $m$ 個の変数を全て用いて判別関数を作成し、その判別効率を $D_m^2$ とする。次に、 $m$ 個の変数のうち、 $i$ 番目の変数を除去し残りの $m-1$ 個の変数を用いて判別関数を作成し、その判別効率を $D_{m-1}^2$ とする。この時、 $D_m^2, D_{m-1}^2$ より[2]式の $F_{m-1}$ を算出し、この $F$ の値が有意水準 $\alpha$ における $F$ 分布の受容域にあるならば、変数 $i$ は判別効率の増加に有効に作用してないと考えよう。そこで、変数 $i$ は消去の対象となる。この過程を $i=1, \dots, m$ につき行ない、 $F_{m-1}$ が最小で、かつ、 $F_\alpha$ より小さい変数 $i$ が消去される。次のステップでは残留した $m-1$ 個の変数を対象にして、同様の過程を実行する。この過程は、最小の $F$ が $F_\alpha$ より大きくなれば打ち切れ、残留した要因が交通手段の選択に大きな重みを持つと考えられる。

データとしては、道央都市圏PT調査を用いており、CBDと真駒内周辺間の通勤トリップを対象としている。対象とした要因は、個人属性として、性別、年齢、ライセンスの有無、自動車の保有非保有を、また、交通機関別経路の特性としては、全所要時間差、費用差、アクセシビリティを表わす歩行時間差、乗車時間差を用いている。これらの要因において、個々のトリップ毎に、実現した経路ともし他の交通機関を用いたときに採ったであろう経路との所要時間差等を説明変数として投入し、判断結果と対応させている。

### 3. 解析結果

下表に自動車と大量交通機関の選択における変数の消去の順序、判別効率および消去された変数の判別効率への寄与に関する $F$ 値(式[2])を示す。 $F$ の値によれば、ステップ6において所要時間変数を消去することは棄却される。そして、ステップ5において残留した6変数を主要な要因と考えることができよう。これらの主要な要因は、自動車利用の可能条件である自動車および運転免許の保有、経路における全所要時間差、乗車駅(停留所)へのアクセシビリティを表わす全歩行時間差および自宅側での歩行時間差である。ステップ5段階における的中率は約78%である。ここで、自動車利用の可能条件が、経路条件よりも強く影響している点が注目され、自動車利用にまだ余裕のある札幌都市圏の特徴を示していると考えられる。これらの結果は、本解析で用いた手法が妥当であることを示している。今日用いた要因は、PT調査原票記載のものに限られているが、今後、より多くの要因を加えて、交通機関選択の主要な要因を確定していきたい。

| ステップ | 変数数 | 性別 | 年齢 | 運転免許の有無 | 自動車保有の有無 | 全所要時間差 | 費用差 | 全歩行時間差 | 自宅側歩行時間差 | 勤務地側歩行時間差 | 乗車時間差 | 判別効率の増分 | 判別効率  | 消去した変数の判別効率 |
|------|-----|----|----|---------|----------|--------|-----|--------|----------|-----------|-------|---------|-------|-------------|
| 1    | 10  | ○  | ○  | ○       | ○        | ○      | ○   | ○      | ○        | ○         | ○     | 19.99   | 2.464 | —           |
| 2    | 9   | ○  | ○  | ○       | ○        | ○      |     | ○      | ○        | ○         |       | 22.25   | 2.462 | 0.094       |
| 3    | 8   | ○  | ○  | ○       | ○        | ○      |     | ○      | ○        | ○         |       | 25.05   | 2.459 | 0.197       |
| 4    | 7   | ○  | ○  | ○       | ○        | ○      |     | ○      | ○        |           |       | 28.65   | 2.445 | 0.248       |
| 5    | 6   | ○  |    | ○       | ○        | ○      |     | ○      | ○        |           |       | 33.09   | 2.425 | 1.741       |
| 6    | 5   | ○  |    | ○       | ○        |        |     | ○      | ○        |           |       | 38.28   | 2.332 | 5.561       |
| 7    | 4   |    |    | ○       | ○        |        |     | ○      | ○        |           |       | 42.95   | 2.089 | 15.097      |
| 8    | 3   |    |    | ○       | ○        |        |     | ○      |          |           |       | 50.53   | 1.839 | 16.074      |
| 9    | 2   |    |    | ○       | ○        |        |     |        |          |           |       | 73.43   | 1.778 | 39.858      |
| 10   | 1   |    |    |         | ○        |        |     |        |          |           |       | 96.20   | 1.162 | 44.172      |