非集計分担率モデルにおける個人属性の影響について

名古屋大学工学部　正　河上省吾
名古屋大学工学部　正 ○磯部友彦

1. はじめに

非集計交通手段選択モデルを用いた需要推計手法の特徴は，いろいろあるが，その中でも重要と思われるものは個々人のそれぞれに関する要因を用いて交通手段選択を説明できることである。これによって属性の相違による手段選択行動の相違が，集計モデルでは集計ゾーン内の平均的とらえ方しかできなかったが，非集計モデルでは個々人の属性による細かな影響がとらえられるわけである。

次に個人属性をモデルの説明変数に加えることの意義について考えてみる。個々人があるトリップをするとき交通手段選択に関して交通手段の条件の相違を考えて選択すると通常考えられるが，といって全ての個人が，同じ交通手段の条件下で，全く同じ選択行動をとるわけではない。個々人はそれぞれ特有の交通手段選択行動をとる。つまり，2つの交通手段の特性が全く同じでも常にどちらかの手段を選択する傾向が見られる。このような偏りは各個人の個有の特性つまり個人属性によるものと考えられる。よって非集計交通手段選択モデルにおいては個人属性を説明要因としなければならない。

本研究の目的は，以上の理由から個人属性を考慮した非集計交通手段選択モデルを構築し，その個人属性が非集計モデルの説明要因としてどれくらい有効かを調べることにある。また，モデル式の構造はロジットモデルを用いる。そしてこのロジットモデルの係数推定方法として最尤推定法とWarnerが行った判別分析法の2通りで行い，両者の結果を比較し，考察する。

2. 個人属性の導入方法について [1)]

個人属性が，非集計交通手段選択モデルに不可欠であることがわかったが，では，性別，年令，職業等の属性を説明要因として非集計モデルに組み込むにはどうしたら良いかが問題となる。本研究では個人属性の各カテゴリーをダミー変数化することにより，この問題点を克服することにした。

ダミー変数の発想法は，独立変数も従属変数も共に定量的変数であるところへ，第2の独立変数として定性的な属性を加えることから来ている。たとえば，ある個人の交通手段選択確率Yが，個人の所得Zとかなりの直線的相関をしていると仮定しよう。しかし，ここに性別という属性を導入して，男女別々に回帰方程式

$$Y = \beta Z + \alpha_1 \quad (男) \qquad (1)$$

$$Y = \beta Z + \alpha_2 \quad (女) \qquad (2)$$

ここにβは係数，α_1，α_2は　定数

を考えれば，交通手段選択確率Yの予測はより精密になるであろう。この場合α_1は男の回帰直線のY軸の切片であり，α_2は女の回帰直線のY軸の切片である。

さてこのとき

$$X_1 = \begin{cases} 1 & (男のとき) \\ 0 & (女のとき) \end{cases} \qquad X_2 = \begin{cases} 0 & (男のとき) \\ 1 & (女のとき) \end{cases}$$

というダミー変数X_1，X_2を用いるならば，(1)式，(2)式は次のようにまとめて一つの式に書くことができる。

$$Y = \beta Z + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 \qquad (3)$$

さらに，ダミー変数X_1とX_2は相互に従属的であるので，その一方を省略しても良い。

$$Y = \beta Z + \gamma X_2 + \omega \qquad (4) \qquad ここで \quad \gamma = \alpha_2 - \alpha_1, \quad \omega = \alpha_1$$

以上は，最も簡単な場合で説明したが，より複雑な場合にも拡張できる。すなわち，定量的変数Z_iがr個，

定性的属性Xのカテゴリー数がS，さらにもう1つの定性的属性Wのカテゴリー数がtであったとすると，ダミー変数を含む回帰方程式は次のようになる。

$$Y = \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \cdots\cdots + \beta_r Z_r + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \cdots\cdots + \alpha_S X_S + \gamma_1 W_1 + \gamma_2 W_2 + \cdots\cdots + \gamma_t W_t \tag{5}$$

または

$$Y = \beta_1 Z_1 + \beta_2 Z_2 + \cdots\cdots + \beta_r Z_r + K_2 X_2 + K_3 X_3 + \cdots\cdots + K_S X_S + \lambda_2 W_2 + \lambda_3 W_3 + \cdots\cdots + \lambda_t W_t + \omega_0 \tag{6}$$

ここに β_i, α_i, γ_i, K_i, λ_i は係数

(5)式と(6)式の係数間の関係は次のとおりである。

$$\alpha_i - \alpha_1 = K_i \quad , \quad \gamma_i - \gamma_1 = \lambda_i \quad , \quad \alpha_1 + \gamma_1 = \omega_0 \tag{7}$$

本研究では以上のようにして説明要因となる属性に含まれる各カテゴリーをダミー変数化し，これを非集計手段選択モデルの説明変数として分析を行った。

3．非集計手段選択モデルの係数推定法について

3－1　Warnerの方法 [2) 3)]

Warnerが行った判別分析による方法について以下に述べる。まず，交通手段1と2があり，トリップ主体はそのうちどちらかを必ず選ぶものとする。いま，あるトリップ主体をとりあげたとき，その主体がどちらかの交通手段を選択するかはそのトリップおよびトリップ主体における諸条件がわかれば判別できるようにしたい。これには交通手段1を必ず選ぶ（または選んだ）トリップ主体の集団と交通手段2を必ず選ぶ（または選んだ）トリップ主体の集団が混在している集団の中から，あるトリップ主体の諸要因だけからその主体はどちらの手段を選択する集団に含まれる確率が高いかをわかるようにすればよい。

交通機関1，2を選ぶ母集団 G_1, G_2 の確率密度を $f_1(x)$, $f_2(x)$ としよう。また各サンプルを変量の値の組からなるベクトル　$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \cdots\cdots, x_n]'$　で表すことにする。ここで　$[\ ]'$　は転置ベクトル。

$P'(1)$, $P'(2)$ をそれぞれ G_1, G_2 から $\mathbf{x}$ が選ばれる先験確率とし，これが既知ならばベイズの決定法を用いることにより，誤判別を最小にできる。このとき，観測値 $\mathbf{x}$ を得たとき，これが G_m $(m=1, 2)$ からの観測値であるという条件つき確率は次式のようになる。

$$P(m) = \frac{P'(m) \quad f_m(\mathbf{x})}{P'(1)\, f_1(\mathbf{x}) \ + \ P'(2)\, f_2(\mathbf{x})} \tag{8}$$

$P(1)$ と $P(2)$ の比の対数をとると次式が得られる。

$$\ln\left\{P(1) / P(2)\right\} = \ln\left\{P'(1) / P'(2)\right\} + \ln\left\{f_1(\mathbf{x}) / f_2(\mathbf{x})\right\} \tag{9}$$

この式の右辺を $W(\mathbf{x})$ とおくと

$$P(1) = 1 \Big/ \left\{1 + \exp(W(\mathbf{x}))\right\} \tag{10}$$

つまり，ロジット型のモデルとなる。ここで f_m $(m=1, 2)$ の分布型は，G_1, G_2 が n 変量正規分布に従うとすることにより，式(9)の右辺は $\mathbf{x}$ の一次式となる。

Warnerの方法は以上のようにしてロジット型のモデルの係数値を推定する。

3－2　最尤推定法 [4)]

Warnerの方法はベイズの統計的意思決定法を用いてロジット型の判別モデルを導出したが，その他に，交通手段に対する効用関数を考え，この効用関数には確率分布する部分を含み，これがワイブル分布すると仮定することによりロジット型のモデルを導出する方法がある。この場合の基本的仮定はトリップ主体は各交通手段の効用の大きさを比較し，その大きい手段を選ぶということである。

2つの交通手段1，2がある場合，トリップ主体の手段1の選択確率は交通手段1の効用 U_1 が交通手段2の効用 U_2 より大きくなる確率として表せる。そしてこの効用は観測できる要因で表せる部分 V_1, V_2 と観測できない要因によって影響を受けると考えられる部分 ε_1, ε_2 とに分けることができる。

$$Pr(i) = Pr\{U_i > U_j\} = Pr\{V_i + \varepsilon_i > V_j + \varepsilon_j\} = Pr\{V_i - V_j > \varepsilon_j - \varepsilon_i\} \tag{11}$$

バイナリーロジットモデルは$\varepsilon_j - \varepsilon_i$がワイブル分布すると仮定して導出される。

$$Pr(1) = Pr\{U_1 > U_2\} = \exp\{V_1\} / \exp\{V_1\} + \exp\{V_2\} \tag{12}$$

V_m $(m=1,2)$ の関数型を線型と仮定すると　$V_m = \beta' X_m$　（βは係数行列）　となる。

この係数βの推定方法は，最尤推定法により次式を最大にすることにより得られる。

$$\mathcal{L}^* = \prod_{n=1}^{N} P_{1n}{}^{\delta_{in}} \cdot (1 - P_{1n})^{1-\delta_{in}} \tag{13}$$

ここに　$\delta_{in} = \begin{cases} 1 & \text{（トリップ主体 } n \text{ が手段 1 を選んだとき）} \\ 0 & \text{（　〃　手段 2　〃　）} \end{cases}$

3－3　Warnerの方法と最尤法の違いについて

Warnerの方法におけるモデルと最尤法におけるモデルは，それぞれ本来，何を表そうとするものなのかを考えてみる。

Warnerの方法は，N_1/N_2といった各手段を選択しているトリップ主体の集団の比を考えている。これはそれぞれの手段を選択したサンプルの出現確率の比だが，これをそれぞれの手段を選択するときの先験確率の比として取り扱っている。この先験確率の比はそれぞれの手段を選ぶトリップ主体の説明変数の値の相違による影響とは無関係に，交通手段選択傾向の特定手段への偏りを表している。

つまり，説明変数の値が全く同じであっても手段選択確率は同じ値にならず，先験確率の大きさに依存する。しかし，この偏りは本来，個人によって異なるはずのものであるが，先験確率だけでは全てのトリップ主体が同じ偏りを持つことになる。そこで本研究では，個々のトリップ主体による偏りをそのトリップ主体の属性を用いて表すことができると考え，交通手段選択モデルに個人属性を取り入れることにした。

最尤法により係数推定されるロジットモデルは，Warnerの方法のような先験確率は考えていない。前節に示した式(11)のUは各個人毎の効用関数であり，V，εはそれぞれ観測された要因（関数に取り入れられた要因）による影響と観測されない要因（関数に取り入れられなかった要因）による影響を表している。効用関数Uが個人毎の関数である場合はこれまでの説明でよいが，そのときUの関数の係数推定は同一個人の中で多くのデータを収集して行わなければならない。しかし，現実の交通挙動は各個人について一通りしか存在しない。そこで多人数のデータを収集して関数Uの係数推定を行う。この場合，Uを個人の効用関数の場合と同様にVとεで表すと，εの中に個人間の相違による影響も含むことになる。個人間の相違はその属性による相違により表せると仮定すると，その部分をεから取り出して考えねばならない。そこで次式のようにUを分解できるとする。

$$U_i = V_i + S_i + \varepsilon_i \qquad \text{ここで } S_i \text{は個人 } i \text{ の属性による影響部分} \tag{14}$$

以上が各々のモデルの構造上から見た個人属性導入の意義の相違である。

4．本研究に用いたデータについて

モデルの作成にあたって使用したデータは昭和46年の中京PTSの個人データである。このうちの名古屋市内16ゾーン間のトリップを取りあげ，ゾーン内々トリップおよび名古屋市外関連トリップは取り除いた。交通目的は出勤目的のサンプルのみを取りあげた。分析用には全サンプルの約3％にあたるサンプル（マストラ利用は255，自動車利用は155）を用いた。

これらのデータを用いてモデルを組み立てる。交通手段は，マストラと自動車の2手段とする。導入する変数は，個人属性である「性別」「年令」「職業」「自由になる車の有無」の各カテゴリーをダミー変数化し，さらにゾーンの特性である「出発地」「目的地」をダミー変数化し，また交通施設条件である両交通手段のゾーン間の所要時間差をも導入した。ここに導入した個人属性は，過去に同じデータを用いて行われた交通手段選択の影響要因の分析からいずれも高い影響度を持つことがわかっている[5]。表1にこれらの変数と分析に用いたサンプル数を示した。

5. 計算結果および考察

モデルの説明変数の導入は表2に示す6ケースを考え，それぞれの係数を推定した。

各ケースにおける係数の推定結果を表3に示した。また，手段選択現象の再現性の指標として適中率を次のように定義し，各ケースの値を表3の下欄に示した。

（マストラ適中率）$R_{mt} = N_{11} \;/\; N_{11} + N_{12}$

（自動車適中率）　$R_c = N_{22} \;/\; N_{21} + N_{22}$

（総合適中率）　　$R = N_{11} + N_{22} \;/\; N_{11} + N_{12} + N_{21} + N_{22}$

ここに N_{11}，N_{22} は，マストラ，自動車をそれぞれ利用しているサンプルのうち，正しく推定されたサンプル数。N_{12}，N_{21} はマストラ，自動車をそれぞれ利用しているサンプルのうち誤って推定されたサンプル数。

以下，結果に対する考察を行う。

まず，係数値の値の見方について説明する。各ダミー変数の係数値の大小は，連続変量のように単独の係数値の大小について見ればその要因による影響の大小がわかるというものではなく，ある要因に含まれる全てのカテゴリーに対するダミー変数の係数値について見なければならない。そして，式(6)からわかるように，変数として取り入れなかったカテゴリーに対する値を基準値「0」とし，他のカテゴリーに対する係数値はこれからの相対的な値となる。ここでは，係数値の大きい変数に対するカテゴリーを含むサンプルがマストラ利用可能性が大きいということになる。

次に要因ごとに係数値を見ていくことにする。

表-1 モデルに用いた説明要因とサンプル数

要因	カテゴリー	ダミー変数名	サンプル数
性別	男	S1	266
	女	*	141
年令	13才 ～ 18才	A1	6
	19 ～ 24	A2	96
	25 ～ 34	A3	124
	35 ～ 44	A4	93
	45 ～ 54	A5	55
	55 ～ 64	A6	28
	65才以上	*	5
自由になる車の有無	有	C1	149
	無	*	258
職業	農林漁業，採鉱採石従事者		—
	技能工・生産工程従事者	J1	65
	運輸・通信従事者	J2	20
	管理的職業従事者	J3	37
	販売従事者	J4	55
	事務従事者	J5	124
	自由業・サービス業従事者	J6	41
	専門的・技術的職業従事者	J7	59
	保安職業従事者	*	6
出発地	千種区	O1	44
	東区	O2	15
	北区	O3	39
	西区	O4	28
	中村区	O5	31
	中区	O6	14
	昭和区	O7	24
	瑞穂区	O8	33
	熱田区	O9	18
	中川区	O10	31
	港区	O11	16
	南区	O12	32
	守山区	O13	24
	緑区	O14	23
	名東区	O15	19
	天白区	*	16
目的地	千種区	D1	26
	東区	D2	35
	北区	D3	13
	西区	D4	23
	中村区	D5	41
	中区	D6	137
	昭和区	D7	21
	瑞穂区	D8	18
	熱田区	D9	27
	中川区	D10	12
	港区	D11	18
	南区	D12	16
	守山区	D13	7
	緑区	D14	6
	名東区	D15	2
	天白区	*	5
		合計	407

（注）ダミー変数の＊は各要因の基準カテゴリー

表2　モデルのケース　　○印が取り入れた要因

ケース	1	2	3	4	5	6
ゾーン間所要時間差	○	○	○	○	○	○
自由になる車の有無	—	○	○	○	○	○
性別	—	—	○	○	○	○
年令	—	—	○	○	○	○
職業	—	—	—	○	○	○
出発地	—	—	—	—	○	—
目的地	—	—	—	—	—	○

年令に対する変数の各係数値は「65才以上」のカテゴリーを基準と考えた。Warnerの方法の結果と最尤法の結果を比べると「13～18才」のカテゴリーに対する値が大きく異なっており，最尤法の値は他のカテゴリーに比べても非常に大きくなっている。他のカテゴリーの係数値の大小関係は，「25～34才」「35～44才」のカテゴリーの係数値が小さく，「45～54才」「55～64才」「65才以上」（基準値）の順に大きくなる。この関係は運転免許取得年令や自動車購入能力や体力などを考えるとほぼ妥当なものと言えよう。

性別に対する変数の係数値は「女」のカテゴリーを基準と考えた。いずれのケースとも係数値の符号はマイナスとなっていることから「女」の方がマストラ利用可能性が大きいことがわかる。

自由になる車の有無という属性に対する変数の係数値は「無」のカテゴリーを基準と考えた。いずれのケースとも係数値の符号はマイナスとなっていて妥当な関係を示している。この係数値は他の要因の係数値よりも大きなものとなっている。

職業属性に対する係数値は「保安職業従事者」のカテゴリーに対する変数の係数値を基準と考えた。このうち「技能工，生産工程従事者」「管理的職業従事者」「販売従事者」「自由業・サービス業」の各カテゴリーの係

数値は小さい，つまり，マストラ利用可能性が低く，その他のカテゴリーの係数値は大きい，つまり，マストラ利用可能性が高いことがわかる。

出発地と目的地要因に対する変数の係数値はともに名古屋市周縁部の「天白区」のカテゴリーを基準と考えた。出発地ダミー変数について見ると係数値の大きいカテゴリーおよび小さいカテゴリーをそれぞれ3つずつあげると，大きい方は「東区」「中村区」「中川区」で小さい方は「中区」「瑞穂区」「北区」となっている。目的地ダミー変数について見ると同じく係数値の大きいカテゴリー，小さいカテゴリーをそれぞれ3つずつあげると，大きい方は「中村区」「西区」「瑞穂区」で小さい方は「名東区」「天白区」「緑区」といった周縁部である。どうしてこのような係数値の大きさの順序になったのかは，都市内の地理的位置，交通施設整備度等では簡単に説明できないが，ODペアを要因として考慮すべきものと思われる。

表3　係数の推定結果　　（ ）内 ｔ値

	Warner's method						Maximum Likelihood Estimation					
	case1	case2	case3	case4	case5	case6	case1	case2	case3	case4	case5	case6
const	0.61 (0.0)	3.18 (0.6)	4.07 (1.2)	5.60 (1.5)	6.21 (1.6)	3.71 (1.0)	0.61 (0.0)	2.16 (0.2)	3.07 (0.4)	4.79 (0.6)	5.93 (0.8)	3.20 (0.5)
T	-0.0057 (0.0)	-0.011 (0.0)	-0.0094 (0.0)	-0.0072 (0.0)	-0.017 (0.0)	-0.0034 (0.0)	-0.0057 (0.0)	-0.011 (0.3)	-0.0090 (0.0)	-0.0084 (0.0)	-0.019 (0.0)	-0.0023 (0.0)
C1	---	-5.51 (1.0)	-5.36 (1.8)	-5.61 (2.0)	-5.84 (2.3)	-5.74 (2.5)	---	-3.44 (0.3)	-3.26 (0.5)	-3.56 (0.6)	-3.79 (0.7)	-3.63 (0.7)
S1	---	---	-0.41 (0.1)	-0.33 (0.1)	-0.41 (0.1)	-0.40 (0.1)	---	---	-0.45 (0.1)	-0.34 (0.0)	-0.51 (0.1)	-0.58 (0.1)
A1	---	---	-0.21 (2.1)	-0.07 (0.8)	-0.37 (5.1)	-0.75 (8.8)	---	---	8.76 (150000)	9.28 (310000)	3.16 (369)	18.03 (5 x10^8)
A2	---	---	-0.40 (0.3)	-0.71 (1.2)	-1.08 (2.3)	-0.67 (1.5)	---	---	-0.40 (0.1)	-0.52 (0.5)	-0.84 (1.0)	-0.52 (0.7)
A3	---	---	-0.68 (0.5)	-0.85 (1.5)	-1.10 (2.4)	-0.83 (1.8)	---	---	-0.70 (0.2)	-0.67 (0.7)	-0.94 (1.2)	-0.76 (1.0)
A4	---	---	-1.13 (0.7)	-1.07 (1.9)	-1.34 (2.8)	-1.15 (2.6)	---	---	-1.14 (0.3)	-0.90 (0.9)	-1.23 (1.4)	-1.04 (1.3)
A5	---	---	-0.73 (0.7)	-0.60 (1.1)	-0.73 (1.8)	0.47 (1.2)	---	---	-0.76 (0.3)	-0.48 (0.5)	-0.69 (0.9)	-0.49 (0.7)
A6	---	---	-0.32 (0.4)	0.02 (0.0)	0.12 (0.4)	0.13 (0.4)	---	---	-0.31 (0.2)	0.19 (0.3)	0.20 (0.3)	0.15 (0.3)
J1	---	---	---	-2.04 (3.7)	-2.04 (5.0)	-2.12 (4.5)	---	---	---	-2.40 (2.5)	-2.71 (3.6)	-2.45 (3.4)
J2	---	---	---	-0.93 (2.8)	-1.11 (3.6)	-0.70 (2.0)	---	---	---	-1.23 (1.7)	-1.62 (2.8)	-0.94 (1.6)
J3	---	---	---	-2.33 (4.9)	-2.40 (6.2)	-2.70 (7.4)	---	---	---	-2.61 (3.1)	-2.95 (3.4)	-3.02 (5.1)
J4	---	---	---	-1.81 (3.4)	-1.87 (4.7)	-2.24 (5.6)	---	---	---	-2.21 (2.4)	-2.56 (3.4)	-2.76 (4.4)
J5	---	---	---	-0.57 (0.9)	-0.63 (1.4)	-1.01 (2.2)	---	---	---	-0.86 (0.8)	-1.29 (1.6)	-1.46 (2.1)
J6	---	---	---	-2.37 (4.3)	-2.60 (6.5)	-2.73 (6.8)	---	---	---	-2.70 (2.8)	-3.31 (4.4)	-3.27 (5.2)
J7	---	---	---	-1.16 (2.2)	-1.17 (2.9)	-1.27 (3.0)	---	---	---	-1.53 (1.7)	-1.86 (2.5)	-1.71 (2.6)
(case5) O1 , (case6) D1			---	---	-0.14 (0.2)	2.37 (7.1)	---	---	---	---	-0.25 (0.2)	2.23 (4.2)
O2 , D2			---	---	1.92 (4.0)	1.96 (5.4)	---	---	---	---	1.68 (2.2)	1.90 (3.3)
O3 , D3			---	---	-0.47 (0.8)	1.56 (5.2)	---	---	---	---	-0.55 (0.4)	1.50 (3.1)
O4 , D4			---	---	0.09 (0.1)	3.29 (12.2)	---	---	---	---	-0.10 (0.1)	3.24 (7.5)
O5 , D5			---	---	0.77 (1.6)	3.65 (10.5)	---	---	---	---	1.05 (1.1)	3.66 (7.1)
O6 , D6			---	---	-1.61 (3.2)	2.38 (5.2)	---	---	---	---	-1.73 (1.9)	2.25 (3.3)
O7 , D7			---	---	-0.43 (0.7)	1.36 (3.9)	---	---	---	---	-0.51 (0.4)	1.27 (2.3)
O8 , D8			---	---	-0.50 (0.8)	2.77 (9.5)	---	---	---	---	-0.54 (0.5)	2.72 (5.7)
O9 , D9			---	---	-0.22 (0.4)	2.16 (5.8)	---	---	---	---	-0.37 (0.4)	1.99 (3.4)
O10, D10			---	---	0.65 (1.1)	1.16 (3.8)	---	---	---	---	0.58 (0.5)	1.24 (2.7)
O11, D11			---	---	0.06 (0.2)	0.85 (2.2)	---	---	---	---	-0.15 (0.2)	0.87 (1.5)
O12, D12			---	---	0.10 (0.2)	1.85 (6.6)	---	---	---	---	0.05 (0.0)	1.60 (3.3)
O13, D13			---	---	0.34 (0.7)	1.79 (7.2)	---	---	---	---	0.33 (0.3)	1.42 (3.2)
O14, D14			---	---	0.29 (0.6)	0.84 (4.4)	---	---	---	---	0.19 (0.2)	0.55 (1.7)
O15, D15			---	---	0.50 (0.6)	-1.64 (13.8)	---	---	---	---	0.56 (0.6)	-10.97 (1 x10^6)
Rmt	1.000	.893	.893	.893	.893	.893	1.000	.893	.893	.897	.897	.905
Rc	.000	.787	.787	.787	.781	.794	.000	.787	.787	.781	.761	.787
R	.619	.853	.853	.853	.850	.855	.619	.853	.853	.853	.845	.856
ρ^2							0.04	0.40	0.41	0.45	0.48	0.50

表4　各要因のレンジ

	Warnerの方法	最尤法
自由になる車の有無	5.36～5.84	3.26～3.79
性別	0.33～0.41	0.34～0.58
年令	1.09～1.28	1.09～1.43
職業	2.37～2.73	2.70～3.33
出発地	3.53	3.41
目的地	4.29	14.67

所要時間差についてダミー変数を用いず，各個人サンプルの出発地，目的地のゾーンペア間の平均値を用い，

T＝（マストラ所要時間）－（自動車所要時間）

で算出される変量を用いた。よってこの所要時間差が小さいほどマストラ利用可能性は大となり，係数値はマイナスになるはずであるが，結果は全ケースそのとおりになっている。係数値の大きさは，Warnerの方法で－0.0034～－0.017，最尤法で－0.0023～－0.019とケースによって大きく変化しているが，これは他の要因による影響と思われる。たとえば，ケース6の係数値が大きくなっているのは目的地要因の導入で，目的地要因の変動による方がより敏感に反応するようになったためと思われる。

また，定数の意味は，式(7)から，各要因の全カテゴリーを変数化して導入した場合の表1に示したそれぞれの

要因内の基準カテゴリーに対する係数値の合計を表している。

各要因の説明力の大きさは，各係数値の最大値と最小値の差（レンジ）で表されると考えられる。その値を表4に示す。また，t値も説明力の有意性を示す指標である。

表4を見ると「自由になる車の有無」と「目的地」が大きな説明力を持つことになる。表3のt値は係数値の有意性を示す指標であるが，これは全て基準となったカテゴリーのダミー変数の係数値（つまり0）と有意な差があるかどうかを調べるものであり，その要因全体が有意であるかどうかを見るものではない。しかし，1つでも有意な係数値があれば，その要因は有意でないとは言えない。

次に各ケースのモデルを使ってどちらの交通手段を利用するかを判別した結果を適中率として見ると，「所要時間差のみを導入したケース1では全く判別できていない。しかし，「自由になる車の有無」を導入するとかなり判別能力が高まる。さらに「目的地」を導入したケース6の適中率が両方法とも一番高い。また最尤法については尤度比ρ^2が計算されるが，この値を見てもケース6が一番説明力が高い。

以上のことから今回モデルに導入した要因の中でも「自由になる車の有無」という個人属性と「目的地」というゾーンの特性による説明力が大きいと言える。

最後に，今回2つの方法で係数推定を行ったが，両方法の比較を行う。まず，適中率については両者ともほぼ同じと見てよい。各々の係数値について見ると，両者の値はだいたい同じだが，異なる点をあげると，「自由になる車の有無」の係数値の絶対値は最尤法の方が小さくなっている。また，「年令」の「13～18才」のカテゴリーの値と「目的地」の「名東区」のカテゴリーの値の絶対値が最尤法で異常に大きくなっている。この点を除けば，両方法の結果は大差ないと言える。

6. 今後の課題

今回導入した要因のうち，自由になる車の有無と，どこを目的地とするかが説明力の高い要因であることがわかった。しかし，目的地要因の係数値の傾向が何故そのような結果になったのかが，十分に説明できない。しかし，出発地，目的地の両方を同時に導入すればもっと意味がはっきりするかも知れない。この点については今後の課題としたい。

また，Warner の方法と最尤法の相違について考えると係数値に異常な値の出ないWarnerの方法の方が良いと思われる。しかし，この場合には，最尤法のρ^2のような適合性指標が方法自体にはないので何らかの指標を考える必要がある。この点についても今後の課題としたい。

参考文献

1) 安田三郎 他；社会統計学，丸善
2) 関西鉄道協会 都市交通研究所；都市交通における運輸手段の確率的選択について(A)
3) 河口至商；多変量解析入門Ⅰ，森北出版
4) Donencich & McFadden; Urban Travel Demand, North-Holland
5) 河上，広畠；パーソントリップの交通手段選択の影響要因の分析，第29回 土木学会 年講