

知的情報処理を利用した 交通機関選択モデルの提案

井ノ口 弘昭¹・彭 易徳²・秋山 孝正³

¹正会員 関西大学 環境都市工学部 都市システム工学科 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町3-3-35)
E-mail:hiroaki@inokuchi.jp

²非会員 関西大学大学院 理工学研究科 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町3-3-35)

³正会員 関西大学 環境都市工学部 都市システム工学科 (〒564-8680 大阪府吹田市山手町3-3-35)
E-mail:akiyama@kansai-u.ac.jp

本研究では、交通機関選択モデルへの知的情報処理技術の導入可能性について検討した。ロジットモデル、ファジィ推論、ニューラルネットワークモデルを用いて検討した結果、ファジィ推論・ニューラルネットワークモデルはロジットモデルと比べて良好な推計を行うことがわかった。また、各モデルのモードシェアについて分析した結果、ファジィ推論・ニューラルネットワークモデルでは実績値との乖離が比較的少ないことがわかった。さらに、公共交通費用を変更した場合の公共交通の利用率を求めた結果、現在の料金の半額にすることにより、2倍以上の公共交通の利用が見込まれることがわかった。これらのことから、交通機関選択モデルとして、ファジィ推論やファジィ・ニューラルネットワークモデルなどの知的情報処理技術を用いることは有効であるといえる。

Key Words : modal choice, fuzzy reasoning, fuzzy neural network model, logit model

1. はじめに

都市交通計画策定の際は、事前に十分な影響予測が必要である。その中でも、交通機関の選択問題は、交通需要予測の中でも重要なステップである。この交通機関の選択問題を解く交通機関選択モデルとして、ゾーンを単位とした集計量を用いてモデル化する方法（例えば集計ロジットモデル）と、個人を単位としてモデル化する2つのアプローチがある。交通機関の選択問題は、自動車や運転免許の保有、性別などの個人属性により選択肢が限定されるなど、選択行動が個人ごとに相違する。したがって、交通手段選択問題では、個人単位の交通行動モデルの適用は有効な方法である。

交通手段選択モデルは、離散選択モデルであるロジットモデルが用いられることが多い。これは効用関数を基に、選択確率を推計するモデルである。一方、知的情報処理技術であるファジィ推論やニューラルネットワークを用いたモデルも開発されている。例えば、ファジィ推論では推論ルールの変更が容易などの特徴をもつ。本研究では、このような知的情報処理技術の交通機関選択問題への適用可能性を検討する。

2. 交通機関選択モデルの構築

(1) モデル構築に用いるデータ

ここでは、対象地域の概要および交通機関選択モデルの構築に用いるデータについて述べる。本研究では、地方都市である岐阜市にトリップエンドをもつトリップを対象に分析する。岐阜市の概要を図-1および表-1に示す。

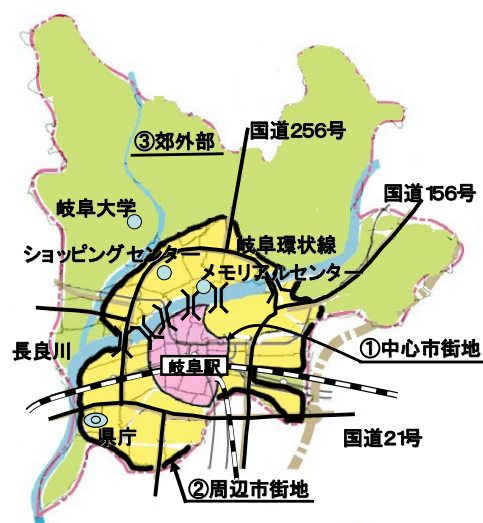


図-1 岐阜市の概要

近年では、中心市街地の人口が減少傾向にあり、郊外化が進んでいる。また、1世帯当たりの自動車保有率は1.82台/世帯であり、自動車への依存度が高い。これらは地方都市に見られる傾向である。

つぎに、交通手段別のトリップ数の経年変化を図-1に示す。これらは、10年ごとに行われる中京都市圏パーソントリップ調査の結果を岐阜市内居住者について集計したものである。トリップ数全体は、時間の経過とともに増加している。交通手段別にみると、バス・徒歩は減少傾向にある。一方で、自動車の増加は著しい。このような傾向は地方都市によく見られるものである。

本研究では、交通計画策定の際の基礎的資料である第4回中京都市圏パーソントリップ調査の結果を用いる。本調査は、2001年に実施されたものである。このうち、岐阜市内にトリップエンドをもつ2258サンプルを抽出して用いた。この2258サンプルのうち、200サンプルは適合度の検証に用いる。したがって、モデルの推計に用いるサンプル数は2058サンプルである。

(2) ロジットモデルを用いた交通機関選択モデル

はじめに、交通機関選択モデルとしてよく用いられるロジットモデルを用いてモデルを構築する。非集計ロジットモデルは、離散選択モデルの1つであり、各トリップメーカーについて効用関数を基に選択確率を求めるものである。

本研究では、「公共交通」、「自動車」、「その他」の3肢選択モデルを考える。ここで、「公共交通」はバス・鉄道が該当する。また、「その他」は徒歩・自転車該当する。

説明変数は、個人属性として年齢・運転免許の保有・自動車保有台数を用いる。これらは主に自動車の運転可能性を判断するために用いる。また、共通変数として所要時間・所要費用を用いる。選択肢固有変数として、公共交通はアクセス時間および公共交通の運行間隔を用いる。各交通機関の効用関数を式(1)に示す。

$$V_m = \beta_{0m} + \beta_1 \cdot TT + \beta_2 \cdot TC + \beta_3 \cdot AC + \beta_4 \cdot BA + \beta_7 \cdot AGY + \beta_8 \cdot AGE \quad (1)$$

$$V_c = \beta_{0c} + \beta_1 \cdot TT + \beta_2 \cdot TC + \beta_5 \cdot NC + \beta_6 \cdot DL + \beta_7 \cdot AGY + \beta_8 \cdot AGE$$

$$V_o = \beta_1 \cdot TT$$

ここで、 V_m は「公共交通」の効用の確定項、 V_c は「自動車」の効用の確定項、 V_o は「その他」の効用の確定項を表す。最尤推定法を用いてパラメータ推計を行った結果を表-3に示す。t値を見ると、所要時間のパラメ

表-1 岐阜市の概要

人口	402,185 (人)
中心部(人口)	74,531 (人)
周辺部(人口)	162,653 (人)
郊外部(人口)	165,001 (人)
昼間人口	426,865 (人)
世帯数	153,336 (世帯)
高齢者	73,492 (人)
通勤者	279,224 (人)
免許保有者	247,607 (人)
自動車保有者	279,177 (人)
大規模店舗	64 (店舗)
一般店舗	7585 (店舗)
事業所数	25,382 (事業所)
労働者数	185,614 (人)

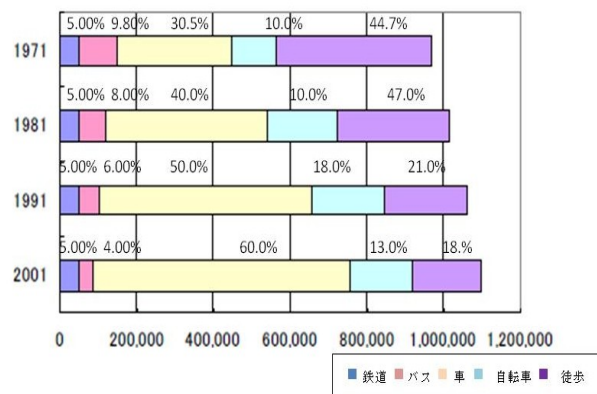


図-1 岐阜市居住者の交通手段の経年変化

表-2 説明変数・被説明変数の一覧

TT	所要時間
TC	所要費用
AC	公共交通のアクセス時間
BA	公共交通の運行間隔
NC	乗用車保有台数
DL	自動車運転免許の有無
AGY	年齢 (若年者) ダミー
AGE	年齢 (高齢者) ダミー
PO	測度
POO	「公共交通」の測度
POC	「自動車」の測度
POO	「その他」の測度

ータを除いて1%有意である。しかしながら、パラメータの符号を見ると、所要時間・所要費用のパラメータは正の値である。これは、所要時間・所要費用が大きいほど効用が高く、選択確率が大きくなることを示している。したがって、このロジットモデルの推計結果は妥当であるとは言えない。

表-3 ロジットモデルのパラメータ推計結果

変数	パラメータ	t 値
所要時間	1.861E-03	1.87
所要費用	5.217E-04	238*
アクセス	-1.088E-01	-2.12*
運行間隔	-3.522E-02	-6.56**
保有台数	6.025E-01	10.89**
免許	2.124E+00	18.41**
年齢(若年)	-5.719E-01	-4.85**
年齢(高齢)	-7.089E-01	-3.00**
定数項 1	-1.458E+00	-6.63**
定数項 2	-1.763E+00	-12.36**

*は5%有意、**は1%有意を示す

つぎに、交通機関の実績値と推計値との関係を表したモデルの適合度を表-4に示す。公共交通の推計値は実績値と比べて乖離が大きい。特に、実績値が公共交通でかつ公共交通として推計されたサンプルは非常に少ない。また、自動車の推計値は実績値と比べると大きい。

検証用データ(200サンプル)を用いて、構築したロジットモデルを検証した結果を表-5に示す。この場合も、推計用サンプルの適合度と同様の傾向であり、公共交通の推計値は小さい。したがって、本研究で構築したロジットモデルは適合度が高いとは言えない。

(3) ファジィ推論を用いた交通機関選択モデル

知的情報処理技術の1つであるファジィ推論を用いたモデルを構築する。ファジィ推論は、ルールベースの推論機構をもち、ルールの追加・変更が容易に可能である。したがって、モデルの適合度の向上が期待できる。本研究では、簡略ファジィ推論を用いる。これは、後件部をクリップ数としたものであり、比較的容易に計算が可能である。例えば、推論ルールを下記のように設定する。

Rule1: *If x is A₁ and y is B₁ then z is c₁.*

Rule2: *If x is A₂ and y is B₂ then z is c₂.*

Rule3: *If x is A₃ and y is B₃ then z is c₃.*

ここで、*x, y* は入力値であり、*z* は推論の出力値である。本研究では、ロジットモデルと同様の変数を入力変数として用いた。交通機関選択モデルの推論ルールを表-6に示す。

メンバシップ関数は、簡略化のため三角形の関数を設定する。一例として、所要費用のメンバシップ関数を図-2に示す。これは、very smallからvery largeまでの5つの言語変数に対応している。

ファジィ推論の適合度を表-7に示す。ロジットモデルと比べると、「公共交通」の適合度が向上している。特に、推計値、実績値共に「公共交通」のサンプル(的

表-4 ロジットモデルの適合度

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	2	16	174	192
	自動車	5	1023	32	1060
	その他	1	244	561	806
	計	8	1283	767	2058

尤度比 : 0.238 的中率 : 77.1%

表-5 ロジットモデルの検証結果

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	1	2	16	19
	自動車	0	99	3	102
	その他	0	24	55	79
	計	1	125	74	200

表-6 ファジィ推論の推論ルール

IF NCH is very small and DLO is negative THEN POC is very small
IF NCH is small and DLO is negative THEN POC is very small
IF NCH is large and DLO is negative THEN POC is very small
IF NCH is very small and DLO is positive THEN POC is large
IF NCH is small and DLO is positive THEN POC is large
IF NCH is large and DLO is positive THEN POP is very small
IF BAL is small and UBF is small THEN POP is very large
IF BAL is small and UBF is medium THEN POP is large
IF BAL is small and UBF is large THEN POP is small
IF BAL is medium and UBF is small THEN POP is very large
IF BAL is medium and UBF is medium THEN POP is medium
IF BAL is medium and UBF is large THEN POP is small
IF BAL is large and UBF is small THEN POP is large
IF BAL is large and UBF is medium THEN POP is medium
IF BAL is large and UBF is large THEN POP is small
IF TCP is large and UBF is small THEN POP is large
IF TCP is large and UBF is medium THEN POP is medium
IF TCP is medium and UBF is small THEN POP is large
IF TCP is small and UBF is small THEN POP is very large
IF TCP is very small and UBF is small THEN POP is very large
IF TCP is very small and UBF is medium THEN POP is very large
IF TCP is very small and UBF is large THEN POP is large
IF TCP is very small and DST is large THEN POO is small
IF TCC is large THEN POC is small
IF TCC is very large THEN POC is very small
IF BRT is small THEN POO is large
IF BRT is large THEN POO is very small
IF BAL is medium THEN POC is medium
IF AGE is small and DLO is positive THEN POP is large
IF AGE is medium and DLO is positive THEN POC is very large
IF NCH is very large and DLO is positive THEN POC is very large
IF NCH is large and DLO is positive THEN POC is large
IF DST is very small THEN POO is very large
IF DST is small THEN POO is large

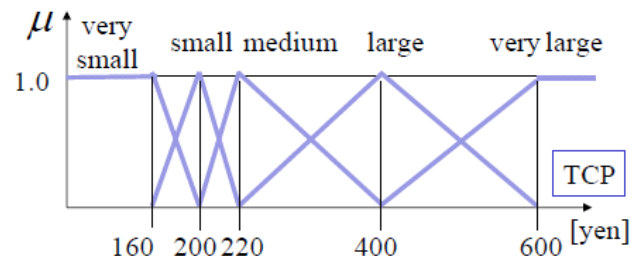


図-2 メンバシップ関数 (所要費用)

中しているものは大幅に増加している。しかしながら、「その他」として推計されるサンプルも多い。本モデルでは、「公共交通」と「その他」の分類に改良の余地があると考えられる。

表-7 ファジィ推論の適合度

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	59	18	115	192
	自動車	1	1019	39	1059
	その他	45	183	579	807
	計	105	1220	733	2058

的中率 80.5%

つぎに、検証用200サンプルを用いて検証した結果を表-8に示す。この場合も同様に、「公共交通」の推計値はロジットモデルと比較すると改善されているが、実績値と比べると乖離がある。

(4) ファジィニューラルネットワークを用いた交通機関選択モデル

知的情報処理技術を用いたモデルの2つ目として、ファジィ・ニューラルネットワークを検討する。ファジィ推論とニューラルネットワークとを組み合わせたモデルはいくつか提案されているが、本研究で用いるものはファジィ推論の構造をもつニューラルネットワークである。ニューラルネットワークモデルの特徴は、教師データを与えることで、学習を行うことである。本ファジィ・ニューラルネットワークモデルは、学習がメンバシップ関数のパラメータ調整を行うことにつながる。このため、パラメータの調整が不要であるという長所がある。

本研究で用いるファジィ・ニューラルネットワークモデル構造を図-3に示す。本モデルは7層からなり、ファジィ推論の前件部の計算を第1層から第3層で行う。第4層で推論ルールの適用を行う。

推計用データ2058サンプルを用いて、ニューラルネットワークの学習を行った。この時の、適合度を表-9に示す。ファジィ推論モデルと比較すると、大きな変化は見られなかった。これは、ファジィ推論モデルのチューニングを行っていたためであると考えられる。

検証用サンプルを用いて、ファジィニューラルネットワークモデルの検証を行った結果を表-10に示す。この場合も、ファジィ推論と同様の推計が行われていることがわかる。

(5) 各モデルの推計精度の比較

これまでに構築した3種類のモデルの比較を行う。的中率の比較を図-4に示す。ここで、MNLはロジットモデル、Fuzzyはファジィ推論モデル、FNNはファジィ・ニューラルネットワークモデルを示す。的中率は、FNNモデルが良い結果となった。

つぎに、各モデルで推計されるモードシェアを図-5に示す。この図からも、FNNモデルは実績値と比べてやや乖離が見られるが、MNLモデルと比べると良好な推計

表-8 ファジィ推論の検証結果

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	6	2	11	19
	自動車	0	99	4	103
	その他	4	18	56	78
	計	10	119	71	200

的中率 80.5%

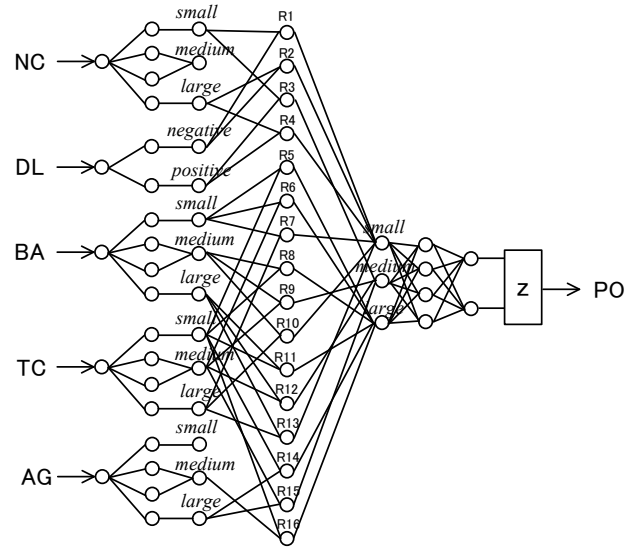


図-3 ファジィニューラルネットワークのモデル構造

表-9 ファジィニューラルネットワークモデルの適合度

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	62	17	113	192
	自動車	1	1023	36	1060
	その他	41	181	584	806
	計	104	1221	733	2058

的中率 81.1%

表-10 ファジィニューラルネットワークモデルの検証結果

		推計値			
		公共交通	自動車	その他	計
実績値	公共交通	6	2	11	19
	自動車	0	98	4	102
	その他	4	18	57	79
	計	10	118	72	200

的中率 80.5%

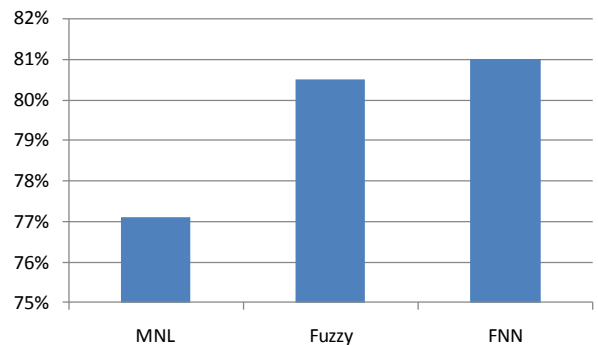


図-4 各モデルの的中率の比較

が行われていることがわかる。したがって、交通機関選択モデルとして、ファジィ推論やファジィ・ニューラルネットワークモデルなどの知的情報処理技術を用いることは有効であるといえる。

3. 交通機関サービス水準変化に伴う推計

ここでは、交通機関のサービス水準がモードシェアに与える影響を分析する。ここでは、公共交通の料金を変更する場合を考える。具体的には、現在の料金と比較して1.2倍(値上げ)から0.5倍(値下げ)の範囲で変更した場合のモードシェアを求める。公共交通料金水準と公共交通利用率との関係を図-6に示す。ロジットモデルは、所要費用のパラメータが正であったため、料金水準の低下(値下げ)と共に公共交通の利用率が減少している。一方、ファジィ推論・ファジィニューラルネットワークモデルでは料金水準の低下と共に、利用率の向上が観測される。今回は料金水準が0.9から0.8になった時に大幅な利用率の向上が見られた。ファジィ推論・ファジィニューラルネットワークモデルを用いた場合、現在の料金の半額にすることにより、2倍以上の公共交通の利用が見込まれる。

4. おわりに

本研究では、交通機関選択モデルへの知的情報処理技術の導入可能性について検討した。その結果、以下のことが明らかとなった。

- 1) ロジットモデル、ファジィ推論、ニューラルネットワークモデルを用いて検討した結果、ファジィ推論・ニューラルネットワークモデルはロジットモデルと比べて良好な推計を行うことがわかった。
- 2) 各モデルのモードシェアについて分析した結果、ファジィ推論・ニューラルネットワークモデルでは実績値との乖離が比較的少ないことがわかった。
- 3) 公共交通費用を変更した場合の公共交通の利用率を求めた結果、現在の料金の半額にすることにより、2倍以上の公共交通の利用が見込まれることがわかった。

これらのことから、交通機関選択モデルとして、ファジィ推論やファジィ・ニューラルネットワークモデルなどの知的情報処理技術を用いることは有効であるといえる。

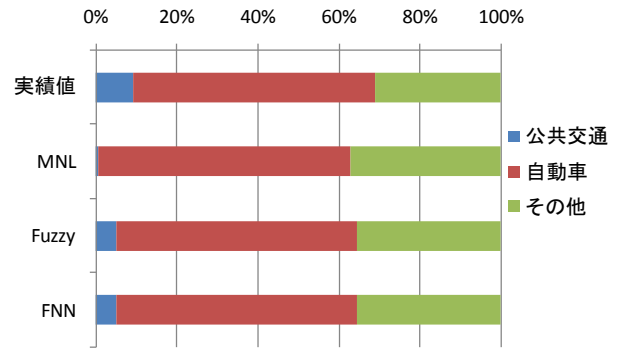


図-5 各モデルのモードシェアの比較

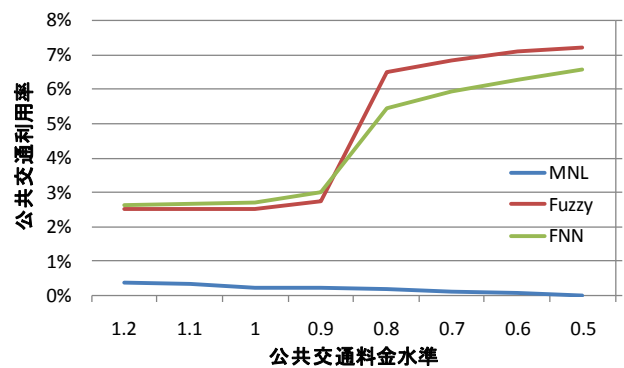


図-6 公共交通費用を変更した場合の公共交通利用率

参考文献

- 1) T. Akiyama, M.Okushima, H.Inokuchi: Fuzzy travel behavior model with spatial information to evaluate public transport policy, 12th WCTR, No.2017, 14pages, 2010.
- 2) 小澤友記子, 秋山孝正, 奥嶋政嗣: ファジィ交通行動モデルによる混雑料金政策の影響評価, 土木計画学研究・論文集, Vol. 21, No. 2, pp. 607-618, 2004.
- 3) 水谷香織, 秋山孝正: ファジィ推論型多項ロジットモデルによる交通機関選択行動の記述, 第 21 回交通工学研究発表会論文報告集, pp.37-40, 2001.
- 4) 秋山孝正: 知的情報処理を利用した交通行動分析, 土木学会論文集, No. 688, IV-53, pp.37-47, 2001.