

ファジィ推論とロジットモデルの補完型モデルに関する比較検討

The Comparison of the Complement Models with Logit-based and Fuzzy Reasoning-based Models

水谷香織*・秋山孝正**

Kaori MIZUTANI and Takamasa AKIYAMA

1. はじめに

都市交通計画において効率的な交通運用計画が重要とされ、個人レベルでの精緻な交通現象解析が課題となっている¹⁾。交通行動記述においては、確率的効用理論に基づくロジットモデルが多数研究されている。これは、経済合理的行動を基本とし平均的な交通行動の記述が可能である。また、ファジィ理論は、人間科学的な見地から行動記述を試みており、経路選択・機関選択問題等への適用が行われている²⁾。さらに、これらの両手法を補完的に結合したモデルが提案されている^{3, 4)}。

本研究では、ファジィ推論とロジットモデルの結合モデルを比較検討し、これらのモデルの特性を明らかにする。具体的には、交通機関選択問題を取り上げ、ファジィ推論により選択確率補正するモデル³⁾、ファジィ推論による効用関数を記述したロジットモデル⁴⁾を作成する。これより、交通機関選択行動における有用なモデル構築、また重要な因果関係の解明に貢献すると思われる。

2. ファジィ推論による補完的結合モデル

(1) 作成モデルの概要

本研究では、①線形効用関数をもつ2項ロジットモデル (BL)、②ファジィ推論モデル (FR)、③ファジィ推論により効用関数を記述した2項ロジットモデル (FBL)、④ファジィ推論による選択確率を補正したロジットモデル (BL-F) の4種類を作成する。また、ファジィ推論は標準的な手法であるマムダニ法を用いる。また、自動車と公共交通機関の2項型交通機関選択に関してモデル化を行う。説明

変数は、自動車免許の有無、所要時間、所要費用の3種類とする。利用データとして、第3回中京圏パーソントリップ調査結果を用いる。ここでは、岐阜市在住者の岐阜市内でのホームバーストリップ(7,593)を対象とする。6,075サンプル(80%)を学習用データとし、1,518サンプル(20%)をモデル検証用データとする。

(2) ファジィ推論による効用関数の記述

(a) モデルの概要

ファジィ推論により効用関数を記述した2項ロジットモデル (FBL) は、ロジットモデルを基本構造とし、ファジィ推論を要素としている。これは、人間のもつランダム性とファジィ性を同時に考慮した現実的モデルといえる。具体的には、ランダム効用関数の確定項に着目し、図-1に示すように、ファジィ推論を用いて記述している。ここで、ファジィ推論は、高度な非線型構造をIF...THEN...ルールにより明確に記述可能である。また、言語関数をもつため、曖昧(ファジィ)性を取り扱うことができる。したがって、これは、人間が知識や経験に基づき曖昧で主観的な判断を行っていることを意味している。また、ランダム項は、個人の合理的選択行動の非厳

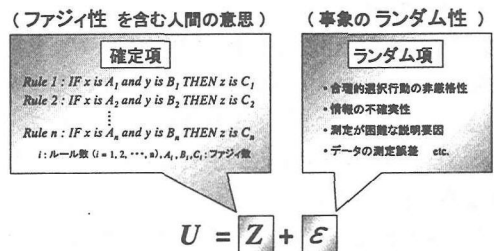


図-1 ファジィ推論型効用関数 U の概念図

キーワード：交通手段選択，交通行動分析

* 学生員 岐阜大学大学院工学研究科 (Email: kao@cive.gifu-u.ac.jp)

** 正会員 岐阜大学工学部 (Email: takamasa@cc.gifu-u.ac.jp)

〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1 工学部土木工学科 Tel:058-293-2446, Fax:058-230-1528

密性、情報の不完全性、測定困難な説明要因等を考慮したものといえる。

(b) ファジィ推論型効用関数の作成

はじめに、前述の3種類の説明変数を用いて、交通機関選択に関する知識を推論ルールで記述する。このFBLモデルでは、表-1に示すように、意思決定を10種類の推論ルールにより記述している。たとえば、ルール3は「自動車の所要時間が短ければ、自動車に対する効用は大きい」ことを示している。また各言語変数に対応するメンバシップ関数の形状は図-2に示すとおりである。

つぎに、ファジィ推論により求めた効用関数値 Z_{in} を、通常の線形効用関数の場合と同様にロジットモデルに導入する。したがって、ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデルの選択確率は、(1)、(2)式で与えられることになる。

$$P_{CAR} = \frac{\exp(Z_{CAR})}{\exp(Z_{MS}) + \exp(Z_{CAR})} \quad (1)$$

$$P_{MS} = 1 - P_{CAR} \quad (2)$$

Z_{CAR}, Z_{MS} : ファジィ推論による自動車、公共交通機関の効用
 P_{CAR}, P_{MS} : ファジィ推論による自動車、公共交通機関の選択確率

(c) メンバシップ関数のパラメータ推定

一般的にBLモデルでは、最尤推定法を用いてパラメータの推定を行うことが多い。ここで、推定に用いる対数尤度関数は(3)式で表される。

$$L = \ln L^* = \sum_{n=1}^N [\hat{y}_{CAR,n} \ln P_{CAR,n} + \hat{y}_{MT,n} \ln P_{MT,n}] \quad (3)$$

$\hat{y} = \begin{cases} 1: \text{最大推計選択確率となる選択肢が実績選択結果と同一} \\ 0: \text{そうでないとき} \end{cases}$

同様にして、FBLモデルにおいても最大対数尤度を基準としたパラメータ推計が可能である。具体的には、試行錯誤法によりそれぞれのメンバシップ関数のパラメータ値を設定し、最大尤度が得られた場合に算定を終了する。

このような試行錯誤の手順を用いるため、FBLモデルの場合には、最終的に必ずしも最大尤度が得られるとは限らない。本研究の場合には、200回程程度の試行錯誤を行い、尤度の値が大きく変化することがなくなったことから、計算を終了した。

ここで、各メンバシップ関数のそれぞれの形状を

表-1 ファジィ推論ルール

No.	IF					THEN	
	L	T _C	T _{MS}	C _C	C _{MS}	U(C)	U(MT)
1	ZE					NVB	
2	AV					CONS	
3			PS			PB	
4			PB			NB	
5				PS			PB
6				PB			NB
7					PS		PB
8					PB		NB
9						PS	PB
10							PB

C: Car, MT: Mass Transit
 L: Car Licence, T: Travel Time, C: Travel Cost, U: Utility
 ZE: Zero (=0), AV: Available (=1)
 NVB: Negative Very Big (= -10),
 NB: Negative Big, PB: Positive Big, CONS: Constant

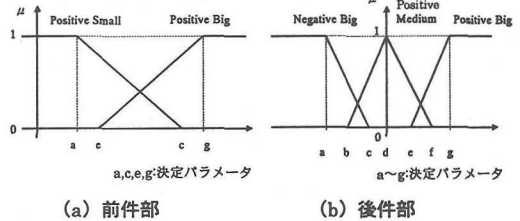


図-2 メンバシップ関数の形状

規定するパラメータは、図-2 (a), (b)において、三角形の広がりに対応する部分であり、図中に示す a,b,...,g の各点の値である。

(3) ファジィ推論による選択確率の補正

(a) モデルの概要

ファジィ推論による選択確率を補正したロジットモデル (BL-F) について述べる。これは、現象論的に記述が難しい場合に、ファジィ推論を用いて意思決定構造を記述するモデルである。すなわち、図-3に示すように、平均的な交通行動をロジットモデルで記述し、特異な交通行動をファジィ推論により記述する。

(b) モデルの作成

はじめに、確率的に推計の難しい意思決定構造を把握するため、BLモデルで誤判断となったサンプルに含まれる意思決定プロセスを検討する。

ここでは、分析により獲得した知識をもとに、2種類のファジィ推論のルールを作成した。このルールは、ある条件もつトリップメーカーにのみ作用し、BLモデルの選択確率の修正を求めるものである。具体的には、「自動車の所要時間が短く、自動車免許を保有していない場合は、選択確率を修正する必要

がある.」, 「公共交通機関の所要時間が長く, 自動車免許を保有していない場合は, 選択確率を少し修正する必要がある.」 というルールを作成した. 各変数に対応するメンバシップ関数は, 試行錯誤により設定した. ここで, ファジィ推論モデルの推計結果を補正選択確率 ΔP , ロジットモデルより得た選択確率 P_i とし, BL-F の推計選択確率 P'_i を求める.

($P_1 > P_2$ のとき)

$$P'_1 = P_1 - \Delta P \quad (4)$$

$$P'_2 = P_2 + \Delta P \quad (5)$$

3. モデルの適用性の検討

(1) 交通行動推計結果に関する考察

はじめに, 各モデルから得られた現況データに対する推計結果を表-2に整理する. ここでは, 2種類の指標 (%Right₁, %Right₂) によりモデルの適合性の検討する. ここで, (6) 式の %Right₁ は, 個人の選択結果に関する的中率であり, (7) 式の %Right₂ は, 個人の選択確率に関する的中率を表す.

$$\%Right_1 = 100 / N \sum_n \hat{y}_n \quad (6)$$

$$\%Right_2 = 100 / N \sum_n \sum_i P_n(i) \cdot y_{in} \quad (7)$$

N : サンプル数

$y_{in} = \begin{cases} 1: \text{実績選択において, } i \text{ を選択した場合} \\ 0: \text{そうでない場合} \end{cases}$

このとき, FR, FBL では, 個人の選択結果に関する良好な中率 (%Right₁) が得られている. また, BL-F においては, BL と比較すると精度が向上しているといえる. さらに, 指標 %Right₂ より選択確率を比較しても, FBL モデルでは良好な値が得られている. ここで, FR モデルにいては, 確率として推計していないため, 比較はできない. 同表において, モデル検証データ (prediction) に対しても, FR, FBL は 90% 以上の的中率が観測されている.

以上より, ファジィ推論の有意性は, 交通機関選択の効用が多様な要因から複雑に構成されることを示すものと考えられる. また, 通常のロジットモデル (線形効用) と比較して, ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデルの適性は高く, 実用的な交通機関選択行動の推計が可能なものと思われる.

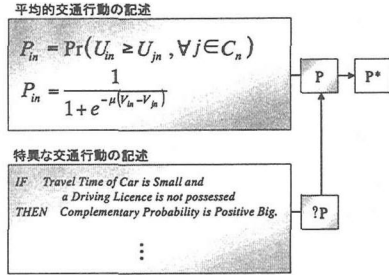


図-2 ファジィ推論による選択確率の補正

表-2 推計結果

	BL	FR	FBL	BL-F	No.	FR (α)	FBL (α)
Estimation					1	1.00	1.00
Log Likelihood	-1598.5		-1128.6	-1514.9	2	0.91	0.92
% Right ₁	84.4	92.2	86.81	86.81	3	0.92	0.93
% Right ₂	83.0		87.5	83.68	4	0.91	0.91
					5	0.83	0.83
					6	0.96	0.96
Prediction					7	0.93	0.93
% Right ₁	86.4	93.2	93.1	88.3	8	0.92	0.93
% Right ₂	84.1		87.5	84.7	9	0.83	0.83
					10	0.92	0.93

α: Indicator of Rules

また, 各推論ルールの有効度指標 α を (正判断されたサンプルがルールの前件部に反応した ($\mu > 0$) 割合) / (全サンプルが反応した割合) と定義した. これは, 分母は「全データに前件部が一致した程度」を分子は「正判断時のデータに前件部が一致した程度」を表す指標である. したがって, 各ルールに対して算出される α の値は 0~1 をとり, 1 に接近するほど, 妥当な判断を行っている割合が大きい. すなわち, 当該ルールの判別に対する「有効度」が高いことを示すことができる.

本データに対する各ルールの α は, 表-2 に示されている. これより, FR, FBL とともに「ルール1」の有効度が最も高く, 「ルール5」の有効度が最も低いことがわかる. ここで, 「ルール5」は「公共交通機関の所要時間が短ければ, 公共交通機関に対する効用は大きくなる」という推論を表しており, 当初公共交通機関の所要時間の点から重要と考えたが, この結果よりさほど重要でないことがわかった.

また, FR, FBL の各ルールの α 値は, ほぼ同様な値を示している. これは, メンバシップ関数のパラメータ値が近似しているためである.

(2) 効用関数の形状に関する検討

一般にロジットモデルで規定される効用はいわゆる「序数効用」であり, 絶対的な効用値には意味が

ない。これより BL モデルにおいては選択肢間の「効用差」に着目して議論される。しかしながら、ここでは効用関数記述方法の相違による変化を明らかにするため、BL、FBL の各モデルから「効用差」ではなく「公共交通機関に関する効用」を取り上げる。BL、FBL から算定される効用変化を時間費用平面に対して描いたものが、図-2、図-3である。

これらの効用曲面を観察することから、ファジィ推論型効用関数は効用曲面を形成し、部分的にはほぼ一定の効用を示すことがわかる。これは、設定したファジィ推論ルール内に、クリスプに近い判断をするものがあり、固定的な値を示すことによると考えられる。また、ファジィ推論型効用関数は、所要時間と所要費用に対する変化傾向（変化率）が、線形効用の場合とは異なり一定ではない。これは、需要関数の価格弾力性が一定でないことを表しており、現実の交通現象からも知られることである。

(3) 知見の整理

ファジィ推論とロジットモデルの結合モデルに関して得られた知見を整理する。

線形効用関数をもつロジットモデル (BL) は、操作性が高くモデルの構築が容易である。また、ロジットモデルを基本構造とするモデルは、確率統計的な分析が可能である。

ファジィ推論 (FR)、ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデル (FBL) では、人間の意思決定を柔軟に記述することが出来るため、推計精度が高く、人間的な交通行動の記述が可能である。

また、FBL は合理的行動仮定の下で、データと整合したメンバシップ関数のパラメータを決定できる。さらに、様々なランダム要因を考慮し、人間の意思決定過程を記述することができる。

ファジィ推論による選択確率を補正したロジットモデル (BL-F) は、平均的でない交通行動の記述が可能である。また、ロジットモデルの推計結果を分析することにより知識を抽出するため、モデル構築は比較的容易である。

4. おわりに

ファジィ推論とロジットモデルの補完的結合モデ

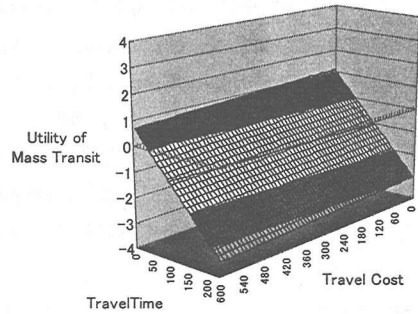


図-2 BLの効用

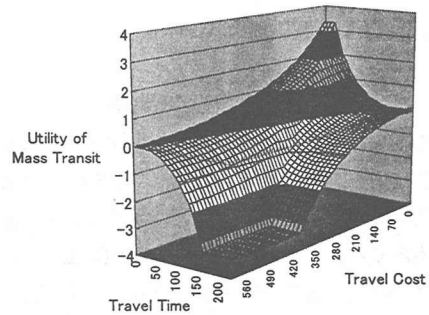


図-3 FBLの効用

ル作成し比較検討を行った。これより、精緻な個人行動モデルには、人間の知識を利用し、かつ操作性に富んだ補完的モデルが有用であることがわかった。

今後の課題として、①遺伝的アルゴリズムを利用した効率的なパラメータ推定方法の検討、②SP 調査を用いた交通行動者の知識獲得と地域性が創出する価値観の相違を考慮したモデルの構築、③ファジィクラスター分析を用いた複雑な知識抽出手法の検討、④交通行動分析モデルへの拡張、⑤都市交通政策評価に関連する説明要因に対する交通需要の弾力性分析と交通施策評価 が挙げられる。

【参考文献】

- 1) 藤井聡：交通計画におけるシミュレーション法の適用可能性，土木計画学論文集，No.16，pp.19-34，1999。
- 2) 秋山孝正，坪井兵太，松浦貴宏：ソフトコンピューティングを用いた交通行動モデルの作成，京大土木100周年記念ワークショップ論文集，pp.71-80，1997。
- 3) 水谷香織，秋山孝正：ファジィ推論を用いたハイブリッド型交通行動モデルの提案，第6回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集，pp.123-128，1999。
- 4) Kaori Mizutani and Takamasa Akiyama：A Logit Model For Modal Choice With a Fuzzy Logic Utility Function，the 2nd International Conference on Traffic and Transportation Studies，2000 (Forthcoming)。