

ファジィ推論とロジットモデルによるハイブリッドモデルの検討

An Approach of Hybrid models based on Fuzzy reasoning and Logit models

水谷香織*・秋山孝正**

Kaori MIZUTANI and Takamasa AKIYAMA

1. はじめに

近年、都市交通計画においては、大規模な交通施設整備ばかりではなく、効率的な交通運用計画が重要とされている^{1, 2)}。ここでは、集計的な交通需要分析に加えて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。実際の交通行動記述には、確率的効用理論に基づくロジットモデルなどの離散選択モデルが用いられていることが多い³⁾。これら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。一方で、ファジィ理論、ニューラルネットワーク、ファジィ・ニューロ、遺伝的アルゴリズム等のソフトコンピューティング手法の利用が提案されている。これらは、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⁴⁻⁶⁾。さらにこれら両手法とを有機的に結合したモデルが提案されている⁷⁻¹⁰⁾。

本研究では、多様な交通行動の局面を適確に記述するため、「異なるモデルを効果的に結合することで、新たなモデルを創造する」というソフトコンピューティングの基本理念に基づき、ロジットモデル（確率的モデル）とソフトコンピューティング手法との有機的な結合方法について整理する。また、ロジットモデルとファジィ推論の結合モデルとして、二種類のモデルを構築する。具体的には、交通機関選択問題を取り上げ、ファジィ推論による効用関数を記述したロジットモデル、ファジィ推論により決定論的交通行動を記述し、ロジットモデルにより確率論的交通行動の記述するモデルを作成する。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. 確率的モデルとソフトコンピューティングの結合

(1) 離散型選択行動とハイブリッドモデル

(a) ハイブリッドモデルの必要性

交通行動は時空間的制約をもち、多段階の多様な意思決定過程で構成されることから、交通行動の各局面に

じた適切な解析手法が必要である。たとえば、ロジットモデルでは交通機関の選択に関する個人の効用に基づいて意思決定が行われる。一般に、このとき用いられる効用関数は、操作性が高く、また表現形式の簡単な線形関数が用いられている。これは、属性変数相互の補償関係を仮定したいわゆる「線形効用関数」であり、選択要因の線形結合として確定効用が表現される。

しかしながら、交通行動者が行う現実的な選択行動を考える場合には、人間のもつランダム性やファジィ性を同時に持つ不確定要因を含む意思決定構造を前提とすることが必要である。これは、ロジットモデルの確定効用が上記のような単純な線形構造ではなく、高度な非線形関係で規定されることを示すものである。また、ロジットモデルにおける効用とは人間の選択項目に対する「満足度」に対応する指標であると考えられ、その意味で効用関数の設定にあたっては、「個人が選択項目に対して感じる満足程度」を記述できる方法によることが妥当であると思われる。

このような、非線形関係をもち、あいまいな人間判断を明示的に記述する方法として、「ファジィ推論」等のソフトコンピューティング手法を用いて、効用関数の規定が可能であると思われる。したがって、これらを大局的に整理すれば、離散選択モデルとして知られる「確率効用理論に基づく選択モデル」と、「ソフトコンピューティング手法」を効果的に融合することで、モデルの適用範囲を拡張することが可能であると思われる。このような、融合型の交通行動モデルを本研究では簡単に「ハイブリッド型交通行動モデル」（あるいは、ハイブリッドモデル）と総称することにする。

(b) ハイブリッドモデル構造による大別

ここで、ハイブリッド型交通行動モデルは、要素技術として利用する手法とそれらの融合方法により多数の形式を考えることができる。すなわち、このようなハイブリッドモデルを方法論的に大別すれば、①確率的選択モデルを基本とし、モデルの部分構成にソフトコンピューティング手法を用いる【タイプ1】、②ソフトコンピューティングの枠組みを用いて選択型の意思決定表現に確率的選択モデルを導入する【タイプ2】、③両形式のモデルを各局面で作成して相互補完的に融合する【タイプ3】の3種類の方法が考えられる。これらの概念図を図-1に示す。いずれの場合も、各モデルの長所を相乗的に用

キーワード：交通現象記述、交通手段選択、交通行動分析

* 学生員 岐阜大学大学院

** 正会員 工博 岐阜大学工学部

〒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

いた推計精度の高いモデル構築を目指している。このような、人間の意思決定構造を明示的に表現した精緻な交通行動分析モデルが開発されると、交通行動変化の構造的な理解が容易となるとともに、各種の都市交通政策的な評価が可能になると思われる。

(2) ファジィ推論とロジットモデルの有機的結合

既存研究では、特に体系的な整理は行われていないが、これまでもいくつかのハイブリッドモデルが提案されている。なかでも、両方法の中心的な要素技術である「ロジットモデル」と「ファジィ推論」を有機的に結合させたものが知られている。これはロジットモデルにファジィ性を何らかの形で導入したという意味から、「ファジィ・ロジット」モデル群と考えることができる。ここでは上記のハイブリッドモデルのタイプ分類に対応させて、3種類のファジィ・ロジットモデルを取り上げ、各モデルの特徴、モデル構造等を簡単に説明する。

【タイプ1】人間の判断をファジィ推論で記述し、効用値を推定する。この値をロジットモデルの効用として用いた経路選択ロジットモデルが提案されている^{5, 10)}。具体的には、通常時と交通情報提供時に着目し、それぞれのファジィ推論ルールを作成し、二段階の推計を行っている。このとき、メンバーシップ関数のパラメータ推定方法、ファジィ推論ルールの評価指標、モデル構造の評価指標に関する問題点が指摘されている。

【タイプ2】人間の多様な意思決定内容を統合して、最終的意思決定結果を導出する形の活動内容選択モデルがある⁹⁾。このモデルでは、全体が「ファジィ推論」の構造をもち、ファジィ推論ルールの前件部と後件部に対応する部分にニューラルネットワークおよびロジットモデル等を用いている。形式的には、ファジィ・ニューロの拡張型と考えることができる¹¹⁾。これは、人間の意思決定構造は同一ではなく、職業や家庭内の役割等によって異なるが、通常人間は数種類の融合した行動原理に基づき判断を行う点を考慮したモデル化である。

【タイプ3】ロジットモデルとファジィ推論の並列構造をもつ付加的活動数有無決定モデルが提案されている⁸⁾。このモデルは、決定論的な交通行動の記述をファジィ推論により記述し、確率論的交通行動をロジットモデルで記述する。これより、確率では表現することが難しい交通行動の記述をファジィ推論で記述している。

本研究では、ファジィ・ロジットモデルの例として、タイプ1とタイプ3に属すると思われるハイブリッドモデルを作成する。ここで、タイプ2に関しては、多数報告が行われている既存研究を参照願いたい。

(3) 単独手法による交通行動のモデル化

ここでは、交通機関選択問題を取り上げ、ファジィロジットモデルの基本モデルである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)

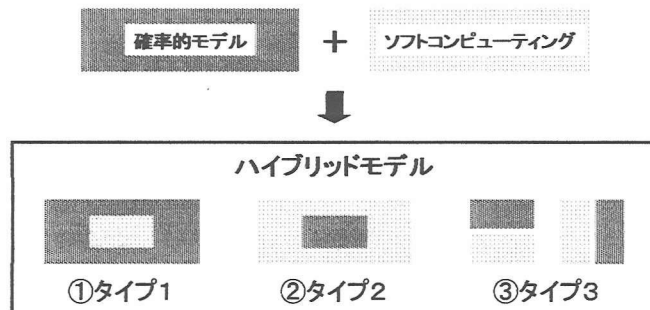


図-1 ハイブリッドモデルの概念図

の2種類を作成する。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、交通機関選択の際に影響を及ぼすであろうと思われる自動車免許の有無、所要時間、所要費用の3種類とする。

(a) 対象とするデータベース

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第一ホームベーストリップ (7,446) を対象とする。5,957 サンプル (80%) を構築用データとし、1,489 サンプル (20%) をモデル検証用データとする。

(b) ロジットモデルの作成

線形効用関数をもつロジットモデル (BL) を作成する。はじめに、自動車免許の有無、所要時間、所要費用、選択肢固有ダミー変数の4種類の説明変数を用いてパラメータ推定を行った。その結果、多数のサンプルが自動車免許を保有しているため、自動車免許の有無を示すダミー変数と選択肢固有ダミー変数との強い重共線性が示され、推計上有効なモデルが構築できなかった。これを踏まえて、本研究では、自動車免許の有無、所要時間、所要費用3種類の説明変数を用いてモデルを構築する。選択肢の効用は(1)式と(2)式で表される。また、これらの効用を(3)式に代入することで、交通手段選択確率を推計する。

$$V_{CAR} = \theta_L x_{L,CAR} + \theta_T x_{T,CAR} + \theta_C x_{C,CAR} \quad (1)$$

$$V_{MS} = \theta_L x_{L,MS} + \theta_T x_{T,MS} + \theta_C x_{C,MS} \quad (2)$$

V_{CAR}, V_{MS} : 自動車、公共交通機関の効用

$\theta_L, \theta_T, \theta_C$: 自動車免許の有無、所要時間、所要費用のパラメータ

x : 説明変数

$$P_{CAR} = \frac{\exp(V_{CAR})}{\exp(V_{MS}) + \exp(V_{CAR})} \quad (3)$$

$$P_{MS} = 1 - P_{CAR} \quad (4)$$

V_{CAR}, V_{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

ここで、自動車免許の有無を示すダミー変数のかわりに、選択肢固有ダミー変数を用いた場合の推計も行った。これより、自動車免許の有無を示すダミー変数は、選択肢固有ダミー変数とほぼ同様の役割を担っているといえる。また、選択肢固有ダミー変数を用いた場合の推計精度よりも有効な値が得られている。したがって、本研究では、自動車免許の有無を説明変数として用いている。

また、パラメータ推定においては、ニュートン・ラフソン法（NR法）を用いた。

(c) ファジィ推論モデルの作成

はじめに、交通機関選択に関する意思決定をファジィ推論ルールにより記述する。ここでは、交通行動者の意思決定を10種類の推論ルールにより記述した。これを図-2に示す。ここでは、基本的なファジィ推論モデルとしてマムダニ法を用いた。これは、以下の(5)式、(6)式を用いて定式化される。

$$\mu_R(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\} \quad (5)$$

$$\mu_B(y) = \sup_y \left[\min_x \{\mu_A(x), \mu_R(x, y)\} \right] \quad (6)$$

ここで、 $\mu_R(x, y)$ は既知の事実「 x is A」($\mu_A(x)$)と既知の帰結「 y is B」($\mu_B(y)$)からモデル作成時に設定されるファジィ関係である。

つぎに、自動車免許の有無については、前件部に Non-available, Available の2種類の0, 1変数を用いた。所要時間、所要費用に対しては、前件部にそれぞれ Positive Small, Positive Big の2種類の言語変数を用いた。さらに、ファジィ推論ルールの後件部の効用に対しては、Negative Very Big, Negative Big, Medium, Positive Big の4種類の言語変数を用いている。各メンバシップ関数のパラメータは図-3のa, b, ..., lである。

ここでは、一般的とされている Max-Min-Gravity 法を用いてファジィ推論ルールを統合し確定値 y^0 を導出した。ここで、一般的に用いられるものはファジィ数の分布重心であり、確定値 y^0 は、(7)式で与えられる。

$$y^0 = \frac{\int y \cdot \mu_{B'}(y) dy}{\int \mu_{B'}(y) dy} \quad (7)$$

ここで、 $\mu_{B'}(x)$ は新事実から推論される帰結を示す。

また、的中率最大化を目標とし、試行錯誤によりパラメータ推定を行った。推計結果については、後述のハイブリッドモデルとともに整理し分析を行う。

3. ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデル

交通行動者の意思決定の考慮したファジィ推論型の効用関数をもつロジットモデル（ファジィロジットモデル）について述べる。

Rule-1	IF Car Licence	is Non-available	THEN U_{CAR} is NVB
Rule-2	IF Car Licence	is Available	THEN U_{CAR} is M
Rule-3	IF Travel Time of Car	is PS	THEN U_{CAR} is PB
Rule-4	IF Travel Time of Car	is PB	THEN U_{CAR} is NB
Rule-5	IF Travel Time of Mass Traisit	is PS	THEN U_{MT} is PB
Rule-6	IF Travel Time of Mass Traisit	is PB	THEN U_{MT} is NB
Rule-7	IF Travel Cost of Car	is PS	THEN U_{CAR} is PB
Rule-8	IF Travel Cost of Car	is PB	THEN U_{CAR} is NB
Rule-9	IF Travel Cost of Mass Traisit	is PS	THEN U_{MT} is PB
Rule-10	IF Travel Cost of Mass Traisit	is PB	THEN U_{MT} is NB

U_{CAR} : Utility of Car U_{MT} : Utility of Mass Transit
NVB: Negative Very Big NB: Negative Big PB: Positive Big M:Medium PS: Positive Small

図-2 ファジィ推論ルール

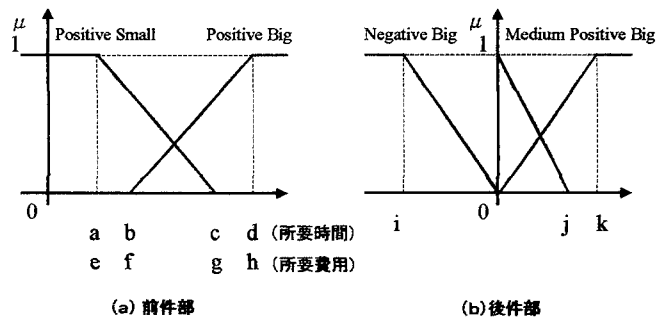


図-3 メンバシップ関数のパラメータ

(1) モデルの概要

ファジィロジットモデルは、ファジィ推論型効用関数を用いることにより、数式表現では困難な人間の多様な意思決定構造を記述することを目的としている。これは、2.の「タイプ1」のハイブリッドモデルに属する。

ファジィ推論により効用関数を記述したロジットモデルは、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-4に示すように、ファジィ性を含む人間の意思決定をファジィ推論を利用して記述している。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。

ここでは、2(3)で述べた交通機関選択問題について、同様の3種類の説明変数とデータセットを用いて、二項型ファジィロジットモデル（FBL）を作成する。

(2) モデルの構築

(a) ファジィ推論型効用関数の作成

はじめに、交通機関選択に関する知識を推論ルールで

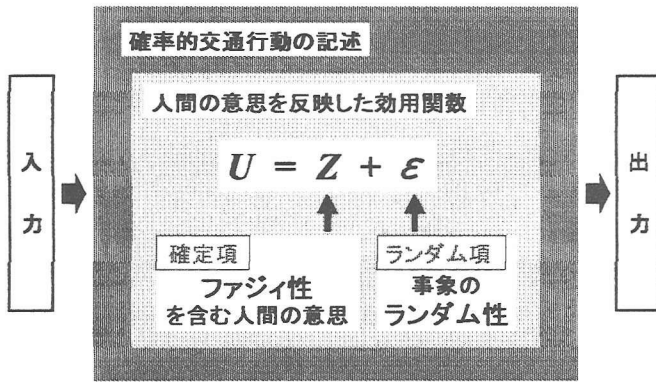


図-4 ファジィロジットモデルの概念図

記述する。このFBLモデルでは、FRと同様に図-2に示す10種類の推論ルールにより意思決定を記述している。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、FRと同様に、各言語変数に対応するメンバシップ関数の形状とパラメータは図-3に示すとおりである。

(b) 最尤推定を基本としたパラメータ推定

つぎに、ファジィ推論により求めた(7)式で与えられるサンプル*i*の自動車に対する確定値 $y^0_{i,CAR}$ 、公共交通機関に対する確定値 $y^0_{i,MS}$ を、それぞれ効用関数値 $Z_{i,CAR}$ 、 $Z_{i,MS}$ とし、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。つまり、本ファジィロジットモデルは、(8)式で示されるとおり、ファジィ推論から求めた確定値が唯一の効用関数値であり、それに確率項を加えたものである。

$$U = Z_{in} + \varepsilon \quad (8)$$

ここで、(7)式で与えられる確定値 y^0 は、メンバシップ関数のパラメータ推定において、あらゆる値を取り得る。したがって、通常効用関数の確定項に必要な誤差分散スケールは、パラメータに含まれている構造となっている。また、誤差平均値の差分については、選択肢固有ルールを設けることによって、いわゆる定数項の役割を果たすため対応可能であるといえる。ここでは、BLモデルと同様に自動車免許の有無に対するルールが、選択肢固有ルールとほぼ同様の役割を担っている。

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、(3)、(4)式で与えられる。

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(9)式で表される。

$$L = \ln L^* = \sum_{n=1}^N [\hat{y}_{CAR,n} \ln P_{CAR,n} + \hat{y}_{MT,n} \ln P_{MT,n}] \quad (9)$$

$$\hat{y} = \begin{cases} 1: \text{実績結果において選択されたとき} \\ 0: \text{そうでないとき} \end{cases}$$

同様に、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、モデル構築者の判断によってパラメータ値を設定し、最大対数尤度値を測定する作業を繰り返す試行錯誤法により各メンバシップ関数のパラメータ値を決定する。ある程度の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。

(3) 適用性の検討

(a) 推計精度

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-1に整理する。ここでは、2種類の指標($\%right_1$, $\%right_2$)によりモデルの適合性の検討する。ここで、(10)式の $\%Right_1$ は、個人の選択結果に関する的中率であり、(11)式の $\%Right_2$ は、個人の選択確率に関する的中率を表す。

$$\%Right_1 = 100 \cdot \left(\sum_n \hat{y}_n / N \right) \quad (10)$$

$$\%Right_2 = 100 \cdot \left(\sum_n \sum_i P_n(i) \cdot y_{in} / N \right) \quad (11)$$

N : サンプル数

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

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

また、このとき、FR、FBLでは、個人の選択結果に関する良好な的中率($\%right_1$)が得られている。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 $\%right_2$ 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モデルについては、確率としての比較はできない。しかしながら、個人の選択結果を0, 1として考えた場合、FR、FBLはモデル推計・検証両データに対して、90%以上の的中率(指標 $\%right_1$)を得ている。以上より、ファジィロジットモデルで得られる効用関数が実体的なものであるかどうか分からないが、モデルの有意性が示されたことは、多様な要因により複雑に構成された効用関数がある程度記述できたことを示しているといえる。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。

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($\mu > 0$)度合い)/(全サンプルが反応した度合い)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

表－1 推計結果

BL				FR		FBL			
パラメータ		(t値)		a	10	0			
	θ_1	1.331	21.09	b	30	30			
	θ_2	-0.016	-11.17	c	160	160			
	θ_3	-0.001	-4.72	d	180	180			
				e	0	0			
				f	0	0			
				g	350	400			
				h	600	500			
				i	-500	-500			
				j	10	10			
				k	500	500			
BL		FR		FBL		FR		FBL	
構築用データ (80%)				Rule No.		α_{FR}		α_{FBL}	
$L(0)$	-4129		-4129	1		1.00		1.00	
$L(c)$	-2692		-2692	2		0.93		0.93	
$L(\theta)$	-1435		-1016	3		0.94		0.94	
χ^2_0	5389		6226	4		0.91		0.91	
χ^2_c	2515		3353	5		0.85		0.85	
ρ^2	0.65		0.75	6		0.96		0.96	
$\bar{\rho}^2$	0.65		0.75	7		0.94		0.94	
% Right ₁	85.7	92.2	92.2	8		0.94		0.94	
% Right ₂	84.8		87.5	9		0.85		0.85	
検証用データ (20%)				10		0.94		0.94	
% Right ₁	86.7	93.2	93.6						
% Right ₂	84.9		88.0	(α : Indicator of Rules)					

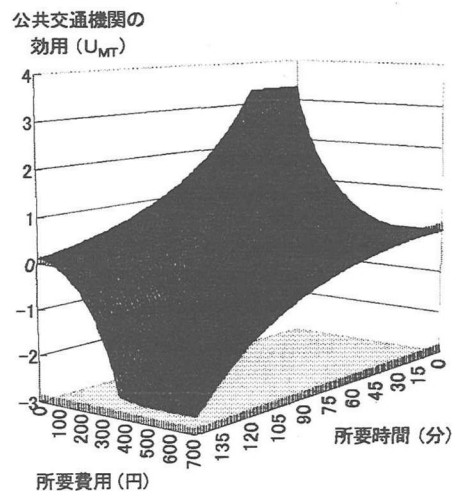
(α : Indicator of Rules)

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、当該ルールの判断に対する「有効度」が高いことを示すことがわかる。

本データに対する各ルールの α は、表－1に示されている。これより、FR、FBLとも「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。

(b) 効用関数の形状に関する比較

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」を取上げる。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－5である。こ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



図－5 ファジィ推論型効用関数の形状

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。

(c) 感度分析

ファジィロジットモデルは、個人の意思決定をモデルへ反映することを目指したものであり、個人単位の分析を重要視している。しかしながら、実際の推計においては、交通機関のシェアを考える必要がある。ここでは、モデル推定用サンプルを用いて、公共交通機関の所要時間の減少による公共交通機関の交通量の変化を分析した。これを図－6に示す。これよりファジィ推論による効用関数と線形効用関数の特徴を明らかにする。ここで、BL、FL、FBLの3種類のモデルについて、2種類の交通量集計方法による変化を分析した。BL1、FBL1では、全サンプルの公共交通機関に対する選択確率を加算したものを交通量とした。FRは確率として記述されていない。また、BL2、FR、FBL2では、各個人は選択確率/選択可能性が最大となる選択肢を選択するとし、公共交通機関の交通量を算出した。

はじめに、BLとFBLを比較する。所要時間の減少率0%は現所要時間を示しており、このときの実績交通量は998である。図－6に示すとおり、現所要時間のときBL1、FBL2はほぼ同様の値を示している。ここで、本研究において構築したBLでは、選択肢固有ダミー変数を用いていないため、実績値よりも若干少ない交通量となっている。一方、BL2、FBL1では、実績値とは大きく異なっている。これは、BL、FBLの構築理念が異なるためであると思われる。とくに、BLでは、交通量を統計的な量として求めているが、FBLでは、個人単位の分析に重点をおいている。これより、集計量を分析する場合は、モデル構築の理念と集計方法を考慮する必要があるといえる。また、所要時間の減少による交通機関

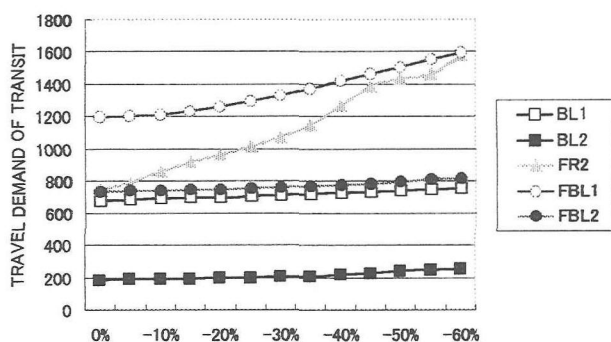


図-6 所要時間減少に伴う交通量の変化

の交通量については、個人単位の分析を得意とする FBL2 も BL 1 とほぼ同様な変化を示している。

つぎに、FL と FBL を比較する。両モデルでは同様の 10 種類ファジィ推論ルールを用いているが、図-6 には非常に異なる変化が見られる。これは、FL では算出した効用を直接比較し選択結果を導出するが、FBL では効用差により選択確率を導出するためであると思われる。これより、確率効用理論に基いた FBL では、本来備わっているファジィ推論の自由度を減少させていることがわかる。

4. 決定論的／確率論的行動記述モデル

確率論的交行動記述と決定論的交行動記述モデルを提案する。これより、意思決定構造が異なる交通行動者の交通行動を明確に記述することが可能となる。

(1) モデルの概要

人間の交通行動に対する不確実性には多種多様な要因が考えられる。確率的モデルは、これらの不確実性を考慮することが可能である。一方、物理的制約、経済的制約、法律、さらに一般的常識に至るまで、現実の社会において、選択結果が固定されており、実際には選択行動となっていない決定論的交行動が存在すると考えられる。したがって、これらの交通行動を分離することで、より精緻なモデル構築が可能になると思われる、ここで両者の分類には、現実直面している人間の一般的な知識や経験が有用であると思われる。

ここでは、ロジットモデルによる確率論的交行動記述とファジィ推論による決定論的交行動記述モデルにより、意思決定構造が異なる交通行動者を推計するハイブリッドモデル（ファジィ／ロジットモデル）を作成する。具体的には、ファジィ推論モデルにおいて、ある条件に当てはまる度合いが大きいときはファジィ推論により推計結果を導出し（決定論的推計）、当てはまらない場合はロジットモデルにより推計する（確率論的推計）ハイブリッドモデルを作成する。これは、図-7 に示すよ

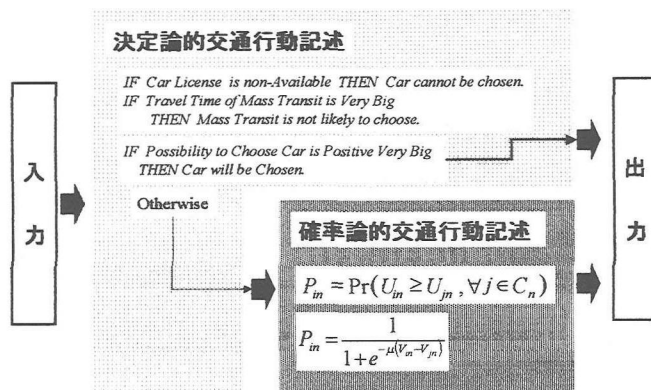


図-7 ファジィ／ロジットモデル(F-BL)の概念図

うに、ロジットモデルとファジィ推論モデルを独立的に用いることから、厳密な規定はないが、上記の「タイプ3」のハイブリッドモデルに属するといえる。とくに、2(3)で述べた交通機関選択問題について、同様の3種類の説明変数とデータセットを用いて、二項型ファジィ／ロジットモデル(F-BL)を作成する。

(2) モデルの構築

はじめに、サンプルデータを分析し決定論的意思決定記述のための知識獲得を行う。ここでは、「自動車免許を保有していないサンプルは、自動車を運転しない」、「公共交通機関の所要時間が非常に長い場合、公共交通機関は選択しにくい」という2種類の常識的知識を獲得した。

つぎに、この知識をファジィ推論のルールにより記述した。これを図-8 に示す。各変数に対応するメンバシップ関数は図-9 に示す a, ..., d の4種類とした。ここでは、選択肢に対する推計結果が「非常に大きい」と判断された場合、その選択肢を選択するとした。また、判断されなかった場合は、ロジットモデルで推計される。

Rule-1	IF Car Licence	is Non-available	THEN U_{CAR} is NVB
Rule-2	IF Travel Time of Mass Transit	is PVB	THEN U_{MT} is NVB
U_{CAR} : Utility of Car U_{MT} : Utility of Mass Transit			
PVB: Positive Very Big NVB: Negative Very Big			

図-8 F-BLのファジィ推論ルール

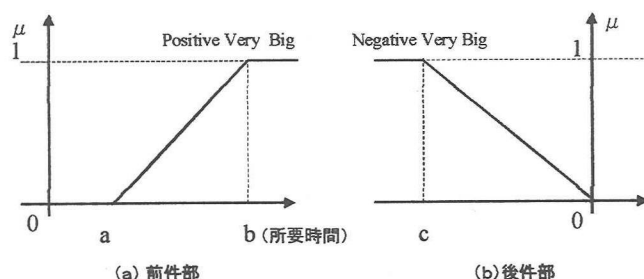


図-9 F-BLのメンバシップ関数

(3) 適用性の検討

(a) 推計精度

ここでは、3,998 サンプルがファジィ推論モデルで推計され、内2サンプルが実際の選択結果と異なっていた。残りの1,959 サンプルがロジットモデルで推計された。これらの推計結果を表-2に示す。ここで、F-BLモデルの%right₁、%right₂は全サンプルに対する的中率である。%right₂は選択確率を用いて算出しているが、決定論的に推計されたサンプルに対しては、0、1のみを利用した。また、これらの的中率の指標から、推計精度が向上したことがわかる。利用したファジィ推論ルールの知識は一般的に通用する知識であり、モデルの転用にも耐えうると思われる。

(b) 感度分析

公共交通機関の所要費用の減少による公共交通機関の交通量の変化を分析した。これを図-10に示す。ここでは、BL、F-BLの2種類のモデルについて、2種類の交通量集計方法による変化を分析した。BL1、F-BL1では、全サンプルの公共交通機関に対する選択確率を選択肢ごとに加算したものを交通量とした。また、BL2、F-BL2では、各個人は選択確率が最大となる選択肢を選択するとし、各個人が選択した交通機関を加算し交通量を算出した。減少率0%は現所要費用を示しており、このときの実績交通量は998である。図-10に示すとおり、F-BL1は推計時点で最も推計精度が高く、その後交通量は緩やかに増加する。

5. おわりに

本研究では、多様な交通行動局面を適確に記述するため、ロジットモデル（確率的モデル）とソフトコンピューティングを効果的に融合したハイブリッドモデルについて述べた。とくに、「ロジットモデル」と「ファジィ推論」を用いたハイブリッドモデルを2種類作成し、適用性の検討を行った。ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデル（ファジィロジットモデル）では、確率的モデルに人間の意思決定を反映することにより、高い推計精度をもつとともに、効用の通減状態を高度非線形の形式で記述することができる。ファジィ推論モデルと比較すると多様な交通行動の記述に劣るが、効用関数の記述手法としてファジィ推論を導入することにより、多々の指標や分析方法が確立されているロジットモデルにおいて、数式よりも分かりやすく人間の意思決定を記述することが可能になったといえる。また、ファジィ推論により決定論的交通行動を記述し、ロジットモデルにより確率論的交通行動を記述したファジィ/ロジットモデルを提案した。ここでは、データ分析より選られた知識を2種類のファジィ推論ルールで記述することで、モデル全体の推計精度が向上した。

これらのモデルの今後の課題を以下に示す。

表-2 F-BLの推計結果

パラメータ	BL		F-BL	
	(t値)		(t値)	
θ_1	1.331	21.09	1.240	19.67
θ_2	-0.016	-11.17	-0.015	-6.42
θ_3	-0.001	-4.72	-0.001	-3.16
a			100	
b			180	
c			-50	

構築用データ (80%)	BL		F-BL (BL)	
$L(0)$	-4129		-1358	
$L(c)$	-2692		-951	
$L(\hat{p})$	-1435		-912	
χ_0^2	5389		891	
χ_c^2	2515		77	
ρ^2	0.65		0.33	
$\bar{\rho}^2$	0.65		0.33	
% Right ₁	85.7		94.1	82.3
% Right ₂	84.8		90.4	70.8

検証用データ (20%)				
% Right ₁	86.7		94.4	84.1
% Right ₂	84.9		90.0	71.7

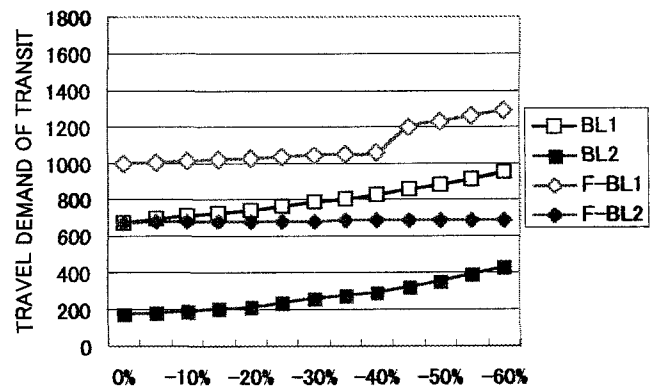


図-10 所要時間減少に伴う交通量の変化

まず、ファジィロジットモデルでは、知識獲得の一手法として交通行動理由を問うアンケート調査が必要であると思われる。また、交通政策評価への適用性の面では、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等が必要である。さらに、タイプ1の形式のハイブリッドモデル構築面での課題としては、効用関数推定においてニューラルネットワークモデル等の適用性を検討する必要がある。

タイプ3の形式をとるファジィ/ロジットモデルについては、ロジットモデルとファジィ推論の融合を規定しているため、きわめて多様なモデル化が可能である。例えば、ファジィ推論モデルにより選択肢集合を決定し、ロジットモデルにより選択を行うモデル等を考えること

ができる。これは、ファジィ性が大きい時間や地域に関する選択問題に対応可能であると思われる。

最後に、ハイブリッドモデルは、多局面を有する交通行動において、意思決定者の意思を反映した選択行動を柔軟に記述することが可能である。交通施策の影響を考慮した施策評価を、より適確に行うため、多様なハイブリッドモデル構造を検討する必要があるといえる。

【参考文献】

- 1) 北村隆一：交通需要予測の課題：次世代手法の構築にむけて，土木学会論文集，No.530/IV-30，pp.17-30，1996.
- 2) 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.
- 3) M. Ben-Akiva & S. Lerman. Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand, The MIT Press, 1985.
- 4) 秋山孝正：知識利用型の経路選択モデル化手法，土木計画学研究・論文集，No.11，pp.65-72，1993.
- 5) 井ノ口弘昭，河上省吾，荻野弘：ファジィ的ニューラルネット

ワークを用いた微視的道路交通シミュレーションモデルの開発，土木計画学研究・論文集，No.16，pp.911-918，1999.

- 6) 中山昌一朗，北村隆一：帰納的推論に基づく経路選択行動と道路交通システムの動態に関する研究，土木学会論文集，No.660/IV-49，pp.53-63，2000.
- 7) Tsippy Lotan & Haris N Koutsopoulos：Models for route choice behavior in the presence of information using concepts from fuzzy set theory and approximate reasoning. Transportation 20: 129-155, 1993.
- 8) 秋山孝正，高羽俊光，水谷香織：ナビゲーションのためのファジィ交通行動分析，日本ファジィ学会誌，Vol. 11，No. 2，pp. 205-214，1999.
- 9) 高羽俊光，秋山孝正：ソフトコンピューティングを用いた目的地・交通手段選択モデルの作成，土木計画学研究・論文集，No.17，pp.701-708，2000.
- 10) 水谷香織，秋山孝正：ファジィ推論型効用関数をもつロジットモデルに関する検討，第20回交通工学研究発表会論文報告集，pp. 197-200，2000.
- 11) 林勲，馬野元秀：ファジィ・ニューラルネットワークの現状と展望，日本ファジィ学会誌，Vol.5，No.2，pp.178-190，1993.

ファジィ推論とロジットモデルによるハイブリッドモデルの検討

水谷香織・秋山孝正

多様な交通行動局面を適確に記述するため，確率的モデルとソフトコンピューティングのハイブリッドモデルが提案されている。本研究では，これらのハイブリッドモデルについて，とくに結合形態からの特徴整理を行った。また，二種類のファジィ・ロジットモデルを構築し適用性の検討を行った。これより，ファジィ推論型効用関数を持つロジットモデル（FBL）では，確率的モデルに人間の意思決定を反映し，効用の逓減状態を高度非線形の形式で記述することができた。また，ファジィ推論による決定論的交通行動記述とロジットモデルによる確率論的交通行動記述（F-BL）を独立的に行うことにより，個々の交通行動が適確に記述されることが分かった。

An Approach of Hybrid models based on Fuzzy reasoning and Logit models

Kaori MIZUTANI and Takamasa AKIYAMA

Hybrid models based on the random utility models and the soft computing techniques have been proposed in order to describe various aspects of travel behaviour effectively. The hybrid models are identically systemized considering with the forms of the model formulations in the paper. Two hybrid models called fuzzy logit models are constructed and tested. One is a logit model with a fuzzy reasoning-based utility function that can describe human decisions. The utility function with highly non-linear relations illustrates the diminishing marginal utility. As for the other model, both deterministic and probabilistic travel behaviour are described using the fuzzy reasoning and the logit model, independently.
