

交通行動の記述のためのファジィ・ニューロモデル

Fuzzy-Neural Network Models for Description of Travel Behaviour

坪井 兵太* 秋山 孝正**

By Hyota Tsuboi and Takamasa Akiyama

1. はじめに

交通行動の記述モデルとして、ロジットモデルなどの関数型モデルがあり、これは効用理論を前提とした統計的方法である。また一方で、計算機工学分野の考え方を用いて、人間の知識に基づく主観的判断過程をモデル化しようとする方法として、ファジィ推論やニューラルネットワーク(NN)の利用が検討されている^{1), 2)}。

また近年では、ファジィ推論とNNを有機的に結合したファジィ・ニューラルネットワークによるモデル化手法が各種提案され、多くの成果を上げている。本研究では、ロジットモデルでの交通機関分担の分析例を取り上げ、これらの方法の適用性を検討する。すなわち、既存のファジィ推論やニューラルネットワークを用いた同一問題のモデル化を行い、推計面での比較を行う。さらに、各種のファジィ・ネットワーク方法の整理を行い、いくつかの具体的方法を紹介するとともに、この場合も同一問題への適用を試みる。これらのモデル化手法の推計結果の比較から、各方法の標準の手順および各モデルの交通行動分析への適用性が検討できる。

2. 各種のモデリング方法

ここでは、ファジィ推論モデルとその実用的方法、さらにニューラルネットワークモデルを適用したファジィ・ニューロについて説明する。

2. 1 ファジィ推論モデル

(1) ファジィ推論モデルの方法

ファジィ推論の基本的概念は、「IF~THEN…」形式の推論モデルにファジィ変数(言語変数)を導入し、人間のあいまい性を持った推論とすることである。推論過程を定式化すると以下の式で表現される。

$$\mu_B(y)/y = \int \sup \left[\min \{ \mu_A(x), \mu_R(x, y) \} \right] / y$$

$\mu_B(y)$: ファジィ数Bのメンバシップ関数
 $\mu_A(x)$: ファジィ数Aのメンバシップ関数
 $\mu_R(x, y)$: ファジィ数A・Bから求めた関係Rのメンバシップ関数

ここで、 $\mu_R(x, y)$ はモデル作成時に設定するファジィ関係で、 $\mu_A(x)$ は新事実、 $\mu_B(y)$ は新事実から推論される帰結である。

ファジィ推論モデルの構築には、①各言語変数(メンバシップ関数)の決定、②推論の基本的関係をルール表現する、③推論方式(含意公式、結合方法など)の決定、④合成規則の決定、⑤推論のファジィ数に関する非ファジィ化方法の決定の5点に集約できるとされる²⁾。

(2) 簡略ファジィ推論モデル

つぎに実用的な推論方法として、モデル化の簡潔さと計算の高速化を目指した簡略ファジィ推論モデルを説明する。この方法は、通常ファジィ推論の手順のうち、帰結部のファジィ数をクリスプ数(確定値)とする方法である。つまり、図1のように推論規則が与えられる時、簡略ファジィ推論の演算手順は次のようである³⁾。

a) 各規則の適合度 h_i をmin計算を用いて求める。

$$h_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad \dots\dots\dots(1)$$

b) 後件部の定数 C_i を適合度 h_i で荷重平均して推論

キーワード: 交通行動分析, 手段選択

* 学生員, 岐阜大学大学院土工学専攻 〒501-11 岐阜市柳戸 1-1

** 正会員, 工博, 岐阜大学工学部土木工学科 助教授

〒501-11 岐阜市柳戸 1-1 TEL (058)293-2443 FAX (058)230-1528

結果 Z^* を算出する.

$$Z^* = \frac{\sum_{i=1}^n h_i C_i}{\sum_{i=1}^n h_i} \quad \dots\dots\dots(2)$$

すなわち、推論結果は、後件部の定数 C_i を適合度 h_i で荷重平均したものである。この簡略ファジィ推論を用いると、重心計算などの非ファジィ化手順が除かれるので計算が簡単になる。

2. 2 ファジィ・ニューロモデル

(1) ファジィ・ニューロモデルの分類

ファジィ推論では、これまでの説明から解るようにメンバシップ関数やルール調整の方法が課題となっている。またニューラルネットワーク (NN) モデルでは、一般にモデルに記された意思決定の論理構造を明確に示すことが難しい。この両方法に内在する課題を相互的に補完することを意図して、ファジィ推論と NN を組み合わせるものがファジィ・ニューロモデルである。

基本とするモデルとファジィ推論するか、NN とするかによって組み合わせの形態が各種提案されている。特に両者の融合度という点から見ると、9 種類に分類できることが、林ら⁴⁾によって示されている。この分類では、融合度の低いとされる「ニューロ&ファジィ」(並列に各モデルを配置したもの)から融合度の高い「ファジィ化ニューロ」(一部をファジィ化したニューラルネットワーク)まで、モデル構造的な意味から分類できることがわかる。

本研究では、これらの中間的な位置にある「ファジィーニューロ」モデルについて紹介する。

(2) ファジィーニューロモデル

「ファジィーニューロ」モデルとは、ファジィ推論ルールを用いて推論を行い、その結果をニューラルネットワークを用いて処理をするものである。すなわち、ファジィ推論の出力がニューラルネットワークの入力となる形の直列型のファジィ・ニューロモデルであるといえる。

このタイプのモデルにもさまざまなものがある。秋山によるモデルでは、ファジィ推論の非ファジィ化計算方法の部分(defuzzification)を、NN でモデ

Rule 1: IF x is A_1 and y is B_1 THEN z is C_1

Rule 2: IF x is A_2 and y is B_2 THEN z is C_2

Rule n : IF x is A_n and y is B_n THEN z is C_n

i : ルール数 ($i=1, 2, \dots, n$)

A_i, B_i : ファジィ数 C_i : クリस्प数

図1 簡略ファジィ推論モデルのルール構成

ル化している³⁾。図2にこの場合の「ファジィーニューロ」モデルの概念図を示す。

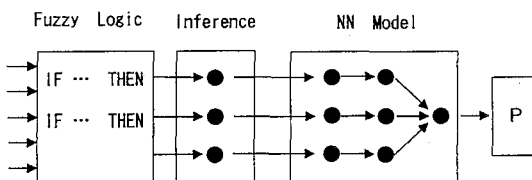


図2 ファジィーニューロモデルの概念図

3. 各種モデルの比較

ここでは、ファジィ・ニューロモデルを中心に前章で紹介した各モデルの特徴を比較するため、①ロジットモデル: BL, ②ファジィ推論(マムダニ法): FL, ③簡略ファジィ推論: SFL, ④ニューラルネットワーク: NN, ⑤ファジィーニューロ: FN の5種類のモデル作成し、それぞれの適用性を検討した。

3. 1 対象モデルの作成

ここでは、各種モデルの特徴が明確になるように、典型的なバスと自動車に対する二項型の交通手段の二者択一の交通手段選択問題をとりあげた。特にここでは、既存の研究よりロジットモデル作成のためのサンプルデータを用いた⁵⁾。本例では、サンプル数が30個であり、説明要因は以下のものである。

① 乗車時間: x_1

② 乗車外時間/OD 距離: x_2

乗車外時間(バス:待ち時間+徒歩時間 自動車:徒歩時間)

③ 費用: x_3

④ 専用自動車の有無: x_4

(自分専用=1, 家族と共用=0)

3. 2 既存手法によるモデル作成

まず既存の各方法による推計結果を示す。本研究の例では、ロジットモデルパラメータが推計されており、 $\theta_1 = -0.1072$, $\theta_2 = -0.4168$, $\theta_3 = -0.0128$, $\theta_4 = 1.400$ となっている。

またここで、通常ファジィ推論・簡略ファジィ推論の具体的な作成手順は省略するが、いずれもルール数は同じで、ロジットモデル作成で用いられた変数によるファジィルールが構成されている。図3は簡略ファジィ推論モデルにおけるルール構成を示している。前件部にたいして3種類、後件部について5種類の言語変数（ラベル）が設定されている。

3. 3 ファジィ・ニューロモデル

つぎにFNモデルの作成手順を示す。まず①ファジィ推論モデルのメンバーシップ関数、ルール構成は前述で作成したもの（マムダニ法）を用いる。②各ルールから算出される、後件部の3つの言語変数SMALL, MEDIUM, LARGEに対応した出力分布（推論結果メンバーシップ関数）を求める。③3種類の分布面積をそれぞれNNモデルの入力値とする。④この入力値と実績値（選択結果）の関係をNNモデルとしてBP法によりモデル化する。

すなわち、この方法ではさきに構成されたファジィ推論モデルの推論結果を統合的に選択結果に対応させる非ファジィ化部分をNNモデルにより表現したものである。

ここで、NNモデルのパラメータ決定において、推計誤差が3.5よりも小さくなった時、もしくは、繰り返し計算を2000回行った時を、収束判定基準とした。この結果、繰り返し回数1746回で推計誤差が3.5以下となったので計算を終了した。

なお、ここで示した「ファジィ・ニューロ」モデルの他に、同様の問題に対して異なるタイプのFNモデルとして、「ファジィ的ニューロ」モデル⁶⁾あるいは「ニューロ的ファジィ」モデル⁷⁾を適用することも可能であると考えられる。これらの具体的なモデル化手順については、現在検討中である。

3. 4 推計精度の検討指標

ここで、推計された交通手段選択モデルの適合性

R-1: IF x_1 is PM and x_2 is PL and x_3 is PS THEN y is VS
 R-2: IF x_1 is PM and x_2 is PS THEN y is VS
 R-3: IF x_1 is PL and x_2 is PM THEN y is SM
 R-4: IF x_1 is PM and x_2 is PM and x_3 is PM THEN y is ME
 R-5: IF x_1 is PM and x_2 is PL and x_3 is PL THEN y is LA
 R-6: IF x_1 is PS and x_2 is PS THEN y is VL
 R-7: IF x_1 is PL and x_2 is PS and x_3 is PL THEN y is VL
 R-8: IF x_4 is PL THEN y is VS
 PS: Positive Small PM: Positive Medium PL: Positive Large
 VS: VERY SMALL=0 SM: SMALL=0.25 ME: MEDIUM=0.5
 LA: LARGE=0.75 VL: VERY LARGE=1

図3 SMLモデルのルール構成

を検討するために、いくつかの指標を考える。

まず、ロジットモデルで用いられるような適合指標を考える。たとえば $P_{bus} \leq 0.5$ であればバスを選択すると考え、各サンプルの判別結果を求める。全サンプル中で正しく判別されたサンプル数の割合を適合率 γ とする。また、各サンプルの実績選択結果 (R_i) と推定結果の整合性を数値的に示す推計誤差を ε とする。さらに、推定された選択確率の分離状態を示す判別指標 δ とする。これらの指標は、具体的には次式のように定義できる。

$$\gamma = C / n \quad \cdots \cdots (6)$$

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^n |R_i - P_i| \quad \cdots \cdots (7)$$

$$\delta = \sum_{i=1}^n |0.5 - P_i| \quad \cdots \cdots (8)$$

C: 正判別のサンプル数
 n: 全サンプル数

3. 5 計算結果の比較

ここでは、作成したモデルにより得られた推計結果の指標から、各モデルの持つ特徴を比較する。各モデリング手法には、知識をどのような形で蓄積・適用するかという点に相違がある。

各方法の特徴と推計精度を実際のモデリングの視点から整理したものが表1である。すなわち、この表では、モデル作成における原理や方法と、モデルによって得られる推計結果に関する評価指標の値を整理したものである。

この表よりファジィ推論、ニューラルネットワークのいずれの方法によっても、ロジットモデルの場合と比べて良好な推計結果が得られていることが分

表1 各モデルの特徴と推計結果

項目	BL	FL	SFL	NN	FN
知識保存形式	パラメータ	ルール	ルール	結合荷重	ルール・結合荷重
モデル変数	数値変数	言語変数	言語変数	数値変数	言語・数値変数
モデル化原理	ランダム効用	推論	推論	誤差最小	推論・誤差最小
推論方式	-----	マムダニ	簡略推論	-----	マムダニ
パラメータ決定法	最尤推定	試行錯誤	試行錯誤	B P 法	試行錯誤・B P 法
推計誤差 ε	9.4	7.027	6.920	2.08	3.489
判別指標 δ	8.573	10.817	12.000	13.72	12.555
適合率 γ	0.767	0.767	0.800	0.967	0.933

かる。またファジィ推論（簡略ファジィ推論）に対してNNモデルの利用は、推計精度の点で大きな改善となることが分かる。

なかでも作成した「ファジィニューロ」モデルは、基本的な推論部分として、マムダニ法（FL）を用いており、モデル構造的な意味では推論プロセスを保持しながら、NNの結合によって、推計精度の向上が可能となっていることがわかる（ $\varepsilon=7.027 \rightarrow 3.489$ ）。

4. おわりに

本研究では、交通行動記述モデルをファジィ推論およびニューラルネットワークにより作成する方法を示すとともに、ファジィ・ニューラルネットワークの方法についての適用性を検討した。

ここで得られた研究成果を簡単に整理する。

- 1)ファジィ推論・ニューラルネットワークともに非線形性の高いモデル化に適する。なかでもファジィ推論はルールによる行動記述が可能であり、一方NNでは高度なパラメータ調整機能をもつ。
- 2)同一データを用いた比較では、程度の差異はあるが、いずれの方法においても、良好な推計結果が得られることがわかった。
- 3)ファジィ・ニューロモデル（FN）は、ファジィ推論とNNの特徴を有機的に結合したものであり、今回の推計例においてもその有効性が示された。

さらに、今回の研究成果を踏まえた今後の課題として以下の点が挙げられる。

- 1)ここでは、2項型の交通機関選択モデルを例としたが、本研究で示した各方法は、多項的選択問題に

も適用可能である。ただ具体的なモデル化においては、多項化に伴う若干の構造的変更が必要であり、検討の余地がある。

- 2)今回紹介したファジィ・ニューロモデル（FN）は、ファジィ推論とNNの比較的簡単な統合方法を示したものである。すでにみたように、FNモデルには多数の組み合わせ形態があり、交通行動の現象記述的な意味からの整理が必要である。
- 3)本研究で示したFN以外に、ファジィ推論モデルの構築にGAなどを用いる方法が知られている。簡便なパラメータ推計方法として利用できる可能性が高いので、この点の検討も必要である。

【参考文献】

- 1)秋山孝正：ファジィ理論による経路選択行動のモデル化，第10回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp.723-726，1994
- 2)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，pp65-72，1993
- 3)秋山孝正：ファジィ理論を用いた道路交通流解析，土木計画学研究・論文集，No.11，pp.13-28，1993
- 4)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，pp178-190，1993
- 5)浅野光行：やさしい非集計分析，4.非集計モデルの計算手順，交通工学，Vol.26，No.5，pp37-41，1991
- 6)堀川慎一，古橋武，内川嘉樹：ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法，日本ファジィ学会誌，Vol.4，No.5，pp906-928，1992
- 7)市橋秀元：ニューロ的手法によるファジィルールの獲得，日本ファジィ学会誌，Vol.5，No.2，pp.191-203，1992