【土木計画学研究・講演集 No.13 1990年11月】

ファジィ理論を用いた交通機関選択モデル

An Application of Fuzzy Theory to Modal Split Model

島崎敏一* ・持田直穂**

by Toshikazu SHIMAZAKI, Tadaho MOCHIDA

In this study, the fuzziness on modal split problem is considered and to estimate the parameters of the disaggregate modal split model as the fuzzy numbers is proposed. Firstly, the fuzziness on modal-split is reported. Secondly, the disaggregate regressive model with fuzzy parameters is proposed. The 'width', which characterizes the fuzzy number can introduce new information into the model. Thirdly, using the actual data, the fuzzy modal split model is estimated. From comparison between the fuzzy model and the normal regressive model, more characteristic variables can be involved in the model and it can be said effective to evaluate transport policies.

1．はじめに

交通機関選択の問題とは、利用者がどのような要因によって交通手段を選択するかを検討し、最終的には将来の交通機関別の交通量を知ることで交通計画の資料とするものである。このために、各種の調査データを用いて、交通機関分担の推計モデルが作成されている。近年は非集計タイプのモデルが作成されることが多いが、非集計モデルとは、人間の選択行動を個々の人に与えられた条件とその選択結果を結びつけて扱おうとするものである。これは、社会経済的な属性および交通環境が類似している人間の交通行動は、場所や時刻によらない一定の範囲におさまっているということを前提としている。

ところで、選択行動は本来人間の判断に基づくものであるから、選択行動の推計モデルというものは、行動決定のための各要因がばくぜんとした認識下にあり、またモデルの構造、決定要因から導かれる評価などはある種のあいまいさを含んでいることを考慮する必要がある。しかし、現在多く用いられる選択行動モデルは、全ての行動決定要因は明確な認識下にあることを前提とし、モデルの構造や評価はあいまいさのない確定的な式あるいは数値として得ることを目的としている。

本研究では、交通機関選択問題に含まれるこうしたファジィ性を取り扱うために、ファジィ理論、特に「拡張原理」という、ファジィ数の演算の統合的解釈を可能にする理論[1)]によるファジィ演算を適用し、ファジィ数をパラメータとする機関選択モデルを定式化することを考える。

パラメータに広がりを持つファジィ数をあてることで、要因の認識のファジィ性をモデルにとりいれることができると考えられる。また拡張原理によるファジィ演算には、非ファジィ数での各種の議論を

*正会員　工博　東京大学工学部土木工学科助教授
（〒113　東京都文京区本郷 7-3-1）
**学生会員　東京大学大学院土木工学専攻

拡張して用いることができ、しかも従来の方法での結果と相反することなく、内包する形で定義されるという特徴がある。

問題を確認するために、交通機関選択の問題に含まれるファジィ性をまとめると以下の様になる。

① モデルの入力データのファジィ性
通常、モデル作成のための資料となるパーソントリップ調査などの交通調査データは、個人単位の確定的な数値として収集され、モデルによってはそのまま扱われるが、この種のデータは、記憶にない、あいまいであるといった理由で詳細までの検討が十分できないものが多い。したがって、ファジィな要因として取り扱うべきである。

② 人間の認識のファジィ性
実際の選択行動において意志決定要因となる情報は、交通調査データとして得られるような細部まで認識されるものではなく、もっとばくぜんと捉えられていると考えるのが自然であり、モデル作成の際に考慮する必要がある。

③ 人間の判断構造のファジィ性
人間の判断過程は、どちらかといえばあいまいな構造をしており、たとえ意志決定の要因に確定的な情報が与えられていたとしても、各要因に対してはあいまいに評価を行い、それらを集積することで最終的な判断をするものと考えられる。

こうしたファジィ性を取り扱うために、木下、佐佐木、秋山は、従来の最尤推定法でパラメータを非ファジィ数として求めた非集計ロジットモデルに対して、サンプルごとの入力変数をファジィ数におきかえて考えることで選択確率をファジィ数として求めることを提案している。[2)] この方法は、入力データのファジィ性についての考慮に重点をおいていると思われる。

本研究では、モデルのパラメータをファジィ数とすることで、交通機関選択モデルのファジィ性を取り扱うことを試みる。ファジィなパラメータの持つ「幅」が、意志決定要因についての個人の認識の強さを評価するのに役立つと考えられる。

検討は、線形回帰式を判別関数のように考える重回帰的モデルについて行う。その際、モデルは簡単のために選択肢が２つのバイナリータイプとする。

２．非集計重回帰的モデル

変数を以下のように定義する。

x_{nk}　：個人ｎのｋ番目の特性

A_k　：ｋ番目のＬ－Ｌファジィパラメータ
　　$A_k=(a_k,\ c_k)_L$

y_n　：個人ｎの選択結果を表わす離散的な変数
　　$\{0,\ 1\}$

Y_n　：個人ｎの選択結果を表わす
　　推定ファジィ値

このとき入力データの$\mathbf{x}_n=(x_{n1},\cdots,x_{nK})$は説明変数としての役割をもち、出力データ$y_n$は$\{0,\ 1\}$等の値をとる被説明変数となる。
ファジィ線形回帰モデルを

$$y_n=A_1x_{n1}+\cdots+A_Kx_{nK} \tag{1}$$

と仮定すると、推定ファジィ数Y_nもＬ－Ｌファジィ数となり、以下の式が成立する。

$$\begin{aligned} Y_n &= A_1x_{n1}+\cdots+A_Kx_{nK} \\ &= (\sum_j x_{nj}a_j,\ \sum_j |x_{nj}|c_j)_L \end{aligned} \tag{2}$$

非ファジィの線形回帰分析においては、入力データ $\mathbf{x}_i=(x_{i1},\ \cdots,\ x_{in})$ と対応する出力データy_i の組$(\mathbf{x}_i,\ y_i)$ $(i=1,\cdots,k)$ が与えられたとき、線形回帰式を仮定して、そのパラメータベクトル $\mathbf{a}=(a_0,\ \cdots,\ a_n)$ を推定する。その場合、２乗誤差最小化問題、あるいは絶対値誤差最小化問題を解くことになる。

ここで、データ$(\mathbf{x}_i,\ y_i)$ $(i=1,\cdots,k)$ と最適解から得られる推定値との差は、観測誤差とみなされ、通常は正規分布に従うことが仮定されている。

これに対して、ファジィ線形回帰モデルにおいては、モデルによる推定値とデータとの差は、入出力関係を表わすシステム構造自体のあいまい性に依存しているものと仮定する。このようなシステム構造のあいまい性はシステムを表現するパラメータのあいまい性によるものであるとの観点から、線形回帰

モデルのパラメータがファジィ数で表わされるようなファジィ線形回帰モデルが提案されている。

ファジィ線形回帰モデルでは、求めるべきパラメータA_k (k=1,･･,K)は、与えられるデータ($\mathbf{x}_n$, y_n)を、推定ファジィ数Y_nが定数α ($0 \leqq \alpha < 1$)以上の度合いで含み、かつ従来の線形回帰システムでは誤差にあたるY_nの幅を最小にするものである。[4]すなわち、

$$\mu_{Y(y)} \geqq \alpha$$
$$J_n(\mathbf{c}) = \sum_j |x_{nj}| c_j \rightarrow \min \qquad (3)$$

を全てのnについて満たすものである。

ここでY_nのα－レベル集合$[m_{nL}^{\alpha}, m_{nR}^{\alpha}]$を考えると、

$$m_{nL}^{\alpha} = \Sigma x_{nj} a_j - L^{-1}(\alpha) \Sigma |x_{nj}| c_j$$
$$m_{nR}^{\alpha} = \Sigma x_{nj} a_j + L^{-1}(\alpha) \Sigma |x_{nj}| c_j \qquad (4)$$

また $\mu_{Y(y)} \geqq \alpha$ は

$$m_{nL}^{\alpha} \leqq y_n \quad \text{かつ} \quad m_{nR}^{\alpha} \geqq y_n \qquad (5)$$

と同値である。

したがって、パラメータ推定は次の線形計画問題を解けば良い。

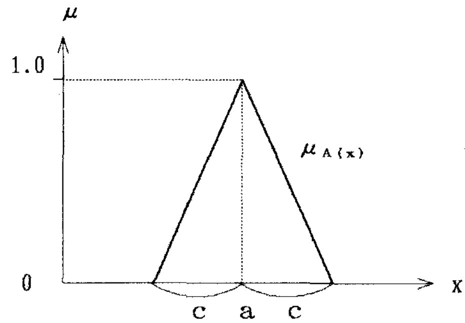
$$\min \sum_n J_n(\mathbf{c}) = \sum_n \sum_j |x_{nj}| c_j \qquad (6)$$

$$y_n \geqq \sum_j x_{nj} a_j - L^{-1}(\alpha) \sum_j |x_{nj}| c_j$$
$$y_n \leqq \sum_j x_{nj} a_j + L^{-1}(\alpha) \sum_j |x_{nj}| c_j$$
$$c_j \geqq 0, \quad n = 1, \cdots, N \qquad (7)$$

さて、今後の検討を進めやすくするために型関数L(・)を次のように定める。

$$L(x) = \max(0,\ 1 - |x|) \qquad (8)$$

この型関数をもつL－Lファジィ数は、図－1のように三角形になる。



図－1　三角形ファジィ数A＝(A, C)$_L$

式(8) を代入すると式(6)(7)は以下の様に書き直せる

$$\min \sum_n J_n(\mathbf{c}) = \sum_n \sum_j |x_{nj}| c_j \qquad (9)$$

$$y_n \geqq \sum_j x_{nj} a_j - (1-\alpha) \sum_j |x_{nj}| c_j$$
$$y_n \leqq \sum_j x_{nj} a_j + (1-\alpha) \sum_j |x_{nj}| c_j$$
$$c_j \geqq 0, \quad n = 1, \cdots, N \qquad (10)$$

ここまでに、ファジィ回帰モデルと出力データとの間の適合度を表わす定数としてαを導入した。適合度αの決定には明確な基準はないが、αは入力データが十分に得られている場合は0に近く、不十分であるほど1に近く設定する必要がある。一般には 0.5前後にしておけば良いとされている。次章の適用例においては、$\alpha = 0.5$ と設定した。

3．適用

(1)　データの概要

本研究では適用例を示すにあたって、非集計モデルの作成のために設計された、鉄道駅へのアクセス行動に関する調査データ[3]を用いた。この調査データは、昭和55年3月から4月にわたって、三鷹市、調布市の旧国鉄中央線と京王帝都京王線とに囲まれた、東西約3km、南北約6kmの地域を対象に、アンケート調査票の訪問配布、後日回収という形で得られたものである。

調査地区の概況は、地形的には全体として平坦で

あり、自転車利用の障害となるところは少なく、道路網、バス路線網ともよく発達していて、交通の便は良いといえる。面積は約１８km² で調査当時の居住者はおよそ７万世帯、１８万人程度であった。

調査にあたっては、サンプルの空間的偏りができるだけ小さくなるように配慮した上で、世帯票を１２１４世帯分、個人票を３２０８人分配布し、それぞれ１１３０世帯、２８６１人分が回収された。

得られたデータのうち、有効回答のそろっていないもの、非アクセストリップと見られるものを取り除き、またバイナリーモデルが繁雑になるのを防ぐために、対象を徒歩、自転車、バスの３手段にしぼり、１１０７サンプル（回収全サンプルの38.7%）を利用することにした。

（２）　使用変数・計算結果

表－１に使用変数の主だったものを挙げる。所要時間関係、一般化コスト関係、アクセスに要する料金に関する変数については参考文献 3）の計算式を採用した。

アクセス手段を徒歩、自転車、バスの３手段にしぼっているのでバイナリーモデルは第１モデルと第２モデルに分かれる。第１モデルでは徒歩利用者ダミー（ＦＴ）を被説明変数とし、徒歩とその他の手段の判別を行う。パラメータ推定は、全１１０７サンプルから徒歩利用が不可能なサンプルと徒歩以外の選択が不可能なサンプルを除いた５６０サンプルを対象として行う。第２モデルは自転車利用者ダミー（ＣＢ）を被説明変数として、３２７サンプルを対象に自転車とバスの判別を行う。３２７サンプルの内訳は、徒歩を利用していないサンプルのうちで自転車とバスのどちらも選択可能なサンプルである。

モデルを構成する変数には、相関係数の高い変数どうしは同時に含まれないように注意しつつ、時間及びコスト、個人の属性、トリップ目的や頻度など、なるべく多くの項目をとりいれるようにした。

第１モデル、第２モデルともに変数の組み合わせを変えて４本ずつの式を作り、パラメータの推定を行なった。得られた結果のうち、的中率が最大になるものを表－２に示す。図－２，図－３は主なパラメータを図化したものである。

ところで、推定値はＬ－Ｌファジィ数として得られる。つまり、広がりを持った数として表現されることになる。したがって、この分布についての解釈を明確にしておく必要がある。今回は、分布はそれぞれの値のウェイトと考え、重心の位置が実際の結果としてあらわれる値とする。Ｌ－Ｌファジィ数においては、重心の位置は「平均」の位置と一致することになり、計算が容易になる。

的中率は、各手段について利用可能性のない手段の選択確率を０とし、それ以外についてはバイナリーの各ステップごとにファジィ数として得られる推定値の「平均」が0.5以上なら1、0.5未満なら0とみなして利用手段を推定することで求めている。

表－１　　主な使用変数

変数	内容
ＦＴ	徒歩利用者ダミー 徒歩：１　その他：０
ＣＢ	自転車利用者ダミー 自転車：１　バス：０
ＢＡＶ	自転車利用可能性
ＣＡＲ	世帯の自動車保有台数
ＳＸ	性別
ＡＧＥ	年齢の十の位
ＡＧ４	～４０代：１，５０代～：０
ＦＲ	トリップ頻度
ＲＳＨ	ラッシュアワーダミー
ＤＳ	利用駅までの道路距離
ＤＢＡ	最寄りバス停までの道路距離
ＢＤ	バス乗車距離
ＤＴ２	所要時間差（バス対自転車）
ＤＧＣ	一般化コスト差 （自転車又はバス対徒歩）
ＤＣ２	バス－自転車コスト差 （バス運賃に等しい）

表－２　推定した重回帰的モデル

第１モデル	$FT = (-0.0155, 0.0259)_L \cdot BAV$
	$+ (0.1454, 0.2963)_L \cdot CAR$
	$+ (0.1236, 0.2193)_L \cdot SX$
	$+ (0.1311, 0.2754)_L \cdot AGE$
	$+ (0.2713, 0.5853)_L \cdot FR$
	$+ (-0.0061, 0.0)_L \cdot DS$
	$+ (0.6458, 0.6896)_L \cdot DBA$
	$+ (0.0278, 0.0)_L \cdot DGC$
第２モデル	$CB = (0.7338, 0.0)_L \cdot BAV$
	$+ (-0.0344, 0.0195)_L \cdot SX$
	$+ (0.0149, 0.2300)_L \cdot AG4$
	$+ (-0.1370, 0.6315)_L \cdot RSH$
	$+ (-0.1607, 0.0)_L \cdot DS$
	$+ (0.2608, 0.0)_L \cdot DBA$
	$+ (0.0937, 0.0)_L \cdot DT2$
	$+ (0.0062, 0.0045)_L \cdot DC2$
的中率	徒歩　８４．８％
	自転車　９１．４％
	バス　８６．６％

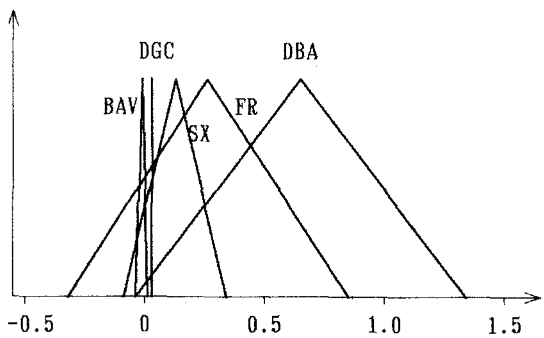
（３）　考察

ここで推定したパラメータの意味を考える。

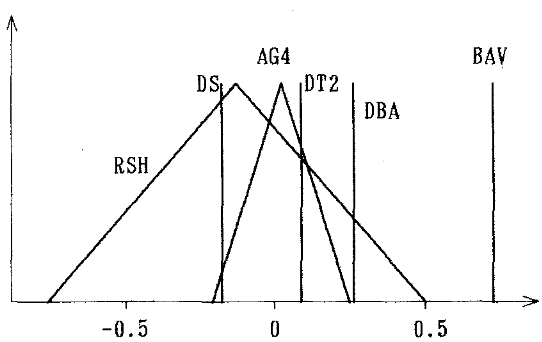
まず第１モデルについて、ＦＲ、ＤＢＡの係数の「平均」が大きめになっているのが目につくが、この２つは「幅」も他のパラメータに比べて倍以上大きくあらわれており、これらの要因はばくぜんとした認識をされているものと考えられる。それに対して「幅」が０であるＤＳ、ＤＧＣや、極度に小さいＢＡＶなどは、意志決定の際に強く認識される要因であると言える。その他の変数は中間的な認識の強さと説明力があると考えられる。またＢＡＶ、ＤＳの「平均」が負であることは、直観的にも合理性のある推定結果となっている。

第２モデルについては、ＢＡＶ，ＤＳ，ＤＢＡ，ＤＴ２などは「幅」が０であり、かつ「平均」が他のパラメータに比べて大きいところから、意志決定に強く影響し、またはっきりと認識される要因であると考えられる。ＲＳＨやＡＧ４は、「幅」が大きめにあらわれており、ばくぜんと認識される要因であると言える。ＤＳの「平均」の符号が負であることは、直観的な合理性を持ち、さらにＳＸやＲＳＨの「平均」も負であることから、男性よりも女性が自転車を好むことや、自転車の利用は通勤のラッシュ・アワーを避ける傾向にあることが予測できる。

先に挙げたものに限らず、パラメータ推定を行なった全てのモデル式について見られる傾向であるが、アクセス時間に関わる要因のパラメータは、「幅」がほぼ０となってあらわれた。このことは、鉄道駅へのアクセス手段の選択行動において、アクセスにかかる時間とは、具体的に認識されやすい要因のひとつであるということを意味していると考えられる。



図－２　第１モデルのパラメータ



図－３　第２モデルのパラメータ

４．結論

機関選択モデルのパラメータにファジィ数を導入することで選択要因の認識の強さをモデル化することを試み、実際のデータを適用した。その結果、以下の結論が得られた。

①ファジィ回帰モデルを実際のデータに適用した結果、合理性と説明力をもつモデルを推定でき、自転車利用可能性、トリップ距離、時間コストなどは明確に認識されているということが判明した。
②今回得られたファジィ回帰モデルと従来の非ファジィの重回帰モデルとを比較すると、ファジィモデルは非ファジィモデルよりも多くの特性変数をモデルに取り込むことができ、政策評価に有効である。

今後の課題としては、各ファジィパラメータや推定ファジィ値の分布形状や「幅」についての詳細な検討を考える必要がある。具体的には、左右対称なＬ－Ｌファジィ数に代わって左右非対称なＬ－Ｒファジィ数の導入であるとか、特性変数を無次元化し、ファジィ数の幅を定量的に評価する方法の確立などが挙げられる。

補足．ファジィ数とその演算

（１）　Ｌ－Ｌファジィ数

演算の効率化や簡単化をはかるために、本研究で取り扱うファジィ数は、Ｌ－Ｒファジィ数のうちでも左右対称なＬ－Ｌファジィ数に限定した。Ｌ－Ｌファジィ数Ｍとは、以下のようなメンバシップ関数Ｍで表わされるファジィ数のことである。

$$\mu_{M(x)} = \begin{cases} L\left(\dfrac{(x-a)}{c}\right) & a \leqq x,\ c>0 \\ L\left(\dfrac{(a-x)}{c}\right) & a \geqq x,\ c>0 \end{cases} \tag{11}$$

ここで、ａは平均、ｃは左右の広がり、または幅を表わすパラメータである。またＬ（・）は次の条件を満たす型関数である。

① $L(x)=L(-x)$
② $L(0)=1$
③ $L(x)$ は $[0,\infty)$ で非増加

このようなＬ－ＬファジィＭは、平均と左右の広がりのパラメータを用いて

$$M=(a,\ c)_L \tag{12}$$

と表わされる。

（２）　演算公式

Ｌ－Ｌファジィ数の基本演算に関して、加法と減法に対する公式が成立することが示されている。

［公式］
①　加法
$(m,\ \alpha)_L+(n,\ \beta)_L=(m+n,\ \alpha+\beta)_L$
②　減法
$(m,\ \alpha)_L+(n,\ \beta)_L=(m-n,\ \alpha+\beta)_L$
③　スカラー倍
$\lambda\times(m,\ \alpha)_L=(\lambda m,\ |\lambda|\alpha)_L$

参考文献

1)秋山孝正：ファジィ理論の土木計画分野における適用に関する整理と展望，土木学会論文集第395号／Ⅳ－9，1988
2)木下栄蔵・佐佐木綱・秋山孝正：交通機関選択におけるファジィ性の取扱いについて，土木計画学研究・講演集 No.9，1986
3)東京大学都市工学科太田研究室：非集計モデルの交通計画への適用に関する研究（Ⅰ）（Ⅱ），文部省科学研究費補助調査，1981
4)坂和正敏：ファジィ理論の基礎と応用，森北出版株式会社