原著論文

ファジィスイッチング回帰モデルの構成†

藪内 賢之*1 和多田 淳三*2

観測されたデータについて回帰モデルを用いて対象システムの分析を行うとき、対象システムが複雑であるために回帰モデルの適用が困難な場合がある。これは、対象システムの特性が変化した場合についても同様である。このような場合において、分析者の判断によりデータを分割しそれぞれに回帰モデルを当てはめて分析を行う。

すなわち、回帰式などの予測モデルで多数のシステムからのデータが混入している場合にはそれぞれのデータを分離し、各システムに対してそれぞれ回帰モデルを適用しなければ対象システムを正しく分析することは困難である。しかし、データが多変量である場合には各システムのデータを抽出することは一般に困難である。この問題を解決するためにデータの構造を把握し、そのデータを解析する研究がこれまで多数行われている。

予測モデルを構築するために J. C. Bezdek は、ファジィクラスター分析を用いた Switching Regression Model を提案している。この Bezdek のモデルは、混入した複数のシステムをファジィクラスター分析により分割し、分割されたシステムに対してそれぞれ回帰分析を行う、Fuzzy c-Regression Model である。

本論文では、システムの可能性を表現するために、ファジィ回帰モデルによる Switching Regression Model を示す。また、応用例として日本の年平均総合物価指数を用いて本モデルの特徴を示す。

キーワード：スイッチング回帰モデル、ファジィ回帰モデル、超楕円体、遺伝的アルゴリズム

1. はじめに

システムのもつあいまいさを扱うモデルとして、種々のファジィモデルが提案されている。ファジィモデルが用いられているファジィ多変量解析には、ファジィ回帰モデル [9,10]、ファジィ時系列モデル [6,15,12] などがある。これらのファジィモデルでは、分析対象をファジィ群あるいは可能性としてモデル構築をし、ファジィ群や可能性を示すためにメンバシップ関数やファジィ数が用いられる。

ファジィ線形回帰モデルでは、システムのもつ可能性を表現するモデル構築が目指されている。ファジィ線形回帰モデルは、データを包含するようにモデルを構成することでデータのもつ可能性を表現するため、可能性回帰モデルとも呼ばれる。

観測されたデータに回帰モデルを適用し対象システムを分析するとき、対象システムが複雑であるために回帰モデルによる分析が困難な場合がある。これは、対象システムの特性が変化した場合についても同様で

ある。このような場合には、分析者の判断によりデータを分割し、それぞれに回帰モデルを当てはめた分析が行われる。

すなわち、回帰式などの予測モデルで多数のシステムから得られたデータが混入している場合にはそれぞれのデータを分離し、各システムにそれぞれ回帰モデルを適用しなければ対象システムを正しく分析することは困難である。しかし、データが多変量である場合には、同一モデルの適用が可能なデータを抽出することは一般に困難である。

この問題を解決するためにデータの構造を把握し、そのデータを解析する研究がこれまで多数行われている [1,2,4,8,13]。予測モデルを構築するために J. C. Bezdek は、ファジィクラスター分析を用いたスイッチング回帰モデルを提案している [1]。Bezdek のモデルは、混入した複数のシステムに起因するデータをファジィクラスター分析による分割とそれぞれのシステムに対する回帰分析を同時に行う、ファジィ c 回帰モデル (Fuzzy c-Regression Model ; FCRM) である。

Bezdek らのモデルは各データ群への帰属度による重み付け重回帰モデルである。システムの可能性を記述するには、データに混入した複数の可能性をそれぞれの可能性に分類し、各システムに対するファジィ回帰モデルを構築する必要がある。本論文では、遺伝的アルゴリズムを用いることで混入したシステムの可能性を分類し、分類された可能性に対してファジィ回帰モ

† Formulation of Fuzzy Switching Regression Model
Yoshiyuki YABUUCHI, Junzo WATADA

*1 下関市立大学 経済学部

Faculty of Economics, Shimonoseki City University

*2 早稲田大学大学院 情報生産システム研究科

The Graduate School of Information, Production and Systems, Waseda University

デルを構築するファジィスイッチング回帰モデルを提案する。

応用例として年平均総合物価指数を用いて本モデルの特徴を示す。

2. スwitching回帰モデル

スイッチング回帰モデルには Bezdek のモデル [1,2] や中森らによるモデル [4,8] がある。中森らによる適応型ファジィ c 回帰モデルは変数空間の分割能力が高い。Bezdek らの FCRM は構造がシンプルである。本モデルではどちらのスイッチング法を用いることも出来るが、ここでは説明の簡単さのためにシンプルな構造の Bezdek モデルを用いている。

いま、 n 組の p 変数データ $(y_j, \mathbf{x}_j)$, $\mathbf{x}_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{pj}]$ ($j=1, 2, \dots, n$) が得られたとする。データ $(y_j, \mathbf{x}_j)$ が m システムから得られた場合、データを 1 つのシステムから得られたものとして分析すると正しい分析結果を得ることができない。この場合、それぞれのシステムについて分析する必要がある。Bezdek の提案する FCRM は、観測されたデータに複数のシステムから得られたデータが混入している場合の回帰モデルである。FCRM では、データの各ファジィクラスターへの帰属度を考慮した回帰モデルであり、各ファジィクラスターについて回帰分析を行うことができる。

データ $(y_j, \mathbf{x}_j)$ がクラスター k に帰属する度合いをメンバシップ値 u_{kj} で表現すると、 u_{kj} には次の性質がある。

$$0 \leq u_{kj} \leq 1$$

$$0 \leq \sum_{j=1}^n u_{kj} \leq n$$

$$\sum_{k=1}^m u_{kj} = 1$$

ただし、 $\mathbf{u} = [u_{kj}]$ とする。

また、クラスター k に対応する重回帰式 f_k を次のように定義する。

$$f_k(\mathbf{x}; \mathbf{b}_k) = b_{k1}x_1 + b_{k2}x_2 + \dots + b_{kp}x_p \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{b}_k$ は重回帰式 f_k の偏回帰係数である。

重回帰式 f_k とデータ $(y_j, \mathbf{x}_j)$ の自乗誤差を E_{kj} とすると FCRM の目的関数 $J(\mathbf{u}, \mathbf{b})$ は、パラメータ r ($r > 1$) を用いて、以下のように表現することができる。

$$J(\mathbf{u}, \mathbf{b}) = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n u_{kj}^r E_{kj} \quad (2)$$

目的関数 $J(\mathbf{u}, \mathbf{b})$ は各データの各クラスターへのメンバシップ値を重み付けパラメータ r により重み付けされた自乗誤差の総和になっている。

FCRM では目的関数 (2) が最小になるようにデータをファジィクラスター分析 (c-means 法) によってファジィ分割している。つまり、各システムに対して回帰分析を行った時に各システムにおいて回帰モデルの精度が最も良くなるようにファジィ分割している。

簡単な数値例 (表 1) により Bezdek モデルの特徴を示す。本数値例ではクラスター数を 2、重み付けパラメータを $r=2$ として分析を行った。

また、分析には次の単回帰モデルを用いた。

$$Y = a_0 + a_1 x_1$$

FCRM のアルゴリズムによって以下のモデルが得られた。

表 1 数値例

No.	x	y	No.	x	y
1	0.20	0.64	20	4.00	3.40
2	0.40	1.08	21	0.20	2.84
3	0.60	0.82	22	0.40	2.78
4	0.80	1.26	23	0.60	2.82
5	1.00	1.40	24	0.80	2.86
6	1.20	1.54	25	1.00	2.10
7	1.40	1.18	26	1.20	1.94
8	1.60	2.32	27	1.40	1.98
9	1.80	1.36	28	1.60	1.92
10	2.00	0.90	29	1.80	1.46
11	2.20	1.94	30	2.00	1.70
12	2.40	2.38	31	2.20	0.94
13	2.60	2.72	32	2.40	0.88
14	2.80	1.96	33	2.60	1.22
15	3.00	2.80	34	2.80	1.06
16	3.20	3.04	35	3.00	0.90
17	3.40	2.88	36	3.20	0.54
18	3.60	2.82	37	3.40	0.48
19	3.80	2.46	38	3.60	0.32

図 1 Bezdek モデルによる分析結果

$$y_1 = 0.685 + 1.392x$$

$$y_2 = 3.625 - 1.097x$$

上記モデルを図1に示す。図1では、2つのクラスターが交差していることがわかる。このように2つのシステムが分割しにくい分布であっても違和感のないファジィ分割が行われている。また、それぞれのシステムに対して違和感なく、回帰モデルが得られることがわかる。

3. ファジィ回帰モデル

ファジィ回帰モデル [9,10] では、観測されたデータはシステムの可能性が具現化したものであり、データを包含することでシステムの可能性を示すことを目的としている。 n 組の p 変量データ $(y_j, \mathbf{x}_j)$, $\mathbf{x}_j' = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{pj}]$ ($j=1, 2, \dots, n$) が得られたとする。求めるべきファジィ回帰式は、次式で示される。

$$Y_j = A_1 x_{1j} + A_2 x_{2j} + \dots + A_p x_{pj} = \mathbf{A} \mathbf{x}_j \quad (3)$$

ここで、 $x_{ij} = 1$ である。回帰係数 A_i は中心 a_i 、幅 c_i とする三角型ファジィ数 $A_i = (a_i, c_i)$ であり、 $\mathbf{A} = (\mathbf{a}, \mathbf{c})$ とする。

拡張原理より $\mathbf{A} \mathbf{x}_j = (\mathbf{a}, \mathbf{c}) \mathbf{x}_j = (\mathbf{a} \mathbf{x}_j, \mathbf{c} |\mathbf{x}_j|)$ であるため、ファジィ係数をもつファジィ回帰式(3)の出力もまたファジィ出力となることがわかる。ここで $|\mathbf{x}_j| = [|x_{1j}|, |x_{2j}|, \dots, |x_{pj}|]$ である。この演算により、(3)式は、次のように表現できる。

$$Y_j = \mathbf{A} \mathbf{x}_j = (\mathbf{a} \mathbf{x}_j, \mathbf{c} |\mathbf{x}_j|) \quad (4)$$

ファジィ係数をもつファジィ回帰モデルは下限が $\mathbf{a} \mathbf{x}_j - \mathbf{c} |\mathbf{x}_j|$ 、中心が $\mathbf{a} \mathbf{x}_j$ 、上限が $\mathbf{a} \mathbf{x}_j + \mathbf{c} |\mathbf{x}_j|$ である。観測データ $(y_j, \mathbf{x}_j)$ ($j=1, 2, \dots, m$) が与えられた場合、モデルとデータとの間の包含関係は次のようになる。

$$y_j \subset Y_j = \mathbf{A} \mathbf{x}_j = (\mathbf{a} \mathbf{x}_j, \mathbf{c} |\mathbf{x}_j|) \quad (5)$$

つまり、次のように書き直すことができる。

$$\begin{aligned} \mathbf{a} \mathbf{x} + \mathbf{c} |\mathbf{x}| &\geq y \\ \mathbf{a} \mathbf{x} - \mathbf{c} |\mathbf{x}| &\leq y \end{aligned} \quad (6)$$

すなわち、ファジィ回帰モデルはデータを包含するように構成されている。データを包含するように構成したモデルでは、モデルの幅が大きければ回帰式の意味する変数間の関係がぼやけるため、結果として回帰式が不明確なものとなる。このため、モデル構築の際には、モデルのあいまいさを小さくするためにモデルの幅を最小にし、回帰モデルを明確にする次のLP問題に帰着させることができる。

図2 ファジィ回帰モデルの例

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{a}, \mathbf{c}} \sum_{j=1}^n \mathbf{c} |\mathbf{x}_j| \\ \text{s. t. } y_j &\leq \mathbf{a} \mathbf{x}_j + \mathbf{c} |\mathbf{x}_j| \\ y_j &\geq \mathbf{a} \mathbf{x}_j - \mathbf{c} |\mathbf{x}_j| \\ \mathbf{c} &\geq 0 \quad (j=1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (7)$$

ファジィ回帰モデルの例を図2に示す。

4. ファジィスイッチング回帰モデル

ファジィ回帰モデルはデータを包含することでシステムの可能性を記述するため、当該システムとは異なる可能性を示すデータが混入している場合にはモデルの形状が大きく歪む。このようなデータが少数である場合、外れ値として処理することやデータがシステムの可能性を示す程度を考慮しながらモデル構築に用いるなどの対応方法がある[3,7,14]。しかし、分析対象としているシステムとは異なるシステムから観測されたデータが多数混入している場合は、それぞれのシステムに対してファジィ回帰モデルを適用しなければならない。しかし、データを各システムに分類することは、一般に困難である。

本論文では、複数のシステムから観測されたデータを分析する際に、各システムの可能性を記述することが可能なファジィスイッチング回帰モデルを提案する。

4.1 モデル構築

Bezdekによるスイッチング回帰モデルでは、ファジィクラスター分析によりデータ分割を行っている。つまり、データ全体をファジィクラスター分析による分割と回帰分析を同時に行うFCRMである。

統計による回帰モデルでは、最小自乗法によってモデルを求めていることからクラスター分析による結果を用いることが可能である。しかし、ファジィ回帰モ

デルでは観測システムのもつ可能性を表現するために、混在した可能性分布を把握しそれぞれを分割しなければならない。

データ分布が超楕円体の形状をしていると仮定した場合、2軸以降に関してはその広がりが小さい程良い。モデルの幅が大きくなり、モデルのあいまいさが大きくなることを避けるためである。

ここでは、データを各可能性分布に分割するためにファジィ分散共分散行列 [11] から得られる超楕円体を用いる。超楕円体を用いるのはデータの分布状態を把握することが目的である。すなわち、本論文ではデータ分布を評価するために分割されたデータの分散を示す固有値を用いる。

スイッチング回帰モデルにファジィ回帰モデルを適用するためには、固有値が次の条件を満たす必要がある。第1に、線形性をもつための条件として、第1固有値が十分大きいことである。第2に、モデルの幅が大きく広がらないために、すなわち、あいまいさを大きくしないために、第2固有値以降が小さいことである。

ここで、可能性分布 $k(k=1,2,\dots,m)$ における固有値を $\lambda_{ik}(\lambda_{1k} > \lambda_{2k} > \dots > \lambda_{pk})$ と表現する。すると、上述したことは次のように表現できる。

1. maximize λ_{1k}
2. minimize λ_{2k}
- $\vdots$
- p. minimize λ_{pk}

上に示す要件は、ファジィ回帰モデルにおける目的関数と同様の意味になっている。つまり、対象システムのもつ可能性を全て表現するが、そのようなモデルの中でモデルのもつあいまいさが最小となるようにモデルを構築する。また、固有値はそれに対応する固有ベクトルが示す方向の分散に対応している。つまり、上記の要件の項目1で可能性分布は直線性を有し、項目2以降で可能性の幅が最小となる。

また、可能性分布を密にするため、データと第1固有ベクトルによって定められる第1軸までの距離を評価指標に加える。

n 個のデータを $m(n > m)$ 個のクラスターに分類する組合せは、以下のようになる。

$$\frac{\sum_{k=1}^m C_k (-1)^{m-k} k^n}{m!} \quad (8)$$

近似した場合、 $m^n/m!$ である。例えば、 $m=2$ 、 $n=40$ の場合では、クラスター分割の総組合せ数は $2^{40}/2! = 2^{39}$

である。多くの組合せの中から最適な分割を効率的に探索することが必要である。また、データの各可能性分布への帰属度が $\{0,1\}$ である場合は(8)式に示す組み合わせになるが、帰属度を $[0,1]$ にすると最適なファジィスイッチング回帰モデルを探索するのは困難である。このため、上述したモデルの評価を行いながら、遺伝的アルゴリズムを用いて可能性分布を分離する。

各個体は、各可能性分布への帰属を示すようコーディングされ、その評価値は各可能性分布の固有値および同一可能性分布内でのデータと第1軸までの距離により計算される。

遺伝的アルゴリズムにおける個体 h の評価関数 $J_h(\lambda^{(h)}, \mathbf{e}^{(h)})$ は、第 k 可能性分布に関する固有値 $\lambda_k^{(h)}$ 、固有ベクトル $\mathbf{e}_k^{(h)}$ 、データ数 $n_k^{(h)}$ 、データ $\mathbf{x}_j$ と第1軸までの距離 $d(\mathbf{x}_j)^{(h)}$ を用いると以下のように表現できる。

$$J_h(\lambda^{(h)}, \mathbf{e}^{(h)}) = (1-K) \sum_{k=1}^m \frac{\lambda_{2k}^{(h)}}{\lambda_{1k}^{(h)}} + K \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^{n_k} d_k(\mathbf{x}_j)^{(h)} \quad (9)$$

上述した固有値に関する要件より、 λ_{1k} は λ_{2k} より大きくなることから、 $\lambda_{2k}^{(h)}/\lambda_{1k}^{(h)}$ が小さい程、可能性分布 k の形状が好ましい。また、データと第1軸までの距離 $d_k(\mathbf{x}_j)^{(h)}$ が小さければ、可能性分布のあいまいさが小さいことがわかる。

評価関数(9)に使用しているパラメータ K は、可能性分布の形状を最適化することに力点を置くか、あるいは可能性分布を密にすることに力点を置くかを定めるパラメータである。このパラメータ K の値は経験的に決定される。しかしながら、分布の形状の項 $\lambda_{2k}^{(h)}/\lambda_{1k}^{(h)}$ は1以下であるため、必然的に小さな値を設定することになる。

以上のことから、本モデルは評価関数(9)の値が小さい方が好ましいことがわかる。このため、遺伝的アルゴリズムにおいて、評価関数(9)を最小にする可能性分布を探索する。

4.2 モデル探索アルゴリズム

以下にファジィスイッチング回帰モデルのアルゴリズムを示す。なお、以下は遺伝的アルゴリズムを用いて処理される。

Step 1 初期集団を生成する。データが各可能性分布への帰属度を示すようにコーディングした個体を集団サイズだけ生成する。

Step 2 確率に従い、交叉や突然変異などを実行する。

Step 3 遺伝子にコーディングされているようにデータ

を各システムに分割する。各可能性分布ごとにファジィ分散共分散行列を求め、評価関数(9)により個体の環境適応度を計算する。

Step 4 評価関数の値に従って淘汰を行う。

Step 5 終了条件を満たしていなければ Step 2 へ、満たしていれば最適解の探索を終了する。評価値が最小である個体は、各システムのデータが線形性を示し、あいまいさが最小となる個体である。

以上のアルゴリズムによりファジィスイッチング回帰モデルを探索する。

4.3 数値例

ここで、先に用いた数値例(表1)により提案モデルの特徴を示す。Bezdek モデルで用いた数値例同様に可能性分布を2、データの各可能性分布への帰属度を $\{0,1\}$ とし、データの第1軸までの距離は考慮せずにモデルを構築している。本数値例において、個体の染色体長はデータ数と同じであり、対立遺伝子は $\{0,1\}$ となる。また、集団サイズを200、交叉率を70%、突然変異率を1%、淘汰率を90%とした。分析の結果、以下の2つのモデルが得られた。

$$Y_1 = (0.666, 0.116) + (0.598, 0.148) X$$

$$Y_2 = (3.228, 0.172) + (-0.876, 0.201) X$$

図3 提案モデルによる分析結果

図4 提案モデルによる分析結果

これを図3に示す。

図3では、回帰モデルが交差するようにデータが分布している。しかしながら、図3からデータはそれぞれの可能性分布を記述していることが理解できる。また、Bezdek のFCRMと同様にそれぞれのシステムに対して違和感のない回帰モデルが得られていることがわかる。

5. 日本の物価変動の考察

応用例として総合卸売物価指数[5]を用いる。本データは、1934年から1936年を1とした1925年から1951年までの各年の平均物価指数である。

上述したアルゴリズムを用いるとデータには可能性分布が2つ混在していることが分かり、各可能性分布に対して次の2つのモデルが抽出された。ただし、データの各可能性分布への帰属度を $\{0,1\}$ とし、データの第1軸までの距離を考慮せずにモデルを構築した。このため、遺伝的アルゴリズムでの個体の染色体長はデータ数と同じであり、対立遺伝子は $\{0,1\}$ となる。また、集団サイズを200、交叉率を70%、突然変異率を1%、淘汰率を90%としてモデルの探索を行った。

$$Y_1 = -77.941 + (0.041, 0.000) X$$

$$Y_2 = -94470.810 + (48.572, 0.026) X$$

得られたモデルを図4に示す。図4において、1945年頃までの傾向と1946年以降の傾向に分かれていることがわかる。1945年頃まで物価は比較的安定しているが1946年以降には第2次世界大戦の影響から物価は急激に上昇している。

日本の社会は第2次世界大戦の影響で大きく変化していることが図4から理解できる。ファジィスイッチング回帰モデルでは、このようにある時点から大きく変化したシステムに対してもそれぞれのシステムを識別することができる。本モデルを用いることで、戦前と戦後の2つのシステムを識別することができ、それぞれに対して回帰分析を行うことができることを示した。

6. おわりに

本論文では、複数のシステムから生成したデータが混入した場合に各システムの可能性を記述するファジィスイッチング回帰モデルを提案した。ファジィスイッチング回帰モデルでは混入したシステムの可能性を超楕円体および遺伝的アルゴリズムによって効率的に分割し、ファジィ回帰モデルでその可能性を記述している。また、ファジィクラスター分析を用いたFCRMと比較し、提案モデルの特徴を示した。

複数のシステムから生成したデータが混入した例には、段階的な分布をするシステム、複雑にデータが分布するシステムなどがある。数値例においてはデータ分布が交差するシステム、年平均卸売物価指数を用いた応用例では傾向が段階的に変化するシステムにおいて提案モデルが有効であることを示した。

また、それぞれの可能性にファジィ回帰モデルを適用することでファジィスイッチング回帰モデルを構築できることを示した。さらに、応用例では本モデルの有用性を示した。

現段階では、データの各可能性分布への帰属度は遺伝的アルゴリズムにおいて設定している。効率的にモデルを得るためにも、効率的な帰属度の設定アルゴリズムを確立させることが課題として残されている。

参 考 文 献

- [1] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum, 1981
- [2] R. J. Hathaway and J. C. Bezdek, Switching Regression Models and Fuzzy Clustering, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol.1, No.3, pp. 195-204, 1993
- [3] 石渕 久生, 田中 英夫, 混合0-1整数計画問題による区間回帰分析, 日本経営工学会誌, Vol.40, No. 5, pp.312-319, 1988
- [4] 中森 義輝, 領家 美奈, ファジィモデル構築のための超楕円クラスタリング, 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.3, pp.537-547, 1993
- [5] 日本統計協会, 日本長期統計総覧 4, 日本統計協会, 1988
- [6] 小沢 和浩, 渡邊 匠, 関係 正康, ファジィ自己回帰モデルとその応用, 第12回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.373-376, 1997
- [7] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, John Wiley, pp.1-18, 1987
- [8] 領家 美奈, 中森 義輝, 適応型ファジィクラスタリングによる分類と回帰の同時分析, 日本ファジィ学会誌, Vol.8, No.1, pp.136-146, 1996
- [9] 田中 英夫, 和多田 淳三, 林 勲, ファジィ線形回帰分析の3つの定式化, 計測自動制御学会論文集, Vol.22, No.10, pp.1051-1057, 1986
- [10] H. Tanaka and J. Watada, Possibilistic Linear Systems and Their Application to The Linear Regression Model, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 27, pp.275-289, 1988
- [11] 和多田 淳三, 浅居 喜代治, ファジィ理論の基礎と応用(III), 日本経営工学会誌, Vol.37, No.4, pp. 257-265, 1986
- [12] J. Watada, Fuzzy Time-series Analysis and Its Forecasting of Sales Volume, *Fuzzy Regression Analysis*, edited by J.Kacprzyk & M.Fedrizzi, pp. 211-227, 1992
- [13] Y. Yabuuchi and J. Watada, Fuzzy Switching Regression Model based on Genetic Algorithm, *Proceedings of the 7th International Fuzzy Systems Association World Congress*, in Prague, Czech Republic, pp.113-118, 1997
- [14] 藪内 賢之, 和多田 淳三, 超楕円体に基づくファジィロバスト回帰分析, 日本オペレーションズ・リサーチ学会誌, Vol.39, No.4, pp.512-524, 1996
- [15] Y. Yabuuchi, Y. Toyoura and J. Watada, Fuzzy AR Model of Stock Price, *Proceedings of 5th Czech-Japan Seminar on Data Analysis and Decision Making under Uncertainty*, Mt. Koya, Japan, pp.127-132, 2002

(2003年7月31日 受付)
(2003年10月31日 再受付)
(2003年12月12日 採録)

[問い合わせ先]

〒751-8510 下関市大学町2-1-1
下関市立大学 経済学部
藪内 賢之
Tel & Fax : 0832-54-8641
E-mail : yabuuchi@shimonoseki-cu.ac.jp

著者紹介

やぶうち よしゆき
藪内 賢之 [正会員]

下関市立大学 経済学部
 大阪工業大学経営工学科(1993年卒)を経て、大阪工業大学大学院工学研究科経営工学専攻博士後期課程修了(1998年)までファジィ多変量解析の研究に従事し博士(工学)。1999年 下関市立大学経済学部講師、現在に至る。現在、データ解析を中心としたソフトコンピューティングの研究に従事。日本知能情報ファジィ学会、バイオメディカルファジィシステム学会、日本OR学会、人工知能学会等の会員。

わただ じゅんぞう
和多田 淳三 [正会員]

早稲田大学大学院情報生産システム研究科

大阪市立大学工学部電気工学科で1970年、1972年にファジィ理論およびオートマトン理論の研究で学士および修士、1983年に大阪府立大学工学部でファジィ多変量解析の研究で工学博士。1972年より富士通(株)でソフトウェアシステムの開発に従事、1982年より龍谷大学経営学部勤務、1990年より大阪工業大学教授、2003年より早稲田大学(大学院情報生産システム研究科)教授、現在に至る。ソフトコンピューティングの研究を中心にデータ解析、意思決定支援システム、金融工学の研究等に従事。日本ファジィ学会、IFSA等の会員。Henri Coanda Medal 受賞(2002.6)、日本人間工学会認定人間工学専門家資格(2003.7)、日本ファジィ学会副会長(1993-1995)、日本ファジィ学会編集委員長(1995-1997)、バイオメディカルファジィシステム学会会長(2001-2003)。

Formulation of Fuzzy Switching Regression Model

by

Yoshiyuki YABUUCHI, Junzo WATADA

Abstract :

In the case where observed data are put in the analysis based on a regression model, the latent system of observed data is too complicated to be analyzed by the regression model. The same situations happen when the structures of the latent system are changed. In such a case an analyzer used to separate each of samples accordingly to the different structures and apply each of regression models to a group of the samples. In other words, when the given samples come out of several different systems, we should separate samples into several groups according to each of the latent systems and apply a regression model to each of samples. Without such a process we cannot obtain proper results from the given samples.

Nevertheless, it is hard to separate samples according to each latent system in the case of multivariate data. Hitherto, there are many researches to investigate the structure under obtained data and analyze such data. J. C. Bezdek proposes Switching Regression Model based on Fuzzy Clustering Model to formulate a forecasting model. The model proposed by Bezdek is to separate mixed samples coming from plural latent systems and apply each regression model to the group of samples coming from each system. That is a Fuzzy c-Regression Model.

In this paper, in order to deal with the possibility of a system, we employ a fuzzy regression model to build a Fuzzy Switching Regression Model. The fuzzy switching regression model is explained to analyze wholesale price indices in Japan.

Keywords : Switching regression model, Fuzzy regression model, Hyperellipsoid, Genetic algorithm

Contact Address : Yoshiyuki YABUUCHI

Faculty of Economics, Shimonoseki City University

2-1-1 Daigaku-cho, Shimonoseki, Yamaguchi 751-8510 JAPAN

Tel&Fax : 0832-54-8641

E-mail : yabuuchi@shimonoseki-cu.ac.jp