

確率的方法を用いたファジィ知識獲得†

7M-1

音喜多 亨 ((株)松下通信仙台研究所) ††

1. はじめに

入出力データは既観測であるもののそれらのシステム関係が不明確、または、数学的・定量的関係の記述が困難である等、入出力間のモデリングやアルゴリズム抽出が容易ではない問題がある。このような問題における1アプローチにルールベースシステム等の知識を活用する知識処理があるが、知識処理分野においても、知識獲得ボトルネックなる問題の存在が知られている。これらに対して、入出力データを用いて入出力間に存在するモデルを獲得するファジィモデリングがある<sup>1)2)</sup>。これは、ファジィ推論のための知識を獲得する方法とも言える。ここでは、開発した新たな知識獲得方法として、知識表現や推論方法、獲得後の知識の解析を考慮し、確率的試行によって入出力データからファジィ推論のための知識を導出する方法を提案する。以下では、このファジィ知識獲得方法と、近似問題等への適用例について報告する。

2. 確率的方法を用いたファジィ知識獲得

2.1 ファジィ分割

本方法では、任意の入力次元の選択と、その台集合上におけるファジィ集合およびメンバシップ関数の生成・削除を、同時に確率的に実行し、入力変数選択とファジィ分割を行なう。図1に入力が1次元の場合のファジィ分割例を示す。0分割( $\phi$ )は分割点がなく当入力変数が選択されていない無効状態、1分割以上が選択されている状態であり、複数回の実行により0分割から4分割に増加し、さらに0分割へと遷移した例である。

今回用いたメンバシップ関数形状は、図に示すように、分割点を頂点とし隣接点とを結んだ三角型であり、この分割点を乱数で生成または選択し、ファジィ集合とメンバシップ関数の生成または削除、場合によっては状態の変化を行なう。

このとき、生成の確率を、0から100%の間で一定の実行回数または収束状況に応じて周期的、例えば

75% → 50% → 25% → 50% → 75% …(同時に、削除の確率を25% → 50% → 75% → 50% → 25% …)と変化させる(図2)。

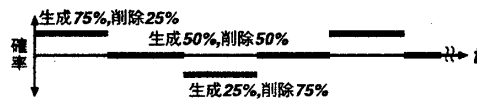


図2 ファジィ分割における確率の変化

これによって、ファジィ集合数およびファジィ分割数は増減を繰り返し、ファジィ分割領域と分割状態も変化する。図3に、入力変数が多次元の場合の、ファジィ分割の表現方法と処理上の進行例を示す。ここでは、分割点(メンバシップ関数の頂点または状態)を配列上に並べており、初期の全入力が無効の状態から、複数回の実行後、入力X1とX2が選択、各々、3つと2つにファジィ分割され、ファジィ集合・メンバシップ関数が得られている(入力2は無効)。また、ファジィ分割の領域数は、各入力次元のファジィ集合(分割)数の積、上記例では6領域となる。得られたファジィ集合には、任意のラベル付けを行なっておく。

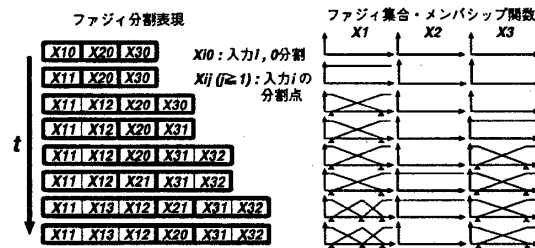


図3 ファジィ分割表現概要

ファジィ集合とメンバシップ関数の生成・削除は、分割表現上の1要素を選択し、その同次元上に新規点を生成(0分割→1分割時は状態を変更)するか、あるいは選択点を削除(1分割→0分割時は状態を変更)するかによっている。また、生成する際の値のレンジは、各入力次元のデータから決定している。このファジィ分割の1回の実行後、次のルール生成を行なう。

2.2 ルール生成

ルールは、まず、その前件部を、入力データ分布のファジィ分割結果であるファジィ集合への属性によって生成する。ルール前件部は、1つの入力データ分布に対して、ファジィ分割後の選択されている各々の入力次元上で最も大きいメンバシップ値を示すファジィ集合(のラベル)の組合せにより構成し(但し1分割のものは省略)、全ルールにおいて一意の組合せとする。これを全入力データについて実行し、前件部の生成を行なう。

次に、生成したルール前件部に対する後件部を生成する。後件部の生成は、1つの前件部を構成する各ファジィ集合に任意のメンバシップ値  $\mu_{th}$  以上で全て適合する入力データ、つまり前件部での min 演算の結果が  $\mu_{th}$  以上の入力データを収集し、これらに対する出力データ分布を近似することによって行な

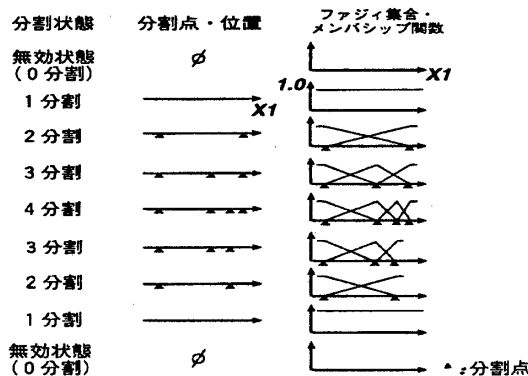


図1 ファジィ分割概要

† Knowledge Acquisition Using a Stochastic Method for Fuzzy Reasoning

†† Toru OTOKITA(Matsushita Communication Sendai R&D Labs. Co., Ltd.)

う。このため、後件部は推論方法に応じて異なる生成方法を取る。例えば、判別問題の場合は、前件部に  $\mu_{th}$  以上で適合するデータにおいて最も多く一致する出力データとし、ルールベース型回帰モデル<sup>1)</sup>の場合は、前件部に  $\mu_{th}$  以上で属する選択された入力変数の入力データとそのときの出力データ、および最小自乗法を用いて回帰モデルを構築すれば良い。

本方法では、入力データがファジィ分割領域全体に分布しているならば、領域数とルール数は等しくなる。また、データの存在しない領域では、ルールは生成されない。

2.3 推論・評価

ファジィ分割の結果から生成したファジィ集合・メンバシップ関数、ファジィルールを用いてファジィ推論を実行し、推論後、推論結果等を用いて評価する。ファジィ推論は、min-max 演算と非ファジィ化法(例えば重心法等)で行ない、評価は、推論誤差や誤判別率といった任意の評価値  $E_i$  ( $E_i \geq 0$  で 0 に近い程良好な値)と、ここでは全体のファジィ集合数  $F_n$  (あるいはファジィ分割領域数やルール数を取り得る)により行なう。この  $E_i$  が小さく、かつ、 $F_n$  が少ないつまり単純である場合に、良好と評価する。次式に評価関数を示す。

$$E = E_i + \lambda F_n$$

$E \rightarrow \min$  であれば良く、また、結合係数  $\lambda$  によって任意の評価値  $E_i$  やファジィ集合数を調整・設定できる。

以上のファジィ分割→ルール生成→推論・評価の処理を全実行回数または収束状況に応じて繰り返す。これは、最適なファジィ分割やルールを確率的に探索していく方法と言える。本方法では、この過程において、ES (Evolution Strategy)<sup>3)</sup> 同様、候補ここではファジィ分割の候補の集団を発生させ、各候補間の相互処理を行ないながら順次並列に実行していく。これにより、集団中での相互の比較や入替えが可能となり、探索の効率化が図れる。最終的に、最も評価関数値  $E$  の良いファジィ分割(の候補)の結果であるファジィ集合・メンバシップ関数とルールによるモデルを採用する。

2.4 実験

以下では、ルール後件部の異なる 2 つの実験内容について示す。

(1) ロジスティックマップ

ロジスティックマップ ( $X_{(t+1)} = f(X_{(t)}) = \alpha X_{(t)}(1 - X_{(t)})$ ;  $1 \leq \alpha \leq 4$ ) に対して、時系列データ間になんらかの関係があることを既知とし、入力を過去 3 時点分  $X_{(t-2)}, X_{(t-1)}, X_{(t)}$ 、出力を  $X_{(t+1)}$  として、ルールベース型回帰モデルによる静的な近似モデルを構築する実験を行なった。推論は min-max 演算、非ファジィ化はルール後件部のメンバシップ値と関数値の加重平均による。100 個のデータを用いた場合のファジィルールとファジィ集合・メンバシップ

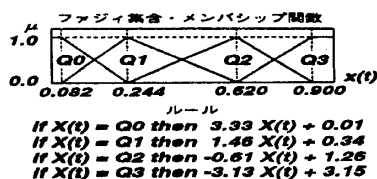


図4 ロジスティックマップ ファジィモデル

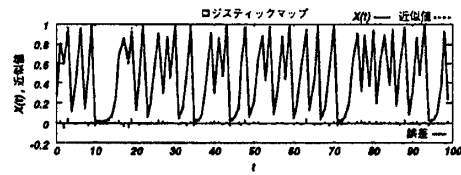


図5 ロジスティックマップ 近似結果

関数を図4に、近似結果を図5に示す。相関係数は 0.999、最大誤差は 0.047 と当初の実験としては良好な精度であり、また、 $X_{(t)}$  を的確に選択し、シンプルかつ理解容易なファジィ知識による近似モデルを導出していることがわかる。

(2) あやめの識別問題

がくと花卉の長さや幅の 4 次元の実数値による入力から、3 種類のあやめを識別する問題である。この問題において、前述の評価関数における結合係数  $\lambda$  を 3 段階に設定して、本方法の入力変数選択、ファジィ集合数、ルール数、識別率等に関する実験を行なった。推論は min-max 演算、非ファジィ化は最大のメンバシップ値による高さ法を適用している。表1に実験結果および図6に  $\lambda$  を大きく設定した場合のファジィルールによる識別モデルを示す。結合係数の設定により、選択される入力変数の数やファジィ集合数等が変化し、識別率にも相違のあることがわかる。

表1 あやめの識別問題 実験結果

$\lambda$	入力変数の数	ファジィ集合数	ルール数	識別個数/全個数 (識別率)
小	4	10	15	150/150(100.0%)
中	2	6	7	148/150( 98.7%)
大	1	3	3	144/150( 96.0%)

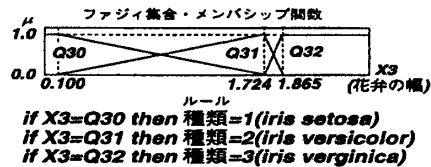


図6 あやめの識別問題 ファジィモデル

3. おわりに

入出力データからファジィ知識を獲得する方法を開発、提案し、その適用例を示した。本方法では、入力選択とファジィ分割を確率的に行ない、ファジィ集合とメンバシップ関数を生成、また、ファジィ分割結果とデータ分布からルールを生成する。この方法には、ファジィ分割とルール生成が分離していることから、判別や近似等、推論方法やルール後件部の表現が異なる推論対象でも容易に対応できる汎用性がある。また、入力変数選択からファジィ集合・メンバシップ関数設定、ファジィルール導出までを同期してほぼ同時に実行できるという特長がある。今後、本方法の具体的な応用展開と検討を行う予定である。

- 参考文献 -

- 1) 中森：「ファジィモデリング」, 情報処理, Vol.34, No.1, pp.38-43(1993).
- 2) 菅野：ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (昭和 63 年).
- 3) Ingo Rechenberg：「EVOLUTION STRATEGY AND HUMAN DECISION MAKING」, Human Decision Making and Manual Control(H.P.Willumeit(editor)),pp.349-359, Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland) (1986).