論文

ファジィルールと遺伝的アルゴリズムを用いた知識ベースシステムの一提案†

バスチアン アンドレアス*¹ 林 勲*²

ファジィ制御のチューニング問題を遺伝的アルゴリズムにより解決する手法について説明する。チューニング問題とは、与えられた出力値とファジィ制御の結果との差の2乗を最小にするように、メンバシップ関数の形状やANDとORの演算子、非ファジィ化関数の形状などを調整することをいう。遺伝的アルゴリズムを用いてファジィルールを表現し、実行することによってファジィルールが調整される。次に、遺伝的アルゴリズムに必要なパラメータの調整にファジィルールを用いる方法を定式化する。具体的には、個体数や交差分割、確率等の決定にファジィ制御を用いる。本手法は、エキスパートの知識を表現できるので、新たな知的処理システムと考えることができる。

キーワード：遺伝的アルゴリズム、ファジィルール、ファジィ制御、チューニング問題

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム(GA)は生物の進化過程にヒントを得た数理的アルゴリズムである。Fogel¹⁾の集団オートマトンに関する研究に端を発し、Holland²⁾やGoldberg³⁾の研究がある。最近では、種々の手法⁴⁾が提案されている。GAは最適化問題のための解法アルゴリズムの1つである。個体群の進化過程を確率的に何世代も繰り返し、適応度が高い解の候補を得る。巡回セールスマン問題⁵⁾、ジョブスケジューリング問題⁶⁾などのほか、ニューラルネットワークへの応用も研究されている。しかし、個体数や交差、突然変異、淘汰の発生確率を決定できないという問題がある。

一方、人間の意思決定過程や行動・動作のパターンを得る手法として、ファジィ制御によるモデリング⁶⁾がある。ファジィルールで表現できるので、構造が理解しやすく、非線形性を容易に表現できる。しかし、専門家の知識から作成したルールだけでは実際の出力関係を表現していない場合があり、ファジィルールのチューニング⁷⁾が必要となる。この問題を解決するための1つにファジィ・ニューラルネットワーク⁷⁾がある。しかし、ニューラルネットワークの学習係数や層数、ニューロン数など設定すべき多くのパラメータが多く存在するので、チューニング問題を解決したとはいえない。また、学習に降下法⁸⁾を用いているので、評価関数が微分不可能な場合には適用できない。

本論文では、メンバシップ関数と t -norm 演算子⁹⁾、 t -conorm 演算子⁹⁾、非ファジィ化関数¹⁰⁾などのパラメータをGAの1つの個体で表現し、出力とファジィ制御との偏差の2乗の逆数を適応度として最適なファジィルールを得る手法を提案する。また、GAの個体群の大きさや個体の交差方法、交差確率、突然変異確率、淘汰確率などをファジィ制御により決定する手法を提案する。本論文と類似した手法として、Nomuraら¹¹⁾やLeeら¹²⁾の方法がある。しかし、本手法は、ファジィルールのメンバシップ関数だけでなく、 t -norm 演算子と t -conorm 演算子、非ファジィ化関数なども調整する。これらも決定することにより、ファジィルールをより柔軟に表現できる。また、メンバシップ関数を適応型ファジィ数で定義しているので、環境変化に適応したモデリングを得ることができる。

2. ファジィルールとファジィ制御

本論文で用いるファジィルールは、次の r 個の if-then ルールとする。

$$R_s : \text{If } x_1 \text{ is } F_{s1} \text{ and } \cdots \text{ and } x_n \text{ is } F_{sn} \quad (1) \\ \text{then } y \text{ is } C_s, \quad s=1, \dots, r$$

ただし、 R_s はファジィルールの番号、 x_j , $j=1, 2, \dots, n$ は入力変数、 y は出力変数を表す。また、 F_{sj} と C_s はファジィ数である。

ここでは、図1のような台形型ファジィ数を用いる。[定義1]

X 上の台形型のファジィ数 A のメンバシップ関数 $\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ を次のように定義する。

† A Proposal of Knowledge-Based Systems Using Fuzzy Rules and Genetic Algorithms

Andreas BASTIAN and Isao HAYASHI

*¹ フォルクスワーゲン(株) 電子研究所

Electronic Research, 1776, Volkswagen AG

*² 阪南大学 経営情報学部 経営情報学科

Department of Management and Computer Sciences, Hannan University

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & (x < a) \\ (x-a)/(b-a) & (a \leq x \leq b) \\ 1 & (b \leq x \leq c) \\ (d-x)/(d-c) & (c \leq x \leq d) \\ 0 & (x > d) \end{cases} \quad (2)$$

ただし, a, b, c, d はパラメータである. 台形型ファジイ数 $\mu_A(x)$ を $TZ_A(x; a, b, c, d)$ と表記する.

適応型ファジイ数を次のように定義する.

[定義 2]

X 上の台形型で表現される適応型ファジイ数 A のメンバシップ関数 $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ を次のように表す.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & (x < \eta + a) \\ (x - (\eta + a)) / (b - a) & (\eta + a \leq x \leq \eta + b) \\ 1 & (\eta + b \leq x \leq \eta + c) \\ (\eta + d - x) / (d - c) & (\eta + c \leq x \leq \eta + d) \\ 0 & (x > \eta + d) \end{cases} \quad (3)$$

ただし, a, b, c, d はパラメータであり, η は環境変化を表すパラメータである.

適応型ファジイ数 $\mu_A(x)$ を $TZ_A(x; \eta + a, \eta + b, \eta + c, \eta + d)$ と表記する. 例として, 「If 年齢が年寄りで, ...」というファジールールのファジイ集合「年寄り」を考える. ファジールールの作成者の年齢(η)を考慮して, 例えば, $\mu_{OLD}(x) = TZ_{OLD}(x; \eta + 5, \eta + 10, \eta + 17, \eta + 25)$ と設定できる.

いま, 入力 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, $i = 1, 2, \dots, N$ が得られたとする. 入力 x_i に対するファジイ制御の結果 y^* を次のように計算する.

$$y^* = \frac{\sum_y (y \cdot \mu_C^*(y) + \xi y^0 \cdot \mu_C^*(y^0))}{\sum_y (\mu_C^*(y) + \xi \cdot \mu_C^*(y^0))} \quad (4)$$

$\xi \in [0, 1]$

ただし,

$$\mu_C^*(y) = \mu_{C1}^*(y) \oplus \mu_{C2}^*(y) \oplus \dots \oplus \mu_{Cr}^*(y) \quad (5)$$

$$\mu_{Cs}^*(y) = (\mu_{FS1}(x_{i1}) \oplus \mu_{FS2}(x_{i2}) \oplus \dots \oplus \mu_{FSn}(x_{in})) \oplus \mu_{Cs}(y) \quad (6)$$

図1 台形型のメンバシップ関数

$$a \oplus b = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^{-p} + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^{-p} \right)^{-p}} \quad (7)$$

$$a \oplus b = \frac{1}{1 + \left(\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^p + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^p \right)^{-p}} \quad (8)$$

$p \in (0, \infty)$

であり, $\oplus$ は t -norm 演算子, $\ominus$ は t -conorm 演算子を表す. ここでは, Dombi⁹⁾の演算子を採用する. t -norm と t -conorm は二項演算子であるので, (5) と (6) 式の演算は, 二項演算を前方より繰り返すことによって行う. また, y^0 は $\mu_{Cs}^*(y)$ が重なっている y の領域を示し, ξ は y^0 でのメンバシップ関数に対する重視度合いである.

ここでは, (4) 式で表される非ファジイ化を可変型非ファジイ化¹⁰⁾と呼ぶ. ξ の値を変化させることにより, より非線形の強い入出力関係を表現でき, 制御環境の変化に追従できる.

3. 提案する知識ベースシステム

3.1 通常の遺伝的アルゴリズム

いま, m 個の遺伝子をもつ M 個の個体からなる個体群 $P = \{c_1, c_2, \dots, c_M\}$ を考える. 個体 c_k , $k = 1, 2, \dots, M$ の各遺伝子 g_k^w , $w = 1, 2, \dots, m$ は $\{0, 1\}$ の二値から構成される. また, 個体 c_k の適応度を $f(c_k)$ で表す. 通常の GA ではアルゴリズムは次のように表される.

Step 1: 第 0 世代($t=0$)の個体群 $P(0) = \{c_1(0), c_2(0), \dots, c_M(0)\}$ に $\{0, 1\}$ をランダムに割り当てる ($P(0)$ の初期化). また, 各個体の適応度 $f(c_k)$ を計算する.
Step 2: 各 $c_k(t)$ に対して, 次の選択確率 $Prob^k(t)$ を計算する.

$$Prob^k(t) = \frac{f(c_k(t))}{\sum_{k=1}^M f(c_k(t))} \quad (9)$$

Step 3: 選択確率 $Prob^k(t)$ に基づいて, $P(t)$ から重複を許して新たに M 個の個体を選択し, 個体群 P' を作る. P' の個体の対 (c_k, c_{k+1}) を作り, 全ての対に関して, ある確率 P_c で遺伝子の位置 v を求め, 個体をそれぞれ,

$$\begin{aligned} c_k &= (g_k^1, g_k^2, \dots, g_k^v, g_{k+1}^{v+1}, \dots, g_{k+1}^m) \\ c_{k+1} &= (g_{k+1}^1, g_{k+1}^2, \dots, g_{k+1}^v, g_k^{v+1}, \dots, g_k^m) \end{aligned} \quad (10)$$

に書き換える (交差). なお, M が奇数の場合は, c_k , $k = 1, 2, \dots, M-1$ に対してこの操作を適用する.

Step 4: ある確率 P_m で c_k の遺伝子 g_k^w を選択し, 値が 0 の場合は 1 にして, 1 の場合は 0 にする (突然変異).

Step 5: $P(t)$ の中からある個体を確率 P_s で選択し,

それと c_k を入れ換える(淘汰)。

Step 6 : $P(t+1) = P'$, $t = t+1$ とする。

Step 7 : 終了条件が満たされていない場合は, Step 2 ~ Step 6 を繰り返す。

3.2 知識ベースシステムの構築

図2に概念図を示す。1つのファジィルールは、前件部のメンバシップ関数と環境変化、 t -norm、後件部のメンバシップ関数、環境変化、 t -conorm のそれぞれのパラメータから構成されており、全体のファジィルールと可変型非ファジィ化のパラメータで1つの個体に対応させる。したがって、個体群は全体のファジィルールの複数の候補群を表す。ファジィ制御の結果と出力との偏差の2乗和の逆数を適応度として、世代を繰り返し、適応度が最大となる最適なファジィルールを決定する。一方、GAの個体数や交差分割、交差確率 P_c 、突然変異確率 P_m 、淘汰確率 P_s はファジィルールによって決定する。

以下に、具体的なGAのコーディング法について述べる。

1) ファジィルールの遺伝子へのコーディング

ファジィルールのコーディングは、メンバシップ関数のコーディングと t -norm, t -conorm, 環境変化を表すパラメータ、可変型非ファジィ化のパラメータのコーディングとに大別される。メンバシップ関数のコーディングでは、各入力 $x_1, x_2, \dots, x_n$ の正軸及び負軸をそれぞれ $[0,1]$ に正規化して12分割する。各分割は遺伝子に対応し、12個の遺伝子で一つのメンバシップ関数を表す。各遺伝子では、値“1”か“0”をとる。“1”はメンバシップ関数 $TZ_A(x; a, b, c, d)$ の a か b か c か d を表し、“0”はそれ以外の x_j の値とする。また、メンバシップ関数が正である場合に値“1”をとり、負である場合に“0”を表す符号判断用の遺伝

子を用いて、遺伝子の最左端に定義する。したがって、13個の遺伝子で一つのメンバシップ関数を定義する。図3に負のメンバシップ関数 $TZ_A(x; a, b, c, d)$ の一例を示す。図2のファジィルールの前件部では、この13個の遺伝子が n 個定義されている。また、後件部では、13個の遺伝子が1個定義されている。

一方、 t -norm, t -conorm のパラメータ p と環境変化を表すパラメータ η 、可変型非ファジィ化のパラメータ ξ のコーディングは、パラメータの実数値を2進数に変換して、最大256個の $\{0,1\}$ の遺伝子とする。

2) 個体数の決定

一般に、個体数が多いと、パラメータの探索領域での探索点が増えるので、探索点が探索領域の全体に分散し、より良い解を得る可能性が高い。しかし、多くの探索点を用いる場合には、膨大な探索の計算時間が必要となる。また、GAは大域的探索には強いが、局所的探索には弱いとされており、種々の局所探索法とのハイブリッド化等がなされている。ここでは、局所探索の際には、少ない個体数で探索を行う方が効率的であると考え、探索の状況に応じて、探索の個体数を変化させる。具体的には、適応度の値により解に接近す

図3 メンバシップ関数の遺伝子へのコーディング例

図2 遺伝的アルゴリズムとファジィルールを用いた知識ベースシステムの概念図

る状態が表現できると仮定し、接近の状況に応じて個体数を動的に変化させる。ただし、探索は目的関数の形状に大きく依存するので、必ずしも最適解が得られるとは限らない。具体的には、次の3つのファジィルールを用いて、各世代ごとにファジィ制御により個体数を決定する。

$$\left. \begin{array}{l} \text{If fitness value is SMALL,} \\ \text{then population size is BIG.} \\ \text{If fitness value is MEDIUM,} \\ \text{then population size is MEDIUM.} \\ \text{If fitness value is BIG,} \\ \text{then population size is SMALL.} \end{array} \right\} \quad (11)$$

なお、適応度と個体数は $[0,1]$ に正規化して、SMALL, MEDIUM, BIGはその $[0,1]$ 上の適応型ファジィ集合とする。図4に適応型ファジィ数の一例を示す。

3) 交差分割の手法

交差分割の方法として、(10)式のように、位置 ν で1つの個体を2つに分割する1点分割がある。本手法では、探索領域を広げる意味から多点分割を行う。一般に、多点分割を行う場合、遺伝子と個体とは密接な関係があるので、全体の個体群が表現しているスキーマを破壊する可能性がある。しかし、一方で、多点分割を採用することにより、適応度の値が非常に改善される場合が多く、本手法では、この効果を考慮して、多点分割を採用する。

多点分割は同数多点分割と異数多点分割とがある。図5に例を示す。同数多点分割とは、遺伝子が同数になるように多点で分割する方法であり、異数多点分割とは、同数ではない分割方法である。明らかに、同数多点分割の方が交差できる遺伝子の組み合わせが多いので、より広範囲にわたる探索が可能となる。しかし、類似した解が得られやすい。ここでは、同数と異数の1点分割、2点分割、3点分割を行う。ファジィルールは次の5個とし、各世代ごとに前件部のメンバシップ値のもっとも高い分割方法を採用する。多点分割によって、適応度の値がより改善される(大きくなる)ので、ファジィルールでは、適度の値が小さいほど、多

図4 ファジィルールでのメンバシップ関数

点分割を行うように構成されている。適応度の値から同数多点分割と異数多点分割の操作をファジィルールによって決定し、操作後の適応度の値が非常に小さくならない場合に対して操作を採用する。

$$\left. \begin{array}{l} \text{If fitness value is VERY SMALL,} \\ \text{then the 1 point splitting} \\ \text{operator is adopted.} \\ \text{If fitness value is SMALL,} \\ \text{then the uneven 2 point} \\ \text{splitting operator is adopted.} \\ \text{If fitness value is MEDIUM,} \\ \text{then the even 2 point splitting} \\ \text{operator is adopted.} \\ \text{then population size is MEDIUM.} \\ \text{If fitness value is BIG,} \\ \text{then the uneven 3 point} \\ \text{splitting operator is adopted.} \\ \text{If fitness value is VERY BIG,} \\ \text{then the even 3 point splitting} \\ \text{operator is adopted.} \end{array} \right\} \quad (12)$$

なお、適応度は $[0,1]$ に正規化して、VERY SMALL, SMALL, MEDIUM, BIG, VERY BIGはその $[0,1]$ 上の適応型ファジィ数とする。図6に適応型ファジィ数の一例を示す。

4) 交差確率、突然変異の確率、淘汰確率の決定

一般に、個体の適応度の値が良くなる場合には、遺伝子の構成を現状のままに保持すれば、より良い解が得られる。すなわち、交差確率と突然変異の確率、淘汰確率をあまり変更させない方がよい。一方、適応度

(a) 同数多点分割

(b) 異数多点分割

図5 同数多点分割と異数多点分割

図6 ファジィルールでのメンバシップ関数

の値が減少して適応度の値が悪くなっている場合には、遺伝子の構成を変更させる観点から、交差確率を高くして、突然変異の確率を高くし、淘汰確率を高くする。本論文では、これらの規則をファジィルールで記述し、ファジィ制御により、適応度の値の変化から交差確率と突然変異の確率、淘汰確率を決定する。具体的には、次の3つのファジィルールを用いる。

- If change of fitness value of the last 10 generations is BIG, then crossover rate is SMALL, mutation rate is SMALL and selection rate of populations is SMALL.
- If change of fitness value of the last 10 generations is MEDIUM, then crossover rate is MEDIUM, mutation rate is MEDIUM and selection rate of populations is MEDIUM.
- If change of fitness value of the last 10 generations is SMALL, then crossover rate is BIG, mutation rate is BIG and selection rate of populations is BIG.
- (13)

なお、適応度の変化は $[0,1]$ に正規化して、SMALL, MEDIUM, BIG は図4の適応型ファジィ数を用いる。

以上、GAのコーディング法について述べた。次に、知識ベースシステムの全体のアルゴリズムについて述べる。通常のGAと同様に、 m 個の遺伝子をもつ M 個の個体からなる個体群 $P=\{c_1, c_2, \dots, c_M\}$ を考える。個体 $c_k, k=1, 2, \dots, M$ の各遺伝子 $g_k^w, w=1, 2, \dots, m$ は $\{0,1\}$ の二値で構成する。

[知識ベースシステムのアルゴリズム]

Step 1: 第0世代($t=0$)の個体群 $P(0)=\{c_1(0), c_2(0), \dots, c_M(0)\}$ の c_k にファジィルールの前件部のメンバシップ関数、環境変化のパラメータ η , t -normのパラメータ p , 後件部のメンバシップ関数、環境変化のパラメータ η , t -conormのパラメータ p , 可変型非ファジィ化のパラメータ ξ を $\{0,1\}$ でランダムに割り当てる。また、各個体の適応度 $f(c_k)$ を次のように定義する。

$$f(c_k) = 1 / \sum_{i=1}^N (y_i - y_{ik}^*)^2 \quad (14)$$

ただし、 y_i は入力 x_i に対する出力値、 y_{ik}^* は c_k に対する(4)式の値である。

Step 2: (11)式のファジィルールを用いたファジィ制御により、個体数を決定する。

Step 3: 各 $c_k(t)$ に対して、(9)式の選択確率 $Prob^k(t)$ を計算する。

Step 4: 選択確率 $Prob^k(t)$ に基づき、 $P(t)$ から重複を許して新たに M 個の個体を選択し、個体群 P' を作り、 P' の個体の対 (c_k, c_{k+1}) を作る。

Step 5: P' の対 (c_k, c_{k+1}) に関して、(12)式のファジィルールを用いたファジィ制御により、遺伝子の多点分割の位置 v を求める。また、(13)式のファジィ制御により、交差確率 P_c を求める。求められた位置 v と交差確率 P_c により、個体 c_k と c_{k+1} とを交差させる。

Step 6: (13)式のファジィルールを用いたファジィ制御により突然変異確率 P_m を求め、 c_k の遺伝子 g_k^w を選択する。 g_k^w の値が0の場合は1にして、1の場合は0にする。

Step 7: (13)式のファジィルールを用いたファジィ制御により淘汰確率 P_s を求め、 $P(t)$ の個体と c_k とを入れ換える。

Step 8: $P(t+1)=P'$, $t=t+1$ とする。

Step 9: 次の終了条件を満足しない場合は、Step 2~Step 8を繰り返す。

$$f(c_k) \geq \epsilon \quad (15)$$

ただし、 ϵ はアルゴリズムの終了のためのしきい値である。

4. 数値例

提案した知識ベースシステムの有用性を確認するために、簡単なファジィルールのチューニング問題を取りあげる。まず、次の9個のファジィルールに200個の入力値を入力し結果を得て、乱数を加えて入出力データとする。

- If x_1 is SMALL and x_2 is BIG, then output y is SMALL.
- If x_1 is MEDIUM and x_2 is BIG, then output y is MEDIUM.
- If x_1 is BIG and x_2 is BIG, then output y is AVERAGE BIG.
- If x_1 is SMALL and x_2 is MEDIUM, then output y is VERY BIG.
- If x_1 is MEDIUM and x_2 is MEDIUM, then output y is BIG.
- If x_1 is BIG and x_2 is MEDIUM, then output y is AVERAGE BIG.
- If x_1 is SMALL and x_2 is SMALL, then output y is MEDIUM.
- If x_1 is MEDIUM and x_2 is SMALL, then output y is SMALL.
- If x_1 is BIG and x_2 is SMALL, then output y is VERY SMALL.
- (16)

ただし, x_1 と x_2 は入力, y は出力である. VERY SMALL, SMALL, MEDIUM, AVERAGE BIG, BIG, VERY BIG は, 正規化した入力や出力に対するファジィ集合である. 図7にそれらのメンバシップ関数を示す.

実験では, 作成した入出力データを用いて, アルゴリズムにしたがってメンバシップ関数と t -norm, t -conorm, 可変型非ファジィ化関数を同定した. ただし, 各パラメータの初期値は, $m=72$, $M=200$, $P_c=$

図7 ファジィルールでのメンバシップ関数

図8 同定後のメンバシップ関数

0.85, $P_m=0.15$, $\eta=0.00$, $\xi=0.00$, $p=0.35$ であり, $\varepsilon=0.005$ とした. 同定後のメンバシップ関数の形状を図8に示す. 入出力データの前半の100個と得られた知識ベースシステムによるファジィ制御によるモデリングの結果を図9に示す. また, 実験の開始後の個体数と交差確率, 突然変異確率, t -normと t -conormのパラメータ, 可変型非ファジィ化関数のパラメータを図10に示す. 同定後のメンバシップ関数はもとの形状を維持しているとはいえない. しかし, 図9から, 得られた知識ベースシステムの結果は入出力データとよく一致していることがわかる. また, 世代が進むにつれて個体数が減少し, 最終段階では, 交差確率とパラメータの値が一定になっていることがわかる. これらより, 本手法の有用性が示せた.

また, 入出力データの前半の100個に対する通常のGAにより学習したモデリングの結果を図11に示す. さらに, 入出力データと知識ベースシステムの結果との偏差の2乗平均, 通常のGAにより学習したモデリングの結果との偏差の2乗平均, 通常非ファジィ化関数を用いた知識ベースシステムの結果との偏差の2乗平均を表1に示す. 図11と表1から, 提案した知識ベースシステムは, 通常のGAだけで調整したモデリングの結果よりも偏差の相乗平均が小さく, 通常非ファジィ化関数を用いた場合よりも小さいので, 有効な手法であることがわかる.

5. おわりに

本論文では, GAとファジィルールとの融合モデルとして, それぞれのモデルの課題を解決する新たな知識ベースシステムを提案した. この知識ベースシステム

図9 入出力データ(前半の100個)と知識ベースシステムによるモデリングの結果

図10 個体数と確率，パラメータの変化

ムは，ファジィルールのチューニング問題を解決する新たなモデルであり，モデルの環境変化に対するGAの適応機能の一提案でもある．今後は，より具体的で膨大なデータが与えられた場合や大きな環境変化の下での実用性を検討する必要がある．

参考文献

- 1) L.J.Fogel: "Autonomous Automata," Industrial Research, Vol.4, pp.14-19(1962).
- 2) J.H.Holland: "Adaptation in Natural and Artificial Systems," University of Michigan Press(1975).

——: 入出力データ

.....: 通常の遺伝的アルゴリズムにより学習したファジィ制御の結果

図11 通常の遺伝的アルゴリズムにより学習したモデリングの結果

表1 各手法との比較

	KB-GA with VAD	Normal GA	KB-GA without VAD
偏差の2乗平均	0.8661	3.008	1.0001

KB-GA with VAD: 提案する知識ベースシステム

Normal GA: 通常の遺伝的アルゴリズムにより学習したモデル

KB-GA without VAD: 通常の非ファジィ化関数により学習したモデル

- 3) D.E.Goldberg: "Genetic Algorithms in Search, Optimizing and Machine Learning," Addison Wesley (1989).
- 4) 北野宏明(編著): "遺伝的アルゴリズム", 産業図書(1993)
- 5) 筒井茂義, 藤本好司: "個体群探索分岐型遺伝的アルゴリズム fGA(Forking GA)の提案", 人工知能学会誌, Vol.9, No.5, pp.741-747(1994)
- 6) 日本ファジィ学会編: "講座ファジィ 5, ファジィ制御", 日刊工業新聞社(1993)
- 7) 林勲, 古橋武: "ソフトコンピューティングシリーズ 6, ファジィ・ニューラルネットワーク", 朝倉書店(1996).
- 8) 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一: "ニューラルネットの基礎と応用", 共立出版(1994)
- 9) 水本雅晴: "ファジィ集合とファジィ推論", 第3回ファジィシステムシンポジウム, pp.37-48(1987)
- 10) A.Bastian: "Handling the Nonlinearity of a Fuzzy Controller at the Transition Between the Rules," Fuzzy Sets and Systems, Vol.71, pp.369-387(1995).
- 11) H.Nomura, I.Hayashi and N.Wakami: "A Self-Tuning Method of Fuzzy Reasoning by Genetic Algorithm," Proc. of the 1992 International Fuzzy Systems and Intelligent Control Conference, Louisville, pp.236-245(1992).
- 12) M.A.Lee and H.Takagi: "Integrating Design Stages of Fuzzy Systems Using Genetic Algorithms," 2nd IEEE Conf. on Fuzzy Systems, San Francisco, pp. 612-617(1993).

(1994年11月10日 受付)

(1995年10月9日 再受付)

[問い合わせ先]

Electronic Research, 1776, Volkswagen AG
 38436 Wolfsburg, Germany
 Andreas Bastian
 TEL : +49-5361-929420
 FAX : +49-5361-928923
 E-mail : devw1858@ibmmail.com

—— 著 者 紹 介 ——

Andreas BASTIAN

ELECTRONIC RESEARCH Department of VOLKSWAGEN AG
 1992, Visiting researcher at TOKYO INST. OF TECHNOLOGY, Dept. of system science. 1992-1995 Senior researcher at LIFE, Yokohama. 1995, Dr.Eng. degree at MEIJI UNIVERSITY, Present Research : FUZZY MODELING and GA

林 勲 (はやし いさお)

阪南大学 経営情報学部経営情報学科

1981年, 大阪府立大学工学部経営工学科卒業後, (株)シャープ入社. 1985年, 大阪府立大学大学院工学研究科博士前期課程(経営工学専攻)修了. 松下電器産業(株)を経て, 1993年, 阪南大学商学部経営情報学科講師. 1994年, 助教授. 現在, 経営情報学部助教授. ファジィルールによる知識獲得と学習の研究に従事. 1991年, 電気関係学会関西支部連合大会講演会奨励賞受賞. 工学博士, 日本ファジィ学会, システム制御情報学会, 人工知能学会, IEEE各会員.

A Proposal of Knowledge-Based Systems Using Fuzzy Rules and Genetic Algorithms

by

Andreas BASTIAN and Isao HAYASHI

Abstract :

Although genetic algorithms (GAs) are more and more employed as optimization tools of fuzzy logic based systems, the user is faced with the problem of selecting the right parameters of the GAs, such as the population size, the generation gap, the crossover and the mutation rate and so on. Unfortunately, the selection of those parameters require experience and knowledge. Moreover, it is evident, that those parameters are to change dynamically in accordance to the optimization stage. For example, in the beginning a large population is needed, while later near to convergence, most of the population member will be similar, thus only wasting computing time. The idea proposed in this work is therefore a knowledge-based approach for dynamically adaptation of the GAs. The knowledge is expressed in form of fuzzy logic IF-THEN rules. It will be shown, that such a knowledge-based GAs is superior to a static GAs. Also, in the final stage of the optimization, we optimize the defuzzification.

Keywords : Genetic Algorithm, Fuzzy Rules, Fuzzy Control, Tuning Problem

Contact Address : **Andreas BASTIAN**

*Electronic Research, 1776, Volkswagen AG
 38436 Wolfsburg, Germany
 TEL : +49-5361-929420
 FAX : +49-5361-928923
 E-mail : devw1858@ibmmail.com*