

ファジィシステムのためのG A と、G A のための ファジィシステム

高木, 英行
松下電器産業株式会社中央研究所

<https://hdl.handle.net/2324/4772784>

出版情報：遺伝的アルゴリズム研究委員会 第6回定例会 資料, 1994-01. 日本興業技術振興協会
バージョン：
権利関係：



遺伝的アルゴリズム研究委員会

第 6 回 定 例 会

〈 資 料 〉

『ファジィシステムのための G A と、
G A のためのファジィシステム』

松下電器産業株式会社 中央研究所

高 木 英 行 氏

社 団 法 人 日 本 工 業 技 術 振 興 協 会

ファジィシステム, ニューラルネット, 遺伝的アルゴリズムの 融合化技術 —FS+NN および FS+GA—

高 木 英 行*

12月6日	計
⑧	測
33	1
②	7

1. はじめに

ファジィシステム, ニューラルネット (NN), 遺伝的アルゴリズム (GA) などのソフトウェア・コンピューティング^①と呼ばれる技術の研究が80年代後半に大きく進展した。これらの論文の増加とともに各技術の長所を組み合わせる, あるいは短所を他の長所で補う研究も増えてきた。その結果, 一部の技術は実際の製品設計に応用されるまでになった。

本解説では, この融合化技術の例を図1のように次章以降で紹介する。

2. ファジィシステムのための ニューラルネット

この形態のモデルはいろいろ発表されている^②が, おもな研究はファジィシステム, 特にメンバーシップ関数の設計・調整を NN で自動化し, 開発期間・コストを低減すると同時に性能を向上させようとするものである。

2.1 NN 駆動型ファジィ推論

メンバーシップ関数の自動設計に NN を導入した

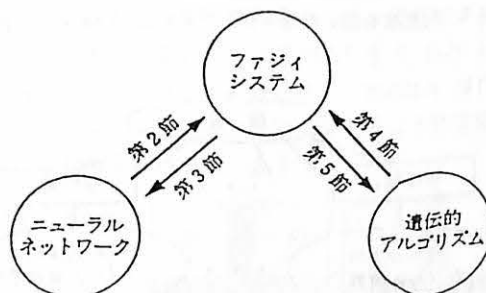


図1 本解説の章構成

* 松下電器産業(株)中央研究所
京都府相楽郡精華町光台 3-4
キーワード: ファジィシステム (fuzzy system), ニューラルネットワーク (neural network), 遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm), 融合化 (fusion, combination).

最初の方法が1988年のこのモデルである^{③,④}。この方法の特徴は, NN で非線形な多次元メンバーシップ関数を直接設計し, その NN をメンバーシップ値生成器としてファジィシステムに組み込むことにある。

ファジィシステムは, 入力空間をたとえば「温度高く湿度が低い」領域や「温度が中位で湿度が低い」領域などのようにファジィ分割し, 各領域ごとに用意したルールから得られる各出力を基に最終的なシステム出力を決定する。従来のファジィシステムでは各入力変数ごとに1次元のメンバーシップ関数を設計するので, ファジィ分割される入力空間は図2(a)のように超直方体になる。しかし温度と湿度のように入力変数が独立でない場合, 図2(b)のようなファジィ分割が妥当であると考えられる場合もある。

問題は図2(b)のような非線形で多次元のメンバーシップ関数^⑤に設計する^⑥か, 入手による試行錯誤では手に負えない。しかし NN ならば可能である。図3はこの設計方法を示している。初めに, 学習データをクラスタリングし, ^⑦ルール数と大まかな分割形状を求める (図3左)。つぎに学習データの入力空間座標とクラス番号を NN で学習する (図3中)。この結果, 図3の右のような分割形状が得られる。NN によるこの分割形状を前件部のメンバーシップ関数と仮定し, この NN をメンバーシップ値生成器として組み込んだシステムが NN 駆動型ファジィ推論である。

推論方法の観点から比較してみよう。従来のファジィシステムでは, たとえば温度と湿度のメンバーシップ関数 μ_T (温度) と μ_H (湿度) を独立に設計し, min

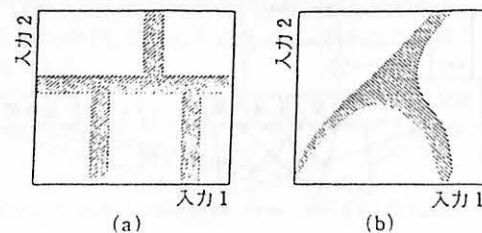


図2 ファジィ分割の例

を求めるが図5の方法は
最終出力

34
(2)

フォントはいろいろあるが
フォーマットの下の付く

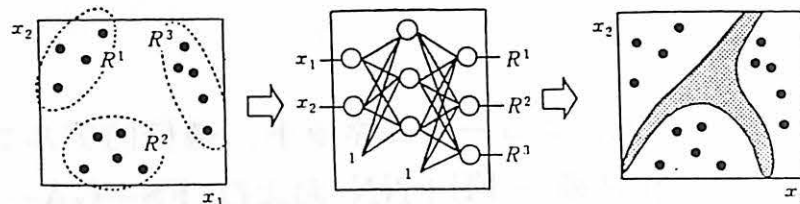


図3 NN_{mem}でいかに非線形なファジィ分割をするか

や代数値などの t -ノルム演算を施して、 i 番目のルールの適合度 $\mu_i(21^\circ\text{C}) \times \mu_i(70\%)$ などと求める。NN駆動型ファジィ推論ではこの場合2次元のメンバーシップ関数 μ （温度、湿度）を初めに設計し、 i 番目のルールの適合度 $\mu_{i,H}(21^\circ\text{C}, 70\%)$ と、 t -ノルム演算を経ずに直接求める。この点が従来方法と異なる。

1つのシステム構成例を図4に示す。図3中で得られたメンバーシップ値生成器NN_{mem}は、入力ベクトルに対する各ルールごとの適合度を出力する。後件部は数式やファジィ変数などで従来のファジィルールと同様に設計する。NNを後件部に用いるのも1つの方法である。NN駆動型ファジィ推論の本質は、前件部に相当する入力空間のファジィ分割をNNで行うことにあり、後件部の設計方法を限定するものではない。

2.2 ファジィシステムのパラメータ調整

NNを用いる別のメンバーシップ関数設計方法が引き続いて提案された⁵⁾。ファジィシステムの実際の出力と望ましい出力との誤差を最小にするよう、メンバーシップ関数の形状を規定するパラメータを調整する方法である。この方法には勾配法を用いる方法とGAを用いる方法とがあり、後者は第4章で述べる。

勾配法を用いる方法は、初めにメンバーシップ関数の形状をいかにパラメータ化するかを決定し、つぎに勾配法でファジィシステムの出力が望ましい出力になるようそのパラメータを調整する。多くの場合、最急勾配法が用いられてきた。調整すべきパラメータは、たとえば、三角形メンバーシップ関数であれば左端、

中央、右端の位置であり、ガウシアンメンバーシップ関数であれば、中心と分散が用いられる。この方法には多くの発表があり、市橋ら⁵⁾や野村ら^{6),7)}は三角形を、堀川ら^{8),9)}はシグモイド関数の組合せを、市橋ら¹⁰⁾やWangら¹¹⁾はガウシアンを、Jang^{12),13)}は釣鐘型を、それぞれメンバーシップ関数形状とし、各パラメータを勾配法で調整している。

図5はこの方法を図式化したもので、簡単なファジィシステムは図6のようにネットワーク表現に書き直せる。入力値が各メンバーシップ関数 $\mu_{ij}()$ を経て各ルールごとに複数のメンバーシップ値を得る。これらに t -ノルム演算を施して各ルールへの適合度を求め、後件部出力を重み付けし、最後にまとめて最終出力と望ましい出力との誤差を最小にするよう $\mu_{ij}()$ の形状を規定するパラメータを勾配法で調整することである

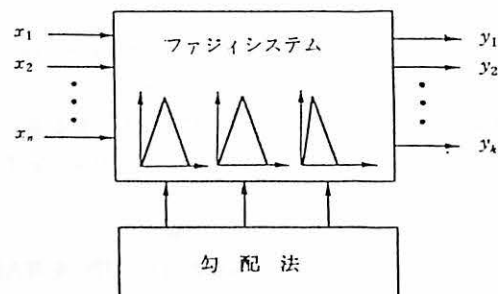


図5 勾配法を用いたファジィシステムのパラメータ調整

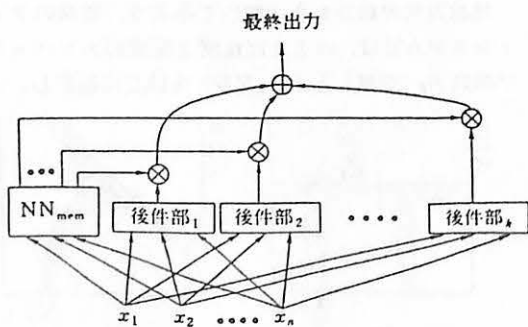


図4 NN駆動型ファジィ推論の構成例

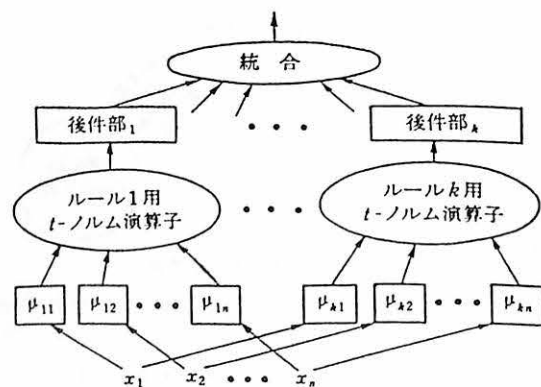


図6 ファジィシステムを調整するNN: $\mu_{ij}()$ は i 番目のルールにおける入力 x_j のメンバーシップ関数

から、NNの学習によるメンバーシップ関数の形状調整と等価である。この方法は、すでに実際の製品設計に用いられている実用的な技術である^{14), 15)}。

3. ファジシステムのための ニューラルネット

NNの最大の特長は学習機能をもちデータから知識が得られることである。しかしながら得られた知識は重み係数として分散表現された非明示的な知識であり、内部解析を通して性能向上を図ることは難しい。内部がブラックボックスといわれるゆえである。

NARA (Neural networks designed on Approximate Reasoning Architecture)^{16), 17)}は適用問題についての先見知識をIF-THEN形式のファジルールで表わし、この知識構造に基づいて構造化NNである。この結果、NN自体が処理すべき問題の難易度が軽減されるため性能が向上するだけでなく、IF-THEN形式に従ってNNの内部解析をし問題箇所を特定して手を加えやすくなる。

3.1 ニューラルネットのための知識構造

図7(a)の識別問題にfeed-forward型NNを適用することを考えてみよう。NNは2入力1出力の単純な規模構成であるが、問題がいかほど複雑であるかは容易に推察できよう。しかしわれわれの間には容易にこの問題から知識が得られる；すなわち図7(b)のように大きく4つの部分から構成されているという知識である。この問題では視覚的に構造情報を得たが、一般にはクラスタリング手法でこの種の情報が得られる。

NARAはこのような明示的な情報に基づいてNNを構成する。全体を4つに分割する1つのNNと、個々の分散領域を担当する4つのNNを構造化するのである。結果として得られるNARAの構成は、第2.1節で述べたNN駆動型ファジ推論の特殊な場合に相当する。NN駆動型ファジ推論はメンバーシップ関数の自動設計に主眼がありそのNNはそのままファジシステムにみ込める。NARAは内部解析を可能にして性能向上を容易にすることに主眼がある。次節でこの点を述べよう。

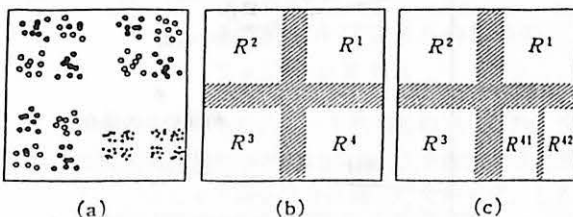


図7 (a)複雑な識別問題の例と、(b)(c)そのファジ分割の例

表1 パターン識別の比較例¹⁷⁾

	従来の NN	改善前の NARA	改善後の NARA
学習データ	50%	85%	94%
テストモデル	50%	83%	89%

3.2 性能向上のための内部解析

NARAの性能が要求仕様に達しない場合は、問題箇所を特定し改善するため内部解析を行う。たとえば図7(b)の場合、NARAは入力データが4つの領域のどの領域に属しているかを知らせる1つのNNと各領域でのパターン識別を行う4つのNNから構成されている。個々のNNの性能を比較し、特に性能の劣っているNNを探し出す。図7の問題の場合容易に想像がつくように、R⁴領域を担当するNNの性能が他より劣っていることがわかるであろう。

問題解析が特定されたら、つぎは性能改善の方策を探ることである。ネットワークの規模を変える、学習を直す、などいろいろの手が考えられる。図7の場合、さらにクラスタリングしてみると、領域R⁴は図7(c)のようにさらに2つの領域から構成されることがわかる。この場合は、領域R⁴をさらにR⁴¹とR⁴²の2分割するNNと、各2分割内の識別を担当するニューラルネットを組み合わせることで性能向上が図れる。

表1は、図7(a)と同様な分布をする200個の学習データと500個のテストデータで評価した例である¹⁷⁾。従来の1つのNNと改善前のNARAの重み係数の個数は同じにしてある。にも関わらず、30%以上も性能が高いのは、事前知識を組み込んであるかどうかの違いである。さらに重要なことは、内部解析を通じて9%と6%の性能を向上させることができたことである。

単純な問題であれば構造知識を埋め込むまでもなく1つのNNで解決できる。NARAの特徴が発揮できるのは図7のように、複雑で従来のNNでは困難であるような問題に対してである。この関係は制御の世界にも見られる。数式モデルが作れるような単純な問題にルールベース型の制御を適用しても従来型の制御と大きな性能差は表れない。対象システムを1度にモデルすることが困難な複雑な問題に対して初めて、問題を場合分けして対処するファジ制御などの威力が発揮できる。

4. ファジシステムのための 遺伝的アルゴリズム

ファジシステムの設計にGAが最初に使われた

36
(4)

解

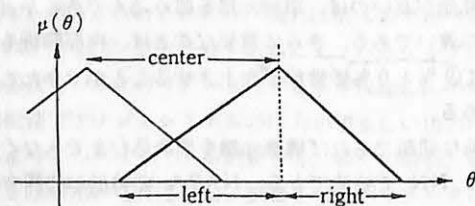
のは 1989 年である¹⁸⁾。その後、同様のアプローチが多く発表された^{19)~31)}。基本的にこれらすべての方法は、第 2.2 節と同様ファジィシステムをパラメータ化しそのパラメータの最適組合せを GA で求めるものである。Goldberg の本³²⁾はこの最適化を主テーマとしている。しかし GA は、最適解に近いところまではすぐ収束するが最適解そのものを求めるような問題には向かない、との声も多い^{33), 34)}。ファジィシステムの設計問題は、「すべての組合せの中の最適なシステムが設計できるかどうかはともかく、要求仕様を満たすシステムをすばやく設計したい」問題と言えるので、GA が使われるのであろう。

上述の多くの研究はファジィシステムの一部を自動設計するものであった。本章では、メンバーシップ関数、後件部、ファジィルール数を同時に決定する方法を紹介する³⁰⁾。

4.1 遺伝子コーディング

倒立振子を制御する TSK タイプのファジィ制御器を例に取ろう。TSK モデル³⁵⁾とは後件部が入力変数の線形関数で表わされるファジィシステムで、振り角度を θ とすれば、つぎのようなファジィルールをもつ：IF θ が小さくか θ が大きい。

THEN 制御量 $= w_0 + w_1\theta + w_2\dot{\theta}$
メンバーシップ関数の形状、後件部、ファジィルール数を同時に決定するためにつぎのようにパラメータ化する：(1) 三角形メンバーシップ関数を、左端位置、右端位置、隣のメンバーシップ関数の中心からの距離の 3 つで規定する (図 8)、(2) 後件部は上記ル



center	left base	right base
10100110	10011000	01011000

メンバーシップ関数の染色体 (M)

w_0	w_1	w_2
00110110	11011010	00011001

後件部パラメータの染色体 (C)

入力変数 θ	入力変数 $\dot{\theta}$	後件部パラメータ
$M_1 \dots M_{10}$	$M_1 \dots M_{10}$	$C_1 \dots C_{100}$

染色体コードの組合せによる遺伝子コード

図 8 メンバーシップ関数表現と GA コーディング例

ルの w_0, w_1, w_2 で表現する。(3) ルール数は、メンバーシップ関数の存在範囲に境界を設け、境界を超えるメンバーシップ関数を削除することで間接的に決定する。たとえば、 $|\theta| < 90^\circ$ のメンバーシップ関数のみ有効とする。前件部メンバーシップ関数の 3 パラメータと後件部の 3 パラメータを染色体として図 8 のようにコーディングする。遺伝子コードはこれらの染色体コードを結合して作る (図 8 下)。

4.2 フィットネス関数の設計

倒立振子の場合、倒立に成功すれば高い得点をあたえ失敗すれば低い得点を与えるればよい。さらに倒立に成功した場合早く成功するほど高い得点を与え、失敗の場合はその逆にする。このようなフィットネス関数を図 9 に示す。倒れはしないが安定にならないまま時間切れになった場合は成功と失敗の間の得点を与える。

性能だけに注意してフィットネス関数を設計すると、一般にルール数は増える一方である。簡潔なファジィシステムを得るにはルール数が増えるにつれてフィットネス値を減らすように下式のようなペナルティを施すとよい。

$$\text{score}(t_{\text{end}}) = \frac{\text{score}_{\text{raw}}(t_{\text{end}}) - c \sum_{i=0}^{t_{\text{end}}} |\theta_i|}{\text{ルール数} + \text{offset}_{\text{rules}}}$$

分子第 1 項は図 9 で得られた得点、第 2 項は振子の不安定さを示す項、分母はペナルティ項である。

4.3 先見的知識の組み込み

GA は探索アルゴリズムである。探索では盲滅法探すより見通しのよいガイドラインを与えて効率よく探すべきである。本節ではいかに先見的知識を利用して探索するかを、倒立振子より複雑な倒立振子台車のためのファジィ制御器の設計を例に紹介する³¹⁾。先見的知識は、GA のパラメータの初期化とファジィシステムの構造に関する制約の 2 つを用いることができる。

第 1 の先見的知識は GA の初期値に適当な乱数以外

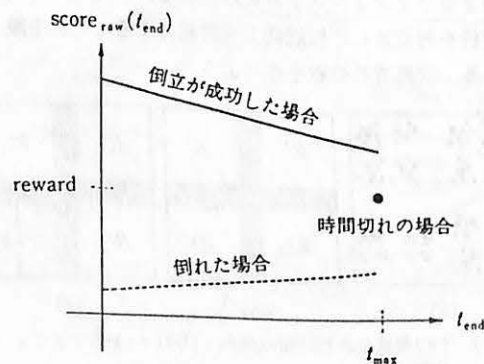


図 9 基本のフィットネス関数

超

図8のよきところ
θをばらばらに

1手

(性能評価)

図8のよきところ
θをばらばらに

IFとTHENの文を
もつて、θとθの
導関数を

図8のよきところ
θのフォントを使って
ください

○SI校関係者より

表2, 図10中のYとnは } 図表の通り
イタリック体でしようか。 } ローマ体
で結構です

図表の通り

12-22 休

2. 結構2.3

イタリックフェイスでしょうか。

5

	nnn nny ynn yny yyn yyy
対称な メンバーシップ関数	☐ ☐ ☐ ☐
対称な後件部	☐ ☐
2つの初期化知識	☐ ☐ ☐

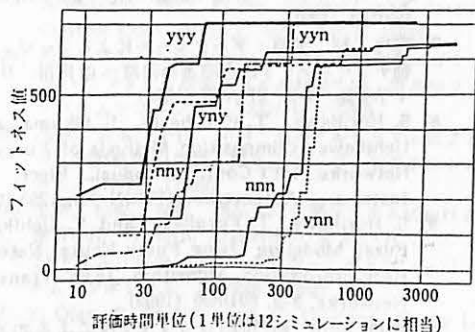


図 10 ファジィシステム設計における先見的知識組込みの効果

の初期値を加えることである。たとえばファジィシステムを手作業で調整設計する場合、等間隔にメンバーシップ関数を配置してから始めることが多い。素性が良いと考えられているからであろう。GA を使って形状を決める場合も、すべての遺伝子コードを乱数から始めるのではなく、そのコードのうちの1つに等間隔に配置したメンバーシップ関数のパラメータ値を加えておいた方がよいかもしれない。また振子の角度、角速度、台車位置、台車速度が0ならば制御0量ではあるはずであるから、後件路は TSK モデル³⁵⁾の線形式で表わせば定数項は0に強制すべきである。

第2の先見的知識は制御システムの構造に関するものである。倒立振子と台車の双方とも、右側の制御と左側の制御は対称であるべきである。したがって、メンバーシップ関数の配置と後件部の出力は左右対称である、という知識を基に、GAの探索を強制することができる。

これら先見的知識の組合せを表 2 に、その組み込みの効果を図 10 に示す。

おじで

GA を用いるには、一世代当りの遺伝子数、交差や突然変異の割合などのパラメータを設定する必要がある。しかしその決定方法は確立しておらず、したがって動的に変化させることも困難である。NN の場合にも学習率などのパラメータ決定において共通した問題を抱えているが、非線形最適化手法を導入すること

でこの問題に対処できる。ところが GA の場合、突然変異というやっかいな演算があるため、非線形最適化手法の導入も困難である。

GA のパラメータの決定方法に関してはいろいろな方法が提案されているが^{(35)~(45)}、本節ではフェジィ知識ベースを用いる方法⁽⁴⁶⁾を紹介する。

5.1 動作パラメトリック GA とその設計

(fitness (性能) 値と GA の関係は単純ではないが、われわれは定性的な知識をもっている。この知識に基づいてファジィルールベースを作り、動的に遺伝的パラメータを変化させて性能を向上させようとする方法が動的パラメトリック GA である。具体的に用いたファジィシステムは(平均 fitness 値/最良 fitness 値)、(最悪 fitness 値/平均 fitness 値)、制回の制御以降の fitness 値の変化の3つの値を入力し、遺伝子数、交差率、突然変異率の増減を出力する。

動的パラメトリック GA に内蔵するファジィシステムは、第 4 節で紹介した自動調整手法を用いて設計できる (図 11)。定量的な知識をもち合わせていない場合、このようなファジィシステムの前件部と後件部のメンバーシップ関数、およびルール数を手作業で設計することは通常容易ではない。DeJong の 5 つの関数問題³⁹⁾を動的パラメトリック GA の適用問題として、第 4 節の GA でファジィルールを設計したところ、遺伝子数制御用、交差率制御用、突然変異制御用のルールがおのおの 17 個、18 個、16 個得られた⁴⁵⁾。文献 46) に開示されたこのファジィルールを GA に組み込めば動的パラメトリック GA を作ることができる。

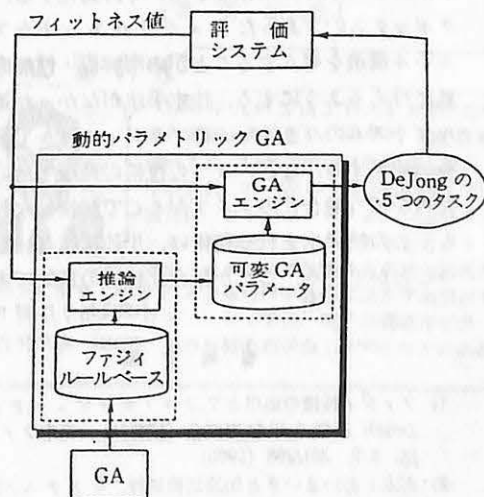


図 11 動的パラメトリック GA と遺伝的アルゴリズムを用いたその設計⁽⁴⁾

的

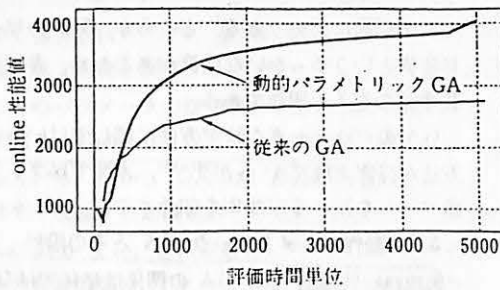


図 12 動的パラメトリック GA と通常の遺伝的アルゴリズムを倒立振り子用ファジィ制御器設計に用いた場合のファジィ制御器 online 性能値

5.2 動的パラメトリック GA の評価

通常の GA と本節の動的パラメトリック GA とを、倒立振り子制御を行うファジィシステムの設計に適用して比較評価する。前節では DeJong の関数問題を用いて動的パラメトリック GA 中のファジィシステムを設計したが、このファジィシステムは GA のパラメータを制御するためのファジィシステムであって、DeJong の関数という特定の問題のためのファジィシステムではない。したがって、このファジィシステムを内蔵する動的パラメトリック GA はすべての応用問題に適用できるはずである。online 性能値³⁹⁾を評価値とした比較結果を図 12 に示す。

6. ま と め

本解説では、ファジィシステムとニューラルネットワーク、およびファジィシステムと遺伝的アルゴリズムの双方向への技術応用について、おもに筆者らの研究を紹介した。開発コストがかかる試行錯誤のファジィシステムの設計をニューラルネットワークの学習機能や遺伝的アルゴリズムの探索機能を用いて自動化する、ブラックボックス的であったニューラルネットワークをファジィルール構造を導入することの内部解析・性能向上を容易に行えるようにする、決定手法がなかった遺伝的アルゴリズムのパラメータをファジィルールで動的決定を可能にする、など、1つの技術の長所で他の技術の欠点を補う融合化のタイプがここで解説した技術である。この結果生まれる技術は、単独にはない長所をもつことができる。これが融合化技術の目的である。

(1993 年 9 月 27 日受付)

参 考 文 献

- 1) ファジィ技術の応用とソフト・コンピューティング—Zadeh 教授を囲む座談会(抜粋)—, 日本ファジィ学会誌, 5-2, 261/268 (1993)
- 2) 高木: あいまいさと知識情報処理, システム/制御/情報, 34-5, 263/273 (1990)
- 3) 林, 高木: 神経回路網モデルによるファジィ推論の定式

- 化, 第4回ファジィシステムシンポジウム, 55/60 (1988)
- 4) H. Takagi and I. Hayashi: NN-driven Fuzzy Reasoning, Int'l J. of Approximate Reasoning (Special Issue of IIZUKA '88), 5-3, 191/212 (1991)
- 5) 市橋, 渡辺: 簡略ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御, 日本ファジィ学会誌, 2-3, 429/437 (1990)
- 6) H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami: A Self-tuning Method of Fuzzy Control by Descent Method, 4th IFSA World Congress, Vol. Engineering, 155/158 (1991)
- 7) 野村, 林, 若見: デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用, 日本ファジィ学会誌, 4-2, 279/388 (1992)
- 8) S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma and Y. Uchikawa: Composition Methods of Fuzzy Neural Networks, Int'l Conf. on Indust., Elect., Control, Instr., and Automation (IECON '90), 1253/1258 (1990)
- 9) S. Horikawa, T. Furuhashi and Y. Uchikawa: On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks (the Back-propagation Algorithm), IEEE Trans. Neural Networks, 3-5, 801/806 (1992)
- 10) 市橋, 田中: 階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習, SICE 関西支部シンポジウム, 131/136 (1990)
- 11) L.-X. Wang and J.M. Mendel: Back-propagation Fuzzy Systems Nonlinear Dynamic System Identifier, IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE '92), 1409/1418 (1992)
- 12) J.-S. Jang: Rule Extraction Using Generalized Neural Networks, 4th IFSA World Congress (IFSA '91), Vol. Artificial Intelligence, 82/86 (1991)
- 13) J.-S. Jang: Self-learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation, IEEE Trans. Neural Networks, 3-5, 714/723 (1992)
- 14) H. Takagi: Cooperative System of Neural Networks and Fuzzy Logic and its Application to Consumer Products, In J. Yen, R. Langari and L. Zadeh (Eds.), Industrial Applications of Fuzzy Control and Intelligent Systems, IEEE Press (1994 出版予定)
- 15) K. Asakawa and H. Takagi: Neural Networks: Applications in Japan, Communications of ACM, (掲載予定)
- 16) H. Takagi, T. Kouda and Y. Kojima: Neural-Network Designed on Approximate Reasoning Architecture and its Application to the Pattern Recognition, 1st Int'l Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks (IIZUKA '90), 2, 671/674 (1990)
- 17) H. Takagi, N. Suzuki, T. Koda and Y. Kojima: Neural Networks Designed on Approximate Reasoning Architecture and Their Applications, IEEE Trans. on Neural Networks, 3-5, 752/760 (1992)
- 18) C. Karr, L. Freeman and D. Meredith: Improved Fuzzy Process Control of Spacecraft Autonomous Rendezvous Using a Genetic Algorithm, SPIE Conf. on Intelligent Control and Adaptive Systems, 274/283 (1989)
- 19) C. Karr: Applying Genetics to Fuzzy Logic, AI Expert, 6-2, 26/33 (1991)
- 20) C. Karr: Design of an Adaptive Fuzzy Logic Controller Using a Genetic Algorithm, Int'l Conf. of Genetic Algorithms (ICGA '91), 450/457 (1991)
- 21) C. Karr and E. Gentry: A Genetics-based Adaptive

大

with

2

ポルト体

37-3 (1994)

&

7

- pH Fuzzy Logic Controller, Int'l Fuzzy Systems and Intelligent Control Conf. (IFSICC '92), 255/264 (1992)
- 22) C. Karr, S. Sharma, W. Hatcher and T. Harper: Control of an Exothermic Chemical Reaction Using Fuzzy Logic and Genetic Algorithms, Int'l Fuzzy Systems and Intelligent Control Conf. (IFSICC '92), 246/254 (1992)
- 23) H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami: A Self-tuning Method of Fuzzy Reasoning by Genetic Algorithm, Int'l Fuzzy Systems and Intelligent Control Conf. (IFSICC '92), 236/245 (1992)
- 24) 西山, 高木, R.R. Yager, 中西: 遺伝的アルゴリズムを用いたファジィ推論ルールの自動生成, 第8回ファジィシステムシンポジウム, 237/240 (1992)
- 25) 高濱, 宮本, 小倉, 中村: 遺伝的アルゴリズムによるファジィ制御規則の学習, 第8回ファジィシステムシンポジウム, 241/244 (1992)
- 26) 土屋, 松原, 長町: 商品発注支援システムにおける知識獲得手法—Genetic Algorithmを用いたファジィ IF-THEN ルールのパラメータ同定—, 第8回ファジィシステムシンポジウム, 245/248 (1992)
- 27) Y. Qian, P. Tessier and G. Dumont: Fuzzy Logic Based Modeling and Optimization, 2nd Int'l. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks (IIZUKA '92), 349/352 (1992)
- 28) K.S. Leung, L. So and K.F. Yam: Rule Learning in Expert Systems Using Genetic Algorithm: 1, Concept, 2nd Int'l Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, 201/204 (1992)
- 29) K.S. Leung, Y. Leung, L. So and K.F. Yam: Rule Learning in Expert Systems Using Genetic Algorithm: 2, Empirical Studies, 2nd Int'l Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, 201/204 (1992)
- 30) M. Lee and H. Takagi: Integrating Design Stages of Fuzzy Systems Using Genetic Algorithms, 2nd IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE '93), 1, 612/617 (1993)
- 31) M. Lee and H. Takagi: Embedding Apriori Knowledge Into an Integrated Fuzzy System Design Method Based on Genetic Algorithms, 5th IFSA Congress, II, 1293/1296 (1993)
- 32) D. Goldberg: Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley (1989)
- 33) K.A. DeJong: Genetic Algorithms are NOT Function Optimizers, in Darrel Whitley (ed.) Foundations of Genetic Algorithms 2 (FOGA 2), 5/18, Morgan Kaufman, San Mateo, CA (1993)
- 34) 和田, 田中: GA は生き残れるか?, 計測と制御, 32-1, 17/23 (1993)
- 35) T. Takagi and M. Sugeno: Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE Trans. SMC-15-1, 116/132 (1985)
- 36) T. Back: Self-adaptation in Genetic Algorithms, 1st European Conf. on Artificial Life, 263/271 (1991)
- 37) J.D. Bageley: The Behavior of Adaptive Systems which Employ Genetic and Correlation Algorithms, Doctoral Dissertation, Univ. of Michigan, Univ. Microfilms No. 68-7556 (1967)
- 38) J.E. Baker: Adaptive Selection Method for Genetic Algorithms, 1st Int'l Conf. on Genetic Algorithms, 101/111 (1985)
- 39) K.A. DeJong: An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems, Doctoral Dissertation, Univ. of Michigan, Univ. Microfilms No. 76-9381 (1975)
- 40) K.A. DeJong and W.M. Spears: An Analysis of Interacting Roles of Population Size and Crossover in Genetic Algorithms, Parallel Problem Solving from Nature, 1st Workshop, PPSN, 38/47 (1990)
- 41) D.E. Goldberg, K. Deb and J.H. Clark: Genetic Algorithms, Noise and the Sizing of Populations, Complex Systems, 6-4, 333/362 (1992)
- 42) J.J. Grefenstette: Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 16-1, 122/128 (1986)
- 43) J. Hesser and R. Manner: Towards an Optimal Mutation Probability for Genetic Algorithms, Parallel Problem Solving from Nature, 1st Workshop, PPSN 1, 23/32 (1990)
- 44) J.D. Schaffer, R.A. Caruana, L.J. Eshelman and R. Das: A Study of Control Parameters Affecting Online Performance of Genetic Algorithms for Function Optimization, 3rd Int'l Conf. on Genetic Algorithms for Function Optimization, 3rd Int'l Conf. on Genetic Algorithms, 51/60 (1989)
- 45) J.D. Schaffer and A. Morishima: An Adaptive Crossover Distribution Mechanism for Genetic Algorithms, 2nd Int'l Conf. on Genetic Algorithms, 36/40 (1987)
- 46) M.A. Lee and H. Takagi: Dynamic Control of Genetic Algorithms Using Fuzzy Logic Techniques, 5th Int'l Conf. on Genetic Algorithms (ICGA '93), 76/83 (1993)

[著者紹介]

高木 英行 君



1981年九州芸術工科大学大学院情報伝達専攻修士課程修了。同年松下電器産業(株)入社。以来中央研究所勤務。現在、主任研究員。91~93年 UC Berkeley で客員研究員。ファジィシステム、ニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズムなどのソフトウェア技術や音声情報処理などの研究に従事。89年電子情報通信学会藤原記念学術奨励賞受賞。博士(工学)。日本ファジィ学会、電子情報通信学会、日本音響学会、IEEE、国際神経回路学会(INNS)などの会員。