インテリジェントシステムのための ニューロ・ファジィ・GAの統合・融合化技術の展望*

福田 敏男^{*1}, 柴田 崇徳^{*2}

Integration and Synthesis of Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms for Intelligent Systems

Toshio FUKUDA and Takanori SHIBATA

Key Words: Intelligent System, Neural Network, Fuzzy Logic, Genetic Algorithm

1. はじめに

最近のファジィ理論の研究やニューラルネットワーク(Neural Network: NN)の研究, 人工知能(Artificial Intelligence: AI)の応用であるエキスパートシステムの研究等はめざましく進歩し, 実用化の域に達したものが数多く現れている^{(1)~(12)}。また, 生物の進化をモデルにした最適化法の遺伝アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)の研究も盛んになってきた⁽⁵⁹⁾⁽⁷²⁾。本稿では, インテリジェントシステムとしてロボットへの応用について述べる。

人間に近い動作ができる知的なロボットには, センサとその情報処理, アクチュエータとその駆動制御, 環境に適合した制御戦略のための推論機構が必要である⁽¹³⁾。しかし, 実際の環境は不確かさを含むため, 人間が与える知識や行動規範には限界がある⁽¹⁴⁾。したがって知識獲得のためには, トップダウン的な人間の教示と, ボトムアップ的なロボットの自律的行動による適応と学習が人工生命(Artificial Life)ともいえるインテリジェントロボットに必要な能力である(図1)^{(31)(41)~(43)(79)~(84)}。NN, ファジィ, AI, GAは, このような能力を備えるために有効な技術である。これらの技術は特徴に応じて適用するレベルが異なるが, 得意とする所へ個別に適用するだけでなく, 融合化, 統合化によりそれぞれの短所を相補い長所を生かし, 新たにより高度な情報処理を行うための研究がなされている。それらの研究の現状と動向について, まず2章でそれぞれを概説し, 3章で比較を行う。4章で融合

化, 統合化の方法を述べ, 5章でインテリジェントシステムへの応用について述べ, 6章でまとめる。

2. 人工知能, ファジィ, ニューロ, 遺伝アルゴリズムの概要

2.1 AIの概要 AI技術は, 機械に認識と思考判断の知能を与える目的で1960年代初頭から, アメリカを中心として盛んに研究されてきた。従来の手続き型計算機言語に代り, AI研究に適した計算機言語LISPが考案され, 現在もアメリカにおいて広く使用されている。この様なAIの研究は, 1980年代に入って「認知科学」としてのAIと「エキスパートシステム」等に代表される応用AI研究に分化してきた。特に, 後者のエキスパートシステムとしてはMYCINやDendralを代表とする知識ベース・システムが試作され, その有効性が認められ, その後, 診断, 設計, 制御の知識ベース・理論システムが試作・使用されてきた。IF~, THEN~を基礎としたルールベース型システムは, 作り方も簡単であり, 数多くの推論シス

図1 インテリジェントシステムの階層的知的制御

* 原稿受付 平成5年6月22日。

^{*1} 正員, 名古屋大学工学部(〒464-01 名古屋市中種区不老町)。

^{*2} 正員, 通商産業省機械技術研究所(〒305 つくば市並木1-2)。

ムが試作された。また、推論コアとなる推論エンジンも試作されてきた。このような推論システムの問題点は、知識の獲得と知識の処理等にある。

2・2 ファジィの概要 ファジィ理論は 1965 年カリフォルニア大学のザデー教授によって提唱されたもので、あいまい性を取扱うシステムとして広く使用されるようになってきた⁽¹⁾。ファジィ理論は「やや良い」「やや悪い」といった主観的評価を、メンバーシップ関数と称する特性関数で体系化したものである。従来の特徴関数はデジタル的評価をくだすものであったのに対し、ファジィ理論はその中間値をとりうるものである。

このファジィ理論が最初でイギリスのmamダニ教授によってスチーム・ボイラの制御に用いられ、その応用性に興味が示され、1980 年代に入り日本でも地下鉄の運動制御、下水処理の薬剤制御系のプロセスに適用され、90 年代に入って重工業、自動車、家電製品等への応用が爆発的になされた⁽²⁾⁽³⁾⁽⁵³⁾。これらが対象とするプロセスは、いずれも従来の方法ではモデリングが難しいもので、非線形、時変系、確率的といった性質を有するものである。逆に言えばファジィ制御はこのようなモデリングが難しいところの応用に適している。「ファジィ・チップ」、「ファジィ・コンピュータ」といったハードウェアの研究も進展している。ファジィ理論の利点は、例えば人間のように大ざっぱに判断して推論できる点である。計算する上で、少ないメモリーできめの細かい仕事ができる。推論ルールを人間の知識や主観に基づき決めることができる。さらに、あいまいな事象の取扱いが可能である点がある。

現在、国際ファジィ工学研究所(LIFE)や日本ファジィ学会を中心に、産学官の研究開発が推進されている。また、海外でのファジィへの関心が近年高まっており、IEEE (アメリカ電気電子技術者協会)でも国際会議が開催され論文集が創刊された。

2・3 ニューロの概要 NN は、1940 年代から 60 年代にかけて活発に研究されパーセプトロンによって、学習するシステムの具体的な設計指針が与えられた。しかし、その限界が明らかにされ、ブームが去った。80 年代になって、ホップフィールド型の NN や誤差逆伝播学習法が紹介され、再び研究がブームとなった⁽⁶⁾⁽⁷⁾。NN は生体の脳における神経回路網を数学的にモデル化したものであり、並列処理、学習機能、自己組織化能力など多くの優れた特徴を有している⁽⁶⁾。

また、連想記憶を行うことができ、パターン認識や総合的判断などの情報処理を得意としている。NN は非線形もしくは線形に信号変換を行うニューロンをユニ

ットとしたネットワーク構造を持つ。その構成には、ニューロンが相互に結合しているリカレント NN と、階層的な構造で信号の流れが 1 方向である多層形 NN に大別できる。また、学習についても入力パターンに対する望ましい出力パターンである教師信号がない場合とある場合がある。ある場合には、最急降下法に基づく誤差逆伝播法が一般的に用いられる。ない場合には、Hebb の学習モデルを基礎として自己組織化を計る。また、評価関数を決め、GA によってヒューリスティックに学習する方法が提案されている⁽⁷⁰⁾。

NN の特徴を生かした応用例をおおまかに分類すると「認識」、「制御」、「設計・計画」、「知識情報処理」のように分けられる⁽¹²⁾⁽³²⁾⁽³³⁾。本年 10 月には NN に関する世界最大級の国際会議 IJCNN が名古屋で開催される。

2・4 GA の概要 最適化問題に対して新しい手法が提案され盛んに研究が行われている。例えば、Hopfield 型 NN や、Simulated Annealing、そして Genetic Algorithm (GA) などである^{(58)~(61)}。GA の提案は 20 年代ほど前になされているが、近年になって注目を浴びるようになった。GA は遺伝子情報を用いた生物の進化の過程を模倣したものである。

アルゴリズムは世代と呼ばれるステップで進む。最適化問題の場合には、解を個体で表現し、評価関数を定義する。個体群の中で、評価値の高い個体を次の世代に生き残るように淘汰し、交叉や突然変異などの遺伝操作により増殖を行い、その繰返しによって進化させる。個体は、関数空間のサンプル点と見ることができ、多峯性の解空間に対して、個体群によるグローバルな多点探索を勾配情報を用いずに行えることが特徴といえる。

GA の応用は、直接的に問題を表現できる場合と間接的に問題を表現し、最適化を計る場合がある。前者は、プランニングやスケジューリングとして、TSP 問題、ロボットマニピュレータの軌道生成、ジョブショップ・スケジューリング問題、ロボットの行動計画への応用等が研究されている^{(62)~(67)}。一方後者は、制御や認識、モデリングなどで、問題の表現のために NN やファジィを用い、その構造やルールの最適化を計ることによって間接的にシステムの最適化を行う^{(68)~(72)}。

3. 信号変換の比較

本章では、NN、ファジィ、AI の特徴を比較するため、信号の処理の仕方と問題点について述べる。ここでは、多入力 1 出力の場合の変換ルールの表現方法を

比較する。

従来の AI 的手法として、図 2 に If..., then... ルールの場合を示す。2 入力の変数で張られる 2 次元平面を格子状に分割して、それぞれの領域をクラスタリングする。数値入力領域に分割され、記号表現されるか、確信度を用いて数値化される。分割したい領域が複雑な場合や、入力変数が多い場合、ルール数が膨大になり、そのチューニングが困難である。したがって、ルールが明らかな場合にのみ有効である。

図 3 にファジィを用いた場合について示す。各入力変数は、メンバーシップ関数を用いてその適合度を決められる。各ルールは、あいまいな境界を持つ格子状の領域で表現される。その分、If..., then... よりも容易にルールを決めることができるが、複雑な領域を表現する能力はそれほど変わらず、ルールのチューニングが自動でない場合には、入力変数の数やルール数に限界がある⁽⁴⁾。

NN を構成する各ニューロンのモデルは、多入力 1 出力であり、その内部状態は入力信号の荷重和として

図 2 If..., then rule による信号変換と領域分割の例

図 3 ファジィメンバーシップ関数とファジィ数による領域分割

図 4 シグモイド関数を用いた 1 つのニューロンでの領域分割

与えられる。ニューロンの出力関数は、しきい値を用いて 1, 0 の 2 値関数である場合や、連続で非線形関数であるシグモイド関数を用いる場合が多い⁽¹²⁾。図 4 は、NN を構成する 1 つのニューロンが、入力信号をシグモイド関数によって、境界をあいまいにしながら 2 つの領域に分割していることを示している。このようなニューロンを中間層に複数用いることにより、図 5 のように領域を複雑に分割できる。そして、出力層で、各領域を結合係数を用いてグループ化しその出力値を決めている。したがって、中間層に十分多くのユニットを用いることにより、任意の関数を近似できる⁽³⁴⁾。NN は、関数の近似能力はあるが、その学習が問題である。つまり、学習の収束に時間がかかったり、局所解におちいることがある^{(44)~(46)}。また、バックプロパゲーション等で学習を行った後、その信号変換のルールを読取ることが困難である。さらに、いったん学習した後はデータの追加や部分的な修正が困難である。しかし、2 層にしてパターンの分離能力を落として追加学習を行う、ART 1, ART 2 の研究はなされている⁽¹¹⁾。

またガウス基底関数やラジアル基底関数を用いて構造化した NN が盛んに研究されている^{(48)~(52)}。構造化

図 5 シグモイド関数を用いた多層 NN での領域分割と信号変換

図 6 ラジアル基底関数を変換関数に用いた 1 つのニューロンでの領域分割

図 7 ラジアル基底関数を用いた多層 NN での領域分割と信号変換

表 1 ニューロ、ファジィ、AI、GA の特徴比較

	Math Model	Learning Data	Operator Knowledge	Real Time	Knowledge Representation	Nonlinearity	Optimization
Control Theory	○	×	△	○	×	×	△
Neural Network	×	○	×	○	×	○	△
Fuzzy	△	×	○	○	△	○	×
AI	△	×	○	×	○	△	×
GA	×	○	×	△	×	○	○

した NN は、パターン空間を明確に分類するため、学習の収束が早い。図 6, 7 にラジアル基底関数を用いた NN を示す。さらにその発展型である NDP(パターン間距離に基づく NN)は、新たな学習データを追加しながら学習することが可能である⁽⁵⁰⁾。

4. ニューロ、ファジィ、GA の融合と統合

2 章, 3 章で示したように、AI, ファジィ, ニューロは信号変換の観点では共通するものがあるがそれぞれに、長所、短所を有している。表 1 に従来の制御理論と AI, ファジィ, ニューロ, GA の特徴の比較を示す。○は得意, ×は不得意, △は中間とする。AI は記号処理を得意とするが、実世界の数値から記号への変換ルールの決定が難しい。また知識獲得の方法が問題である。ファジィ理論においては、メンバシップ関数や後件部ルールをベテランの経験者にならって決定している。複数の入力の場合には階層的に組合せて構成する方法が提案されている。問題点としては、人間の主観によりルールを決定するため、その最適性が保証されず、労力も大きい。一方、NN は学習能力、並列処理を特徴とするが、学習の収束が遅く、獲得されたルールを理解することも困難である。また、ファジィのメンバシップ関数の数や NN のユニット数などの最適な構造についてあらかじめ決定することが困難な場合が多い。これらのおおの問題点や機能の限界を補い、かつ特徴を生かして発展させる統合化と融合化の研究が盛んである^{(54)~(56)(73)(74)}。

4.1 ファジィとニューロ 統合化としては、処理のしやすさでファジィと NN を並列して分担する方法や、おのおのが前処理になるように直列に用いる方法がある⁽⁴⁷⁾⁽⁷³⁾。また、ファジィを評価に用い NN の学習の管理を行い収束性を向上する方法がある⁽⁴⁶⁾。融合化としてファジィルールの学習による獲得と、獲得

図 8 GA によるファジィ、ニューラルネットワークのヒューリスティックなチューニング

図 9 GA によるメンバシップ関数の修正

図 10 GA によるニューロの結合係数の学習

されたルールを読取るために、ファジィと NN を融合化したファジィ NN の研究が盛んである^{(54)~(56)(73)}。人間が持つ知識でおおまかに構造を与え学習によってファインチューニングを行う場合が多い。その構成方法や、融合の度合によって分類の方法もさまざまである。文献(73)が特に詳しい。制御や認識においては、おおまかに人間がルールを与え、学習を通してルールの修正を行うことができる。また、複数の数値データを学習し、獲得された内部ルールは、人間のスキルを表現し、メンバシップ関数を記号情報として用いることができる⁽⁷⁷⁾。

4.2 ファジィと GA ファジィの構造のチューニングのために、メンバシップ関数の形状の修正や、構造の最適化のために冗長な構造の刈り取りを行う方法として GA を用いる方法が研究されている⁽⁶⁸⁾(図 8, 9)。ファジィ制御などは、制御対象を評価しながらファジィの制御ルールを調整することもなされている(図 8)⁽⁶⁸⁾。一方、最適化問題において評価関数の定式

化が困難な場合に、人間の持つ評価基準をファジィで表現し、GA によって勾配情報を用いることなく最適化する方法も研究されている⁽⁷⁸⁾。

4.3 ニューロと GA 最急降下法に基づく NN の学習は、ネットワークの初期値に依存しているために、局所解におちいり学習が収束しない場合がある。特に、リカレント NN (RNN) の場合にはその問題が顕著である。一方、NN のユニット数などの構造を学習する対象に応じてあらかじめ最適に決定することは困難であり、冗長な構造は、学習後の一般化には有効である場合もあるが、学習の収束に時間がかかるなど望ましくない。そこで、GA によってあらかじめ NN の初期値を大まかに探索しておき、最急降下法によってより良く学習を行う方法が提案されている⁽⁷⁰⁾⁽⁸⁶⁾ (図 8, 10)。RNN の場合にも、GA によって学習を行えることが示されている⁽⁷²⁾。また、冗長な構造を刈り取るためにルールを用いる場合もあるが、GA を用いて NN の構造の最適化を計ることも研究されている⁽⁷⁰⁾。NN や RNN を制御に用いた場合、教師信号をあらかじめ与えることができない場合がある。このとき、制御対象に対する評価関数を定義し、GA によってヒューリスティックに教師なし学習を行う方法が提案されている⁽⁸⁴⁾。

構造化された NN においても GA によって構造を決定する方法が研究されている。GA によって、ファジィ NN では構造としてメンバシップ関数の数を刈り取りしたり、形状を変えたりし、また後件部のルールを決め、その後デルタルールによって微調整を行うことにより、望ましいファジィモデルを構築できることが示されている (図 8, 10)⁽⁷¹⁾⁽⁷⁵⁾⁽⁷⁶⁾。

GA によって探索、最適化された実問題の入出力関係を NN によって学習し、評価関数を表現する研究もなされている。問題を NN でモデル化することによって、新たな入出力関係を実際の問題で実行する前に得ることができる⁽⁸⁷⁾。

4.4 AI とニューロ・ファジィ 3章で示したように AI は記号処理を行う。実世界でのインテリジェントシステムに適用するには、環境やシステムの状態を数値情報から記号へ変換する必要がある。逆に、記号処理によって生成された結果を実世界へ作用させるには、記号から数値への変換が必要である。ロボットの場合、センサ情報を記号化し、知識を用いて制御戦略を推論によって生成した後、環境特性を考慮した制御が必要である。If..., then... ルールを用いて数値を記号にする場合そのルールの決定が困難である。また記号から数への変換は、あいまいさを含んでしまう。

そこで、ニューロによって数値を記号に変換する方法が望ましい⁽¹²⁾⁽⁴³⁾⁽⁷⁴⁾。ファジィはその記述を論理によって表現できることで、数値と記号の両方を扱うことができるといえる。一方、記号から数値への変換のためには、ニューロを用いる。記号に対応するためある 1 点の数値が、大まかに環境特性やロボットの制御に対応しているときに、ニューロの学習能力により、より良く適応的に微調整によって望ましい数値へ近づけることができる。このように、ニューロとファジィは統合的に AI の前処理や後処理に用いることができる。

4.5 AI と GA AI における推論は、ある条件が与えられたときに知識に基づき最適な解を導出することと等価な場合が多い。したがって、最適解の探索は GA が得意とするところであり、記号表現を GA の個体群として用い、評価関数にしたがって最適な解を探索することが可能である⁽⁶⁶⁾⁽⁶⁷⁾⁽⁶⁹⁾⁽⁸⁴⁾。

5. インテリジェントシステムへの応用

インテリジェントシステムとして、人間に近い動作ができる知的ロボットには、センサシステム、アクチュエータの制御、環境に適合した制御戦略のための論理判断が必要である。これらの要素を統合して制御系を構成するための、階層的知的制御システムについて述べる⁽⁴³⁾⁽⁷⁷⁾。

従来は、NN やファジィをマニピュレータ等の位置制御や軌道制御に適用した研究が報告されていた^{(15)~(30)}。ファジィは、人間が制御ゲインを経験的に決定しやすくする^{(2)~(4)}。NN を用いた制御は、従来の適応制御に比べ不確かさを含む環境に対する適応能力を持ち、非線形な系に対しても有効である。しかし、タスクや環境特性の大きな変化に対し、ファジィではルールの変更、NN では再学習が必要である。複雑な作業には、環境を認識し、制御戦略のための推論が必要である。つまり、環境特性や作業目的に応じた制御戦略を生成し、制御結果を評価する上位のレベルが必要になる。

階層的知的制御システムはそのような条件を満たすためのシステムであり、学習レベル、スキルレベル、適応レベルの 3 つの制御のレベルから構成されている (図 1)⁽³¹⁾⁽⁴³⁾⁽⁷⁷⁾。学習レベルは認識と計画によって制御戦略を生成する。認識レベルは、If..., then... ルール、NN、ファジィによりさまざまなセンサモジュールで数値を記号化し、戦略決定のための決定木の節として用いる。知識に基づき必要なセンシングを能動的に行い、細かな認識を行う。複数のセンサ情報を用いた推

論によりセンサフュージョンやメタ知識を形成する。認識後、計画レベルは、タスク、軌道等知識を用いて計画する。制御戦略決定後は、データベースから適応レベルに対して、制御目標や制御ゲイン、コントローラにある NN に対する学習済み結合荷重等を与える。このように、学習レベルはフィードフォード制御として、下位のレベルに環境特性に合わせた制御戦略を与え、同時に下位レベルの制御結果を評価する。評価には、ファジィを用いることも有効である⁽⁷⁶⁾。

スキルレベルは、環境変化に対し適応レベルの制御の目標値を修正するだけで良い場合に、推論を用いずに作業のやり方を与える。人間のスキルをファジィで表現する方法や、複数の既知データから学習するファジィ NN による方法が有効である⁽⁷⁷⁾。獲得されたファジィ NN の内部ルールは人間のスキルを表現し、メンバーシップ関数は記号情報として上位レベルで用いる。

適応レベルは、制御ゲインを調節、あるいは補償するものである。特に非線形なシステムやその補償は NN が得意である。ダイナミックな NN を用いたコントローラは、非線形性が強く、不確かさを含むダイナミックな系の制御には有効である^{(26)~(28)}。学習レベルから与えられる制御戦略は、データベース上の記号的な1点であるため、大まかであり実際の環境特性とは若干異なっている可能性が高い。そのような記号から数値への変換によって生じる不確かさを NN による適応によって補償する。

学習レベルにおける推論のための知識を獲得するための長時間の学習プロセスとして、まずボトムアップ的に下位レベルにおいて、試行錯誤によって環境に適応する。その結果に対するトップダウン的な人間による教示から、学習レベルは知識を獲得、更新する。試行錯誤の振り方を決めるには GA が有効である^{(81)~(83)}。

階層的知的制御は、複数ロボットシステムにおいても有効である。複数ロボット間で作業空間、作業道具等の資源を共有する場合、競合により衝突やデッドロックが生じ得る。この競合の解消のため、待ち動作等を行うと作業効率が落ちる。資源を有効利用するため、全体で最適な計画を立てることが必要である。このような、大規模な計画には最適化法の一つとして GA が有効である⁽⁶⁷⁾。また、各ロボットが自律的行動の中で作業の繰り返しから他のロボットの動作を予測できるように学習し、協調的動作によりシステムの効率を上げることが出来る⁽⁸³⁾。このとき、学習によって獲得された経験を表現するには、ファジィや NN を用いることが有効であり、そのような表現を用いながら最適化

を行うには、勾配情報を用いない GA が有効である。

以上のように AI、ファジィ、ニューロ、GA を統合、融合することによって、人工生命としてボトムアップとトップダウンの学習が可能なインテリジェントシステムを構築することが可能である。

6. ま と め

NN, ファジィ, AI, GA は独立して研究、発展してきたが、最近では、これらの特徴を統合・融合化させたハイブリッド・システムが盛んに研究されてきている。これらの手法が従来法に置き換えて有効である場合が数多く示されている。自律型ロボットや自律分散システム、人工生命の研究への発展が期待される。今後、インテリジェントシステム構築のための有効な手段としてさらなる発展があると確信する。

文 献

- (1) Zadach, L. A., *Fuzzy Sets, Information and Control*, 8 (1965), 228.
- (2) 菅野, ファジィ制御, (1987), 177, 日刊工業新聞社.
- (3) 寺野編, ファジィシステム入門, 247, (1987), オーム社.
- (4) 水元, ファジィ推論, 日本ファジィ学会誌, 4-2(1992), 256-254.
- (5) Lippmann, R. P., An introduction to computing with neural nets, *IEEE, ASSP Mag.*, 4(1987-4), 4-22.
- (6) Hopfield, J. J., Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proc. of National Academy of Science*, 79(1982), 2245-2258, U. S. A.
- (7) Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L., *Parallel Distributed Processing*, (1987), MIT Press.
- (8) Werbos, P. J., Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It, *Proc. of the IEEE*, 78-10 (1990-10), 1550-1560.
- (9) Widrow, B., Generalization and information storage in network of adaline "neurons", *In Self-Organizing Systems-1962*, (1962), 435-462, Spartan Books.
- (10) Albus, J. S., A New Approach to Manipulator Control, The Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC), *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, (1975), 220-227.
- (11) Grossberg, S. and Kuperstein, M., *Neural dynamics of adaptive sensory-motor control*, (1989), Pergamon Press.
- (12) Fukuda, T. and Shibata, T., Theory and Applications for Neural Networks for Industrial Control Systems, *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 39-6(1992), 472-489.
- (13) 福田, 極限作業用知能ロボット, (1986), マグロウヒル.
- (14) Boork, R. A., A robust layered control system for a mobile robot, *IEEE J. Robotics and Automation*, RA-2 (1986), 14-23.
- (15) 川人, 随意運動制御における適応と学習, 日本ロボット学会誌, 4-2(1986), 184-193.
- (16) 橋田・光岡・福田・栗原, 神経回路モデルによるロボットの力制御(1自由度マニピュレータの制御), 日本ロボット学会誌, 7-1(1989), 47-51.
- (17) 福田・栗原・橋田・光岡, 神経回路網によるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第1報), 機論, 56-

- 527, C(1990), 210-216.
- (18) Werbos, P. J., A Menu of Designs for Reinforcement Learning Over Time, in Miller, W. T., Sutton, R. S. and Werbos P. J. (Eds), *Neural Networks for Control*, (1990), 67-95, The MIT Press.
 - (19) Ahmad Z. and Guez, A., On the Solution to the Inverse Kinematic Problem, *IEEE, Proc. of Int. Conf. on Robotics and Automation*, 3 (1990), 1692-1697.
 - (20) Narendra, K. S. and Parthasarathy, K., Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks, *IEEE Trans. on Networks*, 1(1990), 4-27.
 - (21) 橋本・久保田・佐藤・原島, 視覚情報によるマニピュレータの位置・姿勢制御・ニューラルネットワークの利用-, *JRSJ*, 8-4(1990), 390-396.
 - (22) Fukuda, T. and Shibata, T., Reserch Trends in Neuromorphic Control, *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2-4(1991), 1-15.
 - (23) 五味・川人, フィードバック誤差学習による閉ループシステムの学習制御, システム制御情報学会論文誌, 4-1(1991), 37-47.
 - (24) 藪田・山田, ニューラルネットによるロボットの力制御, *JRSJ*, 9-2(1991), 224-231.
 - (25) 橋本・増田・和田・ニューラルネットによる最適制御の自己組織化-プランコ槽ぎロボットの学習制御-, ロボ・メカ'91 講演論文集, (1991), 351-354.
 - (26) 福田・柴田・鶴田・光岡, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第2報), 機論, 57-535, C(1991), 866-873.
 - (27) 福田・柴田・鶴田・光岡, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第3報), 機論, 57-535, C(1991), 874-881.
 - (28) 柴田・福田・ほか5名, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第4報), 機論, 57-539, C(1991), 2305-2312.
 - (29) 柴田・福田・ほか3名, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第5報), 機論, 57-540, C(1991), 2659-2666.
 - (30) 鶴田・光岡・福田・光岡, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置と力のハイブリッド制御(2自由度マニピュレータの適応制御), 日本ロボット学会誌, 9-2(1991), 45-54.
 - (31) 柴田・福田・ほか4名, 神経回路モデルによるロボット・マニピュレータの位置・力制御の研究(第6報), 機論, 58-549, C(1992), 1442-1449.
 - (32) 福田・柴田, ニューラルネットワーク技術, 電気学会雑誌, 111-1(1991), 8-13.
 - (33) 福田・柴田, ニューラルネットワーク(基礎編, 応用編), 農業機械学会誌, 52-6(1990), 99-103: 53-1(1991), 103-108.
 - (34) 舟橋, 電子情報通信学会技術研究報告, MBE 88-52(1988).
 - (35) Asada, H. and Liu, S., Transfer of Human Skills to Neural Net Robot Controllers, *Proc. of Robotics and Automation*, (1991), 2442-2448.
 - (36) Hakara, J., Steiner, R. and Eckmiller, R., Quasi-Local Solution for Inverse Kinematics of a Redundant Robot Arm, *Proc. of IJCNN '90*, 3 (1990), 321-326, San Diego.
 - (37) 提, ニューロコンピューティングによるロボットの軌道生成, *JRSJ*, 9-2(1991), 217-221.
 - (38) Jordan, M. I., Supervised Learning and System with Excess Degree of Freedom, *COINS technical Report*, 88-27(1988), 1-41.
 - (39) 福田・柴田, ニューラルネットワークを用いた位置・力の適応制御, 日本ロボット学会学会誌, 6-6(1991), 778-783.
 - (40) 福田・北村・谷江・対象物の特性を考慮したロボットの力制御方式(第2報), 機論, 53-496, C (1987), 2577-2583.
 - (41) Rasmussen, J., Skills, Rules, and Knowledge; Signals, Signs, and Symbols, and Other Distinctions in Human Performance Models, *IEEE Trans., on SMC*, 13(1983), 257-266.
 - (42) Saridis, G. Intelligent Robotic Control, *IEEE Trans. on Automatic Control*, 28-5(1983), 311-321.
 - (43) Shibata, T. and Fukuda, T., Hierarchical Intelligent Control of Robotic Motion, *IEEE Trans. on Neural Networks*, (1993), (to appear).
 - (44) Jacobs, A. R., Increased Rates of Convergence Through Learning Rate Adaptation, *Neural Networks*, 1(1988), 295-307.
 - (45) Baba, N., A New Approach for Finding the Global Minimum of Error Function of Neural Networks, *Neural Networks*, 2(1989), 367-373.
 - (46) Fukuda, T., Shibata, T., Tokita M. and Mitsuoka, T., Neuromorphic Control for Robotic Manipulators, -Adaptation and Learning-, *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 39-6(1992), 497-503.
 - (47) 福田・下島・ほか2名, センサ・インテグレーション・システムの研究(第1報), 機論, 56-532, C(1990), 3300-3305.
 - (48) Poggio, T. and Girosi, F., Regularization Algorithm for Learning That are Equivalent to Multilayer Networks, *Science*, 247(1990), 978-982.
 - (49) Specht, D. F., Probabilistic Neural Networks, *Neural Networks*, 3(1990), 109-118.
 - (50) 福田・塩谷・ほか2名, 新規パターンを追加学習するための新しいニューロンモデル, 計測自動制御学会論文集, 29-3(1993-3), 356-364.
 - (51) Parisini, T. and Zoppoli, R., Radial basis function and multilayer feedforward neural networks for optimal control of nonlinear stochastic systems, *Proc. of Int'l Conf. on Neural Networks*, (1993), 1853-1858.
 - (52) Lee, S. and Shimoji, S., BAYESNET: Bayesian Classification Network Based on Biased Random Competition Using Gaussian Kernels, *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Neural Networks*, (1993), 1354-1359.
 - (53) Mamdani, E. H., Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, *Proc. of IEEE*, 121-12(1974), 1585-1588.
 - (54) 齊藤・向殿, MAX-MIN ネットワークの学習法とファジィ関係方程式を解くためのその応用, *Proc. of 7th Fuzzy System Symp.*, (1991), 463-466.
 - (55) 堀川・ほか2名, ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器, 計測自動制御学会論文集, 27-2(1991), 208-215.
 - (56) 市橋, 逆伝播誤差を用いる共役勾配法による階層型ファジィモデルの学習, 機論, No. 910-70, FAN シンポジウム講演論文集, (1991), 235-240.
 - (57) 石川, ファジィ制御を用いた自律型移動ロボットの誘導方式の検討, 日本ロボット学会誌, 9-2(1991), 149-161.
 - (58) Kirkpatrick, S., Gelatt, Jr., C. D. and Vecchi, M. P., Optimization by Simulated Annealing, *Science*, 220-4598(1983), 671-680.
 - (59) Goldberg, D. E., *Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning*, (1989), Addison Wesley.
 - (60) Davis, L.(編), *Hand Book of Genetic Algorithm*, (1991), Van Nostrand Reinhold.
 - (61) D. B., Fogel, *System Identification Through Simulated Evolution-A Machine Learning Approach to Modeling*, (1991), Ginn Press.
 - (62) Whitly, D., ほか2名, Scheduling Problems and Traveling Salesmen, The Genetic Edge Recombination and

- D'Ann Fuquay, *Proc. of the 3rd Int'l Conf. on Genetic Algorithms*, (1989), 133-140.
- (63) 西川・玉置, ジョブショップ・スケジューリング問題に対する遺伝アルゴリズムの一構成法, 計測自動制御学会論文誌, 27-5(1991), 593-599.
- (64) 高橋・ほか2名, Genetic Algorithmの最適制御問題への応用, SICE 合同シンポジウム講演論文集, (1991), 163-168.
- (65) 小池・ほか3名, 遺伝的アルゴリズムによる不安定系の制御法, SICE 合同シンポジウム講演論文集, (1991), 169-175.
- (66) 柴田・福田・ほか2名, Genetic Algorithmを用いた移動ロボットの最適経路計画, 機論, 58-553, C(1992), 1442-1449.
- (67) 柴田・福田, Genetic Algorithmを用いた移動ロボットの最適経路計画(第2報), 機論, 59-560, C(1993), 1134-1141.
- (68) Karr, C. L. and Gentry, E. J., Fuzzy Control of pH Using Genetic Algorithm, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 1-1(1993), 46-53.
- (69) Koza, J., *Genetic Programming on the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, (1992), MIT Press.
- (70) 福田・石上・ほか2名画像処理エキスパートシステムによるマイクロキャリア上動物細胞の視覚認識・計測法(第4報, GAによるニューラルネットワーク初期値探索問題), 機論, C(1993), 1482-1488.
- (71) 福田・石上・ほか2名, 遺伝アルゴリズムを用いたファジィモデルの学習, 電気学会論文誌, C 分冊(1993-7)(掲載予定).
- (72) Shibata, T., Fukuda, T., and Kono, T., Supervised Learning for Recurrent Neural Network by Genetic Algorithm, *IJCNN'92-Beijing*, 2(1992), 413-418.
- (73) 林・馬野, ファジィ・ニューラルネットワークの現状と展望, 日本ファジィ学会誌, 5-2(1993), 178-190.
- (74) White, D. A., Sofge D. A., (Ed.) *Handbook of Intelligent Control-Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches*, (1992), Van Nostrand Reinhold.
- (75) Lee, M. A. and Takagi, H. Integrating Design Stage of Fuzzy Systems using Genetic Algorithms, *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems*, (1993), 612-617.
- (76) Keller, J. M., Hayashi, Y. and Chen, Z., Interpretation of Nodes in Networks for Fuzzy Logic, *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems*, (1993), 1203-1207.
- (77) Shibata, and T. Fukuda, T., Skill Based Control by using Fuzzy Neural Network for Hierarchical Intelligent control, *Proc. of IJCNN '92-Baltimore*, 2(1992), 81-86.
- (78) Shibata, T. and Fukuda, T., Intelligent Motion Planning by Genetic Algorithm with Fuzzy Critic, *Proc. of IEEE Int'l Conf. on Intelligent Control*, (1993), (to appear).
- (79) Langton, C. G., (Ed.), *Artificial Life*, (1989), Addison Wesley.
- (80) Langton, C. G., Taylor, C., Farmer, J. D. and Rasmussen S., (Ed.), *Artificial Life II*, (1992), Addison Wesley.
- (81) Grefenstette, J. J., The Evolution of Strategies for Multiagent Environments, *Adaptive Behavior*, 1-1(1992), 65-90.
- (82) Beer, R. D., Evolving Dynamical Neural Networks for Adaptive Behavior, *Adaptive Behavior*, 1-1(1992), 91-122.
- (83) Shibata, T. and Fukuda, T., Coordinative Behavior by Genetic Algorithm and Fuzzy in Evolutionary Multi-Agent System, *Proc. of IEEE Int'l Conf. Robotics and Automation*, 1(1993), 760-765.
- (84) 柴田・福田・谷江, リカレントニューラルネットワークを用いたガタの補償制御-遺伝アルゴリズムによる教師なし学習-, SICE93 講演会予稿集, (1993), 609, 610.
- (86) Schaffer, J. D., ほか2名, Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art, *Proc. of IEEE COGANN-92*, (1992), 1-37.
- (87) Eberhart, R. C., The Role of Genetic Algorithm in Neural Network Query-Based Learning and Explanation Facilities, *Proc. of IEEE COGANN-92*, (1992), 169-183.
- (88) 田野・三上・嘉数, 多足歩行機械の学習による歩容獲得, 第10回日本ロボット学会学術講演会予稿集, (1992), 1129-1132.