

## ロボットの知的制御方法

福田 敏 男\*  
下 島 康 嗣\*

## 1. はじめに

近年, ファジィ理論や, ニューラルネットワーク (Neural Network: NN), 人工知能 (AI) の応用であるエキスパートシステム等は長足の進歩をとげ, また実用化の域に達したものが数多く見受けられる<sup>1~5)</sup>. ファジィ理論はできるだけ熟練者のロジックを組み入れようとしており, NN はその学習能力を利用して論理判断のロジックを学習を通して構成するものであり, エキスパートシステムは熟練者やモデルの論理構造を陽に表現するものである. これら3つの考え方は基本的に人間の考え方 (ロジック) をできるだけ忠実に表すもので, 実際の問題解決のためのツールとして有効さが示されてきている. また, 生物の進化のモデルとして遺伝アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) や人のように試行錯誤を行いながら学習を行うヒューリスティック法の応用も盛んである<sup>21~27)</sup>.

近年, NN とファジィの特徴を生かして, 人間に近い動作ができる知的なロボットシステムを構築するための研究が活発になされている<sup>6~15)</sup>. ロボットにおいて必要な要素は, センサとその情報処理, アクチュエータとその駆動制御, 環境状況に適合した論理判断である. 特に, 知能ロボットにおいては, 多種多様な数多くのセンサ情報や不確かな情報に基づくロボットの論理的判断が要求される<sup>1)</sup>. 本稿では, いくつかの例を挙げながら知的制御手法について, 研究の現

状と動向について述べる.

## 2. ロボティクスへの応用

ロボットによる作業に高度なフレキシビリティが求められるにつれて, ロボットの自律性が非常に重要になってくる. 故に, センサシステムを用いて作業の環境や対象に適応する必要がある. Model Reference Adaptive Control (MRAC) や Self Tuning Regulator (STR) のように, 適応制御は環境が不確かな場合にも適用できるようになってきた. しかし, 例えば未知パラメータの数に対し計算が複雑になったり, また非線形システムに対しての適用に根本的な限界がある.

ロボット工学, 特に制御の分野では, 環境の不確かさや非線形性が入ってくる場合が多く, 学習制御や適応制御に NN やファジィ理論に代表される知的システムの適用が有効であると考えられる. 知的システムの適用問題の例を以下に挙げる.

- (1) 位置および軌道制御
- (2) 力制御
- (3) センシングと認識
- (4) プランニング (パス, 把握, タスクなど)

## 3. ニューラルネットワークを用いた位置・力の適応ハイブリッド制御

3.1 位置と力のハイブリッド制御と衝突制御  
ロボット・マニピュレータを用いてはめ合い作業やバリ取りなどの複雑なタスクを行う場合に, マニピュレータを望みの位置に移動させたり軌道を描かせる必要があるだけでなく, 同時に望みの力で押し付けることも重要である<sup>17)</sup>. それ故, 位置と力の両方を考慮して状況に応じてマニピュレータの制御を行うハイブリッド制御が必要である<sup>16)</sup>. ハイブリッド制御を行うには, 対象物やペイロードなどの環境, マニピュレー

平成6年5月23日受付

\*名古屋大学 工学部

〒464-01 名古屋市千種区不老町1

キーワード: 知的制御 (Intelligent Control), ニューラルネットワーク (Neural Network), ファジィ理論

(Fuzzy Sets Theory), 人工知能 (Artificial Intelligence)

タ自身のパラメータやダイナミクスを考慮しなければならず、従来の制御の手法では適応制御等を用いても困難である。また、環境とマニピュレータの間に接触が生ずるので、高速にマニピュレータを動かそうとすると非線形性の強い衝突現象を生じる。マニピュレータの衝突現象は、接触状態と非接触状態で構造変化を伴う非線形性の強い現象であるため、通常の制御理論では十分に対応できない。また、衝突現象はマニピュレータの運動速度に比べ極めて速い現象であるために、時間的にアクティブな制御が追いつかない。さらに、接触、非接触をセンシングする事自体が難しいため、衝突を認識して、ハイブリッド制御の位置制御と力制御を切り替えることが困難である、等の問題がある<sup>18)</sup>。

### 3.2 ニューロモフィック制御

マニピュレータの力制御系において、閉ループ内で環境のダイナミクス等の特性を考慮した制御のために、NNを用いた適応制御、ニューロモフィック制御の研究を紹介する。

#### 3.2.1 間接型コントローラ

間接型コントローラは、NNが直接ロボットを制御するのではなく、NNにより制御対象のパラメータ推定を行いPID制御のゲインをセルフチューニングすると考えれば良く<sup>8,12)</sup>、非線形性が強く、複雑なダイナミクスを持つ多自由度マニピュレータの位置と力のハイブリッド制御を行った場合について報告されている。間接型のNNを用いた適応ハイブリッド制御は、固定フィードバックゲイン制御方式に比べて、

1. 環境や対象物のダイナミクスの変化
2. マニピュレータの姿勢の変化

に対して安定で、適応範囲の広い柔軟な制御システムであることが示されている。図3.1にその構成を示す。

#### 3.2.2 非線形フィードバック型コントローラ

NNを用いることにより、非線形性や未知のダイナミクスを補償することができる可能性がある。図3.2に構成を示すような制御方法を用いて、非線形性が強く複雑なダイナミクスを持つ多自由度マニピュレータの位置と力の適応ハイ

ブリッド制御について報告がなされている<sup>10)</sup>。

力制御系の場合、環境のダイナミクスを考慮しなければならない<sup>17)</sup>。従来法では、非線形性と環境の不確かさのためにうまく制御できない。これに対して、静的なNNを用いたニューロモフィック制御によりハイブリッド制御を行った場合には、ノイズが入りやすい加速度情報を用いることができず、位置、速度、力情報だけでは十分に逆ダイナミクスを表現できず、目標に対する誤差が残ってしまうことが示されている。なお、NNの学習は、フィードバックの誤差量を減らすように、BP(Backpropagation)法を用いてサンプリングごとに適応的に行う。

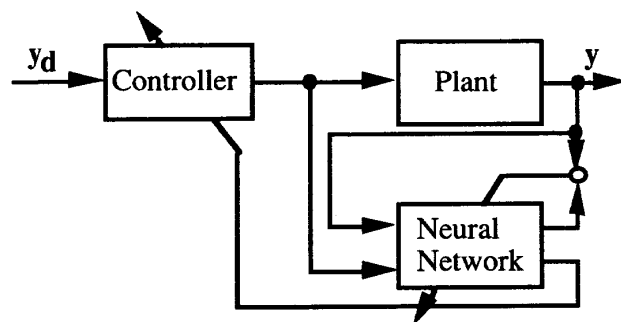


図 3.1 間接型ニューラルコントローラ

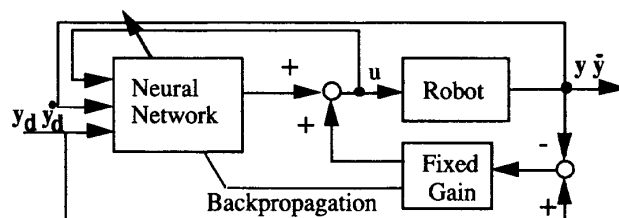


図 3.2 逆ダイナミクス補償型ニューラルコントローラ

ダイナミックなNNの構成法の1つである、ATDNN(Active Time Delay 型 NN)を用いた場合のハイブリッド制御では、加速度情報を用いなくても、内部に逆ダイナミクスを表現し、静的なNNに比べて望ましい制御を達成していることが示されている<sup>10)</sup>。

このように、非線形フィードバック型の構成にする場合には、NNの入力情報として加速度情報を用いることができないので、NN自身によっ

でダイナミクスを表現するための工夫が必要である。

#### 4. ファジィ推論のロボットへの応用

センサシステムは、ロボット工学において非常に重要な役割を負っている。ここではファジィのロボット工学への応用として、CCDカメラとLED距離センサにより構成されるセンサシステムの統合を例に述べる<sup>19)</sup>。

##### 4.1 ファジィ推論による測定結果の統合

このシステムではLED距離センサの測定結果とCCDカメラの距離データが使用できる。LED距離センサの測定結果は、その測定原理によって対象物表面の色(対象物の表面が白色なほど良い)に左右され易く、また測定距離も10mmと狭い。これに対し、CCDカメラによる距離データは測定範囲は約40~60mmである。しかし画像距離データの精度はカメラパラメータの精度に依存しており、精度はLED距離センサと同等以下である。またノイズの影響を受け易いという欠点を持つ。

が正確ならば、各センサの測定値の変化量と比較する事によって最も正確なセンサを選択し、もしくはセンサを統合することが可能である。しかし、実際のマニピュレータの移動量と順運動学によって求められた理想上の移動量との間には、リンク駆動モータの特性、リンク取り付け精度、摩擦、ギアのバックラッシュ等の原因により誤差を生じており、誤差量やその特性はある程度は既知であるが正確には分かっていない。また同時に測定環境についても曖昧な物理量をとる場合が多く、測定誤差量との関係もまた正確には把握できない。

そこで図4.1に示すような、順運動学によって求められた計算上の移動量と、各センサの計測値の変化量と、センサをとりまく環境を入力とするファジィ推論を用いて測定に対する適合度を算出し、それに基づいてセンサデータの統合を行う。これにより、人のように状況にあったセンサを選択し、もしくは統合することができる。

#### 5. ヒューリスティック法のロボット工学への応用

人間や動物では、筋肉動作をこと細かく教えられるわけでもなく、経験をとおして筋肉等の動かし方を学習、獲得し、滑らかかつ状況に応じた動作を可能としている。これに対しNNやファジィを応用したロボットシステムの多くは、その学習において、人間などが教師として存在し、望ましい行動を行うように細部にわたり教師信号を作りだしている。この教師信号を作るためには運動学の解析などが必要であることから、複雑な制御系ではその生成が困難である。また最急降下法などを学習則として適用し、目標とする軌道との誤差を減少させる様に学習を行う場合では、その性質から局所解に陥るなどの問題が発生するため、これらのような方法では複雑な動作をロボット上で実現することは困難であり、その応用には限りがある。

そこで人間や動物が、滑らかかつ状況に応じた動作を、簡単な学習則(成功に近いか遠いか)により試行錯誤的に獲得していることに注目

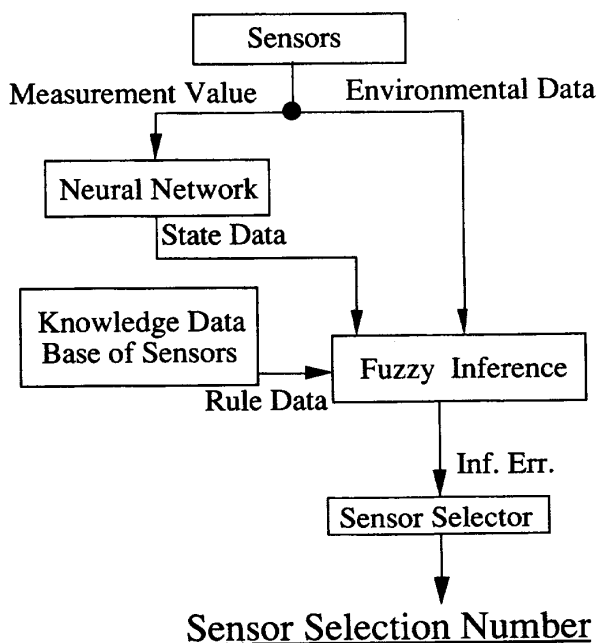


図 4.1 センサインテグレーションシステム

この計測システムでは、センサ部は産業用5軸マニピュレータの先端に取り付けられており、マニピュレータを動かす事によって、センサ部は移動を行う。従ってマニピュレータの移動量

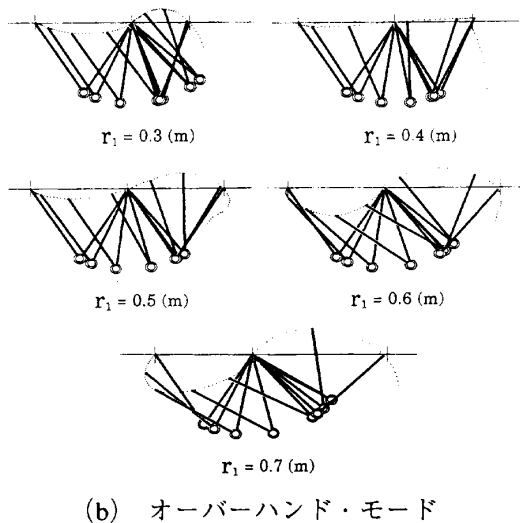
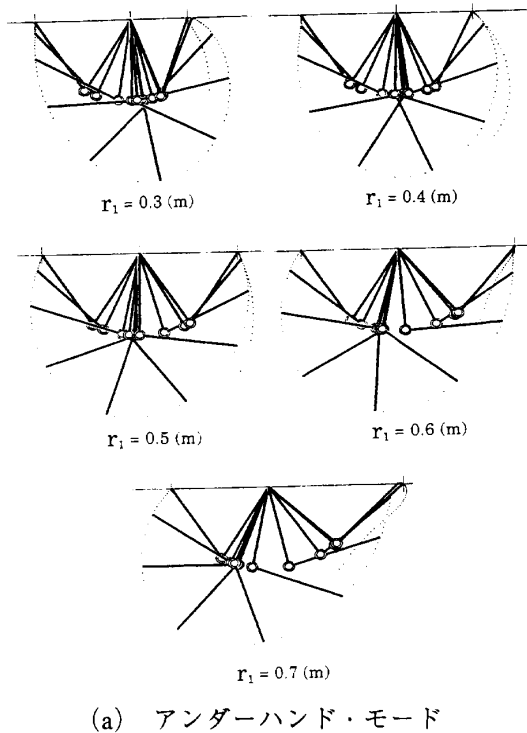


図 5.1 各はしご軸間隔に対して生成された動作

し、ロボット工学上に応用したのがヒューリスティック(発見的)法である。筆者らはテナガザル型ロボットに応用し、その効果を実際のロボットをとおして示した<sup>25)</sup>。図5.1に学習により獲得された動作パターンを示す。

## 6. ファジィ・ニューロ・AIのロボットの知的制御への応用

従来ロボット制御のサーボレベルでは、3節で述べたようにNNをロボットマニピュレータの位

置制御や軌道制御に適用した研究が報告されていた。NNを用いたコントローラは、従来方法に比べ環境に対する適応能力を持っている。しかし、複雑なタスクを行う場合や環境のダイナミクスの大きな変化がある場合、十分に適応できず学習し直す必要性がある。

筆者らは、これまでにNNを用いたコントローラの適応範囲を広げ一般化するために、「抽象的知識」や「データベース」を持ち、試行錯誤によるセンシング情報から新たな知識を発見的に獲得、学習できる「階層的ハイブリッドニューロモーフィック制御システム」を提案し、その有効性を示した<sup>11)</sup>。さらに制御戦略の計画について論理的に推論し、複雑な作業を行うために、対象の特性を認識するだけでなく、知識を利用した制御戦略のための論理的推論が必要である。

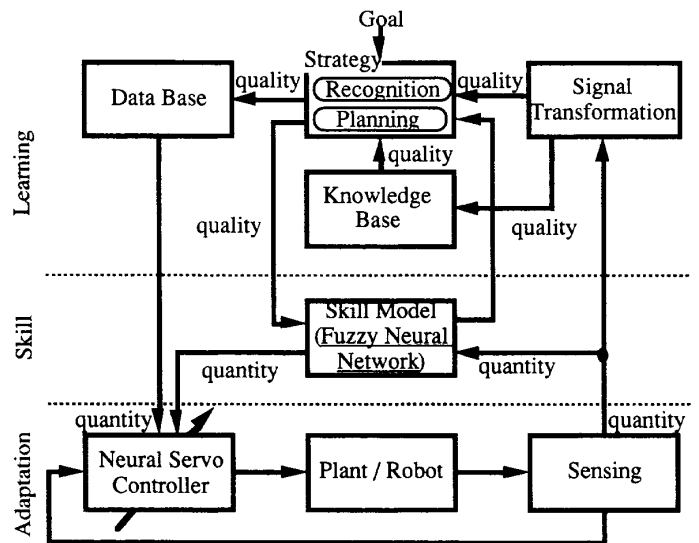
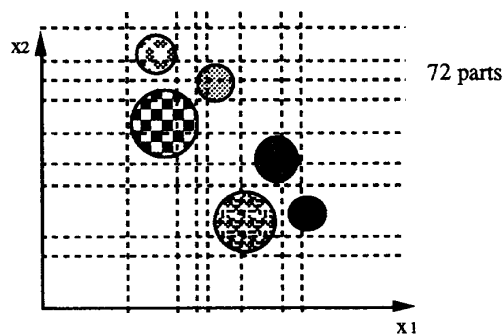


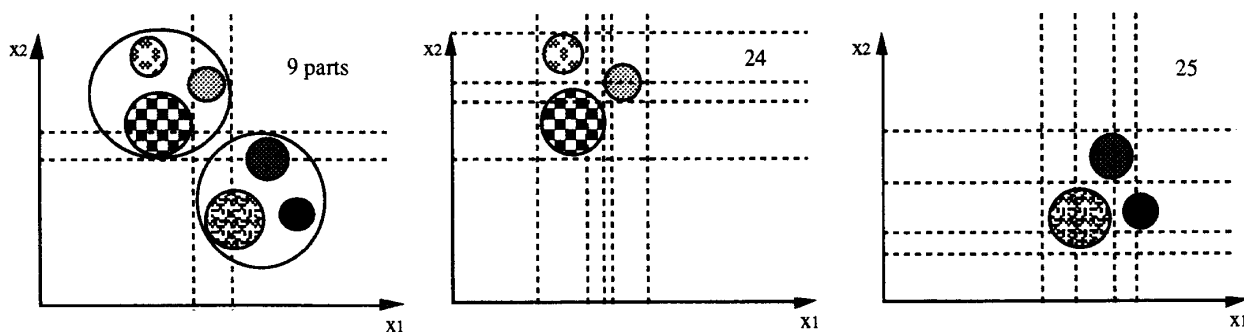
図 6.1 階層的知的制御

そこで、本節ではニューロモーフィック制御とシンボリック制御のハイブリッドシステムとして「階層的知的制御システム」を紹介する(図6.1)<sup>13)</sup>。人間の脳の働きのようにシンボリック制御により制御戦略を立て、ニューロモーフィック制御により環境に対して適応を行う。このシステムは、センシングで得られる数値的な実世界とAIにおけるシンボリックの世界とをリンクする手段としてNN, ファジィを用いる。

階層的知的制御システムは、学習レベル、ス



(1) 一回の信号変換で認識する場合の領域の数



(2) 階層的に認識する場合の領域の数

図6.2 階層的にメタ知識を用いた場合の有効性

キルレベルと適応レベルの3つのレベルに分かれ、3つの制御ループが存在する<sup>13,20)</sup>。NNは、制御プロセスの長い期間での「学習」と、ダイナミックプロセスの短い期間での「適応」の両方に適用する。学習レベルは、制御戦略のために、認識とプランニングの2つのレベルに分かれている。認識のレベルは、センシングのモジュールのif ..., then .. ルール、NNとファジィを決定木の節のように用いる。これらにより、様々なセンサされた数値情報をシンボルに変換する。信号変換は、必要に応じ適当な方法を組み合わせて行う。それ故、論理的推論を行うことでセンサフュージョンやメタ知識の形成ができる(図6.2)。NNは経験的知識としての写像データを用いて学習しておく。センシングのモジュールとして、視覚、重さ、硬さ、聴覚、接触、嗅覚など様々なセンサを用いる。知識に基づき必要なセンシングを能動的に行い、推論により知識ベースを用いて未知の事象を導きだし、より細かな認識を行う。認識の後、戦略的プランニン

グのレベルは、タスク、軌道、他の知識ベースに結びついているプランニングなどを行う。また学習プロセスを通して、適応レベルからの最新の情報に合わせ知識を更新する。ロボット制御用のシステムにおいてはペイロードの特性や他のロボット操作のための「コモンセンス」や「スキル」を含み得るものである。このように、学習レベルはフィードフォワード制御として、適応レベルのために知識ベースを用いて環境特性に合わせた制御戦略と大まかな目標を生成し、同時に知識を用いてシンボリックに適応レベル評価を行う。

スキルレベルは、環境の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、記号的な推論を用いずに環境変化を認識し、それに合わせた作業のやり方を与える。人間のスキルに基づく制御を行うレベルであり、学習レベルと適応レベルの間で用いる。人間のスキルを学習を通して表現するために、ファジィNNが有効である<sup>20)</sup>。

適応レベルは適応制御のように、プロセスのその時点での状態の制御ゲインを調節、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非線形性の補償はNNが得意である。適応のプロセスにあるNNは、学習のプロセスにあるNNよりも速く動作できなければならない。筆者らは、ダイナミックなNNを用いたNSC (Neural Servo Controller) を用いて、非線形性が強く、不確からしさを含むダイナミックな系の制御を行った。

以上のように、知識を用いてNSCの適応の評価を行い、さらにNSCの適用範囲を広げる。一方、シンボルによる曖昧さを補うように、NSCが環境特性に適応し、望ましい制御を行う。AI、ファジィ、ニューロを融合し、ニューロモーフィック制御とシンボリック制御をつなぎ、知的なシステムを構築することができる。

## 7. まとめ

本解説では、現在ロボットの知的制御方法として盛んに研究ならびに実用化が図られている適応制御、ニューロ、ファジィ、AI並びにヒューリスティック法に代表される人間的な学習法、階層型制御系について参考例を挙げながら概説した。

今後は、ますます人間が持つ階層構造をもつ制御システムに近いものが現れ、環境変化に強く適応並びに学習を行い、獲得された知識を動的に統合する階層型知的制御システムの研究が必要になってくると考えられる。

## 参 考 文 献

- 1) 福田：極限作業用知能ロボット，マグロウヒル，(1986)
- 2) L. A. Zadeh : Fuzzy sets, Information and Control, 8, 338-353(1965)
- 3) 水元：ファジィ推論，日本ファジィ学会誌，

- 4(2), 256-254(1992)
- 4) D. E. Rumelhart et al. : Parallel distributed processing, MIT Press (1987)
- 5) 甘利：神経回路網モデルとコネクショニズム，東京大学出版会 (1989)
- 6) S. Grossberg and M. Kuperstein: Neural dynamics of adaptive sensory-motor control, Pergamon Press (1989)
- 7) 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), 184-193(1986)
- 8) 鴫田，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), 47-51(1989)
- 9) P. J. Werbos : A menu of designs for reinforcement learning over time, In : W. T. Miller, R. S. Sutton, and P. J. Werbos (Eds): Neural Networks for Control, MIT Press, 67-95(1990)
- 10) 福田，柴田，鴫田，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C編，57(535), 866-873(1991)
- 11) 柴田，福田他：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C編，57(540), 2659-2666(1991)
- 12) 鴫田，光岡，福田，柴田：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), 45-54(1991)
- 13) 柴田，福田他：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C編，58(549), 1442-1449(1992)
- 14) B. H. Yang, H. Asada : A new approach of adaptive reinforcement learning control, Proc. IJCNN '93-Nagoya, 1, 627-630(1993)
- 15) S. Akhyar, S. Omatu : Neuromorphic self-tuning PID controller, Proc. ICNN '93, 1, 552-557(1993)

- 16) M. H. Raibert and J. J. Craig, Hybrid position/force control of manipulators, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, ASME, 102, 126-133 (1981)
- 17) 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C編*, 53(496), 2577-2583 (1987)
- 18) 正司, 稲葉, 福田, 細貝: 衝突を含むマニピュレータの安定制御(第1報), *機論C編*, 56(527), 1847-1853 (1990)
- 19) 福田, 下島, 新井, 松浦: ファジー推論を用いたセンサ統合システム, *電学論C*, 114(1), 81-86(1994)
- 20) S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr., and M. P. Vecchi: Optimization by simulated annealing, *Science*, 220(4598), 671-680 (1983)
- 21) D. E. Goldberg: Genetic algorithm in search, Optimization, and machine learning, Addison Wesley (1989)
- 22) L. Davis (Eds): Handbook of genetic algorithm, Van Nostrand Reinhold (1991)
- 23) C. L. Karr: Design of an adaptive fuzzy logic controller using genetic algorithm, *Proc. 4th Int'l Conf. on Genetic Algorithms*, 450-457 (1991)
- 24) 高橋, 他: 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*, 163-168 (1991)
- 25) 斎藤, 福田, 新井, 松浦: ブラキエーション形移動ロボットの研究(第5報, 2リンクロボットによる励振と移動制御実験), *機論C編*, 59(557), 171-178(1993)
- 26) 山本, 久保, 和多田: 遺伝的アルゴリズムによるファジィ制御のメンバーシップ関数の学習, 第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 97-100
- 27) 福田, 石上, 新井, 柴田: 遺伝アルゴリズムとデルタルールによるファジィモデルの自動生成, *電学論C*, 113(7), 495-501(1993)



福田敏男 (ふくだ としお)

昭和23年12月12日富山県生。昭和46年早稲田大学理工学部機械工学卒, 昭和52年東京大学大学院博士課程修了, 工学博士。この間, 昭和48~50年, 米国エール大学大学院留学。昭和52年通産省工業技術院機械技術研究所研究員, 主任研究官を経て, 昭和57年より東京理科大学工学部機械工学科講師, 昭和58年助教授, 昭和54~56年, 西独シュツットガルト大学客員研究員, 昭和61年, 米国エール大学客員助教授, 平成元年4月, 名古屋大学工学部機械工学第2学科(現機械情報システム工学科)教授。指やマニピュレータの制御, 特殊環境下のロボット, 自己組織化ロボットの研究等に従事。IEEE Industrial Electronics Society Vice President (1991- ), IEEE Neural Networks Council Secretary (1992- ), IEEE Robotics & Automation Society 国際委員会委員長, 第1回IEEE International Workshop on Intelligent Robots & Systems (IROS)の実行委員長 (1988)。IJCNN'91-Singaporeのプログラム委員長。IJCNN'93-Nagoya実行委員長。1992年高度自動化技術財団賞受賞。



下島康嗣 (しもじま こうじ)

昭和42年1月18日愛知県生。平成2年3月名古屋大学工学部機械工学科卒業, 平成6年3月名古屋大学大学院工学研究科機械工学専攻博士課程修了。工学博士。平成6年4月名古屋大学工学部機械情報システム工学科助手。ロボット工学を中心とて, ファジィ推論, ニューラルネットワーク, 遺伝アルゴリズム等を用いたセンサ統融合システム, 学習, 知識情報処理の研究に従事。平成4年10月日本ファジィ学会学生部東海支部支部長。日本機械学会, IEEE, 日本ロボット学会, 計測自動制御学会, 日本ファジィ学会の会員。