可能性測度に基づく確信度によるセンサ選択と研削加工システムへの適用†

小林 太*・新井 史人*・福田 敏男**

小野田 誠***・堀田 裕三***

Sensor Selection by Reliability Based on Possibility Measure and Its Application to Grinding Process†

Futoshi KOBAYASHI*, Fumihito ARAI*, Toshio FUKUDA**,
Makoto ONODA*** and Yuzo HOTTA***

Manufacturing systems become complex more and more for adapting to various environmental conditions. In these systems, sensor fusion methods for estimating states of a system from multiple sensor information have received much attention. Also, it is necessary to select the sensor information for adapting to various situation flexibly. In these days, various methods of fusing multiple information have been proposed so far, but these methods don't select the sensor information by the reliability of each sensor. In this paper, we propose a sensor selected fusion system using a recurrent neural network. The sensor selection method is based on the production system considering with the reliability which expressed by the possibility measure. The effectiveness of the proposed method is shown through inferring the surface roughness in the grinding process.

Key Words: sensor fusion, sensor selection, reliability, possibility measure, recurrent neural network

1. はじめに

人間は目、耳、触覚といったさまざまな感覚器官を用いて環境や自己を認識し、その時の環境や自己に応じて行動を決定する。しかし、感覚情報は本来あいまいさを持っており、また多くの感覚情報があるため感覚情報間に矛盾が生じる場合がある。このような場合、人間は取り込んだ多くの感覚情報の中から必要に応じて感覚器官を選択したり、複数の感覚情報を融合して、より正確に環境を認識している。

近年、ロボットや製造の分野において、人間と同じように多くのセンサを実装し、システムや環境のさまざまな状態を計測している。しかし、システムが複雑になるにつれ、計測すべき状態はますます複雑で多数となっており、その計測法もまた複雑になっている。また、計測すべき状態量の中には既存のセンサでは実時間で計測することが困難なものもある。そのため多くのセンサ情報からそのような状態量を推測する

センサ融合方法が注目されており、従来より多くの融合方法が提案されてきた。従来から行なわれてきた融合方法は大きく分けて3つのタイプに分類できる。1番目の方法は統計分析手法を用いた方法^{1)~5)}であり、2乗誤差法やベイズ推定等を用いて行なわれてきた。2番目の方法は人工知能の手法を用いた方法^{6)~8)}であり、センサからの情報と知識から認識判断を行なっている過程を記述し、この記述を利用している。3番目の方法はニューラルネットワークを用いた方法^{9)~11)}であり、学習によって融合構造を構築することが可能である。また、我々もすべてのセンサ情報が同時に獲得できない場合を考え、リカレントファジィ推論を用いたセンサ融合方法を提案してきた¹²⁾。しかし、これらの方法ではロボットやシステムにはあらかじめオペレータが必要と判断した複数のセンサが実装されており、すべてのセンサから情報を獲得して認識・判断を行なっていた。しかし、センサ情報に著しくノイズが入っていたり、センサ情報間に矛盾が生じた場合、融合を行なうことにより正確な認識・判断が困難な場合があった。一方、特定の状態を計測する複数のセンサをロボットやシステムに搭載し、システムがセンサ情報の誤差を考慮してセンサを選択して認識を行なう研究も行なわれている¹³⁾。この方法では、ある特定の状態量が複数のセンサにより複数獲得され、これらの中から精度のよい状態量を選択したり、複数の状態量を統合して認識している。しかし、この方法では獲得する状態量の種類は単一であり、異なる種類の状態量を推測することは困難である。つまり、これらの方法ではさまざま

† 第8回インテリジェント・システム・シンポジウムで発表 (1998・10)

* 名古屋大学大学院工学研究科 名古屋市千種区不老町1

** 名古屋大学先端技術共同研究センター

*** NTN(株)生産技術研究所

* Graduate School of Engineering, Nagoya University

** Center for Cooperative Research in Advanced Science & Technology, Nagoya University

*** Production Machinery R&D Center, NTN corporation
(Received May 10, 1999)

(Revised October 19, 1999)

Fig. 1 Sensor fusion system with sensor selection

まな情報を柔軟に獲得できないので、人間のように柔軟な環境認識が困難である。そのため、正確で柔軟な環境認識を行なうため、状況に応じてセンサを選択する手法が必要である。

そこで、本論文ではセンサ情報の評価を行ない、その評価によりセンサ情報の選択を行なう方法を提案し、この選択手法を用いたセンサ融合システムを構築する。センサ情報の評価はその情報が正しいかどうかを示す確信度により行なう。ここでは、確信度はファジィ測度の1種である可能性測度¹⁴⁾に基づいて計算される。センサの選択は各センサ情報の確信度よりプロダクションシステムを用いて行なう。ここで、プロダクションシステムで用いるルールはオペレータによりあらかじめ与えられる。また、選択されたセンサ情報の融合はリカレントニューラルネットワークにより行なう。これは、通常センサ融合システムでは時系列のデータから必要な状態量の予測が行われていることから、リカレントニューラルネットワークを用いることにより非常に効果的に行なえるからである。また、リカレントニューラルネットワークは学習によってその構造を獲得できるので、センサ情報の融合過程が明確に分からない場合でも非常に効果的であるためである。最後に本手法の有効性を示すため、本手法を研削加工システムに適用し、対象物1個を加工した際の研削加工粗さを推測する。ここでは本論文で提案したセンサ選択手法を使用した場合と使用しない場合を比較する。

2. センサ選択機能を持つセンサ融合システム

人間は複数の感覚情報から状況に応じて必要な感覚情報を選択し、必要な状態量を推測している。従来より、人工知能の分野において、情報の不確実性を取り扱う手法が提案されている¹⁸⁾。これらの手法では、情報と推定する状態量との関係があらかじめ分かっており、その不確実性についてもあらかじめ見積もることができる。しかし、一般的にはその関係をあらかじめ知ることは不可能であり、またセンサから獲

得した情報の不確実性を見積もることは困難である。そこで、我々はその過程を以下のような3段階に分割し、それぞれのモジュールにおいて評価・選択・融合が行われていると考える。

- 感覚情報よりそのあいまいさを評価。
- 感覚情報のあいまいさを考慮し、感覚情報を選択。
- あいまいさを考慮せず、選択された感覚情報を融合し、推測。

Fig. 1に本論文で示すセンサ融合システムを示す。本システムは評価モジュール、選択モジュール、融合モジュールの3つのモジュールから構成される。ここで、評価モジュールはセンサ情報と融合結果の両方の評価を行なっている。

本システムでは、各センサからの情報は評価モジュールと選択モジュールにまず入力される。評価モジュールにおいて、システムは測定範囲、精度といったセンサの特質と推測したい出力の特質を考慮して各センサ情報の確信度を計算する。次に、選択モジュールにおいて、評価モジュールで求めた各センサ情報の確信度に応じて融合モジュールで使用するセンサ情報をプロダクションシステムにより選択する。最後に選ばれたセンサ情報が融合モジュールに入力され、あらかじめ学習を行なった相互結合ニューラルネットワークにより必要な状態量が推測される。また、推論されると同時に評価モジュールでは各センサ情報の確信度と学習されたニューラルネットワークの構造から推論結果の確信度を計算する。それぞれのモジュールの説明は2.1以下で行う。

2.1 可能性測度に基づく確信度

センサから得られる情報は、センサの測定範囲を必要な精度に従って計測範囲を明確に分割する部分空間のいずれかに存在する。しかし、その計測値には誤差が含まれているため、部分区間の境界値と同じか、もしくはそれに近い値が計測された場合、どちらの部分区間に属するかといった不確実さが存在する。そこで、本論文では計測値の信頼性を示す確信度

Fig. 2 Division of sensor range

をファジィ測度の1種である可能性測度により表す.

ファジィ測度は多くの可能性の中でどれになるか特定できないあいまいさを示すもので1972年に菅野によって提案された¹⁵⁾. ここで、ファジィ測度は式(1), (2)に示した境界条件と単調性をもつ集合関数 $\mu_{\omega_0} : S \rightarrow [0, 1]$ として定義される.

$$\mu_{\omega_0}(\phi) = 0, \mu_{\omega_0}(\Omega) = 1 \quad (1)$$

$$E \subset F \Rightarrow \mu_{\omega_0}(E) \leq \mu_{\omega_0}(F) \quad (2)$$

また、可能性測度はファジィ測度の1種であり、1978年にZadehにより提案された¹⁴⁾. 可能性測度 Π は、

$$\sup \{ \pi(\omega) \mid \omega \in \Omega \} = 1 \quad (3)$$

を満たす関数 $\pi : \Omega \rightarrow [0, 1]$ が存在して、

$$\Pi(E) = \sup \{ \pi(\omega) \mid \omega \in E \} \quad (4)$$

と表せる. ここで、関数 π は可能性分布関数と呼ばれる.

センサの計測値・精度はセンサ固有のものであり、センサに応じてそれぞれ異なっている. また、推論結果・推論精度もその推論する物理量によって固有である. 本論文では前提として、すべてのセンサの計測値および推論結果を同質なものとするため、計測値が0から1となるように計測範囲に応じて正規化を行う. また、これに伴い、それぞれの精度も計測範囲に応じて正規化を行う. ここで、計測値の計測範囲を分割するための精度をオペレータによって決定された推論結果の精度を用いる. これは、それぞれのセンサ計測値の精度が推論結果の精度さえあれば十分であると考えられるからである. この場合、計測値 s_i の計測範囲 S_i は推論結果の精度 dy によりFig. 2のように K 個の部分集合に分割される. センサ計測値は分割された部分集合の1つに含まれるので、ここで式(5)に示した部分集合 S_{ik} に含まれるとする.

$$S_{ik} = \left\{ s \mid (k-1)dy \leq s < kdy \right\} \quad (5)$$

$$(k = 1, 2, \dots, K)$$

しかし、実際にはセンサ計測値 s_i はセンサが持つ精度 ds_i により式(6)で示した区間 E に属している.

$$E = \left\{ s \mid s_i - \frac{ds_i}{2} \leq s \leq s_i + \frac{ds_i}{2} \right\} \quad (6)$$

ここで、センサ計測値 s_i が属する部分集合 S_{ik} を式(7)で示した Ω に変換する.

$$\Omega = \left\{ \omega \mid 0 \leq \omega < 1 \right\} \quad (7)$$

同様に、 S_{ik} を Ω に変換した変換により、 E を変換すると、式(8)で示した集合 E' に属することが分かる.

$$E' = \left\{ \omega \mid \omega_i - \frac{ds_i/2}{dy} \leq \omega \leq \omega_i + \frac{ds_i/2}{dy} \right\} \quad (8)$$

$$\omega_i = \begin{cases} \frac{s_i - (k-1)dy}{dy} & \left(s_i \leq (k - \frac{1}{2})dy \right) \\ \frac{kdy - s_i}{dy} & \left(s_i > (k - \frac{1}{2})dy \right) \end{cases}$$

Fig. 3 Calculation of reliability
(s_i belongs to one subset) Fig. 4 Calculation of reliability
(s_i belongs to two subset)

ただし、 E' の下限が0未満の場合は下限を0とし、上限が1を越える場合は上限を1とする。

これより、センサ測定値 s_i の存在する集合 E' の境界値が部分空間である Ω の境界値と一致した場合、不確実さが生じることになる。よって、可能性分布関数を式 (9) で定義すると、センサ計測値 s_i の確信度 λ_{s_i} は式 (10) より求められる。

$$\pi(\omega) = \begin{cases} \frac{dy}{ds_i} \cdot \omega & \left(0 \leq \omega \leq \frac{ds_i}{dy} \right) \\ 1 & \left(\frac{ds_i}{dy} < \omega \leq 1 \right) \end{cases} \quad (9)$$

$$\lambda_{s_i} = \sup \left\{ \pi(\omega) \mid \omega \in E' \right\} \quad (10)$$

ここで、可能性分布関数は **Figs. 3, 4** に示したように計測値存在区間 E' の下限が集合 Ω の境界に近づくほど、 s_i の可能性が減少する。

2.2 確信度によるセンサ選択

人間は目、耳、触覚など多くの感覚器官を使って環境を認識している。複数の感覚器官を用いた場合、感覚情報の中にはあいまいさや矛盾を持っているものがあるが、人間は複数の感覚情報の中から適切なものを選択したり、それらを融合して、正確に認識している。また、人間が適切な感覚器官を選択する場合にはなんらかの指標を用い、過去経験した知識によるルールを用いると考えられる。

そこで、本論文において我々はセンサの選択を行なう指標を2.1で述べた各センサ情報の確信度とし、これによりセンサの選択を行なう。また、センサの選択はオペレータがあらかじめ決定したルールを持つプロダクションシステムにより行なう。ここで、プロダクションシステムにおいて式 (11) のようなルールを用いる。

$$\begin{aligned} \text{IF } \lambda_{s_1} \text{ is } \{ \text{Low, Middle, High} \}, \\ \lambda_{s_2} \text{ is } \{ \text{Low, Middle, High} \}, \\ \vdots \\ \lambda_{s_I} \text{ is } \{ \text{Low, Middle, High} \}, \\ \text{THEN Selected sensors are } \{ 1, 2, \dots, I \} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、“Low”、“Middle”、“High”は信頼性の度合を表す集合である。

センサの選択を行うルールは確信度の高いセンサ情報が信頼性が高いと考え、確信度の高いセンサ情報が利用されるように以下のような概念により作成する。

- 全ての確信度が同種の集合に属している場合は全てのセンサを選択。
- あるセンサの確信度が“High”の集合に属している場合はそのセンサを選択。
- 確信度が“High”の集合に属しているセンサがなく、あるセンサの確信度が“Middle”の集合に属している場合はそのセンサを選択。

ここで、それぞれの集合の境界値は信頼性の度合が“Middle”の場合に範囲が一番大きく、“Low”と“High”の場合に同等の範囲になるように以下のように与える。

Table 1 Example of rule for sensor selection
(a) Reliability of sensor 1 belongs to “Low”

	L	M	H
L	{1, 2, 3}	{3}	{3}
M	{2}	{2, 3}	{3}
H	{2}	{2}	{2, 3}

(b) Reliability of sensor 1 belongs to “Middle”

	L	M	H
L	{1}	{1, 3}	{3}
M	{1, 2}	{1, 2, 3}	{3}
H	{2}	{2}	{2, 3}

(c) Reliability of sensor 1 belongs to “High”

	L	M	H
L	{1}	{1}	{1, 3}
M	{1}	{1}	{1, 3}
H	{1, 2}	{1, 2}	{1, 2, 3}

Low : $\{0 \leq r_{s_i} < 0.35\}$

Middle : $\{0.35 \leq r_{s_i} < 0.65\}$

High : $\{0.65 \leq r_{s_i} < 1\}$

Table 1 に3個のセンサを用いた場合のルールの例を示す。ここで、それぞれの行の“L”、“M”、“H”はセンサ2のそれぞれの集合を表しており、列はセンサ3を表している。また、各要素は選択するセンサ番号を示している。

上記のようにルールを作成し、各センサ情報の確信度よりセンサの選択を行なう。

2.3 ニューラルネットワークによるセンサ融合

人間の感覚器官で獲得したそれぞれの情報は脳のそれぞれのニューロンに伝達され、必要な情報に変換される。そこで、本論文では人間の脳における神経回路網の情報処理を工学的に応用したニューラルネットワークを用いて選択されたセンサ情報の融合を行なう。さらに、センサ情報の融合では時系列のデータから必要な状態量の予測を行うことが多いため、相互結合ニューラルネットワークを用いる。ニューラルネットワークは学習によってその性質を変化させることができ、必要な情報を抽出するための融合過程が明確に分かっていない場合でも高度で柔軟なセンサ融合システムの構築が可能となる。

本論文で用いるニューラルネットワークは **Fig. 5** で示したように入力層、中間層、出力層から成っており、出力層から入力層へのフィードバック結合を持つ Jordan 型の相互結合ニューラルネットワークである。また、ここではニューラルネットワークの学習は教師あり学習の代表である逆誤差伝播 (BP: Back Propagation) 法を用いて行なう。

2.4 推論結果の確信度

センサ情報の確信度は2.1で述べたようにファジィ測度の1種である可能性測度により計算される。ここでは、各センサ情報の確信度と学習した相互結合ニューラルネットワークの構造を考慮して推論結果の確信度を導出する。ニューラルネットワークでは、入力された信号は入力層から中間層、出

Fig. 5 Recurrent neural network

力層へと伝播していく。そこで、本論文では各センサ情報の確信度も同様に各層を伝播していくものとする。

第 h 層ニューロン j の信号 $x_{(h,j)}$ は第 $h-1$ 層の重み付けられた信号の総和として式 (12), (13) のように計算される。

$$x_{(h,j)} = f(z_{(h,j)}) \quad (12)$$

$$z_{(h,j)} = \sum_i w_{ij} x_{(h-1,i)} \quad (13)$$

ここで、 w_{ij} は第 $h-1$ 層のニューロン i からニューロン j へのシナプス結合強度を表す。同様に、第 h 層ニューロン j の確信度を式 (14) で示したように第 $h-1$ 層のニューロンの確信度の重み平均により求める。

$$R_{(h,j)} = \frac{\sum_i R_{(h-1,i)} \cdot |w_{ij}|}{\sum_i |w_{ij}|} \quad (14)$$

ここで、 $R_{(h,j)}$ は第 h 層ニューロン j の出力の確信度を表す。

このように、各ニューロンにおいて信号とともに確信度も伝播していき、出力層において最終的な推論結果の確信度が求まる。

3. 研削加工プロセスへの適用

研削加工プロセスは加工精度を容易に得ることができる加工法として機械部品・電器部品などの製造工程に使用されている。近年、CBN などの超砥粒砥石の使用により省人化や加工時間の短縮が期待されている。しかし、これらの砥石は従来の砥石に比べランニングコストが高く、砥石の摩耗などにより加工精度の低下が避けられない。そこで、砥石の摩耗・脱落による加工精度の劣化の検出とそれを修正するための確かなドレッシング時期の決定や、砥石精度の劣化を踏まえた加工プロセス制御によって加工効率を最適化する必要がある。しかし、内面研削等では砥石の加工精度を研削加工中に直接計測することは困難であり、研削加工状態を複数のセンサで計測し、加工精度を推定し、その確からしさ（確信度）を評価する方法が必要とされている^{16), 17)}。本論文では、研削加工プロセスにおいて対象物 1 個を加工した際の対象物の研削加工粗さを提案したセンサ選択機能を持つセンサ融合システムにより推測する。

Fig. 6 Grinding system

研削加工システムの概略図を Fig. 6 に示す。研削盤は CNC 内面研削盤であり、複数のセンサにより加工状態を計測する。砥石はビトリファイドボンド CBN 砥石を用いる。このシステムではインプロセスゲージ、非接触変位計などのセンサにより、加工中の状態を計測することができる。本論文では、センサ融合システムへの入力として、粗加工と仕上げ加工時における取り代、平均加工動力、加工にかかる時間、そして法線研削力、砥石が加工してきた累積除去量の 8 項目を用いる。また、これらの入力のうち、センサ選択モジュールにおいて粗加工と仕上げ加工時の取り代、法線研削力の 3 項目を選択す

Fig. 7 Teaching data

Fig. 8 Error transition through learning process

Table 2 Characteristics of sensors

input parameter			range		accuracy
			min	max	
rough grinding	time [s]		0.00	20.00	0.01
	grinding power [kW]		-4.000000	4.000000	0.001953
	stock removal [μm]		-287.00	287.00	0.14
fine grinding	time [s]		0.00	20.00	0.01
	grinding power [kW]		-4.000000	4.000000	0.001953
	stock removal [μm]		-287.00	287.00	0.14
normal grind force [kg]			-23.60000	23.60000	0.01152

Fig. 9 Inferred result / reliability without sensor selection

Fig. 12 Comparison of result

Fig. 10 Inferred result / reliability with sensor selection

Table 3 Square error and reliability

	Average Error	Maximum Error	Reliability
Nonselect	1.68×10^{-3}	6.97×10^{-3}	0.994
Select	1.66×10^{-3}	6.97×10^{-3}	0.999

ルネットワークの学習に用いた教師データを示す。ここで、教師データとなる加工は1個ごとに仕上加工時の研削動力を1.0, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2kWと変化させ、140個の対象物に対して行う。このようなセンサ情報を用いてリカレントニューラルネットワークをBP法により学習させる。ここで、学習は100000回行なう。Fig. 8に学習中の誤差の平均値と最大値の推移を示す。

学習を終えたりカレントニューラルネットワーク（融合モジュール）を用い、学習に用いたセンサデータとは異なるセンサデータにより加工粗さの推測を行なった。Fig. 9にセンサ選択機能を使用せず推測した結果およびその確信度、Fig. 10にセンサ選択機能を使用して推測した結果およびその確信度を示す。ここで、図中の実線、“x”点はそれぞれ加工粗さの推測値、実測値を表しており、破線は推測値の確信度を示している。また、センサ選択機能を使用した場合のセンサの使用状態をFig. 11に示す。Fig. 12はセンサ選択機能を使用した場合と使用しない場合を比較した結果を示す。Table 3にそれぞれの場合の誤差の平均と最大値、および確信度の平均値を示す。

これらの図と表よりセンサ選択を行なう場合と行なわない場合を比較すると、提案したセンサ選択機能によりセンサ融

Fig. 11 Selected sensor with sensor selection

る。Table 2に研削加工システムに装備されたセンサの各特性を示す。これらの値は各センサのスペックとして、提供されたものである。ここで、本手法の有効性を示すため、提案したセンサ選択機能を使用する場合と使用しない場合で推論を行ない、その推論性能を比較する。

Fig. 7にセンサ情報の融合に使用するリカレントニューラ

合システムは加工粗さを高い確信度で精度良く推測が行なえることが可能である。これは、センサ選択を行なわない場合センサ情報の信頼性が低くてもそのセンサを使用しなければならないが、センサを選択することで信頼性の高いセンサ情報だけを使用することができるためである。このように本論文で提案したセンサ選択機能を持つセンサ融合システムが有効であることを示した。

4. ま と め

人間は複数の感覚器官を持っており、環境に応じて用いる感覚器官を選択することができる。本論文において、我々はセンサ情報の確信度を考慮してセンサ情報の選択を行ない、選択されたセンサ情報を融合するセンサ融合システムを提案した。ここで、センサ情報の確信度はそのセンサ情報がどのくらい信頼性があるかという度合を示しており、ファジィ測度の1種である可能性測度により定義した。また、本システムではセンサ情報の選択をプロダクションシステムにより決定した。ここで、用いるルールはオペレータによりあらかじめ作成されてものを用いた。選択されたセンサ情報の融合には相互結合ニューラルネットワークを用いた。最後に、本システムの有効性を示すため、研削加工プロセスでの加工粗さ推測においてセンサ選択機能を使用する場合と使用しない場合で行ない、それらの結果を比較した。この実験により、本システムはセンサ選択機能を使用することにより高い確信度を持って正確な加工粗さを推測することができ、非常に有効であることを示した。本論文の研削加工システムでは用いたセンサは少数ですが、今後環境情報を計測するため多くのセンサを用いた場合、本論文で提案したセンサの選択を行うことにより、推測するための必要最小限のセンサのセンサの選択が可能である。

本論文では、センサ選択を行なうプロダクションシステムにおいてオペレータによりあらかじめ決められたルールを用いていた。しかし、環境に応じてセンサの計測性能が変化することが考えられ、そのような場合同一のルールによる選択では十分な精度が獲得できない。今後は、センサ選択を行なうルールを環境に応じてシステムが自動獲得する手法が必要となると思われる。

謝辞

本研究は、IMS 国際共同研究プログラムの SIMON プロジェクトにより推進されたものである。

参 考 文 献

- 1) S. Shekhar: Object localization with multiple sensors, Int. J. of Robotics Research, **7**-6, 34/44 (1988)
- 2) 高橋照彦, 石川正俊: 物理ネットワークによる内部表現を用いたセンサフュージョン, 計測自動制御学会論文集, **26**-7, 802/810 (1990)
- 3) H. F. Durrant-Whyte: Integration, coordination and control of multisensor robot systems, Kluwer (1988)
- 4) 阪口豊: 動きの予測を伴う能動的認識のアルゴリズム, 日本

ロボット学会誌, **12**-5, 708/714 (1998)

- 5) L. Sukhan and R. Sookwang: Uncertainty Self-Management with Perception Net Based Geometric Data Fusion, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2075/2081 (1997)
- 6) P. K. Allen: Integrating vision and touch for object recognition tasks, Int. J. of Robotics Research, **7**-6, 15/33 (1988)
- 7) A. R. Hanson: Sensor and information fusion from knowledge-based constraints, Proc. of SPIE, 186/196 (1988)
- 8) 浅田稔: センサ情報の統合と理解による移動ロボットのための世界モデルの構築, 日本ロボット学会誌, **8**-2, 160/170 (1990)
- 9) D. Zipser and R. A. Anderson: A back-propagation programmed network that simulates response properties of a subset posterior partial neurons, Nature, **331**, 679/684 (1988)
- 10) Y. Sakaguchi: Topographic organization of nerve field with teacher signal, Neural Networks, **3**, 411/421 (1990)
- 11) 長田茂美, 増本大器, 山川宏, 木本隆: ニューラルネットによる感覚運動融合の階層型モデル, 日本ロボット学会誌, **12**-5, 685/694 (1994)
- 12) 小林太, 新井史人, 下島康嗣, 福田敏男, 小野田誠, 圓井則雅: リカレント形ファジィ推論を用いた研削加工粗さの推定, 日本機械学会論文集 (C 編), **64**-620, 156/161 (1998)
- 13) K. Shimojima, T. Fukuda, F. Arai and H. Matsuura: Fuzzy Inference Integrated 3-D Measuring System with LED Displacement Sensor and Vision System, Intelligent and Fuzzy Systems, **1**-1, 63/72 (1993)
- 14) L. A. Zadeh: Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, Fuzzy Sets and Systems, **1**, 3/28 (1978)
- 15) 菅野道夫: ファジィ測度とファジィ積分, 計測自動制御学会論文集, **8**, 218/226 (1972)
- 16) I. Inasaki: Monitoring Technologies for an Intelligent Grinding System, VFI BERRICHETE NR 1179, 31/45 (1995)
- 17) R. Ivester: Optimization of Cylindrical Plunge Grinding by Recursive Constraint Bounding, ASME DSC, **1**, 529/537 (1995)
- 18) M. R. Genesereth, N. J. Nilsson, 古川康一 (訳): 人工知能基礎論, オーム社 (1993)

[著 者 紹 介]

小 林 太 (正会員)

1995 年名古屋大学工学部機械工学科卒業。97 年名古屋大学大学院工学研究科博士課程前期課程修了。99 年同博士課程後期課程修了。同年名古屋大学大学院工学研究科助手。2000 年神戸大学大学院自然科学研究科助手、現在に至る。ファジィ推論、ニューラルネットワークを用いたセンサ融合に関する研究に従事 (工学博士)。計測自動制御学会、日本機械学会、日本ファジィ学会、IEEE 等各会員。

新井 史人 (正会員)

1986年東京理科大学卒業。88年東京理科大学大学院工学研究科修士課程修了。同年富士フィルム株式会社入社。89年名古屋大学工学部機械工学科助手。93年工学博士(名古屋大学)。94年名古屋大学大学院工学研究科講師。98年同教授、現在に至る。主として、マイクロシステム、人間機械協調システム、知的ロボットシステムに関する研究に従事。計測自動制御学会、日本機械学会、IEEE等各会員。

福田 敏男 (正会員)

1971年早稲田大学理工学部機械工学卒業。97年東京大学大学院博士課程修了。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、82年東京理科大学工学部機械工学科講師。83年同助教授。89年名古屋大学工学部機械工学科教授。名古屋大学大学院工学研究科教授。97年同先端技術共同研究センター教授、現在に至る。自己組織化ロボット、マイクロロボット、ニューロ・ファジィ制御、指やマニピュレータの制御、特殊環境下のロボットの研究に従事(工学博士)。IEEE Industrial Electronics Society Vice President (1991～)、IEEE Neural Network Council Secretary (1992～)。1992年高度自動化技術財団賞受賞、1993年IEEE Robotics and Automationビデオ最優秀論文賞受賞。IEEEフェロー(1995～)。IFSA Vice President 就任。IEEE Eugene Mittlemann Award 受賞(1997)。IEEE Robotics and Automation Society 会長(1998～1999)。

小野田 誠

1971年東北大学工学部精密工学科卒業。同年東洋ベアリング製造株式会社(現NTN株式会社)入社、現在に至る。軸受等の加工技術に関する研究に従事。精密工学会会員。

堀田 祐三

1991年名古屋工業大学工学部機械工学科卒業。同年NTN株式会社入社、現在に至る。砥粒加工技術の研究開発に従事。精密工学会会員。

.....