論文

センサ融合評価のための ファジィネスの度合に基づく 確信度の提案[†]

小林 太^{*1} 新井 史人^{*1} 下島 康嗣^{*2}
福田 敏男^{*3} 小野田 誠^{*4} 堀田 祐三^{*4}

複数のセンサ情報から必要な状態量を推論するセンサ融合システムはいろいろな分野で重要視されている。また、現在ではセンサはさまざまな種類が開発されており、計測時間や精度はセンサによって異なっている。我々は計測時間や精度の異なる複数のセンサ情報を融合するため、学習型のリカレントファジィ推論を提案してきた。しかし、提案してきた手法を含めて従来のセンサ融合システムでは推論(融合)結果の正確さの評価を行っていなかった。本論文において我々はリカレントファジィ推論で推論した結果を評価するための手法を提案する。本手法では推論結果の確からしさ(確信度)を学習によって獲得したメンバシップ関数のそれぞれのファジィネスの度合から導出する。また、本評価法を実際の研削加工プロセスに適用し、研削加工粗さの推論及びその確信度を計算する。

キーワード：センサ融合システム、リカレントファジィ推論、ファジィネスの度合

1. はじめに

研削加工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・電気部品などの製造工程に使用されている。現在、研削加工においてCBNなどの超砥粒砥石の使用により加工工程の無人化が進んでいる。超砥粒砥石は長寿命であるが、ドレッシング間隔がオペレータの経験により決定されており、従来の砥石に比べランニングコストは高い。また、砥石の摩耗・脱落などの変化に対応して加工状態・加工精度の変化が大きくなる。超砥粒砥石の経済的な適用のためには、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的確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^[1,2]。従来より、我々はリカレントファジィ推論を提案し、これを用いたセンサ融合システムにより加工精度の推論を行うシステムを構築してきた^[3,4,5]。しかし、リカレントファジィ推論を用いたセンサ融合システムでは推論結果の評価は行っていないかった。

ファジィ推論は工学・医学・社会学など数多くの分野で実用化されており、人の知識や経験をファジィルールとして表現できるという利点を持つ。ファジィルールは前件部と後件部からなっており、前件部はファジィ集合であるメンバシップ関数で表現されており、後件部は実数値で与えられている。ファジィ推論における従来の研究では、ファジィルールの個数の決定や前件部のメンバシップ関数の形状を調整する方法が多く提案されている^[6,7,8,9]。我々もまたリカレントファジィ推論の学習を行うため、片山らが提案したルール追加型学習アルゴリズム^[10]を応用し、既存のファジィルールの適合度を考慮してルールの追加を行う学習アルゴリズムを提案してきた^[5]。また、ファジィルールの学習を行う研究と同時に従来よりファジィ集合のあいまいさを計算する研究も行われてきた。1972年、DeLucaやTerminiはファジィ集合のエントロピーと呼ばれるファジィネスの測度を提案し^[11]、1975年にはKaufmannがファジィ集合とそれに最も近いクリスプ集合との間の距離で定義したファジィネスの指標を提案した^[12]。また、Yagerは1979年にファジィ集合とその補集合との差異の欠如で表したファジィネスの度合の考え方を提案し^[13]、1982年にHigashi, Klirにより一般的な定式化がなされた^[14]。しかし、従来の研究ではフ

[†] Proposal of Reliability Based on Degree of Fuzziness for Evaluating Sensor Fusion
Futoshi KOBAYASHI, Fumihito ARAI, Koji SHIMOMI, Toshio FUKUDA, Makoto ONODA and Yuzo HOTTA

^{*1} 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

^{*2} 名古屋工業技術研究所
National Industrial Research Institute of Nagoya

^{*3} 名古屋大学先端技術共同研究センター
Center for Cooperative Research in Advanced Science Technology, Nagoya University

^{*4} NTN 株式会社生産技術研究所
Production Machinery R&D Center, NTN corporation

ファジィ集合のあいまいさを定量化しているだけであり、ファジィ推論における推論結果のあいまいさの指標となるものではなかった。

本論文において我々はファジィ推論において推論された結果の評価法を提案する。本手法では、それぞれのメンバシップ関数に対してファジィネスの度合を計算し、これを用いて推論結果の確からしさ(確信度)の導出を行う。ここで、ファジィ集合の補集合として最も一般的に使われている補集合を使い、ファジィ集合と補集合との差異を表す測度としてハミング距離を用いる。この得られたファジィネスの度合はメンバシップ関数の適合度を減少させる修正パラメータと考えることができる。このことから推論結果の確信度をファジィネスの度合を考慮しないで推論した結果と考慮して推論した結果を比較することにより導出する。最後に本手法の有効性を示すため、実際の研削加工プロセスを用いて研削加工粗さの推論及びその確信度の導出を行う。

2. ファジィネスの度合による推論結果の評価

2.1 リカレントファジィ推論を用いたセンサ融合システム

現在、システムの現象を計測するため、さまざまなセンサが開発され、製造されている。しかし、それぞれのセンサは計測原理が異なっているため、得られる計測情報やその精度は異なっており、また、必要とされる計測時間もさまざまである。つまり、センサの中には計測時間が長いが計測精度のよいもの、計測時間はやや早いものの精度が少し劣るもの、また精度は悪いが計測時間が短いものというようにさまざまな種類がある。このように計測時間、精度等が異なる複数のセンサ情報から必要となる状態量を推論することは簡単ではない。そこで、我々はリカレントファジィ推論を用いたセンサ融合システムを提案し、計測時間、精度が異なる複数のセンサ情報の融合を可能としてきた。ここで、我々が提案したリカレントファジィ推論を用いたセンサ融合システムを図1に示す。ここでセンサ

図1 Sensor Fusion System

からセンサ融合システムへの矢印はそれぞれのセンサの計測時間(情報量)、精度を表している。つまり、矢印が細く、濃いものはセンサの情報量が少ないが、精度は高いことを示している。一方、矢印が太く、淡いものは情報量が多いが、精度は低いことを示している。

リカレントファジィ推論はセンサ情報の入力以外にファジィ推論の出力を入力とするリカレント入力を持っており、これを架空のセンサとみなすことができる。つまり、知的監視システムは従来のセンサでは計測困難な状態量を知ることが可能となる。しかし、この架空センサの精度はリカレントファジィ推論の状態によって決定し、その計測時間も本来持っているセンサの計測時間によって決められる。また、リカレントファジィ推論は我々が同時に提案したルール追加型学習アルゴリズムにより適切なファジィルールを獲得することができる。

2.2 メンバシップ関数

本論文で用いるリカレントファジィ推論の概念図を図2に示す。ここで、 $x_1, x_2, \dots, x_l$ 及び $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-o}$ はこのファジィ推論の入力及びリカレント入力を表す。また、ファジィルールを式(1)に示す。

$$\begin{aligned} \text{Rule}_j: & \text{If } x_1 \text{ is } M_{1j}, \dots, x_l \text{ is } M_{lj} \\ & \text{AND } y_{t-1} \text{ is } M_{t-1j}, \dots, y_{t-o} \text{ is } M_{t-oj} \\ & \text{Then } y_o \text{ is } w_j \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 j はルール番号、 M はメンバシップ関数、 w_j は後件部実数値を表す。メンバシップ関数は、図3に示す不感帯を持つラジアル基底関数(RBF)で表現されており、メンバシップ関数の表現能力が向上している。ここで、 a_{nj}, b_{nj}, c_{nj} (すべて正)はメンバシップ関数の形状を決定する係数、 I_n はファジィ推論の入力およびリカレント入力を表す。

はじめに、ファジィ推論の入力値と出力値の数学的関係を示す。ファジィルール j における入力 i のメンバシップ関数は式(2)、(3)と表せる。

$$\mu_{ij} = \exp\{f(x_i)\} \quad (2)$$

図2 Recurrent Fuzzy Inference

図3 Membership Function Based on RBF

$$f(x_i) = \begin{cases} -b_{ij}(|x_i - a_{ij}| - c_{ij})^2 & (|x_i - a_{ij}| \geq c_{ij}) \\ 0 & (|x_i - a_{ij}| < c_{ij}) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 μ_{ij} は入力 i に対するファジィルール j の適合度を表す。また、ファジィルール j におけるリカレント入力 o のメンバシップ関数は同様に式(4)、(5)と表せる。

$$\mu_{oj} = \exp\{f(y_{t-o})\} \quad (4)$$

$$f(y_{t-o}) = \begin{cases} -b_{oj}(|y_{t-o} - a_{oj}| - c_{oj})^2 & (|y_{t-o} - a_{oj}| \geq c_{oj}) \\ 0 & (|y_{t-o} - a_{oj}| < c_{oj}) \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 μ_{oj} はリカレント入力 o に対するファジィルール j の適合度を表す。

ファジィルールの適合度 j は入力 i の適合度 μ_{ij} とリカレント入力 o の適合度 μ_{oj} より式(6)で計算される。

$$\mu_j = \prod_i \mu_{ij} \cdot \prod_o \mu_{oj} \quad (6)$$

リカレントファジィ推論の出力は式(7)となる。

$$y_t = \frac{\sum_{j=1}^J \mu_j \cdot w_j}{\sum_{j=1}^J \mu_j} \quad (7)$$

2.3 ルール追加型学習アルゴリズム

図4に本論文で用いるリカレントファジィ推論の学習の流れを示す。本学習是最急降下法を基としたルール追加型の学習アルゴリズムである。本学習では最急降下法により各ルールの前件部メンバシップの形状、後件部実数値の修正を行う。次に誤差が最大となる学習点での誤差が閾値を超え、またその点での適合度が閾値より低くなった場合、ファジィルールの追加を行う。その際、新しく追加されるファジィルールは既存のルールの適合度により決定される。

図4 Procedure of Incremental Learning

2.4 ファジィネスの度合

ファジィネスの度合はファジィ集合のあいまい性を計量するためによく使われており、メンバシップ関数であるファジィ集合とその補集合との差異の欠如によって表される^[15]。すなわち、このファジィネスの度合はあるファジィ集合とその補集合との差異が多ければ多いほど、その集合があいまいであるということを示している。しかし、ファジィ集合の補集合は多く提案されており、その決め方次第で差異の欠如が異なってしまう。ここでは、一般的に用いられている式(8)で示した補集合を用いる。

$$\mu_{\hat{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (8)$$

ファジィ集合とその補集合との差異の欠如に基づくファジィネスの度合の一般クラスは、すべて $x \in X$ に対して個々の差

$$|\mu_A(x) - \mu_{\hat{A}}(x)| = \delta_A(x) \quad (9)$$

を集約する距離によってこの差異の欠如を表すことができる。本論文では、差異の欠如をハミング距離によって表し、式(10)のように求められる。

$$D(A, \hat{A}) = \int_0^1 |2\mu_A(x) - 1| dx \quad (10)$$

リカレントファジィ推論ではメンバシップ関数は式(2)、(3)、(4)、(5)で表されているので、差異の欠如は式(11)となる。

$$\begin{aligned} D_{nj} = & 2\sqrt{\frac{\pi}{b_{nj}}} \operatorname{erf}(\sqrt{b_{nj}}(1 - c_{nj} - a_{nj})) \\ & - 2\sqrt{\frac{\pi}{b_{nj}}} \operatorname{erf}(\sqrt{b_{nj}}(c_{nj} - a_{nj})) \\ & 2c_{nj} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 $\operatorname{erf}(z)$ はガウスの誤差関数であり、式(12)で与

えられる。

$$\operatorname{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^z e^{-t^2} dt \quad (12)$$

これより、差異の欠如を正規化した式(13)がファジィネスの度合となる。

$$\begin{aligned} \hat{f}_{nj} &= 1 - D_{nj} \\ &= 2\sqrt{\frac{\pi}{b_{nj}}} \operatorname{erf}(\sqrt{b_{nj}}(c_{nj} - a_{nj})) \\ &\quad - 2\sqrt{\frac{\pi}{b_{nj}}} \operatorname{erf}(\sqrt{b_{nj}}(1 - c_{nj} - a_{nj})) \\ &\quad + 1 - 2c_{nj} \end{aligned} \quad (13)$$

2.5 ファジィネスの度合を用いた確信度の導出

推論結果のあいまいさはファジィルールのあいまいさに強く影響を受けていると考えられる。ここで、ファジィルールのあいまいさは前件部の各入力に対するメンバシップ関数のあいまいさである。すなわち、メンバシップ関数のあいまいさによって推論結果のあいまいさが決定する。そこで、我々は推論結果の確信度を式(7)によって求めたファジィネスの度合を用いて導出する。

ファジィネスの度合は学習によって獲得されたメンバシップ関数のあいまいさを示しているものであり、図5に示したようにメンバシップ関数の適合度を減少させる。これより、ファジィネスの度合を考慮したファジィルール j における入力 n の適合度は式(14)で表される。

$$\mu'_{nj} = \mu_{nj} \cdot (1 - \hat{f}_{nj}) \quad (14)$$

つまり、ファジィネスの度合(あいまいさ)はファジィネスの度合を考慮した適合度と考慮しない適合度との比となる。

本論文では、確信度をファジィネスの度合と同様に考え、ファジィネスの度合を考慮しないで推論した出力と考慮して推論した出力を比較することにより導出する。

ファジィルール j の適合度 μ'_j はファジィネスの度合を考慮した適合度 μ'_{nj} より式(15)となる。

$$\begin{aligned} \mu'_j &= \prod_{n \in \{I, O\}} \mu'_{nj} = \prod_{n \in \{I, O\}} \mu_{nj} \cdot \prod_{n \in \{I, O\}} (1 - \hat{f}_{nj}) \\ &\equiv \mu_j \cdot \hat{f}_j \end{aligned} \quad (15)$$

図5 Reduction of Grade by Degree of Fuzziness

これより、ファジィネスの度合を考慮したりカレントファジィ推論の出力 y'_i は式(16)で表される。

$$y'_i = \frac{\sum_{j=1}^J (\mu'_j \cdot w_j)}{\sum_{j=1}^J \mu'_j} = \frac{\sum_{j=1}^J (\mu_j \cdot \hat{f}_j \cdot w_j)}{\sum_{j=1}^J (\mu_j \cdot \hat{f}_j)} \quad (16)$$

従って、推論結果の確信度は式(7)に示した y_i と式(16)に示した y'_i を比較することにより、式(17)のように与えられる。

$$\hat{f}_i = \frac{y'_i}{y_i} \quad (17)$$

3. 研削加工システムへの適用

提案してきた評価手法を実際の研削加工プロセスに適用し、推論した研削加工粗さの確信度を導出する。研削加工システムの概略図を図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。研削加工を行なう際の加工条件を表1に示す。実験では、研削動力を研削スピンドルの動力計で、法線方向研削力をクイル撓みとして非接触変位計で、加工中の工作物直径をインプロセスゲージで測定し、各々のアナログ信号をA/Dコンバータを通してコンピュータに取り込む。また、センサ融合システムで用いるセンサ出力は表2に示したように粗加工、仕上加工時における時間、研削動力、取り代、また研削除去累積量、法線研削力、ドレッシングリードの9項目である。これらのパラメータはドレッシングリードを除き同一時刻に得られる情報である。リカレント入力はセンサ融合システムから出力される1時刻前の加工粗さの推論値を用いる。これは、ファジィ推論の学習時間をできるだけ減少させるため、最小限のリカレント入力数による加工粗さの推論を行なったためである。サンプリングタイムは加工物1個を加工する時間と考え、加工物1つを加工した時点での加工粗さの推定を行なう。ここで、本評価法の有効性を示すため、リカレ

図6 Experiment System

Table.1 Process Condition

Grinder	CNC internal grinder	
Object	Outside Diameter	62 mm
	Inside Diameter	56 mm
	Width	8 mm
Whetstone	CBN230Q150V	
	Outside Diameter	44 mm
	Width	8.5 mm

Table.2 Input Parameter

Input Parameter		Unit
Rough Grinding	Time	s
	Grinding Power	kW
	Stock Removal	μm
Fine Grinding	Time	s
	Grinding Power	kW
	Stock Removal	μm
Cumulative Stock Removal		mm^3
Normal Grind Force		kg
Dressing Lead		mm

ント入力を持たない通常のファジィ推論とリカレントファジィ推論の推論結果及び確信度を比較する。

リカレントファジィ推論を図7に示した教師データを用いてルール追加型学習アルゴリズムを用いて学習させる。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、100個の対象物に対して行う。学習は10000回行い、ファジィルールを追加するかの判断は20回ごとに行った。このように学習を行ったりリカレントファジィ推論を用いて教師データとは異なるデータより加工粗さの推論を行い、確信度を導出する。

図8,9にリカレント入力を持たない通常のファジィ推論で推論を行った結果を示す。図8は10000回学習を行った時の誤差の平均値と最大値及びファジィルール数の変化を示している。ここで、生成されたファジィルール数は50個であった。また、図9に学習後のファジィ推論に別のデータを入力し、推論を行った加工粗さ、また計測した加工粗さ、そのときの確信度を示す。同様に、図10, 11にリカレントファジィ推論で推論を行った結果を示す。それぞれ、学習時の誤差及びファジィルール数の推移、学習後の加工粗さを示している。ここで、生成されたファジィルール数は37個であった。また、表3に加工粗さの2乗誤差平均、ファジィルール数を示しており、表4では確信度の平均値を示している。ここで、確信度は $\hat{f}_i \in [0,1]$ であり、確信度が高い

程、推論結果の信頼度が高くなる。

これらの結果から、通常のファジィ推論とリカレントファジィ推論を比較してみると、リカレントファジィ推論で推論した加工粗さは通常のファジィ推論より正確に推論できていることが分かる。ここで、それぞれの確信度を比べてみると、リカレントファジィ推論の方が確信度が高くなっている。これは、リカレントファジィ推論の推論結果の方が正確であると言える。

図7 Roughness vs. Work Number (Teaching Data)

図8 Learning Result without Recurrent Inputs

図9 Estimation Result without Recurrent Inputs

このことより、実際の研削加工システムでは用いることのできない誤差の代わりとして、本論文で提案したファジィネスの度合に基づく確信度により推論結果の評価が可能となる。

図 10 Learning Result with Recurrent Inputs

図 11 Estimation Result with Recurrent Inputs

Table.3 Square Error of Surface Roughness

	Average	Number of Fuzzy Rules
with Recurrent	1.64×10^{-2}	37
without Recurrent	3.14×10^{-2}	50

Table.4 Average of Reliability

	Average
with Recurrent	0.587
without Recurrent	0.484

4. まとめ

本論文では、リカレントファジィ推論により推論された結果の確信度を導出する手法を提案した。本手法では、ファジィ集合のあいまいさを表すファジィネスの度合から各メンバシップ関数の修正値を求めた。ここで、ファジィネスの度合の計算の際用いるファジィ集合の補集合は一般的に利用されている補集合を用い、ファジィ集合とその補集合の差異はハミング距離を用いて計算した。最終的な結果の確信度はこの修正値を考慮して推論を行った結果と通常の方法で推論を行った結果を比較して、導出を行った。最後に実際の研削加工プロセスに本評価法を適用し、本手法により研削加工粗さの推定値の評価が可能であることを示した。今後は、本論文で提案した確信度により、効果的な融合手法の獲得が期待される。

謝 辞

本研究は“IMS-SIMON：Sensor Fused Intelligent Monitoring System for Machining”の一環として行なわれております。関係各位に感謝の意を表します。

参 考 文 献

- [1] I. Inasaki, "Monitoring technologies for an intelligent grinding system", VDI BERICHT NR 1179, pp.31-45, 1995.
- [2] R. Ivester, "Optimization of cylindrical plunge grinding by recursive constraint bounding", ASME DSC, Vol.1, pp.529-537, 1995.
- [3] T. Fukuda, K. Shimojima, F. Arai, H. Matsuura, "Multi-sensor integration system based on fuzzy inference and neural network", Information and Science, Vol. 71, No.1 and 2, pp.27-41, 1992.
- [4] K. Shimojima, T. Fukuda, F. Arai, H. Matsuura, "Fuzzy inference integrated 3-D measuring system with LED displacement sensor and vision system", Intelligent and Fuzzy Systems, Vol.1, No.1, pp.63-72.
- [5] 小林太, 新井史人, 下島康嗣, 福田敏男, 小野田誠, 岡井則雅, "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), Vol.64, No. 620, pp.156-161, 1998.
- [6] S. Horikawa, T. Furuhashi, Y. Uchiyama, "On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the backpropagation algorithm", Neural Networks, Vol.3, No.5, pp.801-806, 1992.
- [7] D. A. Linkens and J. Nie, "Fuzzified RBF network-based learning control: structure and self-construction", Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks, pp.1016-1021, 1993.
- [8] M. A. Lee and H. Takagi, "Integrating design stages of fuzzy system using genetic algorithm", Proc. of 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, pp.612-617,

- 1993.
- [9] H. Nomura, I. Hayashi and N. Wakami, "A self-tuning methods of fuzzy control by descent method", Proc. of 4th IFSA Congress, pp.155-158, 1991.
- [10] R. Katayama, Y. Kajitani, K. Kuwata and Y. Nishida, "Self generating radial basis function as neuro-fuzzy model and its application to nonlinear prediction of chaotic time series", Proc. of 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, pp.407-414, 1993.
- [11] A. D. Luca and S. Termini, "A definition of a non-probabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory", Information and Control, Vol.20, pp.301-312, 1972.
- [12] A. Kaufmann, Introduction to the theory of fuzzy subsets, Academic Press, New York, 1975.
- [13] R. R. Yager, "On the measure of fuzziness and negation. Part I: Membership in ter unit interval", Int. Journal of General Systems, Vol.5, pp.221-229, 1979.
- [14] M. Higashi and G. J. Klir, "On measure of fuzziness and fuzzy complements", Int. Journal of General Systems, Vol.8, pp.169-180, 1982.
- [15] 本多中二, "ファジィ情報学", 日刊工業新聞社, 1993.

(1998年7月 7日 受 付)

(1998年9月17日 再受付)

[問い合わせ先]

〒464-8603

名古屋市千種区不老町

名古屋大学大学院工学研究科

マイクロシステム工学専攻

小林 太

TEL: 052-789-3925

FAX: 052-789-3909

E-mail: futoshi@robo.mein.nagoya-u.ac.jp

—— 著 者 紹 介 ——

小林 太 (こばやし ふとし)

名古屋大学大学院工学研究科

1995年 名古屋大学工学部機械工学科卒業。1997年 名古屋大学大学院工学研究科博士課程前期修了。1997年 同博士課程後期入学。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。日本ファジィ学会、計測自動制御学会各学生会員。

新井 史人 (あらい ふみひと)

名古屋大学大学院工学研究科

1986年 東京理科大学卒業。1988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。1989年 名古屋大学工学部機械工学科助手。1993年 工学博士(名古屋大学)。1994年 名古屋大学大学院工学研究科講師。1998年 同助教授。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。日本機械学会会員。

下島 康嗣 (しもじま こうじ)

名古屋工業技術研究所

1990年 名古屋大学工学部機械学科卒業。1994年 名古屋大学大学院工学研究科博士課程修了。博士(工学)。同年、名古屋大学大学院工学研究科助手。1996年 名古屋工業技術研究所研究員。1998年 同主任研究員。現在に至る。主として、ニューラルネットワーク、ファジィシステムに関する研究、センサ統合、知能ロボットや知的生産システムへの応用に関する研究、計算力学と知能情報処理による設計システムに関する研究に従事。IEEE、日本ファジィ学会、日本機械学会、計測自動制御学会、日本ロボット学会等各会員。

福田 敏男 (ふくだ としお)

名古屋大学大学院工学研究科

1971年 早稲田大学理工学部機械工学卒業。1977年 東京大学大学院博士課程修了。工学博士。通産省工業技術院機械技術研究所研究員。主任研究員を経て、1982年 東京理科大学工学部機械工学科講師。1983年 同助教授。1989年 名古屋大学工学部機械工学科第2学科教授。名古屋大学大学院工学研究科マイクロシステム工学専攻及び機械情報システム工学科教授。1997年 同先端技術共同研究センター教授。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。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-)。

小野田 誠 (おのだ まこと)

NTN 株式会社生産技術研究所

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、砥粒加工学会各会員。

堀田 祐三 (ほった ゆうぞう)

NTN 株式会社生産技術研究所

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。

Proposal of Reliability Based on Degree of Fuzziness for Evaluating Sensor Fusion

by

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

Abstract :

Sensor fusion systems for estimating the states from multiple sensor information have received much attention in various fields. In these days, various kinds of sensors have been developed. The measuring time and accuracy of each sensor are different because each sensor has particular characteristic for measuring. We have proposed the Recurrent Fuzzy Inference (RFI) with incremental learning for fusing multiple sensor information with different measuring time and accuracy. However, our method and traditional methods cannot evaluate the inferred result. In this paper, we propose the evaluation method for the inferred result. In this method, we calculate the reliability of it by the degree of fuzziness which expresses the fuzziness of the learned membership function. For showing the effectiveness of our method, we apply our method to the grinding process. Then, we infer the surface roughness and calculate the reliability of it.

Keywords : Sensor Fusion, Recurrent Fuzzy Inference, Degree of Fuzziness

Contact Address : **Futoshi KOBAYASHI**

Graduate School of Engineering, Nagoya University

1 Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, Japan

TEL : 052-789-3925

FAX : 052-789-3909

E-mail : futoshi@robo.mein.nagoya-u.ac.jp