ロボットハンドを用いた物体把持動作の繰返しによる触覚認識* (ファジィ関係による確信度向上計算法)

大岡 昌博^{*1}, 竹内 修一^{*2}, 三矢 保永^{*3}

Tactile Recognition Based on Repetition of Grasping of an Object with a Robot Hand (Calculation Method for Increasing Probability Levels Using Fuzzy Relations)

Masahiro OHKA, Shuichi TAKEUCHI and Yasunaga MITSUYA

A new robotic tactile recognition method wherein repetitions of grasping of an object enhanced recognition certainty was presented. To evaluate the certainty, probability levels of recognition were calculated by a fuzzy relational matrix defining similarities between objects. Calculations using various kinds of fuzzy compositions and binary operations required for the iterative evaluation process were compared. Arithmetic sum and product were found to be most suitable, being able to reflect the increase in probability levels. By applying the arithmetic calculations, a new program module for increasing probability levels was implemented. The module was incorporated into the fuzzy production system which was composed of a calculation module for characteristic parameters and an inference module using fuzzy production rules. Three modules were cyclically processed through repetitions of grasping of an object. A series of tactile recognition experiments using a robot hand equipped with three-axis tactile sensors were performed. Consequently, the present system succeeded in recognizing three-dimensional shapes of unknown objects such as an icosahedron and an imperfect sphere, which could not be recognized through only a single grasping.

Key Words: Mechatronics and Robotics, Fuzzy Set Theory, Expert System, Recognition, Fuzzy Relation, Fuzzy Production Rule, Three-Axis Tactile Sensor, Robot Hand.

1. 緒 言

人工知能の応用は、ロボットビジョンなど視覚の分野で広く進められており^{(1)~(3)}, またロボットの触覚認識にも適用され始めている^{(4)~(6)}. CCD カメラで広範囲の像を捉えることの可能な視覚に比べ、触覚で取得できる像(触像)は、物体とセンサとが直接接触する部分に限定されるため、一度の接触により物体全体の形状を認識することが困難である。一方、物体の表面粗さや硬さ認識などは、一般に視覚情報では困難であるが、触覚情報によれば簡単に認識できる。このように視覚と触覚では取得情報が量と質で大きく異なるため、触覚認識の手法をそのまま適用することは困難であり、触覚情報と適合性の高い認識手法を明らかにする必要がある。とくに触覚情報では、触像の範囲が限定される局所的な情報であること、また、物体の表面状態と把持状態に依存することから、一般的には分解能や精度が低く定性的である。したがって、このような触覚情報のあいまいさを補償する手法が必要である。

別報⁽⁷⁾では、このようなあいまいな触覚情報に基づく認識を計算機に実現させるため、ファジィプロダクションルール^{(8)~(10)}に基づく触覚認識システムを構築し、三軸触覚センサを装着したロボットハンド⁽⁶⁾を用いて、硬さと接触面形状の認識実験を行った。認識実験はいずれも1回の物体把持によって行い、その結果、既知試験片に類似した未知試験片については、帰結言明の内容とその確信度の値によって基本試験片との類似度を定量的に評価できた。しかし、20面体のように把持する場所によって、触覚情報の異なる物体に関しては、判定結果が接触面によって異なる結果となり、1回の把持によって物体を認識するには限界があった。

そこで本研究では、繰返し把持によってより多くの触覚情報を取得し、それらの情報の確信度を向上する計算法を提案する。この手法は、我々が表面性状や硬さを認識する場合、握り直したり把持位置を変えながら触覚情報を取得して物体を認識し、同時にその認識の確信度を高めている方法と類似しており、現実的な方法と考えられる。以上の認識手法を実現するため、まず物体間の類似関係を表すファジィ関係を用いた演算により、把持動作の繰返しとともに確信度が向上する認識手順を明確にする。次に、これに基づき計算プ

* 原稿受付 1994年11月28日。

^{*1} 正員, 静岡理科大学 (〒437 袋井市豊沢2200-2)。

^{*2} 名古屋大学大学院 (〒464-01 名古屋市千種区不老町)。

^{*3} 正員, 名古屋大学工学部。

プログラムを開発して、別報⁷⁾の触覚認識システムに組み込む。さらに、新しく構築したシステムの有用性を明らかにするため、三軸触覚センサを装着したロボットハンドを用いて、硬さと三次元形状の認識実験を行う。実験では、認識物体を数回把持して触覚情報を取得し、その情報に基づき推論を行い、確信度の演算を繰返す。得られた確信度の推移から、本手法の有用性について検証する。

2. 確信度向上計算法

2.1 基礎式 物体を繰返し把持するたびに推論を実行し、認識の確信度を次第に高めるため、有限集合間の類似性を示すファジィ関係を用いた確信度の計算手法を提案する。以下では、ファジィ集合 F を次のようにメンバシップ関数 μ_F によって特性づけられる集合とする。

$$\mu_F: X \rightarrow [0, 1] \quad \dots\dots\dots (1)$$

ファジィ関係 A とは、直積 $Y \times X = \{(y, x) | y \in Y, x \in X\}$ においてメンバシップ関数 $\mu_A: Y \times X \rightarrow [0, 1]$ によって特性づけられるファジィ集合のことである。もし、 X, Y がそれぞれ $X = \{x_1, \dots, x_m\}$, $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ なる有限集合とすると、 $Y \times X$ におけるファジィ関係 A は式(2)に示す $n \times m$ 行列によって表せる。以後、これをファジィ関係行列と呼ぶ。

$$A = \begin{bmatrix} \mu_A(y_1, x_1) & \dots & \mu_A(y_1, x_m) \\ \vdots & & \vdots \\ \mu_A(y_n, x_1) & \dots & \mu_A(y_n, x_m) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (2)$$

図形“○”、“□”および“△”の「似ている」度合を示すファジィ関係行列を図1に例示する。この例では「似ている」度合が高ければ1、低ければ0に近い値でファジィ関係を定義しており、“○”と“□”は似ている度合が0.3であることを示している。

いま、ファジィ値で定義される確信度の値を要素とする確信度ベクトル x と y がファジィ行列関係 A の類似関係にあると仮定すると、確信度ベクトル y は確信度ベクトル x とファジィ関係行列 A の合成 $A \circ x$ により計算でき、次のように定義できる。

$$y = A \circ x$$

$$\begin{array}{c} \text{○} \quad \text{□} \quad \text{△} \\ \text{○} \quad \begin{bmatrix} 1.0 & 0.3 & 0.0 \\ 0.3 & 1.0 & 0.5 \\ 0.0 & 0.5 & 1.0 \end{bmatrix} \\ \text{□} \\ \text{△} \end{array}$$

図1 ○, □および△の「似ている」を示すファジィ関係行列

$$= \bigvee_y \{ \mu_A(y, x) \wedge \mu_x(x) \} \quad \dots\dots\dots (3)$$

ここでの合成法を max-min 合成と呼ぶ。このほか max・星合成, max・積合成および min-max 合成など種々の合成がある⁽¹¹⁾。

物体を繰返し把持することにより認識の確信度を向上させるためには、過去の履歴の効果を式(3)に組み入れる必要がある。ここでは最も単純に、時刻 t において入力ベクトル $x(t)$ を得たとき、出力ベクトル $y(t)$ は、現在時刻における $A \circ x$ と Δt だけ以前の $y(t - \Delta t)$ の2項演算によって決定できるものとする。

$$y(t) = y(t - \Delta t) * A \circ x(t) \quad \dots\dots\dots (4)$$

ここで、 $*$ は $[0, 1]$ 区間で定義される適当な2項演算である。合成の場合と同様、2項演算子として種々のものを用いることができるため、多数の組合せが可能となる。ここでは、これらの組合せの中から最も典型的なものを選ぶ。例えば、合成と2項演算として、max-min 合成と max 演算あるいは代数和・積合成と代数和演算を採用すると式(5)と(6)を得る。

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ \vdots \\ y_n(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(t - \Delta t) \vee a_{11} \wedge x_1(t) \vee \dots \vee a_{1m} \wedge x_m(t) \\ \dots \\ y_n(t - \Delta t) \vee a_{n1} \wedge x_1(t) \vee \dots \vee a_{nm} \wedge x_m(t) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (5)$$

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ \vdots \\ y_n(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1(t - \Delta t) \dot{+} a_{11} \cdot x_1(t) \dot{+} \dots \dot{+} a_{1m} \cdot x_m(t) \\ \dots \\ y_n(t - \Delta t) \dot{+} a_{n1} \cdot x_1(t) \dot{+} \dots \dot{+} a_{nm} \cdot x_m(t) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 $\vee$ と $\wedge$ はそれぞれ max と min 演算を表す。また、 $\dot{+}$ と $\cdot$ はそれぞれ代数和と代数積を表し、以下のように定義される。

$$\text{代数和: } \mu_a \dot{+} \mu_b(x) = \mu_a(x) + \mu_b(x) - \mu_a(x) \mu_b(x)$$

$$\text{代数積: } \mu_a \cdot \mu_b(x) = \mu_a(x) \mu_b(x)$$

さらに y の各成分の値域が $[0, 1]$ 区間に限定されないとするば、算術和・積(通常の和と積)によって次式のように定式化することも可能である。

$$\begin{bmatrix} y_1(t) \\ \vdots \\ y_n(t) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} y_1(t-\Delta t) + a_{11} \cdot x_1(t) + \cdots + a_{1m} \cdot x_m(t) \\ \vdots \\ y_n(t-\Delta t) + a_{n1} \cdot x_1(t) + \cdots + a_{nm} \cdot x_m(t) \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (7)$$

2・2 シミュレーションによる演算方法の比較

2・1 節で定式化した式(5), (6)および式(7)を用いた場合の確信度の推移をシミュレーションにより検証する。このため、入力確信度ベクトル $\mathbf{x}[(x_1, x_2, x_3)]$ の変化として次の四つの条件について計算する。これらの条件は、後述の触覚認識を実施したときに観測された $\mathbf{x}$ の時間変化の典型的な例として選定した。

CASE A: x_1, x_2 および x_3 が常に一定値の場合。

CASE B: x_1 と x_2 は一定値で、 x_3 が2回めの値だけ1.0をとりこれ以後は一定値となる場合。

CASE C: x_2 が一定値で、 x_1 と x_3 がそれぞれ0.0から0.9と1.0から0.1に直線的に変化する場合。

CASE D: x_1 と x_2 は一定値で、 x_3 が周期的に1.0と0.0を繰返す場合。

以上の計算条件で用いた入力ベクトルの時間変化をまとめて図2に示す。

以下では、図1で示したファジィ関係行列の値を用いて式(5), (6)および式(7)の場合について、“○”, “□” および “△” の確信度の値を要素とする出力確信

度ベクトル $\mathbf{y}[(y_1, y_2, y_3)]$ の演算結果を検討する。CASE A~Dの結果をそれぞれ図3~6に示す。これらの図では、式(5), (6)および式(7)の演算結果がそれぞれの図の(a), (b)および(c)に対応している。なお、式(5)と(6)の結果は、[0, 1]区間の範囲にあるのに対し、式(7)の結果はその範囲を限定されないという違いがあるが、ここでは、すべての演算結果を統一して確信度レベルと呼ぶ。これらの図より以下のことがわかる。

2・2・1 CASE A(図3) min-max 演算では入力一定の場合、最初の演算値がそのまま維持されるため、式(5)では、1回めの演算結果の値が保持され、2回以降はすべての出力確信度ベクトルの値は一定となる。次に式(6)の場合、すべての要素とも時間ステップの増加とともに累積されていくが、最終的にはすべて1に収束する。これは、[0, 1]区間で定義される代数和演算を繰返した結果、その累積値が上限1に到達したためである。式(7)の場合、すべての要素の値は比例的に増加していく。このように入力確信度ベクトルの要素の値が常に一定の場合、式(6)では出力確信度ベクトルの要素間に差が生じない。

2・2・2 CASE B(図4) 式(5)では、 y_3 の累積値が2回めで1.0になり、その後入力値の値に関わら

(a) CASE A

(c) CASE C

(b) CASE B

(d) CASE D

図2 入力ベクトルの値

ず1.0となる。同様に式(6)の場合も2回めに1.0に達した以後、1.0の一定値になる。これに対して式(7)では、2回めに y_3 の値が最大になるが、最終的には y_1 の累積値が最大となる。このようにファジィ演算のみからなる式(5)と式(6)では、一度1.0の値をとると、それ以降の値は入力値にかかわらず1.0になるため、その後の入力値の変化は出力値に反映されない。

2・2・3 CASE C(図5) 式(5)では、1回めから4回めの入力まではすべて一定値をとり、4回以降は y_1 のみ入力値に伴って増加する。式(6)では、前述の図3(b)、図4(b)と同様に1に収束する。これらに対し、式(7)では、入力値の増減に対応して y_2 と y_3 の順序関係が交替する。

2・2・4 CASE D(図6) 式(5)では、2回め以降すべて一定値をとり、 x_3 の周期的な変化の様子を反映していない。式(6)は、5回めの入力ですべてほぼ1に収束する。一方式(7)では、 x_3 との類似関係が0.0である y_1 の値は直線的に増加していくが、類似関係が0.0でない y_2 と y_3 は周期的に変化しながら増加していく。

2・2・5 シミュレーション結果の考察 以上の議論から、 $[0, 1]$ 区間に限定されるファジィ演算では、出力ベクトルの値はただ一度の入力ベクトルの値に依存することがわかる。とくに本研究のように、物体を繰返し把持し、その触覚情報から認識結果を導出する目的に対しては、偶然発生する事象に左右されること

(a) 式(5)による確信度レベルの推移

(a) 式(5)による確信度レベルの推移

(b) 式(6)による確信度レベルの推移

(b) 式(6)による確信度レベルの推移

(c) 式(7)による確信度レベルの推移

(c) 式(7)による確信度レベルの推移

図3 CASE Aにおける確信度レベルの推移の比較

図4 CASE Bにおける確信度レベルの推移の比較

は好ましくない。出力ベクトルの値をファジィ演算の入力値として再び使用する場合には、フィジィ値をとる必要があるが、累積値の推移を評価して物体認識を行う場合、ただ一度の入力ベクトルの値に依存されない非ファジィ演算のほうが認識結果を明確に評価することができる。以上の比較により、繰返し行う触覚認識では算術和・積演算が最適であると考えられるため、以後確信度の計算には式(7)を用いることとする。

3. 実験システムと実験方法

3・1 システム構成 ロボットにより試験片を繰返し把持して硬さと三次元形状認識実験を行うため、ロボットハンドシステムと計算機(富士通, SUN 4/

330)上で稼働する触覚認識システムを図7のように構成した。図8に示すように、ハンドは平行指形であり、把持物体の硬さや転がりやすさを検出するため、両指の開閉と片指のスライド動作が可能である。これらの動作を行うため、図7中に示すモータをドライバとモータコントローラによって制御する。また各々の指には、三軸の力分布を検出できる三軸触覚センサ素子がアレイ状に並べられており、センサの信号処理装置によって順に走査される。その結果得られる三軸力の分布情報は、インタフェースを介して触覚認識システムへ転送される。これらのモータコントローラと信号処理装置は、触覚認識システムによって制御される。以下では触覚認識システムの概要を説明する。

(a) 式(5)による確信度レベルの推移

(a) 式(5)による確信度レベルの推移

(b) 式(6)による確信度レベルの推移

(b) 式(6)による確信度レベルの推移

(c) 式(7)による確信度レベルの推移

(c) 式(7)による確信度レベルの推移

図5 CASE Cにおける確信度レベルの推移の比較

図6 CASE Dにおける確信度レベルの推移の比較

図7 実験システム

図8 ハンド動作

図9 部分的に切削した球と20面体

3・2 触覚認識システム 触覚認識システムは、特徴量抽出モジュール、ファジィプロダクションルールによる推論モジュールおよびファジィ関係を用いた確信度計算モジュールから構成されるソフトウェアであり、計算機上で実行される。物体把持を繰返しながらか確信度を向上していくため、これらの3モジュールは、図7に示すように触覚センシングを繰返すたびサイクリックに実行される。以下では、このシステムを構成する各モジュールについて説明する。

3・2・1 特徴量抽出モジュール 別報⁽⁷⁾と同様に、物体把持を1サイクル行うごとに取得する三軸の力情報から、硬さと接触面形状を評価するための特徴パラメータの値を算出する。

3・2・2 ファジィプロダクションルールによる推論モジュール 特徴量抽出モジュールで算出された特徴パラメータの値に基づき、別報⁽⁷⁾で提案したルールベースによるファジィ推論を行う。ここで得た推論結果は、1サイクルの物体把持によるものであるため、物体とセンサの接触面の特徴についての結果である。以後、この推論結果を中間結論と呼ぶ。

3・2・3 ファジィ関係を用いた確信度向上計算モジュール 本モジュールは、連続把持動作における触覚認識システムに新たに組込んだ演算プログラムである。2章で導入した式(7)に基づき、硬さと三次元形

状の確信度レベルの演算を行う。入力確信度ベクトルは、硬さと三次元形状認識とも中間結論に含まれる複数の帰結言明の確信度の値を成分として生成する。同様に出力確信度ベクトルは、硬さ認識については7種類の材質、三次元形状認識では球、円筒および n 角柱を示す確信度の値を成分とする。演算プログラムは、LISPとC言語で作成した約20種類の関数で構成されており、確信度レベルの演算結果を出力する。以後、この演算結果を最終結論と呼ぶ。

3・3 実験方法 実験で使用した試験片は、硬さ認識では硬質ゴム(JIS K 6301に規定されているゴムのスプリング硬さで評価した場合、44 Hs程度の硬さ)、油粘土およびソフトキャンディ(7 Hs)を使用した。三次元形状認識では球、図9(a)に示す部分的に切削した球および図9(b)に示す20面体を使用した。なお、三次元形状認識用試験片はすべてゴム製(35 Hs)である。

触覚性報を取得するための把持動作は、硬さ認識ではハンドの開閉動作1サイクルを同一場所で5サイクル連続で行い、三次元形状認識ではハンドの開閉とスライド動作を1サイクルとした動作を5サイクル任意の場所で続けて行った。各サイクルごとに取得した三軸の力情報をもとに触覚認識システムで認識結果を導出した。

確信度レベルを演算する際に使用したファジィ関係

行列の各値を表1にまとめて示す。各値は、項目間の類似性を考慮して合理的と思われる値に設定した。例えば、表1(a)の材質間の関係は硬質ゴムと軟質ゴムは同じであることから0.4の関係があるが、油粘土とは関係がないとして、0.0の関係とした。表1(b)の形状の関係は、球面、円筒面、点、エッジ、平面といった接触面の形状と球、円筒および n 角柱といった三次元形状の関係を表す。例えば、球と球面は最も関連が深いため1.0の関係とした。

4. 実験結果と検討

4.1 硬さ認識 硬質ゴムの確信度レベルの推移を図10に示す。この場合には、各把持動作での推論で常に同じ確信度を得ることから、各材質を表す値はほぼ直線的に増加することになる。このように、硬質ゴムの材質特性の変化は5サイクルの把持動作中変化し

表1 ファジィ関係行列の値

(a) 材質間の関係

	R _H	R _N	R _S	C _N	S _C	S _N	R _P
R _H	1.0	0.5	0.4	0.0	0.0	0.0	0.3
R _N	0.5	1.0	0.6	0.0	0.0	0.0	0.1
R _S	0.4	0.6	1.0	0.0	0.0	0.0	0.2
C _N	0.0	0.0	0.0	1.0	0.3	0.2	0.0
S _C	0.0	0.0	0.0	0.3	1.0	0.6	0.0
S _N	0.0	0.0	0.0	0.2	0.6	1.0	0.0
R _P	0.3	0.1	0.2	0.0	0.0	0.0	1.0

R_H: hard rubber; R_N: normal rubber; R_S: soft rubber;
C_N: normal oily clay; S_C: conductive sponge;
S_N: normal sponge; R_P: porous rubber.

(b) 接触面形状と三次元形状の関係

	S	C	P	E	F
Sphere	1.0	0.3	0.1	0.0	0.3
Circular cylinder	0.3	1.0	0.0	0.2	0.2
N - polygonal cylinder	0.0	0.0	0.6	1.0	1.0

S: spherical; C: cylindrical; P: pointed; E: edged; F: flat.

図10 硬質ゴムに関する確信度レベルの推移

ない。

次に、油粘土の確信度レベルの推移を図11に示す。1回目の推論では油粘土を示す値が大きくなるが、以後の推論では独立気泡ゴムを表す値が多く出力され、5サイクル終了時では独立気泡ゴムを表す値が最も大きくなる。これは、把持動作を繰返すことにより油粘土が押しつぶされた結果、その性質が変化したと考えられる。したがって、本手法ではこのような材質の変化を捉えることも可能である。

最後に、ソフトキャンディの確信度レベルの推移を図12に示す。いずれの確信度の値も把持動作の回数の増加に伴って増加するが、最終的には油粘土に対応する確信度レベルの値が最も大きくなる。1サイクルめでは、ソフトキャンディと油粘土の確信度は類似しており両者の弁別は困難であるが、把持動作終了時には前述の図11の結果と異なり、両者の差を明確に弁別することができる。

以上のように本計算法では、中間結論で判別可能な硬質ゴムだけでなく、判別の困難な油粘土とソフトキャンディについても、5サイクルの把持動作中の確信度レベルの変化から判別可能となる。

4.2 三次元形状認識 球を認識させた場合の出力例を図13に示す。図から明らかなように、球を示す

図11 油粘土に関する確信度レベルの推移

図12 ソフトキャンディに関する確信度レベルの推移

確信度レベルの値がほぼ直線的に変化している。これは、試験片が完全な球であるため、接触面形状の結果が把持位置によらず、各サイクルにおいて同一の確信度の値を示すためである。

次に、部分的に切削した球を認識させた場合の出力例を図14に示す。この場合、図13と異なり完全な球でないため、1サイクルめでは球と n 角柱の確信度レベルがほぼ一致している。しかし、把持動作を繰返すたびに球の確信度レベルが増加し、最終的には最も高くなる。

最後に、20面体を認識させた場合の結果を図15に示す。20面体は把持動作中(2と3サイクルめ)で曲線がほぼ一致するため、この段階では3種類の三次元形状を判別できない。しかし、把持動作をさらに継続することにより、把持終了時には球の確信度レベルの値が大きくなるため、把持物体が球であると判別できる。20面体は部分的にみれば平面とエッジによって構成されているが、全体として球と近似できる。実験結果では、球の確信度レベルが最も高くなっていることから、本システムの推論結果は、我々の主観とよく一致しているといえる。

三次元形状認識では把持位置での接触面の情報から全体の形状を推測するため、球のように局所的な特異

部分がない物体の場合には、ファジィプロダクションルールによる推論を用いた接触面形状だけからでも認識が可能である。しかし、ルールだけによる推論によって、部分的に切削した球など接触面形状が把持場所により異なる物体を認識する場合には、接触面形状と三次元形状を関連づけるあらゆる組合せのルールが必要となるため、ルールの構築が複雑となる。これに対し本手法では、中間結論から最終結論をファジィ関係行列による演算から導出できるので、ルールの有無によらず最終結論を得ることが可能である。また、ファジィプロダクションルールとファジィ関係行列は独立に決定できるので、ルールの調整も容易な上に、その数も大幅に削減できる利点がある。

5. 結 言

ロボットの触覚認識をより人間に近づけることを目的に、把持動作を繰返すことによって、対象物体の認識の確信度を増加させる機能を有する認識システムを構築した。さらにこのシステムを用いて、三軸触覚センサを装着したロボットハンドによる硬さと三次元形状の認識実験を行い、本システムの有効性を確認した。得られた結論を以下に要約する。

(1) 把持動作を繰返すことにより認識の確信度を高める手法として、ファジィ関係を用いた新しい計算手法を提案し、触覚認識システムと三軸触覚センサ装着ロボットハンドを組合せて、硬さと三次元形状認識が可能な認識実験システムを構築した。

(2) ファジィ関係を用いた確信度向上計算法として、適切な演算方法を選定するため、ファジィ的な演算手法と算術的な演算手法の比較を行った。その結果、把持動作を繰返しながら実行する本システムでは、算術的な演算手法のほうがより適切な認識結果が得られることを確認した。

(3) 繰返し物体把持による硬さと三次元形状認識

図13 球に関する確信度レベルの推移

図14 部分的に切削した球に関する確信度レベルの推移

図15 20面体に関する確信度レベルの推移

実験において、プロダクションルールによる推論結果だけでは明確に判別できなかった材質や三次元形状の判別が可能であることから、本手法の有用性を確認した。

最後に、本研究にあたり(株)富士電機総合研究所が開発した三軸触覚センサと大阪大学・馬野元秀先生が開発したファジィ集合処理システムを利用したことを付記し感謝する。また、本研究の遂行の一部に、(財)堀情報技術財団の研究助成を活用したことを付記し謝意を表する。

文 献

- (1) 安西, 認識と学習, (1989), 155, 岩波書店.
- (2) Winston, P. H., *ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, 2nd ed., (1984), 339, Addison Wesley.
- (3) Winston, P. H. and Horn, B. K. P., *LISP*, 2nd ed., (1984), 269, Addison Wesley.
- (4) Stansfield, S. A., Robotic Grasping of Unknown Objects: A Knowledge-based Approach, *Int. J. Robotics Research*, **10**-4(1991), 314.
- (5) 大下・ほか3名, 触覚センサによる多面体の触像取得, 第10回日本ロボット学会学術講演会予稿集, No. 2(1992-11), 657.
- (6) 大岡・小林・篠倉・鷲沢, 3軸触覚センサ付き平行指ハンドを用いた触覚エキスパートシステム, *機論*, **57**-544, C (1991), 3855.
- (7) 大岡・竹内・三矢, ファジィプロダクションルールによる3軸触覚センサ装着ロボットハンドを用いた触覚認識, *機論*, **61**-588, C(1995), (掲載決定).
- (8) 馬野, ファジィプロダクションシステムにおけるファジィパターンマッチングについて, 第6回ファジィシステムシンポジウム, (1990-9), 251.
- (9) Siler, W. M. (崔沢, 廣田監修), ファジィ・エキスパートシステム 理論と実践, (1990), 71, 電機書院.
- (10) 日本ファジィ学会編, ファジィ・エキスパート・システム, 講座ファジィ, **8**(1993), 44, 日刊工業新聞社.
- (11) 水本, ファジィ理論とその応用, (1988), 47, サイエンス社.