感覚器官をもった人工の指による物体の認識†

工藤和彦*・佐藤伸一**・高田 勝*

Pattern Recognition of an Object by Artificial Fingers with Sense Organs

Kazuhiko KUDO*, Shin-ichi SATO** and Masaru TAKATA*

In the recognition of the nature of an object by artificial fingers, the selection of sense elements and the processing method of the information from them are important. In this study a sense element using a strain gauge advanced recognition than that using on-off was made and tested to get the sense information in the form of analogue voltage for more switches. This sense element is superior in linearity and bears repetition of the load. It is seen that this element can get information necessary to classify the shape, size and material of the objects.

The concept of "attributes" to describe the nature of the object is suggested, and a method of classification of each attribute is also presented. It is easy to add the new attribute, and the amount of the calculation for classification is reduced in this method. The linear discriminant function method is one of the most popular recognition theories. On the other hand there is a theory using the Bayes minimum risk decision function, and this can be translated to a Chebychev polynomial discriminant function. We compare both methods using the same data. We could not find significant differences between the two methods in the correct rate of answers, but the latter is preferable from the point of view of the time for calculation.

1. ま え が き

人間の手の触覚は非常に発達しており、物体に触れることにより記憶、連想等の内部器官の働きとの相互作用によって高度の認識が行なわれる。これらの手の

能力を機械として実現することを考えるとき、自ら外界の情報を取り入れる可動入力装置として人工の手のシステムを製作するとき、感覚器官の感覚受容能力によって外界からとり入れる情報の量および質が決定されるので、手に使用する感覚素子（トランスデューサ）の優秀なものを開発することが重要である。また人間の中樞神経にあたる識別部分においてはパターンの構造の十分な解析に基づいた識別アルゴリズムの適用または一般的な識別理論の適切な応用が必要である。

1つの物体は同時に多くの性質（材質、形状、温度等）を併せもっている。人間はこれら多種類の性質を皮膚感覚を通して同時に識別できる。一方、人工の手の感覚としては接触、すべり、反力、温度等があげられる¹⁾。現在これらの感覚の情報処理によって形状識別、接触状態判断等を行なう研究がかなりなされ、素子としてすぐれたものが報告されている²⁾³⁾⁴⁾⁵⁾。これらの報告は上に述べた物体がもつ多くの性質のいずれか1つに注目して、それらの中におけるパターン識別の可能性を示しているように思われる。ここでは人工の手をコンパクトに構成する1つの方法として、感覚素子になるべく小さくかつ同一素子で多種類の物体の性質についての識別が可能であることが必要であると考へ、感覚情報をアナログ量で取り入れる素子を試作実験した。

また物体の多種類の性質を表現するのに属性およびクラスの概念を提案し、識別のための計算量をへらすことを試みた。また3.2と3.3に述べる2つの識別関数についてそれぞれ識別実験を行ない比較検討した。

2. 物体の認識システムの構成

試作した人工の指をFig. 1に示す。これは3自由度をもちおのおの関節はサーボモータで駆動される。関節の位置は物体の認識のための重要な情報となるので、ポテンショメータで検出してインターフェース回

† 日本機械学会九州支部第26期総会講演会で発表(昭48・3)

* 九州大学工学部 福岡市東区箱崎 3576

** 富士写真フイルム(株) 足柄市狩野 932

* Faculty of Engineering, Kyushu University, Fukuoka

** Fuji Photo. Film Co.; LTD. Ashigara

(Received July 23, 1973)

路（以下 IFC と略す）に送られる。

人工の指の内側には、感覚素子 8 個を 1 ブロックとした 4 ブロック 32 個の素子が取付けられる。素子はりん青銅板にストレインゲージを貼ったもので、その出力は IFC の増幅器に送られ、A/D 変換器でデジタル化される。いくつかの形のものにつき試作検討の結果 Fig. 2 に示す素子が出力の線形性、再現性に優れていた。これは物体に接触する部分が一定になるよう半球状のアルミ片を貼付けていること、ストレインゲージが本来出力の精度が高いものであるためである。

全体の構成を Fig. 3 に示す。人工の指の本体と制御を行なう計算機は IFC、ケーブル（50 回線用、約 250 m）、A/D、D/A 変換器を介して接続されている。他に ITV とインターホンが連絡に用いられる。IFC は 3 つに分けられ、感覚増幅部は感覚素子からの出力を増幅する IC 直流アンプであり、関節制御部は制御プログラムからの指令に従って各関節を目標位置に動かすフィードバック制御系をなしている。また関節位置検出部はポテンシオメータで関節の位置を電圧に変換する。ケーブルは感覚情報伝送のため 35 回線、関

節制御のため 3 回線を用いている。A/D、D/A 変換器はチャンネルを介して計算機（FACOM 230-25, 64 KB）に接続されている。

認識、制御プログラムには主として FÖRTTRAN、一部にアセンブラ（FASP）を使用している。

3. 感覚情報処理

3.1 物体の性質の表現

人工の指が取扱う対象である物体がもつ性質には、たとえば材質（金属、合成樹脂、木、ガラス等）、表面状態（粗い、滑らか）、形状（二次元形状、三次元形状）、温度（高温、常温、低温）などがある。物体がもつこれらの性質を「属性」と名付け、属性の中での更に細かい区分けを「クラス」と呼ぶ。たとえば材質という属性中にあるクラスとしては金属、合成樹脂などがある。したがって物体はそれがもつ属性の中のいずれか 1 つのクラスに入る。1 つの属性を θ_k として、これを集合と考えると物体はその部分集合の 1 つに入るが、このおのおのの部分集合がクラス θ_j^k である。するとこの物体を表わすのに、それがもつ属性のうちその所属するクラス名を並べればよい。すなわちある

Fig. 1 (b) Freedoms of the Artificial Fingers

Fig. 1 (a) Artificial Fingers

- 1 aluminum lobe
- 2 phosphor bronze plate
- 3 screw
- 4 strain gauge
- 5 plastic block

Fig. 2 (a)
SENSE
ELEMENT

Fig. 2 (b)
Characteristics
of the SENSE
ELEMENT

Fig. 3 Artificial Hand System

物体 M は

$$M = (C_1 \ C_2 \ \dots \ C_m)^T \quad (1)$$

ここに

$C_1, \dots, C_m$: M の所属するクラス名

$C_k \in \theta_k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_n^k\}, (k=1 \sim m)$

$\theta_i^k \cap \theta_j^k = \phi, (i \neq j)$

θ_k : 属性の名前

θ_i^k, θ_j^k : 属性 θ_k 中のクラス名

m : M の持つ属性数, n : 属性 θ_k 中のクラス数

$\in$: 所属, $\cap$: 集合の積, ϕ : 空集合

おのおのの属性中のクラスを列にして, 属性の数だけの列 (m 列) をもった行列 θ を属性行列と呼ぶ. このとき n は属性のうち最大のクラス数をもつものに合わせる. また (1) において $C_1, \dots, C_m$ を対角要素にもつ正方行列 N を考える. 対角要素以外の値は考慮しない.

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_1^1 & \theta_1^2 & \dots & \theta_1^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_n^1 & \theta_n^2 & \dots & \theta_n^m \end{bmatrix}, \quad N = \begin{bmatrix} C_1 & & \\ & \ddots & \\ & & C_m \end{bmatrix}$$

物体の認識とは属性行列 θ について, 行列 N を得るためつぎの関係を満す $m \times n$ 変換行列 Y を求めることになる.

$$Y \cdot \theta = N \quad (2)$$

Y は各行の要素のうちいずれか1つが1で他が0である行列で, (2) は N の対角要素についてのみ計算すればよい. Y が m 個の n 次元列ベクトル (識別ベクトルと呼ぶ) からできていると考えると,

$$Y = (Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_m)^T, \quad (3)$$

$$Y_k = (y_1^k \ y_2^k \ \dots \ y_n^k), \quad (k=1 \sim m) \quad (4)$$

ただし $y_i^k = 0$ または 1 , $\sum_{i=1}^n y_i^k = 1$

さて人工の指による物体の認識においては, 人間が属性行列 θ のおのおののクラスに属する物体をサンプルとして与えることができる. すなわち教師つきの学習過程を設けて教育を行なえる. 学習が終了した後の識別過程において, 物体を人工の指に握らせて得た多くの感覚素子からの出力を要素とする列ベクトルをパターンベクトル X とする. X はパターン観測空間内の1点で表わされる. パターン観測空間を2分する超平面 (超曲面) を決定するのが識別関数であり, X がそのどちら側

にあるかによって2つのクラスに分けることができる. X が属性 θ_k についてクラス θ_i^k および θ_j^k のいずれに属するかを識別する関数 $f_{ij}^k(X)$ をつぎのように定義する. (以下添字 k を省略する)

$$f_{ij}(X) = \begin{cases} = 1 & \text{のとき } X \in \theta_i \\ = -1 & \text{のとき } X \in \theta_j \end{cases} \quad (5)$$

(4) の各要素は次式で表わされる

$$\sum_{j=1}^n f_{ij}(X) = \begin{cases} = n & \text{のとき } y_i = 1 \\ < n & \text{のとき } y_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

ただし $f_{ii}(X) \equiv 1$

2クラス識別関数に基づく多クラス分類法が (6) である. $f_{ij}(X)$ が誤った識別をしたとき, (6) のすべての $y_i (i=1 \sim n)$ が0になる場合 (reject と呼ぶ) が起りうる. そこで $\sum_{j=1}^n f_{ij}(X)$ を $i=1 \sim n$ について計算し, そのうち最大の値をとるものを選び $y_i = 1$ とすれば reject は起らない.

実際に識別を行なうときに重要になるのは識別に必要な計算回数とその正解率である. 属性行列 θ において物体のクラス数が全部で $m \times n$ 個あったとする.

(6) の多クラス分類法で $m \times n$ クラスの分類をそのまま行なうとき, 必要な識別関数 $f_{ij}(X)$ の数 F_1 は

$$F_1 = m \cdot n \cdot (m \cdot n - 1) / 2 \quad (7)$$

一方感覚器より出力されたパターンベクトルが, ある属性についてのクラス分けを可能にする情報を含んでいるものであれば, (3) の変換行列 Y (m 個の識別ベクトル Y_k) を求めればよい. この場合の必要な識別関数の数 F_2 は

$$F_2 = m \cdot n \cdot (n - 1) / 2 \quad (8)$$

(7), (8) を用いて, たとえば $m, n=3$ のときは $F_1=36$, $F_2=9$, $m, n=4$ のときは $F_1=120$, $F_2=24$ と

なり、属性についてクラス分けが可能な識別関数を用いると計算の量が減少するとともに、未知の属性を含んだ対象についても、既知の属性についての判断は下すことができ、また求める必要のない属性については計算を省略することができる。

3.2 線形識別関数

識別関数としてわれわれは線形識別関数および Bayes の決定法則に基づいた関数を用いた。線形識別関数⁶⁾⁷⁾では $d+1$ 次元のパターンベクトル X および荷重ベクトル W を考えて、つぎの分離平面を用いる。

$$f_{ij}'(X) = W \cdot X = \sum_{l=1}^{d+1} w_l \cdot x_l = 0 \quad (9)$$

$$X = (x_1 \cdots x_d \ 1)^T, \quad W = (w_1 \cdots w_{d+1})$$

$f_{ij}'(X)$ の符号により (5) の $f_{ij}(X)$ を 1 または -1 とする。

一般に W は学習によって決定するが、ここでは W の修正法として固定増分法を用いた。 $f_{ij}'(X)$ がクラス θ_i および θ_j の識別を行なうように W を決定するには、学習のためのサンプルパターンベクトル S に対して

$$\begin{aligned} S \in \theta_i \text{ のとき } f_{ij}'(S) &\geq 0 \\ S \in \theta_j \text{ のとき } f_{ij}'(S) &< 0 \end{aligned} \quad \text{ならば } W_{t+1} = W_t$$

$$\begin{aligned} S \in \theta_i \text{ のとき } f_{ij}'(S) &< 0 \\ \text{ならば } W_{t+1} &= W_t + b \cdot S^T \end{aligned}$$

$$S \in \theta_j \text{ のとき } f_{ij}'(S) \geq 0 \quad \text{ならば } W_{t+1} = W_t - b \cdot S^T \quad (10)$$

ここに b は W の修正係数、 t は W の修正回数であり、有限回で W は収束することが証明されている。

3.3 Bayes 決定法および Chebychev 多項式近似を用いた識別関数

物体のもつある属性が 2 つのクラスに分けられそれぞれ θ_1, θ_2 と呼ばれるとする。識別すべきパターンベクトル $X = (x_1 \cdots x_d)^T$ の予備的処理として、各要素 $x_l (l=1 \sim d)$ の最大値と最小値に基づいて、 x_l が $(-1, 1)$ 間の値をとるように正規化を行なっておく。正規化されたパターンベクトルを改めて X とする。Bayes の損失最小の決定法を用いてつぎの分離平面 (曲面) が得られる⁸⁾。

$$f_{12}'(X) = g_1(X) - K \cdot g_2(X) = 0 \quad (11)$$

$$K = \frac{P_r(\theta_2) \cdot L_{21}}{P_r(\theta_1) \cdot L_{12}}$$

$P_r(\theta_1), P_r(\theta_2)$: それぞれ θ_1, θ_2 の生起確率

L_{12} : X のクラスが θ_1 であるのに θ_2 であると決定したときの損失

L_{21} : X のクラスが θ_2 であるのに θ_1 であると決定したときの損失

$g_1(X)$: θ_1 に属する X の状態確率密度関数

$g_2(X)$: θ_2 に属する X の状態確率密度関数

(11) より $f_{12}'(X) = 0$ が Bayes 決定境界面となる。

X に対して $g_1(X)$ および $g_2(X)$ をあらかじめ与えられたサンプルパターンベクトル S_P より推定するのにより、 X の値は S_P を平均値として正規分布をなしていると仮定すると X の状態確率密度関数 $h_P(X)$ は

$$h_P(X) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \cdot \sigma^d} \exp \left\{ -\frac{(X - S_P)^T (X - S_P)}{2\sigma^2} \right\} \quad (12)$$

$g_1(X), g_2(X)$ は $h_P(X)$ の平均値からなると考えて

$$\begin{aligned} g_1(X) &= \frac{1}{n_1} \sum_{P=1}^{n_1} h_P(X) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d n_1} \\ &\times \sum_{P=1}^{n_1} \exp \left\{ -\frac{(X - S_P)^T (X - S_P)}{2\sigma^2} \right\} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} g_2(X) &= \frac{1}{n_2} \sum_{P=n_1+1}^{n_1+n_2} h_P(X) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \sigma^d n_2} \\ &\times \sum_{P=n_1+1}^{n_1+n_2} \exp \left\{ -\frac{(X - S_P)^T (X - S_P)}{2\sigma^2} \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

$$S_P = (S_{P1} \ S_{P2} \cdots S_{Pd})^T, \quad P = 1 \sim n_1 + n_2$$

n_1 : θ_1 に属するサンプルパターンベクトルの数

n_2 : θ_2 に属するサンプルパターンベクトルの数

$$S_1 \sim S_{n_1} \in \theta_1, \quad S_{n_1+1} \sim S_{n_1+n_2} \in \theta_2$$

σ : 標準偏差

ここで

$$\begin{aligned} (X - S_P)^T (X - S_P) &= \sum_{l=1}^d (x_l - S_{Pl})^2 \\ &= \sum_{l=1}^d (x_l^2 - 2x_l S_{Pl} + S_{Pl}^2) \end{aligned}$$

$$a_P = \exp \left(-\frac{\sum_{l=1}^d S_{Pl}^2}{2\sigma^2} \right)$$

$$Z_P = -\frac{\sum_{l=1}^d x_l \cdot S_{Pl}}{\sigma^2}, \quad g(Z_P) = \exp \left(-\frac{Z_P^2}{\sigma^2} \right)$$

とおき (13), (14) を (11) に入れる。(11) の両辺を $\exp \left(\frac{\sum_{l=1}^d x_l^2}{(2\pi)^{d/2} \cdot \sigma^2} \right)$ で割ったものを改めて $f_{12}'(X)$ とすると

$$f_{12}'(X) = \frac{1}{n_1} \sum_{P=1}^{n_1} a_P \cdot g(Z_P) - \frac{K}{n_2} \sum_{P=n_1+1}^{n_1+n_2} a_P \cdot g(Z_P) \quad (15)$$

$g(Z_P)$ を r 次の Chebychev 多項式近似 $y_r(Z_P)$ で表わすと

$$g(Z_P) \approx y_r(Z_P) = \frac{C_0}{2} + \sum_{q=1}^r C_q \cdot T_q(Z_P) \quad (16)$$

ここに $T_q(Z_P) = \cos(q \cdot \cos^{-1} Z_P)$

$T_q(Z_P)$ はつぎの漸化式で表わされる。

$$T_{q+1}(Z_P) = 2Z_P T_q(Z_P) - T_{q-1}(Z_P) \quad (17)$$

また $Z_P = -\cos \beta_P$ とおくと

$$C_q = \frac{2}{\pi} \int_{-1}^1 \frac{\exp(-Z_P/\sigma^2) \cdot \cos(q \cdot \cos^{-1} Z_P)}{\sqrt{1-Z_P^2}} dZ_P$$

$$= (-1)^q \frac{2}{\pi} \int_0^\pi \exp(\cos \beta_P/\sigma^2) \cdot \cos(q \cdot \beta_P) d\beta_P \quad (18)$$

(18) の積分部分は q 次の変形 Bessel 関数となり

$$C_q = (-1)^q \cdot 2 \cdot I_q(1/\sigma^2) \quad (19)$$

(15)~(19) よりある X について (5) の $f_{ij}(X)$ が求まる

$$f_{12}(X) = \frac{f_{12}'(X)}{|f_{12}'(X)|} \begin{cases} = 1 & \text{ならば } X \in \theta_1 \\ = -1 & \text{ならば } X \in \theta_2 \end{cases}$$

ただし K および σ はサンプルパターン S_P を用いて正解率が最も高くなる値を学習過程において求めておく。

4. 実験方法および結果

現在研究されている人工の指の多くは指先の自由度が 1 である。すなわちヒンジ形あるいは平行に移動する指をもつものが多い。本実験でもまず手元部の感覚素子 16 個と手の開度の 17 個の感覚情報を用いた識別実験を行なった。したがってパターンベクトル X はここでは 17 次である。物体の属性として形状、大きさ、材質を対象とした。各属性中のクラスを下に示す。なお形状は物体の断面形状を識別するものとして、その名称を用いている。

形 状	正方形 (Q: quadrate)
	円 (C: circle)
	三角形 (T: Triangle)
大 き さ	大 (B: big)
	中 (M: medium)
	小 (L: little)
材 質	木 (W: wood)
	発泡スチロール (F: foam plastics)
	粘 土 (Cl: clay)
	スポンジ (S: sponge)

物体の寸法、形状、把握方向を Fig. 4 に示す。人工の指と物体の間の位置決めは認識を行なう前処理の重要な問題であるが、本研究では人工の指と物体の相互関係はある位置を中心として指先方向に ± 10 mm 程度のずれのうちに収まっていると仮定して指の間に物体を置いた。感覚情報は 3.2 および 3.3 の 2 つの方法についてそれぞれ計算処理を行なった。結果を Table 1~7 に示す。ただし 3.2 の方法は LDFM (linear discriminant function method)、3.3 の方法は CPDM (Chebychev polynomial discriminant function method) と呼んでいる。これらはサンプル

Fig. 4 Test pieces

パターンを各クラス 16~164 組ずつ用いたときの学習過程が終わった後の正解率を示している。

4.1 CPDM による識別

Table 1 は相異なる物体をすべて 1 つずつのクラスに分けてそれらの分類を行なった結果である。正解率がかなり高いのは各パターンベクトルが観測空間内にクラス毎にかなりまとまって存在しているためである。しかしこの方法は前に述べたように計算時間がかかる。

多くの属性を含んだパターンベクトルについて、大きさの属性のみに注目して分類した結果が Table 2 である。スポンジ製の物体は縮んで正しく識別されない。一方で Table 1 はスポンジが正しく識別できる。そこで物体の中にスポンジ製のものが入っていることが知られている場合には Table 1 のやり方であらかじめスポンジ製のものだけ分類しておけばよい。

形状および材質の属性についての識別を行なうとき、大きさの識別がすんでいてその大、中、小のクラス毎に識別を行なうと正解率が上がることがわかった。これは計算の量には影響がなく、計算の順序として大きさの識別を先に行なえばよい。大きさのクラス別に形状、材質の分類を行なった結果が Table 3, 4 である。材質のうち木とガラスのクラス分けを試みたがほとんど区別できなかった。ここで用いた感覚素子では木とガラス程度の差を検出するのは無理であると思われる。なおここでは σ は 0.4~2.5 の間の値を 5 個用いて、各々の σ について最も正解率が高くなる K の値を (11) で求め、全体として最も正解率の高くなる σ と K をとった。

4.2 LDFM と CPDM の比較

4.1 と同じデータを用いて線形識別を行なった結果を Table 5~7 に示す。形状、材質の属性については 4.1 と同様に大きさについてクラス分けを行なった後に識別を行なったほうが正解率が上がる。

LDFM ではすべてのサンプルパターンベクトルについて (10) の修正を行なうことを 1 回の学習として、10 回の学習の正解率の移動平均が変化しなくなったとき W が収束したとみなして学習を終了している。一

Table 1 20 class classification by CPDM

test pieces	Classification by the computer			
	correct	error	total	%
QBW	15	1	16	94
QMW	14	2	16	88
QLW	11	5	16	69
CBW	16	0	16	100
CMW	15	1	16	94
CLW	9	7	16	56
TBW	15	1	16	94
TMW	13	3	16	81
TLW	16	0	16	100
QBF	19	1	20	95
QMF	13	7	20	65
QLF	17	3	20	85
CBF	13	7	20	65
CMF	17	3	20	85
CLF	10	10	20	50
TBF	17	3	20	85
TMF	16	4	20	80
TLF	19	1	20	95
CBS	19	1	20	95
CBCI	20	0	20	100
total	304	60	364	84

Table 2 classification of the size (CPDM)

test pieces	classification by the computer				
	B	M	L	total	%
B	164	0	0	164	100
M	8	83	17	108	76
L	0	0	140	140	100
				412	94

般に 10~120 回で収束している。

以上 3 種の属性について LDFM および CPDM による識別の結果、正解率については優劣はつけ難いように思われる。CPDM では学習過程における計算量がサンプルパターンの数とその回数によりほとんど決まるのに対し、LDFM では重みベクトル W の収束がすむまで繰返す必要があるために計算時間が一般に余計にかかる。また Chebychev 近似式の 2 次以上の項についても計算したが、1 次近似の場合と正解率はほとんど変わらなかった。これは高次部の係数が小さいためと思われる。Table 1~4 は 1 次近似の場合である。

5. 結 言

これまでの報告の多くが感覚情報としてオンオフ信号を用い、1 つの属性の中におけるクラス分けが可能

Table 3 classification of the shape size: L, CPDM))

test pieces	Q	C	T	total	%
Q	27	9	0	36	75
C	10	46	0	56	82
T	5	3	28	36	78
				128	79

Table 4 classification of the material (size: L, CPDM)

test pieces	W	F	Cl	total	%
W	76	4	0	80	95
F	1	59	0	60	98
Cl	0	0	20	20	100
				160	97

Table 5 classification of the size (LDFM)

test pieces	B	M	L	total	%
B	162	2	0	164	99
M	0	95	13	108	88
L	0	1	139	140	99
				412	96

Table 6 classification of the shape (size: B, LDFM)

test pieces	Q	C	T	total	%
Q	30	5	1	36	83
C	0	56	0	56	100
T	0	0	36	36	100
				128	95

Table 7 classification of the material (size: B, LDFM)

test pieces	W	F	Cl	total	%
W	48	0	0	48	100
F	0	80	0	80	100
Cl	0	11	9	20	45
				148	93

であったのに対し、より高度の認識を行なうため感覚情報をアナログ電圧で得る素子を試作検討し、同一素子による多種類の属性の識別がある程度可能であることを示した。また属性およびクラス概念を用いて、物体のクラス分けの算法を共通化し、計算量を減らすことができた。なお学習による識別を行なう LDFM および CPDM の 2 つの方法を比較した結果、正解率については大差なく、計算量の点で後者に利があることを述べた。今後 手先部の感覚素子を用いての識別実験を行なう予定である。

おわりに本研究において装置の製作・実験に蒲地技官、卒論研究生松井、森永両君の協力を得たことを深謝する。また本学電子工学科 FACOM 230-25 の使用

を快よく認められた故栗原教授および同研究室の各位に感謝する。なお一部の計算に九州大学大型計算機センタを利用した。

参 考 文 献

- 1) 辻三郎: ロボットとセンサ, 計測と制御, 12 -1, 40/45 (1973)
- 2) 武安ほか: 触覚ロボットの制御方式, 計測自動制御学会論文集, 9-1, 51/57 (1973)
- 3) 木下ほか: 人工解覚によるパターン認識, 計測自動制御学会論文集, 7-1, 31/38 (1971)
- 4) 岡田ほか: 人工の手による形状認識, 電総研彙報, 35-3, 140/151 (1971)
- 5) 岡田ほか: 柔軟な把握と物体の硬さの評価について, 第12回SICE 学術講演会予稿集, 735/736 (1973)
- 6) 坂井利之: パターン認識の理論(情報科学講座 E 19.1) 81/100, 共立出版 (1967)
- 7) 志村正道: パターン認識と学習機械, 81/118, 昭晃堂 (1970)
- 8) RA. Waid: Pattern Recognition using Chebychev Polynomial Discriminant Functions, 15/33, Ph. D. thesis at the University of Wisconsin (1968)