触 覚 に よ る 形 状 認 識*

尾 崎 弘 明** 毛 利 彰**

1. は じ め に

ロボットの感覚器には、人間の五感のうちおもに視覚および触覚が多く用いられている。ここでは、まず形状認識の立場から、利用する触覚センサの特徴について視覚の場合との比較で考えてみる。

視覚センサを工学的に利用するとき、照明などの問題はあっても、対象物体の形状を表す入力情報は比較的高密度で多量に得られやすい。これに対し触覚センサは、対象物体と接触するためにまず加圧や摩擦に耐えなければならない。このため高密度、高精度の情報を得ることのできるセンサの実現が遅れている。ただし、最近ではこれらの問題を克服すべく、センサの高密度化¹⁾や新しい接触検出方法²⁾などが提案されるようになってきた。

ところで、触覚センサの技術が向上したとしても、触覚による形状認識は視覚の場合に比べてつぎのような短所をもつ。すなわち、触覚センサはロボットの手先などに装着されて用いられるものであるから、対象物体に関して得られるデータは局所的である。また手先の把握機構などの構造上（つまり分離した指や指の関節構造のために）、触覚センサと物体との接触は連続していない。このため把握による形状認識では、視覚による場合とは異なり、対象物に関して区分的なとびとびのデータを用いなければならない。つまり、触覚では視覚に比べて対象物の形状に関して得られるデータは少なく、局所的でしかも区分的である。

一方、形状認識に触覚センサを用いる利点には、(1) 照明の影響を受けず、また対象物が視野外にあってもよいこと、(2) 対象物を取扱う手と接触して形状が認識されるので、手と相対的に対象物体の位置および姿勢が同定できることなどがある。とくに、(2) はロボットを制御するのに用いられる腕関節の動きや指曲げ角などの検

出量を直接利用できることを意味して、対象物体を操るには都合のよい特徴である。

現在までに行われている触覚による形状認識の研究はつぎの3つに分けることができる。第1は、対象物体との接触の有無を検出するための接触覚センサと、腕および指の曲げ角を検出するセンサの出力を用いて接触点の位置を算出し、これらを通る線や面を求めて対象物体の形状を推測するという方法^{3,4)}である。ただし、この方法では前もって与える対象物体の形状についての情報（内部モデル）を用いていないために、対象物体の形状を推測できるためには、その全面にわたる多くの接触データが必要になる。

第2は、対象物体との接触によって得られる触覚センサの出力や指曲げ角の検出量などの入力情報をもとに、識別機構を利用して対象物体を既知の形状に分類（クラス分け）する方法である⁵⁻⁹⁾。現在までに提案されている触覚を用いた形状認識の多くはこの分野に属する。次章では、この識別機構を用いた認識法について簡単に説明し、これを利用した認識の例を述べる。

第3は、形状の識別だけではなく物体の取扱いという点に重点をおき、手と相対的に物体の位置・姿勢を同定しようという方法である^{10,11)}。この方法についても後に説明する。

2. 形 状 識 別

2.1 形状識別の手法

形状識別では、多クラス分類機構を用いた識別法が通常用いられるので、これについて簡単に説明する。

触覚センサをもつロボットの手が物体と接触している場合を考える。触覚センサの出力や指曲げ角の検出値より n 個のデータ $x_1, \dots, x_n$ が得られるとき、これらをまとめて n 次元ベクトル $\mathbf{x}$ （パターンベクトル）とする。このベクトルは、 n 次元空間（パターン空間）の1点を表す。形状識別においては、もし手が類似した形状（同じクラスの形状）の物体を把握するとすれば、これらから得られるパターンベクトルは、パターン空間内で互い

原稿受付 1984年6月11日

* Pattern Recognition by Tactile Sensor

** 九州大学工学部

に近接した位置(ある領域)を占めるものとする。

そこで、形状をたとえば2つのクラス C_i と C_j に分類しようとするば、 C_i と C_j に対応する2つの領域にパターン空間を分割する1つの超曲面を用いればよい。この超曲面はつぎのようにして得られる。いま $g_i(\mathbf{x})$ および $g_j(\mathbf{x})$ を $\mathbf{x}$ のスカラー関数とする。これらの関数を C_i から得られるすべての $\mathbf{x}$ に対して $g_i(\mathbf{x}) > g_j(\mathbf{x})$ となるようにする。このとき C_i と C_j を分離する超曲面は、

$$f_{ij}(\mathbf{x}) \equiv g_i(\mathbf{x}) - g_j(\mathbf{x}) = 0 \quad (1)$$

で与えられ、これを識別関数という。このような識別関数を用いると、形状を $C_1, \dots, C_m$ に分類するための m クラス分類機構は図1のようになる。 $f_{ij}(\mathbf{x})$ ($i, j=1, \dots, m; i \neq j$; ただし $f_{ij}(\mathbf{x}) = -f_{ji}(\mathbf{x})$) の値を計算し、正またはゼロのとき 1, 負のとき 0 と2値化する。これらの値に対して論理積をとり $y_1, \dots, y_m$ が求められる。このとき、たとえば y_i が1であれば形状は C_i に属すると判断される。なお、所属するクラスがわかっているパターンベクトル $\mathbf{x}$ を用いて識別関数を決定する過程を学習過程と呼ぶ。識別関数の決め方には、 $\mathbf{x}$ の分布を仮定してそのパラメータを推定していく方法(パラメトリックな方法)と、分布を用いなくて $\mathbf{x}$ を用いて識別関数を逐次修正しながら決めていく方法(ノンパラメトリックな方法)とがある。

2.2 形状識別の研究例

以下に、識別機構を用いて行われた形状識別の代表的な研究例を挙げる。

木下らは多関節構造の5本指をもつ手に22個のオンオフ型の接触覚センサ素子を配置し、これらの出力をもとに円柱、角柱の識別を行っている⁵⁾。そこでは、パラメトリックな方法による識別関数が用いられている。すなわち、パターン空間において、サンプルデータから得られた円柱と直角柱のパターンベクトルの代表点を線分で結び、この線分の中間点を通りこれに垂直な超平面を分離超平面と考える。幾つかのデータから得られるこれらの超平面のうち、冗長なものを除いて識別関数を求めている。さらに木下は同様な手に384個のセンサ素子を配置し、線形識別機構(ノンパラメトリックな方法)を用いて種々の大きさの円柱、三角柱、四角柱の識別を行っている⁶⁾。このとき、パターンベクトルの次元が大きくなるため、適当なマスクをかけて特徴抽出を行うなどの工夫がなされている。ただし、これらの研究では指曲げ角のデータは用いず、接触覚センサのデータのみが用いられている。

工藤らは、万力型の手の指部に歪ゲージを用いたアナログ型の圧覚センサを装着して形状識別実験を行ってい

図1 m クラス分類機構

る⁷⁾。パターンベクトルには、手の開度と16個のセンサ素子の出力あわせて17個のデータが用いられている。把握物体は断面形状が正方形Q, 円C, 正三角形T, その大きさが大B, 中M, 小Lの柱体としている。また、この研究ではアナログ形のセンサを用いているので、形状識別とは異なるが、材質の識別も考えて、異なる材質木W, 発泡スチロールF, 粘土CL, スポンジSが選ばれている。識別関数には、線形識別関数とベイズの決定則に基づいた識別関数(パラメトリックな方法)の2つが用いられ、たとえば後者による識別結果は表1のように得られている。

また両識別関数による方法を比較した結果、正解率に

表1 ベイズの決定法則に基づいた識別関数による識別結果の例

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

優劣がつけ難いこと、前者の線形識別による方法では学習過程の計算量が多いこと、後者の場合、識別関数として2次以上の高次式を用いても1次式の場合と正解率がほとんど変わらないことなどが指摘されている。

岡田は、27個のオンオフ型の接触覚センサ素子を3本指をもつ多関節構造の手に配置し、種々の大きさの球、円柱、正三角柱、正四角柱、四角柱の識別を行っている⁹⁾。このとき、指関節の曲げ角のデータを積極的に利用し、識別を2段階に分けることを提案している。すなわち、接触覚センサ素子から得られるパターンベクトルを用いてそれが属する可能性のある形状を限定することを第1次識別、指関節の曲げ角により得られるパターンベクトルを用いて、形状を最終的に決めることを第2次識別としている。第2次識別には、線形および2次形式の識別関数を用いられている。実験によれば、観測データを1つのパターンベクトルとして扱うよりも、このように2つに分けて2段階の識別を行うこと、第2次識別では線形識別関数を用いることが、識別の正解率を高くすることが報告されている。

また、以上のようなパターン空間でのクラス分けによる識別法の他に、言語処理的な手法による識別の例もある⁹⁾。

3. 位置・姿勢の同定

つぎに、対象物体の位置・姿勢の同定を目的とする認識法について述べる。この認識法に関する研究例はきわめて少なく、以下では尾崎らの研究^{10),11)}をとりあげて説明する。

この研究では、3次元物体を平面スライスの積み重ねと考え、それぞれに2次元形状の認識法を適用することを考えている。2次元形状の認識のためには、つぎに述べるUVD (Unit-Vector Distribution) を用いた形状認識法が提案されている。

3.1 UVDによる形状表現¹⁰⁾

図2は増分角 α 度の整数 k 倍 ($k=1, \dots, \bar{n}; \bar{n}=360/$

図2 チェイン符号による平面曲線の表現

図3 曲線輪郭形状の類似度の評価

α) に等しい基準角と基準長さ s をもつ単位ベクトル(以下 UV と呼ぶ)を用いて、その繋りによって曲線を近似的に表現する方法を示している。このとき、平面曲線は基準角の大きさを表す数字の系列で表すことができ、この系列は一般にチェーン符号と呼ばれている¹²⁾。さらに $1, \dots, \bar{n}$ に対応する基準角をもつ UV のヒストグラムで平面閉曲線を表現すると、きわめて都合のよい特徴をもつので、この表現をとくに UVD と名付けている。その特徴はつぎのようなものである。(1) 2次元形状を表す閉曲線が凸であり、これを表す UV の増分角 α および基準長さ s が十分小さければ、UVD と閉曲線は1対1に対応する。(2) 2つの相似な閉曲線の UVD も相似(各基準角でヒストグラムの高さの比が一定)になる。また UVD の UV の総数が近似的に閉曲線の周長を表す。(3) 閉曲線の回転は UVD の左右のシフト(基準角のずれ)に対応し、並進移動は UVD に影響しない。

3.2 UVD を用いた形状認識^{10),11)}

つぎに UVD を用いた形状認識方法の概略を述べる。まず、物体の把握によって得られるデータを用いて、接触部の物体の輪郭形状を表す UVD が求められる。この UVD は把握データから得られたものであるから、DP (Data Pattern) と呼ばれている。

接触で得られるデータは区分的なものであるから、位置・姿勢の同定が可能であるためには、得られた輪郭情報を全体の輪郭形状に対応づけるための内部モデルが必要である。そこで内部モデルとして、あらかじめ記憶すべき輪郭形状を UVD で表したもの(OP-Original Pattern と呼ぶ)が用いられる。OP は大きさ・回転・並進に関する UVD の性質より、1つの輪郭形状を1つで代表できるので内部モデルとして適当である。

図 4 実験に用いた把握物体の形状

DP から対象物の形状を引出すためには、DP と最も類似した OP を選り出せばよい。ただし、DP は触覚センサの検出誤差などの影響を受けるため、DP を OP と直接対比させるのは適当でない。そこで、これらの影響を考慮した処理を OP に与えた UVD (MP-Memorized Pattern と呼ばれている) を求め、DP と MP との類似度を評価する方法がとられている。

類似度の評価の仕方は、輪郭形状が曲線からなる場合と直線からなる場合とで異なるが、以下では前者の場合を例として評価の方法を説明する。なお、直線からなる場合も同様な考えで評価される。いま β 番目 ($\beta=1, \dots, m$; m は OP の総数) の MP を r だけシフトしたものの ($MP_\beta(r)$ と表す) と DP との関係が図 3 のように表されているとする。ここで、DP および $MP_\beta(r)$ の $\mathbb{Q}$ 部 ($k=1, \dots, n$; n は接触箇所の数) を $\bar{n}$ 次元空間の $kl-kf+1$ 次元空間を張るベクトルと見なす。このとき、DP の $\mathbb{Q}$ 部の kj ($j=f, \dots, l$) 番目の UV の数、またこれに対応した位置の $MP_\beta(r)$ の UV の数をそれぞれ X_{kj} および $F_{kj}^\beta(r)$ と表し、類似度 d_β を重み付けしたベクトル間の距離としてつぎのように考える。

$$d_\beta = \min_{r=0,1,\dots,\bar{n}-1} \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ \sum_{k=1}^n \left(\sum_{j=f}^l X_{kj} \right) \cdot D_r^\beta(k) \right\}} \quad (2)$$

ここに、

$$D_r^\beta(k) = \sum_{j=f}^l \left(\frac{F_{kj}^\beta(r)}{\sum_{t=f}^l F_{kt}^\beta(r)} - \frac{X_{kj}}{\sum_{t=f}^l X_{kt}} \right) \quad (3)$$

および

$$N = \sum_{k=1}^n \left(\sum_{t=f}^l X_{kt} \right) \quad (4)$$

また、あらかじめ与えられた輪郭形状と把握物体の輪郭形状の比は、つぎの係数 C_β によって近似的に表される。

$$C_\beta = \sum_{k=1}^n \left(\frac{\sum_{t=f}^l F_{kt}^\beta(r)}{N} \right) \quad (5)$$

すべての d_β を計算したのち、 ϵ を与えられた正の数として次式を満たす最小の距離 $d_{\bar{k}}$ が求められる。

$$d_j - d_{\bar{k}} > \epsilon \quad (j \neq \bar{k}) \quad (6)$$

この結果、 $d_{\bar{k}}$ を与える $MP_{\bar{k}}$ が 1 つ定まり、 $MP_{\bar{k}}$ のもとになる OP が対象物体の輪郭形状を最もよく表すと判断される。ここで $MP_{\bar{k}}$ が 1 つに決まらなければ、把握を繰返して DP の欠けた部分を補って $MP_{\bar{k}}$ が決定される。 $d_{\bar{k}}$ が得られたときのシフト量 r は把握物体の輪郭形状と記憶されている輪郭形状との間の回転角度に対応している。したがって C_β によって得られる相似比とシフト量を考慮に入れ、UVD を作る場合と逆の手順をたどって把握物体の輪郭が得られる。ただし、UVD による形状表現では位置の情報が失われているから、輪郭の再生は接触点を考慮して行わなければならない。なお腕および指の関節角の検出値を用いれば、これらの点を作業空間内で定めることができ、その結果全体の輪郭形

図 5 認識結果の例

状が占める位置・姿勢が同定される。

UVD を用いる形状認識では、対象物体の形状が単純な形状の組合わせとして表される場合には、あらかじめ記憶する形状は単純な形状のみでよい¹⁴⁾。このとき、対象物体の認識は単純な形状の認識法を拡張して行われる。図4はこのことを示す認識実験に用いられた柱状物体の断面形状である。この実験のために、内部モデルとして円、楕円、正方形、正三角形を表す OP が用いられている。図5は認識実験の結果を示している。実線は対象物体、破線はその認識された輪郭を示し、作業空間に任意に置かれたこれらの物体の形状、位置、姿勢がよく同定されている。

なお、UVD を用いた認識では、触覚センサが把握物体に接触する部分の輪郭形状を求める必要があり、接触によるセンサの変位量を検出するためにアナログ型のセンサが必要である。実験には、センサの変位量を発光ダイオードとフォトトランジスタを用いて検出する圧覚センサが用いられている。

4. お わ り に

以上、触覚を用いた形状認識について代表的な例を挙げて説明してきた。この分野の研究例は視覚によるものに比べて少なく、また大部分の研究は形状識別を目的としたものである。形状の識別に関しては、比較的多くの方法が提案され、実験的な検討もなされており、今後開発されるセンサの分解能の向上によって識別率は向上するものと思われる。ただし現状では、視覚の場合とは異なり、触覚による形状認識が実際に応用されている例はほとんどない。これは、触覚によって得られるデータが、対象物形状の局所的な特徴を表すものであるために、触覚を用いた形状認識では複雑な形状を対象としにくいためであろう。しかし一方では、触覚を用いると接触部分について手と相対的な対象物体の距離情報が容易に得ら

れる。このため、対象物体の形状が限定される場合には、この距離情報を用いて手と相対的に対象物の位置・姿勢を同定できる。これは対象物の取扱いに関して有利な点であるにもかかわらず、現在のところこれを目的とした研究例は少ない。今後この点を重視して、実際に応用しうる技術をめざして研究が進められることを期待したい。

参 考 文 献

- 1) M.H. Raibert and J.E. Tanner, "A VLSI Tactile Array Sensor", Procs. of 12th ISIR, pp.417-425, 1982
- 2) 石川正俊, 下条 誠, "感圧導電性ゴムを用いた2次元分布荷重の中心位置の測定法", 計測自動制御学会論文集, Vol.18-7, pp.730-735, 1982
- 3) 岡田徳次, 土屋誠治, "人工の手による形状認識", 電子技術総合研究所集報, Vol.35-3, pp.334-345, 1971
- 4) N. S. Ivančević, "Stereometric Pattern Recognition by Artificial Touch", Vol.6, pp.77-83, 1974
- 5) 木下源一郎, 高瀬国克, 森 政弘, "人工触覚によるパターン認識", 計測自動制御学会論文集, Vol.7-1, pp.25-30, 1971
- 6) 木下源一郎, "人工触覚による対象物形状の特徴抽出", 計測自動制御学会論文集, Vol.14-1, pp.90-96, 1978
- 7) 工藤和彦, 佐藤伸一, 高田 勝, "感覚器官をもった人工の指による物体の認識", 計測自動制御学会論文集, Vol.10-3, pp.378-384, 1974
- 8) 岡田徳次, "つかみによる物体認識", 電子技術総合研究所集報, Vol.40-9, pp.733-747, 1976
- 9) V. Mařík, "Linguistic Approach to the Object Recognition by Grasping", Procs. of 8th IFAC Symp., Vol.4, pp.1915-1920, 1981
- 10) H. Ozaki, S. Waku, A. Mohri and M. Takata, "Pattern Recognition of a Grasped Object by Unit-Vector Distribution", IEEE Trans. SMC, Vol.12-3, pp.315-324, 1982
- 11) 尾崎弘明, 山田健二, 毛利 彰, 高田 勝, "把握物体の形状認識—簡単な合成形状の場合—", 計測自動制御学会論文集, Vol.19-4, pp.327-332, 1983
- 12) H. Freeman, "On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations", IRE Trans. Electron. Comput., Vol.10-2, pp.260-268, 1961

尾崎弘明 (Hiroaki OZAKI)

昭和47年九州大学大学院工学研究科修士課程修了(生産機械工学専攻)。同年トヨタ自動車工業(株)入社。昭和49年九州大学工学部助手、現在に至る。パターン認識、マニピュレータの制御の研究に従事。

日本機械学会、計測自動制御学会の会員。

(日本ロボット学会正会員)

毛利 彰 (Akira MOHRI)

昭和44年九州大学大学院工学研究科博士課程単位修得後退学(生産機械工学専攻)。同年同大学工学部講師。47年同助教授。57年同教授、現在に至る。多変数制御系、サンプル値制御系、マニピュレータの制御などの研究に従事。日本機械学会、計測自動制御学会、日本自動制御協会の会員。

(日本ロボット学会正会員)