〔解 説〕

ファジィロボットビジョン

廣 田

薫**

1. はじめに

本稿では、工場等での実用化を指向したロボットビジョン (robot vision) について解説する。一般の画像処理に対して、実用化ロボットビジョンを考察すると、以下に述べるようないくつかの特徴がある。

① リモートセンサ画像等と比較すると、さほど解像度が必要でない場合が多い。例えば、画素数にして、1画面あたり 256×256 程度でも十分のことが多い。

② 静止画像1枚の処理という場合はまれで、時々刻々画面の変化を追いかけていく動画画像処理が中心である。

③ 従って、実時間の高速処理が要求される場合が多い。つまり、秒単位あるいは秒以下の処理が望まれる。

④ しかしながら、実用化を指向すれば、価格の問題も極めて重要であり、あまりぜい沢な計算機設備は期待できない。できれば、マイクロプロセッサレベルの機器で処理できることが望ましい。

⑤ しかも、動作環境も空調のきいた計算機室のような良好な状況はあまり期待できず、それにもかかわらず高信頼性が要求される。

⑥ また、照明条件なども、必ずしも良好とはいえない。

⑦ さらに、運用する人間も、必ずしも画像処理の専門知識を持つ者ばかりではないので、扱いやすいことも必要である。

以上の特徴のうち、①以外はどれをとっても計算機側に負担になる要因ばかりである。そこで高速動作を主目的として、画像処理専用のハードウェアやVLSI素子が開発され、それらを組み込んだビジョンシステムが市販されている。しかし、産業応用という立場で、これらのシステムを“ロボットの眼”として使おうとすると、価格の面でかなりきつくなる。すなわち、ロボット本体価格の3割から5割近くになったりもする。

ファジィ理論をいわゆる省力化技術としてとらえると、

このような場面にも適用可能性が見い出せる。すなわち、画像処理用ハードウェアに依存せず、通常のプロセッサのソフトウェア対応で、ある程度の視覚処理機能が実現できる。本稿では、ベルトコンベア上に運ばれてくる機械部品を認識して組立加工作業を行ったり、あるいは農水産物を識別して選別作業を行ったりする場面等を想定した形状認識 (shape recognition) 実時間処理機能の実現を中心に解説をする。

2. 形状認識研究の進展

ロボットビジョンとしては標準的と思われる1フレー

図1 Agin¹⁾による機械部品実時間形状認識

原稿受付 1988 年 10 月 5 日

* Fuzzy Robot Vision

** 法政大学工業部

図2 パターンカテゴリと特徴量分布の概念図

ムが 256×256 画素のメッシュサイズで、1画素が 256 階調 (8 ビット表示) のものであっても、1枚あたり 64KB ものメモリ容量が必要になる。64KB というメモリ空間は、一昔前の 16 ビットアドレッシングの制御用ミニコンでは、フル実装のメモリ容量であり、当時は制御応用としての実時間画像認識は、技術的にはかなり困難なことであった。

従って、ベルトコンベア等で運ばれてくる移動物体を、実時間で認識するという研究の歴史は、まだ 10 年ちょっとという程度である。

この分野の初期の研究としては、1975 年に発表された G. J. Agin の研究¹⁾が知られている。彼は、ベルトコンベアで運ばれてくる機械部品の実時間形状認識を試みた。扱う部品は 4 種類であり、ITV カメラによる入力画像に対して 2 値化処理を行い、得られた 2 値画像の重心位置と外形を計算する。図 1(a) には得られた 2 値画像の外形を示す。扱う部品は 4 種類であるが、上向きと横向きのものがあるため、パターンは 7 種類になる。その 7 種類のパターンについて、次の 7 種類の特徴量を計算する。

- x_1 : 周囲長
- x_2 : 面積の平方根
- x_3 : 穴の全面積
- x_4 : 重心から外側輪郭までの最小距離

x_5 : 重心から外側輪郭までの最大距離

x_6 : 重心から外側輪郭までの平均距離

x_7 : 細長さ (x_1/x_2)

この 7 つの特徴量を用いて、図 1(b) に示すアルゴリズムにより、7 種類のパターンを実時間で識別することを可能にした。

図 1(b) は、いわゆる識別木と呼ばれているものである。この識別木による実時間認識は、その後多くの研究者により発展し、機械技研 (現在長岡技科大) の高野²⁾ による 100 種類ほどの機械部品の実時間認識や、農産物や魚の検査ロボット³⁾ などでも実用化も試みられている。

識別木においては、ある特徴量つまり作用素によりパターンを区別していき (枝分かれ)、終端節点に個々のパターンを配置するものである。この識別木によるパターン認識は、動画像実時間認識の基礎的手法として多用されてきたが、その識別木の生成は有る程度経験的に行われる場合が殆んどであった。従って識別木を一度生成してしまえば、解を得るための探索に工夫の入る余地はなく、一意的に解が求まってしまふ。

このパターン認識でいう識別木を知識工学でいう探索木という立場から論ずる研究が最近いくつかみられるようになった。そこでは、状態空間から探索空間を明らかにし、最適に解を導くような木を生成するものであり、ファジィ論理を導入する事で柔軟性や実時間処理性を向上させ、良好な結果を得ている。本稿では、これらの結果を基本として、最近のファジィロボットビジョンの研究の事例を紹介する。

3. ファジィ実時間目標認識

ベルトコンベア上を流れてくる機械部品等の目標物を CCD カメラ等でとらえて認識する例を述べる。ただし、画像専用ハードを用いず、ファジィ論理の導入により、16 ビットパソコン程度の計算能力で実時間処理を行う実用化指向の研究例である。

表 1 F_1 特徴量の判別表

	C5	C4	C3	C2	C1
C1	0.2	0.29	1	0.6	
C2	0	1	1		
C3	1	0.2			
C4	0.86				
C5					

表 2 F_1 特徴量の効果度 E_1

	C5	C4	C3	C2	C1
C1	.005	.0145	0.25	.045	
C2	0	0.25	.575		
C3	0.45	.005	e'		
C4	.129				
C5					

$E_1 = \Sigma e' = 1.7235$

表 3 F_1 特徴量の重要度 I_1

	C5	C4	C3	C2	C1
C1	0.03	.0725	1.0	.135	
C2	0	1.5	2.875		
C3	3.6	.035	i'		
C4	1.161				
C5					

$\Sigma i' = 10.4075$
 $i_1 = 1$
 $I_1 = 10.4075$

図 3 識別木の例

識別したいパターンのカテゴリが示されたとき、用意した特徴量の中から、必要十分な最小限の特徴量集合を選び出すアルゴリズムを述べる。

識別したい m 個のパターンカテゴリを $C_1, \dots, C_i, \dots, C_m$ 、用意した n 個の特徴量を $F_1, \dots, F_j, \dots, F_n$ とする。さらに、各々のパターンカテゴリの出現頻度を $P_1, \dots, P_i, \dots, P_m$ 、入力画像から各々の特徴量を計算する時間を $t_1, \dots, t_j, \dots, t_n$ とし、あらかじめ与えられるものとする。

目標とすることは、 m 個のカテゴリを必要最低限の特徴量集合で効率良く識別する識別木をいかに作成するかという事である。ここで効率の良さとしては、単に与えられたカテゴリ集合に対して識別力の高い特徴量集合をいかに作るかだけでなく、その過程において出現頻度の高いカテゴリほど短時間で識別するという要請も考慮する必要がある。

まず、用意された特徴量の各々が、与えられた個々のパターンに対してどのような値を取るかを調べる必要がある。例えばよく使われる特徴量の例としてアスペクト比（入力画像中の対象物に外接する長方形の縦と横の長さ（画素数）の比）を考えてみよう。そして仮に対象物が円柱であれば、（真上から見れば円なので）アスペクト比は1になるはずである。しかし、対象物が画面中央になければ円が楕円に歪み、円柱の側面も現われてきたり照明の具合で一部に影が入ったりすると、アスペクト比は1からずれてしまう。画像の前処理技術を用いればそれらの影響は除去できるが、専用ハードを用いずに処理能力の低い計算機のソフトで実時間対応する事は無理である。そこで、各カテゴリの各特徴量の値は一意的に確定するのではなく、ある値を中心に分布をして観測

されるものとする。するとその分布は、図2に示すようなファジィ集合のメンバーシップ関数として表現されることになる。図2では、カテゴリ数が5の場合、特徴量 F_1 に対して個々の値がどのように分布しているかの例を図示している。

この例では、カテゴリ C_1 と C_3 はこの特徴量 F_1 で識別可能だが、 C_1 と C_2 は一部識別不能になるという事などがわかる。これらの結果をまとめると、表1のような判別表が作成できる。値が1に近いほど判別力が高い事を示し、一般的には図2のメンバーシップ関数の交差点における谷の深さで数値化している。

この例では、例えば C_2 と C_3 、 C_2 と C_4 はどちらも1で F_1 によって完全に判別可能という事がわかるが、図2を見ると C_2 と C_3 の組合せのほうが分布がより離れておりゆとりのある事がわかる。このような要因も考慮して、表2に示すような効果度という指標を定義する。図2において、特徴量の全分布幅を a とすると、高さは1なので $a \times 1 = a$ の面積を持つ長方形領域で考える。そしてその長方形における2つのメンバーシップ関数の谷の部分（逆三角形または逆台形）の面積の割合を示したのが表2である。（判別が完全に不可能なものは、表1表2共に0である）。そして、表2の数値の総和 E_1 を、特徴量 F_1 のカテゴリ $C_1 \sim C_5$ に対する効果度と名付ける。

このようにして、全ての特徴量に対する効果度を計算すれば、与えられたパターンカテゴリ集合に対する各特徴量の識別力の良し悪しが判定できる。しかし、同程度の効果度であれば、入力画像からの特徴量計算時間が少ないものが良いし、また出現頻度の高いパターンの組合せに対して強力な特徴量のほうが望ましい。そこで、効

図 4 実験に用いた 12 種類のパターン形状

果度に計算処理時間とカテゴリ出現頻度を考慮して、重要度という指標を定義する。

表 3 にはその例を示した。ここでは、パターンカテゴリ $C_1 \sim C_5$ の出現頻度 $p_1 \sim p_5$ を、1, 2, 3, 4, 5 としている。(総和を 1 に正規化する必要は無い)。表 3 の各項目の値は、表 2 で対応する場所の値に出現頻度の和を乗じて求めている。(例えば C_1 と C_3 では、 $0.25 \times (1+3) = 1.0$ である)。こうして求めた表 3 の各数値を総和して、その特徴量の計算時間(この場合は $t_1 = 1$ と仮定)で割った値 I_1 を、特徴量 F_1 のパターンカテゴリ $C_1 \sim C_5$ に対する重要度と名付ける事にした。

以上を全ての特徴量 $F_1, F_2, \dots, F_n$ に対して計算すれば、指定されたカテゴリ集合を実時間で識別する際の各特徴量の良し悪しが判定できる事になる。そして、 $I_1, I_2, \dots, I_n$ の大ききの順に、表 1 に示したような判別表を重ねていく。ただし、重ね合わせる際に各項目の数値は値の大きいほうに更新していく。そして全ての項目の値が 1 になったところでやめれば、与えられたカテゴリ $C_1 \sim C_m$ を完全に識別するのに必要(かつ十分)な特徴量の集合が決定された事になる。(もし、 n 個の特徴量全てを用いても、1 にならぬ項目が存在するときは、そ

れらの特徴量だけでは与えられたカテゴリの完全識別は無理という事になり、1 にならぬカテゴリ同志を識別するための新たな特徴量を追加する必要がある。)

さて、ここでは簡単のために全てのカテゴリを識別するのに必要十分な特徴量は $F_1, \dots, F_j, \dots, F_k$ の k 個であり、その各々の計算時間は $t_1, \dots, t_j, \dots, t_k$ であるとする。残されている課題は、 k 個の特徴量を用いて図 3 に示すような(ここでは $k=5$ としている)効率の良い識別木をいかに作るかという事である。

そのために、これまでと少々見方を変えて、選出された特徴量の各々が、パターンカテゴリをどのように分類するかを考察してみよう。再び図 2 の特徴量分布で、 F_1 特徴量が $C_1 \sim C_5$ カテゴリをどのように分類するかを考える(図 3 では一番上の部分を参照)。入力画像から t_1 時間をかけて F_1 特徴量を計算した結果が図 2 の 2a から 1a の範囲に入っていれば、その画像に写っている対象物は C_2 または C_5 カテゴリという事になる。以下同様に

$$\begin{aligned}
 2a \sim 1a &\rightarrow C_2 \text{ or } C_5 \\
 1a \sim 2b &\rightarrow C_1 \text{ or } C_2 \text{ or } C_5 \\
 2b \sim 4a &\rightarrow C_1 \text{ or } C_5 \\
 4a \sim 5b &\rightarrow C_1 \text{ or } C_4 \text{ or } C_5 \\
 5b \sim 1b &\rightarrow C_1 \text{ or } C_4 \\
 1b \sim 3a &\rightarrow C_4 \\
 3a \sim 3b &\rightarrow C_3 \text{ or } C_4 \\
 3b \sim 4b &\rightarrow C_4
 \end{aligned}$$

という結果が F_1 特徴量についていえる。もし、識別木の根で F_1 特量徴を用いるならば、図 3 に示すような 8 つの枝が出来ることになる。

識別木における特徴量をどのように配置するかという点に関して、適応度 A_j という新たな指標を導入する。すでに選出した特徴量 $F_1, \dots, F_k$ により、最終的に全てのカテゴリ分類可能な事は保障されているので、ここでは計算時間と出現頻度のみを考慮する。

実際の適応度 A_1 の計算例を、前述の表 1 ~ 表 3 の例を用いて表 4 に示す。各項目の数値は、表 1 の対応する項目の値に両カテゴリの出現頻度を乗じて求めている。(例えば C_1 と C_4 の組合せでは、 $0.29 \times (1 \times 4) = 1.16$ と求まる)。こうして得た数値の総和 54.96 を計算時間 $t_1 = 1$ で割った値 $A_1 = 54.96$ が、 F_1 特徴量の $C_1 \sim C_5$ パターンカテゴリに対する適応度である。

このようにして、 k 個の必要十分な特徴量集合の各特徴量ごとに適応度を計算し、その大きい順に図 3 に示すような識別木を作成する。生成された識別木は、枝数は多いものになる可能性はあるが、実時間認識という点では効率の良いものになる。

Pa	Pb				
	C5	C4	C3	C2	C1
1 C1	1	1.16	3	1.2	
2 C2	0	8	6		
3 C3	15	2.4	a'		
4 C4	17.2				
5 C5					

表 4 F_1 特徴量の適応度 A_1

$$\begin{aligned}
 \Sigma a' &= 54.96 \\
 t_1 &= 1 \\
 A_1 &= 54.96
 \end{aligned}$$

4. 移動目標の認識およびロボットシステムへの適用例

前節で述べた方法で移動物体の上から見た形状を識別し、さらに大きさも識別したうえでその物体を把握あるいは把握した物体を指定マーク上に設置するロボットシステムの運用実験結果を紹介する。

システム構成は、5自由度の垂直多関節型ロボット三菱製 RM 501 を2台、CCD カメラソニー製 XC-37 を2台、256×240 画素で各画素が 64 階調 (6 bit) の分解能を持つ2フレーム分の画像メモリ edec(社)製 ED-1161, および画像モニタ CRT, そして画像処理からロボット制御まで全てを制御する 16 ビットパソコン NEC 製 PC 9800 システム (クロックは 5 MHz と低速) と物体を移動させるための可変速産業用ベルトコンベア (三和コンベア製) から成る (写真1 参照)。プログラムは、アセンブラ言語と N 88-日本語 BASIC (86) (MS-DOS 版) でコーディングしている。

実際に用いた移動目標 (立体およびシート) の上から見たパターン標準形状は、図4に示す12種類である (図中の ρ は予め指定した出現頻度である。また用意した特徴量は表5に示す9種類であり、表には PC 9800 (5 MHz クロック) アセンブラで作成したプログラムによる特徴量計算時間も記した。各パターンカテゴリに対する特徴量の分布 (図2に示したようなもの) は、各カテゴリ毎に大中小種々のパターンを種々の位置で観測し、その最小値と最大値をもとに分布形状を決定した。

形状認識で作成した識別木 (図3参照) は、最大深さ 5、枝数 500 程度のものになったが、平均的な識別時間は本システムで約 1 秒程度であり、ベルト最大速度 5 cm/秒程度までの動作にほぼ完全に対応できた。また、ベルトの移動速度に関しては、最大 5 cm/秒の範囲であれば、連続的に変化してもかまわない。移動物体を把握したり設置する動作

は、ファジィ制御を用いている。物体移動速度と物体までの距離 (ともに画像情報から数 100 ミリ秒の短時間で算出したファジィ情報) の2つの条件部に対してロボット移動位置を推論するファジィブロダクショナルルール 24 個を用い、Max

写真1 実験に用いたロボットシステム

Min 合成重心計算法でファジィ推論するものであるが、制御部の詳細は本稿の目的外なので略す。

運用実験の一例を写真2に示す。この例では、(1)～(3)の間が認識および把握作業の部分で、ファジィ推論は2回行っている。把握した物体は2台のロボットアームの中央にある作業台上に置き、(4)～(7)で別のロボットが作業台から物体を把握し、指定されたマーク (この場合は、図4の C_1 で大きさは中) を識別してその上に把握した物体を設置している。

以上の動作を 5 MHz クロックの 16 ビットパソコン 1 台のみで行っている。

5. おわりに

ロボットビジョンとしてディジタル画像処理を導入すると、処理時間等の関連で計算能力の高いシステムが必要になる。しかし実用化応用では、当然の事ながら価格性能比の良いものが望まれる。本稿では、ファジィ論理を用いる事により、そのような省力化の場面で1つの解が与えられる事を示した。現状では、ファジィ理論のロボットビジョンへの導入は、さほど進んでいるわけではない。しかし、もう少し範囲を広げたパターン認識の分

表5 実験に用いた9種類の特徴量と計算時間

計算時間 [sec]	F ₁ アスペクト比	F ₂ x 軸周辺分布分散	F ₃ y 軸周辺分布分散
	0.25	0.808	0.807
	F ₄ x 軸 平均: 最大長さ	F ₅ y 軸 平均: 最大長さ	F ₆ 面 積 密 度
	0.778	0.60	0.59
	F ₇ 周 面 比	F ₈ 重心 x 方向偏り	F ₉ 重心 y 方向偏り
	1.04	0.59	0.59

コンピュータ PC-9800 (5MHz クロック)

言語 アセンブラー

写真 2 運用実験結果の一例

野では導入が活発化しており、近い将来においてこの分野の研究も活性化する事が期待できる。

参 考 文 献

- 1) G. J. Agin : An Experimental System for Industrial Application, Proc. 5-th Int. Symp. on Industrial Robots, pp. 135-139, 1975.
- 2) H. Kono : Profile Pattern Recognition System for Machine Parts, Proc. IFAC Int. Symp. Information-Control Problems in Manufacturing Technology, Vol.1, pp. 53-62, 1978.

- 3) 日本ロボット学会誌：特集検査ロボット，第4巻第5号，1986.
- 4) 寺野，増井，河野，山本：ファジィ論理を用いた農産物の形状認識，第3回ファジィシステムシンポジウム論文集，pp. 127/132 (1987).
- 5) K. Hirota, Y. Arai, S. Hachisu : Moving Mark Recognition and Moving Object Manipulation in Fuzzy Controlled Robot, J. of Control Theory and Advanced Technology, Mita Press (Tokyo), Vol.2, No.3, pp. 399/418 (1986).

廣 田 薫 (Kaoru HIROTA)

昭和 25 年 1 月 6 日新潟県生れ，東京工業大学大学院博士課程修了，工学博士，現在法政大学助教授（工学部計測制御専攻），日本ロボット学会編集委員・国際ファジィシステム学会日本支部運営幹事・計測自動制御学会論文委員会情報システム主査等，あいまい工学・画像認識・知能ロボット・ファジィコンピュータ・ES の研究に従事，著書は Probabilistic Sets (Verlag TÜV, 西独) 等約 20 冊。