

濃淡画像認識のための多元特徴抽出機構

目黒 眞一・佐野 陸夫・石井 明
N T T 電気通信研究所

本報告では、濃淡画像処理を基本としたビジョンシステムのための新しい画像特徴抽出法として、多元セル特徴抽出機構を提案する。

本特徴抽出機構では、入力画像を平滑化・再サンプリングして作成される縮小画像に対して、主として局所的演算を実行する為の拡張コンポリューション演算と、特徴量の空間的分布の性質を集約する触手演算の2つの基本演算を用いて、画像の多元的表現を可能とする多数の特徴量を抽出する。

これら特徴は、相互に相補的な性質を持ち、特徴量の併用により認識環境の変化に安定な認識処理を実現できる。

計算機シミュレーションによる実験では、テストパターンを用いて代表的な特徴量の抽出結果を示すと共に、無線中継装置パネル画像を用いた認識実験により、本手法の有効性を確認した。

A MULTIPLE-FEATURE EXTRACTION APPROACH TO GRAY-LEVEL MACHINE VISION SYSTEMS

Shin-ichi MEGURO, Mutsuo SANO and Akira ISHII

NTT Electrical Communications Laboratories

3-9-11, Midori-cho, Musashino-shi, Tokyo, 180 Japan

This paper presents a new multiple-feature extraction scheme for gray-level machine vision systems. The scheme consists of two basic feature extraction operations: an extended convolution and a radially traversing probe operation. The extended convolution, as a local operation, generates statistic image features which are based on edge attributes. The radially traversing probe operation, as a global operation, can extract spatial structures of image regions. A set of complementary features of different kinds necessary for realizing robustness in image descriptions and recognition can be extracted effectively and consistently.

The usefulness of the multiple-feature extraction concept has been successfully demonstrated in real object recognition experiments under the influence of illumination variation.

1. まえがき

物体認識技術に於ける特徴抽出の問題は、物体を記述し表現するためのプリミティブ獲得の問題として、極めて重要である。優れた表現能力を持つ特徴量は、特徴抽出に続く認識処理過程を簡素化し、コンパクトでロバスト性に優れたビジョンシステム構築の基礎となる。

画像を記述し物体認識を実現するために必要な画像特徴には、大別してエッジ或いは輪郭に着目した特徴量と、画像の面又は領域としての性質に着目した特徴量がある。

エッジに着目した特徴量は、low-levelの前処理として良く知られているラプリアンや、Sobel オペレータによるエッジ特徴⁽¹⁾、Marrの Gaussian hat オペレータによるゼロクロス特徴⁽²⁾などが有名である。さらにこれら特徴を基にして、エッジのセグメント化、エッジ方向の変化点（屈曲点）の抽出などの処理を重ね、Freeman chain codingや輪郭の区分的円弧・直線近似法等⁽³⁾による情報量の圧縮と物体記述に適した特徴量の表現形式への変換が行われる。

しかしながら、low level 処理によって得られるエッジ画像は、しばしば予想し難いエッジの切れや分岐を伴ない、その解析のためには膨大な計算コストを必要とする。しかも物体表面に複雑な図柄やテクスチャが存在する場合、エッジ解析手法によって認識処理を行うことは極めて困難になる。

一方、面としての特徴には、画像の局所的な領域内での高次統計量、プロップの連結性解析により算出される形状特徴パラメータ⁽⁴⁾、ランレンジス行列から算出されるテクスチャ特徴⁽⁵⁾⁽⁶⁾などが知られている。これら特徴は物体認識にとって有用であるが、エッジ特徴において欠点があったと同様、相対的意味においてテクスチャ特徴も万能ではない。例えば均質な面によ

て構成される単純物体は、むしろエッジ特徴において解析されるべきである。即ちエッジ特徴も面特徴も、いずれも単独で使用した場合には必ず不適當な認識条件が存在し得る。

本報告では、ロボットビジョン、特に工業応用での物体認識のための特徴抽出の概念として、多元セル特徴とその特徴抽出機構を提案する。多元セル特徴抽出機構では、相互の欠点を補い合う複数の特徴が統一的に管理され、一貫性に優れた認識処理を実現する⁽⁷⁾⁽⁸⁾。また使用される全ての特徴は、2つの基本演算式とその組み合わせにより算出される。

本報告においては、先ず第2章でセル特徴抽出機構の基本概念と特徴抽出の基本となる演算式を説明する。次いで第3章では、本特徴抽出機構から算出される代表的な特徴量を述べ、テストパターンおよび実画像データに対する特徴抽出結果を示す。第4章では、本機構によって抽出された特徴量を使用し、実画像を用いた認識実験例を示し、本機構の有効性を明らかにする。最後に第5章で、本手法の結果のまとめと今後の課題を述べる。

2. 多元セル特徴抽出機構

多元セル特徴抽出機構は、図1の構成図に示すように、入力画像を平滑化及び再サンプリングし縮小画像を作成するための演算ブロックと、特徴抽出を行うための基本演算である拡張コンボリューション演算・触手演算の2つの演算ブロック、及び複数の特徴を記憶するための特徴プレーンから構成されている。拡張コンボリューション演算と触手演算は全て特徴プレーン上のデータ（特徴量）を入力し、処理結果を再び特徴プレーンに出力する。また1つの特徴抽出演算結果が次の特徴抽出演算の入力として使用され、順次演算を繰り返す事によ

り、認識処理に有効な画像特徴を順次算出していく。以下各機能ブロックの詳細を順に説明する。

2. 1 平滑化・再サンプリング処理

セル特徴抽出機構においては、特徴抽出演算が特徴プレーンに対して実行されるので、全ての演算に先立ち入力画像から次式による平滑化・再サンプリング処理を行い縮小画像 $f_s(i, j)$ を作成し、これを特徴プレーンに格納する。

$$f_s(i, j) = \sum_k \sum_l w(k, l) g(\Delta n i + k, \Delta n j + l) \quad (1)$$

ここで、

$f_s(i, j)$; 特徴プレーンへの出力データ

$g(i, j)$; 入力画像データ

Δn ; 入力画像に於ける再サンプリング間隔

$w(k, l)$; 重み関数

である。

一般にコンボリューション演算は、重み関数によって様々なフィルターを実現することが知られているが、ここでは $w(k, l)$ としてガウシアン関数による平滑化フィルターを採用する。このようにして算出された出力 f_s を、原画像に対する明度平均特徴と定義する。

2. 2 拡張コンボリューション演算

拡張コンボリューション演算は、特徴プレーン上のデータに対し、ローカルな特徴集約を行う特徴抽出演算であり、次式により定式化する。

$$f_s(i, j) = \sum_k \sum_l w(k, l) F(i+k, j+l) \quad (2)$$

ここで、

$$F(i+k, j+l) = \{fp(i+k, j+l) - cfq(i, j)\}^n$$

$$\begin{aligned} & (fr(i+k, j+l) \neq 0 \text{ の時}) \\ & -0 \quad (\text{otherwise}) \end{aligned}$$

$fp(i, j), fq(i, j)$; 入力特徴プレーン

$f_s(i, j)$; 出力特徴プレーン

$w(k, l)$; 重み関数

n ; 整数 $1, 2, \dots$

C ; 定数パラメータ

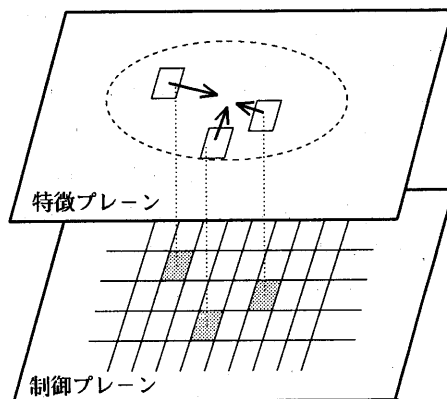


図2 制御プレーンを用いた演算

特徴プレーン fr は、演算の実行を制御するための制御プレーンとして使用される。すなわち従来の一般的コンボリューション演算は、画像データに対し一様処理を実行するが、拡張コンボリューション演算では、例えば図2が示すように、制御プレーンのデータによって演算に取り込まれるデータを選択することが可能となる。

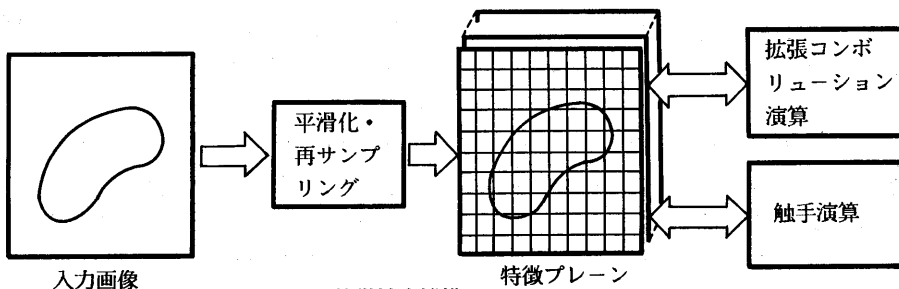


図1 多元セル特徴抽出機構

2. 3 触手演算

触手演算は、図3の動作原理図が示すように、注目する特徴プレーン上のセルに対し、周囲に放射状に触手を伸ばし、触手によって探査されるセルの値(特徴値)と触手の長さを用いて演算を実行する。このような演算は、注目するセルとその周囲に存在するセルの空間的性質を、中心セルに集約することができる。以下、STEP1～STEP5に触手演算を実行するための手順を示す。

STEP1 特徴プレーン f_r 上の注目するセルの位置 (i, j) を中心に、方向 h の触手を発生させ、a)触手の先端が制御用特徴プレーン上で指定された値を持つセルに出会うまで、又はb)触手の長さがあらかじめ定めた視野半径 R に達するまで、又はc)触手が特徴プレーンの端に達するまで、のいずれかの条件を満足するまで、触手を延長する。

STEP2 触手の最大到達距離を r_{hm} 、触手の先端に於ける特徴プレーン f_p 上のセルの値(到達特徴値)を C_{ph} 、および次式によって求まる触手上的のセルデータの累積値 $S_{ph}(i, j)$ を算出する。

$$S_{ph}(i, j) = \sum_r W(r) f_p(i+k(r), j+l(r))$$

ここで、

$r=1, 2, \dots, r_{hm}$; 特徴プレーン上の触手距離
 $w(r)$; 重み関数

$\{k(r), l(r)\}$; セル点 (i, j) からの触手の相対アドレス

である。

STEP3 触手の方向を $h=0, 1, 2, \dots, n-1$ (n ; 正整数)として、角度 $2\pi h/n$ の間隔で放射状に触手を伸ばし、上述の演算を繰返し実行する。

STEP4 最大到達距離 r_{hm} 、到達特徴値 C_{ph} 、累積特徴値 S_{ph} を用いて、出力特徴 f_s を定め、特徴プレーンに格納する。

STEP5 STEP1～STEP4までの処理を、全てのセル位置 (i, j) に対して繰り返す。

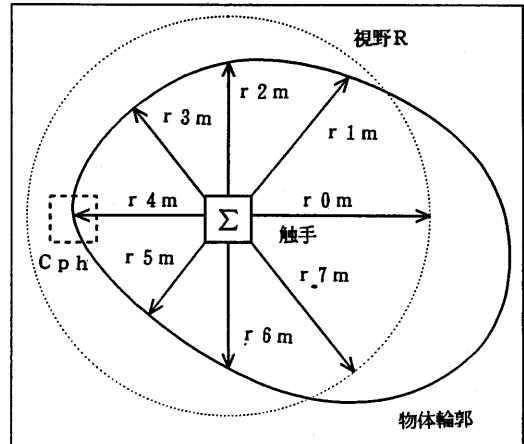


図3 触手演算の原理図

3. 画像特徴量

この章では、拡張コンポリューション演算および触手演算によって実現される幾つかの基本演算処理、並びにこれから抽出される画像特徴量を説明し、テストパターンを用いた特徴抽出結果を示す。

3. 1 テストパターン

特徴抽出処理においては、以下に示すような計算機プログラムで発生させたテストパターンAと、白黒CCDカメラを使用して入力された実画像B、Cを使用した。各画像データは、分解能 512×512 、 $8\text{bit}/\text{画素}$ で表現した。

(1) テストパターンA

大きさが 120×120 画素以下で、大きさ及び明るさがランダムな矩形領域の重なりパターンを背景として、中央部に大きさ 200×200 画素、明るさ100の正方形領域を持つパターン(図4-A)。

(2) テストパターンB

黒色背景下に金属製工具が重なって置かれたパターン(図4-B)。

(3) テストパターンC

無線中継用装置パネル面の一部で、シリンダ状マイクロ波キャビティ、メンテナン

ス用メータ，スイッチ等を含んだパターン（図4-C）。

特徴抽出処理では，まずこれらパターンから，平滑化，再サンプリング処理によって，大きさ128X128セルの縮小画像（明度平均特徴）を算出し，以後この縮小画像に対して特徴抽出演算が実行される。

3. 2 基本演算処理

a) コンポリューション演算

画像のフィルタリング処理として良く知られるコンポリューション演算は，(2)式において演算パラメータを $c=0, n=1$, および制御プレーン $fr(i, j) = 1$ とした場合に等価となる。重み関数 w を変化させることにより，エッジ抽出，平滑化など多くのフィルタリング演算を実行する。

b) 局所平均値

画像の局所平均値は，(2)式において $c=0, n=1, fr(i, j) \neq 0$ のもと，

$$w(k, l) = 1 / (2K+1)(2L+1) \quad -K \leq k \leq +K, \\ -L \leq l \leq +L$$

-0 (otherwise)

により実行される。

c) n次統計量

画像の局所的統計量である分散 σ^2 ，歪度 γ_1 等は，(2)式において $c=1, n=2, 3 \dots$ として，特徴プレーン fq には，上述の局所平均値を指定することにより算出される。

3. 3 画像特徴の算出

a) ゼロクロス特徴

ゼロクロス特徴は，物体の輪郭形状を表現するためにしばしば使用される。これは(2)式において， $c=0, n=1$ のもと，

$fp(i, j)$; 明度平均特徴

$fr(i, j) = 1$

$w(k, l)$; Marr の Gaussian hat operator により算出される。図4-(2) にテストパターンに対する特徴抽出結果を示す。

b) ゼロクロス方向特徴

ゼロクロス方向特徴は，ゼロクロス点上のエッジ方向として定義し，(2)式において， $n=1, c=0$ とし，

$fp(i, j)$; エッジ方向

$fr(i, j) = 1$ (ゼロクロス点上)

$fr(i, j) = 0$ (otherwise)

$w(k, l) = 1$ ($k=l=0$)

-0 (otherwise)

により算出される。

c) 曲率特徴

曲率特徴は図5に示すように，ゼロクロス方向の局所領域に於ける中心セルと周囲セルとのゼロクロス方向の分散量として定義する。すなわち(2)式において $n=2, c=1$ とし，

$fp(i, j) = fq(i, j)$; ゼロクロス方向

$fr(i, j) = 1$ (ゼロクロス点上)

-0 (otherwise)

として算出する。図4-(3) にテストパターンに対する特徴抽出結果を示す。

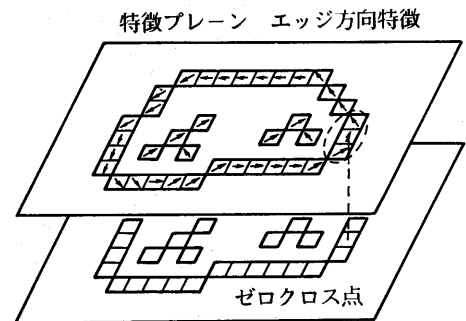


図5 曲率特徴

d) 複雑度

複雑度は触手特徴を用いて，図6に示すような半径 R 内に存在するゼロクロス量を累積した値として定義する。すなわち，

$fr(i, j) = 0$

$w(r) = 1$

のもとで， $\sum Sph(i, j)$ を算出する。

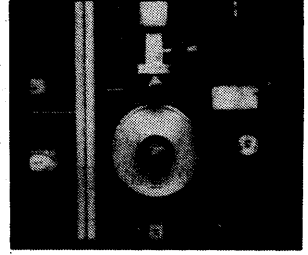
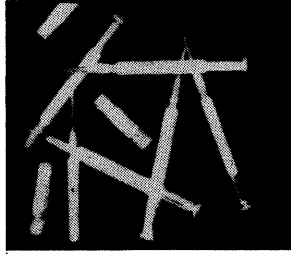
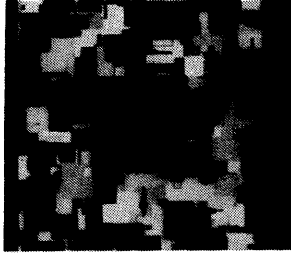
図4-(4) にテストパターンに対する特徴抽出結果を示す。

テストパターンA

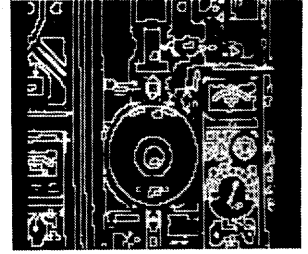
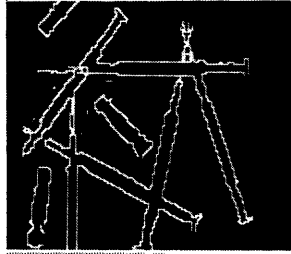
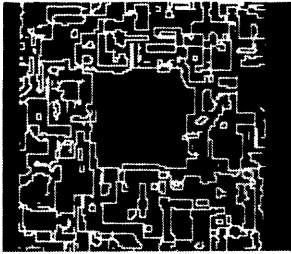
テストパターンB

テストパターンC

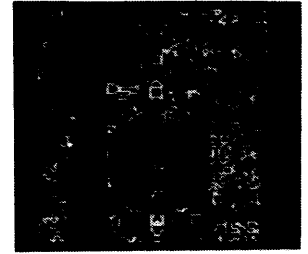
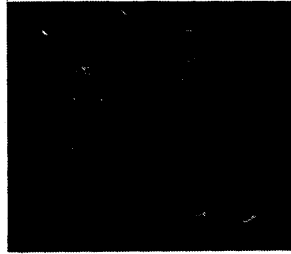
(1) 原画像



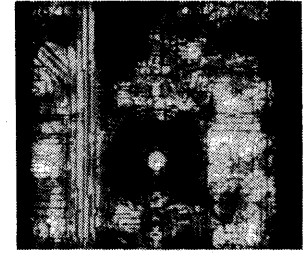
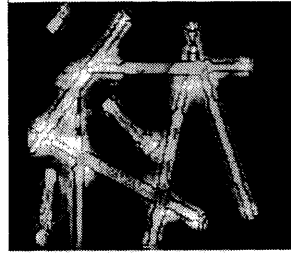
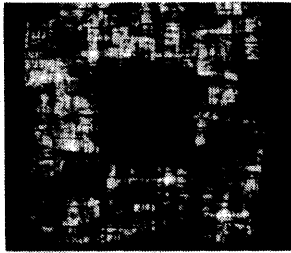
(2) ゼロクロス
特徴



(3) 曲率特徴



(4) 複雑度特徴



(5) 拡がり特徴

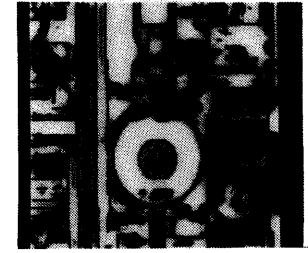
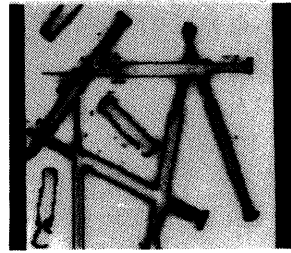
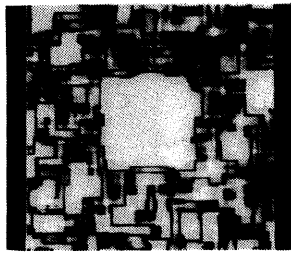


図4 テストパターンによる特徴抽出

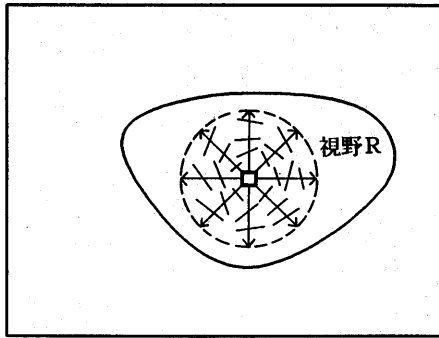


図6 複雑度特徴

e) 拡がり特徴・アスペクト比特徴

拡がり特徴は、触手演算における最大到達距離 rh_m の方向和 $\sum_k rh_m$ として算出される⁽⁷⁾。ここで、

$fp(i, j), fr(i, j)$; ゼロクロス特徴

とする。図4-(5)にテストパターンに対する特徴抽出結果を示す。

さらに空間形状を表現する有効な特徴であるアスペクト比 (ar) 特徴は、図3において触手の最大到達距離の水平・垂直比として次式により定義される。

$$ar = (r_{2m} + r_{6m}) / (r_{0m} + r_{4m})$$

3. 4 特徴量の性質

以上に述べたように、多元セル特徴抽出機構においては、演算のパラメータの指定によって、それぞれ目的に応じた多くの種類の画像特徴を算出することができる。

例えば複雑度は、画像の局所的なエッジ密度を表現するため、パターンAのようなテクスチャを持つ背景や、パターンCにおける文字・目盛等が印刷されたメータ・スイッチの表面などの性質をとらえることが可能である。

拡がり量やアスペクト比特徴は、空間的に拡がった領域を抽出するので、パターンCにおけるシリンダ状マイクロ波キャビティ等の均質な領域の性質表現に適している。

曲率特徴は、パターンBで明らかかなよう

に、比較的簡単な形状の物体に対し、輪郭のコーナーを抽出することが可能となる。

4. 実画像を用いた認識実験

この章では、多元セル特徴の物体認識に於ける有効性を明らかにするため、撮影条件の異なって入力された無線中継装置パネル面画像を用いた認識実験について述べる。

物体認識を実現するためのアルゴリズムとして、筆者らは既にフレーム記述を用いた階層的パターンマッチング法⁽⁷⁾や、一般化ハフ変換を用いて、物体の回転・拡大・縮小を許容するマッチング方法⁽⁸⁾を報告している。しかしながらここでは、認識アルゴリズムとして最も基本的な手法の一つである定点サンプリング法を採用し、認識処理を行う。この理由は、本認識実験の狙いがアトラクティブな認識アルゴリズムを提案する事でなく、物体の記述能力を高めた多元セル特徴によって、むしろ簡単なマッチング方法であっても、実用的な認識処理を実現できることを示すことにあるからである。以下順に、マッチングアルゴリズムと認識実験結果について述べる。

4. 1 画像データ

認識実験には、学習データとしてテストパターンCで用いた無線中継用装置パネル面の画像を使用し、未知データとして、照明やカメラ位置などの撮影条件の異なって入力された画像を使用する(図8)。学習データにおいて、認識対象物体としてロータリースイッチ、メータ、インジケータ、シリンダを設定する。認識処理は学習データから算出された特徴量を用いて、未知データ上で同種物体の位置を決定する。なお入力画像分解能、特徴セルプレーンの大きさ等の条件は先の特徴抽出実験と同一である。また認識に使用する特徴量は複雑度特徴、拡がり特徴とする。

4. 2 マッチングアルゴリズム

定点サンプリングによるマッチング法では、まず学習データにおいて、認識対象物体上でのマッチングポイント(k,1)を定める。次にf1(k,1),f2(k,1)をそれぞれ学習データに対する複雑度特徴, 拡がり特徴, f1'(k,1),f2'(k,1)を未知データから算出される同種の特徴として、次式で表されるマッチング尺度d_{i,j}を計算する。

$$d_{i,j} = w_1 \times \sum_k \sum_l |f_1(k,1) - f_1'(i'+k, j'+1)| + w_2 \times \sum_k \sum_l |f_2(k,1) - f_2'(i'+k, j'+1)|$$

ここで、 (3)

w₁, w₂; 重み付け定数

i' = i - k

j' = j - 1

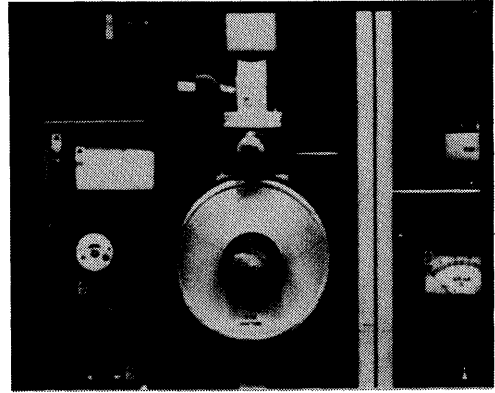
である。

全てのセル位置(i, j)に対してマッチング尺度が計算され、最小のd_{i,j}を与える点が、未知パターン上の求める物体位置として決定される。

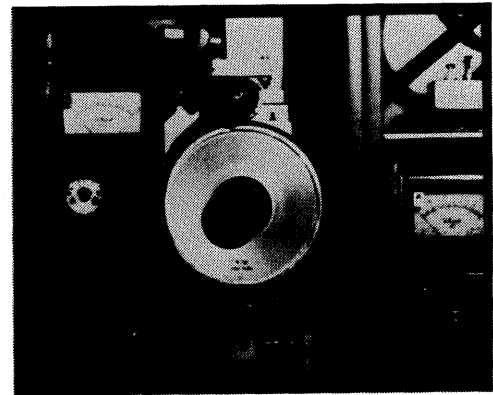
4. 3 認識実験結果

図9は認識処理結果であり、マッチング尺度d_{i,j}の最小となる領域をそれぞれの認識対象物体ごとに表示している。ここではいずれの物体も、正しい認識処理結果を示している。

図10は、ロータリースイッチを対象物体としたときのマッチング尺度d_{i,j}の分布を、2次元的な明度分布に変換して表示している。図中において、最も明度の高い部分が第1位の候補、すなわち認識結果となる物体位置を示している。未知データは学習データに比較して、照明の変化によるシェーディングが著しく、明度平均特徴など、単純に画像の明るさを情報とした特徴によるマッチング法では、正しい処理が困難になる。しかしながら本手法においては、多元セル特徴の効果によって極めてロバスト性の高い認識処理を実現している。



(1) 学習データ



(2) 未知データ

図8 認識実験用画像データ

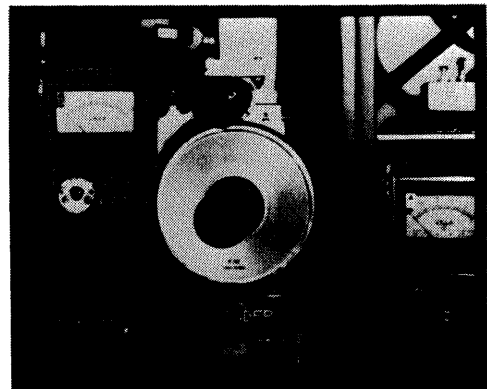


図9 認識処理結果

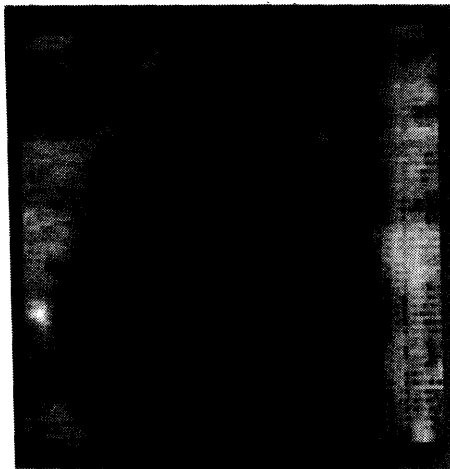


図10 マッチング尺度分布

5. 結論

多元セル特徴抽出機構は、入力画像を平滑化・再サンプリング処理して作成される縮小画像に対し、拡張コンボリューション演算並びに触手演算の2つの基本演算を組み合わせるにより、濃淡画像認識に有効な様々な画像特徴を算出する。

これら特徴には、ゼロクロス特徴や曲率特徴等の画像のエッジに着目した特徴量と、広がり特徴、アスペクト比特徴等の領域に着目した特徴量があり、画像の表現に於いて、相互に補い合う性質がある。

本報告においては、テストパターンを用いて代表的な特徴量の抽出結果を示すと共に、これら特徴量の性質の相違について議論した。また多元セル特徴の具体的な認識システムへの適用例として、定点サンプリング法によるマッチングアルゴリズムを用いて、無線中継所装置パネル画像上のメータ、スイッチ等を対象とした認識実験を行い、本手法の有効性を確認した。

今後の課題としては、より高度な物体認識能力の実現を目的とし、マッチングアルゴリズムを含めた認識システムの改良と機能向上を目指す。

参考文献

- (1) 長尾, 金出, 「パターン認識に於ける縁・線の抽出」信学誌vol.1972-12, pp1618-1627.
- (2) D.Marr and E.Hildreth, "Theory of Edge Detection," Proc.R.Soc.Lond., vol.B207, pp.187-217,1980.
- (3) W.A.Perkins, "A Model-based Vision System for Industrial Parts," IEEE Trans.Comput.,vol.C-27, pp126-143, Feb.1978.
- (4) G.J.Agin and R.O.Duda, "SRI Vision Research for Advanced Industrial Automation, 2nd US-JAPAN Computer Conference,pp113-117,1975.
- (5) R.M.Haralick, K.Shanmugam and I.Dinsten, "Textual Features for Image Classification,"IEEE Trans. Systems. Man and Cybernetics, vol.SMC-3,pp.610-621,1973.
- (6) M.M.Galloway, "Texture Classification Using Gray Level Run Length," Computer Graphics and Image Processing vol.4,pp.172-179, 1975.
- (7) 佐野, 目黒, 石井, 「多元セル特徴を用いた濃淡画像認識」,PRL85-18, pp.71-78,1985.
- (8) 佐野, 目黒, 石井, 「触手特徴を集積した参照点によるモデルマッチング」, PRU86-90.