

## 5 高次局所自己相関に基づいたコントラストと明るさに不変な特徴の構成

電子部 佐藤辰雄

### 1 はじめに

濃淡画像を用いてパターン認識を行う場合、昼夜や照明光源などの環境変化により画面全体の明るさが変化し、認識性能に大きな影響をおよぼすことがあるので、明るさの変化に対して不変な特徴を構成することは重要である。

本稿では、高次局所自己相関の考え方に基づいて計算した特徴値を基に、画面全体のコントラストと明るさ、つまり、画面内で一様なゲインとオフセットの両方について同時に不変な特徴の構成法を述べる。

### 2 高次局所自己相関関数と不変特徴の構成

画像を  $f(t)$ 、( $t$  は 2 次元座標  $(x, y)$  を表すベクトル) として、 $N$  次自己相関関数  $r_N$  は次式で表される<sup>1)</sup>。

$$r_N(s_1, s_2, \dots, s_N) = \Sigma f(t) f(t+s_1) f(t+s_2) \dots f(t+s_N) \quad (1)$$

この時、変移量  $s_1, s_2, \dots, s_N$  の取り方を  $3 \times 3$  近傍で次数を 2 次までと限定すれば図 1 (a) に示す 25 とおりとなる<sup>2), 3)</sup>。

画面の濃度平均値を  $u$  ( $u = (1/n) \Sigma f(t)$ ,  $n$  は総画素数) として、(1) 式の  $f(t)$  を  $f(t) - u$  で置き換えたもの

$$C_N(s_1, s_2, \dots, s_N) \quad (2)$$

$= \Sigma \{f(t) - u\} \{f(t+s_1) - u\} \{f(t+s_2) - u\} \dots \{f(t+s_N) - u\}$  は (自己) 共分散関数の高次への拡張となっており、オフセットに不変である。

高次に拡張された共分散関数(2)式を画像  $f(t)$  の  $N+1$  次中心モーメント  $m_{N+1}$  ( $m_{N+1} = \Sigma \{f(t) - u\}^{N+1}$ ) で正規化したものは下式のように表され、ゲインとオフセットに同時に不変である。

$$\gamma_{m_{N+1}} = \frac{C_N(s_1, s_2, \dots, s_N)}{m_{N+1}} \quad (3)$$

$$= \frac{\Sigma \{f(t) - u\} \{f(t+s_1) - u\} \{f(t+s_2) - u\} \dots \{f(t+s_N) - u\}}{\Sigma \{f(t) - u\}^{N+1}}$$

### 3 実験と結果

まず、実験室内を撮影するように固定したカメラで、レンズの絞り値を変えていったときの特徴値の不変性を手法毎に比較した。比較のための尺度としては全分散で正規化した級内分散<sup>1)</sup>を用いた。

次に、認識のための特徴値として十分な識別能力があることを確かめるため、3人の顔画像(図2に例を示す)それぞれ10枚ずつから計算した特徴値について判別分析を行い、判別空間での分離の度合いを手法毎に比較した。比較のための尺度としては判別力<sup>2)</sup>を用いた。

少し違うアプローチとして、ヒストグラムイコライズにより画像を前処理しここで提案した手法と併用することも考えられる。実験によれば共分散関数との併用が判別力の観点で最も優れていたため、この結果もあわせて示しておく。

実験結果は表1にまとめる。

### 4 まとめ

濃淡画像のパターン認識のために高次局所自己相関特徴を基にして明るさに不変な特徴量の構成法を様々に検討した結果、共分散関数を  $N+1$  次の中心モーメントで正規化した方法 ((3) 式) は画像の明るさを変化させても不変性を保ち、判別力の観点でも優れていることが確認できた。

また、この方法は、まず平均値  $u$  を計算して  $f(t) - u$  の画像を準備しその後それぞれの式の値を計算する(画像を3回走査)のではなくて、変位量が図1(a)のほかに図1(b)の様な特別なパターンの1次の自己相関と  $\Sigma \{f(t)\}^2$ ,  $\Sigma \{f(t)\}^3$  な

どを一緒に計算(全部で39個の計算式)すればよいので<sup>3</sup>、画像毎に積和計算を1回走査するだけで済み、計算量はあまり多くはならない。

応用例として顔画像の認識<sup>4)</sup>に適用してみたところ、明るい画像で学習した後周囲をかなり暗くしても認識が可能であった。

ここで提案した明るさに不変な特徴をより実用的な問題に応用することは今後の課題である。

<sup>1</sup>図1(a)のそれぞれのパターンについて同一のパターンに対応する特徴値を同一のクラスと考えて級内分散で表せば、各クラスのサンプル値が平均値の回りにどれだけ集まっているかを表すことができるが、そのスケールが手法毎に異なっているため全分散で正規化した。

$$\tilde{\sigma}_{\tilde{w}} = \frac{\sigma_{\tilde{w}}}{\sigma^2} = \frac{\sigma_{\tilde{w}}}{\sigma_{\tilde{w}} + \sigma^2}$$

( $\sigma_{\tilde{w}}$ は級内分散、 $\sigma_{\tilde{w}}$ は級間分散、 $\sigma^2$ は全分散) (4)

この値は小さいほどクラス内のデータが平均値の回りに良く集まっていると考えられる。

<sup>2</sup>判別分析で求まる固有値から次の定義にしたがって求める。

$$\eta = t_i (\tilde{\Sigma}_T^{-1} \tilde{\Sigma}_B) = \sum_{i=1}^M \frac{\lambda_i}{\lambda_i + 1}$$

ここで $\tilde{\Sigma}_T$ 及び $\tilde{\Sigma}_B$ は判別空間における全共分散行列とクラス間共分散行列、 $\lambda_i$ は大きい方から第i番目の固有値、Mは判別空間の次元である。

この値は大きいほど(Mに近いほど)クラス間が良く分離していると考えられる。

<sup>3</sup>例えば図1(a)のNo.17に対応する不変特徴(の分子)は次のように計算できる。

$$\begin{aligned} & \Sigma \{f(t) - u\} \{f(t + s_1) - u\} \{f(t + s_2) - u\} \\ &= \Sigma f(t) f(t + s_1) f(t + s_2) - \frac{1}{n} \{ \Sigma f(t) \} \\ & \{ \Sigma f(t) f(t + s_1) + \Sigma f(t + s_1) f(t + s_2) + \Sigma f \\ & (t + s_2) f(t) \} + \frac{2}{n^2} \Sigma \{f(t)\}^2 \end{aligned} \quad (6)$$

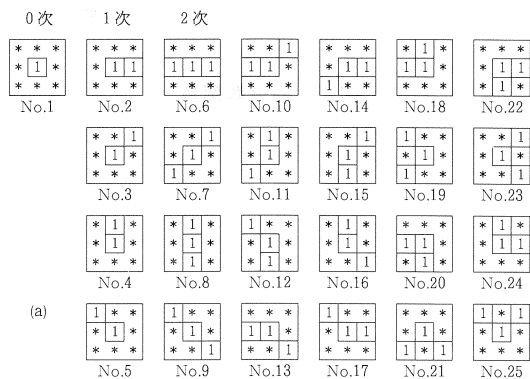
ここで+、 $\oplus$ 、 $\otimes$ はそれぞれ図1(b)の+、 $\oplus$ 、 $\otimes$ に対応する。また、分母についても同様に計算できる。

参考文献

- 1) J.A.Mclaughlin and J.Raviv: Nth-order autocorrelations in pattern recognition, Inf. and Cont. 12, pp121-142,(1968)
- 2) 大津, 島田, 森: N次自己相関マスクによる図形の特徴抽出, 信学技報, PRL78-31(1978)
- 3) 大津: パターン認識における特徴抽出に関する数理的研究, 電総研研究報告, 818(1981)
- 4) T.Kurita, N.Otsu, T. Sato: AFace Recognition Method Using Higher Order Local Autocorrelation and Multivariate Analysis, 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition,(1992)

表1 実験結果一覧

	自己相関	共分散関数	中心モーメント	ヒストグラム
正規化級内分散	0.96	0.34	0.12	0.0002
判別力	1.57	1.95	1.99	1.95
グラフ	図3	図4	図5	図6



注) \*印は don't care である

図1 2次迄の独立なマスクパターンの例



図2 判別分析に使用した3人の顔画像の例

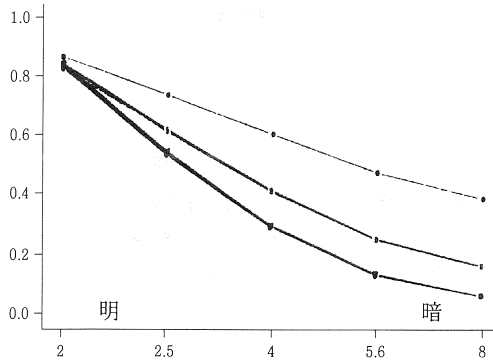


図3 高次局所自己相関

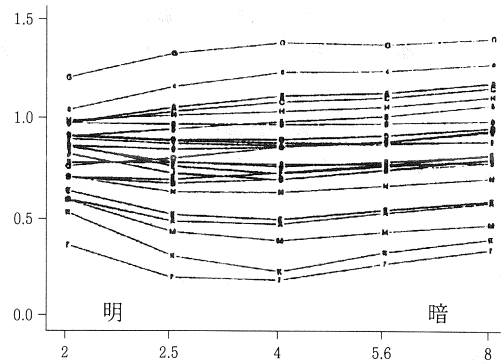


図5 中心モーメント

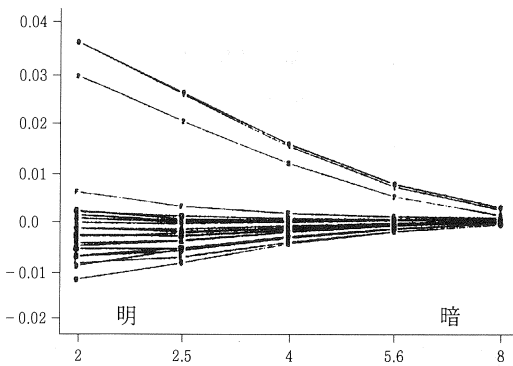


図4 共分散関数

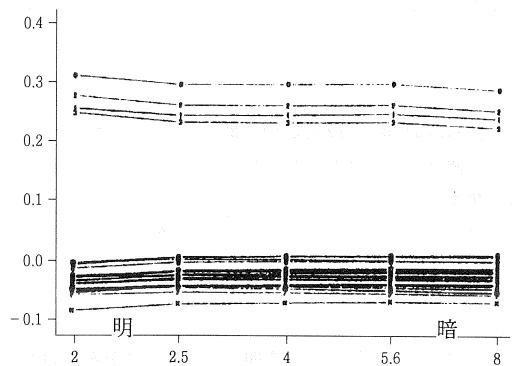


図6 ヒストグラムイコライズ

注) すべてのグラフの横軸はレンズの絞り値である。