

## 高次相関特徴によるテクスチャ解析の試み\*

2 A B - 2

長谷川修, 栗田多喜夫, 坂上勝彦, 大津展之  
電子技術総合研究所

### 1 はじめに

テクスチャ特徴は画像から得られる重要な特徴の一つである。テクスチャ特徴の抽出法はこれまでに数多く提案されているが[1]、本研究では高次局所自己相関特徴をテクスチャ特徴として採用する[2]ことにより、カラーテクスチャ画像の解析を行なったので報告する。

### 2 高次局所自己相関特徴と判別分析による学習

自己相関関数は、平行移動に不変である。これをN次に拡張したものが、以下に示す高次自己相関関数である。

$$x^N(a_1, \dots, a_N) = \int f(r)f(r+a_1)\cdots f(r+a_N)dr \quad (1)$$

次数Nを高々2までとし、変移方向を図1に示すように参照点のまわりの3×3領域に限定すると、変移方向の組み合わせは図1に示す25通りになる[3, 4]。

画像の高次局所自己相関特徴は、画像の各位置にこれらのマスクの中心(参照点)をあわせ、図中“1”と示された箇所の濃淡値を掛け合わせるとともに、マスクを移動する度にその値を足し込む(積和)ことによって求めた。ただし図1のNo.1~No.5のマスクでは、データの採取箇所の重複を許して0~2次迄の全ての値を求めることとし、各マスクから特徴データを3つずつ得た。従って全体では、25通りのマスクから一度に35個(=5×3+20)の特徴データを得た。

マスクのサイズは、各辺の長さを画素を単位として2n+1, (n=1, 2, 3...)と様々に設定することができる。これにより、異なるサイズのマスクを組み合わせ、抽出特徴の多重解像度化を図った。

このようにして得た特徴は、認識課題に依存しない一般的で基本的な特徴であり、認識に必要な対象画像の情報を

\*“Texture Analysis by Higher Order Autocorrelation Features”, Osamu HASEGAWA, Takio KURITA, Katsuhiko SAKAUE and Nobuyuki OTSU, Electrotechnical Laboratory

全体としてある程度抽出している。しかし、対象の識別に有効な特徴を構成するためには、さらにこれらの初期特徴を統合(総合)する必要がある。一般にこの過程は「学習」と呼ばれ、ニューラルネットを用いることも可能であるが、本研究では判別分析を用いた。なお判別分析では、固有値問題の数値演算にQR法を用いた。固有軸は軸の累積寄与率が0.9999以下の上位軸とした。

### 3 実験及び結果

#### 3.1 高次局所自己相関特徴の抽出

本研究ではカラーテクスチャ画像(RGB, 320×240ピクセル)を272枚用意した[6]。このうち、画像全面にわたりほぼ均質のテクスチャデータとなっているものは153枚(人工的なテクスチャ画像63枚を含む)であり、残りの119枚はテクスチャが不均一であったり、大局的な構造がさらには含まれている<sup>1</sup>(同10枚を含む)。

高次局所自己相関特徴を算出する画像上の位置はランダムに定め、特徴データはこの点を中心とする縦横2m+1(mは識別率を落さない最小の値)の領域(局所積分領域)を走査して算出した。これにより、特徴の算出位置の変動に対する頑健性の向上を図った。なお学習時と評価時には独立にランダム数列を発生させた。

各画像(クラス)から得るデータのサンプル数は画像の全画素数との比で定めた。よって例えばこの値を0.001(0.1%)とする場合、画像から76個のサンプルデータ(少数点以下切捨て)を算出することを意味する。

テクスチャ画像は、まずRGB→YIQ変換を行ない、Y画像、I画像、Q画像として再構成した。高次局所自己相関特徴はこれら3つの画像の同じ位置から独立に算出した。このとき、識別率を参照しつつ、前章で述べたような複数のマスクサイズの組み合わせによる解像度方向への多段化も行なった。以上により、最終的に、高次局所自己相関特徴の特徴ベクトルの次元数は(35×3(YIQ)×マスクサイズ数)となった。

表1: マスクサイズの組合せ及び学習クラス数が異なる場合の識別率(%)と耐ノイズ性の比較

正規ノイズの分散 (平均=0)	(1,3) 153枚	(1,3) 272枚	(3,6,9) 153枚	(3,6,9) 272枚
0	97.5	86.7	99.9	84.1
500	97.4	85.8	96.6	83.0
1000	96.2	84.1	95.5	80.8
2000	93.7	79.4	92.7	75.7

#### 3.2 学習に基づくテクスチャの識別

実験は前出の153枚の画像セットと、全ての画像のセット272枚で行なった。表1に実験結果を示す。表中「(1,3), (3,6,9)」はマスクサイズの組合せを意味する。「ノイズの分散」は画像にかけた正規ノイズ(平均0)の分散値である。

<sup>1</sup>石垣の画像における、各石の表面のテクスチャと石組みの構造の文様の関係などがこれにあたる。

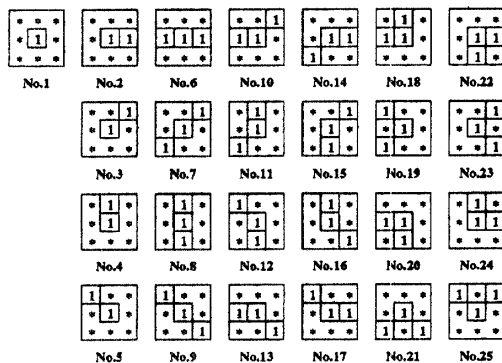
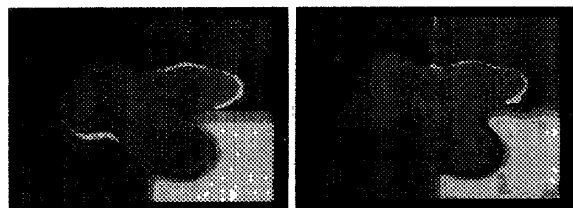


Fig. 1: 高次局所自己相関特徴 [3,4]

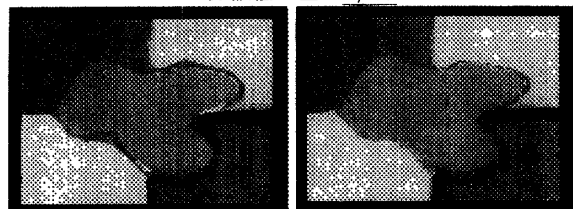


(a) 布生地のテクスチャ (b) 石のテクスチャ

Fig. 2: セグメンテーション実験用合成画像



(a) 153 枚の画像データから判別空間を構成  
ノイズの分散値：左=0, 右=2000



(b) 272 枚の画像データから判別空間を構成  
ノイズの分散値：左=0, 右=2000

Fig. 3: 異なる学習サンプルで判別空間を構成した場合の比較：対象画像は図 2(a)。正規ノイズも付加。出力画像にスムージング処理等は施していない。

学習時と実験時にはそれぞれ独立な正規ノイズを加えた。実験時の局所積分領域のサイズは  $21 \times 21$  ピクセル、学習サンプル数は先の比の値で 0.005（全画素数の 0.5%、画像上の 384 箇所）とした。なお、これらの値は別途予備実験を行なって定めたが、その詳細は省略する。

表 1 に示されるように、比較的均質なテクスチャ画像 153 枚に対しては、ノイズの分散値 2000 以下で 95% 以上の良好な識別率が得られた。また、これに必ずしもテクスチャが均質でない画像を多く加えた場合（画像の総数で約 2 倍）でも、ノイズの分散値が 1000 以下の場合はいずれも 80% を越える識別率が得られた。なお表中最高の識別率 (99.9%) を得ているのはマスクサイズ (3,6,9) の組合せであるが、それ以外は全て (1,3) の組合せが勝っている。これは変数選択に慎重を要することを示唆している。

### 3.3 学習に基づく画像のセグメンテーション

図 2 にセグメンテーション実験用の合成画像を示す。これらは全出の 153 枚の画像から選択した画像により合成した。特に (b) は石（墓石）のテクスチャから作成したが、いずれも濃灰色で紛らわしい。図 3,4 の実験では、いずれもマスクサイズの組合せを (1,3) とし、学習サンプル数は 0.005 とした。この場合の識別率については表 1 参照。

図 3 に、異なるサンプル画像の母集団から構成した判別空間による、判別に基づく画像のセグメンテーション結果を示す。図中右列の画像は学習・識別時に正規ノイズも付加した場合の結果である。一部に誤識別が見られるものの、



(a) 分散=0 (b) 分散=500



(c) 分散=1000 (d) 分散=2000

Fig. 4: 正規ノイズの増加に伴うセグメンテーション結果の推移：対象画像は図 2 (b)。マスクサイズ (1,3) の組合せで判別空間を 272 枚の画像から構成。出力画像にスムージング処理等は施していない。

いずれもほぼ安定した結果が得られた。なお図中の出力画像へのスムージング処理等は施していない。

図 4 に正規ノイズの増加に伴うセグメンテーション結果の推移を示す。ノイズの分散の増加に伴って誤識別が増加しているが、大域的な領域の分割は分散値 2000 でも確認できる。データのクラスタリングアルゴリズム [5] の併用などにより、改善が図れよう。

## 4 まとめ

本手法は、高次自己相関特徴を基本特徴とし、与えられたテクスチャの判別に有効な特徴を学習によって構成する他、画像中のテクスチャのセグメンテーションと識別（認識）を同時に行なえる点に特徴がある。今後は実シーンの理解 [7] に向けて、更に改良を進める予定である。

謝辞：本研究は通産省 RWC プロジェクトの一環として進めているものであり、関係各位に感謝します。

## 参考文献

- [1] 高木他：画像解析ハンドブック，東大出版会，1991
- [2] Kurita T., and Otsu N.: "Texture Classification by Higher Order Local Autocorrelation", *Proc. ACCV'93, Osaka, Japan*, pp.175-178, Nov. 1993
- [3] 大津：パターン認識における特徴抽出に関する数理的な研究，電総研報告，第 818 号，1981
- [4] Otsu N. and Kurita T., "A new scheme for practical flexible and intelligent vision systems," *Proc. IAPR Workshop on Computer Vision, Tokyo*, pp. 431-435, 1988.
- [5] T. Kurita, "An efficient clustering algorithm for region merging," *IEICE Trans. on Inf. & Syst.*, Vol. E78-D, No.12, pp.1546-1551, 1995.
- [6] インプレス編集部編：スーパーデジタル素材集，インプレス，1995
- [7] 長谷川，栗田，坂上："学習によるシーン理解の提案とその基礎実験"，第 3 回画像センシングシンポジウム講演論文集，C-18, pp.129-132, 1997