

# 高次局所色相関特徴に基づくテスト特徴識別法による岩画像分類の試み

北海道大学工学部 ○作間 靖 金子 俊一 五十嵐 悟

## 要旨

地質調査は、岩盤調査を行うときによく用いられる技術であるが、その際、地下岩石の解析は必要不可欠である。そのために、現在ではボアホール画像処理システム (Borehole Image Processing System: BIP システム) が用いられている。この BIP システムは地下 1500メートルのところまでボーリングを行っており、これらを自動分類するための手法としてテスト特徴法を用いる。ある訓練パターン画像から、他の未知パターンの画像に対する分類実験を行い、その有効性を示していく。

### 1 カラーヒストグラムによる領域分割

まず、RGBフルカラーからなる岩石画像 (図1) を読み取り、それぞれの画素において基本的な色相度値である RGB (赤、緑、青) の3色をそれぞれ 256 段階で抽出し、ヒストグラム化するために次の式を用いて各相度値の相対値を表す。

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad (0 \leq r \leq 1) \quad (1)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad (0 \leq g \leq 1) \quad (2)$$

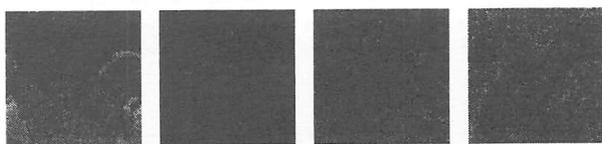


図 1: 岩石画像の例

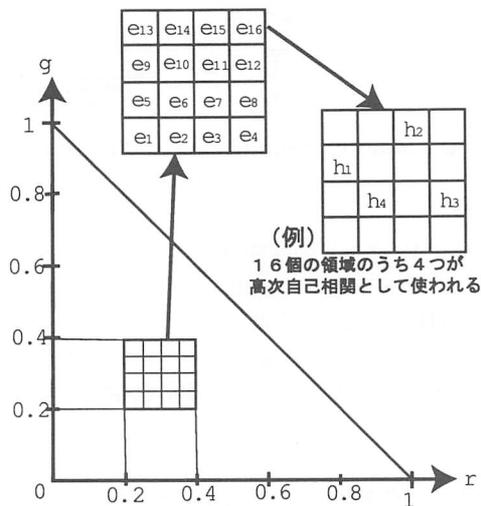


図 3: カラーヒストグラムの領域分割と識別に有効な色特徴の選択

### 2 高次局所自己相関特徴

自己相関関数は、平行移動に不変な関数として用いられる。これを  $N$  次に拡張したものが次式に示す高次自己相関関数である。<sup>[1]</sup>これを岩画像の認識に結びつけていく。以下の (4) 式に示すのが高次自己相関関数である。

$$x^N(a_1, \dots, a_N) = \int f(r)f(r+a_1)\dots f(r+a_N)dr \quad (3)$$

今回、次数  $N$  を 1 と限定し、変移方向を参照点を中心とする  $3 \times 3$  領域とすると、その組み合わせは平行移動による等価な特徴を除くと 4 通りになる (図 2)。画像の高次局所自己相関特徴は、画像の各位置に、マスクの中心を合わせ、図 2 の中の  $\times$  印が示されている箇所の値 (2 値の場合 0 または 1) を掛け合わせる。そして、マスクを移動させて総和を求めめる事によって算出される。

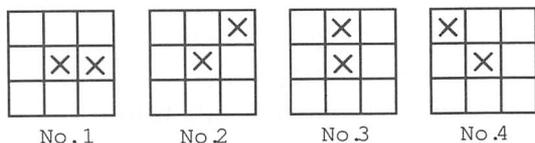


図 2: 高次局所自己相関特徴 ( $N=1$ )

### 3 特徴抽出の具体的な手法

今回の研究では、ヒストグラムに加えこの高次自己相関特徴を用いる。まず、カラーヒストグラムの中で特に集中している ( $0.2 \leq r \leq 0.4, 0.2 \leq g \leq 0.4$ ) の部分をそれぞれ  $4 \times 4$  階調の領域のより詳細な色特徴に分割した。

$$E = \{e_1, e_2, \dots, e_{16}\} \quad (4)$$

で表される 16 個の階級値のうち、全てのクラスの全てのパターンにおいてもっとも集中している 4 つをそれぞれ大きいほうから順番に

$$H = \{h_1, h_2, h_3, h_4\} \quad (5)$$

として選び出す (図 3)。これら 4 つの値を使うだけで全画素数の 90 パーセント以上を使うことになるので岩画像の特徴を得ることができると考えられる。またその他の領域の中にある画素数はほとんど 0 となっており識別の役に立たない特徴として切り捨てることになる。次に、No.1 のマスクの  $\times$  印の部分の画素が  $h_1, h_2, h_3, h_4$  のどの領域に入っているかを調べる。その組み合わせは  $H$  以外のものを除くと全部で 16 種類あり、これが特徴として得られる (図 4)。例えば  $f_2$  の場合、ある 1 つの画像 (パターン) の中にマ

スクの真中の画素（参照点）の値が  $h_1$  の領域に入っていて、その右隣の画素が  $h_2$  の領域に入っているようなマスクがいくつあるのかを数え、その総和が  $f_2$  の値となる。同様に、No.2、No.3、No.4 からそれぞれ 16 種類の特徴が得られるので、この特徴を用いて  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$  となる原特徴空間  $F$  が得られ、訓練パターンと未知パターンはそれぞれ

$$\bar{x} = \{x^1, x^2, \dots, x^n\} \quad (6)$$

$$\bar{t} = \{t^1, t^2, \dots, t^n\} \quad (7)$$

となる。

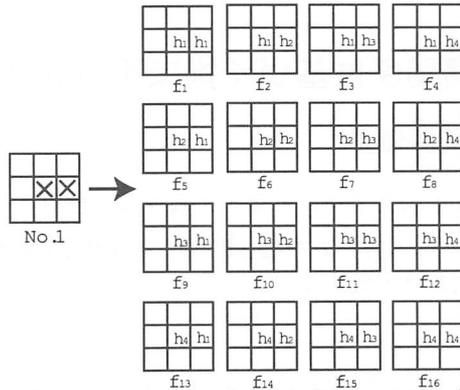


図 4: No.1 のマスクにおける領域の組み合わせ

#### 4 テスト特徴法<sup>[2]</sup>

学習処理として全ての訓練パターンを用い、原特徴空間  $F$  から抽出する、識別に有効な組み合わせ特徴量（プライムテスト特徴：PTF）を生成する。次に識別処理として、ある PTF において、ある 1 つの未知パターンと全ての訓練パターンを比較して投票することによって識別する。これを全ての未知パターンで繰り返し識別率を求める。まず、原特徴空間  $F$  から派生する

$$G_k = \{f_{\theta_1}, f_{\theta_2}, \dots, f_{\theta_m}\} \quad (8)$$

で表される任意の組み合わせ特徴量  $G_k$  で全てのクラスが類似した訓練パターンを持たないとき、この組み合わせ特徴量はテスト特徴 (TF) である。ある任意の組み合わせ特徴量  $G_k$  が TF であるかどうかを判定するのに、

$$D(G_k) = \min d(i^k \bar{x}_j, u^k \bar{x}_v) \quad (9)$$

$$d(i^k \bar{x}_j, u^k \bar{x}_v)^2 = \sum_{l=1}^{m_k} (i x_j^{\theta_l} - u x_v^{\theta_l})^2 \quad (10)$$

で表される距離関数  $D(G_k)$  を用いる。これは、 $G_k$  上でお互いのクラス同士がどれだけ離れているかを評価するための関数である。例えば、 $D(G_k) = 0$  であれば、 $G_k$  上の異なるクラスで全く同じ訓練パターンを持つということである。この  $D(G_k)$  が、あるしきい値  $T (\geq 0)$  より上であればこのある組み合わせ特徴量  $G_k$  は TF である。全ての組み合わせ特徴量でそれが TF であるかどうかを調べ、全ての TF を抽出する。ただし、ある TF に適当な特徴量を加えても、必ず TF に

なってしまう。このような必要以上に多くの特徴量を含んだ TF を識別処理に用いるのは計算時間の増加などにつながり望ましくないので TF の中からさらにプライムテスト特徴 (PTF) を抽出する。PTF は、これ以上特徴量を少なくできない TF である。(例えばある TF  $\{f_1, f_2, f_3\}$  のうちどれか 1 つの特徴量でも欠けてしまうと TF でなくなる。このとき  $\{f_1, f_2, f_3\}$  は PTF である。) 次に抽出された  $L$  個の PTF の集合  $\mathcal{G} = \{G_1, G_2, \dots, G_L\}$  とし、ある 1 つの未知パターン  $\bar{t} \in F$  がどのクラスに属するかを識別する。また未知パターンの  $G_k$  上の表現を  $\bar{x}^k, \bar{t}^k$  とする。投票関数  $W$  により各クラス  $C_i$  への平均スコアを計算し、 $\bar{t}^k$  がどのクラスに属するかを判別する。

#### 5 実験

今回の実験では、図 4 にあるような No.1 のマスクと、No.2 のマスクから得られる 32 個の特徴を 32 次元原特徴空間  $F$  とし、630 枚の岩画像（全て  $40 \times 40$  ピクセルで 7 種類、訓練パターン、未知パターンそれぞれ 315 枚）を使い、カラーヒストグラム、高次局所自己相関による特徴抽出を行い、テスト特徴法の学習において抽出する PTF の最大次元数を 2, 3, 4, 5 とし、それぞれにおいて認識率の計算を行った。

##### 実験結果

PTF の最大次元数	2	3	4	5
PTF の数	13	2193	2732	3797
認識率 (%)	89.3	91.6	93.4	95.2

#### 6 まとめ

カラーヒストグラムおよび高次局所自己相関による特徴抽出により岩画像を正しく認識するための手法の見通しを得た。

#### 参考文献

- [1] 長谷川修, 栗田多喜夫, 坂上勝彦, 大津展之: 高次相関特徴によるテクスチャ解析の試み, 電子技術総合研究所
- [2] イットコン, 金子俊一, 五十嵐悟: テスト特徴法の多値パターン認識への拡張とその実験的評価, T.IEE Japan, Japan, No.11, 2000.