6F−8

マルチフラクタル次元による テクスチャ特徴の抽出

高橋 毅　　金子 博

東邦大学情報科学科

1 まえがき

画像特徴としてフラクタル次元を利用する画像の解析がさかんに行われているが、フラクタル次元は画像情報全体にスカラー量1個を割り当てるものであり、それだけで複雑な形状を特徴付けるのは難しい。この困難を解決するためには多様な画像情報を抽出できるように何らかの意味でフラクタル次元の概念を拡張する必要がある。このような試みはいくつかあるが、本報告ではマルチフラクタル次元を取り上げテクスチャ画像解析に対する有効性を検討する。

2 マルチフラクタル次元

パタン形状や粗さの尺度にフラクタル次元 Dがあり、以下のように定義される。

$$D = -\lim_{l \to 0} \frac{\log N(l)}{\log l} \tag{1}$$

ここで、lは解像度、$N(l)$ は lにおいて計測したパタン分割数である。しかしながら、1形状に対し1スカラー値しか得ることのできない上述のフラクタル次元では、形状の持つ豊富なパタン情報が縮退してしまう。

これに対して、通常のフラクタル次元を一般化したマルチフラクタル次元 D_qは以下のように定義される [1]。

$$D_q \equiv \lim_{l \to 0} (q-1)^{-1} \frac{\log Z_l(q)}{\log l} \tag{2}$$

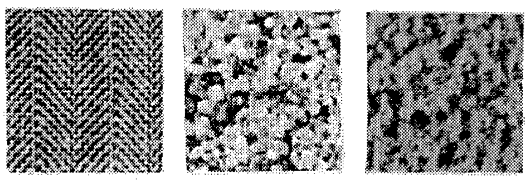
$$Z_l(q) = \sum_i [P_i(l)]^q \tag{3}$$

ただし、$P_i(l)$ は解像度 lの i 番目の単位図形に与えられる確率である。また、$q \neq 1$ である。この式は Renyi のαエントロピー [2] にならったもので、$q=0$ 及び $P_i(l)$ が一様な時 D_qは従来のフラクタル次元 Dに等しくなる。

これより、D_qは Dの一般化であると考えられ、従来に無いパタン形状の複雑情報を捕らえることが期待できる。

3 計算方法

実験においては、Brodatz[3] よりスキャナーを用い 256 段階で採取したテクスチャ画像（図 1）10 カテゴリーのマルチフラクタル次元を計算した。



(A)　(B)　(C)

図 1: テクスチャ画像の例

その算出方法は、まず、画像の濃度レベル $g(x,y)$ をサーフェス面としてとらえ、画像の画表面とする。そして、画表面の属する空間を解像度 lで区切り、各ボクセルと交わる画表面積を $A_i(l)$ とし、全画表面積を $A(l) = \sum_i A_i(l)$ とする。具体的な $A_i(l)$ の推定方法は、$g(x,y), g(x+l,u), g(x,y+l)$ の3点からなる三角形と $g(x+l,y), g(x,y+l), g(x+l,y+l)$

A texture feature extraction method based on multi-fractal dimension
Tsuyoshi Takahashi and Hiroshi Kaneko
Department of Information Science TOHO University
2-2-1,Miyama,Funabashi,Chiba,Japan

の3点からなる三角形の内、i番目のボクセルと交わっている部分の面積とした。(図 2)

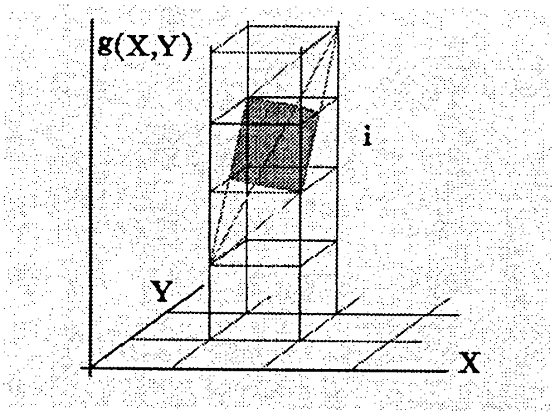


図 2: 部分画表面積 $A_i(l)$ の推定

次に、$P_i(l) = A_i(l)/A(l)$ とし、$Z_l(q)$ を算出する。$l = 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128$ において $Z_l(q)$ を算出し、$\log Z_l(q)$ 対 $\log l$のグラフにプロットする。各点を結ぶ直線の傾きを最小自乗法にて推定し、そこから D_qを計算する。

なお、qは-1.0から2.0の間を変化させた。

4 結果と考察

1カテゴリ内の任意の5ヶ所から 128×128 ピクセルを切りとり、それぞれのマルチフラクタル次元 D_qを計算した。図 3に図 1カテゴリ (C) の5サンプルについての計算結果を示す。

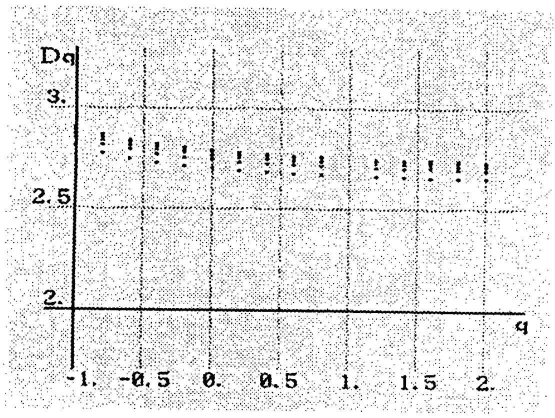


図 3: 1カテゴリ内の任意の5ヶ所におけるマルチフラクタル次元 D_q

これからわかるように、1カテゴリ内のいずれの場所においてもマルチフラクタル次元は、同様な遷移をとっている。つまり、同一カテゴリ内におけるマルチフラクタル次元は安定した画像特徴となっている。

図 1(A)(B)(C) のマルチフラクタル次元を1つのグラフに表した結果が、図 4である。

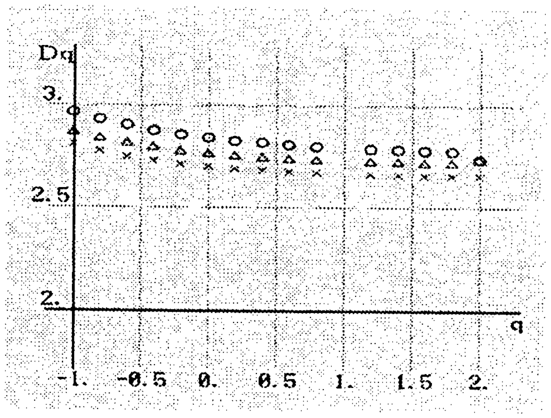


図 4: 3カテゴリ間のマルチフラクタル次元 D_qの比較 (○ : (A) , △ : (B) , × : (C))

3カテゴリとも D_qの値は緩やかな曲線を描いて変化しているが、その変化率はそれぞれ異なっているので、そこから判別することができる。

特に、Box-Counting 法で計算した (B) と (C) とのフラクタル次元は類似していて、区別をつけることはできないが、マルチフラクタル次元を利用すれば2つを識別することができるものと思われる。

5 むすび

テクスチャ画像のマルチフラクタル次元を計算し、その画像解析能力を検討した。実験の結果、マルチフラクタル次元は安定した画像特徴であることはもとより、通常のフラクタル次元で判別しにくいカテゴリ間の識別にも有効であろうことが示唆された。

参考文献

[1] Jens Feder : “フラクタル” , 啓学出版 (1991)

[2] A. Renyi : “Probability theory” , North Holand (1970)

[3] Phil Brodatz : “TEXTURES” , DOVER , New York (1966)