

ブラウンノイズ的テクスチャの ウェーブレット変換後の特徴変数の変化

掛 村 篤*・東 恒 人**

*岡山理科大学大学院工学研究科情報工学専攻

**岡山理科大学工学部情報工学科

(1997年10月6日 受理)

1. ま え が き

幾何学的図形の特徴を表す指標（以下、特徴変数という）の一つとして、フラクタル次元が用いられている。フラクタル次元の導出法には多くの種類があり、自然界のテクスチャの特徴を良く表す特徴変数として、仮想体積を用いたテクスチャ特徴変数¹⁾がある。これは物体の質感などの人間の感覚に近い特徴変数である。本論文では、画像を圧縮した後のテクスチャ特徴変数の変化を調べる。画像の圧縮にはウェーブレット変換による多重解像度解析を行なう。これにより、和分（低周波）成分と差分（高周波）成分が得られる。差分成分には、y方向、x方向、45度方向の各成分があり、またそれらの成分の各々は分解能で区別された階層構造を形成することが知られている。本論文では主要な情報が含まれている和分成分を用いてテクスチャ特徴変数の変化を調べる。

2. ブラウンノイズ的テクスチャ

2.1 ブラウンノイズ

図1(a)に示すブラウンノイズ²⁾とは、ブラウン運動またはランダムウォークと呼ばれるものであり強い相関関数があるノイズで、このノイズのスペクトル密度は $1/f^2$ オーダーの時間スケール上の変動を表していて、高い（高周波）変動よりも低い（低周波）変動が多く含まれている。図1(b)に示すようにスペクトル密度は $1/f^2$ で変化している

2.2 ブラウンノイズ的テクスチャの作成法

ブラウンノイズ的テクスチャは、ブラウンノイズ的テクスチャを2次元に拡張したもので四角格子上の点にランダム加算法による中点変位法²⁾を適用し、濃度値を与えてやることにより得られる。具体的手順は次の通りである。

- (1) 図2(a)のように格子の1辺の長さが r_0 の四角格子（以下、これを第1の四角格子という）を準備する。
- (2) 図2(b)のように全ての四角格子の中心と、元の格子点を結んで四角格子をつくる（以下、これを第2の四角格子という）。第2の四角格子は、第1の四角格子を45°回転した

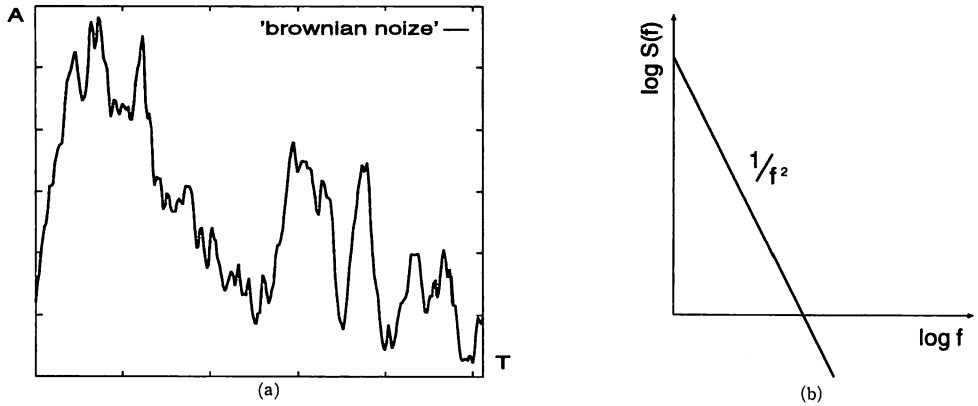
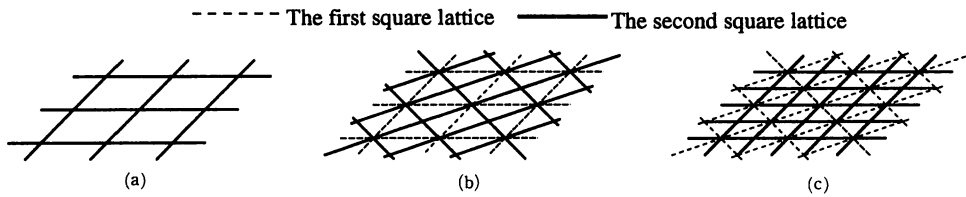
図1 ブラウンノイズ A とスペクトル密度 $S(f)$ 

図2 格子タイプ

方向を向き、格子の1辺の長さが、 $r_1 = \frac{r_0}{\sqrt{2}}$ の四角格子となる。

(3) 第2の四角格子に同様の手順を加えることにより、図2(c)のように第1の四角格子と同じ方向を向き、 $r_2 = \frac{r_0}{2}$ となるような格子点が付け加わった。新たな四角格子をつくる。

(4) (1)~(3)の作業を繰り返すことにより、格子の1辺の長さが、

$$r_i = \frac{r_0}{(\sqrt{2})^i} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

となる四角格子順次得られる。

このようにして作成される四角格子上の点の濃度値は、前段での濃度値の分散値 σ^2 を r^{2H} 倍した分散を前段の濃度値に対して加えることによって得られる。すなわち、 n 段目の濃度値は初期の濃度値に対して $\sigma^2 r^{2Hn} = \sigma^2 (\frac{1}{2})^{nH}$ 分散値を加えることになる。通常の中点変位法では各段階ごとに、新しい中点にのみランダム要素を加えたため、格子点を通る直線上に沿って、しわが目立ってくるようになるが、ランダム加算法による中点変位法では毎回、全ての点に対して変位を加えるため、より自然なテクスチャとなる。 H とはブラウンノイズ的テクスチャのフラクタル次元 D を決定するパラメータであり、

$$D = 3 - H \quad (0 < H < 1) \quad (2)$$

となる。

ここで、テクスチャの特徴を決めるフラクタル次元の観点から、次のような3つのカテゴリのブラウンノイズ的テクスチャを準備する。各カテゴリにおける白黒256階調のテクスチャについて、各カテゴリに属するテクスチャのフラクタル次元を2.8, 2.6, 2.3とし、これらのカテゴリをそれぞれB-2.8, B-2.6, B-2.3と呼ぶことにする。図3にそれぞれのカテゴリの典型的なテクスチャの例を、また、図4にそれらのテクスチャの濃度曲面を示す。

3. ウェーブレット解析

図5に示すように、原画像 C_0 に対し、離散ウェーブレット変換 (DWT) を行なうことにより、 LL_1, HL_1, LH_1, HH_1 (LL_i, HL_i, LH_i, HH_i はそれぞれ、和分, y 方向差分, x 方向差分, 45度方向差分である。なお、 $i = 1 \sim n$) の各成分が得られる。 LL_1 成分をさらに離散ウェーブレット変換することにより、 LL_2, HL_2, LH_2, HH_2 が得られる。同図は離散ウェーブレット変換を2回行なった場合を示している。 i 回の離散ウェーブレット変換によって得られた各 LL_i, HL_i, LH_i, HH_i を階層 i の成分と呼ぶことにする。離散ウェーブレット変換に用いるフィルタは、Harr 関数を使用した。図6および図7には、図3に示した各原画像に対応した階層3および階層6における圧縮画像の例を示す。階層3の圧縮画像では原画像の特徴を容易に見い出すことができるが、階層6の圧縮画像ではその特徴を見い出すことが難しくなっている。

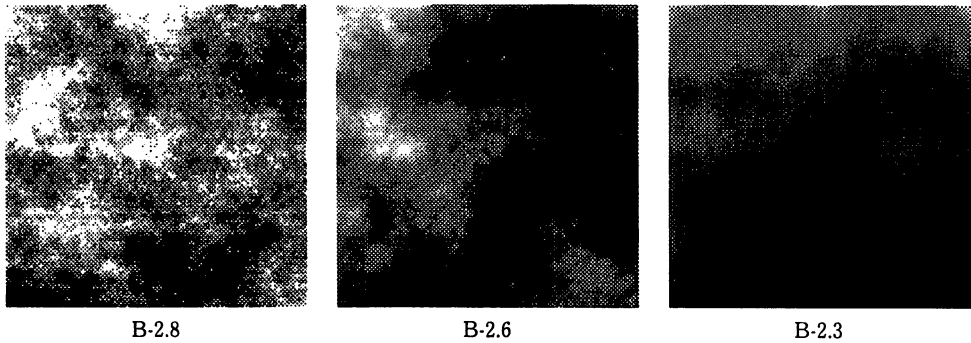


図3 ブラウンノイズ的テクスチャ

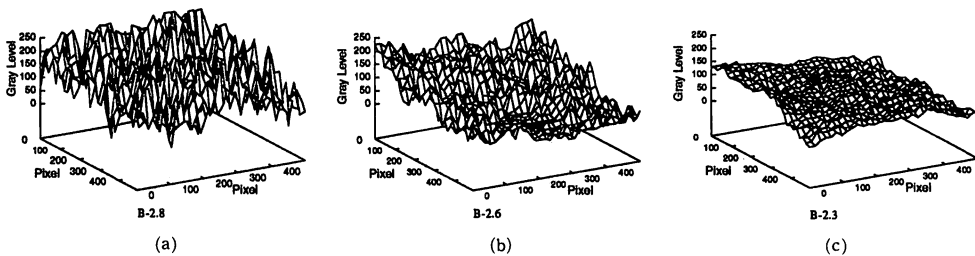


図4 ブラウンノイズ的テクスチャの濃度曲面

4. テクスチャ特徴変数とその導入法

4.1 幾何学的図形の特徴変数

一般に線の長さを L 、面積を S 、体積を V としたとき、次の関係式が成り立っている。

$$L \propto S^{\frac{1}{2}} \propto V^{\frac{1}{3}} \tag{3}$$

この関係式の意味は、 L を k 倍すると、 $S^{\frac{1}{2}}$ も $V^{\frac{1}{3}}$ も k 倍になるということである。 D 次元測定をもつ量を X とすると、式(3)は式(4)のように一般化できることが知られている。

$$L \propto S^{\frac{1}{2}} \propto V^{\frac{1}{3}} \propto X^{\frac{1}{D}} \tag{4}$$

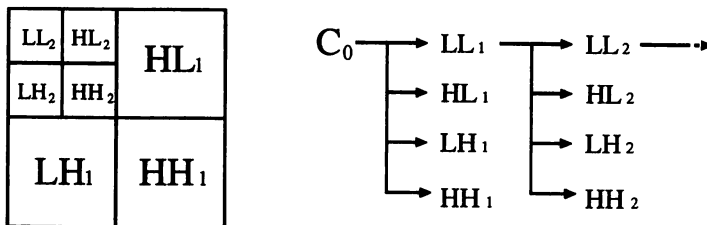


図5 多重解像度解析



B-2.8

B-2.6

B-2.3

図6 階層3 (64×64)



B-2.8

B-2.6

B-2.3

図7 階層6 (8×8)

上式の D が幾何学的図形の特徴変数，すなわちフラクタル次元である。画像は，濃度値と寸法という異なる尺度で表されているために，画像のテクスチャを区別するための特徴変数として，この D を用いることはできない。そのため，画像のテクスチャを区別できるような特徴変数の導出法が提案されている¹⁾³⁾⁴⁾⁵⁾。

4.2 本論文で使用するテクスチャ特徴変数

図8に示すように， $N \times N$ 画素のテクスチャ $f(x,y)$ の任意の小領域 $r \times r$ について，その4隅の濃度値 $f(x_i,y_j), f(x_i+r,y_j), f(x_i,y_j+r), f(x_i+r,y_j+r)$ と，このうちでも最も低い濃度値を f_0 とし， $f(x_i,y_j)-f_0, f(x_i+r,y_j)-f_0, f(x_i,y_j+r)-f_0, f(x_i+r,y_j+r)-f_0$ を結んで図形を形成し，その体積を $V_r(x_i,y_j)$ とする。以下，これを仮想体積という。図9に本手法における粗視化の手順を $r=2$ の場合を例として示す。本論文による粗視化では，図9(a)，図9(b)，図9(c)のような小領域で，仮想体積を求め，小領域を1ドットずつずらして，テクスチャ全体での仮想体積の総和を， $V(2)$ とする。一般化して，仮想体積の総和 $V(r)$ は次式より求めることができる。

$$V(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N V_r(x_i,y_j) \tag{5}$$

スケール r 仮想体積の総和 $V(r)$ が

$$\begin{aligned} \log V(r) &= D \log r + \log C \\ \text{for } r &\in [1, L] \end{aligned} \tag{6}$$

を満足するようなスケール r に依存しない定数 D と C が存在するとき， D をスケール定数， C を複雑度，さらに， D と C をまとめてテクスチャ特徴変数という。従って，テクスチャについて，スケール r を変化させて求まる標本点列 $(\log r, \log V(r))_{r=1,2,\dots,L}$ に対し，

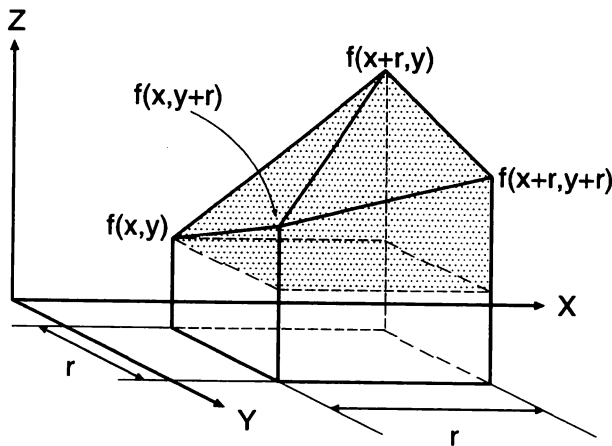


図8 $V(r)$ の算出

最小2乗法を適用して直線の傾きと切片を求めると、このときの傾き、切片がそれぞれスケール定数、複雑度に対応する。

5. 圧縮によるテクスチャ特徴変数の変化

図10に、各階層ごとに求めたテクスチャ特徴変数の分布図を示す。ここで各カテゴリのテクスチャ特徴変数の分布の分離の良さをはかる評価関数として、クラス間分散⁷⁾⁸⁾を用いる。クラス間分散 σ_B^2 は、式(7)で定義される。

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_c} N_i \|\bar{x}^{(i)} - \bar{x}\|^2 \quad (7)$$

ここで、各変数は次の意味を持つ。

N : 全サンプル数

$C^{(i)}$: クラスタ ($i = 1, 2, \dots, N_c$)

N_c : クラスタの個数

N_i : $C^{(i)}$ に含まれるサンプル数

$x_j^{(i)}$: $C^{(i)}$ に含まれる j 番目のサンプル ($j = 1, 2, \dots, N_i$)

\bar{x} : 全サンプルの平均ベクトル

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_i} x_j^{(i)} : C^{(i)} \quad (8)$$

$\bar{x}^{(i)}$: $C^{(i)}$ に含まれるサンプルの平均ベクトル

$$\bar{x}^{(i)} = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_j^{(i)} : C^{(i)} \quad (9)$$

測定結果を表1に示す。同表よりテクスチャ特徴変数の分布のクラス間分散の値は階層が深くなるにしたがって小さくなっていく。このことにより階層が浅いほど分布の方が双峰性があるといえる⁸⁾。

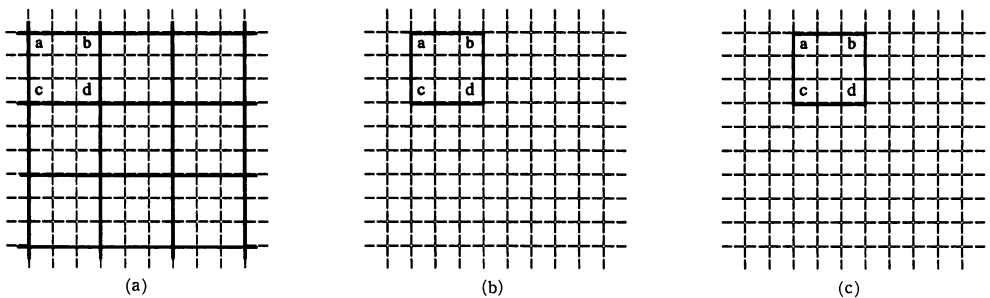


図9 $r = 2$ のときの粗視化

6. む す び

本研究は、ウェーブレット変換による画像の圧縮を行なった後のテクスチャ特徴変数の変化に注目した。テクスチャ特徴変数は、図10に示したように階層5まではかろうじて双峰性が残っているといえるが階層6では各カテゴリーが一部重複している。これは図7の階層6の圧縮画像より、人間の目視でも分類困難であるためである。今後の課題として、各階層の圧縮画像のテクスチャ特徴変数を用いての判別分類と、この手法の実画像への応用を試みる必要がある。

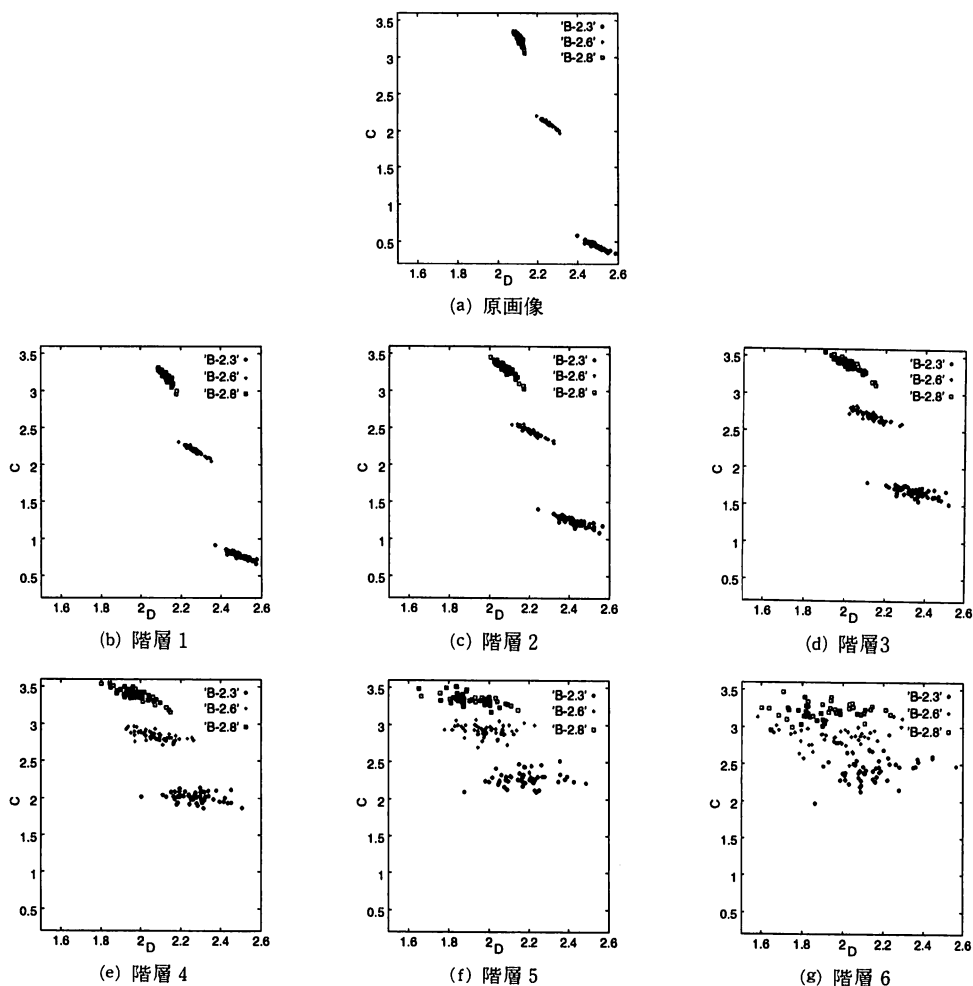


図10 原画像および各階層における特徴変数

表 1 原画像および各階層のクラス間分散 σ_b^2

	原画像	階層 1	階層 2	階層 3	階層 4	階層 5	階層 6
クラス間分散 σ_b^2	1.36	1.01	0.73	0.51	0.34	0.21	0.11

参考文献

- 1) 掛村 篤, 東 恒人, 入江浩一, "仮想体積を用いたテクスチャ特徴変数とその応用", 信学論, (D-II), J80-D-II, 9, pp. 1-10, (1997-09).
- 2) H.-O. バイトゲン, D. ザベウ (編), 山口昌哉 (監訳), フラクタル・イメージ, シュプリンガー・フェアラーク東京株式会社, 東京, 1990.
- 3) 金子 博, "フラクタル特徴とテクスチャ解析", 言学論, (D), J70-d, 5, pp. 964-972, (1987-05).
- 4) 上条正義, "フラクタル特徴変数による複雑な形状をもつ物体の同定", 信学論, (D-11)J-78-D-II, 5, pp. 794-802, (1995-05).
- 5) 上条正義, "確率的局所フラクタル変数による複雑な形状をもつ物体の同定", 信学論, (D-11), J78-D-II, 2, pp. 239-247, (1995-02).
- 6) 奥野忠一, 続多変量解析, 日科技連出版社, 東京, 1976.
- 7) 手塚慶一, 北橋忠広, 小川秀夫, デジタル画像処理工学, 日刊工業新聞社, 東京, 1985.
- 8) 大倉 充, 塩野 充, "カテゴリー内クラスタリングによる多重辞書類似度法の辞書パターン作成の一検討", 信学論, (D-II), J72-D-II, 4, pp. 499-506, (1989-04).
- 9) 高木幹雄, 下田陽久, 画像解析ハンドブック, 東京大学出版社, 東京, 1991.

Transition of characteristics variables of texture to classify the wavelet-transformed textures in Brownian Noise

Atsushi KAKEMURA*, Tsunehito HIGASHI**

**Graduate School of Engineering,*

***Department of Electronic Engineering,*

Faculty of Engineering,

Okayama University of Science

Ridai-cho 1-1, Okayama 700-0005, Japan

(Received October 6, 1997)

In order to acknowledge the textures in Brownian Noise such as the images of clouds, mountain riegies, etc. Which abundantly exist in the natural world, the technique by the characteristics variables of texture using virtual volume is effective. The technique above is to put a fractal theory to practical use and can be said to be the acknowledgment means similar to the sense of a human being, which has conventionally been considered as a weak point. Repeating the condensation of the texture data in Brownian Noise to do multiresolution analysis by wavelet transformation, how do the characteristics variables of texture change will be discussed in this paper.