

フラクタル符号に基づく DR 領域画像表現と画像検索への応用

横山貴紀[†] 渡辺俊典[†]

[†] 電気通信大学大学院情報システム学研究科

〒 182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: †{yokotaka,watanabe}@sd.is.uec.ac.jp

あらまし 本稿では、フラクタル符号に基づいた画像の新たな特徴表現法を提案する。フラクタル符号とは、画像中の領域間の相似性に基づいた画像の圧縮符号である。符号には自己相似領域の関係が写像として記録される。符号化時において、対象画像の適応的な領域分割処理が行われるが、画像の局所領域における画素値の変動度に応じた相似領域のサイズが圧縮符号に割り当てられる傾向がある。この相似領域のサイズが画像の重要な特徴であると考え、その表現方法を述べる。加えて、この表現方法を用いた応用例として、コレログラムによる画像の検索手法を提案する。提案手法がフラクタル符号の復号に因らない有用な画像の特徴表現であることと、画像検索のための特徴量インデックス生成手段として有効に機能することを、公開画像データベースを用いた実験によって示す。

キーワード フラクタル符号, DR 領域画像, コレログラム, 内容型検索, 圧縮領域

DR-region image and Fractal correlogram: An image feature representation method based on fractal codes and its application to image retrieval

Takanori YOKOYAMA[†] and Toshinori WATANABE[†]

[†] Graduate School of Information Systems, University of Electro-Communications

1-5-1 Chofugaoka, Chofu-shi, 182-8585 Tokyo, Japan

E-mail: †{yokotaka,watanabe}@sd.is.uec.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a novel image feature representation method using fractal codes and its application to image retrieval. A fractal code consists of contractive affine mappings, and each mapping represents a similarity relation between two regions in an image. In the encoding process, the size of regions in fractal codes has tendency to reflect the local features of the original image. We propose a method to represent the size of regions obtained from the fractal codes as a feature image called “DR-region image”. We also propose an efficient retrieval method using correlograms. This retrieval method is an application of the DR-region image and can be used in the compressed domain. The effectiveness of the proposed methods are illustrated by various experiments using an open image database.

Key words Fractal codes, DR-region image, Correlograms, Content-based retrieval, Compressed domain

1. はじめに

画像解析などの処理では画像の画素値をそのまま使用するのではなく、別の空間へ写像し表現することで、各種処理に役立つ情報を得ることができる。画像の表現方法としては、線画や固有画像、シルエット画像、空間周波数表現やウェーブレット係数など、さまざまなものが存在する。

本稿では、新たな画像の表現法として、フラクタル符号に着目した手法を提案する。フラクタル符号化とは、画像中の自己

相似性という既存の圧縮アルゴリズムとは異なる着想を出発点とした、比較的新しい圧縮手法である。この符号に表現される画像の領域特性に着目した新たな特徴表現法を提案し、得られる特徴画像を DR 領域画像と呼ぶ。

また、この DR 領域画像の応用例として、コレログラムを用いた検索手法を提案し、プロトタイプシステムを構築した。この検索システムの詳細と、実験によって得られた知見を報告する。本検索手法は、コレログラムを用いた検索手法としてカラー画像に対するカラーコレログラム、画像のウェーブレット

係数に対するウェーブレットコレログラムに続く、新たな検索手法の枠組みである。

本稿の構成を述べる。2. では、フラクタル符号化手法の概要を述べ、3. では、提案手法の1つであるフラクタル符号に基づいた DR 領域画像の生成法について説明する。4. では、DR 領域画像を用いた応用例の1つとして画像検索手法を提案し、検索で用いるコレログラムについても説明する。5. では、DR 領域画像の生成結果と検索性能を示し、6. では、得られた実験結果に対する考察を行う。最後に 7. でまとめを述べる。

2. フラクタル符号化手法

フラクタル符号化手法では、画像中の自己相似領域に基づく圧縮符号化を行う。符号化原理は Barnsley の反復関数系 (IFS: Iterated Function System) によるフラクタル画の作成方法 [1] に基づくものである。本研究では、フラクタル符号化手法としては、Jacquin の PIFS (Partitioned IFS) 符号化手法 [2] に基づくものを用いる。この手法は、相似領域の関係を表す各写像の定義域および値域を分割画像領域に限定することで、Barnsley の手法を自動化したものであり、現在のフラクタル符号化手法の基礎となっている [3]。

フラクタル符号とは、相似領域を表す縮小写像を構成する情報を記録したものである。図 1 に示すように、画像中のドメインと呼ばれる領域 D_i が、レンジと呼ばれる領域 R_i と相似な関係にある場合、縮小写像 w_i を用いて $R_i = w_i(D_i)$ と表現される。通常 w_i は次式のようにアフィン写像を用いて表現される。

$$w_i \left(\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} s_{00}^i & s_{01}^i & 0 \\ s_{10}^i & s_{11}^i & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

ここで $s_{00}^i, s_{01}^i, s_{10}^i, s_{11}^i$ は回転と縮小を表す係数、 α_i は輝度値の縮小係数である。 e_i, f_i は空間のオフセット値、 β_i は輝度のオフセット値を表す。この縮小写像を構成するために必要な情報を記録したものがフラクタル符号である。

実際のフラクタル符号 c_i には、式 (1) の係数をすべて記録する必要はなく、

$$c_i = \left((x_{D_i}, y_{D_i}), (x_{R_i}, y_{R_i}), \text{size}_i, \theta_i, \alpha_i, \beta_i \right) \quad (2)$$

が記録される。 (x_{D_i}, y_{D_i}) はドメイン領域の、 (x_{R_i}, y_{R_i}) はレンジ領域のそれぞれ左端点の座標値を表し、 size_i は正方のドメイン領域 R_i 1 辺の長さを表す。

3. DR 領域画像

フラクタル符号から得られる情報のうち、本研究ではレンジおよびドメイン領域のサイズに着目した。ここでは、この情報を用いた画像の領域特性の表現方法について述べる。本稿では、得られる特徴画像を「DR 領域画像 (DR-region image)」と呼ぶ。画像として表現することで、既存の画像処理手法を適用することができる。また、この特徴画像は圧縮符号を復号すること無く生成することができるため、フラクタル符号の圧縮領域における様々な手法の開発における基礎になると考えられる。

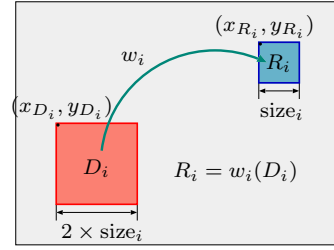


図 1 領域間の相似関係を表す写像 w_i

Fig. 1 A mapping w_i represents the similarity relation between the region R_i and its similar region D_i

3.1 領域の特性

フラクタル符号化時、画像に対して Quadtree 分割のような適応的な領域分割処理が行われる。この場合には、画像の局所領域が持つ画素値の変動度に応じたドメインとレンジ領域のサイズがフラクタル符号に反映される傾向がある。

傾向の具体例を述べる。画像のエッジ部のような急激な変化の領域では、フラクタル符号に小さいサイズのレンジ領域が選択される。このレンジ領域と相似な関係にあるドメイン領域も、同様に急激な変化を表すエッジ部や、その周辺部に分布することが多い。画像上で穏やかな変化をする領域では、符号に大きなサイズのドメインおよびレンジ領域が選択される。テクスチャのような画像領域では、ドメインおよびレンジ領域のサイズも大小が混在するなどの傾向がある。

以上のような傾向があるため、ドメインとレンジ領域のサイズに着目するだけでも、画像が本来持つ領域の特性を知ることができると考えられる。

3.2 生成アルゴリズム

フラクタル符号に割り当てられた領域のサイズ情報を表現する DR 領域画像の生成方法を述べる。画像を符号化して得られたフラクタル符号 c_i の (x_{D_i}, y_{D_i}) , (x_{R_i}, y_{R_i}) および size_i に着目する。まず、レンジ領域 R_i の原画像上の座標を特定し、DR 領域画像上の同じ座標の領域に属する画素の size_i を表すビット値を 1 とする。同様に、ドメイン領域 D_i について、対応する DR 領域画像の領域に含まれる画素の size_i を表すビット値を 1 とする。以上の処理を符号化された画像が持つすべてのフラクタル符号に対し処理を行うことで、DR 領域画像上の画素値を決定することができ、DR 領域画像を得ることができる。

図 2 の例では、着目画素が $\text{size} = 8$ のレンジ領域と、 $\text{size} = 8$ と $\text{size} = 16$ の 2 つのサイズのドメイン領域に属している (フラクタル符号にはレンジ領域のサイズとして記録されるため、実際のドメイン領域のサイズはこの倍の 16 と 32 にそれぞれなる)。この時、着目画素の画素値は上位 3 ビットが属するレンジ領域のサイズを、下位 3 ビットが属するドメイン領域のサイズを表すので 010011 となる。この図では合計 6 ビットで表しているが、レンジ領域は互いに重なることはないため、3 種類のレンジサイズを (00)(01)(10) の 2 ビットで表現でき、合計 5 ビットを用いれば良い。ドメイン領域のサイズが 3 種類、レンジ領域のサイズが 3 種類ある場合、計 24 階調の輝度値で表現することができる。

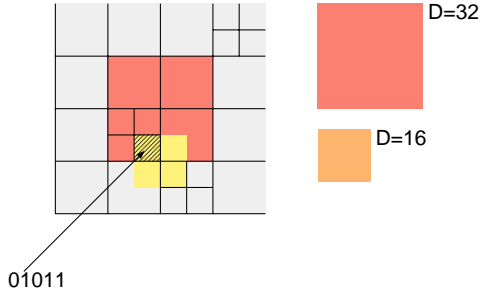


図 2 DR 領域画像における画素値の定義

Fig. 2 The definition of a pixel value in the DR-region image.

画素値の定義から明らかなように，DR 領域画像中の画素が圧縮符号として属するレンジおよびドメイン領域のサイズを特定することができる表現となる．また，この領域画像のサイズは原画像と同じである必要は無く，フラクタル符号が持つレンジ領域の最小のサイズを 1 画素とすることで，情報を失うことなく原画像よりもサイズの小さい DR 領域画像を生成することもできる（ただし，ドメイン領域のシフトがレンジ領域のサイズに設定されていないといけない）．

4. コレログラムを用いた検索手法

フラクタル符号から得られる画像の特徴表現方法を 3. で述べた．今回の DR 特徴画像を用いた応用例の 1 つとして，画像の検索手法への適用を考える．具体的には，得られた DR 領域画像についてコレログラム適用することで，画像のフラクタル符号を用いた検索手法を実現する．本稿では，この検索手法をフラクタルコレログラム (Fractal correlogram) と呼ぶ．

4.1 コレログラム

コレログラムとは，画像中の着目画素 p_1 の画素値 c_1 が c_i である時，距離 k にある画素 p_2 が画素値 c_j である確率を表すものである [4]．平行移動や回転などの変動に対してロバストな検索手法の実現に有用であり，処理が容易で高速に検索でき，画像の縦横比などを考慮しなくて済むなどの利点がある．

$n \times n$ 画素の画像 I について，画素を $p_i = (x_i, y_i) \in I$ と表し，その画素値を c_i とする． $p_1 = (x_1, y_1)$ と $p_2 = (x_2, y_2)$ 間の距離を， $\|p_1 - p_2\| = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$ の L_∞ 距離を用いて表す． $\Pr(\cdot)$ が確率を表す関数として，コレログラムは次式のように定義される．

$$\begin{aligned} \gamma_{c_i, c_j}^{(k)} &= \Pr(c_2 = c_j, \|p_1 - p_2\| = k \mid c_1 = c_i) \\ &= \frac{\Pr(c_1 = c_i, c_2 = c_j, \|p_1 - p_2\| = k)}{\Pr(c_1 = c_i)} \\ &= \frac{\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)}{8kn^2} \times \frac{n^2}{h_{c_i}} = \frac{\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)}{8kh_{c_i}} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで h_{c_i} は画素値 c_i のヒストグラム， $\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I)$ は，

$$\Gamma_{c_i, c_j}^{(k)}(I) = \#\{(p_1, p_2) \mid p_1 \in I_{c_i}, p_2 \in I_{c_j}, \|p_1 - p_2\| = k\} \quad (4)$$

となる． $\#\{\cdot\}$ は集合の要素数， I_c は画素値 c の画素集合を表す．また，式 (3) 中の $8kn^2$ は， $p_1 \in I$ の $n \times n$ 画素各々につ

いて $\|p_1 - p_2\| = k$ となる p_2 が， p_1 を中心とする正方形の周上に $8k$ 画素だけ存在することから定められる．以上のようにコレログラムとは，画素間の相対的な関係を表す指標であるため，平行移動などの変動についてロバストである．

画像 I の持つ色を c_1, c_2, \dots, c_m とし， $k \in \{1, \dots, d\}$ とすると，コレログラムの表現に必要なサイズ，つまり検索時に用いるコレログラムを特徴量とするベクトルの次元数は m^2d となる．

特に同色の画素同士を対象とするコレログラムはオートコレログラムと呼ばれ，

$$\alpha_c^{(k)}(I) = \gamma_{c,c}^{(k)}(I) \quad (5)$$

と表される．オートコレログラムによる特徴量ベクトルの次元数は md となる．コレログラムを用いた手法では主にこのオートコレログラムを用いた検索が行われている．本研究でも検索にはオートコレログラムを指標として用いる．また，以後オートコレログラムとコレログラムは同じ意味で用いる．

検索処理では，各画像から得られたコレログラムを距離などの指標を用いて比較する必要がある．通常の画像検索では，特徴量間の比較に L_1 や L_2 などの距離を使用するが，コレログラムでは $\mu = 1$ とした d_μ 距離 [5] と呼ばれる以下の指標を用いる．

$$d_1(I, I') = \sum_k \frac{|\alpha_c^{(k)}(I) - \alpha_c^{(k)}(I')|}{1 + \alpha_c^{(k)}(I) + \alpha_c^{(k)}(I')} \quad (6)$$

この式は，画像 I と I' 間の k 毎に得られたコレログラム値の差について正規化したものの合計値を表している（1 は分母が 0 となるのを防ぐものである）．予備実験でも良好な結果が得られたことから，提案検索手法でも用いることとした．

4.2 方向性コレログラム

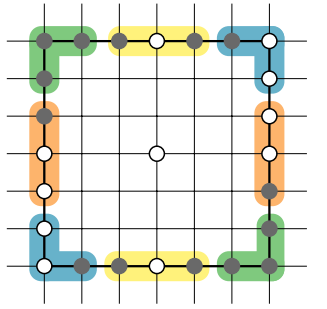
コレログラムに使用する L_∞ 距離は，その定義から明らかなようにある程度の回転などの変動に対しロバストな指標である．しかし，検索に際して画像の縦方向の特性を重視したり，あるいは斜め方向の特徴を優先したいことがある．

これを実現するには，上下，左右と斜めそれぞれの方向について，コレログラムを求めて比較すれば良い．図 3 は， $k = 3$ について，ある着目画素についての処理例を表している．中心の白丸を着目画素とした場合，外枠が $L_\infty = k$ を満足する．図に示すように 4 種類の方向に分けて画素数を個別に計数することで，方向毎のコレログラムを算出することができる．4 方向のオートコレログラムとして得られるので， $4md$ 次元の特徴量ベクトルとなる．

5. 実験

実験によって提案手法の有効性を確認する．各アルゴリズムを C 言語によって実装し，コンパイラは gcc 2.95.3 を用いた．OS は Linux 2.4.20，CPU は Pentium 4 のクロック周波数 2.80GHz，1GB のメモリで構成される PC 上ですべての実験を行った．

実験に用いた画像には，文献 [6] で用いられている公開画像データベース [7] の画像を使用した．この画像データベースに



#Vertical = 2 #Horizontal = 4
 #Diagonal₄₅ = 4 #Diagonal₁₃₅ = 4

図 3 方向性感受を持つコレログラム

Fig. 3 Direction sensitive correlograms.

は、 384×246 pixel の画像が 1,000 枚含まれている。10 種類のカテゴリに分けられており、カテゴリ毎に 100 枚の画像が属している。

5.1 DR 領域画像の生成

まず、DR 領域画像の生成例を示す。10 カテゴリの画像についてフラクタル符号を生成し、その符号から得られた DR 領域画像を表 1 に示す。

DR 領域画像の輝度値が高い画素ほど、レンジ領域のサイズは小さく、またドメイン領域としても複数のサイズのものから参照されている画素となる。原画像におけるエッジ部など画素値の変動が激しい局所領域を中心として、高い輝度値が集中していることが分かる。

このように、フラクタル符号のレンジおよびドメイン領域のサイズ情報だけ利用して、3.1 で述べたような、原画像が持つ領域の変動度を把握することが可能であることを確認できる。

5.2 検索実験

次に、DR 領域画像を用いたコレログラムによる画像検索の実験を行う。事前に DR 領域画像からコレログラムを特徴量とするインデックスファイルを生成する。検索時には、このファイルを元にコレログラム特徴量間の距離を式 (6) の d_1 距離によって算出し、昇順にソートすることで検索結果を得る。

検索実験では、例示画像を質問画像とする Query by Example 方式を用いた。なお、プロトタイプとして図 4 に示すような検索インターフェイスを作成した。このインターフェイスでは、Apache と PHP を用いた CGI によりブラウザ上に画面を生成し、選択した質問画像に対して動的に検索結果を返すことができる。このプロトタイプでは検索結果に原画像と DR 領域画像の両方を表示させている。

5.2.1 通常のコレログラムと方向性コレログラム

通常のコレログラムと方向性コレログラムの 2 種類について検索実験を行う。通常のコレログラムを用いた特徴量インデックスには、24 階調の DR 領域画像に対して 4 つの距離を算出するので、合計 96 次元の特徴量ベクトルを記録する。方向性コレログラムについては、24 階調と 4 つの距離、4 方向で合計 384 次元の特徴量ベクトルを記録する。

質問画像 1 枚あたりの検索に必要な時間は、検索画像数 1,000

表 1 各カテゴリの画像とその DR 領域画像

Table 1 Images in respective categories and their DR-region images.

Category name	Original image	DR-region image
Africans		
Beaches		
Buildings		
Buses		
Dinosaurs		
Elephants		
Flowers		
Horses		
Mountains		
Food		

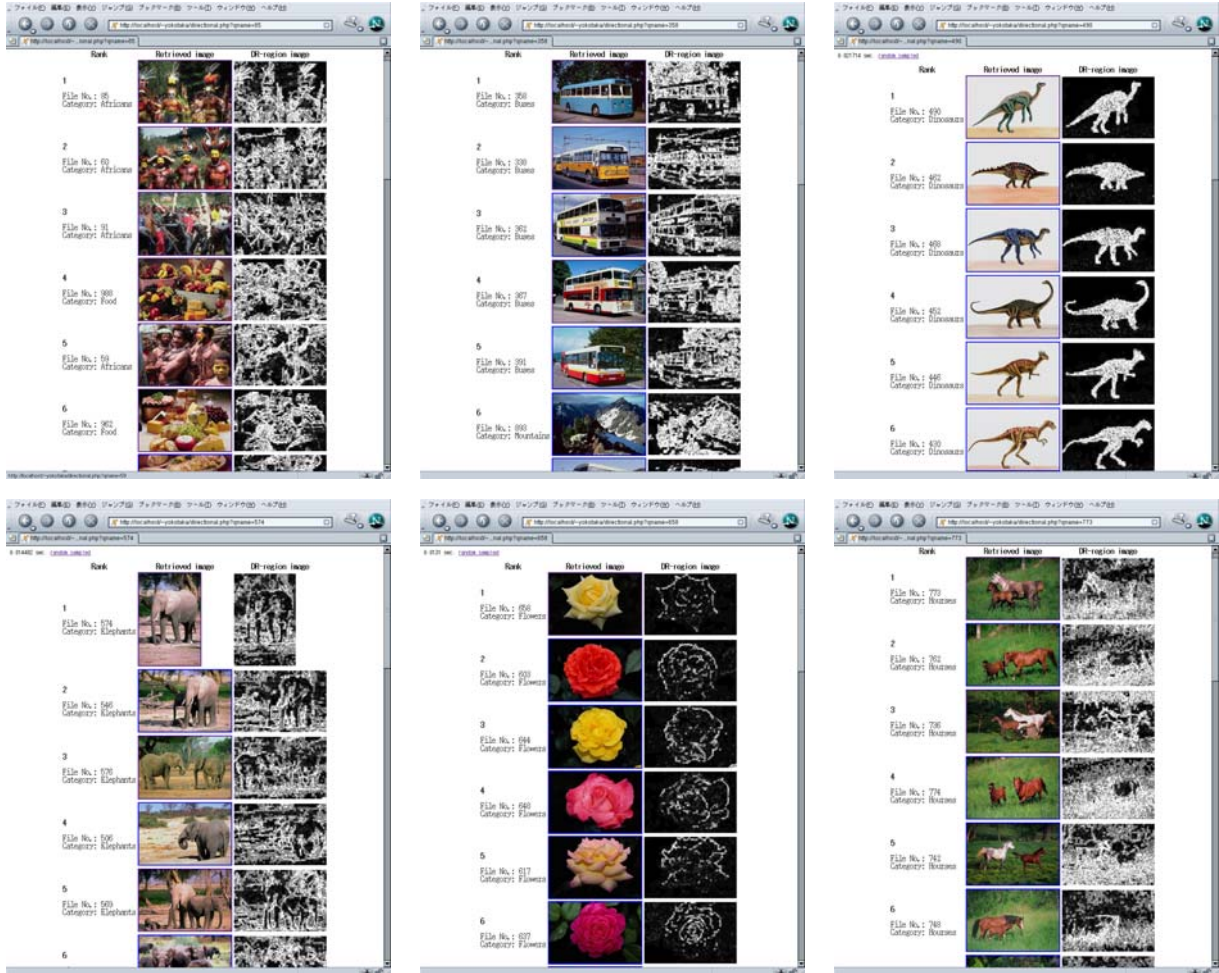


図 4 検索画面と検索例

Fig. 4 Retrieval results with the user interface of the proposed retrieval system.

枚の平均値として求めた結果，通常のコレログラムでは 0.11 秒，方向性コレログラムでは 0.38 秒であった．

検索結果の中で特に違いを見せた例を図 4 に示す．この質問画像では縦に伸びる塔が特徴的であり，検索された画像から特に関連性が強いと目視で確認できる結果を抜き出しそれらの順位を示した．方向性を加味することによって，検索結果が異なるとともに改善されていることが分かる．

コレログラムに方向性を加味することで，全体的な検索結果が通常のコレログラムを用いた場合と比べて改善される傾向にあるが，これを検索性能の指標として確認する．検索結果の性能を測るために，以下の指標を用いた．

検索画像 Q が属するカテゴリーの画像集合を A とし， $\text{rank}(I_i)$ は検索された画像数 N 中の画像 I_i の順位を表し， $Y(Q) = \{I_i | \text{rank}(I_i) \leq N, I_i \in A\}$ とする．これらから，

- 平均適合率 (precision)

$$P(Q) = \frac{|Y(Q)|}{N} \quad (7)$$

- 平均順位 (rank)

$$R(Q) = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} \text{rank}(I_i) \quad (8)$$

を算出する．ここで， N_A はカテゴリーに含まれる画像数（使用した画像データベースでは $N_A = 100$ ）を表している．ランダムに検索結果を出力するシステムでは，平均適合率は約 0.1 となり，平均順位も約 $N/2$ となる．また，理想的な検索システムでは，平均適合率は 1.0 となり，平均順位は $N_A/2$ となる．

以上の指標を用いて各カテゴリー毎とデータベース中の画像全体について，それぞれ求めた結果が表 2 と表 3 である．これらの結果から，方向性コレログラムを導入することで全体的に検索結果を改善することが確認できる．

5.2.2 ウェーブレットコレログラムとの比較

コレログラムを用いた手法にはカラー画像の画素値を対象とした手法以外にも，近年画像のウェーブレット係数を対象としたウェーブレットコレログラムと呼ばれる手法 [8] が提案されている．ウェーブレットは画像を多重解像度表現するものであり，画像の局所的な輝度変動を表現する手法である．DR 領域画像もウェーブレットと同じく画像の局所的な領域の変動を表現するものであり，同様の特性を持つと考えられる別手法と比較することで，提案手法の性質を明らかにする．

表 5 に平均適合率と平均順位を示す．ここで提案手法は前述の方向性コレログラムを用いた実験結果である．ウェーブレットコレログラムについては，同じ画像データベースを対象とし

表 4 通常のコレログラムと方向性コレログラムによる検索結果の違い

Table 4 Comparison of the normal and directional correlograms.







Query image	Retrieved images				
					
Directional	1	2	7	12	14
Normal	1	3	7	39	38

表 2 通常のコレログラムと方向性コレログラムによる検索結果の平均適合率 (%)

Table 2 Average precisions of the normal and directional correlograms (%).

	N = 10		N = 30	
	Normal	Directional	Normal	Directional
Africans	45.1	46.7	34.8	36.2
Beaches	32.4	33.5	23.7	25.1
Buildings	48.8	49.9	39.1	40.0
Buses	66.1	73.9	55.6	63.6
Dinosaurs	94.9	95.4	90.8	91.7
Elephants	36.4	37.8	25.6	26.4
Flowers	85.7	84.5	78.9	76.5
Horses	64.5	66.3	50.0	50.9
Mountains	36.2	36.5	28.4	28.9
Food	41.2	43.8	32.5	34.1
Total	55.1	56.8	45.9	47.3

表 3 通常のコレログラムと方向性コレログラムによる検索結果の平均順位

Table 3 Average ranks of the normal and directional correlograms.

	Normal	Directional
Africans	340	338
Beaches	379	373
Buildings	325	325
Buses	181	166
Dinosaurs	106	97
Elephants	362	361
Flowers	139	146
Horses	357	352
Mountains	313	311
Food	294	292
Total	279	276

て行われた文献 [9] の実験結果よりデータを引用した。

まず、提案手法では Beaches および Elephants カテゴリーの検索性能が低いことも明らかになった。表 6 は、Beaches カテゴリーに含まれる画像すべてを質問として検索を行った結果について、検索された画像数 N に含まれる各カテゴリーの割合を示している。表 5 の結果では極めて悪い結果となっている

が、検索された画像数が $N = 10$ などの少ない時点では、比較的良好な結果と見ることができる。検索された画像中、最も高い割合を Beaches カテゴリーに次いで Mountains, その次に Elephants が占めていることが分かる。Beaches カテゴリーには、多くが屋外でさまざまな被写体を撮影したものである。そのため、同じく屋外の風景を写した Mountains の画像が類似したものとして検索された。同様に Elephants も屋外での象を写したものであり、屋外の画像が含まれるものについて、DR 領域画像単独では判別が難しいと考えられる。

一方、Dinosaurs カテゴリーでは高い検索性能を示した。表 1 に示すように、このカテゴリーの DR 領域画像は他のカテゴリーのものとは比べ、はっきりとした違いが現れていることが確認できる。このような顕著な違いがコレログラムによって正しく識別できたものであると考える。同様に他のカテゴリーと明らかに異なると判断できるものには Buses と Flowers があるが、これらの検索精度も他のカテゴリーと比べて高い値を示していることが分かる。

カテゴリー毎の検索結果の傾向としては、提案手法とウェブレットコレログラムの結果は異なった。だが、全体としてはほぼ同等の検索性能が得られていることを確認できる。また、ウェブレットでは Dinosaurs カテゴリーが、他のカテゴリーと比較しても極めて低い検索性能を示している一方、提案手法では両者のカテゴリー中でも際立った検索性能を示した。

6. 考察

生成された DR 領域画像から明らかなように、フラクタル符号のレンジとドメイン領域のサイズだけに着目した表現方法は、画像の持つ特徴を表すことができることを確認できた。

フラクタル符号化手法の中には、ドメインおよびレンジの形状が正方形だけでなく、長方形や三角形などのものも存在するが、DR 領域画像の生成法から明らかなように、これらの手法へ適用することも可能である。また、DR 領域画像は符号情報のみから生成できるため、圧縮領域における手法としても活用できる。以上から DR 領域画像は、フラクタル符号を用いたアプリケーションの研究にとって、基礎的な表現方法になる可能性があると思われる。

検索実験では、カテゴリーによっては低い性能を含む検索結果が得られた。カテゴリーがセマンティックな分類であり、評

表 5 提案手法とウェーブレットコレログラムによる検索結果の平均適合率と平均順位 ($N = 100$)

Table 5 Average precisions and ranks of the proposed method and wavelet correlograms.

	Fractal correlogram		Wavelet correlogram [9]	
	precision (%)	rank	precision (%)	rank
Africans	25.1	338	29.5	288
Beaches	18.4	373	28.9	341
Buildings	28.6	325	29.3	316
Buses	48.5	166	62.7	113
Dinosaurs	71.9	97	26.2	421
Elephants	19.5	361	30.9	241
Flowers	60.0	146	58.6	150
Horses	31.0	352	36.7	267
Mountains	23.4	311	23.0	335
Food	25.7	292	34.7	242
Total	35.2	276	36.1	271

表 6 Beaches を質問画像として検索した結果に占める各カテゴリーの割合 (%)

Table 6 The ratio of categories in the retrieved images for queries of all images in the Beaches category (%).

	Beaches		
	$N = 10$	$N = 30$	$N = 100$
Africans	3.3	3.1	4.6
Beaches	33.5	25.2	18.4
Buildings	8.2	9.0	10.5
Buses	7.2	10.6	16.2
Dinosaurs	0.5	0.7	1.1
Elephants	10.2	11.8	11.0
Flowers	3.0	4.0	5.0
Horses	1.5	1.8	2.1
Mountains	26.6	25.8	22.0
Food	6.0	8.0	9.2

価に用いるものとしての妥当性にも問題があるとも考えられるが、屋外を対象とした雑多な背景を撮影した画像について、DR 領域画像による判別が難しいという事実が明らかになった。この問題は DR 領域画像の性質とも関係するものであり、解決法については今後の重要な検討課題と考える。

実験によってウェーブレットコレログラムとは異なる検索結果が得られたことで、提案検索手法には固有の性質があることが分かった。画像に対する 1 つの新たな特徴抽出と検索手法の有効性を示唆する結果であると考えられる。

7. まとめ

本稿では、フラクタル符号化手法に着目した画像の新たな特徴表現法である DR 領域画像を提案し、さらにその応用例としてコレログラムを用いた画像検索手法を提案した。実験によってその有効性を確認することができた。

DR 領域画像では、符号化について特に制約は無いので、正方向領域を用いた通常のフラクタル符号から、特殊な領域形状を

用いて生成される符号についても適用することができる。これまで応用面での研究が他の符号化手法と比べ少なかったフラクタル符号化手法について、新たなアプリケーションを産み出す際の基礎を提供できる可能性があると考えている。

本研究によって、DR 領域画像の持つ性質の一端を示すことができたと思うが、詳しい性質を多角的に追求する必要性もあると思われる。応用についても、検索手法以外への適用可能性もあると考えられるため、今後も DR 領域画像そのものについての研究を行う必要がある。また、コレログラムを用いた検索手法が有効に機能することも分かったが、同時に不得意とする検索対象が存在することも明らかになった。この問題についても継続して研究を行う。

文 献

- [1] M. F. Barnsley: "Fractals Everywhere", Academic Press, San Diego (1993, 1988).
- [2] A. E. Jacquin: "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations", IEEE Trans. on Image Processing, **1**, pp. 18–30 (1992).
- [3] B. Wohlberg and G. de Jager: "A review of the fractal image coding literature", IEEE Trans. on Image Processing, **8**, 12, pp. 1716–1729 (1999).
- [4] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu and R. Zabih: "Spatial color indexing and applications", Int. J. Comput. Vision, **35**, 3, pp. 245–268 (1999).
- [5] D. Haussler: "Decision theoretic generalizations of the pac model for neural net and other learning applications", Information and Computation, **100**, 1, pp. 78–150 (1992).
- [6] J. Z. Wang, J. Li and G. Wiederhold: "Simplicity: Semantics-sensitive integrated matching for picture libraries", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **23**, 9, pp. 947–963 (2001).
- [7] <http://wang.ist.psu.edu/~jwang/test1.tar>.
- [8] H. A. Moghaddama, T. T. Khajoieb, A. Rouhib and M. S. Tarzana: "Wavelet correlogram: A new approach for image indexing and retrieval", Pattern Recognition, **38**, pp. 2506–2518 (2005).
- [9] M. Saadatmand-T. and H. Moghaddam: "Enhanced wavelet correlogram methods for image indexing and retrieval", IEEE International Conference on Image Processing, Vol. 1, pp. 541–544 (2005).