

# 情報視覚化における Distortion-oriented 技術を 距離空間インデックスに適用した画像検索

中西 泰人<sup>†</sup> 小池 英樹<sup>†</sup>

本研究では、類似度のみによる検索やランダムな画像の提示とは異なった検索として、検索キー画像に類似しながらも発散的な画像を提示することを実現することを目的に、情報視覚化における Distortion-oriented 技術の 1 つである Fractal Views を距離空間インデックスに適用し、画像のフィルタリングを行う手法を提案する。画像特徴量間の距離から生成される距離空間インデックスとしての木構造に、木構造を対象とした情報視覚化技術である Fractal Views を用いて画像をフィルタリングすることにより、類似度による検索では検索範囲を広げなければ得られないような画像を画像間の類似度を計算することなく得ることができると考えられる。本手法を用いた衣服選択支援システムを構築するとともに、提案手法におけるパラメータを変化させながら検索結果の比較を行うことにより、提案手法の有効性を確認した。

## Applying of a Distortion-oriented Approach in Information Visualization to Metric Space Indices for Image Retrieval

YASUTO NAKANISHI<sup>†</sup> and HIDEKI KOIKE<sup>†</sup>

This paper proposes an image retrieval system applying distortion-oriented method in information visualization to metric space indices. We utilize Fractal Views, one of distortion-oriented methods, and apply it to dvp-tree, one of metric space indices. In information visualization, we use Fractal Views to display focusing object in detail while showing outlines with propagating fractal values among the scene graph. In our image retrieval system, we use it to select images relevant to the query image with propagating fractal values among the dvp-tree. The query image plays the role of the focus of Fractal Views. The proposed method brings a divergent similarity search that seems not to be realized only in the similar search that used distance between images. It will be effective for selecting clothes that is a kind of image retrieval which purpose is not so clear.

### 1. はじめに

WWW やデジタルカメラ、スキャナなどの普及により、画像データがより身近なものになった。そうした中で、画像データから色や形状といった特徴量を自動的に抽出し、その特徴量を基に画像を検索する類似画像検索に関する研究がさかに行われている<sup>12)</sup>。これまでの類似画像検索システムの研究においては、多次元空間内の近傍探索を高速に実行するためのインデクシング技術や、精密な検索を可能にするための特徴量抽出方法が提案されてきた。

画像間の距離を用いて類似画像を検索する場合、ユーザが同じ検索キー画像を用いて検索を繰り返すと同じ検索結果が繰り返し提示される。そのため、ユーザに新たな画像を提示するためには検索範囲を広げたり

異なる特徴量を指定したりする必要があるが、それには検索速度の低下と検索結果の増大などがともなうため、適切なインタフェースを提供したりシステムが検索結果を絞り込んだりする必要がある。ユーザが対話的に画像を検索するシステムにおいては、様々なインタフェースを持つシステムが提案されている。スケッチによる構図の入力や<sup>2)</sup>、多数の画像の提示によるブラウジング効果をもたらすインタフェース<sup>9),16)</sup>、画像の多義性を補う言語や感性語などによる検索条件の指定<sup>7),11),14)</sup>、などが提案されている。

こうした研究では、ユーザの想定する検索対象が明確化している中で、検索対象の特徴や分類などの言語的な連想キーや例示画像または部分画像を検索キーとして入力し、その検索を効率的に行うことに主眼が置かれているものが多い。その一方で、衣服商品のデータベースの中から好みの商品を探し出す状況などでは、ユーザが自分の要求について漠然とした傾向は認識しているものの、明確にその要求を言語化できない場合

<sup>†</sup> 電気通信大学大学院情報システム学研究科  
Graduate School of Information Systems, University of  
Electro-Communications

が多いと考えられる。そのためユーザ自身の要求が曖昧な場合に、対話的に検索を繰り返すプロセスの中で要求をより明確化させるための画像検索/制作システムの提案がなされている<sup>8),17),18),20)</sup>。

そうしたプロセスは、ユーザが提示される種々の画像を見ていくうちに自ら要求の特徴が形成され、最終的にどのようなデザインや画像を求めているかということ自体を決定していくプロセスと見ることができ、創造性支援システムや発想支援システムなどが対象とする図形概念を形成していくプロセスに近いと考えられる<sup>18)</sup>。それはデザインなどがアイデアのデッサンを繰り返すことで曖昧なイメージが徐々に明確になるプロセスに近いと考えられ、そうしたプロセスを支援するシステムは、描いてみることで考えるといったデッサンにおける形が概念を牽引する効果を持ち合わせていることが重要であると思われる<sup>19)</sup>。

そのため、画像検索システムにおいてユーザの曖昧な要求を明確化させるにあたっては、最初に発散的な検索のみを行ってから収束的な検索を行うのではなく、発散的な検索を主とするプロセスの中にも収束的な検索が必要であると考えられる。それは、検索結果を収束させてみることで自らの要求を固めるということが、描いてみることで考えるという行為に近いと考えられるためである。また、収束的な検索を主とするプロセスの中でも、発散的な候補を提示することは、明確になりつつある要求をより確固たるものへと変化させていく効果があると同時に、収束的な検索のみを用いた場合において陥る可能性のある探索空間上のローカルミニマムから抜け出すための機構として機能すると考えられる。そのため、ユーザの要求が曖昧な場合には、収束的な検索と発散的な検索を同時に提供できることが望ましいと考えられる。

本研究では、ユーザの要求が曖昧であることを想定した対話的な画像検索システムを構築するにあたって、類似度のみによる検索やランダムな画像の提示とは異なった検索として、検索キー画像に類似しながらも発散的な画像を提示することを実現することを目的に、情報視覚化における Distortion-oriented 技術の1つである Fractal Views<sup>4),10)</sup>を距離空間インデックスに適用し、画像のフィルタリングを行う手法を提案する。画像特徴量間の距離から生成される木構造としての距離空間インデックスに後述するフラクタル値を伝播させることで画像をフィルタリングすることによって、ランダムな画像提示とも異なり、また、検索キー画像に関連がありながらも類似度による検索では検索範囲を広げなければ得られないような画像を、画像間の距

離を計算することなく得ることができると考えられる。

以降では2章で提案手法を用いて構築した衣服の画像を対象とする画像検索システムについて、3章で議論、4章でまとめについて述べる。

## 2. 画像検索システム

### 2.1 距離空間インデックス

類似画像検索において比較する特徴量やデータ数が大量になると検索時間が増大するため、検索を高速化するためのインデックス生成に関する研究が様々に行われている<sup>5),6),21)</sup>。検索における特徴量間の距離の定義として、カラーヒストグラム間のユークリッド距離を用いる場合には、多次元空間上での特徴量の座標値を用いる多次元空間インデックスを生成することもできる。しかし多次元空間インデックスを色情報に用いる際にはカラーヒストグラムのピン間の色の類似性を考慮しないため、類似度の表現としては精度が高くない。一方で、ピン間の相関を距離として用いる場合には、類似度の精度を上げることができるが、多次元空間インデックスを利用することが難しいため、データ間の距離だけを用いてインデックスを生成する距離空間インデックスの研究がなされている。

本研究で提案する手法は様々に提案されている距離空間インデックスに適用することができるが、システムを実装するにあたってはアルゴリズムが簡便であり十分な検索速度を持つ dvp-tree を用いた<sup>5)</sup>。dvp-tree は動的なオブジェクトの登録と検索の高速化を目的として静的な距離空間インデックスの vp-tree<sup>1)</sup>に改良がなされたものであり、dvp-tree では各ノードの空間は1つの中心オブジェクトと分割円によって順次分割される(図1上)。検索を行う際には、ルートノードからたどり、検索範囲が中心オブジェクトと半径によって分割されている領域のどちらに属しているかを判断し、次にたどる子ノードを決定する。この作業を繰り返し、適合するリーフノードを検索する(図1下)。

### 2.2 Distortion-oriented 技術と Fractal

#### Views

Distortion-oriented 技術とは、情報視覚化システムにおいて着目している情報(オブジェクト)は詳しく見せつつ大域的な情報も表示する技術である。たとえば、Furnas の fisheye views<sup>3)</sup>は多くの情報視覚化システムで用いられている。我々が提案してきた Distortion-oriented 技術の1つである Fractal Views は、フラクタルの概念を用いた提示情報量制御手法である<sup>4),10)</sup>。この手法は木構造として表現できる情報構造のすべてに対して適用可能であり、その特徴として、

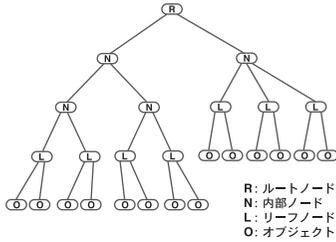
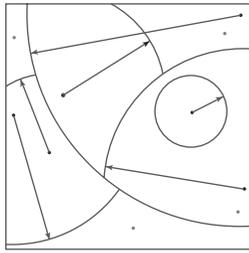


図1 中心オブジェクトおよび分割円による空間の分割と dvp-tree  
Fig.1 dvp-tree structure.

- 着目点(ノード)とその近傍を着目点の変更に関係なくほぼ一定の数だけ提示できる,
  - 情報の提示量を柔軟に設定できる,
- の2点があげられる.

論理木をフラクタルとして扱うための拡張についての詳細は文献 10) に譲るが, 以下に Fractal Views について簡単に説明する. Mandelbrot も述べているように樹形構造はフラクタル性を持つ<sup>15)</sup>. 完全木としての  $N$  分木を考え, そのあるレベルでの枝の長さとその前のレベルでの枝の長さの  $r$  倍になっているとすると, フラクタル次元  $D$  は

$$D = -\log_r N \tag{1}$$

で定義することができる. しかし, 一般木は完全木のように厳密に自己相似ではないため, そうした場合にはあるスケール  $r$  とその物理量  $N(r)$  を考え, 縦軸に  $\log N(r)$  横軸に  $\log r$  をとって  $\log - \log$  プロットし, その直線の傾きからフラクタル次元を得る.

$$\log N(r) = -D \log r + C_1 \tag{2}$$

そして, 一般木における分岐数  $N$  とスケールファクタ  $r$  との間に, つねに

$$\log_r N = Constant \tag{3}$$

の関係があるならば,  $\log - \log$  プロットはつねに右下がりの直線となり, そのような一般木は統計的フラクタルの性質を持つこととなる. このときフラクタル次元  $D$  との関係は以下のようにになっている.

$$r = C_2 N^{-1/D} \tag{4}$$

ただし  $C_1, C_2$  は定数である.

これまでに述べた  $N$  分木のフラクタル次元は, 枝

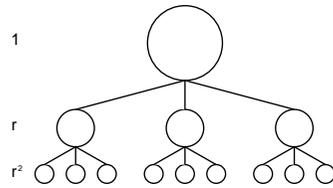


図2 論理木のフラクタル性  
Fig.2 Fractal character of logical tree.

の長さという物理量を持つ木のフラクタル次元である. 計算機で取り扱うような論理木の場合, 図として描画される枝の長さのような物理的概念を持たないが, 木のノードが持つある概念的な重みを仮定することによって概念拡張をすることができる. つまり, 論理木の各ノードは, ある概念的な重み(これをフラクタル値と呼ぶ)を持ち, 木のレベルが深くなるにつれて, ある縮尺率  $r$  に従いその重みが増加する(図2).

提示する情報量の制御に Fractal Views を用いるにあたっては, 対象とする論理木において着目点をルートとする木を定義する. 次にこの木に対し, 各ノードにおける分岐数を  $N_x$ , そこでのスケール・ファクタを  $r_x$  としたとき, 各ノードのフラクタル値  $F_v$  を以下の式に従って決定する.

$$\begin{aligned} F_{v_{root}} &= 1 \\ F_{v_{childofx}} &= r_x F_{v_x} \end{aligned} \tag{5}$$

ただし

$$r_x = C N_x^{-1/D} \tag{6}$$

$D$  は適当なフラクタル次元,  $C$  は  $0 < C \leq 1$  の定数である. ここで  $D = -1, C = 1$  とすることで, 式(1)は

$$\begin{aligned} F_{v_{root}} &= 1 \\ F_{v_{childofx}} &= N_x F_{v_x} \end{aligned} \tag{7}$$

と簡略化される.

伝播されるフラクタル値は木の末端に行くほど大きくなり, また分岐が多いほど子ノードに伝播されるフラクタル値は大きくなる. 任意の閾値  $k$  を選び, それ以下の値を持つノードを表示することにすると, 閾値に従って異なる表示を得ることができ, 情報視覚化システムにおいて提示する情報量を動的に制御することができる. 図3に  $D = -1, C = 1$  とした場合に, 同一の木構造において着目点を更新した際のフラクタル値の伝播例を示す.

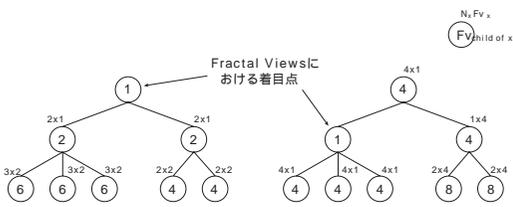


図3 同一の木構造において着目点を変更した際のフラクタル値の伝播例

Fig. 3 Examples of calculation of fractal value of each node.

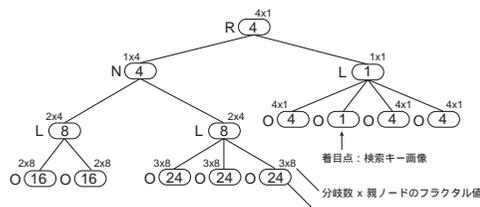


図4 dvp-treeにおけるフラクタル値の伝播例

Fig. 4 An example of calculation of fractal value of each node in a dvp-tree.

2.3 FractalViews の距離空間インデックスへの適用

距離空間インデックスに Fractal Views を適用するにあたっては、ユーザが選択した検索キー画像を Fractal Views における着目点とし、木構造としての距離空間インデックスにフラクタル値を伝播させる。情報視覚化においてはグラフィックスにおける情報の提示量を動的に設定するために Fractal Views を用いるが、本システムでは画像検索における検索対象を動的にフィルタリングするために Fractal Views を用いる。本システムにおいては、検索キー画像を指定することが情報視覚化システムにおける着目点を指定することに相当する。dvp-tree の内部ノードの分岐数を 2、リーフノードの最大分岐数を最大 4 とした木構造におけるフラクタル値の伝播例を図 4 に示す。

本研究で提案する手法を用いた画像検索システムは、まず起動時に事前に用意された画像ファイルの所在およびそれぞれの画像のカラーヒストグラムを保存したファイルを読み込み、その後画像を読み込む。そして各画像のカラーヒストグラムを用いて画像間の距離を計算し、dvp-tree によってデータベースインデックスを木構造として作成する。

ユーザが画像を検索する場合には、提示された画像の 1 つを選択してそれを検索キー画像とし、後述する 2 つの検索手法（類似度による検索もしくはフラクタル値による検索）のいずれかを選択して検索を行う、



図5 画像の類似度による検索のみを繰り返した一例：検索履歴 (a)

Fig. 5 An example search history only with the similarity search (search history (a)).

という作業を繰り返す。システムは、選択された検索キー画像および検索手法を用いて得られた 9 個以下の画像を新たに提示する。ユーザは満足度が高い画像が提示されるまでこの作業を繰り返す。

以下に dvp-tree の内部ノードの分岐数を 2、リーフノードの最大分岐数を 7、読み込む画像データの数を 100 として構築した画像検索システムの検索例を示す。画像間の類似度の計算はカラーヒストグラムの相関値を用い、カラーヒストグラムにおける軸の分割数は 6 とした。RGB 空間の各軸を分割した 3 次元ヒストグラムどうしの類似度は、ヒストグラムの相関値を用いた。得られる値は 0.0 から 1.0 までの少数であり、同じ画像どうしの類似度は 1.0、距離は 0.0 である。

類似度による画像検索においては、検索キーとなる画像との類似度が 0.6 以上のものを検索し、得られた画像の中から類似度順に 9 個以下の画像を左から提示した。フラクタル値を用いた検索においては、検索キー画像を着目点として伝播されたフラクタル値が閾値を下回るものを検索対象とする。そして、得られた画像の中から検索キー画像との類似度を求め、その類似度順に 9 個以下の画像を左から提示する。この検索におけるフラクタル値の閾値は 30 とした。

図 5 に画像の類似度による検索のみを用いて検索を繰り返した検索履歴 (a) を、図 6 に画像の類似度による検索とフラクタル値による検索を併用して検索を繰り返した検索履歴 (b) を示す。

検索履歴 (a) においては、最初の検索で得られた 9

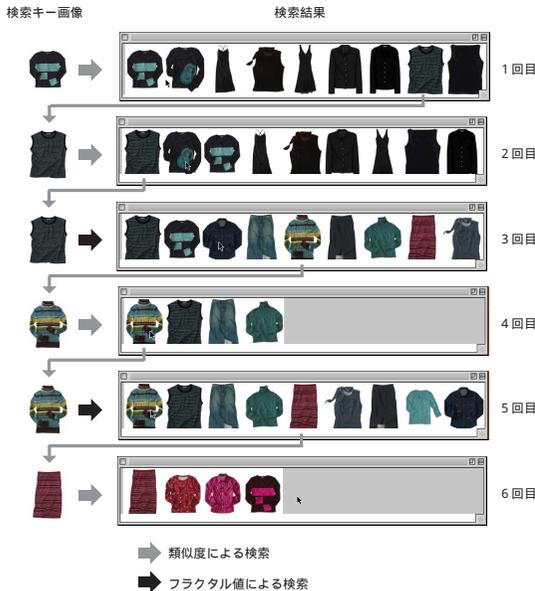


図6 画像の類似度による検索とフラクタル値による検索を併用して検索を繰り返した一例：検索履歴 (b)

Fig. 6 An example search history with the similarity search and the fractal search (search history (b)).

つの画像がすべての試行の検索結果に含まれており、それぞれの試行において得られた検索結果は、それぞれ9つの画像の配置が異なるだけのものであった。

検索履歴 (b) においては、3回目と5回目の検索はフラクタル値による検索であり、その他の検索には類似度による検索を行った。最終的に得られた検索結果は、検索履歴 (a) とは異なるものであった。

検索履歴 (a) における1回目の検索と検索履歴 (b) における1回目の検索は、同じ検索キー画像を用いた類似度による検索である。そのため、それぞれの試行で同じ検索結果が得られているが、その後の試行によって得られた検索履歴の傾向は大きく異なる。

検索履歴 (b) においては、2回目の検索である類似度による検索と3回目の検索であるフラクタル値による検索では検索キー画像は同一である。そのフラクタル値による検索結果は、類似度による検索結果を1つ含みながら、関連があると思われる画像を発散的に提示していると思われる。4回目の検索である類似度による検索と5回目の検索であるフラクタル値による検索においても、検索キー画像は同一である。そのフラクタル値による検索結果は、類似度による検索結果をすべて含みながら、さらに関連があると思われる画像を提示していると思われる。表1に検索履歴 (b) における提示された画像の類似度およびフラクタル値を示す。

表1 検索履歴 (b) において提示された画像の類似度およびフラクタル値

Table 1 Similarities and fractal values in search history (b).

|     |        |       |       |       |       |       |       |       |       |       |
|-----|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1回目 | 類似度    | 1.000 | 0.831 | 0.807 | 0.795 | 0.788 | 0.780 | 0.779 | 0.778 | 0.767 |
| 2回目 | 類似度    | 1.000 | 0.826 | 0.778 | 0.740 | 0.727 | 0.725 | 0.722 | 0.718 | 0.717 |
| 3回目 | 類似度    | 1.000 | 0.637 | 0.629 | 0.593 | 0.577 | 0.545 | 0.535 | 0.504 | 0.491 |
|     | フラクタル値 | 1     | 20    | 3     | 3     | 20    | 3     | 20    | 20    | 20    |
| 4回目 | 類似度    | 1.000 | 0.629 | 0.626 | 0.600 |       |       |       |       |       |
| 5回目 | 類似度    | 1.000 | 0.629 | 0.626 | 0.600 | 0.569 | 0.550 | 0.543 | 0.529 | 0.523 |
|     | フラクタル値 | 1     | 3     | 20    | 20    | 3     | 20    | 3     | 20    | 20    |
| 6回目 | 類似度    | 1.000 | 0.708 | 0.673 | 0.601 |       |       |       |       |       |



図7 検索履歴 (b) における4回目の検索結果、検索範囲を広げた類似検索による検索結果とフラクタル値による検索結果の比較  
Fig. 7 Comparing similarity search results and a fractal search result.

図7に4回目の検索における検索キー画像を用いて検索範囲を広げて類似度による検索を行った検索結果とフラクタル値による検索結果との比較を示す。フラクタル値による検索では検索キー画像の木構造における近傍を検索対象とするが、類似度による検索範囲を広げた場合に得られる出力と近い検索結果を木構造全体を検索することなく得られている場合を示していると考えられる。

### 2.4 検索手法による類似度の比較

類似度による検索、フラクタル値による検索、ランダムな画像提示を比較するため、検索キー画像に同一のものを用いてそれぞれ3つの検索手法により提示される画像の類似度を比較した。類似度による検索およびフラクタル値による検索におけるパラメータ、画像データは上述のものを用いた。図8においては、縦軸は提示された9個以下の画像のうちで検索キー画像以外の画像と検索キー画像との類似度の平均値を示し、横軸は検索キーとなった画像のIDを示す。図8から、フラクタル値による検索が類似度による検索やランダムな画像選択とは異なる傾向を持ち、それらの中間的な検索結果を提示していると考えられる。

類似度による検索では、検索キー画像との類似度が

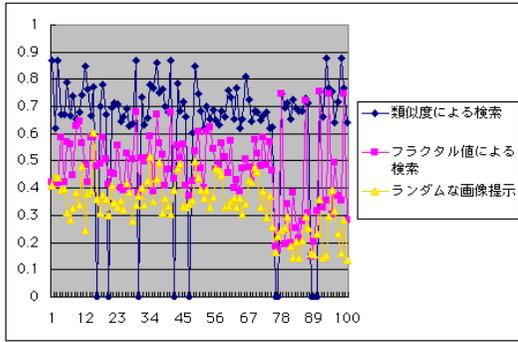


図 8 検索手法による類似度の比較

Fig. 8 Similarities of search results in each method.

表 2 検索手法による類似度の平均および分散

Table 2 Mean values and deviation values of similarities of search results in each method.

| 類似度による検索結果               | 検索手法        | 平均     | 分散     |
|--------------------------|-------------|--------|--------|
| 提示された画像が検索キー画像を含め2つ以上の場合 | 類似度による検索    | 0.7910 | 0.0601 |
|                          | フラクタル値による検索 | 0.5224 | 0.1161 |
|                          | ランダムな画像提示   | 0.3596 | 0.0874 |
| 提示された画像が検索キー画像のみ場合       | 類似度による検索    | 0.0    | 0.0    |
|                          | フラクタル値による検索 | 0.3769 | 0.1103 |
|                          | ランダムな画像提示   | 0.3022 | 0.0983 |

閾値よりも大きい画像が検索されなかった場合に提示されるのは検索キー画像だけであり、そうした場合にはフラクタル値による検索結果も検索キー画像との類似度が低い傾向があった。

類似度による検索の検索範囲を狭め、類似度が 0.7 以上の画像を検索して得られた検索結果が検索キー画像のみであった 32 個の画像とそうでない場合の 68 個の画像それぞれを検索キー画像として、フラクタル値による検索とランダムな画像提示を用いて提示された画像の類似度の平均および分散を比較した(表 2)。類似度による検索によって提示される画像が検索キー画像のみの場合、そうした画像を検索キーとして用いるとフラクタル値による検索とランダムな画像選択との間には提示される画像と検索キー画像との類似度にさほど違いがなかった。これは全体を検索しても類似度の高い画像があまりない場合であると考えられ、木構造としてのデータベースインデックスの検索キー画像の近傍に配置されている画像との類似度も低い場合であると考えられる。

2.5 提案手法におけるパラメータの検討

本稿で提案する手法のパラメータが検索結果にどのような影響を与えるかを検討するため、リーフノードの最大分岐数、検索の閾値となるフラクタル値、読み込む画像の数を変化させ、検索結果の比較を行った。読み込む画像の数を 300 とし、検索キーとなる画像を

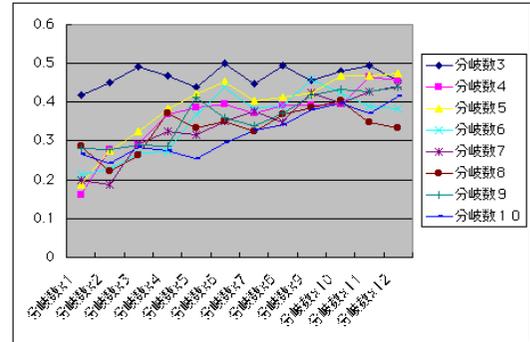


図 9 類似度の平均値の比較

Fig. 9 Mean values of similarities in the fractal searches.

ランダムに 30 個選択してフラクタル値による検索をそれぞれの条件で行い、提示された画像の類似度および得られた画像の個数を比較した。

まず最初に、リーフノードの最大分岐数を 3 から 10 まで変化させ、閾値となるフラクタル値をそれぞれの最大分岐数の倍数として増加させながら、提示された画像の類似度の平均値を比較した(図 9)。図 9 においては、縦軸は 30 回の試行で提示された画像すべての類似度の平均を示し、横軸は閾値となったフラクタル値がリーフノードの最大分岐数の何倍となっているかを示す。リーフノードの最大分岐数が 3 の場合を除いて、閾値となるフラクタル値が増えるに従って類似度の平均値が上昇し、閾値が最大分岐数の自乗よりも大きくなると値が安定するようになっていいると思われる。

距離空間インデックスにおいては、オブジェクトどうしの距離が近いものは基本的に同じ内部ノードに保持されるが、オブジェクトと分割円との関係によっては、距離がさほど遠くないオブジェクトが同じ内部ノードに属する場合があります、またその逆に距離の近いオブジェクトどうしでも異なる内部ノードに属する場合もある。Fractal Views においては着目点をルートとしてフラクタル値を伝播させるが(図 3)、閾値が大きくなるにつれて、また、それが最大分岐数の自乗より大きい場合には、木のレベルがもう 1 段階深くにある他の内部ノードに属するようなオブジェクトまでを検索対象にすることができるようになり、より類似度の高い画像を提示できるようになるのではないかと考えられる。

次にリーフノードの最大分岐数を  $N$  とし閾値となるフラクタル値を  $N(N + 1)$  とし、リーフノードの最大分岐数を 3 から 10 まで変化させた場合に検索対象となった画像の個数を比較した。図 10 に読み込む画像の数を 300 とした際のグラフを示す。図 10 に

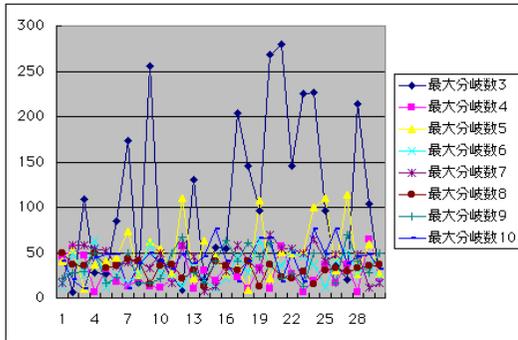


図 10 検索対象となったデータの個数の比較

Fig. 10 Numbers of searched objects in the fractal searches with different node numbers.

表 3 検索対象となったデータの個数の平均および分散

Table 3 Mean values and deviation values of numbers of searched objects in the fractal searches.

| リーフノードの最大分岐数 | 平均     | 分散    |
|--------------|--------|-------|
| 3            | 105.46 | 87.92 |
| 4            | 26.73  | 16.83 |
| 5            | 50.73  | 30.48 |
| 6            | 32.30  | 15.62 |
| 7            | 40.87  | 16.99 |
| 8            | 31.90  | 9.75  |
| 9            | 37.10  | 17.59 |
| 10           | 42.30  | 18.07 |

おいては、縦軸は 30 回の試行それぞれにおいて検索対象となった画像の個数を示し、横軸は試行の ID を示す。

リーフノードの最大分岐数が 3 の場合は検索対象となる画像の個数が極端に多くなる場合があった。それぞれの分岐数における検索対象の個数の平均および分散をみてみると表 3 のようになった。最大分岐数が 4 の場合には振幅は激しくないものの最大分岐数が大きいものに比べ検索対象の個数の平均が少なく、最大分岐数が大きくなるにつれて個数の平均値およびその分散が安定する傾向がみられた。これは同じ個数の画像データに対して距離空間インデックスを木構造として作成する場合に、そのリーフノードの最大分岐数が小さい場合にはその木構造が深くなり、またリーフノードの数が少ないためにフラクタル値が伝播される際にその増加する割合が低くなる場合があるため、同じ閾値を用いても多くのデータを検索対象としてしまっているためと考えられる。そのため、フラクタル値を用いたフィルタリングによって検索対象となる画像の個数を安定して得るためには、最大分岐数が小さいものは適切でないと考えられる。

これらの比較については、読み込む画像の数を 100 から 500 まで 100 ずつ増加させながら行ったが、閾値

となるフラクタル値およびリーフノードの最大分岐数が類似度および検索対象となった画像の個数に及ぼす影響については同じ傾向がみられた。これは Fractal Views が木構造における着目点の近傍を着目点の変更に関係なくほぼ一定の数だけ提示できるという特徴を持ち、木構造の大きさに関係なく情報をフィルタリングできるためであると考えられる。

### 3. 考 察

本研究では、ユーザの要求が曖昧であることを想定した対話的な画像検索システムを構築するにあたって、類似度のみによる検索やランダムな画像の提示とは異なった検索として、検索キー画像に類似しながらも発散的な画像を提示することを実現することを目的に、情報視覚化における Distortion-oriented 技術の 1 つである Fractal Views を距離空間インデックスに適用して画像のフィルタリングを行う手法を提案した。

コンピュータグラフィックスにおいては、一般的に描画されるオブジェクトがシーングラフと呼ばれる木構造のデータとして管理されることが多い。これまで Fractal Views をシーングラフの情報提示量を動的に設定するために用いてきたが、本研究では一般的に視覚化されることが少ない木構造としての距離空間インデックスに Fractal Views を適用した。本手法は、その木構造を仮想的に視覚化したうえで着目点の周辺のみをフィルタリングし、それらの中から詳細な検索を行っていることであるといえる。

距離空間インデックスにおいては、オブジェクトとオブジェクトとの距離によって木構造が決定される。オブジェクトどうしの距離が近いものは同じ内部ノードにリーフノードとして保持されるが、オブジェクトと分割円との関係によっては、距離の近いオブジェクトどうしても、木構造内におけるトポジカルな距離が遠い場合がある。そのため、トポジカルな距離の近いオブジェクトどうしは、オブジェクトとしての距離は比較的近いものの、その距離が最も近いものであるとは限らない。フラクタル値によるフィルタリングにおいては検索対象を木構造におけるトポジカルな距離が近いものに検索対象を限定しているため、検索キー画像との距離がやや近いながらも、ランダムな画像提示では得られないような画像を提示することができるのではないかと考えられる。

一般に、類似検索において検索範囲を広げる場合は、検索対象画像に最も近いノードと木構造上での近傍のデータを列挙していき、類似度を計算しながらその条件にあった画像を選択していくため、検索速度の低下

と検索結果の増大をとまなう。木構造上にフラクタル値を伝播させて検索対象をフィルタリングする場合には、画像を初期時にロードする際に生成される距離空間インデックスとしての木構造のみを用いるため、画像間の距離を計算する必要がなく、検索結果の量を動的に制御することができる。そのため、提示する画像の数が増大した場合や、特徴量の数が大量で画像間の距離を求める計算量が増大する場合にも、速度の低下をとまなうことがなく、また、画像を選択するにあたって複雑な処理を必要としないという利点を持つと考えられる。また、現在のシステムでは閾値を固定してフラクタル値によるフィルタリングをしたうえで類似度の計算を行っているが、Fractal Viewsは情報の提示量を柔軟に設定できるため、フラクタル値を伝播させながら得られたデータと逐次比較をしつつその閾値を動的に変更することも可能になるとと思われる。

画像検索システムを構築するにあたっては距離空間インデックスとして *dvp-tree* を用いたが、本手法は木構造を生成するデータベースインデックスであれば適用可能であり、他の距離空間インデックスや多次元空間上の座標値に基づく多次元インデックスにも利用可能である。フラクタル値を伝播させるにあたってはその時点で保持されている木構造を用いるため、静的な距離空間インデックスに Fractal Views を適用することとなるが、Fractal Views は着目点の変更に関係なく着目点の近傍のノードを提示できるため、画像の削除や更新といった処理が可能な動的なインデックスに適用することが容易であるという利点を持つと考えられる。

またパラメータを変化させた場合の比較から、本手法によりフィルタリングされ提示された画像の有効性はその木構造が視覚化された際の形と関連があると考えられる。同じ個数のデータを保持している距離空間インデックスを木構造として視覚化した場合、リーフノードの最大分岐数が少ないと縦方向に細長い木が描画され、またリーフノードの最大分岐数が大きくなるにつれて横方向に広がりのある木が描画されると思われる。そのため、同じフラクタル値であっても伝播された回数が異なればそれが示す意味は異なっており、フラクタル値はその木構造におけるオブジェクトの局所的な配置のされ方に関する指標であると考えられる。

他の画像全般と類似度が低い画像を検索キー画像とする場合には、ランダムな画像提示と大きな違いがないと考えられるが、これは本手法を用いる際の限界であると思われる。また、読み込む画像どうしの全体的

な関係性と木構造におけるオブジェクトの全体的な配置のされ方には大きな関連があると思われるため、本手法を用いて提示される画像はデータを読み込む順番によっても異なることが予想される。これらの事柄を評価するためには、画像データ全体における特徴量の関係性を解析する必要があるが、現段階では評価を行うことができなかった。本稿においては問題点として指摘することとして今後の課題としたい。

選択を繰り返すことで検索の目的が曖昧なユーザの探索を支援する感性情報処理的なシステムとして、対話型進化システムを用いたものがある<sup>8),17),20)</sup>。これらは、ユーザのフィードバックに応じて収束的な候補と発散的な候補を新規に生成し、ユーザがインタラクションを繰り返すことで、ユーザの望むCGやデザイン形状を作り出す。本システムにおけるフラクタル値による検索は、対話型進化システムにおいて生成される発散的な候補の提示が探索の支援にもたらすような効果を、パラメータで表現することが困難な実画像などに対して実現できるのではないかと考えられる。本稿では提案手法の有効性を検討したが、ユーザによる画像検索システムとしての評価を行っていないため、提案したフラクタル値を用いた検索が曖昧な目的を持つユーザに対してそうした効果を持つかどうかを検討する必要がある。そのため、より実用的で統合的な画像検索システムを構築し、そうした評価を行いたいと考えている。

本システムでは画像間の距離を求める特徴量として色情報のみを用いたが、今回検索対象とした衣服には色のほかにも形や素材などの特徴量が考えられる。文献13)では、様々な特徴量を用い、検索ごとに優先する特徴量を指定することができるため、多視点からの検索が可能である。本システムにおいても、それぞれの特徴量および距離関数を用いてインデックスを作成することにより、検索ごとに優先する特徴量を指定することも可能であるが、現在のシステムでは色情報のみを用いた。複数の特徴量を用いた距離の関数を作成し、複数のインデックスを作成することで、より統合的な画像検索システムを実現することができると考えられる。

#### 4. 結 論

本研究では、情報視覚化における Distortion-oriented 技術の1つである Fractal Views を距離空間インデックスに適用した検索手法を提案した。提案した手法と類似検索を併用する画像検索システムを衣服選択支援システムとして構築した。提案した手法が

画像特徴量間の距離だけを用いた類似検索やランダムな画像提示だけでは得られないような検索結果をもたらすことを確認し、その有効性を確認した。

### 参考文献

- 1) Bozkaya, T. and Azsoyoglu, M.: Distance-based Indexing for High-dimensional Metric Spaces, *ACM SIGMOD*, pp.357-368 (1997).
- 2) Flickner, et al.: Query by Image and Video Content: The QBIC System, *IEEE Computer*, Vol.28, No.9, pp.23-32 (1995).
- 3) Furnas, G.W.: Generalized fisheye views, *Proc. ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'86)*, pp.16-23 (1986).
- 4) 井上正行, 小池英樹: Distortion-oriented 技術による3次元シーンの自動簡略化手法, *情報処理学会論文誌: データベース*, Vol.40, No.2, pp.537-546 (1999).
- 5) 岩崎雅二郎: 類似画像検索を実現する距離空間インデックスの実装および評価, *情報処理学会論文誌: データベース*, Vol.40, No.SIG3(TOD1), pp.24-33 (1999).
- 6) 片山紀夫, 佐藤真一: マルチメディア情報の大規模処理に向けた多次元インデクシング手法の応用, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J82-D-II, No.10, pp.1606-1616 (1999).
- 7) 木本晴夫: 感性語による画像検索とその精度評価, *情報処理学会論文誌*, Vol.40, No.3, pp.886-898 (1999).
- 8) 北本朝展, 高木幹雄: 待ち行列型遺伝的アルゴリズムを用いた対話的な画像散策法, *人工知能学会誌*, Vol.13, No.5, pp.60-70, 1998.
- 9) 小早川倫広, 星 守, 大森 匡, 照井武彦: ウェブレット変換を用いた対話的類似画像検索と民俗資料データベースへの適用, *情報処理学会論文誌*, Vol.40, No.3, pp.899-911 (1999).
- 10) 小池英樹, 石井威望: フラクタルの概念に基づく提示情報量制御手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.33, No.2, pp.101-109 (1992).
- 11) 栗田多喜夫, 加藤俊一, 福田郁美, 坂倉あゆみ: 印象語による絵画データベースの検索, *情報処理学会論文誌*, Vol.33, No.11, pp.466-477 (1992).
- 12) 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 山室雅司: 色や形状等の表層的特徴量にもとづく画像内容検索技術, *情報処理学会論文誌: データベース*, Vol.40, No.SIG3(TOD1), pp.171-184 (1999).
- 13) 串間和彦, 赤間浩樹, 紺谷精一, 木本晴夫, 山室雅司: オブジェクトに基づく高速画像検索システム: ExSight, *情報処理学会論文誌*, Vol.40, No.2, pp.732-741 (1999).
- 14) 前田茂則, 椋木雅之, 美濃導彦, 池田克夫: 釈

明情報の提示を行う対話型画像検索システム, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J82-D-II, No.10, pp.1617-1625 (1999).

- 15) Mandelbrot, B.B.: *The Fractal Geometry of Nature*, W.H. Freeman and Company (1977).
- 16) 武者義則, 広池 敦, 杉本晃宏: 類似画像検索における特徴量空間の可視化インタフェース, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J82-D-II, No.10, pp.1626-1633 (1999).
- 17) 中西泰人: 選好関数を用いた対話型進化システムの制御と評価, *人工知能学会誌*, Vol.13, No.5, pp.36-43 (1998).
- 18) 尾田政臣: 人間のイメージ形成過程の特性を利用した画像検索システム, *情報処理学会誌*, Vol.35, No.7, pp.1449-1456 (1994).
- 19) 須永剛司: イメージング—表象・創造・技能, サイエンス社 (1991).
- 20) Takagi, H.: Active User Intervention in an EC Search, *Proc. 5th Joint Conference on Information Sciences*, Vol.1, pp.995-998 (2000).
- 21) 姚 左軍, 濱田 喬: 類似検索における特徴ベクトルのインデックスおよび関連の探索に関する一手法, *情報処理学会論文誌*, Vol.37, No.11, pp.2056-2064 (1996).

(平成 15 年 4 月 4 日受付)

(平成 15 年 9 月 5 日採録)



中西 泰人 (正会員)

1998年東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。同年より電気通信大学大学院情報システム学研究所助手。博士(工学)。感性情報処理, ヒューマンインタフェース, モバイルコミュニケーション等の研究に従事。ヒューマンインタフェース学会, 人工知能学会, ACM各会員。



小池 英樹 (正会員)

1991年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。工学博士。同年電気通信大学電子情報学科学科助手。1994年同大学院情報システム学研究所助教授。現在に至る。1994年~1996年, 1997年U.C.Berkeley 客員研究員。情報視覚化の研究に従事。特に視覚化へのフラクタルの応用, 情報検索システム, Perceptual User Interface, 情報セキュリティに興味を持つ。1991年日本ソフトウェア科学会高橋奨励賞受賞。ACM, IEEE/CS, 日本ソフトウェア科学会各会員。