モルフォロジー演算を用いた3次元形状の類似度検索の一手法

A Similarity Retrieval Method for Three-Dimensional Shapes by Using Mathematical Morphology

学生会員 手島 裕 詞[†], 正会員 西 尾 孝 治[†], 正会員 小 堀 研 一[†]Yuji Teshima[†], Koji Nishio[†] and Ken-ichi Kobori[†]

Abstract Similarity retrieval for three-dimensional models has been in the spotlight because of the increase in digital archives. We propose a similarity estimation method that uses mathematical morphology. It consists of a feature extraction and a similarity estimation process. First, position of a shape is determined by eigenvectors of the covariance matrix, and an amount of feature corresponding to the projections and hollows of the shape is extracted by repeating mathematical morphology. As the direction of the shape is occasionally reversed in the case that the eigenvectors of the covariance matrix are used, we apply the standard deviation to an amount of feature. Second, the degree of similarity between the amount of feature and those which are preserved in advance is calculated. Experimental results showed that our method is more effective than conventional ones.

キーワード: CAD・CG, 類似度, モルフォロジー, 検索

1. ま え が き

計算機やグラフィックボードの発展により3次元形状がCG, CAD分野で広く扱われている。また、近年のデジタルアーカイブ化の普及により、歴史的文化財や伝統民芸品等も計算機に取り込まれている。CAD分野でも、3次元スキャナ等の発展により既存の製品を計算機に取り込むことが容易になってきており、データベース化が進んでいる。さらに、ブロードバンドの普及に伴い、ネットワークを介して3次元コンテンツが配信されており、web上で3次元形状が扱えるようになってきた。しかし、3次元形状が一般に扱われるようになった反面、その数が増大し目的の形状を検索することが困難になるといった問題がある。そこで近年では、3次元形状を対象とした類似度検索が注目されている。従来の検索では、モデルや製品にIDや名前、キーワード等を付加し、それらをもとに検索を行っていた。しかしこの方法では、膨大な数の名前やID等を意識しなければならないため、近年では3次元形状そのものから形状の特徴量を抽出し、それをもとに検索を行う手法が報告されている^{3)~6)9)}。3次元形状の検索は、形状の配置や

向きにより形状の表現が異なるため2次元画像で用いられている特徴量¹⁾²⁾をそのまま応用することは難しい。そのために、3次元形状に特化した特徴量を計算する必要がある。3次元形状の類似度検索には、一般に3種類の方法がある。一つ目は、形状の向きを変えながら複数の特徴量を求めて検索する方法³⁾で、二つ目は形状の向きや大きさに独立な特徴量を求めて検索する方法⁴⁾で、三つ目は何らかの規則に基づいて、形状の向きや大きさを合わせたあとに特徴量を求めて検索する方法⁵⁾⁶⁾⁹⁾である。また、形状の特徴量を求める際に、面、頂点、稜線などで形状を表現する境界表現モデルに対して特徴量を求める方法や、微小な単位立方体の集合で形状を表現するボクセルモデルから特徴量を求める方法が提案されている。向井らは自動ロボットの応用に限定して、ロボットから見えている部分のみを対象として形状の頂点を用いて類似度を求めている³⁾。この手法では、検索の精度を上げるために、ロボットに複数の視点で判定させることを提案しているがまだ実現には至っていない。Hilagaらは、ReebGraphによって位相構造をスケルトン化し、特徴量を求めている⁴⁾。この手法は、形状の向きに依存することなく特徴量が求まり、また位相構造によって特徴量を求めているため、生物などの動作物体に対して効率のよい検索が行える。しかし、形状が完全に離れているなどの位相が不連続な場合には検索が行えない。Novotniらは、二つの形状の向きを計算したあと、形状の境界からの距離値のヒストグラムを特徴量として求めている⁵⁾。そのため形状の位置合せに特徴量が大きく依存する

2002年9月、第1回情報科学技術フォーラム(FIT2002)で発表
2003年2月25日受付、2003年6月19日最終受付、2003年7月11日採録

[†]大阪工業大学 情報科学研究科

(〒573-0196 枚方市北山 1-79-1, TEL 072-866-5186)

[†]Osaka Institute of Technology, Graduate School of Information Science and Technology

(1-79-1, Kitayama, Hirakata, Osaka 573-0196, Japan)

という問題がある。小田切らは、形状の向きを計算したあと、形状の表面に質点が存在すると仮定し、慣性モーメントや距離の平均、分散を用いて特徴量を求めている⁶⁾。この手法は、穴のあいた形状や位相が不連続な場合にも検索が行えるが、形状の表面に質点があると考えられるため、形状が入り組んだ凹形状の際に、検索がうまく行えない場合がある。本稿では、CG、CAD分野やweb3Dで広く用いられている境界表現モデルを入力とし、それをボクセルモデルに変換して特徴量を求める手法を提案する。提案手法では、共分散行列を用いて形状の主軸を求め、次にモルフォロジーオペレータである Closing や Opening を段階的に施して、窪み部分や突起部分を抽出しながら形状の特徴量を求める。モルフォロジー演算を用いた理由としては、突起や窪みを抽出するオペレータがあり、さらに形状に対してこのオペレータを繰り返し施すことで、現形状を膨張および収縮させた形状からも特徴を加味できるため、精度の高い特徴量が得られると考えられるからである。また、共分散行列の固有ベクトルにより、形状の主軸を求めているため、x, y, z 軸それぞれに対して形状の向きが反転している場合がある。そこで、形状の特徴量に標準偏差を採用し、向き計算の結果が軸に対して反転している際にも、問題なく同様の特徴量が求まるようにした。最後に、実験を行い提案手法の有効性を検証し、従来の手法との比較を行い、その有効性を確認する。

2. モルフォロジーオペレータ

モルフォロジー演算⁷⁾には、ミンコフスキー和およびミンコフスキー差という二つの基本演算があり、これら二つを組合せることで、さまざまなモルフォロジーオペレータを構成している。まず、基本演算であるミンコフスキー和、ミンコフスキー差について述べ、次に本稿で導入した Closing オペレータと Opening オペレータについて説明する。

2.1 モルフォロジー基本演算

モルフォロジー演算では、処理対象画像と構造要素と呼ばれる二つの画像を用いて演算を行う。

処理対象画像 F がもつ図形の原点からの位置ベクトルを f とし、構造要素 G の位置ベクトルを g とする。

まず、処理対象画像 F を構造要素 G の1つの位置ベクトル g に従って平行移動を行って得られる画像を F_g とする。これは式(1)で表される。

$$F_g = \{z \in E : f + g, f \in F\} \quad (1)$$

ここで E は、一般に N 次元のユークリッド空間であるが、本稿では3次元空間として扱う。式(1)の処理を、構造要素 G のすべての g に対して行い、得られるそれぞれの結果の画像に対して、論理和をとった結果がミンコフスキー和であり、論理積をとった結果がミンコフスキー差である。式で表すとそれぞれ式(2)、(3)になる。

$$F \oplus G = \bigcup_{g \in G} F_g \quad (2)$$

$$F \ominus G = \bigcap_{g \in G} F_g \quad (3)$$

なお、ミンコフスキー和を行うと画像は膨張し、ミンコフスキー差を行うと画像は収縮する。

2.2 モルフォロジーオペレータ

モルフォロジーオペレータは、基本演算の組合せにより構成される。構造要素 G を原点に対して反転させたものを G_s とし、Closing を CL とすると CL は式(4)で表される。

$$CL = (F \oplus G_s) \ominus G \quad (4)$$

Closing は、まず F に対して反転させた構造要素を用いてミンコフスキー和（以下、Dilation と呼ぶ）を行い、その結果に対して、ミンコフスキー差を行うものである。言い換えると、Closing は F の表面に沿って G を動かしたときに、構造要素が覆うことのできない領域であり、その性質として形状の窪み部分を埋める働きがある。

また、Opening を OP とすると OP は式(5)で表される。

$$OP = (F \ominus G_s) \oplus G \quad (5)$$

Opening は、まず反転させた構造要素を用いてミンコフスキー差（以下、Erosion と呼ぶ）を行い、その結果に対して、ミンコフスキー和を行うものである。言い換えると、Opening は F の内部に沿って G を動かしたときに、構造要素の覆うことのできる領域であり、その性質として形状の突起部分を削り取って滑らかにする働きがある。

3. 提案手法

本システムでは、入力を3次元境界表現モデルとし、それをボクセルモデルに変換して、モルフォロジーオペレータを繰り返し施しながら特徴量を抽出する。次に、あらかじめデータベースに格納されている特徴量とを照合し、類似度判定を行い、類似している数個の形状を検索する。以下に提案手法の処理手順を示す。

- ① 境界表現モデルをボクセルモデルに変換し、形状を表現している黒ボクセルに対し、共分散行列を用いて形状の主軸を計算し位置合せを行う。
- ② 検索形状に対してモルフォロジーオペレータである Closing を繰り返し施すことで、窪みを抽出しながら得られた複数の形状から特徴量を抽出する。
- ③ 検索形状に対して Opening を繰り返し施すことで、突起を抽出しながら得られた複数の形状から特徴量を抽出する。
- ④ 検索対象の特徴量とデータベースに格納されている特徴量とを用いて類似度判定を行い、類似しているいくつかの形状を検索する。以下に詳細を述べる。

3.1 共分散行列による位置あわせ

本手法では、共分散行列を用いて形状の向きを計算し、位置合せを行う。まず、境界表現モデルをボクセルモデルに変換する。次に、形状を表現している黒ボクセルに対して重心を原点とし、式(6)、(7)で表される共分散行列 C を求める。

$$C = \begin{pmatrix} S_x^2 & S_{xy} & S_{xz} \\ S_{xy} & S_y^2 & S_{yz} \\ S_{xz} & S_{yz} & S_z^2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$S_{ab} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - a_M)(b_i - b_M) \quad (7)$$

また、 n は黒ボクセルの数であり a_M , b_M は黒ボクセルについて重心からの平均ベクトルを表している。次に、共分散行列の固有ベクトルを求め、それを主軸とし固有値が大きい順にそれぞれ x , y , z 軸に位置合せを行う。また、向きを計算し位置合せを行ったあとに、大きさをそろえるために正規化を行う。

3.2 特徴量抽出

提案手法では、位置合せを行った検索画像に対して、Closing や Opening を繰り返し施し、段階的に複数の特徴量を求める。ところで、共分散行列を用いた位置合せでは、各軸に対して形状が反転している場合があり、形状の表裏等を判定する必要がある。しかし、形状の表裏を判定するためには、複雑な形状認識が必要であり、その精度も保証されない。そこで提案手法では、形状が反転していても同様の結果が得られるように、特徴量を求める対象の領域についての標準偏差を特徴量とした。また、構造要素には、形状の反転に対して、モルフォロジーオペレータの結果が変化しないように完全対称図形である球を用いた。

次に特徴量の抽出手法について述べる。

(1) Closing による特徴量抽出

Closing を繰り返し施しながら検索画像を膨張させて、形状の窪み部分を抽出しながら局所的に複数の特徴量を求める。以下に処理手順を示す。図は説明の都合上2次元で示す。

- (I) 図1(a)に示す検索対象画像 F に対して Closing を施す。また、このときの Dilation の結果を D , Closing の結果を Cl とし、それぞれ図1(b), (c)に網かけで示す。
- (II) F と Cl との排他的論理和をとり、形状の窪み部分を抽出する。この結果を Kc とし、図1(d)に網かけで示す。
- (III) Cl の表面ボクセルと Kc の黒ボクセルとで論理和をとる。この結果を Tc とし、図1(e)に示す。
- (IV) Tc について特徴量である標準偏差を求めるが、まず Tc に対して図1(f)で示すように空間の原点を中心とした同心球で分割する。ここで、一般には形状の向きや大きさによって不変である形状の重心を球の中心とすることが考えられるが、事前実験を行っ

図1 Closing 処理による特徴量
An amount of feature by Closing operator.

たところ、類似度検索の結果が重心の位置に大きく依存し、抽出した特徴が反映されない傾向があったため、空間の中心を球の中心とした。次に、分割された領域についてそれぞれ Tc の黒ボクセルに対して重心を原点とした x , y , z 軸方向の標準偏差 SD_x , SD_y , SD_z を求める。標準偏差は、式(8)で表される。

$$SD_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (i_j - M_i)^2} \quad (8)$$

ここで、 $i \in \{x, y, z\}$ であり、 N は図1(f)の示すそれぞれの領域での黒ボクセルの数で、 M はその平均を表している。また、同心球で分割されたそれぞれの領域での黒ボクセルの数を標準偏差と共に保存する。

同心球で分割することで形状が反転していても対応でき、また、窪み部分が空間のどの領域に存在するかを識別することができる。

- (V) D を F として同様に (I)~(IV) までの処理をユーザが指定した回数繰り返し行い、段階的に複数の標準偏差を求める。

(2) Opening による特徴量抽出

Opening を繰り返し施しながら検索画像を収縮させて、形状の突起部分を抽出しながら段階的に複数の特徴量を求める。以下に処理手順を示す。

- (I) Opening を施す前に、検索画像の表面も特徴とすることから、表面ボクセルに対して Closing による特徴量抽出と同様に同心球で分割し、標準偏差を求める。
- (II) 図2(a)に示す処理対象画像 F に対して Opening を施す。また、このときの Erosion の結果を E , Opening の結果を Op とし、それぞれ図2(b), (c)に網かけで示す。
- (III) F と Op との排他的論理和をとり、形状の突起部

図 2 Opening 処理による特徴量
An amount of feature by Opening operator.

分を抽出する。この結果を Ko とし、図 2(d) に網かけで示す。

(IV) Op の表面ボクセルと Ko の黒ボクセルとで論理和をとる。この結果を To とし、図 2(e) に示す。

(V) (1) の (IV) と同様に To に対して突起部分の位置を識別するために、図 2(f) に示すように同心球で空間を分割し、それぞれの領域について式 (8) の標準偏差を求め、Closing 処理と同様に黒ボクセル数を保存する。また、Opening 処理では、標準偏差を求める対象となった To の全黒ボクセルの数も特徴量とし保存する。

(VI) E を F として、同様に (II)~(V) までの処理を E がすべて白ボクセルになるまで繰り返し行い、段階的に標準偏差を求める。また、Opening の処理では、形状の大きさや形によって繰り返しの回数異なることから、繰り返しの回数も特徴量となる。すなわち繰り返しの回数と同じであるならば、大局的にみて似ているということがいえるため、繰り返しの回数も特徴量として保存する。

3.3 類似度判定

類似度判定では、Closing 処理によって求めた特徴量を照合して算出される類似度と、Opening 処理によって求めた特徴量を照合して算出される類似度をそれぞれ計算し、それら二つを合成して、2 形状間の類似度を求める。3.2 で特徴量を求めた形状を A とし、データベースに格納してある形状を B として以下に説明する。

(1) Closing 処理による類似度

Closing 処理による特徴量を用いて、形状 A と形状 B の類似度 Sim_c を求める。Closing 処理の繰り返し回数を Cc とし、また i 番目の処理で生成された Tc を Tci とする。 Tci に対して求めた特徴量を用いて表される類似度を $SimSDc_i$ とすると、Closing 処理で求めた特徴量をもとに表される類似度 Sim_c は、式 (9) になる。

$$Sim_c = \sum_{i=1}^{Cc} (K_i \times SimSDc_i) \quad (9)$$

ここで K_i は重み関数で式 (10) で表される。

$$K_i = \frac{(Cc + 1 - i)^2}{\sum_{l=1}^{Cc} (Cc + 1 - l)} \quad (10)$$

式 (10) は 2 次関数を用いており、検索画像に近い、すなわち、繰り返しの回数 i が小さい Tc の特徴量ほど、2 次関数に従って大きい重みを付加することを表している。ここで、式 (10) の分母は定数であり、 l が 1 から Cc まで変化させて繰り返し加算することで、Closing 処理で得られた特徴量に付加する重みの総和を計算している。また、形状 A 、 B から求めた標準偏差をそれぞれ SDa 、 SDb とすると、形状 A 、 B の i 番目の特徴量を照合して計算される類似度 $SimSDc_i$ は、式 (11) で表される。

$$SimSDc_i = \frac{1}{3} \times \sum_{q \in \{x, y, z\}} \sum_{j=1}^d \left(H_{ij} \times \frac{\min(SDa_{ijq}, SDb_{ijq})}{\max(SDa_{ijq}, SDb_{ijq})} \right) \quad (11)$$

ここで、 j は Tc に対して同心球で分割された任意の領域を表しており、 q は x 、 y 、 z 軸方向のそれぞれの標準偏差の添え字を表す。 H_{ij} は、 Tci に対して同心球で分割されたそれぞれの領域の黒ボクセル数を用いて計算される重みである。また、 d は同心球で分割した際の分割数を表している。形状 A の Tci の黒ボクセル数を Tca_i 、形状 B の Tci の黒ボクセル数を Tcb_i とし、形状 A の Tci に対して同心球で分割された j の領域の黒ボクセル数を Ua_j 、同様に形状 B の黒ボクセル数を Ub_j とすると、 H_{ij} は式 (12) で表される。

$$H_{ij} = \frac{Ua_j + Ub_j}{Tca_i + Tcb_i} \quad (12)$$

また式 (11) は、分数を用いることにより、形状 A と形状 B の標準偏差の値が、一致している比率を表現した。

(2) Opening 処理による類似度

次に、Opening 処理による特徴量を用いて形状 A と形状 B の類似度 Sim_o を求める。Opening 処理では、形状の大きさや形によって繰り返し処理の回数異なり、形状 A と形状 B の繰り返しの回数をそれぞれ Ca 、 Cb とし、 $Coc = \max(Ca, Cb)$ とし、 i 番目の To を Toi とする。 Toi に対して求めた特徴量を用いて表される類似度を $SimSDoi$ とすると、Opening 処理で求めた特徴量をもとに表される類似度 Sim_o は、式 (13) になる。

$$Sim_o = \sum_{i=1}^{Coc} (L_i \times SimSDoi) \quad (13)$$

式 (13) の L_i は重みを表している。ここで、形状 A に対

して抽出された全 Toa の黒ボクセルの総数を Va 、形状 B に対して抽出された全 Tob の黒ボクセルの総数を Vb とする。また、 i 番目の Toai の黒ボクセル数を Va_i 、形状 B の Tobi の黒ボクセル数を Vb_i とすると、 L_i は式 (14) で表される。

$$L_i = \frac{Va_i + Vb_i}{Va + Vb} \quad (14)$$

式 (14) は、繰り返し処理で i 番目に生成された標準偏差を求める対象となる Toi の黒ボクセル数に従って重みを付加している。Opening 処理を繰り返し行っていくと、Toi の黒ボクセル数が少なくなっていくことから、検索画像に近い、すなわち繰り返しの回数 i が小さい Toi の特徴量ほど、大きい重みが付加される。

また、式 (13) において、 i が $\min(Ca, Cb)$ より大きくなった時点で $SimSDO_i$ は 0 とする。また、形状 A, B の i 番目の特徴量を照合して計算される類似度 $SimSDO_i$ は、式 (11) と同様にして、式 (15) で表される。

$$SimSDO_i = \frac{1}{3} \times \sum_{q \in \{x, y, z\}} \sum_{j=1}^d \left(N_{ij} \times \frac{\min(SDai_{qj}, SDbi_{qj})}{\max(SDai_{qj}, SDbi_{qj})} \right) \quad (15)$$

ここで、 j は Toi に対して同心球で分割された任意の領域を表しており、 N_{ij} は Toi に対して同心球で分割されたそれぞれの領域の黒ボクセル数を用いて計算される重みである。形状 A, B の Toi の黒ボクセル数を、それぞれ Toa_i , Tob_i とし、形状 A の Toi、形状 B の Toi に対して同心球で分割された j の領域の黒ボクセル数をそれぞれ Wa_j , Wb_j とすると、 N_{ij} は式 (16) で表される。

$$N_{ij} = \frac{Wa_j + Wb_j}{Toa_i + Tob_i} \quad (16)$$

(3) 2 形状間の類似度

(1), (2) でそれぞれ求めた類似度 Sim_c , Sim_o の重みづけ平均で形状 A と形状 B の類似度 Sim を求める。 Sim は、式 (17) で表される。

$$Sim = t(Sim_c) + (1 - t)(Sim_o) \quad (17)$$

Sim は 0 から 1 までの値をとり、1 に近いほど形状が類似していることを示す。

4. 実験と考察

提案手法を検証するためにいくつかの実験を行った。入力を境界表現モデルとし、すべての実験に対して、空間の解像度 $128 \times 128 \times 128$ のボクセルモデルに変換して特徴量を抽出した。また、Closing 処理の繰り返しの回数を 3 回とし、同心球で分割する際に、半径を 4 ずつ大きくして空間を分割した。これは、事前実験により、半径を 4 ずつ大きくする場合が、最も良好な結果が得られたためである。

図 3 検索対象形状
Retrieval shapes.

図 4 実験対象形状
Experiment shapes.

図 5 実験対象形状
Experiment shapes.

4.1 主観評価との比較実験

提案手法の検索結果と主観評価を用いて、スピアマンの順位相関係数⁸⁾を算出し有効性を検証した。スピアマンの順位相関係数は、-1 から 1 までの値をとり、検索結果と主観評価の結果の順位が完全に一致していれば 1 となり、完全に逆転していれば -1 となる。また、提案手法と同様に共分散行列を用いて形状の向きを決定している小田切らの手法⁶⁾を従来法として取り上げて比較を行う。提案手法の検索実験には、構造要素である球の半径を 1 および 2 とし、 t を 0.5 に設定し、また主観評価実験では、80 人に検索対象形状に類似している順に 1 から番号をつけてもらった。図 3(a) に示す検索対象形状を用いて、図 4 に示す形状を実験対象形状とし、また図 3(b) に示す検索対象形状を用いて、図 5 に示す形状を実験対象形状とし実験を行った。構造要素の半径を 1 および 2 とした際の提案手法と従来法、主観評価の結果を表 1 に示す。ここで、表中の検索結果 1、従来法 1、主観評価 1 は図 3(a) を検索した際の結果で、検索結果 2、従来法 2、主観評価 2 は図 3(b) を検索した際の結果を表している。表中の数字は、類似している順位で値が小さいほど類似していることを表す。また、主観評価については、ここでは 80 人それぞれに決定してもらった順位

表 1 提案手法と主観評価の比較

Comparison between the proposed method and subject evaluation.

形状	検索結果 1 (半径 1)	検索結果 1 (半径 2)	従来法 1	主観評価 1	検索結果 2 (半径 1)	検索結果 2 (半径 2)	従来法 2	主観評価 2
A	1 (0.7356)	1 (0.5955)	1 (0.0876)	1 (87)	2 (0.6742)	2 (0.6891)	4 (0.0969)	2 (180)
B	8 (0.1553)	8 (0.1479)	8 (0.1283)	8 (633)	1 (0.8158)	1 (0.8237)	1 (0.0658)	1 (93)
C	2 (0.6683)	2 (0.5432)	3 (0.1044)	2 (177)	7 (0.5574)	6 (0.5934)	6 (0.1033)	5 (420)
D	7 (0.2707)	7 (0.2354)	2 (0.0925)	6 (485)	4 (0.6629)	3 (0.6820)	3 (0.0930)	3 (301)
E	5 (0.4163)	5 (0.3557)	4 (0.1065)	7 (490)	6 (0.5619)	7 (0.5902)	5 (0.0988)	6 (452)
F	6 (0.3602)	6 (0.3212)	6 (0.1158)	4 (311)	8 (0.2972)	8 (0.3120)	7 (0.1130)	8 (613)
G	3 (0.4859)	3 (0.4087)	5 (0.1136)	5 (447)	3 (0.6644)	4 (0.6660)	8 (0.1156)	4 (304)
H	4 (0.4403)	4 (0.3939)	7 (0.1209)	3 (250)	5 (0.6231)	5 (0.6433)	2 (0.0820)	7 (517)

図 6 相関係数の分布

Distribution of Spearman's rank correlation coefficient.

1 から 8 の合計値の小さい順に並べている。さらに、表中の検索結果 1, 2 の括弧内の値は、類似度 Sim を表しており、従来法 1, 2 の括弧内の値は、ユークリッド距離を表しており、主観評価の括弧内の値は、順位の合計値を表している。また、それぞれの検索結果と 80 人の主観評価との結果間で、スピアマンの順位相関係数を計算した。図 3(a) に示す形状を検索した際の結果と、主観評価で計算した相関係数の分布を図 6 に示し、図 3(b) に示す形状を検索した際の相関係数の分布を図 7 に示す。なお、横軸は主観評価を行ってもらった人数を表しており、相関係数の大きい値から順に並べている。ここで、図 3(a) に示す検索対象形状についての検索結果 1 は、表 1 の半径が 1 および 2 での結果の順位が等しいことから、スピアマンの順位相関係数の分布が等しくなるため、検索結果は 1 種類のみ取り上げている。

図 6, 図 7 より、従来法より提案手法の方が全体的に高い相関係数を示している。さらに、表 1 からわかるように、提案手法は主観に近い結果を得ていることがわかる。特に、検索上位の形状では、主観とほぼ一致する結果が得られた。また、構造要素である球の半径が 1 および 2 での検索結果 1, 2 は、検索順位が 2 位 (形状 C) と 3 位 (形状 H) の間で Sim の値の差が大きいことから良好な結果が得られたといえる。検索結果 2 についても、検索順位が上位ほど良好な結果を得ており、一般に類似度検索をする場合、検索上位形状を必要とすることから、提案手法に有効性があると考えられる。

図 7 相関係数の分布

Distribution of Spearman's rank correlation coefficient.

図 8 検索対象形状
Retrieval shapes. 図 9 t を可変にした際の実験形状
Experiment shapes in varying t .

4.2 重みづけ平均についての実験

式 (17) で用いている t を 1, 0.5, 0 と変化させて類似度検索の実験を行った。図 3(a), (b) に示す検索対象形状を用いて図 4, 図 5 に示す形状を実験対象形状とし、また図 8 に示す検索対象形状を用いて、図 9 に示す四つの形状を実験対象形状とした。また、構造要素の形状は、半径 1 の球を用いている。図 3(a) と図 4 に示す形状を用いての検索結果を表 2 に示し、その際の類似度のグラフを図 10 に示し、図 3(b) と図 5 に示す形状を用いての実験結果を表 3 に示し、その際の類似度のグラフを図 11 に示す。さらに、凹凸や角がある形状についての類似度の傾向を調べるために、図 8 の検索対象形状に対し、比較的凹凸や角のある形状と凹凸や角の少ない形状である図 9 の形状を実験対象形状として実験を行った。実験結果を図 12 に示し、その際の類似度の結果を図 13 に示す。なお、図 12 の実験結果は類似している形状を左から順に並べている。

表 2 の結果を表 1 の主観評価と比較すると、 t が 1 のとき上位 3 番目まで主観と完全に一致しており、最も良好な結果が得られている。また、 t が 0.5 および 0 の場合、主観評価で 3 番目の順位に位置している形状 H が、4 番目に検索されており、 t が 1 の時より良い結果が得られなかった。また、表 3 の結果を表 1 の主観評価と比較すると、 t が 0.5 のとき上位の順位が一致しており、全体的にみても最も良好な結果が得られた。図 10, 図 11 のグラフより、 t の値を変化させた際の類似度の変化の違いをみると、図

表 2 t を変更した際の順位と類似度
The rank and similarities in varying t .

形状	$t : 1$	$t : 0.5$	$t : 0$
A	1(0.7677)	1(0.5955)	1(0.4234)
B	8(0.2400)	8(0.1479)	8(0.0557)
C	2(0.7071)	2(0.5432)	2(0.3793)
D	7(0.3384)	7(0.2354)	7(0.1324)
E	5(0.5136)	5(0.3557)	5(0.1978)
F	6(0.4673)	6(0.3212)	6(0.1751)
G	4(0.5554)	3(0.4087)	3(0.2620)
H	3(0.5579)	4(0.3939)	4(0.2300)

表 3 t を変更した際の順位と類似度
The rank and similarities in varying t .

形状	$t : 1$	$t : 0.5$	$t : 0$
A	3(0.7271)	2(0.6891)	3(0.6510)
B	1(0.8599)	1(0.8237)	1(0.7875)
C	6(0.6719)	6(0.5934)	6(0.5149)
D	2(0.7551)	3(0.6821)	4(0.6091)
E	7(0.6686)	7(0.5902)	7(0.5118)
F	8(0.3804)	8(0.3120)	8(0.2436)
G	5(0.6789)	4(0.6660)	2(0.6532)
H	4(0.6880)	5(0.6433)	5(0.5987)

図 10 t を可変にした際の類似度
The similarities in varying t .

4, 図 5 の形状について, 比較的凹凸や角のある形状については, 類似度の変化の度合いが大きくなる傾向にある。これは, Opening 処理や Closing 処理を行った際の影響が大きく, 凹凸があまり存在しない形状では, Opening 処理や Closing 処理の影響が小さいからであると考えられる。ここで図 12, 図 13 をみると, 凹凸の大きい形状 C, D と比較的滑らかな形状 A, B について, t を変更した際に類似度の変化の度合いに違いがみられ, t を変更することで順位に変動が生じている。したがって, 提案手法は t の値を変更することで異なった類似度検索が行える可能性をもっていることがいえる。

4.3 構造要素の大きさについての実験

モルフォロジー演算では, 構造要素を自由に変更させる

図 11 t を可変にした際の類似度
The similarities in varying t .

(a) t の値が 1 の実験結果

(b) t の値が 0.5 の実験結果

(c) t の値が 0 の実験結果

図 12 t を可変にした際の実験結果
The result of experiment in varying t .

図 13 t を可変にした際の類似度
The similarities in varying t .

ことが可能である。そこで, 構造要素を変更した際の結果の変化を検証するために実験を行った。提案手法では, 対称性を考慮して構造要素を球に限定しているため, 球の半径を 1, 2, 3 と変化させて類似度検索の実験を行った。また, 式 (17) に用いている t を 0.5 に設定した。図 3(b) に示す検索対象形状を用いて, 図 5 に示す形状を実験対象形状とした。検索結果の上位 4 形状を図 14 に示す。なお, 図 3(a) に示す検索対象形状は, 細長い構造要素の大きさが変化しても Opening 処理の繰り返し回数の違いが顕著でないため, 特徴量が微小にしか変化せず, 半径を 1 から 3 に変化させても, 検索結果の順位に変化が現れなかったもので, ここでは省略している。

図 14 では, 構造要素の半径を 1 から 2 にすると形状 G

図 14 構造要素を可変にした際の実験結果
The result of experiment in varying a structuring element.

と D の順位が入れ替わっている。また、半径を 2 から 3 にすると形状 A と D の順位が入れ替わっており、また、形状 H の順位がより上位になっている。表 1 の主観評価より、B, A, D, G の順になるのが理想であるから、構造要素の半径が 2 のときに最も良好な結果を得ていることがわかる。しかし、半径 1 の場合も表 1 の検索結果 2 より形状 G と D の類似度の差は、0.0015 と非常に小さく、また主観評価での形状 G と D の足し算の値も、非常に近い値を示していることから、ほぼ主観評価と等しい結果であるといえる。言い換えれば、半径 1 の場合は、形状 G の尾翼などの局所的な特徴をとらえていると考えることもできる。構造要素の半径が 3 では、形状 D が 2 番目の順位になっており、主観評価では、7 番目の順位になっていた形状 H の順位が、より高くなっているため、好ましくない検索結果となった。これは、構造要素の半径が大きいため、Opening 処理の際に、形状の突起部分がすぐに削られ、局所的な特徴をとらえることができなくなり、また、繰り返し処理の回数が少なくなるため、大局的な特徴を精度良くとらえることができなくなったためと考えられる。以上により、半径の大きさの小さい構造要素を用いて、形状の特徴を段階的に少しずつ抽出していく方が、局所的な特徴である突起や窪み部分と、大局的な特徴である繰り返しの回数を精度良く考慮できるため、良好な検索が行えるといえる。

5. む す び

本研究では、3 次元形状を対象とした類似度検索手法を提案した。提案手法では、位置合せを行う際に共分散行列による形状の主軸を用いるが、形状の反転を意識しない方法で特徴量を抽出した。また、特徴量を抽出する際に、Closing や Opening を段階的に施しながら生成される表面に、突起や窪みを付加し、その領域に対して特徴量を求めた。それにより、大局的な特徴だけでなく、局所的な特徴をも評価した類似度検索を実現した。さらに、いくつかの実験を行い提案手法の特徴を考察し、また、従来法との比較を行い、

その有効性を確認した。今回は、類似度を求める式の t の値を変更することで、異なった検索を行えることを示した。今後の課題として、より高い検索精度を得るために検索対象形状をあらかじめ評価し、その形状に適した t の値を決定するアルゴリズムを考案していくことを考えている。その際に、学習型の分類アルゴリズムを導入した手法 9) にみられるようなアプローチで、より主観に近づくような t の値を決定する手法を検討していく予定である。さらに、今回は構造要素をすべて球形状に限定したが、形状によって個別に構造要素を設定し、検索する手法についても取り組んで行く予定である。

【文 献】

- 1) 栗田 多喜夫, 関田 巖, 大津 展之: "複素自己回帰モデルに基づく輪郭形状間の距離", 信学論, **J75-D-II**, 9, pp.1493-1503 (1990)
- 2) 田辺 勝義, 大谷 淳, 石井 健一郎: "多次元心理空間を用いる類似画像検索法", 信学論, **J75-D-II**, 11, pp.1856-1865 (1992)
- 3) 向井 伸治, 古川 進, 磯部 俊夫, 黒田 満, 久保田 宗人: "立体の部分形状の比較による類似度の推定", 精密工学会誌, 66, 2, pp.251-255 (2000)
- 4) M.Hilaga, Y.Shinagawa, T.Kohmura, Kunii: "Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes", SIGGRAPH2001, pp.203-212 (2001)
- 5) M.Novotni, R.Kleim: "A Geometric to Approach to 3D Object Comparison", SMI2001, pp.165-175 (2001)
- 6) 小田切 智, 衣嶋 昌俊, 武井 毅, 大淵 竜太郎: "慣性モーメントの包絡線を用いた 3 次元モデルの類似度検索", 映像誌, 56, 10, pp.1589-1597 (2002)
- 7) 小畑 秀文: "モルフォロジー", pp.12-58, コロナ社 (1996)
- 8) 森 敏昭, 吉田 寿夫: "心理学のためのデータ解析テクニカルブック", pp.250-253, 北大路書房 (1990)
- 9) 小田切 智, 衣嶋 昌俊, 大淵 竜太郎: "学習により人の主観を反映する 3 次元モデルの形状類似検索", Visual Computing グラフィックスと CAD 合同シンポジウム, pp.7-12 (2002)

てしま ゆうじ
手島 裕詞 2002 年, 大阪工業大学大学院博士前期課程修了。現在, 同大学院博士後期課程にて CG, 3 次元画像処理に関する研究に従事。学生会員。

にしお こうじ
西尾 孝治 2000 年, 大阪工業大学博士課程修了。工学博士。2000 年, 豊橋技術科学大学知識情報工学系助手。2002 年から, 大阪工業大学情報科学部情報メディア学科講師。CAD, CG に関する研究に従事。正会員。

こぼり けんいち
小堀 研一 1975 年, 山梨大学大学院修士課程修了。1975 年, シャープ (株) 入社。以後, 一貫して CAD, CAM, CG に関する研究開発に従事。1991 年, 大阪工業大学に奉職。現在, 同大学情報科学部情報メディア学科教授。CAD, CG, パーチャルリアリティの研究に従事。工学博士。正会員。