

## 3次元形状の特徴を用いた類似検索に関する一考察

山口 貴央<sup>†</sup> 手島 裕詞<sup>‡</sup> 西尾 孝治<sup>†</sup> 小堀 研一<sup>†</sup>

大阪工業大学<sup>†</sup> 静岡理工科大学<sup>‡</sup>

### 1. はじめに

近年では、3次元形状を対象とした検索技術の需要が大きくなってきている。従来は、属性や名前、IDなどを付加しそれらをもとに検索を行ってきた。しかし、その方法では膨大な名前やIDを意識しなければならない。そこで本研究では、3次元形状のもつ特徴をパラメータで表現し、それをもとに形状から類似度検索を行う手法を提案する。

本研究では、共分散行列を用いて形状の主軸を求め、その主軸をもとに位置合せを行う<sup>[1]</sup>。次に、モルフォロジー演算<sup>[2]</sup>を用いて形状の突起部・窪み部を形状の局所的な特徴量として算出する。さらに、形状を表現する黒ボクセルから形状の大局的な特徴量を求める。これら二つの特徴量を合成することによって形状の特徴量を算出し、類似度判定を行う。また実験を行い、提案手法の有効性を検証する。

### 2. 提案手法

以下に提案手法の処理手順を示す。

入力の特徴形状を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、形状内部を表現する黒ボクセルに対して共分散行列を求め、その固有ベクトルを形状の主軸とし位置合せを行う<sup>[1]</sup>。

検索形状に対してモルフォロジー演算である Opening, Closing を用いて、形状の突起部・窪み部を特徴ボクセルとして抽出する。

特徴ボクセル空間と黒ボクセル空間に対して本稿で提案する階層型領域分割モデルに変換し、二つの特徴量を求める。一方は、特徴ボクセルを用いて求められる局所的な特徴量である。もう一方は、黒ボクセルを用いて求められる大局的な特徴量である。これら二つの特徴量を合成し、形状の特徴量を算出する。

検索形状の特徴量とあらかじめデータベースに格納されている特徴量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。

以下に提案手法の手順 から について詳細を述べる。

#### 2.1 特徴ボクセル抽出

提案手法では、位置合せを行った検索形状に対して、モルフォロジー演算である Opening や Closing を施して形状の突起部・窪み部を特徴ボクセルとして抽出する。ここでは、フィルタの形状に球を用いている。

まず、検索形状に対して形状の突起部を丸める効果がある Opening を行う。次に、Opening の結果と元形状の排他的論理和を行う。これにより、形状の突起領域のみが残る。これに対し、Opening の結果の表面部分を基準とし

て距離変換を行う。その結果、得られた距離値に対して、あるボクセルの周囲 6 近傍の距離値が自身の距離値を超えない場合、そのボクセルを特徴ボクセルとする。すなわち、形状の突起部が特徴ボクセルとして抽出される。次に、形状の窪みを埋める効果がある Closing を用いて Opening の場合と同様の処理を行い形状の窪み部を特徴ボクセルとして抽出する。

#### 2.2 階層型領域分割モデルによる特徴量

提案手法では、特徴量を計算する際に、まず、特徴ボクセルの空間と黒ボクセルの空間に対してそれぞれ階層構造をもつ空間分割モデルに変換する。この分割によって生成されたモデルを階層型領域分割モデルとする。階層型領域分割モデルは、それぞれのボクセル空間に対して  $x, y, z$  軸それぞれに対して再帰的に均等分割を行い、8分木構造の階層型領域分割モデルに変換する。次に、提案手法では、階層型領域分割モデルの各領域に対して二つの特徴量を抽出し、保存する。一方は、各領域に含まれる特徴ボクセルから  $x, y, z$  値について標準偏差を求め、これを局所的な特徴量として保存しておく。もう一方は、各領域に含まれる黒ボクセル数を大局的な特徴量として保存する。

#### 2.3 類似度判定

特徴量を求めた検索形状を  $A$  とし、データベースに格納してある形状を  $B$  とし類似度判定を以下に説明する。

まず、類似度判定は、階層型領域分割モデルの領域  $j$  に対して二つの類似度を用いて計算する。

一方の類似度は、特徴ボクセルから得られた局所的な特徴量を用いて計算される  $SimSD_j$  である。形状  $A, B$  の  $j$  番目の領域において、特徴ボクセルから求められた標準偏差をそれぞれ  $SD^i a_j, SD^i b_j$  ( $i \in \{x, y, z\}$ ) とすると、 $SimSD_j$  は、式(1)で表される。

$$SimSD_j = \frac{W_j}{3} \times \sum_{i \in \{x, y, z\}} \frac{\min(SD^i a_j, SD^i b_j)}{\max(SD^i a_j, SD^i b_j)} \quad (1)$$

式(1)の  $W_j$  は式(2)で表される。

$$W_j = \frac{1}{2} \left( \frac{fa_j}{Fa} + \frac{fb_j}{Fb} \right) \quad (2)$$

ここで  $Fa, Fb$  はそれぞれ形状  $A, B$  の全ての領域における特徴ボクセル数の総和である。また、 $fa_j, fb_j$  はそれぞれ形状  $A, B$  の  $j$  番目の領域における特徴ボクセル数である。

もう一方の類似度は、黒ボクセルから得られた大局的な特徴量を用いて計算される  $SimNUM_j$  である。形状  $A, B$  の  $j$  番目の領域における黒ボクセル数をそれぞれ  $va_j, vb_j$  とすると、 $SimNUM_j$  は、式(3)で表される。

$$SimNUM_j = R_j \times \frac{\min(va_j, vb_j)}{\max(va_j, vb_j)} \quad (3)$$

式(3)の  $R_j$  は式(4)で表される。

“A Study on Similarity Retrieval for Three-Dimensional Shape by Using Its Feature”

<sup>†</sup>Takao Yamaguchi, <sup>‡</sup>Yuji Teshima,

<sup>†</sup>Koji Nishio, <sup>†</sup>Ken-ichi Kobori

<sup>†</sup>Osaka Institute of Technology

<sup>‡</sup>Shizuoka Institute of Science and Technology

$$R_j = \frac{1}{2} \left( \frac{va_j}{Va} + \frac{vb_j}{Vb} \right) \quad (4)$$

ここで  $Va, Vb$  はそれぞれ形状 A, B の全ての領域における黒ボクセル数の総和である。

式(5)に示すように、式(1)と式(3)を用いて 2 形状間の類似度  $Sim$  を求める。

$$Sim = \sum_{j=1}^d \{ t(SimSD_j) + (1-t)(SimNUM_j) \} \quad (5)$$

ここで、 $d$  は階層型領域分割モデルにおける領域の総数であり、 $t$  は  $SimSD_j$  と  $SimNUM_j$  の合成重み係数であり 0 から 1 までの値をとる。 $Sim$  は 0 から 1 までの値をとり、1 に近いほど類似度が高い。

### 3. 実験と考察

提案手法の有効性を検証するために実験を行った。検索形状を図 1 に示し、8 種類の形状をデータベースとして図 2(A)から図(H)に示す。また、120 人を対象に主観評価を行った。検索結果と主観評価の結果を表 1 に示す。ここでは、被験者にそれぞれに決定してもらった順位 1 から 8 の合計値の小さい順に並べている。さらに表中の提案手法における括弧内の値は式(5)の類似度  $Sim$  の値を表しており、主観評価の括弧内の値は順位の合計値を表している。実験では、ボクセル空間の解像度を  $128 \times 128 \times 128$  とし、フィルタの形状は半径 1 の球を用いている。式(5)の  $t$  の値を 1.0, 0.5, 0.0 と変化させて実験を行った。ここで  $t$  が 1.0 のときは、局所的な特徴量だけを用いた類似度となり、 $t$  が 0.0 のときは、大局的な特徴量だけを用いた類似度となる。

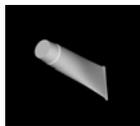


図 1 検索形状

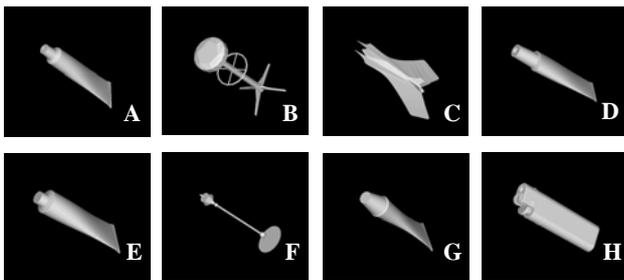


図 2 データベース

データベースにおける形状は、検索形状と類似している形状を多く含んでいる状態で実験を行った。表 1 より主観評価において上位 4 形状は E, A, D, G である。 $t=0.0$  のときの大局的な特徴を用いた類似における上位 4 形状は、E, H, D, G であった。形状 E, D, G は上位の形状であるため良好な検索を行うことができたが、主観評価において下位である形状 H は、2 位に検索されてしまった。 $t=1.0$  のときの局所的な特徴量を用いた類似度における上位 4 形状は、E, G, A, D であり、主観評価と順位は異なるが、上位 4 形状を検索できたことより良好な結果が得られたといえる。また、上位 4 形状はすべて検索形状と同じチューブ型の形状であるが、形状 E, G

の類似度と形状 A, D の類似度の差が大きい。この理由として、検索形状には存在しないチューブ形状の蓋部分に円柱状の窪み部が形状 A と D には存在しているため、類似度が低くなったと考えられる。これより、局所的な特徴としては良好な結果が得られたと考えることができる。また、形状 H が  $t=0.0$  のときの大局的な特徴量を用いて精度良く検索が行えなかった理由として、形状 H は、検索形状と大局的に似ているが、局所的に似ていないためと考えられる。このことから、データベースに大局的に類似している形状が多く含まれる場合、 $t=1.0$  のときの局所的な特徴量を用いる方が有効であると考えられる。

また、良好な結果が得られた  $t=1.0$  のとき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を算出し、有効性を検証した。また、提案手法と同様に共分散行列を用いて形状の位置合せを行っている手島らの手法<sup>[1]</sup>と小田切らの手法<sup>[3]</sup>に対しても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をそれぞれ算出した。その結果、相関係数の平均が提案手法では 0.82 となり、手島らの手法では 0.69 となり、小田切らの手法では 0.60 となった。提案手法の方が高い相関を示していることから提案手法の有効性を確認した。

表 1 検索結果

順位	$t=1.0$	$t=0.5$	$t=0.0$	主観評価
1	E(0.551)	E(0.727)	E(0.902)	E(124)
2	G(0.511)	G(0.581)	H(0.714)	A(185)
3	A(0.345)	H(0.511)	D(0.662)	D(229)
4	D(0.324)	D(0.493)	G(0.651)	G(266)
5	H(0.308)	A(0.484)	A(0.624)	H(430)
6	F(0.278)	F(0.274)	C(0.363)	C(533)
7	B(0.255)	C(0.272)	F(0.270)	F(546)
8	C(0.182)	B(0.250)	B(0.245)	B(567)

$t=1.0$ : 局所的な特徴量だけを用いた類似度

$t=0.0$ : 大局的な特徴量だけを用いた類似度

### 4. おわりに

本研究では、特徴ボクセルから求められる局所的な特徴量と黒ボクセルから求められる大局的な特徴量を算出し、それら二つの特徴量を合成することによって類似検索を行う手法を提案した。また、実験よりデータベースに保存されている形状によって  $t$  を変更することでより主観に一致した検索が行えることが確認できた。さらに、スピアマンの順位相関係数を用いて手島らの手法と小田切らの手法に対して、提案手法の有効性を確認した。

今後の課題として、特徴量を抽出する際のモルフォロジー演算のフィルタ形状を変更して実験するとともに、類似度を算出する式のチューニングを行っていきたい。

### 参考文献

- [1] 手島,西尾,小堀:“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”,映像情報メディア学会誌,Vol.57,No.10,pp.1284-1291(2003)
- [2] 小畑:“モルフォロジー”,コロナ社,pp.12-42(1996)
- [3] 小田切,衣鳩,武井,大淵:“慣性モーメントの包絡線を用いた 3 次元モデルの形状類似検索”,情報処理学会第 64 回全国大会講演予稿集,pp.757-762(2002)