

内部構造を考慮した3次元モデルの検索

後藤啓太[†] 古屋貴彦^{††} 大淵竜太郎[†]

3次元(3D)モデルを形状で類似検索する手法の中で、レンダリングした外観に基づいて比較する手法は検索性能が高いものが多い。さらに、多様な形状表現を比較できるという利点がある。しかし、3Dモデルの外観で比較するため、内部構造が重要な3次元モデル、たとえば機械部品の検索には向かない。そこで我々は、レンダリングによる見かけの比較のアプローチを用いつつ、外観と内部構造の双方から特徴抽出することで、内部構造も反映した検索の研究を行っている。本論文では検索対象としてポリゴンスープなどの立体でない3Dモデルも含むこととし、深さ複雑度画像と距離画像を組み合わせることで内部と外部の幾何特徴をとらえて比較する手法を提案する。機械部品モデルのデータベースを用いた実験では、提案手法が検索精度向上に有効であることが分かった。

Retrieving 3D Models with Internal Structures

Keita Goto[†], Takahiko Furuya^{††}, and Ryutarou Ohbuchi[†]

Appearance-based approach to shape-based retrieval of 3D model has high retrieval accuracy. It is also able to handle diverse 3D shape representations including point set and polygon soup. However, the approach, based on appearance of exterior of the 3D models, is not suited for retrieval of models having internal structures, e.g., mechanical parts. We have been exploring methods to compare 3D models based on their interior and exterior structure by using the appearance-based approach. In this paper, we propose an appearance-based 3D model retrieval method that employs both depth complexity and depth buffer images of 3D models to compare the 3D models. Experimental evaluation showed that the approach is effective to some extent.

1. はじめに

近年、ゲームや映画から医療、建築など幅広い分野で3次元(3D)モデルが利用されている。そのため、3Dモデルのデータベースを効率良く管理、利用する目的で、3Dモデルをその内容、たとえばその形の類似性などでの検索する要求が増してきた。形の類似性で3Dモデルを検索する場合、まず、検索対象となる3Dモデル群から形を数値化した形状の特徴を抽出しておく。ユーザが検索要求を与えると、その検索要求からも特徴を抽出し、これを保存しておいた検索対象モデルのデータベースの特徴群と比較することで、検索要求と類似した3Dモデルをユーザに検索結果として返す。3Dモデルの比較では、相似変換(回転、一様な拡大・縮小、平行移動)に対する幾何変換不変性が要求されることが多い。また、メッシュのサンプル密度や位相・幾何ノイズに対する不変性も要求される。これに加え、形状表現に対する不変性(比較できる対象がB-repソリッドのみか、それとも点群やポリゴンスープでも比較できるのか、など)、姿勢変化や大域変形に対する不変性(人や動物などが手足を曲げるなど、姿勢を変えても同一とみなされるか)、などが要求されることもある。

3Dモデルの検索性能(検索精度)は、どのような特徴を用いるかによって大きく変わってくる。特徴は様々な分類が適用できるが、まず、3Dモデルから3次元の情報を持つ特徴を抽出する手法([1, 2]等)と、3Dモデルを2次元画像(群)にレンダリングしたのちその画像(群)から特徴を抽出する方法([3, 4, 5, 6]等)の2種類に分けられる。3Dモデルをレンダリングした画像を使用するので、レンダリングさえできれば、様々な形状表現、たとえばソリッドや多様体メッシュに加え、ポリゴンスープや有向点群などを扱うことが可能である。後者の代表にChenらのLFD(Light Field Descriptor)[3]がある。LFDは、モデルを多視点からレンダリングしたZバッファの深さ値画像Depth Image(DI)から視点当たり1つの特徴を抽出し、1つの3Dモデルを視点数個の画像特徴で表現する。LFDでは、3自由度の回転不変性のうち、2自由度を多視点からのレンダリングで、残りの1自由度を2次元画像面内で回転不変な画像特徴を用いることで、それぞれ解決している。LFDは3Dモデルあたり視点数だけの特徴群を持ち、これら特徴を全対で比較するため、3Dモデル対の比較に時間を要する。しかし、発表当時の基準としては、非常に高い検索性能を得た。

特徴を分類する別な基準として、特徴の局所性がある。LFD法は各視点の、モデル全体をとらえた画像1枚から、その視点での3Dモデル全体を表現する大域特徴を1つ抽出する。そのため、LFD法は、相似変換に対する不変性、形状表現に対する不変

[†]山梨大学
University of Yamanashi
^{††}ニスカ 株式会社
NISCA CORPORATION

性、幾何・位相ノイズやメッシュのサンプリング密度に対する不変性などは持つものの、姿勢変化や大域変形に対する不変性は持たない。Spherical Harmonics (SH)法 [1]では、レンダリングを用いず、面からなる 3D モデルをボクセルに変換したのちに同心球面上の調和関数により 3 次元形状を表現して数値化する。この SH 法 [1]も大域特徴であり、LFD 法と同様に姿勢変化や大域変形に対する不変性を持たない。姿勢変化に対する不変性を実現するには、Sun らの Heat Kernel Signature [7]などのように、多様体面上の測地線距離（やそれに類似した距離）が姿勢変化で不変なことを利用する手法や、Furuya らの Bag-of-Features Dense SIFT (BF-DSIFT)法 [6]のように見かけの局所特徴の集合を用いる手法、などがある。前者 [7]が多様体メッシュを仮定するのに対し、[6]はポリゴンスプなどの多様な形状表現を扱える利点がある。

Furuya らの Bag-of-Features Dense SIFT (BF-DSIFT)法 [6]では、部分から抽出した多数の局所特徴の集合で 3D モデルを記述することにより、大域変形や姿勢変化に対する不変性を目指した。手法 [6]では、多視点 (42 視点)から Z バッファの深さ値画像 Depth Image (DI)をレンダリングし、その各々の画像から、2 次元画像内での相似変換に不変な画像特徴を多数 (画像あたり 300 個程度)抽出し、これを Bag-of-Features (BoF)法を用いて 3D モデルあたり 1 個のヒストグラム特徴 (30k 次元程度)に統合する。こうすることで、3D モデル間の比較の手間を大幅に下げることができた。また、BoF 法は局所特徴の絶対位置を無視して統合するため、統合後の特徴が姿勢変化による影響を受けず、結果として 3D モデルの姿勢変化に不変な比較・検索が可能となった。

BF-DSIFT 法は形状表現に対する不変性を持ち、剛体モデルと姿勢変化・大域変形するモデルの双方で高い検索性能を得ることができた。しかし、見かけに基づく BF-DSIFT 法にも欠点がある。BF-DSIFT 法をはじめとする見かけに基づく手法はレンダリングした外観の見かけによって 3D モデルを比較するため、外観の画像には現れない内部構造を反映できないのである。3D モデルの比較では、多くの場合、見かけのみが重要である (人間の視覚はそもそも外観しか見えない)。しかし、たとえば自動車エンジンなどの機械部品の 3D モデル等、その比較・検索に内部構造が重要な役割を果たす場合もある。

本論文では、見かけを比較するアプローチを用いることで多様な形状表現に対する許容性を保ちつつ、姿勢変化に対する不変性を備え、かつモデルの内部構造を考慮して 3 次元形状を比較し検索する手法を提案し、評価する。本研究では、検索対象として、3D ソリッドを定義する「真の」3D 形状表現 (たとえば B-rep など)に加え、開いた多様体メッシュやポリゴンスプなどのソリッドではない「たちの悪い」3D モデルも含むものとする。3 次元機械 CAD では 3D ソリッドモデルが普及したが、いわゆる CG 用のレンダリング目的の 3D モデルでは、開いた多様体メッシュやポリゴンスプを用いた 3D モデルが用いられることが多いためである。実際、3D モデル検索の国際コンテストである Shape REtrieval Contest (SHREC) 2011 においても、Generic 3D

Models などの部門では、開いたメッシュやポリゴンスプが検索対象となっている。

提案手法は BF-DSIFT 法をもととし、多視点から画像群をレンダリングし、これら画像群から画像の特徴を抽出して比較を行う。ただし、レンダリングする画像には内部構造を反映するものを用いる。内部構造を反映する画像としてはポリゴンレンダリングなどいろいろと考えられるが、それらの多くは「真の」3D モデルを仮定しており、本研究で検索対象とするポリゴンスプなどには適用できない。そこで、ポリゴンスプにも適用でき、内部構造を反映できるレンダリング手法として、本論文では、Z バッファの深さ複雑度の画像 Depth Complexity Image (DCI)を用いる。また、DCI や DI に輪郭線強調を行い「非写実的画像」とした場合の検索性能の評価や、DCI と深さ画像 DI を合成した結果から局所特徴を抽出した場合の検索性能も評価する。

提案手法を実装し、複数の 3D モデルデータベースを用いて検索性能の評価実験を行ったところ、機械部品の CAD モデルを集めた Engineering Shape Benchmark (ESB) [8]においては、DI と DCI の組み合わせが、比較対象とした Furuya らの手法 [6]で用いられる DI 単体よりも良い検索性能を示した。

2. 提案手法

本論文の目的は、見かけによる 3D モデル比較のフレームワークの中で、内部構造を反映させたレンダリング画像を特徴抽出に用いることで、内部構造を考慮した 3D モデルの検索を行うことである。さらに、検索対象とする 3D モデルの形状表現を寛容なものとし、「性質のよい」ソリッドモデルに限らず、ポリゴンスプなど処理対象とするのも本手法の狙いである。3D モデルが急速に普及している現在では、自動車のエンジンなどの機械部品のモデルも存在する。このような用途では、内部構造を考慮した比較・検索を行うことで、ユーザが欲しい 3D モデルをよりの確に検索できるはずである。

以下、2.1 節で我々の手法のベースとなる BF-DSIFT 法についてその概要を述べ、次いで、提案手法が BF-DSIFT 法と異なる点について詳しく述べる。

2.1 BF-DSIFT 法

本論文で参考にした BF-DSIFT について説明する。BF-DSIFT とは、Furuya らが提案した見かけの局所特徴群を使用した手法である。BF-DSIFT は次の処理 (図 1)から成り立っている。

- (1) モデルの周りにカメラを多視点に配置する。
- (2) 各視点からモデルを深さ値でレンダリングする。深さ値でレンダリングした画像を Depth Image (DI)とする。

- (3) レンダリング画像から, Lowe ら[9]が提案した SIFT 特徴を密かつランダムに抽出する. 密に抽出した特徴を Dense SIFT (DSIFT)特徴群と呼ぶ.
- (4) DSIFT 特徴を Extremely Randomized Clustering Tree (ERC-Tree) [10]を使用し, クラスタリングを行う. 各クラスタの代表ベクトルを視覚単語 (visual words)と呼ぶ.
- (5) クラスタリングの結果から得られたコードブックを基に, DSIFT 特徴群をベクトル量子化する. ベクトル量子化とは, 各クラスタ内の 1つの SIFT 特徴を 1つの視覚単語で近似することである.
- (6) ベクトル量子化の結果, 特徴群がどの視覚単語に近似されかを頻度ヒストグラムとして表現し, モデルの特徴ベクトルとする.

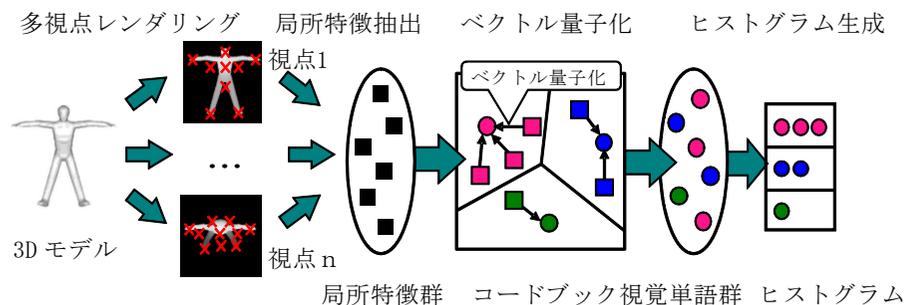


図 1. BF-DSIFT の流れ図

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [9]は, Lowe らが提案した 2次元画像の局所特徴である. SIFT は, 画像平面上での回転, 微小なアフィン変換, スケール変化, 照明変化に頑強な, 128次元の局所特徴である. 多重解像度表現を使用することで, 画像の局所特徴と大域的特徴の両方を捉えることができる. SIFT はもともと顕著点を検出し, その顕著点においてのみ特徴を求める. しかしこの手法では, 顕著点検出がうまくゆかない場合, 顕著点が多すぎる場合, などに比較がうまくゆかないことがある. そこで, Furuya らの BF-DSIFT では, ランダムな位置に高密度に配置した点で SIFT 特徴を抽出する. Furuya らの BF-DSIFT 法[1]では 42 視点でレンダリングを行い, 各視点の画像から平均で約 300 個の局所特徴を抽出し, 3D モデルごとに約 13k 個の SIFT 特徴を抽出した. これに比べて, SIFT の顕著点を用いた場合では, 画像ごとに平均で約 30 個の顕著点検出され, 同数の SIFT 特徴が抽出される. DSIFT の方が計算量が増えるものの, DSIFT の方が, 顕著点を用いる SIFT よりも検索性能が高いという実験結果が得られている. 数多くの SIFT 特徴を抽出するにはそれなりの手間がかかるが, Furuya ら同様, 我々も GPU による実装を用いることで処理を高速化した.

Bag-of-Features (BoF)法は, 元々文書分類で使用されている Bag-of-Words (BoW)というアルゴリズムを画像特徴に応用したものである. BoW は, 文章を単語の集合とし, 単語の語順に関係なく単語の出現頻度で文書分類する手法である. BoF 法では, モデルから抽出した局所特徴を対応する単語に対応付ける. この単語を, 位置情報を無視して頻度ヒストグラムに統合し, 得られたヒストグラムをモデル全体を記述する特徴ベクトルとする. モデルを多数の局所特徴の集合で記述すると, モデル同士の比較には膨大な計算が必要となる. これに対し BoF 法では, 1モデルを 1つの頻度ヒストグラムで表現する. これにより, 一対のモデル距離計算が, 1対のヒストグラムの間の距離計算 1回で済む.

BoF は, 次の手順で処理される. まず, データベースのモデルをレンダリングした画像から抽出した局所特徴群を k-means 法などのアルゴリズムによってクラスタリングし, 得られたクラスタをそれぞれ 1つの視覚単語に対応付けたコードブックを得る. 次に, クラスタリングによって得られたコードブックを基に, 各クラスタ内の局所特徴に対し, これをそのクラスタの代表ベクトルで置換するベクトル量子化を行い, 視覚単語に変換する. 得られた視覚単語の頻度をヒストグラムとして表現し, モデルの特徴ベクトルとする.

3D モデルの特徴は次元が高く (BF-DSIFT では 10k~100k 次元), またその数も多い (10k~100k 個以上)ため, k-means 法ではクラスタリングに時間がかかる. さらに, ベクトル量子化は高次元空間における近傍点探索処理となり, 特徴数を N 次元を d , クラスタ数を C としたとき, モデル 1個分の局所特徴をベクトル量子化する時間計算量は, ナイーブなアルゴリズムでは $O(NdC)$ である. クラスタリングは前処理であるが, 局所特徴抽出とベクトル量子化は検索要求の提示ごとに必要となる. Furuya らは, 乱雑化決定木である Extremely Randomized Clustering Trees [10]を用いてクラスタリングとベクトル量子化を行い, 処理の効率化を図った. 我々も同様の実装を行った.

2.2 内部構造を反映する画像の生成

我々の手法の元となる Furuya ら BF-DSIFT 法は, 先に述べたように, モデルを多視点から深さ値 (Z 値) でレンダリングする. しかし, 深さ値画像 DI では, カメラから最近のポリゴンの奥にある内部構造をレンダリング結果に反映することができない. 内部構造をレンダリングする代表的な手法としては, いわゆるボリュームレンダリングがある. しかし, ボリュームレンダリングが可能なのは, ボリュームの定義できる 3次元形状表現, いわゆるソリッドに限られる. そこで, ポリゴンスープにも適用で, 内部構造を反映できるレンダリング手法として, 本論文では Zバッファの深さ複雑度の画像 Depth Complexity Image (DCI)を用いる. DCI は, Zバッファにピクセルを描画する際に, 各ピクセルにポリゴンが何枚重なっているかを数えた画像で, OpenGL のステンシルバッファを用いて計算することができる.

提案手法の DCI と Furuya 法で用いる DI のレンダリング法の違いを示した図を下記に示す (図 2). DCI (a) は, ポリゴンの重なり枚数をレンダリングする. この例では, モデルに内部構造 (空洞) がある部分は, ポリゴンの枚数が 4 枚. モデルに空洞がない部分は, ポリゴンの枚数が 2 枚である. このように, 3D モデルの内部構造をある程度は反映した画像が得られている. DI (b) では, カメラを配置した視点から一番手前のポリゴンまでの距離を深さ値としてレンダリングする. モデル表面に凹凸があると深さ値が変わってくるため, モデルの外見を明確に表現することができる. しかし, 一番手前のポリゴンまでの距離なので, モデル内部の空洞など内部構造は反映されない.

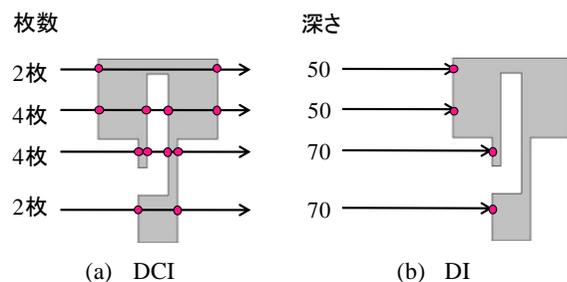


図 2. DCI と DI の手法

図 3 は, 内部に空洞を持つ 3D モデルをレンダリングした画像である. (a) に本論文で提案した DCI, (b) に Furuya らの DI を示す. (b) では, 部品内部にある穴をレンダリングすることに成功しているが, DI では穴があることは一切確認できない. DCI は人間にとっては直感的ではない.

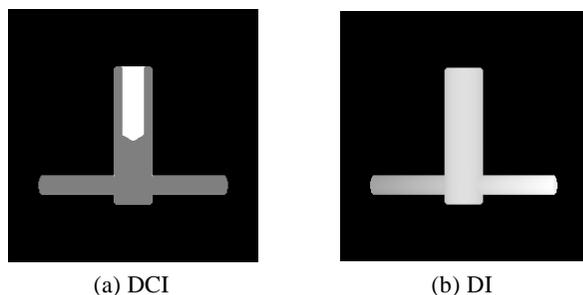


図 3. モデルのレンダリング画像

本研究ではまた, DCI や DI でレンダリングして得られた画像に輪郭線を付加することで, 異なる形状特徴を得られるのではないかと考えた. 具体的には, DI や DCI

に対し Laplacian フィルタを適用して得た輪郭画像と, 元となる DCI や DI を合成し, 特徴稜線の輪郭を強調した画像を生成し, これら画像に DSIFT 法を適用することも試みた. 図 4 はその例で, それぞれ, 元となる DCI (図 4(a)), それに対して Laplacian フィルタを適用した画像 (図 4(b)), および DCI と輪郭を合成した画像 (図 4(c)), Furuya 法の DI (図 4(d)), DCI と DI を合成した画像 (図 4(e)) である. 人間にとっては, 元の画像より輪郭強調画像の方が内部構造の存在がわかりやすいことが多い.

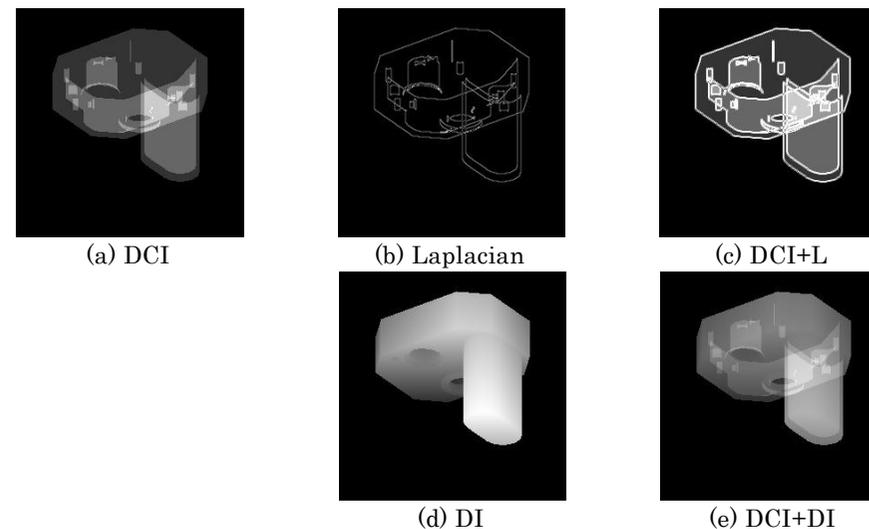


図 4. DCI をもとにした合成画像

本論文では, 内部構造を考慮したレンダリング手法を使用した画像, また合成した画像から SIFT 特徴を密に抽出し, Bag-of-Features で統合した特徴を使用する. Bag-of-Features で統合した特徴をデータベースの特徴と距離計算することで, モデルの類似検索を行う.

3. 実験と結果

実験目的は, 内部構造を考慮した特徴を使った 3D モデルの性能評価である. ベンチマークには, Engineering Shape Benchmark (ESB) [8], McGill Shape Benchmark (MSB) [11], Princeton Shape Benchmark (PSB) [12] を使用した. ESB は, ネジ, パイプや歯車など, モデル数 867 個, カテゴリ数 45 種類の CAD モ

デルを扱ったデータベースである。内部構造がある。検索要求は、データベースに含まれない45個のモデルを使用する。

MSBは、人、動物や眼鏡など、モデル数255個、カテゴリ数10種類の姿勢変化モデルを扱ったデータベースである。内部構造はない。検索要求は、データベースのモデル255個全てを使用する。

PSBは、人、地図や椅子など、モデル数907個、カテゴリ数92種類の多種多様なモデルを扱ったデータベースである。内部構造は、一部のモデルが持っていると考えられる。検索要求は、データベースのモデル907個全てを使用する。

各データベースのモデル例は、図5に示す。

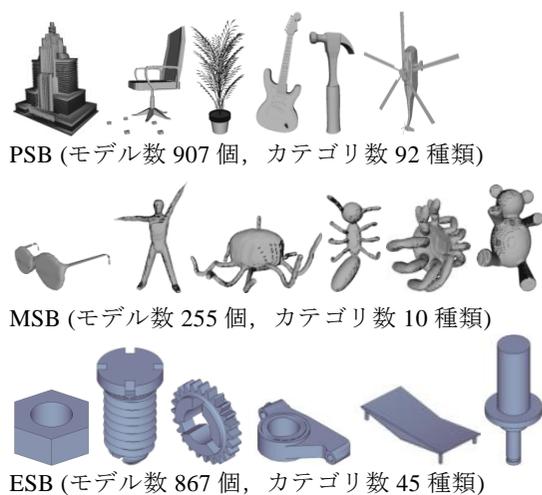


図 5. ベンチマークのモデル例

距離計算は、Kullback-Libler divergence (KLD) (1)を使用した。

$$d_{KLD}(x, y) = \sum_{k=1}^n (x_k - y_k) \log \left(\frac{x_k}{y_k} \right) \quad (1)$$

性能評価には、R-Precision [%] を用いた。R-Precision は、検索要求が属するカテゴリのモデル数を q とした場合、検索結果上位 q 個中に含まれる正解モデルの割合であり、数値が大きいほど高い検索性能を示す。

3.1 Z 値画像 (DI) との性能比較

実験のパラメタは、画像あたりの特徴数を 300、モデルあたりの視点数は 42、コードブック学習サンプル数は、50,000 とした。クラスタリングに使用した ERC-Tree は、乱雑化アルゴリズムなので、実験をする度に異なった visual words となる。そのため、実験を複数回行い実験結果とした。

実験結果から、内部構造がない MSB, PSB では、DI より性能が落ちたが、内部構造がある ESB では、visual words が少ない場合では、DI より性能が良く、visual words が増えても、同等か平均的に高い性能を示した。

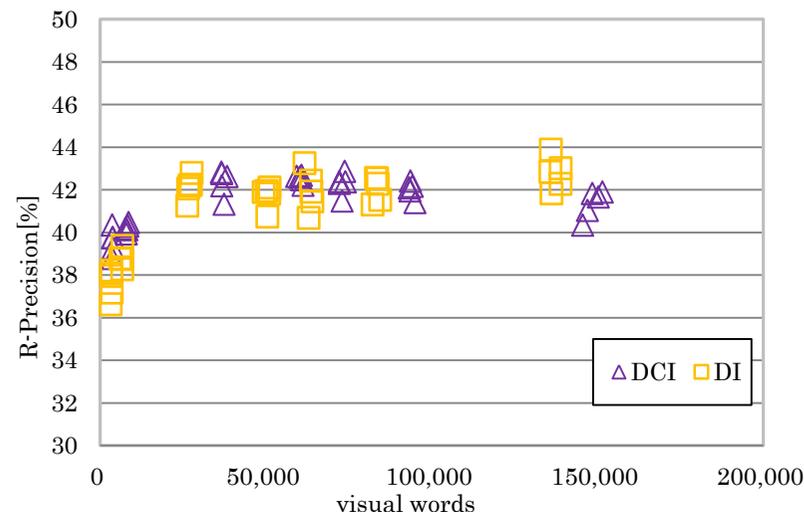


図 6. ESB における DCI と DI の実験結果

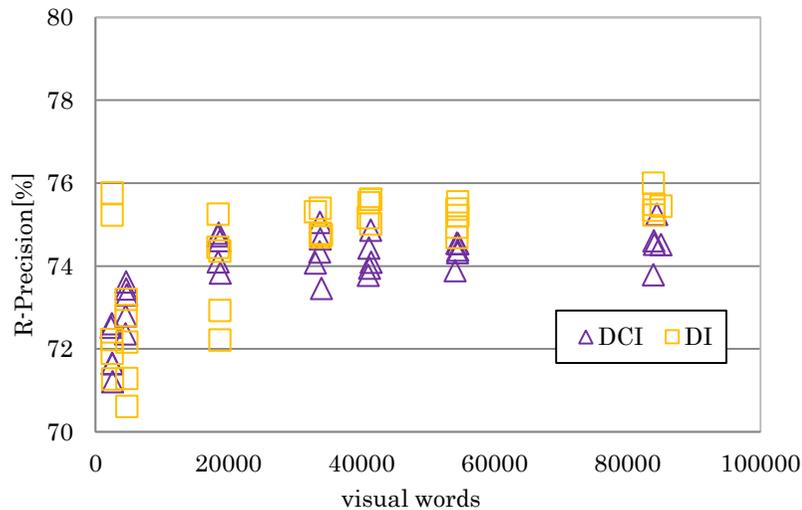


図 7. MSB における DCI と DI の実験結果

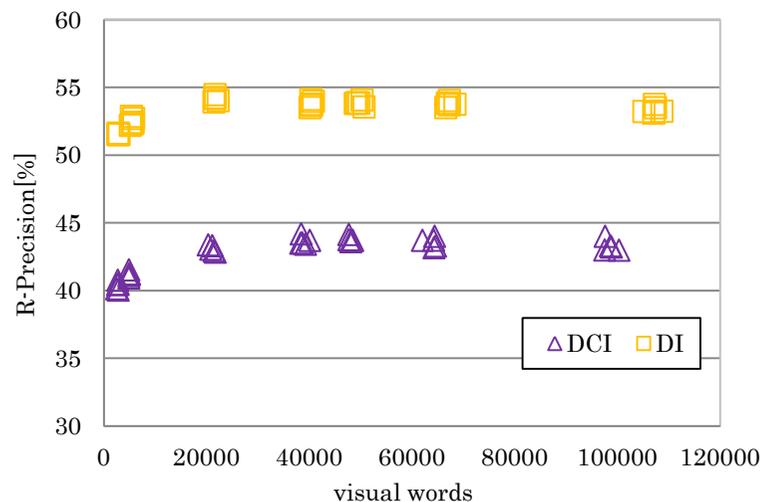


図 8. PSB における DCI と DI の実験結果

3.2 組み合わせによる性能向上

3.1 節の実験より、DCI は内部構造を持つ 3D モデルに対しては多少なりとも効果があることが分かった。本節では、DCI、DI など複数の手法を組み合わせることで性能向上を試みる。

本節の実験は ESB に対してのみ行った。実験で使用したパラメタは、画像あたりの特徴数を 300、モデルあたりの視点数は 42、コードブック学習サンプル数は、50,000 とした。クラスタリングに使用した ERC-Tree は、乱雑化アルゴリズムなので、実験をする度に異なった visual words となる。

実験の 1 つ目は、DCI、DCI+L、DCI+DI、DCI+DI+L、の 4 つの画像から特徴を抽出した場合の性能比較である。

- (1) DCI: DCI そのもの。
- (2) DCI+L: DCI 画像と、DCI 画像に対して Laplacian フィルタを施して得た輪郭画像 L の 2 つを画素ごとに足し合わせ、2 で割って正規化した画像。
- (3) DCI+DI: DCI と DI を画素ごとに足し合わせ、2 で割って正規化した画像。
- (4) DCI+DI+L: DCI、DI、L の 3 つを画素ごとに足し合わせ、3 で割って正規化した画像。

図 9 に実験結果を示す。ESB では DCI+DI、DCI+DI+L を用いた場合の性能が最も良かった。DI で捉えられる特徴、DCI で捉えられる特徴が異なっているため、組み合わせることで、性能向上することができたと考えられる。Laplacian フィルタによる輪郭を用いた場合、DCI+L では、DCI のみの場合より性能が下がった。

実験の 2 つ目は、DCI と DI を距離、画像で統合し、性能向上を試みるものである。DCI と DI の組み合わせの方法として、以下の 2 種類を用いた。

- (1) DCI: DCI から特徴を抽出、距離計算を行った場合。
- (2) DCI+DI (dist): DCI と DI のそれぞれから特徴抽出、距離計算を行い 3D モデル間の距離を求め、その 2 つの距離の線形和した場合。
- (3) DCI+DI (comp): DCI と DI を画素ごとに足し合わせ、2 で割って正規化した画像から特徴抽出、距離計算を行った場合。

図 10 に実験結果を示す。ESB では DCI と DI の 2 つの距離の線形和をした場合、画像を合成して特徴抽出し距離計算を行った場合、どちらにおいても DCI より性能が良かった。DCI と DI それぞれの距離計算の結果を足し合わせることで、お互いの得意なモデルを補完し、精度の高い 3D モデル間の距離を求めることができ、性能向上に繋がったと考えられる。

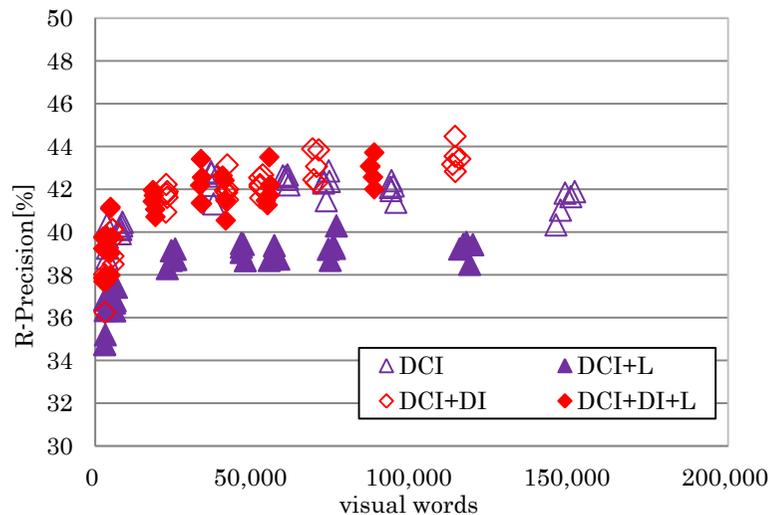


図 9. ESB における画像合成

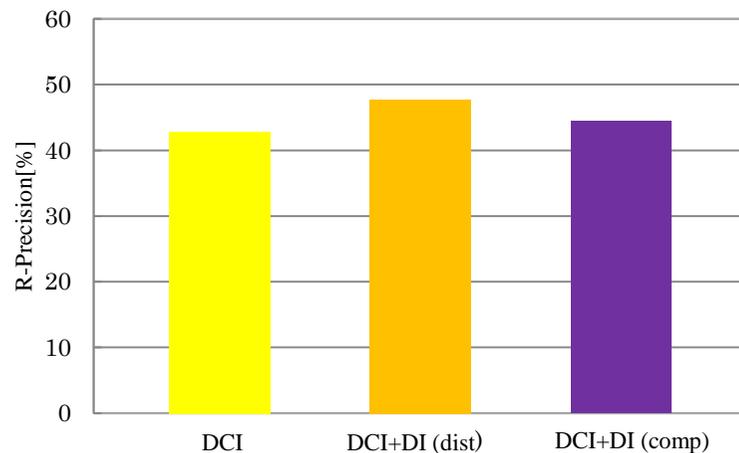


図 10. ESB における距離計算結果足しあわせ

4. まとめ

本論文では、見かけによる 3D モデル比較のフレームワークの中で、内部構造を反映させたレンダリング画像を特徴抽出に用いることで、内部構造を考慮した 3D モデルの検索を行うことである。さらに、検索対象とする 3D モデルの形状表現を寛容なものとし、「性質のよい」ソリッドモデルに限らず、ポリゴンスープなど処理対象とするのも本手法の狙いである。内部構造を反映させたレンダリング画像を使用し、機械部品を扱っている ESB で実験を行ったところ、深さ複雑度 (ポリゴンの重なり枚数) 画像 DCI と深さ値画像 DI の距離計算結果を足し合わせることで、DI のみの場合よりも良い検索性能を得た。内部構造をレンダリングする方法としては非常に単純な方法であるにもかかわらず、DCI が 3D モデルの内部構造について、ある程度の情報を持っていることが分かった。

今後、今回提案した DCI よりもより良く内部構造を反映するレンダリング手法の開発が必要である。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金 課題番号 20500089 による。

参考文献

- [1] M. Kazhdan, T. Funkhouser, S. Rusinkiewicz, Rotar Invariant Spherical Harmonics Representation of 3D Shape Descriptors, *Proc.Symposium of Geometry Processing 2003*, pp. 167-175 (2003).
- [2] E. Wahl, U. Hillenbrand, G. Hirzinger, Surflet-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification, *Proc. 3DIM 2003*, PP. 474-481, (2003)
- [3] D-Y. Chen, X.-P. Tian, Y-T. Shen, M. Ouhyoung, On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, **22**(3), pp. 223-232, (2003).
- [4] A. E. Johnson, M. Hebert. "Using Spin Image for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes", *PAMI*,21(5), 433-449,1999.
- [5] P. Daras, A. Axenopoulos, A Compact Multi-view Descriptor for 3D Object Retrieval, *Proc. Seventh International Workshop on Content Based Multimedia Indexing*, 115-119, (2009).
- [6] T. Furuya, R. Ohbuchi, "Dense Sampling and Fast Encoding for 3D Model Retrieval Using Bag-of-Visual Features". accepted, *Proc. ACM International Conference on Image and Video Retrieval 2009 (CIVR 2009)*, July 8-10, (2009).
- [7] J. Sun, M. Ovsjanikov, L. Guibas, A Concise and Provably Informative Multi-Scale Signature Based on Heat Diffuion, *SGP 2009, Best Paper*
- [8] Engineering Shape Benchmark, <<http://shapelab.ecn.purdue.edu/>>.
- [9] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 60(2): 91-110, (2004)

- [10] P. Guerts, D. Ernst, L. Wehenkel, "Extremely randomized trees" , *Machine Learning*, 2006, **36**(1), 3-42, (2006)
- [11] McGill 3D Shape Benchmark, <<http://www.cim.mcgill.ca/~shape/benchmark>>.
- [12] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, T. Funkhouser, The Princeton Shape Benchmark, Proc. SMΓ 04, pp. 167-178. (2004), <<http://shape.cs.princeton.edu/benchmark>>.