

# BREP の面隣接情報に基づいた部分形状抽出による 三次元モデルの部分形状類似検索

岩淵 渉<sup>†</sup> 青野 雅樹<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 豊橋技術科学大学 〒441-8580 愛知県豊橋市天白町雲雀ヶ丘 1-1

E-mail: <sup>†</sup>tiwabuchi@kde.cs.tut.ac.jp, <sup>††</sup>aono@tut.jp

あらまし 近年様々な分野で三次元モデルが利用され、それに伴い三次元モデルのデータ数が増加し、高精度に検索を行う手法が求められている。本研究では製造業における部分形状類似検索を対象とする。自動車部品メーカーに代表される製造業においては、部分形状から過去の加工実績データベースを検索し、製造プロセスの短縮が期待されている。製造業における三次元モデルは主に三次元 CAD システムによって設計されるため、本研究では三次元 CAD システムによって作成されたデータを仮定している。三次元 CAD システムでは、Boundary REPresentation(BREP) に代表されるソリッドモデルを作成・編集することが期待される。本研究では、BREP の面隣接情報を用いて部分形状抽出を行う我々の先行研究に対して、特徴量の更なる検討、ならびに、検索のための工夫を行い、比較実験を実施したので、報告する。

キーワード 三次元モデル, CAD, 部分形状類似検索

## 1 ま え が き

近年、製造業や医療、建築、教育、娯楽などさまざまな分野で三次元モデルが利用されている。それに伴い三次元モデルのデータ数が増加しており、高精度に検索を行う手法が求められている。特に製造業においては加工実績データベースへの利用などを目的とした、三次元モデルの部分形状を検索質問とする高精度な部分形状類似検索手法が求められている。本研究では製造業における部分形状類似検索を対象とする。製造業における三次元モデルは主に三次元 CAD システムによって設計されるため、本研究で扱う三次元モデルは三次元 CAD システムによって作成されたデータを仮定している。三次元 CAD システムでは、Constructive Solid Geometry(CSG) [3] や BREP [6] に代表されるソリッドモデルを作成・編集することが期待される。本研究では BREP で表現された三次元モデルを想定している。

部分形状類似検索には検索対象となる三次元モデルからあらかじめ部分形状モデルを抽出し、抽出された部分形状モデルと検索質問のモデルを比較する手法がある。このような手法においては部分形状モデルの抽出が重要であり、ある視点からの可視領域をシミュレートする手法やセグメンテーションを利用した手法などが存在する。しかし、我々が想定する部分形状類似検索では検索質問はユーザが三次元 CAD システムから BREP の面をいくつか選択することで作成されるため、このような部分形状抽出手法は有効ではない。そこで、我々の先行研究では部分形状抽出に BREP の面を用いた。加えて、自然言語処理で用いられる N-gram を参考に、面同士の隣接関係から複数の面をグループ化し、一つの部分形状モデルとして扱うという処理を行った。これによって単一の面からは取得できない情報を

活用することが可能になり、精度の向上を実現した。

本研究では、我々の先行研究に対して、特徴量の更なる検討、ならびに、検索のための工夫を行い、ABC データセット [8] のサブセットを用いた比較実験を実施したので、報告する。

## 2 関 連 研 究

部分形状類似検索の手法として、局所特徴量を用いた手法、セグメンテーションを用いた手法、画像を用いた手法などが存在する [9]。局所特徴量を用いた手法では、まず三次元モデルから局所特徴量を計算する。続いて、検索質問と検索対象の局所特徴量を Iterative Closest Point(ICP) [2] や Bag of Feature(BoF) 等の手法を用いてマッチングすることで検索を行う。セグメンテーションを用いた手法では、まず三次元モデルを決められた基準に従っていくつかのセグメントに分割する。続いて、各セグメントから大域特徴量を計算する。検索質問と検索対象の類似度の計算には、グラフやハッシュテーブルなどを用いる。画像を用いた手法では多くの視点からレンダリングを行い、画像同士のマッチングを行うことで部分的な類似性を取得する。

Bai ら [1] は設計の再利用を目的として部分形状類似検索を行った。この手法では三次元モデルから設計セマンティクスとヒューリスティクスに基づいて再利用可能なサブパートを抽出しそれらをライブラリに追加する。検索質問と検索対象となる三次元モデルそれぞれから再利用可能なサブパートの階層構造を構築し、これらのマッチングを行うことで検索を実現する。このアプローチによって利用者はあいまいな検索質問から三次元モデルの再利用可能なサブパートを検索することができる。

小野寺ら [18] は面の形状に関する幾何類似度と面同士の隣接関係に関する位相類似度を用いた部分形状類似検索の手法を提案した。この手法ではまず検索質問と検索対象のすべての面に

対して幾何パラメータ（面の面積や周長等）を計算する．続いて，検索質問の面と検索対象の面のすべての組み合わせについて類似度を計算しこれを幾何類似度とする．得られた幾何類似度が閾値以上の組み合わせを対応しているとみなし，検索対象側の一度も対応関係に選ばなかった面を面同士の隣接グラフから削除する．この処理によって隣接グラフはいくつかの連結グラフに分かれる．各連結グラフと検索質問の隣接グラフの類似度を計算しこれを位相類似度とする．以上によって得られた幾何類似度と位相類似度の重み付き和を検索質問と検索対象の類似度とする．

小林ら [16] は SHREC 2015 Range Scans [5] データセットと SHREC 2016 Partial [12] データセットに対して部分形状類似検索の評価実験を行った．小林らの手法は可視領域に着目した部分形状抽出と法線方向ヒストグラムという新たな特徴量による類似度計算から構成されている．この手法は検索質問が三次元スキャナから作成されたことを想定しており，それに近い部分形状モデルを検索対象から作成するため，ある視点から検索対象を観測した場合の可視領域をシミュレートしている．

### 3 提案手法

本手法では BREP [6] で表現されたソリッドモデルを対象とする．BREP で表現されたソリッドモデルでは，隣接する面（平面やパラメトリック曲面に対応）が共有する辺と頂点をもとに，閉空間（ソリッド空間）を定義している．BREP では，辺を共有する面情報や頂点を共有する辺情報など位相的な情報を使えるという特長がある．平面で面が構成されている場合，面の法線を定義し，面の表裏を識別することができる．提案手法による部分形状類似検索の全体の流れを図 1 に示す．

3.1 節では部分形状抽出，3.2 節では点群の生成，3.3 節では正規化，3.4 節では特徴量の計算，3.5 節では特徴量のマッチングについて説明する．

#### 3.1 部分形状抽出

三次元モデルから面を抽出し，各面を部分形状モデルとする．BREP の面の例を図 2 に示す．加えて，本手法では自然言語処理で用いられる N-gram を参考に面同士の隣接関係を用いて複数の面をグループ化したものも部分形状モデルとして扱う．これによって，相対的な位置関係や姿勢，大きさといった単体の面からは得られない情報を利用することができる．

共有する辺を持つときそれらの面を隣接しているとみなし，連続する  $F$  個の隣接面を抽出し部分形状モデルとすると連結数  $F$  と呼ぶ．連結数 2 と連結数 3 の例を図 3 に示す．部分形状抽出は検索質問と検索対象の両方に対して行う．実際のデータから抽出された部分形状モデルの例を図 4 に示す．

#### 3.2 点群の生成

抽出された部分形状モデルをメッシュに変換し，メッシュ表面に Osada らの手法 [11] によって  $H_{Osada}$  個の点を生成する．3 つの頂点  $a, b, c$  を持つ三角形のポリゴンの表面に点  $p$  を生成する式を以下に示す．

$$\mathbf{p} = (1 - \sqrt{r_1})\mathbf{a} + \sqrt{r_1}(1 - r_2)\mathbf{b} + \sqrt{r_1}r_2\mathbf{c}$$

ここで  $r_1$  と  $r_2$  は 0 から 1 の範囲の値をとる乱数値である．生成した点群には空間的な偏りが存在するため Farthest Point Sampling(FPS) [4] を適用し  $H_{Osada}$  個の点で構成される点群から  $H_{FPS}$  点サンプリングする．FPS は空間的に均等に点をサンプリングするための手法である．FPS を適用した例を図 5 に示す．

#### 3.3 正規化

部分形状類似検索においては検索質問と形状が類似した部分が検索対象に存在していれば，その位置や姿勢，大きさにかかわらず高類似度を出力する必要がある．本稿で用いる特徴量には三次元モデルの位置，姿勢，大きさに影響を受けるものが含まれているため，抽出された部分モデルの正規化を行う必要がある．正規化は位置，姿勢，大きさそれぞれに対して適用する．

位置の正規化は点群の重心座標が原点に重なるように平行移動を行う．姿勢の正規化は立間ら [17] の Point SVD と Normal SVD の 2 種類で実験し比較する．これらの手法は点群に対して Singular Value Decomposition(SVD) を適用することで姿勢の正規化を行う．Point SVD は点群の各点の位置ベクトルを並べた  $3 \times H_{FPS}$  個の要素を持つ行列に対して SVD を適用する．Normal SVD は点群の各点の法線ベクトルを並べた  $3 \times H_{FPS}$  個の要素を持つ行列に対して SVD を適用する．大きさの正規化は原点から各点へのユークリッド距離の中で最も大きな値で三次元モデルの各点座標を除算することで行う．これによって三次元モデルが単位球に納まり，大きさの任意性が解決される．

#### 3.4 特徴量計算

得られた各部分形状モデルから特徴量を計算する．特徴量は法線方向ヒストグラム [16]，Point Feature Histograms (PFH) [14]，PointNet [13] の中間層出力の 3 種類で比較実験を行う．いずれの特徴量も点群に対して計算される特徴量である．計算した特徴量はベクトルの大きさが 1 になるように正規化を行う．

一つ目の特徴量は法線方向ヒストグラムである．法線方向ヒストグラムではまず，各点の法線の向きを計算する．続いて，座標をグリッド上に区切り，グリッドごとに法線の向きのヒストグラムを作成する．最後に各グリッドのヒストグラムを連結し特徴量とする手法である．

二つ目の特徴量は PFH である．PFH は点の位置ベクトルと法線ベクトルから計算される角度を用いた特徴量である．まず，二つの点  $\mathbf{p}_s$  と  $\mathbf{p}_t$  のペアを抽出する．これらの点は法線ベクトル  $\mathbf{n}_s$  と  $\mathbf{n}_t$  を持つ． $\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_t, \mathbf{n}_s, \mathbf{n}_t$  を用いて以下の座標系を定義する．

$$\begin{aligned}\mathbf{u} &= \mathbf{n}_s \\ \mathbf{v} &= \mathbf{u} \times \frac{\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s\|_2} \\ \mathbf{w} &= \mathbf{u} \times \mathbf{v}\end{aligned}$$

以上で定義した  $uvw$  座標系を使用して，法線  $\mathbf{n}_s$  と  $\mathbf{n}_t$  から以下の 3 つの角度特徴量を計算する．

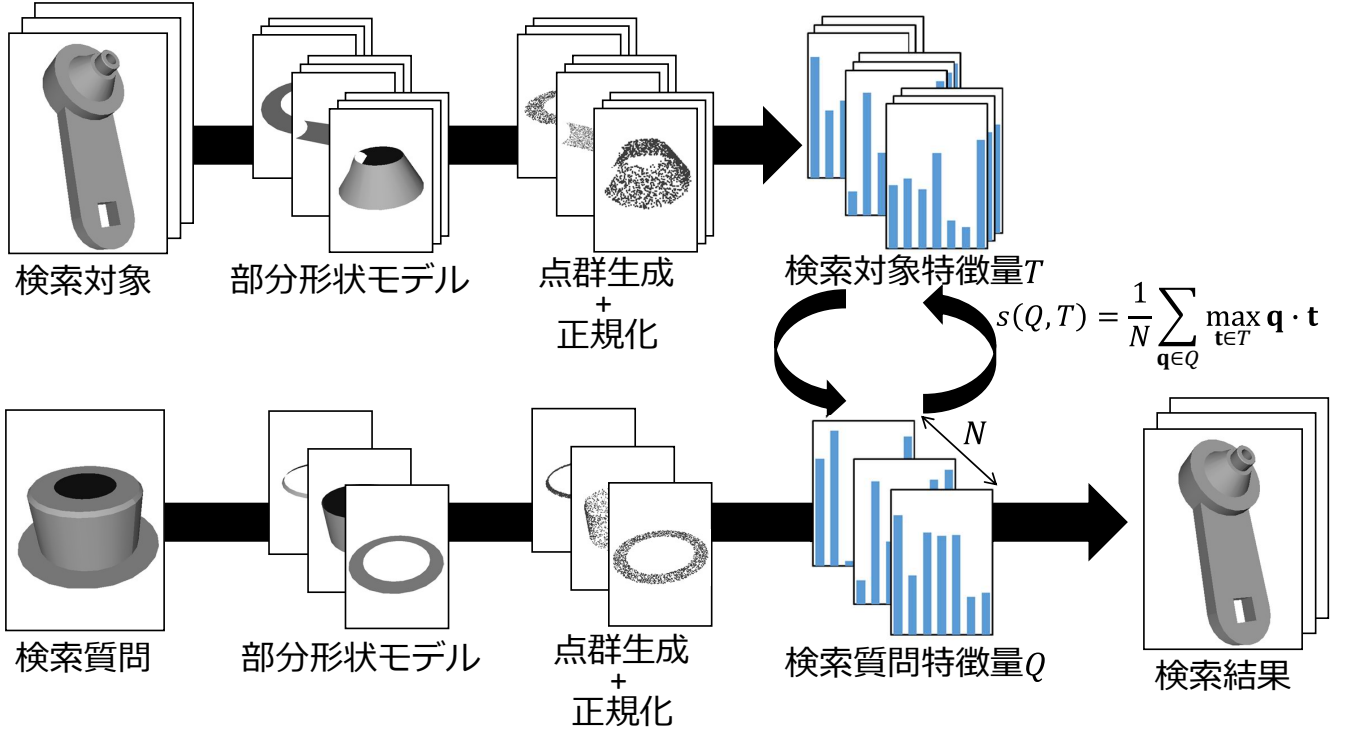


図 1 提案手法による部分形状類似検索全体の流れ。



図 2 三次元モデルの面の例．色が異なる部分は別の面である．

$$\alpha = \mathbf{v} \cdot \mathbf{n}_t$$

$$\phi = \mathbf{u} \cdot \frac{\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s}{d}$$

$$\theta = \arctan(\mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_t, \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}_t)$$

ここで、 $d = \|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_s\|_2$  である．3つの角度特徴量を全ての点ペアについて計算し、 $J^3$ 次元のヒストグラムに変換する．得られたヒストグラムがPFH特徴量である．PFHは三次元モデルの姿勢の影響を受けないという特徴が存在する．これは位置ベクトルと法線ベクトルから得られる角度を特徴量として利用しているためである．

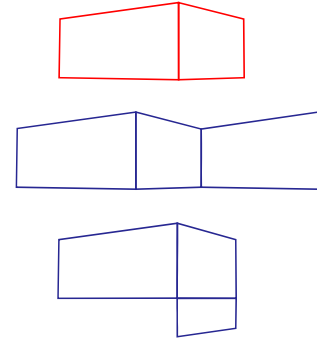


図 3 連結数 2 と連結数 3 の例．各四角形が各面に対応している．赤い枠線が連結数 2 の例、青い枠線が連結数 3 の例である．隣接している面には共有された辺が存在する．

3つ目の特徴量は PointNet の中間層出力である．PointNet は点群を入力とする深層学習モデルである．本研究では、ModelNet40 [15] で学習した PointNet の中間層の出力を抽出し、これを特徴量として扱う．特徴量を抽出する中間層としては出力層の一つ前の層を用いる．

### 3.5 特徴量マッチング

ある検索質問から得られた特徴量の集合を  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 、ある検索対象から得られた特徴量の集合を  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$  とする．ここで  $N$  はある検索質問から得られた部分形状モデルの数、 $M$  はある検索対象から得られた部分形状モデルの数である．このときの  $Q$  と  $T$  の類似度は

$$s(Q, T) = \frac{1}{N} \sum_{q \in Q} \max_{t \in T} q \cdot t$$

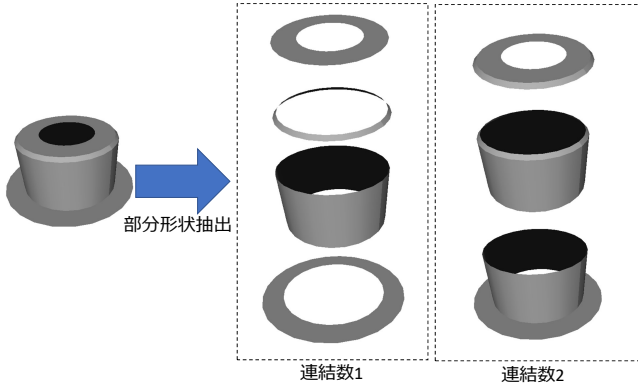


図 4 部分形状モデルを抽出した例．左側が連結数 1 の部分形状モデル，右側が連結数 2 の部分形状モデルである．

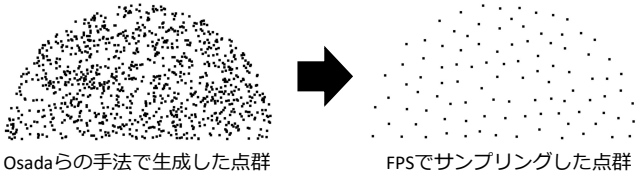


図 5 Osada らの手法で生成した点群に対して FPS を適用した例

で計算する．この類似度をすべての検索質問と検索対象の組み合わせについて計算し，類似度の降順に出力したものを検索結果とする．上記の式において  $q \in Q$  に対して最も cosine 類似度が高い  $t \in T$  を探索する必要がある．この処理に近似最近傍探索手法の一種である Fast Library for Approximate Nearest Neighbors (FLANN)[10] を利用することで類似度計算の高速化を図る．FLANN は Randomized kd-tree と Hierarchical k-means tree のうち一方のアルゴリズムを選択する．アルゴリズムの選択やパラメータの最適化などは自動で実行される．

## 4 評価実験

4.1 節では各パラメータ，4.2 節ではデータセット，4.3 節では比較手法，4.4 節では評価指標，4.5 節では結果，4.6 節では考察について記述する．

### 4.1 各パラメータ

法線方向ヒストグラムでは Osada らの手法で生成する点の数  $H_{Osada}$  は 8192，FPS で抽出する点の数  $H_{FPS}$  も 8192 とした． $H_{Osada}$  と  $H_{FPS}$  が同じ値であるため FPS の効果は発揮されない．これは点の数が増えると FPS の計算時間が大きくなるという問題と法線方向ヒストグラムにおいては FPS を適用するよりも  $H_{Osada}$  を大きくしたほうが高精度であるという傾向が確認できたからである．法線方向ヒストグラムのグリッド数とピン数は，小林の手法にあわせて，それぞれ 4 と 8 とした．これによって得られる特徴量の次元数は 1536 であった．

PointNet では  $H_{Osada}$  は 8192， $H_{FPS}$  は 1024 とした．これは複数回実験した結果，計算時間と精度のバランスが良かった値を採用した．特徴量を抽出する層の次元数は 256 とした．

PFH では  $H_{Osada}$  は 8192， $H_{FPS}$  は 100 とした．こちらも

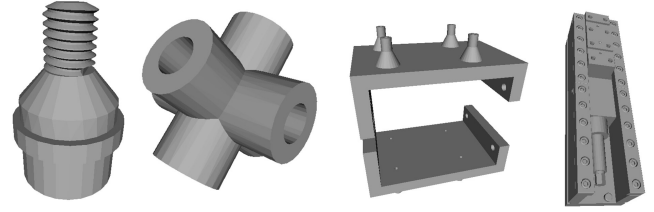


図 6 検索対象の例

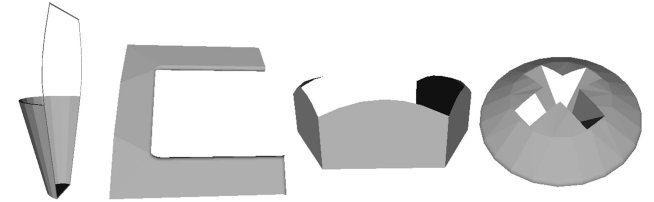


図 7 検索質問の例

同様に複数回実験した結果，計算時間と精度のバランスが良かった値を採用した．また  $J = 5$  とし，得られた特徴量は 125 次元であった．

### 4.2 データセット

データセットは ABC データセット[8] のサブセットを用いた．ABC データセットは BREP を表現可能なファイル形式でも配布されている．ABC データセットから 9960 個の三次元モデルを抽出し検索対象とした(図 6)．検索質問は検索対象の三次元モデルから 4 から 10 の連結した BREP の面をランダムに抽出することで作成した．結果として，44278 個の検索質問が得られた(図 7)．各検索質問に対して，抽出する元になった検索対象だけが正解データとなる．そのため，各検索質問に対して正解データは常に一つだけである．この正解データが検索結果の上位に出力できているほど検索性能が高いことを表す．

### 4.3 比較手法

比較手法には小林らの手法[16]を用いた．小林らの手法は検索対象から抽出する部分形状モデルの数は 18 とし，部分形状モデルの姿勢を決める際の視点の数は 18 とした．法線方向ヒストグラムのパラメータに関しては 4.1 節と同様である．

### 4.4 評価指標

評価尺度には Nearest Neighbor(NN)，Normalized Discounted Cumulative Gain(NDCG)を用いた．

NN は P@1 と呼ばれ，

$$\text{Nearest Neighbor(NN)} = \text{rel}(1)$$

で求められる．ここで  $\text{rel}(x)$  は検索上位  $x$  件のうちに含まれる検索質問に対して正解となる検索対象の数である．NN は最上位の検索結果の適合率を表す評価尺度である．

NDCG は順位を含めて正解データのランキングをどれだけ再現できるかをあらわした評価尺度である．値が大きくなるほど正解データが検索の上位に出力されていることがわかる．計算式は以下ようになる．

$$DCG(i) = \begin{cases} G(1) & (i = 1) \\ DCG(i-1) + \frac{G(i)}{\log_2(i)} & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$NDCG@K = \frac{DCG(K)}{1 + \sum_{j=2}^K \frac{1}{\log_2(j)}}$$

ここで、 $i$  は検索結果の順位、 $G(i)$  は  $i$  番目の検索結果が正解の場合 1 を返し、それ以外の場合は 0 を返す関数である。 $K$  は検索対象となる三次元モデルの総数を表す。本実験では  $K = 9960$  とした。いずれの評価指標も 0 から 1 の値をとり、値が大きいほど検索精度が高い。

#### 4.5 実験結果

実験結果を表 1 から表 3 に示す。表 1 は Point SVD と Normal SVD の 2 つの姿勢正規化の比較を行った結果である。特徴量は法線方向ヒストグラム、連結数は 2 で実験を行った。Normal SVD のほうが Point SVD よりも高精度であった。表 2 は連結数 1 と連結数 2 の比較を行った結果である。特徴量は法線方向ヒストグラム、姿勢正規化は Normal SVD で実験を行った。連結数 2 のほうが連結数 1 よりも高精度であった。表 3 は特徴量の比較と比較手法との比較を行っている。姿勢正規化は Normal SVD、連結数は 2 で実験を行った。3 つの特徴量の中では PointNet が最も高精度であった。また、いずれの特徴量を用いた場合でも比較手法よりも高精度であった。

表 1 姿勢正規化の比較

	NN	NDCG@9960
法線方向ヒストグラム+Point SVD(連結数 2)	0.55	0.69
法線方向ヒストグラム+Normal SVD(連結数 2)	0.70	0.83

表 2 連結数の比較

	NN	NDCG@9960
法線方向ヒストグラム+Normal SVD(連結数 1)	0.50	0.66
法線方向ヒストグラム+Normal SVD(連結数 2)	0.70	0.83

表 3 特徴量の比較と比較手法との比較

	NN	NDCG@9960
小林ら	0.07	0.21
法線方向ヒストグラム+Normal SVD(連結数 2)	0.70	0.83
PFH(連結数 2)	0.66	0.81
PointNet+Normal SVD(連結数 2)	0.76	0.87

#### 4.6 考察

姿勢正規化の手法を比較すると Point SVD のほうが低精度であった。これは Point SVD を平面に対して適用すると面の表裏がランダムに変化することが原因ではないかと考えられる。平面に対して生成した点群では面に垂直な方向に対して分散が 0 になるため、面の表裏を一意に決定することができない。面の表裏がランダムに変化すると法線方向ヒストグラムのような法線を扱う特徴量では値が大きく変化することになり、本来高類似度である面同士であっても低類似度と判定されることが

ある。これが Point SVD を平面に適用した場合の欠点であり、Normal SVD よりも Point SVD が低精度であった要因の一つであると考えられる。

続いて、連結数に関する比較を行う。連結数 2 が連結数 1 よりも高精度であり、我々の先行研究とも一致した。複数の面を連結した部分形状を用いることによって面同士の相対的な位置関係や大きさなどの情報が加われることで精度が向上したのではないかと考えられる。

3 種類の特徴量を比較した結果、PointNet から抽出した特徴量が最も高精度だった。PointNet が法線方向ヒストグラムよりも高精度な理由として、PointNet が姿勢正規化のノイズに対して頑健だったからではないかと考えられる。PointNet には spatial transformer network [7] を参考にした T-Net と呼ばれる構造が組み込まれている。これはアフィン変換を出力するネットワークであり、入力点群にはアフィン変換が適用される。このアフィン変換は学習によってそれ以降のネットワークの処理にとって適したものになっていると予想され、入力点群に回転や平行移動といったアフィン変換に含まれる変換が加わっていた場合でもそれらを打ち消すような変換が行われるのではないかと考えられる。これによって姿勢が多少変化した場合でもノイズの発生を抑制することができたのではないかと考えられる。PFH が PointNet と比較して低精度だった原因として、PFH では平面から得られる特徴量が同じになるという点が考えられる。平面にも正方形や円形など様々な形状が存在するが、平面のいずれの点ペアに関しても  $\alpha = 0$ 、 $\phi = 0$ 、 $\theta = 0$  となる。そのため、PFH の平面の形状を識別する能力が PointNet と比較して低く、それが低精度という結果として現れたのだと考えられる。

## 5 おわりに

本稿では、三次元モデルの部分形状類似検索という問題に対する我々の先行研究に関して、特徴量の更なる検討、ならびに、検索のための工夫を行った。ABC データセットのサブセットを用いた実験を行った結果、姿勢正規化には Normal SVD のほうが Point SVD よりも有効であった。また 3 種類の特徴量を比較した結果、PointNet が最も高精度であった。今後の課題としては、更なる特徴量の検討や、別のデータセットによる実験などがあげられる。

## 謝 辞

本研究の一部は、科研費基盤 (B) (課題番号 17H01746) の支援を受けて遂行した。

## 文 献

- [1] Jing Bai, Shuming Gao, Weihua Tang, Yusheng Liu, and Song Guo. Design reuse oriented partial retrieval of cad models. *Computer-Aided Design*, 42(12):1069 – 1084, 2010.
- [2] P. J. Besl and N. D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2):239–256, Feb 1992.

- [3] Tao Du, Jeevana Priya Inala, Yewen Pu, Andrew Spielberg, Adriana Schulz, Daniela Rus, Armando Solar-Lezama, and Wojciech Matusik. Inversecsg: Automatic conversion of 3d models to csg trees. *ACM Trans. Graph.*, 37(6):213:1–213:16, December 2018.
- [4] Y. Eldar, M. Lindenbaum, M. Porat, and Y. Y. Zeevi. The farthest point strategy for progressive image sampling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(9):1305–1315, Sep. 1997.
- [5] A. Godil, H. Dutagaci, B. Bustos, S. Choi, S. Dong, T. Furuya, H. Li, N. Link, A. Moriyama, R. Meruane, R. Ohbuchi, D. Paulus, T. Schreck, V. Seib, I. Sipiran, H. Yin, and C. Zhang. Range scans based 3d shape retrieval. In *Proceedings of the 2015 Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval*, 3DOR, pages 153–160, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2015. Eurographics Association.
- [6] Christoph M. Hoffmann. *Geometric and Solid Modeling: An Introduction*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1989.
- [7] Max Jaderberg, Karen Simonyan, Andrew Zisserman, and Koray Kavukcuoglu. Spatial transformer networks. *CoRR*, abs/1506.02025, 2015.
- [8] Sebastian Koch, Albert Matveev, Zhongshi Jiang, Francis Williams, Alexey Artemov, Evgeny Burnaev, Marc Alexa, Denis Zorin, and Daniele Panozzo. ABC: A big CAD model dataset for geometric deep learning. *CoRR*, abs/1812.06216, 2018.
- [9] Zhen-Bao Liu, Shu-Hui Bu, Kun Zhou, Shu-Ming Gao, Jun-Wei Han, and Jun Wu. A survey on partial retrieval of 3d shapes. *Journal of Computer Science and Technology*, 28(5):836–851, Sep 2013.
- [10] Marius Muja and David G. Lowe. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration. In *In VISAPP International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, pages 331–340, 2009.
- [11] Robert Osada, Thomas Funkhouser, Bernard Chazelle, and David Dobkin. Shape distributions. *ACM Trans. Graph.*, 21(4):807–832, October 2002.
- [12] I Pratikakis, MA Savelonas, Fotis Arnaoutoglou, G Ioannakis, Anestis Koutsoudis, T Theoharis, MT Tran, VT Nguyen, VK Pham, HD Nguyen, et al. Shrec '16 track: Partial shape queries for 3d object retrieval. *Proc. 3DOR*, 1(8), 2016.
- [13] Charles Ruizhongtai Qi, Hao Su, Kaichun Mo, and Leonidas J. Guibas. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. *CoRR*, abs/1612.00593, 2016.
- [14] Radu Bogdan Rusu. Semantic 3d object maps for everyday manipulation in human living environments. *KI - Künstliche Intelligenz*, 24(4):345–348, 2010.
- [15] Zhirong Wu, Shuran Song, Aditya Khosla, Fisher Yu, Linguang Zhang, Xiaoou Tang, and Jianxiong Xiao. 3d shapenets: A deep representation for volumetric shapes. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2015.
- [16] 小林祐輝 and 青野雅樹. 三次元モデル検索方法及び三次元モデル検索システム, March 2017. 特願 2017-029425, March 2017.
- [17] 立間 淳司, 関 洋平, 青野 雅樹, and 大淵 竜太郎. 多重フーリエスペクトル表現に基づく三次元モデルの形状類似検索. 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム = *The IEICE transactions on information and systems (Japanese edition)*, 91(1):23–36, jan 2008.
- [18] 小野寺 誠, 針谷 昌幸, 金剛 力, 新谷 政樹, and 何 祺. 類似部分形状検索を用いた解析モデル再利用型メッシュ自動生成技術の開発. 日本機械学会論文集, 83(853):17–00073–17–00073, 2017.