

HOSVDを用いたアセンブリ構造を考慮した3次元モデル検索方法の提案

王 天宇^{†1,a)} 佐藤 拓実^{†1,b)} 片山 薫^{†1,c)}

概要：近年、自動車や電子機器、医療機械などの部品数は急激に増加している。3次元サーフェスモデルを対象とした検索方法として多視点からの見かけ特徴を用いた方法が多く提案されているが、アセンブリ構造を持つモデルを対象としたものはあまり見られない。アセンブリ構造を持つCADモデルの検索では、形状が同じであるだけでなく各部品の配置も同じものを特定する必要がある。本研究では、アセンブリ構造を持つモデルの各部品の配置や材質等の情報を考慮するため、ビューベースの検索手法を用いる。球面上に複数の角度からとった投影画像からテンソルを構成し、HOSVDを用いてその特徴を表す直交行列集合を計算する。また、ベクトル集合の正準角を用いて、クエリーとの類似度の高いものを検索結果としている。本論文では、人工データを用いて提案手法の有効性を評価した。

キーワード：アセンブリ構造、3次元CADモデル、投影、HOSVD

1. はじめに

本稿では、アセンブリ構造を持つ3次元モデルを対象とし、内部構造が異なるモデルの識別を目標としたビューベース検索手法を提案する。アセンブリ構造を持つCADモデルの検索では、形状が同じであるだけでなく各部品の配置も同じであるものを特定する必要がある。例えば、自動車クラッチモデル(図1)において、図2のような3種類の形状と材質が同じでもアセンブリ構造が異なるモデルを考えられる。モデルAとモデルBがspring部品の配置が異なり、モデルAとモデルCではspringとdowelの配置が違う。従って、モデルCよりモデルBの方がモデルAに似ている。

部品の配置や複数部品の組み合わせ等のアセンブリ構造が異なるモデルに対しては従来の見かけ情報だけを用いて検索するのは難しい。本研究では各部品で使われている材質を考慮するために、アセンブリ構造を持つモデルをボクセル化して、部品ごとに異なる数値ラベルを与えたものを利用する。モデルの回転の影響を軽減するために、球面上に複数角度からモデルの内部構造を表現した投影画像を特徴量として、ビューベース検索手法を行う。

2. 関連研究

3次元モデル検索の方法は多く提案されている。検索対象としては主に剛体[2]と非剛体[3]モデルである。従来は類似形状モデルを対象とした検索方法が多く提案されたが、複数部品を組み合わせたアセンブリ構造を持つモデルを対象としたものはあまり見られない。

Huら[4]は剛体のアセンブリ構造を持つモデルに対して、モデルごとに各部品を全体から解体し、ベクトル空間モ

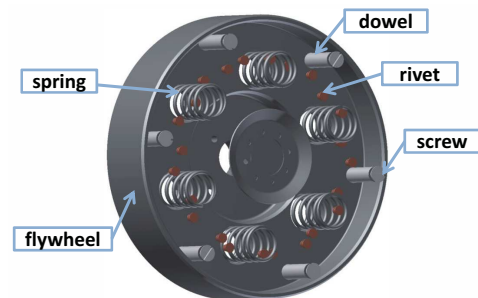


図1 自動車クラッチモデルの構成

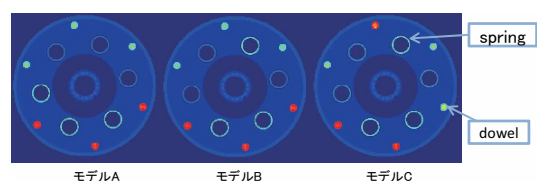


図2 アセンブリ構造が異なる3種類のクラッチモデルの正面投影

^{†1} 現在、首都大学東京大学院システムデザイン研究科 情報通信システム学域

a) wang-tianyu@ed.tmu.ac.jp

b) sato-takumi@ed.tmu.ac.jp

c) kaoru@tmu.ac.jp

デル (VSM) を拡張した手法を用いて, 材質 (ラベル) を考慮した検索手法を提案している. Miura ら [5] はモデルの材質を考慮せず, 形状を表す特徴量を利用し, 構成部品の体積, 表面積, 角度距離 (Angle Distance) によるアセンブリグラフでモデルを表現してマッチングする手法を提案している. 碓井ら [6] が提案した投影画像を用いるアセンブリ構造を持つモデルに対する検索手法では相互部分空間法と核非線形相互部分空間法で類似度を評価している.

3次元類似形状モデルの検索は多く提案されてきた. Chen ら [9] のビューベースに基づく Light Field Descriptor (LFD) という形状モデル検索手法である. LFD とはモデルを中心とした正十二面体を定義し, 60 個の異なる角度からモデルのシルエット画像を求める. 求めたシルエット画像のフーリエスペクトルとツェルニケモーメントを特徴量として形状モデルをマッチングする. また, 大淵ら [7] は多面体上の多視点からシルエット画像をとり, BF-SIFT による局所的な特徴量を用いて 1 対 1 モデル検索手法を提案した. さらに, 姿勢変化を許容した非剛体モデルに対して, 古屋ら [8] は手法 [7] をもとにした密な局所特徴を用い, BF-SSIFT, BF-DSIFT, VM-1SIFT という 3 つの特徴量を組み合わせて類似形状検索手法を提案した. 立間ら [10] は Depth Buffer 画像, シルエット画像, 輪郭画像, ボクセル表現からフーリエスペクトル特徴量を抽出し, Manhattan 距離法で特徴量ベクトルの距離を近似度とし, 3次元形状モデルへの検索手法を提案した. また, 複数視点で得られる Depth Buffer 画像の局所特徴量を抽出し, 特徴量の相関行列からモデルの相違度を計算する LCoD 手法 [11] を提案した. しかし, 以上に述べた各優れた手法では 3次元モデルの内部情報をとらえないため, 配置や材質等内部構造を考慮した 3次元モデルの検索に適応しない.

HOSVD[14] とは多次元データ (テンソル) に対して各種行列への変換によって SVD 分解を行う多線形部分空間分析法である. HOSVD を用いた画像分析研究としては O. Vasilescu ら [15] による顔認識, Savas ら [18] による手書き文字認識. 更に Sun ら [16] による Web 検索のパーソナライズや Kolda ら [17] によるドキュメントリングの関連性解析などがある.

3. 準備

3.1 HOSVD

HOSVD (Higher Order Singular Value Decomposition) とは SVD のテンソルへの拡張である. 本稿において, 3rd オーダーテンソル $T \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ は核テンソル $G \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ と 3 個の直交行列 $U^{(1)} \in R^{I_1 \times I_1}, U^{(2)} \in R^{I_2 \times I_2}, U^{(3)} \in R^{I_3 \times I_3}$ から構成される.

[定義 1] HOSVD (図 3) において, 3rd オーダーテンソル T は以下のように分解される.

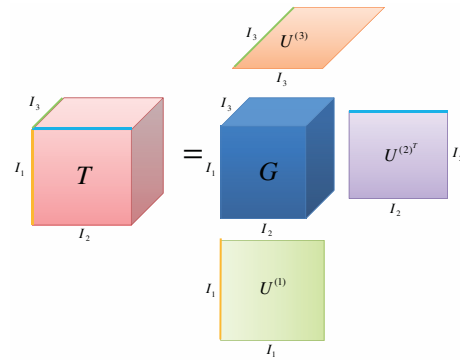


図 3 3rd オーダーテンソルの HOSVD

$$T = G \times_1 U^{(1)} \times_2 U^{(2)} \times_3 U^{(3)} \quad (1)$$

$$T_{i_1 i_2 i_3} = \sum_{j_1=1}^{I_1} \sum_{j_2=1}^{I_2} \sum_{j_3=1}^{I_3} G_{j_1 j_2 j_3} U_{i_1 j_1}^{(1)} U_{i_2 j_2}^{(2)} U_{i_3 j_3}^{(3)} \quad (2)$$

ここで $U^{(i)}$ はモード i 展開行列を SVD で分解した左特異ベクトルの直交行列である.

[定義 2] 図 4 のように, 3rd オーダーテンソル T について行列表現で表したものをモード i 展開行列 $T_{(i)}$ と定義する.

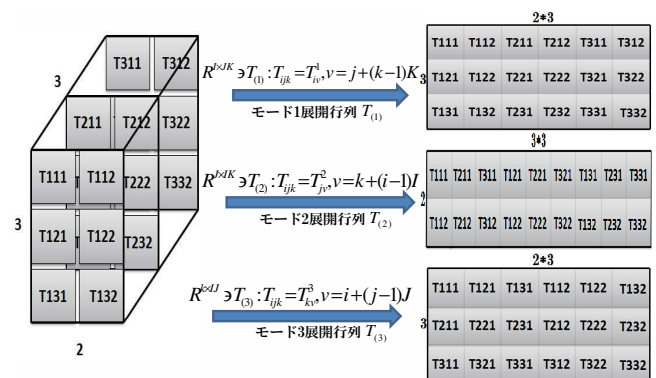


図 4 3rd オーダーテンソルのモード i 展開行列

[定義 3] 3rd オーダーテンソル $T \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ と行列 $U \in R^{J_n \times I_n}$ の積を以下のように定義し, $n (1 \leq n \leq 3)$ モード積 \times_n と呼ぶ. ここで, $Y \in R^{I_1 \dots I_{n-1} J_n I_{n+1} \dots I_3}$ である.

$$Y = T \times_n U$$

$$Y_{(n)} = UT_{(n)} \quad (3)$$

3rd オーダーテンソルの HOSVD アルゴリズム [12] は Algorithm 1 のように計算する.

4. 提案手法

本研究では, アセンブリ構造 3次元モデルを対象とし, ビューベース検索手法を行う. モデルの平行移動変量を軽減するために 3次元モデルの内部構造を表現した投影画像からフーリエパワースペクトルを特徴量としてテンソルを構成する. また, HOSVD でモデルの特徴量を表す直交行列

Algorithm 1 HOSVD アルゴリズム

```

Input:  $T \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 
Output:  $G \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}, U^{(1)} \in R^{I_1 \times I_1}, U^{(2)} \in R^{I_2 \times I_2},$ 
         $U^{(3)} \in R^{I_3 \times I_3}$ 
Begin
  for  $i=1$  to  $3$  do
     $T$  のモード  $i$  展開行列  $T_{(i)}$  を求める.
     $T_{(i)}$  を特異値分解し,  $T_{(i)} = U^{(i)}S^{(i)}V^{(i)}$  となる  $U^{(i)}$  を求める.
  end for
   $G = T \times_1 U^{(1)T} \times_2 U^{(2)T} \times_3 U^{(3)T};$ 
End
    
```

集合を計算し、ベクトル集合の正準角を用いて 2 つのモデルの類似度を計算して識別する。

4.1 投影テンソルの構成

3次元モデルの内部構造を表現する投影画像を利用する。図5のようにボクセル化された3次元モデルに対して球面上に回転角 θ ($0^\circ \leq \theta < 360^\circ$) と ϕ ($0^\circ \leq \phi < 180^\circ$) で回転させ、投影方向に垂直な面の和を計算して投影画像を求める。

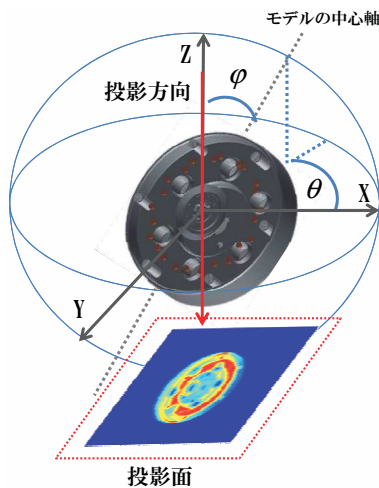


図5 3次元投影法

図6は各回転角を 10° の間隔で投影し、合計 648 枚の 180×180 サイズの投影画像を求め、投影画像を θ と ϕ の順に並べた $36 \times 18 \times 324800$ サイズの3次元テンソルを表す。テンソルには投影画像そのものではなく、2次元フーリエパワースペクトル特徴量を用いる。

4.2 特徴量間の類似度計算

様々な角度から投影画像をとることで、モデルが回転している場合でも回転していないモデルと同じような投影画像を得られる。ただし、回転角 θ と ϕ に応じて並べると、回転した場合のテンソル構造と回転していない場合のテンソル構造の並び順が異なる。例えば、3次元モデルを回転角 $\theta = 30^\circ$ と $\phi = 60^\circ$ だけ回転させた場合は同じ方向から投影した投影画像を用いるテンソルは図7のように構成される。

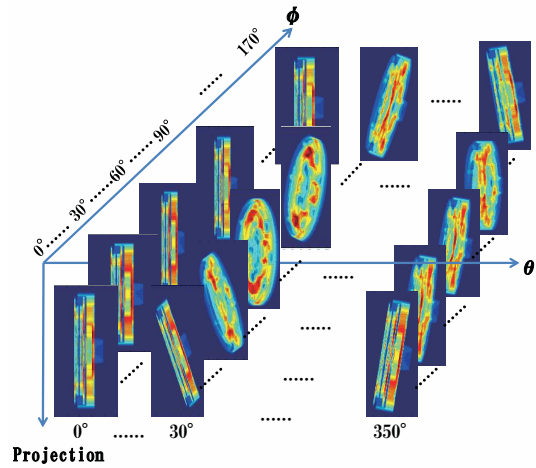


図6 投影画像を用いたテンソル

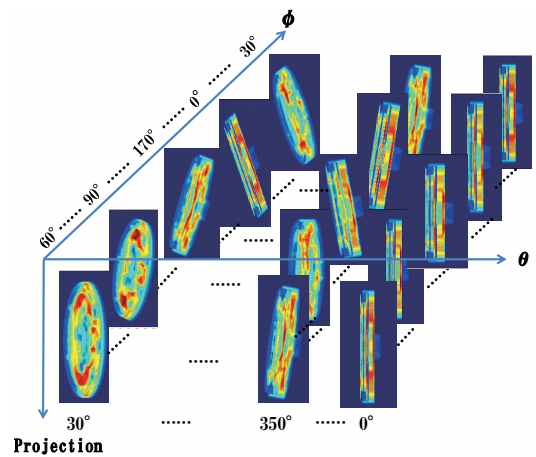


図7 モデルを回転させた場合3次元テンソルの構造

図8のように、テンソル B はテンソル A の列方向に要素を入れ替え、モード 2 で分解された直交行列の行ベクトルの集合は値が変わらず行ベクトルの順番だけが変化する。同様にテンソル C はテンソル B の行方向に要素を入れ替え、モード 1 で分解された直交行列の行ベクトルは値が変わらず行ベクトルの順番だけを変えることがわかる。従って、各モード 1 展開行列を SVD で分解することで得られた直交行列の行ベクトルの集合においてはモデルの回転の影響を受けないことがわかる。

HOSVD により、投影テンソル $T (T \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3})$ が式 4 のように分解される。

$$T = G \times_1 U^{\theta} \times_2 U^{\phi} \times_3 U^{\text{fourier}} \quad (4)$$

各直交行列 $U^{\theta} = [u_1^t, u_2^t, \dots, u_{I_1}^t]^T, U^{\phi} = [u_1^p, u_2^p, \dots, u_{I_2}^p]^T, U^{\text{fourier}} = [u_1^f, u_2^f, \dots, u_{I_3}^f]^T$ と定義する。

HOSVD で得られた直交行列集合 $\{U^{\theta}, U^{\phi}, U^{\text{fourier}}\}$ のそれぞれの行ベクトルを、特徴ベクトルとする。3次元モデル A と 3次元モデル B の類似度とは HOSVD で分解されたモデル A に属する直交行列集合 $\{U^{\theta}, U^{\phi}, U^{\text{fourier}}\}$ とモデル B に属する直交行列集合 $\{V^{\theta}, V^{\phi}, V^{\text{fourier}}\}$

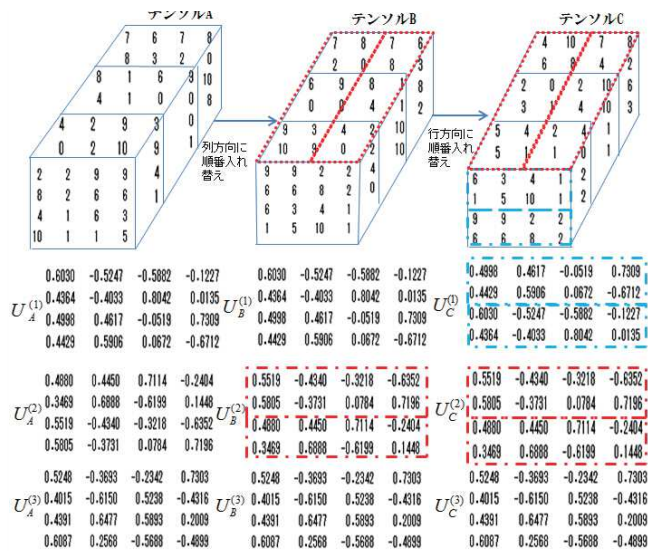


図 8 回転に不変な HOSVD

において, Wang ら [13] によりベクトル集合の正準角を用いて各直交行列同士の類似度を計算し, 3 つの直交行列同士の類似度を平均したものを二つのモデルの類似度とする.

3次元モデル A と 3次元モデル B の類似度 $Sim(A, B)$ は以下のように定義する.

$$Sim(A, B) = \frac{1}{3} \sum_{k \in \{\theta, \phi, \text{fourier}\}} S(U^k, V^k) \quad (5)$$

$$S(U^k, V^k) = \frac{1}{I_n} \sum_{i=1}^{I_n} \cos^2 \theta_i^k \quad (6)$$

$$\cos \theta_i^k = \max_{v_j^k \in V^k} \frac{u_i^k v_j^{kT}}{\|u_i^k\| \|v_j^k\|} \quad (7)$$

投影範囲にモデルを回転させた場合はモデル同士と同じの直交行列集合を用いて, 2 つのモデル同士の類似度は 1 となる.

5. 評価実験

本実験では, アセンブリ構造を持つ人工データとして GrabCad ウェブサイト [1] からダウンロードした自動車クラッチモデル (図 1), 減速機ギアモデル (図 9), ダイスマodel (図 10) の 3 種類のモデルを使用し, 提案手法を用いてアセンブリ構造の異なる 3次元 CAD モデルの識別性能と処理時間を評価した. 本研究では, アセンブリ構造と材質を表現するために, 各モデルはボクセル化され, 各部品に数値ラベルを与えた $180 \times 180 \times 180$ の 3次元配列として表現されている. 表 1 と表 2 は, 各モデルにおける配置の違いを考えた各部品に割り当てたラベルを示している.

提案手法では, 3次元モデルを構成する部品ごとに異なる数値 (ラベル) を割り当てることでアセンブリ構造を表現する. モデルを表現する 3次元配列の各セルにはそのセルが表現する部品のラベルが与えられる. クラッチモデルは flywheel, dowel, spring, screw, rivet (体積の大きいものから順

に列挙) という 5 種類の部品から構成されている. ここでは, 各部品に 10, 20, 30, 40, 50 という数値ラベルを順に与えた. その構成部品のうち, dowel, spring, screw の各部品における配置の違いを考えた. 同様に, 減速機モデルを構成する 11 種類の各部品に 10, 15, 20, 25, ... 60 という数値ラベルを与え, そのうち, Planet と Cap という部品 (Planet 体積 > Cap 体積) における配置の違いを考えた. 9 種類の部品から構成されるダイスマodelについても, 各部品に 10, 15, 20, 25, ... 50 と数値ラベルを与え, そのうち, S-Cylinder と S-Rod という部品 (S-Cylinder 体積 \approx S-Rod 体積) における配置の違いを考えた. 表 3 は, 各モデルにおける配置の違いを考えた各部品に割り当てたラベルを示している.

また, 図 11, 図 12, 図 13 のように各モデルごとにアセンブリ構造の異なるものを 3 種類用意した. 例えば, 図 11 はクラッチモデルの screw 部品における配置の違いの例を示す. 配置の違いを生み出すために, 6 つの screw のうち, 3 つの screw に 60 の数値ラベルを与え, 残り 3 つには 40 の数値ラベルを与える. 2 つの異なる数値ラベルを screw に与えることで図 10 の配置 A, B, C のような配置の違いが生まれる.

計算環境は, CPU が Inter(R) Core(TM) i3-2120 @3.30GHz, OS が Windows 7 Professional(64bit), メモリが 16Gb, 実験ソフトが Matlab R2012b である.

表 1 各モデルにおける部品へのラベルの与え方 A

モデル	部品	ラベル (数)
クラッチ	dowel(6 個)	20(3 個), 60(3 個)
	spring(6 個)	30(3 個), 60(3 個)
	screw(6 個)	40(3 個), 60(3 個)
減速機	planet(5 個)	40(2 個), 70(2 個), 80(1 個)
	cap(5 個)	60(2 個), 70(2 個), 80(1 個)
ダイス	S-Cylinder(4 個)	20(1 個), 60(1 個), 65(1 個), 70(1 個)
	S-Rod(4 個)	40(1 個), 60(1 個), 65(1 個), 70(1 個)

表 2 各モデルにおける部品へのラベルの与え方 B

モデル	部品	ラベル (数)
クラッチ	dowel(6 個)	20(3 個), 60(3 個)
	spring(6 個)	20(3 個), 60(3 個)
	screw(6 個)	20(3 個), 60(3 個)
減速機	planet(5 個)	40(2 個), 70(2 個), 80(1 個)
	cap(5 個)	40(2 個), 70(2 個), 80(1 個)
ダイス	S-Cylinder(4 個)	20(1 個), 60(1 個), 65(1 個), 70(1 個)
	S-Rod(4 個)	20(1 個), 60(1 個), 65(1 個), 70(1 個)



図 9 減速機モデルの構成

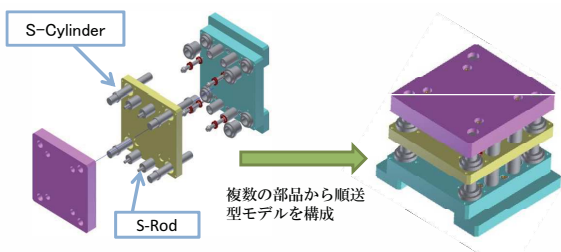


図 10 ダイスマodelの構成

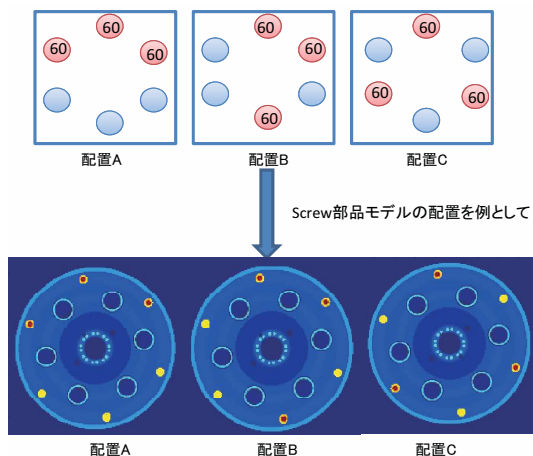


図 11 クラッチモデルにおける配置

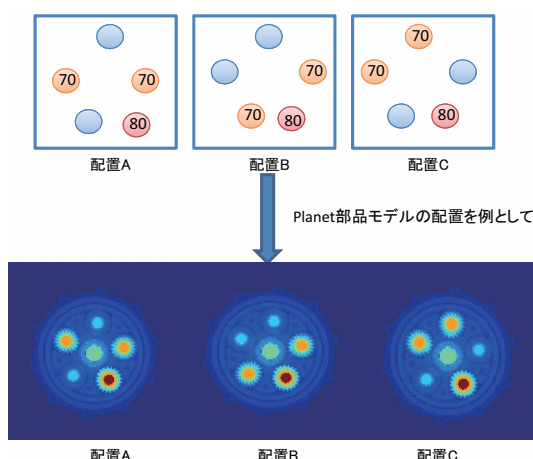


図 12 減速機モデルにおける配置

5.1 相互部分空間法による検索方法

提案手法を相互部分空間法を用いたアセンブリ構造を持つ3次元モデル検索方法と比較する。相互部分空間法を用いた検索手法は各モデルにおいて回転角 10° の間隔で合計

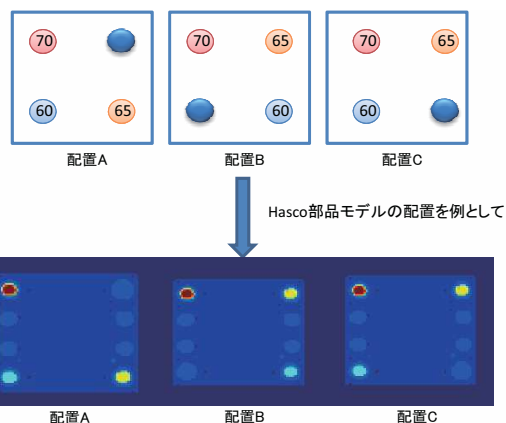


図 13 ダイスマodelにおける配置

648枚の 180×180 サイズの投影画像を用い、その投影画像から平行移動に不変なフーリエパワースペクトルを抽出してベクトルにしたものを特徴量とする。モデルの複角度から得られた特徴量を列ベクトルとして、列方向に並べた行列を主成分分析することで、低次元直交行列をモデルの部分空間として表現する。モデルの類似度はモデルの部分空間同士の正準角を表している。

実験に用いる全てのモデルは回転角 $\theta (0^\circ \leq \theta < 360^\circ)$ と $\phi (0^\circ \leq \phi < 180^\circ)$ のランダムな角度で回転させて、姿勢変化を加えた。さらに、0 から 20 ボクセルまでの範囲にランダムに平行移動をさせて、位置変化も加えた。各部品において、クエリモデルを配置Aのモデルとし、配置Aのモデルが各配置のモデルとの類似度を計算し、表にしたものを表3に示す。表3は各部品に表1に従ってラベルを与えた時の実験結果である。

表3により、クエリ配置Aのモデルが各配置のモデルとの類似度がすべて0.9000上下となった。配置が同じモデル同士の類似度と異なるモデル同士の類似度との差が小さくなってしまい、識別しにくいことがわかる。

表 3 相互部分空間法による配置が異なるモデルの類似度

	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.9015	0.8641	0.8624
クラッチ <i>spring</i>	0.8908	0.8631	0.8639
クラッチ <i>screw</i>	0.8950	0.8762	0.8744
減速機 <i>planet</i>	0.9027	0.8613	0.8625
減速機 <i>cap</i>	0.9012	0.8804	0.8805
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.9013	0.8554	0.8557
ダイス <i>S-Rod</i>	0.8971	0.8794	0.8565

5.2 部品に割り当てたラベルの影響

提案手法では、各モデルにおいて回転角 10° の間隔で合計648枚の 180×180 サイズの投影画像を作り、 $36 \times 18 \times 324800$ サイズの3次元投影テンソルを構成して実験を行う。また、提案手法がモデルの姿勢変化と位置変化に頑強であること

を示すために、実験に用いる全てのモデルは姿勢変化と位置変化を加えている。

表4は各部品に表1に従ってラベルを与えた時の実験結果である。表中の数値は4節で説明した提案手法によるクエリモデルを配置Aのモデルとし、配置Aのモデルが各配置のモデルとの類似度を表している。

表4により、姿勢変化および位置変化を加えたモデルであっても、同じモデル同士の類似度が最も高く、異なる配置のモデル同士の類似度が低くなっていることがわかる。また、表3および表4により、配置が同じモデル同士の類似度と異なるモデル同士の類似度との差が相互部分空間法に比べ、本提案手法の方が大きいことがわかる。従って、提案手法は相互部分空間法よりも優れていることがわかる。

また、3次元モデルの投影画像の輝度値は各部品の割り当てたラベルによって変化する。表5は、各部品にランダムに数値ラベルを3回与えた時の実験結果である。この表から、3回の実験において、数値ラベルの変化によりモデル同士の類似度が変わることがわかる。従って、モデルの類似度が割り当てたラベルの影響を受けることがわかる。

表4 配置が異なるモデル間の類似度

	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.9101	0.4811	0.5067
クラッチ <i>spring</i>	0.8930	0.7033	0.7022
クラッチ <i>screw</i>	0.9129	0.6273	0.6722
減速機 <i>planet</i>	0.8748	0.4477	0.4378
減速機 <i>cap</i>	0.8958	0.7418	0.5925
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.8872	0.6504	0.6706
ダイス <i>S-Rod</i>	0.9180	0.6849	0.6465

5.3 部品の体積の大きさの影響

本節では、部品の体積によるモデル間の類似度の変化を考察する。3次元モデルの投影画像は各部品の体積と数値ラベルによって変化する。5.2節では、部品ごとにラベルを与えていたが、ここでは比較対象のいくつかの部品のラベルを同一のものにし、各部品の体積のみに着目した。

ここで、表6は各部品に表2に従ってラベルを与えた時の実験結果である。表6により、部品の体積が大きいほど、同じ配置同士の類似度と異なる配置同士の類似度の差が大きくなっていることがわかる。例えば、配置Aモデルが配置Bや配置Cモデルとの類似度において、*dowel*の場合は *spring* や *screw* よりも類似度が約0.1を下回る値となった。

5.4 モデルの回転・平行移動の影響

本節では、モデルの姿勢の違いが類似度に及ぼす影響を評価した。実験対象として、クラッチモデルの各部品に表1に合わせてラベルを付与したものを用いた。各配置のモデ

表5 部品ごとにランダムにラベルを与えた場合の類似度

実験 1	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.8592	0.4394	0.6108
クラッチ <i>spring</i>	0.8683	0.5656	0.6151
クラッチ <i>screw</i>	0.8537	0.6470	0.7854
減速機 <i>planet</i>	0.8486	0.6144	0.5318
減速機 <i>cap</i>	0.8501	0.6067	0.5275
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.8698	0.5805	0.5887
ダイス <i>S-Rod</i>	0.8612	0.6849	0.4454
実験 2	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.8733	0.6068	0.7042
クラッチ <i>spring</i>	0.8831	0.6187	0.6221
クラッチ <i>screw</i>	0.8621	0.7257	0.7372
減速機 <i>planet</i>	0.8337	0.5043	0.4513
減速機 <i>cap</i>	0.8546	0.7531	0.6424
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.9215	0.6181	0.6229
ダイス <i>S-Rod</i>	0.8945	0.7128	0.5895
実験 3	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.8602	0.5430	0.6838
クラッチ <i>spring</i>	0.8909	0.7071	0.7391
クラッチ <i>screw</i>	0.8741	0.7121	0.7203
減速機 <i>planet</i>	0.8256	0.4283	0.4235
減速機 <i>cap</i>	0.8629	0.7556	0.5580
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.8447	0.5699	0.7665
ダイス <i>S-Rod</i>	0.8538	0.5492	0.3712

表6 表2に従ってラベルを与えた時のモデル間の類似度

	配置 A	配置 B	配置 C
クラッチ <i>dowel</i>	0.8884	0.5538	0.6553
クラッチ <i>spring</i>	0.9034	0.6177	0.7832
クラッチ <i>screw</i>	0.9235	0.7038	0.7901
各部品体積の大きい順	<i>dowel</i> > <i>spring</i> > <i>screw</i>		
減速機 <i>planet</i>	0.8838	0.4655	0.4705
減速機 <i>cap</i>	0.8567	0.7607	0.7526
各部品体積の大きい順	<i>planet</i> > <i>cap</i>		
ダイス <i>S-Cylinder</i>	0.9134	0.6864	0.6148
ダイス <i>S-Rod</i>	0.9257	0.7201	0.5898
各部品体積の大きい順	<i>S-Cylinder</i> > <i>S-Rod</i>		

ルに姿勢変化を加え、投影間隔10°で得られた648枚の投影画像を用いて、配置Aのモデルと各配置のモデル間の類似度を計算し、グラフにしたものを図14に示す。配置Aのモデル同士の類似度は青折れ線グラフで表し、異なる配置のモデル間の類似度は緑折れ線と赤折れ線グラフで表している。モデルの姿勢変化は回転角度 θ, ϕ を15°間隔で回転させて行った。投影間隔を10°にしたので、モデルの回転角度が10の倍数の角度のとき、姿勢変化を加えていないモデルの投影画像と姿勢変化を加えたモデルの投影画像は同じになる。図14から投影間隔を10°にしたので、モデルの回転が30°,60°,90°のとき、配置Aのモデル同士の類似度が比較的高いことがわかる。3つの類似度を平均すると約0.9639となった。同じ投影画像同士で類似度を計算してい

るが、モデルを回転させる際の双三次補間の影響で類似度が完全一致を示す1にはならなかった。

また、姿勢変化の影響を最も受ける回転角度は $5^\circ, 15^\circ$ のような2つの投影角度の中間の角度である。図14より回転角度が $15^\circ, 45^\circ, 75^\circ$ のときは配置Aのモデル同士の類似度が低くなるが、異なる配置のモデル間の類似度よりは高いことがわかる。このことから姿勢変化があっても、モデルの部品配置を識別でき、提案手法における回転の影響を軽減できることがわかる。

同様に、クラッチモデルに位置変化を加え、モデル間の類似度への影響を確認した。クラッチモデルは同一のもの同士で類似度を計算した。一方のモデルは平行移動させず、もう一方のモデルに3つの直交軸の各方向に同じ量の平行移動を加え、類似度計算を行い、表にしたものを表7に示す。この実験ではモデルの姿勢を変化させていない。表7から平行移動による類似度の低下は最大で約0.03ほどであった。このことから本提案手法のフーリエパワースペクトルによってモデルの平行移動に頑強であることがわかる。

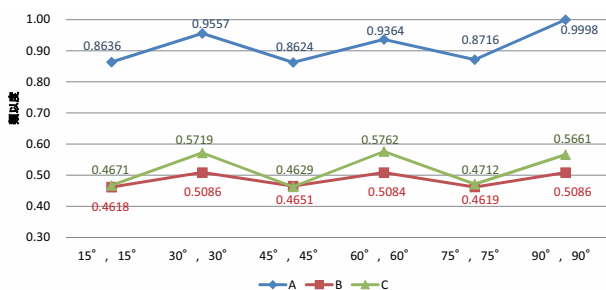


図14 クラッチモデルの回転変化による配置が異なるモデルの類似度

表7 平行移動変量を持つクラッチモデルが同一のものとの類似度

3つ直交方向に向かう平行移動変量	類似度
5 ボクセル	0.9996
10 ボクセル	0.9891
20 ボクセル	0.9705

5.5 より複雑なアセンブリ構造を対象とした評価

5.2節では1つモデルで1種類の部品のアセンブリ構造のみが異なる場合について評価を行ったが、ここでは複数の部品がそれぞれ異なるアセンブリ構造を持つ場合について評価を行う。

本実験ではクラッチモデルの3つの部品dowel, spring, screwに対して、それぞれの3種類の異なる配置を組み合わせ構成し、ランダムに姿勢変化を加えた合計27種類の配置が異なるモデルを用意した。図15は27種類の配置の異なるクラッチモデルにおいて、指定されたクエリーモデルと各モデルとの類似度を本提案手法を用いて計算した結果を示している。ここでCBAはdowel部品における配置

C,spring部品における配置B,screw部品における配置Aを組み合わせできた配置モデルを表している。図15より、例えば配置CBAのクラッチモデルに対しては、類似度が最も高い同一配置CBAモデル以外に配置CBCと配置CBBとの類似度(0.8423,0.7963)が高く、配置BABとの類似度(0.4563)が最も低い値となった。

また、減速機の構成部品planetとcapに対して、それぞれの3種類の異なる配置を組み合わせ合計9種類の減速機モデルを構成したものを用意した。図16は、減速機モデルにおける実験結果を示している。ここで、配置BAはplanetにおける配置B,capにおける配置Aを組み合わせできた配置モデルを表している。この図から、姿勢変化を加えた同一配置ものとの類似度が最も高く(0.8860)、それについて近似した配置のモデル(配置BBモデルと配置BCモデル)との類似度が高い。

従って、複数部品がそれぞれ異なるアセンブリ構造を持つモデルの比較結果により、本提案手法における平行移動や回転の影響を軽減できる識別手法の有効性を検証できた。

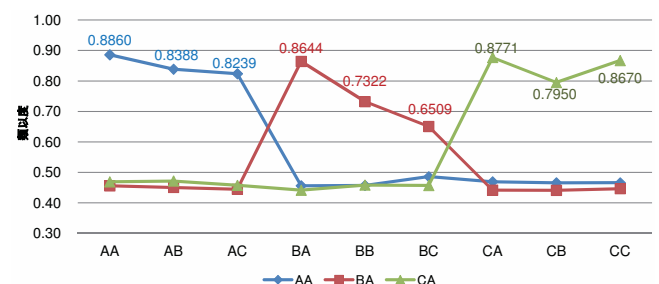


図16 減速機モデルにおける部品配置の組み合わせの違いによる類似度の変化

5.6 処理時間

表8は提案手法による検索を行った際の各処理時間を表している。表8より、2つのモデルの類似度計算が最も時間を要している。

表8 処理時間

処理手法	処理時間
投影画像作成 (648枚)	20.28s
フーリエ特徴量抽出	4.12s
テンソル分解	29.95s
類似度の計算	63.14s
2つのモデルを比較する合計時間	171.84s

6. まとめ

本論文では、アセンブリ構造を持つモデルの部品の配置や材質等内部構造を考慮したビューベースの検索手法を提案した。本提案手法において配置が異なるモデルに対してHOSVDを用いて3次元モデルの回転や平行移動の影響を

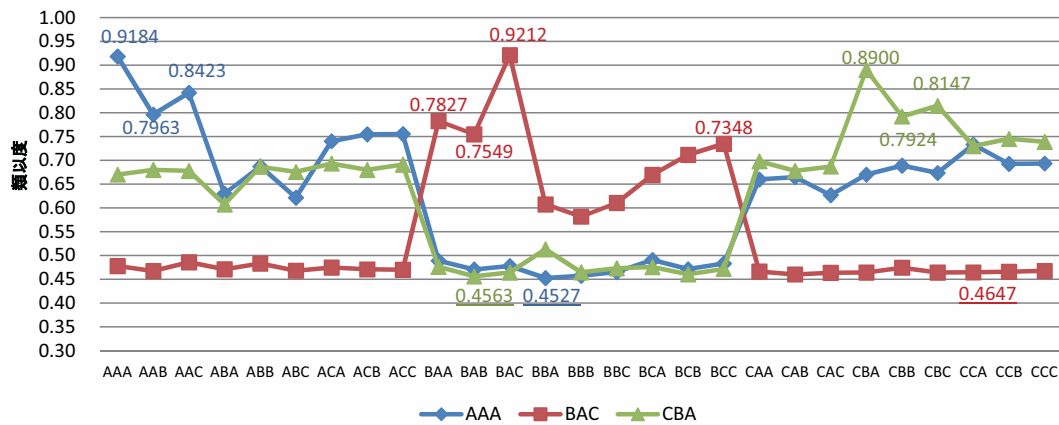


図 15 クラッチモデルにおける部品配置の組み合わせの違いによる類似度の変化

軽減した高精度の検索手法を示した。また、実験により部品のラベルや体積等で配置が異なるモデルの類似度に影響することがわかる。今後は処理時間を少なくするためにより速くモデルの類似度を計算する手法や、少ない投影画像で高精度のマッチングをすることが課題となる。

参考文献

- [1] GrabCad : <http://www.grabcad.com/library>
- [2] 大淵 竜太郎 : 3次元形状の検索, 講座 : 第7回マルチメディア検索の最先端, 映像情報メディア学会誌, 2010年7月号, pp.93-98, 2010.
- [3] Zhou-hui Lian, et al. : A comparison of methods for non-rigid 3D shape retrieval, Pattern Recognition, Vol.46, No.1, pp.449-461, 2013.
- [4] Kai-Mo Hu, Bin Wang, Jun-Hai Yong, Jean-Claude Paul : Relaxed lightweight assembly retrieval using vector space model, Computer-Aided Design, Vol.45, No.3, pp.739-750, 2013.
- [5] Takashi MIURA, Satoshi KANAI : 3D Shape Retrieval considering Assembly Structure, Proceeding of Asian Symposium for Precision Engineering and Nanotechnology 2009, pp.11-13, 2009.
- [6] 碓井 義彬, 飛田 雄樹, 王 天宇, 片山 薫 : アセンブリ構造を考慮した3次元モデルの投影画像を用いた探索手法, データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum), F5-1, 2014.
- [7] Ohbuchi R, Osada K, Furuya T, Banno T : Salient Local Visual Features for Shape-Based 3D Model Retrieval, IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications, pp.93-102, 2008.
- [8] 古屋 貴彦, 小淵 竜太郎 : 見かけ特徴の組み合わせと距離尺度の学習を用いた3次元類似形状検索, The institute of image Electronics Engineers of Japan (IEEEJ), Vol.42, No.4, pp.438-447, 2013.
- [9] Ding-Yun Chen, Xiao-pei Tian, Yu-te Shen, Ming Ouhyoung : On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, Computer graphics forum, Vol.22, No.3, pp.223-232, 2003.
- [10] Atsushi Tatsuma, Masaki Aono : Multi-Fourier spectra descriptor and augmentation with spectral clustering for 3D shape retrieval, The Visual Computer, Vol.25, No.8, pp.785-804, 2009.
- [11] 立間 淳司, 青野 雅樹 : 多視点画像の局所的な特徴の相関に基づく3次元物体の形状類似検索, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.25, No.1, pp.556-567, 2013.
- [12] Cichocki Andrzej, Zdunek Rafal, Phan Anh Huy, Amari Shun-ichi : Nonnegative matrix and tensor factorizations: applications to exploratory multi-way data analysis and blind source separation, John Wiley Sons, 2009.
- [13] Hongcheng Wang, Narendra Ahuja : Facial expression decomposition, Computer Vision, Proceedings. Ninth IEEE International Conference on, pp.958-965, 2003.
- [14] De Lathauwer, Lieven, Bart De Moor, Joos Vandewalle : A Multilinear singular value decomposition, SIAM journal on Matrix Analysis and Applications, Vol.21, No.4, pp.1253-1278, 2000.
- [15] M. Alex O. Vasilescu, Demetri Terzopoulos : Multilinear Subspace Analysis of Image Ensembles, Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on, Vol.2, pp. II-93, 2003.
- [16] Jian-Tao Sun, Hua-Jun Zeng, Huan Liu, Yuchang Lu, Zheng Chen : Cubesvd: A novel approach to personalized web search, Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web, pp.382-390, 2005.
- [17] T.G. Kolda, B. Bader : The top-hits model for higher-order web link analysis, Workshop on link analysis, counterterrorism and security, Vol.7, pp.26-29, 2006.
- [18] B. Savas, Lars Elden : Handwritten digit classification using higher order singular value decomposition, Pattern Recognition, Vol.40, No.3, pp.993-1003, 2007.