

部品を強調した投影画像による 3次元モデルの検索手法とその実験的評価

千田 伸男[†] 佐藤 拓実[†] 片山 薫[†]

[†] 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

E-mail: [†]{chida-nobuo,sato-takumi}@ed.tmu.ac.jp, ^{††}kaoru@tmu.ac.jp

あらまし 近年、工業で用いられる3次元CADソフトの普及により、3次元CADモデルの数は増加する一方である。また、これらを再利用するために3次元モデルの検索に対する需要は高まることが期待される。これまで、3次元モデルの検索手法は数多く提案されているが、それらの多くは、3次元モデルの形状についての検索手法である。一般に使われている工業製品は複数の複雑な部品を組み合わせでできていることが多く、従来の3次元モデルの検索手法では十分とはいえない。本稿では、3次元CADアセンブリモデルの形状や部品の数だけでなく、部品の配置まで考慮した検索手法を提案する。我々は、まず、3次元CADアセンブリモデルを3次元配列に変換する。その際、アセンブリモデルを構成する部品を識別するために、使用されている部品の種類ごとに数値を付与する。アセンブリモデルの特徴量は、複数の視点から撮られた、部品に付与された数値が反映されている投影画像を用いて計算する。しかし、部品の種類ごとに付与される数値が、ユーザやモデルにより統一されていない場合が想定される。そのような場合でも、モデル間の類似度が一意に決まるように、部品の3次元配列の要素数に基づく値を部品に対して再付与する。また、データベースモデルには4種類の3次元CADアセンブリモデルについて、部品の配置が異なる3次元CADアセンブリモデルをそれぞれ6タイプ、計24個用意し、提案手法を実験的に評価した。

キーワード 3次元モデル, 投影画像, アセンブリ構造, データ構造

1. はじめに

近年、様々な工業製品が3次元CADソフトを用いて作られている。これに伴って3次元CADモデルは増加している。3次元モデルの検索技術を用いて、その結果を参照することで3次元CADモデルの作成に対しての手間を省き、時間を短縮できることから、3次元モデルの検索に対しての需要は高まることが期待できる。これまで、3次元モデルの検索手法は多く提案されている[2],[3],[5]。しかし、これらは3次元モデルの形状を対象とした検索手法であり、一般に使われている工業製品は複数の複雑な部品を組み合わせることが多いため、従来の3次元モデルの検索手法では十分とはいえない。

我々は、3次元モデルの形状だけでなく、モデルを構成する部品の配置も考慮した検索手法を提案した[1]。まず、3次元CADアセンブリモデルが3次元配列とは異なる形式で表されている場合には3次元配列に変換する。そして、部品の種類ごとに3次元配列に対して数値を付与する。ここで付与された数値をラベルと呼ぶ。ラベルを付与することで部品の配置や種類の情報を含む3次元配列となる。次に、緯度と経度を投影点とし、アセンブリモデルの投影をとる。この投影画像にはアセンブリモデルの内部構造や部品の配置の情報を含んでいる。投影画像に対して2次元ラドン変換の後に、離散フーリエ変換を行い、この振幅スペクトルを特徴量とした。アセンブリモデル間の類似度は特徴量同士を位相限定相関法を用いて計算した。また、最近傍法を用いて、データベースから3次元CADアセンブリモデルの検索を行っていた。

しかし、従来手法では、複数の部品の配置が異なるアセンブリモデルについての識別が難しいことや、部品の種類ごとに付与されるラベルについては、事前にモデルやユーザによって統一されている場合が想定されており、使用されている部品の情報はラベルにより依存するため、ラベル付けが統一されていない場合にアセンブリモデルの識別が難しいという問題点があった。

そこで本稿では、アセンブリモデルの注目した構成部品に対して、3次元配列の要素数の逆数を再付与する。次に、注目した構成部品以外の部品集合の要素にも、同様に3次元配列の要素数の逆数を再付与する。そして、それ以外の要素には0を付与する。こうしてラベルが再付与された、アセンブリモデルに対して投影をとる。投影点は多面体を元に構成された“Geodesic Dome”の頂点を用いる。投影画像に対して、ラドン変換の後、離散フーリエ変換による振幅スペクトルを特徴量とし、この特徴量から、最近傍法によりデータベースから3次元CADアセンブリモデルの検索を行う。

この提案手法により、注目した部品の3次元配列の要素数がそれ以外の部品集合の3次元配列の要素数より小さい場合には、注目した部品が強調され、注目した部品の3次元配列の要素数がそれ以外の部品集合の3次元配列の要素数より大きい場合には、注目した部品以外の部品集合が強調される。こうして、アセンブリ構造をより識別しやすくなり、複数の部品の配置が異なる場合や、部品に付与するラベルがユーザやモデル間で統一されない場合に対して、3次元CADアセンブリモデルの識別を可能にした。また、データベースモデルには4種類のモデ

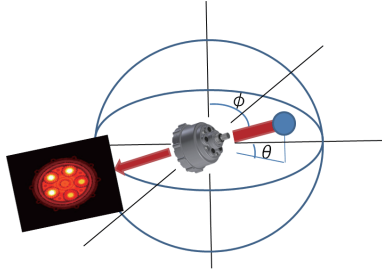


図 1: 偏角 θ, ϕ から撮られる投影画像

ルに対して、部品の配置が異なるモデルをそれぞれ 6 タイプ、計 24 個用意し、提案手法を実験的に評価した。

2. 関連研究

これまでの 3 次元モデルの見かけの特徴による検索については多く提案されてきた。例えば、Chen ら [2] は “Light Field Descriptor” と呼ばれる、3 次元モデルを複数の正十二面体の頂点 20 個からレンダリングし、得られた画像を 3 次元モデルの特徴量とし検索を行っている。古屋ら [3] は 3 次元モデルの様々な角度からレンダリングし、得られた深さ画像に対して、密かつランダムに特徴点を配置し、“SIFT” [4] を用いて 3 次元モデルの特徴量を得た。Papadakis ら [5] は 6 つの軸からの深さ画像に対してフーリエ変換を行った 2 次元特徴量と球面調和関数を用いた 3 次元特徴量とを組み合わせて、これをモデル全体の特征量とした。

このように 3 次元モデルの形状に注目した検索は多く提案されてきたが、3 次元モデルの内部構造や部品の配置まで考慮した検索手法はあまり見られない。Deshmukh ら [6] は 3 次元モデルの構成部品をグラフ化し、グラフの検索アルゴリズムにより内部構造を考慮した検索手法を提案した。Hu ら [7] は 3 次元アセンブリモデルを部品ごとに分解した上で、上記の “Light Field Descriptor” を特徴量として使用した。これらは、3 次元モデルの内部構造を考慮した検索手法ではあるが、構成する部品の配置や使用されている種類までは考慮されていないため、我々が提案した手法とは異なる。

3. 提案手法

3 次元 CAD アセンブリモデルアセンブリモデルの形状だけでなく、使用されている部品の配置まで考慮した検索手法を提案する。3 次元 CAD アセンブリモデルがポリゴンメッシュなど 3 次元配列とは異なる形式で表されている場合には 3 次元配列へと変換する。また、3 次元配列の大きさは元の 3 次元モデルの大きさに比例した大きさとする。そして、部品に使用されている種類ごとにラベルを付与することで部品の種類についての情報を含む 3 次元配列となる。

3.1 3 次元 CAD アセンブリモデルの特徴量

一般に、3 次元モデルの位置や向きはそれぞれ異なり、また、それを正規化する手法にはいくつかの問題点がある。例えば、3 次元モデルが対称の形状を持つ場合には、向きが一意には決まらないなどの問題点があるために、3 次元モデルの平行移動

や回転に対して頑健な特徴量が必要である。そのような特徴量を得るために、図 1 のような様々な角度からアセンブリモデルに対して投影画像を得る。クエリモデルとデータベースモデルとの比較にはこの投影画像の特徴量を用いる。投影に用いられる投影点は Katayama ら [1] は、球面の経度と緯度をもとに計算していたが、この場合に、極部分に投影点が集中し、得られるアセンブリモデルの特徴量に偏りがあるという問題があった。そこで、本稿では投影点を正多面体から構成される “Geodesic Dome” の頂点座標を用いている。これにより、極部分に投影点が集中することなく、均等なアセンブリモデルの特徴量を得ることができる。ここで得られる、投影画像とは、アセンブリモデルの 3 次元配列の投影面に対して垂直な値の和であり、モデルの形状や構成部品の配置も反映されている。次に、投影画像に 2 次元ラドン変換を行う。2 次元ラドン変換を行うことで、投影画像内の平行移動については動径方向の平行移動として、回転は角度方向の平行移動として表現される。その後、動径方向に対して、1 次元離散フーリエ変換で振幅スペクトルを得る。これはフーリエ変換の平行移動不変性により 2 次元空間において平行移動に対して頑健な特徴量であり、さらに、これに角度方向へ再度、1 次元離散フーリエ変換で振幅スペクトルを得る。これは 2 次元空間の回転に対して頑健な特徴量である。しかし、これらの変換は、3 次元空間の平行移動と回転における完全に頑健な特徴量とはならない。また、この際にクエリモデルとデータベースモデルとの類似度計算における計算量の削減のために、特徴量の低周波成分のみを残す処理や 2 次元ラドン変換の間隔を変更している。我々は、アセンブリモデルの構造をより識別しやすくするとともに、構成部品の種類ごとのラベルの付与について、ユーザやモデル間で統一されていない場合を想定し、以下のような手法を提案する。

アセンブリモデル m の 3 次元配列の要素数を $V(m)$ とする。同様に m の構成部品である c の要素数を $V(c)$ とし、 $V(m \setminus c)$ を構成部品 c を除くアセンブリモデル m の要素数とする。このとき、構成部品 c についてラベルが再付与されたアセンブリモデル $m[c]$ の各要素の値は以下の通りに与えられる。

- (1) m の構成部品である c に対して、3 次元配列の要素数である $1/V(c)$ をラベルとして再付与する。
- (2) c を除いた全ての部品集合に対して、3 次元配列の要素数である $1/V(m \setminus c)$ をラベルとして再付与する
- (3) これら以外の要素には 0 を付与する。

ラベルが再付与されたアセンブリモデル $m[c]$ 特徴量は、 $V(c)$ より $V(m \setminus c)$ が小さい場合には、 c が強調され、また、 $V(c)$ より $V(m \setminus c)$ が大きい場合には、 c を除いた部品集合が強調される。Algorithm 1 ではラベルが再付与されたアセンブリモデルからの特徴量を得る流れについて示している。

3.2 アセンブリモデル間の類似度

アセンブリモデルの特徴量は Algorithm 1 で 2 次元配列として表されている。2 次元配列をユークリッド空間のベクトルとし、2 つのベクトルのユークリッド距離を計算し、これを類似度とした。そして、アセンブリモデルはユークリッド空間におけるベクトルの集合として表される。我々は、2 つのアセンブ

Algorithm 1 ComputeFeature(m, V, A)

Input: 3次元CADアセンブリモデル m , 球面座標系における投影画像を得るための球面座標 V , 極座標系における2次元ラドン変換の角度 A

Output: m の特徴量 $F(m, V)$

```
1: for all  $v_j \in V$  where  $j = 1 \dots |V|$  do
2:   for all  $c_i \in C(m)$  where  $i = 1 \dots |C(m)|$  do
3:      $v_j$  から  $m[c_i]$  の投影画像を得る
4:     2次元配列  $p(m[c_i], v_j)$  に格納する
5:      $A$  のそれぞれの角度から  $p(m[c_i], v_j)$  に対して2次元ラドン変換を行う
6:     2次元配列  $r(p(m[c_i], v_j))$  に格納する
7:      $r(p(m[c_i], v_j))$  に対して動径方向に離散フーリエ変換を行い振幅スペクトルをとる
8:     さらに角度方向に対しても同様に、離散フーリエ変換を行い振幅スペクトルをとる
9:     2次元配列  $f(r(p(m[c_i], v_j)))$  に格納する
10:     $F(m, V)$  の要素である  $F(m[c_i], v_j)$  に  $f(r(p(d, V)))$  を追加する
11:   end for
12: end for
13: return  $F(m, V)$ 
```

Algorithm 2 ComputeComponentSimilarity($F(m_1[c_i^1], V)$, $F(m_2[c_j^2], V), V$)

Input: 3次元アセンブリモデル m_1, m_2 の特徴量 $F(m_1, V)$ と $F(m_2, V)$ の要素である $F(m_1[c_i^1], V)$, $F(m_2[c_j^2], V)$, 投影画像を得るための球面座標 V

Output: $m_1[c_i^1]$ と $m_2[c_j^2]$ の類似度

```
1:  $sim \leftarrow 0$ 
2: for  $k = 1$  to  $|V|$  do
3:    $ps \leftarrow ||F(m_1[c_i^1], v_k) - F(m_1[c_j^2], v_1)||$  for  $v_1, v_k \in V$ 
4:   for  $l = 2$  to  $|V|$  do
5:      $s \leftarrow ||F(m_1[c_i^1], v_k) - F(m_1[c_j^2], v_l)||$  for  $v_k, v_l \in V$ 
6:     if  $s < ps$  then
7:        $ps \leftarrow s$ 
8:     end if
9:   end for
10:   $sim \leftarrow sim + ps$ 
11: end for
12: return  $sim$ 
```

リモデル間の類似度を以下のように計算する。

ユーザやモデルによってラベルが統一されていない場合には、ラベルによって共通の構成部品を検索することは難しいため、2つのアセンブリモデルの類似度を計算する際に、付与されたラベルをそのまま使用することはできない。したがって、2つのアセンブリモデル m_1, m_2 の類似度は、一致する可能性のある、それぞれの構成部品についてすべて計算する必要がある。アセンブリモデル m_1 の構成部品 c^1 と m_2 の構成部品 c^2 が一致するとき、 $m_1[c^1], m_2[c^2]$ の投影画像から特徴量集合を計算する。 $m_1[c^1]$ の特徴量集合のそれぞれの特徴量について、最も類似している $m_2[c^2]$ の特徴量集合の特徴量をユークリッド距離を計

Algorithm 3 ComputeSimilarity(m_1, m_2, V, A)

Input: 3次元CADアセンブリモデル m_1, m_2 , 投影画像を得るための球面座標 V , 2次元ラドン変換の角度 A

Output: m_1 と m_2 の類似度

```
1: if  $|C(m_1)| \neq |C(m_2)|$  then
2:    $F(m_1, V) \leftarrow \text{ComputeFeature}(m_1, V, A)$ 
3:    $F(m_2, V) \leftarrow \text{ComputeFeature}(m_2, V, A)$ 
4:   for all  $c_i^1 \in C(m_1)$  and  $c_j^2 \in C(m_2)$  do
5:      $cs(i, j) \leftarrow \text{ComputeComponentSimilarity}(F(m_1[c_i^1], V), F(m_2[c_j^2], V))$ 
6:   end for
7:    $sim \leftarrow 0$ 
8:    $I \leftarrow \{1, \dots, |C(m_1)|\}$ 
9:    $J \leftarrow \{1, \dots, |C(m_2)|\}$ 
10:  while  $I \neq \emptyset$  do
11:     $cs(i, j)$  内の最小値である  $cs(i', j')$ 
12:     $sim \leftarrow sim + cs(i', j')$ 
13:     $I$  から  $i'$  を除く
14:     $J$  から  $j'$  を除く
15:  end while
16:  return  $sim$ 
17: else
18:  return  $\infty$ 
19: end if
```

算して調べる。我々は、 $m_1[c_1]$ の特徴量集合のすべての特徴量から、上記のように最も類似した $m_2[c_2]$ の特徴量をユークリッド距離を計算して調べ、これらを合計する。これを構成部品間の類似度とする。Algorithm 2 はこの流れについて示している。

m_1 と m_2 のそれぞれの構成部品の類似度を同様の方法で計算し、最も類似度の高い構成部品を調べる。そして、2つの一致する構成部品を除いて、再び最も類似度の高い構成部品を調べる。この処理を繰り返し、一致しているすべて構成部品を決定する。 m_1 と m_2 の類似度は上記のように探した、一致する構成部品間の類似度を合計したものとする。Algorithm 3 では、アセンブリモデル m_1 と m_2 の類似度を計算の全体の流れについて示している。

Algorithm 2 では $m_1[c_1]$ と $m_2[c_2]$ から計算された特徴量を用いて、ラベルが再付与されたアセンブリモデル間の類似度の計算について示している。ここではアセンブリモデル m の構成部品 c の3次元配列は $C(m)$ であり、 $|C(m)|$ は $C(m)$ の要素数を表している。また $m_1[c_i^1]$ と $m_2[c_j^2]$ の特徴量である、 $F(m_1[c_i^1], V)$, $F(m_2[c_j^2], V)$ は $F(m_1, V)$ と $F(m_2, V)$ の部分集合である。そして、 $||F(m_1[c_i^1], v_i) - F(m_1[c_j^2], v_j)||$ は $F(m_1[c_i^1], V)$, $F(m_2[c_j^2], V)$ に対応する2つのベクトル間のユークリッド距離であり、この距離が小さいときにラベルが再付与された、 $m_1[c_1]$ と $m_2[c_2]$ の類似度は高いということである。

Algorithm 3 ではアセンブリモデル m_1 と m_2 の類似度計算について全体の流れを示している。 m_1 と m_2 のそれぞれ構成部品数である、 $|C(m_1)|$ と $|C(m_2)|$ が異なる場合は m_1 と m_2 は異なるアセンブリモデルであるから、類似度計算はせず、アルゴリズムでは ∞ を返す。

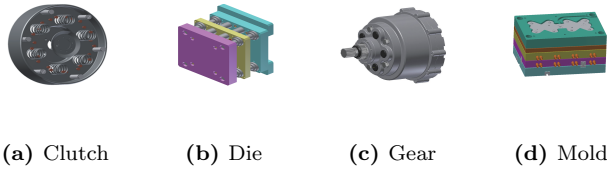


図 2: 使用した 3 次元 CAD モデル

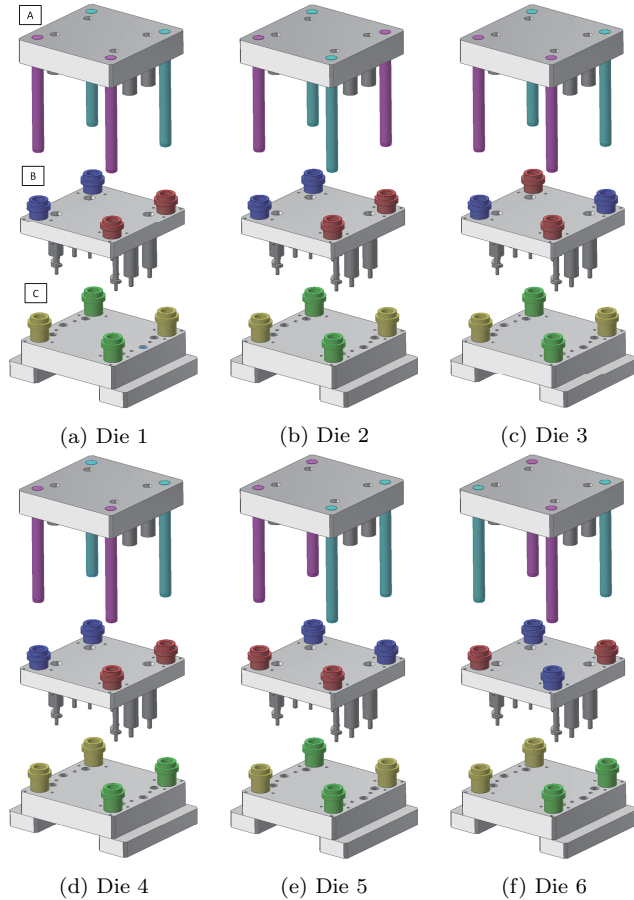


図 3: 部品の配置が異なる 6 タイプの 3 次元 CAD アセンブリモデル

4. 評価実験

我々は、提案手法について、部品の配置が異なる 3 次元 CAD アセンブリモデルを用いて実験的評価した。また [8] から選んだ、様々な部品を持つ図 2 に示したような Clutch, Die, Gear, Mold の 4 種類の 3 次元 CAD アセンブリモデルを選び、簡素化のためにいくつかの部品を除外した。それぞれのモデルについて部品の配置が異なるタイプ 1 からタイプ 6 まで用意した。図 3 では Die モデルを例に示している。図 3 の A 層, B 層, C 層ではそれぞれ、形状、使用されている部品や部品の数はすべて同じである。また、使用されている部品の種類が異なる場合には図 3 のように、異なる色で表現している。例えば、図 3 の Die1, Die2, Die3, Die4, Die5, Die6 は同じ形状であり、水色、紫色、赤色、青色、緑色、黄色で表現された 2 つずつの部品で構成されている。

それぞれのアセンブリモデルは 3 つの層により表現されており、図 3 の A 層では水色と紫色で、B 層では、赤色と青色で、

表 1: 部品の配置が異なる 6 タイプのデータベースモデル

	タイプ 1	タイプ 2	タイプ 3	タイプ 4	タイプ 5	タイプ 6
A 層	○	×	○	○	○	×
B 層	○	○	×	○	○	×
C 層	○	○	○	×	○	×
組み合わせた場合	○	×	×	×	×	×

表 2: Algorithm 1 の配列の大きさ

3 次元配列 $m, m[c_i]$	$74 \times 74 \times 74$
2 次元配列 $p(m[c_i], v_j)$	111×111
2 次元配列 $r(p(m[c_i], v_j))$	$159 \times (180/n)$
2 次元配列 $f(r(p(m[c_i], v_j)))$	$159 \times (180/n)$

C 層では緑色と黄色でそれぞれ構成されている。また、これら以外の部品集合については D 層として、つまり、4 つ目の層とみなしている。

クエリとして与えられたアセンブリモデルをクエリモデルと呼び、クエリモデルと比較するアセンブリモデルをデータベースモデルと呼ぶ。データベースモデルは、Clutch, Die, Gear, Mold の 4 種類に異なる部品の配置を 6 タイプ、計 24 個のアセンブリモデルを用意した。データベースモデルには、ランダムな平行移動と回転を加えた。クエリモデルである、Clutch 1, Die 1, Gear 1, Mold 1 にはそれぞれ、同様にランダムな平行移動と回転を加えたアセンブリモデルを 40 種類ずつ用意した。ここでは、データベースモデル d とクエリモデル q の類似度を $sim(d, q)$ とする。

表 1 はタイプ 1 からタイプ 6 までそれぞれのアセンブリモデルについての説明である。表 1 の “○” は A 層, B 層, C 層、またはそれらを組み合わせた場合にデータベースモデルとクエリモデルが一致している場合を表し、表 1 の “×” は部品の配置がデータベースモデルとクエリモデルが異なる場合を表す。タイプ 1 はすべて “○” なのでデータベースモデルとクエリモデルは同じアセンブリモデルである。タイプ 2 からタイプ 4 についてはタイプ 1 と A 層, B 層, C 層について 1 つずつ異なる部品の配置のアセンブリモデルである。タイプ 5 はそれぞれの層ではクエリモデルと同じ部品の配置であるが、3 つの層を組み合わせた場合にクエリモデルとは異なるアセンブリモデルである。タイプ 6 はすべての層について、クエリモデルと異なる部品の配置であるアセンブリモデルであるため、組み合わせてもクエリモデルとは異なる。

アセンブリモデルの投影の角度である、Algorithm 1 における V は正二十面体から構成された “Geodesic Dome” の頂点座標を用いた。また、Algorithm 1 における 3 次元配列 $m, m[c_i]$ は表 2 のように $74 \times 74 \times 74$ とした。本稿では、MATLAB 2015b を Windows 10 Enterprise 64 bit 上で使用し、3.4GHz Intel Core i7-6700 プロセッサ、32GB RAM のコンピュータで実験を行った。

4.1 部品の配置が異なる 3 次元 CAD アセンブリモデルの識別

我々は、部品の配置が異なるモデルを用いて提案手法を実験的に評価した。またここでは、表 2 における n は $n = 1$ のた

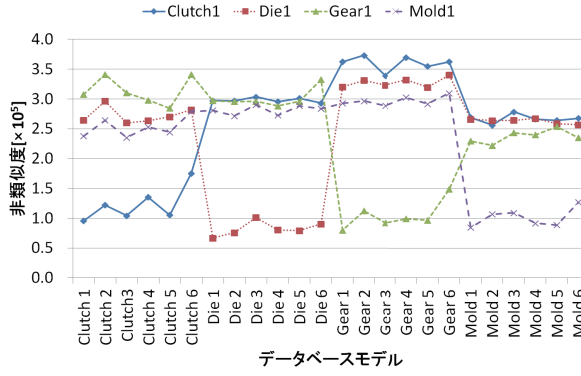
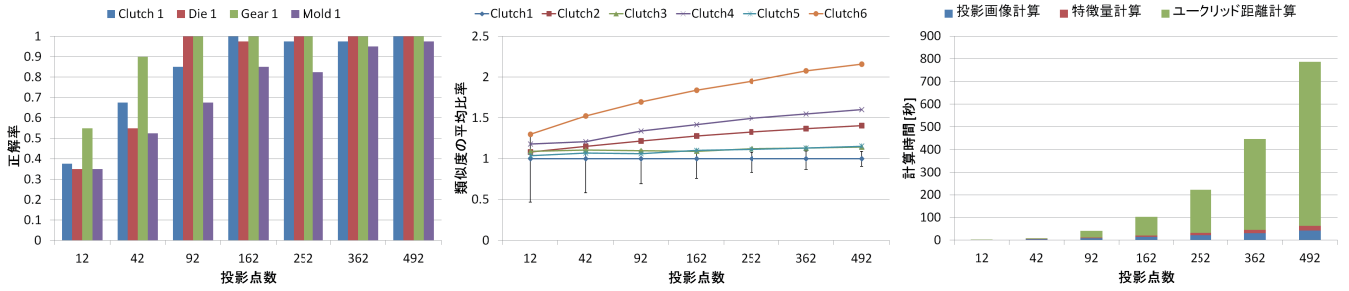


図 4: クエリモデルとデータベースとの類似度



(a) それぞれのクエリモデルにおける正解率 (b) クエリモデルである Clutch 1 とデータベースモデルである, Clutch のそれぞれのタイプとの平均した類似度との比率 (c) クエリモデルとデータベースモデル内の 1 つのモデルとの平均した類似度の計算時間

図 5: 投影点の数による影響

め, Algorithm 1 における $|A|$ を 180 とし, $|V|$ を 162 とした.

図 4 は, クエリモデルである, Clutch 1, Die 1, Gear 1, Mold 1 の 4 種類とデータベースモデルの 24 個との非類似度を示している. アセンブリモデル間の類似度はそれぞれクエリモデルの集合を 40 個用意し, それらの実験結果の平均である. 4 種類クエリモデルが全て, データベースモデル内の同じタイプ 1 のモデルと類似度が最も高いという結果を得ることができた. また, クエリモデルと同じ種類のモデルより異なる種類のモデルの類似度が高い場合もない.

この結果から, 我々の提案手法は実験で使用したアセンブリモデルについては, 形状だけでなく, 複数の部品の配置が異なるアセンブリモデルを投影点が 162 個の場合に, 全てのクエリモデルについて識別ができていとわかる.

4.2 投影点の数による識別の影響

アセンブリモデルに対しての投影点の数を増やすことでアセンブリモデルの平行移動や回転に対しての影響は少なくなる. しかし, 投影点の数だけ計算量は増加する. そこで, 表 2 における n は $n = 1$ のため Algorithm 1 における $|A|$ を 180 とし, $|V|$ を 12, 42, 92, 162, 252, 362, 492 まで増加させて, 投影点の数がモデルの識別に影響するか実験を行った.

図 5(a) は, 投影点数によるクエリモデルである Clutch 1, Die 1, Gear 1, Mold 1 の正解率を示している. クエリモデル

の種類により異なるが, 投影点の数は増加するほど, 正解率は上昇する傾向にあり, 投影点が 362 個の場合に, すべてのクエリモデルで正解率が 0.9 を超えた. また, 本実験における正解率とは, クエリモデルの集合を Q とし, Q に含まれる, クエリモデルを q とする. また, データベースモデルの集合を D としたとき, 正解率は以下の式で表される.

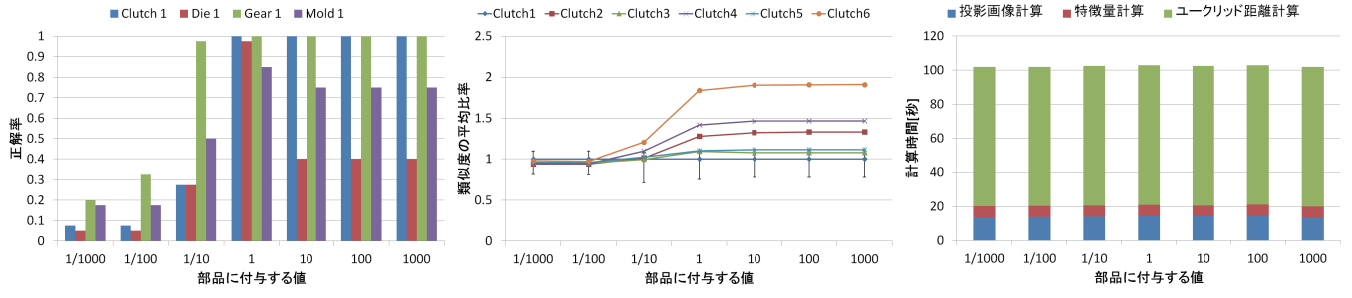
$$\text{正解率} = \frac{\left| \left\{ q \in Q : \begin{array}{l} q \text{ と最も類似度の高い } D \text{ 内のモデルが} \\ q \text{ と同じ種類, タイプであるモデル} \end{array} \right\} \right|}{|Q|} \quad (1)$$

ここでは, Q の要素数を $|Q|$ としたときに, $|Q|=40$ である.

図 5(b) は, 投影点の数によるクエリモデルが Clutch 1 の場合にデータベースモデル内の Clutch モデルとの平均した類似度との比率を示している. 投影点の数による, 平均した類似度との比率はクエリモデル Clutch 1 の集合とデータベースモデルとの類似度により計算され, d をデータベースモデル内の Clutch について, それぞれのタイプのモデルとし, q はクエリモデルである, Clutch 1 の集合を表す. このとき, 平均した類似度との比率は次の式で表される.

$$\frac{\sum_{q \in Q} \text{sim}(d, q)}{\sum_{q \in Q} \text{sim}(\text{Clutch 1}, q)} \quad (2)$$

データベースモデル内の 2 つのタイプのアセンブリモデルの平均した類似度との比率が大きく離れている場合には, これらの



(a) それぞれのクエリモデルにおける正解率 (b) クエリモデルである Clutch 1 とデータベースモデルである、Clutch のそれぞれのタイプとの平均した類似度との比率 (c) クエリモデルとデータベースモデル内の 1 つのモデルとの平均した類似度の計算時間

図 6: 部品に付与する数値を変更した場合の影響

識別は容易となる。Clutch 1 から Clutch 6 は類似したアセンブリ構造を持つが、Clutch 1 と最もアセンブリ構造が類似している、Clutch 5 が Clutch 1 と最も近い値となっている。平均した類似度との比率における、エラーバーはデータベースモデルの Clutch 1 とクエリモデル Clutch 1 の集合との類似度の範囲を示している。最大値と最小値はそれぞれ以下の式で表される。

$$\max_{q \in Q} \frac{\sum_{q \in Q} \text{sim}(d, q)}{\sum_{q \in Q} \text{sim}(\text{Clutch 1}, q) / |Q|} \quad (3)$$

$$\min_{q \in Q} \frac{\sum_{q \in Q} \text{sim}(d, q)}{\sum_{q \in Q} \text{sim}(\text{Clutch 1}, q) / |Q|} \quad (4)$$

投影点が増加すると、エラーバーの幅は狭くなる。

図 5(c) は、投影点の数による、Algorithm 3 のアセンブリモデル間の類似度計算の平均時間を表している。投影点の数は増加するほど計算量も増加するために、処理時間は増加する。投影画像の計算、特徴量の計算、ユークリッド距離の計算のうち、最も処理時間がかかっているのは、ユークリッド距離の計算である。

4.3 部品に付与する数値の変更に対する識別の影響

アセンブリモデル m の特徴量を Algorithm 1 で計算する際に、我々は、モデル m の構成部品である c の 3 次元配列 $m[c]$ に対して 3.1 で示したようにラベルを再付与していた。特徴量は部品に付与されたラベルによって異なるため、アセンブリ構造の違いを識別できるか評価した。本実験では、 $1/V(c) \times 1/1000$ から $1/V(c) \times 1000$ まで変更した。しかし、モデル m の構成部品 c を除く部品集合のモデルに付与する値は変更していないため、 $1/V(c)$ に乗ずる値が小さいほど、 c を除く部品集合のモデルが強調され、 $1/V(c)$ に乗ずる値が大きいほど c が強調される。また、表 2 における n は $n = 1$ のため Algorithm 1 における $|A|$ を 180 とし、 $|V|$ を 162 とした。

図 6(a) は部品に付与するラベルを $1/V(c) \times 1/1000$ から $1/V(c) \times 1000$ まで変更した場合のそれぞれのクエリモデル、Clutch 1, Die 1, Gear 1, Mold 1 の正解率について示している。すべてのクエリモデルについて、 $1/V(c)$ の場合に最も正解率が高くなることから、提案手法の有効性を示している。

図 6(c) は部品に付与するラベルを $1/V(c) \times 1/1000$ から $1/V(c) \times 1000$ まで変更し、Clutch 1 をクエリモデルとした場合の平均した類似度との比率を示している。ここで示されている、平均した類似度は 4.2 の式 2 である。エラーバーの最小値と最大値はそれぞれ、式 3, 4 で示されている通りである。部品に付与するラベルを変更しても、エラーバーの範囲はあまり変化しない。

図 6(c) は部品に付与するラベルを $1/V(c) \times 1/1000$ から $1/V(c) \times 1000$ まで変更した場合のクエリモデルとデータベース内の 1 つのモデルとの平均した類似度の計算時間について示している。部品に付与する値は、計算時間にはあまり影響しない。

4.4 計算量の削減による識別の影響

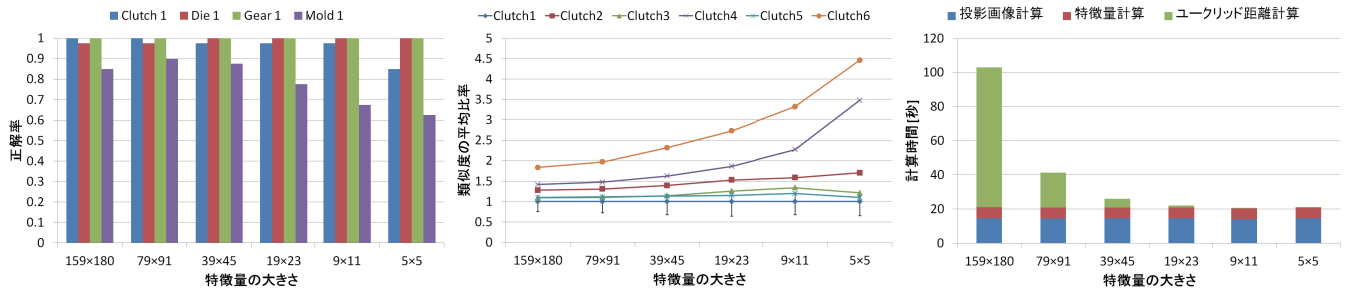
4.2 で述べたように、モデル間の類似度計算において、最も処理時間がかかっているのが、ユークリッド距離計算である。これを短縮するために行った実験が Algorithm 1 における 2 次元配列 $F(m[c_i], v_j)$ や $f(r(p(m[c_i], a_j)))$ で表される、特徴量において高周波成分を除く場合と、2 次元配列 $p(m[c_i], v_j)$ で表される、投影画像に対しての 2 次元ラドン変換の間隔を変更する場合である。

4.4.1 高周波成分を除いた場合

フーリエ変換によって得られる振幅スペクトルは低周波成分が高周波成分と比べて非常に大きいため、本稿のように 2 つのアセンブリモデルの特徴量をユークリッド空間におけるベクトルとしユークリッド距離で計算する場合に、類似度における低周波の影響も大きい。そこで、低周波成分のみを用いて、投影画像間の類似度を計算しても影響が少ないことが考えられる。しかし、高周波成分にも、モデルの形状についての重要な情報も含まれているために、高周波成分を大幅に減少させると、クエリモデルの正解率に影響を与える場合も考えられる。

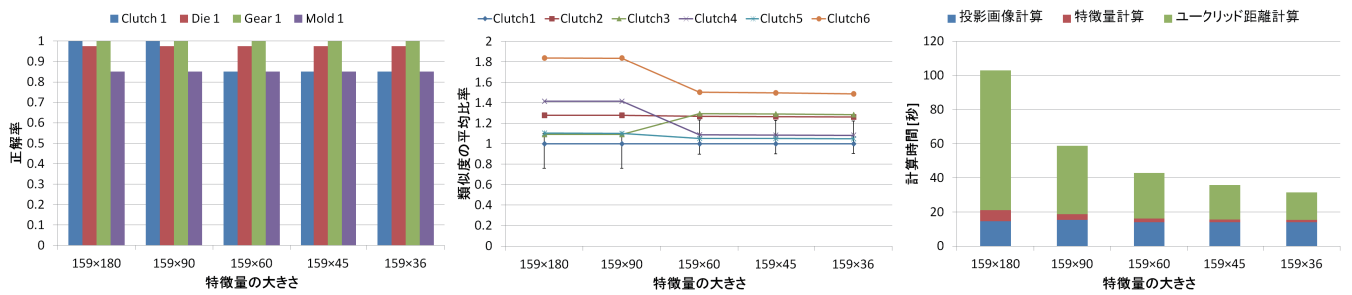
高周波成分を特徴量の大きさを従来と同じ、 159×180 から、 79×91 , 39×45 , 19×23 , 9×11 , 5×5 まで変更して実験を行った。また、Algorithm 1 における $|A|$ を 180 とし、 $|V|$ は 162 とした。

図 7(a) は、特徴量の大きさにおける、それぞれのクエリモ



(a) それぞれのクエリモデルにおける正解率 (b) クエリモデルである Clutch 1 とデータベースモデルである, Clutch のそれぞれのタイプとの平均した類似度との比率 (c) クエリモデルとデータベースモデル内の 1 つのモデルとの平均した類似度の計算時間

図 7: 高周波成分を除くことによる影響



(a) それぞれのクエリモデルにおける正解率 (b) クエリモデルである Clutch 1 とデータベースモデルである, Clutch のそれぞれのタイプとの平均した類似度との比率 (c) クエリモデルとデータベースモデル内の 1 つのモデルとの平均した類似度の計算時間

図 8: 2次元ラドン変換の間隔による影響

デル, Clutch 1, Die 1, Gear 1, Mold 1 の正解率を示している. ここで示されている, 正解率は 4.2 の式 1 である. 特徴量の大きさを従来の 159x180 から 39x45 まで高周波成分を除いても, それぞれのクエリモデルの正解率は 0.85 以上である.

図 7(b) は Clutch 1 とデータベースモデルとの平均類似度の比率を示している. ここで示されている, 平均類似度は 4.2 の式 2 である. エラーバーの最小値と最大値はそれぞれ, 式 3, 4 で示されている通りである. 特徴量の大きさにかかわらず, 図 7(a) の正解率が高い場合に, 図 7(b) のエラーバーの範囲は狭くなる.

図 7(c) は, 特徴量の大きさによる, クエリモデルとデータベースモデル内の 1 つのモデルとの平均した類似度計算についての計算時間を示している. 特徴量の大きさが減少するごとにユークリッド距離計算の処理時間は短縮している.

4.4.2 2次元ラドン変換の間隔を変更した場合

2次元ラドン変換の間隔を変更することにより, 2次元ラドン変換やフーリエ変換の特徴量計算や投影画像間の類似度計算である, ユークリッド距離においても計算量を減少させ, 処理時間を短縮することが期待できる. 投影画像の離散 2次元ラドン変換には, 表 2 の n を 1, 2, 3, 4, 5 と変更させたため,

Algorithm 1 における $|A|$ はそれぞれ 180, 36, 18, 9, 6 となる. このとき, 特徴量の大きさはそれぞれ, 159x180, 159x90, 159x60, 159x45, 159x36 となる. また, $|V|$ は 162 とした.

図 8(a) は特徴量の大きさによるそれぞれのクエリモデルの正解率を示している. n を 1 から 5 まで変更しても, それぞれのクエリモデルの正解率は 0.85 以上だった.

図 8(b) は特徴量の大きさによる平均類似度の比率を示している. ここで示されている, 平均類似度は 4.2 の式 2 である. エラーバーの最小値と最大値はそれぞれ, 式 3, 4 で示されている通りである. 特徴量の大きさにかかわらず, エラーバーの範囲はあまり変化しない.

また, 図 8(c) は特徴量の大きさによるクエリモデルとデータベースモデルの内の 1 つのモデルとの類似度計算についての計算時間を示している. $n = 5$ のとき, $n = 1$ の場合と比べて, ユークリッド距離計算や, 投影画像の計算時間, 特徴量の計算時間までも短縮できている.

5. 結論と今後の課題

本稿では, 投影画像を用いて, 3次元 CAD アセンブリモデルの形状や部品の数だけでなく, 部品の配置まで考慮した検索

手法を提案した。また、部品に対してのラベル付けが予めユーザやモデルで統一されていない場合を想定した。そのような場合でも、モデル間の類似度が一意に決まるように、構成部品の種類ごとに3次元配列の要素数を基にラベルを再付与した。我々は、提案手法の評価に4種類のモデルに対して、部品の配置が異なる6タイプのモデルをデータベースモデルとして用意し、実験結果から、提案手法の有効性を示した。また、特徴量における高周波成分の削減や、投影画像に対しての2次元ラドン変換の間隔を変更することで、計算量を削減しても識別精度には影響しないことを示した。今後は、3次元CADアセンブリモデルの検索の処理時間を短縮した場合でも、より良い識別精度をもつ検索手法の提案が必要である。

文 献

- [1] K. Katayama and T. Sato, "Matching 3D CAD Assembly Models with Different Layouts of Components using Projections," IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E98-D(6), pp.1247-1250, 2015
- [2] D.Y. Chen, X.P. Tian, Y.T. Shen, and M. Ouhyoung, "On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval," Computer Graphics Forum, vol.22, no.3, pp.223-232, 2003
- [3] T. Furuya, R. Ohbuchi, "Dense Sampling and Fast Encoding for 3D Model Retrieval Using Bag-of-Visual Features," Proc. ACM International Conference on Image and Video Retrieval 2009
- [4] D.G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," Int'l Journal of Computer Vision, 60(2), 2004
- [5] P. Papadakis, I. Pratikakis, T. Theoharis, G. Passalis, S. Perantonis, "3D Object Retrieval using an Efficient and Compact Hybrid Shape Descriptor," Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval, 2008
- [6] A.S. Deshmukh, A.G. Banerjee, S.K.G. Ram, D. Sriam, "Content-based assembly search: A step towards assembly reuse," Computer-aided Design, Volume 40, pp.244-261, 2008
- [7] K.M. Hu, B. Wang, J.H. Yong, J.C. Paul, "Relaxed lightweight assembly retrieval using vector space model," Computer-aided Design, Volume 45, Issue 3, pp.244-261, 2008
- [8] GrabCAD. <http://grabcad.com/library>.