

球面調和関数を用いた部品配置の異なる 3 次元アセンブリモデルの検索手法

長山 大輔[†] 片山 薫[†]

[†] 首都大学東京 システムデザイン研究科 情報通信システム学域 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6
E-mail: [†]nagayama-daisuke@ed.tmu.ac.jp, ^{††}kaoru@tmu.ac.jp

あらまし 近年, 3 次元 CAD ソフトウェアを使用してアセンブリモデルを構築して製品を設計することが一般的になっている. アセンブリモデルを検索する手法として複数の視点からの投影画像を使用する手法があるが, 特徴量のサイズが大きく, 視点同士の対応付けのために類似度計算に時間がかかる問題がある. 本稿では, 複数の視点からの投影画像を球上の値とみなし, 球面調和変換を利用して特徴量を得る. 先行研究に比べ, 特徴量のサイズが 90% 以上削減され, 類似度計算にかかる時間が最大 50% 削減された. その結果, より解像度が高い投影の作成や, より多くの投影画像を扱うことが可能になり, より複雑なアセンブリモデルの検索が可能になった.

キーワード 3 次元モデル, 投影画像, アセンブリ構造, 球面調和関数

1 はじめに

近年, GPU 性能の大幅な向上や低価格帯 3D プリンタ, 材料の普及により, 製造業などでは 3 次元モデルによるものづくりが広く普及している. 自動車や携帯電話, 建築物といった分野では, 設計や強度解析に CAD などのデジタルモデリングソフトによる 3 次元モデルが利用されており, また, 工業分野だけでなく教育・医療など様々な分野でも 3 次元モデルは利用されており, 3 次元モデルのデータ量は年々増加している. 3 次元モデルデータには技術者のノウハウが織り込まれており, 既存の 3 次元モデルデータを参照することで, モデルデータそのものに加え, モデルの強度解析や生産工程, 加工のための工具の情報, コストなどの情報などエンジニアリングに関わる全ての情報を利用することができる. そのため, 既存の 3 次元モデルを再利用することで, 3 次元モデルの設計者は新しい製品を効率よく設計することが可能となる. そのため, 3 次元モデルの検索に関する研究はこれまで多くなされてきており, 例えば, 飛行機や自動車を識別するような形状類似モデルの検索を対象とする手法が多く研究されてきた [1].

しかし, 機械設計などの工業分野では, 部品の組み合わせで 1 つのモデルを構築する 3 次元 CAD アセンブリモデル (以下アセンブリモデル) を用いて設計することが一般的になっている. 例として Gear と呼ばれるアセンブリモデルの形状と内部構造を図 1 に示す. 図 1 の Gear は Cover, Bolt, Cap, Planet, Output, Shaft, Spacer Case の 6 種類の部品から構成されている. また Bolt と Planet のように部品の色が異なる箇所は, 例えば同じ形状でも材質が異なる部品を区別するために異なるラベルを付与している場合を想定している. このような内部構造や部品の情報の微妙な違いも考慮して識別し, 形状・内部構造ともに同一なモデルを検索できるような手法が確立されれば, より効率的にアセンブリモデルを扱うことができ

る. また, 部品の種類ごとに付与されるラベルについて, 事前に対象データベース内で統一されている場合には付与されたラベル値をもとに対応する部品を決定することができるが, 例えばモデルの作成者が違うために同じ基準でラベルが振られていない等, 振られているラベル値があてにならない場合も考えられる. ラベルの統一をあらかじめ行うにしても, データベースのモデル数が多くなれば多くなるほど, ラベルの統一は現実的ではなくなる. ラベルが統一されていない場合には, 比較する部品の対応関係が分からないことを前提に検索手法を考える必要がある. よって, このような部品の対応関係が分からないことを考慮した上で, 内部構造の微妙な違いも考慮して識別し, 形状・内部構造ともに同一なモデルを検索できるような手法を考える必要がある.

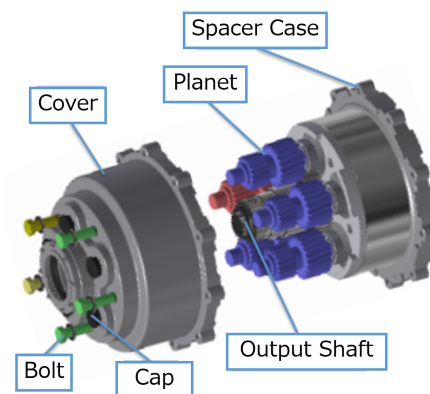


図 1: Gear モデルの形状と内部構造

アセンブリモデルの形状と内部構造を考慮した同一モデル検索手法として, 多視点レンダリングした透過投影画像を用いた検索手法 [2] がある. 複数枚の投影画像の特徴量をそれぞれ計算して, それらの集合を 3 次元モデルの特徴量とする手法である. この手法では以下の手順で特徴量を構築する. 前処理とし

て部品の種類ごとに体積の逆数に基づいたラベル付けを行い、アセンブリモデルの周囲から多数の透過投影画像をとる。すると、投影視点に対応した、アセンブリモデルの内部構造や部品の配置の情報が含まれた投影画像が得られる。投影画像に対して2次元ラドン変換と動径方向離散フーリエ変換を行うことで、投影画像の面内における回転と平行移動について不変な特徴量が得られる。多視点レンダリングと（面内で）回転不変な画像の全体特徴を組み合わせた手法では、視点数を十分取れば、元々のアセンブリモデルの回転に不変な検索が可能になる。しかし、1つのモデルを視点の数だけの特徴の集合で記述するため、モデル1対の比較は特徴集合と特徴集合の比較になり、計算コストが高いという問題点がある。3次元モデル検索では、データベースモデルの数が増えればそれだけモデル間の類似度を計算する回数が増えるため、類似度計算の計算コストは3次元モデル検索全体の処理時間に大きく影響する。

そこで本稿では、部品の対応関係が分からないようなアセンブリモデルを対象として、多視点レンダリングした投影画像と球面調和変換を利用し、形状・内部構造ともに同一なモデルを検索する手法を提案する。その際、多視点レンダリングした投影画像による特徴集合を、球面調和変換を用いて1つの特徴量に統合することで、より効率的な同一モデル検索手法を実現する。多視点レンダリングした投影画像について、アセンブリモデルの1次元投影を使用する手法（以下提案手法（1D 投影））とアセンブリモデルの2次元投影を使用する手法（以下提案手法（2D 投影））の2つの手法を提案する。

提案手法（1D 投影）では、1次元投影計算、離散フーリエ変換、球面調和変換を用いて、回転と平行移動に不変なアセンブリモデルの特徴量を構築することで同一モデル検索を行う。アセンブリモデルを構成する部品ごとに以下の手順で特徴量を計算する。まず、モデルの周囲からの1次元投影を作成した後、各投影につい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得ることで、元々のモデルの平行移動に不変な特徴になる。そして、それぞれの投影角度に対応した振幅スペクトルの集合を、角度 $\times$ 周波数の2次元行列だとみなす。この行列を角度方向の各列に分け、それぞれ球面場と見なし、球面調和変換を行い、次数ごとのノルムを求めることで元々のモデルの回転に不変な特徴を得る。最後に、各球面場のノルムを順に並べることで最終的な部品の特徴量が得られる。また、アセンブリモデル間の距離は部品同士の特徴量のユークリッド距離の総和が最小となるとき値として、アセンブリモデル間の類似度はその逆数とする。

提案手法（2D 投影）では、2次元投影計算、2次元ラドン変換、離散フーリエ変換、球面調和変換を用いて、回転と平行移動に不変なアセンブリモデルの特徴量を構築することで同一モデル検索を行う。アセンブリモデルを構成する部品ごとに以下の手順で特徴量を計算する。まず、球面直交座標に基づいて周囲からの2次元投影を作成した後、各投影について2次元ラドン変換を行い、動径方向に離散フーリエ変換を行い振幅スペクトルを得ることで、2次元投影の面内における回転と平行移動について不変な特徴になる。そして、それぞれの投影角度に

対応した振幅スペクトルを角度 $\times$ 周波数の2次元行列に整列させる。以降は提案手法（1D 投影）の球面調和変換以降と同様の手順で、最終的な部品の特徴量が得られる。また、アセンブリモデル間の距離と類似度の計算方法については提案手法（1D 投影）と同様である。

評価実験として、まず、データベースモデルに部品配置が異なるアセンブリモデルを15種類用意し、それらのモデルに対して内部の部品の配置が異なるモデルをそれぞれ5タイプ、計75個用意し、提案手法（1D 投影）で同一モデル検索を行い各クエリモデルと各データベースモデルとの類似度を評価した。次に、先行研究である Katayama ら [2] の手法と提案手法2種による同一モデル検索で、クエリモデル1つあたりにかかる処理時間を比較評価した。加えて、先行研究と提案手法2種で、投影枚数を変化させたときの、部品1つあたりの特徴量のサイズと正答率の関係を比較評価した。最後に、先行研究と提案手法2種について、投影枚数を変化させたときの手法ごとの同一モデル検索の正答率を評価した。

2 関連研究

これまで、3次元モデルの検索に関する研究は多く行われてきた [1]。例えば、Chen ら [3] は多視点レンダリングに基づく Light Field Descriptor (LFD) という形状モデル検索法を提案している。LFD ではモデルを中心とした正十二面体の頂点からレンダリングし、得られたシルエット画像の周波数スペクトルやツェルニケモーメントを特徴量として検索しており、これにより3次元モデルが回転していても検索を可能にしている。平行移動と大きさについてはレンダリング前に行う姿勢正規化で対応している。また、Knopp ら [4] は3次元ボクセルグリッドから直接 SIFT, SURF 特徴量を抽出して利用することにより3次元形状を識別する手法を提案している。

本稿でも用いている球面調和関数を用いた3次元モデル検索の研究も多くある。Kazhdan ら [5] の手法では、ボクセル化した3次元モデルをシェルサンプリング（同心球状サンプリング）し、各球面をそれぞれ球面調和変換して次数ごとのノルムを計算することでモデルの回転に不変な特徴量を構成している。しかし、この手法ではモデルの中心が揃っている必要があるため事前の平行移動正規化が必要になる。加えて、シェルサンプリングによる各球面の間の連続性が考慮されていないという問題がある。その後、Papadakis ら [6] が提案した手法では、6つの軸からの深さ画像に対して離散フーリエ変換を行った2次元特徴量と、Kazhdan ら [5] が提案したシェルサンプリングと球面調和変換を用いた3次元特徴量とを合わせて、これをモデル全体の特徴量とした手法を用いている。深さ画像による2次元特徴量を組み合わせることによって、Kazhdan ら [5] の手法にあったシェルサンプリングによる各球面の間の連続性が考慮されていないという問題を解決している。ただし、モデルの回転と平行移動については事前の正規化に任せている。球面調和関数を用いたこれらの手法は、3次元モデルを対象とした形状が類似するモデルの検索手法であり、本稿の目的であるアセンブ

リモデルを対象とする形状・内部構造を考慮した同一モデル検索に関する研究はまだなされていない。

また、アセンブリモデルを対象としたモデル検索手法として、Deshmukh ら [7] はモデルの構成部品を頂点としたグラフに変換し、グラフ検索を行うことでモデルの内部構造を識別するモデル検索を提案している。また、Hu ら [8] はアセンブリモデルを部品ごとに分けた上で、Chen ら [3] の LFD を特徴量として使用するモデル検索を提案している。しかし、これらの手法はアセンブリ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種類といった内部構造までは考慮されていない我々の提案手法とは異なる。

アセンブリモデルの形状・内部構造を考慮したモデル検索の先行研究には、Katayama ら [2] が提案した手法がある。この手法では、アセンブリモデルを多視点レンダリングして投影画像を計算し、得られた投影画像に対して部品の体積の逆数の重み付けを行う。その後、2次元ラドン変換、2次元離散フーリエ変換の順に計算し振幅スペクトルを得ることで、アセンブリモデルの回転と平行移動について不変な特徴量を計算する。モデル間の類似度は、それらのモデルの特徴量間のユークリッド距離を計算することで決定する。この類似度計算をデータベースモデル全てに対して総当たりで行い最近傍となったモデルをクエリモデルに対する完全一致モデルとする。この手法により、高い精度でアセンブリモデルの形状・内部構造を考慮した同一モデル検索を行うことができる。しかし、1つのモデルを投影視点の数だけの特徴の集合で記述するため、モデル1対の比較は特徴集合と特徴集合の比較になり、計算コストが高いという問題点がある。3次元モデル検索では、データベースモデルの数が増えればそれだけモデル間の類似度を計算する回数が増えるため、類似度計算の計算コストは3次元モデル検索全体の処理時間に大きく影響する。本稿の提案手法では、多視点レンダリングによる特徴集合を球面調和変換によって一つの特徴量に統合することで特徴量のサイズを削減し、類似度計算にかかる時間を減らす手法を提案する。

加えて、多視点レンダリングした特徴集合の計算コストを下げる研究には、Ansary ら [9] の手法がある。この手法では、機械学習によって弁別性の高い少数の視点を選び出すことによって、類似度計算の手間を減らしている。別の手法では、Furuya ら [10] は多視点の画像群から抽出した多数の深さ画像による局所特徴を、Bag-Of-Feature (BOF) 法を用いて3次元モデルあたり1つの SIFT 特徴に統合することで類似度計算の計算コストを下げている。これらの研究は3次元モデルを対象とした形状が類似するモデルの検索手法であり、アセンブリモデルの同一モデル検索を目的とする本稿とは異なる。

本研究では、アセンブリモデルの部品ごとに回転と平行移動について不変な特徴量を構成することによって、アセンブリモデルを対象とする形状・内部構造どちらも考慮した同一モデル検索に関する球面調和関数に基づいた手法を提案する。この際、多視点レンダリングによる特徴集合を球面調和変換によって一つの特徴量に統合することで類似度計算の計算コストを削減するが、同様の手法の研究はこれまでなされていない。

3 提案手法

球面調和変換を用いて部品の対応関係が未知であるような3次元アセンブリモデルの形状・内部構造を考慮した同一モデル検索手法を提案する。我々は2つの手法を提案する。特徴量の抽出に際し、3次元モデルの1次元投影を使用する手法と3次元モデルの2次元投影を使用する手法の2つであり、それぞれ提案手法(1D 投影)、提案手法(2D 投影)と表記する。検索に用いるアセンブリモデルは部品ごとに分かれたポリゴンメッシュ頂点データである。また、付随ファイルにて部品の種類ごとのラベルが指定される。

3.1 提案手法(1D 投影)

提案手法(1D 投影)では、3次元モデルの1次元投影から特徴量を構成し、その特徴量をもとに同一モデル検索を行う。その後、離散フーリエ変換、球面調和変換を用いて回転と平行移動に不変なアセンブリモデルの特徴量を構築する。

3.1.1 提案手法(1D 投影): 特徴量の抽出

提案手法(1D 投影)でのアセンブリモデルの部品から特徴量を得る手順を図2に示す。また、特徴量の抽出の手順を Algorithm 1 に示し、重み付け1次元投影の手順を Algorithm 2 に示す。

本稿では、アセンブリモデルをラベルの異なる部品ごとに分解し、それぞれの部品ごとに特徴量を計算する。始めに、モデルの周囲からの重み付け1次元投影を作成する。そして、各1次元投影を動径方向に離散フーリエ変換することによって、各投影視点ごとに対応した元々のモデルの平行移動に不変な振幅スペクトルが得られる。こうして得られた投影角度ごとの振幅スペクトルを1つの特徴量に統合する。始めに、それぞれの投影角度に対応した振幅スペクトルの集合を、角度×周波数の2次元行列だと見なす。次に、この行列を角度方向の各列に分け、それぞれ球面場と見なして球面調和変換を行う。そして、次数ごとのノルムを求めることで元々のモデルの回転に不変な特徴量を得る。最後に、各球面場のノルムを順に並べることで最終的な部品の特徴量が得られる。

ここで、2次元球面上のサンプリング定理(Driscoll ら [11])に従い、帯域幅 B で帯域制限されている場合、つまり $l \geq B$ についての球面調和係数が0のとき、元の関数は Gauss の求積法によって、 $B \times (2B - 1)$ 個のサンプリング点から復元できる。したがって、Algorithm 1 での球面調和係数の最大展開次数 L は、 $\lceil \sqrt{\Theta \times \Phi} \rceil + 1$ であれば十分である。

3.1.2 提案手法(1D 投影): 類似度計算

特徴量から2つのアセンブリモデル間の距離を計算する手順を図3、図4に示す。また、2つのアセンブリモデルの部品間の距離を計算する手順を Algorithm 3 に示す。アセンブリモデルの特徴量は3次元配列であり、部品ごとの特徴量である2次元配列をまとめたもので表される。部品同士の距離はそれぞれの特徴量のユークリッド距離で表す。2つのアセンブリモデルの距離を求めるには、始めに、図3にあるように、それぞれの部

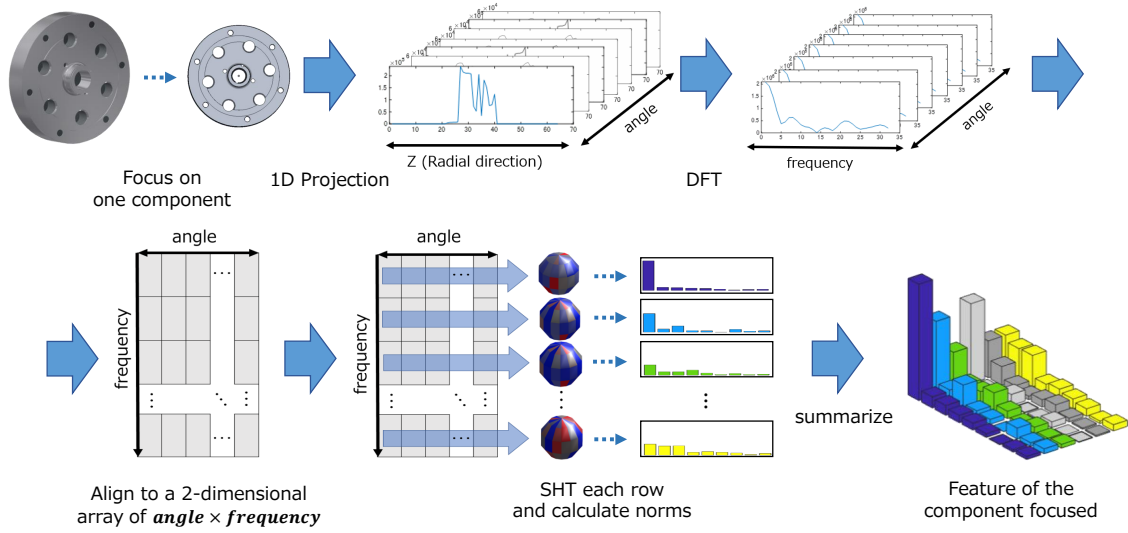


図 2: 提案手法 (1D 投影): アセンブリモデルの部品から特徴量を得る手順

Algorithm 1 ComputeFeature1D(s, R, Θ, Φ, N, L)

Input: アセンブリモデル m , アセンブリモデルの部品 s , 原点からの距離 R , 極角 Θ , 方位角 Φ , 離散フーリエ係数の最高周波数を指定する正の整数 N , 球面調和係数の最大次数を指定する 0 以上の整数 L

Output: s の特徴量 sfp

```

1:  $p \leftarrow \text{ComputeWeighted1DProjection}(m, s, R, \Theta, \Phi)$ 
2: サイズ  $\Theta \times \Phi \times N$  の 3 次元配列  $fp$  を初期化する
3: for each  $(\theta, \phi) \in \Theta \times \Phi$  do
4:    $p(r, \theta, \phi)$  を  $r$  方向に離散フーリエ変換する
5:   周波数  $n = 0, \dots, N-1$  についての振幅スペクトルを 3 次元配列  $fp(\theta, \phi, n)$  に格納する
6: end for
7: サイズ  $N \times L$  の 2 次元配列  $sfp$  を初期化する
8: for  $n = 1$  to  $N$  do
9:    $fp(\theta, \phi, n)$  を次数 0 to  $L$  の範囲で球面調和変換する
10:  球面調和係数の次数ごとのノルムの合計を求めて, 2 次元配列  $sfp(n, l)$  に格納する ( $l = 0, \dots, L$  and  $n = 0, \dots, N-1$ )
11: end for
12: return  $sfp(n, l)$ 

```

Algorithm 2 ComputeWeighted1DProjection(s, R, Θ, Φ)

Input: アセンブリモデル m , アセンブリモデルの部品 s , 1 次元投影のサイズ R , 極角 Θ , 方位角 Φ

Output: s の重み付け 1 次元投影の結果 p

```

1: サイズ  $R \times \Theta \times \Phi$  の 3 次元配列  $p$  を初期化する
2:  $S(m) \leftarrow m$  の部品の集合
3: for all  $(\theta, \phi) \in \Theta \times \Phi$  do
4:    $v^s \leftarrow 0$ 
5:    $v^{S(m) \setminus s} \leftarrow 0$ 
6:   for all  $r \in R$  do
7:      $(r, \theta, \phi)$  で定義された平面による, 部品  $s$  の断面積  $a(s, r)$  と他の部品  $S(m) \setminus s$  の断面積  $a(S(m) \setminus s, r)$  を求める
8:      $v^s \leftarrow v^s + a(s, r)$ 
9:      $v^{S(m) \setminus s} \leftarrow v^{S(m) \setminus s} + a(S(m) \setminus s, r)$ 
10:   end for
11:   for all  $r \in R$  do
12:      $p(r, \theta, \phi) \leftarrow \frac{a(s, r)}{v^s} + \frac{a(S(m) \setminus s, r)}{v^{S(m) \setminus s}}$ 
13:   end for
14: end for
15: return  $p$ 

```

品の間のユークリッド距離をすべて調べる。そして、得られた部品間の距離の行列から、ユークリッド距離の合計が最小になる組み合わせを求める。本稿では、最適な組み合わせを求めるために Munkres の割り当てアルゴリズム (ハンガリー法) [12] を利用した。最後に、図 4 にあるように、その組み合わせの合計値を 2 つのアセンブリモデルの距離とする。また、類似度は距離の逆数とする。

3.2 提案手法 (2D 投影)

提案手法 (2D 投影) では、3 次元モデルの 2 次元投影から特徴量を構成し、その特徴量をもとに同一モデル検索を行う。全体の特徴量抽出の手順は提案手法 (1D 投影) と似ているが、投影からモデルの姿勢変化について不変な特徴を得るための処理が異なっている。提案手法 (2D 投影) では、2 次元投影計

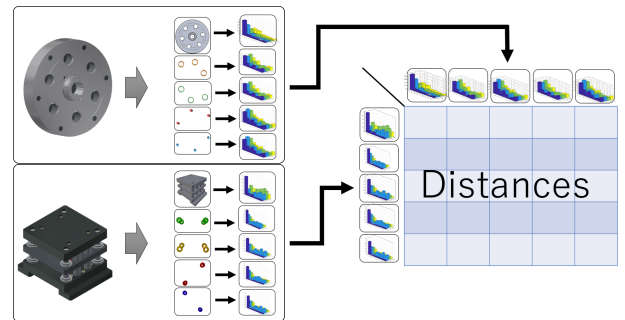


図 3: 2 つのアセンブリモデルの特徴量比較

算, 2 次元ラドン変換, 離散フーリエ変換, 球面調和変換を用いて回転と平行移動に不変なアセンブリモデルの特徴量を構築する。

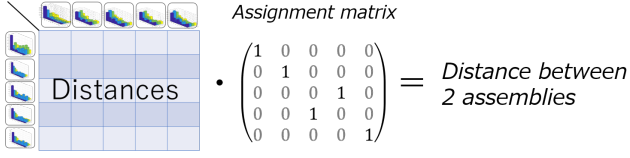


図 4: 部品間の距離から 2 つのアセンブリモデルの距離を求める

Algorithm 3 ComputeDistance($m^d, m^q, R, \Theta, \Phi, N, L$)

Input: データベースモデル m^d , クエリモデル m^q , 原点からの距離 R , 極角 Θ , 方位角 Φ , 離散フーリエ係数の最高周波数を指定する正の整数 N , 球面調和係数の最大次数を指定する 0 以上の整数 L

Output: m^d と m^q の各部品間の距離 sd

```

1:  $S(m^d) \leftarrow m^d$  の部品の集合
2:  $S(m^q) \leftarrow m^q$  の部品の集合
3: if  $|S(m^d)| = |S(m^q)|$  then
4:   サイズ  $|S(m^d)| \times |S(m^q)|$  の配列  $sd$  を初期化する
5:   for all  $s_i^d \in S(m^d)$  do
6:      $sfp[s_i^d] \leftarrow \text{ComputeFeature1D/2D}(s_i^d, R, \Theta, \Phi, N, L)$ 
7:   end for
8:   for all  $s_j^q \in S(m^q)$  do
9:      $sfp[s_j^q] \leftarrow \text{ComputeFeature1D/2D}(s_j^q, R, \Theta, \Phi, N, L)$ 
10:  end for
11:  for all  $(s_i^d, s_j^q) \in S(m^d) \times S(m^q)$  do
12:     $sd(s_i^d, s_j^q) \leftarrow 0$ 
13:    for all  $(n, l) \in N \times L$  do
14:       $sd(s_i^d, s_j^q) \leftarrow sd(s_i^d, s_j^q) + ||sfp[s_i^d](n, l) - sfp[s_j^q](n, l)||$ 
15:    end for
16:  end for
17: else
18:   サイズ  $|S(m^d)| \times |S(m^q)|$  の配列  $sd$  の各要素を  $\infty$  で初期化する
19: end if
20: return  $sd$ 

```

3.2.1 提案手法 (2D 投影): 特徴量の抽出

提案手法 (2D 投影) によってアセンブリモデルの部品から特徴量を得る手順を図 5 に示す。また、特徴量の抽出の手順を Algorithm 4 に示し、重み付け 2 次元投影の作成手順を Algorithm 5 に示す。図 5 より、アセンブリモデルを構成する部品ごとに以下の手順で特徴量を計算する。まず、モデルの周囲から重み付け 2 次元投影を作成する。次に、各 2 次元投影に 2 次元ラドン変換を行うことで、動径方向 $\times$ 角度方向の 2 次元配列に変換する。得られた 2 次元配列について、動径方向に離散フーリエ変換を行い振幅スペクトルを得ることで、元々のモデルの平行移動に不変な特徴が得られる。続けて、角度方向に離散フーリエ変換を行い振幅スペクトルを得ることで、2 次元投影の面内における回転と平行移動について不変な特徴が得られる。ここまでの手順で、投影角度ごとに元々のモデルの回転と平行移動について不変な 2 次元配列特徴量が得られたことになる。ここで、投影角度ごとの 2 次元配列特徴量を 1 列に並べて 1 次元配列にすると、それぞれの投影角度 $\times$ 周波数の 2 次元行列になる。これは提案手法 (1D 投影) の球面調和変換による

処理の直前の形と同じであり、提案手法 (1D 投影) と同様に球面調和変換による特徴量の統合ができる。したがって、以降は提案手法 (1D 投影) と同様の手順で、最終的な部品の特徴量を得る。

Algorithm 4 ComputeFeature2D(s, R, Θ, Φ, N, L)

Input: アセンブリモデル m , アセンブリモデルの部品 s , 投影のサイズ R , 極角 Θ , 方位角 Φ , 離散フーリエ係数の最高周波数を指定する正の整数 N , 球面調和係数の最大次数を指定する 0 以上の整数 L , 2 次元ラドン変換の角度 A

Output: s の特徴量 $smffrp$

```

1: for each  $(\theta, \phi) \in \Theta \times \Phi$  do
2:    $p(\theta, \phi) \leftarrow \text{ComputeWeighted2DProjection}(m, s, R, \theta, \phi)$ 
3:   for each  $a_k \in A$  ( $k = 1, \dots, |A|$ ) do
4:      $rp(\theta, \phi, k, R) \leftarrow p(\theta, \phi)$  の角度  $a_k$  の直線への 1 次元投影
5:   end for
6:    $rp(\theta, \phi, k, R)$  を  $R$  方向に離散フーリエ変換する
7:   周波数  $n = 0, \dots, N - 1$  についての振幅スペクトルを 4 次元配列  $frp(\theta, \phi, k, n)$  に格納する
8:    $frp(\theta, \phi, k, n)$  を  $k$  方向に離散フーリエ変換する
9:   周波数  $n = 0, \dots, N - 1$  についての振幅スペクトルを 4 次元配列  $ffrp(\theta, \phi, n, n)$  に格納する
10:   $ffrp(\theta, \phi, n, n)$  を 3 次元配列  $mffrp(\theta, \phi, Z)$  に成形する ( $z = 0, \dots, N^2 - 1$ )
11: end for
12: サイズ  $Z \times L$  の 2 次元配列  $smffrp$  を初期化する
13: for  $z = 1$  to  $|Z|$  do
14:    $mffrp(\theta, \phi, z)$  を次数 0 to  $L$  の範囲で球面調和変換する
15:   球面調和係数の次数ごとのノルムの合計を求めて、2 次元配列  $smffrp(z, l)$  に格納する ( $l = 0, \dots, L$  and  $z = 0, \dots, Z - 1$ )
16: end for
17: return  $smffrp(z, l)$ 

```

Algorithm 5 ComputeWeighted2DProjection(m, s, R, Θ, Φ)

Input: アセンブリモデル m , アセンブリモデルの部品 s , 投影のサイズ R , 極角 Θ , 方位角 Φ

Output: s の重み付け 2 次元投影の結果 p

```

1: サイズ  $R \times R \times \Theta \times \Phi$  の 4 次元配列  $p$  を初期化する
2:  $S(m) \leftarrow m$  の部品の集合
3: for all  $(\theta, \phi) \in \Theta \times \Phi$  do
4:    $v^s \leftarrow 0$ 
5:    $v^{S(m) \setminus s} \leftarrow 0$ 
6:   for all  $r \in R$  do
7:     角度  $(\theta, \phi)$  の平面への、部品  $s$  の投影画像  $a(s, r)$  と他の部品  $S(m) \setminus s$  の投影画像  $a(S(m) \setminus s, r)$  を求める
8:      $v^s \leftarrow v^s + a(s, r)$ 
9:      $v^{S(m) \setminus s} \leftarrow v^{S(m) \setminus s} + a(S(m) \setminus s, r)$ 
10:  end for
11:  for all  $r \in R$  do
12:     $p(r, r, \theta, \phi) \leftarrow \frac{a(s, r)}{\text{sum}(v^s)} + \frac{a(S(m) \setminus s, r)}{\text{sum}(v^{S(m) \setminus s})}$ 
13:  end for
14: end for
15: return  $p$ 

```

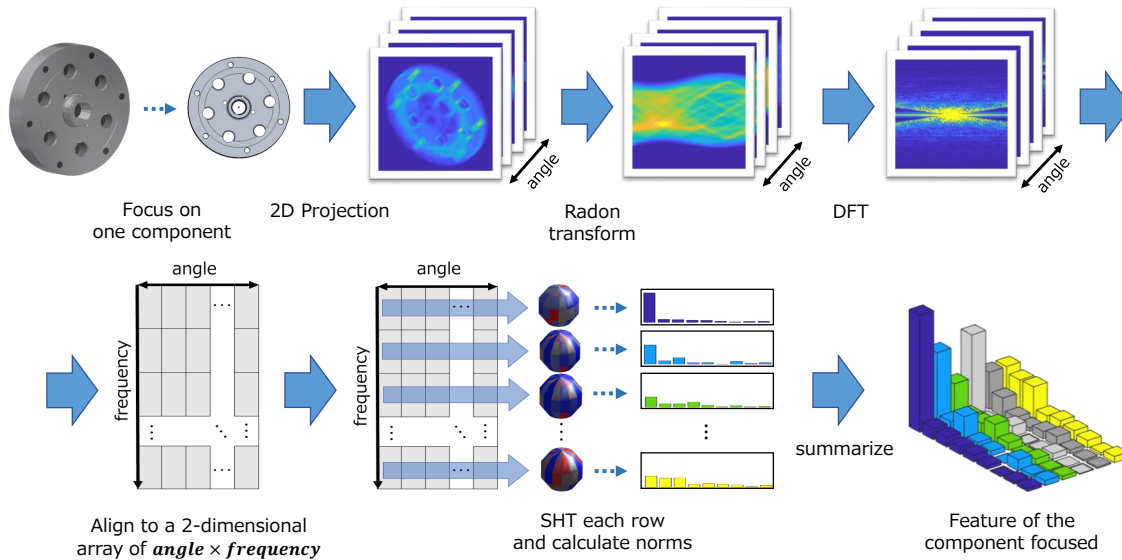


図 5: 提案手法 (2D 投影): アセンブリモデルの部品から特徴量を得る手順

3.2.2 提案手法 (2D 投影): 類似度計算

提案手法 (2D 投影) のアセンブリモデル間の距離の計算手法は提案手法 (1D 投影) の場合と同様であり, Algorithm3 の処理に従う。

- メモリ (RAM) : 32.0 GB
- ソフトウェア : MATLAB 2018b

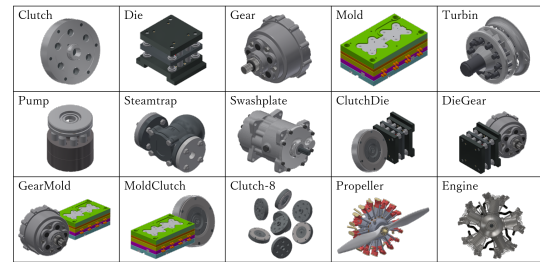


図 6: 使用したアセンブリモデル

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する. 本稿の評価実験では, 図 6 に示す 15 種類の 3 次元アセンブリモデルを使用する. これらは GrabCAD [13] から選んだモデルと, それらを複数結合したモデルである. ただし, 簡素化のためにいくつかの部品を除外する. 15 種類のアセンブリモデルのそれぞれについて, 部品配置が異なるタイプ 1 からタイプ 5 までを用意する. 図 7 では Pump モデルを例に示している. 使用されている部品の種類が異なることを色の違いで表現しており, 図 7 の (a)~(e) は, 全体の形状, 使用されている部品の形や個数は同じであるが, 互いに異なる部品配置になっている. これら, 15 種類 $\times$ 5 タイプの 75 個のモデルをデータベースモデルとする. ただし, データベースモデルにはランダムに回転と平行移動を加える. また, 各アセンブリモデルのタイプ 1 をクエリモデルとする. 実験の際には, データベースモデルと同様にランダムに回転と平行移動を加える. 先行研究での投影枚数は Geodesic Dome の頂点数によって決まるため, 投影枚数は 12 枚, 42 枚, 92 枚, 162 枚, 252 枚, 362 枚, 492 枚のいずれかとする. 提案手法での投影枚数は球面直交座標によって決まるため, 投影枚数は 12($= 3 \times 4$) 枚, 45($= 5 \times 9$) 枚, 91($= 7 \times 13$) 枚, 162($= 9 \times 18$) 枚, 253($= 11 \times 23$) 枚, 364($= 13 \times 28$) 枚, 495($= 15 \times 33$) 枚のいずれかとする. 投影のサイズである Algorithm1 における $|R|$ は 96 とし, Algorithm4 における $|R|$ は 96 とする. 本稿の評価実験に使用した PC 環境は以下の通りである.

- CPU: Intel®Core™i7-7700K @4.20 GHz
- OS : Windows10 Education 64 bit

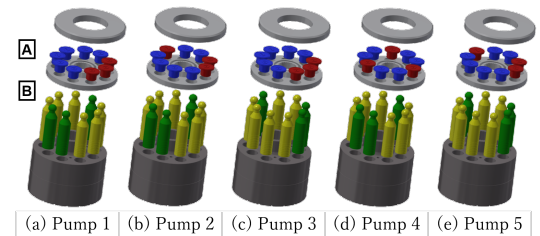


図 7: 部品のレイアウトが異なるアセンブリモデルの例

4.1 類似モデルの識別確認実験

提案手法 (1D 投影) によって同一モデル検索を行い, 各クエリモデルと各データベースモデルとの類似度を評価する. 投影枚数を 364($(|\Theta|, |\Phi|) = (13, 28)$) として同一モデル検索を行う. そのときの実験結果を図 8 に示す. 図 8 は, クエリモデルである 15 種類のアセンブリモデルとデータベースである 75 個との類似度を示している. 正解モデルは各モデルのタイプ 1 であり, 各折れ線の上に赤い菱形で示している. 図 8 より, 各クエリモデルについてそれぞれの正解モデルとの類似度が最も高い. また, クエリモデルと同じ種類のモデルとの類似度より他の種類のモデルとの類似度が高い場合もない. この結果から, 我々

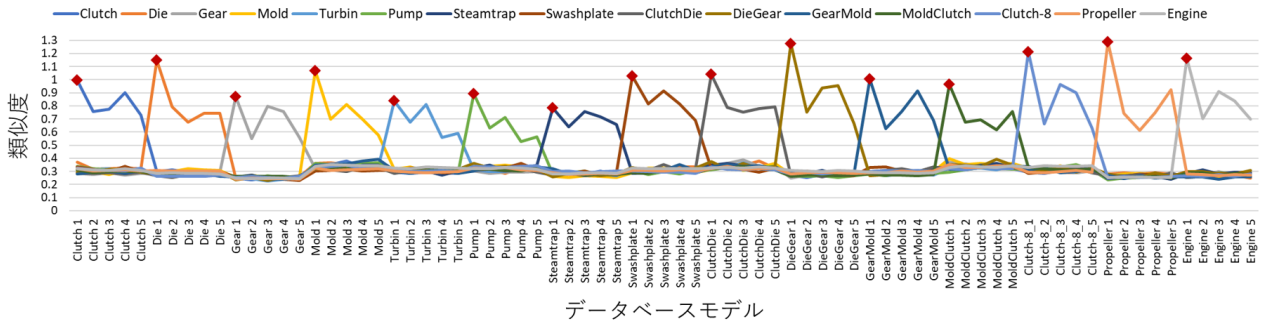


図 8: クエリモデルとデータベースとの類似度

の提案手法は形状の違いを識別できており、内部構造の異なるモデルも識別できていることが分かる。

4.2 先行研究との処理時間の比較実験

先行研究と提案手法（1D 投影）、提案手法（2D 投影）について、投影枚数を変化させたときの、クエリモデル 1 つあたりの同一モデル検索にかかる処理時間を比較する。投影枚数を変化させたときの、先行研究と提案手法（1D 投影）、提案手法（2D 投影）の処理時間の変化を図 9 に示す。先行研究の問題点は、アセンブリモデル間の類似度計算においての総当たり計算による視点の対応付けが必要であり、その分処理時間が長くなってしまう点である。図 9 より、投影枚数が 91 枚以上の場合は提案手法 2 種の方が全体の処理時間が短いことが分かる。提案手法 2 種は先行研究に比べ、類似度計算にかかる時間が最大 50%削減されている。また、全体の処理時間は最大 31%削減されている。この結果から提案手法は先行研究の問題点を解消できたと言える。しかし投影枚数が 91 枚より少ない場合は先行研究の方が全体の処理時間が短い。これは、投影枚数が小さい場合は、総当たり計算による視点の対応付けにかかる計算コストが小さいためだと考えられる。提案手法（1D 投影）と提案手法（2D 投影）の処理時間はほとんど変わらなかったが、提案手法（2D 投影）の方が特徴量計算にかかる時間が若干長い。これは、投影視点ごとに 2 次元投影の 2 次元ラドン変換を行うなど、提案手法（1D 投影）よりも特徴超量抽出にかかる処理が多いためだと考えられる。

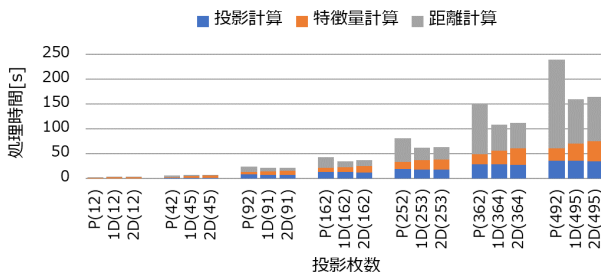


図 9: 投影枚数を変化させたときの処理時間の変化。横軸の括弧の中身は投影枚数（P：先行研究（Previous）、1D：提案手法（1D 投影）、2D：提案手法（2D 投影））

4.3 先行研究との特徴量のサイズの比較実験

先行研究と提案手法（1D 投影）、提案手法（2D 投影）について、部品 1 つあたりの特徴量のサイズと正答率の関係を評価する。投影枚数を変化させたときの部品 1 つあたりの特徴量のサイズと正答率の関係を図 10 に示す。横軸は対数軸である。図 10 より、提案手法（1D 投影）と提案手法（2D 投影）の特徴量のサイズは近い値である。これは、特徴量抽出における球面調和変換の処理で、最大展開次数が投影枚数に応じて決まるためである。そのため、投影枚数が同じであり投影のサイズも同じであるならば、特徴量のサイズも同じになる。図 10 より、提案手法 2 種は、先行研究と比較して約 100 分の 1 のサイズの特徴量で同一モデル検索が可能である。Algorithm4 での表記を流用すると、先行研究での特徴量のサイズは $\sqrt{2}|N| \times |A| \times$ 「投影枚数」と表され、提案手法での特徴量のサイズは $|L| \times |N|$ と表される。また、球面調和係数の最大次数 L は、2 次元球面上のサンプリング定理 [11] に従い、 $\lceil \sqrt{\text{投影枚数}} \rceil + 1$ である。したがって、投影枚数を M 、投影のサイズを R としたときの特徴量のサイズのオーダーは、先行研究は $O(M \times R)$ 、提案手法 2 種では $O(\sqrt{M} \times R)$ となる。このことから、投影枚数の増加による特徴量のサイズの増加は、提案手法 2 種の方が先行研究よりも緩やかであると言える。

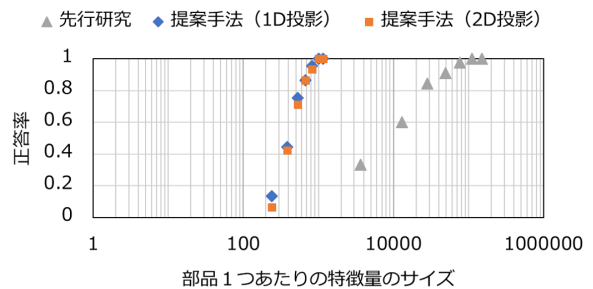


図 10: 投影枚数を変化させたときの部品 1 つあたりの特徴量のサイズと正答率の関係

4.4 手法ごとの正答率の比較実験

先行研究と提案手法（1D 投影）、提案手法（2D 投影）について、投影枚数を変化させたときの同一モデル検索の正答率を評価する。また、手法ごとの処理時間あたりの正答率を評価する。

投影枚数を変化させたときの手法ごとの正答率の変化を図 11 に示す。手法ごとのクエリ 1 件あたりの同一モデル検索にかかる処理時間と正答率の関係を図 12 に示す。

図 11 より、いずれの手法も投影枚数を増やすほど正答率が 100% に近づき、先行研究では投影枚数 362 枚のときに初めて正答率が 100% になり、提案手法（1D 投影）と提案手法（2D 投影）では投影枚数 364 枚 ($(|\Theta|, |\Phi|) = (13, 28)$) のときに初めて正答率が 100% になった。投影枚数が小さい場合は提案手法 2 種は先行研究よりも正答率が下回っている。これは、投影枚数の削減により角度方向の空間分解能が下がり、提案手法で球面調和変換する際に角度方向のエイリアシングが発生しているためと思われる。角度方向のエイリアシングを防ぐには元々のモデルの角度方向の複雑さ（周波数）に応じて投影枚数を増やすことが必要である。

また、図 12 より、提案手法 2 種はクエリ 1 件にかかる処理時間あたりの正答率は先行研究に近い値を取っており、クエリ 1 件にかかる処理時間が 20 秒以上の場合では先行研究の 90% 以上の正答率を出している。

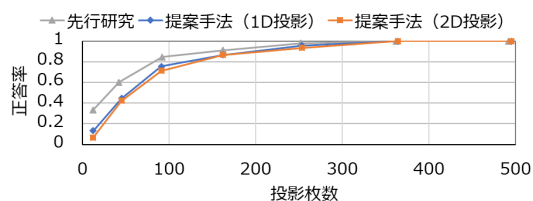


図 11: 投影枚数を変化させたときの手法ごとの正答率

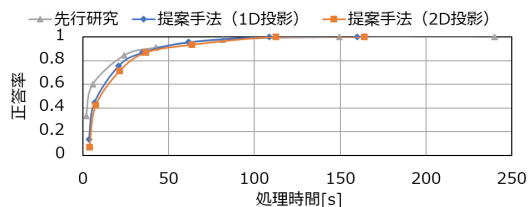


図 12: 手法ごとのクエリ 1 件あたりの同一モデル検索にかかる処理時間と正答率の関係

5 結論と今後の課題

本稿では、球面調和変換を用いて部品の対応関係が未知であるような 3 次元アセンブリモデルの形状・内部構造を考慮した同一モデル検索を提案した。アセンブリモデルを部品ごとに分け、それぞれ多視点レンダリングして投影を得る。1 次元投影の場合は動径方向に離散フーリエ変換を、2 次元投影の場合は 2 次元ラドン変換と離散フーリエ変換を、それぞれ使用することによって、投影視点ごとに対応した元々のモデルの平行移動に不変な特量が得られる。こうして得た特徴の集合を角度方向の各列ごとに球面調和変換を用いてノルムを求めることで、1 つの特徴量に統合する。この手法により、先行研究と比較して、類似度計算の処理時間が最大 50% 削減され、同一モデル検索全

体の処理時間が最大 31% 削減された。また、先行研究と比較して約 100 分の 1 のサイズの特徴量で同一モデル検索が可能となった。

今後は、投影枚数が少ない場合でも、より高い正答率が得られる手法を考案することができればより柔軟なアセンブリモデル検索ができるようになると考えられる。また、提案手法により特徴量のサイズが小さくなったことによって扱えるようになった、より複雑で巨大なアセンブリモデルの検索についての研究や、ほかの多視点レンダリング手法への提案手法の転用について考察したい。

文 献

- [1] Tangelder, J. W. H. and Velthkamp, R. C. (2008) A survey of content 3d shape retrieval methods, *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 39, No. 3, pp. 441-471.
- [2] Katayama, K. and Sato T. (2017) A Matching Method for 3D CAD Models with Different Assembly Structures Using Projections of Weighted Components, *Journal of Information Processing*, Vol. 25, pp. 376-385.
- [3] Chen, D.-Y. and Tian, X.-P. and Shen, Y.-T. and Ouhyoung, M. (2003) On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval, *Computer Graphics Forum*, Vol. 22, pp. 223-232.
- [4] Knopp, J. and Prasad, M. and Willems, G. and Timofte, R. and Van Gool, L. (2010) Hough Transform and 3D SURF for Robust Three Dimensional Classification, *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision: Part VI*, pp. 589-602.
- [5] Kazhdan, M. and Funkhouser, T. and Rusinkiewicz, S. (2003) Rotation Invariant Spherical Harmonic Representation of 3D Shape Descriptors, *Proceedings of the 2003 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*, , SGP '03, pp. 156-164, <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=882370.882392>.
- [6] Papadakis, P. and Pratikakis, I. and Theoharis, T. and Passalis, G. and Perantonis, S. (2008) 3D Object Retrieval using an Efficient and Compact Hybrid Shape Descriptor. *Proceedings of the 1st Eurographics Conference on 3D Object Retrieval*, 3DOR '08, pp. 9-16, <http://dx.doi.org/10.2312/3DOR/3DOR08/009-016>.
- [7] Deshmukh, A. S. and Banerjee, A. G. and Gupta, S. K. and Sriram, R. D. (2008) Content-based assembly search: A step towards assembly reuse, *Computer-Aided Design*, Vol. 40, No. 2, pp. 244-261, <http://dx.doi.org/10.1016/j.cad.2007.10.012>.
- [8] Hu, K.-M. and Wang, B. and Yong, J.-H. and Paul, J.-C. (2013) Relaxed lightweight assembly retrieval using vector space model, *Computer-Aided Design*, Vol. 45, No. 3, pp. 739-750.
- [9] Ansary, T. F. and Daoudi, M. and Vandeborre, J.-P. (2007) A Bayesian 3-D Search Engine Using Adaptive Views Clustering, *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 9, No. 1, pp.78-88. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00666134>.
- [10] Furuya, T. and Ohbuchi, R. (2009) Dense Sampling and Fast Encoding for 3D Model Retrieval Using Bag-of-Visual Features. *Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval*, CIVR '09, No. 8, pp. 26:1-26:8, <http://doi.acm.org/10.1145/1646396.1646430>.
- [11] Driscoll, J. R. and Healy, D. M. (1994) Computing Fourier Transforms and Convolutions on the 2-Sphere, *Adv. Appl. Math.*, Vol. 15, No. 2, pp. 202-250, <http://dx.doi.org/10.1006/aama.1994.1008>.
- [12] Munkres, J. R. (1957) Algorithms for The Assignment and Transportation Problems, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 5, No. 1, pp.32-38.
- [13] GrabCAD, <http://www.grabcad.com>.