

モデルレス把持パラメータ決定のための3次元プリミティブ近似手法

鳥居 拓耶*・橋本 学*

3D Primitive Approximation Method for Model-less Determining of Grasping Parameters

Takuya TORII* and Manabu HASHIMOTO*

In order to realize automated picking robot, it is an important task to determine the grasping parameters (position/direction/angle) of the object. In this paper, we propose a method for approximating an object with primitive shape to determine the grasping parameters. Our method applies “object primitive” (for example, hexahedrons, cylinders, and spheres) to the object by using a 3D-deep neural network (DNN) on the surface of the object. Then, we estimate the grasping parameters based on preset grasping rules. The success rate of approximating the object primitive with our method was 94.7%. This result is 6.7% higher than the 3D ShapeNets method using 3D-DNN. Also, as an experimental result of grasping simulation using Gazebo, the success rate of grasping with our method was 85.6%. This result is 17.8% higher than the GPD method using DNN.

Key Words: primitive shape, grasping parameters, robot picking, 3D object recognition

1. はじめに

近年、HSRなどの生活支援ロボットが普及しており、ロボットによる日用品のマニピュレーションが期待されている。期待の表われとして、RoboCupやWorld Robot Summitなどで家庭環境を想定したロボット競技が開催されている。日用品のマニピュレーションでは、対象物の把持パラメータ（ハンドがアプローチする位置、方向、角度）を決定することが課題の1つとして挙げられる。さらに、実応用のためには、この課題を対象物の形状モデルなどの事前情報がなく、ロボットの余分な動作がないように単視点データで解決する必要がある。

物体の把持パラメータを決定する手法に関する従来研究は、大きく分けて2種類の方法に分けることができる。把持対象物の物体モデル¹⁾や、ロボットのハンドモデルなどのモデルを使用する方法とモデルを使用しない方法がある。ハンドモデルとは、ハンド指のテンプレート画像²⁾やハンドのCADモデル³⁾のことを示す。まず、モデルを使用する方法として、工業用で実用化されてきたモデルベース物体認識手法¹⁾がある。この手法は、対象物の形状を模した物体モデルと、入力シーンから特徴量を記述し、それらの対応関係からシーン内の対象物の位置姿勢を認識する。その後、あらかじめ物体モデルにパラメータを付与することによって対象物の把持パラ

メータを決定する。また、別のアプローチとして、入力シーンにハンドモデルを当てはめることによって、安定したピッキングが可能な把持パラメータを決定する手法^{2),3)}もある。しかしながら、家庭環境のように対象物の物体モデルや、ロボットのハンドモデルを事前に保持することが困難な場面では、モデルを使用する手法は実用的とはいえない。そのため、把持パラメータの決定に、対象物の物体モデルやロボットのハンドモデル（CADモデルやテンプレート画像）などを使用しない手法が必要である。モデルを使用しない手法は、さまざまな環境で適用できるため、汎用性が高いという利点がある。

モデルを使用しない方法として、Deep Neural Network (DNN)を用いて、対象物の把持パラメータを決定する手法⁴⁾がある。しかしながら、この手法は、対象物の姿勢を認識することが困難である。対象物の把持後におけるロボットの動作計画では、対象物の姿勢は重要な情報である。

モデルを使用せず、対象物の姿勢推定が可能な手法として、対象物をプリミティブ形状（直方体や円柱など）で近似する手法がある。従来のプリミティブ近似の手法として、可変なプリミティブ形状を使用する手法と、不変なプリミティブ形状を使用する手法がある。可変なプリミティブ形状とは、形状が一意に決まっていないプリミティブ形状を表わしている。また、不変なプリミティブ形状とは、直方体や円柱などの形状が一意に決まっている（形状ごとに名称が決まっている）プリミティブ形状を表わしている。可変なプリミティブ形状を使用する手法として、超二次曲面を用いて、対象物を近似する手法⁵⁾がある。不変なプリミティブ形状を使用する手法として、限定的なプリミティブ形状を用いて、対象物を近似

* 中京大学大学院工学研究科 名古屋市中区八事本町 101-2

* Graduate School of Engineering, Chukyo University, 101-2 Yagoto Honmachi, Showa-ku, Nagoya

(Received March 23, 2018)

(Revised July 4, 2018)

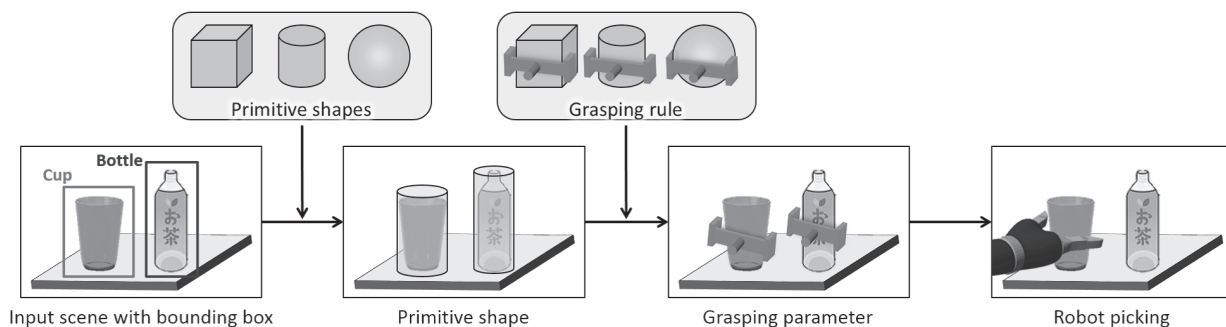


Fig. 1 Schematic diagram of a method for estimating grasping parameters using proposed primitive approximation

する手法がある。従来のプリミティブ近似に関する研究⁶⁾で、ロボットの把持の観点から日用品が5種類のプリミティブ形状で近似できると述べているため、本研究では不変なプリミティブ形状を使用する手法に着目する。

従来の不変なプリミティブ形状を用いて近似する手法として、物体の局所的な形状を評価する手法⁷⁾と、大域的な形状を評価する手法^{8)~11)}がある。まず、前者の手法は、各プリミティブ形状の表面の丸み度合いが異なることに着目し、物体の平均曲率を用いてプリミティブ近似する。また、後者の手法は、DNNを用いてプリミティブ近似する手法^{8)~10)}である。この手法は、同一のプリミティブカテゴリに属するデータを学習することによって対象物のプリミティブカテゴリを認識するが、これらの手法は、物体の姿勢を認識することが困難であるという共通の問題がある。未知な姿勢の物体をプリミティブ近似する手法として、各プリミティブ形状を関数(数式)で表現し、それと入力データの一致度合いを用いて近似する方法¹¹⁾がある。しかしながら、この手法は、全周囲の点群データを用いることを前提としているため、単視点の点群データに適用することが困難である。

本研究の目的は、単視点で撮影した姿勢が未知な物体に対して、モデルレスで把持パラメータの決定が可能なプリミティブ物体近似手法を提案することである。本研究の基本アイデアは、物体を構成する表面形状をもとに、プリミティブ近似することである。本研究では、従来の文献⁶⁾に基づき、プリ

ミティブ形状として、直方体、円柱、球を使用する。これらのプリミティブ形状は、それぞれ異なる表面形状から構成されるため、物体中に存在する表面形状から物体をプリミティブ形状で近似することができる。提案手法は、DNNを用いて物体を構成する面ごとに表面形状を認識し、その認識結果を統合することによって、物体をプリミティブ形状で近似する。

以下、第2章では、把持パラメータ決定のためのプリミティブ物体近似手法や、本研究で扱うプリミティブ形状の種類について述べ、第3章では提案手法の概要や、把持パラメータの決定方法について述べる。第4章では、提案手法の性能評価実験の結果を示し、第5章で本研究の成果をまとめる。

2. 把持パラメータ決定のためのプリミティブ近似

2.1 把持パラメータ決定のためのプリミティブ近似の概要

Fig. 1に、本研究で提案する把持パラメータ決定のためのプリミティブ物体近似手法の概要図を示す。本研究では、SSD¹²⁾や、YOLO¹³⁾などのDNNによって検出された、物体が存在する領域(Bounding Box)内の情報に対して処理を施す。まず、対象物を“直方体”や“円柱”などのプリミティブ形状で近似する。そして、把持ルールに基づき、近似結果から対象物の把持パラメータを決定する。その後、把持パラメータを用いて、ロボットで対象物をピックアップする。

2.2 プリミティブ形状の種類と特徴

本研究では、2種類のプリミティブ形状を使用する。プリミティブ形状とは、さまざまな形状を近似できるシンプルな形状という意味であり、物体の概形を表現する“立体プリミティブ”と、表面の形状を表現する“面プリミティブ”の2種類を考える。**Fig. 2**に、これらの関係を示す。まず立体プリミ

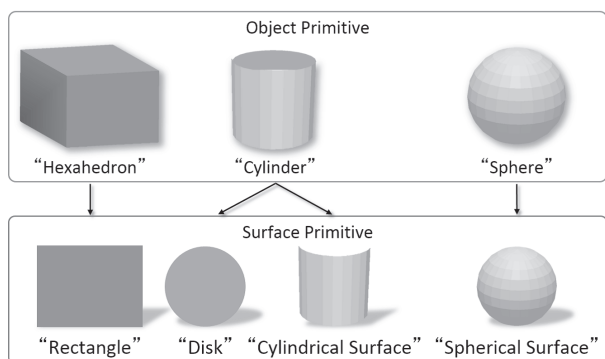


Fig. 2 Relationship between object primitive and surface primitive

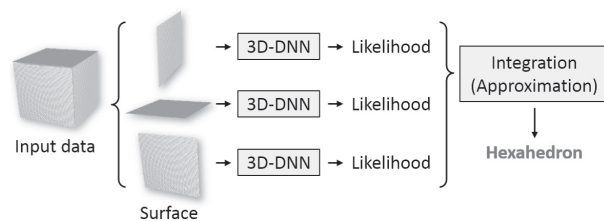


Fig. 3 Basic idea

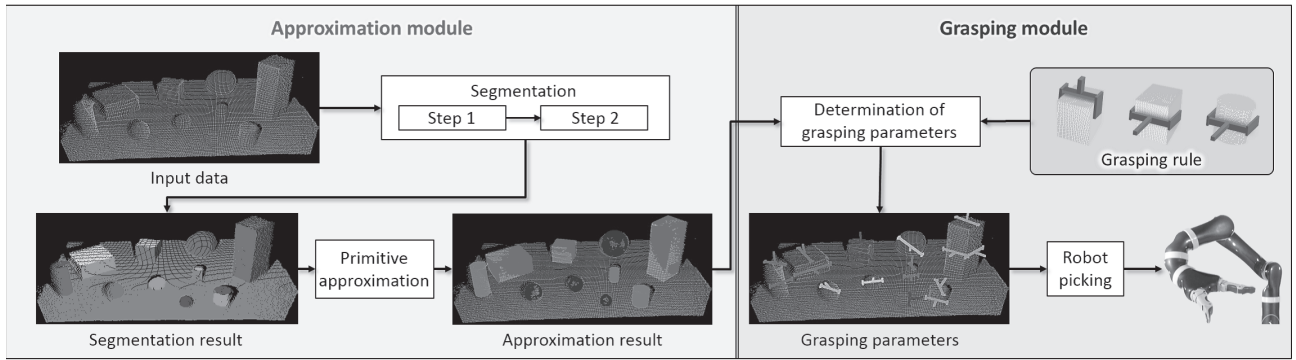


Fig. 4 Process of the proposed method

タイプとしては、“直方体”，“円柱”，“球”を考える．従来のプリミティブ物体近似において，永田らは，ロボットによる日用品の掴み方に関する研究¹⁴⁾をもとに，多くの日用品が“直方体”，“円柱”，“球”，“半円形リング”，“コの字”の5種のプリミティブ形状から構成されると指摘している⁶⁾．本研究では，これらの5種類のうち，汎用性の観点から，直方体，円柱，球の3種類を使用する．また本研究では，Kinect などのような3次元センサで撮影した単視点データを扱う．単視点データの面プリミティブとしては，矩形の平面（“Rectangle”），円形の平面（“Disk”），直線と曲線の成分をもつ面（“Cylindrical Surface”），曲線の成分をもつ面（“Spherical Surface”）がある．

2.3 基本アイデア

提案手法の基本アイデアは，物体を構成する表面形状をもとに，プリミティブ近似することである．まず前段の処理で，3D-DNN を用いて物体の表面ごとに各面プリミティブの尤度を推定する．そして後段の処理で，それらを統合し，最大尤度の面プリミティブを用いてプリミティブ近似する．Fig. 3 に基本アイデアの概略図を示す．本手法のように，物体の概形からプリミティブ近似するのではなく，物体を構成する表面形状から近似する利点は，表面の形状（Rectangle, Disk, Cylindrical Surface, Spherical Surface）と，それらの位置関係が認識できるため，物体の姿勢を推定できることである．

3. 提案手法の概要

3.1 提案手法の流れ

提案手法の流れを Fig. 4 に示す．提案手法は，近似モジュールと把持モジュールから構成される．近似モジュールでは，Microsoft 社の Kinect のような3次元センサから取得した単視点の点群データを物体の表面ごとにセグメンテーションする．そして，3D-DNN⁸⁾を用いて，物体から得られた各セグメントの面プリミティブの尤度を推定する．本研究では，4種類の面プリミティブを用いるため，1つのセグメントから4種類の尤度が推定される．その後，対象物から推定された各面プリミティブの尤度を同一カテゴリごとに統合（同一の重みで合算）し，最大尤度の面プリミティブから物体を立体プリミティブで近似する．尤度の統合に用いた数式 (1) を以

下に示す．

$$L_i = \sum_{j=1}^N l_{ij} \quad (1)$$

l_{ij} は，3D-DNN によって面ごとに推定された各面プリミティブの尤度（0～1 の実数）である． L_i は，すべての面の面プリミティブの尤度を統合した結果である．また， i は面プリミティブ ID， j は面 ID を示している．(1) 式により尤度を統合した後，最も尤度が高い面プリミティブを用いて，対象物の立体プリミティブを決定する．把持モジュールでは，近似結果と把持ルールを用いて，各物体の把持パラメータを決定する．そして，得られた把持パラメータを用いてロボットで対象物をピッキングする．

次節から，物体を表面ごとにセグメンテーションする方法と，把持パラメータの決定方法について説明する．

3.2 点群のセグメンテーション

本研究で提案するセグメンテーション方法は，2つのステップから構成される．ステップ1では，Aldoma ら¹⁵⁾が考案した方法を用いて，セグメントを抽出する．セグメントとは，同一のラベルが割り当てられた点群の集まりである．このステップでは，点群の法線ベクトルが同一方向であり，近傍に存在する点群を同一セグメントとして抽出する．2つの点が同一セグメントであるかどうかを判断する条件式を (2) 式に示す．

$$(\|\mathbf{p}_h - \mathbf{p}_j\| < t_d) \wedge (\mathbf{n}_h \cdot \mathbf{n}_j > t_n) \quad (2)$$

\mathbf{p}_h はセグメント内の注目点， \mathbf{p}_j は注目点の近傍点， \mathbf{n}_h はセグメントの平均法線ベクトル， \mathbf{n}_j は近傍点の法線ベクトルを表わしている．そして， t_d は注目点から近傍点への距離のしきい値， t_n は同一セグメントと判断するための法線どうしの内積値のしきい値を表わしている．セグメントの平均法線ベクトルと注目点の近傍点の法線ベクトルが類似している点群を1つのセグメントとする．Fig. 5 (a) にステップ1のセグメンテーション結果を示す．Fig. 5 は，各セグメントを色ごとに分けて表示している．円柱の側面のように，1つの表面において法線ベクトルが同一方向でない面では，複数のセグメントが抽出されることが確認できる．

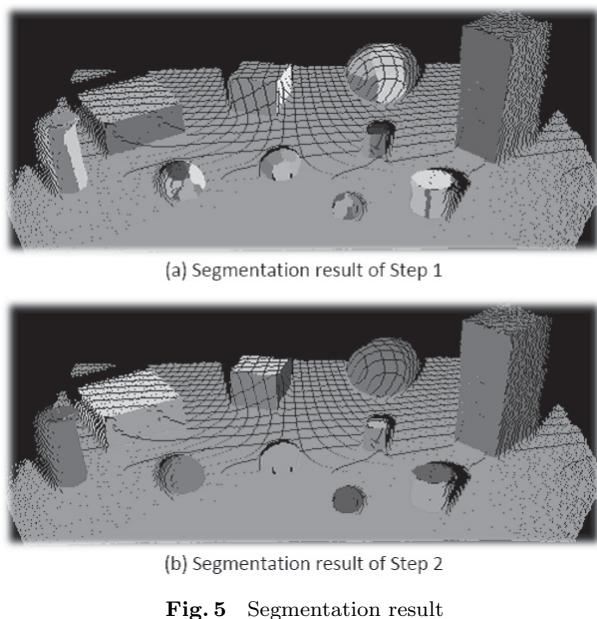


Fig. 5 Segmentation result

ステップ2では、ステップ1で抽出されたセグメントを統合する。円柱や球の側面で抽出されたセグメント間の平均法線ベクトルは異なるが、これらのセグメントが同一面上にある場合、セグメント間の境界付近に存在する点群の法線ベクトルが類似する割合が多い。また、同一面上にない場合は、境界付近に存在する点群の法線ベクトルが類似する割合が少ない。そこで、セグメントを統合する指標として、セグメント間の境界付近に存在する点群のうち、法線ベクトルが類似する割合を使用する。この割合がしきい値以上である場合、2つのセグメントを統合する。Fig. 5 (b) にステップ2のセグメンテーション結果を示す。Fig. 5 に示すように、セグメントを統合することによって、物体の表面ごとにセグメンテーションすることができることを確認した。

3.3 把持パラメータの決定方法

立体プリミティブから物体の把持パラメータを求める方法の1つとして、あらかじめ各立体プリミティブに教示したパラメータを利用する方法がある。しかしながら、この方法は、本研究で扱う家庭などの生活環境では、対象物のサイズが未知であるため実用的でない。本研究では、自作の把持ルールに基づき、パラメータを決定する。このルールは、机などの平面上に物体が置かれたシーンを使用することを想定しており、対象物の面に対してアプローチするように設計されている。Fig. 6 に把持ルールの概略図を示す。

ロボットハンドを用いて物体をピックアップするためには、ハンドのアプローチ位置、方向、角度といった把持パラメータが必要である。このルールでは、アプローチ位置は、Fig. 6 (a) に示すように面の重心点とする。またアプローチ方向は、Fig. 6 (b) に示すように面の重心点の法線方向とする。最後にアプローチ角度は、面の状態 (位置、面プリミティブの種類) によって異なる。Fig. 6 (c-1) に示すように、アプローチ面が“Cylindrical Surface”である場合、中心軸に対して垂直となる角度とする。

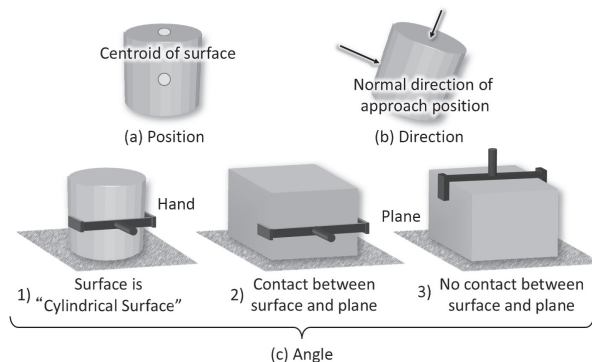


Fig. 6 Diagram visualizing the grasping rule

Fig. 6 (c-2) に示すように、アプローチ面が机と接する場合、ハンドと机の干渉を避けるために、机と平行となる角度とする。Fig. 6 (c-3) に示すように、アプローチ面が机と接しない場合、ハンドの開き幅が最小となる角度とする。本手法では、これらのルールに基づき、把持パラメータを決定する。

4. 実験結果

4.1 近似実験に用いた環境

プリミティブ近似性能の評価実験では、直方体、円柱、球のカテゴリに属する物体が配置された実データを合計 30 シーン使用した。実データとは、Microsoft 社の Kinect V2 によって取得された点群データである。1 シーン中には、10 個の物体が配置されている。物体のサイズは、 $10 \times 5 \times 10 \sim 25 \times 17 \times 31$ (幅 × 高さ × 奥行き) である。

実験データは、物体が机などの平面上に置かれていること、オクルージョンや物体どうしの接触がないことを条件として撮影された。入力データは、前処理として物体が置かれている平面を RANSAC の平面推定によって求め、除去されている。

提案手法で使用している 3D-DNN (3D ShapeNets)⁸⁾ は、3 層の畳み込み層と 2 層の全結合層からなる Convolutional Neural Network である。このネットワークには、メッシュデータをボクセルデータに変換したデータを入力としている。また、4 つの面プリミティブカテゴリごとに約 10,000 データを用いて、Pre-training と Fine-tuning により、ネットワークを学習した。また、学習には、3D ShapeNets の初期パラメータを使用した。

4.2 近似実験

4.1 節の実データを用いて、プリミティブ近似性能を他手法と比較した。比較手法として、曲率を用いる手法⁷⁾と、End-To-End の 3D DNN⁸⁾を使用した。各手法の立体プリミティブごとの近似成功率を Fig. 7 (a) に示す。

提案手法の立体プリミティブの近似成功率は、94.7%であり、End-To-End DNN より 6.7%向上した。提案手法が End-To-End DNN より近似成功率が高精度である理由として、DNN で認識する形状の複雑さが異なることが挙げられる。提案手法は、物体の表面形状を DNN によって認識し、比較手法は、物体の立体形状を DNN によって認識する。立体形状よりも

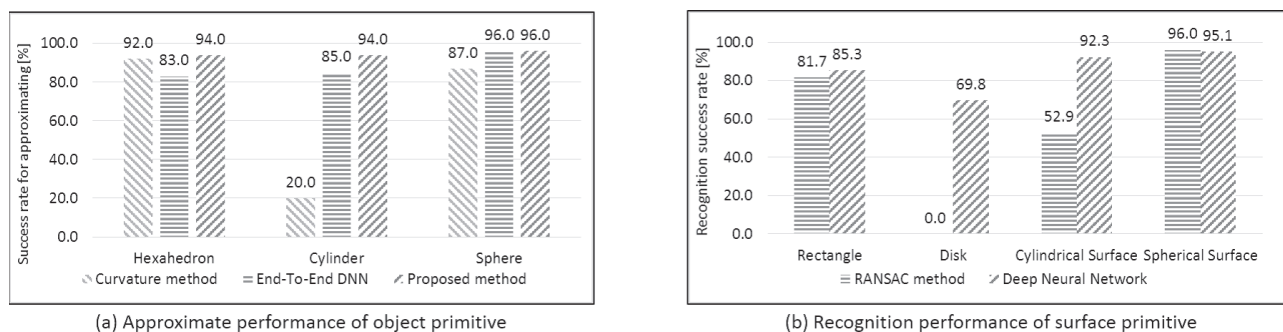


Fig. 7 Approximation performance of the each method

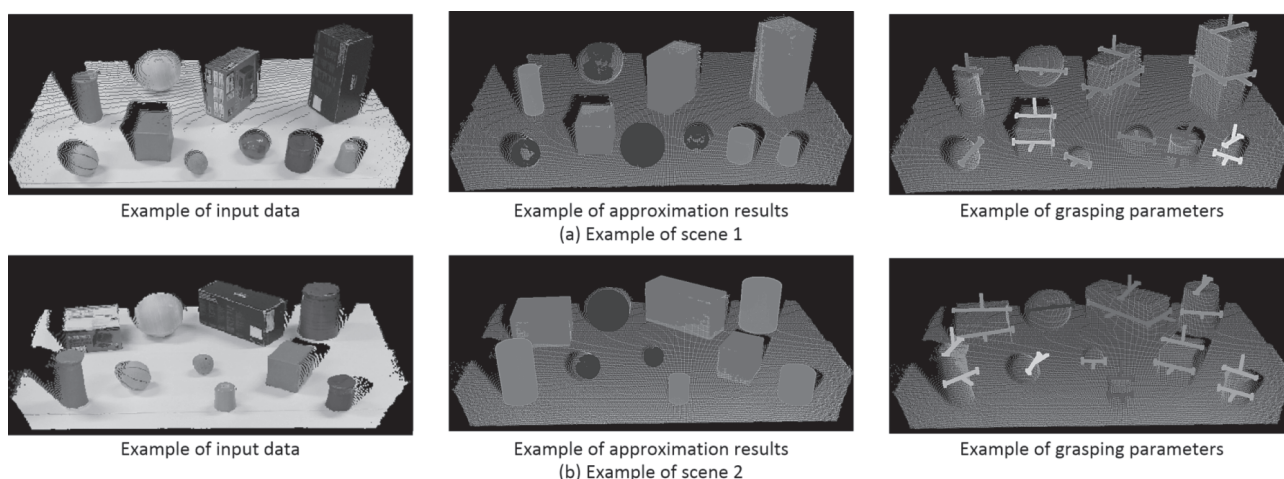


Fig. 8 Result of primitive approximation and grasping parameters of the proposed method

表面形状のほうが単純であり，認識しやすいため，提案手法のほうが高精度であると思われる．

また，DNN によって表面形状を認識する理由として，面プリミティブの認識性能が高いためである．表面の丸みの違いでは，平面形状である “Rectangle” と “Disk” を識別することは困難である．さらに，RANSAC 法と DNN による，各面プリミティブの認識性能を Fig. 7 (b) に示す．提案手法の面プリミティブの近似成功率は，85.6%であり，比較手法より 27.9%高い．そのため，提案手法では DNN を用いて，物体の表面形状を認識する．

各シーンに対する提案手法のプリミティブ近似結果と把持パラメータ決定結果の例を Fig. 8 に示す．プリミティブ近似結果は，入力データをプリミティブ近似した結果である．近似結果を用いて，立体プリミティブを表現する点群を生成し，入力データに重畳している．また，把持パラメータ決定結果は，入力データに対する把持パラメータの決定結果である．これは，各対象物に対する把持パラメータであり，決定したパラメータを可視化した結果を入力データに重畳している．Fig. 8 に示すように，提案手法は物体をプリミティブ近似でき，かつ物体の把持パラメータも決定できることを確認した．

4.3 把持実験に用いた環境

把持パラメータの性能評価のために，Gazebo を用いて，シミュレート環境で把持実験を実施した．実験に用いたロボットは，Kinova 社の JACO2 アームであり，使用した 3 次元センサは，Intel 社の SR300 である．把持パラメータまでのロボットの動作計画は，MoveIt! ¹⁶⁾を用いて作成した．また，実験には，机の上に対象物が 1 つ置かれたシーンを使用した．Fig. 9 に実験環境の外観図を示す．また，図の右下に実験で使用するデータを示す．このデータは，JACO アームの手元

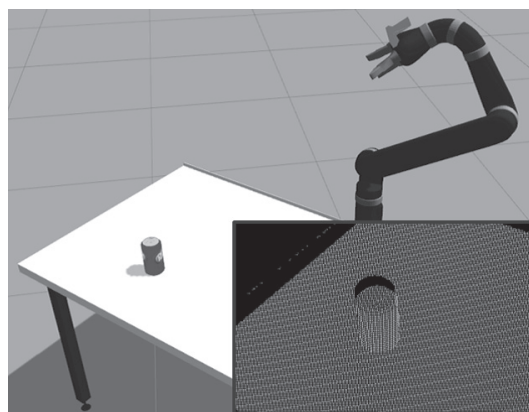


Fig. 9 Appearance of grasping experimental environment

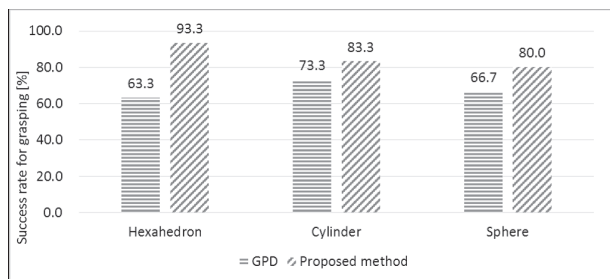


Fig. 10 Grasping performance of the each method

に付けられた3次元センサで取得した点群データである。

4.4 把持実験

4.3節の環境を用いて、提案手法と比較手法の把持パラメータの性能を評価した。比較手法として、モデルレスな把持パラメータ決定手法であり、DNNによって把持パラメータを決定するGPD法⁴⁾を使用した。GPD法は、対象物に対してロボットハンドで掴める候補位置を推定し、その候補に対してDNNを使用することにより把持しやすい位置を認識する手法である。立体プリミティブごとの把持成功率を図. 10に示す。提案手法の把持成功率は、85.6%であり、GPD法より17.8%向上した。GPD法は、物体の把持しやすい位置を認識できるが、その位置に対してロボットハンドの動作経路が推定できないシーンが多く発生していた。本実験では、ハンドアイ（ハンドの上にセンサが取り付けられている状態）を使用したため、センサ視点を考慮して把持パラメータを決定している提案手法が高精度であったと考えられる。

提案手法の失敗原因として、アプローチ方向が悪い、プリミティブ近似の失敗が挙げられる。Fig. 11に把持失敗例を示す。提案手法では、Fig. 11に示すような結果を出力する。このようなシーンにおいて物体の高さが小さい場合、把持パラメータABではアームと机が干渉してしまう。アームと机の干渉を避けるには、把持パラメータCのような把持パラメータが最適であるといえる。従来研究には、物体のCADモデルを用いて、最適な把持パラメータを推定する手法¹⁷⁾がある。本研究の近似結果をCADモデルとして用いて従来手法を適用することにより、把持パラメータの推定精度の向上が期待

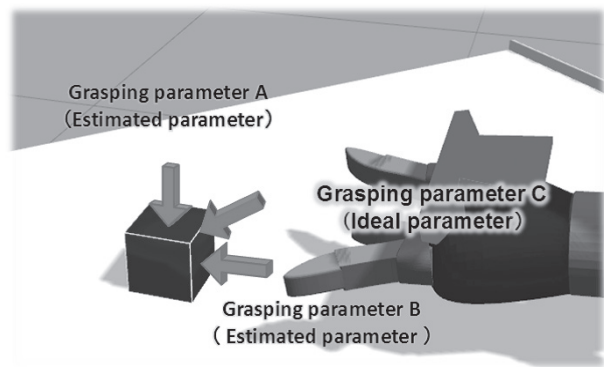


Fig. 11 Example of grasping failure

できる。また、誤近似によって把持失敗も発生した。誤近似によって実際より大きなサイズと認識したため、ハンドの最大開き幅を越え、把持に失敗した。物体のサイズによって把持パラメータの決定方法を変更することにより、把持精度の向上が期待できる。

5. おわりに

本論文では、物体の把持パラメータ決定のための立体プリミティブ（直方体/円柱/球）近似手法を提案した。提案手法は、3D-DNNを用いて、対象物を構成する面の形状を認識し、それらの結果を統合することによってプリミティブ近似する。さらに、考案した把持ルールを用いて、プリミティブ近似した結果から対象物の把持パラメータ（ロボットハンドのアプローチ位置、方向、角度）を決定する。提案手法の立体プリミティブの近似成功率は、94.7%であり、従来法のDNN法より6.7%向上した。また、Gazeboを用いた把持シミュレーション実験の結果、提案手法の把持成功率は、85.6%であり、従来法のDNN法より17.8%向上したことを確認した。

今後の方針として、尤度統合の改良による提案手法の近似性能の向上が挙げられる。円柱には、2種類の面プリミティブが存在するため、それぞれを別々に統合すると、統合後の尤度が高くないことがある。そのため、“disk”と“cylindrical surface”のうち、尤度が高いほうを統合に使用することにより、近似性能を向上させる。

謝辞 この成果の一部は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）からの委託業務の結果である。

参考文献

- 1) S. Salti, F. Tombari and L.D. Stefano: SHOT: Unique Signatures of Histograms for Surface and Texture Description, Proc. CVIU, **125**, 251/264 (2014)
- 2) Y. Domae, H. Okuda and Y. Taguchi: Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers, Proc. ICRA, 1997/2004 (2014)
- 3) A.T. Miller and P.K. Allen: Graspit! A versatile simulator for robotic grasping, Trans. RAM, **11**-4, 110/112 (2004)
- 4) A. ten Pas, M. Gualtieri, K. Saenko and R. Platt: Grasp pose detection in point clouds, arXiv preprint arXiv:1603.01564 (2017)
- 5) A. Huaman Quispe, B. Milville, M.A. Gutierrez, C. Erdogan, M. Stilman, H. Christensen and H.B. Amor: Exploiting Symmetries and Extrusions for Grasping Household Objects, Proc. ICRA, 3702/3708 (2015)
- 6) 永田, 新良貴, 原田, 山野辺, 中村, 佐藤, 金宮: 知識モデルを用いた日用品のセマンティック把持, 日本機械学会論文集, **81**-829, 15-00227 (2015)
- 7) J. Siddarth and B. Argall: Grasp detection for assistive robotic manipulation, Proc. ICRA, 2015/2021 (2016)
- 8) Z. Wu, S. Song, A. Khosla, F. Yu, L. Zhang, X. Tang and J. Xiao: 3D ShapeNets: A Deep Representation for Volumetric Shapes, Proc. CVPR, 1912/1920 (2015)
- 9) D. Maturana and S. Scherer: VoxNet: A 3D Convolutional Neural Network for Real-Time Object Recognition, Proc. IROS, 922/928 (2015)
- 10) H. Su, S. Maji, E. Kalogerakis and E. Learned-Miller: Multi-view Convolutional Neural Networks for 3D Shape

- Recognition, Proc. ICCV, 945/953 (2015)
- 11) T. Trung-Thien, C. Van-Toan and L. Denis: Extraction of reliable primitives from unorganized point clouds, Trans. 3D Research, 6-4, 44 (2015)
 - 12) W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Fu and A.C. Berg: SSD: Single Shot MultiBox Detector, Proc. ECCV, 21/37 (2016)
 - 13) J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, Proc. CVPR, 779/788 (2016)
 - 14) P. Markus, A. Tamim and D. Rudiger: Unions of Balls for Shape Approximation in Robot Grasping, Proc. IROS, 1592/1599 (2010)
 - 15) A. Aldoma, F. Tombari, R.B. Rusu and M. Vincze: OUR-CVFH—Oriented, Unique and Repeatable Clustered Viewpoint Feature Histogram for Object Recognition and 6DOF Pose Estimation, Proc. DAGM, 113/122 (2012)
 - 16) S. Chitta, I. Sucan and S. Cousins: Moveit! [ROS topics], Trans. RAM, 19-1, 18/19 (2012)
 - 17) W. Wan and K. Harada: Regrasp planning using 10,000s of grasps, Proc. IROS, 1929/1936 (2017)

=====

[著 者 紹 介]

鳥 居 拓 耶



2017 年中京大学大学院工学研究科機械システム工学専攻入学。ロボットビジョン, 3 次元物体認識に興味をもつ。2017 年度 SICE SI2017 優秀講演賞等受賞。情報処理学会会員, 精密工学会会員。

橋 本 学 (正会員)



1987 年大阪大学大学院工学研究科修了。同年三菱電機 (株) 入社。生産技術研究所, 産業システム研究所, 先端技術総合研究所にてロボットビジョン, 3 次元視覚, パターン認識, ヒューマン認識技術などの研究開発に従事。2008 年中京大学情報理工学部機械情報工学科教授。2013 年より同大学工学部機械システム工学科教授。2017 年より同大学工学部長。博士 (工学)。98 年度日本ロボット学会実用化技術賞, 99 年科学技術庁第 58 回注目発明表彰, 2012/2017 年度画像センシングシンポジウム優秀学術賞, 精密工学会画像応用技術専門委員会小田原賞, 2017/2018 年度 IWAIT Best Paper Award, 2018 年度日本マテリアルハンドリング大賞技術賞など受賞。電子情報通信学会, 日本ロボット学会, IEEE など各会員。

=====