

# 把持のためのオクルージョンを考慮した柔軟物体の3次元変形推定

○矢野 雄大 (中央大学), Sarthak Pathak (芝浦工業大学), 梅田 和昇 (中央大学)

## 3D Deformation Estimation of Flexible Objects Considering Occlusion for Grasping

○ Yudai YANO (Chuo University), Sarthak PATHAK (Shibaura Institute of Technology), and Kazunori UMEDA (Chuo University)

Abstract: This paper estimates the 3D deformation of flexible objects for grasping while accounting for occlusion. By deploying multiple cameras and applying CAD data to both the object and the hand, unseen areas are estimated by deploying. Subsequently, using the corrected positional information of the hand and object, the object's contour information is acquired and its deformation amount is estimated.

### 1. 緒言

近年、ロボットが工場だけでなく医療現場や日常生活など様々な分野で用いられるようになってきた。そのため、ロボットは金属をはじめとした剛体物体だけではなく、食品やスポンジなどの柔軟物体にも対応できる必要がある。柔軟物体を把持する場合、力が小さすぎると物体が落下してしまい、逆に力を加えすぎるとつぶれてしまったり破損してしまったりする。そのためロボットでの物体把持には適切な力での把持計画が必要である。

このように把持物体の多様性にこたえるために、さまざまなロボットハンドが開発されてきた。そのうちの1つが劣駆動ハンドである。劣駆動ハンドは、入力となるアクチュエータの自由度に対して出力となるハンドの指先の自由度が大きく、物体の形状に沿って変形が可能であるため、物体との接触面積が大きくなる。その結果、物体を安定的に把持でき、傷をつけにくいなどの利点から、柔軟物体把持に関して注目を浴びている。しかし、自由度が大きい反面、モデル化が困難であり、物体把持時のハンドの状態が予測しにくいという問題がある。そのため、リアルタイムでハンドの状態をセンシングする手法が必要である。

劣駆動ハンドのセンシングに合わせて物体の変形もリアルタイムにセンシングする必要がある。このような課題においてハンドにセンサを用いることで接触力を計測して物体の状態をセンシングする手法がある [1]。しかし、センサをハンドに内蔵する際に、正確な位置に設置しなくてはシステムが機能しなくなったり、センサを複数設置するとシステムが複雑になってしまうという問題がある。また、ハンドの把持動作を学習し、それをもとに把持計画を行う研究もある [2]。しかし学習データが必要であるため、環境が変わってしまうと精度が落ち、データのない物体には対応できないという問題がある。そこで我々は劣駆動ハンドの画像フィードバック制御手法を提案している [3]。しかし、この手法はカメラ1台で変形推定を行っているため、2次元的な変形しか計測できず、ハンドが物体にめり込んでしまい変形が計測できない問題がある他、物体の物体がハンドなどによってカメラから見えなくなるオクルージョンに対して対応できないという問題がある。

本論文では複数のステレオカメラを用いたオクルー

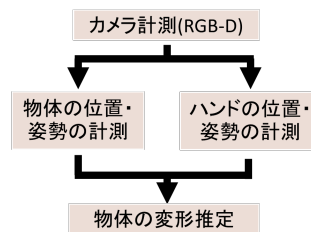


Fig. 1 System Overview



Fig. 2 Yale OpenHand Model-O

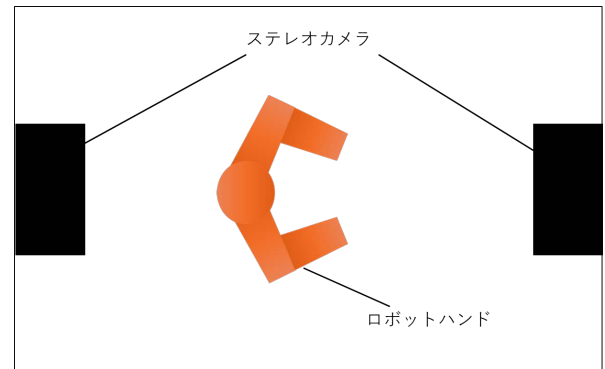


Fig. 3 System environment

ジョンに対応した柔軟物体の3次元変形推定の手法を提案する。カメラを複数台設置し、片方のカメラで見えていなくても、もう一方で計測を行うことでオクルージョンに対応すると同時に、物体やハンドの正確な位置・姿勢の取得を行うことで3次元での把持物体の変形推定を可能としている。

### 2. 提案手法

#### 2.1 概要

処理全体の流れを Fig. 1 に示す。ステレオカメラとして RealSenseD405 を使用し、カメラの時間の同期には ROS を用いる。ハンドには 3D プリンタで作成可能である Yale OpenHand Project の 3 指モデルである model-O (Fig. 2) を使用する。システム上の環境を Fig. 3 に示す。2 台のカメラは、物体の前後が撮影できる配置に置き、事前に位置・姿勢のキャリブレーションを行っておく。物体は中心が指定した座標から半径 5cm 以内になるように設置し、物体の正確な形状情報とし

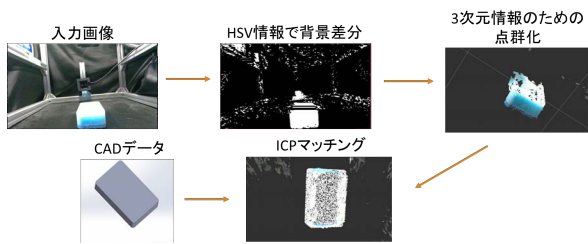


Fig. 4 Object matching methods

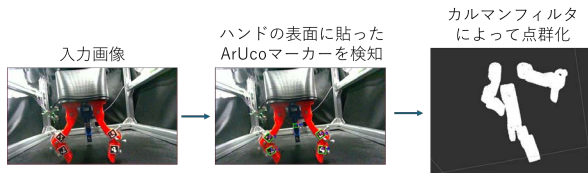


Fig. 5 Hand pose estimation

てCAD データを作成する。まず、物体とハンドの位置・姿勢の3次元情報が必要であるため、物体とハンドの点群の作成を行う。前後に配置した2台のカメラから取得した動画像に対し、色抽出を行い、画像の物体のみの情報を取得する。またその際、深度情報も同様に取得することで、3次元空間上で取り扱えるようにする。その後、取得した物体の座標データと物体のCAD データを点群化したものをマッチングすることで、変形前の物体の位置・姿勢を計測する。ハンドにはArUco マーカーを貼り付ける。ハンドの各部品がそれぞれ2台のカメラから1つずつ観測可能となるようにArUco マーカーを配置し、全6部品に対して計12個を用意し、それぞれの位置・姿勢を計測する。その後、ArUco マーカーの計測結果をもとに、ハンドのCAD データを位置合わせすることでハンドの位置・姿勢を計測する。その後、カルマンフィルタを用いることで正確な姿勢・座標の計測を行う。最後に、ハンドと物体の重なり度合いを算出することで物体の変形量を推定する。次節以降でマッチング手法について具体的に説明する。

## 2.2 物体のマッチング手法

処理の流れを Fig. 4 に示す。

### 2.2.1 物体の点群作成

カメラから得られた動画像をHSV 画像に変換し、H, S, V の値に対するしきい値処理で、対象物体を含む領域を抽出する。深度画像から、抽出した領域のみの深度値を取得する。物体のH, S, V のしきい値は事前に計測を行い、あらかじめ決定しておく。複数台のカメラに対して同様の処理を行い、キャリブレーションで得られている各カメラの位置・姿勢を用いて座標変換し、ワールド座標系で処理を行う。

### 2.2.2 物体マッチング

得られた物体点群とCAD データとの位置合わせをICP(Iterative Closest Point) を用いて行う。この処理により、物体の表面情報をリアルタイムで算出する。この処理は空間領域上で行っているため、カメラによるオクルージョンが起きた場合、奥行き座標が合っていない場合変形とみなされない。これによって、オクルージョンに対応した。

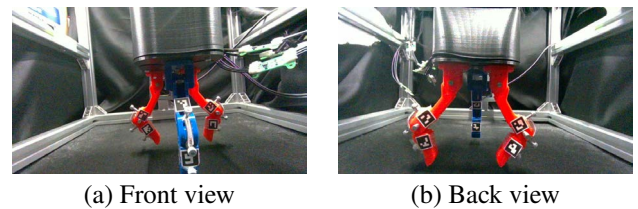


Fig. 6 Hand images

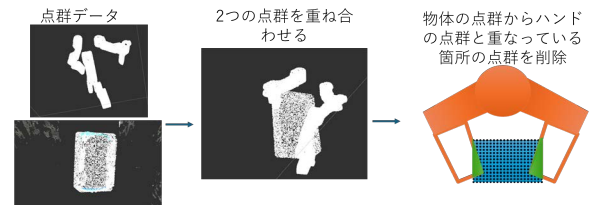


Fig. 7 Deformation estimation

## 2.3 ハンドの位置・姿勢推定手法

処理の流れを Fig. 5 に示す。

### 2.3.1 ArUco マーカーの設置・認識

ハンドの部品の前後、カメラから見える箇所にArUco マーカーを貼り付ける。ハンドの状態認識には、前後のカメラからArUco マーカーを検出する。前側のカメラからの画像を Fig. 6(a)、後ろ側のカメラからの画像を Fig. 6(b) に示す。カメラから得られたカラー画像からArUco マーカーそれぞれの4隅の点の座標を計測し、各点の深度情報を深度画像から得ることで、ArUco マーカーの位置・姿勢を得る。4隅のうち2か所以下しか検出されない場合、カラー画像から重心の座標を求め、その深度情報を得ることで、ArUco マーカーの位置・姿勢を得る。ArUco マーカーは前から見えるものには偶数ID、後ろから見えるものには奇数IDのマーカーを使用する。

### 2.3.2 ハンドの位置合わせ

上記の手法で求めたArUco マーカーの座標・姿勢に対して、それぞれのIDに対応した部品のCAD データを読み込み、位置合わせすることで各部品の位置・姿勢を得る。その後、線形カルマンフィルタを適用することで、外れ値を削除し、ハンドの位置・姿勢を正確に得られるようにする。

## 2.4 変形推定

処理の流れを Fig. 7 に示す。既存研究 [3][5][6] では、カメラから見える輪郭情報をもとに変形を計測している。しかし、本研究では、3次元に対応するためや、オクルージョンの影響で全体の輪郭を抽出することが不可能であるため、ハンドの点群情報と物体の点群情報から柔軟物体が変形した際の変形領域を抽出する。具体的には、上記で得られた補正後のハンドの点群データと物体の点群データを比較し、ハンドの点群と物体の点群が重なっている場合、物体の点群を削除する。削除した点の数を求め、全体の点群に対する削除した点群の割合を、柔軟物体の変形量とみなす。

## 3. 実験

### 3.1 実験環境

実験環境を Fig. 8 に示す。実験環境の大きさはおよそ45cm × 45cm × 20cmである。中央付近にハンドの支えとなる部品を設置し、ハンドをつるす形で設置す

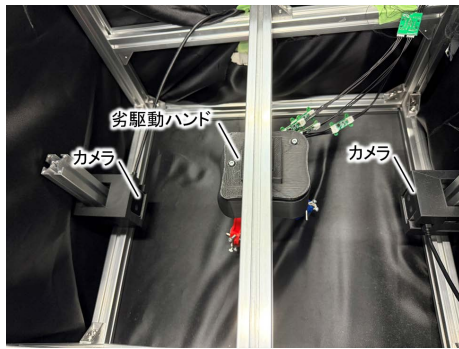
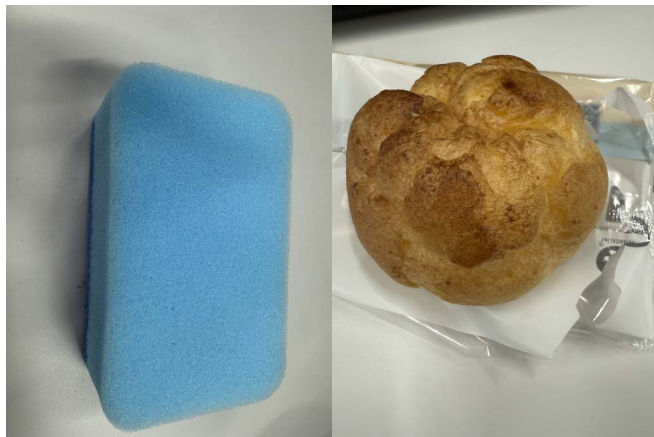


Fig. 8 Experiment environment



(a) Sponge

(b) Cream puff



(c) Sandwich

Fig. 9 Experiment objects

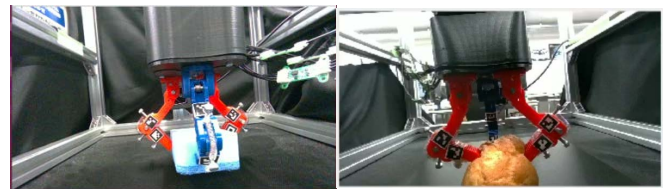
る。物体はハンドの下に置き、ハンドは自力で動かして物体が浮いている状態で滑り落ちることがない状態までもっていく。Fig. 9に示すスポンジ、シュークリーム、サンドウィッチの3つの物体を対象に実験を行った。これらの物体は、柔らかさの異なる柔軟物体として用意した。

### 3.2 実験結果

物体を把持した際の様子をFig. 10に示す。実験の結果をTable 1に示す。Fig. 10より、サンドウィッチ、シュークリーム、スポンジの順に変形しているように見える。また、Table 1の値も同じ順となっており、妥当な変形推定が行われていると考えられる。

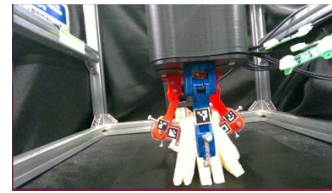
### 4. 結言

本論文では、ステレオカメラを用いたロボットハンドによる柔軟物体の把持に関して、接触センサや深層学習を使わないオクルージョンを考慮した柔軟物体の3次元変形推定手法を提案した。実験において、柔軟物体の変形を定量的に求められることを示した。今後は、上記の指標をもとに実際にハンドを自動で制御するシ



(a) Sponge

(b) Cream puff



(c) Sandwich

Fig. 10 Experiment result

Table 1 Point cloud deletion ratios

把持物体	削除割合 [%]
Sponge	0.5
Cream puff	0.7
Sandwich	0.8

ステムを構築し、ロボットハンド、特に劣駆動ハンドによる柔軟物体の安定把持システムの提案を目指す。

### 5. 参考文献

- 1) K. Ishii, S. Hiramatsu, Y. Nomura and S. Murata, "Goal-Conditioned Flexible Object Manipulation by Self-Supervised Learning from Play," 2023 IEEE International Conference on Development and Learning (ICDL), 2023, pp. 150-155
- 2) R. Araki, F. Suga, T. Abe, H. Noma and M. Sohawa, "Gripping control of delicate and flexible object by electromotive manipulator with proximity and tactile combo MEMS sensor," 2017 19th International Conference on Solid-State Sensors, Actuators and Microsystems (TRANSDUCERS), 2017, pp. 1140-1143
- 3) R. Kai, Y. Isobe, S. Pathak and K. Umeda, "Visual Feedback Control of an Underactuated Hand for Grasping Brittle and Soft Foods," 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024, pp. 7332-7338
- 4) R. Ma and A. Dollar, "Yale OpenHand Project: Optimizing Open-Source Hand Designs for Ease of Fabrication and Adoption," IEEE Robotics & Automation Magazine, vol. 24, no. 1, March 2017, pp. 32-40
- 5) A. -M. Cretu, P. Payeur and E. M. Petriu, "Soft Object Deformation Monitoring and Learning for Model-Based Robotic Hand Manipulation," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 42, no. 3, June 2012, pp. 740-753
- 6) F. F. Khalil, P. Curtis and P. Payeur, "Visual monitoring of surface deformations on objects manipulated with a robotic hand," 2010 IEEE International Workshop on Robotic and Sensors Environments, Phoenix, AZ, 2010