

統計的形状モデルを用いた把持計画

○ 太田 悠介 (九州大学), 辻 徳生 (九州大学), 宮内 翔子 (九州大学), 諸岡 健一 (九州大学),
田原 健二 (九州大学), 河村 晃宏 (九州大学), 原田 研介 (産総研), 倉爪 亮 (九州大学)

Grasp Planning using Statistical Shape Model

○ Yusuke Ohta, Tokuo Tsuji, Shoko Miyauchi, Kenichi Morooka,
Kenji Tahara, Akihiro Kawamura, Kensuke Harada, Ryo Kurazume

Abstract: We propose a method for planning a stable grasping posture using a statistical shape model (SSM). An object shape is estimated by fitting a SSM to the measured point cloud of the object. We evaluate the grasp stability for various shapes generated by SSM considering shape errors. We show the experimental results of shape estimation and the evaluating of grasp postures.

1. はじめに

2本の対向指で物体を安定して把持するには、対向する位置の形状情報が必要である。しかし、ロボットに搭載したRGB-Dカメラなどにより、ロボットの視点で物体の形状を計測する場合には、物体を一方向からしか計測できない。このため片面のみしか計測できず、部分的な形状情報から未計測部分の形状を推定する必要がある。

部分的な形状情報から物体形状を推定する手法として、対象物をプリミティブに近似して把持姿勢を計画する方法¹⁻³⁾があるが、一方向からの計測点群に対して正確にプリミティブを当てはめるのは困難である。Goldfederらは、様々な種類の物体のモデルから把持姿勢のデータベースを作成し、対象物に形状が類似しているモデルのデータを用いて把持姿勢を求めている⁴⁾。しかし、多種多様な物体から類似する形状を探索するため探索空間は膨大であり、また、複数の視点からの計測を必要としている。

そこで本研究では、把持対象の物体のカテゴリが既知であるものとし、同カテゴリ内の形状の統計情報を利用して形状を推定し安定把持姿勢を求める手法を提案する。まず、各カテゴリで統計的形状モデル (Statistical Shape Model : SSM) を作成する⁵⁻⁷⁾。次に、推定された形状に対して把持姿勢の候補を生成する。最後に、モデルのパラメータを微小変化させた複数の形状に対して把持安定性評価を行い、安定して把持できる可能性が高い把持姿勢を決定する。

本予稿では、統計形状モデルを用いた物体形状の推定と把持計画手法を説明し、提案手法のシミュレーション結果を示す。

2. 物体形状の推定

2.1 統計的形状モデルの構築

統計的形状モデルとは、複数のモデルの平均形状と、それらの形状のばらつきを記述したモデルである。Fig.1は形状を変化させた場合の例であり、形状パラメータを調整することで、各カテゴリの形状を表現することが出来る。

同カテゴリの複数の計測データを学習データとして、統計的形状モデルを構築する。各データはリサンプルされたn点の3次元点群とし、形状ベクトル $\mathbf{X}_i(i=1, \dots, N)$ を次のように示す。

$$\mathbf{X}_i = [x_{i0}, \dots, x_{in}, y_{i0}, \dots, y_{in}, z_{i0}, \dots, z_{in}] \quad (1)$$

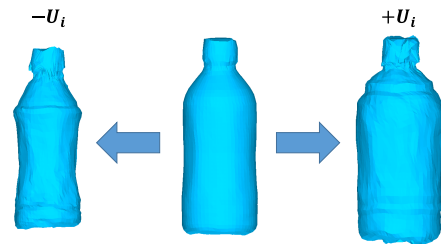


Fig.1: SSM の変形

ここで、N は学習データ数である。式 (2) と式 (3) により全データの平均形状 $\bar{\mathbf{X}}$ と共分散行列 $\mathbf{S}$ を求める。

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i \quad (2)$$

$$\mathbf{S} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})^T \quad (3)$$

次に、共分散行列 $\mathbf{S}$ に主成分分析を行い、固有値 λ_i と固有ベクトル $\mathbf{U}_i$ を求める。得られた平均と主成分の和によってモデルの形状ベクトル $\mathbf{x}$ を計算する (式 (4))。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{X}} + \sum_{i=1}^m \mathbf{U}_i b_i \quad (4)$$

ここで、 $\mathbf{b}$ は各主成分に対する重みベクトルで、変形量の調節により様々な形状を表現することができる。また、寄与率の高い主成分数により m を決定する。

2.2 パラメータの推定

以下の手順で計測された把持対象物の点群から形状を推定する。

1. 重みベクトルが 0 の平均形状を初期形状とする。
2. 把持対象物との初期位置合わせを行う。
3. ランダムに微小変化させた形状を複数生成し、位置合わせを行う。
4. 対象物との誤差が最も小さくなる形状を選択し、パラメータを更新する。

点群の位置合わせには、ICP(Iterative Closest Point) アルゴリズムを用いる。これは、距離が最小となる点同士を対応

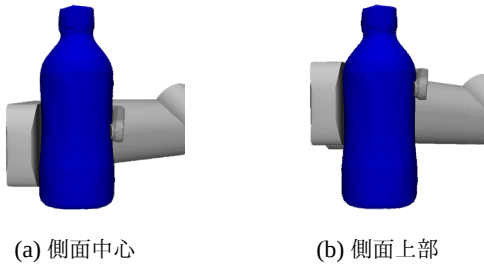


Fig.2: 把持姿勢

付け、各対応点の距離差の総和が最小になる変換を求める手法である。ランダムな変形と ICP による位置合わせを繰り返し、計測点群に近い統計的形状モデルを作成する。

3. 把持計画

3.1 把持姿勢候補の生成

本研究では、1 関節のみのグリップによる把持を行う。アプローチ方向は水平方向とし、側面を把持する。ここで、高さは側面の中心 (Fig.2a) と上部 (Fig.2b) の 2 箇所とし、2 つの把持姿勢を生成する。

3.2 把持安定性の評価

各推定形状に対する把持安定性の評価には、摩擦を考慮した Force closure に基づく評価手法⁸⁾を用いる。本研究では、ハンドと物体は面接触するものとし、面接触下での評価を行う。面接触時の摩擦条件式⁹⁾を以下に示す。

$$f_t^2 + \frac{\tau_n^2}{e_n^2} \leq \mu^2 P^2 \quad (5)$$

ここで、 P は指が物体に加える荷重、 f_t は外力によって生じる接平面方向の力、 μ は摩擦係数、 τ_n は接触面の法線周りの静止摩擦トルクを示している。また、 e_n は接触領域のパラメータである。この評価手法では、指先が物体との接触面上を滑り出すために必要な最小の力・モーメントを評価値とする。評価値は、正ならば安定した把持であり、0 である場合は不安定である。また、評価値が高いほど安定していると判定する。

ここで、形状誤差を与えた場合を考える。安定性評価値の変化が少なく、成功する確率が高いほど、形状誤差の影響を受けにくい。そのため、本研究では評価値の高さだけでなく、安定して把持できる確率を評価して把持姿勢を決定する。

3.3 形状誤差を含めた安定性評価

まず、あらかじめ設定された範囲で統計形状モデルのパラメータを変化させて、複数の推定形状を生成する。この際、モデルのパラメータを変えても、把持姿勢は変化させないものとする。そのため、指先と物体が接触しない場合がある。その場合は、把持が不安定であると判定する。また、指先が物体に大きくめり込む場合があるが、今回はめり込み量の大きさは考慮していない。

4. シミュレーション

把持対象物のカテゴリをペットボトルとし、把持のシミュレーションを行った。統計的形状モデルの生成には 6 種類

Table 1: 評価結果

	正	負	非接触	成功率
側面中心	67	13	20	67%
側面上部	85	2	14	85%

Table 2: 把持安定性の評価値

	平均形状の評価値	評価値の標準偏差
側面中心	0.023	0.0097
側面上部	0.026	0.0076

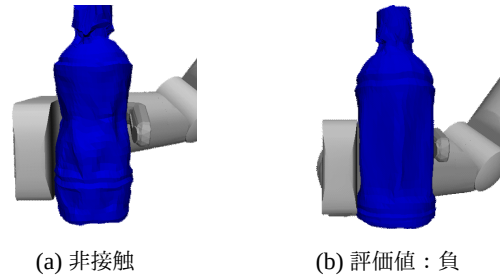


Fig.3: 不安定な把持の例

のペットボトルの計測データを用いた。

4.1 統計的形状モデルに基づく把持姿勢の評価

側面中心と側面上部の把持姿勢に対し評価を行った。 $b_i = \pm 2\sqrt{\lambda_i}$ の範囲内でパラメータをランダムに変化させ、100 個のモデルを作成した。ハンドと平均形状のめり込み量は 2mm としている。評価結果を Table 1 に示す。上部に比べて、中心を把持したときの方が成功率が低くなっている。テストデータには側面中心に凹みがある物体が含まれているため、ハンドと物体が接触しない場合 (Fig.3a) や、手のひらの端だけが触れて不安定になる場合 (Fig.3b) があり、成功率が低くなっている。上部は中心に比べて形状の変化量が小さいため、安定している。

4.2 計測物体の把持

物体形状の計測には RGB-D カメラ (Kinect for Windows v2, Microsoft 社) を使用する。この RGB-D カメラによって得られたデータとカメラのパラメータから、3 次元点群データを作成し、SSM のパラメータを推定する。SSM のパラメータは $b_i = \pm \sqrt{\lambda_i}$ の範囲内でランダムに変化させ、100 個のモデルを作成した。把持対象物には容量の異なる 2 本のペットボトルを用いた。

推定された SSM は計測物体との誤差が大きな形状になっている (Fig.4)。これは、統計的形状モデル生成に用いるデータが少ないことが原因として挙げられる。また、計測データは全周形状でないため、初期の位置合わせによっては対応点がうまく得られず、大幅に異なる形状が生成されることもある。

各物体の推定形状に対する評価結果を Table 3, Table 5 に示す。1 本目のペットボトルについて、初期の推定形状に対する評価値は中心の方が高くなっている。しかし、把持が安定する確率は側面上部の方が高かった。評価値の標準偏差が大きいことから、形状の分散も大きく、安定して把持できる確率が低くなったと考えられる。



(a) 物体 1



(b) 計測データ



(c) 形状推定



(d) 物体 2



(e) 計測データ



(f) 形状推定

Fig.4: 物体形状の推定



(a) 側面中心



(b) 側面上部

Fig.5: 把持姿勢 (物体 1)

Table 3: 評価結果 (物体 1)

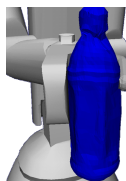
	正	負	非接触	成功率
側面中心	82	0	18	82%
側面上部	86	3	11	86%

Table 4: 把持安定性の評価値 (物体 1)

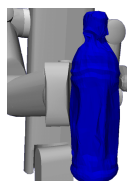
	推定形状の評価値	評価値の標準偏差
側面中心	0.026	0.0084
側面上部	0.018	0.0076



(a) 側面中心



(b) 側面上部



(c) 評価値: 負

Fig.6: 把持姿勢 (物体 2)

2 本目のペットボトルでは、側面上部の把持における安定把持できる確率は低かった。推定形状は側面上部が細くなっており、物体の側面と手のひらの端のみが接触し、不安定になる場合があった (Fig.6c)。一方で、側面中心の把持では評価値が高かった。

5. おわりに

本論文では、統計的形状による物体形状の推定と、推定誤差を考慮した把持安定性の評価を行った。分散の小さい部分を見つけることができれば、同カテゴリの新たな物体に対

Table 5: 評価結果 (物体 2)

	正	負	非接触	成功率
側面中心	92	0	8	92%
側面上部	69	24	7	69%

Table 6: 把持安定性の評価値 (物体 2)

	推定形状の評価値	評価値の標準偏差
側面中心	0.026	0.0073
側面上部	0.020	0.0081

して安定した把持が可能になる。

今後は、統計的形状モデルの生成に用いるデータ数を追加し、多様な形状を表現できるようにする。その後、他カテゴリについても統計的形状モデルを構築し、有効な把持姿勢の導出を行う。また、提案手法をロボットに実装し、物体形状の推定と把持計画を行う。

文献

- [1] T. Tsuji, S. Uto, K. Harada, T. Hasegawa, and K. Morooka, "Grasp Planning for Constricted Parts of Objects Approximated with Quadric Surface", IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.2447-2453, 2014.
- [2] A. T. Miller, S. Knoop, H. I. Christensen, and P. K. Allen, "Automatic Grasp Planning Using Shape Primitives", IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1824-1829, 2003.
- [3] N. Yamanobe, and K. Nagata, "Grasp Planning for Everyday Objects Based on Primitive Shape Representation for Parallel Jaw Grippers", IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics, pp.1565-1570, 2010.
- [4] C. Goldfeder, M. Ciocarlie, J. Peretzman, H. Dang, and P. K. Allen, "Data-Driven Grasping with Partial Sensor Data", IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1278-1283, 2009.
- [5] 小原, A. H. Foruzan, 健山, 陳, 古川, 金崎, 若宮, 村田, "肝臓の統計的形状モデル構築と肝硬変診断支援への応用", 電子情報通信学会技術研究報告. MI, 医用画像 110(28), pp.31-36, 2010.
- [6] 宮内, 諸岡, 宮城, 福田, 辻, 倉爪, "幾何情報を保存する自己組織化可変モデルに基づく目標曲面への人体組織表面モデルの写像", 電子情報通信学会和文論文誌 D・学生論文特集号, Vol.J97-D, No.3, pp.381-392, 2014.
- [7] S. Miyauchi, K. Morooka, T. Tsuji, Y. Miyagi, T. Fukuda, and R. Kurazume, "Area- and Angle-Preserving Parameterization for Vertebra Surface Mesh", Recent Advances in Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging, Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics, vol.20, pp.187-198, 2015.
- [8] C. Ferrari, and J. Canny, "Planning Optimal Grasps", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2290-2295, 1992.
- [9] M. Ciocarlie, C. Lackner, and P. Allen, "Soft Finger Model with Adaptive Contact Geometry for Grasping and Manipulation Tasks", Joint Eurohaptics Conference and IEEE Symposium on Haptic Interfaces, pp.219-224, 2007.