

機械学習による対象物の把持位置の検出

松浦 孝欣[†] 大野 健介[†] 三枝 亮[†]

神奈川工科大学 創造工学部 ロボット・メカトロニクス学科[†]

1. はじめに

近年、家庭内や介護施設での利用を想定した生活支援ロボットの実用化について期待が高まっている。生活支援ロボットでは、重要なタスクとしてコップやリモコンなどの日用品を把持することが挙げられるが、タスクの実現には物体の最適な把持位置や把持方向を検出する必要がある。本研究では対象物に関する多方向からの画像情報と把持するロボットの身体情報に基づいて対象物の最適な把持位置と把持方向を検出する方法を提案する。本手法では、把持のしやすさを表す特徴量を求め、その特徴量が最も高い位置を最適把持位置とし、最適把持位置を視覚的に最も捉えている方向を最適把持方向として検出する。

2. 研究背景

ピッキングロボット向けの把持位置検出法は、これまでに多数提案されており、モデルマッチングによって把持位置を検出する手法、機械学習を用いて把持位置を検出する手法、Deep Learningを用いて把持位置を検出する手法に大きく分類される。モデルマッチングを用いた手法は、Domaeらにより提案された Fast Graspability Evaluation[1][2]（以下 FGE）が挙げられる。FGE は工業用部品などの決められた部品が複数存在する状況での把持位置検出を得意とする。一方で、機械学習を用いた手法は学習データを多数用意することで、見え方や形状の変わる物体に対しても把持位置を検出できる。そのなかでも Deep Learning を用いた手法が近年注目されている。Lenzらにより提案された二段階の DNN による把持位置検出法[3]は、規模の異なる二つの Deep Neural Network (DNN) を用意して二段階の処理により把持位置を高精度に検出することが出来るが、アルゴリズムが複雑化し学習と識別に時間がかかってしまうという欠点がある。これに対し、Arakiらは把持可能性 (Graspability) [4]を導入した Deep Convolutional Neural Network (DCNN) を提案し、少ない計算で学習データに含まれない未知の物体の把持位置を高精度に検出

することに成功している。

しかしながら、物体は設計・製造された時点で固有の機能を有しており、その物体に適した持ち方が存在する。従って、物体の最適な把持位置を検出するために物体の機能が発揮される部位（機能領域）を認識する必要がある。くぼみやアーチ型など 3 次元的な物体形状に関する考慮や、家庭環境下ではモデル利用が困難な一般的な物体認識が求められることを踏まえ、Iizuka 等は 3 次元的な位置関係を考慮した denseCRF を提案し、日用品の機能属性を高精度に認識する手法[5]を提案した。しかし、これらの手法では、一方向から物体を見て判断し最適把持位置を検出しているため、方向によっては対象物の持ち手や取手が見えない場合や、ロボットアームの視野方向から一番持ちやすい位置が検出されない場合などが存在する。

3. 提案手法

本研究では、多方向から対象物を見て対象物の機能領域を認識し、持ち手に当たる機能領域が映っていない、もしくは認識できていない方向を把持に適していない方向と認識する。さらに、持ち手に当たる機能領域が見える方向で、持ち手の機能領域が広い場合に把持に適していると認識する。これにより、ロボットアームが持ち手に相当する機能領域を認識し難い方向から無理に把持をするのではなく、自ら把持しやすい方向を検出して対象物を把持しやすい方向から適切に把持できるように対象物の認識を行う。

提案手法のアルゴリズムフローを図 1 に示す。本研究のアルゴリズムは、既存手法 (denseCRF) を参考にした手続きで物体を機能領域ごとに識別し、機能領域ごとに色分けする。次に、持ち手に当たる機能領域の面積と物体全体の面積を計測し、持ち手に当たる機能領域の面積が物体全体の面積に対して占める比率を算出する。ここで、最も面積の大きい方向を最適把持方向とする。提案手法を検証するために実験を行った。実験では、ロボットが多方向から対象物を見るという状況を再現するために、持ち手が手前側にある姿勢を基準姿勢として対象物を 30 度ずつ回転させた画像 12 枚について、最適な把持位置と把持方向を認識させた。

Position Detection for Object Grasping based on Machine Learning,

[†]Koki Matsuura, Kensuke Ohno, Ryo Saegusa,

[†]Department of Robotics and Mechatronics, Faculty of Creative Engineering, Kanagawa Institute of Technology

種類	0°	30°	60°	90°	120°	150°	180°
ヘラ	0.468	0.532	0.486	0.593	0.388	0.304	0.245
ニッパー	0.729	0.734	0.716	0.823	0.608	0.682	0.760
カップ	0.000	0.000	0.162	0.165	0.088	0.011	0.004

表1 物体の姿勢角度に対する持ち手領域の面積比率

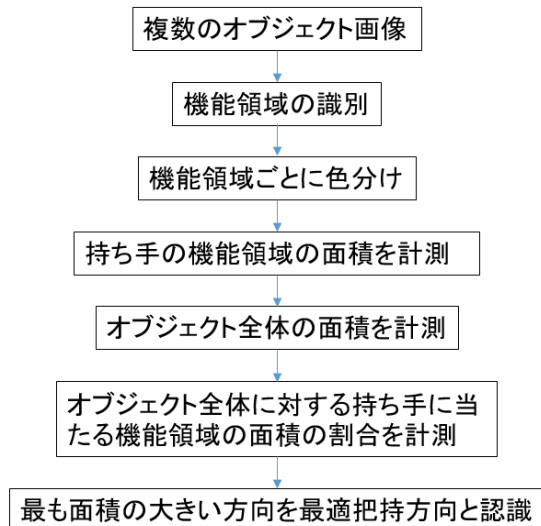


図1 アルゴリズムフロー

4. 実験結果

物体の機能領域の分類結果を図2に、物体の姿勢角度に対する持ち手領域の面積比率を表1に示す。全ての物体について持ち手部分が90度に向いているときに最も把持しやすいと検出された。物体が90度に向いている場合、実際に持ち手の側面部分が大きく映り、持ち手領域の面積比率が大きくなった。物体の掴みやすさはロボットハンドの機構や形状に依存して異なるが、本研究で提案する物体全体に対する持ち手領域の面積比率はつかみやすさの指標としてロボットハンドの把持制御に利用できる可能性がある。ピンチグラスプ（摘み取り把持）を行う場合は持ち手が大きいと持ちづらい場合もあるが、一般的に接触面積が大きいとグリップ力も大きくなるため、持ち手の面積が大きい方が単純な構造のロボットハンドには把持しやすくなると思われる。

5. まとめ

本研究では、既存手法では不十分であった物体の3次元性に着目し、持ち手部分の機能領域の面積比率を最大化する位置及び方向を検出する方法を提案し、実験により最適な把持位置及び方向を検出できることを検証した。今後は、実際のロボットアームを用いて最適位置方向からの物体把持制御を行う予定である。

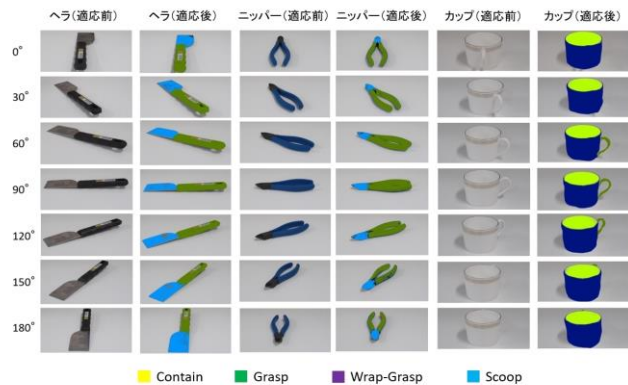


図2 物体の機能領域の分類結果

謝辞

本研究は JSPS 科研費 18H03558 の助成を受けて実施された。

参考文献

- [1] Y. Domae, H. Okuda, Y. Taguchi, K. Sumi, and T. Hi-rai, “Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers”, International Conference on Robotics and Automation, pp.1997-2004, 2014.
- [2] 真野航輔, 長谷川昂宏, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, 堂前幸康, 川西亮輔, 関真規人: 「固有値テンプレートによる Fast Graspability Evaluation の高速化」日本ロボット学会学術誌, 2017
- [3] I. Lenz, H. Lee and A. Saxena: “Deep Learning for Detecting Robotic Grasps,” International Journal of Robotics Research, vol. 34, no. 4-5, pp. 705-724, 2015
- [4] 荒木諒介, 長谷川昂宏, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, 堂前幸康, 川西亮輔, 関真規人: 「Graspability を導入した DCNN による物体把持位置検出」日本ロボット学会学術師, Vol. 36, No. 8, pp. 559~566, 2018.
- [5] 飯塚正樹, 秋月秀一, 橋本学: 「物体形状を考慮した denseCRF による機能属性認識の高精度化」電気学会論文誌 C, vol. 138, No. 9, pp. 1088-1093, 2018