

1.はじめに

ロボットで物体を把持するためには、対象物体を撮影した画像から最適な把持位置を検出する必要がある。Lenz 等が提案した把持検出手法 [1] は、2 つの Deep Neural Network(DNN) を用いて各方向毎にラスタスキャンを行い把持位置候補を求める。さらに、別の DNN を用いてその候補から最適な把持位置を絞り込む。このように 2 段階の処理となるため計算コストが高くなる。Domae 等が提案した Fast Graspability Evaluation [2] も同様に、様々な方向のロボットハンドモデルを用いてラスタスキャンを行う。本研究では、Deep Convolutional Neural Network(DCNN) を用いて 1 度のラスタスキャンによる把持位置検出の実現を目的とする。

2.提案手法

本研究では、DCNN を用いて 1 度のラスタスキャンにより物体把持位置を検出する。

2.1. 把持位置検出用 DCNN の構築

図 1 に示すように、DCNN は畳み込み層、プーリング層、全結合層から構成され、各層間に畳み込みとプーリングを行うことで画像の特徴を自動的に捉えることができる。全結合層の出力層は物体検出ユニットと把持座標点検出ユニットとする。ここで、物体を検出した場合は物体検出ユニットの出力は 1 に近い値となり、物体を検出しない場合は物体検出ユニットの出力は 0 に近い値となる。把持座標点検出ユニットの出力は把持点の (x, y) 座標となる。

DCNN の学習では、物体や教師信号となる把持座標を全部包含しているポジティブサンプルと、物体を包含しないネガティブサンプルを用いて学習を行う。物体が存在しない場合の教師信号は、左把持点の座標は左上隅、右把持点の座標は右上隅となる。そして、誤差逆伝播法を用いて学習誤差が小さくなるようにパラメータを更新する。

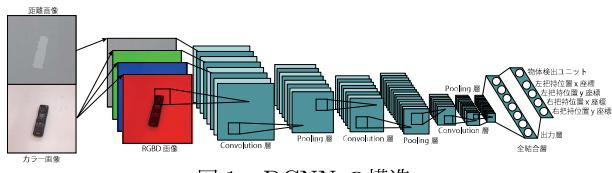


図 1 : DCNN の構造

2.2. DCNN による把持位置検出

DCNN による把持位置検出では、入力画像全体に対して 10 画素単位でラスタスキャンを行う。ウィンドウのサイズは 250×250 画素とする。ウィンドウ内の画像を DCNN に入力し、学習により得られたパラメータを用いて入力画像の畳み込みとプーリングを行い、全結合層で把持位置を検出する。物体検出ユニットの出力が最も 1 に近いときの把持位置を最終的な結果とする。

3.評価実験

本稿では、DCNN による物体把持位置検出の有効性を確かめるために評価実験を行う。

実験概要

評価実験では、Cornell Grasping Dataset を用いて 2 点の把持点を検出する場合と 4 点の把持点を検出する場合に分けて評価実験を行う。2 点の把持点を検出する場合の教師信号は、Fast Graspability Evaluation [2] によって検出した把持点を用いる。4 点の把持点を検出する場合の教師信号は、Cornell Grasping Dataset に含まれた教師信号を用い

る。Cornell Grasping Dataset は、キッチンアイテム等の様々な生活アイテムが 280 種類 870 枚の画像で構成されているデータセットである。各アイテムには、RGB 画像、距離画像、教師信号となる把持位置座標点が用意されている。

3.1. 評価方法

2 点把持点検出の評価方法は、検出した把持点と教師信号との x, y のユークリッド距離の和が、教師信号のユークリッド距離の 50% 以下であれば検出成功とする。4 点把持点検出の評価方法は、検出した 4 点把持点で構成された矩形と教師信号の 4 点把持点で構成された矩形との重なる領域の面積が、2 つの矩形の面積の和の 25% 以上であれば検出成功とする。

3.2. 実験結果

表 1 に、従来手法 [1] と提案手法の比較結果を示す。2 点の把持点を検出する場合は、提案手法の把持位置検出率が 22% 向上していることが確認できる。4 点の把持点を検出する場合は、提案手法の把持位置検出率が 8% 向上していることが確認できる。実験結果による、DCNN による物体把持検出の性能が従来手法により高いことが確認できる。

表 1 : 従来手法 [1] と提案手法の検出率の比較

	2 点把持点		4 点把持点	
手法	従来法 [1]	提案手法	従来法 [1]	提案手法
検出率	43.78%	66.51 %	63.31%	71.43 %

図 2 に、従来手法 [1] と提案手法の検出の例を示す。ここで、青点は教師信号であり、赤点が検出した把持点である。黄線はロボットグリッパーと平行し、緑線はロボットグリッパーの開き方向と平行している。検出結果による、提案手法を用いて検出した把持位置は、従来手法 [1] によりもと適切な把持位置であることがわかる。



図 2 : 従来手法 [1] と提案手法の検出の例

4.おわりに

本研究では、DCNN による物体把持位置の検出を提案した。実験結果による、畳み込み導入した DCNN を用いて 1 回のラスタスキャンで物体把持位置の検出が可能である。今後は DCNN による物体把持位置検出と物体認識を同時に学習、識別を実現することを目標とする。

参考文献

- [1] I.Lenzen, et al., "Deep Learning for Detecting Robotic Grasps", IJRR, 2014.
- [2] Y.Domae, et al., "Fastgraspability Evaluation on Single Depth Maps for Bin Picking with General Grippers", pp. 1997–2004, 2014.