オクルージョンを考慮した物体の把持順序予測

ER14010 稲垣雄介　　指導教授：藤吉弘亘

1. はじめに

物体把持位置検出は，ピッキングロボットにとって重要なタスクである．しかし，把持対象の物体にオクルージョンが発生していると，適切な把持位置を検出することができないことがある．この問題を解決するには，物体の重なりの順序を予測し，把持可能な物体から把持を行う必要がある．本研究では，オクルージョンを考慮した物体認識により，物体の上下関係の予測を実現する．

2. Mask R-CNN

物体認識とセマンティックセグメンテーションを同時に行う深層学習の手法として Mask R-CNN[1] がある．Mask R-CNN は，入力画像に対して Region Proposal Network (RPN) 部で，物体検出を行う．そして，各物体候補領域と一致する特徴マップの領域を，Deconvolution 層に入力してセグメンテーションを行う．これにより物体領域の座標，物体のカテゴリ，物体領域に対する Mask 出力が得られる．しかしながら，オクルージョンが発生すると，物体の上下が不明なため，把持できないという問題がある．

3. 提案手法

本研究では，Mask R-CNN にオクルージョン判定処理を導入し，物体の上下関係を予測する手法を提案する．

3.1. Mask R-CNN を用いたオクルージョン判定

Mask R-CNN にオクルージョン領域を予測するための Deconvolution 層を追加したネットワークを提案する．ネットワークの全体構成を図 1 に示す．図 1 のネットワークを用いることで，1 つの物体領域に対して物体領域とオクルージョン領域の Mask 出力が得られる．

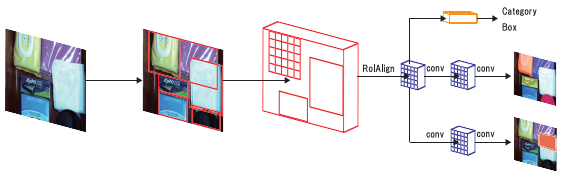

図 1：ネットワークの全体構成

3.2. 物体の上下関係の判定

提案手法のネットワークより得られた物体領域および，オクルージョン領域の Mask 出力を用いて，物体の上下関係の予測を行う．物体の上下関係ツリーの例を図 2 に示す．最初に，オクルージョン領域の Mask 出力を用いて，オクルージョンが発生していない物体を Depth1 とする．その後，Depth1 の物体によってオクルージョンが発生している物体を Depth2 とする．この処理を検出した物体全てに繰り返し行う．オクルージョンを発生させている物体は，オクルージョン領域の Mask 出力でオクルージョン領域と認識された領域と，Mask 出力の同じ部分を参照することで予測できる．そして，上下関係が分かることで，把持対象の上にある物体から順に把持していくことが可能となる．

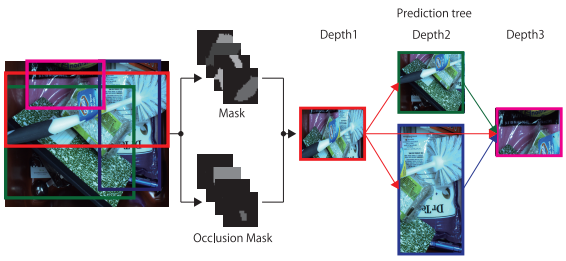

図 2：物体の上下関係の例

4. 評価実験

オクルージョンを考慮した物体の把持順序予測の有効性を示すために，評価実験を行う．

4.1. 実験概要

本研究では，40 種類のアイテムを含む ARC2017 RGB-D Dataset に，オクルージョン領域のセグメンテーション用教師画像を追加したデータセットを用いる．学習サンプルは 800 枚，評価サンプルは 200 枚を使用する．

4.2. 実験結果

物体認識の識別率を表 1 に，セグメンテーションの識別率を表 2 に，物体領域と，オクルージョン領域の出力結果の例を図 3 に示す．表 1 より，識別率は 91.9%，未検出率は 24.4%，box の重なり率は 82.0% であった．表 2 より，物体領域では，Global Accuracy は 83.1%，Class Accuracy は 86.1%，Mean IoU は 75.4% である．また，オクルージョン領域では，Global Accuracy は 49.7%，Class Accuracy は 49.4% である．オクルージョン領域に対する，Mean IoU は 24.9% と低い性能であるが，オクルージョン領域の一部を予測できれば，上下関係ツリーの作成は可能である．

表 1：識別率 (物体認識)

	識別率 [%]	未検出率 [%]	box の重なり率 [%]
Faster R-CNN	90.7	21.6	81.7
提案手法	91.9	24.4	82.0

表 2：識別率 (セグメンテーション)

		Global Accuracy[%]	Class Accuracy[%]	Mean IoU[%]
提案手法	物体	83.1	86.1	75.4
	オクルージョン	49.7	49.4	24.9

[1] 入力画像　[2] 物体領域　[3] オクルージョン

図 3：出力結果の例

物体の上下関係ツリーの出力結果の例を図 4 に示す．図 4 の成功例より，Depth2 まで上下関係の判定が出来ている．また，図 4 の失敗例より，オクルージョンの発生していない物体に対しオクルージョン領域を予測してしまった場合，物体の上下関係が判定できなくなる．しかし，把持順序が異なるだけで，把持の失敗につながることはない．

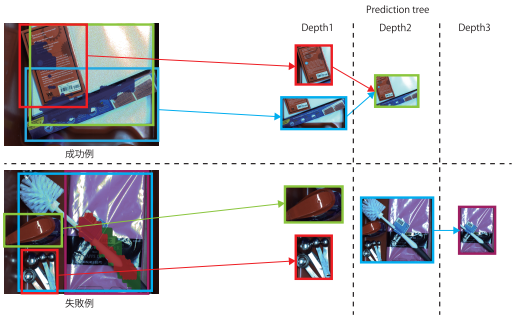

図 4：物体の上下関係ツリー出力結果の例

5. おわりに

本研究では，オクルージョンを考慮した Mask R-CNN による物体の把持順序予測の有効性を示した．今後は，オクルージョン領域に対するデータを増やした実験データを用いることで，高精度化を行う．

参考文献

[1] K. He, *et al.*, “Mask R-CNN”, ICCV, pp. 2980-2988, 2017.