

農業支援向け深層学習の注意機構を用いた適用ドメインの拡張

1200351 野田 峻平

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

近年、日本の農業現場において高齢化と人手不足が問題である。そのため、農作物の自動管理などの機械による自動化が期待されている。農作物の管理において位置情報は重要である。物体の位置情報は農業以外の分野においてはニューラルネットを用いた物体検出が多用されている。このことから農作物検出用データセットを作成し、それをニューラル物体検出に適用することで位置情報を取得することを提案する。また、農作物を検出する際、基本的に1種類のみ含まれる画像となるので、農作物が含まれる畑の画像と検出したい農作物の例画像を分けて与えることで例とした農作物に類似している農作物を検出するモデルを提案する。このモデルに与える画像を変えて適用ドメインを変えることで、学習済みモデルを別の作物に転用することが可能になる。本研究ではこれらの提案手法をナス畑のナスの検出で行う。

2 提案手法

2.1 既存学習済みモデルの再学習

実験には検出物体の奥行きスケールの変化に対応するため、ResNet(Residual Network)とFPN(Feature Pyramid Networks)を特徴抽出器(Backbone)に用いて、物体検出モデルにはFaster R-CNN(Region-Convolutional Neural Network)とMask R-CNNを用いる[1]。あらかじめ大規模データセットで学習したものを農業データセットで再学習(fine-tuning)する。本稿ではこの手法を提案手法1とする。

2.2 注意機構を導入した特徴抽出器を用いた学習

特徴抽出器に注目すべき特徴を強調するための注意機構を導入したモデルを大規模データセットによって学習させる。特徴抽出器の構成を図1に示す。検出対象が含まれている画像(以下、target)とその対象物体の画像(以下、source)を特徴抽出器に与えることでtargetの特徴量とsourceの特徴量のそれぞれが関連する部分特徴量を強調した特徴量を作成する。元となる特徴の抽出には提案手法1と同様の特徴抽出器を用いる。また、物体検出モデルにはFaster R-CNNを用いる。本稿ではこの手法を提案手法2とする。

3 実験

3.1 データセット

本研究では、高知県農業技術センターのハウス農園内のナス畑の画像を農業データセットとして用いる。また、既存の学習済みモデルは大規模データセットMS-COCOで学習させたものを用いる。

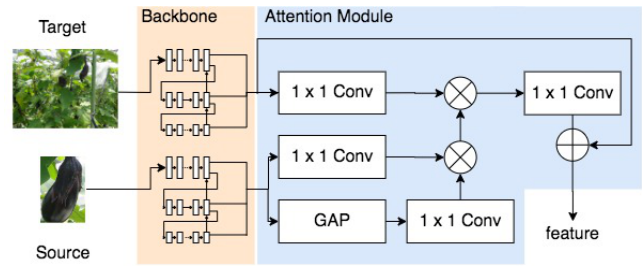


図1 注意機構を導入した特徴抽出器

表1 各モデルに対する mAP

ID	Method	Attention	fine-tuning	mAP
1	Faster R-CNN			46.1
2	Faster R-CNN		✓	52.7
3	Mask R-CNN			52.0
4	Mask R-CNN		✓	53.6
5	Faster R-CNN	✓		24.2
6	Faster R-CNN	✓	✓	87.8

3.2 方法

提案手法1では農業データセットで学習させたモデル(表1中 ID1, 3)とMS-COCOで学習したモデルを農業データセットで再学習したモデル(ID2, 4)を利用する。提案手法2ではMS-COCOで学習したモデル(ID5)と農業データセットで再学習したモデル(ID6)を利用する。評価は農業データセットのテスト用データにおいて評価指標mAP(mean Average Precision)を用いて行う。

4 結果と考察

各提案手法、学習方法による結果を表1に示す。各提案手法において再学習させたものが効果的である。これは農業データセットのサンプル数が少ないためと考えられる。提案手法2において、学習なしではsourceに似ている物体のみ検出できていたためmAPが低い。

5 まとめ

本稿では、物体検出を農業に適用するために既存学習済み物体検出モデルの再学習による手法と注意機構を導入した物体検出モデルを用いて検証した。再学習モデルの精度が高いが、再学習を行うためのデータセットを作る必要性をなくすために、類似している物体を検出するモデルを今後改善するべきである。

参考文献

[1] S. Ren, et al., "Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks", NeurIPS 2015.