

物体検出用 CNN YOLOv2 の卓上型多関節ロボット Magician への実装

永田研究室 F119006 井上 晋作

1. 目的

従来の工業製品の生産現場における欠陥品検出は作業員の目視で行われていたが、検査を行う作業員の熟練度や体調などといった人的バイアスが検出精度の低下を招いていた。この課題を解決するために、最近では深層学習（ディープラーニング）を用いた欠陥品の検出精度を向上させる様々な手法が提案され、実ラインへの適用を考慮した研究も盛んになっている。一方で工業製品のピックアンドプレースタスクなどは、すでに産業用ロボットによって自動化が進んでおり、産業ロボットと深層学習を用いた欠陥品検出手法を組み合わせることで、生産プロセスのさらなる効率化へとつながるものと期待される。本研究では、実用的な一般物体検出用 CNN（畳み込みニューラルネットワーク）の一つとして知られている YOLOv2 のアルゴリズムを用いて、6 種類の異なる形状のワークの検出と分類が可能で新たな YOLO モデルを構築し、卓上型多関節ロボット Magician へ実装し、ピックアンドプレース実験により性能を評価する。

2. 研究内容

Magician へ YOLOv2 を実装する前にまず YOLOv2 の訓練を行う。訓練に用いる画像データセットは 3D プリンターで作成した 6 種類のワークを用いる。各ワークのラベル（名称）は triangle, square, round, pentagon, hexagon, heptagon とした。Fig. 1 に示す Magician のアーム先端部分に取り付けた小型マイクروسコープによって角度や高さを変化させながらこれらワークを撮影し、画像内のワークに対してラベリング処理を行い、それらを訓練用画像として YOLOv2 の訓練を行った。訓練後には、訓練用画像と同様の方法で撮影したテスト用画像を YOLOv2 へ入力し、画像内のオブジェクトの検出と、検出されたオブジェクトのクラス分類精度を確認した。次に、Magician を制御する基本コードが書かれた Hyper CLS データ(HCLS データ) について検討した。HCLS データには様々な機能を実行できるステートメントを記述できるようにしているが、今回は X, Y, Z, R 座標値で位置制御を行う GOTO, グリッパの開閉を指定する GRIPPER, ビジュアルフィードバック制御によりワークの重心位置への移動を行う VF_CONTROL, 訓練済み YOLOv2 を用いたワークの検出と分類を行う YOLO, 分類結果に基づいて所定の位置への移動を指令する PLACE などの各種ステートメントで構成した。MATLAB 上で開発した Magician 制御用アプリケーションに訓練済みの YOLOv2 と、設計した HCLS データをロードし、ピックアンドプレース実験を行い、検出性能と分類性能を評価した。



Fig. 1 Robot Magician and workpieces.

3. 結果

YOLOv2 の訓練では、学習エポックを 600 と 800 の二つの条件で行ったところ、800 エポックで訓練された YOLOv2 の場合、6 種類のテスト用画像内のオブジェクト全ての検出と、検出されたオブジェクトのクラス分類の精度が 100 % に到達したことが確認できた。次に、YOLO コードを入力した HCLS データを実行し、前述の学習エポック 800 で訓練した YOLOv2 を用いてワークの検出と分類を行ったところ、triangle, round, square のような形状が比較的シンプルなワークに対しては分類精度が良好であり、90 % 以上の分類精度で所定の位置までプレースすることができた。一方、pentagon, hexagon, heptagon に対しては誤った位置へプレースするケースが発生した。このような一見、似通った形状の特徴を持つ多角形のワークに対しては、異なる条件下で撮影した画像を増やし、訓練用画像に加え、追加学習させることで分類性能を向上させることができると思われる。



Fig. 2 Flow chart of object detection.