### 把持動作結果を用いた追加学習による物体把持の高精度化

EP16036 河合竹彦

### 1.はじめに

ロボットによる物体把持を行うには、対象物体の把持アプローチを決定する必要がある. 把持アプローチは、ロボットのハンド形状などの身体特性に依存するため、アノテーションが困難であり、事前に学習することが難しい. 本研究では、実機ロボットによる物体把持の成功事例から、把持アプローチを追加学習する手法を提案する. 提案手法では、物体把持の成功結果を学習データに追加し、追加学習を行うことで、物体把持の高精度化が可能となる.

### 2.MT-DSSD

Multi-task Deconvolutional Single Shot Detector(MT-DSSD)[1] はエンコーダ、デコーダ構造になっている. 異なる階層の特徴マップからそれぞれのタスクに対応したブランチを追加することで、物体検出、セグメンテーション、把持位置検出を同時に行うことができる. そのため、タスクの追加が容易である.

### 3.提案手法

本研究では、把持アプローチブランチを追加した MT-DSSD と、ロボットの把持成功結果を追加学習して精度向上する手法を提案する.

### 3.1.把持アプローチブランチ

想定されるアイテムの姿勢に応じて、あらかじめ把持アプローチのパターンを用意する. パターンは把持面を、正面と上面、ハンドの把持を横方向と縦方向とし、正面+縦を除いた残りの組み合わせ、計3パターンを把持パターンとする. 図1に示すように、本研究では MT-DSSD に把持アプローチブランチを追加する. 把持アプローチブランチは、物体検出のクラス分類と同様に、ブランチに入力した特徴マップから把持アプローチのパターンを分類問題として学習する.

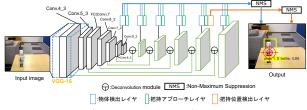


図 1: 把持アプローチ Branch を追加した MT-DSSD

### 3.2. 追加学習

図 2 に示すように, 事前準備の Step0 を行い, 追加学習を Step1 から Step3 まで繰り返し行う.

### Step0 初期学習

物体位置,物体クラス,把持アプローチ,把持位置のデータセットにより,MT-DSSDを学習する.

# Step1 実機による動作

ロボットに搭載したカメラにより撮影した画像を MT-DSSD に入力し、ロボットによる物体把持を行い、把持の成功判定を行う.

# Step2 把持ラベル付与

Step2 で把持に成功したときの画像,出力結果の物体の位置,クラス,把持アプローチ,把持位置を保存する.

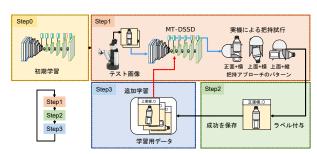
# Step3 追加学習

保存した把持成功データを学習用データに追加し、MT-DSSDの追加学習を行う.

Step1 から Step3 までを繰り返し行うことで,学習データの自動取得と把持精度の向上を図る.

# 4.評価実験

本実験では、追加学習をによる把持精度の向上を確認する. データセットは生活支援ロボット HSR に搭載されたカメラを用いて撮影した画像を 180 枚使用する. このうち,



指導教授:山下隆義

図 2:提案手法の流れ

学習に 72 枚,評価に 108 枚用いる. また,実機により獲得した把持成功データを 1回の追加学習で 12 枚追加する.

### 4.1.評価方法

定量的評価ではクラス正解率,アプローチ正解率,平均 IoU を評価する. 実機評価では各アイテムに対して 15 回の把持操作を試行する. アイテムの姿勢は, 想定される把持アプローチを網羅するように設置する. 把持成功率はアイテムを把持できたかを判定する.

#### 4.2. 実験結果

定量的評価の結果を図3に示す.ロボットの把持によって得られたデータを追加学習することで、精度が向上していることがわかる.また、正しい把持アプローチを選択できていることがわかる.検出結果を図4に示す.アイテムの姿勢ごとに把持位置および物体位置を検出し、それに適した把持アプローチを選択できている.

実機での評価結果を表 1 に示す. ベースモデルのアプローチは正面+横のみである. ベースモデルと比較して,把持精度が向上していることがわかる.

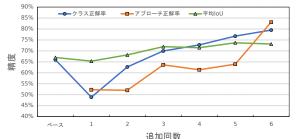


図 3: 提案手法の定量的評価結果







図4:追加6回目の把持アプローチの検出例表1:実機評価結果の比較[%]

アイテム名	ベースモデル	追加6回目
洗剤	33.33	66.67
サンドイッチ	93.33	100.00
クリーナー	70.00	70.00
アルミホイル	30.00	90.00
ペットボトル	66.67	86.67

# 5.おわりに

本研究では、把持アプローチブランチを導入した MT-DSSD の提案と把持動作結果を用いた追加学習を行った、定量的評価、実機評価において物体把持の高精度化を確認した。今後は把持動作結果の失敗情報を学習に取り込み、より効果的な学習を目指す.

# 参考文献

[1] 荒木諒介 等, "マルチタスク学習を導入した Deconvolutional Single Shot Detector による物体検出とセグメンテーションの高精度化", MIRU, 2018.