食品工場における食品操作自動化のための深層学習を用いた画像処理

〇金子貴博 松尾 直志 島田 伸敬(立命館大学)

1. 研究背景•目標•内容

食品はそれぞれ形状が異なる上に柔らかいものも多いため、食品の梱包や弁 当箱内への配置等は現在でも人手によるところが大きい。これを自動化するた め、食品の梱包状況を把握し必要であれば適切に対処するロボットや細かい食 品を必要量把持して適切に配置するロボットが求められている。

柔らかい物体を把持できるソフトハンドロボットを想定し、 下記のモデルを作成した。

- トレイに流し入れられた食品を検出しそれぞれの収納状況を判別するモデル - コーンという細かい物体に対してロボットハンドによる把持動作を行った際に 実際に把持される重量を推定するモデル

2.トレイに流し入れられたフライの検出と収納状況判別

目的フライの梱包自動化の前段階として、フライをトレイの各スロットに流し 入れる工程がある。流し入れた段階ではスロットからはみ出しているフライや スロット間の隔壁上に載っているフライがあるため、それらは人手で移動され 各スロットに1つのフライが収まるよう調整される。

この工程を自動化するにはフライを検出しそれらのスロッ トへの収納状況を把握する必要がある。そこでトレイを撮 影した画像を入力とし、各フライを検出したうえでさらに各 フライの収納状況を判別する深層学習モデルを作成する。 今回は収納状況を5つのクラスに分類する。



つのスロットに理想的に フライが配置されている

multiple fry 1つのスロットに

複数のフライがある



ているが、押せばGoodにな

る見込みのあるもの





フライが何も入って いない空のスロット ト間の隔壁に乗っているもの

入力画像 実際のライン上を想定した

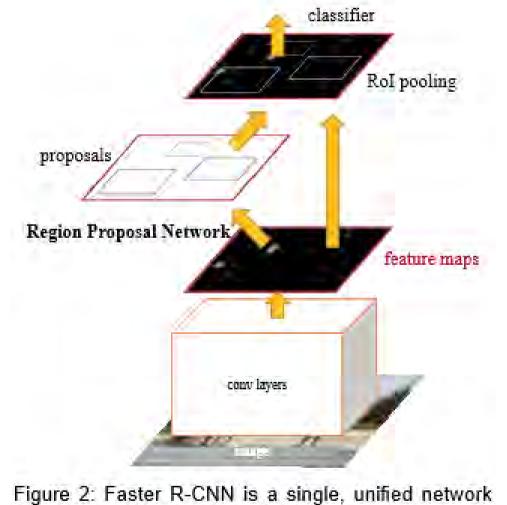
コンベア上のトレイ画像を用いる。

 $(4032 \times 3024 \text{pixel})$ 入力画像からフライもしくは空スロットに対 応した矩形領域の検出と各領域について の収納状況の分類を行う。



深層学習モデルとその学習

矩形領域検出と分類を同時に行うモデ ルとして一般物体認識にも用いられる Faster R-CNN[1]を用いた。



入力画像について手動で矩形領域とそれぞれのクラ スを与えてデータセットを作成し、その約半分を用い てモデルの学習を行った(下表参照)。

ラベル名	学習用データ数	テスト用 データ数	ラベル名	学習用データ数	テスト用 データ数
good	777	851	push	57	45
slot	44	36	on_wall	36	27
multiple_fry	8	20			

Proposal Networks", http://arxiv.org/abs/1506.01497

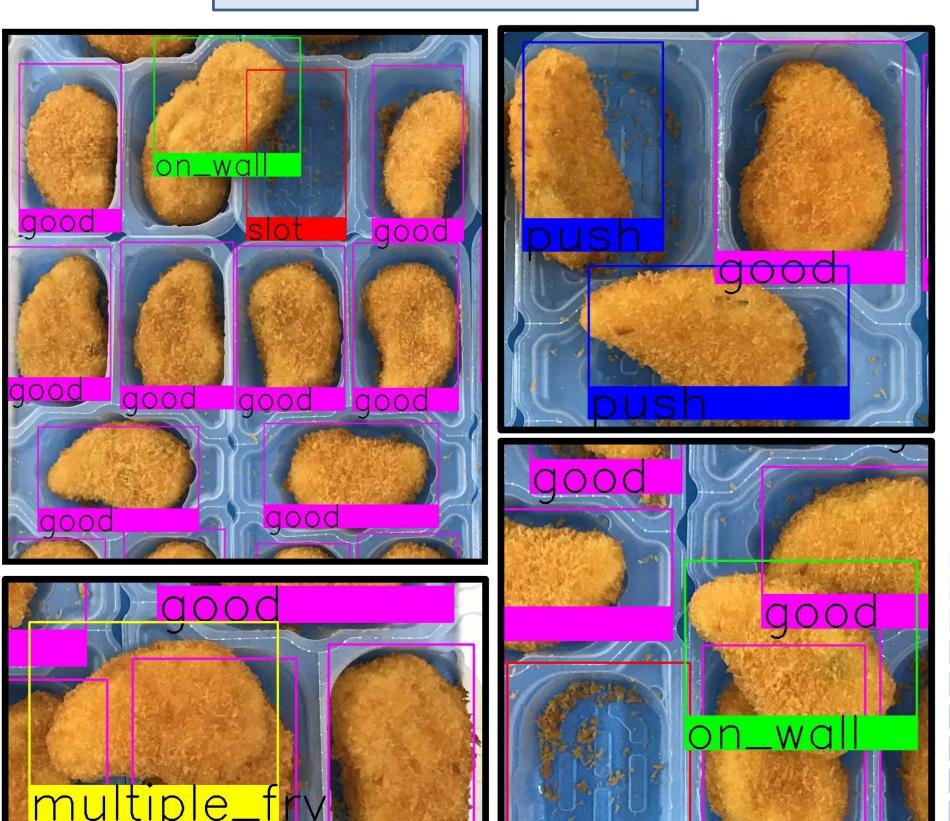
結果 今回の画像での目的領域:978件

検出するべき領域の 未検出: 6件(約0.6%)

クラス分類の不正解: 8件(約0.8%)

内訳 good以外をgood以外と誤認した例 4件 good以外をgoodと誤認した例 4件

正しく検出できている例





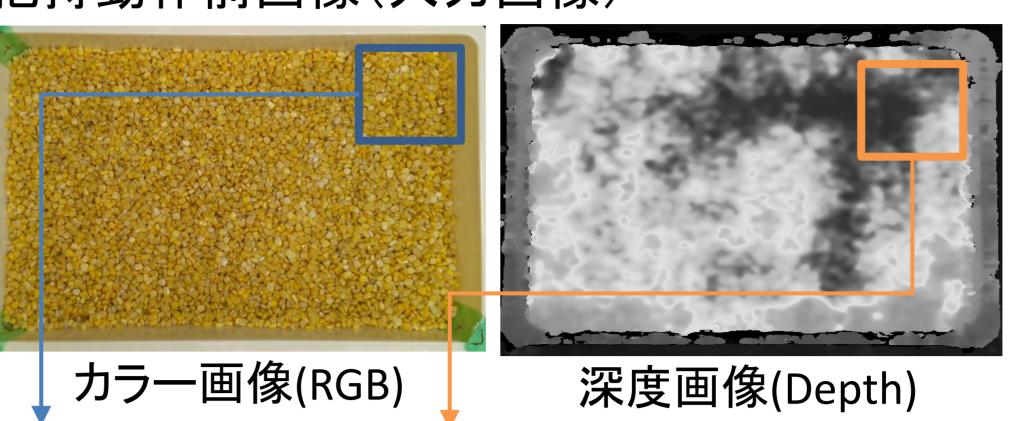
検出:push

理想:on_wall

3.番重上のコーンに対する把持重量推定

目的 コーンを積載した番重内のどこで把持動作を行えば所望の重量を 把持できるかを知りたい。そこで、ある領域の画像からその領域でロボット ハンドによる把持動作を行った際の把持重量を推定するモデルを作成する。

把持動作前画像(入力画像)



把持動作を行う 領域周辺のRGB-D画像(150×150Pixel)

推定把持 される 重量

今回使用した 立命館大学 理工学部 平井研究室 開発のハンド

モデルとしてResNet50と全結合層をもつ 推定モデルとその学習 Neural Networkを用いる。

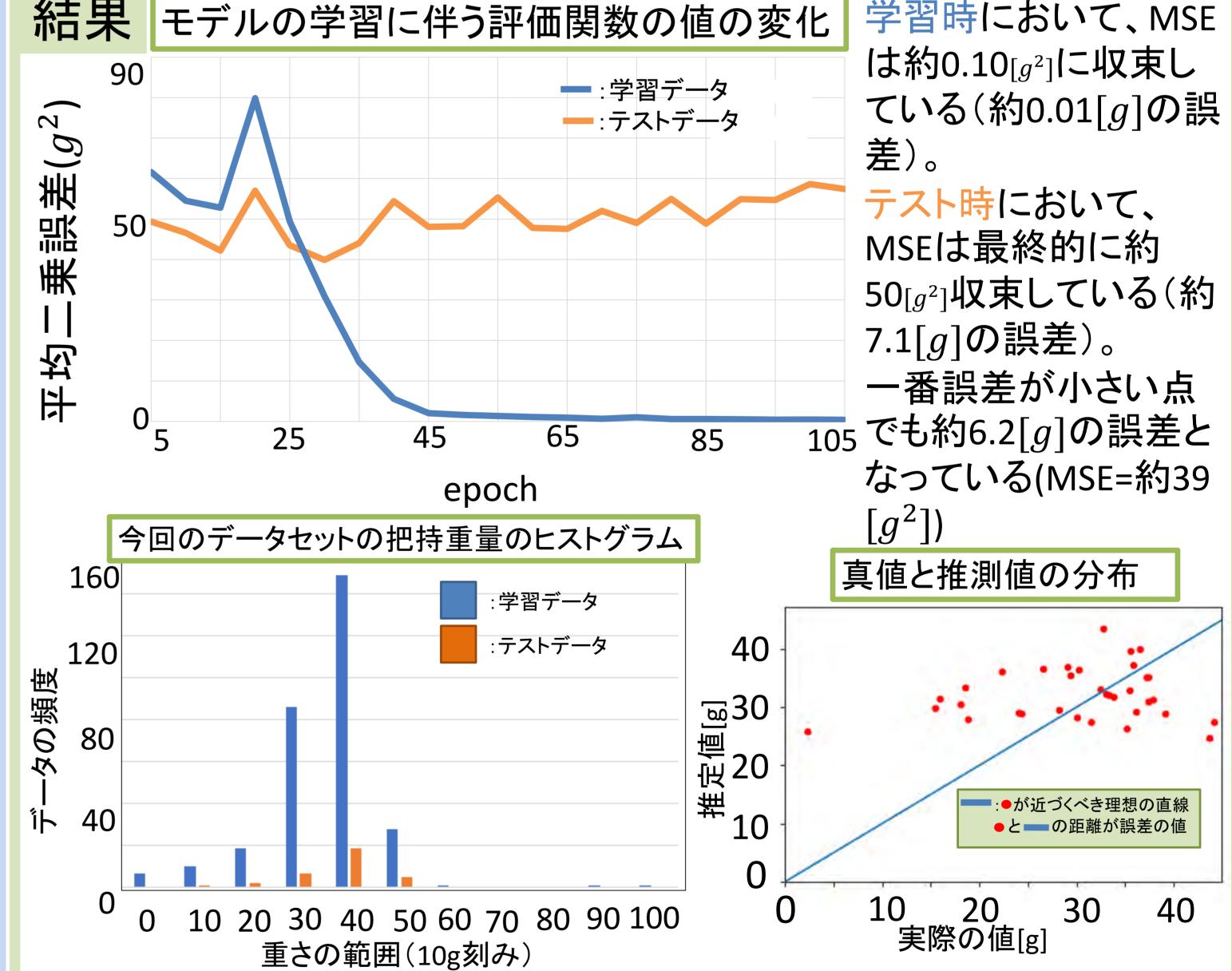




把持される

画像と把持重量の関係を学習するため、実際にロボットハンドによる把持 実験を行い実例を収集した。収集に際しては番重内に設定した24個の位置 のそれぞれで把持動作を行い把持重量を記録し、その後にコーンを補充、 均してから再度24回の把持動作を行うということを14回繰り返した。この試 行により得られた336(=24×14)個の画像、把持重量の組のうち302組を用 いてモデルの学習を行い、残りの34組をテストに使用した。

評価関数としては真値と推定値の $(y_i - \hat{y}_i)^2$ y_i : i番目の真値 \hat{y}_i : y番目の推定値 平均二乗誤差(MSE)を使用する。



→ 頻度の高い30-40gのサンプルについて正解するよう訓練されてしま い、その範囲外のサンプルについての正答率が落ちている。

→過学習の発生(訓練データに適応しすぎて未知のデータに対応できない状態のこと)

4.まとめと今後の課題

食品梱包作業の自動化を目指し、ラインの画像から各食品を検出しその 収納状況を判別するモデルを作成した。

- 領域検出、クラス分類におけるミスが起こっている。
- ・goodのデータが多く、不均衡なデータになっているため、クラス分類の 学習の際にクラス別に重みをつける。
- Faster R-CNNの領域提案機構を調査し今回の問題向けに修正する。
- コーンを把持する前にどれだけ把持できるかの予測を試みた。
- 過学習が発生している。
- データセット内画像を回転、微小に並行移動してデータのバリエーショ ンを増やして過学習が起こりにくいようにする。
- 大きな誤差をより咎めるような評価関数を採用して大きな誤差を抑える。