



# スマートなゴミ拾い

高岡高校情報班 岩島 柳澤 坪本 川邊 宮川



## 研究テーマ

海洋ゴミの認識に最適な物体検出モデルを見つけ  
その特徴からより良いモデルを作りたい



## 研究説明

近年の AI、画像認識ブームでは、モデルに CNN 系のものが多く採用されており、今研究では、海の綺麗さを守るためにゴミを効率よく回収する方法として、画像認識の技術を用いることにした。そこで気になるのが「どういう特徴のモデルが一番効率よくゴミを認識できるのか」だ。そうして我々は実際海岸に赴きゴミの量と種類を調査し、そのゴミを認識させるために CNN 系のモデルのなかでも比較の実績のある SSD300、YOLOv3、Faster RCNN を使用することにした。なお、今回の研究では、モデルの特徴に焦点を当てるため、データセットを用意することで対処できるゴミの変形、ひいては回収方式については考えないものとする。



## 実験方法

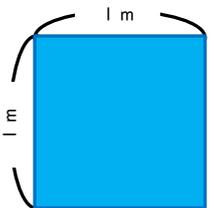
Deep Learning を用いた 3 種類の画像認識モデルを比較する

SSD300 YOLOv3 Faster-RCNN

3つの画像認識モデルそれぞれを導入したロボットを実際に稼働し、ゴミの回収速度、分別の正確さから最適なモデルを調べる。

- ・一定面積のフィールドにゴミをランダムに配置。
- ・回収したごみの個数を比較。
- ・精度を評価するため、分別に失敗したゴミは無効とする。

ロボットは組み立て、開発の容易さから LEGO 社のテクニックシリーズを利用し、想定される環境に基づき、サーバーを介しての画像処理は行わず、すべてロボット内で完結させるものとする。



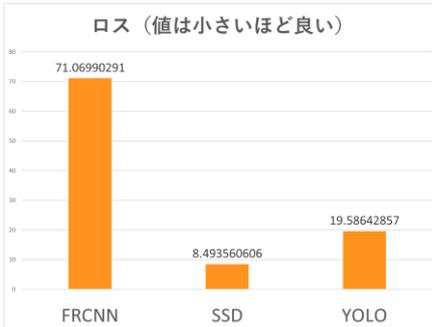
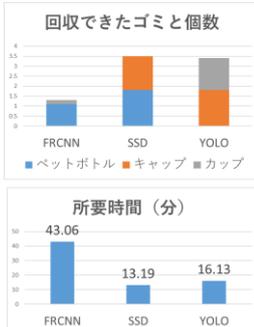
## 実験結果・考察

左記の結果から SSD YOLO FRCNN の順に

回収におけるパフォーマンスが良かったことが分かった。

考察として、SSD の成績が一番良かった理由として挙げられるのは、他の 2 種と比べモデルサイズが小さい、つまりシンプルなモデル構造だったということがわかる。つまり、weight の小さいモデルが Edge Computing において効果を発揮すると考えられる。このときモデルによって検出できた物体に差があることから、領域抽出方法の違いも大きく関わっていると推測できる。

$$W = \frac{17 \cdot T}{9 \cdot \text{pet} + 6 \cdot \text{cap} + 2 \cdot \text{cup}} \quad \leftarrow \text{評価に用いた式}$$



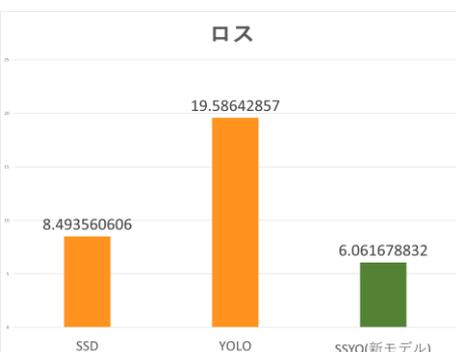
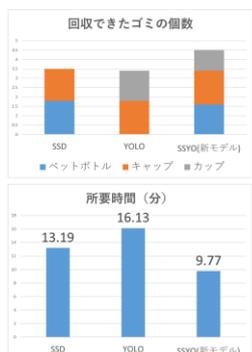
$W = \text{ロス}$  Pet = 回収できたペットボトルの数 Cap = // キャップの数 Cup = // カップの数



## 考察と展望

【考察】以上の結果から、SSD と YOLO が性能的にも突出しており、SSD と YOLO が互いの弱点（認識できたごみの種類の違い）を補い合える関係にあることから、それらを軽量化し、組み合わせることで処理時間をおさえたま、認識精度を向上させた、新たな認識モデルが開発できないかと考えた。

新たなモデル（ここからは SSSYO と呼ぶ）開発には SSD の畳み込み層の計算量を削減した「MobileNet-SSD」と YOLO の軽量モデルである「YOLO-tiny」を使用し、並列処理させるという二重チェック状態を発生させ、グリッド分割法と Hypnoses 法を組み合わせることで精度の向上を図った。SSYO を用いて実験を行った結果が次である。



左記の結果より、上記の方法をとることで、先の実験で一番評価が高かった SSD と比べ、約 40 パーセント、評価が向上し、動作の所要時間も約 4 分短縮された。このことから、単に一つのモデルの高速化や精度の向上を図らずとも弱点を補うことのできるモデル同士を組み合わせることでうまくいくことが分かった。今回はデータセットでの差の検証は行えなかったが機会があれば挑戦したい。

