

## がれき撤去レスキューロボットのための SSD を用いたがれき検出 Detection Method of Rubbles Using SSD for Rubble Withdrawal Rescue Robots

○鶴田陽<sup>1</sup>, 越川佳祐<sup>2</sup>, 藤井俊郁<sup>2</sup>, 小泉会矢<sup>1</sup>, 羽多野正俊<sup>3</sup>

\*Akira Tokita<sup>1</sup>, Keisuke Koshikawa<sup>2</sup>, Toshifumi Fujii<sup>2</sup>, Harunao Koizumi<sup>1</sup>, Masatoshi Hatano<sup>3</sup>

**Abstract:** The purpose of this study is developments of detection methods of rubbles for autonomous rubble withdrawal rescue robots. In disaster area, the shape, mass of rubbles, stacked states and so on are various and unknown. Therefore, methods to detect rubbles each by each automatically in rescue are required. This paper provides a detection method using the SSD and experimental results.

### 1. 緒言

災害現場においてがれきの形状や質量, 積み重なっている状態は千差万別で未知である. そのため, がれきのどの箇所を掘みどのように撤去作業を行えばがれきを崩さず, 被災者に損傷を与えないかを考えて作業することが必要となる[1]. またロボットを人が遠隔操作する場合, 操作が難しく, 狭いカメラの視野では操作ミスに繋がり, 二次災害を引き起こす危険性がある. そのためにロボットが自律的にがれき撤去を行えるよう, 周囲の状況から自己位置の推定, がれきの検出, がれきの掘む箇所の決定, がれき撤去時のロボットアームの行動生成を行うアルゴリズムについて考える.

本発表では, カメラで取り込んだ画像の中からがれきを検出する方法について述べる.

### 2. 人による操作の問題点

がれき撤去ロボットは多くの自由度を必要とするため, レスキュー隊員が操作するためには熟練を要する. さらに多数のがれきを撤去するのは肉体的, 精神的に疲弊し操作ミスに繋がる. またカメラからの映像だけでは視野が狭く, がれきを持ち上げ移動させた先でがれきの山を崩してしまう可能性がある.

がれき撤去ロボットが自律的にがれき撤去を行うことができるのと人が操作する必要がなくなる. 一方, カメラ画像によりがれきを認識させることを考える場合, 元々の建築構造物が破損した物体を認識する必要があり, 農産物ほどの非定型では無いが, その形状や大きさは千差万別であり, また複数重なっている状態が多く, その中からがれき一つ一つを個別に認識することが困難となる. そのためこれまで画像認識分野の研究で各種の方法が提案されてきたが望ましい結果を得ることは難しかった., それに対し, 近年その認識能力が注目されている AI (人工知能) を用いてランダムに存在するがれきの位置および積み重なった状態における

個別認識手法について考える.

### 3. 実験環境

実験に用いた PC の OS は Ubuntu14.04 であり, Anaconda3-5.2.0-Linux-x86\_64, Python3.5.5, OpenCV3.2.0, TensorFlow-1.0.0, Keras1.2.2 をインストールした環境で行った.

また, カメラから取り込んだ画像から瓦礫を検出するのに SSD(Single Shot MultiBox Detector)を用いた. SSD とは, ディープラーニングの技術を用いて物体を検出や学習をすることができるアルゴリズムである. 以下に簡略化した SSD の物体検出アルゴリズムを記す. SSD に画像を読み込ませると, SSD は画像上に大きさや形の異なるデフォルトボックスを 8732 個乗せ, その枠ごとに物体からどれだけ離れていて, どれだけ大きさが異なるか(位置の予測), そこに何があるのか(クラスの予測)を計算する. この手法を導入するに際し, 自動車を用いた認識を行ってみた. Fig. 1 は 8732 個のデフォルトボックスのうち 3 つのみ残したイメージである. Table 1, Tabel 2 はそれぞれのデフォルトボックスの大きさと中心座標, クラスの予測を表したものである. 最終的に, 位置の予測とクラスの予測で高い予測値を出したデフォルトボックスを残すことにより, 物体を検出することができる[2].

### 4. 学習から検出まで

特定の物体を検出するためにその物体を学習させる必要がある. 今回は Fig. 2 に示す木材を模擬がれきとして用い実験を行った. まず, 学習には検出させたい物体の画像が必要であり, 学習用に木材の写真を複数毎用意する. 次に画像のどの位置に何があるという情報が必要となるので, 集めた画像一枚一枚にラベル付けを行う. この作業には processing3 を用いた. processing3 を使うと, Fig. 3 に示すように, 赤い枠で囲

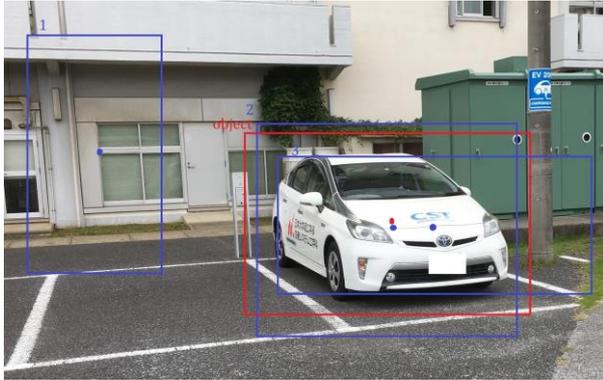


Figure 1 3 of 8732 Default Boxes

Table 1 Coordinates

id	x	y	width	height
Object	1850	1000	1206	776
1	608	1298	558	1006
2	1846	979	1098	906
3	2025	997	1322	586

Table 2 Classes

id	back ground	car	boat	person
1	100.0%	0.04%	0.221%	0.202%
2	0.0%	99.916%	0.01%	0.0%
3	0.0%	96.67%	0.013%	0.0%

むことでラベル付けを行うことができる。そして学習プログラムを実行する。今回は epoch 数は 5 で学習を行った。epoch 数とは、ひとまとまりの学習用データを繰り返して学習させる回数を表す。学習が終了すると木材を学習したファイルが作成される。この学習済したファイルとテスト用の画像を用意し、プログラムを実行することでその画像内から物体を検出することができる。

物体検出の実行結果を Fig. 4 に示す。オレンジ色の枠で囲まれて木材が検出されていることがわかる。Fig. 4 内の rubble の隣の 0.75 という数字は、それが木材であることの確実性を表しており confidence という。この confidence が一定値を超えると学習した物体として検出する。今回は 0.60 を超えると検出するよう設定した。より検出の精度を上げるためには、学習用の画像の数を増やす、または学習時の epoch 数を増やす必要がある。また、本実験ではあらかじめ用意した画像内から木材を検出する実験を行ったが、物体検出プログラム実行時に指定することで動画やリアルタイムでの映像から物体検出を行うことができる。



Figure 2 Rubble



Figure 3 Labeling

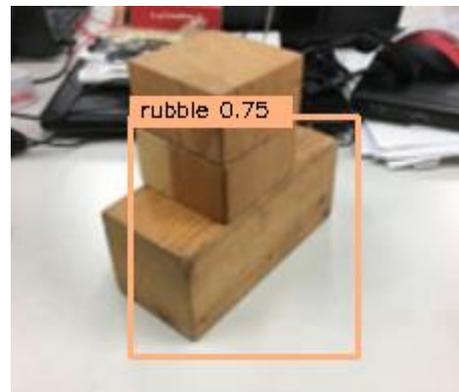


Figure 4 Detected rubble

## 5. 結言

本発表では、SSD を用いたがれき検出の方法について報告した。今後は検出したがれきの重心位置を特定し、ロボットのハンドががれきの重心位置を掴むまでのアームの行動生成について研究を行う。

## 6. 参考文献

- [1] 各務竜平：「瓦礫撤去レスキューロボットのためのシステム機構に関する研究」(2017)
- [2] 【機械学習】一般物体検知アルゴリズム SSD：第 1 編  
<https://avinton.com/blog/2018/03/single-shot-multibox-detector-explained/> (accepted at Sep.17 2018)