

# 物体検出によるゴミ拾い動作手法の開発

## Development of a Method for Object Detection-Based Trash Picking

知能機械工学コース

知能ロボティクス研究室 1265022 山下 和那

### 1 緒言

少子高齢化につれてサービス分野の労働力不足は深刻な状況にあるため、サービスロボットの活躍が期待されている。またサービス分野のロボット需要は増加傾向にあり、将来的にも増加することが予想される<sup>(1)</sup>。日常生活における家事中で頻繁に行われる整理整頓をロボットに代替させることで、人の負担を軽減する。本研究では、ロボットによるゴミ拾い動作の実現手法の開発を行う。ゴミ拾いロボットの課題の一つにゴミの定義の曖昧性が挙げられる。ゴミは一般的に使用済みや不要な物を指すがその範疇は広範であり、環境や個人の価値観によって異なるだけではなく、ロボット製作者によっても異なる。本報告ではコンテンツベースフィルタリングとコサイン類似度を利用したゴミ推定手法の提案を行う。従来のゴミ拾いロボットは、事前にプログラムされたアルゴリズムに基づいてゴミを検知するが、本手法ではユーザーの嗜好をアンケートにて取り入れ、個々の動作環境に適応的なゴミ推定手法を提案する。

### 2 全方向移動型ロボット

本報告で使用する全方向移動ロボットを図1に示す。メカナムホイールを4輪搭載しており、平面において全方向移動と回転動作が可能である。車体上面には1自由度ロボットアームを搭載している。

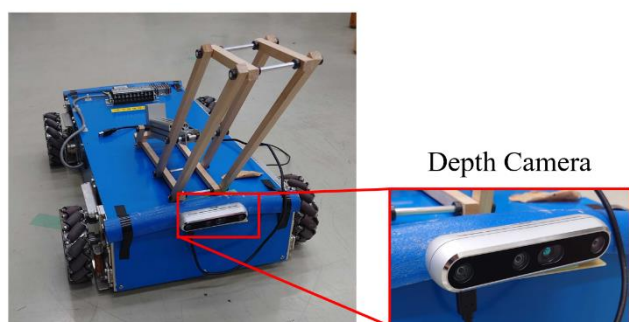


Fig.1 Omnidirectional robot.

### 3 デプスカメラ

RGB画像、深度情報の取得にはデプスカメラを用いる。デプスカメラはintel社のRealSense D455を使用した。このカメラは0.4mから最大20mまでの距離測定が可能である。デプスカメラの仕様を表1に示す。本ロボットには図1に示す通り、デプスカメラを車体前方部分に搭載している。

Table1. Specification of the depth camera

|                     |                |
|---------------------|----------------|
| Depth Field of View | 86° × 57°      |
| Depth Resolution    | 1280 × 720     |
| Frame Rate          | 90[fps]        |
| Shutter             | Global shutter |

### 4 物体検出

ゴミの検出には物体検出アルゴリズムであるYolov5を用いた。Yolo (You Look Only Onse)はリアルタイムオブジェクト検出アルゴリズムであり、一度CNNに通すことで画像全体から直接的に検出領域やクラス確率を予測するため、短時間で物体の検出が可能であり、検出された物体は図2に示すように矩形領域で表現される<sup>(2)</sup>。

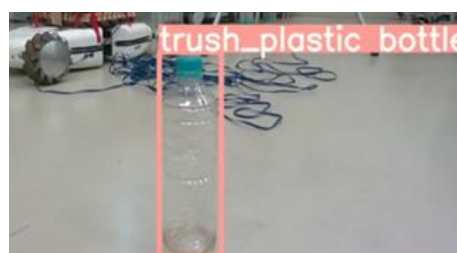


Fig.2 Bounding box.

### 5 コンテンツベースフィルタリング

#### 5.1 アイテムの特徴ベクトル化

ゴミ拾いロボットが多様な環境で動作するための先行準備として、身近な物品などのアイテム分類が必要である。具体的には、日本標準商品分類<sup>(3)</sup>の中分類に基づいた分類結果をOne-Hot Encodingによって特徴をベクトル化する。ベクトル化した物品等のアイテム数は22である。表2に示すように各アイテムはOne-Hot Encodingによって分類しデータベース化した。

Table2. Example of item classification

|                | plastic | wood | glass | furniture | tableware |
|----------------|---------|------|-------|-----------|-----------|
| plastic bottle | 1       | 0    | 0     | 0         | 0         |
| chair          | 1       | 1    | 0     | 0         | 0         |
| shoes          | 1       | 0    | 0     | 0         | 0         |
| Plastic cup    | 1       | 0    | 0     | 0         | 0         |
| can            | 0       | 0    | 0     | 0         | 1         |

#### 5.2 嗜好情報の収集

ゴミ捨てロボット利用者の嗜好パターンと合うアイテムをゴミとして推定するため、どのような物がゴミとして捨てる対象物に選ばれるかを、自由記述アンケートを用いてユーザーから収集する。本研究では、成人男性5名に対して自由記述アンケートを実施した。

#### 5.3 集団の嗜好情報の定義

アンケート結果を表3に示す。回答はゴミとして選ばれたものを1、それ以外を0として表記した。各アイテムに対して多数決をとることで集団としての嗜好情報を評価した。多数決の結果を表4に示す。本手法ではtissueとplastic bottleが各アイテムにおいて優勢な嗜好とされた。

Table3. Questionnaire results

|                | userA | userB | userC | userD | userE |
|----------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| tissue         | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     |
| plastic bottle | 1     | 1     | 1     | 1     | 1     |
| plastic bag    | 1     | 0     | 1     | 0     | 0     |

Table4. Group preference information

|                |   |
|----------------|---|
| tissue         | 1 |
| plastic bottle | 1 |
| plastic bag    | 0 |

#### 5.4 アイテム間類似度の算出手法

5.3 で得られた各アイテムの特徴ベクトル  $A$  と 5.1 で作成したデータベース内の各アイテムの特徴ベクトルとの類似度を算出するために、コサイン類似度を使用する。ベクトル間のコサイン類似度は式(1)を用いて算出する。

$$A = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$$

$$B = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_n)$$

$$\text{Cosine Similarity}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (1)$$

#### 5.5 推定アイテムの生成

本手法では、各アイテム間で算出されたコサイン類似度に閾値を設け、コサイン類似度が 0.8 以上ならゴミとして推定する。

### 6 実験

#### 6.1 推定アイテムの生成結果

推定結果を図 3, 図 4 に示す。ゴミとしては plastic bag, paper, plastic bottle, tissue が推定された。

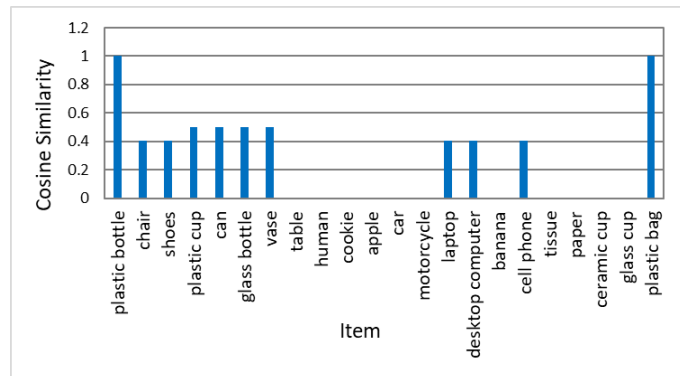


Fig.3 Estimated results.

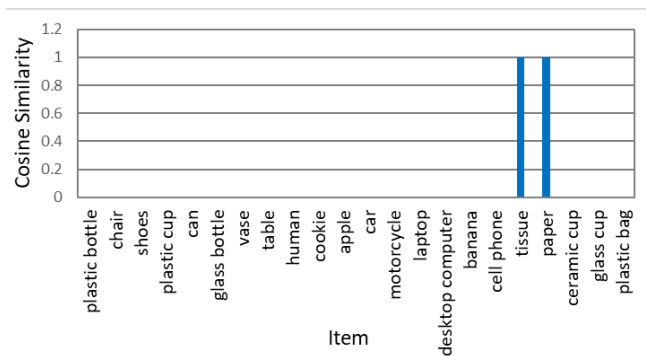


Fig.4 Estimated results.

#### 6.2 推定アイテムの適合率

5.2 よりアンケートを行った集団に対し、生成した推定アイテムがゴミとして妥当であったか、再度アンケートを実施し適合率により推定アイテムを評価する。適合率は式(2)を用いて算出する。表 5 に各人の適合率を示す。

TP: True positive

FP: False Positive

$$\text{Precision rate} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Table5. Precision ratio

|                | userA | userB | userC | userD | userE |
|----------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Precision rate | 80%   | 75%   | 100%  | 100%  | 75%   |

#### 6.3 ロボット動作実験

カメラの視野角内の任意の位置にゴミを配置し、ゴミ追従動作を確認した。

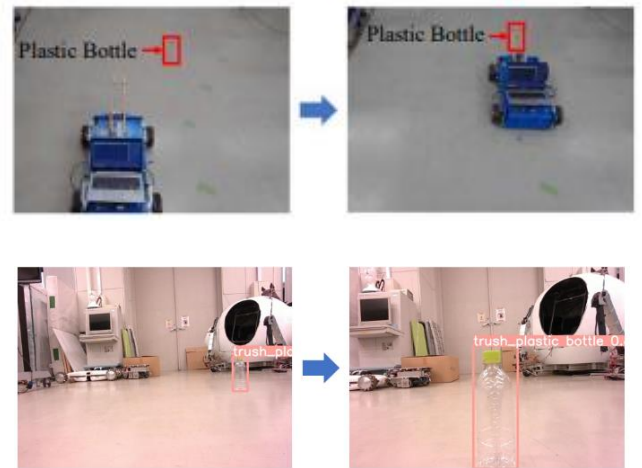


Fig.5 Captured image and robot motion.

### 7 結言

本報告ではゴミをコンテンツベースフィルタリングとコサイン類似度によって推定した。本手法の推定結果がユーザの嗜好にどれだけ適合しているかをアンケートによってフィードバックし適合率にて評価した。各人に対する適合率はどれも 75%を超えているが、ゴミの推定時に設けた閾値によっては適合率が変動する可能性がある。よって閾値の適切な設定手法が求められる。

#### 文献

- (1) 2035 年に向けたロボット産業の将来市場予測  
国立研究開発法人開発機構新エネルギー・産業技術総合開発機構
- (2) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection  
Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi
- (3) 日本標準商品分類  
総務省