

RoboCup@Home DSPL

Go Get It Unknown Enviroment タスク用 ROS パッケージ

1 提案手法の概要

提案手法では、音声情報・マニピュレータ情報から地点・物体の学習を行う。本タスクは学習時間が短いため、目標性能の確保に図 1 に示すようなビックデータが必要な関数ベースの機械学習を避け、プロトタイプとの距離比較で認識を行うことで、データベース構築に必要な学習時間を短縮する。Training Phase では、場所情報は音声から、物体情報はマニピュレータ情報から特徴量を獲得し、それぞれデータベース化する。Test Phase では、音声命令から取得した単語とデータベースに格納された単語間の距離を算出することで、尤もらしい場所へ移動する。目的地に到着後、物体を把持することでマニピュレータ情報を取得し、データベースに格納された物体の特徴量と比較することで、指令された物体かどうかを判別する。以下、両 Phase の説明を記す。なお、本タスクで用いた音声認識、言語処理、SLAM、画像からの物体切出し等、ロボットの基本機能については文献 [1] を参考のこと。

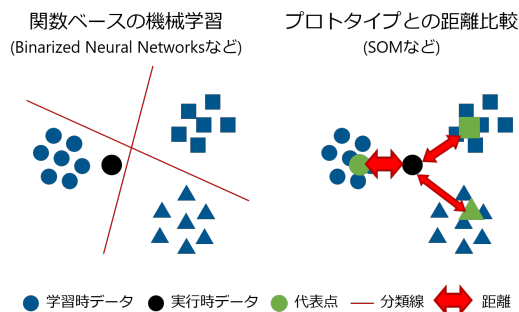


図 1: 認識方法の比較

2 Training Phase

2.1 音声情報を用いた場所の学習

図 2 に音声情報を用いた場所の学習方法を示す。話者の英語音声 Google Chrome の Web Speech API を経由し、文字起こしする。文字起こしされたものを、NLTK (Natural Language Toolkit) の CMU Pronouncing Dictionary を用いて音素記号化する。地点ごとに与えられた複数のキーワードの音素を、座標情報と共にデータベースへ保存する。

2.2 マニピュレータ情報を用いた物体の学習

図 3 にマニピュレータ情報を用いた物体の学習方法を示す。オペレータに物体を渡してもらい、低トルクでエンドエフェクタを閉じ、マニピュレータの力センサにより重量を計測する。また同時に、エンドエフェクタ開度を

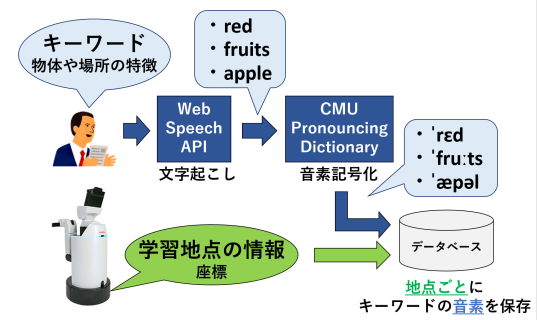


図 2: 音声情報を用いた場所の学習

計測することで物体のサイズを推定する。次に、高トルクでエンドエフェクタを閉じ、低トルク時のエンドエフェクタ開度と比較することで、物体の変形率 [rad/torque] を推定する。これら、重量・サイズ・変形率から構成される特徴ベクトルを物体ごとに保存する。

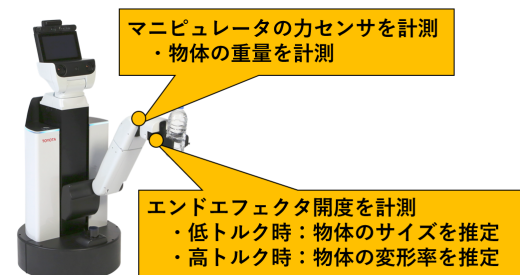


図 3: マニピュレータ情報による物体の学習

3 Test Phase

3.1 音声情報による場所の推定

図 4 に音声情報による場所の推定方法を示す。まず、学習時と同様に、音素化まで行う。次に、入力音素とデータベース内の音素記号間のレーベンシュタイン距離 [2] を求め、閾値以下になった場合、命令文にキーワードが含まれているとカウントする。データベース内のすべての地点に対して同様の処理を行い、最もキーワードが一致した地点を目的地候補とし、オペレータに移動許可を求める。

3.2 マニピュレータ情報

目的地に到着後、Point Cloud Library (PCL) を用いた一般物体検出 [1] によって検出された物体に対して把持動作を行い、重量・サイズ・変形率を求めて特徴ベクトル化する。次に、入力ベクトルと、データベース内の

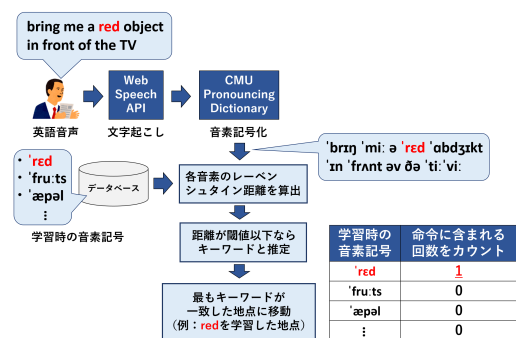


図 4: 音声情報によるキーワード認識と場所推定

学習済特徴ベクトルとを比較し，ユークリッド距離が閾値以下の場合にその地点にて学習された物体として判断し，オペレータに持ち帰る。

4 ソースコード

本タスク向けのソースコードを以下にアップロードする。
https://github.com/hibikino-musashi-at-home/hma_hsr_ggi_pkg

参考文献

- [1] Y. Ishida, et al., “Hibikino-Musashi@Home 2018 Team Description Paper,” http://www.brain.kyutech.ac.jp/~hma/data/18_TDP_HMA_DSPL.pdf, 2018 年 5 月 2 日アクセス.
- [2] python-Levenshtein; <https://github.com/ztane/python-Levenshtein>, 2018 年 5 月 2 日アクセス.