

修士論文

GUIと仮想空間を用いた
ロボットによる家電機器操作のためのオントロジ構築

中村 匠

2019年3月15日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

中村 匠

審査委員：

小笠原 司 教授	(主指導教員)
中村 哲 教授	(副指導教員)
高松 淳 准教授	(副指導教員)
丁 明 助教	(副指導教員)
GARCIA RICARDEZ Gustavo Alfonso 助教	(副指導教員)

GUIと仮想空間を用いた ロボットによる家電機器操作のためのオントロジ構築*

中村 匠

内容梗概

家庭環境において家電機器の操作は一般的なタスクであるが，家電機器は複数の機能を持つため，ロボットがそれらを自由に操作することは難しい．これまで，機械学習技術を用いて機器の操作方法を認識し，その操作方法をオントロジを用いて表現する手法が提案されてきた．しかし，家電機器操作のために認識すべき対象が多岐にわたるため，操作できる家電機器の種類や，その操作体系には制限があった．そこで，本研究では，先行研究を拡張し，より広範囲な家電機器の操作を行うためのオントロジ構築を可能とするフレームワークを提案する．本フレームワークはオントロジ構築を容易にするためのGUIと，構築したオントロジを検証するためのシミュレーション環境を備えている．まず，本フレームワークが一般的に共有可能なオントロジを構築することができることを示すために，シミュレーション空間内の台所環境下で人型サービスロボットと移動台車付きロボットアームの2種類のロボットをそれぞれ用いて，検証実験を行った．次に，その構築されたオントロジが実空間でも適用可能であることを示すために，実空間に用意した人型サービスロボットを用いて家電機器操作の実証実験を行った．これらの実験により，本フレームワークが家電機器操作のために有効なオントロジを構築可能であることが示された．

キーワード

オントロジ, 家電機器操作, サービスロボット, 家事支援ロボット, GUI

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文, 2019年3月15日.

Ontology Generation Using GUI and Simulation for Robots to Operate Home Appliances*

Takumi Nakamura

Abstract

In a home environment, operating home appliances is very common but it is a difficult task for robots because of the various functions that home appliances have. In previous works, using the ontology for representing the knowledge to operate home appliances was proposed. This work was just a proof-of-concept, since the size of the ontology and the number of the home appliances that the robot can operate are very limited. In this thesis, we propose a framework to assist with the generation of the ontology to expand the previous system. For this purpose, we provide a graphical user interface to generate the ontology and a simulation environment to verify the consistency of the ontology. First, we verify the framework by generating a more complicated ontology and operating the simulated robots, a humanoid service robot and a mobile robot-based manipulator. We set up the simulation environment of a whole kitchen including a virtual microwave oven. Next, we verify the proposed framework by actually generating the ontology and then operating a microwave oven using an actual humanoid service robot.

Keywords:

Ontology, Home appliance operation, Service robot, Household robot, GUI

*Master's Thesis, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, March 15, 2019.

目次

1. はじめに	1
1.1 研究背景と目的	1
1.2 関連研究	2
1.2.1 知識データベースの構築と利用	2
1.2.2 機器の理解と操作	2
1.3 提案システム	3
1.4 本論文の構成	3
2. オントロジを用いた家電操作フレームワーク	5
2.1 記号の定義	5
2.2 提案フレームワークの概要	6
2.3 オントロジ	6
2.4 オントロジ構築のための GUI	9
2.5 シミュレータと実環境の統合	14
3. システムの実装	15
3.1 オントロジ構築のための GUI	15
3.2 家電機器と操作箇所の認識	15
3.3 ロボットの動作計画	17
3.3.1 人型サービスロボットの動作計画	17
3.3.2 ロボットアームの動作計画	18
4. シミュレーション空間での家電機器操作実験	22
4.1 システム構成	22
4.2 複数のロボットを用いたシミュレーション空間での家電操作	24
4.2.1 実験の流れ	24
4.2.2 実験結果	25
4.3 人型サービスロボットの動作計画モジュールによる動作生成	29
4.3.1 実験の流れ	29

4.3.2	実験結果	29
4.4	ロボットアームの動作計画モジュールによる動作生成	33
4.4.1	実験の流れ	33
4.4.2	実験結果	33
5.	実空間での家電機器操作実験	37
5.1	実験の流れ	37
5.2	システム構成	37
5.3	実験結果	37
6.	おわりに	41
6.1	本論文のまとめ	41
6.2	今後の課題と展望	41
	謝辞	43
	参考文献	44

目 次

1	Framework overview	7
2	Example of ontology for operating a microwave oven	8
3	A screenshot of the GUI: select the target appliance	10
4	The initial ontology and GUI	11
5	The first motion primitive and its ontology	12
6	The second motion primitive and its ontology	13
7	An example of the cost-flow	16
8	A result of object detection	17
9	Flowchart of the Motion Planner for <i>Pepper</i>	18
10	<i>Pepper</i> 's joint angles to solve inverse kinematics	19
11	Overview of <i>LBR iiwa</i>	20
12	Flowchart of the Motion Planner for <i>LBR iiwa</i>	21
13	System configuration with a simulated <i>Pepper</i>	23
14	The microwave oven in the simulated environment	25
15	Ontology for operating the virtual microwave oven	26
16	Operation of the microwave oven in the simulation environment by <i>Pepper</i>	27
17	Operation of the microwave oven in the simulation environment by <i>LBR iiwa</i>	28
18	The washing machine in the simulated environment	30
19	Ontology for an operation of the virtual washing machine	31
20	Result of object detection from robot view	31
21	Operation of the washing machine	32
22	The microwave oven with a handle in the simulated environment .	34
23	Ontology for an operation of the microwave oven	34
24	Operation of the microwave oven	35
25	The robot with a RGB-D camera	38
26	System configuration with a actual <i>Pepper</i>	39

27	Ontology for operating the microwave oven	39
28	Operation of the microwave oven in the real environment	40

表 目 次

1	Average minutes per day men and women spend in household ac- tivities [1]	1
2	Example of URI assignment	8
3	Specifications of desktop PC	23
4	Specifications of GPU server1	24
5	Specifications of GPU server2	24

1. はじめに

1.1 研究背景と目的

家庭環境における日常生活では，料理や洗濯をはじめとする家事は一般的なタスクである．Table 1 に示すように，日常生活において，様々な種類の家事をこなすためだけに多くの時間が必要とされている．これらの家事動作を容易にするために，様々な家電機器が開発されてきた．そのため，家事のロボットによる代替を考えた場合，それらの家電機器を操作することで，多種類の家事動作に対応し，日常生活を包括的にサポートすることができると考えられる．

本研究では，ロボットが様々な家電機器が有する機能を理解し，それらを自由に引き出すことができるシステムの提案と構築を目的とする．これにより，人が日常的に使用している電子レンジのような家電機器をロボットが利用し，人に代わって家事を遂行することが可能となる．また，家事を遂行するためには，様々な機能を有する複数の家電機器の操作を実現することが必要である．そこで本研究では，多様な機能を有する家電機器の操作を目指す．

Table 1 Average minutes per day men and women spend in household activities [1]

	Men	Women
Food and drink preparation	17	37
Interior Cleaning	10	29
Laundry	5	17
Household management	9	13
Kitchen and food clean-up	4	13
Lawn, garden, and houseplants	17	7
Maintenance, repair and decoration	11	4
Other household activities	12	15
Total	85	135

1.2 関連研究

本研究では、オントロジを用いて家電機器の操作方法を記述し、家電機器の操作を実現する。まずオントロジなどの枠組みを用いた知識記述のための研究を挙げる。次に、道具や機器が有する機能を認識・理解するための研究について述べる。

1.2.1 知識データベースの構築と利用

Ramirez-Amaro らは人の動きを分類しながら自動的に知識データベースを構築し、ロボットがその知識データベースを転用し動作することができることを示した [2] [3]。Puig らはシミュレーション空間内での人の動きをもとに、ロボットが利用可能なプログラムの形式で動作の流れを構築する手法を示した [4]。また、Kanjareuk らはテキストデータをもとに、物体の関係性を表現するオントロジを自動的に獲得する手法を示した [5]。これらの手法は人の動きやテキストデータをロボットが自動的に認識することで、知識データベースを構築する。しかしながら、家電機器の操作では、同一の操作インターフェースが複数の機能を有するため、人の動きが家電機器への操作と対応せず、自動的な認識が困難であると考えられる。一方で、Dianov らはロボットが人の動作を認識し知識データベースを構築する際に GUI (Graphical User Interface) を用いて人が介入することで、より高速なティーチングが可能であることを示した [6]。このように、ロボットが複雑な知識データベースを構築する際に、GUI を用いて人が介入することは有効であると考えられる。

1.2.2 機器の理解と操作

Ye らは深層学習技術を用いて、画像中の操作インターフェースに対してどのような操作が可能であるかを認識し、電子レンジの扉を開けることが可能であることを示した [7]。Sung らは点群データをもとに、操作インターフェースを検出し、それらを操作した [8]。Wang らは家庭内に存在する機器を操作するための枠組みとして、対象の状態がロボットの操作によってどのように変化したかを観測し、機器の操作を学習する方法を提案した [9]。Jain らは T 字型の道具を使用し、

物体を操作するために必要となる操作方法を学習する手法を示した [10]。これらの手法は、画像や点群データから得られる情報とオブジェクトの機能とが対応している場合には強力である。しかしながら、家電機器に備えられたボタンやダイヤルなどの操作インターフェースは、一つの機能のみを有するとは限らず、適切な場面で操作することが求められる。一方で、Nagahama らは GUI を利用して、人がドアの位置を指定することで、ロボットが自動的にドアを開くための方法を学習し、開くことができることを示した [11] [12]。そのため、ロボットが自動的に学習するのではなく、人とのインタラクションの中で操作方法を理解することが有効である。

1.3 提案システム

本研究では、Garcia ら [13] のオントロジを拡張し、より広範囲な家電機器操作を実現する。Garcia らのオントロジは、一つの操作インタフェースに対して一つの家電機器の機能が対応していた。しかし、日常的に使用する家電機器の場合、ある機能を利用するために複数回の操作を必要とすることや、一つの操作インタフェースが様々な機能を利用する際に用いられることがある。そのような複雑なオントロジを構築するためには、専門家でなくともオントロジ構築に参加できる環境や、構築したオントロジを検証するシステムが必要である。

本研究では、より大きなオントロジを構築するために、GUI を用いてオントロジ構築を容易にし、シミュレーション環境を用いて構築したオントロジを検証できるフレームワークを提案する。また、構築されたオントロジをもとにロボットが家電機器の操作を行うために、家電機器やそれらの操作インタフェースを認識し、オントロジ上に表現された操作方法をもとに、実際のロボット動作を構築する。

1.4 本論文の構成

2 章では本研究で提案するフレームワークが有するオントロジを示し、フレームワークを構成する要素について述べる。3 章では提案フレームワークを動作さ

せるためのシステムについて述べる．4章および5章では本フレームワークによって構築したオントロジや動作の実例を示し，本フレームワークの有用性について検証する．

2. オントロジを用いた家電操作フレームワーク

2.1 記号の定義

本研究で提案するフレームワークを説明するために、以下の記号を定義する.

Type of home appliance	$T = \{t_1, \dots, t_{n_T}\},$
Instance of home appliance	$H = \{h_1, \dots, h_{n_H}\},$
Function of home appliance	$F = \{f_1, \dots, f_{n_F}\},$
Type of operating part	$O = \{o_1, \dots, o_{n_O}\},$
Operating part of home appliance	$P = \{p_1, \dots, p_{n_P}\},$
Motion primitive	$A = \{a_1, \dots, a_{n_A}\}.$

(1)

T は電子レンジ, 冷蔵庫, トースターなどの家電機器の種別を表し, それらの実体を表現するのが H である. F は温める, 焼くなどの, 家電機器が有する機能を表現する. O はボタン, ドア, ハンドル, ダイアルなどの家電機器が有する操作インタフェースの種類を表し, その実体を P で表現する. A は押す, 引くなどの家電機器操作のための動作の種類である.

ある家電機器 h_i はいくつかの機能 F_i を有すると考えられ, このとき $F_i \subset F$ の関係が成り立っている. 家電機器の機能 f_i を呼び出すための操作の流れは, 以下のように操作対象, 操作の内容, 次の操作の組として表される操作ステップ s_i の流れとして表現される.

$$s_i = \langle p_{s_i}, a_{s_i}, s_{i+1} \rangle \quad (2)$$

ここで, p_{s_i} は操作の対象とする操作パーツであり, a_{s_i} は押す, 引くなどの操作の内容である. さらに, 次の動作が存在する場合, s_{i+1} により次の動作ステップが示されている.

ユーザがロボットを用いて家電機器の機能を呼び出す場合, ロボットは s_i のような動作ステップを順次参照し, 所定の動作を完了することになる. オントロジ上では, 任意の操作ステップを定義し, あらゆる操作を定義することが可能であ

る．一方で，ロボットによるマニピュレーションを行う際には，ロボットの機械的な制約や，センサの種類・精度により，実行可能な操作ステップには制限が生まれる．このように抽象化することで，オントロジ上の定義と実際のロボット動作とを切り分けて扱うことができる．

2.2 提案フレームワークの概要

Fig. 1 に提案するフレームワークの全体図を示す．提案するフレームワークは3つのモジュールから構成されている．1つ目のモジュールは家電機器の操作方法を表現するオントロジである．これは，ロボットにとっては家電機器操作のための操作説明書に相当する．このオントロジを構築するために，GUIを備え，容易に操作方法を記述することが可能である．2つ目のモジュールは動作計画モジュールである．これは動作ステップの流れをもとに，実際のロボット動作を設計するものである．本研究では，人が生活するような環境で動作することができる代わりに実行可能な操作が限られているサービスロボットと，実行可能な操作が多岐にわたる産業用ロボットの2種類のロボット用の動作計画モジュールを実装した．3つ目のモジュールは物体検出器である．これはロボットが周囲の環境を理解し，動作するためのものである．動作計画モジュールと物体検出器はシミュレーション空間と実空間をシームレスに切り替えることが可能であり，構築したオントロジに基づくロボット動作をフィードバックしながら，オントロジを検証することができる．

2.3 オントロジ

RDF (Resource Description Framework) [14] を用いてオントロジを構築する．オントロジの各ノードやエッジはURI (Uniform Resource Identifier) を用いて表現する．オントロジ上では，式 (1) に示した T, O, A, H, F, P はノードとして表現され，それらの関係をエッジとして表現する．Fig. 2 にロボットが電子レンジを起動するために開始ボタンを押す必要があることを表したオントロジを示す．Fig. 2 では，URI は省略し，機器や機能の名称のみを示した．電子レンジ

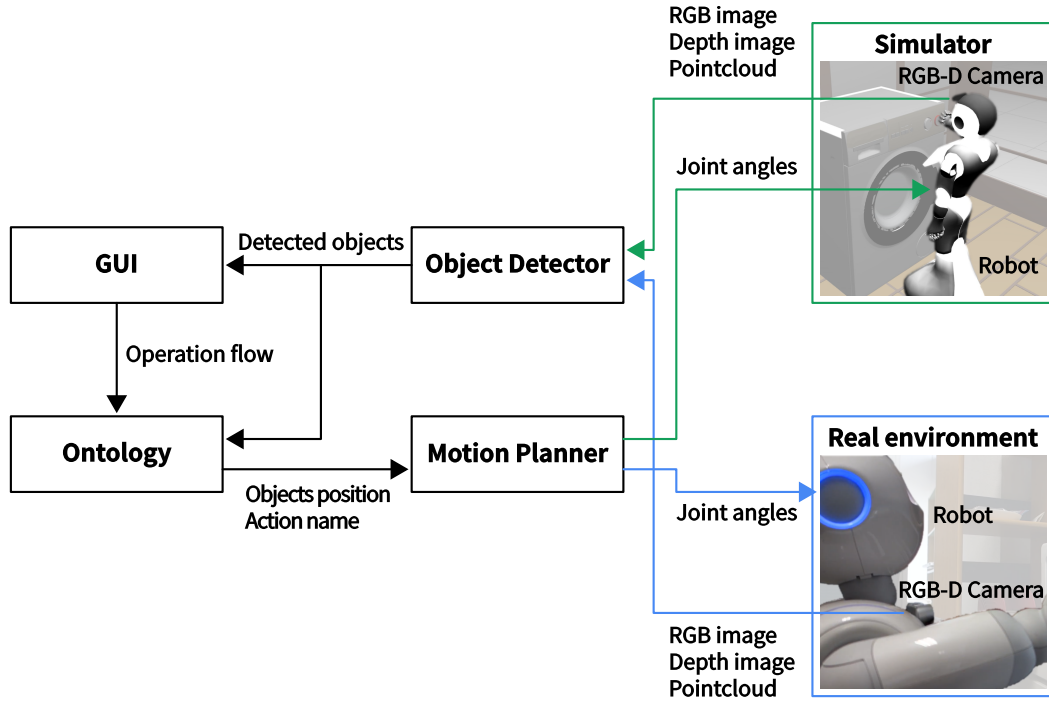


Fig. 1 Framework overview

という家電そのものを ”microwaveoven”，ダイヤルという操作インターフェースを表現した ”dial”，押すという動作は ”push” と表現している．現実空間に実体をもつものは，便宜上 “/” を用いて識別する．そのため，電子レンジの実体は ”microwaveoven/0”，電子レンジを起動する動作の実体は ”start/0”，ダイヤルの実体は ”dial/1” となる．

このとき，実際に割り当てられた URI を Table 2 に示す．ここでは， T ， O に含まれるものを <http://pepper-ontology.org> に割り当て， A ， H ， F ， P に含まれるものを <http://real-world.org> に割り当てた．このように，厳密な命名規則に従い運用すれば，他者の定義したものと自身の定義したものが同一になることはなく，他者が定義したものを活用したり，他者とデータを共有することが容易である．

新規の家電機器をオントロジ上に追加する場合，まず家電機器の実体を現すノード $h \in H$ を作成し，その種別に応じて，種別を表すノード $t_i \in T$ と接続する．次に，その家電機器が有する機能群 F_h を順に h と接続する．さらに，その

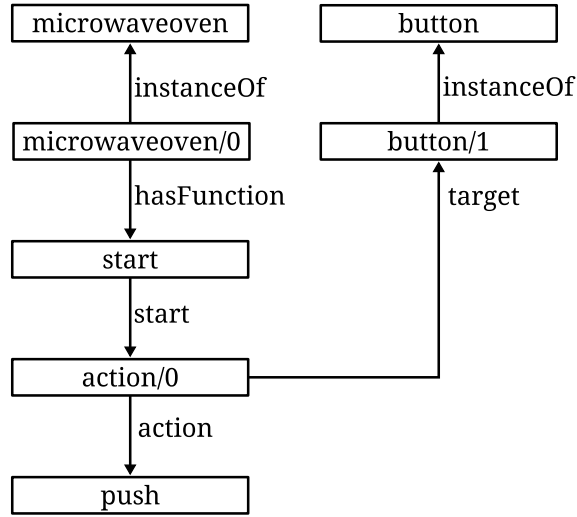


Fig. 2 Example of ontology for operating a microwave oven

Table 2 Example of URI assignment

Symbol	Name	URI
T	"microwaveoven"	http://pepper-ontology.org/types/microwaveoven
O	"dial"	http://pepper-ontology.org/types/dial
A	"push"	http://real-world.org/actions/push
H	"microwaveoven/0"	http://real-world.org/instances/microwaveoven/0
F	"start/0"	http://real-world.org/functions/start/0
P	"dial/1"	http://real-world.org/instances/dial/1

機能を使用するための操作ステップ s_i を実行する順に $f_h \in F_h$ に接続する．最後に， s_i を構成する，操作パーツ p_{s_i} ，操作内容 a_{s_i} を接続する．

2.4 オントロジ構築のための GUI

提案するフレームワークにより，実空間でのロボットの動作を必要とせず，オントロジの構築が可能となる．また，多種多様な家電機器に対応するためには，多くの人々がオントロジ構築に参加し，広範囲な家電機器に対応することが望ましい．しかしながら，一般的には，オントロジを構築するためには，各ノードやエッジを所定の形式に従って記述する必要がある．より多くの人々がオントロジ構築に参加するためには，それらの専門的な知識を用いることなく，オントロジ構築ができる必要がある．そのため，以下の指針に従い GUI を構築する．

- ロボティクスや計算機科学についての専門的な知識がなくとも使用可能であること
- 家電機器の操作を記述するために，要素の追加や変更が任意に可能であること

操作方法を記述するためには，操作ステップ s_i を構成する要素である，操作箇所 p_{s_i} と操作内容 a_{s_i} が必要である．GUI では，これらを組み合わせ，機器が持つ機能を扱うための操作方法を記述する．操作箇所はテキストデータのみでは人が理解しづらいため，RGB-D カメラを用いた物体認識により，どの部分を表しているのかを提示する．操作内容に関しては，家電機器の操作のために必要となる一般的な動作として，押す，引く，挿入する，回すの 4 種類の操作を用意する．ここでは，電子レンジの電源を入れる操作を例に，動作導出の流れを述べる．

(1) 操作対象の選択

GUI 上では，Fig. 3 のように，RGB-D カメラによって操作対象であるか否かにかかわらず認識されたすべての物体が表示されるため，任意の家電機器を選択し，操作方法を編集する．

(2) 操作方法の編集

操作方法が提示されていない初期時点では，Fig. 4 に示すように，GUI 上



Fig. 3 A screenshot of the GUI: select the target appliance

には機能名のみが表示される．オントロジ内では電子レンジが温める機能を有することが表されているが，ボタンと機能は接続していない．

(3) 動作の設定

Fig. 5 に示すように操作箇所を選択する．これにより，電源を入れるために，ボタンを押す必要があることがオントロジ内でも示される．

(4) 動作の追加

複数の動作を必要とする場合，さらに動作を増やし，順序関係を作る．Fig. 6 に，動作を追加した場合の GUI 上の表示とその時のオントロジを示す．それぞれの動作の順序関係が示されていることがわかる．

microwave - 2

<http://real-world.org/functions/stop/2>

set action

▼

Add

選択してください

▼

▶

<

🗑️

>

<http://real-world.org/functions/time/2>

set action

▼

Add

選択してください

▼

▶

<

🗑️

>

<http://real-world.org/functions/door/2>

set action

▼

Add

選択してください

▼

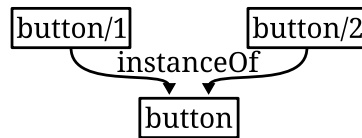
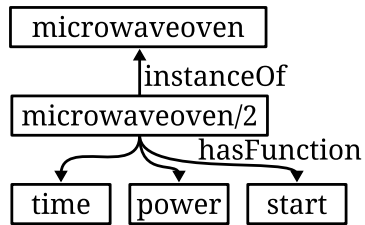
▶

<

🗑️

>

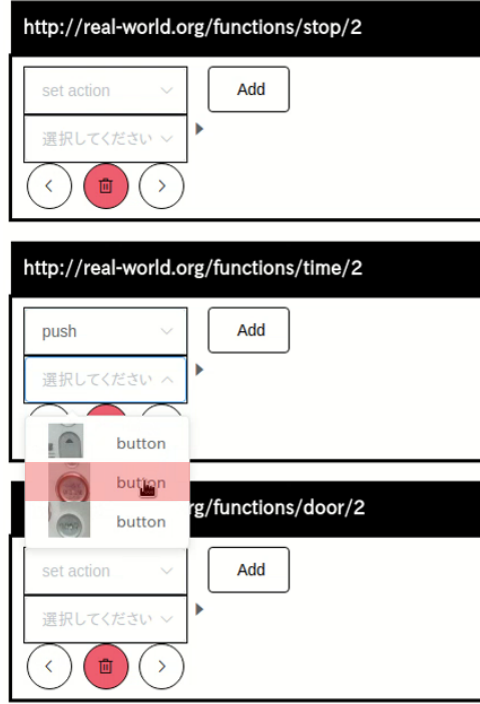
(a) The initial state of the GUI



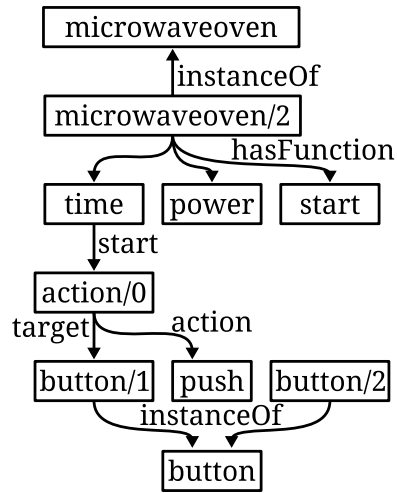
(b) The initial state of the ontology

Fig. 4 The initial ontology and GUI

microwave - 2



(a) Construction of the first motion primitive on GUI



(b) The ontology of the first motion primitive

Fig. 5 The first motion primitive and its ontology

microwave - 2

<http://real-world.org/functions/stop/2>

set action

▼

選択してください

▼

◀

🗑️

▶

Add

<http://real-world.org/functions/time/2>

push

▼

button

▼

◀

🗑️

▶

push

▼

button

▼

◀

🗑️

▶

Add

<http://real-world.org/functions/door/2>

set action

▼

選択してください

▼

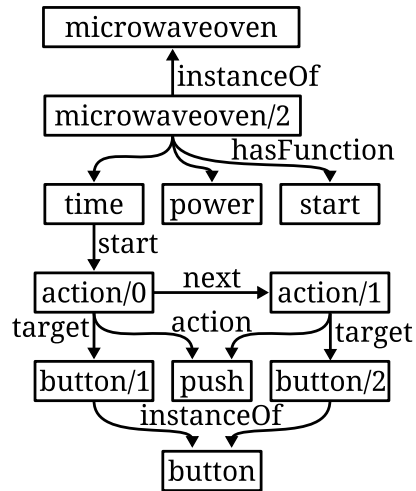
◀

🗑️

▶

Add

(a) Construction of the second motion primitive on GUI



(b) The ontology of the second motion primitive

Fig. 6 The second motion primitive and its ontology

2.5 シミュレータと実環境の統合

Fig. 1 に示すように，本フレームワークはシミュレーション環境を提供する．これにより，実空間上でロボットや家電機器を用意することなく，様々な家電機器の操作のためのオントロジを構築し，それらの検証を行うことができる．

本フレームワークのロボットシステムはすべて ROS (Robot Operating System) [15] 上に構築されている．そのため，シミュレーション空間内でのロボット動作と実空間内でのロボット動作をシームレスに切り替え，実空間でのロボット動作をシミュレーションソフトウェア Gazebo [16] で検証することが可能である．シミュレーション空間内のセンサ動作については，Fig. 1 の中段に示すように，シミュレーション空間内で仮想的に構築された画像データを物体検出器の入力として用いる．また，ロボット動作については，動作計画モジュール内で計算された関節角度のコントロールはシミュレータであるか，実機であるかを考慮し，出力先を切り替えている．

3. システムの実装

3.1 オントロジ構築のための GUI

GUIは直感的に操作でき、幅広い端末や計算機で動作することが必要とされる。そのため、Node.js¹を用いたウェブアプリケーションとして実装した。GUI以外の各モジュールはROS上で動作しているため、rosbridge ライブラリ²により通信し、オントロジ内に保存された情報や、認識したオブジェクトを取得する。

3.2 家電機器と操作箇所の認識

RGB-D カメラを用いて、外界環境を認識し、その中から家電機器を検出し、その位置関係を認識する。この際、家電機器を検出するネットワークと操作インタフェース（ボタン、ダイヤル、ハンドル）を検出するネットワークの2つのディープラーニングネットワークを用いる。どちらのディープラーニングネットワークでも、一般物体検出手法の1つであるYOLO v2 [17]を用いる。YOLO v2 モデルの重みデータは、Microsoft 社のCOCO データセット [18]により学習済みのモデルをそれぞれファインチューニングすることで得る。家電機器認識のためのネットワークでは、電子レンジ・冷蔵庫・トースターの合計1032枚の画像を訓練データとして収集しファインチューニングする。操作インタフェース認識のためのネットワークでは、ボタン、ダイヤル、ハンドルの3クラスを含む合計552枚の画像を訓練データとして収集し、ファインチューニングする。

オントロジ内では、一つの物体に対して一意なURIを割り振り扱う必要がある。しかしながら、深層学習を用いた物体検出では、画像の各フレームに対して検出を行うため、視点の移動や検出時の位置ずれにより、画像中での位置が変化する。それらが生じる場合でも同一物体であることを推定し、URIを決定するために、グラフ構造を用いた手法 [19]によりトラッキングし、固有なIDを割り当てる。この手法では、構築されたグラフを通過する経路のそれぞれにコストを設

¹Node.js, <https://nodejs.org/en/>

²GitHub - RobotWebTools/rosbridge_suite: Server Implementations of the rosbridge v2 Protocol, https://github.com/RobotWebTools/rosbridge_suite

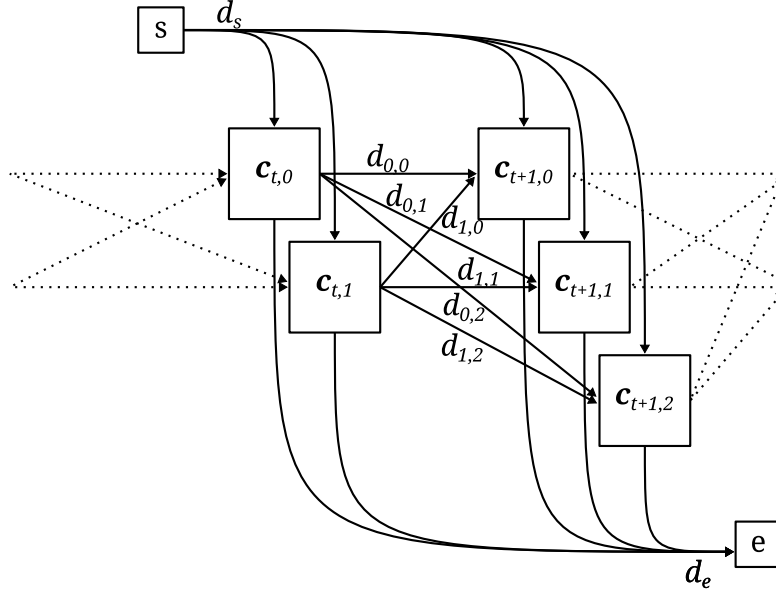


Fig. 7 An example of the cost-flow

定し，それらのうちで全体のコストが最小となるものを選択することでオブジェクトをトラッキングする．このとき構築されるグラフ構造の概略図を Fig. 7 に示す．ここで， $\mathbf{c}_{t,i}$ はある時間 t で検出した物体 i の位置を表し， $d_{i,j}$ は観測したオブジェクトがフレーム間に遷移するために必要なコストを表す． d_s, d_e はそれぞれ検出されたオブジェクトが出現・消失したことを扱うためのコストを表す．それぞれ以下のように計算する．

$$\begin{aligned}
 d_{i,j} &= \|\mathbf{c}_{t,i} - \mathbf{c}_{t+1,j}\|^2 \\
 d_s &= 1.0 \\
 d_e &= 1.0
 \end{aligned} \tag{3}$$

各家電機器と各操作箇所的位置は，RGB-D SLAM [20] により構築されたグローバルなマップ上の位置として変換される．Fig. 8 に家電機器として電子レンジが検出され，操作箇所としてボタンが検出されている様子を示す．

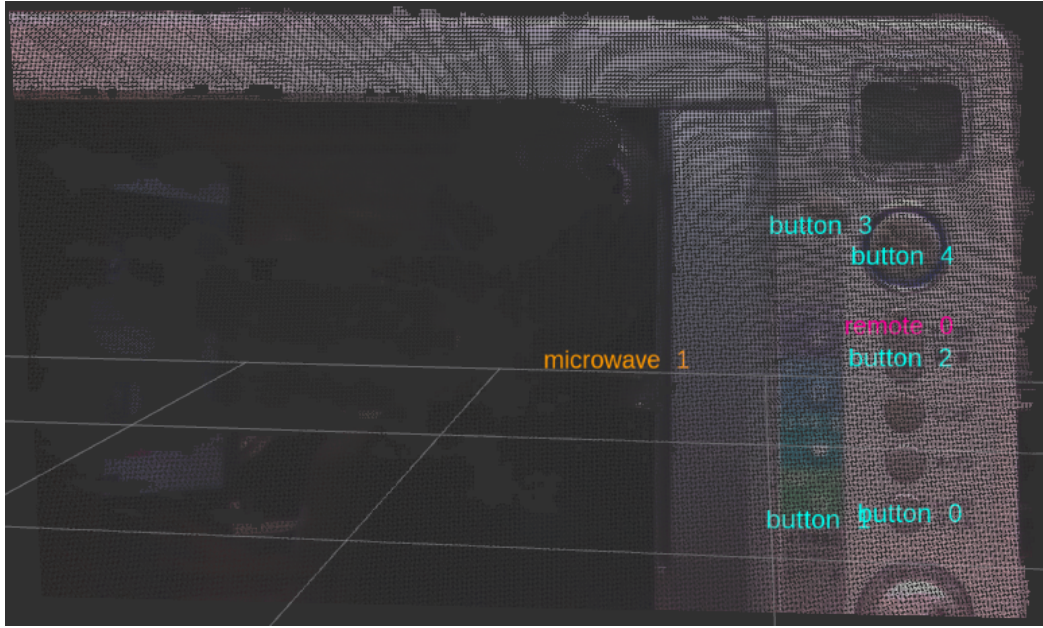


Fig. 8 A result of object detection

3.3 ロボットの動作計画

本研究では、動作ステップを実行するロボットのプラットフォームとして、人型サービスロボットである Softbank 社の *Pepper* とロボットアームである KUKA 社の *LBR iiwa* の 2 台のロボットにおいて、動作ステップを実行できるように実装した。それぞれのロボットはいずれも動作ステップ s_i を入力とし動作するが、運動学や有するエンドエフェクタが大きく異なるため、それぞれの運動学に合わせて s_i から関節角を計算する。

3.3.1 人型サービスロボットの動作計画

Pepper の片腕は 5 自由度であり、3 次元空間中で任意の位置姿勢を表現するために必要な 6 自由度を満たしていない。また、先端には人の手を模したエンドエフェクタがついているが、エンドエフェクタ全体で 1 自由度であり、把持力も弱いいため、物体を把持するには適さない。そのため、Fig. 9 のフローチャートに示すように、実行可能な動作プリミティブとして “push” の 1 種類のみを実装した。

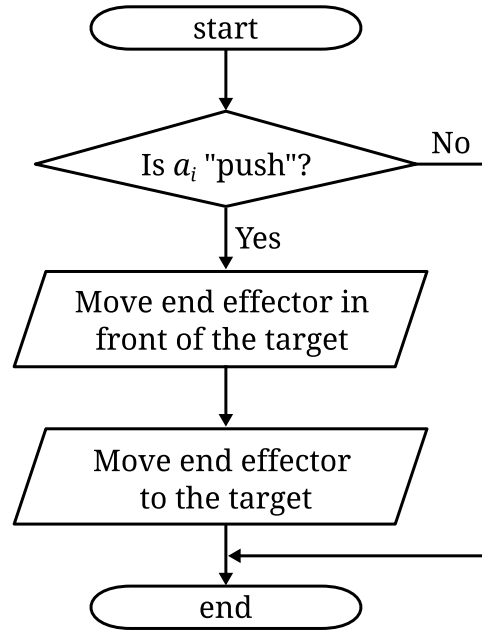


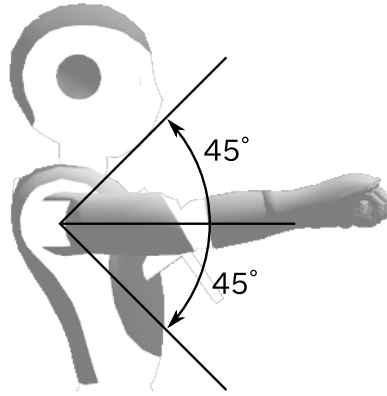
Fig. 9 Flowchart of the Motion Planner for *Pepper*

この動作プリミティブが与えられた場合，*Pepper* は操作対象の正面 10 [cm] の位置に手先を移動し，押しこむ動作を行う．

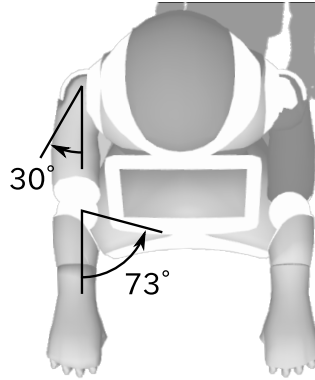
先述した通り，*Pepper* は片腕に 5 自由度しか存在しないため，3 次元空間内で任意の位置姿勢を実現することができない．そのため，あらかじめ解析的に求めた順運動学の計算結果を kd 木 [21] に学習させることで，ある位置を実現する関節角を近似的に求める．Fig. 10 に，5 自由度の関節について，順運動学をあらかじめ計算する角度の範囲を示す．順運動学を計算する際には，これらの範囲を 3 度刻みで計算し，そのときの手先位置を記録する．その手先位置と関節角度を kd 木に学習させる．

3.3.2 ロボットアームの動作計画

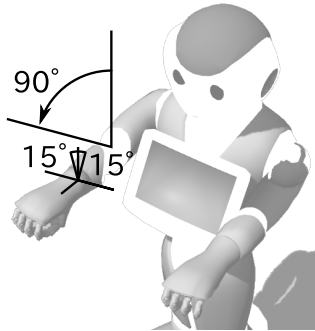
LBR iiwa は 7 自由度を有するアーム型ロボットであり，1 自由度の冗長性を持って，任意の位置姿勢を実現することが可能である．さらに，エンドエフェクタとして，1 自由度を有する吸引グリッパを取り付けた．そのため，ロボット全体としての自由度は 8 自由度となり，Fig. 11 のような外観となる．先端に吸引グ



(a) The range of RShoulderPitch



(b) The ranges of RShoulderRoll and RElbowRoll



(c) The ranges of RElbowYaw and RWristYaw

Fig. 10 *Pepper*'s joint angles to solve inverse kinematics

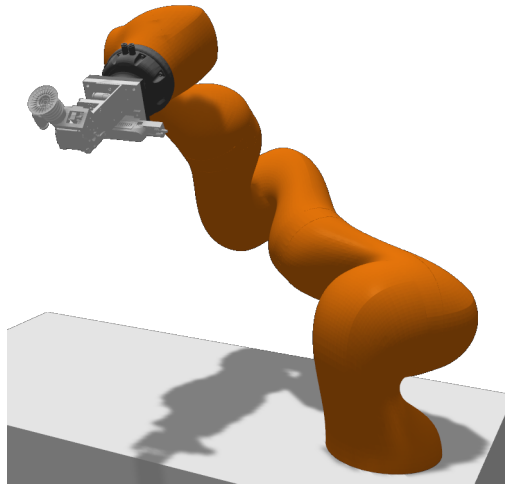


Fig. 11 Overview of *LBR iiwa*

リッパを有することで、*Pepper* とは異なり、物体を把持しての移動など、より高度なマニピュレーションが実現可能である。そのため、Fig. 12 に示すように、電子レンジを扱うことを念頭に、実行可能な動作プリミティブとして {“push”, “pull”, “insert”} の 3 種類を実装した。それぞれ、以下のような動作である。

“push” *Pepper* の場合と同じく、ボタンなどの操作インタフェースを押し込む動作に対応する。*Pepper* と同様に *LBR iiwa* でも、操作対象の正面 10 [cm] の位置に手先を移動し、押しこむ動作を行う。

“pull” ドアの持ち手を引き、開く動作に対応する。ハンドルに手先を移動し、ドアの開く方向に移動させる。

“insert” 開いたドアの奥の空間に物体を挿入する動作である。あらかじめ設定した位置に存在する物体を把持し、開口部中央の座標まで移動させる。

ただし、これらの動作において、開くドアのサイズ、開く方向、ボタンの位置などのパラメータが必要である。画像認識により得ることが可能であると考えられるが、本論文では簡単化のために、これらのパラメータは既知であると仮定している。

先述した通り、*LBR iiwa* は 8 自由度を有するため、3 次元空間内で任意の位置

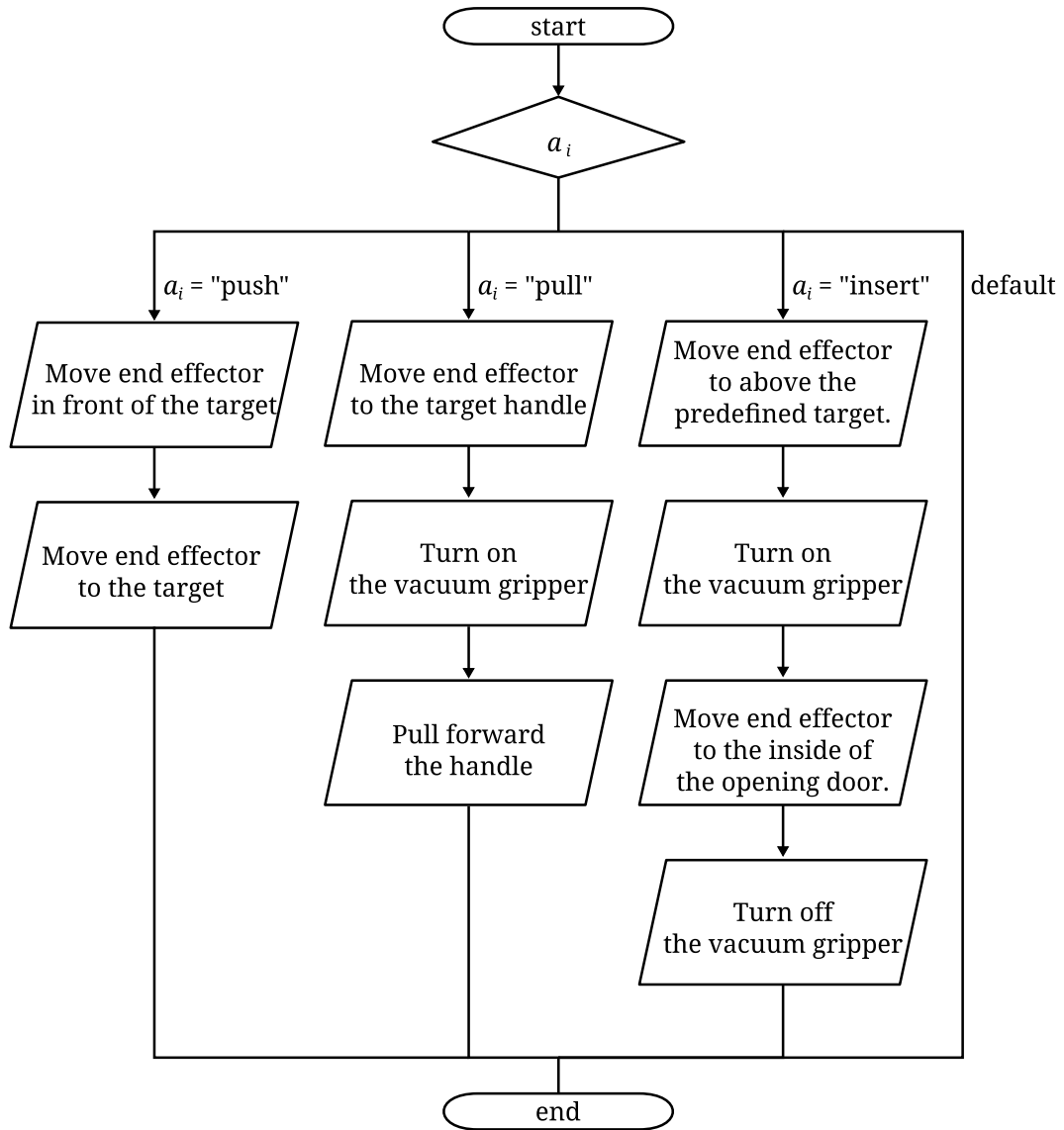


Fig. 12 Flowchart of the Motion Planner for *LBR iiwa*

姿勢を実現することができるが、その一方で逆運動学の解を求めることは容易ではない。そこで、逆運動学の解を求めることができるソフトウェアである MoveIt!³を用いて逆運動学の解を求める。

³MoveIt!, <http://moveit.ros.org>

4. シミュレーション空間での家電機器操作実験

シミュレーション空間を用いて、本フレームワークを用いて家電機器操作のためのオントロジを構築し、そのオントロジが個々のロボットに依存しないものであることを確かめる。さらに、連続的な動作を行う場合において、それぞれのロボットに応じて多様な操作が実現できることを示す。

4.1 システム構成

この実験では、*Pepper* と *LBR iiwa* の2種類のロボットモデルを用意する。*Pepper* のモデル⁴は頭部に Intel 社の *RealSense D435* のシミュレーションモデル⁵を固定し、仮想的な RGB-D カメラとして使用する。*LBR iiwa* のモデル [22] は先端部に *RealSense D435* のモデルを固定し、さらに先端に吸引グリッパを取り付けた。

シミュレーション空間で *Pepper* もしくは *LBR iiwa* のロボットモデルを用いて実験を行うためのシステム構成を Fig. 13 に示す。シミュレータの起動、GUI を用いたオントロジ構築は Table 3 に示すデスクトップ型パソコンで行い、深層学習を用いた物体検出など、計算速度が必要とされる処理は2台の GPU サーバを使い分けて実行する。*Pepper* を動作させる際には Table 4 に示した GPU サーバ、*LBR iiwa* を動作させる際には Table 5 に示した GPU サーバを用いる。*Pepper* と *LBR iiwa* を動作させる場合のそれぞれにおいて、動作計画モジュール以外のすべてのシステムは同一のものを使用する。

⁴pepper_robot, https://github.com/ros-naoqi/pepper_robot

⁵intel-ros/realsense: Intel(R) RealSense(TM) ROS Wrapper for D400 series and SR300 Camera, <https://github.com/intel-ros/realsense>

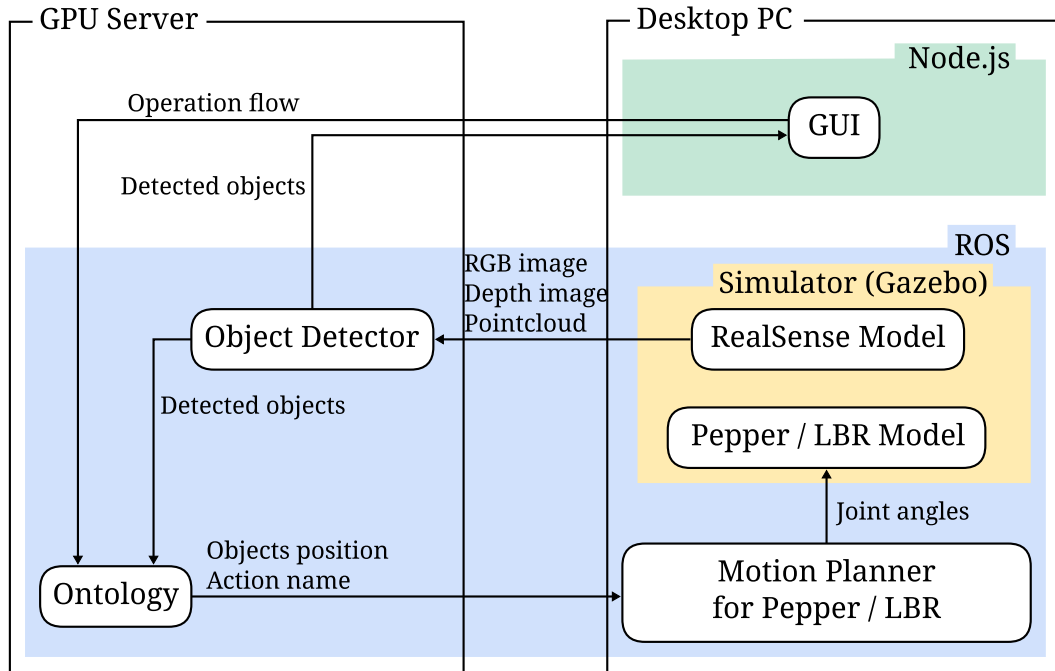


Fig. 13 System configuration with a simulated *Pepper*

Table 3 Specifications of desktop PC

CPU	Intel(R) Core(TM) i7-6900K (3.20 [GHz])
RAM	32 [GB]
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1080 (8 [GB])
OS	Ubuntu 16.04.5 LTS (64bit)

Table 4 Specifications of GPU server1

CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2690 0 (2.90 [GHz])
RAM	64 [GB]
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1080 (8 [GB]) $\times$ 2
OS	Ubuntu 16.04.5 LTS (64bit)

Table 5 Specifications of GPU server2

CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2637 v4 (3.50 [GHz])
RAM	128 [GB]
GPU	NVIDIA Titan X (12 [GB]) $\times$ 4
OS	Ubuntu 16.04.5 LTS (64bit)

4.2 複数のロボットを用いたシミュレーション空間での家電操作

シミュレーション空間内で *Pepper* と *LBR iiwa* の2種類のロボットが同一の電子レンジを操作するタスクを設定し、本フレームワークを用いて複数のロボットで利用可能なオントロジを構築することができることを確かめる。

4.2.1 実験の流れ

本実験では台所⁶を模したシミュレーション空間を用意し、操作の対象となる家電機器として電源ボタンを有する電子レンジ⁷ (Fig. 14) をロボットの正面に配置する。

ここで、ロボットは電子レンジをスタートする機能 f_{start1} を実行することとし、そのための動作ステップ $s_{start1,1}$ を以下のように定義する。

$$s_{start1,1} = \langle p_{s_{start1,1}}, a_{s_{start1,1}} \rangle = \langle "button", "push", \rangle \quad (4)$$

⁶Cozy Kitchen, <https://poly.google.com/view/6b0TntCJyyK>

⁷Microwave, <https://poly.google.com/view/0YYExMzwX0V>

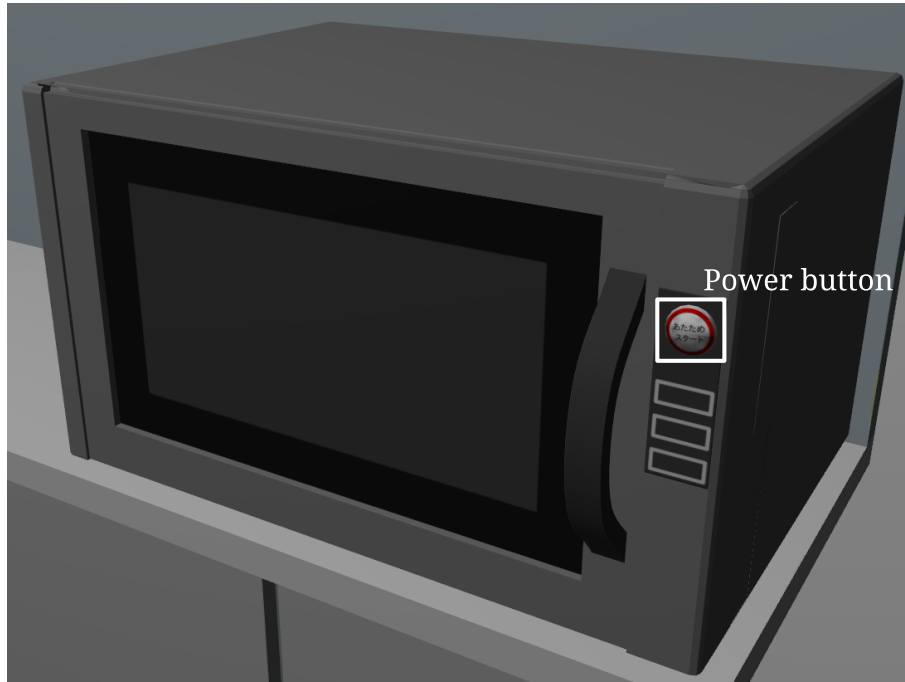


Fig. 14 The microwave oven in the simulated environment

ここで、 f_{start1} は動作ステップを 1 つのみ必要とするため、 $s_{start1,1}$ の次の動作ステップは存在しない．2.4 で説明した流れに則り，これを満たすオントロジを構築し，シミュレーション空間内のロボットにより実行する．

4.2.2 実験結果

Pepper を用いた場合に構築されたオントロジを Fig. 15 に示す．オントロジ上で，電子レンジをスタートする (f_{start1}) ために，ボタン ($p_{s_{start1,1}}$) を押す ($a_{s_{start1,1}}$) ことが表現されている．さらに，このオントロジをもとに，Fig. 16 に示すように，*Pepper* は電子レンジをスタートする動作を実現することができている．また，*LBR iiwa* 用いた場合に構築されたオントロジは Fig. 15 と完全に同一であった．さらに，このオントロジをもとに，Fig. 17 に示すように，*LBR iiwa* は電子レンジをスタートする動作を実現することができている．

Fig. 13 に示したように，これらの 2 つのロボットシステムは動作計画モジュール以外は同一である．さらに，構築されたオントロジも同一であった．これらに

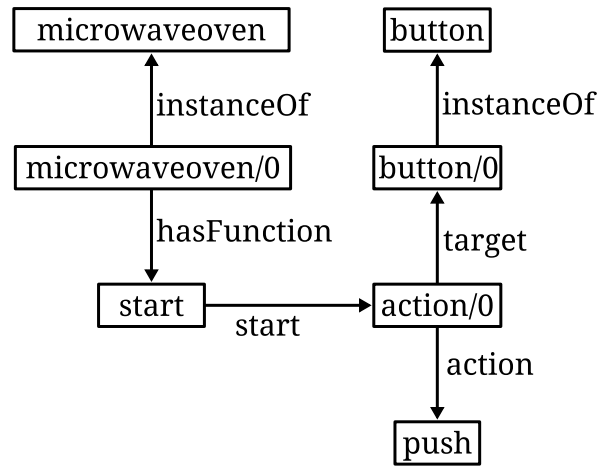


Fig. 15 Ontology for operating the virtual microwave oven

より，異なるロボットであったとしても，それらに適した動作計画モジュールを利用することで，同一のオントロジから動作が実現可能であることが示された．

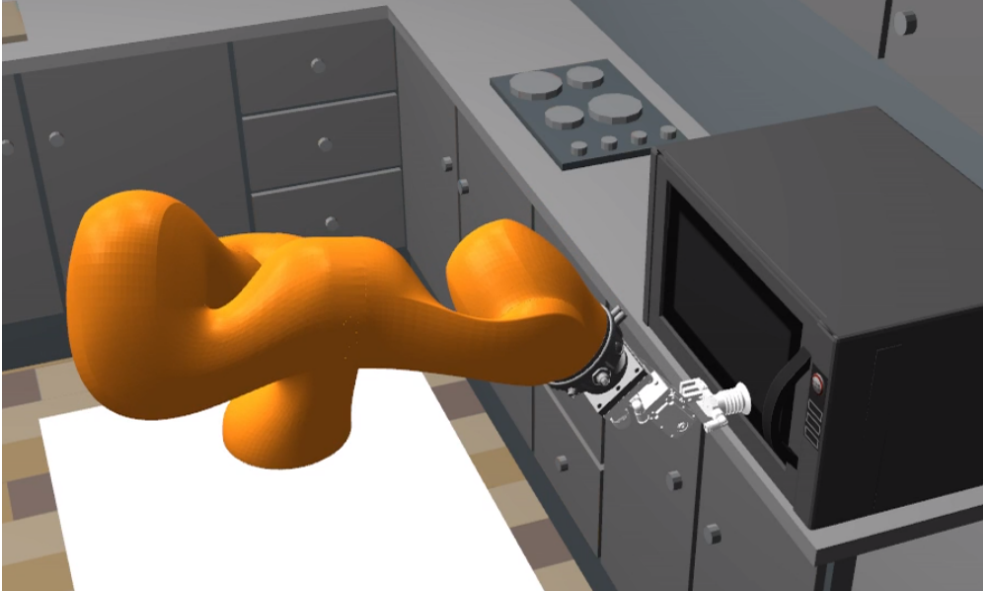


(a) Preparing an operation of a start button

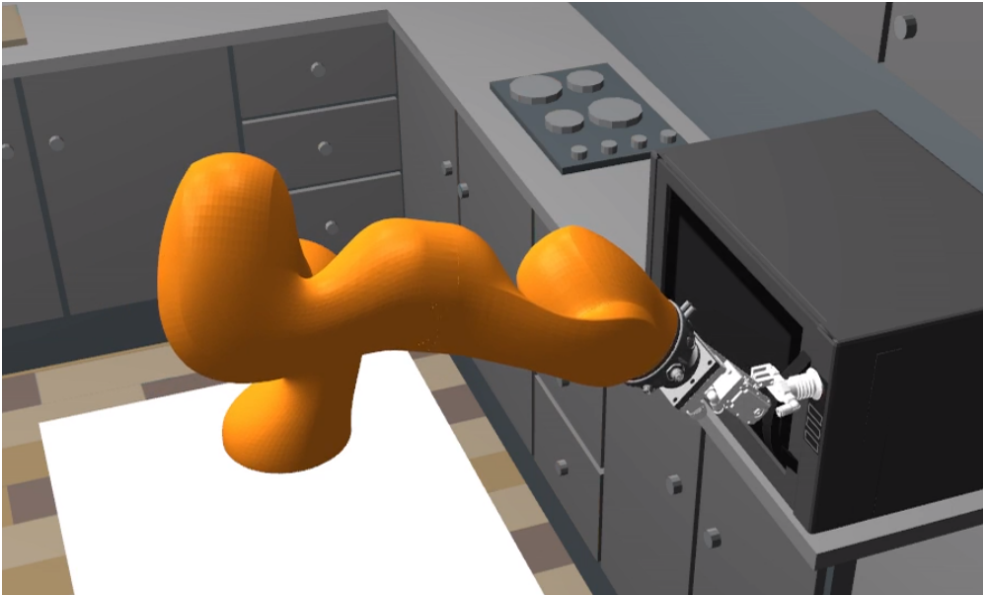


(b) Operation of a start button

Fig. 16 Operation of the microwave oven in the simulation environment by *Pepper*



(a) Preparing an operation of a start button



(b) Operation of a start button

Fig. 17 Operation of the microwave oven in the simulation environment by *LBR iiwa*

4.3 人型サービスロボットの動作計画モジュールによる動作生成

4.2 では対象が電子レンジに限られており、また動作ステップも1つのみのものであった。そこで、洗濯機を使用するケースを例に、電子レンジ以外の家電機器に対しても提案フレームワークが有効に作用することを示す。

4.3.1 実験の流れ

本実験では *Pepper* をマンションの一室⁸を模したシミュレーション空間に配置する。操作の対象となる家電機器として、コース選択ボタンとスタートボタンを有する洗濯機⁹ (Fig. 18) をロボットの正面に配置する。ここで、ロボットは洗濯機をスタートする機能 f_{wash} を実行することとし、そのための動作ステップを以下のように定義する。

$$\begin{aligned} s_{wash,1} &= \langle p_{s_{wash,1}}, a_{s_{wash,1}}, s_{wash,2} \rangle = \langle "powerbutton", "push", s_{wash,2} \rangle \\ s_{wash,2} &= \langle p_{s_{wash,2}}, a_{s_{wash,2}}, \rangle = \langle "coursebutton", "push", \rangle \end{aligned} \quad (5)$$

2.4 で説明した流れに則り、これを満たすオントロジを構築し、シミュレーション空間内のロボットにより実行する。

4.3.2 実験結果

Pepper を用いた場合に構築されたオントロジを Fig. 19 に示す。オントロジ上で、洗濯機を稼働させるために必要な、連続した動作が表現されている。しかし、洗濯機に関するオントロジを構築するつもりが、トースターとして表現されてしまっている。この原因としては、*Pepper* が洗濯機に近すぎたため、洗濯機の一部のみが写っている状態となり、物体検出器による検出に失敗したこと (Fig. 20) が挙げられる。しかしながら、GUI 上に表示されたサムネイル画像によりトースターではなく洗濯機であることが理解可能であったため、動作ステップの構築は続行した。それにより、このオントロジをもとに、Fig. 21 に示すように、洗濯機を動作させる動作を実現することできた。

⁸apartment.v4, <https://poly.google.com/view/bQhStTXcoWe>

⁹Washing machine 3D Model, <https://archive3d.net/?a=download&id=6beb5e1d>



Fig. 18 The washing machine in the simulated environment

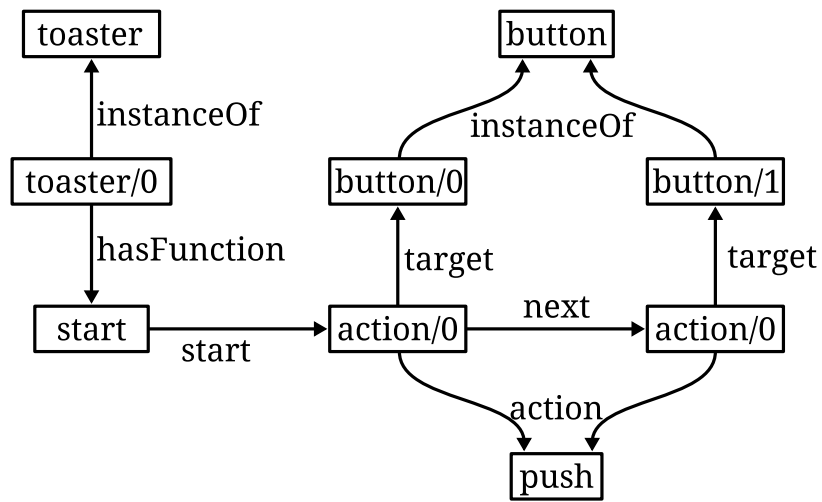
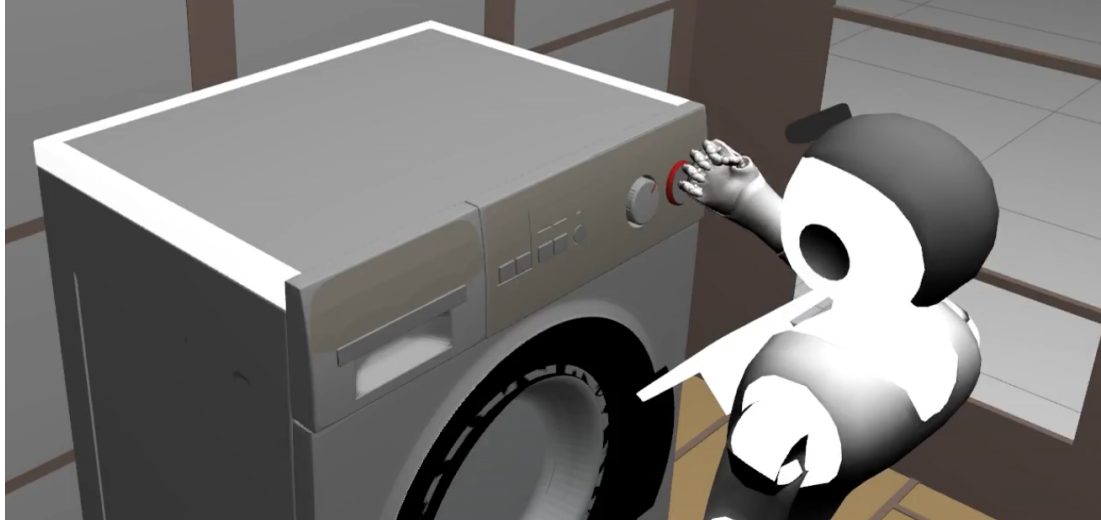


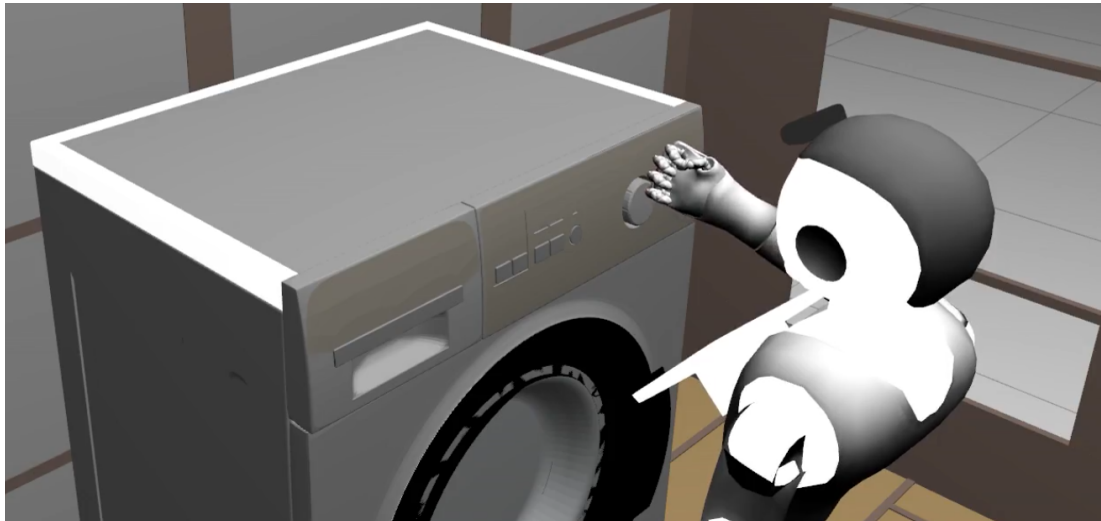
Fig. 19 Ontology for an operation of the virtual washing machine



Fig. 20 Result of object detection from robot view



(a) Operation of a power button



(b) Operation of a course selection button

Fig. 21 Operation of the washing machine

4.4 ロボットアームの動作計画モジュールによる動作生成

4.2 では, *LBR iiwa* の動作計画モジュールで生成できる動作のうち, 1 つのみを対象として動作を生成していた. そこで, より複雑な操作が可能な電子レンジモデルを用意し, 提案フレームワークの有効性を検証する.

4.4.1 実験の流れ

本実験では 4.2 と同様の空間を用意し, *LBR iiwa* を配置する. 操作の対象となる家電機器として, ハンドルとスタートボタンを有する電子レンジ¹⁰ (Fig. 22) をロボットの正面に配置する. このモデルは, 4.2 で用いたモデルとは異なり, 持ち手を操作することで開閉を行うことが可能である. ここで, ロボットは電子レンジをスタートする機能 f_{start2} を実行することとし, そのための動作ステップを以下のように定義する.

$$s_{start2,1} = \langle p_{s_{start2,1}}, a_{s_{start2,1}}, s_{start2,2} \rangle = \langle "handle", "pull", s_{start2,2} \rangle$$

$$s_{start2,2} = \langle p_{s_{start2,2}}, a_{s_{start2,2}}, s_{start2,3} \rangle = \langle "handle", "insert", s_{start2,3} \rangle \quad (6)$$

$$s_{start2,3} = \langle p_{s_{start2,3}}, a_{s_{start2,3}}, \rangle = \langle "button", "push", \rangle \quad (7)$$

2.4 で説明した流れに則り, これを満たすオントロジを構築し, シミュレーション空間内のロボットにより実行する.

4.4.2 実験結果

構築されたオントロジを Fig. 23 に示す. オントロジ上で, 電子レンジを動作させるために必要な, 連続的な動作が表現されている. このオントロジをもとに, Fig. 24 に示すように, 電子レンジの扉を開け (Fig. 24 (a)), 内部に物を挿入し (Fig. 24 (b)), スタートボタンを押す (Fig. 24 (c)) という電子レンジを動作させるための一連の動作を実現することができた.

この結果より, 本フレームワークを用いることで, ロボットの有する機能に応じて, 動作ステップを拡張することが可能であると言える. さらに, オントロジ

¹⁰euslisp/jskeus, <https://github.com/euslisp/jskeus>

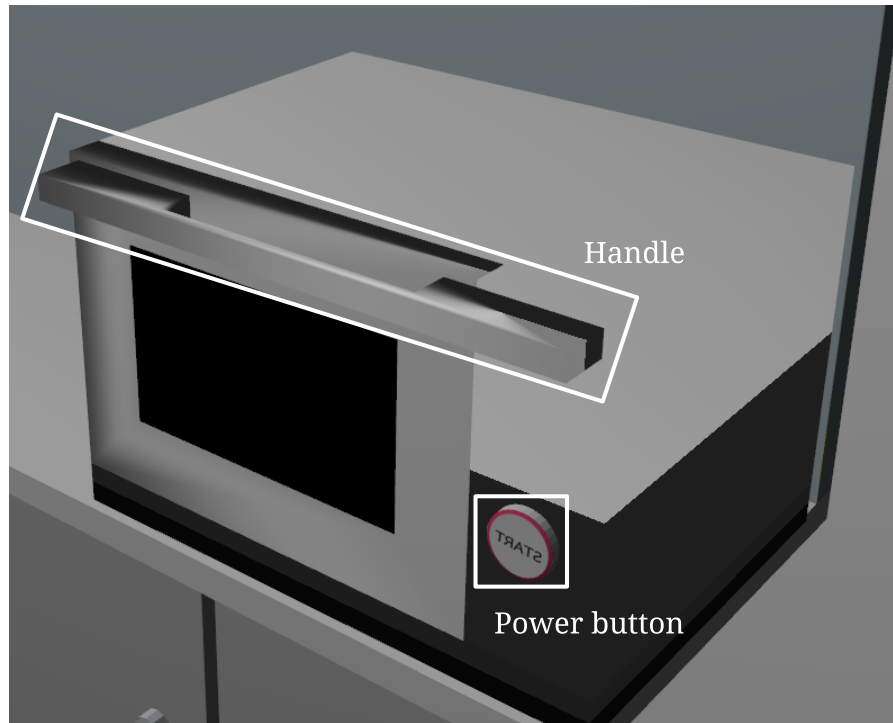


Fig. 22 The microwave oven with a handle in the simulated environment

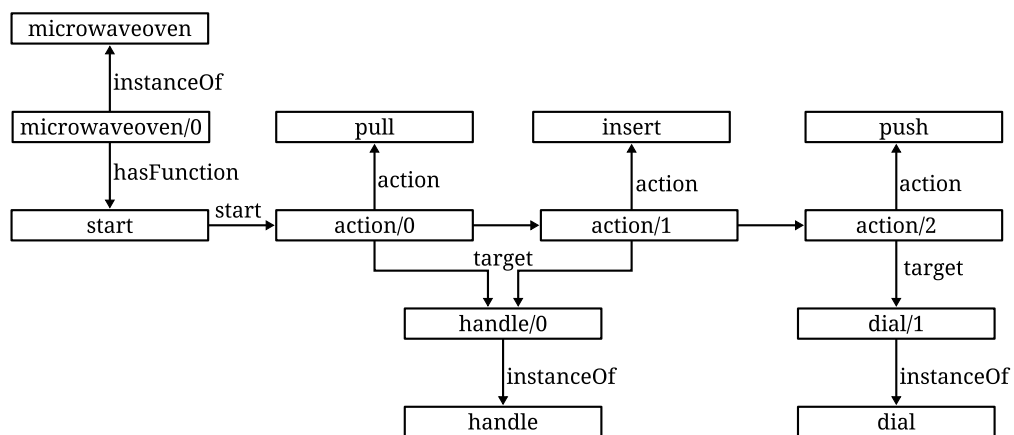
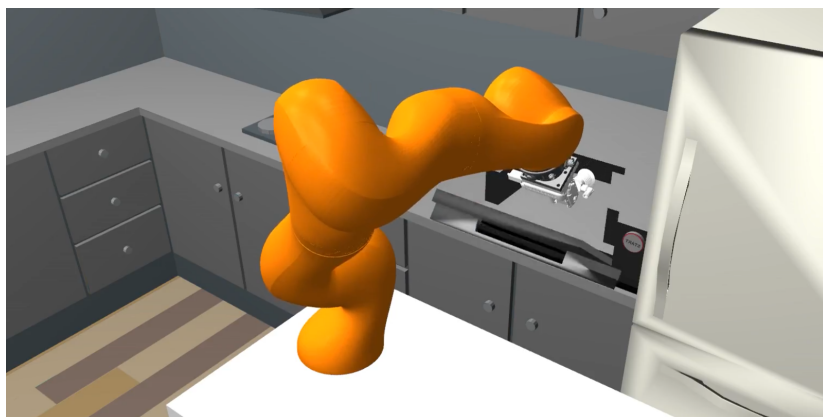
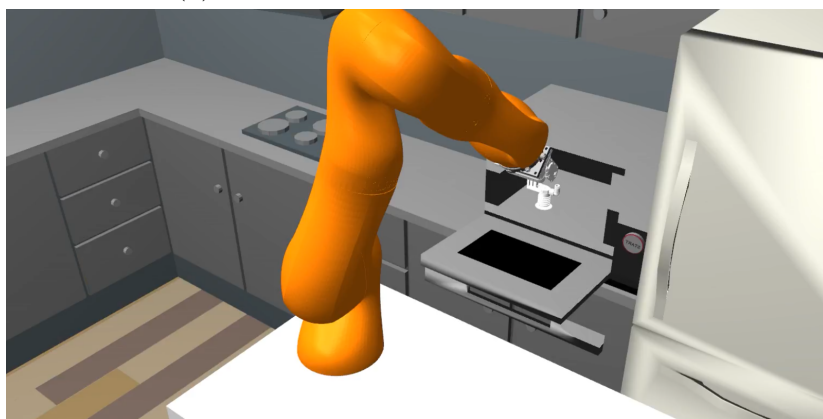


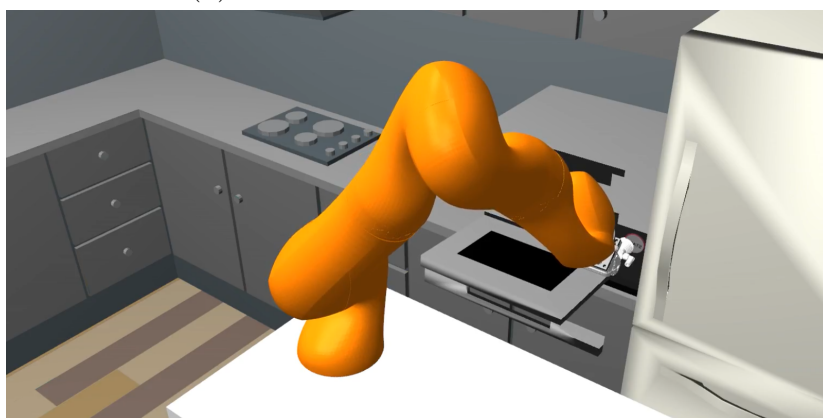
Fig. 23 Ontology for an operation of the microwave oven



(a) Pull handle of the microwave oven



(b) Insertion to the microwave oven



(c) Operation of a power button

Fig. 24 Operation of the microwave oven

上に表現されたそれらの動作ステップをもとにロボット動作を実現することが可能であることがわかる。

5. 実空間での家電機器操作実験

5.1 実験の流れ

ロボットの前に電子レンジを配置し、その電源ボタンを押す動作に対して、実機での動作を検証した。家電機器操作を実行するサービスロボットとして、*Pepper*の実機を用いる。RGB-D カメラとして、Intel 社の Realsense D435 を Fig. 25 に示す位置に取り付ける。ロボットの位置は電子レンジの正面とし、腕が電子レンジの操作インタフェースに届くように配置した。ただし、電子レンジおよびその操作箇所とロボットの位置関係は未知の状態である。

ここで、ロボットは電子レンジをスタートする機能 f_{start3} を実行することとし、そのための動作ステップ $s_{start3,1}$ を以下のように定義する。

$$s_{start3,1} = \langle p_{s_{start3}}, a_{s_{start3}}, \rangle = \langle "button", "push", \rangle \quad (8)$$

f_{start3} は動作ステップを 1 つのみ必要とするため、 $s_{start3,1}$ の次の動作ステップは存在しない。2.4 で説明した流れに則り、これを満たすオントロジを構築し、実空間のロボットで実行する。

5.2 システム構成

本実験では Fig. 26 に示したシステムで実験を行った。シミュレータを用いた実験とは異なり、GUI を用いたオントロジ構築、深層学習を用いた物体検出、動作計画の立案のすべてを単一のデスクトップ型パソコンで行っている。この時使用したデスクトップパソコンの性能は Table 3 に示した。

5.3 実験結果

構築されたオントロジを Fig. 27 に示す。オントロジ上で、電子レンジをスタートする (f_{start3}) ために、ボタン ($p_{s_{start3,1}}$) を押す ($a_{s_{start3,1}}$) ことが表現されている。このオントロジ上の流れに則り、Fig. 28 に示すように、ロボットが電子レ

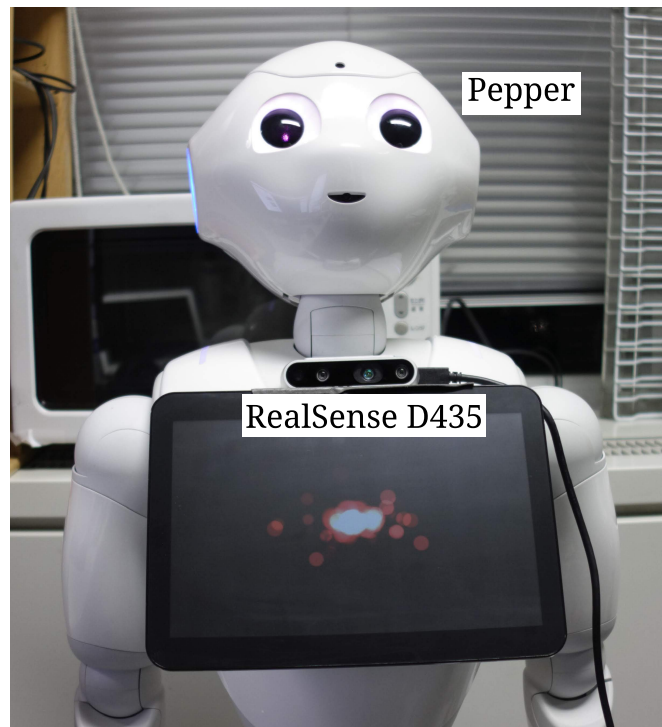


Fig. 25 The robot with a RGB-D camera

ンジをスタートすることができている。また、構築されたオントロジに注目すると、各要素の ID こそ異なるものの、Fig. 15 と同じ構造となっている。これにより、本フレームワークは実空間で応用可能なオントロジを構築することが可能であり、そのオントロジはシミュレーション空間と実空間で共有可能なものであることが示唆された。

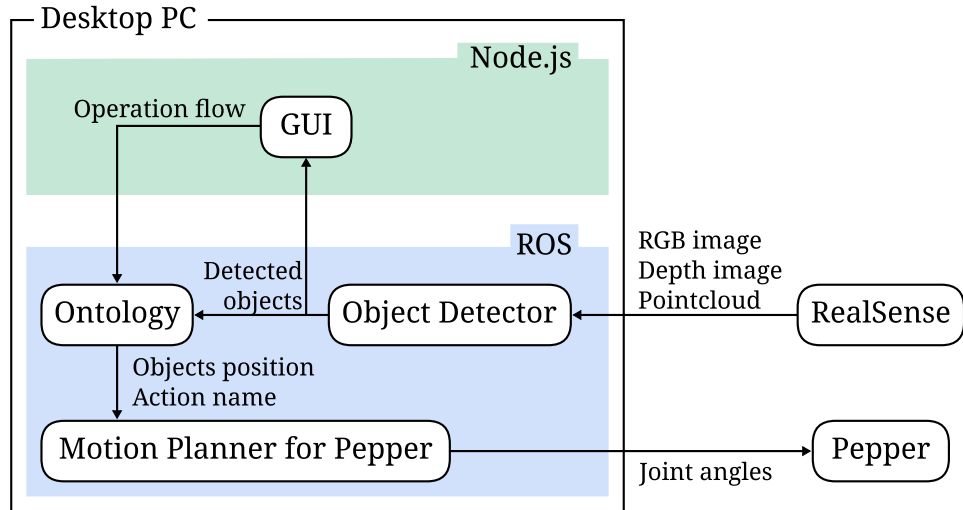


Fig. 26 System configuration with a actual *Pepper*

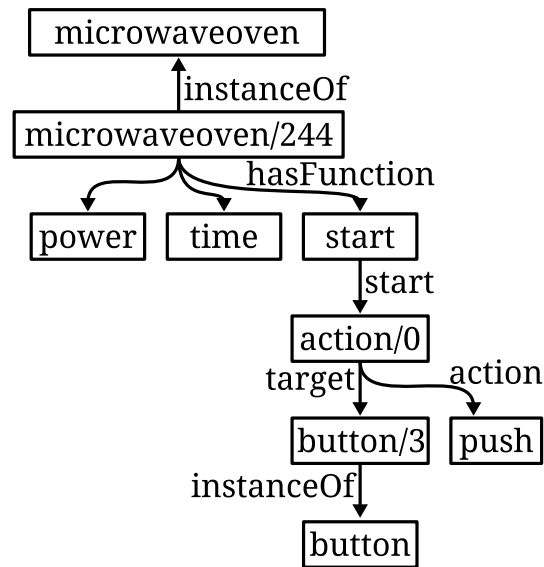


Fig. 27 Ontology for operating the microwave oven

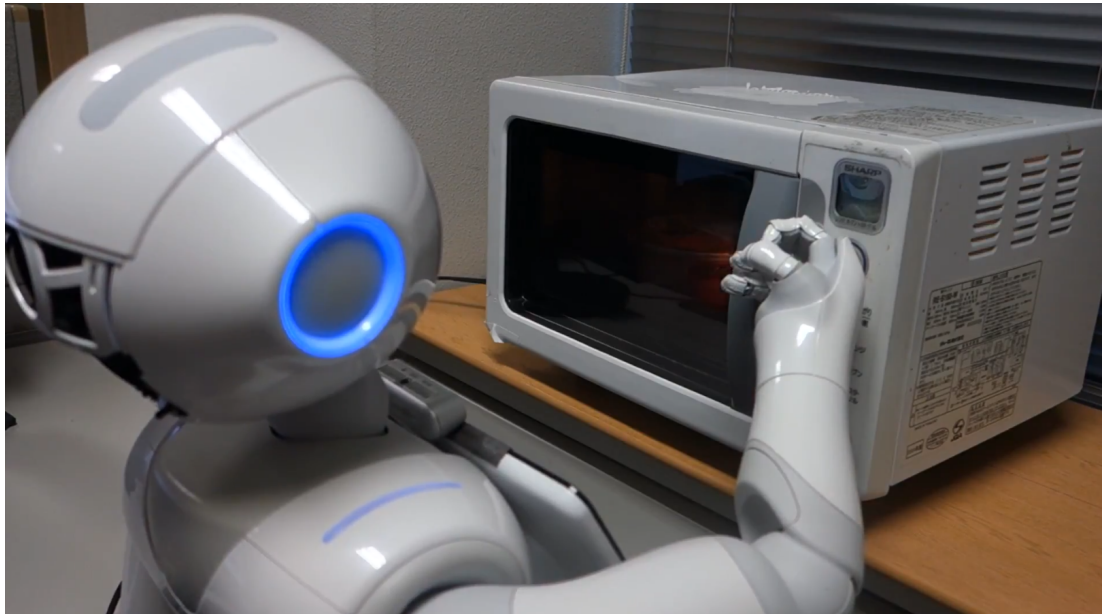


Fig. 28 Operation of the microwave oven in the real environment

6. おわりに

6.1 本論文のまとめ

本論文では、オントロジを用いて様々な家電機器が有する機能をロボットが理解し、それらを自由に引き出すことができるシステムを構築した。まず、家電機器の操作方法を表現するためのオントロジの構成と、その役割について説明した。次に、そのオントロジ構築を容易にするための GUI を構築した。さらに、それらのオントロジによるロボットの動作を検証するためのシミュレーション空間の活用を提案した。実空間でこれらのフレームワークを活用するために、深層学習を用いた物体検出のための機構と、各ロボットがオントロジをもとに動作するためのモジュールを構築した。

実験では、構築されたオントロジが個々のロボットに依存せずに共有可能であることを検証するために、シミュレーション空間に設置した電子レンジ操作のためのオントロジを構築し、人型サービスロボットとしての *Pepper* とロボットアームとしての *LBR iiwa* を用いて操作した。結果として、同様のオントロジによって家電機器の操作が可能となることを確かめられた。次に、構築されたオントロジが実空間のロボットに対しても適用可能であることを確かめるために、実空間の *Pepper* により電子レンジを操作した。結果として、シミュレーション空間と実空間で同様のオントロジを用いて家電機器操作が可能であることが確かめられた。

6.2 今後の課題と展望

課題として、まずオントロジの汎用化が挙げられる。本論文で構築されたオントロジは物体検出の精度に依存しており、4.3 で述べたように、ロボットの前に存在している家電機器を別のものであると認識した場合に、誤ったものが生成される。また、検出した物体の ID にもばらつきが存在しているために、完全に同一のオントロジを用いてシミュレーション空間・実空間の両方で動作するシステムとすることができなかった。物体検出の精度向上や、検出した結果をより厳密にフィルタリングすることで、より汎用的なオントロジを構築し、完全に同一の

オントロジで動作することが可能になると考えられる。

次の課題として、汎用的な動作の実現がある。本研究では、オントロジの構築に重点を置いているため、オントロジから得られた動作ステップをロボット動作に変換する操作については単純化した動作のみを行っている。RGB-D カメラから得られた3次元点群データや、力覚センサなどを複合的に利用することで、より高度なマニピュレーションが可能となると考えられる。

さらに発展的な課題として、未知物体への対応が挙げられる。現在は操作するすべての物体に対して、あらかじめオントロジを構築する必要がある。そのため、未知物体に対しても一度オントロジを構築する必要がある。しかし、これまで構築されたオントロジをもとに、未知物体の操作方法を推測し、操作することも可能であると考えられる。

謝辞

本論文は、奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科情報科学専攻ロボティクス研究室で博士前期課程在籍中の研究成果をまとめたものである。

同専攻領域の小笠原司教授には本研究を遂行するにあたり様々な御指導，御助言を賜りました。ここに深く御礼申し上げます。

同専攻領域の中村哲教授には副指導教員として，修士論文発表会で丁寧な御検討，御教示を賜りました，ここに深く御礼申し上げます。

同専攻領域の高松淳准教授には本研究を遂行するにあたり，アイデアや論文執筆など多くの点について，様々な御指導，御助言を賜りました。ここに深く御礼申し上げます。

同専攻領域の丁明助教には本研究についての様々な議論や学生生活に関して多くの点において御指導，御助言を賜りました。ここに深く御礼申し上げます。

同専攻領域の GARCIA RICARDEZ Gustavo Alfonso 助教には本研究についての様々な議論，英文添削など多くの点において御指導，御助言を賜りました。ここに深く御礼申し上げます。

本研究の遂行にあたり，研究室の先輩として，様々な議論やアドバイスを頂いた袴田有哉氏，湯口彰重氏，白倉尚貴氏，URIGUEN ELJURI Pedro Miguel 氏に感謝致します。

本研究室秘書の大脇美千代氏，池田美輝氏には大学生活や事務手続きなど様々なサポートをして頂きました。ここに深く御礼申し上げます。

本研究の遂行にあたり，様々な意見や御助言，頂いた先輩，同輩，後輩の皆様に深く感謝致します。最後に，長年の学生生活を支えてくださった両親，友人に心から感謝致します。

参考文献

- [1] U.S. Bureau of Labor Statistics: “American Time Use Survey: Charts by Topic: Household activities,” [Online] Available: <https://www.bls.gov/tus/charts/household.htm>.
- [2] Karinne Ramirez-Amaro, Michael Beetz, and Gordon Cheng: “Transferring skills to humanoid robots by extracting semantic representations from observations of human activities,” *Artificial Intelligence*, pp. 95–118, 2015.
- [3] Karinne Ramirez-Amaro and Gordon Cheng: “Accelerating the teaching of industrial robots by re-using semantic knowledge from various domains,” in *Proceedings of the Workshop WORKMATE: the WORKplace is better with intelligent, collaborative, robot MATEs at the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2018.
- [4] Xavier Puig, Kevin Ra, Marko Boben, Jiaman Li, Tingwu Wang, Sanja Fidler, and Antonio Torralba: “Virtualhome: Simulating household activities via programs,” in *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2018)*, 2018.
- [5] Saranya Kanjaruek, Dayou Li, Renxi Qiu, and Noppakun Boonsim: “Automated ontology framework for service robots,” in *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO 2015)*, pp. 219–224. 2015.
- [6] Ilya Dianov, Karinne Ramirez-Amaro, Pablo Lanillos, Emmanuel Dean-Leon, Florian Bergner, and Gordon Cheng: “Extracting general task structures to accelerate the learning of new tasks,” in *Proceedings of the 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2016)*, pp. 802–807. 2016.

- [7] Chengxi Ye, Yezhou Yang, Ren Mao, Cornelia Fermüller, and Yiannis Aloimonos: “What Can I Do Around Here? Deep Functional Scene Understanding for Cognitive Robots,” in Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2017), pp. 4604–4611, 2017.
- [8] Jaeyong Sung, Ian Lenz, and Ashutosh Saxena: “Deep Multimodal Embedding: Manipulating Novel Objects with Point-clouds, Language and Trajectories,” in Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2017), pp. 2794–2801, 2017.
- [9] Chang Wang, Koen V Hindriks, and Robert Babuska: “Active learning of affordances for robot use of household objects,” in Proceedings of the 2014 14th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2014), pp. 566–572. 2014.
- [10] Raghvendra Jain and Tetsunari Inamura: “Bayesian learning of tool affordances based on generalization of functional feature to estimate effects of unseen tools,” *Artificial Life and Robotics*, Vol. 18, No. 1-2, pp. 95–103, 2013.
- [11] Kotaro Nagahama, Keisuke Takeshita, Hiroaki Yaguchi, Kimitoshi Yamazaki, Takashi Yamamoto, and Masayuki Inaba: “A Learning Method for a Daily Assistive Robot for Opening and Closing Doors Based on Simple Instructions,” in Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE 2018), pp. 599–605, 2018.
- [12] Kotaro Nagahama, Keisuke Takeshita, Hiroaki Yaguchi, Kimitoshi Yamazaki, Takashi Yamamoto, and Masayuki Inaba: “Estimating Door Shape and Manipulation Model for Daily Assistive Robots based on the Integration of Visual and Touch Information,” in Proceedings of the 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2018), pp.

7660–7666, 2018.

- [13] Gustavo Alfonso Garcia Ricardez, Yosuke Osaki, Ming Ding, Jun Takamatsu, and Tsukasa Ogasawara: “Estimating the Operation of Unknown Appliances for Service Robots using CNN and Ontology,” in Proceedings of the Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC 2018), pp. 181–182, 2018.
- [14] “Resource Description Framework (RDF): Concepts and Abstract Syntax,” [Online] W3C, Available: <https://www.w3.org/TR/2004/REC-rdfconcepts-20040210/>.
- [15] Morgan Quigley, Brian Gerkey, Ken Conley, Josh Faust, Tully Foote, Jeremy Leibs, Eric Berger, Rob Wheeler, and Andrew Ng: “ROS: an open-source Robot Operating System,” in Proceedings of the ICRA2009 Workshop on Open Source Software, 2009.
- [16] Nathan Koenig and Andrew Howard: “Design and use paradigms for gazebo, an open-source multi-robot simulator,” in Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2004), pp. 2149–2154, Sep 2004.
- [17] Joseph Redmon and Ali Farhadi: “YOLO9000: Better, Faster, Stronger,” in Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017), pp. 6517–6525, 2017.
- [18] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollar, and C. Lawrence Zitnick: “Microsoft COCO: Common Objects in Context,” in Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision (ECCV 2014), pp. 740–755, 2014.
- [19] Li Zhang, Yuan Li, and Ramakant Nevatia: “Global data association for multi-object tracking using network flows,” in Proceedings of the 2008

IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008), pp. 1–8, 2008.

- [20] Mathieu Labbe and Francois Michaud: “Online Global Loop Closure Detection for Large-Scale Multi-Session Graph-Based SLAM,” in Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2014), pp. 2661–2666, 2014.
- [21] Songrit Maneewongvatana and David M. Mount: “Analysis of approximate nearest neighbor searching with clustered point sets,” in Proceedings of the Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX 1999), 1999.
- [22] Christoph Hennersperger, Bernhard Fuerst, Salvatore Virga, Oliver Zettinig, Benjamin Frisch, Thomas Neff, and Nassir Navab: “Towards MRI-based autonomous robotic US acquisitions: a first feasibility study,” IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 36, No. 2, pp. 538–548, 2017.