

日常生活支援ロボットにおける長期記憶蓄積に基づく文脈適応行動計画・動作システムを用いた片付けタスクの構成法

Tidying up a Room based on Context-aware Task Planning and Execution using Episodic Memory on Long-Term Everyday Robotic Activities

古田悠貴 岡田慧 稲葉雅幸
Yuki Furuta Kei Okada Masayuki Inaba

東京大学大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology, University of Tokyo

日常生活支援ロボットが実際の家庭環境で活躍するためには、一般的な常識だけではなく各環境における局所的な規範に基づいて行動を計画し動作を行う必要がある。そのような局所的な規範は予め記述することが困難であり、ロボットエージェントはその場でそれらを獲得することが要求される。本研究では、これらを実現するための要素を a) ロボットの長期エピソード記憶蓄積機構、b) 蓄積データの構造化を行う確率的物体配置地図の生成、および c) 生成した地図を用いた文脈適応型行動計画を備えたロボットシステムを提案する。さらに提案システムを実ロボットへ搭載し、41 日間エピソード記憶を蓄積、文脈適応片付けタスクの行動計画・動作を行いシステムの有効性を確認する。

1. はじめに

近年では家事支援ロボットの高次行動実現として部屋の掃除片付けシーケンス [Yamazaki 12], パンケーキの調理 [Beetz 11] などが行われてきた。我々もセマンティック地図と知識処理システムを用いたサンドイッチの買い物タスクなどにこれまで取り組んできた [Kunze 12]。ここではロボットエージェントは予め記述された知識データベースを所与としてサンドイッチの存在する場所 (例: 冷蔵庫内, サンドイッチ店など) を推論することで行動を計画していた。このような高次行動を実際の家庭環境で実現するためにはいくつかの課題が考えられる。第一に、それぞれのタスクについて行動計画・動作に必要な知識を予め書き下す必要があることが挙げられる。したがって、多種多様な家事支援タスクをロボットが行うためには膨大な知識を予め記述していなければならない。また、我々が日常生活を送る上での行動は一般的に共通の理解が得られる常識的知識に従ったものだけでなく、その場においてのみ通用する知識・慣習によっても構成されている。そのような環境下でロボットが家事支援行動を行うためには、エージェントは環境変化に適宜適応していく必要がある。

このような、文脈への適応が求められる状況において、行動を達成するための情報を得るために次の 2 つのアプローチが挙げられる。一つは日常生活環境において共生する人間からロボットがインタラクションによって情報を獲得していく方策 [Rybski 08], もう一つはロボットが環境を随時観察・分析することで情報を学習していく方法である [Asoh 01]。後者の方法ではエージェントの質問に対して人間の回答を必要とせずに継続的な学習が可能である利点がある。

本研究ではこれらの課題への取り組みを行い、文脈適応型ロボットシステムの構成法について、ロボットが各環境下で家事支援行動を行っている間にロボット自身の動作や環境の情報などのエピソード記憶を連続的かつ長期にわたって蓄積する機構、蓄積した記憶をもとに文脈適応を行った行動計画を自律的に行う仕組みを提案する。本研究の概念図を図 1 に示す。また、提案システムを実際のロボットへ実装・長期エピソード記憶を蓄積し、蓄積したデータをもとに片付けタスクを行うことで、提案システムの必要性について考察する。

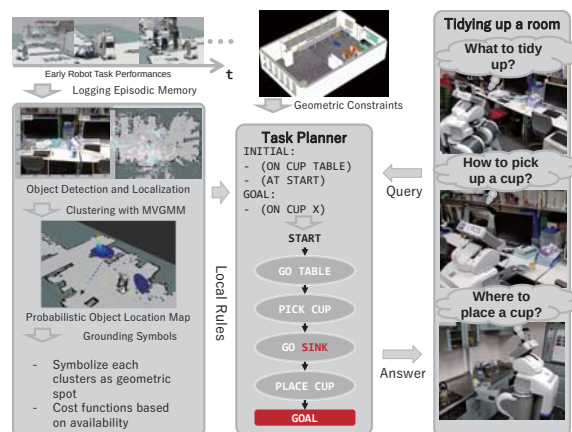


図 1: PR2 robot tidying up the objects following context learned from logged episodic memory [Furuta 18]

2. 長期記憶蓄積に基づく文脈適応行動計画・動作システム

ロボットが実際の環境において家事支援タスクのような高度な行動を自律的に行うとき、環境状態の認識・推定と目標状態への状態遷移からなる行動計画によって実際の動作列を生成し、動作が行われる。計画を行うためには状態遷移を判断するための知識と高度な推論機構が必要となる。Tenorth et al. は Cyc [Lenat 90] などの web 上に形成された構造的なシンボリック知識データベースをロボットの推論システムとして導入し、常識を備えるロボットを構成した [Tenorth 10]。Saxena et al. は知識データベースに関節軌道列などのジオメトリ情報を統合することで、アフォーダンスを含む具体的な行動生成を行った [Saxena 14]。これらの研究ではいずれも一般的に通用する共通の知識に基づき推論・行動計画を行うことを前提をしていた。実際の家庭環境においてロボットが行う家事支援タスクは、各家庭における人間が行う習慣的なタスクを代替する性質上、必ずしも一般的に共通の知識、すなわち常識にのみ従っていると限らない。例えば片付けタスクにおいて、どの対象物を片付ける必要があるのかは常識のみで判断することが困難である。常識として与えられた知識とこのような局所的に通用する環境固有の知識が衝突した場合は、常識のみを備えたロボットエージェントはタスクを完遂することはできなくなってしまう。

このようなある環境が従っている環境特有の習慣的な知識

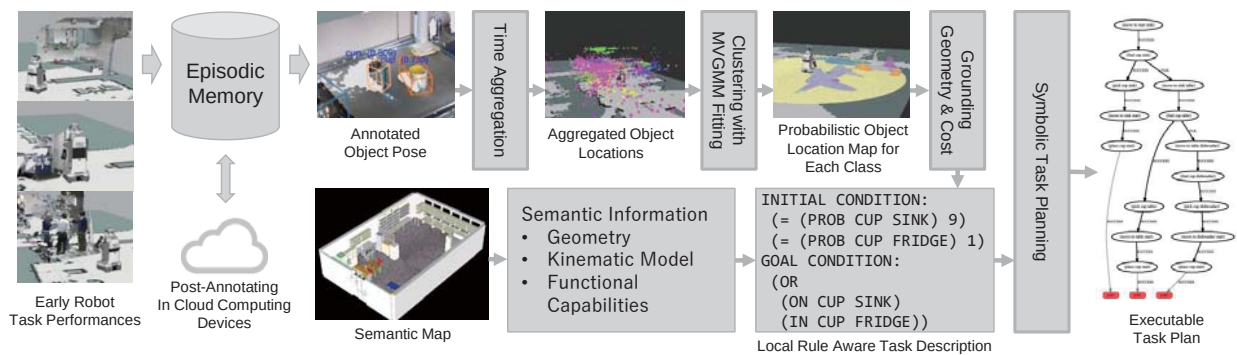


図 2: Pipeline to generate context-aware task plan using logged episodic memory and semantic map[Furuta 18]

を含む文脈への適応を考慮した研究はいくつか行われてきた。Taniguchi et al. は人間とロボットが言語によるインタラクションを行っていく内に地図上の固有の地点を表す特徴と言語特徴の関連性を学習し、環境を記号接地する研究を行った [Taniguchi 17]。また、人間とのインタラクションを含まず環境を能動的に観察することによって文脈を学習する研究として、Abdo et al. はレコメンデーションエンジンに用いられる協調フィルタリングをロボットにおける棚の整理タスクに適用することで、棚に置かれた物体の配置関係性を学習し、棚の整理タスクにおける文脈適応動作の生成法を示した [Abdo 15]。

本研究は Abdo らのアプローチと類似しているが、環境の観測から文脈に適した行動計画の構成について焦点を当てるものである。

環境から行動計画に必要な文脈を獲得するためには、実際の各環境において状態を観測する必要があるが、日常生活環境はロボット自身や共生する人間により常時変化する。したがって、ロボットは各環境中で動作をしている間に環境状態を常に観察し、情報を更新・構造化していく必要がある。Hawes et al. はロボットが行動している最中のデータをエピソード記憶としてデータベースに逐次蓄積する仕組みを開発した [Hawes 17]。本研究では [Hawes 17] における記憶蓄積ソフトウェアである `mongodb_store` を拡張し、ロボットが行動中のデータをエピソード記憶として蓄積・利用するシステムを構成した。

図 2 に本研究において提案する日常生活支援ロボットにおける長期エピソード記憶の蓄積に基づく文脈適応行動計画・動作システムの構成図を示す。各環境におけるロボットの過去の行動時に蓄積したエピソード記憶から、ロボットが自律的に各環境における文脈に適応した行動を計画し、動作を制御する仕組みについて次章以降で説明していく。

3. エピソード記憶とセマンティック地図を用いた文脈適応タスク行動計画

本章ではまずロボットの長期間行動に伴い蓄積したデータから得られる確率的物体配置地図を用いて、文脈に適応した行動計画を行う方法について物品の片付けタスクを例に挙げながら説明する。[Furuta 18] の内容を含む。

PDDL[Fox 03] に代表される STRIPS[Fikes 71] 型行動計画記述言語では、タスクはシンボルと、シンボル間の関係を表す述語の集合である初期状態、目標状態によって定義される。ここでロボットがタスク実現のためにとる各動作は初期状態から目標状態への遷移として表現される。

例として机の上にあるペットボトルをキッチンシンクへと片付けるタスクは表 1 を用いて以下のように記述される。

Predicate	Description
(ON ?OBJ ?SPOT)	True if ?OBJ is on the place ?SPOT
(AT ?SPOT)	True if a robot is at ?SPOT
(ONHAND ?OBJ)	True if a robot is grasping ?OBJ
(ACCESSIBLE ?OBJ ?SPOT)	True if a robot can manipulate ?OBJ at ?SPOT
(OCCUPIED ?OBJ ?SPOT)	True if a robot cannot space to place ?OBJ at ?SPOT
(OPERABLE ?SPOT)	True if environment is operable at ?SPOT

表 1: List of predicates

INITIAL CONDITION:
(ON BOTTLE TABLE)
(AT START)
GOAL CONDITION:
(ON BOTTLE SINK)

この記述とロボットの動作記述を行動計画器に与えると以下のような動作シーケンスが得られる。

1. (MOVE-TO TABLE)
2. (PICK BOTTLE TABLE)
3. (MOVE-TO SINK)
4. (PLACE BOTTLE SINK)

ここで、従来のアプローチでは片付けの対象物体である BOTTLE 自体、初期状態において BOTTLE が TABLE に置かれているという状態を表す (ON BOTTLE TABLE) はいずれも事前に与えられる必要があり、環境の変化に応じて都度更新する必要がある他、目標状態において BOTTLE がどこに片付けられるべきかを表す述語 (ON BOTTLE SINK) は一般的な BOTTLE の片付けられる場所として SINK と関連付けられているが、この事実は環境によらず固定された記述となっている。一方で我々のアプローチではロボットが行動中に蓄積したエピソード記憶から環境における物体の状態を抽出することで、これらの記述を書き下す代わりにこれらの記述を得ることにより文脈に適応した行動を計画する。

まず各環境において、各物体が普段どの場所に存在しているかを示す確率的物体配置地図を蓄積されたエピソード記憶から生成する。そのために各時点における物体の 3 次元位置情報と物体のクラスが必要となる。本研究では MS-COCO データセット [Lin 14] によって学習された深層学習ベースの手法である SSD(Single-Shot multibox Detection)[Liu 16] を物体検出に用いる。3 次元位置の推定には深度画像と 3 次元点群処理の結果を統合することによって抽出を行う。次に物体検出時のロボットの自己位置推定、関節角度情報を利用し、各物体検出イベントを環境に固定された座標上に配置し、多変量混合ガウスモデ

ル (MVGMM, 式 1) とベイズ情報量規準 (BIC) を用いてクラスタリングを行う。

$$p(x) = \sum_i^n w_i N(x|\mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

ここで μ_i は各クラスをなす GMM の平均, Σ_i は共分散, w_i は各クラスタの重み, n はクラスタ数をそれぞれ示している。

MVGMM へのフィッティングを行う上で各ガウスモデルの共分散行列を独立, 共有, 独立かつ対角行列, 独立かつ球形共分散を比較し, BIC の最も小さくなるものを複数のクラスタ数を比較しモデルを決定する。MVGMM の各モデルの次元は 3 次元となり, これを環境上の固定点を座標系とする 3 次元空間上に表すことで確率的物体配置地図が得られる。

このときクラスタリングされた各 GMM の平均 μ_i は対象クラスの物体が普段配置される確率が大きい地点を示していることに着目し, GMM の平均値を目標状態における物体配置候補点として利用する。クラスタ数 n が 2 以上であるとき, 目標状態は各クラスタの平均からなる地点に対象物体が配置される状態の論理和によって定義される。また各クラスタにおける重みを行動計画に反映するため, 本研究では PDDL2.1 において追加された numeric fluents という状態遷移についてコスト関数 (式 2) を設定可能な機能を用いて行動計画の最適化を行う。

$$cost(x) = floor(k/p(x)) \quad (2)$$

これまでの確率的物体配置地図を利用したタスクの記述はジオメトリックな情報のみが扱われていた。しかし, 現実環境において物体を配置するためには対象物体だけでなく環境の状態を必要がある場合がある。例えば冷蔵庫の中に物体を配置するためには冷蔵庫の扉の開閉といった操作を行う必要がある。

この問題に対処するために, 提案システムにおいてはセマンティック地図との統合を行う。本研究ではセマンティック地図として環境中における位置に対する物体の包含関係を記述した地図を利用する。ジオメトリックな位置情報に対して, セマンティック地図を参照することで以下のように, 冷蔵庫中であるという状態記述を獲得されることとなる。例としてあるクラスタを表す GMM の平均からシンボライズされた地点 SPOT0 がセマンティック地図を参照した結果, 環境の操作が可能であった場合は, 行動計画器に入力される状態記述は以下のようになる。

```
INITIAL CONDITION:
(Observable SPOT0)
(NOT (ACCESSIBLE SPOT0))
(ON BOTTLE START)
(AT START)
GOAL CONDITION:
(Observable SPOT0)
(NOT (ACCESSIBLE SPOT0))
(ON BOTTLE SPOT0)
```

ここで環境に対するロボットの動作は条件として OPERABLE が真のときに行われるものとする。

4. 文脈適応行動計画システムを用いた片付け行動実験

4.1 エピソード記憶の長期蓄積

本実験では提案システムを米 Willow Garage 社製ロボットを改良した JSK-PR2 と Fetchrobotics 社製 Fetch ロボット上に実装し, ロボットと人が共生する環境下において, 家事支援行動を行いながら, 41 日間エピソード記憶を蓄積した。それぞれのロボットについて頭部に搭載したカメラデバイスから得られ

る RGB カラーと深度からなる 2 次元画像と, ロボット台車部に地面と水平に取り付けられた 2 次元レーザレンジファインダと SLAM を用いて推定されたロボット自身の環境における絶対位置, ロボット自身の関節角度情報を記録した。

蓄積されたデータをもとに物体配置推定を行い, 29 クラスの物体が 13848 回認識されたことを確認した (図 3)。このデータを用いて, 確率的物体配置地図の生成を行った。物体のクラス認識については ChainerCV[Niitani 17] を用いた。

4.2 文脈適応片付け行動の計画と動作実験

本節では, 生成された確率的物体配置地図の応用として, この地図とセマンティック地図を統合することで得られる文脈適応型行動計画器によって生成される片付け行動の計画とその動作について具体的に説明する。ロボットは予め蓄積したエピソード記憶から物体クラスごとに生成される確率的物体配置地図を獲得しているものとする。ロボットはまずはじめに部屋を巡回し, 物体認識器によって得られるロボット周辺の物体のクラスと 3 次元位置を確率的物体配置地図に問い合わせることにより, 各物体がその位置に普段配置される確率を推定する。推定された確率が閾値より小さい物体で, かつロボットが物理的に運搬可能な物体を発見したときにロボットは対象物体の片付け行動を計画・動作する。ここで, 確率に対する閾値は 0.05 とした。ロボットは巡回の中で机の上に置かれた BOTTLE を対象物体として検出した。対象物体が決定すると次に, BOTTLE についての確率的物体配置地図 (図 4) を構成する MVGMM から各クラスタのピーク値を対象物体の運搬目標地点として抽出し, そのコスト関数を算出する。本実験では 3 つのクラスタから算出された 3 地点が抽出された。次にセマンティック地図を参照し, 各地点に対象物体を運搬する上で必要となるセマンティック情報を行動記述に追加する。最も確率の大きい地点について参照すると, 冷蔵庫の中にあることがわかり, 物体を配置するためには冷蔵庫の扉の開閉操作が必要となることが行動記述の初期状態, 目標状態に追加された。以上の操作により生成された行動記述をもとに行動計画を行った (図 5)。行動計画器として本実験では task_compiler[Okada 13] を用いた。計画された行動を実機において実行することで, 片付け行動が実現されたことを確認した (図 6)。

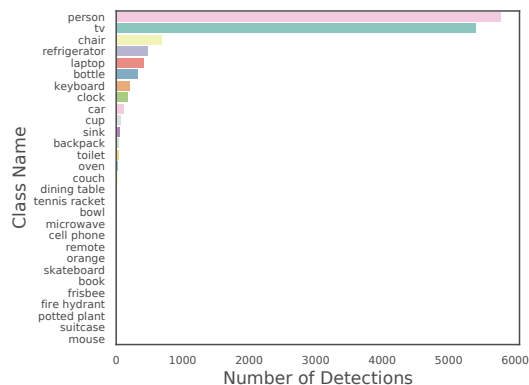


図 3: Logged Object Detection Events[Furuta 18]

5. 結論・今後の課題

本研究では日常生活支援ロボットが実際の環境においてタスクを行っていく際に必要な構成要素として文脈適応型行動計画・動作機能を備えるロボットシステムを提案した。文脈をロボットが自律的に獲得するための方法としてロボットが各環境において行動をするうちにエピソード記憶を蓄積する機構およびセマンティック地図との統合法について説明した。また提案システムを実際のロボットに搭載し, 41 日間蓄積したエビ

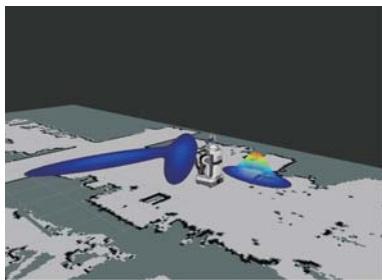


図 4: Probabilistic location map projected to the 2D space for 'BOTTLE' object

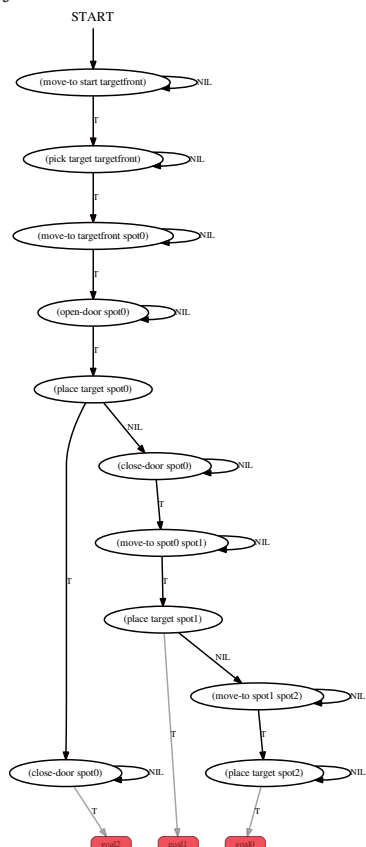


図 5: Generated state machine for context-aware 'Tidyup a Bottle' task[Furuta 18]

ソード記憶を用いてロボットが文脈適応を行った片付け行動を自律的に計画・動作することを確認した。今回は行動計画を行う際の局所的知識についてのみ扱ったが、一般的に通用される常識との衝突が起こった際の対策についても今後取り組む予定である。

参考文献

- [Abdo 15] Abdo, N., Stachniss, C., Spinello, L., and Burgard, W.: Robot, organize my shelves! Tidying up objects by predicting user preferences, in *Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on*, pp. 1557–1564IEEE (2015)
- [Asoh 01] Asoh, H., Motomura, Y., Asano, F., Hara, I., Hayamizu, S., Itou, K., Kurita, T., Matsui, T., Vlassis, N., Bunschoten, R., et al.: Jijo-2: An office robot that communicates and learns, *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 16, No. 5, pp. 46–55 (2001)
- [Beetz 11] Beetz, M., Klank, U., Kresse, I., Maldonado, A., Mösenlechner, L., Pangercic, D., Rühr, T., and Tenorth, M.: Robotic roommates making pancakes, in *Humanoid Robots (Humanoids), 2011 11th IEEE-RAS International Conference on*, pp. 529–536IEEE (2011)
- [Fikes 71] Fikes, R. E. and Nilsson, N. J.: STRIPS: A new approach to the application of theorem proving to problem solving, *Artificial intelligence*, Vol. 2, No. 3-4, pp. 189–208 (1971)



(a) PR2 found a bottle to tidy up

(b) Picking up the bottle on table



(c) Moving robot base to the fridge

(d) Opening the fridge door



(e) Placing the bottle in the fridge

(f) Closing the fridge door

図 6: PR2 tidying up a bottle in the room[Furuta 18]

- [Fox 03] Fox, M. and Long, D.: PDDL2. 1: An extension to PDDL for expressing temporal planning domains, *Journal of artificial intelligence research* (2003)
- [Furuta 18] Furuta, Y. and Okada, M., K. Inaba: An Everyday Robotic System that Maintains Local Rules using Semantic Map based on Long-term Episodic Memory, in *Intelligent Robots and Systems, 2018. IROS 2018. IEEE/RSJ International Conference on (under review)*IEEE (2018)
- [Hawes 17] Hawes, N., Burbridge, C., Jovan, F., Kunze, L., Lacerda, B., Mudrová, L., Young, J., Wyatt, J., Hebesberger, D., Kortner, T., et al.: The STRANDS project: Long-term autonomy in everyday environments, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 24, No. 3, pp. 146–156 (2017)
- [Kunze 12] Kunze, L., Beetz, M., Saito, M., Azuma, H., Okada, K., and Inaba, M.: Searching objects in large-scale indoor environments: A decision-theoretic approach, in *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pp. 4385–4390IEEE (2012)
- [Lenat 90] Lenat, D. B., Guha, R. V., Pittman, K., Pratt, D., and Shepherd, M.: Cyc: toward programs with common sense, *Communications of the ACM*, Vol. 33, No. 8, pp. 30–49 (1990)
- [Lin 14] Lin, T., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C. L.: Microsoft coco: Common objects in context, in *European conference on computer vision*, pp. 740–755Springer (2014)
- [Liu 16] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C., and Berg, A.: Ssd: Single shot multibox detector, in *European conference on computer vision*, pp. 21–37Springer (2016)
- [Niitani 17] Niitani, Y., Ogawa, T., Saito, S., and Saito, M.: Chainercv: a library for deep learning in computer vision, *arXiv preprint arXiv:1708.08169* (2017)
- [Okada 13] Okada, K., Kakiuchi, Y., Azuma, H., Mikita, H., Murase, K., and Inaba, M.: Task Compiler: Transferring High-level Task Description to Behavior State Machine with Failure Recovery Mechanism, in *ICRA Workshop on Combining Task and Motion Planning* (2013)
- [Rybski 08] Rybski, P., Stolarz, J., Yoon, K., and Veloso, M.: Using dialog and human observations to dictate tasks to a learning robot assistant, *Intelligent Service Robotics*, Vol. 1, No. 2, pp. 159–167 (2008)
- [Saxena 14] Saxena, A., Jain, A., Sener, O., Jami, A., Misra, D. K., and Koppula, H. S.: Robobrain: Large-scale knowledge engine for robots, *arXiv preprint arXiv:1412.0691* (2014)
- [Taniguchi 17] Taniguchi, A., Hagiwara, Y., Taniguchi, T., and Inamura, T.: Online spatial concept and lexical acquisition with simultaneous localization and mapping, *arXiv preprint arXiv:1704.04664* (2017)
- [Tenorth 10] Tenorth, M., Nyga, D., and Beetz, M.: Understanding and executing instructions for everyday manipulation tasks from the world wide web, in *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, pp. 1486–1491IEEE (2010)
- [Yamazaki 12] Yamazaki, K., Ueda, R., Nozawa, S., Kojima, M., Okada, K., Matsumoto, K., Ishikawa, M., Shimoyama, I., and Inaba, M.: Home-Assistant Robot for an Aging Society, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 100, No. 8, pp. 2429–2441 (2012)