拡張モバイルマニピュレーションのための新規物体の学習

中 村 友 昭^{*1} アッタミミ ムハンマド^{*1} 杉 浦 孔 明^{*2} 長 井 隆 行^{*1}
 岩 橋 直 人^{*2} 戸 田 智 基^{*3} 岡 田 浩 之^{*4} 大 森 隆 司^{*4}

An Extended Mobile Manipulation Robot Learning Novel Objects

Tomoaki Nakamura^{*1}, Muhammad Attamimi^{*1}, Komei Sugiura^{*2}, Takayuki Nagai^{*1},
 Naoto Iwahashi^{*2}, Tomoki Toda^{*3}, Hiroyuki Okada^{*4} and Takashi Omori^{*4}

It is convenient for users to teach novel objects to a domestic service robot with a simple procedure. In this paper, we propose a method for learning the images and names of these objects shown by the users. The object images are segmented out from cluttered scenes by using motion attention. Phoneme recognition and voice conversion are used for the speech recognition and synthesis of the object names that are out of vocabulary. In the experiments conducted with 120 everyday objects, we have obtained an accuracy of 91% for object recognition and an accuracy of 82% for word recognition. Furthermore, we have implemented the proposed method on a physical robot, DiGORO, and evaluated its performance by using RoboCup@Home's "Supermarket" task. The results have shown that DiGORO has outperformed the highest score obtained in the RoboCup@Home 2009 competition.

Key Words: Mobile Manipulation, Object Learning, Object Recognition, Out-of-vocabulary, RoboCup@Home

1. は じ め に

モバイルマニピュレーションは、家庭内における基本的なタスクの一つであり、生活支援ロボットにとって必要不可欠な能力である。そのため様々なモバイルマニピュレーション可能なヒューマノイドロボットが研究開発されている[1]~[6]。さらに、RoboCup@Home[7]やMobile Manipulation Challenge[8]、Semantic Robot Vision Challenge[9]などのように、そのようなロボットを評価する試みも行われている。

本稿では、ロボットに関する専門的な知識を持たない一般ユーザであっても扱える、音声指示による自然なインタラクションを用いたモバイルマニピュレーションロボットの実現を目的とする。このような音声指示によるモバイルマニピュレーションを「拡張モバイルマニピュレーション」と呼ぶ。拡張モバイルマニピュレーションは、生活支援ロボットには必要不可欠な能力であり、ナビゲーション、マニピュレーション、物体名の学習・認識、物体画像学習・認識など様々な能力の統合が必要な

複雑なタスクである。

特に、これまでのヒューマノイドロボットでは、物体の学習は専門的な知識を持っている者による操作が必要であった。例えば、画像学習では画像中の物体領域を手で切り出す必要があったり、物体名の学習では内部辞書へ物体名の音素列を登録する必要があった。このような操作を一般ユーザが行うのは困難である。さらに、家庭内には、その家庭特有の物体があり、新たな物体も日々増えていく。そのすべての画像と名前をあらかじめロボットへ登録することはできない。そのため、一般ユーザが簡単な操作で物体をロボットへ教示できる必要がある。そこで、本論文では、新規物体を簡単なインタラクションで学習・認識することのできる手法を提案する。提案手法ではユーザがロボットに物体を見せながら、音声によって「この名前はX」(Xは物体名)とロボットへ教示することを想定する(**Fig. 1**左)。このような操作であれば、一般ユーザでも簡単にロボットへ教示することができる。

Fig. 1 Left: User teaches object to robot. Right: The robot recognizes and utters OOV word

原 2011 年 1 月 5 日

^{*1}電気通信大学

^{*2}情報通信研究機構

^{*3}奈良先端科学技術大学院大学

^{*4}玉川大学

^{*1}UEC Tokyo

^{*2}NICT

^{*3}Nara Institute of Science and Technology

^{*4}Tamagawa University

■ 本論文は有用性で評価されました。

しかし、ロボットがこのようにして新規物体を学習する際には、三つの問題が存在する。まず一つめの問題点として、物体名の認識が挙げられる。通常の音声認識では、あらかじめ単語の音素列を内部の辞書に登録することで認識を行っている。しかし、固有名詞や、各家庭固有の呼び名なども存在しており、このような単語をあらかじめ登録することは困難である。本稿では、このようなあらかじめ登録されていない未登録語を OOV (Out-of-vocabulary) と表記する。二つめの問題点は、人手で登録されていない単語の発話である。ロボットは「X を持って来ます。いいですか?」というように物体名を発話し、人とインタラクションをとれることが望ましい (Fig. 1 右)。特に拡張モバイルマニピュレーションタスクでは、音声による指示を行うため、音声認識の誤りが起こり得る。ロボットによる確認発話をするにより、この誤りを訂正することができる。しかし、音声の認識同様、通常のロボットの発話システムでは、内部辞書に登録されていない単語を発話することはできない。三つめの問題点として、物体学習時の画像中からの物体領域の抽出が挙げられる。ロボットが物体を覚える際には、画像中のどこに覚えるべき物体があるのかを判断し、背景の中から物体のみを切り出す必要がある。

一つめの問題に対して、発話に含まれる未登録語を抽出する手法が提案されている [10] [11]。これにより、未登録語の音素列を得ることができるが、正しい音素列が得られるとは限らない。すなわち、この音素列をそのまま発話に用いることはできない。二つめの問題に対して、複数回言い直しをすることによって、正しい音素列を得る研究が行われている [12] [13]。これにより、音素認識誤りを低減できるが、必ずしも正しい音素列が得られるとは限らない。さらに、一般ユーザが簡単な操作で教示することを考えると、一度の発話から学習できることが望ましい。正しい音素列が学習できなかった場合に、ユーザにスベルを発話させることで未登録語を学習する研究も行われている [14]。しかし、日本語や中国語などの言語では、スベルの認識による未登録語の学習は時間的コストが大きい。

これに対して、我々の提案システムでは、一つめの問題に対して、テンプレート文からの未登録語の切り出しによりこれを解決する。切り出された未登録語を物体名として学習することで、その物体名の認識を行う。

二つめの問題に対しては、認識された音素列を Text-to-Speech (TTS) システムを用いることで発話することが考えられる。しかし、音素正解精度は 80% 程度であり、正しい音素列を得ることは難しい。そのため、例えば「ブゼラ」が「ウゼア」のように発話されてしまう。もし、ユーザが「ブゼラを持ってきて」とロボットへ命令し、ロボットが「ウゼアを持てきます。いいですか?」という確認発話をした場合、ユーザは「ブゼラ」が正しく認識されたかどうかを判断することが難しくなる。そこで、切り出された未登録語の音声、Eigenvoice Gaussian Mixture Models (EGMMs) [15] により声質変換することで、人の声をロボットの声へと変換し、物体名を発話する。

また三つめの問題に対して、画像のセグメンテーションに関

する研究が行われている [16]~[18]。文献 [16] では、事前に切り出す領域をおおまかに教示しなければならない。文献 [17] では、領域を自動的にセグメンテーションできるが、どのセグメントが覚える物体であるかは判断することができない。また、文献 [18] では、色・三次元情報・動きを用いて高精度に切り出すことができるが、物体領域の内部の点をあらかじめ与えなければならず、さらに処理時間が長いといった問題点もある。ロボットが物体を学習する際には、様々な方向から物体を観察し、数十枚の画像を切り出す必要がある。そのため、すべての画像に対して物体領域を人手で与えるのは時間的コストが大きい。

一方、提案システムでは、人がロボットへ物体を教示することを想定しているため、人が物体を動かすことで覚えるべき領域を示し、物体の切り出しを行う。切り出した画像から色ヒストグラムと Scale Invariant Feature Transform (SIFT) を計算しデータベースに登録する。認識時には、これらの情報のマッチングにより物体認識を行う。

最終的にこれらの提案手法をロボットへ実装し、拡張モバイルマニピュレーションタスクを行う。その際の評価として、世界的に標準化されたタスクを用いることが重要であると考えられる。本論文では、拡張モバイルマニピュレーションタスクとして、ロボカップ@ホームリーグ [7] で行われているスーパーマーケットタスクを評価タスクとして用いる。ロボカップ@ホームリーグとは、日常環境で動作するロボットの能力を競う部門であり、スーパーマーケットタスクは、Fetch & Carry タスクを標準化したものである。

ロボカップ@ホーム以外にも、日常環境においてロボットを評価するタスクが行われている [8] [9]。Semantic Robot Vision Challenge [9] は、ロボットの物体探索の能力を評価している。しかし、このタスクはマニピュレーション能力に関しては評価していない。さらに 2009 年の参加チームは 3 チームだけであり、世界標準のタスクとは言えない。一方、2010 年の International Conference on Robotics and Automation で開催された Mobile Manipulation Challenge [8] では、ロボットのモバイルマニピュレーション能力を評価している。しかし、Mobile Manipulation Challenge への参加チームは 4 チームだけであり、こちらも世界標準のタスクとは言いがたい。さらに、ルールも厳密に規定されておらず、このタスクを評価タスクに使用することはできない。これらのタスクに対して、ロボカップ@ホームは、ルールや得点などが厳密に規定されており、公開されている。さらにロボカップは世界最大規模の競技会であるため、他のタスクに比べ多くのチームが参加しており[†]、多くのロボットと比較することができる。このような理由から、ロボカップ@ホームは世界標準の評価タスクに適していると考えられる。さらに、ロボカップ@ホームでは、モバイルマニピュレーション能力だけでなく、人の追跡や顔の学習・認識など様々なロボットの能力を評価している。そのため、ロボカップ@ホームは、ロボットの総合的な能力の評価として使用可能である。

本研究の新規性は以下の三つである。

(1) 動きアテンションによる物体領域の切り出し

人が物体をロボットへ教示する際に、動きを手がかりとし、物体の切り出しを行う。詳細は 3 章で述べ、6.1 節にてそ

[†]2010 年の世界大会では 24 チームが参加した。

の精度を評価する。

(2) 声質変換による未登録語の発話

Eigenvoice Gaussian Mixture Models (EGMMs) [15] により、人の音声をロボットの音声へと変換し、未登録語を発話する。これにより、単語の音素系列が正しく得られていない場合であっても、ロボットは一度聞いた単語を正しく発話することが可能となる。詳細は、4章で述べ、6.4節にてその発話を評価する。

(3) スーパーマーケットタスクを用いたロボットの評価

日常環境におけるロボットの拡張モバイルマニピュレーションタスクとして、ロボカップ@ホーム [7] で行われているスーパーマーケットタスクを用いる。タスクの詳細は次章で述べ、7章にてそのタスクを用いて、提案手法を実装したロボットの評価を行う。

2. 「スーパーマーケット」タスク

スーパーマーケットタスクはロボカップ@ホームリーグ内の一つの競技で、Fetch & Carry タスクを標準化したものである。このタスクを評価タスクとして用いる利点は以下のとおりである。

- ルールとスコアが標準化されている
 - 世界大会での各チームのスコアが公開されている
 - 世界最大規模の大会であり[†]、比較対象の数が十分である
- すなわち、実際に世界大会に参加したチームのスコアと比較することで、ロボットの評価を行うことができる。

スーパーマーケットタスクの流れは次のとおりである。まず、事前にロボットが物体の画像と名前を学習する必要がある。実際のスーパーマーケットタスクでは、物体の教示方法は規定されていない。しかし、ロボカップ@ホームで使用する物体には、その国特有の物体なども含まれており、さらに物体をロボットへ教示する時間も限られているため、簡単な操作でロボットへ教示できる提案手法は有効であるといえる。本論文では、タスクの開始前にユーザが物体を見せながら、その名前を発話することで、ロボットはその場で物体の見た目と名前の学習を行う。この際に、未登録語の学習と、シーンからの物体の切り出しが必要となる。

スーパーマーケットタスクが開始されると、まずユーザが特定の物体を持ってくるようにロボットへ指示をする。この際には、学習した未登録語の認識が必要となる。ロボットが、指定された場所へ行き、指定された物体を探し、その物体を把持し、ユーザの元に物体を届けることができればタスク成功となる。また、タスク中には、「Xを持ってきます。いいですか?」のような確認発話など、ユーザとのインタラクションのために未登録語の発話なども必要となる。タスクで使用される物体の中には、似た名前の物体が含まれることもあり、音声認識を誤ることがあるため、このような確認発話を正しく行えることも重要となる。このようにスーパーマーケットタスクは、物体学習・認識、未登録語の学習・認識・発話、ナビゲーション、マニピュレーションなど家庭用ロボットに必要な能力が含まれて

Fig. 2 Flowchart of Supermarket task

おり、家庭用ロボットのベンチマークとして適していると考えられる。

具体的なタスクの流れを Fig. 2 に示す。また、公式のルールブック [19] には以下のように記されている。

まず、審判がロボットの使用方法を知らないユーザをランダムに選択する。ユーザは、ロボットに3個の物体を棚から持ってくるよう指示を出し、ロボットは10分以内にそれらの物体をユーザの元へ届けなければならない。ただし、ロボットはユーザへ自身の使用方法の説明を行うことができる。また持ってくる三つの物体のうち一つは標準物体からチームが選択し、残りの二つは標準物体からランダムで選択される。物体は、審判が選択した棚に置かれる。これらの棚はあらかじめチームが選択したロボットが把持可能な高さの棚から選択される。

配点は以下のとおりである。

- 1) 持ってくる物体の理解：ロボットが持ってくる物体を正しく理解することができれば、各物体につき50点が付与される。
- 2) 物体認識：物体を発見することができた場合、各物体につき150点が付与される。
- 3) 把持：物体を把持することができれば各物体につき100点が付与される。また物体を5秒以上持ち上げることができれば各物体につきさらに100点が加算される。
- 4) 受け渡し：ユーザの元へ正しく届けることができれば、各物体につき100点が付与される。
- 5) 異なる高さの物体把持：異なる高さの棚から物体を把持することができれば、200点が付与される。
- 6) マルチモーダル入力：音声に加えて、意味のあるジェスチャーを使用した場合、300点が付与される。
- 7) オンボードマイクroフォン：ヘッドセットなどを使用せずオンボードのマイクroフォンで音声認識を行った場合、50点が付与される。

[†]2010年のロボカップ@ホームの世界大会 [7] では24チームが参加した。一方、Semantic Robot Vision Challenge [9] では3チーム、Mobile Manipulation Challenge [8] では4チームのみの参加であった。

ここでは、ジェスチャの認識は本論文の趣旨ではないため、6)は行わない。すなわち、本実験における得点の最大値は1,750点となる。

3. 複雑な背景からの物体の切り出し

3.1 動きアテンションによる未知物体の切り出し

人がロボットに物体を教示する際の画像処理の問題として、複雑な背景からの物体領域の切り出しが挙げられる。提案手法では、ユーザが物体を持ちロボットへ見せることで、物体の学習をすることを想定している。そのため、動きのあるひとかたまりの物体に注意を向けることで物体を抽出する動きアテンションを用いる。これは、画像中の動きを検出し、その動きのある領域の色や奥行きを基に最終的な物体領域を推定するのである。動きアテンションの概要を Fig. 3 に示す。まず、動き検出により画像中から物体の初期領域 $M(x, y)$ を決め、色相画像 $H(x, y)$ から色 (Hue) ヒストグラム $f_H(h)$ と、距離画像 $D(x, y)$ から距離のヒストグラム $f_D(d)$ を計算する。 h と d はそれぞれヒストグラムのインデックスを表している。これらのヒストグラムは物体領域の距離と色の情報であるため、ヒストグラムにおいて多く分布している成分を持つ画素は、物体領域である確率が高いことになる。そこで、それぞれの情報から、次式に従い、各画素における物体の確率を表す物体確率マップを作成する。

$$P_D(x, y) = f_D(D(x, y)) \quad (1)$$

$$P_H(x, y) = f_H(H(x, y)) \quad (2)$$

さらに、この二つの確率マップの加重和を取ることで物体確率マップ $P_O(x, y)$ が得られる。

$$P_O(x, y) = \text{LPF}[w_d P_D(x, y) + w_h P_H(x, y)] \quad (3)$$

ただし、 w_d , w_h は各情報に対する重みを表しており、各ヒストグラムの分散の逆数を用いる。また、LPF は、ローパスフィルタを表している。最終的に、この確率マップを二値化し、連結成分を抽出することで物体領域とする。学習時には、動きアテンションにより複数枚の画像をキャプチャし、その後に各画像から色ヒストグラムと SIFT 特徴量を計算する。これらの情報は、物体の検出と認識に用いられる。

3.2 認識フェイズにおける物体の検出

物体の認識をする際にも、学習時と同様に物体の切り出しの

Fig. 3 Segmentation of object region using motion attention

問題が存在する。しかし、認識時には、人が物体を持っているとは限らないため、動きアテンションによる抽出を使用することができない。そこで、まずロボットが見ているシーン中から平面領域を検出し、その平面上に置かれている物体を候補領域として切り出す。以下に、物体の抽出処理についてまとめる。

- (1) シーン内の三次元座標を取得
- (2) Randomized Hough Transform [20] により最大の平面を、天板や棚板として検出
- (3) 平面に対応する三次元座標を取り除く
- (4) 残りの座標を、平面上へ射影する
- (5) 射影した点群を、連結成分分析により塊に分離し、十分な大きさの塊を物体として抽出する

しかし、必ずしも物体が平面上に置かれているわけではなく、また平面上に物体が複数置かれている場合などは平面の検出が困難となる。そこで、色ヒストグラムと距離情報を用いたアクティブ探索 [21] により物体の候補領域の切り出しを行う。得られた一つの候補領域に対して、データベース内の各物体の各フレームの色情報の比較により物体の候補の限定を行う。色情報の比較には、インターセクションを用いる。次に、残った候補物体の各フレームの SIFT 特徴量と、切り出された一つの候補領域の SIFT 特徴量のマッチングにより、物体の認識を行う。物体の認識の評価値として、SIFT 特徴量の一致数、一致率、平均距離を用いる。候補物体 o のフレーム f の SIFT 特徴量の集合を S_{of} とし、抽出された領域内の SIFT 特徴量の集合を $\bar{S}$ とすると、一致数 M_{of} 、一致率 R_{of} 、平均距離 D_{of} は次式となる。

$$M_{of} = \left| \left\{ \bar{s} | \bar{s} \in \bar{S}, \min_{s \in S_{of}} (\text{dist}(s, \bar{s})) < t \right\} \right| \quad (4)$$

$$R_{of} = \frac{M_{of}}{|\bar{S}|} \quad (5)$$

$$D_{of} = \frac{1}{|\bar{S}|} \sum_{\bar{s} \in \bar{S}} \min_{s \in S_{of}} (\text{dist}(s, \bar{s})) \quad (6)$$

ただし、 s と $\bar{s}$ はそれぞれ SIFT 特徴量を表し、 $\text{dist}(s, \bar{s})$ は SIFT 特徴量間のユークリッド距離を表している。また、 $|\mathbf{A}|$ は集合 $\mathbf{A}$ の要素数であり、 t は距離の閾値である。各評価値を用いた物体の認識結果は次式となる。

$$O_M = \underset{o}{\operatorname{argmax}} M_{of} \quad (7)$$

$$O_R = \underset{o}{\operatorname{argmax}} R_{of} \quad (8)$$

$$O_D = \underset{o}{\operatorname{argmin}} D_{of} \quad (9)$$

O_M , O_R , O_D のうち二つ以上が同一となった場合、その物体を最終的な認識結果とし、それ以外は未知物体とする。

4. 声質変換による未登録語の発話

Fig. 4 に、音声処理の概要を示す。音声処理において、フロントエンド部および音声認識部では、hidden Markov model (HMM) に基づく音声認識システム ATRASR [22] を用いる。

まず、パーティクルフィルタに基づく非定常ノイズの逐次推定と MMSE (Minimum Mean Square Error) 推定に基づくノイズ抑圧を行う [23]。発話区間の切り出しにおいては、フレー

Fig. 4 Overview of the speech processing

ム内のエネルギーにより、Voice Activity Detection (VAD)を行う。音声認識 (ASR) で用いる音響モデルのうち、「clean AMs」はクリーン音声のみで学習されたモデル (男声・女声)、「clean & noisy AMs」はクリーン音声に雑音を重畳した音声により学習されたモデル (男声・女声) である。これにより、雑音下であっても頑健な音声認識を行うことが可能である。

音声認識部は、単語デコーダと音素デコーダにより構成されており、単語の認識だけでなく音素の認識が可能である。この音素デコーダにより、未登録語 (OOV) の音素列を得ることができる。

本手法では、未登録語の学習は「この名前は X」など決められた定型文で行うものとする。このような定型文を用いることで、ユーザは実用的かつ容易にロボットへ単語を教示することができる。音声認識の結果、入力音声の音素列が得られるので、音声と音素列から未登録語部分をそれぞれ切り出し、データベースへ登録する。未登録語の音素列は未登録語の認識に、未登録語の音声は未登録語の発話に利用する。

あらかじめ登録されている単語の発話は、Text-to-Speech (TTS) システム XIMERA [24] により合成した音声を用いる。未登録語の発話には、データベースに登録されている未登録語の音声を用いるが、この音声はユーザの声であり、そのままではロボットの発話として不自然である。そこで、Eigenvoice Gaussian Mixture models (EGMMs) [15] による声質変換を用い、未登録語の音声をロボットの声に変換し発話する。音素列を発話に用いることも可能であるが、音素正解精度は 80% 以下であり、誤りのある音素をそのまま発話したのでは、不自然な発話となってしまう。

5. ロボットプラットフォーム: DiGORO

5.1 ハードウェア

我々が開発したロボット DiGORO (ダイゴロウ) を Fig. 5 に示す。ロボットのハードウェア構成は以下のとおりである。

- Okatech 電動車椅子用台車
- HOKUYO レーザレンジファインダー UTM-30LX
- KAWADA 上体ヒューマノイドロボット HIRO
- オンボード PC (Intel Core2Duo processor) × 5
- Sanken ガンマイク CS-3e
- YAMAHA スピーカー NX-U10
- Mesa 赤外線 TOF カメラ Swissranger
- Imaging Source CCD カメラ × 2

以下にロボットの詳細について記す。

Fig. 5 Developed robot: DiGORO

Fig. 6 Networked software modules

5.2 モジュール型ネットワークシステム

Fig. 6 はロボットシステムの概略図である。ロボットを制御するシステムは五つのモジュールから構成されている (画像処理、音声処理、ロボット制御、アーム制御、タスク制御)。各モジュールは、TCP/IP によりサーバへ接続されており、すべての情報はサーバへと送られる。サーバは各モジュールの購読情報に従い、モジュールが必要としている情報のみを、それぞれのモジュールへ転送する。ロボットの行動は、タスク制御モジュールにより制御されている。このように、機能をモジュールごとに分割し、独立したソフトウェアとすることで、多人数でのシステム開発を容易にしている。

これらのモジュールは、ロボットに内蔵されているオンボード PC 内で動作する。外部の計算機を用いる必要がないためスタンドアロンで動作することができ、内蔵バッテリーを用いて約 1 時間程度連続稼働可能である。

5.3 画像処理

頭部に取り付けられた Time of Flight (TOF) カメラにより、高精度な三次元情報を得ることができる。しかし、TOF カメラのみでは、色情報を得ることができないため、CCD カメラとのキャリブレーションにより、各画素の三次元情報と色情報を取得できるセンサを実現した [25]。これにより、前節の提案手法により認識した物体の位置を測定することが可能である。さらに、画像処理モジュールには、顔の学習・認識、男女判定、笑顔度判定 (OMRON OKAOVision [26]) などの機能も実装されており、今回想定しているスーパーマーケットタスク以外にも様々なタスクをこなすことができる。

5.4 ロボット制御

家庭用ロボットは様々な場所での利用が求められ、設計者があらかじめすべての地図を設計することは困難である。そのた

め、ロボットは未知の環境においても、地図を生成し自己位置を推定するオンライン SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) が必要とされる。開発したロボットにはレーザーレンジファインダが取り付けられており、その情報から ICP (Iterative Closest Point) [27] をベースとした地図生成と自己位置推定が可能である。また、生成された地図を基に、RRT (Rapidly-exploring Random Tree) [28] により目的地までの経路を生成することができる。これにより、障害物を避けながら、目的地まで移動することが可能である。

5.5 アーム制御

13 自由度の上半身により物体を把持することが可能である。物体までアームの経路は、双腕の同時 RRT により計画される [29]。この経路計画では、右腕 6 自由度、左腕 6 自由度、腰 1 自由度の計 13 自由度を、13 次元の情報とみなし、13 次元のコンフィギュレーション空間で経路を生成する。これにより、経路の各ノードにおいて、両アームの姿勢が既知となるので、アーム同士が衝突する姿勢を避けることができる。

5.6 物体把持

以上のようなモジュールを組み合わせ物体把持を行う。まず、画像処理モジュールにより提案手法である物体認識を行い、認識された物体の重心座標を計算する。ロボットは、物体の方向へ体の正面を向けるように回転し、物体が遠い場合には前進を行う。次に、ハンドを開き、物体の手前まで移動させ、ハンドを閉じることで物体の把持を行う。このとき、腰軸を回転させ、上半身を物体の把持しやすい方向に向けることで、広範囲にハンドを移動させることができる。

6. 実験 1：提案手法による物体の学習と認識

物体の学習・認識性能を検証する実験を行った。まず、物体画像の学習と認識の精度を評価し、次に物体名の認識と発話の評価を行った。これらの提案手法を実装したロボットは、7 章にて評価を行う。

6.1 物体の切り出し精度

ロボットが物体を学習する際に、複雑な背景から物体領域を切り出す必要がある。ここでは、提案手法である動きアテンションによる物体の切り出し精度を評価する。

実験は、Fig. 7 のリビングルームを模した環境で行った。実験には、Fig. 8 に示した 120 個の物体を用いた。ユーザが物体名を発話しながら、ロボットに対して物体を見せることで、物体を教示する。ロボットは、各フレームから動きアテンションにより物体領域を切り出し、合計 40 フレームを保存する。Fig. 9 に物体の切り出し例を示す。

切り出しの精度は、正解となる物体領域を人手により決定し、再現率 (Recall) と適合率 (Precision) により評価する。Fig. 10 (a) に、再現率 (Recall) と適合率 (Precision) の定義を示す。全物体の切り出された画像が多いため、評価には切り出された画像の 40 フレームのうち、等間隔に 1, 5, ..., 33, 37 枚目のフレーム、合計 10 フレームを用いた。ただし、これは切り出し精度の評価に用いたフレーム数であり、あとに示す実験では 40 フレームすべてを使用し物体の認識を行っている。Fig. 10 (b) が各物体の再現率と適合率であり、グラフ内

Fig. 7 Experimental environment

Fig. 8 120 Objects used for experiments

Fig. 9 Examples of object segmentation

Fig. 10 (a) Definitions of recall and precision (b) Results of object detection

の点が各物体の 10 フレームの平均値となる。全物体の平均は再現率 76.2%, 適合率は 95.8% となった。適合率が高いことから、物体領域以外を切り出すことは少ないことが分かる。

Fig. 11 に切り出しに失敗した例を示す。Fig. 11 (a) では、物体全体が TOF カメラの近赤外線を反射してしまい、三次元情報を取得できず、物体を切り出すことができなかった。また、Fig. 11 (b) では、黒い領域が近赤外線を吸収してしまい、黒以外の色が含まれている一部の領域のみ検出された。また、Fig. 11 (c) も同様に、近赤外線の反射により物体領域の一部のみが検出された。このように、黒い領域を持つ物体や、金属製の物体は再現率が低い傾向にあった。

Fig. 11 Examples of object segmentation failure. (a) Object which could not be extracted (b) Left: Object Right: Results of segmentation (c) Left: Object Right: Results of segmentation

Table 1 Object recognition rates

	Place 1	Place 2	Place 3
Recognition rate	91%	89%	89%

6.2 物体の画像認識精度

先の実験で学習した 120 個の物体を正しく認識できるか検証した。モバイルマニピュレーションタスクでは、学習時と認識時で照明条件が異なる可能性がある。そこで、環境内の照明条件が異なる 3 箇所、学習時と同様に動きアテンションにより物体を切り出し、切り出された画像の認識を行った。認識率を **Table 1** に示す。学習時とは異なる条件であっても、約 90% の認識率が得られた。主な認識誤りは、同種類のカップラーメンなど、テクスチャが似ていることが原因であった。

6.3 物体名の認識精度

次に、物体名を本手法で学習させ、単語認識精度を評価した。実験には、Fig. 8 に示した 120 物体の物体名を用いた。物体名は、基本的にポテロング・生茶・ココア・ボディソープのような商品名を用いた。ただし、スープヌードル・ビスケットのように複数の種類の物体がある場合は、それらを識別するための名詞を付加し、「スープヌードルカレー」「チョコビスケット」のような物体名とした。また、複数の色がある物体の場合には、その色を識別するための形容詞を付加し、「赤いティベア」「青い毛糸」のような物体名とした。

実験手順は次のとおりである。まず、教示者が「この名前は X」と発話することで、ロボットが未登録語の学習を行う。実際の日常環境においては、教示者は 1 人であるとは限らず、その家族や友人など複数の人によって教示される可能性がある。そこで、実験では複数人により未登録語を教示した。さらに、より単純な条件でも実験を行った。各条件において、被験者が 120 の未登録語を含む文（「X を持ってきて」）を発話することで、その未登録語の認識を行い、単語認識率を求めた。被験者は 8 人で、合計 960 発話を認識に用いた。話者とマイクとの距離は 50 [cm]、騒音レベルは 55 [dBA] に統一した。実験の各条件は以下のとおりである。

1. **正解音素での認識**：内部辞書に人手で 120 単語を登録した。各被験者には「X を持ってきて」と 120 単語を含む文章を発話させ、その認識精度を求めた。認識はテンプレートで行われるので、孤立単語認識タスクとみなせる。
2. **未登録語の教示者本人による認識**：各被験者が「この名前は X」と発話し、ロボットが 120 個の未登録語を学習した。

Fig. 12 (a) Recognition results. (Condition 1: Recognition with correct phonemes. Condition 2: Teacher and user are same person. Condition 3: Teachers taught the OOV words.) (b) Evaluation of voice conversion

次に、教示者本人が「X を持ってきて」と発話し、物体名の認識を行った。

3. **複数人で教示した未登録語の認識**：120 単語を 8 人の被験者にランダムで割り当て、各被験者がその単語をロボットへ教示した。次に、各被験者が「X を持ってきて」と 120 単語が含まれる文章を発話し、物体名の認識を行った。すなわち、学習されている単語は、他者が登録したものが含まれていることになる。本実験では、960 発話のうち 120 発話が教示者本人による発話であり、840 発話が教示者とは異なる被験者による発話である。

各条件での認識精度を **Fig. 12 (a)** に示した。条件 1 での単語認識率は 95.2% であった。すなわち、正解音素により認識を行っているため、単語認識率の最大値は 95.2% であると考えられる。一方、条件 2 では、単語認識率は 82.4% であった。なお、音素正解精度は 69.3% であった。つまり音素認識は完全ではなかったものの、単語認識率としては十分な認識精度が得られた。また、条件 3 での単語認識率は 75.2% であり、そのうち教示者本人による 120 発話の単語認識率は 83.4%、教示者とは異なる被験者による 840 発話の単語認識率は 74.1% であった。条件 3 では、条件 2 に比べ単語認識率は低下してしまうものの、実用上問題ない精度であると考えられる。

6.4 ロボットの発話品質評価

提案手法では、物体名を手で登録するわけではないので、物体名を正しく発話できるとは限らない。そのため、本節では提案手法の発話品質の評価を行う。

まず、8 人の被験者各人に 120 単語を含む文章を発話させ、合計 960 発話のデータベースを構築した。マイクとユーザの距離は 50 [cm]、騒音レベルは 55 [dBA] に統一した。次に声質変換を用いた提案手法（以下 VC と略記）により、ロボットの発話を生成した。また、比較のため、一般的な手法である Text-To-Speech (TTS) によりロボットの発話を生成した。これら二つの発話生成手法を以下にまとめる。

VC (提案手法)：Eigenvoice Gaussian Mixture models (EGMMs) [15] により、被験者の音声の単語部分をロボット声へ変換した音声による発話（4 章で述べた提案手法）

TTS：ロボットが、被験者の発話した音声の物体名部分の音素を認識し、その音素を TTS により合成した音声による発話
8 人の被験者各人が、120 単語を VC と TTS により生成し

Table 2 CMOS evaluation and scores

Quality	Score
非常に良い (Much better)	3
良い (Better)	2
やや良い (Slightly better)	1
ほぼ同じ (About the same)	0
やや悪い (Slightly worse)	-1
悪い (Worse)	-2
非常に悪い (Much worse)	-3

た音声聞き、評価を行った。各単語の教示者は、8人からランダムで選択されている。また、120単語の聞く順番、VCとTTSの順番はランダムである。

評価尺度として Comparison Mean Opinion Score (CMOS)を使用した。CMOSとは、ITU-T recommendation P.800 [30]によって標準化されている音声の評価尺度である。評価は、被験者に二つの音声を聞かせ、以下のような質問によって行われた。

前者の音声より後者の音声の方が、単語の読みを正しく表現しているという点で、よいと思いますか？

Table 2 に評価項目とスコアの対応を示す。評価結果を Fig. 12 (b) に示す。TTS に対する VC の CMOS は、1.45 であり、TTS に比べ提案手法である VC が好まれる結果となった。

7. 実験2：拡張モバイルマニピュレーションタスクによる評価

提案手法をロボットへ実装し、日常環境におけるロボットの動作を評価した。評価タスクとして、スーパーマーケットと呼ばれるロボカップ@ホームリーグ内の競技の一つを選択した。ロボカップ@ホームは、世界中で20チーム以上が参加しており、さらにそのタスクのスコアも一般に公開されている。そのため、他のチームのスコアと比較することが可能である。

7.1 実験環境

Fig. 13 に、ロボットがSLAMにより生成した地図と棚の位置を示す。タスク制御モジュールは、Fig. 2 のフローに従うよう設計した。まず、ユーザが開始位置 (Fig. 13 内の start position) でロボットと対話を行い、ロボットはユーザから何を持って来るべきかを聞き出す。その後、ロボットは、棚まで移動し、指定された物体を認識し、把持してユーザのいる開始位置まで戻りユーザへ物体を渡す。以上のプロセスを三つの物体に対して行う。

家庭内においては、物体の教示者は一人とは限らない。そこで、実験は音声認識辞書を変えた二つの条件で行った。一方は実際のロボカップ@ホームで行われたタスクに近い条件で、もう一方はより難しい条件で行った。被験者は5人で、各被験者は条件を変え2回タスクを行い、合計30個の物体を使用した。条件は次のとおりである。

条件1 タスク被験者本人が教示した120個の未登録語を使用。

条件2 学習フェイズにおいて、120個の単語を8人の被験者にランダムで割り当て、各被験者はその単語をロボットへ教示した。実行フェイズでは各被験者が、ロボットへ特定の物体を持って来るように指示をする。すなわち、単語の教示は複数人で行われており、実行フェイズにおいてロボッ

Fig. 13 The map and the location of the tables/shelf **Fig. 14** Success rates (Condition 1: words are taught by the same user with the person who asks robot to bring something. Condition 2: words are taught by several volunteers) **Fig. 15** Elapsed time of each process (Condition 1: words are taught by the same user with the person who asks robot to bring something. Condition 2: words are taught by several volunteers)

トが認識する物体名には、他の被験者が教示した単語が含まれることになる。

各試行において、三つの物体は、6章にて学習を行った120個の物体からランダムで選択した。

7.2 実験結果

タスクの成功率 (**Fig. 14**)、タスクにかかった時間 (**Fig. 15**)、さらにタスク全体の評価として点数 (**Fig. 16**) の三つで評価する。

Fig. 14 にタスクの成功率とその内訳を示した。音声認識はタスクの制限時間内であれば何度でも言い直すことができ、その単語認識率は条件1では93%となった。条件2では、他者が登録した単語が含まれているため単語認識率が低下し80%となった。これは、学習時に音素が正しく学習されていないことが原

Fig. 16 Score comparison (Condition 1: words are taught by the same user with the person who asks robot to bring something. Condition 2: words are taught by several volunteers)

因である。さらに、把持の成功率は 100%であり、正しく物体を把持できている。この要因として、TOF カメラにより計測される三次元情報の誤差は 1 [cm] 以下であり、物体把持に十分な精度があることが挙げられる。さらに、今回使用したロボットは、腰軸を入れると片腕あたり 7 自由度あり、広範囲にハンドを移動させることが可能であること、またロボットのハンドが比較的大きく物体を把持しやすいことも要因として考えられる。

Fig. 15 に一つの物体を持ってくるのに要した時間を示した。どちらの条件であっても、一つの物体につき平均所要時間は 3 分以下であり、ロボット自身の使用方法の説明 (約 1 分) を入れて、三つの物体を持ってきたとしても 10 分以下でタスクを達成できている。また、このグラフからロボットへ指示するフェーズが最も時間がかかっていることが分かる。これは「○○を持てて来ます。いいですか?」といった確認発話や、ロボットが誤認識した際の言い直しなどがあるためである。特に、条件 2 では他者が教示した単語が含まれているため、条件 1 に比べ言い直しが増加し時間がかかっている。また、物体認識に関しても条件 1 よりも、条件 2 のほうが時間がかかっている。これは、両条件とも物体の配置をランダムに決定しているため、物体の配置によっては探すのに時間がかかってしまうためであり、偶発的なものである。条件 1 では全試行において物体の探索は 4 秒程度で終わっているのに対して、条件 2 では物体の探索に 90 秒以上かかっている試行があり、これにより条件 2 の平均時間が大幅に増加した。時間がかかった試行では、最初ロボットが学習データに含まれていない方向から物体を見たため、物体を認識することができなかった。その後、ロボットが移動し、異なる方向から物体を見ることで物体を認識することができた。

Fig. 16 がタスクの点数である。参考として、2009 年のロボカップ@ホームで、実際に行われたスーパーマーケットタスクの一位～五位の点数を表記した。我々のロボットの本実験での平均点数は条件 1 では 1,560 点であり、一位のチームよりも高い点数となった。また、より難しい条件である条件 2 では 1,320 点であり、条件 1 に比べ低い点数ではあるが、実際に行われたスーパーマーケットタスクの二位のチーム B より高い点数となった。

実際のロボカップ@ホームのスーパーマーケットタスクでは、使用される物体は 20 個程度であり、それらの名前も事前に与えられる。すなわち、事前に物体を学習させることができ、音声

認識辞書に単語を登録することができる。一方、我々は、実際の条件より多くの物体を用い、その場で物体の学習を行っている。さらに単語の登録も 1 度の発話で行っている。このように本論文のほうがより難しい条件でタスクを行っているにもかかわらず、我々のロボットは高いパフォーマンスが得られている。

8. 考 察

8.1 物体の切り出しと認識

まず、学習時の物体の切り出しについて考察する。提案手法により、ユーザが物体を動かすことで、ロボットへ学習すべき物体領域を簡単に教示することを可能とした。切り出しの適合率は 95.8%と高い値であり、物体領域内を正しく切り出せていることが分かる。一方、再現率は 76.2%と適合率と比べて低い値となった。この原因は物体の材質によって TOF カメラでは、三次元情報の取得ができないことが原因である。提案するロボットシステム (Fig. 5) は、頭部に二つの CCD カメラが取り付けられており、ステレオ視による三次元情報の計算が可能である。すなわち TOF カメラで三次元情報が得られていない領域を、ステレオカメラで補うことでこの問題を改善できる可能性がある。

6.2 節の結果から、物体の画像認識率は約 90%となった。今回使用した特徴量は、色と SIFT である。通常これらの特徴量では、色が同じでテクスチャがない二つの物体の識別は困難である。そこで、我々は三次元の形状情報も統合した物体認識手法を検討している [25]。この手法を導入することで、さらなる高精度な物体認識が可能である。

8.2 未登録語の学習・認識・発話

一回の発話から未登録語の学習を行い、未登録語の認識と発話を可能とした。その単語認識精度は 82.4%であった。さらに単語の発話では、ベースラインに対する提案手法の CMOS が 1.45 であったことから、ベースラインより優れていると判断され実用的なシステムが構築できたと言える。単語認識の失敗は、未登録語学習時に誤った音素列が登録されることが主な原因であった。今回は一回の発話から学習を行うことを目的としたが、複数回の発話が許される条件であればこの問題を解決することが可能である。この解決策として、学習後にユーザがもう一度未登録語を含まれた文章を発話し、正しく学習できたかを確認することで解決できると考えられる。例えば、ユーザが「この名前は X」と発話することで、ロボットが未登録語の学習を行い、続けてユーザが「X を覚えてる?」などと確認する。このとき、正しく物体名を認識することができなければ、ユーザがもう一度物体を教示することで、この問題は解決可能である。

8.3 標準化されたタスクによる生活支援ロボットの評価

日常環境での評価は、ロボカップ@ホーム内の競技の一つスーパーマーケットタスクで行った。タスクの結果、2009 年のロボカップ@ホームにおけるスーパーマーケットタスクの一位のチームの点数より高い点数であり、日常環境で安定して動作することが示された。減点は、音声の認識をすることができず、何を持ってくるべきかをユーザから聞き出すことができないのが大きな要因の一つであった。この点に関しては、前述のように認識可能か確認し、未登録語を学習することで解決可能だと考え

られる。

提案手法の未登録語の学習は、他のタスクにも応用可能である。例えば、ロボカップ@ホームで行われた、人の名前と顔を覚えるタスク “Who is who?” では、ユーザが「私の名前は X」と発話し、人の名前を未登録語として学習することで、無数に存在する人の名前に対処した。

5章で述べたように、本研究で構築したロボットは物体の学習・認識以外にも様々な能力を持っており、様々なタスクをこなすことができる。2010年のロボカップ世界大会の@ホームリーグでは、人を追跡するタスク “Follow Me” や未知の環境で物体の置いてある場所を学習するタスク “Shopping Mall” など10個のタスクをこなして、優勝することができた。このように、開発したロボット DiGORO は日常環境で安定して動作可能である。ロボカップでのタスクの様子などは、ウェブページにて閲覧可能である (<http://apple.ee.uec.ac.jp/isyslab/digoro/press/video/>)。

9. 関 連 研 究

本章では、新規物体の学習に限らず、より広い視野から関連研究について述べる。

本研究以外にも、我々はボトムアップなアプローチでもロボットの言語獲得を目指している [31]。また、Roy もボトムアップなアプローチを採用している [32]。しかし、これらの研究では画像特徴量がシンプルであり、日用品の認識は難しい。一方、提案手法ではより多くの物体に適用可能である。また、文献 [33] で提案された手法では、未登録語の獲得を目指しているが、未登録語のセグメンテーションは考えておらず、ユーザは未登録語のみを発話することが前提となっている。また、ロボットによる未登録語の発話は行われていない。本研究以外にも、我々は複数回言い直しをすることで、未登録語を学習する研究も行っている [13]。しかし、本研究のほうがより簡単に未登録語の学習を行うことができ、今回のようなタスクでは本研究のほうが有効であるといえる。

文献 [34] では、対話によって新規物体がいくつあるかを教示することで、物体の切り出しを行っている。しかし、人が物体を教えることを考えると、物体を動かすのみで物体を切り出すことができる本手法のほうが利便性が高いと言える。

さらに本研究は物体把持に関する研究とも関連がある。文献 [35] [36] では、シミュレーションにより把持位置の推定などを行っており、ロボットへの実装は現段階では行われていない。一方、文献 [37] [38] では、ロボットへ実装され実際にロボットによる把持が行われている。このような把持位置の推定は本論文の趣旨ではないが、今後このような機能を実装する必要があると考えている。

近年では様々なヒューマノイドロボットが開発されている [1]～[6]。これらのロボットは、カメラ・アーム・ハンド・台車などにより構成されており、モバイルマニピュレーションタスクが可能である。“Twenty-One” [1] は、少子高齢社会における実作業支援を目的として開発されたロボットである。“HRP-2W” [2] は、人間の行動支援を目的として開発されたロボットであり、指差しジェスチャーの認識、行動の学習などが可能である。また、“PR2” は、“PR1” [3] の後継機として開発が進められているロ

ボットであり、モバイルマニピュレーションを含め、様々なデモンストレーションが行われている。“Care-O-Bot3” [4] は、腹部にタッチパネルが取り付けられており、音声ではなくこのタッチパネルにより人とインタラクションを取ることができる。これらのロボットは、モバイルマニピュレーションタスクを実行することは可能であるが、標準化されたタスクによる評価は行われていない。さらに、我々のロボット DiGORO は、簡単な操作で物体と未登録語を学習することができる点が、これらの研究との大きな違いである。

一方、標準化されたタスクで評価されているロボットも数多く開発されている [5] [6]。これらのロボットは我々のロボットと同様に家庭内での活動を想定したものである。しかし、これらの研究では、本研究の主旨である未登録語の切り出しと動きアテンションを用いた新規物体の学習は行われていない。

10. ま と め

本論文では、一度の発話から実用的に新規物体を学習する手法を提案した。物体を人が動かすことで、複雑な背景画像から物体領域の切り出しを行った。物体の名称の学習においては、テンプレートから物体名部分を切り出すことで、認識辞書には登録されていない物体名の認識と発話を可能とした。これらを統合することで、様々な物体を簡単な操作で学習することができるシステムを構築し、実際にロボットへ実装した。その性能の評価には、ロボカップ@ホームのタスクの一つであるスーパーマーケットタスクを用いた。その結果、2009年に行われたロボカップ@ホームのスーパーマーケットタスクの一位のチームを超える得点が得られた。すなわち、提案手法を実装したロボットは日常環境で安定して動作することが示された。

本研究で構築したシステムの動画は、ウェブページで閲覧可能である (<http://apple.ee.uec.ac.jp/isyslab/digoro/demo/video/demo001.html>)。

謝 辞 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金（基盤研究（C）課題番号 20500186）による研究助成を受けて実施されたものである。

参 考 文 献

- [1] 菅野重樹, 岩田浩康, 菅岩泰亮: “人間共存ロボット TWENDY-ONE の開発”, 第 26 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 2J1-03, 2008.
- [2] T. Inamura, K. Okada, S. Tokutsu, N. Hatao, M. Inaba and H. Inoue: “HRP-2W: A humanoid platform for research on support behavior in daily life environments,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol.57, no.2, pp.145–154, 2009.
- [3] K. Wyrobek, E. Berger, H. Van der Loos and J. Salisbury: “Towards a personal robotics development platform: Rationale and design of an intrinsically safe personal robot,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.2165–2170, 2008.
- [4] F. Weisshardt, U. Reiser, C. Parlitiz and A. Verl: “Making High-Tech Service Robot Platforms Available,” *Proceedings-ISR/ROBOTIK 2010*, 2010.
- [5] J. Stückler and S. Behnke: “Integrating indoor mobility, object manipulation, and intuitive interaction for domestic service tasks,” *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, 2009.

- [6] D. Holz, J. Paulus, T. Breuer, G. Giorgana, M. Reckhaus, F. Hegger, C. Müller, Z. Jin, R. Hartanto, P. Ploeger, et al.: “The b-it-bots RoboCup@Home 2009 team description paper,” RoboCup 2009@Home League Team Descriptions, 2009.
- [7] RoboCup@Home, <http://www.ai.rug.nl/robocupathome/>, 2010.
- [8] 2010 Mobile Manipulation Challenge, <http://www.willowgarage.com/mmc10>, 2010.
- [9] Semantic Robot Vision Challenge, <http://www.semantic-robot-vision-challenge.org/>, 2009.
- [10] I. Bazzi and J. Glass: “A multi-class approach for modelling out-of-vocabulary words,” Seventh International Conference on Spoken Language Processing, 2002.
- [11] 山本博史, 小窪浩明, 菊井玄一郎, 小川良彦, 勾坂芳典: “複数のマルコフモデルを用いた階層化言語モデルによる未登録語認識,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J87-D-II, no.12, pp.2104–2111, 2004.
- [12] 田口亮, 岩橋直人, 船越孝太郎, 中野幹生, 能勢隆, 新田恒雄: “統計的モデル選択に基づいた連続音声からの語彙学習,” 人工知能学会論文誌, vol.25, no.4, pp.549–559, 2010.
- [13] M. Nakano, N. Iwahashi, T. Nagai, T. Sumii, X. Zuo, R. Taguchi, T. Nose, A. Mizutani, T. Nakamura, M. Attamim, et al.: “Grounding New Words on the Physical World in Multi-Domain Human-Robot Dialogues,” 2010 AAAI Fall Symposium Series, pp.74–79, 2010.
- [14] H. Holzapfel, D. Neubig and A. Waibel: “A dialogue approach to learning object descriptions and semantic categories,” Robotics and Autonomous Systems, vol.56, no.11, pp.1004–1013, 2008.
- [15] T. Toda, Y. Ohtani and K. Shikano: “One-to-Many and Many-to-One Voice Conversion Based on Eigenvoices,” IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.4, pp.1249–1252, 2007.
- [16] C. Rother, V. Kolmogorov and A. Blake: “Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts,” ACM Transactions on Graphics (TOG), vol.23, no.3, pp.309–314, 2004.
- [17] J. Shi and J. Malik: “Normalized cuts and image segmentation,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22, no.8, pp.888–905, 2002.
- [18] A.K. Mishra and Y. Aloimonos: “Active Segmentation,” International Journal of Humanoid Robotics, vol.6, pp.361–386, 2009.
- [19] RoboCup@Home league committee: RoboCup@Home Rules & Regulations, <http://www.ai.rug.nl/robocupathome/documents/rulebook2009.FINAL.pdf>, 2009.
- [20] K. Okada, S. Kagami, M. Inaba and H. Inoue: “Plane segment finder: Algorithm, implementation and applications,” IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2, pp.2120–2125, 2005.
- [21] 村瀬洋, V.V. Vinod: “ヒストグラム特徴を用いた高速物体探索法—アクティブ探索法—,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J81-D-II, no.9, pp.2035–2042, 1998.
- [22] S. Nakamura, K. Markov, H. Nakaiwa, G. Kikui, H. Kawai, T. Jitsuhiro, J. Zhang, H. Yamamoto, E. Sumita and S. Yamamoto: “The ATR multilingual speech-to-speech translation system,” IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, vol.14, no.2, pp.365–376, 2006.
- [23] M. Fujimoto and S. Nakamura: “Sequential non-stationary noise tracking using particle filtering with switching dynamical system,” IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol.1, 2006.
- [24] H. Kawai, T. Toda, J. Ni, M. Tsuzaki and K. Tokuda: “XIMERA: A new TTS from ATR based on corpus-based technologies,” Fifth ISCA Workshop on Speech Synthesis, pp.179–184, 2004.
- [25] M. Attamimi, A. Mizutani, T. Nakamura, T. Nagai, K. Funakoshi and M. Nakano: “Real-Time 3D Visual Sensor for Robust Object Recognition,” IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.4560–4565, 2010.
- [26] 勞世: “デジタルカメラ向け顔画像処理技術,” KEC 情報誌, no.210, pp.16–22, 2009.
- [27] F. Lu and E. Milios: “Globally consistent range scan alignment for environment mapping,” Autonomous Robots, vol.4, no.4, pp.333–349, 1997.
- [28] S. LaValle and J. Kuffner: “Rapidly-exploring random trees: Progress and prospects,” Algorithmic and computational robotics: new directions: the fourth Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics, p.293, 2001.
- [29] 伊東慶輔, 中村友昭, 長井隆行: “RRT を用いたコンフィギュレーション空間における双腕同時経路計画,” 第28回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 1M2-2, 2010.
- [30] International Telecommunication Union: ITU-T P.800, <http://www.itu.int/rec/T-REC-P.800/en>.
- [31] N. Iwahashi: “Robots that learn language: Developmental approach to human-machine conversations,” Symbol Grounding and Beyond (Proceedings EELC 2006), pp.143–167, 2006.
- [32] D. Roy: “Grounding words in perception and action: computational insights,” Trends in Cognitive Sciences, vol.9, no.8, pp.389–396, 2005.
- [33] M. Fujita, R. Hasegawa, T. Takagi, J. Yokono and H. Shimomura: “An autonomous robot that eats information via interaction with humans and environments,” IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp.383–389, 2002.
- [34] M. Johnson-Roberson, G. Skantze, J. Bohg, J. Gustafson, R. Carlson and D. Kragic: “Enhanced Visual Scene Understanding through Human-Robot Dialog,” 2010 AAAI Fall Symposium on Dialog with Robots, 2010.
- [35] J. Aleotti and S. Caselli: “Interactive teaching of task-oriented robot grasps,” Robotics and Autonomous Systems, vol.58, no.5, pp.539–550, 2010.
- [36] P. Markus, A. Tamim and D. Rüdiger: “Unions of Balls for Shape Approximation in Robot Grasping,” IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1592–1599, 2010.
- [37] M. Popovic, D. Kraft, L. Bodenhagen, E. Baseski, N. Pugeault, D. Kragic, T. Asfour and N. Krüger: “A strategy for grasping unknown objects based on co-planarity and colour information,” Robotics and Autonomous Systems, vol.58, no.5, pp.551–565, 2010.
- [38] A. Saxena, J. Driemeyer and A. Ng: “Robotic grasping of novel objects using vision,” International Journal of Robotics Research, vol.27, no.2, p.157, 2008.

中村友昭 (Tomoaki Nakamura)

2007 年電気通信大学電気通信学部電子学科卒業。
2009 年同大学大学院電気通信学研究科修士課程修了。
2011 年同大学大学院博士課程修了。博士 (工学)。
2011 年日本学術振興会特別研究員 (PD)。知能ロボットに関する研究に従事。

(日本ロボット学会学生会員)

アッタミム ムハンマド (Muhammad Attamimi)

2010 年電気通信大学電気通信学部電子学科卒業。現在同大学大学院情報理工学研究科修士課程在学中。知能ロボットに関する研究に従事。

(日本ロボット学会学生会員)

杉浦孔明 (Komei Sugiura)

2007 年京都大学大学院情報学研究科博士後期課程修了。博士 (情報学)。日本学術振興会特別研究員。ATR 音声言語コミュニケーション研究所研究員を経て、2009 年より情報通信研究機構専攻研究員。ロボットによる言語獲得、ロボットの音声対話機構、および機械学習の研究に興味をもつ。計測自動制御学会、人工知能学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)

岩橋直人 (Naoto Iwahashi)

1985 年慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1985~1998 年ソニー (株)。1990~1993 年 ATR 自動翻訳電話研究所に出向。1998~2004 年 (株) ソニーコンピュータサイエンス研究所。2004~2010 年 (株) 国際電気通信基礎技術研究所。2008 年より (独) 情報通信研究機構。機械学習、音声言語処理、画像処理、ロボティクス、人間-ロボット・インタラクション、マルチモーダル対話システム、言語獲得ロボットの研究に従事。電子情報通信学会、日本認知科学会、日本知能情報ファジィ学会各会員。(日本ロボット学会正会員)

岡田浩之 (Hiroyuki Okada)

1986 年 (株) 富士通研究所入社。東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所博士後期課程修了。2002 年東海大学理学部助教授を経て、2006 年 4 月より玉川大学工学部教授。現在に至る。赤ちゃんの発達とロボットを融合させた研究に興味をもつ。ロボットを通じて、人間を知ることが目標。2008 年、2010 年ロボカップ世界大会@ホームリーグ優勝。博士 (工学)。日本認知科学会、日本神経回路学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)

長井隆行 (Takayuki Nagai)

1993 年慶應義塾大学理工学部電気学科卒業。1997 年同大学大学院博士課程修了。博士 (工学)。1998 年電気通信大学電子工学科助手。2003 年カリフォルニア大学サンディエゴ校客員研究員。2004 年電気通信大学大学院電気通信学研究科助教授。現在同大学大学院情報理工学研究科准教授。2011 年より玉川大学脳科学研究所特別研究員を兼務。知能システム、知能ロボティクスに関する研究に従事。情報処理学会、人工知能学会、電子情報通信学会、IEEE 各会員。(日本ロボット学会正会員)

戸田智基 (Tomoki Toda)

1999 年名古屋大学工学部電気電子情報工学科卒業。2003 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士課程修了。2003 年日本学術振興会特別研究員-PD (名工大)。2005 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助手。2007 年同助教。2011 年より同准教授。2003~2004 年米カーネギーメロン大学客員研究員。2008 年英ケンブリッジ大学客員研究員。工博。音声合成・分析・認識の研究に従事。2008 年エリクソン・ヤング・サイエンティスト・アワード、2009 年日本音響学会独創研究奨励賞板倉記念、2010 年 IEEE SPS Young Author Best Paper Award 等。IEEE、ISCA、電子情報通信学会、情報処理学会、音響学会各会員。

大森隆司 (Takashi Omori)

1980 年東京大学工学研究科計数工学専攻修了。1981 年より東京大学助手。1987 年東京農工大学工学部講師を経て 1988 年より同助教。1998 年より同大学電気電子工学科教授。2000 年 5 月より北海道大学大学院工学研究科教授を経て、2006 年 4 月より玉川大学教授。現在に至る。博士 (工学)。この間、1989~1990 年ブラウン大学言語と認知学科客員研究員。脳という神経機構に知的な行動が生まれる情報的なメカニズムに興味があり、認知科学、人工知能、発達、神経科学などの諸学問を足をつっこみながら、心にかかわる脳の情報処理過程の解明と工学的な方法による実現を試みている。最近、コミュニケーションの計算論の構築に力を入れている。計測自動制御学会、日本認知科学会、日本神経回路学会、電子情報通信学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)