原著論文

Original Paper /

マルチモーダルLDAとNPYLMを用いた ロボットによる物体概念と言語モデルの相互学習

Mutual Learning of an Object Concept and Language Model Based on MLDA and NPYLM

中村 友昭

Tomoaki Nakamura

電気通信大学大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻

Department of Mechanical Engineering and Intelligent Systems, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications
tnakamura@uec.ac.jp

長井 隆行

Takayuki Nagai

(同 上)

tnagai@ee.uec.ac.jp

船越 孝太郎

Kotaro Funakoshi

株式会社ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン

Honda Research Institute Japan Co., Ltd.
funakoshi@jp.honda-ri.com

谷口 忠大

Tadahiro Taniguchi

立命館大学 情報理工学部 知能情報学科

Department of Human and Computer Intelligence, Ritsumeikan University
taniguchi@em.ci.ritsumeai.ac.jp

岩橋 直人

Naoto Iwahashi

岡山県立大学 情報工学部 情報通信工学科

Department of Information and Communication Engineering, Okayama Prefectural University
iwahashi@c.oka-pu.ac.jp

金子 正秀

Masahide Kaneko

電気通信大学大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻

Department of Mechanical Engineering and Intelligent Systems, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications
kaneko@ee.uec.ac.jp

keywords: MLDA, NPYLM, object concepts, language acquisition, symbol grounding, robot

Summary

Humans develop their concept of an object by classifying it into a category, and acquire language by interacting with others at the same time. Thus, the meaning of a word can be learnt by connecting the recognized word and concept. We consider such an ability to be important in allowing robots to flexibly develop their knowledge of language and concepts. Accordingly, we propose a method that enables robots to acquire such knowledge. The object concept is formed by classifying multimodal information acquired from objects, and the language model is acquired from human speech describing object features. We propose a stochastic model of language and concepts, and knowledge is learnt by estimating the model parameters. The important point is that language and concepts are interdependent. There is a high probability that the same words will be uttered to objects in the same category. Similarly, objects to which the same words are uttered are highly likely to have the same features. Using this relation, the accuracy of both speech recognition and object classification can be improved by the proposed method. However, it is difficult to directly estimate the parameters of the proposed model, because there are many parameters that are required. Therefore, we approximate the proposed model, and estimate its parameters using a nested Pitman-Yor language model and multimodal latent Dirichlet allocation to acquire the language and concept, respectively. The experimental results show that the accuracy of speech recognition and object classification is improved by the proposed method.

1. は じ め に

事物のカテゴリ分類は、人間の認知機能において重要な役割を果たしていることが指摘されている。人間はカテゴリを形成することで、経験した物事を全て参照することなく、必要最小限の認知的処理によってより多くの情報を得ることができる [Rosch 99]。また、カテゴリ分類の重要性は、経験を通して形成したカテゴリを利用した予測が可能なる点にある。人は、未知の物事に対しても

カテゴリを通して様々な予測を行い、柔軟に対応している。このようなカテゴリは知覚可能な様々な情報を分類することで形成することができ、本論文ではそのようなカテゴリが概念であると考え、さらに、そのような概念と単語が結びつくことで、我々は単語の意味を理解することができる [Smith 05]。すなわちロボットにおいても、このような経験をカテゴリ分類する能力を持つことは非常に重要であると考えられる。

そこで著者らは、これまで Latent Dirichlet Allocation

(LDA)[Blei 03]を拡張したマルチモーダルカテゴリゼーションを提案し、複数のモダリティを用いることにより、より人間の感覚に近いカテゴリを形成することが可能となることを示した[Nakamura 12]。さらに、形成されたカテゴリが概念であると考え、単語を概念に接地することで語意の獲得を可能とした。人の発話を音節認識器で認識し、Nested Pitman-Yor Language Model (NPYLM)[Mochihashi 09]を用いて教師なしで音節列を単語に分割し、切り出された単語を概念と結びつけることで、その語意の学習が可能となった[Araki 12]。提案手法は確率モデルに基づいており、学習したグラフィカルモデルを用いることで、未学習物体のカテゴリ認識が可能である。さらに、学習したモデルを用いて、未観測の情報である単語を推定することを可能とした。我々は、そのような推定が事物の理解につながると考えている。

しかし、これまでの研究では単語分割において言語モデルであるNPYLMを扱っていたものの、音声の認識には音節認識のみを用い、言語モデルは扱っていなかった。言語モデルは単語間のつながりを確率的に表現したモデルであり、言語モデルを用いて認識可能な単語を限定することで、高精度に音声認識をすることが可能である。しかし、これまでの音節認識のみを用いた手法では、すでに学習された単語であっても、言語モデルを持たないために異なる音節列として認識されるといった問題があった。そのため、学習することで物体概念は形成できるが、物体名を正しく認識できず、またロボットの発話も誤りが多いものであった。言語と概念は密接に関わっており、これらを同時に学習できれば、音声認識の精度を向上させることができ、さらに誤りの少ない物体概念の形成が可能となる。本論文の目的は、このような言語モデルをあらかじめ与える（音声認識器に付属の言語モデルを使用する）のではなく、この言語モデルも教師なしでロボットが自律的に学習することである。そこで、これまでのマルチモーダルLDA (MLDA)を拡張することで、言語モデルと物体概念を相互に学習可能なモデルを提案する。図1が提案手法の概要である。ロボットは、物体から取得可能なマルチモーダル情報と、その物体の特徴を教示するユーザ発話から物体概念と言語モデルの学習を行う。教示音声は言語モデルを用いて、文字列へと変換される。さらに、この文字列は物体の特徴を表しているため、物体のマルチモーダル情報から形成される物体カテゴリからも生成される。ここで重要なことは、単語はロボットが形成した概念を意味しており、単語と概念が独立しているのではなく相互に関係している点である。すなわち、同じカテゴリに含まれる物体には、同一の単語が与えられる可能性が高く、また逆に同じ単語が与えられた物体は、共通する特徴を有している可能性が高いといえる。ロボットは概念と言語モデルを学習する際に、このような情報を利用することで、音声認識の精度と分類精度の両方を高めることが可能となる。しかし、言語モデルと物

図1 提案手法の概要

体概念を同時に学習することは、推定すべきパラメータが多く計算することが困難となる。そこで、本論文では、図1のモデルを近似することで計算を可能にする。以下に従来手法と、本論文で提案する手法についてまとめる。**MLDA [Nakamura 12]** 言語モデルを使用した音声認識器を用いており、厳密な意味で教師なし学習ではなかった。

MLDA+NPYLM [Araki 12] 音節認識した結果を教師なしで単語へ分割することで、言語モデルを持たなくとも単語の獲得が可能となった。しかし、言語モデルを持たない音節認識器を使用したため、学習された単語には多くの誤りが生じた。

提案手法 音声認識器に用いる言語モデルも教師なしで学習を行うことで、より精度の高い音声認識を実現し、前述の問題を解決する。

これまで概念と言語や単語を同時に獲得する研究[Roy 02, 田口 10]も行われているが、本論文のように視覚・聴覚・触覚・言語といった多数のマルチモーダル情報から物体概念と言語を獲得する研究は行われていない。[Roy 02]では、音響の類似性とロボットが見ている物体の類似性から、物体とその名前の学習を行っている。しかし、連続音声からの単語の分節化精度は30%程度であり、また言語モデルの学習は行われていない。[田口 10]では場所の名前を獲得することが目的であり、また言い回しのパターンを固定して実験をしている。一方、本論文では自由な言い回しの教示発話から分節化した単語と、ロボットが取得可能な視覚・聴覚・触覚情報から物体概念と言語モデルを獲得する。

また、マルチモーダル情報間の関係を学習する研究も行われている[Wermter 04, Ridge 10, Ogata 10, Lallec 13, Mangin 13]。これらの研究では、人から与えられる言語や、ロボットが取得可能な視覚情報、ロボットの動作等の関係性を学習することで、モダリティ間の相互の予測をすることが目的であり、本論文のように概念・言語獲得は行っていない。

さらに、カテゴリ分類に関する関連研究として、視覚情報のみを用いた物体カテゴリの教師なし学習に関する研究がある[Sivic 05, Fergus 03, Fei-Fei 05, Wang 09]。さらに近年では、レーザーレンジファインダーやTOFカメラから取得できるポイントクラウドを用いてカテゴリを教師なしで学習する研究も行われている[Endres 09]。し

図2 言語と物体概念のグラフィカルモデル

しかし、視覚情報のみでは形成できないカテゴリも存在する。また、ロボットが物体に触れた際の音を用いた研究も行われている [Sinapov 11]。この研究では、音を利用することで視覚情報だけでは形成することが困難なカテゴリを形成することができることを示している。しかし、この研究ではカテゴリの形成と認識を行うことが目的であり、本研究のように未観測情報の予測や言語の獲得などは考えられていない。さらに、ロボットの触覚センサーを用いた研究もいくつかなされている [Natale 04, Russell 00, Schneider 09]。しかし、これらの研究では、触覚を用いて物体やその形状を認識することが目的であり、物体のカテゴリは考慮されていない。このように、視覚・聴覚・触覚を個々に使用した研究はいくつもなされているが、人間がカテゴリ分類する際には単一のモダリティだけではなく、複数のモダリティを用いているため、より人間の感覚に近い分類を実現するためにはマルチモーダルな情報が必要である [Smith 05]。

2. 言語と物体の統合モデル

図2は、言語と物体概念を統合したグラフィカルモデルであり、灰色で示されたノードは未観測ノードを表している。図中の o が人から教示される音声である。この音声を、 $\mathcal{A}$ をパラメータとする音響モデル、 $\mathcal{L}$ をパラメータとする言語モデルにより認識した結果が s である。さらに、認識結果 s を言語モデル $\mathcal{L}$ を用いて単語へ分割し、Bag of words (BoW) 表現へと変換したものが単語情報 w^w であり、さらに、 w^v, w^a, w^t はそれぞれ物体から得られる視覚情報、聴覚情報、触覚情報を示している。各情報の詳細については後で述べる。また z は物体のカテゴリを表している。さらに、 w^v, w^a, w^t, w^w は、それぞれ $\beta^v, \beta^a, \beta^t, \beta^w$ をパラメータとする多項分布から発生する。これらの多項分布は、それぞれ π^* をパラメータとするディリクレ事前分布に従う。また、カテゴリ z の出現確率分布を表す多項分布のパラメータを θ とする。このパラメータは、ハイパーパラメータ α により決まるディリクレ事前分布に従う。 J, W^*, I_j は、それぞれ物体数、モダリティ*の情報の生起回数、 j 番目の物体への教示発話数を表している。

図3 言語と物体概念の近似モデル

このモデルでは、音声認識結果 s と物体カテゴリ z が単語 w^w によって接続されているため、音声認識と物体概念形成が相互に影響するモデルとなっており、音声認識・単語の接地・概念獲得などが統合されたモデルとなっている。言語モデル・物体概念獲得は、可観測ノードである音声 o と視覚・聴覚・触覚情報 w^v, w^a, w^t から、パラメータ $\mathcal{L}, \beta^*, \theta$ を推定し、隠れ変数である音声認識結果 s 、単語情報 w^w 、物体カテゴリ z を決定することで可能となる。しかし、このモデルは複雑なため、一度に全てのパラメータを求めることは困難である。

そこで本論文では、このモデルを4つのモデルへと分割し、各モデルのパラメータを逐次推定することで学習する手法を提案する。このモデルは、音声認識・言語モデル学習・単語候補選択・物体概念モデルの4つに分割することができ、各モデルはそれぞれ図3(a)~(d)のようになる。図中の灰色のノードが未観測の推定すべきパラメータを示しており、適当な初期値から始め、以下の手順を繰り返すことで各パラメータの推定を行う。

1. 音声認識

図3(a)が音声認識のモデルである。ここでは音響モデルのパラメータ $\mathcal{A}$ と言語モデルのパラメータ $\mathcal{L}$ は既知とし、全物体になされた全教示発話 O を認識する。ただし、ここでは正しい言語モデルが得られているとは限らないため、単語分割の情報は破棄した n -best の認識文字列 $S'_{1:N}$ を得る。

$$S'_{1:N} = \operatorname{argmax} P(S'_{1:N} | O, \mathcal{A}, \mathcal{L}) \quad (1)$$

実験では、音声認識には Julius を用い、Julius 標準の音響モデルを用いた。

2. 言語モデル学習

次に、言語モデルのパラメータの推定を行う。言語モデルのパラメータ $\mathcal{L}$ は、全教示発話 O を生成する確率 $P(O|\mathcal{L})$ を最大化することで、次式より得ることができる。

$$\mathcal{L} = \operatorname{argmax}_{\mathcal{L}} P(O|\mathcal{L}) \quad (2)$$

$$= \operatorname{argmax}_{\mathcal{L}} \int P(S|\mathcal{L})P(O|S, \mathcal{L})dS \quad (3)$$

しかし、 S での積分は、全ての文字の組み合わせの和を取ることを意味しており、直接計算することができない。そこで、ここでは $P(O|S, \mathcal{L})$ は、一部の文字列以外の確率は非常に小さく無視できると考え、 O の n -best の認識文字列 $S'_{1:N}$ のみを用い、図 3(b) のように音声認識モデルと切り離して考える。すなわち、教示発話 O を生成する確率を最大とする代わりに、教示発話 O を認識した n -best の認識文字列 $S'_{1:N}$ から単語列 $S_{1:N}$ を生成する確率を最大とすることで、言語モデルのパラメータ $\mathcal{L}$ を近似的に計算する。

$$\mathcal{L}, S_{1:N} = \operatorname{argmax}_{\mathcal{L}, S_{1:N}} P(S_{1:N}|S'_{1:N}, \mathcal{L}) \quad (4)$$

3. 単語候補の選択

言語モデルの学習と同様に、以下の式が計算可能であれば、言語モデルと物体概念の双方を考慮した単語を直接決めることができる。

$$\begin{aligned} W^w &= \operatorname{argmax}_{W^w} P(W^w|O, \mathcal{L}, W^{v,a,t}, \pi^w, \alpha) \quad (5) \\ &= \operatorname{argmax}_{W^w} \int P(O|S, \mathcal{L})P(S|W^w, \mathcal{L}) \\ &\quad \times P(W^w|W^{v,a,t}, \pi^w, \alpha)dS \quad (6) \end{aligned}$$

ただし、 $W^{v,a,t}$ は、物体から得られる視覚・聴覚・触覚情報である。しかし、この式においても S で積分することが困難であるため、直接計算することができない。そこで、ここでも $P(O|S, \mathcal{L})$ は、一部の単語列以外の確率は非常に小さく無視できると考え、音声認識の n -best から得た確率の高い単語列 $S_{1:N}$ を利用し、図 3(c) のように音声認識部と言語モデル学習部を切り離して考える。すなわち、教示発話 O と物体概念から確率が最大となる W^w を選択するのではなく、音声認識によって得られる n -best の単語列 $S_{1:N}$ から物体概念から生成される確率が最大となる単語 W^w を選択する。

$$W^w = \operatorname{argmax}_{W^w} P(W^w|O, \mathcal{L}, \mathcal{A}, W^{v,a,t}, \pi^w, \alpha) \quad (7)$$

$$\approx \operatorname{argmax}_{W^w \in W_{1:N}} P(W^w|W^{v,a,t}, \pi^w, \alpha) \quad (8)$$

ただし、 $W_{1:N}$ は $S_{1:N}$ を単語へ分割して BoW 表現へと変換したものである。ここで重要なことは、この

W^w は音声認識や物体概念から独立に生成されたものではなく、双方の結果を考慮した単語情報である点である。すなわち、音声認識が曖昧であり、“ぬいぐるみ”が“ぬいぐるみ”かが曖昧であったとしても、ロボットが見ているものがぬいぐるみであり、それが“ぬいぐるみ”という単語で表現されることを知っていれば、正しく“ぬいぐるみ”を選択することが可能となる。

4. 物体概念形成

以上の手順により、各物体に与えられた音声認識と物体概念を考慮した単語情報 W^w を得ることができる。物体概念は、図 2 から、音声認識部、言語モデル学習部、単語生成部分を切り離し、図 3(d) のモデルとして学習を行う。学習は、全物体のマルチモーダル情報 W^v, W^a, W^t, W^w を生成する確率を最大とするパラメータ $\theta, \beta^v, \beta^a, \beta^t, \beta^w$ を求めることに相当し、本論文ではギブスサンプリングを用いてパラメータを推定する。

$\mathcal{L}$ の初期値として全ての音節が等確率で出現する音節モデルを用い、以上の手順を収束するまで繰り返すことでパラメータを推定する。これにより音声認識と物体概念の双方が影響し合い、音声認識と物体概念の精度の向上が期待できる。以降、言語モデル学習、物体概念形成、学習アルゴリズムの詳細について述べる。

3. 言語モデル学習

言語モデルは得られた認識結果を単語へ分節化することで得ることができる。単語の分節化は、得られた認識文字列 S' を分節化し、単語列 $S = \{w_1^w, w_2^w, \dots\}$ が発生する確率を最大とするパラメータ $\mathcal{L}$ を学習することで実現できる。

$$\mathcal{L}, S = \operatorname{argmax}_{\mathcal{L}, S} P(S|S', \mathcal{L}) \quad (9)$$

本論文では、このような教師なし形態素解析が可能な NPYLM を用い単語の分割を行うことで、音声認識の言語モデルの学習を行う。

3.1 Hierarchical Pitman-Yor Language Model

Hierarchical Pitman-Yor Language Model (HPYLM) は、階層 Pitman-Yor 過程を用いた、 n -gram 言語モデルである。HPYLM では、文脈 h の後に単語 w が続く確率は以下ようになる。

$$\begin{aligned} p(w|h) &= \frac{c(w|h) - d \cdot t_{hw}}{\theta + \sum_w c(w|h)} \\ &\quad + \frac{\theta + d \cdot \sum_w t_{hw}}{\theta + \sum_w c(w|h)} p(w|h') \end{aligned} \quad (10)$$

ただし、 h' は $(n-1)$ -gram の文脈である。よって、 $p(w|h')$ は h より一つ短い文脈での単語 w が続く確率であり、再帰的に計算される。また、 $c(w|h)$ は文脈 h での単語 w

の発生回数であり, t_{hw} は, $c(w|h)$ のうち, 文脈 h' から w が発生した回数である. d と θ は, Pitman-Yor 過程のハイパーパラメータである.

3.2 Nested Pitman-Yor Language Model

前節の HPYML では, 単語ユニグラムの場合, 式 (10) の $p(w|h')$ は単語辞書が与えられていれば, 語彙数の逆数を設定すればよい. しかし, ここでは辞書はあらかじめ用意されていないため, 教示発話内の全ての部分文字列が単語となる可能性があり, 計算することが困難である. そこで, 単語ユニグラムの基底測度として, 文字 HPYLM を使用する. これは, 単語 HPYLM の基底測度に文字 HPYLM が埋め込まれているモデルであるため, Nested Pitman-Yor Language Model(NPYLM) と呼ばれている. この NPYLM では, ブロック化ギブスサンプリングと動的計画法により高速に単語の分割が可能である.

4. 物体概念形成

ロボットは実際に物体を観察して得られるマルチモーダル情報と, 教示発話から得られる単語情報をカテゴリ分類することで概念の形成を行う. 図 3(d) がマルチモーダル LDA のグラフィカルモデルである. w^v, w^a, w^t, w^w はそれぞれ視覚情報, 聴覚情報, 触覚情報, 単語情報を示している. また z は物体のカテゴリを表している. さらに, w^v, w^a, w^t, w^w は, それぞれ $\beta^v, \beta^a, \beta^t, \beta^w$ をパラメータとする多項分布から発生する. これらの多項分布は, それぞれ π^* をパラメータとするディリクレ事前分布に従う. また, カテゴリ z の出現確率分布を表す多項分布のパラメータを θ とする. このパラメータは, ハイパーパラメータ α により決まるディリクレ事前分布に従う. 物体の分類は, これらのモデルのパラメータを学習データから推定することに相当する.

4.1 マルチモーダル情報

マルチモーダル情報は, 図 4 に示したロボットにより取得した. ここでは, ロボットが取得するマルチモーダル情報 (視覚・聴覚・触覚・単語情報) の詳細について述べる.

視覚情報 ロボット (図 4) はアームの先に CCD カメラと深度センサを搭載しており, 物体を観察することで得られる画像を視覚情報として利用する (図 5(a)).

画像は, 物体の正面を 0° とし, アームを -30° から 30° まで 10° ずつ動かし, 合計 7 枚取得する. しかしこのままでは画像に背景が含まれてしまうため, 深度センサから得られるポイントクラウドに対して RANSAC[Fischler 81] によりロボット前方の平面をテーブルの天板として検出し, その上に存在する一定以上大きい点群を物体として切り出しを行う. 各画像から抽出する特徴量として, Dense Scale Invariant Feature

図 4 ロボットプラットフォーム

図 5 (a) 視覚情報の取得, (b) 触覚情報の取得, (c) 聴覚情報の取得

Transform (DSIFT) [Vedaldi 10] を用いる. 局所的な特徴である SIFT[Lowe 04] がガウシアンピラミッドを用いて特徴点を検出するのに対して, DSIFT ではグリッドサンプリングにより特徴点を求めている. DSIFT により, 1 つの画像から多数の特徴ベクトルを得ることができる. しかし, 特徴ベクトルの数は画像により異なるため, このままでは物体の特徴量としては扱いにくい.

そのため, これらの特徴ベクトルは, 500 の代表ベクトルによりベクトル量子化することで, 500 次元のヒストグラムとする.

触覚情報 触覚情報の取得には, アームに取り付けられたバレットハンドと, そのハンドに取り付けられた触覚アレイセンサを用いる (図 4).

触覚アレイセンサは 162 個のセンサーから構成されており, ロボットが実際に物体を把持することで, 得られるセンサーの情報から触覚特徴量を計算する. 図 5(b) のように, ロボットが実際に物体を把持することで得られるセンサーの時系列データの近似を行い, その近似パラメータを各センサーの特徴ベクトルとして扱う [中村 10]. 実験では, 1 つの物体につき 5 回把持することで得られる $810 (= 162 \times 5)$ 個の特徴ベクトルを用いた.

さらに, この特徴ベクトルをベクトル量子化することで, 15 次元のヒストグラムを触覚情報として用いる.

聴覚情報

図 5(c) のように, ロボットは物体を持ち上げ前後に各 6 回ずつ合計 12 回振ることで, その際に発生する

Algorithm 1 MLDA のパラメータ推定

```

1: 以下を収束するまで繰り返す .
2: for all  $m, i, j$  do
3:    $u \leftarrow [0, 1]$  の乱数
4:   for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
5:      $P[k] \leftarrow P[k-1] + (N_{kj}^{-mij} +$ 
        $\alpha) \frac{N_{mw^m k}^{-mij} + \pi^m}{N_{mk}^{-mij} + W^m \pi^m}$ 
6:   end for
7:   for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
8:     if  $u < P[k]/P[K]$  then
9:        $z_{mij} = k$ , break
10:    end if
11:  end for
12: end for

```

音を聴覚情報に用いる．実験では、振る直前から 12 回振り終わった時点までの、約 30 秒の音を用いた．

取得した音声信号はフレームに分割され、フレームごとに 13 次元の MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficient) を計算する．これにより、各フレームは 13 次元の特徴ベクトルとなる．最終的にこの特徴ベクトルも、ベクトル量子化を行い、50 次元のヒストグラムとする．

単語情報 ロボットが物体を観察している間に、ユーザが各物体の特徴を音声にて教示する．3 章で述べたように、ロボットは認識された音節列を、教師なし形態素解析を行い単語へと分割する．最終的に、単語の出現頻度を表すヒストグラムを単語情報として用いる．実験では、マルチモーダル情報は次の手順で取得した．まずユーザがロボットの前に物体を置く．ロボットは、物体を検出すると自動的に視覚、触覚、聴覚情報を順に取得する．ユーザはロボットが動いている間に、物体の特徴を音声にて教示する．すなわち、ここではロボットが視覚・聴覚・触覚情報を取得するために動作している間は、同一の物体の情報を取得していることを仮定している．また、ユーザの教示発話は、物体の特徴を教示するといった制限のみで、言い回しなどの制限は設けていない．

4.2 物体概念の学習

物体の分類は、図 3(d) のグラフィカルモデルのパラメータを、ロボットが取得したマルチモーダル情報を用いて学習することに相当する．パラメータの学習にはギブスサンプリングを用いる．ギブスサンプリングでは、 j 番目の物体のモダリティ m の情報の i 番目に割り当てられるカテゴリ z_{mij} を、 θ, β^m を周辺化した条件付確率

$$p(z_{mij} = k | z^{-mij}, w^m, \alpha, \pi^m) \propto (N_{kj}^{-mij} + \alpha) \frac{N_{mw^m k}^{-mij} + \pi^m}{N_{mk}^{-mij} + W^m \pi^m} \quad (11)$$

からサンプリングする．ただし、 W^m はモダリティ m の

情報の次元数である．さらに、 $N_{mw^m kj}$ を j 番目の物体のモダリティ m の情報が w^m となり、かつカテゴリ k が割り当てられた回数とすると、 $N_{mw^m k}, N_{kj}, N_{mk}$ は以下ようになる．

$$N_{mw^m k} = \sum_j N_{mw^m kj} \quad (12)$$

$$N_{kj} = \sum_{m, w^m} N_{mw^m kj} \quad (13)$$

$$N_{mk} = \sum_{w^m, j} N_{mw^m kj} \quad (14)$$

つまり、 $N_{mw^m k}$ は全物体のモダリティ m の情報 w^m にカテゴリ k が割り当てられた回数を、 N_{kj} は j 番目の物体全ての情報に、カテゴリ k が割り当てられた回数を、 N_{mk} は、全ての物体のモダリティ m の情報に、カテゴリ k が割り当てられた回数を表している．また、式 (11) 内の除算の添字は、その情報を除外していることを意味している．すなわち、 z^{-mij} は、 j 番目の物体のモダリティ m の i 番目の情報へ割り当てられたカテゴリ z_{mij} を取り除いた残りである．

ギブスサンプリングでは、各物体 j のモダリティ m の i 番目の情報へのカテゴリの割り当てを、式 (11) に従いサンプリングを行う (Algorithm 1)．これを繰り返すことで、 N_* がある値 $\bar{N}_*$ へと収束する．最終的に、パラメータの推定値 $\hat{\beta}_{w^m k}^m, \hat{\theta}_{kj}$ は以下ようになる．

$$\hat{\beta}_{w^m k}^m = \frac{\bar{N}_{mw^m k} + \pi^m}{\bar{N}_{mk} + W^m \pi^m} \quad (15)$$

$$\hat{\theta}_{kj} = \frac{\bar{N}_{kj} + \alpha}{N_j + K\alpha} \quad (16)$$

4.3 単語候補の選択

提案するマルチモーダルカテゴリゼーションの有効性は、物体のカテゴリ分類だけでなく、あるセンサ情報を得ることによって他のセンサ情報を推測することができる点にもある．つまり、物体を見ることによって、物体の硬さ、それが音を出すかどうか、またどのような音を出すか、さらにどのような単語で表現可能かなどの情報を推測することができる．これを利用することで、物体概念から単語が発生する確率である式 (8) を計算することができ、 n -best の認識文字列から得られた単語候補の中から物体を最も表現する単語を選択することができる．物体の視覚・聴覚・触覚情報 w^v, w^a, w^t が与えられた際に、ある単語情報 w^w が発生する確率は次のようになる．

$$p(w^w | w^v, w^a, w^t) = \int \sum_z p(w^w | z) p(z | \theta) p(\theta | w^v, w^a, w^t) d\theta \quad (17)$$

ここで $p(\theta | w^v, w^a, w^t)$ は、 $\hat{\beta}_{w^m k}^m$ を固定し、式 (11) によるサンプリングにより再計算することで決定する．

図6 提案アルゴリズム概要

5. 学習アルゴリズム

NPYLMにより、認識した音声教師なしで形態素解析し、言語モデルを学習することが可能となり、さらにMLDAにより物体概念を形成することが可能となった。NPYLMとMLDAを、2章で述べたモデルへ適用することで、物体概念と言語モデルの相互学習が可能となる。以下が、提案する学習アルゴリズムであり、図6がアルゴリズムの概要図である。

- (1) ロボットは言語的な知識を持たないことを前提としているため、まず言語モデル $\mathcal{L}$ は全音節が等確率で出現する音節モデルとし、全教示発話 O を認識し文字列 S'_0 を得る。ただし、ここでの言語モデルとはJuliusの言語モデルである。

$$S'_0 \sim P(S'_0|O, \mathcal{A}, \mathcal{L}) \quad (18)$$

次に、 S'_0 をNPYLMにより単語列 S_0 に分節化することで、言語モデル $\mathcal{L}$ を計算する。

$$\mathcal{L}, S_0 \sim \text{NPYLM}(S'_0) \quad (19)$$

ただし、 $\text{NPYLM}(\cdot)$ は、NPYLMにより、与えられた文字列を単語に分節化し、言語モデルを計算することを意味している。

- (2) $l = 1$ とし、以下を収束するまで繰り返す。

- i j 番目の物体に与えられた i 個目の教示発話 o_{ji} を言語モデル $\mathcal{L}$ によって認識し、 N -bestの認識文字列 $s'_{ji0}, \dots, s'_{jin}$ を得る。

$$\text{for all } i, j \\ s'_{ji0}, \dots, s'_{jin} \sim P(s'|o_{ji}, \mathcal{L}) \quad (20)$$

認識された文字列 s'_{jin} からNPYLMにより分割を行うことで、各文字列を単語列 s_{jin} へと変換する。

$$\mathcal{L}, S_{1:N} = \text{NPYLM}(S'_{1:N}) \quad (21)$$

ただし、 $S_{1:N}$ と $S'_{1:N}$ はそれぞれ、全物体の単語列の集合と、認識された文字列の集合であり、次

のようになる。

$$S_{1:N} = \{s_{jin} | 1 \leq j \leq J, 1 \leq i \leq I_j, 1 \leq n \leq N\} \quad (22)$$

$$S'_{1:N} = \{s'_{jin} | 1 \leq j \leq J, 1 \leq i \leq I_j, 1 \leq n \leq N\} \quad (23)$$

I_j は j 番目の物体に与えられた教示発話の総数である。また、 s_{jin} から単語の出現順序を取り除きBoW表現へと変換したものを $\bar{w}_{jin}^w$ とし、その集合を $\bar{W}_{1:N}^w$ とする。以上のように、 j 番目の物体に対する i 番目のユーザーの教示発話から N 個の単語列候補を得ることができる。

- ii 以下、全物体 $j(=1, \dots, J)$ に関して繰り返す。

- a) j 番目の物体の情報を除いたマルチモーダル情報 $W_{-j}^v, W_{-j}^a, W_{-j}^t, \bar{W}_{-j}^w$ から物体概念の形成を行う。

$$\Theta_{-j} \sim \text{MLDA}(W_{-j}^v, W_{-j}^a, W_{-j}^t, \bar{W}_{-j}^w) \quad (24)$$

ただし、負の添字は、 $W^v, W^a, W^t, \bar{W}^w$ から j 番目の物体の情報を除いた残りを表している。また、 $\text{MLDA}(\cdot)$ は物体概念を学習することを意味しており、 Θ_{-j} はMLDAによって学習されるパラメータを意味している。

- b) j 番目の物体に対する各発話の単語の候補 $\bar{w}_{jin}^w$ ($1 \leq n \leq N$)の中から、 j 番目の物体に対する i 番目の発話の単語として、最も物体を表現している単語を選択し、その単語 w_{ji} と単語列 s_{ji} を選択する。

for all i

$$\hat{n} = \arg\max_n p(\bar{w}_{jin}^w | w_j^v, w_j^a, w_j^h, \Theta_{-j}) \quad (25)$$

$$w_{ji} = w_{ji\hat{n}} \quad (26)$$

$$s_{ji} = s_{ji\hat{n}} \quad (27)$$

この式において、 $p(\bar{w}_{jin}^w | w_j^v, w_j^a, w_j^h, \Theta_{-j})$ は、 j 番目の物体の情報 w_j^v, w_j^a, w_j^h から、単語 $\bar{w}_{jin}^w$ が発生する確率を表しており、a)において学習されたモデルと、式(17)を用いて計算される。

- iii 選択された単語列の集合 S を用いて、言語モデルの更新を行う。ただし、 S が最適な認識・分節化結果であるとは限らないため S_0 も加え、 S と S_0 から言語モデルのパラメータ $\mathcal{L}$ を再計算する。

$$\mathcal{L} = \text{LM}(S, S_0) \quad (28)$$

$\text{LM}(\cdot)$ は、与えられた単語列から言語モデルを計算する関数であり、また

$$S = \{s_{ji} | 1 \leq j \leq J, 1 \leq i \leq I_j\} \quad (29)$$

である。

図7 実験で使った物体（矩形で囲まれている物体は単語の予測実験で用いた物体である）

図8 教示発話例

- iv 収束していれば、選択された単語列の集合 W^w と、全物体のマルチモーダル情報を用いて MLDA のパラメータ Θ を計算し、処理を終了する。

$$\Theta \sim \text{MLDA}(W^v, W^a, W^t, W^w) \quad (30)$$

ただし、

$$W^w = \{w_{ji} | 1 \leq j \leq J, 1 \leq i \leq I_j\} \quad (31)$$

である。収束していなければ、 $l = l + 1$ とし i へ戻り処理を繰り返す。

以上のように、音声認識の言語モデルのパラメータと、MLDA のパラメータを相互に計算することで、最適な MLDA のパラメータ Θ と言語モデルのパラメータ $\mathcal{L}$ を得ることができる。

6. 実験

提案手法の有効性を検証するための実験を行った。実験では、図7に示したペットボトルやぬいぐるみなど10カテゴリ50個の物体を使用した。ロボットは、これらの物体を観察し、把持し、振ることで視覚・聴覚・触覚情報を取得する。また、ユーザが各物体に関する特徴をロボットへ教示した音声を用い、その音声認識には Julius を使用した。図8が実際にユーザがロボットへ教示した発話の一部である。実験では、提案手法の性能を評価するため、以下の3つの手法で比較した。

- 教示音声を音節認識した結果 S'_0 に対して、NPYLM により単語分割を行った単語列 S_0 を用いて物体概念を学習する手法
- 言語モデルと物体概念を相互学習する手法（提案手法）
- 教示発話を人手で書き起こして得られた誤りのない文字列 $S_{correct}$ に対して、NPYLM により単語分割を行い、その単語列を用いて物体概念を学習する手法

すなわち、手法Aがベースラインであり、これまで我々が用いてきた手法である。手法Bが本論文での提案手法であり、手法Cが本手法における限界性能であると考えられる。また、提案手法では、 $N = 10$ とし、10-best の認識結果を使用した。学習は、4.1節で述べた方法で図7の物体から取得した視覚・聴覚・触覚情報と、各手法で計算した単語情報を用いて行った。

提案手法と従来手法の大きな違いは言語モデルの学習の有無であるため、本実験では言語モデルの性能の評価に焦点を当てた。マルチモーダル情報を利用することの有効性に関しては、文献[中村08, Nakamura12, 中村13]を参照されたい。

6.1 教示発話の認識精度

まず、提案手法（手法B）において図7の全ての物体から取得したマルチモーダル情報と人からの教示発話を用いて物体概念と言語モデルの学習を行った。ここでは獲得された言語モデルを、それぞれの手法の音声認識性能で比較した。手法Aと手法Bでは同じ学習データを用いて物体概念を形成しているが、手法Aは従来手法であり言語モデルの学習は行っていない。一方、提案手法である手法Bは、提案アルゴリズムにより物体概念と言語モデルを相互に学習している。手法Cは人手による書き起こしであるため、手法Cで使った文字列 $S_{correct}$ を正解として、手法Aと手法Bの音声認識性能を正解との音節の一致率で評価した。ここでは、文字列 s_1 と s_2 が与えられた際の、音節の一致率を以下のように定義する。

$$C(s_1, s_2) = 1 - \frac{\text{LS}(s_1, s_2)}{\max(\text{len}(s_1), \text{len}(s_2))} \quad (32)$$

ただし、 $\text{LS}(s_1, s_2)$ は2つの文字列 s_1, s_2 のレーベンシュタイン距離を表し、 $\text{len}(s)$ は文字列 s の長さを表している。また $\max(\cdot, \cdot)$ は2つの値のうち大きい方を返す関数である。すなわち、この式は、文字列が完全に一致した場合は1となり、一致しない音節が増えると（レーベンシュタイン距離が長くなると）0に近くなる文字列の一致度を表している。この式を用いて、正解音節列と各手法において認識された音節列の一致度を計算することで、各手法の音節の認識精度を得ることができる。各手法における全教示発話の音節の認識精度の平均が図9である。この図において、手法Cは正解文字列を用いているため、認識精度が100%となっている。手法Aでは、音節認識

図 9 各手法における音節認識精度

図 10 アルゴリズムの繰り返し回数に対する音節認識精度と分節化精度

のみしか用いていないため 64%と最も低い値となった。一方、提案手法である手法 B では、言語的な知識を持たない状態から学習しているにもかかわらず、手法 A に比べ 10%以上改善していることが分かる。すなわち、提案手法によってロボットは、物体概念と言語モデルを相互に繰り返し学習することで、より正しい言語モデルを獲得できていることを意味している。

また、図 10 の黒線が、横軸を提案アルゴリズムの繰り返し回数 l とした場合の、提案手法における音節の認識精度である。 $l=0$ の場合は、提案手法を適用する前であり、手法 A による認識精度を意味している。その後、学習が進むことで認識精度が向上し、 $l=2$ 以降では緩やかであるが単調増加していることが分かる。これは、物体概念の学習と言語モデルの学習を相互に繰り返し行うことで、言語モデルが精緻化していることを意味している。

6.2 教示発話の単語分割精度

次に、単語への分節化の性能を評価した。分節化の正解として、教師あり形態素解析 mecab[工藤 05] を用いて誤りのない教示発話を単語へと分割し、誤った分割がなされた箇所を手により修正したものを用いた。しかし、認識された音節列には認識誤りや、脱落、挿入等が含まれているため、単純に文節化の精度を計算することはできない。そこで、正解の音節列と認識された音節列に対して DP マッチングにより音節の対応を見つけ、表 1 のように評価した。この表は、正解音節列「あいうえ」を「あ/いう/え」と分節化するのを正解として、認識された誤りを含む音節列「ああうえ」を分節化した結果「あ/あ/うえ」となった場合を評価した例である。「/」は単語の切れ目を表している。単語の切れ目を正しく推定できた箇所

表 1 分節化の評価例

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)
正解音節列:	あ	/	い		う	/	え
認識音節列:	あ	/	あ	/	う		え
評価:	TN	TP	TN	FP	TN	FN	TN

図 11 分節化の Precision, Recall, F-measure

所 (表 1(b)) を TP(True Positive)、誤って切れ目だと推定した箇所 (表 1(d)) を FP(False Positive)、正しく切れ目ではないと推定できた箇所 (表 1(a)(c)(e)(g)) を TN(True Negative)、誤って切れ目ではないと推定した箇所 (表 1(f)) を FN(False Negative) とした。最終的に、各手法における全教示発話に対する評価から、分節化の Precision, Recall, F 値をそれぞれ以下のように計算した。

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (33)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (34)$$

$$F = \frac{2RP}{R + P} \quad (35)$$

ただし、 N_{TP} , N_{FP} , N_{FN} はそれぞれ、全教示発話内の TP, FP, FN と評価された箇所の総数である。図 11 に結果を示す。この結果より、手法 A では、Precision は最も低い、Recall が最も高くなっている。これは、音節の誤認識により、正しい単語の切れ目が見つけられず、正解よりも短い単語へ分節化する傾向があったためであると考えられる。一方、提案手法である手法 B は、正解音節列を用いている手法 C とほぼ同等の結果となった。Recall が手法 A よりも低くなっているが、これは「おちやの/べつとぼとる」のように、助詞が正しく分節化できなかったためであり、学習データ量を増やし「おちやは」や「おちやが」のような文節を含む教示発話があれば、分節化することが可能である。また、Precision は手法 A に比べて 0.4 以上高く、F 値も約 0.15 高いため、総合的にみても提案手法が有効であるといえる。

さらに、図 10 の灰色の線が、横軸を提案アルゴリズムの繰り返し回数 l とした時の F 値である。サンプリングによって学習しているため、多少の上下は見られるが、 l が増加するにつれて F 値も上昇していることが分かる。この結果からも、提案手法が有効に働いていることが分かる。

図 12 物体の分類精度

6.3 物体概念の評価

各手法によって最終的に得られた物体概念の評価を行った．図 7 の分類を正解とし評価した．正解の分類は被験者に実際に分類してもらい，被験者間のばらつきが最も少なかった分類である [中村 13]．分類精度は以下の式より計算した．

$$Acc = \frac{1}{J} \sum_j \delta(c_{MLDA}(j), c_{correct}(j)) \quad (36)$$

ただし， J は物体数であり， $c_{MLDA}(j)$ と $c_{correct}(j)$ はそれぞれ， j 番目の物体の分類されたカテゴリと，正解となるカテゴリの ID である． $\delta(a, b)$ はデルタ関数であり， $a = b$ の時に 1， $a \neq b$ の時に 0 となる関数である．

図 12 が各手法での分類精度である．この図より，手法 A に比べて，手法 B では 10% 以上精度が向上しており，正解音節列を用いた手法 C と比較してもほぼ同等の結果となっている．以上のように，提案手法では，物体概念が教示発話の認識や単語分割精度を改善するだけでなく，改善された音声認識や単語分割が物体の分類精度を改善していることも分かる．

6.4 単語の予測実験

次に，物体のマルチモーダル情報から未観測の情報である単語の予測を行った．図 7 の矩形で囲まれた物体を未学習の認識用物体として用い，残りの物体を学習用物体とした．まず，学習用物体から取得したマルチモーダル情報と，これらの物体に与えられた教示発話から，手法 A と手法 B により学習を行った．次に，認識用物体のマルチモーダル情報のみから，その物体を表現する単語の予測を行った．予測は式 (17) を用い，確率の高い単語を予測結果として出力した．ただし，このままでは，「です」や「これ」といった全ての物体の教示発話に含まれている単語が高い確率で予測されてしまう．それを避けるため，TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) による重みづけを利用した [荒木 13]．

予測された上位 5 単語に関して，その単語がその物体を正しく表現しているかを評価した．その結果，手法 A では予測された単語のうち物体を正しく表現できている単語は 40% であった．一方，提案手法である手法 B では 68% であった．どちらの手法であっても，誤って予測された単語は学習時の音声の誤認識・単語の誤分割が原因

であると考えられる．例えば「ぬいぐるみ」という単語の切り出しを誤り「ぬ」を物体を表す単語として学習すると，未学習のぬいぐるみを観測した際も「ぬ」を物体を表現する単語として予測してしまう．しかし，提案手法では音声の誤認識，単語の誤分割が低減したことでより，より正しい単語の予測が可能となっている．

7. ま と め

本論文では，ロボットが取得したマルチモーダル情報と人からの教示発話を用いて，ロボットにより概念と言語モデルを相互に学習する手法を提案した．ロボットは言語知識を持たないことを想定し，人からの教示発話を音節認識し，認識された音節列に対して NPYLM を適用することで単語へと分割した．しかし，音節認識では認識誤りが多く発生するため，正しい単語を得ることは困難である．そこで，音声認識の n -best の認識結果を，認識文字列の候補とし，それらの文字列に対して NPYLM を適用することで，単語の候補を計算した．このようにして得られた単語の候補から，ロボットが観測している物体を最も表現している単語を選択した．さらに，その選択された単語から言語モデルを更新することで，音声認識精度を改善し，NPYLM による教示発話の分節化の精度も向上することができた．今後，我々がこれまで行ってきたオンラインマルチモーダルカテゴリゼーション [Araki 12] へこの手法を適用することで，よりインタラクティブに学習が可能なシステムを構築する予定である．

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Araki 12] Araki, T., Nakamura, T., Nagai, T., Nagasaka, S., Taniguchi, T., and Iwahashi, N.: Online Learning of Concepts and Words Using Multimodal LDA and Hierarchical Pitman-Yor Language Model, in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1623–1630 (2012)
- [Blei 03] Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I.: Latent Dirichlet Allocation, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 993–1022 (2003)
- [Endres 09] Endres, F., Plagemann, C., Stachniss, C., and Burgard, W.: Unsupervised Discovery of Object Classes from Range Data Using Latent Dirichlet Allocation, in *Robotics: Science and Systems* (2009)
- [Fei-Fei 05] Fei-Fei, L.: A Bayesian Hierarchical Model for Learning Natural Scene Categories, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 524–531 (2005)
- [Fergus 03] Fergus, R., Perona, P., and Zisserman, A.: Object Class Recognition by Unsupervised Scale-Invariant Learning, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 264–271 (2003)
- [Fischler 81] Fischler, M. A. and Bolles, R. C.: Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395 (1981)
- [Lalée 13] Lalée, S. and Dominey, P. F.: Multi-modal Convergence Maps: From Body Schema and Self-Representation to Mental Imagery, *Adaptive Behavior*, Vol. 21, No. 4, pp. 274–285 (2013)
- [Lowe 04] Lowe, D. G.: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110 (2004)

- [Mangin 13] Mangin, O. and Oudeyer, P.-Y.: Learning Semantic Components from Subsymbolic Multimodal Perception, in *IEEE Third Joint International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics*, pp. 1–7 (2013)
- [Mochihashi 09] Mochihashi, D., Yamada, T., and Ueda, N.: Bayesian Unsupervised Word Segmentation with Nested Pitman-Yor Language Modeling, in *Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP*, Vol. 1, pp. 100–108 (2009)
- [Nakamura 12] Nakamura, T., Araki, T., Nagai, T., and Iwahashi, N.: Grounding of Word Meanings in LDA-Based Multimodal Concepts, *Advanced Robotics*, Vol. 25, pp. 2189–2206 (2012)
- [Natale 04] Natale, L., Metta, G., and Sandini, G.: Learning Haptic Representation of Objects, in *IEEE International Conference on Intelligent Manipulation and Grasping* (2004)
- [Ogata 10] Ogata, T., Nishide, S., Kozima, H., Komatani, K., and Okuno, H.: Inter-Modality Mapping in Robot with Recurrent Neural Network, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, No. 12, pp. 1560–1569 (2010)
- [Ridge 10] Ridge, B., Skocaj, D., and Leonardis, A.: Self-supervised Cross-Modal Online Learning of Basic Object Affordances for Developmental Robotic Systems, in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 5047–5054 (2010)
- [Rosch 99] Rosch, E.: Principles of Categorization, *Concepts: Core readings*, pp. 189–206 (1999)
- [Roy 02] Roy, D. and Pentland, A.: Learning Words from Sights and Sounds: A Computational Model, *Cognitive Science*, Vol. 26, No. 1, pp. 113–146 (2002)
- [Russell 00] Russell, R.: Object Recognition by a ‘Smart’ Tactile Sensor, in *Australian Conference on Robotics and Automation* (2000)
- [Schneider 09] Schneider, A., Sturm, J., Stachniss, C., Reiser, M., Burkhardt, H., and Burgard, W.: Object Identification with Tactile Sensors Using Bag-of-Features, in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 243–248 (2009)
- [Sinapov 11] Sinapov, J. and Stoytchev, A.: Object Category Recognition by a Humanoid Robot Using Behavior-Grounded Relational Learning, in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 184–190 (2011)
- [Sivic 05] Sivic, J., Russell, B. C., Efros, A. A., Zisserman, A., and Freeman, W. T.: Discovering Object Categories in Image Collections, in *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 17–20 (2005)
- [Smith 05] Smith, L. and Gasser, M.: The Development of Embodied Cognition: Six Lessons from Babies, *Artificial Life*, Vol. 11, No. 1–2, pp. 13–29 (2005)
- [Vedaldi 10] Vedaldi, A. and Fulkerson, B.: VLFeat: An Open and Portable Library of Computer Vision Algorithms, in *ACM International Conference on Multimedia*, pp. 1469–1472 (2010)
- [Wang 09] Wang, C., Blei, D., and Fei-Fei, L.: Simultaneous Image Classification and Annotation, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1903–1910 (2009)
- [Wermter 04] Wermter, S., Weber, C., Elshaw, M., Panchev, C., Erwin, H., and Pulvermüller, F.: Towards Multimodal Neural Robot Learning, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 47, No. 2, pp. 171–175 (2004)
- [工藤 05] 工藤 拓: MeCab: Yet another part-of-speech and morphological analyzer, <http://mecab.sourceforge.net/> (2005)
- [荒木 13] 荒木 孝弥, 中村 友昭, 長井 隆行: ロボットによるオンライン語彙学習: ロボットが一週間で学んだものとは?, 2013 年度人工知能学会全国大会 (第 27 回), 2G4-OS-19a-1 (2013)
- [中村 08] 中村 友昭, 長井 隆行, 岩橋 直人: ロボットによる物体のマルチモーダルカテゴリゼーション, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol. 91, pp. 2507–2518 (2008)
- [中村 10] 中村 友昭, 西田 匡志, 長井 隆行: 把持動作による物体カテゴリの形成と認識, 情報処理学会全国大会, 5V-3 (2010)
- [中村 13] 中村 友昭, 荒木 孝弥, 長井 隆行, 岩橋 直人: 階層ディリクレ過程に基づくロボットによる物体のマルチモーダルカテゴリゼーション, 計測自動制御学会論文集, Vol. 49, No. 4, pp. 469–478 (2013)
- [田口 10] 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)

[担当委員: 矢入 健久]

2014 年 9 月 1 日 受理

 著 者 紹 介

中村 友昭(正会員)

2007 年電気通信大学電気通信学部電子工学科卒業。2009 年同大学院電気通信学研究科修士課程修了。2011 年同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)。2013 年ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン リサーチャ。2014 年電気通信大学情報理工学研究科知能機械工学専攻助教。知能ロボットに関する研究に従事。

長井 隆行(正会員)

1993 年慶應義塾大学理工学部電気工学科卒業。1997 年同大学院理工学研究科博士課程修了。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。日本ロボット学会、情報処理学会、電子情報通信学会、IEEE 各会員。

船越 孝太郎(正会員)

2000 年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2002 年同大学大学院情報理工学研究科計算工学専攻修士課程修了。2005 年同大学院博士課程修了。同年、東京工業大学大学院特別研究員。2006 年より(株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン リサーチャ。2013 年より同シニア・リサーチャ。博士(工学)。自然言語理解、マルチモーダル対話に関する研究に従事。情報処理学会、言語処理学会、ヒューマンインタフェース学会、ACM SIGCHI 会員。

谷口 忠大(正会員)

2006 年京都大学大学院工学研究科博士課程修了。2005 年より日本学術振興会特別研究員(DC2)。2006 年より同(PD)。2007 年より京都大学大学院情報学研究科にて(PD)再任。2008 年より立命館大学情報理工学部助教。2010 年より同准教授。個体と組織における記号過程の計算論的な理解や共生社会に向けた知能情報学技術の応用研究についての研究に従事。博士(工学、京都大学)。計測自動制御学会学術奨励賞、システム制御情報学会学術奨励賞、論文賞、砂原賞などを受賞。計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本認知科学会、IEEE などの会員。

岩橋 直人(正会員)

1985 年慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1985 年よりソニー(株)。1990~1993 年 ATR 自動翻訳電話研究所へ出向。1998 年より(株)ソニーコンピュータサイエンス研究所。2004 年より(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。2014 年より岡山県立大学情報工学部教授。機械学習、知能ロボティクス、マルチモーダル対話システム、ロボットによるマルチモーダル言語獲得の研究に従事。博士(工学、東京工業大学)。人

工知能学会論文賞、Advanced Robotics Best Paper Award など受賞。日本認知科学会、電子情報通信学会、ACL などの会員。

金子 正秀

1976 年東京大学工学部電子工学科卒業。1981 年同大学院工学系研究科博士課程修了。工学博士。国際電信電話株式会社研究所主幹研究員、東京大学大学院工学系研究科助教授などを経て、現在、電気通信大学大学院情報理工学研究科教授。顔画像情報処理、コンピュータ似顔絵師、ヒューマンロボットコミュニケーション、知能ロボティクス、察するインタフェースなどの研究に従事。電子情報通信学会、映像情報メディア学会各フェロー。情報処理学会、日本ロボット学会、日本顔学会、IEEE 各会員。