ロボットの語彙学習におけるインタラクションのダイナミクス

Interaction Dynamics in the Word Learning by Robots

長井隆行* 中村友昭
Takayuki Nagai, Tomoaki Nakamura

電気通信大学
The University of Electro-Communications

Abstract: One of the biggest challenges in intelligent robotics is to build robots that can understand and use language. To this end, we think that the practical long-term on-line concept/word learning algorithm for robots and the interactive learning framework are the key issues to be addressed. In this paper we develop a practical on-line learning algorithm and also propose an interactive learning framework, in which the proposed on-line learning algorithm is embedded. We test it on a real robot platform to show its potential toward the ultimate goal.

1 はじめに

ロボットによる概念・言語の獲得や理解は，知能ロボティクスや記号創発ロボティクスの大きな課題の一つである [1, 2]．このための重要な要素は，経験の分類と，その分類を通した予測である．従来，人間の認知機能においてもカテゴリ分類の重要性が指摘されている．事実，人間は様々な情報をその類似性によってクラスタリングすることでカテゴリ (概念) を形成している．また，人間が用いている単語はカテゴリに基づいており，ロボットもカテゴリ分類を通じて物体の概念を学習することで，未観測情報の予測や言語の理解が可能になると考えられる．

我々は，ロボットが取得したマルチモーダル情報を自律的に分類し，人間の発話した単語をカテゴリと結びつけることで，物体の概念や語意が獲得できると考え，統計的教師なしクラスタリング手法であるマルチモーダル LDA (MLDA) を提案した [3]．そして MLDA のパーティクルフィルタを用いたオンライン化や，教師なし形態素解析器 (階層ベイズ言語モデル) との統合などを進めてきた [4]．特に教師なし形態素解析器である Nested Pitman-Yor Language Model (NPYLM) [5] を統合することで，ロボットが音響モデルのみから語彙をオンラインで獲得できる可能性を示した．本稿では，この枠組みを実ロボットに搭載し，実際に多数の物体を学習させた実験について述べる．その結果，実ロボットが音素知識のみからどの程度学習できたのかについて考察する．

ロボットが言語を獲得する上で重要なのは，学習自体のアルゴリズムだけではない．教示者が，学習するロボットに対してどのように教示するのかが重要であることは直感的に明らかであろう．こうした学習者と教示者との間のインタラクションの重要性は，人間の言語学習においては従来から研究がなされている．最近では，Roy らが実生活における子供と養育者のインタラクションを長期間に渡り解析し，その根底にあるダイナミクスの存在を明らかにしており非常に興味深い [6]．一方，ロボットのアフォーダンス学習という文脈において，教示者の行動がロボットの学習に影響を与えること，また逆にロボットの学習が教示者の行動に影響を及ぼすことが示されている [7]．また文献 [8] では，ロボットがバブリングから単語を学習する仕組みを実験的に検討しており，ロボットのバブリング中の適切な発話に教示者が反応することで，単語が獲得可能であることを示唆する結果を示している．

本稿では，ロボットの概念・語彙学習という複雑なプロセスに対して，共有注意や理解した内容の発話といったインタラクションの枠組みを適用することで，ロボットの学習がどのように変化するか，また教示者の教示がどのように変化するかについて検証する．実験として，インタラクティブな学習を観察する実験と，一週間でロボットがどの程度の語彙を学習できるかを検証する実験の二つを行い，その結果を通して，ロボットの長期的でインタラクティブな言語学習の可能性を示す．また，教示者とロボットのインタラクションにおいて，Roy らが示した幼児と養育者の間のインタラクションダイナミクスに近い振る舞いを見せることを示唆する基礎的な結果を得た．

*連絡先：国立大学法人電気通信大学
〒 182-0021 東京都調布市調布ケ丘 1-5-1
E-mail:hchie@apple.ee.uec.ac.jp

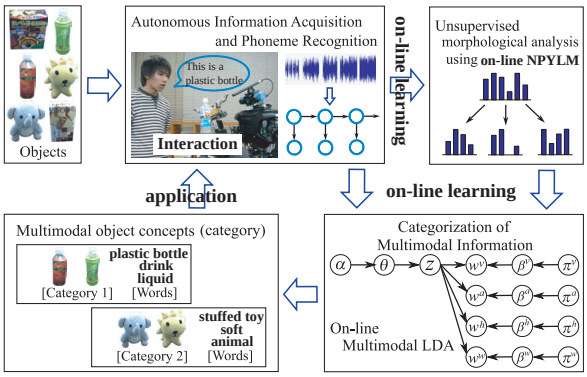


図 1: システム概要図

2 オンライン語彙学習

2.1 語意学習の問題

ロボットが語意を学習する問題を，次のよう解くことを考える．語意とは，ロボットが形成する概念 (本稿では特に物体の概念を考える) と音韻的なラベルである語彙との結びつきである．従ってロボットは，自らの経験によって得るマルチモーダルな情報 (視覚・触覚・聴覚) を教師なしで分類することで概念を形成し，その際に共起する教示者の発話の音韻列を分節化することで得る語彙との結びつきを教師なしで学習する必要がある．以下では，マルチモーダルな情報の取得とその統計的な分類手法，および認識誤りを含む音韻列の分節化による語彙の獲得手法について説明する．実際には，語彙と概念を結びつける学習は分類する仕組みの中で同時に行われる．つまり概念は，与えられる言語情報によって影響を受けることになる．またこれらは全て，オンラインで逐次的に学習される．

2.2 システムの概要

オンライン学習システムの概要を図 1 に示す．学習アルゴリズムは，図 1 中に示すグラフィカルモデルに基づいており，物体のカテゴリゼーションはそのパラメータを推定する問題として考える．本稿では，入力データとして，ロボットが自律的に取得可能な視覚，聴覚，触覚情報と，ユーザーとのインタラクションによって得られる単語情報を用いる．以下に具体的な概念形成手法について述べる．

2.3 マルチモーダル情報取得システム

本稿で想定するロボットを，図 2 (a) に示す．ロボットは 6 自由度のアーム，CCD カメラ，赤外線カメラ，マイク，触覚センサーを搭載しており，自律的に情報取得を行うことができる．視覚情報として，物体を複数視点から観測することで得られる画像情報 (図 2 (b))，聴覚情報として物体を振った際に得られる音情報 (図 2 (c))，触覚情報として物体を把持した際に得られる感圧

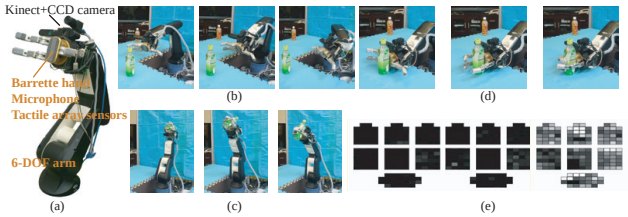


図 2: ロボットプラットフォームと自律的情報取得

情報 (図 2 (d), (e)) を取得することが可能である．また，各情報を取得している最中に，人が物体に関する発話をすることで，音声認識により教示発話を取得することが可能である．これらの情報は全て Bag of Features (BoF) モデルとして扱い，位相に依存しない生起回数の情報としてカテゴリ分類に利用する．視覚情報には，物体を複数の視点から観測した際に得られる 128 次元の DSIFT 特徴量を用い，各画像から計算された特徴ベクトルをベクトル量子化することで得られる 500 次元のヒストグラムを用いる．聴覚情報には，物体を振った際に得られる音情報から MFCC を計算し，これをベクトル量子化することで得られる 50 次元のヒストグラムを，触覚情報には，ハンドに搭載された 162 個の感圧センサから取得される時系列データの近似パラメータをベクトル量子化して得られる 15 次元のヒストグラムを用いる．

2.4 オンラインマルチモーダル LDA

カテゴリ分類を行う概念モデルは，図 1 中のグラフィカルモデルに相当する．図 1 において，各情報 w^v，w^a，w^h，w^w は，それぞれ視覚，聴覚，触覚，単語情報を表し，これらの情報は先に述べた情報取得システムと後述の Nested Pitman-Yor 言語モデル (NPYLM) により取得される．提案モデルにおいて，これらのマルチモーダル情報 w^* は，ハイパーパラメータ π^* によって決まるディリクレ事前分布に従うパラメータ β^* の多項分布から発生する．また，z はカテゴリを示し，ハイパーパラメータ α によって決まるディリクレ事前分布に従うパラメータ θ の多項分布により生成される．カテゴリ分類は，取得した知覚情報に基づきモデルのパラメータ θ と β を推定することに相当し，パラメータ推定にはギブスサンプリングを適用する．文献 [4] では，これをさらにオンライン化し，ロボットによる逐次的な学習を可能とした．基本的な考え方は，忘却パラメータを設けることでモデルをアップデートしていくことであるが，さらにパラメータを複数用意し，この中から単語の予測性能が高いと思われるものをパーティクルフィルタによって選択する．学習の詳細については，文献 [4] を参照されたい．

モデルに基づいた未観測情報の予測は，ベイズ推定

によって実現することができる．例えば，物体に関する知覚情報から単語を予測するためには，

$$P(w^w|\boldsymbol{w}^*) = \int \sum_z P(w^w|z)P(z|\theta)P(\theta|\boldsymbol{w}^*)d\theta \quad (1)$$

を計算し，確率の大きなものを選択すればよい．ただし，単語の予測に関しては，この計算を単純に行うと，「です」や「これ」といった，機能語が常に高い確率で予測されることになる．それを避けるために，TF-IDF (Termed Frequency - Inverse Document Frequency) による重みづけを利用する．

2.5 階層ベイズ言語モデル

カテゴリ分類で利用する単語情報は，前節で示した情報取得システムにより取得された教示発話に対して，形態素解析を行うことで取得可能である．この場合，事前にロボットが単語辞書を保持していると仮定し，教示発話を形態素解析器によって単語へと分割し，Bag of Words (BoW) 表現とすることでカテゴリ分類に利用することとなる．しかし，形態素解析器を用いる場合，辞書に登録されていない未知語への対応ができないため，ロボットには単語の切り出しを教師なしで行う枠組みが必要である．そこで文献 [4] では，文献 [5] で提案された階層ベイズ言語モデルである NPYLM を導入することで，教師なしで形態素解析を行うことを提案した．

NPYLM は，単語 N-gram モデルと文字 N-gram モデルを併用し，各 N-gram モデルに Pitman-Yor 過程によるスムージングを行うことで，未知語や低頻度語に対するロバスト性を向上させる手法である．また，この言語モデルを利用しブロック化ギブスサンプリングと動的計画法を用いて高速に単語の分割を行い，階層 Pitman-Yor 過程を用いることで，入力データのみから教師なしで音素列の分節化が行える．この手法により，ロボットは事前知識を用いず，音素モデルのみによって音素認識を行い，得られた音素列から単語を教師なしで切り出すことが可能となる．最終的に，ロボットは音素認識によってユーザーの教示発話を認識し，NPYLM による単語の切り出しを行うことで得られる単語を BoW 表現とすることでカテゴリ分類に利用する．

ここで問題となるのは，NPYLM がバッチタイプのアルゴリズムであることである．文献 [4] では，新たな発話が入力されるたびに過去の全ての音素列とともに NPYLM を実行することで言語モデルの更新を行っている．しかし保持している音素列が多くなると計算に時間がかかるため，教示された発話の情報をすぐに生かすことができず，インタラクティブな学習では問題となる．そこでここでは，NPYLM を疑似的にオンライン化することを考える．アイディアは非常に単純であり，NPYLM の計算に用いる発話数を一定に保ち

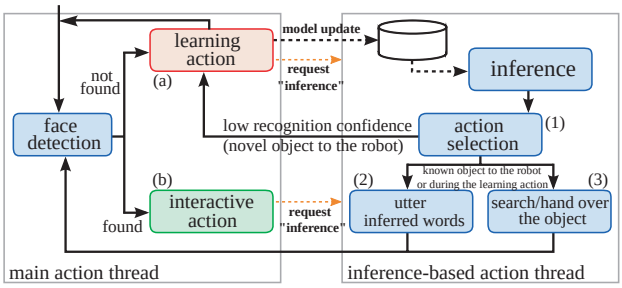


図 3: インタラクティブなオンライン学習のアーキテクチャ

(後に示す実験では 100 発話とした)，それ以前の発話は計算に用いないことで計算量が増えることを防ぐというものである．ただし前回の学習結果を学習時の初期値とする．

もう一つの重要な問題は，音声認識の際の音素誤りである．文献 [4] においても音素誤りについて検討しており，音素誤りが 20%程度であれば分類に大きな影響がないことを示している．しかし，実際の学習では音素誤りが 20%を超えることが多く，このことが学習の大きな妨げとなる．そこで本稿では，音素誤りを含む音素列を NPYLM により単語分割し，BoW を生成する際に編集距離を考慮した投票を行うことでこの問題に対処する．投票するための重みは，

$$voting\ weight = \frac{(word\ length - edit\ distance)}{word\ length}, \quad (2)$$

として計算する．これにより，同一単語の一部の音素が誤ることによって異なる単語として投票されてしまうことを防ぎ，同時に音素が大きく誤った単語は，一度のみ投票されることでその割合が小さくなる．ただし，音素誤りによって生じた単語も全て辞書に登録されるため，入力情報から単語を予測する際には，多くの似た単語が予測されることになる．そこで，単語を予測した結果に対して，上記の重み付き投票を行ない，確率の最も高い単語を選択し，その単語に編集距離の近い単語を全て破棄する，といった手順を繰り返すことで予測単語を選択する．

2.6 インタラクティブ学習のフレームワーク

概念・言語学習において，他者とのコミュニケーションは非常に重要な要因であり，本研究で想定するシナリオにおいても，ユーザーとのインタラクションは必要不可欠である．本稿では，語彙学習におけるインタラクティブな学習フレームワークを提案する．実際に構築した学習フレームワークの概要を，図 3 に示す．ロボットの行動はメイン行動部 (図 3 左) と予測行動部 (図 3 右) によって構成される．メイン行動では，まず

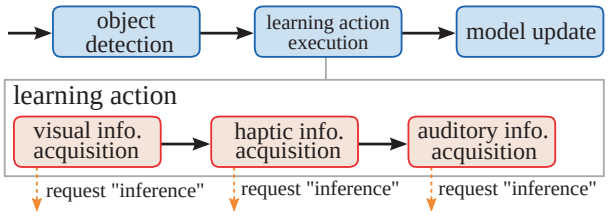


図 4: ロボットの学習動作に関するブロック図

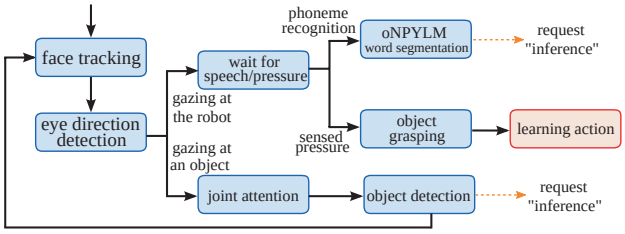


図 5: ロボットのインタラクティブな行動に関するブロック図

ロボットが人物の探索を行い，ユーザーがいる場合には，図 5 に示すインタラクション行動を取る．本稿では，インタラクション行動として乳幼児の行動を模倣した共有注意行動や視線の検出，対話に対する予測行動などを想定した．一方，ユーザーが発見できない場合には，提案する情報取得システムとオンライン学習システムにより，ロボットは自律的な学習を行う．その詳細を，図 4 に示す．また，ロボットはメイン行動と並行して，図 3 右に示した様々な予測行動を取る．ここでは予測行動として，知覚情報に基づく単語の予測と発話，単語情報に基づく視覚情報の予測と物体の探索などを想定した．本稿で提案するフレームワークの実装により，ロボットは実環境でユーザーとのインタラクションを行いながらオンラインで概念と語彙の更新を行うことが可能となる．

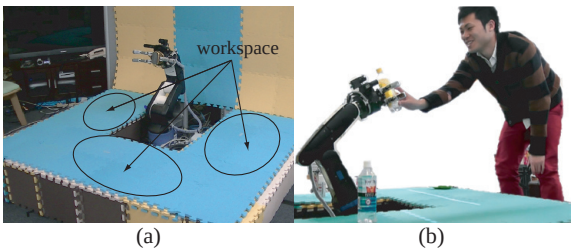
3 実験

提案する学習アルゴリズムを図 2 のロボットに実装し，インタラクティブ学習の観察と一週間の語彙学習実験を行った．実験には，図 6 に示す 125 個 24 カテゴリの物体を用いた．分類精度は人手による分類を正解とし，正解との差が最も小さくなるように，分類したカテゴリ ID を並べ替えた際の誤差を評価した．図 7 に実験環境とインタラクションの様子を示す．

3.1 学習におけるインタラクションの観察

4 人の被験者にロボットに単語を教えるように指示をし，実験を行うために必要となる簡単な説明を行った．4 人はいずれも，本研究のロボットについては事前の知識を持っていない 20 代男性であり，うち 2 名は提

図 6: 実験で使用した物体



(a) (b)

図 7: 実験の様子 (a) ロボットとワークスペース, (b) 教示者とロボットのインタラクションの様子

案したインタラクティブな学習フレームワークで，残りの 2 名はインタラクションなしの条件で学習実験を行った．この実験では，図 6 の物体からランダムに 20 個 5 カテゴリの物体を選び使用した．インタラクションなし条件では，被験者は 20 個の物体を順に一つずつロボットに教えるが，ロボットは発話などのインタラクションを一切行わない．インタラクションあり条件では，被験者はどの物体をどの順番で何回教えるかを自由に決めることができることとした．ただし 20 回教示を行った段階で，全ての物体を教え終わっていなくても実験を終了とした．この実験におけるすべての被験者発話にはラベル付をし，平均発話長 (Mean Length of Utterances: MLU) とタイプ・トークン比 (Type Token Ratio:TTR) を計算した．図 8 に結果を示す．ただし，各条件の 2 名は同様の傾向を示したため，一名ずつの結果を示している．

MLU は文が平均何語から構成されているかを意味しており，図 8 (a) よりインタラクション条件では，徐々に文の複雑さが増していることが見て取れる．これは，ロボットとのインタラクションにより，どの程度学習が進んでいるかを把握できるため，その進度に合わせて複雑さが調整されている可能性を示している．実際，図 8 (c) のカテゴリ分類精度と MLU の間にはインタラクション条件の時のみ有意な正の相関が確認された

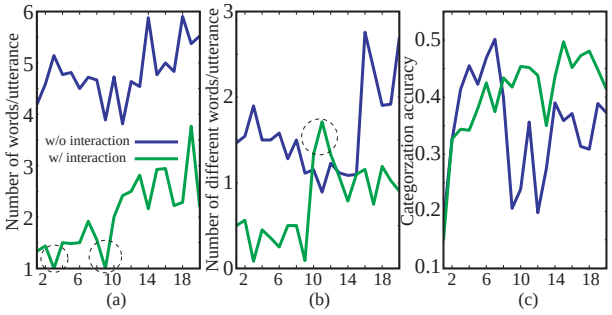


図 8: インタラクティブ学習の結果: (a) 平均発話長, (b) タイプ・トークン比, (c) ロボットのカテゴリ分類精度

($r = .50$, $p < .05$). また，図 8 (a) において丸で示した MLU の落ち込みは，次のように解釈できる．例えば，9 回目での大きな落ち込みは，9 回目の教示でロボットが正しく物体名を発話しており，その直後から教示者の発話は複雑化していった．9 回目の直前では，ロボットはなかなか正しく対象としてる物体に関する発話をしなかったため，教示者は発話の複雑さを減らし，結果として一語発話に近づいている．また，図 8 (b) の TTR でも 10 回目の教示で大幅に値が増加していることが分かる．これは，ロボットがあることを正しく覚えたことが確認できたため，より多くのことを複雑なやり方で教えることができる，という教示者の意図 が関与していると思われる．こうした，学習者と教示者の間のダイナミクスは，時間スケールの違いこそあれ，文献 [6] で明らかにしている知見とも一致しており興味深い．

3.2 オンライン語彙学習実験

3.2.1 ロボットの獲得した語彙

図 6 の全ての物体を使ったオンライン語彙学習実験を行った．教示者は一人であり，合計 200 回の教示を 1 日 3〜5 時間で 1 週間かけて行った．この実験において，教示者は合計 1055 発話行い，ロボットは 924 単語を獲得 (辞書に追加) した．ただし，これには音素誤りや切り出しの誤りによる意味不明な単語が 632 単語含まれていた．意味の分かる単語は，計 58 単語あり，そのうち 4 単語は機能語，10 単語は形容詞，40 単語は名詞，4 単語は動詞であった．残りの 234 単語は，58 単語に近く音素列の一部が異なる重複で，これらは編集距離によって省くことができるものである．また，提案した編集距離による重み付き投票により，無意味な単語への得票数を抑えることができ，BoW におけるその割合は 10%程度であった．

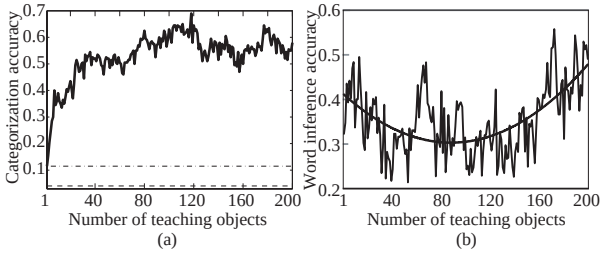


図 9: 性能評価結果 (a) カテゴリ分類精度 (b) 単語予測の精度

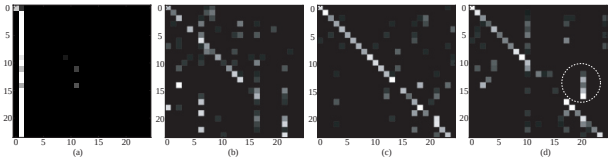


図 10: カテゴリ分類結果の混同行列 (a) 最初の物体学習時 (b) 教示 10 回目 (c) 120 回目 (d) 200 回目

3.2.2 分類精度の評価

図 9 (a) に各学習回数に対する分類精度の結果を示す．これより，学習とともに段階的に分類精度が向上していることが分かる．しかし，120 回程度の教示後は向上が見られず，緩やかに振動していることが分かる．これは，知覚情報の似通ったいくつかのカテゴリの存在が原因であると思われる．例えば，“スナック菓子” と “クッキー” はいずれもパッケージの箱であり，見た目や触覚での判別は難しい．こうしたいくつかの分類が難しいカテゴリが合併，分離を繰り返すことで全体の精度が振動している．図 10 (d) の丸で示したカテゴリは，そうした分類の難しいカテゴリであり，200 回目では合併しているが，120 回目ではうまく分類できていることが分かる．こうした分類困難なカテゴリが，学習を継続することで分類可能となるかどうかは，今後の継続実験の結果を待つ必要がある．

3.2.3 未知物体に対する単語予測

提案手法による未知物体に対する単語の予測実験を行った．テストセットとして，学習に用いていない各カテゴリ 1 物体の計 24 物体を用意した．ロボットが各物体を見ることで単語を予測し，その単語が物体を表現するのにふさわしいかどうかを人手で判断し，ふさわしいと判断された割合を精度とした．実験結果を図 9 (b) に示す．

結果は概ね U 字形を示しているが，これは次のように解釈できる．学習初期は，教示された単語が少なく，機能語が多くのカテゴリに結びついている．この段階では，TF-IDF が十分に機能せず，予測される単語の

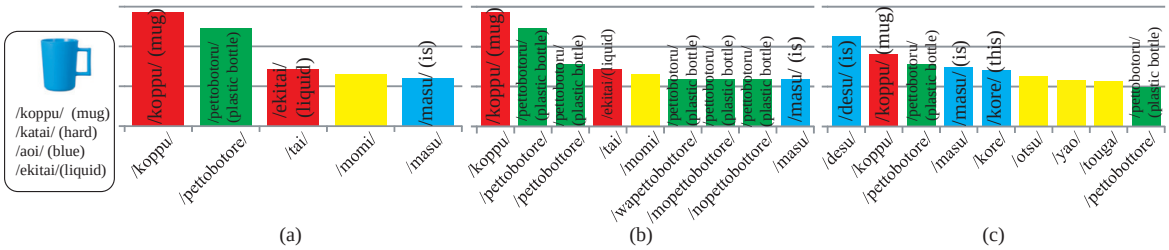


図 11: 未知のマグカップを見せた場合の予測単語 (a) 提案手法 (b) 音素認識誤りを考慮しないで学習させた場合 (c) TF-IDF による重みづけをしない場合

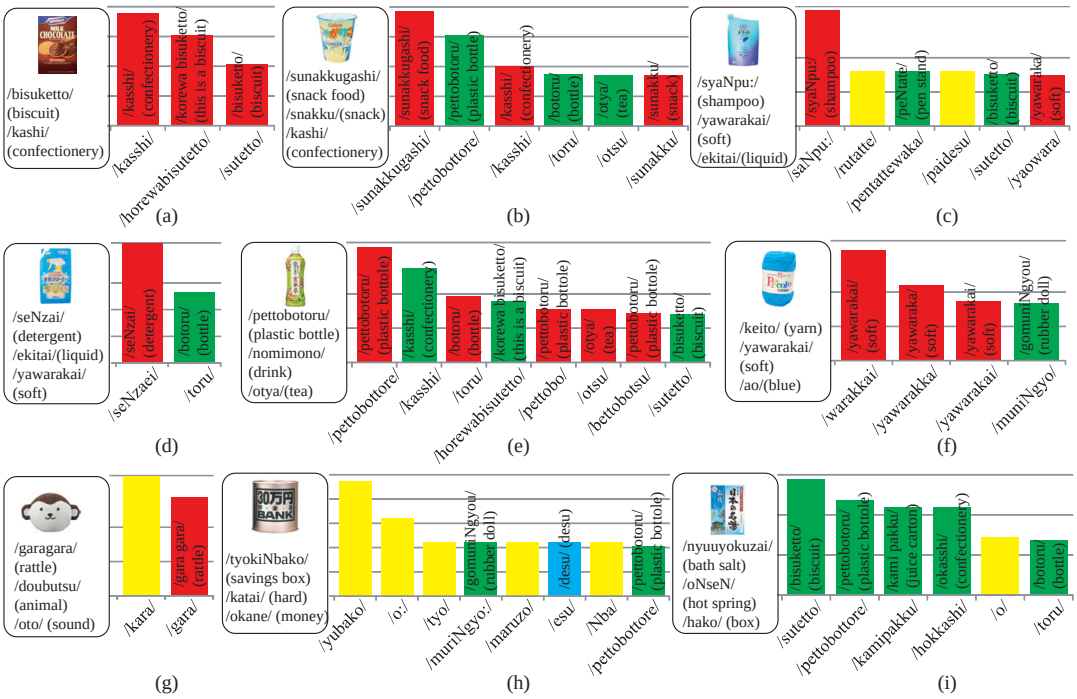


図 12: 単語予測の例 (a)–(f) 正しい単語が予測されている例 (g)-(i) 正しくない単語が予測されている例

多くは機能語となっている．機能語は表現として間違いではないため，予測精度としては比較的高い値となる．一方，学習が進み単語が多くなると予測精度は下がるが，学習がさらに進むことで予測精度が徐々に向上する．

図 11 は学習に用いていていないコップを見せた際にロボットが予測した単語の例である．この例では，正く “コップ” という単語が最も高い確率で予測されている．しかし，TF-IDF を用いていない (c) では，“です” が最も高い確率で予測されている．また，編集距離を用いていない (b) では，“ペットボトル” に付随した多くの重複語が予測されている．“ペットボトル” 自体は誤った予測であり，提案手法でも 2 番目に高く予測されているが，編集距離を考慮して結果をマージするため，似通った多くの単語を予測してしまうことがない．

実験では，どのように教示発話を行うかは一切規定していないため，当然物体の色に関する教示も含まれている．しかし，視覚情報として色の情報を用いていないため，原理的に色の概念を正しく形成することができない．あるカテゴリに偶然似た色の物体が集まった場合に，そのカテゴリに形容詞を結びつけてしまうことがあり，その結果，入力された物体とは全く関係のない色を発話するケースが見られた．この問題はどのような特徴量を用いるかに依存し，色の場合は色の情報を視覚特徴に付加しなければ解決することができない．基本的には，考え得るすべての特徴量を抽出し，どの特徴量を使って分類するかを自動的に判断するような仕組みが必要である．文献 [9] ではこの問題について検討しており，今後こうしたアイディアをオンライン学習に取り入れる必要がある．

4 まとめ

本稿では，ロボットが概念を獲得し，概念と語彙を結びつけることで単語の意味を獲得するフレームワークを示し，教示者とのインタラクションによって実際に語彙を獲得するロボットを実装した．実験の結果，教示者が幼児の語彙学習における教示者と幼児のインタラクションダイナミクスに似た振る舞いを見せることを示唆する結果を得た．また実際にロボットは，約一週間の学習で 58 単語を獲得するという結果を得た．今後の課題としては、さらに学習実験を継続しデータを解析することが挙げられる．ロボットの学習が継続することで，学習曲線がどのようになるのかは興味のあるところである．また，インタラクションの観察に関しては被験者を増やし定量的な評価を行う必要がある．さらには，インタラクションが長期化した際にどのようなことが起きるのかを観察したいと考えている．現状では，ロボットは学習の方策などを変化させることはなく，単に単語知識が変化することだけが自身の振る舞いを変化させる唯一の仕組みである．今後は，ロボット側の教示者に対する心的理解など他者との関わりの中でどのように言語を学習するのかについて考える必要があろう．当然，教示者側にはロボットに関するいわゆる「他者モデル」が存在し，ロボットが教示者側の他者モデルをもつことでそれらの間に何らかの相互作用が生じる．そうした複雑なダイナミクスの中で，ロボットによって言語が学習される枠組みを考える必要があると考えている．

謝辞

本研究は，科研費（基盤 (C) 23500240）および新学術領域研究「伝達創成機構」の助成を受け実施したものである．

参考文献

[1] Iwahashi, N.,: “Robots That Learn Language: A Developmental Approach to Situated Human-Robot Conversations”, in N.Sankar ed. Human-Robot Interaction, pp.95–118, I-Tech Education and Publishing, 2007

[2] 谷口, 岩橋, 新田, 岡田, 長井, “記号創発ロボティクスとマルチモーダルセマンティックインタラクション〜実世界認知・運動・言語を統べる知能構成への挑戦〜”, 人工知能学会全国大会, 2B2-OS22a-1, 2011.06

[3] Nakamura, T., *et al.*: “Grounding of Word Meanings in Multimodal Concepts Using LDA”, in Proc. of IROS, pp. 3943–3948, 2009

[4] Araki, T., *et al.*: “Online Learning of Concepts and Words Using Multimodal LDA and Hierarchical Pitman-Yor Language Model”, in Proc. of IROS, pp.1623–1630, 2012

[5] Mochihashi, D., *et al.*: “Bayesian Unsupervised Word Segmentation with Nested Pitman-Yor Language Modeling”, in Proc. of ACL-IJCNLP, volume. 1, pp. 100–108, 2009

[6] Roy, B. C., *et al.*: “Exploring Word Learning in a High-Density Longitudinal Corpus”, in Proc. of the 31st Annual Meeting of the Cognitive Science Society, pp.2106–2111, 2009

[7] Thomaz, A. L., *et al.*: “Learning about Objects with Human Teachers”, in Proc. of HRI’09, pp.15–22, 2009

[8] Lyon, C., *et al.*: “Interactive Language Learning by Robots: The Transition from Babbling to Word Forms”, PLoS ONE 7(6): e38236, pp.1–16, 2012

[9] Nakamura, T., *et al.*: “Bag of Multimodal Hierarchical Dirichlet Processes: Model of Complex Conceptual Structure for Intelligent Robots”, in Proc. of IROS, pp.3818–3823, 2012