

相手モデルを利用した対話エージェントの教示戦略

Teaching Strategies using Learner's Knowledge Model

溝口勇太^{*1} 田口亮^{*1} 木村優志^{*1} 篠原修二^{*1} 入部百合絵^{*2} 桂田浩一^{*1} 新田恒雄^{*1}
 Yuta Mizoguchi Ryo Taguchi Masasi Kimura Shuji Shinohara Yurie Iribe Kouichi Katsurada Tsuneo Nitta

^{*1} 豊橋技術科学大学 大学院工学研究科
 Graduate School of Engineering, Toyohashi University of Technology

^{*2} 豊橋技術科学大学 情報メディア基盤センター
 Information and Media Center, Toyohashi University of Technology

This paper provides efficient teaching strategies that use a learner's knowledge model on word meaning acquisition. Experiments are carried out through the interaction between a teaching agent (teacher) and a learning agent (learner). In the experiment, the teacher infers learner's knowledge model from the history of the interaction, and teaches word meanings to the learner. The strategies that the teacher uses are designed to bring the learner's knowledge close to the teacher's knowledge. For example, a strategy makes it possible to teach the words that are not known by the learner. The experimental results show that the proposed method can achieve efficient teaching.

1. はじめに

近年、「人間 - エージェント - 実世界の事物・事象」の三項関係を基に、単語の意味(語意)をエージェント自身の感覚・運動系の信号と対応付けて獲得させる、新しい語意獲得研究が始まっている[赤穂 97, 新田 02, 小玉 05, 岩橋 05]。従来の語意獲得研究では、人間がエージェントに語意を教えるという場面を想定していた。これを発展させて、エージェントも人間や別のエージェントに語意を教示することが可能になれば、幼児のコミュニケーション能力の発達支援や言語学習支援といった分野にも応用が期待できる。この場合、エージェントは語意学習能力に加えて、自身が獲得した語意を人間や他のエージェントに教示するための戦略が必要になる。特に、語意学習を効率化するためには、相手の知識や理解度に合わせて教示する必要がある。

そこで本稿では、教示エージェントが学習エージェントに語意を教示する課題を対象に、学習エージェントの知識モデル(以下、相手モデルと呼ぶ)を推定する方法、および推定した相手モデルを利用した教示戦略を提案する。実験ではこの相手モデルを用いた教示戦略が学習エージェントの語意獲得に対して有効であることを示す。

2. エージェント同士による対話学習

本実験では、語意を教示するエージェントを Mother、学習するエージェントを Infant と呼び、Mother と Infant による1対1の対話学習を扱う(図 1 参照)。Mother は Infant にオブジェクトを提示し、そのオブジェクトに関連したラベルを教示する。教示するラベルは、オブジェクトが持つ属性(形状、色相、明度)を説明したラベル(“まる”や“あか”など)である。Infant は、オブジェクトとラベルとの対応関係を混合正規分布として Online-EM アルゴリズム [石井 98] によって学習し、ボキャブラリーに格納する。Mother のボキャブラリーはすべてのラベルとオブジェクト特徴について正しい対応関係を格納している。対話インタフェースでは教示などの発話イベントとそのイベントを受け取る処理を管理している。

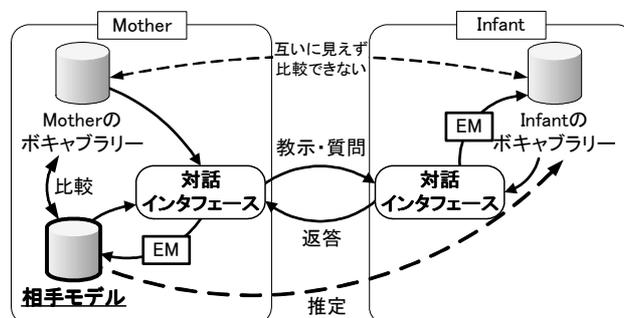


図 1 . 相手モデルを用いた対話システムモデル

2.1 相手モデルの推定

Mother は、自身のボキャブラリーの他に、Infant のボキャブラリーを表す相手モデルを持つ。Mother は相手モデルを教示と質問の際に推定する。Mother はあるラベルを Infant に教示したとき、相手モデルにもそのラベルの語意を学習させる。また、Mother は Infant に対し「これは何？」と質問でき、その返答からも Infant のボキャブラリーを推定し、相手モデルを修正する。なお、相手モデルの推定は Infant の語意学習と同様に Online-EM アルゴリズムを使用する。

2.2 Mother の教示戦略

Mother はラベルとオブジェクトの組み合わせを Infant に教示していく。以下で、(1)ラベル選択と(2)オブジェクト選択の教示戦略をそれぞれ説明する。

(1) ラベル選択

Mother は自身のボキャブラリーと相手モデルを比較し、不正解(自身と不一致)となるラベルを教示する。具体的には次の手順に従って、Mother は Infant に教示するラベルを決定する。

1. 仮想的にオブジェクト o をランダムに 1 つ選択する。
2. 教示する属性 a をランダムに 1 つ選択する。
3. 相手モデルからオブジェクト o の属性 a に対応するラベル w を取得する。
4. Mother のオブジェクト o の属性 a に対応するラベル w' を取得する。
5. w と w' が一致するなら 1 へ、不一致なら w' を教示する。

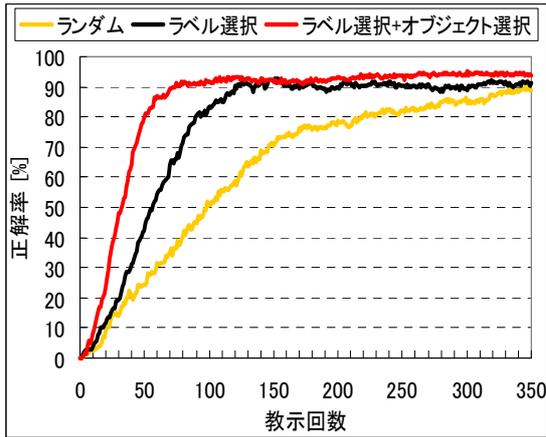


図 2. 実験 1 の評価結果 (20 回平均)

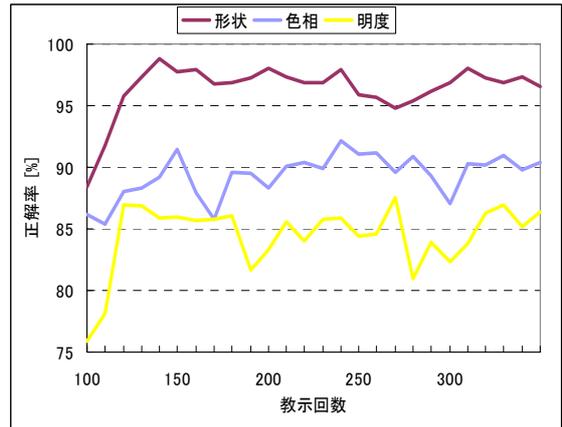


図 4. Infant の属性別正解率

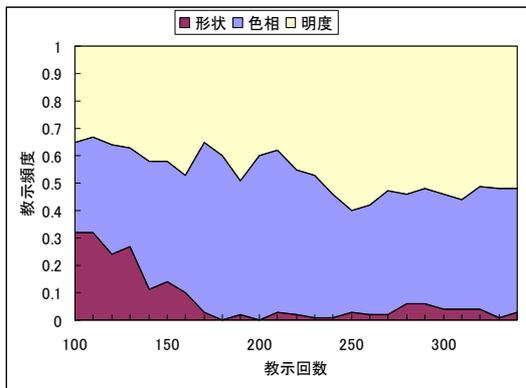


図 3. Mother の属性別の教示頻度

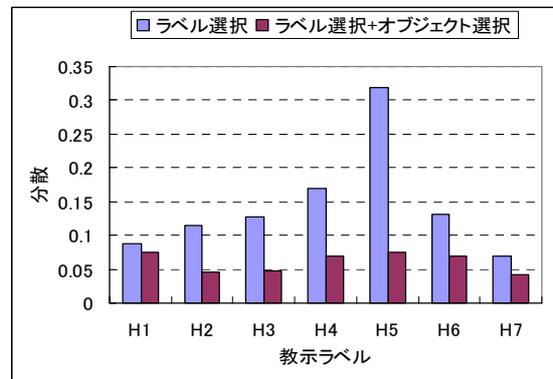


図 5. 提示オブジェクトの特徴分散

(2) オブジェクト選択

Mother はラベルを1つ決め、複数のオブジェクトを用いて順に相手モデルに仮想的に教示していき、どのオブジェクトを用いると最も効果的かを比べる。具体的には次の手順に従って、Mother は Infant に提示するオブジェクトを決定する。

1. ラベル w に対応するオブジェクト集合 $O_w = \{o_{w1}, o_{w2}, \dots, o_{wn}\}$ の中から1つを相手モデルに学習させる。
2. ラベル w における Mother の分布と相手モデルの分布との距離を計算する。
3. オブジェクト集合 O_w のすべてのオブジェクトについて 2. で求めた距離が最小となるようなオブジェクトを選択する。

3. 実験

Mother の教示手法は (a) ランダム (b) ラベル選択 (c) ラベル選択 + オブジェクト選択 の 3 種類とする。(a) は戦略を使わずにラベルもオブジェクトもランダムに選択する。(b) はラベル選択の戦略のみ使い、オブジェクトをランダムに選択する。(c) はラベル選択もオブジェクト選択も使う。実験では、Mother がそれぞれの手法で教示をしたときの Infant の正解率を比較する。また、戦略が Infant の初期知識に依存するか否かを確認するため、初期知識がない状態 (実験 1) と知識に間違いがある状態 (実験 2) で実験を行う。ただし、実験 2 では質問が無限にできると仮定して正確な相手モデルを使う。

また、相手モデルの推定精度が正解率に与える影響を比較するため、質問回数の違う状態 (実験 3) で実験を行う。

3.1 実験条件

実験1では、Infant に対して 21 ラベル (形状 7, 色相 7, 明度 7) を 350 回教示する。評価はオブジェクトの 3 属性の平均正解率としている。実験 2 では色相ラベルのみを対象とし、Infant に 1 ラベルについて不正解、残り 6 ラベルについては正解となるように初期知識を与える。教示は色相 7 ラベルについて 20 回行い、評価も色相の正解率のみとする。実験 3 では、Mother は教示の前に Infant に質問する。それ以外については実験 2 と同様の条件である。

3.2 実験結果と考察

実験 1 の評価結果を図 2 に示す。350 回程度教示するといずれの戦略でも正解率が 90% 以上となるが、教示初期において戦略によって差がみられた。まず、ランダムとラベル選択を比較するとラベル選択のほうが高い正解率となっている。そこで両手法の教示の違いについて考える。ランダムはすべてのラベルについて均等な割合で教示し、一方ラベル選択では図 3 に示すようにラベルの教示に偏りがみられた。形状への教示が下がり、その分明度への教示が増加していた。このときの Infant の属性別の正解率を図 4 に示す。Infant は形状の正解率は高く、明度の正解率が低いことが確認できた。したがって、ラベル選択の戦略により、既知である形状ラベルよりも未知である明度ラベルを集中的に教示したことで、学習者の語意獲得効率が向上したと考える。また、教示 100 回以前でもラベル選択の方が正解率が高い点に関しても、同様に正解率の低いラベルを集中的に教示していたためと考える。

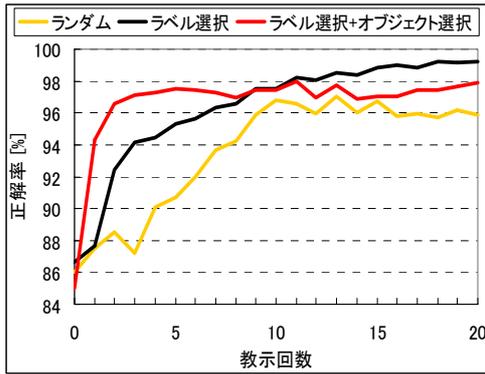


図 6. 実験 2 の評価結果 (20 回平均)

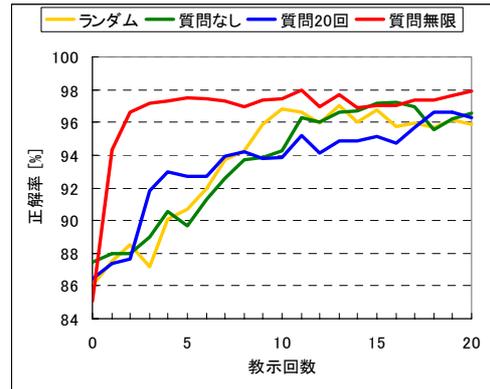


図 7. 実験 4 の評価結果 (20 回平均)

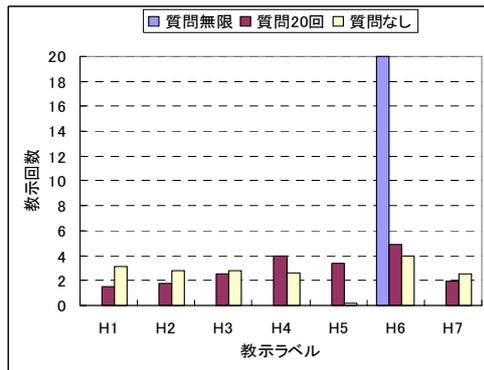


図 8. 教示ラベル頻度

また、ラベル選択とラベル選択+オブジェクト選択を比較するとラベル選択+オブジェクト選択の方がより正解率が高くなった。このときの提示オブジェクト特徴値の分散を比較したものを図 5 に示す。オブジェクト選択を行った方が、分散が小さくなる傾向が確認できた。これは、オブジェクト選択により、教示するラベルの特徴の平均値(そのラベルを代表するような値)を選択して教示する傾向が出たことを示す。よって、戦略により学習者の語意獲得効率が向上したと考える。

実験 2 の評価結果を図 6 に示す。間違えた語意を正すような教示をおこなったときでも実験 1 と同様の傾向を確認できた。これは集中して間違えたラベルを選び、さらに間違いをより正しく修正できるようなオブジェクトを選んで教示したためである。したがって、間違えた語意を正すような教示でも戦略は有効であるといえる。

実験 3 の評価結果を図 7 に示す。まず質問なしとランダムに着目すると、ランダムの方が高い正解率であった。これより相手モデルの推定が不正確では、戦略を用いた教示は学習者の語意学習の妨げとなることがわかった。また質問 20 回とランダムに着目すると、教示 2 回目から 8 回目の間、教示 18 回目以降では質問 20 回の方が高い正解率であった。しかし、教示 8 回目から 18 回目の間ではランダムの方が高くなった。これは教示初期では推定した相手モデルから、不正解ラベルを集中して教示できたことを示す。しかし不正解ラベルの教示後、Infant の語意が修正し終わらないうちに相手モデルでは語意の修正が終わったものと推定し、図 8 に示すように他のラベルについても教示していた。また、不正解ラベルへの教示は質問無限と比べると 1/4 回程度と少なく、これが正解率の低くなった原因と考える。ただし、教示後半ではランダムより高い正解率になるということも確認できた。これは質問を繰り返すことにより相手モデルが正確になったためと考える。よって、提案戦略は有効性は相手モデルの推定精度に依存していることがわかった。

4. まとめ

相手の知識量を推定する相手モデルと、相手モデル利用した教示戦略の提案をした。実験結果より提案手法は、学習者が知らないラベルや間違えて覚えているラベルを集中的に教示し、さらに学習者の語意を教示者の語意に近づけるようなオブジェクトを選ぶことで効率よく教示できることを示した。また、提案手法は学習者の間違えて学習した語意の修正においても有効であることを示した。

今後は、相手モデルを正確に推定するための質問戦略を考案すると共に、また、人間に対する教示実験を行い、教示戦略の有効性を検証する。この際、今の実験条件では質問回数が多くなり被験者に対し大きな負担となることが予想される。そこで、相手モデルの推定に、被験者の表情のような質問以外の方法の実現を目指す。

参考文献

- [赤穂 97] 赤穂, 速水, 長谷部, 吉村, “EM 法を用いた複数情報源からの概念獲得”, 信学論, Vol.J80-A pp.1546-1553, 1997.
- [新田 02] 新田, 越坂, 桂田: Infant Agents 間での対話による概念知識獲得, 人工知能学会全国大会, 2002, 1A1-07
- [小玉 05] 小玉, 田口, 木村, 桂田, 山田, 新田, “制約の理論を用いた Infant Agent による概念獲得”, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI05 pp.253-255, 2005.
- [岩橋 05] 岩橋: “人と機械の共有経験を基盤とする言語コミュニケーションの計算機構とシンボルグラウンディングの階層性”, 人工知能学会研究会資料, SIG-FPAI-A503-05 pp.25-32
- [石井 98] 石井, 佐藤: “オンライン EM アルゴリズムによる動的な関数近似”, 信学技報, pp.43-50, 1998