

教師型ロボットのための深層学習と認知的徒弟制理論を用いた 学習者適応型行動モデルに関する研究

吉沢 峻 指導教員：村上 和人

1 はじめに

近年、人の学習を支援する教育支援ロボットが注目を集めている。教育支援ロボットには、教師のように学習者に対して問題の解き方を教示する「教師型ロボット」がある。本研究では、教師型ロボットの2つの課題点に注目する。1つ目は、従来の教師型ロボットでは、学習者の理解度に関わらず常に解法を教示している点である。そのため、学習者がロボットの支援に頼り、学習内容に対して熟考しない傾向がある。その結果、学習者に応用力の獲得を促すことが難しい。2つ目は、学習における「困惑」表情が、人類の代表的な表情として知られる「怒り、嫌悪、恐怖、幸福、悲しみ、驚き、無表情」の7感情（以下、基本7感情）の中で無表情に近い表情ということである。その結果、学習者が困惑している状態（困惑状態）の推定が難しく、困惑状態に応じたロボットに自律的に支援させることができない。

そこで本研究では、学習者に応用力の獲得を促すため、学習者の理解度に応じて支援を切り替える、認知的徒弟制理論に基づく行動モデルを構築する。それに加えて、困惑状態に応じた支援を実現するため、表情認識において高い性能を示す深層学習を用いて、学習者の困惑状態を推定する手法を提案する。

以下、2章で認知的徒弟制理論に基づく行動モデルについて説明する。3章で困惑状態推定手法について説明する。最後に4章で、本稿の成果をまとめると共に、今後の課題について述べる。

2 認知的徒弟制理論による理解度に応じた学習支援

2.1 認知的徒弟制理論

認知的徒弟制理論 [1] は、学習者の理解度に応じて6段階の支援方法を切り替えることで、学習者の学習効果を向上できると報告されている。特に下記の(1)から(3)の支援方法が学習者の応用力を向上させるのに重要な段階と報告されているため、本研究では、これら3段階に基づく行動モデルを構築する。

- (1). Modeling 指導者は、学習者に問題の解き方を教示する。
- (2). Coaching 指導者は、学習者に問題のヒントを提供する。
- (3). Scaffolding and Fading 指導者は、学習者が困っている場合のみヒントを提供する。

2.2 提案モデル

提案モデルでは、認知的徒弟制理論の(1)から(3)の支援方法を問題個々に対する正解数に応じて切り替えながら提供する。各問題に対して「正解数」を次のように設定する。初回学習時は正解数を0とし、問題に正解した場合、その問題の正解数に1を加える。このとき正解数が2を上回る場合は2のままとする。間違えた場合、その問題の正解数を1を減じる。このとき正解数が0を下回る場合は0のままとする。これらの正解数に応じて認知的徒弟制理論の支援方法を切り替えながら提供する。具体的には、正解数が0の問題が出題された場合は Modeling, 1の場合は Coaching, 2の場合は Scaffolding and Fading による学習支援を提供する。

下記に提案モデルにおける各支援方法の概要を示す。

- (1). Modeling ロボットは、問題が提示されてから3秒後に問

題の解き方を学習者へ教示する。

- (2). Coaching ロボットは、問題が提示されてから3秒後に問題のヒントを学習者へ提供する。

- (3). Scaffolding and Fading ロボットは、学習者が要求した場合に問題のヒントを学習者へ提供する。

2.3 提案モデルを実装したロボットの評価実験

実験には、頭部がタブレットであるタブレット型ロボット「Tabot」を用いた。学習者が学習を始めると、Tabotの画面上部にエージェント、画面下部に学習システムが表示される（図1）。学習システムには、問題と、ロボットが Scaffolding and Fading による学習支援を提供する場合、押下することでロボットの支援を要求できる「ヒント」ボタンが表示される。

実験では、提案モデルを実装したロボットが、従来の教師型ロボットに比べて、学習者の応用力の獲得を促せるかを検証した。従来の教師型ロボットには、学習者がロボットの支援に依存しづらく、学習効果が高いと報告されている。Scaffolding and Fading による学習支援を常に提供するロボットを用いた。20名の大学生を、提案モデルを実装したロボットと共に学習する提案群と、従来の教師型ロボットと共に学習する従来群に10名ずつ振り分け、各群に対応するロボットとの共同学習を5回実施し、5回目の学習後に応用力を問う応用テストを実施した。

図2に各群の応用点の平均点を示す。提案群が従来群に比べて応用点が高く、t検定により有意差が認められたため、提案モデルを実装したロボットは、従来の教師型ロボットに比べ、学習者の応用力の獲得を促せることを示していると考えられる。



図1 Tabot

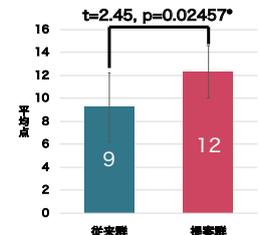


図2 応用テストの平均点

3 困惑状態推定手法による困惑に応じた学習支援

3.1 困惑状態の定義と表情取得方法

本研究で用いる表情データには、2.3節の従来群におけるロボットとの共同学習実験の様子を撮影した動画から、機械学習ライブラリ「Dlib」により顔領域のみを抽出した顔画像を用いる。

取得した表情データの中で、学習者が「ヒント」ボタンの押下により支援を要求した時刻からその1秒前までのデータを困惑状態の表情とし、困惑のラベルを付ける。それ以外の表情データを非困惑状態の表情とし、非困惑のラベルを付ける。

3.2 困惑状態の推定可能性の検討

表情から困惑状態を推定する際、対象感情は異なるが、表情の特徴抽出に優れている従来の基本7感情に関するCNNモデル [2] も活用できると考えられる。そこで、取得した困惑と非困惑

の各データに対して、CNNモデルにより基本7感情の各感情の確率を推定し比較した。その結果、特定の感情において差異が見られ、このことから、基本7感情が困惑状態推定においても有用であり、基本7感情に困惑を加えた8感情のデータに基づいたCNNモデルを構成することで、困惑状態推定が可能だと考えられる。

3.3 困惑状態推定手法

困惑状態推定のためのCNNモデルを構成するにあたって、基本7感情と困惑の8感情を並列に位置づけ、非困惑は無表情と捉えた。CNNモデルの構成を図3に示す。ここで、モデルの入力には顔画像(48×48px, グレースケール)を用いる。モデルの出力は、最後のソフトマックス関数により算出された各クラスの確率 y_c ($c=1, 2, \dots, 8$)である。 c は1から順に「怒り, 嫌悪, 恐怖, 幸福, 悲しみ, 驚き, 無表情, 困惑」のように対応しているため、モデルの出力 y_c に対して、

$$\arg \max_{1 \leq c \leq 8} y_c = 8 \quad (1)$$

となった場合を困惑状態とし、それ以外の場合を対応するクラスの感情とする。

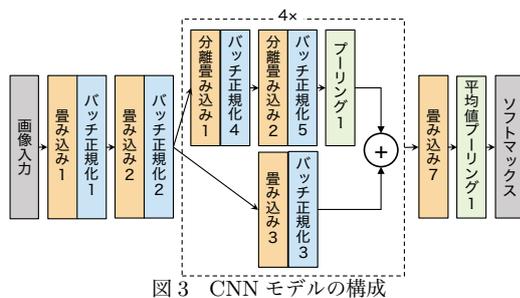


図3 CNNモデルの構成

3.4 困惑状態推定手法の評価実験

実験では、モデルにとって未知な学習者に対する、提案手法の推定性能を評価した。表情データは従来群に振り分けた10名のデータであるため、学習者を7名と3名に分割し、7名のデータを教師データ、3名のデータをテストデータとした。ここで、モデルの困惑のデータとして7名の困惑データを学習させ、基本7感情のデータとして表情認識用データセットであるFER-2013の画像を用いて学習させた。なお、基本7感情のうち、無表情のデータのみ7名の非困惑データを加えて学習させた。このように学習させたモデルを用いて、3名のテストデータに対して推定を行った。モデルの推定性能は学習者の分割方法により変動するため、分割の総数である120パターン上記の手順を実施した。

提案手法の評価指標には、機械学習でよく用いられる正解率、再現率、精度、F値を用いた。表1に各評価指標の全120パターンの平均値を示す。表1の結果から、提案手法では、未知の学習者に対し、約63%の性能で困惑状態が推定可能であることを示した。

表1 CNNモデルによる推定結果

	正解率	再現率	精度	F値
全パターンの平均	62.9%	69.6%	52.7%	0.574

3.5 困惑状態推定手法を実装したロボットの評価実験

実験には、2.3節と同様なロボット「Tabot」を用いた。Tabotには2台のカメラを設置し、学習者の表情を取得した。

実験では、提案手法を実装した学習者の困惑状態に応じて支援するロボットが、他の教師型ロボットに比べて学習者に好印象を与えられるかを検証した。18名の学習者を提案群・一定時間群・ボタン押下群のいずれかに振り分け、各群に対応するロボットとの共同学習実験を1回実施した。提案群のTabotには、提案手法により学習者の困惑状態を推定した際にヒントを発話させた。一定時間群のTabotには、ロボットとの共同学習に先立って実施した、事前学習における支援要求の時間を基に設定した時間後にヒントを発話させた。ボタン押下群のTabotには、Tabot内の「ヒント」ボタンを学習者が押下した時のみヒントを発話させた。

学習者を、提案群に8名、一定時間群に5名、ボタン押下群に5名ずつ振り分け、学習後にロボットの印象に関するアンケートを実施した。アンケートの項目には、「好き-嫌い」などの5種類の形容詞対を用いた。各項目は5段階尺度であるため、ポジティブな形容詞側が高くなるように1から5までで数値化し、5種類の合計点を「好ましき」と定義し、各群ごとに比較した。

図4に各群の好ましきの平均点を示す。図4の結果から、提案群が他の群に比べて好ましきが高いことがわかった。チューキー・クレーマー検定を行った結果、有意差は見られなかったが、提案群の点数が最も高かったことから、提案手法を実装したロボットは、他の教師型ロボットに比べ、学習者に対して最も好印象を与えることを示唆していると考えられる。

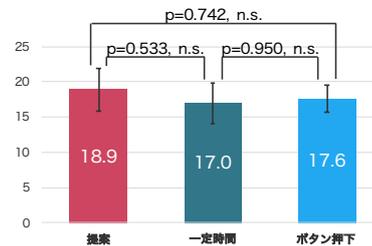


図4 好ましきの平均点

4 おわりに

本稿では、教師型ロボットの課題点を解決するため、認知的徒弟制理論に基づく行動モデルを提案し、提案モデルを実装したロボットが従来のロボットに比べ、学習者の応用力の獲得を促すことを示した。また深層学習を用いて表情から困惑状態を推定する手法を提案し、提案手法を実装したロボットが従来のロボットに比べ、学習者に好印象を与えることを示唆した。

今後の課題としては、困惑の定義における「1秒前」という時間設定の妥当性の確認などが挙げられる。

参考文献

- [1] A.Collins et al. “Cognitive Apprenticeship: Teaching the Craft of Reading, Writing, and Mathematics”, Essays in Honor of Robert Glaser, Ebaum, HiLLsdale, NJ, 1989.
- [2] O.Arriaga et al. “Real-Time Convolutional Neural Networks for Emotion and Gender Classification”, arXiv:1710.07557, 2017.