

EQ による感情変化に応じた AI 学習支援モデルの構築

Construction of AI Learning Support Model in Response to Emotional Changes by EQ

安田健人[†] 原田史子[†] 島川博光[†]

Kento Yasuda, Fumiko Harada, Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

個別指導において AI エージェントの重要性が高まってきている。原因として、深刻な教員不足と個別最適な支援の困難さが挙げられ、学習者の感情状態に応じた支援の必要性が指摘されている。さらに、教員の研修体制が十分に整っていない点も、教育現場における課題のひとつである [1]。令和 3 年 5 月時点において、中学校の教員不足率が最も高く 0.33%、特別支援学校および小学校が 0.26%、高等学校が 0.1% である [2]。これらの統計は教育現場における教員確保の難しさを如実に示しており、AI エージェントによる補完的支援の重要性が高まっている。AI エージェントは自然な対話を通じて学習者のニーズを把握し、個別化された情報提供や学習プランの提示が可能である。実際に、AI を活用した適応型学習システムが生徒の成績を測定し、個別の学習プランを作成することで、学習意欲や学習成績の向上に寄与している [3]。さらに、学習者の感情状態に基づいた支援を導入することで、より高い学習効果が期待されている。

本研究では、視線計測および皮膚電気活動を用いて、学習者の自信の獲得や戸惑いの瞬間を検出する小型の認知モデルを構築する。感情変化に基づき、AI チャットボットがリアルタイムにフィードバックすることで、学習者の主体性を促す支援を実現する。本研究は、教員の負担を軽減しつつ、学習者のモチベーションと学習成績の向上を実現する感情応答型の教育支援モデルを提案する。

2. EQ とチャットボットを用いた学習支援

2.1 EQ

EQ とは学習者の感情を理解し、適切に対処する能力のことである。実際に、高い EQ を有する学習者は高い学業成績を示す傾向があり、両者の間に正の相関があることが報告されている [4][5]。このことは、EQ が学習成果に寄与する可能性を示唆している。しかしながら、EQ に基づいた AI による教育支援は未だ十分に確立されておらず、学習者の内面を客観的に捉える手法が課題である。

2.2 チャットボット

学習における感情は、学習者の態度やモチベーションを左右する重要な要素であり、ポジティブな感情が学習意欲の向上に寄与することが示されている [6]。また、感情認識の精度を高めるためには複数のモダリティを活用することが有効であり、単一のモダリティよりも予測性能が向上する [7]。しかし、教育分野において感情を重視したチャットボットの有効性は明らかでない。そこで、本研究では、EQ および学習者の感情状態を考慮したチャットボットを開発し、学習者に自信を与えながら、主体的に学習へ取り組むように促す。

3. EQ に基づいた AI 学習支援の実現

3.1 全体の流れ

本章では、学習者の感情変化を推定し、EQ に基づいたチャットボットによる有効な支援を実現する手法概要図を図 1 に示す。

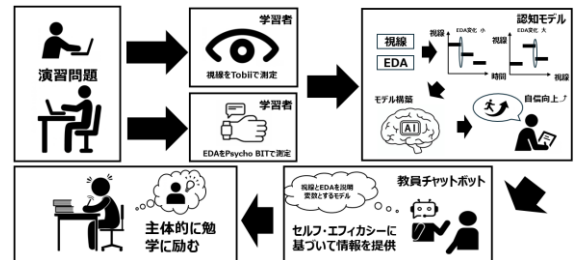


図 1: 手法概要図

まず、学習者はデータサイエンス教育に関連した演習問題に取り組む。演習中には視線データを Tobii を用いて取得し、EDA データを Psycho BIT によって測定する。取得されたデータは学習者の感情状態が大きく変化したタイミングを検出するための説明変数として活用される。特に感情の変化が顕著に観測された地点の前後の区間を抽出し、その区間における視線の動きの変化を分析することで、自信の獲得に繋がる行動パターンを特定する。これらの情報を基に視線と EDA に基づいた認知モデルを構築し、そのモデルをチャットボットに実装する。構築された EQ 認知モデルを活用した教員チャットボットは学習者の状態に応じたフィードバックを提供することで、学習者の自信を高め、より主体的に勉学に励むことを促すことが期待される。

3.2 認知モデルの構築

認知モデルは視線および EDA を説明変数として用い、学習者の自信向上に繋がる行動パターンを発見する。視線の遷移先は画面上の左上に表示された Jupyter セル、左下の教科書、右上の ChatGPT、右下の Web サイト、さらにキーボード操作の5つに分類される。図2に示すように、学習者がモデルの構造、分析コード、新しいモデルの実行内容を十分に理解できていない場面では EDA の変化量が小さく、理解を深めようとする過程では教科書、Web サイト、ChatGPT といった複数の参考資料に注視し、理解が進んだ際には EDA の変化量が增大し、自信の向上と対応する。

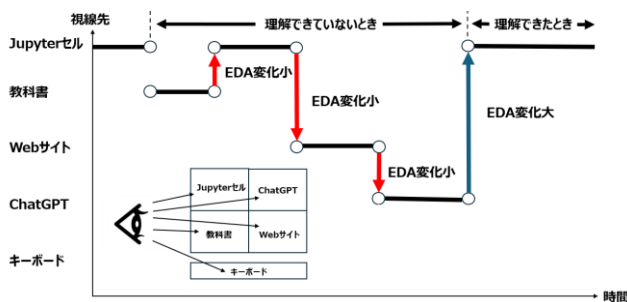


図2：認知モデル

また、視線データの分析ではカルマンフィルタによる平滑化を適用することで、時刻 t における真の状態を前後の観測値を用いて推定することが可能となる。これにより、元データに含まれる観測ノイズを効果的に除去し、視線の遷移傾向を把握することができる。本研究では、学習者の注視行動における急激な変化を検出するために、視線データの前処理および平滑処理をした後、時系列異常検出アルゴリズムである ChangeFinder を適用し、視線位置における急激な変化点を検出した。ChangeFinder は過去の傾向から外れた異常な変化を数値化するアルゴリズムである。さらに、得られた変化スコアを画面領域ごとに可視化することで、学習者の視線がどの領域において大きく移動したのかを明らかにした。図3は視線の変化スコアの時系列的推移を表している。

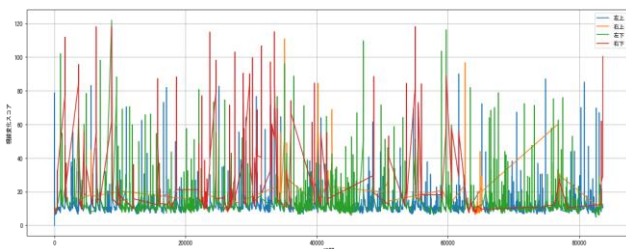


図3：視線の変化スコア

3.3 セルフ・エフィカシーに基づいたチャットボット

セルフ・エフィカシーとは、自分にはこの課題を達成する能力があると信じる認知的な力を指し、一般的には自己の有能感や自信として理解される概念である。本研究において、このセルフ・エフィカシーを EQ 理論に基づいた大学生向けの行動特性検査 Student EQ の下位尺度の一つとして定義する。本研究で構築した視線および EDA を説明変数とする認知モデルを対話型エージェントであるチャットボットに組み込むことで、学習者の状態に応じたフィードバックを自動生成することが可能となる。特にセルフ・エフィカシーが向上する局面においては学習者の心理状態を適切に捉えた上で効果的な言語的支援を提供する。

3.4 チャットボットによる効果

近年、教員不足が深刻化し、今後も悪化していく可能性が高い。そのような背景から、AI エージェントを活用し、人員不足の解消に寄与することが求められている。そこで、本研究では、学習者が自信を持って学習に取り組めるよう支援するチャットボットを開発する。本チャットボットは学習者の自信が低下しやすい場面において、適切な言葉による支援をすることで、学習継続の動機づけや主体的な学習行動の促進を図る。結果として、教員負担削減のみならず、学習環境の質的向上にも寄与することが期待される。

4. 終わりに

本論文では、EQ による感情変化に基づき学習者の自信を向上させる認知モデルを構築しチャットボットに適用することで、自信を獲得するタイミングを可視化し主体的な勉学を促進する。今後は実験を通じて本手法の有効性を検証していく。

参考文献

- [1] 栗田佳代子, 大学院生のための教育研修の現状と課題, 教育心理学年報, 59巻, pp. 191-208, 2020.
- [2] 文部科学省, 「教員不足」に関する実態調査, pp. 1-13, 2022.
- [3] Onesi-Ozigagun, O., et al., Revolutionizing education through AI: A comprehensive review of enhancing learning experiences, Int. J. Appl. Res. Soc. Sci., 6(4), pp. 589-607, 2024.
- [4] P. Qualter, et al., "The role of emotional intelligence in college students' success," *Journal of Educational Psychology*, vol. 113, no. 3, pp.501-513, 2021. <https://doi.org/10.1037/edu0000466>.
- [5] C. MacCann, et al., "Emotional intelligence and academic achievement: A meta-analysis," *Psychological Bulletin*, pp. 150-186, 2020. <https://doi.org/10.1037/bul0000219>.
- [6] K. Suzuki and T. Tanaka, "Emotion states in web-based learning using dialogue agents," *Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, vol. 15, no. 2, pp. 145-160, 2020. <https://doi.org/10.1007/s11412-020-09321-5>.
- [7] Y. Park, J. Seo, and J. Lee, "Detecting Confusion in Students' Multimodal Interactions During Online Learning Using Gaze and Facial Features," *Proc. of the 26th Int. Conf. on Multimodal Interaction (ICMI '24)*, pp. 244-253, 2024. <https://doi.org/10.1145/3678957.3685710>.