

テストを受けて成長する AI 生徒システムによる能動的学習支援手法の提案

佐藤 快飛* 坂本 大介*

概要. 生成系 AI の普及に伴い、学習に大規模言語モデル (Large-language model; LLM) を活用する事例が増加している。LLM は通常、答えを素早く得るためのツールとして利用されることが多く、こうした LLM の利用は即時的な問題解決には有用である一方で、学習者の能動的関与を阻害する可能性が指摘されている。そこで本研究では、学習者が、AI 生徒エージェントに教えることで学ぶ Learning-by-Teaching (LBT) 手法に着目し、AI 自身が教わった内容に基づいてテストを受ける機能を導入した LBT システムを提案する。このテスト機能により、学習者は教える意義と AI の成長を実感しやすくなり、継続的な利用を通して能動的学習の促進が期待される。

1 はじめに

生成系 AI、特に LLM の発展により、LLM を活用した学習支援の事例が増加している。LLM は通常、知識提供者として利用され、学習者は即時に正答を得ることを好む傾向がある [2]。しかし、このような利用形態は学習者の能動的な関与を減少させ、特にプログラミング教育の分野では自己効力感の低下を招く可能性が指摘されている [4]。そこで、近年は学習者が AI に「教える」ことを通じて学ぶ Learning-by-Teaching (LBT) 手法が注目されている。LBT は、教示や説明行為が自己理解を促進するという教育心理学的知見 [1] を基盤としており、LLM を教えられるエージェント (Teachable Agent) として活用する研究が進められている [3][5]。Rogers ら [5] は、学習者が生成系 AI に知識を教えることで、人間に教える場合と同等の学習効果が得られることを示した。

一方で、このような LBT システムを自発的に継続利用させることは難しく、その一因として、AI が短時間で高い理解を示すことにより、学習者が「教え続ける必要性」を感じにくくなるという課題が報告されている。本研究では、この課題を解決するために、AI 生徒エージェント「マナビー」にテスト機能を導入した LBT システムを提案する。マナビーは学習者から教示された内容に基づいてテストを受け、その結果を可視化することで、学習者が教える意義や達成感を持続的に感じられるよう設計されている。これにより、学習者の継続利用を促し、能動的学習の促進を目指す。

2 システムについて

2.1 システムの概要

本システムでは、学習者が AI 生徒エージェントであるマナビーに知識を教えることで、自己説明を誘発し、能動的な理解の深化を促す。マナビーはユーザにより教えられた内容に基づいてテストを受ける。テストの結果が視覚的に提示されることで、学習者は自身の教示行動の成果を客観的に確認できる。これにより、学習者は自己の教えがマナビーの成長を生むという代理的達成感を得ることができ、学習意欲の維持が期待される (図 1)。



図 1. ホーム画面

今回のシステムは今後、高校1年生を対象に実験を行う予定であり、知識の体系的理解が求められる科目として「生物基礎の遺伝分野」を学ぶためのシステムとして作成した。現状、LLM のモデルとしては Open AI の gpt-4o-mini を利用している。

以下では、このエージェントを構成するプロンプトについての説明をした後に、テスト機能の説明を

する。

2.2 プロンプトについて

マナビーのプロンプトは、基本プロンプト (およそ 3700 字)、学習内容に基づいて作成されるプロンプト (およそ 4500 字) を合わせて構成されている。基本プロンプトでは、マナビーが初学者として振る舞い、学習者が説明責任を持って知識を教えるように誘導する。この“無知を装う”プロンプトの設計は、Rogers ら [5] が示した Chain-of-thought prompting に基づき、学習者に自然な説明生成と自己検証を促すことを狙いとしている。例えば、学習者が誤った内容を教示した場合でも、マナビーは「それは間違っている」と直接的に指摘するのではなく、「それって～ということ？少し混乱してきた」といった応答を行う。このような振る舞いにより、学習者自身が誤りに気づき、自己修正へと導かれるよう設計されている。(図 2)。

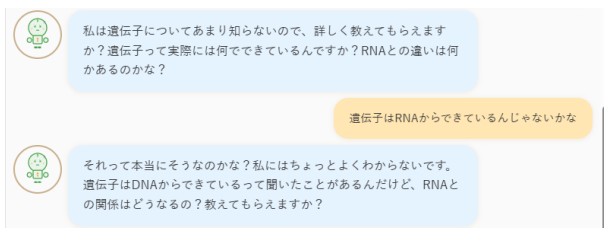


図 2. ユーザが間違えたことを教えた時の応答

学習内容に基づいて作成されるプロンプトは、現在の学習単元、理解度スコア、テスト結果、直近 30 件のチャット内容で構成される。理解度スコアはチャット内容に基づき計算され、マナビーが「なるほど」、「わかりました」、などの理解を示す反応をするたびに上昇していく。理解度スコアを用いることで、学習段階に応じた応答を生成できるため、学習者は「マナビーが理解していく過程」を観察しながら教えることができる。(図 3)。

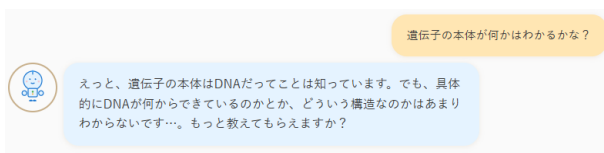


図 3. 学習後は知っているものとして振る舞う

2.3 テスト機能

テスト機能では、マナビーが学習者から教えられた内容に基づき、対応する知識単位ごとの問題をマナビー自身が解く。プロンプトに渡す内容に理解度スコアを設定していることで、スコアの低い問題は間違い、学びきった知識に基づく問題は解答できる

ようになっている(図 4, 図 5)。各問題は一つの必要な知識に対応するように設計されている。そのため、マナビーは設定された問題に基づき、該当する知識を深めるための質問を生成する。問題とそれに対応する知識を適切に構成することで、ユーザの理解を段階的に支援しつつ、能動的な学習行動を促進することが可能となる。

マナビーが正答できると、学習者は自身の教示の成果を実感できる。一方、誤答が生じた場合には再説明の動機が生まれる。これにより、学習者は自己評価と再教授のサイクルを自然に繰り返すよう設計されている。この仕組みは、能動的学習を支える「自己説明」や「メタ認知的な調整」のプロセスを促進することを目的としている。

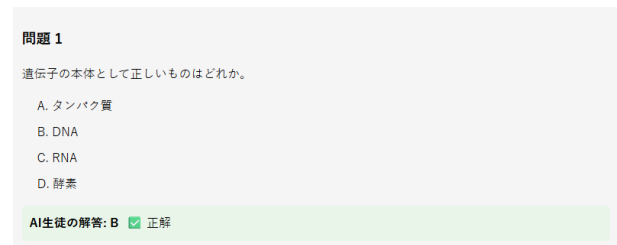


図 4. 学習したものは答えられる

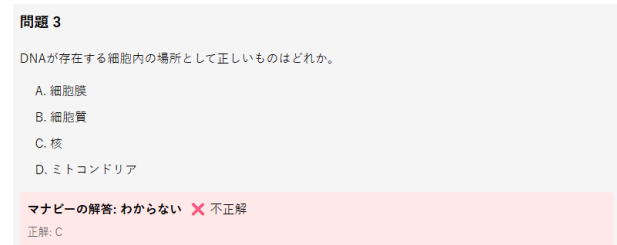


図 5. 未学習、理解していないものは間違える

3 まとめおよび今後の課題

本研究では、LBT システムにテスト機能を導入することで、AI の過学習による継続利用の阻害要因を軽減し、学習者に教える意義と達成感を与える仕組みを提案した。Chain-of-thought prompting と学習内容に基づくプロンプトを組み合わせることにより、AI が初学者のように振る舞いつつも、学習内容の定着後には習得済みの知識を反映した応答を生成できるよう設計し、学習者が成長を実感しやすいエージェントを構築した。

今後は、高校 1 年生を対象とした実験を実施し、継続利用意欲、自己効力感、学習成果 (事後テスト正答率) の 3 観点から本システムの有効性を検証する予定である。

参考文献

- [1] D. Duran. Learning-by-teaching. Evidence and implications as a pedagogical mechanism. *Innovations in Education and Teaching International*, 54(5):476–484, Feb. 2016.
- [2] M. Kazemitabaar, R. Ye, X. Wang, A. Z. Henley, P. Denny, M. Craig, and T. Grossman. CodeAid: Evaluating a Classroom Deployment of an LLM-based Programming Assistant that Balances Student and Educator Needs. In *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '24, p. 1–20. ACM, May 2024.
- [3] N. Matsuda. Teachable Agent as an Interactive Tool for Cognitive Task Analysis: A Case Study for Authoring an Expert Model. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(1):48–75, July 2021.
- [4] A. Padiyath, X. Hou, A. Pang, D. Viramontes Vargas, X. Gu, T. Nelson-Fromm, Z. Wu, M. Guzdial, and B. Ericson. Insights from Social Shaping Theory: The Appropriation of Large Language Models in an Undergraduate Programming Course. In *Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research - Volume 1*, ICER 2024, p. 114–130. ACM, Aug. 2024.
- [5] K. Rogers, M. Davis, M. Maharana, P. Etheredge, and S. Chernova. Playing Dumb to Get Smart: Creating and Evaluating an LLM-based Teachable Agent within University Computer Science Classes. In *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '25, p. 1–22. ACM, Apr. 2025.