

## 大規模言語モデルを用いた学習計画作成支援システムの開発と支援

## Development and Evaluation of a Learning Plan Creation Support System Using Large Language Models

伊達 明芳<sup>\*1</sup>, 樋口 三郎<sup>\*1</sup>Akiyoshi DATE<sup>\*1</sup>, Saburo HIGUCHI<sup>\*1</sup><sup>\*1</sup>龍谷大学先端理工学部 数理・情報科学課程<sup>\*1</sup>Applied Mathematics and Informatics Course, Faculty of Advanced Science and Technology, Ryukoku University  
Email: y220036@mail.ryukoku.ac.jp

あらまし：本研究では、大規模言語モデル(LLM)を用いた学習計画作成支援システムを構築し、学習初期の計画作成支援としての機能を明らかにすることを目的とした。大学生15名を対象に1週間のタイピング学習の実験を実施し、支援群と非支援群を比較した結果、計画の進めやすさ、学習の主観的効果、満足度のいずれにも統計的有意差は認められなかったが、支援群でこれらの指標が高い傾向がみられた。また、計画の進めやすさと満足度の間に有意な正の相関がみられた。これらの結果から、LLMによる学習計画作成は、学習開始時の計画を明確にすることで、心理的負担を軽減させる可能性が示唆された。

キーワード：自己調整学習, 生成AI, 適応的支援, 学習スキル

## 1. はじめに

近年、学習者が自立的に学習を調整する自己調整学習(Self-Regulated Learning: SRL)の重要性が指摘されている<sup>(1)</sup>。SRLは、目標設定や計画作成、学習の実行と把握、および結果の振り返りという循環的なプロセスとして整理されているが、多くの学習者にとって適切な計画作成は容易ではない。特に学習初期に手順が不明確な場合、計画段階で多大な労力を要し、学習意欲が阻害される可能性がある<sup>(2)</sup>。

既存のAI教育システムの多くは学習内容の最適化を目的としているが、学習者の自立性を高めるプロセス支援にAIを活用する仕組みも報告されている<sup>(3)(4)</sup>。しかし、学習初期の計画作成を対象とし、主体性を保った具体的な支援は十分に検討されていない。

本研究では、大規模言語モデル(LLM)を用いて学習計画案を作成・提示し、学習者が最終判断を行う「半自動型」の学習計画作成支援システムを構築した。本稿の目的は、このシステムが学習初期の計画作成支援としてどのように機能するかを明らかにすることである。具体的には、以下の3つの研究課題(RQ)を設定した。

RQ1: LLMによる具体的なステップ提示は、学習し時のみの場合と比較して、計画の進めやすさなどのような違いをもたらすか。

RQ2: 計画の進めやすさは、学習プロセスに対する主観的な満足度とどの程度関連しているか。

RQ3: 計画の進めやすさは、短期的な学習成果とどの程度関連しているか。

## 2. システム概要

本システムは、学習者の関与を前提とした「半自動型」として設計した。LLMが学習計画案を生成し、

学習者が承認・修正して確定するという役割分担により、作成の負担軽減と主体性維持の両立を図る。

学習者はWebブラウザを通じてシステムにアクセスし、学習目標、現在のレベル、学習期間などをを入力する。これらの入力に基づき、LLMが計画の全体像と週単位の学習ステップと日別目標を含む学習計画を生成する。

図1 LLMが出力した学習計画全体像

学習期間中は、各学習日の目標を提示し、学習終了後に学習内容、学習時間、主観的達成度を記録する機能を備えている。蓄積された記録に基づき、LLMが一定期間ごとのフィードバック(振り返りと今後の助言)を生成し、計画調整を支援する。システムはStreamlitフレームワークとOpenAI API (gpt-4o-mini)を用いて実装し、AWS EC2上で運用した。

## 3. 評価実験

本システムの効果を検証するため、大学生15名を

対象に、1週間のタイピング学習実験を実施した。用いた学習ツールはタイピングゲームの「寿司打」である。参加者を、本システムを利用する支援群（7名）と、利用せずに学習を進める非支援群（8名）にランダムに割り当てた。支援群は、システムが生成した学習計画に基づき練習を行い、各学習日終了後にシステムに学習記録を入力した。学習4日目には週次レビューを提示し、計画修正の機会を設けた。非支援群には、事前スコアに基づく到達目標を参考として提示したが、具体的な学習内容は指定せず、毎日15分の学習を行うよう指示した。

評価指標として、計画の進めやすさ（RQ1, 2, 3）、学習の主観的効果、満足度（RQ2）、および学習成果（寿司打のスコア変化, RQ3）を用いた。主観的指標は4件リッカート尺度によるアンケートで収集した。分析には、主観的指標にMann-WhitneyのU検定、学習成果にWelchのt検定を用い、有意水準は5%とした。効果量の解釈はCohenの基準<sup>5)</sup>に準拠した。

#### 4. 結果と考察

表1に各指標の群間比較を示す。いずれの指標においても統計的有意差は認められなかったが、(計画の進めやすさ:  $U=37.5, p=.293, r=.27$ ; 主観的効果:  $U=44.0, p=.071, r=.47$ ; 満足度:  $U=40.0, p=.145, r=.38$ )、平均値は一貫して支援群が高く、効果量は小～中程度を示した。学習成果については、両群ともスコアの上昇がみられたが(支援群: 3694 → 4020; 非支援群: 3948 → 4440)、上昇量の群間差は有意ではなかった ( $t=-.69, p=.503, d=-.36$ )。

表1 各指標における支援群と非支援群の比較

指標	支援群	非支援群
計画の進めやすさ	3.14	2.70
学習の主観的効果	3.14	2.53
満足度	3.57	3.00

全体 ( $n=15$ ) を対象とした相関分析の結果(表2)、計画の進めやすさと満足度の間に有意な正の相関がみられた。 ( $r=.520, p=.047$ )。

表2 全体の相関 (支援群+非支援群) ( $n=15$ )

評価項目	1	2	3
1.計画の進めやすさ	—		
2.学習の主観的効果	.279	—	
3.満足度	.520	.316	—
4.スコア上昇量	.186	.384	.376

また、自由記述では肯定的評価として「計画を考える負担が軽減された」「なにをすればよいか明確になった」といった意見が得られた。

一方、改善点として「計画内容がやや抽象的」「記録画面に行きにくい」などの指摘があった。

RQ1について、統計的有意差は認められなかったが、支援群で高い傾向と自由記述での肯定的な報告から、LLMによる具体的なステップ提示は、学習開始時の心理的な迷いを取り除き、学習に取り組みやすくなる役割を果たした可能性が示唆される。

RQ2について、計画の進めやすさと満足度の有意な正の相関は、学習計画のわかりやすさが短期的な学習体験全体の評価と関連することを示している。加えて、支援群の分析からは、操作性 (UX) や主観的な上達感など、複数の要因が相まって満足度が形成される傾向が確認された。これは、LLMによる支援が学習開始時の心理的な負担を取り除くことで、学習体験の満足度を向上させたことを示唆している。

RQ3について、短期間では学習計画の違いが成果差としてあらわれにくいことが示された。

本研究の限界として、短期間・少人数の実験であること、主観的評価に依存していることがあげられる。今後は、参加者数や学習期間を拡大し、学習行動ログなどの客観的指標を用いた多角的な検討が必要である。

#### 5. まとめ

本研究では、LLMを用いた学習計画作成支援システムを構築し、学習初期の計画作成支援としての機能を実証した。短期間において学習成果の直接的向上は確認されなかったが、計画の進めやすさや満足度が高い傾向がみられ、両者の間に有意な正の相関がみられた。これらの結果から、LLMによる学習計画作成は、学習開始時の計画を明確にすることで、心理的負担を軽減させる可能性が示唆された。今後は、参加者数や学習期間を拡大し、学習行動ログなどの客観的指標を用いた多角的な検討が必要である。

#### 参考文献

- (1) Ahmad Faza and Ilyana Agri Lestari: "Self-regulated learning in the digital age: A systematic review of strategies, technologies, benefits, and challenges", International Review of Research in Open and Distributed Learning, Vol. 26, No. 2, pp. 24-58 (2025)
- (2) Deborah L. Butler: "The roles of goal setting and self-monitoring in students' self-regulated engagement in tasks", Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, Chicago, IL (1997)
- (3) Xusheng Dai, Zhaochun Wen, Jianxiao Jiang, Huiqin Liu, and Yu Zhang: "How students use ai feedback matters: Experimental evidence on physics achievement and autonomy", arXiv preprint, arXiv:2505.08672v2 (2025)
- (4) Man Su, Belle Dang, Andy Nguyen, and Tomohiro Nagashima: "Choice-making in an adaptive learning system with motivational pedagogical agents", npj Science of Learning, Vol. 10, No. 1, p. 77 (2025)
- (5) Jacob Cohen: "Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences", Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, 2nd edition (1988)