

# 生成 AI を用いた課題解決支援による全学データサイエンス教育

高尾 晃生\*1・横石一輝\*1・久保幸平\*1・岡部格明\*1\*2・宿久洋\*1

Email: cgjh0235@mail4.doshisha.ac.jp

\*1: 同志社大学

\*2: 名古屋大学

◎Key Words

課題解決型学習, プロンプトエンジニアリング

## 1. はじめに

### 1.1. 背景

近年、生成 AI 技術が急速に発達し、教育分野でもその応用可能性が注目されている。これまでの教育の中心であったパッシブ・ラーニングは、学習者が情報を受動的に記憶する傾向を助長し、知識の活用にまで至りにくいという課題が指摘されている<sup>(1)</sup>。加えて、答えが一意に定まる記憶再生型の評価では、生成 AI によって容易に解答が取得できるため、知識定着という観点で大きな問題となる<sup>(1)(4)</sup>。

これらの課題を克服する手段として、学習者が自らの思考と行動を通じて能動的に学習に関与するアクティブ・ラーニングの重要性が強調されている<sup>(2)</sup>。アクティブ・ラーニングは理解・分析・評価・創造といった高次の認知スキル活用を促進し、より深い学びを実現するという特徴を持つことが報告されている<sup>(2)(3)</sup>。

生成 AI をアクティブ・ラーニングに取り入れることで、学習者は課題解決過程で AI を対話的に活用し、高度な思考を外化しながら知識を構築できる可能性がある<sup>(4)</sup>。一方で、生成 AI の活用効果は学習者が作成するプロンプトの質に依存し、プロンプトを作成する能力が不十分な場合には AI 出力の無批判な受容や依存が生じうる<sup>(7)</sup>。Bai ら(2023) は、生成 AI の過度な利用が学習効率を高める一方で、記憶力の低下を招く可能性を示唆しており、適切なバランスを取った活用が必要とされる<sup>(7)</sup>。生成 AI の詳細な使い方を提示しないまま学習者に使用することを指示しても、AI 依存による浅い学習や不適切なプロンプトに起因する知識未定着が生じたとの報告がある<sup>(4)(6)</sup>。

したがって、生成 AI を教育的に活用するためには、単に AI の使用機会を提供するだけでなく、(i) 学習者が主体的に思考・判断・表現を行うことを促す能動的な課題設計、および (ii) 適切な問いの構築を通じて AI から有意義な出力を引き出すプロンプトエンジニアリングの涵養を意図した課題設計が不可欠である。

本研究では、生成 AI を用いた課題解決型学習において、設問設計の違いが学習者のプロンプト設計にどのような影響を与えるか、またそのプロンプトエンジニアリングの違いが知識定着に与える効果を実証的に検討することを目的とする。この目的を達成するために、具体的には現状における課題の洗い出しとその課題を踏まえた上での受講生の実態把握のための設問設計を行なった実証を行うことによって、設問の性質に応じた受講生の利用実体

を明らかにする。

同志社大学では 2024 年度より「数理・データサイエンス・AI 教育」プログラムの必修科目である「データサイエンス概論」「データサイエンス基礎」において、NTT 西日本と共同開発した生成 AI 「DAIB(Doshisha AI Buddy)」を導入し、電子教科書配信システム「EDX UniText」と連携したセキュアな学習環境を整備している<sup>(5)</sup>。本研究では、同志社大学において整備されている生成 AI を用いた学習環境を対象として、学習者の生成 AI の使い方についてその特徴を明らかにする。具体的には、これまでの生成 AI の使われ方を元に明らかにし、いくつかの生成 AI 利用に関する探索的な介入を行う。

### 1.2. 昨年度の利用状況

本節では、DAIB 導入当初の 2024 年度において「データサイエンス概論」および「データサイエンス基礎」の両科目における DAIB 利用状況を述べる。年間を通じて、のべ 2,374 名の受講生が DAIB を利用した。また、1 課題あたりの DAIB とのやり取り回数の平均は 4.16 回であった。

2024 年度は第 12 回のデータサイエンス概論の講義においてプロンプトエンジニアリングを行う課題が出題された。この回の講義では、チャレンジャー号の打ち上げ失敗を代表とするデータ解析に関する失敗例が取り扱われた。この課題では、「チャレンジャー号の事故は何が良くなかったのか」に関して DAIB に尋ねさせた上で、その回答内容について自身の見解を述べさせるとともに、講義内容と照合しつつ論点の有無を比較検討することを求めた。また、DAIB に対する質問方法についても受講生自身に工夫を促し、使用した問いの形式も併せて記述させた。DAIB の機能別利用ログを時系列で集計した結果、第 12 回の期間中にはフリーワード入力機能の利用回数が約 1,200 回であった。

受講者がこの課題に取り組んだ際に DAIB に入力した初回プロンプト (n=1,282) のうち、半数以上に当たる 778 件において、受講生に提示した問題文である「チャレンジャー号の事故は何が良くなかったのか」という文言がそのまま入力されていた。このことは、プロンプト設計において受動的な模倣が多く見られ、プロンプトエンジニアリングを適切に促すという本課題の意図が十分に達成されなかったことを示している。

以上より、この課題は学術的語彙の活性化や思考の深まりを一定程度実現した一方で、生成 AI の教育的活用において、自発的かつ多様なプロンプト設計を促し、知識の

定着につなげるための課題構成に改善の余地があることが明らかとなった。

## 2. 方法

2025 年度春学期に開講されている「データサイエンス概論」の第6回の講義において、DAIB を用いた課題を出題した。この講義では平均値や中央値について取り扱った。講義全体の受講者は2,280名であった。

この講義回において、受講者をランダムに2群に割り当て、それぞれの群の受講生に対して出題する課題の文言を変更した。それぞれの変更内容および、その狙いについては次に示す。

### 2.1. PDCA サイクルを想定した逐次対話指示

第6回の講義では、練習問題の作問観点から、課題へ取り組む際の生成AI 利用実態の比較を行う。ここでは、受講生を作問群と意図群の2群に分けた。それぞれの群に対して、実施を求めるタスクを表1に示す。

表1 第6回：作問群と意図PDCA 群

群ラベル	作問群	意図群
タスク	受講生自身が講義テーマに沿った問題を設計し、自作した問題をDAIB と解きつつ、模範解答の妥当性を検証しPDCA をDAIB と対話しながら実行。	既製の問題を提示し、その「出題意図」を記述→解答→検証→改善のPDCA を行わせる。

この課題では、課題の各ステップとして次のPDCA を行わせることを意図している：

- Plan: 問題をDAIB と相談しながら自作または提示された問題の意図をDAIB と相談しながら記述
- Do: DAIB と対話しながら解答を作成
- Check: 模範解答の正当性を証明し、良否を批判的に評価
- Act: 問題文・解答を改善し再提示

この課題では、PDCA 型の逐次対話が反復学習を強制し、それぞれの方法での使われ方の違いを明らかにすることを目的とする。

この課題において出題された具体的な問題内容を表2に示す。各群において設問1で作問をさせるのか出題者側で作成した問題に対して、その意図を説明させるのかを分けている。設問2以降については、両群ともに同じ問題を出題している。

表2 第6回の課題内容

設問	作問群	意図群
1	あるデータサイエンス科目の教員は、算術平均に関して、単純な計算方法ではなくその概念に	あるデータサイエンス科目の教員は、算術平均に関して次の問題を作りました。 クラスAでは、10人全員のテストの点数は60点でした。 クラスBでは、8人が50点、2人が100点でした。

	ついて問う問題を作りたいと思っています。DAIB のフリーワード機能を用いて、この意図に沿った問題を考えてください。	(1)それぞれのクラスの平均点を計算しなさい。 (2)どちらのクラスの平均点が高いかを答え、その理由を「平均の意味」を踏まえて説明しなさい。  DAIB のフリーワード機能を用いて、この問題の意図がどのようなものか説明してください。
2	前の問題で作成された問題を解き、模範回答を作成してください。	
3	前の問題の模範解答が間違っていないことを示してください。	
4	出題者の観点、受講者の観点それぞれから見た時、この問題の良いところ、悪いところを説明してください。	
5	この問題の改善点を指摘し、それを修正した問題を改めて作成してください。	

### 2.2. 着目する指標一覧

本研究で着目する、生成AI を用いた学習の主体性は次の3つから構成される。具体的には、出力されたものに対する自らのプロンプト作成、出力された結果の吟味、受講者の回答に表れる知識の幅である。それぞれの要素については、表3に示す指標の観点から比較を行う。

出力されたものに対する自らのプロンプト作成について、DAIB は一般の生成AI サービスのように一度入力し、回答を得た内容に対してその内容についてさらに質問をすることができるという機能を持つ。一度DAIB に質問してその返答を得るという操作をやりとり回数1回とし、やりとりが何回行われたのかを指標として用いる。ただし、入力トークンに関する制限から記録上のDAIB とのやりとり回数の上限は4回となっている。

出力された結果の吟味について、本課題においては、DAIB と一緒に考えるということを重視しているため、DAIB の出力に対して、それを吟味し、回答をすることができるかの基準とする。そのため、受講者のLMS上の回答とDAIB ログに記録された出力とのJaccard係数を指標として用いる。この指標は、ログ上のDAIB の出力・受講者のLMS上への入力を形態素解析したものによって算出され、形態素が完全一致している場合に1になるような指標である。

受講者の回答に表れる知識の幅について、本課題においては、受講生に記述を求めるものである。そのため、受講生が講義を受けただけでは身につけることができなかつた新たな概念を表現できるということが主体的な学習においては重要になる。ここでは課題に書かれたものを評価するために、用いている語彙の種類を基準として用いる。

表3 着目する指標一覧

指標	定義
DAIB とのやり取り回	課題に取り組む際のDAIB との対話回数 (最大4)

数	1つの課題に取り組む際の受講生のDAIBへの入力回数。第6回の講義課題提出期間にDAIBを利用した回数をやりとり回数と定義。
Jaccard係数	提出回答とDAIB出力間の語彙集合類似度。LMS上の回答とDAIBログがどの程度類似しているかを計算した指標。語彙を形態素に分けた後、共通する単語数 ÷ 全体 (LMS上の回答とDAIBログどちらも含む) のユニーク単語数で計算。
語彙の種類数	形態素解析により重複を除いた形態素の種類数。

### 3. 結果

PDCAを想定した逐次的対話指示に関する課題には、合計699名の受講者が回答した。内訳は作問群が349名、意図群が350名であった。

それぞれの群におけるDAIBとのやりとり回数の分布を図1に示す。この課題においては、両群ともに7割近くが4回以上のやりとりを行なっているという結果が得られた。

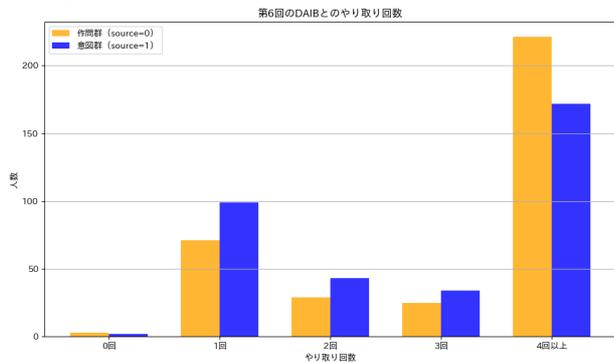


図1 第6回のDAIBとのやりとり回数

次に、設問1のJaccard係数に関するバイオリンプロットを図2に示す。この結果から、DAIBとのやりとり回数が少ない受講生の回答はこの値が高い傾向がある。反対に、DAIBとのやりとり回数が増えるほどJaccard係数の値が低い傾向があることがわかる。それぞれの群に着目すると、添削提示群の方がややJaccard係数が低いことがわかる。すなわち、群によつての顕著な差見られないもののやりとり回数の多い受講生はDAIBの回答を吟味した上で回答をしていることがわかる。

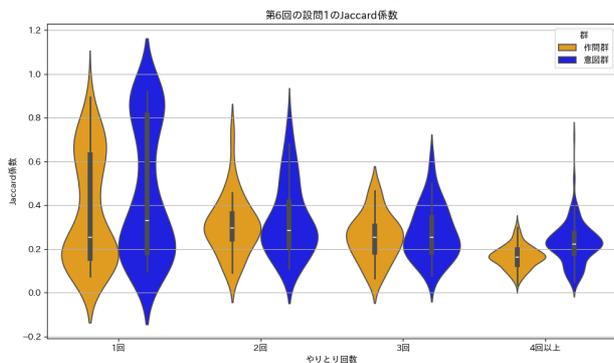


図2 第6回の設問1のJaccard係数

また、設問1における語彙数の結果を図3に示す。最

大値は作問群の方が大きいものの、中央値・モードに着目すると、意図群の方が大きいことがわかる。

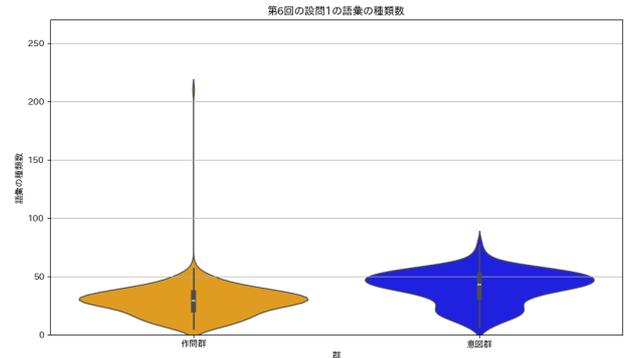


図3 第6回の設問1の語彙の種類数

ここで、設問5における語彙数の結果を図4に示す。設問1とは異なり、最大値・中央値・モードの値は、すべて作問群の方が大きいことがわかる。

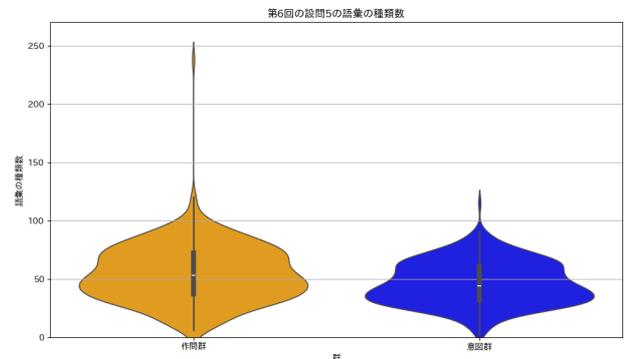


図4 第6回の設問5の語彙の種類数

### 4. 考察

以上の結果から、それぞれの取り組みに関して以下の点を示唆される。今回着目した課題の設問1において、やりとり回数が少ないユーザの回答はJaccard係数が高い傾向にあり、これはDAIBの回答をそのまま転記している可能性を示している。そのため、やりとり回数が少ない受講生は、生成AIを使用する際に前の回答を踏まえた上でのプロンプトを書くことができないことが考えられる。

さらに、同課題におけるやりとり1回の群では、Jaccard係数のバイオリンプロットにおいて分布が二峰性を示しており、生成AIの利活用に関して受講生間に大きな差が存在することがうかがえる。このことから、やりとり回数が1回であっても、生成AIの出力に対して吟味を行うことができ、自律的に課題に取り組むことができる受講生が一定数存在することが示唆される。

語彙数に着目すると、図2において意図群の回答された語彙数は、作問群と比較してやや多い傾向が見られた。一方で、最終的に作問をさせる課題である設問5の結果から作問群の方が語彙数が大きいという結果が得られた。前述の考察を踏まえると、問題の意図を説明させる課題群は、創造的な課題群に比べて生成AIの出力から回答の表現の幅が広がっていることが考えられる。このことから、問題を自ら作成させるような創造的な課題は、生成AIを活用した主体的な学習を促進するうえで有効である可能性が示唆される。

以上より、生成AIを活用する課題設計においては、説

明や意見の表明を求める課題よりも、問題作成のような創造的課題を設定する方が、生成AIを活用した主体的な学習を促すうえで効果的であると考えられる。

## 5. おわりに

本研究は、生成AI、DAIBを組み込んだ全学データサイエンス教育において、設問構造が学習者のプロンプト設計にどのような影響を与えるか、またそのプロンプトエンジニアリングの違いが知識定着に与える効果を実証的に示した。

## 6. 謝辞

本研究は、NTT 西日本株式会社様および株式会社 NTT EDX 様との共同実証事業の一環として実施いたしました。両社のご協力に心より感謝申し上げます。

## 参考文献

- (1) 戸田 まり : “授業法の違いによる知識の定着の検討”, 北海道教育大学紀要 (教育科学編), 第 69 巻, 第 1 号, pp. 33-40 (2018) .
- (2) 枝川 義邦, 谷 益美, 佐藤 哲也: “アクティブラーニングが知識学習に与える影響と実践に向けた課題 —— 高大接続移行期の教員に対する効果的な対応の考察 ——”, 早稲田大学高等研究所紀要, 第 8 号, pp. 75-88 (2018) .
- (3) 田神 仁: “生成AIを活用したアクティブ・ラーニングに関する実践研究 ～ ChatGPT 等及びスライド作成AI「Gamma」を活用して ～”, 法政大学, 教育実践研究報告, 第 3 号, pp. 12-19 (2024) .
- (4) 中澤 明子: “大学授業における生成AIの利活用と教育評価を考える — アクティブラーニングにおける生成AIの活用と授業デザイン —”, 東京大学大学院 総合文化研究科・教養学部附属教養教育高度化機構, 教育実践研究紀要, 第 12 号, pp. 21-30 (2024) .
- (5) 同志社大学全学共通教養センター: “学習を支援するAIアシスタント『DAIB』の活用開始について”, <https://cgle.doshisha.ac.jp/cgle/news/detail/036-53i3SP.html>.
- (6) Repley, W.H., Nichols, W.D.: “Matching Instructional Design with Vocabulary Instruction”, *The Reading Teacher*, Vol. 58, No. 4, pp. 358-370 (2004) .
- (7) Bai, H., Lu, Y., Liu, X., et al.: “ChatGPT: The cognitive effects on learning and memory”, *Computers & Education: Artificial Intelligence*, Vol. 4, 100146 (2023) .