

対話型生成系AIを活用した作問学習支援手法の提案と 高校生への実験的適用

小林 久也^{1,a)} 高木 正則¹

概要：学習者が自ら問題を作成する作問学習は、問題解決学習に比べより深い理解を必要とし、大きな学習効果が見込まれることが知られている。しかし、従来の作問学習支援システムでは、学習者の作問プロセスによって得られる学習効果に差異があること、また作問プロセスを制御しようとする場合に作問の自由度が低くなることが問題となっている。これらの問題を解決するための方法として、我々は大規模言語モデル（LLM）に基づき自然な会話を実現する対話型生成系AIに着目した。本研究ではまず、典型的な3つの作問形式に基づき理解を深められる作問プロセスを検討し、そのプロセスを促すための生成AI用のプロンプト（作問用プロンプト）を設計した。次に、高校生を対象とし、作問用プロンプトを設定した生成AIを使用する作問学習を実験的に行なった。その結果、作問用プロンプトによって生成AIが作問プロセスを適切に制御できることや、提案した作問プロセスに沿った作問学習によって理解度が深まること、作問用プロンプトを設定した生成AIが作問学習時の学習効果を高めるのに役立つことが示唆された。

キーワード：作問学習、生成AI、プログラミング教育

Proposal of a Support Method for Learning by Quiz-Creation Using Interactive Generative AI and Its Experimental Application to High School Students

HISAYA KOBAYASHI^{1,a)} MASANORI TAKAGI¹

1. はじめに

学習者自身が問題を作成して学習する作問学習は、問題に解答する学習に比べ問題やその解法に対する深い理解が必要となり、より高い学習効果が期待できる [1, 2]。作問学習に関する研究は、作問を行うタスクに関する調査と分析 [3, 4] や作問学習により生成された問題の分析 [2] など、元来から様々な研究が行われている。また、作問学習を対象とした様々な学習支援システムが開発されており、作成された問題の他の学習者による評価 [5, 6] や作成された問題を利用した協調学習を目的としたもの [7, 8]、作問プロセスを単文の統合という形で簡略化することで作成された問題の自動診断 [9] を目的としたものなどがある。QSIA [5]、QPPA [6]、CollabTest [7]、Concerto [8]などは、「問題設定の自然言語化」 [2] を含めた自由な作問が可能であるが、作問プロセスそのものを支援する機能は提供されておらず、作問プロセスが学習者に委ねられるため、学習者の理解状況や作問プロセスによっては十分な学習効果が得られないことが問題である。一方、モンサクン [9] では、作問プロ

セスの簡略化による問題の自動診断を可能としているが、作問における問題設定の自然言語化の作業を扱わないため作問の自由度が低くなることが問題である。

一方、近年、ChatGPTをはじめとする対話型生成系AI(以下、生成AI)の教育への活用が注目されている。生成AIは入力された質問に対して、深層学習で作られた大規模言語モデルに基づいて回答でき、極めて自然な対話応答性能や高い汎用性・マルチモーダル性を有する。生成AIの活用により、教育や学習における諸活動の効率化や学習コストの削減、独学での学習の円滑化などの効果が期待できる。実際の活用例としては、数学学習の際のチューターやエッセイの自動採点、英語学習の際の対話相手などが挙げられる [10]。しかしながら、作問学習のプロセスに生成AIを直接適用している事例は、我々の調査では見つからなかった。

以上のことを踏まえ、本研究では(1)作問による理解度の向上を保証すること、(2)問題設定の自然言語化を含めた自由な作問を実現することを目的とし、高い学習効果が得られるような作問プロセスとそのプロセスを生成AIを利用して制御する作問学習支援手法を提案する。また、本研究では、生成AIとプログラミングとの親和性を考慮し、プログラミングに関する学習を対象とする。特に、日本における高等学校共通教科情報科「情報I」の「コンピュータとプログラミング」の学習単元を対象とする。プログラミン

¹ 電気通信大学 大学院情報理工学研究所
Graduate School of Informatics and Engineering, The University of
Electro-Communications

^{a)} k2430051@edu.cc.ucc.ac.jp

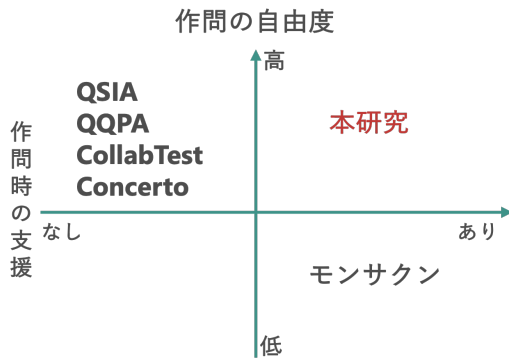


図1 作問学習支援システムの分類

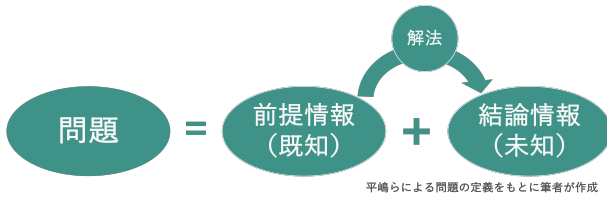


図2 平嶋ら [9] による問題の定義

グの分野において、生成 AI はソースコードの補完と修正、構文エラーの自動修正、テキストからコードの生成など多くのタスクにおいて有効であることが知られている [11]. なお、本研究では、言語モデルとして OpenAI 社が開発したテキスト生成 AI モデルである gpt-4 を使用した。

2. 本研究の位置付けとリサーチクエスチョン

関連研究と本研究の位置付けを図 1 に示す。本研究は、作問プロセスそのものを支援しつつ自由度の高い作問学習を実現しようとしている点に特徴がある。このことを踏まえ、本研究におけるリサーチクエスチョンを以下のように設定した。

- (1) 生成 AI は提案する作問プロセスを適切に制御できるか？
- (2) 作問学習による理解度の向上を促す（保証する）作問プロセスはどのようなものか？
- (3) 生成 AI を活用した作問学習により、理解度が向上するか？

3. 作問プロセスの設計と提案

3.1 作問プロセス設計のアプローチ

2章で述べたような本研究の特徴をもとに、高い学習効果が得られる作問プロセスについて検討した。作問プロセスは、平嶋 [9] によって定義された典型的な 3 つの作問形式（物語ベースの作問、問題ベースの作問、解法ベースの作問）に対してそれぞれ設計した。

3.2 3つの作問形式

平嶋 [9] は学習における一般的な問題を図 2 のように定義している。「前提情報」はある問題を解くときに既知として扱える情報のことで、「結論情報」とは前提情報から演

表 1 「コンピュータとプログラミング」分野における作問学習の学習目標

作問形式	学習目標
物語ベース	実世界の問題解決をプログラミングによって行おうとする視点や技術を養う
問題ベース	プログラミングに関する各知識間の関連性や違い、メリット・デメリットについて深い理解を養う
解法ベース	プログラミングにおける特定の知識や技術を実世界の題材に適用することで、知識や技術に対する深い理解と応用力を養う

繹的に導くことができる情報のことである。さらに、前提情報から結論情報を導く手順を「解法」とする。このように考えると、問題とは前提情報、結論情報、解法によって特徴付けられるものであり、これらに対して制約を与えることで多様な作問課題を設定することが可能となる。作問課題とは、問題を作成する際の要件を含んだものであり、学習者は作問課題に基づいて問題を作成する。作問課題は、通常教員によって作問学習の始めに提示される。作問課題によって作問学習が特徴づけられるが、作問課題に基づく典型的な作問の形式として物語ベース、問題ベース、解法ベースの 3 つがある [9].

物語ベースの作問は「前提情報」を制約として与える作問のことをいい、絵や物語などが「前提情報」として与えられ、それらに準拠した問題を作らせる。問題ベースの作問は「前提情報」と「結論情報」を制約として与える作問のことをいい、元となる問題が与えられ、それを一部変更することで新しい問題を作らせる。解法ベースの作問は「解法」を制約として与える作問のことをいい、ある特定の解法が使える問題を作らせる。

3.3 作問学習の学習目標と学習指導要領との関連性

平成 30 年に告示された高等学校指導要領 [12] における情報 I では、以下の 3 つが目標に設定されている。

- (1) 効果的なコミュニケーションの実現、コンピュータやデータの活用について理解を深め技能を習得するとともに、情報社会と人との関わりについて理解を深めるようにする
- (2) 様々な事象を情報とその結び付きとして捉え、問題の発見・解決に向けて情報と情報技術を適切かつ効果的に活用する力を養う
- (3) 情報と情報技術を適切に活用するとともに、情報社会に主体的に参画する態度を養う

本研究では、上述した 3 つの作問形式の特徴と、学習指導要領の情報 I の目標を参考に、「コンピュータとプログラミング」に関する作問学習の学習目標を設定した。本研究で設定した作問学習の学習目標を表 1 に示す。

物語ベースの作問は、プログラミングによって解決可能な場面が含まれる日常的な絵や物語が与えられ、その絵や物語に関連した問題と解答を作るという過程が、情報 I の

目標(2)と関連が強い。さらに、日常的な題材を扱うことで情報技術を実世界で活用することへの障壁を取り除き、情報社会に主体的に参画する態度を養うことが期待できることから、情報Iの目標(3)とも関連が強い。

問題ベースの作問における問題を変更するという作業は、変更部分に関わる知識それぞれについての理解が必要であることはもちろん、知識間の関連性や違いについても深く理解していることが求められる。そのため、問題ベースの作問によって今回設定した目標を達成することは、情報Iの目標(1)における「コンピュータやデータの活用について理解を深め技能を習得する」、目標(2)、(3)における「情報と情報技術を適切(かつ効果的)に活用する」といった内容と関連が強いと言える。

解法ベースの作問における特定の解法が使える問題を作成するという作業は、その解法を構成する知識について深く理解することに繋がるため、解法ベースの作問によって今回設定した目標を達成することは、情報Iの目標(1)における「コンピュータやデータの活用について理解を深め技能を習得する」、目標(2)、(3)における「情報と情報技術を適切(かつ効果的)に活用する」といった内容と関連が強いと言える。加えて、制約として「実世界の題材に適用する」という内容を加えることで、情報Iの目標(3)の「情報社会に主体的に参画する態度」の育成も期待できる。

3.4 作問プロセスの提案

3.4.1 概要

表1に示した学習目標を達成するための作問プロセスを3つの作問形式ごとにそれぞれ検討した。本研究で提案する作問プロセスを図3に示す。3つの作問形式の各プロセスで生成AIによる対話的な学習支援を行う。3つの作問形式に共通する作問プロセスとして学習者が作成した問題の「診断・修正」と「対話のまとめ」がある。診断・修正では、学習者が作成した問題を生成AIが診断し、必要であれば修正を促す。診断基準は、「問題文の論理的な妥当さ」、「問題に対する解答の適切さ」、「問題文における前提情報の十分さ」、「ソースコードの可読性・動作性」、「誤字・脱字」の4つを設定した。このプロセスによって、学習者が作成した問題の完成度を高めること、また問題で扱っている知識や技術に対する学習者の理解度を向上させることが狙いである。対話のまとめでは、作問する中で行なった一連の対話をまとめ、作問学習の振り返りを行う。このプロセスによって、その作問学習によってどのような学びがあったかを学習者に認識させ、学習効果を高めることが狙いである。以下では、3つの作問プロセスにおいて、それぞれの固有なプロセスを中心に学習目標と関連づけながら説明する。

3.4.2 物語ベースの作問

物語ベースの作問では、最初に教員が物語を含む作問課

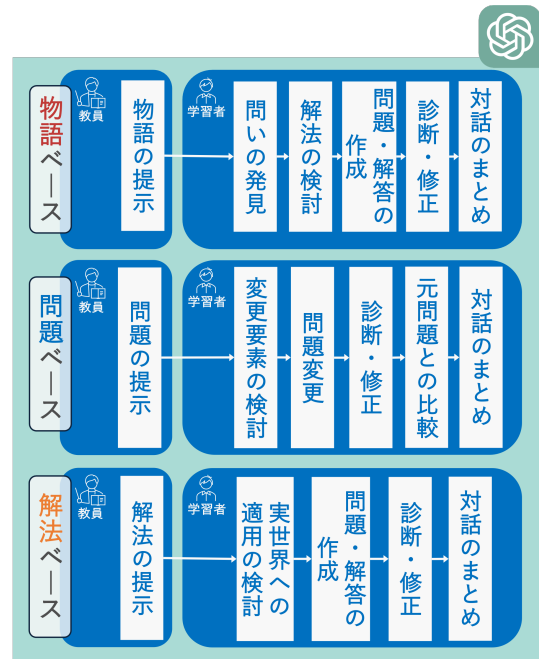


図3 提案する作問プロセス

題を提示する。この作問課題にはプログラミングで解決可能な「結論情報(問い)」が含まれる物語を提示する必要がある。学習者は、提示された物語の中から問題の構成要素である「結論情報(問い)」の発見を試みる。その後、発見された結論情報(問い)に対する解法を検討し、十分に解法の検討ができた段階で、その結論情報(問い)に対応する問題と解法に基づく解答を作成する。作成された問題と解答は生成AIによってその妥当性が診断され、学習者は生成AIの診断結果を踏まえ、必要に応じて問題を修正する。修正が終わったら、最後に今回の作問学習において実施された対話の振り返りを行う。

物語ベースの作問では、学習プロセスの中で物語の中から問題を「発見」し、その問題に対する「解決策を検討」という流れを明示的に分ける。これによって、学習目標に即した問題解決のための視点と技術に関する能力を段階的に身につけていくことが狙いである。

3.4.3 問題ベースの作問

問題ベースの作問では、まず最初に教員によって元となる問題とその解答となるソースコードを含む作問課題が提示される。問題ベースの作問では一般的に最初に解答が提示されることが多い[9]が、本提案手法では最初に解答を提示する。これは、プログラミングでは、ソースコードの最適化という概念が存在し、ソースコードの最適化も学習になる可能性があると考えたためである。学習者はまず、提示された問題・解答をもとにどの要素が変更できるかを検討する。その後、検討事項を踏まえて実際に問題を変更し、それらの妥当性が生成AIによって診断される。学習者は生成AIによる診断に基づき、必要に応じて修正を行う。修正が終わったら、元の問題との比較を行う。その際、

表2 作問用プロンプトのフォーマット

役割
あなたは、プロのプログラミング指導者です。
命令
プログラミングの学習を支援してください。
制約条件
・プログラミング言語は Python にしてください。
入力

問題を解く解答者の学びがどのように変化するかに焦点を当てて比較するようにする。比較が終わったら、最後に今回の作問学習において実施された対話の振り返りを行う。

問題ベースの作問では、最初に変更要素を検討することで元の問題と関連している知識を洗い出したのち、実際に変更した後の問題と元の問題を「その問題を解く解答者の学びの変化」という視点から比較することで、学習目標に即してプログラミングに関連する多様な知識を複合的に捉え、適切に活用する能力を身につけていくことが狙いである。

3.4.4 解法ベースの作問

解法ベースの作問では、まず最初に教員によって解法の制約を含む作問課題が提示される。この解法には、プログラミングに関連する知識が含まれている必要がある。学習者は、提示された解法の実世界への適用を検討する。解法の実世界への適用が十分に検討できた時点で、学習者は検討事項をもとにして問題・解答の作成を行う。問題と解答が作成できたら、それらの妥当性が生成 AI によって診断され、学習者は必要に応じて修正を行う。修正が終わったら、最後に今回の作問学習において実施された対話の振り返りを行う。

解法ベースの作問では、特定の解法が使える問題を作成することで、その解法に関する理解が深まることに加え、「日常生活に適用するにはどうすれば良いか」を同時に検討することで高い応用力を身につけることができる。さらに、一連の学習プロセスを通して情報技術の活用に対する障壁を取り除き、情報社会に主体的に参画する態度を養うことが狙いである。

4. 作問用プロンプトの設計と提案

3つの作問形式それぞれに対して作問用プロンプトの設計を行なった。各プロンプトを設計する際は、生成 AI が第3章で提案した作問プロセスに沿った作問を誘導できるようにすること、加えて（問題設定の自然言語化を含めた）自由度の高い作問学習によって得られる学習効果を最大限発揮することを狙いとして、その内容を検討した。作問用プロンプトのフォーマットを表2に示す。ChatGPTを開発したOpenAIは、ChatGPTからより良い出力を得るための方法をいくつか紹介している[13]。その中でも本プロンプトフォーマットは、「より適切な回答を得るためにクエリに詳細を含める」、「モデルにペルソナを採用するよう依頼

表3 物語ベースの作問用プロンプト（一部抜粋）

制約条件
- 対話にてソースコードを提示する必要がある場合、最初は疑似コードなどを用いて簡単な流れを説明するにとどめてください。
- 私が具体的なコードを求めてきてもその全てを提示することはせず、アルゴリズムの中で重要な部分は空白にして作成者に考えさせるようにしてください。
- 対話を進める中であなたが必要だと思った場合は、私にどんどん質問して下さい。
- 対話は以下のようなフローで行ってください。
対話フローの詳細説明
1. 提示された物語に含まれる、プログラミングに関する問いの発見：
- 「入力」にて実世界の題材を扱った記述を提示します。
- その中には、プログラミングによって解決可能な課題が含まれています。あなたはまず、それらの課題を私に探させて下さい。
- 私が「わからない」「難しい」など困っていてもすぐに答えは教えず、エミとケンジの対話の中で課題に関連する重要な部分を記述から**そのまま**引用して探させてください。

する」、「区切り文字を使用して入力の個別の部分明確に示す」という3点を踏まえて設計した。また「# 入力」の部分では、物語ベースの場合は物語を、問題ベースの場合は元となる問題を、解法ベースの場合は解法を記述することで、生成 AI からの出力が特定の作問課題に特化したものとなることを想定している。その他、著者が作問用プロンプトの設計で主に留意した点を以下に示す。

- (1) 学習者はプログラミング初学者を想定し、親切で分かりやすい説明を心がける
- (2) ソースコードは疑似コードや穴埋め形式など全体の一部のみを生成するようにし、学習者に考えさせる機会を与える
- (3) 設計した作問プロセスに基づいて対話が進行するように、プロセスを分割してそれぞれ説明する
- (4) プロセスの各段階の実施は学習者を主体とし、生成 AI は実施を手助けする質問やヒントを与える補助者として振る舞うようにする
- (5) CoT (Chain-of-Thought) [14] を活用し、説明や提案を段階的に行えるようにする

設計した作問用プロンプトの一部を表3に示す。表3は物語ベースの作問用プロンプトの制約条件を抜粋したもので、主に留意点(2)、(3)、(4)に関するプロンプトが示されている。

5. 高校生への実験的適用

5.1 概要

提案手法の有効性を評価するため、設計した作問用プロンプトを利用して作問実験を行なった。先行研究で実施した情報系学部にも所属する大学生を対象とした実験[15]を踏まえ、本研究では高校生31名を対象として実験を行なった。生徒には実験を始める前に各自で事前テストを行なっ

表4 実験当日の流れ

	所要時間	内容
事前準備	5分	同意の取得
	10分	研究概要の説明
	15分	対話環境の準備
作問	10分	作問課題の説明
	30分	作問
	10分	問題・解答・対話履歴の回収
	30分	事後テスト・アンケート



図4 BetterChatGPT の対話画面

てもらい、実験当日は事前テストで出題された問題に関連する知識を扱う問題を作成してもらった。テストは30点満点の記述式で、制御構造を用いてプログラムを書く問題(5点)と、物語ベースの作問の学習目標に対応する実世界の問題解決をプログラミングによって行う視点や技術を問う問題(25点)を出題した。表4に実験当日の流れを示す。生成AIとの対話環境としては、BetterChatGPT [16]を使用した。BetterChatGPTとはOpenAI社がオープンソースで公開しているチャットボットで、チャット履歴やプロンプトライブラリのインポート・エクスポート、ChatGPTのパラメータ設定などが行える。実験において学習者にはBetterChatGPTのWebサイトにアクセスしてもらい、事前にパラメータ設定をしてもらった。gpt-4エンジンを使用するための設定もここで行った。BetterChatGPTの対話画面を図4に示す。作問をする際、生徒はそれぞれ最初のプロンプトとして作問用プロンプトを生成AIに入力し、その後は生成AIと自由に対話を進めて作問した。作問後には作成した問題と解答、対話履歴を回収したのち、事後テストとアンケートを実施した。事後テストには事前テストと同じ問題を出題し、アンケートは主に学習目標の達成度や作問学習に対する自己効力感、作問における生成AIの有効性を調査するために行なった。

大学生を対象とした実験 [15]では3つの作問形式それぞれに対して実験を行なったが、今回は時間的制約により物語ベースの作問のみで実験を行なった。物語ベースの作問を採用した理由は、高校生の多くはプログラミングの初学者であるため、高校生活に関連する物語を作問課題として提示することで、高校生でも作問に取り組みやすくなると思ったためである。

表5 実験で提示した作問課題

以下の記述を読み、エミとケンジの対話に基づく情報システムを考え、そのシステムを実現するプログラミング(特に、制御構造)に関する知識を問う問題を作成して下さい。その際、記述の下に添付されている画像を参考にしても構いません。(画像は省略)

電通高校では、毎年学校祭が開催され、各クラスが個性的な模擬店を出店するのが特色である。今年、エミのクラスは、「フルーツ飴」の販売を企画した。学校祭の準備が進む中、エミとケンジはフルーツ飴の模擬店の運営にプログラミングを活用することを思いつき、その機能について熱心に話し合っていた。

エミ:「学校祭での模擬店、今年はフルーツ飴屋をやることになったよね。材料とその時点で販売できる飴の個数を、何らかの形でそれぞれ管理しておけるといいと思う。」

ケンジ:「そうだね。在庫管理がスムーズにできれば、お客さんも待たせなくて済むし、僕たちも作業が楽になる。飴が売っていったら、販売できる飴の数が特定の数以下になったら、新しく飴を作るよう警告するような機能を搭載するのはどうかな?」

エミ:「それいいね! 飴を作るごとに材料の在庫数も減らしていくようにすれば、あとどれくらい材料が残っているかも確認しやすいね。」

ケンジ:「確かに。そうすれば、売り切れの飴があればすぐに「売り切れ」表示が出るようにできるね。お客さんにもわかりやすいし、僕たちもどの飴を補充すべきかすぐに分かる。」

エミ:「それに、1日の終わりには材料のリストをチェックして、無くなりそうなものを買出しリストに追加できるようにするといいね。翌日の準備もスムーズに進むはずだ。」

ケンジ:「うん、それで行こう! 僕たちのフルーツ飴屋、絶対大成功だよ!」

5.2 作問課題と作成された問題

表5に本実験で提示した作問課題の一部を示す。今回の作問ではプログラミングにおける「制御構造」の知識を扱うことを前提としており、作問課題では制御構造の活用によって解決できる問題を含む物語が示されている。表5を含む作問課題は、表4における「作問課題の説明」において全ての生徒に提示された。各生徒は物語中の登場人物の会話をもとに、生成AIと対話しながらプログラミングに関する知識を問う問題を作成した。

表6に、ある生徒が生成AIと行なった対話の一部を抜粋して示す。加えて、その生徒が生成AIとの対話をもとに実際に作成した問題を表7, 8に示す。

6. 分析と評価

実験で得られた結果(対話履歴、事前・事後テスト、アンケート)から、3つのリサーチクエスチョンに基づき提案手法を評価した。

6.1 RQ1に対する考察

生徒の対話履歴を分析し、設計した作問プロセスが実施されたかどうかを判定した。実験では、BetterChatGPTを適切に設定できず、gpt-4を利用できなかった生徒が3名

表6 ある生徒の対話履歴

発話者	発話内容
AI	まずは、エミとケンジの対話からプログラミングによって解決可能な課題を見つけてみましょう。どの部分がプログラミングに関連していると思いますか？
学習者	ケンジの以下の発言について、お客さんが単位時間あたりにどれくらい来店するかというデータを合わせて与え、発言の機能を実装するためのコードとして正しいものを選択させる択一式問題を作成したいです。以下にケンジの発言を記します。ケンジ:「そうだね。在庫管理がスムーズにできれば、お客さんも待たせなくて済むし、僕たちも作業が楽になる。飴が売れていって、販売できる飴の数が特定の数以下になったら、新しく飴を作るよう警告するような機能を搭載するのはどうかな？」
	⋮
AI	素晴らしいですね！問題設定のための条件を明確に定義できましたね。それでは、次に問題に対する解答を導くために前もって必要な情報は何か、またそれをどのように問題文に含めるかを考えてみましょう。この問題を解くためには、どのような情報が必要だと思いますか？また、その情報をどのように問題文に含めると良いと思いますか？
学習者	回答者に与えられる情報は以下の通りです。 <ul style="list-style-type: none"> ・模擬店ではりんご飴といちご飴を販売する。 ・りんご飴といちご飴それぞれの在庫数を個別に管理し、在庫が10を下回ったら“〇〇〇飴が不足しています”という警告文を表示する。 ・プログラムは常時入力を待ち、りんご飴がN個売れたときには[R N]、いちご飴がN個売れたときには[S N]という入力が与えられるのでそれを処理する。

いた。そのため、gpt-4モデルを使用した28名を分析対象とした。判定は第一著者が行い、対象となるプロセスの実施状況を「実施されている」および「実施されていない」の2値で評価した。判定基準は、以下の2つに設定した。

- (1) そのプロセスを円滑に実施するための生成AIからの誘導があること
- (2) 生成AIの誘導に応じて学習者が主体的にプロセスを実施していること

分析した結果、各プロセスにおいて「実施されている」と判定された対話の割合を表9に示す。表9より、対象者のうち生成AIとの対話の中で「問いの発見」、「解法の検討」、「問題・解答の作成」を行っていた人の割合はそれぞれ100%、96.4%、92.9%であった。これより、提案した作問プロセスの前半部分は対象となる生徒の90%以上が実施できていたことが確認でき、生成AIにより作問プロセスを制御できる可能性が示唆された。一方で、作問プロセスの後半になるにつれ実施割合が低下した。原因としては、対話が進むにつれ最初に入力した作問用プロンプトの効果が薄れていったことが考えられる。今後は、作問プロセスの段階ごとに対話画面をリセットし、新たにプロンプトを

表7 ある生徒が作成した問題と解答1

	内容
問題文	問：ケンジの最初の発言「そうだね。在庫管理がスムーズにできれば、…どうかな？」について、りんご飴といちご飴の二つの商品の在庫を管理し、在庫数が10を下回った商品がある場合は警告文を表示したい。この機能を実装したプログラムとして正しいものはどれか。 なお、以下の条件がある。 ・最初の飴の在庫数は両方とも30である。 ・りんご飴といちご飴それぞれの在庫数を個別に管理し、在庫が10を下回ったら“〇〇〇飴が不足しています”という警告文を表示する。 ・プログラムは常時入力を待ち、りんご飴がN個売れたときには[R N]、いちご飴がN個売れたときには[S N]という入力が与えられるので、売れた飴のN個分対応した在庫数から減らす。 ・プログラムの終了は考慮しなくてよい。 ・ただし、在庫が足りない場合には“〇〇〇飴が足りません”と表示する。
選択肢1	<pre>apple_candy = 30 strawberry_candy = 30 while True: sold_candy = input().split() if sold_candy[0] == "R": if apple_candy - int(sold_candy[1]) < 0: print("りんご飴が足りません") else: apple_candy -= int(sold_candy[1]) elif sold_candy[0] == "S": if strawberry_candy - int(sold_candy[1]) < 0: print("いちご飴が足りません") else: strawberry_candy -= int(sold_candy[1]) if apple_candy < 10: print("りんご飴が不足しています") if strawberry_candy < 10: print("いちご飴が不足しています")</pre>
選択肢2	<pre>apple_candy = 30 strawberry_candy = 30 while True: sold_candy = input().split() if sold_candy[0] == "R": apple_candy -= int(sold_candy[1]) if apple_candy < 0: print("りんご飴が足りません") elif sold_candy[0] == "S": strawberry_candy -= int(sold_candy[1]) if strawberry_candy < 0: print("いちご飴が足りません") if apple_candy < 10: print("りんご飴が不足しています") if strawberry_candy < 10: print("いちご飴が不足しています")</pre>

読み込ませることで改善を試みる予定である。

6.2 RQ2に対する考察

作問前後に実施した事前・事後テストについて、事前テストに比べ事後テストの得点が向上した人数を調査した。実験前後の理解度の変化を適切に分析するため、分析する

表 8 ある生徒が作成した問題と解答 2

	内容
選択肢 3	<pre>apple_candy = 30 strawberry_candy = 30 while True: sold_candy = input().split() if sold_candy[0] == "R": if apple_candy - int(sold_candy[1]) ↪ < 0: print("りんご飴が足りません") else: apple_candy -= int(sold_candy ↪ [1]) elif sold_candy[0] == "S": if strawberry_candy - int(sold_candy ↪ [1]) < 0: print("いちご飴が足りません") else: strawberry_candy -= int(↪ sold_candy[1]) if apple_candy < 10: print("りんご飴が不足しています") if strawberry_candy < 10: print("いちご飴が不足しています") if apple_candy < 0: apple_candy = 0 if strawberry_candy < 0: strawberry_candy = 0</pre>
選択肢 4	<pre>apple_candy = 30 strawberry_candy = 30 while True: sold_candy = input().split() if sold_candy[0] == "R": if apple_candy - int(sold_candy[1]) ↪ < 0: print("りんご飴が足りません") else: apple_candy -= int(sold_candy ↪ [1]) if apple_candy < 10: print("りんご飴が不足しています") elif sold_candy[0] == "S": if strawberry_candy - int(sold_candy ↪ [1]) < 0: print("いちご飴が足りません") else: strawberry_candy -= int(↪ sold_candy[1]) if strawberry_candy < 10: print("いちご飴が不足しています")</pre>
解答	選択肢 4

表 9 提案した作問プロセスの実施割合

対象者	問いの 発見	解法の 検討	問題・解 答の作 成	問題の 診断・修 正	対話の まとめ
28名 ^a	100.0%	96.4%	92.9%	71.4%	35.7%
14名 ^b	100.0%	100.0%	85.7%	71.4%	42.9%

^a gpt-4 を使用した生徒^b a のうち前日までに事前テストを受験し、かつ事後テストで得点が向上した生徒

対象は作問時に gpt-4 モデルを使用し、かつ事前テストを実験実施日の前日までに受験した 18 名とした。調査の結果、18 名のうち 14 名の得点が向上していた。表 9 より、得点が向上していた 14 名の作問プロセスの実施割合は、問

表 10 事前・事後テストの分析結果

事前テスト		事後テスト		得点差	有意水準
平均点	標準偏差	平均点	標準偏差		
14.1	8.0	18.2	6.6	4.1	$p < 0.01$

いの発見と解法の検討がともに 100%、問題・解答の作成が 85.7%となっており、作問プロセスの前半部分の実施割合が高かった。以上より、物語ベースの作問においては、物語の中から問題を「発見」し、その問題に対する「解決策を検討」という工程を段階的にたどった上で作問をすることで、理解度の向上が期待できると考えられる。

問題ベースと解法ベースの作問の作問プロセスについては、大学生を対象とした実験によって有効性が示されているが、本実験のように高校生を対象として改めてその有効性を評価する必要があると考えている。また、今回の実験で得られた対話履歴を詳細に分析することで、物語ベースの作問に対して本稿で提案した作問プロセス以外にも有効なものがないか検討する予定である。

6.3 RQ3 に対する考察

事前・事後テストの分析結果を表 10 に示す。分析対象は 6.2 節と同様の 18 名とした。表 10 より、30 分間実施した作問学習後に行った事後テストの平均点は事前テストの平均点に比べ約 5.1 点向上した。両者の平均点の差を対応のある t 検定で検定したところ、有意水準 1% で統計的に有意であることが示された ($t(17) = 4.18, p < 0.01$)。

また、実験後に行ったアンケートのうち、生成 AI の活用に関する自己効力感を選択式で質問した項目を表 11 に、それぞれの項目に対する回答結果を図 5 に示す。図 5 より、Q1 (生成 AI との作問によりプログラミングに関する理解が深まったか)、Q2 (生成 AI が作問に役立ったか)、Q3 (生成 AI が理解を深めるのに役立ったか) それぞれにおいて 86% の生徒が肯定的な意見 (4, 5 を選択) を示した。特に Q2 に関しては、半数以上 (61%) の生徒が「5: とてもそう思う」と回答した。

以上より、提案した作問用プロンプトを設定した生成 AI を活用した作問によって、学習者の理解度が向上することが示唆された。さらに、生成 AI を活用することで、作問における「問題設定の自然言語化」の作業における学習者の負担を軽減し、自由度の高い作問を実現できる可能性が示唆された。

作問学習における生成 AI の活用が学習者の理解度の向上にどのように寄与しているのかについては、実験で得られた対話履歴や記述式のアンケート結果をもとに、今後詳細に分析する予定である。

7. おわりに

本研究では、作問による理解度の向上を保証することと、問題設定の自然言語化を含めた自由な作問を実現すること

表 11 選択式アンケートの質問項目

No	内容
Q1	生成 AI を活用した作問を通して、プログラミング（制御構造等）に関する理解が深まった.
Q2	生成 AI は問題を作成する際に役立った
Q3	生成 AI は理解を深めるのに役立った

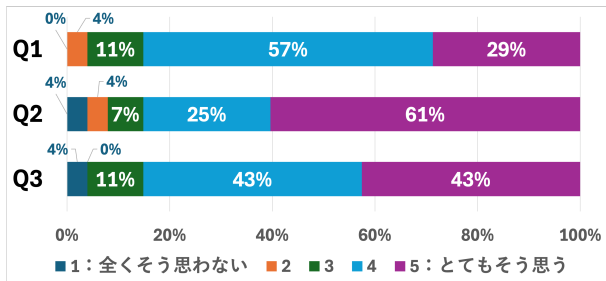


図 5 表 11 の質問項目に対する回答結果

を目的とし、高い学習効果を得るための作問プロセスとそのプロセスを生成 AI を利用して誘導するための作問用プロンプトを提案した。さらに、高校生を対象として提案した作問プロセスと作問用プロンプトを利用した作問学習の実験的適用を行った。

生徒の対話履歴を分析した結果、提案した作問プロセスの前半部分は生成 AI によって概ね制御できることが示唆された。また、作問学習の前後でテストを実施した結果、分析した 18 名の生徒のうち 14 名の得点が向上していたことが分かり、物語ベースの作問においては、提案した作問プロセスが理解度の向上に寄与する可能性が示唆された。さらに、事後テストの平均点が事前テストの平均点よりも向上したことが示され、平均点の差を対応のある t 検定によって検定した結果 1% の有意水準で統計的に有意であることが示された。実験後に行ったアンケートでは、生成 AI の活用に対する自己効力感を選択式で質問した項目を分析した結果、約 86% の生徒が生成 AI との作問によりプログラミングに関する理解が深まったと回答し、約 61% が生成 AI の作問学習への有効性に関して強い肯定感を示した。これらより、提案した作問用プロンプトを設定した生成 AI を活用した作問によって、学習者の理解度が向上することが示唆され、また生成 AI を活用することで、作問学習における「問題設定の自然言語化」の作業における学習者の負担が軽減され、自由度の高い作問を実現することができると示唆された。

今後は、想定する作問プロセスをより正確に制御するための手法を検討する。また、本実験での結果をより詳細に分析することで、本稿で提案した作問プロセス以外にも有効なプロセスがないか、また作問学習における生成 AI の活用が学習者の理解度の向上にどのように寄与しているのかを検討する予定である。加えて、これまでの研究成果を踏まえ、自由度の高い作問学習を包括的に支援するシステムを開発し、実践によってその有効性を評価する。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP 24K03051 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Brown, S. I. and Walter, M. I.: *Problem Posing: Reflections and Applications*, Psychology Press, 1st edition (1993).
- [2] Silver, E. A. and Cai, J.: An Analysis of Arithmetic Problem Posing by Middle School Students, *Journal for Research in Mathematics Education*, Vol. 27, No. 5, pp. 521–539 (online), available from (<http://www.jstor.org/stable/749846>) (1996).
- [3] Silver, E., Mamona, J., Leung, S. and Kenney, P.: Posing Mathematical Problems: An Exploratory Study, *Journal for Research in Mathematics Education*, Vol. 27, pp. 293–309 (online), DOI: 10.2307/749366 (1996).
- [4] English, L. D.: Children's Problem Posing within Formal and Informal Contexts, *Journal for Research in Mathematics Education*, Vol. 29, No. 1, pp. 83–106 (online), available from (<http://www.jstor.org/stable/749719>) (1998).
- [5] Barak, M. and Rafaeli, S.: On-line question-posing and peer-assessment as means for web-based knowledge sharing in learning, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 61, No. 1, pp. 84–103 (2004).
- [6] Yu, F.-Y., Liu, Y.-H. and Chan, T.-W.: A web-based learning system for question-posing and peer assessment, *Innovations in education and teaching international*, Vol. 42, No. 4, pp. 337–348 (2005).
- [7] 高木正則, 田中充, 勅使河原可海ほか: 学生による問題作成およびその相互評価を可能とする協調学習型 WBT システム, *情報処理学会論文誌*, Vol. 48, No. 3, pp. 1532–1545 (2007).
- [8] 平井佑樹, 樫山淳雄, 井上智雄: 学習者による作問に基づく学習支援システムの分散非同期環境への適用とその効果, *教育システム情報学会誌*, Vol. 27, No. 1, pp. 62–73 (2010).
- [9] 平嶋宗: 作問学習に対する知的支援の試みと実践—組立としての作問および診断・フィードバック機能の実現—, *科学教育研究*, Vol. 43, No. 2, pp. 61–73 (オンライン), DOI: 10.14935/jssej.43.61 (2019).
- [10] Baidoo-Anu, D. and Owusu Ansah, L.: Education in the Era of Generative Artificial Intelligence (AI): Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning, *Journal of AI*, Vol. 7, No. 1, pp. 52–62 (online), DOI: 10.61969/jai.1337500 (2023).
- [11] Biswas, S.: Role of ChatGPT in Computer Programming., *Mesopotamian Journal of Computer Science*, Vol. 2023, pp. 9–15 (online), DOI: 10.58496/MJCSC/2023/002 (2023).
- [12] 文部科学省: 高等学校学習指導要領 (平成 30 年告示), https://www.mext.go.jp/content/20220324-mxt_kouhou02-000021499_1.pdf (最終参照日: 2024 年 6 月 10 日).
- [13] OpenAI: Prompt engineering, <https://platform.openai.com/docs/guides/prompt-engineering> (Last checked: 2024/05/30).
- [14] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., Le, Q. V., Zhou, D. et al.: Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models, *Advances in neural information processing systems*, Vol. 35, pp. 24824–24837 (2022).
- [15] 小林久也, 高木正則: 作問学習による理解度の向上を促す対話型生成系 AI の活用方法の提案と評価, *情報処理学会 第 86 回全国大会* (2024).
- [16] OpenAI: BetterGPT.chat, <https://bettergpt.chat/> (Last checked: 2024/06/12).