

生成 AI で画像を作りながら学べる英単語学習システム

大塚 遙^{1,a)} 岩田 基^{1,b)} 岩下 雄一郎^{1,c)} 黄瀬 浩一^{1,d)}

概要：英単語学習において、画像付きの教材を使用する方法は学習効果やモチベーションの向上が期待できる一方、画像の準備に手間がかかるという課題がある。近年、画像生成 AI を英単語学習教材の作成に利用する研究が見られるが、personalized learning に焦点が当てられていない。本研究では、学習者が AI で生成した好みの画像を用いて、英単語の意味を学習する手法を提案する。提案システムでは、学習者がプロンプトを入力して画像を改良し、更新した暗記カードで英単語を学習できる。また、本手法の有用性を評価するため、記憶の定着度や内発的動機付け、作業負荷の度合いを測定する実験を実施した。実験の結果、多くの参加者が画像生成作業込みの学習法について、大きな価値や楽しさを感じていたことが確認された。本稿では、提案システムの概要と実験内容、結果について述べる。

1. はじめに

英語能力の中でも特に重要な語彙力を強化するための学習法として、画像を用いながら単語の意味を理解し、記憶するという手法がある [1]。画像を用いた英単語学習は学習者のモチベーションを向上させ、意味理解の手助けとなり、効果的に語彙を習得できることが分かっている [2-4]。一方で、この学習法には画像を用意する手間が大きいという課題がある。自分で写真やイラストを用意する際には撮影や描画の作業が、他人の著作物を使用する際は許可を取る作業が必要となる。

この課題を解決する方法として、生成 AI によって教材用の画像を生成することが考えられる。近年、StabilityAI 社の stable diffusion ^{*1} や OpenAI 社の DALL-E3 ^{*2} など、人間の入力に対して忠実な画像を生成できる text-to-image モデルが多く開発されている。これらのモデルを用いることで、教材の内容に沿った画像を手軽に用意することが可能となる。画像生成 AI を用いた英単語学習として、Chen らの研究がある [5]。Chen らは、英語の物語文に AI 生成画像を組み合わせることで、作業負荷を減らしながら効果的に英単語の表現を学習できるシステムを開発した。このシステムを用いた実験の結果、AI 生成画像付きの物語文で学習した方が、物語文だけで学習するよりも読み上げが

流暢になり、学習効果も高いことが確認された。これにより、英単語学習に生成 AI 画像を利用することの有用性が示唆された。一方、画像生成 AI を英単語学習に活用する研究はまだ少なく、学習者ごとに画像を作り分けるといった試みは行われていない。本研究では、画像生成 AI を活用して、学習者一人一人の好みに沿った画像で英単語学習ができるようにすることを目指す。

学習者の能力や興味に合わせた内容で学習することは personalized learning と呼ばれる。例えば、学習者の能力に合わせて教材の難易度を調整することや、学習者の興味のあるテーマに沿った例文で英単語を学習することなどが挙げられる。いくつかの研究では、個人の興味や好みに合わせて学習内容をカスタマイズすることによって、学習者のモチベーションを向上させ、学習効果を高めることが示されている [6-9]。本研究では、この原理を利用して、学習者が好みの画像を自分で生成しながら英単語の意味を学習する手法を提案する。学習者の興味や好みを反映した自作の画像で学習できるため、モチベーションや学習効果の向上が期待できる。

一方、学習者自身が画像生成と学習を同時に行うことの課題点として、作業負荷の増加が考えられる。一般的な英単語帳での学習に比べて、生成 AI へのプロンプト入力や生成結果の確認作業などが追加で必要になる。そこで本研究では、記憶の定着度や作業負荷、内発的動機付けの観点から、画像生成作業を組み合わせた英単語学習手法の有用性を調査する。この研究の一環として、画像生成作業の有無による記憶の定着度や学習法への評価の違いを測定する実験を実施した。実験の結果、画像生成作業の有無による

¹ 大阪公立大学大学院 情報学研究科

a) sc23090r@st.omu.ac.jp

b) imotoi@omu.ac.jp

c) sc23370s@st.omu.ac.jp

d) kise@omu.ac.jp

^{*1} <https://ja.stability.ai/stable-diffusion/>

^{*2} <https://openai.com/index/dall-e-3/>

学習効果の明確な差異は確認できなかったものの、多くの参加者が画像生成作業込みの学習に、より大きい価値や楽しさを感じていたことが確認された。本稿では、実験のために自作した英単語学習アプリケーションの紹介と、実験内容、実験結果について述べる。

2. 関連研究

2.1 画像生成 AI を用いた英単語学習

Chen らの研究では、指定した英単語を含む物語文と AI 生成画像について、ユーザーが読み上げながら学習できるシステムを開発した [5]。文章生成には ChatGPT を用いており、画像生成には Stable Diffusion を使用している。このシステムを用いた実験には中国の大学生 24 名が参加し、AI 生成画像がある物語文とない物語文の 2 つの条件で学習した。この実験の結果、画像がある物語文で学習した方が、単語を文脈の中で視覚的に捉えやすくなり、読み上げ時の流暢さや学習効率が向上することが示唆された。このシステムは、物語文の内容に適した画像の生成に焦点を当てており、学習者個人の好みに合わせた画像の生成を想定していない。本研究では、学習に使用する画像に焦点を当て、学習者の好みの画像を使うことで学習に良い影響が現れることを期待する。

2.2 文章生成 AI を用いた英単語学習

文章生成 AI を用いて英単語学習用の例文を生成した研究として、Leong らの研究や Peng らの研究がある [10,11]。Leong らは、学習者の興味が高いトピックの例文や物語文を自動生成し、学習できるシステムを開発した。このシステムを用いた実験には、学生や社会人 272 名が参加し、デフォルトの例文、AI が生成した例文、物語文の 3 つの条件の内 1 つで学習した。この実験の結果、学習効果に有意差は見られなかったものの、生成 AI により学習の動機を高める可能性が示唆された。

Peng らは、学習者が指定した単語を含む物語文を AI が生成し、穴埋めテストや AI との会話で学習できるシステムである「Storyfier」を開発した。このシステムを用いた実験には中国の大学生 28 名が参加し、生成 AI 機能の使用の有無を含む 4 つの条件でそれぞれ英単語の意味を学習した。この実験の結果、生成 AI を用いた手法の方が学習効果は低かったものの、学習者の動機や楽しさを高める可能性が示唆された。本稿では、画像生成作業のみに焦点を当てているが、実験により提案手法の有用性を確認できた場合、例文と画像を同時に生成しながら学習する手法の有用性も期待できる。

3. 提案システム

本節では、4 節の実験を実施するために開発した英単語学習システムについて説明する。本システムは Web アプリケーション

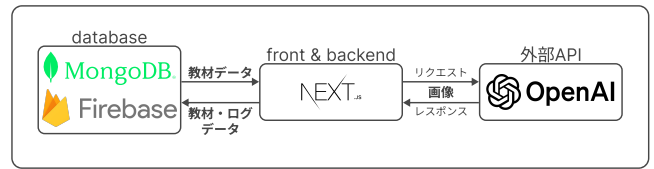


図 1: システム構成図



図 2: 暗記カード一覧画面

ケーションとなっており、暗記カードに含まれる画像を再生成することができる。

3.1 システム構成

図 1 にシステム構成図を示す。フロントエンドとバックエンドに Next.js、データベースに Firebase ^{*3} と MongoDB ^{*4} を使用する。フロントエンドで画像生成用のプロンプトを入力して送信すると、バックエンドはプロンプトを加工して OpenAI の API に送信し、新しい画像データを生成する。Firebase では生成した画像ファイルを保存しており、MongoDB では画像の URL やアプリケーションのログデータを保存している。また、フロントエンドのサーバーに Vercel ^{*5}、データベースサーバーに MongoDB Atlas ^{*6} を使用している。

3.2 使用した生成 AI

提案システムを開発するために、文章生成 AI の GPT-4o [12] と画像生成 AI の DALL-E3 を使用する [13]。GPT-4o は高速かつ精度の高いテキスト生成が可能であり、DALL-E3 はプロンプトの内容を適切に反映した画像の生成が可能である。また、DALL-E3 が生成した画像の権利は作成者にあり、配布や商用利用が可能である。さらに、GPT-4o や DALL-E3 は OpenAI 社から API ^{*7} が提供されており、独自のアプリケーション上で使用できる。以上の点から、教材を生成する際の権利上の問題が少なく、システムの構築が容易であるため、上記の 2 つの生成 AI を使

^{*3} <https://firebase.google.com/>

^{*4} <https://www.mongodb.com/>

^{*5} <https://vercel.com/>

^{*6} <https://www.mongodb.com/ja-jp/atlas/>

^{*7} <https://platform.openai.com/overview>

用する。これらの生成 AI の具体的な使用法は 3.5 節で述べる。

3.3 提案システムの流れ

本システムは大きく 2 つの機能から構成されており、それぞれ「英単語学習機能」と「画像生成機能」と呼ぶ。これらの機能の詳細は 3.4 節、3.5 節で述べる。提案システムを用いて、単語を学習する主な流れは以下の通りである。

- (1) 英単語学習機能を用いて、一覧表示されている暗記カードの内容を確認する。
- (2) 暗記カードの画像について、自分の好みに合わせて画像生成機能で再生成する。
- (3) 生成された画像と暗記カードを確認しながら、単語の意味を記憶する。

3.4 英単語学習機能

図 2 に英単語学習機能の画面を示す。一覧表示されている暗記カードは、単語と日本語訳、解説、例文、画像で構成されている。暗記カードの中央部には、「覚えた」・「未暗記」と書かれた 2 つのボタンがあり、学習者の学習状況を管理することができる。画面下部には「暗記済の単語を除いて再学習」・「評価をリセットして再学習」の 2 つのボタンがあり、学習者が確認したい単語を絞り込むことや、最初の状態から全ての単語を学習し直すことができる。

3.5 画像生成機能

図 3 に画像生成機能の画面を示す。画像生成機能では、用意されている暗記カードについて、画像生成用のプロンプトを書き換えて新たな画像を生成できる。まず、学習者は図 3a のプロンプト入力画面で、画像生成用のプロンプトを入力する。画像は 1 枚から 4 枚の間で生成でき、生成したい枚数に応じてそれぞれのプロンプトを入力する。入力が終わって「画像を生成」ボタンを押すことで、画像生成の処理が実行される。画像生成は 15 秒程度かかるため、画像生成中は暗記カード一覧画面に戻り、学習を再開できるように設計している。画像生成が完了すると、図 3b の画像の比較画面に遷移し、生成された画像と元の画像を比較してより好ましい画像を選択できる。

図 4 にシステム内部での画像生成の処理を示す。学習者が入力したプロンプトは、最初に GPT-4o に送信され、DALL-E3 で使用するプロンプトが生成される。生成されたプロンプトを DALL-E3 に送信することで、新しい画像が生成される。

図 5 に、初期状態の画像生成に使用したプロンプトを示す。プロンプトに含まれる 5 つの文字列「{word}」, {pos}, {meaning}, {explanation}, {example} は、それぞれ単

語、品詞、意味、解説、例文に該当する変数である。画像生成時は、バックエンドがこの変数部分を該当する文字列に置換した文章を GPT-4o に入力している。この仕組みによって、作成したプロンプトを他の単語の画像生成にも流用でき、効率的に多くの画像を生成できるようになる。一方で、具体的な情景を細かく指定したい場合は、「公園で走る白い犬のイラスト」などのように、直接的な画像の指示をプロンプトに入力して生成することも可能である。

4. 実験

本節では、提案システムを用いて実施した実験について述べる。実験の目的は、画像生成作業の有無による記憶の定着度や内発的動機付け、作業負荷の違いに関するデータを収集することである。

4.1 実験条件

実験には日本人大学生 6 名（男性 5 名、女性 1 名）が参加した。参加者の年齢は 20~23 歳であり、平均は 21.5 歳である。6 名中 5 名は TOEIC Listening & Reading テストの受験経験があり、スコアは 730~975 点である。残りの 1 名は英検準 2 級を取得している。英検準 2 級は、TOEIC Listening & Reading テストでの 225 点以上に相当する [14]。

事前準備として、「英検 1 級 での順パス単」（旺文社出版、第 5 版）に含まれる英単語をランダムに選択して、候補となる英単語のリストを作成した。参加者は提案手法と比較手法の 2 つの手法で英単語の意味を暗記した。提案手法では、3 節で述べた画像生成機能付きの提案システムで学習した。比較手法では、提案システムから画像生成機能を除いたもので学習した。

図 6 に実験の流れを示す。参加者はプレテストと英単語の暗記、2 回のポストテストを 1 セットとして、合計 2 セット行った。プレテストでは、事前に準備した英単語リストの中から参加者が意味を知らない単語を選択してもらい、その中から学習に使用する 40 単語を決定した。暗記の工程では、40 単語の内、20 単語を提案手法で学習し、残りの 20 単語を比較手法で学習した。順序効果の影響を避けるため、参加者をグループ A とグループ B の 2 つに分け、1 セット目に使用する手法を分けた。学習する際にはノルマとして最低 1 時間は作業を継続するように指示した。各セットで暗記した 20 単語を 10 単語ずつに分割し、それぞれ 1 回目と 2 回目のポストテストに使用した。1 回目のポストテストは学習後すぐに実施し、2 回目のポストテストは学習日を 1 日目とした際の 7 日目に実施した。参加者には、作業 1 時間あたり 1000 円として、計 5000 円分の Amazon ギフトカードを謝礼として配布した。



a: プロンプト入力画面



b: 画像の比較画面

図 3: 画像生成機能

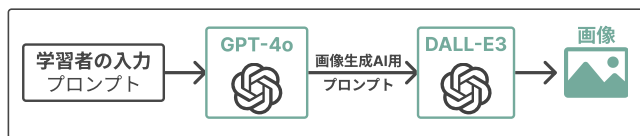


図 4: システム内部での画像生成の流れ

画像生成 AI を用いて、以下で指示する画像を生成するためのプロンプトを英語で出力してください。

プロンプトは、「An Illustration of 〜」から始まる文章で、なるべく詳細に記述してください。

画像の指示

以下の例文を適切に表現しており、以下の{pos}の英単語「{word}」に関する解説文の内容も考慮した画像。

例文

{example}

解説文

{explanation}

図 5: 画像生成用のプロンプト（初期状態）

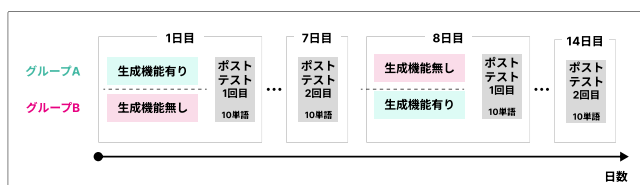


図 6: 実験の流れ

4.2 提案システムでの作業記録

このアプリでは、ユーザーが各ボタンを押した時や教材生成が完了した時のタイムスタンプを記録している。これにより、参加者の学習時間やプロンプト入力に要した時間などを分析できる。また、実験中に入力されたプロンプトも記録しているため、品詞ごとのプロンプトの傾向なども分析できる。

4.3 アンケート

実験では、提案手法と比較手法での学習について、内発的な動機や主観的な作業負荷の詳細を調査するために、学習直後にアンケートを実施している。

4.3.1 内発的な動機に関する調査

学習の手法に対する内発的な動機を測定するために、Intrinsic Motivation Inventory (IMI) [15] を実施している。IMI は、45 個の設問からなる 7 段階のリッカート尺度 (1=まったく当てはまらない, 7=非常に当てはまる) のアンケートである。各設問は、7 つの下位尺度、興味/楽しみ (Interest/Enjoyment)、能力の認識 (Perceived Competence)、努力/重要性 (Effort/Importance)、圧力/緊張 (Pressure/Tension)、選択の認識 (Perceived Choice)、価値/有用性 (Value/Usefulness)、関連性 (Relatedness) に分類されており、それぞれの尺度について評価を行うことで、タスクに対する内発的な動機の要因を評価することができる。このうち「関連性」の項目は、他人との交流を伴うタスクを想定した設問で構成されているため、1 人で行う本研究の英単語学習には適用できない。そこで実験では、「関連性」を除いた 6 つの下位尺度に属する設問のみを使用した。

4.3.2 作業負荷に関する調査

学習時に参加者が感じた作業負荷の詳細を調査するために、NASA-TLX [16] に基づくアンケートを実施した。NASA-TLX は、タスクに対する主観的な作業負荷を評価するために開発された手法である。この手法は、6 つの下位尺度、精神的要求 (Mental Demand)、身体的要求 (Physical Demand)、時間的要求 (Temporal Demand)、作業達成度 (Performance)、努力 (Effort)、ストレス (Frustration)、から構成されており、それぞれの尺度について評価を行う。さらに、6 つの尺度から 2 つを選択する全 15 通りのペアについて、どちらの方がより作業負荷において重要な要因であったかを比較してもらう。これにより、タスクへの作業負荷について、回答者ごとに重要だと感じた要因を測定することができる。

表 1: 2つの手法における暗記テストの結果の比較

	提案手法 の方が高い	同値	比較手法 の方が高い
学習直後	0	5	1
6日後	2	2	2

5. 実験結果

本節では、実験結果について述べる。なお、参加者が6名と少ないため、本稿では簡易的な分析のみを行う。今後、より多くの参加者を募った実験を実施し、統計的手法を用いた詳細な分析を行う予定である。

5.1 学習効果

表 1に提案手法と比較手法で学習した英単語の暗記テストの結果を示す。この表では、学習直後と学習6日後の暗記テストについて、提案手法での学習後の点数の方が高かった人の数、点数が同じだった人の数、比較手法での学習後の点数の方が高かった人の数を表している。テストの点が高いほど、学習後の記憶の定着度が高いことを意味する。学習直後はどの参加者も満点に近い点数を取っていたため、提案手法と比較手法で点数に差がない参加者が5名であった。学習6日後のテストでは、提案手法の方が点数が高かった参加者が2名、比較手法の方が高かった参加者が2名であった。このことから、6日間での記憶の定着度については、参加者全体を見た時に2つの手法における明確な差分は確認できなかった。今後は、提案手法の方が記憶の定着度が高い参加者に共通する学習傾向についても調査する予定である。また、より長期間での記憶の定着度についても調査する予定である。

5.2 内発的動機付け

表 2に提案手法と比較手法の学習後に実施したIMIの結果を示す。この表では、IMIで測定した6つの尺度について、提案手法でのスコアの方が大きかった人の数、スコアが同じだった人の数、比較手法でのスコアの方が大きかった人の数を表している。各尺度のスコアは、大きな値を取るほど、内発的動機付けに良い影響を与えることを意味する。この表によると、「興味・楽しさ」、「価値・有用性」、「選択の認識」の尺度において、6名中5名以上の参加者が提案手法の学習の方により大きいスコアを示していることが分かる。以上より、提案手法によって学習者が楽しみながら自由な選択肢を持って学習できる可能性が示唆される。一方で、「能力の認識」の尺度については、6名中4名が比較手法の学習の方により大きいスコアを示している。この尺度は、自分がタスクをどの程度上手に取り組めたか、

表 2: 2つの手法におけるIMIの各尺度のスコアの比較

	提案手法 の方が高い	同値	比較手法 の方が高い
興味/楽しさ	6	0	0
能力の認識	1	1	4
努力/重要性	3	1	2
圧力/緊張	4	0	2
選択の認識	5	0	1
価値/有用性	5	0	1

どの程度得意かを評価する設問で構成されている。提案手法では、学習者が自身の想定した通りの画像を生成するためにプロンプトを調整する必要があるため、比較手法に比べて作業が難しいことが原因の1つと考えられる。この作業の複雑さを軽減することが提案手法の課題となる。

5.3 作業負荷

表 3に提案手法と比較手法の学習後に実施したNASA-TLXの結果を示す。この表では、NASA-TLXで測定した6つの尺度について、提案手法でのスコアの方が大きかった人の数、スコアが同じだった人の数、比較手法でのスコアの方が大きかった人の数を表している。各尺度のスコアは、大きな値であるほど作業負荷が大きいのを表す。この表によると、「知的・知覚的要求」、「タイムプレッシャー」、「努力」、「フラストレーション」の尺度において、6名中5名以上の参加者が提案手法の学習の方により大きいスコアを示していることが分かる。提案手法は比較手法に対して、プロンプト作成や画像の比較の作業が追加されているため、「知的・知覚的要求」、「努力」、「フラストレーション」のスコアが大きくなったと考えられる。「タイムプレッシャー」のスコアが大きかった点については、学習時間のノルマの存在が、学習者の焦りを生んだ原因の1つだと考えられる。

6. おわりに

本稿では、AI画像生成を組み合わせた英単語学習システムの概要と、システムを用いて実施した実験について説明した。提案システムでは、デフォルトの暗記カードに対して、学習者がプロンプトを入力して自分好みの画像に修正しながら英単語を学習できる。実験の結果では、提案手法と比較手法の間で、記憶の定着度における明確な差は確認できなかった。一方で、内発的動機付けに関する調査の結果から、提案システムを用いた英単語学習において、多くの学習者が楽しみながら自由に学習できていたことが確認された。今後は、より多くの参加者を募った長期的な実

表 3: 2 つの手法における NASA-TLX の各尺度の比較

	提案手法 の方が高い	同値	比較手法 の方が高い
知的・知覚的要求	5	1	0
身体的要求	4	1	1
タイムプレッシャー	6	0	0
作業成績	2	2	2
努力	6	0	0
フラストレーション	5	0	1

験を実施し、提案手法の有用性を詳細に検証する予定である。また、実験で収集したフィードバックを参考に、提案手法の課題である作業負荷の軽減に向けたシステムの改良を行う。将来的には、現状のシステムを拡張し、学習者がより柔軟に教材をカスタマイズしながら学習できるプラットフォームに発展させることも検討している。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費基盤 (B) (24K02962), JSPS 科研費国際共同研究加速基金 (海外連携研究) (23KK0188), JST 日独仏 AI 研究 JPMJCR20G3, 大阪大学 Society5.0 実現化研究拠点支援事業グランドチャレンジの補助による。

参考文献

- [1] T. Nakata, *The Science of Learning English Vocabulary*. Kenkyusha, 2019, (Original work published in Japanese).
- [2] H. Sholihah, “Teaching english vocabulary using pictures to the fifth grade students of sdn tugu jebres no. 120 surakarta,” 2009.
- [3] D. S. Elmiana, “Pedagogical representation of visual images in efl textbooks: a multimodal perspective,” *Pedagogy, Culture & Society*, vol. 27, no. 4, pp. 613–628, 2019.
- [4] M. S. Andarab, “The effect of humor-integrated pictures using quizlet on vocabulary learning of efl learners,” *Journal of Curriculum and Teaching*, vol. 8, no. 2, pp. 24–31, 2019.
- [5] Q. Chen, S. Liu, K. Huang, X. Wang, X. Ma, J. Zhu, and Z. Peng, “Retassist: Facilitating vocabulary learners with generative images in story retelling practices,” in *Proceedings of the 2024 ACM Designing Interactive Systems Conference (DIS ’24)*. New York, NY, USA: ACM, 2024, pp. 2019–2036. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3643834.3661581>
- [6] R. Reber, E. A. Canning, and J. M. Harackiewicz, “Personalized education to increase interest,” *Current Directions in Psychological Science*, vol. 27, no. 6, pp. 449–454, 2018.
- [7] S. Høgheim and R. Reber, “Eliciting mathematics interest: New directions for context personalization and example choice,” *The Journal of Experimental Education*, vol. 85, no. 4, pp. 597–613, 2017.
- [8] C. Walkington and M. L. Bernacki, “Personalization of instruction: Design dimensions and implications for cognition,” *The Journal of Experimental Education*, vol. 86, no. 1, pp. 50–68, 2018.
- [9] P. Pataranutaporn, J. Leong, V. Danry, A. P. Lawson, P. Maes, and M. Sra, “Ai-generated virtual instructors based on liked or admired people can improve motivation and foster positive emotions for learning,” in *2022 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. New York, NY, USA: IEEE, 2022, pp. 1–9.
- [10] J. Leong, P. Pataranutaporn, V. Danry, F. Perteneder, Y. Mao, and P. Maes, “Putting things into context: Generative ai-enabled context personalization for vocabulary learning improves learning motivation,” in *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI ’24)*. New York, NY, USA: ACM, 2024, pp. 1–15.
- [11] Z. Peng, X. Wang, Q. Han, J. Zhu, X. Ma, and H. Qu, “Storyfier: Exploring vocabulary learning support with text generation models,” in *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST ’23)*. New York, NY, USA: ACM, 2023, pp. 1–16. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/3613904.3642393>
- [12] OpenAI, “GPT-4o System Card,” <https://openai.com/index/gpt-4o-system-card/>, August 8 2024.
- [13] J. Betker, G. Goh, L. Jing, T. Brooks, J. Wang, L. Li, L. Ouyang, J. Zhuang, J. Lee, Y. Guo, W. Manassra, P. Dhariwal, C. Chu, and Y. Jiao, “Dall-e 3,” 2023.
- [14] 文部科学省, “英語力評価及び入学者選抜における英語の資格・検定試験の活用について 基礎資料 2,” September 2015. [Online]. Available: https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/shotou/117/shiryo/_icsFiles/afieldfile/2015/11/04/1363335_2.pdf
- [15] “Intrinsic motivation inventory (imi),” 2014, accessed: 2024-11-11. [Online]. Available: <https://selfdeterminationtheory.org/intrinsic-motivation-inventory>
- [16] S. G. Hart, “Nasa task load index (tlx),” 1986.