

大規模言語モデルにもとづく発想支援システムのための
分野横断検索を用いた単語選択方式の提案

Keyword Selection Method with Cross-Disciplinary Search for Idea Creation Support
Systems Based on Large-Scale Language Models

浅原 彰規[†] 津田 香林[†] 仲 強[‡] 刑部 好弘[†] 森田 秀和[†]
Akinori Asahara Tsuda Karin Chu Kyo Yoshihiro Osakabe Hidekazu Morita

1. はじめに

LLM(Large Language Model;大規模言語モデル)の発展に伴い、LLM を用いて人の新発想を支援することに期待が寄せられている。LLM を用いたチャットボットは多数発表されており[2][3]、それらは新規のアイデアを効率的に考案することにも用いられている。

しかし、例えば企業における新技術開発による他社差別化の検討など、強い独自性が求められるような検討においては、単に LLM を用いたチャットボットで発想を行おうとしても新規性が不足してしまう。LLM は一般的な自然言語文のデータセットをもとに学習しているため、単にアイデアを求めただけではそのデータセットに含まれる平均的なアイデアが出力されがちで、また、誰が使っても同じ結果が得られるため、独自性、新規性が不十分である。

そこで本研究では、ユーザ自身が新発想の着想を立て、それを LLM で具体化するという、Human-in-the-loop 的な方法で独自性の高い発想を作るアプローチをとる。ただしこの場合、ユーザは新発想の着想を独力で得ることが必要となり、別の方法での支援が求められる。

本報告では、新発想を生み出す着想を与える方法として、分野依存性を抑えた類似検索にもとづき、ユーザに着想のきっかけとなる単語を提示する分野横断検索による単語提示方式を提案する。この方式では、既存の文献のデータベースから得た単語群をユーザに提示する。ユーザが自身のアイデアを発展させるための単語を選択すると、それを元にした入力を LLM に与えて新たなアイデアの文案を生成する。これにより、ユーザ独自の着想を取り入れつつもユーザ自身の作業負担を抑えて新発想を行うことができる。また、提案方式にもとづく発想文案の質を評価した結果についても報告する。

2. 問題設定

2.1 発想支援システム

図 1 に本研究が想定する発想のプロセスを模式的に示す。本研究では発散と収束のプロセスを想定する。図中横軸は意味空間、縦軸にアイデアの品質を表す。アイデアの質は意味空間上の関数とみなせ、図中左端の初期の位置から、発想の質を改善する検討をしていくと発想は極値に収束していくが、その外側にはより良い発想が存在しうる。そこで、発想を意味空間上で遠方にずらす発散のプロセスを進めることで、極値から脱することができる。そののち、さらに収束を行うことでより良い発想へ到達できると期待される。このように、収束と発散を繰り返すことで発想を洗練させていくことができると考えられる。

これにもとづき、筆者らは Web サービスシステムを試

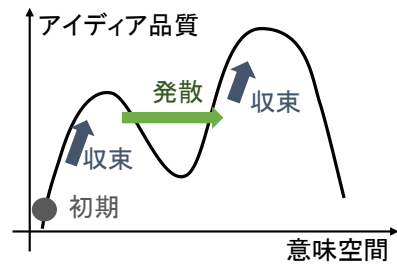


図 1 発散と収束のプロセス

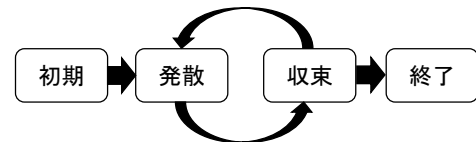


図 2 発想支援システムの状態遷移

作した。本システムは Web ベースのアプリケーションであり、ユーザは本システムを操作することで自身の発想を広げることができる。図 2 に本システムの状態遷移を示す。最初は図中の「初期」で示した状態から開始される。この初期のフェーズでは、ユーザの現在の発想を特定する機能が動作する。この状態では本システムはユーザの現状の思考を確認して、後の発散と収束のサイクルに導入できるようにすることをめざして動作する。その方法としては、単純にユーザに現状の発想を自然言語で入力してもらう方法や、システムからユーザに対して質問を投げかけ、それにもとづき LLM 等を用いて発想の文案を作成する方法が使用できる。次に、図中「発散」のフェーズに移行する。この状態では、本システムはユーザが自身のアイデアを拡張して、初期の発想から遠ざかるように促す動作をする。これは図 1 に示した発想プロセスにおける発散に相当する。

ある程度ユーザの思考が初期から遠ざかったら、本システムは図中「収束」状態に移る。この状態では、本システムはユーザが自身のアイデアを整理して、現在ある範囲の思考をより良いものに改善することを促す動作をする。これは図 1 に示した発想プロセスにおける収束に相当する。

ユーザの思考の改善が十分できたならば、本システムはユーザのこれまでの思考を振り返り、まだ変動の余地がありそうと考えられるならば再び発想の状態に遷移し、すでに十分検討ができたかと推察されるならば、検討の終了を促す「終了」の状態へと遷移する。

このように、ユーザが発散と収束を繰り返して発想を洗練させていくことを想定し、本システムは発想の発散と収束を促す機能を切り替えながら動作する。この各機能においては LLM を用いた発想支援の機能が動作する。

[†](株)日立製作所 Hitachi Ltd.

[‡](株)日立ハイシステム 2 1 Hitachi High-system-21

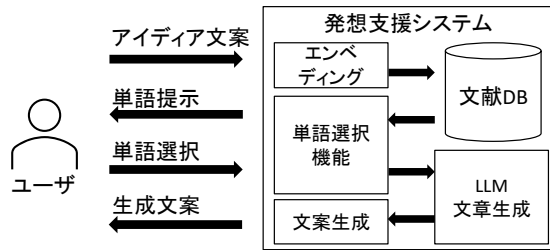


図 3 発想支援システムによる発散プロセス



図 4 アイデア文案指定画面

本報告ではこのうち特に発散のための機能について論じる。発散の過程では、新規性が高くかつ現実的な案を多数考案する必要があるが、それは容易ではない。そこで大規模言語モデルにより既存の発想に新要素を付け加えた文案を生成する方策が考えられるが、新規性と現実性を両立できる新要素を選定する必要がある。

2.2 単語の提示にもとづく発想の発散

図 3 に発想支援システムの発散のプロセスにおける動作とそれに必要な機能の構成を示す。発散のフェーズでは、ユーザの現時点の発想を遠くへ動かすことが必要であるが、それには外部からの情報を取り込むことが有益である。本システムでは、文献 DB に格納された既存文書を用いてユーザに着想を提案する。

まず、ユーザが基本となるアイデアの文案となる自然言語の短文テキストをシステムに与える。図 4 にそのための画面のスクリーンショットを示す。この画面にはこれまでユーザが作成したアイデア文案が一覧表示されており、ユーザはこれらから一つを選択して発散のプロセスを実行できる。

ユーザがアイデア文案を選択すると、発想支援システムはそのテキストを LLM 等を用いてエンベディングの処理を行い、多変量ベクトルを得る。この多変量ベクトルをもとに文献 DB に格納されている既存の文案を参照し、そこに登場する単語を複数選定し、ユーザの新しい発想の着想のきっかけとして提示する。図 5 にその画面のスクリーンショットを示す。ユーザは一覧表示された単語群から、自身のアイデア文案を発散させると感じられるものを選択する。

ユーザが単語を選択すると、発想支援システムは LLM を用いて、その選択された単語にもとづきアイデア文案を拡張した新しい文を生成し提示する。これには選択された単語とアイデア文案を組み合わせるためのプロンプト



図 5 単語選択のスクリーンショット

が必要である。以下のその例として、指定された単語をユーザの文案に組み込んだ案を作る対話のプロンプトを示す。

- U:** Revise this idea to another one with factors related to a keyword. Idea: 畑に日照センサを置くことで、日当たりの度合いを評価し、収量を予測できる。 Keyword: 機械学習
- A:** 畑に日照センサを置くことで、日当たりの度合いを評価しつつ、データを蓄積しておき、それに対して機械学習を用いて収量を予測できる。
- U:** Revise this idea to another one with factors related to a keyword. Idea:{Text} Keyword:{Word}

ここで、「U:」はユーザ、「A:」はエージェントを意味する。また{Text}のところにはアイデア文案を、{Word}には選択された単語を、それぞれ置換する。このプロンプトはいわゆるチャットボットを想定した API、例えば OpenAI API にある Chat Completion の関数に対して適用するためのもので、ユーザの入力文のうち「Idea:」に続く文に対して「keyword:」に続く単語を組み入れることを例示したうえで、最後に今回のアイデア文案と選択された単語を与えることで、例示に似た形で、単語をアイデア文案に組み込んだ結果が補完される。実際には、System メッセージを用いるなどの方法もあるが、いずれにせよ、アイデア文案に単語を組み込むというタスクそのものは、十分大きな LLM を用いる限りにおいては難しくはない。

この仕組みを用いると、ユーザが選択した単語に由来する意外性を持った文案を生成することができる。逆に言えば、ユーザは新たなアイデアを言語化してまとめるという行為に煩わされずに、意外性の提供に専念できる。

ただし、選択する単語は意外であればよいわけではない。例えば、「大規模言語モデルは、特定の質問に対する答えを生成することができる。」という文案を改変する目的で、実際にランダムに単語を選択したところ、それと無関係の「光学センサー」という単語が得られた。それをもとに LLM で文案生成すると「光学センサーを使用して得られたデータを解析する大規模言語モデルは、特定の環境変化（例えば、光の強度や色調の変化）に対する解釈や予測を生成することができる。」という文が得られた。大規模言語モデルは自然言語文を扱うモデルであるので「光学セン

サーから得たデータを解析する」という文言は現実性のない文案となってしまう。

このように、ただ単に意外なだけの単語を与えることは、よい新規のアイデアに結びつかず、アイデア文案としては何らかの関連性が想起できる程度には現実的な単語が選ばなければならない。本システムを利用するユーザはこの点に配慮した単語を選択することが求められる。この選択のプロセスにおける属人性が、他との差別化要素になりうる発想につながる事となる。

このように、ユーザに意外性と現実性を両立する単語を選択させるというプロセスは、独自性の高い新発想の文を生成することに寄与すると期待されるが、それが功を奏するには、前提としてユーザに提示される単語群に意外性と現実性を両立しうるものが含まれていなければならない。

以上のように、発想支援システムにおける発想の発散プロセスを実現するために、意外性と現実性を両立する単語群の選定が求められる。本報告では、このような単語の選定方式について検討し、エンベディングの分野依存性を低減することで単語群を選定する方式について提案する。

3. 関連研究

IT ツールを用いた発想支援の方法論は古くから取り組まれている問題であり、1993 年には発想支援システムに関するサーベイ[4]が報告されている。この報告では、新発想の創出過程は「発散的思考」「収束的思考」「アイデア結晶化」「評価検証」の 4 つのプロセスに分類されており、それぞれに適した発想支援ツールが整理されている。それらの多くは辞書やオントロジー等のデータをもとにして、現案の抽象化のための単語提示などが提案されている。

また、Word2Vec を用いて単語を多変量に変換し、その距離にもとづき類似性の高い単語を提示するシステムが提案されている[5]。この方法では、同じ分野で類似性の高い情報が選択されると想定される。

これらの仕組みは、ユーザが見落としている情報を提示することで発想を改善するという観点での機能が中心であり、ユーザが独自性の高い発想を行う目的には必ずしも適さない。

一方で、独自性の高い発想を支援する方法としては複数人が協力することを前提としたグループウェアも提案されている[6]。複数人の発想が組み合わせられることによって、個人が単独で行うよりもより発散的な思考ができることが期待できるが、その反面、複数人が集まらないと使えないため、簡便さには課題が残る。

また、近年では前述のとおり、大規模言語モデルを用いたチャットボットがリリースされており、これを用いても題材を指定するとそれに関する創作文を自動生成することができるが、独自性の高い発想のためにはユーザの与える入力文に相応の工夫が求められ、簡便には使用できない。

類似する技術としては、料理のレシピの発想支援なども研究されている[7]。料理のレシピの発想支援における発散的思考としては、材料やメニューを入力するとそのアレンジにつながる調味料等を提案するなどの技術が提案されている。ただし、料理の質は味覚に依存し、あまりに独自性が高い突飛な提案は受け入れられない前提であるので同じ方法が今回の目的に適するとは考えにくい。

4. 分野横断検索にもとづく候補単語選定

4.1 単語の選定方式

単語の選定において、意外性を高める簡単な方法としては候補になる単語からランダムに選択する方法がある。この方法では意外性が高いものは選択できるが、偶発性が高く、アイデア文案を改善する単語として現実的なものは選択されにくい。

それに対して、アイデア文案と類似性の高い単語を選定する方法では、アイデア文案に現実的な形で組み込める単語を選択することができる。図 6 に、類似単語検索と類似文献検索の 2 つの単語の選定方式について示す。類似単語検索は、文献からあらかじめ抽出された単語をエンベディングしてベクトルに変換し、現在のアイデア文案のエンベディングベクトルと比較することで候補を選定する。一方、類似文献検索は先に文献をエンベディングベクトルにもとづき選定したのち、その文献に登場する単語を候補として提示する。類似文献検索によれば単語の登場する文脈を考慮した選定ができるため、単語そのものの類似性をもちいるよりは意外性が高くなると期待できるが、やはり類似性の高い文献を用いると意外性はあまり大きくはならないと考えられる。

そこで、新発想を生み出す方法論として、アナロジーに着目する。歴史的に、ある分野で成功した方法が問題の構造が似ている他の分野でも転用できるなどの形で役立つことが多いことが知られているが、これはアイデアの抽象的な相似性であるアナロジーにもとづき、異分野のアイデアを当該分野に転移した結果として生み出されたものと考えられる。

これにもとづき、本研究では類似文献検索において、分野が違うこと由来するアイデアの差異は、その類似性の評価に反映されないようにするアプローチをとる。これにより、アイデアを改善するのに寄与できる現実性を保ちつつ、意外性の高い単語が提案できると考えられる。

4.2 分野横断検索

類似する文献の選択には、エンベディングによって得ら

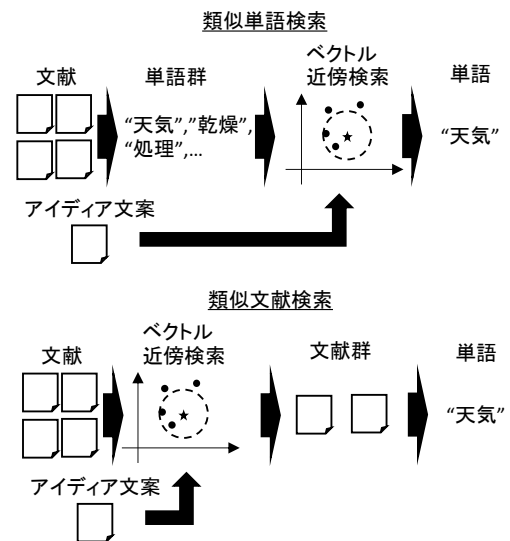


図 6 単語選定方式

れた多変量ベクトル間の距離が小さい文を選択することがよく用いられる。この距離としてはコサイン類似度が用いられることが多いが、エンベディングによって得られるベクトルのノルムが1付近に正規化されている前提ではユークリッド距離を用いてもほとんど差はない。一方でユークリッド距離を用いると KD-Tree[9]などの近傍検索の高速化のためのインデックスを用いることができるという利点があり、本研究ではエンベディングベクトル間のユークリッド距離にもとづき類似文献を選択する方針とする。

本研究では多変量に対し、分野に依存する成分を除去した上で近傍検索を行う方式を提案する。これは、文献にあらかじめその分野を示す情報が付加されているとして、その分野と相関する成分を特定し、多変量から引き去ったベクトルを生成し、そのベクトルに関して近傍検索を行う。

前述の文献の分野を示す情報として、文献データベースの文献には分野を表す符号がついていることとする。この符号は記号の集合で書かれるものとする。例えば、ある文献が情報システムに関するものであるならば「D」、建築に関するものであるならば「B」が与えられるとしたとき、分野を表す符号は

$$C = \{B, D\}$$

のような B と D を要素としてもつ集合 C となる。ここで文献の分野は必ずしも一つとは限らない点に注意を要する。例えば、導電性の化合物を扱う文献は、電気と化学の両方に属するような形になることが想定できる。また、分野には階層性がある点も注意を要する。例えば、化学の分野には有機化学と無機化学があり、有機化学には低分子と高分子があり、というように、分野にはその分解能に応じた階層がある。ここでは、ユースケースに応じて適切な分解能があるものと仮定し、同一程度の分解能、つまり同レベルの階層で分類を用いるものとした。

この分野符号はベクトルとして表現される。まず、文献データベースに登場するすべての分類を集めて並べ自然数のインデックス i を付与し、それを $\{a_i\}$ と書くものとする。ある文献 n に関する分野 C_n に対応する分野ベクトルの i 成分は、その文献が当該分野 a_i に該当するときは 1、そうでない場合は 0 のベクトルとして定義する。すなわち

$$y_{ni} = \begin{cases} 0 & a_i \notin C_n \\ 1 & a_i \in C_n \end{cases}$$

となる y_i が分野ベクトルである。

各文献のテキストは LLM によってエンベディングし、多変量ベクトル $\{x_j\}$ に変換することができるので、この両者の相関にもとづく成分分析を行う。多変量ベクトル間の相関を抽出する方法としては、正準相関分析 (CCA : Canonical Correlation Analysis) や部分最小二乗法 (PLS : Partial Least Square) を用いることができる[10]。この手法では 2 つの多変量ベクトルのデータセットに対して、それぞれに対する線形変換を仮定し、変換後のベクトル同士の相関が最大となるように線形変換の行列パラメータを決定する。PLS では文献を表現する多変量を x_i 、その文献に対応する分野ベクトルと y_j に関して、

$$\max_{A,B} \text{Cov}(a_n^T x_i, b_n^T y_i) = \max a_n^T C_{xy} b_n$$

のベクトル a_n, b_n を逐次計算で求め、それを並べた変換行列 A, B を得る。ここで、 $\text{Cov}(\cdot, \cdot)$ は二つのベクトルの集合の

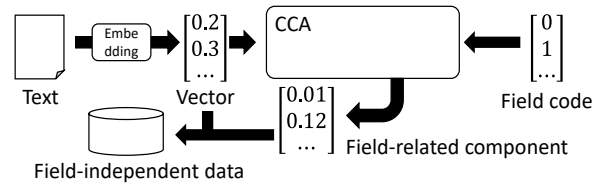


図 7 分野成分の分離

共分散、 C_{xy} は $\{x_i\}$ と $\{y_i\}$ の各成分に関する共分散行列を意味している。ここで A, B は正方形行列ではない点に注意を要する。PLS で求めるベクトル a_n, b_n は逐次処理によって求まるので、その数 N は処理回数によって決まり、 N は x の次元数や y の次元数より小さい値に設定される。これにより、 $A^T x_i$ と $B^T y_i$ はいずれも N 次元のベクトルとなるので、 A, B はベクトル x, y の次元数を N に減らす変換に相当する。なお、CCA や PLS はカーネル法を用いて非線形化することもできるが、逆変換が難しくなるので今回は線形のままを用いた。

分野成分を特定できたら、それを減算することで分野に依存する成分を低減できると期待される。すなわち、下記の x'_i は分野成分を除去したベクトルに相当する。

$$x'_i = x_i - A^* T A^T x_i$$

ここで A^* は A の疑似逆行列である。

図 7 はこの分野成分の除去の手順をまとめた図である。文はエンベディングによって多変量ベクトルに変換され、その後、分野ベクトルとの CCA により、分野に依存する成分が抽出される。それをもとの多変量ベクトルから引き去ることで分野依存しないベクトルを得ることができる。

本発想支援システムでは、既存の文献すべてに対してあらかじめこの処理を行って分野独立なベクトルデータセットを生成しておく。

本発想支援システムのユーザがアイデア文案を入力すると、それはまず LLM によって多変量ベクトルに変換され、その多変量ベクトルに上記の分野成分を低減する変換を実行し、上述の分野独立なデータセットに関する k -近傍検索、つまり、データに対してユークリッド距離が近い順に k 個のデータを取得する。これにより他分野から類似の文献を選択することができ、それはアナロジーを想起させるものになっていることが期待できる。

5. ユーザ感性実験による評価

5.1 実験条件

提案方式の効果を定量化するため、ユーザ評価実験を行った。表 1 に今回の実験に関する条件をまとめた。

本研究の発想支援システムの利用者としては研究開発の従事者が想定され、その専門分野に関するアイデア創出という用途が想定される。そのため、今回は AI 分野の新技术に関する発案をユースケースとして設定した。そのため被験者はいずれも企業の AI 分野の研究者に統一することで、被験者の専門性に起因ゆらぎを低減した。

また、評価はアンケートによって評価する形とし、提案方式と比較対象となる 3 種の方式で生成された文案に対する評価を行って 10 名の被験者の回答を得た。

表 1 実験条件

対象	ランダム, 類似単語検索, 類似文献検索, 分野横断検索の 4 種
調査方式	アンケート方式
被験者	10 名, 企業所属の AI 分野の研究者
文案数	20 文×4 通り (一人当たり回答所要時間約 1 時間程度)
使用データ	日本国内特許明細書の要約文 69800 件
LLM	Microsoft Azure OpenAIService GPT-4[11]

2. ブロックチェーンを用いて、秘密情報の取り扱いを管理することができる。データの改ざんや不正アクセスを防止、秘密情報の信頼性と透明性を確保するとともに、認証されたユーザーだけがアクセスできるようなシステムを構築することができる。

	非常に左	左	やや左	中立	やや右	右	非常に右
革新的⇌一般的	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
現実的⇌空想的	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
汎用⇌特化	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
良い⇌悪い	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

図 8 ユーザ評価実験の画面

また、データセットとして特許の要約文約 7 万件を用意し、20 種の原文に対してデータセットから抽出された単語を各手法で選定し、LLM によりその単語を原文に加える形で新たなアイデア文案を生成させた。

ランダム:すべての文献に登場した単語をリスト化し、当該リストからランダムで一つ選ぶ。

類似単語:すべての文献に登場した単語をリスト化し、当該リストにある単語すべてを LLM によりエンベディングする。原文とユークリッド距離を計算し、最も小さいものを用いる。

類似文献:すべての文献を LLM によりエンベディングし、それと原文とユークリッド距離を計算し、最も小さいものを選択し、選択された文献に登場する単語からランダムに一つ選択する。

分野横断検索:提案手法の分野横断検索により文献を選定し、その文献に登場する単語をランダムで選択する。

この 4 種の単語選択法を比較評価する。以下に、例として各手法で選択した単語によって作られた文を示す。なお、「」内は選択された単語を示す。

原文:ブロックチェーンは、データの改ざんや不正アクセスを防止、信頼性と透明性を確保することができる。

ランダム「平板」:ブロックチェーン技術を利用して、平板デバイス(タブレットやスマートフォン)のアプリのデータ改ざんや不正アクセスを防ぐ。これにより、ユーザー

のデータの信頼性と透明性を確保し、安心してアプリを使用することができる環境を提供する。

類似単語「情報のセキュリティ」:ブロックチェーンは、データの改ざんや不正アクセスを防止、信頼性と透明性を確保することができる。さらに、情報のセキュリティを強化するために、ブロックチェーンの技術を用いて、各情報のアクセス権を明確に制御し、それらのログを取ることで認証と監査が可能になる。

類似文献「秘密情報」:ブロックチェーンを用いて、秘密情報の取り扱いを管理することができる。データの改ざんや不正アクセスを防止、秘密情報の信頼性と透明性を確保するとともに、認証されたユーザーだけがアクセスできるようなシステムを構築することができる。

分野横断検索「契約情報」:ブロックチェーンは、契約情報の管理にも利用でき、各取引の契約内容を改ざんされることなく透明性を持って保存できる。これにより、契約違反を未然に防いだり、取引の信頼性を向上させることができる。

この例では、ブロックチェーンの技術に関する技術を使ったが、ランダムではブロックチェーンと無関係の単語が選択された結果、平板デバイスという一般にはあまり使われない語を用いた文が作られている。それに比べると類似単語や類似文献の方法では、情報のセキュリティというブロックチェーンと密接にかかわりのある語が選ばれており、自然な文を作ることはできているが、結果的に原文とほとんど主旨が変わらない文になってしまっている。提案方式では、関連すれども情報セキュリティ分野ではない用語が選択されており、自然かつ新しい観点を取り込むことができている。本実験はこれらの文の評価をより客観的に行う。

5.2 評価方法

本評価では、被験者にまず原文を提示し、この原文に対して各手法での生成文について Web で選択式の設問に回答してもらうことで、単語選択法の良さを評価する。図 8 に実際のアンケート画面を示す。本評価の目的は発散に適するかどうかの評価であるので、発想を既知の範囲から移動させる効果が高いか、また、奇抜なだけで有用性がない可能性を加味した評価が必要である。そこで評価には SD 法[12]を用いることとし、革新的⇌一般的、現実的⇌空想的、汎用⇌特化、良い⇌悪いの 4 種の評価基準に対して「非常に左」「左」「やや左」「中立」「やや右」「右」「非常に右」の 7 段階で評価するようになっている。

なお、この評価では各生成文を生成するのに使った手法は伏せ、提示順もランダムに並べ替えることでバイアスがかからないようにした。

5.3 結果と考察

本評価実験の結果を図 9, 図 10, 図 11, 図 12 に示す。また、この結果をもとに左側(「革新的」「現実的」「汎用」「良い」)の回答の割合について、表 2 に示す。

全体的な結果としては、類似単語と類似文献の方式は汎用的、現実的、一般的、な傾向にあり、ランダムはその逆の傾向を示している。それに対し分野横断検索はランダムよりは現実的で、ランダムと同程度には革新的であった。現実的かつ革新的であることが「良い」が多かったものと考えられる。

なお、「良い」については、分野横断検索と、ほかの最も割合の高い方式との比較について総回答数 n=200 で有意差を評価すると p=0.004 となり、十分な差が得られた。

6. おわりに

本報告では、LLM を用いて発想支援を行うシステムを想定し、分野依存性が少なるように文献検索を行い、そこから選んだ単語を提示する方式を提案した。また、ユーザ評価実験によると、提案方式によって提示された単語を用いるとユーザが良いと感じる文が生成できた。

今後の課題としては、本実験では AI 分野の研究者を想定したが、題材や被験者の専門性などが変わっても効果があるかなど、さらなる検証を要する。また、今回の提案方式以外のアプローチで発散を促す方策も検討を要する。さらに、今回は発想の発散を対象とした機能を中心に検討したが、収束の機能についても検討と評価が必要である。

これらの取り組みにより、よりよい発想を生み出せる AI 技術が発展すれば幸いである。

謝辞

本報告の実験にご参加いただいた被験者の皆様に感謝の意を申し上げます。

参考文献

- [1] Darioush Kevian et al., "Capabilities of Large Language Models in Control Engineering: A Benchmark Study on GPT-4, Claude 3 Opus, and Gemini 1.0 Ultra", arXiv 2404.03647 (2024)
- [2] T. Wu et al., "A Brief Overview of ChatGPT: The History, Status Quo and Potential Future Development," in IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, vol. 10, no. 5, pp. 1122-1136, 2023
- [3] Anthropic, "Claude", <https://www.anthropic.com/claude>
- [4] 國藤進, 発想支援システムの研究開発動向とその課題 (<特集> 「発想支援システム」), 人工知能学会, 人工知能, Vol. 8, No. 5 (1993)
- [5] 小山琢也, 荻野正, "word2vec を用いたブレインストーミングシステムの実装", IEICE Conferences Archives (2018)
- [6] 梅村雄貴, et al., "アイデア連想のつながりを明示化するブレインライティング支援システムの提案", 第 80 回全国大会講演論文集, No.1 (2018)
- [7] 薦田一慶, et al., "AI による料理創作支援システム," 情報処理学会第 83 回全国大会, Vol. 5, pp.05 (2022)
- [8] 体系的技術革新—新版矛盾マトリックス matrix 2010 採用 (TRIZ 実践と効用), クレブス研究所 (2014)
- [9] Jon Louis Bentley, Multidimensional binary search trees used for associative searching. Commun., ACM 18, 9, 509-517, (1975)
- [10] Jacob A. Wegelin, "A Survey of Partial Least Squares (PLS) Methods, with Emphasis on Two-Block Case," Technical Report No.371 (<https://stat.uw.edu/sites/default/files/files/reports/2000/tr371.pdf>) (2000)
- [11] Microsoft, "Azure OpenAIService", <https://azure.microsoft.com/ja-jp/products/ai-services/openai-service> (2024)
- [12] 市原 茂, "セマンティック・ディファレンシャル法 (SD 法) の可能性と今後の課題", 人間工学, 2009, Vol. 45, No. 5, p. 263-269 (2010)

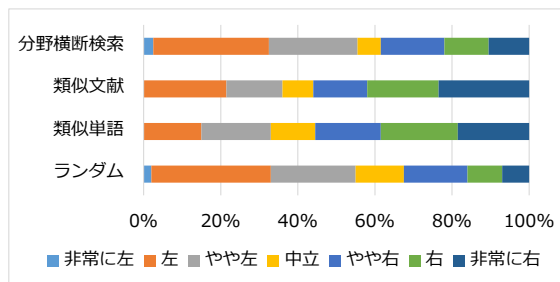


図 9 「革新的-一般的」の評価結果

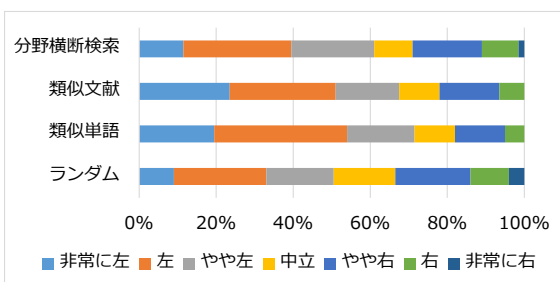


図 10 「現実的-空想的」の評価結果

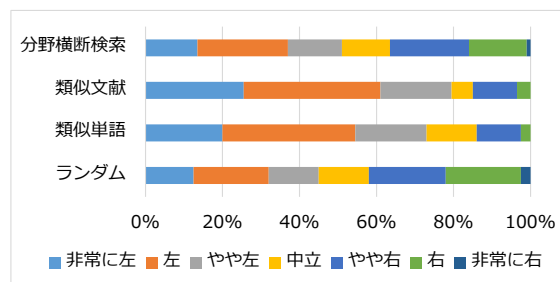


図 11 「汎用-特化」の評価結果

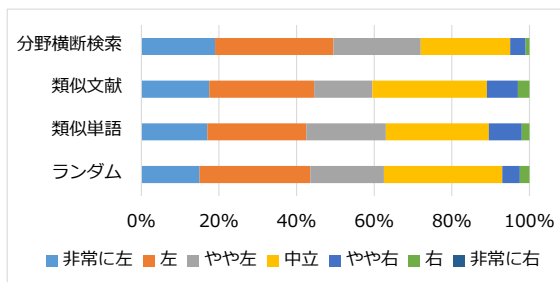


図 12 「良い-悪い」の評価結果

表 2 左側回答の割合

	革新的⇔ 一般的	現実的⇔ 空想的	汎用⇔ 特化	良い⇔ 悪い
ランダム	55.0%	50.5%	45.0%	62.5%
類似単語	33.0%	71.5%	73.0%	63.0%
類似文献	36.0%	67.5%	79.5%	59.5%
分野横断 検索	55.5%	61.0%	51.0%	72.0%