

人と AI の協調による創発的課題解決のためのマルチエージェントシステム

日野 翔天[†] 中田 匠哉[†] 中村 匡秀^{†,††}

[†] 神戸大学 〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

^{††} 理化学研究所・革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1

E-mail: [†]hino-s@es4.eedept.kobe-u.ac.jp, ^{††}tnakata@bear.kobe-u.ac.jp, ^{†††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

あらまし 近年の生成 AI の発展により、AI との対話を通じた問題解決が普及している。しかし、その有効性はユーザーのプロンプト作成能力に大きく依存しており、対話過程で得られる知見も暗黙知として属人的に留まりやすいという課題がある。先行研究では対話ログをコンテキストと共に保存・共有する手法が提案されているが、対話の質を向上させる支援や、手法の理論的裏付けは十分ではない。本研究では、知識創造理論である SECI モデルの「場」の概念に着目し、人と AI の協調による課題解決を支援するマルチエージェントシステムを提案する。本システムは、複数の AI エージェントに異なる役割を割り当てることで、多角的な視点からの意見提示を行い、ユーザーとの議論の活性化およびアイデアの発散を促進する。このプロセスを通じて、個人の暗黙知を共同化し、組織的な知識創造を誘発する「創発場エージェントシステム」を構築する。実証実験による評価の結果、提案システムは議論の活性化および、アイデア発散支援において有効であり、従来の単一 AI との対話と比較して高い課題解決支援能力を有することが確認された。

キーワード 集合知, 生成 AI, LLM, ドメイン知識, SECI モデル, 創発場, 協調的課題解決

A Multi-Agent System for Originating Emergent Problem Solving through Human-AI Collaboration

Shoma HINO[†], Takuya NAKATA[†], and Masahide NAKAMURA^{†,††}

[†] Kobe University Rokkodai-cho 1-1, Nada-ku, Kobe, Hyogo 657-8501 Japan

^{††} Riken AIP 1-4-1 Nihon-bashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027 Japan

E-mail: [†]hino-s@es4.eedept.kobe-u.ac.jp, ^{††}tnakata@bear.kobe-u.ac.jp, ^{†††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

Abstract With the recent development of generative AI, problem-solving through dialogue with AI has become widespread. However, its effectiveness heavily depends on the user's ability to create prompts, and there is a challenge in that the knowledge gained during the dialogue process tends to remain tacit and personal. Although previous studies have proposed methods to save and share dialogue logs along with their context, support for improving the quality of dialogue and the theoretical backing for these methods are insufficient. In this study, focusing on the concept of "Ba" (field) from the SECI model of knowledge creation theory, we propose a multi-agent system that supports problem-solving through human-AI collaboration. This system assigns different roles to multiple AI agents to present opinions from diverse perspectives, thereby facilitating discussion with users and promoting the divergence of ideas. Through this process, we construct an "originating field agent system" that socializes individual tacit knowledge and induces organizational knowledge creation. The results of empirical evaluations confirmed that the proposed system is effective in stimulating discussion and supporting the divergence of ideas, and possesses higher problem-solving support capabilities compared to conventional dialogue with a single AI.

Key words Collective Intelligence, Generative AI, LLM, SECI model, Originating Ba, Collaborative problem-solving

1. はじめに

昨今の ChatGPT [1] や Claude [2] に代表される生成 AI の急速な発展に伴い、自然言語処理やプログラミング、コンテンツ制作といった幅広いタスクにおいて、生成 AI との対話を通じた問題解決手法が注目されている [3]。しかし、生成 AI との問題解決には以下のような課題が存在する。

P1: 生成 AI を効果的に活用するためのプロンプト構成能力の差による問題解決能力の分断

P2: 対話ログを組織内で効果的に共有・活用するための仕組みの不足

これらの課題に対処するため、筆者らは生成 AI との対話ログをコンテキスト情報とともに蓄積・共有し、組織的集合知 [4] を醸成する Web アプリケーション「ChatHubAI」(以下、CHAI) を開発・提案してきた [5][6]。CHAI は対話ログへのメタデータ付与を通じて、過去のログを「知識資産」として再利用可能にし、第三者による理解度向上に寄与している [7]。しかし、実運用上の観察から、CHAI は主に「蓄積された情報の検索・評価・参照」という静的な知識共有においては機能するものの、組織内における動的な「知識創造スパイラル」を直接的に支援する機能が不足しており集合知醸成に十分でない。知識創造理論 (SECI モデル) における「場」の概念に基づけば、組織的な集合知の醸成には、情報の蓄積だけでなく、個人の持つ暗黙知が対話を通じて暗黙知として共同化する「創発的プロセス」が不可欠である。現在の CHAI は対話終了後のログ管理に主眼が置かれており、議論の最中に介入して相互作用を促し、アイデアを広げる「創発場」としての役割が機能していない。そのため、複雑な問題解決においては、議論を活性化させ、多様な視点を提示する能動的な支援が求められる。そこで本研究では、知識創造理論である SECI モデルの「場」の概念に着目し、人と AI の協調による課題解決を支援するマルチエージェントシステムを提案する。本システムは、複数の AI エージェントと組織メンバーが議論を行う場を提供することで、課題解決のために議論の活性化およびアイデアの多様な発散を促進し、組織的な知識創造を誘発する「創発場エージェントシステム」を設計・実装する。評価において、提案システムと、一般的な生成 AI との課題解決手法の比較実験を行う。この実験では、その議論の活発性を評価し、最終的な課題に対するアイデアの質、ユーザへの負担を評価することによって、提案システムの有効性を評価する。

2. 準備

2.1 知識管理 (Knowledge Management: KM)

知識管理とは組織が保有する知識を体系的に蓄積・共有・活用し、組織全体の知的価値を最大化するプロセスを指す。本研究においては、特に形式知と暗黙知の峻別を重要視する。形式知とは、マニュアルや文書など言語化・図式化が可能な知識であり、共有が容易である。一方、暗黙知とは、個人の経験や勘、洞察に基づいた言語化困難な知識であり、属人性が高い。特に暗黙知について、単に言語化できない知識だけではなく図 1 に

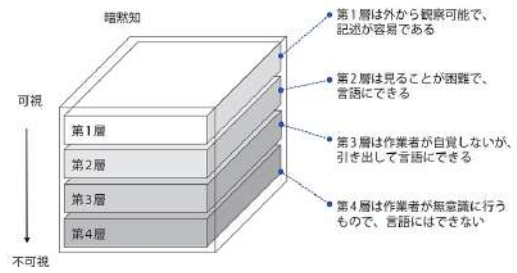


図 1 暗黙知の知識層図 [8]

示されるようなグラデーションを持ったものであり、暗黙知の抽出には言語化を促す機構も必要である [8]。

2.2 SECI モデル

野中らによって提唱された SECI モデル [9] は、個人が持つ知識が組織全体で共有・活用され、新たな知識が創造されるプロセスを説明するナレッジマネジメントのフレームワークである。本モデルは、以下の4つのプロセス(場)が螺旋状に循環することで、知識が深化・拡大すると定義している。

- **共同化 (Socialization):** 経験の共有による暗黙知の移転
- **表出化 (Externalization):** 暗黙知を対話や比喻によって形式知として言語化
- **連結化 (Combination):** 複数の形式知を組み合わせる体系化
- **内面化 (Internalization):** 体系化された知識の実践を通じた新たな暗黙知の獲得

2.3 場の理論

野中らは、知識創造プロセスが機能するための共有の文脈として「場」の概念を提唱している [10]。場とは、単なる物理的な空間ではなく、個人が相互作用し、知識が創造・共有・活用される動的なコンテキスト(共有された時間と空間)を指す。SECI モデルの各プロセスには、対応する4つの場が存在する。

- **創発場 (Originating Ba):** 個人が直接対話や経験を共有し、暗黙知を交換する場(共同化に対応)
- **対話場 (Interacting Ba):** メンタルモデルやスキルを共有し、共通の概念として言語化する場(表出化に対応)
- **システム場 (Cyber Ba):** 形式知を組み合わせる大規模な知識体系を構築する仮想的な場(連結化に対応)
- **実践場 (Exercising Ba):** 形式知を実践を通じて再び暗黙知へと変換する場(内面化に対応)

2.4 協調的課題解決

協調的課題解決とは、複数の主体が協力して、共通の目標に向かって課題を解決するプロセスを指す [11]。これには、情報共有、役割分担、意思決定の調整などが含まれる。協調的課題解決には仲間と協力して問題解決のプロセスを通じて相互理解を確立し、新しい知識を獲得することを期待するため [12]、創発場における暗黙知の共同化のプロセスと親和性が高いと考えられる。協調的課題解決には、適切な役割設定と、分担が重要である [13][14] ため、活発な議論にはこれらの考慮が必要である。

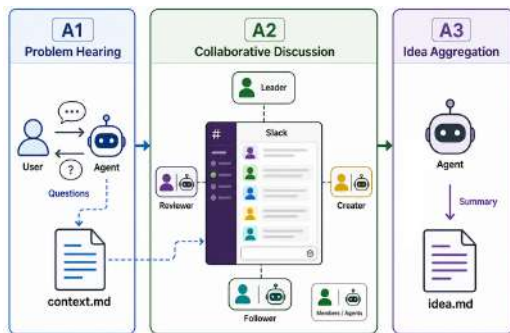


図2 全体アーキテクチャ

3. 提案手法

3.1 目的とキーアイデア

本研究の目的は、生成 AI を活用した問題解決プロセスにおいて、組織内での「知識創造スパイラル」を能動的に促進する創発的課題解決支援システムの実現にある。本研究のキーアイデアは、知識創造理論における創発場の概念を生成 AI 環境に実装した「創発場エージェントシステム」の設計・開発である。本研究は以下の3つのアプローチに取り組む。

- (A1) 課題の聞き取りと深掘り
- (A2) 協調的議論の活性化
- (A3) 議論の集約

提案手法の全体アーキテクチャを図2に示す。全体の流れとして、A1ではユーザが個人で解決が難しい課題とそのコンテキストを入力すると、提案システムはその内容から課題の本質や言語化していなかった制約などのコンテキストを深掘する質問を生成し、これらをまとめて context.md として保存する。A2では、この課題の解決策を整理するために、組織のコミュニケーションツール上で議論用のスレッドを展開する。このスレッド上では、context.md を読み込んだ複数のエージェントが議論を活性化するための質問や意見を投稿する。A3では、ユーザが議論がまとまったと思うタイミングで、idea.md として議論の内容をまとめ保存する。

3.2 (A1) 課題の聞き取りと深掘り

本フェーズの目的は、創発的課題解決の実行に先立ち、作業者の頭の中に存在する断片的な課題認識や潜在的な制約条件を対話を通じて構造化・言語化することにある。生成 AI を用いた課題解決においては、ユーザーが初期段階で入力するプロンプトの質が成果に直結する。しかし、作業者自身が解決したい課題を十分に言語化できていないケースや、当たり前と考えている背景知識が AI に共有されていないケースが多く、これが解決の質を低下させる要因となっている。本システムでは、課題解決に着手する前に AI エージェントが「思考のパートナー」として作業者に対し能動的な問いかけを行う。具体的には、作業者が入力した課題に対し、AI がその前提条件、目的、制約、想定される解決の方向性などについて質問を行い、作業者が意識していなかったボトルネックや、言語化が不十分であった暗黙的な情報を引き出す。このプロセスにより、作業者は自分自



図3 A2 のアーキテクチャ

身の認識を再確認し、課題の本質を客観的に捉え、協働する人との情報共有も円滑にする。この深掘り対話の過程で得られた情報は、機械可読かつ人間にとっても可読性の高いマークダウン形式の context.md としてまとめられ、システム全体で共有される「共通の理解」として保存される。context.md には、課題の背景、目的、制約条件、重要な留意事項が体系的に記述される。また、本フェーズの最終ステップとして、この構造化された context.md に基づき、解決策の初期案を3つ自動生成する。この context.md と初期案が、続く A2 における協調的な議論の基盤となる。

3.3 (A2) 協調的議論の活性化

A2 のアーキテクチャ図を図3に示す。A2 では、A1 で生成された context.md を基盤とし、組織内のコミュニケーションツール (Slack など) 上のスレッドにおいてマルチエージェントと人間が協調する議論場を生成する。本フェーズの目的は、単一の AI との対話では到達し得ない多角的な視点を議論に導入し、アイデアの発散と洗練を促進することにある。議論の構成要素として、本システムでは参加者およびエージェントに対し、Leader (ユーザ)、Reviewer、Creator、Follower の4つのロールを割り当てる。

- **Leader:** 議論の最終意思決定者であり、解決策の採用を判断する。
- **Creator:** 多様な解決アイデアや具体的な提案を創出する役割を担う。
- **Reviewer:** 提示されたアイデアに対し、実現可能性や論理的矛盾を指摘する批判的役割を担う。
- **Follower:** 議論を補足し、アイデアの具体化を支援する。

議論の進行管理は、Supervisor エージェントが担当する。Supervisor はスレッド上の発言内容をリアルタイムで監視し、現在の議論が停滞しているか、あるいは特定の視点に偏っていないかを判定する。その際、各ロールのペルソナに基づき「次は誰が発言すべきか」を判断し、議論を活性化させるための質問や意見提示を当該エージェントに促す。これにより、AI エージェント群が人間と協調しながら、議論のフローをメタ的にオーケストレーションする。議論がある程度収束し、課題の方針が固まった段階で、Supervisor は Leader に対して議論の終了と結果の保存を促す通知を行う。本システムの設計指針として、最終的な解決策の承認や議論終了の判断はあくまで人間である Leader に委ねることで、AI による支援と人間の主体性を両立させる仕組みとしている。



図4 A1の課題入力UI

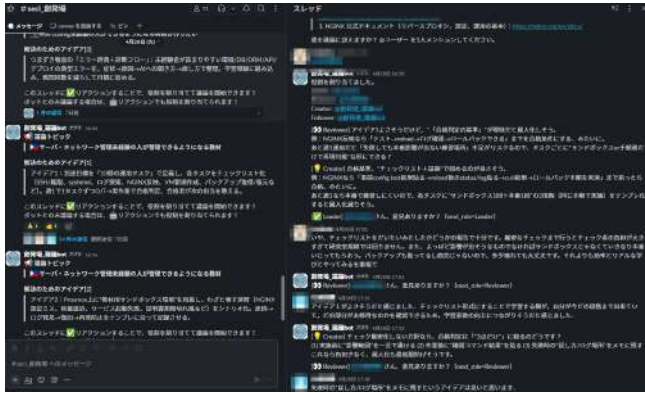


図5 A2のSlack上での議論の様子

3.4 (A3) 議論の集約

A3では、A2で活性化された議論の結果を体系化し、組織の資産として保存・還元するプロセスを行う。本フェーズでは、議論が一定の結論に達した際、それを形式的な知見として定着させることを目的とする。議論の終結は、Leader（ユーザ）によるリアクションという明示的なトリガーによって制御される。Leaderが解決の方向性やアイデアの妥当性を判断し、議論保存用のリアクションを付与すると、システムは直ちに当該スレッドの全発話ログを抽出する。Supervisor エージェントは、このログから議論の経緯、検討された代替案、最終的に合意された解決方針を抽出し、マークダウン形式のドキュメント idea.md を生成・払い出す。

4. 実装

提案手法の実装に関して、A1ではユーザからの課題入力からの動的な質問生成のため、Webアプリの形式で実装を行った。技術スタックとしては、フロントエンドにhtmx、バックエンドにFastAPIを用いて実装を行った。課題入力時のUIを図4に示す。この構成は、プロトタイプとしての実装のための迅速な開発と、将来的なCHAIへの統合を見据えた実装である。A2,A3の実装は、インターフェースとして組織のコミュニケーションツールであるSlackを用いて実装を行った。slackAPIを用いて、スレッドの展開や発話の監視、リアクションの検知などを行う実装を行った。バックエンドとしてのエージェントの実装はPythonでLangGraphを用いて実装を行った。Slack上での議論の様子を図5に示す。

5. 評価実験

本研究では以下の三つのRQを設定し、提案手法の有効性を評価するための実験を設計・実施した。

- **RQ1:** 議論の活性化における優位性
- **RQ2:** 課題解決のアイデアの質における優位性
- **RQ3:** ユーザー負担と運用適性

5.0.1 実験の実施方法

本研究の提案手法が、一般的な課題解決手法と比較して、アイデアの質や作業負担の観点でいかに優位性を持つかを検証するため、筆者が所属する研究室のメンバー8名を対象として実証実験を行った。実験では被験者を2名1組とし、一方が課題の所有者（Leader）、もう一方が組織のメンバー（協力者）として議論に参加する役割を担った。評価課題として課題A「vibe coding 未経験者に向けた教材作成」、課題B「サーバ・ネットワーク管理未経験者に向けた教材作成」のIT教材作成の種別を設定し、それぞれ特有の背景コンテキストを付与した。実験デザインには、被験者間および課題間での学習効果のバイアスを排除するため、クロスオーバー法を採用した。被験者は以下の2グループにランダムに割り振られ、それぞれ異なる順序で「提案システムを用いる条件」と「一般的な課題解決手法（ChatGPT 無料版を利用し、組織メンバーとの相談が可能）を用いる条件」を経験した。

- **グループA:** 課題1（提案システム）→ 課題2（一般的課題解決）
- **グループB:** 課題1（一般的課題解決）→ 課題2（提案システム）

各条件における作業時間は40分としたが、課題Bに関しては被験者の様子を見て10分の追加を行った。課題の所有者4名には終了後にGoogleフォームを用いて解決アイデア（内容、背景、実現方法）を提出させた。また、提案システムの機能性および作業者の負担を定量的に評価するため、NASA-TLX（NASA Task Load Index）[15]を用いた認知的負荷のアンケート及び使用感の自由記述アンケートを実施した。

5.0.2 アイデア評価方法

提出された解決アイデアの質を評価するために、「新規性」「質（有効性）」「実現性」の3つの指標を用いた。この3つの指標毎に、LLM:gpt-5.4を用いて、アイデアを10点満点で評価するプロンプトを作成し、評価を行った。そしてそれぞれの指標の点数を平均することで、アイデアの総合評価を導く。評価の手法として、LLMによる評価を同じアイデアに3回行い、その平均値を最終的な評価値とすることで、評価の安定性を確保するように行った。

5.1 実験結果

5.1.1 議論の活性化評価の結果

図6に手法別の議論の発言数、その単語数の比較グラフを示す。なお、AIエージェントの発言はBotラベルに集計している。また、図7に主観的な議論活性化評価の結果を示す。図8に人物別の発言数の比較を示す。

5.1.2 アイデアの質評価の結果

図9に手法別の評価項目の比較グラフを示す。また、図10に人物別のアイデアの質の総合点の比較グラフを示す。また、表1に評価指標に関する手法間比較の結果を示す。

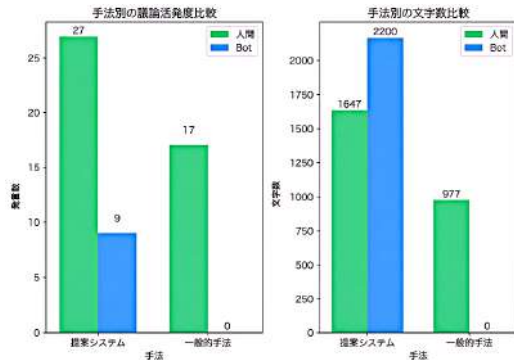


図6 手法別議論の活発度の比較

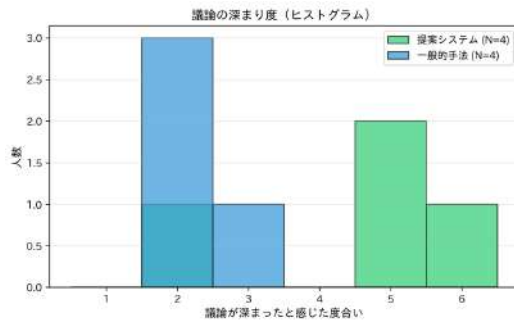


図7 主観的議論活性化評価の結果

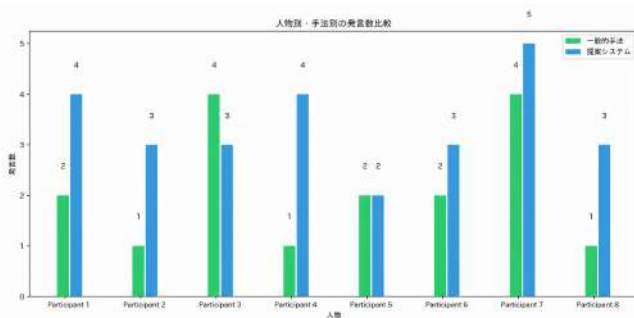


図8 人物別発言数の比較

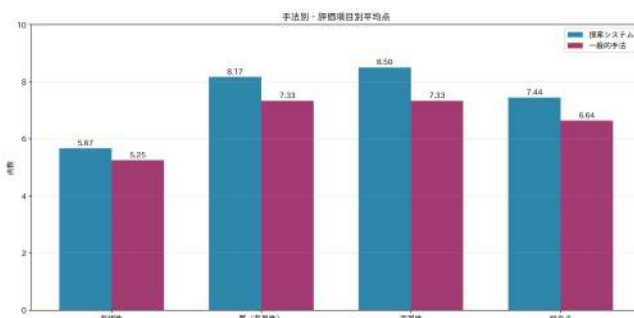


図9 手法別評価項目の比較

5.1.3 ユーザー負担評価の結果

図11にNASA-TLX アンケート結果のそれぞれの平均点のレーダーチャートを示す。また、表2に主観評価項目に関する手法間比較の結果を示す。なお、効果量 $r \geq 0.50$ の指標のみ抜粋して表に示している。

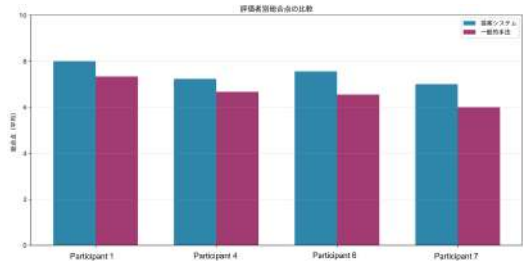


図10 人物別総合点の比較

表1 評価指標に関する手法間比較の結果

評価指標	使用検定	p 値
新規性	t 検定	0.4646
質 (有用性)	t 検定	0.1466
実現性	t 検定	0.0203
総合点	t 検定	0.0607

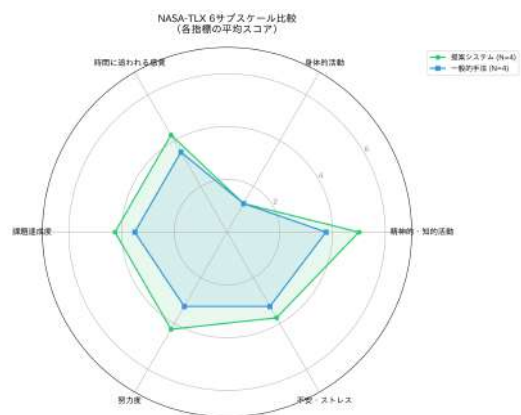


図11 NASA-TLX のレーダーチャート

表2 主観評価項目に関する手法間比較の結果

評価項目	検定	統計量	p 値	効果量
精神的・知的活動	t 検定	$t = 1.9868$	0.0941	$d = 1.405$
課題達成度	t 検定	$t = 0.7579$	0.4772	$d = 0.536$
努力度	U 検定	$U = 13.0000$	0.1367	$r = 0.510$

6. 考 察

6.1 RQの評価

まず、**RQ1: 議論の活性化についての優位性**に関しては、図6に示すように、提案システムを用いた条件では、発言数や単語数が一般的な課題解決手法を用いた条件と比較して増加していることがわかる。特に、図8に示すように、一般の手法で発言数が少ない人が提案システムを使用すると発言数が増えていることが見て取れる。また、図7では主観的な議論活性化評価の結果も提案システムを用いた条件の方が高い評価を得ている。これらの結果から、提案システムは議論の活性化において優位性を持つことが示唆される。次に、**RQ2: 課題解決のアイデアの質についての優位性**に関しては、図9に示すように、提案システムを用いた条件では、設定した3指標全てにおいて一般的な課題解決手法を用いた条件と比較して高い評価を得ているこ

とがわかる。特に、実現性に関しては表1に示すように、統計的に有意な差が見られた。これらの結果から、提案システムは課題解決のアイデアの質において優位性を持つことが示唆される。最後に、**RQ3: ユーザー負担と運用適性**に関しては、図11に示すように、提案システムを用いた条件では、精神的・知的活動や努力度などの項目で一般的な課題解決手法を用いた条件と比較して高い負担がかかっていることがわかる。これは単に提案システムが一般的手法よりユーザー負担が高いことを示すものであるが、提案システムは議論の活性化やアイデアの質の向上に寄与する一方で、ユーザーにとっては深掘り質問や組織との議論のなかで言語化していなかった暗黙知を表出化させるために多くの精神的・知的活動や努力が必要となる可能性があることを示唆するものである。

6.2 限 界

本実験の限界として第一に、被験者数が8名と少なく、統計的な検定の結果も有意な差が見られない指標もあるため、結果の一般化には注意が必要である。第二に、課題設定として、IT分野における教材作成という特定のドメインに限定されているため、他のドメインや課題タイプにおいても同様の効果が得られるかは不明である。第三に、評価指標としてLLMによる評価を用いているが、その評価基準が人間の専門家による判断と一致するとは限らないため[16]、LLMによる評価はあくまで一つの指標として位置づけるべきである。

また、今回A3の議論の集約に関しては特段のUIを用意しなかった。この点で、実験後の使用感アンケートにて「最後に議論をまとめるのがかなり認知負担を感じた。チャット終わりにAIがある程度のサマリーを出してくれるとわかりやすいかも。それを基にまた別の議論ができるようになると思う。」といった意見が出ている。この点は、議論の集約のタイミングのUI設計によって、議論の活性化及びアイデアの質、ユーザー負担のバランスに影響を与える可能性があるため、今後の研究で検討する必要がある。

7. ま と め

本研究では、人と生成AIの協調による創発的課題解決を支援するため、知識創造理論(SECIモデル)の「場(Ba)」の概念に基づくマルチエージェントシステムを提案した。提案システムは、(A1)課題の聞き取りと深掘りによるコンテキストの構造化、(A2)組織コミュニケーションツール上でのロール付与エージェントによる議論活性化、(A3)議論結果の集約・保存という三段階で、組織的な知識創造を誘発する「創発場エージェントシステム」を設計・実装することによって知識創造スパイラルの促進を狙うものである。

研究室メンバー8名を対象とした実証実験では、提案システムを用いる条件において、発言数・単語数などの議論量が増加し、主観評価においても議論活性化の向上が確認された。また、提出アイデアを新規性・質(有用性)・実現性で評価した結果、提案システムは全指標で高い傾向を示し、特に実現性については統計的に有意な差が得られた。一方で、NASA-TLXの結果から、議論の深掘りや協調作業に伴う精神的負担・努力度が増加

する可能性も示唆された。

今後の課題として、被験者数および課題ドメインの拡張による一般性検証、LLM評価の妥当性の検討が挙げられる。加えて、A3における議論集約は認知負担が高いとの意見が得られたため、要約の自動提示や集約タイミングのUI設計など、活性化・品質向上とユーザー負担のバランスをとる支援機構の改善が必要である。さらに、将来的には既存の対話ログ蓄積・共有基盤(CHAI)との統合を通じて、「創発場」と「知識資産化」を接続し、組織的な知識創造のスパイラルを継続的に回すことによる組織内集合知運用モデルの確立を目指す。

謝辞 本研究の一部はJSPS科研費JP25H01167, JP25K02946, JP25K24389, JP24K02765, JP24K02774, JP23K17006, JP23K28091, JP23K28383の研究助成を受けて行われている。

文 献

- [1] “Chatgpt,” <https://chatgpt.com/>. visited on 2025-7-6.
- [2] “Claude,” <https://claude.ai/new>. visited on 2025-7-6.
- [3] G. Orrù, A. Piarulli, C. Conversano, and A. Gemignani, “Human-like problem-solving abilities in large language models using chatgpt,” 2023.
- [4] “社会に役立つ集合知メカニズム,” <https://www.jst.go.jp/sis/scienceagora/2021/session/07-c15.html>. visited on 2026-05-06.
- [5] 日野翔天, 中田匠哉, 陳 思楠, 佐伯幸郎, 中村匡秀, “生成 ai との対話ログに基づく課題解決事例の蓄積・共有サービスの評価,” 電子情報通信学会技術研究報告, 第 124 巻, pp.109–115, March 2025. 沖縄, 宮古島市中央公民館.
- [6] 日野翔天, 中田匠哉, 陳思楠, 佐伯幸郎, 中村匡秀, “生成 AI との対話ログの蓄積・共有による組織内集合知の醸成,” 電子情報通信学会技術研究報告 SC2024, 第 124 巻, pp.50–55, Nov. 2024.
- [7] 日野翔天, 中田匠哉, 陳 思楠, 佐伯幸郎, 中村匡秀, “文脈情報付与を通じた生成 ai ログの再利用性向上に関する実証的分析,” 電子情報通信学会技術研究報告, 第 125 巻, pp.44–49, July 2025. 岩手, アイーナ岩手.
- [8] 森 和夫, “暗黙知の継承をどう進めるか,” <https://www.tokugikon.jp/gikonshi/268/268tokusyu2-4.pdf>, 2013.
- [9] I. Nonaka and H. Takeuchi, The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation, Oxford University Press, Oxford, U.K., 1995.
- [10] I. Nonaka and N. Konno, “The concept of ‘ba’: Building a foundation for knowledge creation,” California Management Review, vol.40, no.3, pp.40–54, 1998.
- [11] OECD, PISA 2015 Results (Volume V): Collaborative Problem Solving, OECD Publishing, 2017.
- [12] J. Roschelle and S.D. Teasley, The Construction of Shared Knowledge in Collaborative Problem Solving, Springer, 1995.
- [13] Y. Tang, X. Du, J.L. Hung, et al., “An empirical study on the impact of roles and group composition on social and cognitive interaction structures in online collaborative problem solving,” Educational Technology and Society, vol.29, pp.18149–18180, 2024.
- [14] X. Gu, Y. Shao, X. Guo, and C.P. Lim, “Designing a role structure to engage students in computer-supported collaborative learning,” The Internet and Higher Education, vol.24, pp.13–20, 2015. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1096751614000669>
- [15] S.G. Hart and L.E. Staveland, “Development of nasa-tlx (task load index): Results of empirical and theoretical research,” Human Mental Workload, eds. by P.A. Hancock and N. Meshkati, vol.52, pp.139–183, Advances in Psychology, North-Holland, 1988. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166411508623869>
- [16] R. Wang, J. Guo, C. Gao, G. Fan, C.Y. Chong, and X. Xia, “Can llms replace human evaluators? an empirical study of llms-as-a-judge in software engineering,” Proceedings of the ACM on Software Engineering, vol.2, no.ISSTA, p.1955–1977, June 2025. <http://dx.doi.org/10.1145/3728963>