

# 組織内知識共有のための LLM を活用した 経緯追跡型知識グラフと対話的補完システムの開発

## Development of a Trajectory-Tracking Knowledge Graph and Interactive Completion System Leveraging LLMs for Organizational Knowledge Sharing

伊藤誠二<sup>1\*</sup> 長澤史記<sup>1</sup> 白松俊<sup>1</sup>  
Seiji Ito<sup>1</sup> Huminori Nagasawa<sup>1</sup> Shun Shiramatsu<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 名古屋工業大学

<sup>1</sup> Nagoya Institute of Technology

**Abstract:** In small organizations such as research labs and startups, the background and rationale behind decisions tend to be scattered across chat logs and individual memories, making systematic knowledge transfer difficult. This study proposes a method that automatically constructs a knowledge graph from Slack history using LLMs, and interactively complements tacit knowledge through active system-generated questioning. In an experiment with 12 participants, the graph with interactive complementation significantly outperformed the baseline in report scores ( $p = 0.0112$ ), particularly in understanding decision-making processes ( $p = 0.0273$ ).

## 1 はじめに

### 1.1 本研究の背景

研究室やベンチャーなどの小規模組織では、メンバーの流動性が高く、プロジェクトの方針転換も頻繁に起こる。一方で、「なぜそのプロジェクトが始まったのか」「なぜその決定が下されたのか」といった意思決定の背景や組織の経緯は、チャットツールの投稿履歴や一部メンバーの記憶に分散しており、体系的に蓄積・共有される仕組みが整っていないことが多い。こうした情報の欠如は、新メンバーのオンボーディング遅延や、過去の知見が活かされないといった問題につながる。本研究では、これらの課題に対し、意思決定の経緯と因果関係を追跡可能なナレッジグラフを構築するとともに、対話システムによる能動的な聞き取りを通じてグラフを補完する手法を提案する。

### 1.2 目的

本研究の目的は、小規模組織における意思決定の経緯と因果関係を体系的に記録・可視化し、組織メンバーの理解促進と知識継承を支援することである。具体的

には以下の3点に取り組む。第1に、組織内のコミュニケーションデータからイベント・エンティティ・因果関係を LLM を用いて自動抽出し、時系列に沿って追跡可能なナレッジグラフを構築する。第2に、自動抽出では捉えきれない暗黙知を補完するため、システムが能動的にユーザへ質問し、グラフの欠損を対話的に埋める手法を実現する。第3に、構築したナレッジグラフの可視化インターフェースを開発し、対話的補完の有無が組織理解に与える効果を実験的に検証する。

これにより、提案手法及びナレッジグラフを用いたシステムが、組織全体の理解促進、知識継承にどの程度有効であるかを明らかにする。

## 2 関連研究

### 2.1 イベント中心ナレッジグラフ

イベント中心ナレッジグラフは、従来のナレッジグラフとは異なり、イベントとその関係を中心に知識を表現するグラフ構造である [1]。つまり、イベントを中心に据えることで、時間的・因果的な関係を含む動的で手続き的な知識を表現できる。

今まで、多様な分野においてイベント中心ナレッジグラフの応用が試みられてきた [2, 3]。

\*連絡先：名古屋工業大学大学院工学研究科  
〒466-0061 愛知県名古屋市昭和区御器所町  
E-mail: s.ito.303@stn.nitech.ac.jp

浅野ら [3] は、知識グラフと LLM を組み合わせた家庭内の危険行動検知・説明フレームワークを提案している。同手法では、SPARQL クエリによる推論ルールで危険行動を検出し、知識グラフの埋め込みによる追加検出も行う。検出結果に対してはテンプレートから自然文を生成して GPT に入力することで、リスクと解決策の説明を実現している。

組織内の知識管理においても知識グラフを活用した手法は存在するが、その多くは静的な知識・関係性の表現にとどまり、意思決定や方針転換がいつ・なぜ発生したかという時系列的な経緯の追跡には十分対応できていない。そこで本研究では、組織内の意思決定経緯と因果関係を時系列に沿って追跡するための枠組みとして、イベント中心ナレッジグラフの概念を援用する。

## 2.2 組織内の知識におけるナレッジグラフの構築

組織内の知識を活用したナレッジグラフ構築の取り組みはこれまでも複数存在する。Gopalakrishnan ら [4] は、報告書などの非構造化テキストから因果関係を自動抽出してナレッジグラフを構築する手法を提案した。しかし、抽出される因果関係はトリガーワードへの依存度が高く、明示されていない関係の捕捉は困難である。Kumar ら [5] は、LLM を活用して企業の多様なデータソースから活動中心のナレッジグラフを構築し、専門家の知見発見やタスク管理への応用を実現した。しかし、構築されたグラフはエンティティ間の静的な関係表現にとどまり、意思決定の因果や経緯の追跡には対応していない。

本研究では、断片的なコミュニケーションツールの投稿とユーザとの対話から「なぜそうだったか」という因果関係や経緯を抽出し、組織知識の形式知化を実現する点に独自性がある。

## 2.3 人間との協調によるナレッジグラフの構築

Schröder ら [6] は、ファイル構造などの半構造化データからユーザ個人向けナレッジグラフを構築する手法を提案し、ユーザフィードバックに基づくグラフ改善によって自動抽出の限界を補う試みも行っている。しかし、グラフの改善がユーザからの自発的なフィードバックに委ねられている点に課題がある。

本研究ではシステム側が能動的に質問を行うことで、ユーザの暗黙知を引き出しながら、因果関係や経緯をより適切に反映したナレッジグラフの構築を目指す。

## 3 提案手法・システム概要

### 3.1 手法概要

本システムは、コミュニケーションツール Slack の投稿履歴から LLM を用いてナレッジグラフを構築し、システムが能動的に組織メンバーへ質問することでグラフを対話的に補完する。自動抽出フェーズでは、投稿履歴から人物・プロジェクト・タスク・イベントおよびそれらの関係性を抽出する。イベント指向の設計を採用することで、組織内の出来事を中心に時系列情報と因果関係を明示的に表現する。加えて、自動抽出では得られない知識や曖昧な情報をユーザとの対話を通じて収集し、グラフの品質を向上させる。これにより、「誰が」「いつ」「何を」行ったかという事実情報の蓄積・共有が可能となる。また、対話的補完によって断片的な情報も完全な形で管理できる。さらに、「なぜそうだったか」という経緯や背景を含めた組織知識の体系的な管理・共有の実現を目指す。

### 3.2 ナレッジグラフの構築

#### 3.2.1 イベント指向グラフの設計

本研究では、組織内の出来事を中心に据えたイベント指向のナレッジグラフを設計する。組織の活動を静的なエンティティの集合としてではなく、時間軸に沿って展開される動的なプロセスとして捉えることを目的としており、イベント中心ナレッジグラフの概念を参考にしている。グラフ形式にはプロパティグラフを採用し、ノードとリレーションで構成する。ノードには組織・プロジェクト・イベント・人物など組織活動に必要な要素を定義する。特に Event ノードは、会議・意思決定・タスクの開始や完了といった組織内の出来事を表現し、event\_date プロパティによって時系列情報を保持するため、組織の経緯を追跡するうえで中心的な役割を担う。リレーションには PARTICIPATES\_IN (参加)、WORKS\_ON (従事)、CAUSES (引き起こす)、LEADS\_TO (つながる)、RELATED\_TO (関連)などを定義し、特に Event 間の CAUSES リレーションによって意思決定の因果連鎖やプロジェクトの経緯を明示的に表現できる。この設計により、「あるプロジェクトがどのような経緯で始まったか」「特定のタスクが発生した背景にどのような出来事があったか」といった組織の記憶を時系列に沿って追跡可能にする。

#### 3.2.2 自動抽出による初期グラフ構築

Slack の投稿履歴を入力として、LLM によりエンティティと関係性を自動抽出しナレッジグラフを構築する。

初期状態では人物と組織の基本エンティティのみが登録されており、投稿履歴を順次処理することでグラフを更新していく。

構築手順は以下の通りである。まず準備フェーズとして、データベースに登録済みのノード一覧を取得する。Project・Task・Research など各ノードタイプの登録済み名称を全て取得し、後続処理で既存ノードとの対応判定に利用する。次に、LLM を用いて自然言語テキストから構造化されたイベント情報を抽出する。この際、既存ノード一覧を参照情報として渡すことで、テキスト中のエンティティと既存ノードの対応付けを支援する。会議の開催・意思決定・タスク完了・方針変更といった出来事が Event ノードとして生成され、各イベントに対してノード・リレーションの作成判定とグラフ処理が順次実行される。

このプロセスにより Slack の投稿履歴から組織の活動情報が段階的に構造化されグラフデータベースへ反映される。ただし、自動抽出のみでは組織知識を完全に捉えることは困難なため、次節で述べる対話的補完により不足情報を補う。

### 3.3 グラフの対話的補完

#### 3.3.1 補完が必要な情報の検知

システムは LLM およびクエリを用いて、構築されたグラフに含まれる意味的な欠損や曖昧性を自動的に検知する。検知対象はプロジェクトの背景・目的、意思決定の経緯など、ユーザが組織やプロジェクトを理解するうえで必須となる情報である。こうした欠損パターンを検出することで、システムは補完すべき情報を判断し、次節で述べる質問生成へとつなげる。

#### 3.3.2 能動的質問生成と対話的補完

検知された欠損に対して、システムはグラフの構造情報と欠損の種類に基づき能動的に質問を生成し、ユーザから組織内の知識を引き出す。例えば、あるプロジェクトの開始経緯が不明な場合には「〇〇プロジェクトはどのような経緯で始まったのですか?」といった質問を、ユーザの心理的負担を軽減するよう自然な対話形式で提示する。ユーザの回答からは新たな Event ノード・因果関係を表すリレーション・プロパティ情報などを抽出し、既存グラフへ統合する。システムとユーザの対話イメージを図 1 に示す。

この対話的補完により、Slack の投稿履歴のみでは得られない情報、特に意思決定の背景や文脈といった「なぜそうなったのか」という知識を形式知化し、組織の記憶として蓄積することが可能となる。

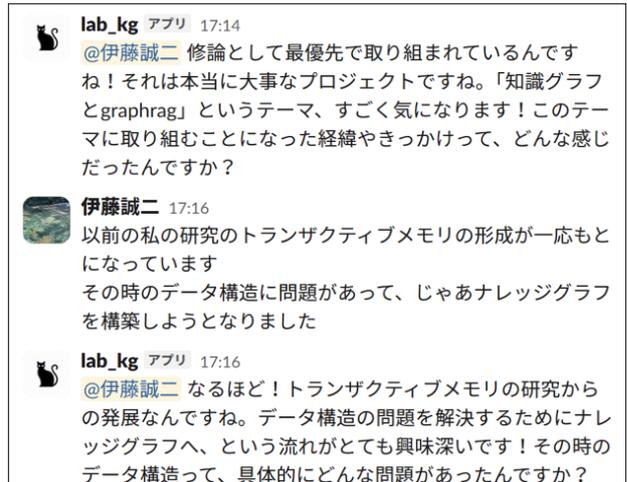


図 1: 対話イメージ

### 3.4 ナレッジグラフの可視化

上記手法で構築したナレッジグラフを用いて、組織についての理解を促すために、可視化するインターフェースを作成した。具体的には、AWS 内の S3 バケットを用いて Web アプリケーションをホスティングし、ユーザの操作に応じて、JavaScript が Lambda 関数を呼び出す仕組みとした。Lambda 関数は、EC2 インスタンス上に構築した Neo4j サーバにクエリを実行し、グラフデータを取得する。取得されたデータは、Lambda、API Gateway を経由して JavaScript に返され、ブラウザ上に可視化される。インターフェースのイメージを図 2 に示す。



図 2: UI イメージ

ユーザに提供されるインターフェースは主に 3 つの機能によって構成される。

- 1. グラフビュー：プロジェクト、組織、人物の 3 種類のタイプのノードを表示する。これにより、組織内プロジェクトや協力者の繋がり の概要が理解できるようになっている。また、プロジェクト

ノードをクリックすることで、そこでどのようなイベントが起きたかタイムラインを表示できる。

- 2. タイムライン：プロジェクトをクリックすることで表示される。そのプロジェクトで起こった出来事を時系列で確認できる。
- 3. チャット機能：ユーザからの質問を LLM によりクエリに変換し、グラフ検索を基に再び LLM によって回答を生成させる。これにより可視化されていない部分、関係が複雑な部分についてもユーザが理解できる。

## 4 実験

本研究では、提案手法及びシステムの有効性を検証するため、2つの実験を実施した。第1に、対話的補完の実施とそのプロセスの評価である。第2に、構築されたナレッジグラフを用いた組織理解促進効果の検証実験である。以下に、各実験の詳細を述べる。

### 4.1 対話的補完の実施

この実験では、対話的補完により自動抽出のみでは得られない知識が収集できるか、またその過程がユーザにとって過度な負担とならないか検証する。

本実験では、対象プロジェクトとして、2025年6月から11月において一定数の投稿履歴が存在するなど、アクティブに活動していた2つのプロジェクトを選定した。各プロジェクトについて、プロジェクトの背景や意思決定に関する知識を持つメンバーを1名ずつ、合計2名に協力を依頼した。対話的補完により収集された情報は、後述する組織理解促進効果の検証実験において、補完ありグラフとして使用される。

対話的補完は、Slack上でシステムと対話を行う形式で実施した。

また、対話終了後、対話プロセスの評価として、7件法のリッカート尺度によるアンケートを実施した。評価項目は、対話の自然さや回答の負担など、システムや対話体験に関するものとなる。これらの項目は、東中ら[7]による対話システムコンペティションの評価基準などを参考にして作成した。

### 4.2 組織理解促進効果の検証実験

#### 4.2.1 実験目的

本実験の目的は2つ存在する。第1に、構築したナレッジグラフを用いたシステムが組織理解というタスクにおいて有効であるかを検証することである。第2

に、提案手法である対話的補完の有無が、組織理解の促進に影響を与えるかを検証することである。

#### 4.2.2 実験設定

研究室のメンバー12名を被験者として実験を実施した。被験者には組織の新規参加者というペルソナを与え、前述の2つのプロジェクトについてレポートを作成させた。

実験デザインとして、被験者12名を4グループに分けた。各グループは、(1)どちらのプロジェクトから先にレポートを作成するか、(2)どちらのプロジェクトが対話的補完を実施されているか、という2つの要因により分類した。

#### 4.2.3 レポートによる評価

レポートは9問で構成され、各問3点満点で合計27点満点とした。レポート項目は、Rowley[8]によるDIKWフレームワークを参考に作成した。DIKWとは、データ(Data)、情報(Information)、知識(Knowledge)、知恵(Wisdom)からなる階層的な知識の枠組みである。このフレームワークを参考にすることで、参加メンバーなど表層的な情報から深層的意思決定の背景まで、段階的に組織理解を評価できる。本研究では、この階層構造を参考にし、3段階のレポート項目を作成した。

- Part1. 基礎情報：プロジェクトの参加者、開始時期、使用技術といった情報。プロジェクトの基本的な構成要素の理解を測る
- Part2. プロジェクトの構造：メンバーの役割、タスクの進捗状況、現在の課題といった内容。データを関係づけ、プロジェクトの現状の理解を測る
- Part3. 背景や意思決定：プロジェクトの発足背景など重要な意思決定の経緯、今後の方向性といった内容。「なぜそうなったのか」という因果関係や文脈についての理解度を測る

設問の内容を表1に示す。レポートの採点は、対話的補完に協力した2名に依頼した。

#### 4.2.4 アンケートによる評価

レポート作成後、被験者に対して2種類の7件法のリッカート尺度によるアンケートを実施した。

第1に、プロジェクト理解度の自己評価である。レポート項目の階層に対応する形で評価項目を設定した。項目の内容を表2に示す。

表 1: レポート評価項目

階層	項目
Part 1	1. すべての参加メンバー
	2. プロジェクトの開始時期
	3. 使用されている技術・ツール
Part 2	4. 各メンバーの役割やスキル
	5. このプロジェクトにはどのタスクが存在し誰がどの程度まで進行しているか
	6. このプロジェクトの現在の進捗状況や直面している課題
Part 3	7. プロジェクトの背景や目的
	8. 重要な意思決定とその詳細
	9. 今後の方向性と、それを判断した根拠

表 2: プロジェクト理解度の自己評価項目

評価項目
1. メンバー, 時期, 技術の理解
2. 役割, タスクの関係の理解
3. 背景や意思決定の理由の理解
4. プロジェクト全体についての理解

第2に, システムのUIに関する評価である. システム全体の使いやすさや実用性, 各機能の有用性について評価項目を設定した. 具体的な項目を表3に示す.

表 3: UIの評価項目

評価項目
1. このシステムは使いやすかった
2. このシステムをまた使いたい
3. このシステムは組織に関する情報収集の方法として普通のものとは比べて効率的
4. 組織の新規参加者が使うツールとして実用的
5. グラフビュー (画面左側) は役に立った
6. タイムラインビュー (画面中央) は役に立った
7. チャット機能 (画面右側) は役に立った

加えて, 3つの機能のうち最も役に立ったものとその理由について自由記述形式で回答を求めた.

#### 4.2.5 検定方法

本研究では, ウィルコクソンの符号付き順位検定を用いた統計的検定を実施した. サンプルサイズが12と比較的小さいことから, 正規分布を仮定しないノンパラメトリック検定が適切と判断した. 本研究ではアンケートの自己理解度評価とレポートの採点結果などに対してこの検定手法を使用する. 有意水準は  $\alpha = 0.05$

とし,  $p < 0.05$  の場合に統計的に有意な差があると判定した.

## 4.3 結果

### 4.3.1 対話的補完の実施結果

2名の協力者に対して対話的補完の実験を実施した結果を述べる.

**対話プロセスの評価** 対話プロセスに対しての評価結果を表4に示す. 2名の協力者からの評価を平均したところ, 全項目で平均5.0点以上の評価を得た.

表 4: 対話プロセスの評価結果 (n=2)

評価項目	平均
発話の自然さ	7.0
発言の親しみやすさ	6.5
また話したいか	6.0
質問の分かりやすさ	6.5
回答の心理的負担	5.0

自由記述では, 「Slackの情報を収集し補完された形の質問が来た点がよかった」, 「対話終了を提案してくれたタイミングが適切だった」といった評価が得られた. 一方で, 「プロジェクト内でかなりの時間が経過しており詳細を思い出すのに負担を感じたが, 日常的に使用すれば負担は軽減されると思う」という指摘もあった.

### 4.3.2 レポートの評価

**レポート得点の比較** 補完ありグラフを用いた場合の平均得点は19.1点, 補完なしグラフを用いた場合の平均得点は14.0点であり, 統計的に有意な差が認められた ( $p = 0.0112 < 0.05$ ). また, 効果量  $r$  は0.720となった.

**階層別の得点分析** レポート項目の階層別の得点及び手法ごとに比較した検定結果を表5に示す. Part1では補完ありで平均7.42点, 補完なしで平均5.50点であり, 有意差は認められなかった ( $p = 0.0830$ ). Part2では補完ありで平均5.17点, 補完なしで平均4.33点であり, 有意差が認められなかった ( $p = 0.1250$ ). Part3では補完ありで平均6.50点, 補完なしで平均4.17点であり, 有意差が認められた ( $p = 0.0273$ ). また, すべてのPartで効果量が0.45を超えた.

表 5: 階層別のレポート得点

階層	条件	平均得点	p 値	効果量
Part 1	補完あり	7.42	0.0830	0.5227
	補完なし	5.50		
Part 2	補完あり	5.17	0.1250	0.5693
	補完なし	4.33		
Part 3	補完あり	6.50	0.0273	0.6568
	補完なし	4.17		

#### 4.3.3 プロジェクト理解度の自己評価

対話的補完の有無による理解度の自己評価を表 6 に示す。

表 6: プロジェクト理解度の自己評価 (7 件法)

評価項目	補完あり	補完なし	p 値
基礎情報の理解	5.75	5.92	0.6250
構造の理解	5.25	5.58	0.3594
背景や意思決定の理解	5.17	4.42	0.1875
全体の理解	5.42	5.17	0.7500

後半の 2 項目で提案手法がベースラインを上回ったものの、すべての項目で有意差は確認されなかった。

#### 4.3.4 UI の有用性評価

システム全体およびそれぞれの機能に関する評価を表 7 に示す。

表 7: UI の有用性評価 (7 件法, n=12)

評価項目	平均
このシステムは使いやすかった	5.75
このシステムをまた使いたい	5.83
普通の方法と比べて効率的だと思う	6.25
新規参加者のツールとして実用的だと思う	6.00
グラフビューは役に立った	4.58
タイムラインビューは役に立った	4.75
チャット機能は役に立った	6.25

システム全体に関する評価項目では、平均 5.75 点以上であった。特に「このシステムは組織に関する情報収集の方法として、普通の方法 (人に聞く、資料を読むなど) と比べて効率的だと思う」という項目が最も高い評価 (平均 6.25 点) を得た。

また、各機能がそれぞれの程度役に立ったかという項目では、グラフビュー及びタイムラインビューが 4 点台だったのに対して、チャット機能は 6.25 となった。加えて、最も役に立った機能の投票を行ったが、被

験者 12 人中、チャット機能が 9 票、タイムラインが 2 票、グラフビューが 1 票という結果となった。

## 4.4 考察

### 4.4.1 組織理解促進効果について

レポート採点結果 補完ありグラフ (平均 19.1 点) は補完なしグラフ (平均 14.0 点) と比較して統計的に有意に高い得点を示した ( $p=0.0112$ )。この結果は、対話的補完で追加された情報が被験者のプロジェクト理解に実質的に寄与したことを示している。

Part 別の分析では、Part1, 2 で有意差は認められなかったものの、Part3 で有意な差が確認された ( $p=0.0273$ )。これは、対話的補完が基本的な事実情報の把握よりも、「なぜそうなったのか」という意思決定の背景といった高次の理解に特に効果を発揮することを示唆している。Part1, 2 で差が出なかった理由としては、メンバーや役割分担といった情報が Slack の投稿のみから構築したグラフでもある程度把握可能であったためと考えられる。一方、Part3 が扱う因果関係や意思決定の経緯は投稿履歴だけでは断片的にしか得られず、対話による補完が有効に機能したと解釈できる。

組織理解の自己評価 自己評価では、基礎情報・構造の理解で補完なしが、背景・意思決定の理解と全体理解で補完ありが上回ったが、いずれも有意差は確認されなかった。レポート採点結果と自己評価との乖離には 2 つの要因が考えられる。第 1 に、自己評価の主観性である。補完なしグラフは情報量が限定的なため、被験者が提示範囲内の情報を把握しやすく「理解できた」という達成感を得やすかった一方、補完ありグラフでは豊富な情報に触れることで「まだ理解しきれていない」という認識が生まれた可能性がある。第 2 に、チャット機能による推測回答の影響である。補完なしグラフの被験者はグラフにない情報をチャット機能で補うことができ、推測情報も含めて「理解できた」と感じやすかった可能性がある。レポート採点では推測に基づく不正確な記述が低評価につながるため、自己評価との乖離が生じたと考えられる。

### 4.4.2 ナレッジグラフを用いたシステムについて

UI の有用性評価においてシステム全体の 4 項目すべてで平均 5.75 点以上を獲得し、特に「普通の方法と比べて効率的」(平均 6.25) と「新規参加者のツールとして実用的」(平均 6.00) が高く、システムが実用的な水準に達していることが示唆された。各機能ではチャット機能が 6.25 点と最も高く、グラフビュー (4.58 点) やタイムラインビュー (4.75 点) を大きく上回った。自

然言語で直接回答を得られるチャット機能が、レポート作成タスクにおいて情報探索の効率化に大きく貢献したと考えられる。グラフ・タイムラインの評価が相対的に低かった要因としては、グラフ構造に不慣れた被験者には全体像が把握しにくかった点や、タイムラインがイベントの羅列に見え情報の関連性が伝わりにくかった点が挙げられる。

## 5 結論

### 5.1 まとめ

本研究では、小規模組織における意思決定の経緯と因果関係を記録・可視化し、知識継承を支援するシステムを提案した。イベント指向のナレッジグラフ設計により組織内の出来事を時系列に追跡可能な構造を実現し、LLM を用いて Slack の投稿履歴からエンティティとリレーションを自動抽出してグラフを構築した。さらに、システムが能動的にユーザへ質問する対話的補完により、自動抽出では得られない因果関係や意思決定の背景といった一部メンバーの記憶に依存する知識を形式知化した。

評価実験では、12名の被験者による組織理解タスクを通じて提案手法の効果を検証した。その結果、補完ありグラフは補完なしと比較してレポート得点が統計的に有意に高く ( $p = 0.0112$ )、特に背景など意思決定の経緯を問う設問群で顕著な差が認められた ( $p = 0.0273$ )。UIの有用性評価でも平均5.75点以上を獲得し、「普通の方法と比べて効率的」という項目では平均6.25点を得た。これらの結果から、提案手法が小規模組織における知識継承と組織理解の促進に有効であることが示された。

### 5.2 今後の展望・課題

本研究で残された課題として、まずグラフ抽出精度の改善が挙げられる。具体的にはエンティティの同一性判定などが存在する。例えば、「山田さん」「山田」「Yamada」といった表記揺れを適切に統合する必要がある。現在はLLMによる柔軟なマッチングを行っているが、より確実な手法として、事前に人物や組織の正式名称のマスターデータを用意し、それとの照合を行うアプローチが有効と考えられる。

対話システムについては、プロジェクト開始から時間が経過した後の聞き取りでは記憶の想起に負担が生じることが示された。週次・月次での定期的な対話セッションを設けてリアルタイムに知識を蓄積する仕組みが有効である。また、複数ユーザから矛盾する情報が

得られた場合の処理や、重複情報の統合といった回答検証の仕組みも今後の課題である。

今後の展望としては、SlackのみならずGitHubのコミットログ、Googleカレンダー、メールなど複数の情報源を統合することで、より包括的なナレッジグラフの構築が期待される。また、組織知識の動的な変化を時系列で追跡する機能や、重要な意思決定の記録を自動で促したり過去の類似プロジェクトを参照して知見を提示したりするAIエージェントへの発展も考えられ、組織の知識継承をより自動化・高度化できると期待される。

## 謝辞

本研究の一部は、JST CREST (JPMJCR20D1) および篠原欣子記念財団の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] Saiping Guan, Xueqi Cheng, Long Bai, Fujun Zhang, Zixuan Li, Yutao Zeng, Xiaolong Jin, and Jiafeng Guo. What is event knowledge graph: A survey, 2022.
- [2] 福田 賢一郎, 江上 周作, 鶴飼 孝典, 森田 武史, 大野 美喜子, 北村 光司, QIU YUE, 原 健翔, 古崎 晃司, and 川村 隆浩. イベント中心知識グラフによる人間生活を含む環境のサイバー空間への転写にむけて. 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2022:3L4GS805–3L4GS805, 2022.
- [3] 浅野 歴, 濱道 光希, 牟 耕, 森 俊人, 矢野 翔平, and 森田 武史. 知識グラフと gpt を用いた家庭内の危険行動の検知と説明. 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2023:3G1OS24a03–3G1OS24a03, 2023.
- [4] Seethalakshmi Gopalakrishnan, Victor Zitian Chen, Wenwen Dou, Gus Hahn-Powell, Sreekar Nedunuri, and Wlodek Zadrozny. Text to causal knowledge graph: A framework to synthesize knowledge from unstructured business texts into causal graphs. *Information*, 14(7), 2023.
- [5] Rajeev Kumar, Kumar Ishan, Harishankar Kumar, and Abhinandan Singla. Llm-powered knowledge graphs for enterprise intelligence and analytics, 2025.
- [6] Markus Schröder, Christian Jilek, and Andreas Dengel. A human-in-the-loop approach for personal knowledge graph construction from file

names. In Third International Workshop on Knowledge Graph Construction, 2022.

- [7] 東中 竜一郎, 高橋 哲朗, 堀内 颯太, 稲葉 通将, 佐藤 志貴, 船越 孝太郎, 小室 允人, 西川 寛之, 宇佐美 まゆみ, 港 隆史, 境 くりま, and 船山 智. 対話システムライブコンペティション5. 人工知能学会研究会資料 言語・音声理解と対話処理研究会, 96:19, 2022.
- [8] Jennifer Rowley. The wisdom hierarchy: representations of the dikw hierarchy. *Journal of Information Science*, 33(2):163–180, 2007.