

VA 傾聴サービスを用いた高齢者の社会的つながり可視化手法の検討

鎌田 大翔[†] 松川 晃徳[†] KimNahyun[†] 中田 匠哉[†] 片桐 恵子[†]
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: [†]{daitok,matsuaki}@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}nahyun.kim@stu.kobe-u.ac.jp,

^{†††}tnakata@bear.kobe-u.ac.jp, ^{††††}katagiri_k@people.kobe-u.ac.jp, ^{†††††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

あらまし 日本では高齢化の進行に伴い、一人暮らし高齢者の増加や社会的つながりの希薄化が課題となっている。社会的つながりの低下は孤独・孤立を引き起こし、抑うつや認知機能低下などの健康問題につながる指摘されている。しかし、高齢者自身が日常の交流を正確に記録・整理することは困難であり、支援者が外部から把握することも容易ではない。そこで本研究では、VA 傾聴サービスの対話ログを利用し、高齢者に負担をかけず交流情報を収集・可視化する手法を提案する。提案手法では日常会話から 4W1H に基づく交流情報を取得し、LLM により交流相手・交流内容・感情・親密度を自動抽出してデータベースへ蓄積、さらに交流記録一覧とつながりグラフによる可視化システムを実装した。評価実験により抽出・登録・可視化が可能であることを示した。

キーワード 仮想エージェント傾聴サービス, LLM, 紐帯, 高齢者, 孤立

A Study on Visualizing Social Connections of Older Adults Using a VA Listening Service

Daito KAMATA[†], Akinori MATSUKAWA[†], Nahyun KIM[†], Takuya NAKATA[†], Keiko
KATAGIRI[†], 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: [†]{daitok,matsuaki}@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}nahyun.kim@stu.kobe-u.ac.jp,

^{†††}tnakata@bear.kobe-u.ac.jp, ^{††††}katagiri_k@people.kobe-u.ac.jp, ^{†††††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

Abstract With the rapid aging of society in Japan, weakened social connections among older adults living alone have become a serious issue. This study proposes a method to capture and visualize social ties using dialogue logs from a virtual agent listening service, where interaction information based on 4W1H is automatically extracted by an LLM and stored in a database. Experiments using two weeks of dialogue logs confirmed that interaction records and social connection graphs can be generated, while subjective elements such as emotions and closeness require further improvement.

Key words Virtual Agent Listening Service, LLM, Social Ties, Older Adults, Isolation

1. はじめに

日本では高齢化の進行や一人暮らし高齢者の増加に伴い、高齢者の孤独・孤立が問題となっている [1]。孤独・孤立の予防には、家族や友人との交流を維持することが重要である。しかし、高齢者自身が日常的な交流を整理し、継続的に把握することは容易ではない。また、支援者にとっても、高齢者の社会的

つながりの状態を外部から客観的に把握することは難しい。

我々の研究グループでは、仮想エージェントを用いて在宅高齢者の日常生活の傾聴を行う仮想エージェント傾聴サービス（以下、VA 傾聴サービス）を開発している [2] [3] [4]。VA 傾聴サービスは、高齢者が自宅で自然に会話を行える点に特徴があり、継続的な傾聴が可能である。このように日常的な対話を継続できる仕組みは、高齢者の生活の中で生じる社会交流を対話

ログとして蓄積できる基盤となり得る。一方で、対話ログは自由文であり、交流相手や交流内容などの情報を体系的に整理・蓄積することは難しい。そのため、日常対話ログから交流情報を抽出・構造化し、社会的つながりとして把握可能とする仕組みが必要である。

本研究の目的は、VA 傾聴サービスにおける日常対話ログを活用し、高齢者の社会的つながりを客観的に把握可能とする可視化手法を提案することである。本研究のキーアイデアは、高齢者が仮想エージェントとの会話の中で自然に語る交流内容から、4W1H（誰と、いつ、どこで、何をしたか、どうだったか）に基づく交流情報を抽出し、構造化して蓄積することである。これにより、高齢者本人および支援者が社会的つながりの状態を把握しやすくなることを目指す。

本研究では、目的を達成するために、以下の4つのアプローチを提案する。

A1：対話エージェントによる交流データの収集

VA 傾聴サービスにおいて、高齢者が日常会話の中で自然に交流相手や交流内容を語れるよう、4W1H に基づく段階的な質問方式を導入する。これにより、特別な操作を必要とせずに交流情報を継続的に収集する。

A2：紐帯データモデルの定義

収集した交流情報を体系的に管理するため、交流相手、関係性、交流内容、感情などを表現可能な紐帯データモデルを定義する。このモデルに基づき、交流情報およびそこから分析して得られる紐帯情報（高齢者と社会の構成メンバーとのつながり）をデータベースへ蓄積する。

A3：LLM による意味解析を用いた紐帯情報の抽出

対話ログに含まれる非構造的な文章から交流相手や関係カテゴリ、感情、親密度などを抽出するため、大規模言語モデル（LLM）を用いた意味解析を適用する。これにより、自動的にかつ柔軟な紐帯情報の生成を実現する。

A4：行動を促進するための社会的つながりの可視化

抽出された紐帯情報をもとに、社会的つながりの状態を把握可能とする可視化手法を設計する。つながりグラフとして提示することで、交流の偏りや変化を直感的に示し、高齢者本人および支援者の行動を促進することを目指す。

本論文の構成は以下のとおりである。第2章では、本研究の準備として、高齢化社会と孤独・孤立、社会的つながりの概念、既存手法とその問題、およびVA 傾聴サービスについて述べる。第3章では、本研究で提案する社会的つながり可視化手法について説明する。第4章では、提案手法の実装について述べる。第5章では、実験および評価結果を示す。第6章では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 準備

2.1 高齢化社会と孤独・孤立の増加

日本では高齢化が急速に進行している。現在、日本は65歳以上人口割合が約29.4%の超高齢社会である[1]。さらに2050年頃には65歳以上人口割合が約33%に達すると見込まれている。加えて、一人暮らし高齢者世帯数は増加傾向にある。65歳

以上の一人暮らしの割合は1980年では男性4.3%、女性11.2%であったが、2020年には男性15.0%、女性22.1%まで増加している。

このような社会背景の中で、高齢者は人との接点を持ちにくくなり、社会的つながりが弱くなることが懸念される。社会的つながりの希薄化は、日常的な交流機会の減少を通じて孤独・孤立を招く要因となる[5]。孤独・孤立が進行すると、心理面では抑うつや不安を生じやすくなり、さらに認知機能の低下にも関連することが指摘されている。加えて、長期的には健康状態の悪化や死亡リスクの増加にもつながる可能性が報告されている[6][7]。

孤独・孤立の要因として、身体機能の低下や生活環境の変化により外出頻度が減少することが挙げられる。また、一人暮らしにより日常的なコミュニケーション機会が減少することも要因となる。孤独・孤立への対策としては、趣味の活動や地域イベントへの参加、SNSなどを通じてつながりを持つといった、高齢者本人による自主的な取り組みがある。また周囲による支援として、孤独感軽減を目的とした対話支援などが行われている[8]。

2.2 社会的つながり

社会的つながりとは、高齢者が自分以外の人や集団とどのように関わっているかを表す概念である[9]。例えば、誰と話をしているか、定期的に会っているか、集まりやクラブに参加しているかといった交流の状態が含まれる。社会的つながりは日常生活の中で形成されるため、交流の文脈を継続的に捉えることが重要である。特に、「誰と」「いつ」「どこで」「何をした」「どうだったか」といった交流の文脈情報を継続的に記録することが望ましい。

一方で、日常の交流は本人にとっても整理が難しく、支援者にとっても外部から把握しにくい。したがって、高齢者の社会的つながりを可視化し、客観的に把握する方法が必要である。

本研究では、社会的つながりを記録するために必要な情報を**紐帯情報**と呼ぶ。紐帯情報は交流相手や関係性に加え、交流の文脈を表す情報を含む。本研究では特に4W1H（Whom だれと、When いつ、Where どこで、What 何をした、How どうだったか）に基づき紐帯情報を扱う。このような情報を蓄積し可視化することで、交流状態の偏りや変化を捉えやすくなると考えられる。

2.3 現状の把握手法と問題

社会的つながりを把握する手法として、これまでに複数の方法が提案されている。しかし、交流の状況を日常的かつ継続的に把握するという観点では、いずれの手法にも限界がある。

(1) 本人による記録 [10]

本人による記録には、日記やアプリを用いる方法がある。この方法では「誰と・いつ・どこで・何をしたか」といった交流の文脈を詳細に記録できる可能性がある。一方で、日々の記録作業は負担が大きく、継続が難しいことが指摘されている。

(2) 外部による聞き取り [11]

外部による聞き取りでは、支援者や医療従事者が問診時に聞き取りを行い、交流状況を把握する方法がある。この方法では支

援者側が情報を整理できる一方で、聞き取りには人的コストがかかり、頻繁な実施が難しい。また、聞き取り時点の情報に限られることに加え、高齢者の記憶に依存するため、想起が困難な場合には正確な把握が難しくなる。

(3) 社会科学的方法 [12]

社会科学的方法として、アンケートや質問紙を用いる方法がある。この方法は標準化された尺度に基づき比較が可能であり、社会的つながりの状態を定量化できる。しかし、多くの場合は実施時点の自己報告に基づくため、日常的な変化を継続的に捉えることが難しい。

(4) ウェアラブルデバイス [13]

ウェアラブルデバイスなどのセンシングにより外出や活動を推定する方法がある。センシングは行動の客観データを取得できる利点がある一方で、短期間の計測に限られる場合が多い。また、長期間装着し続けることは負担となりやすく、継続的な運用が難しい。さらに、交流相手や交流内容といった交流の文脈を直接把握することは難しい。

以上の既存の交流把握手法には限界があり、特に以下の P1～P3 が問題となる。

P1: 記録の負担が大きい

この問題には (1), (4) の手法が当てはまる。日記やアプリで本人が交流内容を入力する必要があるため、高齢者にとって操作や記録の継続は負担が大きい。また、センシングにおいてもデバイスの装着・管理が負担となり、長期間の運用が難しい場合がある。

P2: 正確な整理・記録が困難

この問題には (2), (3) の手法が当てはまる。聞き取りや質問紙は実施時点の情報に限られることに加え、高齢者の聞き取り時の記憶や主観に依存するため、交流内容の抜けや曖昧さが生じやすい。

P3: 共有・客観化が困難

この問題には (1), (4) の手法が当てはまる。日記やメモは個人内に閉じやすく、周囲が交流状況を把握しにくい。また、交流の状態を客観的に評価・比較し、継続的に確認できる形で提示することが難しい。さらに、センシングは行動推定に留まるため、交流相手や内容といった文脈を共有することが難しい。

したがって、社会的つながりを継続的に把握するためには、高齢者に負担をかけずに紐帯情報を収集し、客観化して提示する仕組みが求められる。

2.4 VA 傾聴サービス



図 1: VA 傾聴サービス

我々の研究グループでは図 1 に示す、在宅高齢者向けに仮想エージェントを用いた傾聴システムである VA 傾聴サービスを開発している [2] [3] [4]。VA 傾聴サービスは、高齢者が仮想エージェントとの対話を通じて日常生活の出来事を自然に語るることができる。この仕組みにより、高齢者の生活に溶け込む形で継続的な傾聴を行うことが可能である [14]。

高齢者は日常会話の中で体調や出来事だけでなく、家族や友人との交流についても語ることもある。そのため、VA との対話ログは社会的つながりを捉える情報源となり得る。また対話による情報収集は、入力操作を必要としないため、高齢者にとって負担が小さい。したがって VA 傾聴サービスを用いることで、問題 P1 である記録負担の軽減が期待できる。

一方で、対話ログは自由文であるため、交流相手や関係性、交流内容をそのまま体系的に蓄積することは難しい。また発話には曖昧表現や省略が含まれるため、単純なルールベース処理では交流情報の整理が困難である。このため、対話ログから交流情報を抽出し、紐帯情報として構造化する仕組みが必要となる。さらに、構造化した情報を可視化し、高齢者本人や支援者が交流状態を客観的に把握できるようにすることが重要である。

3. 提案手法

3.1 目的とキーアイデア

本研究の目的は、高齢者の社会的孤立を防ぐために、高齢者が普段通りに会話するだけで「誰と・いつ・どこで・何をしたか・どうであったか」といった交流状況を自動的に蓄積し、社会的つながりを可視化できる仕組みを構築することである。キーアイデアは、VA 傾聴サービスに交流記録モードを追加し、高齢者との自然な対話を通して交流情報を 4W1H 形式で取得し、対話ログを LLM により意味解析して紐帯情報として構造化・蓄積する点である。これにより、高齢者に記録や整理を意識させることなく、社会的つながりに関する情報を継続的に収集可能とする。

3.2 全体アーキテクチャ

提案手法の全体構成を図 2 に示す。提案システムは、以下の A1～A4 の 4 段階から構成される。

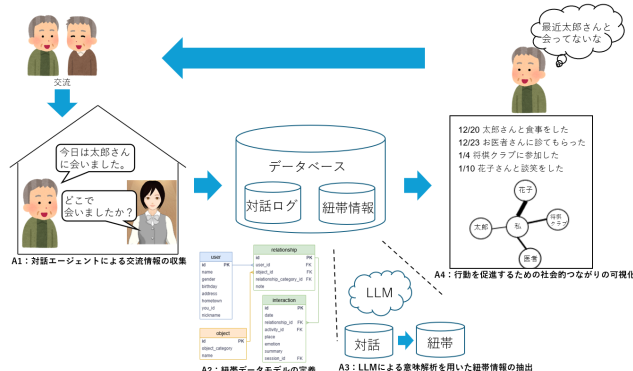


図 2: 提案手法の全体アーキテクチャ

A1 では、高齢者が VA 傾聴サービスと日常会話を行い、その日の出来事として交流内容を対話形式で聞き出すことで、交

流に関する発話ログを取得する。A2では、取得した交流情報を体系的に管理するため、交流相手、交流内容、関係性、感情などを表現可能な紐帯データモデルを定義する。A3では、A2で定義した紐帯データモデルに格納可能な形式で交流情報を得るため、対話ログに対してLLMを用いた意味解析を行い、「誰と(Whom)・いつ(When)・どこで(Where)・何をしたか(What)・どうだったか(How)」を含む紐帯情報を抽出・構造化する。A4では、蓄積した紐帯情報を用いて交流履歴を表示するとともに、人物間のつながりをグラフとして可視化し、本人および支援者が交流状況を把握できるようにする。

A1はP1を解決、A2、A3はP2を解決、A4はP3を解決するための手法となっている。

3.3 A1: 対話エージェントによる交流データの収集

3.3.1 VA 傾聴サービス交流記録モード

A1は、問題P1(記録の負担が大きい)への対処を目的とする。従来の交流記録では、日記やアプリ入力など、利用者自身が交流内容を記録する必要があった。しかし、この方法は高齢者にとって入力作業が負担となりやすく、継続的な記録が困難である。そこで、高齢者の負担を増やさない設計として、傾聴を目的とするVA傾聴サービスに交流記録モードを追加し、VAとの対話によって交流情報を負担なく取得することを目指す。交流記録モードでは、高齢者がその日に行った社会との交流について、対話を通じて交流情報を4W1Hの形式で取得する。4W1Hにおける取得項目は以下の通りである。

Whom: 誰と会ったか

When: いつ交流したか

Where: どこで交流したか

What: 何をしたか

How: どのように感じたか

ここで、Why(なぜ)は必須項目ではないと考え、本研究では取得対象から除外する。Whyは高齢者にとって説明が難しく、回答が推測や後付けになりやすいためである。

また、交流記録モードの設計方針として、(1)会話のみで交流記録が可能であること、(2)高齢者の曖昧な発話や記憶の抜けに対してVAが確認・補完を行うこと、の2点を重視した。この設計により、高齢者は無理なく継続的に交流情報を提供できる。

3.3.2 4W1Hに基づく段階的質問方式

まず交流の有無を確認する質問を行う。次に返答内容から4W1Hの取得状況を判定し、未取得の項目に対応する質問を生成する。この質問と回答を繰り返すことで、4W1Hを段階的に補完する。この方式により、記録を意識せずに交流情報を収集できることを目指す。

図3と図4に、4W1Hに基づく段階的質問方式の対話例を示す。本方式では、回答内容から取得済み/未取得の情報を判定し、未取得項目に対応する追加質問のみを生成することで

4W1Hを補完する。また、機械的な質問の連続にならないように、相槌や言い換えを挟みながら会話の流れを維持する。

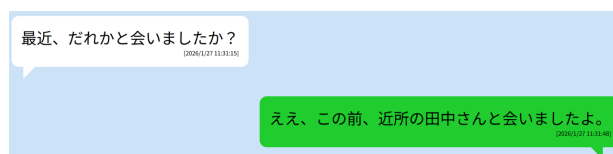


図 3: 交流相手 (Whom) を確認する質問

図3では、最初に「最近、だれかと会いましたか?」と質問し、交流相手(Whom)の取得を行う。ここで「ええ、この前、近所の田中さんと会いましたよ」と回答された場合、Whomは取得できるが、When, Where, What, Howは未取得である。そこで次に、未取得項目のうち交流場所(Where)を補完するための追加質問へ遷移する。

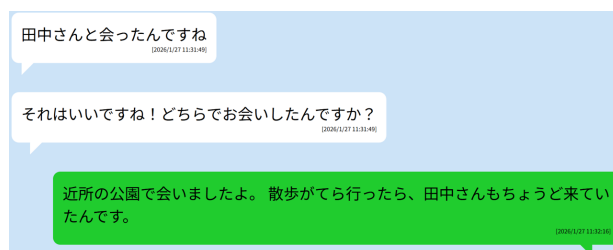


図 4: 交流場所 (Where) を確認する質問

図4では、まず「田中さんと会ったんですね」と相槌で回答内容を受け止めた上で、「どちらでお会いしたんですか?」と質問し、交流場所(Where)の取得を行う。ここで「近所の公園で会いましたよ。散歩がてら行ったら、田中さんもちょうど来ていたんです」と回答された場合、Whereは取得できるが、When, What, Howは未取得である。同様にして残りの項目についても質問していく。

以上のように、本方式では回答内容に応じて不足項目のみを質問しつつ、相槌や言い換えを挟むことで、会話の流れを維持したまま4W1H交流データを収集できる。

3.4 A2: 紐帯データモデルの定義

A2は、問題P2(正確な整理・記録が困難)への対処を目的とする。高齢者の社会的つながりを長期的に記録し、検索および可視化可能とするため、紐帯情報を管理する紐帯データモデルを設計する。本データモデルは、交流相手、交流内容、および対話ログを一貫して管理することを目的とする。テーブル間の関連は外部キー制約により管理し、データの整合性を維持する。図5に、紐帯データモデルの全体図(ER図)を示す。

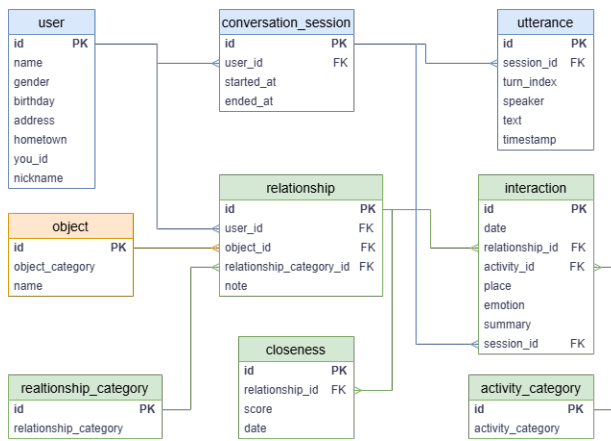


図 5: 紐帯データモデルの全体図 (ER 図)

本データモデルでは、交流情報を長期にわたり蓄積し、検索・集計・可視化へ活用できることを重視して設計した。交流は日常的に発生し、内容や表現が多様である一方で、「同一人物との複数回の交流」や「カテゴリに基づく集計」などが頻繁に必要なとなる。そこで、データの冗長化や表記揺れを抑えつつ、交流の履歴を継続的に追跡できる構造を採用した。

具体的には、交流相手 (object) とユーザとの関係 (relationship) を分離して管理し、交流相手の同一性を維持したまま関係ラベルのみを更新可能とした。これにより、「同じ相手に対して関係認識が変化する」「同じ相手が複数のカテゴリ (例: 近所の人→友人) に移る」といった状況にも対応できる。さらに、交流の発生を interaction としてイベント単位で管理し、Who (relationship_id), When (date), Where (place), What (activity_id), How (emotion, summary) を記録できるようにした。これは、交流情報を「出来事」として扱うことで、日付範囲検索や頻度集計、時間的推移の可視化を容易にするためである。

また、interaction と conversation_session, utterance を対応付けることで、交流記録がどの対話ログに基づいて抽出されたかを追跡可能とし、記録の信頼性および後からの検証性を確保した。対話からの自動抽出は誤りを含む可能性があるため、根拠となる発話を参照できるようにすることで、支援者や開発者が誤抽出を確認・修正できる設計とした。加えて、relationship_category および activity_category をマスタテーブルとして定義することで、カテゴリ表記の揺れを抑制し、一貫した分類を維持した。これにより、「家族」「友人」等の関係カテゴリや活動カテゴリに基づく比較・集計が容易となり、つながりグラフや交流記録表示への適用性を高めた。

以下では、提案システムの中核となる主要テーブルについて説明する。

a) relationship

relationship テーブルは、ユーザと交流相手の間に成立する関係ラベル (例: 母, 友人, 近所の人等) を管理する。主キーとして id を持つ。関係ラベルは、ユーザを示す user_id と交流相手を示す object_id の組に対して付与される。また、関係の種類を表す relationship_category_id を保持し、必要に応じ

て備考として note を保持する。本テーブルにより、ユーザと交流相手の関係を保持でき、interaction テーブルと closeness テーブルから参照される。

b) interaction

interaction テーブルは、交流情報を管理する。主キーとして id を持つ。交流の日付として date を保持し、対象となる関係として relationship_id を保持する。また、活動カテゴリを示す activity_id, 場所 place を保持する。さらに、交流内容の意味的情報として感情 emotion, 要約 summary を保持する。加えて、当該交流記録がどの対話セッションに由来するかを対応付けるため、session_id を保持する。以上により、交流イベントの Whom (relationship_id), When (date), Where (place), What (activity_id), How (emotion, summary) を記録し、紐帯情報の蓄積を可能とする。

c) closeness

closeness テーブルは、関係ラベルに対する親密度を日付とともに記録する。主キーとして id を持つ。対象となる関係を示す relationship_id を保持し、親密度スコアとして score を保持する。また、記録日付として date を保持する。relationship テーブルを参照することで、ユーザと交流相手の関係に対する親密度の推移を管理可能とする。

上記以外のテーブル (user, object, conversation_session, utterance, relationship_category, activity_category) は、利用者管理、交流相手管理、対話ログ追跡、およびカテゴリ統一のために保持する。

3.5 A3: LLM による意味解析を用いた紐帯情報の抽出

A3 は、問題 P2 (正確な整理・記録が困難) への対処を目的とする。対話ログは自然言語であり、そのままでは紐帯情報として整理し、データベースへ格納することが困難である。そこで、大規模言語モデル (LLM) による意味解析を用いて、対話ログから交流情報を抽出し、構造化する。

本研究における交流情報の抽出とは、対話ログに含まれる出来事を一定の項目に分解し、機械的に取り扱える形式へ変換する処理である。抽出される情報は、A1 で述べた 4W1H (いつ・どこで・だれと・なにをしたか) を基本とする。具体的には、「交流相手」「日付」「場所」「活動内容」「感情」を抽出する。さらに、交流相手との関係カテゴリ、親密度、交流内容の要約を抽出し、紐帯情報として整形する。これらの情報は、A2 で定義した紐帯データモデルの各属性に対応付け、データベースへ挿入できるように抽出する。

図 6 に、LLM へ入力するプロンプト例を示す。上 2 行には抽出処理の指示文が記述されており、その後に紐帯情報抽出の入力となる対話ログが続く。さらに、LLM の出力を紐帯データモデルに適用可能とするため、型情報を json_schema 形式で指定している。

```

あなたは会話ログから交流情報を抽出するシステムです。
必ず response_format の json_schema に従ってJSONだけを返してください。

会話ログ:
エージェント: 最近、だれかと会いましたか?
利用者: ええ、この前、近所の田中さんと会いましたよ。
エージェント: 田中さんと会ったんですね。それはいいですね! どちらでお会いしたんですか?
利用者: 近所の公園で会いましたよ。散歩がてら行ったら、田中さんちようど来ていたんです。
エージェント: 田中さんと公園で会ったんですね。お天気も良かったのかな。ちなみに、いつお会いしたんですか?
利用者: 会ったのは、たしか一昨日でしたね。
エージェント: 田中さんとお話しできて良かったですね。ちなみに、田中さんとはどんなお話をされたんですか?
利用者: 田中さんのお孫さんが学校で頑張ってるっていう話を聞かせてもらいました。
エージェント: それは素敵なのとききましたね。公園での散歩は本当にリラックスできますよね。田中さんと会えて、どんな気持ちになりましたか?
利用者: 久々に話してできて楽しかったですよ。

"json_schema": {
  "name": "rel_relation_extract",
  "schema": {
    "type": "object",
    "properties": {
      "interactions": {
        "type": "array",
        "items": {
          "type": "object",
          "properties": {
            "object": { "type": "string" },
            "object_category": {
              "type": "string",
              "enum": ["個人", "匿名", "グループ"]
            },
            "relationship_category": { "type": "string" },
            "activity": { "type": "string" },
            "date": {
              "type": "string",
              "pattern": "r'^\d{4}-\d{2}-\d{2}$'"
            },
            "place": { "type": "string" },
            "emotion": { "type": "string" },
            "summary": { "type": "string" },
            "closeness_score": {
              "type": "integer",
              "minimum": 0,
              "maximum": 100
            }
          },
          "required": ["object", "activity", "date", "place", "emotion"]
        }
      },
      "required": ["interactions"]
    }
  }
}
重要ルール (以下略)

```

図 6: LLM に渡すプロンプトの例

次に対話ログを入力し、実際に抽出した結果を図 7 に示す。

```

"interactions": [
  {
    "object": "田中",
    "object_category": "個人",
    "relationship_category": "知人",
    "activity": "会話",
    "date": "2026-01-25",
    "place": "近所の公園",
    "emotion": "楽しかった",
    "summary": "散歩中に田中さんと会い、近況を話した。",
    "closeness_score": 60
  }
]

```

図 7: 対話ログから抽出した紐帯情報の例

このようにして抽出されたデータを A2 のデータベースに登録する。

親密度 (closeness_score) は交流相手に対する主観的な関係の近さを数値化したものであり、値が大きいほど「親しい関係」であることを示す。本研究では親密度を 0 から 100 の範囲で表現し、交流相手ごとの関係性の強弱を比較可能とする。親密度は対話ログ中の表現 (呼称, 感情表現, 親しさを示す言い回しなど) を手がかりとして、LLM により推定する。ただし親密度は主観的尺度であり、対話ログのみから推定するため誤差を含む可能性がある。そのため、本研究では親密度を絶対値として解釈するのではなく、関係性の傾向を示す補助的指標として扱う。親密度推定の妥当性については、第 5 章の実験にて自己評価との比較により検討する。

以上のように A3 では、対話ログから紐帯情報を抽出し、デー

タベースへ格納可能な構造化データへ変換する。これにより、対話により得られた交流情報を正確かつ統一的に整理し、継続的な蓄積を可能とする。

3.6 A4: 行動を促進するためのつながりの可視化

A4 は、問題 P3 (共有・客観化が困難) への対処を目的とする。社会的つながりの状態は、交流記録を文字列の一覧として提示するだけでは、全体像や関係の偏りを把握しにくい。そこで本研究では、交流の履歴を時系列で確認できる交流記録表示と、交流相手との関係構造を把握できるつながりグラフを組み合わせた可視化手法を採用する。

つながりグラフでは、対象ユーザを中心ノードとして配置し、指定期間内に交流が記録された交流相手を周囲のノードとして表現する。対象ユーザと交流相手との間にはエッジを描画し、エッジの有無により交流の存在を示す。また、ノードの大きさおよびエッジの太さに親密度を反映することで、関係の強さを視覚的に表現する。さらに、エッジには交流回数などの情報を付与し、交流の頻度を確認可能とする。

これらの可視化により、交流相手の分布、交流頻度の偏り、最近交流した相手などを直感的に把握できる。また、期間を指定したフィルタリングにより、任意期間における社会的つながりの変化を確認することが可能となる。このような可視化は、高齢者本人が自身の交流を振り返り、今後の交流行動を検討するための手がかりを提供するとともに、支援者にとっても社会的つながりの状態を客観的に共有するための情報提示となる。

4. 実装

以下の技術を用いて relation-viewer を作成した。

開発言語: Python, HTML, CSS

開発したライブラリやツール: FastAPI, SQLAlchemy, Graphviz

外部サービス: GPT4.1 (大規模言語モデル)

データベース: MySQL8.0.30

5. 評価実験

5.1 実験の概要

提案する VA 傾聴サービスを用いたつながり可視化システムについて、日常会話から交流情報を抽出して記録できるか、および抽出結果を可視化できるかを確認するため、評価実験を行った。被験者は開発者本人 (22 歳, 工学部大学生, 一人暮らし, 飲食店アルバイト) とし、実験期間は 2025 年 12 月 18 日から 12 月 31 日までの 2 週間とした。実験期間中、被験者は日常会話を通して、当日に生じた交流内容を VA に対して入力した。システムは対話ログを入力として交流情報を抽出し、データベースへ登録した。その後、relation-viewer を用いて期間を指定し、交流記録およびつながりグラフを表示した。交流記録では、交流相手名, 日付, 要約文が表示されることを確認した。つながりグラフでは、交流相手がノードとして表示されること、

およびエッジに交流回数と親密度が反映されることを確認した。また、交流記録に含まれる交流相手がつながりグラフにも表示されるかを確認した。交流情報の正確性の自己評価では、対話ログの内容を基準として、交流相手、日付、場所、関係性、親密度、活動内容が適切に抽出・算出されているかを確認した。

5.2 実験結果

交流記録の表示結果

図 8 に、2025 年 12 月 18 日から 12 月 31 日の交流記録表示結果を示す。左は 12/18~12/24 を指定期間とした交流記録であり、左は 12/25~12/31 を指定期間とした交流記録である。なお、個人名が表示されている部分は、今回は匿名化している。交流記録では、交流相手名、日付、要約文が 1 件ずつ表示された。表示された交流記録は計 23 件であり、交流相手は計 16 人であった。図 8 の交流記録には、研究室での交流に加え、アルバイト先での交流および家族との交流が含まれていた。



図 8: 交流記録 (2025/12/18-2025/12/31)

つながりグラフの表示結果

図 9 に、2025 年 12 月 18 日から 12 月 31 日のつながりグラフ表示結果を示す。左は 12/18~12/24 を指定期間としたつながりグラフであり、左は 12/25~12/31 を指定期間としたつながりグラフである。交流記録の表示結果と同様に、個人名が表示されている部分は匿名化している。つながりグラフでは、対象ユーザが中心に配置され、期間内の交流相手が周囲にノードとして表示された。また、エッジには交流回数および親密度が表示された。親密度が高いほどノードが大きく表示され、エッジが太く表示された。図 9 より、交流記録に含まれる交流相手がつながりグラフ上にも表示されていた。

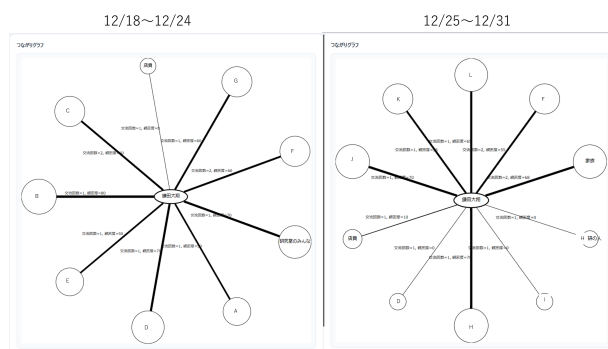


図 9: つながりグラフ (2025/12/18-2025/12/31)

図 9 より、店員や H 研の人との親密度は 0 と低いことが分かった。一方で、B さんと J さん、家族とは親密度が高いことが分かった。

交流情報の正確性の自己評価結果

対話ログの内容を基準として、抽出された交流情報の正確性を自己評価した。交流相手、日付、場所、関係カテゴリ、活動内容はすべて正しく記録されていた。感情については、対話ログ中で直接的に発言した内容は 6 件中 6 件で正しく記録されていた。一方で、感情は明示的な発言があった場合にのみ記録され、発言がない場合は不明となった。親密度については、抽出に失敗しているであろう箇所があった。さらに、自己評価と大きな差が生じる箇所があり、自己評価と最大で 20 程度の差がみられた。表 1 に差が大きかった一部の例を示す。

表 1: 親密度の自己評価と記録結果の比較例

交流相手 (匿名)	自己評価 (0-100)	記録された親密度
D さん	70	0
E さん	70	50
F さん	75	55
I さん	55	0

交流内容の要約については、全体のやり取りが簡潔に要約されていた。

6. 考察

実験結果より、本システムは日常会話を入力として交流情報を抽出し、交流記録およびつながりグラフとして可視化できることが確認できた。また、交流相手、日付、場所、関係カテゴリ、活動内容といった交流に関する事実情報は高い精度で抽出できており、日常会話から交流情報を構造化して蓄積し、可視化へ反映する一連の処理を実現できたと考えられる。

一方で、感情は明示的な発言があった場合にのみ記録され、発言がない場合は不明となった。親密度については、抽出に失敗しているであろう箇所や自己評価と差がある箇所があった。

これらの結果から、交流に関する事実情報の抽出精度は高い一方で、感情や親密度といった主観的要素の推定には課題が残る。

提案手法の利点

本実験結果から、提案手法は VA との日常会話を通じて交流

データを継続的に蓄積できる点に有効性があると考えられる。従来の交流記録では、利用者が交流内容を能動的に入力する必要があったのに対し、本手法では会話の延長として自然に交流情報を取得できる。そのため、記録に伴う負担を低減しつつ、継続的なデータ収集が可能になると示唆される。

また、交流相手、日付、場所、活動内容、関係カテゴリといった要素が構造化データとして保存されることにより、「いつ」「誰と」「どのような交流を行ったか」を統一的な形式で整理できる点も重要である。単なる行動記録に留まらず、交流情報を一定の形式で管理できるため、後からの検索や比較に適した基盤を提供できると考えられる。

さらに、親密度を導入したことで、交流回数のみでは表現できない関係性の深さを扱える可能性がある。すなわち、従来の定量的な頻度指標だけでは捉えにくい人間関係の質を、交流記録に反映できる点が示唆される。

加えて、交流記録およびつながりグラフを期間ごとに表示できるため、交流の変化を時系列に追跡できる。例えば、特定期間における交流相手の増減や、親密度の推移を比較できる。このように社会的つながりを視覚的に提示できることで、交流相手の全体像を把握しやすく、本人だけでなく家族や支援者に対しても状況を共有しやすくと考えられる。

提案手法の限界

一方で、交流情報を取得するための会話設計には改善の余地がある。現状では質問形式の対話を中心であり、日常的な雑談としては質問色が強い。高齢者を対象に実運用する場合には、より負担の少ない自然な会話設計が求められる。

また、親密度の推定結果には自己評価との差がみられた。親密度は主観的な尺度であるため、対話ログ中の情報量や表現の仕方によって推定値が変動しやすい。今後は、親密度の算出根拠を明確化した上で、複数の指標を組み合わせるなどして推定精度を改善する必要がある。

さらに、本実験は開発者本人を被験者として実施したため、被験者の属性が限定されている。今後は高齢者を対象として同様の実験を行い、会話負担、記録精度、および視覚化結果の有用性を検証する必要がある。

7. ま と め

本研究では、高齢者の社会的つながりを客観的に把握できる状態にするため、VA 傾聴サービスを用いた社会的つながり可視化手法を提案した。本手法のキーマイディアは、VA との日常会話から 4W1H に基づく交流情報を自動抽出し、高齢者に負担をかけずに紐帯情報として整理・可視化することである。提案手法により、対話ログから交流情報を抽出し、交流記録およびつながりグラフとして提示できることを確認した。一方で、感情や親密度など主観的情報の推定精度には改善の余地がある。今後は、会話設計と抽出精度の改善に加え、高齢者を対象とした評価実験により有効性を検証する必要がある。

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。また、本研究開発は、国立研究開発法人科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業（社会技術研究開発）JPMJRS22K6 による研究成果の一部である。

文 献

- [1] 内閣府, “令和 7 年度版高齢社会白書,” https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2025/zenbun/07pdf_index.html, accessed February 5, 2026.
- [2] M. Nakamura, “Exploiting smart systems for monitoring and assisting elderly people at home,” pp. 259—309, May 2024.
- [3] 松. 晃徳, キムナヒョン, 陳. 思楠, 片. 恵子, and 中. 匡秀, “音声対話エージェントが在宅高齢者の孤独に与える影響: 対話ログと孤独感尺度による分析,” pp. 13–20, November 2024.
- [4] 岡. 大, 陳. 思楠, 中. 匡秀, 佐. 幸郎, and 安. 清, “対話ログを基にした高齢者向け記憶想起支援サービスの検討,” pp. 7–12, 2024.
- [5] I. K. S. Ng, “The ‘loneliness’ epidemic: a new social determinant of health?” *Internal Medicine Journal*, vol. 54, no. 3, pp. 365–367, 2024, epub 2024 Feb 22.
- [6] J. Holt-Lunstad, T. B. Smith, M. Baker, T. Harris, and D. Stephenson, “Loneliness and social isolation as risk factors for mortality: A meta-analytic review,” *Perspectives on Psychological Science*, vol. 10, no. 2, pp. 227–237, 2015.
- [7] 警察庁刑事局捜査第一課, “警察取扱死体のうち、自宅において死亡した一人暮らしの者～令和 6 年上半期 (1 6 月) 暫定値～,” https://www.npa.go.jp/publications/statistics/shitai/hitorigurashi/240827_kenshi2.pdf, accessed February 5, 2025.
- [8] 厚生労働省, “孤独・孤立対策について,” <https://www.mhlw.go.jp/content/12000000/001309353.pdf>, accessed February 5, 2026.
- [9] L. F. Berkman, T. Glass, I. Brissette, and T. E. Seeman, “From social integration to health: Durkheim in the new millennium,” *Social Science & Medicine*, vol. 51, no. 6, pp. 843–857, 2000.
- [10] C. Unterhitzberger and K. Lawrence, “Diary method in project studies,” *Project Leadership and Society*, vol. 3, p. 100054, 2022.
- [11] M. M. Hennink, B. N. Kaiser, and V. C. Marconi, “Code saturation versus meaning saturation: How many interviews are enough?” *Qualitative Health Research*, vol. 27, no. 4, pp. 591–608, 2017.
- [12] R. Awad, S. G. Shamay-Tsoory, and Y. Palgi, “Fluctuations in loneliness due to changes in frequency of social interactions among older adults: a weekly based diary study,” *International Psychogeriatrics*, vol. 35, no. 6, pp. 293–303, 2023.
- [13] D. Prabhu, M. Kholghi, M. Sandhu, W. Lu, K. Packer, L. Higgins, and D. Silvera-Tawil, “Sensor-based assessment of social isolation and loneliness in older adults: A survey,” *Sensors*, vol. 22, no. 24, p. 9944, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/24/9944>
- [14] S. Snelgrove, V. Traynor, K. Kharicha, H. Gage, S. Iliffe, and C. Goodman, “Older adults’ experiences of loneliness and social isolation during the covid-19 pandemic: A qualitative study using photo elicitation,” *JMIR Aging*, vol. 5, no. 4, p. e40125, 2022. [Online]. Available: <https://aging.jmir.org/2022/4/e40125>