

対話エージェントを活用した個人関心事の抽出と評価

徳田 裕紀[†] 中谷 将太[†] 佐伯 幸郎[†] 中村 匡秀^{†,††} 安田 清^{†††}

[†] 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

^{†††} 大阪工業大学 〒535-8585 大阪市旭区大宮 5-16-1

E-mail: [†]{tokup,shota-n,masa-n}@cs.kobe-u.ac.jp, ^{††}sachio@carp.kobe-u.ac.jp,

^{†††}fwkk5911@mb.infoweb.ne.jp

あらまし 我々は先行研究において、バーチャルエージェントとの対話を通して個人にまつわる知識（個人オントロジー）を LinkedData で表現・管理する方法を提案している。本稿では、この手法を利用し、継続的な会話自動生成のために特に個人が関心を強く持つ概念（個人関心事）の特定を行う。具体的な方法として、バーチャルエージェントが対話形式で個人の関心を引き出すような質問を行い、その対話から個人の関心事を情報として含む個人オントロジーを構築する。そして、構築された個人オントロジーから個人の関心事を特定し、関心の度合いを評価する。さらに、被験者実験を通して個人の関心事が適切に抽出できているかを確認する。

キーワード Linked Data, 個人オントロジー, 在宅介護, バーチャルエージェント, 個人関心事

Extracting and Evaluating Personal Concerns with Dialogue Agent

Yuki TOKUDA[†], Shota NAKATANI[†], Sachio SAIKI[†], Masahide NAKAMURA^{†,††}, and Kiyoshi YASUDA^{†††}

[†] 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

^{†††} Osaka Institute of Technology Omiya 2-16, Asahi-ku, Osaka, 535-8585 Japan

E-mail: [†]{tokup,shota-n,masa-n}@cs.kobe-u.ac.jp, ^{††}sachio@carp.kobe-u.ac.jp,

^{†††}fwkk5911@mb.infoweb.ne.jp

Abstract In previous research, we have proposed a method which represents and manages “the knowledge of individual person” (Personal Ontology) using dialogue with Virtual Agent (VA). In this paper, based on the previous research, we identify concepts of particular interest to individuals (Personal Interests) in order to generate sustainable dialogue. Specifically, we ask questions that extract Personal Interests, and construct an Personal Ontology Including Personal Interests as information from the dialogue. Then, we identified Personal Interests constructed Personal Ontology, and evaluate the degree of interest. In addition, we confirm whether Personal Interest are properly extracted through subject experiment.

Key words Linked Data, Personal Ontology, Home care, Virtual Agent, Personal Interests

1. はじめに

現在、日本は超高齢化社会に直面している。厚生労働省の調査によると、総人口は減少し続けるにもかかわらず、65歳以上の高齢者数は上昇し続け、2036年には高齢者の割合が33.3%になると予測されている[1]。高齢者の増加に伴い認知症を持つ人の数も増加し、2025年には700万人、すなわち高齢者5人に1人が認知症となると推計されている。こうした背景のも

と、高齢者や認知症当事者のための有効かつ持続的な支援が必要とされている。

認知症の症状に対する非薬物療法として、バリデーショナル療法[2]や回想法[3]が知られている。バリデーショナル療法は、認知症者の混乱した行動や非現実的な言動の背後にある意味を認め、受容と共感の対応を示すことで落ち着かせるケア手法である。回想法は、過去の体験を振り返り、その過程に対して共感的、受容的に対応することで認知症者の心理的安定を図る。こ

これらのケア手法ではケア提供者と患者との継続的な会話が重要となる。しかし、専門医が日常的にカウンセリングを行うのは経済的・時間的に困難である。また、今日では在宅介護への移行が進んでおり、家族の介護負担も増えている。よって会話やカウンセリングに十分な時間を費やせない状況にある。

そこで我々の研究グループでは、音声対話が可能なロボットプログラムであるバーチャルエージェント (VA) を活用して、在宅で認知症当事者がいつでも対話コミュニケーションを行えるシステムを提案している [4]。VA との継続的な会話を実現する技術的チャレンジは、いかに本人に寄り添った対話を生成するかである。これまでに、利用者の生活史に基づいて個人にゆかりのある話題を生成する方法 [5] や、生まれ年に基づいて年代に応じた出来事・流行を話題にする方法 [6] を提案している。生活史や生まれ年等の個人にまつわる知識を個人オントロジーと定義し、VA が利用者に質問を投げかけ、利用者の回答に基づいて個人オントロジーを動的に生成するシステムを開発している [4]。このシステムは、生成した個人オントロジーを (主語、述語、目的語) の 3 つ組の集合である **LinkedData** [7] の形式で保存する。さらに、Linked Open Data (LOD) [8] とリンクすることで個人オントロジーを外部の知識につなげ、話題を広げるための関連知識を取得する。しかしながら、現段階でのシステムでは個人オントロジーを対話によって生成する部分のみが実装されている。生成されたオントロジーを活用して、個人に寄り添った対話を生成する部分はこれからの課題である。利用者にとって魅力的な対話を生成するには、個人オントロジーの中に蓄積された大量の概念から、本人が特に興味を持っている概念を見つけることが重要である。

そこで本研究では、VA との対話で蓄積される個人オントロジーの中から、利用者にとって特に関心が高い概念を発見する手法を提案する。ここで関心を「個人がとある事柄に対してより大きな関わりを持つとしようとする感情、方向性」と定義し、個人が特に興味を持つ事柄・概念を個人関心事と呼ぶことにする。そして、VA との対話を通じて個人関心事を聞き出し、各関心事に対する想いやこだわりを聞き出すことで、それぞれの関心の強さの度合いを評価する。より具体的には、本提案手法は以下の 2 つの部分から構成される。

(A1) 個人関心事の抽出：VA に個人の嗜好を尋ねる質問を行わせ、ユーザーに回答してもらう。その回答から先行研究の手法 [4] に基づいて、個人オントロジーを LinkedData 形式で構築する。

(A2) 関心度の評価：LinkedData の形式で構築した個人オントロジー内の各概念に対して、そのユーザの関心の度合いを以下の 3 つの基準に基づいて評価する。

P1: 回答 2 の文字数が多いほど、C1 に強い関心を持っている。

P2: 回答 2 に含まれる概念 C2 の数が多いほど、C1 に強い関心を持っている。

P3: C2 へのリンクが複数の場合、C2 に関心を持っている。

P1 は「人は自分の関心のあることには多くを語る」という仮説に基づく。P2 は「関心のあることには、その説明のための知識やエピソードが多く登場」という仮説に基づく。P3 は「関



図 1 VirtualCareGiver

心のあることは、無意識のうちに複数の話題で繰り返し話される」という仮説に基づく。

提案手法を先行システムの対話シナリオとして実装し、7名の被験者に VA と対話してもらった実験を行った。対話シナリオでは、食べ物、スポーツ、場所や景色、趣味、その他の 5 つのジャンルについて VA がユーザに質問し、ユーザは音声で質問に答える。システムは音声認識とテキスト解析によって回答を解析し、個人オントロジーを LinkedData 形式で構築する。構築された LinkedData を分析し、P1, P2, P3 に基づいて各概念の関心度のスコアを求めた。実験後、各被験者にアンケートを実施し、抽出された概念に対する関心度を答えてもらった。最後に、提案手法で算出されたスコアとアンケートの関心度の相関分析を行った。分析の結果、アンケートの関心度と算出されたスコアの間に高い相関が示され、提案手法が個人関心事の抽出・特定に有効であることが分かった。

2. 準備

2.1 在宅認知症者のためのコミュニケーションシステム

我々の研究グループでは、在宅の高齢者や認知症当事者に対して、対話によるコミュニケーションケアを提供するシステム **Virtual Care Giver (VCG)** を開発している [4]。図 1 に VCG の画面を示す。VCG は音声による対話が可能なバーチャルエージェント (VA) を活用することで、在宅のユーザとの対話を実現している。VCG によって、時間によらず認知症当事者の会話相手を実現でき、人間の介護者の負担を軽減することが期待できる。

認知症当事者とエージェントとの間の継続的な会話を実現するためには、個人に寄り添った話題を提供する必要がある。先行研究では、生活史と Linked Open Data (LOD) を活用して個人に寄り添った話題を動的に生成する手法 [5] を提案している。

2.2 Linked Data, Linked Open Data (LOD)

Linked Data [7] は、Web 技術を利用して意味付けされたリンクで結びつけられたデータである。Linked Data は、セマンティック・ウェブを実現するための技術的な構成要素の一つである。ウェブ上の任意の情報をリソースとして構造的に表現する Resource Description Framework (RDF) で記述される。

Linked Data をインターネット上にオープンデータとして公開して共有されたものを特に *Linked Open Data (LOD)* と呼

PREFIX dbpedia: <http://dbpedia.org/resource/>
 PREFIX dbpedia-owl: <http://dbpedia.org/ontology/>
 PREFIX rdfs: <https://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#>

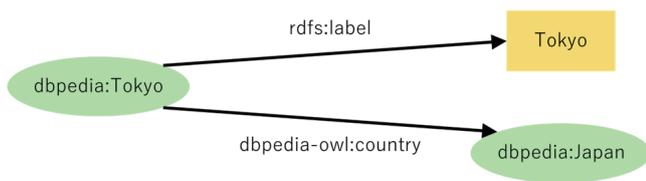


図2 RDF グラフの例

ぶ。公開されたデータ同士を結びつけることで、ウェブ上に巨大な知識データベースを形成することができる。

RDF のモデルでは、データを主語 (subject), 述語 (predicate), 目的語 (object) の 3 つの要素を組み合わせたトリプルで表現する。RDF は、主語と目的語を楕円 (リソース) で表し、述語を 2 つの楕円を結ぶ矢印 (リンク) で表す有向グラフで表現されることもある。ただし、目的語を URI でなく文字列定数 (リテラル) とすることも可能で、その場合には目的語を長方形で表す。

図2に RDF グラフの例を示す。URI は名前空間接頭辞を利用することで省略して記述することができ、この図において dbpedia-ja:東京都は <http://ja.dbpedia.org/resource/東京都> を意味する。この例では、「dbpedia-ja:東京都という URI は東京都を示す」と「東京都の位置している国は日本である」の 2 つのことを表している。

2.3 VA との対話に基づく個人オントロジーの構築 [4]

先行研究 [4] において我々は、個人に寄り添った話題生成に必要な個人にまつわる知識を、個人オントロジーと命名した。そして、VCG システムを拡張して、VA との会話を通して個人オントロジーを LinkedData の形式で動的に構築・管理する手法を実現した。

より具体的には、個人オントロジーを 2.2 で述べた三つの要素のトリプルで表現する。例えば、(「徳田」, 「好きなもの」, 「ボードゲーム」) は、「ユーザ徳田の好きなものはボードゲームである」という個人オントロジーを表す。個人オントロジーの構築方法としては、VA が U に対して P について尋ね、 U から O を聞き出すような質問を生成する。例えば VA が「徳田さんの好きなものは何ですか?」と尋ね、ユーザが「ボードゲームが好きです」と回答すれば、(「徳田」, 「好きなもの」, 「ボードゲーム」) が生成される。質問として場所や人を尋ねることも可能である。

$\langle U, P, O \rangle$ が生成されると、これを RDF の形式に変換し LinkedData として表現する。具体的には U をユーザを表すリソース、 O をそのユーザにまつわる情報を表すリソース、 P をユーザと情報の関係を表すリンクとする。また名前空間 URI として <http://cs27.org/personal-ontology/resource/>, <http://cs27.org/personal-ontology/rproperty/> を利用するが、プレフィックスを用いてそれぞれ ex:, ex-prop: と表記する。これらを用いて、ex:uid rdfs:label "U". ex:uid ex-prop:P ex:O . と記述することにより、「 U の P は O である」と同等の意味

を表現する。変換され得られた RDF データは RDF ストアと呼ばれる専用のデータベースに格納する。

上記のシステムの実装と被験者実験により、VA からの質問に対してユーザーからの応答が文法的に正しく、音声認識および構文解析が成功すれば、個人オントロジーを自動生成できることが分かっている。ただし、現状のシステムでは、個人オントロジーの生成・蓄積まででとどまっており、これらを活用して継続的な対話を生成する部分は今後の課題となっている。

2.4 個人関心事

開発中のシステムでは、基本的に VA が主体的に話題を提供することで対話を行うことを想定している。この時、VA が提供する話題がその利用者にとって興味がない話題であれば、継続的な会話は望めない。認知症ケアには個人に寄り添った会話が不可欠であるという点においても、利用者個人が何に関心を持っているかを知ることは重要である。

本稿では、関心を「ある事柄に対してより大きな関わりを持つとうとする感情、方向性」と定義し、「個人に関心を持っている事柄や概念」を個人関心事と呼ぶことにする。例えば、旅行が好きで年に何回も出かけている個人の場合、「旅行」が個人関心事である。また、関心の定義から、個人関心事は必ずしも趣味や興味とは限らず、「家で過ごすこと」や「足の痛み」を個人関心事に持つ個人も考えられる。

3. 提案手法：個人関心事の抽出と評価

本研究では、2.3 で述べたシステムを拡張し、VA との対話によって得られる個人オントロジーに基づいて個人関心事を発見する手法を提案する。提案手法は A1:個人関心事の抽出と A2:個人関心事の評価からなる。

3.1 A1: 個人関心事の抽出

A1 は VA がユーザに質問を問いかけ、個人関心事を抽出するフェーズである。VA があるジャンルを話題に出し、そのジャンルの関心事を回答してもらう。さらに、回答に表れるそれぞれの関心事にまつわるエピソードを語ってもらい、後述する「A2: 個人関心事の評価」に必要なデータを収集する。ユーザの回答は 2.3 で述べた先行研究の手法に基づいて、個人オントロジーとして LinkedData 形式で構築・保存する。

より具体的には、A1 は以下の 4 つの Step で構成される。またこれらの手順のフローチャートを図3に示す。

Step 1: ユーザー ID(uid) の聞き出し

VA が始めにユーザーの名前を聞き、それを使ってそのユーザーのリソース U とその識別子 uid を作成する。以下の個人オントロジーの構築においては uid で U を参照する。

Step 2: 個人関心事の聞き出し

VA があらかじめシステムで定められたジャンルを話題に挙げ、ユーザーに対して問いかけて個人関心事の対象になりうるものを聞き出す。まず VA は、ユーザ U に対してジャンル P を話題に挙げ、「 U さん、 P (に関心) がありますか?」と問いかける。 U が「ある」と答えた場合、VA は「 U さんの P は何ですか?」と問いかけ、ユーザ U のジャンル P における関心事を自由回答で受け付ける。続けて VA は「他にもあれば教えてく

ださい」と問いかけ、可能な限りの関心事に関する回答を得る。この時得られた回答を回答 1 とする。システムは回答 1 に含まれる名詞句を抽出し、これらに関心事の候補とする。VA は抽出した名詞句に間違いがないかを確認し、間違いがあれば問いかけをやり直す。なければ、抽出されたそれぞれの名詞句で表される概念 $C1$ について、 $\langle U, P, C1 \rangle$ を生成し、個人オントロジーとする。

確認を段階的に入れる理由は、質問一つ一つに対する選択肢を明確にし、回答の仕方の個人差を小さくし、より正確に情報を聞き取れるようにするためである。例えば「好きな食べ物は何か」と直接聞いた場合、ユーザーによっては「ありません」と答える可能性があり、結果「ありません」が個人関心事として登録されてしまう事が起こりうるなどの問題が想定される。

Step 3: エピソードの聞き出し

Step2 の回答 1 から抽出された個人関心事の候補に対して、本人の想いやこだわりを、エピソードを答えてもらうことで収集する。具体的には、回答 1 から個人関心事として抽出された各概念 $C1$ について、VA が「 U さんの $C1$ についてのエピソードを聞かせてください」と質問し、ユーザーに自由形式で回答してもらう。この時得られた回答を回答 2 とする。システムは回答 2 に含まれる名詞句を抽出し、さらにその名詞句から名詞を抽出する。Step2 の時と同様間違いがないか確認した後、各名詞で表される概念 $C2$ について、個人オントロジー $\langle C1, \text{エピソード}, C2 \rangle$ を生成する。

他の関心事の候補がある場合、それらに対しても同様の対話を行い、エピソードを収集する。

Step 4: 個人オントロジーの Linked Data への変換

Step2, 3 で生成した個人オントロジーを RDF の形式に変換し、LinkedData として管理できるようにする。RDF への変換においては、2.3 で説明した方法で行う。なお、リソースは単語を基にした URI で参照すべきであるため、 O が複数の単語を含む場合、単語に分割して各単語をリソースに変換し、これらをブランクノードを使ってグループ化する。また元の O はラベルとして同じグループにつなげておく。これにより、 O の情報を保ったまま、単語ごとのリソース参照が可能になる。また、個人オントロジーの生成源をいつでもたどれるように、ユーザーからの回答 1、回答 2 の原文を RDF 内にコメントとして保持しておく。

ユーザーの回答（回答 1 または回答 2）から得られる個人オントロジーを RDF に変換する具体的な手順を説明する。

- 1) ブランクノード $B0$ を作成し、 $B0$ をその回答から得られる個人オントロジーのルートノードとする。
- 2) 回答の原文を保存するため、回答の原文に対応するリテラル $L0$ を作成し、 $B0$ から $L0$ に $rdf:comment$ を述語とするリンクを作成する。
- 3) 各オントロジー $\langle U, P, C \rangle$ (または $\langle C1, \text{”エピソード”}, C \rangle$) における概念 C に対して、 C に対応するリテラル $L1$ を作成する。また、 C から単語 C_1, C_2, \dots, C_n を抽出し、対応するリソース R_1, R_2, \dots, R_n を (存在しなければ) 作成する。これらをグループ化するブランクノード $B1$ を作成する。

4) $B1$ から $L1$ に述語 $rdf:label$ のリンクを張る。また、 $B1$ から各 R_i に対して述語 rdf_i のリンクを張る。

5) $B0$ から $B1$ へ述語 rdf_1 のリンクを張る。
上記の手順によって、回答 1、回答 2 のそれぞれから、個人関心事のツリーと、各関心事に関するエピソードのツリーが生成される。次に、これらのツリーを階層的につなげる。

6) ユーザー U に対応するリソース、ジャンル P に対する述語、”episode” という述語を (存在しなければ) 作成する。

7) 回答 1 から得られたツリー $T1$ のルートノード $B0$ について、 U から $B0$ に述語 P のリンクを張る。

8) ツリー $T1$ 内の各概念 C に対して、 C をグループ化するブランクノード $B1$ とする。また、 C に関するエピソード (回答 2) から得られたツリー $T2$ のルートノード $B0'$ とする。この時、 $B1$ から $B0'$ に述語 $episode$ のリンクを張る。

例として、Step 2 の回答 1 「うどんが好きです」から得られる個人オントロジーを RDF 形式に変換すると次のようになる。

```

.:B00 rdfs:comment ”うどんが好きです” .
.:B00 rdf:_1 .:B01 .
.:B01 rdfs:label ”うどん” .
.:B01 rdf:_1 ex:うどん .

```

また、Step 3 の回答 2 「大学に入ってからよく食堂で食べるようになりました」からは以下の RDF が生成される、

```

.:B10 rdfs:comment ”大学に入ってからよく食堂で食べるようになりました” .
.:B10 rdf:_1 .:B11 .
.:B10 rdf:_2 .:B12 .
.:B11 rdfs:label “大学” .
.:B11 rdf:_1 ex:大学 .
.:B12 rdfs:label “食堂” .
.:B12 rdf:_1 ex:食堂 .

```

両者をつなげるリンクは以下のように生成される。

```

ex:uid rdfs:label ”徳田” .
ex:uid ex-prop:好きな食べ物 .:B00 .
.:B01 ex:”episode” .:B10 .

```

個人関心事の抽出例

A1 の手順に従って抽出された個人オントロジーの例を、RDF のグラフ形式で表現したものを図 4 に示す。この例では、「好きな食べ物」については「うどん」、そのエピソードとして「大学に入ってからよく食堂で食べるようになりました」と回答した。また、「趣味」については「ボードゲームをすることが好きです」、そのエピソードとして「大学でサークルに入り、はまりました。友人と向かい合って会話をしながら遊べるのが楽しいです。」と回答した。

3.2 A2:個人関心事の評価

A2 は A1 で抽出した個人関心事を評価し、そのユーザーが特に興味がある概念を特定するフェーズである。A1 では、まずはじめにあるジャンルにおける関心事を回答 1 内の名詞句とし

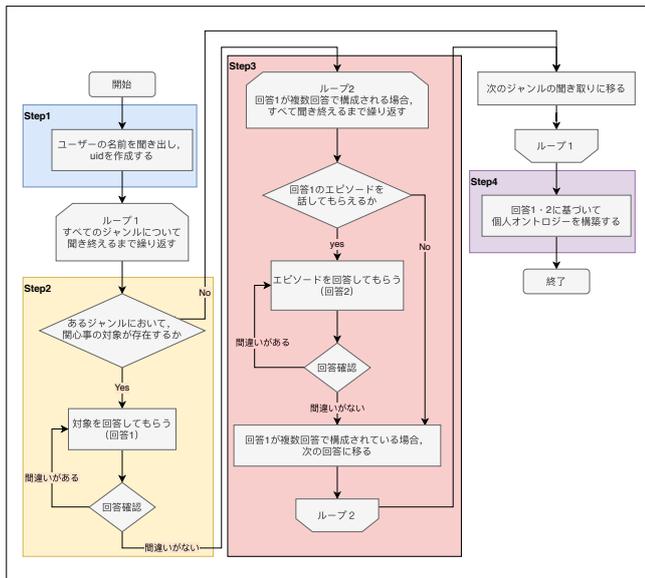


図3 関心事抽出のフローチャート

て特定し、次にそれぞれの関心事 (C1 とする) についてのエピソード (回答 2) を語ってもらった。よって回答 2 は C1 への関心の度合いを表す大きな手掛かりとなる。A2 では次の 3 つの基準 P1, P2, P3 に基づいて個人オントロジーの構造を分析し、オントロジー内の各概念に対する関心の度合いを評価する。

基準 P1: 概念 C1 に関するエピソード (回答 2) の文字数が多いほど、C1 に強い関心を持っている。

基準 P2: 概念 C1 に関するエピソード (回答 2) に含まれる概念数が多いほど、C1 に強い関心を持っている。

基準 P3: 概念 C2 のリソースに複数のリンク元が存在する場合、暗黙的に C2 に関心を持っている。

3.2.1 基準 P1 による個人関心事の評価

基準 P1 は「ある関心事に関するエピソードの文字数が多いほど、その関心事に強い関心がある」とする評価基準である。これは、「人は自分の関心のあることには、より多くを語らう」という仮説に基づいている。基準 P1 の具体的な評価尺度は、エピソードの文字数を利用する。

A1 で構築した個人オントロジーの Linked Data において、エピソードの原文は `rdf:comment` でリンクされたリテラルとして存在する。その文字数をカウントすることで、そのエピソードのリンク元の概念 C1 の関心度のスコア (P1 スコアと呼ぶ) とする。P1 スコアが高いほどその概念に対して関心度が高いと評価する。

図 4 における「うどん」と「ボードゲームをすること」の 2 つの関心事を考える。それぞれのエピソードの文字数を数えると、「うどん」の P1 スコアは 24、「ボードゲームをすること」の P1 スコアは 43 となる。よって、基準 P1 においては、「ボードゲームをすること」が「うどん」より強い個人的関心事であると評価する。

3.2.2 基準 P2 による個人関心事の評価

基準 P2 は「ある関心事のエピソードに多くの概念が含まれるほど、その関心事に強い関心がある」とする評価基準である。

これは、「関心のあることには、より多くの知識や体験が付随しており、そのエピソードには多くの概念が登場するだろう」という仮説に基づいている。基準 P2 の具体的な評価尺度は、エピソードに登場する概念数を利用する。

A1 で構築した個人オントロジーの Linked Data において、エピソードに登場する概念は、*episode* でリンクされたツリー内のリソースとして存在する。それらの個数をカウントすることで、そのエピソードのリンク元の概念 C1 の関心度のスコア (P2 スコアと呼ぶ) とする。P2 スコアが高いほどその概念に対して関心度が高いと評価する。

再び図 4 における「うどん」と「ボードゲームをすること」の 2 つの関心事を考える。「うどん」のエピソードには「大学」「食堂」の 2 つのリソースが存在する。また「ボードゲームをすること」のエピソードには「会話」「友人」「大学」「遊べること」の 4 つの概念が存在する。したがって「うどん」の P2 スコアは 2、「ボードゲームをすること」の P1 スコアは 4 となる。よって、基準 P2 においては、「ボードゲームをすること」が「うどん」より強い個人的関心事であると評価する。

3.2.3 基準 P3 による個人関心事の評価

基準 P3 は「ある概念に対して他から多数のリンクが存在する場合、その概念は暗黙的な個人関心事である」とする評価基準である。これは、「関心のあることは、気づかぬうちに様々な文脈でそのことを言葉に出しているだろう」という仮説に基づいている。基準 P3 の具体的な評価尺度は、概念のリンク元の数を利用する。

A1 で構築した個人オントロジーの Linked Data において、ある概念 C2 に対応するリソースに複数のリンク元が存在する場合、C2 が様々な文脈で登場したことを示す。よって、リソースに入るリンク数を数えることで C2 の関心度のスコア (P3 スコアと呼ぶ) とする。P3 スコアが高いほどその概念その概念に対して関心度が高いと評価する。

4. 実装

3. で提案した個人関心事の抽出と評価を行うプロトタイプシステムを実装した。A1 の個人関心事の抽出部は、先行研究のシステムを再利用・拡張することで実現した。具体的には、Step 1~3 における VA とユーザのインタラクションについては、先行システム上に VA との新たな対話シナリオを実装した。また、オントロジーの抽出および Linked Data への変換は、先行システムに新しい機能を追加実装した。

実装に利用した技術は以下のとおりである。

- 基盤システム：Java, Virtual Care Giver [4], MMDA-agent [9]
 - 対話シナリオ：Ruby
 - サーバ：Apache Tomcat, Apache Axis2 (Web-API)
 - Linked Data 処理：Apache Jena [10], Apache Jena Fuseki
 - 自然言語処理：COTOHA API [11], kuromoji-ipadic-neologd
- 基盤システムは先行システムを利用し、対話シナリオは Ruby

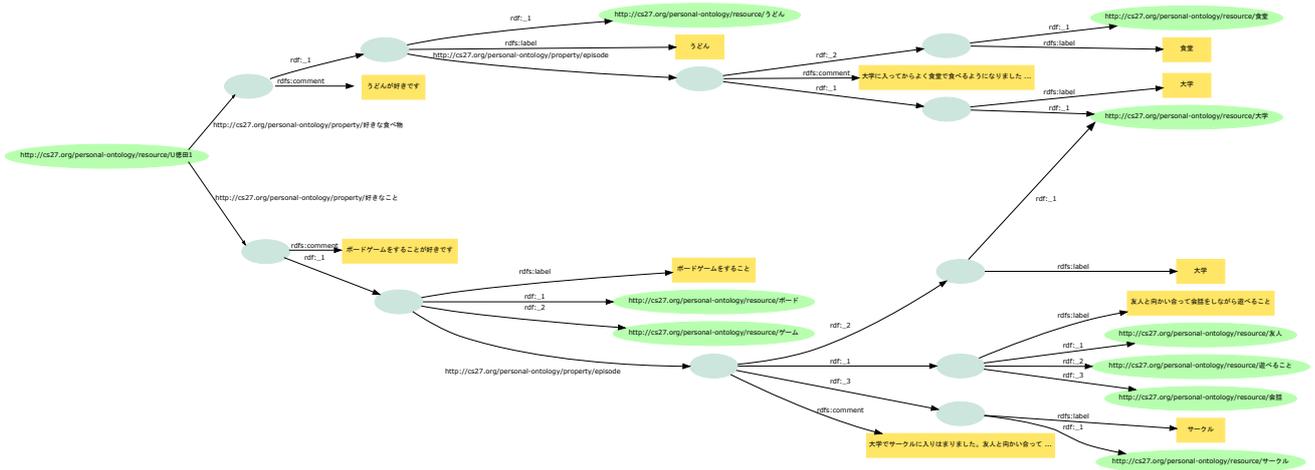


図 4 構築された個人オントロジーの例

で実装した。個人オントロジーの Linked Data を効率よく管理・蓄積するために Apache Jena フレームワーク, Fuseki RDF ストアを利用した。ユーザの回答を自然言語処理して、名詞単位の語句を抜き出す構文解析には COTOHA API を、単語の形態素解析・固有表現抽出には kuromoji-ipadic-neologd を、それぞれ用いた。

A2 の個人関心事の評価部は今回、システムが生成する RDF をグラフ表現で可視化し人手による分析で評価を行った。

5. 評価実験

提案手法の有効性を確認するために、被験者に実装したシステムと対話してもらい、個人関心事を抽出・評価できるかを検証する実験を行った。

5.1 実験の目的・方法

実験の目的は、提案手法によって抽出・評価された個人関心事が、実際に本人の関心事かどうかを確かめることである。実験では、まず VA との対話によって抽出された個人関心事を、それぞれ P1-P3 スコアで評価する。次に、抽出された個人関心事それぞれについて、本人がどの程度関心があるかをアンケートで答えてもらう。最後に、P1-P3 スコアとアンケートの結果がどの程度相関するかを分析する。

実験には、20 代男性 5 名、20 代女性 1 名、40 代男性 1 名合計 7 名の被験者が参加した。2020 年 1 月 15 日から 20 日の間で実装したシステムを利用して実験を行った。VA との対話を行う機材として、音声認識の際のノイズの軽減と会話の遮音性を高めるためにワイヤレス・ヘッドセット (Logicool G G533) を用いた。個人関心事の対象のジャンルとして、今回「好きな食べ物」「スポーツ」「場所や景色」「趣味」「その他好きなこと」の 5 種類を用いた。各被験者に対して、3.1 で説明した手順で VA が質問し、各ジャンルにおける関心事とそれに関するエピソードを音声で回答してもらった。

実験終了後、対話によって抽出された概念に対して、被験者が実際にどの程度関心を持っているかをアンケートによって調査した。今回は基本的に「好きなもの・こと」を尋ねる実験で

あったことから、それぞれの概念に対して、「嫌い」を 1、「普通」を 3、「好き」を 5、「非常に好き」を 7 とする 7 段階の評価を行ってもらった。また、関心の対象として不適切な概念と感じた場合は、0 (該当なし) と回答してもらった。さらに、補足的な調査として、関心事のジャンル「食べ物」「スポーツ」「場所や景色」に対する関心の度合いも 7 段階で答えてもらった。アンケートは Google フォームを利用して行った。

5.2 分析の方法

P1,P2 スコアと P3 スコアは適用範囲が異なるため、被験者とシステムの対話によって抽出された概念を、以下のように分類した。各分類において提案手法による評価値とアンケートの回答値の相関を分析する。

- **対象 C1:** A1 の Step2 の回答 1 において、関心事として直接的に抽出された概念。P1, P2 スコアによる評価値と被験者本人による評価値との相関を分析する。
- **対象 C2:** A1 の Step3 の回答 2 において、関心事に関するエピソードの中に登場した概念。P3 スコアによる評価値と被験者本人による評価値との相関を分析する。
- **対象 C3:** 関心事のジャンルに対応する概念。ジャンル内の全ての関心事の P1,P2 スコアのそれぞれの合計値によって評価し、被験者本人による評価値との相関を分析する。

5.3 実験結果

表 1 に結果を示す。この表は、各被験者についてシステムによって抽出された概念の関心度スコアと、その被験者自身による関心度評価との相関係数を表している。被験者によってエピソードの長さや概念の個数、アンケート評価における主観が大きく異なるため、被験者毎に相関分析を行っている。太字で表す値は、高い相関がみられた個所を示す。

まず、対象 C1 について、被験者 U2, U3, U4, U5, U7 については、比較的高い相関がみられている。つまり、ある関心事に対するエピソードの文字数、エピソードに含まれる概念数は、個人の関心度合いに関連することが分かった。一方で、被験者 U1 は負の相関、U6 は相関が出なかった。その理由は 5.4.1 で考察する。

表 1 抽出された概念のスコアと被験者評価との相関

uid	対象 C1		対象 C2	対象 C3	
	P1 スコア	P2 スコア	P3 スコア	P1 スコア	P2 スコア
U1	-0.562	-0.715	0.193	0.118	0.300
U2	0.841	0.630	0.313	0.983	0.908
U3	0.565	0.543	0.115	-0.636	-0.866
U4	0.333	0.822	0.499	0.960	0.986
U5	0.548	0.589	0.277	0.716	0.715
U6	0.083	-0.034	0.216	0.688	0.633
U7	0.806	0.750	0.166	0.969	0.894

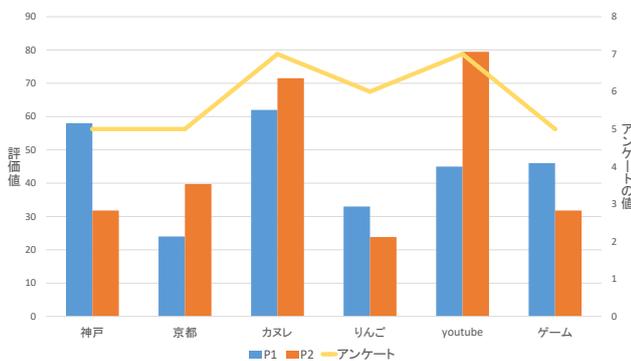


図 5 被験者 U4 の P1, P2 スコアとアンケート評価

次に対象 C2 について、P3 スコアと個人の関心度合の間の相関値は、いずれも正の値であったが、被験者 U4 以外においてはほとんど相関はみられなかった。これは、システムが回答 2 から抽出した名詞のうち、P3 スコアが 1 のものが非常にたくさん抽出され、その中に潜在的な関心事が相当数含まれていたことによる。その一方で、ユーザによって関心の対象として不適切 (0 該当なし) と評価された名詞も数多く存在した。これらを考慮したより詳細な分析を 5.4.2 で行う。

対象 C3 については、各ジャンル内の関心事の P1, P2 スコアの合計値がそのジャンルに対する関心度合いと関連するかをみるものである。関心事の評価ではなくジャンルの評価のため、本来の提案手法の範囲外であるが、補足的な分析として相関分析を行った。表 1 の右端 2 列の結果から、被験者 U2, U4, U5, U6, U7 において高い相関が出ている。被験者 U1 は相関無し、被験者 U3 は負の相関が出る結果となった。

5.4 考察

5.4.1 対象 C1 に対する基準 P1・P2 の有効性と限界

対象 C1 の概念に対して、U1, U6 を除く 5 名の被験者に対して、P1 スコア, P2 スコアとも比較的高い相関を示したため、基準 P1, 基準 P2 は個人関心事の度合いを測るための基準として、限定的にはあるが有効性が示されたと考える。

ここで、P1 スコアと P2 スコアの結果に顕著な差が表れた U4 のケースを分析する。図 5 は、被験者 U4 の 6 つの関心事に対する P1 スコア, P2 スコア, および、アンケートの評価値をプロットしたものである。スケールをそろえるために、P2 スコアを P1 スコアを基準として正規化している。U4 のケースでなぜ P1 スコアが良い相関が出なかったのかを考察する。まず、場所ジャンルの「神戸」と「京都」について、アンケー

トによる評価は同じ関心の度合いだが、エピソードの長さ (つまり P1 スコア) には大きな差が出ている。一方で、エピソード内の概念の数 (P2 スコア) にはそれほど差が出ていない。通常エピソードの長さ概念数は比例するが、このケースでは神戸のエピソードの長さ比較して登場する概念数が少なかった。食べ物ジャンルの「りんご」と「カヌレ」の比較では、P1, P2 スコアとも実際のアンケート評価を反映した形になっている。趣味ジャンルの「youtube」と「ゲーム」では、アンケート結果では大きく差が出ているが、P1 スコアに差が生じていない。この原因は、単語が持つ単位文字当たりの情報量の差によるものである。「ゲーム」のエピソードには、「ブレスオブザワイルド」「switch」など、文字数の多い単語があり、対して概念「youtube」についての回答では「実況」「時」「暇」などの文字数の短い語句が多用されていた。P2 スコアで見ると概念数には大きな開きがあるものの、P1 スコアの文字数で見ると両者に差が出なかったということになる。

次に、被験者 U1, U6 で両スコアになぜ相関が出なかったかを実験後聞き取り調査したところ、一つの原因が明らかになった。その原因は「関心およびそのエピソードを十分に抽出できなかった」ということである。被験者は VA との対話の不慣れによって、心のうちの思いを言葉としてうまく外化できなかったという。対話の初めの段階で「どのくらい話しているのかわからなかった」「すぐ回答しなければと焦った。もっと話すつもりだったが、その場ではあまり話せなかった」という意見があった。結果的に、関心事を聞き出せても、エピソードの文字数や概念数が稼げず、P1, P2 スコアが上がらなかった。

5.4.2 対象 C2 における規準 P3 の有効性と限界

対象 C2 の概念に対して、P3 スコアと個人の関心度合いにほとんど相関がみられなかった理由を考察する。表 2 に、実験で得られた各 P3 スコア値に対する全被験者のアンケート評価値の度数を示す。表の各行はある P3 スコアを持つ概念に対して、被験者がどの点の評価をいくつかつけたかを表している。この表から、P3 スコアが 1 である概念が全サンプルのほとんどを占めており、その中に潜在的な個人関心事になりうるもの (アンケート評価 6, 7 点) が相当数含まれていることがわかる。このデータの偏りが相関係数に大きな影響を与えている。

このバイアスを除去するために、P3 スコアの各クラスに対して、アンケート回答値の割合を分析する。図 6 に P3 スコアが 1, 2, 3, 4 のそれぞれの概念クラスに対して、アンケート回答値の割合をグラフに示したものを示す。P3 スコアが高くなるにつれて、関心度が特に高い概念 (アンケート評価 6, 7 点) の割合が大きくなっているのがわかる。よって基準 P3 の解釈としては、「P3 スコアが高いほど、それらの概念に対する個人の関心度合いが総じて高くなる」ではなく、「P3 スコアが高いほど、それらの概念の中に個人関心事がより高い確率で含まれる」とするのが妥当である。

また、表 2 において、関心事の対象としてふさわしくない (アンケート評価 0 点) と評価されたものも多数見られる。これらは「ところ」「これ」などの代名詞や、「最近」「頃」などの時間を指す名詞、「歳」「後」などの他の語句と共に使われる名詞な

表 2 P3 スコアごとのアンケート回答値の度数

P3 スコア	アンケート回答値							
	0	1	2	3	4	5	6	7
1	150	3	3	9	19	73	46	49
2	21	0	0	1	2	14	13	17
3	2	0	0	1	0	2	6	4
4	3	0	0	0	0	0	1	3
5	1	0	0	0	1	0	0	2
6	0	0	0	0	0	0	1	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	1	0
10	0	0	0	0	0	0	1	0

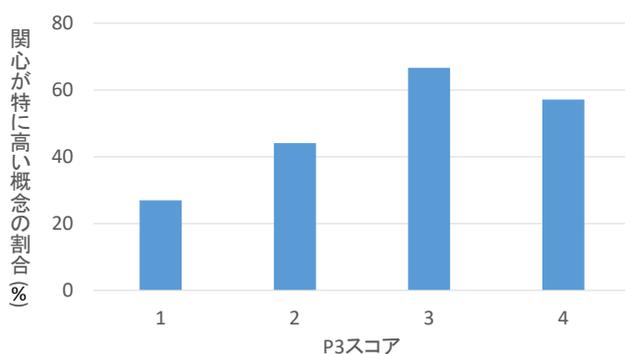


図 6 P3 スコアごとの関心度が高い概念の割合

ど、通常の会話では多く登場するものの、それ単体では関心の対象となりえない概念であった。また、「食べ」「好き」などの言語解析がうまくいかなかった概念もあげられる。これらの本質的でない概念は、除外すべき単語（ストップワード）の辞書を作成し、オントロジー抽出時にフィルタリングすることで改善が期待できる。今後の課題としたい。

5.4.3 対象 C3 における議論

対象 C3 に対する分析は、ジャンルに対する関心度をそのジャンル内の関心事の評価スコアの合計で性質づけられないかを分析する補足的な成果である。結果的に、被験者 U1, U3 以外のケースで P1 スコア, P2 スコアとも高い相関を示した。現在ジャンル内の関心事のサンプル数も少なく、その有効性は限定的ではある。しかしながら、データを蓄積していき個人がどのジャンルに興味があるのかを把握することで、どのジャンルから話題を選ぶべきかの戦略に役立てることができると考えられる。

6. おわりに

本稿では、仮想エージェント (VA) との対話を通して、利用者が関心を持つ概念「個人関心事」を抽出・評価する手法を提案した。提案法では、まず VA があるジャンルを話題にし、そのジャンル内の関心事を聞き出し、各関心事についてのエピソードを語ってもらう。ユーザの回答から個人にまつわる知識「個人オントロジー」を抽出し、Linked Data の形式で生成・蓄積する。抽出された関心事を 3 つの基準 P1 (エピソードの長

さ)、P2 (エピソードに含まれる概念数)、P3 (概念の参照元の数) に基づいて評価し、各概念に対する関心の強さを数値として算出する。

提案手法のプロトタイプを、先行システムを再利用・拡張して実装した。実装したプロトタイプを用いて、7 名の被験者を対象に個人関心事を抽出・評価する実験を行った。その結果、基準 P1, 基準 P2 により算出されたスコアは、本人の実際の関心度との相関があることが分かった。また、基準 P3 によって、エピソードに含まれる他の概念から新しい関心事を発見できる可能性が示唆された。

今後の課題としては、実験で明らかになった提案手法の課題、例えば VA との対話への慣れや、概念抽出の精度の問題を改善することが挙げられる。これらを改善しながら、個人関心事の評価部を洗練し、完全なシステムに実装していく。さらには、最終目標である在宅の高齢者、認知症当事者に向けた提案システムの適用、実験を行い、システムの実用性・満足性を評価していくことが重要である。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP19H01138, JP17H00731, JP18H03242, JP18H03342, JP19H04154, JP19K02973 の助成を受けている。

文 献

- [1] Government of Japan Cabinet office. annual report on the aging society. <http://www.cao.go.jp/>, June 2019. (Accessed on 11/13/2019).
- [2] Naomi Feil. *The validation breakthrough: Simple techniques for communicating with people with " Alzheimer's-type dementia."*. Health Professions Press, 1993.
- [3] Bob Woods, Laura O'Philbin, Emma M Farrell, Aimee E Spector, and Martin Orrell. Reminiscence therapy for dementia. *Cochrane database of systematic reviews*, (3), 2018.
- [4] Shota Nakatani, Sachio Saiki, Masahide Nakamura, and Kiyoshi Yasuda. Implementation and evaluation of personal ontology building system with virtual agent. In *10th International Conference, DHM 2019, Held as Part of the 21st HCI International Conference, HCII 2019*, volume LNCS 11582, pages 391–403. Springer, July 2019. Orlando, FL, USA.
- [5] Seiji Sakakibara, Sachio Saiki, Masahide Nakamura, and Kiyoshi Yasuda. Generating Personalized Dialogue Towards Daily Counseling System for Home Dementia Care. In *Digital Human Modeling 2017 (DHM 2017)*, volume LNCS 10287, pages 161–172. Springer International Publishing AG 2017, July 2017. Vancouver, Canada.
- [6] 榎原 誠司, 佐伯幸郎, 中村 匡秀, and 安田 清. 在宅認知症カウンセリングシステムのための利用者の年代に応じた対話生成. In *電子情報通信学会技術研究報告*, volume 117, pages 037–042, November 2017. 京都・京都大学 KRP 拠点.
- [7] Tim Berners-Lee. Linked data - design issues. <https://www.w3.org/DesignIssues/LinkedData.html>, June 2009.
- [8] Linked open data - w3c egovernment wiki. https://www.w3.org/egov/wiki/Linked_Open_Data. (Accessed on 02/12/2020).
- [9] Keiichi Tokuda, Akinobu Lee, Keiichiro Oura, and Daisuke Yamamoto. Mmdagent: Toolkit for building voice interaction systems. <http://www.mmdagent.jp/>, December 2018.
- [10] Apache jena -. <https://jena.apache.org/>. (Accessed on 02/12/2020).
- [11] Cotoha api. <https://api.ce-cotoha.com/contents/index.html>. (Accessed on 02/12/2020).