

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[†] 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,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[†], 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,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

Japan is facing a hyper-aging society. According to the Cabinet Office, while the total population of Japan is decreasing, the proportion of the elderly population is rising. The elderly population is predicated to account for 33.3% of the total. Also, the number of people with dementia (PWD) will reach 7 million in 2025, where one-fifth of five elderly people in Japan will suffer from dementia [?]. Against this background, effective and sustainable support for the elderly and the PWD is needed.

Validation therapy [?] and reminiscence [?] are known as

a non-drug therapy for symptoms of dementia. Validation therapy is a care method that recognizes the meaning behind the PWD's confused behaviors and unrealistic behaviors, and calms them by showing the correspondence between acceptance and empathy. Reminiscence is a care method that looks back on the past experience, and responds empathically and receptively to the process to improve the psychological stability of the PWD. In these care methods, continuous conversation between the care provider and the patient is important. However, it is difficult economically and timely for specialists to provide counseling on a daily basis. In addition, the transition of home care has been progressing

recently, and the burden on family care has also increased.

Among them, our research group proposes a system that enables a PWD to communicate at any time at home using a **virtual agent (VA)**, which is a robot program capable of voice dialogue [?]. The technical challenges to realize continuous dialogue with a VA is how to **generate dialogues that is close to the person**. So far, we have proposed a method to generate topics related to the individual based on the life history of the user [?], and a method to topical events and trends according to user's age [?].

We also define life history and birth year as **Personal Ontology**. We have developed a system that has a VA ask users questions and dynamically generate personal ontology based on their answers[?]. This system saves the built Personal Ontology in the form of Linked Data [?], which is a set of *langle* subject, predicate, and object triples*rangle*. Furthermore, this system connects Personal Ontology to external knowledge by linking with Linked Open Data (LOD) [?], and acquires related knowledge to expand the topic. However, in the current system, only the part that builds Personal Ontology by dialogue is implemented. The task of creating a dialogue close to the individual by using the generated Personal Ontology is a future work. In order to generate attractive dialogues for users, it is important to find the concepts of particular interest from the large amount of concepts accumulated in Personal Ontology.

Therefore, in this research, we propose a method for finding concepts of particular interest to users from individual ontology accumulated in dialogue with a VA. In this paper, we define interest as “**the emotions and directions in which an individual wants to be more involved in a certain matter**”, and call matters and concepts that an individual is particularly interested in **Personal Interests**. Then, we extract individual interests through dialogue with a VA, and extract the feelings for each interest to evaluate the degree of each interest. More specifically, the proposed method consists of the following two parts.

(A1) Extract interests: We have a VA ask questions about personal preferences and have the user answer. Build Personal Ontology in the form of LinkedData from the answer based on the method of previous research[?]. The specific procedure is as follows.

Step1 : The VA asks the user for a name and uses this as the user's ID(uid)

Step2 : The VA talk about a certain genre (food, sports, hobbies, and so on) and ask the user to answer as much as possible the user's interest in that genre (this is called answer 1)

Step3 : The VA asks the user to answer the episode of each concept C1 included in Answer 1 (this is called Answer 2 and

any concept included in Answer 2 is C2)

Step4 : Convert Answer 1 and Answer 2 to LinkedData format based on previous research method [?]

(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に複数のリンクが存在する場合、C2も個人関心事になりうる。

(A2) Evaluate Interests : We evaluate the user's interest in each concept in Personal Ontology constructed in Linked Data format based on the following three criteria.

P1:

P1は「人は自分の関心のあることには多くを語るだろう」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だろう」という仮説に基づく。P3は「関心のあることは、無意識のうちに複数の話題で繰り返し話されだろう」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関係が示され、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 [?]. 図1にVCGの画面を示す。VCGは音声による対話が可能で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。また、音声対話に加えて、日常の声掛けやリマインド、画像や映像などのコンテンツ提供を行うことができる。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。Our research group is developing **Virtual Care Giver (VCG)** [?], a system that provides interactive communication care for elderly people and PWD at home. Figure 1 shows the VCG screen. We have realized a dialogue with home users by using a virtual agent (VA) that can talk

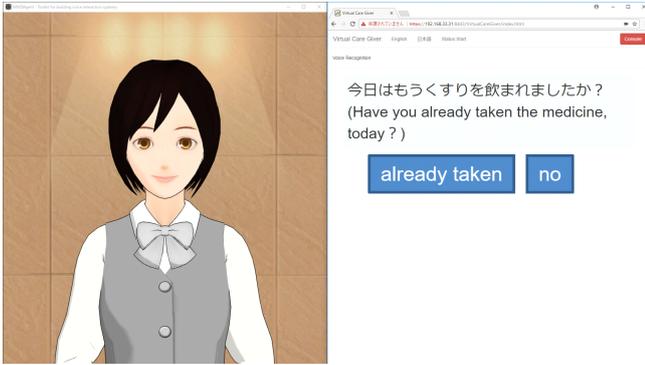


図 1 VirtualCareGiver

by voice.

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 [?] を提案している。生活史とは、出身、家族構成、学校、仕事、思い出、趣味といった、その人がこれまでどのような生活を送ってきたかの情報である。直近の出来事に比べて、生活史は認知症者の記憶に残っている可能性が高いため、会話の話題に積極的に活用している。また、その人の生まれ年から年代に応じた流行・出来事を検索し、話題を生成する手法 [?] も提案している。

これらの手法は、認知症者本人にまつわる情報を、本人や家族介護者等から質問表等を利用して事前に収集しておき、VCG システムのデータとして登録している。

2.2 Linked Data, Linked Open Data (LOD)

Linked Data [?] 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。Tim Berners-Lee は Linked Data に関し、次の 4 つの原則を定義している。 [?].

- (1) ものごとの名前として URI を利用する。
- (2) 名前を見つけられるように HTTP, URI を利用する。
- (3) URI を見つけられたら、規格 (RDF, SPARQL) を利用して、有用な情報を提供する。
- (4) ほかの URI へのリンクを加えて、より多くのものごとを見つけ出せるようにする。

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 つの楕円を結び矢印 (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

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

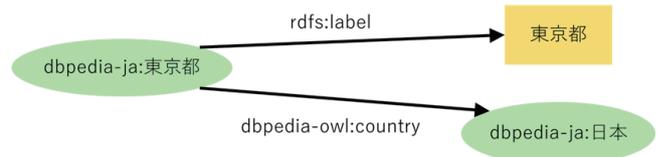


図 2 RDF グラフの例

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。

また RDF の構文は、主語、述語、目的語の URI を <> で囲み、最後にピリオド (.) を置いて、

```
<http://ja.dbpedia.org/resource/東京都>
<https://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#label> "
東京都".
<http://ja.dbpedia.org/resource/東京都>
<http://dbpedia.org/ontology/country>
<http://ja.dbpedia.org/resource/日本>.
```

のように表現する。また、グラフの時と同様に名前空間接頭辞を利用することで次のように記述することもできる。

```
dbpedia-ja:東京都 rdfs:label "東京都" .
dbpedia-ja:東京都 dbpedia-owl:country dbpedia-ja:日本 .
```

2.3 VA との対話に基づく個人オントロジーの構築 [?]

先行研究 [?] 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主語 U (ユーザ), 述語 P (プロパティ), 目的語 O (オブジェクト) の 3 つ組 $\langle U, P, O \rangle$ の集合で表現する。例えば、 \langle "徳田", "好きなもの", "ボードゲーム" \rangle 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、 \langle "徳田", "好きなもの", "ボードゲーム" \rangle 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。

また、蓄積されたシステム内の LinkedData を外部の LOD とリンクすることで、話題の発展に必要な関連知識を外部から調達する。本システムでは、Wikipedia から抽出された LOD である DBpedia [?] を利用している。システム内に構築したリソース <http://cs27.org/personal-ontology/resource/o> に対して DBpedia に同じ o が存在する時、それらの間にリンク `owl:sameAs` を作成し、RDF ストアに追加登録する。これによって o に関連する知識を、自分のシステムで管理することなく、外部の LOD から効率的に調達できる。

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、「個人が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。提案手法は以下の二つの部分からなる：

A1: 個人関心事の抽出

A2: 個人関心事の評価

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

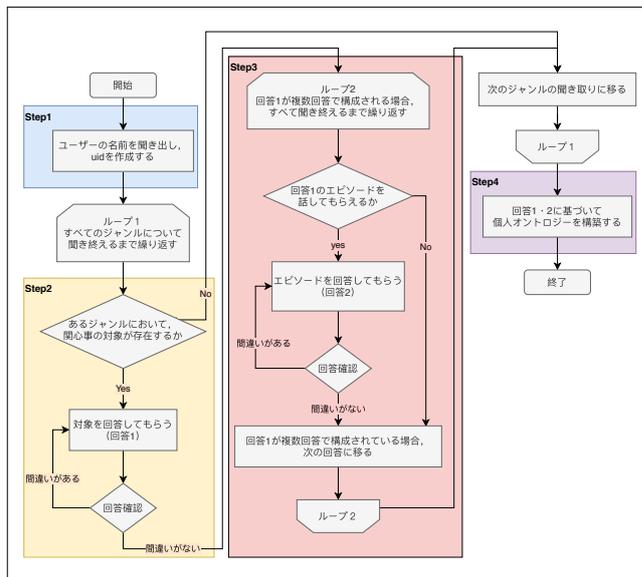


図 3 関心事抽出のフローチャート

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話してもらい、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、これらを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。本研究では関心事のジャンルとして、好きな食べ物、スポーツ、場所や景色、趣味、その他好きなことを用意し、それぞれについて質問を行っていく。

例として、ユーザー「徳田」に対して、「好きな食べ物」というジャンルにおける個人関心事を聞き出すとき、VA ははじめに「徳田さん、好きな食べ物はありますか?」と確認する。徳

田が「はい、あります」と答えると、VA は「徳田さんの好きな食べ物は何ですか？たくさん教えてほしいです」と尋ねる。徳田が「味噌汁とラーメンが好きです。」と答えた場合、システムは「味噌汁」と「ラーメン」を抽出し、「徳田さんの好きな食べ物は味噌汁とラーメンなんですか？」と確認する。確認が済めば、(〈“徳田”, “好きな食べ物”, “味噌汁”〉 〈“徳田”, “好きな食べ物”, “ラーメン”〉) を生成し、続けて「他にも好きな食べ物はありますか？」と他の回答がないかを促す。

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するためである。これによって、より正確に個人関心事に関する情報を聞き取れるようにするためである。例えば「好きな食べ物は何ですか」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からである。

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 (C1, エピソード, C2) を生成する。

例として、Step 2 で抽出されたユーザ「徳田」の個人関心事の候補「味噌汁」に対して、VA が「徳田さんの味噌汁についてのエピソードが聞きたいです。話してもらえますか？」と尋ねる。ユーザが同意すると、「徳田さんの味噌汁についてのエピソードを聞かせてください」と尋ねる。ユーザが「昔、実家で母が良く作ってくれました。母の味は落ち着きます (回答チェックすること!）」と回答する。システムは回答 2 を解析し、「徳田さんの味噌汁についてのエピソードには、昔、母、実家、味、落ち着くことといった想いが含まれているのですね」というように確認を行う。確認が取れたら、システムは (〈“味噌汁”, “エピソード”, “昔”〉, 〈“味噌汁”, “エピソード”, “母”〉, 〈“味噌汁”, “エピソード”, “実家”〉, … (以下省略) を生成する。他の関心事の候補「ラーメン」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、(U, P, O) について、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に変換する。

なお、Linked Data の原則 (1)(2.2 参照) によれば、リソースは単語を基にした URI で参照すべきである。そのため、O が複数の単語を含む場合、そのままリソースに変換するのは望ましくない。この場合、O を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 (U, P, C) (または (C1, “エピソード”, C)) 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 C1, C2, …, Cn を抽出し、対応するリソース R1, R2, …, Rn 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 Ri に対して述語 *rdfi* のリンクを張る。

5) B0 から B1 へ述語 *rdf1* 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 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 「味噌汁とラーメンが好きです」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 "味噌汁とラーメンが好きです" .
.:B00 rdf:_1 .:B01 .
.:B00 rdf:_2 .:B02 .
.:B01 rdfs:label "味噌汁" .
.:B01 rdf:_1 ex:味噌汁 .
.:B02 rdfs:label "ラーメン" .
.:B02 rdf:_1 ex:ラーメン .

```

また、Step 3 の回答 2 「母が実家で作ってくれるなんたらかしたら…」からは以下の RDF が生成される、

```

.:B10 rdfs:comment "母が実家で作ってくれるなんたらかしたら..." .

```

```
_:B10 rdf:_1 _:B11 .
_:B10 rdf:_2 _:B12 .
_:B11 rdfs:label "味噌汁" .
_:B11 rdf:_1 ex:味噌汁 .
_:B12 rdfs:label "ラーメン" .
_:B12 rdf:_1 ex:ラーメン .
```

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、ユーザ徳田に対して「好きな食べ物」と「趣味」のジャンルにおける個人関心事を聞き出したものである。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、そのユーザが特に関心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、より多くを語るだろう」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 23, 「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」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、気づかない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。

3.2.4 スコアの適用範囲

P1 スコア、P2 スコア、P3 スコアは個人関心事をそれぞれ異なる観点から評価するため、それぞれの表現能力や算出される値の解釈が異なる。基準 P1, P2, P3 を正しく利用するために、その適用範囲を説明する。

P1 スコアは、エピソード全文の長さを評価するため、形容詞や動詞による修飾表現、すなわち概念の説明情報についてもカウントする。一方で、同じ情報を説明する場合でも、選ぶ語句

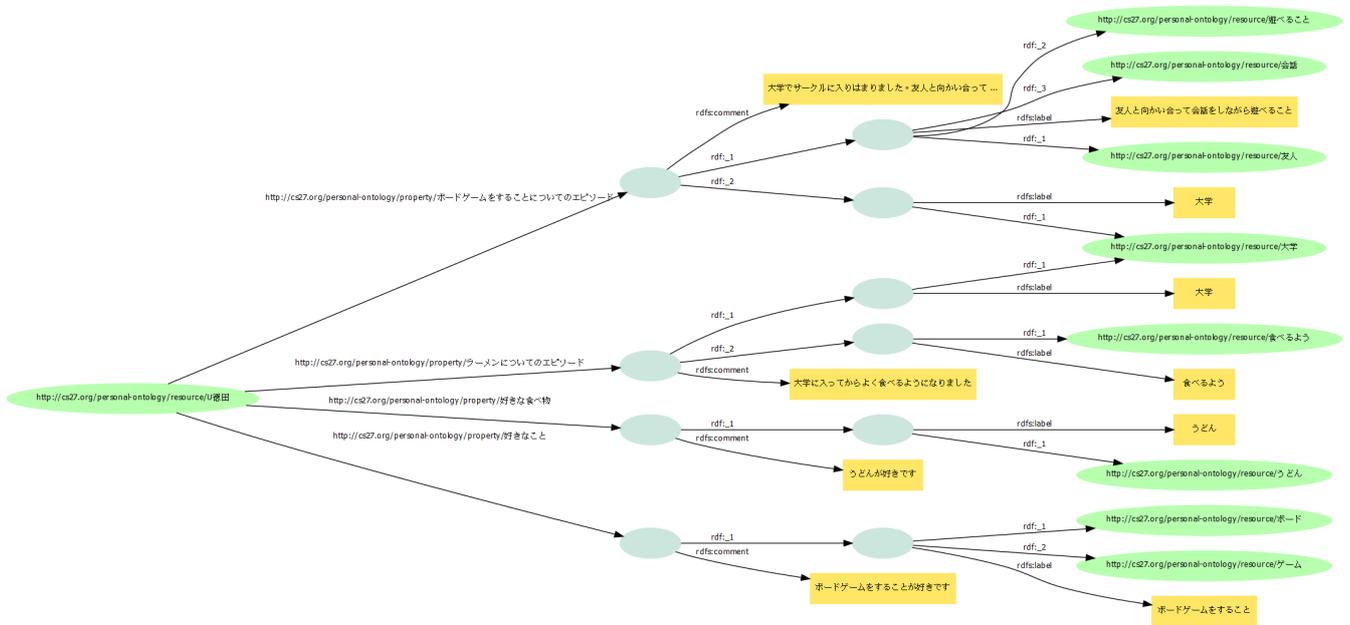


図 4 構築された個人オントロジーの例

によって文字数は異なるためスコアのばらつきが大きくなる。

P2 スコアは、エピソードに登場する概念の種類を評価するため、基本的に名詞・名詞句以外はカウントされず、説明情報は一切加味されない。一方で、説明の長さによるばらつきは少なく、単位文字当たりの情報量の差にも左右されない。

例を挙げると、「いつか」「腹いっぱい」「食べたい」等の修飾表現は基準 P1 では評価するが、基準 P2 では評価しない。概念が多く存在しても「志」「魚」「球」などの文字数が短い単語が多い場合には、P1 スコアでは差を測りにくく、P2 スコアで評価すべきである。

P3 スコアは、ユーザが直接的に回答した関心事の評価ではなく、エピソード内に登場する別の概念に関心事の候補として評価する場合に適している。

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 [?] [?], MMDAgent [?]
- 対話シナリオ：Ruby
- サーバ：Apache Tomcat, Apache Axis2 (Web-API)
- Linked Data 処理：Apache Jena [?], Apache Jena Fuseki [?]
- 自然言語処理：COTOHA API [?], kuromoji-ipadic-neologd [?]

基盤システムは先行システムを利用、対話シナリオは Ruby 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実装が間に合わず、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（※型番を書くこと）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、被験者自身が回答した興味度合いと P1 スコア、P2 スコアの間に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。

次に対象 C2 について、・・・

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。

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		0.118	0.300
U2	0.841	0.630		0.983	0.908
U3	0.565	0.543		-0.636	-0.866
U4	0.333	0.822		0.960	0.986
U5	0.548	0.589		0.716	0.715
U6	0.083	-0.034		0.688	0.633
U7	0.806	0.750		0.969	0.894

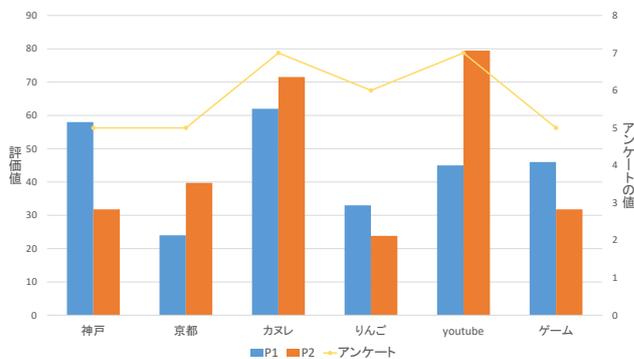


図 5 被験者 U4 の P1,P2 スコアとアンケート評価

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とは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と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、3.2.4 で説明した、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、「プ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、2つの原因が明らかになった。1つ目の原因は「関心およびそのエピソードを十分に抽出できなかった」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いのわからなかった」「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。2つ目の原因は「関心事の対象から除外されてしまった」ことである。特に、食べ物や好きなことのジャンルにおいて、ある事柄を答えたものの、非常に日常に密接な概念であり、特別なエピソードとして説明しづらかったものとみられる。例えば、「...」や「...」等が挙げられる。

5.4.2 対象 C2 における P3 の有効性と限界

エピソードで抽出された概念を P3 スコアで評価し、エピソード中に何度も出てくる

図??より、対象 2 においては約半数ほどがアンケート結果が 0、つまり「好みの対象として不適切」となっている。これは「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、それ単体では関心の対象として不適切なもの、「食べ」「好き」などの言語解析がうまくいかなかったものがあげられる。この問題を解決する方法として、解析的に除外すべき単語の辞書を作成し、ストップワードとして解析時に除外する方法が考えられる。

好みの対象として不適切なものを除外した中では、概念数 32 個のうち、17 個がアンケート結果 6 であった。またアンケート結果で 1 と 2 のもの、つまりそのユーザーにとって好みとして「嫌い」であり、話題として望ましくない概念のものは存在しなかった。よって P3 はユーザーに直接好みの対象として聞き出さずに抽出した、話題にあげるのに適切な概念であるといえる。これにより豊富な話題を提供できるため、継続的な話題生成にあたって非常に有用であるといえる。

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。提案手法は、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評価する。

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。