Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

3407

対話ログ要約に基づく個人適応対話の生成

Generating Personalized Dialogues Based on Conversation Log Summarization

○学 陳 思楠[*1]，中村 匡秀[*1*2]
Sinan CHEN[*1]，Masahide NAKAMURA[*1*2]
[*1] 神戸大学 Kobe University
[*2] 理化学研究所・革新知能統合研究センター RIKEN AIP

In recent years, the number of elderly people living at home (requiring nursing care or living alone) has been increasing due to the aging of society. As the elderly stay at home for long periods of time, their connection with the local community becomes less and less, and loneliness becomes a serious problem. In our research group, we are developing a system that allows elderly people to interact with the virtual agent. The purpose of this paper is to develop a method for generating personalized dialogue in order to realize continuous and empathetic dialogue. As an approach, morphological analysis and sentiment analysis are performed on the dialogue content (text) obtained from speech recognition. Then, we present a new method for generating personalized dialogues based on related conversation log summarization. In this way, it is promising to realize smarter personalized dialogues that do not rely on manual creation.

Key Words : Virtual agent, Personalized dialogue, Morphological analysis, Sentiment analysis, Summarization

1. 緒　　言

近年，世界各国の高齢人口が増加し，新型コロナウイルス感染の影響で，独居高齢者や在宅要介護の高齢者のメンタルヘルスの改善が問題である．在宅高齢者は，地域社会とのつながりが希薄になることにより，心理的な状態の不安定や孤独感が深まり，精神的・身体的な機能の低下に伴う疾病になる恐れもあり，施設や家族の負担が増加していることが課題である．こうした背景から，我々は在宅高齢者の「心のケア」の必要性を考えている．

我々の研究グループでは，在宅高齢者の「心のうち」に焦点を絞り，機械とのインタラクションを「対話」の形で実現することを目指している．カウンセリングや日常会話を達成することにより，過去の対話の履歴から，在宅高齢者の「心のうち」の把握が期待できる．そこで我々は特に，バーチャル・エージェント（VA）対話システムに着目し，在宅高齢者と VA と音声で対話するシステムの研究・開発を取り込んでいる(1)(2)(3)(4)(5)(6)(7).

本稿の目的は，VA 対話システムを用いた継続的な対話の実現に向け，個人適応対話の生成手法を試作することであり，我々は次の 2 つの技術的なチャレンジに着目している：(C1) 在宅高齢者の発話内容へのより深い理解. (C2) 発話内容に基づくダイナミックな応答の生成.

アプローチとして，発話内容から抽出したキーワードに基づき，それに関連する過去の対話の履歴（対話ログ）を要約する．さらに，複数の要約と発話内容との感情分析の結果を比較することにより，最適な要約を返答する．具体的に，次の 3 つのステップが必要と考えている:(Step 1) 発話内容のキーワード抽出と感情分析．(Step 2) 関連対話ログの抽出と要約生成．(Step 3) 要約の感情分析と発話内容との比較.

試作手法では，Step 1 のキーワード抽出では，形態素解析技術(8)(9)(10)(11)を活用し，ユーザ指定の品詞に存在する形態素をキーワードとする．一方，Step 1 と Step 3 の感情分析は，シンプルな感情辞書(12)(13)を活用し，ネガティブ判定のスコア値を計算する(14)．また，Step 2 の要約は，マルコフ連鎖を用いてランダムで要約を生成する(15). さらに，Step 3 の比較では，ネガティブ判定による「共感モード」または「反感モード」に応じて感情付きの内容を返答する．共感モードとは，発話内容と感情的に最も近づく（スコア値の差分の最小値）要約を返答する処理であり，反感モードはその逆処理である．これによって，対話の柔軟度や擬人化・親密度の向上も期待できる．

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

考察では，我々は発話内容の話題や感情への把握と，個人適応かつ予測できない応答の生成の 2 つの利点を考えている．従来の対話生成の手法と異なり，我々は，対話ログ基づく要約をランダムに生成・洗練する．このように，在宅高齢者と VA との対話が多ければ多いほど，VA はその高齢者の特徴への理解を深めている． 一方，我々は対話内容の豊富性の不足と，要約の言葉の正しさの不足の 2 つの制限を考えている．過去の対話の履歴をめぐることにより，それ以外の対話内容の生成ができないことが課題である．また，要約の生成はランダムで選んだ形態素をつなげるため，言葉の正しさの不足も課題である．

2. 準　　備

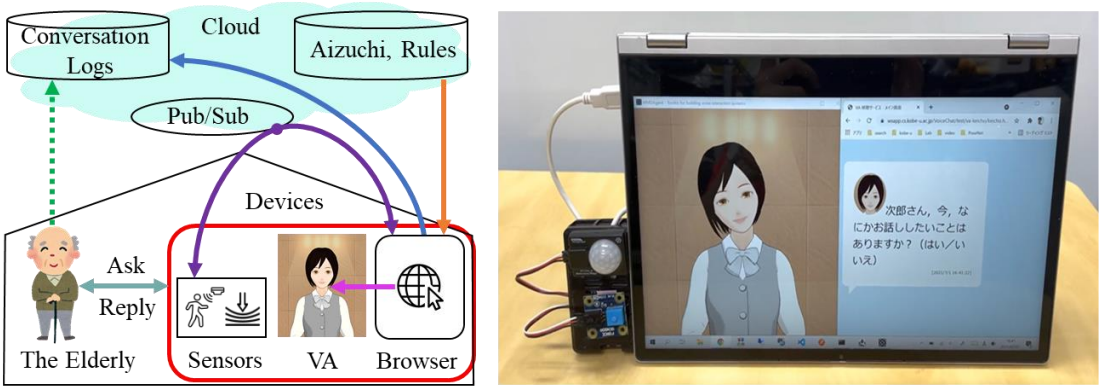
2・1 工学技術を用いた在宅高齢者の「心のケア」

世界中の高齢人口の増加や，新型コロナウイルス感染の影響に伴い，在宅高齢者の人数が急増している．特に独居高齢者や，在宅要介護の高齢者に対し，地域社会とのつながりが希薄になり，心理的な状態の不安定や，孤独感が一層深刻化になっている．さらに，精神的・身体的な機能の低下に伴う軽度認知障害（MCI）や廃用症候群などの疾病になる恐れがあり，医療・福祉施設や遠隔家族の負担が高まっていることが課題になっている．

こうした背景から，我々は在宅高齢者の心を支える「心のケア」の必要性があると考えている．工学分野では，これまでに在宅高齢者の問題を含め，医療・福祉現場の課題を解決するための Assistive Technology の研究が世界中で進んでおり，最も有望な技術の 1 つは在宅高齢者の「見守り」である．従来人手で行ってきた在宅高齢者の状態観察を機械が代行し，人手による介助が本当に必要なときのみ家族に依頼する．これによって，家族の負担を大きく軽減できる．我々の研究グループでは，機械が代行する在宅高齢者の状態観察を「心のうち」までに焦点を絞り，在宅高齢者と機械とのインタラクションを「対話」の形で実現することを目指している．このように，機械が在宅高齢者の抱える問題・悩みなどに対するカウンセリングや，日常的な会話を対応することが達成でき，さらに，記録・蓄積された対話ログから，在宅高齢者の「心のうち」を日々に把握することが期待できる．

2・2 バーチャル・エージェント対話システム

在宅高齢者と対話する機械の中，我々は特に，バーチャル・エージェント（VA）対話システムに着目している．VA 対話システムとは，仮想されたインタフェースを備える機械が仲介人として，人間とのインタラクションを行うシステムを指す．医療やヘルスケア，教育，ガイダンス（案内）等，VA 対話システムは様々な目的で活用されている．一般に，VA 対話システムの入出力には，テキストと音声の 2 種類があり，テキスト対話システム[16]（チャットボット）と音声対話システム[1] に分かれている．



(a)　　(b)

Figure 1　VA dialogue system for elderly people at home : (a) Overall architecture. (b) Two sensors and a computer.

そこで我々のグループでは，長時間に在宅する（要介護，独居）高齢者の孤独感を改善することを目指し，VA と音声で対話するシステムの研究・開発を取り込んでいる．図 1 に VA 対話システムの全体アーキテクチャ(a)とデバイス構成(b)を示す．コンポーネントとして，ハードウェアに関し，汎用的なコンピュータと物理的なセンサ

機器（Phidgets[17] 人感，圧力）を利用した．一方，ソフトウェアの方面では，MMDAgent[18]（キャラクター素材，音声合成）と Web Speech API[19]（音声認識）と連携し，Web ブラウザのインタフェース経由で，在宅高齢者と音声で対話する VA 傾聴サービスの開発を進んでいる．VA によりランダムな相槌を音声合成で行いつつ，音声認識で得られた対話内容（テキスト）を記録・蓄積している．本稿では，VA 傾聴サービスの非タスク型対話（雑談）シナリオの生成に着目し，継続的な対話の実現に向け，個人適応対話の生成手法を試作する．

2・3　技術的なチャレンジ

これまでの先行研究には，外部の情報や知識を用いた個人オントロジーによる対話シナリオの生成[2] や，エンドユーザ向けの対話シナリオの作成可能なプラットフォームの開発[3] がある．しかしながら，これらの研究では，対話シナリオやルールの生成は人手による作成に依存しており，利用者の話した内容に対する感情的な理解までには至っておらず，応答内容の柔軟度も非常に有限的である．一方，VA 対話システムを用いた個人関心事の抽出・評価との研究[4] もあるが，抽出した個人関心事の利活用や拡張はまだできていない．

我々は，在宅高齢者のための個人を適応したよりスマートな VA 対話システムを実現するため，次の 2 つの技術的なチャレンジがあると考えている：

(1) 在宅高齢者の発話内容へのより深い理解

在宅高齢者の発話により，音声認識で得られたテキストは，どのような話題を注目しているかを検出し，さらに，その対話の中に，どのような感情的な意味を，どのような程度にあるかを把握することである．

(2) 発話内容に基づくダイナミックな応答の生成

(1) から得られた発話内容の感情の種類・程度や，話題の注目内容に応じ，どのような関連情報を取得できるかを検索し，さらに，取得した関連情報の感情的な把握・選別によって応答を生成することである．

2・4　日本語における自然言語処理技術

日本語のテキスト文章に対する「キーワードの抽出」や「感情分析」，「内容の洗練」に関し，自然言語処理の分野における技術の発展が長年的に進んでいる．「キーワードの抽出」に関し，日本語を形態素（即ち，意味をもつ表現要素の最小単位）まで品詞（例，名詞，形容詞，動詞など）による分割を行う形態素解析の技術がある．代表的な形態素解析の技術として，Kuromoji[8] や MECAB[9]，JUMAN[10]，JANOME[11] がある．一方，「感情分析」における日本語の言語処理手法では，一般にシンプルな感情辞書（日本語評価極性辞書[12]，単語感情極対応表[13]）ベース，ディープラーニングによる教師あり学習[20]，および既存のクラウドサービスや Application Programing Interface (API)[21] の 3 つのアプローチがある．これによって，ネガポジ判定[17]や，嬉しい・悲しい結果などの細かい感情の解析[22] ができている．また，「内容の洗練」における日本語の言語処理手法では，Word2vec を利用した文章の校正[23] や，マルコフ連鎖を用いた文章の要約[15] がある．

本稿では，我々はこれらの技術を，在宅高齢者のための VA 対話システムに活用することを考えている．これによって，個人適応対話の自動生成や，応答内容の柔軟度の向上をより容易に達成でき，在宅高齢者の孤独感を改善することに対し，より高品質なサービスやよい効果を期待できる．

3.　対話ログ要約に基づく個人適応対話の生成手法の試作

3・1　目的とキーアイディア

在宅高齢者の心理的な状態の不安定や孤独感を改善することを目指し，我々はこれまでの先行研究に踏まえ，在宅高齢者の心を支える「心のケア」を，「対話」の形で実現することを最終目的とする．本稿では，**2・3** 節の 2 つの技術的なチャレンジを主眼とする．本研究の目的は，在宅高齢者の個人を適応した対話の自動生成可能な手法を試作することである．アプローチとして，在宅高齢者の発話内容から抽出したキーワードに基づき，それに関連する過去の対話の履歴（対話ログ）を個人の特色な情報として利活用することである．

我々は，現在の発話内容と関連する対話ログを，単純に要約するアプローチを試作しているが，発話内容と要約との感情的なつながり（例，共感/反感的な対話の生成）は不十分である場合が存在する．そのため，我々のキーアイディアは，発話内容と関連する対話ログを要約することだけでなく，複数の要約に感情分析を行い，その結果を発話内容と比較することにより，最適な要約を返答内容とすることである．これによって，対話シナリオの生成を人手による作成に依存せずに，個人適応かつよりスマートな VA 対話システムの実現が期待できる．

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

3・2 試作手法の概要

個人適応対話の生成を実現するため，我々は 3 つのステップが必要と考えている．ステップ 1 では，発話内容からキーワードを抽出し，発話内容に対する感情分析を行う．ステップ 2 では，ステップ 1 から抽出されたキーワードを用い，対話ログのデータベースから関連する対話ログを抽出する．さらに，抽出された関連対話ログを利用し，複数の要約文の自動生成を行う．ステップ 3 では，ステップ 2 で生成された複数の要約文ごとに対し，感情分析を行う．また，感情分析のスコア結果から，発話内容と要約文の感情的な違いを比較し，最適な要約文を返答内容とする．図 2 に全体フローチャートを示す．具体的に，下記の各節に内容を説明する．

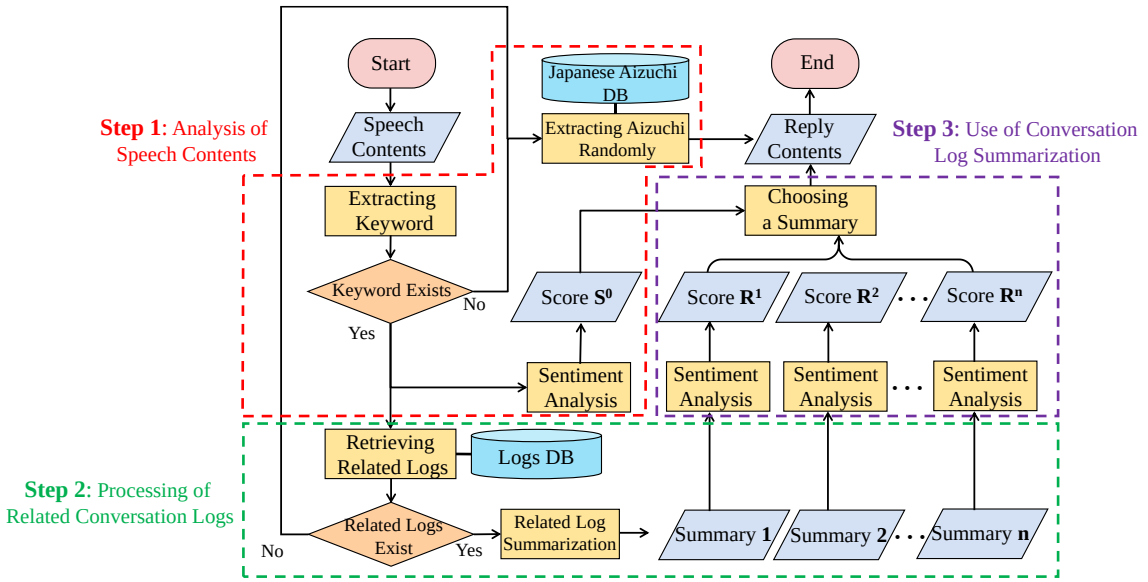


Figure 2 Overall flow chart.

3・3 Step 1: 発話内容の分析

本節では，発話内容から話題キーワードを抽出し，発話内容の感情分析を行う具体的な手法を説明する．

3・3・1 Step 1-I: 話題キーワードの抽出

本ステップでは，まず，在宅高齢者から発話する際の音声を Web Speech API で認識し，テキスト T を得る．次に，**2・4** 節で紹介した形態素解析の技術を活用し，品詞 P が存在するかどうかを確認する．品詞 P が存在する場合，品詞の種類$\{p_1, p_2, \ldots, p_w\}$（例，名詞，動詞，形容詞など）によって，テキスト T を$\{t_1, t_2, \ldots, t_m\}$に分けられる．話題キーワードを抽出するため，品詞の種類による抽出の優先順位を定義し，抽出されたキーワード集合 $p_i \ni \{k_1, k_2, \ldots, k_v\}$の中から，ランダムでその 1 つをキーワードとする．一方，品詞 P が存在しない場合，相槌のデータベースからランダムでその 1 つ（例，「ええ」，「そうですね」など）を返答内容とし，プロセスを終了する．

3・3・2 Step 1-II: 発話内容の感情分析

本ステップでは，**Step 1-I** からキーワードを抽出した後に，得られた発話内容のテキスト T を，**2・4** 節で紹介したシンプルな感情辞書にかけ，ネガポジ判定のスコア値 S^0 を得る．ネガポジ判定の算出には，各形態素のスコア値を足して平均値を取ることが一般的であるが，スコア値のない形態素存在の場合があるため，平均しないほうがよいと考える．一方，ディープラーニングによる教師あり学習では，高精度な対話が達成できる反面，世帯ごとに固有データの学習を行うことが不可欠なため，コストや効率的な方面に改善が不可欠だと考える．さらに，既存のクラウドサービスや API による感情分析もできるが，プライバシー課題やコストの問題が存在している．

3・4 Step 2: 関連対話ログの処理

本節では，抽出されたキーワードを用い，データベースから関連対話ログを抽出・要約する手法を説明する．

3・4・1 Step 2-I: 関連対話ログの抽出

本ステップでは，**Step 1-I** で抽出されたキーワードを利用し，それに関連する過去の対話の履歴（対話ログ）が存在するかどうかを確認する．関連対話ログが存在する場合，全ての関連対話ログを抽出することではなく，時刻の最新順で r 個までの関連対話ログを抽出することを考えている．対話ログのデータベースには，MongoDB

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

や MySQL などがあり，それらを利用して関連対話ログ$\{l_1, l_2, \ldots, l_r\}$を指定した数量 r までに抽出することが可能になる．これによって，現在の対話も今後に関連対話ログの一部として蓄積・利活用できる．一方，関連対話ログが存在しない場合，相槌のデータベースからランダムでその 1 つを返答内容とし，プロセスを終了する．

3・4・2 Step 2-II: 関連対話ログの要約

本ステップでは，**Step 2-I** で抽出された関連対話ログ$\{l_1, l_2, \ldots, l_r\}$を 1 つの文章 L になり，**2・4** 節で紹介したマルコフ連鎖を用いた日本語の文章の要約技術を活用し，複数の要約を生成する．具体的に，文章 L をまず，形態素解析の技術を用い，品詞によって文章 L を形態素$\{w_1, w_2, \ldots, w_z\}$に分割する．次に，形態素をノードとしたマルコフモデルを作成し，文頭のノードをランダムに選び，ランダムにノード間に遷移する．最後に，遷移したプロセスに存在したノードの形態素を繋げる．図 3 にマルコフ連鎖を用いた日本語の文章の要約生成の例を示し，矢印の傍にある数字は遷移確率である．このように，ランダムで n 個の異なる要約を生成することができる．

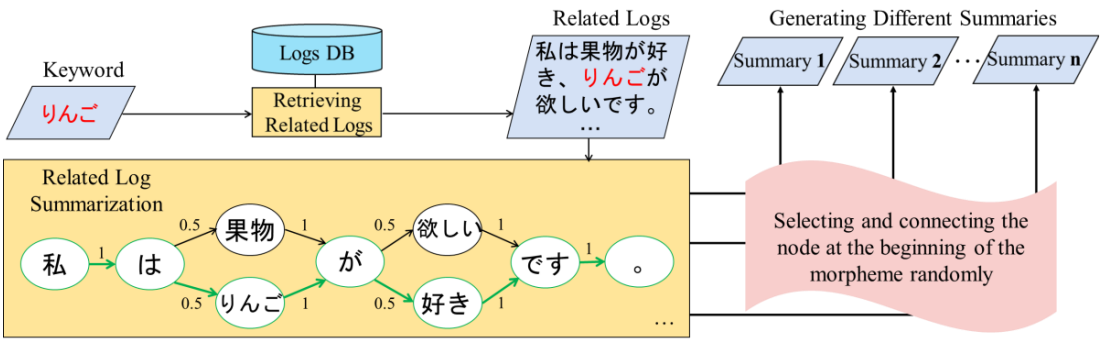


Figure 3 Example of the related Japanese conversation log summarization using markov chain.

3・5 Step 3: 対話ログの要約内容の活用

本節では，要約された関連対話ログに対する感情分析や要約内容の選択を行う具体的な手法を説明する．

3・5・1 Step 3-I: 対話ログの要約内容の感情分析

本ステップでは，異なる要約に対するネガポジ判定のスコア値に着目し，感情的な特徴を捉えることを目指す．具体的に，**Step 1-II** で行った発話内容に対する感情分析の手法と同様に，**Step 2-II** から得られた n 個の異なる要約のそれぞれを感情辞書にかけ，ネガポジ判定のスコア値$\{R^1, R^2, \ldots, R^n\}$を取得する．そこで要約の生成する個数をユーザが定義する．また，要約内容の多様化を達成するため，形態素解析の異なる技術を用いることを考えている．さらに，必要な時に応じて，各要約に対して日本語の文章の校正技術を加えて処理することも可能である．

3・5・2 Step 3-II: 対話ログの要約内容の選択

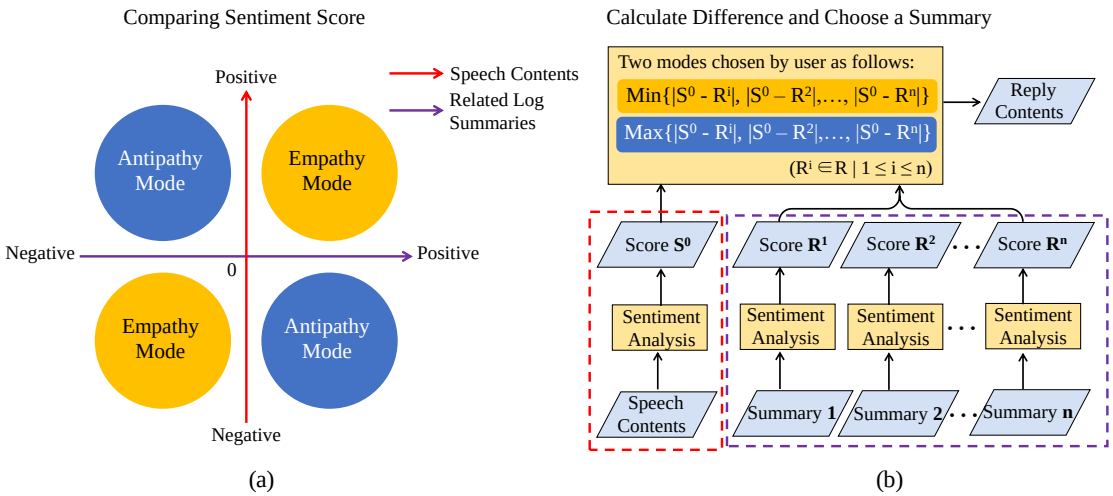


Figure 4 Generating personalized dialogues: (a) Comparing sentiment score. (b) Calculate difference and choose a summary.

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

図4に個人適応対話の生成のためのネガポジ判定スコアの比較(a)と差分の計算手法(b)を示す. 本ステップでは, 要約された関連対話ログを発話内容との「感情的」なつながりのある返答内容の生成を目的とし, **Step 3-I** で取得した複数の要約のスコア値{$R^1, R^2, \ldots, R^n$}を, **Step 1-II** で取得した発話内容のスコア値 S^0 と比較する. 具体的に, 我々は「共感（Empathy）モード」と「反感（Antipathy）モード」の 2 つを考えている. ネガティブ判定スコアの比較において, 共感モードでは発話内容と感情的に最も近づく要約（要約群の中に発話内容との差分の絶対値の最小値を持つ一要約）を返答内容とし, 処理を終了する. 一方, 反感モードは共感モードの逆処理である.

4. 考　　察

4・1　利点

本稿では, 我々は試作した対話ログ要約に基づく個人適応対話の生成手法に下記 2 つの利点を考えている.

・発話内容の話題や感情への把握

本手法では, 発話内容と応答内容との「意味的」なつながりを関連する対話の履歴で実行し,「感情的」なつながりをネガティブ判定による「共感モード」または「反感モード」で実行する. 在宅高齢者の発話内容に応じて, VA はその高齢者個人に適応した感情付きの内容を応答できる. これによって, 対話の継続性の向上も期待できる.

・個人適応かつ予測できない応答の生成

本手法では, 従来の人手作成や外部情報活用などによる対話シナリオの生成と異なり, 個人の過去の対話の履歴を活用し, それに基づく要約をランダムに生成・洗練する. 在宅高齢者と VA との対話が多ければ多いほど, 対話ログの内容が多くなり, VA はその高齢者の個人的な話す内容の特徴への理解を深めている. そのため, 在宅高齢者の世帯ごとに, 対話シナリオの個別性や柔軟度の向上ができ, VA の擬人化や親密度の向上も期待できる.

4・2　制限

本稿では, 我々は試作した対話ログ要約に基づく個人適応対話の生成手法に下記 2 つの制限を考えている.

・対話内容の豊富性の不足

本手法では, 対話ログ要約を主眼とし, 全ての対話内容は過去の対話の履歴をめぐることになっている. それ以外の対話内容が生成できず, 対話内容の豊富性の不足が課題である. 若者と比べ, 在宅高齢者は外部的な情報の入手やイベントの参加が少ないため, VA に話す内容の範囲も有限的である. そのため, 我々は現在, 在宅高齢者の未知の内容にも対話中に導入することを考え, Youtube 視聴や Wikipedia 検索等の機能の開発も進んでいる.

・要約の言葉の正しさの不足

本手法では, **3・4・2** 章の **Step 2-II** に説明した内容（参考図 3）のように, 対話ログから要約を生成する原理はランダムで選んだ形態素をつなげることであり, 要約の言葉の正しさの不足は課題である. 具体的に, 言葉使用時の順番や意味の適合性, 文法の正しさなどのミスが存在する場合がある. 今後の課題として, 我々は日本語の文章の校正技術も要約に加えることを検討し, より自然な応答内容の自動生成を目指す.

4・3　関連研究

表 1 に個人適応対話の生成における関連研究を示す. 研究[5]では, ケアロボットやセンサ機器を利用し, VA とクラウド技術を統合した在宅高齢者のための個人適応対話システムを提案した. 榊原さんたち[6]は, 生活史やリンクドオープンデータを活用し, 認知症患者向けのカウンセリングシステムを提案した. これらの研究では, 対話シナリオから外部情報の取得・活用を駆動することが達成したが, 対話シナリオの作成は人手に依存し, 対話内容の柔軟度は有限的であった. 研究[1]では, 1 枚の画像から VA を生成する 3 次元顔モデルを用い, 在宅認知症者と個人適応 VA との対話の手法を提案した. この研究は VA をユーザ定義することが可能になったが, 対話シナリオの柔軟度は向上できなかった.

前田さんたち[7]は, ルールに基づく問いかけ手法を提案し, 在宅高齢者に向けた「こころ」センシングサービスを開発した. また, 研究[16]では, LINE チャットボットを活用し, 在宅高齢者に質問を投げることやフィードバックを自動生成することなどの手法を提案した. これらの研究は, 傾聴することを主眼とし, VA からの応答内容はルールベースで有限的でなった. 一方, 本研究では, 外部情報を活用していないことが制限であるが, 内容情報（過去の対話の履歴）を利活用し, 関連対話ログの要約や感情評価に基づいた応答を自動的に生成するこ

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

とが利点であり，これによって，利用者ごとに，個人適応対話を生成することができ，高齢者の「心のケア」をサポートすることが期待できる．

Table 1 Related work for generating personalized dialogues.

Research Authors (Year)	Purpose	Target of Dialogue	Device	Virtual Agent (VA)	Materials		Methods
					Internal Data	External Data	
Tokunaga et al. [5] (2016)	Support or assist daily life	Elderly people at home	Care robot and sensors	Virtual care giver and Virtual Care Personalizer	Manual scenario creation	Cloud APIs	Proposed care architecture
Sakakibara et al. [6] (2017)	Dementia counseling	Individual people with dementia	A computer	MMDAgent	Manual scenario creation	Linked open data (LOD)	Extracting life history with center method [24]
Nakatani et al. [1] (2018)	Conversations with virtual familiar partners	A person with dementia at home	A computer	MPAgent	Manual scenario creation	None	3D facial model from a picture
Maeda et al. [7] (2019)	A memory-aid service	Elderly people at home	A computer and sensors	MMDAgent	Manual scenario creation	None	Mind sensing and memory-aid retrospective
Miura et al. [16] (2020)	Mental healthcare assistance	Elderly people at home	A smart phone	LINE Chatbot	Manual scenario creation	None	Ask questions and generate feedbacks
Our research in this paper (2021)	Mental healthcare assistance	Elderly people at home	Two sensors and a computer	MMDAgent	Automatically generate scenario from conversation logs	None	Summarization and sentiment analysis

5. 結　　語

本稿では，対話ログ要約に基づく個人適応対話を生成する手法の試作と考察を行った．本手法では，まず発話内容から抽出したキーワードに関連する過去の対話の履歴を要約する．次に，複数の異なる要約と発話内容との感情分析結果の違いを比較することに基づき，「共感モード」または「反感モード」による最適な応答内容を生成する．このように，在宅高齢者と VA との対話が多ければ多いほど，応答内容の柔軟度が向上でき，個人適応対話の生成が有望である．一方，本手法の制限には，対話内容の豊富性の不足と，要約の言葉の不足が存在する．そのため，今後の課題として，発話内容のキーワードをクラウド API やリンクドオープンデータにかけることで，外部情報も対話中に適当に導入し，さらに，応答内容の言葉のミスのない VA 対話システムの実現を狙う．

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

謝　　辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP19H01138, JP18H03242, JP18H03342, JP19H04154, JP19K02973, JP20K11059, JP20H04014, JP20H05706 および，立石科学技術振興財団の研究助成を受けて行われている．

文　　献

(1) S. Nakatani, S. Saiki, and M. Nakamura. “Generating personalized virtual agent in speech dialogue system for people with dementia”. In: *International Conference on Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management*. Springer, Cham, 2018. p. 326-337.

(2) S. Nakatani, S. Saiki, and M. Nakamura. “Implementation and evaluation of personal ontology building system with virtual agent”. In: *International Conference on Human-Computer Interaction*. Springer, Cham, 2019. p. 391-403.

(3) S. Chen, M. Nakamura, and S. Saiki, “Developing a Platform of Personalized Conversation Scenarios for In-Home Care Assistance”. In: *2021 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial, Intelligence, and Communication Technology* (IAICT'21), (to appear).

(4) Y. Tokuda, S. Saiki, and M. Nakamura. “Extracting and Evaluating Personal Interests with Dialogue Agent”. In: *International Conference on Human-Computer Interaction*. Springer, Cham, 2020. p. 592-608.

(5) S. Tokunaga, H. Horiuchi, K. Tamamizu, S. Saiki, M. Nakamura, and K. Yasuda. “Deploying service integration agent for personalized smart elderly care”. In: *2016 IEEE/ACIS 15th International Conference on Computer and Information Science (ICIS). IEEE*, 2016. p. 1-6.

(6) S. Sakakibara, S. Saiki, M. Nakamura, and K. Yasuda. “Generating personalized dialogue towards daily counseling system for home dementia care”. In: *International Conference on Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management*. Springer, Cham, 2017. p. 161-172.

(7) H. Maeda, S. Saiki, M. Nakamura, and K. Yasuda. “Memory Aid Service Using Mind Sensing and Daily Retrospective by Virtual Agent”. In: *International Conference on Human-Computer Interaction*. Springer, Cham, 2019. p. 353-364.

(8) Atilica, kuromoji. Available online: https://www.atilika.com/ja/kuromoji/ (accessed on 7 July 2021).

(9) K. Taku. MeCab : Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer. Available online: https://taku910.github.io/mecab/ (accessed on 7 July 2021).

(10) M. Hajime, K. Daisuke, and K. Sadao. “Morphological analysis for unsegmented languages using recurrent neural network language model”. In: *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2015. p. 2292-2297.

(11) T. Uchida. Janome: Japanese morphological analysis engine. Available online: https://mocobeta.github.io/janome/ (accessed on 7 July 2021).

(12) TOHOKU NLP LAB. Japanese Sentiment Polarity Dictionary. Available online: https://www.cl.ecei.tohoku.ac.jp/Open_Resources-Japanese_Sentiment_Polarity_Dictionary.html (accessed on 7 July 2021).

(13) H. Takamura, T. Inui, and M. Okumura, “Extracting Semantic Orientations of Words using Spin Model”, In: *Proceedings of the 43rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL2005)* , p.133-140, 2005.

(14) T. Ito, et al. “Contextual sentiment neural network for document sentiment analysis”. *Data Science and Engineering*, 2020, 5.2: 180-192.

(15) M. Murata and Y. ABE. “Using Machine Learning for Automatic Estimation of Emphases in Japanese Documents”. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2017, 100.10: 2669-2672.

(16) C. Miura, S. Saiki, and M. Nakamura. “Implementing and Evaluating feedback feature of Mind Monitoring Service for Elderly People at Home”. In: P*roceedings of the 22nd International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services*. 2020. p. 390-395.

(17) B. Eric, et al. “Extending event-driven experiments for human activity for an assistive environment”. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*. 2010. p. 1-8.

Copyright©2021 一般社団法人 日本機械学会

(18) L. Akinobu, O. Keiichiro, and T. Keiichi. “MMDAgent—A fully open-source toolkit for voice interaction systems”. In: *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE, 2013. p. 8382-8385.

(19) S. Kaoru and Y. Masao. “Implementation of voice guidance function for sightseeing contents using Web Speech API”. In: 2*016 10th International Conference on Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS)*. IEEE, 2016. p. 133-138.

(20) Devi, C. Akalya, D. KarthikaRenuka, and S. Soundarya. “A survey based on human emotion identification using machine learning and deep learning.” *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience 15.5 (2018)*: 1662-1665.

(21) Text Analytics | Microsoft Azure. Available online: https://azure.microsoft.com/en-us/services/cognitive-services/text-analytics/ (accessed on 7 July 2021).

(22) Z. Hao. “Emotion recognition simulation of Japanese text based on FPGA and neural network”. Microprocessors and Microsystems, 2020, 103384.

(23) Y. Ogawa and K. Yamamoto. “Correcting misuse of Japanese visually similar characters”. In: *2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*. IEEE, 2017. p. 57-60.

(24) R. Rokkaku. “Care management sheet pack for the elderly with dementia: The center method ver. 03”. *Nihon Ronen Igakkai zasshi. Japanese journal of geriatrics*, 2005, 42.3: 318-319.