

ツンデレな対話応答 AI の構築コスト削減のための クロス言語とルールベース個性除去

森 康汰^{1,a)} 服部 峻^{2,b)} 高原 まどか^{3,c)} 工藤 康生^{1,d)}

概要: 近年, 人工知能 (AI) は, 掃除ロボットなどの AI 機能付き家電から, 自動運転や対話応答などの実用技術も含め, 盛んに研究開発が進められている. しかしながら, 対話システムを個人で作成する場合, 一般的に教師データとして膨大な入力文と応答文とのペアが必要となってしまうという問題が未だ存在する. そこで本稿では, 任意の個性 (キャラクター) を付与した対話応答 AI を対象として, 「ツンデレ」といった個性が付与された個性付き応答文に対して, クロス言語やルールベース, また両方を組み合わせた「個性除去」を適用することで解決を目指す. 評価実験を行い, より適切な類似度を算出できるか, 個性付き応答文を精度良く出力し, かつ, 膨大な入力文と応答文とのペアを必要としない, 個人でも, より容易に構築・維持可能であるか, 比較検証する.

キーワード: 自然言語処理, 対話応答, 個性付与, 個性除去, クロス言語, ルールベース

1. はじめに

近年, 人工知能 (AI) は, 掃除ロボットなどの AI 機能付き家電から, 自動運転や対話応答 (チャットボット) などの実用技術も含め, 盛んに研究開発が進められている. 同時に近年, 対話システムを企業や研究機関ではなく, 個人で作成して楽しむというニーズも生まれて来ている.

しかしながら, 対話システムを個人で作成する場合, 一般的に教師データとして膨大な入力文と応答文とのペアが必要となってしまうという問題が未だ存在する. そこで本稿では, 任意の個性 (キャラクター) を付与したキャラ型化チャット AI の対話応答を対象として, 図 1 のように, 「ツンデレ」といった個性が付与された個性付き応答文に対して, クロス言語やルールベース, また両方を組み合わせた「個性除去」を適用することで解決を目指す. ユーザからの入力文に対して最も相応しい個性無し応答文との類似度計算によって, 個性付き応答文を精度良く出力し, かつ, 膨大な入力文と応答文とのペアを必要としない, 個人でも, より容易に構築・維持可能であるか, 比較検証する.

2. 関連研究

キャラクターの個性を付与した対話システムに関する既存研究として, 転移学習を用いた対話応答のスタイル制御 [1] がある. 言葉遣いの丁寧さや親密さによる表現方法の違いなど, 発話者のキャラクターを印象付ける表層的な表現の違いを, 発話のスタイルと呼び, 人手による規則の作成 [2,3] やキャラクター別の大量の対話データを必要とする手法 [4] とは異なり, 従来よりも低いコストで応答にスタイルを付与する試みとして, seq2seq [5] による応答生成モデルと転移学習とを組み合わせた手法を提案している. また, 既存のアニメキャラクターを用いたテキスト対話システム構築手法 [6,7] など存在するが, キャラクターの個性を付与した対話システムの構築・維持コストを低減するという観点に着目した研究は未だ不十分である.

3. 提案手法

本章では, 任意の個性 (キャラクター) を付与したキャラ型化チャット AI の対話応答を対象として, 図 1 のように, 「ツンデレ」といった個性が付与された個性付き応答文を「個性除去」した上で, ユーザからの入力文に対して最も相応しい個性無し応答文との類似度計算によって, 個性付き応答文を精度良く出力し, かつ, 膨大な入力文と応答文とのペアを必要としない, 個人でも, より容易に構築・維持可能な提案手法について詳述する. 本手法は, 「ツン

¹ 室蘭工業大学 大学院 工学研究科

² 滋賀県立大学 先端工学研究院

³ 龍谷大学 先端理工学部

a) 21043067@mmm.muroran-it.ac.jp

b) hattori.s@e.usp.ac.jp

c) takahara@rins.ryukoku.ac.jp

d) kudo@csse.muroran-it.ac.jp

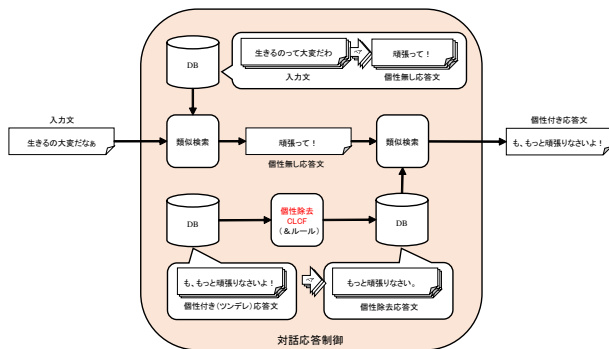


図 1 クロス言語な個性除去 (C1) を用いた対話応答制御によるツンデレキャラ型化チャット AI の概観

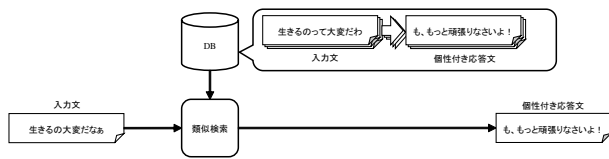


図 2 対話応答の比較手法 1 の概観

「ツンデレ」といった応答文中の個性はユーザにとってはエンタメ性に必要不可欠な要素ではあるが、応答文同士の類似度計算においては応答文中の個性はエクストラな情報であると考え、個性が付与された個性付き応答文に対して個性除去を行うことで、個性という情報が削減され、個性無し応答文との間の文章の意味的な類似度がより適切に計算できるようになると考える。

3.1 比較手法

まず、図 2 のように、比較手法 1 のシステム構成においては、様々な入力文とそれに相応しい個性付き応答文とのペア (ルール) を膨大に、データベース (ルールベース) に登録しておく必要がある。その上で、ユーザからの入力文に基づき、データベース内の入力文との類似検索を行い、最も類似する入力文とのペアである個性付き応答文をユーザに出力するというベーシックな手法である。データベース内の、様々な入力文とそれに相応しい個性付き応答文とのペアリングの精度が高く、それを出来る限り膨大に登録しておくことが出来さえすれば、最終的な対話応答の精度も良好になり得るが、このデータベースの構築や維持に時間や手間といったコストが膨大に掛かってしまい、個人で気軽に作成して楽しむにはハードルが高いと考えられる。

次に、図 3 のように、比較手法 2 のシステム構成においては、様々な入力文とそれに相応しい、特異な個性付き応答文ではなく、典型的な個性無し応答文とのペア (ルール) を膨大に、データベース (ルールベース) に登録しておく必要があるが、個人で作成したいユーザの目的である所の個性付き応答文に関しては、様々な入力文とのペアリングは必要無く、単なる集合として、出来る限り多くをデータベースに登録しておけば良いため、比較手法 1 のシステム構成に比べると、構築や維持に時間や手間といったコストが掛からない。その上で、まず、ユーザからの入力文に基

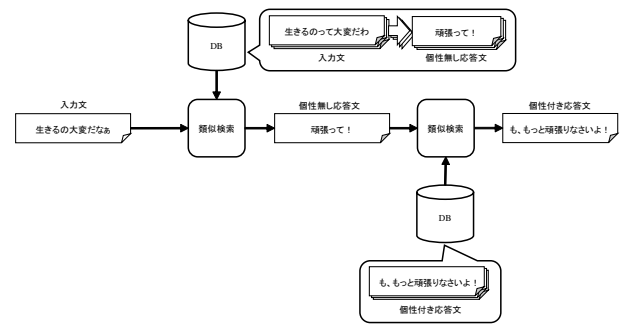


図 3 対話応答の比較手法 2 の概観

づき、データベース内の入力文との類似検索を行い、最も類似する入力文とのペアである個性無し応答文を求め、次に、その個性無し応答文に基づき、データベース内の個性付き応答文との類似検索を行い、最も類似する個性付き応答文をユーザに出力するという手法である。前述の通り、比較手法 1 よりもデータベースの構築や維持に時間や手間といったコストが掛からないことは期待できるが、一方で、比較手法 1 よりも類似検索の工程が 1 回多く、特に、後半の類似検索では、個性という情報の有無に依って、文章の意味的な類似度が適切に計算できず、最終的な対話応答の精度も劣悪になる危険性があると考えられる。

これらの比較手法の問題に対して、本稿の提案手法では、図 1 のように、個性付き応答文に対して、クロス言語 (機械翻訳) を活用した「個性除去」である CLCF (Cross Language Character Filtering) やルールベース個性除去を適用して、個性除去応答文に変換することで、表 1 のように、最終的な対話応答の精度の向上と、システム構築・維持コストの緩和の両立を目指す。

表 1 対話応答の比較手法に対する提案手法の位置付け

| | 応答精度 | 構築・維持コスト |
|--------|------|----------|
| 比較手法 1 | 良好 | 膨大にかかり得る |
| 比較手法 2 | 不良 | あまり掛からない |
| 提案手法 | やや良好 | あまり掛からない |

3.2 クロス言語な一般個性除去

我々のこれまでの研究 [8] では、例えば応答文中の語尾や口調に表れる特異な癖のことを「個性」と定義し、個性が取り除かれ、より一般的な癖の無い文章に変換することを「個性除去」と定義している。個性付き応答文を適切に個性除去できると、図 3 のように個性の有無が異なる、個性付き応答文と個性無し応答文との類似度計算よりも、図 1 のように共に個性が含まれない、個性除去応答文と個性無し応答文との類似度計算の方がより適切な値を算出できるようになると考える。個性付き応答文から「ツンデレ」といった個性を除去するベーシックな方法としては、「発話頭のつかえを削除する」といった、その個性に適したルールを網羅的に記述し、それらのルール群に基づく、ルールベースな個性除去が考えられる。しかしながら、ルール

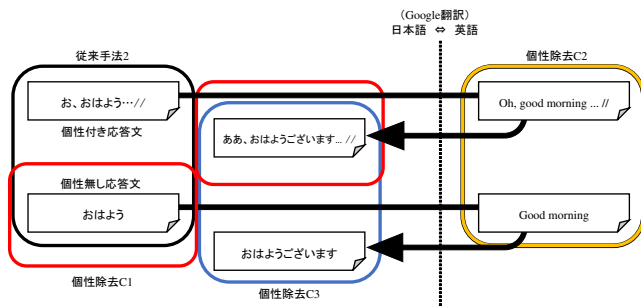


図4 3種類のクロス言語な個性除去の提案手法

ベースな個性除去の場合、個人で作成したいユーザの希望する個性の種類の数だけ、個性毎に、その個性に特化したルール群を整備する必要があるというコストの問題が伴う。

一方で、我々が提案している「クロス言語な一般個性除去 (CLCF; Cross Language Character Filtering)」の場合、個性付き応答文に対して機械翻訳を行うという工程のみであるため、ルールベースな特定個性除去と比べて負担が軽く、様々な個性に対して直ちに適用可能できるという汎用性でも有用であると考えられる。例えば、日本語の朝の挨拶として「おはよう」や「おはようございます」など、様々な存在するが、英語に機械翻訳すると、これらは「Good morning」と変換される。日本語の多様な言葉から成る文章も一度、他言語に機械翻訳を行うと、個性といった情報など、文章の情報量が削減され、意味だけが残るといった特長を活用した個性除去の新しい手法である。本稿では、日本語をベース言語として英語とのクロス言語 (機械翻訳) [9] を対象に研究を進めているが、今後の研究では、他言語も対象に評価実験を行うことによって、より検討を深化させていきたいと考えている。

本稿では、図4のように、クロス言語な一般個性除去として、以下の3種類の提案手法を定義し、個性除去を行わない比較手法をベースラインとして、コスト・パフォーマンスの比較実験を4章で行って検証する。

比較手法 1: 図2のように、個性除去を行わず、入力文とDB内の入力文との間で、日本語における類似度計算を行う。但し、本稿の評価実験では、4.1節で収集した入力文と個性無し応答文とのペアリングをそのまま使用するため、類似度計算も行わない。また、以降の手法でも同様である。機械翻訳は無し。

比較手法 2: 図3や図4のように、個性除去を行わず、個性付き応答文と個性無し応答文との間で、日本語における類似度計算を行う。翻訳は無し。

個性除去 C1: 図1や図4のように、クロス言語な個性除去を行い、個性付き応答文を2回機械翻訳した個性除去応答文と、そのままの個性無し応答文との間で、日本語における類似度計算を行う。翻訳は全2回。

個性除去 C2: 図4のように、クロス言語な個性除去を行い、個性付き応答文を1回機械翻訳した個性除去応答

文と、個性無し応答文を1回機械翻訳して個性除去したものととの間で、英語における類似度計算を行う。翻訳は全2回。

個性除去 C3: 図4のように、クロス言語な個性除去を行い、個性付き応答文を2回機械翻訳した個性除去応答文と、個性無し応答文を2回機械翻訳して個性除去したものととの間で、日本語における類似度計算を行う。翻訳は全4回。

3.3 各言語における文章間の類似度計算

本稿の対話応答のシステム構成では、図1における前半の類似検索、及び、後半の類似検索として、前節で定義した提案手法である個性除去 C1、及び、個性除去 C3において、入力文間や応答文間といった文章間の類似度を適切に計算できる必要があり、日本語における類似度計算には、SentenceBERT [10] を使用する。一方、後半の類似検索として、前節で定義した提案手法である個性除去 C2 では、英語における類似度計算には、spaCy [11] を使用する。提案手法は類似度計算の精度に大きく依存するため、日本語、及び、英語において類似度計算の精度が高いと報告されている手法を使用している [12]。

3.4 個性除去のための機械翻訳

クロス言語な個性除去のための機械翻訳として、我々のこれまでの研究では、Google 翻訳と DeepL 翻訳の2種類の、日本語⇄英語間の翻訳を使用して評価実験を行った結果、当初、DeepL 翻訳の方が Google 翻訳よりもビジネスメールの分野において精度が高いという報告 [13] もあったが、最終的な対話応答の精度としては、Google 翻訳の方がより良好なコスト・パフォーマンスであったため、本稿でも採用する。

3.5 ルールベースなツンデレ特化個性除去

「ツンデレ」に関する言語学的な既存研究として、富樫 [14, 15] は、ツンデレ属性と言語表現との関係を論考しており、『「ツンツン」という要素と「デレデレ」という要素の、相反する二つの要素によって表されるのが「ツンデレ」であると言える。』と概念規定し、ツンデレ属性の共通の言語的な7つの特徴があると検討されている。この結果も踏まえ、図1の個性付き応答文からの個性除去において、以下の4種類のルールに基づくツンデレ特化個性除去も併用し、その効果を次章で検証する。

- 発話頭のつかえを削除する (但し、1つの応答文が複数の文から成る場合、文頭の全て)*1
- 接続助詞「から」による言いさしの内、特に「のだから」と「んだから」を削除する
- 終助詞「ね」「よ」「よね」を削除する
- 発話末の強調として促音「っ」や記号「!」を削除し、「。」に置換し、「。」が連続する場合には集約する

*1 MeCab で形態素解析し、形態素の「読み」を使用している。

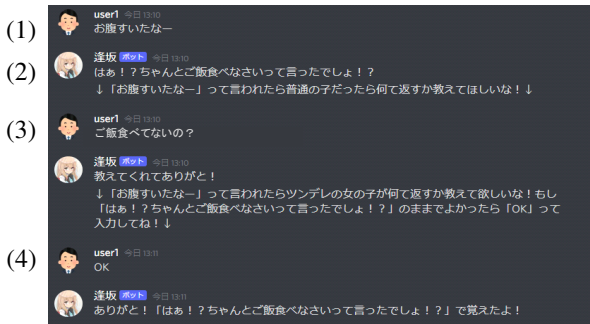


図 5 対話応答文データセット収集用システム

4. 評価実験

本章では、任意の個性（キャラクター）を付与したキャラ型化チャット AI のための、クロス言語な一般個性除去とルールベースなツンデレ特化個性除去とを適用した提案手法に関して、評価実験を行って有効性を検証する。

4.1 対話応答文データセット収集用システム

まず、以降の評価実験で必要となる、出来るだけ多種多様な入力文に対して相応しい個性無し応答文、及び、相応しい個性付き応答文のタプルの正解データセットを収集するため、図 5 のようなシステムを Discord 上に開発して使用した。全 242 レコード、入力文全 230 件（異なり数）、個性無し応答文全 207 件（異なり数）、ツンデレ個性付き応答文全 166 件（異なり数）が得られた。尚、本システムは提案手法ではなく、図 2 の比較手法 1 のシステム構成に基づいている。

Step (0) 予め、入力文に対する相応しい応答文として個性付き応答文のペア集合を、システム開発者の第 1 著者が 5 件程度用意しておく。

Step (1) ユーザから新たな入力文を受け取る。

Step (2) その入力文との類似度が最も高い個性付き応答文を検索し、ユーザの入力文に対して最も相応しい個性付き応答文として呈示する。

Step (3) そのユーザの入力文に対して相応しい個性無し応答文をユーザ自身から新たに受け取る。

Step (4) 最後に、その呈示した個性付き応答文がユーザにとって相応しい個性付き応答文でなければ（「OK」でなければ）、ユーザの入力文に対して相応しい個性付き応答文をユーザ自身から新たに受け取り、タプル集合に追加する。

4.2 対話応答におけるクロス言語な一般個性除去とルールベースな特定個性除去の有効性の検証

本節では、任意の個性（キャラクター）として「ツンデレ」を付与したキャラ型化チャット AI を対象にして、クロス言語な一般個性除去を用いた対話応答の提案手法の有効性に関して検証する。まず、3.2 節で詳述したクロス言語な一般個性除去を用いた対話応答の提案手法 3 種類と、個性除去を用いない比較手法 2 をベースラインとして比較

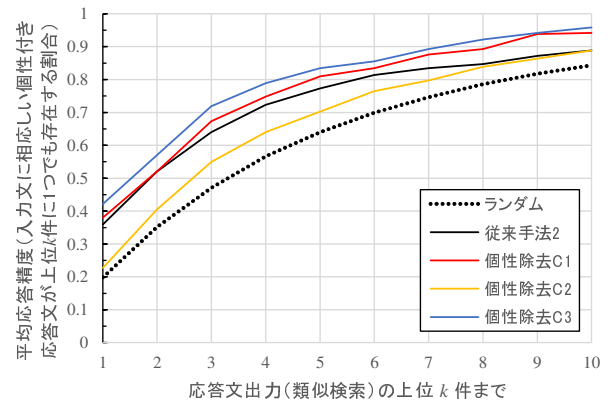


図 6 全 242 件の入力文に対する平均応答精度（上位 k 件中に正解のツンデレ個性付き応答文が 1 つでも存在する割合）の推移。さらには、ルールベースなツンデレ特化個性除去として、以下の 2 種類とも比較する。

個性除去 R3: 3.5 章で詳述したルールベースな個性除去
個性除去 R3C3: 3.5 章で詳述したルールベースな個性除去の後にクロス言語な個性除去 (CLCF)

4.1 節で収集したタプル集合（データベース）の入力文全 242 件（延べ数）から、その入力文全 207 件（異なり数）に対して、個性付き応答文全 166 件（異なり数）の各々に、入力文に対する個性付き応答文として相応しいか否か、正解ラベルを第 2 著者が手作業で付与した。1 入力文当たり、正解の個性付き応答文の数は最小 4 件、最大 74 件、平均 33.6 件であり、一方、個性付き応答文 1 件当たり、それが正解となった入力文の数は最小 3 件、最大 162 件、平均 46.6 件であった。

まず、3.2 節で詳述したクロス言語な一般個性除去を用いた対話応答の提案手法 3 種類と、個性除去を用いない比較手法 2（ベースライン）、及び、個性付き応答文全 166 件からランダムに出力する手法（チャンスレート）との有効性を比較する。図 6 は、入力文全 242 件の各々に対して、4.1 節で収集したタプル集合に基づきペアリングされている個性無し応答文と類似検索された上位 $k \in [1, 10]$ 件中、入力文に相応しい個性付き応答文が 1 つでも存在する割合の平均の推移を表している。個性付き応答文だけでなく個性無し応答文にもクロス言語な個性除去を適用する提案手法の個性除去 C3 が最良であり、次いで、個性付き応答文にだけクロス言語な個性除去を適用する個性除去 C1 が良い。残念ながら、英語において類似度計算を行う個性除去 C2 は、チャンスレートよりは良いものの、ベースラインを上回っていない。尚、提案手法の個性除去 C3 とベースラインとの間で、1 対の有意差検定 (Student's t-Test [16]) を行った結果、システムとして最重要である上位 1 件では有意確率である p 値が 0.096 となり、残念ながら統計学的な有意差は認められなかったが、上位 3 から 5, 7 から 14 件までに正解の個性付き応答文が 1 つでも存在する割合に関しては、有意水準 0.05 で統計学的な有意差が認められた。

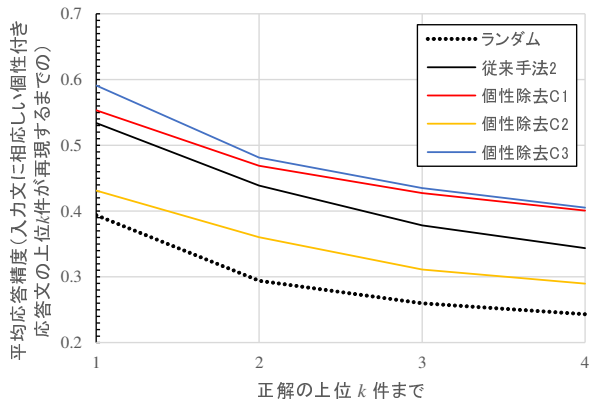


図 7 全 242 件の入力文に対する平均応答精度 (正解の個性付き応答文の上位 k 件が再現するまでの割合) の推移

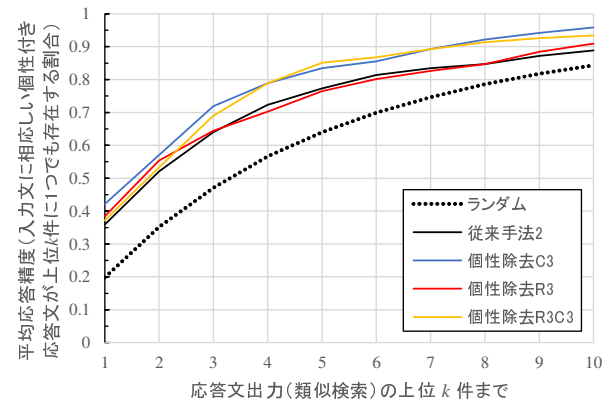


図 9 全 242 件の入力文に対する平均応答精度 (上位 k 件中に正解のツンデレ個性付き応答文が 1 つでも存在する割合) の推移

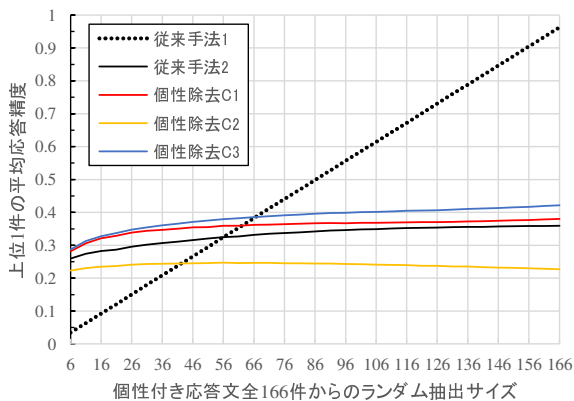


図 8 上位 1 件の平均応答精度の個性付き応答文データベースのサイズへの依存性

次に、図 7 は、応答文出力の直前、類似検索結果において、入力文全 242 件の各々に対する正解の個性付き応答文の上位 $k \in [1, 4]$ 件が再現されるまでの割合の平均の推移を表している。

例えば、正解の上位 1 件まででは提案手法の個性除去 C3 の 0.591 が最良であるが、これは各々の入力文に対する上位 1 件の正解が再現されるのに平均 1.7 件の類似検索結果が必要であることを意味している。同様に、正解の上位 4 件まででも提案手法の個性除去 C3 の 0.405 が最良であるが、これは各々の入力文に対する上位 4 件の正解が再現されるのに平均 9.9 件の類似検索結果が必要であることを意味している。また、正解数が上位 1 件から上位 4 件に増えるほど適合率が悪化しており、適合率と再現率のトレードオフが確認できる。尚、提案手法の個性除去 C3 とベースラインとの間で、1 対の有意差検定 (Student's t-Test [16]) を行った結果、全てにおいて有意水準 0.05 で統計学的な有意差が認められた。

さらに、個人作成用途など、より容易に対話システムを構築・維持可能にするという目的からも検証するため、図 1 における個性付き応答文のデータベースのサイズに依って、応答文の出力直前、類似検索された上位 1 件中、入力文全 242 件の各々に対して相応しい個性付き応答文が

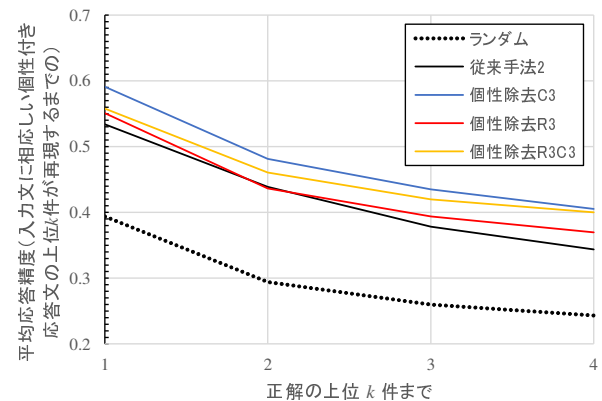


図 10 全 242 件の入力文に対する平均応答精度 (正解の個性付き応答文の上位 k 件が再現するまでの割合) の推移

1 つでも存在する割合の平均の変化を求めると、図 8 のようになった。但し、各手法に対してサイズ毎、4.1 節で収集したデータベースの個性付き応答文全 166 件から、そのサイズ分だけ、ランダムにサンプリングし、個性付き応答文 (または個性除去応答文) と個性無し応答文との類似度計算を経て応答精度を求める工程を 10000 回ずつ行い、その平均で評価を行っている。このグラフから、個性付き応答文データベースの全集合からランダムにサンプリングする件数が 66 件程度までは、ユーザ 5 名による手製の比較手法 1 を含め、提案手法の個性除去 C3 の上位 1 件の平均応答精度が最良であることが分かり、比較手法よりも提案手法の方が高い平均応答精度を発揮するのに必要な個性付き応答文のデータベースのサイズがより小さいため、対話システムをより容易に、より精度良く構築・維持可能になったと考えられる。

最後に、(ツンデレ) 個性付き応答文から個性を除去する手法として、本稿の提案手法であるクロス言語な一般個性除去 C3 だけでなく、ツンデレ特化の言語的な工夫としてのルールベースな個性除去 R3、及び、これらを組み合わせた個性除去 R3C3 に関して、図 6 や図 7 と同様のグラフを描くと、図 9 や図 10 のようになる。これらのグラフから、本稿の提案手法であるクロス言語な個性除去が最良で

あることが分かり、汎用的な一般個性除去であるにもかかわらず、ツンデレ特化したルールベースな特定個性除去 R3 よりも高いパフォーマンスを発揮できている。図 8 と同様のグラフを描き、上位 1 件の平均応答精度の個性付き応答文データベースのサイズへの依存性で比較しても、本稿の提案手法であるクロス言語な個性除去 C3 が最良である。しかしながら、ハイブリッド手法である個性除去 R3C3 が最良となることを期待していたが、図 9 の上位 4 から 7 件で最良となる程度であったため、クロス言語な一般個性除去とルールベースなツンデレ特化個性除去とのより良いハイブリッドの仕方など、今後の研究課題であると考えられる。

5. まとめと今後の研究課題

本稿では、ユーザと対話応答を行うチャット AI に任意の個性（キャラクター）として「ツンデレ」を付与して「キャラ型化」する、低コストで構築・維持可能で、かつ、高精度な手法の深化を検討した。キャラ型化チャット AI の対話応答に関して、図 1 のように、「ツンデレ」といった個性が付与された個性付き応答文を「個性除去」、特に、クロス言語な個性除去（CLCF; Cross Language Character Filtering）を適用した上で、ユーザからの入力文に対して最も相応しい個性無し応答文との類似度計算によって、個性付き応答文を精度良く出力し、かつ、膨大な入力文と応答文とのペアを必要としない、個人でも、より容易に構築・維持可能な手法を提案した。

評価実験の結果、ツンデレ個性付き応答文から個性を除去するクロス言語な一般個性除去、及び、ルールベースなツンデレ特化個性除去を新たに導入することによって、ユーザからの入力文で検索された個性無し応答文との類似度計算がより適切なものとなり、ツンデレキャラ型化チャット AI をより容易に、より精度良く構築・維持可能になった。

今後の研究課題としては、クロス言語な個性除去のための機械翻訳として、我々のこれまでの研究では、Google 翻訳と DeepL 翻訳の 2 種類の、日本語⇄英語間の翻訳を使用して評価実験を行った結果、当初、DeepL 翻訳の方が Google 翻訳よりもビジネスメールの分野において精度が高いという報告もあったが、最終的な対話応答の精度としては、Google 翻訳の方がより良好なコスト・パフォーマンスであったため、本稿でも採用したが、機械翻訳自体としての精度と、クロス言語な個性除去としてのパフォーマンスは必ずしも一致しないため、より多種多様な機械翻訳ツールやサービス、及び、日本語をベース言語として、より多種多様な他言語との間の翻訳を試す必要があると考えている。加えて、「ツンデレ」以外の個性が付与されたキャラ型化チャット AI の対話応答制御に関しても、比較手法に比べて、個性除去によって、より精度良く構築・維持可能であるか、検証して行きたい。

参考文献

- [1] 赤間 怜奈, 稲田 和明, 小林 颯介, 佐藤 祥多, 乾 健太郎: 転移学習を用いた対話応答のスタイル制御, 言語処理学会第 23 回年次大会発表論文集, pp. 338–341 (2017).
- [2] Walker, M. A., Lin, G. I., and Sawyer, J. E.: An Annotated Corpus of Film Dialogue for Learning and Characterizing Character Style, Proceedings of the 8th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'12), pp. 1373–1378 (2012).
- [3] 宮崎 千明, 平野 徹, 東中 竜一郎, 牧野 俊朗, 松尾 義博, 佐藤 理史: 文節機能部の確率的書き換えによる言語表現のキャラクター性変換, 人工知能学会論文誌, Vol. 31, No. 1, pp. DSF-E.1–9 (2016).
- [4] Li, J., Galley, M., Brockett, C., Spithourakis, G. P., Gao, J., and Dolan, B.: A Persona-Based Neural Conversation Model, Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'16), pp. 994–1003 (2016).
- [5] Sutskever, I., Vinyals, O., and Le, Q. V.: Sequence to Sequence Learning with Neural Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems 27* (NIPS'14), pp. 3104–3112 (2014).
- [6] 石田 亮, 東中 竜一郎, 水上 雅博, 片山 太一, 光田 航, 川端 秀寿, 山口 絵美, 安達 敬武, 富田 準二: 既存のアニメキャラクタを用いたテキスト対話システム構築手法, HAI シンポジウム 2018, G-3 (2018).
- [7] 清水 健吾, 上垣 貴嗣, 菊池 英明: 強化学習を用いてキャラクターらしさを付与した雑談応答の生成, 言語処理学会第 28 回年次大会 発表論文集, pp. 1770–1774 (2022).
- [8] 森 康汰, 服部 峻: クロス言語な個性除去を用いたキャラクターの個性に基づく対話応答システム, 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM'22), E24-4 (day2 p28) (2022).
- [9] Hattori, S.: Peculiar Image Retrieval by Cross-Language Web-extracted Appearance Descriptions, *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management (IJCSIM)*, Vol. 4, pp. 486–495, MIR Labs (2012).
- [10] Reimers, N. and Gurevych, I.: Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks, Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP'19), pp. 3982–3992 (2019).
- [11] Explosion: spaCy: Industrial-Strength Natural Language Processing in Python, <https://spacy.io/> (2022).
- [12] Ono, H.: sentence transformers で日本語を扱えるモデルのまとめ, <https://tech.yellowback.net/posts/sentence-transformers-japanese-models> (2021).
- [13] 中山 雄貴: DeepL の翻訳精度は? ビジネスメールでの Google, Microsoft との比較結果, <https://www.science.co.jp/nmt/blog/20529/> (2022).
- [14] 富樫 純一: ツンデレ属性と言語表現 – 役割語のアプローチとケーススタディ –, 第 6 回現代日本語文法研究会, pp. 1–18 (2008).
- [15] 富樫 純一: ツンデレ属性における言語表現の特徴 – ツンデレ表現ケーススタディ –, 金水 敏 (編), 役割語研究の展開, pp. 279–295, くろしお出版 (2011).
- [16] Student (Gosset, W. S.): The Probable Error of a Mean, *Biometrika*, Vol. 6, No. 1, pp. 1–25 (1908).