

話者用例に基づく人物らしさを反映した対話応答文生成

杉本 翔† 宮森 恒†

† 京都産業大学大学院 先端情報学研究科

〒 603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

E-mail: †{i1888097,miya}@cc.kyoto-su.ac.jp

あらし 人間のよう多様な個性を持った複数の対話システムを構築するためには、対話システムの開発者が簡単に人物らしさを表現して、応答文に反映できることが望ましいが、開発者が思い描く人物らしさを自由に反映できる仕組みは実現されていない。我々は、物語の登場人物に対応するペルソナベクトルによって人物らしさを付与する応答文生成モデルを提案したが、開発者は学習済みの人物を熟知している必要があるという課題が存在した。そこで本稿では、入力された話者用例に基づく人物らしさを反映した応答文を出力する対話モデルを提案する。具体的には、スタイル情報を表現した事前学習済みの単語ベクトルを用いて、話者用例をスタイルベクトルに変換した後、対話モデルに発話文と応答話者のスタイルベクトルを入力する。対話システムの開発者が想定する話者用例を作成することで、従来手法に比べ人物らしさをより柔軟に反映できることが期待される。評価実験の結果、30件の話者用例から人物らしさを汲み取り、新たな発話文に対して人物らしさを反映した応答文が出力されることが確認された。

キーワード 自然言語処理, 対話システム, ニューラルネットワーク, 人物らしさ

1 はじめに

近年、言葉でコミュニケーションする対話システムが普及し始めている。我々の身の回りにも、スマートフォンや、AIスピーカー、カーナビゲーションシステムに搭載されるなど、日常的に利用可能な対話システムが様々な形で提供されている。

人間のよう多様な個性を持った複数の対話システムを構築するためには、対話システムの開発者がより簡単に人物らしさを表現して、応答文に反映できることが望ましい。「人物らしさ」は、ある発話文が与えられたときに、応答文の表層的表現や話者特有の応答傾向にその特徴が表れると考えられる。

応答文へ任意の人物らしさを付与する研究は従来なされてきたが、開発者が思い描く人物らしさを、応答文へ自由に付与できる仕組みは実現されていない。我々は、物語の登場人物に対応するペルソナベクトルによって人物らしさを付与する応答文生成モデルを提案したが、開発者は学習済みの人物を熟知している必要があるという課題が存在した。

そこで、本稿では、話者用例のスタイル情報に人物らしさが含まれていると仮定し、入力された話者用例に基づく人物らしさを反映した応答文を出力する対話モデルを提案する。具体的には、スタイル情報を表現した事前学習済みの単語ベクトルを用いて、話者用例を人物スタイルベクトルに変換した後、対話モデルに発話文と応答話者の人物スタイルベクトルを入力する。本手法により、対話システムの開発者が想定する話者用例を作成することで、従来手法と比べてより柔軟に人物らしさを応答文に反映できることが期待される。

評価実験では、独自に作成した話者用例を用いて応答文を生成し、実際に人物らしさが反映されることを人手による評価によって確認する。

2 関連研究

対話システム構築に用いられる代表的な手法として、大量の対話データの中から適切な応答文を選択する検索ベースの対話システム [1] [2] と、深層学習を利用した生成ベースの対話システム [3] [4] が挙げられる。検索ベースの手法では、人手で作成した文章から検索するため生成ベースと比べて文法的に破綻した応答文を出力する事は少ないものの、出力される文章は事前に準備されたコーパス内の文章に限られる。一方で、生成ベースの手法では、対話データを学習した統計モデルやニューラルネットワークを用いて1単語ずつ出力されるため、学習データに存在しない文章も含め様々な文章を生成することができる。本稿では、応答文に任意の人物らしさを柔軟に反映させるため、生成ベースの手法を用いる。

生成ベースの対話システムにおいて、代表的な深層学習のモデルに Sequence to Sequence モデル (seq2seq) [5] が挙げられる。seq2seq は文書を単語系列として入出力するモデルで、入力単語系列から固定長の間ベクトルを生成する Encoder と、間ベクトルから可変長の出力単語系列を生成する Decoder で構成される。これらは、再帰的ニューラルネットワーク [6] [7] の仕組みが応用された長・短期記憶ユニット (Long Short-Term Memory; LSTM) [8] [9] で実装される。

対話システムの研究の中には、話者の特性を応答文に反映させる研究も多く存在する。Walker らは、映画のセリフデータからキャラクターの特徴を抽出する手法を提案した [10]。心理学のパーソナリティ特性論をもとにしたパラメータを用いる言語ジェネレータ PERSONAGE [11] により、実際の映画の登場人物を識別できる文を生成することに成功した。宮崎らは、書き換え規則集を作成しルールベースでキャラクター性を変換する手

法を提案した [12]. 発話を構成する各文節の機能部を確率的に置き換えることで、文法的に違和感が現れるのを抑えつつ、性別やいくつかの年齢、親密度の組み合わせ全 10 個のキャラクター性をそれぞれ付与できることが確認された。また、赤間らは、こうした規則集や特定のキャラクタの対話データを作成するコストを削減するために、大規模な対話データで学習した seq2seq の対話モデルを、特定のスタイルが付与された小規模な対話データで転移学習させる手法を提案した [13].

Li らは、より柔軟に様々な人物らしさを反映させるために、特定の個性を表現したベクトルをもとに対話応答文を生成する Speaker Model を提案した [14]. Speaker Model は seq2seq を応用したモデルで、単語を出力するたびに直前の出力単語と応答者に対応した ID が入力される。ID はモデル内で個性を表現したベクトルに変換され、このベクトルで表現される個性が応答文に反映される。さらに、濱田らは Speaker Model をベースに、個性表現ベクトルの変換により、新たな個性を反映する手法を提案した [15]. 個性表現ベクトルの様々な組み合わせや重み付けにより、学習データに存在しない新たな個性が応答文に反映されることが確認された。これらの手法では、事前の学習結果である個性表現ベクトルを用いて目的の個性を表現するが、本稿の提案手法では話者用例によって人間らしさを表現する。

単語のスタイル情報を教師なし学習によりベクトル化する手法として、赤間らは Skip-gram の拡張モデルを提案している [16]. このモデルでは、各単語について、「俺」や「僕」などの意味的な類似性を捉えた意味ベクトルと、「俺」と「だぜ」などのスタイルの類似性を捉えたスタイルベクトルが、それぞれ独立に得られることが確認されている。本稿では、このスタイルベクトルを利用して話者用例を人物スタイルベクトル化し、対話モデルに入力する。

3 提案手法

本稿では、話者用例のスタイル情報に人物らしさが含まれていると仮定し、入力された話者用例に基づく人物らしさを反映した応答文を出力する対話モデルを提案する。モデルの概要を図 1 に示す。本モデルは先行研究で提案された Speaker Model [14] を応用したモデルであり、Speaker Model では人物 ID を入力していたのに対して、今回は事前に算出された人物スタイルベクトルを入力している点が相違点である。

提案モデルでは、付与したい人物らしさが反映された用例を作成して入力するだけで、あらゆる発話文に対してその人物らしい応答文が出力されることを目指す。

3.1 人物スタイルベクトル

人物スタイルベクトル h^{st} を式 (1) に示す。 h^{st} は l_1 次元のベクトルであり、赤間らが提案した単語のスタイルベクトル [16] を利用して算出する。具体的には、各人物の話者用例 X^{ex} を形態素解析によって単語に区切り、それぞれの単語に対応したスタイルベクトルの相加重平均によって求める。

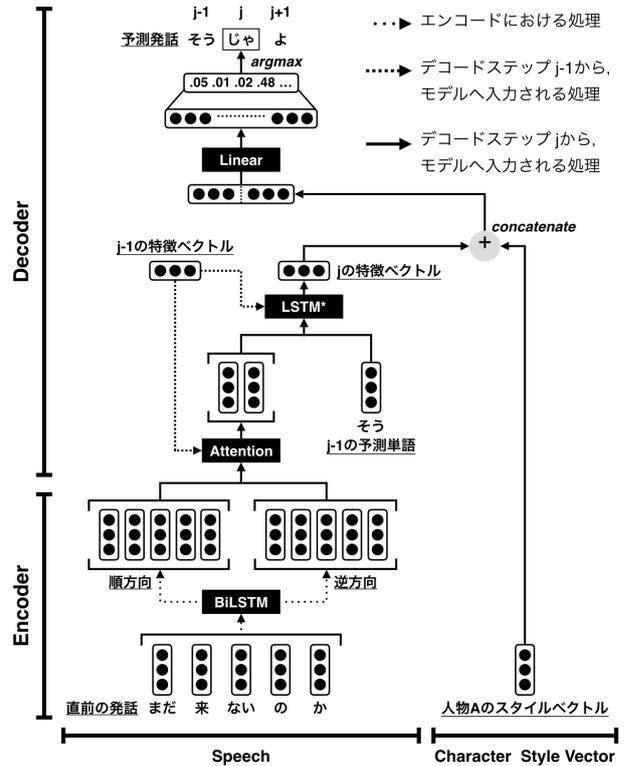


図 1 提案モデルの概要図. 提案モデルは、直前の発話 (Speech) を特徴ベクトルへ変換する Encoder と、Speech Encoder に対する 1 つの Attention mechanism、及び、発話を予測する 1 つの Decoder から構成される。なお、図中の LSTM* は、新たに 2 つの特徴ベクトルを入力可能に拡張した LSTM である。

$$h^{st} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e^{st}(x_k^{ex}) \quad (1)$$

ここで、 n は入力トークン x_k^{ex} の総数を示し、 $e^{st}()$ は与えられた話者用例 X^{ex} の入力トークン x_k^{ex} を、 l_1 次元の特徴ベクトルへ変換するスタイル空間上での word embed である。

3.2 目的関数

本モデルの目的は、直前の発話文 X^{sp} と人物スタイルベクトル h^{st} が入力として与えられたとき、適切な発話文 Y を予測することである。よって、式 (2) の条件付き対数尤度を最大化するよう学習する。

$$L = \prod_{j=1}^{|Y|} p(y_j | y_1, \dots, y_{j-1}, X^{sp}, h^{st}) \quad (2)$$

ここで、 y_j は j 番目の出力単語である。

3.3 Encoder

本エンコーダの役割は、直前の発話文 X^{sp} を特徴ベクトルへ変換することである。

直前の発話 X^{sp} は、下記の式で示す、Bidirectional LSTM (BiLSTM) によってエンコードされ、各エンコードステップ i における特徴ベクトル \vec{h}_i^{sp} 、及び、 \overleftarrow{h}_i^{sp} へ変換される。関数 $e^{sp}()$ は、エンコードステップ i における、発話文 X^{sp} の入力トークン x_i^{sp} を、 l_2 次元の特徴ベクトルへ変換する意味空

間上での word embed である。

$$\vec{h}_i^{sp} = \text{LSTM}_{forward}^{sp}(\vec{h}_{i-1}^{sp}, e_{forward}^{sp}(x_i^{sp})) \quad (3)$$

$$\overleftarrow{h}_i^{sp} = \text{LSTM}_{backward}^{sp}(\overleftarrow{h}_{i+1}^{sp}, e_{backward}^{sp}(x_i^{sp})) \quad (4)$$

ここで、 \vec{h}_i^{sp} は、入力シーケンスを順方向に入力していることを示し、 \overleftarrow{h}_i^{sp} は、入力シーケンスを逆方向に入力していることを示す。なお、 \vec{h}_i^{sp} 、及び、 \overleftarrow{h}_i^{sp} は、いずれも l_3 次元の特徴ベクトルである。

3.4 Attention mechanism

本アテンション機構の役割は、各エンコードステップ i の特徴ベクトル \vec{h}_i^{sp} 、及び、 \overleftarrow{h}_i^{sp} から、デコードステップ j における特徴ベクトル \vec{h}_j^{sp} 、及び、 \overleftarrow{h}_j^{sp} を生成することである。計算式を下記に示す。

$$a_{j,i} = v_a^T \tanh(W_a s_{j-1}^{dec} + U_a \vec{h}_i^{sp} + Z_a \overleftarrow{h}_i^{sp}) \quad (5)$$

$$\alpha_{j,i} = \frac{\exp(a_{j,i})}{\sum_{k=1}^{|X^{sp}|} \exp(a_{j,k})} \quad (6)$$

$$\vec{h}_j^{sp} = \sum_{i=1}^{|X^{sp}|} \alpha_{j,i} \vec{h}_i^{sp} \quad (7)$$

$$\overleftarrow{h}_j^{sp} = \sum_{i=1}^{|X^{sp}|} \alpha_{j,i} \overleftarrow{h}_i^{sp} \quad (8)$$

ここで、学習対象の行列は $v_a^T \in \mathbb{R}^{l_3}$ 、 $W_a \in \mathbb{R}^{l_3 \times l_3}$ 、 $U_a \in \mathbb{R}^{l_3 \times l_3}$ 、 $Z_a \in \mathbb{R}^{l_3 \times l_3}$ である。また、 s_{j-1}^{dec} はデコーダが出力したデコードステップ $j-1$ における特徴ベクトルである。

3.5 Decoder

本デコーダの役割は、特徴ベクトル \vec{h}_j^{sp} 、 \overleftarrow{h}_j^{sp} 、及び、人物スタイルベクトル h^{st} から、デコードステップ j における予測発話単語 y_j を出力することである。提案モデルでは、一般的な LSTM の入力機構に、発話特徴ベクトル \vec{h}_j^{sp} 、及び、 \overleftarrow{h}_j^{sp} を追加できるよう拡張した、以下の式に示す LSTM を用いる。関数 $e^{dec}()$ は、エンコードステップ $j-1$ における、予測発話文のトークン y_{j-1} を、 l_4 次元の特徴ベクトルへ変換する意味空間上での word embed である。

$$\begin{bmatrix} i_j \\ f_j \\ o_j \\ l_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma \\ \sigma \\ \sigma \\ \tanh \end{bmatrix} W_{lstm} \cdot \begin{bmatrix} s_{j-1}^{dec} \\ e^{dec}(y_{j-1}) \\ \vec{h}_j^{sp} \\ \overleftarrow{h}_j^{sp} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$h_j^o = \tanh(W_o [s_j^{dec}; h^{st}]) \quad (10)$$

$$p_j = \text{softmax}(W h_j^o) \quad (11)$$

ここで、学習対象の行列は $W_{lstm} \in \mathbb{R}^{4l_4 \times 4l_4}$ 、 $W_o \in \mathbb{R}^{(l_1+l_3) \times l_3}$ 、 $W \in \mathbb{R}^{V \times l_3}$ である。また、 $[s_j^{dec}; h^{st}]$ は、2つのベクトルの concatenate 演算を示す。 p_j は、各単語が出力される確率で構成される、語彙サイズ V のベクトルである。

4 評価実験

ここでは、独自に作成した複数の話者用例から人物スタイルベクトルを算出し、テストデータの発話文に対して各人物スタイルベクトルに応じた応答文を出力する。提案モデルの出力結果を手で評価することで、話者用例に基づく一貫した人物らしさが応答文に反映されることを確認する。さらに、話者用例数の違いによる応答文への影響を調べる。

4.1 実験方法

個性的な話者用例を、次の手順で独自に作成する。

- i. 反映したい人物を思い浮かべる。
- ii. その人物が現れる場面、情景を自由に想定する。
- iii. その人物らしいセリフを書き出す。

(ii 及び iii の手順を 30 回繰り返す)

以上の手順により話者用例を 5 名分作成し、1 名につき、5 文のみ、15 文のみ、30 文全てをそれぞれ用いた 3 種類の人物スタイルベクトルを算出する。その後、テストデータである発話文に対して、それぞれの人物スタイルベクトルを入力とした応答文を出力する。なお、作成した用例の一部と、人物像は表 1 に示す通りである。

表 1 独自に作成した話者用例の一部

人物像	話者用例の一部
男の子	僕、いつもお休みの日は、パパとママと一緒に遊園地で遊ぶよ。将来はサッカー選手になるのが夢なんだ。だから、いつもいっぱいサッカーしてるよ。君はいつも何して遊んでいるの？じゃあこれからはいつも一緒だね。
関西女性	ウチは関西生まれの女やで！今年でちょうど二十歳や。よろしくな。あんたとは初めて会うし、自己紹介でもしとこか。今は大学で法律の勉強してんねん。
お爺さん	きっと素晴らしいものが見れるはずじゃ。ちなみに、わしの好きな食べ物は煎餅じゃ。普段は囲碁や将棋を嗜んでおる。お前さんたちもやってみるか？わしは強いぞ。
悪党	よう、待たせたな。俺様を呼びつけるとは、少しはマシな要件なんだろうな。わざわざここに来るにも、奴らを撒くのに少し手間取った。ちゃんと早めに連絡してくれねえと。お前のようなダメな人間でも、俺様の力になれるんだろ。
犬(男)	ワンワン。こんにちはワン。ワンちゃんの国からこの世界に迷い込んでしまったワン…そういえば、君の名前はなんていうんだワン？そっかーワン…

被験者は、事前に人物スタイルベクトル算出に用いた話者用例を確認した上で、出力された応答文を以下の指標で評価する。

- 文法が妥当であるかどうか (文法の妥当性)
 - 1) 妥当でない
 - 2) 妥当である
- 対話の応答文として妥当かどうか (対話としての妥当性)
 - 1) 妥当でない
 - 2) 妥当だが、汎用的な応答 (相槌など) である
 - 3) 妥当である

表 2 人手による評価結果 (各評価指標について、評価の高いラベルが付与された割合)

反映させたい人物像		男の子			関西女性			お爺さん			悪党			犬(男)			総合評価		
評価指標		文法	対話	人物															
用例数	5 文	0.75	0.45	0.50	0.80	0.30	0.55	0.80	0.65	0.70	0.95	0.60	0.75	0.95	0.75	0.00	0.85	0.55	0.50
	15 文	0.85	0.80	0.65	1.00	0.85	0.95	0.90	0.75	0.80	0.95	0.65	0.85	1.00	0.90	0.00	0.94	0.79	0.65
	30 文	1.00	0.85	0.80	0.95	0.75	0.80	0.90	0.70	0.90	0.95	0.75	0.75	1.00	0.90	0.05	0.96	0.79	0.66

- 人物らしいかどうか (人物としての妥当性)
 - 想定する人物が発言するには違和感がある
 - 想定する人物が発言しても違和感がない

4.2 データセット

単語スタイルベクトルの学習データ及び対話モデルの学習データとして、独自に発話文と発話者名を含む対話データを作成した。具体的には、ショートストーリー¹ (SS) が掲載された Web ページをクロールし、カギ括弧で囲われた発話文と、始め括弧の直前の発話者名を合わせて収集した。単語のスタイルベクトルの学習には収集した全発話文 11,357,416 件を使用し、対話モデルの学習には 1 話者につき 50 以上の発話文があり、15 単語以下で固有名詞を含まない発話文と応答文のセット 1,900,811 件を使用した。

評価用のテストデータとして、人間同士の対話が文字起こされた名大対話コーパス [17] の中からランダムに選んだ 20 件の発話文を用いる。なお、用いるデータは 15 単語以下の文であることを条件とした。

4.3 実験設定

発話文を入力する Encoder、及び、発話文を出力する Decoder は、それぞれ 1 層の BiLSTM、及び、1 層の LSTM で構築され、単語埋め込みの次元数を 256 次元、隠れ層の次元数を 512 次元に設定した。また、人物スタイルベクトルの次元数を 300 次元に設定した。さらに、構築したデータセットの語彙数に合わせて word embedding の次元数を 123,925 次元とした。最適化アルゴリズムには Adam [18] を使用し、各パラメータは、 $\alpha=0.001$, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, $\epsilon=10^{-8}$ とした。

4.4 結果

人手による評価の結果から、評価の高いラベル (2 または 3) が付与された割合をまとめたものを表 2 に示す。また、提案モデルが出力した応答文の例を表 3 に示す。

まず、今回作成した話者用例から得られた人物スタイルベクトルに関して、学習データ中で類似度の高い人物スタイルベクトルを確認した。人物らしさを妥当に汲み取れていることが分かる例も多くみられ、例えば、「関西女性」のベクトルは関西弁を話す 10 代の女性のベクトルと類似度が高く、「お爺さん」のベクトルは老騎士や魔老師と言った人物らしさが類似していると言える人物と類似度が高くなっていることが確認された。

表 2 の通り、話者用例数が違う評価結果で比較すると、どの評価指標についても、ほとんどの場合は話者用例が多いほど高い割合で良い評価ラベルが付与されたことが分かった。

表 3 より出力された応答文を見ると、「僕」や「わし」といった一人称や、「お前」などの相手の呼び方、関西弁や老人語など

の基本的な言葉遣いは正しく反映されていることが確認できた。

4.5 考察

表 2 で人手による評価結果より、反映させたい人物像によって、妥当な人物らしさの反映度合いが異なることが分かった。原因としては、以下の 2 点が考えられる。

1 点目は、学習データ中の人物像の多様性についてである。例えば、表 3 より、実際に出力された「関西女性」の応答文を見ると、関西弁が反映されているものの「洋寝」といった対話とは関係のない名詞も含まれる。これは、学習データ中の類似スタイルの話者が使用していた固有名詞を出力してしまっていることが原因であると考えられる。学習データ中の人物像をより多様化することで、対話モデルの学習後にこうした固有名詞が出力されるのを抑制すべきであると考えられる。

2 点目は、話者用例から人物スタイルベクトルへの算出時における、人物の的確なスタイルの抽出度合いである。今回、「犬(男)」の人物らしさとして、語尾に「ワン」を付けるということを決め、それに沿って話者用例を作成した。しかしながら、提案モデルによって出力された応答文には、そのような規則性に則った例をほとんど確認することはできなかった。今後は、こうした特殊な言葉遣いや口癖といった情報も話者用例から汲み取り、応答文に反映できる仕組みを検討する必要がある。また、「犬(男)」の話者用例から算出された人物スタイルベクトルに着目すると、少年や少女といった一部言い回しが類似したキャラクターの人物スタイルベクトルと類似度が高くなり、想定していた人物らしさが際立つ言い回しを生成するまでには至らなかったのではないかと考えられる。さらに、語尾に「ワン」を付けるような話者は、学習データ中に存在しないことも分かった。このことから、学習データに存在しない特殊な言葉遣いをする人物らしさは、反映することが難しいと考えられる。

5 まとめ

本稿では、入力された話者用例に基づく人物らしさを反映した応答文を出力する対話モデルを提案した。評価実験では、人物らしさが含まれる話者用例を複数作成し、話者用例に基づく一貫した人物らしさが提案モデルの出力応答文に反映されることを確認した。結果として、一人称や、相手の呼び方、一般的な方言や語尾などの基本的な言葉遣いは正しく反映されていることが確認できた。しかし、対話とは無関係な固有名詞を出力してしまう点や、特殊な語尾は反映できない点が大きく課題として挙げられた。

今後は、限られた話者用例から人物らしさをよりの確に汲み取り、応答文に反映させる手法を検討する。また、最終的には、ユーザが手軽に話者用例を作成し、彼らが思い描く人物らしさを応答文へ自由に付与できる対話システムの実現を目指す。

1: 二次創作小説。主に、発話文と対応する発話者名のみで対話が構成される。

表 3 提案モデルが出力した応答文の例

反映させたい人物像	用例数	テスト用の発話文	出力された応答文
男の子	5	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	へえ…
		うーん？天気いいね。	僕たちには僕たちがついてるよ？
		えっ？おいしいの？	僕たちは味方と戦えるかな？
	15	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	へえ…
		うーん？天気いいね。	…そうだね。
		えっ？おいしいの？	おいしい！
	30	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…でも、これはどうですか？
		うーん？天気いいね。	それじゃ、じゃあ、入ろうか。
		えっ？おいしいの？	おいしいよ！
関西女性	5	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	ふーん、ほな行くで
		うーん？天気いいね。	それはやな。
		えっ？おいしいの？	…すこやん、洋榎はかわええんちゃう？
	15	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そうかい？
		うーん？天気いいね。	それはやな。
		えっ？おいしいの？	…はあ…
	30	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そっか
		うーん？天気いいね。	それはやな。
		えっ？おいしいの？	あかん…
お爺さん	5	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	難儀な宝石じゃな。
		うーん？天気いいね。	…そうじゃな。
		えっ？おいしいの？	…ばか
	15	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…難儀な生き方が回ってもな。
		うーん？天気いいね。	これはわしにおまかせあれ！
		えっ？おいしいの？	わしの香りがするのう
	30	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そうか？
		うーん？天気いいね。	…ワシは並の研究者なのじゃからな。
		えっ？おいしいの？	わしの血が騒ぐだけなんじゃがの
悪党	5	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…なら、トンカツも用意しておくぞ。
		うーん？天気いいね。	…貴様はお前のケツをケツに浸ってんだろ。
		えっ？おいしいの？	お前はな
	15	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…じゃあ、そこに座ってくれ。
		うーん？天気いいね。	…そうだな。
		えっ？おいしいの？	お前はな
	30	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…なら、トンカツも用意しようぜ。
		うーん？天気いいね。	…そうだな。
		えっ？おいしいの？	お前はな
犬（男）	5	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そうなのかな…
		うーん？天気いいね。	それは…
		えっ？おいしいの？	お陰様で
	15	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そうなのかな？
		うーん？天気いいね。	それは、スタペリアの星だね。
		えっ？おいしいの？	とても美味しいよ
	30	全然あたし、神秘的な感じしないよー。	…そうなんだ。
		うーん？天気いいね。	それは、その…
		えっ？おいしいの？	でしょ？

本研究の一部は科研費 18K11557 の助成を受けたものである。

文 献

- [1] Alan Ritter, Colin Cherry, and William B Dolan. Data-driven response generation in social media. In *Proceedings of the conference on empirical methods in natural language processing*, pp. 583–593. Association for Computational Linguistics, 2011.
- [2] Alexander Bartl and Gerasimos Spanakis. A retrieval-based dialogue system utilizing utterance and context embeddings. *CoRR*, Vol. abs/1710.05780, , 2017.
- [3] Jiwei Li, Michel Galley, Chris Brockett, Jianfeng Gao, and Bill Dolan. A diversity-promoting objective function for neural conversation models. *arXiv preprint arXiv:1510.03055*, 2015.
- [4] Chen Xing, Wei Wu, Yu Wu, Jie Liu, Yalou Huang, Ming Zhou, and Wei-Ying Ma. Topic aware neural response generation. In *AAAI*, pp. 3351–3357, 2017.
- [5] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V Le. Sequence to sequence learning with neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 3104–3112, 2014.
- [6] David E Rumelhart, Geoffrey E Hinton, Ronald J Williams, et al. Learning representations by back-propagating errors. *Cognitive modeling*, Vol. 5, No. 3, p. 1, 1988.
- [7] Paul J Werbos. Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 10, pp. 1550–1560, 1990.
- [8] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [9] Wojciech Zaremba, Ilya Sutskever, and Oriol Vinyals. Recurrent neural network regularization. *arXiv preprint arXiv:1409.2329*, 2014.
- [10] Marilyn A Walker, Grace I Lin, and Jennifer Sawyer. An annotated corpus of film dialogue for learning and characterizing character style. In *LREC*, pp. 1373–1378, 2012.
- [11] François Mairesse and Marilyn Walker. Personage: Personality generation for dialogue. In *Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics*, pp. 496–503, 2007.
- [12] 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変換. *人工知能学会論文誌*, Vol. 31, No. 1, pp. DSF-E.1, 2016.
- [13] 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.
- [14] Jiwei Li, Michel Galley, Chris Brockett, Georgios P Spithourakis, Jianfeng Gao, and Bill Dolan. A persona-based neural conversation model. *arXiv preprint arXiv:1603.06155*, 2016.
- [15] 濱田晃一, 藤川和樹, 小林颯介, 菊池悠太, 海野裕也, 土田正明ほか. 対話返答生成における個性の追加反映. *研究報告自然言語処理 (NL)*, Vol. 2017, No. 12, pp. 1–7, 2017.
- [16] Reina Akama, Kento Watanabe, Sho Yokoi, Sosuke Kobayashi, and Kentaro Inui. Unsupervised learning of style-sensitive word vectors. In *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)*, pp. 572–578. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [17] 国立国語研究所. 名大会話コーパス. 科学研究費基盤研究 (B)(2) 「日本語学習辞書編纂に向けた電子化コーパス利用によるコーンセッション研究」 (平成 13 年度 15 年度). 国立国語研究所, 2001.

- [18] Diederik Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.