

# 深層学習を用いた名詞置換による対話文への「かわいさ」の付与 Attachment of “Cuteness” to Dialogue Sentences Through Noun Substitution Using Deep Learning

後藤 優介<sup>1\*</sup> 砂山 渡<sup>2</sup>  
Yusuke Goto<sup>1</sup> Wataru Sunayama<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 滋賀県立大学大学院 工学研究科

<sup>1</sup> Graduate School of Engineering, The University of Shiga Prefecture

<sup>2</sup> 滋賀県立大学 工学部

<sup>2</sup> School of Engineering, The University of Shiga Prefecture

**Abstract:** Nowadays, automatic generation of dialogue sentences using deep learning has been conducted. It requires not only sequences of conversation but also characteristics of conversation partner. Because, it makes users feel charms and personalities in conversation. However, previous studies often transformed the sentence’s characteristic to another one which define transformed vocabularies easy. Therefore, this study will transform the sentence’s characteristics to another one which hard to define transformed vocabularies. Especially, the purpose of this study is to give the cuteness to sentences. We propose a system that combines rule-based substitution of function words with deep learning-based substitution of nouns.

## 1 はじめに

近年, Apple 社の Siri や Amazon 社の Alexa を皮切りに, 対話型システムの注目度が増している. そのうち, ユーザとコミュニケーションを取る事を目的とした対話型システムの事を非タスク指向型対話システムと呼ぶ. これは主に, コミュニケーションロボットでの活躍が期待され, AI と対話できる事で, より AI に対して親しみを持ってもらえる事が期待できる [1]. 非タスク指向型対話システムの問題として, 無個性な対話による対話意欲の低下がある. そこで既存研究として, 対話システムの応答文に対してキャラクタ付けを行い, 個性的な応答文を作成する研究が行われている. しかし, これらの研究では, 文節機能部のみの変換や, 語彙が限定されているキャラクタへの変換のみに留まっていることが問題として挙げられている.

そこで本研究では, 付与するキャラクタ性として, 具体的なキャラクタではなく, 人間の感性の 1 つである「かわいさ」を対話文に付与することを目的とする. 「かわいさ」とは愛着を持っているものに対して使う表現であるため, 「かわいさ」を感じさせる要素を対話文に付与することができれば, もっと愛着や親しみ, 利用

意欲を持ってもらえることが期待される. 本研究では, 自身の過去の研究 [2] を参考にしたルールによる変換に加え, 深層学習による判定, FastText とクラスタリング, BERT を用いて, より「かわいさ」を感じさせることができる名詞に置換する機構を追加する. これにより, 過去の研究のアルゴリズムでは不可能であった「かわいい内容」を, 名詞 1 つの置換により部分的に付与し, 変換できる文の幅が広がることが期待される.

## 2 関連研究

本章では, 文にキャラクタ性を付与することについての関連研究について述べる.

文節機能部に着目し, 人手で書き換えたコーパスを分析する事で見つけ出した置換ルールを, 確率に応じて自動適用する研究 [3] がある. これにより, 変換により感じる違和感を 10%以下に抑えつつ, 人間が 80%の確率で判別できるキャラクタ性変換を行う事に成功している. また, 変分オートエンコーダとアテンションを用いてキャラクタ性を付与する研究 [4] がある. この研究では, アテンションを用いる事で, 生成モデルを用いる場合でも変換する単語を制御しつつ, 文全体の変換を行う事ができる事を示している. しかし, これらの研究における変換は, 機能表現のみを対象とした置換に限られており, キャラクタ性を感じさせる要素

\*連絡先: 滋賀県立大学大学院工学研究科 電子システム工学専攻  
後藤 優介  
〒 522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500  
E-mail: oi23ygoto@ec.usp.ac.jp

を網羅的に適用できているとは言えない。そこで本研究では、より人間の感性に近いキャラクター性である「かわいさ」を付与する場合について調査を行った。また、アテンション、BERT、クラスタリングを用いて名詞の置換を行うことで、機能表現に留まらない変換を可能にした。

他には、ユーザの発言に対する対話システムの応答文からその質問に対する回答特徴語を抽出し、回答特徴語を置換することでキャラクタ付けを行う研究 [5] がある。この研究では、年齢と性別を付与するキャラクター性としている。回答特徴語に類似する単語を Wikipedia と分散表現による類似度計算に基づいて列挙し、Twitter で指定した年齢と性別を持つユーザが高頻度で使用している単語に置換を行っている。これにより、単に分節機能部のみを置換した場合に比べてキャラクター性を強く感じさせる文に変換することができたことを示している。しかし、この研究ではユーザからの質問に対する応答文のみを対象にしており、例えばシステム側からユーザに話しかける場合や、質疑応答の形でない対話文である場合には適用できない。そこで本研究では、アテンションを用いることで、質疑応答文に限らない特徴語の抽出を試みた。

### 3 「かわいさ」の定義と「かわいさ」判定モデルの作成

本章では、本研究で取り扱う「かわいい」という感性がどのようなものなのか、また、分析のためにどのようなデータを収集したかについて述べる。

#### 3.1 「かわいさ」の定義

本節では、本研究で付与するキャラクター性である「かわいさ」について定義する。「かわいい」の意味について調べた研究 [6][7][8] によると、心理学的に人が他者に対して「かわいい」と感じる要素は、大きく分けて以下の 3 つの要素がある事がわかっている。

- 「共感性」：他者の状況や感情に共感し、他者志向の温かい気持ちを持たせる性質。
- 「不完全性」：幼さ・弱さから、守ってあげたいという気持ち（保護欲）を感じさせる性質。
- 「親和性」：相手と親密な関係を維持し、仲良くなりたいと感じさせる性質。

このうち、共感性と親和性については、自分と他者の関係性を評価して生まれる性質であり、相対的なものであるため、統一した基準での定義が難しい。その

表 1: 気の弱さ・強さを表す要素の一覧

気の弱さを表す要素	気の強さを表す要素
何かと我慢する	負けず嫌い
不安・緊張	プライドが高い
消極的	甘えることが苦手
自分の意見を言わない(言えない)	サバサバした姉御肌*
周りに気を使う	正義感がある
他者の言動を気にする	違うことは違うと言う
勇気が足りない	自己主張が強く。自己中心的
落ち込みがち	こだわりが強い
ネガティブ思考	口調が強い
	高圧的な態度をとりがち

ため、本研究では不完全性を取り上げ、「文全体から読み手に不完全性を感じさせる性質」を「かわいさ」と定義する。また、外見的な要素を含まない不完全性の要素として、「幼さ」と「気の弱さ」の 2 つを挙げ、それらを付与することを目的とする。

#### 3.2 「かわいさ」を含むデータの収集

本節では、本研究で分析対象とするデータの収集について述べる。本研究では、人手により付けられたかわいさを分析対象とする。これは、自然に現れる特徴よりも人間が意図的に付与した特徴の方がパターンが少なく、抽出しやすいと考えられるためである。そこで、ソーシャルゲーム「アイドルマスター シンデレラガールズ」「ラブライブ! スクールアイドルフェスティバル」「バンドリ! ガールズバンドパーティ!」のキャラクターのセリフを、合計 201 キャラクター 115,456 文収集し、以下で述べる基準に従って「幼い」「幼くない」「気弱」「気弱でない」のラベルをキャラクタ単位で付与して分析した。

まず、「幼さ」について述べる。本研究では幼さが無くなる時期の目安を思春期とし、思春期の特徴的な言動が現れやすいとされる思春期中期の 14 歳以下であるキャラクタを幼いキャラクタとした。また、思春期を終え成人し、明確に大人になったとされる 20 歳以上のキャラクタを幼くないキャラクタとした。それぞれ該当するキャラクタのセリフを幼い文、幼くない文として、幼い文を 26 キャラクタ 18,172 文、幼くない文を 31 キャラクタ 19,198 文が抽出された。

次に、「気の弱さ」について述べる。本研究では、以下の表 1 に示す通り気の弱さを表す要素と気の強さを表す要素を列挙し、気が弱い要素を持つキャラクタを気弱なキャラクタ、気が強い要素を持つキャラクタを気弱でないキャラクタとした。それぞれ該当するキャラクタのセリフを気弱な文、気弱でない文として、気弱な文を 16 キャラクタ 12,009 文、気弱でない文を 38 キャラクタ 16,001 文が抽出された。

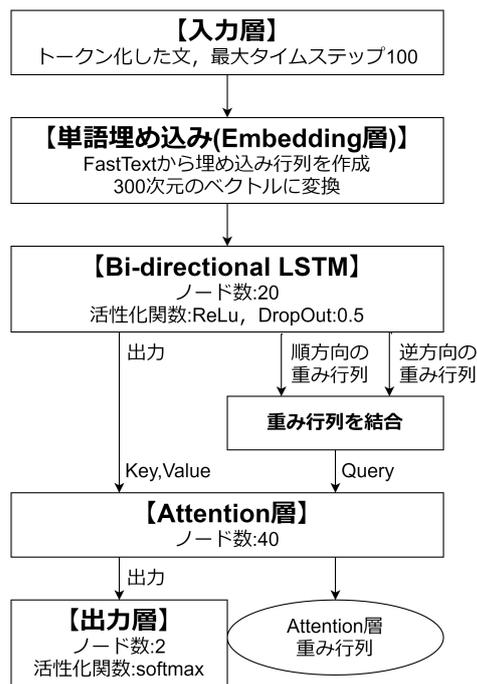


図 1: 幼さ・気弱さを判定する深層学習モデルの構造

### 3.3 「かわいさ」判定するモデルの作成

本節では、深層学習モデルの作成について述べる。本研究では、「幼さ」を判定する深層学習モデルと、「気の弱さ」を判定する深層学習モデルの2つを用いる。

幼さを判定する深層学習モデルと、気の弱さを判定する深層学習モデルは同じ構造のものを使用している。これらの深層学習モデルの構造を、以下の図1に示す。このモデルでは、入力された単語ベクトルを双方向LSTMを用いて圧縮し、アテンションを用いてどの単語に注目するかを決定した後、出力層で最終的にどちらのクラスに属しているかを判定する。

入力する文は、すべて形態素解析を行った後、FastText<sup>[9]</sup>を用いて各単語を300次元のベクトルに変換してからモデルに入力する。その際、FastTextには日本語Wikipediaの全文を用いて学習させたモデルを使用した。また、分かち書きを行う際には、収集したデータのキャラクターの名前と、学習時にノイズになると思われるひらがな1文字、カタカナ1文字の単語はストップワードとして除外した。

#### 3.3.1 「幼さ」を判定する深層学習モデルの作成

本項では、入力された文に「幼さ」が含まれているかどうかを判別する深層学習モデルについて述べる。学習データとして、3.2節で述べた「幼い文」と「幼くな

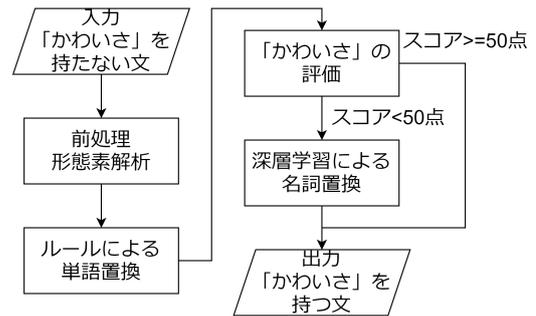


図 2: 「かわいさ」を付与するシステムの構成

い文」を使用する。これらの文から無作為に取り出した2割の文を性能評価用データとし、残りの8割のデータでモデルを学習させた。性能評価用データによる評価の結果、このモデルは正解率で77.3%の精度を達成した。

#### 3.3.2 「気の弱さ」を判定する深層学習モデルの作成

本項では、入力された文に「気の弱さ」が含まれているかどうかを判別する深層学習モデルについて述べる。学習データとして、3.2節で述べた「気弱な文」と「気弱でない文」を使用する。これら文から無作為に取り出した2割の文を性能評価用データとし、残りの8割のデータでモデルを学習させた。性能評価用データによる評価の結果、このモデルは正解率で85.5%の精度を達成した。

## 4 深層学習を用いて「かわいさ」を付与するシステムの構築

本章では、実際に文に対して「かわいさ」を付与するシステムの構築について述べる。「かわいさ」を付与するシステムの構成を図2に示す。

まず、変換したい文を入力し、それを形態素解析したデータを作成する。次に、形態素解析したデータに変換ルールを適用する。その後、その文のかわいさスコアを計算する。この時点で十分なかわいさが付与されている場合は、ルール適用後の文を最終出力とする。そうでない場合は、深層学習を用いた名詞置換を行い、その文を最終出力とする。

### 4.1 変換ルールによる変換

この節では、変換ルールによる変換について述べる。ここでは、主に分節機能部に変換ルールを適用することで、「かわいい表現」の付与を行う。形態素解析後の

表 2: 「かわいさ」を付与する変換ルールの一覧

変換対象の単語	変換先の単語
相槌や同意を示す表現 または終助詞	後に「ー」を挿入
です、ます等の丁寧な文末表現 文末の前の、名詞・副詞では無い単語	よ、ねに置換もしくは挿入 必要に応じて前後の単語も置換
言い切る表現(～ない等)	対象の単語の後に「かも」を挿入
命令形である動詞	対象の単語を基本形に置換し、 「～てほしいな」「～よ」を挿入
逆接の接続詞 (しかし、だけど等)	対象の単語を削除 必要に応じて句読点を挿入
強い否定を表す副詞や形容動詞 (ちっとも、全く等)	「多分」「できれば」と置換
俺「わし」などの一人称	「わたし」に置換
お前「貴様」などの二人称	「あなた」に置換

文が入力されると、まずどの変換ルールを適用するかを決定し、入力文の各単語について、変換対象となる単語かどうかをチェックする。その後、変換対象の単語を変換ルールに則って変換し、最後に全ての単語をつなぎ合わせて文にしたものを出力する。ここで適用する変換ルールについては、自身の過去の研究 [2] で調査を行った変換ルールのうち、一般名詞以外を対象としていて一定の効果が見られた 8 つのルールを使用した。以下の表 2 に、採用した変換ルールの一覧を示す。

これらの各ルールについて、形態素解析された単語の 1 単語目から順番に、変換対象の単語かどうかをチェックし、変換対象の単語が存在する場合、その変換ルールについて変換ルールの適用を行う。

## 4.2 「かわいさ」の評価

この節では、かわいさの評価について述べる。ここでは、評価したい文を入力とし、深層学習を用いて、その文にどれだけかわいさが現れているかを 100 点満点の「かわいさスコア」として出力する。通常、直前のルールによる変換を行った後の文を入力として使用する。「かわいさ」の評価は、3.1 節で述べた「かわいさの定義」に沿って、文に「幼さ」と「気の弱さ」が含まれているかどうかを評価し、その出力を組み合わせることで行う。

まず、「幼さ」を判定する深層学習モデルに文を入力し、その出力のうち「幼さが含まれている」ラベルについての出力値を「幼さスコア」 $S_{young}$  とする。同様に、「気の弱さ」を判定する深層学習モデルの「気の弱さが含まれている」ラベルについての出力値を「気弱さスコア」 $S_{weak}$  とする。それらの値を用いて、かわいさスコア  $S_{cute}$  を式 (1) で定義する。

$$S_{cute} = \frac{2}{\frac{1}{S_{young}} + \frac{1}{S_{weak}}} \times 100 \quad (0 \leq S_{cute} \leq 100) \quad (1)$$

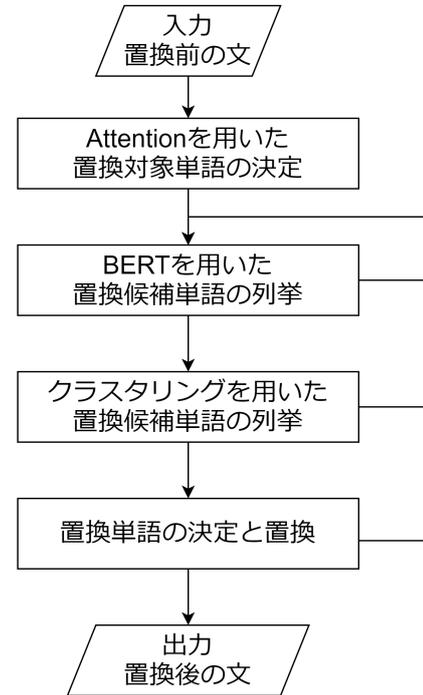


図 3: 深層学習による名詞置換のフローチャート

このかわいさスコアが 50 点未満の場合、この文にはまだ十分なかわいさが付与できていないと判断し、次の名詞置換に進む。そうでない場合、この文にはルール変換だけで十分なかわいさが付与されたとして、変換後の文をシステムの出力とする。

## 4.3 深層学習による名詞置換

本節では、深層学習による名詞置換について述べる。ここでは、前述したルール変換だけで十分なかわいさが付与できなかった場合、最もかわいくない名詞の置換を行うことで、「かわいさ」の付与を行う。名詞置換のフローチャートを図 3 に示す。

### 4.3.1 アテンションを用いた置換対象単語の決定

本項では、アテンションを用いて「幼くない」もしくは「気弱でない」に最も寄与している単語を抽出し、それを置換対象単語とする処理について述べる。置換対象単語を決定するアルゴリズムを図 4 に示す。

まず、3.3 節で述べた、「幼さ」を評価する深層学習モデルと、「気の弱さ」を評価する深層学習モデルに、入

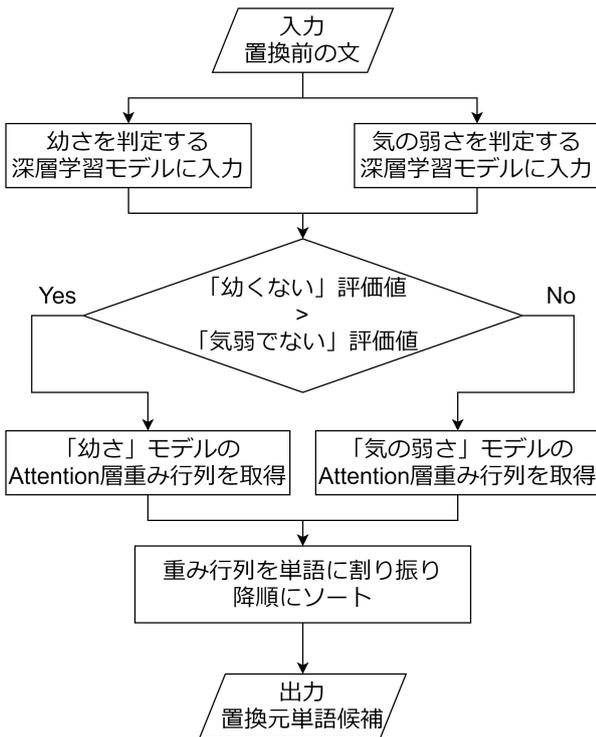


図 4: アテンションを用いて置換対象単語を決定するフローチャート

力にした文から名詞のみを抽出したものを入力し、出力層の値とアテンション層の重み行列を取り出す。今回使用したモデルでは、Query に双方向 LSTM の順方向・逆方向それぞれの隠れ層重み行列を結合したものを、Key と Value に双方向 LSTM の出力値を用いている。その後、深層学習モデルの「幼くない」ラベルの出力値と、「気弱でない」ラベルの出力値を比較し、値が大きい方のモデルのアテンションの重み行列を参照することで、「幼くない」「気弱でない」に最も強く関与する名詞を決定する。

#### 4.3.2 BERT による置換候補単語の列挙

本項では、BERT[10] を用いて文法的に違和感の無い置換候補単語を求める処理について述べる。置換したい単語を [MASK] に置き換え、BERT の Masked Language Model で推論を行い、その結果上位 300 件を候補単語として使用する。

#### 4.3.3 クラスタリングを用いた置換候補単語の列挙

本項では、FastText を用いたクラスタリングの結果を用いて、置換対象単語に意味が近く、かつ元の単語よりもかわいい単語を抽出する処理について述べる。

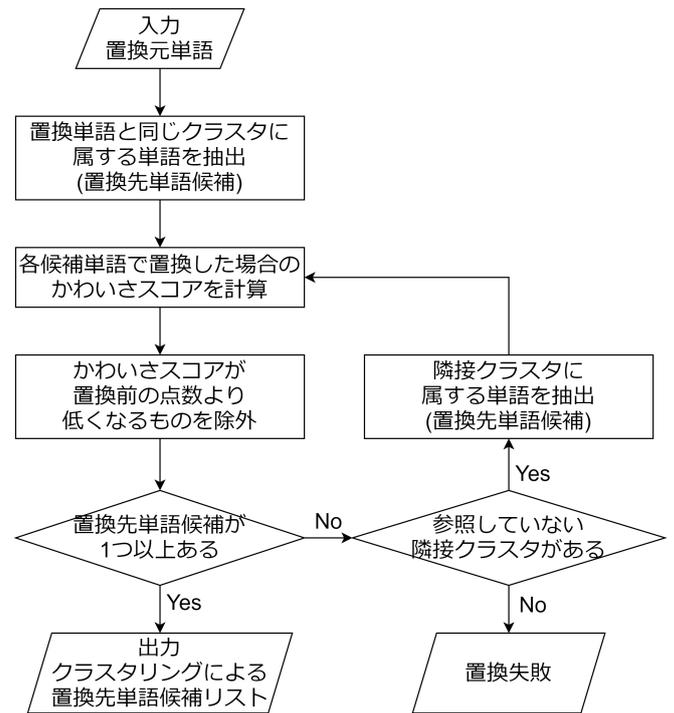


図 5: クラスタリングを用いて置換候補単語を求めるフローチャート

クラスタリングは、mecab-ipadic-NEologd 辞書に収録されている一般名詞 50,489 単語について、各単語を FastText[9] を用いて 300 次元のベクトルに変換し、それを K-means 法を用いて 300 クラスターに分割した。その後、各クラスターの重心を求め、それぞれのクラスターについて重心間のユークリッド距離が短いクラスターを 3 つずつ求めた。本研究では、この重心間のユークリッド距離が短いクラスターのことを隣接クラスターと定義する。このクラスターを用いて置換候補単語を求めるアルゴリズムを図 5 に示す。

置換対象単語が属しているクラスター内の単語で置換した文を全パターン作成し、それぞれについて 4.2 節で述べた方法で「かわいさスコア」を算出する。次に、置換後の文をかわいさスコア順に並び替え、そのうち置換する前のかわいさスコアよりも高くなった文で使用した単語を、クラスタリングによる置換候補単語とする。この時、置換前のかわいさスコアを超える文が存在しない場合は、隣接クラスターと同様のことを行う。隣接クラスターを 3 つ探しても置換前のかわいさスコアを超えない場合は、置換失敗として置換前の文を出力する。

#### 4.3.4 置換先単語の決定と置換

本項では、最終的に置換先単語を決定する方法について述べる。ここまでで求めたBERTによる置換候補単語とクラスタリングによる置換候補単語について、共通して現れる単語のみを抽出する。次に、共通して現れる単語について、[MASK]に入る確率が高い順と、かわいさスコアが高い順にそれぞれに1点、2点…と点数をつける。その後、それらの単語について、2つの点数の和を取る。最終的に2つの点数の和が最も低い共通単語候補が置換先単語となり、置換先単語で置換した文を出力する。2つの候補単語に共通して現れる単語が存在しない場合は、他の置換対象単語での置換を試みる。全ての置換対象単語で置換ができない場合は、置換先単語無しとして置換前の文を出力する。

## 5 「かわいさ」を付与するシステムの検証実験

本章では、本研究で作成した「かわいさ」を付与するシステムの検証実験について述べる。3.1節で述べたように、かわいさは物理的・数値的な特徴からは明確に評価する事ができない。そこで、被験者として、21歳から26歳までの大学生、大学院生、社会人18名に実験の協力を依頼し、本システムによって変換された文章についてかわいさの付与が適切に行われたかどうかを判定してもらう事で、本システムの有効性を検証することを目的とした。

### 5.1 実験に用いたデータ

本実験では、2つのデータを用いて検証を行う。1つ目は、データセット「名大会話コーパス」[11][12]に収録された発話文のうち、男性が発話した文160文である。この160文を本システムに入力し、変換前の文と変換後の文を160文ずつ作成して比較する。ただし、相槌を打っているだけの文章や、「えー」「あー」「うーん」と言い淀んでいる箇所については取り除いてから使用した。

2つ目は、3.2節で述べた、「幼さ」が含まれている文と、「気の弱さ」が含まれている文から無作為に80文ずつ抽出した、「幼さ」か「気の弱さ」が含まれている文160文である。これを「かわいい文」とする。

### 5.2 実験の手順

本節では、実際に行った実験の手順を述べる。この実験では、被験者を2つのグループに分け、「変換前の文」「変換後の文」「かわいい文」をそれぞれ80文ずつ割り

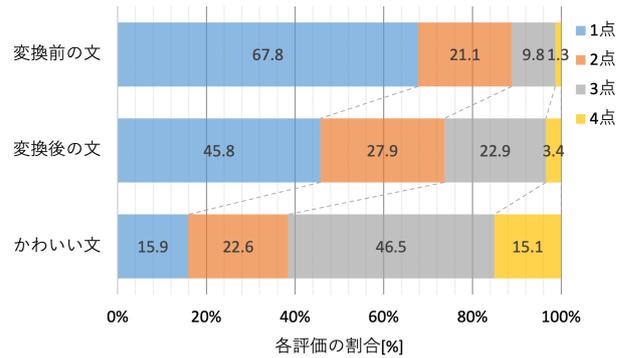


図6: 文から感じた「かわいさ」の評価の分布

当てる。そしてそれぞれの文について、以下の質問に4点満点(4点:感じた・3点:やや感じた・2点:あまり感じなかった・1点:感じなかった)で回答してもらった。

(状況)あなたは現在、テキストチャットでの雑談をしている。相手がどんな人なのかは知らない。その状況でそれぞれのメッセージが送られてきたと仮定して、相手に抱く印象を教えてください。

(質問1) そのメッセージを送ってきた相手に、「幼さ」を感じましたか?

(質問2) そのメッセージを送ってきた相手に、「気の弱さ」を感じましたか?

(質問3) そのメッセージを送ってきた相手に、「かわいさ」を感じましたか?

### 5.3 実験結果と考察

本節では、検証実験の結果と考察について述べる。

#### 5.3.1 文から感じた「かわいさ」の評価の分布の変換前後の比較

本項では、文から感じた「かわいさ」の評価の分布について、変換前後とかわいい文の3種類の比較について述べる。評価実験の質問項目のうち、「そのメッセージを送ってきた相手に「かわいさ」を感じましたか?」の回答について、1から4の回答の割合を変換前の文・変換後の文・かわいい文の3種類ごとにまとめたものを以下の図6に示す。

図6より、変換後の文を変換前の文と比較すると、1点をつけた割合が22.0%減少し、3点をつけた割合が13.1%増加していることがわかる。一方で、かわいい文の分布には遠く及ばない。ここから、本システムによる変換では、文のかわいくない要素を少し軽減することはできるが、真にかわいい文だと言える文には変換できないことがわかる。

また、「変換対象の文」として160文について、変換前・変換後それぞれについて平均評価点を算出すると、増加した文が65.6%、減少した文が23.8%、変わらない文が10.6%となった。ここから、65.6%の文については一定の「かわいさ」を付与することができたといえる。以下に、変換前よりも平均評価点が上昇した文の変換例を示す。

- つらいことがないと楽しいことが、普通の楽しさにはかならない。  
 →つらいことがないと楽しいことが、普通の雰囲気にはかならないよー。
- まあいいかって思うより前に、次のこと考えちゃうんでしょ？  
 →まあいいかって思うより前に、別のこと考えちゃう？
- 酒を飲む人にとったら、キノコは一番うまいじゃん。  
 →コーヒーを飲む人にとったら、キノコは一番うまいじゃんよー。

これらを見ると、語尾の置換や「酒」といった明確な成人後の人物像を想像させる単語の置換が、有用に働いていることがわかる。単語の置換についても、文の破綻が起らない範囲内での単語の置換が行われているといえる。

次に、変換前よりも平均評価点が減少した文の変換例を示す。

- あれ、やり方がよくわからなくなったって、出来なくなっちゃった。  
 →あれ、自分がよくわからなくなったって、出来なくなっちゃった。
- あの先生、3年前に超音波の機械も買ってたでしょう。  
 →あの先生、3年前に超音波の繭も買ってた。
- 例えば英語を学習することによる思考様式の変容っていうのはあると思うんですね。  
 →例えば単語を学習することによる思考様式の変容っていうのはあると思う。

1つ目のようにそもそも変換する自由度が無い文、2つ目のように難しい単語が複数個あり、1つの単語の置換だけではかわいくできない文、3つ目のようにそもそもその話題がかわいさからかけ離れており変換できない文が大半を占めていた。これらの文をかわいくしたいのであれば、そもそもこの話題が出ない対話の流れを作るか、文自体を生成し直す必要がある。例えば3つ目の文ならば、「思考様式の変容」という難しい表現が

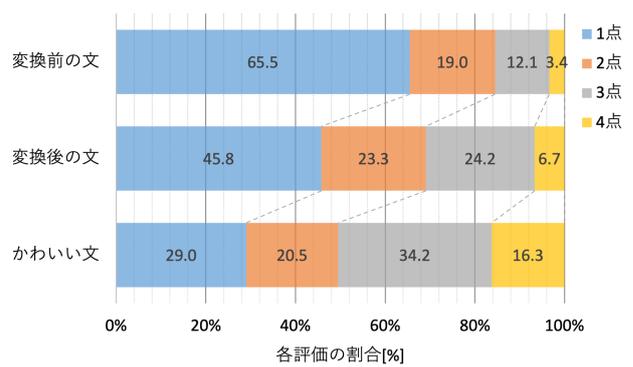


図 7: 文から感じた「幼さ」の評価の分布

現れており、これが幼さに強い影響を与えている。これを「例えば、英語を勉強したら考えが変わったからかなー？」と変換すればかわいさを付与できるが、これは単語1つの置換では実現できないため、本研究の手法では変換できないと考えられる。こういった傾向は、学術的な内容や時事的な内容を含む文に多く見られた。

### 5.3.2 文から感じた「幼さ」の評価の分布の変換前後の比較

本項では、文から感じた「幼さ」の評価の分布について、変換前後とかawaii文の3種類の比較について述べる。評価実験の質問項目のうち、「そのメッセージを送ってきた相手に「幼さ」を感じましたか？」の回答について、1から4の回答の割合を変換前・変換後・かawaii文の3種類ごとにまとめたものを以下の図7に示す。

図7より、変換後の文を変換前の文と比較すると、1点をつけた割合が19.7%減少し、3点をつけた割合が12.1%していることがわかる。この傾向は、5.3.1節で述べた「かわいさ」の評価の分布と同様の傾向である。このことから、「幼さ」と「かわいさ」は密接な関係があることが推測できる。

### 5.3.3 文から感じた「気の弱さ」の評価の分布の変換前後の比較

本項では、文から感じた「気の弱さ」の評価の分布について、変換前後とかawaii文の3種類の比較について述べる。評価実験の質問項目のうち、「そのメッセージを送ってきた相手に「気の弱さ」を感じましたか？」の回答について、1から4の回答の割合を変換前・変換後・かawaii文の3種類ごとにまとめたものを以下の図8に示す。

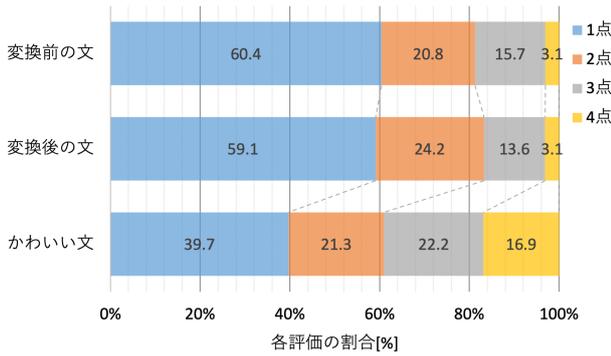


図 8: 文から感じた「気の弱さ」の評価点の分布

図 8 より、変換前後の気の弱さの評価点の分布はあまり差異が見られなかった。このことから、本システムでは十分に「気の弱さ」を付与できなかったといえる。また、かわいい文で 3 点以上がついた文の割合は 39.0% であり、これは幼さと同様に 3 点以上がついた文の割合である 50.5% に比べて低い。ここから、「気の弱さ」はそのキャラクタの性格や置かれている状況や、動詞・形容詞に依存している部分が強く、「幼さ」と比べると文からは感じ取りづらい要素であったと考えられる。そのため、本システムで変換を行ったとしても、気の弱さを感じ取りづらかったのではないかと思われる。

## 6 おわりに

非タスク指向型対話システムの固有の問題である、無個性な対話による対話体験の質の低下を防ぐため、文に対して自動でキャラクタ性の 1 つである「かわいさ」を付与するシステムを構築した。

構築した自動でかわいさを付与するシステムが、実際にかわいさを付与できているかを検証するため検証実験を行った。結果、本システムでは 65.6% の文について一定のかわいさを付与することができた。しかし、かわいさの要素である幼さについては変換により評価が上昇したが、気の弱さについては評価がほとんど変わらなかった。ここから、気の弱さは文のみからは感じづらい要素であったと考えられる。また、名詞 1 つの置換ではかわいくしきれない文も存在し、そういった文についてはかわいさを付与することができなかった。以上より、「気の弱さ」を十分に付与することが出来なかったため、明確にかawaiiと言える文にはできなかったが、「幼さ」の付与によりかわいさのない文を少し軽減することができた。

今後の展望として、「気の弱さ」を付与するために、単語の置換だけでなく文の再生成も視野に入れた改良を検討していきたい。

## 参考文献

- [1] 狩野芳伸：“コンピューターに話を通じるか-対話システムの現在”，情報管理学会誌 Vol.59, No.10, pp.658-665 (2017)
- [2] 後藤優介, 砂山渡, 畑中裕司, 小郷原一智：深層学習を用いた対話文への“かわいさ”の付与，人工知能学会全国大会 (第 33 回) オータナイズドセッション 4G2-OS-8a-05 (2019)
- [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性変換”，人工知能学会誌 Vol.31, No.1, pp.1-9(2016)
- [4] 谷川晃大, 藤田寛泰, 壹岐太一：“変分オートエンコーダと注意機構を用いた発話文のキャラクタ性変換”，第 32 回人工知能学会全国大会 発表論文集 4G2-01 (2018)
- [5] 田原俊一, 池田和史, 王垂楠, 帆足啓一郎：“対話シナリオにおけるキャラクタ性に応じた名詞への自動置換方式の提案と評価”，情報処理学会第 81 回全国大会 (2019)
- [6] 石川なつ美：“『かわいい』の意味について”，東京女子大学言語文化研究 24, pp.21-35 (2015)
- [7] 家内嘉宏, 入野野宏：“共感性と親和動機による「かわいい」感情の予測モデル構築”，パーソナリティ研究 Vol.23, No.3, pp.131-141 (2015)
- [8] 入野野宏：“「かわいい」感情の心理学モデル”，情報処理学会誌 Vol.57, No.2, pp.128-131(2016)
- [9] Piotr Bojanowski, Edouard Grave, Armand Joulin, Tomas Mikolov：“Enriching Word Vectors with Subword Information”，Transactions of the Association for Computational Linguistics, Vol.5, pp.135-146 (2017)
- [10] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova：“BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”，arXiv:1810.04805v2 (2018)
- [11] 藤村逸子, 大曾美恵子, 大島ディヴィッド義和：“会話コーパスの構築によるコミュニケーション研究” (2011)
- [12] 藤村逸子, 滝沢直宏編：“言語研究の技法：データの収集と分析”，ひつじ書房, pp.43-72 (2011)