

## 対話システムのための発話文の自動生成手法に関する検討 A study on Automatic Utterance Generation Method for Conversational System

宅和 晃志<sup>†</sup>  
Koji Takuwa

吉川 大弘<sup>†</sup>  
Tomohiro Yoshikawa

ジメネス フェリックス<sup>†</sup>  
Felix Jimenez

古橋 武<sup>†</sup>  
Takeshi Furuhashi

### 1. はじめに

近年、人間と自然な対話を行うことを目的とした対話システムが話題となっている。日常的な雑談を行うことを目的とする非タスク指向型対話システムにおいては、NTT ドコモ社の「しゃべってコンシェル」<sup>1</sup>や、Softbank 社の「Pepper」<sup>2</sup>など、実用化されているものも多数存在する。

非タスク指向型対話システムにおける課題として、発話文の自動生成が困難という点がある。対話システムは、データベースに登録されている発話文から、最も妥当な発話文を選択することで発話を行う。データベースに登録されていない発話文は発話を行うことができないため、多様かつ大量な発話文を予めデータベースに登録しておく必要がある。

しかしながら、発話文を手で作成する場合、多様な発話文を網羅的に作成するには、コストが非常に大きい。そのため、発話文を自動で作成できることが望ましい。これに対して、Twitter などのウェブ上から、発話文を大量に取得する手法が提案されている[1]。この手法では、多様な話題の発話を大量に取得することができる。しかし、取得したウェブドメインにおける言及数が少ない話題に関しては、十分な数の発話文を取得することができないことが報告されている。更に、この方法においても、ウェブ上から取得することができなかった発話文を行うことはできない。例えば、「サッカーの試合楽しみ」という発話文が取得されたとしても、「野球の試合楽しみ」や「ゴルフの試合楽しみ」のような、別の話題で類似した文は、ウェブ上から取得することができなければ、発話することができない。

そこで本稿では、既にデータベースに登録されている発話文から、新たな発話文を生成する手法について検討する。基本的なアイデアは単純である。例えば、データベースに「ソフトボール」に関する発話文がごく少量しか登録されていないとする。仮に、「野球」に関する発話文が大量に登録されているとすれば、それら「野球」に関する発話文において、「野球」を「ソフトボール」で置換することで、「ソフトボール」に関する発話文を大幅に増加させることができると考えられる。

置換を行う際には、意味的・文法的に近い単語でなければならない。そこで本稿では、word2vec[2]により学習を行った分散表現を用いることで、単語間の意味的な近さを取得する。word2vec は、大規模コーパスから教師なしで単語の分散表現を学習する手法であり、意味的・文法的に近い単語は、近い分散表現となることが知られている。しかし意味的に近い単語で置換を行っただけでは、文脈によっては発話文としては不適切なものになってしまう場合がある。そのような文脈的に不適切な発話文の除外の方法に関しても、本稿で検討する。

<sup>†</sup>名古屋大学大学院 工学研究科

<sup>1</sup>[https://www.nttdocomo.co.jp/service/shabette\\_concier/](https://www.nttdocomo.co.jp/service/shabette_concier/)

<sup>2</sup><http://www.softbank.jp/robot/consumer/products/>

### 2. 提案手法

#### 2.1 単語の置き換え

まず、話題となる単語（以降、置換語と呼ぶ）を設定する。word2vec により学習した分散表現のベクトル空間において、置換語とのコサイン類似度が高い単語（以降、被置換語と呼ぶ）を上位 3 単語、取得する。但し、被置換語が置換語を含む単語である場合（例えば、置換語が「ワイン」で被置換語が「赤ワイン」である場合）は、その単語を除いた上位 3 単語を取得する。取得された被置換語を話題とする発話文に対し、被置換語を置換語で置換することで、新たな発話文を生成する。

#### 2.2 無効となる発話文の除去

意味的に近い単語で置換を行っただけでは、その発話文が有効な発話文となるとは限らない。そのため、何らかの方法で無効な発話文を除去する必要がある。そこで、以下の実験では、無効な発話文の除去方法について考察を行う。

### 3. 実験

提案手法により生成される発話文のうち、無効となる発話文の数がどれだけあるのか、また、発話文が無効となる原因を調査するために、実験を行った。

#### 3.1 実験条件

##### 3.1.1 分散表現の学習

分散表現は、日本語 Wikipedia 全文をコーパスとして学習を行った。mecab-ipadic-neologd<sup>3</sup>を辞書とした MeCab により分かち書きを行い、word2vec による CBOW モデルで分散表現を学習した。

##### 3.1.2 置換語と被置換語

置換を行いやすいような単語である「テニス」と「ワイン」を置換語と設定した。2.1 で述べた類似度に基づき、被置換語は、「テニス」に対しては、「卓球」、「バドミントン」、「バスケットボール」、「ワイン」に対しては、「ビール」、「コーヒー」、「ウイスキー」と算出された。

##### 3.1.3 生成元となる文の取得

約 20 日分 (2016/5/18~6/11) の Twitter データから、3.1.2 で示した被置換語を含む文を取得した。従来研究[1]で提案されているフィルタリング手法により、明らかに無効な文を除去した後、更に人手により無効な文の除去を行った。有効・無効の判定は大学生 3 名が各々行い、1 人でも無効と判断した文は除去を行った。ただし、ここでの“無効”は、オリジナルの文に対する無効な文の除去であり、3.1.5 の有効・無効の判定とは異なることに注意されたい。各被置換語を含む文に対し、ランダムに最大 100 文を選択し、生成元の文とした。

<sup>3</sup><https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

### 3.1.4 人手による判断を行う際の有効・無効の定義

従来研究[1]での定義を参考に、以下の条件全てを満たすものを「有効な発話文」と定義した。

- ・入力された話題語（置換語）に関する発話であること
- ・日本語として適切であること
- ・その発話だけで意味・意図が理解できること
- ・使用できる時間や場所が限定されていないこと

### 3.1.5 生成された文の判定

生成された文のうち、有効・無効の判断を大学生3名により行った。各々が判断を行ったのち、多数決により有効・無効を判定する。

## 3.2 実験結果

生成された発話文に対し、有効・無効となったものの数を表1に示す。また、無効となった発話文の原因の内訳、及び実際の文の一部を表2に示す。表1より、生成された文のうち、約9割が発話文として有効であることがわかる。また、表2より、今回置換を行った中では、原因Cにより無効となった発話文が多いことがわかる。

表1 有効・無効となった発話数

被置換語	置換語	有効な数	無効な数
卓球	テニス	73	5
バドミントン	テニス	59	4
バスケットボール	テニス	3	8
ビール	ワイン	98	2
コーヒー	ワイン	81	19
ウィスキー	ワイン	22	3

表2 無効となった発話の原因と実際の文

原因	数	実際の文（下線：置換された単語、()内：置換前の単語）
A.既に置換語を含んでいる	8	テニスや卓球、 <u>テニス</u> も好き。(バドミントン)
B.複数の意味をもつ単語を含んでいる	6	<u>テニス</u> あたったアゴが痛い。(バスケットボール)
C.共起する単語が不適切である	27	やっぱり <u>ワイン</u> は黒ラベルですよ。(ビール)

## 4. 考察

表2における各原因に対する対処法について検討を行う。まず、原因Aに関しては、「生成元の文に既に置換語が含まれている際は置換を行わない」という処理により対処が可能である。次に、原因Bに関しては、複数の意味をもつ多義語に対して、どの意味で使用されているかを判定する処理が必要であると考えられる。多義語か否かを判定した後、その単語がどの意味で使用されているかを判定する必要がある。多義語理解の分野の技術が必要であると考えられる。最後に、最も数が多かった原因Cに関しては、大規模コーパスにおける、文中での単語同士の共起回数を用いることで対処ができると考えられる。例えば、表2に示されている「やっぱりワインは黒ラベルですよ。」という文であるが、生成元の文に出現する「ビール」と「黒ラベル」の共起回数と、生成された文に出現する「ワイン」と「黒ラベル」の共起回数を比べた際に、前者の共起回数の方が多いとされる。例として、「ウィスキー」を「ワイン」で置換して生成された文に対する共起回数の差を

1に示す。横軸は各発話文を表し、縦軸は以下に定義する $d$ の値である。 $\text{similarity}(w_1, w_2)$ は、分散表現における、 $w_1$ と $w_2$ のコサイン類似度を表す。このコサイン類似度は、共起回数を直接反映した値ではないが、共起しやすい単語は大きな値をとる。

$$d = \max\{\text{similarity}(w_i, w_{\text{source}}) - \text{similarity}(w_i, w_{\text{replaced}})\}$$

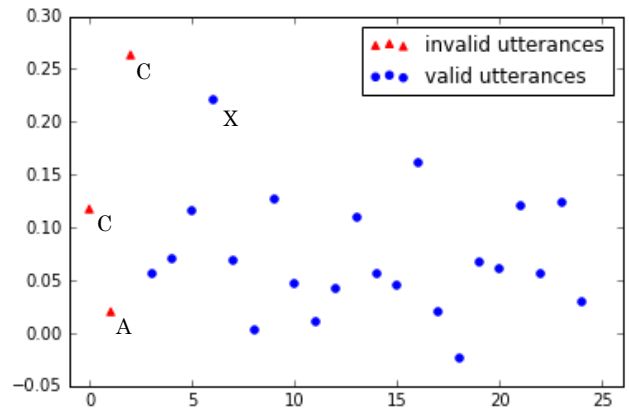


図1 各単語と類似度の差との関係

図1より、原因Cにより無効となる発話文2文のうち、1文において、高い $d$ の値となっていることがわかる。適切に閾値を設定することで、原因Cの多くが対処可能となると考えられる。また、図1において高い $d$ の値となっているXで示した発話文は、「珈琲にほんの少し、ウィスキー入れてアイリッシュ珈琲とかもおすすめます」という文であった。3人のうちの1人は無効と判定した発話であり、原因としては原因Cに相当する。そのため、この対処法で無効と判定されても問題ない発話文の例であるといえる。

## 5. まとめと今後

本稿では、既にデータベースに登録されている発話文から、新たな発話文を生成する手法について検討した。単語の置き換えによる発話文の生成手法を提案し、実験により、生成された発話文の約9割が有効であることを示した。また、今回の実験では、無効となった発話文の原因について、「共起する単語が不適切である」ことが最も多いことを確認し、分散表現のコサイン類似度を用いることで対処が可能であることを示唆した。

今後、分散表現の類似度を用いた無効となる発話文の対処方法について検討する予定である。また、今回は恣意的に選択した置換語（「テニス」と「ワイン」）に対してのみ実験を行ったため、その他の単語に対しても実験を行い、提案手法の有効性について検証をしていく。

### 参考文献

- [1] 稲葉通将, 神園彩香, and 高橋健一. "Twitterを用いた非タスク指向型対話システムのための発話候補文獲得." 人工知能学会論文誌 29.1 (2014): 21-31.
- [2] Mikolov, Tomas, et al. "Efficient estimation of word representations in vector space." arXiv preprint arXiv:1301.3781 (2013).