1T - 05

# 対話破綻の特徴に応じた回避手法の提案

### 拓殖大学工学部情報工学科

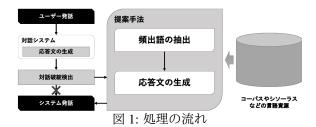
#### 1 はじめに

近年、音声アシスタントやチャットボットの流行によ り,対話システムへの関心が高まっている.また,そ のような流れの中で非タスク指向型会話(いわゆる雑 談対話)の研究として,対話破綻検出[1]が行われてい る. 稲葉・高橋の研究[2]では、対話の破綻を検出した 後に応答候補のリランキングをすることで対話破綻の 回避を行ったが、文章が簡素になり、対話の楽しさを 表すスコアは下がっている.徐・荒木の研究[3]では, 対話破綻のシュールさと駄洒落ユーモアの類似性に着 目し、システム発話を駄洒落が含まれる文章に言い換 えることで破綻の軽減を目指している.しかし,対話 破綻検出が雑談の持続性にどのような影響を与えるか、 また破綻すると予測された対話に対してどのような処 理を行えば破綻を回避できるのかについて, まだ十分 に明らかにされていない. そのため本研究では, 実際 に破綻が起きたときに正しい主題に基づいた別の文章 を生成する手法について検討する.

### 2 提案手法

# 2.1 概要

本手法は「対話中の頻出語の抽出」と、「抽出した頻出語を利用した平叙文の生成」の2つの段階を踏むことで対話破綻の回避を行う(図1).以下の2.2、2.3の各手法は東中・船越の雑談対話コーパス[1]から無作為に選んだ複数の対話を確認する中で発見した各対話破綻の特徴に基づき決定しており、実際に破綻すると予測されたシステム発話に適用することで、各手法が効果的に適用される破綻の種類を発見する.



# **2.2** 頻出語の抽出

会話文中に頻出する語はその時の話題に近い語であると推測される. そこで, 頻出語を利用することによっ

Avoidance Method based on the Charactaristics of Daialogue Breakdown Shota YAMASAKI and Takehiro TERAOKA

Department of Computer Science, Faculty of Engineering, Takushoku University

## 表 1: アンケートの例-現在の発話を含まない頻出語

発話	1	2	3	4	5
S:運動がいいですね	日頃	日頃	日頃	対策	対策
U:日中は辞めた方が良いと思います。	運動	運動	運動	運動	対策
S:気分がいいですね	日中	日中	日中	日中	日中
U:運動は気分転換になりますからね。	気分	気分	気分	気分	気分
S:運動は気分転換になってるんですね。気分は大丈夫ですね	運動	気分	気分	運動	運動

て、主題に近い文章を発話することや話題の転換をすることによって対話破綻の回避を目指す. 頻出語は名詞とし、破綻すると予測された会話を含み、その発話から3つ遡って取得された文章中の頻出語(ルール1とする)と、破綻すると予測された会話を含まず、その発話から2つ遡って取得された文章中の頻出語(ルール2とする)を利用する. 上記の取得ルールは表1のように会話文と対応する頻出語を並べ、話題に近いと考えられる単語をアンケート(実験協力者:5人)で取得した. またこの時、頻出語が複数出現した場合、現在の発話に近く、また現在の発話で先に出現した単語を優先して出力している.

#### 2.3 応答文の生成

応答文は、平叙文3種類と疑問文を1種類の計4種 類を生成する. 平叙文の生成方法は「[頻出語] は [頻出 語に関連する語]です.」というテンプレートに対して, [頻出語に関連する語]の中身をシステムで出力するこ とで行う. 出力する単語は、「頻出語と同一文中に出現 する可能性の高い形容詞」,「頻出語から連想される単 語」、「頻出語の属性語、上位語」の3種類である.この 時、抽出された頻出語が全ての言語資源に含まれてい るとは限らず、また含まれていても表記揺れによって 取得されない例も少なくない、そこで、各言語資源に 頻出語が含まれていない場合は wikipedia の全データか ら学習した Word2vec[4] による単語分散表現から、頻 出語と言語資源に含まれる単語全ての類似度を取得す る. そして最も類似度が高い単語と関連している単語 を出力した. 疑問文は,「[頻出語]とは何ですか?」と いう質問を行う. ルール1で取得した頻出語とルール 2で取得した頻出語を利用することで、システム発話 が主題の遷移に成功している場合と失敗している場合 に対応する.以上の方法によって8種類(4\*2)の応答 候補を作成する.

#### 2.4 使用する言語資源

同一文中に出現する可能性の高い形容詞は、格フレーム辞書 [5] から取得した.本研究では、頻出語に対して、ガ格でありかつ形容詞である単語を取得した.連想語は、頻出語と名詞連想概念辞書 [6] の刺激語を比較し、同一または類似度が最も高い刺激語から連想され

表 2: アンケート結果 単位 %

設問	元の発話	連想語	格フレーム辞書		日本語語彙大系		聞き返し		
		ルール 1	ルール 2	ルール 1	ルール 2	ルール 1	ルール 2	ルール 1	ルール 2
1. 自然だと思う発話の番号を複数選んでください	2.0	18.3	18.8	9.9	11.4	3.5	6.4	4.5	9.4
2. 一番自然な発話の番号を選んでください	4.2	21.5	24.3	14.6	13.2	2.1	4.2	3.5	12.5
3. 一番不自然な発話の番号を選んでください	73.3	4.0	2.0	0.0	1.0	6.9	5.0	3.0	5.0
4. 面白い,楽しいと思う発話の番号を複数選んでください	11.0	10.4	13.6	5.8	6.5	5.8	7.8	3.9	7.1
5. 一番面白い,楽しいと思う発話の番号を選んでください	11.9	15.7	16.4	9.7	6.7	7.5	11.9	6.0	14.2

る語を取得した.属性語は、頻出語と、日本語語彙大系の単語属性語彙大系[7]に含まれる語を比較し、同一または類似度が最も高い語の属性を取得した.

## 3 評価

評価は、対話破綻の検出が完全に行われたという前提のもと、雑談対話コーパス [1] から、コーパス中のbreakdown の値( $\bigcirc$ 、 $\triangle$ 、 $\times$ )に対してスコアを付与し、スコアが高くなる対話を 20 対話抜き出した。そこで、各対話にシステムを適用することで得られた 8 つの発話に元の発話を追加した 9 つの発話を、「自然だと思う発話を複数選択」、「一番自然な発話を選択」、「一番不自然な発話を選択」、「面白い、楽しい発話を複数選択」、「一番面白い、楽しい発話を選択」の 5 つの質問でアンケート(実験協力者:8人)を実施した。アンケートの結果は表 2 である。

## 4 考察

## 4.1 スコアの傾向

ルール1よりもルール2のスコアが良い傾向があり、特にルール2の頻出語について聞き返す文章が顕著にスコアが高い.また、連想語、同一文中に出現する頻度の高い形容詞を使った平叙文のスコアが高くなっている.

#### 4.2 自然な発話

元の発話が表2の設問3として73.3%選ばれており、これは頻出語を利用しての発話の切り替えが破綻感の軽減に寄与することを示している。自然であると感じる割合ではルール1、2共に連想語が高く、同一文中に出現する頻度の高い形容詞は文法的な違和感が生じにくいため、最も不自然な発話として選ばれることが少ない。また、聞き返しでルール2のスコアがルール1に比べて高い理由は、ルール2はルール1に比べて非常に短期的な頻出語であるため、システムが以前一度発話した単語について聞き返さず、ユーザの発話から取得した頻出語についての疑問文を作る割合が高かったためと考えられる。

# 4.3 面白い,楽しい発話

表2の設問4,5については連想語が突出している. これは,連想概念辞書が人の連想から単語を取得しているため,頻出語との単語間の意外性は低いものの,話 題全体との意外性は高くなったと考えられる. 聞き返しでのスコアの高さは、表2の設問1,2,3のスコアと同様に話の流れとしては違和感を感じにくく、また発話の自然さが高いとされた会話と比べて「今とはなんですか?」などの一般的な概念についての文章が選択されているため、違和感のない発話で、かつ知識の不足がユーモアのように作用したと考えられる.

## 5 まとめ

本研究では、破綻した発話を頻出語を利用した簡素な文章に置き換えることで破綻感の軽減とその特徴の発見を目指した。まず、ルール1は遡る回数が多く、破綻すると予測される発話を含むため、話題の遷移に失敗していないが発話が不適切で破綻を引き起こす場合に有効である。また、ルール2で取得された頻出語は、遡る回数が少なく、破綻すると予測された発話を含まないため、ユーザが話題を変更した場合や、システムが話題の遷移に失敗した場合、ユーザからの質問へのシステムの応答などが破綻を引き起こす場合に有効であると考えられる。

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 18K12434 の助成を受けたものである.

# 参考文献

- [1] 東中竜一郎, 船越孝太郎ほか. Project next nlp 対話タスク における雑談対話データの収集と対話破綻アノテーション. *SIG-SLUD*, Vol. 4, No. 02, pp. 45–50, 2014.
- [2] 稲葉通将, 高橋健一. 対話破綻検出の対話システムへの適 用. 人工知能学会論文誌, Vol. 34, No. 3, pp. B-I64\_1, 2019.
- [3] 徐云帆, 荒木健治. 雑談対話システムにおける lstm を用いた駄洒落による対話破綻回避の有効性. *SIG-SLUD*, Vol. 5, No. 02, pp. 143–148, 2018.
- [4] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, editors, Advances in Neural Information Processing Systems 26, pp. 3111–3119. Curran Associates, Inc., 2013.
- [5] 河原大輔, 黒橋禎夫. 格フレーム辞書の漸次的自動構築. 自然言語処理, Vol. 12, No. 2, pp. 109-131, 2005.
- [6] 岡本潤, 石崎俊. 概念間距離の定式化と既存電子化辞書と の比較. 自然言語処理, Vol. 8, No. 4, pp. 37-54, 2001.
- [7] 白井諭, 大山芳史, 池原悟, 宮崎正弘, 横尾昭男. 日本語語彙 大系について. 情報処理学会研究報告, Vol. 98, pp. 47-52, 1998.