

対話エージェントが話し手役になるための オープンドメイン独話生成

Open Domain Monologue Generation for Speaking-oriented Dialogue Agent

稲葉 通将^{*1} 吉野 友香^{*1} 高橋 健一^{*1}
Michimasa INABA Yuka YOSHINO Kenichi TAKAHASHI

^{*1} 広島市立大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University

This paper presents a monologue generation method for speaking-oriented dialogue agents. To generate a monologue, the method places utterances acquired from twitter in a row. The proposed method determines not only semantic appropriateness but also unpredictability and humor of utterances. Results of an experiment demonstrate that our method can generate amusing and semantically appropriate monologues.

1. まえがき

しゃべってコンシェルや Siri, Pepper など, 自然言語による日常会話が可能なおエージェントやロボットが国内外で次々と開発されており, 人間とオープンドメインな会話ができる非タスク指向型対話エージェントへの関心と期待は近年急激に高まっている。

これまでの非タスク指向型対話エージェントは, ユーザの発話に対し, 一問一答方式で応答を返すという受動的な対話戦略を採用する場合がほとんどであった。非タスク指向型対話エージェントの国際的なコンペティションである Loebner Prize に出場する多くのエージェントや, Turing Test 2014 においてチューリングテストに合格したとされる対話システム「Eugene Goostman^{*1}」はそのような対話戦略を採用している。また, 積極的にユーザの話を聞くことを目指した対話エージェントに関する研究 [目黒 12] も行われている。

しかし, 人間同士の雑談では聞き手と話し手が相互に入れ替わりながら会話を進めていくという特徴があり, 自然な対話の実現のためには, 時として対話エージェントも話し手となり, 自らの意見や感想を話すことができる能力は重要である。

そこで本研究では, 任意の話題について意見や感想をまとめた形で述べる「独話」を自動生成する手法を提案する。本手法では, 複数の発話文を連結することで1つの独話を生成する。その際, 独話としての意味的な自然さや一貫性の判定を行うだけではなく, 内容の意外さや面白さの判定も行う。そのようにすることで, 単に意見や感想を羅列するだけではない, 人から見て楽しい独話を生成することを目指す。

2. 独話生成手法

2.1 概要

本節では, Twitter データを用いてオープンドメインな独話を生成する手法について述べる。提案手法は任意の話題語を入力とし, その話題語に関する独話を出力する。

提案手法は以下のステップからなる。まず, 我々が以前提案した発話獲得手法 [稲葉 14] を用いて, 入力した話題語を含む発話を複数個獲得する。次に, 獲得した発話間で順序付きベ

連絡先: 広島市立大学大学院情報科学研究科

〒731-3194 広島市安佐南区大塚東 3-4-1

E-mail: inaba@hiroshima-cu.ac.jp

^{*1} <http://www.princetonai.com/>

アを作り, 結束性の有無を判定することで, 発話を連結する。その際, 最後に連結する発話についてはユーモア性・意外性の有無の判定を行い, ユーモア性が意外性のいずれかを有する発話のみを用いることで, 人から見て楽しい独話を生成する。最後に, 独話をスコアリングすることで順位付けし, 上位のものを適切な独話として出力する。

2.2 Twitter を用いた発話獲得

2.2.1 概要

本研究で生成する独話は, 任意の話題に関する複数の発話文から構成される。以下では, 発話文を獲得するために用いた発話獲得手法 [稲葉 14] について述べる。

本手法は任意の話題語を入力とし, その話題語を含み, 対話エージェントの発話文として適切な文を Twitter データから獲得する手法である。なお, 発話として適切な文とは, その1文だけで意味・意図が理解可能であり, かつ使用可能な時間的・空間的状況が限定されていない発話である。本手法は, 発話として不適切なものを厳しい基準で積極的に排除することで, 高精度な発話の獲得を実現している。

本手法ではまず, 入力された話題語を含む文を Twitter データから抽出する。次に, 「時間を特定する語が含まれている文の除去」など7種類のフィルタリングルールを用いて発話として不適切な文を除外する。そして, 教師データから学習した単語の点数 (重要度) に基づく文の点数付けを行う。

2.2.2 単語と文の点数付け

単語の点数には, その単語が教師データ中の正解発話の総単語数に占める割合と不正解発話の総単語数に占める割合の比を用いる。単語 w の点数 x_w は以下の式により計算する。

$$x_w = \frac{freq_{w,correct}}{freq_{all,correct}} \div \frac{freq_{w,incorrect}}{freq_{all,incorrect}} \quad (1)$$

式中の $freq_{w,correct}$ は教師データにおいて, 単語 w の正解発話全体における出現回数, $freq_{all,correct}$ は正解発話全体の総単語数, $freq_{w,incorrect}$ は単語 w の不正解発話全体における出現回数, $freq_{all,incorrect}$ は不正解発話全体の総単語数である。したがって, 点数が0に近ければ近いほど不正解発話に出現しやすい単語であることを示し, 1.0より大きければ大きいほど正解発話に出現しやすい単語であることを示す。

文の点数は, 式 (1) により計算された単語の点数を用いて, 以下の式により計算する。

表 1: 結束性判定に用いる素性

f_1	単語のペア
f_2	話題語を含む 3-gram のペア
f_3	発話末尾の文節のペア
f_4	2 発話間における同一の名詞の有無
f_5	2 発話間における同一の動詞の有無
f_6	2 発話間における同一の形容詞の有無

$$\text{SentenceScore} = \prod_{w \in W} f_{\alpha}(x_w) \quad (2)$$

$$f_{\alpha}(x_w) = \begin{cases} x_w & (x_w < \alpha) \\ \alpha & (x_w \geq \alpha) \end{cases}$$

ここで、 W は点数が付与された文中の単語の集合を表し、 w は各単語を表す。また、 x_w は教師データから計算される w の点数である。 α は点数の上限を決定するパラメータである。

文の点数は、単語の点数が α より小さい場合はそのまま掛け合わせられ、単語の点数が α 以上の場合、 α が掛け合わせられることにより計算される。このように、本手法では単語の点数に上限を与えることにより、文の点数が下がりやすく上がりにくい点数付けを行うことで、不適切な文を積極的に排除し、高精度な発話獲得を実現している。

最後に、点数がしきい値以上の文を発話として獲得する。本論文では、しきい値は 1.0 とした。

2.3 発話の結束性判定

獲得した発話は入力した話題語を必ず含んでいるものの、それらをただ羅列するだけでは自然な独話にはならない。例えば、発話の中にはその話題に関して肯定的な意見のものもあれば、否定的なものもある。それらを区別せず接続してしまうと、一貫性のない独話となってしまう。

そこで、前節で述べた手法で獲得した発話からすべての組み合わせの順序付きの発話ペアを作成し、その結束性を SVM を用いて判定を行う。素性には表 1 に示した 6 種類を用いる。判定の結果、結束性を有しないと判定されたペアは除外する。

SVM による判定の結果、結束性を有すると判定された発話ペアを連結することにより、3 発話以上からなる独話 (発話の系列) を生成する。発話ペアの 2 発話目と、それとは別の発話ペアの 1 発話目が同一であるものを連結することで、3 発話からなる発話系列を生成できる。例えば、 $\langle u_1, u_2 \rangle$ という発話ペアと $\langle u_2, u_3 \rangle$ という発話ペアからは、 $\langle u_1, u_2, u_3 \rangle$ という発話系列が生成できる。

2.4 ユーモア性と意外性の判定

本研究では、人から見て楽しい独話を生成するため、発話のユーモア性と意外性の判定を行う。判定は生成する独話における最後の発話を連結する際に行う。つまり、最後の発話については前節で述べた結束性だけでなく、ユーモア性と意外性の判定も同時に行い、ユーモア性か意外性の少なくとも一方を有する発話のみを連結し、独話を生成する。

本手法では教師あり学習により、独話中の最後の発話のユーモア性と意外性の判定を行う。ここで問題となるのは学習データの収集方法である。ユーモア性や意外性のある文を手で大量に作成するのは極めて高コストな作業である。Web 上からユーモアを含む文をブートストラップ法により収集する手法も提案されている [Mihalcea 05] が、この手法は URL に「joke」や「funny」などの特定の 6 種類の単語を含む Web ページの

表 2: 学習データ収集に用いた表現

収集対象	リプライ表現
ユーモア性	笑える
ユーモア性	ウケる
ユーモア性	爆笑
意外性	マジか
意外性	マジかよ
意外性	マジっすか
意外性	マジですか
非ユーモア性・非意外性	そうですね
非ユーモア性・非意外性	そうだよ

みを対象としたものであり、獲得できる文の量には限りがある。また、獲得した文の評価を行っていないため、ユーモアを含む文の獲得精度は不明である。

そこで本研究では Twitter データを用いる。Twitter におけるリプライ (ツイートへの返信) に着目することでユーモア性・意外性のある文を効率的に収集する。すなわち、「面白い」や「意外だ」という意味のリプライが返されたツイートは、少なくとも 1 人はユーモア性・意外性があると判断したツイートと考えられる。そこで、そのようなリプライが返されたツイートを大量に収集し、学習データとして用いる。また、ユーモア性と意外性が少ないツイートも同様の手法で収集する。

提案手法では、ユーモア性と意外性を判定するための学習データ収集のため、リプライ表現として表 2 を用いる。収集を行う際には、まず Twitter をリプライ表現によって検索し、その結果取得できたツイートから以下の条件をすべて満たすもののみを抽出する。

- 宛先のツイートが存在すること (リプライであること)
- リプライ表現が文頭に存在すること
- 宛先のツイートが取得可能であること

そして、抽出したリプライの宛先となるツイートを取得する。こうして、取得したツイートを収集対象の学習データとして獲得する。

ユーモア性と意外性の判定には、工藤らによる順序木分類アルゴリズム BACT (Boosting Algorithm for Classification of Trees) [Kudo 04] を用いる。入力文は Cabocha [Kudo 02] を用いて係り受け木に変換し、学習と判定を行う。ユーモア性と非ユーモア性・非意外性、および意外性と非ユーモア性・非意外性の判定を行う 2 つの分類器を学習し、独話中の最後の発話が 2 つの分類器のうち少なくとも一方がユーモア性・意外性を有するかを判定する。判定の結果、ユーモア性と意外性のどちらも有しないと判定された独話は除外される。

2.5 独話のスコアリング

我々が何らかの事柄について話をするときは、まず一般的な事柄から始め、徐々に話を掘り下げていくことが多い。つまり、独話の最初は一般性の高い発話から始め、一般性を徐々に低くし、最後の発話は話題に関して特徴的な発話とすることが望ましい。そこで独話内の発話の順序に関して、発話の一般性の観点からスコア付けを行う。

本手法では独話内の発話の一般性を、発話に含まれる単語の tfidf 値により計算する。ただし、ここでは入力した話題における一般性を考慮する必要がある。例えば、「五稜郭」とい

表 3: 実験で使った話題語

地震	失恋ショコラティエ	ドラえもん
台風	ふなっしー	ピカチュウ
くまモン	ワールドカップ	楽天
ニュース	ジバニャン	パズドラ
Yahoo	YouTube	Facebook
天気予報	妖怪ウォッチ	Amazon
Twitter	ヤフオク	

う単語は、様々な話題を含む文書全体から見ると頻出する単語ではないが、話題が「函館」である場合は頻出するため、重みを小さくする必要がある。そこで、tfidf 計算のための 1 文書は 1 ツイート、文書集合は発話生成時に入力した話題語を含むすべてのツイートとする。また、tfidf を計算する単語は名詞、動詞、形容詞の自立語とした。

独話 m における i 番目の発話を $u_i (i \geq 1)$ 、独話中の発話数を n とするとき、独話の点数 $MScore$ は以下の式により計算する。

$$MScore = \sum_{i,j:i < j} (j-i)(s_j - s_i) + s_n - \sum_{k=1}^{n-1} s_k \quad (3)$$

s_i は発話の一般性を示す値であり、以下の式により計算する。

$$s_i = \sum_{w_j \in u_i} tfidf(w_j)$$

$tfidf(w_j)$ は単語 w_j の tfidf 値である。式 3 は、独話中の発話が s_i が低い順に並んでおり、かつ最後の発話が大きい値の時、 $MScore$ は大きな値を取る。実験では $MScore$ の大きさにより順序付けし、上位のものを適切な独話として獲得する。

3. 評価実験

3.1 概要

提案手法の評価のため、実験を行った。本実験では、予め収集した Twitter データを用いて、独話が獲得できることを確認する。性能比較のため、ベースライン手法との比較実験も行った。

以下では、使用したデータ、および実験設定について述べる。

3.2 使用データ

実験で発話獲得のために使用した Twitter のデータは、2014 年 1 月 1 日から 2014 年 12 月 31 日までに収集した日本語のツイート約 12 億件である。

3.2.1 結束性判定の学習データ

結束性判定のための学習データは第 2.2 節で述べた手法により発話を獲得し、その発話を 2 つ組み合わせ、そのペアを人手で判定することで作成した。作成した学習データにおける正解発話数は 1477 個、不正解発話数は 2817 個の計 4294 個である。発話獲得のための話題語は判定者が無作為に選んだものであり、話題語ごとの発話数も一定ではない。ただし、学習データ作成時に用いた話題語には、次節で述べる性能評価のために使用した話題語と同一の語、および同義語は含まれていない。

3.2.2 ユーモア性・意外性判定の学習データ

第 2.4 節で述べた手法を用いて、ユーモア性・意外性判定のために収集した学習データは、ユーモア性が 34409 ツイート、意外性が 86817 ツイート、非ユーモア性・非意外性が 86680 ツ

表 4: 評価結果

手法	自然さ	面白さ
ベースライン	1.91	2.26
提案手法	2.50	2.51

イートである。ただし、学習の際には正例と負例を同数 (データ数が少ない方に一致) にして学習を行う。

3.3 実験設定

本実験で生成する独話は 3 つの発話からなるものとする。話題語は 2014 年の Google 年間検索キーワードランキング*2 に掲載されているキーワードのうち、第 2.2 節で述べた発話獲得手法により、100 個以上の発話が発得できた計 20 個を用いた。3 に実験で使った話題語を示した。なお、アルファベットの大文字・小文字については区別せずに扱った。

各話題語で独話を生成し、スコアの上位 5 件を評価する。獲得した独話の評価は大学生 3 名が個別に行った。各評価者は、独話の自然さと面白さの 2 項目に関して、5 段階のリッカート尺度で評価した。

また、性能比較のため、ベースライン手法との比較を行った。ベースライン手法は発話獲得手法によって獲得した発話を、第 2.2.2 節で述べた文の点数の大きい順に発話を 3 つずつ並べることで独話を生成した。

3.4 結果

評価実験の結果を表 4 に示す。表より、提案手法によって生成した独話は、自然さ・面白さの両方でベースラインよりも高い評価を得た。また、t 検定を行ったところ有意水準 1% で有意差が認められた。以上の結果より、提案手法はベースラインに比べ、質の高い独話を生成可能であることが確認できた。

表 5 に提案手法により生成された独話とその評価結果を示す。表より、ユーモア性・意外性の判定により、3 つ目の発話に、ユーモア性・意外性の高い発話が配置されている傾向にあることがわかる。一方で、表 5 の話題語が「ニュース」の 1 発話目のように、1 文では意味・意図が理解できない発話が含まれている場合や、話題語が「YouTube」のように、発話間に関連性が少なく、独話としてのまとまりが無い独話が生成された際は、評価が低くなっていることがわかる。

4. 関連研究

本研究のように、一貫性があり、かつ人から見て楽しい自然言語文を生成する研究として、物語生成の研究がある。物語生成研究としては、星新一のショートショート自動生成を目指す「きまぐれ人工知能プロジェクト 作家ですよ」[松原 13] が開始されるなど、活発に研究が進められている。物語生成のアプローチとして代表的なものはプランニングと推論に基づく手法 [Meehan 80] である。これは、与えられた初期状態から特定の目標状態になるような登場人物の行動系列を生成し、その行動系列を自然言語文に変換するというものである。このプランニングに基づく手法では、登場人物が取れる行動の種類が増加すると組合せ爆発が発生するという問題があり、最近では、モンテカルロ法を用いて登場人物を行動させることで目標状態に達する行動系列を生成する手法 [Kartal 14] も提案されている。しかし物語生成は、自然言語の表層表現と一対一で対応する意味表現を用いてプランニングや推論を行っている点で、本研究と大きく異なる。

*2 <http://www.google.com/trends/2014/>

表 5: 提案手法により生成された独話

話題語	自然さ	面白さ	独話
ヤフオク	4.33	3.67	ヤフオクにチケットいっぱいであるなあ。普通にいらぬチケットとかヤフオクで売るよ。ヤフオクで河村隆一のチケット安い。
くまモン	3.67	4.00	くまモンって熊本じゃなくてもどこでもいるんだなあ。熊本のくまモン推しがすごい。ちびっ子が言うにはくまモンのお家は熊本城らしい。
ドラえもん	3.00	3.33	ドラえもんの映画って意外と怖いのもあるよね。ドラえもんの映画は面白い。映画のドラえもんって意外とおいろけシーンちりばめられてるんだよ。
ニュース	2.00	1.67	もちろん、良いニュースもあるよ。昔からある事だが残念なニュースだよ。長谷川穂積の肋骨骨折のニュースは本当に残念だよ。
YouTube	1.00	1.33	YouTubeって動画がいっぱいあって面白い。YouTube に動画あがらぬよね。YouTube でマリーンズ動画巡回が捗るよ。

独話の自動生成に関する研究としては、電子カルテから患者に病状などを説明するための独話を生成した研究 [Williams 07] がある。ただし、この研究はデータの羅列を人が理解しやすいような自然言語文に変換することを目的としたものである。

5. まとめ

本研究では、任意の話題について意見や感想をまとめた形で述べる独話を自動生成する手法を提案した。本手法は、Twitter から獲得した発話を連結することで1つの独話を生成する。その際、独話としての意味的な自然さや一貫性の判定を行うだけでなく、内容の意外さや面白さの判定も行った。評価実験の結果、提案手法はベースライン手法に比べ、自然かつ面白い独話を生成することが可能であることが確認された。

今後は、提案手法を対話エージェントに組み込み、被験者と対話を行う実験を実施する予定である。

参考文献

- [Kartal 14] Kartal, B., Koenig, J., and Guy, S. J.: User-driven narrative variation in large story domains using monte carlo tree search, in *Proceedings of the 2014 international conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pp. 69–76 International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems (2014)
- [Kudo 02] Kudo, T. and Matsumoto, Y.: Japanese dependency analysis using cascaded chunking, in *proceedings of the 6th conference on Natural language learning-Volume 20*, pp. 1–7 Association for Computational Linguistics (2002)
- [Kudo 04] Kudo, T. and Matsumoto, Y.: A Boosting Algorithm for Classification of Semi-Structured Text., in *EMNLP*, Vol. 4, pp. 301–308 (2004)
- [Meehan 80] Meehan, J. R.: *The metanovel: writing stories by computer*, Dissertations-G (1980)
- [Mihalcea 05] Mihalcea, R. and Strapparava, C.: Making computers laugh: Investigations in automatic humor recognition, in *Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 531–538 Association for Computational Linguistics (2005)

[Williams 07] Williams, S., Piwek, P., and Power, R.: Generating monologue and dialogue to present personalised medical information to patients, in *Proceedings of the Eleventh European Workshop on Natural Language Generation*, pp. 167–170 Association for Computational Linguistics (2007)

[稲葉 14] 稲葉通将, 神園彩香, 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, Vol. 29, No. 1, pp. 21–31 (2014)

[松原 13] 松原仁, 佐藤理史, 赤石美奈, 角薫, 迎山和司, 中島秀之, 瀬名秀明, 村井源, 大塚裕子: コンピュータに星新一のようなショートショートを創作させる試み, 2D-1, 人工知能学会全国大会 (2013)

[目黒 12] 目黒, 豊美, 東中, 竜一郎, 堂坂浩二, 南泰浩: 聞き役対話の分析および分析に基づいた対話制御部の構築, 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 12, pp. 2787–2801 (2012)