

ユーモア発話の自動生成における単語間類似度導入によるユーモア受容性の向上

Improving Humor-Acceptability by Using Word Similarity in Humor Utterance Generation

藤倉 将平^{1*} 小川 義人¹ 菊池 英明¹
Shohei Fujikura¹ Yoshito Ogawa¹ Hideaki Kikuchi¹

¹ 早稲田大学 人間科学学術院

¹ Faculty of Human Sciences, Waseda University

Abstract: In this study, we propose a humor utterance generation method which compatible with dialogue system, to increase desire of sustainability. A humor utterance generation method is based on wrong inference beyond the knowledge, which extracted from Twitter as Modifier-Noun pair. We confirmed that proposed method can generate humor significantly. Although, we did not focus on factor of humor. We thus, derived word similarity from word2vec and investigated, whether more humorous response was generated through empirical research. Result shows, the proposed method can remove non-humorous replies.

1 はじめに

対話システムにおける要素技術の高度化に伴って日常の場面で利用される状況が整いつつある。日常で用いられる対話システムにおいては、ユーザが長期間利用し続けられる、対話継続欲求の高いデザインが求められる。

従来の対話システム研究では、システムのデザインを工夫したり、話題を増やして多様な対話シーンに対応したりすることでインタラクションの新奇性を高める試みがなされてきた。しかし、継続性の評価は十分に行われていなかった。インタラクションの新奇性を高めるデザインは短期的にはユーザの興味を引くものの、長期的な利用においては飽きられてしまう恐れがある。加えて、話題を増やすには人手によるか大量のデータからの場当たりの生成によるしかなく、ユーザが対話を続けたいと感じる話題の要因が明確になっていないため、長期的に新奇性を維持することが難しい。

そこで宮澤ら [12] は、人同士の対話を参考に、毎回の対話において「次回も続けたい」と感じる要因を分析することで、対話継続欲求の高いシステムへのデザイン手法の確立を目指してきた。第一に人同士の対話を円滑化させる「社会性の高い対話」に着目し、会話分析によって要因を明確にした。第二に相手の関心を引く「ユーモア表現を含む会話」に着目し、ユーモア

発話を行う対話システムを構築して評価実験を行った。その結果、「対話において相手の発話行動を限定しないこと」、「相手の話を聞いている実感を与えること」、「人工物であることを生かしたユーモアの使用などの意外性の高いユーモアを使うこと」が有効であることが明確になった。

宮澤らによる会話分析から得られた知見をそのまま対話システムに応用することは難しい。加えて、対話継続欲求の高い発話を生成する手法は、幅広い対話システムに応用可能であることが望ましい。従って、本研究ではユーモアを扱うことでユーザの対話継続欲求を向上させることを目指す。

これまでに筆者らは、タスクが限定されない幅広い対話システムに応用可能なユーモア自動生成手法 [11] を提案してきた。Twitter から連体修飾要素と被修飾名詞のペアの関係を抽出することによってユーモアを生成した。しかし、数多くのシステムの発話候補の中でどのような発話がよりユーザにユーモアとして受容されるかの調査には及んでいなかった。本稿では単語間類似度を対話システムに導入することで、対話システムにおける発話候補に対して得点付けを行うことでユーモア受容性を向上することを目指す。付与された得点から、対話システムはユーモアとして受容されやすい発話候補を選択することが可能であるか調査を行う。

*連絡先：早稲田大学 人間科学研究科
〒 359-1192 埼玉県所沢市三ヶ島 2-579-15
E-mail: Ospirall@asagi.waseda.jp

2 先行研究

2.1 ユーモアの理論

本研究で扱うユーモアは「テキスト刺激によって不適合が生じ、なおかつ受容者が面白いと感じるもの」と定義する。ユーモアは不適合理論の枠組みで捉えられる。不適合性理論は、刺激の受容者が予期していたものと実際に知覚した刺激の間に生じる不一致の結果として説明されている。例えば、駄洒落は間違った推論を行う。間違った推論によって不適合性が生じ、駄洒落はユーモアとして知覚される。

また、ユーモア表出の動機づけから提唱されたユーモアの分類 [7] がある。「遊戯的ユーモア」は自己や他者を楽しませることを動機づけとしている。「攻撃的ユーモア」は他者攻撃を動機づけとしている。「支援的ユーモア」は心を落ち着かせることを動機づけとしている。例えば、駄洒落は「遊戯的ユーモア」に属する。

駄洒落において扱う単語をタブーとされる単語に差し替えることによってユーモアの受容性が向上する [3] ことが明らかになっている。また、差し替える単語の位置を文章の最後の名詞にすることが重要であることが判明した。「攻撃的ユーモア」を扱うことでユーモアの受容性は向上しているが、「攻撃的ユーモア」は人によって好悪が別れると推測される。そのため、対話継続欲求の向上に繋がるとは一概に論じることは出来ない。

一方で、単語間の関連度を用いることで Ambiguity と Distinctiveness の 2 つの観点から、駄洒落の面白さを説明できる [1] ことが明らかになっている。

2.2 対話システム

2.2.1 雑談対話システム

特定のタスクに依存しない幅広い雑談を行う雑談対話システムが提案されている。用例ベース応答手法を用いた手法では統計的応答手法 [5] などが提案されている。文脈から素性抽出を用いた教師あり機械学習を活用することで、対話システムにおける応答文章を決定する。また、概念の連想を用いて対話を行う連想応答手法 [13] も提案されている。常識的な連想を活用し、対話を行うことで自然な対話を行うことを目指している。しかし、これらの雑談対話システムの評価は対話の自然さのみに限られており、面白さについて考慮していない点が本研究とは異なる。

2.2.2 Twitter を活用した対話システム

Twitter のデータは広範囲にわたる話題をカバーしており、多量のデータ収集は比較的容易である。加えて、

対話形式になりやすいという性質があるため、Twitter のデータを用いた手法は数多く報告されている。稲葉らは非タスク指向型対話システムの発話の自動生成を目的として、Twitter から任意の話題語に関する発話を生成する手法 [6] を提案している。別所らは Twitter のデータを扱った大規模対話データベースとリアルタイムクラウドソーシング [10] によって対話システムを構築している。

2.2.3 ユーモアを活用したシステム

システムにおけるユーモアの自動生成における取り組みの多くは駄洒落を扱っている。駄洒落を用いたユーモア生成手法は複雑な意味解析や実世界の膨大な知識を必要とせず、計算機上で定式化しやすいため、既に多数提案されている [9], [8]。駄洒落を扱うシステムでは例えば、「ジム」という語を「事務」という類似音語に置換することによって駄洒落を生成している。しかし、駄洒落による手法では、対話システムに対する印象が子供のようにつけられることが推測される。加えて、使用する辞書によって結果が変わる [9] ことが明らかになっている。また、システムが面白い、面白くないの判別を行うモジュールにおいて教師あり学習を用いる場合、教師データを作成する必要からコストがかかる [8]。駄洒落によらないユーモア生成では頭字語を扱う手法 [2] がある。元来の頭字語に対して異なった単語を当てはめることによってユーモアを生成している。駄洒落と同じく、間違った推論を行うことでユーモアを生成している。しかし、対話システムとしての活用は難しい。

駄洒落を含む様々なユーモアを扱う対話システム [14] では、ユーモアを扱わない対話システムと比較して、対話継続性や満足度において有効であることが明らかになっている。一方で、面白さの要因の解明には及んでいない。また、ユーザのイメージを覆すしりとりシステムとユーモア雑談システム [12] においても対話継続欲求が向上することが確認されている。

ユーザのイメージを覆すしりとりシステムはタスク指向対話システムを想定している。ユーザのイメージを覆す手法を他の対話システムに応用していく際には、それぞれの対話システムのタスクに見合った実装が必要になる。従って、タスク指向対話システムにおいて、対話システムに対するユーザのイメージを覆す手法は汎用的ではないと考えられる。そしてまた日常の場面で利用される対話システムは、スマートフォン上で音声対話を扱ったアシストサービスのように、必ずしもロボットのような人工物であるというわけではない。そのため、ユーモア雑談対話システムが活用した、人工物であることを生かした意外性によるユーモアを生成

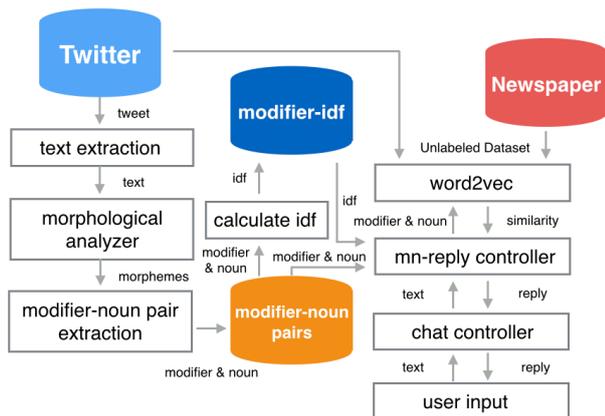


図 1: システム全体のフロー

表 1: 提案手法による対話例

ユーザの入力	対応するシステムの発話
となりのトトロ	それなりのトトロですか？
コーヒーはブラックで飲めない	艶やかブラックですか？
実験が終わったら結婚するんだ	やっとな結婚ですか？

する手法は幅広い対話システムに応用することはできない。

3 提案手法

2 節を踏まえて、ユーモアを自動生成する手法を提案する。提案手法ではユーザの発話から名詞を抽出し、予め知識として用意してある修飾表現と名詞を合わせてユーザに聞き返すことで、間違った推論を行うものである。駄洒落と同様に「遊戯的ユーモア」に属する。図 1 はシステム全体のフローを表している。対話システムが応答を生成する際には知識が必要になる。本研究では、面白いと捉えられやすい表現が比較的多く存在し、様々なトピックに及ぶ多量の文章データを比較的容易に集めることのできるマイクロブログの一つである Twitter を知識のリソースとして使用した。表 1 は提案する手法により実現する対話例である。また、提案手法はユーザの発話に名詞が含まれている場合のみ有効である。しかし、雑談対話を行うには十分な有効範囲である。

3.1 Twitter からの文章抽出

本節では Twitter から取得したツイートに対して施した処理について記述する。

表 2: 修飾-名詞ペアの例

文章	連体修飾要素	被修飾名詞
それなりのトトロ	それなりの	トトロ
テーブルコンロ (艶やかブラック)	艶やか	ブラック
キャリア積んでからやっとな結婚	やっとな	結婚

1. #から始まるハッシュタグを正規表現を扱って削除する。
2. http などから始まるリンクを削除する。
3. @から始まるリプライの宛先を削除する。
4. ツイートを句点や「?」、「!」や「♪」などの記号で区切り、複数の文章に分割する。
5. 文章に「()」や「【】」などの括弧を扱った表現が現れた場合、括弧の中と外の文章をそれぞれ独立の文章として扱う。

3.2 知識のデータ形式

3.1 から得られた文章に対して、整理された形式で知識を保存する。本節ではどのようにして Twitter から得られた文章から知識を抽出するのか記述する。

1. それぞれの文章に対して kuromoji を用いて形態素解析を行う。辞書は IPADIC を用いた。なお、本研究では連続する名詞を一つの名詞として変換し単独の形態素として扱う。例えば「ピアノリサイタル」という文章における形態素解析の結果、「ピアノ：名詞」、「リサイタル：名詞」と出力された場合、「ピアノリサイタル」という単独の名詞とする。変換後の形態素を含めた形態素解析の出力を以降では形態素列とする。
2. 形態素列から「感動詞、フィラー」を取り除き、「接続詞、接続助詞」で分割し、それぞれの形態素列の「係助詞、格助詞」で文章を主語節と述語節に分割する。
3. 主語節と述語節のそれぞれに対し、連体修飾要素と被修飾名詞のペアを取得し保存する。以降では修飾-名詞ペアとする。処理を行った例を表 2 に示す。

表 3: word2vec の出力例

単語 1	単語 2	単語間の類似度
プログラム	研究	0.32
プログラム	開発	0.41
プログラム	野菜	0.06

3.3 単語間類似度

本研究では、単語間類似度の算出に gensim[4] における word2vec を用いる。学習には Twitter の 1700 万ツイート、毎日新聞データ集の 91 年から 94 年及び、96 年から 2001 年のデータを用いた。表 3 は学習を行った word2vec の出力の例を表している。「プログラム」と「野菜」の間には一見して、関連性を見いだせないが、名詞として品詞情報が同じである。

3.4 連体修飾要素-IDF

IDF 値は一般的に文書における単語の重要度としての単語重み付け手法である。「その」、「あの」、「今日の」といったような、どのような被修飾名詞においても出現する連体修飾要素は面白さを向上させないため、フィルターとして IDF 値を用いる。本研究では、文書の数は定数であり、IDF 値をフィルターとしてのみ扱うため以下の式 (1) に示すように簡潔に表す。

$$IDF = df(m) \quad (1)$$

式 (1) における $df(m)$ を連体修飾要素 m が存在する被修飾名詞の一意な数とする。本研究では閾値 α を設定し、閾値を超過する連体修飾要素を発話候補から除く。

IDF 値の計算は一般的に、TF 値の計算と共に活用される。一方で、本研究では Twitter をリソースとして用いている。Twitter では同じ内容の自動定期ポストを行うアカウントが多数存在しており、Twitter のデータでは適切な TF 値を活用することができない。そのため、本研究では TF 値を活用しない。

4 評価実験

4.1 実験で扱うユーモア生成手法

以下の式 (2), (3) において対話システムが応答で扱う修飾-名詞ペアを選択する手法と、式 (2), (3) で取得できる修飾-名詞ペアを除き、ランダムで取得して応答に用いる手法 (以降では $Rand$ とする) の、合計 3 つを実験に用いる。



図 2: 評価実験で用いたページ

$$LowSim = \arg \min_{m \in M} sim(noun, f(m)) \quad (2)$$

$$HighSim = \arg \max_{m \in M} sim(noun, f(m)) \quad (3)$$

$$f(m) = \arg \min_{w \in M} sim(noun, w)$$

M は修飾-名詞ペアにおける、活用する名詞が修飾-名詞ペアの被修飾要素に存在する全ての連体修飾要素の集合を表し、 w は連体修飾要素に存在する、「助詞」、「助動詞」、「動詞」を除く全ての単語を表す。また $sim(noun, w)$ は 3.3 において構築した word2vec の出力を表している。

単語間類似度が一番低い修飾-名詞ペアを $LowSim$ とする。一方で、単語間類似度が一番高い修飾-名詞ペアを選択する手法を $HighSim$ とする。また、文章の最後の名詞を活用することでよりユーモアとして受容されやすくなる知見 [3] を活用し、本研究においてもユーザ発話の最後の名詞を扱う。

対話システムは、選択したペアに対して連体修飾要素、被修飾名詞で接続を行い、「ですか?」という語尾を接続し、応答文章とする。例えばユーザの入力した「コーヒーはブラックで飲めない」という文章から、システムは「艶やか-ブラック」という関係性を修飾-名詞ペアとして抽出した場合には、応答として「艶やかブラックですか?」という文章を生成する。

4.2 実験手順

実験は図 2 で示すインターフェイスを用いて web 上で行った。被験者は対話システムと対話を行い、それぞれの対話システムの発言に評定を行う。先行研究 [12] を参考に、ユーモアを感じた程度を 5 段階で評定する。また、1 対話をユーザの 1 発話に対するシステムの 1

表 4: *LowSim* の得点値が高い例

入力	応答	点	手法
隣の家でうさぎを飼ってた	NOV ○うさぎですか？	5	<i>LowSim</i>
隣の家でうさぎを飼ってた	茶色のうさぎですか？	4	<i>HighSim</i>
隣の家でうさぎを飼ってた	かわいいようさぎですか？	4	<i>Rand</i>

応答とする。被験者はユーモアを感じた程度について印象評定を行いながら、50回対話を繰り返す。被験者は日本語を母国語とする男性6名、女性3名となった。被験者には「名詞を含む発話を行うこと」、「質問を行わないこと」、特に「対話システムの能力について質問しないこと」を教示した。また、順序効果を考慮して、それぞれの対話システムの応答はインターフェイスの上段、中段、下段に毎回ランダムに表示した。対話システムの知識にはランダムに収集した1700万ツイートをを用いた。修飾-名詞ペアは約450万となった。連体修飾要素-IDFの閾値 α は経験から4500と決定した。

4.3 結果

Bonferroni法による多重比較により、*Rand*と*HighSim*、*Rand*と*LowSim*の間において共に有意差($p < 0.01$)が確認された。実験の結果は、単語間類似度が低い発話候補を選択する手法と単語間類似度が高い発話候補を選択する手法はランダムに発話候補を選択する手法と比較してユーモアとして受容されにくい手法であることを示している。

4.4 考察

表4, 5, 6はそれぞれの応答手法において得点値が高く評価された例を表している。*LowSim*では、ユーザにとって突飛に感じられる応答があったためにユーモアとして受容される機会が減少している。ユーザが納得できる形で*LowSim*による手法を採用することによって、よりユーモアとして受容される応答が実現できると推測する。また、*HighSim*ではありきたりな表現が多いことが確認できる。そのため、間違った推論を行う機会が少なく、同時にユーモアとして受容される機会も少なくなっている。一方で、被験者の興味のある話題であったり、突飛な応答が少ないためにユーモアとして受容される応答がいくつか生成された。

5 まとめ

本研究では、ユーザの対話継続欲求を向上させるために対話システムによるユーモア発話の自動生成手法

表 5: *HighSim* の得点値が高い例

入力	応答	点	手法
ぬいぐるみを買いました。	貴重なぬいぐるみですか？	4	<i>LowSim</i>
ぬいぐるみを買いました。	クマのぬいぐるみですか？	5	<i>HighSim</i>
ぬいぐるみを買いました。	思い出のぬいぐるみですか？	3	<i>Rand</i>

表 6: *Rand* の得点値が高い例

入力	応答	点	手法
メガネをかけます。	中破メガネですか？	2	<i>LowSim</i>
メガネをかけます。	メガネ探したらメガネですか？	1	<i>HighSim</i>
メガネをかけます。	黒ぶちメガネですか？	4	<i>Rand</i>

を提案してきた。本稿では、単語間類似度を導入することによって、ユーザにとってよりユーモアとして受容されやすい発話候補を選択できるかどうか調査を行った。実験の結果から、単語間類似度の高い発話候補を選択する手法と単語間類似度の低い発話候補を選択する手法はランダムに発話候補を選択する手法よりもユーモアとして受容されにくい手法であることが示された。特に、単語間類似度の高い発話候補はユーモアとして受容される機会が少ないことが判明した。また、ユーザにとって突飛である応答はユーモアとして受容されないと推測できた。

今後の課題として、よりユーザにとって突飛でない発話候補を選択する取り組みが必要である。ユーザにとって身近である単語を認識し、活用することによって、よりユーモアとして受容されやすい発話候補を選択できることが期待される。

参考文献

- [1] Kao, J.T., Levy, R., and Goodman, N.D.: The Funny Thing About Incongruity: A Computational Model of Humor in Puns. *Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, (2013)
- [2] Stock, O., and Strapparava, C.: Laughing with HA-HAcronym, a Computational Humor System, in *Proceedings of the AAAI*, pp. 1675–1678 (2006)
- [3] Valitutti, A., Toivonen, H., Doucet, A., Toivanen, J.M.: “Let Everything Turn Well in Your Wife”: Generation of Adult Humor Using Lexical Constraints, in *Proceedings of the ACL*, Vol.2, pp. 243–248 (2013)
- [4] Řehůřek, R., Sojka, P.: Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora, in *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*, pp. 45–50 (2010)
- [5] 稲葉 通将, 平井 尚樹, 鳥海 不二夫, 石井 健一郎: 非タスク指向型対話エージェントのための統計的応答手法, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J95-D, No. 6, pp. 1390–1400 (2012)

- [6] 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)
- [7] 上野 行良: ユーモア現象に関する諸研究とユーモアの分類について社会心理学研究, Vol. 7, No. 2, pp. 112–120 (1992)
- [8] 中谷 仁, 岡 夏樹: ロボットの日常会話におけるユーモア生成の試み, 人工知能学会 2009 年全国大会論文集, 1J1-Os2-5 (2009)
- [9] ビンステッドキム, 滝澤 修: 日本語駄洒落なぞなぞ生成システム”Boke”, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 6, pp. 920–927 (1998)
- [10] 別所 史浩, 原田 達也, 國吉 康夫: リアルタイムクラウドソーシングと Twitter 大規模コーパスを利用した対話システム, 情報処理学会研究報告, Vol. 2012-SLP-91, No. 13, pp. 1–8 (2012)
- [11] 藤倉 将平, 小川 義人, 菊池 英明: 非タスク指向対話システムにおけるマイクロブログを用いたユーモア発話の自動生成, 信学技報, Vol. 113, No. 338, pp. 29–32 (2013)
- [12] 宮澤 幸希, 常世 徹, 梶井 祐介, 松尾 智信, 菊池 英明: 音声対話システムにおける継続欲求の高いインタラクションの要因, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J95-A, No. 1, pp. 27–36 (2012)
- [13] 吉村 枝里子, 芋野 美紗子, 土屋 誠司, 渡部 広一: 知的会話処理における連想応答手法, 人工知能学会論文誌, Vol. 28, No 2, pp. 100–111 (2013)
- [14] 吉田 裕介, 萩原 将文: 複数の言語資源を用いたユーモアを含む対話システム, 日本知能情報ファジィ学会論文誌, Vol. 26, No. 2, pp. 627–636 (2014)