# コンテキストを考慮してボケる 対話型エージェントの検討

平成30年度 卒業論文

日本大学 文理学部 情報科学科 宮田研究室

長岡 大二

# 概要

現代社会において、日常生活中に必要不可欠なものとなりつつある対話型エージェント は、今後もその活躍の場を広げ続けると考えられる.しかし、対話型エージェントによる 対話の多くは未だ無機質なものであり,このような対話に親しみを持てないユーザには, エージェントを受け入れられないという問題が懸念される。このような問題を解決するた めに、ユーザとの対話中にユーモア表現を行うことで、親和的な関係を築く対話型エー ジェントが研究されている。しかし、これらの研究は、あらかじめ入力と応答が決められ ていたり,入力が定型フォーマットであることを前提としたユーモア生成を行っていたり した、このため、ユーザの会話が定型フォーマットではない、一般的なコミュニケーショ ンシーンでは、エージェントがユーモアを提示することができず、親和的コミュニケー ションを実現することが困難となっていた. そこで本稿では、文のコンテキストを考慮し てユーモアを生成するエージェントを提案する.これは、人同士のコミュニケーションに おいて、会話への理解や解釈に重要であるコンテキストに着目し、ユーザの入力に対し、 コンテキストを考慮してユーモアを生成するというものである.これにより,入力が一般 的な会話文であっても、エージェントがユーザにユーモアを提示することができると考え られる、プロトタイプシステムを用いた検証実験の結果、提案方式によって生成したボケ に対し、ユーザは一定のユーモアを感じられることが確認できた.

本稿の貢献は次の通りである.

- 一般的なコミュニケーションシーンにおいて、ユーザとエージェントが対話を行う際に、ユーモアを提示できるシステムを提案したこと.
- ◆ 上記提案のプロトタイプシステムを構築し、ユーザ実験を行って有効性を検証したこと。

# 目 次

第1章	序論	1
1.1	研究の背景	2
1.2	研究の目的	2
1.3	本論文の構成	2
第2章	ユーモア表現を行う	
	エージェントに関する研究事例	4
2.1	文章分析に関する研究事例	5
2.2	対話型エージェントに関する研究事例	6
2.3	ユーモア表現を行うエージェントに関する研究事例	7
	2.3.1 一方的にユーモア表現を行うエージェント	7
	2.3.2 対話によってユーモア表現を行うエージェント	8
第3章	研究課題	9
3.1	問題の定義	10
3.2		11
第4章	コンテキストを考慮してボケる	
×12 2 -1-	- N-	12
4.1		13
4.2	コンテキストを考慮してボケる対話型エージェントの提案	
第5章	コンテキストを考慮してボケる	
), J		15
5.1		16
5.2		16
5.3		17
5.4		18
	$5.4.1$ $s_s$ :概念距離 Score	19
		20
	$5.4.3$ $s_f$ :出現頻度 Score	21
5.5		22

第6章	評価実験	23
6.1	実験の目的	24
6.2	実験の想定シーン	24
6.3	実験の概要	24
6.4	実験の手順	25
6.5	実験結果・考察	26
	6.5.1 ボケ単語選定においてコンテキストを考慮した効果に関する考察 .	27
	6.5.2 置換元単語選定においてコンテキストを考慮した効果に関する考察	27
	6.5.3 ボケ単語選定と置換元単語選定においてコンテキストを考慮した効	
	果に関する考察	27
第7章	結論	31
参考文南	<b></b>	33
研究業績		37

# 図目次

5.1	システムの全体像	16
5.2	事前準備	17
5.3	読み方辞書	17
5.4	置換元単語の選定時の概念距離計算	18
5.5	ボケ単語の選定時の概念距離計算	20
6.1	実験に用いた Web アプリケーション	26
6.2	Q1 の回答(N=10, $1$ 人あたり $5$ 回答)	28
6.3	$\mathrm{Q2}$ の回答(N=10, $1$ 人あたり $5$ 回答) $\ldots$	29
6.4	$Q3$ の回答(N=10, 1人あたり $5$ 回答) $\dots$	29
6.5	$\mathrm{Q4}$ の回答(N=10,1 人あたり $5$ 回答)	30
6.6	Q5 の回答(N=10)	30

# 表目次

5.1	$s_c$ が高い例・低い例	(入力文:猫が炬燵で丸くなる)	19
5.2	$s_s$ が高い例・低い例	(入力文:猫が炬燵で丸くなる)	20
5.3	$s_e$ が高い例・低い例		21
5.4	$s_f$ が高い例・低い例		22
6.1	被験者への質問一覧		25

# 第1章 序論

第1章 序論 2

#### 1.1 研究の背景

現代社会において対話型エージェントは、看護やショッピングなどの我々の生活における様々なシーンへと浸透し始めており [1]、将来的にはユーザの作業の自動化や、ユーザの友人になるといった活躍が期待される。しかし、その一方でエージェントとの無機質な対話に親しみを感じることができないユーザも少なからずいると思われる。例えば、リビングルームにコミュニケーションロボットが導入されたシーンを考えたとき、ロボットが常に堅苦しい話ばかりしていたら、家族の一員にはなりにくいだろう。あるいは、介護施設で高齢者の話し相手になるロボットが、冗談1つも言わず、生真面目な会話ばかりしていたら、ロボットが施設の人気者になることは難しいだろう。このような問題を解決するためには、エージェントがユーザと親和的コミュニケーションを行える必要があると言える。ここで、親和的な関係の形成には、笑いが欠かせないとされており [2][3][4][5]、ユーザが長期間継続して対話を続けたいと感じる要因としてもユーモアが有効なことが示されていることから [6][7][8]、ユーモアと親和的コミュニケーションの関係性がうかがえる。

#### 1.2 研究の目的

ユーザがエージェントに対して親しみを持つことができるよう,ユーザと対話を行いユーモア表現を行うエージェントが広く研究されている。しかし、これらの研究では、特定のシーンまたは定型フォーマットでしかユーザが会話を行えず、エージェントがユーモアを提示できるコミュニケーションシーンが限定されていた。このため、エージェントとユーザが一般的なコミュニケーションを行う際に、ユーザに親しみを感じさせることが困難になると考えられる。本研究では、一般的なコミュニケーションシーンにおいても、エージェントがユーザに対してユーモアを提示できるようにすることを目指す。本稿では、上記の条件を満たす対話型エージェントのプロトタイプシステムを実現し、検証実験からその効果を確認することを目的とする。

# 1.3 本論文の構成

本論文の構成は次のとおりである.

2章では、文章分析に関する研究事例や、対話型エージェントを様々な分野に活用した 研究事例、対話型エージェントによるユーモア表現を試みている研究事例について紹介 する.

3章では、ユーモア発話を行う対話型エージェントを、一般的なコミュニケーションシーンに取り入れる際に生じる問題点について述べ、それらを踏まえたうえで本研究における課題を設定する.

第1章 序論 3

4章では、ユーザ同士のコミュニケーションにおいて重要な要素であるコンテキストに 着目し、コンテキストを考慮してボケる対話型エージェントの提案を行う.

5章では、入力文から、その文のコンテキストを抽出する方法と、抽出した結果を従来研究に取り入れる方法について具体的に述べる。

6章では、行ったユーザ実験の目的や手順について述べ、実験結果から得られた知見についても述べる.

最後に7章にて、本論文の結論を述べる.

第2章 ユーモア表現を行う エージェントに関する研究事例 本章では、文章分析に関する研究事例と、ユーモア表現を行うエージェントに関する研究事例について述べる。2.1節では、文章分析に関する研究事例について紹介する。2.2節では、対話型エージェントに関する研究事例について紹介する。2.3節では、ユーモア表現を行うエージェントについて紹介する。また、ユーモア表現を行うエージェントは、大きく分けて、一方的にユーモア表現を行うエージェントと、対話によってユーモア表現を行うエージェントに分けられる。これらは、2.3.1項、2.3.2項においてそれぞれ紹介する。

### 2.1 文章分析に関する研究事例

本節では、文章分析に関する研究事例について述べる。近年では、電子的な文書の総量が増えている。そのため、文書の内容を大まかに、または容易に把握するための研究が活発に行われている [9][10][11][12][13][14][15].

[9], [10], [11], [12] では、文書から内容を示すキーワードを抽出する方法を提案している. [9] は、単一の文書から語の共起情報をもとに、統計的な指標を用いてキーワードを抽出する手法を提案している. 文書の頻出語を取り出し、その頻出語と各語の共起頻度を求め、共起頻度の偏り方を重要語であるかの指標としている. [10] では、ユーザが収集した論文から、ユーザの興味を捉えたキーワードを抽出し、ユーザプロファイルを生成することを提案している. 単語の文書頻度を利用することでキーワードを抽出し、bigramを用いて複合語を作成することでユーザプロファイルを生成している. [11] では、ある文書において一度出現した語がもう一度繰り返される度合いが、語の種類と密接な関係を持っている点に着目し、これを特徴量とすることでキーワードを抽出している. [12] は、話し言葉の文章をブロックに区切ることで、キーワードの抽出を試みている. 文章中の語の出現頻度をもとにブロックを区切り、TF-IDF 重み付けを用いてキーワード抽出を行っている.

[13], [14], [15] では、自動で文書の要約を作成するための研究が行われている. [13] は、新聞記事から重要度の高い文を抽出し、さらにそれぞれの文を簡約することにより、記事ごとの要約の作成を試みている. 記事見出しとの一致度から重要文を抽出し、重要度を表す式と構文的な自然性の程度を表す式に基づいて要約を作成している. [14] では、文単位ではなく、語句単位での抽出を行い、それを用いて文生成することで要約を作成する手法を提案している. 各文の位置情報や手がかり語から文の重要度を判定し、そこから格フレーム情報を用いて抽出した重要語句をもとに要約文を作成している. [15] は、人手による要約に近い要約文を作成するために、文章構造を考慮し句を抽出することで要約文を作成する手法を提案している. 連接関係や段落間類似度から文章構造を解析し、重要な内容を含む句を抽出することで要約文を作成している.

#### 2.2 対話型エージェントに関する研究事例

本節では、対話型エージェントに関する研究事例について述べる。近年では対話型エージェントを対象とした研究は多岐にわたり、様々なシーンでの活用方法が検討されている [16][17][18][19][20][21][22][23][24][25].

[16], [17], [18] では,人と対話型エージェントが協調的に対話するための研究が行われている. [16] は,エージェントと対話を行うことでコミュニケーション不足を解決しようとする試みである.一日のなかの決まった時間に,エージェントから利用者に対して会話を行うことで,継続的にコミュニケーションを促している.エージェントは利用者の発言を受け,事前に設定されたコーパス内から対応する返答をする.このとき,利用者との過去の会話を参考にして,コーパスを更新していくことで,会話の質を高めようとしている.[17] では,より自然でストレスの少ない親和的なコミュニケーション制御方式を提案している.エージェントがユーザの発言に合わせて,共感を引き起こす会話構造モデルをもとに頷きなどの身体動作を行い,会話状態をダイナミックに遷移させることで,コミュニケーションを促進させている.[18] は,認知症高齢者であるユーザの日々の健康状態・認知状態を把握することを目的としている.エージェントに対するユーザの反応から,ユーザの発話間のポーズ・ピッチ・発話長・頷き時間を分析することで,健康状態・認知状態を把握することを試みている.

[19], [20] では、1人のユーザに対し、複数のエージェントが対話を行うシステムを提案している。[19] では、ユーザが1人の場合でも効果的な対話型鑑賞を行うことができる鑑賞支援システムを提案している。実験により、鑑賞や意見を促す進行役と、ユーザと同じ立場に立って感想を言う鑑賞役の2種類のエージェントを用意することで、人間による対話型鑑賞に近い話題の展開が可能であることが示唆されている。[20] では、ユーザ1人に対し、対話ドメインについて異なる意見を持つ2種類のエージェントを用意する、三者間の対話システムを提案している。実験により、三者間の対話システムは、ユーザが感じるエージェントへの親しみや、対話の雑談らしさが増すことが示されている。

[21], [22] では,エージェントをゲーム分野に利用する研究が行われている. [21] は対話によるコミュニケーションを必要とする人狼ゲームを題材とし,若者の対話教育のための対話支援環境として,エージェントを用いた手法を提案している. Wizard of Oz 法にて人間がエージェントを操作し議論を行うことによって,論理的な発言による議論を疑似的にユーザに体験させている. これにより,ユーザがより良い議論や対話方法について評価・修正することを可能にしている. [22] は,GPS 機能付き携帯電話を端末として,エージェントによる現実感のある仮想世界の表現を試みている. 現実世界のユーザの位置情報を,仮想世界へと反映することで,仮想生物からのアクションなどを引き起こすことができる.

[23], [24], [25] は、それぞれプレゼンテーション、車の運転、余暇の充実化についてユーザを支援するエージェントを提案している。[23] はエージェントが、エージェント作成者の代理として任意のユーザと会話をすることができる、分身エージェントの実現手法を提案している。これにより、エージェント作成者またはエージェントと会話を行うユー

ザは、時間的・地理的な制約に縛られずに情報の獲得と発信ができるようになる. [24] はドライバの退屈や眠気回避させる手段として、対話型 CG エージェントを提案している. エージェントは、車から得られる、車速、経過時間、走行距離やラジオなどのデータを利用して、ユーザが飽きないような話題を提供する. [25] はスケジュール帳を情報源として、ユーザに余暇の過ごし方を提案するエージェントについて提案している. エージェントは、ユーザとテキストで会話をしながら、ユーザのスケジュールと発言に基づいて予定を提案する.

#### 2.3 ユーモア表現を行うエージェントに関する研究事例

以下は、いずれも笑いを通してユーザとエージェントのコミュニケーションをより良いものにするという試みである.

#### 2.3.1 一方的にユーモア表現を行うエージェント

一方的にユーモア表現を行うエージェントの例として, [26], [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37] が挙げられる.

[26], [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34] はエージェントによる一方的な発話 によってユーモア表現を試みている. [26] では、システムに入力された文章内の語(被置 換語)を他の語(置換語)に置き換えた置換型駄洒落を出力するシステムを提案してい る. 置換語の選定は、被置換語と置換語の概念ベクトルを Support Vector Machine で学 習することで実現している. [27] では、複合語と複合語を構成する各語の類音語を見出し とする辞書を用意し、複合語の前半部、もしくは後半部を類音語に置換することで駄洒 落を生成している. [28], [29] では、Webニュース記事本文の感情情報を用いて、おかし みの構造図に基づいた形式的なボケによる漫才台本を自動生成する手法を提案している. [30], [31] は、漫才形式の対話文の自動生成システムである. 入力された文章から単語を 選び、それを音の近い単語や、その単語が修飾している句につながる別の単語に置換し、 ボケを生成している. その後、ボケに対する否定や、ボケの内容を例えるツッコミ文を生 成することで、漫才形式を実現している. [32] では、ユーザの笑い声の大きさなどに反応 し発話内容や発言の間を変化させる2体のロボットを用いて漫才を行うシステムを提案し ている. [33] では、ジョークを提示する方法について比較しており、テキスト形式で提示 される場合より、ロボットによる音声形式で提供される場合の方が面白く感じられること が示されている. [34] では,エージェントがユーザに笑い感情を誘起させる手段として大 喜利が用いられている. お笑い構成作家と筆者らによって得られたデータベースをもと に、機械学習的アプローチに基づいてユーモアの生成を行っている.

[35], [36], [37] はエージェントによる発話以外の方法でユーモア表現を試みている. [35] では、文中の代名詞関係に着目することでユーモア文を生成する試みである. 代名詞が指す正しい対象語とは異なる対象語を発見することで、実現しようとしている. [36] は、各

単語の頭文字のアルファベットを連結することで省略している名称を、略称そのままに各単語を置換することでユーモアを生み出す試みである。単語の置換時には、もとの単語群と新たに生成された単語群の関係が、意味は遠く、音は近くなるようにしている。[37]は、画像にユーモアのあるタイトルを付ける試みである。画像とそれに対するユーモアタイトル1つ以上をデータセットとして機械学習をすることで実現している。また、地域やトレンド等も考慮することで、ユーモア性の向上を狙っている。

#### 2.3.2 対話によってユーモア表現を行うエージェント

ユーザと対話を行いユーモア表現を行うエージェントとして [38], [39], [40], [41], [42], [43], [44], [45] が挙げられる. [38] 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を提案している.ユーモア発話の自動生成には単語間類似度を用いている. [39], [40], [41] では,ユーザからの特定の入力に対して,あらかじめ設定された,ユーモアを含む応答文を返していると思われる. [42], [43], [44] では,エージェントがユーザの発言内容をわざと間違えて聞き返すことでユーモアを生成している. [45] では,文中の単語のうち,聞き間違えた時に最もユーモア性が向上する単語を選定し置換するシステムを提案している.

# 第3章 研究課題

第 3 章 研究課題 10

#### 3.1 問題の定義

現代社会において対話型エージェントは、日常生活で必要不可欠のものとなりつつある [1]. 家庭内における事例としては、Amazonの Alexa、Appleの Siri、Microsoftの Cortana、Google Assistant が有名である。家庭外においても、ホテルやショッピングセンターなどの現場で簡単な受け答えをする役割としての利活用が進んでいる。将来的には、介護などの人間とのコミュニケーションが重要な場面での活躍も期待されており、現在でも様々な分野での活用方法が研究されている [19][20][21][22][23][24][25]. しかしこのような対話型エージェントによる対話の多くは、未だ無機質なものである。そのため、無機質な対話に親しみを持てないユーザには、このようなエージェントは受け入れられないという問題が懸念される。例えば、リビングルームにコミュニケーションロボットが導入されたシーンを考えたとき、ロボットが常に堅苦しい話ばかりしていたら、家族の一員にはなりにくいだろう。あるいは、介護施設で高齢者の話し相手になるロボットが、冗談1つも言わず、生真面目な会話ばかりしていたら、ロボットが施設の人気者になることは難しいだろう。

上述の問題を解決するために,ユーザと協調的に対話を行えるエージェント [16][17][18] や、笑いによってユーザと良好なコミュニケーションを築こうとするエージェント(2.3 節)が研究されている.ユーザと協調的に会話を行えるエージェントについては、エー ジェントの発話の内容や身体動作によって親和的コミュニケーションを実現している. 笑 いによってユーザと良好なコミュニケーションを築こうとするエージェントでは、漫才や シナリオベースの対話によって、親和的コミュニケーションを実現している.ここで、本 研究では後者の研究に着目した. 笑いは,心理学的観点において,人同士の親和的な関係 の形成に欠かせないとされており[2],人同士だけでなく,人とエージェント間の関係に おいても,同様の報告がなされている [3][4][5]. また,ユーザが長期間継続して対話を続 けたいと感じる要因としてユーモア表現を含む発話が有効なことが示されており、ユーモ アが対話において重要な役割を持つことがうかがえる [6][7][8]. このことから, エージェ ントが対話の中にユーモアを交えられるようにすることで、ユーザはエージェントに対し て親しみを持つことができると考えられる.しかし、エージェントがユーモア表現を行う 研究にはいくつか問題点が見られる. エージェントによる一方的なボケをユーザに見せ ることで笑いの提供を試みている研究(2.3.1項)では、ユーザとエージェントの間で対 話といった直接的なコミュニケーションは発生していない.エージェントがユーザとの対 話中でのユーモア表現を試みている研究(2.3.2項)では、限定的なコミュニケーション シーンでしかユーモアを提示できておらず、一般的なコミュニケーションシーンでユーザ がエージェントと対話しようとすると, 親和的コミュニケーションを実現することが困難 であると考えられる. 例えば, [39], [40], [41] では, ユーモア表現を行う場合, あらかじ めユーザが入力する文と、その応答が決められていると思われるため、ユーモアを提示で きるシーンが限定されてしまう. [38], [42], [43], [44], [45] では, ユーザが入力する文の 特定の位置の単語でユーモアを生成しているため、ユーザが定型フォーマットでしか会話 を行えず, ユーモアを提示できるシーンが限定されてしまう.

第 3 章 研究課題 11

# 3.2 研究課題の設定

3.1節で定義した問題をふまえ、一般的なコミュニケーションシーンであっても、エージェントがユーザに対し、ユーモアを提示できるようにすることを研究課題とする.

# 第4章 コンテキストを考慮してボケる 対話型エージェントの提案

本章では、一般的なコミュニケーションシーンにおいてもエージェントがユーザに対し、 ユーモアを提示できるようにするために、ユーザの入力が一般的な会話文であった場合で も、ユーモアを提示できるようにする手法について述べる.

具体的には、4.1 節では、一般的な会話文からユーモアを生成する方法を考えるうえで 着目した点、4.2 節では、着目した点をもとに提案する手法について述べる.

### 4.1 着眼点

従来研究では、ユーモア生成の効果が高くなる単語の位置を事前に指定してユーモアを 生成していたため、ユーザの会話フォーマットが固定されてしまっていた。一般的な会話 文からユーモアを生成するためには、会話フォーマットを固定することはできないため、 どの単語を置換すればユーモア生成の効果が高いか考える必要がある。

ここで、人同士のコミュニケーションは、コミュニケーションを行うユーザ間で共通するコンテキストに基づいて行われていることに着目する。例えば、

最近では、洋服を着ることが流行している

という文は、一見するとおかしな文である.人が洋服を着るのは当たり前であるため、流行しているというのは変である.しかし、会話を行っているユーザ同士が、"犬"というコンテキストを認知している場合、何の問題もなく意思疎通が行える.また、

ユーザA:あの銃は使い勝手が良い

ユーザB:とても分かります

という会話は、コンテキストを共有していないユーザから見ると、日常生活で馴染みのない会話に聞こえる.しかし、これがシューティングゲームのプレイ中の会話であれば、いたって普通の内容であり、誰も違和感を覚えないだろう.

以上のことから、一般的なコミュニケーションにおいて、ユーザの会話への理解や解釈には、コンテキストが大きく影響していると考えられる。この状況において、文のコンテキストを代表する語と、そうでない語をそれぞれ置換したとき、文のコンテキストを代表する語を置換した方がより大きな不適合を生じるように思われる。例えば、

直近の盛り上がるイベントって知ってる?

という文において,文のコンテキストを代表する「イベント」とそうでない「直近」を置換した場合を考える.「イベント」を「チベット」に置換した場合,

直近の盛り上がるチベットって知ってる?

となる. 一方で,「直近」を「側近」に置換した場合,

側近の盛り上がるイベントって知ってる?

となり、前者の方が大きな不適合が生み出されていると思われる. また、同じ位置の単語であっても、その単語だけから意味が遠い語に置換すると、文として不適合が起きない場合がある. 例えば従来研究では、

機械を操作する

という文章は,

#### 機械を調査する

という文章に変換される.この場合、「操作」という単語が、音が近く、意味が遠く、聞き慣れた「調査」という単語に置換されている.しかし、文全体で見たときに意味が通じてしまっているため、不適合が生成できておらず、ユーモア性が損なわれている可能性がある.

# 4.2 コンテキストを考慮してボケる対話型エージェントの提 案

4.1 節より、コンテキストを考慮してボケる対話型エージェント [46][47] を提案する. 提案方式では、従来研究の、置換元単語の選定時とボケ単語の生成時においてコンテキストを考慮する. 置換元単語は、入力された文中の、その文のコンテキストを最も表す単語とし、ボケ単語は、文のコンテキストから意味が離れた単語とする. これにより、先ほどの

直近の盛り上がるイベントって知ってる?

という文において,コンテキストを代表する「イベント」を置換元単語として選定することができ,より大きな不適合を生み出せるようになる.また,

#### 機械を操作する

という文において、「操作」という単語を置換する際に、コンテキストから意味が離れた 単語に置換することで、文全体で見た時でも、意味が通じてしまわないようになる. 提案方式は次の3つの手順からなる.

手順1:ある1つの文を構成する単語群内で、共通するコンテキストを検出する.

手順2:検出されたコンテキストに最も意味が近い単語を、文中から選定する.

手順3:選定された単語を,手順1で検出されたコンテキストから意味が離れた単語に 置換する.

上記3つの手順により生成された不適合については、従来手法と同様に置換する単語を、 置換元単語の音と近く、聞き慣れている単語にすることで解決する.

上記方式により、入力文が定型フォーマットでなくても、ユーモアを生成する際に必要不可欠な不適合が動的に生成できるようになり、3.2節の研究課題を達成できると考えられる.

# 第5章 コンテキストを考慮してボケる 対話型エージェントの実装

#### 5.1 システムの全体像

提案システムは、置換元単語決定部とボケ単語決定部、出力文決定部の3つからなる (図 5.1). 置換元単語決定部では、ユーザの入力文中から、その文のコンテキストを最も代表する単語を選定する。1 文からその文のコンテキストを抽出する方法には、広く研究されている、文書からトピックを抽出する手法 [9][10][11][12] を参考にする。具体的には、入力文中の単語が、文のコンテキストとどれくらい意味が近いかを表す  $s_c$ (Context score)をもとに決定する。ボケ単語決定部では、文のコンテキストから意味が離れていて、置換元単語と音が近く、ユーザが理解できる単語を生成する。具体的には、置換元単語に対して、文のコンテキストからどれくらい意味が離れているかを表す  $s_s$ (Semantic score)、どれくらい音が近いかを表す  $s_e$ (Edit distance score)、どれくらいユーザから理解されやすいかを表す  $s_f$ (Frequency score)をもとにボケ単語を決定する。出力文決定部では、文中の選定された置換元単語を、生成されたボケ単語に置換した文を出力する。実装はすべて  $p_f$ (Context score)を用いて行う。

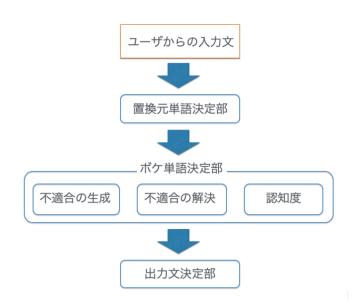


図 5.1: システムの全体像

### 5.2 事前準備

Wikipedia 日本語記事全文(取得日時 2017.10.12)を MeCab[48] を用いて形態素解析し、不要品詞などを除去して分かち書きしたものをコーパスとする(1,004,870 単語). ここでの不要品詞とは、語彙的意味を担っていなかったり、Wikipedia 日本語記事での出現回数が多すぎたりするため、後述する言語モデルの作成や、5.4.3 項で述べる  $s_f$  の算出に悪影響を及ぼすものである。具体的には、IPA 品詞体系において、記号、助詞、助動詞、接続詞、副詞、連体詞、非自立語、代名詞、接尾、数、サ変・スルと分類されるものを指す。

また、コーパスを元に読み方辞書と言語モデルの作成を行う(図 5.2). 読み方辞書とは、コーパス内での出現回数が 1000 回以上かつ日本語である単語の標準形、MeCab で取得した標準形の読み方(カタカナ)、標準形の読み方をローマ字表記に変換したのち子音を削除して母音のみにしたもの、これら 3 つを単語ごとにまとめたリストである(図 5.3). これらは、後述の 5.4.2 項で用いる. 本研究における言語モデルとは、単語間の概念距離を計算できるよう自然言語の単語をベクトル表現したものであり、word2vec[49]を用いてコーパスから獲得する. このとき、次元数はデフォルトの値である 100 を使用した. Window サイズは、同じトピックに現れる単語を取得しやすいように、デフォルトの値より大きい 15 に設定した. 使用するライブラリは gensim(バージョン 3.0.1) とする.

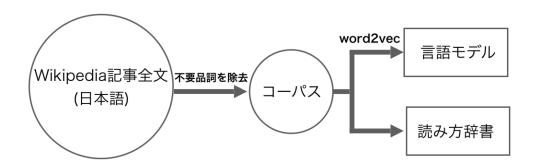


図 5.2: 事前準備

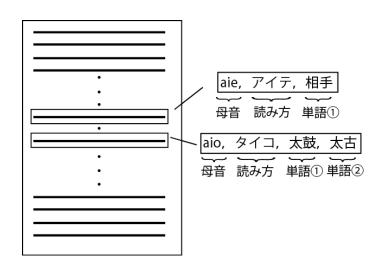


図 5.3: 読み方辞書

### 5.3 コンテキストを考慮した置換元単語の決定

入力文中の単語が、文のコンテキストとどれくらい意味が近いかを表す指標として、言語モデルを用いて概念距離を測ることで $s_c$ を算出する、入力文に対して、MeCabを利用

して、文中の全ての名詞で構成される置換元候補群を作成する。その後、置換元候補群内のすべての単語の $s_c$ を算出し、最も高い $s_c$ を保持する単語を、置換元単語とする。このとき、名詞、動詞、形容詞は、文を構成する上で重要だと思われる。そのため、置換元候補群の各単語について、それぞれ文中の、自身を除いた名詞、動詞、形容詞との概念距離を計算し、その距離が近いほど高い $s_c$ を与える (図 5.4, 表 5.1)。すなわち、 $s_c$  は下記のように計算される。

$$s_{c(i)} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1, k \neq i}^{n} \frac{1}{d_{s(k)}}$$

n は文中のすべての名詞,動詞,形容詞の数であり,i は  $s_c$  を算出する単語の位置である。  $d_{s(k)}$  は k 番目の単語と  $s_c$  を算出する単語との概念距離である。  $d_{s(k)}$  の算出には,gensim ライブラリ(バージョン 3.0.1)で実装されている word2vec の similarity メソッドを用いる。 similarity メソッドで導き出される類似度の値域は $-1.0\sim1.0$  であり,値が大きいほど単語間の概念距離が近いことを意味する。そのため,分母の値が 0 にならないように,similarity メソッドで導き出される類似度の値に 2 を加えてから逆数を取得することで  $d_{s(k)}$  を算出する。



図 5.4: 置換元単語の選定時の概念距離計算

# 5.4 コンテキストを考慮したボケ単語の決定

本節では、置換候補単語それぞれの各  $Score(s_s, s_e, s_f)$  の計算方法について述べる.ここで、置換候補単語とは、読み方辞書内の単語であり、ここからボケ単語を選定する.そ

文中の単語	対象単語	対象単語との概念距離	$s_c$
猫	炬燵	0.348	0.257
	丸く	0.261	
	なる	0.164	
炬燵	猫	0.348	0.229
	丸く	0.252	
	なる	0.039	
丸く	猫	0.261	0.213
	炬燵	0.252	
	なる	0.148	
なる	猫	0.164	0.117
	炬燵	0.039	
	丸く	0.148	

表 5.1:  $s_c$  が高い例・低い例(入力文:猫が炬燵で丸くなる)

の際,人名や地名などは,ごく一部の有名なもの以外はユーザからの認知度が低い可能性があると考え,MeCabで人名・地域と判定される単語は置換候補単語から除く.また,エージェントの返答がオウム返しになってしまうとユーモアとして受容されない可能性が考えられる.そのため,置換元単語を単にひらがな,あるいはカタカナ表記にしたものは置換候補単語から除く.なお,頭文字の母音と末尾の文字が置換元単語と一致する単語と,コーパス内での出現回数が1000回以上である単語に絞る理由については,それぞれ5.4.2項と5.4.3項で述べる.以上より,置換元単語に対する置換候補単語となる条件は下記のようになる.

- MeCab で人名・地域と判定されない.
- 置換元単語を、ひらがな・カタカナ表記にしたものではない。
- 頭文字の母音と末尾の文字が置換元単語と一致する.
- コーパス内での出現回数が1000回以上である.

#### 5.4.1 $s_s$ :概念距離 Score

入力文のコンテキストと置換候補単語がどれくらい意味が離れているかを表す指標として、言語モデルを用いて概念距離を測ることで $s_s$ を算出する.置換候補単語と、文中のすべての名詞、動詞、形容詞との概念距離を計算し、その距離が遠いほど高い $s_s$ を与える (図 5.5、表 5.2).すなわち、 $s_s$  は下記のように計算される.

$$s_s = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_{s(k)}$$

n は文中の名詞,動詞,形容詞の数の合計値であり, $d_{s(k)}$  は k 番目の単語と置換候補単語との概念距離である。 $d_{s(k)}$  の算出には,gensim ライブラリ(バージョン 3.0.1)で実装されている word2vec の similarity メソッドを用いる。similarity メソッドで導き出される類似度の値域は $-1.0\sim1.0$  であり,値が大きいほど単語間の概念距離が近いことを意味する。そのため,分母の値が 0 にならないように,similarity メソッドで導き出される類似度の値に 2 を加えてから逆数を取得することで  $d_{s(k)}$  を算出する。



図 5.5: ボケ単語の選定時の概念距離計算

表 5.2:  $s_s$  が高い例・低い例(入力文:猫が炬燵で丸くなる)

置換候補単語	$s_s$
サッカー	2.1321
エコ	0.8084
虎	0.4452

### $s_e$ :編集距離 Score

置換候補単語と置換元単語の音がどれくらい近いかを表す指標として,編集距離\*を測ることで $s_e$ を算出する.置換候補単語と置換元単語それぞれとの編集距離を測り,その距離が近いほど高い $s_e$ を与える(表 5.3).すなわち, $s_e$  は下記のように計算される.

$$s_e = \frac{1}{1 + d_e}$$

<sup>\*</sup>編集距離とは2つの文字列がどの程度異なっているかを示す距離であり、1文字の挿入・削除・置換によって一方の文字列をもう一方の文字列に変形するのに必要な手順の最小回数として定義される.

 $d_e$  は置換候補単語と置換元単語の編集距離である.  $d_e$  の算出には python-Levenshtein ライブラリ(バージョン 0.12.0)内の distance メソッドを用いる. 導き出される  $d_e$  の値域は  $0\sim\infty$ であり,値が大きいほど単語間の編集距離が遠いことを意味する.

また、試行錯誤の過程で、入力単語との編集距離が同じである単語の中でも聞き間違いに聞こえる単語とそうでない単語があることが分かった。例えば、"戦闘機(enoui)"という単語に対し、"倦怠期(enaii)"、"関東(anou)"という単語の各母音のみを考慮した編集距離はともに2であるが、前者は聞き間違いに聞こえ、後者はそうでないと感じられる人が多かった。多くの試行を行った結果、入力単語と出力単語の頭文字の母音と末尾の文字が一致する場合は、聞き間違いに聞こえやすいということが分かった。この知見に基づき、 $s_e$ が高い場合でも、入力単語と先頭の文字の母音・末尾の文字が異なる単語は置換候補単語から除く。

元の単語	置換候補単語	$s_e$
工場	向上	1.000000
	今週	0.333333
機会	未来	1.000000
	地方自治体	0.200000

表 5.3:  $s_e$  が高い例・低い例

### 5.4.3 $s_f$ :出現頻度 Score

置換候補単語がどれくらいユーザから理解されやすいかを表す指標として、コーパス内での各単語の出現回数を数えることで $s_f$ を算出する。各出力候補単語の出現回数が多いほど高い $s_f$ を与える(表 5.4)。すなわち、 $s_f$  は下記のように計算される。

$$s_f = \log f$$

f は置換候補単語のコーパス内での出現回数である.このとき,取りうる f の値域は 1000 ~3,362,984 となる(下限が 1000 となる理由については後述する).ごく一部の極端に出現回数の多い単語が最終的な総合 Score に与える影響が大きくなりすぎないように,出現回数の対数をとったものを  $s_f$  とする.また,同様の理由から  $s_f$  の最大値を 4.82 とする.この値は,コーパス内からランダムに選んだ 1000 単語を対象に出現回数の調査を行い,99.5 パーセンタイル値である単語の出現回数に基づき決定した. $s_f$  の値が 4.82 となる出現回数は,66,069 回である.一方,極端に出現回数が少ない単語はユーザに理解されない可能性が高いと考え,出現回数が 1000 回を下回る単語は出力候補から除く.上記より, $s_f$  の値域は 3.00 ~4.82 となる(出現回数 1000 回の単語の  $s_f$  は 3.00 である).

単語  $s_f$ 行う (875205 回) 4.820000 共通 (41803 回) 4.621207 歪曲 (1012 回) 3.005181 鱗片 (1006 回) 3.002598

表 5.4:  $s_f$  が高い例・低い例

### 5.5 出力文の決定

算出した3つの $Score(s_s, s_e, s_f)$ を、それぞれ正規化処理、重みつけを行ってから合算したものを、置換候補単語ごとの最終的な $s_t(Total\ Score)$ とする。すなわち、 $s_t$ は下記のようになる。

$$s_t = w_s s_s + w_e s_e + w_f s_f$$

 $w_s$ ,  $w_e$ ,  $w_f$  は重み係数である (本稿では重み係数は全て 1.0 とする). 算出された  $s_t$  のうち,最も高い  $s_t$  を保持する置換候補単語をボケ単語とし,文中の置換元単語と置換する. 文中の置換元単語をボケ単語に置換した文を,出力文とし,出力する. 以下に出力例を示す.

• 入力:森林公園で捕まえたカブトムシがすごくでかくなったな 出力:【新人公演】で捕まえたカブトムシがすごくでかくなったな

入力: 今あの会社の株を買うべきだ出力: 今あの会社の【ラブ】を買うべきだ

入力:もう疲れたから休んでもいいかな出力:もう【生まれ】たから休んでもいいかな

入力:受験勉強もそろそろ大詰めだな 出力:【ステンレス鋼】もそろそろ大詰めだな

• 入力:大根を鍋に入れるとすごく美味しいんだよ 出力:大根を【壁】に入れるとすごく美味しいんだよ

• 入力:友達の結婚式の日にちはいつだっけ 出力:友達の【鉄道駅】の日にちはいつだっけ

• 入力:焼いても煮ても魚は美味しい 出力:焼いても煮ても【刀】は美味しい

#### 6.1 実験の目的

本研究は、一般的な会話文でも、エージェントがユーモアを提示できるようにするために、文のコンテキストを考慮してユーモア生成を行うことを提案するものである。提案方式の有効性を確認するためには、実際にユーザに提案方式を取り入れたエージェントと対話を行ってもらい、検証を行うことが必要である。そこで本稿では、下記の2点において、従来手法と比較して、提案方式が有効であるかを、対話を模した実験を行うことにより検証する。

- 置換元単語を, 文のコンテキストを代表する単語にすることで, よりユーモア性が 向上するか.
- ボケ単語を、文のコンテキストから意味が離れた単語にすることで、よりユーモア 性が向上するか.

### 6.2 実験の想定シーン

ユーザとエージェントがコミュニケーションを行うシーンは数多く考えられる. 例えば, ユーザがエージェントに質問するシーンや, 命令するシーンなどが考えられる. ただし, シーンによってはユーザの入力に対する適切な応答文が生成できない場合があり, これが実験の結果に影響を及ぼす恐れがある. そこで本実験では, 評価を段階的・厳密に進めるために, 比較的適切な応答文が生成しやすい, ユーザがエージェントに対し, 質問をするというシーンに絞り検証を行う.

## 6.3 実験の概要

本実験の被験者は 20 代の学生 10 名 (男 9 ,女 1) である.実験は下記のような,Baseline と,置換元単語・ボケ単語を選定する方法が異なる 3 つの提案方式(P1 ,P2 ,P3)を用いて行う. 6.2 節に基づき,ユーザの質問に対する回答を,一般的な会話文とし,エージェントはこの文をもとにユーモアを生成する.質問に対する回答は,入力された単語の Wikipedia 記事ページにある概要文の始めの 1 文とする.以上より,ユーザには「"単語"って何?」と入力してもらい,エージェントはその回答文をもとにユーモアを生成し,出力する.

● Baseline: 文の最初の単語を、その単語と音が近く聞き慣れていて、単語と意味が離れているボケ単語に置き換え、出力文とする.

出力例

入力:パソコンって何?

出力:【叙任】によって占有され使用されるコンピュータのことだよ (元の文:個人によって占有され使用されるコンピュータのことだよ)

● P1: 文の最初の単語を、その単語と音が近く聞き慣れていて、文のコンテキストと 意味が離れているボケ単語に置き換え、出力文とする.

出力例

入力:パソコンって何?

出力:【叙任】によって占有され使用されるコンピュータのことだよ (元の文:個人によって占有され使用されるコンピュータのことだよ)

● P2: 文のコンテキストを代表する単語を、その単語と音が近く聞き慣れていて、単語と意味が離れているボケ単語に置き換え、出力文とする.

出力例

入力:パソコンって何?

出力:個人によって占有され使用される【恋歌】のことだよ

(元の文:個人によって占有され使用されるコンピュータのことだよ)

● P3: 文のコンテキストを代表する単語を、その単語と音が近く聞き慣れていて、文のコンテキストと意味が離れているボケ単語に置き換え、出力文とする.

出力例

入力:パソコンって何?

出力:個人によって占有され使用される【子守歌】のことだよ

(元の文:個人によって占有され使用されるコンピュータのことだよ)

#### 表 6.1: 被験者への質問一覧

Q1 出力された返答にユーモアを感じましたか?

5: とても感じる ~ 1:全く感じない

Q2 エージェントのボケに納得感は得られましたか?

5: とても納得できた ~ 1:全く納得できなかった

Q3 | 置換元の単語は文のトピックを代表する単語だと思いますか?

5: とても思う ~ 1:全く思わない

Q4 文の内容から置換後の単語の意味が離れていると感じましたか?

5: とても感じる ~ 1:全く感じない

Q5 | エージェントに親しみを感じましたか?

5: とても感じる ~ 1:全く感じない

# 6.4 実験の手順

被験者には6.3節に示した4つの方式をそれぞれ使用してもらい,アンケートに5段階のリッカート尺度で回答してもらう.被験者への質問と選択肢を表6.1に示す.被験者に

は、各方式に対してそれぞれ、あらかじめ実験者が用意した5個の単語をWebアプリケーション(図 6.1)を用いて入力し、出力を確認してもらう.このとき使用したWebアプリケーションは、ユーザとエージェントがチャット形式で対話を行うものである.また、用意した単語は、下記の条件を満たす単語からランダムに選ばれたものである.

- コーパス内の出現回数が1000回以上である.
- その単語の Wikipedia 記事ページが存在し、入力単語から始まる概要文が書かれている.
- 概要文が、ユーザからの単語の意味を問う質問に対する回答として成立している文章になっている。

被験者には1回の入出力が終わるごとに $Q1\sim Q4$  に回答してもらう。Q5 については,各方式に対して5 回の入出力を終えるたびに回答してもらう。このとき,順序効果を相殺するために,被験者ごとに使用するパターンの順番をランダムに入れ替える。また,システムの仕様を聞いたことによって生じる先入観をなくすため,各方式の出力文の生成方法は被験者には説明しない。

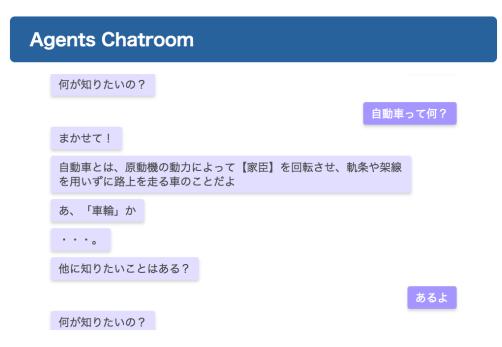


図 6.1: 実験に用いた Web アプリケーション

### 6.5 実験結果·考察

Q1の回答結果を図 6.2 に示す. "出力された返答にユーモアを感じたか"という質問に対し、"とても感じた"または"感じた"と回答した被験者は、Baseline では 10%、P1

では  $10\,\%$ ,  $P2\,$ では  $40\,\%$ ,  $P3\,$ では  $50\,\%$ であった.  $Q2\,$ の回答結果を図  $6.3\,$ に示す. "エージェントのボケに納得感は得られましたか"という質問に対し, "とても得られた"または"得られた"と回答した被験者は, Baseline では  $10\,\%$ ,  $P1\,$ では  $20\,\%$ ,  $P2\,$ では  $40\,\%$ ,  $P3\,$ では  $70\,\%$ であった.  $Q3\,$ の回答結果を図  $6.4\,$ に示す. "置換元の単語は文のトピックを代表する単語だと思いますか"という質問に対し, "とても思う"または"思う"と回答した被験者は, Baseline では  $20\,\%$ ,  $P1\,$ では  $20\,\%$ ,  $P2\,$ では  $40\,\%$ ,  $P3\,$ では  $50\,\%$ であった.  $Q4\,$ の回答結果を図  $6.5\,$ に示す. "文の内容から置換後の単語の意味が離れていると感じましたか"という質問に対し, "とても感じた"または"感じた"と回答した被験者は, Baseline では  $70\,\%$ ,  $P1\,$ では  $60\,\%$ ,  $P2\,$ では  $80\,\%$ ,  $P3\,$ では  $60\,\%$ であった.  $Q5\,$ の回答結果を図  $6.6\,$ に示す. "エージェントに親しみを感じましたか"という質問に対し, "とても感じた"または"感じた"と回答した被験者は, Baseline では  $20\,\%$ ,

#### 6.5.1 ボケ単語選定においてコンテキストを考慮した効果に関する考察

P1と Baseline を比較したところ、どの質問に対する回答結果に対しても有意差が見られなかった、このことから、P1は、ユーモアの感じやすさ・ボケの納得感・親しみやすさにおいて Baseline と同程度であると考えられる。しかし、実験時の出力結果を確認すると、P1と Baseline で過半数が同じ出力結果となってしまっていた。これは、提案方式のボケ単語を選定する処理において、十分にコンテキストを考慮できておらず、Baseline と同じボケ単語が選ばれてしまったからだと考えられる。このことから、コンテキストから意味を離すアルゴリズムを改善し、再度検証を行っていく予定である。

#### 6.5.2 置換元単語選定においてコンテキストを考慮した効果に関する考察

P2 と Baseline を比較する. P2 と Baseline の各質問に対する回答結果に対し、それぞれ Wilcoxon の符号順位検定を行うと、Q1 と Q2 において 5 %水準で有意差を確認できた. ここから、P2 は Baseline よりもユーモアの感じやすさ、ボケに対しての納得感において優位なアプローチであることが示唆される. また、Q3 において 10 %水準で有意傾向が見られた. 以上より、ユーザにユーモア・納得感を感じさせるために、文のコンテキストを代表する単語を置換元単語とすることは効果があったと判断できる.

## 6.5.3 ボケ単語選定と置換元単語選定においてコンテキストを考慮した 効果に関する考察

P3 と Baseline を比較する. P3 と Baseline の各質問に対する回答結果に対し、それぞれ Wilcoxon の符号順位検定を行うと、Q1 と Q2 において 5% 水準で有意差を確認できた. ここから、P3 は Baseline よりもユーモアの感じやすさ、ボケに対しての納得感において

優位なアプローチであることが示唆される。また、Q3 において 10 %水準で有意傾向が見られた。以上より、ユーザにユーモア・納得感を感じさせるために、文のコンテキストを代表する単語を、文のコンテキストから意味が離れたボケ単語に置換することは効果があったと判断できる。

P3とP1を比較する。P3とP1の各質問に対する回答結果に対し、それぞれWilcoxonの符号順位検定を行うと、Q1とQ5において5%水準で有意差を確認できた。ここから、P3はP1よりもユーモアの感じやすさ、親しみの感じやすさにおいて優位なアプローチであることが示唆される。また、Q3において10%水準で有意傾向が見られた。以上より、ユーザにユーモア・納得感・親しみを感じさせるためには、文のコンテキストからボケ単語の意味を離すだけでなく、文のコンテキストを代表する単語を置換元単語とする方がより効果があったと判断できる。

P3とP2を比較したところ,どの質問に対する回答結果に対しても有意差が見られなかった.しかし,Q2のユーモアの感じやすさについてはP3がP2を大きく上回っている.このことから,コンテキストを考慮して置換元単語を選定し,さらにボケ単語の意味を文のコンテキストから離すことは効果がないとは考えにくい.今後は6.5.1項で示したように,ボケ単語選定時のコンテキストを考慮するアルゴリズムを改善したうえで,再度検証を行って行く必要がある.

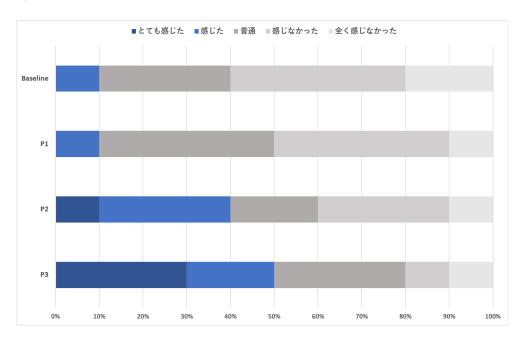


図 6.2: Q1の回答(N=10, 1人あたり5回答)

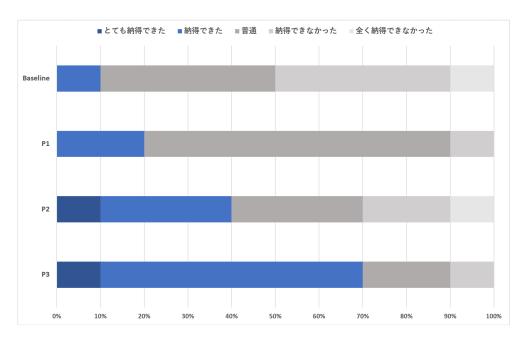


図 6.3: Q2 の回答 (N=10, 1人あたり5回答)

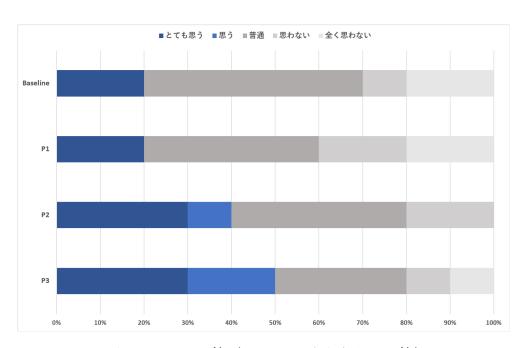


図 6.4: Q3 の回答(N=10, 1人あたり5回答)

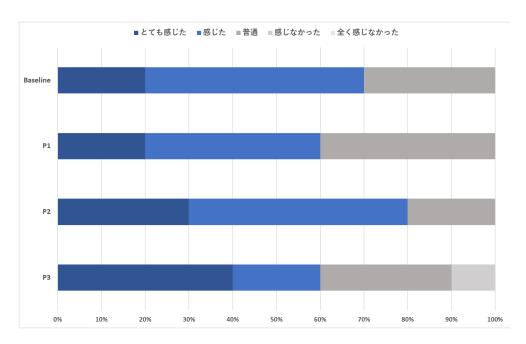


図 6.5: Q4 の回答(N=10, 1 人あたり 5 回答)

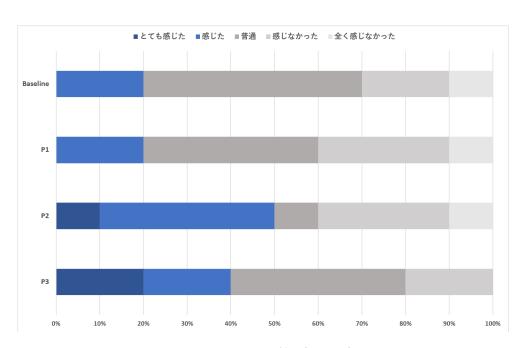


図 6.6: Q5の回答(N=10)

# 第7章 結論

第7章 結論 32

本稿は、既存のシステム [38][39][40][41][42][43][44][45] が、ユーザとエージェント間の一般的なコミュニケーションシーンにおいて、ユーモアを提示できないという問題の解消を狙ったものである。この問題を解決するために、一般的なコミュニケーションにおいて、会話の理解や解釈に重要なコンテキストに着目した。この着想のもと、文のコンテキストを考慮してユーモアを生成するエージェントを提案した。これは、ユーザの入力文に対して、その文のコンテキストを代表する単語を、コンテキストから意味が離れた単語に置換するシステムである。プロトタイプシステムによる検証実験を行った結果、コンテキストを代表する単語を置換元単語とすることで、ユーモアの感じやすさや、ボケに対しての納得感の向上が見られた。一方で、コンテキストから意味が離れたボケ単語に置換することは効果が見られなかった。これは、出力結果の過半数が各方式で同じものとなっていたためだと考えられる。このことから、ボケ単語を生成する際のコンテキストを考慮するアルゴリズムには改善する余地があると考えられるため、改善をしたうえで再度検証を行っていく必要がある。

本研究の期待される活用法として、ユーザとの親和的コミュニケーションがパフォーマンスや継続利用率の向上につながる場面での活用が期待される。例えば、ショッピングセンターなどの販売員としてロボットが導入されたシーンを考える。エージェントがユーザに対し、ユーモアを交えた接客を行うことで、ユーザの購買意欲の向上や、繰り返し利用させたいと思わせることができると考えられる。上記のシーンに限らず、ユーザの発話内容が様々なフォーマットであった場合でも、エージェントはユーモアを提示することができると思われる。これらにより、日常生活中の多くの場面において、エージェントはユーザと親和的な関係を築くことができ、エージェントが普及しやすくなるだろう。

# 参考文献

- [1] D. McDuff and M. Czerwinski. Designing emotionally sentient agents. In *Communications of the ACM*, Vol. 61, pp. 74–83, 2018.
- [2] 井上宏. 「笑い学」研究について. 笑い学研究, No. 9, pp. 3-15, 2002.
- [3] Peter Khooshabeh, Cade McCall, Sudeep Gandhe, Jonathan Gratch, and James Blascovich. Does it matter computer jokes. In *Proceedings of the 2011 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 77–86, 2011.
- [4] Ewa Lugar and Abigail Sellen. Like Having a Really Bad PA: The Gulf between User Expectation and Experience of Conversational Agents. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 5286–5297, 2016.
- [5] Vera Q Liao, Muhammed Mas ud Hussain, Praveen Chandar, Matthew Davis, Yasaman Khazaeni, Marco Patricio Crasso, Dakuo Wang, Michael Muller, N.Sadat Shami, and Werner Geyer. All Work and no Play? Conversations with a Question-and-Answer Chatbot in the Wild? In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, No. 3, pp. 1–13, 2018.
- [6] 宮澤幸希, 常世徹, 桝井祐介, 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. 電子情報通信学論文誌, 第 J95-A 巻, pp. 27-36, 2012.
- [7] Pawel Dybala, Michal Ptaszynski, Jacek Maciejewski, Mizuki Takahashi, Rafal Rzepka, and Kenji Araki. Multiagent system for joke generation: Humor and emotions combined in human-agent conversation. In *journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, Vol. 2, pp. 31–48, 2012.
- [8] 塚脇涼太, 越良子, 樋口匡貴, 深田博己. なぜ人はユーモアを感じさせる言動をとるのか?—ユーモア表出動機の検討—. 心理学研究会, 第80巻, pp. 397-404, 2009.
- [9] 松尾豊, 石塚満. 語の共起の統計情報に基づく文書からのキーワード抽出アルゴリズム. 人工知能学会論文誌, 第17巻, pp. 217-223, 2002.

- [10] 松山学, 平岡佑介, 渡邉倫, 伊藤孝行, 新谷虎松. 収集論文を利用したキーワード抽出 に基づくユーザプロファイルの生成について. 情報処理学会第66回全国大会, 第66 巻, pp. 125–126, 2004.
- [11] 武田善行, 梅村恭司. キーワード抽出を実現する文書頻度分析. 情報処理学会研究報告自然言語処理, 第 2001 巻, pp. 27–32, 2001.
- [12] 福田雅志, 延澤志保, 太原育夫. 話し言葉における出現位置情報を用いたキーワード 抽出. 情報処理学会研究報告自然言語処理, 第 2005 巻, pp. 1-6, 2005.
- [13] 諸岡祐平, 江崎誠, 高木一幸, 尾関和彦. 重要文抽出と文簡約を併用した新聞記事の自動要約. 言語処理学会年次大会発表論文集, 第10巻, pp. A10P4-04, 2004.
- [14] 畑山満美子, 松尾義博, 白井論. 重要語句抽出による新聞記事自動要約. 情報処理学会 研究報告自然言語処理, 第 2001 巻, pp. 95-101, 2001.
- [15] 江上修平, 永井秀利, 中村貞吾, 野村浩郷. 文章構造と意味ネットワークを用いた句抽 出による文章要約. 情報処理学会研究報告自然言語処理, 第2004巻, pp. 83-88, 2004.
- [16] 武田風太, 鈴木慎太郎, 矢島敬士. 対話型キャラクタエージェントを用いたコミュニケーションによる高齢者の見守りシステム支援. 情報処理学会第78回全国大会2016, 第78巻, pp. 401–402, 2016.
- [17] 速水達也, 佐野睦夫, 向井謙太郎, 神田智子, 宮脇健三郎, 笹間亮平, 山口智治, 山田敬嗣. 交替潜時と韻律情報に基づく会話同調制御方式と情報収集を目的とした会話エージェントへの実装. 情報処理学会論文誌, 第54巻, pp. 2109-2118, 2013.
- [18] 野中裕子, 酒井洋一, 安田清, 林佑樹, 中野有紀子. 語りかけエージェントとの会話における韻律情報の分析. 情報処理学会第75回全国大会講演論文集2013, 第75巻, pp. 179-180, 2013.
- [19] 小倉拓人, 徳永隼人, 松村冬子, 原田実. 進行役と鑑賞者のエージェントを用いた対話型鑑賞システム. じんもんこん 2015 論文集, 第 2015 巻, pp. 43-50, 2015.
- [20] 藤堂祐樹, 西村良太, 山本一公, 中川聖一. 複数の対話エージェントを用いた音声対話システムの分析と評価. 情報処理学会研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), 第 2013-HCI-151 巻, pp. 1–7, 2013.
- [21] 片上大輔, 小林優, 大澤博隆, 稲葉通将, 篠田孝佑, 鳥海不二夫. 擬人化エージェントを用いた人狼対戦システムの開発. ゲームプログラミングワークショップ 2014 論文集, 第 2014 巻, pp. 133–134, 2014.
- [22] 松原和也, 林勇輔, 水久保勇記, 鶴見悠子, 垂水浩幸. 携帯電話向けインタラクティブ エージェントと NPC への応用. 情報処理学会研究報告エンタテインメントコンピューティング (EC), 第 2005 巻, pp. 71–78, 2005.

- [23] 久保田秀和, 黒橋禎夫, 西田豊明. 知識カードを用いた分身エージェント. 電子通信情報学会論文誌, No. 8, pp. 600-607, 2003.
- [24] 廣瀬有紹, 加藤誠巳. ドライバの退屈・眠気回避を目的とした会話型 CG エージェントに関する検討. 情報処理学会第 65 回全国大会講演論文集, 第 2003 巻, pp. 411-412, 2003.
- [25] 近藤亮太, 畑中聖二, 加藤誠巳. 余暇の過ごし方を提案する会話型エージェントシステムに関する検討. 情報処理学会第69回全国大会講演論文集, 第2007巻, pp. 543-544, 2007.
- [26] 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, 2009.
- [27] 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, 第13巻, pp. 920–927, 1998.
- [28] 真下遼, 梅谷智弘, 北村達也, 灘本明代. 文の感情を考慮した漫才ロボット台本自動生成手法の提案. データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum), pp. F4-4, 2015.
- [29] 青木亮, 義尚晃, 原口和貴, 梅谷智弘, 北村達也, 灘本明代. 理解しやすい対話を用いた漫才台本の自動生成. データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum), pp. C1-5, 2018.
- [30] 吉田裕介, 萩原将文. 漫才形式の対話文自動生成システム. 日本感性工学会論文誌, Vol. 11, No. 2, pp. 265-272, 2012.
- [31] 竹越智也, 萩原将文. ロボット漫才自動生成システム 動作が漫才に与える影響の 考察 —. 日本感性工学会論文誌, Vol. 15, No. 1, pp. 47–54, 2016.
- [32] Kotaro Hayashi, Takayuki Kanda, Takahiro Miyashita, Hiroshi Ishiguro, and Norihiro Hagita. Robot manzai: Robot conversation as a passive-social medium. *International Journal of Humanoid Robotics*, Vol. 5, No. 1, pp. 67–86, 2008.
- [33] Jonas Sjobergh and Kenji Araki. Robots make things funnier. In *New Frontiers in Artificial Intelligence (WILF)*, pp. 306–313, 2008.
- [34] 伊勢崎隆司, 小林明美, 有賀玲子, 山田智広. お題に対してユーモアを生起する回答文選択の検討. マルチメディア、分散、協調とモバイルシンポジウム論文集 2018, pp. 643-648, 2018.
- [35] Hans Wim Tinholt and Anton Nijholt. Computational humour: Utilizing cross-reference ambiguity for conversational jokes. In *International Workshop on Fuzzy Logic and Applications*, Vol. 4578 of LNCS, pp. 477–483, 2007.

参考文献 36

[36] Oliviero Stock and Carlo Strapparava. Getting serious about the development of computational humor. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence* (*IJCAI*), Vol. 3, 2003.

- [37] Dongkeon Lee, Seung-Ho Han, Kyo-Joong Oh, and Ho-Jin Choi. A temporal community contexts based funny joke generation. In *Mobile Data Management (MDM)*, 2017.
- [38] 藤倉将平, 小川義人, 菊池英明. 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. HAI シンポジウム, 2014.
- [39] Apple inc.: Siri,https://www.apple.com/ios/siri/ (last visited on 2019/1/29).
- [40] Google inc.: Google assistant, https://assistant.google.com/(last visited on 2019/1/29).
- [41] Softbank.: Papper, https://www.softbank.jp/robot/ (last visited on 2019/1/29).
- [42] 鈴木奨, 呉健朗, 瀧田航平, 堀越和, 中辻真, 宮田章裕. ボケて返す対話型エージェントの基礎検討. 情報処理学会研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), 第 2017-GN-102 巻, pp. 1-6, 2017.
- [43] 呉健朗, 鈴木奨, 瀧田航平, 中原涼太, 中辻真, 宮田章裕. ボケて返す対話型エージェントの実装. 日本バーチャルリアリティ学会 VR 学研報, 第 22 巻, pp. 15–18, 2017.
- [44] 呉健朗, 鈴木奨, 瀧田航平, 堀越和, 中辻真, 宮田章裕. 対話型エージェントにおけるボケる返答機能の実装. 情報処理学会インタラクション 2018 予稿集, pp. 1015–1019, 2018.
- [45] 呉健朗, 中原涼太, 長岡大二, 宮田章裕. 文に対してボケて返す対話型エージェントの基礎検討. 日本バーチャルリアリティ学会 VR 学研報, 第 23 巻, pp. 13–17, 2018.
- [46] 長岡大二, 中原涼太, 小林舞子, 鈴木奨, 呉健朗, 宮田章裕. 文脈を考慮してボケる対話型エージェントの基礎検討. 情報処理学会インタラクション 2018 予稿集, pp. 882–884, 2018.
- [47] 長岡大二, 中原涼太, 呉健朗, 鈴木奨, 宮田章裕. 文脈を考慮してボケる対話型エージェントの実装と評価. マルチメディア、分散、協調とモバイルシンポジウム論文集 2018, 第 2018 巻, pp. 627–632, 2018.
- [48] Mecab: Yet another part-of-speech and morphological analyzer, http://taku910.github.io/mecab/ (last visited on 2019/1/29).
- [49] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corred, and Jef frey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. In *Proceedings of Workshop at ICLR*, 2013.

# 研究業績

研究業績 38

#### 査読付き論文誌

(1) 呉健朗, 中原涼太, <u>長岡大二</u>, 中辻真, 宮田章裕: ボケて返す対話型エージェント, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.23, No.4, 2018, pp.231-238 (2018 年 12 月).

## 査読付き国内会議

(1) 中原涼太, <u>長岡大二</u>, 呉健朗, 大西俊輝, 柴田万里那, 宮田章裕: 複数対話型エージェントの役割分担によるユーモア生成システムの基礎検討, 情報処理学会グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2018 論文集, pp.1-8 (2018 年 11 月).

# 研究会・シンポジウム

- (1) 柴田万里那, 大西俊輝, 呉健朗, <u>長岡大二</u>, 中原涼太, 宮田章裕: 柔らかい物体の動きによる共感表現方法の基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2019, (2019 年 3 月 発表予定).
- (2) Genki Kurita, Ryota Nakahara, <u>Daiji Nagaoka</u>, Akihiro Miyata: A Basic Study of a Conversational Agent Speaking with Ambiguity, Kanagawa Institute of Technology International Symposium 2018 (2018年9月).
- (3) <u>長岡大二</u>, 中原涼太, 呉健朗, 鈴木奨, 宮田章裕: 文脈を考慮してボケる対話型エージェントの実装と評価, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2018), Vol.2018, pp.627-632 (2018年7月).
- (4) 呉健朗, 中原涼太, <u>長岡大二</u>, 宮田章裕: 文に対してボケて返す対話型エージェントの基礎検討, 日本バーチャルリアリティ学会 VR 学研報, Vol.23, No.CS-2, pp13-17 (2018 年 6 月).
- (5) <u>長岡大二</u>, 中原涼太, 小林舞子, 鈴木奨, 呉健朗, 宮田章裕: 文脈を考慮してボケる対話型エージェントの基礎検討, 情報処理学会インタラクション 2018 予稿集, pp.882-884 (2018 年 3 月).

研究業績 39

### メディア掲載

(1) 笑いがわかる、ボケる AI, TBS ラジオ THE FROGMAN SHOW A.I. 共存ラジオ 好 奇心家族, https://www.tbsradio.jp/225340 (2018 年 2 月 12 日).

- (2) AI、笑いを学ぶ、国際イベントニュース、第25号16面 (2017年10月10日).
- (3) 「電話番号教えて」「え、ケンカ番長?」日大生が作った"ボケる AI", ITmedia, http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1709/21/news093.html (2017年9月21日)
- (4) 「ボケる AI」初公開。スゴイ技術で、あえて間違える【TGS2017】, 日経トレンディネット, http://trendy.nikkeibp.co.jp/atcl/pickup/15/1003590/092101200/ (2017 年9月21日).

#### 展示

(1) ボケる AI, 東京ゲームショウ 2017 (2017年9月21~22日).

### 受賞

- (1) 情報処理学会グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2018 ベストペーパー賞,複数対話型エージェントの役割分担によるユーモア生成システムの基礎検討,受賞者:中原涼太,長岡大二,呉健朗,大西俊輝,柴田万里那,宮田章裕 (2018年11月)
- (2) マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2018) シンポジウム ヤングリサーチャ賞, 文脈を考慮してボケる対話型エージェントの実装と評価, 受賞者: 長岡大二 (2018 年 7 月).
- (3) マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2018) シンポジウム ナイトテクニカルセッション賞, ちぎることで電子情報を手渡すインタラクション方式の実用性検証, 受賞者: 呉健朗, 宇野広伸, 富永詩音, <u>長岡大二</u>, 小林舞子, 大和佑輝, 篠崎涼太, 多賀諒平 (2018 年 7 月).