

キャラクターを持ったボケて返す 対話型エージェントの基礎検討

瀧田 航平¹ 鈴木 奨¹ 呉 健朗¹ 堀越 和¹ 中辻 真² 宮田 章裕^{1,a)}

概要：

発展を続ける情報分野を支える技術の1つである対話型エージェントは、今後もより多くの場面で活躍が期待されている。一方でエージェントとの無機質な対話に親しみを感じないユーザには、このような対話型エージェントは受け入れてもらえない可能性が懸念される。この問題を解決するために我々は、ユーザの発言の一部をわざと間違えて聞き返す、ボケて返す対話型エージェントを提案してきた。我々は、このエージェントに適切なキャラクターを付与することで、ユーザが感じる親しみを増加させることができると考えている。この仮説を検証するため、本稿では、特定のカテゴリに属する単語のみを返答させることによって、エージェントにキャラクターを付与するアプローチを提案し、この概念をプロトタイプシステムとして実装した。検証実験の結果、現時点では、ユーザが感じる親しみの有意な向上は認められなかったが、エージェントにキャラクターを持たせることには成功したことが確認できた。

A Study of a Characterized Conversational Agent Replying with a Joke

KOUHEI TAKITA¹ SHO SUZUKI¹ KENRO GO¹ NAGOMU HORIKOSHI¹ MAKOTO NAKATSUJI²
AKIHIRO MIYATA^{1,a)}

1. はじめに

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様々な場面で見かけられるようになった。将来的には家庭や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いる。しかし、エージェントとの無機質な対話に親しみを持たないユーザには、このような対話型エージェントは受け入れられない可能性がある。そこで、我々は対話型エージェントにユーモアのある対話をさせることでユーザは親しみを持つことができるのではないかと考えた [1]。実験の結果、ユーザは提案手法によるボケを面白いと感じることがわかった。しかし、返答する単語に一貫性がないためエージェントのキャラクターをイメージすることが難しい。それゆえ、得体の知らない

エージェントと捉えられユーザに不信感を与えてしまう恐れがある。一方、エージェントにキャラクターを持たせることで、ユーザのエージェントに対する好ましさが変化するという報告がされている [2]。[2] より、エージェントにユーザが好むキャラクターを持たせることで親密度の向上が図れると考えられる。これらをふまえ、本研究は、キャラクターを持った対話型エージェントによるユーモアのある対話実現についての基礎検討を行う。本稿の貢献は、ユーモアのある発話を行う対話型エージェントにキャラクターを持たせる手法を考案してシステム化したことと、この有効性を検証実験により明らかにしたことである。

2. 関連研究

2.1 ユーモア発話を行うエージェントの研究事例

ロボットや対話システムがユーザに笑いを提供する技術は大きく分けて、一方的に話すエージェントとユーザと、対話を行うエージェントに分けられる。まず、一方的に話すエージェントの例を挙げる。[3] ではロボットがユーザ

¹ 日本大学文理学部
College of Humanities and Sciences, Nihon University

² NTT レゾナント株式会社
NTT Resonant Inc.

a) miyata.akihiro@nihon-u.ac.jp

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おり、[4]は文の感情に着目してボケの生成を行なっている。これらはいずれも、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。また[5],[6]では駄洒落や漫才の形式を用い、ある単語を別の単語に置換することでエージェントによる笑いの実現を目指している。このような研究はエージェントによるボケをユーザに見せることで笑いの提供を試みているため、ユーザとエージェントの間で対話などの直接的なコミュニケーションは発生していない。ユーザと対話を行うエージェントの例として[7]が挙げられる。[7]は、単語間類似度を用いたユーモア発話の自動生成手法を提案している。

2.2 発話にキャラクター性を持たせたエージェントの研究事例

ロボットや対話システムにキャラクター性を持たせる取り組みの事例として、エージェントに性格付けを行うシステムやエージェントにキャラクター性を付与させるシステムがある。エージェントに性格付けを行うシステムの例としては[2]が挙げられる。この研究では、性格付けにより、エージェントに対する“好ましき”が変化することが報告されている。一方エージェントにキャラクター性を付与させるシステムの例として[8]は、テキストレベルでのキャラクタ付与方法を提案し、ユーザが擬人化インタフェースに対して抱く印象の制御方法を提案している。

3. 研究課題

今後、より普及していくと予想される対話型エージェントは未だその対話の多くが無機質なものである。無機質な対話に親しみを持たないユーザには、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。我々は、ユーザと対話型エージェントのコミュニケーションをユーモアのあるものにする事で、ユーザに親しみを持たせることができると考え、ユーザの発言の一部をわざと間違えて聞き返す、ボケて返す対話型エージェントを提案してきた[1]。しかし、返答する単語に一貫性がないため、エージェントのキャラクタをイメージすることが難しく、ユーザが十分な親しみを感じにくいという問題があった。そこで、返答に一貫性を持たせることでエージェントにキャラクタ付けを行い、ユーザがより親しみを感じられるようにすることを研究課題とする。

4. 提案手法

4.1 ユーモア生成手法

本節では、[1]で提案したユーモア生成手法について紹介する。認知科学研究者の大半が「不適合の認知」がユーモア生起に不可欠と主張している[9]。中でも漫才・落語・4

コマ漫画のようなユーモアは「不適合-解決モデル」で説明できる[10][11][12][13][14]。そこで我々は、エージェントによるユーモアのある対話実現に向け、認知科学領域で支持されている不適合-解決モデルを参考にし、ユーザが入力した単語とエージェントが出力した単語の概念距離を離すことで不適合を作り、その不適合を音が近いという聴覚的類似性によって解決することで、ユーモアを生み出す。また、[15]で定義されている下記のボケの作り方も参考にし、

- ある音から連想する、意味の違う言葉を全て思い浮かべる。
 - その中からできるだけ意味に差のある2つの言葉を選び出す。
 - 選び出した言葉をタイミングに合わせて使う。
- 上記は人がボケを作成する際の作り方であるため、エージェントがボケを作成するにあたって下記の工夫を行う。
- 聞き間違いとして聞き返すというシチュエーションに限定することでタイミングを合わせる必要をなくす。
 - 一般的によく使われる単語を選ぶことで、ユーザが理解できない単語を出力することを防ぐ。

4.2 キャラクタ付け手法

キャラクターを持つ言語表現として、金水の役割語[16]がよく知られている。役割語とは、ある特定の言葉遣いから特定の人物を思い浮かべることができる言葉遣いと定義したものである。役割語を用いた研究の多くは文章表現を前提としている[17][18]。また、[2][8]においても文章表現を前提としている。

しかし、単語の聞き間違いというシチュエーションでエージェントにキャラクター性を持たせる手法では1単語でキャラクタをユーザに連想させなければならない。そこで我々は、エージェントが特定の分野に偏った単語ばかりを出力すれば、ユーザはそのエージェントに対してキャラクターを感じやすいという仮説を立てた。例えば、エージェントが旅行に関する単語ばかり出力すれば、ユーザはそのエージェントが旅行好きな性格であることを想像できる。という考えである。この考えに基づき、エージェントが出力する単語を、旅行、野球、妖怪といった特定の分野を象徴する単語(以降、カテゴリ単語)に概念距離が近い単語に偏らせる手法を提案する。

4.3 スコア化

4.1, 4.2に基づき、我々はエージェントによるボケの作り方を次のように定義する。

- 入力単語と出力候補単語の概念距離を算出し、この値が大きいほど高い s_s (Semantic score) を与える。この s_s が高いほど意味が遠いとする。 s_s は下記のように計算される。

$$s_s = d_s \quad (1)$$

d_s は入力単語と出力候補単語の概念距離である。

- [1] では、入力単語と出力候補単語の編集距離^{*1}を算出し、この値が小さいほど高い s_e (Editdistance score) を与える。この s_e が高いほど音が近いとしていた。しかし、新たな手法として文字列の母音を使用する。従来手法では十分に音を近づけることができていたとは言えなかったため、新たな音の類似度の測定法が必要となった。[19] で駄洒落の面白さを生む要因の一つとして母音が一致して母音と同じであることが挙げられている。これは被験者が母音が一致していることを認知し、音が近いと感じることができたからだと考える。そのため、入力単語と出力単語の母音を一致させるため、新たな編集距離の算出法を次のようにする。1文字の挿入・削除・置換によって一方の文字列の母音をもう一方の文字列の母音に変形するのに必要な手順の最小回数とするこの s_e が高いほど音が近いとする。 s_e は下記のように計算される。

$$s_e = \frac{1}{1 + d_e} \quad (2)$$

d_e は入力単語と出力候補単語の編集距離である。

- コーパス内での単語の出現数の対数を取り、出現頻度の高い単語ほど高い s_f (Frequency score) を与える。この s_f が高いほどユーザが単語の意味を理解しやすいとする。 s_f は下記のように計算される。

$$s_f = \log f \quad (3)$$

f は出力候補単語のコーパス内での出現回数である。このとき単語の出現頻度はべき分布に従うため、ごく一部の単語の出現頻度が極端に大きい。これらの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 の最大値に制限を設ける。

- カテゴリ単語と出力候補単語の概念距離を算出し、この値が小さいほど高い s_c (Category score) を与える。この s_c が高いほどカテゴリ単語と関連性の高い単語とする。 s_c は下記のように計算される。

$$s_c = d_c \quad (4)$$

d_c はカテゴリ単語と出力候補単語の概念距離である。

- s_e, s_s, s_f, s_c の合計値を最終的な s (Score) とし、最も s の高い単語を出力単語とする。 s は下記のように計算される。

*1 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。

表 1 s_e が高い例・低い例

元の単語	s_e が高い単語	s_e が低い単語
情報	乗法	若年者
花火	花見	廃棄物

表 2 s_s が高い例・低い例

元の単語	s_s が高い単語	s_s が低い単語
こんにちは	硬化	こんばんは
食事	小惑星	食費

$$s = w_e s_e + w_s s_s + w_f s_f + w_c s_c \quad (5)$$

w_e, w_s, w_f, w_c は重み係数である。

5. 実装

5.1 事前準備

Wikipedia 記事全文を形態素解析し、不要ページ、不要品詞を除去して分かち書きしたものをコーパスとし、出力候補とする単語の標準形の読み方リストと言語モデルを作成する。ここでの不要品詞とは 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、代名詞、接尾、数、サ変・スルと分類されるものを指す。読み方リスト、言語モデルの作成には MeCab[20], word2vec[21] を用いる。

5.2 各 Score の計算

5.2.1 s_e :編集距離 Score

[1] では、ユーザが入力した単語 A について、標準形の読み方(カタカナ)を MeCab を用いて取得し、コーパスを元に作成された単語の読み方リスト内に登録された単語のうち、最初の1文字が一致している読み方を持つ単語を出力候補単語としていた。本稿では、より出力単語が入力単語と音の類似度を高めるために単語 A の末尾の文字にも注目をする。しかし、頭文字と末尾の文字の一致を条件とすると出力候補単語が大幅に減少してしまうため、頭文字の制約を緩め、「頭文字の母音が一致し、かつ末尾の文字が一致する」ことを条件とし、この条件に合致した読み方リスト内に登録された単語を出力候補単語とする。

出力候補単語と単語 A の編集距離を計算し、その距離が近いほど高い Score とする。

5.2.2 s_s :概念距離 Score

前述の出力候補単語それぞれに対し、単語 A との概念距離を計算し、その距離が遠いほど高い Score とする。概念距離の計算には word2vec を用いる。

5.2.3 s_f :出現頻度 Score

前述の出力候補単語それぞれに対し、単語ごとの Wikipedia コーパス内での出現数が多いほど高い Score とする。

5.2.4 s_c :カテゴリ Score

前述の出力候補単語それぞれに対し、カテゴリ単語との

表 3 s_f が高い例・低い例

s_f が高い単語	s_f が低い単語
駅前	詠嘆
目前	毫碌

表 4 s_c が高い例・低い例

カテゴリ単語	s_c が高い単語	s_c が低い単語
妖怪	カップ	ココナッツ
野球	ホームラン	宇宙

概念距離を計算し、その距離が近いほど高い Score とする。

5.3 出力単語の決定

以上 4 つの Score を算出し、それぞれ正規化処理、重み付けを行なってから合算したものを、単語ごとの最終的な Score とする。本稿では重み係数は全て 1.0 とする。算出された Score のうち、最も高い Score を保持する単語を出力単語とする。

5.4 出力単語例

表 5 旅行カテゴリ

入力単語	s_c を用いた場合	s_c を用いない場合
じゃんけん	探検	晩年
鉛筆	船室	顕密
新聞紙	自分探し	韻文誌

表 6 スポーツカテゴリ

入力単語	s_c を用いた場合	s_c を用いない場合
経験	駅伝	えびてん
マジック	体育	在国
花火	幅跳び	カラビ

表 7 お菓子カテゴリ

入力単語	s_c を用いた場合	s_c を用いない場合
ティッシュ	デニッシュ	盟主
桃太郎	粉砂糖	ローマ王
滑り台	うなぎパイ	武家時代

6. 実験

6.1 実験目的

提案方式の有効性を確認するため、下記 3 点の Research Question を検証することを本実験の目的とする。

RQ1: 出力候補単語を特定のカテゴリに関連する語に限定することでエージェントにキャラクター性を付与することができたか

RQ2: 特定のカテゴリに関する単語をユーモア表現に用いることでユーザを感じる面白さに変化があるの

か

RQ3: キャラクター性を持たないエージェントと比べ、提案手法におけるエージェントに対してユーザはより親しさを感じられるか

6.2 実験手順

本実験の被験者は 20 代 (男性 9 名, 女性 1 名) の学生である。被験者は 3 パターン (カテゴリ指定を行うパターン 1, パターン 3 については 3 種類のカテゴリを使用する) のシステムをランダムな順番で使用する。キャラクタ付けに利用するカテゴリは、多くの人にとって理解でき、馴染みがあるものがよいと考え、“旅行”、“スポーツ”、“お菓子”を選定した。3 種類のカテゴリを使用するのは、設定したカテゴリ特有の影響が実験結果に表れる可能性を考慮し、その影響を少なくするためである。システムの仕様を聞いたことによる先入観をなくすため、被験者には現在どの仕様のプログラムが使われているのかは説明しない。使用する 3 パターンのシステムは、ユーザの入力に対し下記のような返答をする。

- パターン 1: カテゴリスコアを使用するプログラム
読み方リスト内のすべての単語から入力単語と頭文字の母音が一致し、かつ末尾の文字が一致する単語のうち、編集距離スコア・概念距離スコア・出現頻度スコア・カテゴリスコアの線形和が最も高い単語を返す。本稿の提案手法である。
- パターン 2: カテゴリスコアを未使用のプログラム
読み方リスト内のすべての単語から入力単語と頭文字の母音が一致し、かつ末尾の文字が一致する単語のうち、編集距離スコア・概念距離スコア・出現頻度スコアの線形和が最も高い単語を返す。
- パターン 3: 特定のカテゴリに関する単語の中からランダムで単語を出力するプログラム
読み方リスト内の一定以上のカテゴリスコアを持つ単語から、ランダムで単語を返す。

パターン 2 はカテゴリスコアを用いた影響を検証するため、パターン 3 は出力候補単語を特定のカテゴリに関連するという条件による影響を検証するために用いる。

次に被験者にアンケート用紙を渡す。被験者は、各システムについてあらかじめこちらが用意していた 30 単語を被験者自身がキーボードで入力し、画面上でエージェントの出力を確認してもらう。被験者にはエージェントと雑談しているシチュエーションを想像してもらい、入力を“○○って知ってる? ”, 出力を“え、××?” という形式にすることで、実際の対話に近づける。被験者は各システムに対して全単語入力後に、アンケート用紙に記載されている 3 つの質問に 5 段階のリッカート尺度 (5: とても感じ

た、4:感じた, 3:普通, 2:感じなかった, 1:全く感じなかった)で答える。質問内容は次のとおりである。

- 質問 A. このエージェントにキャラクターを感じましたか？
- 質問 B. 出力された返答はユーモアを感じましたか？
- 質問 C. エージェントに親しみを感じましたか？

6.3 結果と考察

質問 A のアンケート結果を図 1 に、質問 B のアンケート結果を図 2 に、質問 C のアンケート結果を図 3 に示す。パターン 1 に関するものを P1-1 (旅行カテゴリ), P1-2 (スポーツカテゴリ), P1-3 (お菓子カテゴリ), パターン 2 に関するものを P2, パターン 3 に関するものを P3-1 (旅行カテゴリ), P3-2 (スポーツカテゴリ), P3-3 (お菓子カテゴリ) とする。図 1 について、キャラクターを感じたか？という問に対し、“とても感じた”または“感じた”と回答した被験者は、P1-1 で 30%, P1-2 で 80%, P1-3 で 40%, P2 で 10%, P3-1 で 10%, P3-2 で 20%, P3-3 で 20%であった。図 2 について、ユーモアを感じたか？という問に対し、“とても感じた”または“感じた”と回答した被験者は、P1-1 で 10%, P1-2 で 40%, P1-3 で 80%, P2 で 40%, P3-1 で 0%, P3-2 で 0%, P3-3 で 10%であった。図 3 について、親しみを感じたか？という問に対し、“とても感じた”または“感じた”と回答した被験者は、P1-1 で 40%, P1-2 で 30%, P1-3 で 50%, P2 で 50%, P3-1 で 20%, P3-2 で 10%, P3-3 で 10%であった。

パターン 1 とパターン 2 の結果に対し、Wilcoxon の符号順位和検定を行うと、パターン 1 にスポーツカテゴリを用いた場合、質問 A において 5%水準で有意差を確認できた。比較結果より、スポーツカテゴリを用いた場合、カテゴリスコアを追加したことによってエージェントにキャラクターを持たせることができたと考えられる。これにより、[1] のユーモア生成手法にカテゴリスコアを加えることでキャラクターを持たせることができる可能性があることが示された。また、質問 B についていずれのカテゴリにおいても有意差が見られなかった。そのため、特定のカテゴリに関する単語をユーモア表現に用いても、ユーザを感じる面白さには好影響・悪影響ともにほとんど無いと考えられる。

パターン 1 はパターン 3 の結果に対し、Wilcoxon の符号順位和検定を行うと、スポーツカテゴリとお菓子カテゴリを用いた場合、質問 B において有意差を確認できた。これにより、スポーツカテゴリとお菓子カテゴリを用いた場合、出力単語を特定のカテゴリに関連するという条件を加えても提案手法でユーモアを生み出すことができていると考えられる。

パターン 1 はパターン 2 の結果に対し、Wilcoxon の符号順位和検定を行うと、質問 C において、いずれのカテゴリ

においても有意差は見られなかった。これにより、カテゴリスコアの有無によらず、ユーザがエージェントに感じる親しみは変化しなかったと言える。

以上より、本実験の結果から下記が導出される。

- RQ1 について、カテゴリによっては、特定のカテゴリに関する単語を出力するようにしたことで、ユーザはエージェントにキャラクターを感じるようになった。
- RQ2 について、特定のカテゴリに関する単語を出力するようにしても、ユーザがエージェントに感じる面白さには好影響も悪影響も生じない。
- RQ3 について、カテゴリスコアを追加しても、ユーザがエージェントに感じる親しみには変化が見られない。

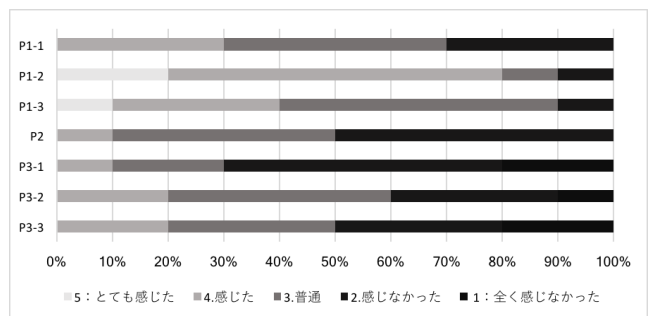


図 1 質問 A:被験者の回答 (N=10)

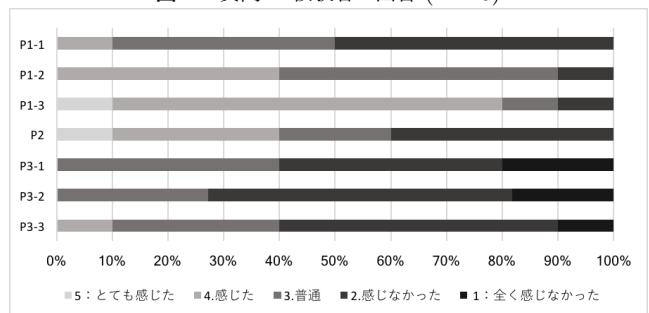


図 2 質問 B:被験者の回答 (N=10)

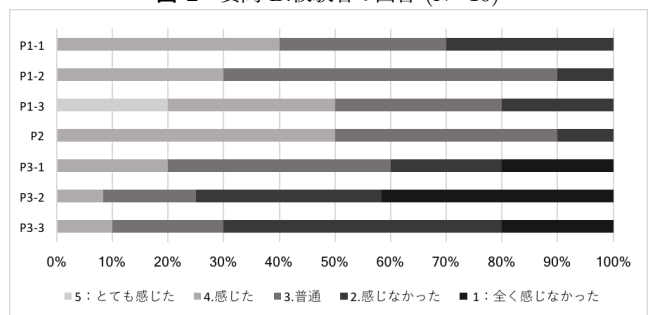


図 3 質問 C:被験者の回答 (N=10)

7. おわりに

本稿では [1] でのシステムをもとに、ボケて返す対話型エージェントにキャラクターを持たせることでより親しみのあるエージェントのシステムを目指した。キャラクターを持たせる手法として、カテゴリスコアを導入し、特定のカ

テゴリに関する単語という条件を加えた。実験の結果、現時点では、提案手法によるエージェントへの親しみの向上は見られなかった。しかし、カテゴリによってはエージェントにキャラクターを持たせられたことが確認された。今後は別カテゴリを試し、設定カテゴリによる影響を調査していきたい。

本研究の期待される活用法として、ユーザとの良好な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、NTT レゾナント社の教えて goo[22] にはユーザからの質問を AI が自動で応答する機能がある。このような質問掲示板で、AI がボケた返答をしてユーザに親しみを抱かせるといった活用法が考えられる。ユーザ好みに合わせたキャラクターを持たせることで、ユーザは質問しにくいことについても気軽に尋ねることができるようになると考えられる。

参考文献

- [1] 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), Vol.2017-GN-102, No.3, pp.1-6 (2017).
- [2] 倉本到, 安田淳志, 山本景子, 水口充, 辻野嘉宏: 対話エージェントへの「個性」の付与:意思決定支援システムに対する影響, 情報処理学会インタラクシオン 2012 (2012),
- [3] 伊勢崎隆司, 小林明美, 望月崇由, 山田智広: 笑い感情を誘起するロボットインタラクシオンの検討, 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), Vol.2017-GN-100, No.7, pp.1-5 (2017).
- [4] 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, DEIMForum2015 F4-4 (2015).
- [5] 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)
- [6] 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).
- [7] 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 (2014).
- [8] 沈睿, 菊池 英明, 太田 克己, 三田村 健: 音声生成を前提としたテキストレベルでのキャラクタ付与, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.4, pp.1269-1276 (2012).
- [9] Martin, R.A.: The Psychology of Humor, Elsevier Academic Press (2007).
- [10] Coulson, S., & Williams, R.F.: Hemispheric Asymmetries and Joke Comprehension, *Neuropsychologia*, Vol.43, Issue1, pp.128-141 (2005).
- [11] Samson, A.C., Hempelmann, C.F., Huber, O., & Zysset, S.: Neural Substrates of Incongruity-Resolution and Nonsense Humor, *Neuropsychologia*, Vol.47, Issue4, pp.1023-1033 (2009).
- [12] Shultz, T.R.: The Role of Incongruity and Resolution in Children's Appreciation of Cartoon Humor, *Jnl.Experimental Child Psychology*, Vol.13, Issue3, pp.456-477 (1972).
- [13] Suls, J.M.: Cognitive Processes in Humor Appreciation, In *Handbook of Humor Research*, Vol.1: Basic issues, pp.39-57 (1983).
- [14] 伊藤大幸: ユーモアの生起過程における論理的不適合及び構造的不適合の役割, 認知科学, Vol.17, No.2, pp.297-312 (2010).
- [15] 織田正吉, 野村雅昭: シャレ・ダジャレ学事始 (ことはじめ)(第 19 回研究会), 笑い学研究, No.6, pp.55-67 (1999).
- [16] 金水敏: ヴァーチャル日本語 役割語の謎, 岩波書店 (1999).
- [17] 刀山将大, 佐藤理史, 松崎拓也, 宮崎千明, 平野徹, 松尾義博: 文のどこにキャラクター性を埋め込む自由度があるか, 言語処理学会第 22 回年次大会, pp.721-724 (2016).
- [18] 沈春, 菊池英明, 太田克己, 三田村健: 音声生成を前提としたテキストレベルでのキャラクタ付与, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.4, pp.1269-1276 (2012).
- [19] 谷津元樹, 荒木健治: 駄洒落の面白さにおける要因の分析, ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol.32, pp.237-242 (2016).
- [20] MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer, <http://taku910.github.io/mecab/> (Last visited on 2017/4/1).
- [21] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrad, Jeffrey Dean: Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, In *Proceedings of Workshop at ICLR* (2013).
- [22] 教えて goo, <https://oshiete.goo.ne.jp> (Last visited on 2017/8/12).