

# キャラクター的特徴の自動抽出および付与

## Automatic extraction and assignment of character features

柴 淳<sup>1</sup> 狩野 芳伸<sup>1</sup>

Atsushi Shiba<sup>1</sup>, and Yoshinobu Kano<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 静岡大学

<sup>1</sup>Shizuoka University

**Abstract:** Although systems using natural languages as interfaces have come to be used on a daily basis, few utterances have consistent character characteristics. Therefore, a character-like feature amount is automatically extracted from an existing character utterance, and the utterance is given character characteristics by adding the feature amount. Specifically, a morphological analysis is performed on an existing character utterance, and a pattern of a morpheme group connected to a verb in the utterance is extracted as a character feature. The extracted features were added to sentences without character characteristics, and the effect was confirmed by subjective evaluation.

## 1. はじめに

近年、日常生活に自然言語をインターフェースとして用いるシステムが増加している。音声やテキストによる入力から、目的のアプリケーションの起動や、ユーザーの求めている情報を効率的に取得できるようになった。それらのシステムには単に利便性を向上させるものだけではなく、ユーザーの話相手になって雑談を行う雑談対話システムもある。

異なる対話システムを同時に使用する場合、キャラクター性が付与されて入れば、どのシステムなのかをテキスト情報だけで判断することができる。また、発話にキャラクター性を付与することができれば、ユーザーとのコミュニケーションをより豊かなものに行うことができる。

大規模データから深層学習により対話システムを構築する手法が近年多くみられるが、キャラクター特徴を学習するのに十分なデータを準備するのは困難という問題がある。

そこで本研究では、小規模なキャラクターの発話データから特徴を抽出し、発話に対し抽出したキャラクター特徴を付与してキャラクター性のある発話に変換する。その結果を主観評価で評価し、分析する。

## 2. 関連研究

発話文に対してキャラクター特徴を付与、またキャラクター特徴を付与された文章がどのような印象を持つかということを対象とした研究がいくつかある。

宮崎ら[1]は、キャラクターを印象という構成要素に分解し、それらの印象に応じた言語表現を用いた発

話を生成することで、生成された発話におけるキャラクター性を表現するモデルを提案している。コーパスの機能表現部分に対して、キャラクターらしさを強調するように人手で書き換えて作成したものを利用し、各発話に対して言葉遣いから感じ取った印象を付与させている。さらに、宮崎ら[2]はテキストへのキャラクター性付与のために音変化現象を分類し、動詞の音便化や感動詞の母音・子音の引き伸ばし等がテキストにキャラクター性を持たせることを示唆している。

赤間ら[3]は、sequence to sequence[4]による応答生成モデルに転移学習を組み合わせた手法を提案している。スタイルを制限しない大規模な対話データで事前に学習したモデルに対して、特定のスタイルのみに制限した小規模な対話データを用いてさらに学習を行うことで、対話応答に一貫したスタイルの付与を試みている。この手法によって生成された発話は、入力された文章に対する応答文としての適切さを保持しつつ、一貫したスタイルを保持している。

## 3. 提案手法

本研究では、事前に特定のキャラクターの発話を収集し、その発話に含まれるキャラクター特徴をルールベースで抽出する。これにより、キャラクター独自の特徴を付与できる変換表の作成と、作成された変換表からルールベースを用いて発話文への特徴付与を行う二段階のシステムを構築する。

### 3.1 キャラクター特徴変換表の作成

変換表の作成は、キャラクター独自の特徴を持つ発

話文を用い、1文ずつ形態素解析を行い決められたルールに基づいて特徴抽出を行う。形態素解析器は、Sudachi[5]を使用する。以下に変換表作成で定めたルールを記述する。このルールにより実際に取得した特徴の例が図1である。なお、以下で用いる文節とは、用言の未然形・連用形から始まり、体言を間に含まず、用言の終止形・連体形・命令形のいずれかを終わりとする形態素群のことである。

1. 動詞の未然形・連用形から始まり、助動詞の終止形・連体形・命令形で終わる文節を特徴とする。
2. 辞書データに登録されている単語と異なる感動詞を特徴とする。
3. 動詞または助動詞の終止形・命令形から、それに接続する終助詞の文節を特徴とする。その際、終助詞を含むか含まないかを情報として保持する。
4. 否定の助動詞が含まれていた場合、否定の助動詞を持つ特徴であることを情報として持つ。

動詞	五段-ラ行	連用形-促音便	五段-ワア行	終止形-一般	肯定	終助詞を含む	っちゃうぞ
動詞	下一段-ナ行	連用形-一般	助動詞-タ	終止形-一般	肯定	終助詞を含まない	ちゃってました
動詞	五段-ラ行	連用形-促音便	助動詞-タ	終止形-一般	肯定	終助詞を含む	っちゃったかな
動詞	五段-ラ行	未然形-一般	助動詞-ナイ	連体形-一般	否定	終助詞を含まない	らない

図1 実際に取得したキャラクタ特徴の例

### 3.2 発話文に対する特徴付与

変換表を用いた発話文への特徴付与も Sudachi を用いて、形態素の情報から行う。以下に特徴付与で定めたルールを記す。

1. 保存した特徴の動詞の活用・動詞の活用形・助動詞の活用・助動詞の活用形が完全一致したときに特徴を付与する。
2. 保存した特徴の動詞の活用以外が完全一致し、活用の行のみ違うときに特徴を付与する。
3. 保存した特徴の動詞の活用形の音便以外が完全一致したときに特徴を付与する。
4. 保存した特徴の動詞の活用と音便以外が完全一致し、活用の行と音便が違うときに特徴を付与する。
5. 変換する形態素の中に否定の助動詞が含まれているかどうかを判断し、文の意味を崩さない特徴を選択する。
6. 変換後の最初の形態素が句点かを確認し、終助詞を含む特徴を付与するか判断する。

<sup>1</sup>長谷川町子作「サザエさん」を原作とするテレビアニメフジテレビ系列毎週日曜日 18時30分～19時放送作品

ルールは完全一致した場合を最優先とし、完全一致するものがない場合にのみ部分一致を適用する。完全一致の場合であっても部分一致の場合であっても、その付与候補が複数個存在する場合はランダムでその中から付与する特徴を選ぶ。また、付与する特徴に音便変化を伴うものが存在する場合は、付与を行う形態素に対して音便に対応する活用語尾を付与する処理を行う。表1は、実際にキャラクタ特徴付与を行った発話の例を示す。

表1 実際にキャラクタ特徴を付与した発話の例

マスオ	ずいぶん日が延びたから外でたっぷり遊べてます。
カツオ	この季節電車で席が空いても座らないようにしています。
ワカメ	昨日はパパの役だったのに今日は赤ちゃんにされちゃった。
ナミヘイ	秋は確実に来ておりますな。
タラオ	オシロイバナで色水を作ったです。
フネ	スルメを餌にしてたくさんザリガニが釣れたね。

## 4. 実験

### 4.1 データセット

変換表の生成に使用するデータとして、過去のTV番組の字幕情報を収集したデータベースである「放送映像アーカイブ NII TV-RECS」[6]の中から、10年分のアニメーション番組「サザエさん」<sup>1</sup>の次回予告の発話を抽出し、登場する6キャラクタを使用した。

### 4.2 実験設定

前述のデータから特徴の抽出を行い、生成された変換表をキャラクタ性のない発話に適用したうえで、キャラクタ性を自動付与したもの、オリジナルのキャラクタの発話を混在させて人手でキャラクタ性の主観評価を行う。なお、オリジナルの発話が必ずしもキャラクタ性をもったテキストであるとは限らない。

特徴の抽出に使用したキャラクタと発話数、また抽出できた特徴の件数、また、特徴を付与する発話として、抽出したキャラクタ以外の発話から終助詞や動詞の音便化等のキャラクタ特徴を取り除いた文

章に人手で変換し、1 キャラクタあたり 20 文、合計 100 文を使用した。各キャラクタの 100 文に対していくつの文に特徴を付与できたかを表 2 に示す。

主観評価に使用する発話は、抽出したキャラクタの発話 20 文と、上記の 100 文に対して付与が行えたものから重複を考慮せず抽出し、その中からランダムに選んだ 20 文、合計 40 文を用いる。また、評価する 40 文の提示順はランダムに並び替える。

表 2 キャラクタ名と発話数、抽出された特徴、100 文に対して付与できた発話数

キャラクタ名	発話数	取得した特徴(件)	取得できる割合 (%)	100 文に対し付与できた発話数
マスオ	104	72	69.2	46
カツオ	106	74	69.8	48
ワカメ	120	89	74.2	39
ナミヘイ	100	77	77.0	30
タラオ	90	65	72.2	49
フネ	108	79	73.1	36

## 4.2 評価手法

特徴が付与された発話がキャラクタ性を付与された発話になっているか、特徴の生成に使用したキャラクタに似ている発話であるか、日本語として正しい日本語であるかの 3 点を主観評価で評価する。な

お、キャラクタに似ている発話を評価するときは、その発話の内容は考慮しない。また、その発話がキャラクタの発話であると判断した場合であってもすべての文に対し 3 点の評価を行い、その結果を変換における上限値とする。評価は、サザエさんを見たことがあり、かつ、マスオ・タラオ・カツオ・ワカメ・フネ・ナミヘイの 6 キャラクタの発話を聞いたことがある 3 名に評価してもらった。

## 5. 結果

評価する発話がキャラ発話と特徴付与した発話のどちらであるか判断した結果の正当数を表 3 に示す。キャラクタ毎にオリジナルの発話を 20 文、自動付与の発話を 20 文で合計 40 文を用意し、3 名が評価したためのべ 120 発話を評価したことになる。ここで、オリジナルのキャラクタ発話のうちキャラクタ性があると判断した割合を、特徴を付与しうる文章の割合の上限値と考えることができる。表 4 にその割合を示す。

次に、表 5 はそれぞれのキャラクタの発話に似ているかの評価結果を示したものである。表 6 は日本語として正しいかの 4 段階の評価結果を示したものである。表 7 はキャラクタの発話に対する各評価を上限値としたときの付与した発話の上限値に対する各評価の割合である。1 の列はキャラクタの発話が 1 の評価を得た割合に対して、付与発話が 1 の評価を得た割合との比率である。1+2 の列は同様にキャラクタの発話が 1 の評価を得た割合に対して、付与発話が 1 または 2 の評価を得た割合との比率である。

表 3 評価する発話がキャラ発話と特徴付与した発話のどちらであるか判断した結果の正当数

正当数	マスオ	カツオ	ワカメ	ナミヘイ	タラオ	フネ
キャラ発話正解	51	49	57	42	54	57
キャラ発話不正解	9	11	3	18	6	3
付与発話正解	36	44	33	44	49	47
付与発話不正解	24	16	27	16	11	13

表 4 オリジナルの発話でキャラクタ性ありと判断された割合と、自動付与を適用できた割合、およびその比率

	マスオ	カツオ	ワカメ	ナミヘイ	タラオ	フネ
キャラ発話をキャラクタ性ありと判断(%)	85.0	81.7	95.0	70.0	90.0	95.0
付与発話をキャラクタ性ありと判断(%)	40.0	26.7	45.0	26.7	18.3	21.7
上限値に対する付与した発話の割合(%)	47.1	32.7	47.4	38.1	20.4	22.8

表5 キャラクタの発話に似ているかの評価

	マスオ		カツオ		ワカメ	
	キャラ	付与	キャラ	付与	キャラ	付与
1. 似ている	83.3	33.3	66.7	23.3	83.3	41.7
2. 少し似ている	13.3	23.3	21.7	18.3	16.7	26.7
3. あまり似ていない	1.7	35.0	8.3	30.0	0.0	16.7
4. 似ていない	1.7	8.3	3.3	28.3	0.0	15.0
	ナミヘイ		タラオ		フネ	
	キャラ	付与	キャラ	付与	キャラ	付与
1. 似ている	65.0	23.3	96.7	33.3	95.0	31.7
2. 少し似ている	28.3	38.3	3.3	16.7	5.0	26.7
3. あまり似ていない	6.7	28.3	0.0	13.3	0.0	21.7
4. 似ていない	0.0	10.0	0.0	36.7	0.0	20.0

表6 日本語として正しいかの評価

	マスオ		カツオ		ワカメ	
	キャラ	付与	キャラ	付与	キャラ	付与
1. 正しい	91.7	53.3	90.0	68.3	91.7	81.7
2. 少し正しい	3.3	10.0	3.3	10.0	3.3	13.3
3. あまり正しくない	3.3	15.0	5.0	16.7	3.3	3.3
4. 正しくない	1.7	21.7	1.7	5.0	1.7	1.7
	ナミヘイ		タラオ		フネ	
	キャラ	付与	キャラ	付与	キャラ	付与
1. 正しい	96.7	73.3	88.3	41.7	96.7	55.0
2. 少し正しい	0.0	3.3	10.0	28.3	1.7	26.7
3. あまり正しくない	3.3	11.7	1.7	15.0	1.7	11.7
4. 正しくない	0.0	11.7	0.0	15.0	0.0	6.7

表7 キャラ発話を上限値とする付与発話の結果

	マスオ		カツオ		ワカメ	
	1	1+2	1	1+2	1	1+2
キャラクタの発話に似ているか	40.0	58.6	35.0	47.2	50.0	68.3
日本語として正しいか	58.2	66.7	75.9	83.9	89.1	100.0
	ナミヘイ		タラオ		フネ	
	1	1+2	1	1+2	1	1+2
キャラクタの発話に似ているか	35.9	66.1	34.5	50.0	33.3	58.3
日本語として正しいか	75.9	79.3	47.2	71.2	56.9	83.1

表4において、上限値に対して自動特徴付与できた発話の割合はすべて50%を下回っている。また、表7において、自動付与した発話に対して”1.似ている”と評価された割合も低くキャラクタ特徴を高い

レベルで付与できたとは言い難いが、”1.似ている”と”2.少し似ている”を合計した時の評価はすべて50%を超えており、それなりのレベルでキャラクタ特徴の自動付与を行えたことがうかがえる。

表 8 キャラクタ特徴付与を行った発話のうちキャラクタ性ありと判断され、かつキャラクタの発話と似ていないと判断された例

マスオ	付与前	風鈴の音と一緒にツクツクボウシの音が聞こえます。
	付与後	風鈴の音と一緒にツクツクボウシの音が聞こえちゃいます。
カツオ	付与前	ワカメお姉ちゃんのアサガオから種がいっぱい取れました。
	付与後	ワカメお姉ちゃんのアサガオから種がいっぱい取れたよ。
ワカメ	付与前	カワイイ猫さんで僕もなでなでして仲良くなりました。
	付与後	カワイイ猫さんで僕もなでなでして仲良くなったわ。
ナミヘイ	付与前	ママみたいにおしゃべりしてますか？
	付与後	ママみたいにおしゃべりしますか？
タラオ	付与前	カツオが縁側でカメラを構えています。
	付与後	カツオが縁側でカメラを構えちゃいますよ。
フネ	付与前	隠してた悪い点のテストが見つかりました。
	付与後	隠した悪い点のテストが見つかった。

表 9 キャラクタ特徴付与を行った発話でキャラクタ性ありと判断され、かつ日本語として正しくない判断された発話の例

マスオ	付与前	これを使って暑中見舞いの絵はがきを描きます。
	付与後	これを使って暑中見舞いの絵はがきを描きます。
カツオ	付与前	家の前で打ち水をしていたらスズメがその水を飲みに来ました。
	付与後	家の前で打ち水をしていたらスズメがその水を飲みに来た。
ワカメ	付与前	カワイイ猫さんで僕もなでなでして仲良くなりました。
	付与後	カワイイ猫さんで僕もなでなでして仲良くなったわ。
ナミヘイ	付与前	これを使って暑中見舞いの絵はがきを描きます。
	付与後	これを使って暑中見舞いの絵はがきを描きますな。
タラオ	付与前	今度スズ子ちゃんたちとクリスマス会をやります。
	付与後	今度スズ子ちゃんたちとクリスマス会をやってます。
フネ	付与前	学校の廊下を歩いてたらお兄ちゃんが立たされてました。
	付与後	学校の廊下を歩いたらお兄ちゃんが立たされました。

表 10 特徴付与を行った発話でキャラクタ性ありと判断された発話の例

マスオ	付与前	すぐにぼっかぼかになりました。
	付与後	すぐにぼっかぼかになってました。
カツオ	付与前	おばあちゃんが手袋を編んでくれました。
	付与後	おばあちゃんが手袋を編んでくれたよ。
ワカメ	付与前	寒いお外から帰ったらママがスープを作ってくれました。
	付与後	寒いお外から帰ったらママがスープを作ってくれたわ。
ナミヘイ	付与前	夕方の風も涼しくなって秋の気配を感じます。
	付与後	夕方の風も涼しくなって秋の気配を感じますな。
タラオ	付与前	おやつのピワをお兄ちゃんが自分の分までくれました。
	付与後	おやつをピワをお兄ちゃんが自分の分までくれたです。
フネ	付与前	昨日が大寒と聞きいっそう寒さを感じます。
	付与後	昨日が大寒と聞きいっそう寒さを感じますね。

日本語として正しいかの評価(表6)では、自動付与に対して”1.正しい”と評価された割合はタラオを除いて50%以上である。また、上限値に対する”1.正しい”と”2.少し正しい”を合計した評価の割合(表7)は、マスオを除いておおむね7割を超えているほか、ワカメについては上限値と同じであるため、全体的におおむね日本語の意味を崩すことなく特徴の付与を行えているといえる。

## 6. 考察

キャラクタ特徴付与の観点と日本語として正しいかの観点から考察を行う。

キャラクタ特徴付与を行った発話のうちキャラクタ性ありと判断され、かつキャラクタの発話とは似ていないと判断された例を、自動付与前の発話とともに表8に示す。

このような結果になった要因として、特徴付与を行う発話の内容が考えられる。今回使用した6人のキャラクタは年齢と性別が似通っていないという点に着目して選択した。しかし、図10のカツオやナミヘイ、タラオの発話には特定のキャラクタ以外が発話するとは思われない単語表現が含まれていた。そのため、発話にキャラクタ特徴を付与できたとしても発話自体が既に動詞や感動詞以外の他のキャラクタの特徴を持っており、当該キャラクタの発話に似ていないと評価されたと考えられる。

次に、キャラクタ特徴付与を行った発話でキャラクタ性ありと判断され、かつ日本語として正しくないと判断された発話の例を表9に示す。

日本語として正しくないと判断された発話の中で特に多かったのはイ音便を含むキャラクタ特徴付与である。表9の中でも「描きます」に対してイ音便の変換を行った結果「描います」になってしまったものがみられる。原因として、イ音便はその後に続く助動詞を制限することが考えられる。「描きます」の動詞部分「描く」は、イ音便の音便変化をした場合「描いた」となり、その後に続く助動詞は「タ」のみとなる。よって助動詞「マス」が続くと日本語として正しくないと判断されている。しかし、イ音便に変化した後、その後に続く助動詞の制限をしなかったためこのような結果になったと考えられる。

また、表9のタラオの発話では特徴付与を行うことで発話文の中で時制の変化が発生している。このような発話はほかのキャラクタにもみられ、それらの発話は同様に日本語として正しくないと評価になっている。最初の動詞と最後の助動詞のみで特徴を付与するかを判断しているため、その間に存在する助動詞の意味を考慮しないことがこのような発話になった原因と考えられる。

表9のフネの発話のように実際の発話内容を大きく変えているものもいくつか見られた。発話生成システムとして見るのであれば問題はないが、入力文の意味を保った変換システムとして使用されることを考えると、このような発話の意図を変えてしまうキャラクタ特徴付与は望ましくない。また、フネの発話のように前後関係のつながりが崩れてしまうと、日本語としておかしいという評価をされてしまう可能性がある。

## 7. まとめ

本研究では、小規模なキャラクタの発話データから特徴を抽出し、発話に対し抽出したキャラクタ特徴を付与してキャラクタ性のある発話への変換を試みた。加えて、特徴付与を行った発話の主観評価を行った。提案手法は、オリジナルの発話並みに特徴を付与できるレベルではなかったが、多くの発話について自動付与を行うことができた。

今後の課題としては、動詞だけでなく一人称や代名詞などの要素を含めたキャラクタ特徴の取得がある。また、キャラクタ特徴付与を行った際に日本語の崩れが起こらないように改善していきたい。

## 参考文献

- [1] 宮崎 千明, 平野 徹, 東中竜一郎, 松尾 義博, 佐藤 理史: 印象の合成に基づくキャラクタ性表現モデルの検討, 言語処理学会 第22回年次大会 発表論文集 (2016年)
- [2] 宮崎千明, 佐藤 理史: テキストへのキャラクタ性付与のための音変化現象の分類, 言語処理学会第24回年次大会発表論文集 (2018年)
- [3] 赤間 怜奈, 稲田 和明, 小林 颯介, 佐藤 祥多, 乾 健太郎: 転移学習を用いた対話応答のスタイル制御, 言語処理学会第23回年次大会発表論文集 (2017年)
- [4] utskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). Sequence to sequence learning with neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 4(January), 3104-3112.
- [5] Takaoka, K., Hisamoto, S., Kawahara, N., Sakamoto, M., Uchida, Y., & Matsumoto, Y. (2019). Sudachi: A Japanese tokenizer for business. *LREC 2018 - 11th International Conference on Language Resources and Evaluation*, 2246-2249.
- [6] Norio Katayama, Hiroshi Mo, Ichiro Ide, and shinichi satoh: Mining Large-Scale Broadcast Video Archives towards Inter-Video Structuring, 5<sup>th</sup> Pacific Conference on Multimedia (PCM2004), Lecture Notes in Computer Science, vol 3332, pp489-496, (Nov. 2004)