性格を持つ対話システム開発のための テキストマイニングに基づく言葉と性格の関係性の検討

桝本智絵[†1]　大井翔[†2]　佐野睦夫[†1]

概要：近年，コミュニケーションロボットやスマートスピーカなどが普及している．コミュニケーションロボットとは，人の言葉や動作を認識し，それに応じた反応をみせる人とやり取りできるロボットである．コミュニケーションロボットは特にサービス分野や医療・介護分野で活用されており，コミュニケーションロボットは会話や運動を促すため認知機能低下予防やうつ予防につながったり，物を運んだり置いたりなど生活支援に活用できる．しかしながら，現状のコミュニケーションロボットが人と対話をする際には，人の性格に応じた対応や，ロボット自身に人間のような性格を持たせたコミュニケーションは少ない．そこで，コミュニケーションロボットに性格を持たせることができればより好感度や親近感のあるロボットを開発することができる．性格を持つ対話システムを開発するためにそれぞれの性格ではどのような言語特徴があるかを知り，その言語特徴を使った対話を生成する必要がある．本研究では言語特徴を探る前段階として Twitter のテキスト情報からそのユーザの性格の推定を試みる．推定にはナイーブベイズ法を用いる．また 10 分割交差検証で評価を行う．

1. はじめに

近年，富士ソフト社が開発している PALRO （パルロ）[1]やソフトバンク社が開発している Pepper （ペッパー）[2]，Apple 社が開発している Siri（シリ）[3]，Amazon 社の開発している Alexa （アレクサ）[4]などのコミュニケーションロボットやスマートスピーカが広く普及している．コミュニケーションロボットとは，人の言葉や動作を認識し，それに応じた反応をみせる人とやり取りできるロボットである．コミュニケーションロボットは特にサービス分野や医療・介護分野で活用されており，コミュニケーションロボットは会話や運動を促すため認知機能低下予防やうつ予防につながったり，物を運んだり置いたりなど生活支援に活用できる．しかしながら，現状のコミュニケーションロボットが人と対話をする際には，人の性格に応じた対応や，ロボット自身に人間のような性格を持たせたコミュニケーションは少ない．

音声インターフェースによるアドバイスをユーザの性格に応じて適した文章を選択する研究[5]が行われており，この研究ではユーザの性格ごとに対応を変えることによりシステムへの好感度向上が実現できることが分かった．このことより図 1 のように性格を持つロボットが実現することで性格に応じた対応ができるため，親近感がわき積極的にロボットとのコミュニケーションができるのではないかと考える．図 2 に対話システムの提案モデルを示す．テキストデータを収集しそのユーザがどのような性格を持っているかを推定した後，文章を解析し性格ごとの言語特徴だす．またユーザのテキスト履歴からユーザの性格を推定し，その性格にあう文章を生成する．

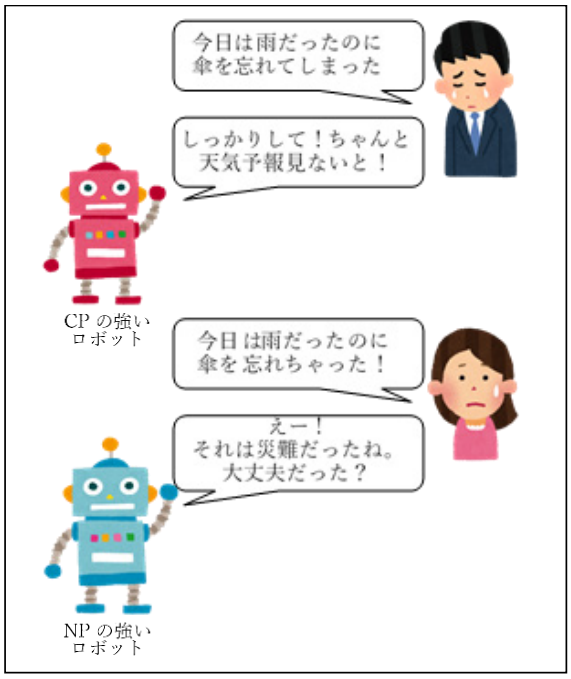

図 1　性格をもつロボットとの会話

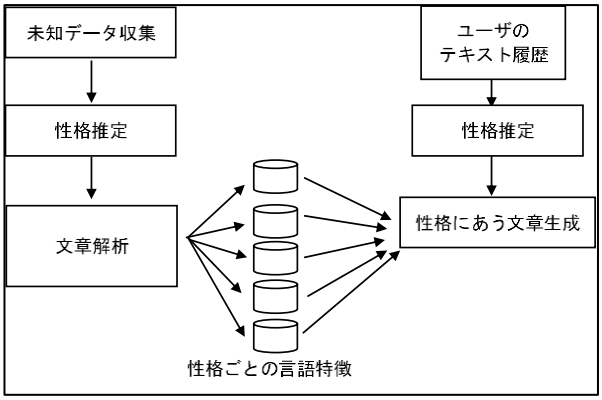

図 2　提案モデル

†1 大阪工業大学, Osaka Institute of Technology
†2 立命館大学, Ritsumeikan University

© 2020 Information Processing Society of Japan

性格を生成する方法として，表情やしぐさなどの行動パターン，話し言葉や書き言葉などから分析することで生成できる．我々はこれまでに言葉に着目し，言葉と性格の関係性を調査した[6]．本研究では言葉と性格の関係性を考慮し，言葉から性格を推定する手法について検討する．

2. 関連研究

岡本らの研究[7]では，Twitter[8]から得られるテキストデータからテキストマイニングすることで性格推定している．Twitter ユーザが投稿したテキストデータを形態素解析し，ナイーブベイズ法を用いて分類を行う．性格はエゴグラムに基づく性格を採用しており，人の性格を 243 に分けている．エゴグラム診断を行い，その結果を伴ってツイートしたアカウントを対象に実験を行っている．結果として平均で 54%の推定精度となっている．

山岡らの研究[9]では，マーケティングにおけるペルソナの詳細な項目を推定するため Twitter のテキストデータを解析し，ユーザの趣味を推定している．推定にはナイーブベイズ法を用いて分類器を作成している．結果として平均で 93%の正解率であった．

上記の研究では，性格を細かくわけているためそれぞれの性格のデータが少なく過学習がみられる．そこで，本研究では性格の 5 つの要素に分け，さらにそれぞれの性格において高低で分けることでデータ量を増やして推定を行う．

3. 提案手法

3.1 エゴグラム

エゴグラム[9]とは心理学者のエリック・バーンの交流分析に基づいてジョン・M・デュセイが考案した性格診断法の一つである．人の心を 5 個に分類して分類して分析するものである．以下は 5 個の自我状態である．

- CP（支配性）
- NP（寛容性）
- A（論理性）
- FC（奔放性）
- AC（順応性）

5 つの自我状態の各特徴は，それぞれ長所と短所が存在する．5 つの要素は高い数値が良い，低い数値が悪いというわけではなく，各人の個性や特性を示すもので，人の優劣を表すものではない．高い数値だけではなく，低い数値であっても長所と短所は存在する．エゴグラム診断ではこれらの状態をそれぞれ点数化し，そのバランスから性格を推定する．本研究では，各自我状態を「高い」,「中間」,「低い」の 3 段階で表現する．これはエゴグラム診断で 0〜20 点に点数化しこれを 3 等分し「高い」「中間」「低い」に分類している．

3.2 ナイーブベイズ法

性格を推定する方法としてナイーブベイズという手法を用いる．ナイーブベイズとは機械学習の一つであり，ベイズの定理に基づいた分類である．特徴が独立していると仮定して，すべての推定の確立を求め，最も確率の高いものを推定結果とする．（1）は計算式である．*P(C)*は，その性格である確率であり，*P(D)*はその文章である確率である．

$$P(C|D) = \frac{P(C)P(D|C)}{P(D)} \qquad (1)$$

3.3 分類

分類には，Weka[10]を使用する．Weka とは機械学習ソフトウェアである．Weka に学習データとして Twitter に投稿されたツイートとそのユーザの性格情報を入力し, CP, NP, A，FC，AC の性格それぞれの推定結果を出力させる．

3.4 評価

評価方法として 10 分割交差検証を用いる．これは，データを 10 個の同じサイズに分割し，分割した個数分だけモデルを訓練し評価する．例えばデータを 10 分割して，最初の 1 個目をテストデータ，2 個目以降を訓練データとして評価し，次は 2 個目をテストデータとし，1 個目と 3 個目以降を訓練データとして評価する．これを 10 回繰り返す．

4. 実験

4.1 データ収集

エゴグラムに基づいて作成されている性格診断の結果を Twitter に投稿しているユーザ 100 人の最新ツイート最大 3,700 件に対して TwitterAPI を用いて取得する．収集したデータの詳細を表 1 に示す．最大・最小は 1 ユーザの取得ツイート数であり，平均は一人当たりの平均ツイート数である．最大と表記したのは，そのユーザが 3,700 件以上条件を満たすツイートを投稿している場合は 3,700 件取得するが，3,700 件未満の場合はそのユーザが投稿したすべてを取得するということである．また，条件というのはリツイートではないツイートということである．リツイートというのは他人のツイートを自分のタイムラインに流す機能である．除外した理由は，他人のツイートをそのまま引用しており自分の表現ではなく性格が反映されないだろうと判断したためである．5 個の自我状態のそれぞれについて「a（高い）」「b（中間）」「c（低い）」の 3 つに分けた結果を表 2 に示す．収集したデータの例を図 3 に示す．ツイートの後のアルファベットは CP，NP，A，FC，AC が a, b，c のどの状態かを示している．例えば（abbab）であった場合は NP と FC が a（高い）の状態，NP と A，AC が b（中間）の状態ということになる．

© 2020 Information Processing Society of Japan

表 1　収集したデータ数

	データ数[個]
最大	3228
最小	8
平均	2460
合計	228859

アパートまで雨いってたら洗濯物が死んでるんですが…(a，c，a，c，a)

特に症状として何も出ないから一安心かな。(b，a，b，a，b)

唐突に猛烈に働きたくない(c，a，b，a，b)

図 3　取得した文章（ツイート）の例

表 2　それぞれの自我状態の人数

	高い [人]	中間 [人]	低い [人]
CP（支配性）	39	55	7
NP（寛容性）	78	18	5
A（論理性）	59	37	5
FC（奔放性）	67	28	6
AC（順応性）	44	40	17

これらの特徴量を用いて 3.4 節で説明した手法を用いて，性格推定を行い，評価をする．

5. 結果と考察

推定を行った結果を表 3 に示す．一番平均一致率が高い性格は CP（支配性）で 80%を超えている．一方で AC（順応性）は 50%と低い平均一致率となった．田中ら[12]の結果では，平均一致率として，51%であり，本研究の手法では平均が 64.78%と高くなっている．

性格ごとに，一致率に大きな差が出た原因は性格によって特徴の出やすい性格と出にくい性格があるからだと考える．例えば，A（論理性）や AC（順応性）は単一の文章だけでなく，複数の時系列的な要素を持った文章であると考える．つまり，文章のやり取りから性格が推定されるのではないかと考える．また，どのような文章にどのような特徴があると，その性格因子が高くなるかというのは分からないため，推定するときにどの特徴量を使用すれば有効が現状では分からない．

そのため，今回はすべての単語を考慮して計算しているため特徴の出ない単語を考慮しておりコストがかっている．今後は有効な特徴を絞るため，品詞ごとに評価をしていきたい．

表 3　推定結果

	平均一致率 [%]
CP（支配性）	60.91
NP（寛容性）	80.74
A（論理性）	59.28
FC（奔放性）	72.29
AC（順応性）	50.72
平均	64.79

6. まとめ

本稿では，コミュニケーションロボットやスマートスピーカに性格を持たせることを目的とし，その前段階として言語情報から性格を推定することができるかどうかを検討した．具体的には，Twitter のツイートデータを用いて 5 種類の性格推定を行った．結果として，平均一致率 64.79%であり，従来の結果よりも約 13%高い結果となった．個別の結果に着目すると，性格ごとに 50%～80%と幅があった．性格の因子によって差があるのは，性格によって特徴の出やすい性格と出にくい性格があるからである．今後は文章のやり取りを含む時系列情報を活用するなど，有効な特徴を見つけ，性格推定の精度の向上を目指す．

謝辞

本研究の一部は，JSPS KAKENHI Grant Number JP19K12894 の支援を受けた．

参考文献

[1] PALRO, https://palro.jp/feature,（アクセス日 2019/12/22）
[2] Pepper, https://www.softbank.jp/robot/pepper/,（アクセス日 2019/12/22）
[3] Siri, https://www.apple.com/jp/siri/（アクセス日 2019/12/22）
[4] Alexa, /www.amazon.co.jp/meet-alexa/b?ie=UTF8&node=5485773051（アクセス日 2019/12/22）.
[5] 長光左千男,野田真樹子,山形洋子，中村裕一,美濃導彦,ユーザの性格に応じた調理アドバイス文章の選択,情報処理学会論文誌,2007
[6] 桝本智絵,山岡拓生,大井翔,佐野睦夫,エゴグラムを用いた性格と SNS 上で使用する言葉の関係性の調査,情報処理学会関西支部,2019
[7] 岡本 拓馬，松本 和幸， 吉田稔， 北研二，ナイーブベイズ法を用いた Twitter による性格推定，言語処理学会第 20 回年次大会予稿集, pp.1123-1125, 2014.
[8] Twitter, https://twitter.com/ ，（アクセス日 2019/12/18）
[9] 山岡拓生，佐野睦夫，ナイーブベイズ法に基づく SNS を利用したペルソナ推定，人工知能学会第 32 回全国大会，2018
[10] ジョン・M. デュセイ, エゴグラム―ひと目でわかる性格の自己診断, 創元社，2000
[11] Weka, https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/,（アクセス日 2019/12/18）
[12] 田中聡，松本和幸，吉田稔，北研二：情報推薦のための Twitter ユーザ分析手法，人工知能学会全国大会，2016.

© 2020 Information Processing Society of Japan