

キャラクタの性格推定 Personality estimation of character

津崎 誠也†
Seiya Tsuzaki

山本 博史‡
Hirofumi Yamamoto

1. 序論

近年スマートフォンや、タブレット端末と言った携帯機器が普及しており、それらの携帯機器からインターネットを利用するユーザが急激に増加している。ネットを利用するユーザの普及に伴い、ユーザに対してサービス提供を行う場やサービスそのものも年々増加している傾向にある。しかし、サービスが急激に増加していることに対してユーザは自分に合うサービスを探すことが困難になっている。そこで、人間のコミュニティの形成等、社会を形成する上で関係があるとみられる性格について着目した。人間は他者の発言を受け「この人は真面目な人だ」「この人は神経質な人だ」というように、発言内容から性格を推定する能力が備わっている。この能力を利用して、各性格に応じた対応をとる事によるコミュニケーションの円滑化や類似した性格の者同士によるコミュニティの形成等を行っている傾向にある。また、性格と嗜好には密接な関係があり、嗜好に応じて類似した人の購入傾向を調査することでワン・トゥ・ワン・マーケティングやターゲティング広告においても、性格を推定するという能力の需要は高いと推測される。ユーザに情報を提供する研究[1]のように Twitter 上の発言内容からユーザに情報を提供する試みが行われている。

この目的のためには機械学習が有効な手法であると考えられるが、一般的には学習データが必要とされる。しかし、実在する人物の性格が明示的に付与されているデータの入手が困難であるため、本研究では性格が明示的に付与されているケースの多いフィクション上のキャラクタを対象とし、機械学習によってその性格を推定するシステムの構築を試みる。

2. 関連研究

人間の呟きを利用した性格推定の研究として、岡本ら[2]は Twitter の呟きに対してナイーブベイズ法を用いて性格を推定する研究を行っている。Twitter 上での発言に形態素解析を行い、エゴグラムに当てはめて性格を推定する研究である。この研究では各要素が互いに独立であるとされている。この研究からツイートの特徴がエゴグラムの5つの分類の推定に寄与することを行っている。フィクション上のキャラクタの性格推定として田中ら[3]が、ナイーブベイズ法を用いて研究を行っている。この研究では相対する2つの性格を用いて、未知のキャラクタの台詞が与えられた時の性格を推定する研究を行っている。性格を Big Five 尺度

ユーザのパーソナリティを自動的に推定する研究を行っている。Twitter 上においてユーザが発言した呟きを Big Five 尺度に基づいて点数化し、その点数をユーザのパーソナリティとする。この研究から音声対話やツイートの特徴が Big Five の各要素の分類に結びつくことを示している。以上のことから、教師データを元に教師あり学習を行い、ナイーブベイズ分類機を用いて性格を推定することの有用性が見込みがあることが確認されている。

岡本らの研究では、各要素が互いに独立であると仮定されているが、文章において各要素が互いに独立になるということは考えにくい。また、田中ら[3]の研究では「活発な性格」「活発ではない性格」という相対する性格においては優位性を示しているが、他の相対する性格について実験を行っていないため、全ての性格に対する性格推定の有用性が確認されていない。藤倉らが提案した手法は直近の50ツイートを利用し、1ツイートに対して点数を付与しており、対象となる人間全ての発言に対する実験を行っていない。これらから本研究では1章にて述べたように性格が明示的に付与されているフィクション上のキャラクタを教師データとして上で、先行研究で行われたナイーブベイズ分類器を用いて、キャラクタの性別や年齢を考慮した属性付など様々な手法を用いて、性格推定を行う。本論文ではその前段階としてフィクション上のキャラクタの収集と基本的な性格推定実験について扱う。また、Big Five Model を利用したナイーブベイズ法による性格推定の有用性についても調査を行う。

3. 性格推定における教師データ

本研究で使用する学習データのフィクション上におけるキャラクタとして、アニメーション、漫画、小説における名前のある登場人物のうち、性格が明示的に付与されているキャラクタのことを指す。性格が明示的に付与されているキャラクタの定義は、前述にあるアニメーション、漫画、小説の作中、または作品の公式サイト等にて「明るい性格」「真面目な性格」と言ったように性格が言及され、読者に対して該当するキャラクタに対する事前知識を与え、人物像を理解させる事ができるキャラクタとする。作品に携わらない人物の個人ブログや百科事典サイト等におけるキャラクタの説明は客観性に欠けるため、上記に定義したキャラクタ群には含めないものとする。

4. キャラクタの性格推定

4.1 判別分析方法

本研究では2章にて述べた田中らの研究でも使用されたナイーブベイズ分類器を用いて分類を行う。判別対象の台詞に出現する特徴量の尤度合計でどちらの性格グループに分類されるかを判別する。

†近畿大学総合理工学研究科,
Graduate School of Science and Engineering, Kinki University
‡近畿大学理工学部,
Department of Science and Engineering, Kinki University

4.1 Big Five Model を用いた性格推定

Big Five Model とはパーソナリティの特性論 1 つで、人間が持つさまざまな性格は 5 つの要素の組み合わせで構成されるとするものである。その 5 つの要素を以下に示す。

- 経験への開放性 (Openness to Experience)
好奇心が強い・警戒心が強い
- 勤勉性 (Conscientiousness)
真面目・不真面目
- 外向性 (Extroversion)
社交的・おとなしい
- 協調性 (Agreeableness)
温厚・冷徹
- 情緒不安定性 (Neuroticism)
神経質・自信家

キャラクタの性格を 5 組の相対する各 2 種合計 10 種の性格にそれぞれ分類するものとする。

4.2 学習データの特徴量の抽出

学習データに対する処理について述べる。田中らはキャラクタの台詞と定義された性格を筆者が読み、そこから得た性格のイメージから分類を行っていた。しかし、それでは一部筆者の主観に依存してしまう問題点があった。その問題点を解決するために少人数にアンケートを実施した。アンケート内容としてはキャラクタが Big Five Model における各要素中の 2 つの性格どちらに分類されるか、というものである。そのアンケート結果から Big Five Model に基づいた 5 組の相対する各 2 種合計 10 種の性格にそれぞれキャラクタを分類する。本研究では推定に使用する特徴量として、キャラクタの台詞から得られる形態素を使用する。各形態素のエントロピーを求め、それぞれの性格に頻出する形態素のうち、エントロピーの絶対値の差が大きい形態素を性格推定に適した特徴量として扱う。各組の性格中に存在するそのエントロピーの絶対値の差が大きい同一形態素のエントロピーの絶対値を求める。そして、同一形態素の確率比を計算し、どちらによく頻出する単語であるか求め、正負の符号をつける。特徴量を選択する際、正側の特徴量のエントロピーの絶対値の差の合計と負側の特徴量のエントロピーの絶対値の差の合計値が 0 に近づくように選択することで偏りが発生しないようにする。

5. 性格推定実験

5.1 実験手順

4.2 章の条件を満たしたフィクション上で性格が明示されたキャラクタのうち、118 キャラクタの全形態素数 199,923 単語を収集し、これらを性格推定の為の学習データとする。収集した形態素数の平均は約 1703 単語、標準偏差は約 1288 であった。また、収集したフィクションの作品数は 18 作品であった。次にそれぞれのキャラクタの台詞に対して形態素解析を行う。本研究では形態素解析ツールとして Chasen[5] を用いた。なお、品詞情報は今回使用していない。次に、1-gram モデルを作成する。1-gram モデルとは形態素の総数を母数として、各形態素の出現頻度を確率で表したモデルである。作成した 1-gram モデルから確率値を算出し、各形態素のエントロピーを算出する。絶対値の差の大きい形態素のうち、明らかに性格に起

因しない形態素（「?」「!」「,」「。」などの特殊記号や句読点、「野球」「試合」などの使用したキャラクタの作品としての特徴等）を除いた上位数十の形態素を特徴量とする。

5.2 使用した特徴量の例

前章にて説明した手順を踏まえて各特徴量の 1-gram を算出した結果、各要素中の性格推定のための特徴量として使用した形態素を下記の表に示す。

表 1 経験への開放性の推定に使用した特徴量とエントロピー（一部抜粋）

特徴量(形態素)	エントロピーの差	正負
です	0.009623103	正
さん	0.005259447	正
お前	0.005327273	負
が	0.004367459	負

表 2 勤勉性の推定に使用した特徴量とエントロピー（一部抜粋）

特徴量(形態素)	エントロピーの差	正負
です	0.009836705	正
ます	0.009012295	正
よ	0.00434819	負
だ	0.004036447	負

表 3 外向性の推定に使用した特徴量とエントロピー（一部抜粋）

特徴量(形態素)	エントロピーの差	正負
です	0.007625223	正
ます	0.006532667	正
が	0.006467664	負
ない	0.0056623	負

表 4 協調性の推定に使用した特徴量とエントロピー（一部抜粋）

特徴量(形態素)	エントロピーの差	正負
ます	0.005036415	正
です	0.004799594	正
お前	0.005459837	負
を	0.005206588	負

表 5 情緒不安定性の推定に使用した特徴量とエントロピー（一部抜粋）

特徴量(形態素)	エントロピーの差	正負
た	0.003284914	正
さん	0.003272233	正
お前	0.003686396	負
か	0.003188348	負

経験への開放性における 2 つの性格グループの形態素は、好奇心が強い性格が 7,414 種類、警戒心が強い性格が 7,266 種類だった。勤勉性における 2 つの性格グループの形態素は、真面目な性格が 8,200 種類、不真面目な性格が 6,341 種類だった。外向性における 2 つの性格グループの

形態素は、社交的な性格が 7,920 種類、おとなしいな性格が 6,707 種類だった。協調性における 2 つの性格グループの形態素は、温厚な性格が 8,344 種類、冷徹な性格が 6,182 種類だった。情緒不安定性における 2 つの性格グループの形態素は、自信家な性格が 7,081 種類、神経質な性格が 7,678 種類だった。

4.2 章で説明した手順を踏まえ、特徴量を抽出したところ、経験への開放性における特徴量は 23 種、勤勉性における特徴量は 27 種、外向性における特徴量は 25 種、協調性における特徴量は 23 種、情緒不安定性における特徴量は 25 種であった。

5.3 性格推定実験

新たなキャラクタ 10 キャラクタの台詞を入力データとし、性格推定実験を行う。これらの入力データは 3 章にて説明した学習データと同様にグループ分け、形態素解析等の処理を行い、5.1 章にて定めた本研究にて使用する特徴量のエン트로ピーから正しいグループに分けられるか実験する。

5.4 実験結果

5.3 章にて説明した実験結果についてまとめたものを表 6 に示す。

表 6 実験結果

Big Five Model の要素	正答数	正答率
経験への開放性	8	80%
勤勉性	5	50%
外向性	8	80%
協調性	4	40%
情緒不安定性	5	50%
合計	30	60%

経験への開放性や外向性においては 80 パーセントと正答率が高く、勤勉性、情緒不安定性においては 50 パーセント、協調性においては 40 パーセントと正答率が低かった。二項検定においても、経験への開放性や外向性においては $p=0.0439$ と片側検定で 5 パーセントの有意差がみられた。しかし、勤勉性、情緒不安定性においては $p=0.246$ 、協調性においては $p=0.205$ と有意差がみられなかった。また Big Five Model 全体における正答率は 60 パーセント、二項検定では $p=0.0418$ と片側検定で 5 パーセントの有意差が見られた。

6. 考察

今回行った実験から Big Five Model を使用した本手法は有用であると考えられる。しかし、各要素において着目すると有意差が見られた性格と有意差が見られなかった性格とあり、分類が可能な性格と分類が困難である性格があることが今回の実験から推測される。また、勤勉性やちょう矯正において普段は不真面目ではあるが、反面真面目な性格に持ち主のキャラクタ、冷徹な設定ではあるが、温厚な一面も持つキャラクタ等、キャラクタによっては 2 つの

相対する性格どちらにも該当するキャラクタが存在することから分類が困難であると推測される。

今回は品詞情報を考慮せず、特徴量を選択したため、性格推定に使用した特徴量は「だ」「です」「を」「よ」などの助詞が多く、何の文の 1 文なのか判別がつかない形態素が多かった。また、これらの形態素が性格のイメージに関しているとは思えない。

7. 今後の課題

今後の課題としては、学習データの大幅な増量や 2-gram モデルを用いた実験、品詞情報を考慮したアプローチが挙げられる。特に、2-gram モデルを用いた実験、品詞情報を考慮したアプローチに関して、今回 1-gram モデルにて特徴量を選択した結果、6 章でも述べた通り、選択した特徴量を多く占めた形態素が助詞であった。「の」等の場合、今回使用したキャラクタの中には「なの」というように語尾として使用している場合があり、実際の意味とは異なった場面での使用が多数存在した。この問題を解決するために 2-gram モデルを用いることで特徴量が単一の形態素ではなく「形態素+形態素」となるため、異なった意味で使用されている形態素をカウントすることなく、特徴量を選択できるものであると推測される。

品詞情報の例として、性格の要因に繋がらない助詞を削除し、名詞や動詞の体言、用言のみで特徴量を選択することにより、精度が増すと考えられる。また、この方法のみで特徴量を選択すると、今回のようにフィクション上のキャラクタに対して行くと、作品のジャンル（少年誌、少女誌、青年誌）等によって出現する確率変動する形態素（スポーツ作品における「試合」「野球」、登場人物の性別による一人称「私」「俺」「僕」「自分」等）が存在するため、2-gram モデルによる実験と平行して特徴量を選択することで語尾や会話としての流れを見ることができると考えられる。

今回有意差が見られなかった勤勉性、情緒不安定性、協調性における精度を向上する解決策として、先程述べた通り学習データの大幅な増量と 4.2 章において、本研究ではアンケートを実施し、分類を行ったが、アンケート結果から分類を行う際の手法の再検討も必要であると考えられる。また、実験データに偏りがないのか再検討する必要も考えられる。

参考文献

- [1] 田中 聡, 松本 和幸, 吉田 稔, 北 研二: ”情報推薦のための Twitter ユーザの性格分析手法”, 人工知能学会全国大会, pp.1-4, 2016
- [2] 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, pp.1123-1125, 2014
- [3] 田中 翔一, 山本 博史: ”フィクション上のキャラクタに対する性格推定”, 言語処理学会 第 78 回全国大会, pp.597-598, 2016
- [4] 藤倉 将平, 小川 義人, 菊池 英明: ”音声対話および Twitter におけるユーザのパーソナリティ自動推定”, 言語処理学会 第 19 回年次大会, pp.900-903, 2013
- [5] Chasen, <http://chasen-legacy.osdn.jp/>, version2.3.3