

フィクション上のキャラクターに対する性格推定

田中 翔一[†] 山本 博史[‡]近畿大学総合理工学研究科[†] 近畿大学理工学部[‡]

1. はじめに

人間は例えば Twitter における呟きや、他者の発言を受け「この人は優しい」「この人は荒っぽい」というように、言葉から他者の性格を推定することが出来る。この能力は他者の性格に応じた対応を執る事によるコミュニケーションの円滑化、類似した性格の者同士によるコミュニティの形成等、社会を形成する上での一助となっている。また、性格と嗜好には密接な関係があり、嗜好に応じて商品のマーケティングを行う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、性格を正確に推定するという能力の需要は高いと推測される。従って、発言から話者の性格を自動的に推定することの価値は極めて高いといえることができる。

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。しかしながら、呟きや、発言に対して明示的に性格が付与されているデータは入手が困難である。そこで本研究においては、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ーを対象とし、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. 先行研究

性格推定やそれに類似した感情推定は、Twitter におけるつぶやき (tweet) を学習データとした先行研究が多く見られる。矢野ら[1]の研究では、tweet から行動情報と感情を抽出しナイーブベイズ分類器や形容詞評価辞書を用い、二つを回帰モデルで推定する事で相関があるかを検証した。長谷川ら[2]の研究では Twitter における対話での話者同士の感情に着目し、感情タグ付きコーパスを作成しそれを用いる事で自然な応答を自動生成する研究を行った。形容詞や顔文字へ人手で感情タグを設定し、それを教師データとして発言に対して感情表現の含まれる応答文を自動生成した。この研究では精度改善の為に文章の細かい素性にある感情情報の抽出の必要性や、発言者の年齢等の属性を使うことで精度向上の可能性が指摘されている。

これらから本研究では、1章で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ーを教師データとした上で、先行研究で行われたナイーブベイズ分類器の使用、キャラクターの性別や年齢を考慮した属性付けなど様々な手法を用いて性格を行う。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ーの収集と基本的な性格推定実験について扱う。

3. 性格推定の学習データ

本研究で使用する学習データであるフィクション上のキャラクターとは、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者の事である。性格が明示的に付与されているとは、先程述べた媒体の本文中あるいはアニメーションの公式サイト、小説のあらすじ等において「優しい性格」や「負けず嫌いだ」といったように性格が言及され、読者にユニークな性格を理解させる事が出来る者の事とする。その為例えば「掴みどころがない」といったような、画一のイメージが持てない性格については含めない。批評サイトや百科事典サイト等におけるキャラクター評も客観性に欠ける為含めないとする。

4. 特徴量の抽出

学習データに対する処理を説明する。本研究ではキャラクターの台詞を筆者が読み、そこから得た性格のイメージから「活発な性格」「活発でない性格」の二つにキャラクターを分ける。これは本格的な性格推定システムを作成する前に少数の性格候補で推定し、結果を分析する事で、今後解決すべき問題を割り出す事を目的としている為である。

本研究では推定の特徴量として、キャラクター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、活発な性格と活発でない性格で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、特徴量としてふさわしい形態素であるとする。

活発な性格と活発でない性格に存在する同一形態素のエントロピーの絶対値を求める。

5. 性格推定実験

5.1. 実験手順

3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ーのうち 62 キャラクターの、8223 文の台詞を収集し、これらを性格推定の為の学習データとする。台詞数の平均は 134.80 文、標準偏差は 104.99 だった。また、収集したアニメーションの作品数は 6 で、男児向けアニメーション 1、スポーツのアニメーション 2、青年向けアニメーション 3 だった。

次に、活発な性格、活発でない性格それぞれのキャラクターの台詞に対し、形態素解析を行う。本研究では形

Personality estimate for characters in fiction

[†]Shoichi Tanaka, Graduate School of Science and Engineering, Kinki University

[‡]Hirofumi Yamamoto, Department of Science and Engineering, Kinki University

形態素解析ツールとして Chasen を用いた。なお品詞情報は今回使用しなかった。形態素解析を行うと、辞書登録されていない単語は正しく形態素に分割されない為、それらについては手作業で分割を行い、意味上同じと判断される形態素の表記の正規化（「ねーよ」「ねえよ」を「ねえよ」に統一する、「!!」を「!」にする等）を行った。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、形態素それぞれの出現頻度を確率で表したモデルである。作成した 1-gram モデルを使用し、PPL 値(平均分岐数)を算出する。これらの処理は SRILM を用いた。PPL 値と 1-gram モデルの確率を使用し、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物（「野球」「練習」等の、使用したキャラクターの作品としての特徴の名詞や「?」「!」「,」「。」等）を手作業で除いた上位数十の形態素を特徴量とする。判別に適切な特徴量の数が不明な為、5.3 章の実験において特徴量の数を変え実験を行う。

5.2. 決定された特徴量の例

前章の手順でエントロピーを比較した結果、特徴量として使用できると判断された形態素の例を表 1 に表す。

特徴量名 (形態素)	エントロピーの差
だ	0.00692282
ねえ	0.004150368
よ	0.004069316
や	0.003177275
の	0.002871908
なん	0.002750807
し	0.002320638
だろ	0.002155031
じゃあ	0.002132809
言っ	0.002112863
もう	0.002099731
あんた	0.001959216
じゃ	0.001915127
てん	0.001763089
ぜ	0.001744779
って	0.00152476
なに	0.001524646
まで	0.001153165
こんな	0.001073599
やろ	0.000902179

表 1. 特徴量名とエントロピー(抜粋)

特徴量として選ばれなかった物も含め、形態素全体についてのデータも記載する。

2 つの性格グループの形態素は、活発な性格が 1386 個、活発でない性格が 903 個。どちらにも存在した形態素は 638 個だった。

それら 638 個の形態素で、「活発な性格」のエントロピーから「活発でない性格」のエントロピーを引き正負を逆転させた結果、正值が 304 個あった。また、前章で述べた明らかに性格に起因しない物は 501 個あった。

5.3. 特徴量を用いた性格推定実験

新たなキャラクター約 20 キャラクター程度の台詞を入力データとし、性格推定実験を行う。これらは学習データと同一にグループ分けと形態素解析等の処理を行い、特徴量として定められた形態素のエントロピーから、正しいグループに分けられるかを実験する。判別にはナイーブベイズ分類器を用いた。使用する特徴量数を数度変更し、それぞれの場合において正しいグループに分けられるか検証する。

6. 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、感情推定の分野で使用される極性付き形容詞辞書を使用するといった品詞情報を考慮したアプローチの他に、児童向け作品と青年向け作品等、想定される視聴者毎のキャラクタードメインの分割、語尾や一人称の種類、応答文の種類など実際の人間が性格を感じやすい部分を重みとして付加するなど方向性の異なる様々な実験を行い、各手法での精度を検証し手法同士の組み合わせも検討する事が必要となる。あるいは本間ら[3]の研究で行われた、文に極性スコアを付与するという手法も検討している。

特に、5.2 章の特徴量のうち上位は形態素単位で見ると何の文の一部なのか判別がつかない物（「だ」「ねえ」「や」「の」等）が多く、人間の感覚で見てもこれらの形態素が性格イメージの形成に寄与しているとは思えない。品詞情報は必要だと推測される。しかし一方で、形容詞を用いた先行研究[1][2]では、品詞情報そのものと感情等を自動的にリンクさせる事の難しさが示唆されている。その為、品詞情報を考慮しつつ 2-gram により語尾や会話としての流れを見る、といった複合した手法が性格の推定には必要だと考察する。

また、実際の人間がどのような点を見て性格を判断しているのかという情報も、重み付けの際の参考になると考察する。

4 章において本研究では、筆者が台詞を読む事でグループ分けを行ったが、その際どちらのグループにも存在する性格が見られた。研究の趣旨上、客観性のある明示された性格を用いてグループ分けを行う方が望ましい為、性格の集約方法にも課題が残ると考察する。

参考文献

- [1] 矢野 祐司, 橋山 智訓, 田野 俊一: “Tweet からの行動と感情の抽出法とその分析” 第 30 回ファジィシステムシンポジウム
- [2] 長谷川 貴之, 鍛冶 伸祐, 吉永 直樹, 豊田 正史: “オンライン上の対話における聞き手の感情の予測と喚起” 人工知能学会論文誌 29 巻 1 号 pp. 90-99
- [3] 本間 幸徳, 萩原 将文: “Twitter を用いたニュース記事における読み手の感情推定方法の提案とアクセス解析への応用” 日本感性工学会論文誌 Vol. 12 No. 1 pp. 167-174 (2013)
- [4] 金丸 祐亮, 豊嶋 章宏, 奥村 紀之: “構文解析と感情判断に基づく Twitter からの性格推定” 信学技報 Vol. 114 No. 81 pp. 29-33 (2014)