

感情判断システムを用いた表層心理推定の検討

金丸 裕亮[†] 奥村 紀之[‡]香川高等専門学校 情報工学科^{†, ‡}

1. はじめに

近年, TwitterやFacebook, ウェブログ等のソーシャルメディアが著しく発達している. ソーシャルメディアでは, 情報を不特定多数の相手に簡単に発信することが可能である. 発信された情報は, 他者から見たソーシャルメディア上での自己の性格を形成する. 形成された性格を他者から見た表層心理と呼ぶ.

ソーシャルメディア上で円滑な人間関係を構築する際には, 客観的に自己の性格がどのように判断されているかを知ることは重要である. しかし, 客観的に自己の性格を判断しようとしても主観が入り込んでしまい, 第三者の視点に立って判断する事は難しい. 客観的に自己の表層心理を見直すことができれば, 人間関係の構築に役立てられる.

そこで本研究では文章から感情成分を抽出し, 性格尺度を用いて性格を推定することにより, 表層心理推定システムの提案をする.

2. 関連研究

本研究では, 文章群からの感情成分の抽出を行い, 得られた感情成分からソーシャルメディア上での性格の推定を行う.

関連研究として, 齋藤らの研究では話者の抱いている感情を判断する心情判断メカニズム^[1]が構築されている. 心情判断メカニズムは, 入力文をフレームという成分に分解し, カテゴリ化を行う. そのカテゴリの組み合わせ処理によって話者の感情を推定する処理を行う.

感情は[喜び, 安心]の快感情 2 種類, [怒り, 恐れ, 落胆, 悲しみ, 罪悪感, 恥, 後悔, 感情なし]の不快感情 8 種類, 合計 10 種類で推定される. また, 主体語カテゴリ化として, 人に類する語に精神的, 感覚的, 社会的の 3 つの尺度が付与されている.

齋藤らの心情判断メカニズムは, 文章からの感情成分の抽出において非常に有用な研究であるため, システムを構築する上で不可欠となる. また, 性格 5 因子とポジティブ・ネガティブ

な感情の関係についての研究^[2]がある. Big Five(主要 5 因子性格検査)モデルで求めた性格と感情や反応との関係について調査している

浅野らは, 質問紙による検査を行うことで, 性格と感情との相関について検討しており, 本研究においても感情成分から性格を推定する手法に応用できると考えられる.

3. 実験手法

図 1 に表層心理推定システムの概要を示す. 本研究では, 文章中に含まれている感情成分を心情判断メカニズムにより抽出し, その感情成分と性格要素を対応させる事で, 文章群から性格を推定した.

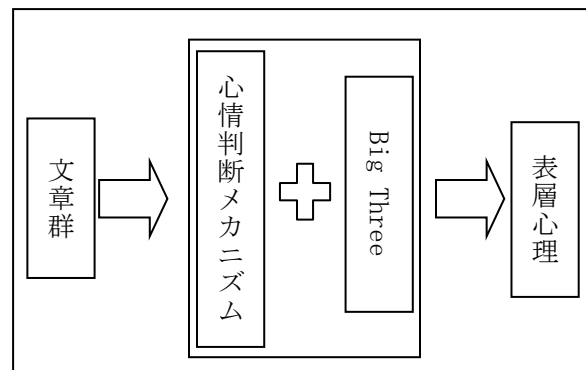


図1 表層心理推定システム

しかし, 関連研究に挙げた Big Five モデルでは感情成分と対応が難しく, 性格を推定することが困難である. そこで, Big Five に近い性格のモデルとして Big Three モデルを用いることにした. Big Three モデルは, 神経質/ネガティブな感情, 外向性/ポジティブな感情, 脱抑制対制約の 3 種の要素を用いて性格判定を行う事ができる. この 3 要素は感情成分の不快, 快, 社会的尺度にそれぞれ対応していると仮定し, 性格を推定する.

Twitter のログデータなどの大量のテキストデータを文章群として感情判断を行い, 感情が抽出できた文の中で, その感情がどの程度の割合を占めるのか計算し, Big Three のパラメータとして扱った.

推定した結果を入力データの文章群を読んだ読者が感じた印象と比較し, 評価を行う.

A Surface Psychology Estimation using Emotions Judgment
[†] Yusuke KANAMARU
[‡] Noriyuki OKUMURA
 Kagawa National College of Technology (†)

本研究では、筆者自身の Twitter のログデータ 25226 件を入力データとして扱い、筆者自身の性格と照合し、評価を行った。

4. 実験結果

25226 件中、主体語カテゴリが得られた文章が 1014 件、感情成分が得られた文章が 413 件であった。得られた結果の内訳を表 1、表 2 にそれぞれ示す。また、不快感情、快感情、社会的尺度から、それぞれの値を Big Three モデルのパラメータとしたものを表 3 に示す。

- ・ 脱抑制対制約 = $\frac{\text{社会的制約(A)}}{\text{社会的制約(A)} + \text{社会的制約(B)}}$
- ・ 神経質/ネガティブな感情 = $\frac{\text{不快感情}}{\text{全感情}}$
- ・ 外向性/ポジティブな感情 = $\frac{\text{快感情}}{\text{全感情}}$

表 1 社会的尺度の抽出結果

A (良い)	B (普通)	C (悪い)	計
77 件	925 件	12 件	1014 件

表 2 感情成分の抽出結果

怒り	悲しみ	恐れ	落胆	後悔
10 件	89 件	6 件	31 件	5 件
罪悪感	恥	喜び	安心	計
26 件	11 件	214 件	21 件	413 件

表 3 Big Three 対応後

神経質/ ネガティブ な感情	外向性/ ポジティブな 感情	脱抑制 対 制約
43%	57%	87%

5. 考察

社会的尺度では、B が多く抽出された。感情成分は、喜びが最も多く抽出され、全感情 413 件中 214 件と、5 割以上を占めていた。

表 3 より、対象のユーザは規範を守る、真面目な部類の人間で比較的明るい性格をしていることが分かる。だが、データの文章群を読みると、ネガティブ文章のほうが多いという印象を受ける。これは、ある期間中に不快感情をもたらす様な文章が多くみられるため、強く印象に残ったと考えられる。全データを用いて推定するだけではなく、ある程度長い期間に同じ感情成分を含む文章が現れ続けた場合には、読者に強く印象に与える可能性があるため、Big Three のパラメータを大きく変動させることになると推察される。

脱抑制対制約については、筆者が自覚してい

た通りに抽出された。ただし、社会的尺度だけではなく、罪悪感、後悔など、感情成分にも脱抑制対制約に対応する部分があるのではないかと考える。制約を破った事で感じる罪悪感や、脱抑制へ向かわなかったことへの後悔などが、より影響を与えることが推察される。

筆者が自覚していた性格とほぼ合致する結果が出たため、Twitter では明るく振る舞っていたことが確認できた。

表 1、表 2 のどちらも入力文に対して抽出されたデータ数が少ないという問題点が挙げられる。これは、感情判断システムの精度が低いことが原因である。意味判断システムの動作が不十分であり、感情判断用の辞書データが少ないため、意味判断システムの正常な動作と辞書データを増やすことで、精度を改善することが可能であると考える。

6. おわりに

本研究では、感情判断システムと Big Three 性格尺度を用いることで、Twitter のログデータなどの文章データからのユーザの表層心理推定を提案し、その評価を行った。

データとして不十分な点はあるが、文章データから読者が受ける印象と、Big Three の対応結果には関連性があることが確認できた。

今後の課題としては、一人分の Twitter のログデータのみ入力データとしたため、他のユーザを対象として実験を複数回行うことで、より細かい関連性や偏りの少ないデータを取得することがあげられる。また、動作が不十分だった意味判断システムを改良することがあげられる。さらに、感情判断用の辞書データの追加を行う。これにより、感情判断システムの精度を改善し、これまで感情を抽出できなかった文章からも感情を抽出できると考えられる。

参考文献

- [1] 齋藤安彰・渡部広一・河岡司(2006). 自然言語入力に基づく常識的心情判断方式. 情報処理学会研究報告. ICS, [知能と複雑系]. 2. pp. 91-98.
- [2] 浅野壮志・小田島裕美・宮聡美・阿久津洋巳(2008). 性格 5 因子とポジティブ・ネガティブ感情, ストレス反応, 対人不安の関連. 岩手大学教育学部附属教育実践センター研究紀要. 第 7 号. pp. 113-133.