

ユーザの性別と感情表出傾向との関連

–俗語表現の使用傾向との関連分析–

Relation of User's Gender and Emotion Expression Tendency
–Relation analysis with use tendency of slang expression–

藤野 尚也 *¹
Naoya Fujino

松本 和幸 *¹
Kazuyuki Matsumoto

吉田 稔 *¹
Minoru Yoshida

北 研二 *¹
Kenji Kita

*¹徳島大学

Tokushima University

In this study, we analyze the relation between emotion expressions of the Twitter users and their genders to realize emotion estimation adaptive to the user's gender. We train a model to generate distributed representations of sentences from a corpus divided according to gender. We train the features extracted with this model by using a neural network to construct an emotion estimator. The model constructed with our proposed method can estimate emotion with higher accuracy compared to the model without considering a gender. We also focus on slang and emoji as being related to emotion and analyzed their use tendencies to examine the difference between males and females.

1. はじめに

近年、インターネットの普及に伴い様々な属性のユーザが掲示板、ブログ、SNS などを利用し情報発信、意見交換などを行っている。各ユーザが投稿する記事にもそれぞれの「性別」や「職業」などを表す属性に沿った内容が含まれている。属性別にそれらの内容を見た時、マーケティングなどの分野でも応用される集団的傾向を確認できる。また、感情推定技術は人間とコンピュータ同士のスムーズなコミュニケーションを実現するために必要不可欠なものである。日頃から用いられるブログや SNS などに投稿されるテキストから行う感情推定は重要である。本研究では代表的な SNS である Twitter[Twitter] に焦点を当て、そこに投稿されるツイート文を感情推定の対象とする。また、感情の表出傾向と男女の性別にどのような関係があるかを分析するとともに、感情に関連すると考えられる俗語や絵文字等が男女の性別で使用傾向にどのような違いがあるかを分析し考察する。

2. 先行研究

岩朝らの研究 [岩朝 16] では、ユーザ属性が文章や単語による感情表現に特徴として現れるという仮定から、属性別に感情推定モデルを作成する手法の提案を行っている。しかし、訓練データ量の不足、偏りなどから、期待した効果が得られなかった。訓練データの量を増やすだけでは、アノテーションコストが増加してしまい、アノテーションの揺れ等を考えると、増加させた分だけの効果が得られるかどうかは分からない。また、データ量を増やしたとしても、未知表現に対する問題は依然として存在すると考えられる。

本研究では、これらの問題点を解決するために文の分散表現ベクトル化を行い、ユーザの性別に適應させた感情推定モデルを作成する。文の分散表現ベクトル化には、sentence2vec[sentence2vec] を用いる。sentence2vec は、Mikolov らの提案した単語の分散表現ベクトルの学習アルゴリズムである word2vec[Mikolov 13] を文章単位での分散表現ベクトル化へと発展させた paragraph2vec[Mikolov 2014] の実

装の 1 つである。word2vec と同様、文を単語単位で分かち書きしたテキストコーパスを学習データとして与えると、文単位で分散表現ベクトルの生成が可能なモデルを構築することができる。

3. 提案手法

岩朝らは、性別が明らかな著名人アカウント男女 15 人ずつ計 30 人から 300 ツイートずつ計 9,000 ツイートを取得し、4 名の作業員により感情ラベルの付与を行った。1 ツイートに対して、複数の作業員により 1 種類以上のラベルが付与されている。表 1 に本実験で用いた感情ラベルと付与数、表 2 にラベル付与の具体的な例を示す。

本研究では、フィッシャーの感情系統図 [Fischer 1989] をもとに、4 つの感情を基本感情として感情ラベルを再定義した。さらに、文の分散表現ベクトルを生成するモデルの学習のため、著名人男女ユーザアカウントをそれぞれ 142 名、166 名分収集し、男性 26,390 ツイート、女性 32,619 ツイートを収集した。これらのツイートには、ラベルは付与しないが、形態素解析により男女別で単語分かち書きのテキストに変換し、次元数 500 次元、Window 幅 5 のパラメータおよび skip-gram 素性により文の分散表現ベクトルを生成するモデルを sentence2vec により学習し、構築した。

構築した文ベクトル生成モデルを用いることで、ツイート文を固定次元かつ密な実数値ベクトルに変換できる。このベクトルを素性とし、機械学習手法であるニューラルネットワーク (以下 NN) により感情推定器を学習させる。これにより、未知の表現が含まれるツイート文に対しても、ある程度の推定精度が得られることを期待する。訓練データの不足を補い、評価対象の性別に適應させるために、素性ベクトルへの変換を、性別ごとに準備した文ベクトル生成モデルを用いて行う。

表 1: 本実験で用いた感情ラベルと付与数

楽しさ	驚き	怒り	悲しみ	合計
8,551	432	275	1,450	10,708

表 2: ラベル付与の具体例

感情	ツイート文	性別
楽しさ	カレーパン大好き!	男性
驚き	逆上がりできるとは思わなかったです.	女性
怒り	蚊に起こされた ... かゆい ...	男性
悲しみ	行けなくてごめんね どうぞ安らかに .	女性

4. 評価実験

4.1 実験方法

提案手法の妥当性を確認するため、交差検証を用いて、評価実験を行う。交差検証には、Leave-one-out 法を用いる。男女 15 人 (計 30 人) の中から 1 人のツイート文集合を評価データ、残り 29 人分を訓練データとして分ける。このとき、訓練データを男女別に分けずに用いる理由は、感情ラベル付きツイート文の数が少ないことと、先行研究では男女別での感情推定に差が生じず、訓練データ数による影響が大きかったため、今回は文の分散表現ベクトル生成時に男女の性差を考慮するためである。

全ユーザに対し推定精度の検証を行い、平均値を算出したものを比較の際の評価指標とする。比較方法は、感情ラベル付きの評価文のユーザの性別を男性/女性、文ベクトル生成モデルで使用するユーザの性別を男性のみ/女性のみ、また、両性を用いたものとで、各性別の組合せでの比較実験を行った。また、中間層が 1 層である通常の NN と 2 層以上から構成される深層 NN での比較実験も行った。NN は順伝播型のものを用い、その他のパラメータは経験的に良かったものを採用した。

4.2 実験結果

実験結果を図 1, 2, 3 に示す。

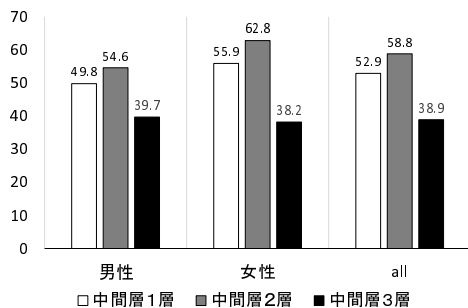


図 1: 入力文とモデルが同性の場合の推定精度

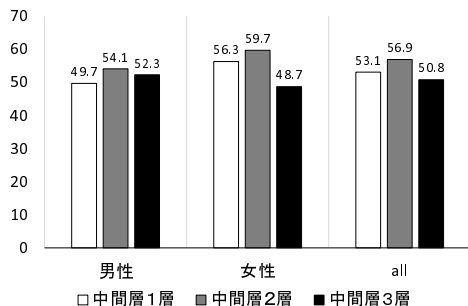


図 2: 入力文とモデルが異性の場合の推定精度

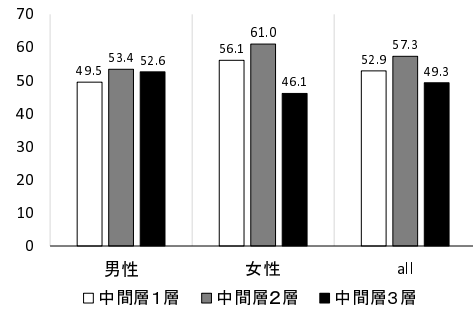


図 3: モデルに与える性を両性にした場合の推定精度

4.3 考察

実験結果から、最も良い精度が得られたのは文ベクトル生成時の入力文と文ベクトル生成モデルの性別を同性にし、NN の中間層の数を 2 層にした場合であった。また、中間層の数を 2 層にした場合入力文とモデルの組み合わせがいかなる場合でも精度の向上が見られた。しかし、中間層の数を増やすほど精度が向上するというわけではなく、中間層の数が 3 層目以降からは精度が大幅に低下した。中間層を増やすことにより複雑な学習ができるが、学習の複雑さから過学習を起していたことも考えられる。

全てのモデルで共通して確認できた点として、男性の推定精度より女性の推定精度の方が平均的に高いという点が挙げられる。これは、女性ユーザの方が男性ユーザよりも感情表現豊かなツイートをしているという点に起因しているのではないかと考えられる。

また、感情ラベルごとの推定精度を比較した結果「驚き」と「怒り」の 2 つのラベルの推定精度が極端に低い結果となった。最も推定精度の高かったモデルの感情ラベル別の推定結果を以下の表に示す。

表 3: 感情ラベル別推定精度

感情ラベル	推定精度
楽しさ	0.629
驚き	0.000
怒り	0.000
悲しみ	0.669

表 3 に示す通り、「驚き」「怒り」の感情ラベルを正しく付与できなかった。感情ラベルごとの事例数の偏りをなくすことで、ある程度は推定精度を改善できるのではないかと考える。さらに、コーパスの拡充だけでなく、ラベル付け対象の Twitter ユーザを著名人以外で、プロフィール等から男女の性別がある程度判断可能な一般ユーザにも広げることで、より多様性をもたせる必要があると考える。

5. 追加実験

今回、性別を考慮した感情推定器を構築したが、訓練データの偏りは依然としてみられた。素性として用いたものが文の分散表現ベクトルであったことや、NN を用いた機械学習を行ったため、どの次元が感情推定にどの程度影響していたかということや、どういったパラメータが、どのような感情の分析に対して有効であるかといった分析をすることが困難である。結果に対する元の文を確認するだけでは、明確な原因の追究は不可

能である。

そのため、本研究では、感情の表出に関連が深いと思われる「俗語」と「絵文字」の使用傾向を調査することにした。顔文字や感情表現を分析するといった方法もあるが、既に多くの研究者によりそういった分析は行われているため、先行研究においてあまり調査されていない俗語と絵文字の使用について性差が存在するのかを感情との関連性を含め分析する。

評価実験において、文の分散表現ベクトル生成モデルの学習に用いたツイート文(計: 59,009 文)を分析の対象とする。ラベル付きツイート文に付与されている感情と、ツイート文中に含まれる俗語についても分析する。

5.1 俗語の男女別使用傾向

松本ら [松本 2017] は、俗語を標準語に変換するため、アンケート調査により俗語に対して感性ベクトルの付与をおこない、俗語感性辞書を構築している。この辞書をもとに、俗語の男女別使用傾向および、それらの俗語の表現する感性をもとに感性の表出傾向を分析した。男女別において、俗語の出現頻度とその俗語の感性ベクトルを掛け合わせて感性軸ごとのスコアを算出した結果を、図 4 に示す。傾向に大きな差はみられないが、全体的に、男性のほうが感性スコアが低い(ネガティブ寄りである)。このことから、全体的な俗語の使用率は男女で大きな差がないが、使用する俗語が持つ印象(感性)には違いがあるということが分かる。また、男女ともにスコアの和が負の値となっている「改まった - くだけた」については、女性のほうがネガティブ寄り(「くだけた」寄り)を示しているが、この感性評価軸においては、「くだけた」印象は、悪い意味を示すわけではないため、感情表現としてのくだけた俗語を、女性のほうが積極的に利用していると考えられる。

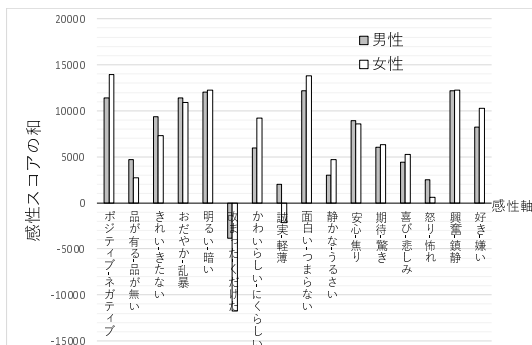


図 4: 俗語感性の傾向比較

5.2 絵文字の男女別使用傾向

Twitter で利用できる絵文字(2,477 種類)の使用傾向を、男女ユーザのツイートにおいて統計調査した結果を、図 5, 7 に示す。図中、横軸は絵文字、縦軸は使用頻度を表す。男性は頻度 20 以上、女性は頻度 100 以上のものを示している。また、絵文字のタイプを、表情、感情、感嘆符、その他の 4 分類としたとき、10 回以上出現した絵文字のみをカウントし、タイプ別に割合を出したところ、表 4 に示すような結果が得られた。

この結果からみると、女性のほうが絵文字を多用する傾向があり、また、表情や感情を表す絵文字を頻繁に用いていることが分かる。感情推定の評価実験で、女性のほうが感情表現に富んだツイートを投稿しているのではないかと考察したが、この絵文字の使用傾向を見るだけでもそれは明らかである。一方で、男性のほうが、絵文字のなかでは感嘆符をよく用いていることがわかる。

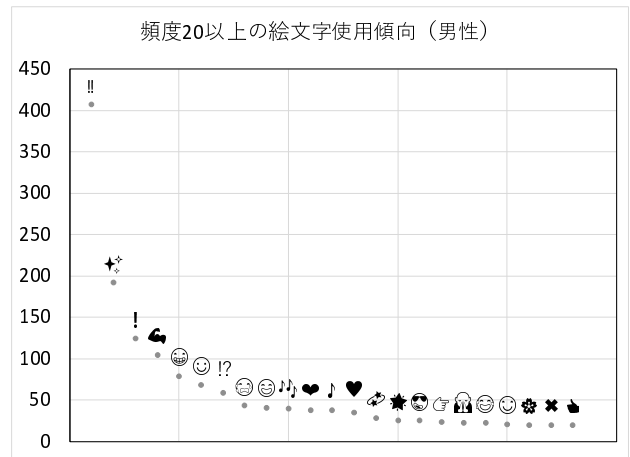


図 5: 絵文字の使用傾向 (男性)

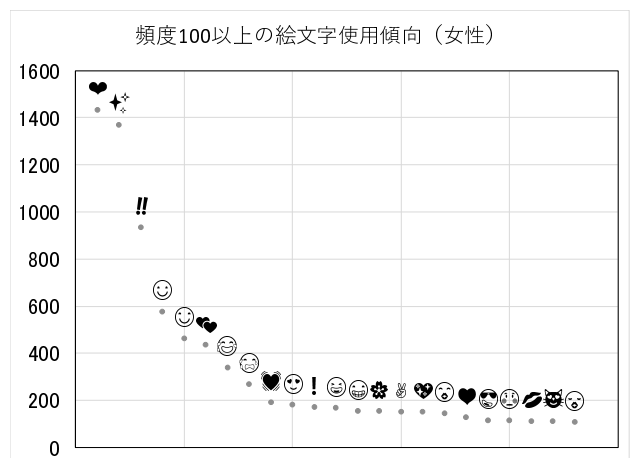


図 6: 絵文字の使用傾向 (女性)

ここで、絵文字を含んでいるツイートのみを対象として、1 ツイートにおける絵文字の使用回数を男女別で比較する。図 7 に、男女別での比較結果を示す。男女とも、1 ツイート内で 1 回のみ使用した場合が最も多くなっているが、2 回以上と比較すると、その傾向には差がみられる。男性は、1 回と、2 回以上のツイートの比率は、7:3 であるのに対し、女性は、6:4 である。

このことからわかるように、男性よりも女性の方が、より複数の絵文字を同時に利用している。これは、女性は絵文字を使用することに抵抗が少ないことの現れだと言える。例として、表情を表す絵文字を複数並べて、感情の浮き沈みを表現したり、何らかのイベントとそのイベントにおける感情を同時に示すなどがあげられる。このように、女性ユーザは多様な形で絵文字を利用する傾向があることがわかる。

5.3 俗語と感情の性別との関連分析

実際の感情推定にどの程度の影響があるかを調査するには、俗語に重みづけしたり、俗語を素性を含むか否かによる比較をする必要がある。本節では、感情ラベルが付与されたツイート文中に含まれる俗語の感性スコアとの比較をすることで、男女別での傾向をみる。図 8, 9 に、分析結果を示す。この図から、女性は「驚き」の感情と俗語の感性との相関が高くなり、男性は女性よりも「怒り」が俗語の感性と共起しやすい傾向にあるということが分かる。

表 4: 絵文字タイプ別の割合比較

性別	タイプ	頻度	割合
男性	その他	742	0.402
	感嘆符	600	0.325
	表情	358	0.194
	感情	146	0.079
女性	表情	3,536	0.320
	その他	3,312	0.300
	感情	3,002	0.272
	感嘆符	1,186	0.107

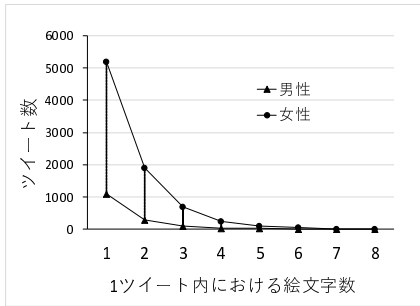


図 7: 1 ツイート内での絵文字の使用数比較

6. おわりに

本研究では、ユーザ属性が文章や単語による感情表現に特徴として現れるという仮定から、性別に適応させた感情推定モデルを作成する手法の提案を行った。評価実験の結果から男女の属性が感情推定に影響していることが確認できたが、感情ラベルごとの推定精度の偏りがみられた。今後の課題として、著名人以外のユーザに対してもツイート文を収集することにより、データを一般化する必要がある。また、NN 以外の機械学習手法での精度検証も行いたい。今回、分散表現と NN による手法を用いたことで、実験結果から詳細な要因分析が困難であったため、男女別での感情推定において注目すべき素性について検討した。具体的には、感情表現に影響を与える表現として俗語と絵文字に着目した。男女別では、俗語ではそれほど大きな違いが見られなかったものの、絵文字については、使用傾向にある程度の差がみられた。このことは、Twitter のみならず、Weblog や電子掲示板においてもみられると推測できるため、今後は他の媒体に関して、傾向分析を進めていくとともに、感情推定モデルへの応用を検討したい。また、本研究では文の分散表現ベクトルの生成において性別を考慮したが、絵文字をベクトル化する技術である emoji2vec[Eisner 2016] について、性別ごとにモデルを作成することが可能かどうかについても検討したい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 15K16077, 15K00425, 15K00309 の助成を受けたものである。

参考文献

[Twitter] Twitter, <https://twitter.com>

[岩朝 16] 岩朝 史展, 松本 和幸, 吉田 稔, 北 研二: Twitter ユーザの属性別感情推定の検討, 言語処理学会 第 22 回

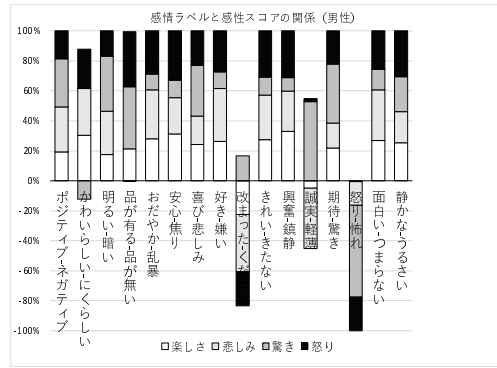


図 8: 感情ラベルと俗語感性スコアとの関係分析 (男性)

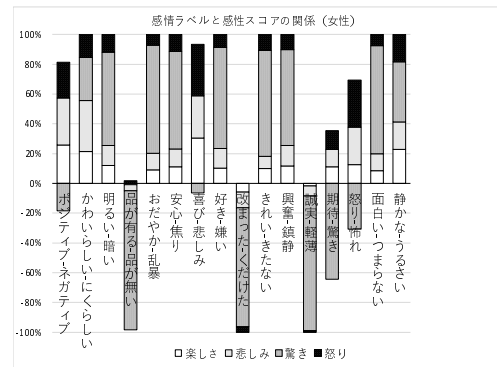


図 9: 感情ラベルと俗語感性スコアとの関係分析 (女性)

年次大会 発表論文集, pp. 389–392, (2016)

[sentence2vec] sentence2vec, <https://github.com/klb3713/sentence2vec>

[Mikolov 13] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. and Dean, J.: Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, CoRR, abs/1310.4546 (2013)

[Mikolov 2014] Mikolov, T.: Distributed Representations of Sentences and Documents, Proceedings of the 31 st International Conference on Machine Learning, JMLR: W&CP Vol.32, (2014)

[Fischer 1989] Fischer, K. W., Shaver, P. and Carnchan, P.: A skill approach to emotional development: From basic- to subordinate-category emotions. In W. Damon (Ed.), Child development today and tomorrow, pp.107–136, (1989)

[松本 2017] 松本 和幸, 土屋 誠司, 芋野 美紗子, 吉田 稔, 北 研二: 感性を考慮した日本語俗語の標準語変換, 人工知能学会論文誌, Vol.32, No.1, pp. WII-A.1–WII-A.12, (2017)

[Eisner 2016] Eisner, B., Rocktschel, T., Augenstein, I., Matko Bonjak, M., and Riedel, S.: emoji2vec: Learning Emoji Representations from their Description, In Proceedings of the 4th International Workshop on Natural Language Processing for Social Media at EMNLP (2016)