

絵文字を手がかりとした俗語感情コーパスの拡張

松本 和幸 任福継 吉田 稔 北 研二

徳島大学理工学部

{matumoto, ren, yoshida, mino}@is.tokushima-u.ac.jp

1 はじめに

毎年、様々な表現が新語として生み出される。特に、インターネット上においては、ネットスラングのように特定のコミュニティにおいてのみ意味が伝わるような表現も多く、新たに出現するたび、辞書を更新することは困難である。我々は、これまでに感性情報や意味情報を付与した日本語俗語辞書を構築してきた [1]。俗語のような辞書に掲載されにくい語の意味情報をとらえるためには、Web から収集したコーパスの分析が有効である。収集したコーパスには、感情タグなどのタグ付けが必要であるが、大規模なデータへの人手によるタグ付けは困難である。Renら [2] が、俗語感情コーパスの半自動構築をおこなうために、形態素や単語親密度、文体、意味素性といった様々な素性を用いて機械学習による分類器を構築したが、いずれも精度が低いため、人手による修正作業は必須であると述べている。この原因として、これらの素性が俗語を含んだ文においてはあまり有効ではないことが考えられる。

俗語のようなネットスラングが頻繁に使用される媒体として Twitter[3] などの SNS がある。SNS 上では、言語に拠らない表現である絵文字が近年、携帯型情報端末の急激な普及に伴って浸透してきた。絵文字は、人の顔表情を模した文字もあれば、行動や態度、イベントを指し示す小道具などといった様々なものがある。こうした絵文字を使用することで、文章では表現しづらい感情を表すことが多い。木村ら [4] は、メールによるコミュニケーションにおいて顔文字や表情絵文字が対人感情に及ぼす影響について検討し、笑顔の顔文字や表情絵文字が付与されることで、ポジティブ感情が喚起され、ネガティブ感情が緩和される効果が得られたと報告している。このことから、絵文字を手がかりとすることで、SNS 上の発言に対する感情推定が可能になると考えられる。しかし、すべての発言に絵文字が付与されるだけでなく、絵文字以外の表現、たとえば顔文字や写真などのその他の非言語表現が用いられる場合もある。しかし、それらの非言語表現よりも、用

途がある程度定まっており、とりわけ解析しやすい点から、本研究では絵文字を手がかりとすることを考える。絵文字が含まれていない文からでも、絵文字を推定することができれば、感情推定が可能になると考える。本論文では、俗語と絵文字を両方含む多量のコーパスを文字レベルで学習させ、絵文字推定器を作成し、俗語を含んだ発話文コーパスへの感情タグ付け手法を提案する。

2 関連研究

日本語俗語を対象とした研究は存在した [5][6][7] が、その多くが、俗語の意味を分析、抽出対象としたものであり、感性を考慮したり、辞書構築やコーパス構築を対象としたものが少ない。以下、近年のソーシャルメディア上に出現する日本語俗語を分析対象とした研究について挙げ、本研究との差異について述べる。

日本語俗語を対象として、青木ら [9] は、ソーシャルメディア上で使用される日本語俗語を検出する手法を提案している。Skip-gram with Negative Sampling(SGNS) によって単語の分散表現を学習することで、単語の使われ方を獲得する。この研究では、俗語の意味(辞書に掲載されていない意味)で使用されているか、辞書に掲載されている意味で使用されているかを自動分類する。本研究では、主に、一般的な辞書に掲載されていない俗語を対象としており、俗語の感情コーパスを拡張することを目的としているため、対象・目的ともに異なる。

小椋ら [10] は、ニコニコ動画において動画単位で投稿されるコメントに着目し、コメントに含まれるスラングの感情極性辞書の構築をおこなっている。動画のカテゴリごとに、感情極性辞書(名詞、用言)をシードセットとして用いることで、コメント単位でポジティブ・ネガティブ・ニュートラル、不明(unknown)に分類し、さらに、コメントの感情極性をもとに感情別に動画のシーンを分割し、そのシーンごとに出現してい

る未知の単語(スラング)に対し,感情スコア(感情極性)を付与している.小椋らの研究は主にニコニコ動画に対応したスラングを対象としたものであるが,この手法で抽出されたスラングの多くが他のソーシャルメディア上でも多用されるネットスラングであり,手法の有効性が示されている.本研究では,より一般的なネットスラングや,ネットスラング以外の日常会話でも用いられる俗語も対象としている点で異なる.

絵文字を推定する研究として,橋本 [11] の絵文字自動挿入システムが挙げられる.この手法では,Twitterに投稿されたツイートをいくつかの部分文字列に分割し,各文字列の文脈と,類似する絵文字入りの文脈を検索することで絵文字の挿入位置と優先度を計算する.本研究では,ツイートと絵文字の感情にのみ着目しており,絵文字をツイート中の適切な場所に挿入することは目的としていない.

木村ら [12] の研究では,絵文字を含むツイート集合を情報源として,感情表現と絵文字との共起により絵文字を多次元の感情空間へとマッピングしている.この研究において,絵文字の感情スコアを計算し,それを英語ツイートの感情分類に応用している.その結果,WordNet-Affect[13] と絵文字の感情スコアを用いて分類した場合に最も高いF値が得られている.本研究で提案する手法は絵文字を含まない日本語ツイートに対して推定した絵文字に基づき感情推定するため,絵文字と,英単語が登録された WordNet-Affect をもとに感情推定する木村らの手法とは異なる.

3 提案手法

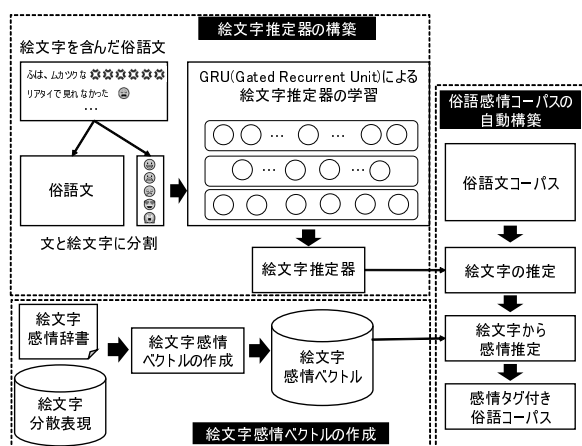


図 1: 提案手法の流れ

提案手法の流れについて,図 1 に示す.まず,俗語および絵文字を含んだ発話文コーパスを収集し,発話

表 1: 絵文字感情辞書

感情カテゴリ	種類数	絵文字の例
喜び (joy)	27	😊, 😄, 😁
怒り (anger)	8	😡, 😠, 😤
悲しみ (sorrow)	13	😞, 😟, 😢
愛 (love)	7	😍, 😘, 😙
驚き (surprise)	2	😲, 😳
不安 (anxiety)	8	😬, 😇, 😏
平静 (neutral)	2	😐, 😶

文中の絵文字以外の文字から絵文字を推定する絵文字推定器を構築する.つぎに,俗語を含んだ(絵文字を含まない)コーパスに対し,絵文字推定器を用いて絵文字推定をおこなう.推定された絵文字に対し,絵文字分散表現 [14] により,類似する絵文字の感情ベクトルを取得し,推定元の発話文に対して感情タグの付与をおこなう.このようにして感情タグの付与を行ったコーパスを,拡張俗語感情コーパスとする.

提案手法では,人手により収集した俗語辞書をもとに自動で収集した俗語を含んだコーパスを学習用データとして用いる.俗語を含むような発話文の多くが口語的であるため,形態素解析による分割誤りが起こりやすい.そのため,コーパスを形態素単位で分割して学習させるとうまく学習できないことが考えられる.本研究では,形態素解析をおこなわず,文字単位で学習する.文字単位で学習させることで,素性の種類を減少させ,パラメータ数を抑制する効果がある.本研究では,リカレントニューラルネットワークの一種である GRU (Gated Recurrent Unit)[15] を用いて,文字列を入力として,絵文字を推定する絵文字推定器の構築をおこなう.

絵文字間の類似度計算には,Emoji2Vec¹ により求めた 1,661 件の絵文字に対する 300 次元の絵文字分散表現を用いる.シード絵文字として,人間または動物の表情を表現した絵文字のみに対し,人手により 7 種類のうちのいずれかの感情ラベルを付与した,絵文字感情辞書を用いる.この辞書は,全部で 67 文字の絵文字とその絵文字が表す感情カテゴリからなる.絵文字感情辞書の内訳を,表 1 に示す.この表に示す通り,各感情カテゴリにおいて絵文字の種類数に偏りがあるため,絵文字分散表現に基づき,絵文字感情辞書に含まれない絵文字と類似する上位 5 件までのシード絵文字の感情をもとに,絵文字感情ベクトルを付与する.絵文字感情ベクトルの各感情カテゴリにおける次元の値は,上位 5 件のシード絵文字の感情カテゴリをカウントし,その頻度を 5 で割った値とする.

¹<https://github.com/uclmr/emoji2vec>

GRUによる絵文字推定器により文単位で、確率値とともに付与された絵文字について、確率値が大きい順に k 個の絵文字から対応する前述の絵文字感情ベクトルを得て、その平均ベクトルを計算することで、感情推定結果を出力する。

式1は、絵文字 em_{ei} の感情ベクトルを示す。 ew_{ei}^j は、感情カテゴリ j の重みを示している。式2は、推定された絵文字のうち確率値が大きい上位 N 件の絵文字の集合 EM_{topN} から、絵文字感情ベクトルの平均ベクトルを計算する式となっている。 $prob_{ei}$ は、絵文字 em_{ei} の確率値を示す。また、式3により、平均ベクトルにおける重み ew_{avg}^j が最大値となる感情カテゴリ x を推定結果の感情 $emotion$ として出力する。

$$EV_{ei} = (ew_{ei}^1 ew_{ei}^2 \cdots ew_{ei}^j \cdots ew_{ei}^n) \quad (1)$$

$$EV_{avg} = \sum_{em_{ei} \in EM_{topN}} (prob_{ei} \times EV_{ei}) \\ = (ew_{avg}^1 ew_{avg}^2 \cdots ew_{avg}^j \cdots ew_{avg}^n) \quad (2)$$

$$emotion = \operatorname{argmax}_x ew_{avg}^x \quad (3)$$

4 実験

実験に用いる絵文字推定器を作成するために用いたデータについて、表2に示す。対象とする絵文字は、Twitterで現時点で使用できる絵文字 2,477 種類のうち、学習データに含まれないものは除く。学習データは、俗語をクエリとして、Twitter 検索 API を用いて 2015 年～2016 年の期間に収集したものをを用いた。

表 2: 実験に用いた学習データ

絵文字を含む俗語文	108,513
絵文字を除いた文字数 (異なり数)	4,290,581 (6,604)
絵文字数 (異なり数)	227,994 (825)

評価実験では、Matsumotoら[16]の構築した若者言葉感情コーパスを評価用データとする。このコーパスには、俗語を含んだ発話文と、俗語、および顔文字、発話文の表現する感情等のタグ付けがされており、計 20,500 文からなる。この評価用データに付与されている感情タグと、絵文字推定器により推定された絵文字から導出された感情タグが一致するかどうか (正答率) により、性能評価をおこなう。

GRUの学習には、Python用ライブラリ Keras[17]、バックエンドに TensorFlow[18] を用いる。GRUのパラメータおよびネットワーク構成を、表3に示す。素

性に用いる文字数は、1文につき最長 100 文字までとする。

表 3: GRUのパラメータ・ネットワーク構成

Layer(type)	Output Shape	Param #
embedding_1(Embedding)	(None, 100, 512)	3,381,760
gru_1(GRU)	(None, 512)	1,574,400
activation_1(Activation)	(None, 512)	0
dense_1(Dense)	(None, 1,024)	525,312
dropout_1(Dropout)	(None, 1,024)	0
dense_2(Dense)	(None, 825)	845,625

5 実験結果

実験結果 (平均正答率) を表4に示す。 e_{max} は、絵文字推定器の学習の際に絵文字 1 種類につき用いる用例数の上限を示す。

表 4: 実験結果 (平均正答率)

$k \setminus e_{max}$	500	1000	1500
1	28.22	20.76	26.04
2	36.85	25.65	30.34
3	37.76	27.96	32.63
4	43.02	29.29	32.95
5	45.32	30.32	34.92

この結果をみると、 k の値が大きくなるほど平均精度が高くなっている。また、絵文字 1 種類あたりの事例数の上限数が 500 から 1000 になった際に、正答率が大幅に低下していることが分かる。この結果から、絵文字を手がかりとして感情推定する本手法により、平均精度約 45.32% が得られたが、学習用コーパスにおける絵文字の偏りにより、絵文字 1 種類あたりの用例数を多くすることが正答率低下の要因となってしまった。表5に、感情推定に成功/失敗したツイートと推定された絵文字および感情カテゴリの例を示す。異なる感情を示す絵文字が最大確率値で推定された場合でも、上位 5 件中に適した絵文字が含まれていれば、正解タグを推定できたのではないかと考える。一方で、成功、失敗のどちらの例においても、推定された絵文字には、感情との関連が薄い (表中の「カメラ」の絵文字など) ものもみられた。これは、Emoji2Vec による絵文字分散表現の影響なのか、GRU による絵文字推定の精度の問題なのか不明であるため、今後、絵文字の推定精度も評価すべきである。

また、学習用コーパスにおいて、絵文字が文章の感情とまったく合っていない用例を除去することにより、さらなる性能改善が可能になると考えられる。本研究では、絵文字間の類似度計算に Emoji2Vec による学習済み絵文字分散表現を用いたが、絵文字の使用傾向が

表 5: 推定された絵文字と感情カテゴリの例

	ツイート	推定された絵文字	正解タグ	推定タグ
成功	マジむかつく!!	🔥👎👎👎👎	怒り	怒り
	本物のダイエッター向け肉まん発見!	👍👍👍👍👍	喜び	喜び
失敗	無い物ねだりってのはうっといねえ。	👎👎👎👎👎	怒り	愛
	あいつ彼女できたらしいから、シボるか。	😍😍😍😍😍	怒り	喜び

ユーザ属性(国籍, 年齢, 性別, 職業, etc.)によって異なると考えられるため, ユーザの属性別に絵文字コーパスを準備することで絵文字間の類似度をより高精度に計算する必要がある. さらに, シード絵文字を登録した絵文字感情辞書について, 属性が異なる複数被験者に対する調査をおこなうことも必要である. また, 絵文字推定器の構築には俗語を含んだ発話文を対象としたが, コーパスの収集に用いた俗語リストが限定的であるため, 今後, 絵文字をクエリとして大規模なコーパスを収集したうえで, 俗語別にコーパスを分割し, 分析することも検討する.

6 おわりに

本論文では, 俗語の用例を大量に収集した感情コーパスの拡張のため, 絵文字を手がかりとして, 感情推定をおこなう手法を提案した. まず, 俗語および絵文字を含んだコーパスから, 絵文字推定器を GRU により構築した. この絵文字推定器を用いて絵文字を含まない文から推定した絵文字と, 絵文字分散表現が類似する感情カテゴリが付与された絵文字との類似度に基づき, 感情推定をおこなった. 評価実験の結果, 推定した絵文字のうち上位 5 個まで使用して感情推定する手法を用いた場合にもっとも高い正答率が得られた. 今後の課題として絵文字を含んだ大規模コーパスを学習データとして絵文字推定器を構築し, 絵文字を含まない, 俗語を含んだ大規模コーパスに対して, 絵文字推定器により感情推定し, これにより自動構築した大規模俗語感情コーパスの精度評価をおこなう予定である.

謝辞

本研究の一部は, 科学研究費補助金 (15K16077, 15K00425, 15H01712) の補助を受けて行った.

参考文献

[1] 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.W11-A.1-12, 2017.

[2] Fuji Ren and Kazuyuki Matsumoto, “Semi-Automatic Creation of Youth Slang Corpus and Its Application to Affective Computing,” IEEE Transactions on Affective Computing, Vol.7, Issue 2, 2016.

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

[4] 木村 昌紀, 山本 恭子: “メール・コミュニケーションにおける顔文字や表情絵文字の交換過程が対人感情に及ぼす影響,” 感情心理学研究, Vol.24, No.2, pp.51-60, 2017.

[5] 原田俊信, 亀田弘之: “若者語とその処理方法,” 電子情報通信学会技術研究報告: PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.101, No.712, pp.17-24, 2002-03-07.

[6] Kazuyuki Matsumoto, Kyosuke Akita, Xielifuguli Keranmu, Minoru Yoshida, and Kenji Kita: “Extraction Japanese Slang from Weblog Data based on Script Type and Stroke Count,” Procedia Computer Science, Vol.35, pp.464-473, 2014.

[7] 松尾朋子, 安藤一秋: “格要素を用いたテンプレートによる若者言葉の自動抽出,” 情報処理学会第 76 回全国大会講演論文集, pp.167-168, 2014.

[8] 松岡雅也, 松本和幸, 吉田稔, 北研二: “トピック変動の分析による俗語の特徴抽出,” 情報処理学会研究報告 (Web), Vol.2016-NL-225, No.4, 2016.

[9] 青木竜哉, 笹野遼平, 高村大也, 奥村学: “ソーシャルメディアにおける俗語の検出,” 言語処理学会第 23 回年次大会発表論文集, pp.322-325, 2017.

[10] 小椋翔太, 桂井麻里衣: “ニコニコ動画におけるスラングの感情極性辞書構築,” 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), 18-2, 2017.

[11] 橋本泰一: “Twitter への絵文字自動挿入システム,” 言語処理学会第 17 回年次大会発表論文集, pp.1151-1154, 2011.

[12] 木村 真有, 桂井 麻里衣, “ツイート集合を用いた絵文字の感情空間へのマッピング,” 第 9 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), pp. 6-4, 2017.

[13] Carlo Strapparava, Alessandro Valitutti: “WordNet-Affect: an Affective Extension of WordNet,” in Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2004), Lisbon, pp.1083-1086, 2004.

[14] Ben Eisner, Tim Rocktschel, Isabelle Augenstein, Matko Bonjak, Sebastian Riedel: “emoji2vec: Learning Emoji Representations from their Description,” In Proceedings of the 4th International Workshop on Natural Language Processing for Social Media at EMNLP 2016.

[15] Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, Yoshua Bengio: “Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation,” In Proceedings of Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014), 2014.

[16] Kazuyuki Matsumoto, Kenji Kita, and Fuji Ren: “Emotion estimation of Wakamono Kotoba based on distance of word emotional vector,” In Proceedings of the 7th International Conference on Natural Language Processing and Knowledge Engineering (NLP-KE), 2011.

[17] Keras: <https://keras.io/ja/>.

[18] Tensorflow: <https://www.tensorflow.org/>.