

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

木村 真有[†] 桂井麻里衣[†]

[†] 同志社大学 理工学部 情報システムデザイン学科 〒610-0394 京都府京田辺市多々羅都谷 1-3

E-mail: †{kimura,katsurai}@mm.doshisha.ac.jp

あらまし 絵文字は感情や行動、雰囲気などの非言語要素を容易に表現できるため、テキストベースのコミュニケーションにおいて盛んに用いられている。近年、テキストの感情分析の高精度化を目的とし、絵文字の感情辞書が手動構築されたが、収録されている絵文字や感情カテゴリの数が少ないという問題がある。そこで本稿では、絵文字を含むツイート集合を情報源とし、従来よりも多次元の感情空間に対する絵文字のマッピング手法を提案する。提案手法は、英語の感情語辞書である WordNet-Affect を参照し、ツイート集合における感情語と絵文字の共起関係を抽出する。これにより、絵文字に6つの感情スコアが割り当てられた感情辞書を得る。本文の最後には、構築した絵文字の感情辞書をツイートの感情分析に応用し、その有効性を調査する。

キーワード 絵文字, 感情分類, 感情辞書

1. はじめに

絵文字は感情や行動、雰囲気などの非言語要素を容易に表現できるため、Eメールやソーシャルメディアを通じたコミュニケーションにおいて重要な役割を果たす。絵文字は世界中で使用されており、例えば Instagram^(注1) では、投稿の約半分に絵文字が含まれるといわれている [1]。

ソーシャルメディアに表出されるユーザの感情は、マーケティングやイベント検出、ヘルスケアなど様々な応用先をもつ。そのため、テキストからの感情分析手法が種々提案されている [2,3]。しかしながら、Twitter^(注2) や Instagram などの投稿（以降、ツイート）は文字数が限定されており、情報量の少なから高精度な感情分析が困難である [4]。

ツイート中の絵文字は感情分析において重要な特徴となりうるが、これまで絵文字に感情を対応付けたりソースは提供されていなかった。そこで、絵文字にポジティブ、ネガティブ、またはニュートラルの三種類の感情スコアを割り当てる試みが文献 [5] により報告された。文献 [5] では、13ヶ国語を含む約 160 万ツイートの感情分類を 83 名の評価者に依頼し、絵文字ごとに感情の出現割合を算出することで Emoji Sentiment Ranking (ESR) を構築した。しかしながら、手動構築は多大な労力を要するため、新たな絵文字が追加されたときに辞書の更新が困難である。そこで、我々は手動構築にかかるコストの削減のため、絵文字の感情辞書の自動構築手法を提案した [6]。自動構築した辞書と ESR は高い相関関係にあることから、提案手法の有効性が示された。一方、文献 [6] と ESR で対象とする感情カテゴリはポジティブ、ネガティブ、ニュートラルの3つのみであり、より詳細な感情の分析には、さらなるカテゴリの追加が必要である。

そこで本研究では文献 [6] を拡張する形で、Ekman [7] が提

唱した6つの基本感情（怒り、悲しみ、恐れ、嫌悪、驚き、幸せ）がなす感情空間に対する絵文字のマッピング手法を提案する。具体的には、WordNet-Affect [8] と呼ばれる英語の感情語辞書を参照し、ツイート集合における感情語と絵文字の共起関係を抽出する。抽出した感情語と絵文字の共起回数から、絵文字に6つの感情スコアが割り当てた感情辞書を構築する。本文の最後には、構築した絵文字の感情辞書をツイートの感情分析に応用し、その有効性を調査する。

本稿の構成は以下の通りである。2章では、テキスト中の絵文字に着目した感情分類手法や、絵文字と同じく非言語情報である顔文字が表す感情に関する研究、既存の感情語辞書について説明する。3章では、絵文字の感情空間へのマッピング手法を提案する。4章では、ツイート集合を用いた実験により提案手法の有効性を示す。5章では、4章で得た絵文字をツイートの感情分類に応用する。最後に、6章で本文のまとめと今後の方向性について検討する。

2. 関連研究

2.1 テキスト中の絵文字に基づく感情分類

ツイートのような短文では情報量の少なから既存の感情語辞書のみで感情分類を行うのは困難である。そこで、ツイート内の絵文字に着目した感情分類手法が提案されている [9,10]。具体的に文献 [9] の著者らは、ツイートで使用頻度が多い絵文字を4感情（喜び、悲しみ、怒り、嫌悪感）のいずれかに予め手動で分類し、テキスト中に出現する絵文字の感情をそのテキストの表す感情とみなしている。文献 [10] でも著者らが95個の絵文字の感情を手動で決定し、絵文字の感情ラベルとナイーブベイズ分類器を用いてツイートの感情分析を行う。しかし、どちらの手法も著者らが独自に絵文字と感情の対応付けを行っており、主観的要素が含まれている。また、実験で用いた感情ラベル付き絵文字データは公開されていない。さらに、文献 [10] では感情ラベルが付与されている絵文字の数は少なく、手動で絵文字に感情ラベルを付与することには限界があることも問題

(注1) : <https://www.instagram.com>

(注2) : <https://twitter.com>

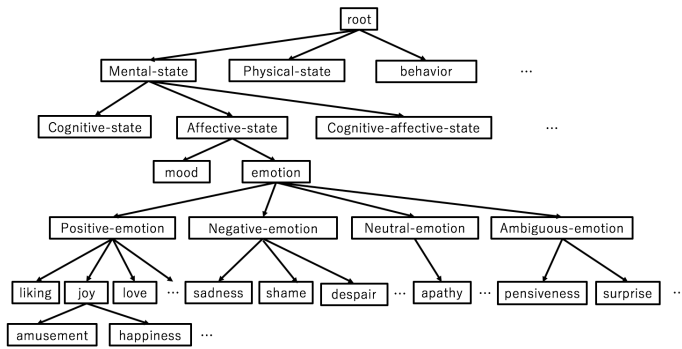


図 2.1 WordNet-Affect の階層構造.

点として挙げられる.

2.2 顔文字の表す感情に着目した研究

絵文字と同様に、非言語情報である顔文字もテキストでは伝えにくい情報を表す手段として用いられている. そのため、顔文字の表す感情が評価されてきた. 例として、文献 [11] では、顔文字 59 個に対して評価者 60 人が感情スコアを付与し、顔文字データベースを構築した. また、顔文字を含むツイートが読み手に与える印象を調査した研究がいくつかある [12–15]. 顔文字の持つ役割は「強調」、「弛緩」に分類できるといわれていたが [16]、文献 [12] ではそこに「自嘲」という役割を加え、3 種類の役割のいずれかを持つ顔文字の抽出を提案した. 文献 [13] では先に述べた 3 種の役割の他に「感動表現」、「感情付与」、「願望」、「装飾」の 4 種を含めた 7 種類が顔文字の持つ役割であることを提案した. また、感情語と顔文字の感情極性、そして顔文字の持つ「強調」、「感動表現」、「弛緩」の役割をもとにツイートの感情極性を推定した. 文献 [14, 15] では感情語辞書 [17] をもとに「喜」、「好」、「安」、「哀」、「厭」、「怖」、「怒」、「恥」、「昂」、「驚」の 10 種類の感情軸を用いて顔文字の感情辞書を構築し、ツイートの感情を分類した. 以上のように、多次元の感情軸は人間の複雑な感情を明確に表すうえで重要といわれている.

2.3 WordNet-Affect

本研究で用いる WordNet-Affect [8] は WordNet [18] をベースに構築された感情語辞書である. WordNet とは英語の概念辞書であり、英単語が synset と呼ばれる同義語グループに分類されている. WordNet-Affect は各 synset に感情ラベルを付与した辞書である. 図 2.1 にその階層構造を示す. WordNet-Affect は “emotion” の下位に “positive-emotion”, “negative-emotion”, “neutral-emotion”, “ambiguous-emotion” の概念を持っており、さらにそれらの概念の下位に具体的な感情を持つ概念が存在する. 例えば、“positive-emotion” ではその下位に “liking” や “love”, “joy” といったポジティブを表す概念があり、さらに “joy” の下位の概念には “amusement” や “happiness” といった概念が存在する. 表 1 に WordNet-Affect の一部を示す. WordNet-Affect では “noun-syn”, “adv-syn”, “verb-syn”, “adj-syn” の 4 つに synset が大きく区分されており、その中でそれぞれの synset に感情ラベルが付与されている. 例えば、副詞の synset である “adorably” には “love” という感情ラベルが付与されている. 提案手法は WordNet-Affect から感

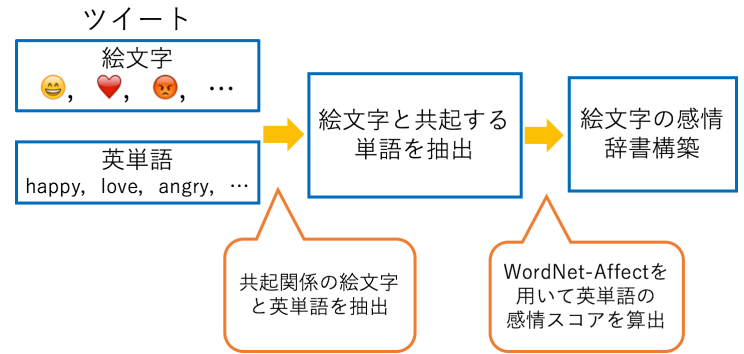


図 3.1 提案手法の概要.

Word	WordNet	WordNet-Affect
unhappy	unhappy.a.01 dysphoric.a.01 unhappy.s.03 infelicitous.s.02	sadness None None None

図 3.2 WordNet-Affect を用いた単語の感情ラベルの決定.

情語を抽出し、絵文字との共起を算出する.

3. 感情語との共起に基づく絵文字の感情スコア算出

本章では怒り、悲しみ、恐れ、嫌悪、驚き、幸せの 6 種類に基づく絵文字の感情スコア算出手法を提案する. 提案手法の概要を図 3.1 に示す. まずツイートから絵文字と単語をそれぞれ抽出し、抽出した単語に WordNet-Affect を用いて感情ラベルを付与する (3.1 節). 次に、絵文字と単語の共起回数に基づく絵文字の感情スコア算出手法を提案する (3.2 節).

3.1 WordNet-Affect からの感情語抽出

本節では WordNet-Affect を用いて単語の感情ラベルを決定する. 絵文字と共起関係のある単語に対し、WordNet-Affect で感情ラベルを付与する. 本稿では 6 感情 ($s \in \{anger, sadness, fear, disgust, surprise, happiness\}$) を対象とする. はじめに、ツイートから抽出した単語が属する synset を WordNet から取得し、取得した synset を WordNet-Affect で検索する. 具体例を図 3.2 に示す. 対象とする単語 “unhappy” に対し、“unhappy” が属する synset は “unhappy.a.01”, “dysphoric.a.01”, “unhappy.s.03”, “infelicitous.s.02” の 4 つである. WordNet-Affect 内に存在する synset は “unhappy.a.01” のみとなっており、“unhappy.a.01” は sadness という感情ラベルが付与されている. よって “unhappy” という単語は sadness の感情語となる. なお、単語が複数の感情付き synset に割り当てられている場合、synset 集合で最も出現頻度の多い感情を付与する. 各感情の出現頻度が同じだった場合、ラベルが曖昧となるため、その単語は感情語から除外する.

3.2 絵文字の感情スコア算出

図 3.3 に絵文字の感情スコア算出手法の概要を示す. 全ての感情語との共起回数と、特定の感情ラベルを持つ単語の共起回数に基づき、各感情における絵文字の出現割合を算出する. なお、絵文字を含むツイート内で同じ単語が 2 回以上出現する

表 1 WordNet-Affect 内の一例.

adv-syn	categ="love"	caus-stat="caus"	noun-synset="love.n.01"	offset="00265298"	synset="adorably.r.01"
adv-syn	categ="apathy"	caus-stat="stat"	noun-synset="apathy.n.01"	offset="00265660"	synset="apathetically.r.01"
adv-syn	categ="sadness"	caus-stat="stat"	noun-synset="sadness.n.01"	offset="00404501"	synset="sadly.r.01"

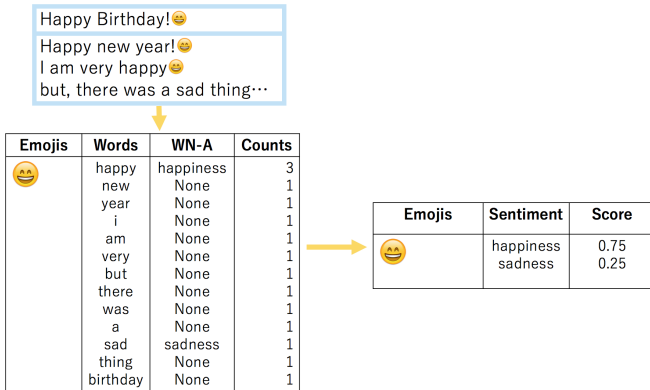


図 3.3 絵文字の感情スコア算出方法.

場合, その単語は絵文字との共起関係が強いものとみなし, 重複回数も共起回数に含める. 具体的には, データセット中のツイートから抽出した絵文字 e_i ($i = 1, 2, \dots, E$; E は絵文字の総数) と感情語 w_j ($j = 1, 2, \dots, W$; W は感情語の総数) の共起回数 n_{ij} より, 絵文字の感情 s に対するスコア $ES(e_i, s)$ を次式により算出する.

$$ES(e_i, s) = \frac{\sum_{j=0}^W a(w_j, s) n_{ij}}{\sum_{j=0}^W n_{ij}}, \quad (1)$$

上式において, $a(w_j, s)$ は感情語 w_j が感情カテゴリ s に割り当てられているとき 1, それ以外で 0 をとる変数である. $ES(e_i, s)$ の値が高いほど, 絵文字 e_i は感情カテゴリ s によく当てはまることを意味する. 以上より, 絵文字 e_i に対し, 6 つの感情のスコアを並べた 6 次元ベクトルが算出される.

4. 実 験

本章では, 提案手法による絵文字の感情スコア算出と, 感情空間へのマッピング結果を報告する. 以降, 4.1 節で実験に用いたデータセットの詳細を説明し, 4.2 節で実験結果を定性的に評価する.

4.1 データセット

実験では, SentiWordNet [19] におけるポジティブスコア上位 300 個とネガティブスコア上位 300 個の単語をクエリキーワードとして, Twitter から絵文字を含むツイートを取得した. このとき, 同ユーザから取得するツイートは 30 件以内, また 1 日以内の連続した投稿や RT を除外した. 最終的に, データセット中のツイート数は 448,763 件となった. 収集したツイートの例を表 2 に示す. 各ツイートに対し, 不要なハッシュタグやユーザ ID, URL, 記号を全て削除した. 本実験では, 2011 年 11 月にリリースされた unicode6.0 の絵文字辞書^(注3)に収録されている 719 個の絵文字のうち, 150 以上のツイートで出現

(注3) : http://ijl.dl.osdn.jp/moji/53795/絵文字辞書_jisx4062.txt

表 2 絵文字を含むツイートの例.

Happy Tuesday! ❤️❤️
Holy hell thats awful!! 😞
👍👍👍👍 I love this!!!!
Thot pictures all day with bae 🍑
Rangers game tonight 🍷

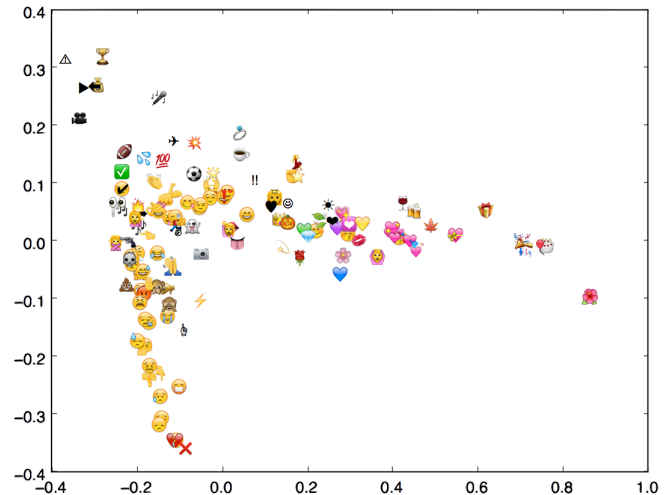


図 4.1 絵文字の感情空間へのマッピング.

した 132 個の絵文字を分析対象とする. データセットに 3.1 節の方法を適用した結果, 得られた感情語は 264 語となった. 抽出した感情語の一部を表 3 に示す.

4.2 絵文字の感情空間へのマッピング

データセットに提案手法を適用し, 132 個の絵文字に対し, それぞれ 6 次元の感情スコアベクトルを算出した. これらのベクトル集合の可視化として, 主成分分析を用いて二次元空間へマッピングした結果を図 4.1 に示す. 図において, ハートを中心とした絵文字や, 悲しい顔の絵文字, 無機質な絵文字がそれぞれ近くに配置されていることが確認できる. なお, WordNet-Affect から抽出できた感情語のうち, happiness の感情を持つ単語は, 表 3 に示す 4 単語のみであった. それにも関わらず, 図 4.7 では happiness の割合が非常に大きな絵文字を効果的に抽出できていた. また, 各感情についてスコアが上位 10 個となった絵文字を図 4.2~図 4.7 に示す. これらの図において happiness, surprise, sadness の感情スコアが高い絵文字は, 図 4.1 の感情空間で群をなしていることが確認できる. しかし, anger や fear, disgust のスコアが高い絵文字では, 感情空間では散らばって配置されている. これは surprise の割合の大きさが影響しているためと考えられる. 以上のように, 提案手法による絵文字のマッピングは直感的なものとなったが, 一部の絵文字においては surprise の感情が占める割合が高かった. したがって, 今後は, 絵文字のマッピングに適した感情軸

表 3 抽出した感情語の一部.

anger	sadness	fear	disgust	surprise	happiness
displease	tearful	shy	vile	marvel	happiness
umbrage	unhappy	fear	disgust	beats	euphoric
pique	regrets	horror	skanky	amaze	happily
aggravate	worse	shadow	distasteful	stupid	happy

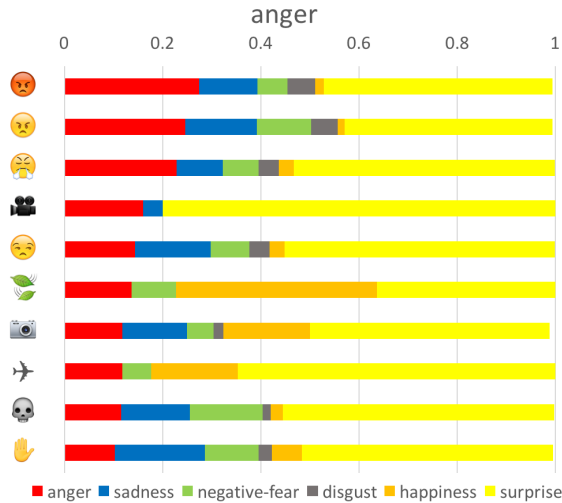


図 4.2 anger の感情スコアが上位の絵文字.

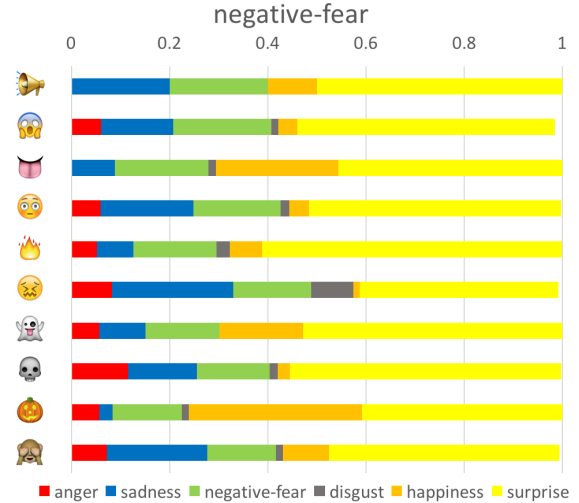


図 4.4 fear の感情スコアが上位の絵文字.

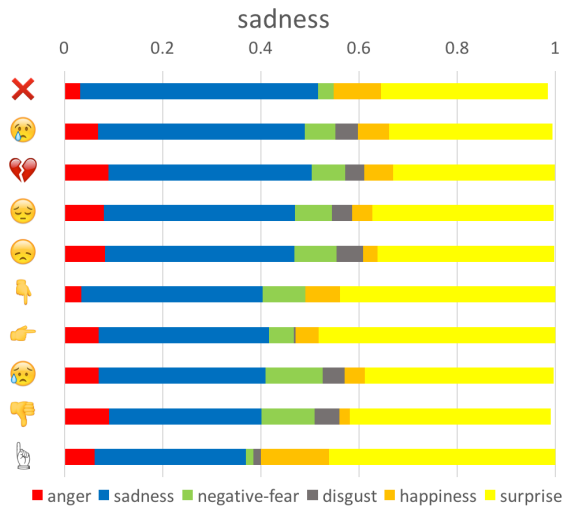


図 4.3 sadness の感情スコアが上位の絵文字.

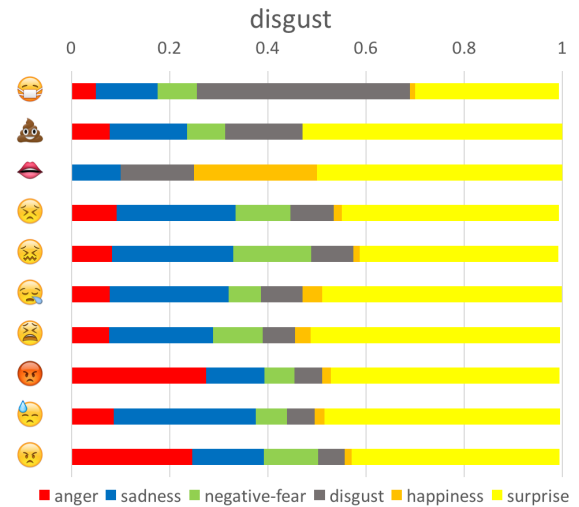


図 4.5 disgust の感情スコアが上位の絵文字.

の選択について検討する必要がある.

5. ツイートの感情分類への応用

本章では, 4 章で算出した絵文字の感情スコアをツイートの感情分類に応用する. 前章の実験では, surprise という感情が, 多くの絵文字で高い割合を占めることを発見した. そこで本実験からは surprise を除外した 5 感情 (anger, sadness, fear, disgust, happiness) を分類対象とする. また, 算出した絵文字の感情スコアのみを用いた場合, WordNet-Affect のみを用いた場合, WordNet-Affect と絵文字の感情スコアの両方を用い

た場合をそれぞれ比較する.

5.1 データセット

感情分類対象とするツイートを 4.1 節と同様の方法で収集した. このとき, 2 単語以下のツイートは除外した. 各ツイートには絵文字が付与されているが, 一部の絵文字は 4 章で抽出した絵文字に含まれていなかった. このように辞書にない絵文字は感情分類の Recall を低下させる原因となる.

実験を定量的に評価するために, ツイートに対し 5 つの感情から手動でラベルを選択した. 具体的には, 3 名の評価者にツイートを提示し, 「anger, sadness, fear, disgust, happiness,

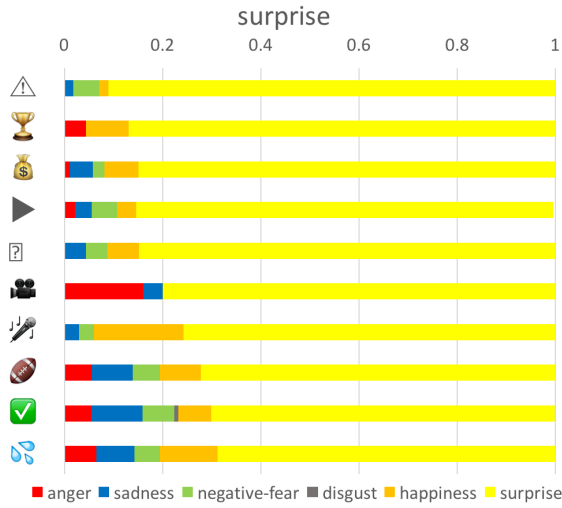


図 4.6 surprise の感情スコアが上位の絵文字.

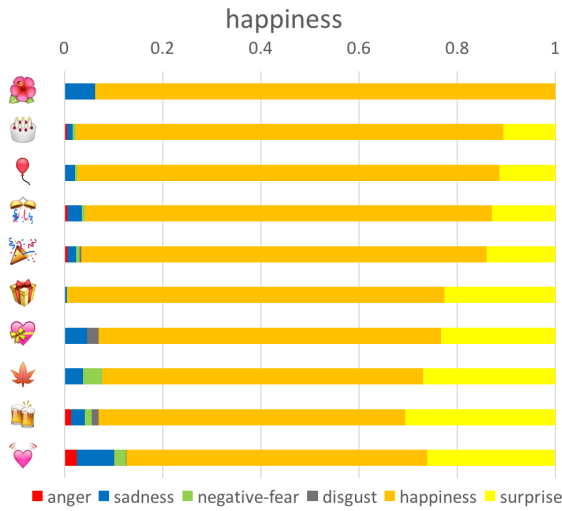


図 4.7 happiness の感情スコアが上位の絵文字.

None」の中からラベル付与を依頼した. 最終的に, 3 名中 2 名以上の評価が一致した 49 件のツイートを実験に用いる.

5.2 ツイートの感情分類

いま, 与えられたツイートがもつ感情語集合を $T = \{w'_1, w'_2, \dots, w'_N\}$ (N はツイート内の感情語の数), 絵文字集合を $E = \{e'_1, e'_2, \dots, e'_M\}$ (M はツイート内の絵文字の数) で表す. ここで, T, E はいずれも重複を許した集合である. 提案手法により算出した絵文字の感情スコアを用いた場合, WordNet-Affect を用いた場合 (WN-A), その両方を用いた場合について, ツイートに対する感情 $s \in \{\text{anger}, \text{sadness}, \text{fear}, \text{disgust}, \text{happiness}\}$ のスコア $TS(s)$ を式 (2), (3), (4) によりそれぞれ算出する.

$$TS_{\text{emoji}}(s) = \sum_{i=1}^M ES(e'_i, s), \quad (2)$$

$$TS_{\text{WN-A}}(s) = \sum_{j=1}^N a(w'_j, s), \quad (3)$$

$$TS_{\text{emoji+WN-A}}(s) = \frac{TS_{\text{emoji}}(s)}{M} + \frac{TS_{\text{WN-A}}(s)}{N}. \quad (4)$$

算出される $TS(s)$ の値が大きいくほど, ツイートは感情 s に当

表 4 絵文字の感情スコアのみを用いた場合, WordNet-Affect を用いた場合, 両方を用いた場合のツイート感情分類における性能比較.

各指標はすべての感情で平均した値を示す.

手法	Recall	Precision	F 値
絵文字の感情スコア	51%	77%	49%
WN-A	13%	60%	19%
WN-A + 絵文字の感情スコア	58%	70%	58%

てはまることを意味する. 本実験では, $s^* = \arg \max_s TS(s)$ となる感情 s^* にツイートを分類する.

5.3 感情分類の定量評価

感情分類されたツイートの一部を表 5 示す. 表 5 における None は, ツイート内に感情語または絵文字が存在せず, 感情分類されなかったことを意味する. また, 各感情に対する Recall, Precision および F 値の平均を算出した結果を表 4 に示す. WordNet-Affect のみを用いた場合と比較し, 絵文字の感情に着目することで, 全ての指標を向上できたことが確認できる. 特に, WordNet-Affect のみを用いた場合は, Recall の値が非常に低かった. これは, WordNet-Affect に収録されている感情語の数が少ない点と, 感情語がスラングへ転じている場合は検出できない点が原因だと考えられる. 絵文字の感情スコアと WordNet-Affect の両方を用いた場合, Recall の向上が確認できる. これは, 絵文字と感情語の両方を考慮することで, 互いの情報量を補完し, より多くの感情表現を検出できたためと考えられる. 今回は簡便な方法を用いたが, 今後は絵文字と感情語に基づくより高精度なツイートの感情分類方法を検討する.

6. ま と め

本研究では, Ekman [7] で定義された 6 感情からなる感情空間に対する絵文字のマッピング手法を提案した. 実験では, 特に happiness という感情について絵文字に適切に感情スコアを割り当てることができた. しかし, 一部の絵文字では 6 感情のスコアが均衡している状態, または本来付与されるべき感情よりも他の感情 (surprise) のスコアが高いことが原因となり, 感情空間上では散在する結果となった. 今後は適切な感情軸について検討する.

さらに本文では, 提案手法によるツイートの感情分類への応用を試みた. WordNet-Affect のみを用いた場合と比較し, 絵文字の感情スコアを導入することで分類性能が向上した. 今後はデータセットの拡充による絵文字数の増加を試みる. 算出した絵文字の感情スコアは, 単語の共起を組み合わせることで, 新たな感情語の抽出にも展開が可能である. 今回の応用では簡便な方法でツイートの感情を分類したが, 今後は精度向上に向けて新たな手法を設計する予定である. さらに, 今回算出した絵文字の感情スコアを用いて他の言語のツイートの感情分類を行い, 手法の言語非依存性を調査する予定である.

文 献

- [1] T. Dimson. Emojineering part 1: Machine learning for

表 5 ツイートの感情分類結果の例.

text	正解ラベル	WN-A	絵文字の感情スコア	WN-A + 絵文字の感情スコア
I just want my girls right now 🙄	sadness	None	sadness	sadness
Life is a flower of which love is the honey... 🍯🍯	happiness	None	happiness	happiness
The most annoying part of applying for jobs is writing a damn cover letter 🙄	disgust	anger	sadness	anger
The corner dorm across from me is so loud wtf why these bitches screaming on a Monday night 🤬	anger	None	anger	anger
Trump fires Acting AG Yates for protecting Constitution and refusing to defend illegal executive order. This is NOT NORMAL. #NoBanNoWall 🙄	fear	None	fear	fear

emoji trends. *Instagram Engineering Blog*, 2015. last accessed 2017/02/04.

- [2] K. Dave, S. Lawrence, and D. M. Pennock. Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, pp. 519–528. ACM, 2003.
- [3] 池田和史, 服部元, 松本一則, 小野智弘, 東野輝夫ほか. マーケット分析のための twitter 投稿者プロフィール推定手法. *情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス & システム (CDS)*, Vol. 2, No. 1, pp. 82–93, 2012.
- [4] D. Zhao and M. B. Rosson. How and why people twitter: the role that micro-blogging plays in informal communication at work. In *Proceedings of the ACM 2009 international conference on Supporting group work*, pp. 243–252. ACM, 2009.
- [5] P. K. Novak, J. Smailović, B. Sluban, and I. Mozetič. Sentiment of emojis. *PloS one*, Vol. 10, No. 12, p. e0144296, 2015.
- [6] 木村真有, 桂井麻里衣. ソーシャルメディアを用いた絵文字の感情極性分類. 2016 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2016, , 2016.
- [7] P. Ekman. An argument for basic emotions. *Cognition & emotion*, Vol. 6, No. 3-4, pp. 169–200, 1992.
- [8] C. Strapparava, A. Valitutti, et al. Wordnet affect: an affective extension of wordnet. In *LREC*, Vol. 4, pp. 1083–1086, 2004.
- [9] W. Hussien, Y. M. Tashtoush, M. Al-Ayyoub, and M. N. Al-Kabi. Are emoticons good enough to train emotion classifiers of arabic tweets? In *International Conference on Computer Science and Information Technology (CSIT)*. IEEE, 2016.
- [10] J. Zhao, L. Dong, J. Wu, and K. Xu. Moodlens: an emoticon-based sentiment analysis system for chinese tweets. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 1528–1531. ACM, 2012.
- [11] Y. Urabe, R. Rzepka, and K. Araki. Comparison of emoticon recommendation methods to improve computer-mediated communication. In *Recommendation and Search in Social Networks*, pp. 23–39. Springer, 2015.
- [12] 若井祐樹, 熊本忠彦, 灘本明代. ツイートの感情抽出の為に顔文字の役割分類. 第 2 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会 (ARG SIG-WI2), 2013.
- [13] 池川知里, 新妻弘崇, 太田学. 顔文字の役割を利用したツイートの感情極性推定. 第 6 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2014), No. E6-4, 2014.
- [14] 山本湧輝, 若井祐樹, 熊本忠彦, 灘本明代. 顔文字の役割に着目したツイートの文の感情抽出手法の提案. 第 6 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, No. E6-2, 2014.
- [15] 山本湧輝, 熊本忠彦, 灘本明代ほか. Twitter 特有表現を考慮したツイートの多次元感情抽出手法の提案. 2014 年度 情報処理学

会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2014, , 2014.

- [16] 村上浩司, 山田薫, 萩原正人. 顔文字情報と文の評価表現の関連性についての一考察. 第 17 回言語処理学会発表論文集, 2012.
- [17] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993.
- [18] G. A. Miller. Wordnet: a lexical database for english. *Communications of the ACM*, Vol. 38, No. 11, pp. 39–41, 1995.
- [19] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani. Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. In *LREC*, Vol. 10, pp. 2200–2204, 2010.