

顔文字付きツイート感情推測手法の提案

On a Method for Computing Emotions of Tweets with Emoticons

蔣 承志[†]Chengzhi Jiang[†]熊本 忠彦[†]Tadahiko Kumamoto[†]

1. まえがき

近年、インターネットの一般社会への浸透とスマートフォンをはじめとするモバイル機器の普及により、ソーシャル・ネットワーキングサービス (SNS) を利用する人が増えている。しかしながら、Twitter などのテキストベースのメッセージ交換を主とするコミュニケーション手段では、相手の表情や身振りを見たり、声を聴いたりすることができないため、メッセージの意図 (主に感性的側面) を正確に捉えることができず、齟齬が生じることも少なくない。このような問題を回避するための一つの手段として、顔文字のような非言語表現が用いられることもあるが、その用法は直感的であり、顔文字がメッセージの感性的側面に対してどのような影響を及ぼしているのかについては不明な点も多い。

昨今、テキストベースのコミュニケーションにおける顔文字の影響を明らかにするために、様々な観点から研究が行われている [1][2][3][4][5]。しかしながら、これらの研究では、メッセージ感情 (印象) と顔文字が付与されたメッセージ感情 (印象) を比較することで、顔文字の影響を調べており、顔文字の感情 (印象) は定量化していない。そのため、個々の顔文字における感情 (印象) の微妙な違いについては考慮できず、文意に沿っているかそうでないかの雑把な扱いになっている。

そこで本稿では、Twitter 上で投稿・閲覧されているツイートを対象に、顔文字を付けた場合にツイート感情がどのように変化するかをアンケート調査 [6] に基づいて分析することで、顔文字付きツイートの感情推測手法を提案する。具体的には、顔文字の付与によりツイートから推測される投稿者の感情がどのように変化するかをアンケート調査に基づいて調べ、Cloud Natural Language API [7] と印象マイニングシステム [8] を用いてツイート感情の自動算出手法を検討する。さらに算出したツイート感情とアンケート調査の結果得られる顔文字感情 (顔文字から推測される投稿者の感情) および顔文字付きツイート感情 (顔文字付きツイートから推測される投稿者の感情) を用いて重回帰分析を行うことで、顔文字付きツイートの感情推測手法を提案する。最後に重回帰式の精度を評価し、その有効性を検証する。なお、本稿で対象とする感情は、国語学者の中村明が提唱した 10 種類の

感情分類「哀, 厭, 安, 怖, 昂, 好, 喜, 驚, 怒, 恥」[9] をベースに、アンケート回答者が評価しやすいようにアレンジした「悲しい, 嫌い, 安心, 怖れ, 高揚, 好き, 喜び, 驚き, 怒り, 恥ずかしい」の 10 個であり、各回答者に提示刺激 (ツイート, 顔文字, 顔文字付きツイート) から感じる投稿者の感情をそれぞれの感情毎に「感情が強く込められている (4 点), 割と込められている (3 点), やや込められている (2 点), あまり込められていない (1 点), 全然込められていない (0 点)」の 5 段階で評価してもらうことで、各提示刺激の感情を定量化している。

以下、2. 章で関連研究について述べ、本研究の新規性を明らかにする。3. 章でツイート感情, 顔文字感情, 顔文字付きツイート感情に関するデータの取得について述べ、4. 章で顔文字付きツイート感情の推測手法を提案する。5. 章で提案手法の精度を評価し、その有効性を検証する。最後に 6. 章で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本章では、関連する先行研究について述べ、本研究の新規性を明らかにする。

2.1 顔文字付与によるツイート感情 (印象) の変化に関する先行研究

まず、メッセージ内容に対する読み手の印象を対象とした研究がある。例えば、田口 [5] は、顔文字を付与したり、文頭や文末にあるひらがなを小文字にしたりすることで、メール文 (お礼文, 挨拶文, 依頼文) に対する印象がどのように変わるかをアンケート調査に基づいて調べている。

一方、メッセージに顔文字が付与されている場合と付与されていない場合の感情変化を対象とした研究がある。例えば、廣瀬ら [3] は、携帯メールとして受け取ったメッセージにメッセージの内容と一致する顔文字もしくは絵文字が付与されている場合に、メールを受け取った人への感情 (喜び, 悲しみ, 怒り, 不安) の伝わり具合がどのように変化するかを、顔文字を付与した場合と絵文字を付与した場合で比較している。荒川ら [4] は、怒りを感じている相手から謝罪のメールを受け取ったときに、顔文字の有無によって読み手の感情 (怒り, 親しみ, 礼儀正しさ, 反省の度合い) がどう異なるかを調べている。

以上で述べたように、先行研究では、顔文字の付与により、ツイートから感じる感情 (印象) がどう変わるか

[†] 千葉工業大学大学院 情報科学研究科

Chiba Institute of Technology,

2-17-1, Tsudanuma, Narashino, 275-0016 Chiba, Japan

を調べているが、付与する顔文字の種類は文意に沿ったものかそうでないかの 2 択であり、ツイート感情 (印象) と顔文字付きツイート感情 (印象) を比較しているに過ぎず、個々の顔文字における感情 (印象) の微妙な違いについては考慮できない。これに対し、本研究では、顔文字感情も定量的に扱うことで、すべてのツイート感情と顔文字感情に関するデータを説明変数、顔文字付きツイート感情に関するデータを目的変数とする重回帰分析をおこない、その関係を重回帰分析という形で表現できるようにする。

2.2 ツイート感情推定に関する先行研究

まず、ツイート内容により読み手の印象を推定する研究がある。例えば、熊本ら [8] は、「楽しい ⇄ 悲しい」、「うれしい ⇄ 怒り」、「のどか ⇄ 緊迫」という 3 種類の印象を対象に、新聞記事を読んだ人々が感じる印象の強さを数値的に求めるための手法を提案している。一方、松林ら [10] の研究ではツイートデータの解析に Word2Vec [11] を用いて特徴ベクトルを抽出し、ランダムフォレストを用いた感情分類器を用いることで喜怒哀楽に加え無感情の 5 カテゴリにわたる感情推定を行っている。しかしながら、これらの研究では顔文字の有無を考慮していない。

一方、顔文字付きツイートの感情推定を対象としている研究もある。例えば、大町ら [12] は、顔文字と擬音語が混合した混合形を含む文章の感情傾向について考察している。文章全体の感情推定とき文章と混合形の双方の感情を考慮するため、文章のみと混合形のみ形に分割する、次に、混合形を顔文字と擬音語に分割し、それぞれに対して感情を付与する。最後に文章と混合形の感情傾向に基づき、文章全体の感情推定を行った。一方、山本ら [13] の研究では、顔文字の感情を定量化し、ツイート感情および顔文字感情と顔文字付きツイート感情との関係を調べることで、顔文字の役割として「強調 (顔文字がツイートの感情をより強める)」、「弛緩 (顔文字がツイートの感情を和らげる)」、「転換 (顔文字がツイートの感情極性を入れ替える)」、「付加 (ツイートに感情がないときに顔文字の感情がツイートの感情となる)」の 4 種類があることを明らかにしている。

しかしながら、これらの研究では、ツイート感情と顔文字付きツイート感情との関係を定式化する際に、顔文字感情に関するデータを用いておらず、個々の顔文字における感情の微妙な違いは反映されていない。

3. 感情データの取得

本章では、まず、Twitter を一定以上の頻度で利用している投稿ユーザと閲覧ユーザを抽出し、投稿ユーザが普段使用している顔文字とツイートを収集する。次に、収集した顔文字の中から出現頻度の高い顔文字 (54 個) を抽

出し、閲覧ユーザに各顔文字に込められている投稿ユーザの感情を評価してもらうことで、顔文字感情データを取得する。同様に、収集したツイートの中から抽出したツイート (200 個) を閲覧ユーザに読んでもらい、各ツイートに込められている投稿ユーザの感情を評価してもらうことで、ツイート感情データを取得する。このようにして得られるツイート感情データと顔文字感情データからツイートと顔文字をそれぞれ 8 個ずつ選出し、組み合わせることで、64 個の顔文字付きツイートを生成する。さらに、この顔文字付きツイート (64 個) を閲覧ユーザに読んでもらい、各顔文字付きツイートに込められている投稿ユーザの感情を評価してもらうことで、顔文字付きツイート感情データを取得する。

3.1 Twitter ユーザの抽出

本節では、アンケート調査 (予備調査 A) を行い、一定以上の頻度でつぶやいているユーザ (以下、投稿ユーザと呼ぶ) と一定以上の頻度で閲覧しているユーザ (以下、閲覧ユーザと呼ぶ) を抽出する。

まず、20 代～50 代のインターネットユーザを対象とする予備調査 A を行い、男性 26,306 人、女性 23,636 人からなる 49,942 人分の回答データを収集した。具体的には、設問 Q1 で Twitter アカウントの有無を尋ね、アカウントを持っていると回答した人には設問 Q2 と Q3 において Twitter の閲覧頻度と投稿頻度を尋ねた。閲覧頻度に関しては「ほぼ毎日 (1 日に 4 回以上)」、「ほぼ毎日 (1 日に 2 回～3 回)」、「ほぼ毎日 (1 日に 1 回)」、「週 4～5 日」、「週 2～3 日」、「週 1 日」、「たまに閲覧している」、「ほとんど閲覧していない」の中から 1 つを、投稿頻度に関しては「ほぼ毎日 (1 日に 4 回以上)」、「ほぼ毎日 (1 日に 2 回～3 回)」、「ほぼ毎日 (1 日に 1 回)」、「週 4～5 日」、「週 2～3 日」、「週 1 日」、「たまにつぶやいている」、「ほとんどつぶやいていない」の中から 1 つを選択してもらった。その結果、Twitter アカウントを持っていると答えた 24,578 人のうち、「ほとんど閲覧していない」と回答した 3,769 人を除く 20,809 人 (84.7%) を閲覧ユーザとして抽出し、「ほとんどつぶやいていない」と回答し 12,090 人を除く 12,488 人 (50.9%) を投稿ユーザとして抽出した。

3.2 顔文字の収集

本節では、投稿ユーザ 891 人が参加するアンケート調査 (予備調査 B) を行い、Twitter 上で用いられている顔文字を収集する。

まず、設問 Q1 で Twitter 利用時における顔文字の使用頻度を尋ね、「よく使う、たまに使う、あまり使わない、ほとんど使わない、全く使わない」のうち「全く使わない」と回答した 110 人を除く 781 人に対し、設問 Q2 で普段使っている顔文字を入力してもらった。このとき、回答欄は 5 つあり、1～5 個の顔文字が入力可能であった。以

表 1: 抽出した顔文字 (8 個) とその感情値

順位	頻度	顔文字	悲しい	嫌い	安心	怖れ	高揚	好き	喜び	驚き	怒り	恥ずかしい
16	14	~^~	0.40	0.35	2.03	0.35	1.54	2.27	2.37	0.65	0.36	0.78
20	10	(*_*)	1.57	1.31	0.53	1.26	0.71	0.57	0.56	2.06	0.84	1.22
28	7	\ (^~) /	0.29	0.24	1.43	0.28	2.46	2.24	3.34	1.02	0.23	0.44
35	6	(^-^)/	0.31	0.23	2.01	0.21	2.13	2.51	3.01	0.70	0.27	0.46
35	6	(T^T)	3.18	1.67	0.39	1.29	0.50	0.42	0.39	0.75	1.20	0.91
35	6	(-_-)	1.81	1.62	0.45	1.03	0.39	0.36	0.37	0.59	1.41	0.90
35	6	(*^-~*)	0.29	0.32	2.01	0.30	1.98	2.82	3.05	0.70	0.24	1.20
44	5	(;D`)	2.15	1.48	0.40	1.69	0.56	0.43	0.39	1.31	1.01	1.57

表 2: 抽出したツイート (8 個) とその感情値

ツイート	悲しい	嫌い	安心	怖れ	高揚	好き	喜び	驚き	怒り	恥ずかしい
寒いなあ。風邪引きそう	1.68	1.29	0.72	1.43	0.77	0.79	0.60	0.94	0.85	0.61
消えてなくなりたい	3.19	2.07	0.15	2.20	0.80	0.19	0.17	0.70	1.55	2.06
娘が歩いた!	0.18	0.18	2.10	0.27	3.20	2.75	3.57	3.01	0.18	0.25
今日のライブは本当に楽しかったなあ。またライブに来たい。	0.29	0.20	1.38	0.25	3.12	3.16	3.29	1.06	0.23	0.33
天気がいいので気分も最高 今日頑張ろう	0.43	0.45	2.07	0.40	2.65	2.23	2.85	0.66	0.48	0.50
3歳の娘が進んでお手伝いしてくれた。優しさに感謝。	0.24	0.22	2.33	0.25	2.72	3.14	3.40	2.15	0.25	0.48
何回も同じこと質問してウザい!	1.34	3.19	0.32	0.97	1.24	0.30	0.30	0.94	3.29	0.47
今日の前で、火災が起きました。	1.59	0.92	0.28	2.30	1.71	0.38	0.39	2.68	0.95	0.33

上の結果, 1,635 個の顔文字を収集することができた。次に, この 1,635 個の顔文字に対し各顔文字の出現頻度を求め, 出現頻度上位の顔文字 54 個を 3.3 節のアンケート調査で提示する刺激として採用した。

3.3 顔文字感情データの取得

本節では, 閲覧ユーザ 528 人が参加するアンケート調査 (本調査 1) を行い, 顔文字から推測される書き手の感情に関するデータ (顔文字感情データ) を取得する。

まず, 3.2 節で選出された 54 個の顔文字を均等に分け, 18 個の顔文字からなるデータセットを 3 つ作成するとともに, 各データセット内の 18 個の顔文字を 174~177 人の閲覧ユーザに見てもらい, それぞれの顔文字に投稿ユーザのどのような感情が込められているかを評価してもらった。このとき, 各閲覧ユーザには, 提示された 10 個の感情のそれぞれに対し, 「感情が強く込められている (4 点), 割と込められている (3 点), やや込められている (2 点), あまり込められていない (1 点), 全然込められていない (0 点)」の中から最も近いものを 1 つ選んでもらった。

以上の結果得られた「54 個の顔文字 × 10 種類の感情に対する 5 段階評価値」からなるデータに対し, それぞれの顔文字の各感情において 5 段階評価値の平均を求め, 顔文字感情データ (54 個の顔文字 × 10 個の感情値) とした。なお, 感情評価結果に偏りがある回答者のデータは事前に削除した。

3.4 ツイートの収集と投稿ユーザ感情データの取得

本節では, アンケート調査 (予備調査 C) を行い, ツイートを収集するとともに, それぞれのツイートに投稿ユーザがどのような感情を込めたかをデータとして取得

する。

まず, 投稿ユーザを対象とする予備調査 C を実施し, 20 代~50 代の男性 554 人, 女性 554 人からなる 1,108 人分の回答データを収集した。具体的には, 設問 Q1 で「あなたは普段どのようなツイートを投稿していますか? あなたが普段しているようなツイートを, 今ツイートをするようなイメージで入力してください。」と尋ね, ツイートを入力してもらい, 続く設問 Q2 で「今, 入力したツイートにはどのような感情が込められていますか?」とツイートに込めた感情を回答してもらった。このとき, 閲覧ユーザに提示された 10 個の感情のそれぞれに対し「感情を強く込めた (4 点), 割と込めた (3 点), やや込めた (2 点), あまり込めていない (1 点), 全然込めていない (0 点)」の中から最も近いものを 1 つ選んでもらった。なお, 新たなツイートを思いつく閲覧ユーザにはこの 2 つの設問を最大 3 回繰り返してもらった。結果, 閲覧ユーザ 1 人につき「1~4 個のツイート × 10 種類の感情に対する 5 段階評価値」からなるデータを得ることができた。

以上の結果, 全部で 2,786 個のデータが得られたが, ノイズと思われる偏ったデータを削除したため, 最終的には 838 個のツイートからなる投稿者感情データ (838 個のツイート × 10 種類の感情に対する 5 段階評価値) が得られた。この投稿者感情データからそれぞれの感情において強い感情を持つ 20 個のツイートを抽出し, 全部で 10 個のデータセットを作成した。すなわち, 各データセットには, それぞれの感情において強い感情を持つツイート 2 個と各ツイートに対する 10 種類の感情の 5 段階評価

表 3: 顔文字付きツイート (データセット 1 の 8 個) とその感情値

顔文字付きツイート	悲しい	嫌い	安心	怖れ	高揚	好き	喜び	驚き	怒り	恥ずかしい
寒いなあ。風邪引きそう (-_-)	1.79	1.35	0.71	1.29	0.78	0.66	0.57	0.92	0.78	0.62
消えてなくなりたい (*_*)	2.85	1.73	0.36	2.14	0.90	0.39	0.44	0.88	1.32	1.42
娘が歩いた! (; ; 丷`)	0.36	0.34	1.85	0.54	2.82	2.43	3.09	2.78	0.29	0.50
今日のライブは本当に楽しかったなあ〜。またライブに来たい。〜	0.35	0.33	1.62	0.37	2.89	3.04	3.23	1.17	0.28	0.43
天気がいいので気分も最高 今日も頑張ろう\ (^-^)/	0.31	0.32	2.05	0.31	2.61	2.19	2.88	0.72	0.32	0.44
3歳の娘が進んでお手伝いしてくれた。優しさに感謝。(*^-^*)	0.31	0.28	2.26	0.32	2.63	3.02	3.45	2.08	0.27	0.50
何回も同じこと質問してウザい! (^-^)/	1.24	2.60	0.43	0.90	1.04	0.46	0.45	0.95	2.61	0.53
今日の前で、火災が起きました。(T^T)	2.28	1.27	0.24	2.39	1.54	0.30	0.30	2.48	1.05	0.37

値が含まれている。

3.5 ツイート感情データの取得

本節では、アンケート調査 (本調査 2) を行い、3.4 節で作成された 10 個のデータセット内の各ツイートを閲覧ユーザに読んでもらい、ツイートに込められている投稿ユーザの感情を評価してもらうことで、ツイート感情データを取得する。

まず、閲覧ユーザを対象とする本調査 2 を実施し、20 代～50 代の男性 1,131 人、女性 1,129 人からなる 2,260 人分の回答データを収集した。具体的には、それぞれのデータセット内の 20 ツイートを 224～228 人の閲覧ユーザに読んでもらい、投稿ユーザの感情を評価してもらった。

閲覧ユーザには「あなたがフォローしている人が以下のようなツイートをしたとします。そのツイートを読んで、ツイートを投稿した人のどのような感情がそのツイートに込められているとあなたは感じますか?」という設問を提示し、10 個の感情のそれぞれに対し、「感情が強く込められている (4 点) ～全然込められていない (0 点)」の中から最も近いものを 1 つ選択してもらった。

以上の結果得られた「200 個のツイート × 10 種類の感情に対する 5 段階評価値」からなるデータに対し、それぞれのツイートの各感情において 5 段階評価値の平均を求め、ツイート感情データ (200 個のツイート × 10 個の感情値) とした。なお、感情評価結果に偏りがある回答者のデータは事前に削除した。

3.6 顔文字付きツイート感情データの取得

本節では、アンケート調査 (本調査 3) を行い、顔文字付きツイートから感じる投稿ユーザの感情を評価してもらうことで、顔文字付きツイート感情データを取得する。

まず、3.3 節において得られた顔文字感情データ (54 個の顔文字 × 10 個の感情値) と 3.5 節において得られたツイート感情データ (200 個のツイート × 10 個の感情値) からそれぞれ 8 個のデータを抽出した。抽出した顔文字感情データをそれぞれの出現順位・出現頻度とともに表 1 に示すとともに、ツイート感情データを表 2 に示す。

次に、この抽出されたツイートと顔文字を総当たりに組み合わせることで、64 個の顔文字付きツイートを生

成した。この 64 個の顔文字付きツイートを同じツイート・同じ顔文字が重複しないように 8 個のデータセットに均等に分類した。

ここで、閲覧ユーザを対象として本調査 3 を実施し、20 代～50 代の男性 837 人、女性 882 人からなる 1,719 人分の回答データを収集した。具体的には、それぞれのデータセット内の 8 個の顔文字付きツイートを 95～113 人の閲覧ユーザに読んでもらい、ツイート投稿ユーザの感情を評価してもらった。なお、設問の提示の仕方も感情評価の仕方も 3.5 節で述べた本調査 2 と同じなので、ここでは割愛する。

以上の結果、64 個の顔文字付きツイートからなる顔文字付きツイート感情データ (64 個の顔文字付きツイート × 10 個の感情値) が得られた。参考のために、データセット 1 に対する顔文字付きツイート感情データを表 3 に示す。

4. 感情推測手法の提案

4.1 ツイート感情の算出

本節では、3.5 節で作成された「200 個のツイート × 10 種類の感情に対する 5 段階評価値」を目的変数、印象マイニングシステム [8] と Cloud Natural Language API [7] を用いて算出された 7 軸感情値と PN 値を説明変数とする重回帰分析を行い、ツイート感情を自動算出する手法を提案する。

印象マイニングシステムは、「哀 ⇄ 喜」、「厭 ⇄ 好」、「怖 ⇄ 安」、「怒 ⇄ 笑」、「恥 ⇄ 誉」、「静 ⇄ 昂」、「平 ⇄ 驚」という 7 種類の感情を対象に、ツイートを讀んだ人々が感じる感情の強さを数値的に求める感情推定システムである。ツイートを入力することで、感情を推定し、感情がポジティブに近づけば (1 点) になり、ネガティブに近づけば (0 点) になる。

Cloud Natural Language API では、テキストの構造と意味を明らかにするために機械学習が使用され、人、場所、イベントに関する情報を抽出し、ソーシャルメディアの感情や人との会話について理解できる API である。具体的には、API を用いてツイートを入力し、執筆者の考え方がポジティブか (1 点)、ネガティブか (-1 点)、ニュー

表 4: 算出したツイート (8 個) とその感情値

ツイート	悲しい	嫌い	安心	怖れ	高揚	好き	喜び	驚き	怒り	恥ずかしい
寒いなあ。風邪引きそう	1.62	1.24	0.72	1.06	1.36	0.90	0.96	1.27	1.37	0.71
消えてなくなりたい	3.65	3.17	0	2.49	0	0	0	1.21	3.41	1.55
娘が歩いた!	1.22	1.11	0.99	0.77	1.79	1.47	1.60	1.32	1.16	0.64
今日のライブは本当に楽しかったなあ〜。またライブに來たい。	0.55	0.24	1.58	0.46	2.37	2.23	2.46	1.42	0.23	0.52
天気がいいので気分も最高 今日頑張ろう	0.51	0.15	1.62	0.45	2.41	2.35	2.60	1.46	0.11	0.54
3歳の娘が進んでお手伝いしてくれた。優しさに感謝。	0.85	0.29	1.28	0.68	2.04	1.95	2.16	1.40	0.28	0.55
何回も同じこと質問してウザい!	2.08	2.18	0.41	1.38	0.83	0.22	0.21	1.11	2.34	0.81
今日の前で、火災が起きました。	0.80	0.89	1.14	0.52	1.94	1.89	2.09	1.34	0.90	0.41

表 5: 算出したツイート感情誤差 (RMSE)

感情	RMSE	感情	RMSE
悲しい	0.60	好き	0.89
嫌い	0.63	喜び	1.07
安心	0.65	驚き	0.89
怖れ	0.71	怒り	0.84
高揚	0.73	恥ずかしい	0.27
		平均 RMSE	0.73

表 6: 重回帰分析の結果 (自由度修正済み決定係数 R^2)

感情	R^2	感情	R^2
悲しい	0.95	好き	0.98
嫌い	0.97	喜び	0.98
安心	0.97	驚き	0.96
怖れ	0.93	怒り	0.99
高揚	0.58	恥ずかしい	0.93

トラル (0 点) かを -1~1 の範囲で判断できる。

印象マイニングシステムと Cloud Natural Language API は以下の要領で行った。任意のツイートを印象マイニングシステムに入力するとそのツイートからユーザの感情を抽出し、「哀 ⇄ 喜」、「厭 ⇄ 好」、「怖 ⇄ 安」、「怒 ⇄ 笑」、「恥 ⇄ 誉」、「静 ⇄ 昂」、「平 ⇄ 驚」の 7 軸で感情を推定する。Cloud Natural Language API は任意のツイートに対し、そのツイート感情の PN 値を推定する。そこで、任意の感情 (1 種類) に対するツイート感情データを目的変数、Cloud Natural Language API により算出された PN 値と印象マイニングシステムにより算出された七軸の印象値を説明変数とし、計 10 回の重回帰分析を行った。このとき、変数選択法には変数増減法を採用し、目的変数の算出に貢献しない変数を削除した。それぞれの重回帰分析において算出された 8 個のツイート感情データを表 4 に示す。

表 4 と 3.5 節でアンケート結果として得られたツイ

ト感情値を比較することで、RMSE を求めた。結果を表 5 に示す。表 5 により、それぞれの感情の RMSE は 0.27 ~ 1.07 の範囲であり、平均 RMSE は 0.73 であった。この手法でツイート感情推測可能に示している。

4.2 重回帰分析

本節では、顔文字付きツイート感情データを目的変数、算出したツイート感情データと顔文字感情データを説明変数とする重回帰分析を行い、顔文字付きツイートの感情推測手法を提案する。

重回帰分析は 4.1 節での要領で行った。ここで、任意の感情 (1 種類) に対する顔文字付きツイート感情データを目的変数、すべての感情 (それぞれ 10 種類) に対するツイート感情データと顔文字感情データを説明変数とし、計 10 回の重回帰分析を行った。このとき、変数選択法には変数増減法を採用し、目的変数の算出に貢献しない変数を削除した。それぞれの重回帰分析において算出された自由度修正済み決定係数を表 6 に示す。

表 6 によれば、自由度修正済み決定係数は、高揚以外の感情において 0.90 以上となっており、得られた重回帰式の当てはまり具合が良いことを示している。ここで、それぞれの重回帰分析において得られた重回帰式 (各説明変数の偏回帰係数と定数項) を表 7 にまとめ、目的変数と同じ感情の説明変数には色を付けた。

4.3 重回帰式の意味

本節では、前節で生成された重回帰式の意味を検討する。

具体的には、目的変数が「悲しい」を例に、重回帰式を用いて表 3 に示した顔文字付きツイート「寒いなあ。風邪引きそう (-_-)」の悲しい感情値 f を求める方法を示す。すなわち、ある顔文字付きツイート「寒いなあ。風邪引きそう (-_-)」における悲しい感情値 f は、そのツイートから算出される説明変数「ツイートの感情値-悲しい」、「ツイートの感情値-安心」、「ツイートの感情値-高揚」、「ツイートの感情値-好き」、「ツイートの感情値-喜び」、「顔文字の感情値-嫌い」、「顔文字の感情値-恥ずかしい」の値 (補正值) をそれぞれ $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ とすると、表 7 に示したとおり、

表 7: 全データに対する重回帰分析の結果得られた重回帰式 (偏回帰係数と定数項)

説明変数	目的変数/顔文字付きツイートの感情値									
	悲しい	嫌い	安心	怖れ	高揚	好き	喜び	驚き	怒り	恥ずかしい
ツイートの感情値	12.78		9.57	13.91		28.57	-4.82	-6.03	-10.39	
顔文字の感情値										
定数項	-12.19	14.57	-6.89	-9.40	1.13	-0.80	-7.46	11.52	25.66	-2.56

$$f = 12.78 x_1 + 14.54 x_2 - 5.62 x_3 + 74.22 x_4 - 64.43 x_5 + 0.39 x_6 - 20.86 x_7 - 12.19$$

という式で求められる。

ここで、表 1 と表 2 の対応する感情値で $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ に代入すると、顔文字付きツイート「寒いなあ。風邪引きそう (-_-)」の悲しい感情値は 1.76 になり、表 3 に示した正しい値 1.79 に接近していることが見られる、他の 9 種類の感情値もという方式で求められる。

5. 性能評価

本章では、顔文字付きツイート感情データと算出したツイート感情データ・顔文字感情データとの関係が重回帰式によりどの程度うまく表現されているかを調べるために、全データに対する重回帰式の精度を評価する。次に全データに対する 8 分割交差検定を行うことで、得られた重回帰式が未知なデータに対しても頑健かどうかを検証する。

5.1 全データに対する重回帰式の精度評価

本節では、4.2 節で求めた重回帰式を用いて全データに対する重回帰式の精度を評価する。

まず、重回帰式 (表 7 参照) を用いてツイート感情データと顔文字感情データから顔文字付きツイートの感情値を算出し、顔文字付きツイート感情データと比べることで、全データに対する重回帰式の精度を評価した。このとき、評価指標としては以下の式で求められる平均二乗誤

表 8: 全データに対する平均二乗誤差 (RMSE)

感情	RMSE	感情	RMSE
悲しい	0.17	好き	0.12
嫌い	0.13	喜び	0.16
安心	0.12	驚き	0.14
怖れ	0.17	怒り	0.09
高揚	0.53	恥ずかしい	0.08
		平均 RMSE	0.17

差 (Root-Mean-Square-Error: RMSE) を採用した。結果を表 8 に示す。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (V_i - V'_i)^2 / N}$$

但し、 V_i は i 個目の目的変数の値を、 V'_i は i 個目の説明変数の値を用いて重回帰式により算出された値を示している。

表 8 によれば、各感情における RMSE は 0.08~0.17 の範囲であり、その平均は 0.13 であった。感情値が取りうる値が 0.0~4.0 ということを考え、この幅 (= 4.0 - 0.0 = 4.0) で正規化してみると、感情に対する平均誤差 (= 平均 RMSE / 4.0 * 100) は 4.3% と十分小さいことがわかる。このことから、4.2 節で得られた重回帰式 (表 7 参照) は、算出したツイート感情および顔文字感情と顔文字付きツ

表 9: ツイート感情値を顔文字付きツイート感情値と見做した場合の感情別 RMSE (ベースライン手法 1)

感情	RMSE	感情	RMSE
悲しい	0.72	好き	0.83
嫌い	0.69	喜び	0.97
安心	0.60	驚き	0.71
怖れ	0.64	怒り	0.86
高揚	0.64	恥ずかしい	0.17
		平均 RMSE	0.68

ツイート感情との関係を十分高い精度で表現できていると言える。

ここで、顔文字の感情値を考慮することの有効性を示すために、顔文字を削除して、ツイート感情値を顔文字付きツイート感情値と見做した場合 (ベースライン手法 1) の感情別 RMSE を求めて見た。結果を表 9 に示す。

表 9 により、各感情における RMSE は、0.17~0.97 の範囲であり、平均 RMSE は 0.68 であった。

さらに、顔文字の存在を無視して、算出したツイート感情データのみを説明変数として重回帰分析を行った場合 (ベースライン手法 2) の感情別 RMSE (N=64) も求めてみた。結果を表 10 に示す。

表 10 により、各感情における RMSE は、0.09~0.56 の範囲であり、平均 RMSE は 0.23 であった。この結果を表 8 の結果と比較するために、以下の式を用いて改善率を求めてみたところ、表 11 に示すような結果となった。

$$\text{改善率} = \frac{\text{ベースライン手法の RMSE} - \text{提案手法の RMSE}}{\text{ベースライン手法の RMSE}}$$

表 11 により、各感情における改善率は、高揚と恥ずかしいを除くと 17%~47% の範囲であり、平均改善率は 27% であった。精度が大きく改善しているのが分かる。高揚と恥ずかしいの改善率が良くない原因はこの二つの感情本来の精度が上がる必要があるため今後の課題としたい。

これにより、複数個の顔文字感情を考慮することの有効性を示している。

5.2 未知データに対する重回帰式の頑健性の検証

本節では、全データに対し 8 分割交差検定を行うことで、重回帰分析により得られる重回帰式が未知なデータに対しても頑健かどうかを検証する。

まず、算出したツイート感情データ、顔文字感情データ、顔文字付きツイート感情をツイートや顔文字が重複しないよう均等に分割し、8 個のデータセットを作成した。すなわち、各データセットにはツイート感情データと顔

表 10: 算出したツイート感情データのみを説明変数として重回帰分析を行った場合の感情別 RMSE (ベースライン手法 2)

感情	RMSE	感情	RMSE
悲しい	0.30	好き	0.23
嫌い	0.19	喜び	0.29
安心	0.18	驚き	0.17
怖れ	0.23	怒り	0.12
高揚	0.56	恥ずかしい	0.09
		平均 RMSE	0.23

表 11: 感情別 RMSE の改善率 (ベースライン手法 2)

感情	RMSE	感情	RMSE
悲しい	43%	好き	46%
嫌い	30%	喜び	47%
安心	32%	驚き	17%
怖れ	27%	怒り	24%
高揚	5%	恥ずかしい	2%
		平均改善率	27%

表 12: 8 分割交差検定の結果 (RMSE)

感情	未知データセット								平均 RMSE
	1	2	3	4	5	6	7	8	
悲しい	0.18	0.19	0.17	0.22	0.17	0.23	0.18	0.23	0.19
嫌い	0.16	0.15	0.12	0.09	0.12	0.29	0.16	0.15	0.15
安心	0.13	0.13	0.13	0.17	0.51	0.64	0.60	0.09	0.30
怖れ	0.16	0.20	0.21	0.19	0.22	0.26	0.12	0.18	0.19
高揚	0.59	0.77	0.51	0.60	0.42	0.60	0.59	0.55	0.58
好き	0.10	0.14	0.13	0.15	0.20	0.22	0.18	0.08	0.15
喜び	0.15	0.16	0.18	0.24	0.25	0.25	0.19	0.15	0.20
驚き	0.13	0.21	0.12	0.20	0.18	0.23	0.14	0.19	0.17
怒り	0.13	0.06	0.09	0.08	0.13	0.16	0.10	0.11	0.11
恥ずかしい	0.12	0.07	0.08	0.08	0.10	0.15	0.09	0.11	0.10

文字感情データが 8 個ずつ、各ツイートと各顔文字の組み合わせに対応する顔文字付きツイート感情データが 8 個含まれている。次に、任意の 1 個のデータセットを未知データセットとし、残り 7 個のデータセットを用いて 4.2 節と同じ要領で重回帰分析を行った。さらに、7 個のデータセットから得られた重回帰式を用いて未知データセット内のツイート感情データと顔文字感情データから顔文字付きツイートの感情値を求め、未知データセット内の顔文字付きツイート感情データと比べることで、未知なデータに対する精度 (RMSE) を求めた。以上の操作をすべてのデータセットに対し、感情毎に行った。結

果を表 12 にまとめる。

表 12 によれば、高揚以外の各感情における平均 RMSE は 0.10~0.30 の範囲であり、表 8 に示された結果 (全データに対する RMSE) と比べても遜色なく十分高い精度であることがわかる。このことは、4.2 節で得られた重回帰式 (表 7 参照) が未知なデータに対しても頑健に適用可能であることを示唆しており、ツイート感情データと顔文字感情データおよび顔文字付きツイート感情との関係を適切に表現していることがわかる。

6. まとめ

本稿では、Twitter 上で投稿・閲覧されているツイートを対象に、ツイート感情 (読み手が推測したツイート投稿者の感情) を推測する手法を提案するとともに、顔文字が付与されたときに、その顔文字の感情に応じてツイート感情を修正する手法を提案した。また、精度評価を行うことにより、得られた重回帰式がこの 3 種類の感情の関係を十分高い精度で表現していることを示した。さらに、8 分割交差検定を行った結果、得られた重回帰式が未知なデータに対しても頑健であることを示した。なお、本稿で対象とする感情は「悲しい、嫌い、安心、怖れ、高揚、好き、喜び、驚き、怒り、恥ずかしい」の 10 個であり、国語学者の中村明が提唱した 10 種類の感情分類 [9] をベースにアレンジしたものとなっている。また、各回答者には提示刺激 (ツイート、顔文字、顔文字付きツイート) から感じる投稿者の感情を評価してもらう際に、それぞれの感情がどのくらい込められているかにより 5 段階 (4 点~0 点) で評価してもらった。

今後の課題として以下のようなものが挙げられる。提案手法を用いて、未知データに対する精度評価 (8 分割交差検定) を行った結果、「高揚」以外の平均 RMSE は 0.10~0.30 であり、十分高精度であった。一方、「高揚」の平均 RMSE は 0.58 であり、精度の改善が必要とされる。また、今回用いた顔文字感情データはアンケートから得られた平均値であるため、対象外の顔文字に対する感情データは存在しない。顔文字から顔文字感情データを高精度に自動算出できる顔文字感情推測手法があれば顔文字付きツイート感情が全体に自動生成することができる。今後の課題としたい。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 17K00430 ならびに福田将治奨学寄付金による研究助成の成果であり、ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- [1] プタシンスキ ミハウ, 奥村紀之, ジェプカ ラファウ: 顔文字の現象および研究の概観, 人工知能学会誌, Vol. 32, No. 3, pp. 333-341, 2017.
- [2] 奥村紀之, プタシンスキ ミハウ, ジェプカ ラファウ: 工学的? 心理学的側面から見た顔文字の分析に関する研究動向, 人工知能学会誌, Vol. 32, No. 3, pp. 342-349, 2017.
- [3] 廣瀬信之, 牛島悠介, 森周司: 携帯電話メールによる感情の伝達に顔文字と絵文字が及ぼす影響, 感情心理学研究, Vol. 22, No. 1, pp. 20-27, 2014.
- [4] 荒川歩, 鈴木直人: 謝罪文に付与された顔文字が受け手の感情に与える効果, 対人社会心理学研究, Vol. 4, pp. 128-133, 2004.
- [5] 田口雅徳: 顔文字の付与および文頭? 文末の小文字化がメール文の印象に与える影響, 情報学研究 (獨協大学情報学研究所), Vol. 3, pp. 105-111, 2014.
- [6] <https://monitor.fast-ask.com/>
- [7] <https://cloud.google.com/natural-language>
- [8] 熊本忠彦, 河合由起子, 張建偉, ユーザ印象評価データの分析に基づく印象マイニング手法の設計と評価, 情報処理学会論文誌データベース, Vol. 6, No. 2, pp. 1-15, 2013.
- [9] 中村明, 感情表現辞典, 東京堂出版, 東京, 1993.
- [10] 松林圭, 五味京祐, 古川和折, 松尾祐佳, 松原良和, 日諸マルセロ優次, 中村拓哉, 山下晃弘, 松林勝志, “Twitter 上に投稿された文章に基づく感情推定手法とその応用に関する検討,” 情報処理学会第 78 回全国大会, 2016.
- [11] <https://deeplearning4j.org/ja/ja-word2vec>.
- [12] 大町凌弥, 瀧下祥, 奥村紀之, 文章と顔文字の組み合わせによる感情推定 The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017
- [13] 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値抽出手法の提案, DEIM Forum 2014 E6-2.