

映画に対する実況ツイートの感情抽出手法の提案

若井 祐樹^{1,a)} 熊本 忠彦^{2,b)} 灘本 明代^{3,c)}

概要:近年, Twitterなどのマイクロブログが普及しており, 自分の身近で起こったことを気軽にツイートすることができる. 実際に Twitter を用いて, スポーツや映画, ドラマ等のテレビ番組を視聴しながら実況をツイートするユーザが増加している. 特に映画やドラマ等の実況ツイートの中には, 視聴している番組の出演者やキャラクターのセリフをツイートしたり, 番組に対する自分の意見や感想のツイートが多い. 後者の番組に対するツイートの中には, 視聴者の感情が多く含まれていることが考えられる. そこで本研究では, テレビで放送されている映画の実況ツイートに着目し, 映画に対するツイートの感情分析を行う. この時, ツイートには顔文字やツイート特有の単語が多く含まれ, これらはユーザの感情をより示していると考えられる. そこで本論文では「やめてええええ!」などのツイートの特有表現に着目し, ツイートの感情分析を行う.

1. はじめに

近年, Twitter[1]などのソーシャルメディアの普及により, 一般の人々の様々な声がインターネット上に気軽に発信されている. 特に Twitter は他のソーシャルメディアに比べて, 自分の身近で起こったことをリアルタイムにそして気軽に発信(ツイート)することができる. 実際に, Twitter を用いてスポーツや映画, ドラマ等のテレビ番組を視聴しながら実況ツイートを発するユーザが増加している. 特に映画やドラマ等の実況ツイートは主に, 視聴している番組の出演者やキャラクターのセリフをツイートしたり, 番組に対する自分の意見や感想をツイートしていることが多い. 後者の番組に対するツイートの中には, 視聴者の感情が多く含まれていることが考えられる. 東京工芸大学の調べ^{*1}によると, 大学生 1,000 人に「本音をさらせるソーシャルメディア」を尋ねたところ, Facebook が 19.2%, mixi が 19.5% に対して, Twitter は 37.2% と最も高いことがわかった. つまりは, 他のソーシャルメディアと

比べて Twitter は, ユーザの本音をさらす可能性が高いため, 実況ツイートではユーザ自身が感じたことを本音でツイートすることが多いと推測される. そこで本研究は, これら実況ツイートからユーザの感情を分析することを目的とする. 具体的には, テレビで放送されている映画の実況ツイートに着目し, 映画に対するツイートの感情を時系列毎に抽出し, 感情の変化の分析を行う. 映画の実況を対象とした理由は, 映画は起承転結がはっきりしているものが多く, 様々な場面が出てくるため, 感情の起伏が大きいと考え, 本研究では映画に着目する. 実際に, ツイートを見てみると, 「(^o^)」のような文字と記号で顔表情表現を表す顔文字や, 最近流行の新語, そして「やめてええええ!」といった同じ文字を繰り返して叫んでいるように表現しているもの(以下 Twitter 特有表現と呼ぶ)も存在する. これら顔文字や Twitter 特有表現文字はよりそのツイートの感情を示していると考えられる. そこで我々はまず, [2][3]において顔文字に着目して Twitter の感情分析を行い, 顔文字は顔文字のないツイートよりユーザの感情をより示していることを明らかにし, 顔文字による感情の重みを提案してきた. しかしながら実際のツイートでは, 顔文字だけでなく, Twitter 特有表現も感情を表している. そこで, 本論文では, この Twitter 特有表現に着目して, 映画の実況ツイートに対する感情分析を行う. 分析手順は以下の手順で行う.

(1) 既存の辞書を用いた実況ツイートの感情分析
感情分析をするにあたり, 2つの既存の辞書に注目し, これまでの感情分析手法で Tweet の感情分析がどれくらい出来るかを分析する. 具体的には, 熊本らが提

¹ 甲南大学大学院
Konan University Graduate School, Higashinada-ku
Okamoto 8-9-1, Kobe-shi Hyogo, 658-8501, Japan
² 千葉工業大学
Chiba Institute of Technology, Tsudanuma 2-17-1,
Narashino-shi Chiba, 275-0016, Japan
³ 甲南大学
Konan University, Higashinada-ku Okamoto 8-9-1, Kobe-shi
Hyogo, 658-8501, Japan
a) m1224008@konan-u.ac.jp
b) kumamoto@net.it-chiba.ac.jp
c) nadamoto@konan-u.ac.jp
^{*1} 東京工芸大学調べ. <http://bit.ly/1d521m0>

案する感情表現辞書 [13] と中村の提案する感情表現辞典 [6] 各々を用いて、Twitter 特有表現を考慮せずにツイートの分析を行った時の問題点を洗い出す。

(2) Twitter 特有表現の有無の感情分析

Twitter 特有表現のない場合とある場合における感情の違いを分析するために、ユーザ実験を行う。

以下、第 2 章では関連研究についてを、第 3 章では、既存辞書を用いたときの実際ツイートの感情分析についてを、第 4 章では、ツイートの特有表現である繰り返し表現を考慮に入れた感情分析についてを最後の第 5 章では、まとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

現在、感情表現を抽出する研究が行われている。その中で、感情表現を表す感情モデルが提案されており、多次元の感情モデルが提案されている。代表的な感情モデルとして、Plutchik[4] のモデルがある。人間の感情は「嫌悪⇄信頼」、「悲しみ⇄喜び」、「驚き⇄予測」、「恐れ⇄怒り」の 8 つの基本となる感情と分類され 4 次元のベクトルで表されている。また、中村 [6] は「喜、好、安、哀、厭、怖、怒、恥、昂、驚」の 10 次元のベクトルで表されており、熊本ら [13] は、「楽しい⇄悲しい」、「うれしい⇄怒り」、「面白い⇄つまらない」、「楽観的⇄悲観的」、「のどか⇄緊迫」、「驚き⇄ありふれた」の 6 次元のベクトルで表されている。このように様々な感情軸が存在するが、本研究では、中村の感情軸を用いる。

高岡ら [5] は中村 [6] の提案する 10 次元の感情軸から 6 次元の感情軸へ次元削減を行い、この 6 次元の感情軸を用いて、名言から感情を表す語 (感情語) を抽出している。そして、これら感情軸と感情語を用いて、ユーザ気分にあった名言を検索するシステムを提案している。本研究では映画の実際ツイートに注目し、そのツイートから感情を抽出する点が異なる。

徳久ら [7] は、ユーザの発話内容から感情を推定する手法を提案している。発話内容から感情を生起する要因の文を獲得する (この事態の集合を感情生起要因コーパスと呼ぶ)。感情モデルには、(嬉しい、楽しい、安心、恐れ、かなしい、残念、嫌、寂しい、心配、腹立たしい) と (neutral) の 11 種類の感情を用いている。

堀宮ら [8] は、Twitter の特徴である他者との会話機能を用いて、人間と人間に対する推測能力に着目し、ユーザへの発言に対する他者の反応であるリプライを利用して感情推定を行う手法を提案している。堀宮らは、Ekman が定義した (幸福、驚き、恐れ、悲しみ、怒り、嫌悪) の基本 6 感情を分類して、ユーザの感情を推定している。本研究では、人間と人間との発言から感情を提示するのではなく、映画の実際ツイートから、感情の提示を行う点が異なる。

水岡ら [9] は、同じ感情表現を持つメッセージは時間的

近傍に出現しやすいと考え、Twitter のログを利用して感情表現を収集する。感情表現の収集対象をあらかじめ決めておき、時間的に近いつぶやきに似た感情表現をしているものを判定する。感情表現には、(かっこいい、かわいい、泣ける、笑える) の 4 種類の感情を用いている。

浅井ら [10] は、マイクロブログ上で使われる突発的な感情の例である、「○○きたあああ」のような語尾の母音の繰り返しが発生する語を「叫喚フレーズ」と定義し、叫喚フレーズの調査と抽出手法の提案をし、評価を行っている。本研究では、浅井らが定義した叫喚フレーズを考慮した、ツイートの感情を抽出を行う。

山内ら [11] は、テレビ番組を見ながらツイートをし、他の視聴者と感情を共有する現象を利用し、番組関連のツイートを取得することで、ツイートした時間の番組シーンの視聴者の感情を推定している。感情推定の結果を利用し、シーンにおける視聴者の感情をグラフ化し、提示を行っている。

3. 既存辞書を用いたツイートの感情分析

我々は、「やめてえええ！」などの Twitter 特有表現がいかにかに感情表現を表しているのか明確にするために、まず、既存辞書を用いてツイート特有な表現を考慮しない時の感情を求め、その問題点を洗い出す。この時、熊本ら [13][14] の感情表現語辞書と中村 [6] の感情表現辞典を用いる。

3.1 感情表現語辞書を用いた感情分析

3.1.1 感情表現語辞書とは

熊本ら [13] は新聞記事データベースに現れる任意の単語とあらかじめ定義してある感情語群との (記事内) 共起関係を調べ、その結果に基づいて感情辞書 (各単語の記事印象への影響力を数値化したもの) を構築している。この感情表現辞書で用いている感情軸は熊本らが提案する 6 本の感情軸で、反義語関係にある 2 つの感情語から構成されており、「楽しい⇄悲しい」、「うれしい⇄怒り」、「面白い⇄つまらない」、「楽観的⇄悲観的」、「のどか⇄緊迫」、「驚き⇄ありふれた」の 6 本が提案されている [12]。これらの感情軸は、新聞記事を読んだ人々がその記事からどのような印象を受けるかをアンケート調査により調べた結果に基づいて提案されており、新聞記事の印象を定量的に捉えるための尺度 (スケール) となっている。この 6 本の感情軸のうち「楽しい⇄悲しい、うれしい⇄怒り、のどか⇄緊迫」の 3 本を扱い、辞書を構築している。 [13][14]

3.1.2 実験方法

ここで、熊本らが構築した感情辞書を用いて、映画の実際ツイートの感情の分析を行う。対象映画はテレビで放送された 5 つの映画「天空の城ラピュタ」、「るろうに剣心」、「猫の恩返し」、「耳をすませば」、「紅の豚」である。感情分析を行う実際ツイートはこれら各々の映画のテレビ放映

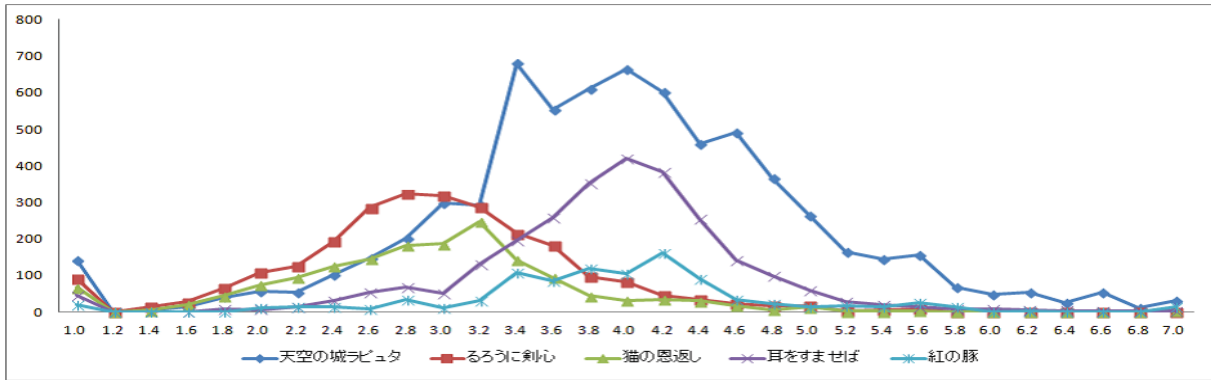


図 1 楽しい↔悲しいの軸の場合の感情値とその頻度

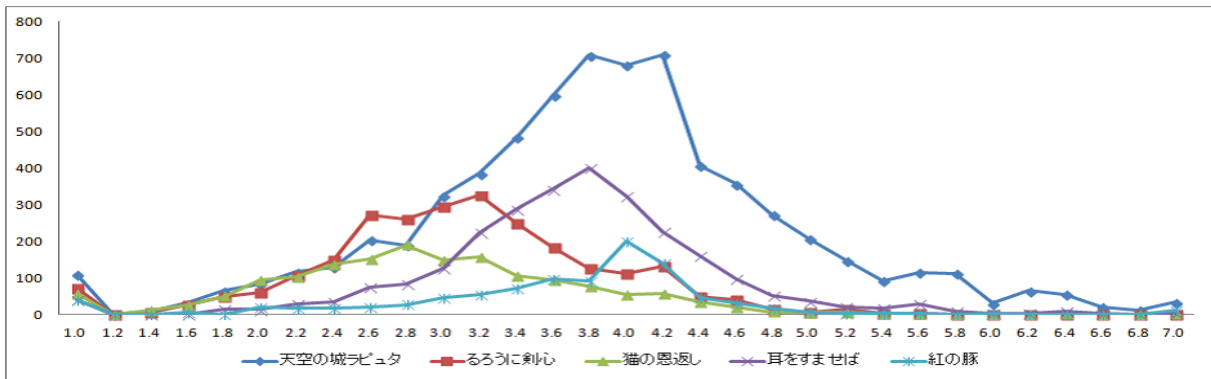


図 2 うれしい↔怒りの軸の場合の感情値とその頻度

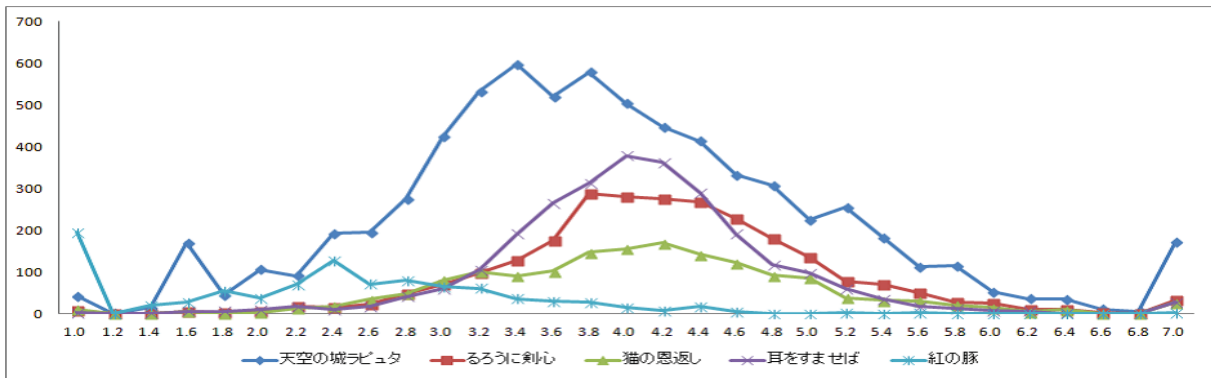


図 3 のどか↔緊迫の軸の場合の感情値とその頻度

時にこれら映画のハッシュタグをつけてツイートしているツイートを Twitter Search API を用いて収集したツイートである。各々の映画の実況ツイートの数を表 1 に示す。

表 1 実験で用いる映画とそのツイート数	
映画名	ツイート数
天空の城ラピュタ	8124
るろうに剣心	2616
猫の恩返し	1666
耳をすませば	2742
紅の豚	1084

これらツイートから感情を決定する手法は以下に示すように熊本らの提案する手法を用いる。

- (1) 収集したツイートからリプライ (@ユーザ名)・リツイート (RT) をしているツイートを削除。
- (2) のこりのツイートからハッシュタグ (#) と URL を削除。
- (3) 熊本ら [13] が構築した感情値算出プログラムを用いて、ツイートの感情値を求める。
- (4) (1) から (3) をすべてのツイートに対して行う。

3.1.3 実験結果とその考察

5 作品の実況ツイートによる実験で得られたそれぞれの感情軸に対する感情値の分布と頻度を求めたグラフを図 1, 図 2, 図 3 に示す。それぞれのグラフの横軸は、感情の値

表 2 感情表現辞典の感情とその一部の単語例

感情	単語	感情	単語
喜	楽しい, 面白い, 嬉しい, 笑い, 心が引かれる, 肩身が広い	怒	怒る, 腹ただしい, 憤怒, 腹立ち, 堪忍袋の緒が切れる, むっとする
哀	悲しい, 痛い, 孤独, 寂しい, じいんと来る, しゃくりなき	怖	怖い, 不安, 震える, 気味悪い, 気を飲まれる, 色を失う
恥	恥ずかしい, もじもじ, 照れる, ハニカム, 顔を隠す, 穴に入りたい	好	恋しい, 愛しい, 好き, 恋しい, 敬意を表する, 思い巡らす
厭	暗い, 憎い, 辛い, 不愉快, せせら笑う, 愛想をつかす	昂	苛立つ, 感動, 動揺, やきもき, 心が張り詰める, 体を固くする
安	のんびり, すっきり, 安らぎ, 弛緩, 気を鎮める, 打ち解けやすい	驚	ぼんやり, 歓喜, 慌てる, 思いがけない, 目を丸くする

を示しており, 1.0に近いほど, 感情軸における左の感情を示し, 7.0に近いほど, 右の感情を示す. 縦軸はツイート数を示す.

結果より, それぞれの感情軸を見ると, 3.0~5.0付近の値に密集していることが多く, 両端の値が少ないことがわかる. つまり, 感情値が顕著に表すデータが得ることができなかったことがわかった. また, グラフには示していないが, 1つのツイートに対して感情値が算出されなかったものが多数存在する. これは, そもそもツイート内に感情表現語辞書に収録されている単語が付与されていなかったためだと考えられる. しかし少数だが, 1.0や7.0付近の値が存在している. これは, 文字数の少ない実況ツイートが, 感情表現語辞書に収録されている単語1つのみを感情値として示されていると考えられる. つまり, 本研究で着目している映画の実況ツイートでは, 感情表現語辞書の感情軸では不十分であることがわかった.

3.2 感情表現辞典を用いた感情分析

3.2.1 感情表現辞典とは

中村の感情表現辞典 [6] は, 表 2 に示したように, 喜怒哀楽の微妙な心理を描いた用例から, 感情を「喜, 好, 安, 哀, 厭, 怖, 怒, 恥, 昂, 驚」の 10次元のベクトルに分類している. 多種多様な感情表現が収録されている. 本節では感情表現辞典を辞書データとして扱い, 映画の実況ツイートの感情の分析を行い, どれだけ対応が可能なのか検証を行う.

3.2.2 実験方法

データは 3.1 で用いたものと同じく, 5作品の映画の実況ツイートをを用いる. 実験手順を以下に示す.

- (1) 収集したツイートからリプライ (@ユーザ名)・リツイート (RT) をしているツイートを削除.
- (2) のこりのツイートからハッシュタグ (#) と URL を削除.
- (3) ツイートを形態素解析し, その形態素群の内, 感情表現辞典に含まれる形態素を感情値を求める単語とする.
- (4) (3) で求めた単語の出現頻度を一つのツイート内で求め, その出現頻度をその単語の示す感情軸の感情値とする.
- (5) (1) から (4) をすべてのツイートに対して行う.

表 3 感情表現辞典に収録されている単語で対応できた割合

映画名	対応できた割合
天空の城ラピュタ	10.7%
るろうに剣心	14.7%
猫の恩返し	10.4%
耳をすませば	13.3%
紅の豚	10.7%

表 4 実験結果から得られた一部の単語例

楽しむ	そわそわ	ショック	愛でる
可愛い	嫌う	鬱陶しい	むかつく
困る	にやにや	眺める	呆気ない

3.2.3 実験結果とその考察

実験の結果, 感情表現辞典に収録されている語句が含まれていたツイートは表 3 より, 5作品とも, 全体の実況ツイートの 20%以下であった. そしてツイート内に含まれた感情表現辞典に収録されている単語は, 5作品の全実況ツイートにおいて 284単語であった. 収録されている単語の一部を表 4 に示す. つまりは, 感情表現辞典に含まれる単語がツイート内にほとんど含まれなかったため, ツイートの感情値を求めることが困難であることがわかった. その理由として, 表 2 に示すように, 感情表現辞典には, 単語だけでなく, 複合語や文で感情を表現している語句が多数存在しているため, 形態素解析を行った際に, 該当されなかったためだと考えられる. さらにツイートは特有な表現を使うことが多く, 定型的な表現を使っているのが, 少ないことから, 感情辞書の対応が不十分であることが考えられる. そこで我々は, Twitter の特有な表現に着目して, 感情分析を行う.

4. ツイート特有のフレーズを考慮したツイートの感情分析

我々はこれまで, 既存辞書から実況ツイートの感情分析を行ってきた. その結果, ある程度, 感情を表現する語句を抽出することが可能だが, ツイートに対しては不十分だということがわかった. そこで, 本研究では, ツイート特

有のフレーズに着目し、ツイートの感情分析を行う

4.1 ツイート特有の繰り返し表現

以前我々の研究では、ツイート特有の表現1つである顔文字に着目して感情の分析を行った。しかし顔文字だけでは、ツイートの感情を分析するには不十分であることがわかった。そこで本論文では、もう1つの特徴である繰り返し表現を用いている Twitter 特有表現を考慮に入れて感情の分析を行う。ここでいう繰り返し表現は浅井ら [10] が提案した「叫喚フレーズ」のことであり、「きたああああ!」のように崩れた表記をして、母音を繰り返す表現である。繰り返し表現の定義は、同じ母音が3つ以上付加されており、大文字・小文字を区別しないものとしている。ツイートの感情分析において、崩れた表記に対応することは不可欠であるため、本研究では繰り返し表現を考慮した感情分析を行う。

4.2 実験方法

ここで、繰り返し表現が使われることで、どのように感情の変化があるのか分析するため、ユーザ実験を行った。データセットは、実験1, 2で用いた映画の実況ツイートの中から、母音が3つ以上繰り返しており、「!」が付与されているツイートを無作為に50抽出し、それを実験データとし、ユーザ実験を行った。被験者は20代男性11名である。以下に実験手順を示す。

- (1) 抽出した50のツイートから繰り返し部分と「!」を含むツイート特有単語を削除したツイートをユーザに見せ、感情表現辞典の10軸の感情の中からそのツイートの感情に適した感情軸を最大3軸選んでもらい、選択した感情軸に対して10点満点にて評価してもらった。
- (2) (1)と同じツイートからツイート特有の単語を削除せず、ツイートそのままをユーザに見せ、(1)と同様の評価をしてもらった。

4.3 実験結果とその考察

以下の式を用いて、ユーザ実験を評価をする。

$$TW_{i,j} = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h \frac{(R - NR)}{10} \quad (1)$$

$TW_{i,j}$ はある感情軸 i におけるあるツイート j の評価値を示す。 h は被験者の人数を示し、 R はある被験者がいるツイート j における Twitter 特有表現がある場合の、ある感情軸 i におけるそのツイートを評価した点数を示し、 NR は同じ被験者がいるツイート j における Twitter 特有表現がない場合の、ある感情軸 i におけるそのツイートを評価した点数を示す。ここで、 $TW_{i,j}$ が正の場合、Twitter 特有表現はそのツイート j の感情をより強めているといい、 $TW_{i,j}$ が負の場合、その Twitter 特有表現はそのツイート

表5 繰り返しによって感情の変化があったときのツイートの割合

感情	感情(強)	感情(弱)	感情変化なし
喜	67%	2%	31%
哀	35%	10%	55%
怒	27%	2%	71%
怖	29%	10%	61%
好	80%	2%	18%
厭	33%	14%	53%
昂	100%	0%	0%
驚	84%	4%	12%
安	8%	41%	51%
恥	14%	0%	86%

j の感情を弱めているという。そして、すべての Twitter 各々について、すべての感情軸(10軸)における $TW_{i,j}$ を求め、感情軸毎にその総和を求める。そして各々の軸において、感情が強くなったときのツイートと、弱くなったときのツイートの割合、変化なしの時の割合を表5に示す。表の結果より、「昂」、「驚」、「好」、「喜」の4つの感情は、繰り返し表現を用いることで、感情が強まったことがわかる。例えば、「かけええええ!」というように繰り返し表現を用いることで気持ちが高揚していることを表現するために、使われることが多いためだと考えられる。また、「怒」の感情は例えば、「動けってんだよお」から「動けってんだよおおお!」というように、繰り返し表現と「!」の付与によって、文の感情を強調している作用があると思われる。それに対して、「安」の感情は、繰り返し表現を用いることで、感情が弱まったことがわかる。例えば、「ありがとお」から「ありがとおおおお!」のように、「安」の感情が、繰り返し表現を用いたことにより、安の感情が弱めてしまったと考えられる。

次に実験結果に個人差があるのかどうかを分析するために、感情があるツイートに対して、ユーザが選んだ人数を求めたものを表6に示す。11人中7人以上いた場合を多数数と判別し、2人以下の場合を少数数と判別した。表6の結果より、「喜」、「昂」の場合70%以上が、1つのツイートに対して、多数数が感情有りとして判別している。これはこの2つの感情におけるツイートが、Twitter 特有表現があることで感情値が強くなるということが明確であると考えられる。少数数で一番大きかった88.9%の「恥」の感情は、そもそも、「恥」を示すツイートが少なかったことから、このような結果と考えられる。

5. まとめと今後の課題

本研究では、実況ツイートにおける感情分析の研究とし

表 6 感情があると選んだツイート毎の人数の割合

感情	7人以上	3人～6人	2人以下
喜	72.9%	14.3%	12.9%
哀	45.5%	27.2%	27.3%
怒	23.5%	20.6%	55.9%
怖	27.0%	29.7%	43.2%
好	49.4%	31.6%	19.0%
厭	20.8%	37.5%	41.2%
昂	71.42%	24.5%	4.08%
驚	20.5%	31.3%	48.2%
安	4.3%	26.1%	69.6%
恥	0%	11.1%	88.9%

て、ツイートをテレビで放送された映画の実況ツイートに絞り、その感情分析を行った。具体的には、(1) 既存の辞書を用いた感情分析と(2) Twitter 特有表現に着目したユーザ実験による感情分析を行った。

その結果、既存の辞書を用いたツイートの感情分析では、十分に感情分析が行えないことが判明した。これは Twitter 特有表現がツイートには含まれている為であると考えられる。また、Twitter 特有表現を用いたユーザ実験からは、「昂」、「驚」、「好」、「喜」の4つの感情は、Twitter 特有表現を用いることで、感情が強まったことがわかった。それに対して、「安」の感情は、Twitter 特有表現を用いることで、感情が弱まったことがわかった。今後の課題として、Twitter 特有表現の定量化とツイートに多く存在する未定義語の対策、実況ツイートに特化した感情語辞書の構築を行い、実況ツイートにおける感情の変化等の分析を行ってゆく。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 24500134 の助成によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

[1] Twitter, <http://twitter.com/>
 [2] 若井祐樹, 田中美羽, 熊本忠彦, 灘本明代, 顔文字を考慮したニュースに対するツイートの感情抽出手法の提案, 第5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 Forum 2013), D9-5, 2013.
 [3] 若井祐樹, 熊本忠彦, 灘本明代, ツイートの感情抽出の顔文字の役割分類, 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.
 [4] R.Plutchik. The nature of emotions. *American Scientist*, Vol.89, pp. 344-355, 2011.
 [5] 高岡幸一, 灘本明代. 名言のための多次元感情ベクトルの生成, 第4回 Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB2011), 9 pages, 2011年11月.
 [6] 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993.
 [7] 徳久良子, 乾健太郎, 松本裕治. Web から獲得した感情

生起要因コーパスに基づく感情推定, 情報処理学会論文誌, Vol.50, pp. 1365-1374, 2009.
 [8] 堀宮ありさ, 坂野遼平, 佐藤晴彦, 小山聡, 栗原正二, 沼澤政信. Twitter における発話者のリプライを用いたユーザの感情推定手法, 第4回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2012.
 [9] 水岡良彰, 鈴木優. マイクロブログを用いた感情表現収集, 情報科学技術フォーラム, FIT 2011, pp. 291-294, 2011.
 [10] 浅井洋樹, 秋岡明香, 山名早人. きたあああああああああああああ!!!!!! 11: マイクロブログを用いたことにより教師なし叫喚フレーズ抽出, 第5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 Forum 2013), A4-4, 2013.
 [11] 山内崇資, 中野有紀子. Twitter の感情分析に基づく TV 番組シーン探索システム, 第26回人工知能学会全国大会, IC-R-5-3, 2012.
 [12] T.Kumamoto. Design of Impression Scales for Assessing Impressions of News Articles, Lecture Notes in Computer Science, LNCS6193, Springer, pp. 285-295, *In International Workshop on Social Networks and Social Media Mining on the Web (SNSMW '10)*, 2010.
 [13] 熊本忠彦, 河合由起子, 田中克己. 新聞記事を対象とするテキスト印象マイニング手法の設計と評価, 電子情報通信学会論文誌, No.3, pp. 540-548, 2011.
 [14] 熊本忠彦, 河合由起子, 張建偉. 複数の印象辞書を相互利用する印象マイニング手法の提案, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.24, No.5, pp. 1047-1062, 2012.