

ツイートの感情推定に基づく 対になる感情を誘発する行動の推薦手法

村石 将嗣[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学情報学部 〒163-8777 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: tj112109@ns.kogakuin.ac.jp, †kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし マイクロブログである Twitter では、数多くのユーザが日々のできごとや、感じたことを投稿している。一度に投稿（ツイート）できるのは 140 文字までであり、簡潔な文章でツイートしなくてはならない。このような短い文章では、ユーザの感情が素直に表れやすいという特徴がある。本研究ではその特徴を活かし、ネガティブな感情を抱いているユーザに対し、それを解消できるようなポジティブな感情を誘発する行動を推薦する手法を提案する。まず、感情辞書を用いてツイート中からユーザの感情を抽出する。次に、抽出した感情と「対になる感情」を決定する。そして「対になる感情」を誘発する行動を推薦する。本稿では、提案手法にしたがってプロトタイプシステムを作成し、感情推定の精度や、推薦された行動が「対になる感情」を誘発するかを被験者を用いて評価する。

キーワード 感情推定, 感情語, Twitter, 行動推薦

1. はじめに

近年、情報化社会は著しい成長を遂げ、スマートフォンの登場によりインターネットはいつでも、どこでも触れることのできる身近な存在となっている。さらにインターネットの普及により、コンピュータを介してコミュニケーションを取る (CMC: Computer Mediated Communication) 機会が飛躍的に増加した。特にスマートフォンでの CMC においては、時空間的制約はほぼ無いに等しいことも手伝い、人々は身近なコミュニケーションツールとして、SNS (Social Networking Service) に高い頻度で触れている。そこでは数多くのユーザが、みんなに伝えたいことや感じたことなどを、主にテキストで自由に投稿したり、または会話したりしている。

Twitter は、知らないユーザとも気軽に繋がることができる。現実での友人と、ネット上での友人でアカウントを分けて運用しているユーザも多く存在する。ネット上の友人と繋がるためのアカウントでは、現実とは別の、ネット上だけの人格を作り出しているユーザもいる。そのような事実も手伝い、Twitter 上では、攻撃的、またはネガティブなツイート（負の感情ツイート）が散在している。しかし、攻撃的、またはネガティブなツイートをすると、心疾患のリスクが高まるという意見がある^(注1)。また、攻撃的、またはネガティブなツイートの回数が多いユーザは、他のユーザから見た場合、「あまりフォローしたくない」という意見も多数ある^(注2)。このようなことから、負の感情ツイートの回数が多いユーザは、他のユーザから見たとき、あまり好ましくないユーザとみなされるということがわかる。負の感情ツイートの回数が多いユーザは、負の感情を抱いているときにツイートをしていると推定できる。その感情を解

消できれば、ネガティブなツイートの減少が期待できると考えられる。

また Twitter では、テキストの長さは 140 文字以内という制限がついたものとなっており、ユーザはこの制限に則ってツイートをしなければならない。このような短い文章の場合、ツイート内容は簡潔で伝わりやすいものでなければならぬため、ユーザの感情がその文章内に素直に表れやすいという特徴がある。

そこで本研究では、ツイートには感情が表れやすいという特徴に着目し、図 1 に示すように、ツイートの感情を推定し、その感情がネガティブ側のものであった場合、ポジティブ側の感情を誘発できるような行動を推薦する手法を提案する。

以下、2 節にてテキストに対しての感情に関する関連研究について述べる。3 節では、感情を推定するために使用する感情辞書 [1] [2] について、例も含めて紹介する。4 節では、提案手法とそれを用いたプロトタイプシステムについて、5 節ではシステムを実際に使用した際の出力例を図を用いて説明する。6 節では提案手法に対する (1) 感情推定の精度 (2) 選定された行動の適切さの 2 つの項目についての評価実験と、その結果と考察について記載する。7 節では、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

Yahoo!Japan が提供している、Yahoo!リアルタイム検索 [3] 内で参照できる機能に、Yahoo!つぶやき感情分析がある。検索窓にキーワードとしてクエリを入力すると、そのクエリが含まれるツイートなどを検索・表示し、そのキーワードが含まれる話題についてユーザがどのような感情を抱いているかをネガティブ・ポジティブの 2 極で表現したものである。武田ら [4] による研究では、感情の起伏の大きさをを用いて、相手に伝えたい体験を素早く見つけるためのインタフェースが提案されてい

(注1) : <http://healthpress.jp/2015/03/twitter.html>

(注2) : http://ranking.goo.ne.jp/ranking/category/092/O7_nol4YPLr6/

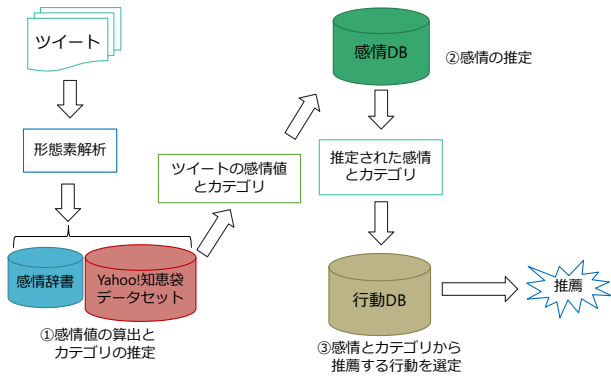


図1 概念図

る。江村ら [5] による研究では、ユーザが Twitter でツイートした文章から感情、コミュニケーション、動作のタイプを推定し、それに適した顔文字を推薦するという手法が提案されている。吉田ら [6] による研究では、そのツイートに適した顔文字を推薦するため、ツイートから感情を推定し、その顔文字がどんな感情の時に使われているかをまとめた顔文字データベースの構築を行っている。杉本ら [7] による研究では、推薦に適した感情推定の方法を、口コミから感情を抽出する場合において検討している。武富ら [8] の研究では、Twitter は短い文章であることからユーザの感情が素直に表れやすいという特徴に着目し、ツイートから感情を推定し、そのツイートをしたユーザがどのような特徴を持っているかで分類する手法を提案している。村上ら [9] による研究では、Yahoo!リアルタイム検索 [3] のように感情をネガティブ・ポジティブの2極で可視化するアプリケーションの開発について研究されている。奥村ら [10] による研究では、ツイートに対して、文章とそれに含まれる顔文字という2つの方向から感情を推定している。

これらの研究などでは、ツイートからの感情推定、及び推定した感情からの推薦手法について述べられている。本研究では、ツイートからの感情推定にとどまらず、他の感情を誘発するような行動を推薦することを目的としている点で異なる。また、感情推定部分に関しては、従来手法を組み合わせることで精度を向上させることが可能であると考えている。

3. 感情辞書

感情辞書 [1] [2] とは、「ある感情を有する単語はその感情を表現する感情語群と共起しやすく、逆の感情を表現する感情語群とは共起しにくい」という仮定のもと、新聞記事データを用いて、ある単語と対比的な感情を有する3つの感情語群との共起の仕方を調べ数値化したものを、その単語の感情値として辞書として登録したものである。辞書に登録されている単語の例を表1に示す。このように、各単語には3つの感情値が設定されており、それぞれ別の感情を表す感情軸が用いられている。軸はそれぞれ、1軸(楽しい - 悲しい)、2軸(うれしい - 怒り)、3軸(のどか - 緊迫)となっている。感情値は0~1の範囲となっており、1に近いほどポジティブ側(楽しい, うれしい, のどか)、0に近いほどネガティブ側(悲しい, 怒り, 緊迫)に

表1 感情辞書

単語	楽しい - 悲しい	うれしい - 怒り	のどか - 緊迫
リラックス	0.91	0.59	0.55
安らぎ	0.37	0.70	0.68
怒り	0.06	0.04	0.18
怖い	0.32	0.35	0.29
悲しい	0.01	0.47	0.51
楽しい	0.98	0.79	0.70
落ち込み	0.53	0.59	0.14
高揚	0.43	0.40	0.68

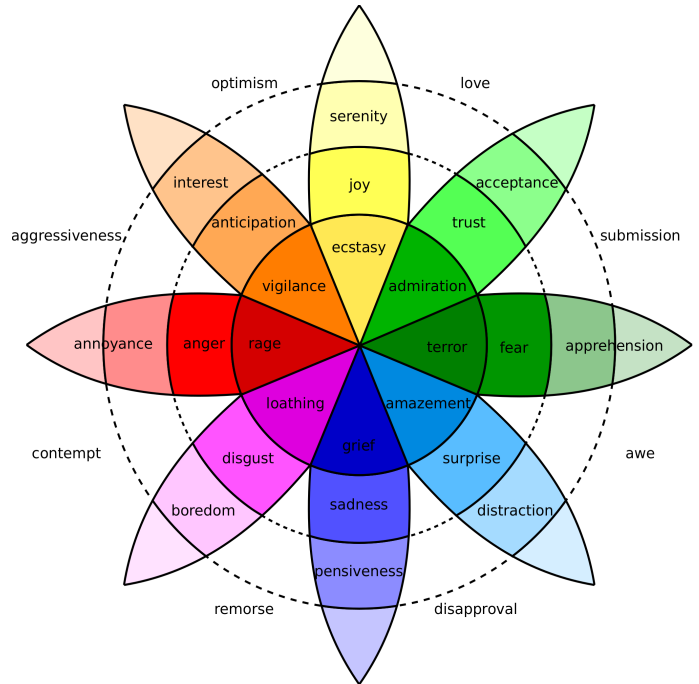


図2 Plutchikの感情の輪

寄っていることを表す。

4. 提案手法

4.1 感情の選定

Plutchikの感情の輪(図2)^(注3)をもとに、Twitterに表れやすいネガティブな感情を列挙し、大別するとそれが「自責(remorse)」、「悲しみ(sadness)」、「不安(fear)」、「怒り(anger)」の4つであると推定し、ネガティブ側の感情語を決定した。この4つの感情を感情辞書[1][2]を用いて該当する(またはそれに近い)感情語に置き換えたところ、それぞれ「落ち込み」、「悲しい」、「怖い」、「怒り」となった。さらに、感情辞書[1][2]を用いて、感情値が対極にある(またはそれに近い値を取る)感情を抽出し、それを対になる感情と決定した。図3に対になる感情を示す。軸として対になる感情を用意することによって、推定された感情がネガティブ側かポジティブ側か判別することができる。

4.2 感情の推定

ツイートから感情を推定するためには、まず文章に含まれて

(注3) : <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Plutchik-wheel.svg>

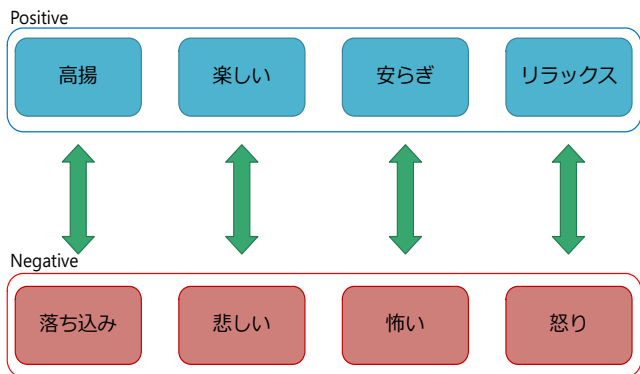


図 3 感情の 4 軸



図 4 プロトタイプシステム

いる言葉にどんな感情が含まれているかを推定する必要がある。そのために、形態素解析エンジン Mecab [11] を用いて、形態素に分解し、各形態素に対して感情辞書 [1] [2] を用いて、感情値を算出する。次に、求めた各形態素の感情値を平均して、そのツイート全体の感情値とする。ツイート全体の感情値と、予め設定した 4 軸の感情との距離をユークリッド距離を用いて計算し、それを類似度とする。そして、類似度が一番高いものをそのツイートの感情であると推定する。

4.3 行動データベースを用いた行動推薦

本研究では、ネガティブ側の感情に対してポジティブ側の感情を誘発するために行動を推薦するが、その推薦については、予め構築したデータベースを基に行う。これは、Yahoo 知恵袋データ第 2 版^(注4)に含まれる質問の中から、質問文中に「落ち込み」、「悲しい」、「怖い」、「怒り」、「高揚」、「楽しい」、「安らぎ」、「リラックス」を含む質問を抽出し、それぞれに対する回答の中から行動を表す記述を抽出し、データベース化したものである。このデータベースは、感情の 4 軸の各感情について Yahoo! 知恵袋の質問文カテゴリ別に構築した。行動を抽出するアルゴリズムは、Mine らの手法 [12] を応用した。Mine らの手法では、Yahoo 知恵袋に投稿された質問に対する回答文から、「を」を含む文節を抽出し、「を」の文節に係っている名詞を含む文節と、「を」の文節に係っている動詞を含む文節を探しだし、「名詞+

を+動詞」となるものを取り出すというものである。

本研究では、まず回答の文中に「を」が含まれるものを探し、見つけたら係り受け解析エンジン Cabocha [13] を用いて、回答文に係り受け解析する。係り受け解析の結果から、次に「を」を含む文節を探しだし、その文節から文章の先頭方向へ向かって遡っていき、係っている名詞を含む文節を見つけ、連結する。その後係り先の動詞を含む文節を見つけ、「を」を含む文節と連結し、行動として取り出す。

4.4 推薦する行動の選定

推定した感情がネガティブ側のものである場合のみ、入力された文章のカテゴリを推定し、行動データベースを用いて推薦する行動を選定する。カテゴリ推定は、Yahoo! 知恵袋データ第 2 版に含まれる質問文の中から、入力された文章に含まれる形態素を含むものを列挙する。その中で最も多く含まれる「質問文のカテゴリ」を抽出し、それを入力された文章のカテゴリとして推定する。行動に関しては、前節で抽出した行動を、スコアリング・ランキングしたものを使用する。スコアリングには、1 つの行動中に含まれる各形態素について、抽出された全行動の形態素中における出現頻度を用いる。その出現頻度を対数化して差をなくし、行動の文字数で割ったものを行動のスコアとする。以下がスコアの算出に用いる式となる。

$$Score(a_i) = \frac{\log(freq(m_i))}{Length(a_i)} \quad (1)$$

a_i は行動、 m_i は形態素、 $freq(m_i)$ は形態素の出現頻度、 $Length(a_i)$ は行動の文字数である。その後スコアが降順となるようにランキングし、上位 10 件に対しルーレット選択方式を用いて、1 つの行動を決定し、それを推薦する。ルーレット選択方式では、上位 10 個のスコアの合計値を分母、その行動のスコアを分子とした確率を用いて選定する。

5. プロトタイプシステム

作成したプロトタイプシステムに、インプットとしてツイートに見立てた文章を入力した場合の出力例を図 4 に示す。以下では、システムについて入力部と出力部の 2 つについて説明する。

5.1 入力部

このシステムでは、インプットは画面上部のテキスト入力欄に入力する。また、改行、スペースについては、感情値に影響しないので自由に入力できる。テキスト入力欄に文章を入力し、画面中央にあるボタンを押すと、感情推定並びに行動推薦を開始する。

5.2 出力部

出力部は、感情推定部と行動推薦部で構成される。感情推定部では、入力された文章を形態素解析エンジン Mecab [11] を用いて形態素解析し、各形態素について感情辞書 [1] [2] を用いて感情値を検索した結果が上部に表示されている。その下には、各形態素の平均をとり文章全体の感情値としたものが、3 軸上でそれぞれどのような値をとったかが表示されている。さらにその下には、文章全体の感情値との類似度によって推定された、感情の 4 軸内での感情が示されている。その感情についての感

(注4) : http://www.nii.ac.jp/dsc/idr/yahoo/chiebk2/Y_chiebukuro.html

情値も示されている。行動推薦部には、行動データベースを用いて、推定された感情に対して選定された行動が示されている。またその行動は、定型文内に組み込まれ表示される。

6. 評価実験

提案手法に対し、以下の2点について評価をするために実験を行った。

(1) 感情推定の精度 (評価項目数 24)

(2) 選定された行動の適切さ (評価項目数 348)

被験者は、クラウドソーシングサイトである CrowdWorks (クラウドワークス)^(注5) によって集めた述べ 80 人である。一つの評価項目につき 10 人が回答した。被験者の回答を正解として、評価を行う。それぞれの実験について、以下に詳細を示す。

6.1 感情推定の精度

まず、Twitter から感情を含むと考えられる 24 個のツイートを選出した。被験者は、それぞれのツイートに対して「落ち込み」、「悲しい」、「怖い」、「怒り」、「高揚」、「楽しい」、「安らぎ」、「リラックス」の中でどの感情に当てはまる (または一番近い) と感じるかについて回答した。被験者の回答のうち最多であった回答を正解として用いる。正解と、提案手法によって推定された感情を比較し、システムの感情推定の精度について評価した。結果について表 2 に示す。

結果より、感情推定の精度は約 20.83 %、正解に対して推定された感情の類似度における平均順位は 4.08 位であった。この原因について、感情辞書 [1] [2] は、ツイートのような短文を想定して作られたものではなく、新聞記事に対して作成されたものであり、辞書に登録されていない形態素が多数登場したためであると推定できる。例えば、表 2 の No.9 「お土産は？って言われると腹立つ」の場合、文章内の感情を最もよく表していると考えられる「腹立つ」が登録されていなかった。これについては、Twitter におけるツイートなどの短文に対して作られた感情辞書を新たに作成し、使用することで精度の向上が期待できると考えている。仮に、先の条件に当てはまるツイートを除いた場合、感情推定の精度は約 26.31%、正解に対して推定された感情の類似度における平均順位は 2.94 位となる。

6.2 選定された行動の適切さ

行動データベースに登録されている行動の中から、各感情 10 カテゴリーのスコア上位 5 件 (5 件に満たない場合は最大数) を抽出した。使用した 10 カテゴリーは、「友人」、「恋愛相談、人間関係の悩み」、「健康、病気、病院」、「マナー」、「メンタルヘルス」、「音楽」、「消費者問題」、「就職、転職」、「スポーツ」、「ストレス」である。被験者は、それぞれのネガティブな感情について、「示された行動によってネガティブな感情は解消できそうか」について回答した。被験者の回答を正解とし、「スコア上位の行動について、 n 人以上の被験者が『解消できる』と回答した割合」を行動適合率として算出した。各感情各カテゴリについて、手法 (ネガティブ/ポジティブ/ネガポジ) における行動別に、「選定された行動が、示されたカテゴリにおいて、ネガティブな感

情の解消に対して適切であるか」について評価を行った。その結果を表 3、表 4、表 5 に示す。表中の「ネガティブ」は、ネガティブな感情を質問文に含むもののみで構築した行動データベースによる結果である。また、「ポジティブ」についても同様であり、「ネガポジ」は前述の両感情について構築した行動データベースによる結果である。

表 3 より、感情による特徴的な差はなく、全体的に n が増加するほど行動適合率が低くなっている。表 4 より、「健康、病気、病院」、「マナー」、「消費者問題」に関しては、ポジティブ側の行動適合率が低くなっていることから、ネガティブ側のみ、または両側で抽出された行動を推薦すればよいことがわかる。「スポーツ」、「ストレス」ではポジティブ側の行動適合率が高いことから、この 2 カテゴリーに対してはポジティブ側のみで抽出された行動を推薦すればよいことがわかる。表 5 より、「悲しい：恋愛相談、人間関係の悩み」や「怒り：ストレス」のように、各感情各カテゴリの 1 つずつについて、ネガティブ側のみで選定された行動の結果が良いものや、ポジティブ側のみで選定された行動の結果が良いものなど、ばらつきがある。また、「悲しい：音楽」のように、「感情とカテゴリ」によってネガティブ側から抽出した行動数とポジティブ側から抽出した行動数に偏りがあり、行動数が多い方の行動のスコアが全体的に高くなるため、両方を使っても「ネガポジ」の行動がどちらかの結果と全く同じになるか、もしくはほぼ同じになる傾向がみられた。ここで、結果が良くない手法については、抽出された行動に日本語として意味の通らないものが多数含まれていたことが原因で、被験者が選ばなかったということがあげられる。例えば、「特をする」や「心をできる」などがあげられる。これについては、行動抽出のアルゴリズムを改良することにより、意味の通った「解消できる」行動を抽出できると考えている。

7. おわりに

本研究では、Twitter におけるツイートのような短い文章には書き手の感情が表れやすいという特徴に着目し、ツイートの感情を推定し、ネガティブな感情の場合にその対になる感情を誘発する行動を推薦する手法を提案した。また、ツイートに対して形態素解析エンジン Mecab [11] と感情辞書 [1] [2] を用いて感情を推定し、Yahoo 知恵袋データ (第 2 版) を基に構築された行動データベースを用いて行動を選定し、推薦するプロトタイプシステムを作成した。

今後の課題として、感情推定の精度と推薦される行動の適切さの向上に取り組む予定である。感情推定の精度について、3 点述べる。1 つ目は、感情値の算出法について。現在では各形態素の平均値をツイートの感情値としているため、例えば「(弱いネガティブな形態素) (弱いネガティブな形態素) (強いポジティブな形態素) (弱いネガティブな形態素)」のようなツイートがあった場合に、強いポジティブな形態素の影響によって推定される感情がポジティブ側になってしまい、正しく感情の推定が行えないという問題がある。これに関して、ツイート内でネガティブまたはポジティブな形態素が占める割合や、それを用いた重みなどのスコアを用いることで精度改善が期待できる。

(注5) : <https://crowdworks.jp/>

表 2 感情推定の精度に関する評価実験の結果

No.	ツイート	最多回答	提案手法による による最上位	提案手法による 最多回答の順位
1	近所の車屋アニソン流れまくってて面白い	楽しい	高揚	6
2	くっそ眠い	落ち込み	リラックス	2
3	胃が苦しい	落ち込み	怖い	2
4	ストレスと夜勤生活と食生活すべてがダメダメですね…	落ち込み	怖い	2
5	申し訳ない気持ちになってます	落ち込み	怖い	2
6	1人でラーメン屋きたぁ！緊張する	高揚	高揚	1
7	くっそ頭いてえ	怒り	安らぎ	8
8	散歩なう できたてたい焼きうまい	楽しい	リラックス	4
9	お土産は？って言われると腹立つ	怒り	高揚	8
10	悲しいなあ	悲しい	悲しい	1
11	冗談はさておき、早く教えてくれ	怒り	高揚	8
12	なんかミュートしてもゴキブリのように通知欄にいるこいつ何なの	怒り	怖い	4
13	今日も天気がいいね～	リラックス	安らぎ	3
14	走って吐きそうになった	落ち込み	落ち込み	1
15	なんでこんな日に限って充電ケーブル持ってきてねえんだよポケ…	悲しい	リラックス	7
16	ディズニーシーでプロポーズされた話聞いて、ものすごいほっこりした日だったぞ	安らぎ	高揚	2
17	発表スライド枚数増えすぎてクソ	怒り	落ち込み	8
18	とりあえず(煽って) すいませんでした	落ち込み	怖い	3
19	完全にやる気が無くなった	落ち込み	リラックス	7
20	矛盾な自分が最高にムカつく	怒り	落ち込み	7
21	ふおおおおおおおおお!!!!!! ドミネーターかっこいいいいいいいい!!!!!!	高揚	高揚	1
22	「謎の深海生物」に惹かれて覗いてみたら、思った以上に謎だった件。 ごめん帰って！名前も見た目もコワすぎ！	怖い	高揚	2
23	絶対誰か確実におならした!! くっさ!!! 腹立つわー	怒り	高揚	8
24	向かいからすごく綺麗なお母さんが幼稚園男児の手を引いて歩いてきて、 すれ違うときにパッと幼稚園男児の顔を見たらお母さんとはまた 違う顔の整い方をしたかっこかわいい子で、うわ～～～ママはもちろん パパもイケメンかよ～～～と羨ましい気持ちになった	高揚	高揚	1
		一致率：約 20.83%		平均 4.08 位

表 3 行動適合率：感情ごとの平均

感情	手法	n = 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
怒り	ネガティブ	0.68	0.44	0.36	0.26	0.18	0.10	0.04	0.04	0.02	0
	ポジティブ	0.62	0.49	0.36	0.29	0.22	0.20	0.13	0.07	0	0
	ネガポジ	0.70	0.50	0.43	0.32	0.23	0.14	0.05	0.03	0	0
悲しい	ネガティブ	0.73	0.59	0.44	0.23	0.19	0.14	0.04	0	0	0
	ポジティブ	0.68	0.56	0.42	0.23	0.11	0.07	0.04	0.02	0	0
	ネガポジ	0.72	0.61	0.47	0.27	0.16	0.10	0.02	0.02	0	0
怖い	ネガティブ	0.66	0.54	0.38	0.20	0.16	0.08	0	0	0	0
	ポジティブ	0.64	0.57	0.44	0.41	0.21	0.12	0.04	0.02	0	0
	ネガポジ	0.69	0.60	0.47	0.29	0.27	0.10	0	0	0	0
落ち込み	ネガティブ	0.70	0.54	0.39	0.25	0.23	0.15	0.11	0.07	0.02	0
	ポジティブ	0.65	0.39	0.33	0.21	0.17	0.12	0.04	0.04	0	0
	ネガポジ	0.71	0.51	0.38	0.25	0.22	0.13	0.08	0.05	0	0

2つ目は、抽出した形態素について、文章から抽出された形態素の中に、感情辞書[1][2]にはないものが含まれている場合があり、それが端的な感情を表しているとき、感情の推定がうまくできないという問題がある。これは、感情辞書[1][2]が新聞記事を基にして作られたものであり、ツイートのような短文を想定して作られたものではないということが原因として挙げ

られる。これに関しては、Twitterでの特有な表現などを追加した、ツイートなど短文的な感情辞書を構築することにより改善できると考えている。3つ目は、推定結果について、実際に推定された感情が間違っていた場合に正解を教えることで、形態素に対する機械学習を行い、精度を向上させることが可能なのではないかと考えている。また、別の辞書など、従来手法と

表 4 行動適合率：カテゴリごとの平均

カテゴリ	手法	n = 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
友人	ネガティブ	0.6	0.60	0.45	0.30	0.20	0.10	0.05	0	0	0
	ポジティブ	0.58	0.43	0.23	0.16	0.05	0.05	0.05	0.05	0	0
	ネガポジ	0.60	0.60	0.45	0.30	0.15	0.05	0	0	0	0
恋愛相談，人間関係の悩み	ネガティブ	0.70	0.35	0.25	0.15	0.15	0.10	0.05	0	0	0
	ポジティブ	0.65	0.45	0.30	0.15	0.05	0.05	0.05	0	0	0
	ネガポジ	0.65	0.35	0.20	0.10	0.10	0.05	0	0	0	0
健康，病気，病院	ネガティブ	0.65	0.65	0.40	0.15	0.15	0.10	0.05	0.05	0.05	0
	ポジティブ	0.47	0.47	0.27	0.13	0.07	0.07	0	0	0	0
	ネガポジ	0.73	0.67	0.47	0.13	0.07	0.07	0	0	0	0
マナー	ネガティブ	0.73	0.6	0.53	0.40	0.33	0.13	0.07	0	0	0
	ポジティブ	0.47	0.33	0.20	0.07	0.07	0	0	0	0	0
	ネガポジ	0.70	0.50	0.50	0.50	0.40	0.10	0	0	0	0
メンタルヘルス	ネガティブ	0.70	0.60	0.45	0.20	0.15	0.05	0	0	0	0
	ポジティブ	0.79	0.53	0.43	0.26	0.15	0.05	0	0	0	0
	ネガポジ	0.70	0.60	0.45	0.25	0.15	0.05	0	0	0	0
音楽	ネガティブ	0.64	0.54	0.41	0.26	0.26	0.20	0.13	0.13	0	0
	ポジティブ	0.72	0.62	0.52	0.47	0.38	0.22	0.05	0.05	0	0
	ネガポジ	0.81	0.81	0.67	0.58	0.52	0.29	0.15	0.15	0	0
消費者問題	ネガティブ	0.80	0.60	0.35	0.25	0.25	0.20	0.1	0.1	0.05	0
	ポジティブ	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0	0	0	0
	ネガポジ	0.78	0.58	0.35	0.25	0.25	0.13	0	0	0	0
就職・転職	ネガティブ	0.95	0.55	0.40	0.30	0.20	0.10	0	0	0	0
	ポジティブ	0.60	0.45	0.45	0.35	0.05	0.05	0.05	0	0	0
	ネガポジ	0.95	0.6	0.5	0.35	0.25	0.15	0.05	0	0	0
スポーツ	ネガティブ	0.55	0.30	0.20	0.15	0.10	0.10	0	0	0	0
	ポジティブ	0.80	0.73	0.67	0.47	0.47	0.29	0.18	0.18	0	0
	ネガポジ	0.53	0.33	0.27	0.20	0.20	0.20	0.07	0.07	0	0
ストレス	ネガティブ	0.60	0.50	0.50	0.25	0.15	0.10	0.05	0	0	0
	ポジティブ	0.95	0.75	0.55	0.55	0.35	0.35	0.25	0.10	0	0
	ネガポジ	0.60	0.50	0.50	0.20	0.15	0.10	0.05	0	0	0

表 5 行動適合率：抜粋

感情とカテゴリ	手法	n = 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
悲しい：恋愛相談，人間関係の悩み	ネガティブ	0.80	0.60	0.40	0.20	0.20	0.20	0.20	0	0	0
	ポジティブ	0.80	0.60	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0	0	0
	ネガポジ	0.60	0.60	0.20	0	0	0	0	0	0	0
怒り：ストレス	ネガティブ	0.20	0.20	0.20	0.20	0	0	0	0	0	0
	ポジティブ	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	0.40	0	0
	ネガポジ	0.20	0.20	0.20	0	0	0	0	0	0	0
悲しい：音楽	ネガティブ	0.75	0.75	0.75	0.50	0.50	0.25	0	0	0	0
	ポジティブ	0.67	0.67	0.67	0.67	0.33	0.33	0	0	0	0
	ネガポジ	0.75	0.75	0.75	0.75	0.50	0.25	0	0	0	0

の組み合わせによってさらなる精度の向上が期待できる。

推薦される行動の適切さについて，2点述べる．1つ目は，現在，行動データベースはYahoo!知恵袋データ（第2版）の中で，「落ち込」，「悲しい」，「怖い」，「怒り」，「高揚」，「楽しい」，「安らぎ」，「リラックス」を含む質問に対する回答文群からMineらの手法[12]を応用して行動を取り出し，それぞれデータベース化したものであるが，現在のアルゴリズムでは，「特をする」や「心をできる」など日本語として意味が通っていないものが数多く含まれている．これに関しては，「を」を見つけた

際に，「係っている文節をどこまで遡るか」など行動抽出に関わるルールを変更・改善したり，何らかの自然言語処理技術を用いて「日本語として意味が通っているものだけを行動とすること」などで，問題が改善できると考えている．

2つ目は，例えば「怪我をしたせいでサッカーの試合に出られなくて落ち込んでいる」というツイートから「落ち込み」の感情を推定した場合に，「そのツイートは何故落ち込んでいるのか」という原因についての情報は登録されていないため，推薦される行動が「散歩」や「ランニング」であるなど不適切な

行動が推薦されるケースが考えられる。これに関して、例えば「散歩」や「ランニング」といった行動に「運動」のタグをつけることで、「怪我」や「〇〇が痛い」といったフィジカルなダメージを示す形態素がツイートから発見された場合に、推薦する行動から「運動」タグがついたものを除外するなど、登録されている行動に対してタグ付けをすることで行動推薦の適切さの向上が期待でき、この問題を改善できるのではないかと考えている。

謝 辞

本研究では、ヤフー株式会社と国立情報学研究所が提供している Yahoo!知恵袋データ（第2版）を利用しています。ここに記して謝意を示すものとします。

本研究の一部は、平成27年度科研費若手研究(B)(課題番号: 15K16091)によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 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 (文書データベース, <特集>データ工学論文). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 94, No. 3, pp. 540–548, March 2011.
- [2] 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 (データベース vol.6 no.2). 情報処理学会論文誌 論文誌トランザクション, Vol. 2012, No. 2, pp. 1–15, April 2013.
- [3] Yahoo! japan リアルタイム検索 <http://search.yahoo.co.jp/realtime>.
- [4] 武田十季, 熊野史朗, 小笠原隆行, 小林稔, 浦哲也, 定方徹, 田中智博. コミュニケーション活性化のための感情状態のランク付けに基づく体験記録提示インタフェースの提案と評価 (認知・感情, コミュニティとコミュニケーション及び一般). 電子情報通信学会技術研究報告. HCS, ヒューマンコミュニケーション基礎, Vol. 113, No. 185, pp. 51–56, August 2013.
- [5] 江村優花, 関洋平. テキストに現れる感情, コミュニケーション, 動作タイプの推定に基づく顔文字の推薦. 研究報告デジタルドキュメント (DD), Vol. 2012, No. 1, pp. 1–7, March 2012.
- [6] 吉田綾奈, 邱起仁, 榎山淳雄. 顔文字推薦のための感情を付与した顔文字データベースの構築. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 2014, No. 35, pp. 1–6, March 2014.
- [7] 杉本祐介, 佐藤太一, 土井千章, 中川智尋, 太田賢, 稲村浩, 内藤克浩, 水野忠則, 菱田隆彰. 口コミを利用したレコメンドに適した感情語の分類方法の検討. 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2015, No. 50, pp. 1–6, February 2015.
- [8] 武富厚美, 久野雅樹. Twitter におけるユーザの特徴と感情表現. 研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2014, No. 1, pp. 1–4, December 2014.
- [9] 村上奈緒, 尼岡利崇. Twitter 上で任意の検索語句に対するネガポジ度を判定し可視化するアプリケーションの開発と研究. エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2014 論文集, Vol. 2014, pp. 261–265, September 2014.
- [10] 奥村紀之, 大西智佳. 文字情報と顔文字からの話者感情推定 (感情・評価・態度). 電子情報通信学会技術研究報告. TL, 思考と言語, Vol. 112, No. 267, pp. 31–33, October 2012.
- [11] 工藤拓, 山本薫, 松本裕治. Conditional random fields を用いた日本語形態素解析. 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2004, No. 47, pp. 89–96, May 2004.
- [12] Shohei MINE, Takuma MATSUMOTO, Tomofumi YOSHIDA, Takuya SHINOHARA, and Daisuke KITAYAMA. Interactivemediamine at the ntcir-11 imine serach task. *Proceedings of the 11th NTCIR Conference*, December 2014.
- [13] 工藤拓, 松本裕治. Support vector machine による日本語係

り受け解析. 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL), Vol. 2000, No. 65, pp. 79–86, July 2000.