

Twitter から得られる自然言語情報を用いて行う 単語への感情付加手法

加藤慎一郎† 濱川礼††

† 中京大学大学院 情報科学研究科 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

†† 中京大学 情報理工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

本研究では Twitter から得られる言語を処理することで全ての単語に感情情報を付加する。例えば「英語」という単語に楽しい感情を持っている人もいるし、哀しい感情を持っている人もいる。そこで各単語に感情情報を付加することで、その単語が使用される際にどのような意味合いを持っているのかを調査する。これにより同じ文章でも使用する人によってのニュアンスの違いを表現でき、クラスタリングやレコメンデーションシステムに応用できると考えられる。

The feeling addition method to the word using a natural language information obtained from Twitter

SHINICHIRO KATO† REI HAMAKAWA††

† Graduate School of Information Science, Chukyo University 101
Toyota-shi, Kaizu-cho, Toyota-shi, Aichi-ken 470-0393 Japan

†† School of Information Science and Technology, Chukyo University 101
Toyota-shi, Kaizu-cho, Toyota-shi, Aichi-ken 470-0393 Japan

In this study, using natural language information obtained from Twitter, we add feeling information to all words. For example, some people may have happy feeling to the word "English", some people may have unhappy feeling to word "English". By adding emotional information to all word, to investigate whether any have implications when that word is used. It is believed that the use of this can be represented by the difference between the nuances of the people also be used in the same sentence, and can be applied to clustering and collaborative filtering.

1. 概要

本論文では Twitter[1]から得られる言語を分析し、一つひとつの単語の感情値を計算することで、全ての単語に感情情報を付加する手法を提案する。これにより同じ単語でも使用する人によってのニュアンスの違いを表現でき、様々なシステムに応用できると考えられる。

2. 背景・目的

近年, Twitter[1]や Facebook[2]などのマイクロブログの普及により, Web 上でコミュニケーションをする際に使われる文字数が減少している。しかし, 文字だけでコミュニケーションを取ることは難しく, 場合によっては間違った情報を伝えてしまう。それは顔文字や絵文字の発展によって裏付けされており, チャットなどを通して感情を伝えることを目的とした研究も盛んである[3][4]。つまり, 人が単語を使う時, 単語には辞書に載っている意味以外にも情報が存在し, 単語を使うユーザによって単語を使う時の細かいニュアンスが異なると言える。例えば「英語」という単語を使う場合,

英語が好きな人は良い意味で「英語」という単語を使うだろうし, 英語が嫌いな人は悪い意味で「英語」という単語を使うだろう。そこで, 単語が使われる際にどのような感情を持って使われているかを, 喜・怒・哀・楽の 4 つに分類し, 感情値として全ての単語に付加する。また, 人が単語に抱く感情は変化するため, リアルタイムな感情情報を得ることを目的とした。さらに, ユーザーひとりが単語に抱く感情は違うと考えられるため, ユーザごとの単語に対する感情値取得も目的にした。これにより, ユーザがどのような意図を持って, その単語を使用したのかが明確になる。

3. 感情とは

本手法では感情の定義に感情表現辞典[5]を使用する。心理学による感情の定義は, 感覚や観念にともなって起こる快・不快あるいは緊張・弛緩の現象をさすとして, 意志・理性に対立するものとして, 意識の主観的な面を表す際に使われるとされている。また, 世界大百科辞典[6]

によると、感情とは『〈気持〉〈心持〉のような、人間の心理状態の受動的で主観的な側面をいう。感情には、〈明るい気分〉〈けだるい気分〉〈気分が良い・悪い〉と言われる場合の気分のように、身体の生理的状態の意識への反映と思われる微弱だが持続的なものから、漠然とした快・不快感、激しい欲情や嫌悪感、〈躍り上がって喜ぶ〉とか〈涙を流して悲しむ〉といった身体的表出をともなう激しい情動、ある種の欲望に似た強く持続的な情熱、さらに宗教的感情のようなある種の価値への畏敬の感情にいたるまで実に多様な心的状態が含まれる。』とされている。

感情表現辞典では感情を嬉・怒・哀・怖・恥・好・厭・昂・安・驚の10種類に分類している。

4. 関連研究

4.1 関連研究

関連研究を以下に述べる。

高岡らは「多次元感情ベクトルを考慮した名言検索手法の提案」を行なっている[7]。名言中の感情を表す言葉から名言の感情を判断し、検索するシステムである。

青島らは「エモーションホイールを用いた感情実況インタフェースの提案」を行なっている[8]。これは、ユーザが簡単に現在の感情を発信するためのインタフェースである。エモーションホイール上の任意の点をクリックすることで簡単に感情情報を発信でき、インタフェース上に自分や他者の感情を行事することができる。

熊本らは「回帰分析を応用したテキスト印象マイニング手法の設計と評価」を行なっている[9]。これは、新聞記事から算出された印象値と人々がその新聞記事を読んだときに感じる印象値との対応関係を回帰分析により求め、その結果得られる回帰式を用いて算出された印象値を補正している。

小林らは「語釈文を利用した「p/n 辞書」の作成」を行なっている[10]。これは、国語辞典の語釈文を利用して p/n 評価を行なっている。例えば、「ものたりない=n」という知識がある時、語釈文に「ものたりない」が使用されている「寂しい」という単語を n だと評価することができる。次に「寂しい」が語釈文に使用されている単語に同様の処理を行い、連鎖的に p/n 評価をする。

NTT データは高精度日本語解析エンジン「なずき」の機能の一部として、感性の抽出を行なっている[11]。これは、文書に含まれる話題、及びそれに対する感性を自動的に判定・抽出する。また、同製品は顧客アンケート等から顧客か何に対してどのような印象を受けているのかを自動的に抽出することかできる。特に高精度テキスト分析パッケージツールの「エモーションアナライザ」では、様々なテキストデータから高精度で評価情報を抽出できる。

Johan Bollen らは「Twitter のムードを利用した株式予

測」を行なっている[12]。

これは Twitter の Tweet から感情を表す単語を抽出し、ダウ・ジョーンズ工業株価平均の変化を予測している。OpinionFinder と Google-Profile of Mood States(GPOMS)を使用して Tweet を解析している。解析対象には「I feel」などから始まる Tweet が使用される。Tweet に含まれる calm (平穏さ) の感情の度合いの変化に着目し、calm の変化とダウ・ジョーンズ工業株価平均の変化の関連性を導き出した。OpenFinder は感情を含んだ語彙を判断材料としてツイートを肯定的なものと否定的なものにふるい分けるオープンソースの気分追跡ツールで、GPOMS では Google のデータベースを元に、感情を表す単語と同時に出現しやすい単語を感情語としている。

4.2 本手法との比較

以上の研究と本手法の相違点として、以下の2点が挙げられる。

1 つ目として、本手法ではリアルタイムな結果を取得することを目的としており、単語の感情値が変化し続ける。Johan Bollen らの「Twitter のムードを利用した株式予測」は予め登録した感情を表す単語を使用している。熊本らの「回帰分析を応用したテキスト印象マイニング手法の設計と評価」では感情値の計算に過去の新聞記事を使用しており、小林らの「語釈文を利用した「p/n 辞書」の作成」では感情値の計算に国語辞典の語釈文を使用しているため、単語に対する感情が変化することはない。しかし、現実世界では単語に対する感情が変化することがある。例えば今まで高評価を得ていたものが、ある時事故を起こしたことを境に、評価が悪くなることがある。このように、人が単語に抱く感情も一定ではない。

2 つ目として、本手法では一人ひとりのユーザを考慮した結果を取得することを目的としている。例えば英語が好きなユーザは「英語」という単語に対して良い感情を抱くが、英語が嫌いなユーザは「英語」という単語に対して悪い感情を抱くだろう。しかし、関連研究では単語と感情にのみ注目しており、個々のユーザが抱く単語への感情には注目していないため、ユーザによっては単語の感情の関連に違和感を抱く可能性がある。

以上の様に本手法では、リアルタイムにユーザ毎の感情を得ることを目的としている。

4.3 本手法の特徴

本手法の特徴は、リアルタイム性を加味した感情値の計算と、ユーザ別の感情値計算である。そこで、本手法では Twitter を利用した。Twitter を利用する理由として、大きく以下の5点が上げられる。

1 つ目は豊富な自然言語情報が存在することである。米 Twitter によると、2012 年 3 月 21 日現在、一日あたりの

平均 Tweet 数は 1 億 4000 万件である[13]。また、日本人の Tweet 数はアメリカ人に次いで世界第 2 位であり、全体の Tweet の 25% を占めている[14]。多くの量のデータを処理することで結果が収束し、より正確な結果を得ることができる。

2 つ目は 140 文字という字数制限があることである。短い文章に制限されることで、同じ Tweet 中に存在する単語の関連度は高いと言う事ができる。また、約 10000 件の Tweet を調査したところ、一つの Tweet の平均文字数は約 35 字であり、一つの Tweet 中にある本システムで使用できる単語の平均は約 5 個であった。

3 つ目は Twitter 独自の表現を使用できるということである。ユーザ名やハッシュタグ、URL など、Twitter 独自の表現を使用することで、単語だけでなくユーザやウェブページなどに対する感情を調査することが可能となる。

4 つ目はリアルタイム性である。Twitter では毎日膨大な量の情報が更新されており、その中にはニュース記事やそれに対する意見なども多く存在する。情報をリアルタイムに更新することにより、時事情報を加味した結果の取得が可能となる。

5 つ目はユーザ毎の感情の取得である。一人のユーザの Tweet のみに着目することにより、そのユーザが単語に抱く感情を個別に分析することができる。

5. 提案手法

5.1 概要

本手法の流れを図 1 に記す。最初に Twitter から Tweet を取得する。次に Tweet を品詞などに分解し、品詞ごとの感情値を計算する。最後にデータベースに格納する。データベースには API を通してアクセスすることができる。

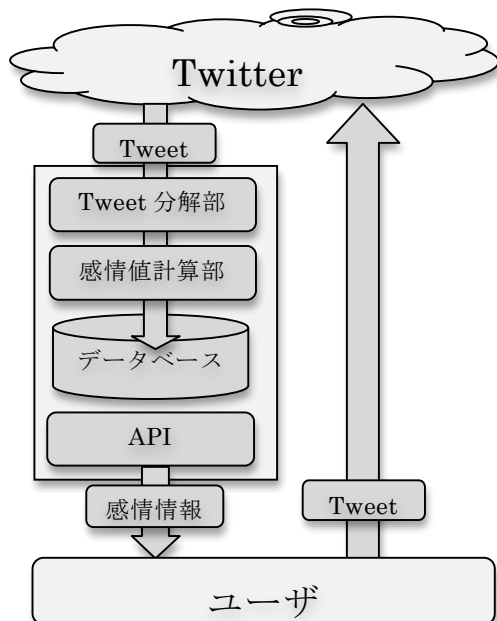


図 1 全体の流れ

5.2 データベース部

データベース部では、単語ごとに喜・怒・哀・楽の感情値をデータベースに保存する。感情値は一日ごとに保存され、過去のデータを参照可能である。データベースには感情値の他に、出現回数、他の単語との同時出現回数も保存する。

5.3 Tweet 分解部

Tweet の分解部では、Tweet をユーザ名、ハッシュタグ、URL、カッコ付き文字、名詞、動詞、形容詞、形容動詞に分解する。本手法では単語以外にも感情情報を付加することによって、ユーザや URL などに対する感情情報も取得する。

5.4 感情値計算部

感情値計算部では、単語それぞれの感情値の変化を計算する。感情値は同じ Tweet 内に出現した単語が互いに影響を及ぼし合うことで変化する。

本手法では、全ての単語の感情値が 0 の状態から感情値の計算が始まる。最初に感情値を変化させる、感情変化の起点には「絶対感情語」を用いる。絶対感情語は絶対的な感情を表す単語で、本手法では感情表現辞典を元に絶対感情語を 100 語定義した。絶対感情語の一部を表 1 に示す。

表 1 絶対感情語の例

嬉	怒	哀	楽
嬉しい	怒る	哀しい	楽しい
喜ぶ	怒り	悲しい	笑う
ありがたい	イライラ	泣く	ニコニコ
明るい	憤る	嘆く	快感
笑顔	苦い	冷たい	面白い
...	...	...	...

怒りを表す絶対感情語と単語 A が同時に出現すると、単語 A に対する怒りの感情値が一定値上昇する。

例えば、以下の様な Tweet があった場合を考える。

Tweet-----
英語イライラ

この場合、「イライラ」は「怒り」を表す絶対感情語なので、「英語」の「怒り」の感情値を一定値上昇させる。Tweet 中の単語が増えた場合も同様に、全ての単語の怒りの感情値が増加する。また、絶対感情語の感情値は変化しない。

感情値が変化する様子の例を視覚的に表したものを図 2 に記す。左が感情値の変化前を、右が変化後を表している。

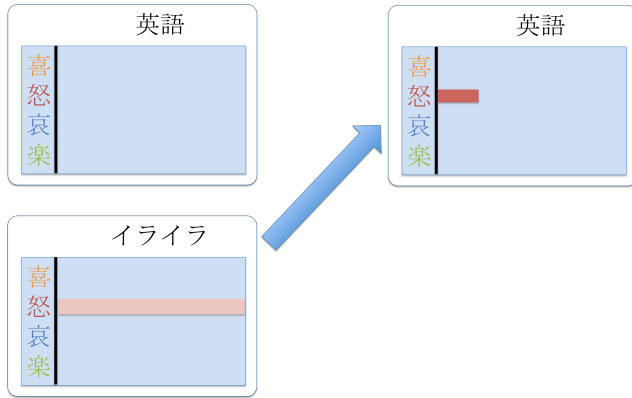


図 2 絶対感情語での感情変化の様子

次に、絶対感情語ではない単語 A と絶対感情語でない単語 B が同時に出現した場合を考える。単語 A が今までに Tweet された回数を T_a 、単語 B が Tweet された回数を T_b 、単語 A と単語 B が同時に Tweet された回数を T_{ab} とした場合、単語 A から見た単語 B の関連度 r_{ab} を式 1 で、単語 B から見た単語 A の関連度 r_{ba} を式 2 で表す。

$$r_{ab} = \frac{T_a}{T_{ab}} \quad (\text{式 1})$$

$$r_{ba} = \frac{T_b}{T_{ab}} \quad (\text{式 2})$$

このとき、 $r_{ab} \neq r_{ba}$ であり、単語 A から見た単語 B との関連度と、単語 B から見た単語 A の関連度は異なる。

単語 A の怒りの感情の感情値を e_a 、単語 B の怒り感情の感情値を e_b 、単語 B が単語 A に与える感情値を e'_a とし、 e'_a を式 3 で表す。

$$e'_a = e_b \times r_{ab} \quad (\text{式 3})$$

また、感情値の変化はお互いに影響を及ぼし合い、Tweet に含まれる全ての単語同士が作用する。つまり、単語 A と単語 $W_i (i = 1 \sim n)$ が同じ Tweet 中に存在する時、単語 W_i が Tweet された回数を T_i 、単語 A と単語 W_i が同時に Tweet された回数を T_{ai} 、単語 W の感情値を e_i とした場合、

単語 A の変化後の感情値を式 4 で表す。

$$e'_a = \sum_{i=1}^n e_i \times \frac{T_{ai}}{T_a} \quad (\text{式 4})$$

例えば、以下の様な Tweet があった場合を考える。

Tweet-----
英語のテスト-----

現在の「英語」の怒りの感情値 $e_{\text{英語}}$ を 100、「テスト」の怒りの感情値 $e_{\text{テスト}}$ を 10、「英語」の出現回数 $T_{\text{英語}}$ を 99、「テスト」の出現回数 $T_{\text{テスト}}$ を 49、同時出現回数 $T_{\text{英語テスト}}$ を 9 とした場合、以下の様な流れで計算される。

最初に出現回数が加算され、 $T_{\text{英語}}$ が 100、 $T_{\text{テスト}}$ が 50、 $T_{\text{英語テスト}}$ が 10 になる。

次に「テスト」が「英語」に及ぼす影響を計算する。「テスト」と「英語」の関連度 $r_{\text{テスト英語}}$ は式 1 より、 $10/50=0.2$ である。「テスト」が「英語」に与える感情値 $e'_{\text{テスト}}$ は式 3 より、 $10 \times 0.2=2$ である。

次に「英語」が「テスト」に及ぼす影響を計算する。「英語」と「テスト」の関連度 $r_{\text{英語テスト}}$ は式 2 より、 $10/100=0.1$ である。「英語」が「テスト」に与える感情値 $e'_{\text{英語}}$ は式 3 より、 $100 \times 0.1=10$ である。

最後にそれぞれの値を元の感情値にプラスし、「英語」の怒りの感情値は 102、「テスト」の怒りの感情値は 20 となる。

以上の計算をすべての感情値に対して行う。また、Tweet 中の単語が増えた場合も同様に、全ての単語が全ての単語に対して影響を及ぼす。なお、小数点以下は切り上げされる。

感情値が変化する様子の例を視覚的に表したものを図 3 に記す。

英語		テスト	
出現回数	99	同時出現回数	出現回数
怒	100	9	怒
		← 2	10 × 10/50
		10 →	100 × 10/100
出現回数	100	同時出現回数	出現回数
怒	102	10	怒

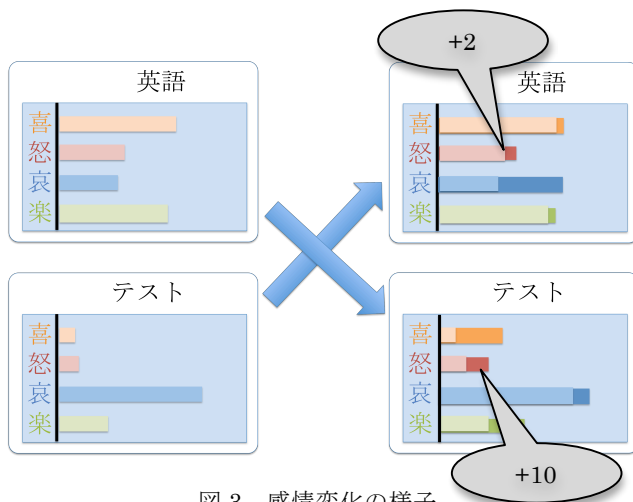


図3 感情変化の様子

1つの Tweet に3つ以上の単語があった場合も同様に考える。例えば、以下の様な Tweet があった場合を考える。

Tweet-----
英語のテストが嫌だ

この場合「英語」「テスト」「嫌」が影響を及ぼし合う。
「英語」の感情値は「テスト」と「嫌」に、「テスト」の感情値は「英語」と「嫌」に、「嫌」の感情値は「英語」と「テスト」に影響を与える。影響を及ぼし合う様子を図4に示す。

英語		嫌		テスト	
出現回数	99	同時出現回数	出現回数	同時出現回数	出現回数
怒	100	0	怒	9	怒
		100 × 10/100	10	10 × 10/50	
		100 × 1/100	2		
		1	10 × 1/10		
		1	10 × 10/10	10	
			2	10 × 10/50	
出現回数	100	同時出現回数	出現回数	同時出現回数	出現回数
怒	103	1	怒	10	怒

図4 3つ以上の単語の感情変化

6. システムの実装

上記の手法を元にシステムを実装した。本システムでは多くの感情を使用すると、結果に特徴を見出すのが難しくなるため、喜・怒・哀・楽の4種類の感情を扱う。また、TwitterのAPIには1時間150回という制限があるため全ての言語に同時に対応することは難しく、本システムでは日本語を対象としている。

6.1 Tweet 分解部

Tweet の分解部には、特徴単語分解部とオープンソースの形態素解析エンジン MeCab[16]を用いる。特徴単語分解部では Twitter でよく使用されている表現を分解する。Twitter でよく使用されている表現は、ユーザ名・ハッシュタグ・URL・カッコ付き文字である。1つの Tweet からユーザ名・ハッシュタグ・URL・カッコ付き文字を抽出する。URLはホスト名までを使用する。それぞれの判断は表2の様に行なっている。その後、MeCabを使用して名詞・動詞・形容詞・形容動詞を抽出する。

表 2 独自分解部での判断方法

	開始	終了
ユーザ名	@	:
	@	“スペース”
ハッシュタグ	#	“スペース”
	#	“文末”
URL	http://	“スペース”
	http://	/
カッコ付き文字	【	】
	[	]

例えば以下のような Tweet があった場合, 表 3 の様に分解される.

Tweet-----
@me 見るべき RT @testman: 【拡散希望】これ面白い
→http://test.com/page3 #www [タブレット]

表 3 分解の例

@me
見る
RT
@testman
【拡散希望】
これ
面白い
http://test.com
#www
[タブレット]

本システムでは「@testman」「#www」など, 分解した単語すべてに感情値を付加する.

6.2 データベース

本システムではデータベースに MySQL[15]を用いる. データベースの構造を図 5 に記す. 本システムでは日本語を対象としており, 日本人全体の Tweet を取得する PublicTimeline とユーザ個人の Tweet を取得する UserTimeline を使用する. 日本人全体のデータベースと, それぞれのユーザに対応したデータベースが存在し, データベースの中には単語毎にテーブルが存在する.

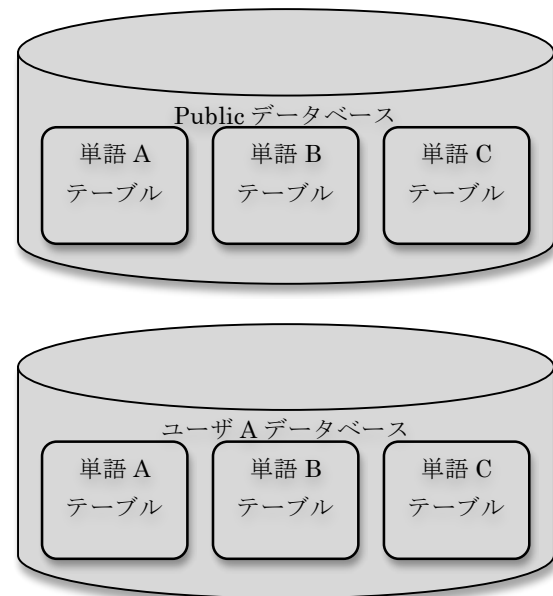


図 5 データベースの構造

単語テーブルの中身を表 4 に記す. 単語テーブルでは単語の感情値と出現回数, 他の単語との同時出現回数が一日毎に保存されており, 過去のデータを参照することができる. 単語テーブルは単語の数だけ生成される.

表 4 単語テーブル

単語 A	今日	1 日前	2 日前
出現回数	40	50	20
嬉	70	90	20
怒	40	30	10
哀	30	20	5
楽	70	80	15
同時出現回数			
単語 B	20	20	5
単語 C	10	10	10
...	...	...	...

6.3 実装結果

本システムは 2012 年 4 月 28 日から稼働し, 一日に平均 18000Tweet に対して, 感情値を計算している. 以下では 2012 年 4 月 28 日から 2012 年 5 月 6 日までの結果を記す. 7831 語に対して計算を行っている. 日付によって感情値の変化が激しい単語については日付ごとの感情値を記す.

車				
日付	喜	怒	哀	楽
2012/04/30	0	0	6	2
2012/05/01	0	104	0	0
2012/05/02	0	132	0	0
2012/05/03	0	0	0	0

月曜				
日付	喜	怒	哀	楽
2012/05/04	0	0	0	0
2012/05/05	0	0	0	0
2012/05/06	0	0	200	0

ライブ				
日付	喜	怒	哀	楽
2012/04/29	5520	44	91	78
2012/04/30	0	0	0	35
2012/05/01	1	0	2	2

地震				
日付	喜	怒	哀	楽
2012/04/29	0	0	0	0
2012/04/30	0	0	0	8707
2012/05/04	0	0	0	0
2012/05/05	1480	0	0	0

する			
嬉	怒	哀	楽
33511	375	653	1072904

寝る			
嬉	怒	哀	楽
1904	111	23	21

夜			
嬉	怒	哀	楽
1	1	53	2

政治			
嬉	怒	哀	楽
2	5	0	0

かわいい			
嬉	怒	哀	楽
195	0	0	622

食べる			
嬉	怒	哀	楽
47	0	224	1082817

旅行			
嬉	怒	哀	楽
28	0	2	6627

人生			
嬉	怒	哀	楽
63	0	0	12

また、例として、「車」という単語と同時に出現した単語を以下に記す。

車				
集合	写真	後	ぶる	乗る
時	うち	じぶん	握手	する
日	回	変わる	大きい	手
暖かい	ぬくもり	やる	リモート	言う
興味	人	怖い	洗濯	ベランダ
子連れ	事故	多い	遅い	ライト
点灯	看板	好き	フォロー	食べる
...	...	...	...	...

6.4 考察

「車」という単語は5月1日、5月2日の怒りの感情値が特に高くなっている。これはゴールデンウィークが始まったことによる渋滞などの影響だと考えられる[17]。特に「車」と同時に出現した単語に「遅い」「事故」などの単語があることが「怒り」の感情に影響を及ぼしたと考えられる。「月曜日」という単語の哀しい感情値が5月6日に急激に上昇している。5月6日はゴールデンウィーク最後の日曜日であり、翌日の月曜日から平日になるため、このような結果になったと考えられる。「ライブ」という単語は4月29日での感情値が特に大きくなっている。これは4月29日にニコニコ超会議が行われたためだと考えられる[18]。ニコニコ超会議ではライブ放送が多く行われた[19]。「地震」という単語は4月30日と5月5日に感情値が高くなっている。これは、4月30日には岩手沖で、5月5日には愛知県西部で地震があったためであると考えられる[20][21]。また、地震に対する感情値も「怒り」や「哀」が多くないことがわかる。「する」という単語は様々な文章で使われるため、結果が収束せず、値も大きくなっている。「寝る」という単語に対しては嬉しい感情を抱くが、「夜」という単語にたいしては哀しい感情を抱くという一面も見

ることができる。「政治」という単語は感情値の総数が少なくなっている。これには、インターネット上では政治の話がタブーであるという背景があることが原因だと考えられる[22].

6.5 結論

本手法では Twitter 情報を元に、全ての単語、ユーザ名、URL、ハッシュタグに感情情報を付加した。これにより、今まで見ることができなかった「感情」という新たな情報を視覚的に、また明示的表現することが可能になった。

7. 今後の展望

今後の展望として API 化を考えている。API を通じて一般ユーザやディベロッパが自由にデータベースにアクセスすることで、様々な応用システムを開発できるのではないかと考えている。

応用システムの例として、レコメンデーションシステムへの作成を予定している。あるユーザが特定の単語に抱く感情が、大多数のユーザとどのように異なっているかを調べることで、同じ嗜好を持ったユーザや、ユーザが好みそうな商品、ホームページなどを推薦できるのではないかと考えている。具体的な手法を以下に記す。

最初に全ユーザの感情を調べる。例えば多くの人は英語に対して悲しい感情を抱くとする。次に、ユーザ A の好みを分析する。ユーザ A は英語に楽しい感情を抱くとする。他の単語についても同様に、ユーザ A の特徴的な感情を分析し、それをユーザ A の特徴とする。感情比較の様子を図 4 に示す。以上を元に、ユーザ A と同じ特徴を持ったユーザを推薦する。また、ユーザ A と逆の特徴を持ったユーザを推薦することも可能になる。



図 4 全ユーザとユーザ A の英語に対する感情の比較

参考文献

- 1) Twitter, <http://twitter.com>
- 2) Facebook, <http://facebook.com>
- 3) 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, 情報処理学会研究報告, 情報処理学会研究報告, DD, [デジタル・ドキュメント] 2012-DD-85(1), 1-7, 2012-03-19, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110008803097>
- 4) 曾我幸雅, 中村岳史, 山田達也, 濱川 礼, 発言者の感情を取得しグラフィカルに表現するシステム, 全国大会講演論文集 第 70 回平成 20 年(4), "4-235"- "4-236", 2008-03-13, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110006867658>
- 5) 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993, <http://www.tokyodoshuppan.com/book/b79365.html>
- 6) 世界大百科辞典, <http://kotobank.jp/dictionary/sekaidaihyakka/>
- 7) 高岡幸一, 灘本明代, 多次元感情ベクトルを考慮した名言検索手法の提案, 情報学基礎研究会報告 2011-IFAT-103(10), 1-8, 2011-07-26, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110008583018>
- 8) 青島さやか, 青木惇季, 宮下芳明, エモーションホイールを用いた感情実況インタフェースの提案, 情報処理学会研究報告, HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告 2010-HCI-139(5), 1-7, 2010-07-23, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110007993498>
- 9) 回帰分析を応用したテキスト印象マイニング手法の設計と評価, <https://kaigi.org/jsai/webprogram/2010/paper-2.html>
- 10) 小林のぞみ, 乾孝司, 乾健太郎, 語釈文を利用した「p/n 辞書」の作成, 言語・音声理解と対話処理研究会 33, 45-50, 2001-11-05, <http://www.syncha.org/papers/slud33.pdf>
- 11) 日本語解析エンジン「なずき」, <http://www.nttdata-nazuki.jp/>
- 12) Johan Bollena, Huina Maoa, Xiaojun Zengb, Twitter mood predicts the stock market, a School of Informatics and Computing, Indiana University, 919 E. 10th Street, Bloomington, IN 47408, United States, <http://arxiv.org/abs/1010.3003>
- 13) ITmedia ニュース, <http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1203/22/news035.html>
- 14) デジタルマガジン, <http://digimagina.net/2011/05/twitter-200-million-accounts>
- 15) MySQL, <http://www.mysql.com/>
- 16) MeCab, <http://cab.sourceforge.net>
- 17) 渋滞予測カレンダー | NEXCO 西日本 お出かけ情報, http://search.w-nexco.co.jp/forecast/index.php?cal_date=1335884400&shift=0#LIST
- 18) ニコニコ超会議 2012 公式サイト, <http://www.chokaigi.jp/>
- 19) ニコニコ超会議振り返り第二段 ユーザー生放送の人気のスゴさを実感(IT ライフハック) - livedoor ニュース, <http://news.livedoor.com/article/detail/6532010/>
- 20) 地震情報 - Yahoo!天気・災害 4 月 30 日, <http://typhoon.yahoo.co.jp/weather/jp/earthquake/20120430000200.html>
- 21) 地震情報 - Yahoo!天気・災害 5 月 5 日, <http://typhoon.yahoo.co.jp/weather/jp/earthquake/20120505185700.html>
- 22) 岡本弘基, 政治の話はタブーなのか—インターネットユーザに対する実証分析から—, 中央調査報, 中央調査社, <http://www.crs.or.jp/backno/old/No557/5571.htm>