

Twitter 感情分析を用いた感情値可視化と ユーザ推薦システム

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 Tweet を処理することで、全ての単語に感情情報を付加し、その情報を利用してユーザの推薦を行う。例えば「英語」という単語に「楽しい」感情を抱く人もいるし、「哀しい」感情を抱く人もいる。そこで、ユーザごとに全ての単語に対して感情情報を付加することで、その単語が使用される際に、ユーザ一人ひとりが単語にどのような感情を持っているのかを調査し、単語に対して同じ感情を抱くユーザを推薦する。

Feelings visualization and user recommendation system using Twitter feeling analysis

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, and make recommendation user to user this information. 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, and recommend the user to feel the same emotion for words.

1. 概要

本論文では Twitter[1] から得られる Tweet を処理することで得られる感情情報を使用した、感情値可視化とユーザの推薦手法およびシステムについて述べる。例えば「英語」という単語に「楽しい」感情を抱く人もいるし、「哀しい」感情を抱く人もいる。そこで、ユーザごとに全ての単語に対して感情情報を付加することで、その単語が使用される際に、ユーザ一人ひとりが単語にどのような感情を持っているのかを可視化し、単語に対して同じ感情を抱くユーザを推薦する。

2. 背景・目的

近年、Twitter 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]。そこで、単語に感情情報を付加することで、人が単語を使う時の細かい

ニュアンスを表現できないかと考えた。

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・哀の3つに分類し、感情値として全ての単語に付加した[5]。

本手法では単語に付加した感情値を感情分析 API として使用し、感情分析 API の使用例として感情値可視化とユーザ推薦をシステムとして実装した。現在様々なウェブサイトで使用されている単語を使用したキーワード検索方法では、ユーザが目的にあったキーワードを見出すことが困難であり、検索結果が膨大になってしまうことから、ユーザの嗜好にあったユーザ検索が困難であることが挙げられる。マイクロブログで使用されているユーザ推薦方法も「友達の友達」を推薦するものや「自分が意図的に入力した情報(母校など)」を用いるものが多く、ユーザの嗜好に合わせて類似ユーザを推薦してくれるものは少ない。そこで、ユーザの感情を用いて類似ユーザを推薦することで、今までに知ることのできなかった、より考え方の近いユーザを推薦することができる。

3. 感情とは

本手法では感情の定義に感情表現辞典[6]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されたり、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[7]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。

篠田らは「行動履歴に基づく協調フィルタリングによる行動ナビゲーション手法」を行なっている[8]。これは、ユーザの位置情報からユーザの滞在スポットを滞在時間を測定し、類似ユーザを推薦している。類似ユーザの行動履歴を参照することで、ユーザが行ったことのない土地でも推薦できる。

松尾らは「Twitter のコメント分析による広告の推薦」を行なっている[9]。これは、Twitter 上の話題と広告の内容の類似性が広告の閲覧に大きく影響を与えるという仮定のもと閲覧率を予測し、実際の閲覧数との相関関係を調査したが、相関関係が低いという結果に終わっている。

齋藤らは「ソーシャルブックマークを基にした Twitter ユーザの興味語抽出推薦手法の提案と評価」を行なっている[10]。これは、SBM(ソーシャルブックマーク)情報からタグを抽出し、タグが出現する頻度、頻繁に同時に出現するタグを調べている。また、上位レベルのタグを調べる。例えば、ラーメンの上位タグは食事である。ユーザの Tweet から名詞を抽出し、SBM タグがあるものを使用し、名詞重み付けをしている。

北村らは「コミュニケーションに着目した Twitter フォローユーザ推薦」を行なっている[11]。これは、ユーザ間の会話で、ユーザ間の「関与」の大きさを調べ、関与が大きいユーザに対して関与が大きい他のユーザを推薦する。例えばユーザ A とユーザ B の関与、ユーザ B とユーザ C の関与が大きい時に、ユーザ A に対してユーザ C を推薦す

る。

川口らは「評価付けの重みを考慮した協調フィルタリング手法の提案と評価」を行なっている[12]。これは、グルメ検索サイトでの味に対する評価情報を使用してユーザを推薦している。

4.2 本手法との比較

篠田らの「行動履歴に基づく協調フィルタリングによる行動ナビゲーション手法」では行動履歴から類似ユーザを推薦しているが、本手法ではユーザの推薦に感情を使用しており、推薦の課程が類似している。松尾らの「Twitter のコメント分析による広告の推薦」では Twitter 上の現在の話題を扱う点で、本手法のリアルタイム性、ハッシュタグの使用、URL の使用と類似している。齋藤らの「ソーシャルブックマークを基にした Twitter ユーザの興味語抽出推薦手法の提案と評価」と川口らの「評価付けの重みを考慮した協調フィルタリング手法の提案と評価」では複数のタグの上位タグを使用し、ユーザの推薦を行なっており、単語に注目している点で本手法と類似している。北村らが行なっている「コミュニケーションに着目した Twitter フォローユーザ推薦」は Twitter のユーザ推薦手法と非常に近いものであり、本手法と対になる研究である。

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、ユーザ毎の感情値計算である。関連研究や一般的な推薦システムではユーザの好みを使用した推薦システムが多く、「ユーザが他のユーザをフォローした」時や「ユーザが商品を購入した」時に類似ユーザや類似商品を推薦する。本手法では「喜・怒・哀」の3種類の感情をユーザ推薦に使用する。これによって、ユーザの「喜」の感情だけでなく、「怒」や「哀」の感情を考慮した推薦を行うことができる。例えば「英語」という単語に「喜」の感情を抱き、「数学」という単語に「哀」の感情を抱き、「国語」という単語に「怒」の感情を抱くユーザに、同じ単語に対して同じ感情を抱くユーザを推薦することができる。

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ユーザごとの感情値を格納する。

ユーザはウェブブラウザを利用して感情表示部とユーザ推薦部にアクセスでき、データベースの情報をを用いて単語ごとの感情値表示、類似ユーザ推薦がされる。

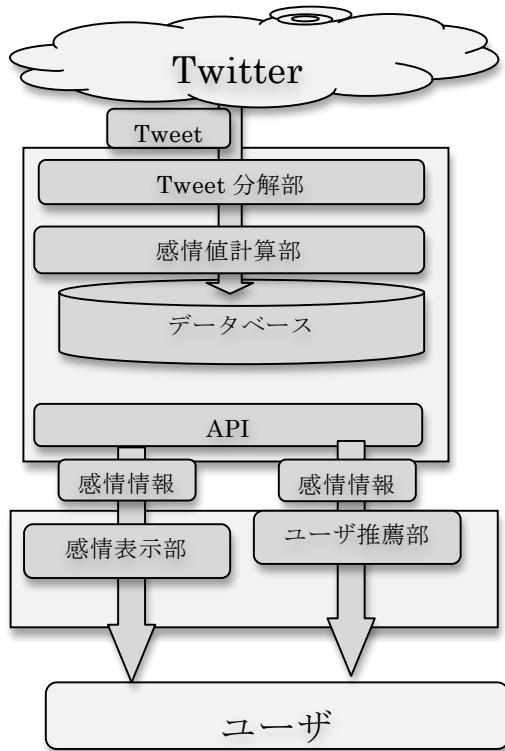


図1 全体の流れ

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」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。本手法では絶対的な感情を表す「絶対感情語」を各感情に定義し、絶対感情語と同じTweet内に存在する単語に対して感情値を付加する。また、Tweet内に絶対感情語が存在しない場合は、Tweet内に存在する単語同士がお互いに影響を及ぼしあい、感情値が変化する[5]。

5.5 感情表示部

感情表示部では、計算した感情値を2次元のバブルチャートで表示する。バブルチャートを使用することで、単語の感情値だけではなく、出現回数も視覚的に表示した。

5.6 ユーザ推薦部

ユーザ推薦部ではコサイン類似度[13]を使用して類似ユーザの推薦を行なっている。

ユーザXの類似ユーザを推薦する場合を例にとって説明する。ユーザXの単語Aに対する「喜」「怒」「哀」、ユーザYの単語Aに対する「喜」「怒」「哀」を比較する。ユーザXの単語Aに対する喜/怒/哀の値をそれぞれ $X_{A_h}/X_{A_a}/X_{A_s}$ とし、同じようにユーザYの単語Aに対する喜/怒/哀の値をそれぞれ $Y_{A_h}/Y_{A_a}/Y_{A_s}$ とする。ユーザXとユーザYの単語Aに対する喜怒哀の類似度 A_r は、コサイン類似度を使用し、式6で表す。

$$A_r = \frac{X_{A_h} \times Y_{A_h} + X_{A_a} \times Y_{A_a} + X_{A_s} \times Y_{A_s}}{\sqrt{X_{A_h}^2 + X_{A_a}^2 + X_{A_s}^2} \times \sqrt{Y_{A_h}^2 + Y_{A_a}^2 + Y_{A_s}^2}} \quad (6)$$

同様に他の単語についても類似度を計算し、単語ごとに計算された類似度を合計することで、合計値をユーザXとユーザYの類似度とする。ユーザZなど、他のユーザについても同じようにユーザXとの類似度を計算し、類似度の高いユーザを推薦する。ユーザXとユーザYが存在し、単語 $W_i(i=1,2,3,\dots,n)$ が存在する時、ユーザXとユーザYの類似度を式7で表す。

$$XY_r = \sum_{i=1}^n \frac{XW_{ih} \times YW_{ih} + XW_{ia} \times YW_{ia} + XW_{is} \times YW_{is}}{\sqrt{XW_{ih}^2 + XW_{ia}^2 + XW_{is}^2} \times \sqrt{YW_{ih}^2 + YW_{ia}^2 + YW_{is}^2}} \quad (7)$$

実際のユーザ推薦を、例を出して説明する。表1,2,3のようなユーザA, B, Cがいた場合を考える。ユーザAに対して類似ユーザを推薦する。

表1. ユーザ A

ユーザ A			
単語	喜	怒	哀
英語	50	150	10
テスト	40	10	100

表2. ユーザ B

ユーザ B			
単語	喜	怒	哀
英語	30	500	5
テスト	10	5	400

表 3. ユーザ C

ユーザ C			
単語	喜	怒	哀
英語	300	150	200
テスト	5	200	100

最初にユーザ A とユーザ B の類似度を計算する。式 6.5.1 より、「英語」の類似度は約 0.96 になり、「テスト」の類似度は約 0.93 となる。類似度合計 $0.96+0.93=1.89$ を使用単語数の 2 で割り、ユーザ A とユーザ B の類似度は 0.945 となる。次に、ユーザ A とユーザ C の類似度を計算する。式 6.5.1 より、「英語」の類似度は約 0.64 になり、「テスト」の類似度は約 0.56 となる。類似度合計 $0.64+0.56=1.2$ を使用単語数の 2 で割り、ユーザ A とユーザ C の類似度は 0.6 となる。以上の結果より、ユーザ A にはユーザ B を推薦する。

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。Twitter の API には 1 時間 60 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 取得部

Tweet 取得部では TwitterAPI[14] を使用し、PublicTimeline と UserTimeline を取得する。PublicTimeline とは全世界の Twitter ユーザの Tweet が流れる Timeline である。TwitterAPI で取得可能な PublicTimeline には日本語以外の言語も含まれるため、一つひとつの Tweet に負荷されているタイムゾーン情報が「東京」か「大阪」の場合は日本語の Tweet であると判断している。UserTimeline とはある特定のユーザの Tweet が流れる Timeline である。UserTimeline を取得することで、そのユーザの発言のみを取得することができる。

TwitterAPI には 60 回/時間の制限があるため、Tweet の取得は 1 分毎に繰り返す。API で 1 度に取得可能な Tweet は 200 件である。TwitterAPI への接続が失敗した場合は API 制限が原因として考えられるため、5 分待機してから TwitterAPI への接続を試みる。

6.2 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[15] 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

をユーザ名・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。その後、MeCab を使用して名詞・動詞・形容詞・形容動詞を抽出する。

例えば以下の様な Tweet があった場合、表 4 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 4 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。

6.3 データベース

本システムではデータベースに MySQL[16] を用いる。本システムでは日本語を対象としており、日本人全体の感情を計算する Public データベースとユーザ個人の Tweet を計算する User データベースが存在する。ユーザ推薦には User データベースを用いる。データベースの中には単語ごとにテーブルが存在する。テーブルのサンプルを表 5 に示す。

表 5. テーブルサンプル

単語 A	今日	一日前	二日前	...
出現回数	46	72	53	...
喜	25	24	13	...
怒	26	43	13	...
哀	13	25	8	...
同時出現回数				
単語 B	1	12	24	...
単語 C	5	8	5	...
単語 D	6	3	1	...
...

6.4 感情 API

感情 API では、ウェブブラウザを使用することで、感情値の取得を行うことができる。取得した結果は日付毎に分けられており、単語に対する「喜」「怒」「哀」の各感情と、単語の出現回数を取得することができる。

6.5 感情表示部

感情表示部では Web ブラウザを介してデータベース内の感情をグラフで見ることができる。グラフでは Public データベースのデータから、合計出現回数が 10 回以上の単語を厳選して使用している。また、表示される値は、すべての日付の感情値を合計し 100 で正規化した値である。グラフの表示には GoogleChartAPI[17]と JQuery[18]を使用している。実際に表示した様子を図 2 に示す。

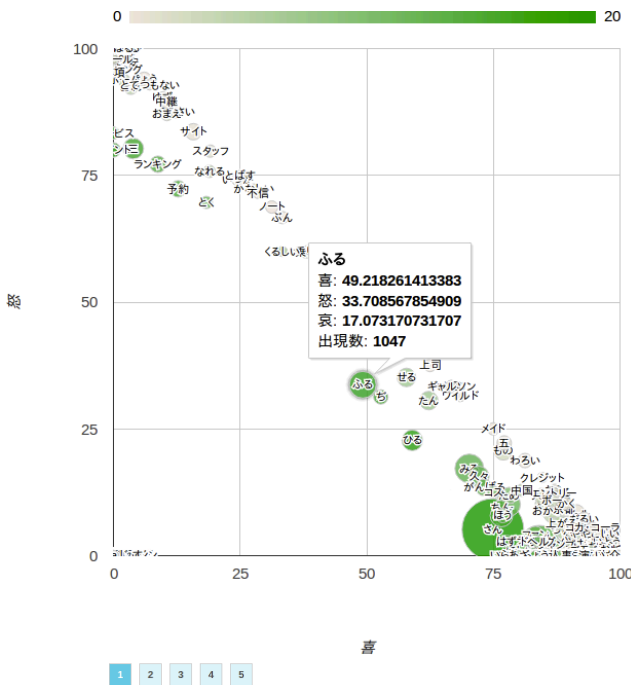


図 2. 感情表示部：「哀」0 から 20

グラフの縦軸が「怒」の感情値、横軸が「喜」の感情値を表しており、画面下の 1 から 5 のボタンで「哀」の感情値を「0~20」「21~40」「41~60」「61~80」「81~100」の 5 段階に切り替える。要素の大きさは単語の出現回数を表しており、単語の出現回数が多いほど、単語に対する感情は確からしいといえる。要素の色の濃淡では「哀」の感情値を表している。要素上にマウスイベントを移動させると単語の詳細な情報が表示される。

「哀」の感情値が 0 から 20 のグラフである図 2 では、「喜」と「怒」の感情に偏った単語を多く見ることができる。図 2 のグラフで右下に表示されている単語が「喜」の値が 100 に近い単語であり、左上に表示されている単語が「怒」の値が 100 に近い単語である。図 2 を見ることで、「怒」の

感情が高い単語よりも、「喜」の感情が高い単語が多いことがわかる。また、出現回数が多い「する」「ある」「ない」などの抽象的な意味を持つ単語は「喜」の感情値が高くなっていることがわかる。「哀」の感情値が低いグラフであるため、必然的に「喜」と「怒」の感情値の合計が 100 に近くなり、グラフは「喜」と「怒」の対角線となる。

「哀」の値が 21 から 40、41 から 60、61 から 80、81 から 100 のグラフを図 3 から図 6 に示す。

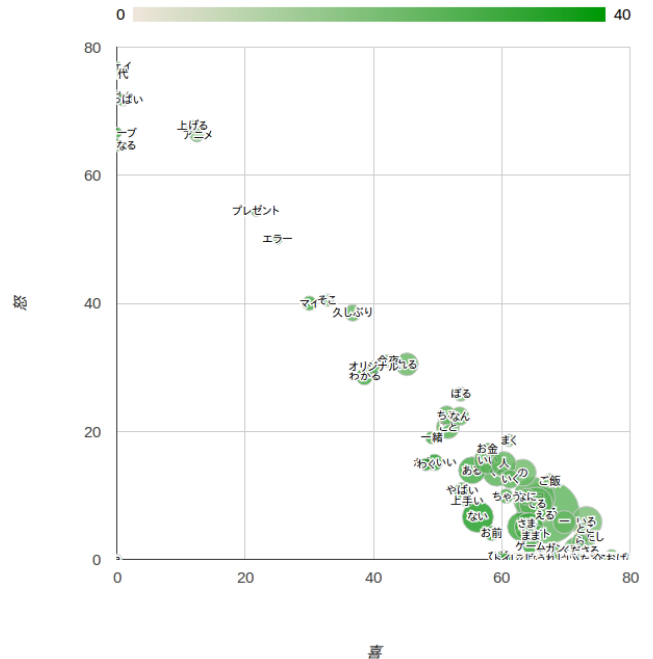


図 3. 感情表示部：「哀」21 から 40

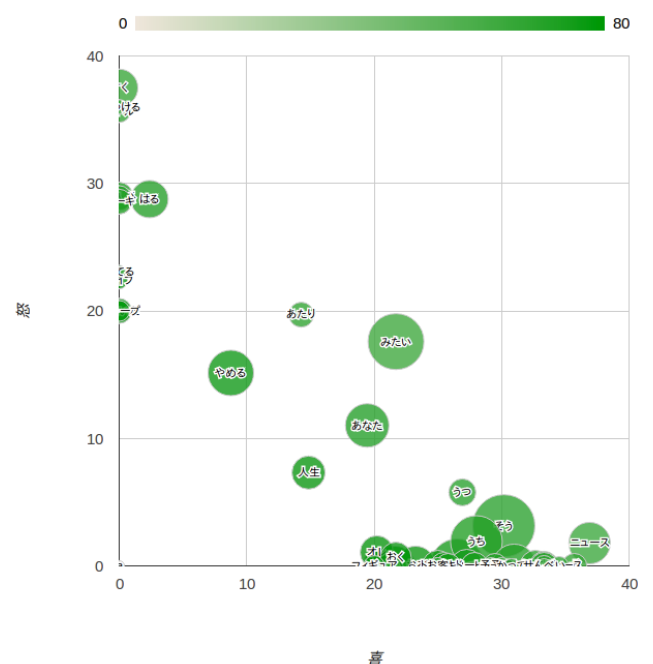


図 4. 感情表示部：「哀」41 から 60

L	22.91	0.2501	Twitter
S	17.50	0.2473	本システム
B	14.16	0.2564	Twitter
H	13.58	0.2563	Twitter
I	11.83	0.2931	Twitter
O	11.08	0.2436	Twitter
G	10.00	0.2657	Twitter

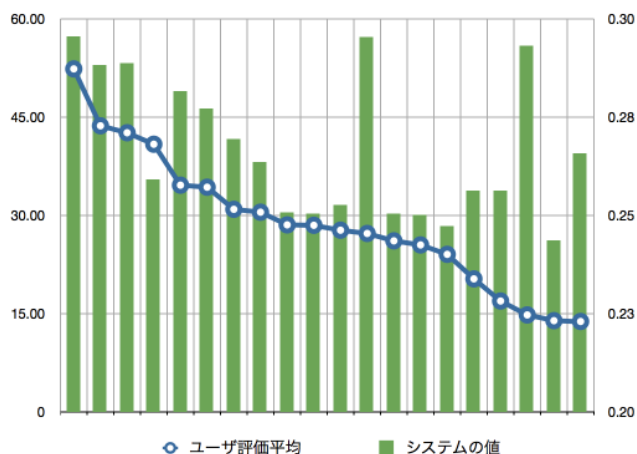


図 7. 評価者評価平均とシステム算出類似度の比較

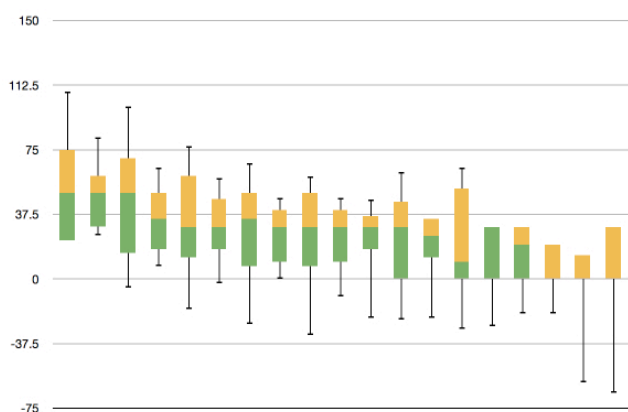


図 8. 評価点のばらつき

比較したグラフから、約 30%のユーザを除き、グラフは同じように上下していることがわかる。しかし、定型文を繰り返し発言するユーザや、宣伝目的で作られ、定期的に同じ文章の発言を繰り返す「bot」などに対しては、ユーザ評価平均とシステム値はかけ離れた結果となった。

箱ひげ図をからは、評価者評価平均が高いユーザに対する評価ほど高い点数にばらつき、評価者評価平均が低いユーザに対する評価ほど低い点数にばらついていることがわかる。

8. 考察

感情表示部では、感情に特徴のある単語が視覚的に表示できた。感情表示部で特徴が見られた単語の感情値一例を表 7 にしめす。

表 7. 感情値一例

喜	怒	哀
今年		
11.25	0	82.38
今日		
65.04	9.55	25.40
ゲーム		
64.44	2.01	33.53
おまえ		
10.56	86.99	2.43
ファール		
0	97.87	2.12
今		
33.45	8.70	57.83
やる		
49.51	8.53	41.94
やめる		
8.76	15.13	76.10
人生		
14.85	7.31	77.82
ニュース		
36.90	1.78	61.30

「ゲーム」「今日」などの単語には「喜」の感情値が、「おまえ」「ファール」などの単語には「怒」の感情値が、「今年」「人生」などの単語には哀しい感情が多くなる結果となった。また、「やる」という単語に対しては「嬉」の感情値が多いが、「やめる」という単語に対しては「哀」の感情値が多い結果となり、肯定と否定での感情値の違いが見て取れる。「ニュース」という単語に対しては「喜」が 3 割、「哀」が 6 割という結果になり、これは 2012 年のニュースランキングのニュースの割合から見ると、ニュースに対しては哀しみの感情が大きく作用しやすい可能性が考えられる [19]。

ユーザ推薦では、表 9.2.1 にもあるように、本システムで Twitter 公式のユーザ推薦システムよりも、より類似していると考えられるユーザを推薦することができた。しかし、約 30%の Twitter ユーザに対して、評価した類似度とシステムが算出した類似度で異なる結果となった。考えられる原因を以下に述べる。本システムでは、比較対象となる Twitter ユーザが、比較するための単語を発言していなかった場合、単語の類似度はないものとして計算している。よって、双方のユーザが同じ単語を全く Tweet しなかった

場合、必然的に類似度が高くなってしまふ可能性がある。これは bot など、極端に偏った発言をする Twitter ユーザにおいて見られる現象であり、実際に約 30%のユーザの中にも、偏った発言を繰り返すアカウントが存在した。偏った Tweet の例を以下に記す。

・「Twitter リスト編紙が更新されました！」と連続 Tweet

・「こちらこそありがとうございます！！どうぞよろしくお願いたします！（^_^）-☆」と連続 Tweet

・「【福祿寿】道教の宋の道士天南星、または、道教の神で南極星の化身の南極老人。寿老人と同一神ともされる。純金製・高さ 11.5cm・幅 8.9cm・奥行 7.8cm・重量約 755g。」など、偏った情報を連続 Tweet

・「【上海蟹】今年は上海蟹全 3 コース中、最高峰の『龍虎コース』のご注文が比較的多いです。ドリンク別でお一人様 8,300 円ですが、クーポンご利用で 7,500 円になりますのでぜひ(^o^)/」といった店舗情報の連続 Tweet

今回の評価実験では Tweet 数のサンプルを 200Tweet としたため、特に上記の現象が顕著にあらわれてしまったと考えられる。なお、Tweet のサンプル数を 200Tweet としたのは、TwitterAPI で一度に取得できる Tweet が 200 件なためである。また、本システムでは、ユーザの類似度計算に、単語の出現回数を考慮していない。これにより、一度しか発言せずに大きな感情値が付加された単語と、何度も発言され、現在の感情値に落ち着いた単語を同じように扱っており、これも原因の一貫だと考えられる。

9. 今後の展望

今後の展望を以下に示す。

・絶対感情語の最適化

現在の仕様では「絶対感情語」は固定されており、特定の単語を Tweet しないと単語に感情値が付加されない。そこで、ユーザごとに感情値を学習し、ユーザに適した絶対感情語を使用することで、よりユーザにあった感情値の付加が可能になると考えられる。

・単語関連度の改善

現在の仕様では常に新しい情報に更新するために、単語の関連度を 1 日ごとにリセットしている。よって、1 日がある程度経過し、単語の関連度が高くなると、感情値も高くなると考えられる。そこで n-gram などを使用して、単語の関連度を高められると考えられる。

・推薦アルゴリズムの改善

現在、比較対象となる Twitter ユーザが、比較するための単語を発言していなかった場合、単語の類似度はないものとして計算している。また、ユーザ推薦時に単語の出現回数を考慮していない。これは単語に重みを付けるなどで

改善が可能だと考えられる。また、感情以外を使用した推薦方法を組み合わせることで、より精度を向上させることができると考えられる。

・表示部の改善

現在、3次元の情報の 1つの次元を固定し、2次元で階層的に表示している。より見やすく表示する必要がある。

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) 加藤 慎一郎, 濱川礼 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, 第 148 回ヒューマンコンピュータインタラクション研究会
- 6) 中村明. 感情表現辞典. 東京堂出版, 1993
- 7) 世界大百科辞典, <http://kotobank.jp/dictionary/sekaidaihyakka/>
- 8) 篠田裕之, 竹内亨, 寺西裕一, 春本要, 下條真司, 行動履歴に基づく協調フィルタリングによる行動ナビゲーション手法, 情報処理学会研究報告. GN, [グループウェアとネットワークサービス] 2007(91), 87-92, 2007-09-20, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110006402685>
- 9) 松尾潤, 川村秀憲, 鈴木恵二, Twitter のコメント分析による広告の推薦, 研究報告知能システム (ICS) 巻:2011-ICS-162, https://ipsj.ixsq.nii.ac.jp/ej/index.php?active_action=repository_view_main_item_detail&item_id=72977&item_no=1&page_id=13&block_id=8
- 10) 齋藤 準樹, 湯川高志, ソーシャルブックマークを基にした Twitter ユーザの興味語抽出推薦手法の提案と評価, 情報処理学会研究報告. 情報学基礎研究会報告 2011-IFAT-102(2), 1-8, 2011-03-21, <http://ci.nii.ac.jp/naid/110008583689>
- 11) 北村太一, 小川祐樹, 諏訪博彦, 太田敏澄, コミュニケーションに着目した Twitter フォロワーユーザ 推薦, 人工知能学会全国大会 2012, <http://kaigi.org/jsai/webprogram/2012/paper-230.html>
- 12) 川口誠敬, 評価付けの重みを考慮した協調フィルタリング手法の提案と評価, 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科修士論文 ~ 2007 年 3 月, <http://library.naist.jp/dspace/handle/10061/4305>
- 13) 情報推薦システム入門 -理論と実践-, Dietmar Jannach (著), Markus Zanker (著), Alexander Felfernig (著), Gerhard Friedrich (著), 田中 克己 (翻訳), 角谷 和俊 (翻訳), 共立出版 (2012/6/22)
- 14) Twitter Developers, <https://dev.twitter.com/>
- 15) MeCab, <http://cab.sourceforge.net>
- 16) MySQL, <http://www.mysql.com/>
- 17) Google Chart Tools — Google Developers, <https://developers.google.com/chart/>
- 18) jQuery, <http://jquery.com/>
- 19) 朝日新聞デジタル: 写真・図版・ニュース, http://www.asahi.com/news/gallery_e/view_photo_news_intro.html?intro_pg/TKY201212190693.jpg/625