

Twitter における利用者の興味に即したタイムラインを構成する ユーザー評価推薦手法の提案

川口辰弥^{†1} 塚田晃司^{†2}

Twitter で新しいフォロワーを探す際に普段使う画面におけるユーザーをタイムラインでの印象、つまりリプライといった会話ではなく、普段利用して流し見した場合の印象に重点を置きその内容を利用者との趣味の一致、ツイートに含まれる感情要素評価など感情を数値化した値の分布や投稿の時間を考慮して相性を判定推薦する手法を提案する。

キーワード: ツイッター, ユーザー推薦, タイムライン

Twitter users considering feelings and timeline Proposal of evaluation recommendation method

TATSUYA KAWAGUCHI, ^{†1} KOJI TSUKADA, ^{†2}

Abstract: Proposal of a method to use when searching for a new follower on Twitter. The method considers the impression on the timeline that you usually see. Further emphasis is used for evaluation and emphasis not on conversation but on ordinary impression. Proposal of a method to judge compatibility and recommend it.

Keywords: Twitter, Userrecommendation, Timeline

1. はじめに

SNS にはフォロー・フォロワーといった関係が存在している、これは自分が興味を持ったユーザーをフォローすることでそのユーザーの発言を表示することができ逆も同様である。しかし、一度フォローしたものの合わないと判断しフォローを解除することも少なくない問題である。

様々な SNS においてこのフォローを増やしていくことによって沢山のユーザーの投稿が自分のものを含めた時系列順に表示されるタイムラインという機能により一般的に利用者は多種多様な投稿を普段の生活の中で流し見することで SNS を楽しみ、気になる投稿にはコメントなどによる交流や共有により交友を広めていく。

しかし今現在ある程度研究によって提案されているものや既存のアプリでは自分またはある一ユーザーに対して様々な分析を行うものが多く [1], また既に先述のような関係になったユーザー間でのやりとりを計測するサイト [2] は存在するもののフォローを行う前で双方を参考に分析を行うようなサイトは見当たらない。そこで今回はこの問題を解消するべくあるユーザーをフォローする際に普段使う際に目にするタイムラインでの印象を考慮した上で推薦を行う手法を提案した。

2. Twitter 利用者がフォローするユーザーとは

Twitter において利用者は一体どのような目的、動機で様々なユーザーをフォローし、またフォローする際にどのようなことに重点を置いてユーザーを見ているのか。またどのようなことに関して不快に思いどう対処しているのかを今回の目的である流し見した時の印象、即ちタイムラインで印象を重視するうえでは非常に重要な情報となる。

この情報に関して調査、整理をするために今回必要と思われる情報を集めるために様々なアンケートを調査並びに報告者の所有する個人アカウントにて主にフォロワーに対して Twitter のユーザーにアンケートを行った。まず企業が行ったアンケート [3] ではフォローを解除する理由としても RT が多い、傾向が合わない・攻撃的であるなどが同様に多くの回答を得られており Twitter 上では見られなかったツイート数の過剰が一番の理由として挙げられていた。更に調査では不明確であった部分に関していくつか追加で Twitter のアンケート機能を利用しフォローするユーザーの傾向・フォローする際に確認する情報・フォローを解除する理由およびまた Twitter 利用者がどのようなユーザーを求めているのかに関してそれぞれアンケートを行い調査した。(表 1~4、括弧内の人数は回答人数)

全てのアンケートにおいて回答期間を 3~4 日、約半日ごとによりツイート機能によりフォロワーのタイムラインに表示させ、また数名の方にも拡散して頂くことで多くの回答

^{†1} 和歌山大学大学院システム工学研究科
Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University

^{†2} 和歌山大学システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

を得ることが出来た。

表 1: フォロー時に参考にする情報

フォローする理由 (N=296)	割合
趣味に関して	75%
情報収集	13%
実際に会うなどの話の流れで	8%
おすすめユーザー機能から	4%

表 2: フォローの際に確認する情報

情報の種類 (N=148)	割合
アイコンなど	3%
自己紹介と先頭ツイート	20%
数十ツイートは見る	72%
フォローされたら無条件	5%

表 3: フォローを解除する理由

解除の原因となる行動 (N=67)	割合
呟きが極端に多い・少ない	0%
ツイートの傾向が合わない	64%
時間経過で趣味が合わなくなった	3%
RT やスパムが鬱陶しい	33%

表 4: フォローするユーザーの基準

重視するもの (N=156)	割合
リプライで会話をしたいから	23%
その人のツイートが見たいから	54%
先にフォローをされたので取り敢えず	23%

この結果から例えば表 1 から、Twitter を利用するほとんどのユーザーは自分の趣味に関するフォローを行う傾向が強い。また表 2・3 からはフォローする際にはある程度日常的なツイートを確認しているがそれだけでは確認できなかった要素が不愉快に感じ解除するという結果が見られる。そして表 4 の結果からは半数以上がフォローした後にリプライ機能により共通の話題に関して話すというよりはその話題に関して反応しているユーザーを見ることを目的にしていることが分かる。つまり Twitter のユーザーはタイムラインでの印象を重視していると言える。

またフォローした後に相性が合わない場合や発言が自分にとって合わないユーザーがいた場合どのような対処をしているかもアンケートした結果は以下のように実際に解除するまでに至るユーザーは僅か 14%にとどまり残りのユーザーはミュートと呼ばれるそのユーザーのツイートを原則表示しない機能（直接リプライされた場合のみ通知が来る）使い対処するか、諦め気にしないという結果になった。

表 5: フォローした人が合わない場合

対処方法 (N=527)	割合
フォロー解除する	14%
ミュートで様子見する	44%
リストで対処	2%
気にしない	40%

本研究では以上の結果からフォローを行う前に解析を行い事前に相性が合うかどうか判別する機能が必要であると考え、またその判定基準として日常的に Twitter を流し見する場合での印象を判定する機能が必要となる。

そこで今回はタイムラインでの評価を行う推薦手法を提案する、またその手法の提案にあたり趣味の一致、直近ツイートの傾向並びに内容、タイムラインにも表示されるリツイート数、またタイムラインにそのユーザーが現れる可能性を評価の重点に置きシステムの構築を行った。

3. 関連研究

高村ら[4]はインターネットで使われる様々な単語をポジティブに使われているかネガティブに使われているかを検証し-1~+1 の範囲で点数化し単語感情極性対応表を作成した。これを元に中谷ら[5]は各ユーザーの発言からキーワードを選定し形態素分析を行い、単語感情極性対応表を参照し各単語が持つポジティブな単語を正の値、ネガティブな単語を負の値として数値化した表を参照し発言を評価し、データベースに保存、平均と分散、標準偏差から比較を行い閲覧者の許容出来る範囲を発信者の発言が下回った場合は表示しないといったシステムである。

阿部[6]は Twitter の話題抽出においてハッシュタグで抽出したツイートからある話題に関して特徴的に出現する単語が存在し、それを抽出する手法を示していた。

この手法により Twitter ではある程度の話題に関しては共通の単語が使われていることや検索機能を用いてユーザーを見つけ交流出来ることを示した。

井上ら[7]の研究では Twitter において自分の利用する時間帯とその投稿数に重点を置き自分と活動時間が近いユーザーかつ、自分より投稿数が多いか少ないか閾値を設け 4 つの場合分けにより抽出したユーザーを利用者に見せ、そのユーザーと交流したくなるか検証を行った。

しかし今回上げた研究においては中村らの研究はフォローした後においては先述のアンケート結果よりミュート機能を約半数のユーザーが使用していることから比較的需要には合っているが、少しでも自分より適正評価が低いとユーザーが非表示になり、少し厳しい発言などが続く途端に見えていたユーザーが見えなくなる問題点がある。

一方阿部の研究では共通の趣味のユーザーを探す際にハッシュタグの使用が抽出の前提であるが普通のツイートでは頻繁にハッシュタグが使われることは少ない、つまり

日常的な投稿の流れを判断するには利用される回数が少なくデータ量に乏しく、アンケート結果より今回の目的とした普通の投稿において興味のある話題を呟いているかを判別するには向いていない。

井上らの研究ではユーザーとの交流に重点を置いているがアンケート結果から根本的に Twitter の利用者はリプライによる交流を求めておらず大半がそのユーザーのツイート、つまりどこにも向けずタイムラインで閲覧するツイートを見ることを目的としているユーザーが今回の目的には不向きであった。

つまり今現在の研究においてほとんどの研究が Twitter において交流を前提としたユーザー解析や推薦の手法が行われており本来利用者が求めている普段 Twitter を利用するときタイムラインで流し見した時の印象を解析し推薦する手法が存在していないと言える。

4. 提案手法

今回提案する手法はタイムラインを重視するに当たり 2 章で述べたアンケート結果を元に新しくユーザーを探す際にはまず趣味の一致が大前提であると考えキーワードを軸にツイートを抽出する。そしてタイムラインでの印象は基本的にはその投稿内容つまり構成される文章の内容などが大きく関係する。特にインターネットでの書き込みではその匿名性からネガティブな発言が多く見られ、それを不愉快に思うユーザーも多く存在するため投稿の内容が持つ感情的な要素を点数化してその平均値や分布を自分と比較することでその内容が許容出来るかを検証する。また例えば趣味や内容が近しく相性が良かったと判定してもタイムラインは今使っている時間から順に投稿を表示する性質のため大きく利用時間が離れているとフォローしても投稿が目に入らないことが考えられるために時間軸での評価も行った。

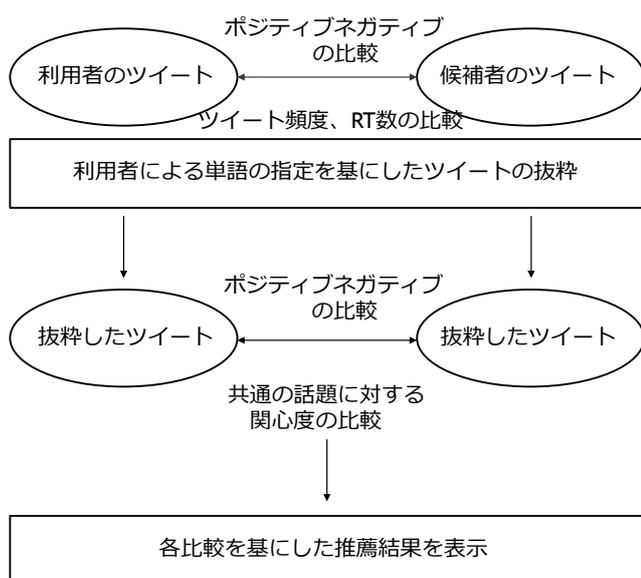


図 1: システム概要

4.1 トピックワード

今回提起した問題を解決するにあたりまずツイート内容の解析及び利用者が求める話題を日常的に呟いているかの特定、そしてタイムラインでの印象を評価するにあたりポジティブとネガティブの数値及び分析が必要となる。今回実装したシステムではテキスト化したツイートデータからユーザーがタイムラインにおいて閲覧したい話題に関してその話題を特定しツイート内容を解析する手がかりとして利用するためある話題に関して複数の単語をまとめる広域な単語（グループワード：野球・サッカー・ゲームなど）を最大 3 つまで設定、またその話題に属すると考えられる単語（トピックワード：野球の場合ホームラン・ピッチャーなど）を合計で 9 つまでを利用者によって設定することで共通の話題を絞り込む。（図 2）

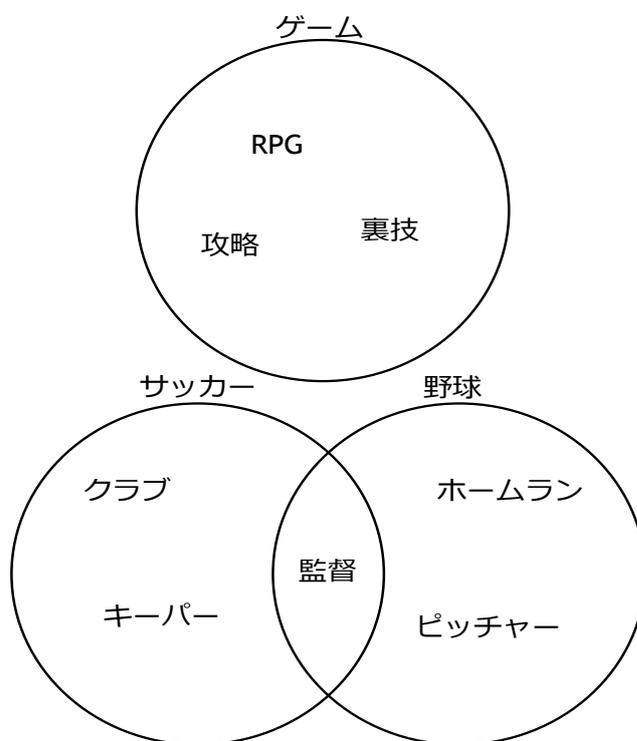


図 2: 指定単語の関係イメージ図

ここでも異なるグループに跨るような単語であったとしても同じ単語をトピックワードにすることで同時に計測することが可能である。（Ex：図 2 における監督）辞書などに載っていない造語なども指定の対象とすることを可能とし先述のアンケートより直近 100 ツイートを計測対象とし指定された単語が使用されたツイートを抜粋し要素毎に対比比較を行うことでより精度の向上を図った。

リツイートの内容についてもユーザーがリツイートする内容はツイートの内容と同様に興味や関心の深いツイートを共有する傾向にある故にリツイートについても今回のシステムにおいて集計の対象とした。

数の比較は事前に用意したテキストデータでは先頭に

「RT～」と先頭に表示されるのでこの回数を計測した、ツイート頻度が多いかどうかは利用者とフォロー候補者のそれぞれ 100 ツイート呟くまでに指定した単語が使われたツイートそれぞれの間隔などから推定し利用者よりもフォロー候補者の方が極端に多い場合は不快に感じる可能性が高いと判断し、低い評価を与えるものとした。

趣味の一致に関してはアイコンや自己紹介などからも情報が得られる点、[3]を基にある話題には特定の単語が頻出すると考え、Twitter では例えばスポーツの話題であればチーム名や選手名、ゲームなどであればキャラクター名や技の名前といった辞書に載っていないような造語が呟かれることも少なくない、故にユーザーが任意で設定できる単語から先述の図のようにある程度絞り込みをかけることが出来る形式とした。

ツイートの発言傾向に関してはある話題に関して大きな動きがあると関連した単語が呟かれることが多い。このとき話題性が大きく沢山のユーザーに呟かれた単語は Twitter ではトレンドワードと呼ばれる、このように利用者、フォロー候補者もある話題に関して大きな動きがあるとその単語に関して意見や感想などをツイートする可能性が高い。ユーザーが指定した単語が使用されている回数や時期などが各々近い場合は両者がその話題に関して近いレベルでの関心を持っていると判断し推薦において高い評価点を与える。

4.2 日常的に見た時の感情値の分布

ポジティブ・ネガティブであるかに関しては[2]を基に指定した単語が出現するツイートを抜粋しあらゆる単語のポジティブさネガティブさを+1~-1 の間で算出した単語感情極性対応表を参照、各ツイートに対して感情値を計算する 100 ツイートすべて・グループワード毎で集計する。感情値の平均と分散、また分散から計算できる標準偏差から今回は感情値の分布が正規分布であると仮定した、ある分布が正規分布である時平均から標準偏差を足し引きした場合その範囲に含まれる要素はおおよそ 7 割であるという性質を持つ。つまり今回のシステムにおいては平均から標準偏差を足し引きした範囲に約 70 個のツイートが含まれ、この範囲が日常的に呟く感情とし利用者より普段のツイートに現れやすい感情値の範囲を推定するこの範囲がポジティブ、ネガティブの許容範囲とした。つまり利用者とフォロー候補者それぞれにおいて相手のツイートを見た際に感情値の度数分布がどのような関係になり重なり合うのかを推定した範囲利用し比較する。(図 3 参照)

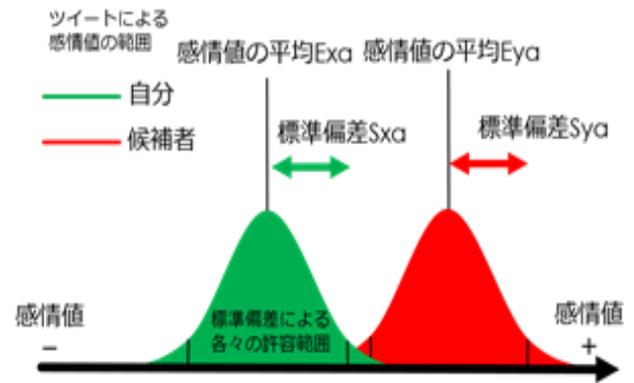


図 3:感情値の範囲推定と比較

4.3 分布の重なりによる評価の場合分け

利用者、フォロー候補者それぞれの感情値の推定が完了した後に評価点の算出に移る。先述した手法により算出した感情値の範囲を図 3 の様に重ね合わせると大きく分けて 5 つの関係性に場合分けが出来る。

まず感情値の平均を比較したときに相手の方が平均の値が小さい、即ち相手の方が普段のツイートがネガティブである場合、更にはここから標準偏差を平均に加えて再度比較を行うこの時に関係が入れ替わるかそのままであるか、つまり許容範囲に収まるかどうかを判定する。

同様にして感情値の平均が相手の方が大きい、即ち相手の方がポジティブである場合は平均から標準偏差を引き許容範囲に収まるかを比較する、また感情値は単語 1 つに対して小数点 5 や 6 位辺りまで細かい値を持つものが多く稀有な例ではあるが完全に平均が一致する場合も考える。

この関係を整理すると以下のような文章と式に表すことが出来る。(式①～⑤並びに図 4)

X : 自分のツイートの集合 (図 4:緑)

Y : 相手のツイートの集合 (図 4:赤)

各ツイートが持つ感情値 : $x_1, x_2 \dots x_{100}, y_1, y_2 \dots y_{100}$

全体のツイート、グループワードなどの感情値の集合

$\alpha, \beta \dots$

集合における感情値の平均 : E 標準偏差 : S とおく

$Exa > Eya$ のとき (相手の方がネガティブ)

$Exa > Eya + Sya \dots \dots \dots$ ① $Exa < Eya + Sya \dots \dots \dots$ ②

$Exa < Eya$ のとき (相手の方がポジティブ)

$Exa > Eya - Sya \dots \dots \dots$ ③ $Exa < Eya - Sya \dots \dots \dots$ ④

$Exa = Eya$ (平均が一致するとき) ⑤

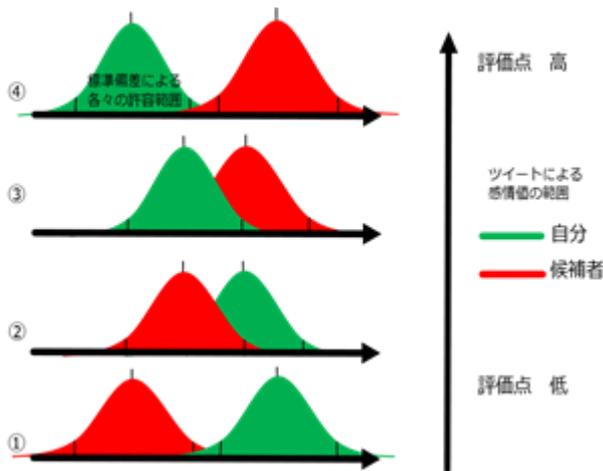


図 4:感情値の分布イメージ図

また先述のように造語が呟かれることも少なからず考えられる, その場合でも造語の中に単語が含まれている場合元々あった別の単語の意味を引用していることなどが多い, それを考慮し先述の表から可能な限り単語を抜粋しポジティブ・ネガティブの判定材料とする.

以上の点を基に評価した結果を利用者に示しフォローした場合に交流が上手くいくかを数値化した上で推薦を行う.

また今回は使用する感情値に関して単語感情極性対応表に記載されている単語の点数を全て加算した相和をそのツイートの感情値とした場合の分布, またそこから加算された単語数で割り平均を求めた場合の感情地で計算すると 1 単語あたりの平均値が算出される, その感情値が取り得る値は-1 から 1 の範囲に収まるためその手法で算出された分布と単語感情極性対応表の平均値を参考の元比較を行う 2 種類の方法でそれぞれシステムを構築の上検証を行った.

4.3 時間的に見た時の感情値の分布

4.2 節にて日常的な感情の変化を分析するために感情値という値を設定しその分布を検証する方法として 100 ツイートの平均値, 標準偏差を用いた範囲の設定および分布を比較する方法を提案した.

しかしこのままでは例え利用者と推薦者が感情的な観点から見た時に相性が良かったとしてもタイムラインの特性上ある程度 Twitter を利用する時間帯が一致していないとある程度フォローしている人数が多い場合公式のアプリケーションでは一回に表示できる投稿数が限られている, 故にお互いの投稿がタイムライン上に現れず推薦者の投稿が目に入らず相性以前の問題になってしまう. [7]では投稿時間を軸に解析を行い, 推薦を行っているが話題やそのツイートの中身に関しては一切評価しておらずあくまでも投稿時刻の重なりだけで評価している.

そこで更なる評価基準として先述の日常的な分布と違う観点からの比較を行うために感情値を考慮した時間軸での

比較を行う, 一般的な Twitter の使用傾向として大きな話題の動きがあった場合その話題に関して多くのユーザーはすぐさま反応する, つまりすぐにツイートを行う傾向にありその話題に関するユーザーの母数が多い場合は先述したトレンドワードに取り上げられることが多い.

具体的な手法としては先ほど取得した直近 100 ツイートを今度は時系列順に並べ, 算出された感情値の変化を観測する, この時お互いを比較する際に時間軸が直近 100 ツイートにおいて大きくずれて比較が困難な場合はどちらかの Twitter の利用頻度が合っていないもしくはお互いの Twitter において活動する時間帯が違ふと考えられるため評価値を低くする.

ある程度時間軸が一致する場合は全体的な感情値の比較を行う, 先述したように共通の話題を持っていた場合はある大きな話題の変化があった場合は何かしらの反応をする可能性が高い, つまり似たような話題に反応していた場合は感情値も似たような値を取ると考え近似する時刻のツイートの感情値の差分を取る, この時の差分の合計が小さければ感情の起伏が近いと考え双方の相性が良いと判定し評価点を高く, 差分が大きければ逆に意見が対立するなど相性が悪いと考え評価点を低くする.

タイムラインの特性上ごく短い時間の誤差であればタイムラインを遡ることによって投稿を閲覧することが出来る. そこで今回は双方の最も新しいツイートを起点とし近いもののみ比較を行う場合, ある程度の誤差(数時間程度)は許容しより多くのツイートに関して比較を行う場合のそれぞれについて検証を行った. (図 5)

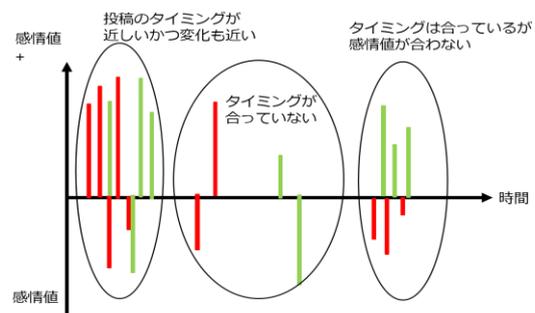


図 5:時間軸での比較イメージ図

5. 考察

5.1 単語感情極性対応表における値の検証

当初のシステムでは感情値の算出においてツイートに使われている単語全ての感情値を合算する総和の方式でツイート毎の感情値を設定していた. しかし以前に検証[8]した結果はやや正規分布とは言いにくいような分布が見られた. 今回はこの手法を適用するに当たりより分布が収束しやすい方法を検討すべくデータ元である単語感情極性対

応表に対して分布がどうなるか検証を行った。(図6)

検証条件

- ・ 単語感情極性対応表に含まれる全単語の感情値を集計
- ・ -1 から 1 まで 0.1 刻みで集計

検証の結果平均値が-0.3197635, 分布は平均を中央としてみた場合はかなり正規分布に近い形となった。

検証の結果グラフにおいても両端がかなり多くの個数を示しており特に負の方向即ちネガティブな値を持つ単語がやや多く現れ, 平均や分布に関しては少し 0 よりも負の方向に偏った結果が現れた。

5.2 相加平均における感情値の検証

5.1 節で検証した結果, 元々のデータではかなり正規分布に近い分布が見られたため集計方法を変更すれば今回の手法をそのまま適用出来る, そこで今回算出する感情値を単語当たりの平均値つまり相加平均の場合の分布の結果を検証した。(図7)

検証条件

- ・ 感情値を計測された単語数で割り相加平均にした上でツイートの感情値を算出
- ・ 求められた感情値を-1 から 1 までの間 0.02 間隔で集計
- ・ 対象のユーザー 2 名で抽出したツイート数はリプライを除いた直近のツイート

今回は実用性を踏まえ 2 名のツイートのデータを元に検証を行った結果の感情値の平均は図7において青色で示す被験者 A が-0.264431, 同赤色で示す被験者 B が-0.306942 となり分布の形状は以前に総和で検証した結果に比べるとそれぞれ緑・紫色で示す正規分布に対してかなり近い形状が現れ, また平均値で見るとデータ元である単語感情極性対応表に比べてもこれまで総和の場合では見られなかったポジティブ寄りの検証結果が現れた。

感情値 0 の付近部分において尖った形状が見られるものに関してツイートの元データを調査するとどこかのサイトの引用など URL だけがツイートされた場合や, 写真のみを投稿したためそのアドレスが表示されているなどそもそも文章が書きこまれていない, または絵文字や顔文字だけの投稿など単語感情極性対応表では解析が不能なものが多く見られたが, これらのツイートは提案する 100 ツイートの中から除外することでこの偏りも解消されると考えられる。

他のユーザーのデータにおいても似たような形状平均値に関しては単語感情極性対応表で算出した平均値の前後付近と多様な結果が得られ 5.2 節で提案した手法より分布の安定性や精度に関して高い信頼性を得られると考えられる結果となった。

故に今回提案する手法に適用すべき感情値の算出方法は分布の形状, 及び値の安定性や比較においてもこちらの算出方法が適していると考えられる。

5.3 時間的な感情値での分布の検証

5.2 節では 4.2 節で提案した日常的な投稿の内容を判定するために感情値の分布を検証し, その有用性を考察した。今回 4.3 節で提案した時間軸での分布も検証を行った。

検証条件は基本的条件であるユーザーや, 感情値の算出方法は 5.2 節と同様に設定した。(図8)

検証の結果 5.2 節では非常に近い検証結果が出たが, 時間軸で見た場合大きな差異が見られた。これは 4.3 節で述べた投稿頻度が合わないパターンであると考えられる。

つまり 2 つの結果を組み合わせると今回の被験者での検証結果は内容としては相性がいいがタイムラインでの印象を考慮した場合被験者 B がタイムラインに現れにくい被験者 A から見た場合の相性はあまり高くはないと言える。

しかしもし被験者 B が今回のシステムを利用して被験者 A が推薦者として検証を行った場合は今回の手法では相性がいいと考える。これは 2 章の表 3 にあるように Twitter 利用者は頻度が多いことに関しては嫌悪感を示すユーザーはいなかった。つまり自分より頻度が多くてもツイートの内容が自分の興味に適していればそのユーザーを有益と判断するためである。

6. まとめ

今回 Twitter のユーザー推薦の手法として普段の利用者が求めているユーザーがどのようなものがアンケートにより解明し日常的に使うことを想定したタイムラインに投稿されるツイートを対象とし, またそこに感情を数値化することでツイートの内容が持つ印象や投稿日時といったタイムラインを構成する要素を加えることでユーザーの需要に適した日常的なツイートを解析する新たな Twitter におけるユーザー評価推薦手法を提案した。

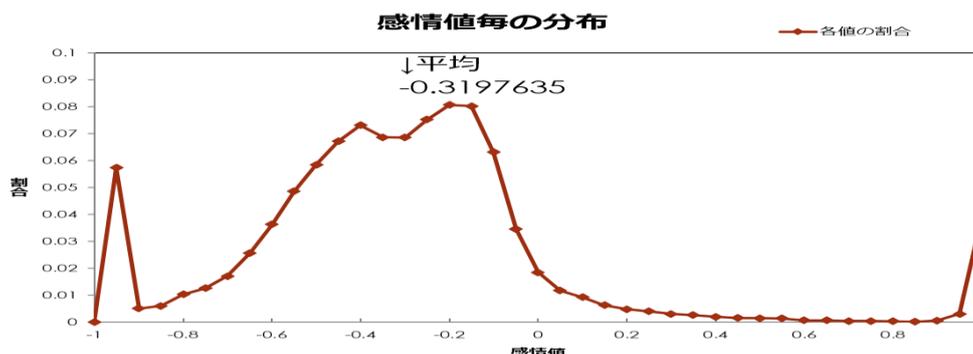


図 6: 単語感情極性対応表の分布

今回の手法は分布が正規分布であることを前提としたためその分布を検証した結果ただ単に総和で感情値を算出しその分布を比較する場合にはやや正規分布とは言いづらかった, これは参照しているデータ元である単語感情極性対応表がインターネットによる実例を元にして値を算出しているため平均がやや負の値を持ち, また単語の割合としても負の値を持つ単語の方が多かったためであった.

しかし単語感情極性対応表の分布における平均を中心に形状を見た場合は正規分布にかなり近い形状を示しておりこの結果から感情値の算出方法を単語当たりの平均つまり相加平均にすることにより取り得る値が-1 から 1 の間に収まるためデータ元である単語感情極性対応表との比較により精密な感情の判定並びに分布の検証が可能であることを示し今回の手法を適応したシステムの可能性が広がった.

また時間軸を基準にした場合でもユーザー毎に様々な分布を取ることが確認できた, これはタイムラインにおいてお互いの投稿が目に入るかどうかという点において大きな判断材料となり感情値と組み合わせることで具体的に内容を読まなくてもある程度感情値の変化と投稿時間の分布で推定出来る可能性を示した.

参考文献

- [1]Twitter 社の公式解析サイト「Twitter アナティクス」
<https://analytics.twitter.com/>
- [2]Twitter の解析サイト Whotwi
<https://ja.whotwi.com/>
- [3]Twitter でのフォロー解除をする理由アンケート
<http://news.mynavi.jp/articles/2012/06/16/twitter/>
- [4]高村大也, 乾孝司, 奥村学"スピンモデルによる単語の感情極性抽出", 情報処理学会論文誌ジャーナル, Vol.47 No. 02 pp. 627--637, 2006.開範囲制限手法の提案と実装 情報処理学会研究報告, GN, 2015-GN-93(14), 1-7, 2015
- [5]中谷奈緒: 嗜好に対する感情を考慮した SNS 利用者の発言公開範囲制限手法の提案と実装 情報処理学会研究報告, GN, 2015-GN-93(14), 1-7, 2015
- [6]阿部一哉:Twitter を利用した, 特定の話題に特徴的な語彙の収集, 跡見学園女子大学人文学フォーラム 14, A32-A40, 2016
- [7]活動時間帯と活動量を考慮した Twitter でのつながり構築支援手法とつながり構築支援システムの開発とその評価 井上翔太 樫山淳雄情報処理学会 Vol2014-HCI-157No. 56
- [8]感情とタイムラインを考慮した Twitter ユーザー評価推薦手法の提案 川口辰弥, 塚田晃司 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN), Vol103, No15, pp1-5, (2018)

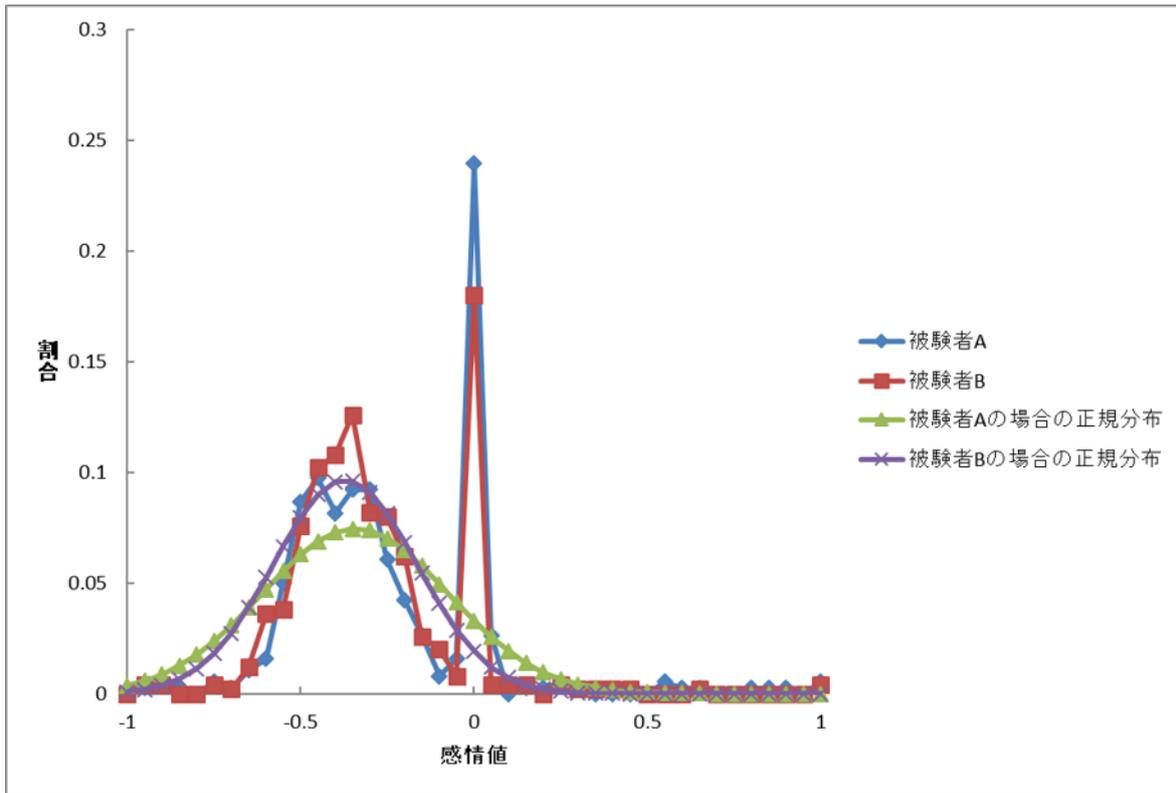


図 7:相加平均で分布を算出した場合

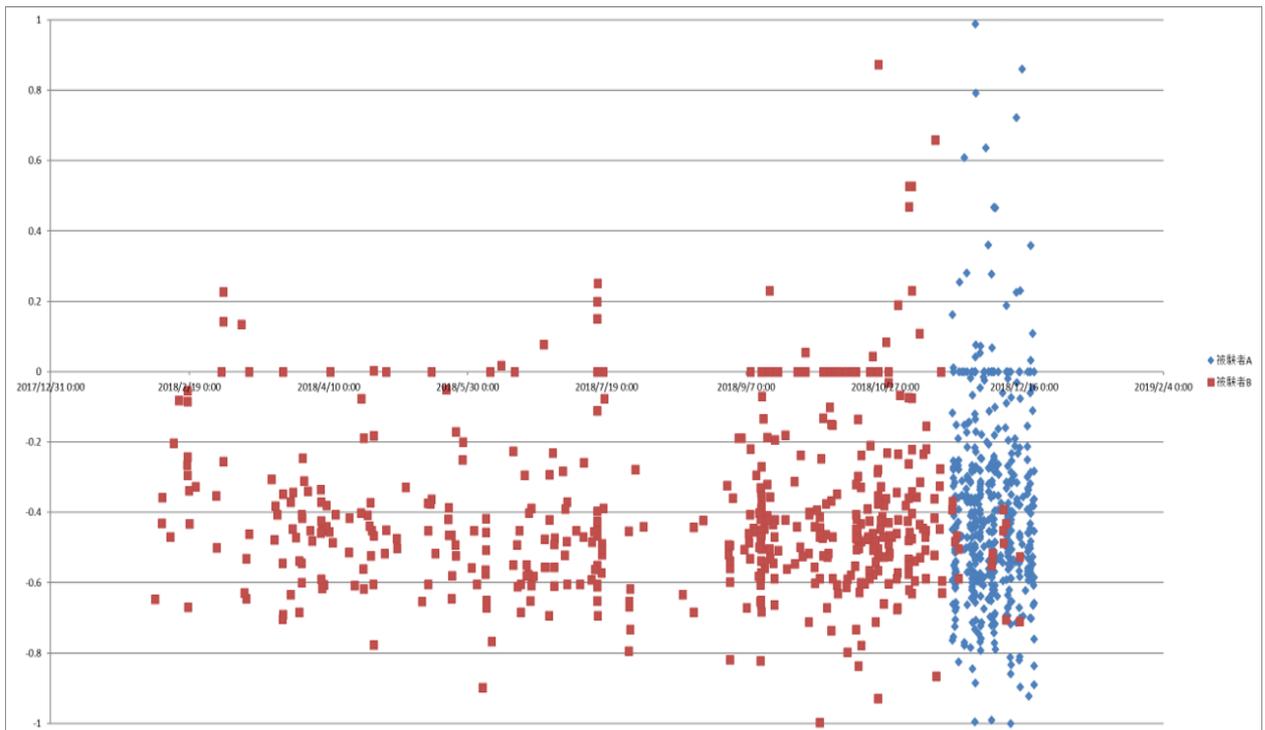


図 8:時間軸での分布検証