

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^{†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, 普段の印象を重点に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を考慮して解析を実行し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, User recommendation, 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.

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サイトが多く, 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様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. フォローに使われる情報

フォローする際に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[1]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を調査した. (表 1)

表 1: フォロー時に参考にする情報
フォローする理由 (回答数 296 人)

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%

フォローの際に確認する情報 (148 人)

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%

フォローを解除する理由 (67 人)

眩きが極端に多い・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%

^{†1} 和歌山大学大学院システム工学研究科
Graduate School Engineering, Wakayama University
^{†2} 和歌山大学システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

本研究では以上の結果からタイムラインでの評価を行う推薦手法を提案する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を重点に置きシステムの構築を行った。

3. 関連研究

高村ら[2]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[3]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[4]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。しかし中村らの研究は少しでも自分より評価が低いとユーザーが非表示になり、阿部の研究ではハッシュタグの使用が抽出の前提であり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ため今回の目的には不向きであった。

4. 提案手法

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っているかの特定、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さネガティブさ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1）

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1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對比比較を行うことでより精度の向上を図った。（図2）リツイートの内容に関し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関し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。

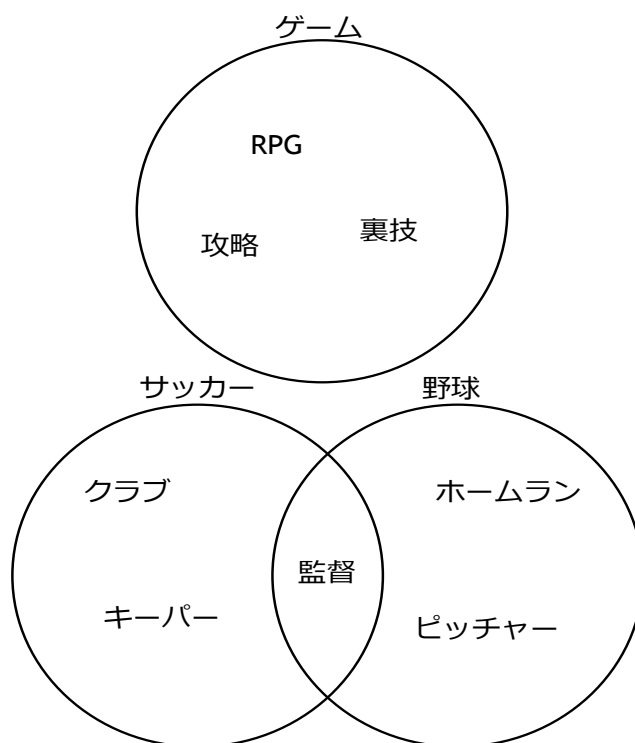


図1:指定単語の関係イメージ図

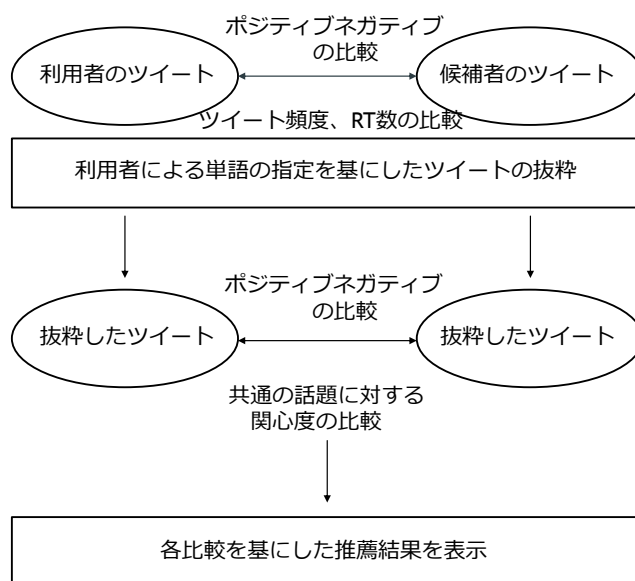


図2:システム概要

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、[4]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 感情値

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。この手法を適用し利用者とフォロー候補者それぞれにおいて推定した範囲を比較する。(図3参照)

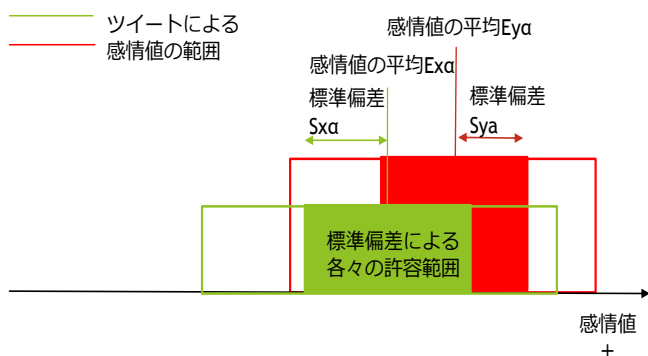


図3:感情値の範囲推定と比較

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

$E_{\alpha} > E_{\beta}$ のとき (相手の方がネガティブ)

$E_{\alpha} > E_{\beta} + S_{\beta} \dots \dots \textcircled{1}$ $E_{\alpha} < E_{\beta} + S_{\beta} \dots \dots \textcircled{2}$

$E_{\alpha} < E_{\beta}$ のとき (相手の方がポジティブ)

$E_{\alpha} > E_{\beta} - S_{\beta} \dots \dots \textcircled{3}$ $E_{\alpha} < E_{\beta} - S_{\beta} \dots \dots \textcircled{4}$

$E_{\alpha} = E_{\beta}$ (平均が一致するとき) $\textcircled{5}$

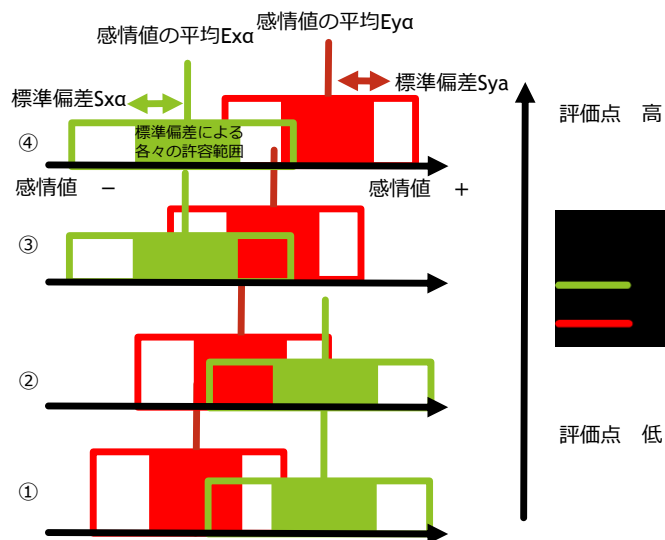


図4:場合分け関係図

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。

5. 評価

5.1 提案手法の使用感

今回提案した手法を評価するに当たり Twitter の利用を問わずツイートの探しやすさ、比較のしやすさ、総合的な使用感で既存の UI (従来手法)、今回の手法それぞれを利用してツイートを検索して新しいフォロワーを探すことを想定し、特定のツイート検索を行って貰いツイートの抜粋を行って貰い被験者 9 人にアンケートを行った結果を以下に示す (表 2~4) アンケートの結果はおおむね良い評価が得られた。今回の提案システムでは推薦における評価の対象を普段閲覧するタイムラインでのツイートに重点を置きユーザー間の興味の度合いは発言を意識した評価をすることでより相性の良いユーザー推薦が出来る可能性を示した。

表 2:特定ユーザーがある単語を使ったツイートを抜粋

手法	難しい	やや難しい	ふつう	やや容易	容易
従来	3	2	2	2	0
提案	2	0	0	7	0

表 3:指定を複数個にした場合

手法	難しい	やや難しい	ふつう	やや容易	容易
従来	4	3	0	0	2
提案	1	1	0	7	0

表 4:今回の手法の方向性

手法	悪い	やや悪い	ふつう	やや良い	良い
提案	0	0	2	2	5

5.2 感情値の分布

今回提案した手法は感情値の分布が正規分布であることを前提として評価、プログラムの実装を行った、実際のツイートが想定した分布に近いのかどうかを今回 Twitter の個人アカウントにて協力を得られた方々のツイートを対象としてツイートが持つ感情値の分布の検証を行った。

検証条件

- ・感情値計算方法は提案手法と同じ
- ・対象のユーザーの直近 500 ツイートを対象
- ・感情値-10~0 まで 0.1 間隔、-10 以下、0 以上の分布、平均をそれぞれ算出

図 5, 6 にある被験者 2 名の結果平均は A が-3.526197, B が-3.814430 という結果が得られた。図 5 が図 3 や 4 で触れたツイートが持つ感情値の実際のデータである、他の被験者においてもやや偏りがあり平均に対して左右対称となる正規分布のような配置はいずれの被験者においても見られなかった。この結果からやや前提とした正規分布とは離れた分布が現れる傾向にあるという結果が得られた。

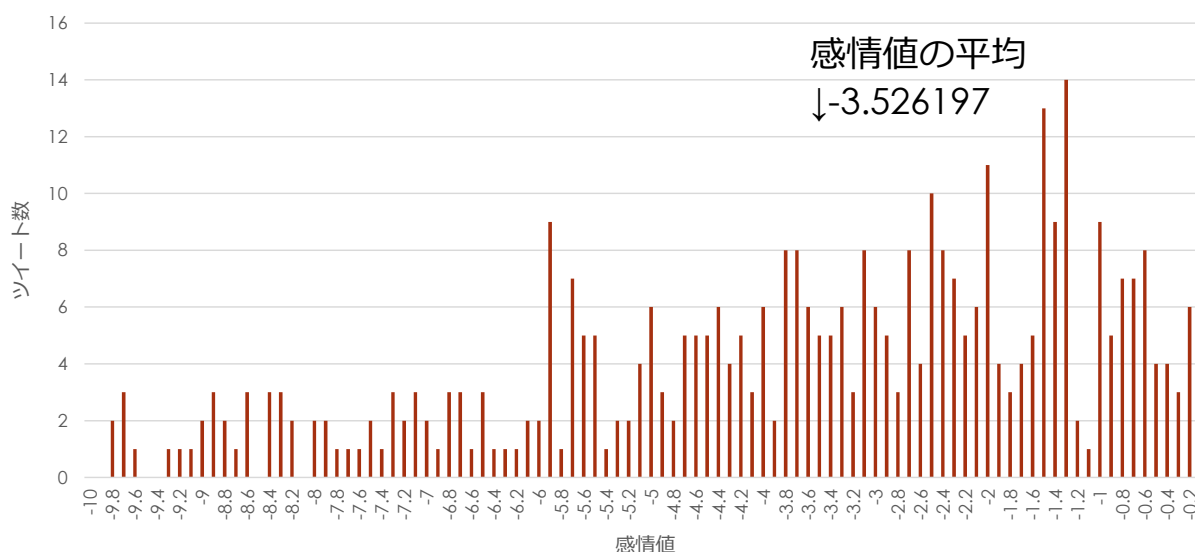


図 5:ツイートが持つ感情値の分布検証結果(被験者 A)

6. まとめ

今回は Twitter のユーザー推薦の手法として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、またそこに感情の要素を加えることで新たな Twitter におけるユーザー評価推薦手法を提案した。今回の手法は分布が正規分布であることを前提としその分布を検証した結果やや正規分布とは言いづらくより適した場合分けのパターンの考察や評価方法を考える必要がある、一例として現在はツイートの感情値は全ての合計で算出しているがこれを相加平均にした場合の感情値は-1~+1 の範囲に収まるためにまた違う分布になる可能性が考えられ今回の手法が適用できる可能性が考えられる。

また現在は自分よりポジティブであれば評価を高くしているが、共に批判をしたい場合など必ずしもポジティブな人を求めているとは限らない為に例えば今回とは逆にネガティブであれば評価点を高くするといった計算方法の多様化も必要だと考えられる。

参考文献

- [1] 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/>
- [2] 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.
- [3] 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
- [4] 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

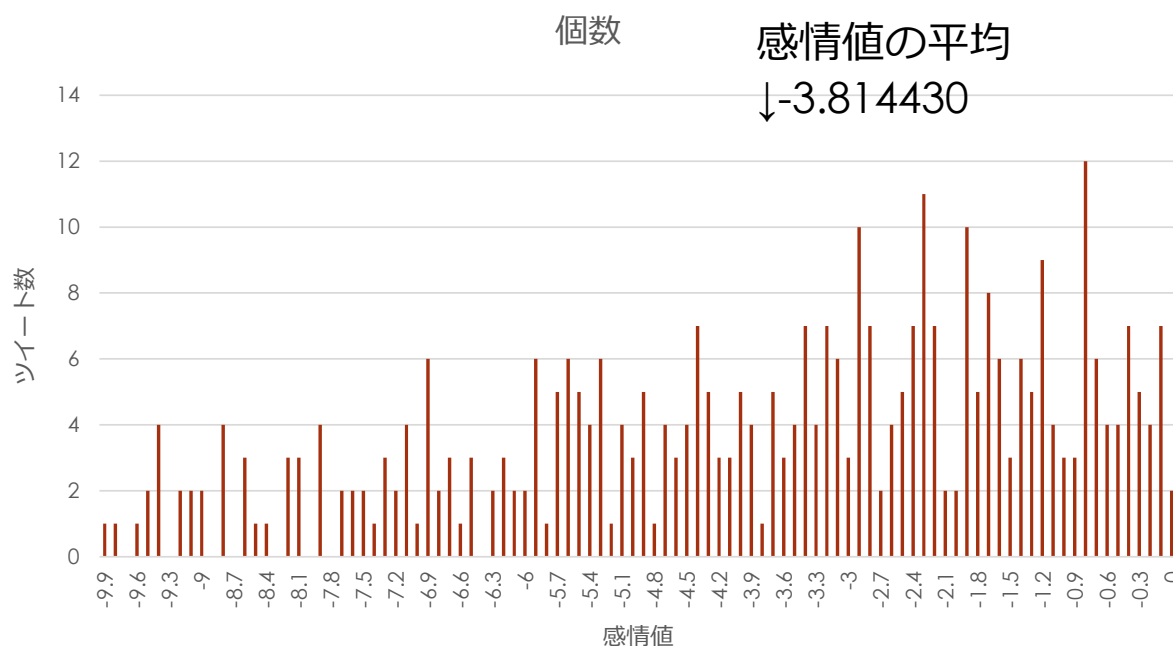


図 6: ツイートが持つ感情値の分布検証結果(被験者 B)