

# SNS におけるニュース理解の支援を目的とするツイート推薦

川口 天佑<sup>†</sup> 牛尼 剛聡<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>九州大学大学院芸術工学府 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

<sup>‡</sup>九州大学大学院芸術工学研究院 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: <sup>†</sup>2DS16087N@kyushu-u.ac.jp <sup>‡</sup>ushiana@design.kyushu-u.ac.jp

**あらまし** 近年、人々が SNS 上でニュース記事に出会う機会が増加している。こうした中で、SNS で出会ったニュース記事を正しく理解するメディアリテラシーの必要性や、特定の立場からの情報だけにしか触れないフィルターバブルといった問題が指摘されており、ニュース記事を理解する上で広い視野を持つことが求められている。本研究では、Twitter 上で流通したニュースに対して行われる、ニュースへの感想や意見を含んだ反応ツイートに注目し、ニュースを広い視野から理解するためのツイート推薦手法を提案する。本手法では、ニュースに対する反応のツイートに注目し、3つの観点からニュース理解における重要性を評価し推薦を行う。

**キーワード** SNS, Twitter, ニュース, マスメディア, ユーザ, ツイート, 反応

## 1. はじめに

近年、SNS を利用した電子ニュースの流通が一般化した。そうした中で、新聞社や TV 局などのマスメディアが、SNS 上で自社記事の流通を促進している。具体的には、マスメディアが公式 SNS アカウントを作成し、自社の記事のタイトルや URL を付加したツイート（以下、「記事ツイート」と呼ぶ）を投稿する。一般ユーザは記事ツイートを見て、自分の興味のあるニュースについて話題にするために、SNS 上で拡散を行う。こうした中で、SNS ユーザは、SNS 上で多種多様なニュースに出会うようになった。

SNS において、ユーザが自分から積極的にアクセスせずに受動的に目にした情報から正しいものを選択し、誤った理解や判断を行わないことが重要である。そのために、メディアリテラシーの重要性が指摘されている。また、フィルターバブル[1]という問題が注目されている。フィルターバブルとは、インターネットを通して情報を取得するとき、Web ブラウザや Web サービスが、ユーザの興味や嗜好を学習することで、ユーザが意図しない内に自分の嗜好や思想に沿った特定の傾向に偏った情報のみが提供され、情報環境の中で孤立する現象である。SNS では、ユーザの選択に基づく情報ネットワークが構築されるためフィルターバブルが生じやすいと考えられる。この問題を解決するためには、ユーザが様々な視点に基づく情報に触れられる情報環境にいることが必要だと考えられる。

一方、SNS には、「反応」を行う機能が存在する。例えば、Twitter では、特定のツイートに対して、ユーザのコメントを行うためのリプライという機能がある。また自分の意見を併記して、自身のフォロワーのタイムラインに送信する引用リツイートという機能がある。本研究では、これらの機能を利用して投稿されたツイ

ートを反応ツイートと呼ぶ。

反応ツイートは記事ツイートに対しても行われている。そこにはニュースに対する様々な意見、解釈、新たな情報が含まれている場合がある。これらのニュースに対する反応ツイートを利用することで、ニュースに対する多様な視点や情報を得られる可能性がある。

本研究は、ニュースを閲覧するユーザに対して、そのニュースの理解を支援するために、Twitter 上で得られるニュースへの反応ツイートを共に提示するシステムの開発を目的にする。このシステムにより、ユーザがニュースと共に多様な視点や情報を得られる反応ツイートを閲覧し、ニュースに対して、深い理解、広い視野、興味を持つことを支援することを目指す。

上記のシステムを実現するためには、ニュースツイートに対する数多くの反応ツイートの中から、ニュースの理解を支援するツイートを同定することが重要である。本研究では、ユーザにとっての反応ツイートの重要性を、反応ユーザの熟知度、信頼度、反応の注目度という、3つの観点から分析する手法を提案する。また、その手法に基づき実際に反応ツイートの抽出を行い、その結果を考察する。

## 2. 関連研究

本研究に類似した研究として、佐藤ら[2]は、ニュースを閲覧しているユーザに対し、過去にそのニュースを閲覧し、意見を述べていると思われる個人のブログ記事に着目し、そこからニュースに対する主張を抽出し、ニュース閲覧ユーザにこれを提示することでニュースに対する理解を深めるシステムを提案している。

本研究では、ニュース閲覧ユーザに対して、ニュースに対する反応ツイートの中から、ユーザの理解を支援すると考えられる反応ツイートの推薦を行う。ニュ

ースに対する反応ツイートの収集に関して、邱ら[3]は、ニュース記事の URL を含むツイートを収集した後、それらを分析することで、ニュース記事の URL を含まないが、対象とするニュースに関連しているツイートの収集手法を提案している。本研究では、筆者らは、これまでに研究[4]で用いた URL 付きツイート、記事ツイートへのリプライ、引用リツイートの収集手法を利用して反応ツイートの収集を行う。

本研究では反応ツイートの推薦を行う上で、反応ユーザの興味に基づく熟知度を利用するが、Twitter ユーザの興味に関連して、近藤ら[5]は LDA を用いて Twitter ユーザの投稿内容やそのフォロワーからユーザの興味を推定する手法を提案している。また、渡邊ら[6]は、ユーザの投稿したツイートを収集し、関連語辞書の作成によるユーザ特徴語を抽出することで、ユーザ嗜好の分析や、その嗜好を示す興味語抽出を行うシステムの提案を行っている。

他にも、反応ツイート推薦のために今回、反応ユーザのフォロワー数に基づく信頼度という指標を用いるが、券田ら[7]は Twitter アカウントのプロフィールデータや、その投稿されたツイート内容から公式的内容度と内容的信頼度という2つの指標を算出しユーザの信頼性を評価付けする手法に基づくアカウント検索システムの提案を行っている。また、反応ツイートの注目度という指標においては、リツイートやいいねという機能に注目して、そのツイートの影響力、共感性という点から注目度として利用するが、中田ら[8]、大川ら[9]はツイートの分析を行うことで、ツイートの持つ影響力や共感性を表す特徴の考察を行っている。

### 3. 反応ツイートを評価する観点

ニュースの理解を支援するための反応ツイートを推薦するために、反応ツイートがニュースの理解支援に役立つかどうか評価する必要がある。本研究では、その評価基準として、3つの観点を利用する。以下にそれについて詳しく述べる。

#### (a) 反応ユーザの熟知度

反応ユーザの熟知度とは、ニュースに対して反応ツイートを行ったユーザが、反応したニュースに関連する事柄に関して、どれだけ詳細な知識を有しているかを示す指標である。反応ユーザが反応したニュースに関連する事柄について熟知しているならば、その反応からニュースの理解を深めるコメントや、ニュースには書かれていない知識を得られたりする可能性がある。このことから、ニュースに対する熟知度の高いユーザの反応ツイートは、ニュース閲覧ユーザに対して推薦することで、より深い興味や知識を得るための支援に役立つと考えられる。

本研究では、ユーザの熟知度推定として、ユーザが興味を持っている事柄と、ニュースの扱う事柄の一致度を推定する。ユーザの興味を持つ事柄として、ユーザの過去の投稿を利用する。Twitter の投稿内容はユーザの日常の興味や関心を述べたものが多い。このことに注目し、反応ユーザのツイートを収集し、これをユーザの興味としてモデル化し、反応ニュース記事の内容と比較することで、熟知度を推定する。

#### (b) 反応ユーザの信頼度

反応ユーザの信頼度とは、そのユーザの社会的な信頼を示す指標である。いま、反応ユーザの反応ツイートが記事本文にはない興味深い情報を含んでいるとする。このとき、反応ユーザが信頼出来る人物であるならば、反応ツイートの内容も信頼出来る可能性が高い。一方、対象とするユーザの反応が社会的に信頼し難く、偏った立場を持つユーザである場合は、その反応ツイートを参考にすべきではない場合もある。よって、ユーザに対するツイートの推薦において、この反応ユーザの信頼度を考慮することは重要である。

本研究では、信頼度を推定するために、反応ユーザのフォロワーに注目する。そのユーザのフォロワー数の多さが社会的な信頼に値すると考え、フォロワー数を反応ユーザの信頼度として利用する。

#### (c) 反応ツイートの注目度

反応ツイートの注目度とは、対象ニュースへの反応ツイートが、Twitter 上でどれだけ注目を集めたかを示す指標である。反応ツイートには Twitter のシェア機能である「リツイート」や、共感などを示す「いいね」が行われることがある。これらが多く行われる反応ツイートは、その反応の内容が興味深いものであったり多くのユーザにとって共感できるものであったりする可能性が高い。このようなツイートはニュース閲覧ユーザに対しても推薦する価値が十分にあると考える。

本研究では、反応の注目度を推定するために、反応ツイート自身が得ている「リツイート数」や「いいね」数を利用する。

## 4. 提案手法

本研究では、Twitter を経由してニュース記事を閲覧したユーザを対象とし、その閲覧ニュースへの反応ツイートから、ニュース理解を支援できると考えられる複数の反応ツイートを推薦することを目的とする。以下に、その目的を実現するための提案システムの流れを説明する。なお、本研究ではツイートを取得するために Twitter API を利用する。

### 4.1. 記事に対する反応の収集

本研究では、ニュース閲覧ユーザの理解支援のために、ニュースに対して Twitter 上に投稿される反応ツ

イートの提示を行う。そのために、まず、対象となるニュースに対する反応ツイートの収集を行う。反応ツイートは、投稿方法により3種類に分類できる。以下にそれぞれの種類の反応ツイートについて説明する。ツイートの具体的な収集方法として、[4]で用いられている手法を利用する。

#### (a) 記事ツイートへのリプライ

Twitter上では、特定のツイートに対して、返答や意見を述べるツイートを投稿するために、リプライが利用される場合がある。リプライはTwitterユーザーに割り当てられるスクリーンネームと呼ばれる”@”から始まる文字列(例: @xxxxx)をツイート中に含んでいる。

リプライの対象となるツイートは、個人のTwitterアカウントによるものだけではなく、マスメディアのアカウントから投稿されたツイートも対象になる。マスメディアのTwitterアカウントに対するリプライはニュース記事に対する意見や感想を述べた反応ツイートと考えられるため、収集の対象とする。

#### (b) 引用リツイート

Twitterの機能の一つにリツイートがある。リツイートは自分以外のユーザーの特定のツイートを自分のフォロワーのタイムライン上に表示させることができる。また、通常のリツイートとは別に、引用リツイートという機能が存在する。これは、自分以外のユーザーのツイートにさらに自分のコメントを付加した形で一つのツイートとして投稿を行うことができる機能である。

マスメディアによる記事ツイートを引用した引用リツイートもその記事に対する反応が含まれている可能性があるため、収集の対象とする。

#### (c) 記事URL付きツイート

(a)及び(b)の反応は、マスメディアが発信した記事ツイートに対するユーザーの反応である。一方、記事URL付きツイートは、それらとは少し異なる。

記事URL付きツイートは、そのほとんどが各マスメディアのニュースサイトの記事ページに設置されているTwitterボタンによって投稿されたものである。記事ページのTwitterボタンを押すと、記事タイトル及び、URLが本文に自動的に含まれている状態のツイート投稿画面が表示される。ニュースを閲覧したユーザーはこの機能を利用することで、自分のフォロワーにもニュースを簡単に紹介することができる。また、この際に、自動的に含まれるタイトルとURLのみだけではなく、ユーザー自身の意見や感想などを書き込んだ上でツイートの投稿を行うユーザーが多い。このことから、記事URL付きツイートも反応ツイートとして収集を行う。

## 4.2. 反応ツイートの評価

4.1で収集した対象ニュースへの反応ツイート群から、

ニュース閲覧ユーザーの理解を深めると考えられるものを推薦するために、反応ユーザーの熟知度、反応ユーザーの信頼度、反応の注目度、これら3つの観点からその反応ツイートの評価を行う。

以下でこれら3つの観点に基づく具体的な評価値の推定手法及び、3つの評価値に基づく反応ツイートの評価方法について述べる。

### 4.2.1. 反応ユーザーの熟知度推定

反応ツイートの評価観点の一つとして、ニュースが扱う事柄に対する反応ユーザーの熟知度の推定を行う。反応ユーザーの興味と反ニュースの事柄の類似性が高ければ反応ユーザーの熟知度が高い、という仮説に基づき、反応ユーザーの興味モデルとニュース本文の比較を行う。

反応ユーザーの興味を表すモデルを抽出するために、反応ユーザーが投稿したツイートを利用する。本研究では、反応ユーザーの投稿したツイートの新しいものから200件をTwitterAPIによって収集し、これらを結合して一つの文書とする。この文書を、ユーザーの興味内容を示す文書と考える。また、反応対象であるニュース記事本文の収集も行い、この本文を1つの文書とする。

対象となる文書を形態素解析し、名詞のみを抽出する。この名詞の羅列となった2つの文書をDoc2vecによってベクトル化を行う。Doc2vecは文書をベクトル化するための技術の一つである。同様に文書をベクトルにしたものであるBag-of-Wordsは文書内の単語の出現回数をベクトルの要素としているが、これに対し、Doc2vecは膨大な量の文書データをコーパスとして学習することで、単語の組み合わせなどに基づいた、文書の文脈を考慮したベクトルを作ることが期待できる。

Doc2vecを利用するためには、コーパスの学習が必要である。本研究では、wikipediaの全記事をコーパスにした上でこれを学習したDoc2vecモデルを用いてこの2つの文書のベクトル化を行う。

この2つの文書のベクトルのcos類似度を計算し、類似度を熟知度として利用する。2つのベクトル $\mathbf{a}$ 、 $\mathbf{b}$ に対するコサイン類似度は以下の計算式で計算する。

$$\cos(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\|} = \frac{\sum_{i=1}^{|\mathbf{V}|} a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|\mathbf{V}|} a_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{|\mathbf{V}|} b_i^2}} \quad (1)$$

### 4.2.2. 反応ユーザーの信頼度推定

反応ツイートの評価観点の2つ目として、反応ユーザーの信頼度推定を行う。今回、反応ユーザーの信頼度を推定するために、反応ユーザーのフォロワーに着目する。多くのフォロワーを持つユーザーは社会的信頼性が高く、その反応にも信頼性があると考え、フォロワー数を信頼性として利用する。

具体的には、TwitterAPIのusers/lookupというエンドポイントなどを用いて、リクエストを行うことで目的のユーザーのフォロワー数を含むデータを得るこ

とができる。今回は単純にこのフォロワー数を反応ユーザの信頼度として用いる。

### 4.2.3. 反応の注目度推定

反応ツイートの評価観点の3つ目として、反応ツイート自体の注目度推定を行う。今回は、反応ツイートの注目度を推定する上で、ツイートが得たリツイート数や「いいね」の数に着目した。リツイートや「いいね」を多く受けているツイートは、多くのユーザからの注目や共感を集めているツイートと考え、これを注目度として利用する。

具体的には、Twitter API の search/tweets というエンドポイントを用いて、リクエストを行うことで取得できるツイートのデータに含まれる「リツイート数」と「いいね数」を利用する。今回は単純に「リツイート数」 $N_{rt}$ と「いいね数」 $N_{like}$ を合計したものを反応の注目度  $A$  として用いる。

$$A = N_{rt} + N_{like} \quad (2)$$

## 5. 実験

今回、実際のニュース記事や反応ユーザのツイートなどのデータを利用して熟知度の検証を行った。また、実際に反応ユーザ及びコメントの抽出を行った。

実際に利用したデータは以下である。

- ・ 実験データ 1
  - 対象記事：  
朝日新聞「関大、軍事研究させません 防衛省補助金への応募認めず」(2016/12/08)
  - 対象ユーザ及びデータ：  
反応ユーザ 738 人、及び一人につき 200 件のツイート
- ・ 実験データ 2
  - 対象記事：  
NHK「トランプ新政権 TPP 離脱の方針を表明」
  - 反応ユーザ 300 人、及び一人につき 200 件のツイート

熟知度の検証においてはデータ 1 を用いた。

また、データ 2 を用いて熟知度、信頼度、注目度、それぞれの評価観点に基づく上位反応ユーザを実際に抽出した。

### 5.1. 反応ユーザの熟知度の検証

今回は、ニュース本文と反応ユーザごとに集取したツイート 200 件に Doc2vec を用いて類似度を計算することで熟知度を推定する。反応ユーザのツイート内容に反応したニュースの内容と関連するものが多ければ、そのユーザの熟知度は高いと考える。反応したニュースと関係のないツイートが多ければそのユーザの熟知度は低いと考える。

今回、ニュースの内容と反応ユーザの 200 件のツイ

ート内容の Doc2vec による分析結果をと実際のツイート内容を比べることで Doc2vec に基づく熟知度の推定が適切であるかの検証、考察を行った。

#### 5.1.1. 実験手法

使用するニュース記事本文と、反応ユーザのツイート 200 件を 1 文書としてまとめたものを形態素解析し、そこに含まれる名詞を対象として、Doc2vec を用いてベクトル化を行った。そして一つのニュース記事のベクトルと反応ユーザのツイートのベクトルのコサイン類似度計算をすべてのユーザにおいて行った。

今回、Doc2vec 得られた類似度の上位 10 名と下位 10 名を取り出し、分析に用いたツイート 200 件の内容を見て、ニュースの内容と関連したツイートが多いかを確認し、Doc2vec による類似度が熟知度として用いることが可能かを確認した。

#### 5.1.2. 実験結果

Doc2vec によるコサイン類似度計算の結果は-1 から 1 までの値である。データ 1 の計算結果に基づく上位 10 名と下位 10 名をそれぞれ表 1 と表 2 に示す。

実験データのニュース本文の内容から「大学、軍事、研究、平和、補助金、政治」などに関するツイートをよく行っているユーザならば、このニュースに対する熟知度が高いと考えられる。

この上位下位それぞれ 10 名のユーザのツイート内容を確認したところ、上位 10 名はいずれも軍事や政治、大学教育関係のキーワードが含まれるツイートが 200 件のうちの半分以上を占めていた。上位全員には軍事・政治関係のツイートが多いという共通点が見出せた。また、他のニュースへの反応ツイート自体も多く見られた。さらに、類似度が 1 位のユーザにおいては大学や教育関連のツイートも多く存在していたことが確認できた。

一方、下位 10 名のユーザは、上位 10 名のユーザに比べると関連していると考えられるキーワードを含んだツイートの数が少なく、ニュースとは全く関連のない日常の興味に関するツイートの割合が高かった。

表 1 類似度上位 10 名

ユーザ名(スクリーンネーム)	類似度
@ number8hiroshi	0.40
@ sansabrisiz	0.37
@ mo0210	0.37
@ Opa_3	0.37
@ vTCruOuty9N8Drk	0.36
@ hankoyama	0.36
@ KS_1013	0.36
@ eisuke503	0.36
@ prana5877	0.36
@ koito_syashinn	0.35

表 2 類似度下位 10 名

ユーザ名(スクリーンネーム)	類似度
@ 5_6_6	-0.21
@ airriel1973	-0.12
@ pupupupupunsuka	-0.11
@ hirosuke_z	-0.11
@ love2dqmsl	-0.09
@ doctor_mariorpg	-0.09
@ DOROMICO	-0.09
@ takumi1206imori	-0.09
@ charlie1030	-0.08
@ spacemansdead	-0.08

### 5.1.3. 考察

今回の熟知度の Doc2vec を用いた計算結果及び、人手で確認した結果を受け、Doc2vec によるベクトルから得られたニュースとツイート内容の類似度の結果は、人手で確認した結果と類似している可能性がある。

特に、下位 10 名で最も類似度が低かったユーザに対して、他 9 名は類似度と差が大きい、この 9 人が 200 件中 4~5 件、関連するツイートが見られることがあったのに対し、最も低かったユーザは全く関連したツイートを見ることができなかつたため、そういった意味でも類似度の差によってある程度の違いが反映されていることが感じられる。

今後、より検証を行うデータを増やした上で、被験者実験なども行うことで検証を重ねる必要がある。

### 5.2. 3つの評価観点に基づくユーザの抽出

本研究で、価値ある反応を抽出するために利用する、反応ユーザの熟知度、信頼度、及び反応ツイートの注目度に基づく反応ユーザ及びその反応ツイートの抽出を、実際にデータ 2 を利用して行った。抽出したユーザやそのツイート内容に基づいたその特徴や考察を述べる。

#### 5.2.1. 抽出手法

4.2 で提案した手法に基づいて、反応ユーザの熟知度、信頼度、及び反応ツイートの注目度を推定した。今回は、それぞれの評価値ごとに高い値を出した上位 5 名を抽出し、その特徴などを確認した。

#### 5.2.2. 結果

3つの評価観点ごとの上位 5 名反応ユーザ及びその反応ツイートを表 3、表 4、表 5 に提示する。

#### 5.2.3. 考察

熟知度に基づく上位ユーザの、熟知度推定に用いた 200 件のツイートを確認したところ、今回の対象ニュース記事に関わりのある、政治や経済に関するツイートの割合が高いユーザであることが確認できた。そのため、提示した上位ユーザは、日頃から

表 3 熟知度に基づく上位ユーザ及び反応

順位	ユーザ名	反応ツイート
1	@hymyn	数時間前の WBS で、就任式では大人のトランプになって自由貿易を続けること伊藤元重が性懲りもなく言っていた。
2	@Mapple69193344	あへちんぞうが、ピフタネントランプのモデルへ高額なゴルフクラブ持参で会ったのに、この結末？とことんアホだよな？妄想の失敗経済政策、アホノミクス。いい加減、止めろ。
3	@masaru_kaneko	トランプ大統領は、予想通り、就任式で「アメリカ」「アメリカ」を連発し、自国の利害優先で動くこと表明。世界中から嫌われ、アメリカの終わりが始まるだろう。ホワイトハウスのHPでもTPP離脱を表明。アベは無視。ポチだから？
4	@y_yasiro	.....これは反自由貿易ではなく反グローバル企業だと思う。一度踏みとどまって考える良い機会だと思う。グローバル化してから国民の生活がどんどん苦しくなっているという事を。
5	@Antithesis2010	あれえ？TPPから離脱しないように説得するのではなかったのですか？日本の記者さんは安倍首相に説得はどうなったのですか？と聞くべきですよ。

表 4 信頼度に基づく上位ユーザ及び反応

順位	ユーザ名	反応ツイート
1	@masaru_kaneko	トランプ大統領は、予想通り、就任式で「アメリカ」「アメリカ」を連発し、自国の利害優先で動くこと表明。世界中から嫌われ、アメリカの終わりが始まるだろう。ホワイトハウスのHPでもTPP離脱を表明。アベは無視。ポチだから？
2	@shibutake79	TPP 離脱に残念っぽい反応している投稿多く見るけど、アメリカが抜けてくれて TPP が骨抜きになってホッとしているひとも多いと思う。少なくとも TPP ダメになった理由は、トランプさんの方針のせいにて...
3	@watanabeatushi	トランプ大統領の米国第一主義は、米国の孤立主義に繋がる。自由世界の盟主である米国が内向きであることは、日本も自立した国家になるしかない。
4	@autumn_rabbit	アメリカ、TPP 離脱確定。置き去りの日本。
5	@fukuikensaku	状況を整理しておけば、日本の著作権法は既に前倒し改正され、保護期間は死後 70 年などに延長、非親告罪化も部分導入されている。ただし、「施行は TPP 発効時」との規定だ。>

ニュースや政治への関心が高く、ニュースの内容に対する自らの考えを持っていると考えられる。しかし、実際の反応ツイートを見てもわかるとおり、ニュース内容やそれに関わるユーザ自身の立場が強く主張されており、言葉遣いなどが乱雑になっている面も挙げられる。

信頼度に基づく上位ユーザは、実際にユーザのアカウントなどを確認したところ、1位のユーザは慶応技術大学教授、2位は株式会社の代表取締役、3位は元国会議員、5位は弁護士、のようにある程度社会的な信頼度が高い職業についており、また実名で活動しているユーザであることがわかった。4位はPixivなど

表 5 注目度に基づく上位ユーザ及び反応

順位	ユーザ名	反応ツイート
1	@masaru_kaneko	トランプ大統領は、予想通り、就任式で「アメリカ」「アメリカ」を連発し、自国の利害優先で動く表明。世界中から嫌われ、アメリカの終わりが始まるだろう。ホワイトハウスのHPでもTPP離脱を表明。アベは無視。ポチだから？
2	@fukuikensaku	状況を整理しておけば、日本の著作権法は既に前倒し改正され、保護期間は死後70年などに延長、非報告罪化も部分導入されている。ただし、「施行はTPP発効時」との規定だ。>
3	@alchemist_2017	???「TPPは日本を経済的植民地にするアメリカの陰謀!」???「TPPは一度交渉に参加したら抜けられない!」なお、アメリカが抜けたがっている模様w
4	@FumiHawk	だから『トランプはTPP離脱絶対やる。マスコミは偏向しすぎてからまた外す』って何度も言ったじゃねえか。マスコミは自分達の入手してる情報自体が現実と分離してるってそろそろ気付こうよww
5	@kininaru2014111	いくら粘り強く日本が交渉しても能力そのものがない。他人が書いた原稿を読むだけのアベ。

で活動している匿名人気ユーザであるためにフォロワー数が多かったことが確認できた。

注目度に基づく上位の反応ユーザは信頼度上位ユーザと重複しているユーザも少なくない。また、重複していないユーザもフォロワー数が少なくとも600人以上である。Twitterのシステム上、フォロワーが多いほどリツイートがされる機会も増幅する。そのため、注目度と信頼度が違いに独立でない評価観点になっている可能性が高いことが今回判明した。しかし、このことから逆に、フォロワー数が少ないユーザにもかかわらずRT数などが多いツイートがあれば、それは注目すべき反応ツイートである可能性も考えられる。

## 6. まとめ

本研究では、情報の供給が過多になっている今日の情報環境、特にTwitterなどのSNS上ではフィルターバブルという問題の生じやすさや、情報リテラシーが求められていることを踏まえ、ニュースに対する反応ツイートに注目し、これを利用してTwitterユーザのニュースに対する視野の拡張や理解の支援を行うことを提案した。

また、ニュースに対する反応ツイートからユーザに提示すべきツイートを選択するために、反応ツイートの価値を3つの観点に分けることで、その価値を決定する手法を提案した。3つの観点のうち熟知度においては、ニュース内容と反応ユーザの日常のツイート内容を比較し、関連したツイートが多ければニュースの内容に対する詳細な知識を有している、という考えを

もとに、Doc2vecを用いてこれを比較し、またその検証を行った。

さらに、実際に提案した3つの評価観点に基づいた反応ユーザ及び反応ツイートの抽出を実際に行い、各観点に基づいて得た結果の分析を行った。

今後は、実際に3つの評価観点に基づき抽出した結果に基づき、ユーザに提示すべき反応ツイートの評価観点の再検討や、被験者実験による検証などを行っていく。

また、反応ツイートや反応ユーザをその内容や特徴に基づいてクラスタリングすることで、代表的なツイートを抽出する手法なども検討したい。

熟知度の計算手法として今回はDoc2vecを用いたが、LDAなどのトピック分布を用いた手法などの検討や、比較も行いたい。

## 参考文献

- [1] イーライ・パリサー, 井口 耕二: 閉じこもるインターネット——Google・パーソナライズ・民主主義, 早川書房, 2012
- [2] 佐藤大輔, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦, “閲覧中のニュース記事に対するブログ記事から主張を抽出して提示するシステムの提案”, 電子情報通信学会論文誌 2011/11 Vol. J94-D No.11, 2011.11
- [3] 邱起仁, 樫山淳雄, “ニュース記事に関連するTwitterの投稿の収集手法の提案”, 情報処理学会研究報告 Vol.2013-DBS-158 No.22, 2013.11.26
- [4] 川口天佑, 牛尼剛聡, “Twitterユーザの反応を利用した立場の異なるニュース記事の発見手法”, DEIM Forum 2016
- [5] 近藤直人, 内田理, “Twitterを用いたLDAに基づくユーザの興味推定手法”, 情報処理学会第21回次大会 発表論文集, 2015.3
- [6] 渡邊恵太, 加藤昇平, “Twitterにおける語の関連性に着目したユーザ興味語抽出手法の提案”, The 26th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2012
- [7] 券田孝晴, 西山裕之, “アカウント情報の信頼度を考慮したTwitterアカウント検索システムの設計と実装”, 情報処理学会第73回全国大会, 2011
- [8] 中田侑輝, 上岡英史, “Twitterにおける影響力の分析手法”, 電子情報通信学会, 2014.3
- [9] 大川陽聡, 高間康史, “Twitter上で共感を生み出すツイートの性質に関する考察”, 人工知能学会 インタラクティブ情報アクセスとかしこマイニング研究会(第2回)
- [10] 片岡雅裕, 橋山智訓, 田野俊一, “フィルターバブルを気づかせるシステム”, The 29th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2015