

テレビ番組に対する意見をもつ Twitter ユーザのリアルタイム検出

山本祐輔^{†1} 浅井 洋樹^{†1, †2} 上田 高德^{†1} 秋岡 明香^{†3} 山名早人^{†4, †5}

^{†1} 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†2} 早稲田大学メディアネットワークセンター 〒169-8050 東京都新宿区戸塚町 1-104

^{†3} 早稲田大学 IT 研究機構 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†4} 早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

^{†5} 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: {y.yamamoto,asai,ueda,akioka,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

あらまし 近年、テレビ番組を視聴しながら Twitter 等の SNS に意見や感想を投稿する、ソーシャルビューイング（以下 SV とする）と呼ばれる視聴スタイルが盛んに行われている。SV において、番組中の人・物・事柄等の内容について意見を発信しているユーザの発見は、(1) SNS ユーザが他ユーザの番組に対する意見を知ることができる (2) テレビ局関係者が視聴者の着目した内容についての意見を得られ、番組制作に反映できるといったメリットがある。本論文では、SV を行なっている Twitter ユーザから、番組に対する意見を持ったユーザを発見する手法を提案する。本手法では、まず、(1)電子番組表及びテレビ番組の字幕テキスト番組公式の特徴語群、及び、(2)Twitter への投稿からトピックモデルを利用して抽出される、SNS ユーザが生成する番組の特徴語群を得る。そして、番組の放送時間帯に Twitter に投稿されるメッセージに番組の特徴語が含まれているかをチェックすることにより、意見をもった番組実況 Twitter ユーザの検出を試みる。実験の結果、提案手法は平均して 76%の適合率を保ちながら 68%の再現率で意見投稿を検出することができた。

キーワード マイクロブログ, Twitter, テレビ

1. はじめに

近年、Twitter をはじめとするマイクロブログの利用が増加している。マイクロブログとは、情報発信を行うことができるブログの性質とリアルタイムにコミュニケーションがとれるチャットの性質をあわせ持つサービスである。マイクロブログへの投稿は短文で良く、一投稿に必要な時間が短いため、マイクロブログには現在行っていることや考えていることがリアルタイムで投稿される傾向が強い。Twitter はマイクロブログサービスで最も有名なものの 1 つであり、140 文字以内でメッセージを投稿することができる。Twitter は 2006 年にアメリカで開始され、2008 年に日本語化されたサービスであり、2012 年 12 月の時点で総アカウント数が 5 億を超え[1]、月間アクティブユーザ数は 2 億人を突破している[2]。

マイクロブログの流行に伴い、テレビ番組を視聴しながら Twitter 等の SNS に意見や感想を投稿する、ソーシャルビューイング(以下 SV とする)と呼ばれる視聴スタイルが盛んに行われている。Twitter ユーザのうち、54%がテレビの内容を Twitter に書き込みすることがあり、30.5%のユーザが Twitter をきっかけに番組を視聴したとの調査がある[3]。SV が行われる背景として、他人の意見を知る、番組の補足情報を提供しあうといった理由のほか、大勢でテレビ番組を見ているような一体感が得られるといった点が挙げられる。最近

では、Twitter に投稿されたテレビドラマの感想を、データ放送上に表示させるといった試みや[4]、番組の Facebook ページを作成・運用し、視聴者との双方向のコミュニケーションを行う取り組み[5]など、テレビ番組にとってソーシャルメディアは無視できないほどの関係性となりつつある。このような現状を踏まえ、Twitter のデータを用いて、テレビの視聴率を補完する、視聴率とは異なる影響力指を算出しようという動き[6][7]や、研究[8][9][10]が見られる。これ以外にも、Twitter とテレビ番組の関連性について様々な研究が行われている[11][12][13][14][15][16]。

SV において、ユーザが Twitter に投稿する内容は多岐にわたるが、大分して(1)感動を表現する投稿、(2)番組中の人・物・事柄についての意見の 2 つに分けることができる。(1)感動を表現する投稿を行う目的としては、大勢でテレビ番組を見ているような一体感が得られ、感動を共有する目的で行われる。一方、(2)番組中の人・物・事柄についての意見では、自分の意見を発信し、他人と共有する目的で行われる。ここで、(2)番組中の人・物・事柄についての意見は、SV を行なっているユーザにとって他人の意見を知る上で重要な投稿となり、さらに番組理解にも繋がる。また、テレビ局にとっては、視聴率とは異なる視点から番組を評価し、番組の編成に活かすことが可能となる。実際に、Twitter がテレビ番組の制作に活用された例も存在し

ている[17][18].

Twitter には、番組関連ツイートなどをまとめて表示できるハッシュタグという機能がある。ハッシュタグとは、特定のトピックについて投稿する際にメッセージに付加することができるタグ情報である。しかし、ハッシュタグによる、番組中の人・物・事柄についての意見の抽出には、3つの問題点がある。1つ目は、ハッシュタグはその機能上、タグが付けられた投稿を全て検出するため、感動を表現する投稿と番組中の人・物・事柄についての意見が混在してしまう。2つ目は、ハッシュタグを利用するユーザは、Twitterを用いてSVを行うユーザの13.8%であり[19]、一部のユーザの投稿しか検出できない。3つ目は、番組と関係のない投稿にハッシュタグを使用するユーザもいるため、ノイズとなる。

テレビ番組の視聴者が視聴しながら書き込んだ番組の感想や意見を検出する研究としては、小林らの研究[20]がある。小林らの研究[20]では、番組冒頭時にテレビ番組が始まったことを象徴する投稿が多くなることを利用して、番組開始直後に投稿を行ったユーザに番組を見ているか否かのラベルを付加する。そして、ラベルを付加したユーザが番組放送時間帯に投稿したメッセージ中の単語の出現頻度により、投稿の検出器を作成している。しかし、小林らの研究では、リアルタイムにテレビ番組についての意見を検出することができず、テレビ番組とTwitterのリアルタイム性を活用することが難しい。

リアルタイムに投稿を検出することにより、視聴中にSNSユーザが他ユーザの番組に対する意見を知ることができ、また、テレビ局関係者がリアルタイムに投稿を活用することが可能となる。そこで、本論文では、SVにおいて、リアルタイム性を考慮し、番組中の人・物・事柄についての意見を投稿しているユーザを発見する手法を提案する。本手法では、まず、(1)電子番組表及びテレビ番組の字幕放送において表示される字幕テキストから得られる、番組公式の特徴語群。及び、(2)Twitterへの投稿からトピックモデルを利用して抽出される、SNSユーザが生成する番組の特徴語群を得る。そして、番組の放送時間帯にTwitterに投稿されるメッセージに番組の特徴語が含まれているかをチェックすることにより、意見をもった番組実況Twitterユーザの検出を試みる。

本論文では以下の構成をとる。第2節で関連研究について述べる。第3節で提案手法についての説明をし、第4節で実験と評価を行い、第5節でまとめを述べる。

2. 関連研究

本節では、関連研究について述べる。以下、2.1項でTwitterと他のメディアとの関連性についての研究、

2.2項でTwitterを用いてテレビ番組を評価する研究、2.3項でTwitterからテレビ番組について言及している投稿を検出する研究の3つの研究について述べる。

2.1. Twitterとメディアとの関連性についての研究

Shammaら[11]は、テレビで放送されたアメリカ大統領選挙の候補者同士のディベートを題材に、ライブメディアイベントにおけるマイクロブログの使い方について研究を行った。

Akiokaら[12]は、日本におけるTwitterユーザの特徴ならびに、出版物やテレビ番組などのメディアがTwitterのコミュニティに与える影響について研究を行った。

澤井ら[13]は、Twitterに投稿されるメッセージを利用して、協調フィルタリングによりテレビ番組を推薦する研究を行った。

加藤ら[14]は、Twitterに投稿されるメッセージから出現頻度が急に高くなった固有名詞を抽出し、テレビ番組で放送される話題を追跡する研究を行った。

Ariyasuら[15]は、テレビ番組についての投稿を解析することにより、番組のトレンドグラフや投稿を基にしたダイジェストアニメーションの作成、ユーザへの番組推薦を行うシステムを作成した。

Hu[16]らは2011年にアメリカで放送された大統領スピーチおよびディベートの2つのイベントを題材に、投稿された内容がどのようなトピックについてのメッセージなのかを特定する研究を行った。

2.2. Twitterを用いてテレビ番組を評価する研究

Wakamiyaら[8][9][10]は、Twitterの投稿を用いて、視聴率とは異なるテレビ番組を評価する手法を提案している。まず、位置情報が付けられた投稿を収集する。そして、次の3つの指標(i)投稿に含まれる名詞と番組タイトルに含まれる名詞の類似度、(ii)投稿を行った場所とテレビ局の場所との距離、(iii)投稿を行った時間とテレビ番組の放送時間、によりTwitterへの投稿が、テレビ番組に関連するものであるかを判断する。最後に、テレビに関連している投稿数とそれらの投稿を行ったユーザ数を用いて、テレビ番組の人気度を評価している。

2.3. Twitterからテレビ番組について言及している投稿を検出する研究

小林ら[20]は、投稿されるメッセージ中の単語の出現頻度により、テレビ番組に言及した投稿を検出する研究を行った。まず、番組冒頭にテレビ番組開始を象徴する投稿が行われることを利用し、番組冒頭に投稿を行ったユーザにテレビ番組を見ているか否かのラベルを付加する。具体的には、テレビ番組開始直後に投稿されるメッセージから出現頻度の高い単語により特徴ベクトルを作成する。この特徴ベクトルをSVMに

より識別し、投稿を行ったユーザにテレビを見ているか否かのラベルを付加する。次に、ラベルを付加したユーザの、番組放送時間帯のその後の投稿から出現頻度の高い単語により特徴ベクトルを作成する。そして、この特徴ベクトルにより学習した SVM を検出器とし、番組放送時間帯に投稿されるメッセージからテレビ番組に関連している投稿を検出する。

小林らの手法では、テレビ番組に関わらず汎用的なイベントについての投稿検出に適用可能である。しかし、小林らの研究では、番組終了後に検出器を作成するため、リアルタイムにテレビ番組についての意見を検出することができず、テレビ番組と Twitter のリアルタイム性を活用することが難しい。

本研究では、リアルタイム性を考慮し、番組についての意見を投稿しているユーザを発見する手法を提案する。

3. 提案手法

本節では提案手法について述べる。本稿では、番組中の人・物・事柄等の名詞に言及したツイートを行っているユーザを意見投稿ユーザと定義し、意見投稿ユーザをリアルタイムに検出する手法を提案する。2.3 項で述べたように、既存研究では、番組終了後に検出器を作成するため、リアルタイムにテレビ番組についての意見を検出することができず、テレビ番組と Twitter のリアルタイム性を活用することが難しい。また、SV アプリケーション等のハッシュタグによる検出では、意見投稿ユーザを見つけるといった目的においては、番組中の人・物・事柄等の名詞に言及していない『おおおおお #nhk』といった投稿や、番組と関係のない投稿がノイズとなる。

そこで、本稿では、意見投稿ユーザをのみをリアルタイム性を考慮し、検出することを目指す。リアルタイム性を考慮して検出することにより、SV を行なっているユーザが他人の意見を知る上で重要な投稿を閲覧でき、番組理解につながる。また、テレビ局側にとっても、番組放送中に視聴者との双方向のコミュニケーションを行うことが可能となる。

提案手法では、まず、対象番組を選択した後、選択番組についての特徴語となる名詞を抽出しながら、番組放送時間帯に得られる特徴語を含んだ投稿を行うユーザを検出する。テレビ番組についての特徴語は、以下に示す 2 つの特徴語群を使用する。(1)電子番組表及びテレビ番組の字幕放送において表示される字幕テキストから得られる、番組公式の特徴語群、(2)Twitter への投稿からトピックモデルを利用して抽出される、SNS ユーザが生成する番組の特徴語群。

提案手法の詳細について 3.1 節で番組公式の特徴語の抽出について述べ、3.2 節で SNS ユーザが生成する

番組の特徴語の抽出について説明する。そして、3.3 節で特徴語群を利用した、意見を持ったユーザ検出について述べる。最後に 4.3.3 節で、番組公式の特徴語の抽出の際に必要な、名詞の重要度の閾値の決定方法について説明する。

3.1. 番組公式の特徴語の抽出

テレビ番組公式の特徴語を取得する手順について述べる。まず、特徴語を取得する流れを図 1 に示す。



図 1 テレビ番組公式の特徴語を取得する流れ

電子番組表については、予め形態素解析を行い、名詞を抽出しておく。次に、字幕テキストについては、字幕テキストが画面に表示された際、つまりテキストデータを取得した時点で形態素解析を行い、名詞を抽出する。そして、電子番組表及び番組開始から現時点までに表示された字幕テキストから得られた名詞の重要度を計算し、特徴語を得る。

テレビ番組内で放送される話題は時系列的に変化し、それに伴いテレビ番組の特徴語も変化する。よって、新たな字幕テキストデータを取得した時点で、逐次的に名詞の重要度を再計算し、特徴語の更新を行う。

次に、名詞の重要度の計算について説明する。名詞の重要度を計算するにあたり、以下の 3 点を考慮し、番組の特徴語となる名詞を抽出する。

1. 現在までに放送された番組の中で特定の番組にのみ出現する名詞(idf 値が大きい名詞)
2. 字幕テキストに出現した名詞群の内、出現時刻が新しい名詞
3. 番組中に何度も字幕テキストに出現する名詞(tf 値が大きい名詞)

具体的には、名詞 $term_i$ の重要度 $Importance_i$ を以下の式(1)で定義し、最終的には、 $Importance_i$ が閾値以上となる名詞を番組の特徴語群として採用する。

$$Importance_i = tf_i \cdot idf_i \cdot e^{-\lambda t_i} \quad (1)$$

ただし、 tf_i は名詞 $term_i$ が番組開始から現時点までに字幕テキストに出現した頻度であり式(2)で表される。

$$tf_i = \frac{n_i}{\sum_k n_k} \quad (2)$$

ただし、 n_i は、対象番組中の字幕テキストにおける当該番組開始から現時点までの名詞 $term_i$ の出現回数であり、 $\sum_k n_k$ は、対象番組開始から現時点までに字幕テキストに出現した名詞の総数である。

idf_i は名詞 $term_i$ の逆文書頻度であり式(3)で表される。

$$idf_i = \log \frac{P}{p_i} \quad (3)$$

ただし、 P は過去に放送されたテレビ番組から現時点までの、字幕テキストが存在するテレビ番組の総数であり、 p_i は字幕テキストに名詞 $term_i$ が出現するテレビ番組数である。また、 $e^{-\lambda t_i}$ 中の t_i は、名詞 $term_i$ が、字幕テキストに最後に出てから現時点までの時間である。

3.2. SNS ユーザが生成する番組の特徴語の抽出

本項では、SNS ユーザが生成する番組の特徴語を取得する手順について説明する。提案手法では、まず、Labeled LDA[21]における文書、単語、トピックラベルを、それぞれ、ツイート、単語、ハッシュタグに置き換える事により、Labeled LDA を適用する。そして、Labeled LDA により求まる各トピックの単語分布を推定することにより、SNS ユーザが生成する番組の特徴語を抽出する。SNS ユーザが生成する特徴語として、以下に示す3種類の特徴語を想定している。これらの特徴語は、必ずしもテレビ番組中の人・物・事柄の正式な名称ではないが、テレビ番組中の人・物・事柄に着目しており、着目した対象に対しての意見を述べている投稿である可能性が高い。

1. 字幕中には登場しないが、SV を行うユーザが着目している固有名詞（例：ドラマのキャストやアニメの声優）
2. 複数の意味を持つ単語が固有名詞として出現した場合の名詞（例：大津(滋賀県大津市では一般名詞だが、サッカー選手の名称としては番組の特徴語となり得る。))
3. 字幕テキストには出現しない、テレビ番組中の人・物・事柄の別称。

特徴語を取得する流れを図 2 に示す。

まず、Twitter への投稿からハッシュタグが付けられているすべての投稿を抽出する。次に、投稿からハッシュタグを除き、除いたハッシュタグを投稿に対するラベルとする。そして、残りの投稿文を形態素解析し、名詞のみを残すつまり、Twitter への投稿 $d \in D$ (D は tweet の全体集合)に付加されているハッシュタグ及び名詞をそれぞれ、ハッシュタグの有無を表すラベル列 $\Lambda^{(d)} = \{l_1, \dots, l_K\}$ (K はハッシュタグの集合)と名詞

リスト $w^{(d)} = \{w_1, \dots, w_{N_d}\}$ とする。ただし、 $w_i \in V$ (V は名詞の語彙集合)、 $l_k \in \{0,1\}$ である。そして、Twitter への投稿集合 D に対して Labeled LDA を適用することにより推定されるハッシュタグ k に対する名詞分布 $\hat{\beta}_k$ を得る。そして、検出対象とした番組に関連するハッシュタグ k を選び、 k から生成される確率の高い名詞を、特徴語として抽出する。

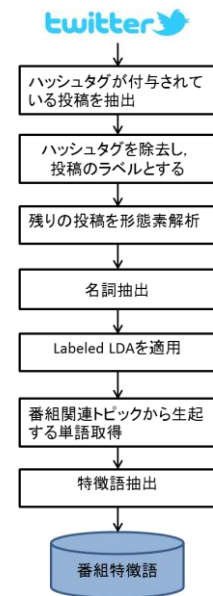


図 2 SNS ユーザが生成する特徴語を取得する流れ

3.1 項で述べたように、テレビ番組内で放送される話題は時系列的に変化し、それに伴いテレビ番組の特徴語も変化するため、番組開始 5 分後から、直近 5 分間の投稿に対し、上記の手順により SNS ユーザが生成する番組の特徴語を取得する。

3.3. 特徴語群を利用した、意見を持ったユーザ検出

本項では、意見を持ったユーザを検出する方法について説明する。3 節の冒頭で述べたように、検出の対象とする意見を持ったユーザの定義は、番組中の人・物・事柄等の名詞に言及しているユーザとした。番組中の人・物・事柄等の名詞を含んだ投稿を行うユーザは、その投稿中で番組中の人・物・事柄等の感想や意見を述べている可能性が高い。よって、まず検出対象とした番組の放送時間において、Twitter に投稿されたメッセージ中に、番組の特徴語群が含まれている投稿を検出する。そして、検出された投稿を行ったユーザを、投稿検出のきっかけとなった番組の特徴語に対する意見を持ったユーザとして検出する。

まず、3.3.1 目で番組公式の特徴語群を用いた検出手法の説明を行い、次に、3.3.2 目で SNS ユーザが生成した特徴語群を用いた検出手法の説明を行う。最後に

3.3.3 目で両者を統合した、『テレビ番組に対する意見をもつ Twitter ユーザのリアルタイム検出』の提案手法について述べる。

3.3.1. 番組公式の特徴語を用いた検出手法

番組公式の特徴語を用いた検出手法の方法について説明する。まず、検出の流れを図 3 に示す。

番組公式の特徴語群を用いた検出手法では、検出対象としたテレビ番組の放送時間帯において、Twitter API により投稿を取得した時点で、その投稿中に現時点で番組公式の特徴語群となっている語が含まれているかをチェックすることにより、テレビ番組への意見投稿として検出する。そして、検出された投稿を行ったユーザを、投稿検出のきっかけとなった番組の特徴語に対する意見を持ったユーザとして検出する。

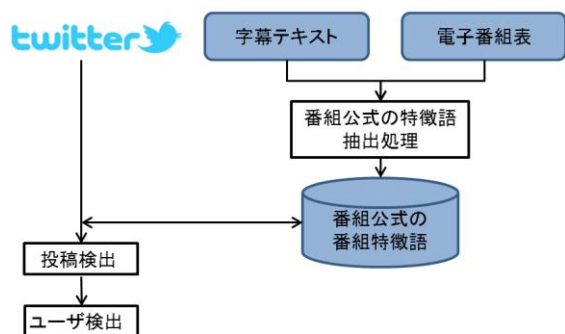


図 3 番組公式の特徴語群を用いた検出手法の流れ

3.3.2. SNS ユーザが生成した特徴語群を用いた検出手法

SNS ユーザが作成した特徴語群を用いた検出手法の方法について説明する。まず、検出の流れを図 4 に示す。

SNS ユーザが作成した特徴語群を用いた検出手法では、検出対象としたテレビ番組の放送時間帯において、5 分毎に SNS ユーザが作成した番組特徴語の抽出処理と番組へ意見投稿を行うユーザ検出を行う。Twitter API により取得した 5 分間の投稿を用いて、SNS ユーザが作成した特徴語抽出処理を行い、抽出処理によって得られた特徴語が、取得した 5 分間の投稿に含まれているかをチェックすることにより、テレビ番組への意見投稿として検出する。そして、検出された投稿を行ったユーザを、投稿検出のきっかけとなった番組の特徴語に対する意見を持ったユーザとして検出する。

3.3.3. 提案手法

本目では、『テレビ番組に対する意見をもつ Twitter ユーザのリアルタイム検出』の提案手法について説明する。提案手法では、3.3.1 目で説明した番組公式の特徴語を用いたユーザ検出手法と、3.3.2 目で説明した

SNS ユーザが作成した特徴語群を用いたユーザ検出手法を併用し、ユーザの検出を行う。

番組公式の特徴語群を用いたユーザ検出と SNS ユーザが生成した特徴語群を用いたユーザ検出では、検出結果が重複する場合があるため、結果を統合するときに重複を削除し、最終的な検出結果とする。

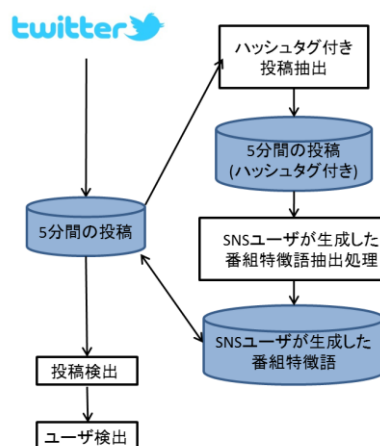


図 4 SNS ユーザが作成した特徴語を用いた検出手法の流れ

3.4. 重要度 Importance の閾値決定方法

本項では、番組の特徴語とする重要度 Importance の閾値を求める方法について説明する。一般的に閾値を低く設定し過ぎると一般的な名詞を除外することができず、テレビ番組についての意見でない投稿を検出する可能性が高まる。また、閾値を高く設定し過ぎると番組の特徴となるべき名詞を特徴語群にすることができない場合があり、番組についての意見を検出できなくなる。

重要度 Importance の閾値の決定の方法について説明する。まず、重要度 Importance の閾値を $Threshold_{imp}$ と表す。また、正解 tweet 集合はテレビ局のハッシュタグ及びテレビ番組自体のハッシュタグが付けられた投稿から以下に示す投稿を人手により削除した tweet 集合とする。

- (1) 名詞が含まれておらず、ハッシュタグなしには投稿の主語を推測出来ない、感動を表現する投稿
例：うおおおおおおおおおおお #nhk
- (2) テレビ番組とは無関係にハッシュタグを使用している投稿
例：政府の悪法オリンピック、開催中(¬_¬;)!!
種目：【 #ACTA #TPP #違法 DL 刑罰化 #秘密保全法案】 #オリンピック #Olympic2012 #nhk #tbs #tvvasahi #fujitv #ntv

重要度 Importance の閾値の決定は以下に示す方法により算出する。

step1. 閾値決定に用いるデータセットに対し、 $Threshold_{imp}$ を変化させながら、提案手法を用いて投稿を検出する。

step2. step1.による投稿検出の再現率 $Recall$ (式(1))及び適合率 $Precision$ (式(2))を算出する。

$$Recall = \frac{\text{step1.で検出できた正解 tweet 集合}}{\text{正解 tweet 集合}} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{\text{step1.で検出できた正解 tweet 集合}}{\text{step1.で検出したハッシュタグが付いている全ての tweet 集合}} \quad (2)$$

step3. step2 で求めた $Recall$ と $Precision$ により $F-measure$ (式(3))を計算する。

$$F-measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (3)$$

step4. $F-measure$ が最大となる閾値を、番組検出を行うジャンルにおけるテレビ番組の最終的な $Threshold_{imp}$ とする。

4. 評価実験

本章では、提案した SV を行なっている Twitter ユーザから、意見を持ったユーザを発見する手法の評価実験と結果について説明する。4.1 項で使用データについて説明し、4.2 項で評価方法を述べる。そして、4.3 項で評価結果についてまとめる。

4.1. 使用データ

実験に用いる電子番組表及び字幕テキストは、2005 年 1 月から 2010 年 11 月及び、2012 年 3 月 22 日から 2013 年 1 月 12 日までの、関東で放送された 7 局のテレビ番組における字幕テキストである。字幕テキストの収集期間中において、字幕テキストが存在していたテレビ番組数は 258,342 番組である。

Twitter のデータは、2011 年 12 月 3 日から 2013 年 1 月 3 日まで Twitter API により収集したデータおよび 2012 年 8 月 2 日から 2012 年 8 月 14 日までに Gnip 社 [22] の API により収集したデータを使用した。実験に使用したデータを表 1 にまとめる。

評価実験では、電子番組表及び字幕テキストを収集できた番組の中から、意見を投稿するユーザを検出する対象のテレビ番組を複数選択し、選択したテレビ番組の電子番組表及び字幕テキストと、番組放送時間帯に Twitter に投稿されたメッセージのデータを利用して、項で説明する実験を行った。

表 1 実験に使用したデータ

	収集期間	データ量
電子番組表及び字幕テキスト	2005 年 1 月から 2010 年 11 月及び 2012 年 3 月 22 日から 2013 年 1 月 12 日	258,342 番組
Twitter のデータ	Twitter API : 2011 年 12 月 3 日から 2013 年 1 月 3 日	380 日分
	Gnip 社 API : 2012 年 8 月 2 日から 2012 年 8 月 14 日	13 日分

4.2. 評価方法

本項では、提案手法の評価実験について説明する。実験対象として、アニメ、ドキュメンタリー、映画、スポーツの計 4 ジャンルから各々 1 番組を選んだ。そして、ジャンルごとに以下に示す手順により実験を行った。また、表 2 に実験で使用したデータをまとめる。

step1. 実験を行う番組を選択する。

step2. step1.で選択した番組放送時間帯に Twitter に投稿されたメッセージを取得する。

step3. 取得したデータを 3 分割し、そのうちの 1 つを用いて、エラー! 参照元が見つかりません。節で説明した方法により、重要度 $Importance$ の閾値を決定する。

step4. step3.で閾値決定に使わなかったデータセットをデータセット A、データセット B とし、それぞれのデータセット中から番組に関連するハッシュタグが付加されている投稿を抽出する。

step5. step4.でデータセット A から抽出した投稿において、以下に示す投稿を人手により削除し、正解セット A とする。同様の処理をデータセット B にも行い、正解セット B を作成する。

(1) 名詞が含まれておらず、ハッシュタグなしには投稿の主語を推測出来ない、感動を表現する投稿
例：うおおおおおおおおおおお #nhk

(2) テレビ番組とは無関係にハッシュタグを使用している投稿
例：政府の悪法オリンピック、開催中(□□;)!!

種目：【 #ACTA #TPP #違法 DL 刑罰化 #秘密保全法案】 #オリンピック #Olympic2012 #nhk #tbs #tvvasahi #fujitv #ntv

step6. データセット A、B に対し、(1) 番組公式の特徴語を用いたユーザ検出、(2) SNS ユーザが作成した特徴語群を用いたユーザ検出を行い、適合率(式(4))、再現率(式(1))及び $F-measure$ (式(3))を求め、それぞれの平均値を算出する。

ただし、(2) SNS ユーザが作成した特徴語群を用いたユーザ検出では、データセット A(B)から得られる SNS ユーザが作成した特徴語群を用いて、データセット B(A)に対しユーザの検出を行う。また、番組に関連するハッシュタグが付けられた投稿から生起する確率の高い Top 5 の単語を SNS ユーザが作成した特徴語とする。

step7. step6.でデータセット A(B)に対し、2 つの手法を適用し検出した投稿の和集合を取り、提案手法の適合率(式(4))、再現率(式(1))及び $F-measure$ (式(3))を求め、それぞれの平均値をとる。

ここで、step4.における番組に関連するハッシュタグは、番組が放送されているテレビ局のハッシュタグ及び番組自体のハッシュタグとした。

また、step6.において算出する適合率は以下に示す式(4)を用いる。適合率を式(13)のように定める理由は、テレビ番組に意見投稿を行うユーザがハッシュタグを使用する際、必ずしもテレビ局のハッシュタグまたは番組自体のハッシュタグを使用するとは限らないからである。例えば、表 2 の番組 D(スポーツ)は、ロンドンオリンピック・男子サッカーについて放送された番組であり、正解セットとしたハッシュタグ以外にも、#soccer, #olympic, #オリンピック, #jfa(Japan Football Association を意味する), #U23(23 歳以下日本代表を意味する)等のハッシュタグを使用して、番組について投稿されている。番組について意見している投稿は、(1) 番組の出演者やキャストを含む人・物・事柄や番組自体について言及している投稿、(2) 番組の内容に即している投稿の 2 つの基準を共に満たす投稿を人手により抽出した。

Precision

$$= \frac{\text{分母に含まれる投稿のうち、番組について意見している投稿}}{\text{検出した投稿からランダムに選んだ 100 件の投稿}} \quad (4)$$

4.3. 評価結果

本項では、評価実験の結果について述べる。まず、意見投稿検出の実験の結果得られた適合率を図 5 に、再現率を図 6 に、F-measure を図 7 に示す。実験の結果、提案手法は平均して 76%の適合率を保ちながら 68%の再現率で意見投稿を検出することができた。

4 番組に共通して見られる傾向としては、以下に示す 2 つの傾向が挙げられる。

1. 適合率と再現率共に、番組公式の特徴語による検出が、SNS ユーザが生成する特徴語のみによる検出を上回っている。
2. 番組公式の特徴語による検出と、SNS ユーザが生成する特徴語のみによる検出を併用することにより、再現率が向上している。

傾向 1 について考察すると、適合率については、番組公式の特徴語群は、idf 値により一般名詞が特徴語として入ることが少ためと考えられる。また、再現率については、SNS ユーザが生成する特徴語数に制限を設けた一方、字幕テキスト及び電子番組表を用いているため、番組の特徴語の種類が多ためと考えられる。

傾向 2 については、番組公式の特徴語による検出が、SNS ユーザが生成する特徴語のみによる検出を併用

することにより、より多くの特徴語が得られ、片方の手法のみでは検出できない投稿を検出できていることがわかる。

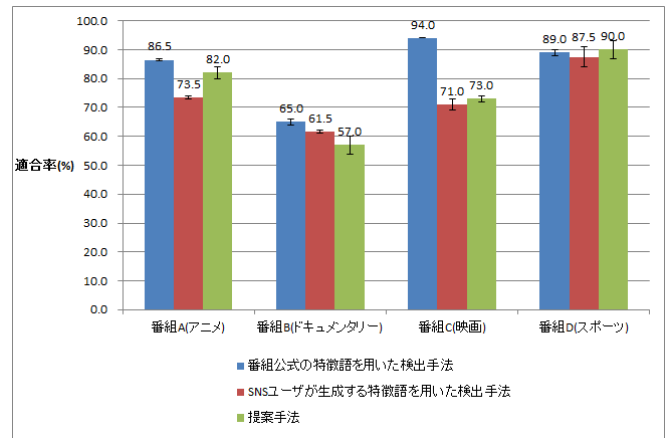


図 5 意見投稿検出の実験結果における適合率

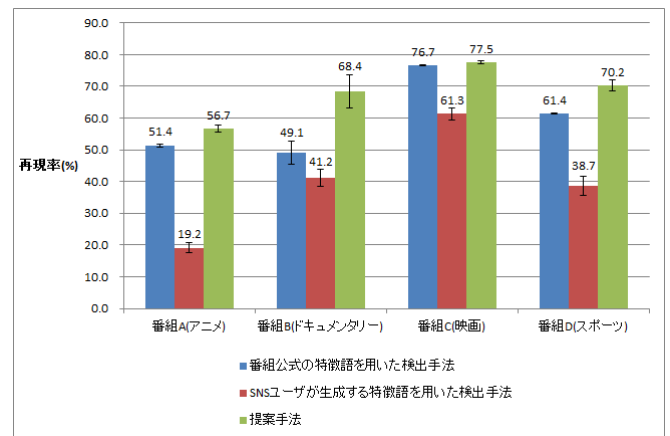


図 6 意見投稿検出における再現率

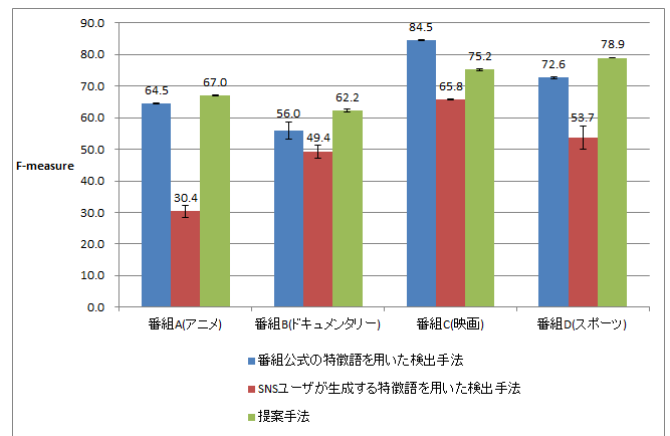


図 7 意見投稿検出における F 値

5. おわりに

本論文では、SV を行なっている Twitter ユーザから、意見を持ったユーザを発見する手法を提案した。実験の結果、提案手法は平均して 76%の適合率を保ちながら 68%の再現率で意見投稿を検出することができた。

表 2 実験に使用した番組と Twitter のデータ

	番組 A (アニメ)	番組 B (ドキュメンタリー)	番組 C (映画)	番組 D (スポーツ)
番組の放送日時	2011/12/9 21:00～ 2011/12/9 23:30	2012/8/6 20:00～ 2012/8/6 20:50	2012/8/10 21:00 ～ 2012/8/10 22:54	2012/8/8 0:25～ 2012/8/8 3:00
番組放送時間帯に API で取得した Twitter に投稿 されたメッセージ数	81,781	371,730	988,061	1,035,134
正解セットとしたハッ シュタグ	#ntv, #laputa	#nhk, #nhkspecial	#ntv, #チャーリーと チョコレート工場	#tbs, #daihyo

参 考 文 献

- [1] 「Twitter、今年 6 月にユーザー 5 億人超カーブラ
ジル急成長、ツイート数では日本語が依然英語に
次いで 2 位」
[http://jp.techcrunch.com/archives/20120730analyst-t
witter-passed-500m-users-in-june-2012-140m-of-the
m-in-us-jakarta-biggest-tweeting-city/](http://jp.techcrunch.com/archives/20120730analyst-t
witter-passed-500m-users-in-june-2012-140m-of-the
m-in-us-jakarta-biggest-tweeting-city/)
(2013/01/03 アクセス)
- [2] 「Twitter の月間アクティブユーザーが 2 億人を突
破」
[http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1212/20/news
101.html](http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1212/20/news
101.html)
(2013 年/01/03 アクセス)
- [3] 「SNS×TV 連携の現状と展望。Twitter/Facebook、
mixi/LINE の取り組み」
[http://av.watch.impress.co.jp/docs/news/20121018_5
66709.html](http://av.watch.impress.co.jp/docs/news/20121018_5
66709.html)
(2013 年/01/03 アクセス)
- [4] 「ドラマ『SPEC～翔～』が「ソーシャルテレビ・
アワード 2012」で大賞受賞」
<http://dogatch.jp/news/tbs/9773>
(2013 年/01/03 アクセス)
- [5] TV と SNS の融合 つぶやき量、人気の指標に
(徳力基彦) : 日本経済新聞
[http://www.nikkei.com/article/DGXNASGF3102T_R
30C12A8H49A00/](http://www.nikkei.com/article/DGXNASGF3102T_R
30C12A8H49A00/)
(2013/01/03 アクセス)
- [6] ニールセン、ツイッターを使ったテレビ視聴率調
査サービス「Nielsen Twitter TV Rating」発表
<http://markezine.jp/article/detail/16956>
(2013/01/03 アクセス)
- [7] ビデオリサーチ、Twitter をテレビ番組指標への活
用に着手
<http://markezine.jp/article/detail/16622>
(2013/01/03 アクセス)
- [8] Shoko Wakamiya, Ryong LEE, and Kazutoshi
Sumiya: “Twitter-based TV Audience Behavior
Estimation for Better TV Ratings”, 第 3 回データ工
学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2011.
- [9] Shoko Wakamiya, Ryong LEE, and Kazutoshi
Sumiya: “Crowd-powered TV viewing rates:
measuring relevancy between tweets and TV
programs”, Proc of the 16th international conference
on Database systems for advanced applications,
pp.390-401, 2011
- [10] Shoko Wakamiya, Ryong LEE, and Kazutoshi
Sumiya: “Towards better TV viewing rates:
exploiting crowd’s media life logs over Twitter for
TV rating”, Proc of the 5th International Conference
on Ubiquitous Information Management and
Communication, Article No39, 2011
- [11] David A. Shamma, Lyndon Kennedy, and Elizabeth F.
Churchill: “Tweet the Debates: Understanding
Community Annotation of Uncollected Sources”,
Proc.of the 1st SIGMM workshop on Social media,
pp.3-10, 2009.
- [12] SayakaAkioka, Norikazu Kato, Yoichi Muraoka, and
HayatoYamana: “Cross-media Impact on Twitter in
Japan”, Proc.of the 2nd international workshop on
Search and mining user-generated contents,
pp.111-118, 2010.
- [13] 澤井 里枝, 有安 香子, 藤沢 寛, 金次 保明:
“SNS を利用した協調フィルタリングによる番組
推薦手法”, 情報処理学会研究報告,
Vol.2010-DBS-151 No.43, 2010.
- [14] 加藤 慶一, 秋岡 明香, 村岡 洋一, 山名 早
人: “ミニブログにおける注目語抽出手法の提案
と注目語を用いたメディア間での話題追跡”, 情
報処理学会研究報告, Vol.2010-DBS-151 No.22,
2010.
- [15] Kyoko Ariyasu, Hiroshi Fujisawa, and Yassuaki
Kanatsugu: “Message Analysis Algorithms and their
Application to Social TV”, Proc of the 9th
international interactive conference on Interactive
television, pp.1-10, 2011.
- [16] Yuheng Hu, Ajita John, Dor’ee Duncan Seligmann,
and Fei Wang: “What Were the Tweets About?
Topical Associations between Public Events and
Twitter Feeds”, Proc of the 6th International AAAI
Conference on Weblogs and Social Media,
pp.154-161, 2012.
- [17] 「Twitter をテレビ番組制作に活用--TOKYO MX
の BlogTV」
<http://japan.cnet.com/news/media/20349032/>
(2013/01/03 アクセス)
- [18] 「朝まで生テレビ! が Twitter 連動 KDDI の分析
エンジン活用、意見をリアルタイムに抽出 -
ITmedia ニュース」
[http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1012/20/news
101.html](http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1012/20/news
101.html)
(2013/01/03 アクセス)
- [19] 「Twitter ユーザーの利用動向の実態は?『ソーシ
ャルメディア白書 2012』掲載データを公開!」
<http://markezine.jp/article/detail/15298>
(2013/01/03 アクセス)
- [20] 小林 尊志, 野田 雅文, 出口 大輔, 高橋 友
和, 井手 一郎, 村瀬 洋: “Twitter における実
況書き込み検出手法の検討”, 映像情報メディア
学会技術報告, Vol. 34, No.25, pp.129-130, 2010.
- [21] Daniel Ramage, David Hall, Ramesh Nallati, and
Christopher D. Manning: “Labeled LDA: a
supervised topic model for credit attribution in
multi-labeled corpora”, Proc of the 2009 Conference
on Empirical Methods in Natural Language
Processing, pp.248-256, 2009.
- [22] Gnip Providing Social Media Data for the Enterprise
<http://gnip.com/>(2013/1/17 アクセス)