

テレビ番組の視聴リツイートを利用した中心ユーザの発見支援

阿部倫之^{†1} 米谷優也^{†1}

概要：多数のユーザからフォローされたツイートはリツイートが継続的に拡散するため、番組の反応ポイントに対する反響の継続性や中心的グループの把握に利用できる可能性がある。リツイートは引用元の発言に対するユーザの関心を直接的に表現しているため、リツイート頻度は引用元ユーザに対する支持度の算出に利用できる。したがって、ソースユーザの範囲を定めた場合、リツイートパターンが類似している視聴ユーザは興味領域が近いといえる。またソースユーザ側からみれば、リツイートユーザの支持度は貢献度として解釈できるため、リツイートユーザの範囲を定めると、被リツイートパターンが類似しているソースユーザは、発言の傾向が近いといえる。本研究では、ソースユーザに対する貢献度の類似性に基づいてリツイートユーザをグループ化し、話題の発言と拡散に貢献している中心ユーザを把握する方法について検討している。本稿では、テレビ番組の視聴ツイートを題材にして、本手法の概要と実験評価の結果について報告する。

キーワード：Twitter, リツイート, テレビ番組, 中心ユーザ, クラスタリング

A Method of Core User Mining Using Reactive Retweets in Twitter TV Authors

NORIYUKI ABE^{†1} YUYA KOMETANI^{†1}

1. はじめに

Twitterなどのソーシャルメディアを利用した発言は、発信者の予想を超えた反響を与えることも多く、報道メディアにもよく引用されている。特に、短文で発信するツイートは、その気軽さと簡易さにより、テレビ番組や映画を視聴しながら実況や感想をリアルタイムに発信する視聴者が増えている[8]。したがって、テレビ番組に反応している視聴者のツイートをリアルタイムに観察すれば、視聴者が反応している時間帯（役者や場面）などの視聴傾向を番組中や番組終了直後に把握できる可能性がある。ツイートを利用して視聴者の反応を捉える試みとしては、ビデオリサーチ社のTwitterTV指標がある[11][12]。

TwitterTV指標は、番組関連のハッシュタグを利用して視聴ツイートを監視する仕組みであり、ツイート投稿数や閲覧回数などで指標を構成している。ここで、他人の発言を引用したリツイートは、視聴ツイートの拡散に大きく寄与しているが、視聴傾向を把握する上での有用性についてはあまり言及されていない。リツイート比率はテレビ番組によって異なるが、例えば昨年の紅白歌合戦ではリツイートはツイートの約2.5倍発言されており、反応ポイントに与える影響は大きい。多数のユーザから支持（フォロー）されたツイートはリツイートが継続的に拡散するため、番組の反応ポイントに対する反響の継続性や中心的グループの把握に利用できる可能性がある。

リツイートは引用元の発言に対するユーザの関心を直

接的に表現しているため[2][5]、リツイート頻度は引用元ユーザ（ソースユーザ）に対する支持度の算出に利用できる。したがって、ソースユーザの範囲を定めた場合、リツイートパターンが類似している視聴ユーザは興味領域が近いといえる。またソースユーザ側からみれば、リツイートユーザの支持度は貢献度として解釈できるため、リツイートユーザの範囲を定めると、被リツイートパターンが類似しているソースユーザは、発言の傾向が近いといえる。

本研究では、ソースユーザに対する貢献度の類似性に基づいてリツイートユーザをグループ化し、話題の発言と拡散に貢献している中心ユーザ（ツイートの発信源とそのリツイートユーザ）を把握する方法について検討している。本稿では、テレビ番組の視聴ツイートを題材にして、本手法の概要と実験評価の結果について報告する。

最初にツイートを利用したTV視聴傾向の評価手法と実験結果を示すことで、番組放送中のツイートやリツイートの傾向などを中心に評価対象の特徴を把握する。その後、リツイートユーザの支持度や貢献度を累積していく方法、リツイートパターンによる類似性の判定方法などを示し、最後に実験結果と今後の展開について述べる。

2. 関連研究

Twitterでのユーザ同士のつながりは、主にフォロー関係で構築されている。比較的变化が緩やかな関係であるが、フォロー対象のユーザの発言をリアルタイムに取得したい

^{†1} 金沢工業大学
Kanazawa Institute of Technology

という明確な意思があるため、このフォロー情報に基づいてユーザの支持度を算出して、おすすめユーザの推奨等に使用されることが多い[6]. ソーシャルグラフを構築する上でフォロー関係は重要であるが、リツイート頻度を観察してみると、テレビ番組の視聴ツイートでは、直近のフォロワーによるリツイート比率は低い. たとえば、「ガンダム鉄血のオルフェンズ」では、直近のフォロワーによるリツイート比率は1%以下が多い. これは、リツイートユーザの大部分が、拡散経路の途中に位置しており、ツイートがフォロー関係の下層方向に深く拡散していることを意味している. リツイートを契機にした動的なユーザ関係は賞味期限が短いものの、「リツイート元のユーザ(ソースユーザ)」と「リツイートユーザ」というシンプルな関係で「話題の発信と拡散に貢献している中心ユーザ」を把握できる可能性がある.

動的な関係を利用してユーザ間のつながりを捉える試みとしては、リプライやメンションを利用して実効性の高いフォロー関係を把握する方法[6]や、お気に入り(いいね)登録を利用して興味の類似したユーザを推奨するなどのシステム提案がある[7]. 一方リツイートの利用については、その性格上、デマなどの情報拡散とその伝搬経路の発見に焦点をあてた検討が多い[5]. 本研究では、ツイートの拡散によって得られた「ソースユーザとリツイートユーザ」の関係を利用することで、「発言と拡散に貢献している中心ユーザ」を把握することを目的としている. したがって、拡散経路については評価に含めていないが、拡散過程については、時間の経過に伴って過去のリツイートの評価値を割引く手法を導入することで、ツイートの賞味期限の短さに対応している.

リツイートを利用したユーザ発見支援については、静的なフォロー関係を利用してリツイートの経路を可視化することによって、「おすすめユーザ」の発見を支援する試みがある. リツイートの経路を把握することは有益であるが、話題が豊富でソースユーザが多数存在しているような場合には、まずソースユーザの絞り込みが必要である. この場合、リツイートされた回数の総和でランキングするのが最も簡単な方法であり、低コストで実現できる. しかし、ツイートの拡散に貢献したリツイートユーザには偏りがあるため、特定のリツイートユーザから強い支持を集めた場合や、あるいは広範囲のリツイートユーザから弱い支持を集めた場合でも上位にランキングされる. したがって、ソースユーザを絞り込むためには、拡散に貢献しているリツイートユーザの範囲を定める必要がある.

次章では、テレビ視聴傾向の把握を目的とした実験システムの概要を述べ、視聴傾向の評価事例を示しながら視聴ツイートや視聴リツイートの特徴を把握する.

3. ツイートによるテレビ視聴傾向の把握

3.1 実験システムの概要

本実験システムでは、ハッシュタグと番組セッションを設定すると、視聴ツイートをリアルタイムに取得してツイートとユーザ情報を保存する. このとき、ハッシュタグとよく共起しているワードを視聴マーカとして抽出する. 視聴マーカは、視聴ツイートの絞り込みやハッシュタグを含まない視聴ツイートの取得に利用する.

(1) 番組セッションの設定

テレビ番組の放送時間帯に前後 30 分程度を加えた期間を「番組セッション」とする. この番組セッション中のツイートの内、ハッシュタグを含むツイートを反響ツイートと呼ぶ.

(2) ツイートの取得と保存

実験システムの構成を図1に示す. Twitter Streaming API のフィルタ機能を利用して視聴ツイートをリアルタイムに取得する. トラックワードにはハッシュタグを指定しており、ツイートは形態素解析器 (MeCab) を経由してデータベース (PostgreSQL) に保存する. 視聴ツイートを取得するプログラムは、Twitter4J の Java クラスライブラリを使用して実装している. この実験システムでは、取得した全ツイートオブジェクトを JSON 形式で保持しており、そこからユーザオブジェクトを分離して視聴ユーザを獲得している. リツイートオブジェクトの場合には、リツイートユーザとリツイート元のユーザを分離して保持することで、動的なリツイート関係を構築できるように実装している.

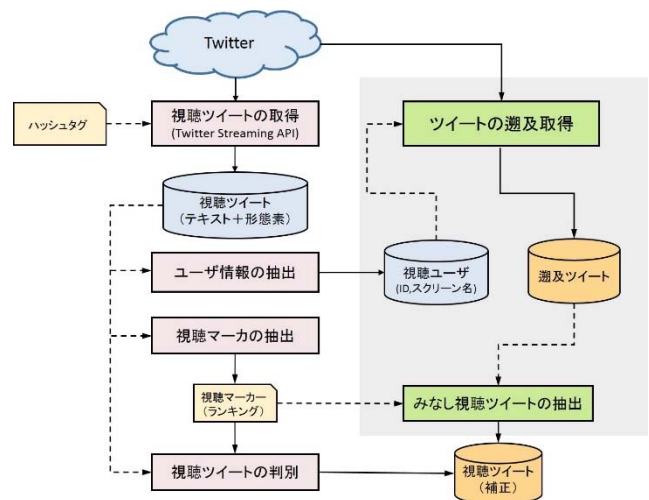


図1 実験システムの構成

(3) 視聴マーカの抽出

最近のキーワードを認識できるようにするために、MeCabの辞書に「はてなキーワード」約32万語を組み込んで使用している. トレンドワードが明らかな場合には強制抽出語として登録し、必要に応じて除外ワードを設定し

ている。視聴マーカは名詞（固有名詞）を中心に抽出しており、ハッシュタグとよく共起しているワードをスコア化してランキング上位の視聴マーカを選択する。番組セッションにおいて、ある候補ワード w のハッシュタグ m との共起スコアを自己相互情報量 $PMI(m, w)$ またはジャカード係数 $Jaccard(m, w)$ [1] で算出し、ランキング上位のワードを当該番組の視聴マーカとする。この視聴マーカを利用してツイートを絞り込むことができるが、ツイートの網羅性も低下するため工夫が必要である。本実験システムでは、視聴マーカのみを含むツイートを番組セッション終了後に遡及取得することで視聴ツイートの網羅性を維持している。なお、ドラマのような連続性の高い番組では、視聴マーカを次のハッシュタグとして直接利用することも考えられるが、視聴マーカを目視で精査する必要があるため導入していない。

(4) みなし視聴ツイートの取得

視聴者の網羅性を維持するために、視聴ユーザの番組セッション中のツイートを過去に遡って取得する。取得したツイートの中、視聴マーカを含むツイートを視聴ツイートに追加する。この視聴ツイートにはハッシュタグを含まない視聴ツイートが含まれており、これを「みなし視聴ツイート」として視聴傾向の評価に反映させる。

3.2 テレビ視聴傾向の評価事例

年末年始放送されたテレビ番組について、視聴ツイートの発言状況を表1と表2に示す。番組セッションは、放送時間の前後10分とした。表1のツイート数はリツイートを除いてカウントしたものである。また表2のツイートユーザ数はリツイートユーザを除いてカウントしている。この表より、リツイートユーザ数も含めてリツイートの比率は高いことが分かる。相棒以外の4番組は、年末年始恒例の人気番組であり、ツイートの規模も大きい。相棒もスペシャルではあるものの、毎週放送されている連続性の高い番組であるため、放送時間の延長分のみツイート数が増加している。

表1 年末年始番組に関連した視聴ツイートの状況

番組名	ハッシュタグ	ツイート数	リツイート数
第66回 紅白歌合戦	紅白、紅白歌合戦	98,777	234,757
ガキの使いやあらへんで!	ガキ使、ガキの使い	214,776	84,094
相棒 元旦スペシャル	相棒	13,546	7,297
箱根駅伝 往路	駅伝、箱根駅伝	55,770	57,943
箱根駅伝 復路	駅伝、箱根駅伝	50,180	60,548

表2 年末年始番組の視聴ユーザの状況

番組名	ツイートユーザ数	リツイートユーザ数	リツイート元(ソース)ユーザ数
第66回 紅白歌合戦	41,391	140,484	6,615
ガキの使いやあらへんで!	48,988	58,682	5,028
相棒 元旦スペシャル	3,155	2,714	600
箱根駅伝 往路	13,186	33,703	2,564
箱根駅伝 復路	12,742	30,132	2,896

次に第66回紅白歌合戦について、ツイート数の毎分推移を図2に示す。グラフのツイート数にはリツイート数を含めていない。この視聴傾向から4か所の反応ポイント(AからD)が確認できる。AからCの反応ポイントでは、ツイートの急上昇に伴ってリツイートが発生し、時間の経過に伴ってリツイートの連鎖が緩やかに収束している。この状況は十分に予想できるリツイートの反応であるが、Dの反応ポイントは大きく異なっている。ツイートが収束傾向にある状況での大きなリツイート反応であるため、発言内容の精査を実施した。その結果、20:42から20:47において、

「まだまだ、まだ終わらんよ! #紅白歌合戦」

というツイートが約5500件リツイートされていることが判明した。番組セッションでは、13,403件のリツイートを観測している。このリツイートを除外した結果を図3に示す。このグラフでは、図2の反応ポイントDが完全に除外されているのが分かる。このようなリツイートは、視聴傾向の把握という観点からはノイズに分類することも考えられるが、数分間の統一行動に参加している点を考慮すると、リツイートユーザの類似性を測るための指標としては積極的に利用することを検討したい。

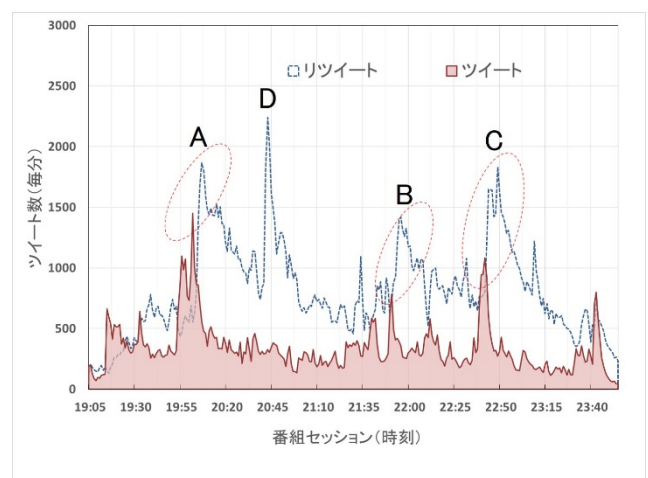


図2 第66回紅白歌合戦の視聴傾向 (除外なし)

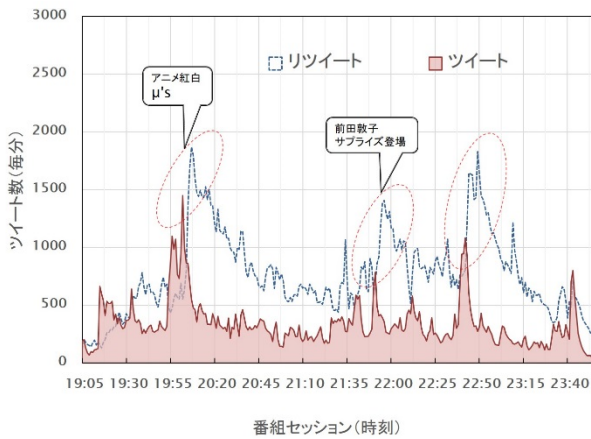


図 3 第 66 回紅白歌合戦の視聴傾向 (除外あり)

最後に、視聴マークを利用して小さな反応ポイントを発見する事例を示す。ハッシュタグ「紅白」や「紅白歌合戦」とよく共起していた上位のワードは「ニコファーレ、森進一、向井秀徳、津軽海峡、天童よしみ、ギンギラギン、高橋真梨子、スクリーム、五木ひろし、桃色吐息、ラガーマン」などであった。これらの視聴マークを用いて反応ポイントを絞り込んだ結果を図 4 に示す。目視による視聴マークの精査も実施しているため、最大の反応ポイントでも 300 ツイート程度までに絞り込んでいる。網羅性は大きく低下するが、小さな反応ポイントを把握するための手法としては有効である。リツイートを含まると視聴マークのノイズが増加するため、リツイートを除外してワードの共起スコアを算出している。

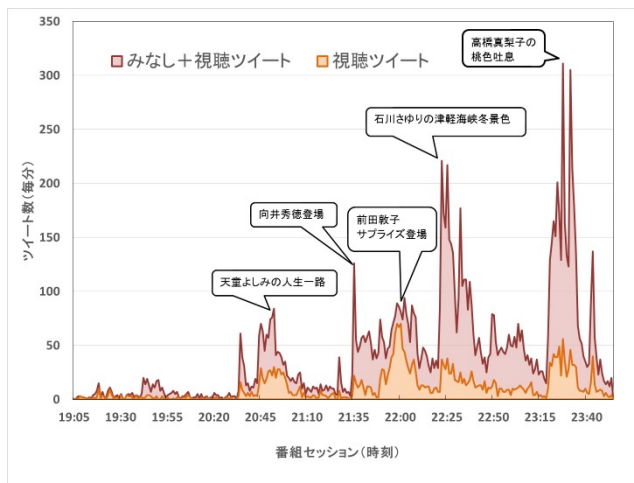


図 4 第 66 回紅白歌合戦の視聴傾向 (補正)

本研究では、ソースユーザに対する貢献度の類似性に基づいてリツイートユーザをグループ化する方法を検討している。この視聴マークを含むツイート数でリツイートユーザとソースユーザをランキングすることにより、分類対象のユーザを絞り込むことができる。なお、番組内でのリツイート数に基づいてソースユーザに対する貢献度を算出す

るため、ユーザのグループは番組ごとに生成する。

4. 中心的ユーザの把握

ソースユーザと関連性の高いリツイートユーザのグループを発見し、中心ユーザとして把握するための手法を示す。また、テレビ番組の視聴ツイートを収集して実験評価を行ったので、その結果について述べる。

4.1 支持度と貢献度

支持度と貢献度の関係を図 5 に示す。リツイートが発生したとき、ソースユーザ (リツイート元のユーザ) にリツイートユーザの貢献度を記録する。また、リツイートユーザにはソースユーザの支持度を記録する。支持度と貢献度は累積値で測るため、前回の更新時点からのリツイート回数を加算する。なお、ツイートの賞味期限の短さに対応するため、番組セッション開始前に累積値の割引処理を実施し、番組セッション終了後にリツイート回数を加算する。これにより、リツイート無しのユーザについては、前回までの支持度と貢献度の割引処理のみが実施される。割引率を 1/2 に設定すると、4 話連続でリツイートが無かった場合には、当該ユーザの支持度と貢献度は 1/16 になる。時間の経過に伴って過去の寄与度を割引く手法は、機械学習の分野でよく用いられている [4]。

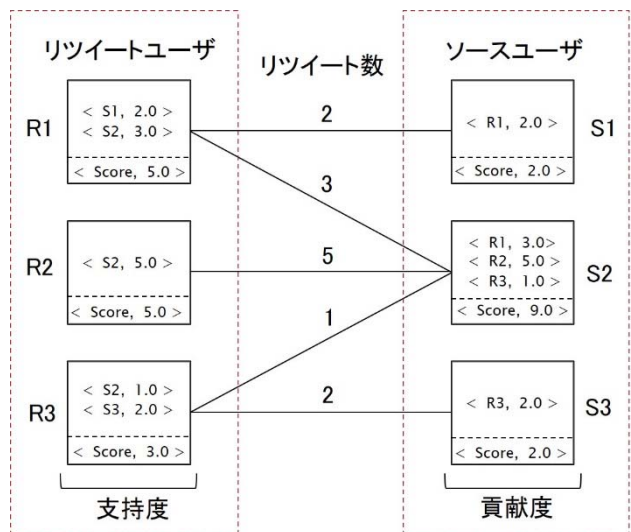


図 5 支持度と貢献度の関係

4.2 ユーザの特徴抽出

ユーザの類似性を判定するために、特徴抽出を行う。本手法では、リツイートユーザの特徴をソースユーザの支持度で表現し、ソースユーザの特徴をリツイートユーザの貢献度で表現する。図 5 の例では、リツイートユーザの特徴は (S1, S2, S3)、各特徴量の数値列は、特徴ベクトル $R1 = (2.0, 3.0, 0.0)$, $R2 = (0.0, 5.0, 0.0)$, $R3 = (0.0, 1.0, 2.0)$ で表現する。同様にソースユーザの特徴は (R1, R2, R3)、特徴ベクトルは $S1 = (2.0, 0.0, 0.0)$, $S2 = (3.0, 5.0, 1.0)$,

$S3=(0.0, 2.0, 0.0)$ となる。この特徴ベクトルのサイズは、特徴表現の対象ユーザ数で決まるため、例えば、紅白歌合戦のリツイートユーザの特徴ベクトルはソースユーザ数 (6,615)、ソースユーザの特徴ベクトルはリツイートユーザ数 (140,484) でサイズが確定する。なお予備実験により、特徴表現の対象範囲が広がると相関性が低くなることを確認しているため工夫が必要である。本手法では、

- (1) 支持度および貢献度のスコア,
- (2) 視聴マーカを含むリツイート数,

を利用してユーザランキングを実施することにより、ランキング上位のユーザで特徴ベクトルを生成する。

4.3 クラスタリングと中心的ユーザの把握

特徴ベクトルを利用した分類手法としては、既存の k-平均法を用いる。類似度の計算には、コサイン類似度を用いており、特徴ベクトルは、ノルムが 1 になるように正規化して使用する。クラスタリングでは、主にリツイートユーザのグループ化を実施する。

中心的ユーザの把握においては、各グループにおいて上位のリツイートユーザを「拡散ユーザ」とする。また拡散ユーザが共通に支持しているソースユーザの内、ランキング上位のソースユーザを「発信源」とする。この拡散ユーザと発信源を併せて当該グループの「中心的ユーザ」と推定する。したがって、中心的ユーザはグループごとに存在する。中心的ユーザの把握では、ソースユーザについてもグループ化を実施することで、「発信源」が所属するグループのメンバーも中心的ユーザに関連したソースユーザとして把握できる可能性がある。

5. 実験と評価

年末のテレビ番組「第 66 回紅白歌合戦」と「ガキの使いやあらへんで！」の視聴ツイートを利用して評価を実施した。1 回完結の番組であるため、支持度と貢献度の割引処理は発生しない。クラスタリング等の実験評価システムは Java で実装している。まず支持度と貢献度でランキングを実施し、上位 100 人のユーザを特徴表現の対象ユーザとした。これにより、特徴ベクトルサイズは 100 となる。

リツイートユーザのランキング結果を表 3 と表 4 に示す。支持度はリツイートしたソースユーザ数、フォロー率はソースユーザをフレンドしている割合である。このように直接フォローしていないソースユーザをリツイートする傾向が高いため、動的なリツイート関係で発信源と関連性を把握することは重要である。次にリツイートユーザの上位 1000 人、ソースユーザの上位 100 人の特徴ベクトル生成し、k-平均法でグループ化を実施した。各グループの代表ベクトルは所属メンバーの重心で算出している。グループ数は 10 ($k=10$) である。

表 3 拡散ユーザ (紅白歌合戦)

ランク	略称	支持度	支持数	フォロー率
1	Ishi...	220	194	0.025
2	Take...	192	3	0.667
3	Kyu...	167	7	0.429
4	nuru...	147	12	0.75
5	roku_...	138	116	0.009
6	HAN...	133	7	0.285
7	mknh...	113	3	-
8	mom...	110	4	0.75
9	wby...	102	20	0.6
10	asnh...	100	18	0.389

表 4 拡散ユーザ (ガキの使い)

ランク	略称	支持度	支持数	フォロー率
1	EKI...	307	278	0.014
2	TOK...	299	265	0.004
3	Caro...	159	120	0.058
4	Bud...	153	104	-
5	ora1...	133	95	0.0315
6	5k...	122	9	-
7	noah...	101	85	0.047
8	moto...	97	21	0.571
9	Ice...	83	18	0.388
10	div...	82	66	0.03

「紅白歌合戦」の結果を表 6 に、「ガキの使いやあらへんで！」の結果を表 7 に示す。各グループに所属している上位メンバーのランク値を主要メンバー欄に記載した。表 6 ではグループ 1 とグループ 9、表 7 ではグループ 2 とグループ 7 に上位のリツイートユーザが集中している。よくリツイートされている上位 100 人のソースユーザに対する支持度で特徴ベクトルを生成しているため、リツイート頻度が高いユーザが同じグループに集まる傾向がある。

発信源の欄には、グループ内の上位ユーザがリツイートしたソースユーザの内、貢献度ランキング 10 位以内のソースユーザを記載した。数字はソースユーザのランク値を表している。グループ内の上位ユーザから順番にピックアップしているため、ソースユーザのランク順には並んでいない。ここで、出現頻度の高いソースユーザのランク値を赤字で記載した。被リツイート頻度 1 位のソースユーザが多いのは明らかであるが、比較的少数グループについては、第 4 位や第 7 位のソースユーザに支持が集まっている。特に表 6 の「紅白歌合戦」では、第 4 位のソースユーザに対する支持が大きい。調査の結果、ORICON STYLE の公式アカウントであることが分かった。

今回は視聴マーカを用いずにランキングを実施した。「森進一」、「ギンギラギン」など具体的な場面を連想させる視聴マーカも多いため、今後、実験評価を継続して進めていきたい。

表 6 グループの主要メンバー (紅白歌合戦)

グループ	主要メンバー (ランク)	総スコア	人数	発信源 (ランク)
0	57, 70, 82, 103, 119	1743	93	1, 3, 4, 2, 5
1	2, 4, 5, 6, 7, 9, 11, 12	8961	371	1, 3, 4, 6
2	10, 43, 59, 69, 140	972	46	1, 3, 2, 4, 6
3	78, 88, 127, 289, 299	480	27	4, 1, 3,
4	16, 98, 120, 141, 147	1227	66	1, 3, 2, 5, 6
5	75, 83, 196, 421	520	31	1, 4, 7
6	128, 195, 300, 421	347	22	2, 6, 3, 1
7	211, 244, 252, 265	389	24	1, 4, 6, 3, 5
8	76, 97, 120, 138, 145	622	34	1, 4, 2, 9, 6
9	1, 3, 8, 14, 17, 18, 19	6955	262	1, 3, 4

未分類: 24 (特徴ベクトルなし)

表 7 グループの主要メンバー (ガキの使い)

グループ	主要メンバー (ランク)	総スコア	人数	発信源 (ランク)
0	15, 17, 28, 39, 42	977	75	1, 4, 2, 9
1	21, 35, 56, 58, 61	2290	236	2, 9, 1, 5
2	1, 2, 3, 4, 6, 16, 24	1829	63	1, 2, 7, 3, 9
3	34, 41, 44, 55, 81	590	60	1, 2, 4, 6, 7
4	5, 7, 23, 25, 27, 32	1362	108	1, 2, 3, 4, 7
5	8, 22, 38, 51, 65, 68	903	73	1, 4, 3, 6, 2
6	98, 107, 117, 202	287	32	9, 4, 5, 7, 2
7	9, 10, 11, 12, 13, 14	1310	67	1, 2, 4, 6, 9
8	36, 70, 152, 176, 196	469	54	1, 3, 2, 7, 4
9	19, 54, 66, 69, 76	1659	182	1, 4, 3, 7, 2

未分類: 50 (特徴ベクトルなし)

6. おわりに

本研究では、ソースユーザに対する貢献度の類似性に基づいてリツイートユーザをグループ化し、話題の発言と拡散に貢献している中心的ユーザを把握する手法について検討した。またテレビ番組の視聴ツイートを題材にして、番組放送中における視聴ツイートとリツイートの発言傾向を示し、リツイートが視聴傾向に与える影響について考察した。本手法を用いてリツイーターユーザをグループ化し、支持度の高いソースユーザを当該グループのツイート発信源として把握できる可能性を実験的に示した。

今回はランキング上位のユーザを対象に実験評価を実施したが、今後は中位から下位にランキングされているユーザを対象に実験と評価を進める予定である。中位以下のユーザはリツイート数も少ないため、視聴ツイートを利用する場合には、視聴マーカによる対象ユーザの絞り込みが必要と考えている。ドラマなどの連続性の高い番組において、形成されたグループの継続性なども含めて検討を進めたい。

謝辞 本研究の一部は文部科学省科研費 (25540142) による研究支援を受けて実施したものである。

参考文献

- [1] 森純一郎, 松尾豊, 石塚満, 語の共起情報に基づく Web から個人メタデータ抽出, 人工知能学会研究会資料, SIG-SWO-A403-01, 2004
- [2] danah boyd, Scott Golder, and Gilad Lotan. Tweet, retweet, Retweet: Conversation Aspects of Retweeting on Twitter. HICSS-43, 2010
- [3] 太田有介, 寺田実, 丸山一貴, Twitter におけるリツイート経路の重ね合わせによるユーザ発見支援, FIT2011, RM008,
- [4] 竹内翔, 仲道俊介, 原田拓, Profit Sharing による強化学習における報酬の分配法に関する提案, 情報処理学会第 73 回全国大会, 5Q-2, 2011
- [5] 村上明子, 鈴木秀幸, Twitter での Retweet 情報を利用した情報拡散予測, The 26th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence 2012, 4C1-R-6-9, 2012
- [6] 北山太一, 小川祐樹, 諏訪博彦, 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, The 26th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence 2012, 3E1-R-6-5
- [7] 渡辺将太, 宮森恒, Twitter User Recommender Twitter のお気に入り機能を用いたおすすめユーザ推薦システム, DEIM Forum 2012 B3-4, 2012
- [8] 若井祐樹, 熊本忠彦, 灘本明代, 映画に対する実況ツイートの感情抽出手法の提案, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-DBS-158 No.16, 2013
- [9] Nielsen, NIELSEN AND TWITTER ESTABLISH SOCIAL TV RATING, <http://www.nielsen.com>, 2013
- [10] 若井祐樹, 熊本忠彦, 灘本明代, 映画に対する実況ツイートの感情抽出手法の提案, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-DBS-158 No.16, 2013
- [11] Video Research Ltd., 実例! Twitter からみるテレビ番組評価, <http://www.videor.co.jp/casestudies/research/tv/2013/04.htm>, 2013
- [12] Video Research Ltd., INFORMATION ツイートの到達を示す「インプレッション指標」などを独占提供, <http://www.videor.co.jp/>, 2013
- [13] 井上翔太, 樫山淳雄, 活動時間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, 情報処理学会研究報告, p. 1-6, 2013
- [14] Video Research Ltd., 視聴率と Twitter の関係解析「Twitter TV エコー」データ分析より, <http://www.videor.co.jp/tv-echo/casestudies.htm>, 2014.
- [15] 荒木信也, 阿部倫之, 服部進実, 反響ツイートを利用したテレビ番組の評判システムに関する一考察, 4B-3, 第 76 回情報処理学会全国大会, 2014