# SNS 上の炎上におけるアクティブユーザの特定とそれらの群行動の影響に関する分析

小山耕平 [1]　浅谷公威 [1]　榊剛史 [2,3]　坂田一郎 [1]

[1] 東京大学大学院工学系研究科
[2] 株式会社ホットリンク
[3] 東京大学未来ビジョン研究センター

**Abstract:** The influence of online flaming on the real world is increasing. The free sharing of information by individuals and companies is increasingly at risk from the fear of being the target of online flaming. The present investigation intended to unveil the structures that escalate online flaming on Twitter. To this end, detailed analyses were performed pertaining to specific user groups that participate in online flaming on Twitter frequently. Analysis indicates that those user groups have a big influence on information diffusion on online flaming. The result indicates that addressing the specific user group properly can contribute to maintain the healthy environment of online community and efficient social risk management.

## 1 はじめに

### 1.1 研究背景と目的

近年、「炎上」と呼ばれる、ある特定の対象に対する侮辱、敵意、攻撃的な言動が含まれる情報がソーシャルメディア上で急速に拡散される現象 [1] が、現実世界での人々の意見形成や行動方針への影響力を強めてきており、頻発する炎上が人々の自由闊達な情報発信を萎縮させている [2]. また、炎上により法人や著名人の株価やブランド価値が毀損される事例も増加している [3]. 社会萎縮の軽減、および、レピテーションリスク管理の観点から、炎上のメカニズムを理解することのニーズが高まっている.

ソーシャルメディア上における炎上および情報拡散に関する分析は、時系列推移に基づく解析や予測、トピック分類や背景心理の推定などの分野で進められてきた [4][5]. 近年、Super-Spreader など、情報拡散において強大な影響力を有する特定の個別ユーザに着目した研究も注目され始めている [6]. 一方で、炎上や情報拡散に頻繁に関与するユーザ群に着目した研究の蓄積は浅く、特定の個別ユーザの集合体に着目した炎上メカニズム解析は報告されていない.

本研究の目的は、Twitter[1] 上で炎上に頻繁に参加するユーザ群の存在を明らかにし、それらユーザ群の特徴および炎上への影響力を分析することである.

### 1.2 本研究の貢献と結果

本研究で明らかになったことは以下の通りである.

- Twitter 上で炎上に頻繁に参加するユーザ群が存在していることを確認した.
- それらユーザ群のもつフォロワー数は、インフルエンサーよりは少ないが、一般ユーザよりは多い傾向にあり、炎上期間における様々な期間で炎上拡散に関与していることを確認した.
- それらユーザ群に含まれる個別ユーザは異なる複数のクラスタに属しているが、群としてお互いの投稿を RT し合いながら情報取得と情報拡散を行っていることを確認した.

本研究により得られた炎上に頻繁に参加する特定ユーザ群に関する知見から、ソーシャルメディアプラットフォーム運営者に対して、プラットフォームの健全性維持、ひいては、頻発する炎上による社会萎縮の軽減に関する示唆を提供した. また、レピュテーションリスク管理を行う必要のある著名人や法人に対しては、効率的なレピュテーションリスク管理の手法に関しての示唆を提供した.

## 2 関連研究

### 2.1 炎上および情報拡散の解析

近年、ソーシャルメディア上における炎上および情報拡散の解析には、金融取引パターンや自然現象の解析に用いられている Hawkes Process[7] を応用した手法が多く用いられている [8]. ネットワーク上の有害情報の拡散状況を、伝染病の拡散モデルである SIR model[9] を応用して解析しようとする研究もある [10].

また、炎上および情報拡散の傾向を、拡散されるトピックの内容によって分類しようとする研究も進めら

[1] twitter.com

れている．田中らは、ネット炎上の事例を「誰が」「何を行って炎上し」「事後対応をどのように行ったか」の大分類と、それぞれの大分類を細分化した小分類の項目との組み合わせにより、ネット炎上を 60 種に分類した [11]. また、情報に含まれるトピックの性質により拡散され方が異なることや [5]、オンラインメディア上においてユーザの感情が伝播し拡散していく傾向があり、そのことが炎上に寄与していることも明らかになっている [12].

これらのモデルによる解析により、ソーシャルメディアにおける炎上拡散においても全体的な傾向の把握や拡散の類型化が可能になりつつある．また、拡散される情報の内容や感情的な側面もオンライン上での情報拡散のパターンに影響を与えていることが示唆されている．一方で、そのような現象が誰によってどのように引き起こされているのかに関しては未だに研究の余地がある．

### 2.2 炎上および情報拡散における特定ユーザの役割に注目した研究

ネットワーク上において特に情報拡散に大きな影響力を有する特定のノードを Super-Spreader と呼ぶ. Super-Spreader は感染症の伝染や情報拡散において重要なノードとして考えられている [13][14]. Super-Spreader を特定する指標として、次数中心性やページランクなどの様々なネットワークな中心性が広く用いられているが、Super-Spreader 検出に用いられる指標は一意に定まっていない [6].

Super-Supreader に関する実証研究は、主に伝染病の感染事例に関して蓄積されてきており [15]、近年ではソーシャルメディア上での炎上における Super-Spreader の検出に関する研究も進められている [16].

### 2.3 特定のユーザ群に関する研究

ソーシャルメディア上で特定のユーザ群が炎上や情報拡散へ影響を与えていることに関してはこれまで研究ではおいてあまり着目されてこなかった. しかし、近年の一部の研究では特定のユーザ群の行動やソーシャルメディアへの影響に関して論じられており、特定ユーザ群がコミュニティの健全性に影響を及ぼすことが出来る可能性が示唆されている．Kumar らは Reddit[2] 上におけるユーザ間の争いに関して、頻繁に争いに関与する特定ユーザ群に着目して分析を行った．その結果、コミュニティ間の争いにおける 74%が、わずか 1%の攻撃的なユーザ群により引き起こされていることが明らかになった．また、それらの攻撃的なユーザ群は、攻撃のターゲットとなるコミュニティ内において、ターゲットコミュニティのユーザに対して直接攻撃的な投稿をする以外に、攻撃的なユーザ群同士での会話を通じてターゲットコミュニティへの誹謗中傷を繰り返す傾向があることが分かった [17].

### 2.4 本研究の位置付け

情報の拡散のプロセスや、特定の Super-Spreader が情報拡散に与える影響に関してはある程度解明が進んでいるといえる．また、情報拡散に影響を及ぼす特定ユーザ群の存在に関しては近年一部の研究で指摘されている．しかし、それらの解析はコミュニティ同士の対立などの特定の事例に限られており、一般的な情報拡散のメカニズムの中での特定ユーザの集合体の役割に関しては論じられていない．

本研究では、Twitter 上で頻繁に炎上に関与するユーザ群をアクティブユーザ群と定義し、アクティブユーザ群の抽出と炎上拡散に与える影響の推定を行った．アクティブユーザ群の特徴を解明することで、炎上および情報拡散メカニズムのさらなる知見構築に繋がると考えられる．

## 3 手法

炎上キーワード抽出、アクティブユーザ群の検出、および、アクティブユーザ群の特徴分析に用いた手法について、図 1 に分析手法の全体図を示し、以下の各節で詳細を述べる．なお、本研究では、株式会社ホットリンク社[3]から提供された、2018 年 12 月 1 日から 2019 年 5 月 31 日における Twitter の 10%ランダムサンプリングデータに含まれる合計 1,131,919,355 ツイートを用いて分析を行った．

### 3.1 炎上キーワード抽出

アクティブユーザ群検出のため、まず、Twitter 上での炎上を抽出する必要がある．Twitter データからの炎上キーワード抽出を以下の手順で行った．

- (1) データセットに含まれる全データを各日ツイートデータに分割する．
- (2) 各日のツイートデータのツイート本文に対し、単語単位の bigram を行い、各日ごとに出現ワードと出現回数を含むワードリストを作成する．
- (3) ワードリスト内の各ワードの出現回数を前日と比較し、変化率の大きさの順位を取得する．
- (4) 前日比出現回数変化率上位 100 のワードから、名詞をキーワードリストへ抽出し、キーワードリストに含まれるキーワードを、「炎上」「キャンペーン」「イベント」に定性的に分類を行う。

[2] reddit.com

[3] hottolink.co.jp

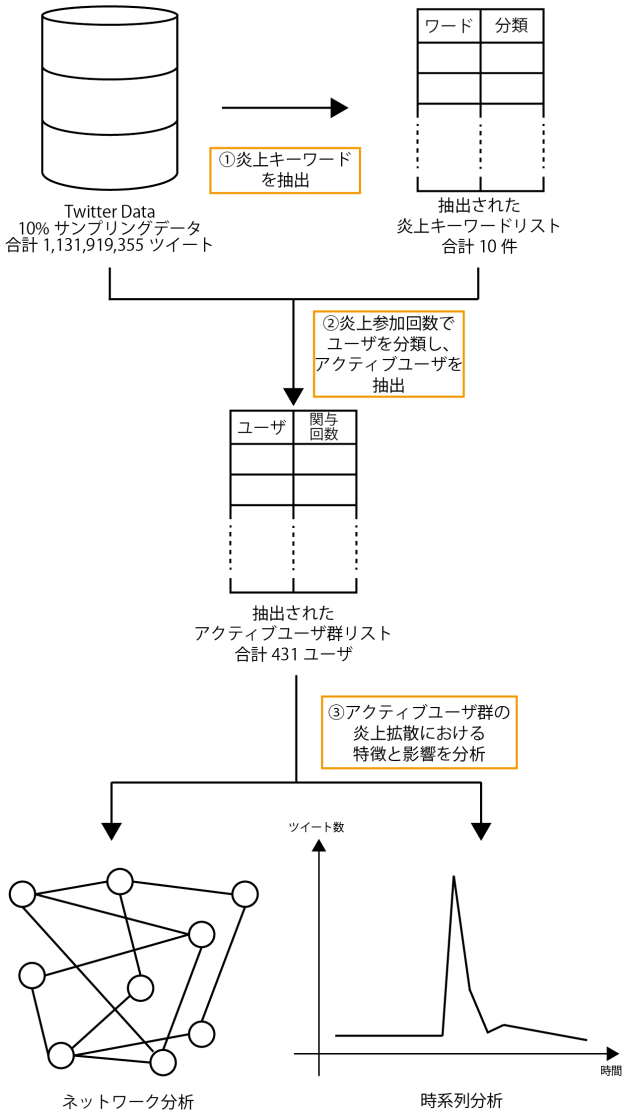


図 1: 分析手法の全体図

### 3.2 アクティブユーザ群の検出

3.1 にて抽出された複数の炎上に高頻度で関与するユーザ群の存在の検出を、以下の手順で行った.

- (1) データセットから各「炎上」キーワードが含まれるツイートデータをそれぞれ取得する.
- (2) 各「炎上」キーワードが最も多く出現した日を「ピーク日」とし、「ピーク日前後 5 日間」を各炎上キーワードの「炎上期間」とする.
- (3) 各炎上の炎上期間内で、炎上キーワードを含む RT を行ったユーザを炎上関与ユーザとし、各炎上における炎上関与ユーザリストを作成する.
- (4) 炎上関与ユーザリストへの出現回数を炎上関与回数とし、炎上関与回数が一定以上のユーザ群を検出する.(以降、アクティブユーザ群と定義)

### 3.3 アクティブユーザ群の特徴分析

社会的ネットワークの一種であるソーシャルメディア上で行われる情報拡散、および、形成されたコミュニティに関する特徴を分析するためには、それらユーザ間のネットワーク構造を理解することが重要である. 検出されたアクティブユーザ群の特徴分析として、以下のネットワーク分析の手法を用いた.

#### 3.3.1 次数中心性

本研究において、ユーザをノード、RT をエッジとして構成されるネットワークを RT ネットワークと呼ぶ. RT ネットワークにおける次数とは、各ノードに接続しているエッジの数のことであり、次数中心性はより多くのエッジを有するノードを評価する指標である. ノード $i$ における次数中心性 $C_i^D$ は以下の式で定義される.

$$C_i^D = \frac{k_i}{N-1} \tag{1}$$

このとき、$k_i$ はノード $i$ に接続するエッジの数であり、$N$ はネットワークに存在する総ノード数である. $k_i$ を $N-1$ で割ることにより、$N$ 個のノードから構成されるネットワークのサイズに対して正規化を行っている.

#### 3.3.2 ページランク

ページランクとは、web ページの重要性を評価するために多く用いられている指標であり、あるノードのネットワーク内の情報伝播における重要性を評価する. ノード i のページランク $C_i^P$ は、以下の式で計算される [18][19].

$$C_i^P = \sum_{j \in \{1..N | a_{ij}=1\}} \frac{(1-\alpha)\, C_j^P}{k_j} \tag{2}$$

$$C_i^P = \alpha \sum_{j \in \{1..N\}} \frac{C_j^P}{N} \tag{3}$$

このとき、$a_{ij}$ はノード $i$ とノード $j$ がエッジが接続されているか否かを示す値である. $\alpha$ はエッジを通らない訪問を想定した定数である.

#### 3.3.3 コミュニティ分析

アクティブユーザ群に含まれる各ユーザの定性的特徴を把握するため、コミュニティ分析を行う. 本研究ではコミュニティ分割の手法として、各クラスタの結合度合いを示す指標であるモジュラリティ[20] が最大となるようにクラスタリングを行う louvain 法を用いる [21].louvain 法により分割された各クラスタの特徴を把握するため、各クラスタに属するアクティブユーザの

Twitter プロフィール文に対し TF-IDF 値による特徴語抽出を行った．TF-IDF 値は以下の式で計算される．

$$tfidf_{i,j} = tf_{i,j} \cdot idf_i \tag{4}$$

$$tf_{i,j} = \frac{n_{ij}}{\sum_k n_{kj}} \tag{5}$$

$$idf_i = \frac{|D|}{|\{d : d \ni t_i\}|} \tag{6}$$

この時、$tf$ はある文書内におけるある単語の出現頻度であり、$idf$ はある単語が含まれる文書の割合の逆数を表す．$n_{ij}$ は文章 $d_j$ における単語 $t_i$ の出現回数、$\sum_k n_{kj}$ は文章 $d_j$ に含まれる全単語の出現回数の和、$|D|$ は分析対象における総文章数、$|\{d : d \ni t_i\}|$ は単語 $t_i$ を含む文章数である．TF-IDF の手法は、文章中に含まれる単語の重要度を測るために広く用いられており、本研究ではコミュニティ分割後の各クラスタの特徴を抽出するために TF-IDF 値を用いた．

具体的には、各クラスタに含まれる全ユーザのプロフィール文を連結し、各クラスタに含まれるユーザのプロフィール文が連結された 1 つの文章を各クラスタごとに作成した (以降、この文章のことをクラスタ文章と呼ぶ)．$n_{ij}$ はクラスタ文章 $d_j$ における単語 $t_i$ の出現回数、$\sum_k n_{kj}$ はクラスタ文章 $d_j$ に含まれる全単語の出現回数の和、$|D|$ は合計クラスタ文章数、すなわち、全クラスタ数であり、$|\{d : d \ni t_i\}|$ は単語 $t_i$ を含むクラスタ文章数である．

#### 3.3.4 時系列分析

アクティブユーザ群が炎上拡散にどのように関与しているかを理解するためには、時系列分析が必要である．本研究では、合計 11 日間の各炎上期間を最前期 (3 日間)、前期 (2 日間)、ピーク (1 日間)、後期 (2 日間)、最後期 (3 日間)、の 5 つの時期に分け、各炎上におけるアクティブユーザ群の RT 行動が、炎上期間のどの時期に多く発生しているか時系列分析した．

## 4 分析

3.1 で述べた炎上キーワード抽出手法を用い、当該データセットにおけるキーワード抽出を行ったところ、炎上 10 件、キャンペーン 13 件、イベント 44 件のキーワードが検出された．以下の分析では、10 件の取得炎上データのうち、炎上の対象に関するトピック分類を行い、重複するものを除いた 6 件を分析に用いた．また、キャンペーン、および、イベントに関する RT ネットワークは、炎上 RT ネットワークとの比較に用いるため、それぞれ最も RT 数の多かった 2 件のトピックを用いて分析を行った．なお、各キーワードとピーク日、および炎上期間における総 RT 数 (10%サンプリング) は表 1 に示した．

### 4.1 アクティブユーザ群の特定

本節では、アクティブユーザ群の特定に関する分析について述べる．

データセットから抽出した 10 件の炎上トピックにおいて、3.2 で述べたアクティブユーザ群検出手法を用いアクティブユーザ群検出を行った．炎上関与回数ごとのユーザ数は表 2 に示す．

表 2: 炎上関与回数ごとのユーザ数

| 炎上関与回数 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|---|---|---|---|---|---|
| ユーザ数 | 203195 | 35356 | 12897 | 5933 | 3043 |
| 炎上関与回数 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| ユーザ数 | 1519 | 736 | 325 | 89 | 17 |

このうち、10 件中 8 件以上の炎上に関与した、合計 431 ユーザを「アクティブユーザ群」と定義し、今後の分析を行った．

### 4.2 アクティブユーザ群とランダムサンプルしたユーザ群のフォロワー数比較

アクティブユーザ群の情報拡散に関わる影響力を分析するため、アクティブユーザ群のフォロワー数と、同データセットから無作為に抽出したランダムサンプリングユーザ群のフォロワー数を比較した．

アクティブユーザ群 431 ユーザのうち、鍵アカウントやアカウント削除などによりフォロワー数が取得できなかった 21 ユーザを除く合計 410 ユーザのフォロワー数と、炎上に 1 回以上関与した合計 263110 ユーザから、アクティブユーザ群 431 ユーザを除いた 262679 ユーザから無作為に抽出した 410 ユーザのフォロワー数を、表 3 に示す．

表 3: アクティブユーザ群とランダムサンプルしたユーザ群のフォロワー数比較

| | ランダムサンプリングユーザ群 | アクティブユーザ群 |
|---|---|---|
| フォロワー数 | ユーザ数 (割合) | ユーザ数 (割合) |
| <1000 | 350(85%) | 201(49%) |
| <2000 | 38(25%) | 103(25%) |
| <3000 | 44(11%) | 44(11%) |
| <4000 | 6(1.4%) | 25(6%) |
| <5000 | 3(0.7%) | 13(3%) |
| <10000 | 2(0.5%) | 15(4%) |
| ≥ 10000 | 2(0.5%) | 9(2%) |

### 4.3 アクティブユーザ群の所属するクラスター分析

アクティブユーザ群の特徴を把握するため、2018 年 12 月から 2019 年 8 月までの 9ヶ月間における 10%サンプリングデータを用いた全体 RT ネットワークにおける louvain 法によるコミュニティ分割を行なった結果、431 のアクティブユーザ群は全部で 8 つのクラスタに点在していることが判明した．これら 8 つのクラスタのうち、10 ユーザ以上が含まれる 3 つのクラスタに所属

表 1: 分析に用いた各種 RT ネットワークの情報

| 種別 | トピック | ピーク日 | 総 RT 数 (10%サンプリング) |
|---|---|---|---|
| 炎上 | 法人による不祥事 | 2018/12/06 | 34371 |
| | 一般人による不祥事 | 2019/02/09 | 48802 |
| | 著名人による違法行為 | 2019/03/13 | 104142 |
| | アイドルグループによるスキャンダル | 2019/04/21 | 56413 |
| | マスコミによる不適切行動 | 2019/05/09 | 72972 |
| | 政治家による不適切発言 | 2019/05/14 | 47141 |
| キャンペーン | 現金当選キャンペーン | 2019/01/06 | 389815 |
| | 新商品当選キャンペーン | 2019/01/22 | 150260 |
| イベント | 新元号発表関連イベント | 2019/04/01 | 506177 |
| | エイプリルフール関連イベント | 2019/04/01 | 212218 |

する各ユーザのプロフィール文を取得し、TF-IDF を用いて各クラスタの特徴語を検出した．表 4 は各クラスタにおける TF-IDF 値上位 100 位から特徴語をまとめたものである．

表 4: 各クラスタにおける特徴語

| クラスタ番号 | ユーザ数 | 特徴語 |
|---|---|---|
| 1 | 16 | 漫画・戦艦・ボカロ<br>創作・ヘビィメタル |
| 2 | 278 | フェミニスト・ジェンダー<br>震災・違憲・辞任 |
| 3 | 128 | 自民党・自衛隊・維新<br>風土・隠れ |

### 4.4 アクティブユーザ群同士による RT ネットワークに関する分析

アクティブユーザ群 431 ユーザのうち、427 ユーザ (99%) がアクティブユーザ群内の別ユーザの投稿を RT していることが明らかになった．また、アクティブユーザ群のみによる RT ネットワークをクラスタリングした結果、アクティブユーザ群は主に政治的主張に特徴のある 2 つのクラスタに大別されており、それらクラスタの特徴は表 4 におけるクラスタ 2 およびクラスタ 3 と類似していた．アクティブユーザ群による RT ネットワークは図 2 示す．分析 4.3 および 4.4 から、アクティブユーザ群内部にも複数のクラスタが存在し、それぞれのクラスタ内で頻繁に RT を繰り返していることが明らかになった．

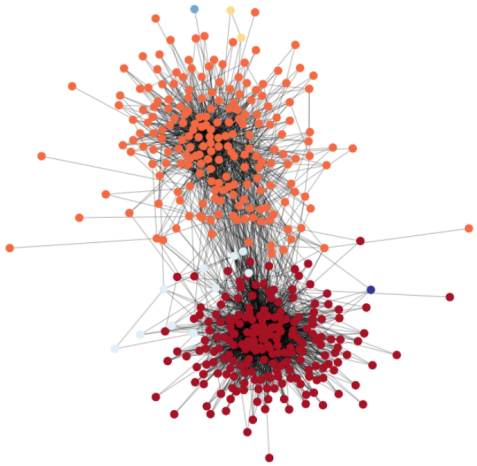

図 2: アクティブユーザ群による RT ネットワーク

### 4.5 アクティブユーザ群の炎上関与タイミングに関する時系列分析

図 3 は、各種炎上における全体 RT 数およびアクティブユーザ群による RT 数の時系列推移を示す．法人による不祥事、著名人による違法行為、マスコミによる不適切行動、政治家による不適切発言、に関する 4 つの炎上においてはアクティブユーザ群はその他ユーザ群とほぼ同様の情報拡散傾向にあり、炎上期間の前期からピークにかけて RT を行っていることが明らかになった．一般人による不祥事、および、アイドルグループによるスキャンダル、に関する 2 つの炎上においては、アクティブユーザ群はその他ユーザ群と少し遅れて RT を行っており、炎上期間のピークから後期にかけて RT を行っていることが明らかになった．

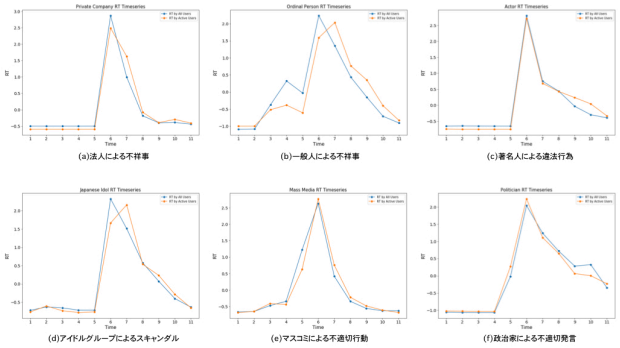


図 3: 各種炎上における、全体 RT 数およびアクティブユーザ群による RT 数の時系列推移

### 4.6 各種 RT ネットワークにおけるアクティブユーザ群の特徴

アクティブユーザは炎上 RT ネットワークにおいて最も高い次数中心性とページランクを有した．キャンペーンおよびイベント RT ネットワークにおいては、アクティブユーザの関与する割合が低く、そもそも RT を行なっていないことが明らかになった．各種 RT ネットワークの可視化と次数中心性分布を図 4 に示す．

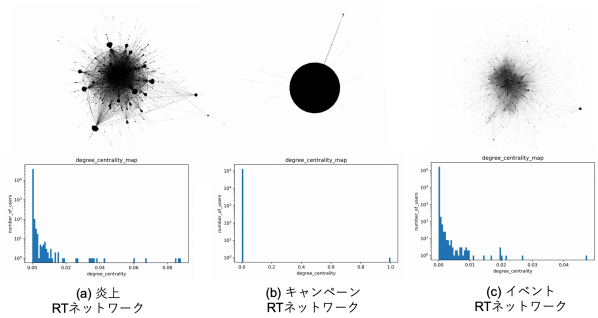


図 4: 各種 RT ネットワークの可視化と次数中心性分布

## 5 考察

4.1 から、Twitter 上に頻繁に炎上に関与するアクティブユーザ群が存在することが示された.4.2 より、アクティブユーザ群は、一般ユーザ群よりも多くのフォロワー数を持つ傾向があることから、炎上拡散において大きい影響力を持つことが推測される．4.3、4.4、4.5 より、アクティブユーザ群は、異なるクラスタに属しながらも、お互いに頻繁に RT をしあうことで、現在発生中の炎上に関する情報共有となり、炎上が最も注目を集めるピーク期付近での関与に成功していると考えられる．また、アクティブユーザ群内における頻繁な RT は、アクティブユーザ群のフォロワーを通じ、クラスタ外および一般ユーザ群に対する炎上に関する情報の拡散に寄与していると考えられる．4.6 から、アクティブユーザ群は、選択的に炎上へ関与しており、特に炎上においてのみ高い影響力を持つことが明らかになった．また、トピックごとに RT ネットワークの構造が異なることも明らかになった．これらの考察から、ソーシャルメディアの健全性を保つ施策として、これらアクティブユーザ群の投稿が他ユーザのタイムラインに流れる確率を低減するなどの施策の有効性が示唆される．また、炎上には SNS の全ユーザが関与しているのではなく、一部特定ユーザ群が頻繁に炎上を焚きつけているという事実を周知することで、一般ユーザが過度に炎上を恐れることによる社会的な情報発信の委縮を軽減することに繋がると考えられる．さらに、アクティブユーザ群に重点的にリソースを割いて炎上の発生状況を警戒することが、より効率的なレピュテーションリスク管理に繋がることが示唆される．

## 6 結論

本論文では、Twitter 上における炎上に頻繁に関与する特定ユーザ群の存在を特定し、それらアクティブユーザ群の特徴および炎上拡散への影響を分析した．その結果、アクティブユーザ群は Twitter 上における炎上拡散において、他の一般ユーザよりも高い影響力を持ち、群として互いに情報共有を行いながら炎上拡散へ影響を及ぼしていることが明らかになった．また、本論文から得られたアクティブユーザに関する知見から、ソーシャルメディアの健全性を保つ施策、および、、効率的なレピュテーションシルク管理に繋がる示唆を得た．将来の展望として、時系列解析のモデルを用いたアクティブユーザ群による情報拡散の詳細な解析や、インタビュー調査などを用いたアクティブユーザ群を頻繁に炎上に関与するに至らしめる心理的背景や社会的環境に関する質的調査が望まれる．

## 参考文献

[1] Bruce A Reinig, Robert O Briggs, and Jay F Nunamaker Jr. Flaming in the electronic classroom. *Journal of Management Information Systems*, Vol. 14, No. 3, pp. 45–59, 1997.

[2] Peter J. Moor, Ard Heuvelman, and Ria Verleur. Flaming on youtube. *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, No. 6, pp. 1536 – 1546, 2010. Online Interactivity: Role of Technology in Behavior Change.

[3] Yuta Adachi and Fumiko Takeda. Characteristics and stock prices of firms flamed on the internet: The evidence from japan. *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 17, pp. 49–61, 2016.

[4] 江島昇太, 小杉太一, 岡瑞起, 三宅雅矩, 池上高志. Hawkes process を用いた social tagging system におけるバースト現象解析．人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2018, pp. 1B301–1B301, 2018.

[5] Janette Lehmann, Bruno Gonçalves, José J Ramasco, and Ciro Cattuto. Dynamical classes of collective attention in twitter. In *Proceedings of*

*the 21st international conference on World Wide Web*, pp. 251–260. ACM, 2012.

[6] Andrea Madotto and Jiming Liu. Super-spreader identification using meta-centrality. *Scientific reports*, Vol. 6, p. 38994, 2016.

[7] Alan G Hawkes. Point spectra of some mutually exciting point processes. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Vol. 33, No. 3, pp. 438–443, 1971.

[8] Yasuko Matsubara, Yasushi Sakurai, B Aditya Prakash, Lei Li, and Christos Faloutsos. Rise and fall patterns of information diffusion: model and implications. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 6–14. ACM, 2012.

[9] L Stone, B Shulgin, and Zvia Agur. Theoretical examination of the pulse vaccination policy in the sir epidemic model. *Mathematical and computer modelling*, Vol. 31, No. 4-5, pp. 207–215, 2000.

[10] Jiyoung Woo, Jaebong Son, and Hsinchun Chen. An sir model for violent topic diffusion in social media. In *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics*, pp. 15–19. IEEE, 2011.

[11] 田中辰雄, 山口真一. ネット炎上の研究：誰があおり、どう対処するのか. 勁草書房, 2016.

[12] Marija Mitrović, Georgios Paltoglou, and Bosiljka Tadić. Quantitative analysis of bloggers' collective behavior powered by emotions. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2011, No. 02, p. P02005, 2011.

[13] Duncan Watts and Jonah Peretti. Viral marketing for the real world. *Harvard Business Review*, Vol. 85, pp. 22–23, 05 2007.

[14] James O Lloyd-Smith, Sebastian J Schreiber, P Ekkehard Kopp, and Wayne M Getz. Superspreading and the effect of individual variation on disease emergence. *Nature*, Vol. 438, No. 7066, p. 355, 2005.

[15] Gary Wong, Wenjun Liu, Yingxia Liu, Boping Zhou, Yuhai Bi, and George F Gao. Mers, sars, and ebola: the role of super-spreaders in infectious disease. *Cell host & microbe*, Vol. 18, No. 4, pp. 398–401, 2015.

[16] Yu Liu, Bai Wang, Bin Wu, Suiming Shang, Yunlei Zhang, and Chuan Shi. Characterizing superspreading in microblog: An epidemic-based information propagation model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 463, pp. 202–218, 2016.

[17] Srijan Kumar, William L Hamilton, Jure Leskovec, and Dan Jurafsky. Community interaction and conflict on the web. In *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference on World Wide Web*, pp. 933–943. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2018.

[18] Sergey Brin and Lawrence Page. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine. *Computer networks and ISDN systems*, Vol. 30, No. 1-7, pp. 107–117, 1998.

[19] 篠田孝祐, 松尾豊, 中島秀之. 複数の中心性尺度によるネットワーク生成モデル. 知能と情報, Vol. 20, No. 3, pp. 410–422, 2008.

[20] Mark EJ Newman and Michelle Girvan. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical review E*, Vol. 69, No. 2, p. 026113, 2004.

[21] Vincent D Blondel, Jean-Loup Guillaume, Renaud Lambiotte, and Etienne Lefebvre. Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, Vol. 2008, No. 10, p. P10008, 2008.