

## ネット炎上におけるユーザーの共振構造

## Resonance Structure of Online Flaming: The Epicenter of Information Sharing on Online Flaming

小山 耕平\*<sup>1</sup>  
Kohei Koyama

浅谷 公威\*<sup>1</sup>  
Kimitaka Asatani

榊 剛史\*<sup>1</sup>  
Takeshi Sakaki

坂田 一郎\*<sup>1</sup>  
Ichiro Sakata

\*<sup>1</sup> 東京大学大学院工学系研究科

Graduate School of Engineering, the University of Tokyo

As the world becomes more sensitive towards scandals and political correctness, free information sharing is at risk from the fear of online flaming, as such unreasonable online flaming is expected to be eliminated. In this paper, we performed detailed analysis of specific Twitter user groups who get involved with online flaming on Twitter with high frequency. Our aim is to unveil what structure escalates online flaming on Twitter. The result indicates that users who are frequently involved with online flaming are connected through a (followers) network and demonstrates a resonance structure.

## 1. 概要(Abstract)

ソーシャルメディアは従来のメディアにより報道されなかった情報が拡散する性質を持つ。特定の情報が瞬間的に大きな勢いでソーシャルメディア上にて拡散する現象はネット炎上とよばれ、世論や企業の株価などに大きな影響を与えている。さらに、従来のメディアがネット炎上を後追いで報道することも増えているため、ネット炎上の社会的影響力は強くなりつつある。

ネット炎上において多くの場合、個人や法人に対し誹謗中傷が殺到する。例えば、人種・性差別や企業の不祥事などに関わる問題行為が炎上している。企業の不祥事などに関しては、炎上が問題行為の改善を促す効果を持つ場合がある一方で、議論や対話ではない誹謗中傷が集中する場合もあるという指摘もある[田中 16]。さらに、炎上を恐れて活動自体や情報発信が過度に自粛されてしまうこともあり[Moor 10]。ネット炎上の意見形成への影響は大きいと考えられる。このように社会において重要になりつつあるネット炎上のメカニズムを理解することは重要である。

多くの従来の研究において炎上の時系列推移の理解や予測に焦点が当てられてきた。炎上の推移はSIモデルやHawks Processなどを応用したモデルは炎上のメカニズムのモデル化に適しており、炎上の性質を分類や背後にある心理を推定が行われている[Lehmann 2012, Matsubara 2012]。また、炎上の時系列を予測についても研究が進んでいる[Wang 2015]。このように炎上におけるツイート数の推移の概形から多くのことが推定できる。

近年では、ネット上の議論への参加者個人の性質についての分析も進んでいる。Kumarらは、オンラインコミュニティサイトであるReddit上におけるコミュニティ間の誹謗中傷の発生過程を分析し、1%以下の”攻撃的”なユーザー群が全誹謗中傷の74%を開始させていたことが明らかにした[Kumar 18]。また、オンラインネットワークにおける情報拡散において、一部のフォロワー数が多いユーザーが情報の伝播に大きな役割を担っていることは様々な場面で明らかになっている。これらの議論がそのままTwitter上に当てはまるかは議論の余地が大きい。複数のTwitterの炎上に高頻度に関わっている人たちがいるとすれば、その性質やその影響力を分析することは炎上のメカニズムの解明の上で重要である。これまでの調査や研究により、ネット関連

団体によるアンケート調査[情報処理推進機構 18]やユーザー属性の調査[山口15]により炎上参加者の素性が明らかになりつつあるが、高頻度にネット炎上に参加するユーザー群を想定して分析を行っている研究は存在しない。

本研究では、「ネット炎上」発生メカニズムの一端を解明することを目的に、有力ソーシャルメディアの一つであるTwitter上で「ネット炎上」の分析を行った。特に「ネット炎上に高頻度で関与するユーザー群」の存在を仮定した上で、「そのようなユーザーがネット炎上を引き起こす大きな要因の一つになっているのではないか」という仮説をたて、実際に「ネット炎上に高頻度で関与するユーザー」が存在するのか、また存在する場合にそれらのユーザーがどのようなユーザー特性を有するのか、および、どのような構造的特徴を有するのかについて分析した。

2018年12月から2019年1月の間に発生した6件の炎上に対して分析を行った結果、計約13万人がいずれかの炎上に参加していた。ユーザーごとの炎上関与回数分析により、炎上参加者は他の炎上にも参加しやすいことが明らかになった。特に5件以上の炎上に関わるユーザー77名にたいして詳細な分析を行ったところ、それらのユーザー間ではフォロー/フォロワー関係が密に存在していた。また、高頻度炎上関与ユーザーは多くのフォロワー数を持つことが分かった。

以上の分析より、炎上においてネットワークで密に繋がった高頻度関与ユーザー群が同じ炎上トピックに対してツイートを行う情報の共振構造が観察された。この共振構造の中にいる各ユーザーはフォロワー数が多く、炎上の拡散に影響を及ぼしていると推測される。このように高頻度炎上関与ユーザー群における情報の共振構造が推測されるが、これらの特徴がネット炎上発生にどのように影響を与えているかについては、今後さらに詳細に研究を進めていく必要がある。

## 2. データセット

2018年12月19日から2019年1月22日にかけてTwitter社が提供する公式APIを用いて収集した、6件の炎上データの内容、合計ツイート数、ツイートしたユーザー数を表1にまとめた。

収集データの内容とは、炎上の対象の属性と、炎上トピックの種類を指す。本研究で用いる収集データの内訳は、著名人、お

連絡先: 小山耕平, 東京大学, 東京都文京区本郷 7-3-1,  
kkoyama@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

\*<sup>1</sup> アカウント削除や鍵付きアカウントへの変更が行われると、Twitter APIを用いた分析が不可になる。

よび、法人の二対象、そして、政治関連、倫理観、ジェンダー関連の三トピックである。

合計ツイート数は、炎上発生から1週間以内にツイートされた炎上関連キーワード含むツイート数の合計である。ツイートしたユーザー数は、各炎上において炎上関連キーワードを含むツイートをしたユニークユーザー数の合計である。

表1: データセット

	内容 (対象/トピック)	合計 ツイート数	ツイートした ユーザー数
1	著名人/ 政治関連	391,457	89,414
2	著名人/ 倫理観	34,797	19,766
3	著名人/ 倫理観	33,745	18,142
4	著名人/ ジェンダー関連	6,865	6,426
5	法人/ ジェンダー関連	9,546	6,928
6	法人/ ジェンダー関連	18,119	12,567

### 3. 分析

#### 3.1 炎上出現頻度の分析

各炎上それぞれに参加したユーザーが収集データセットの6件の炎上に何回出現したかの頻度を分析した結果を表2に示す。

なお、アカウント削除などの理由\*1で分析が不可となったユーザーおよびツイートデータは、収集データセットから除外して分析を行った。

表2: 炎上出現頻度の分布

炎上参加頻度	ユーザー数
6回	6
5回	73
4回	451
3回	2,007
2回	11,760
1回	121,283
合計	135,580

Twitterの月間アクティブユーザー数が約4,500万、および、6つの炎上に関与した総ユーザー数が135,580であることから、全月間アクティブユーザーの約0.3%が、少なくとも1回以上これらの炎上に関連するツイートを行ったことになる。一方で、少なくとも1回以上これらの炎上に関するツイートを行ったユーザーのうち、約10%が2つ以上の炎上に出現している。また、6つの炎上のうち、5回以上参加した高頻度参加ユーザーは79ユーザーであり、少なくとも1回以上炎上にしたユーザーに占める割合は、約0.06%である。

これらの結果から、炎上に関与するユーザーは全ユーザーのごく一部であるが、一度でも炎上に参加するユーザーは、全く炎

上に参加しないユーザーに比べて、複数の炎上に参加する傾向が強いことが判明した。また、その割合はごく僅かであるが、高頻度炎上参加ユーザー群が存在することが判明した。

#### 3.2 炎上関与ユーザー群フォロワー分析

収集データのユーザーを、炎上関与回数ごとにグルーピングし、グループごとのフォロワー数の分布を図1に示す。横軸は0~999, 1000~1999, 2000~2999, 3000~3999, 4000~4999, 5000以上の5つの域に分けたフォロワー数であり、縦軸は各グループに含まれるユーザーの数に対する、該当フォロワー数を持つユーザーの割合である。なお、各グループのユーザー数は、前述の表2にあるように、5回以上関与が79ユーザー、4回関与が451ユーザー、3回関与が2007ユーザー、2回関与が11760ユーザー、1回関与が121,283ユーザーである。

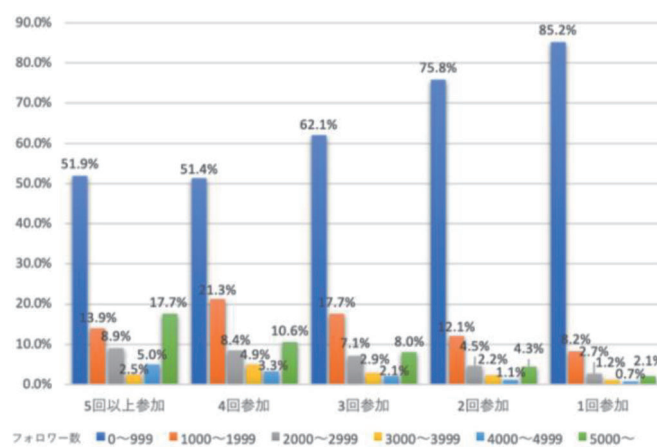


図1: 炎上関与回数グループごとのフォロワー数分布

フォロワー数が5000以上のユーザー割合が最も高いのは、5回以上関与する高頻度炎上関与ユーザー群であった。全体の傾向として、炎上関与回数が多いほど、多くのフォロワー数を持つユーザー割合が高くなり、フォロワー数が0~999のユーザー数が占める割合は、1回のみ炎上に関与するユーザー群では85.2%である一方、5回以上関与する高頻度炎上関与ユーザー群では51.9%であった。

これらの結果から、高頻度炎上関与ユーザー群は、他のユーザー群に比べて多くのフォロワー数を保持している傾向があり、高頻度炎上関与ユーザー群はTwitter上での情報拡散において、強い影響力を持っていることが判明した。

#### 3.3 高頻度炎上関与ユーザー群ネットワーク分析

収集データの6つの炎上のうち、5つ以上の炎上に出現する79の高頻度炎上関与ユーザーに関して、フォロワーネットワークを構築したものが図2である。

高頻度で炎上に出現する79ユーザーのうち、51ユーザーが1つのネットワークを構築していることが判明した。平均ノード次数は4.67であり、最高次数ノードの次数は15であった。また平均パス長は2.85であった。

図2におけるノードの大きさは次数の大きさを表し、特に高次数であった6つのノードには、それぞれのTwitterプロフィール

から読み取れる特徴をラベル付けした。また、有効エッジの矢印の向きはフォローの向きを表す。

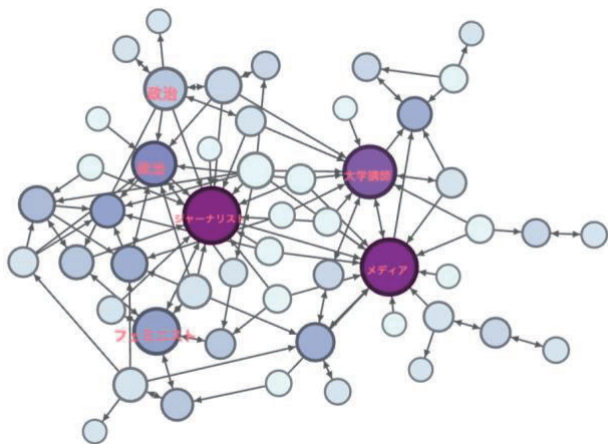


図 2: 高頻度炎上関与ユーザー群ネットワーク

高頻度炎上関与ユーザー群の全 79 ユーザーのうち、約 65% の 51 ユーザーが 1 つのネットワークを構築していることから、高頻度炎上関与ユーザー群は 1 つのクラスターを形成していると考えることが出来る。このネットワーク内で炎上に関するツイート情報が伝播しあっていると考えられる。また、ネットワークの平均ノード度数 4.67 に対し、ノード度数 10 以上を超える 6 つのノードが存在することから、高頻度炎上関与クラスターの中心的役割を果たしているユーザーが存在することが分かった。なお、3.2 で判明したように、高頻度炎上関与ユーザー群は、多くのフォロワー数を持つユーザーで構成されており、高頻度炎上関与クラスター内の一部で取り上げられた炎上案件は、速やかに同クラスター内で共有された後、クラスター内各ユーザーのフォロワーを通じて、広く Twitter 全般に拡散されていくという炎上発生メカニズムの存在が推測される。

#### 4. 結論

本研究ではネット炎上に高頻度でかかわるユーザーの性質を分析するため、6 件の炎上データより高頻度炎上関与ユーザーを抽出した。炎上においてフォロー/フォロワーネットワークで密に繋がった高頻度参加ユーザー群が、同じトピックに対してツイートを行う共振構造が観察された。また、この共振構造の中にいる各ユーザーはフォロワー数が多い特徴があり、Twitter 上における炎上の拡散に影響を及ぼしていると考えられる。このように高頻度炎上関与ユーザー群における情報の共振構造が推測されるが、これらの特徴がネット炎上発生にどのように影響を与えているのか、ネット炎上の分類やツイート情報の内容が共振構造にどのような影響を与えているのか、共振構造がネット炎上拡散のどの段階で影響を及ぼしているのか等に関して、今後さらに詳細に研究を進めていく必要がある。

#### 参考文献

- [情報処理推進機構 18] 情報処理推進機構: 2018 年度情報セキュリティの倫理に対する意識調査報告書, (2018)  
 [総務 18] 総務省: 平成 29 年度版情報通信白書, (2018)

[田中 16] 田中辰雄, 山口真一: ネット炎上の研究, 誰がおり, どう対処するのか, 勁草書房, (2016)

[山口 15] 山口真一: 実証分析による炎上の実態と炎上加担者属性の検証, 情報通信学会誌 33 巻 2 号, pp53-65, (2015)

[Allcott 17] Hunt Allcott and Matthew Gentzkow: Social Media and Fake News in the 2016 Election, *Journal of Economic Perspectives* Vol. 31, pp. 211-236, (2017)

[Andrews 03] Dorine Andrews, Blair Nonnecke, and Jennifer Preece: Electronic Survey Methodology: A Case Study in Reaching Hard-to-Involve Internet Users, *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 16, pp. 185-210, (2003)

[Kumar 18] Srijan Kumar, William L. Hamilton, Jure Leskovec, and Dan Jurafsky: Community Interaction and Conflict on the Web, *WWW'18 Proceeding of the 2018 World Wide Web Conference*, pp. 933-943, (2018)

[Lehmann 2012] Lehmann Janette, 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)

[Wang 2015] Wang, Senzhang, Zhao Yan, Xia Hu, S. Yu Philip, and Zhoujun Li. "Burst Time Prediction in Cascades." In *AAAI*, pp. 325-331. (2015)

[Matsubara 2012] Matsubara, Yasuko, 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)

[Moor 2010] Peter J. Moor, Ard Heuvelman, and Ria Verleur: "Flaming on Youtube", *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, pp. 1536-1546, (2010)

[Resnick 13] Paul Resnick, Sean A. Munson, R. Kelly Garrett, Natalie Jomini Stroud, Travls Kriplean: Bursting Your (Filter) Bubble: Strategies for Promoting Diverse Exposure, *CSCW'13 Proceedings of the 2013 Conference on Computer supported cooperative work companion*, pp. 95-100, (2013)

[Pew 18] Elisa Sharer: Social media outpaces print newspapers in the U. S. as a news source, Pew Research Institute, (2018) <http://www.pewresearch.org/fact-tank/2018/12/10/social-media-outpaces-print-newspapers-in-the-u-s-as-a-news-source/> (アクセス日: 2019 年 1 月 30 日)