

サイバースケードを考慮したエージェントモデルを用いた 炎上再現に対する考察

宮瀬 遼¹ 清雄^{1,2} 田原 康之² 大須賀 昭彦²

概要: 近年, ある人物や団体の言動に批判が殺到する炎上が社会的に問題となっており, 炎上の実態やメカニズム等の早急な把握が求められている. 炎上については日々, 様々な考察が挙げられているが, それは考察者の推測や経験に依るところが大きく, 十分な検証が行われていないことが多い. そこで本研究では, 検証用炎上再現モデルの作成を目指し, 過去の SNS における炎上事例等をもとに, SNS における炎上の再現において有効な考えを推測し, エージェントモデルを用いて, その推論の検証を行った.

1. はじめに

近年, インターネットの発達やスマートフォンの普及に伴い, インターネット上から自由に情報を取得し, Twitter や facebook などの SNS やブログなどを通して, 誰でも自由に自分の考えや意見などを気軽に発信できる時代が訪れている. 特に, SNS のネットワークは急速に成長しており, SNS 上における発言が世の中に大きな影響を及ぼすこともある. 現在では SNS は単なるコミュニケーションツールの枠を越え, 企業のプロモーションや著名人の持論の展開なども行われるようになってきている.

それに伴い, 個人や団体, 企業の言動に対し批判的な意見が殺到する「炎上」と呼ばれる現象が頻発するようになり, 社会的に問題となっている. 炎上が社会的に問題視されている理由として, その影響がネット上の世界を飛び出し, 実世界にも大きな影響を与えることが挙げられる. 炎上が起こることにより, 個人の発信者であれば, 第三者によるインターネット上への実名や住所, 顔写真等の暴露によるプライバシー侵害や実世界における脅迫行為, 勤め先の企業からの解雇など被害が引き起こされ, 団体や企業の発信者であれば, その団体に対する信頼の低下や, 企業の業績の低下などの被害が引き起こされる.

炎上の一例として, 2018 年に起きたタレントの香取慎吾氏の炎上が挙げられる [1]. 出勤をしている人の色がないというような発言をしたところ, 人を見下しているような発言と受け取られてしまい, ファンからは擁護するような発言もあったものの, 批判的な意見が多く集まって炎上してしまい, イメージダウンを引き起こしてしまっている. 以

上のことから, 炎上については早急に対策について講じる必要がある, また, これまでも様々な学術的研究がなされている.

しかしながら, これまでに識者により提案されている炎上対策や研究者による炎上の学術的見解は, 過去に起きた炎上事例をもとに, 著者が持つ学術知識や経験などを踏まえた上での推測により提唱されていることが多く, 著者もつ常識観や対象に対象に対するイメージに依るところが大きい. そのため, 客観性に欠けている場合もある. 推論に客観性を持たせる方法の 1 つとして実際に実証実験を行うことが挙げられるが, 実際に運営されているサービスにおける実験は, 個人や社会に多大な迷惑を書ける可能性が大きく, 現実的とは言えない. 加えて, 現実世界は常に状況が変化しているため, 正確な検証を行うことが難しい.

そこで, 本研究では, 近年特に問題視されている SNS 上における炎上に着目し, 実物の人間のような行動を行うエージェントを利用した SNS における検証用炎上再現モデルの実装を目指し, 過去の SNS における炎上事例や先行研究等をもとに, SNS における炎上の再現において有効な考えを推測し, その推論の検証を行う.

本研究により, 炎上研究における検証環境の整備につながり, より効果的な炎上対策の発見や炎上拡散メカニズムの解明が期待される. また, 再現に有効な考えを応用することにより, 早期の段階における炎上の予測発見, 炎上規模の推測等ができるようになることが期待され, それにより, 炎上の未然防止や早期収束の一助になることが予想される.

¹ 電気通信大学情報理工学部総合情報学科

² 電気通信大学大学院情報理工学研究科

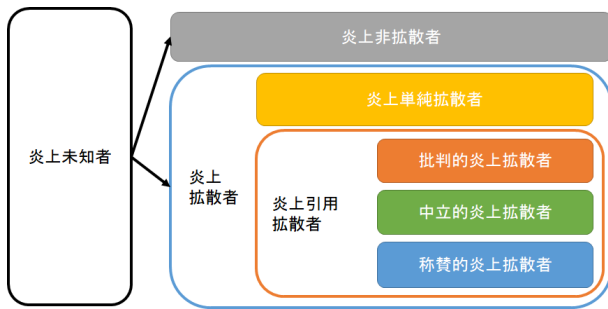


図 1 エージェント概要

2. 関連研究

情報拡散に関するモデルは様々なものが今までに提案されている。池田 [2] はエージェントモデルを用いて、情報拡散のモデル化を行っている。池田 [2] は特にデマ情報の拡散に注目しており、加えて、デマ情報の拡散を制御する手法の提案とモデルを用いた検証を行っている。

また、エージェントモデル以外の方法でモデル化を行っているものもある。白井ら [3] は伝染病拡散の数理モデルである SIR モデルを用いて、情報拡散モデルの構築を行っている。病気と情報の伝播の違いを考察したうえで SIR モデルをデマ情報・訂正情報拡散モデルに落とし込んでいる。本稿では同じ情報拡散でも炎上に特化した考え方を適用するため別の考え方を利用する。また、会田ら [4] は拡張した振動モデルを用いることにより、炎上のようなネットワーク上の爆発的現象の表現を行っている。本稿では振動モデルベースではなく、より直感的に理解しやすいエージェントモデルベースで炎上の再現を目指す。

3. 基本的な再現モデル構成

今回は、人間の情報拡散を模した動きを行うエージェントのネットワークを構成することにより、Twitter におけるツイートの炎上再現モデルの構築を目指した。具体的には、その時間において、批判的引用リツイート、中立的引用リツイート、称賛的引用リツイート、通常リツイートの件数の出力を行うことで、Twitter における炎上現象の再現を目指すシステムの実装を目指した。

3.1 エージェントの概要

今回構成する再現モデル内のエージェントについての概要を図 1 で示す。

エージェントは自身の状態として炎上未知者、炎上拡散者、炎上非拡散者のいずれかを持っている。炎上未知者はまだ対象のツイートについて知らないユーザ、炎上拡散者は対象のツイートをすでに確認し、それをリツイートしたユーザ、炎上非拡散者は対象のツイートを確認したが、リツイートはしなかったユーザを示す。炎上拡散者はさらに単

純炎上拡散者、引用炎上拡散者に分けられる。単純炎上拡散者は対象のツイートの通常のリツイートを行ったユーザを示し、引用炎上拡散者は対象ツイートを自身のツイートに埋め込んでツイートを行う引用リツイートを行ったユーザを示す。引用炎上拡散者はさらに、対象ツイートに対する感情によって、批判的炎上拡散者、称賛的炎上拡散者、中立的炎上拡散者に分けられる。批判的炎上拡散者は対象ツイートを批判する自分の文章とともに引用リツイートを行ったユーザを示し、称賛的炎上拡散者は対象ツイートを称賛する自分の文章とともに引用リツイートを行ったユーザを示し、中立的炎上拡散者は批判的でも称賛的でもない引用リツイートユーザを示す。各エージェントは他のエージェントの状態を観察することで自身の状態を変化させる。

また、各エージェントは状態に加えて、以下の値を保持している。

- エージェント番号
そのエージェントを振り分けるための固有の番号。他のエージェントから問い合わせを受ける際に使用される。
- 興味値
そのエージェントがどれくらいトピックに興味を持ちやすいかを示す値。今回は 0 から 1 の内、ランダムな値を与えている。
- 引用期待値
そのエージェントがリツイートする場合に引用リツイートを選ぶ確率を示す値。今回は 0 から 1 の内、ランダムな値を与えている。
- フォロー数
そのエージェントがフォローしているエージェントの数を示す値。指定した範囲内で、パレート指数 0.5 のパレート分布に則したランダムな値を与えている。
- フォロワー一覧
そのエージェントがフォローしているエージェントの一覧。自分以外のエージェント番号が自身のフォロー数の数だけランダムに格納されている。

以上で述べたエージェントがネットワークを組み、以下の Algorithm1 で示すように行動を行う。

Algorithm 1 再現手法における各エージェントの振る舞い

```
1: if 自分の状態が炎上未知者
   かつ
   そのステップでフォロワーの状態の確認をおこなった
   かつ
   フォロワーに炎上拡散者がいた場合 then
2:   if 自分の興味値が拡散しきい値を超えていた場合 then
3:     if 自分の引用期待値が引用しきい値を超えていた場合 then
4:       自身の状態を批判的炎上拡散者, 中立的炎上拡散者, 称賛
         的炎上拡散者のいずれかに変更する
5:     else
6:       自身の状態を通常炎上拡散者に変更する
7:     end if
8:   else
9:     自身の状態を炎上非拡散者に変更する
10:  end if
11: end if
    ステップ終了
```

エージェントは自分のフォロワーの状態とモデル全体から与えられた値をもとに, 行動を行う. そのステップでフォロワーの確認を行うかどうかは, モデル全体から与えられる確率をもとに決定され, モデル内の仮想時間によってあたえられる確率は変化する. 0 行目の引用リツイートの際のエージェントの属性選択に関しては, 次節で記述する.

3.2 再現モデル全体の概要

再現モデルには以下の値を入力値として与える.

- エージェント数
ネットワーク上にいるエージェントの数.
- フォロー数範囲
エージェントがフォローする人数の範囲を指定する.
- ステップ数
エージェントの行動回数を指定する値. 今回は 1 ステップで 1 時間を表現する.
- 開始時間
炎上元の投稿に対する引用がはじめて行われた時間を示す. 0 時から 23 時の間で一時間単位の指定を行う.
- 拡散しきい値
炎上元の投稿が持っているトピックの強さを示す値. 0 から 1 の値を指定する. 値が小さいほど拡散されやすい.
- 引用しきい値
リツイート全体の内, 通常リツイートが占める割合を示す値. 0 から 1 の値を指定する. 値が小さいほど引用されやすい.
- 炎上速度
炎上がどれくらいの速度であるかを示す値. 0 から 1 の値を指定する. 値が小さいほど 1 ステップ中でフォロワーの確認を行う確率が低くなる.

- 初期拡散人数

一番最初にいる炎上拡散者の数を示す値. ステップ 0 における, 通常炎上拡散者, 批判的炎上拡散者, 中立的炎上拡散者, 称賛的炎上拡散者の数をそれぞれ指定する. 以上の入力値をもとに, 再現モデルは以下の Algorithm 2 で示すように稼働する.

Algorithm 2 再現モデル稼働アルゴリズム

```
1:  $Time =$  (開始時間),  $step =$  (ステップ数)
2: 指定した数のエージェントを生成する
3: 初期拡散人数分, エージェントの状態を強制的に変更する
4:  $Time$  と各状態ごとのエージェント数と変化数 (投稿数) を出力する
5:  $Time$  を 1 時間進める
6:  $i = 0$ 
7: while  $i < step$  do
8:    $Time$  をもとにエージェントがフォロワー確認を行う確率を
     エージェントに渡す
9:   各エージェントが行動を行う
10:   $Time$  と各状態ごとのエージェント数と変化数 (投稿数) を出力する
11:   $Time$  を 1 時間進める
12:   $i = i + 1$ 
13: end while
```

最終的に, 再現モデルは 1 時間ごとの批判的引用リツイート数, 中立的引用リツイート数, 称賛的引用リツイート数, 通常リツイート数を出力する.

4. 再現のための推測と実装

4.1 再現精度向上のため推測

前節において基本的な再現モデルの構成について記述したが, 本節では, モデルの再現精度向上のための推測について記述する. 荻上 [5] の著は書において, 「サイバースケード」と呼ばれる現象が炎上に大きく影響を与えていると言及されている. サイバースケードとは, サイバースペースにおいては, 同じような考え方の人々があつまる集団分極化が起こりやすく, その集団の中で議論等が行われると, その集団が出す答えが極端なものになりやすくなる現象のことである [6]. 当然のことながら, Twitter はサイバースペース上のコミュニケーションツールであることから, Twitter 上でもサイバースケードが存在することが考えられる. 以上のことから, 以下のような推論を立てる.

推論 Twitter 上の炎上再現モデルにおいて, サイバースケードの実装は精度の向上に有効である.

本稿では, サイバースケードを前節で述べた基本的なモデルに実装し, サイバースケードを実装したモデルの出力結果とサイバースケードを実装していないモデルの出力結果をそれぞれもととなった炎上事例のデータと比較を行うことにより, 上記の推論の検証を行う.

4.2 サイバースケードの実装

今回は二種類の方法でサイバースケードを再現モデルに実装した。1つ目の方法は、集団分極化の考え方に則り、フォローしているユーザーと自分の考えが基本的に似ていると考えて、引用リツイートを見て、自身も引用リツイートをする際に、見た引用リツイートと同じ極性の引用リツイートをする確率を高くすることでサイバースケードを表現する方法である。具体的なアルゴリズムは以下の Algorithm3 の示す通りである。

Algorithm 3 サイバースケード再現アルゴリズム 1

```

1: if 自分の状態を引用炎上拡散者に変更する場合 then
2:   if 見たエージェントが通常炎上拡散者の場合 then
3:     自分の状態を批判的炎上拡散者, 中立的炎上拡散者, 称賛的炎上拡散者のどれかに等確率で変更する
4:   else if 見たエージェントが批判的炎上拡散者の場合 then
5:     自分の状態を批判的炎上拡散者 80%, 中立的炎上拡散者 10%, 称賛的炎上拡散者 10%の確率で変更する
6:   else if 見たエージェントが中立的炎上拡散者の場合 then
7:     自分の状態を批判的炎上拡散者 10%, 中立的炎上拡散者 80%, 称賛的炎上拡散者 10%の確率で変更する
8:   else if 見たエージェントが称賛的炎上拡散者の場合 then
9:     自分の状態を批判的炎上拡散者 10%, 中立的炎上拡散者 10%, 称賛的炎上拡散者 80%の確率で変更する
10:  end if
11: end if

```

2つ目の方法は、集団極化の末に集団が出す答えが極端なものに帰結しやすくなるという考えに則り、引用リツイートを見た際の自分の考えは批判か称賛のどちらかになりやすいと考えて、引用リツイートを見て、自身も引用リツイートをする際に、中立的な引用リツイートをする確立を低くすることでサイバースケードを表現する方法である。具体的なアルゴリズムは以下の Algorithm4 の示す通りである。

Algorithm 4 サイバースケード再現アルゴリズム 2

```

1: if 自分の状態を引用炎上拡散者に変更する場合 then
2:   if 見たエージェントが通常炎上拡散者の場合 then
3:     自分の状態を批判的炎上拡散者, 中立的炎上拡散者, 称賛的炎上拡散者のどれかに等確率で変更する
4:   else if 見たエージェントが批判的炎上拡散者の場合 then
5:     自分の状態を批判的炎上拡散者 80%, 中立的炎上拡散者 10%, 称賛的炎上拡散者 10%の確率で変更する
6:   else if 見たエージェントが中立的炎上拡散者の場合 then
7:     自分の状態を批判的炎上拡散者 45%, 中立的炎上拡散者 10%, 称賛的炎上拡散者 45%の確率で変更する
8:   else if 見たエージェントが称賛的炎上拡散者の場合 then
9:     自分の状態を批判的炎上拡散者 10%, 中立的炎上拡散者 10%, 称賛的炎上拡散者 80%の確率で変更する
10:  end if
11: end if

```

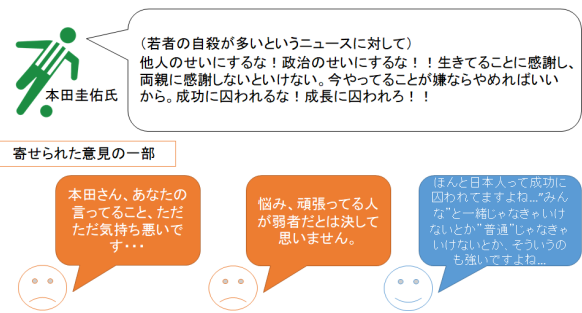


図 2 本田圭佑氏の炎上の概要

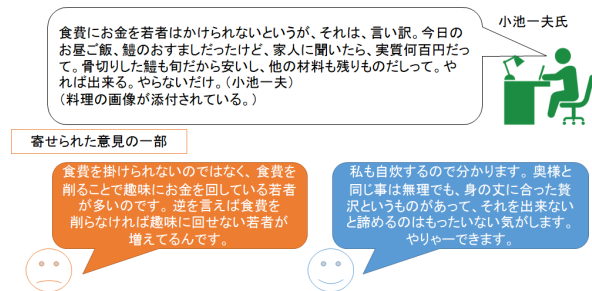


図 3 小池一夫氏の炎上の概要

5. 推論の実験

5.1 検証方法

今回は、前節で述べたそれぞれのサイバースケードを実装した再現モデルの出力値と、サイバースケードを実装していないモデルの出力値を実際に起きた炎上から取得した値と比較を行うことで検証を行った。炎上事例は以下の図 3.1 と図 3.2 で示す、プロサッカー選手の本田圭佑氏の炎上 [7] と漫画家の小池炎上一夫氏の炎上 [8] の 2 つを用意した。今後、本田氏の炎上事例を炎上事例 1、小池氏の炎上事例を炎上事例 2 と記述する。

サイバースケードを実装していないモデルは引用を行うときに、以下の Algorithm5 のようにふるまうように設定した。

Algorithm 5 サイバースケード再現アルゴリズム

```

1: if 自分の状態を引用炎上拡散者に変更する場合 then
2:
3:   自分の状態を批判的炎上拡散者, 中立的炎上拡散者, 称賛的炎上拡散者のどれかに等確率で変更する
4: end if

```

この二つの炎上事例をもとに、Algorithm3 を実装した再現モデルの出力が炎上事例から取得した値がある程度近くなるように引数を設定し、同じ引数をほかの 2 つのモデルに入れることで、精度に差が生じるかを検証した。引数の値は以下の表 1 が示すとおりである。ただし、炎上事例 1 に関する作成モデルは計算時間の都合上、出力が元のスケールの 3 分の 1 程度になるように引数を設定し、比較の際に作成モデルの出力値を 3 倍にして比較を行った。また、作成し

たモデルの出力値は各モデルを 10 回稼働させたときの平均値を出力値として採用した。

表 1 使用した引数の一覧

炎上事例 1	炎上事例 2
エージェント数=10000	エージェント数=10000
フォロー数範囲=1~300	フォロー数範囲=1~300
ステップ数=119	ステップ数=119
拡散しきい値=0.50	拡散しきい値=0.40
引用しきい値=0.88	引用しきい値=0.83
炎上速度=0.80	炎上速度=1.00
初期通常炎上拡散者人数=99	初期通常炎上拡散者人数=148
初期批判的炎上拡散者人数=5	初期批判的炎上拡散者人数=14
初期中立的炎上拡散者人数=4	初期中立的炎上拡散者人数=7
初期称賛的炎上拡散者人数=4	初期称賛的炎上拡散者人数=9

上記の引数の内、下記のもの以下のような基準で決定している。その他の引数については出力が元データと近くなるように調整して設定している。

- 引用しきい値
元データのツイート全体の内、通常ツイートが占める割合
- 各初期引用拡散人数
元データ全体の引用ツイートの極性の比を元データの最初 1 時間の投稿者数に合わせた値
- 初期通常拡散人数
元データ取得時の通常ツイート数を期間で割った、1 時間当たりの予想通常ツイート数

元となる炎上データは、モデルの出力値の時間に合わせて、初の引用から 5 日間の間のものを利用し、引用発言の極性判定は小林ら [9] と東山ら [10] の単語極性辞書を利用し、以下の示すように機械的に判定を行った。

- (1) MeCab を用いて、引用発言の形態素解析を行う。
- (2) 引用発言中の単語の基本形を単語極性辞書から探す。
- (3) 単語の極性が否定的であれば極性値-1、肯定的であれば極性値 1、どちらでもなければ極性値 0 として、引用発言中の極性値の合計値を求める。
- (4) 極性値の合計値が負であれば批判的引用、正であれば称賛的引用、0 だったら中立的引用とする。

出力されたデータと元データは 4 時間ごとの引用数の推移となるようにリサンプリングを行った。これは、4 時間ごとの引用数の推移となるようにリサンプリングを行うことにより、炎上の傾向が確認しやすくなるためである。データの比較には平均絶対誤差 (MAE) を用いた。実際の値を x 、モデルの出力値を \hat{x} とした場合平均値絶対誤差は以下の式で表される。

$$MAE(x, \hat{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |x - \hat{x}| \quad (1)$$

表 2 炎上事例 1 における各モデルと元データとの平均絶対誤差

	批判的引用	中立的引用	称賛的引用	誤差平均
サイバースケード実装モデル 1 (Algorithm3 実装モデル)	5.35	4.52	5.85	5.23
サイバースケード実装モデル 2 (Algorithm4 実装モデル)	4.93	3.62	6.79	5.11
サイバースケード非実装モデル (Algorithm5 実装モデル)	4.59	4.16	6.32	5.02

表 3 炎上事例 2 における各モデルと元データとの平均絶対誤差

	批判的引用	中立的引用	称賛的引用	誤差平均
サイバースケード実装モデル 1 (Algorithm3 実装モデル)	9.94	5.27	5.95	7.05
サイバースケード実装モデル 2 (Algorithm4 実装モデル)	9.92	4.90	6.07	6.96
サイバースケード非実装モデル (Algorithm5 実装モデル)	10.04	5.39	5.91	7.12

ただし、今回はモデルが 120 時間分の出力を行い、それを 4 時間ごとの引用数になるようにリサンプリングするため $n = 30$ とする。

5.2 検証結果

元データとそれぞれのモデルの元データとの平均絶対誤差は表 2 と表 3 が示すとおりである。

両方の事例において、サイバースケードの実装、非実装で精度に大きく差が出ることはなかった。以上のことから、今回実装したサイバースケードでは、Twitter 上の炎上再現の精度向上に有効性は見られなかった。

5.3 考察

今回の実験においてサイバースケードの有効性が見られなかった理由として、2 つの原因が考えられる。一つ目の原因として、そもそも Twitter 上では引用ツイートよりも通常ツイートのほうがはるかに頻度が高いことが挙げられる。引用ツイートはツイート全体の 1 割程度しかなく、通常ツイートのほうが確認する確率が非常に大きい。そのため、他人の意見に左右されることなく、自分の意見を出すことが多くなり、サイバースケードの影響が表れなかった可能性が考えられる。

二つ目の原因としては、エージェント同士の関係性を一切考慮していないことが挙げられる。今回はエージェントのフォロー、被フォローの関係性はランダムに決定したが、実際の世界一見ランダムに見えるが、実際には個人が持つ非常に多くの属性が絡まりあった末に何かしらの関係性があるネットワークが形成されている可能性がある。そこがサイバースケードにとって重要な要素であれば、今回の実装方法では十分にサイバースケードの影響が表れなかった可能性が考えられる。

6. おわりに

6.1 今後の課題

今後の課題として、まず再現精度の向上が挙げられる。現時点のモデルでは、指定の炎上をうまく再現できる場合もあるが、できない場合も少なくない。今までの調査の結果、炎上にはいくつかの拡散パターンがあることを確認しており、今回のモデルではその点を考慮していないことが原因の1つとして考えられる。データの収集と分析により、それぞれの拡散パターンのアルゴリズムの推測と実装を行うとともに、どの炎上がどのパターンに合致し、またそのようになった原因は何であるかを推測するためにパターン分化の法則性の発見を進めていくことがこの問題を解決するのにつながると考えられる。また、拡散メディアの移行や、テレビなどの別メディアによる言及のような特定のイベントによって拡散状況が変化することがあるため、その点に関する調査も今後進めていく必要がある。

また、引数の変化による出力変化の法則性や、引数決定アルゴリズムに関しても、今後調査する必要がある。今回は、比較的都合の良い引数で再現を試みているが、実データとの関連性が分かっていないところも多い。多くのデータを収集したうえで、機械学習等の手法を用いて、実データと引数の関係性を解明していく必要がある。

また、サイバースケードについても今回の検証では有効性が認められなかったが、より現実に近い構成とすることにより有効性が出てくる可能性も考えられる。サイバースケードについては、言及はされているものの、メカニズムや根底に働いている原理等についてはほとんど解明が進められていないので、このあたりの事実解明も再現モデルの実装に大いに有効だと考えられる。

6.2 本稿のまとめ

本稿では、炎上対策や研究において、客観性がかけがちであるという問題を解決するために、エージェントモデルを用いた SNS における炎上再現モデルの実装を目指すとともに、炎上再現に有効な原理の推測を行った。本稿では、サイバースケードの実装が炎上再現に有効であると推測し、それを示すためにサイバースケードを実装し、推論に対する実験を行った。しかしながら、今回の実験では、SNS における炎上再現におけるサイバースケードの有効性は示すことが出来なかった。今後も、精度の向上と現実との関係性の強化、炎上の根底に存在するメカニズムを解明するために、調査を進めていく必要がある。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP16K00419, JP16K12411, JP17H04705, JP18H03229, JP18H03340, JP18K19835 の助成を受けたものです。本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた早

稲田大学 本位田 真一 教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様にご感謝致します。

参考文献

- [1] NAVER まとめ: 慎吾ちゃんが社会人を見下した? 著名人の軽率な呟きに批判集中 (online), <https://matome.naver.jp/odai/2151427571080964001> (2017.12.26)
- [2] 池田圭佑 エージェントモデルを用いた情報拡散メカニズム解明と拡散制御手法の構築, 電気通信大学博士学位論文 (2018).
- [3] 白井嵩士, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 風間一洋, 野田五十樹, 沼尾正行, 栗原聡, *Twitter* ネットワークにおけるデマ拡散と防止モデルの推定, 人工知能学会研究会資料, SIG-DOCMAS-B102-6 (2012).
- [4] 会田雅樹, 高野知佐, 村田正幸, ソーシャルメディアネットワークの炎上に関する動力学モデル, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.116, No.323, pp.23-28 (2016).
- [5] 荻上チキ: ウェブ炎上—ネット群衆の暴走と可能性, 筑摩新書 (2007).
- [6] キヤス・サンステーン: インターネットは民主主義の敵か, 石川幸憲訳, 毎日新聞社 (2003).
- [7] Together: 本田圭佑氏、若者の自殺が多いニュースを受け「他人のせいにするな」等とツイートし波紋を呼ぶ (online), <https://together.com/li/1115516> (2017.05.30).
- [8] Together: 【追記あり】小池一夫氏「若者は食費にお金をかけられないというがそれは言い訳。やれば出来る。やらないだけ」 (online), <https://together.com/li/1139728> (2017.08.13).
- [9] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一, 意見抽出のための評価表現の収集, 自然言語処理, Vol.12, No.3, pp.203-222 (2005).
- [10] 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治, 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得, 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp.584-587 (2008).