

Twitter 上における大規模な情報拡散事例の分析とその考察

嶋田 里聖¹ 田畑 唯斗¹ 利光 能直² 菊田 翼² 田中 絵麻¹ 齋藤 孝道¹

概要：スマートフォンが普及しオンライン空間でのコミュニケーションが活発になるとともに、ソーシャルメディア上での大規模な情報拡散が多く見受けられるようになった。大規模な情報拡散はオンライン空間で自然に発生するものだけではなく、一部は故意に発生させられていると考えられている。大規模な情報拡散に関する研究として、時系列に基づく分析や感情分析などを用いてそれらが自然発生的かどうかを明らかにしようとするものが挙げられる。本論文では国内で発生した大規模な情報拡散事例が自然発生的かどうかを判定することを目的として、Twitter 上でトレンド入りした話題に関するツイート群の収集を複数行い、2つの観点から分析をし、考察を行った。

キーワード：情報拡散, 炎上, Twitter

1. はじめに

スマートフォンの普及とともにオンライン空間でのコミュニケーションはより手軽になり、Twitter などのソーシャルメディア上で簡単に情報が発信できるようになった。また、ソーシャルメディア上で発信された情報がニュース記事で取り上げられることもあり、ソーシャルメディアは社会に大きな影響を与えている。

しかし、誰でも簡単に情報が発信できるというソーシャルメディアの特性は社会に悪影響を及ぼす可能性もある。例えば、極端に偏った意見や間違った情報がソーシャルメディア上で大規模に拡散されてしまい、それによって世論が誘導されてしまうことが考えられる。ソーシャルメディア上での大規模な情報拡散は、自然に発生するものだけではなく、一部は意図的に発生させられていると考えられている。特に、意図的に行われた大規模な情報拡散は、影響力工作 (influence operations) の可能性があると言え、自然発生的なものとは峻別することが求められている。なお、影響力工作の実践については、オックスフォード大学のコンピュータプロパガンダ調査プロジェクトの 2020 年のレポート [1] によると、2020 年の調査において、SNS 空間での影響力工作が 81 国で確認されたとある。2019 年の調査では 70 国であったので、その一年でさらに多くの国で行われていることが示されている。このような行為を防

ぐために、様々な研究機関などにより、時系列に基づく分析や感情分析などを用いて、大規模な情報拡散が自然発生的か意図的かどうか明らかにする手法が提案されている。しかし現状、大規模な情報拡散が自然発生的か意図的かどうか明らかにすることは難しい。そのため、前段階として大規模な情報拡散の特徴を把握する必要がある。

本論文では、大規模な情報拡散が自然発生的か意図的、すなわち、人為的に起こされた炎上かどうかを判定するために、国内で発生した事例を分析し、その特徴を把握すること試みた。具体的には、Twitter 上でトレンド入りした話題に関するツイート群の収集を行い、2つの観点から分析をし、考察を行った。

Twitter に着目した情報拡散の実態を分析するのは、影響力工作を含めた情報拡散についての実態を客観的なデータや根拠を示して議論を積み重ねることが重要ではないかという問題意識からである。特に、Twitter の情報拡散が政治的影響力を持ち、国家、社会や世代などの分断化や不安定化の要因である一方で、2021 年 1 月に米国のトランプ大統領 (当時) の Twitter アカウントが永久凍結されたがその凍結基準の不透明性が明るみに出るなど、Twitter 社内部の取り組みだけでは収まらない課題があると言えよう。

2. 関連知識

2.1 影響力工作

影響力工作自体は決して目新しい行為ではないが、現代社会が SNS への依存度を増していること、影響力工作としてコンピュータプロパガンダが導入されたこと、SNS 空間で影響力工作が先鋭化、熾烈さを増したことなどにより、

¹ 明治大学
Meiji University

² 明治大学大学院
Graduate School of Meiji University

拡散力やデータ量からしても、過去の影響力工作とは一線を画すものであると認識されている。

実施主体としては、政府機関、政党、民間企業、市民団体や市民インフルエンサーが知られており、文献 [1] によると、2020 年の調査において、SNS 空間での影響力工作が 81 カ国で確認されたとある。その際、ボットアカウント (automated accounts) や、人為工作用アカウント (human-curated accounts) が多用され、一部、盗難アカウント (hacked accounts, stolen accounts) や成り済ましアカウント (impersonation accounts) が利用されていたことが確認された。

偽情報や操作されたメディアの作成や、荒らし (trolling)、晒し (doxing) などを駆使して、影響力工作として目的を達成するとされている。プロファイリングやターゲティングなどのオンライン広告の手法も活用されていることも特徴であると言える。

2.2 Twitter

2006 年にオプビマス社 (現 Twitter 社) が開始したマイクロブログと呼ばれるサービスである。Twitter では、ツイートと呼ばれる半角 280 文字以内のテキストや画像、URL 等を投稿できる。また、ユーザ同士はフォローという関係で繋がることができ、フォローしたユーザが投稿したツイートや共有したツイートが自身のタイムラインに表示されるようになる。

Twitter にはトレンドという地域ごとにリアルタイムで盛んにツイートされている話題を表示する機能がある。Twitter ヘルプセンターによると、トレンドに関連するツイートの数はトレンドの決定やランク付けの際に考慮される要素の 1 つにすぎないとされ、トレンド入りするための条件について具体的には明らかにしていない。

2.3 ソーシャルメディア上での大規模な情報拡散

ソーシャルメディア上で大規模な情報拡散が起こること、人々の購買傾向や移動傾向などに影響が及ぶ可能性がある。特に、Web 上の特定の対象に対して批判が殺到し、収まりがつかなさそうな状態は、炎上 [2] と呼ばれている。炎上は、原因となる記事やツイートの真偽に関わらず発生する。

例えば、2020 年 5 月に「#検察庁法改正案に抗議します」というハッシュタグを含むツイートが大規模に拡散された。このハッシュタグを含むツイートはリツイートを含め、2 日間で約 480 万件以上投稿され、Twitter でのトレンドに掲載された。

2018 年 9 月にスポーツ関連商品を扱う NIKE の 30 周年記念キャンペーンにおいて、批判が殺到し株価が低下した。「#NeverNike」というハッシュタグと NIKE スニーカーを燃やす画像を含んだツイートが多く投稿された。

このような炎上の背景に、マーケティングや情報工作などの目的がある可能性がある。しかし、炎上を含めた大規模な情報拡散が、意図的に引き起こされたかどうかの判定といったメカニズムは判明していないと言える。

3. 関連研究

3.1 Uncovering Coordinated Networks on Social Media

2020 年、Pacheco [3] らは、Twitter 上で大規模に拡散された話題において、意図的に協調しているアカウントグループを見つけるために調査すべきフレームワークを提案した。

以下に、提案された 5 つの分析のフレームワークを示す。

- スクリーンネームの共有：アカウントのユーザ名であるスクリーンネーム (@~) を複数アカウントで再利用して共有しているグループはあるか
- 画像の共有：同一または類似している画像を大量に投稿しているグループはあるか
- ハッシュタグ：複数のツイートにおいて、同一のハッシュタグを付ける順番が非常に類似しているアカウントのグループはあるか
- 共通リツイート：同一ツイートをリツイートしているグループはあるか
- 同期化：同一の話題に関して、偽の情報が含まれるコンテンツを短い間隔で投稿しているグループはあるか
このような手法を探究することが、今後、意図的な情報拡散を検知する手法を確立することに役立つ可能性がある。

3.2 Japan's 2014 General Election: Political Bots, Right-Wing Internet Activism, and Prime Minister Shinzō Abe's Hidden Nationalist Agenda

2017 年、Schäfer ら [4] は、Twitter 上で大規模に拡散された日本の政治的課題において、ボットの様な行動をするアカウントを識別し、その行動分析を行った。Schäfer らは、ボットが同じ内容のツイートを繰り返し投稿するということを利用して、ボットの様な行動をするアカウントの識別を行った。この研究は、日本においてボットの役割がまだ十分に研究されていないため行われた。

Schäfer らは、2014 年に行われた日本の総選挙 (第 47 回衆議院議員総選挙) に関連する、2014 年 12 月 8 日から 30 日までの間に Twitter 上で拡散された、542,584 件のツイートを収集した。また、これらの中からツイートテキストが一致した 431,050 件のツイートを抽出し、そこからリツイートを除いた 143,869 件を取り出した。その中からさらに、5 件以上重複していた 3722 件のツイートを取り出し、これらのツイートとそれを行ったアカウントのグラフを作成し、その行動分析をした。なお、Schäfer らは、これ

らのアカウントをボットの様な行動をするアカウントと識別している。

分析の結果、重複ツイートの拡散を行うアカウントにおいて、5つの特徴的なパターンが明らかになった。そのうち1パターンは、ハッシュタグの付け方に特徴が見られ、詳細な分析の結果、右翼派によるプロパガンダ（宣伝活動）を行うボットであることが判明した。また、そのうち1パターンは、ボットの様な行動をしているが、ニュース記事へのリンクなど共有した人間のユーザであることが判明した。残りの3パターンは、アカウントのスクリーンネームに特徴が見られ、詳細な分析の結果、当時の総理大臣支持者によるプロパガンダを行うボットであることが判明した。

4. 分析方法

本論文では、Twitter上で発生した国内における大規模な情報拡散の特徴を把握することを目的として分析を行った。

4.1 データセット

分析にあたって、2020年8月～12月に日本国内でトレンド入りした8の話題についてツイートを取得した。

本論文ではTwitter APIを用いてツイートとメタデータを収集した。

取得したデータの詳細を表1に示す。

表1 取得データ

データ名	取得開始日	取得終了日	取得件数	内 RT 数
A	2020/08/15	2020/08/18	62252	52958
B	2020/09/10	2020/09/13	411722	342616
C	2020/09/27	2020/09/28	17115	16359
D	2020/10/20	2020/10/22	24395	17892
E	2020/11/20	2020/11/30	61539	40552
F	2020/11/30	2020/12/10	25913	16651
G	2020/12/03	2020/12/10	34855	28735
H	2020/12/15	2020/12/23	120223	102976

各ツイートに関して以下の情報を収集した。

- 投稿日時
- TweetID(ツイート固有の番号)
- UserID(ユーザ固有の番号)
- スクリーンネーム
- ユーザ名
- ツイートテキスト
- RT 数
- いいね数
- フォロワー数
- フォロー数

4.2 分析内容

本論文では、Schäferら[4]の手法を参考に、取得した9

のデータセットに対して、以下の2つの分析をおこなった。

● 時系列によるツイート数の推移

● 同一ツイートの検出

以下で、それぞれについてを説明する。

4.2.1 時系列によるツイート数の推移

取得したツイートの投稿時間を1時間ごとに分類し、グラフとして表示した。関連話題のニュースが投稿された時刻や多くRTされたツイートの投稿時間と比較しながら、グラフの形の分析をおこなった。

4.2.2 同一ツイートの検出

それぞれのデータ内での同一ツイートを検出し、検出された種類数と関与したユーザ数をグラフとして表示した。

本論文では以下を満たすものを同一ツイートとしてみなす。

- それぞれのツイート群の中でツイートのテキストが過不足なく一致しているもの
- RT は含めない

5. 分析結果

5.1 時系列ごとのツイート数の推移

取得したデータ A, データ B, データ C, データ D, データ E, データ F, データ G, データ H における1時間ごとのツイート数の推移をグラフに表したものを図1, 図2, 図3, 図4, 図5, 図6, 図7, 図8に示す。

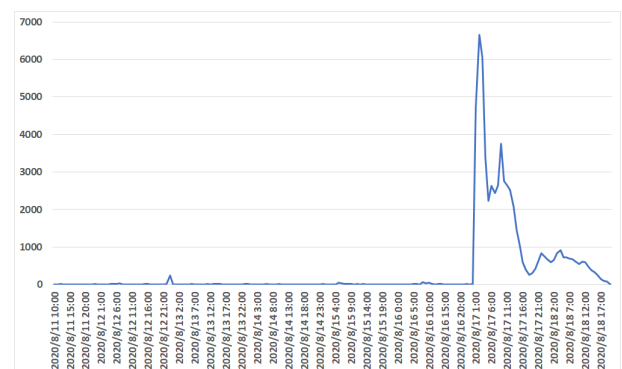


図1 データ A におけるツイート数の推移

図1はデータ A における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ A は2020年8月11日10時台から2020年8月18日20時台までの179時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は2020年8月17日2時台で、取得件数は6659件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は2020年8月11日19時台と2020年8月14日16時台から18時台の間で、取得件数は0件であった。

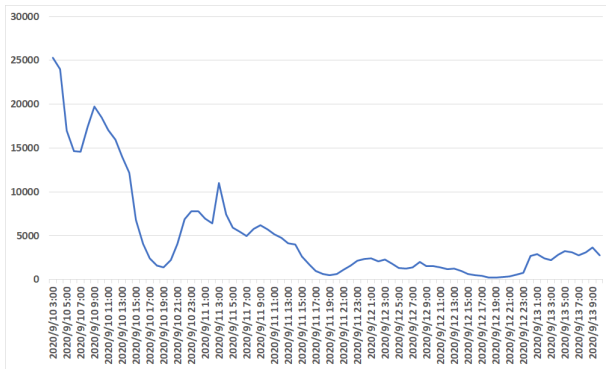


図 2 データ B におけるツイート数の推移

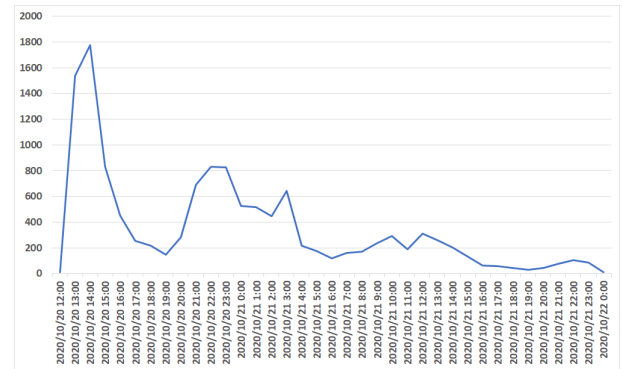


図 4 データ D におけるツイート数の推移

図 2 はデータ B における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ B は 2020 年 9 月 10 日 3 時台から 2020 年 9 月 13 日 10 時台までの 80 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 9 月 10 日 3 時台で、取得件数は 25328 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 9 月 12 日 19 時台で、取得件数は 192 件であった。

図 4 はデータ D における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ D は 2020 年 10 月 20 日 12 時台から 2020 年 10 月 22 日 0 時台までの 37 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 10 月 20 日 14 時台で、取得件数は 1777 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 10 月 20 日 12 時台で、取得件数は 10 件であった。

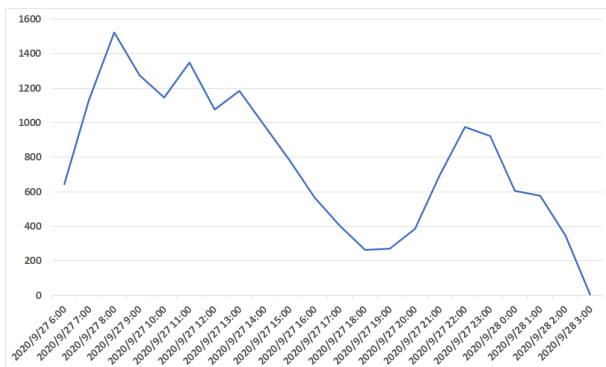


図 3 データ C におけるツイート数の推移

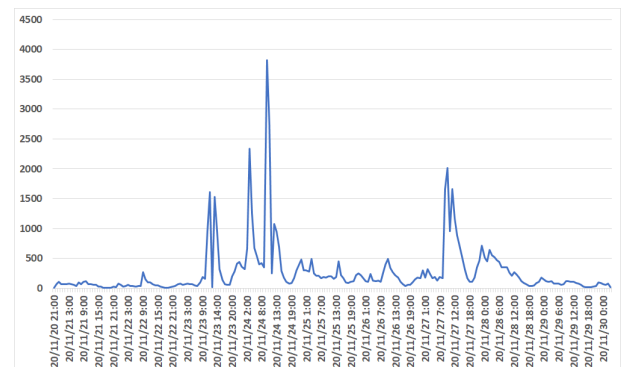


図 5 データ E におけるツイート数の推移

図 3 はデータ C における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ C は 2020 年 9 月 27 日 6 時台から 2020 年 9 月 28 日 3 時台までの 22 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 9 月 27 日 14 時台で、取得件数は 1522 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 9 月 28 日 3 時台で、取得件数は 6 件であった。

図 5 はデータ E における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ E は 2020 年 11 月 20 日 21 時台から 2020 年 11 月 30 日 3 時台までの 226 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 11 月 24 日 10 時台で、取得件数は 3820 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 11 月 20 日 21 時台で、取得件数は 5 件であった。

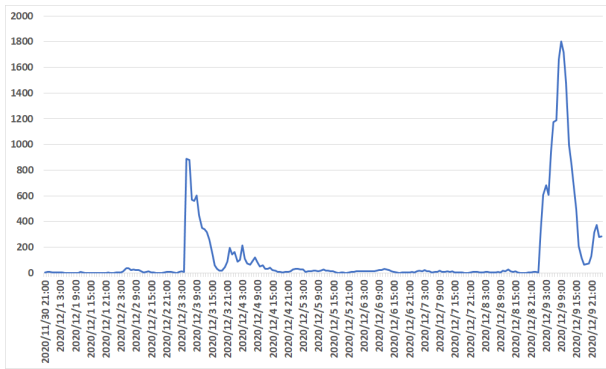


図 6 データ F におけるツイート数の推移

図 6 はデータ F における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ F は 2020 年 11 月 30 日 21 時台から 2020 年 12 月 10 日 1 時台までの 221 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 12 月 9 日 9 時台で、取得件数は 1803 件であった。

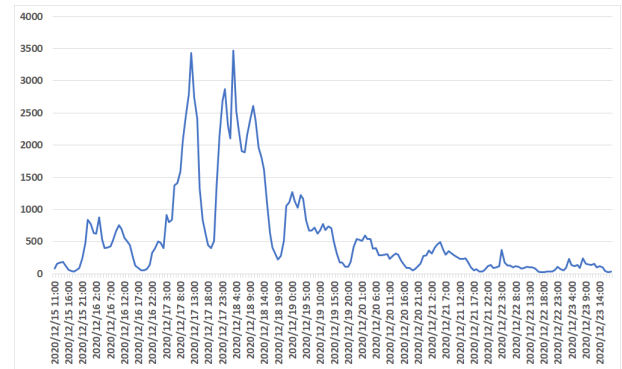


図 8 データ H におけるツイート数の推移

図 8 はデータ H における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ H は 2020 年 12 月 15 日 11 時台から 2020 年 12 月 23 日 18 時台までの 200 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 12 月 28 日 3 時台で、取得件数は 3475 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 12 月 22 日 17 時台で、取得件数は 22 件であった。

5.2 同一ツイートの検出

取得したデータにおける同一ツイート数と、それに関与したユーザ数をグラフに表したものを図に示す。グラフにおいて、左側が同一ツイートの数、右側がそれに関与したユーザ数を示している。なお、データ B に関しては何らかの原因で同一ツイートの取得が行えず、データ C に関しては同一ツイートが存在しなかった。

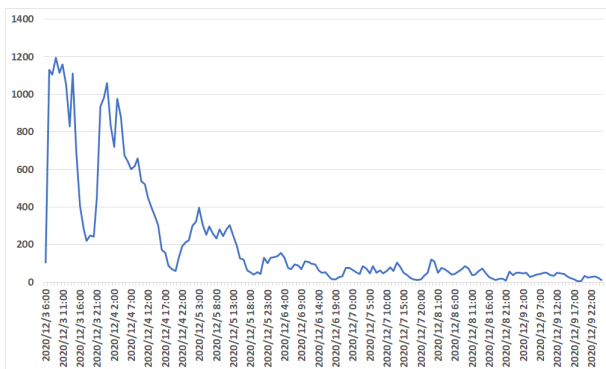


図 7 データ G におけるツイート数の推移

図 7 はデータ G における時系列ごとのツイート数の推移を表したものである。データ G は 2020 年 12 月 3 日 6 時台から 2020 年 12 月 10 日 1 時台までの 164 時間のツイートを収集した。収集した時間帯においてもっともツイート数が多かった時間帯は 2020 年 10 月 28 日 12 時台で、取得件数は 4338 件であった。反対にもっともツイート数が少なかった時間帯は 2020 年 12 月 9 日 18 時台と 19 時台で、取得件数は 7 件であった。

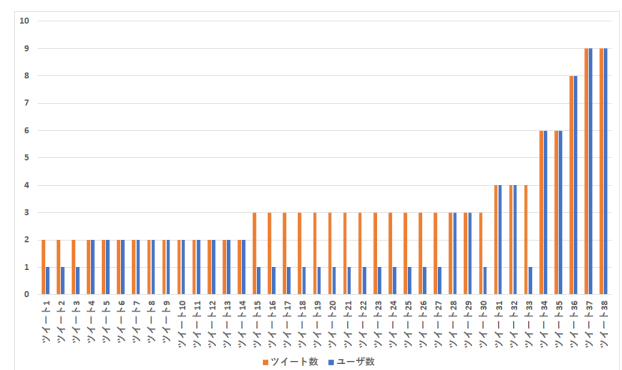


図 9 データ A における同一ツイート数

図 9 にデータ A の同一ツイートの検出結果を示す。データ A においては 38 種類の同一ツイートを検出しており、総ツイート数は 126、関与したユーザ数は 92 であった。

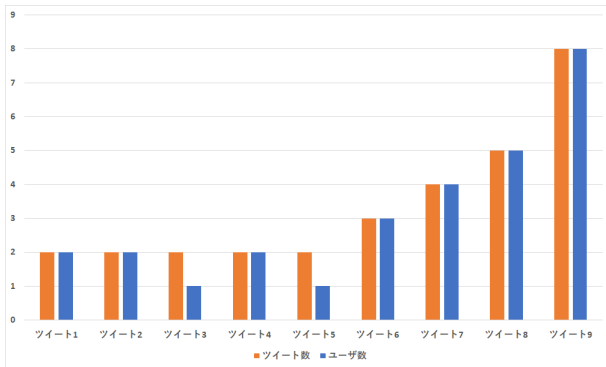


図 10 データ D における同一ツイート数

図 10 にデータ D の同一ツイートの検出結果を示す。データ D においては 9 種類の同一ツイートを検出しており、総ツイート数は 30、関与したユーザ数は 28 であった。

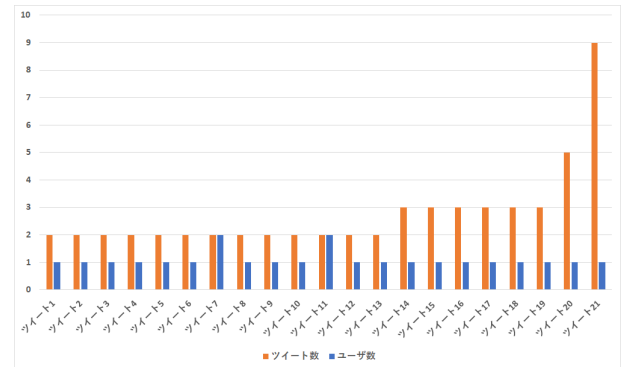


図 13 データ G における同一ツイート数

図 13 にデータ G の同一ツイートの検出結果を示す。データ G においては 21 種類の同一ツイートを検出しており、総ツイート数は 58、関与したユーザ数は 23 であった。

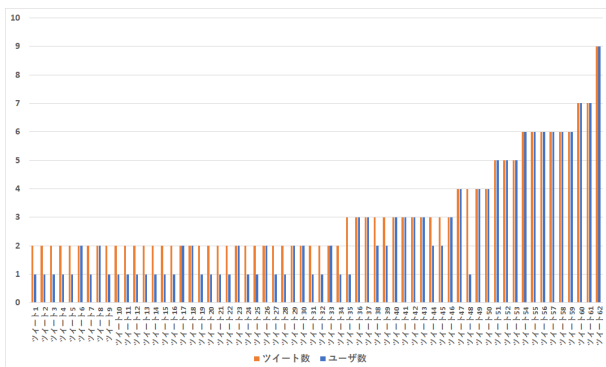


図 11 データ E における同一ツイート数

図 11 にデータ E の同一ツイートの検出結果を示す。データ E においては 62 種類の同一ツイートを検出しており、総ツイート数は 194、関与したユーザ数は 160 であった。

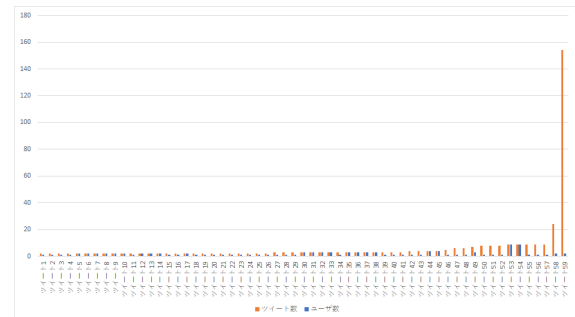


図 14 データ H における同一ツイート数

図 14 にデータ H の同一ツイートの検出結果を示す。データ H においては 59 種類の同一ツイートを検出しており、総ツイート数は 384、関与したユーザ数は 111 であった。

また、それぞれの話題における同一ツイートの種類数と関与ユーザ数の合計をまとめたものを表 2 に示す。

表 2 それぞれの話題から検出した同一ツイート数

データ名	種類数	総数
データ A	38	126
データ C	0	0
データ D	9	30
データ E	62	194
データ F	21	58
データ G	21	58
データ H	59	384

6. 考察

6.1 時系列によるツイート数の推移

今回取得したツイート群から作成した時系列グラフには総じて複数回の山が確認できた。すべてのデータにおいて、最初の山は話題に関連するネットニュースの第一報が報道された時刻とほぼ一致することが確認できた。以降の

山に関しては、データ B、データ E、データ F では関連するニュースの第二報以降の報道時間と一致し、データ A、データ C、データ G、データ H では Twitter 内で多く拡散されたツイートの拡散時期と重なった。後者のうち、データ G とデータ H に関しては、ネットニュースが関係する最初の山の大きさと、Twitter 内で多く拡散されたツイートの投稿時期と重なる二つ目の山の大きさに大きな差が見られなかった。このことから、データ G とデータ H では Twitter 中で行われた情報拡散がネットニュースと同程度の影響を及ぼしたと考えることができる。

6.2 同一ツイートの検出

検出した同一ツイートの内容を確認したところ以下の 3 つに分類できた。

- リンク付きツイート

共有ボタンを用いて投稿したと考えられるニュース記事などのリンク付き同一ツイート

- 短文ツイート

ツイートテキストが三語以下で構成された同一ツイート

- その他

上記以外に該当する同一ツイート

それぞれのデータの分類結果を以下の表 3 に示す。

表 3 同一ツイート分類

データ名	種類数	リンク付き	短文	その他
データ A	38	25	0	13
データ D	9	2	2	5
データ E	62	27	2	33
データ F	21	6	7	8
データ G	21	16	0	5
データ H	59	31	18	10

この中でデータ E は政治に関連した話題であり、対してデータ H は商業に関連した話題である。データ E とデータ H は検出された同一ツイートの種類数が同程度であったが、データ全体のサイズは、データ E が 61539 件であるのに対し、データ H は 120223 件と、ほぼ 2 倍である。したがってデータ E のデータ全体における同一ツイートの種類数が占める割合はデータ H と比べ 2 倍高くなっていると言える。この 2 つのデータのみを比べると、商業に関連した話題は政治に関連した話題より同一ツイートが多い。

しかしながら、共に政治に関連した話題であるデータ A、データ E を比較してみると、データ A とデータ E におけるデータ全体のサイズはそれぞれ 62252 件、61539 件と同程度であるのに対し、検出された同一ツイートの種類数はデータ A が 38 件、データ E が 62 件であり、大きな開きが見られた。つまり、共に政治に関連した話題であっても同一ツイートの種類数に差異が見られた。これらの結果より、政治に関連した話題と商業に関連した話題において、

その話題の種類は同一ツイートの種類数と関連がない可能性が考えられる。

データ D とデータ F におけるデータ全体のサイズはそれぞれ 24395 件、25913 件と同程度である。しかしながら、検出された同一ツイートの種類数はデータ D が 9 件であるのに対しデータ F が 21 件であり、大きな開きが見られた。また、データ D、データ F 共に商業に関連した話題である。ただし、データ D は国外の話題であるのに対し、データ F は国内の話題である。日本国内での話題のほうがより検出数が多く、商業分野において国外からの意図的な操作は国内に比べ規模が小さいのではないかと考えられる。

これらの結果を踏まえ、特徴的な同一ツイートが検出された話題について詳細に説明する。

6.3 短文同一ツイート

今回の分析では検出された同一ツイートのうち三語以下のものを短文として分類した。短文が検出されたのはデータ D、データ E、データ F、データ H であったが、そのうち検出数の多かったデータ F とデータ H に焦点を当てる。図 15、図 16 はそれぞれデータ F とデータ H で検出された短文同一ツイートの投稿時間の幅をグラフに表したものである。それぞれのデータ全体で最初に投稿された時刻を基準とした。

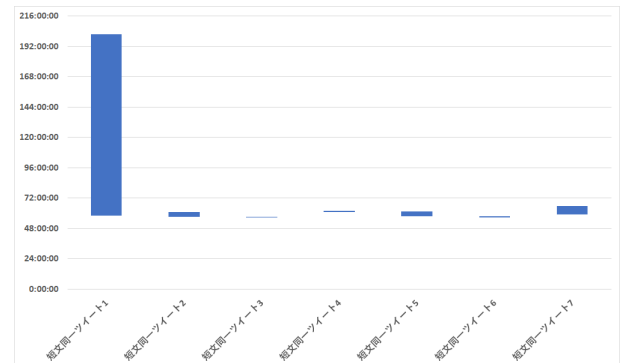


図 15 データ F における短文同一ツイートの投稿時間幅

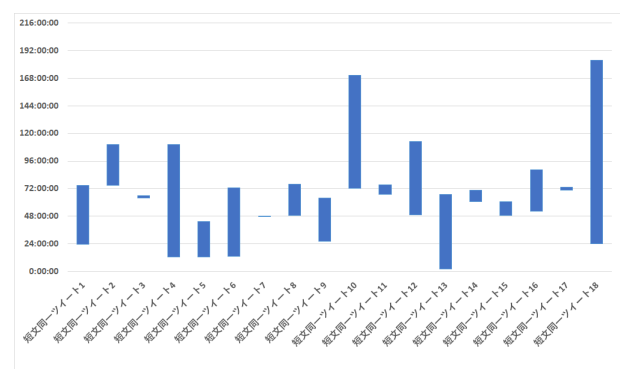


図 16 データ H における短文同一ツイートの投稿時間幅

データ H では分類した 18 件の短文同一ツイートのうち、12 件は投稿期間の幅が 24 時間以上あった。短文ツイートは投稿者が意図せずとも他のユーザと同一の投稿になってしまう可能性が高い。そのため、投稿時間の幅の広さを考慮するとこれらのなかに意図的な投稿はないのではないかと考えられる。また、データ F はデータ H に比べ、投稿期間の幅が極端に狭い短文同一ツイートの割合が多かった。データ F の投稿はデータ H の投稿と比べると、意図的な拡散である可能性は高いのではないかと考えられる。

6.4 同一ツイート群

データ A, データ D, データ E, データ H において、その他に分類したツイートのうち文末表現のみが異なる同一ツイートが検出された。これら全てのデータの文末表現において、「～のようだ」「～みたいだ」といった伝聞の言葉遣いを変えているものや、顔文字を変えているものが存在した。以降、文末表現のみ異なる同一ツイートのひとまとまりを同一ツイート群と表現する。各データの詳細を表 4 に示す。

表 4 同一ツイート群の詳細

データ名	群数	種類名	種類数	ツイート数	総数
データ A	1	A-1	3	11	11
データ D	1	D-1	3	15	15
データ E	4	E-1	2	5	49
		E-2	2	7	
		E-3	4	15	
		E-4	5	22	
データ H	1	H-1	2	6	6

この中で確認できた同一ツイート群数が多かったデータ E について詳細を見ていく。データ E において同一ツイート群は 4 群確認でき、そこに含まれる同一ツイートとその総ツイート数はそれぞれ 2 種類 5 件、2 種類 7 件、4 種類 15 件、5 種類 22 件であった。

図 17 は図中で円で囲っているものが同一ツイート群であると判定したものである。これらのツイート群は投稿時間が近く、投稿時間の幅も数時間程度と極端に短いことから、ひとつの同一ツイート群に含まれる同一ツイート群は全て同一人物あるいは同一グループによるものではないかと推察される。

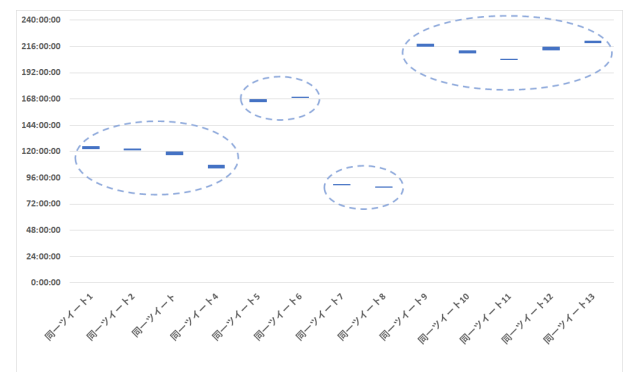


図 17 データ E における同一ツイートの投稿時間幅

7. 研究倫理

本論文では、取得した話題、ツイート内容及びアカウントの特定を防ぐために、データセットの詳細は省略して記述した。

8. まとめ

本論文では、大規模な情報拡散が自然発生的か意図的かどうかを判定するために、国内で発生した事例を分析し、その特徴を把握することを試みた。具体的には、Twitter 上でトレンド入りした話題に関するツイート群の収集を行い、2つの観点での分析をし、考察を行った。

その結果、炎上を意図的に増幅させるアカウントが存在し、その効果もあって、ツイート数が伸びたであろうケースも確認された。しかし、それらが、大規模な情報拡散に直接効果したのかは断定はできなかった。

今後の課題として、更に分析の観点を増やしつつ、意図的な大規模な情報拡散に繋がる直接的な因子の特定を行いたい。

参考文献

- [1] Samantha Bradshaw, Hannah Bailey, and Philip N. Howard. Industrialized disinformation – 2020 global inventory of organized social media manipulation. *The Computational Propaganda Project at the Oxford Internet Institute University of Oxford*, 2021.
- [2] 総務省 令和元年版 情報通信白書 ネット上での炎上を巡る議論. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r01/html/nd114300.html>.
- [3] Diogo Pacheco, Pik-Mai Hui, Christopher Torres-Lugo, Bao Tran Truong, Alessandro Flammini, and Filippo Menczer. Uncovering coordinated networks on social media, 2020.
- [4] Schäfer F, Evert S, and Heinrich P. Japan’s 2014 general election: Political bots, right-wing internet activism, and prime minister shinzō abe’s hidden nationalist agenda, 2017.