

# 新型コロナ禍におけるエコーチェンバー形成過程の分析

成田 省吾<sup>†</sup> 横山 昌平<sup>††,†††</sup>

<sup>†</sup> 東京都立大学システムデザイン学部 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

<sup>††</sup> 東京都立大学システムデザイン研究科 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

<sup>†††</sup> 東京大学生産技術研究所 〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1

E-mail: <sup>†</sup>narita-shogo@ed.tmu.ac.jp, <sup>††</sup>shohei@tmu.ac.jp

**あらまし** 新型コロナ禍において SNS 上では新型コロナウイルスに関する大量の情報の拡散や、感染予防対策に関する議論などが活発に行われてきた。そのような大量な情報に対して、個人は得る情報を選択する必要がある。その際に、自身が好む情報ばかりを選択することや、SNS のアルゴリズムによって個人に都合のよい情報ばかりが提供されるフィルターバブルの影響でコミュニティの分断や思想の分裂が進み、エコーチェンバーが形成される可能性がある。本研究では SNS の一つである Twitter を取り上げ、新型コロナ禍における Twitter 上の新型コロナに関するコミュニティの経時的分析を行った。その結果として時間が経つにつれコミュニティが分離すると共に、コミュニティ間の分断の度合いが大きくなっていることを示唆する結果が得られた。

**キーワード** Twitter, 分極化, フィルターバブル, エコーチェンバー

## 1 はじめに

新型コロナウイルスによるパンデミックは世界中に影響を与え続けている。日本においても、外出の自粛や飲食店の時短営業など、国民全員の生活を一変させた。その中で、SNS 上では新型コロナウイルスに関する情報の拡散や、国や自治体による感染予防措置、経済対策に対する議論などが活発に行われている。

このような SNS 上の大量な情報に対して、個人は情報を選択する必要がある、見たい情報のみを選択することも可能である。意図して見たい情報を選別していなくても、強調フィルタリングのような推薦アルゴリズムやパーソナライズによって好みに近い情報が提供される。このようなフィルターバブルの影響により、偏った情報ばかりが目に入ることになる。これは、SNS が抱える問題の一つであり、これによってコミュニティの分断や思想の分裂が進んだり、自分と同じ立場の人からの情報ばかりに触れる過程で、特定の意見や思想が増幅されるエコーチェンバー現象が起きる可能性がある。

SNS における分極化は、政治的分極化として問題視されることが多い。アメリカ大統領選挙での SNS における党派での分極 [1, 2] や、それに伴ったフェイクニュースの流布に関する研究 [3, 4] は数多い。日本においても同様に、保守派やリベラル派といった、政治的主張による派閥の分極化について言及されることが多い。

もちろん政治的分極化は、単に社会を分断するだけでなく、激しい論争や大規模デモに繋がることもあり、社会に直接影響を与える問題ではあるが、こと日本においては政治に興味がない人が多く、若い世代は特に政治に無関心だと言われてきた<sup>1</sup>。

しかし、新型コロナウイルスに関しては、世代関係なく国民の大半が影響を受けており、多くの人が新型コロナウイルスに関心を持ったと考えられる。また、新型コロナウイルス自体に関する情報の拡散だけでなく、政府や自治体による公衆衛生活動や経済対策に対する是非の主張など、政治的な情報の拡散も行われており、新型コロナウイルスの話題に関しては、今まで政治に関心がなかった層も含めて分極化が起きたと考えられる。

そのような新型コロナウイルスという話題に関する SNS 上での分極化を明らかにすることを目的として、本研究では SNS の一つである Twitter を取り上げ、コミュニティの経時的分析を行った。具体的には、新型コロナウイルスに関する投稿を用いて情報拡散ネットワークを構築し、一定期間ごとにコミュニティを抽出してその経時変化を分析する。

分極化は、コミュニティ間の情報拡散が少なくなり独立度が高まることのほか、コミュニティ自体が変化することが考えられる。よって特に以下の二つに着目して分析を行う。

(1) コミュニティ間の分極度の変化

(2) コミュニティの分化

まず、分極化によって問題となるのが、前述の通り自分の好みの情報などの偏った情報ばかりが目に入ることである。コミュニティ間の情報拡散が少なくなり、同じコミュニティ内ばかりで情報が回るならば、別のコミュニティの違った視点の情報に触れなくなり、情報の多様性が失われる。したがって (1) では、コミュニティ間の溝の変化をみることで分極化が進んでいるかどうか判断することを目的として分析を行う。

また、分極化に伴って、そもそものコミュニティが変化している可能性も考えられる。もともと一つのコミュニティであったが、そのコミュニティ内での僅かな隔たりが時間を経るにつれ大きな溝となり、別々のコミュニティを形成するようになることも考えられる。したがって (2) では、時系列的に後ろから

<sup>1</sup> : [https://www8.cao.go.jp/youth/whitepaper/r01honpen/s0\\_1.html](https://www8.cao.go.jp/youth/whitepaper/r01honpen/s0_1.html)

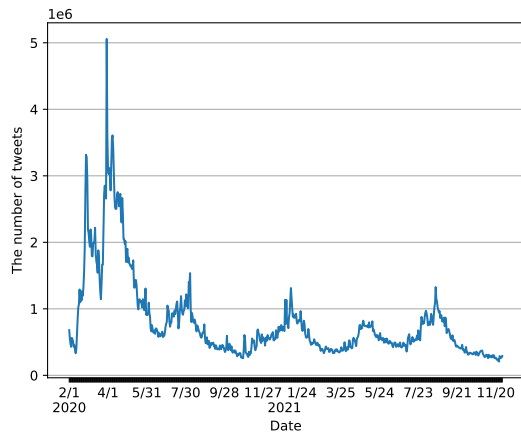


図 1 キーワードを含むツイート数.

前の向きでコミュニティの変化をみることでコミュニティの分極を明らかにする.

## 2 関連研究

前述の通り, SNS におけるコミュニティの分極化の研究は主に政治的分極化について, 特に二大政党制のアメリカを対象としたもの [1, 5–7] が多い.

Conover ら [5] は, アメリカの Twitter において政治的トピックにおけるリツイートネットワークがメンションネットワークよりはっきりと二分され, 政治的分極化が起きていることを示した. Colleoni ら [6] は, フォロー関係と政治的ニュースツイートを用いて, アメリカにおける Twitter は多様な意見に触れることができる開かれたスペースではなく, 同じ意見で集まるエコーチェンバーとなっていることを示した. このように, SNS における政治的分極化が報告され, 分極過程やその影響の研究も行われてきた. Kearney ら [1] は, 2016 年の大統領選挙中の新規フォローに注目し, 選挙期間中に政治的主張のあるユーザは, 政治的主張のないユーザに比べて, 党派性のあるユーザをフォローする傾向にあることを示し, Twitter が政治的分極化を進めている可能性を示した. Garimella ら [7] らは, アメリカの Twitter において, 長期間の経時分析を行い, 相対的な政治的分極度が 10~20% 程度増加していることを示した.

日本においては, 保守派とリベラル派の政治的分極化に焦点を当てた研究 [8, 9] がある. 大前ら [8] は, 政治的分極が起きたと思われるトピックについて, リツイートネットワークを用いて保守派とリベラル派の分極を分析した. また, 既存の政治的分極に関する研究は, 特定のトピックに関して分析するものが多いが, Asatani ら [9] は, 日本の Twitter における, トピックに左右されない定常的なコミュニティを抽出し, その中の政治的なコミュニティが保守派とリベラル派の二つに分かれていることを示した. また, 両コミュニティともに, コミュニティ内での情報拡散が滑らかに行われる構造をしており, エコーチェンバーを形成しているとした. その他には, 多党制の日本に合わせた多極化の分析として, takikawa ら [10] は, 多様な政治的イデオロギーの立場のコミュニティを見つけるためにボ

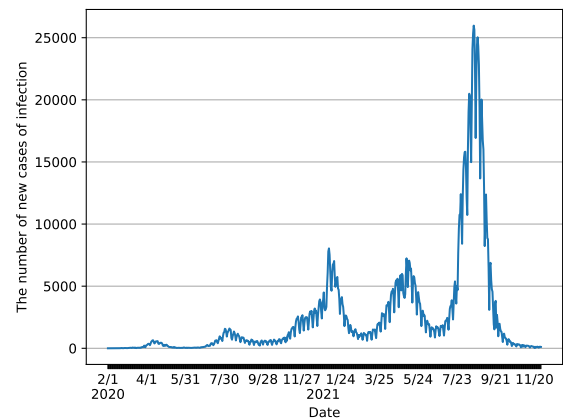


図 2 日本の新型コロナウイルス新規感染者数の推移.

トムアップ的にコミュニティを抽出し, 結果的に 6 つのコミュニティを見出した.

また, 政治分野に限らずとも, SNS における分極化は少ないながらも報告されている. Cossard ら [11] は, イタリアにおける Twitter 上の麻疹ワクチン摂取に関するリツイートネットワークが推進派と懐疑派の二つに分かれ, 派閥間の交流が極端に少なく, エコーチェンバーとなっていることを示した. Siying ら [12] は, Twitter において二つの時点でのフォロー関係を比べ, 新しいフォローはコミュニティ間より同一コミュニティ内で発生しやすく, 逆にフォローの解除は同一コミュニティ内よりもコミュニティ間で発生しやすいことを示し, 分極化が進んでいることを示した.

しかし SNS 上の分極化に関する研究は, 政治的対立のある二極化に焦点をあてたものが大半であり, 複数のコミュニティの分極化を網羅的に分析した研究は少ない.

## 3 データセット

### 3.1 データ概要

データセットとして, Twitter のツイート全量データ<sup>2</sup>のうち「コロナ」「新型肺炎」「COVID-19」のいずれかのキーワードを含む日本語のツイートのデータを分析に用いる. 期間は 2020 年 2 月 1 日から 2021 年 11 月 30 日, 合計件数は 539,124,827 件である. 日ごとのデータ件数を図 1 に示す. 横軸に日付を, 縦軸にデータ件数を示している.

### 3.2 ツイート数の変化

ツイート数の変化は図 1 の通りである. 2020 年 3 月, 4 月が特に多く, 日ごとに増減しながらも, 全体を通しては減少傾向にある. 日本における新型コロナウイルス新規感染者数を図 2 に示す. 日本の新型コロナウイルス新規感染者数は厚生労働省発表資料<sup>3</sup>による. 図 1 と図 2 を比べると, 増減の幅は違うが, 細かい増減の形は同じように見える. ただしツイート数は全体的に減少傾向で, 感染者数は増加傾向にある. そこで, 時

<sup>2</sup>: Twitter データは NTT データから提供を受けたものである

<sup>3</sup>: <https://www.mhlw.go.jp/stf/covid-19/kokunainohasseijoukyou.html>

間の経過による全体的な変化の影響を減らして、ミクロな増減の相関関係をみるために、偏相関係数を用いる。偏相関係数は、二つの変数の相関が、第三目の変数に依る場合に、その第三目の変数の影響を取り除いた、二つの変数の相関係数である。第三目の変数を時間として、ツイート数と感染者数の偏相関係数を求める。さらに期間によって増減の幅が違う影響を減らすために、約五ヶ月ごとで計算した。その結果、偏相関係数は、0.643, 0.818, 0.804, 0.933 であり、ツイート数と感染者数の増減には正の相関があった。

また、感染者数の増減の幅は増加傾向であるのに対して、ツイート数の増減の幅は減少傾向である理由としては、新型コロナウイルスに対する「慣れ」が要因である可能性がある。新型コロナ禍初期においては、未知のものに対する恐怖の感情により、新型コロナウイルスに関する情報が大きな話題となっていた。しかし時間が経つにつれ新型コロナウイルスに対して「慣れ」が生じている。その結果として、感染者数の波の最大値が、回を重ねるたびに大きくなっているのに対して、ツイート数は減少傾向になっていると考えられる。

## 4 分 析

本章ではコミュニティの分極化について分析を行う。具体的には、4.1 節でコミュニティ抽出の手法を紹介し、4.2 節でコミュニティ間の分極度の変化を分析、4.3 節でコミュニティ自体の変化を分析する。

### 4.1 コミュニティの抽出

本研究では、既存研究 [9, 13] で使われている手法を参考に期間を区切ってコミュニティを抽出した。手順は次の通りである。

(1) ある一定期間のリツイートデータから、あるユーザ  $u_i$  が別のユーザ  $u_j$  のツイートをリツイートした回数  $RT(u_i, u_j)$  を計算する。リツイートの方向は区別する。

(2)  $RT(u_i, u_j) \geq 1$  であるノード  $u_i$  と  $u_j$  間全てに重み  $RT(u_i, u_j)$  のエッジを張り、重み付き有向ネットワークを作成する。

(3) (2) で作成されたネットワークの最大連結成分に Leiden 法を適用しコミュニティを抽出する。

コミュニティ抽出のためのクラスタリング手法としては、Louvain 法 [14] が使われることが多いが、今回は Leiden 法 [15] を用いた。Leiden 法は、Louvain 法と同じく Modularity [16] を最大化するアルゴリズムであり、接続が不十分なコミュニティを検出する可能性がある Louvain 法の欠点を改善した、より高速なクラスタリング手法である。

今回は一ヶ月間を期間としてコミュニティを抽出した。

### 4.2 コミュニティ間の分極度

コミュニティ間の分極の度合いとして、コミュニティを抽出する際に用いたクラスタリングアルゴリズムの目的関数を指標とすることが考えられる。通常であれば目的関数はクラスタの良さを表しており、どれだけよくクラスタに分かれているかを示すからである。しかし、今回用いた Leiden 法の目的関数で

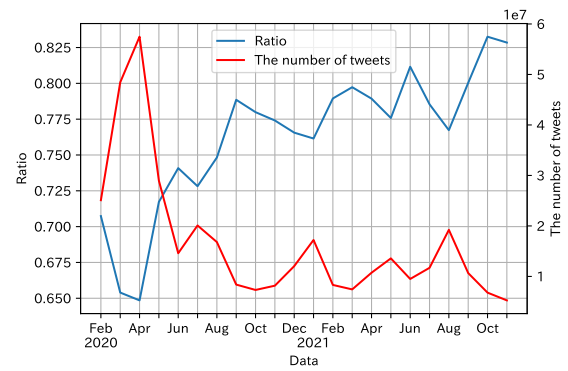


図3 月ごとのコミュニティ内エッジ比率とツイート数。ただしツイート数は月ごとのネットワークの最大連結成分に含まれているもののみを対象としている。

ある Modularity を分極度の指標とするには二つの問題がある。一つ目は Modularity はサイズの異なるグラフで単純に比較することはできない [17] ことである。同じタイプの構造を持ったサイズの違うグラフの場合、サイズが大きいほうが高い値を示す。もう一つの問題は Modularity の性質である。Modularity は実際の切り出されたグラフのエッジがランダムグラフと比べて多いほど高い値を示す。つまりコミュニティ間のエッジに関係なく、クラスタ内のエッジが多ければ高い値になる。ただしコミュニティ間の分離を考えたとき、コミュニティ間のエッジの割合が少なければ他のコミュニティからの情報が少なく、同じコミュニティ内の情報ばかりが拡散され分極化が進んでいるといえる。逆に Modularity が高く、コミュニティ内で拡散されている情報が多かったとしても、その分コミュニティを跨いで拡散されている情報も多ければ、分極化が進んでいるとはいえない。しかし Modularity はコミュニティ間のギャップを反映した指標ではない。

そこで、コミュニティ間の分極の度合いの指標として、コミュニティ内エッジ比率を用いる。コミュニティ内エッジ比率は、あるコミュニティに属するユーザ群がしたリツイートのうち、リツイート先のユーザが同じコミュニティであるリツイートの割合とする。

各月において、含まれているユーザ全てを対象としてコミュニティ内エッジ比率を計算した。つまり、グラフの全てのエッジのうち、両端が同じコミュニティであるエッジの比率を求めた。結果を図3に示す。横軸に月を、縦軸にコミュニティ内エッジ比率を示している。2020年2月からみて2020年3月、4月はコミュニティ内エッジ比率が異常に低い。鳥海らによる研究 [13] では、新型コロナウイルスに興味を持つユーザの偏りは、2020年2月27日を境目に無くなり、一般的な話題となったとされている。それを考慮すると、2020年3月、4月は、新型コロナウイルスが一般的な話題となった初期段階であるので、まだ情報拡散の偏りが小さかったと考えられる。2020年5月には、コミュニティ内エッジ比率が急激に上がり、新型コロナウイルスに興味を持つユーザの偏りがあったとされている2020年2月を超えた値を取っている。また、2020年5月以降もコ

コミュニティ内エッジ比率は上下しながらも全体的に増加傾向にある。つまり、2020年3,4月は新型コロナウイルスが広く関心を集めた段階で、コミュニティの垣根を超えた情報拡散がなされていた。しかし、2020年5月頃にはある程度コミュニティ間での情報拡散が少なくなり、コミュニティ内での情報拡散の割合が増え、それ以降も緩やかながらその傾向が続き、情報拡散に偏りが生じていると考えられる。

図3にはコミュニティ内エッジ比率の他に月ごとのリツイート数を示した。見てとれる通り、コミュニティ内エッジ比率は月ごとのツイート数と逆の増減をしている。コミュニティ内エッジ比率と月ごとのツイート数の相関係数は-0.929であり強い負の相関があった。つまりツイート数が少なくなるとコミュニティ内エッジ比率が高くなる傾向にある。ここでコミュニティ内エッジ比率は、Modularityのようにグラフの構造が同じでもグラフのサイズによって値が変わるもので、サイズの違うネットワークで単純に比べることができない可能性が考えられる。しかし予備実験として、データをランダムにサンプリングしてネットワークのサイズを一定にし、コミュニティ内エッジ比率の計算を繰り返した結果、元のグラフのコミュニティ内エッジ比率との有意な差は見られなかった。4.1節で示したように、ツイート数は新規感染者数と正の相関があり、ツイート数は新規感染者数の増加時のような、新型コロナウイルスの話題が注目されるときに増加していると思われる。逆に新型コロナウイルスの話題が比較的注目されなくなったときにコミュニティ内エッジ比率が上がっているということは、新型コロナウイルスの話題が一般的には盛り上がっていないときにも新型コロナウイルスに関する情報の拡散を行っているユーザー群においては、特に情報拡散の偏りが生じていると考えられる。ただ前述の通り、コミュニティ内エッジ比率は、急激な降下が終わった2020年5月以降も増減しながら増加傾向であり、全体的にも情報拡散の偏りが増加しているといえる。

### 4.3 コミュニティの分化

コミュニティの分極化は、コミュニティ間の溝が深まることのほか、一つのコミュニティ自体が複数のコミュニティに分かれていく事が考えられる。したがって、時系列的にコミュニティがどのように変化していったかを分析する。ただし、そのためにはある時点におけるコミュニティが別の時点のどのコミュニティと同一、もしくはコミュニティが分裂や吸収したなど、二つの期間でのコミュニティ間の関係の情報が必要である。

時系列データに対するクラスタリングにおけるクラスタ変化分析のための手法としては、Spiliopoulouら[18]によるMONICがある。Spiliopoulouらは、ある期間におけるデータを混ぜてクラスタリングを行い、データの一致率によってクラスタの変化を定義し、その変化を分析する手法であるMONICを提案した。しかし、MONICを本研究に適用するにはいくつかの問題がある。MONICでは異なる時点での同じラベルを持つデータを同一だとみなさず、その同一なデータを含むクラスタの変化をみることができない。また、MONICでは過去のある時点を基準として、その基準より先の時点のクラスタとの一致率を求め

て変化を検出する。つまり、前向きにしか変化を分析できず、後ろからみた過去からの変化をみることができない。

その他にも、今回扱っているデータは含まれるユーザの数が期間によって大きく増減するほか、期間を通じて含まれる同一のユーザも多くはないなどの理由から、今回のデータに合わせた簡易的な手法でクラスタの変化を分析する。具体的には、二つの時点 $t, t' (t < t')$ において、時点 $t'$ におけるコミュニティが、時点 $t$ におけるどのコミュニティの中にあったかを定める。手法は以下の通りである。

(1) 時点 $t'$ における、あるコミュニティ $C_{t',i}$ の中で、被リツイート数上位1%のユーザ集合を $U_{t',i}$ とする。

(2)  $U_{t',i}$ のうち、時点 $t$ においても含まれているユーザ集合を $U_{t,i}$ とする。

(3)  $U_{t,i}$ に含まれているユーザそれぞれについて時点 $t$ でどのコミュニティに属しているかを集計し、一番多いコミュニティ $C_{t,j}$ を特定する。

(4)  $U_{t,i}$ のうち、 $C_{t,j}$ に属するユーザの割合が半分を超えているならば、 $C_{t',i}$ は時点 $t$ において $C_{t,j}$ に含まれていたものとする。半分以上を超えない場合は $C_{t',i}$ に関して、時点 $t$ において含まれていたコミュニティはなかったとする。

ソーシャルネットワークはスケールフリーであり、リツイートネットワークにおいては被リツイート数の多くを少数のインフルエンサーが占めている。コミュニティはそのようなインフルエンサーをコアにして構成されているので、上記の手順のように上位1%のインフルエンサーが以前どのコミュニティにいたかを用いてコミュニティの変化を分析することとした。

上記の手法を用いてコミュニティの変化を分析した。コミュニティ内エッジ比率が一番低く、まだ新型コロナウイルスに関する情報拡散のコミュニティが不安定であろう2020年4月と、七ヶ月後の2020年11月の比較の結果を図4に、2020年11月とそのまた七ヶ月後の2021年6月の比較の結果を図5に示す。図の左側が以前のコミュニティで右側がそれより後のコミュニティである。以前の時点での含まれるユーザ数が30,000人以上のコミュニティのみ表示している。左右で色が揃っているコミュニティのペアは、右のコミュニティが左のコミュニティに含まれていたとされたコミュニティのペアである。また上記手順の(3)において、後ろの時点のコミュニティのインフルエンサーが前の時点のコミュニティに20%以上含まれていたコミュニティのペアの間をエッジとして表示してある。

また図4,5に含まれているコミュニティに関して、各コミュニティの概要を表1,2,3に示す。あるコミュニティ内の全てのツイートを結合したものを1文書としてTFを、月の全てのツイートに対して1文書1ツイートとしてIDFを計算し、TF-IDFを求めた。TF-IDFの値が高い順に上から五単語をそのコミュニティの特徴語として示した。

図4から、2020年4月時点のコミュニティのいくつかは2020年11月時点で分かれていることが確認できる。例えば、2020年4月のコミュニティ1に関しては、2020年11月において3つのコミュニティに分かれている。しかし、図5の2020年

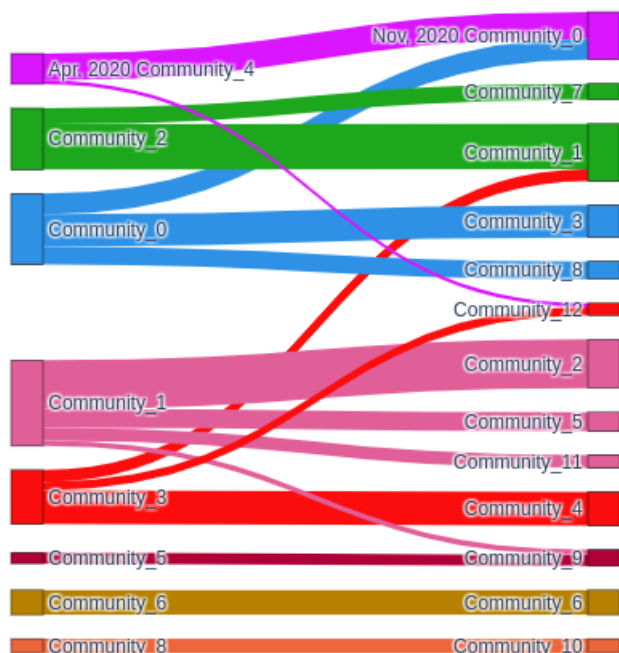


図 4 2020 年 4 月のコミュニティ (左) と 2020 年 11 月のコミュニティ (右) の関係.

11 月と 2021 年 6 月ではコミュニティの分化がほぼ起きていないことが見て取れる. 図に表示していない 30,000 ユーザ以下の比較的小規模なコミュニティは、分かれてできたものもいくつかあったが、30,000 ユーザより大きい規模のコミュニティは 2020 年 11 月以降は変動がほぼない. つまり 2020 年 4 月は新型コロナウイルスが一般的な話題となった直後であり、情報拡散ネットワークのコミュニティが安定していなかったが、それ以降大規模なコミュニティにおいて分化が起きたと考えられる. しかしそれは数ヶ月の比較的早い段階で終わり、2020 年 11 月以降においては大規模なコミュニティは安定したと考えられる.

## 5 おわりに

本研究では、新型コロナ禍における新型コロナウイルスに関する情報拡散ネットワーク上のコミュニティの分極化について分析した.

まず、コミュニティ間の分極化が進んだかどうかを明らかにすることを目的として、コミュニティ内で拡散されている情報のうち、発信元が同じコミュニティである情報の割合の経時変化を分析した. その結果、新型コロナウイルスに関する話題が一般的に注目されるようになった 2020 年 3 月、4 月においては、コミュニティを跨いだ情報拡散が行われており、発信元が同じコミュニティである情報の割合が下がっていた. しかし、2020 年 5 月以降は、全体を通して発信元が同じコミュニティである情報の割合が上昇する傾向にある. つまり、広く一般的な話題となった新型コロナ禍初期では、行われている情報拡散に偏りは少なかったが、時間経過とともに偏りが生じているといえる.

2020 年 5 月以降の発信元が同じコミュニティである情報の



図 5 2020 年 11 月のコミュニティ (左) と 2021 年 6 月のコミュニティ (右) の関係.

割合は、ツイート数が増えたとき、つまり感染者数が増えたときなど、新型コロナウイルスに関する話題が注目を浴びたときに下がる傾向にある. 逆に新型コロナウイルスに関する話題が一般的には比較的关注されていないときでも情報を拡散しているユーザ群は、情報拡散においてより大きな偏りがあると考えられる.

また、コミュニティの分極化にはコミュニティ間の分断のほか、コミュニティ自体が分断されることも考えられる. よってコミュニティの経時変化の分析を行った. その結果、時間が経つにつれコミュニティが分化していったことが判明した. つまり、新型コロナウイルスに関する話題が一般的になった直後である 2020 年 4 月あたりは、情報拡散ネットワークにおけるコミュニティが安定しておらず、情報の偏りが少ない状態であったが、その後は時間経過とともにコミュニティが細かく分かれ、コミュニティの分極化が進んだ. また、大規模コミュニティの分化は数ヶ月程度の早い時点で終わり、それ以降は安定していた.

今後の課題としては、分極化を進めた要因や、コミュニティごとの分析が挙げられる. 本研究は、あくまで分極化が進んだことを明らかにしたまでであり、その要因までは考察できていない. また、個々のコミュニティに着目して、その変化をみる分析についてもまだできていない. 分極化が大きく進んだコミュニティとそうでないコミュニティなど、コミュニティごとに違いがあると考えられる. その点に着目して分析をし、その中で、多くの既存研究が対象としていた政治における二極化との違いを明らかにしていく. また、コミュニティの変化に関して、今回は七ヶ月ごとの二つの期間での変化を分析した. その結果として、前半ではコミュニティの分化が多く、後半ではコ



表 1 2020 年 4 月のコミュニティの概要

コミュニティ	ユーザ数	RT 数	特徴語
0	1,723,993	14,236,929	感染, 影響, 子供, 拡大, 自粛
1	657,923	8,121,937	感染, 拡大, 確認, 東京, 緊急
2	580,384	2,728,062	プレゼント, フォロー, 応募, 企画, RT
3	308,941	11,960,753	安倍, 検査, 感染, 日本, 対策
4	278,099	4,936,990	感染, 日本, 対策, 検査, 医療
5	268,281	1,182,666	お知らせ, 開催, 公演, 中止, 影響
6	266,970	6,638,521	中国, 感染, 日本, 対策, 韓国
7	239,353	593,989	ギャグ, リレー, 石けん, エチケット, お知らせ
8	190,612	1,685,888	今日, 自粛, 感染, マスク, お願い

表 2 2020 年 11 月のコミュニティの概要

コミュニティ	ユーザ数	RT 数	特徴語
0	246,970	1,217,768	感染, 医療, 対策, 患者, 影響
1	186,721	268,001	笑顔, お金, 毎日, フォロー, 抽選
2	147,169	1,066,443	感染, 確認, 東京, 最多, 過去
3	121,269	174,955	美術館, 魅力, 資料, お願い, 結婚式
4	90,067	2,260,536	大阪, 日本, 国民, 自民党, 投票
5	76,281	174,574	感染, ジャニーズ, 対策, キスマイ, 千賀
6	68,158	638,140	中国, 緊急, 学術, 入国, 会議
7	67,132	216,385	プレゼント, 応募, フォロー, RT, 企画
8	59,786	114,716	感染, 検査, 開催, 陽性, 公演
9	47,557	102,714	ライブ, 公演, 対策, 感染, 開催
10	46,655	261,148	今日, 感染, お願い, 写真, 今年
11	46,264	156,561	選手, 陽性, 感染, 試合, 開催
12	39,741	566,235	ワクチン, 感染, マスク, 検査, 茶番

表 3 2021 年 6 月のコミュニティの概要

コミュニティ	ユーザ数	RT 数	特徴語
0	377,675	2,045,830	ワクチン, 接種, 感染, 日本, 細胞,
1	118,672	688,766	感染, 確認, 新た, 東京, 接種
2	115,408	2,854,912	五輪, 感染, 東京, 対策, 開催
3	95,642	140,474	閃光, ハサウェイ, 公開, 感染, 延期
4	79,042	772,857	日本, 台湾, 中国, ワクチン, 武漢,
5	67,140	1,304,076	ワクチン, 接種, 死亡, 医師, 危険
6	54,176	176,267	プレゼント, 応募, フォロー, キャンペーン, RT
7	52,022	103,473	放送, 映画, 主演, ドラマ, スペシャル
8	50,443	222,879	今日, お願い, 熱中, 対策, 仕事
9	50,196	94,678	チケット, 感染, 公演, ライブ, 開催
10	36,610	46,707	催し, 謝罪, 文春, 不参加, 反省
11	35,781	290,054	給付, 一律, 配布, 全員, 参加

コミュニティがほぼ安定していたということが判明した。しかし、七ヶ月ごとではなく、一月ごとにコミュニティの変化を分析した場合、含まれるユーザ数が 30,000 人以上のコミュニティに関しては、2020 年 4 月前後のコミュニティの分化の数は 10 件程度であったが、それ以降の期間は全て 2 件前後であった。つまり、七ヶ月ごとの分析で、コミュニティが安定していたと結論づけた 2020 年 11 月以降においても、より短い一月ごとに分析すると、コミュニティの変動は起きていたことがわかる。このような、短期的な変動という観点においても、コミュニティの変動に影響を与えた要因の分析をしていく必要がある。

## 6 謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 19K11982 の助成を受けたものです。

## 文 献

- [1] Michael Wayne Kearney. Analyzing change in network po-

larization. *new media & society*, Vol. 21, No. 6, pp. 1380–1402, 2019.

- [2] Anderson A. Waller, I. Quantifying social organization and political polarization in online platforms. *Nature*, Vol. 600, No. 6425, pp. 264–268, 2021.
- [3] Alexandre Bovet and Hernán A Makse. Influence of fake news in twitter during the 2016 us presidential election. *Nature communications*, Vol. 10, No. 1, pp. 1–14, 2019.
- [4] Nir Grinberg, Kenneth Joseph, Lisa Friedland, Briony Swire-Thompson, and David Lazer. Fake news on twitter during the 2016 us presidential election. *Science*, Vol. 363, No. 6425, pp. 374–378, 2019.
- [5] Michael D Conover, Jacob Ratkiewicz, Matthew Francisco, Bruno Gonçalves, Filippo Menczer, and Alessandro Flammini. Political polarization on twitter. In *Fifth international AAAI conference on weblogs and social media*, 2011.
- [6] Elanor Colleoni, Alessandro Rozza, and Adam Arvidsson. Echo chamber or public sphere? predicting political orientation and measuring political homophily in twitter using big data. *Journal of communication*, Vol. 64, No. 2, pp. 317–332, 2014.
- [7] Venkata Rama Kiran Garimella and Ingmar Weber. A long-term analysis of polarization on twitter. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, Vol. 11, 2017.
- [8] 大前拓巳, 豊田正史, 張翔. マイクロブログにおけるユーザ間交流の分断および支持政党の偏りに基づく政治的分極化の分析.
- [9] Kimitaka Asatani, Hiroko Yamano, Takeshi Sakaki, and Ichiro Sakata. Dense and influential core promotion of daily viral information spread in political echo chambers. *Scientific Reports*, Vol. 11, No. 7491, 4 2021.
- [10] Hiroki Takikawa and Kikuko Nagayoshi. Political polarization in social media: Analysis of the “twitter political field” in japan. In *2017 IEEE international conference on big data (big data)*, pp. 3143–3150. IEEE, 2017.
- [11] Alessandro Cossard, Gianmarco De Francisci Morales, Kyraki Kalimeri, Yelena Mejova, Daniela Paolotti, and Michele Starnini. Falling into the echo chamber: the italian vaccination debate on twitter. In *Proceedings of the International AAAI conference on web and social media*, Vol. 14, pp. 130–140, 2020.
- [12] Siying Du and Steve Gregory. The echo chamber effect in twitter: does community polarization increase? In *International workshop on complex networks and their applications*, pp. 373–378. Springer, 2016.
- [13] 島海不二夫, 榊剛史, 吉田光男. ソーシャルメディアを用いた新型コロナウイルス禍における感情変化の分析. 人工知能学会論文誌, Vol. 35, No. 4, pp. F–K45-1, 2020.
- [14] 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, Oct 2008.
- [15] V. Traag, L. Waltman, and Nees Jan van Eck. From louvain to leiden: guaranteeing well-connected communities. *Scientific Reports*, Vol. 9, p. 5233, 03 2019.
- [16] Mark EJ Newman. Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, Vol. 103, No. 23, pp. 8577–8582, 2006.
- [17] Santo Fortunato and Claudio Castellano. Community structure in graphs. *Encyclopedia of Complexity and System Science*, 01 2008.
- [18] Myra Spiliopoulou, Irene Ntoutsis, Yannis Theodoridis, and Rene Schult. Monic: modeling and monitoring cluster transitions. In *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 706–711, 2006.