

Department of Policy and Planning Sciences

Discussion Paper Series

No.1382

SNS におけるトピックスの増加が意見の分極化と

エコーチェンバーに与える影響

**(The effect of topics increasing to opinion polarization
and echo chambers on SNS)**

by

名倉卓弥, 秋山英三

(Takuya NAGURA and Eizo AKIYAMA)

December 15, 2022

UNIVERSITY OF TSUKUBA

Tsukuba, Ibaraki 305-8573
JAPAN

SNS におけるトピックスの増加が意見の分極化と エコーチェンバーに与える影響

The effect of topics increasing to opinion polarization and echo chambers on SNS

名倉卓弥* ; 秋山英三†

2022 年 12 月 15 日

概要

SNS を介したコミュニケーションには、意見の分極化 (Polarization) や、エコーチェンバー (Echo chamber) などの問題が存在している。先行研究では、単一のトピックに関する SNS 上のコミュニケーションを分析することで、これらの現象には相関関係があるか、SNS の機能がそれらを促進させるのかということが議論されてきた。本研究では、SNS ユーザが日常的に複数のトピックスを扱っていることに焦点を当てる。つまり、SNS 上のコミュニケーションにおいて、トピックス数を増加させることで意見の分極化やエコーチェンバーの発生にどのような影響があるのかという点を検証する。本研究では SNS を模したオピニオンスペースを構築し、エージェント・ベース・シミュレーションによる実験を行った。その結果、意見の分極化はトピックス数が増加しても発生することが分かった。一方エコーチェンバーは、トピックス数の増加に従って発生しにくくなることが判明した。このような結果から、トピックスの多様性はエコーチェンバーの発生を抑制する手段となりうることが示唆された。

キーワード：ソーシャルメディア、分極化、エコーチェンバー、選択的接触、エージェント・ベース・シミュレーション

* 筑波大学院理工情報生命学術院システム情報工学研究群社会学学位プログラム E-mail: takuya.nagura@akiyama-lab.net

† 筑波大学システム情報系 E-Mail: eizo@sk.tsukuba.ac.jp

1 はじめに

2010年代を通じて発達してきたソーシャルネットワーキングサービス（SNS）は、現代人のコミュニケーションにおける基本的なツールとなった [19]。総務省の通信利用動向調査によると、インターネット利用者に占める SNS 利用者の割合は 78.7% に達しており、SNS を利用することは現代人にとって日常的な習慣になっているといえる [37]。一方で、インターネット通信や SNS を介したコミュニケーションについては、様々な問題点が学際的に指摘されてきた。その中でも有名な提起として、意見の分極化（Polarization）とエコーチェンバー（Echo chamber）が挙げられる。

意見の分極化とは、全体的な意見の多様性が失われている状態を指す [38]。一例を挙げると、憲法改正案に関する意見が国民全体で賛成派と反対派の二つに分かれてしまい、中庸な意見や他の代替案に関する意見が見られなくなっているような状態である。分極化が発生すると全体の意見が過激な方向へシフトする危険性が高く、多様性を重視する現代社会にとって脅威となっている [4][13][20]。

エコーチェンバーとは、人々が自身の態度や選好が合致する他者と積極的に交流を行うことで、自身の態度に合致しない意見に接する機会が少なくなっている状態を指す [14]。意見の分極化が多様性のある社会に対するマクロレベルの問題であるとすれば、こちらは個人を対象としたマイクロレベルの問題であるといえる [39]。

意見の分極化やエコーチェンバーを扱った関連研究では、両者の発生要因として選択的接触（Selective exposure）が挙げられることが多い。選択的接触とは、人々が認知バイアスを避けるために自身が従来持っていた態度に合致する意見を積極的に受け入れる一方で、自身の態度に反する意見には接触することを避ける行動を指す [22][33]。選択的接触に基づく他者との接触機会は、態度が合致する人々の間で増加する一方で、合致しない人に対しては減少する。そのため、エコーチェンバーが発生しやすくなる [9][40]。また、選択的接触によるインタラクションが大規模な人数で繰り返されることによって、ある程度の近似性をもつ意見は一つに統合されていく。そのため、先ほどの賛成派と反対派の例のような意見の分極化が発生しやすくなる [36][40]。

選択的接触の効果は、オフラインよりもオンライン上のコミュニケーションにおいてより強くなる [15]。これは、オンライン環境がユーザの選好による情報のフィルタリング（Filtering）を容易にするためである [1][6]。特に、SNS におけるフォロー関係によって構築されるコミュニケーションのネットワークは、情報のフィルタリングをより強く促す可能性があると考えられる [2][31]。フォロー関係はユーザ自身の選好に基づいて管理できるため、自身と合致する態度をもったユーザとの積極的なインタラクションや、相容れないユーザとの遮断を容易にする [24][34]。これによってエコーチェンバーが発生しやすくなる [39]。

さらに、このような状態でユーザが自身の態度に基づく投稿を行うと、フォロー関係者の間で自身の選好に合致するような情報が連鎖的に消費されるようになる。この過程で選択的接触の効果が働くと、フォロー関係者内における意見が先鋭的な一つの意見に統合され、意見の合致しないフォロー関係者外の意見からは疎遠になる。これが繰り返されることにより、賛成派と反対派のような相反する二つの派閥に意見が分極化されるようになる [9][41]。Cinelli et al.(2021) は、SNS の発達という技術的背景によって、現代社会は以前より意見の分極化が発生しやすい環境になっていると述べている [7]。

以上のような背景から、様々な研究において SNS 上での意見の分極化とエコーチェンバーの関係性が検証されている [4][10][43]。一例として、2016 年のブラジル大統領罷免騒動に関する Twitter 上の投稿を分析した Cota et al. (2019) の研究が挙げられる [10]。この研究では、投稿内容が大統領擁護派と罷免促進派の 2 つに分極化していること、擁護派のフォロー関係にある人は擁護派、罷免派のフォロー関係にある人は罷免派が多く、両派閥でエコーチェンバーが発生していることを明らかにした。この結果から Cota et al. (2019) は、

意見の分極化とエコーチェンバーが相関的に発生する現象であることを主張している。

また、エコーチェンバーは、フォロー関係管理以外の SNS の機能によってもより強力になるという指摘も存在する [30]。例えば、Twitter の retweet などの他者の投稿を容易に引用できる機能は、エコーチェンバーが発生していると見られるネットワーク内で盛んに利用されていることが確認されている [8][10]。また、SNS のプラットフォームがユーザの投稿傾向から関心を分析し、同じような話題に関心を持つユーザをフォロー対象としてレコメンドする機能などが、態度の合致するユーザ間の閉じたネットワークの構築を促す危険性があることも指摘されている [1][28]。

一方、意見の分極化が発生していてもエコーチェンバーは発生しておらず、両者には相関関係がないと主張する研究も存在する [12][26][42]。Dubois and Blank (2018) [12] は、分極化がおりやすい政治的な話題に関して SNS ユーザへの質問紙調査を行った。調査の結果、政治的関心の高い人や複数のメディアから情報を得ている人は、自身の政治的スタンスとは対極にある情報も取得しており、エコーチェンバー状態になっていないことを示した。

また、ここまで挙げた SNS における意見の分極化とエコーチェンバーに関する先行研究は、政治家の引責問題や、選挙、銃規制などの論争性の高い“1 つのトピック”を対象にして、そのトピックに関する投稿を分析したものが多く [39]。しかし、Guess, et al. (2018) によると、一般的な SNS ユーザは日常的に“複数のトピックス”を雑多に消費しており、1 つのトピックに集中して SNS を利用するという事は少ない [17]。多様性のある社会の実現に向けて、複数の興味関心から成立する多トピックスな状況を分析することは非常に重要な観点であると考えられる。だが、Guess, et al. (2018) は複数のトピックスにわたるエコーチェンバーの効果を確認することは難しく、現在安定した調査方法は確立されていないと述べている [17]。

以上を踏まえ、本研究では複数のトピックスが存在する状況下においても意見の分極化やエコーチェンバーは相関的に発生するのか、また、トピックス数が増えることによりこれらの現象にどのような影響があるかを明らかにすることを目的とする。本研究で具体的に検証することは先行研究で議論されている以下の 3 点である。

- オピニオンスペース全体での意見の分極化の発生
- ユーザ間でのエコーチェンバーの発生
- SNS プラットフォームの機能によるエコーチェンバーの促進

これらの現象が、複数のトピックスが存在するオピニオンスペース上では確認できるか、また、トピックス数を増やすことにより何らかの影響が確認できるかということが本研究の検証内容となる。これらの検証結果から、トピックスの増加による多様性の促進が、SNS における意見の分極化とエコーチェンバーに与える影響について考察を行う。

本研究では、研究手法として SNS を模したオピニオンスペース*¹上でのエージェント・ベース・シミュレーション (ABS) を採用する。ABS は、ヒト・モノのインタラクションによって発生する社会現象を分析する際に用いられる仮想実験的な手法である。そのため ABS は、本研究のようにユーザ間のマイクロな現象であるエコーチェンバーと社会全体の意見の偏りである意見の分極化の相関性を考察するうえでは有用な手法になりうる。

また、ABS は仮想実験であるため、調査が難しいとされている複数のトピックスにわたる意見の分極化や

*¹ ソーシャルメディアプラットフォームをイメージしたモデル上の言論空間。関連研究でもソーシャルメディアをモデル化する際、プラットフォームを模したコミュニケーション空間をこのように表現している [32]

エコーチェンバー効果に関しても検証が可能である。これまでも、Baumann et al. (2020) [3] や Sasahara et al.(2021)[30] によって、1つのトピックに限定されたオピニオンスペース上での意見の分極化・エコーチェンバーの発生に関する研究に ABS が用いられている。本研究では、複数のトピックを扱えるようにオピニオンスペースを多次元に拡張した ABS モデルによる実験を行い、先行研究で主張されている意見の分極化やエコーチェンバーに関する見解が支持できるものであるかどうかを検証する。

2 関連研究

ABS を利用して複数のトピックにわたる意見の分極化を検証した研究の一つに、Li and Xiao (2017) が挙げられる [25]。この研究では、 n 個のトピックそれぞれに対する意見で構成される n 次元ベクトルの態度をエージェントに設定している。各エージェントは、インタラクション相手との態度の n 次元ユークリッド距離が近い場合に相手の態度を統合し、一定以上の距離がある場合に相手の態度に反発するという選択的接触行動をとる。ABS による検証の結果、オピニオンスペース全体の態度分布が極端なレベルで分極化することが確認された。さらに、エージェント間ネットワークの平均次数や、統合・反発を行う際の態度差の閾値の変化が、分極化の発生率に影響を与えることを示した。

また、Schweighofer, Garcia, Schweitzer (2020) は、 n 次元で構成される態度の差を測定する方法として proximity モデルと direction モデルの 2 種類を考案した [32] *2。どちらのモデルでも Li and Xiao (2017) [25] と同様、エージェントの選択的接触の閾値によって、態度の一極化、あるいは分極化が発生することが確認された。

これらの先行研究は、複数のトピックにわたる態度が分極化する様子を ABS モデルにより示している。しかし、これらのモデルにはネットワークの再構成プロセスが実装されていないため、原理的にエコーチェンバーの発生について検証することはできない。SNS 上でのエコーチェンバーは、態度が合致するユーザ同士で閉じたネットワークを形成している状態を指す。このような状態を再現するためには、ユーザ自身の態度選好に基づいた選択的接触によるフォロー関係ネットワークの構築が必要となる [34]。したがって、これらのモデルでは SNS 上のエコーチェンバーを分析することは困難である。

一方、Sasahara et al. (2021) [30] は、SNS 上のコミュニケーションの特徴を取り入れた ABS モデルを提案している。このモデルでは他者の意見の受け入れだけでなく、フォロー関係の構築にも選択的接触を取り入れている。エージェントは自身の意見に合致する投稿をしたユーザを積極的にフォローし、意見の合わないユーザをフォローしていた場合はフォローを解除するという行動をとる。これにより、前述の Li and Xiao や Schweighofer, Garcia, Schweitzer のモデルでは扱えなかったエコーチェンバーの発生を検証することを可能にした。このモデルを実行することで、オピニオンスペース全体における意見の分極化とエージェント間におけるエコーチェンバー現象が相関的に発生することが検証された。また、このモデルには、リポートによる他者の投稿のシェアや、態度選好が合致しているユーザをプラットフォームがレコメンドする機能など、SNS プラットフォームが持つ特有の機能が実装されている。これらの機能を介したフォロー関係の構築によって、エージェント間のエコーチェンバーがより促進されることが示された。

このモデルは SNS のプラットフォームが持つ機能や特徴に基づくユーザ同士のインタラクションから、意見の分極化やエコーチェンバーが発生する様子を検証できる。しかし、このモデルは扱うことのできるトピッ

*2 proximity モデルは、Li and Xiao (2017) [25] と同じく n 次元ユークリッド距離を用いる。direction モデルは、エージェント間の n 次元態度ベクトルの角度によってお互いの態度の近似性を判断する。

クが1つに限定される。したがって、トピックス数の増加の影響や、複数のトピックスが存在するオピニオンスペース上のコミュニケーションを想定している本研究に直接適用することはできない。

また、Geschke, Lorenz and Holtz (2019) は、記事のシェアによってネットワークが構築される二次元のオピニオンスペースで ABS を実施している [16]。この研究ではトピックス数が2つのオピニオンスペースで、前述の Sasahara et al. (2021) [30] で検証されたような SNS プラットフォーム独特の機能が、意見の分極化やエコーチェンバーを促進させるものであることを示した。

この研究では、トピックス数が2つの場合にも意見の分極化やエコーチェンバーが発生することの検証に成功している。しかし、この研究の主目的は SNS プラットフォームが持つ機能の効果の検証であり、複数のトピックスが存在する環境やトピックスを増やすことによる効果を検証する目的で行われたものではない。また、モデルの仕様上トピックス数を3以上に増やすことができないため、さらに多数のトピックスが存在する環境やトピックスの増加の効果を検証するには不向きである。

本研究は、先行研究における意見の分極化やエコーチェンバーに関する見解が複数のトピックスが存在するオピニオンスペースでも支持されるかどうか、およびトピックスを増やすことによりどのような効果が見られるかを検証することを目的としている。そのため、本研究では Sasahara et al. (2021) のモデルをベースとして、複数のトピックスを扱うために Li and Xiao (2017) [25] や、Schweighofer, Garcia, Schweitzer (2020) [32] のように、エージェントが持つ意見を多次元化させた拡張モデルを作成する。Sasahara et al. のモデルにおけるエージェントの意見を多次元化させることで、複数のトピックスに関する意見をもつエージェントによる SNS 上のコミュニケーションのシミュレーションが可能になると考えられる。この拡張モデルを利用し、オピニオンスペースの多トピックス化やトピックス数の増減が、意見の分極化・エコーチェンバー・SNS の機能による両者の促進にどのような影響を与えるかを検証する。

3 メソッド

本研究では、複数のトピックスを設定できるオピニオンスペース上でのエージェントの相互作用をモデル化したエージェント・ベース・シミュレーション (ABS) を研究手法として採用する。関連研究の章で述べた通り、本研究で使用するモデルは Sasahara et al. (2021) のモデル [30] をベースとしており、シミュレーションのプロセスや初期ネットワークの設定などはこのモデルに準じている*3。

3.1 初期設定

本モデルのオピニオンスペースは、全体で E 本の有向リンクと N 個のノードを持つランダムネットワークで構成される。ノードはユーザを表しており、有向リンクはユーザ同士のフォロー関係を表している。各ユーザは必ず1本以上自身を根とする有向リンク (フォローリンク) を持っており、フォローしているユーザの投稿を見ることができる。

任意のユーザ i は D 個のトピックスに対してそれぞれ “意見 (opinion: o_i)” を持っている。トピックに対する意見値は $[-1, +1]$ の範囲の連続値で表され、各トピックに対してランダムに設定される。意見値の正負は、あるトピックに対して賛成か反対かというような対立する立場を、絶対値の大きさは意見の強さを表しており、0 は中立を表す。

また、ユーザ i の各トピックに対する意見をまとめたものを、 i の “態度 (Attitude: A_i)” として設定する。

*3 本研究で利用するモデルは、Sasahara et al. (2021) [30] に記述されたメソッドを基に NetLogo 6.3.1 で構築した。

“態度”は、 D 個のトピックに対するそれぞれの意見を要素とした D 次元ベクトルとして表現される。

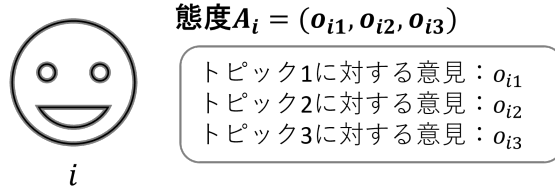


図 1: $D = 3$ の場合のユーザ i の態度 A_i

ユーザ i は、フォローしているユーザの最新 l 件の投稿を見ることができるタイムライン*4を持っている。タイムライン上に表示されるデータは、意見値・トピック・投稿したユーザ・情報源ユーザの 4 つの情報が含まれている。なお、“投稿したユーザ”とは i に対して直接投稿を行ったユーザを指し、“情報源ユーザ”とは、3.2.2 で詳述する投稿プロセスにおいて、“投稿したユーザ”が通常の投稿ではなくリポストを行った際、そのリポストされた投稿を最初に投稿したオリジナルのユーザを指す。

3.2 シミュレーションのプロセス

シミュレーションは、態度の更新、投稿、フォロー関係の再構成の 3 段階のプロセスで実行される。1 回のステップにつき、ランダムで選ばれたユーザ i が各プロセスを実行する。

3.2.1 態度の更新

態度の更新プロセスでは、自身の意見に合致する他者の意見を受け入れることで、自身の意見や態度を変化させる。まずユーザ i は自身のタイムライン上に存在する他者 j の投稿をチェックする。あるトピック d に対する j の意見値が同トピックに対する自身の意見値に近い場合、 i は j の投稿内容に影響を受け、自身の意見値は j の意見値に近くなる。意見値は以下の式で更新される。

$$o_{id}(t) = o_{id}(t-1) + \mu \frac{\sum_{j=1}^l I_{\varepsilon}(o_{id}(t-1), m_{jd})(m_{jd} - o_{id}(t-1))}{\sum_{j=1}^l I_{\varepsilon}(o_{id}(t-1), m_{jd})} \quad (1)$$

$$I_{\varepsilon}(o_{id}, m_{jd}) = \begin{cases} 1 & (if |o_{id} - m_{jd}| < \varepsilon) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (2)$$

式 (1) が意見値を更新するための式である。 t は現プロセスのステップ数、 o_{id} はユーザ i のトピック d に関する意見値、 m_{jd} はタイムライン上のユーザ j ($j \neq i$) が投稿したトピック d に関する意見値、 μ は影響力の強さのパラメータとする。式 (2) は式 (1) の指示関数であり、 ε は選択的接触行動を起こす際の意見値の差の閾値である。 $|o_{id} - m_{jd}| < \varepsilon$ となる場合、ユーザ i はトピック d に関してユーザ j の意見が合致していると見なす。その場合に i は選択的接触によって m_{jd} の影響を受け、 i の意見値は j の意見値を統合した値に更新される。なお、自身の意見と一致する投稿がタイムライン上にない場合*5、態度の更新プロセスは行われぬ。

*4 プラットフォームを立ち上げた際に、人気の投稿やフォローしている相手の最新の投稿が表示されるページのこと。

*5 式 (1) の分母が 0 になる場合。

3.2.2 投稿（通常の投稿とリポスト）

態度の更新後ユーザ i は投稿プロセスを実行する。投稿プロセスには通常の投稿とリポスト（再投稿）の二種類の行動がある。通常の投稿は確率 p で実行され、ユーザ i は自身の態度を構成するトピックスの中からランダムで1つトピックを選び、それについての自身の意見を投稿する*6。リポストは確率 $1-p$ で実行され、ユーザ i はタイムライン上の投稿の中から自身の意見に合致する ($|o_{id} - m_{jd}| < \varepsilon$ となる) 投稿をランダムで1つ選りリポストする。なお、自身の意見に合致する投稿がタイムライン上になればリポストは実行されない。

投稿・リポストした内容は、 i をフォローしているユーザのタイムラインに記録される。 i をフォローしているユーザのタイムライン上の投稿数が上限の l 件を超えていた場合、最も古い投稿から順に削除され、最新の投稿が保存されるようになる。

3.2.3 フォロー関係の再構成

投稿プロセス後、ユーザ i はフォロー関係の再構成プロセスを確率 q で実行する。まずユーザ i は、タイムラインから投稿者 j をランダムで1人選択し、タイムライン上に存在する j の投稿すべてを抽出する。つぎに、抽出した投稿に含まれている D' ($D' \leq D$) 個のトピックスにおける最新の投稿から構成される j の D' 次元態度ベクトル A'_j を得る。

i は、 A'_j を構成しているものと同じ D' 個のトピックスに対する自身の意見で構成される態度ベクトル A'_i を作成する。 i は A'_i と A'_j の態度の差を多次元ユークリッド距離 δ で評価し、これに一定以上の差があった場合はフォローを解除する。フォロー解除の判断となる態度の差 δ は、下記の式 (3) に基づいて計算される。

$$\delta = \frac{\sqrt{\sum_1^{D'} (o_{id} - m_{jd})^2}}{\sqrt{D'}} \quad (3)$$

式 (3) の D' は i のタイムライン上に記録されている j が投稿したトピックスの数、その他の変数は式 (1) (2) と共通である。 $\delta > \varepsilon$ となった場合、 i は j の態度が自身と不一致であると判断し、選択的接触に基づきフォロー関係を解除する。なお、 j のフォローを解除した際タイムライン上の j の投稿はすべて削除される。

ユーザ i はフォロー解除を行った場合新しいフォロー先を探す。新しいフォロー先の探索は以下の3つのルールのいずれかに基づいて実行される。

1 random

random ルールは、新しいフォロー相手の選択条件が設定されていないルールである。現在フォロー状態ではないユーザ k をランダムに選択し、フォローする。

2 repost

repost ルールは、リポスト投稿を通じて新しいフォロー相手を選択するルールである。本モデルでは投稿プロセスにおいて、ユーザに確率でリポストを行うように設定している。そのため、フォロー相手のリポスト行動により、ユーザ i のタイムラインには、直接フォローしていないユーザ k が情報源ユーザとなる投稿が現れることがある。そのような k の投稿が自身の意見に合致 ($|o_{id} - m_{kd}| < \varepsilon$) していた場合、 k を直接フォローする。なお、該当する k がいない場合は random ルールを適用する。

*6 現代の主要な SNS は、1回の投稿に含むことのできる情報が限られている。例えば、Twitter 日本版では1回の投稿につき全角140文字が上限である。本モデルはこれに倣い、1ステップで投稿できる内容は1つのトピックについての意見に限定している。

3 recommend

recommend ルールは、同じトピックに関心を持つユーザ群からフォロー対象を選ぶルールである。ユーザ i の最新 l 件以内の投稿において、トピック d に関するものが最も多い時、「ユーザ i がトピック d に関心が高い」状態であるとする。なお、最も投稿の多いトピックが複数存在した場合、トピック d はその中の 1 つのトピックとなる。また、同様のトピック d に対する関心が高いユーザの集合を K_d とする。 i はユーザ群 K_d からあるユーザ k を選び、 k がトピック d に対して i の意見に合致する意見を持っていた場合 ($|o_{id} - m_{kd}| < \varepsilon$)、 k をフォローする。同じトピックに高い関心を持つユーザがおらず K_d が空集合の場合、または自身の意見に合致するような k がユーザ群 K_d にいない場合は random ルールを適用する。

repost ルールや recommend ルールは、Twitter や Facebook などの SNS プラットフォームが持つ特色を表したものである。これらをモデルに実装することで、意見の分極化やエコーチェンバーの発生に対して、SNS 独特の機能が与える影響について検証が可能になる。

3.3 本モデルの特色

前述したとおり、本モデルは Sasahara et al. (2021) のモデルをベースとしている。本モデルは複数のトピックスに対応しており、エージェントの態度や投稿する内容、フォロー解除の判断などのプロセスを多次的に検証することを可能にしている。モデルの多次元化に伴う態度の更新やフォロー解除の式は、Schweighofer, Garcia, Schweitzer (2020) の proximity モデル [32] を参考にした。

本モデルでは式の各種パラメータ変数を入力とすることで、プロセス実行後の各エージェントの態度とフォロー関係を出力することができる。本研究ではこれらの出力を利用し、トピックスの数やフォロー先探索の戦略が意見の分極化とエコーチェンバーの発生にどのような影響を与えるかについて検証する。

4 結果

4.1 シミュレーション結果の評価方法

結果を提示する前に、オピニオンスペース全体における意見の分極化とエコーチェンバーの発生を、モデルの出力結果からどのように評価するかについて述べる。

本研究における意見の分極化とは、あるトピックにおいて意見の多様性が失われている状態を指す [38]。つまり、エージェントの持つ意見の分布に偏りがある状態である。本研究では意見の分極化の評価にあたって、情報出現確率の偏りを評価する指標であるシャノンエントロピー (S) を採用する*7。シャノンエントロピーで意見の偏りを評価するために、本研究ではオピニオンスペース内の各トピックに関するエージェントの意見 $[-1, +1]$ を、0.2 ごとの 10 区分に分割する。意見区分 i の出現確率 p_i ($\sum_{i=1}^{10} p_i = 1$) に基づいて S を計算し、トピック内の意見の偏りを評価する。

エコーチェンバーの発生は Transitive triad の出現数で評価する。図 2 に示すようなネットワークにおいて A が何らかの投稿を行った際、C はその投稿を A から直接と B 経由の複数の経路から受け取ることができる。このような状態を Transitive triad という。Transitive triad ではネットワーク内の複数の経路で同じ意見が

*7 シャノンエントロピー (S) は、確率 p_i で生じる事象の集合 I ($\sum_{i=1}^I p_i = 1$) を表すために必要な情報の総量を表す。 p_i が一様分布であれば大きくなり、偏りが大きいほど小さくなる。

繰り返し言及されるため、エコーチェンバーが発生しやすくなるとされている [21][42].

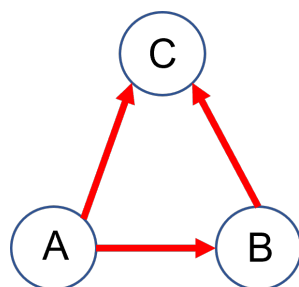


図 2: Transitive triad

また、エコーチェンバーが発生している場合、フォロー相手の態度は自身と近似している状態と考えられる。そのため、フォロー関係にあるユーザ間の態度の差の大きさは、エコーチェンバーの評価指標になりうる。

以上の考えから、本研究では Transitive triad の発生数と、前章で述べたフォロー解除行動の判断基準となる態度の距離 δ (式 (3))*⁸ をエコーチェンバー発生の評価指標とする。

4.2 トピックス数の増加が意見の分極化・エコーチェンバーに与える影響

この節では、トピックス数を増加させることによって、意見の分極化やエコーチェンバーが発生するかについて検証を行う。トピックスの数は最小 1 つから最大 6 つまでとし、それぞれのトピックス数ごとに意見の分極化とエコーチェンバーの発生について評価した。本節では、エージェント数 $N = 100$ 、総リンク数 $E = 400$ 、ステップ数 30,000、タイムラインの上限数 $l = 10$ 、影響力の強さ $\mu = 0.5$ 、意見の差の閾値 $\varepsilon = 0.4$ 、投稿確率 $p = 0.5$ 、フォロー解除確率 $q = 0.5$ 、リフォールールは random の条件で、シミュレーションを 100 回実行した平均の値を検証結果として示している。

4.2.1 時間経過による意見の分極化

まず、トピックス数ごとに時間経過によって意見の分極化がどの程度発生するか、ということについて検証する。図 3 および表 1 は、シミュレーション時間の経過による 1 トピックあたりのシャノンエントロピー遷移を、トピックス数ごとに示している。図 3 の縦軸はシャノンエントロピー値、横軸はステップ数、右上の凡例はトピックス数を表している。

図 3 から、トピックスの数によらず、選択的接触に基づいたエージェント間のインタラクションが長期間繰り返されることによって、一定のシャノンエントロピー値に収束することが分かる。表 1 に示すように、最終的な収束値は約 1.0~1.1bit 程度となった。理論上、意見が完全に 2 分化した際 ($p_i=0.5, p_j(j \neq i)=0.5$ の場合) のシャノンエントロピー値は 1.0bit、3 分化した場合は約 1.54bit となる。したがって、シミュレーション終了時点では、トピックス数が増加しても 1 トピック当たりの全体の意見はおおよそ 2 分極化していることが分かる。

以上の結果から、Sasahara et al. (2021) [30] をはじめ様々な先行研究で発生が確認されてきた選択的接触による意見の分極化は、トピックス数が増加しても発生するということが示された。

*⁸ この場合、式 (3) の D' は、態度を構成している全トピックス数 D になる。

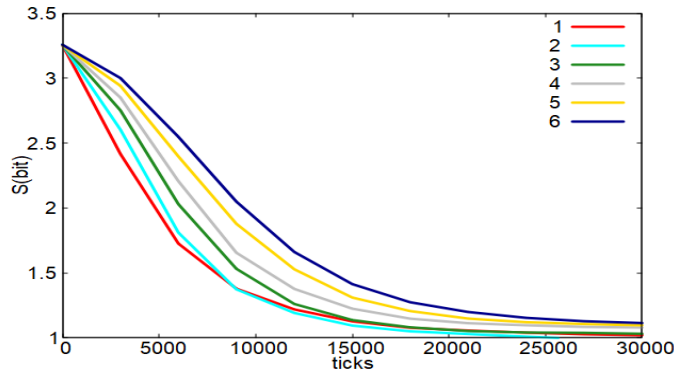


図 3: 1 トピックあたりのシャノンエントロピーの時間経過による変化

表 1: トピックス数ごとの時間経過による S の変化 (単位は bit)

トピックス数	1	2	3	4	5	6
$t = 0$	3.25	3.26	3.26	3.26	3.25	3.26
$t = 15,000$	1.08	1.05	1.08	1.15	1.21	1.27
$t = 30,000$	1.02	0.99	1.03	1.08	1.10	1.11

4.2.2 エコーチェンバーと分極化の関係性

前節では、トピックス数が増加しても意見の分極化が発生することを示した。これを受け本節では、意見の分極化の発生原因であるとされているエコーチェンバーが、上記の結果に関わっているか否かについて検証する。

図 4 (a) は、シミュレーション終了時点での Transitive triad の発生数を示している。縦軸は Transitive triad の個数、横軸はトピックスの数を表している。Transitive triad の発生数は、トピック数 2 をピークとして*⁹トピックス数の増加に従って減少していることが分かる。

図 4 (b) は、シミュレーション終了時点でのフォロー関係ユーザ間の態度の距離 δ を示している。縦軸は態度の距離 δ 、横軸はトピックスの数を表している。ユーザ間の態度の距離は、トピック数の増加に従って増加している。特にトピックス数が 4 以上の場合の δ はフォロー解除の判断基準となる $\varepsilon = 0.4$ を超えており、安定したフォロー関係が成立していない。

以上の結果から、エコーチェンバーはトピックス数が増加することにより発生が抑制される傾向があることがわかった。また、前節の結果と照会すると、トピックス数が多い環境下ではエコーチェンバーは意見の分極化に直接的な影響を与えないということが示唆された。

*⁹ トピックス数が 2 の場合に Transitive triad が最大になる理由としては、意見の差の閾値 $\varepsilon = 0.4$ が影響しているものと考えられる [23]。トピックス数によって、Transitive triad が最大となる意見の差の閾値が異なることが、追加の実験で観測されている。本論文の目的からは逸脱した内容となるため、この現象についての詳細な考察や検証は後続の研究で実施する。

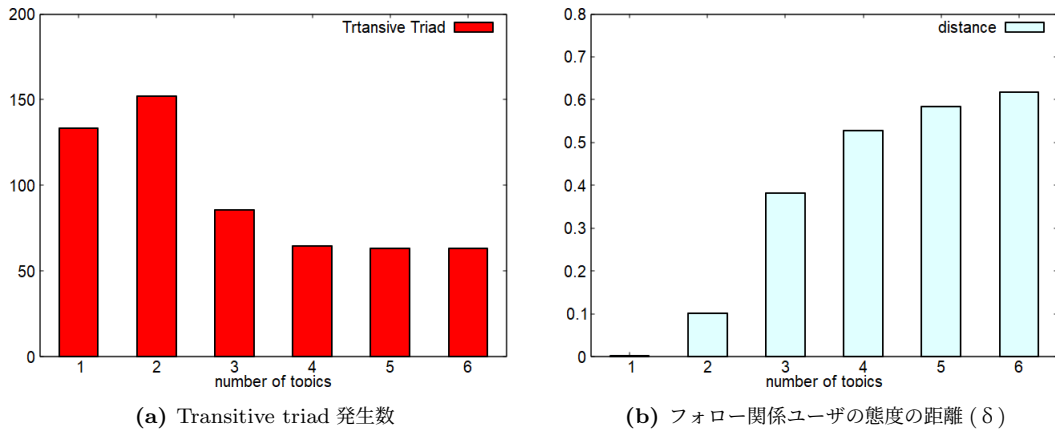


図 4: Transitive triad 数および δ のトピックス数による変化

4.2.3 トピックスの増加によるエコーチェンバーの抑制効果

前節の結果から、トピックス数の増加はエコーチェンバーの抑制に対して効果があるものと考えられる。本節ではエコーチェンバーが発生しない状態と比較して、どの程度のトピックス数であればエコーチェンバーの効果を抑制できるかについて検証する。

これまでの分析において、エージェントは態度が合致しないユーザのフォローを解除していた。このような自身の選好に基づく選択的接触によるフォロー解除行動は、エコーチェンバーを発生させるための必要条件である [38]。逆に言えば、フォロー解除行動が選択的接触によらないランダムな確率に基づく行動であれば、エコーチェンバーは発生していない状態になると考えられる。

図 5 は、フォロー解除の条件をランダムに設定した場合のシミュレーション結果から、トピックス数ごとにエコーチェンバーの発生を評価したものを示している。図 5 (a) で示したように、Transitive Triad の発生数はトピックス数に関わらずほぼ一様となっている。図 5 (b) に関しても、図 3 (b) と比較してユーザ間の態度の距離が大きくなっていることから、フォロー解除をランダムにした場合はエコーチェンバーが発生していないと考えられる。

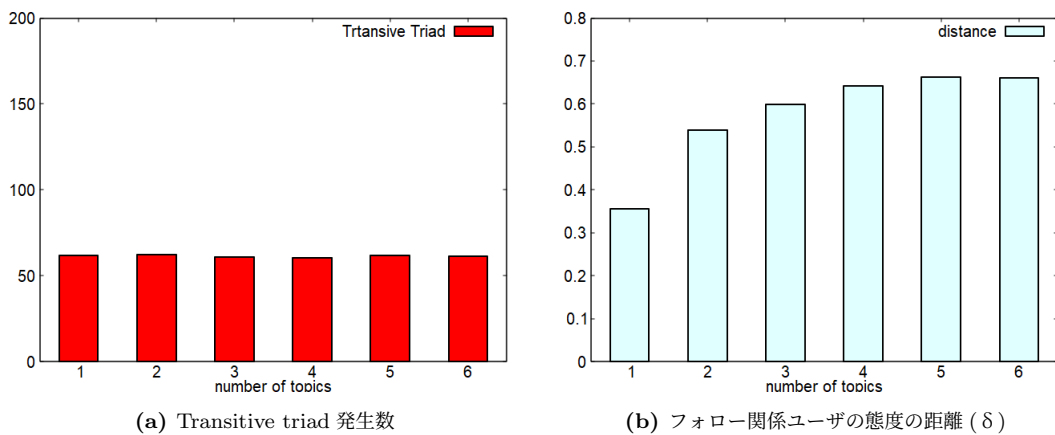


図 5: エコーチェンバー効果がない場合の Transitive triad 数および δ のトピックス数による変化

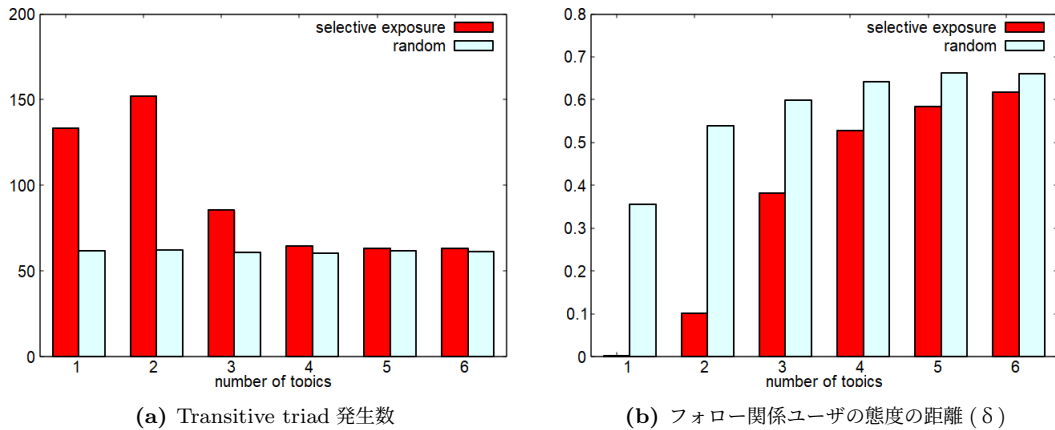


図 6：フォロー解除の条件による Transitive triad 数および δ の変化

これを踏まえ、図 6 に図 4 (選択的接触によるフォロー解除) と図 5 (ランダムな確率によるフォロー解除) の結果の比較を示した。

図 6 (a) に表したように、トピックスの数が 1 から 3 と少ない場合において、フォロー解除に選択的接触が働いていると、ランダムな条件でフォロー解除行動をとった場合と比較して Transitive triad の発生数が増加している。また、図 6 (b) を見ると、トピックスの数が 1 から 3 と少ない場合、選択的接触に基づいたフォロー解除行動をとることにより、ランダムなフォロー解除時よりもユーザ間の態度の距離が小さくなっている。したがって、トピックス数が少ない場合は、フォロー解除における選択的接触の効果によりエコーチェンバーが発生するといえる。

一方トピックス数が 4 以上と多くなった場合、選択的接触に基づいたフォロー解除を実行しても、ランダムによるフォロー解除時と比較して Transitive triad の発生数、および態度の距離 δ に大きな変化は見られなくなる。したがって、今回のシミュレーションの条件下では、トピックス数が 4 から 6 個以上になった場合、選択的接触に基づくフォロー解除を行ってもエコーチェンバーの効果はほぼ無視できる程度に抑えられると考えられる。

4.3 フォロー先探索ルールがエコーチェンバーに与える影響

前節ではトピックス数の増加による影響を検証したが、本節ではフォロー先探索ルールの影響についての検証を行う。関連研究で述べたように、Sasahara et al. (2021) [30] では、フォロー先探索時の repost および recommend ルールがエコーチェンバーを促進させることを明らかにしている。本節では、この傾向がトピックスが複数存在する状況でも確認できるかどうかを検証する。図 7 にフォロー先探索ルールごとの Transitive Triad の発生数と態度の距離 δ を示した。

図 7 (a) に示したように、Transitive triad の発生数は、トピックス数によらずフォロー先探索ルールが repost の場合が最も多く、recommend、random がそれに続く。図 7 (b) を見ると、態度の距離 δ は、トピックス数によらず recommend が最も小さく、repost、random の順に距離は大きくなる。つまり図 7 (a) (b) のどちらも、repost や recommend ルールが、random ルールと比較して、エコーチェンバーの効果を促進させていることを示しており、この結果は、Sasahara et al. (2021) [30] の単トピックモデルの成果を支持するものである。したがって、フォロー対象を探す際に活用される SNS のプラットフォームが持つ機能は、

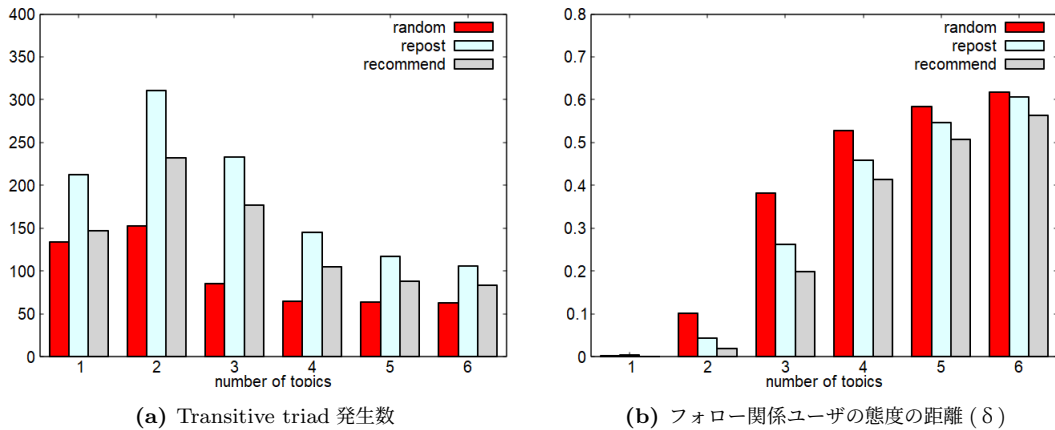


図 7: フォロー先探索ルールごとの Transitive triad 数および δ の変化

複数のトピックスが存在する環境下でも、エコーチェンバーを促進することが示唆された。

5 議論・結論

本研究は、SNS を模したオピニオンスペースにおいて、トピックスの数を増加させた場合にも意見の分極化やエコーチェンバーが発生するのか、SNS プラットフォームの機能がエコーチェンバーを促進させるのか、という疑問を出発点としていた。これを検証するために、単トピックのオピニオンスペースにおける意見の分極化とエコーチェンバーの発生を説明する Sasahara et al. (2021) のモデルを、複数のトピックスにも対応できるように拡張した。表 2 は本研究の拡張モデルと元のモデルの結果の違いを示している。

表 2: 本研究と Sasahara et al. (2021) の結果照会

	Sasahara et al. (2021)	本研究	
		少トピックス数 (1~3)	多トピックス数 (4~6)
オピニオンスペース全体での 意見の分極化の発生	support	support	support
ユーザ間でのエコーチェンバーの発生	support	support	reject
SNS プラットフォームの機能による エコーチェンバーの促進	support	support	support

検証の結果、意見の分極化については、トピックス数が増加しても各トピックで大きく 2 種類の意見に分極化することが示された。この結果は Sasahara et al. (2021) の結果を支持するものである。これは、多彩なトピックスに関する報道に対してもそれぞれのトピックで分極化が発生するという Chen et al., (2020) の主張と同様であり [5]、トピックの数は分極化に対して影響を与えないといえる。

また、エコーチェンバーに関しても、トピック数が少ない場合は元のモデルと同様に発生したが、トピック数の増加に伴いエコーチェンバーの効果は抑制され、トピック数 4 以上のオピニオンスペースでは、ほぼ発生していないといえる状態となった。

したがって、多数のトピックスが存在するオピニオンスペースにおいては、エコーチェンバーは発生しにくくなるが、そのような状態においても分極化は発生する。つまり、トピックス数が増えた状態では意見の分極化とエコーチェンバーに相関性はないということが示唆された。

Cota et al. (2019)[10] や Williams, et al. (2015) [43] は、エコーチェンバーの発生と意見の分極化には相関関係があることを主張したが、本研究の結果はこれらの先行研究の結論とは異なるものとなった。これらの先行研究はトピックを一つに絞り、そのトピックに対する SNS への投稿をトレースしてエコーチェンバーと意見の分極化の関係を検証していた。本研究においても、トピック数が少ない状態では分極化とエコーチェンバーが同時に発生しているため、これらの研究を完全に否定する結果は出ていない。一方で本研究は、トピック数を増加させた場合にこの関係性は必ずしも成立しないということを示した。これは既存の研究を拡張したことで新たに明らかになった点であり、本研究の貢献の一つといえる。

一方、Garrett (2009) [14] や Dubois and Blank (2018) [12] は、SNS 全体で意見の分極化が発生しているような話題に関しても、ユーザ間でのエコーチェンバーは発生していないと主張していた。本研究の結果はこれらの主張を支持するものとなった。これらの主張は、一部の人々が自身の選好と相容れない意見に対しても接触しており、フォロー関係やリンクの構築に必ずしも選択的接触が働いていないことから導出されたものである。しかし、選択的接触の効果の強さはユーザの属性や興味関心に左右されるところが大きいため、選択的接触の抑制によるエコーチェンバーの防止は限界がある [12][18]。

一方、本研究ではユーザが接触するトピック数を増加させることで、選択的接触が働いていてもエコーチェンバーの発生を防ぐことができることを新たに示した。つまり、オピニオンスペース上での多様なトピックスへの接触を促進させることで、エコーチェンバーによる意見の先鋭化を抑制できることが示唆されたといえる。これは、エコーチェンバーに関する新たな知見であり、政策やプラットフォームの構築段階においてエコーチェンバーの抑制策を考案する際の貢献となることが期待できる。

また、本研究はオピニオンスペースが複数のトピックスにわたる場合にも SNS 独自の機能がエコーチェンバーを促進させるか、という点について検証を行った。本研究では Sasahara et al. (2021) [30] で導入されていた、リポストに基づいてフォロー関係を構築する repost ルールと、プラットフォーム側から関心の近いユーザが提示される recommend ルールを採用した。検証の結果、repost ルールと recommend ルールは、トピック数が増加しても random ルールと比較してエコーチェンバーの発生を促進することが示された。したがって、SNS の機能がエコーチェンバーを促進するという Sasahara et al. (2021) の主張は、複数のトピックスが存在するオピニオンスペースにおいても頑健性のあるものであることが明らかになった。

最後に、本研究で扱えなかった点、後続研究への課題をいくつか述べる。本研究の結果は従来のモデルを拡張させた ABS 実験によるものであり、実際の SNS データ分析から実証されたものではない。本来であれば、シミュレーションの結果は実データと比較して妥当性を検証されるべきであるが、本研究はその段階までは至っていない。これは、複数のトピックスを同時に扱う実データの抽出や分析が難しく、研究方法が確立されていないことにもよる [17]。したがって、実データを複数のトピックスで分析する手法を考案し、本モデルの妥当性を検証することが今後の目標の一つとなる。

また、本研究では意見の分極化の特徴である過激な意見へのシフトという現象が確認されなかった [11]。これは、本研究のモデルで実装したエージェントが全員選択的接触行動をとることを前提としている点によると考えられる。現実の SNS では、他者に影響を受けずに過激な意見を主張し続けるハードコアユーザや、他者の意見に左右されない bot ユーザが存在している。近年では、これらの特殊なユーザが、意見の分極化に影響を与えていると主張する研究も存在する [27][29][35]。本研究においても将来的にそのような特殊エージェントを実装することで、過激な意見へのシフトがみられるかどうかについて検証する拡張研究が望まれる。

参考文献

- [1] Backstrom, L.: Serving a Billion Personalized News Feeds, Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (ACM, New York, NY, USA), WSDM ' 16, pp.469–469 (2016) doi10.1145/2835776.2835848
- [2] Bakshy, E., Messing, S., and Adamic, L. A.: Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook, *Science*, Vol.348, No.6239, pp.1130-1132 (2015)
- [3] Baumann, F., Lorenz-Spreen, P., Sokolov, I. M., and Starnini, M.: Modeling Echo Chambers and Polarization Dynamics in Social Networks, *Physical Review Letters*, Vol.124, No.4 (2020) <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.124.048301>
- [4] Bright, J.: Explaining the emergence of echo chambers on social media: the role of ideology and extremism, arXiv:1609.05003v2 (2017)
- [5] Chen, W. F., Khatib, K. A., Wachsmuth, H., Stein, B.: Analyzing Political Bias and Unfairness in News Articles at Different Levels of Granularity, Proceedings of the Fourth Workshop on Natural Language Processing and Computational Social Science, pp149–154 (2020) 10.18653/v1/2020.nlpccs-1.16
- [6] Ciampaglia, G. L., Nematzadeh, A., Menczer, F., and Flammini, A.: The production of information in the attention econom., *Scientific Reports*, Vol.8, No.15951 (2018) <https://doi.org/10.1038/s41598-018-34203-2>
- [7] Cinelli, M., Morales, G. D. F., Galeazzi, A., and Starnini, M.: The echo chamber effect on social media, *PNAS*, Vol. 118 No. 9 e2023301118 (2021)
- [8] Colleoni, E., Rozza, A., Arvidsson, A.: 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) <https://doi.org/10.1111/jcom.12084>
- [9] Conover, M. D., Gonçalves, B., Flammini, A., and Menczer, F.: Partisan asymmetries in online political activity, *EPJ Data Science*, Vol.1(1), No.6 (2012)
- [10] Cota, W., Ferreira, S. C., Pastor-Satorras, R. and Starnini, M.: Quantifying echo chamber effects in information spreading over political communication networks, *EPJ Data Science*, Vol.8, No.39 (2019) <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-019-0213-9>
- [11] Evans, T., and Fu, F.: Opinion formation on dynamic networks: identifying conditions for the emergence of partisan echo chambers, *Royal Society Open Science*, Vol.5, No.10, 2054-5703 (2018) <https://doi.org/10.1098/rsos.181122>
- [12] Dubois, E., and Blank, G.: The echo chamber is overstated: the moderating effect of political interest and diverse media, *INFORMATION, COMMUNICATION & SOCIETY*, Vol.21, No.5, pp.729-745 (2018) <https://doi.org/10.1080/1369118X.2018.1428656>
- [13] Garimella, K., Morales, G. D. F., Gionis, A., Mathioudakis, M.: Political Discourse on Social Media: Echo Chambers, Gatekeepers, and the Price of Bipartisanship, WWW '18: Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference, pp.913–922 (2018) <https://doi.org/10.1145/3178876.3186139>
- [14] Garrett, R. K.: Echo chambers online?: Politically motivated selective exposure among Internet

- news users, *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol.14, No.2, pp.265–285 (2009)
- [15] Gentzkow, M., and Shapiro, J. M.: Ideological Segregation Online and Offline, *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.126, No.4, pp.1799–1839 (2011)
- [16] Geschke, D., Lorenz, J., Holtz, P.: The triple-filter bubble: Using agent-based modelling to test a meta-theoretical framework for the emergence of filter bubbles and echo chambers, *British Journal of Social Psychology*, Vol.58, No.1 pp.129–149 (2019)
- [17] Guess, A., Nyhan, B., Lyons, B., Reifler, J.: AVOIDING THE ECHO CHAMBER ABOUT ECHO CHAMBERS: Why selective exposure to like-minded political news is less prevalent than you think, Knightfoundation.org (2021)
- [18] Hart, W., Albarracín, D., Eagly, A. H., Brechan, I., Lindberg, M. J., and Merrill, L.: Feeling validated versus being correct: a meta-analysis of selective exposure to information, *Psychological Bulletin*, Vol.135, No.4, pp.555-88 (2009)
- [19] 橋元 良明編.: 日本人の情報行動, 東京大学出版会 (2021)
- [20] Hills, T. T.: The Dark Side of Information Proliferation, *Perspectives on Psychological Science*, Vol.14, No.3, 323 (2019)
- [21] Jasny, L., Waggle, J., and Fisher, D. R.: An empirical examination of echo chambers in US climate policy networks, *Nature Climate Change*, Vol.5, No.8, pp.782-786 (2015)
- [22] Klapper, J. T.: *The effects of mass communication.*, Free Press, (1960)
- [23] Kozma, B., and Barrat, A.: Consensus formation on adaptive networks, *Physics Review E*, 77, 016102 (2008) <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.77.016102>
- [24] Kwak, H., Chun, H., Moon, S.: Fragile online relationship: a first look at unfollow dynamics in twitter, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2011)*, CHI ' 11, pp.1091–1100 (2011) <https://doi.org/10.1145/1978942.1979104>
- [25] Li, J., and Xiao, R.: Agent-Based Modelling Approach for Multidimensional Opinion Polarization in Collective Behaviour, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, Vol.20(2), No.4 (2017)
- [26] Messing, S., & Westwood, S. J.: Selective Exposure in the Age of Social Media: Endorsements Trump Partisan Source Affiliation When Selecting News Online, *Communication Research*, Vol.41, No.8, pp.1042–1063 (2014)
- [27] Mueller, R. S.: Report On The Investigation Into Russian Interference In The 2016 Presidential Election, U.S. Department of Justice (2019)
- [28] Nikolov, D., Oliveira, D. F., Flammini, A., and Menczer, F.: Measuring online social bubbles, *PeerJ Computer Science*, Vol.1, e38 (2015) <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.38>
- [29] Ross, B., Pilz, L., Cabrera, B., Brachten, F., Neubaum, G., & Stieglitz, S.: Are social bots a real threat? An agent-based model of the spiral of silence to analyse the impact of manipulative actors in social networks, *European Journal of Information Systems*, Vol.28, No.4, pp.394-412 (2019)
- [30] Sasahara, K., Chen, W., Peng, H., Ciampaglia, G. L., Flammini A., & Menczer, F.: Social influence and unfollowing accelerate the emergence of echo chambers, *Journal of Computational Social Science*, Vol.4, pp.381–402 (2021)
- [31] Schmidt, A. L., Zollo, F., Del Vicario, M., Bessi, A., Scala, A., Caldarelli, G., Stan-

- ley, H. E., and Quattrociocchi, W.: Anatomy of news consumption on Facebook, *Proceedings of the National Academy of Science U.S.A.*, Vol.114, No.12, pp.3035-3039 (2017) <https://doi.org/10.1073/pnas.1617052114>
- [32] Schweighofer, S., Garcia, D., Schweitzer, F.: An agent-based model of multi-dimensional opinion dynamics and opinion alignment, *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, Vol.30, No.9 (2020) <https://doi.org/10.1063/5.0007523>
- [33] Sears, D. O., and Freedman, J. L.: SELECTIVE EXPOSURE TO INFORMATION: A CRITICAL REVIEW, *Public Opinion Quarterly*, Vol.31, No.2, pp.194–213 (1967) <https://doi.org/10.1086/267513>
- [34] Sibona, C., Walczak, S.: Unfriending on Facebook: Friend Request and Online/Offline Behavior Analysis, 2011 44th Hawaii International Conference on System Sciences, pp.1–10 (2011) <https://doi.org/10.1109/HICSS.2011.467>
- [35] Stewart, A. J., Mosleh, M., Diakonova, M., Arechar, A. A., Rand, D. G., and Plotkin, J. B.: Information gerrymandering and undemocratic decisions, *Nature*, Vol.573, pp.117–121, (2019) <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1507-6>
- [36] Stroud, N. J.: Polarization and Partisan Selective Exposure, *Journal of Communication*, Vol.60 No.3, pp.556-576 (2010)
- [37] 総務省.: “令和3年通信利用動向調査” (2022) <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05.html>
- [38] Sunstein, C. R.: Ideological Amplification, *Constellations*, Vol.14, No.2, pp.273-279 (2007)
- [39] Terren, L., Borge, R.: Echo Chambers on Social Media: A Systematic Review of the Literature, *Review of Communication Research*, Vol.9, pp.99-118 (2021)
- [40] Vicario, M. D., Vivaldo, G., Bessi, A., Zollo, F., Scala, A., Caldarelli, G., and Quattrociocchi, W.: Echo Chambers: Emotional Contagion and Group Polarization on Facebook, *Scientific Reports* Vol.6, No.37825 (2016) DOI: 10.1038/srep37825
- [41] Vicario, M. D., Bessi, A., Zollo, F., Scala, A., Petroni, F., Caldarelli, G., Stanley, H. E., and Quattrociocchi, W.: The spreading of misinformation online, *PNAS* Vol.113, No.3 (2016)
- [42] Weng, L., Ratkiewicz, J., Perra, N., Gonçalves, B., Castillo, C., Bonchi, F., Schifanella, R., Menczer, F., Flammini, A.: Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (ACM, New York, NY, USA), KDD '13, pp.356–364 (2013) <https://doi.org/10.1145/2487575.2487607>
- [43] Williams, H. T. P., McMurray, J. R., Kurz, T., Lambert, F. H.: Network analysis reveals open forums and echo chambers in social media discussions of climate change, *Global Environmental Change*, Vol.32, pp.126–138 (2015)