

SNS世論の分断構造と 意見変容の力学

— 日本における COVID-19ワクチンの事例 —

佐野 幸恵 | 筑波大学システム情報系 准教授

呉 潜雲 | 弘前大学大学院理工学研究科 助教

高安 美佐子 | 東京科学大学情報理工学院 教授

要約

本稿は、SNS 上の世論の分断と、意見がどう移り変わるのかを、社会全体（マクロ）と個人（ミクロ）の両面から読み解く。題材として、日本の X（旧 Twitter）に投稿された COVID-19 ワクチン関連の約 1 億 2 千万件の投稿・転送を分析し、誰が誰の発言を広めたかという関係からグループ（コミュニティ）を見つけ出すとともに、機械学習で各アカウントの賛否を判定した。その結果、賛成・反対・ニュース・政治系など 6 つのグループが現れ、似た意見ばかりが行き交う「エコーチェンバー」が確認された。また、所属するグループが個人の意見の変化を左右し、とりわけ反対派の影響は長く続く一方、賛成派の影響は発信の勢いが衰えるとともに弱まることが分かった。分断を生むメカニズムは、確かな情報を広く届ける回路にもなりうる。生成 AI は分断をさらに深めかねないリスクがある一方で、分断を生む構造を読み解き、対策を考える道具にもなりうる。

1. はじめに

世界は直接観測できないものであふれている。気温や音は、肌や耳で感じ取ることではできても、それ自体を直接「見る」ことはできない。かつて熱は「熱素」という物質の流入によって生じると信じられていたが、20 世紀初頭、物理学者は熱の正体が分子の運動であることを見抜き、マクロな温度とミクロな分子の運動を結ぶ学問として統計力学を築いた。直接は観測できないものも、適切な見方さえ与えれば数値として捉えられ、そのメカニズムまで明らかにできるのである。

一方で、温度計や湿度計のような物差しすら存在しないものもある。それが、社会の空気感、人々のつながり、情報の流れといったものである。これらはどう定義するかすら難しいが、私たちに影響を与え続けている。2020 年に始まった新型コロナウイルスによるパンデミックでは、外出自粛やマスク着用



佐野 幸恵

筑波大学システム情報系准教授。2003 年奈良女子大学大学院修士課程修了。富士通ゼネラル勤務、日本大学理工学部助手などを経て、2013 年東京工業大学大学院修了、博士（理学）。2014 年より筑波大学システム情報系助教、2022 年より現職。専門はネットワーク科学、計算社会科学、社会経済物理学。2007 年よりソーシャルメディアに関する研究に従事し、大規模データに基づく人間行動のモデリングや社会現象の解明に取り組む。2020 年 12 月「科学技術への顕著な貢献 2020（ナイスステップな研究者）」に選定。

を「当然」とする空気が社会を覆い、県外ナンバーの自動車が批判の対象になることさえあった。あるいは「友人」ひとつをとっても、SNS でつながっているだけの相手を指す人もいれば、年賀状を交わし対面でも会う相手に限る人もいる。このように、定義すら一義的に定まらないが、それでも確実に存在し私たちを取り巻いている空気感やつながり、情報の流れといった「何か」を、どう捉えればよいだろうか。

こういった「何か」に定まった定義がないのであれば、自分たちでその輪郭を与えていくところから始める必要がある。ただし、それは過度に複雑化せず、誰でも再現できるかたちで透明性を以て行わなければならない。その一つのアプローチが、インターネット上に蓄積された大規模なデータを社会を映す鏡として活用することである。従来は感情や意見を測定する手法といえば、限られた人数を対象としたアンケートやインタビュー調査が主流であった。しかし今日では、SNS やブログに日々書き込まれる膨大なテキストが、人々が自発的に綴った記録として蓄積されている。それらを解析することで、従来は見えなかった社会の空気感やつながり、情報の流れを数値として捉えることが、少しずつ可能になってきた。

筆者らは、日本語ブログ空間に投稿された約 36 億件の記事を対象に、心理学的尺度に基づく独自の感情辞書を構築し、10 年間にわたる集合的感情の時系列を構築した (Sano et al., 2019)。社会全体の感情には週単位・年単位の周期性があり、月曜日には「疲労」が、4 月には「緊張・不安」が高まるなど生活リズムと対応した構造が現れた。東日本大震災時には「緊張・不安」が平常の 6 倍を超え 1 か月以上持続する様子も観測された。日常の「空気感」とも呼ぶべき集合的感情も、定義次第で測定可能となるのである。

つながりや情報の流れの観点でも SNS は強力なデータを提供する。SNS 上のアカウントをノード、その間で転送 (リツイート) される情報の流れをリンクとみなせば、情報拡散ネットワークを構築することができる。このようにしてネットワークを眺めると、実際のニュースとフェイクニュースとではその構造や流れる情報の速さが異なっており、フェイクニュースの方が速く、深く、広く届くことが知られている (Vosoughi et al., 2018)。ニュースが登場した初期段階からの拡散構造の違いを利用すれば、ニュースの内容を読まずとも拡散構造のみから真偽を識別できる可能性さえも示されている (Zhao et al., 2020)。

これらの研究が共通して示すのは、空気感、つながり、情報の流れといった直接観測できないと思われているものも、捉え方と測り方を工夫すればデジタルデータから定量的に捉えられるという可能性である。本稿では、この知見をさらに発展させ、ワクチンを巡る日本の SNS 上の世論を対象に、意見の分断構造とその変容のメカニズムをマクロ・ミクロ双方の視点から明らかにする。

2. デジタル社会の分析手法

デジタル社会においては、社会活動に関する多くの痕跡が残される。デジタル足跡、デジタル指紋とも言われており (Salganik, 2017)、これらを活用することで、従来の社会科学の枠を超え、情報科学、公衆衛生学、物理学などの方法論も取り込んで「社会のありよう」を明らかにしようとする学問が興ってきた。計算社会科学 (Computational Social Science、Lazer et al., 2009) と呼ばれる学問分野である。

特に SNS に残る多くの書き込みには「いつ」「誰が」「何を」投稿したのかといった情報が豊富に残っており、データの取得さえできれば社会を観測するための有力な資料となる。そこで本稿では特に X (旧 Twitter) に書き込まれたワクチンに関する投稿に注目し、それらの書き込みをどう分析し、どういう結果を得て、どう読み解いていくかを紹介する。

2.1 ネットワーク分析とコミュニティ

ネットワーク分析において大切なことは、まず何を「ノード」や「リンク」とするかである。例えば、SNS におけるアカウントを現実社会の人に対応するノードとみなし、その間の情報の流れをリンクと定義する方法がある。この他にもリンクを具体的で直接的なつながり (フォロー・フォロアー) で定義をしたり、同一情報を転送したアカウント間をつないでリンクとする方法などもある。何を観測したいかによって最初にしっかりとノードとリンクを定義していくことが重要である。

地域コミュニティであるとか職場仲間といったつながりもリンクの候補となりうる。これらはゆるいつながりであるとか、数値としては表現が困難なものに思える。しかし、計算社会科学においては、「コミュニティ」は数値に基づいて検出されるノードの集合として定義することができる。2.1 節では基本的なコミュニティの定義方法を概観した後、実際に本研究においてどのように適用させたかを説明する。技法に関心がない読者は 2.2 節へとスキップしても分析結果の解釈が可能である。

2.1.1 モジュラリティとLouvain 法

同じコミュニティに属するノードは、互いに密に接続し合った集合を形成しているのに対し、異なるコミュニティに属するノード間の接続は疎であろう。このことを評価する関数が「モジュラリティ」 Q と呼ばれるもので、具体的には以下の関数で与えられる。

$$Q = \frac{1}{L} \sum_c \left(L_c - \frac{k_c^2}{4L} \right)$$

ここで、 L はネットワーク全体のリンク数、 L_c はコミュニティ C の内部に存在しているリンク数、 k_c は C の内部に存在しているノードが持つ総リンク数である。 $k_c^2/4L$ はネットワークのリンクをランダムにつなぎ直した場合に

生じる内部リンク数（期待値）を表している。これらを、考えるコミュニティすべてについて足しあげる。実際の内部リンク数 L_c が上記の期待値を大きく上回るほど、そのコミュニティは偶然では生じ得ないほど内部で密に結びついていることになり、 Q への寄与も大きくなる。

モジュラリティ Q は一般に 0 以上 1 未満の値をとり、ネットワーク全体が 1 つのコミュニティとして検出される場合（リンクがまんべんなく分布しており、特定のコミュニティ内だけ結びつきが強いわけではない場合）には 0 となる。一方、コミュニティ内のリンクが多く、異なるコミュニティ間をつなぐリンクが少ない状態ほど大きな値をとる。このモジュラリティを最大化することでコミュニティを検出することが可能となり、同手法はコミュニティ検出の技法として広く用いられている。

モジュラリティ Q を最大にするコミュニティ分割を厳密に求めることは、ネットワークが大きくなると計算量が膨大になり現実的でない。そこで、近似的に高速に解くアルゴリズムがいくつか提案されており、比較的高速でよく使われているものに「ルーヴァン（Louvain）法」（Blondel et al., 2008）がある。Louvain 法では、まず、各ノードを独立したコミュニティとみなし、 Q が高まるようノードを局所的にまとめる。次に得られたコミュニティを 1 つのノードに縮約し、同じ作業を Q が改善しなくなるまで繰り返す。こうした繰り返しにより、大規模なネットワークに対してもコミュニティ検出が可能となる。なお、コミュニティ検出の方法には紹介したモジュラリティに基づくもの以外にも、リンク除去やラベル伝播に基づくコミュニティ検出手法が存在する。これらのアルゴリズムの包括的な解説については、Menczer et al. (2020) に詳しい。

2.1.2 動的コミュニティ分析

SNS における情報転送関係がかたちづくるネットワークは、時間とともに大きく変動する典型的な動的ネットワークである。このような動的なネットワークからコミュニティを検出するためには、より高度な方法が必要となる。今回の分析で用いた動的コミュニティを検出するうえで核となる工夫は、(i) 時系列スナップショット化（スライディングウィンドウ）、(ii) null モデルとの比較による有意性検定、(iii) 閾値変化に対するロバストネス調査の 3 点である。本節ではこれらを順に説明する。

スライディングウィンドウによる検出

以下のような手法により、コミュニティがどのように維持・分裂・統合・移動していくかを 3 か月単位で追跡し、ある時点における中心的な構成員（コアノード）の特定も行った。まず、各時間窓でのコミュニティ検出には、Ensemble Louvain 法を採用した。Louvain 法は高速だが実行ごとに結果が揺らぐため、100 回試行し、同一コミュニティに割り当てられる確率が 0.9 を超えるノードペアのみを残した。時間窓は、短すぎるとコミュニティの分裂・併合が頻発し、長すぎると動的変化を捉えられないというトレードオフがある。こうした特徴を踏まえ、安定性評価の結果として 3 か月窓を 1 か月刻

みでスライドさせる設定を採用した。隣接窓のコミュニティ間の対応付けには類似度ベース手法（Chen et al., 2010）を用いたうえで、静的ネットワークで検出した主要コミュニティそれぞれの出次数上位 100 名を「コアノード」として固定し、各サブコミュニティをコアノードの過半数が属する主要コミュニティへ帰属させた。これにより、長期的に追跡可能な動的コミュニティ系列を得た。

null モデルとの比較による有意性検定

モジュラリティ最適化はランダムネットワークに対しても高いモジュラリティの分割を返す欠点があり、検出されたコミュニティが意味のある構造かどうかを保証しないことが知られている（Peixoto, 2023）。そこで、ここでは検出された個別コミュニティの有意性を検定する簡易な統計的手続きを実施した。実ネットワーク上で検出されたコミュニティに属するノード集合に対して計算した内部リンク比率を A 、実ネットワークをシャッフル（各ノードの次数を保ったままランダム化）したネットワーク上で同じノード集合に対して計算した内部リンク比率を B とし、その差 $A-B$ を計算する。一方、null モデルとしてランダムネットワーク上で検出したコミュニティの内部リンク比率を C 、それをさらにシャッフルしたネットワークから求めた内部リンク比率を D とし、その差 $C-D$ をベースラインとする。両者を z スコア化した

$$Z_{A-B} = \frac{A - \langle B \rangle}{\sigma(B)}, \quad Z_{C-D} = \frac{C - \langle D \rangle}{\sigma(D)}$$

を比較する。ここで $\langle \cdot \rangle$ と $\sigma(\cdot)$ は、シャッフルした場合の比率の平均と標準偏差を表す。 Z_{A-B} が Z_{C-D} の分布を有意に上回る ($p < 0.05$) 場合に、そのコミュニティを統計的に有意と判定した。

ロバストネス調査

コミュニティ検出結果が設定パラメータに過度に依存しないことも重要である。そこで、特に次の 3 つの閾値パラメータについて感度分析を行った。

1. 各時間窓で意見スコアを計算する対象とする最小ツイート数（既定値：5 件）
2. ノードをインフルエンサーに分ける出次数の閾値（既定値：100）
3. 意見スコアから賛成・中立・反対を区分する閾値（既定値：0.3）

各パラメータをそれぞれ別の値に変えて再解析を行った結果、全体構造、検出コミュニティの存在、意見遷移の確率パターンなど主要な結論は、これらの閾値選択にロバストであることが確認された（詳細は Wu et al. (2025) の Appendix A2 を参照）。これらの手続きによって、検出された動的コミュニティが、データに本質的に内包された構造であることを保証した。

2.2 機械学習による意見の分類

SNS への書き込みを表出した意見だと考えると、投稿された文字列から投稿者の意見スタンスを推定することができる。意見を分類するには特定の単語を手がかりに決定木的に分類する方法や、クラウドソーシングなどによって人力でラベル付けをするものもあるが、広く行われているのが、教師データを作ったうえで、機械学習によって分類する方法である。

本研究はワクチンに関する投稿を分析対象としているため、投稿ごとにワクチンに対する賛否スタンスを分類した。具体的には各ツイートを賛成（pro-vaccine）／反対（anti-vaccine）／中立（neutral）の3カテゴリへ機械学習で自動分類した。意見カテゴリの定義は次のように整理した。

- 賛成：ワクチンの有効性や利点を発信、反ワクチンの言説への反論、接種への前向きな意思表示（副反応の報告も含む）
- 反対：ワクチンへの非難、接種拒否の表明、義務化への反対
- 中立：科学的解説や公式発表（有効性を主張しないもの）、迷い・態度保留、ワクチンの是非とは直接関係しない政治・オリンピック等への言及

機械学習を行うには、あらかじめ正解を与えた教師データが必要となる。教師データには、ランダムサンプリングした1万件の手動ラベル付きツイートを用了。2名のアノテータが独立にラベルを付与し、判定が食い違った場合は第3のアノテータが調停するという、社会科学的データセット構築の標準的な手順を踏んでいる。これを各ツイートの3分類問題（賛成・反対・中立）に関する正解データとし、以下の機械学習手法が一定の精度をもって分類判定できるように訓練した（モデル学習を行った）。こうして得られた機械学習法を全ツイートに適用することで、1億2千万件に上る膨大なツイートを人間の判断に頼らず3分類する仕組みを整えた。

分類器の特徴量には、語の意味的な近さを捉える Word2Vec、ワクチン議論に頻出する語句パターンを捉える n-gram 辞書、そして言語的特徴だけでは判定が難しい特徴（皮肉や反語）に有効なコミュニティ所属情報の3種類を採用し、Support Vector Machine (SVM) で学習させた。特徴量を段階的に追加すると、全体 F1 スコア（適合率と再現率の調和平均で、1に近いほど高性能を示す総合指標）は Word2Vec 単体の 0.56 から、n-gram 辞書で 0.59、コミュニティ所属情報の追加で 0.63 へと向上した。最終的に得られた分類器は、3クラス分類において適合率 78%、再現率 53% という性能を示し、特に賛成・反対カテゴリにおいては適合率 80% 以上・再現率 60% 以上を達成した。

3. SNSにおけるコミュニティ検出

本節では、日本の X（旧 Twitter）における COVID-19 ワクチンを巡る大規模データを用い、アカウントの意見とコミュニティの双方を動的に追跡した成果を示し、SNS 上のマクロな分断構造について議論する。ここで扱うネットワークにおいて、ノードは個々の SNS アカウント、リンクはアカウント間の情報転送（リツイート）関係を表す。具体的にはアカウント i がアカウント j を k 回リツイートした場合、ノード j からノード i への重み k の有向リンクとして表現される。

3.1 基礎的な統計量

対象データは、X（旧 Twitter）の Academic API を用いて取得した COVID-19 ワクチンに関する日本語ツイートである（2023 年春頃までは旧 Twitter 社は研究者向けに大規模にデータ取得可能な無償 API を公開していたが、現在は閉鎖されている）。検索クエリには「ワクチン」を用いたが、これでは HPV や BCG など COVID-19 以外のワクチンも混入するため、除外リストを設けてそれらを含まない投稿のみを対象とした。

取得期間は 2020 年 1 月から 2022 年 5 月までの約 2 年半で、次の 3 つのフェーズを網羅する。

- フェーズ 1（接種開始前）：2020 年 1 月～2021 年 3 月
- フェーズ 2（1・2 回目接種期）：2021 年 4 月～2021 年 11 月
- フェーズ 3（ブースター接種期）：2021 年 12 月～2022 年 5 月

最終的に集まったのは、

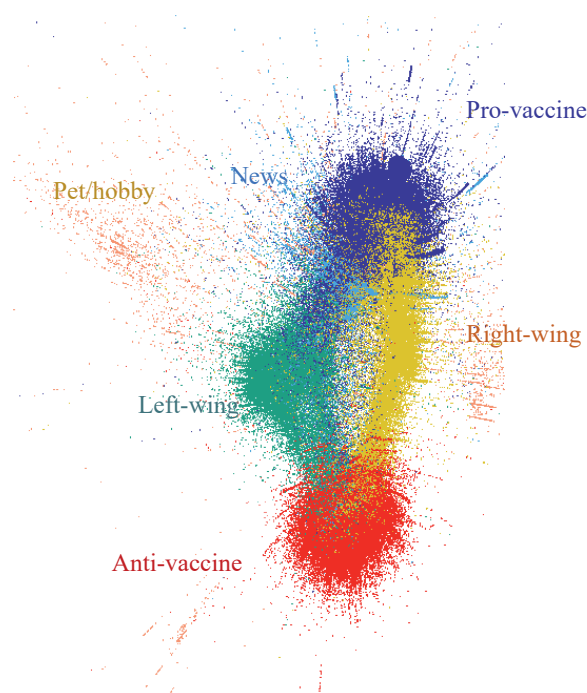
- 投稿（オリジナルツイート）41,398,876 件、投稿者 5,621,325 アカウント
- 転送（リツイート）81,454,507 件、転送者 2,927,186 アカウント

であり、投稿と転送の両方を行った合計 1,657,048 アカウントが本研究の対象となる。この規模は日本の総人口のおよそ 1% に相当し、ワクチン議論という単一トピックを扱うソーシャルメディア研究としては非常に規模が大きい。

3.2 意見コミュニティ

図表 1 には、2.5 年分の全データから Ensemble Louvain 法によって検出した 6 つの主要なコミュニティを示した。図表 1 ではネットワーク可視化ツール Gephi を用い、リンクの重みが 10 以上のものだけを描画している。これらの 6 コミュニティが対象ノードを網羅しているわけではないが、6 コミュニティのいずれかに属するノードは全体の 83% を占めており、ワクチン関連のツイートを行ったアカウントを広くカバーする代表的なコミュニティになっているといえよう。6 つのコミュニティの内訳は以下のとおりである。コミュニティの名前はそれぞれに属するノードから発信された投稿内容を端的に表すも

図表1 検出された主要な6つのワクチン関連コミュニティ



出所) Wu et al. (2025)のFigure 2 (a)

のとして命名した。なお、各ノードはどれか一つのコミュニティのみに所属するよう分類しており、ノード構成比の総和は83%となる。

1. Pro-vaccine（ワクチン賛成）コミュニティ：ノード構成比 46%

医師や政府公式アカウントなどが中心で、科学的知見・統計・公式発表を発信する傾向がある。ただし平均活動量や、リツイートの密度は低めであった。図表1ではリンク重みが大きいアカウントだけをサンプリングしているため、コミュニティサイズは他コミュニティと同程度に見えているが、実際には6つの中で最大のコミュニティサイズを持ち、46%のノードがこのコミュニティに属する。

2. News（ニュース）コミュニティ：同8%

ノード数は全体の8%と多くはないが、巨大なフォロワー数を持つYahoo!News・NHKなど主要メディアアカウントが中心で、かなりの影響力を持つことが推察された。ワクチン接種の進捗情報を発信する点でPro-vaccineコミュニティと重なり、フェーズ1から2にかけて多数のアカウントが両コミュニティ間を移動した。

3. Anti-vaccine（ワクチン反対）コミュニティ：同8%

規模は小さいながらも、全フェーズを通じて最も密に結合し、最も活発なコミュニティであった。図表1による可視化ではPro-vaccineコミュニティと

同程度のサイズに見えているが、これはリンクの重みが10以上という可視化条件をクリアするような活発にリツイートを行うノードが多数存在していたためである。

4. Pet/hobby（ペット・趣味）コミュニティ：同8%

このコミュニティは他のコミュニティとは傾向が大きく異なり、ワクチンに関連した言葉をツイート内に含んでいる（あるいはリツイートしている）にも関わらず、ペット関連ハッシュタグ（猫・犬など）が特徴的であり、周縁的な場所に位置した。ワクチン意見に基づくつながりよりも趣味嗜好によるつながりが強く、コミュニティ内の意見の均質性が最も弱い。

5. Left-wing（左派）コミュニティ：同7%

野党系政治家や政府批判層を中心に構成されており、ワクチン接種そのものには概ね賛成の立場をとりながらも、接種遅延などの政府対応を批判する言説が特徴的である。ワクチンを政治的議題として活用する性格上、Pro-vaccine・Anti-vaccine アカウントが混在する構造となっている。なお、フェーズ3においてAnti-vaccine コミュニティとのリンク（リツイート）が増加しており、この現象をどう解釈するかは興味深い検証ポイントである（図表2では通期でみたコミュニティ間のリンクを示しているが、フェーズごとにも計測している）。なお、コミュニティ間のリンクは必ずしも同意を表すものではなく、リツイートしたうえでの反論コメントの提示なども同時に含む。同意や反論などを伴う拡散行為は、コミュニティ間の何らかのやりとり（相互作用）を示していると考えられる。以降では、このようなリンクを相互作用と呼称する。

6. Right-wing（右派）コミュニティ：同6%

与党支持者やナショナリスト層を中心に構成されており、中国・韓国・台湾などの近隣諸国への言及が多くみられる点が特徴的であった。日本政府のワクチン推進メッセージを支持する傾向がある一方、COVID-19の起源に関する陰謀論的な言説が観察される点も特徴である。左派コミュニティと同様にPro-vaccine・Anti-vaccine アカウントが混在しており、フェーズ3においてAnti-vaccine コミュニティとの相互作用が強まった点も共通した傾向として挙げられる。

3.3 コミュニティにおける分断構造

解析の結果、Pro-vaccine コミュニティとAnti-vaccine コミュニティという対極的な勢力間に加え、Left-wing コミュニティとRight-wing コミュニティといった政治的属性を背景としたノード間においても、明確な分極化構造が浮き彫りとなった。図表1における各コミュニティの位置取りは、コミュニティ間のリンクの強さを反映している。図表1を概観すると、Left-wing コミュニティとRight-wing コミュニティはPro-vaccine コミュニティとAnti-vaccine コミュニティをつなぐ位置取りとなっている。また、News

図表 2 コミュニティ間リンク割合

各セルの数値は元コミュニティ（左端）から見た出次数の割合（%）、対角成分は同コミュニティ内の内部リンクを示す。

	Pro-vaccine	Right-wing	Left-wing	News	Anti-vaccine	Pet/hobby
Pro-vaccine	89.6%	4.3%	3.7%	1.6%	0.5%	0.3%
Right-wing	15.0%	71.8%	1.5%	1.0%	10.5%	0.3%
Left-wing	3.8%	0.7%	88.9%	1.5%	5.0%	0.1%
News	25.1%	5.5%	16.4%	47.5%	4.7%	0.7%
Anti-vaccine	0.3%	2.2%	3.9%	0.2%	93.3%	0.1%
Pet/hobby	4.5%	1.4%	2.6%	1.4%	1.8%	88.4%

コミュニティは Pro-vaccine コミュニティと Left-wing コミュニティをつなぐ役割に位置している。こうしたなか、Pet/hobby は周縁部に孤立している。以上のような位置取りを詳しくみるため、各コミュニティ間のリンク状況を以下で検証する。

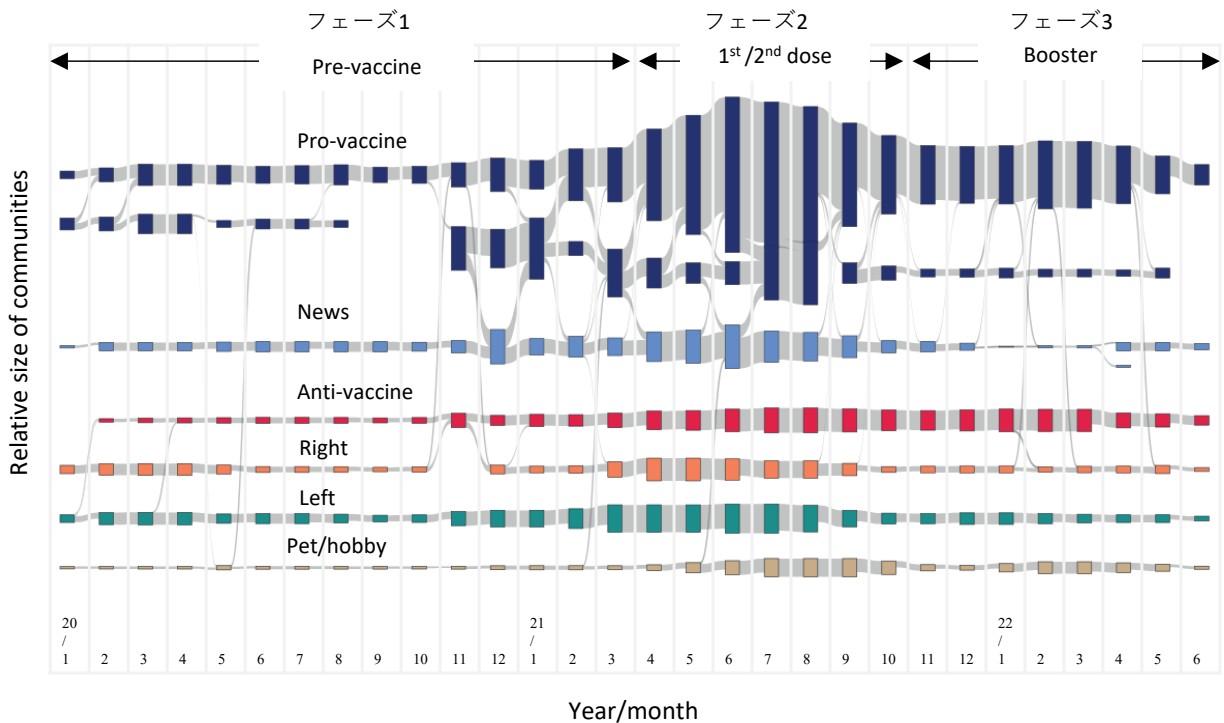
図表 2 には、各コミュニティ間に存在するリンク数の割合を示した。コミュニティ内でのリンクは高いことが予想され、実際に表の対角成分では高い値となっている。一方で、非対角成分をみると、例えば Pro-vaccine コミュニティのノードから Right-wing コミュニティのノードにリンクが張られている割合はわずか 4.3%にとどまる。この傾向は殆ど全ての組み合わせに共通しており、異なるコミュニティ間でのリンクは軒並み極めて低い。これは「エコーチェンバー」の典型的な特徴である。エコーチェンバーとは、同質的な意見や価値観を持つアカウント同士が優先的につながることで、自分と似た情報や意見だけが繰り返し届く閉鎖的な情報環境が形成される現象を指す。

なお、例外的に News コミュニティから発信されたリンクは Pro-vaccine コミュニティに 25.1%、Left-wing コミュニティに 16.4% と比較的広く届いており、News コミュニティが Pro-vaccine コミュニティと Left-wing コミュニティを架橋する情報源として機能していたことが数値から読み取れる。これは、報道機関や公式メディアアカウントが発信する情報が、特定のイデオロギー的立場に偏ることなく複数のコミュニティに浸透しうることを示唆しており、エコーチェンバーが支配的な情報環境においても、News コミュニティが断絶を部分的に緩和する役割を担っていた可能性を示している。もっとも、News コミュニティの架橋効果はあくまで限定的であり、同コミュニティから Anti-vaccine コミュニティなど他の 3 コミュニティへのリンク割合は少なく、エコーチェンバー構造を根本的に打破するには至っていない。

特筆すべきは、Anti-vaccine コミュニティ内でのリンク割合が 93.3% と全コミュニティ中最も高く、全期間を通じて極めて高いコミュニティ内部での結合密度を示した点である。また、ツイートやリツイートの活動量も通期で高水準であった。これは、先行研究が警鐘を鳴らしてきた Anti-vaccine コミュニ

図表3 6つのコミュニティの規模とユーザ移動の推移(サンキーチャート)

各バーは各月に検出されたコミュニティで、高さはその規模に比例する。灰色のリンクは、あるコミュニティから翌月のコミュニティへ移動したユーザの割合を示す。このうち同一コミュニティをつなぐ灰色は、そのコミュニティに留まったユーザの割合を表す。



出所) Wu et al. (2025) の Figure 2 (c)

ティにおける強固なエコーチェンバー効果 (Cossard et al., 2020; Johnson et al., 2020) が、本対象データにおいても顕著に発現していることを裏付けるものといえる。さらに、米国で典型的にみられる「保守＝反ワクチン、リベラル＝賛成」といった単純な政治的構図 (Fridman et al., 2021) とは異なり、日本国内においては左派・右派いずれの陣営にもワクチン賛否の両コミュニティと近接した (図表 1 の近接はリンクの多さを示す) アカウントが混在している。この日本特有の複雑な分断構造は興味深い現象である。

3.4 コミュニティ間の移動

図表 3 は 6 つのコミュニティに属していたノードがどこへ移動したかを示すサンキーチャートと呼ばれるものである。6 コミュニティのアカウントの増減推移を横方向に示している。グループ間の移動を示すグレーの曲線が各月ごとに示されている。チャートの始期は 2020 年 1 月で終期は 2022 年 6 月としている。この期間を通じた特徴として、Anti-vaccine コミュニティの影響は一貫して安定・持続的であったのに対し、Pro-vaccine コミュニティの影響はフェーズ 2 前半で急増し、後半以降に減衰を示すという増減が観察された。

フェーズ 1 では、圧倒的な多数派は存在しておらず、Anti-vaccine コミュニティ以外にも News・Left-wing・Right-wing の 3 コミュニティも一定の

割合を占めている。また、コミュニティ間リンク（図表2のフェーズ毎の計測結果）をみると、特定のコミュニティ間の相互作用が通期と異なる動きを示すということにはなかった。ただし、コミュニティ間の移動に注目すると、この時期は特定のイベントを契機とした動きが目立ち、2020年2月には政府がワクチンで利益を得ているといううわさを発端に Left-wing コミュニティの一部が分離し、Anti-vaccine コミュニティとして認識されるようになった。同年11月には COVID-19 人工ウイルス陰謀論が流れ、これを発端に Right-wing コミュニティと Anti-vaccine コミュニティが一時的に合流した。一方、同月の Pfizer 社による有効性 90% の発表を契機に Pro-vaccine コミュニティが成長を開始した。News コミュニティからの移動流入もあったが、それ以上の大きな増加がみられ、同コミュニティに属するアカウントが増えたことがわかる。

フェーズ2では、Pro-vaccine コミュニティが急拡大して全体の 50% 超を占める一大勢力となり、News コミュニティの増加とそこからの移動も増加に寄与した。この時期、両コミュニティ間の相互作用も増加している。これは政府やマスメディアによる積極的なワクチンキャンペーンの時期に相当する。活発化した News コミュニティ発信のツイートが Pro-vaccine コミュニティによってリツイートされたことが推測されよう。

フェーズ3では、ブースター接種開始とともに Pro-vaccine コミュニティの活動が沈静化し、最大規模を保ちつつもそのシェアはやや低下した。一方で、フェーズ2で拡大した Anti-vaccine コミュニティは、その後も縮小することなく2番目の規模を保っていた。ブースター接種が開始され、その効果が観察されるようになった時期においても Anti-vaccine コミュニティは減少に転じなかった。むしろ、他のコミュニティが縮小する中でこの規模が保たれたことで、ワクチンに関する議論での存在感を相対的に増したといえる。

4. コミュニティが個人の意見変容に及ぼす影響

本節では、前節で示したコミュニティ分析結果に基づき、投稿アカウントの所属コミュニティが各アカウントの意見スタンスに及ぼした影響の有無について、アカウント単位のマクロな視点から考察する。

4.1 意見の同類結合

2.2 節で導入した手法に基づき、個々のアカウントに相当するノードにはワクチンに対する意見が付与されている。そこで、今回確認したすべてのコミュニティにおいて、「ワクチンに関する意見差」を所属コミュニティで比較した。まず、実際にリンクで結ばれたノード間のワクチン意見差を算出し、これをネットワーク構造を保持したまま意見をランダム化した仮想データにおける意見差と比較した。その結果、実際のリンクに基づく意見差のほうが全コミュニティにおいて一貫して小さいことが確認された。このように意見の近いアカウント同士がつながりやすいという傾向は同類結合 (homophily) と呼称され

ている。同類結合は、類似した属性や意見を持つ個人同士が結びつきやすいという社会的傾向を捉えたものであり、政治的立場や価値観など、ワクチンに関する議論に限らず様々な社会的文脈において広く観察される現象である。

ただし同類結合の強さは6つのコミュニティ間で異なっていた。Pet/hobby コミュニティでは、同類結合の程度が最も低く、ワクチンに関する意見が比較的異なる傾向にあった。これは、このコミュニティ内における関係性がワクチンへの賛否よりも趣味嗜好などの別の要因によって形成されていることを示唆している。一方、Anti-vaccine コミュニティでは同類結合の程度が最も高く、反ワクチン見解で強く結びついていた。Anti-vaccine コミュニティにおけるエコーチェンバー的な閉鎖性の高さに関連していると推測される。

4.2 コミュニティの個人意見への影響

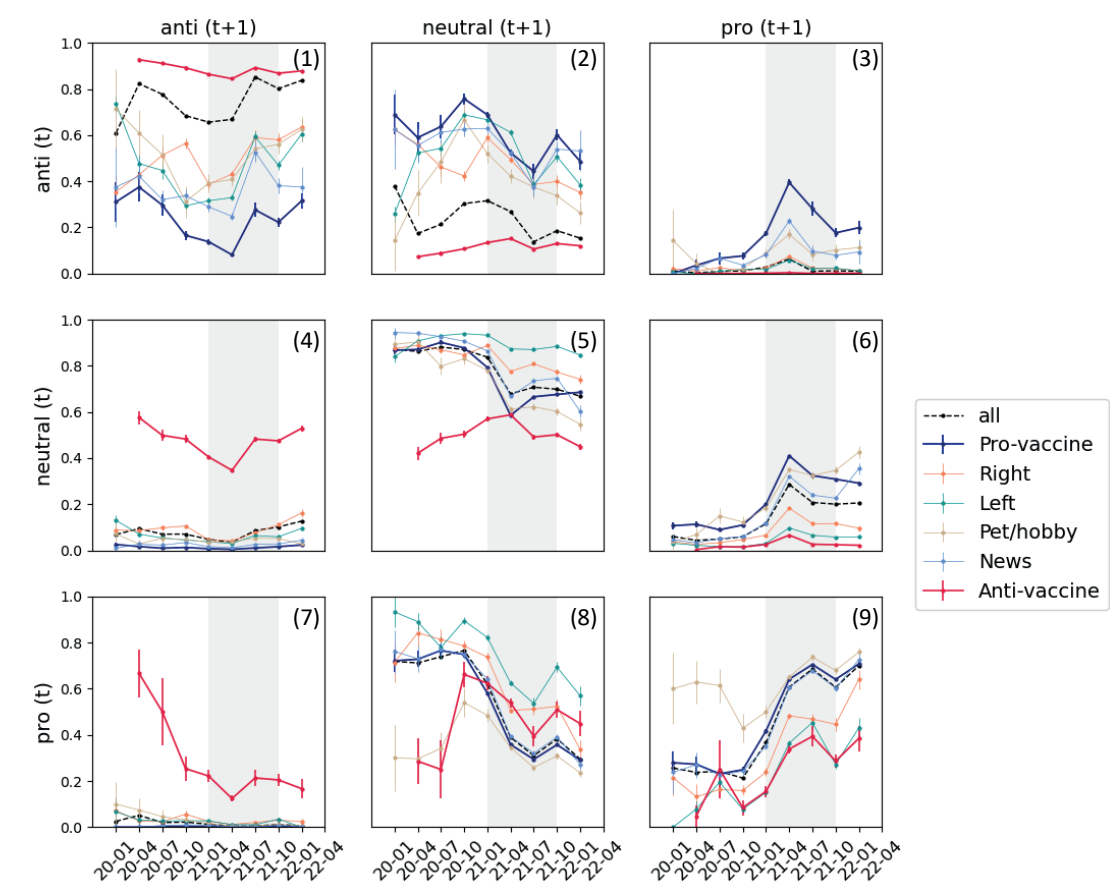
次に、各ノードが属するコミュニティがワクチンに関する意見変容にどのような影響を及ぼしたのかを分析した。あるコミュニティに分類されたアカウントが全て同じ意見を有しているわけではないし、途中で意見が変わることもある。そこで、コミュニティごとに、ある意見を持つアカウントが別の意見に転じる確率、あるいは同じ意見であり続ける確率を算出した。意見の遷移は3×3の9通りがあり、図表4の上段には今期ワクチン反対意見だったアカウントが翌期にどの意見に移るかを、左側から順に、ワクチン反対、中立、賛成で並べている。同様に、中段には中立意見からの遷移、下段には賛成意見からの遷移を示している。例えば、図表4中の(1)は、ワクチン反対意見が翌四半期も反対意見である確率をコミュニティ毎に示している。また、同確率は四半期毎に変化するため時系列的な変化も算出している。同様に、(4)は中立意見が翌期に反対意見に転じる確率を、(6)は中立意見が賛成意見に転じる確率を示している。全体的な傾向として、所属するコミュニティによって意見が変遷する確率に顕著な差異が認められた。

Anti-vaccine コミュニティに属するアカウント群においては、(4)の中立から反対へ、あるいは、(7)の賛成から反対へと意見が転換する確率が、全体平均（凡例破線のall）を大幅に上回った。さらに、一度このコミュニティに属すると反ワクチン的なスタンスを維持し続ける傾向が極めて強く（上段(1)～(3))、その影響力は全フェーズを通じて一貫して安定・持続的であった。

これに対し、Pro-vaccine コミュニティに属するアカウント群においては、(6)の中立から賛成へと意見を変化させる確率が高く、特にフェーズ2に入ってから大きく上昇している。同コミュニティのこうした特徴は、(3)の反対から賛成への転換や、(9)の賛成を維持し続ける確率でも観察されている。同様の傾向はNews コミュニティやPet/hobby コミュニティでも観測され、これらのコミュニティも賛成方向への意見転換を促進する効果を持っていた。一方、Left-wing・Right-wingの政治コミュニティは、いずれの遷移図においても突出した特徴は観察されておらず、個人の意見を特定方向へ転換させる影響は限定的であった。これは、政治コミュニティがワクチンそのものよりも政治的議題を優先する傾向と整合する結果である。

図表4 所属コミュニティが意見変容に与える影響

実線は、あるコミュニティに所属するユーザが翌期に特定の意見へ移行する割合を示す。黒破線は全ユーザの平均。灰色の網掛け部分はフェーズ 2 の期間に対応する。



出所) Wu et al. (2025)のFigure 4 (a)

4.3 ノードの属性と意見変容

最後に、ノード（各アカウント）の持つネットワーク特徴量が意見変容に与える影響について述べる。特にここではノードの出次数に注目する。出次数は他アカウントに情報が転送（リツイート）された数に対応する。自身が発信した情報が多くの人にリツイートされたノードは出次数が高くなる。本研究では出次数 100 以上のノードをインフルエンサー、100 未満のノードを受け手と定義して分析を行った。

まず、出次数が高いインフルエンサーは意見の持続性が高く、変化しにくい傾向にあった。具体的には、インフルエンサーが Anti-vaccine コミュニティに属する場合はワクチン反対の意見を、それ以外のコミュニティに属する場合は中立的意見を、いずれも約 80% という高い確率で維持し続けており、この持続性は全期間を通じて安定していた。一方、出次数が低い受け手側に位置するアカウントほど意見が変化しやすい傾向にあった。また、投稿頻度が低いアカウントほど意見の変動が大きく、意見が安定しにくい傾向が示された。

各コミュニティのインフルエンサーの特性にも差異が認められた。Pro-

vaccine コミュニティのインフルエンサーは医師や政府公式アカウントが中心であり、科学的知見や公式発表を比較的中立的なトーンで発信する傾向にあった。これに対し Anti-vaccine コミュニティのインフルエンサーは、積極的かつ攻撃的な反ワクチンコンテンツを継続的に発信しており、この活動の持続性が Anti-vaccine コミュニティの影響力の安定性に寄与していると考えられる。また、図表3では、Pro-vaccine コミュニティのアカウント減少（他コミュニティへの遷移ではなく自然減）が観察されていた。これについては、同コミュニティのインフルエンサーの投稿数がフェーズ2をピークに急減したことに加え、同一メッセージの繰り返しによるメッセージ疲労（So et al., 2017）が受け手側に生じた可能性や、社会のワクチン対応が進むなかでアテンションそのものが減少したことも考えられる。メッセージ疲労とは、類似したメッセージに繰り返し接触することで感情的反応が低下し、そのメッセージに影響を受けにくくなる心理的現象を指す。

同様の傾向は、2011年の東日本大震災後の放射線に関する Twitter 上のやりとりでも観測されている（Tsubokura et al., 2018）。放射線に関する議論で、科学的根拠に基づいて発信していたインフルエンサーは、事故直後は活発に活動し、感情的・批判的な発信と同程度のリツイートを集めていたものの、その後は活動を減らし、それに伴い急速にリツイート数も減少した。一方、政府や東京電力への批判を感情的に訴えるアカウントは事故後半年以上経っても発信を活発に続け、放射線に関する Twitter の議論の大半を占め続けた。このような現象は、本研究において Pro-vaccine コミュニティの規模がフェーズ2以降に低下していった現象とも整合的であり、正確な情報発信は時間とともに減衰しやすい一方で、感情的・批判的な発信の影響力は持続しやすいという非対称性が SNS コミュニケーションに内在する課題であることを示唆している。

5. おわりに

2011年の東日本大震災における Twitter 上のうわさを対象とした先行研究（Takayasu et al., 2015）では、専門家や公的機関が発信する正確な知見が、誤った情報の拡散を収束させていく力学が示されていた。しかし、現代のデジタル社会が内包する情報構造は、当時と比較してはるかに複雑化しており「権威ある機関が正論を提示すれば、デマが淘汰される」という素朴な見解の有効性と限界が改めて問われている。

その背景の一つとして指摘されるのが、SNS が「アテンション・エコノミー」として機能し（Lorenz-Spreen et al., 2019）、感情を強く喚起するコンテンツほどエンゲージメントを獲得しやすいという構造である（Van Bavel et al., 2021; Vosoughi et al., 2018）。こうした知見は、情報の真偽そのものよりも、情動の喚起度がエンゲージメント上の優位性を生みやすいことを示唆している。そして、この非対称性は、利用者が触れる情報の構成そのものによってさらに増幅されうる。その一つが、利用者が自らの選好や信念に

合致する情報を選択的に求め、共有する傾向（確証バイアス）であり、こうした選択は同質的な集団内での情報循環をさらに強め、閉鎖的な言説空間であるエコーチェンバーを形成する。

それと密接に関連する概念が「フィルターバブル」である。フィルターバブルとは、検索エンジンや SNS の推薦アルゴリズムが、利用者の過去の行動履歴や属性に基づいて、表示する情報を自動的に取捨選択した結果、各利用者が自分好みの情報のみに包まれ、それ以外の情報から隔離されてしまう状態を指す（Pariser, 2011）。エコーチェンバーが利用者自身の選択に由来するのに対し、フィルターバブルはプラットフォーム側のアルゴリズムによる選別という、利用者からは見えにくい受動的な過程を強調する点に特徴がある。両者は相互に作用し、選択的接触によって蓄積された行動データがアルゴリズムの選別をさらに先鋭化させ、それがまた接触する情報を偏らせるという悪循環を生んでいる。

こうした逆境を乗り越えるための新たな可能性も萌芽しつつある（van der Linden, 2023）。その一つが、拡散してしまった誤情報を後から訂正するのではなく、人々があらかじめ誤情報への「抵抗力」を備えておくという発想の転換である。これは、医学における予防接種の考え方を認知の領域へ持ち込んだ「心理的接種理論」に基づくアプローチである。生物学的なワクチンが弱毒化した病原体を体内に取り込ませて抗体を作らせるように、誤情報に用いられる典型的な操作の手口を、弱められたかたちであらかじめ提示し、それがなぜ人を欺くのかをあわせて示すことで、本物の誤情報に接したときにそれを見抜く力を育てるという仕組みである。こうした事前の働きかけは「プレバンキング（pre-bunking）」と呼ばれる。

そして、この考え方を実践の場で体現しつつあるのが、SNS 独自の流儀を高度に習得した「サイエンス・インフルエンサー」の存在である（Clarke, 2026）。彼らの戦略は、誤った情報を後から正すだけにとどまらず、誤情報に接触する前に科学的なリテラシーを付与するプレバンキングを展開している点にある。加えて、日常的なストーリーテリングを通じた親しみやすさの構築や、コメント欄の活性化を促す巧みな仕掛けによってプラットフォームのアルゴリズムをハックし、科学的根拠に基づく情報を広く拡散させることに成功している。

本稿は、冒頭で投げかけた「直接観測できないが確実に存在する何か」という問いに対し、SNS 世論という事例を取り上げた。空気感やつながりが測定方法次第で数値として捉えられたのと同じように、人々の意見の分断やその変容もまた、定義と手法を与えれば構造として可視化できる。本稿で示した手法がその一例であり、膨大なツイートやリツイートの定量分析を通じて見えてきたのは、エコーチェンバーの繭で囲まれた SNS 空間の分断であった。

だが、その分断を生む同じ SNS の仕組みは、誤情報に抗い、正確な情報への共感を広げる発信を通じて科学を広く届ける回路ともなりうる。こうした SNS の両義性は、いま、AI の登場によって一層鮮明になっている。生成 AI は誤情報の生産コストを劇的に下げ、エコーチェンバーをさらに深く閉じる力として働きうる一方、分断の構造そのものを解析し、戦略的な介入点を特定す

る道具ともなりうる。分断は新しいコミュニケーション技術がもたらした不可避の帰結ではなく、その構造を理解し、働きかけることができる現象である。健全な認知と開かれた言説を社会が取り戻せるかどうかは、私たちがこの構造にどう向き合うかにかかっている。

参考文献

- Blondel, V. D., Guillaume, J. L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2008(10), P10008.
- Chen, Z., Wilson, K. A., Jin, Y., Hendrix, W., & Samatova, N. F. (2010). Detecting and tracking community dynamics in evolutionary networks. In *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Data Mining Workshops*, 318-327.
- Clarke, C. (2026). The science influencers going viral on TikTok to fight misinformation. *Nature*, 650(8102), 542-544.
- Cossard, A., De Francisci Morales, G., Kalimeri, K., Mejova, Y., Paolotti, D., & Starnini, M. (2020). Falling into the echo chamber: The Italian vaccination debate on Twitter. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 14, 130-140.
- Fridman, A., Gershon, R., & Gneezy, A. (2021). COVID-19 and vaccine hesitancy: A longitudinal study. *PLOS ONE*, 16(4), e0250123.
- Johnson, N. F., Velásquez, N., Restrepo, N. J., Leahy, R., Gabriel, N., El Oud, S., Zheng, M., Manrique, P., Wuchty, S., & Lupu, Y. (2020). The online competition between pro- and anti-vaccination views. *Nature*, 582(7811), 230-233.
- Lazer, D., Pentland, A., Adamic, L., Aral, S., Barabási, A.-L., Brewer, D., Christakis, N., Contractor, N., Fowler, J., Gutmann, M., Jebara, T., King, G., Macy, M., Roy, D., & Van Alstyne, M. (2009). Computational social science. *Science*, 323(5915), 721-723.
- Lorenz-Spreen, P., Mønsted, B. M., Hövel, P., & Lehmann, S. (2019). Accelerating dynamics of collective attention. *Nature Communications*, 10(1), 1759.
- Menczer, F., Fortunato, S., & Davis, C. A. (2020). *A first course in network science*. Cambridge University Press. (F・メンツァー, S・フォルトゥナート, C・A・デービス『ネットワーク科学入門: Python で学ぶデータ分析とモデリング』笹原和俊監訳 丸善出版 2023 年)
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble : What the internet's hiding from you*. Penguin Press. (イーライ・パリサー『フィルターバブル: インターネットが隠していること』井口耕二訳 早川書房 2016 年)
- Peixoto, T. P. (2023). *Descriptive vs. inferential community detection in networks: Pitfalls, myths and half-truths*. Cambridge University Press.
- Salganik, M. J. (2017). *Bit by bit : Social research in the digital age*. Princeton University Press. (マシュー・J・サルガニック『ビット・バイ・ビット: デジタル社会調査入門』瀧川裕貴・常松淳・阪本拓人・大林真也訳 有斐閣 2019 年)
- Sano, Y., Takayasu, H., Havlin, S., & Takayasu, M. (2019). Identifying long-term periodic cycles and memories of collective emotion in online social media. *PLOS ONE*, 14(3), e0213843.
- So, J., Kim, S., & Cohen, H. (2017). Message fatigue: Conceptual definition, operationalization, and correlates. *Communication Monographs*, 84(1), 5-29.
- Takayasu, M., Sato, K., Sano, Y., Yamada, K., Miura, W., & Takayasu, H. (2015). Rumor diffusion and convergence during the 3.11 earthquake: A Twitter case study. *PLOS ONE*, 10(4), e0121443.

- Tsubokura, M., Onoue, Y., Torii, H. A., Suda, S., Mori, K., Nishikawa, Y., Ozaki, A., & Uno, K. (2018). Twitter use in scientific communication revealed by visualization of information spreading by influencers within half a year after the Fukushima Daiichi nuclear power plant accident. *PLOS ONE*, 13(9), e0203594.
- Van Bavel, J. J., Rathje, S., Harris, E., Robertson, C., & Sternisko, A. (2021). How social media shapes polarization. *Trends in Cognitive Sciences*, 25(11), 913-916.
- van der Linden, S. (2023). *Foolproof: Why we fail for misinformation and how to build immunity*. Fourth Estate. (サンダー・ヴァン・ダー・リンデン『フェイクニュースの免疫学：信じたくなる心理と虚偽の構造』笹原和俊監訳 松井信彦訳 みすず書房 2026 年)
- Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*, 359(6380), 1146-1151.
- Wu, Q., Sano, Y., Takayasu, H., Havlin, S., & Takayasu, M. (2025). Twitter communities are associated with changing user's opinion towards COVID-19 vaccine in Japan. *Scientific Reports*, 15(1), 11716.
- Zhao, Z., Zhao, J., Sano, Y., Levy, O., Takayasu, H., Takayasu, M., Li, D., & Havlin, S. (2020). Fake news propagate differently from real news even at early stages of spreading. *EPJ Data Science*, 9, 7.