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

大前　拓巳[†]　　豊田　正史[††]　　張　　翔[†]

† 東京大学大学院情報理工学系研究科　〒 113–8656 東京都文京区本郷 7-3-1
†† 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: †, ††{taktak, toyoda, cs}@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし　マイクロブログ等のソーシャルメディアを用いた政治的分極化の分析により，保守派・革新派間でのネットワークの分断や，自身の意見と近い情報のみを選択して閲覧・発信するエコーチェンバーの存在が示唆されている．政治的分極化が起きているトピックにおけるユーザの振る舞いを理解するためには，派閥に属する partisan ユーザや 2 つの派閥を仲介するユーザの挙動を分析することが重要であり，様々な研究が行われている．Twitter などの情報拡散が容易なソーシャルメディアでは，投稿者の同意なく投稿が他の派閥へ拡散できる点で，両派を仲介するユーザでも拡散の主体か客体かによってネットワーク上での振る舞いやその政治思想が異なることが予想される．しかしながら，こうした情報拡散の受動性・能動性による政治的分極化の違いは明らかになっていない．本稿では Twitter 上で 2015 年以降に日本で発生した 10 トピックに言及したユーザを対象に，支持政党に基づく政治的分極化スコアを用いた分析を行う．まず政治的なトピックに関する情報拡散グラフをクラスタリングしたときに，各クラスタが保守派と革新派とに対応することを示す．その後，2 つのクラスタにまたがるエッジを持ったブリッジユーザを，情報拡散の能動性・受動性の特徴から新たに 3 つに類型化し，結果としてそれら 3 つの役割と partisan ユーザとの間で政治的分極化の度合いが異なることを明らかにする．

1　はじめに

社会における意見の対立は，政治のように人々の暮らしに関わるトピックからスポーツといった娯楽のトピックまで多岐にわたっている．意見の対立に伴い異なる意見ごとに派閥が形成されるが，特に個人の意見が極端になってしまい，中庸な人が少なくなる場合を指して分極化と呼ぶ [1]．分極化を観測するためには個人の意見を定量的に測る必要があるため，従来では世論調査などを行う必要があったが，現在では Twitter などのソーシャルメディアの普及により，その上で表明された意見を定量化して分極化を観測することが可能になった．

ソーシャルメディア上の政治的分極化がもたらす諸現象については，その影響も含めて多くの研究があり，例えば保守革新間でのネットワークの分断 [2] やエコーチェンバーの存在 [3,4] が示唆されている．エコーチェンバーとは，ある人が得る情報がその人と同じ立場のものばかりになってしまう状況のことを指す [3]．周囲の情報が自身と同質化すると，内部の思想が強化されるだけでなく，対立する情報に触れても都合良く解釈しやすくなる可能性がある [5]．このような政治思想に基づく選択的接触は，より政治的な議論を誘発する可能性もあれば，逆に大衆を分断し，他者に不寛容な社会に繋がる可能性もある [6]．政治的分極化が起きているトピック上でのユーザの振る舞いを理解するためには，派閥に属する partisan ユーザや 2 つの派閥を仲介するユーザの挙動の分析が重要であり，これらの挙動に伴う諸現象の理解に向けた研究が行われている [3,7,8]．

Twitter などの情報拡散が容易なソーシャルメディアでは，投稿者の同意なく投稿が他の派閥へ拡散できる点で，両派を仲介するユーザでも拡散の主体か客体かによってネットワーク上での振る舞いやその政治思想が異なることが予想される．しかし，こうした情報拡散の受動性・能動性による政治的分極化の違いは明らかになっていない．例えば分断したネットワーク上のあるユーザ x が，他方の派閥のユーザ y の投稿を拡散するような行動を考えたとき，x と y はともに分断したネットワークを繋ぐ仲介者だと言えるが，拡散の主体はあくまで x であり，y は受動的に自身の意見を対立するコミュニティへ伝播させたに過ぎない．このように，情報の拡散は投稿主の意思にかかわらず受け手の意思によって為されるという非対称な関係を考慮すると，こうした行動の受動性・能動性がユーザの政治的分極化の度合いと関係があることが予想される．

そこで本稿では，我々が提案する政治的分極化スコアを用いて，情報拡散の主体性・客体性に着目したユーザの類型化と分析を行う．具体的にはまず，Twitter 上で政治的分極化が起きたトピックについて，ユーザ間の情報伝播を表す有向グラフ (ユーザインタラクショングラフ) と，ユーザが過去にどの政党を支持したかという情報から定義した政治的分極化スコアを作成する (3 節)．その後，グラフクラスタリングによって分割された各クラスタ内のユーザの支持派閥の分布を，政治的分極化スコアを用いて確認することで，保守派のユーザの分極化と革新派のユーザの分極化の度合いに差があることを示す (4 節)．その後，対立するクラスタの投稿を共有したか・対立するクラ

スタに共有されるような投稿をしたかの有無に基づいてクラスタを仲介するブリッジユーザの役割を細かく分類し，役割ごとの比較分析を行う (5 節)．その結果，ブリッジユーザの中でも能動的に対立するコミュニティの意見を拡散するユーザの方が，受動的に自身の意見を拡散されるだけのユーザに比べて分極化の度合いが低く，両方に該当するユーザが最も分極化の度合いが弱いことを確認する．

2 関連研究

ソーシャルメディア上の政治的分極化およびエコーチェンバーに関する研究は Twitter や Reddit の普及に伴って 2010 年ごろから行われており [4,9–11]，近年では 2 つの派閥を仲介するユーザについての分析がなされている．しかしながら，ユーザ間の交流を表す有向グラフのクラスタを政治的な派閥に見立てたときに，両派閥を仲介するようなユーザがどのような特徴を持つかはまだ明らかになっていない．

Kumar ら [12] は Reddit 上の派閥間の対立を分析し，ごく小数のユーザによって大部分の対立が引き起こされるだけでなく，こうした対立が長期的には攻撃された派閥内のアクティビティの低下に繋がることを示した．また An ら [7] は 2016 年の米大統領選に関する Reddit 上での議論に注目し，政治的に単一の思想で集まったユーザ間の会話と，政治的に対立するユーザ間の会話との比較分析をすることで，対立する思想のユーザとの会話時に文体が変化することを示した．Garimella ら [3] は，Twitter 上のフォロー関係を介してユーザが入手し発信する政治情報の偏りをそれぞれ定量化することで，政治的に分極化した partisan と両極の意見を中立的に発信する bipartisan を定義し，これらの比較分析を行った．

これらの研究のうち，Reddit を用いた研究 [7,12] は派閥間の直接的なメンションを行うユーザを分析対象としているため，本研究が対象としている，情報拡散行為に携わるブリッジユーザは分析されていない．また Garimella ら [3] の研究と著者らの研究とは，何を以って派閥を仲介するユーザと見なしているかが異なる．Garimella らはフォロー関係を介して入ってくる情報に政治的な偏りがないユーザを，派閥を仲介する中立なユーザとして定義している．しかし本研究ではグラフクラスタリングによって定義された各クラスタを政治的な派閥と見なし，ユーザグラフ全体の中で最も繋がりが疎になっている箇所に存在するユーザをブリッジユーザと定義することにより，グラフ構造上のブリッジユーザの政治的偏りを分析することを可能とした．

また，分極化を緩和するための理論的なネットワーク研究も行われている．Garimella ら [13] は 2 つに分断したネットワークに対して，分断の度合いを最も減らすようなエッジを見つけるアルゴリズムを提案した．また Musco ら [8] は分極化したグラフに対して最適にエッジを追加することで，ユーザ間の直接的な摩擦を抑えつつ極化を緩和できることを示した．しかしながら，こうした研究はどんな思想のユーザ同士であってもエッジを繋ぎ変えることができるという理想的な状況のもとブリッジユーザを作ることが想定されており，現実のネットワークへの適用はまだ難しい．

マイクロブログ上で実際にユーザに対する対立する意見の推薦を行うことでコミュニティ同士を繋ぎ，分極化の緩和を目指した社会実験も行われている．Bail ら [14] は Twitter 上のユーザに対してアンケートを行うことで個々人の政治的態度を特定したあと，Twitter の bot を用いて対立する意見の情報推薦を 1 ヶ月間行った．その結果，対立する意見の推薦によってかえって自らの政治的態度が強まってしまうことを示した．また Gillani ら [15] は，実験参加者が入手する政治的情報の偏りについて自省を促すことで，その後の政治的情報の取得に多様性が生まれるかどうかを実験した．その結果，自省を促してから 1 週間後は多様性が増したものの，その後再び偏りが生まれてしまうことが示された．このように，ブリッジユーザを増やすという方向性での社会実験は政治的分極化の解消に向けて未だ有効性を示せていない．

3 政治的分極化データセットの構築

我々は，Twitter における政治的分極化を分析することを目的として，複数のトピックに関するツイート，ユーザ間交流，およびユーザの支持政党などの情報を統合したデータセットを構築した．具体的には，政治的に分極化したトピックに関するツイートの収集と，ユーザ間の情報伝播を表す有向グラフ（ユーザインタラクショングラフ）の構築，およびユーザの支持派閥を定量化した政治的分極化スコアの算出を行った．

3.1 政治的分極化トピックの収集

政治的分極化が起きるトピックについて分析を行うための投稿の収集には，著者らの研究室において 2011 年 3 月より継続的に収集している Twitter のデータセットを用いた．本データセットは，150 万人程度の公開ユーザからタイムラインを継続的に収集したものである．収集対象のユーザは，2011 年 3 月に 30 名程度の著名な日本人ユーザを選択し，それらのユーザに対してメンションやリツイートを行ったユーザをさらに収集対象として順次拡大していったものである．このツイート集合から，人手で収集した複数のキーワードを用いて政治的な分極化が起きていると考えられるトピックに関するツイートの抽出を行った．トピックの選定は時事ドットコムが公開している 10 大ニュース[1]を参考に著者が決定し，Google トレンド[2]の検索結果に基づいて収集期間およびキーワードを手動で定めた．実際に収集したトピック・期間・ツイートの総数を表 1 に示す．

3.2 ユーザインタラクショングラフの構築

トピックごとに得られたツイート集合の中から，リツイートと引用リツイートの情報に基づいてユーザ間の情報伝播を表す有向グラフ（ユーザインタラクショングラフ）G を構築した．あるユーザ x のツイートを別のユーザ y がリツイートまたは引

1：https://www.jiji.com/jc/graphics?p=ve_soc_general-10bignews2018
2：https://trends.google.co.jp/trends/

表 1: 収集したトピック・期間・ツイート数.

トピック	期間	ツイート数
ゴーン逮捕	2018/11〜2018/12	199,733
日大タックル	2018/05〜2018/06	555,663
森友学園	2017/02〜2017/03	2,471,253
朝鮮非核化	2018/04〜2018/07	530,740
米大統領選	2016/10〜2016/11	710,557
衆院選	2017/09〜2017/10	4,844,695
イスラム国	2015/01〜2015/03	1,063,900
辺野古移設	2018/12〜2019/03	1,772,413
欧州難民危機	2015/08〜2015/11	49,519
貴乃花部屋	2017/11〜2018/03	70,774

用リツイートしたとき，x から y の向きにエッジを張ることによって G は構築される．このとき G 上のエッジは，ユーザ間の情報伝播の経路と方向とを表していると見なせる．

さらにグラフとしての分断の分析を行うため，与えられたユーザインタラクショングラフに対してクラスタリングアルゴリズム (METIS [16]) を用いて 2 つに分割し，一方のクラスタから他方のクラスタへ向かうエッジの始点および終点のノードをブリッジユーザと定義した．グラフクラスタリングを実施した結果を可視化したものを図 1 に示す．

3.3 政治的分極化スコアの算出方法

ユーザの支持派閥を定量化するために政治的分極化スコアを定義する．政治的分極化スコアの算出方法は大きく分けてフォローグラフの情報を用いるもの [4] やユーザの発信内容・行動履歴を用いるもの [3] がある．今回は Twitter 上の政治家のアカウントを使用し，ユーザが過去にどの政治家アカウントに何回反応 (メンション・リツイート・引用リツイート) したかを算出し，-1 から 1 の実数になるよう正規化した政治的分極化スコアを算出することで，あるユーザのマイクロブログ上での支持派閥が保守寄りか革新寄りかを定量化する．以下では，政治家アカウントの収集方法と，各政治家に対する保守政党・革新政党の注釈付け，スコアの算出方法を述べる．

あるユーザの政治的分極化スコアは，トピックの収集期間から遡って 1 年の間に，そのユーザが日本の政治家アカウントリストに対して何回メンション・リツイート・引用リツイートを行ったかをカウントすることによって算出する．更に，反応した政治家の所属政党が保守政党の場合は正のカウントを，革新政党の場合は負のカウントを行う．こうした処理を行うためには以下の情報が必要である．

- 日本の政治家の Twitter アカウントリスト
- 各政治家の所属政党
- 各政党が保守派か革新派かの情報

これらの情報を得るため，以下の手続きに則ってアカウントの収集と，所属政党に応じた保守・革新の注釈付けを行った．

- meyou.jp[3]（著名人の Twitter ユーザアカウントを収集し芸能人や政治家などに分類したサイト）から政党別に政治家アカウントを取得する
- 一定期間内に出現する全ユーザを対象に．政党別言及回数のユーザベクトルを作成する
- 得られたベクトル集合に対して k-means 法を実施することで保守・革新の 2 つにクラスタリングする
- クラスタリング結果を元に政党ごとの保守・革新の注釈付けを行う
- 各トピックの直前 1 年を対象に，ユーザの政治的分極化スコアを算出する

3 : https://meyou.jp/

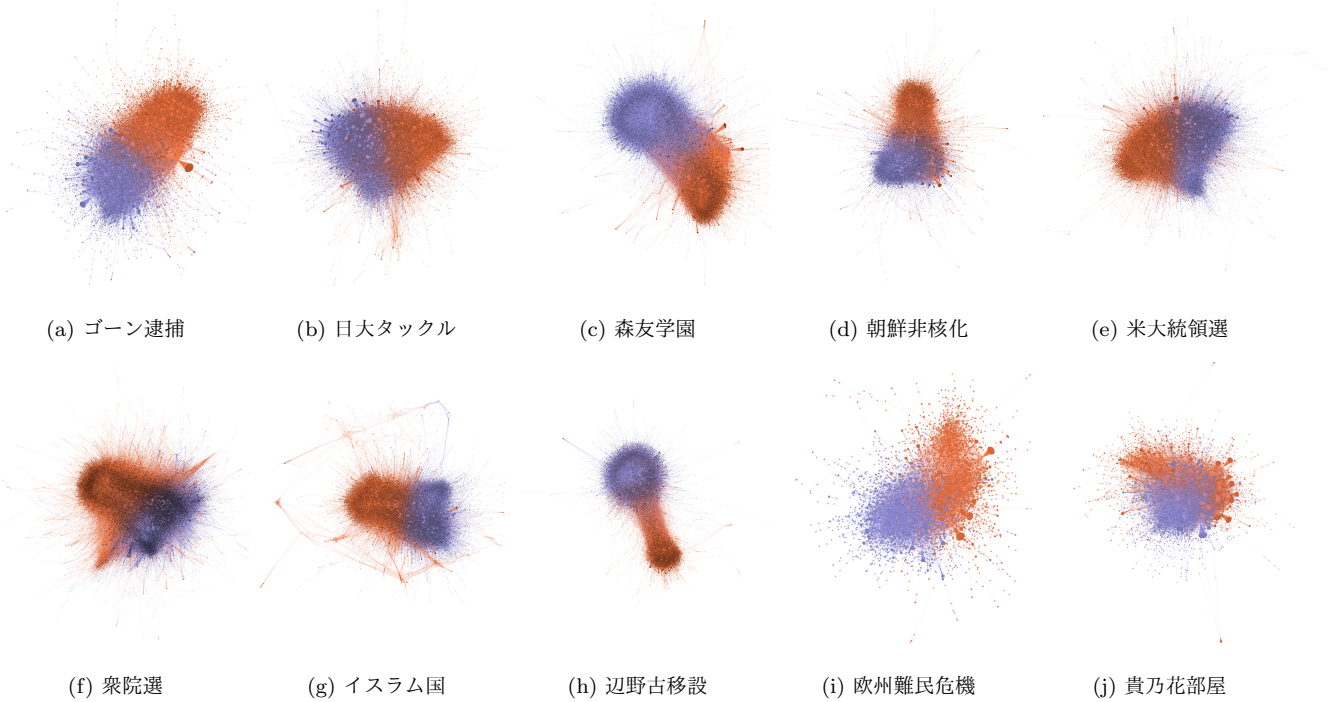
表 2: あるクラスタに分類されたユーザひとりあたりにつき 1 年間での平均政党反応回数.

政党	クラスタ 0	クラスタ 1
自民党	7	65
自由党	40	0
幸福実現党	0	0
公明党	2	2
共産党	54	2
民進党	66	7
無所属	12	1
日本維新の会	4	37
日本のこころを大切にする党	1	10
大阪維新の会	1	11
立憲民主党	15	0
社会民主党	11	0

meyou.jp は Twitter 上の著名なアカウントを分野別にまとめたサービスであり，その中にある「『政治家・議員』の Twitter アカウントまとめ一覧」ページをスクレイピングすることによって所属政党の情報がついた政治家アカウントリストを収集した．スクレイピングは 2020 年 1 月 14 日に行った．トピックごとに収集期間が異なる都合上，あるトピックに関する政治的分極化スコアの算出時点では存在しない政党もいくつかあったが，今回はある政治家が保守寄りであるか革新寄りであるかが判別できれば良いため，分析に支障は出ないと判断した．

その後，政党ごとに保守政党か革新政党かの注釈をつけるため，予備実験として 2018 年のツイートに含まれる全ユーザに対して政党別反応回数 (メンション・リツイート・引用リツイート) のベクトルを作成し，総和が 1 になるよう正規化を行った後，累計 10 回以上反応したユーザベクトルを対象に，k-means 法によって革新政党に反応しやすいユーザ群と保守政党に反応しやすいユーザ群との 2 つのクラスタに分割した．1 回でも政治家に言及したユーザは全部で 93,579 人いたが，このフィルタリングの結果，最終的に 17,259 人のユーザベクトルが得られた．

k-means 法の結果，9208 人からなるクラスタ 0 と 8051 人からなるクラスタ 1 が得られた．表 2 は，各クラスタのユーザが，2018 年の間にひとりあたり平均何回政治家に反応するかを政党別にまとめた結果である．例えばクラスタ 0 のユーザは 1 人あたり平均 66 回民進党の議員に対して反応している．ク



(a) ゴーン逮捕　(b) 日大タックル　(c) 森友学園　(d) 朝鮮非核化　(e) 米大統領選

(f) 衆院選　(g) イスラム国　(h) 辺野古移設　(i) 欧州難民危機　(j) 貴乃花部屋

図 1: 収集したトピックごとのインタラクショングラフとそのクラスタリング結果.

ラスタ 0 のユーザは他に共産党や自由党への言及が多いことから，革新政党に反応しやすいユーザ群だと考えられる．それに対してクラスタ 1 では自民党や日本維新の会への言及が多く，保守政党に反応しやすいユーザ群だと考えられる．表 2 の結果から，最終的に自民党・公明党・日本維新の会・日本の心・大阪維新の会の 5 政党を保守政党と定義し，これらの政党に対しては 1 回の反応につき +1 のスコアを，残りの政党は革新政党と定義して −1 のスコアをつけることとした．

以上の情報に基づいて各ユーザの政治家アカウント言及回数を集計し，最後に言及の総数で正規化することで，ユーザ x の政治的分極化スコアが −1 から 1 の範囲の実数で定義される．−1 に近いほど革新寄りの思想であり，1 に近いほど保守寄りの思想であると見なすことができる．以上の内容を定式化すると，x の政治的分極化スコア $\mathrm{Polarity}_x$ は，$N_{\mathrm{conservative}}$ を保守政党への反応回数，N_{liberal} を革新政党への反応回数として，

$$\mathrm{Polarity}_x = \frac{N_{\mathrm{conservative}} - N_{\mathrm{liberal}}}{N_{\mathrm{conservative}} + N_{\mathrm{liberal}}} \tag{1}$$

で表される．ただし，今回は期間内で計 10 回以上の反応が観察できたユーザのみに政治的分極化スコアを付与した．

4 ユーザ間交流の分断と政治的分極化スコアに基づく政治的分極化の評価

3 節で収集したトピックで政治的分極化が起きているかどうかを確認する手法としては，主としてクラスタリングされたユーザインタラクショングラフの分断度の評価 [17,18] と，ユーザの政治思想が二極化しているかどうかの評価 [2,4] の 2 つの手法が考えられる．本稿では，政治思想上対立するコミュニティを仲介するブリッジユーザを分析することを目的として，両者を組み合わせた分析を行う．まず，3 節で 2 つに分割したクラスタの分断度を RWC [17] によって定量的に評価する．その後，政治的分極化スコアの分布に現れる二極がグラフ上のクラスタと対応関係があることを確認することによって，トピックごとの政治的分極化の状況を分析する．

4.1 ユーザインタラクショングラフの分断度の評価

収集したトピックで政治的分極化が起きていることを確認するために，まずグラフの分断度の指標である Random Walk Controversy (RWC) [17] を用いてユーザインタラクショングラフの分断度の評価を行った．RWC は，クラスタリングされたグループを横断するようなランダムウォークと横断しないランダムウォークの割合の差を計算することによって算出される指標であり，値が 1 に近いほどグラフが分断しているとされる．Garimella ら [17] は，分極化が起きているとされる Brazil soccer トピックでは RWC が 0.67，起きていないとされる Facebook university トピックでは 0.35 となることを実験で確認した．最終的に得られた，各トピックのユーザインタラクショングラフのノード数，エッジ数，政治的分極化スコアが付与されたユーザ数，RWC スコアを表 3 に示す．いずれのトピックも高い RWC を示したことから，収集したトピックは全てグラフの分断が起きていると考えられる．また森友学園問題や朝鮮非核化など，政治性が高いと考えられるものが高い RWC 値を示している．ゴーン逮捕のトピックが高い RWC 値を持つ点は興味深いが，実際にツイートを確認すると，日本の司法制度と関連して論じたツイートが多く，政治性の高さが確認できた．

表 3: トピックごとのノード数・エッジ数・政治的分極化スコアが付与されたユーザ数・RWC 値.

トピック	ノード数	エッジ数	スコア付与ユーザ数	RWC
森友学園	71,314	1,147,304	13,988	0.82
朝鮮非核化	51,281	279,735	16,875	0.79
ゴーン逮捕	38,620	132,758	15,475	0.79
辺野古移設	59,156	804,027	19,408	0.75
欧州難民危機	12,701	26,996	5,009	0.72
米大統領選	88,318	417,998	12,661	0.68
衆院選	188,025	2,406,407	16,620	0.64
日大タックル	79,364	393,140	16,864	0.64
イスラム国	86,674	583,701	10,202	0.59
貴乃花部屋	22,205	49,378	8,016	0.63

表 4: 革新クラスタと保守クラスタそれぞれの政治的分極化スコア分布のエントロピーとその差.

トピック	革新クラスタ	保守クラスタ	差
朝鮮非核化	2.45	4.02	1.57
森友学園	2.77	4.17	1.40
米大統領選	2.82	4.22	1.40
欧州難民危機	2.78	4.12	1.34
衆院選	2.71	4.01	1.30
日大タックル	2.90	4.09	1.18
辺野古移設	2.76	3.84	1.09
イスラム国	3.18	4.02	0.83
ゴーン逮捕	3.22	4.02	0.83
貴乃花部屋	3.83	3.99	0.16

4.2 ユーザインタラクショングラフにおける極化スコア分布のクラスタ別分析

各トピックで政治的分極化がどのように起きているかを分析するため，3 節で作成したユーザインタラクショングラフ上の各クラスタで，政治的分極化スコアがどのように分布しているかを確認する．図 2 は，各トピックの各クラスタに存在するユーザの政治的分極化スコアの分布を表している．これを見ると，貴乃花部屋問題を除いたすべてのトピックにおいて，ユーザインタラクショングラフの情報のみに基づいて分割した 2 つのクラスタが，革新クラスタと保守クラスタに対応していることが確認できる．

また，分布の概形から保守クラスタは革新クラスタに比べて政治的分極化スコアの分布の裾が広いため，これを定量的に確認することを目的として，クラスタごとの分極化スコア分布のエントロピーを算出した．分極化の度合いが大きい分布ほどエントロピーは小さくなると言える．革新クラスタと保守クラスタのエントロピーおよびその差を表 4 に示す．この表から，全てのトピックにおいて革新クラスタより保守クラスタのエントロピーが高く，その差も「貴乃花部屋」のトピックを除いて高い値を示している．図 2 と表 4 の結果から，「貴乃花部屋」のトピックについては政治的分極化が起きていないと判断し，以降の分析では除外して扱う．

また，エントロピーの差をトピック別に見ると，朝鮮非核化や米大統領選といった国際的な問題ほど差が大きくなっている．革新クラスタでの分極化の度合いが大きく，かつ保守クラスタでの分極化の度合いが小さいほどエントロピーの差は大きくなることから，革新クラスタでは分極化の度合いが大きいユーザが国際的な問題に高い興味関心を示していると考えられる．

更に，こうした保守・革新のエントロピーの差が有意であることを確認するため，保守クラスタのエントロピーと革新クラスタのエントロピーの平均値の差について $p < 0.001$ の有意水準で t 検定を行ったところ，その結果帰無仮説は棄却された．

驚くべきことに，ここで示した日本の保守・革新の政治的分極化スコアの分布傾向は，アメリカのそれと類似する結果になっている．明示的には論じられていないものの，Garimella ら [3] はフォロー関係の情報からアメリカの Twitter ユーザが保守寄りであるか革新寄りであるかを推定する手法 [4] を用いてユーザの政治思想を分類した後，保守・革新ユーザがそれぞれどの程度政治的に偏った情報を発信しているかについて分析を行ったが，その結果においても保守ユーザは革新ユーザに比べて発信する情報の政治的偏りの度合いが弱いことが確認できる．日米の政治状況の違いにかかわらず類似性が観測されたことは興味深い．

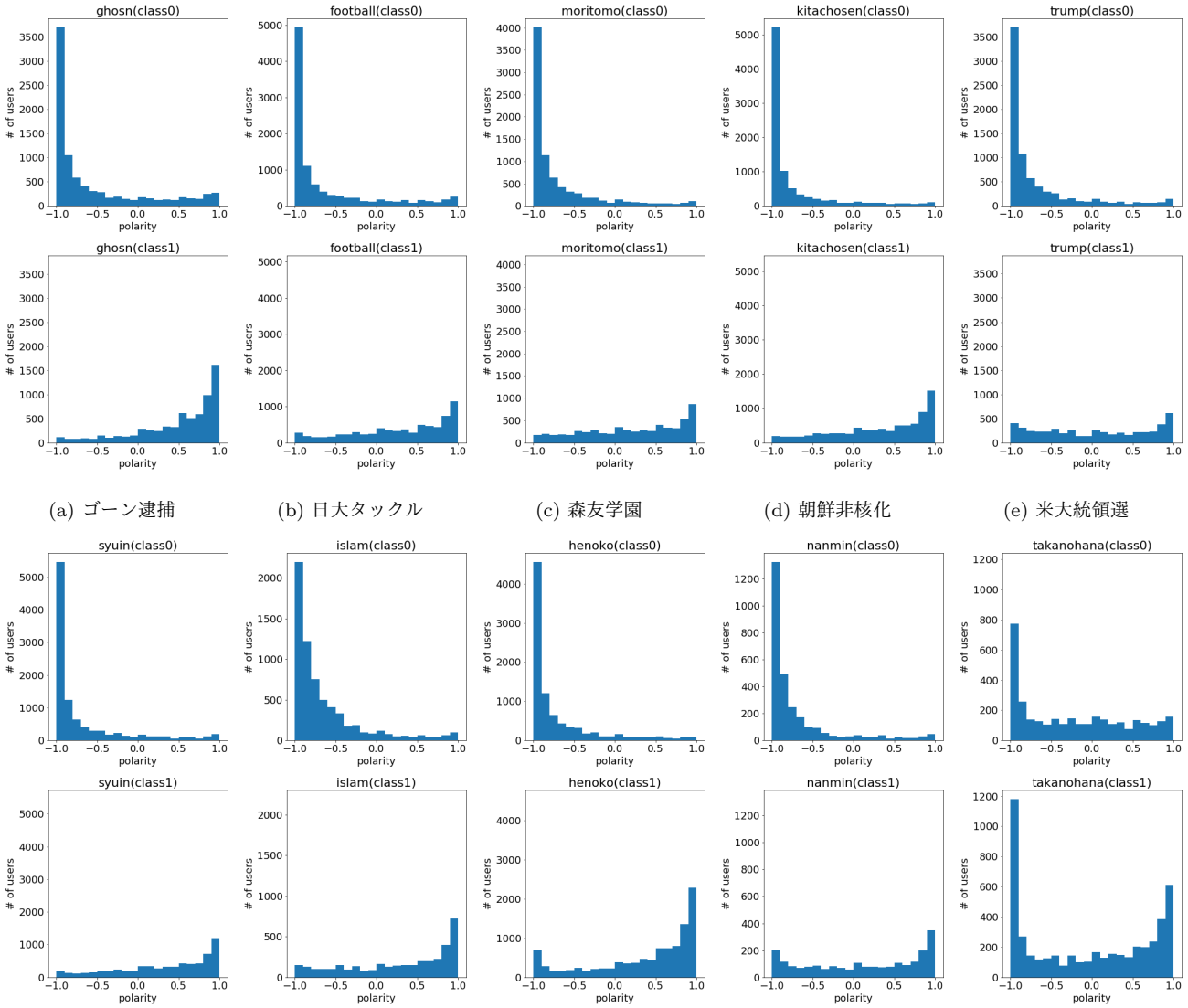
5 情報拡散行為に基づくブリッジユーザの類型化

本節では，ブリッジユーザの能動性・受動性と政治的分極化との関係を調べるため，ユーザインタラクショングラフのエッジの向きとクラスタリングラベルとを用いて，対立するクラスタの投稿をリツイートしたか・対立するクラスタにリツイートされるような投稿をしたかに基づいて情報拡散行為を区別する．それに基づいてブリッジユーザの役割を 3 つに類型化した後，4 節のように，政治的分極化スコアの比較分析を役割別に行う．

3 節で定義したユーザインタラクショングラフ上のブリッジユーザは，クラスタ間の対立するクラスタの投稿をリツイートしたときに自身へ向かうエッジを持ち，逆に自身の投稿が対立するクラスタのユーザにリツイートされたときに自身から出ていくクラスタ間のエッジを持つ．このとき，前者は能動的に対立する相手の意見を拡散する行為であるが，後者は相手によって受動的に自らの意見が拡散される行為である．こうした能動的・受動的行為の差から，ブリッジユーザの役割は以下の 3 つに類型化できる．

active-disseminator　対立クラスタから入るエッジのみ持つ
passive-disseminator　対立クラスタへ出るエッジのみ持つ
bi-disseminator　双方向のエッジを持つ

類型化の模式図を 3 に示す．このとき，active-disseminator は対立派閥の意見を受容するユーザ，passive-disseminator は対立コミュニティに受容されるような意見を発信するユーザ，bi-disseminator は双方の特徴を持つユーザと見なすことができる．この 3 つの役割に加え，ブリッジではないユーザを partisan と定義することによって，グラフ上の全てのユーザを各クラスタごとに 4 つの役割のいずれかに分類することができる．表 5



(a) ゴーン逮捕　(b) 日大タックル　(c) 森友学園　(d) 朝鮮非核化　(e) 米大統領選

(f) 衆院選　(g) イスラム国　(h) 辺野古移設　(i) 欧州難民危機　(j) 貴乃花部屋

図 2: トピックごとの各クラスタにおける極化スコアの分布．上段は革新クラスタ，下段は保守クラスタに対応する．

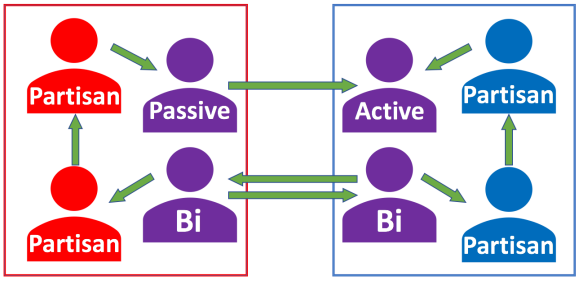
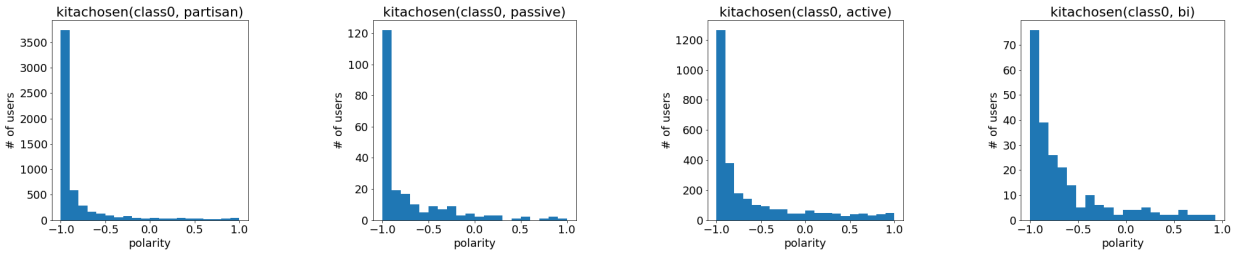


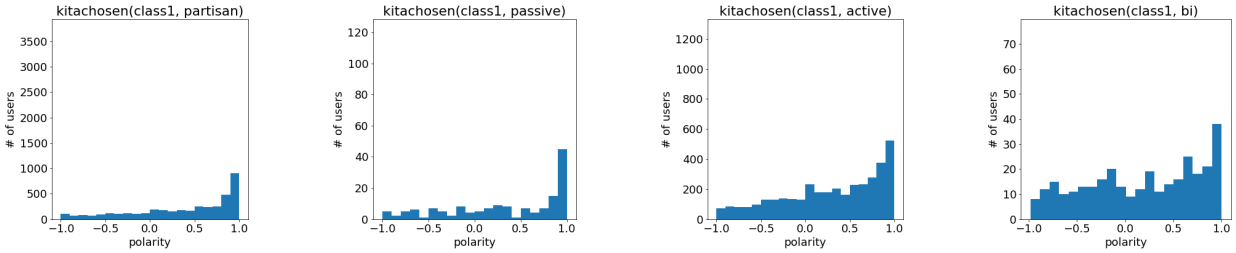
図 3: ブリッジユーザおよび各役割の模式図．赤と青の枠で囲まれたノード群がそれぞれのクラスタを表しており，紫のノードがブリッジユーザ，その他のノードが partisan である．ブリッジユーザのうち，エッジの向きに応じて active-disseminator と passive-disseminator が定義され，双方向のエッジを持つブリッジユーザのみ bi-disseminator と定義される．

では，各役割にどの程度のユーザ数が存在しているかをトピックごとに示した．なお表中の括弧内ではそのうち何人に極化スコアが付与されているかを示している．active-disseminator と passive-disseminator の比率はトピックによって違いがあるものの，共通の特徴として passive-disseminator や bi-disseminator の人数が active-disseminator に比べて少ないことが挙げられる．このことは，一部のユーザの投稿が，対立するクラスタ内の多数のユーザによって受容されるという情報共有の非対称性を表していると考えられる．

次に，能動的なブリッジユーザであるほど派閥間において分極化の度合いが低いという仮説を検証するため，図 2 で見た各クラスタの政治的分極化スコアの分布を役割別に抽出し，比較を行う．図 4 では例として朝鮮非核化についての役割別極化スコアの分布を示す．この分布と図 2(d) の分布とを比較すると，bi-disseminator はクラスタ全体と比べ，中庸寄りのユーザが多く分布していることが保守・革新双方のクラスタで観察できる．また，active-disseminator と passive-disseminator とを比較す



(a) 革新・partisan　(b) 革新・passive-disseminator　(c) 革新・active-disseminator　(d) 革新・bi-disseminator



(e) 保守・partisan　(f) 保守・passive-disseminator　(g) 保守・active-disseminator　(h) 保守・bi-disseminator

図 4: 朝鮮非核化トピックにおける，役割ごとの極化スコアの分布.

表 5: 各トピックの役割別人数と極化スコアが付与された人数.

トピック	クラスタ	#partisan	#passive	#active	#bi
朝鮮非核化	革新	18,478 (5546)	873 (220)	5218 (2820)	356 (234)
	保守	19,012 (3927)	754 (153)	6139 (3661)	451 (314)
森友学園	革新	26,306 (3788)	2140 (423)	6167 (3032)	1147 (838)
	保守	26,349 (2267)	1663 (204)	6628 (2752)	914 (684)
米大統領選	革新	27,302 (3653)	2176 (242)	12,374 (3205)	985 (479)
	保守	31,507 (1517)	1811 (138)	11,018 (2909)	1145 (518)
欧州難民危機	革新	5270 (2171)	232 (55)	904 (579)	67 (38)
	保守	4983 (1501)	180 (43)	998 (582)	67 (40)
衆院選	革新	52,896 (1821)	8369 (371)	25,649 (5813)	4356(2178)
	保守	68,010 (711)	5462 (156)	19,741 (3733)	3542(1837)
日大タックル	革新	23,467 (4456)	2063 (275)	12,447 (4603)	850 (458)
	保守	25,052 (2185)	1483 (139)	13,226 (4334)	776 (414)
辺野古移設	革新	21,251 (3332)	2211 (300)	5102 (3747)	1877(1593)
	保守	20,481 (6076)	1565 (134)	5699 (3501)	970 (725)
イスラム国	革新	27,434 (2575)	2526 (308)	10,792 (3048)	1295 (677)
	保守	31,590 (904)	2125 (130)	9513 (1910)	1399 (650)
ゴーン逮捕	革新	13,965 (5836)	596 (193)	3998 (2501)	179 (136)
	保守	15,859 (4389)	529 (126)	3294 (2147)	200 (147)

表 6: 役割別エントロピー.

トピック	クラスタ	partisan	passive	active	bi
朝鮮非核化	革新	2.01	2.57	3.08	**3.28**
	保守	3.89	3.71	4.11	**4.21**
森友学園	革新	2.28	2.58	3.10	**3.43**
	保守	4.07	4.02	**4.18**	**4.18**
米大統領選	革新	2.18	3.26	2.91	**3.64**
	保守	3.98	4.27	3.81	**4.30**
欧州難民危機	革新	2.61	2.36	**3.27**	3.18
	保守	4.06	3.77	**4.12**	3.73
衆院選	革新	1.89	2.22	2.67	**3.37**
	保守	3.58	3.67	3.99	**4.12**
日大タックル	革新	2.37	3.15	3.20	**3.89**
	保守	3.83	4.07	4.15	**4.25**
辺野古移設	革新	**3.16**	2.82	2.44	2.39
	保守	3.41	3.76	**4.11**	3.61
イスラム国	革新	2.94	3.06	3.27	**3.54**
	保守	3.72	3.83	4.07	**4.14**
ゴーン逮捕	革新	2.86	3.48	3.80	**3.93**
	保守	3.53	3.96	3.87	**3.99**

ると，特に保守クラスタにおいては active-disseminator の方が政治的分極化の度合いが低いと考えられる.

表 5 ではトピックごとの役割別エントロピーを示しているが，ほぼ全てのトピックにおいて bi-disseminator のエントロピーが最も高い．また active-disseminator と passive-disseminator 間でも前者の方が概してエントロピーが高く，partisan が最も低いエントロピーを示すトピックが多いことからも，役割別の政治的分極化の度合いとして，高い方から partisan, passive-disseminator, active-disseminator, bi-disseminator という関係が成り立つと考えられる.

役割別のエントロピーの差が有意であることを確認するため，各役割のエントロピーの平均値の差について，partisan と passive-disseminator 間, passive-disseminator と active-disseminator 間，active-disseminator と bi-disseminator 間で 4 節と同様に t 検定を行った．その結果，partisan と passive-disseminator 間のみ $p < 0.05$ の有意水準で帰無仮説が棄却された.

以上の結果から，次のような可能性が考えられる．まずブリッジユーザは両派閥の間を取り持つため，partisan と比べて分極化の度合いは低い．またブリッジユーザの中でも active-disseminator は他の意見を自分の集団に能動的に受容しているため，受動的に引用されるだけの passive-disseminator よりも

表 7: 保守派・革新派における partisan のエントロピー順トピック．

保守	革新
辺野古移設	衆院選
ゴーン逮捕	朝鮮非核化
衆院選	米大統領選
イスラム国	森友学園
日大タックル	日大タックル
朝鮮非核化	欧州難民危機
米大統領選	ゴーン逮捕
欧州難民危機	イスラム国
森友学園	辺野古移設

分極化の度合いが低く，両方の特徴を持つ bi-disseminator が最も分極化の度合いが低くなっているのだと予想される．

また保守クラスタの partisan，革新クラスタの partisan のエントロピーの昇順でトピックを並び替えたときの結果を表 7 に示す．エントロピーが小さいほど政治的分極化が進んでいるため，表の上位にあるトピックは分極化の度合いが大きい partisan ユーザが興味を持つトピックであると考えられる．保守クラスタは解釈が難しかったものの，革新クラスタ側で上位のトピックを見ると，日本の政権と関連したものが多い．これらのトピックについて実際に革新クラスタのツイートを確認すると，日本の政権を批判するような投稿が多く見られたことからも，分極化の度合いが大きい革新クラスタのユーザが高い興味関心を示していると考えられる．

6 おわりに

本論文では，マイクロブログ上で政治的に分極化したトピックにおいて，グラフクラスタリングで分割された 2 つのクラスタが保守派・革新派と対応することを確認し，ユーザの政治的分極化の度合いが派閥により異なり非対称であることを示した．また，情報拡散の能動性・受動性に基づいてユーザインタラクショングラフ上でのブリッジユーザを 3 つに類型化し，それらの政治的分極化の度合いを比較した結果，partisan, passive-disseminator, active-disseminator, bi-disseminator の順で分極化の度合いが大きく，能動的なブリッジユーザが派閥間において最も中庸であることを確認した．

今回は実際のツイート内容を定量的に分析することは行わなかった．そのため，今後はブリッジユーザの発言が役割ごとにどのような特徴を持つか等を定量的に分析することで政治的分極化のより精緻な理解に繋げたい．

文　献

[1] J. H. Evans, "Have americans' attitudes become more polarized?—an update," *Social Science Quarterly*, vol. 84, no. 1, pp. 71–90, 2003.

[2] M. D. Conover, J. Ratkiewicz, M. Francisco, B. Gonçalves, F. Menczer, and A. Flammini, "Political polarization on twitter," in *Fifth international AAAI conference on weblogs and social media*, 2011.

[3] K. Garimella, G. De Francisci Morales, A. Gionis, and M. Mathioudakis, "Political discourse on social media: Echo chambers, gatekeepers, and the price of bipartisanship," in *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, pp. 913–922, International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2018.

[4] P. Barberá, J. T. Jost, J. Nagler, J. A. Tucker, and R. Bonneau, "Tweeting From Left to Right: Is Online Political Communication More Than an Echo Chamber?," *Psychological Science*, vol. 26, no. 10, pp. 1531–1542, 2015.

[5] M. Del Vicario, A. Bessi, F. Zollo, F. Petroni, A. Scala, G. Caldarelli, H. E. Stanley, and W. Quattrociocchi, "The spreading of misinformation online," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 113, no. 3, pp. 554–559, 2016.

[6] N. J. Stroud, "Polarization and partisan selective exposure," *Journal of communication*, vol. 60, no. 3, pp. 556–576, 2010.

[7] J. An, H. Kwak, O. Posegga, and A. Jungherr, "Political discussions in homogeneous and cross-cutting communication spaces," in *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, vol. 13, pp. 68–79, 2019.

[8] C. Musco, C. Musco, and C. E. Tsourakakis, "Minimizing polarization and disagreement in social networks," in *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, pp. 369–378, 2018.

[9] M. D. Conover, B. Gonçalves, A. Flammini, and F. Menczer, "Partisan asymmetries in online political activity," *EPJ Data Science*, vol. 1, no. 1, p. 6, 2012.

[10] M. Grömping, "'echo chambers' partisan facebook groups during the 2014 thai election," *Asia Pacific Media Educator*, vol. 24, no. 1, pp. 39–59, 2014.

[11] W. Quattrociocchi, A. Scala, and C. R. Sunstein, "Echo chambers on facebook," *Available at SSRN 2795110*, 2016.

[12] S. Kumar, W. L. Hamilton, J. Leskovec, and D. Jurafsky, "Community interaction and conflict on the web," in *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, pp. 933–943, 2018.

[13] K. Garimella, G. De Francisci Morales, A. Gionis, and M. Mathioudakis, "Reducing controversy by connecting opposing views," in *Proceedings of the Tenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 81–90, 2017.

[14] C. A. Bail, L. P. Argyle, T. W. Brown, J. P. Bumpus, H. Chen, M. F. Hunzaker, J. Lee, M. Mann, F. Merhout, and A. Volfovsky, "Exposure to opposing views on social media can increase political polarization," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 115, no. 37, pp. 9216–9221, 2018.

[15] N. Gillani, A. Yuan, M. Saveski, S. Vosoughi, and D. Roy, "Me, my echo chamber, and i: Introspection on social media polarization," in *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference*, pp. 823–831, 2018.

[16] G. Karypis and V. Kumar, "Metis–unstructured graph partitioning and sparse matrix ordering system, version 2.0," 1995.

[17] K. Garimella, G. D. F. Morales, A. Gionis, and M. Mathioudakis, "Quantifying controversy on social media," *ACM Transactions on Social Computing*, vol. 1, no. 1, p. 3, 2018.

[18] P. C. Guerra, W. Meira Jr, C. Cardie, and R. Kleinberg, "A measure of polarization on social media networks based on community boundaries," in *Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 2013.