

博士論文

ソーシャルメディアにおける
情報拡散要因とその相互作用
—日本の実事例データに基づく実証分析—

Shuhei IPPA
一葉 修平

情報セキュリティ大学院大学
情報セキュリティ研究科
情報セキュリティ専攻

2025年9月

目次

第1章 序論	11
1.1 本研究の背景	11
1.2 本研究の目的と貢献	15
1.3 本論文の構成	18
第2章 関連研究	21
2.1 ソーシャルロボット	21
2.1.1 ソーシャルロボットの概要	21
2.1.2 ソーシャルロボットの検出手法	22
2.1.3 ソーシャルロボットの事例研究	23
2.2 エコーチェンバー	26
2.3 感情	27
2.4 各要因の関係性	28
2.4.1 ソーシャルロボットとエコーチェンバー	28
2.4.2 ソーシャルロボットと感情	29
2.4.3 エコーチェンバーと感情	29
2.4.4 本研究において対象外とする要因	30
2.5 関連研究のまとめ	31
第3章 データ収集と分析手法	35
3.1 データ分析の対象事例	35
3.1.1 安倍元総理の国葬儀	35
3.1.2 統一地方選挙	36
3.1.3 PASCO事例	36
3.2 分析手法	37

3.2.1	ソーシャルロボット	37
3.2.2	エコーチェンバー	42
3.2.3	感情	46
3.3	時系列分析	48
3.3.1	ソーシャルロボット	48
3.3.2	エコーチェンバー	50
3.3.3	感情	52
3.3.4	時系列相互相関分析	53
3.4	本研究におけるデータ分析処理の流れ	54
第4章	日本のソーシャルロボットの活動実態	57
4.1	安倍元総理の国葬儀	57
4.2	統一地方選挙	62
4.3	PASCO 事例	66
4.4	考察	71
第5章	エコーチェンバー検出の評価	75
5.1	コミュニティの検出	75
5.2	検出コミュニティのエコーチェンバー特性の有無	83
第6章	感情分析の評価	86
第7章	ソーシャルロボットによるエコーチェンバーの形成と影響力	91
7.1	分析対象コミュニティの選定	91
7.2	ソーシャルロボットと情報拡散の関連分析	93
7.3	エコーチェンバーと情報拡散の関連分析	99
7.4	ソーシャルロボットとエコーチェンバーの関係性	104
7.4.1	k-core分解前後のソーシャルロボットの割合等の比較	104

7.4.2	ソーシャルロボットとエコーチェンバーの関連分析・評価 . . .	105
7.4.3	ソーシャルロボットがエコーチェンバーの形成に与える影響考 察	111
第8章	感情とソーシャルロボット及びエコーチェンバーの関係	114
8.1	分析対象コミュニティの選定	114
8.2	感情と情報拡散の関連分析	115
8.3	ソーシャルロボットと感情の関係性	124
8.3.1	ソーシャルロボットと感情の関係性分析・評価	124
8.3.2	ソーシャルロボットが感情に与える影響考察	137
8.4	エコーチェンバーと感情の関係性	138
8.4.1	エコーチェンバーと感情の関係性分析・評価	138
8.4.2	エコーチェンバーと感情が相互に与える影響考察	149
第9章	総合考察	151
9.1	要因別の実態評価	151
9.2	要因間の相関構造評価	153
9.3	本研究の限界	155
9.3.1	事例の妥当性	155
9.3.2	Botometer 及び BERT の利用	156
9.3.3	3要因以外による影響	157
第10章	結論	159
10.1	まとめ	159
10.2	今後の課題	161
10.2.1	怒りに重点を置いた感情の抑制	161
10.2.2	信頼性の低いWebサイトの検出	162

10.2.3 LLMを用いたコミュニティ検出精度の向上	163
10.2.4 追加の事例分析	164
参考文献	166
謝辞	178
付録	181
研究実績	182

目 次

2.1	2016年の米国大統領選挙におけるリポスト数とアカウント種別の 変化 [37]	24
2.2	2016年の米国大統領選挙において人間がソーシャルボットをリポ ストしている現象 [42]	25
3.1	【例】アカウントごとの内訳	38
3.2	【例】ポスト全体の内訳	38
3.3	【例】ポストアカウントとリポストアカウントの関係（ヒートマッ プ図）	39
3.4	ポストアカウントとリポストアカウントの関係（詳細）	40
3.5	【例】k-core分解適用後のリポストネットワーク	43
3.6	Louvain法 [87]	44
3.7	【例】Louvain法適用後のリポストネットワーク（コミュニティ検 出）	46
3.8	【例】ソーシャルボットと人間が関連するリポスト推移（100%積み 上げ棒グラフ）	49
3.9	【例】ソーシャルボットと人間が関連するリポスト推移（積み上げ 棒グラフ）	50
3.10	【例】エコーチェンバーの形成の変化	52
3.11	【例】感情スコアの変化	53
3.12	データ分析処理の流れ	56
4.1	【安倍元総理の国葬儀】アカウントごとの内訳	58
4.2	【安倍元総理の国葬儀】ポスト全体の内訳	58
4.3	【安倍元総理の国葬儀】ポストアカウントとリポストアカウント の関係	59

4.4	【統一地方選挙】アカウントごとの内訳	62
4.5	【統一地方選挙】ポスト全体の内訳	63
4.6	【統一地方選挙】ポストアカウントとリポストアカウントの関係	64
4.7	【PASCO事例】アカウントごとの内訳	67
4.8	【PASCO事例】ポスト全体の内訳	67
4.9	【PASCO事例】ポストアカウントとリポストアカウントの関係	68
5.1	k-core分解適用後のリポストネットワーク	76
5.2	Louvain法適用後のリポストネットワーク	76
5.3	コミュニティ別リポスト割合	77
5.4	リポスト数の推移(1時間ごと)	78
5.5	コミュニティ別のリポスト数の推移(1時間ごと)	79
5.6	コミュニティ間のリポスト関係	84
6.1	コミュニティ別感情スコアの分布	86
7.1	各コミュニティにおけるソーシャルボット及びソーシャルボットによるリポストの割合	92
7.2	【redコミュニティ】リポスト関係(ソーシャルボット, 人間)とリポスト数の推移	94
7.3	【tealコミュニティ】リポスト関係(ソーシャルボット, 人間)とリポスト数の推移	97
7.4	【redコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の推移	100
7.5	【tealコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の推移	102
7.6	k-core分解前後のソーシャルボットの割合等の比較	104
7.7	【redコミュニティ】リポスト関係(ソーシャルボット, 人間)とエコーチェンバーの形成の推移	106

7.8	【tealコミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）とエコーチェンバーの形成の推移	109
8.1	【redコミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移	115
8.2	【aquaコミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移	118
8.3	【greenコミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移	121
8.4	【yellowコミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移	123
8.5	【redコミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）と感情スコアの推移	125
8.6	【aquaコミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）と感情スコアの推移	128
8.7	【greenコミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）と感情スコアの推移	131
8.8	【yellowコミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）と感情スコアの推移	134
8.9	【redコミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移	139
8.10	【aquaコミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移	141
8.11	【greenコミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移	144
8.12	【yellowコミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移	147

表 目 次

2.1	ボットスコア算出におけるクラスと特徴例	22
2.2	情報拡散要因に関する先行研究及び本研究の分析内容のまとめ . . .	33
3.1	ヒートマップ図(リポスト関係)の各エリアの参照方法	40
4.1	【安倍元総理の国葬儀】リポスト関係のまとめ	59
4.2	【安倍元総理の国葬儀】リポスト先アカウントの比較	60
4.3	【統一地方選挙】リポスト関係のまとめ	64
4.4	【統一地方選挙】リポスト先アカウントの比較	65
4.5	【PASCO事例】リポスト関係のまとめ	68
4.6	【PASCO事例】リポスト先アカウントの比較	70
4.7	ソーシャルボットの割合等のまとめ	71
4.8	各事例におけるリポスト先ソーシャルボットの比較	73
5.1	各コミュニティにおける最多リポスト (red, aqua, green, yellow)	81
5.2	各コミュニティにおける最多リポスト (purple, blue, tomato, pink)	82
5.3	各コミュニティにおける最多リポスト (teal, violet, gold)	83
6.1	各コミュニティにおける最多リポスト (red, aqua, green, yellow) (感情スコア追記)	88
6.2	各コミュニティにおける最多リポスト (purple, blue, tomato, pink) (感情スコア追記)	89
6.3	各コミュニティにおける最多リポスト (teal, violet, gold) (感情ス コア追記)	90
7.1	【redコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとリポ スト数の時系列相互相関	96

7.2	【tealコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとリポスト数の時系列相互相関	99
7.3	【redコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の時系列相互相関	101
7.4	【tealコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の時系列相互相関	103
7.5	k-core分解前後のソーシャルボットの割合等の比較（図7.6の詳細）	105
7.6	【redコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとエコーチェンバーの形成の時系列相互相関	107
7.7	【tealコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとエコーチェンバーの形成の時系列相互相関	110
8.1	【redコミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関	117
8.2	aquaコミュニティにおいて2番目と3番目にリポストされたポスト	119
8.3	【aquaコミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関	120
8.4	【greenコミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関	122
8.5	【redコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関	127
8.6	【aquaコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関	130
8.7	【greenコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関	133
8.8	【yellowコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関	136
8.9	【redコミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系列相互相関	140

8.10 【aqua コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系 列相互相関	143
8.11 【green コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時 系列相互相関	146
8.12 【yellow コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時 系列相互相関	148

第1章 序論

本章では、本研究の背景、本研究の目的・貢献、本論文の構成について述べる。

1.1 本研究の背景

インターネット上の虚偽情報、あるいは真偽不明な情報の生成・拡散による社会の混乱や分断、対立は、近年その深刻さを増している[1]。世界経済フォーラム(WEF)は、「The Global Risks Report 2025」を発表し、今後の2年間に予想される最も深刻なグローバルリスクが、誤報(Misinformation)と偽情報(Disinformation)であるとした[2]。これは、気候変動や地政学的危機をも上回る重大リスクとして位置づけられており、情報拡散の問題がグローバルな安全保障上の課題として認識されていることを示している。実際、近年、誤報や偽情報を含む様々な情報拡散が社会問題として顕在化している。たとえば、国際的には、具体的事例として、新型コロナウイルスの世界的流行に伴うインフォデミック(インターネット上に大量の情報が氾濫し、現実社会に影響を及ぼす現象)[3]や、イスラエルとパレスチナ武装勢力間の衝突[4]やロシアによるウクライナ侵攻[5]における情報戦などが挙げられる。日本国内においては、2024年1月1日に発生した令和6年能登半島地震で、地震の原因が人工地震だと主張して不安をあおる根拠のない情報が広がり、被災地での救助活動や避難の際に混乱が生じた事例が記憶に新しい[6]。当該地震における救助要請に関するX(旧Twitter。以下、X)への投稿は、1割(1,091件中の104件)が偽情報だったと推定する報道もある[7]。総務省が行った調査では、当該地震に関する真偽不確かな情報について、ソーシャルメディア上で1つ以上見かけたと回答した割合は42.7%であり、1つ以上の情報を知人へ共有、または不特定多数の人へ拡散したことがあると回答した割合は25.5%

だった。なお、当該地震が人工地震だと主張する投稿を拡散した理由として、「他の人にとって役に立つ情報だと思った」と回答した割合は約20%、「その情報が興味深かったから」と回答した割合は約30%だった [8]。

誤報や偽情報を始めとする様々な情報の拡散が問題となる背景の一つとして、ソーシャルメディア利用の普及が考えられる。現代の日本は、全年代で、LINE, Instagram, TikTokなどのソーシャルメディアの利用率が年々増加している [9]。日本は、2024年4月時点のXユーザー数が、アメリカに次いで世界第2位となっており [10]、能登半島地震に気づいた後に最初にアクセスしたメディアとして、ソーシャルメディアの中で最も割合が高いのはXである [8]。また、日本国内においては、実際にソーシャルメディアなどで拡散された偽情報や誤った情報を「正しいと思う」と回答した人が概ね半数だったとする内容 [11] や、外国が日本の中で偽情報を拡散するなどの情報操作を行っていると感じたことがあると回答した人が59.3%だったとする内容 [12] など、様々な調査が日本国内で行われている。

独立行政法人情報処理推進機構 (IPA) は、同機構が発行している情報セキュリティ白書2024において、注目のトピックとして、虚偽を含む情報拡散の脅威と対策の動向を挙げている。その中で、Disinformationの生成・拡散の流れとして、拡散主体にはボットや人間があり、対象の強い感情を引き起こすナラティブ（都合よく抽出した事実や虚偽を並べ、正しいものに見せるストーリー）が利用されると説明している。また、ナラティブの形成・拡散においては、人間の認知バイアス（情報の正確性を歪めたり、より強い感情を惹起）も加味されているとしている。また、アテンションエコノミー（アクセス数や広告収入増加などの利益）を意図した主体も、情報拡散を行っている指摘している。さらに、情報拡散においては、情報の受け手も一因となるとして、具体的には、フィルターバブル（ユーザーの使用履歴を蓄積し、その傾向や嗜好から各ユーザーにあった広告などが表示されるシステム）やエコーチェンバー（自分と同じ意見、思想、嗜好の人の記事や書き込みを読む方が心地良いため、気付かぬうちに、自分と同じ意見だけが聞こえてくる環境）を挙げている [1]。本研究は、ソーシャルメディア上の情報拡散要因の個別の実態や影響力を分析した上で、それぞれの関係性を時系列で実証するところ、上記の中で取り上げられている要因の中から、本研究で注目する要

因を選定する。

まず、ソーシャルメディア上の情報拡散における1つ目の要因として、ソーシャルボットに着目する。ソーシャルボットは、ソーシャルメディア上で自動的にコンテンツを作成するアカウント [13] であり、本来は、ワクチン接種や地震などの有用な情報を自動的に発信するアカウント [14] である。しかしながら、ソーシャルボットの存在を知っている米国人の80%は、ソーシャルボットが悪意のある目的で利用されていると考えており [15]、一般的にソーシャルボットに対しては悪い印象が先行しているのが現状である。日本国内においては、2022年に行われた安倍元総理の国葬儀実施に反対を訴えるデモ情報の投稿について、一人のユーザーがソーシャルボットを用いて1,000回以上行ったとする報道がある [16]。なお、総務省が発行している情報通信白書の令和5年版において、広告収入を得ることを目的として作成された偽・誤情報が多く出回っており、これらはソーシャルボットによって拡散・増幅されていると指摘されている [17]。

次に、ソーシャルメディア上を含めた情報拡散における要因の2つ目として、エコーチェンバーに注目する。エコーチェンバーは、情報通信白書の令和元年版において、インターネット上の情報流通の特徴と言われているものの一つとして紹介されている。その中で、エコーチェンバーは、ソーシャルメディアを利用する際、自分と似た興味関心を持つユーザーをフォローする結果、自身の意見をソーシャルメディアで発信すると自分と似た意見が返ってくるという状況であるとしている [18]。情報通信白書の令和3年版においては、偽情報が流布する背景として紹介されるなど、エコーチェンバーに対する認識が変化している [19]。情報通信白書の令和5年版においては、ソーシャルメディアユーザーが、エコーチェンバーによって何度も同じような意見を聞くことで、それが正しく、間違いのないものであると、より強く信じ込んでしまう傾向にあるとしている [17]。このような中で、エコーチェンバーを知っている日本人は5%であり、米国の32%、韓国の21%と大きくかけ離れていることが調査結果で明らかになっている [20]。なお、フィルターバブルについては、本研究の分析では対象とはしないこととする。フィルターバブルは、エコーチェンバーがユーザーの行動によって引き起こされる現象である一方で、フィルターバブルはシステムのアルゴリズムによるものである。

本研究は、先述のソーシャルボットや人間といったユーザー自身や、後述するユーザーの感情に焦点を当てることから、システムのアルゴリズムが大きく関連するフィルターバブルは分析対象とはしないこととする。

さらに、ソーシャルメディア上を含めた情報拡散においては、IPAが指摘しているとおり、人間の感情が大きな要因となっている。報道機関は「災害時には根拠のないうわさや偽情報、誤情報が必ず広がるものと認識し、本当に情報が正しいのか、冷静に判断するようにしてください」などと[21]、日本政府は「安易に情報を投稿・拡散しない。偽・誤情報は、感情に訴える要素が多く含まれている場合があるため、共感・拡散されやすいのが特徴である」などと[22]、注意喚起を行っている。個人の感情や行動に影響を与えるものは、認知領域への攻撃とも言われている。認知領域は、安全保障の面において、陸・海・空・宇宙・サイバー空間に続く新たな第六の戦場とみなされている。現在の国家間の紛争では、認知領域への攻撃は、平時有事を問わず行われており、「認知戦」と呼ばれている[1]。研究者の間では、国家が支援・関連するこのような攻撃は、現代の情報操作の最前線であると評価されている[23]。

一方で、ナラティブについては、特にDisinformationが関連する要因であり、本研究がソーシャルメディア上の情報拡散全般を分析対象としているため、本研究で注目する要因とはしていない。また、認知バイアスは、人間の心理的な要素であり、ソーシャルメディア上のデータから定量的に測定することは困難であると考え、本研究で特に取り上げる要因とはしていない。さらに、アテンションエコノミーについては、広告収入といったソーシャルメディアのプラットフォームやビジネスが関連する要因であり、フィルターバブル同様、システムの構造が関連することから本研究においては対象とはしないこととする。

なお、虚偽のニュース (false news) は、真実のニュース (true news) よりも有意に遠く、速く、深く、広く拡散することが証明されており、この特徴は、特に政治が話題となる場合、他のジャンル (都市伝説、ビジネス、テロ、科学、エンターテイメント、自然災害) 以上に有意に顕著であることが明らかになっている[24]。誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation) は複雑な問題であり、複数の学問分野 (社会心理学、法律など) の研究者が共同でフォーラムを持つ必要

性が生じているとされており [25], 根本的な原因に対応するために, 学際的 (Interdisciplinary) な研究の推進が求められているのが現状である [26].

1.2 本研究の目的と貢献

本研究の目的は, 様々な情報拡散が社会問題として顕在化する中で, ソーシャルメディア上の情報拡散要因とされるソーシャルボット, エコーチェンバー, 感情の個別の実態や影響力を分析したうえで, それぞれの関係性を時系列で実証することである. なお, 本研究では, 誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation) に限定せず, 一般的な情報拡散を対象とする. これは, 情報拡散の構造が正確な情報を含む多様な情報形態に共通して作用し, 社会的影響を及ぼし得るためである. 本研究では, 日本において近年話題となった事例について, 以下のとおり分析を行う.

- ソーシャルメディア (オープンソース) から情報を収集・抽出する.
- 既存のツールを用いてソーシャルボットの判定を行い, ソーシャルボットの件数や割合, 影響力を海外における類似の分析結果と比較する.
- 情報拡散に影響を与えているソーシャルボットの特徴を把握するため, プロフィール情報を人間のアカウントと比較する.
- 既存のツールを用いてエコーチェンバーを把握し, 類似の分析結果と比較する.
- 既存のツールを用いて感情の強さを測定し, 類似の分析結果と比較する.
- ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に与える関係性を分析する.
- ソーシャルボットが感情に与える関係性を分析する.
- エコーチェンバーと感情が相互に与える関係性を分析する.

本研究の貢献は, 以下の点を明らかにしたことである.

1. **英語圏事例より高い日本のソーシャルボット割合と人間による拡散:** 英語圏の代表的事例における先行研究の分析と同様の可視化を行った結果, ソーシャルボットによる投稿が30%を超えている (先行研究では約19%) ことや,

人間がソーシャルボットの投稿を拡散する傾向が確認された。よって、日本のソーシャルメディアは、ソーシャルボットの影響を受けやすい可能性があることが示唆された。

2. **人間と大差のない日本のソーシャルボットの特徴:**1.における人間が拡散した投稿の発信元アカウントに関して、人間とソーシャルボットのプロフィール画像を始めとする各項目が設定されている割合を比較した結果、両者に大きな違いがないことが明らかになった。この結果は、ソーシャルボットか否かの判定を人間が行うことは困難であることを示している。また、ソーシャルボットは1日あたりに無料で利用できる投稿数以内で活動しており、今後、日本国内のソーシャルボットの利用が減少する可能性は低いことも示唆された。
3. **既存研究と類似するエコーチェンバーの特徴:**各コミュニティ（エコーチェンバー）が拡散を行ううえで最も対象とするコミュニティは、自らのコミュニティである一方、異なる考えを持つコミュニティとの間では拡散を行わず、情報拡散のピークを迎えるまでの時間は約3時間であるといった、先行研究で示された内容と類似した結果が示された。本研究で用いたエコーチェンバー検出手法は、多くの先行研究で採用され、今後も広く活用されることが見込まれることから、同手法の有効性を確認できたことは、意義があると考えられる。
4. **否定的感情の拡散と信念の極端化の再現:**各コミュニティで拡散された投稿の感情の種類や強さを示すスコアの多くがネガティブを示す値となっており、先行研究で示された内容と同一であるだけでなく、最も拡散された投稿の内容から、バックファイア効果（他者から間違いを指摘されると、逆により信念を深める現象）が発生した可能性が示唆された。本研究において用いた感情分析ツールは、最も適した手法とされ、今後も広く活用されることが見込まれる点から、その有効性を確認できたことは、意義があると考えられる。
5. **エコーチェンバーの形成に必要な条件の存在可能性:**ソーシャルボットの割

合が多いコミュニティを対象に、エコーチェンバーの形成の推移を時系列で可視化し、ソーシャルボットが関連する拡散とエコーチェンバーの形成の関係性について時系列相互相関分析を行なった。その結果、エコーチェンバーの形成が後退していることが示唆された。このことから、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に影響を与えるには、ソーシャルボットが人間の投稿を拡散したり、人間がソーシャルボットの投稿を拡散するといった、人間が拡散に関係するという条件が必要である可能性がある。よって、情報リテラシー教育のような人間に対する対策の重要性を示すものとなったと考える。

6. **感情への影響を示すソーシャルボットの傾向：**先行研究の内容から、ソーシャルボットのネガティブな投稿を人間が拡散する結果としてコミュニティ内のネガティブな感情が増幅するという仮説のもと、ソーシャルボットが関連する拡散と感情の種類や強さを示すスコアの間で、時系列相互相関分析を複数のコミュニティを対象に行った。その結果、ネガティブな感情が増幅するという有意な相関は、一部のコミュニティにおいてソーシャルボットが人間の投稿を拡散する場合のみ確認された。また、他の一部のコミュニティにおいては、人間がソーシャルボットを拡散する場合に有意な相関が確認されたが、ポジティブな感情が増幅するというものだった。このように、仮説の一端が示唆されたことは、本研究の限界や今後の課題を示すものと考えられる。
7. **エコーチェンバーと感情の相互影響の可能性：**エコーチェンバーの形成と感情の種類や強さを示すスコアの間で時系列相互相関分析を行った結果、エコーチェンバーの形成と併せてネガティブな感情が増幅するだけでなく、ネガティブな感情の増幅がエコーチェンバーの形成を促進するという双方向で関係性がある可能性が示唆された。エコーチェンバーと感情の関係性は、他の要因間の関係性以上に高い相関係数が得られたことから、情報拡散に大きく影響を及ぼすことが推察され、特に複数の学問分野が学際的に研究すべき観点と考える。

1.3 本論文の構成

本論文は以下の構成で書かれている。

- 第1章「序論」

昨今のソーシャルメディア上を含む情報拡散の背景や特徴，課題及び問題点を明らかにする。次に，ソーシャルボット，エコーチェンバー，感情に関する国内外の最新の動向を取り上げる。また，誤報（Misinformation）や偽情報（Disinformation）などにおける特有の問題についても整理する。そのうえで，本研究の位置付けとなる目的と貢献を明らかにする。最後に，本論文の構成について述べる。

- 第2章「関連研究」

ソーシャルボット，エコーチェンバー，感情について，先行研究を中心に，これまでに明らかになっている特徴や課題を整理する。また，ソーシャルボットについては，本研究において用いる代表的な検出ツールを紹介する。さらに，本研究において対象外とする情報拡散要因についても整理する。そのうえで，関連研究についてまとめを行い，本研究の新規性を提示する。

- 第3章「データ収集と分析手法」

本研究においてデータ収集や分析を行う対象事例について，各事例の概要や選定理由などを紹介する。また，本研究における分析手法として，各分析に用いる既存のアルゴリズムやツールを紹介する。そのうえで，時系列分析を中心に各分析で用いる収集データの内容や，作成される成果物についての概要や解明できる観点を述べる。

- 第4章「日本のソーシャルボットの活動実態」

本研究における分析対象の各事例について，ソーシャルボットの件数及び割合といった活動実態を明らかにする。次に，先行研究で用いられたも

のと同じ手法を用いて、人間がソーシャルボットの投稿を拡散しているか検証する。また、人間がソーシャルボットの投稿を拡散する際、どのようなソーシャルボットが影響力を持っているのか分析を行う。

- 第5章「エコーチェンバー検出の評価」

本研究における分析対象の事例において、検出されたコミュニティについて整理する。次に、同様の偏向性を持つユーザーと交流するというエコーチェンバーの特性に着目し、検出されたコミュニティがエコーチェンバーであるか検証する。さらに、検出されたコミュニティにおける情報拡散の速度からも、エコーチェンバーの特性を持つか確認する。

- 第6章「感情分析の評価」

第5章で検出したコミュニティについて、拡散された投稿の感情の分布を整理する。具体的には、ネガティブな感情を含む投稿が共有されるという、多くの先行研究で指摘されている特徴を元に分析する。

- 第7章「ソーシャルボットによるエコーチェンバーの形成と影響力」

ソーシャルボットとエコーチェンバーの関係性について分析を行う。同分析に先立ち、まず、ソーシャルボットとエコーチェンバーについて、個別の要因と情報拡散の関係性について時系列で分析する。そのうえで、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に与える関係性について、分析対象とするコミュニティごとに時系列で分析を行う。最後に、考察を行う。

- 第8章「感情とソーシャルボット及びエコーチェンバーの関係」

感情を中心に、ソーシャルボットとエコーチェンバーの関係性について、それぞれ分析を行う。まず、感情という個別の要因と情報拡散の関係性について時系列で分析する。次に、ソーシャルボットとエコーチェンバーが、感情との間でどのような関係性があるのか、分析対象とするコミュニティごとに時系列で分析を行う。そのうえで、ソーシャルボットと感情、エコー

チェンバーと感情の関係性について、それぞれの考察を行う。

- 第9章「総合考察」

第4章から第8章における各分析結果を踏まえた、総合的考察を行う。具体的には、まず、ソーシャルボット、エコーチェンバー、感情に関する個別の分析結果について考察する。次に、ソーシャルボット、エコーチェンバー、感情におけるそれぞれの関係性に関する分析結果について考察する。また、本研究の限界を示す。

- 第10章「結論」

本研究の背景と目的、第9章の総合的な考察を整理してまとめを述べる。また、本研究の分析において用いた観点では明らかにできなかった内容について、昨今の関連研究を踏まえた考察を行うなど、今後、ソーシャルメディア上の情報拡散について更なる分析を行ううえで実施すべきと考える課題を整理する。

第2章 関連研究

本章では、関連研究の概要と、そこから導かれた本研究の位置付けについて述べる。

2.1 ソーシャルボット

本節では、ソーシャルボットについて、概要、検出手法、具体的な事例研究について述べる。

2.1.1 ソーシャルボットの概要

ソーシャルメディア上での情報拡散の要因の一つとして、自動的に投稿や拡散を行うソーシャルボット [13] が挙げられる。Ferraraらは、ソーシャルボットについて、黎明期ではコンテンツを自動的に投稿するという1種類の活動をしていたため、大量の投稿に注目するという単純な手法で容易に検出することができたとしている [27]。Leeらは、ソーシャルボットが近年、アカウントが停止されることがないように、投稿や拡散は1日に数回しか行わない、フォロワー数とフォロー数のバランスを取るためにフォローしているアカウント数を操作するなど、ソーシャルボットの行動の巧妙化を指摘している [28]。後述の行動は、ソーシャルボットが、多くのフォロワーを獲得することを目的として他のアカウントを積極的にフォローする結果、フォロワー数とフォロー数の間に大きな乖離が生まれることを防ぐためのものである。

2.1.2 ソーシャルボットの検出手法

Ferraraらは、ソーシャルボットの検出に向けた具体的なアプローチとして、近年では特徴量に基づく機械学習手法が注目されており、Botometerが代表例であるとしている [27]. Botometerは、Davisを始めとする米インディアナ大学の研究者によって開発されたオンラインツールである [29]. Yangらは、Botometerについて、ソーシャルボットや人間の行動が時間とともに変化することに伴い、適切な検出が可能な状態を維持するためにバージョンのアップグレードが必要であると指摘しており [30], Botometerは2014年5月のv1の公開後、2016年5月にv2[31], 2018年5月にv3を公開し [32], 2020年9月にv4が公開されている [33]. Sayyadharikandehらは、v4を公開する際、Botometerが1日あたり50万件以上のソーシャルボット判定リクエストを受け付けていることを示している. Botometer v4は、ソーシャルボットと識別させられた約64,000件 (v1では15,000件) のアカウント及び人間のアカウント約51,000件 (v1では16,000件) のデータセットを用いて、表2.1のように6つのクラスに分類される1,200以上の特徴によって、0から1の範囲でボットスコアを算出する.

表 2.1: ボットスコア算出におけるクラスと特徴例 ([31][33] をもとに作成)

No	クラス	特徴例
1	Network	リポスト (旧 Twitter におけるリツイート. 以下, リポスト) やメンション (@を使用してユーザー名を言及) などの情報拡散パターン
2	User	アカウントの使用言語や作成時間などのメタデータ
3	Friends	フォロワー数, フォロワー数
4	Temporal	ポスト数, ポスト時間分布
5	Content	自然言語処理に基づく特徴
6	Sentimental	顔文字などの感情分析

6つのクラスに分類される1,200以上の特徴によって、ボットスコアを算出.

なお、Botometer v4は、機械学習アルゴリズムとして、ランダムフォレスト分類器を用いている.

ソーシャルボットの検出については、Zannettouらの研究において、国家が支援するアカウントは多くの言語を使用する傾向が指摘されている[34]ことから、汎用的にソーシャルボットを検出できるツールを用いることが望ましいと考えられる。Botometerは、v3が公開された際、universalスコア（言語的特徴を除外して学習した分類モデルに基づく言語非依存型のボットスコア）の提供を開始している。Botometerの利用者は、英語を主に使用するアカウントを対象とする場合は自然言語処理に基づく特徴を含んだenglishスコア（従前のスコア）を、英語以外の場合にはuniversalスコアをボットスコアとして参照することとなる。杉森らは、Botometerを参考に、言語に依存しないボット検出モデルを構築しており、正解ラベルには、Botometerのスコアを利用している。同モデルが算出するスコアは、Botometerのuniversalスコアに相当すると考えられ、1,000件のうち約95%のアカウントを正しく分類できることが確認できた[35]。このことから、同モデルを構築する上で参考としたと考えられるBotometerのuniversalスコアが高い精度であることが想定される。

2.1.3 ソーシャルボットの事例研究

Badawyらは、2016年の米国大統領選挙について、国家や外国政府がソーシャルボットの軍団を展開して、オンライン上の会話の方向性に影響を与えることができたと指摘している[36]。Bessiらは、約280万件のアカウントによる2,000万件以上のポスト（旧Twitterにおけるツイート。以下、ポスト）を収集し、約40万件のソーシャルボットが全体の5分の1にあたる約380万件のポストを行っていたと推定しているほか、同事例のリポストは、図2.1のように、アカウント間のリポスト数（ k の値）が多くなるにつれてソーシャルボットの割合が増加していることを明らかにしている[37]。

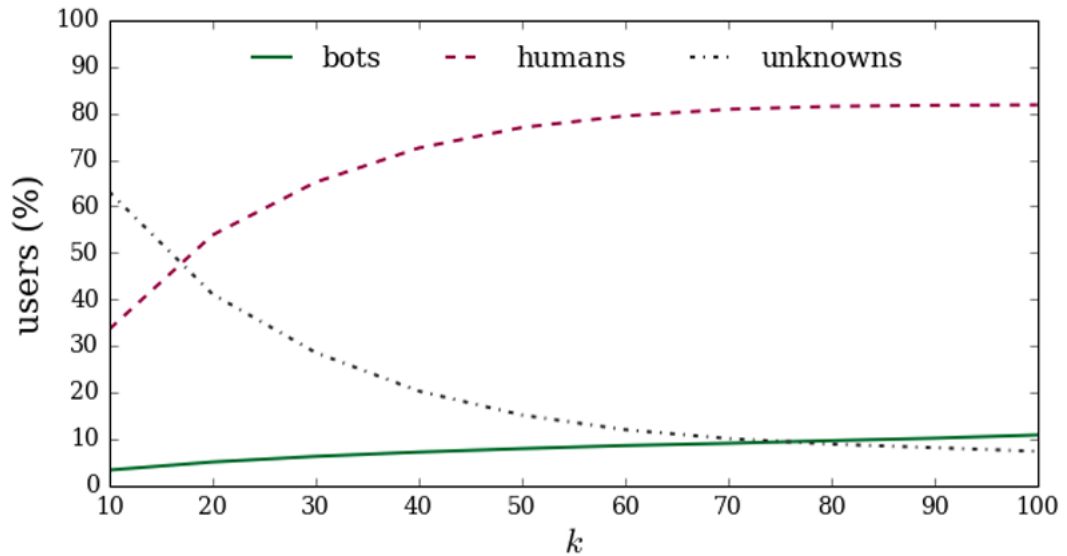


図 2.1: 2016年の米国大統領選挙におけるリポスト数とアカウント種別の変化 [37]
 リポスト数 (k の値) が多くなるにつれてソーシャルボットの割合が増加

Shaoらは、アカウント間のリポスト数が50件以上の Misinformation に関するリポストネットワーク（リポストによって形成された情報拡散ネットワーク）においては、リポスト全体のうち、人間がソーシャルボットをリポストしている割合が25%であることを分析している [38].

2016年に行われた Brexit（イギリスの欧州連合離脱）を問う国民投票に関しても、ソーシャルボットに関する研究が行われている。Bastosらは、投票日（6月23日）直後からソーシャルボットの活動が激減していることや、ソーシャルボットによるポストに対して人間が平均で2回に1回程度リポストしていることなどを明らかにしている。また、ソーシャルボットがリポストを自動的に行うことで、小規模から中規模の情報拡散を、活動的な人間が同程度の拡散を行う場合に要する時間の数割程度で引き起こすことが可能だったことを分析している [39]. Duhらは、収集した4,658,780件のアカウントについて、2016年の米国大統領選挙においてロシアの企業によって運営されているとして公開された2,752件のXアカウントとの突合を行った。その結果、284件のアカウントが一致し、その中の2件のアカウントは、ソーシャルボットの可能性が高いだけでなく、収集したアカウ

ントの中で最も活動的だった上位1万件の中に含まれていることを指摘した [40].

Gorodnichenko らは、2016年の米国大統領選挙と Brexit において、人間がソーシャルボットのポストをリポストしている現象を明らかにし、同現象がエコーチェンバーによるものと指摘している [41]. Shao らは、2016年の米国大統領選挙における同現象について、図2.2のとおり、横軸にリポストを行ったアカウントのボットスコア、縦軸にリポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコアを設定したヒートマップ図を用いることで指摘している [42].

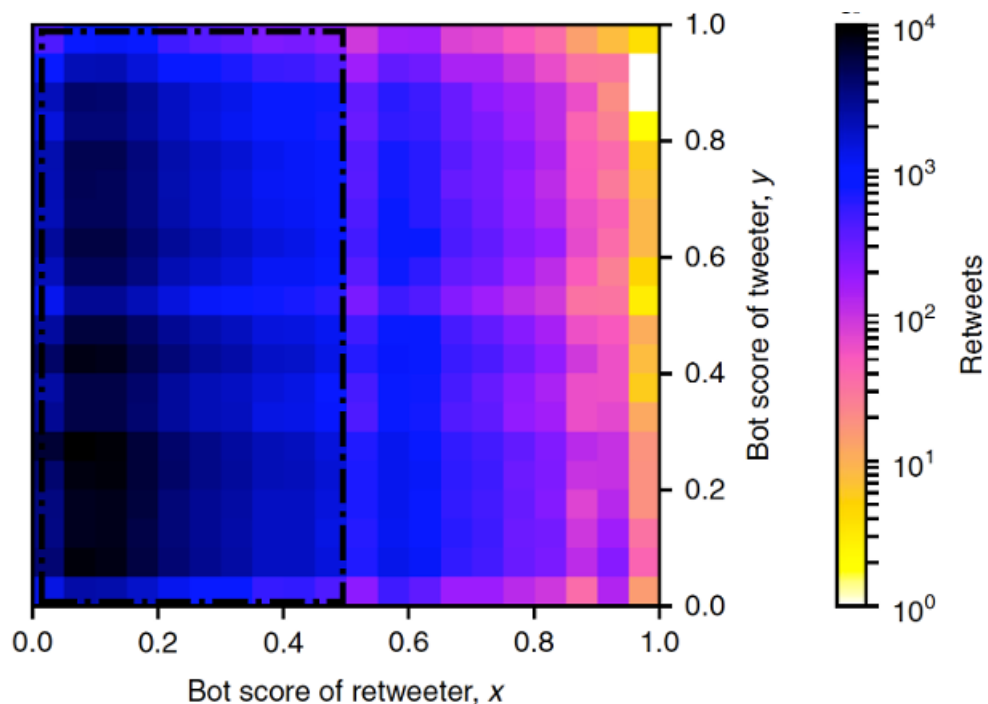


図 2.2: 2016年の米国大統領選挙において人間がソーシャルボットをリポストしている現象 [42]

横軸：リポストを行ったアカウントのボットスコア

縦軸：リポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコア

近年では、新型コロナウイルスに関する情報拡散におけるソーシャルボットを巡る研究も行われている。Xu らは、信頼性の低いアカウントを、信頼性が低いと公開されているウェブサイトの URL を一度でもポストしたか、信頼できると公開されているウェブサイトの URL を1度もポストしたことがないアカウント

と定義した。そのうえで、陰謀論などの情報拡散を目的とすると考えられる信頼性の低いソーシャルロボットによるリポストは、同様の目的を持つ信頼性の低い人間によるリポストと相関関係にあることを明らかにした。さらに、信頼性の低い人間によるリポストの影響力は、信頼性の低いソーシャルロボットによる影響力よりもはるかに大きい可能性があることを指摘した [43]。

ソーシャルロボットに関する日本国内の事例研究は、少なからず行われている。Mintalraらは、2017年の第48回衆議院議員総選挙に関して、10月10日から同月23日の期間でデータ収集を行い、ソーシャルロボットは約2% (94,451件のアカウントのうち、2,411件)、ソーシャルロボットによるポストは関連ポスト全体の約4% (665,400件のポストのうち、削除されたアカウントによるポスト13,404件を追加した28,531件) 程度であり、ソーシャルロボットによるポストが12.5%から25%の範囲を占める米国や英国とは異なることを分析している [44]。また、齋藤による分析は、2022年の沖縄知事選挙など話題となった複数の事例におけるソーシャルロボットの割合と作成時期が報告される程度にとどまっている [45]。なお、これら日本に関する研究におけるソーシャルロボット判定にはBotometerは使用されておらず、使用していない理由には言及していない。

2.2 エコーチェンバー

エコーチェンバーの特徴を巡っては、これまでに多くの研究が行われている。笹原は、時間が経つにつれてソーシャルメディアユーザーの意見の多様性が減少 (情報の同質性が向上) し、2つのクラスターに分離することを実証している [46]。Delらは、エコーチェンバーが、同質で偏ったクラスターを形成し、同質性が情報拡散の主要因となることを指摘している [47]。Bessiらは、ソーシャルメディアユーザーは同様の偏向性を持つユーザーと交流する傾向があり、噂を広めやすいと指摘している [48]。さらに、Choiらの研究によって、エコーチェンバー内で拡散された米国の政治に関する噂が素早く伝播することが確認されており [49]、Delらの研究では、投稿が行われてから最初のピークを迎えるまでは約1-2時間であることが指摘されている [47]。なお、近年のエコーチェンバーに関する具体的な

事例研究としては、Ferraraが2020年の米国大統領選挙について、投票日（11月3日）前の6月20日から9月9日の約2億4,000万件のポストを分析し、リポストの35%は左寄りの人間が左寄りの人間のポストを、53%は右寄りの人間が右寄りの人間のポストをリポストしていることを明らかにしている[50].

2.3 感情

Luminetらは、人間が他者と自身の体験を共有するにあたり、感情の強さが共有する量を決定していることを[51]、Riméらは、感情の強さが大きいほど、他者と共有する可能性が高まることを明らかにしている[52]. Christopheらは、感情に基づく体験を共有された者は、別の第三者に再び共有（二次的な社会的共有）することを示している[53]. Fanらは、ネガティブな感情に基づく共有において、特に怒りの感情が他の感情よりも有意に相関関係にあることを実証している[54].

他者との共有は、Xにおいてはリポストが該当するものと考えられ、実際、リポストに重点を置いた研究が行われている。Stieglitzらは、感情を帯びたポストが、中立的なポストに比べてリポストされやすいことを明らかにしており、感情が人間の情報共有行動に影響を与えるという既存研究がソーシャルメディア上でも適用されることを指摘している。また、Stieglitzらは、感情が、リポスト量だけでなく、リポスト速度（最初にリポストされるまで）にも正の関係があることを実証している[55]. Jendersらは、ネガティブな感情を持つポストは、中立的な感情を持つポストよりもリポストされる確率が高く、ポジティブな感情を持つポストは、リポストされる確率が最も低いことを明らかにしている[56]. Metaxasらは、Xユーザーがリポストを行う際、アカウントよりもメッセージを重視していることを明らかにしており[57]、Ibrahimらは、人間が他者との共有を行う上で、感情に基づく動機は、情報に基づく動機以上に共有する傾向が強いことを指摘しており[58]、ポストの持つ感情が重要であることが示唆されている。

また、他者から間違いを指摘されると、逆により信念を深める現象として、バックファイア効果がある。Lordらは、米国の死刑制度について、事前に賛成または反対の考えを持つ学生を対象に実験を行い、実験の中で自身の考えに批判的な情

報などにも触れた結果、考えが更に極端化したことから、初期の考えが非常に重要であることを指摘している [59]. Taberらは、米国のアファーマティブ・アクション（民族・人種・性別などによる差別を是正するための措置）や銃規制におけるバックファイア効果について、特定の考えを強く持っている人は、自分の感情や偏見を脇に置くことが困難であり、自分の考えと一致しない議論に対しては、一致するもの以上にはるかに多くの考えを引き出し、それらのほとんどが否定的なものであることを明らかにした。また、考えの偏りの大きい者の間では二極化が見られ、偏りの少ない者の間では二極化は見られなかったことも実証している [60].

2.4 各要因の関係性

本節では、本研究において着目する各要因（ソーシャルボット、エコーチェンバー、感情）の関係性について述べる。

2.4.1 ソーシャルボットとエコーチェンバー

Shuらは、ソーシャルメディアにおいてソーシャルボットがもたらす課題として、以下のとおり指摘している [61].

1. ソーシャルメディアユーザーに対して、拡散されている情報（フェイクニュース）が、人気が高く多くの人に支持されているという誤った印象を与える。
2. その結果、情報（フェイクニュース）を拡散させるといった、エコーチェンバーの現象を作り出すことを可能にする。

Vosoughiらは、虚偽のニュース（false news）と真実のニュース（true news）の拡散の差分に影響を与える要因はソーシャルボットよりも人間であると指摘している [24]. これらの先行研究の結果から、大規模な情報拡散は、ソーシャルボットが作り出したエコーチェンバーの中で人間が大量に拡散する結果である可能性がある。

2.4.2 ソーシャルボットと感情

ソーシャルボットが発信するメッセージが感情を含む場合、その結果がもたらす影響に関して、具体的な事例研究の中で示されている。Gorodnichenkoらは、2016年の米国大統領選挙とBrexitにおいて、ソーシャルボットの感情を含むポストが、同じような感情を持つ人間によって多くリポストされていることを明らかにしている [41]。Stellaらは、2017年に行われたスペインのカタルーニャ州の独立を問う住民投票において、ソーシャルボットが、独立派の人間に対してネガティブな感情を喚起させるポストを行い、オンライン上の対立を助長したことを指摘している [62]。

2.4.3 エコーチェンバーと感情

エコーチェンバーと感情の関係性についても、複数の関連研究の中で明らかになっている点がある。Delらは、Brexitに関する投稿に対してコメントを行ったFacebookユーザーは、投稿に対して否定的な反応を示す傾向があることを指摘している [63]。Zolloらは、イタリアのFacebookユーザーにおける科学と陰謀論のコミュニティ（エコーチェンバー）において、拡散の数が増えると、科学に関する投稿はポジティブになる一方で、陰謀論の投稿はネガティブになることを示している [64]。Delらは、同様に、イタリアのFacebookユーザーにおける科学と陰謀論のコミュニティにおいて検証を行い、陰謀論のコミュニティにおいては、コメントを多く行うユーザーであるほど、よりネガティブになることを実証している [65]。Wollebaekらは、怒りの感情がエコーチェンバーの一因となっている傾向にあることを指摘する一方で、怒りの感情とエコーチェンバーの関係が一方向的な関係なのか、双方向に強化する関係にあるのかは明らかにできていない。そのうえで、怒りの感情とエコーチェンバーが双方向に強化するという関係性や、その程度を明らかにすることは、両者の連鎖関係を把握し、ソーシャルメディア上での影響力を検証することにつながるため、今後の重要な課題であるとしている。また、同研究が、ノルウェーの調査データのみに基づくものであることも、限界があるとしている [66]。Yoshidaらは、日本のXにおける保守的なポストが党派性

の低い穏健派にも伝播し、リポストされていることを明らかにしている。要因としては、リベラル派のクラスターよりも、「嫌い」などの感情的な言葉が頻繁に使われているためであると推察している [67].

2.4.4 本研究において対象外とする要因

Shiller は、ナラティブについて、米国における 1929 年の株式市場の大暴落や 2007 年の世界金融危機（リーマンショック）などを題材に、経済に与えた影響を考察している [68]. このように、ナラティブに関しては、ナラティブの内容や社会的影響を扱うことになると考えられ、ソーシャルメディア上の情報拡散に着目する本研究とは目的が異なると思われることから、分析の対象外とする。

Pennycook らは、認知バイアスについて、実際に参加者を募り 3 件の実験の中でアンケート調査を行うことで、人間が不正確な情報を信じる要因として、情報を深く考えずに単純に鵜呑みにしてしまう「怠惰な思考」が考えられることを明らかにしている [69]. Ceylan らは、アテンションエコノミーに関連する研究として、Facebook ユーザーを対象として実験を行い、報酬を受け取ることでユーザーの情報拡散が習慣化・促進されることを指摘している [70]. 最後に、フィルターバブルについて、Flaxman らは、米国に在住する約 120 万人のインターネット閲覧履歴を匿名化したうえで収集することで [71], Kitchens らは、米国に在住する約 20 万人のソーシャルメディア (Facebook, X, Reddit) に関する閲覧履歴を匿名化したうえで収集することで [72], ユーザーが自身の思考に近い政治ニュースを閲覧していることが判明したことから、フィルターバブルの存在を指摘している。これらのように、認知バイアス、アテンションエコノミー、フィルターバブルといった情報拡散に影響を与える要因を分析するには、ユーザーを対象とした実験や閲覧履歴のデータが必要である。そのため、ソーシャルメディア上の実データを収集して分析を行う本研究では、これらの要因は分析の対象外とする。

2.5 関連研究のまとめ

本節では、ソーシャルロボットやエコーチェンバー、感情に関する先行研究についてまとめを述べ、本研究の位置付けを明らかにする。

ソーシャルロボットは、自動的にポストやリポストを行うアカウントであり、黎明期では単純な手法で容易に検出することができたが、近年では、アカウントが停止されることを回避するために行動が巧妙化している。ソーシャルロボットを巡っては、2016年の米国大統領選挙やBrexitなどの大規模イベントを中心に事例研究が行われている。研究内容としては、ソーシャルロボットの件数や割合の把握、ソーシャルロボットが関連するリポストの影響力分析など、多岐にわたっている。これらの研究は、ソーシャルロボットの件数把握などにとどまる日本の先行研究とは異なり一歩進んだ研究である。近年では、新型コロナウイルスに関する情報拡散におけるソーシャルロボットを巡る研究も行われている。ソーシャルロボットの検出ツールの一つであるBotometerは、適切な検出が可能な状態を維持するためにバージョンのアップグレードが行われているだけでなく、特定の言語に特化せず汎用的に使用できるツールである。日本語を主に使用するアカウントに対しても正しく分類できることが想定されていることから、ソーシャルロボット検出において信頼されたツールであると考えられる。

エコーチェンバーは、日本の国内外で研究が行われており、同質で偏ったクラスターを形成し、情報拡散の主要因となる現象である。エコーチェンバーの中では、同様の偏向性を持つユーザーと交流する傾向があり、投稿が行われてから最初のピークを迎えるまでは約1-2時間であるとされるなど、偏った情報が一段と早く拡散されることが明らかになっている。

感情については、感情の強さが情報を共有する量や可能性に影響を与える。ネガティブな感情に基づく共有において、特に怒りの感情が他の感情よりも有意に相関関係にあることが実証されている。他者との共有は、Xにおいてはリポストが該当するものと考えられ、実際、感情を帯びたポストがリポストされやすく、特にネガティブな感情を持つポストがリポストされる確率が高い。なお、Xユーザーは、リポストを行う際、アカウントよりもメッセージを重視しており、感情

に基づく動機が情報に基づく動機以上に共有する傾向が強いことから、ポストの持つ感情が重要であることが推察される。また、他者から間違いを指摘されると、逆により信念を深める現象として、バックファイア効果があり、自分の考えと一致しない議論に対して、多くの否定的な考えが引き出される。

各情報拡散要因同士の関係性について、まず、ソーシャルボットとエコーチェンバーに関しては、ソーシャルボットが情報拡散を行うことで人気が高いように印象を与え、エコーチェンバーの現象を形成することが可能だと指摘されている。その結果、人間がソーシャルボットのポストをリポストするとされている。一方で、ソーシャルボットがエコーチェンバーを形成するという点については、具体的に時系列で検証（可視化）が行われていない。ソーシャルボットは大量の投稿を行うことが可能という特性に鑑みれば、現実的には起こり得ると推察されるどころ、実際に分析を行うことは有意義であると考えられる。

ソーシャルボットと感情の関係性としては、まず、ソーシャルボットの感情を含むポストを、同じような感情を持つ人間がリポストしていることが明らかになっている。また、ソーシャルボットがネガティブな感情を喚起させるポストを実施していることも実証されている。これらの研究結果から、ソーシャルボットのネガティブなポストを人間が拡散する結果、ネガティブな感情が次第に増幅することが推察される。一方で、同推察を時系列で実証した研究は行われていないため、ソーシャルボットとエコーチェンバーに関する時系列の分析と同様に有意義な検証であると考えられる。

エコーチェンバーと感情においては、エコーチェンバーの中ではネガティブな反応を示す可能性が強いことや、怒りの感情がエコーチェンバーの一因となっている傾向にあることが指摘されているほか、日本の保守的なクラスターが「嫌い」などの感情的な言葉を頻繁に使用していることも明らかになっている。一方で、エコーチェンバー内でネガティブな感情が次第に増幅するという点や、ネガティブな感情の増幅がエコーチェンバーを作り出すという点について、双方向での時系列に関する検証がされておらず、先述の2点の関係性（ソーシャルボットとエコーチェンバー、ソーシャルボットと感情）と同様に、有意義な分析であると考えられる。

最後に、先行研究及び本研究の分析内容について、表2.2に整理する。

表 2.2: 情報拡散要因に関する先行研究及び本研究の分析内容のまとめ

	研究内容	先行研究	本研究
ソーシャルロボット	ソーシャルボットの件数・割合 [37] [44] [45]	○	○
	Botometer を利用 [24] [36] [37] [38] [40] [42] [43]	△ (日本は×)	○
	人間がソーシャルロボットを リポスト [38] [41] [42] [43]	△ (日本は×)	○
	リポスト対象ソーシャルボットの 特徴分析	×	○
エコーチェンバー	クラスターを形成 [46][47] [50]	○	○
	拡散された情報が素早く伝播 [47] [48] [49]	○	○
感情	ネガティブな感情が他者との 共有を促進 [54] [56]	○	○
	バックファイア効果 [59] [60]	○	○
ソーシャルロボット エコーチェンバー	ソーシャルロボットが エコーチェンバーを形成 [61]	○	○
	上記現象を時系列で検証	×	○
ソーシャルロボット 感情	ソーシャルボットの感情を含む ポストを人間がリポスト [41]	○	○
	ソーシャルロボットがネガティブ なポストを実施 [62]	○	○
	ソーシャルボットのネガティブ なポストをリポストして ネガティブな感情が増幅 していることを時系列で検証	×	○
エコーチェンバー 感情	エコーチェンバー内では ネガティブな感情を示す傾向 [63] [64] [65] [67]	○	○
	怒り（ネガティブ）の感情が エコーチェンバーの一因となる 傾向 [66]	○	○
	エコーチェンバーの形成と ネガティブな感情の増幅を 時系列で検証	×	○

本研究は、海外における研究で用いられている Botometer を始めとするツールなどを使用し、以下の点を把握するものである。

- 代表的事例である 2016 年米国大統領選挙におけるソーシャルボットの件数及び割合と比較することによる、近年の日本国内のソーシャルメディア上でのソーシャルボットの影響力。
- ソーシャルボットのポストを人間がリポストするという現象発生の有無。
- 人間がリポストしているポストを行ったソーシャルボットの特徴。
- エコーチェンバーと伺えるコミュニティを検出し、情報拡散速度など先行研究の内容との差異。
- 多くリポストされているポストのネガティブな感情の程度。
- バックファイア効果の発生有無。
- エコーチェンバーが形成される過程でのソーシャルボットの関係性。
- ソーシャルボットのネガティブな感情を含むポストを人間がリポストすることでネガティブな感情が増幅。
- エコーチェンバーの形成とネガティブ感情の双方向の関係性。

第3章 データ収集と分析手法

本章では、本研究において分析対象とする事例と提案する手法について述べる。

3.1 データ分析の対象事例

本節では、日本国内のソーシャルメディア上でのソーシャルボットの影響力を分析するうえで対象とした3件の事例について、選定理由などを述べる。X社は、2023年3月30日、自社のXアカウントにてAPIの新たなプランを発表したが、その中に学術研究専用プランは含まれていなかった（その後、同年4月29日に旧プランは廃止）。Twitter Academic APIは、1か月あたり1,000万件のポストを上限として無料で収集できる学術研究専用の旧プランである [73]。本研究では、同プランの廃止が発表・実施された2023年3月及び同年4月を中心に、事例の選定を行う。なお、本研究では、ソーシャルボットの影響力を分析したうえで、エコーチェンバー、感情、各要因の関係性に関する分析を行う。ただし、これらの分析は、3件の事例を通してソーシャルボットの影響力などを評価した結果、対象とすべきと判断した事例に限定して実施する。

3.1.1 安倍元総理の国葬儀

本研究では、まず、近年大きく賛否が分かれた話題である安倍元総理の国葬儀を取り上げる。安倍元総理の国葬儀は、Twitter Academic APIが廃止される前年の2022年において、Xで話題となったトレンドの第3位にランクインしていることから [74]、幅広い世代などによるポストのデータ収集を行うことが可能である

と推察できる。また、安倍元総理の国葬儀については、ソーシャルボットを用いてポストが行われたと実際に報道されており [16], 国葬儀実施に際して賛否が大きく分かれたことから、エコーチェンバーの影響を受けやすく、感情的な投稿が多く行われた事例と考えられる。安倍元総理が銃撃された日から国葬儀が行われた期間にあたる2022年7月8日から同年9月27日において、「国葬」というワードについて、Twitter Academic APIを介して収集した結果、980,894件のアカウントによる21,343,117件のデータが得られた。

3.1.2 統一地方選挙

情報が最も遠く、速く、深く、広く拡散する話題である政治分野の事例として、2023年4月に行われた統一地方選挙を取り上げる。統一地方選挙は、地方公共団体の長と議会の議員の選挙を全国的に期日を統一して行う選挙であり、有権者の選挙への意識を全国的に高めることなどを目的としていることから [75], 注目された政治イベントであると判断した。データ収集にあたっては、選挙の公示日から投票日にあたる2023年3月23日から同年4月23日における「統一地方選挙」というワードについて実施し、143,440件のアカウントによる440,601件のデータが得られた。

3.1.3 PASCO 事例

次に、2023年3月10日に日本ファクトチェックセンター [76] がX上の投稿に対して誤りと発表した、敷島製パンが政府の補助金欲しさにコオロギを美化しているという言説（以下、PASCO事例） [77] を取り上げる。本事例は、実際に誤りと判定されただけでなく、政治の他に情報拡散が顕著であるとされるビジネスに関する事例であり、陰謀論（コオロギをはじめとした昆虫食が陰謀論として拡散される現況 [78]）も関連することから選定した。日本ファクトチェックセンターが拡散元としたポストの投稿日から、誤りと発表した日付にあたる2023年2月26日から同年3月10日における「PASCO コオロギ」をキーワードとしてデータ収集

を行い、49,467件のアカウントによる98,297件のデータが得られた。

3.2 分析手法

本節では、Twitter Academic APIを用いてポストやアカウントのデータをCSV（以下、ポストCSV）及びDB（以下、アカウントDB）形式で収集した後に行う各分析手法、用いるツール、分析の観点について述べる。本研究においては、以下の要因から、Xのポスト（リポストを含む）及びアカウントに焦点を当てる方針である。

- 日本は、Xのユーザー数がアメリカに次いで世界第2位となっている [10].
- 令和6年能登半島地震の事例から、日本において最初に情報収集を行うメディアとして、ソーシャルメディアの中で最も割合が高いのはXであることが明らかになっている [8].
- Botometer は、Xのアカウントを対象としたツールである。

3.2.1 ソーシャルボット

本研究におけるソーシャルボット検出はBotometerを用いるが、ソーシャルボットと判定するボットスコアの閾値は、0.5を採用することとする。0.5という値は、本研究において関連する先行研究の中では、虚偽のニュース（false news）が真実のニュース（true news）よりも拡散が顕著であることを証明した研究 [24] や、ソーシャルボットが影響を及ぼした代表的事例とされる2016年の米国大統領選挙の分析 [36][37][38][42]、Botometer 開発者の推薦 [31] など用いられた実績がある。

本研究におけるソーシャルボット分析として、まず、分析対象事例における全アカウントのうち、ソーシャルボットが占める割合及び件数を図3.1、全ポストの中でソーシャルボットによるポスト（リポストを含む）が占める割合及び件数を図3.2のように分析する。Unmeasurable判定のアカウントは、ボットスコア算出の際に凍結または削除されていたアカウントを指す。図3.1は、ポストCSVから

重複なくアカウントを抽出することで分析し、図3.2は、ポストCSV内の全てのアカウントを対象として分析することで可視化を行う。

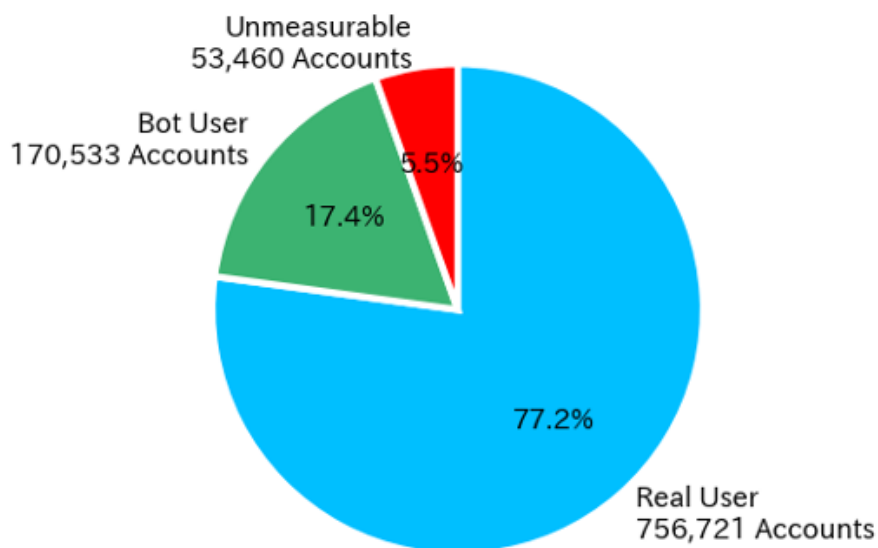


図 3.1: 【例】アカウントごとの内訳

各アカウント（人間，ソーシャルロボット，測定不能（凍結または削除）が占める割合及び件数（アカウントの重複なし）

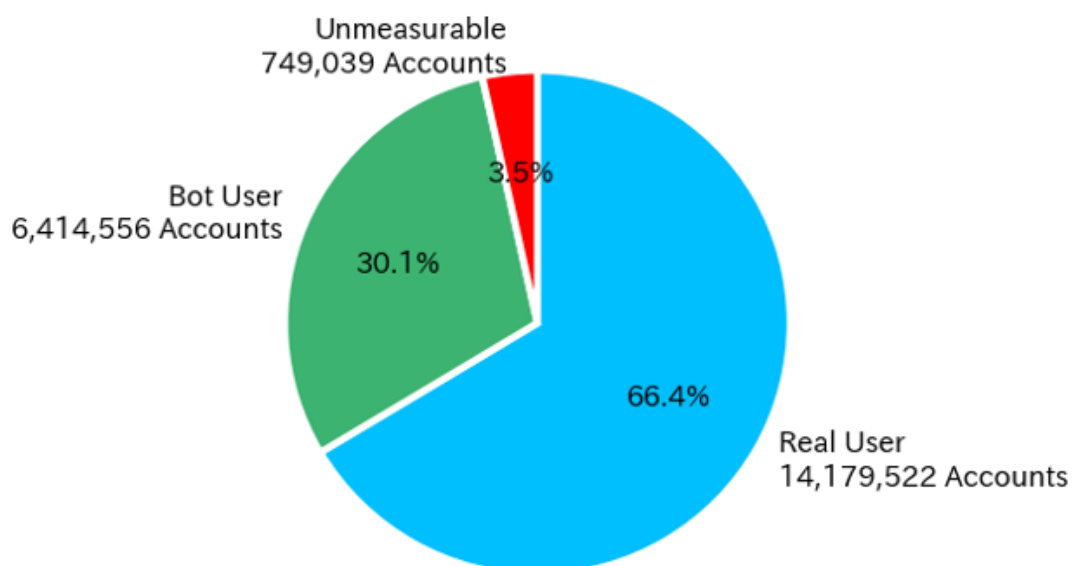


図 3.2: 【例】ポスト全体の内訳

各アカウント（人間，ソーシャルロボット，測定不能（凍結または削除）が占める割合及び件数（アカウントの重複あり）

次に、2016年の米国大統領選挙において確認されたように人間がソーシャルボットのポストをリポストしているかについて、先行研究[42]同様、図3.3のようにヒートマップ図を用いた分析を行う。

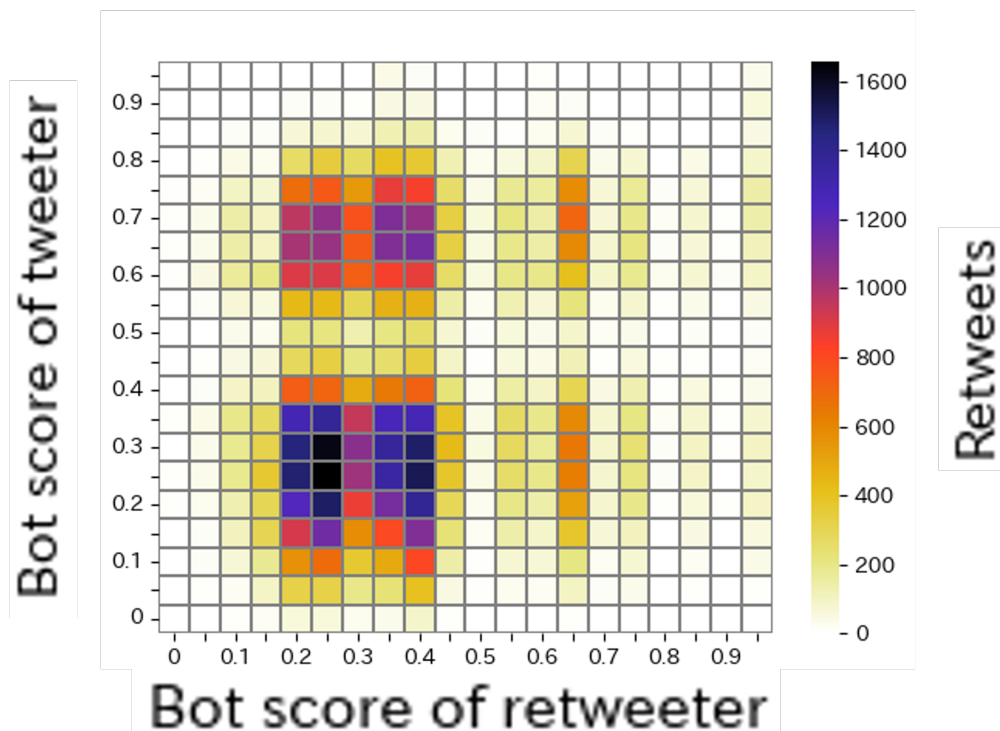


図 3.3: 【例】ポストアカウントとリポストアカウントの関係（ヒートマップ図）

横軸：リポストを行ったアカウントのボットスコア

縦軸：リポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコア

本研究では、ポストCSVからリポスト（種別がリポスト）を抽出し、リポストを行ったアカウントのボットスコア、リポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコアを基にヒートマップ図を作成する。ヒートマップ図は、横軸にリポストを行ったアカウントのボットスコア、縦軸にリポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコアが設定されており、表3.1のとおり4つのエリアに整理することができる。ヒートマップ図作成の際、図3.4のとおり別途CSVファイルを作成し、各エリアの件数及び割合についても整理する。

表 3.1: ヒートマップ図(リポスト関係)の各エリアの参照方法

エリア	リポスト関係
左下	人間が人間をリポスト
左上	人間がソーシャルボットをリポスト
右下	ソーシャルボットが人間をリポスト
右上	ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト

	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9										
0.9	0	0	0	3	4	1	43	18	1	0	0	7	2	1	0	0	1	0	37	
0.8	0	0	4	1	13	15	10	50	48	2	3	2	23	14	2	4	2	1	0	61
0.7	2	2	14	13	70	84	73	128	142	26	15	12	30	76	13	10	3	5	1	46
0.6	2	11	41	26	264	349	269	396	368	124	32	58	90	305	33	77	6	43	3	89
0.5	7	21	98	82	683	749	539	880	847	253	39	181	160	577	69	174	13	65	6	149
0.4	8	35	145	100	961	1058	774	1113	1050	333	62	211	148	710	69	193	21	81	9	139
0.3	11	34	148	102	1009	1043	751	1104	1140	335	55	188	149	592	84	211	19	70	9	113
0.2	12	49	163	198	902	906	729	843	879	263	56	199	190	414	88	183	32	75	19	96
0.1	3	13	68	52	438	438	293	466	461	145	28	129	65	216	30	78	7	33	4	49
0	0	5	36	29	216	213	135	205	254	74	17	60	35	89	22	33	6	19	1	17
0.9	4	9	46	67	281	332	205	250	343	93	10	62	40	117	10	55	9	12	3	20
0.8	6	17	91	105	736	709	482	642	725	226	32	151	92	299	46	132	9	52	10	38
0.7	7	42	191	276	1284	1378	951	1258	1280	390	41	266	189	593	78	203	25	79	11	84
0.6	4	36	187	317	1452	1621	1077	1362	1486	431	57	274	172	650	87	236	13	98	10	101
0.5	8	38	184	365	1476	1659	1026	1340	1522	382	44	259	193	632	79	212	14	91	6	87
0.4	11	28	135	293	1231	1496	866	1132	1385	291	29	195	138	517	81	188	10	62	11	91
0.3	2	16	105	299	920	1151	578	801	1104	227	21	142	89	381	68	110	4	49	5	55
0.2	5	15	70	178	564	689	368	488	807	143	10	72	67	207	25	75	4	23	2	40
0.1	0	9	24	93	324	319	193	227	405	50	7	26	21	98	15	34	0	7	1	10
0	1	0	9	21	63	64	27	34	89	12	0	4	4	9	3	5	0	1	1	4

図 3.4: ポストアカウントとリポストアカウントの関係 (詳細)

横軸がリポストを行ったアカウントのボットスコア, 縦軸がリポストの対象となったポストを行ったアカウントのボットスコアであり, 各リポスト関係のリポスト数を把握することが可能

また, ヒートマップ図を用いたリポスト関係の分析の結果, 人間がソーシャルボットのポストをリポストしていることが明らかになった場合, 当該ソーシャルボットの特徴把握を目的として, Xアカウントのページに表示される以下10項目をアカウントDBから参照し, リポスト対象となった人間のアカウントと比較する.

- 1日あたりのポスト数 (総ポスト数から試算)

- プロフィール画像
- 背景画像
- 認証
- 自己紹介文
- 居住地
- URL 情報
- アカウント活動期間(アカウント作成年月日から試算)
- フォロワー数
- フォロワー数

これは、リポストの対象となるアカウントについて、ソーシャルボットと人間の間にどのような項目に違いがあるのか、検証を行うものである。なお、この点については、人間がソーシャルボットを認識する能力についての研究が将来的な課題として指摘されている [37] という現状を踏まえてのものである。

さらに、フォロワー数が多いアカウントは、情報発信力があり影響力を持つインフルエンサー [79] と表現されることがある。本研究では、インフルエンサーについて、フォロワー数に応じて以下のカテゴリーに分類する。

- ナノインフルエンサー (1万フォロワー未満): 友達に近い感覚で繋がれる。
- マイクロインフルエンサー (1万フォロワー以上): 身近な存在として共感を得やすい。
- ミドルインフルエンサー (10万フォロワー以上): ジャンルに特化した情報発信をしており、各ジャンルに興味関心が高いフォロワーが集まっている。
- トップインフルエンサー (100万フォロワー以上): 主にテレビやマスメディアへの露出が多く、知名度が高く、圧倒的な影響力を持つものの、フォロワーにとっては自身とかけ離れた印象を持たれる。

インフルエンサーを巡っては、かつては、Castilloらが、信頼性の高い情報を拡散

する傾向がある [80] と、Jenders らが、多くのフォロワーを持つとリポストされる確率が高くなる [56] と評価する一方、Cha らは、多くのフォロワーを持つとリポストされるとは限らない [81] と指摘するなど、様々な意見があった。このような中で、近年では、Sander らが、誤解を招くような情報を共有するインフルエンサーについて研究することが重要であると位置付けている [82]。Flamino らは、2016 年の米国大統領選挙と 2020 年の米国中間選挙について比較する中で、以下のとおりインフルエンサーの特徴が変化していることを明らかにしている [83]。

- フェイクニュースを拡散するインフルエンサーが大幅に増加（中にはフォロワー数 100 万以上のアカウントも）。
- 2016 年には無名だったアカウントの影響力が強化（インフルエンサー化）。
- 同様の偏向性を持つインフルエンサーが発信する情報を拡散する傾向が促進。
- 一般ユーザーとインフルエンサーの二極化。
- 報道機関に所属するインフルエンサーが減少。

本研究においては、フォロワー数に応じて、リポスト対象となったアカウントがどのカテゴリーに位置するのか分類を行う。

3.2.2 エコーチェンバー

本研究では、以下の 2 件の関連研究の内容（リポストにより、メッセージに同意したアカウント同士によるクラスターが形成されることもある）から、リポストによってエコーチェンバーのコミュニティが形成されるという仮説のもと、リポストに着目したコミュニティ検出を行う。

- Conover らは、リポストが同じような意見を持つアカウントとの間での交流に用いられており、クラスターを形成することを実証している [84]。

- Metaxasらは、リポストがポストを行ったアカウントへの信頼、メッセージへの同意を示すことを明らかにしている [57].

コミュニティ検出にあたっては、まず、大規模ネットワークの解析アルゴリズムである k -core 分解を用いる [85]. k -core 分解は、 k より小さい次数の頂点を、全ての頂点の次数が k 以上になるまで削除するものである. k -core 分解は、本研究において関連する先行研究として紹介した、2016年の米国大統領選挙 [37][38] に関する分析でも用いられている. 本研究では、Garimellaらの研究によって、頂点間の次数が1つ（アカウント間のリポスト数が1件）の場合、同じような意見を持つ人との間での交流とは十分にはいえず、ノイズとなることが指摘されていることから [86], k の値を2とする k -core 分解を行う. k -core 分解後のリポストネットワークは、図3.5のとおりである.

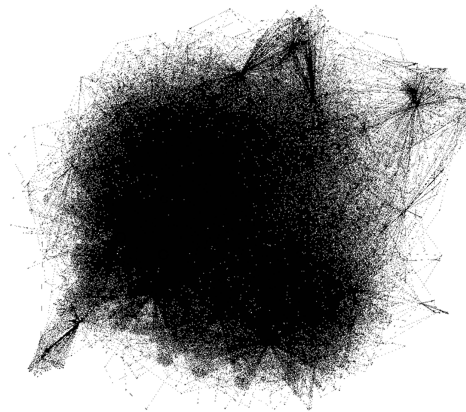
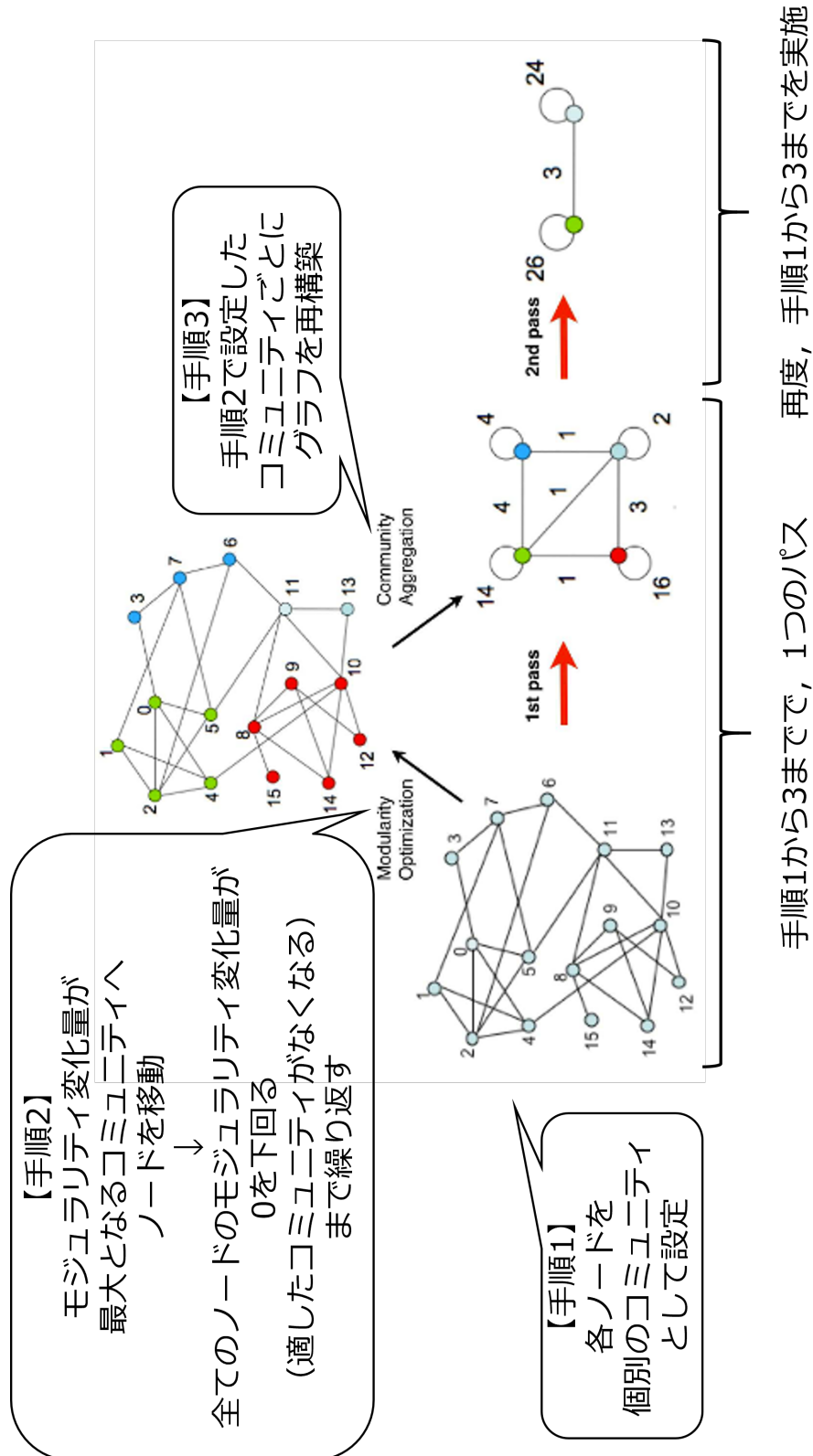


図 3.5: 【例】 k -core 分解適用後のリポストネットワーク

全ての頂点（アカウント）の次数（リポスト数）が k 以上になるまで削除

そのうえで、エコーチェンバーが伺えるコミュニティの検出の手法として、Louvain法を用いる [87]. Louvain法は、図3.6のとおり、以下の手順に沿って、モジュラリティ（コミュニティの質を評価する指標）が最も大きな分割を探索することでコミュニティ検出を行う手法である.



手順1から3まで、1つのパス 再度、手順1から3までを実施

図 3.6: Louvain 法 [87]

モジュラリティ (コミュニティの質を評価する指標) が最も大きくなるまで、ノードの移動 (同一コミュニティ化) を繰り返し実施

1. 手順1として、各ノードを個別のコミュニティとして設定する（図3.6の最初の状態（左下）であり、0から15までの各ノードが対象）。
2. 手順2として、各ノード（コミュニティ）におけるモジュラリティ変化量（元々所属するコミュニティから隣接コミュニティへ移動することによる変化量）を計算し、変化量が最大となる隣接コミュニティを取得する。当該変化量が0を超える場合、対象のコミュニティにノードを移動する（図3.6のModularity Optimization）。
3. 全てのノードにおけるモジュラリティ変化量が0を下回る（移動先のコミュニティが最適）まで、手順2を繰り返す（図3.6上部のコミュニティ化が最適）。
4. 最後に、手順3として、手順2で設定した4コミュニティにグラフを再構築する（図3.6のCommunity Aggregation）。
5. そのうえで、再度、新たな4コミュニティを、それぞれ1つのノードとして、手順1から3までを行う（図3.6の2nd pass）。

Louvain法は、近年においても、Yoshidaらによる日本[67]を、Flaminoらによる米国[83]を対象とした情報拡散におけるコミュニティ検出で用いられている。Louvain法適用後のリポストネットワーク（コミュニティ検出）は、図3.7のとおりである。

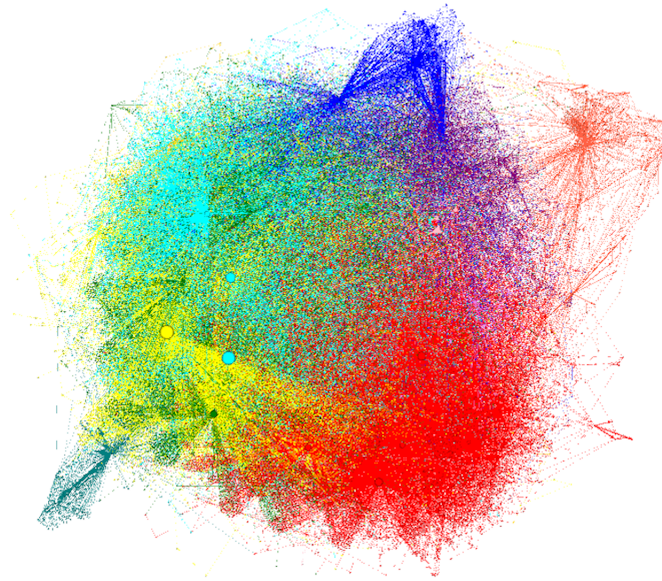


図 3.7: 【例】 Louvain 法適用後のリポストネットワーク (コミュニティ検出)

なお, リポストネットワークの描写には, ネットワーク分析のためのオープンソースソフトウェアである Gephi[88] を用いる.

3.2.3 感情

感情分析には, Googleが開発した自然言語処理のための深層学習モデルである BERT を用いる [89].

Kumar らは, BERT について, 以下の方法で感情分析を行い, 感情スコアを算出している.

1. 文章から, URL やハッシュタグ (#で始まるキーワード), メンション, 絵文字, 特殊記号, 不要なストップワード (「あれ」や「これ」などの意味を持たない単語) を削除する.

2. 文章を、BERTの機能である WordPiece トークナイザー（単語の意味的に成り立つ最小単位）により、サブワード単位（「playing」という英単語は「play」と「ing」）に分割する。
3. 文章をベクトル変換し、事前学習済みの BERT Base (uncased) モデルに入力する。
4. Softmax 関数（複数のクラスの中から、当てはまる確率を計算）を使用し、感情スコアを算出する（感情分析の場合は、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルという3クラスの中で当てはまる確率）。

そのうえで、Kumarらは、Xの感情分析に最適なモデルについて結論を出すとして、ランダムフォレスト、XGブースト、ロジスティック回帰、サポートベクターマシン（SVM）、確率的勾配降下分類器（SGD）、決定木という6つの機械学習モデルとBERTを使用して、Xの感情分析を行った。その結果、BERTは、6つの機械学習モデルと比較した場合、Training Accuracy（訓練データに対する精度を示す訓練精度）、Validation Accuracy（訓練時に使わなかったデータに対する精度を示す検証精度）、Precision（モデルが陽性と予測した中で本当に陽性だった割合）、Recall（実際に陽性だったデータの中でモデルが正しく陽性と予測した割合）、F1スコア（PrecisionとRecallの調和平均）のそれぞれについて最も高い精度を示した。具体的には、それぞれ94.0%、93.63%、93.56%、93.89%、92.34%であった[90]。この結果から、BERTは現状、Xの感情分析を実行するために最も適した方法であると考えられる。

感情には、ポジティブとネガティブの中にも様々な種類が存在しており、例えば、ポジティブには喜びや畏敬、ネガティブには怒りや不安がある。一方で、BERTは、これら多様な感情を分析することはできず、ソーシャルメディアユーザーの信条を判定することもできない。BERTは、文章の言葉遣いから、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルという3つの感情に当てはまる確率（スコア）を算出する。本研究において、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルという3つの感情をスコアで算出したうえで分析を行うということは、先行研究で紹介した様々な分析[41][55][63][65]において用いられた手法を再現するものであり、感情を含む情報拡

散要因の関係性を分析するという踏み込んだ検証を行ううえで、意義があるもの
と考える。なお、本研究では、BERTを用いる結果として、先行研究[41][63][65]同
様、感情スコアはプラス1（最もポジティブ）からマイナス1（最もネガティブ）、
0がニュートラルの範囲で算出する。

3.3 時系列分析

本節では、各要因及び要因同士を時系列で分析する際の観点について述べる。

3.3.1 ソーシャルボット

ソーシャルボットと人間が関連するリポストとしては、以下の4形式がある。

- ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト（ソーシャルボッ
ト同士がリポスト）
- ソーシャルボットが人間をリポスト
- 人間がソーシャルボットをリポスト
- 人間が人間をリポスト（人間同士がリポスト）

本研究では、図3.8のとおり、1時間ごとのリポスト数を折れ線グラフ（赤線）で
描写することに加え、上記4形式がそれぞれ占める割合（ラベルはPercentage of
Repost Relationships）を100%積み上げ棒グラフで可視化する。

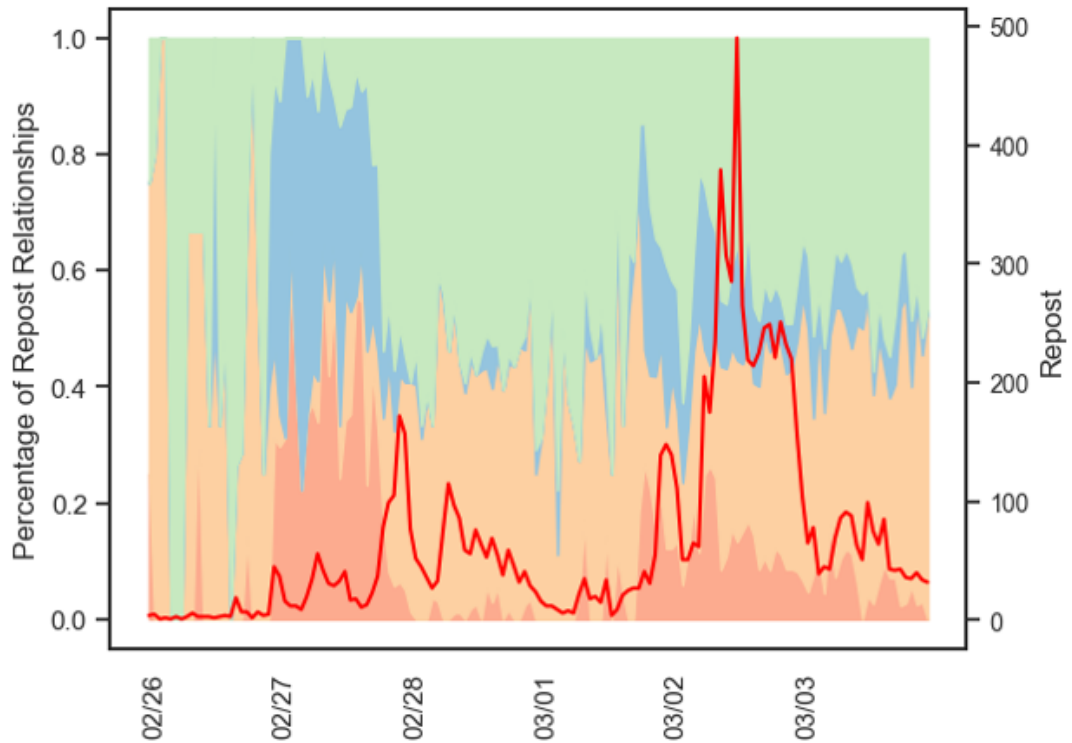


図 3.8: 【例】 ソーシャルボットと人間が関連するリポスト推移 (100%積み上げ棒グラフ)

Percentage of Repost Relationships : 1時間ごとのリポスト関係 (ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト, ソーシャルボットが人間をリポスト, 人間がソーシャルボットをリポスト, 人間が人間をリポスト) は, それぞれ赤色, 橙色, 青色, 緑色 (100%積み上げ棒グラフ)

Repost : 1時間ごとのリポスト数 (赤色折れ線グラフ)

100%積み上げ棒グラフ内の各色が示すリポストの関係は, 以下のとおりである.

- 赤色エリア: ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト (ソーシャルボット同士がリポスト)
- 橙色エリア: ソーシャルボットが人間をリポスト
- 青色エリア: 人間がソーシャルボットをリポスト
- 緑色エリア: 人間が人間をリポスト (人間同士がリポスト)

図3.9のような積み上げ棒グラフではなく、100%積み上げ棒グラフを用いて可視化する理由としては、各時間帯における各リポスト関係が占める割合を鮮明に判別するためである（たとえば、図3.9では、2月27日の夕方以降にリポスト数が上昇しているが、その直前にどのような関係のリポストが多かったのか鮮明に判断できない）。本研究では、このような不都合の解消を目的として、リポスト関係の表現は、100%積み上げ棒グラフを採用することとする。

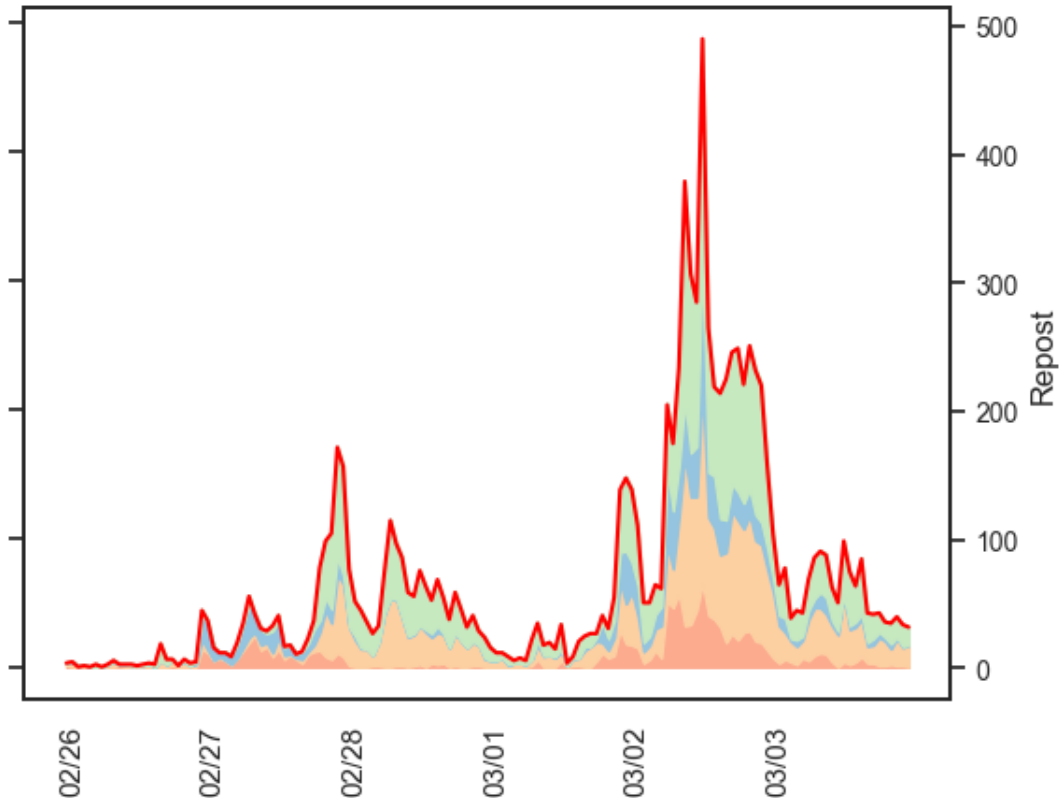


図 3.9: 【例】ソーシャルボットと人間が関連するリポスト推移（積み上げ棒グラフ）

100%積み上げ棒グラフとは異なり、各時間帯における各リポスト関係が占める割合を鮮明に判別することが困難

3.3.2 エコーチェンバー

本研究では、エコーチェンバーの変化を時系列で分析するにあたって、同様の偏向性を持つユーザーと交流することでクラスターを形成して分極化するとい

う、エコーチェンバーの特性に着目する。つまり、エコーチェンバー（コミュニティ）の形成が進んでいる場合、当該コミュニティは時間の経過とともに他のコミュニティとの交流（リポスト）を行わないと仮定する。本研究では、あるコミュニティ C における時刻 t でのエコーチェンバー（コミュニティ）の形成度合いである $P_{\text{internal}}(t, C)$ を評価するため、以下の指標を用いる。

$$P_{\text{internal}}(t, C) = \frac{R_{\text{internal}}(t, C)}{R_{\text{total}}(t, C)}$$

$R_{\text{internal}}(t, C)$ は、時刻 t までにリポスト元とリポスト先の両方がコミュニティ C に属するリポストのみをカウントする。 $R_{\text{total}}(t, C)$ は、時刻 t までにコミュニティ C に関連する（リポスト元またはリポスト先のいずれか、または両方がコミュニティ C に属する）リポストをカウントする。この指標は、対象のコミュニティがどの程度閉鎖的にリポストしているかを示し、値が1に近い程、分極化したエコーチェンバーであることを意味する。たとえば、あるコミュニティ C において、ある時刻 t までに100件のリポストが発生し、そのうち80件がコミュニティ C 内部で完結していた場合、0.8となる。本研究では、図3.10のとおり、1時間ごとのリポスト数を折れ線グラフ（黒線）で描写することに加え、エコーチェンバーの形成の変化（ラベルはProportion of Self Repost）を折れ線グラフ（赤色の点線）で可視化する。

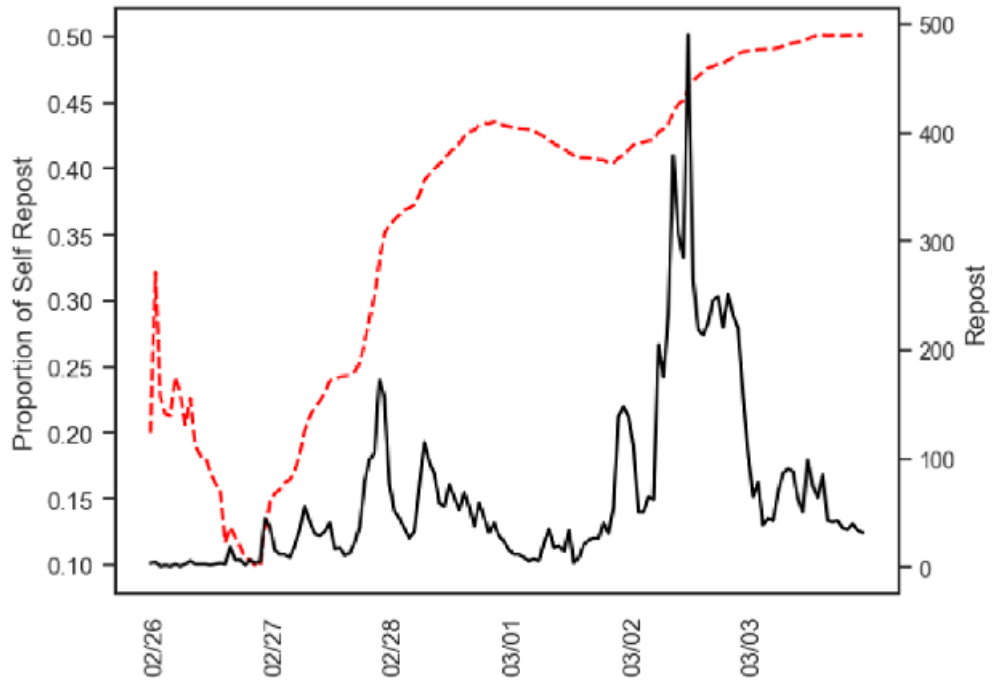


図 3.10: 【例】エコーチェンバーの形成の変化

Proportion of Self Repost : 1 時間ごとのエコーチェンバーの形成 ($P_{\text{internal}}(t, C)$) の変化 (赤色点線折れ線グラフ)

Repost : 1 時間ごとのリポスト数 (黒色折れ線グラフ)

3.3.3 感情

本研究では, 図3.11のとおり, 1 時間ごとのリポスト数を折れ線グラフ (黒線) で描写することに加え, コミュニティ C における時刻 t までの全リポストの感情スコアの平均 (ラベルは Emotional Score) を折れ線グラフ (赤色の点線) で可視化する.

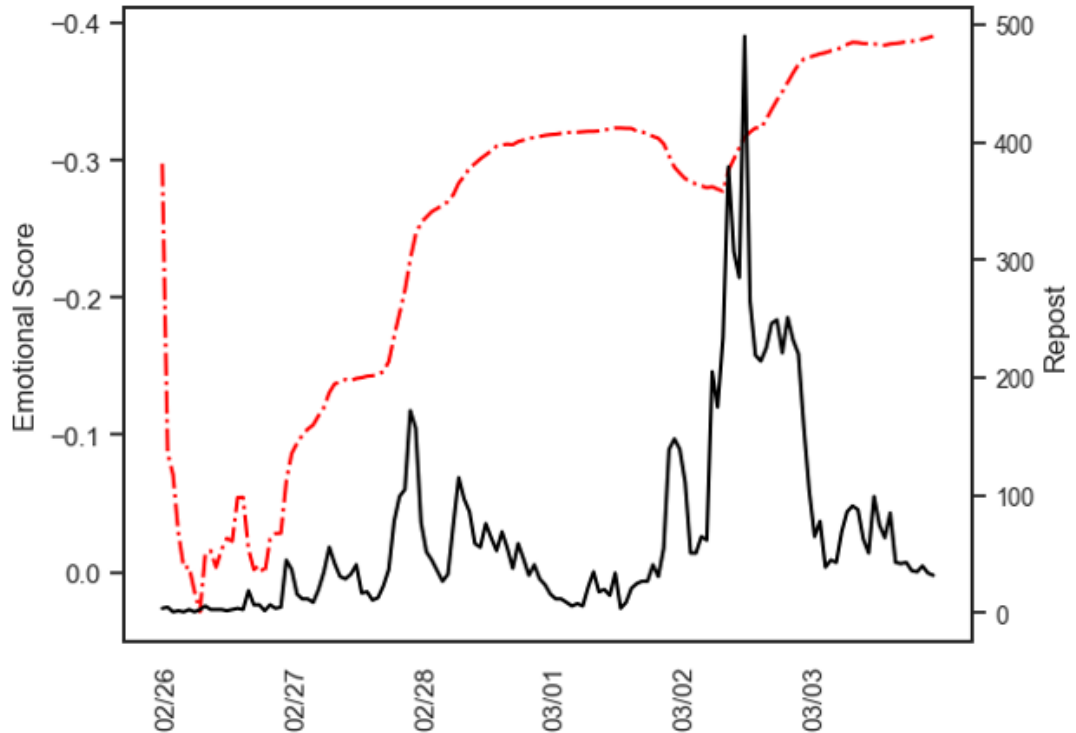


図 3.11: 【例】感情スコアの変化

Emotional Score : 時刻 t までの全リポストの感情スコアの平均 (赤色点線折れ線グラフ)

Repost : 1 時間ごとのリポスト数 (黒色折れ線グラフ)

これにより、各時刻までにコミュニティ C の中で感情がどのように変化しているのか把握することが可能となる。なお、先行研究の結果から、情報拡散が進むとネガティブな感情が増幅 (マイナス1に近づく) することが予想される。リポスト数の増加と同様に、ネガティブ感情の増幅が上昇傾向となるように描写するため、Emotional Score の縦軸は、マイナス1を上部に、プラス1を下部に設定する。

3.3.4 時系列相互相関分析

本研究では、各要因の時系列における関係性を明らかにするために、先行研究では行われていない手法である時系列相互相関分析を実施する。これにより、各

要因とリポスト数や、各要因同士の関係性についての時差（ラグ）や相関の強さを定量的に評価する．具体的には，時刻 t における以下の4点について，1日（24時間）以内で有意な相関が見られるかそれぞれ分析を行う．

- リポスト関係の4形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト，ソーシャルボットが人間をリポスト，人間がソーシャルボットをリポスト，人間が人間をリポスト）のリポスト数
- $P_{\text{internal}}(t, C)$ （エコーチェンバーの形成度合い）
- 時刻 t までの感情スコアの平均
- リポスト数

3.4 本研究におけるデータ分析処理の流れ

本節では，本章において紹介した手法を用いた，具体的な分析処理を述べる．本研究における，ポストやアカウントのデータをCSV及びDB形式で収集し分析する処理の流れについて，図3.12に整理する．図中の各処理は以下のとおりである．なお，各処理の番号は，図3.12内の番号に対応している．

1. Twitter Academic APIを用いて検索ワードに該当するポスト・リポストを収集しCSV形式（ポストCSV）で保存する．
2. ポストCSVからポスト・リポストを行った各アカウントのIDを抽出する．抽出したアカウントのIDを元に，Twitter Academic APIを用いて当該アカウントの情報（総ポスト数など）を収集し，アカウントDBに登録する．
3. Botometerを用いてアカウントDBの各アカウントのボットスコアを算出し，アカウントDBに追加する [91]．
4. ポストCSVに対して，ポスト・リポストを行った各アカウントのボットスコアをアカウントDBから参照し，追加する．
5. ポストCSVに対して，BERTを用いて各ポスト・リポストの感情スコアを算出し，追加する．

6. k-core分解 (kの値は2) を用いてリポスト数2件以上を対象としたリポストネットワークを描写する.
7. k-core分解後のリポストネットワークに対して, Louvain法を用いたコミュニティ検出を行う.
8. ポストCSV及びアカウントDBを用いてソーシャルボットに関する分析・可視化処理を行う (第4章のソーシャルボット分析).
9. Louvain法を用いて検出されたコミュニティごとにポストCSVからリポストを抽出し, 分析・可視化処理を行う (第5章のエコーチェンバー, 第6章の感情, 第7章及び第8章の各要因間関係性分析).

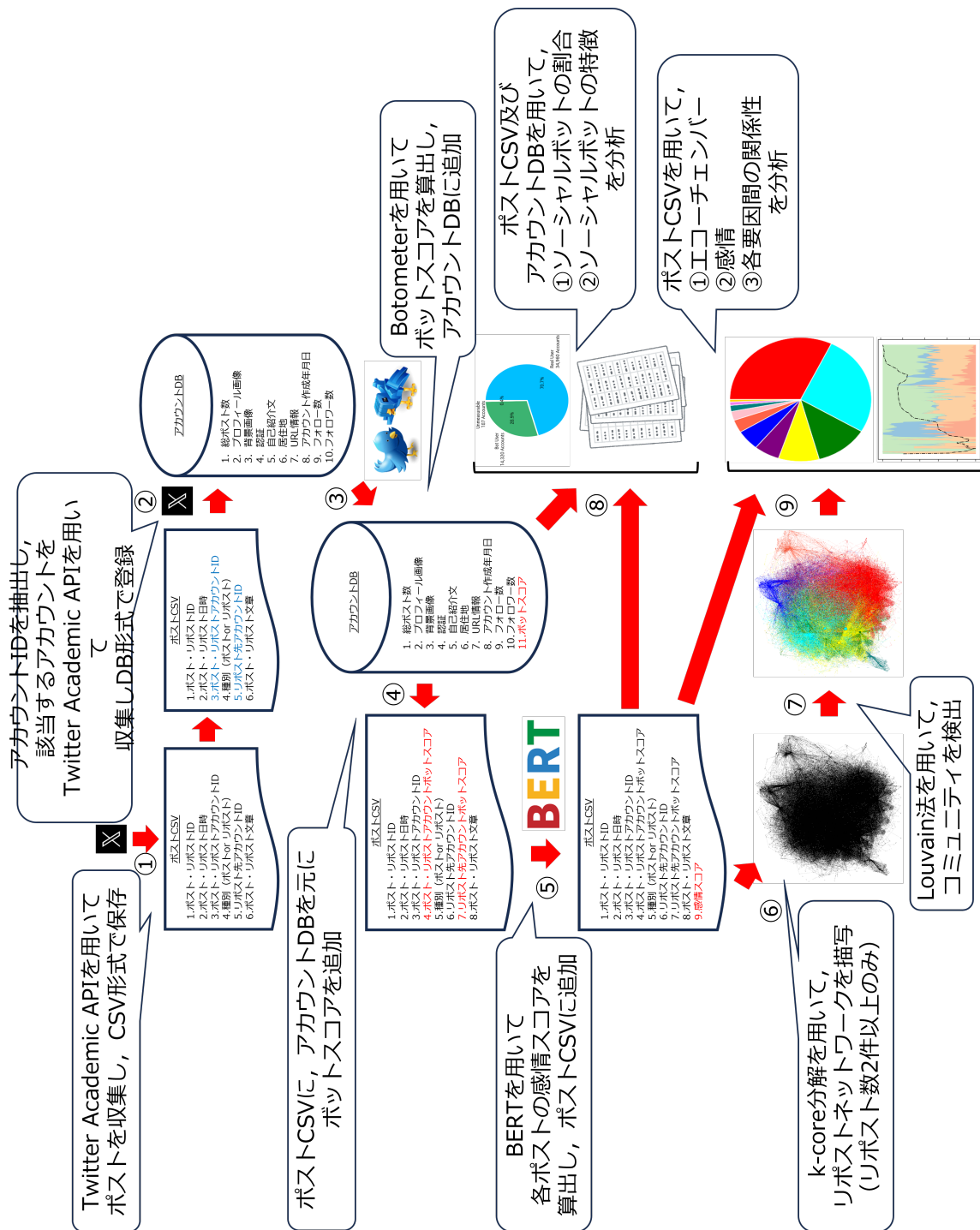


図 3.12: データ分析処理の流れ

Twitter Academic API を用いてポストやアカウントのデータを CSV 及び DB 形式で収集し、Botometer や BERT を用いてアカウントのボットスコアなどを算出するなどの各種分析を実施

第4章 日本のソーシャルボットの活動実態

本章では、Botometerを用いて算出したソーシャルボットの件数や割合、人間がリポストしているポストを行ったソーシャルボットの特徴把握など、ソーシャルボットに着目した分析結果を対象事例ごとに示した上で、総合的に考察する。

4.1 安倍元総理の国葬儀

安倍元総理の国葬儀に関するポストを行ったアカウントのうち、ソーシャルボットの件数及び割合を確認したところ、アカウント総数980,714件のうち、17.4%を占める170,533件がソーシャルボットであり（図4.1参照）、ソーシャルボットによるポストは、ポスト総数21,343,117件のうち6,414,556件であり、30.1%を占めていた（図4.2参照）。

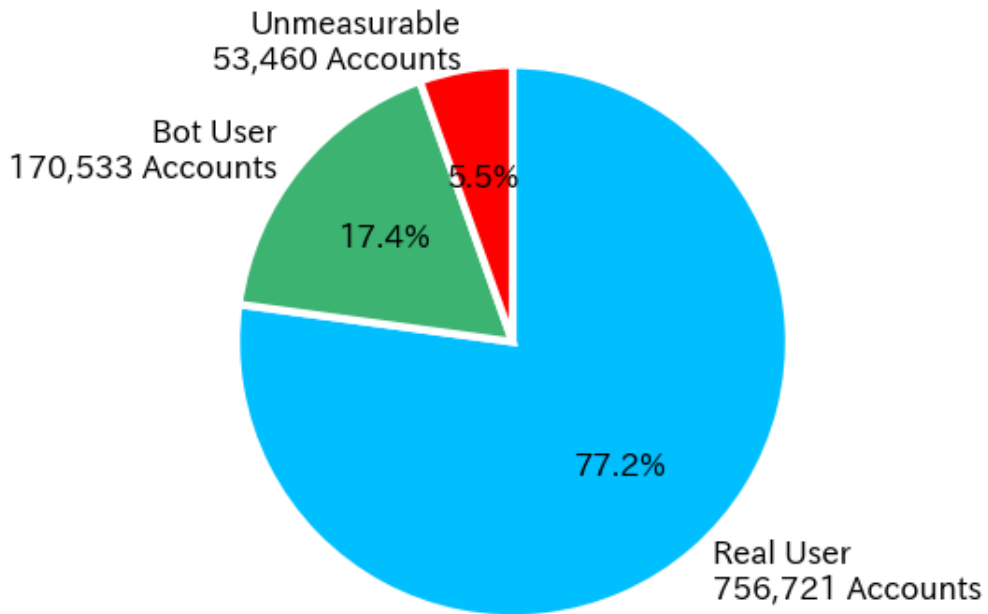


図 4.1: 【安倍元総理の国葬儀】アカウントごとの内訳

17.4%を占める 170,533 件がソーシャルボット

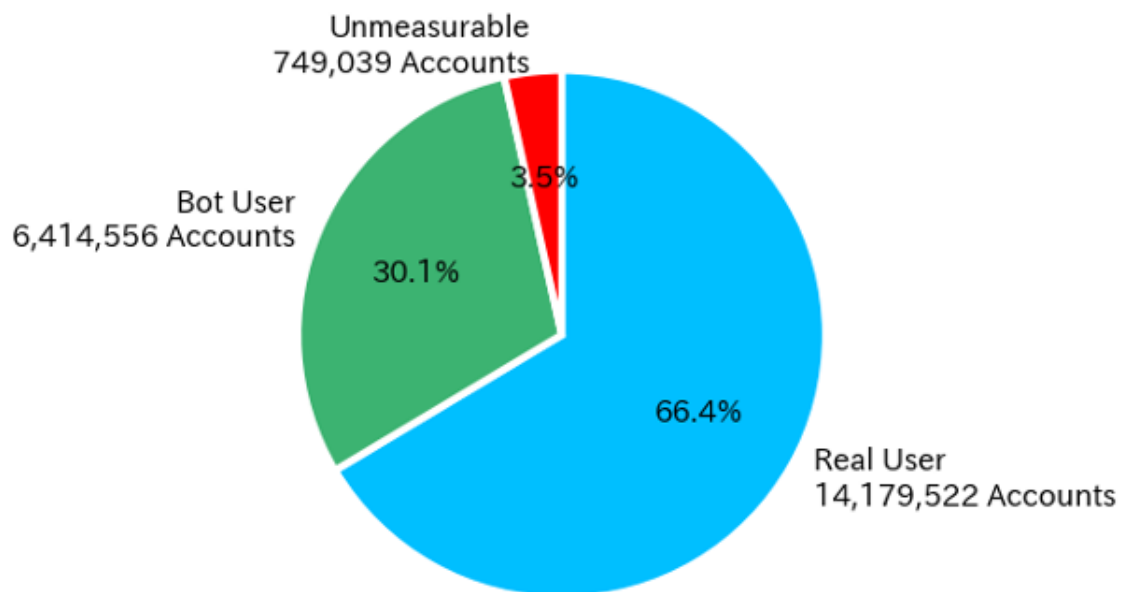


図 4.2: 【安倍元総理の国葬儀】ポスト全体の内訳

30.1%を占める 6,414,556 件がソーシャルボット

ポストを行ったアカウントとリポストを行ったアカウントの関係について、図

4.3のとおり、ヒートマップ図を用いた可視化を行った結果、人間がソーシャルボットのポストを多くリポストしており、リポスト総数17,443,258件（凍結・削除されたアカウントによるリポストを除く）のうち、25.1%を占める4,385,207件であった（表4.1参照）。

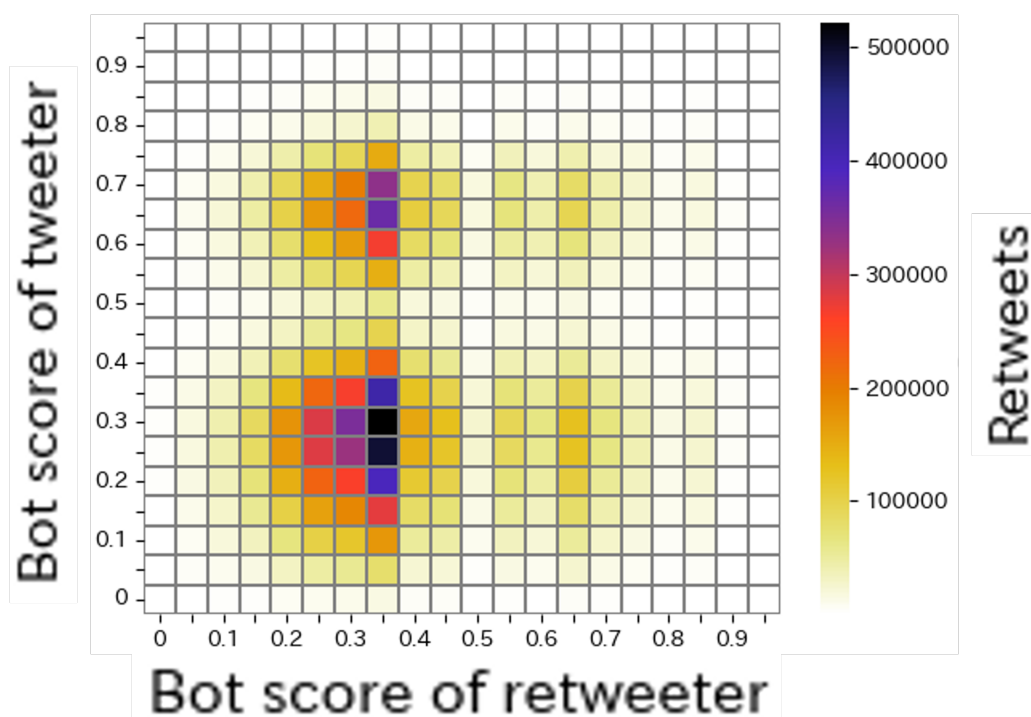


図 4.3: 【安倍元総理の国葬儀】 ポストアカウントとリポストアカウントの関係
人間がソーシャルボットのポストをリポスト：25.1%を占める4,385,207件(左上のエリア)

表 4.1: 【安倍元総理の国葬儀】 リポスト関係のまとめ

	件数	割合
人間が人間をリポスト	9,245,900	53.0%
人間がソーシャルボットをリポスト	4,385,207	25.1%
ソーシャルボットが人間をリポスト	2,475,915	14.2%
ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト	1,336,236	7.7%

次に、人間によるリポストの対象となったアカウント（ソーシャルボット19,648件、人間112,312件）について、表4.2のとおり整理した。

表 4.2: 【安倍元総理の国葬儀】リポスト先アカウントの比較

項目	ソーシャルボット		人間	
1日あたりの ポスト数	1以下	39.1%	1以下	24.6%
	2-5	18.3%	2-5	23.3%
	6-10	10.3%	6-10	15.3%
	11-20	9.9%	11-20	15.3%
	21-50	11.6%	21-50	14.6%
	51-100	6.5%	51-100	5.1%
	100超	4.3%	100超	1.8%
プロフィール 画像	あり	90.0%	あり	96.6%
	なし	10.0%	なし	3.4%
背景画像	あり	59.1%	あり	75.2%
	なし	40.9%	なし	24.8%
認証	あり	0.0%	あり	0.0%
	なし	100.0%	なし	1000.0%
自己紹介文	あり	80.7%	あり	90.9%
	なし	19.3%	なし	9.1%
居住地	あり	41.4%	あり	53.3%
	なし	58.6%	なし	46.7%
URL情報	あり	21.9%	あり	22.6%
	なし	78.1%	なし	77.4%
アカウント 活動期間	1週間以内	0.1%	1週間以内	0.1%
	1ヶ月以内	0.0%	1ヶ月以内	0.0%
	1年以内	8.7%	1年以内	3.4%
	1年超	91.2%	1年超	96.5%
フォロワー数	1万未満	97.1%	1万未満	99.4%
	1万以上	2.8%	1万以上	0.5%
	10万以上	0.1%	10万以上	0.1%
	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%
フォロワー数	1万未満	93.0%	1万未満	97.0%
	1万以上	6.0%	1万以上	2.7%
	10万以上	0.9%	10万以上	0.2%
	100万以上	0.1%	100万以上	0.1%

ソーシャルボット及び人間のアカウント両方において認証アカウントが0件であるが、これは2023年4月20日にX社が認証済みバッジを一斉に削除[92]し、同時期に本研究のデータ収集を行ったことが要因と考えられる。また、リポスト対象となったソーシャルボットの中にフォロワー数が100万件を超えるトップインフルエンサーが23件あり、これらのカウントの概要は、以下のとおりである。

- 日本政府
- 日本の官公庁
- 大手新聞会社
- 大手新聞会社
- 放送局
- 放送局
- 防災情報発信アカウント
- ニュースサイト
- ニュースサイト
- エンタメサイト
- 女性向けエンタメサイト
- ファッション情報発信アカウント
- 科学者
- タレント
- 米国の新聞会社
- 米国の放送局
- 米国の放送局
- 米国のラジオ局
- 英国の放送局
- 英国の国際通信社
- フランスの放送局
- ドイツの放送局
- シンガポールの放送局

4.2 統一地方選挙

統一地方選挙に関するポストを行ったアカウントうち、ソーシャルボットの件数及び割合を確認したところ、アカウント総数143,440件のうち、23.8%を占める34,125件がソーシャルボットであり（図4.4参照）、ソーシャルボットによるポストは、ポスト総数440,601件のうち164,915件であり、37.4%を占めていた（図4.5参照）。

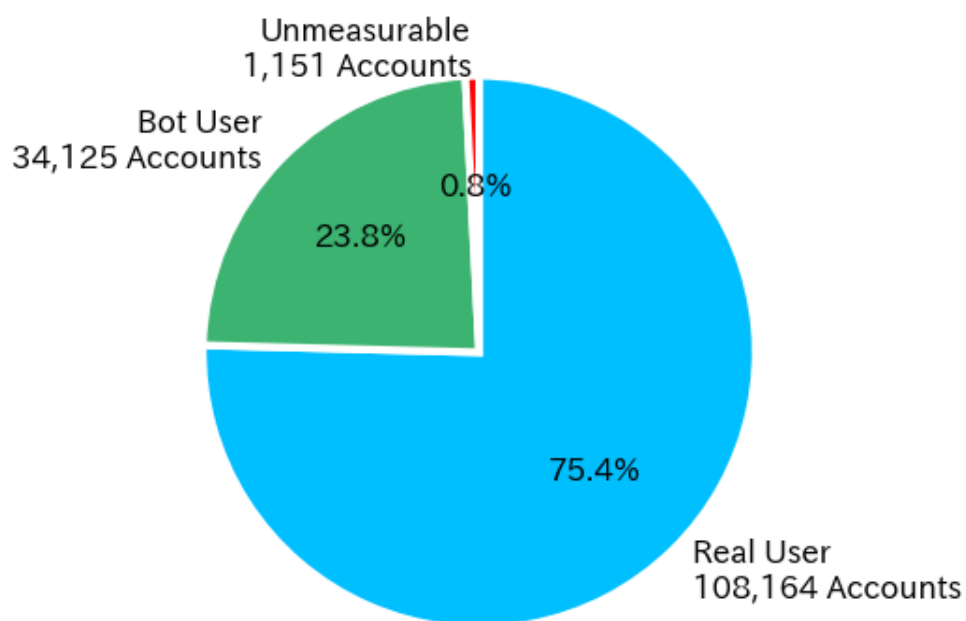


図 4.4: 【統一地方選挙】アカウントごとの内訳

23.8%を占める34,125件がソーシャルボット

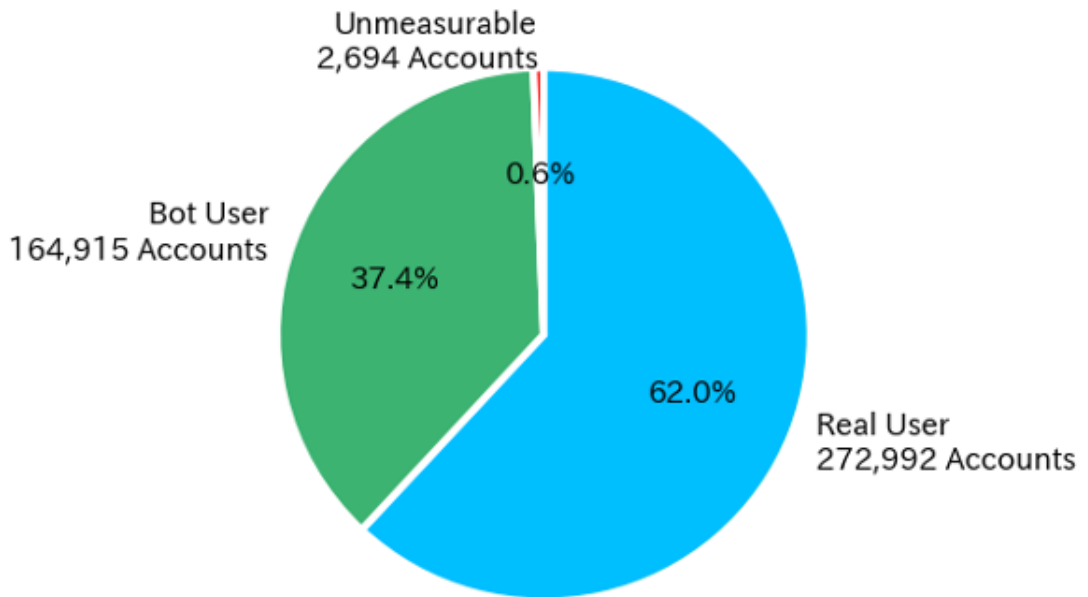


図 4.5: 【統一地方選挙】ポスト全体の内訳

37.4%を占める 164,915 件がソーシャルボット

ポストを行ったアカウントとリポストを行ったアカウントの関係について、図 4.6 のとおり、ヒートマップ図を用いた可視化を行った結果、人間がソーシャルボットのポストを多くリポストしており、リポスト総数 373,621 件（凍結・削除されたアカウントによるリポストを除く）のうち、24.9%を占める 93,126 件であった（表 4.3 参照）。

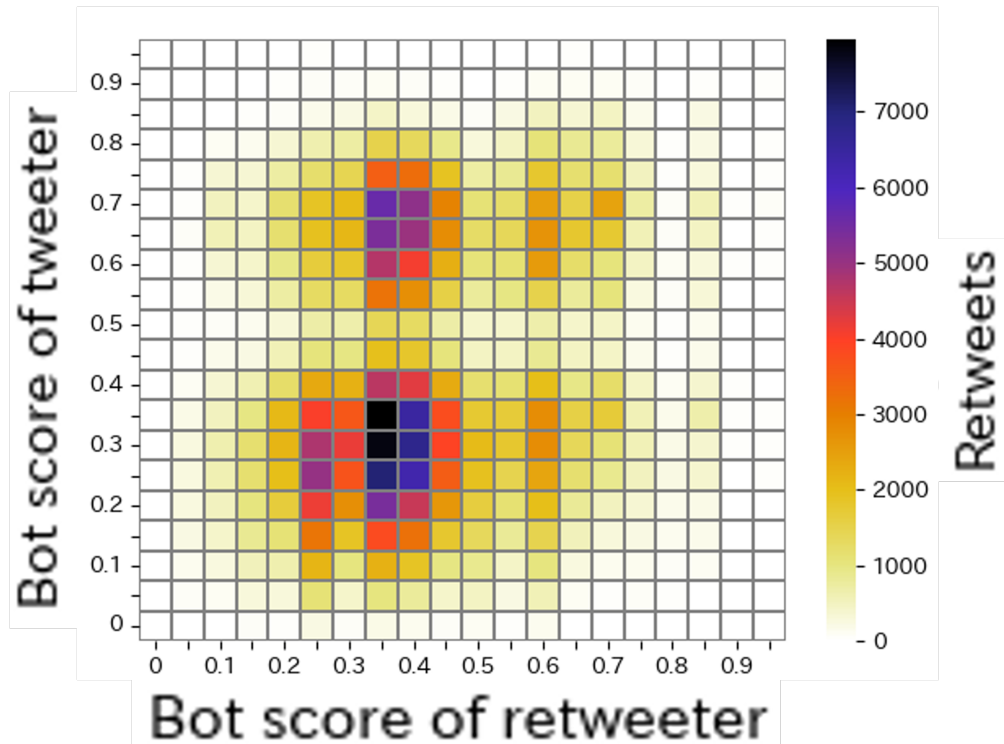


図 4.6: 【統一地方選挙】ポストアカウントとリポストアカウントの関係

人間がソーシャルボットのポストをリポスト: 24.9%を占める 93,126件(左上のエリア)

表 4.3: 【統一地方選挙】リポスト関係のまとめ

	件数	割合
人間が人間をリポスト	171,720	46.0%
人間がソーシャルボットをリポスト	93,126	24.9%
ソーシャルボットが人間をリポスト	58,222	15.6%
ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト	50,553	13.5%

人間によるリポストの対象となったアカウント(ソーシャルボット2,161件, 人間6,622件)について, 表4.4のとおり整理した.

表 4.4: 【統一地方選挙】リポスト先アカウントの比較

項目	ソーシャルボット		人間	
1日あたりの ポスト数	1以下	38.0%	1以下	23.8%
	2-5	19.5%	2-5	22.2%
	6-10	9.6%	6-10	13.1%
	11-20	8.8%	11-20	15.0%
	21-50	10.7%	21-50	16.0%
	51-100	7.6%	51-100	7.0%
	100超	5.8%	100超	2.9%
プロフィール 画像	あり	97.5%	あり	98.4%
	なし	2.5%	なし	1.6%
背景画像	あり	81.2%	あり	83.9%
	なし	18.8%	なし	16.1%
認証	あり	10.6%	あり	2.5%
	なし	89.4%	なし	97.5%
自己紹介文	あり	93.1%	あり	95.0%
	なし	6.9%	なし	5.0%
居住地	あり	56.4%	あり	60.8%
	なし	43.6%	なし	39.2%
URL 情報	あり	49.8%	あり	40.4%
	なし	50.2%	なし	59.6%
アカウント 活動期間	1週間以内	0.4%	1週間以内	0.1%
	1ヶ月以内	1.6%	1ヶ月以内	0.5%
	1年以内	17.5%	1年以内	8.9%
	1年超	80.5%	1年超	90.5%
フォロワー数	1万未満	96.4%	1万未満	98.4%
	1万以上	3.5%	1万以上	1.5%
	10万以上	0.1%	10万以上	0.1%
	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%
フォロワー数	1万未満	86.6%	1万未満	91.5%
	1万以上	10.7%	1万以上	7.4%
	10万以上	2.4%	10万以上	1.0%
	100万以上	0.3%	100万以上	0.1%

認証アカウントは、ソーシャルボットでは229件（10.6%）存在したが、いずれも地方公共団体や政治家、マスメディア関連のアカウントだった。また、フォロワー数が100万件を超えるトップインフルエンサー6件（0.3%）についての概要は、以下のとおりである。

- 大手新聞会社
- 放送局
- 放送局
- ニュースサイト
- ニュースサイト
- 実業家

4.3 PASCO事例

PASCO事例に関するポストを行ったアカウントのうち、ソーシャルボットの件数及び割合を確認したところ、アカウント総数49,467件のうち、28.9%を占める14,320件がソーシャルボットであり（図4.7参照）、ソーシャルボットによるポストは、ポスト総数98,297件のうち36,494件であり、37.1%を占めていた（図4.8参照）。

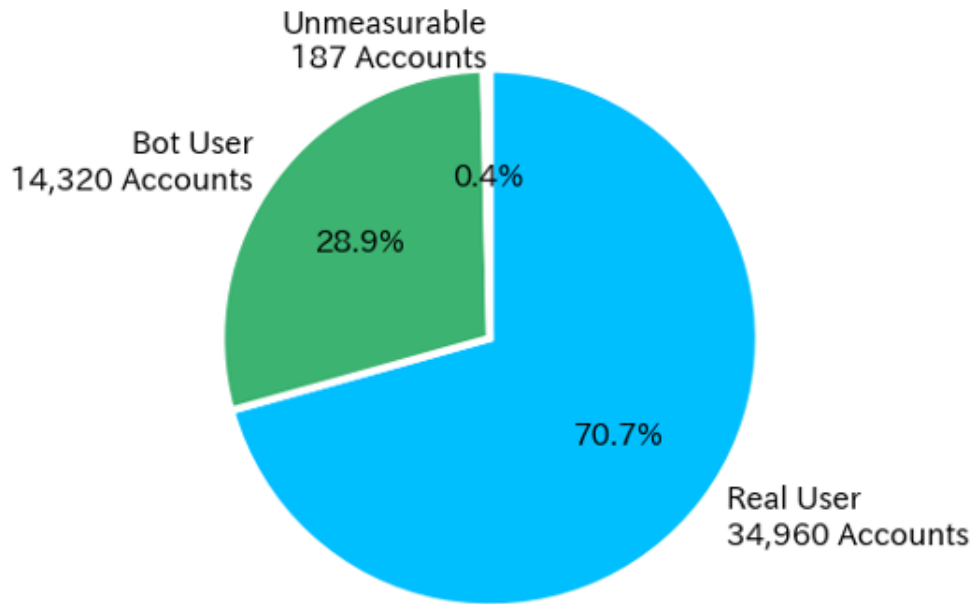


図 4.7: 【PASCO 事例】アカウントごとの内訳
28.9%を占める 14,320 件がソーシャルボット

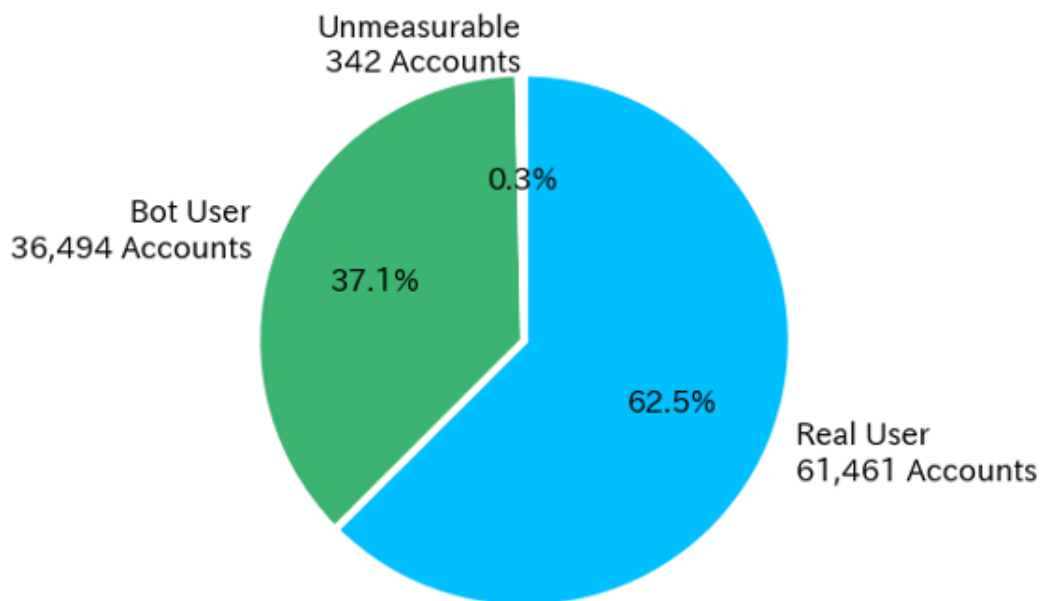


図 4.8: 【PASCO 事例】ポスト全体の内訳
37.1%を占める 36,494 件がソーシャルボット

ポストを行ったアカウントとリポストを行ったアカウントの関係について、図

4.9のとおり、ヒートマップ図を用いた可視化を行った結果、人間がソーシャルボットのポストを多くリポストしており、リポスト総数89,346件（凍結・削除されたアカウントによるリポストを除く）のうち、29.7%を占める26,518件であった（表4.5参照）。

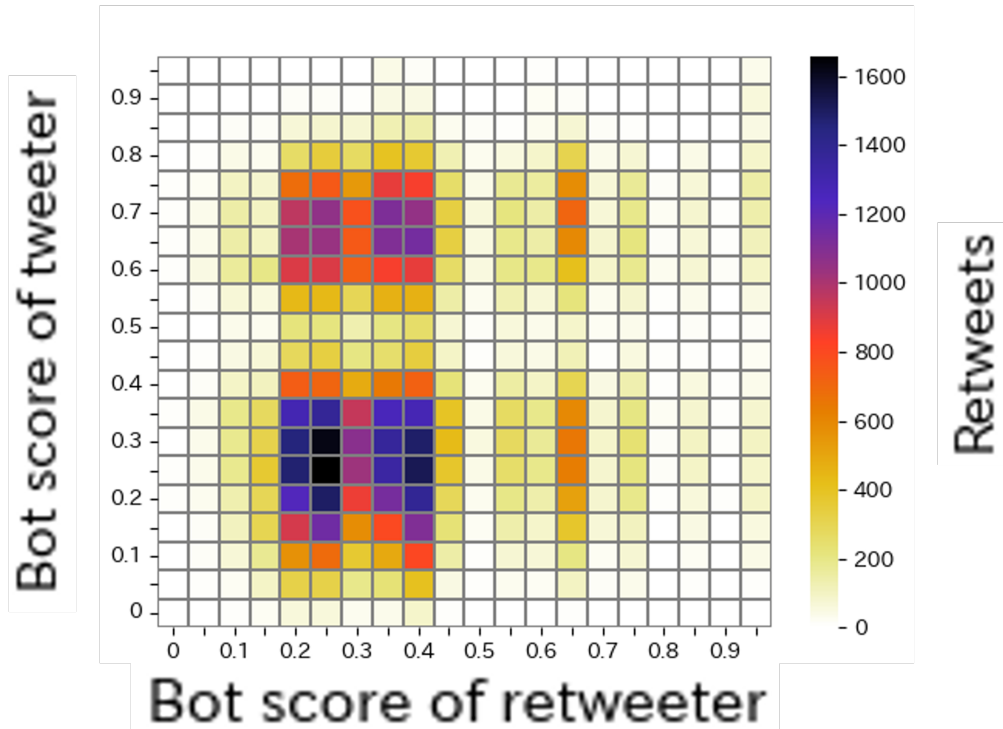


図 4.9: 【PASCO 事例】 ポストアカウントとリポストアカウントの関係

人間がソーシャルボットのポストをリポスト：29.7%を占める26,518件(左上のエリア)

表 4.5: 【PASCO 事例】 リポスト関係のまとめ

	件数	割合
人間が人間をリポスト	45,761	51.2%
人間がソーシャルボットをリポスト	26,518	29.7%
ソーシャルボットが人間をリポスト	9,104	10.2%
ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト	7,963	8.9%

人間によるリポストの対象となったアカウント（ソーシャルボット441件，人間2,094件）について，表4.6のとおり整理したところ，トップインフルエンサー

(フォロワー数が100万件超え)の存在は確認されず、ソーシャルボットの中でフォロワー数が10万件を超えるミドルインフルエンサーが7件(1.6%)存在しており、これらのアカウント概要は以下のとおりである。

- ウェブメディア
- ウェブメディア
- 保守系アカウント
- NPO 法人理事長
- イラストクリエイター
- ゲーム速報アカウント
- 話題のポストをリポストするアカウント

表 4.6: 【PASCO 事例】リポスト先アカウントの比較

項目	ソーシャルボット		人間	
1日あたりの ポスト数	1以下	21.3%	1以下	19.3%
	2-5	11.8%	2-5	21.2%
	6-10	13.2%	6-10	15.2%
	11-20	13.2%	11-20	16.9%
	21-50	18.6%	21-50	18.1%
	51-100	12.9%	51-100	7.0%
	100超	9.0%	100超	2.3%
プロフィール 画像	あり	95.5%	あり	97.7%
	なし	4.5%	なし	2.3%
背景画像	あり	71.2%	あり	77.2%
	なし	28.8%	なし	22.8%
認証	あり	0.2%	あり	0.2%
	なし	99.8%	なし	99.8%
自己紹介文	あり	85.7%	あり	92.9%
	なし	14.3%	なし	7.1%
居住地	あり	39.0%	あり	49.2%
	なし	61.0%	なし	50.8%
URL 情報	あり	26.3%	あり	19.1%
	なし	73.7%	なし	80.9%
アカウント 活動期間	1週間以内	0.0%	1週間以内	0.0%
	1ヶ月以内	0.2%	1ヶ月以内	0.1%
	1年以内	16.1%	1年以内	8.9%
	1年超	83.7%	1年超	91.0%
フォロワー数	1万未満	93.4%	1万未満	98.5%
	1万以上	6.4%	1万以上	1.4%
	10万以上	0.2%	10万以上	0.1%
	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%
フォロワー数	1万未満	89.3%	1万未満	96.0%
	1万以上	9.1%	1万以上	3.6%
	10万以上	1.6%	10万以上	0.4%
	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%

4.4 考察

本節では、3件の事例におけるソーシャルボットの件数や割合、影響力のあるソーシャルボットについて総合的に考察する。

3件の事例における、ソーシャルボットの件数及び割合、ソーシャルボットによるポストの件数及び割合は、表4.7のとおり整理できる。

表 4.7: ソーシャルボットの割合等のまとめ

	ソーシャルボットの割合	ソーシャルボットによるポストの割合
安倍元総理の国葬儀	17.4% (170,533/980,714)	30.1% (6,414,556/21,343,117)
統一地方選挙	23.8% (34,125/143,440)	37.4% (164,915/440,601)
PASCO 事例	28.9% (14,320/49,467)	37.1% (36,494/98,297)
2016 年米国大統領選挙	約 14% (約 40 万/約 280 万)	約 19% (約 380 万/約 2,000 万)

3件の事例におけるソーシャルボットが占める割合は、いずれも2016年の米国大統領選挙（約14%）を上回る結果。ソーシャルボットによるポストの割合が30%を超える点においても、2016年の米国大統領選挙（約19%）を上回る結果。

本研究において分析対象とした3件の事例におけるソーシャルボットが占める割合は、いずれも2016年の米国大統領選挙（約14%）を上回る結果となった。ソーシャルボットによるポストの割合が30%を超える点においても、2016年の米国大統領選挙（約19%）を上回る結果である。なお、安倍元総理の国葬儀においては、図4.1のとおり、アカウント総数980,714件のうち、5.5%を占める53,460件が削除または凍結されており、X社はアカウント凍結の理由をスパム行為または偽装アカウントであるとしていることから[93]、これらのアカウントの多くはソーシャルボットである可能性が高い。また、PASCO事例は、分析対象とした事例の中で唯一、誤った情報拡散に関する事例である。このような中で、同事例が最もソーシャルボットの割合が高かったことから、誤った情報拡散においてソーシャルボットが影響力を持つことが改めて示唆された。

次に、本研究において分析対象とした3件の事例において、人間がソーシャルボットのポストを多くリポストしていることが確認されたため、それぞれの事例におけるリポストの対象となったソーシャルボットについて表4.8のとおり整理した。

表 4.8: 各事例におけるリポスト先ソーシャルボットの比較

項目	国葬		統一地方選挙		PASCO 事例	
1日あたりの ポスト数	1以下	39.1%	1以下	38.0%	1以下	21.3%
	2-5	18.3%	2-5	19.5%	2-5	11.8%
	6-10	10.3%	6-10	9.6%	6-10	13.2%
	11-20	9.9%	11-20	8.8%	11-20	13.2%
	21-50	11.6%	21-50	10.7%	21-50	18.6%
	51-100	6.5%	51-100	7.6%	51-100	12.9%
	100超	4.3%	100超	5.8%	100超	9.0%
プロフィール 画像	あり	90.0%	あり	97.5%	あり	95.5%
	なし	10.0%	なし	2.5%	なし	4.5%
背景画像	あり	59.1%	あり	81.2%	あり	71.2%
	なし	40.9%	なし	18.8%	なし	28.8%
認証	あり	0.0%	あり	10.6%	あり	0.2%
	なし	100.0%	なし	89.4%	なし	99.8%
自己紹介文	あり	80.7%	あり	93.1%	あり	85.7%
	なし	19.3%	なし	6.9%	なし	14.3%
居住地	あり	41.4%	あり	56.4%	あり	39.0%
	なし	58.6%	なし	43.6%	なし	61.0%
URL 情報	あり	21.9%	あり	49.8%	あり	26.3%
	なし	78.1%	なし	50.2%	なし	73.7%
アカウント 活動期間	1週間以内	0.1%	1週間以内	0.4%	1週間以内	0.0%
	1ヶ月以内	0.0%	1ヶ月以内	1.6%	1ヶ月以内	0.2%
	1年以内	8.7%	1年以内	17.5%	1年以内	16.1%
	1年超	91.2%	1年超	80.5%	1年超	83.7%
フォロワー数	1万未満	97.1%	1万未満	96.4%	1万未満	93.4%
	1万以上	2.8%	1万以上	3.5%	1万以上	6.4%
	10万以上	0.1%	10万以上	0.1%	10万以上	0.2%
	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%	100万以上	0.0%
フォロワー数	1万未満	93.0%	1万未満	86.6%	1万未満	89.3%
	1万以上	6.0%	1万以上	10.7%	1万以上	9.1%
	10万以上	0.9%	10万以上	2.4%	10万以上	1.6%
	100万以上	0.1%	100万以上	0.3%	100万以上	0.0%

プロフィール画像や自己紹介文などが設定されている割合が高く（プロフィール画像は90%以上、自己紹介文は80%台から90%台）、人間のアカウントと大きな違いがない。ソーシャルボットによる1日あたりのポスト数は1件以下であることが多く、ソーシャルボットは月に1,500ポストを上限として無料で利用できることから、日本国内のソーシャルボットの利用が減少する可能性は低いと推察。

いずれの事例のソーシャルボットも、プロフィール画像や自己紹介文などが設定されている割合が高く（プロフィール画像は90%以上，自己紹介文は80%台から90%台），人間のアカウントと大きな違いがなかった．このことから，ソーシャルボットか否かの判定を人間が行うことは困難であると考えられる．また，ソーシャルボットによる1日あたりのポスト数は1件以下であることが多く，初期のソーシャルボットの特徴とされる大量の投稿を行うという活動を行っていないことが改めて確認された．一方で，X社のマスクCEOは，2023年2月，ソーシャルボットの排除を目的にAPIの有料化を発表した[94]が，現在，月に1,500ポストを上限として無料で利用できることとなっている[95]．よって，日本国内のソーシャルボットの利用が減少する可能性は低いと考えられる．統一地方選挙においては，認証を受けているソーシャルボットが10%を超え，他の事例と大きな差がある．これらのアカウントは，マスメディア関連のアカウントが大半であり，ソーシャルボットと判定された偽陽性であると推察される．また，安倍元総理の国葬儀と統一地方選挙においては，リポスト対象となったソーシャルボットの中にフォロワー数が100万件を超えるトップインフルエンサーがそれ含まれていたが（安倍元総理の国葬儀では23件，統一地方選挙では6件），政府やマスメディア関連のアカウントが多く，これらのアカウントについても偽陽性である可能性が高いと推察される．

なお，本章以降の分析（エコーチェンバー，感情，各要因の関係性）については，以下の3点を踏まえPASCO事例を取り上げることとする．

- ソーシャルボットの割合が最も多い．
- ソーシャルボットによるポストの割合が2番目に多い（1番目に多い事例と大差がない）．
- 安倍元総理の国葬儀と統一地方選挙において，フォロワーが多く影響力があると思われるソーシャルボットは，政府やマスメディア関連のアカウントが多く，偽陽性の可能性がある．

第5章 エコーチェンバー検出の評価

本章では、本研究におけるエコーチェンバー検出手法(k-core分解及びLouvain法)を用いた結果について述べる。

なお、第4章の末尾において示したとおり、本章以降では、3件の事例（安倍元総理の国葬儀、統一地方選挙、PASCO事例）の中から、以下の3点を踏まえPASCO事例を取り上げて分析する。

- ソーシャルボットの割合が最も多い。
- ソーシャルボットによるポストの割合が2番目に多い（1番目に多い事例と大差がない）。
- 安倍元総理の国葬儀と統一地方選挙において、フォロワーが多く影響力があると思われるソーシャルボットは、政府やマスメディア関連のアカウントが多く、偽陽性の可能性がある。

5.1 コミュニティの検出

本節では、第3章で説明した手法(k-core分解及びLouvain法)を用いて検出されたコミュニティについて述べる。

まず、kの値を2とするk-core分解（アカウント間のリポスト数が2件以上）を行った結果、図5.1のリポストネットワークが描かれた。そのうえで、Louvain法を用いた結果、図5.2のリポストネットワークが描かれ、11個のコミュニティが検出された。

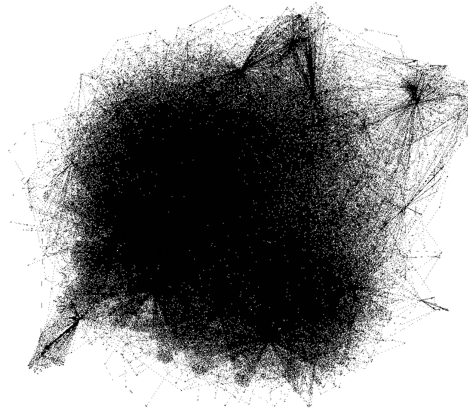


図 5.1: k-core 分解適用後のリポストネットワーク

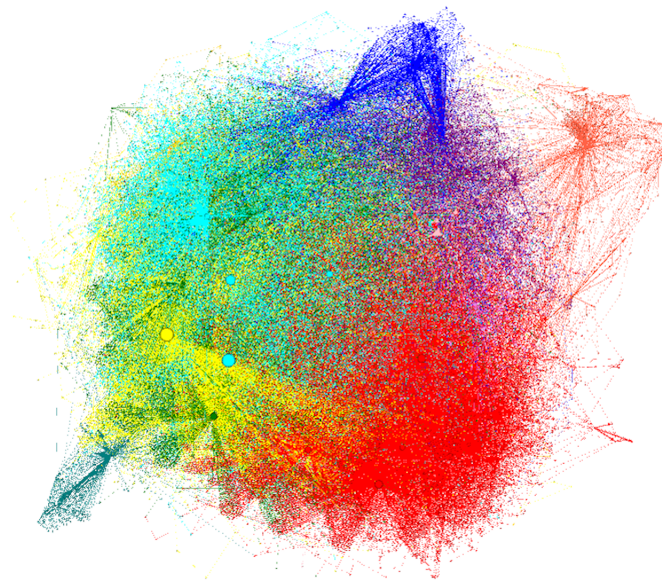


図 5.2: Louvain 法適用後のリポストネットワーク

リポスト全体のうち、各コミュニティが占める割合は、図5.3のとおりである。

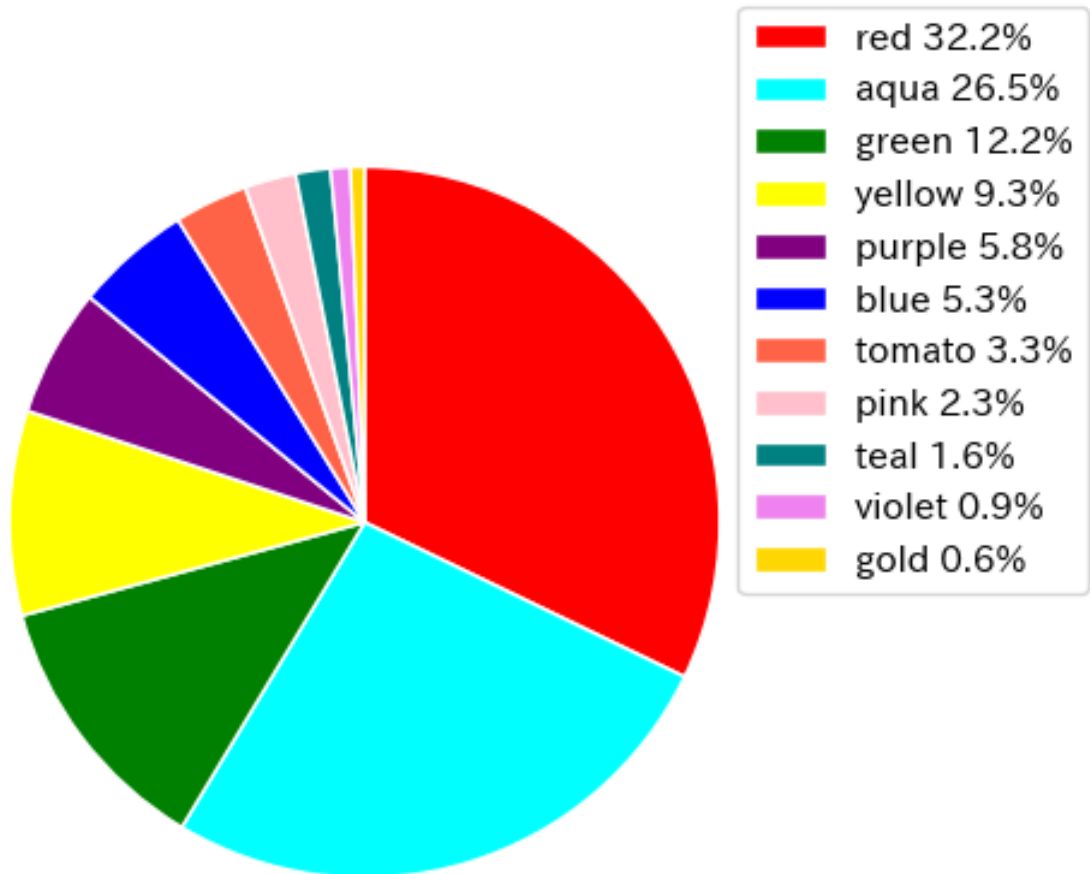


図 5.3: コミュニティ別リポスト割合

検出された11個のコミュニティが占めるリポストの割合（最多はredコミュニティの32.2%）

なお、PASCO事例全体の、1時間ごとのリポスト数の推移は、図5.4のとおりである。

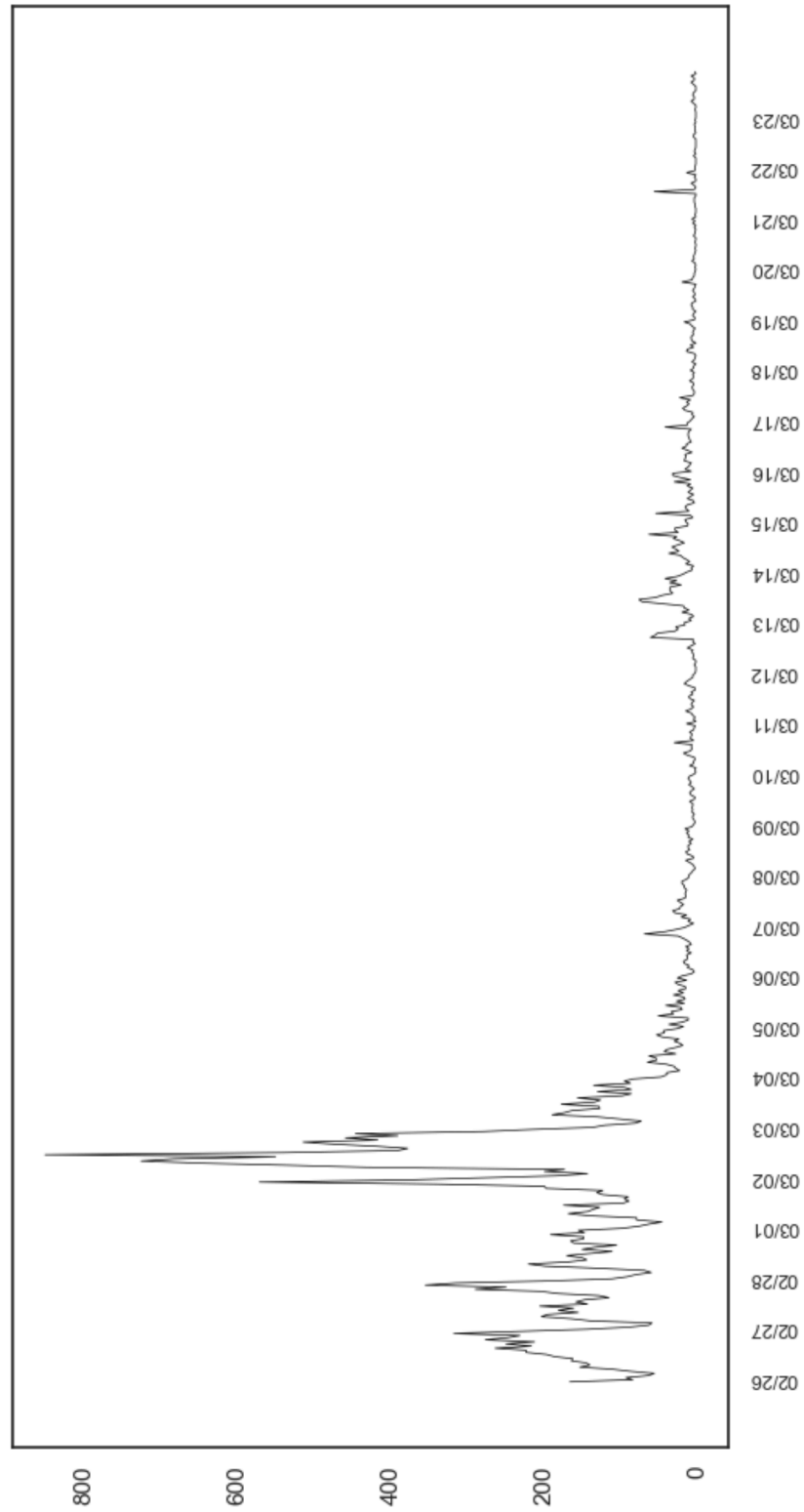


図 5.4: リポート数の推移 (1時間ごと)

また, 各コミュニティにおける1時間ごとのリポート数の推移は, 図5.5のお

りである。

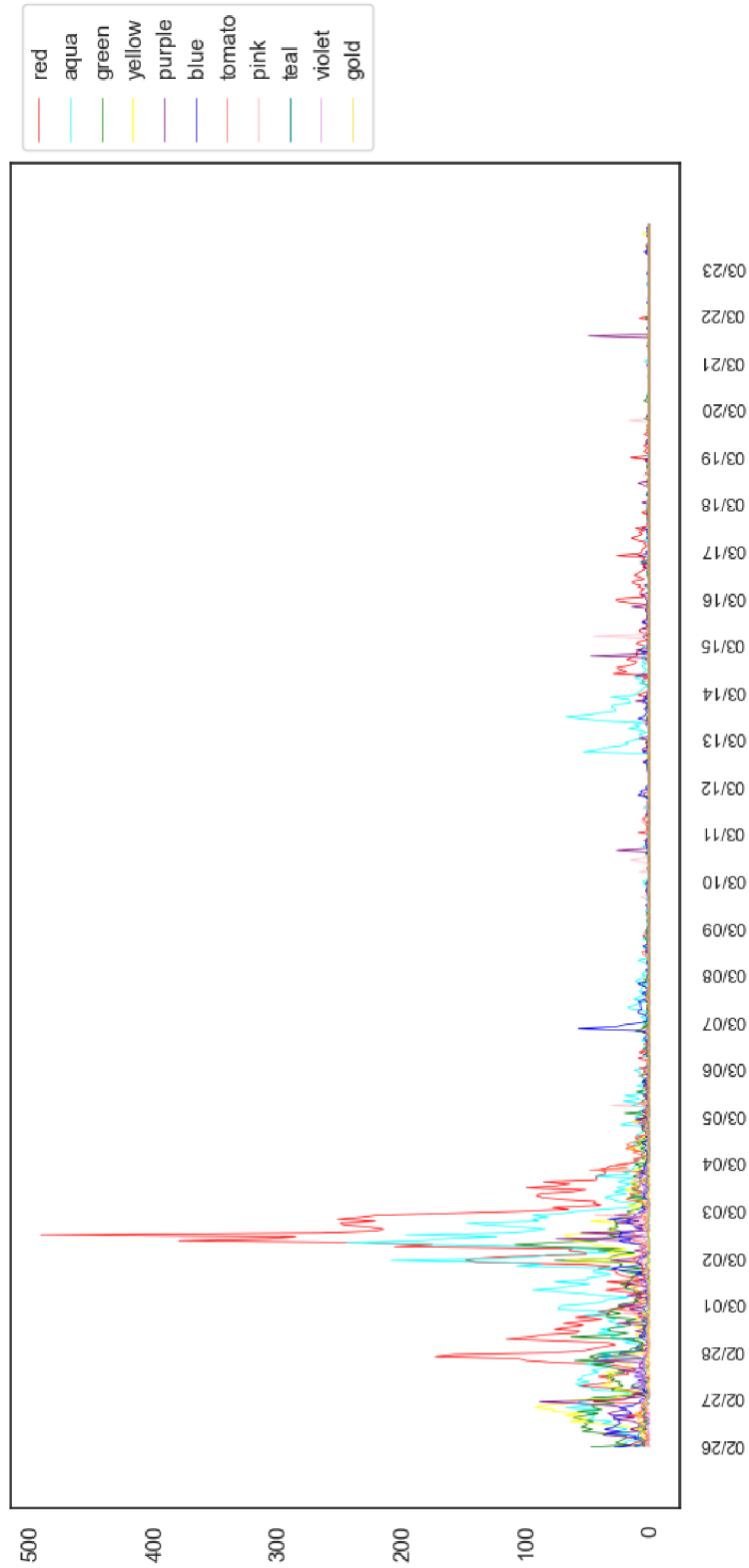


図 5.5: コミュニティ別のリポスト数の推移 (1時間ごと)

図5.3及び図5.5から、PASCO事例は、特にred, aqua, green, yellowの4コミュニティにおいて、主に2023年2月26日から3月3日にかけて情報拡散が行われたことが推察される。

最後に、各コミュニティにおいてどのような情報が拡散されたのかを把握するために、コミュニティ内で最もリポストされたポストについて、表5.1, 表5.2, 表5.3のとおり整理した。

表 5.1: 各コミュニティにおける最多リポスト (red, aqua, green, yellow)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト 時間帯	文章
red	3月2日 8時57分	1,780	3月2日12時台	敷島製パン, コオロギ商品めぐり対応苦慮 デマや陰謀論も拡散... 提携企業は法的措置を検討ほお, 法的措置ときたか. コオロギパンは絶対にやめないわけだ. 懸念する消費者を脅し, 敵に回した Pasco の運命は決まったな. 徹底的に不買します. https://t.co/0nJlh6Wxcz
aqua	2月28日 19時31分	1,735	3月1日20時台	コオロギメーカーリスト 大正製薬 カルビー ニチレイ Pasco NTT 東日本 WBS BugsWell TAKEO SUZUKI UHA 味覚糖もか. 情報を集めています. 他にコオロギ食わず会社あったら教えていただけると助かります. #昆虫食反対 #昆虫食開発には助成金がでています #昆虫食に反対します https://t.co/zZDwCQ8sHs
green	2月20日 23時42分	1,115	3月2日7時台	製パン大手の”Pasco”がコオロギパウダー入りのパンを販売. コオロギパウダーの食育キットまで販売 内閣府・食品安全委員会はコオロギ食の危険性を指摘「今後は, ”Pasco”(敷島製パン)のパンは, 買わない」という方はリツイートして下さい. https://t.co/OV7a1jf2Q6
yellow	2月26日 9時56分	1,080	2月26日20時台	僕はパン食. 自宅でご飯は食べない. だから, パン選びには注意. この30年, 防腐剤少なめのPASCO. だが, 今回のコオロギ事件. HPを見て驚愕. 自社を正当化する超プロパガンダ! こんなことを謳う企業は信用できない. 政府からの補助金が欲しさに, コオロギを美化?! さよなら, PASCO. もう, 食べません! https://t.co/eMOmdNwQEc

表 5.2: 各コミュニティにおける最多リポスト (purple, blue, tomato, pink)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト 時間帯	文章
purple	ポスト削除 のため 確認できず	98	2月26日14時台	@Pasco_JP 発癌性が疑われる コオロギの粉を入れるなら今後 パスコの商品は買いません。友 人が昨年仕事の関係でコオロギ パンを食べて病院に運ばれまし た。甲殻類アレルギーがある方 です。コオロギ粉を入れる場合、 ちゃんと表示されるのしょう か？売れ行きによって表示しな いなんてことは絶対にしないで ください。
blue	2月25日 20時2分	239	2月26日9時台	Pascoに続きファミマでも『コオ ロギ食品』の販売を開始、不買 運動へと発展か 実はファミマも Pascoも河野太郎の親戚だった!! https://t.co/yRW2W7U2Y1
tomato	2月27日 17時49分	214	2月28日22時台	陰謀論に騙された人「コオ ロギ入りのパンを作るくら いなら大量破棄されてる、豆 腐(おから)や米、牛乳のパ ンを作れ!!!コオロギだけに 力入れてる意味が分からな い!」 Pasco「全部やってる。」 https://t.co/rSN0OzX6mK
pink	3月2日 13時4分	20	3月2日16時台	「Pasco のパン、確かに売れ 残ってる」「昼間なのに値引き シール」 全国のスーパーで敷 島製パンの「Pasco 売れてな い」報告が相次ぐ やはり『コ オロギ効果』 売れ残ったら廃 棄処分でフードロスだな何やっ てんの馬鹿じゃねーの w w w https://t.co/UmetCRn9Dd

表 5.3: 各コミュニティにおける最多リポスト (teal, violet, gold)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト 時間帯	文章
teal	2月27日 22時33分	176	2月27日22時台	世界の昆虫食市場は2025年には1,000億円に達すると言われている。この「金の成る虫」にコオロギ太郎、敷島パン(Pasco), 無印, NTT, ファミマ, ニチレイ, カルビー等が群がり, 全マスコミが一斉に提灯記事を書いている。ハエの幼虫は意外と美味!? コオロギに勝る強みとは https://t.co/vvgUIGinOj
violet	3月3日 9時24分	35	3月3日9時台	コオロギパン Pasco 擁護派の不買運動? 生産ラインも別だし関係ない理論あるけど, そういう事じゃないよな これをスルーしてマスコミにコオロギパン凄え! と適当な提灯記事書かれたら, 他の食品会社も追隨して色々な物にコオロギパウダー入り混むから きっちり潰さないと次はミズアブパウダーが来る
gold	2月25日 10時44分	127	2月26日1時台	蛭 PASCO のパンがスーパーで大量に売れ残っている… バケツにコオロギパウダー入れて販売(政府助成金)しているので消費者は PASCO 全商品がコオロギパウダー含まれてると思われる… 更に, コオロギに伴うボツリヌス菌があり食べると神経麻痺になる 可能性が出る… 商売は一度信頼失うと地獄

5.2 検出コミュニティのエコーチェンバー特性の有無

本節では, 検出されたコミュニティに対して, 先行研究で示されたエコーチェンバーの特性を有しているか評価する。

まず, 検出されたコミュニティがエコーチェンバーを形成している場合, 同質

で同様の偏向性を持つユーザーと交流（リポスト）していることが想定される。検証方法としては、各コミュニティに属するアカウントのリポスト関係について可視化を行ったヒートマップ図を用いる。図5.6のヒートマップ図は、横軸はリポストを行ったアカウントが所属するコミュニティ、縦軸はリポスト対象となったポストを行ったアカウントが所属するコミュニティである。

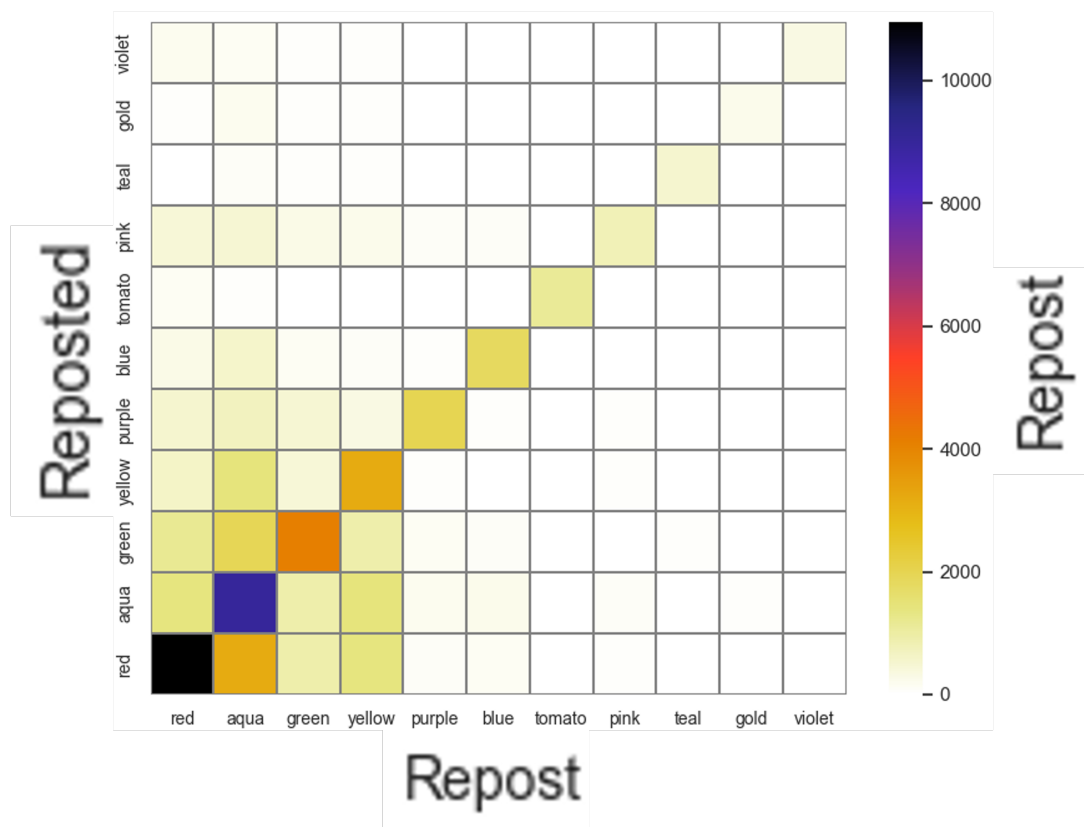


図 5.6: コミュニティ間のリポスト関係

横軸：リポストを行ったアカウントが所属するコミュニティ

縦軸：リポスト対象となったポストを行ったアカウントが所属するコミュニティ

各コミュニティで最も多いリポストは、自らの所属するコミュニティに対して実施

各コミュニティで最も多いリポストは、自らの所属するコミュニティに対して行われていることが分かる。このことから、各コミュニティがエコーチェンバーによるコミュニティであることが推察される。一方で、特にred, aqua, green, yellowの4コミュニティは、コミュニティを超えて一定量のリポストを行っている。これは、これらのコミュニティは、いずれもコオロギを用いた製品に対する反対姿勢

を示している（表5.1参照）ことから、一定数、相互にリポストを行っているものと考えられる。

一方で、同質で同様の偏向性を持つユーザーと交流するという特徴は、異なる考えを持つコミュニティとは交流しないと表現することも可能である。この点は、図5.6のヒートマップ図では、tomatoコミュニティにおいて顕著に特徴が現れている。tomatoコミュニティは、PASCO事例を巡って、「陰謀論に騙された人」などとするポストが最もリポストされたコミュニティであり（表5.2参照）、redコミュニティのアカウントなどを批判するコミュニティであることが推察される。また、tomatoコミュニティは、図5.2において、右上に所在しredコミュニティなどから距離を置いている。

最後に、エコーチェンバー内で拡散された情報は素早く拡散されるという特徴に着目する。先行研究では、具体的に、投稿が行われてから最初のピークを迎えるまでは約1-2時間であることが指摘されている。本研究では、表5.1、表5.2、表5.3における、ポスト日時と最多リポスト時間帯の間の時間差が、各コミュニティにおいて最も拡散されたポストが最初のピークを迎えるまでの時間に相当する。各コミュニティにおける情報拡散のピークを迎えるまでの時間は様々であるが、PASCO事例における最大のコミュニティであるredコミュニティで最もリポストされたポストが約3時間でピークを迎えているほか（3月2日8時57分にポストが行われ12時台にピーク）、pinkやteal、violetコミュニティにおいても短時間でピークを迎えている。

これらのことから、本研究におけるk-core分解とLouvain法を用いて検出されたコミュニティは、エコーチェンバーと推察されるコミュニティであると考えられる。

第6章 感情分析の評価

本章では、本研究におけるBERTを用いた感情分析を行った結果を元に、第5章においてエコーチェンバーと推察された11個のコミュニティ内の感情を評価する。

図 6.1は、各コミュニティにおける全リポスの感情スコア (Emotional Score) の分布を可視化したものである。

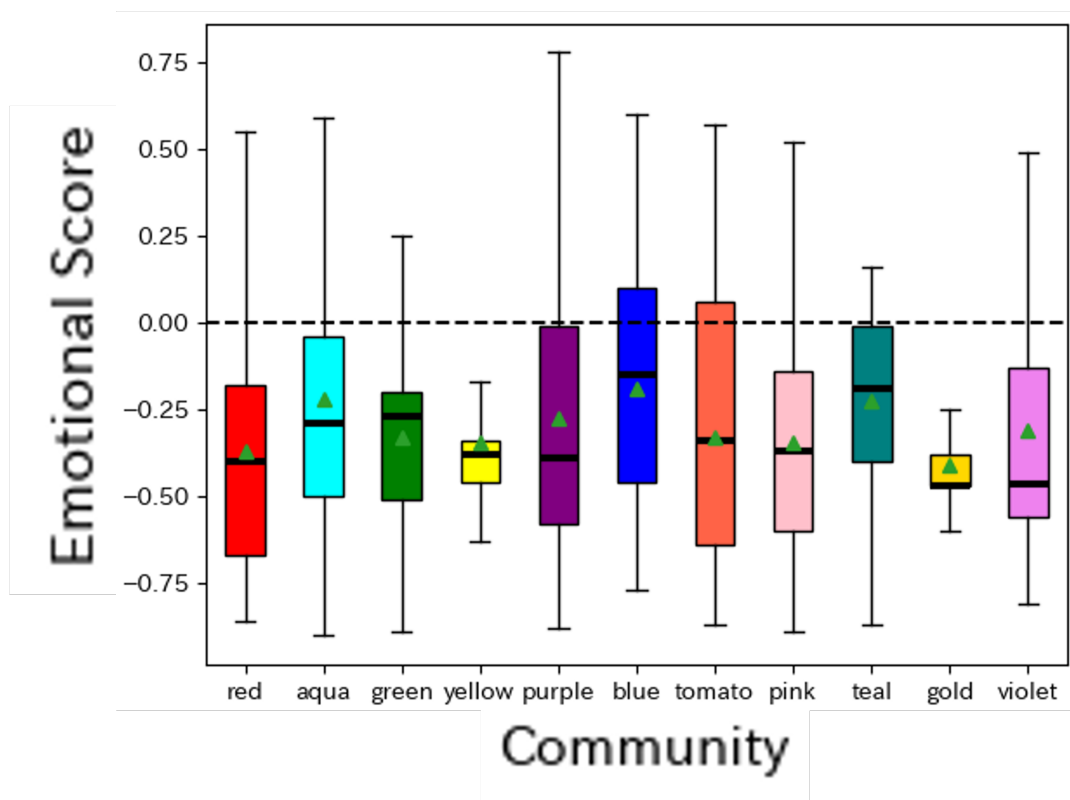


図 6.1: コミュニティ別感情スコアの分布

ボックスの中の黒色の線：中央値

ボックスの中の緑色の三角形：平均値

ネガティブな感情を含むポストがリポストされている

各ボックスの中の黒色の線は中央値，緑色の三角形は平均値であり，ボックスの下端はデータの下位25パーセントの値，上端はデータの上位25パーセントの値となっている．blue及びtomatoコミュニティの上位の値を除いて，大部分の感情スコアは0以下となっている．よって，PASCO事例ではネガティブな感情を含むポストがリポストされていることが分かる．この結果は，ネガティブな感情を含むポストをリポスト（共有）するという多くの先行研究で指摘されている現象を再現している．

次に，表6.1，表6.2，表6.3のとおり，第5章において整理した表5.1，表5.2，表5.3（各コミュニティ内で最もリポストされたポスト）に対して，感情スコアを追記した．aquaコミュニティを除いて，いずれのコミュニティにおいても，最もリポストされたポストの感情スコアはネガティブ（0以下）となっている．また，最も感情スコアが低いポストは，tomatoコミュニティ（PASCO事例を否定）のものであり，次はredコミュニティ（PASCO事例を肯定）となっている．

なお，redコミュニティで最もリポストされたポストは，ネットニュースサイトであるJ-CASTニュースが，PASCO事例を巡って企業側が法的措置を検討などとする内容を報じたところ，同報道を引用したものである．よって，企業側が対抗姿勢を示したことで，徹底的に不買するなど，従来の信念が更に極端（ネガティブ）化したと推察され，バックファイア効果が発生して強力な情報拡散を引き起こしたと考えられる．

表 6.1: 各コミュニティにおける最多リポスト (red, aqua, green, yellow) (感情スコア追記)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト時間帯	文章	感情スコア
red	3月2日 8時57分	1,780	3月2日12時台	敷島製パン, コオロギ商品めぐり対応苦慮 デマや陰謀論も拡散... 提携企業は法的措置を検討 ほお, 法的措置ときたか. コオロギパンは絶対にやめないわけだ. 懸念する消費者を脅し, 敵に回した Pasco の運命は決まったな. 徹底的に不買します. https://t.co/0nJlh6Wxcz	-0.67
aqua	2月28日 19時31分	1,735	3月1日20時台	コオロギメーカーリスト 大正製薬 カルビー ニチレイ Pasco NTT 東日本 WBS BugsWell TAKEO SUZUKI UHA 味覚糖もか. 情報を集めています. 他にコオロギ食わず会社あったら教えていただけると助かります. #昆虫食反対 #昆虫食開発には助成金がでています #昆虫食に反対します https://t.co/zZDwCQ8sHs	0.34
green	2月20日 23時42分	1,115	3月2日7時台	製パン大手の"Pasco"がコオロギパウダー入りのパンを販売. コオロギパウダーの食育キットまで販売 内閣府・食品安全委員会はコオロギ食の危険性を指摘 「今後は, "Pasco"(敷島製パン)のパンは, 買わない」という方はリツイートして下さい. https://t.co/OV7a1jf2Q6	-0.2
yellow	2月26日 9時56分	1,080	2月26日20時台	僕はパン食. 自宅でご飯は食べない. だから, パン選びには注意. この30年, 防腐剤少なめの PASCO. だが, 今回のコオロギ事件. HPを見て驚愕. 自社を正当化する超プロパガンダ! こんなことを謳う企業は信用できない. 政府からの補助金が欲しさに, コオロギを美化?! さよなら, PASCO. もう, 食べません! https://t.co/eMOmdNwQEc	-0.38

表 6.2: 各コミュニティにおける最多リポスト (purple, blue, tomato, pink) (感情スコア追記)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト時間帯	文章	感情スコア
purple	ポスト削除のため確認できず	98	2月26日14時台	@Pasco_JP 発癌性が疑われるコオロギの粉を入れるなら今後パスコの商品は買いません。友人が昨年仕事の関係でコオロギパンを食べて病院に運ばれました。甲殻類アレルギーがある方です。コオロギ粉を入れる場合、ちゃんと表示されるのでしょうか? 売れ行きによって表示しないなんてことは絶対にしないでください。	-0.59
blue	2月25日20時2分	239	2月26日9時台	Pasco に続きファミマでも『コオロギ食品』の販売を開始、不買運動へと発展か 実はファミマも Pasco も河野太郎の親戚だった!! https://t.co/yRW2W7U2Y1	-0.15
tomato	2月27日17時49分	214	2月28日22時台	陰謀論に騙された人「コオロギ入りのパンを作るくらいなら大量破棄されてる、豆腐(おから)や米、牛乳のパンを作れ!!! コオロギだけに力入れてる意味が分からない!」 Pasco「全部やってる。」 https://t.co/rSN0zX6mK	-0.87
pink	3月2日13時4分	20	3月2日16時台	「Pasco のパン、確かに売れ残ってる」「昼間なのに値引きシール」全国のスーパーで敷島製パンの「Pasco 売れてない」報告が相次ぐ やはり『コオロギ効果』 売れ残ったら廃棄処分 でフードロスだな何やってんの馬鹿じゃねーの w w w https://t.co/UmetCRn9Dd	-0.63

表 6.3: 各コミュニティにおける最多リポスト (teal, violet, gold) (感情スコア追記)

コミュニティ	ポスト日時	リポスト数	最多リポスト時間帯	文章	感情スコア
teal	2月27日 22時33分	176	2月27日22時台	世界の昆虫食市場は2025年には1,000億円に達すると言われている。この「金の成る虫」にコオロギ太郎、敷島パン (Pasco), 無印, NTT, ファミマ, ニチレイ, カルビー等が群がり、全マスコミが一斉に提灯記事を書いている。ハエの幼虫は意外と美味!? コオロギに勝る強みとは https://t.co/vvgUlGinOj	-0.01
violet	3月3日 9時24分	35	3月3日9時台	コオロギパン Pasco 擁護派の不買運動? 生産ラインも別だし関係ない理論あるけど、そういう事じゃないよなこれをスルーしてマスコミにコオロギパン凄いと適当な提灯記事書かれたら、他の食品会社も追随して色んな物にコオロギパウダー入り混むからきっちり潰さないとかはミズアブパウダーが来る	-0.56
gold	2月25日 10時44分	127	2月26日1時台	蚕 PASCO のパンがスーパーで大量に売れ残っている… バケットにコオロギパウダー入れて販売 (政府助成金) しているので消費者は PASCO 全商品がコオロギパウダー含まれてると思われている… 更に、コオロギに伴うボツリヌス菌があり食べると神経麻痺になる可能性が出る… 商売は一度信頼失うと地獄	-0.47

第7章 ソーシャルボットによるエコー チェンバーの形成と影響力

本章では、まず、ソーシャルボットとエコーチェンバーの個々の要因と、情報拡散の間での関係性について時系列で分析する。そのうえで、ソーシャルボットとエコーチェンバーの関係性について分析及び考察を行う。

7.1 分析対象コミュニティの選定

図7.1は、各コミュニティにおけるソーシャルボットの割合（灰色棒グラフ）とソーシャルボットによるリポスの割合（赤色棒グラフ）を示したものである。

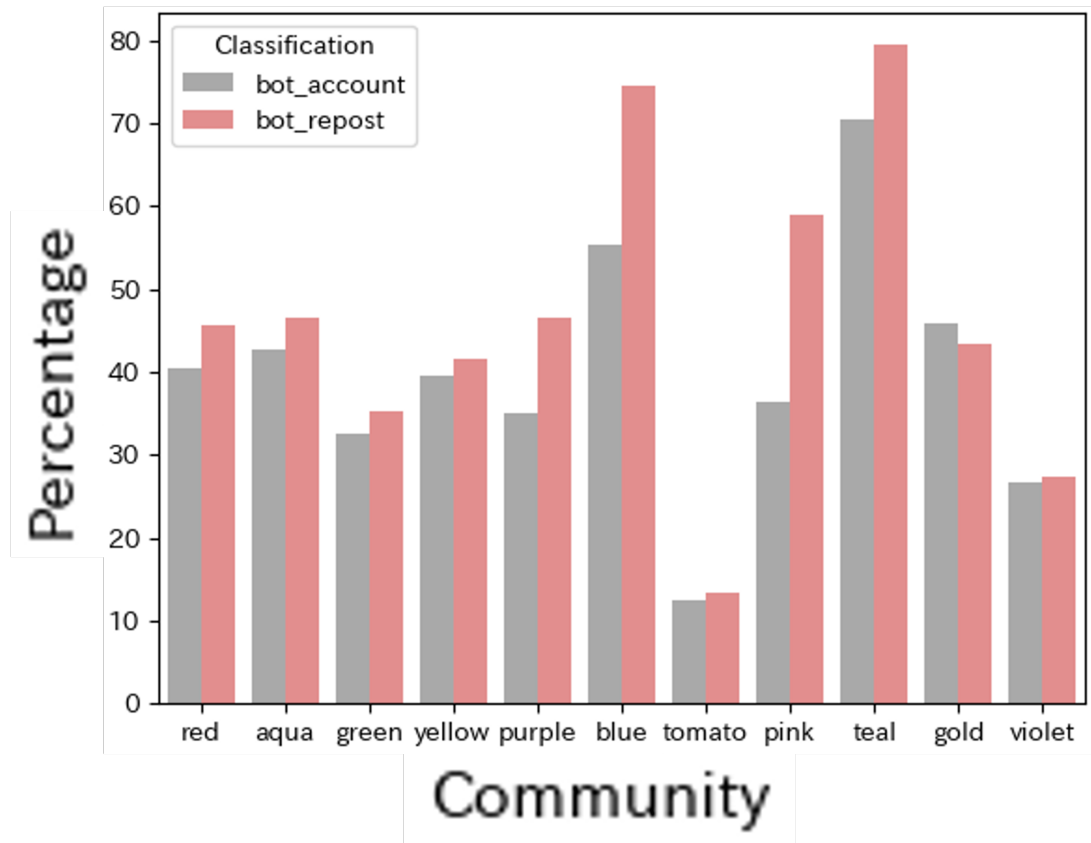


図 7.1: 各コミュニティにおけるソーシャルボット及びソーシャルボットによるリポスの割合

teal コミュニティにおいてソーシャルボットの活動が活発

図 7.1 から、PASCO 事例の各コミュニティ（エコーチェンバー）の中でも、特に teal コミュニティにおいてソーシャルボットの活動が活発だったことが分かる。また、red コミュニティは、図 5.3 や表 6.1 の結果から、PASCO 事例のコミュニティの中で最も情報拡散が行われたコミュニティであることが推察されている。よって、以降、本章におけるソーシャルボットとエコーチェンバーに関する分析では、red と teal の両コミュニティに注目して検証を行う。なお、図 5.5 から、PASCO 事例は、主に 2023 年 2 月 26 日から同年 3 月 3 日にかけて情報拡散が行われたことが推察されていることから、red と teal の両コミュニティの同時期に焦点をあてて分析を行う。

7.2 ソーシャルボットと情報拡散の関連分析

本節では、redとtealの両コミュニティにおける、ソーシャルボットが関連するリポストとリポスト数の関係性について分析結果を述べる。

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、リポスト関係の4形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合とリポスト数（赤色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図7.2のとおり可視化した。

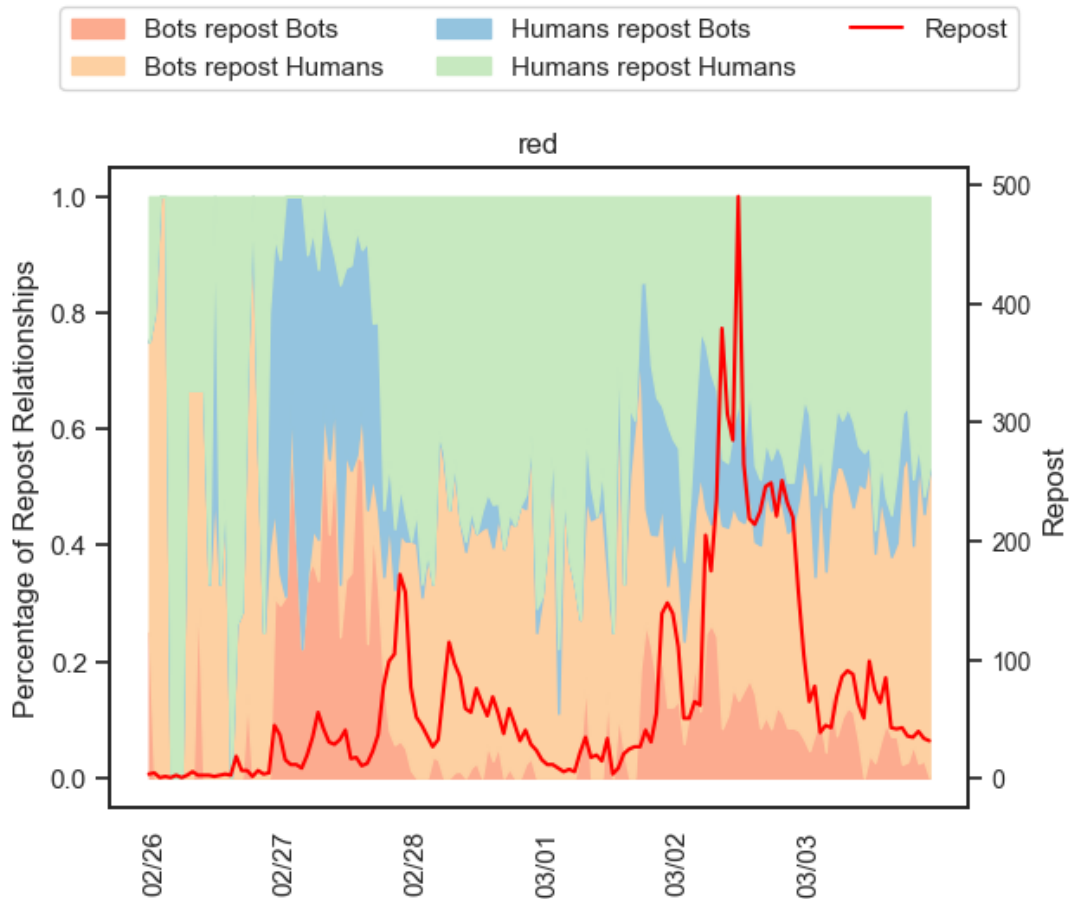


図 7.2: 【red コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルロボット、人間）とリポスト数の推移

情報拡散（2月27日の夜、3月1日の夜、3月2日の正午頃）直前に、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が増加

red コミュニティにおける最初の情報拡散は2月27日の夜に起こっている。同拡散に先立ち、2月27日の終日、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が多くを占めている。そして、2月27日の夜には、人間が人間によるポストをより多くリポスト（背景色が緑色）している。次の情報拡散は3月1日の夜、そして最大規模の情報拡散は3月2日の正午頃に発生しているが、いずれも最初の情報拡散同様、直前に、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と、人間

がソーシャルボットをリポスト（背景色が青色）する割合が増えている。

次に、ソーシャルボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト）とリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表7.1のとおり、多くの時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 7.1: 【red コミュニティ】 ソーシャルボットが関連するリポストとリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルボットが ソーシャルボットを リポスト	ソーシャルボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルボットを リポスト
0	0.84	0.97	0.83
1	0.73	0.87	0.68
2	0.67	0.83	0.62
3	0.58	0.79	0.57
4	0.47	0.69	0.45
5	0.44	0.65	0.39
6	0.41	0.62	0.37
7	0.37	0.57	0.29
8	0.35	0.6	0.27
9	0.29	0.59	0.21
10	0.25	0.59	-
11	0.21	0.57	0.16
12	-	0.5	-
13	-	0.42	-
14	-	0.34	-
15	-	0.24	-
16	-	0.18	-
18	-	-	-0.17
19	-0.17	-	-0.2
20	-0.17	-	-0.2
21	-0.2	-	-0.22
22	-0.23	-	-0.24
23	-0.26	-	-0.26

ソーシャルボットが関連するリポストがリポスト数に与える相関関係と、同関係が複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆.

この結果は、ソーシャルボットが関連するリポストがリポスト数に与える相関関係が示されただけでなく、同関係が複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆している.

(2) teal コミュニティ

teal コミュニティにおける、リポスト関係の4形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合とリポスト数（緑色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図7.3のとおり可視化した。

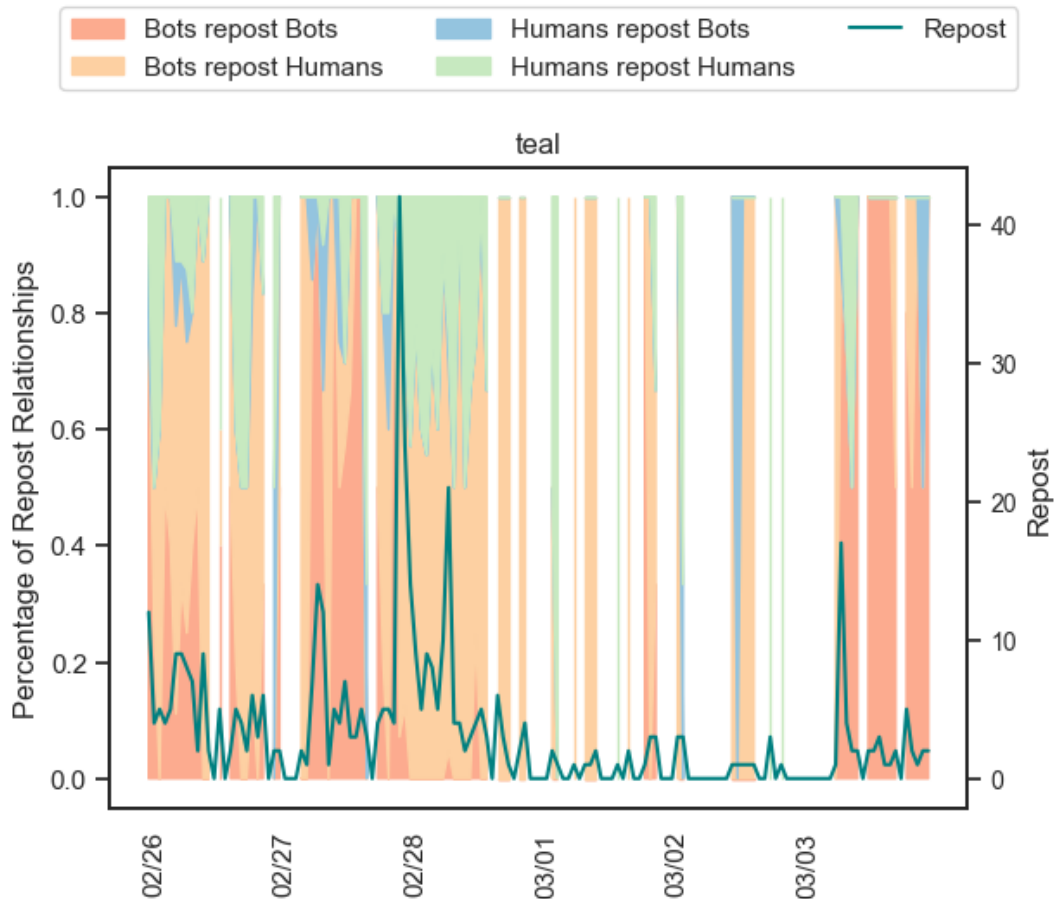


図 7.3: 【teal コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）とリポスト数の推移

最大規模の情報拡散（2月27日の夜）前の2月27日の終日は、ソーシャルボット同士によるリポスト（背景色が赤色）が多く、情報拡散の際は、ソーシャルボットが人間によるポストをより多くリポスト（背景色が橙色）。teal コミュニティは、red コミュニティと比べて、人間がソーシャルボットをリポスト（背景色が青色）している割合が少ない

背景色が白い時間帯は、その時間帯にリポストが行われなかったことを示している。tealコミュニティにおける最大規模の情報拡散は2月27日の夜に起こっている。同拡散に先立ち、2月27日の終日は、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）が多くを占めている。また、2月27日夜の最大規模の情報拡散においては、ソーシャルロボットが人間によるポストをより多くリポスト（背景色が橙色）している。tealコミュニティは、redコミュニティと比べて、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）している割合が少ない点が大きく異なる。

redコミュニティ同様、ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト）とリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表7.2のとおり、複数の時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 7.2: 【tealコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルボットが ソーシャルボットを リポスト	ソーシャルボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルボットを リポスト
0	0.49	0.86	0.33
1	-	0.4	-
2	-	0.29	-
3	-	0.27	-
4	-	0.23	-
5	-	0.2	-
6	-	0.22	-
7	-	0.23	-
8	-	0.28	-
9	-	0.3	-
10	-	0.21	-
11	-	0.16	-
14	-	0.23	-
15	-	0.32	-
16	-	0.21	-
18	-	0.16	-

ソーシャルボットが関連するリポストがリポスト数に与える相関関係が、複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆。

この結果は、redコミュニティ同様、ソーシャルボットが関連するリポストがリポスト数に与える相関関係が、複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆している。一方で、得られた相関係数 r の値がredコミュニティより小さいことから、redコミュニティ程の強い相関ではないと考えられる。

7.3 エコーチェンバーと情報拡散の関連分析

本節では、redとtealの両コミュニティにおける、エコーチェンバーとリポスト数の関係について分析結果を述べる。

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、エコーチェンバーの形成（赤色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図7.4のとおり可視化した。

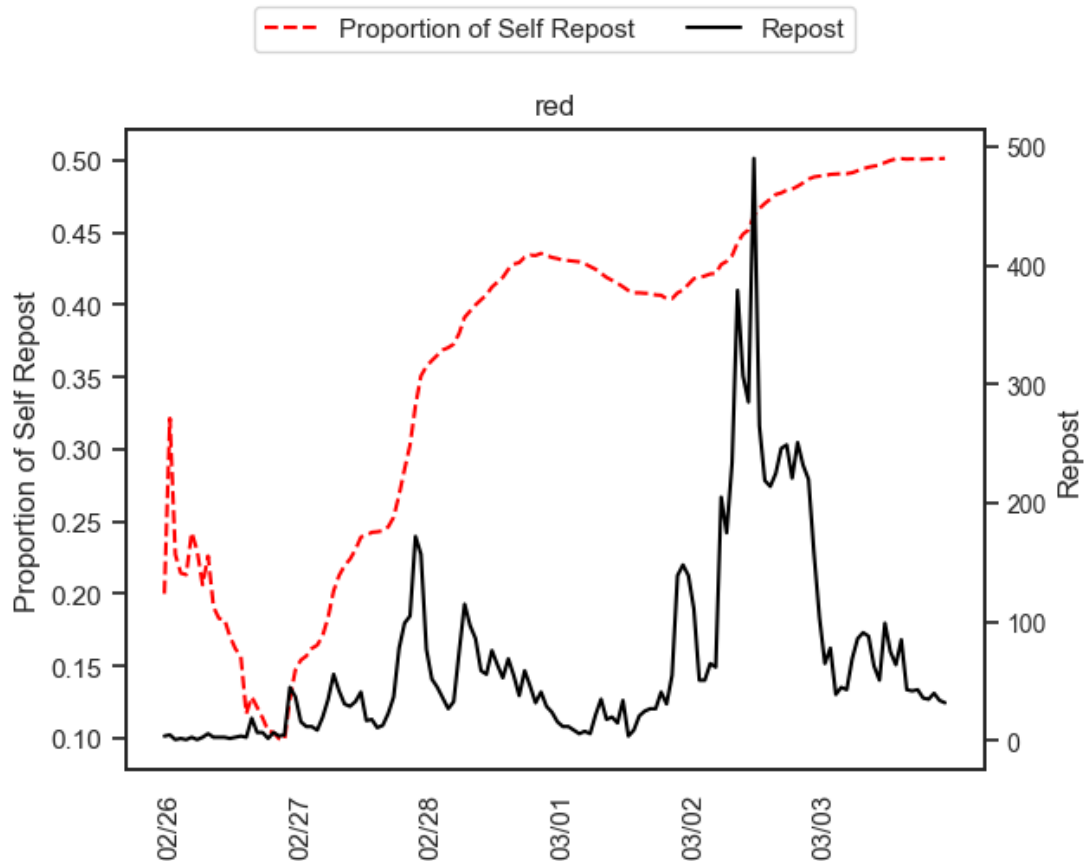


図 7.4: 【red コミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の推移

2月28日正午頃までのエコーチェンバーの形成は、同時期（2月27日夜）だけでなく、その後（3月1日夜と3月2日終日）の大規模な情報拡散を引き起こした可能性を示唆

red コミュニティにおける情報拡散は、主に2月27日の夜、3月1日の夜、3月2日の終日に発生している。一方で、エコーチェンバーの形成（時刻 t までの、red コミュニティ内におけるリポスト割合が増加）は、主に2月27日から2月28日正午頃にかけて発生している。つまり、2月28日正午頃までのエコーチェンバーの形成は、同時期（2月27日夜）だけでなく、その後（3月1日夜と3月2日終日）の大規模な情報拡散を引き起こした可能性を示唆している。

また、エコーチェンバーの形成とリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表7.3のとおり、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 7.3: 【red コミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
0	0.44
1	0.46
2	0.48
3	0.49
4	0.5
5	0.51
6	0.52
7	0.53
8	0.54
9	0.54
10	0.55
11	0.55
12	0.55
13	0.55
14	0.55
15	0.55
16	0.54
17	0.53
18	0.53
19	0.52
20	0.51
21	0.51
22	0.5
23	0.49

エコーチェンバーの形成とリポスト数との間に相関関係が示唆されただけでなく、同関係が1日（24時間）以内の全ての異なる時間差でも現れる可能性を示唆。

(2) tealコミュニティ

tealコミュニティにおける、エコーチェンバーの形成（緑色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図7.5のとおり可視化した。

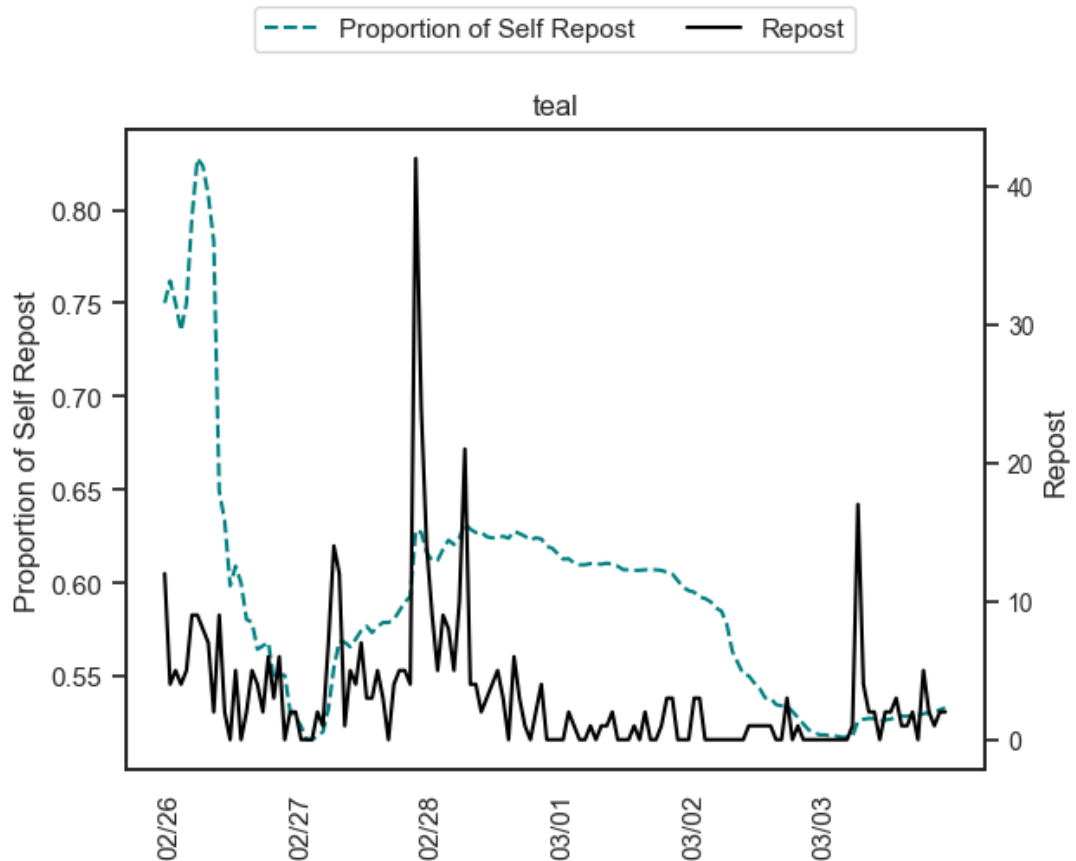


図 7.5: 【tealコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の推移

エコーチェンバーの形成は、2月28日以降、後退（時刻 t までの、tealコミュニティ内におけるリポスト割合が減少）

tealコミュニティにおける情報拡散は、主に2月27日の夜に発生している。そして、エコーチェンバーの形成は主に2月27日の終日にかけて発生している。よって、2月27日の1日を通して形成されたエコーチェンバーが、同日夜の最大規模の情報拡散を可能にしたと考えられる。一方、エコーチェンバーの形成は、2月28日以降、後退（時刻 t までの、tealコミュニティ内におけるリポスト割合が減少）している傾向が伺える。redコミュニティのエコーチェンバーの形成は、進行

することが多い様子が確認されており、同傾向はredコミュニティと大きく異なると考えられる。

また、redコミュニティ同様、エコーチェンバーの形成とリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表7.4のとおり、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 7.4: 【tealコミュニティ】エコーチェンバーの形成とリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
0	0.29
1	0.3
2	0.27
3	0.26
4	0.25
5	0.24
6	0.24
7	0.23
8	0.23
9	0.23
10	0.2
11	0.2
12	0.19
13	0.19
14	0.2
15	0.2
16	0.2
17	0.21
18	0.21
19	0.2
20	0.19
21	0.19
22	0.19
23	0.19

redコミュニティ同様、エコーチェンバーの形成がリポスト数に与える相関関係が複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆（redコミュニティ程の強い相関ではない）。

この結果は、redコミュニティ同様、エコーチェンバーの形成がリポスト数に与える相関関係が複数の異なる時間差でも現れる可能性を示唆している。一方で、得られた相関係数 r の値がredコミュニティより小さいことから、ソーシャルボットと情報拡散の関係性同様、redコミュニティ程の強い相関ではないと考えられる。

7.4 ソーシャルボットとエコーチェンバーの関係性

本節では、redとtealの両コミュニティにおける、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に与える関係性について分析を行い、そのうえで考察を行う。

7.4.1 k-core分解前後のソーシャルボットの割合等の比較

k-core分解前後のリポストにおけるソーシャルボットの割合などの比較を、図7.6及び表7.5のとおり整理した。

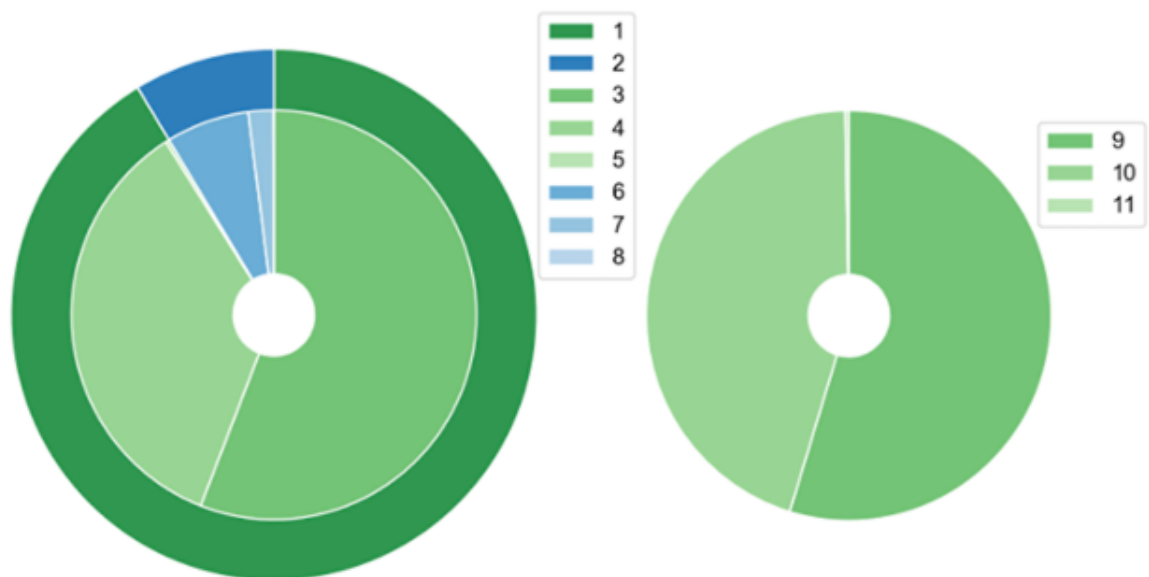


図 7.6: k-core分解前後のソーシャルボットの割合等の比較

リポスト回数が2回以上という強い結びつきのネットワークでは、ソーシャルボットの影響力がより大きくなる可能性（k-core分解前後でソーシャルボットによるリポストの割合が38.5%（No.4）から45.0%（No.10）に増加）

表 7.5: k-core 分解前後のソーシャルボットの割合等の比較 (図 7.6 の詳細)

k-core 分解前								k-core 分解後		
No.	ポスト種別	割合	件数	No.	アカウント種別	割合	件数	No.	割合	件数
1	リポスト	91.3%	89,776	3	人間	61.2%	54,944	9	54.7%	31,826
				4	ソーシャルボット	38.5%	34,537	10	45.0%	26,143
				5	不明	0.3%	295	11	0.3%	172
2	リポスト以外	8.7%	8,521	6	人間	76.5%	6,517	-		
				7	ソーシャルボット	23.0%	1,957	-		
				8	不明	0.5%	47	-		

リポスト回数が2回以上という強い結びつきのネットワークでは、ソーシャルボットの影響力がより大きくなる可能性 (k-core 分解前後でソーシャルボットによるリポストの割合が38.5% (No.4) から45.0% (No.10) に増加)。

k-core 分解前においては、ソーシャルボットは34,537件のリポストを行っており、38.5%を占めている (図7.6及び表7.5のNo.4)。k-core 分解後においては、ソーシャルボットは45.0%を占める26,143件のリポストを行っている (図7.6及び表7.5のNo.10)。よって、リポスト回数が2回以上という強い結びつきのネットワークでは、ソーシャルボットの影響力がより大きくなる可能性が示唆された。これは、アカウント間のリポスト数 (kの値) が多いネットワークになるにつれてソーシャルボットの割合が増加するという Bessi らの先行研究 [37] の結果と一致している。加えて、同質で同様の偏向性を持つネットワークであるエコーチェンバーの中において、ソーシャルボットの与える影響力が大きい可能性も示唆している。

7.4.2 ソーシャルボットとエコーチェンバーの関連分析・評価

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、リポスト関係の4形式 (ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト, ソーシャルボットが人間をリポスト, 人間がソーシャルボットをリポスト, 人間が人間をリポスト) の割合とエコーチェンバーの形成 (赤色折れ線グラフ) の1時間ごとの推移を図7.7のとおり可視化した。

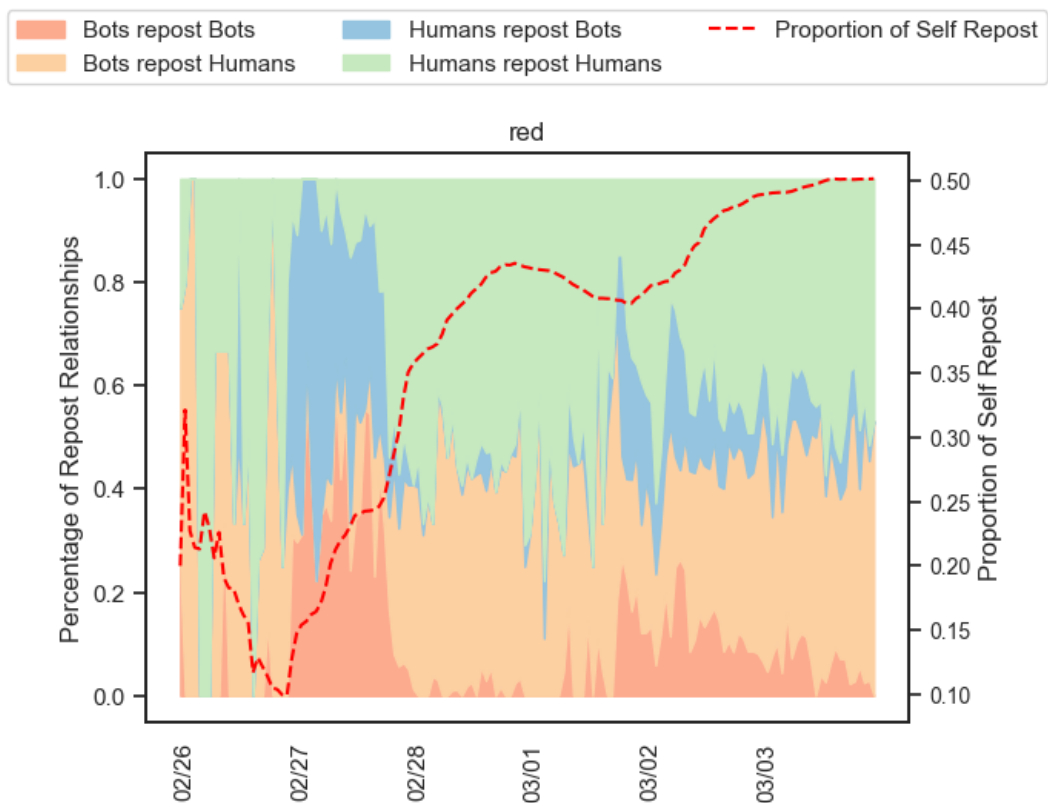


図 7.7: 【red コミュニティ】 リポスト関係（ソーシャルロボット，人間）とエコーチェンバーの形成の推移

エコーチェンバーの形成（主に2月27日から2月28日正午頃）前の2月27日終日は、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が多い

red コミュニティにおけるエコーチェンバーの形成は、主に2月27日から2月28日正午頃にかけて発生している。ソーシャルロボットが関連するリポストのうち、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合は、2月27日終日のリポストの多くを占めている。つまり、red コミュニティにおけるエコーチェンバーの形成には、ソーシャルロボットが関連するリポストの影響力があつた可能性がある。

また、ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト，ソーシャルロボットが人間をリポスト，人間がソーシャル

ボットをリポスト) とエコーチェンバーの形成の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表 7.6 のとおり、多くの時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 7.6: 【red コミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとエコーチェンバーの形成の時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルボットが ソーシャルボットを リポスト	ソーシャルボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルボットを リポスト
0	0.21	0.51	0.19
1	0.19	0.49	0.16
2	0.17	0.47	-
3	-	0.46	-
4	-	0.44	-
5	-	0.43	-
6	-	0.42	-
7	-	0.41	-
8	-	0.4	-
9	-	0.38	-
10	-	0.37	-
11	-	0.35	-
12	-	0.33	-
13	-	0.32	-
14	-	0.3	-
15	-	0.29	-
16	-	0.27	-
17	-	0.26	-
18	-	0.25	-
19	-	0.25	-
20	-	0.24	-
21	-	0.23	-
22	-	0.22	-
23	-	0.21	-

ソーシャルボット同士がリポストする場合や、人間がソーシャルボットをリポストする場合は、短期間の時間差において相関。

ソーシャルロボット同士がリポストする場合や、人間がソーシャルロボットをリポストする場合は、短期間の時間差において相関係数 r が得られた。ソーシャルロボットが人間をリポストする場合は、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた。また、ソーシャルロボットが人間をリポストする場合の相関係数 r は、短期間の時間差である程、大きくなっている。

(2) tealコミュニティ

tealコミュニティにおける、リポスト関係の4形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合とエコーチェンバーの形成（緑色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図7.8のとおり可視化した。

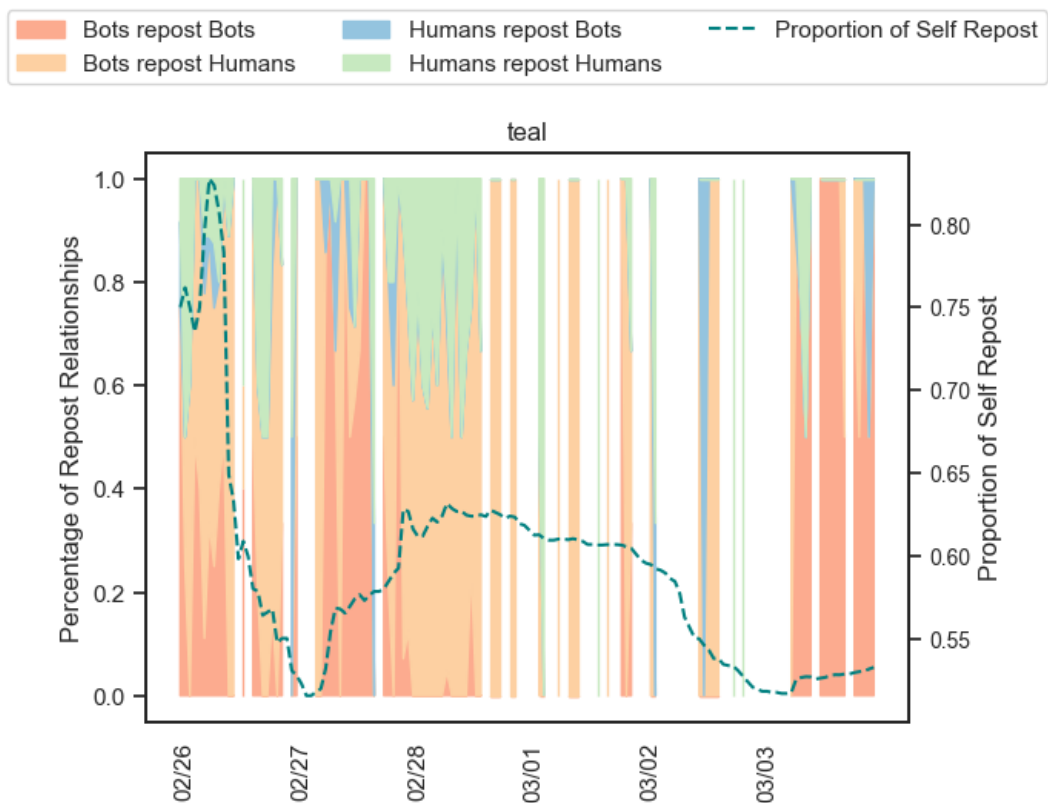


図 7.8: 【teal コミュニティ】 リポスト関係（ソーシャルロボット，人間）とエコーチェンバーの形成の推移

エコーチェンバーの形成時期（主に2月27日の終日）は，ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）の割合が多い

teal コミュニティにおけるエコーチェンバーの形成は，主に2月27日の終日にかけて発生している．teal コミュニティにおいて2月27日の終日にかけて行われたリポストは，ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）が多くを占めている．つまり，teal コミュニティにおけるエコーチェンバーの形成には，ソーシャルロボットが関連するリポストの影響力があつた可能性がある．

次に，red コミュニティ同様，ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト，ソーシャルロボットが人間をリポスト，人間がソーシャルロボットをリポスト）とエコーチェンバーの形成の関係について，時系列相互相関分析を実施した．その結果，表7.7のとおり，複数の時間

差ラグにおいて正と負の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$).

表 7.7: 【tealコミュニティ】ソーシャルボットが関連するリポストとエコーチェンバーの形成の時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルボットが ソーシャルボットを リポスト	ソーシャルボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルボットを リポスト
0	-	0.29	-
1	-	0.27	-
2	-	0.25	-
3	-	0.23	-
4	-0.18	0.21	-
5	-0.2	0.18	-
6	-0.2	-	-
7	-0.23	-	-
8	-0.24	-	-
9	-0.26	-	-
10	-0.26	-	-
11	-0.26	-	-
12	-0.23	-	-
13	-0.22	-	-
14	-0.24	-	-
15	-0.22	-	-
16	-0.23	-	-
17	-0.22	-	-
18	-0.21	-	-
19	-0.2	-0.18	-
20	-	-0.21	-
21	-	-0.23	-
22	-	-0.25	-
23	-	-0.26	0.18

ソーシャルボット同士がリポストする場合は、全ての相関係数が負の値となっているため、エコーチェンバーの形成を後退させる可能性を示唆。

ソーシャルボット同士がリポストする場合は、全ての相関係数が負の値となっているため、エコーチェンバーの形成を後退させる可能性がある。ソーシャルボッ

トが人間をリポストする場合は、短期間の時間差（0から5時間以内）である場合には、相関係数が正の値であるため、エコーチェンバーの形成に一定の影響を及ぼしている可能性がある。一方、長期間の時間差（19から23時間以内）である場合には、相関係数が負の値となるため、ソーシャルロボット同士のリポスト同様、エコーチェンバーの形成を後退させる可能性がある。人間がソーシャルロボットをリポストする場合、相関係数 r が得られた時間差は、1日（24時間）以内では23時間のみだった。このことから、人間がソーシャルロボットをリポストすることと、エコーチェンバーの形成の間の関係性は限定的である可能性がある。

7.4.3 ソーシャルロボットがエコーチェンバーの形成に与える影響考察

まず、リポスト関係の4形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合とエコーチェンバーの形成の1時間ごとの推移を表した図7.7（redコミュニティ）及び図7.8（tealコミュニティ）の結果から、共通点及び相違点を整理する。共通点としては、エコーチェンバーの形成（redコミュニティは2月27日から2月28日正午頃、tealコミュニティは2月27日の終日）において、以下のとおり、ソーシャルロボットが関連するリポストの影響力があつた可能性がある。

- redコミュニティ：ソーシャルロボット同士によるリポスト及び人間がソーシャルロボットをリポスト
- tealコミュニティ：ソーシャルロボット同士によるリポスト

相違点については、以下2点が確認できる。

- redコミュニティにおいてはエコーチェンバーの形成が進むことが多い一方、tealコミュニティは2月28以降エコーチェンバーの形成が後退している。

- redコミュニティにおいてはリポスト関係の4形式がそれぞれ行われている一方、tealコミュニティは人間がソーシャルボットをリポスト（背景色が青色）する割合が少ない。

次に、ソーシャルボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト）とエコーチェンバーの形成の関係について時系列相互相関分析を行った結果（redコミュニティは表7.6、tealコミュニティは表7.7）について、共通点と相違点を整理する。共通点としては、主に以下2点が確認できる。

- ソーシャルボットが人間をリポストする場合、短期間の時間差（0から5時間以内）においてはエコーチェンバーの形成に一定の影響を及ぼしている可能性がある。
- 時間差が大きくなるほど、相関係数 r の値が減少または相関係数 r が得られない($p > 0.05$)。

また、相違点については、以下2点に着目する。

- redコミュニティにおいて得られた相関係数 r の値は正の値であり、tealコミュニティのように負の値は得られず。
- redコミュニティでは、ソーシャルボット同士によるリポスト及び人間がソーシャルボットをリポストする場合でも、短期間の時間差において、正の相関係数 r が得られた。

上記のとおり整理した共通点及び相違点から、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に与える影響について考察する。まず、tealコミュニティにおいてエコーチェンバーの形成が後退している点（図7.8）については、時系列相互相関分析を行った結果（表7.7）においても負の相関係数 r が得られている。この点については、tealコミュニティがソーシャルボットを中心としたコミュニティであることが要因の一つではないかと考えられる。つまり、redコミュニティは、ソーシャルボットが人間をリポストしたり、人間がソーシャルボットをリポストするといった現象が起こる結果、エコーチェンバーの形成が進行または維持している

可能性がある。実際，redコミュニティにおいては，最初のエコーチェンバーの形成期に人間がソーシャルボットをリポストする割合が多い（図7.7）ほか，短期間の時間差（1時間以内）の場合，人間がソーシャルボットをリポストする際に正の相関係数 r が得られている。また，ソーシャルボットが人間をリポストする場合は，1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて相関係数 r が得られている（tealコミュニティの場合，19時間差からは負の相関係数となる）。よって，ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に影響を与える場合，少なからず人間が関係するリポストが行われることが必要であると考えられる。

第8章 感情とソーシャルボット及び エコーチェンバーの関係

本章では、まず、感情と情報拡散の間での関係性について時系列で分析する。そのうえで、感情がソーシャルボットとエコーチェンバーの間でどのような関係性があるのか、分析及び考察を行う。

8.1 分析対象コミュニティの選定

PASCO事例においては、図5.3のとおり、red, aqua, green, yellowの4コミュニティが関連するリポストだけで80.2%を占める情報拡散が行われたことが分かっている。また、図6.1の結果から、これら各コミュニティにおけるリポストは、リポストされる確率が高いとされるネガティブな感情を多く含むことが明らかになっている。これらの内容から、各4コミュニティにおけるリポストの流れを時系列で分析することで、感情と情報拡散の間での関係性や、感情と他の要因（ソーシャルボット及びエコーチェンバー）との関係が明らかになると考えらる。よって、以降、本章における感情に関する分析では、red, aqua, green, yellowの4コミュニティに注目して検証を行う。なお、第7章と同様、主に情報拡散が行われたと推察される2023年2月26日から同年3月3日に焦点をあてて分析を行う。

8.2 感情と情報拡散の関連分析

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、感情スコア（赤色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.1のとおり可視化した。

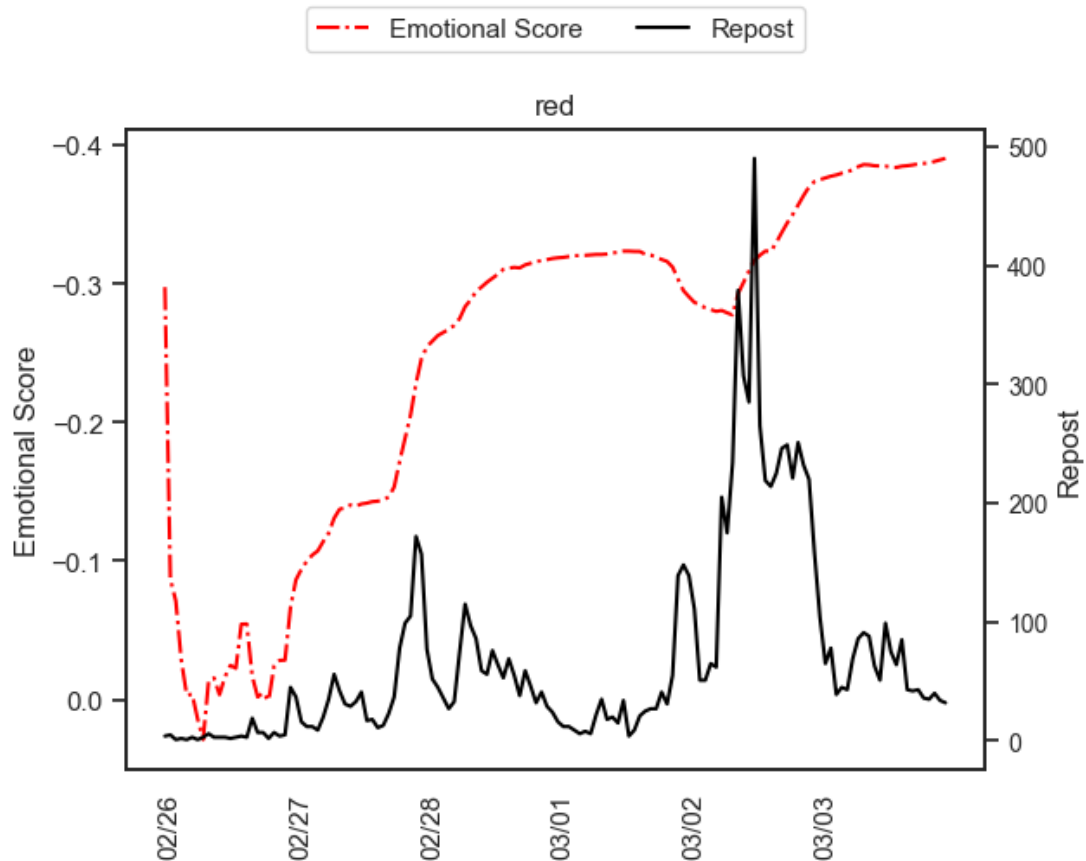


図 8.1: 【red コミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移

3月2日の正午頃までにかけて、ネガティブな感情が増幅するか均衡していることが多く、その後、情報拡散が発生（2月27日の夜と3月2日の正午頃）

まず、red コミュニティにおける最初の情報拡散は2月27日の夜に起こっているが、同日の正午頃までにネガティブな感情が増幅している。つまり、2月27日の夜までに増幅したネガティブな感情が、最初の情報拡散を引き起こした可能性がある。次に、red コミュニティの中で最も大規模な情報拡散は3月2日の正午頃に

起こっており，redコミュニティの中で最もリポストされたポストは同日の12時台に特にリポストされている（表6.1参照）ことから，当該ポストを筆頭に情報拡散が起こったことが推察される．なお，3月2日の正午頃までにかけて，感情スコアは，ネガティブな感情が増幅するか均衡していることが多い．よって，redコミュニティの中のネガティブな感情が維持されている状態で，「徹底的に不買」というネガティブな感情を含むポストが行われたことで，最大の情報拡散が発生したものと推察される．

次に，感情スコアとリポスト数の関係について，時系列相互相関分析を実施した．その結果，表8.1のとおり，1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて負の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)．

表 8.1: 【red コミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
0	-0.37
1	-0.4
2	-0.42
3	-0.43
4	-0.44
5	-0.45
6	-0.46
7	-0.47
8	-0.47
9	-0.48
10	-0.49
11	-0.49
12	-0.49
13	-0.5
14	-0.5
15	-0.5
16	-0.5
17	-0.49
18	-0.48
19	-0.48
20	-0.48
21	-0.47
22	-0.47
23	-0.46

相関係数 r が負の値であるため、一方の値が減少（ネガティブなスコアが増幅）すると、もう一方の値（リポスト数）が増加。

相関係数 r が負の値であるため、一方の値が増加すると、もう一方の値が減少するという傾向を示唆している。このことは、一方の値が減少（ネガティブなスコアが増幅）すると、もう一方の値（リポスト数）が増加することにもなる。この結果は、感情スコアの増減とリポスト数の関係性を改めて示しただけでなく、同関係性が1日（24時間）以内の全ての異なる時間差でも表れる可能性を示唆している。

(2) aqua コミュニティ

aqua コミュニティにおける、感情スコア（水色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.2のとおり可視化した。

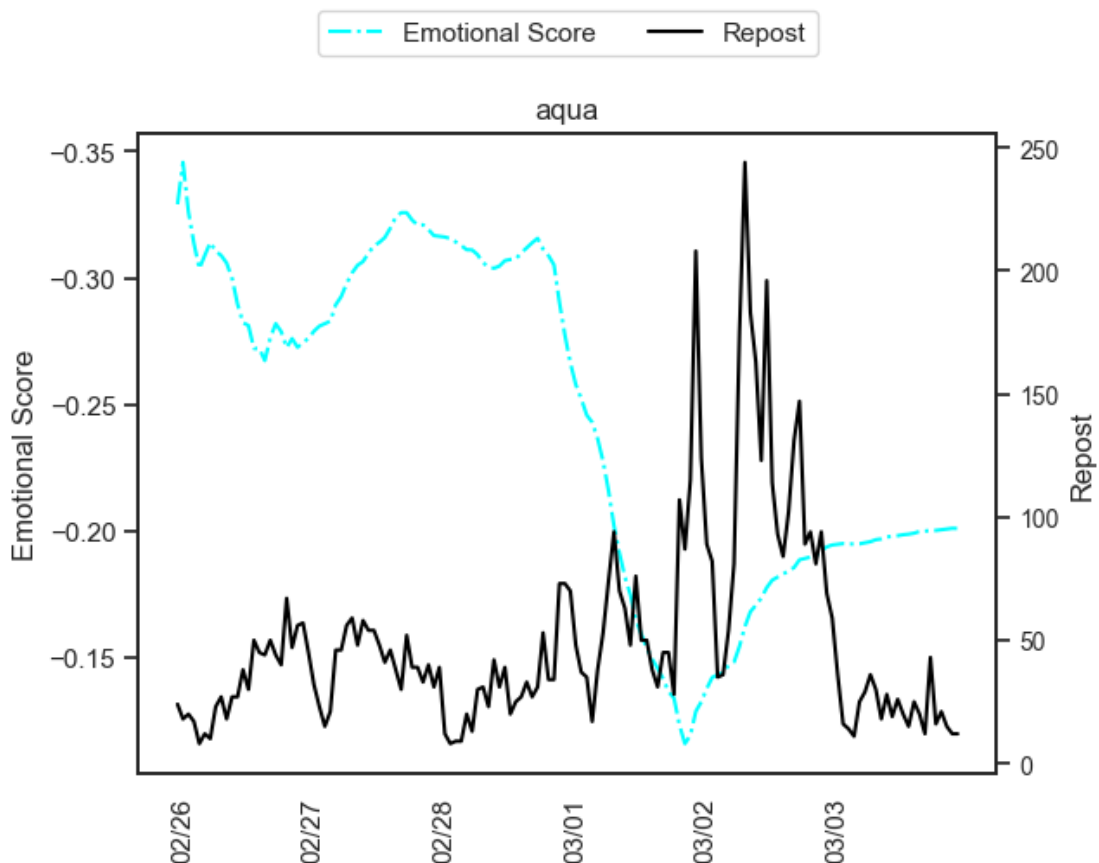


図 8.2: 【aqua コミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移

3月1日の終日にかけてポジティブな感情が増幅し、最大の情報拡散が3月2日の終日にかけて発生

aqua コミュニティにおいては、3月1日の終日にかけて、ポジティブな感情が増幅していることが分かる。これは、aqua コミュニティにおいて最もリポストされたポストの感情スコアがポジティブであることが要因であると考えられる（表 6.1 参照）。一方で、aqua コミュニティの情報拡散の最大の波は、3月2日の終日にかけて発生している。この点については、aqua コミュニティにおいて2番目と3番目にリポストされたポストが、同時期にリポストされたためであると推察さ

れる（表8.2参照）。

表 8.2: aqua コミュニティにおいて2番目と3番目にリポストされたポスト

ポスト日時	リポスト数	最多リポスト 時間帯	文章	感情スコア
3月2日 7時15分	1,334	3月2日8時台	Pasco も JAL もコオロギ食で大炎上していますが、どちらも消費者の声は無視。それどころか、JALは「今後も提供していく」Pasco は「デマ・陰謀論には法的処置」と常識では考えられない対応。昆虫食は世界の動きであり外圧によるものなので企業も日本政府も逆らえないのです。ワクチンと同じ。 https://t.co/o9bi3wFhTC	-0.29
3月1日 19時55分	811	3月1日23時台	【敷島製パン、コオロギ商品めぐり対応苦慮 デマや陰謀論も拡散... 提携企業は法的措置を検討】 あーあ、Pascoさん逆ギレ 終わりですね しかし「昆虫食への強い抵抗感から」←当たり前だろ? JcastNEWSも終了だね https://t.co/a9S20bPvUW #コオロギパウダー #敷島製パン https://t.co/DgunmAl9Vg	-0.5

実際、同期間に aqua コミュニティのネガティブな感情が増幅しており、これはネガティブな感情を含むこれらのポスト（2番目に多くリポストされたポストは-0.29であり、3番目に多くリポストされたポストは-0.5）が多くリポストされたためであると考えられる。

また、感情スコアとリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.3のとおり、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて正の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.3: 【aqua コミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
0	0.48
1	0.47
2	0.46
3	0.45
4	0.44
5	0.44
6	0.43
7	0.42
8	0.42
9	0.41
10	0.4
11	0.4
12	0.39
13	0.39
14	0.39
15	0.38
16	0.37
17	0.36
18	0.35
19	0.35
20	0.34
21	0.34
22	0.33
23	0.32

相関係数 r が正の値であるため、一方の値が増加（ネガティブなスコアが減少）すると、もう一方の値（リポスト数）が増加する傾向を示唆。

相関係数 r が正の値である点が、red コミュニティとは大きく異なる。相関係数 r が正の値であるため、この結果は、一方の値が増加（ネガティブなスコアが減少）すると、もう一方の値（リポスト数）が増加する傾向を示唆している。この結果の要因としては、3月1日の終日にかけて、感情スコアがポジティブであるポスト（aqua コミュニティにおいて最もリポストされたポスト）が多くリポストされたためであると考えられる。

(3) green コミュニティ

green コミュニティにおける，感情スコア（緑色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.3のとおり可視化した．

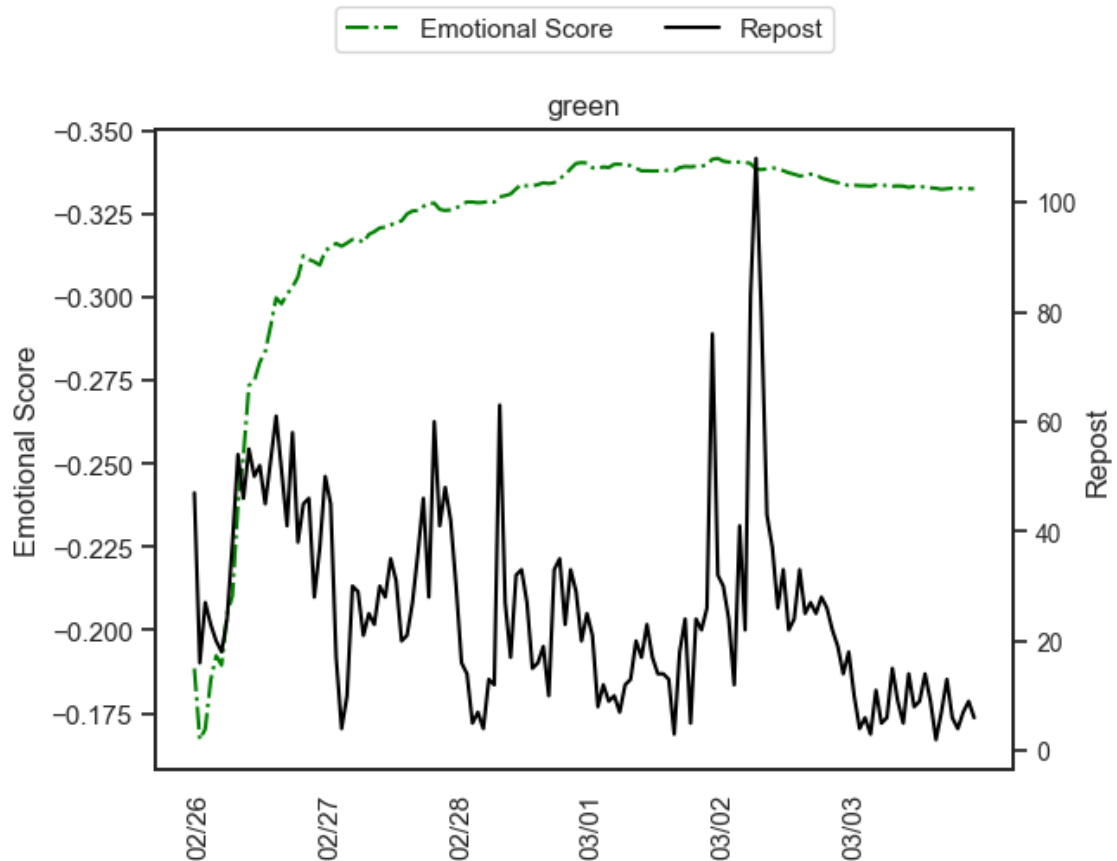


図 8.3: 【green コミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移

2月26日から2月28日にかけてネガティブな感情が増幅し，最大の情報拡散（3月2日の午前中）までの間，感情スコアは大きく変化せず

green コミュニティにおいては，2月26日から2月28日にかけてネガティブな感情が増幅し，その後は概ね一定の感情スコアで推移している．green コミュニティの中で最大の情報拡散は3月2日の午前中に発生しており，それまでの間，感情スコアは大きく変化していない．つまり，green コミュニティの中のネガティブな感情が維持されている状態で，ネガティブな感情を含む最もリポストされたポスト（表6.1参照）がリポストされたものと推察される．これは，先述のred コミュ

ニティの特徴と同様のものと考えられる。

また、感情スコアとリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.4のとおり、0時間差においてのみ、正の相関係数 ($r = 0.18$) が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.4: 【green コミュニティ】感情スコアとリポスト数の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
0	0.18

短時間においてのみ、ポジティブな感情がリポスト数との間で相関関係が認められる可能性を示唆。

得られた相関係数 r が正の値であるという点は、aqua コミュニティと同じである。一方で、相関係数 r が得られた時間差が1つのみという点は、red 及び aqua コミュニティと異なる。これらの結果は、短時間においてのみ、ポジティブな感情がリポスト数との間で相関関係が認められる可能性を示唆している。なお、相関係数 r の値が0.18という点から、red コミュニティ及び aqua コミュニティと比べると弱い相関であると考えられる。

(4) yellow コミュニティ

yellow コミュニティにおける、感情スコア（黄色折れ線グラフ）とリポスト数（黒色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.4のとおり可視化した。

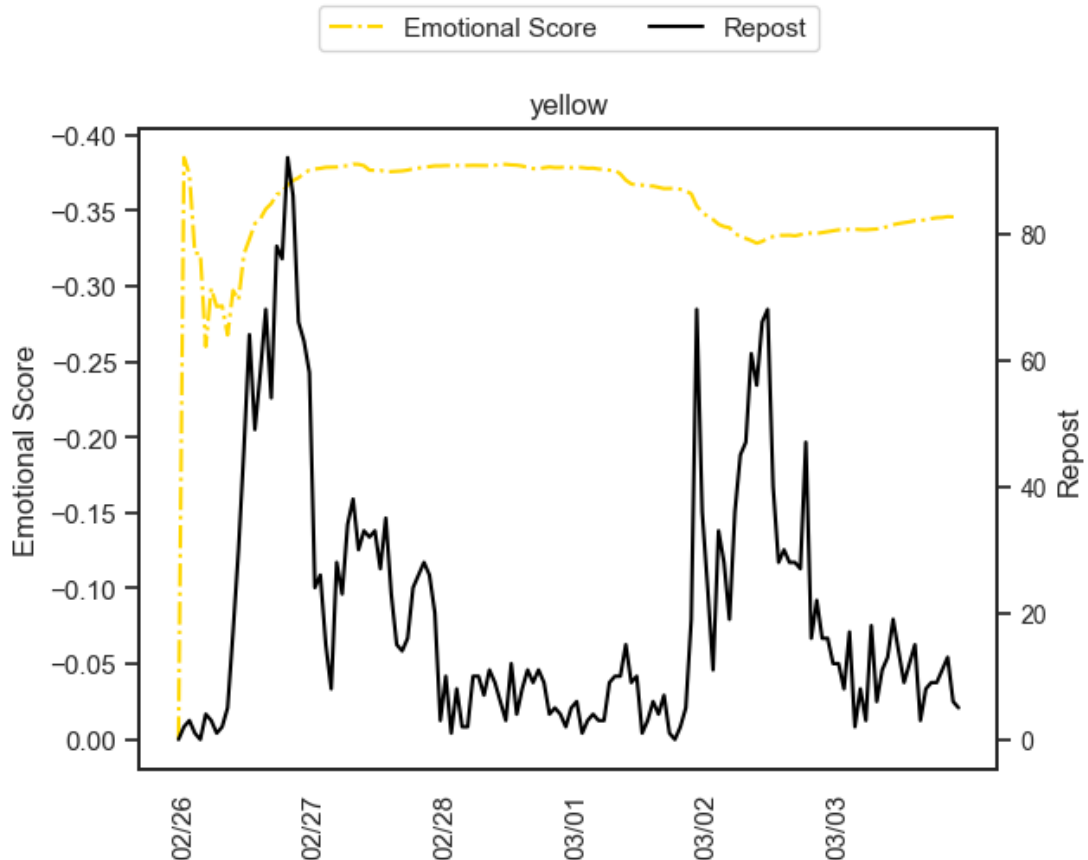


図 8.4: 【yellow コミュニティ】感情スコアとリポスト数の推移

PASCO 事例を巡って誤りであると判定されたポストが2月26日の正午頃から多くリポストされ続けたことで、yellow コミュニティ内のネガティブな感情が増幅

yellow コミュニティにおいて最もリポストされたポスト（表6.1参照）は、日本ファクトチェックセンターがPASCO 事例を巡って誤りであると判定したものである。当該ポストは、ネガティブな感情を含み、2月26日の正午頃から多くリポストされ続けたことで、yellow コミュニティ内のネガティブな感情を増幅したものと考えられる。その後、yellow コミュニティの中のネガティブな感情が維持されている状態で、その他のポストがリポストされたものと推察される。ネガティブな感情が増幅・維持された状態で情報拡散が起こるといった流れは、red コミュニティやgreen コミュニティの特徴と同様のものと考えられる。なお、他の3コミュニティ同様、感情スコアとリポスト数の関係について、時系列相互相関分析を実施

したが、yellow コミュニティにおいては、相関係数 r が得られなかった ($p > 0.05$).

8.3 ソーシャルボットと感情の関係性

本節では、各コミュニティ (red, aqua, green, yellow) における、ソーシャルボットと感情の関係性について分析を行い、そのうえで考察を行う。

8.3.1 ソーシャルボットと感情の関係性分析・評価

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、リポスト関係の4形式 (ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト, ソーシャルボットが人間をリポスト, 人間がソーシャルボットをリポスト, 人間が人間をリポスト) の割合と感情スコア (赤色折れ線グラフ) の1時間ごとの推移を図8.5のとおり可視化した。

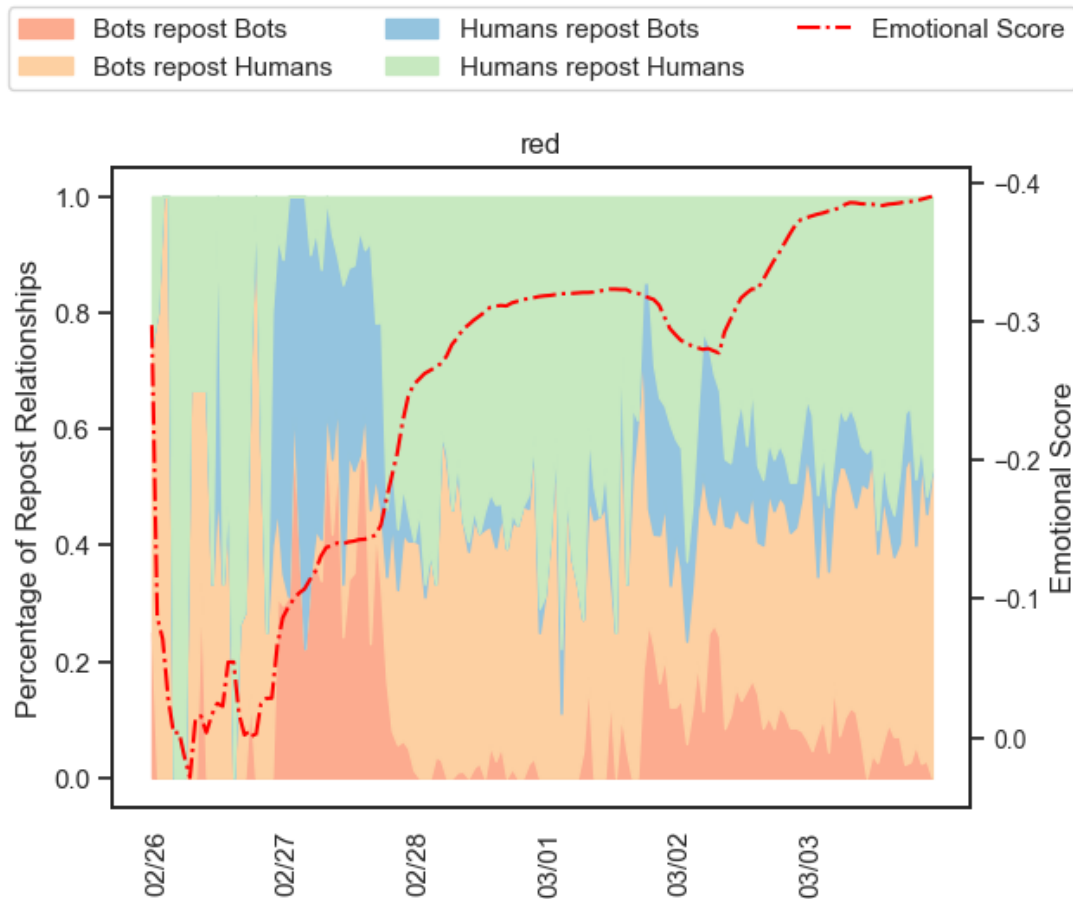


図 8.5: 【red コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルロボット，人間）と感情スコアの推移

最初にネガティブな感情が増幅した2月27日の正午頃は，ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と，人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が多い

図8.5から，red コミュニティで最初にネガティブな感情が増幅したのは2月27日の正午頃までであることが推察される．同期間は，ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）と，人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が多くを占めており，リポストの対象がソーシャルロボットという点が共通している．つまり，ソーシャルロボットの感情を含むポストがリポストされたということになる．

次に，ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソー

シャルボットをリポスト, ソーシャルボットが人間をリポスト, 人間がソーシャルボットをリポスト) と感情スコアの関係について, 時系列相互相関分析を実施した. その結果, 表8.5のとおり, ソーシャルボットが人間をリポストする場合, 1日(24時間) 以内の全ての時間差ラグにおいて負の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$).

表 8.5: 【red コミュニティ】 ソーシャルボットが関連するリポストと感情スコアの
の時系列相互相関

時間差	相関係数 r
	ソーシャルボットが 人間を リポスト
0	-0.44
1	-0.42
2	-0.4
3	-0.39
4	-0.37
5	-0.36
6	-0.35
7	-0.34
8	-0.34
9	-0.33
10	-0.32
11	-0.32
12	-0.31
13	-0.3
14	-0.3
15	-0.3
16	-0.3
17	-0.3
18	-0.3
19	-0.3
20	-0.31
21	-0.31
22	-0.3
23	-0.3

ソーシャルボットが人間をリポストする場合のみ、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグにおいて負の相関。

一方、ソーシャルボット同士がリポストする場合と人間がソーシャルボットをリポストする場合においては、相関係数 r が得られなかった ($p > 0.05$)。

(2) aqua コミュニティ

aqua コミュニティにおける，リポスト関係の4形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト，ソーシャルボットが人間をリポスト，人間がソーシャルボットをリポスト，人間が人間をリポスト）の割合と感情スコア（水色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.6のとおり可視化した。

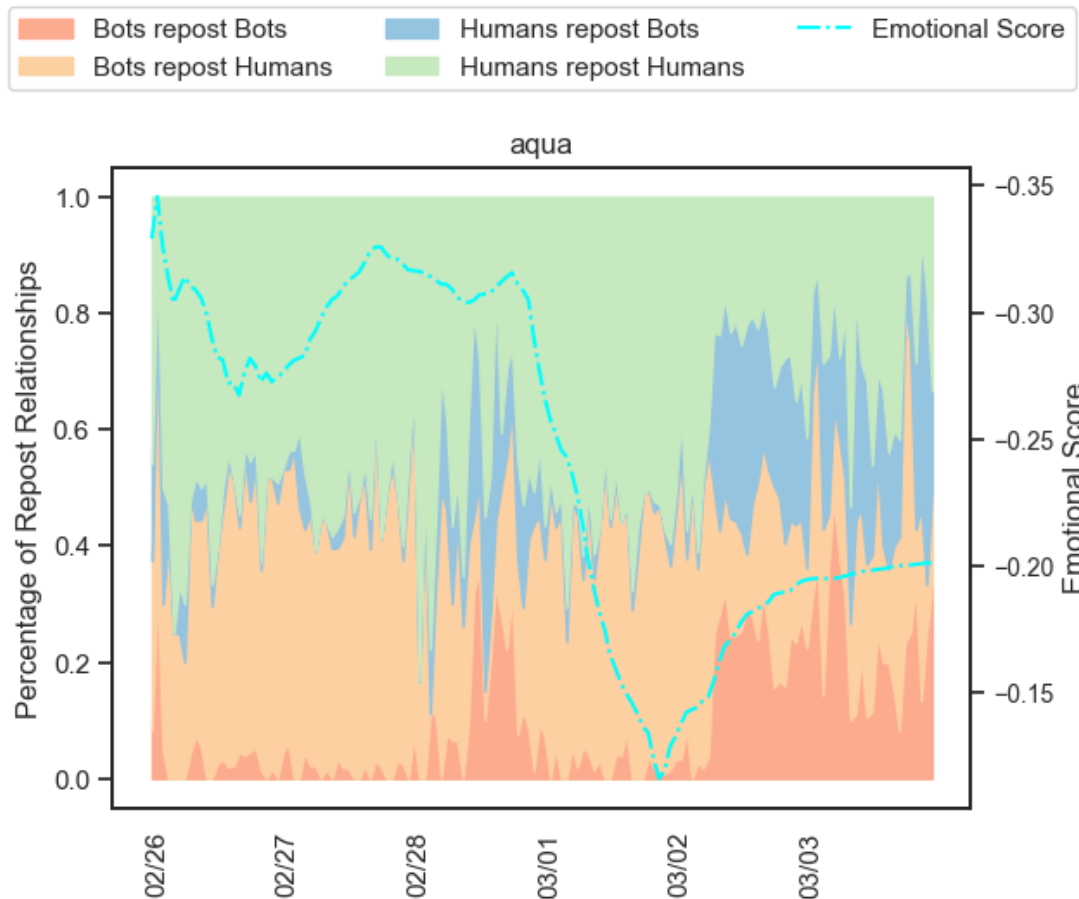


図 8.6: 【aqua コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルボット，人間）と感情スコアの推移

3月2日以降は，ソーシャルボットの感情を含むポストがリポスト（背景色が赤色または青色）された可能性

aqua コミュニティにおいては，まず，3月1日までは，ソーシャルボットが人間をリポスト（背景色が橙色）するか，人間同士がリポスト（背景色が緑色）して

いる。次に、3月2日以降は、ソーシャルロボット同士によるリポスト（背景色が赤色）か、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）する割合が増加していることが窺える。つまり、3月2日以降は、ソーシャルロボットの感情を含むポストがリポストされた可能性があり、redコミュニティと同様の現象が発生したことが推察される。

次に、ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト）と感情スコアの関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.6のとおり、多くの時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.6: 【aqua コミュニティ】ソーシャルロボットが関連するリポストと感情スコアの
の時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルロボットが ソーシャルロボットを リポスト	ソーシャルロボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルロボットを リポスト
0	0.35	0.41	0.34
1	0.38	0.41	0.37
2	0.41	0.41	0.39
3	0.43	0.4	0.41
4	0.45	0.38	0.43
5	0.46	0.37	0.45
6	0.48	0.35	0.47
7	0.5	0.34	0.49
8	0.53	0.34	0.52
9	0.55	0.33	0.54
10	0.58	0.31	0.57
11	0.61	0.29	0.6
12	0.62	0.26	0.61
13	0.63	0.23	0.62
14	0.64	0.2	0.63
15	0.64	0.18	0.63
16	0.64	-	0.63
17	0.64	-	0.63
18	0.64	-	0.62
19	0.64	-	0.62
20	0.63	-	0.61
21	0.62	-	0.6
22	0.6	-	0.58
23	0.58	-	0.56

いずれの相関係数 r も正の値であるため、ソーシャルロボットが関連するリポストは、感情スコアの増加（ポジティブ）と相関している可能性を示唆。

この結果は、いずれの相関係数 r も正の値であるため、ソーシャルロボットが関連するリポストは、感情スコアの増加（ポジティブ）と相関している可能性を示唆している。

(3) green コミュニティ

green コミュニティにおける，リポスト関係の4形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト，ソーシャルロボットが人間をリポスト，人間がソーシャルロボットをリポスト，人間が人間をリポスト）の割合と感情スコア（緑色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.7のとおり可視化した．

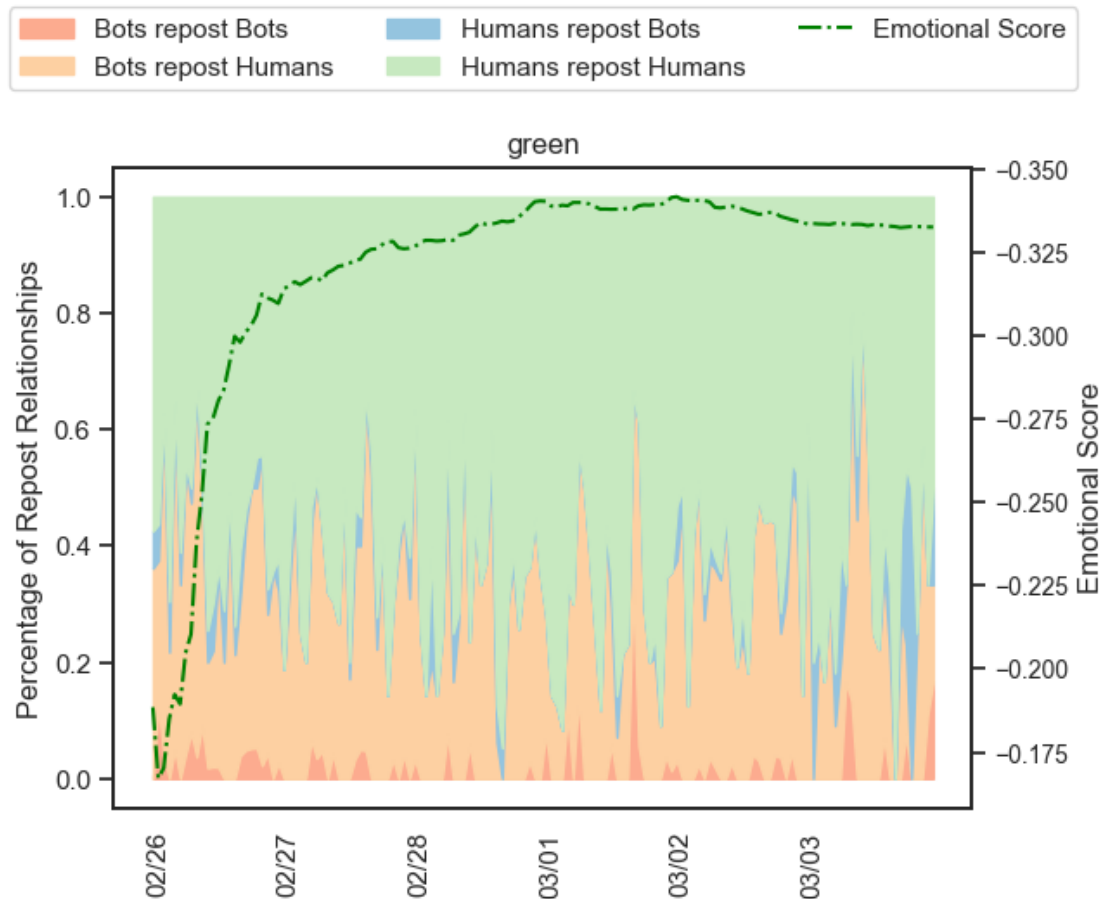


図 8.7: 【green コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルロボット，人間）と感情スコアの推移

全体的に，ソーシャルロボットが人間をリポスト（背景色が橙色）するか，人間同士がリポスト（背景色が緑色）

green コミュニティにおいては，全体的に，ソーシャルロボットが人間をリポスト（背景色が橙色）するか，人間同士がリポスト（背景色が緑色）している．一方

で、ソーシャルロボット同士がリポスト（背景色が赤色）するか、人間がソーシャルロボットをリポスト（背景色が青色）するという傾向が一貫してほとんど見られないというのは、green コミュニティのみである。

次に、ソーシャルロボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト）と感情スコアの関係について、時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.7のとおり、多くの時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.7: 【green コミュニティ】ソーシャルロボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関

時間差	相関係数 r		
	ソーシャルロボットが ソーシャルロボットを リポスト	ソーシャルロボットが 人間を リポスト	人間が ソーシャルロボットを リポスト
0	0.3	0.23	0.23
1	0.34	0.24	0.18
2	0.33	0.28	0.21
3	0.34	0.28	0.25
4	0.39	0.31	0.26
5	0.4	0.34	0.3
6	0.44	0.38	0.34
7	0.44	0.41	0.39
8	0.36	0.39	0.43
9	0.32	0.32	0.45
10	0.24	0.32	0.46
11	0.25	0.35	0.4
12	0.26	0.37	0.33
13	0.26	0.37	0.34
14	0.31	0.37	0.28
15	0.34	0.32	0.25
16	0.37	0.32	0.18
17	0.31	0.31	-
18	0.24	0.28	-
19	-	0.2	-

いずれの相関係数 r も正の値であるため、ソーシャルロボットが関連するリポストは、感情スコアの増加（ポジティブ）と相関している可能性を示唆。

いずれの相関係数 r も正の値であるため、aqua コミュニティと同様、ソーシャルロボットが関連するリポストは、感情スコアの増加（ポジティブ）と相関している可能性を示唆している。

(4) yellow コミュニティ

yellow コミュニティにおける、リポスト関係の4形式（ソーシャルロボットがソーシャルロボットをリポスト、ソーシャルロボットが人間をリポスト、人間がソーシャルロボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合と感情スコア（黄色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.8のとおり可視化した。

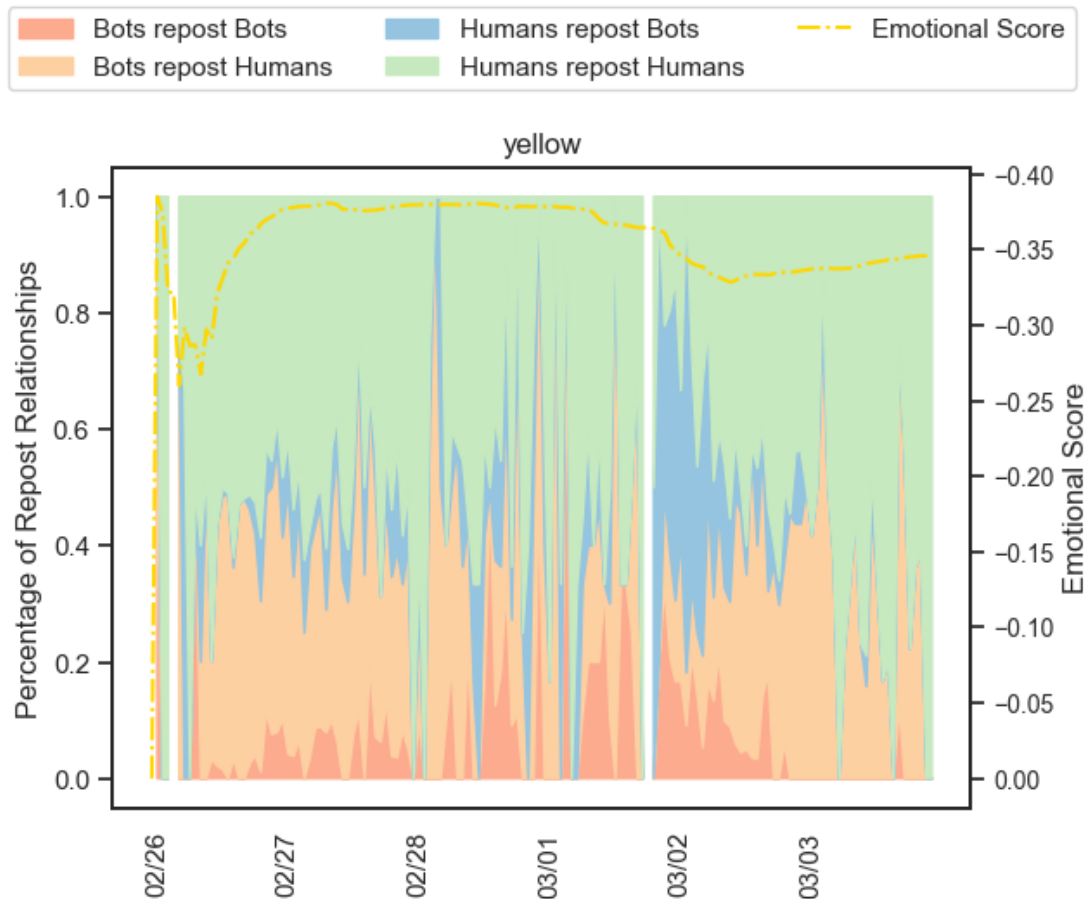


図 8.8: 【yellow コミュニティ】リポスト関係（ソーシャルロボット，人間）と感情スコアの推移

PASCO 事例を巡って誤りであると判定されたポストを行ったアカウントが人間であるため、リポスト対象が人間である背景色（橙色，緑色）が多い

yellow コミュニティにおいて最もリポストされたポスト（表6.1参照）は、日本ファクトチェックセンターがPASCO事例を巡って誤りであると判定したものであ

り、当該ポストを行ったアカウントが人間であるため、リポスト対象が人間である背景色（橙色，緑色）が多いものと考えられる。

また、ソーシャルボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト，ソーシャルボットが人間をリポスト，人間がソーシャルボットをリポスト）と感情スコアの関係について，時系列相互相関分析を実施した。その結果，表8.8のとおり，ソーシャルボット同士がリポストする場合と，ソーシャルボットが人間をリポストする場合，正の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.8: 【yellow コミュニティ】 ソーシャルロボットが関連するリポストと感情スコアの時系列相互相関

時間差	相関係数 r	
	ソーシャルロボットが ソーシャルロボットを リポスト	ソーシャルロボットが 人間を リポスト
4	-	0.17
5	-	0.26
6	-	0.26
7	-	0.32
8	-	0.34
9	-	0.36
10	-	0.42
11	-	0.38
12	-	0.48
13	-	0.57
14	-	0.48
15	-	0.39
16	-	0.47
17	-	0.37
18	-	0.43
19	-	0.34
20	-	0.3
21	0.17	0.33
22	-	0.3
23	-	0.34

ソーシャルロボット同士がリポストする場合と、ソーシャルロボットが人間をリポストする場合、正の相関。

一方、人間がソーシャルロボットをリポストする場合においては、相関係数 r が得られなかった ($p > 0.05$)。なお、いずれの相関係数 r も正の値であるため、aqua コミュニティ及び green コミュニティと同様、ソーシャルロボットが関連するリポストは、感情スコアの増加（ポジティブ）と相関している可能性を示唆している。

8.3.2 ソーシャルボットが感情に与える影響考察

まず、リポスト関係の4形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト、人間が人間をリポスト）の割合と感情スコアの1時間ごとの推移を表した、図8.5（redコミュニティ）、図8.6（aquaコミュニティ）、図8.7（greenコミュニティ）、図8.8（yellowコミュニティ）の結果から、redコミュニティ、aquaコミュニティ、yellowコミュニティにおいては、ソーシャルボットの感情を含むポストがリポストされた傾向が確認できる。次に、ソーシャルボットが関連するリポストの3形式（ソーシャルボットがソーシャルボットをリポスト、ソーシャルボットが人間をリポスト、人間がソーシャルボットをリポスト）と感情スコアの関係について時系列相互相関分析を行った結果（redコミュニティは表8.5、aquaコミュニティは表8.6、greenコミュニティは表8.7、yellowコミュニティは表8.8）については、以下の傾向を整理できる。

- 全コミュニティ共通：ソーシャルボットが人間をリポストする場合、相関係数 r が得られた。
- redコミュニティのみ：ソーシャルボットが人間をリポストする場合のみ、負の相関係数 r が得られた。
- aquaコミュニティ、greenコミュニティ、yellowコミュニティ：正の相関係数 r が得られた。
- aquaコミュニティ、greenコミュニティ、yellowコミュニティ：ソーシャルボット同士がリポストする場合、相関係数 r が得られた。
- aquaコミュニティ、greenコミュニティ：人間がソーシャルボットをリポストする場合、相関係数 r が得られた。

上記のとおり整理した結果から、ソーシャルボットが感情に与える影響について考察する。第2章では、先行研究の内容から、ソーシャルボットのネガティブなポストをリポストする結果としてネガティブな感情が増幅するという推察を行った。redコミュニティにおいては、ネガティブな感情が増幅する負の相関係数 r が得られたが、これは、ソーシャルボットが人間をリポストする場合のみである。

また、aqua コミュニティ及び green コミュニティにおいては、人間がソーシャルボットをリポストする場合に相関係数 r が得られたが、正の相関係数だった。これらの結果は、推察内容を完全に立証することはできないものの、傾向の一端を示唆するものである。

8.4 エコーチェンバーと感情の関係性

本節では、各コミュニティ (red, aqua, green, yellow) における、エコーチェンバーと感情の関係性について分析を行い、そのうえで考察を行う。

8.4.1 エコーチェンバーと感情の関係性分析・評価

(1) red コミュニティ

red コミュニティにおける、エコーチェンバーの形成 (黒色折れ線グラフ) と感情スコア (赤色折れ線グラフ) の1時間ごとの推移を図8.9のとおり可視化した。

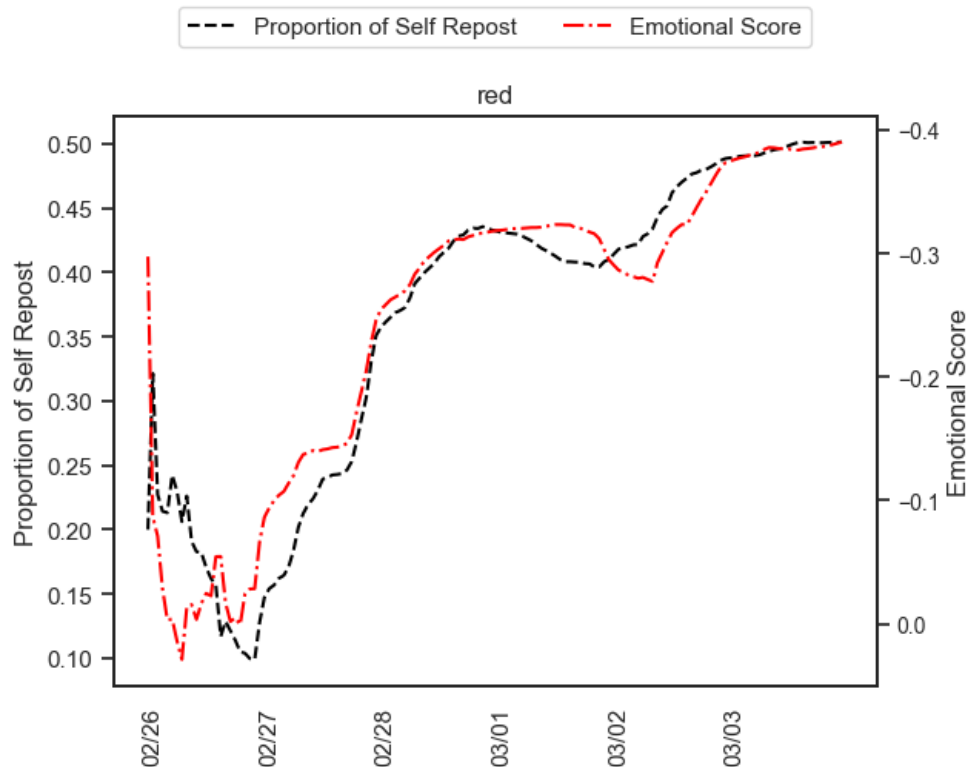


図 8.9: 【red コミュニティ】 エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移
ネガティブな感情の増幅とエコーチェンバーの形成が同じような推移

red コミュニティにおいては、ネガティブな感情の増幅とエコーチェンバーの形成が同じような推移を示していることが分かる。まず、3月1日までの間は、ネガティブな感情の増幅が、エコーチェンバーの形成に先行しているように見える。つまり、3月1日までの間は、エコーチェンバーが形成されたからネガティブな感情を含むポストに対するリポストが行われたのではなく、ネガティブな感情を含むポストに対するリポストが行われる中で、エコーチェンバーが形成された可能性が示唆された。そして、3月1日以降は、エコーチェンバーの形成が、感情スコアの推移に先行しているように見える。

次に、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係について、双方向で時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.9のとおり、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係については、双方向において、1日（24時間）以内の全ての時間差ラグで負の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.9: 【red コミュニティ】 エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系列相互
相関

時間差	相関係数 r	
	エコーチェンバーから 感情への相関	感情から エコーチェンバーへの相関
0	-0.95	-0.95
1	-0.96	-0.96
2	-0.96	-0.95
3	-0.96	-0.93
4	-0.96	-0.92
5	-0.95	-0.9
6	-0.95	-0.88
7	-0.94	-0.86
8	-0.94	-0.83
9	-0.92	-0.81
10	-0.91	-0.79
11	-0.9	-0.77
12	-0.88	-0.74
13	-0.86	-0.72
14	-0.84	-0.7
15	-0.82	-0.67
16	-0.79	-0.65
17	-0.76	-0.62
18	-0.73	-0.59
19	-0.7	-0.56
20	-0.67	-0.53
21	-0.64	-0.5
22	-0.61	-0.47
23	-0.57	-0.44

感情スコアの減少（感情のネガティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）は感情スコアの減少（感情のネガティブ化）と、それぞれが相関している可能性を示唆。相関係数 r の値は、他の時系列相互相関分析で示された値より大きい。

いずれの相関係数 r も負の値であるため、一方の値が増加するともう一方の値が減少するという負の相関である傾向を示唆している。つまり、感情スコアの減

少（感情のネガティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）は感情スコアの減少（感情のネガティブ化）と、それぞれが相関している可能性を示唆している。なお、相関係数 r の値は、他の時系列相互相関分析で示された値より大きい値となっている。

(2) aqua コミュニティ

aqua コミュニティにおける、エコーチェンバーの形成（黒色折れ線グラフ）と感情スコア（青色折れ線グラフ）の1時間ごとの推移を図8.10のとおり可視化した。

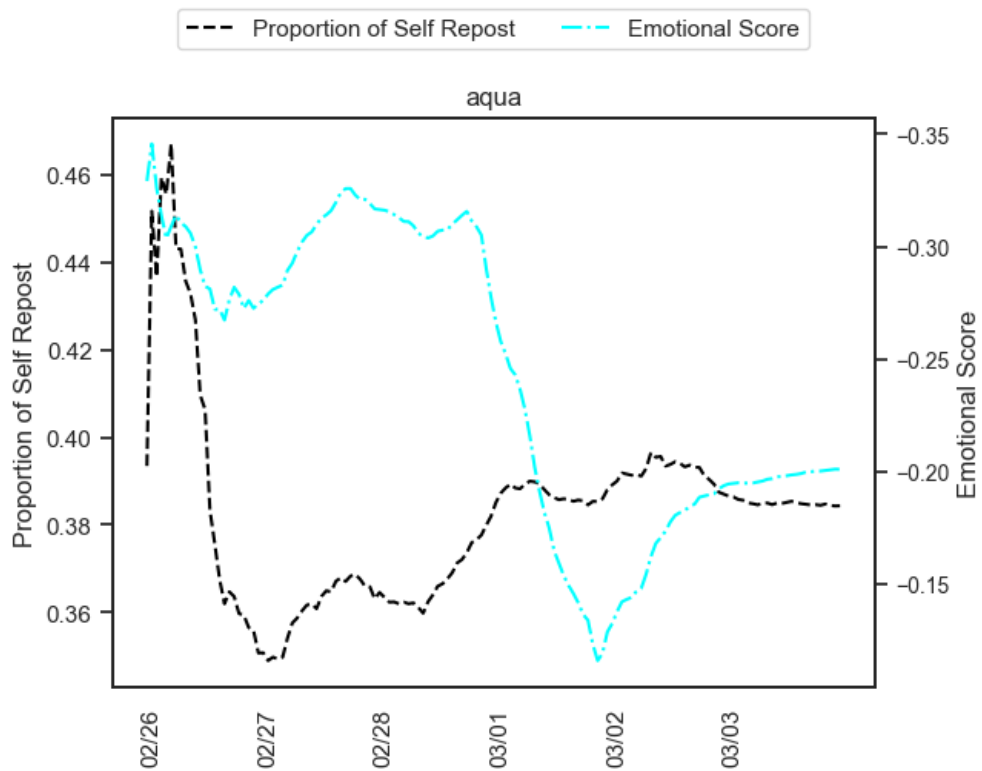


図 8.10: 【aqua コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移

2月27日以降はエコーチェンバーの形成が概ね進む一方、3月1日においては、終日、ポジティブな感情が増幅

aqua コミュニティにおいては、2月27日以降、エコーチェンバーの形成が概ね

進んでいることが分かる。一方，3月1日においては，終日，ポジティブな感情が増幅していることが分かる。

次に，redコミュニティ同様，エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係について，双方向で時系列相互相関分析を実施した。その結果，表8.10のとおり，エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係については，双方向において，多くの時間差ラグで正の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.10: 【aqua コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系列相
 互相関

時間差	相関係数 r	
	エコーチェンバーから 感情への相関	感情から エコーチェンバーへの相関
0	0.18	0.18
1	0.18	0.21
2	0.19	0.23
3	0.2	0.24
4	0.23	0.26
5	0.26	0.27
6	0.29	0.29
7	0.31	0.31
8	0.34	0.32
9	0.36	0.34
10	0.39	0.35
11	0.41	0.35
12	0.43	0.35
13	0.44	0.35
14	0.45	0.34
15	0.45	0.34
16	0.45	0.32
17	0.44	0.31
18	0.44	0.29
19	0.43	0.27
20	0.42	0.25
21	0.41	0.22
22	0.4	0.19
23	0.38	-

感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は、それぞれが相関している可能性を示唆。

この結果は、いずれの相関係数 r も正の値であることから、感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形

成)と感情スコアの増加(感情のポジティブ化)は、それぞれが相関している可能性を示唆している。感情スコアの増加(感情のポジティブ化)とエコーチェンバーの形成が同時に進行しているのは2月28日及び3月1日の状況であることから、この期間の状況に起因しているものと考えられる。実際、aquaコミュニティにおいて最もリポストされたポストの感情スコアはポジティブであり、同ポストは2月28日の19時台に投稿され、3月1日の20時台に最もリポストされている(表6.1参照)。

(3) green コミュニティ

greenコミュニティにおける、エコーチェンバーの形成(黒色折れ線グラフ)と感情スコア(緑色折れ線グラフ)の1時間ごとの推移を図8.11のとおり可視化した。

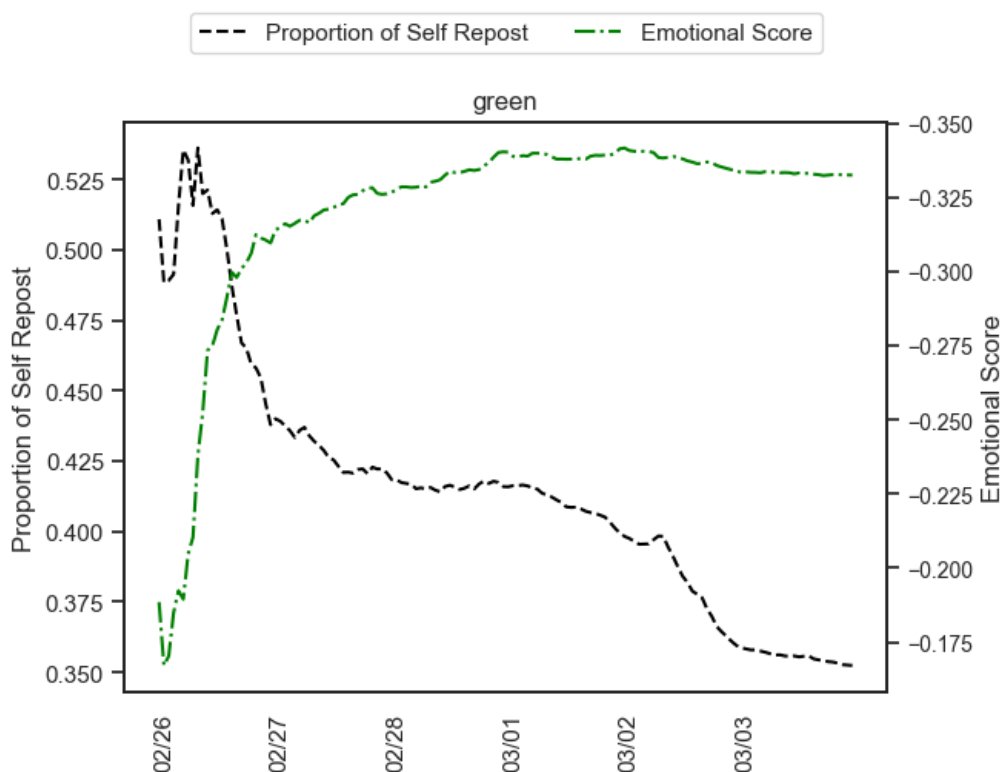


図 8.11: 【green コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移

ネガティブな感情が増幅する一方で、自身のコミュニティ内でのリポストの割合が減少(エコーチェンバーの形成が後退)

green コミュニティは、ネガティブな感情が増幅する一方で、自身のコミュニティ内でのリポスの割合が減少（エコーチェンバーの形成が後退）するという特徴が窺える。この特徴は、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係について、双方向で時系列相互相関分析を実施した結果からも示唆されている。表8.11のとおり、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係については、双方向において、多くの時間差ラグにおいて正の相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.11: 【green コミュニティ】 エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系列相
 互相関

時間差	相関係数 r	
	エコーチェンバーから 感情への相関	感情から エコーチェンバーへの相関
0	0.75	0.75
1	0.76	0.7
2	0.78	0.64
3	0.8	0.57
4	0.81	0.52
5	0.8	0.46
6	0.78	0.41
7	0.75	0.36
8	0.73	0.32
9	0.7	0.28
10	0.67	0.25
11	0.63	0.23
12	0.6	0.2
13	0.56	0.18
14	0.52	-
15	0.49	-
16	0.46	-
17	0.44	-
18	0.43	-
19	0.41	-
20	0.4	-
21	0.38	-
22	0.37	-
23	0.36	-

感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は、それぞれが相関している可能性を示唆。

つまり、aqua コミュニティ同様、感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と感情スコアの増加（感

情のポジティブ化)は、それぞれが相関している可能性を示唆している。なお、14時間差以降は、自コミュニティ内のリポスト率の増加(エコーチェンバーの形成)が、感情スコアの増加(感情のポジティブ化)と相関するという、一方向に相関している可能性が示唆された。

(4) yellow コミュニティ

yellow コミュニティにおける、エコーチェンバーの形成(黒色折れ線グラフ)と感情スコア(黄色折れ線グラフ)の1時間ごとの推移を図8.12のとおり可視化した。

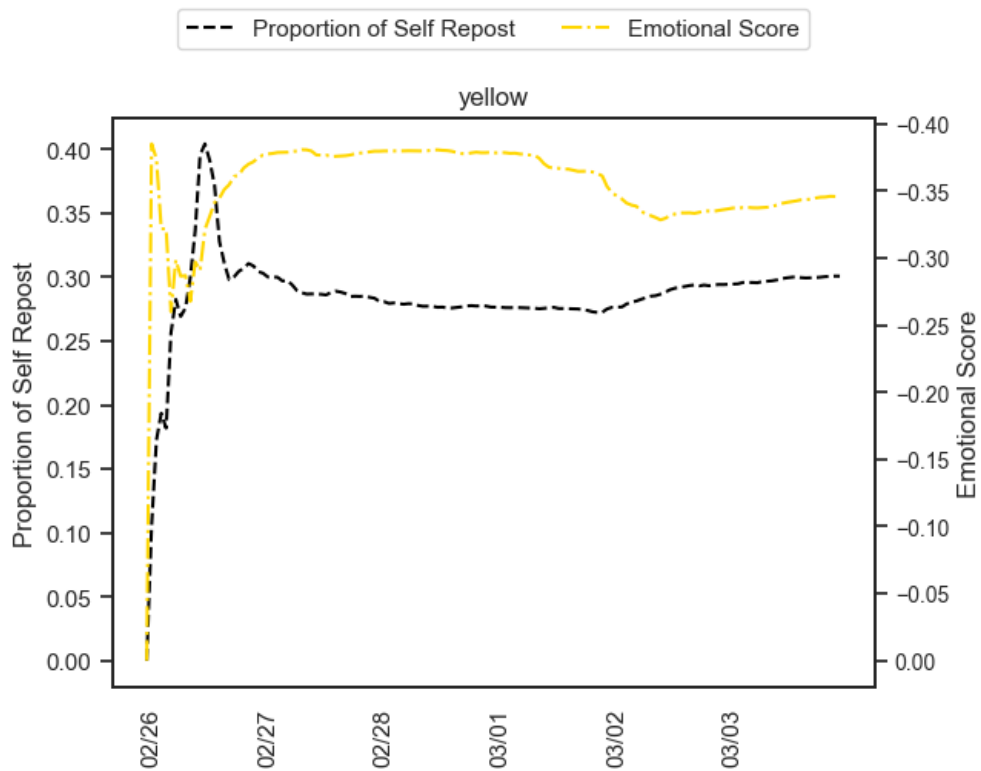


図 8.12: 【yellow コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの推移

2月26日の正午頃まで、感情スコアとエコーチェンバーの形成が同じような推移

yellow コミュニティにおいては、2月26日の正午頃まで、感情スコアとエコーチェンバーの形成が同じような推移を示していることが窺える。そのうえで、他

の3コミュニティ同様、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係について、双方向で時系列相互相関分析を実施した。その結果、表8.12のとおり、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係については、双方向において、1日（24時間）以内の多くの時間差ラグにおいて相関係数 r が得られた ($p < 0.05$)。

表 8.12: 【yellow コミュニティ】エコーチェンバーの形成と感情スコアの時系列相互相関

時間差	相関係数 r	
	エコーチェンバーから感情への相関	感情からエコーチェンバーへの相関
0	-0.36	-0.36
4	-	-0.21
5	0.21	-0.29
6	0.26	-0.26
7	0.23	-0.29
8	0.21	-0.28
9	0.22	-0.28
10	0.24	-0.23
11	0.33	-0.21
12	0.34	-
13	0.33	-
14	0.3	-
15	0.23	-
16	0.2	-
17	0.17	-
18	0.17	-
19	0.17	-
20	0.17	-
21	0.17	-

0時間差においては、感情スコアの減少（感情のネガティブ化）と自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）の間で、双方向に負の相関にある可能性が示唆。5時間から11時間差においては、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）は感情スコアの増加（感情のポジティブ化）との間で正の相関にあり、感情スコアの減少（感情のネガティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）との間で負の相関にあるという傾向が示唆。

まず、0時間差においては、redコミュニティ同様、感情スコアの減少（感情のネガティブ化）と自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）の間で、双方向に負の相関にある可能性が示唆された。次に、5時間から11時間差においては、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）は感情スコアの増加（感情のポジティブ化）との間で正の相関にあり、感情スコアの減少（感情のネガティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）との間で負の相関にあるという傾向が示された。また、12時間から21時間差においては、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）は感情スコアの増加（感情のポジティブ化）との間で一方向に相関している可能性が示された。

8.4.2 エコーチェンバーと感情が相互に与える影響考察

まず、エコーチェンバーの形成と感情スコアの1時間ごとの推移を表した、図8.9（redコミュニティ）、図8.10（aquaコミュニティ）、図8.11（greenコミュニティ）、図8.12（yellowコミュニティ）の結果から、以下のとおり、共通点及び相違点が整理できる。

- redコミュニティ及びyellowコミュニティ：エコーチェンバーの形成とネガティブな感情スコアが同じような推移
- aquaコミュニティ：エコーチェンバーの形成と同時にポジティブ及びネガティブな感情がそれぞれ増幅
- greenコミュニティ：ネガティブな感情が増幅する一方で、エコーチェンバーの形成が後退（自身のコミュニティ内でのリポストの割合が減少）

これらの特徴は、エコーチェンバーの形成と感情スコアの関係について、双方向で時系列相互相関分析を実施した結果（redコミュニティは表8.9、aquaコミュニティは表8.10、greenコミュニティは表8.11、yellowコミュニティは表8.12）からも示唆されている。redコミュニティ及びyellowコミュニティにおいては、感情スコ

アの減少（感情のネガティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と感情スコアの減少（感情のネガティブ化）が、それぞれ負の相関にある傾向を示唆している。なお、yellowコミュニティにおいては、時間差が大きくなると、同傾向は正の相関に変わる可能性も示されている。aquaコミュニティ及びgreenコミュニティにおいては、感情スコアの増加（感情のポジティブ化）は自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と、自コミュニティ内のリポスト率の増加（エコーチェンバーの形成）と感情スコアの増加（感情のポジティブ化）が、それぞれ正の相関にある傾向が示されている。

上記の結果から、エコーチェンバーと感情が相互に与える影響について考察する。第2章では、先行研究の内容から、エコーチェンバー内でネガティブな感情が次第に増幅するという点や、ネガティブな感情の増幅がエコーチェンバーを作り出すという点を時系列で検証することの意義について述べた。本研究の結果から、同検証内容については、redコミュニティ及びyellowコミュニティにおいて傾向が示唆された。また、得られた相関係数 r の値はredコミュニティが最も大きく、情報拡散の規模もredコミュニティが最大であることから、エコーチェンバーの形成とネガティブな感情の関係が、他の要因間の関係性以上に強いことが推察される。

第9章 総合考察

本章では、第4章から第8章における各分析結果を踏まえた総合的考察を行うほか、本研究の限界を述べる。

9.1 要因別の実態評価

本節では、本研究において情報拡散要因として分析対象としたソーシャルボット、エコーチェンバー、感情に関する個別の分析結果について考察する。

まず、ソーシャルボットについては、言語を問わず汎用的にソーシャルボットを検出できるツールである Botometer を用いることで、日本におけるソーシャルボットの割合などについて、日本国外の先行研究の結果と比較した。比較対象としては、ソーシャルボットが影響を与えることができたとされる2016年の米国大統領選挙を取り上げた。その結果、4.4節の表4.7のとおり、本研究において分析対象とした3件の事例におけるソーシャルボットが占める割合やソーシャルボットによるポストの割合は、2016年の米国大統領選挙を上回る結果だった。次に、2016年の米国大統領選挙やBrexitにおいて確認された、人間がソーシャルボットのポストをリポストするという傾向を確認するため、先行研究と同様にヒートマップ図を用いた可視化を行った結果、4.1節の図4.3、4.2節の図4.6、4.3節の図4.9のとおり、日本のソーシャルメディア上の情報拡散においても、同じ傾向が示された。これらの結果から、日本のソーシャルメディアは、2016年の米国大統領選挙やBrexitのように、ソーシャルボットの影響を受けやすい可能性があることが示唆された。そのうえで、リポストされるポストを行ったソーシャルボットと人間について、プロフィール画像や自己紹介文などが設定されている割合を比較した結果、4.1節の表4.2、4.2節の表4.4、4.3節の表4.6のとおり大きな違いがな

かった。具体的には、プロフィール画像はソーシャルボットと人間ともに90%以上が設定しており、自己紹介文については、ソーシャルボットでは80%台から90%台、人間では90%以上が設定されている。このことから、ソーシャルボットか否かの判定を人間が行うことは困難であると考えられる。また、ソーシャルボットによる1日あたりのポスト数は1件以下であることが多く、Xにおけるソーシャルボットは現在、月に1,500ポストを上限として無料で利用できることとなっていることから、日本国内のソーシャルボットの利用が減少する可能性は低いと考えられる。

次に、エコーチェンバーについては、検出された各コミュニティは、5.2節の図5.6のとおり、いずれも自らのコミュニティ内でリポストを多く行っており、一方で考えの異なるコミュニティとの間ではリポストを行わないなど、先行研究と同じ傾向が確認された。また、分析対象事例（PASCO事例）においてredコミュニティ（リポスト数が最多であるコミュニティ）で最もリポストされたポストは、5.1節の表5.1のとおり、約3時間でリポスト数のピークを迎えており、先行研究では約1-2時間であることが指摘されていることから、同様の結果が示されたと考えられる。よって、エコーチェンバーの個別分析において顕著な新規性は見られないものの、後述する要因間の関係性を分析する上で必要となるエコーチェンバーか否かの判定は行えたと考えられる。なお、本研究で用いたエコーチェンバー検出手法（k-core分解及びLouvain法）は、多くの先行研究でも採用されており、今後も広く活用されることが見込まれる。同手法の有効性を確認できたことは、本研究の意義の一つであると考えられる。

最後に、感情については、エコーチェンバー分析において検出された各コミュニティの全リポストに対して、感情スコアを算出した。その結果、第6章の表6.1、表6.2、表6.3のとおり、算出された感情スコアの多くはネガティブな感情を示す0以下だった。よって、ネガティブな感情を含むポストがリポストされたことが分かり、多くの先行研究と同じ傾向が確認された。なお、redコミュニティで最もリポストされたポストの内容は、第6章の表6.1のとおり、企業側の対抗姿勢に対して徹底的に不買するというものであり、従来の信念が更に極端（ネガティブ）化したと推察されることから、バックファイア効果が発生したことが推察される。

感情に関する個別分析結果は、エコーチェンバーの個別分析同様、顕著な新規性は見られないものの、後述する要因間の関係性を分析する上で必要となる内容であると考えられる。また、本研究において用いたBERTによる感情分析は、Xを対象とする場合に最も適した手法とされている。よって、今後も広く活用されることが見込まれる点から、その有効性を確認できたことは、エコーチェンバー検出手法と同様に、本研究の意義の一つと考えられる。

9.2 要因間の相関構造評価

本節では、ソーシャルボット、エコーチェンバー、感情におけるそれぞれの関係性に関する分析結果について考察する。

まず、ソーシャルボットとエコーチェンバーについては、PASCO事例においてリポスト数が最多であるredコミュニティと、ソーシャルボット及びソーシャルボットによるリポストの割合が最も高いtealコミュニティを対象に分析を行った。その結果、7.4.2項(1)の図7.7のとおり、redコミュニティにおいてはエコーチェンバーの形成が進むことが多い一方、7.4.2項(2)の図7.8のとおり、tealコミュニティは一時期を境にエコーチェンバーの形成が後退していることが確認された。エコーチェンバーの形成がtealコミュニティにおいて後退するという点は、ソーシャルボットが関連するリポストの3形式とエコーチェンバーの形成の関係について時系列相互相関分析を行った結果、7.4.2項(2)の表7.7のとおり、負の相関係数が得られたことから示されている。また、ソーシャルボットが関連するリポストとエコーチェンバーの形成の関係性については、両コミュニティに対する時系列相互相関分析の結果においても違いがある。具体的には、redコミュニティにおいては、7.4.2項(1)の表7.6のとおり、短期間の時間差(1時間以内)の場合、人間がソーシャルボットをリポストする際に正の相関係数が得られているほか、ソーシャルボットが人間をリポストする場合は、1日(24時間)以内の全ての時間差ラグにおいて相関係数が得られている(tealコミュニティの場合、19時間差からは負の相関係数となる)。よって、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に影響を与える場合、少なからず人間が関係するリポストが行われることが必要で

あると示唆された。このことは、換言すれば、大規模な情報拡散には、ソーシャルロボットだけでなく人間も重要な要因であることを示唆している。本分析の結果は、人間の方がソーシャルロボットよりも虚偽情報を多く拡散するとする Vosoughi らの先行研究 [24] を補強するものであり、情報リテラシー教育のような人間に対する対策の重要性を改めて示すものとなったと考えられる。

次に、ソーシャルロボットが感情に与える傾向については、先行研究の内容から、ソーシャルロボットのネガティブな投稿を拡散する結果としてネガティブな感情が増幅するという推察に対して分析を行った。分析対象としては、PASCO 事例において 80.2% を占める情報拡散が行われた red, aqua, green, yellow の 4 コミュニティとした。ソーシャルロボットが関連するリポスの 3 形式と感情スコアの関係について時系列相互相関分析を行った結果、ソーシャルロボットのポスを人間がリポストする結果としてネガティブな感情が増幅するという有意な相関関係は確認されなかった。一方で、red コミュニティにおいては、8.3.1 項 (1) の表 8.5 のとおり、ソーシャルロボットが人間をリポストする場合にはネガティブな感情が増幅するという相関が、aqua コミュニティ及び green コミュニティにおいては、8.3.1 項 (2) の表 8.6 及び 8.3.1 項 (3) の表 8.7 のとおり、人間がソーシャルロボットをリポストする場合にポジティブな感情が増幅するという相関が示唆された。ソーシャルロボットと感情の関係性に関する推察は統計的に支持されなかったが、一部においては有意な傾向が確認されており、他の要因が影響している可能性も考えられるところ、今後は他の要因についても検討を加えるべきであると考えられる。

最後に、エコーチェンバーと感情については、ソーシャルロボットと感情に関する分析同様、red, aqua, green, yellow の 4 コミュニティを分析対象とした。分析にあたっては、エコーチェンバーが感情に与える関係と、感情がエコーチェンバーに与える関係について、双方向の関係にあるのかを明らかにすることが重要な課題であると指摘されていることから、それぞれ可視化や時系列相互相関分析を行った。その結果、red コミュニティ及び yellow コミュニティにおいては、8.4.1 項 (1) の表 8.9 及び 8.4.1 項 (4) の表 8.12 のとおり、エコーチェンバーの形成とネガティブな感情の増幅、ネガティブな感情の増幅とエコーチェンバーの形成が双方向で相関する傾向が示唆された。特に、red コミュニティで得られた相関係数の値は

0.9であり、本研究における他の時系列相互相関分析で得られた相関係数を大きく上回る値であった。よって、エコーチェンバーと感情の関係性は、他の要因の関係性以上に強く密接であると考えられる。実際、redコミュニティはPASCO事例における最大の情報拡散コミュニティであることから、エコーチェンバーの形成とネガティブな感情の関係が、他の関係性以上に情報拡散に影響を及ぼすことが推察される。本研究の分析結果を通して、ソーシャルボットか否かの判定を人間が行うことは困難であり、日本国内のソーシャルボットの利用が減少する可能性は低いと考えられる。このような状況下を踏まえると、エコーチェンバーと感情の相関係数が高いことは、両者が早急な対応を要する課題であることを示している。したがって、この課題の解明と対策には、計算機科学や社会心理学など複数の学問分野が連携して取り組む学際的研究が不可欠であると考えられる。

なお、本研究で示された各要因の関係性は、Vosoughiらが示した、虚偽のニュース (false news) の方が真実のニュース (true news) よりも有意に遠く、速く、深く、広く拡散するという特徴[24]を踏まえると、誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation) の場合により強固であることが推察される。したがって、本研究と同様の分析を様々な事例を対象として行い検証することは、非常に有意義であると考えられる。

9.3 本研究の限界

9.3.1 事例の妥当性

本研究の限界の一つ目として、分析対象とした事例の偏りが挙げられる。まず、対象とした事例の数が限られており (ソーシャルボットの割合などについては3件、エコーチェンバー、感情、要因の関係性については1件)、本研究の目的が様々な情報拡散を対象としていることを踏まえると、多様な事例を十分に包括しているとは言いがたい点がある。特にPASCO事例に対しては詳細な分析を行ったが、得られた知見や傾向が他の状況や条件下でも同様に示されるとは限らない。PASCO事例の特殊性が分析結果に強く影響を与えている可能性は否定でき

ず、注意が必要である。また、本研究は日本という特定の国の事例に焦点を当てており、日本の社会的、経済的、政治的背景が特殊であることも想定される。

したがって、異なる制度的枠組みや文化的背景を持つ日本以外の国に、本研究の結果がそのまま適用されない可能性を考慮しなければならない。今後の研究においては、複数の国を含むより多くの事例を収集・分析するとともに、比較研究を行うことで、より広範な視点からの知見を得ることが期待される。また、追加で事例を収集・分析する際は、X以外のソーシャルメディアを対象とすることも有意義であると考えられる。

9.3.2 Botometer及びBERTの利用

本研究では、主にBotometer（ソーシャルボット）、k-core分解及びLouvain法（エコーチェンバー）、BERT（感情分析）を用いて分析を行った。一方で、Botometer及びBERTについては、算出されたボットスコアや感情スコアを修正せず、そのまま利用した。

Botometerは、v3の公開以降、universalスコアの提供を開始し、杉森らの研究では同スコアの高い精度が示唆されている[35]。しかしながら、具体的に日本語のアカウントにおけるボットスコアの妥当性については、十分な検証が行われていないのが現状である。また、ボットスコアが高く算出されたアカウントの中には、人間によって運用されていると考えられるものも含まれている可能性があり、偽陽性のリスクにも留意が必要である。実際、本研究における安倍元総理の国葬儀や統一地方選挙に関する分析では、日本政府や大手新聞社の公式アカウントのボットスコアが0.5を超え、ソーシャルボットと判定されている。これらのアカウントは、人間が運用している可能性が高く、仮にソーシャルボットであっても、情報拡散における悪影響は限定的と考えられる。

BERTを用いた感情分析では、プラス1（最もポジティブ）からマイナス1（最もネガティブ）、0がニュートラルの範囲で算出された感情スコアを利用しているが、感情にはポジティブとネガティブの中にも、様々な種類が存在している。例えば、ポジティブには喜びや畏敬、ネガティブには怒りや不安がある。実際、怒

りの感情については、Fanらによって、怒りの感情が他の感情よりも有意に情報の共有において相関関係にあることが[54]、Suzukiらによって、Disinformationが強い怒りを喚起する可能性が指摘されている[96]。これらのことから、ポジティブ、ネガティブ及びニュートラルという3クラスのみを対象とした感情スコアを用いることには限界があると言える。

以上の実情からも、日本語のアカウントに特化したBotometerの精度検証や、ソーシャルロボット判定における閾値設定の再考、感情スコアのみでは判定できない具体的な感情の種類を検知は重要な課題である。強いては、Botometerに代わる新たなツールの開発や、怒りなどの詳細な感情検出が可能なツールの開発も検討されるべきと考える。

9.3.3 3要因以外による影響

本研究では、ソーシャルロボット、エコーチェンバー、感情の3要因に着目して分析した。これら3つの要因はいずれも、IPAが発行している情報セキュリティ白書2024において記載されるなど注目を集めている重要な視点である。一方で、情報拡散の流れはこれらの要因だけで構成されているわけではなく、フィルターバブルや認知バイアス、アテンションエコノミーなど、他にも多くの要因が存在することから、本研究の分析には一定の限界があるといえる。実際、本研究の中で、ソーシャルロボットが感情に与える傾向については、ソーシャルロボットのネガティブな投稿を拡散する結果としてネガティブな感情が増幅するという推察のもとで分析を行ったが、推察の一端を示唆するに留まった。原因として、たとえばフィルターバブルが影響している可能性は否定できない。また、時系列相互相関分析は因果関係を直接示すものではないことから、背景に別の要因や複雑な因果関係が存在する可能性があり、因果関係を解き明かすことが重要であると考えられる。

以上より、今後の研究では、これら3要因に加えて、より多角的な視点から情報拡散のメカニズムを解明していくことが求められる。特に、技術的要因（フィルターバブルやアテンションエコノミーのようなシステム要素）や個人的要因（認知バイアスのような人間の心理要素）を検討することで、より包括的な理解が得

られると期待される。

第10章 結論

本章では、まとめと今後の課題について述べる。

10.1 まとめ

本研究は、ソーシャルメディア利用率の増加を背景に、誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation) を始めとする様々な情報の拡散が課題となる中、拡散要因とされるソーシャルボット、エコーチェンバー、感情について分析した。具体的には、近年話題となった日本国内の複数の具体的事例について、海外の関連研究で多く用いられているツールを使用して、ソーシャルボットの件数や割合を算出したうえで、海外における類似の分析結果と比較することのほか、影響力を持つソーシャルボットの特徴を分析した。また、エコーチェンバー及び感情についても、既存の関連研究で多く用いられているツールを使用して、類似の分析結果と比較した。そのうえで、ソーシャルボット、エコーチェンバー、感情の関係性について、先行研究では行われていない手法である時系列相互相関分析などを用い、時系列で明らかにした。具体的には、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に与える関係性や、ソーシャルボットが感情に与える関係性、エコーチェンバーと感情が相互に与える関係性を分析することを目的とした。

その結果、ソーシャルボットについては、今回分析した3件の事例のいずれにおいても、ソーシャルボットによるポストの割合が30%を超えるなど、英語圏の代表的事例である2016年の米国大統領選挙における割合を超えるものであった。同選挙における分析と同様にヒートマップ図を用いた可視化を行った結果、人間がソーシャルボットのポストをリポストするという類似の傾向が確認され、当該ソーシャルボットは、プロフィール画像や自己紹介文などが設定されている割合

において人間のアカウントと大きな違いがなかった。また、検出されたコミュニティ（エコーチェンバー）は、各コミュニティで最も多いリポスト先が自らのコミュニティである一方で、異なる考えを持つコミュニティとは距離があり、情報拡散のピークを迎えるまでの時間が約3時間と短時間であるなど、先行研究の内容と大きな違いがなかった。次に、各コミュニティでリポストされたポストの感情スコアの多くがネガティブを示しており、ネガティブな感情を含む投稿が拡散・共有されるという先行研究の特徴が再現された。なお、最もリポストされたポストでは、従来の信念を更に極端化させるバックファイア効果が発生した可能性が示唆された。

各要因の関係性について、まず、ソーシャルボットとエコーチェンバーについては、ソーシャルボットがエコーチェンバーの形成に影響を与えるには、ソーシャルボットが人間をリポストしたり、人間がソーシャルボットをリポストするなど、人間が情報拡散に関係するという条件が必要である可能性が示唆された。これは、ソーシャルボットを中心としたコミュニティでは、エコーチェンバーの形成が後退している傾向が確認されたためである。次に、ソーシャルボットが感情に与える傾向については、ソーシャルボットのネガティブな投稿を拡散する結果としてネガティブな感情が増幅するという推察に対して分析を行ったが、推察の一端が示唆されるという結果に留まった。具体的には、ソーシャルボットが人間のポストをリポストする場合に感情がネガティブになるという相関関係が確認されたり、人間がソーシャルボットのポストをリポストする場合には感情がポジティブになるという相関関係が確認されたというものである。最後に、エコーチェンバーと感情は、双方向に影響を与える可能性が分かった。つまり、エコーチェンバー内でネガティブな感情が増幅するだけでなく、ネガティブな感情の増幅がエコーチェンバーの形成を促進する可能性が示唆された。なお、エコーチェンバーと感情の関係について時系列相関を行った結果得られた相関係数の値は、他の相関係数の値よりも大きく、最も関係性が強い傾向にあることが分かった。

本研究が明らかにしたように、現代のソーシャルメディアにおける情報拡散は、単一の要因によるものではなく、ソーシャルボット、エコーチェンバー、そして感情といった複数の要因が相互に作用することによって生じている。ソーシャルボッ

トが人間のアカウントと視覚的に大差がないという点は、一般のユーザーがソーシャルロボットと人間のアカウントとを見分けることが難しくなっている現状を意味しており、プラットフォーム側の対応が求められている。たとえば、ユーザーに対して「このアカウントはボットの可能性があります」といった警告を表示するなど、透明性を担保する機能の実装や、ソーシャルロボットによる過剰な情報拡散を抑制するためのアルゴリズム的対応が考えられる。エコーチェンバーと感情は、今後の研究や社会的な対応において特に重視されるべき点である。エコーチェンバーは、同質的な意見にさらされる環境を作り出し、それがネガティブな感情の増幅を促す。そして、そのネガティブな感情は、さらにエコーチェンバーを強化し、極端な意見の拡散へとつながっていく。この問題は、ソーシャルロボット対策のようなプラットフォーム側の対応だけでは難しく、ユーザー側が意識を持つことが不可欠である。ユーザー側が自己の判断力を高めるためには、実際に起こっている問題構造を理解する力である情報リテラシーの向上が求められており、その重要性は一層高まっている。ソーシャルメディア上の情報拡散に関する研究は、単なる現象の理解にとどまらず、社会的な課題の解決にまで波及する可能性を持っている。今後も学際的な多角的視点からの研究が進められることで、より健全で多様な情報環境が構築されることを期待したい。

10.2 今後の課題

本節では、本研究を踏まえたうえで、今後、ソーシャルメディアにおける情報拡散について更なる分析や対策を行う際に実施すべきと考える課題について述べる。

10.2.1 怒りに重点を置いた感情の抑制

本研究を通して、ネガティブな感情とエコーチェンバーの形成が相互に影響を与え、情報拡散を引き起こす関係性であることが示唆された。一方で、ネガティブな感情の中にも様々な種類が存在しており、その一つとして怒りがある。怒りの

感情について、Fanらは、ネガティブな感情に基づく共有において、特に怒りの感情が他の感情よりも有意に相関関係にあることを実証しているほか[54]、Suzukiらは、Disinformationが強い怒りを喚起して別の第三者に再び共有（二次的な社会的共有）する可能性を指摘している[96].

Featherstoneらは、ワクチン接種に関するMisinformationが人々の感情やワクチン接種に対する態度に与える影響を分析し、Misinformationへの反証的なメッセージの効果を調査した。まず、Featherstoneらは、Misinformation（ワクチンが危険だとする虚偽の主張）が怒りや恐怖といったネガティブな感情を引き起こし、ワクチン接種へのネガティブな態度に繋がる可能性を明らかにした。その上で、二面的反証メッセージ（単に事実を伝えるだけでなく、Misinformationを提示した上で、それを論理的に反証する方法）が、Misinformationによるネガティブな感情の動揺を軽減し、ワクチン接種に対する態度を改善する効果を持つことを実証している[97].

このような現状を踏まえると、二面的反証メッセージのような手法を用いることが、怒りというネガティブな感情を緩和するだけでなく、エコーチェンバーの形成を抑制し、誤報（Misinformation）や偽情報（Disinformation）を始めとする有害な情報拡散の対策に有効であることが推察される。

10.2.2 信頼性の低いWebサイトの検出

ソーシャルメディアにおける情報拡散の分析においては、投稿に含まれるリンク先のWebサイトにも注目する必要がある。Hanleyらは、2022年1月1日から11月1日の間に、信頼性の低いニュースサイトによるナラティブが拡散される上で、ソーシャルメディアが大きな役割を果たした可能性を指摘している[98]。Bovetらの研究では、2016年の米国大統領選挙期間中に投稿されたニュースサイトへのURLを含む3,070万件のポストを分析した結果、10%がフェイクニュースや陰謀論を含むサイト、15%が極端に偏ったサイトへ誘導していたと報告されている[99].

日本でも、信頼性の低いWebサイトの影響が見られる。たとえば、Kawashimaらは、ミドルメディアと呼ばれるニュースサイトを通じてフェイクニュースが拡

散される事例を報告している。実際、パスコ事例のredコミュニティでは、ミドルメディアの一つであるJ-CASTニュース[100]を引用したポストが最も多くリポストされており、その影響力の強さが示唆される。また、昨今、偽のニュースメディアサイトも複数確認され、社会問題化している[101][102]。

こうした背景を踏まえると、特に誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation)、ナラティブに重点を置いた分析となるものの、投稿に含まれるリンク先のWebサイトを抽出し、その信頼性を評価することは重要な課題である。

10.2.3 LLMを用いたコミュニティ検出精度の向上

本研究では、k-core分解及びLouvain法を用いたエコーチェンバーの検出を行ったが、LLM (大規模言語モデル) を用いることで、さらに高精度にエコーチェンバーを検出することが可能になると期待する。

たとえば、本研究では11個のコミュニティが検出され、それぞれのコミュニティがどのような意見を持つコミュニティなのかを目視で確認したが、LLMを用いることで客観的に判定が行えると考えられる。また、同様の意見を持つ複数のコミュニティを一つのコミュニティと判断することで、別の視点が生まれる可能性がある。実際、本研究で分析を行ったred, aqua, green, yellowのコミュニティはいずれもPASCO事例に肯定的な立場をとっており、交互にリポストを行っていることから、同一のコミュニティとみなす考えもある。

ソーシャルメディアにおいて、ユーザー間の交流は複数の機能を用いて行われている。たとえば、Xでは今回着目したリポスト以外にも、いいねやリプライ、引用リポストといった機能がある。一方で、リプライについて、Miyazakiらは、立場の異なるユーザーへの反論に用いられることがあると指摘しており[103]、リポストとは異なる使われ方をしていることが明らかになっている。この点に対して、LLMを用いて同様の意見を持つ交流のみを抽出することで、より同質的で強固なコミュニティの検出が行えるものと期待される。

10.2.4 追加の事例分析

本研究は、様々な情報の拡散要因を対象として、具体的な日本における事例を分析したものであり、今後、日本国外の様々な事例に対して同様の分析が必要と考えている。この方針は、本研究で示された結果や特徴が、言語や地域を超えても共通であるのか、偏りがないか検証を行ううえで有意義である。また、誤報 (Misinformation) や偽情報 (Disinformation) と一般的な情報拡散の相違点の検証にも寄与することが期待される。

また、ソーシャルボットについては、投稿や拡散を1日に数回しか行わないという近年の特徴が、本研究を通して改めて示されており、ソーシャルボットの傾向が変化している可能性が示唆された。このような点を踏まえても、本研究ではソーシャルボットの割合について2016年の米国大統領選挙の分析結果と比較を行ったが、近年の米国大統領選挙における割合と改めて比較を行うなど、日本国外の様々な事例に対して分析を行うことが重要であると考えられる。

なお、追加の事例に対して分析や検証を行っていく中で、本研究で用いたツールなどの限界が示される可能性もありうる。限界が生じた際には、BotometerやBERTを始めとする各ツールの調整 (ソーシャルボットと判定する閾値や感情スコア) を行う必要がある。ツールの調整を行うのではなく、全く新しい別のツールの開発や採用が有意義なものとなることも考慮すべきである。

さらに、Xだけでなくその他のソーシャルメディアにおいても本研究と同様の分析を行うことは非常に有意義であると考えられる。実際、日本においてはInstagramが人気であるところ、本研究と同様の手法を用いて、X以外の人気のあるソーシャルメディアを対象とすることも重要である。

参考文献

- [1] 独立行政法人 情報処理推進機構 (IPA). 情報セキュリティ白書 2024. [Online].
<https://www.ipa.go.jp/publish/wp-security/2024.html>(visited on 2025-03-23)
- [2] World Economic Forum(WEF). The Global Risks Report 2025. [Online].
<https://www.weforum.org/publications/global-risks-report-2025/>(visited on 2025-03-23)
- [3] United Nations. Countries urged to act against COVID-19 ‘infodemic’.
[Online]. <https://news.un.org/en/story/2020/09/1073302>(visited on 2025-05-06)
- [4] BBC. Who’s behind Israel-Gaza disinformation and hate online?. [Online].
<https://www.bbc.com/news/world-middle-east-67114313>(visited on 2025-05-06)
- [5] BBC. Ukraine conflict: Many misleading images have been shared online.
[Online]. <https://www.bbc.com/news/60513452>(visited on 2025-05-06)
- [6] NHK NEWS WEB. SNSで“人工地震が原因”など不安あおる偽情報投稿
拡散. [Online].
<https://www3.nhk.or.jp/news/html/20240102/k10014307161000.html>(visited on 2025-03-23)
- [7] 読売新聞オンライン. 能登半島地震の救助要請、SNS投稿の1割は偽情報…閲覧数を増やし収益を得る目的か. [Online].
<https://www.yomiuri.co.jp/science/20240804-OYT1T50195/>(visited on 2025-03-23)

- [8] 総務省. 令和6年版情報通信白書. [Online].
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/r06.html>(visited on 2025-03-23)
- [9] 総務省. 令和5年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書. [Online]. https://www.soumu.go.jp/iicp/research/results/media_usage-time.html(visited on 2025-03-23)
- [10] statista. Leading countries based on number of X (formerly Twitter) users as of April 2024. [Online]. <https://www.statista.com/statistics/242606/number-of-active-twitter-users-in-selected-countries/>(visited on 2025-03-23)
- [11] NHK NEWS WEB. SNSなど拡散された偽情報・誤情報「正しいと思う」に半数の人. [Online].
<https://www3.nhk.or.jp/news/html/20240416/k10014423881000.html>(visited on 2025-03-23)
- [12] 外務省. 令和5年度 外交に関する国内世論調査. [Online].
https://www.mofa.go.jp/mofaj/press/release/pressit_000001_00649.html(visited on 2025-03-23)
- [13] Gorwa, Robert, and Douglas Guilbeault. "Unpacking the social media bot: A typology to guide research and policy." *Policy & Internet* 12.2 (2020): 225-248.
- [14] Twitter トリビア. 知られざる「優良Bot (ボット)」の世界. [Online].
<https://blog.twitter.com/common-thread/ja/topics/stories/2021/the-secret-world-of-good-bots>(visited on 2025-03-23)
- [15] Pew Research Center. Social Media Bots Draw Public's Attention and Concern. [Online].
<https://www.pewresearch.org/journalism/2018/10/15/social-media-bots-draw-publics-attention-and-concern/>(visited on 2025-03-23)

- [16] 読売新聞オンライン. 国葬反対「ツイッターデモ」、3・7%の投稿で全体の半数…4219回のアカウントも. [Online].
<https://www.yomiuri.co.jp/national/20230123-OYT1T50251/>(visited on 2025-03-23)
- [17] 総務省. 令和5年版情報通信白書. [Online].
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/r05.html>(visited on 2025-03-23)
- [18] 総務省. 令和元年版情報通信白書. [Online].
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/r01.html>(visited on 2025-03-23)
- [19] 総務省. 令和3年版情報通信白書. [Online].
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/r03.html>(visited on 2025-03-23)
- [20] 読売新聞オンライン. 日本は米・韓より「偽情報にだまされやすい」、事実確認をしない人も多く…読売3000人調査. [Online].
<https://www.yomiuri.co.jp/pluralphoto/20240325-OYT1I50215/>(visited on 2025-03-23)
- [21] NHK NEWS WEB. 災害時の”偽情報”や”誤情報”に注意 安易な拡散で命にかかわるリスクも. [Online].
https://www3.nhk.or.jp/news/special/saigai/basic-knowledge/basic-knowledge_20240617_1.html(visited on 2025-03-23)
- [22] 政府広報オンライン. インターネット上の偽情報や誤情報にご注意!. [Online]. <https://www.gov-online.go.jp/article/202403/entry-5920.html>(visited on 2025-03-23)
- [23] Mirza, Muhammad Shujaat, et al. "Tactics, Threats & Targets: Modeling Disinformation and its Mitigation." NDSS. 2023.

- [24] Vosoughi, Soroush, Deb Roy, and Sinan Aral. "The spread of true and false news online." *science* 359.6380 (2018): 1146-1151.
- [25] Barni, Mauro, et al. "Combating misinformation/disinformation in online social media: a multidisciplinary view." *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing* 11.2 (2022).
- [26] Lazer, David MJ, et al. "The science of fake news." *Science* 359.6380 (2018): 1094-1096.
- [27] Ferrara, Emilio, et al. "The rise of social bots." *Communications of the ACM* 59.7 (2016): 96-104.
- [28] Lee, Kyumin, Brian Eoff, and James Caverlee. "Seven months with the devils: A long-term study of content polluters on twitter." *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. Vol. 5. No. 1. 2011.
- [29] Davis, Clayton Allen, et al. "Botornot: A system to evaluate social bots." *Proceedings of the 25th international conference companion on world wide web*. 2016.
- [30] Yang, Kai-Cheng, Emilio Ferrara, and Filippo Menczer. "Botometer 101: Social bot practicum for computational social scientists." *Journal of computational social science* 5.2 (2022): 1511-1528.
- [31] Varol, Onur, et al. "Online human-bot interactions: Detection, estimation, and characterization." *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. Vol. 11. No. 1. 2017.
- [32] Yang, Kai - Cheng, et al. "Arming the public with artificial intelligence to counter social bots." *Human Behavior and Emerging Technologies* 1.1 (2019): 48-61.

- [33] Sayyadiharikandeh, Mohsen, et al. "Detection of novel social bots by ensembles of specialized classifiers." Proceedings of the 29th ACM international conference on information & knowledge management. 2020.
- [34] Zannettou, Savvas, et al. "Disinformation warfare: Understanding state-sponsored trolls on Twitter and their influence on the web." Companion proceedings of the 2019 world wide web conference. 2019.
- [35] 杉森真樹, 笹原和俊, and 時田恵一郎. "ソーシャルボットの検出: 言語非依存性の特徴量とボット集団の定量化." 人工知能学会全国大会論文集 第 32 回 (2018). 一般社団法人 人工知能学会, 2018.
- [36] Badawy, Adam, Emilio Ferrara, and Kristina Lerman. "Analyzing the digital traces of political manipulation: The 2016 Russian interference Twitter campaign." 2018 IEEE/ACM international conference on advances in social networks analysis and mining (ASONAM). IEEE, 2018.
- [37] Bessi, Alessandro, and Emilio Ferrara. "Social bots distort the 2016 US Presidential election online discussion." First monday 21.11-7 (2016).
- [38] Shao, Chengcheng, et al. "Anatomy of an online misinformation network." PLOS ONE 13.4 (2018): e0196087.
- [39] Bastos, Marco T., and Dan Mercea. "The Brexit botnet and user-generated hyperpartisan news." Social science computer review 37.1 (2019): 38-54.
- [40] Duh, Andrej, Marjan Slak Rupnik, and Dean Korošak. "Collective behavior of social bots is encoded in their temporal twitter activity." Big data 6.2 (2018): 113-123.
- [41] Gorodnichenko, Yuriy, Tho Pham, and Oleksandr Talavera. "Social media, sentiment and public opinions: Evidence from# Brexit and# USElection." European Economic Review 136 (2021): 103772.

- [42] Shao, Chengcheng, et al. "The spread of low-credibility content by social bots." *Nature communications* 9.1 (2018): 4787.
- [43] Xu, Wentao, and Kazutoshi Sasahara. "Characterizing the roles of bots on Twitter during the COVID-19 infodemic." *Journal of Computational Social Science* 5.1 (2022): 591-609.
- [44] Mintal, J. M., and R. Vancel. "(Un) Trendy Japan: Twitter bots and the 2017 Japanese general election." *Politics in Central Europe* 15.3 (2019): 497-514.
- [45] 齋藤孝道. "サイバー・クライシス 情報戦における世論誘導工作の片鱗: サイバーインフルエンsovオペレーションと国内での概況." *防衛技術ジャーナル/防衛技術協会 [編]* 43.1 (2023): 6-14.
- [46] 笹原和俊. "エコーチェンバーの生成ダイナミクス." *人工知能学会全国大会 論文集 第 31 回* (2017). 一般社団法人 人工知能学会, 2017.
- [47] Del Vicario, Michela, et al. "The spreading of misinformation online." *Proceedings of the national academy of Sciences* 113.3 (2016): 554-559.
- [48] Bessi, Alessandro, et al. "Viral misinformation: The role of homophily and polarization." *Proceedings of the 24th international conference on World Wide Web*. 2015.
- [49] Choi, Daejin, et al. "Rumor propagation is amplified by echo chambers in social media." *Scientific reports* 10.1 (2020): 310.
- [50] Ferrara, Emilio, et al. "Characterizing social media manipulation in the 2020 US presidential election." *First Monday* (2020).
- [51] Luminet IV, Olivier, et al. "Social sharing of emotion following exposure to a negatively valenced situation." *Cognition & Emotion* 14.5 (2000): 661-688.
- [52] Rimé, Bernard, Batja Mesquita, Stefano Boca, and Pierre Philippot. "Beyond the Emotional Event: Six Studies on the Social Sharing of Emotion." *Cognition & Emotion* 5(5-6), (1991): 435-465.

- [53] Christophe, Véronique and Bernard Rimé. “ Exposure to the social sharing of emotion: Emotional impact, listener responses and secondary social sharing. ” *European Journal of Social Psychology* 27 (1997): 37-54.
- [54] Fan, Rui, et al. ”Anger is more influential than joy: Sentiment correlation in Weibo.” *PLOS ONE* 9.10 (2014): e110184.
- [55] Stieglitz, Stefan, and Linh Dang-Xuan. ”Emotions and information diffusion in social media—sentiment of microblogs and sharing behavior.” *Journal of management information systems* 29.4 (2013): 217-248.
- [56] Jenders, Maximilian, Gjergji Kasneci, and Felix Naumann. ”Analyzing and predicting viral tweets.” *Proceedings of the 22nd international conference on world wide web*. 2013.
- [57] Metaxas, Panagiotis, et al. ”What do retweets indicate? Results from user survey and meta-review of research.” *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media*. Vol. 9. No. 1. 2015.
- [58] Ibrahim, Amal, Jiali Ye, and Cynthia Hoffner. ”Diffusion of news of the shuttle Columbia disaster: The role of emotional responses and motives for interpersonal communication.” *Communication Research Reports* 25.2 (2008): 91-101.
- [59] Lord, Charles G., Lee Ross, and Mark R. Lepper. ”Biased assimilation and attitude polarization: The effects of prior theories on subsequently considered evidence.” *Journal of personality and social psychology* 37.11 (1979): 2098.
- [60] Taber, Charles S., and Milton Lodge. ”Motivated skepticism in the evaluation of political beliefs.” *American journal of political science* 50.3 (2006): 755-769.
- [61] Shu, Kai, et al. ”Fake news detection on social media: A data mining perspective.” *ACM SIGKDD explorations newsletter* 19.1 (2017): 22-36.

- [62] Stella, Massimo, Emilio Ferrara, and Manlio De Domenico. "Bots increase exposure to negative and inflammatory content in online social systems." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115.49 (2018): 12435-12440.
- [63] Del Vicario, Michela, et al. "Mapping social dynamics on Facebook: The Brexit debate." *Social Networks* 50 (2017): 6-16.
- [64] Zollo, Fabiana, et al. "Emotional dynamics in the age of misinformation." *PLOS ONE* 10.9 (2015): e0138740.
- [65] Del Vicario, Michela, et al. "Echo chambers: Emotional contagion and group polarization on facebook." *Scientific reports* 6.1 (2016): 37825.
- [66] Wollebæk, Dag, et al. "Anger, fear, and echo chambers: The emotional basis for online behavior." *Social Media+ Society* 5.2 (2019): 2056305119829859.
- [67] Yoshida, Mitsuo, et al. "Japanese conservative messages propagate to moderate users better than their liberal counterparts on Twitter." *Scientific reports* 11.1 (2021): 19224.
- [68] Shiller, Robert J. "Narrative Economics." *American Economic Review* 107 (4). 2017: 967–1004.
- [69] Pennycook, Gordon, and David G. Rand. "Lazy, not biased: Susceptibility to partisan fake news is better explained by lack of reasoning than by motivated reasoning." *Cognition* 188 (2019): 39-50.
- [70] Ceylan, Gizem, Ian A. Anderson, and Wendy Wood. "Sharing of misinformation is habitual, not just lazy or biased." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 120.4 (2023): e2216614120.
- [71] Flaxman, Seth, Sharad Goel, and Justin M. Rao. "Filter bubbles, echo chambers, and online news consumption." *Public opinion quarterly* 80.S1 (2016): 298-320.

- [72] Kitchens, Brent, Steven L. Johnson, and Peter Gray. "Understanding echo chambers and filter bubbles: The impact of social media on diversification and partisan shifts in news consumption." MIS quarterly 44.4 (2020).
- [73] X Developer Platform. Academic Research アクセス. [Online].
<https://developer.x.com/ja/products/twitter-api/academic-research>(visited on 2025-08-12)
- [74] PR TIMES. 「#Twitterトレンド大賞 2022」今年話題となったトレンドワードを発表! 「ウクライナ」「サッカー日本代表」「国葬」をピックアップ!. [Online].
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000036.000051695.html>(visited on 2025-08-12)
- [75] 総務省. 選挙の種類. [Online].
https://www.soumu.go.jp/senkyo/senkyo_s/naruhodo/naruhodo03.html(visited on 2025-03-06)
- [76] 日本ファクトチェックセンター. [Online]. <https://factcheckcenter.jp/>(visited on 2025-03-06)
- [77] 日本ファクトチェックセンター. 敷島製パンが「政府の補助金欲しさに、コオロギを美化」は誤り 【ファクトチェック】. [Online].
<https://factcheckcenter.jp/n/n0ac5bcd0eedc>(visited on 2025-03-06)
- [78] 産経ニュース. 食糧難対策で推奨の昆虫食、SNSになぜ蔓延「陰謀論」. [Online]. <https://www.sankei.com/article/20230318-J5GYHFBTBRLP5A3BYDONCKXWA4/>(visited on 2025-03-06)
- [79] Indeed. インフルエンサーとは — フォロワー数ごとの分類や活躍シーンを解説. [Online].
<https://jp.indeed.com/career-advice/career-development/what-is-influencer-classification-by-number-of-followers-and-explanation-of-active-scenes>(visited on 2025-03-06)

- [80] Castillo, Carlos, Marcelo Mendoza, and Barbara Poblete. "Information credibility on twitter." Proceedings of the 20th international conference on World wide web. 2011.
- [81] Cha, Meeyoung, et al. "Measuring user influence in twitter: The million follower fallacy." Proceedings of the international AAAI conference on web and social media. Vol. 4. No. 1. 2010.
- [82] Sander van der Linden, Yara Kyrychenko. "A broader view of misinformation reveals potential for intervention." Science 384, 959-960 (2024).
- [83] Flamino, James, et al. "Political polarization of news media and influencers on Twitter in the 2016 and 2020 US presidential elections." Nature Human Behaviour 7.6 (2023): 904-916.
- [84] Conover, Michael, et al. "Political polarization on twitter." Proceedings of the international aai conference on web and social media. Vol. 5. No. 1. 2011.
- [85] Alvarez-Hamelin, J., et al. "Large scale networks fingerprinting and visualization using the k-core decomposition." Advances in neural information processing systems 18 (2005).
- [86] Garimella, Kiran, et al. "Quantifying controversy on social media." ACM Transactions on Social Computing 1.1 (2018): 1-27.
- [87] Blondel, Vincent D., et al. "Fast unfolding of communities in large networks." Journal of statistical mechanics: theory and experiment 2008.10 (2008): P10008.
- [88] Bastian, Mathieu, Sebastien Heymann, and Mathieu Jacomy. "Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks." Proceedings of the international AAAI conference on web and social media. Vol. 3. No. 1. 2009.
- [89] Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." Proceedings of the 2019 conference of the North

American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies, volume 1 (long and short papers). 2019.

- [90] Sai Kumar, T S et al. “ A Reliable Technique for Sentiment Analysis on Tweets via Machine Learning and BERT. ” 2021 Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON) (2021): 1-5.
- [91] Rapid. Botometer Pro. [Online].
<https://rapidapi.com/OSoMe/api/botometer-pro>(visited on 2025-03-06)
- [92] 朝日新聞デジタル. ツイッター、「認証バッジ」を削除 レディー・ガガやトランプ氏も. [Online].
<https://www.asahi.com/articles/ASR4P1ST6R4PUHBI003.html>(visited on 2025-03-12)
- [93] X ヘルプセンター. X アカウントが凍結される理由. [Online].
<https://help.twitter.com/ja/managing-your-account/suspended-x-accounts>(visited on 2025-03-12)
- [94] ITmedia NEWS. マスク CEO、Twitter の無料 API 終了は「悪質な bot の排除」と説明 有料 API は月 100 ドル程度に. [Online].
<https://www.itmedia.co.jp/news/articles/2302/03/news110.html>(visited on 2025-03-12)
- [95] X Developer Platform. X API. [Online].
<https://developer.twitter.com/en/products/twitter-api>(visited on 2025-03-12)
- [96] Suzuki, Haruka Nakajima, and Midori Inaba. ”Psychological Study on Judgment and Sharing of Online Disinformation.” 2023 IEEE 47th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC). IEEE, 2023.
- [97] Featherstone, Jieyu Ding, and Jingwen Zhang. ”Feeling angry: The effects of vaccine misinformation and refutational messages on negative emotions and vaccination attitude.” Journal of Health Communication 25.9 (2020): 692-702.

- [98] Hanley, Hans WA, Deepak Kumar, and Zakir Durumeric. "Specious sites: Tracking the spread and sway of spurious news stories at scale." 2024 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP). IEEE, 2024.
- [99] Bovet, Alexandre, and Hernán A. Makse. "Influence of fake news in Twitter during the 2016 US presidential election." *Nature communications* 10.1 (2019): 7.
- [100] Kawashima, Hirotaka, and Hiroyuki Fujishiro. "The Diffusion of Fake News through the" Middle Media"-Contaminated Online Sphere in Japan." *NewsIR@ SIGIR*. 2019.
- [101] NHK NEWS WEB. 追跡！日本のメディア名乗る不審なサイト 誰が何のために. [Online].
<https://www3.nhk.or.jp/news/special/article/society20240302-01.html>(visited on 2025-05-07)
- [102] 読売新聞オンライン. 20の偽ニュースサイト、国内大手メディア装い記事を無断転載…表記の一部は中国語. [Online].
<https://www.yomiuri.co.jp/national/20241105-OYT1T50001/>(visited on 2025-05-07)
- [103] Miyazaki, Kunihiro, et al. "Aggressive behaviour of anti-vaxxers and their toxic replies in English and Japanese." *Humanities and social sciences communications* 9.1 (2022): 1-8.

謝辞

本論文は、私が情報セキュリティ大学院大学情報セキュリティ研究科情報セキュリティ専攻において、博士後期課程の1年半及び博士前期課程の2年間にわたり取り組んできた研究成果をまとめたものです。多くの方々からの指導と助言があったからこそ、研究が深まり、論文として結実することができました。本論文の完成にあたり、多くの方々から多大なご指導とご支援を賜りましたことに、心より深く感謝申し上げます。

まず初めに、博士後期課程における指導教員である大久保教授には、格別のご指導を賜り、心より御礼申し上げます。大久保先生は私が研究を始めた当初から、常に温かい眼差しで私の研究を見守り続けてくださいました。研究テーマの選定から研究の進め方、国際論文の執筆に至るまで、常に的確かつ深いご助言を頂きました。特に、博士前期課程の研究成果を踏まえたテーマ設計においては、先生の豊富な知見と経験が本研究の基盤となり、その後の研究の方向性を明確に示してくださいました。大久保先生のご指導があったからこそ、この研究は実現できたと感じており、心から感謝しています。先生が私に与えてくださった学問的な深さと、研究に対する情熱は、私の今後の学びにとっても大きな糧となります。

また、後藤教授及び稲葉教授におかれましては、博士前期課程の修士論文から本論文に至るまで、査読や貴重なご指導を頂きましたことに、深く感謝申し上げます。後藤先生は学長としてご多忙の中にも関わらず、私の研究に常に目を向け、実社会への影響に関する示唆に富むご意見をいただきました。後藤先生のご指導により、研究が単なる学問の枠を超え、実社会に貢献できる形に結びつくことができました。この視点は、今後の研究者としての私の大きな指針となり、非常に貴重な経験となりました。また、稲葉先生には、時系列相互相関に関する分析の

基礎を与える講義をご担当いただき、その後の研究において理論的な理解を深めることができました。稲葉先生の講義で学んだ内容は、私が本論文で行った分析に大きな影響を与え、分析方法を深く理解する上で不可欠なものでした。稲葉先生が指導してくださった視座を得ることで、今までにはなかった新たなアプローチを見つけることができました。稲葉先生の講義に出会えたことは、私の研究人生にとって非常に意義深い出来事でした。

さらに、博士前期課程における指導教員であった香川大学の橋本准教授にも、研究者としての基礎を築くうえで多大なご助言を賜りました。橋本先生は私が研究者として歩みを始めた頃から、非常に丁寧に指導して下さり、特に論文の書き方や研究の進め方についての貴重な助言を頂きました。香川大学へのご栄転後も、私の研究を温かく見守って下さり、継続的に貴重なアドバイスを頂いたことは、研究を進めるうえで大きな支えとなりました。橋本先生が示してくださった研究に対する真摯な姿勢や情熱は、私にとって大きな励みとなり、今後の研究活動においても常に心に留めておきたいと思っています。

博士前期課程には社会人学生として在籍し、多大なご理解とご支援を賜りました。当時の部長や課長をはじめとする幹部の皆様、ならびに上司や先輩方に、改めて心より御礼申し上げます。また、博士後期課程への進学にあたり、業務への影響も懸念される中で、快く支援していただいたことは、研究の継続において極めて大きな力となりました。職場のサポートは、私にとって非常に大きな意味がありました。職場での経験や知識は、私の研究にも多くの影響を与えており、社会人学生としての視点を持ちながら学び続けることができたことに、感謝の気持ちでいっぱいです。本論文の完成は、職場のサポートなくして成し遂げることはできませんでした。職場の皆様の理解と支援があったからこそ、この研究に集中することができました。

また、大久保研究室や橋本研究室の皆様をはじめ、情報セキュリティ大学院大学で共に学び、助言や知見を共有してくださった多くの皆様にも、深く感謝申し上げます。研究室での議論や意見交換は、学問的に非常に刺激的であり、私の成長に多大な影響を与えました。共に学んだ仲間たちとの交流は、単に学問的な成果を得るだけでなく、精神的にも支えとなり、苦しい時期にも乗り越える力を与

えてくれました。このような仲間たちと出会えたことは、私にとって大変貴重な経験でした。

最後に、日々の生活を支え、研究活動に理解と協力を示し続けてくれた家族、とりわけ妻に対して、心より感謝の意を表します。研究に没頭するあまり、数えきれないほどの休日を共に過ごすことができなかつたにもかかわらず、妻はいつも優しい笑顔と静かな支えで、私を見守ってくれました。ときに迷い、ときに立ち止まりそうになった私の背中を、さりげなく、しかし確かな温もりで押してくれたのは、他でもない妻の存在です。そのおかげで、私は安心して研究に取り組むことができました。妻の支えがあったからこそ、今日の私があるのだと強く感じております。この感謝の気持ちは、言葉では到底尽くすことはできません。これからの人生、共に歩む日々の中で、少しずつその恩に報いていけたらと願っています。

本論文の執筆をもって、一つの節目を迎えますが、今後も研究者としての道を歩み続けたいと考えております。これまでに様々な方々から受けたご恩に報いるためにも、引き続き精進して参ります。学問の道は決して容易ではありませんが、皆様からいただいた貴重なご指導を胸に、今後も努力を惜しまず、さらに成長していきたいと考えております。改めて、全ての方々に心より感謝申し上げます。

付録

実験環境

- マシンスペック
 - MacBook Pro 14 インチ (2023 年モデル, M3 Pro チップ搭載, メモリ 36GB, ストレージ 512GB SSD)
- OS
 - macOS Sonoma 14.6.1
- プログラミング言語
 - Python 3.10.6
- 開発環境
 - PyCharm Community Edition
- パッケージ管理
 - pip

ソースコード

本研究で用いたソースコードは GitHub にて公開している (<https://github.com/S-IPPA/Social-Media-Factor-Analysis>)。なお、本研究で使用したデータセット (ポストやアカウント情報など) は、X の API 利用規約に基づき、公開は行っていない。

研究実績

査読付学術論文

Ippa, Shuhei, Takao Okubo, and Masaki Hashimoto. "An Analysis of Social Bot Activity on X in Modern Japan." IEEE Access (2024).

Ippa, Shuhei, Takao Okubo, and Masaki Hashimoto. "The Relationship Between Emotional and Other Factors in Information Diffusion." IEEE Access (2025).

査読付国際会議

Ippa, Shuhei, Takao Okubo, and Masaki Hashimoto. "The Reality and Feature Analysis of Information Diffusion in Japanese Disinformation Examples." 2024 19th Asia Joint Conference on Information Security (AsiaJCIS). IEEE, 2024.

Ippa, Shuhei, Takao Okubo, and Masaki Hashimoto. "An Analysis of Relationship Between Social Bots and Echo Chambers on X in Modern Japan." 2024 Twelfth International Symposium on Computing and Networking (CANDAR). IEEE, 2024.