

# COVID-19 流行初期における医療従事者 コミュニティのコミュニケーション

吉見 憲二<sup>†1</sup> 春田 淳志<sup>†2</sup> 志賀 隆<sup>†3</sup>

**概要：**本研究では、COVID-19 流行初期に医療従事者が自発的に作成した Facebook グループを対象として、そこで行われているコミュニケーションについてテキストマイニングの手法を用いて分析、考察を行った。結果より、不確実な状況下で大量の情報が発信される中で、情報の重要度をフィルタリングしながら利用している可能性が示唆された。加えて、時期によって中心となる話題が転換している状況が可視化された。こうした利用実態を踏まえることで、より効果的なコミュニティ運営の参考になることが期待される。

**キーワード：** COVID-19, 医療従事者, Facebook グループ, テキストマイニング

## 1. はじめに

2019 年末から世界的な流行がはじまった COVID-19 (新型コロナウイルス感染症) は、我が国においても幾度かの感染爆発の局面を迎えながら、2021 年 10 月現在に至るまで引き続き社会に深刻な影響を与えている。他方で、不織布マスクの着用や三密の回避に代表される感染防止策も広く認知されるようになってきており、医療体制の整備なども進んできている。しかしながら、COVID-19 の流行初期においては、多くの医療従事者が感染症の全貌が分からないままに、診療などの対応を行うことを余儀なくされた。そうした不確実な状況下で質の高い情報交換の機会となったのが医療従事者によって自発的に運営されているオンラインコミュニティであった。

こうしたオンラインコミュニティの存在はコミュニケーションの手段としてだけでなく、当時の専門家の内的集団においてどのような議論が行われていたかを記録する貴重なアーカイブにもなっている。そこで本研究では、COVID-19 流行初期に医療従事者が自発的に作成した Facebook グループに着目し、そこで行われているコミュニケーションについてテキストマイニングの手法を用いて分析、考察を行うこととした。

## 2. 分析対象

### 2.1 COVID-19 fighters

「COVID-19 fighters」は医療従事者を中心に構成されている Facebook のプライベートグループである。作成されたのは 2020 年 2 月 24 日であり、流行初期の混乱が落ち着いた 2020 年 6 月 13 日にグルー

プ投稿を管理者のみに限定することでいったん活動を停止した。本稿を執筆している 2021 年 10 月時点では 7,880 人のメンバーが存在している。なお、グループ情報の項目には、コミュニティの目的が以下のように明記されている。

国内死亡を最小限に！が目標です  
そのために医療従事者が多い目ではありませんが、Diversity ・ Inclusiveness を大事にしてソーシャルラーニングをしていく「場」です



図 1 COVID-19 fighters のページ

### 2.2 分析に用いたデータ

本研究では、当該グループにおける固定トピックのタグ付きの投稿を分析対象のデータとして抽出した。固定トピックに限定した理由としては、管理者が指定しているルールを理解した投稿である蓋然性が高いことが挙げられる。これにより、グループの趣旨に合わないノイズが多く含まれることを避けている。

加えて、データの利用にあたっては、グループに所属しているメンバーに対してオプトアウト形式で

<sup>†1</sup> 成蹊大学 Seikei University  
<sup>†2</sup> 慶應義塾大学 Keio University

<sup>†3</sup> 国際医療福祉大学 International University of Health and Welfare

の使用許諾を得た。分析対象からの除外を希望する場合には対応する旨を2021年4月3日にグループに投稿し、3週間以上の周知を行った。加えて、周知の時点でグループに在籍していないメンバーのデータに関しても除外している。これらのデータ取得に関する手続きについては、慶應義塾大学医学部倫理委員会の承認を得ている<sup>1</sup>。

最終的に、前述の通りオプトアウトを希望するメンバーと非メンバーを除外した935件の投稿を分析対象とした。

### 2.3 分析のアプローチ

分析に際しては、フリーのテキストマイニングソフトであるKH Coder<sup>[3]</sup>を利用し、形態素解析の辞書として付属のChaSenを利用した<sup>2</sup>。本研究の分析は次の手順で行った。

まず、頻出上位語を抽出し、頻出単語の特徴について概観した。続いて、投稿全体の傾向を把握するために情報縮約の分析手法である共起ネットワーク分析を行った。最後に、時系列的な変化を把握するために対応分析（コレスポネンス分析）を行った。以下では、各結果について詳細に取り上げる。

## 3. 分析結果

### 3.1 投稿の文字数とリアクション数

取得した投稿の文字数と当該投稿に対するリアクション数（いいね等のリアクションボタンが押された回数）の関係について散布図を用いて可視化したものが図2である。

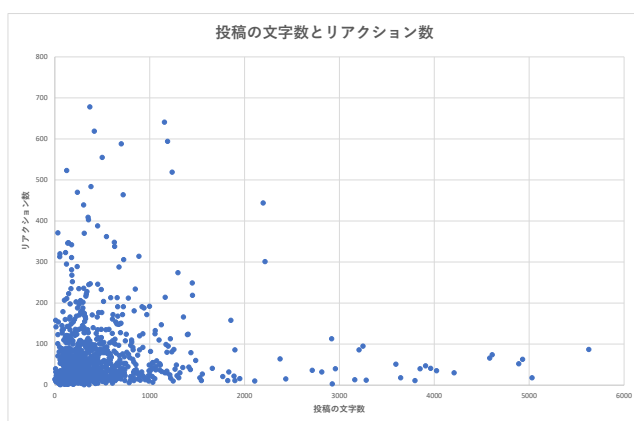


図2 投稿の文字数とリアクション数

概ね2000文字を境に100以上のリアクションが登場しづらくなっていることが分かる。このことは流行初期に大量の投稿が流れていく中で、反応でき

る情報がある程度限定されていたことを示していると考えられる。

そのため、以降の分析ではリアクション数100を閾値として設定し、より多くの関心を示されている投稿191件についても個別に傾向を確認する。

### 3.2 頻出上位語の抽出

分析対象の投稿における頻出上位語の結果を表1、リアクション数100以上の投稿に限定した頻出上位語の結果を表2である。特徴的な単語については太字で強調している。

表1と表2では多くの単語が重複しているが、病院や現場、PCRといった単語についてはリアクション数100以上の投稿の方が高い割合を示している。表2に登場しているものの表1に登場していない単語としては看護（全体：6.6%）、ニュース（全体：6.4%）等があった。逆に、表1に登場しているものの表2に登場していない単語としてはCT（100以上：8.4%）、消毒（100以上：4.7%）、呼吸（100以上：6.3%）等があった。

これらの結果を総合的に見ると、より医療現場に近く新しい情報や医師とは異なる観点の情報に高い評価が与えられる傾向があったと推察される。

表1 頻出上位語（全体）

抽出語	登場数	割合	抽出語	登場数	割合
感染	487	51.9%	状況	135	14.4%
コロナ	439	46.8%	診療	134	14.3%
医療	354	37.7%	マスク	127	13.5%
ウイルス	342	36.5%	出る	126	13.4%
新型	322	34.3%	先生	123	13.1%
思う	301	32.1%	機関	115	12.3%
患者	271	28.9%	治療	115	12.3%
月	226	24.1%	従事	115	12.3%
検査	209	22.3%	<b>CT</b>	<b>113</b>	<b>12.0%</b>
<b>病院</b>	<b>209</b>	<b>22.3%</b>	使用	111	11.8%
COVID-19	206	22.0%	施設	109	11.6%
必要	194	20.7%	投稿	107	11.4%
可能	186	19.8%	陽性	104	11.1%
行う	168	17.9%	症状	103	11.0%
考える	166	17.7%	リスク	101	10.8%
<b>PCR</b>	<b>152</b>	<b>16.2%</b>	<b>消毒</b>	<b>101</b>	<b>10.8%</b>
対応	149	15.9%	多い	100	10.7%
日本	149	15.9%	現在	99	10.6%
対策	147	15.7%	問題	94	10.0%

<sup>1</sup> Facebook グループの投稿データの利用に関しては、先行研究における許諾の取り方を参考にした<sup>[1][2]</sup>。

<sup>2</sup> KH Coder の使用方法や活用事例については書籍としてもまとめられている<sup>[4]</sup>。

医師	140	14.9%	今	93	9.9%
年	140	14.9%	呼吸	92	9.8%
人	139	14.8%	使う	92	9.8%
場合	137	14.6%	現場	91	9.7%
情報	137	14.6%	前	91	9.7%
お願い	136	14.5%	センター	90	9.6%

表2 頻出上位語 (リアクション数 100 以上)

抽出語	登場数	割合	抽出語	登場数	割合
感染	107	56.0%	施設	28	14.7%
コロナ	95	49.7%	診療	28	14.7%
医療	85	44.5%	症状	27	14.1%
思う	81	42.4%	情報	27	14.1%
病院	69	36.1%	日本	27	14.1%
ウイルス	68	35.6%	陽性	27	14.1%
患者	63	33.0%	COVID-19	26	13.6%
新型	61	31.9%	問題	26	13.6%
検査	56	29.3%	見る	25	13.1%
PCR	48	25.1%	現在	25	13.1%
必要	43	22.5%	言う	25	13.1%
月	42	22.0%	今	25	13.1%
出る	40	20.9%	場合	25	13.1%
可能	39	20.4%	先生	25	13.1%
考える	39	20.4%	前	25	13.1%
状況	39	20.4%	対策	25	13.1%
従事	38	19.9%	マスク	24	12.6%
医師	37	19.4%	行う	24	12.6%
投稿	36	18.8%	看護	23	12.0%
人	35	18.3%	受ける	23	12.0%
対応	34	17.8%	出来る	22	11.5%
お願い	33	17.3%	年	22	11.5%
多い	33	17.3%	ニュース	21	11.0%
現場	31	16.2%	自宅	21	11.0%
機関	30	15.7%	結果	20	10.5%

### 3.3 共起ネットワーク分析

続いて、全投稿の共起ネットワークを図3、リアクション数 100 以上の投稿の共起ネットワークを図4に示している。いずれも 1 割以上の投稿に言及されている単語を対象に、Jaccard 係数 0.2 以上を共起の基準として採用している。

一見して分かる通り、図3に比べて図4の方が密なネットワークを形成していた。また、濃い色で示されている共起ネットワークにおける中心性の高い単語について、図3では「感染」、図4では「患者」がそれぞれ該当した。このことは、全投稿では

COVID-19 (新型コロナウイルス感染症) に関する幅広い話題が扱われているのに対し、リアクション数 100 以上の投稿ではより患者や特定の状況にフォーカスした投稿が重視されていることを示していると考えられる。この点は、頻出上位語の結果の解釈とも整合的である。

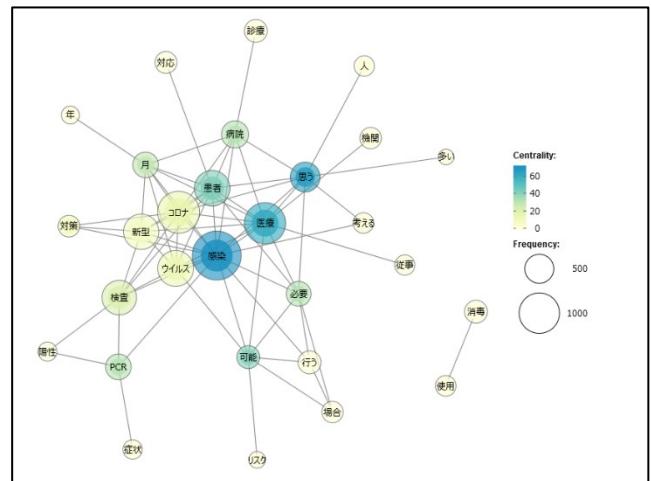


図3 全投稿の共起ネットワーク

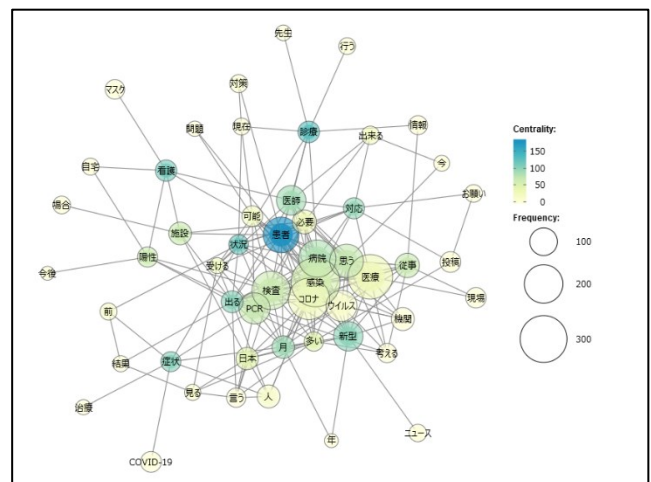


図4 リアクション数 100 以上の投稿の共起ネットワーク

### 3.4 対応分析 (コレスポネンス分析)

最後に、投稿を4月上旬、4月下旬、5月以降の3つの時期に区分した上で、単語の関係性について二次元の図上にマッピングする対応分析 (コレスポネンス分析) を行った。この分析は全投稿のみを対象とし、結果を図5に示している。概ね左が4月上旬に、右下が4月下旬に、右上が5月以降に対応しており、それぞれの時期に登場傾向が多かった単語を示している。なお、中央の単語は時期に関係なく使用されている単語と解釈できる。

4月上旬には受診や外来、診療のリスクに関する単語が目立ち、不確実な状況下でどのように診療を継続するかについての議論が行われていたことが読み取れる。4月下旬になると、防護や消毒、N95 マスク、次亜塩素酸といったテーマが想起され、物資不足への対応が主要なテーマになっていた。5月以降はPCRや抗体、検査といった単語が目立ち、感染者の把握への関心が高まっている。

上記の結果より、不確実な状況下でもその時々での主要なテーマについて情報を共有するためにコミュニティを活用していた姿を見ることができる。

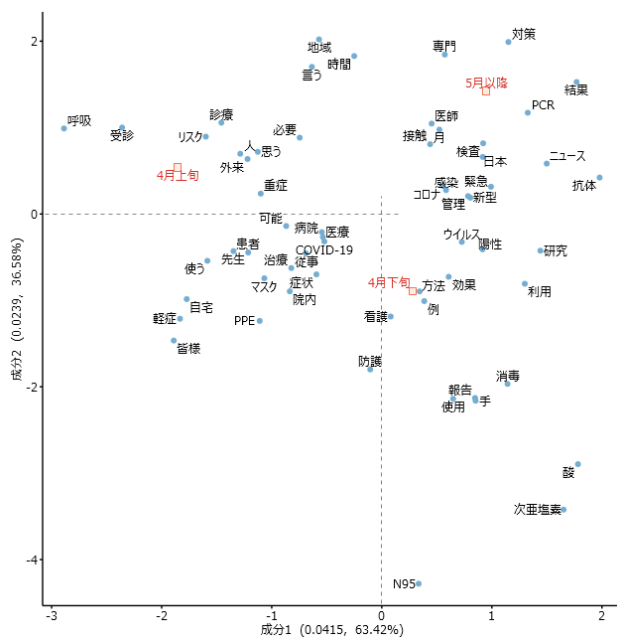


図5 投稿時期を基準とした対応分析の結果

### 3.5 考察

これまでの分析結果より、大量の投稿に対してリアクション数を基準としたある種のフィルタリングが行われていたこと、全体的な傾向として時期ごとに話題の転換が行われていたことが明らかとなった。特に、話題の転換については時期ごとに必要とされる情報が異なっていたことを意味しており、医療従事者のコミュニティが不確実な状況下で貴重な情報源となっていたことを裏付ける結果となった。

他方で、当該の Facebook グループが少数の医療従事者によって自発的に運営されていたものであることは重要な点である。頻出単語や共起ネットワークの比較の結果からも、全投稿と関心の高い投稿とのギャップが存在した可能性が示唆されている。こうしたギャップは運営者への負担として顕在化することが懸念される。

文化人類学者のロビン・ダンバーは生物によってコミュニティを維持できるサイズに限界があることをダンバー数という指標を用いて指摘しており、人間の集団においては100~230人という幅があるものの、平均して150人という数字が示されている [5]。当該の Facebook グループでは8,000人近くのメンバーが参加しており、投稿数に加えてコメント数等を加えれば処理できる情報量の限界を超えていることは想像に難くない。リアクション数がフィルタリングとして機能していた形跡はあるものの、不確実な状況下での医療逼迫への対応を余儀なくされていた医療従事者が、当時にコミュニティの運営を担うことで情報の共有が維持されていたという事実は、本研究の結果を踏まえて強調されるべきだろう。

### 4. おわりに

本研究では、医療従事者が自発的に作成・運営している Facebook グループを対象に、COVID-19 流行初期の専門家内のコミュニケーションについてテキストマイニングの手法を用いて分析、考察を行った。結果より、不確実な状況下で貴重な情報共有の場として当該のコミュニティが利用されていたことが改めて確認された。同時に、大量の情報が発信される中で情報の重要度をどのようにフィルタリングするかという課題も明らかとなった。リアクションボタンの活用などの工夫は見られているものの、重要視される情報とそれ以外の情報とのギャップが増大していくことは長期的なコミュニティの維持に対する負荷となることが懸念される。

本研究では、利用状況の実態と課題の推測にとどまっているが、次なるパンデミックに備えてより効果的なコミュニティ運営の在り方を考えるために、研究を継続していきたい。

### 参考文献

- [1] 末松大貴 (2017) 「新しい日本語学習者」の実態と学習コミュニティに対する評価: Facebook グループ「The 日本語 Learning Community」での調査結果から 『言語文化教育研究』 第15巻, pp.172-193
- [2] 勝田千砂・石山恒貴 (2018) 「持続可能な地方移住のための組織社会化理論の地域応用: 土佐山地域を事例とした“地域社会化”」 『地域活性研究』 第9巻, pp.124-133
- [3] KH Coder <https://khcoder.net/>
- [4] 樋口耕一 (2020) 『社会調査のための計量テキスト分析—内容分析の継承と発展を目指して【第2版】』 ナカニシヤ出版
- [5] ロビン・ダンバー・藤井留美【訳】 (2011) 『友達の数は何人? ダンバー数とつながりの進化心理学』 インターシフト