

# ソーシャルメディア情報を用いた 消費者コミュニティの理解 —ファッションブランドにおけるコミュニティ構造分析—

大竹 恒平, 生田目 崇

本稿では、近年さまざまなビジネス領域において注目を集めているソーシャルメディア・マーケティング (SMM) の文脈における主要なトピックの一つである、消費者コミュニティに着目した研究事例を紹介する。本稿で紹介する研究事例は、ソーシャルメディア上に存在するファッションブランドの公式アカウントを対象として、公式アカウントをフォローしているユーザなど公式アカウントと関係するユーザ間の繋がりと、投稿に関するデータを分析に用いる。具体的には、消費者コミュニティの構造分析および、話題 (トピック) とコミュニティとの関係性に関して、社会ネットワーク分析のフレームワークを用いた取り組みについて述べる。

キーワード：ソーシャルメディア・マーケティング, 社会ネットワーク分析, コミュニティ構造

## 1. はじめに

高速インターネット通信の一般化ならびに、スマートフォンを代表とした多機能デバイスの普及を背景としたソーシャルメディアの台頭は、われわれのコミュニケーション環境を大きく変化させた。もはやインターネット上でのコミュニケーションは「当たり前」という段階にまで普及しており、われわれはさまざまなコミュニケーションツールを用いて、日々情報の受発信を行っている。ソーシャルメディアとは、インターネットを介した消費者間の双方向コミュニケーションメディアである。代表的なソーシャルメディアには、人との繋がりを促進・サポートするコミュニティサービスである、Social Networking Services (SNS) や、特定のトピックに関する記事を投稿し、記事を介したコミュニケーションを図るブログサービス、動画投稿・配信を行う YouTube やニコニコ動画などの動画共有サイト、メッセージングアプリである LINE などが含まれる [1]。中でも、SNS の利用者数は増加傾向にあり、令和 3 年版情報通信白書 [2] によれば、全体での利用率は 7 割を超えており、すべての年齢階層で利用率の増加傾向が報告されている。

SNS やブログサービスのような、生活者が情報発信し、それをほかの生活者が見聞きして自身の行動に影響を及ぼすといった C2C 型のプラットフォームの普及は、生活者の情報処理に影響を与えただけでなく、ソーシャルメディアを活用した企業の新たなマーケティング活動、すなわちソーシャルメディア・マーケティング (Social Media Marketing, SMM) を生みだした [3]。SMM の具体的な活動は、(1) 市場調査、(2) コミュニケーション、(3) ブランディングに大別される [4]。そして、消費者の特定の対象についての興味・関心に基づき自発的に形成される「消費者コミュニティ」と、消費者コミュニティにおいて特定の話題について熟知し、周囲のユーザ、時として企業経営などにも影響を及ぼすほどの情報発信力に長けたユーザである「インフルエンサー」は、多くの SMM を実施する企業において注目を集めている。

ソーシャルメディアにおいては、参加者それぞれが一つの情報の発信場所 (メディア) を有し、メディアに投稿された情報をきっかけとしたコミュニケーションを通じて、他者との関係性を自発的に幅広く形成していく。このように形成されたコミュニティを注意深く観察することは、顧客についてより深く理解することに繋がり、さまざまなマーケティング課題を解決するための極めて重要な情報源となる。

筆者らはこれまで、消費者行動領域において、ソーシャルメディア上に形成されるコミュニティに着目し、社会ネットワーク分析のフレームワークを用いた幾つかの取り組みを行ってきた [5-8]。本稿では、これらの過去の取り組みのうち、ファッションブランドを対象

---

おおたけ こうへい  
東海大学情報通信学部  
〒108-8619 東京都港区高輪 2-3-23  
otake@tsc.u-tokai.ac.jp  
なまため たかし  
中央大学理工学部  
〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27  
nama@kc.chuo-u.ac.jp

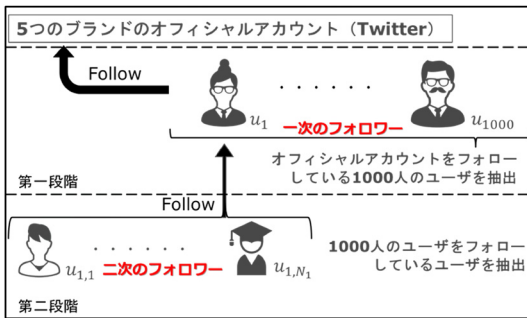


図1 データ取得のプロセス

とした消費者コミュニティの構造分析および、コミュニティ内における話題とサブコミュニティとの関係性について紹介する。

## 2. 消費者コミュニティの構造分析

本節では、五つのファッションブランドを対象に、消費者のSNS上での繋がりに関する情報（フォロワー・フォロワーの関係）を用いた、消費者コミュニティの構造の理解ならびに、コミュニティ内でやり取りされる話題（トピック）の理解を目的とした研究 [6-8] を紹介する。対象とした五つのファッションブランド（以後、ブランド A, B, C, D, E と呼ぶ）は、10代～30代の女性をターゲットに、大手百貨店を中心に店舗を展開しているブランドであり、中心価格帯も大差ない。ファッションという性質上、ユーザ間のコミュニティには消費者の嗜好や思想が強く特色として現れると考えられる。本研究では、社会ネットワーク分析のフレームワークを用い、ファッションブランド間の消費者コミュニティ構造の差異について明らかにするとともに、消費者コミュニティに存在する複数のコミュニティとその話題の関係性について分析した。

### 2.1 データの取得

はじめに、分析に用いるデータの取得方法について述べる。本研究では、Twitterを対象に、繋がりに関する情報の取得を行った。図1にデータ取得の方法を示す。本研究では、価格帯、主要な顧客の年齢層を基準として五つのファッションブランドを選定した。なお、選定したブランドは、すべてTwitterの公式アカウントを有するファッションブランドである。はじめに、これらのファッションブランドの公式アカウントのフォロワー（ブランドに対する1次のフォロワー）のうち、フォロー日の情報を用い、新規のフォロワー1,000人とそれらのユーザのフォロワー（2次のフォロワー）に関する情報をTwitterAPI (Application Programming

表1 五つのファッションブランドにおける社会ネットワークの概要

ブランド	総ノード数	総エッジ数	平均次数	密度
ブランド A	309	826	5.346	0.017
ブランド B	321	1,190	7.414	0.023
ブランド C	443	2,222	10.031	0.022
ブランド D	452	1,884	8.336	0.019
ブランド E	447	1,336	5.977	0.017

Interface) を用いたクローラーにより取得した。

### 2.2 社会ネットワーク分析を用いた消費者コミュニティの特定

次に、五つのファッションブランドに関して取得した、繋がりに関するデータを用い、社会ネットワーク分析により、消費者コミュニティの特定を行う。社会ネットワークとは、社会における個人・企業・国などあらゆる社会単位（アクター）をネットワークの構成要素として捉え、アクター同士の相互の関係性を表した構造体を指す。社会ネットワーク分析は、社会ネットワークをノード（頂点）とエッジ（枝）により構成されるグラフにより表現し、対象となる要素間の構造関係を探る分析手法であり、グラフ理論がベースとなっている。本研究では、取得したデータを用いて隣接行列（ソシオマトリックス）を作成し、社会ネットワークを構成した。具体的には、1次のフォロワーをノード、1次のフォロワー間で共通する2次のフォロワーが存在する場合関係性があると考え、エッジを結ぶ。なお、エッジの重みとして、以下のDice係数によるユーザ類似度を用いた。なお、 $A$ と $B$ はそれぞれのユーザが有するフォロワーの集合を表す。

$$Dice(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (1)$$

本研究では、他のあるノードに対して、類似度が0.03以上であるノードのみを分析対象とした。表1に、五つのファッションブランドにおける社会ネットワークの概要として、以下の項目について示す。

- 総ノード数：ネットワークにおけるノードの数
- 総エッジ数：ネットワークにおけるすべてのエッジの本数
- 平均次数：1ノードが有する平均次数（繋がり数）
- 密度：以下の式で定義されるネットワークの密度

$$Density = \frac{2m}{n(n-1)} \quad (2)$$

ここで、 $n$ は総ノード数、 $m$ は総エッジ数である。密度は完全無向グラフのエッジの数に対するネットワーク上のエッジの数の割合である。全体的な傾向として、

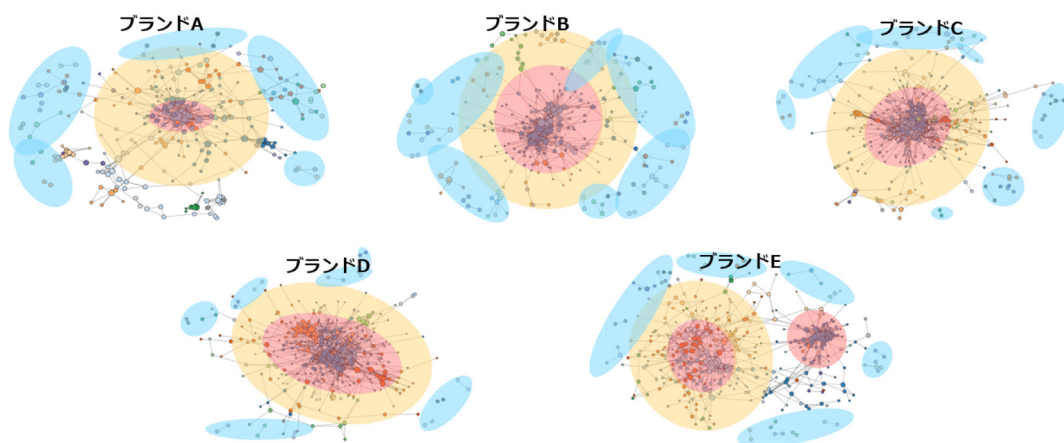


図2 五つのファッションブランドについての社会ネットワークグラフおよびコミュニティ分割の結果

密度が低く疎なネットワークであることがわかる。また、総エッジ数と平均次数に注目すると、ブランドによってユーザ間の繋がりや強弱が異なることがうかがえる。

次に、各ファッションブランドにおけるコミュニティ構造について、より詳細な理解を目的に、コミュニティ内に構成されているコミュニティの抽出を試みる。

作成した重み付き隣接行列を基に、Newman [9] により提案されたモジュラリティを用いコミュニティ分割を行う。モジュラリティ  $Q$  は、同じコミュニティ内のエッジが密でありかつコミュニティ間のエッジが疎となるような分割を行った場合に高い値を示す。

$$Q = \frac{1}{2W} \sum_{ij} \left( W_{ij} - \frac{w_i w_j}{2W} \right) \delta(C_i, C_j) \quad (3)$$

$W$  は重みつきネットワーク内のすべてのエッジの重みの総和、 $W_{ij}$  がノード  $i$  とノード  $j$  間における重みの総和、 $w_i$  と  $w_j$  がノード  $i$  とノード  $j$  のそれぞれに隣接するエッジの重みの総和であり、 $C_i, C_j$  はノード  $i$  とノード  $j$  の属するコミュニティである。また、 $\delta$  はクロネッカーデルタである。各消費者コミュニティにおいて、このモジュラリティ  $Q$  の値が最大となるよう、複数のコミュニティに分割を行う。図2に、Fruchterman-Reingold モデル [10] による五つのファッションブランドを対象としたコミュニティ分割の結果を示す。なお、図2の楕円で示した範囲は、範囲内に存在するコミュニティのサイズを大まかに表したものであり、中央のノードが密集している部分が大規模コミュニティであり、少数のノードにより構成される小規模コミュニティはそれぞれのネットワーク中において端に示さ

れる。ただし、ブランドEのみ左右に二つの大規模コミュニティが存在する。

図2より、各ファッションブランドにより、中核的な大規模コミュニティの範囲が異なることがわかる。ブランドAは大規模コミュニティに含まれるユーザが少ない疎なコミュニティの構造をもち、ブランドDは多くのユーザが共通のコミュニティに所属している密なコミュニティの構造をもち、また、ブランドEのように二つの中核的なコミュニティをもつ場合もあり、ファッションブランドによって消費者コミュニティの構造が異なることが推察される。これらの違いを定量的に明らかにするため、分割されたコミュニティに対して、以下のネットワーク指標を算出し、コミュニティの評価を行う。

- コミュニティ密度：コミュニティに対する密度 (2)
- PageRank (平均)：コミュニティ内に含まれるノードのPageRankの平均値。PageRank [11] は各ノードのネットワーク内での重要度を定義する指標として利用される。
- 平均次数：コミュニティ内のノードが有する平均次数
- ノード数：コミュニティ内のノード数
- 全体構成比率：全ノードに対するコミュニティ内のノードの構成比率

ここでは、ブランドAとブランドEを比較する。はじめに、ブランドAのコミュニティ分割の結果を反映させた、社会ネットワークグラフを図3に示す。

図3中には、ブランドAをフォローしている1次のユーザにより、37のコミュニティが形成されている。なお、 $Q$  値は0.7101であった。表2にブランドAの

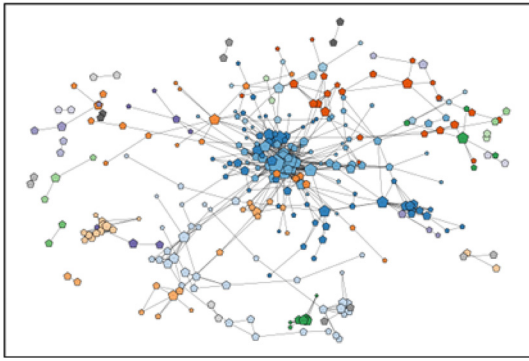


図3 ブランドAの社会ネットワークグラフ

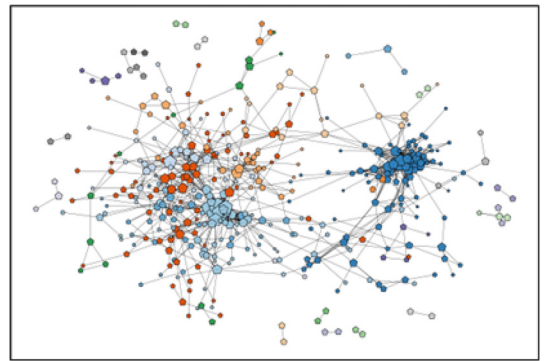


図4 ブランドEの社会ネットワークグラフ

表2 ファッションブランドAにおけるコミュニティのネットワーク指標

番号	コミュニティ密度	PageRank (平均)	次数平均	ノード数	全体構成比率
2	0.231	0.005	0.045	53	0.172
6	0.400	0.003	0.013	11	0.036
13	0.652	0.003	0.023	12	0.039
15	0.667	0.003	0.013	7	0.023
0	0.234	0.003	0.018	22	0.071
5	0.125	0.003	0.011	27	0.087
1	0.138	0.003	0.017	30	0.097
8	0.192	0.003	0.008	13	0.042
4	0.181	0.003	0.017	19	0.061
3	0.176	0.003	0.009	14	0.045
7	0.364	0.003	0.013	11	0.036
11	0.219	0.003	0.012	15	0.049
10	0.140	0.002	0.010	17	0.055

表3 ファッションブランドEにおけるコミュニティのネットワーク指標

番号	コミュニティ密度	PageRank (平均)	次数平均	ノード数	全体構成比率
5	0.190	0.003	0.026	55	0.123
7	0.073	0.002	0.010	49	0.110
3	0.089	0.002	0.009	34	0.076
8	0.094	0.002	0.007	29	0.065
6	0.105	0.002	0.011	39	0.087
4	0.129	0.002	0.008	21	0.047
13	0.137	0.002	0.006	18	0.040
0	0.138	0.002	0.009	26	0.058
1	0.162	0.002	0.028	76	0.170
11	0.174	0.002	0.010	24	0.054
14	0.218	0.002	0.006	11	0.025
23	0.321	0.002	0.006	8	0.018

コミュニティのうち、ノード数が6以上のコミュニティに関するネットワーク指標を示す。なお、表2における番号は、コミュニティを区別するために設定したコミュニティの番号を表す。

表2より、最大となるPageRankの平均値はコミュニティ2の0.005である。コミュニティ2は平均次数、ノード数ともに最大であり、コミュニティ2はブランドAのネットワークにおける中核的なコミュニティであると推測できる。他のコミュニティに目を向けると、ノード数はおおむね10~30であり、後述するブランドEや、その他のブランドと比較した際、ノード数が2~3で構成される独立した小規模のコミュニティが少ないことが明らかになった。表2および図3より、ブランドAは疎なコミュニティ構造を有していることから、ブランドAは他のブランドと比較して大規模で中心的なコミュニティに所属するユーザ数は少なく、緩やかな繋がりをもつコミュニティとなっており、中核的な消費者コミュニティもあるものの、ノードの集中度は低く、中規模なコミュニティがネットワーク内で拡大している。上記の結果に基づいて、本研究では、こ

れらの消費者コミュニティ構造を「拡張型構造」と名付けた。

次に、図4にブランドEのコミュニティ分割の結果を示す。

図4中には、ブランドEをフォローしている1次のユーザにより、37のコミュニティが形成されている。なお、Q値は0.7108であった。表3にブランドEのコミュニティのうち、ノード数が6以上のコミュニティに関するネットワーク指標を示す。なお、表3における番号は、コミュニティを区別するために設定したコミュニティの番号を表す。図4より、他のブランドに関する消費者ネットワークと比較して、大きくコミュニティ構造が異なることがわかる。表3より、最大となる次数平均はコミュニティ1の0.028であるが、PageRankの平均値に着目すると、コミュニティ5が最も高い値を有している。図4中におけるコミュニティの位置と、表3のコミュニティに関するネットワーク指標の値より、コミュニティ1が図4中の右側に位置する中核的なコミュニティであることがわかる。一方、図4中の左側は、コミュニティ5、コミュニティ



8, コミュニティ 11 が中心に位置しており, ある程度  
のコミュニティの集中は見られるが, PageRank 平均  
からも特定のコミュニティの影響力が特別に高いわけ  
ではない. また, 表 3 よりブランド A と同じく 10~  
30 程度のノードにより構成され, コミュニティ内の密  
度が高いものと低いものが混在していることがわかる.  
以上の結果より, ブランド E の消費者コミュニティは,  
中核となるコミュニティが二つ存在し, 各中核コミュ  
ニティを中心とする二つに分割されたコミュニティ構  
造をもっている. 右側の中核コミュニティは独立した  
一つのコミュニティから構成されるコミュニティ構造  
であるのに対し, もう片方は複数のコミュニティと緩  
やかに繋がっている. 上記の結果に基づいて, これら  
の消費者コミュニティ構造を「双対型構造」と名付け  
た. その他のブランドについても同様の手順で考察し,  
消費者コミュニティ構造の特徴に基づき以下のように  
分類した.

- 「分散型構造 (ブランド B, ブランド C)」: 消費者  
ネットワークの中心に影響力の強いコミュニティ  
が位置し, この周りに影響力の小さいコミュニティ  
が広がるような階層的コミュニティの構造
- 「拡張型構造 (ブランド A)」: 分散型構造と比較す  
ると, 中核コミュニティの影響力はさほど強くな  
く, 幅広く多くのコミュニティが緩やかに繋がり  
をもつコミュニティの構造
- 「双対型構造 (ブランド E)」: 二つの中核コミュ  
ニティをもち, 各中核コミュニティが独立で異なる  
コミュニティを形成しているような特徴をもつコ  
ミュニティの構造
- 「集中型構造 (ブランド D)」: 消費者ネットワー  
クの中に非常に強い中核コミュニティを有し, この  
中核コミュニティを中心として構築されたコミュ  
ニティの構造

次節では, コミュニティ構造の理解の深化を目的に,  
ブランド A を例にとり, 実際のコミュニティにおいて  
やり取りされる情報 (トピック) とコミュニティの関  
係性について述べる.

### 3. コミュニティにおける話題の特定

本節では, 先に示した拡張型構造を有するコミュ  
ニティであるブランド A を対象に, コミュニティ内  
においてどのような中心的な話題が存在するのかを明ら  
かにする. 本研究では, ブランド A について取得した  
1 次のフォロワー 1,000 人を対象に, 2019 年 9 月から  
2019 年 12 月の間に投稿されたすべてのツイート・リ

表 4 ブランド A のツイートを対象としたトピック分類の  
結果と代表的な内容

トピック番号	トピックの代表的な内容
Topic 1	Twitter 上でのフリーギフト・広告キャン ペーン (単体)
Topic 2	化粧品
Topic 3	ブランド A が採用しているタレント・俳優等
Topic 4	Twitter 上でのフリーギフト・広告キャン ペーン (複数回応募可能)
Topic 5	ブランド A を含んだ商品販売情報
Topic 6	日常会話・雑談
Topic 7	Twitter 上でのフリーギフト・広告キャン ペーン (特定ユーザ)
Topic 8	Twitter 上でのギフトカード配布
Topic 9	日本のスポーツ
Topic 10	日本の少年アイドルグループやモデル

ツイートデータを取得した.

はじめに, ブランド A においてやり取りされている  
情報を分類することを目的に, 収集した投稿データを  
用いたトピックモデルにより, コミュニティ全体のトピ  
ックを推定する. 本研究ではトピックモデルの一種で  
ある, 潜在的ディリクレ配分法 (LDA; Latent Dirichlet  
Allocation) [12] を用いる. LDA を用いたトピック  
モデルの推定においては, 語  $w$  の列によって表現さ  
れた文書の集合と, トピック数  $K$  を入力として, 各  
トピック  $z_n$  ( $n = 1, \dots, K$ ) における語  $w$  の確率分  
布  $P(w|z_n)$  ( $w \in V$ ), および, 各文書  $d$  におけるト  
ピック  $z_n$  の確率分布  $P(z_n|d)$  ( $n = 1, \dots, K$ ) を推  
定する. 各潜在トピック ( $z_1, z_2, \dots, z_K$ ) の生成確率  
 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K)$  が多項分布の共役事前分布で  
あるディリクレ分布  $p(\theta|\alpha)$  に従うと仮定した文書生成  
モデルは以下のように書ける.

$$p(d|\alpha, \beta) = p(\theta|\alpha) \left( \prod_{n=1}^{|d|} \sum_{k=1}^K p(w_n|z_k, \beta) p(z_k|\theta) \right) d\theta \quad (4)$$

ここで,  $\alpha, \beta$  はそれぞれ各文書のトピック分布および各  
トピックの単語分布が従うディリクレ分布のパラメー  
タである. 本研究では, LDA を用いて投稿情報に含ま  
れる話題 (トピック) の抽出を試みた. なお, トピ  
ック数については, Coherence と Perplexity を参考に  
10 と定めた. 表 4 に, ブランド A における LDA に  
より求めた 10 のトピックと, トピックに分類された  
単語を解釈することにより得られた代表的な内容を示  
す. 表 4 より, ファッションブランド A に関するト  
ピック (3, 5) に加え, 化粧品やアイドル, 広告キャン

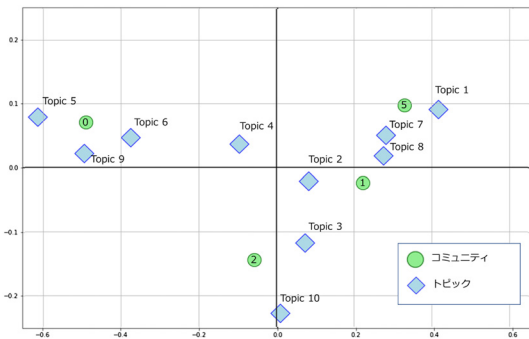


図5 コレスポネンス分析を用いたブランドAにおけるコミュニティとトピックの関係性の可視化

ペーンといった、幅広いトピックがあることがわかる。この結果を用い、各トピックに対するユーザーの興味度を算出し、コミュニティ単位でユーザーの興味度を求める。具体的には、LDAにより求めたトピックについて、対象の消費者が投稿したツイートすべてに対してトピック形成比率を算出し、平均値により各消費者が投稿したコンテンツのトピック傾向を求める。さらに、コミュニティに属しているユーザ全体のトピックに対する形成比率の平均値を算出することにより、コミュニティ単位でどのようなトピックに関する投稿が多いのかの割合を求めた。この結果を利用し、図5に大規模コミュニティ(0, 1, 2, 5)と表4に示すトピックとの関係性を、コレスポネンス分析により可視化した結果を表す。

図5より、コミュニティにより中心的なトピックが異なることがわかる。

#### 4. 結びに

本稿では、五つのファッションブランドを対象に、消費者のSNS上での繋がりに関する情報(フォロワー・フォロワーの関係)を用いた、消費者コミュニティの構造の理解ならびに、コミュニティ内でやり取りされる話題(トピック)の理解を目的とした研究事例について紹介した。結びに、これらの結果をまとめるとともに、ソーシャルメディア・マーケティングへの活用方法について検討する。

2節では、消費者の繋がりを用いた社会ネットワーク分析のフレームワークにより、消費者コミュニティの構造を特定した。また、2節で明らかにしたブランドAのコミュニティに対して、3節では投稿情報を用いたコミュニティと話題の関係性について分析を行った。これらの結果から、ブランドによりコミュニティ構造が大きく異なることとともに、コミュニティ

内でのトピックが多岐にわたることを確認した。

ソーシャルメディアを用いたプロモーションとしては、新商品情報、セール情報、モデルによる商品紹介、クーポン・ギフトなど、ファッション業界ではさまざまな情報が用いられている。SNS上に形成される消費者コミュニティの構造を理解することは、プロモーション活動において、どのような情報を、どこに向けて発信すべきかを選定する際に、重要な知見となると考える。

3節で取り上げたブランドAに関する投稿情報の分析結果より、コミュニティにより興味・関心を有するトピックが大きく異なることが推察される。たとえば、コミュニティ0は、トピック5が周辺に配置されたことから、「ブランドAを含んだ商品販売情報」に関する話題が多いのに対し、コミュニティ2はトピック3の「ブランドAが採用しているタレント・俳優等」やトピック10の「日本の少年アイドルグループやモデル」など、ブランドに関連した人物に関する話題が多くやり取りされている。一方で、コミュニティ1, 5の周辺には、Twitterに関連したキャンペーン情報(トピック1, 7, 8)が配置されていることから、広告キャンペーンを中心とする話題がやり取りされている。これらの状況から、ブランドAにおいてはさまざまなニーズをもった消費者の情報取得元として、コミュニティが形成されていると推察される。これは、ブランドAが中核コミュニティの影響力はさほど強くなく、幅広く多くのコミュニティが緩やかに繋がりをもつコミュニティの構造である、拡張型構造を有するコミュニティであることから明らかである。

また、ブランドE(双対型構造)は、消費者コミュニティにおいて、二つの中核コミュニティが存在し、各中核コミュニティが独立で異なるコミュニティを形成している。そのため、コミュニティ全体を同質のものと捉えてプロモーション活動を行うことは、一方のコミュニティに所属するユーザに対しては有効であったとしても、他方のコミュニティに所属するユーザの興味・関心を得られるとは限らず、特に注意が必要な構造であるといえる。両コミュニティの違いについて、投稿内容やネットワーク構造、さらには自社で把握している顧客情報などのマーケティングデータを併せて分析することで、適切な情報を適切な対象(コミュニティ)に対して展開することが求められる。

さらには、その情報の展開方法の一つとして、コミュニティにおける中心的なユーザを用いた、インフルエンサーマーケティングに取り組む必要がある。インフルエンサーマーケティングにおいて重要となるのが、

誰に対して情報の発信を依頼するかである。従来は、ユーザが有する回数（フォロワー数）に基づく選定が行われていたが、ある特定のトピックに関してソーシャルメディア上で強い影響力を有する一般ユーザを指す、マイクロインフルエンサーの存在に、今後より一層注目すべきであると考え。本稿では紙面の都合上触れていないが、コミュニティ内の投稿情報（テキスト）や、投稿情報の拡散速度、コミュニティ間での中心性などの指標を用いた消費者コミュニティ中におけるマイクロインフルエンサーの特定方法についても今後の研究が待たれる。

### 参考文献

- [1] 総務省, “第4章第2節 ソーシャルメディアの普及がもたらす変化,” 情報通信白書平成27年度版, 2015.
- [2] 総務省, “第4章第2節 ICTサービスの利用動向,” 情報通信白書令和3年版, 2021.
- [3] C. Ashley and T. Tute, “Creative strategies in social media marketing: An exploratory study of branded social content and consumer engagement,” *Psychology and Marketing*, **32**, pp. 15–27, 2015.
- [4] 大西浩志, “レビュー: ソーシャルメディアとマーケティング研究 (その2) —市場の理解とソーシャルメディア・データのバイアス—,” *マーケティングジャーナル*, **34**(3), pp. 58–68, 2015.
- [5] Y. Kitajima, K. Otake and T. Namatame, “Evaluation of consumer network structure for cosmetic brands on Twitter,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, **13**(2), pp. 46–55, 2022.
- [6] S. Miyake, K. Otake and T. Namatame, “Analysis of consumer community structure within social media: A case study of competing brands in Japanese fashion market,” *International Journal of Strategic Management*, **19**(2), pp. 65–80, 2019.
- [7] 三宅伸, 大竹恒平, 生田目崇, “ツイートデータを用いた消費者コミュニティの検出および特徴把握,” 情報処理学会第82回全国大会講演論文集, pp. 609–610, 2020.
- [8] S. Miyake, K. Otake and T. Namatame, “Analysis of consumer community structure and characteristic within social media,” *Social Computing and Social Media. Participation, User Experience, Consumer Experience, and Applications of Social Computing*, G. Meiselwitz (ed), Springer, pp. 336–354, 2020.
- [9] M. E. J. Newman, “Fast algorithm for detecting community structure in networks,” *Physical Review E*, **69**(066133), pp. 1–5, 2004.
- [10] T. M. J. Fruchterman and E. M. Reingold, “Graph drawing by force-directed placement,” *Software Practice and Experience*, **21**, pp. 1129–1164, 1991.
- [11] L. Page, S. Brin, R. Motwani and T. Winograd, “The PageRank citation ranking: Bringing order to the web,” *Technical Report, Stanford Digital Library Technologies Project, SIDL-WP-1999-0120*, 1999.
- [12] D. M. Blei, A. Y. Ng and M. I. Jordan, “Latent dirichlet allocation,” *Journal of Machine Learning Research*, **3**, pp. 993–1022, 2003.