

# ソーシャルメディア情報を用いたユーザ分析事例

大竹 恒平, 生田目 崇

本稿では、ソーシャルメディア上から取得したデータのうち、ユーザ間の繋がりをを用いた社会ネットワーク分析を活用した、ユーザ分析に関する取り組みを事例として紹介する。具体的には、あるファッションブランドにおける、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に関する事例と、大手ブログサービスにおけるインフルエンサーの成長過程において重要な要素の特定ならびに成長モデルの構築に関する事例を紹介する。

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、インフルエンサー

## 1. はじめに

近年、インターネット通信の一般化に伴い、われわれの生活を取り巻く環境は大きく変わりつつある。情報通信白書によれば、インターネットの人口普及率は平成25年末に8割を超えた [1]。パーソナルコンピュータ(PC)、スマートフォン、タブレットなどのインターネット通信機器は、今日、「一家に一台」ではなく「一人一台」にまで普及率を高めている。

こうした状況のもと、インターネット上でのコミュニケーションツールとして、ソーシャルメディアが広く利用されている。ソーシャルメディアとは、インターネットを利用して誰でも手軽に情報を発信し、相互のやりとりができる双方向のメディアであり、ソーシャル・ネットワークング・サービス(以下SNS)やブログサービス、動画共有サイト、近年ではメッセージングアプリであるLINEも含まれる [2]。2018年に総務省が行った調査 [3]によると、調査対象者の中で複数の代表的なソーシャルメディアサービス(Twitter, Facebook, Instagram, ブログなど)のいずれのサービスも使用していない人の割合は19.4%であり、およそ80%の人が何かしらのソーシャルメディア系のサービスを使用していることになる。

ソーシャルメディアの影響は企業のマーケティング活動にも及んでいる。多くの企業が製品やサービス、企業自体のプロモーション活動の一環としてソーシャ

ルメディアを活用しており、ソーシャルメディアマーケティングという言葉が登場するまでになった [4]。中でも、ユーザが興味・関心や出身・地域などの属性に基づきソーシャルメディア上で関係を形成したうえで構成されるユーザの集合である「ユーザコミュニティ」と、ユーザコミュニティにおいて特定の話題についての情報発信力に長けたユーザである「インフルエンサー」というキーワードは、多くの企業の注目を集めている。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コンテンツへの興味・関心、ユーザ属性(同じ出身・地域であることなど)といった共通点をきっかけとしたコミュニケーションを通じて、メディア上において他者との関係性を自発的に幅広く形成していく。ソーシャルメディア上に形成されるコミュニティを注意深く観察することで、自社の顧客や自社の評判をより深く理解することができる。

サイバーエージェントが行った調査によると、半数以上の企業が「インフルエンサーを活用している、または活用したことがある」と回答した [5]。従来、インフルエンサーといえば、文化人や芸能人といった、現実世界において影響力を有する人物を指していたが、近年ではソーシャルメディア上での活動により誕生したインフルエンサーも確認されており、著名人によるプロモーションと比べ一般消費者への影響力が大きいという報告もある [6]。インフルエンサーをプロモーション活動に用いることで、特定のコミュニティに対する高い宣伝効果が期待されている。

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の中でも、主にSNSやブログサービスを対象に、ユーザが行った活動(アクション)データを用いたさまざまな分析を行ってきた。本稿では、これらの取り組みのうち、消費者コミュニティならびにイン

---

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@indsys.chuo-u.ac.jp

フルエンサーに関する以下の2つの事例を紹介する。

- 消費者コミュニティの発見（あるファッションブランドにおける繋がりを用いた顧客コミュニティの発見）
- インフルエンサーの形成過程における特徴抽出（あるブログサービスにおけるインフルエンサーの成長過程のモデリング）

## 2. 消費者コミュニティの発見

本事例は、あるファッションブランドを対象に、消費者のSNS上での関係性に関する情報（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発見を目的としたものである[7]。対象としたファッションブランド（以後、ブランドAと呼ぶ）は、10代～30代の女性を中心に人気を博しており、大手百貨店を中心に全国的に店舗を展開している。また、実店舗以外の販売経路として、ECサイトを有している。

### 2.1 現状分析

はじめに、ブランドAのショップスタッフを対象に、SNSを用いた広告宣伝に関するインタビュー調査を行った。ブログやSNSなど複数のソーシャルメディアを活用しており、特にInstagramが有効であることがわかった。

ブランドAにおいては、Instagram上にブランドAの顧客により自発的に形成された消費者コミュニティがあり、Instagram上での交流を積極的に行っていることがわかった。さらに興味深いことに、このコミュニティ内では、ブランドAに対する顧客ロイヤルティにより、複数のコミュニティが階層化されて構成されていた。ここでは、ブランドAに対する顧客ロイヤルティが非常に高い顧客であるロイヤルカスタマーによるコミュニティを「コアコミュニティ」、コアコミュニティに属しているユーザーに対して憧れを抱いており、コアコミュニティへの参加を望むサポーターによるコミュニティを「ファンコミュニティ」、それ以外の一般的なブランドAの顧客を「ジェネラルコミュニティ」と定義した。コアコミュニティならびにファンコミュニティのユーザーは、売上への貢献以外にもSNS上での情報伝達においても重要な役割を担っている。

図1は、インタビュー結果に基づき、ブランド理解度と情報取得速度の2軸において各消費者コミュニティの関係を表したものである。

縦軸のブランド理解度は、単なるブランドAの商品情報だけではなく、ブランドAのプロデューサーやスタッフとの交流や、ブランドAが主催するイベントな



図1 インタビュー調査に基づく販売コミュニティと消費者コミュニティならびに、消費者コミュニティ内に階層的に存在する複数のサブコミュニティの関係性

どへの参加も含んだ理解度である。横軸の情報取得は、新情報を得るまでの速度を表している。一般的には、WebサイトやSNSなどを通じて新情報を得るが、先に述べたとおり、ショップスタッフとの交流を通じた情報取得や、新商品の発表会への参加などにより、情報の取得速度に違いがある。

なお、コアコミュニティに所属するユーザーは芸能人やモデルではなく、あくまで一般消費者である。しかしながら、コアコミュニティのユーザー複数名が店舗に来店する際には、彼女らと話がしたい、会いたいというファンコミュニティのユーザーが多数来店する。したがって、コアコミュニティに所属するユーザーならびにコアコミュニティ自体がインフルエンサー力を有しているという状況が推察される。そこで、データ収集を行った約2カ月間に「ブランドA」というキーワードを含んだ投稿をInstagramに行ったユーザーのフォロワー・フォロワーの関係を用い、社会ネットワーク分析によるコアコミュニティおよびファンコミュニティの特定を試みた。

### 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

先に述べたとおり、本事例はブランドAに関する投稿を行ったユーザーのフォロワー・フォロワー関係を用い、社会ネットワーク分析により、消費者コミュニティの発見を目的としたものである。

はじめに、2015/11/3～2015/12/25に「ブランドA」というキーワードを含む投稿を行ったユーザー情報を収集した。該当期間において3,866ユーザー（ここではPostUserと呼ぶ）の投稿があった。次に、PostUserのフォロワー・フォロワーの関係を取得した。ここで、フォロワーとは、PostUserがInstagram上で友人として登録を行ったユーザーを、フォロワーとは、PostUserを友人として登録を行ったユーザーを指す。表1に取得

表 1 取得したデータの概要

データ収集期間	2015/11/3~2015/12/25
PostUser 数	3,866 ユーザ
平均フォロワー数	約 212 ユーザ
平均フォロワー数	約 453 ユーザ



図 2 消費者コミュニティの可視化の結果

したデータの概要を示す。

分析に際し、上記の 3,866 名のうち、1 名以上のほかの PostUser をフォローしているユーザ 1,395 ユーザ (ここでは、KeyUser と呼ぶ) に着目し、KeyUser コミュニティに関するネットワーク構造を明らかにする。具体的には、KeyUser をノード (頂点)、ユーザ間に定義されるフォロワー・フォロワー関係をエッジ (枝) として捉えた。図 2 は、力学モデルに基づく 3 次元の Fruchterman Reingold モデル [8] により、KeyUser コミュニティの構造を可視化したものである。力学モデルに基づくグラフ描画アルゴリズムでは、類似するエッジを多く有するノード程近くに配置される。

図 2 中におけるノードは、周辺部のユーザは次数 (フォロワー数) が低く、左下近辺の集中した領域のユーザの次数は高い。図 2 においては、KeyUser コミュニティにおける 1 ノードが有する平均次数は約 6 であり、グラフ全体の密度は 0.002 と非常にスパースなネットワーク構造である反面、一部のユーザが高い次数を有するものの、半数を超えるユーザの次数は 2 以下であることから、スケールフリー性を有していることがわかる。

図 2 中左下の一部において、KeyUser 間の関係が強く表現された集合 (楕円部分) が確認できる。楕円中においては、多くの次数を有するノードが見られる。すなわち、コミュニティ内で特に多くの次数を有するユーザ同士により形成される、密なサブコミュニティが構成されている可能性がうかがえる。それ以外の周辺の小さい円で表したように、密なサブコミュニティから外れたところに多くの次数を有するユーザの存在

も確認された。

これらの楕円、小円内のユーザについて、分析対象期間内およびその前後数カ月の投稿内容を確認した結果、楕円内のユーザはブランド A の商品に関する投稿や、ファッションコーディネートに関する投稿、ブランド A と競合するほかのブランドに関する情報など、ファッションを中心に投稿していた。他方で、小円中のユーザはブランド A に関する投稿は少なく、その日の出来事を投稿するライフログとしての利用傾向が確認された。

なお、楕円中に属するユーザのうち、次数中心性指標の高い 208 名のユーザに対して、ブランド A のショップスタッフに協力いただき、コアコミュニティ・ファンコミュニティとして把握しているユーザの有無を調査した。その結果、208 名のうち 45% (26%がコアコミュニティ、19%がファンコミュニティ) がショップスタッフが把握している消費者コミュニティに所属するユーザであることがわかった。

### 3. インフルエンサーの形成過程における特徴抽出

本事例はある大手ブログサービスを提供する企業との共同研究において、ブログサービスの投稿および閲覧データを用い、プロガーの成長に寄与する他プロガーとの繋がりにおける特徴を明らかにすることを目的としたものである。具体的には、初心者プロガーの読者登録ネットワークの形成過程から、ネットワークの特徴量を用い、一定期間ごとにプロガー成長モデルの構築を行う。本事例では、一般プロガーがインフルエンサーへと成長する過程について以下の五つの仮説を設定した。

1. 他プロガーとの読者登録関係の構築が重要である
2. 多様なコミュニティとの読者登録関係が重要である
3. 周囲のプロガーに対する影響力が大きいプロガーとの読者登録関係が重要である
4. 多くのプロガーと読者登録関係を有するプロガーとの読者登録関係が重要である
5. 会員登録後の期間ごとに各特徴量の重要性が異なる

本事例では、ユーザごとの読者登録関係の動的ネットワークから特徴量を生成する。時系列に沿って観測した各特徴量を用いてモデル構築を行うことで、「どの時点」における「どの特徴量」がプロガー成長に寄与するかを把握することが可能である。また、構築する読

表 2 会員情報

カラム名	説明
dt	日付
user_id	ユーザ識別 ID
gender	性別
blogger_category	ブロガーカテゴリ
genre	ブログジャンル
reader_count	累積読者登録数
register_date	会員登録日

表 3 行動履歴データ

カラム名	説明
dt	日付
user_id	ユーザ識別 ID
blogger_id	ブロガー識別 ID
blogger_category	ブロガーカテゴリ
pv_article_entry_deta	記事画面閲覧数
post_comment	コメント数
post_reblog	リブログ数
count_like	いいね数
count_checklist	読者登録申請数

者登録ネットワークの各ノードに対して 2 つの属性を付与し、それらの属性を考慮した特徴量生成を行った。

1 つ目は、コミュニティの属性である。データ期間内に出現した一般ブロガーのブログジャンルは 183 にも及ぶが、類似するジャンルも多く見受けられた。そこで、ブログのジャンル間の閲覧関係をネットワーク空間に表現し、主要なネットワーク分析の 1 つであるコミュニティ検出 (Infomap 法 [9]) を適用することで 26 種類のコミュニティへの類型化を行ったものを用いた。2 つ目は、高影響ブロガーラベルである。各コミュニティ内におけるいくつかのアクション関係 (PV (ページビュー)、いいね、リブログ、コメント) のアクション関係を用いて各ブロガーの影響力を PageRank [10] により評価し、その値が高いブロガーを高影響力ブロガーとして定義した。

### 3.1 データ概要

使用データはある大手ブログサービスの 2018/01/01~2018/05/31 における日次の会員情報データおよび行動履歴データである。使用したデータの詳細を表 2、表 3 に示す。なお、blogger\_category カラムは公式ブロガーには official、一般ブロガーには top general、general のいずれかの値が付与されているが、本事例では、期間中に新規登録した 3,269 人の一般ブロガーを対象とした。

### 3.2 ブロガー成長タイプの類型化

本事例では各ブロガーが会員登録後から徐々に注目を集めていく過程をブロガーとしての成長と定義した。注目度の指標としては日ごとの被 PV 数を使用し、その時系列推移によってブロガーの成長タイプを類型化する。具体的なブロガーの成長タイプの類型化の手順を以下に示す。

1. 被 PV 数推移の関数近似
2. 類型化のための条件設定
3. 関数形状 (成長タイプ) に基づく類型化

まず、分析対象の 3,269 ブロガーについて、各ブロガーの会員登録日から 120 日間における日ごとの被 PV 数の時系列データを作成する。そして、7 日移動平均をとった PV 数の時系列データに対して、時点を説明変数とした最小二乗法による関数近似を行う。ただし、120 日間において 5PV 以下である日数が全体の 90% 以上を占める 319 ブロガーについては、PV 数が不十分であるとして関数近似の対象からは除き、残る 2,950 人に対して関数近似を行った。想定した関数は以下の 2 種類である。

- 三次関数:  $y = ax + bx^2 + cx^3 + d$
- シグモイド関数:  $y = 1/(1 + e^{-ax+b})$

これら 2 種類の関数について、データ区間を [0, 1] と正規化して近似を行い、RMSE の値が小さいほうの関数をそのブロガーの最適近似関数として採用した。そして、RMSE が 0.1 以下の関数近似の当てはまりのよいブロガーを抽出して条件設計を行った。詳細な条件設定についてはここでは割愛させていただくが、本事例では、上記の 2 つの関数について時間とともに PV が増加傾向にあるか減少傾向にあるかを判定し、ブロガーの成長タイプを「加速型」と「減速型」の 2 つのタイプに分類した。

### 3.3 ブロガー成長判別モデル

先に示した加速型および減速型と分類されたブロガーを対象に、ブロガーの成長要因を把握するための分析を行う。特に本事例では、各ブロガーの会員登録から一定期間ごとの行動を観測することで、どの期間における行動が成長に寄与するのかを明らかにする。具体的な行動としてはブロガーの成長には他ブロガーとの読者登録関係に関する行動を対象とした。

モデル構築を行う前に、加速型および減速型ブロガーの読者登録数に関する傾向を把握する。図 3、図 4 は各ブロガーの会員登録から 120 日間における読者登録数の推移を加速型、減速型別に表したものである。また、読者登録した場合と読者登録された場合 (以後、前



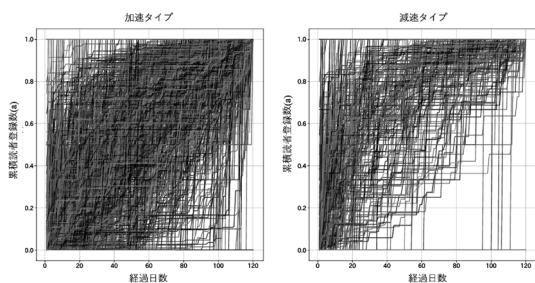


図3 累計読者登録 (a) の推移 (左: 加速型, 右: 減速型)

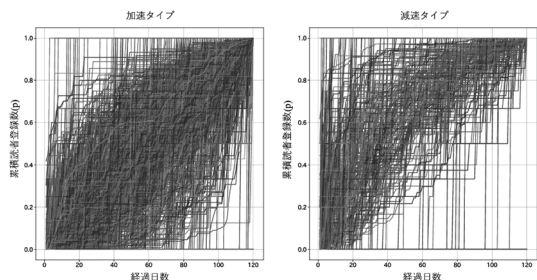


図4 累計読者登録 (p) の推移 (左: 加速型, 右: 減速型)

表4 累計読者登録推移によるセグメント

セグメント	条件
zero	$(C_{120}^a = 0)$ または $(C_{120}^p = 0)$
late	$(C_{30}^a = 0)$ または $(C_{30}^p = 0)$
ceiling	$(C_{60}^a = 1)$ または $(C_{60}^p = 1)$
late&ceiling	$(C_{30}^a = 0$ かつ $C_{60}^a = 1)$ または $(C_{30}^p = 0$ かつ $C_{60}^p = 1)$
change	$(C_{30}^a \neq 0$ かつ $C_{60}^a \neq 1)$ かつ $(C_{30}^p \neq 0$ かつ $C_{60}^p \neq 1)$

者を「読者登録 (a)」, 後者を「読者登録 (p)」, 相互登録の場合は両方でカウントする) を区別している. グラフは各日の累積読者登録 (a, p) 数を 120 日時点の値で除した値となっている.

加速型は減速型と比較すると初めて読者登録 (a, p) した日が遅く, 一方, 減速型は会員登録から早期の時点で累積数が収束に近づくプロゲラーが多い傾向がある. さらに, 双方の成長タイプにおいて, 一度も読者登録 (a, p) を確認することができなかったプロゲラーが存在することもわかる. これらの特徴を踏まえ, 加速型および減速型のプロゲラーに対して, 累積読者登録 (a, p) 数の推移によるセグメンテーションを行う. 設定したセグメントは表 4, 図 5 に示す 4 種類 (zero, late, ceiling, change) の型からの 5 つのセグメントである. なお,  $C_t^a$

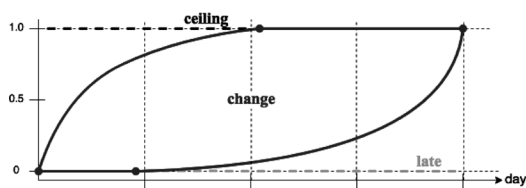


図5 セグメントの考え方

表5 4つの成長タイプ判別モデルの目的変数および対象期間

モデル	目的変数	対象期間
1	成長タイプ (1, 0)	$1 \leq t \leq 30$
2		$31 \leq t \leq 60$
3		$61 \leq t \leq 90$
4		$91 \leq t \leq 120$

表6 4つの成長タイプ判別モデルにおいて有意となった説明変数

説明変数		モデル			
		1	2	3	4
読者登録 (a)	number of community				+
	number of check			+	+
読者登録 (p)	same community ratio	-			
	number of community		+	+	
	check blogger indegree		-	-	-
	high influence ratio				+

と  $C_t^p$  はそれぞれ時点  $t (t = 1, \dots, 120)$  における累積読者登録数 (a, p) 割合を示す.

表 4 のうち change セグメントに所属し, 加速型および減速型プロゲラーに分類された RMSE 上位 100 プロゲラーを対象に成長タイプ判別を二項ロジスティック回帰分析により行い, その特徴を明らかにする. 構築する成長タイプ判別モデルは, 異なる期間における特徴量を用いた 4 つのモデルである (表 5). 目的変数は全モデル共通で成長タイプが加速型であれば 1, 減速型であれば 0 とする.

説明変数として使用する特徴量については, モデルごとに使用する期間は異なるがその算出方法は共通である. 特徴量としては, 「読者登録数」「同コミュニティプロゲラー割合」「ユニークコミュニティ数<sup>1</sup>」「密度<sup>2</sup>」「相互性<sup>3</sup>」「読者登録したプロゲラーの平均次数」「高影響プロゲラー割合」を用いた. なお, 5-fold cross validation

<sup>1</sup> 期間内に読者登録したプロゲラーが所属するユニークコミュニティ数

<sup>2</sup> 各プロゲラーが構築した読者登録ネットワークを対象とした完全グラフのエッジ数に対する実際のエッジ数の割合

<sup>3</sup> 各プロゲラーが構築した読者登録ネットワークにおいて相互登録されている割合

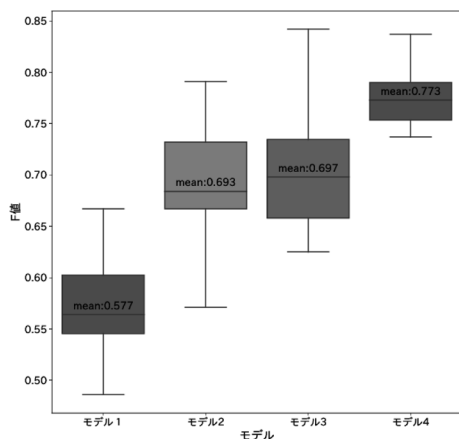


図 6 4つの成長タイプ判別モデルの F 値

による交差検証を行い、さらに AIC 基準の変数選択を行っている。また、モデルの頑健性の担保のために 3 つの異なる乱数によるサンプリング（加速、減速ともに 100 ケースを抽出）を行っている。

この結果から過半数の検証において 5% 有意となった説明変数を最終的に有意な説明変数として採択した。表 6 に有意となった説明変数を示す。なお、表中の「+」と「-」はそれぞれ偏回帰係数が正、負であることを表す。また、図 6 は、各モデルの精度指標として算出した F 値の箱ひげ図である。

### 3.4 結果の解釈と仮説の評価

各モデルで選択され有意となった説明変数から全体傾向の考察を行う。

本事例では読者登録というアクションについて、各ブロガーが“読者登録する”、“読者登録される”という 2 つの方向の特徴量を作成した。結果の表より、“読者登録した”アクションに関する変数はモデル 4 のみで採用され、それ以外はすべて“読者登録された”アクションに関する変数が有意となっている。実際には、初心者ブロガーが“多くのコミュニティから読者登録される”、“高影響力なブロガーから読者登録される”ことなどはかなりハードルが高いように思える。しかし、比較的自由度の高い“読者登録する”というアクションについては、加速型および減速型ブロガーの間に差がなく、ブロガー成長に重要な読者登録の方向と登録先の質という点での新たな知見が得られた。

登録先の質という観点について考察すると、モデル 2~4 の 3 期間における特徴量として、読者登録されたブロガーの平均入次数 (indegree) はブロガー成長に対してマイナスに寄与している。特に、モデル 3 の期間においては、高影響力ブロガーから読者登録されるこ

とがブロガー成長にプラス要因となっている。

異なる期間における特徴量を用いた判別モデルを構築したのは、成長を予測することが可能な時期を特定することを目的の 1 つとしたためでもある。モデル 1 (30 日まで) に比べ、モデル 2 (60 日まで) では 10% 以上の F 値の精度向上が確認できた。会員登録後 4 カ月間の計測期間の中で前半期間に相当するモデル 2 の期間までに、およそ 70% の精度が得られたことは、早期の段階においてブロガーの成長特定につながる有用な結果であると考ええる。

最後に、ブロガー成長に寄与する要因に関する 5 つの仮説については、分析の結果から、4 つ目の仮説「多くのブロガーと読者登録関係を有するブロガーとの読者登録関係が重要である」以外は支持された。こうした結果は、成長したブロガーが有する読者登録ネットワーク形成過程に関する特徴を把握するうえでの有益な結果であると考ええる。

## 4. おわりに

本稿では、消費者行動領域において、筆者らが過去に取り組んだソーシャルメディア情報を用いた研究事例を 2 つ紹介した。

1 つ目の事例は、Instagram 上から取得した消費者の SNS 上での関係性に関する情報（フォロワー・フォロワーの関係）を用いた、あるファッションブランドにおける消費者コミュニティの特定を目的としたものである。特定したコミュニティ内のユーザに対する評価を行った結果、非常にシンプルな方法にもかかわらず、約半数はブランド A に対するロイヤルティが高く、消費者コミュニティの中核をなすユーザであることを明らかにできた。

2 つ目の事例は、ある大手ブログサービスにおいて、ブログサービスの投稿および閲覧データを用い、初回登録時点からブロガーの成長に寄与する他ブロガーとの繋がりに注目したブロガー成長モデルの構築を行ったものである。本事例では、あらかじめブロガーの成長を加速と減速の 2 つのタイプに分類し、30 日間隔に設定した時点におけるほかのブロガーとの繋がりをを用いて作成したネットワーク特徴量を説明変数とした判別モデルの作成を行った。その結果、ブロガーの成長に影響のあるネットワーク構築の諸変数を明らかにできた。

ソーシャルメディアの流行を背景に、今後ソーシャルメディアマーケティングの重要性はより一層高まることが想定される。ソーシャルメディアは商品・サー

ビスの提供者にとって、有益な広告メディアであるとともに、投稿される情報をコントロールすることは困難であり、危機的な状況を招く可能性もある。今後の展開としては、実際に投稿されたテキストや画像を注意深く観察することで、商品・サービスの改善やCRMの構築に繋がることが期待される。

#### 参考文献

- [1] 総務省, “インターネットの利用動向,” 平成 26 年度版情報通信白書, 2014.
- [2] 総務省, “ソーシャルメディアの普及がもたらす変化,” 平成 27 年度版情報通信白書, 2015.
- [3] 総務省, 「ICT によるインクルージョンの実現に関する調査研究」, [http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h30\\_03\\_houkoku.pdf](http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/h30_03_houkoku.pdf) (2019 年 8 月 19 日閲覧)
- [4] 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.
- [5] サイバーエージェント, 「マーケティング活動におけるインフルエンサーの活用状況に関するアンケート調査」, <https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=21673> (2019 年 8 月 19 日閲覧)
- [6] マーク・W・シェイファー (中里京子訳), 『個人インフルエンサーの影響力』, 日本経済新聞, pp. 21–78, 2012.
- [7] K. Otake, T. Uetake and A. Sakurai, “Consideration of the loyal customer sub-communities in a consumer community through analysis of social networking services: A case study of a fashion brand,” *HCI International 2016-Posters' Extended Abstracts*, **618**, pp. 77–81, 2016.
- [8] T. M. J. Fruchterman and E. M. Reingold, “Graph drawing by force-directed placement,” *Software Practice and Experience*, **21**, pp. 1129–1164, 1991.
- [9] M. Rosvall and C. T. Bergstrom, “Maps of random walks on complex networks reveal community structure,” In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **105**, pp. 1118–1123, 2008.
- [10] 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, 1999.