

ユーザー生成コンテンツの系統的レビュー

Systematic review of User-generated content

片野 浩一

Koichi KATANO

要旨

本稿では、ユーザー生成コンテンツ（user-generated content）に関するビジネス・経済学・社会学分野のジャーナル等を学術論文データベースから絞り込み、研究テーマや目的から4つのカテゴリーに分類した。第1はUGCの動機づけ要因の解明である。そもそもユーザーはどのような動機や目的からUGCを創ってネット上に公開しようとするのか、どのような動機づけがあるのか、に関する研究である。第2にUGCが投稿されるプラットフォームにおけるコンテンツの視聴履歴やお気に入り登録数など成果指標の推移を追跡する研究がある。YouTubeの人気動画コンテンツの視聴回数の推移パターンを調査し、そのモデル化から人気コンテンツの要因を探ろうとする研究である。第3は、インフルエンサー・マーケティングとラベリングしてマーケティング・コミュニケーション研究で歴史の長いクチコミ研究の流れを括った。第4は、製品レビューや検索ランキングなどUGCのビッグデータから製品・サービスの開発に役立つ顧客ニーズを抽出しようとするアプローチであり、機械学習によるデータ収集と自然言語処理による分析という近年進歩が目覚ましい手法に特徴がみられる。インプリケーションとしてメディアとコンテンツの特性からUGCを再分類して今後の研究の方向について展望した。

[キーワード] ユーザー生成コンテンツ, インフルエンサー・マーケティング, 自然言語処理

1. UGMからUGCへ

消費者にとって今や生活に欠かせないコミュニケーション手段となった Twitter や Facebook, Instagram 等の SNS（ソーシャルネットワーキング・サービス）を初めとするプラットフォームのサービスが拡大している。インターネットとデジタル技術の普及で消費者ユーザーがコンテンツを制作、生産、流通させるコストが下がることで一気に私たちの社会に浸透した。その内容は、SNSや電子掲示板、ブログなどに書き込まれたテキストやコンテンツのプラットフォームにアップロード・公開された写真や画像、音声、動画、アニメーションなど多岐にわたる。SNS 以外には、写真の共有サイト「flicker」、ソーシャル・ブックマーク・サイト「del.icio.us」、動画共有サイト「YouTube（ユーチューブ）」、交流コミュニティサイト「MySpace」、百科事典サイト「Wikipedia」などの普及が見られる。日本発では動画共有サイト「ニコニコ動画」（2006 年サービス開始）やイラスト投稿サイト「ピクシブ(pixiv)」（2007 年サービス開始）が人気である。これら消費者ユーザーが自ら作成して投稿されるメディアやプラットフォームは「消費者生成メディア

（consumer-generated media :CGM）」あるいは「ユーザー生成メディア（user-generated media :UGM）」と呼ばれてきた(Shao 2009)。Shao(2009)は、2000年代後半から登場した代表的なメディアの特性を分析し、消費者ユーザーは情報収集や楽しみ、気分転換などを目的に、社会的なつながりや仮想コミュニティへの参加を求めると報告している。その後、研究対象がメディア（CGM）から投稿されるコンテンツそのもの（＝ユーザー生成コンテンツ：user-generated content: UGC）にシフトしていく。Kaplan and Haenlein (2010)は、コンテンツの意味をふまえてUGCの定義とソーシャルメディアを分類した。それによれば、「UGCとは人々が日常的なソーシャルメディアの中で、専門的な機関とその実践の外側から創られ、個人的あるいは集会的に生成、調整、共有、消費されるものである」と定義し、UGCが生成されるソーシャルメディアについて、表現方法と社会的存在感から、①協働プロジェクト（Wikipedia）、②ブログ、③コンテンツ型コミュニティ（YouTube）、④SNS、⑤バーチャルゲーム(World of Warcraft)、⑥バーチャルソーシャル・ワールド(Second Life)、に分けた。この分類にはコンテンツとメディアの関係が未分化に示されており、研究対象がシフトする過渡期の特徴が表れている。

このUGCについて、クラウドソーシングの研究で知られるHowe(2009)は、かつて、ほとんどの文化はUGCだと考えられる時代があったと言う。Howe(2009)によれば、芸術や科学の分野で達成された偉業の多くはアマチュアの手によるものであり、写真や映画、蓄音機、ラジオなどの大量再生産の技術と文化的生産物の商業化が進むと、文化の生産者と消費者が区別されることとなった。クリエイティブな音楽コンテンツを生み出すアーティストやレーベル企業と、これを消費して楽しむファンやユーザーの関係である。そしてインターネットの登場は、この作り手と買い手の距離を再び縮めることとなり、ユーザーの創作活動への参加を促進するようになったと述べている。

2. クチコミ研究からUGC研究へ

また、現在のUGC研究には、マーケティング・コミュニケーションの大きな研究潮流であるクチコミ（word of mouth: WOM）研究も広く含まれるようになっている。Amazon.com や価格.comなどのネット小売企業のユーザーが投稿する製品レビューは、かつては人的コミュニケーションを介して伝達されたクローズドな経験情報であったが、今やインターネットやSNS上のテキストとして投稿される公開情報に変わり、ネットで伝播するクチコミのコンテンツとして理解されるようになった。伝統的にクチコミとは、Arndt(1967)による3条件（①話し手と受け手間の口頭コミュニケーション、②受け手は非商業的なコミュニケーション、③製品・ブランド・サービスの内容を含む）から定義され、主としてコミュニケーションの伝達プロセスが研究の焦点となってきた。その後インターネットにおける製品レビューサイトや、ネット通販企業の製品レビュー欄が登場すると、二者間の口頭コミュニケーションの意味合いが薄まり、近年はTwitterやFacebookなどのソーシャルメディアに投稿されるeWOM(電子口コミ)が書籍やビデオ、音楽アルバムのようなコンテンツ製品分野で消費者の購買意図や売上にどのように影響するかというコミュニケー

ション研究が目立つようになった (Chevalier and Mayzlin 2006, Toubia and Stephen 2013, Kumer et al. 2013)。これらの研究に共通するのは、製品レビューの数や統計量（平均値や分散）が、該当する製品ページの閲覧数や売上に影響するという因果モデルとその検証である。このようにクチコミはネット上で伝播する消費者の製品・ブランド・サービスに関してテキストを中心とするUGCの1つとして理解されるようになったのである。

3. UGC 研究の系統的分類

こうしたUGC研究が増えていく中で、Naab and Sehl(2016)はUGC研究の成果を系統的に整理している。欧州のコミュニケーション研究分野が中心ではあるが、9つの国際ジャーナルを対象に、UGC研究が増加した2004年～2012年の期間の論文（計285本）を収集した。その際のUGC要件を、(1)ユーザーが個人で作成する、(2)専門的な業務以外で作成する、(3)インターネットの交流サービス（ブログ、ディスカッションフォーラム、メーリングリスト、SNSなど）に公開する、と定義したうえで、2004年から初期にはディスカッションフォーラム対象の研究が多く、2007年ごろからブログ研究が増え、2009年以降はSNS研究が急増して2012年調査の40%近くを占めた。論文の研究背景には、メディア社会学32%、対人コミュニケーション29%、ジャーナリズム研究25%、政治的コミュニケーション23%、メディアコンテンツ研究19%と続く。また研究方法では、定量的なコンテンツ分析28%、標準化された定量調査28%、標準化されない定性的テキスト分析24%、が占めた。

表1 UGC論文レビューに含まれるコンテンツ(n=67)

コンテンツの種類	構成比 (%)
テキスト	90
リンク	27
動画	10
写真画像	6
音楽	3
広告	2
アニメーション	0

(Naab and Sehl 2016)

このうち、定量的なコンテンツ分析を行う67件の研究から扱うトピックを調べると、政治問題37%を占めており、SNSのメッセージには社会志向が強いと指摘している。そして同67件のコンテンツ分類ではテキストが90%を占めていた（表1）。コミュニケーション分野の集計では

あるが、UGC研究の対象は政治問題トピックを多く含むテキスト形式であった。

4.文献検索と抽出、分類

本稿では、学術論文データベースScopusから「user generated content」のキーワードから論文を検索した(タイトル, アブストラクト, キーワード)。2006年～2020年の期間を設定し、全ジャンルのJournal Articleは13万件存在した。そして、専門分野のカテゴリーをビジネス, 経済学, 社会学に絞り、3,418件が抽出された。論文公開の時間的な推移として、2006年～2010年が670件、2011年～2015年888件、2016年～2020年が1,860件と近年ほど急増する傾向が見られる。その中から研究テーマの分野を絞るために、consumer, marketing, management, social media, のいずれかのキーワードをタイトル・アブストラクト

に含む論文131件を絞り込んだ。これに該当論文が引用する重要と思われる論文を加えた対象を最終的にレビューすることにした。

これら131件の内容を筆者の知識と理解で概観したうえで、研究テーマや目的から4つのカテゴリーに分類してみた(表2)。第1はUGCの動機づけ要因の解明である。そもそもユーザーはどのような動機や目的からUGCを創ってネット上に公開しようとするのか。UGCの種類により、また作成の方法によりどのような動機づけ要因があるのか、に関する研究である。第2にUGCが投稿されるプラットフォームにおけるコンテンツの視聴履歴やお気に入り登録数など成果指標の推移を追跡する研究がある。YouTubeの人気動画コンテンツの視聴回数の推移パターンを調査し、そのモデル化から人気コンテンツの要因を探ろうとする研究である。また、インターネット上でコンテンツを複数のユーザーが参加して協働開発ないし創作するプラットフォームの研究もある。参加するメンバーと管理者の関係とそのつながりを社会ネットワーク分析から明らかにして成果への影響を探る。第3は、インフルエンサー・マーケティングとラベリングするが、上述したクチコミやeWOM研究の流れを括った。ただし検索ワード「user generated content」を含まない論文は除いている。第4は、製品レビューや検索ランキングなどUGCのビッグデータから製品・サービスの開発に役立つ顧客ニーズを抽出しようとするアプローチであり、機械学習によるデータ収集と自然言語処理による分析という近年進歩が目覚ましい手法に特徴がみられる。

表2 UGCの研究カテゴリーと文献の分類

UGCの研究カテゴリー		文 献	研究対象、理論	実証的分析方法
(1)ユーザー投稿の動機づけ要因の研究		Daugherty et al (2008)	Katzの動機づけモデル	質問紙調査、重回帰分析
		Wang and Li(2014)	自己決定理論	質問紙調査、SEM(部分最小2乗回帰)
		Pocha and Martin(2015)	外発的・内発的要因	質問紙調査、ANOVA
(2)プラットフォームの協働・伝播の研究	YouTubeプラットフォームの普及・伝播	Figueiredo et al(2011)	YouTubeコンテンツの人気機能とリファラーリストの推移	Google検索、時間的累積推移分布
		Susarla et al. (2011)	YouTubeコンテンツの拡散、社会的相互作用	社会ネットワーク分析、SEM
	協働開発プラットフォームの社会関係	Ransbotham et al(2012)	ウィキペディア医学記事のネットワーク特性とGoogle検索ビュー数の関係	社会ネットワーク分析、SEM
		Mallapragada et al(2012)	協働製品開発プラットフォーム、社会関係資本	社会ネットワーク分析
(3)インフルエンサー・マーケティング研究	eWOM, SNS投稿の製品ブランド影響	Lopez and Sicilia(2014)	eWOM、知覚された情報源の信頼性	質問紙調査、統計、SEM
		Malthouse et al(2016)	ソーシャルメディア、エンゲージメント、精緻化見込モデル	統計、回帰分析
		Macon(2017)	Instagram投稿タグ、企業ブランドの認識	ANOVA 相関
		Liu et al(2017)	Twitterブランドトピック投稿 肯定的・否定的ツイート	テキストマイニング
		Yi et al(2019)	製品レビュー、肯定的・宣伝的	質問紙調査、ANOVA
		Lou and Yuan(2019)	Facebookユーザーの製品ブランド投稿、フォロワー関係と購入意図	質問紙調査、統計、SEM
	旅行経験の顧客レビュー・ランキング	O'Connor (2008)	トリップアドバイザー：投稿レビュー	統計、回帰分析
		Ye, et al (2011)	オンライン旅行代理店の顧客レビューが業績に与える影響	ANOVA 相関
		Ghose et al(2012)	米国ホテル予約の検索ランキングシステム、SNS投稿コンテンツ	機械学習、テキストマイニング
(4)製品サービス開発と顧客ニーズ探索手法の研究		García-Barriocanal et al.(2010)	トリップアドバイザー：投稿レビュー	機械学習、自然言語処理
		Duan et al.(2013)	ホテル予約サイトの投稿レビュー	機械学習、自然言語処理
		Timoshenko and Hauser(2019)	Amazonオーラルケア製品レビューから顧客ニーズの抽出	機械学習、自然言語処理
		von Hippel and Kaulartz(2020)	ユーザー・イノベーション アイデア抽出	機械学習、自然言語処理

5. UGC を創出するユーザー投稿の動機づけ要因の研究

このカテゴリーは伝統的な心理学や組織論で提唱されてきた動機づけ理論を援用した実証研究である。まず、Daugherty et al.(2008) では人を動機づける形成の態度基盤となるカッツの4つの機能(Katz 1960), ①自己の報酬を求める功利主義機能, ②新たな知識や情報を獲得して世界を単純化して理解しようとする知識機能, ③自分が信じる道德概念や価値観を表す価値表出機能, ④自己のイメージを守り, 内部の不安や外部からの脅威から身を守る自我防衛本能に加えて, 友人との交流機会を増やそうとする社会的機能, の5つの要因(因子)が, UGCの創作行動に正負の影響を与えるかどうか, サンプルングによる質問紙調査から検証している。重回帰分析の結果, 社会的機能と自我防衛機能がプラスに, 価値表出機能がマイナスに, 他は影響が見られなかった。調査ではユーザーが創作したUGCの分野は, ブログの記事投稿, コミュニティへの写真投稿, やディスカッションフォーラムへの参加であり, イラストや音楽, 動画などクリエイティブなコンテンツは少ない。一方でこれらのクリエイティブ・コンテンツは約5割のユーザーが消費していた。この調査の被験ユーザーは, 創作性の低いコンテンツを制作して投稿する一方, 消費するのは創作性の高いコンテンツであった。また報酬を期待する功利主義機能の態度は, UGC, 特に動画や音楽のようなクリエイティブ・コンテンツの創作に影響を与えないという結果は今後の詳細な研究が待たれるところである。

第2に, Wang and Li(2014)は, ユーザーがUGCの創作を動機づける要因について自己決定理論の成果を援用して実証研究している。自己決定理論(Deci and Ryan 1985)では, 人間の幸福と人々を満足に向けた動機づけを支援する基本的な心理的なニーズ(①能力の必要性: 挑戦的なタスクを達成したいという願望, ②自律性: 自分がオリジナルを作成したいという願望)を説明する。研究ではユーザーがソーシャルメディアでUGCを作成する個人の動機づけを従属変数として, この説明変数にコンテンツの魅力と知覚能力, 個人の慈悲や能力への信頼と認識の自律性, また個人の能力指向と自律指向などを想定して下位の観測変数から説明される因子(潜在変数)として用いる。測定方法は米国在住の大学生221人に対してインターネットによる質問紙調査から回答データを収集しており, 対象となるUGCはFacebookへ投稿するコンテンツである。潜在変数の収束妥当性と弁別性を評価した後に, 構造方程式モデリングの1つである部分最小2乗回帰(PST)でモデルの適合度とパス係数の推定値が評価された。結果, コンテンツの魅力は知覚能力に強い正の影響があり, 知覚された自律性には慈悲と能力への信頼に正の影響が見られ, 最後のUGCへの創作動機には, 知覚された能力, 知覚された自律性, そして能力指向が影響を持っていた。この研究の貢献は, 自己決定理論に基づく知覚能力と自律性がUGCの創作動機につながることを実証的に示した点にあるだろう。ユーザーがコンテンツに魅力を感じるほど知覚能力が高まり, 創作動機につながる。ただし, これはソーシャルメディアの1つであるFacebookに投稿されるコンテンツ, つまりテキストや写真, 映像について当てはまる結論である。

第3に, Poch and Martin(2015)の研究ではUGCの創作を動機づける要因を内発性と外発性(Murray 1964)から説明する指標を元に実験計画と分散分析から検証した。具体的に

は、利他主義、経済的インセンティブ、社会的利益の創作動機への影響が調査された。仮説1として他人を助ける利他主義の高い消費者は、それが低い消費者よりもポジティブおよびネガティブなブランドのユーザー生成型の動画コンテンツを作成する可能性が高くなる。仮説2は外的報酬（経済的インセンティブ、社会的利益）が提供されると、消費者は報酬が提供される前よりもポジティブおよびネガティブなブランドのユーザー生成型の動画コンテンツを作成する可能性が高くなる。仮説3は経済的インセンティブがポジティブおよびネガティブなUGCを作成する可能性に対して、社会的利益よりも大きな影響を及ぼす。測定方法はオーストラリアの大学院生101名を対象にしたインターネットによる質問紙調査である。実験の条件として、経済的インセンティブは新しいデジタルカメラを購入して製品を紹介する動画を制作してYouTubeなどのサイトで公開することで各クリエイターには50ドルの報酬が与えられるものと仮定する。また社会的利益として購入したカメラの広告を作成してYouTubeなどのサイトに公開し、友人などから多くの意見とコメントを受け取るものとする。ANOVA（分散分析）の結果から、利他主義がユーザーがポジティブな動画コンテンツを作成する可能性に大きくプラスに影響した。またコンテンツ作成に対して外部からの報酬を提供することは、ポジティブな動画コンテンツを作成する可能性に大きなプラスの効果をもたらした。経済的インセンティブは社会的利益よりも大きな効果が見られた。この研究の実務的な示唆として、ブランドに関するユーザーが生成したコンテンツを奨励したいマーケティング担当者は、高い利他主義の消費者をターゲットにして経済的インセンティブを提供することが有効になる。一方で内発的動機づけには行動そのものの喜びや満足から生じる要因、やりがいや楽しみなど重要な要因もあり、そうした動機づけ要因を包括的に捉えていない点に限界が残る。

このほか、Bründl and Hess (2016)は、ソーシャルライブ・ストリーミング・プラットフォーム「Twitch」の投稿発信ユーザーを対象としたウェブ質問紙調査を行い、ソーシャル・キャピタル理論を介してユーザーの投稿動機について分析した研究もある。結果はコンテンツの投稿量は主に個人の動機に影響されるが、コンテンツの投稿を継続する意図は主に投稿者のソーシャル・キャピタル（社会関係資本）に影響されることが示されている。

6. プラットフォームにおける協働・伝播の研究

このカテゴリーには、UGCが投稿・公開されるプラットフォームにおける視聴（再生）回数や普及の指標を使って成果を測定しようとする研究、およびコンテンツやオープンソースソフトウェアを協働開発するプラットフォームにおける協働関係を社会ネットワーク分析から捉えようとする研究がある。

(1) YouTube プラットフォームの普及・伝播

6 まず、Figueiredo et al.(2011)の研究では動画がYouTubeにアップロードされて公開されて以降の期間を追いかけて、個々の動画の人気の経過とともにどのように推移するのか、そのパターンの分析を通してユーザーが動画に惹きつけられる要因や人気動画が生まれ

るメカニズムについて検証している。YouTube のプラットフォームで当時実装されている 2 つの統計機能、① 3 つの人気機能（視聴回数、コメント数、お気に入りマーク数）の時間的な累積推移分布、② 視聴ユーザーを動画に導く重要なリファラー（ウェブページ移動前のリンク元ページ）のリスト（リファラー動画の視聴回数や動画に初めて到達した日付）を利用する。収集したデータセットは、① 世界中の国ごとの人気コンテンツのトップリスト合計 27,212 本、② 著作権侵害で YouTube から除外された YouTomb データベース、③ ランダムサンプリングによるユニークな動画 24,484 本、の 3 種類である。視聴パターンは視聴回数で測る人気のピークに到達する期間をデータセット間で比較した。その結果、YouTomb 動画でピーク到達が早かった。YouTomb 動画の人気ピーク到達が最も速いのは、これらの多くがテレビ番組や音楽の予告編など著作権保護コンテンツで占められているため、ユーザーが違法性を認識して早く探して視聴するからではないかと考察している。またトップリストは人気が急上昇する傾向にある。またユーザーを動画に導くリファラーについて、外部カテゴリー（YouTube 動画リンクのある WEB サイト）、Google 検索サービスから構成されるリファラーグループ、さらに YouTube の内部メカニズムの関連動画リストの機能などを分析したところ、動画は YouTube 内部機能が、YouTomb とランダムリストの動画では Google 検索サービスがそれぞれに影響していた。

このほか、YouTube における UGC の視聴パターンを分析した類似の研究に Szabo and Huberman (2010) や Borghol et al. (2011) があり、アクセス数の分布の違いからモデル化したり、初期の視聴数から将来の視聴数を予測する方法を提案している。

次に、YouTube における UGC の普及について研究した Susarla et al. (2012) は、消費者パネル調査から YouTube のコンテンツ情報とユーザー情報を取得し、社会的な学習 (social learning) や、イノベーター、世論形成者といった役割から社会的な影響が伝達されるメカニズムを社会ネットワーク分析を使って見いだしている。YouTube に UGC を投稿する 913 人のユーザーと彼らが投稿した 4,106 本の動画を 2 か月間にわたり視聴回数などの成果指標を測定している。ユニークなのはパネルユーザーの投稿コンテンツが外部からリンクされる数も集計しており、ユーザーとコンテンツが有するネットワーク構造が視聴成果と普及に影響を与えるというユニークな仮説を立てている。結果、その社会的相互作用のメカニズムはユーザーによって生成されたコンテンツの成功だけではなく、社会的なネットワークにも強く影響されることを示し、それはコンテンツの普及プロセスに影響する社会的プロセスの差異を区別しない Bass モデルとは極めて対照的であると結論づけている。具体的には、ユーザーが参加する友人ネットワークの次数中心性の高い位置にいるユーザーが公開するコンテンツは早期に普及し、その周辺的なネットワークにいるユーザーのコンテンツは遅れて普及する違いを検証している。この研究には YouTube という動画投稿プラットフォームで UGC の投稿後の普及（＝視聴成果）を従来型の製品普及の Bass モデルと比較して、その普及プロセスを投稿ユーザーの関係ネットワークの特性から説明しようとするユニークな特色がある。

(2)協働開発プラットフォームの社会関係

ユーザーが協働で記事を寄稿する wikiWeb サイト, Wikia や Wikipedia, また World of Warcraft, あるいは参加者が共有スペースを作成して共有タスクを実行する場所, Sourceforge や Linux などのオープンソースソフトウェアのプロジェクトなどの例は, すべてユーザーが協働で作成した UGC であり, 同一のコンテンツを複数のユーザーが同時に編集しながら, 追加と削除を経ながら生成されていく特徴がある。そこで Ransbotham et al.(2012)の研究では, このユーザー協働型の UGC に注目してウィキ医学プロジェクトのウィキペディア記事 16,068 件を調査し, 視聴者によって測定された UGC の価値に対する協働的なネットワーク構造の影響について経験的に検証している。第1の仮説はユーザーが提供する知識と努力が UGC を制作する主要なインプットであり, 協働プロジェクトに参加する貢献者の数が UGC の価値の重要な予測因子となる。この参加者数は一定数までは UGC の価値を向上させるが過剰になると反対にコンテンツの価値に悪影響を及ぼす。つまりユーザー参加の人数と UGC の価値は逆U字型の関係になる。第2の仮説は社会関係資本とネットワーク科学の知見から, ネットワークの埋め込み性(特定のコンテンツが作成者のネットワークを介して他のコンテンツに接続される程度)が高いほど, 寄稿するコンテンツの価値が向上する。寄稿者のネットワークにはネットワーク特徴量の1つである近接中心性の指標を使用する。第3の仮説は協働でコンテンツ制作に参加する人数と, ネットワークへの埋め込みによる市場価値がコンテンツの年齢が経つに従って低下する。対象記事の掲載期間は1日から8.1年であり, 平均は2.9年であった。UGC の価値は記事の閲覧数で測定され, そのビュー数には Google Insights for Search の検索結果を利用する。寄稿者の持つネットワーク構造が記事ビュー数に与える影響は階層ベイズモデルから分析され, まず仮説1(寄稿者数の増加はビュー数を増やす)が支持され, 寄稿者が800人前後のところでビュー数は反転して低下する逆U字型関係が見られた。仮説2(寄稿者のネットワーク中心性の標準偏差の増加がビュー数を増やす影響)も支持された。仮説3で寄稿者の人数とネットワーク特性がビュー数に及ぼす影響は, コンテンツの年齢(期間)が長くなるにしたがって低下することも確認された。コンテンツソースへの寄稿者数は視聴回数に曲線的に関連しており, ネットワークの埋め込み性(ローカルおよびグローバルの中心性を通じて測定)も強く関係する結果を示した。外部サンプルを使用した分析は, モデルがさまざまなトピック(ファッションと自動車)に関する記事の視聴率を正確に予測できることを示し, 寄稿者とコンテンツのネットワーク特性が, 協働型 UGC の価値に影響を与えるという知見を導いている。特にコンテンツ作成に参加する投稿者数は視聴者のビュー数に対して, 一定数までの増加は正に影響するが, 過剰になるとビュー数が反転して低下するという結果は興味深い。

この研究の課題としてモデル測定結果をもたらしただけの原因のさらなる究明を初め, 市場価値を Google 検索によるビュー数で測ることや, 協働の指標を寄稿者数で測るなど重要な要因を単一指標で測る限界もある。市場価値の指標はビュー数以外にも存在するだろうし, 寄稿者が協働する内容も人数以外にも重要な指標はあるだろう。

次に Mallapragada et al.(2012)では, ユーザー生成型オープンソース製品について開発者

の社会関係資本と製品リリースの時間について実証研究している。オープンソースのソフトウェア製品に関するコミュニティには、2つの関連するサブコミュニティがある。製品の開発に時間と労力を費やす開発者ユーザーグループと、協働テスターとしてフィードバックを提供するエンドユーザーのグループである。開発者ユーザーのソーシャルネットワークにおける①プロジェクト設立者の位置、②開発者ユーザーとエンドユーザーの相互作用、および③プロジェクトと製品の特性が製品リリースまでの時間にどのように影響するかに関する仮説とモデルを立て、大規模なオープンソース・コミュニティフォーラム（協働製品開発プラットフォーム）である SourceForge の 817 の開発プロジェクトに関するデータを使用して検証した。第1にプロジェクト設立者の位置では、設立者が保有するリソースとしての社会関係資本（social capital）のネットワークが重要であり、ネットワークの埋め込み性と媒介性というネットワーク指標が高いほど製品リリースの時間は短くなる。第2に、開発者ユーザーのグループとエンドユーザーグループの相互作用が重要になる。エンドユーザーが報告するソフトウェアのバグ数が増えるほど製品開発はスピードアップしてリリース時間は短くなる。また開発者の社会関係資本の埋め込み性と媒介性は、製品リリースまでの時間に対して開発者中心のプロジェクトよりもユーザー中心のプロジェクトのほうに強く影響した。この協働製品開発プラットフォームには 2011 年の時点で 270 万人を超えるユーザーが、データベースツール、アプリケーションソフトウェア、ゲーム、テキストおよびプログラミングエディター、ユティリティツールなど、約 31 万件のオープンソースプロジェクトで参加しており、各プロジェクト開発者はプラットフォームのコラボレーション機能を使ってボランティアユーザーを募集し、インターネットを介して製品開発を整理・集約できる。プロジェクトのソースコードは公開されており、登録ユーザーは製品のオープンソース・ユーザーライセンスに準拠している限り、ダウンロードして使用または変更して新しいバージョンに改変できるようになっている。いわばオリジナルコンテンツを第三者のユーザーが自由に二次創作できるのである。

プロジェクトにつながるユーザーとの関係は、pajek で計算された有向グラフのネットワークとして表現され、1つのプロジェクトにつながるユーザー（ノード）と、複数のプロジェクトでつながるユーザーの関係（エッジ）から次数中心性と媒介中心性が形成されている。モデルの統制変数として開発者の経験やソフトウェアの種類などが設定され、結果はプロジェクト開発者の社会関係資本、つまり埋め込み性（＝次数中心性）と媒介性（＝媒介中心性）が高いほど最終的な製品リリース期間は短くなった。また開発者中心でコミュニティフォーラムが使われ、経験豊富な開発者が始めたプロジェクトはユーザー中心でフォーラムを使用しない、または経験の浅い開発者によって開始されたプロジェクトよりも、最終的に製品をリリースする可能性は高くなると指摘した。

7. インフルエンサー・マーケティング研究

クチコミ研究からインターネット上に投稿される製品・ブランド・サービスのテキスト形式のレビューを UGC と解釈して消費者の購買行動に与える影響を実証研究する流れをここ

でインフルエンサー・マーケティングのカテゴリーに括ることとする。

(1) eWOM, SNS 投稿の製品ブランドへの影響

まず Lopez and Sicilia(2014)の研究では、eWOM が消費者にとって重要な情報源であることを実証した。SNS の普及から、インターネット上における対人関係の影響 (eWOM) の重要性が増しており、eWOM への参加が個人レベルでの意思決定に対する eWOM の影響の決定要因となることをユーザーの質問紙調査と統計分析から検証した。意見を求める行動と意見を与える行動の両方が意思決定に対する eWOM の影響を示しており、また知覚された情報源の信頼性が、意見を求める行動と意思決定に対する eWOM の影響との関係に媒介していた。知覚された情報源の信頼性は、意見を与える行動と意思決定に対する eWOM の影響との関係にも仲介が見られた。したがって eWOM の知覚された情報源の信頼性は意見を述べる人々の意思決定に重要な影響要因になっている。

次に Lou and Yuan(2019)の研究では、インフルエンサー・マーケティングがソーシャルメディアを介して消費者行動に影響を与えるメカニズムについて実証研究を行なっている代表例である。インフルエンサーによって生成された SNS に投稿された UGC と彼らの信頼性、魅力、またフォロワーとの類似性がブランドに関する投稿に対するフォロワーの信頼性を高め、その後のブランド認知度と購入意図にプラスに影響することを構造方程式モデリング (SEM) で検証した。米国在住の SNS ユーザー (9 割以上が Facebook アカウント保有) 538 人に対する質問紙調査を実施し、その結果では影響力のある人の信頼性、魅力、およびフォロワーに対する認識された類似性が、ブランド投稿に対するフォロワーの信頼にプラスの影響を与えることを示した。インフルエンサーは通常、信頼できる魅力的なペルソナ (顧客像) を育成するため、インフルエンサーの認識された信頼性と魅力がスポンサーコンテンツに対するフォロワーの信頼に影響を与えるのは当然である。また、フォロワーはインフルエンサーをフォローする傾向があり、インフルエンサーとの類似性の認識はインフルエンサーによって生成されたブランド投稿への信頼にプラスに影響する。さらに、フォロワーがインフルエンサー生成の UGC を閲覧した場合に、インフルエンサーの専門知識と魅力がフォロワーのブランド認知度を高めるのに役立つことも示した。インフルエンサーは特定の製品やブランドの専門知識から効果的に宣伝する資格があると結論づける。

インフルエンサー・マーケティングにおける UGC の位置づけは、製品・ブランド・サービスに関してユーザーが評価して作成したテキストや画像、また映像コンテンツであり、これらが SNS を通じて他のフォロワーを含むユーザーのブランド認知度や購入意図にどのように影響していくのかを捉える研究である。

(2) 旅行経験の顧客レビュー、人気ランキングへの影響

次に、旅行会社の予約サイトに投稿されるユーザーレビューの分析と人気ランキングに与える影響について研究が蓄積されてきた。O'Connor (2008)は、旅行利用者最大のオンラインネットワークである Tripadvisor.com の投稿データを使用してロンドンのホテル利用サン

プルからシステムが消費者の旅行プランを作成するための詳細で豊富で関連データを表示しており、顧客の投稿レビューがホテルの評判を高めたり、競合他社の評判を傷つけたりする影響は見られないことを統計モデルから検証している。

Ye et al.(2011) では、旅行代理店ユーザーのレビューを分析した。中国の主要なオンライン旅行代理店から抽出したデータを使用して、ユーザーが投稿したオンラインレビューが業績に与える影響を特定するための実証研究を実施している。それによると、旅行者のレビューはオンライン販売に大きな影響を及ぼし、旅行者のレビューの評価が 10 ポイント上昇するとオンライン予約が 5%以上増加することを統計モデルと ANOVA で示した。

Ghose et al.(2012)の研究では、SNS の UGC 投稿から旅行予約ランキングシステムの構築を試みている。Travelocity（総合オンライン旅行予約サイト）を通じて 3 ヶ月間に行われた米国のホテル予約データセットを使用し、ハイブリッド構造モデルの推計に基づいてホテルの様々な場所やサービス特性の経済的影響を推測した。そして特定のホテルに滞在して消費者が受け取る利益に基づく新しいホテルランキングシステムを提案した。テキストマイニング、画像分類、ソーシャルジオタグ、さらにジオマッピング等の機械学習技術を使用した検索エンジンの在り方を展望して、SNS を採掘して需要推定モデルに組み込む方法を示している。

8. 製品サービス開発のための顧客ニーズ探索

この研究カテゴリーでは消費者がネット上で SNS や通販サイトへ投稿する製品・ブランドなどのレビュー全体のビッグデータから機械学習による収集と自然言語処理による分析を通じて顧客ニーズを探索する。この分野の研究と実用化は近年急速に進歩しており、コンピュータや IT 分野で研究蓄積が見られるが、本稿のビジネス・経済学分野の研究に絞ると、旅行・ホテルやサービス業界の予約サイトを対象に先駆的にユーザーレビューを分析した García-Barriocanal et al.(2010)の研究や Duan et al.(2013)の感情分析の例がある。企業のマーケティング戦略における製品開発では顧客のニーズを特定するために、これまでインタビュー調査やフォーカスグループなどの質的調査に頼ってきた。UGC は顧客のニーズを特定するための有望な代替ソースになるが、膨大な UGC レビューの効率的な選択と抽出方法は確立されていない。先行する研究では Amazon 製品レビューのテキストマイニングから顧客の製品選好を予測した Archak et al.(2011)の研究や SNS のユーザー投稿データのテキストマイニングからブランド感情を測定した Schweidel and Moe(2014)の研究がある。

ここでは本格的な機械学習と自然言語処理を用いた Timoshenko and Hauser(2019)の研究から、製品レビューの質的分析を容易にする機械学習アプローチを紹介する。畳み込みニューラルネットワークを使用して情報量の少ないコンテンツを除外し、密な文の埋め込みをクラスター化して反復的なコンテンツのサンプリングを回避する自然言語処理の学習方法を採用した。Amazon.com での 115,099 件のオーラルケア製品のユーザーレビュー 11 万件から、12,000 のセンテンス文をランダムにサンプリングしてコーディングし、最初の 8,000 文のセットと 2 番目の 4,000 文のセットに分割。一次評価 8,000 文を完全にコーディング後、

顧客のニーズが含まれているかどうか自然言語処理 (natural language processing: NLP) から分析している。UGC は顧客のニーズの大部分 (97%) ,製品改善の機会 (92%) ,および隠れた機会 (92%) を特定しており,UGC 固有のニーズは少なくとも 7つの隠れた機会を特定した。結果として 12,000 の UGC センテンスをコーディングして,以前に特定された顧客のニーズや新しい顧客のニーズが各センテンスに表れていることを特定できたという。UGC は製品開発に対する顧客ニーズのソースと少なくとも同じくらい価値があること,そして機械学習法が UGC から顧客ニーズを特定する効率を向上させることを示した。

次に von Hippel and Kaulartz(2020)の研究では,すべてのイノベーションはユーザーのニーズとソリューション (問題解決) の組み合わせから構成されるという理論から,ウェブ上に投稿されたユーザー・イノベーションのシーズを探し出すツールキット例を紹介している。一般的な需要の高まりを先取りする指標,例えばユーザーの関連する質問やウェブ検索の増加などの兆候を特定してリードユーザー (LU) が開発するイノベーションを予測できるという。研究アプローチとして意味論的な単語空間モデルと意味論的ネットワーク分析を組み合わせた自然言語処理 (NLP) ベースの検索アプローチ例を紹介する。まず世界中の 9,617 のウェブサイトから 234,017 件の英語の UGC 記事をスクレイピングし, 6,065 件の投稿をフィルタリングして, イノベーションのコンセプトに関連するデータコーパスを特定して 453 件に絞る。そして意味的パターンアルゴリズムから一人称のスピーチを分離した後、専門家により新規性と真のユーザー・イノベーションという基準に基づいてフィルタリングを行い, 26 件のリードユーザー・イノベーションを絞り込んだ。最後は、商業的な将来性を評価するために,トレンド分析によってランク付けされた 5 つの基本的にラディカルな LU イノベーションを特定した。このツールキットの有用性を高めるために,単語空間モデルと比較してより深い意味の言語コンテキストの理解を可能にする, Google AI Language が公開した Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) など, NLP 向けの教師なし機械学習領域における最新の進歩を適用する展望を行っている。

9.考察とインプリケーション

まとめとして,UGC の文献レビューから得られたインプリケーションと研究方向の課題を展望したい。ユーザー生成コンテンツとは企業組織が主導で制作するコンテンツ (firm driven content : FDC) と対比される用語であり (Kumer et al. 2016, 片野・石田 2017), 「個人ユーザーが,自身の専門的な業務範囲外で制作する, ネット公開されたコンテンツである」。そして,そのコンテンツ種類のほとんどがテキスト形式の投稿であった(Naab and Sehl 2016)。このUGC を学術的に研究対象にすると,まさに 360 度と言ってよいくらい,文系,理系を含む広がりがある。このうち本稿ではUGC のビジネス,経済学,社会学に研究範囲を絞り, 4つのカテゴリーの代表的な研究に分けて紹介したが,最後に大きな 2つの流れとして要約したい。第1にコンテンツ形式の多くを占めるテキスト投稿がビジネスと最も関連するのはネット小売のレビューサイトや SNS に投稿される製品・ブランドのユーザーレビューである。この公開レビューデータを利用してフォロワーや他の消費者への製品・

ブランド選好や購買意図に与える影響を質問紙調査や数理モデルから検証するのがインフルエンサー・マーケティング研究、あるいはクチコミ研究の伝統的な潮流であったが、近年では機械学習技術や自然言語処理技術を積極的に取り入れて膨大なユーザーレビューのビッグデータを直接収集して分析する研究アプローチが増えていた。他者への影響に加えて、顧客ニーズを直接抽出する研究は理論と実務の両面から進むだろう。

第2に、クリエイティブなコンテンツ、オープンソースソフトウェアや百科事典、音楽、動画などの分野で単独または協働でコンテンツを作るプロセスと投稿プラットフォームにおけるリリースや視聴の成果を社会ネットワーク分析(ネットワーク科学)で研究する潮流があり、今後も増えると予想される。クリエイティブ・コンテンツの制作プロセスとして個人または協働でコンテンツを制作するプロセスについて参加者の持つ社会ネットワーク関係をふまえながらリリースの数や速度、またプラットフォームでの視聴・伝播成果を測定しようとする研究が見られた。しかし、その際に YouTube の視聴回数や高評価数、お気に入り登録数など限られた指標で成果を測る限界も見られた。

これらUGCに関する2つの研究潮流はコンテンツ特性が異なるために研究方法やアプローチも異なり、UGC研究の下に括るには無理があるかもしれない。しかし、それぞれの研究から得られた知見は互いに活用できる余地がある。ユーザー個人が有する知人関係のネットワークを製品・ブランドの選択行動に与える影響に生かしたり、コンテンツの協働開発プロセスにクチコミ研究の知見を活かす方法などがあるだろう。

図1 UGC の分類

メディア特性 コンテンツ特性	企業・業界メディア	ソーシャルメディア
製品サービスの レビューコンテ ンツ	小売・ネット通販のユーザー レビュー 旅行業界サイトのユーザーレ ビュー	SNSにおけるユーザーレ ビュー投稿(テキスト、 画像、動画)
クリエイティブ・ コンテンツ	企業サイト側の募集による作 品投稿	YouTubeにおける動画投 稿

(筆者作成)

最後に本稿でレビューした実証研究の内容から改めてUGCを図1のように再分類してみた。UGCが投稿されるメディア特性とコンテンツ特性から捉える広義の分類になる。まずレビューしてきたとおり、UGCの多くを占めるのが小売・ネット通販企業や旅行業界のサイトのユーザーレビューであり、

企業や業界が開設するサイトに製品・サービスのレビューコンテンツが投稿される。また製品・サービスのレビューはTwitterやFacebook、InstagramなどSNSにもユーザーは自発的に投稿する。次に、投稿数は少ないものの近年増加しているのが音楽やイラスト、動画、小説などクリエイティブなコンテンツである。企業が専門の投稿サイトを開設してユーザーに作品投稿を促す例がある一方、YouTubeのような社会的なプラットフォームへの自発的な動画投稿も浸透している。

今後は、ユーザーレビューのデータそのものを機械学習や自然言語処理の技術から収集・分析する研究が増えているように、クリエイティブ・コンテンツに含まれる画像や映像データも同様の方法で分析するアプローチが急速に開拓されることが予想される。そのとき、実務面だけでなく、われわれ研究者は明確な問題意識や理論的な前提をふまえた研究を進めていく必要があるだろう。

参考文献

- [1]Archak, N., Ghose, A., & Ipeiritis, P. G. (2011). Deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews. *Management science*, 57(8), 1485-1509.
- [2]Arndt, J.(1967). Role of product-related conversations in the diffusion of a new product. *Journal of Marketing Research*,4,149-157.
- [3]Borghol, Y., Mitra, S., Ardon, S., Carlsson, N., Eager, D., & Mahanti, A. (2011). Characterizing and modelling popularity of user-generated videos. *Performance Evaluation*, 68(11), 1037-1055.
- [4]Bründl, S., & Hess, T. (2016). Why do Users Broadcast? Examining Individual Motives and Social Capital on Social Live Streaming Platforms. In *PACIS* ,332.
- [5]Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of marketing research*, 43(3), 345-354.
- [6]Daugherty, T., Eastin, M.S, & Bright, L. (2008). Exploring consumer motivations for creating user-generated content. *Journal of Interactive Advertising*, 8(2),16-25.
- [7]Deci, E. L., & Ryan, R. M. (1985). The general causality orientations scale: Self-determination in personality. *Journal of research in personality*, 19(2), 109-134.
- [8]Duan, W., Cao, Q., Yu, Y., & Levy, S. (2013). January). Mining online user-generated content: using sentiment analysis technique to study hotel service quality. In 2013 46th *Hawaii International Conference on System Sciences* (3119-3128). IEEE.
- [9]Figueiredo,F., Benevenuto,F. &Almeida,J. M. (2011). The tube over time: characterizing popularity growth of YouTube videos. in Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining, 745-754.
- [10]García-Barriocanal, E., Sicilia, M. A., & Korfiatis, N. (2010). Exploring hotel service quality experience indicators in user-generated content: A case using Tripadvisor data. In *Mediterranean Conference on Information Systems*, Tel Aviv, Israel: AIS Electronic Library (AISeL).
- [11]Ghose,A. Ipeiritis,P.G.& Li, B.(2012). Designing Ranking Systems for Hotels on Travel Search Engines by Mining User-Generated and Crowdsourced Content. *Marketing Science*, 31(3), 493-520.
- [12]Howe, J. (2009). *Crowdsourcing*: How the power of the crowd is driving the future of business. Crown Business.
- [13]Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business horizons*, 53(1), 59-68.
- [14]片野浩一, 石田実(2017). 『コミュニティ・ジェネレーションー「初音ミク」とユーザー生成コンテンツがつなぐネットワーク』千倉書房.
- [15]Katz, D. (1960). The functional approach to the study of attitudes. *Public opinion quarterly*, 24(2), 163-204.
- [16]Kumar, V., Bhaskaran, V., Mirchandani, R., & Shah, M. (2013). Practice prize winner—creating a measurable social media marketing strategy: increasing the value and ROI of intangibles and tangibles for hokey pokey. *Marketing Science*, 32(2), 194-212.

- [17]Kumar, A., Bezawada, R., Rishika, R., Janakiraman, R., & Kannan, P. K. (2016). From social to sale: The effects of firm-generated content in social media on customer behavior. *Journal of Marketing*, 80(1), 7-25.
- [18]Liu,X. Burns,A.C. & Hou,Y.(2017). An Investigation of Brand-Related User-Generated Content on Twitter. *Journal of Advertising*, 46(2), 236-247.
- [19]Lopez, M. & Sicilia, M.(2014). eWOM as Source of Influence: The Impact of Participation in eWOM and Perceived Source Trustworthiness on Decision Making. *Journal of Interactive Advertising*, 14(2),86-97.
- [20]Lou, C. & Yuan, S.(2019). Influencer Marketing: How message value and credibility affect consumer trust of branded content on social media. *Journal of Interactive Advertising*, 19(1), 58-73.
- [21]Macon, J. (2017). User-generated content: An examination of users and the commodification of Instagram posts. Available at SSRN 2944502.
- [22]Mallapragada,G. Grewal,R. & Lilien, G.(2012). User-Generated Open Source Products: Founder's Social Capital and Time-to-Product-Release. *Marketing Science*, 37(3),474 -492.
- [23]Malthouse,E.C. Calder,B.J. Kim,S.J.& Vandenbosch,M.(2016). Evidence that user-generated content that produces engagement increases purchase behaviours. *Journal of Marketing Management*,32(5-6),427-444.
- [24]Murray, R. C. (1964). Origin and diagenesis of gypsum and anhydrite. *Journal of Sedimentary Research*, 34(3), 512-523.
- [25]Naab, T. K., & Sehl, A. (2016). Studies of user generated content: A review. *Journalism*.
- [26]O'connor, P. (2008). User-generated content and travel: A case study on Tripadvisor. com. In ENTER ,Vol. 2008, 47-58.
- [27]Poch, R. & Martin, B.(2015). Effects of intrinsic and extrinsic motivation on user-generated content. *Journal of Strategic Marketing*, 23(4), 305-317.
- [28]Ransbotham, S., Kane, G.C, & Lurie, N.H.(2012). Network Characteristics and the Value of Collaborative User-Generated Content .*Marketing Science*, 30(3), pp.387-405.
- [29]Schweidel, D. A., & Moe, W. W. (2014). Listening in on social media: A joint model of sentiment and venue format choice. *Journal of Marketing Research*, 51(4), 387-402.
- [30]Shao, G. (2009). Understanding the appeal of user - generated media: a uses and gratification perspective. *Internet research*,19(1), 7-25.
- [31]Susarla, A., Oh, J. H., & Tan, Y. (2011). Social networks and the diffusion of user-generated content: Evidence from YouTube. *Information Systems Research*, 23(1), 23-41.
- [32]Szabo, G., & Huberman, B. A. (2010). Predicting the popularity of online content. *Communications of the ACM*, 53(8), 80-88.
- [33]Timoshenko, A.& Hauser, A.R.(2019). Identifying Customer Needs from User-Generated Content. *Marketing Science*, 38(1),January, 1-192.
- [34]Toubia, O., & Stephen, A. T. (2013). Intrinsic vs. image-related utility in social media: Why do people contribute content to twitter?. *Marketing Science*, 32(3), 368-392.

- [35] von Hippel, E., & Kaulartz, S. (2021). Next-generation consumer innovation search: Identifying early-stage need-solution pairs on the web. *Research Policy*, 50(8), 104056.
- [36] Wang, X. & Li, Y. (2014). Psychological need, and motivation to produce user-generated content: A self-determination perspective. *Journal of Electronic Commerce Research*, 15(3), 241-253.
- [37] Ye, Q., Law, R., Gu, B., & Chen, W. (2011). The influence of user-generated content on traveler behavior: An empirical investigation on the effects of e-word-of-mouth to hotel online bookings. *Computers in Human behavior*, 27(2), 634-639.
- [38] Yi, C., Jiang, Z., Li, X., & Lu, X. (2019). Leveraging User-Generated Content for Product Promotion: The Effects of Firm-Highlighted Reviews. *Information Systems Research*, INFORMS, 30(3), 711-725.