

学籍番号：BD191001

プラットフォーム参加企業の競争戦略  
—協調フィルタリングがもたらす顧客架橋価値研究—

Competition Strategy on Platform:  
Collaborative Filtering and Customer Bridging Value

大学院 経営管理研究科  
博士後期課程 経営管理専攻  
青木哲也

## 謝辞

2012年に一橋大学に入学して以来、ちょうど10年が経過した。起業や経営に強い関心を持って一橋大学に入学した私が、このような博士論文を執筆するとは思ってもよらぬことであった。ともすると現象にとらわれてばかりであった私が、少しでも理論的に物事を見ることができるようになったとすれば、これまでの10年間にご指導・ご支援いただいた全ての方々のおかげである。改めて御礼申し上げたい。

一橋大学での10年間の中で、最も多くの時間ご指導いただいたのは沼上幹先生である。学部3年生の後期ゼミナールから、ブリティッシュ・コロンビア大学への留学1年を挟んで、修士課程2年間・博士課程3年間、指導教官としてご指導いただいた。一橋大学の知的伝統を沼上先生に一からご教示いただけたことは、私にとって大変幸運であった。現実偏重で理論的思考が破滅的に苦手であった私に、根気強く理論のイロハを叩き込んでいただいた沼上先生には、心から感謝したい。毎週のゼミや合宿、ゼミ終わりの懇親会で、沼上先生から頂いた言葉の数々や思考法は、私の今後の研究基盤であり続けることと確信している。

博士課程に入学してからは、副指導教官として上原渉先生にご指導いただいた。上原先生には、マーケティングや実証研究の具体的な方法についてご教授いただくとともに、様々な挑戦の機会をご紹介いただいた。先生のご紹介のおかげで、吉田秀雄記念事業財団の研究助成や碩学舎賞に挑戦し、成果をあげることに繋がった。

Christina Ahmadjian先生にも副指導教官としてご指導いただいた。Out of your comfort zoneの精神に則って海外で戦うこと、そのために必要なスキルを先生のゼミで学ぶことができた。博士課程在学中に、Academy of Marketing ScienceとAcademy of Managementの海外学会で研究発表できたことは、Ahmadjian先生のサポート的な指導のおかげである。

これに加えて、大山睦先生とカンビョンウ先生には、博士論文執筆にあたって、初稿を確認していただき、ご助言いただいた。本論文の分析モデルについて重要なアドバイスをいただけたことに大変感謝している。

この他にも大学院の講義や学会、様々な場面で多くの先生方にお世話になった。アカデミック・ライティングの講義では、Gavin O'Neill先生、Phillip MacLellan先生にご指導いただいた。Innovation Management Policy Programの講義では、青島矢一先生・市川類先生・江藤学先生・軽部大先生・中島賢太郎先生・吉岡(小林)徹先生・小泉秀人先生・谷口諒先生・Lee Hyo Yun先生・米倉誠一郎先生・延岡健太郎先生・清水洋先生に研究に対するご助言をいただいた。学会参加にあたっては、IMPP事務局、東郷みや様・庄司浩子様にも大変お世話になった。これ以外にも学内では、ジョナサン・ルイス先生、阿久津聡先生に研究に対してご助言いただいた。学外では、碩学舎賞の審査過程で、加護野忠男先生から大変示唆に富むコメントを博士論文の研究内容に対して頂戴した。

先生方ばかりでなく、大学院の先輩や同期・後輩の皆様にも大変お世話になった。特に学部時代の同期であり、私が留学していたため修士・博士課程では一年学年が上になった西本

淳君とは、特に多くの時間を過ごした。もともと自動車業界の研究をしていた私が、プログラムによって大量のデータを収集し、新しいプラットフォームである YouTube を対象とした研究をはじめたのは、西本君との研究室での雑談がきっかけである。これ以外にも私が博士課程在学中に沼上ゼミでは、高橋宏承さん・宮川千幸さん・寺本有輝さん、片岡純也さん・横田一貴さん・高橋和宏さんと日々議論し、切磋琢磨できたと思っている。上原ゼミでは、北浦さおりさん、奥谷孝司さん、鵜田彩夏さん、松井彩子さん、毛鋭さん、黒島ヴィクトリアさん、戴新月さんから多くを学んだ。ゼミは異なるものの同じ研究室であった、岡本和久さん、末吉彩さんとのコミュニケーションからも日々刺激を受けた。

最後に本論文の完成、10年間の大学生活を支えてくれた家族への感謝を記したい。もともと私に経営学を紹介してくれたのは、実務家の父であった。父にとって私が経営学の博士課程に進学したことは、意図せざる結果だったに違いない。しかしどのような道を選んでも、常に応援してくれる父には感謝しかない。いつでも優しく私を迎え入れてくれる母もまた大きな支えである。どのような失敗、厳しい経験をしたとしても、絶対に自分の味方でいてくれる母がいると確信できるため、私は自由に、心身ともに健康で活動できている。祖父母もまた、私を支えてくれる大切な存在である。私の学費は父方の祖父によって賄われているし、私が博士課程で執筆した全ての文章は、成人祝で母方の祖父母が贈ってくれた PC によって執筆されている。しかし、このような物的な支援以上に、帰省した際に祖父母と過ごす時間が私のやる気の源となっている。いつまでも自慢の孫でありたいし、長生きして欲しい。

これまで私は、家族をはじめとして、数え切れない人からの助けをうけて研究生活を送ることができた。今後は、そのような方々に恥じることはないよう、継続して努力し、少しでも別の誰かの役に立てるような人間になりたいと思う。

2022年1月12日

青木 哲也

## 目次

謝辞.....	2
序章 はじめに .....	6
1. 研究目的 .....	6
2. 研究概要 .....	8
3. 本論文の構成.....	12
第一章 理論的背景 .....	14
1. プラットフォーム研究.....	14
1.1 導入 .....	14
1.2 プラットフォームの定義.....	14
1.3 プラットフォームの特徴.....	16
1.4 プラットフォームにおける行為主体 .....	19
1.5 行為主体間の相互作用 .....	21
1.6 小括 .....	22
2. 情報システム研究.....	23
3. ネットワーク研究.....	26
4. マーケティング・サイエンス研究 .....	30
4.1 NBD デイリクレモデル .....	30
4.2 マス・マーケティングの必要性.....	33
4.3 課題 .....	36
5. 顧客関係管理研究.....	37

6. 普及理論研究.....	41
7. 研究課題の提示 .....	44
<b>第二章 方法論の検討.....</b>	<b>46</b>
1. 定量的研究 .....	46
1.1 定量的研究の目的 .....	46
1.2 大規模行動データを用いた定量的研究の特徴.....	46
2. データサイト.....	47
2.1 データサイトの選択理由.....	48
2.2 データサイトの特徴.....	50
<b>第三章 企業成長と顧客架橋価値 .....</b>	<b>53</b>
1. VTuber 市場の概要.....	53
1.1 調査対象 .....	53
1.2 供給データ .....	54
1.3 需要データ .....	61
1.4. 属性別顧客データ .....	66
2. 分析 .....	68
2.1 変数 .....	69
2.2 分析方法 .....	72
2.3 基本統計量と相関行列 .....	73
2.4 分析結果.....	77
2.5 Robustness Check .....	95
2.6 考察 .....	99
<b>第四章 顧客属性と顧客架橋価値 .....</b>	<b>101</b>
1. 市場参入時の顧客行動属性.....	101

2. 顧客行動属性の変化.....	103
2.1 分析方法.....	104
2.2 基本統計量と相関行列.....	106
2.3 分析結果.....	109
2.4 考察.....	117
<b>第五章 結論と今後の展望.....</b>	<b>119</b>
1. 本論文の結論.....	119
2. 本論文の貢献.....	119
2.1 学術的な貢献.....	119
2.2 実務的貢献.....	121
3. 本論文の限界と今後の研究課題.....	121
<b>Appendix.....</b>	<b>124</b>
1. プラットフォーム上の行為主体間の相互作用研究.....	124
1.1 プラットフォーマー間の相互作用.....	124
1.2 プラットフォーマーと顧客の相互作用.....	125
1.3 プラットフォーマーと企業の相互作用.....	127
<b>参考文献.....</b>	<b>130</b>

## 序章 はじめに

### 1. 研究目的

本論文では、プラットフォームに参加する企業間の競争戦略が、プラットフォーム以外の市場における競争戦略と質的に異なることを明らかにすることを試みる。具体的には、競争戦略の中心目標である顧客獲得の戦略が、プラットフォームにおいては通常と異なることに注目する。プラットフォームの中でも特に協調フィルタリング(Collaborative Filtering)に

よって駆動されるリコmend・システムを備えたものが本論文の議論の対象である。顧客の購買履歴に基づいて、パーソナライズされたリコmendが提示されるプラットフォームにおいては、購買量が多い顧客ばかりでなく、幅広い製品を購買する顧客がプラットフォーム参加企業にとって重要となる可能性がある。

近年ではプラットフォーム企業の経済的な重要性が高まっている (Gawer & Cusumano, 2014)。GAF A と呼ばれる Google や Apple、Meta(旧 Facebook)、Amazon はもちろん、Microsoft にアリババ、テンセント、Netflix と世界的大企業の多くがプラットフォーム企業である。驚くべきことに、2020 年 2 月には、Google・Apple・Facebook・Amazon に Microsoft を加えた 5 社の時価総額が東証一部上場企業 2170 社の合計時価総額を超える事態にいたった<sup>1</sup>。

こうしたプラットフォーム企業の経済的重要性の高まりとともに、プラットフォーム研究も盛んになっている (Armstrong, 2006; Evans, 2003; Hagi u & Wright, 2015; Katz & Shapiro, 1985, 1994; Rochet & Tirole, 2003; Schilling, 2002; Wen & Zhu, 2019; Zhu & Liu, 2018)。しかし、これらの既存研究の大部分はプラットフォームの特性やプラットフォームの戦略に注目したものであり、プラットフォームに参加する企業に注目した研究は十分とはいえない (Cutolo & Kenney, 2020)。

プラットフォームの価値を規定するのはプラットフォームに参加する企業と顧客、これに加えて企業と顧客の相互作用である (Armstrong, 2006; Caillaud & Jullien, 2003; Evans, 2003; Hagi u, 2006; Rochet & Tirole, 2003, 2006)。顧客は、より多くの企業に参加するプラットフォームを利用するし、企業もまた、より多くの顧客が利用するプラットフォームへ参加する。したがって、プラットフォームを理解するためには、プラットフォームの行為ばかりでなく、プラットフォームに参加する企業と顧客の行動原理を明らかにすることが求められるのである。

プラットフォームに参加する企業と顧客に注目した研究は、2020 年前後から少数ではあるものの確認される (Cutolo & Kenney, 2020; Silva Froján, Gerwe, & Markman, 2020)。しかしこのような少数の嚆矢的な研究も、プラットフォーム環境に特有な企業間競争に注目したものではない。プラットフォームに参加する企業の量や質が増大すると、プラットフォームを利用する顧客数が増え、結果としてプラットフォームに参加する個別企業の効用が高まるというネットワーク効果に関連する研究である。これらの研究は、プラットフォーム環境に特有な企業間競争を明らかにすることが重要であると指摘しつつも、今後の研究課題として取り上げるにとどめている。

したがって本研究では、既存研究でも重要性の高さが指摘されているにもかかわらず、これまで十分に研究されていなかった、プラットフォーム上で特有な企業間の競争のダイナ

---

<sup>1</sup> GAF A + Microsoft の時価総額、東証 1 部超え 560 兆円、2020 年 5 月 8 日、日経電子版 <https://www.nikkei.com/article/DGXMZO58879220Y0A500C2EA2000/>

ミクスを明らかにすることを試みる。

## 2. 研究概要

本研究では、協調フィルタリングを備えたプラットフォームに参加する企業の競争戦略を明らかにすることを目的としている。協調フィルタリングとは、特定顧客に対して、類似の選好を持った他の顧客の選好に基づいてリコメンドするアルゴリズムのことである (Breese, Heckerman, & Kadie, 1998; Konstan et al., 1997; Mild & Reutterer, 2003; Sarwar, Karypis, Konstan, & John, 2010)。一般的には、「この商品をチェックした人はこんな商品もチェックしています」、「よく一緒に購入されている商品」といったメッセージ表示として観察される。プラットフォームには様々な定義が存在するものの、本研究が取り扱うプラットフォームの範囲は、協調フィルタリングの有無によって定義される。もちろん書店やレンタル・ビデオ店のようにオフラインでも、POP (Point of Purchase) 等を活用し、売れ行きを踏まえたリコメンドは提供されている。しかし、あらゆる製品について広範に、個人の主観を含まずデータに基づいて、パーソナライズされたリコメンドを提供するか否かが協調フィルタリングを備えたプラットフォームと異なるのである。

協調フィルタリングは、既存のネットワーク研究が想定するものとは異なるメカニズムで企業と顧客を結びつけると考えられる。具体的にいえば、顧客が有する社会関係資本とは無関係に、プラットフォームが蓄積した購買行動データを用いて企業と顧客を結びつけるのである。以下で順を追って説明する。

既存のネットワーク研究は、類似の行為主体の間には紐帯が結ばれやすいという前提のもと、行為主体同士が紐帯を結び、ネットワークが形成されると想定している (Burt, 1992; Coleman, 1988; Granovetter, 1973; Uzzi, 1997; Watts & Strogatz, 1998)。このネットワーク形成を典型的に説明したものが図 1 で示される Triadic closure である。3つのノード A、B、C が存在するとして、AB 間と AC 間に紐帯が存在するならば、BC 間にも紐帯が結ばれる蓋然性が高いというモデルである。

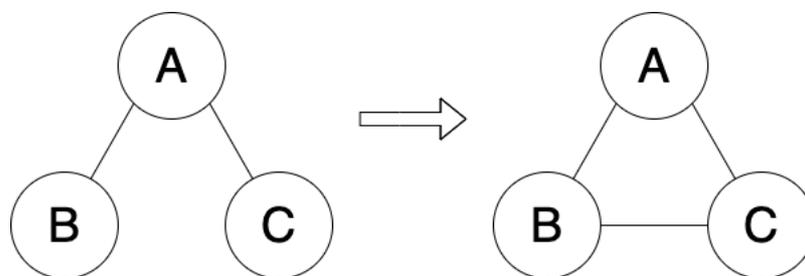


図 1. Triadic closure

これに対して、協調フィルタリングは、これまでネットワーク研究では議論されていなかった新しいメカニズムに基づいてネットワーク形成すると本研究は想定している (図 2)。企

業 A、企業 B、顧客 X、顧客 Y の 4 つのノードが存在するとしよう。初期段階で顧客 X は、企業 A・企業 B の両方と紐帯を結んでいる、すなわち企業 A・企業 B の両方から製品を購入するマルチ・ブランド・バイヤーである。これに対して顧客 Y は、企業 A と紐帯を結び、企業 B とは紐帯を持たない、企業 A の顧客である。このような状況で協調フィルタリングが存在すると、プラットフォームのリコメンドによって、顧客 Y と企業 B の間にも紐帯が結ばれる蓋然性が高いのである。

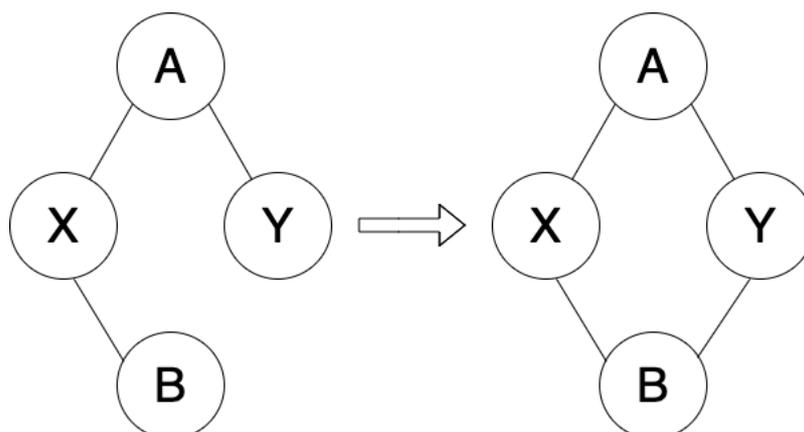


図2. プラットフォーム上でのネットワーク形成

協調フィルタリングのネットワーク形成は、2つの点から特異であると考えられる。一点目は、顧客間に紐帯がない、すなわち直接的な相互作用がない場合にもネットワークが形成されるということである。ここでは X と Y の間に紐帯が存在しないにもかかわらず、Y と B の間に紐帯が形成されることが具体例として考えられる。Triadic Closure の議論で言えば、A を媒介として X と Y に紐帯が結ばれる。その X と Y の紐帯の創出を踏まえて B と Y の間に紐帯が形成される、というステップを経るはずである。しかし、協調フィルタリングの存在を前提としたネットワーク形成においては、X と Y の間に紐帯が存在しない場合でも、B と Y の紐帯が結ばれるのである。

二点目は、顧客の意図にかかわらず、すなわち顧客の企業に対する関与の高低にかかわらずネットワークが形成されるということである。これらのネットワーク形成の特異性は、プラットフォームにおける競争を議論するにあたって、少なくとも顧客関係管理の理論と普及理論に修正を加える必要性をもたらしている。

#### (i) 顧客関係管理の理論

顧客関係管理の理論に対しては、協調フィルタリングの存在によって、マルチ・ブランド・バイヤーの意義を再考することが促されることになる。協調フィルタリングが存在するプラットフォームにおいては、複数企業の製品を購入するマルチ・ブランド・バイヤーが企業の新規顧客獲得に貢献する価値を持つ可能性がある。協調フィルタリングは、ある顧客の購

買行動に基づいて、同じ製品を購入した経験を持つ他の顧客にリコメンドを提示する。すなわち顧客本人の意図とは無関係にマルチ・ブランド・バイヤーが企業と新規顧客を結びつける価値、顧客架橋価値を持つのである。

顧客関係管理研究は、個別顧客が企業にもたらす顧客価値を測定し、高い価値を持った顧客を獲得・維持する方法について研究している (Iriana & Buttle, 2007; Kumar, Lemon, & Parasuraman, 2006)。顧客関係管理研究では、顧客がもたらす短期的な費用と便益のみではなく、1顧客が生涯に渡って企業にもたらす便益と顧客に支払う費用を現在価値として算出する顧客生涯価値(Customer Lifetime Value)という概念を議論している。こうした取り組みの中で、SNS(Social Network Service)、新しいメディアの登場によって生じた、クチコミ(Word of Mouth)や新規顧客紹介、製品に対するフィードバック提供、他の顧客支援行動等、間接的に企業業績に影響を与える顧客エンゲージメント活動の価値把握を試みている (Kozinets, Hemetsberger, & Schau, 2008; Kumar, 2018; van Doorn et al., 2010)。

しかし顧客架橋価値は、この中のいずれにも当てはまらない、プラットフォーム上で特有に発生する顧客関係管理研究が見落としていた価値だと考えられる。顧客関係管理研究が取り上げていた顧客価値は、いずれも顧客の人間関係と顧客の関与を前提として生じる価値であった。クチコミ・新規顧客紹介・顧客支援行動が企業に与える価値は、基本的に顧客の有する人間関係、すなわち社会関係資本の多寡に依存して規定される。この中でもクチコミについては、展開される場がオンラインに変化することによって、e-WOM(electronic Word of Mouth)研究で議論されるように、顧客がオフラインで有する社会関係資本の影響力が低下したと考えられる (Jun, Kim, & Tang, 2017; Levy & Gvili, 2015)。評価やクチコミがオンラインで記録・公開されるとき、個別顧客のオフラインにおけるネットワークは必要とされないためである。しかし、このような e-WOM であったとしても、製品に対するフィードバック提供と同様に、顧客が企業に対して積極的な関与の意思を持たなければ成立しない。この意味で、顧客の積極的な関与なしに価値として顕現する顧客架橋価値は、既存研究では捉えられていない新しい概念だと考えられる。

こうした顧客架橋価値を適切に管理するためには、顧客関係管理研究がこれまで行っていた顧客カテゴリーの区別に新たな視点を導入する必要がある。具体的にいうならば、自社製品を継続的に購入するか否かに基づいて定義されるロイヤル・カスタマー以外にも、自社以外に他社からも製品を購入しているか否かに基づいて定義されるマルチ・ブランド・バイヤーという顧客カテゴリーに注目することが求められる。

## (ii) 普及理論

協調フィルタリングを通じた企業と顧客の関係創出を考慮に入れると、普及理論におけるイノベーターとアーリー・アダプターの影響力に対する捉え方についても再考する必要がある。Rogers (1962)のような既存研究では、イノベーターは新しい財に対する関心が高く、高価格でも製品を購入するため、市場初期に売上をもたらす蓋然性が高い。しかし、

社会ネットワークでは孤立していることが多く、他の顧客に対する影響力が小さいと考えられている。これに対してアーリー・アダプターは、イノベーターほど新しい財に対する関心は高くないものの、社会ネットワークの中心にいることが多い。したがって、オピニオン・リーダーの別称を持つことからわかるように、アーリー・マジョリティをはじめとする他の顧客カテゴリに対する影響力が大きいのである。しかし、協調フィルタリングがはたらくプラットフォーム上では、顧客の社会関係資本の多寡にかかわらず顧客の購買行動によってネットワークが形成される。すなわち、必ずしも豊かな社会関係資本を有する蓋然性の高いアーリー・アダプターだけが企業にとって高い価値を持つとは限らない。むしろ、市場導入期の初期に購買し、ネットワーク形成のきっかけとなるイノベーターのほうが重要性を高める可能性がある。もちろん、イノベーターであってもマルチ・ブランド・バイヤーでなければ顧客架橋価値を持たないため、注意は必要であるが、同一カテゴリの商品ではなくても、顧客架橋価値は発生するため、新しい商品の導入期にも、多くの人にリコメンデーションが提供される蓋然性は高い。

以上のようなプラットフォームに特有な競争メカニズムの存在の有無を検証するため、本研究では、データサイトとして YouTube における Virtual YouTuber(以下 VTuber)市場を活用し、定量的分析を実施する。協調フィルタリングを採用したプラットフォームの代表として YouTube をデータサイトに採用した理由は 2 点ある。第一の理由は、YouTube が市場として注目するに値する高い価値を持っていることである。YouTube は、2021 年時点で特定の月に 1 回以上の利用があったユーザー数である MAU(Monthly Active Users)が日本では 6,500 万人、世界では 20 億人の世界最大の動画配信プラットフォームであり、今後も利用者数の成長が見込まれている<sup>2</sup>。このことから YouTube は、動画配信プラットフォームの中で最も成功しているプラットフォームの典型であり、研究する意義のある対象だと考えられる。

第二の理由は、YouTube は各種データを API(Application Programming Interface)を通して公開していることである。市場における財の供給に相当する動画データ、財の需要に相当する顧客の行動データの両方がパネルデータとして収集できることはデータサイトの大きな強みである。これに加えて、動画配信プラットフォームをデータサイトとして選択した理由は、動画配信産業の特性として、財の供給と消費が高速で行われることから、特定の製品市場の導入期から成熟期までを網羅的に追跡可能だと考えられたためである。

YouTube の中でも特に VTuber 市場に注目した理由は、当該市場が成立してからの年数が限定されており、外的要因の大きな変化から受ける影響が少ない、あるいは比較的一定であると考えられたためである。具体的にいうと、それまでの PC(Personal Computer)を用い

---

<sup>2</sup> 日本版 YouTube 公式ブログ (2021 年 10 月 4 日)「YouTube ショート、ユーザー参加型の短尺動画投稿キャンペーン始動、第一弾はモンスターストライク」<https://youtube-jp.googleblog.com/2021/10/>

たブラウザによる動画視聴習慣から、スマホやタブレットを用いたアプリケーションによる動画視聴習慣への変化といった外的要因の影響を取り除くことを意図している。したがって本論文では、VTuber 市場の導入から成立までに相当する 2016 年 12 月から 2021 年 2 月までの 219 週間に活動した VTuber 全体のデータを収集した。

### 3. 本論文の構成

本論文は、以下のような構成でプラットフォームに参加する企業間の競争ダイナミクスを明らかにすることを試みる。

第一章においては、本論文の議論の基盤となる既存研究をレビューし、顧客架橋価値が発生しうることの根拠と、顧客架橋価値の特性について検討する。レビューの冒頭では、プラットフォームについて既存研究を概観する。ここでは、既存研究の多くがプラットフォーマーに注目しており、プラットフォームに参加する企業間の競争に関する研究が乏しいことを指摘する。プラットフォームの価値は、プラットフォーム参加企業と顧客の相互作用が規定することから、当該領域を研究する重要性は高い。しかし、十分に当該領域が研究されていない理由は、プラットフォーム上の企業と顧客の相互作用がプラットフォーム以外の市場と差異がないと想定されたためだと考えられる。

プラットフォーム上では、プラットフォーマーが協調フィルタリングを用いて企業と顧客の相互作用を仲介するため、プラットフォーム参加企業の戦略がプラットフォーム固有なものになると考えられる。この事実を確認するため、情報システム研究を参照し、協調フィルタリングの具体的な仕組みを解説する。

どのように協調フィルタリングがプラットフォーム参加企業に影響を与えるかについては、協調フィルタリングのネットワーク形成に注目して議論する。協調フィルタリングが独特なネットワーク形成を行うことについては、既存のネットワーク研究が議論する Triadic closure の仕組みと対比することで明らかにする。

プラットフォーム上での競争を議論するにあたっては、議論の前提とするため、プラットフォームに限定しない企業と顧客の研究を確認する。具体的には、顧客の顕示的行動データとモデルに基づいて競争戦略を議論するマーケティング・サイエンス研究をレビューする。このレビューを通して、企業と顧客の基本的な関係性を明らかにし、プラットフォーム上においては、協調フィルタリングが顧客架橋価値を創出していることを確認する。

プラットフォーム上において協調フィルタリングが創出する顧客架橋価値は、既存の顧客価値には当てはまらない新しい概念である。この点を明らかにするため、顧客価値を議論する顧客関係管理研究をレビューする。

既存の顧客関係管理研究のレビューを通して、顧客架橋価値の重要性、新規性が確認された後には、顧客架橋価値を管理するための第一歩として、顧客架橋価値の特性を検討する。具体的には、普及理論を参照し、イノベーターやアーリー・アダプターといった顧客セグメントごとに、顧客が顧客架橋価値を保持する比率が変化するという可能性について議論する。

第二章においては、本研究が実施する分析のメソドロジーを議論する。具体的には、アベイラブルデータ・顕示的行動データを使用した定量的研究の意義と限界について取り上げる。これに加えて、実際の分析においてYouTubeをデータサイトとすることの強みと問題点についても議論する。

第三章では、第一章の議論を踏まえてYouTubeデータを活用し、定量的分析を実施する。分析の目的は、本研究が新たに提起する顧客架橋価値が実際に存在するか確認することである。具体的には、マルチ・ブランド・バイヤーの存在が次期の顧客獲得に寄与しているか、パネルデータを用いて分析する。

第四章では、存在が確認された顧客架橋価値の管理に役立てるため、マルチ・ブランド・バイヤーの実態を確認する。具体的には、イノベーターやアーリー・マジョリティといった顧客属性によってマルチ・ブランド・バイヤーの比率が異なるのか。ある時点のマルチ・ブランド・バイヤーが、ダイナミックに購買行動をどのように変化させているのか検証する。

第五章では、本論文全体の内容を概観し、本論文の理論的貢献と実務的示唆を確認する。これに加えて、本研究の限界と今後の研究方向性についても言及する。

## 第一章 理論的背景

### 1. プラットフォーム研究

#### 1.1 導入

本研究が注目するプラットフォームとは、どのようなものだろうか。具体例を挙げるのならば、Google や Amazon、Facebook、Apple といった近年大きな影響力を発揮する企業群のことである (Gawer & Cusumano, 2014)。プラットフォーム企業は、ここで挙げたアメリカ籍のテック企業、いわゆる GAF A に限らない。Baidu、Alibaba、Tencent、Huawei の中国籍企業からなる BATH と呼ばれる企業群や、Netflix、Airbnb、Uber といった企業もまたプラットフォーム企業である。これらの企業群に代表されるプラットフォームは、理論的にはどのように定義、分類することができるのだろうか。

#### 1.2 プラットフォームの定義

2000 年代以降に盛んに議論されることとなったプラットフォームは、研究ごとに様々な形で定義されており、統一的な定義は存在しない。しかし大別すると、プラットフォームの仲介者としての側面に注目する立場と、仲介者としての側面に加えて技術的な側面を加えた立場の二つがある (Cusumano, Gawer, & Yoffie, 2019)。この二つの側面のうち、(1) 仲介者としての立場に重きを置く研究は、取引プラットフォーム、(2) 技術的側面に重きを置く立場は、イノベーション・プラットフォーム、(3) 両方の側面に注目する立場は、ハイブリッド・プラットフォームとプラットフォームを呼称し議論を展開している。

三つのプラットフォームの詳細な定義や、各研究については本節で後述する。しかし、本論文が注目するプラットフォームは、これらの要素によってではなく、協調フィルタリングと呼ばれるリコメンド・システムを備えているか否かによって特定する。以下で既存研究のプラットフォームに対する立場と、本論文のプラットフォームに対する立場を確認しよう。

既存研究のプラットフォームに対する第一の立場は、プラットフォームの仲介者としての側面に注目するものである。より具体的にいえば、プラットフォームには、複数の市場が存在し、その市場間を仲介する主体が存在するという事に注目する立場である。たとえば、Rochet and Tirole (2003) は、ネットワーク効果が存在する 2 つの市場の両方を結びつける存在をプラットフォームと定義している。結び付けられる市場がどういったものであるかにまで踏み込み、プラットフォームを、企業や個人の間で直接的な相互作用を調整するものと定義する研究もある (Eisenmann, Parker, & Van Alstyne, 2011; McIntyre & Srinivasan, 2017)。

こうしたプラットフォームは、取引プラットフォームや、マッチメーカー、取引システムなどと呼称されている (Evans & Noel, 2005; Evan et al., 2006)。Amazon Marketplace や、Instagram が代表例である取引プラットフォームは、取引手数料や、広告手数料から主として収益を獲得することが特徴である (Cusumano et al., 2019)。

取引プラットフォームに注目する研究群は、プラットフォームが持つ価値を、買い手と売り手、またはサービス提供者と利用者相互の探索・調整に代表される取引コスト削減にあると議論している (Armstrong, 2006; Baldwin & Woodard, 2009; K. J. Boudreau & Hagiu, 2009; Evans, 2003; Hagiu, 2006; Rochet & Tirole, 2003)。こうした視点に基づき、仲介者の側面に注目してプラットフォームを定義する研究群は、価格戦略やネットワーク効果、交渉力にういて議論を展開している。

一見するとプラットフォームやプラットフォーマーが仲介者としての機能を果たすと直接定義していない研究の中にも、プラットフォームの仲介機能が議論の前提・中心となるものがある。たとえばいくつかの研究はプラットフォームを、プラットフォーム参加企業がプラットフォームに参加する顧客にリーチするための手段として位置づけている (Ceccagnoli, Forman, Huang, & Wu, 2012; Cennamo, Ozalp, & Kretschmer, 2018; Wareham, Fox, & Cano Giner, 2014)。これらの研究は、プラットフォーム参加者側の視点に立脚して議論をすすめているものの、プラットフォームの持つ仲介機能に基づいてプラットフォームを捉えた研究の一つとして位置づけられる。

これに対して第二の立場は、プラットフォームの多面市場を仲介する機能に加えて、技術的な要素に注目する研究群である。このような技術的要素に注目する研究もプラットフォーム研究において中心的な位置を占めるものである。たとえば、Cusumano (2010)や Gawer and Cusumano (2014)がこうした研究の代表である。彼・彼女らは、コア技術・標準技術を中心に、補完関係財を提供する組織が競争するまとまりをプラットフォームと定義している。異なる種類の主体を仲介するインターフェースとしてプラットフォームを定義づけると同時に、技術と取引の両方に独立に焦点をあてて議論する必要があるという立場である (Adner, 2017)。

これらの研究は、共通の技術的基本要素から構成されるプラットフォームをイノベーション・プラットフォームや、産業プラットフォーム、ソフトウェア・プラットフォームと呼称している (Cusumano et al., 2019; Evans, Hagiu, & Schmalensee, 2008)。iTunes や、任天堂、Steam<sup>3</sup>に代表されるイノベーション・プラットフォームは、主として製品の販売や、コースから収益を得ることが特徴として挙げられる。

このようなイノベーション・プラットフォームに注目する研究では、技術標準を公開する程度や、技術更新を実施する頻度、異なる世代の技術に互換性をもたせるべきかといった点に特に着目して議論を展開している。プラットフォームが生み出す価値についても、利用者が享受する便益ばかりでなく、プラットフォームで発生するイノベーションの量と質にも注目している。

もちろん、プラットフォームの中には、取引プラットフォームとイノベーション・プラットフォームの特徴を備えたプラットフォームもある。こうしたプラットフォームは、ハイブ

---

<sup>3</sup> PC ゲームをオンラインで販売するプラットフォームである。

リッド・プラットフォームと呼ばれている (Cusumano et al., 2019)。実際のところ、プラットフォームの多くは、取引プラットフォーム、イノベーション・プラットフォームのどちらかに区別することは難しい。たとえば、Amazon について考えてみよう。Amazon Marketplace は、取引プラットフォームの性質が強いと考えられる。これに対して、サーバー事業を展開する Amazon Web Service は、イノベーション・プラットフォームの性質が強い。したがって、Amazon 全体は、ハイブリッド・プラットフォームと考えることが妥当である。このような企業は、iTunes と iPhone を展開する Apple、ハードウェア販売と、My Nintendo Store、Nintendo Switch Online を展開する任天堂のように他にも存在する。ここまで明確でないとしても、オンラインで機能の一部を展開できるようになったプラットフォームの多くは、取引プラットフォームとイノベーション・プラットフォーム、両方の特徴を有している。このような事情から、既存の定義に則ってプラットフォームを分類することは容易ではない。

したがって本論文では、取引プラットフォームやイノベーション・プラットフォーム、ハイブリッド・プラットフォームといった既存の定義を用いて、議論の対象とするプラットフォームの範囲を区切ることにはしない。本論文が対象とするプラットフォームは、協調フィルタリングの有無によって特定する。たとえば、クレジットカードやイエローページ、スーパー・マーケットは、プラットフォームと定義されることもある。しかし、これらの事業領域において協調フィルタリングは基本的に用いられない。したがって、本論文は、これらを研究対象とはしない。

これに対して、取引プラットフォームであるか、イノベーション・プラットフォームであるかにかかわらず、協調フィルタリングを採用するプラットフォームは、本論文の取り扱う対象である。たとえば、取引プラットフォームである Twitter も、トレンドの提案に協調フィルタリングを実装していることから、本論文の対象である。イノベーション・プラットフォームである Dell の Build to Order のデスクトップ・パーソナル・コンピュータも、使用する部品の提案に協調フィルタリングに基づくリコメンド機能を実装していることから、本論文の対象である。

### 1.3 プラットフォームの特徴

プラットフォームは、種類にかかわらず、いくつか独特な特徴を有している。これらの特徴は、経済的なインパクトが大きいプラットフォームの競争を理解するための前提として、既存研究で詳細に議論されている。

#### 1.3.1 二面市場・多面市場

プラットフォームの前提条件ともいえる最大の特徴は、2種類以上の異なる属性を持った参加者集団が存在するということである。この特徴を二面市場、あるいは多面市場とよぶ (Armstrong, 2006; Evans, 2003; Gawer, 2014; Hagiu, 2014; Rochet & Tirole, 2003)。クレジ

ットカード市場を例にとれば、クレジットカードサービスを決済手段として導入する小売店と、実際に店舗でクレジットカードを利用する消費者が二面市場を構成する参加者集団となる。参加者集団は、財の提供者と利用者といった単純なものばかりでない。Facebookを利用するユーザーと Facebook 上に広告を掲示する企業のように、直接的に財をやり取りすることのない参加者集団。Uber を通して飲食物を販売する事業者と、飲食物を購入する消費者、飲食物を運搬するライダーなど、複数の参加者集団が市場を構成する場合もある。

### 1.3.2 ネットワーク効果

プラットフォームを構成する市場の間には、ネットワーク効果、あるいはネットワーク外部性と呼ばれる関係が存在する (Evans, 2003; Rochet & Tirole, 2003)。プラットフォーム上では、直接ネットワーク効果と間接ネットワーク効果の 2 種類が発生しうる (Katz & Shapiro, 1985)。この中でも多面市場が存在するために発生する、間接ネットワーク効果(クロスサイドのネットワーク外部性とも呼ばれる)がプラットフォームの特徴の一つである。

プラットフォーム以外でも発生する直接ネットワーク効果とは、市場参加者が増えるほど、市場に参加する個人の便益が高まる効果である。たとえば電話や FAX、インターネットの利用には直接ネットワーク効果が存在する。利用者が増えれば増えるほど、アクセス可能な相手が増えるため、サービスを利用する便益が高まるためである。

この直接ネットワーク効果は、多面市場を想定したとしても、ある一つの市場内で独自に効果を発揮するものである。たとえば Facebook には、他者とコミュニケーションを取る目的で Facebook を利用するユーザーの市場と、集まったユーザーに広告提示することを希望する広告主の市場、フェイスブックのユーザー向けにアプリケーションを開発する開発者市場がある。このとき、Facebook に参加するユーザーが多ければ多いほど、コミュニケーションを取ることができるユーザーが増加し、ユーザーの便益が向上するという直接ネットワーク効果は、ユーザー市場の内部で独自に発生し、完結しているのである。

これに対して間接ネットワーク効果とは、プラットフォーム上の片側の市場のプレイヤー数が増えると、別の側の市場プレイヤーの便益が高まる、というように市場を横断して発生する効果のことである。たとえば、プラットフォームに参加するユーザー数が増えると、プラットフォーム参加企業は、自社製品・サービスを提示可能な潜在顧客が増大するためプラットフォームに参加する便益が高まる (K. J. Boudreau & Jeppesen, 2015; Venkatraman & Lee, 2004)。これと同時に、プラットフォームにより多くの企業が参加すると、選択可能な製品の幅が広がるためユーザーの便益も高まる (Evans, 2003; Rietveld, Ploog, & Nieborg, 2020)。このような関係が間接ネットワーク効果である。Facebook の例でいえば、ユーザー市場とアプリ開発者市場の間で間接ネットワーク効果が発生していると考えられる。フェイスブック・ユーザーが増えれば、フェイスブック・ユーザー向けアプリケーションを利用する潜在顧客が増えるため、アプリケーション開発者の便益が向上する。フェイスブック向けアプリケーション開発者が増えれば、フェイスブック・ユーザーが利用可能なアプリケー

ション資産が増えるため、ユーザーの便益が向上するのである。

フェイスブック・ユーザーとアプリケーション開発者は、相互に補完関係にあり、間接ネットワーク効果を生み出していた。これに対して、フェイスブック・ユーザーと広告主の関係は、間接ネットワーク効果を生み出しているといえるのだろうか。フェイスブック・ユーザーが増えるほど、訴求可能な対象が増えるため広告主の便益は向上している。しかし、フェイスブック・ユーザーは、広告主が増えたからといって必ずしも便益は向上しない<sup>4</sup>。このように便益を受ける市場が双方であるか、一方であるかの違いは存在している。とはいえ、複数の市場のうち、ある市場のプレイヤー数が増えることによって、異なる市場のプレイヤーの便益が高まっていることから、フェイスブック・ユーザーと広告主の間にも間接ネットワーク効果は働いていると本稿では捉えておく。このようなネットワーク効果は、プラットフォーム研究の中心的な研究対象の一つであり (McIntyre & Srinivasan, 2017)、たとえば、複数の研究によってネットワーク効果の大きさを定量的に測定することが試みられている (Schilling, 2002; Shankar & Bayus, 2003)。

### 1.3.3 勝者総取り (Winner Takes All)

ネットワーク効果が存在するため、いち早く競争優位を獲得したプラットフォーマーが他のプラットフォーマーに対して強い立場を築くという特徴が初期のプラットフォーム研究で指摘されている (Besen & Farrell, 1994; Caillaud & Jullien, 2003; Katz & Shapiro, 1994; Shapiro & Varian, 1999)。

こうした前提に基づいた研究では、素早くプラットフォームを立ち上げ、迅速に巨大化する Get Big Fast 戦略が提唱されている (E. Lee, Lee, & Lee, 2006)。しかしこのようなプラットフォームを対象とした初期の研究は、プラットフォーマーの戦略の指針を示したという貢献があるものの、問題点も複数ある。

第一に、複数の市場に対して具体的にどのようにアプローチすることが適切かという視点が欠けている (McIntyre & Subramaniam, 2009)。これに加えて第二に、複数のプラットフォームを利用する際に参加者が抱えるマルチホーミングコストの大きさや、財ごとの価格弾力性といった個別の環境要因に応じて複数のプラットフォームが併存できる可能性についても議論できていない (Eisenmann, Parker, & Van Alstyne, 2006; Tiwana, 2013)。第三に、実際の環境要因を踏まえた実証研究においては、支配的なプラットフォームを築くためには、単純なネットワークの規模ばかりでなくプラットフォーマーとネットワーク参加者の結びつきの強さに注目する重要性も示されているが、それについても初期の研究は十分な議論を展開していない (Cennamo & Santaló, 2015; Shankar & Bayus, 2003)。以上の3つの

---

<sup>4</sup> もちろん、興味のある広告が提示される蓋然性が向上するという意味で、広告主が増えることは、ユーザーにとって正の効果をもたらすと考えられる。しかし、アプリケーションの例と比較すると、ユーザーと広告主の間に相互に補完関係があるとは言い難い。

不足を考えるならば、プラットフォーム上の競争メカニズムを検討するためには、より詳細にプラットフォームにかかわるプレイヤーに注目し、プラットフォームの環境要因についても議論する必要性が残されていると考えられる。

プラットフォームの取り扱う財やプラットフォームの構造によって、プラットフォームに参加するプレイヤーの戦略は変化する。プラットフォーム参加者の戦略が変化すれば、必然的にプラットフォームの競争も変化する事となる。プラットフォームの競争が変化するということは、プラットフォームの構造も変化するということである。このような、マクロとミクロの相互作用がプラットフォームには存在すると想定される。しかし、これまでのプラットフォーム研究においては、ある構造のもとでのプラットフォーム参加者の行為と相互作用が十分に議論されていなかったのである。

#### 1.4 プラットフォームにおける行為主体

プラットフォームを理解するにあたっては、プラットフォームにおける行為主体やプラットフォームの環境要因に注目することが重要である。このような問題意識を踏まえて、以下では、プラットフォーム上の行為主体である三者、プラットフォーム・オーナー・プラットフォーム参加企業・顧客について改めて確認する。

##### 1.4.1 プラットフォーマー

プラットフォーム上には、企業と顧客の仲介を担うことや、プラットフォームのルールを設定する主体としてプラットフォームが存在する。(Bresnahan & Greenstein, 2003; Hagiu, 2006; Hagiu & Wright, 2015; Rochet & Tirole, 2003)。プラットフォーム管理者としての側面を明示するため、プラットフォームをプラットフォーム・オーナーやプラットフォーム・スポンサーと呼ぶ研究もある(Nambisan & Baron, 2021; G. Parker & Van Alstyne, 2018; Rietveld et al., 2020; L. Thomas, Autio, & Gann, 2014)。

プラットフォームは、プラットフォームに参加する企業と顧客を増やすインセンティブを持っている(Armstrong, 2006; Caillaud & Jullien, 2003; Evans, 2003; Hagiu, 2006; Rochet & Tirole, 2003, 2006)。これは、プラットフォーム参加者の規模が拡大すればするほどプラットフォームが創出する価値も増大し、プラットフォームが獲得する便益も大きくなるためである(E. Lee et al., 2006)。間接ネットワーク効果の実現を狙い、市場の両面にはたらきかけるという点においてプラットフォームは、サプライチェーン上のディストリビューターと区別可能である(Adner, 2017)。

##### 1.4.2 プラットフォーム参加企業

取引の仲介者がプラットフォームであることに対して、プラットフォームに参加し、プラットフォームの支援のもと、エンドユーザーに製品・サービスを提供する企業集団は、既存研究の多くで補完財企業(Complementors)と呼ばれている(Adner & Kapoor, 2010;

Ceccagnoli et al., 2012; Cutolo & Kenney, 2020; Wen & Zhu, 2019)。この呼称は、ゲーム・ソフトウェア・メーカーとユーザーをゲーム・ハードウェアとして結びつける Playstation のようなプラットフォームを想定すると理解しやすい。プラットフォームに参加するゲームソフトウェアメーカーは、SONY にとって Playstation の価値を高めるソフトウェア、すなわち補完財を提供する企業である。プラットフォーム参加企業がプラットフォームに財を提供した結果、プラットフォームのコア技術とともに価値が高まる時、プラットフォーム参加企業とプラットフォームは補完関係にあるといえる (Gawer, 2009; Nalebuff, Brandenburger, & Maulana, 1996; Yoffie & Kwak, 2006; Zhu & Iansiti, 2012)。プラットフォーム研究の多くでは、このようにプラットフォームと補完関係にある企業を補完財企業と捉えているのである。

しかし、プラットフォームに参加する企業の中には、他者との関係の中で価値が規定されず、独立に価値を持つものも存在する (Jacobides, Cennamo, & Gawer, 2018)。すなわちプラットフォームと補完関係にない企業もプラットフォームには存在するということである。このような場合、プラットフォーム参加企業を補完財企業と呼称することは必ずしも適当ではない。

たとえば、前述の Facebook の関係を考えてみよう。Facebook とアプリケーション開発企業は補完関係にある。しかし、Facebook と広告主となる企業は補完関係にあると言えるだろうか。経済学における補完関係の定義を踏まえると、両者の関係が理解しやすい。経済学において補完関係は、交差弾力性によって捉えられ、製品 A の価格が変化したときに、製品 B の需要が逆方向に変化するような A と B の関係と定義される (Hicks, 1939; Samuelson, 1947)。Facebook の例でいえば、ユーザーにとって Facebook を利用するコストが変化したときの、広告に対する需要変化を考慮すればよい。ここでは思考実験として、もともと課金しなければ利用できなかった Facebook が、あるとき無料で利用できるようになったと考えてみよう。Facebook の価格が低下しているので、広告に対する需要が増加していれば、Facebook と広告は補完関係にあるといえる。もし Facebook が有料から無料になったとしても、広告に対する需要は増加しないと想定されるのではないだろうか。もちろん、利用料が有料から無料になった代償として、Facebook が顧客に広告を表示される回数を増やしたとしても、顧客がある程度まで許容するようになるかもしれない。しかし、広告に対する需要が増えたわけではないだろう。

このようにプラットフォーム上には、ゲーム・ソフトウェアのようなプラットフォームと独立には価値を持ち得ない補完財を提供する企業と、補完財とは呼べない財を提供する企業の両方が参加する。したがって、本研究においては、既存のプラットフォーム研究の多くとは異なるものの、プラットフォーム参加企業を一律に補完財企業と呼ぶことはせず、プラットフォーム参加企業と呼称する。

### 1.4.3 顧客

プラットフォームには、プラットフォーム管理者であるプラットフォームと財を提供する企業の他に、財を利用する顧客が行為者として参加している。既存研究では、プラットフォーム上の顧客がどのような特徴を持っているか議論されている。たとえば、顧客がプラットフォームを利用するかどうかは、プラットフォーム参加企業の提供する財の量と質に依存することが指摘されている(Panico & Cennamo, 2020)。より具体的にいうと、当然の結論ではあるものの、高品質な財が多数提供されるプラットフォームほど顧客の利用が増えるとモデル分析によって確認された。

これに加えて、顧客属性についても研究がある。たとえば、プラットフォーム成立の初期段階に利用を開始した顧客と、後期に利用を開始したもので顧客属性が異なることが指摘されている(Rietveld & Eggers, 2018)。この研究は、2000年から2007年にイギリスで発売されたゲームの売上データを用いて、後期にプラットフォームの利用を開始した顧客のほうが新しいゲームを購入する蓋然性が低いことを明らかにした。これは後期にプラットフォームを使い始めた顧客のほうが購入失敗のリスクを避ける選好を持つためである。

このように製品品質や、顧客のリスク選好によって顧客の購買行動が変化するならば、プラットフォームが製品品質を保証するような仕組みが存在すると、プラットフォーム上の競争が変化する可能性がある。しかし、そのようなプラットフォームの仕組みに注目して、プラットフォーム上の競争を分析した先行研究は確認されない。

## 1.5 行為主体間の相互作用

プラットフォームの価値を規定する要因は、前述のプラットフォーム上の行為者間の相互作用である(McIntyre, Srinivasan, Afuah, Gawer, & Kretschmer, 2020)。ここで、プラットフォームと、企業、顧客の3つの行為主体間から相互作用する2者を選択する組み合わせは、6パターンである(図3)。全て列挙すると、(1)プラットフォーム間の相互作用、(2)プラットフォームと顧客の相互作用、(3)プラットフォームと企業の相互作用、(4)企業間の相互作用、(5)顧客間の相互作用、(6)顧客と企業の相互作用である。このうち、(1)・(2)・(3)の行為主体にプラットフォームを含む相互作用については、豊富な先行研究がある(それぞれの詳細な紹介はAppendixを参照されたい)。

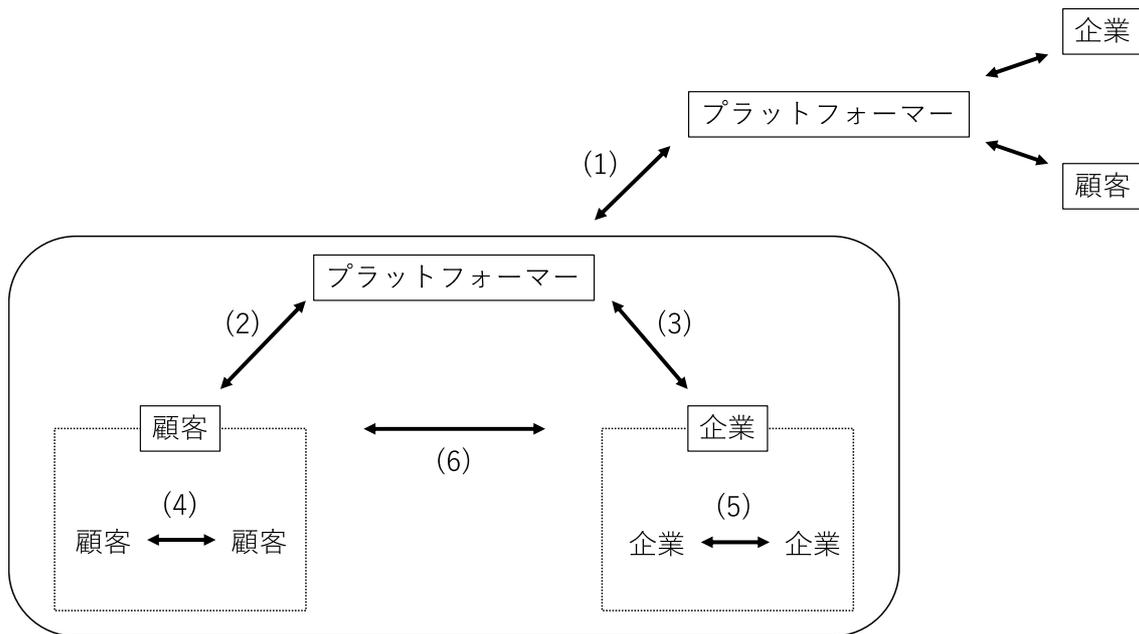


図3. 行為主体間相互作用

しかし、プラットフォームを相互作用に含まない、(4)・(5)・(6)の相互作用についての研究は十分でない。この点については一部の先行研究でも課題として提示されている (Cutolo & Kenney, 2020)。プラットフォームを行為主体に含まない、プラットフォーム上の企業と顧客の相互作用に関する研究が十分に実施されていないのはなぜだろうか。この理由としては、当該領域が既存の企業間競争戦略の文脈ですでに議論された範囲と捉えられたためだと考えられる。しかし実際には、プラットフォームの持つ特徴から、プラットフォーム上での企業間競争はプラットフォーム以外の市場での競争とは異なる可能性がある。

このような問題意識から本論文では、企業間の相互作用・顧客間の相互作用・顧客と企業の相互作用の中でも特に、(4)顧客間の相互作用と、(6)顧客と企業の相互作用に注目して議論する。とりわけ、既存の企業間競争戦略の文脈とは異なったメカニズムがはたらくと想定される協調フィルタリングが存在するプラットフォームに注目して議論する。

#### 1.6 小括

既存のプラットフォーム研究においては、プラットフォーム間の相互作用・プラットフォームと顧客の相互作用・プラットフォームと企業の相互作用について多数の研究蓄積がある。プラットフォームを対象とする研究領域である以上、プラットフォームを行為主体に含めた相互作用に注目した研究が中心的となるのは当然である。

しかし、プラットフォームの価値を規定するという意味からも、プラットフォーム参加企業と顧客の相互作用に注目することは重要である。このような重要性の高さにもかかわらず

ず、プラットフォーム研究の文脈では、プラットフォーム参加企業同士の相互作用・プラットフォーム参加企業と顧客の相互作用・顧客同士の相互作用については十分に研究されていない。

もちろん、プラットフォーム参加企業の競争がプラットフォーム以外の市場における競争と差異がなければ、あえて研究する必要はない。しかし、プラットフォームの特性によって、プラットフォーム参加企業の競争は影響を受けると考えられる。具体的に言えば、プラットフォームは蓄積したデータとアルゴリズムによって企業と顧客を仲介する状況では、通常とは異なる競争が発生すると考えられる。したがって本論文では、協調フィルタリングを備えたプラットフォームに注目して、プラットフォーム上の企業間競争を議論する。

企業間競争を議論するといっても、本論文においては、ある企業の戦略と、それに対応した他企業の戦略といった企業同士の相互作用を直接分析することはない。本論文では、企業同士の直接的な相互作用を議論するにあたって考慮が求められる環境要因や消費者行動を明らかにすることを試みる。このようなプラットフォーム上での競争条件の明確化が、プラットフォームに参加する企業に対して、新しい戦略的な視座を提供することにつながると考えられる。

以下では、協調フィルタリングの存在がプラットフォーム参加企業間の競争に与える影響を議論する前提として、協調フィルタリングについて、情報システム研究を参照し紹介する。

## 2. 情報システム研究

プラットフォームは、プラットフォーム参加企業とユーザーを適切に結びつける機能を担っている。この機能を果たすために、プラットフォームは情報蓄積するという特徴がある(Zuboff, 2019)。蓄積された情報の取り扱いについては、一部の法的制限を除けばプラットフォームに一任されている(Gerwe & Silva, 2020)。こうした特徴から、Burt (1997)の指摘する構造的間隙に位置する主体に発生する情報便益・管理便益をプラットフォームが享受しているのである。

プラットフォームは、蓄積した情報をアルゴリズムに基づいて処理し、リコメンド機能を実装、ユーザーが信頼できるベンダーを特定、発見することを支援している(Curchod, Patriotta, Cohen, & Neysen, 2020; Tadelis, 2016)。このときプラットフォームが採用するアルゴリズムとして最も一般的なものの一つに協調フィルタリングがある。

協調フィルタリングとは、特定顧客に対して、類似の選好を持った他の顧客の選好に基づいてリコメンドするアルゴリズムのことである(Breese et al., 1998; Konstan et al., 1997; Mild & Reutterer, 2003; Sarwar et al., 2010)。オンライン・ショッピング・プラットフォームや、動画配信プラットフォームで、「この商品をチェックした人はこんな商品もチェックしています」、「よく一緒に購入されている商品」といったメッセージが表示されることがある。当該顧客と類似した他の顧客の好みに基づき商品リストを提案するパーソナライズド・

リコメンデーション・システムを駆動するアルゴリズムが協調フィルタリングである (Mild & Reutterer, 2003)。

顧客がどのような製品を同時に購入するかという併買関係については、Share of wallet やバスケット(買い物かご)分析として従来から注目されている。Share of wallet は、ある顧客の特定カテゴリー内における製品のシェア、すなわち特定カテゴリー内における一定期間内の顧客の併買関係に注目した概念である (Cooil, Keiningham, Aksoy, & Hsu, 2007; Jones & Sasser, 1995)。これに対してバスケット分析は、ある顧客が一回の買い物で購買した製品(あるいはカテゴリー)の組み合わせに注目する概念である (Manchanda, Ansari, & Gupta, 1999; Russell & Kamakura, 1997)。

このように併買関係については、従来から研究蓄積がある。しかし、プラットフォーマーが企業と顧客の仲介者としての機能を果たすようになったことで、具体的にプラットフォーマーが実装することとなるリコmend・システムのアルゴリズムについての関心が高まった。以下では、リコmend・システムと、プラットフォーマーが一般的に活用する協調フィルタリングの特徴を議論する。

## 2.1 リコmend・システム

リコmend・システムを採用すると顧客の想起集合が質・量の両面で変化する (Alba et al., 1997; Winer et al., 1997)。これに加えて、リコmend・システムを採用すると、顧客の購買行動の質・効率が向上することも定量的に明らかにされている (Häubl & Trifts, 2000; P. M. West et al., 1999)。リコmend・システムを通して顧客が新たな財を発見、購買するからである。

オンライン環境においては、特にリコmendの重要性が高まっている。オンライン環境においては、シェルフ・スペースに制限がないことから、企業はコストを増加させることなく顧客に対して提供可能な財の幅を広げることができる (Bakos, 1997)。これは、リコmendに活用可能な財の幅が広がったということで、より顧客のニーズにあった財を提案できる蓋然性が高まったということである。ここで重要となるのは、顧客が潜在的にアクセスできる財の幅が広がったという事実が重要なのではなく、リコmendに活用可能な財の幅が広がったということである。顧客がアクセスできる製品の幅が広がったとしても、適切なリコmendが行われないと顧客の便益は高まらない。顧客には認知限界があるため、自力で潜在的にアクセス可能な財の全てを精査することはできない。すなわち、適切なリコmend・アルゴリズムなしには、アクセス可能な財の幅がもたらす潜在的な価値が顕在化しないのである (Alba et al., 1997)。

## 2.2 協調フィルタリング

プラットフォーマーが活用するリコmend・アルゴリズムの中でも、最も一般的なものの一つとして協調フィルタリングがある。協調フィルタリングは、製品属性に基づくリコmend

ドよりも顧客購買の予測精度が高いことから利用されることが多い(Breese et al., 1998)。協調フィルタリングは、他の顧客の購買行動をもとに個々の顧客の購買を予測する探索的分析である(Mild & Reutterer, 2003)。協調フィルタリングは、蓄積された顧客の購買行動が多いほど、より精度の高いリコメンドを実施できる特徴を持つことから、ネットワーク効果を強化するアルゴリズムである(Domingos & Richardson, 2001)。

協調フィルタリングの中でも最も一般的なピアソン相関に基づくアプローチでは、アイテムとユーザーの2値行列がデータとして使用される(Hwang & Lee, 2021)。具体的には、縦軸に顧客名、横軸に製品名を設定し、顧客が製品を購入していれば交点に1、購入していなければ0を記載する巨大な行列データを作成する。このような行列に誰が何を購買したかのデータを継続的に蓄積し、(1)ある製品を購入した顧客と最も類似の属性を持つ顧客を特定、(2)参照する顧客の購買傾向を特定、(3)特定した購買傾向を踏まえてリコメンドの提示を行うのが協調フィルタリングの基本的な仕組みである。このような仕組みであるから、偏った嗜好を持つ顧客がデータ内に多数存在する場合や、十分な顧客データが蓄積されていない場合には、リコメンド精度が低下する恐れもある(Hwang & Lee, 2021)。しかし、このような短所があったとしても協調フィルタリングは、相対的に他のアルゴリズムよりもクロスセルや、アップセル、ロイヤルティの向上に寄与するアルゴリズムである(Breese et al., 1998; Srivastava, Bala, & Kumar, 2020)。

ここまで紹介したように協調フィルタリングについては、情報システム研究において研究蓄積がある。しかし、当該領域はアルゴリズムの実装に主眼を置いている。このことから、アルゴリズムの有効性の検証や、アルゴリズムの修正方法といったアルゴリズムの運用者視点の研究が中心的である。したがって、本研究の関心である、協調フィルタリングがマッチングされる対象に与える影響については当該領域で十分に明らかにされていない。

協調フィルタリングがプラットフォーム参加企業に与える影響を分析した数少ない研究として、Pathak et al. (2010)がある。Pathakらは、協調フィルタリングのはたらきによって、売上の小さな小規模事業者が市場に多数事業展開するロングテール現象が強化されることと、個別事業者の値付けが高まることを定量的に明らかにした。ロングテール現象は、探索コストの大きさから困難だった潜在的な消費者と企業のマッチングを協調フィルタリングが実現させたことによって強化されたためである。値付けの高まりは、企業に関する十分な情報を持たない消費者に対して、企業の信頼度を協調フィルタリングが裏書きする機能を果たしたことによって実現した、というのが彼らの解釈である。

Pathakらの研究は、協調フィルタリングの存在がプラットフォーム参加企業に与える影響を明らかにしたという意味で貢献がある。しかし、ここで明らかにされたのは、企業規模の小さな企業がプラットフォームから享受する便益が大きいということである。企業規模以外の属性に応じて、協調フィルタリングがどのような企業に対して有利に、あるいは不利に機能するかについては十分に議論されていない。

したがって以下では、特に顧客と企業のマッチングに注目して、どのような企業が協調フ

フィルタリングの存在する環境で顧客獲得できる蓋然性が高まり、競争優位を獲得しうるかの議論を試みる。この第一歩として具体的には、協調フィルタリングによる企業と顧客のネットワーク形成のメカニズムがプラットフォーム以外の市場と異なるのか、ネットワーク研究を参照し議論する。

### 3. ネットワーク研究

協調フィルタリングは、具体的にどのように企業と顧客の相互作用に関与するのであるか。ここでは、協調フィルタリングが存在しない場合のネットワーク形成メカニズムと対比することで、協調フィルタリングの機能を明らかにすることを試みる。

#### 3.1 Triadic closure

既存のネットワーク研究は、類似性が高い主体の間には紐帯が結ばれる蓋然性が高いと想定している (Burt, 1992; Coleman, 1988; Granovetter, 1973; Uzzi, 1997; Watts & Strogatz, 1998)。類似性が高い主体とは、似たようなネットワークを保持している、すなわち共通の主体と紐帯を持つようなもののことである。

たとえば、図1のように、Aという共通の主体と紐帯を持つBとCは紐帯を形成する蓋然性が高いということである。この関係性は、Triadic closure 呼ばれる。Triadic closure がはたらくことは、定量的にも確認されている (Easley & Kleinberg, 2010; Song, Tang, & Huang, 2019; Zhang, Lu, Torres, & Chen, 2018)。たとえば、紐帯の重複度が高い主体であればあるほど、互恵的なプロモーションを実施する蓋然性が高いことが示されている (Song et al., 2019)。

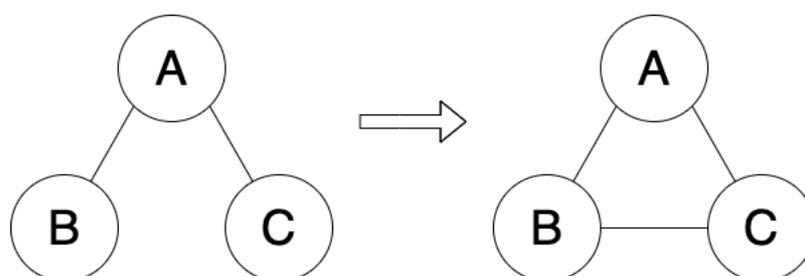


図1. Triadic closure (再掲)

互恵的なプロモーションとは、ある企業が他の企業と連携して製品企画や情報発信を行い、相互に利益獲得を試みることである。具体例としては、串カツ田中と鳥貴族のコラボレーション・プロモーションが挙げられる(図4)<sup>5</sup>。串カツ田中の商品開発チームが鳥貴族で提供さ

---

<sup>5</sup> 名物串カツ田中大阪伝統の味(2021年11月8日)「夢のコラボ!? 鳥貴族と串カツ田中がタッグ! 商品開発チームが入れ替わり、それぞれのメニューを考案のコラボメニューの提供が開始! コラボTシャツやお食事券が当たるTwitterキャンペーンも同時開催!!」

れる揚げ物メニューを新規考案、鳥貴族の商品開発チームが串カツ田中で提供される焼き鳥メニューを考案するというものである。鳥貴族・串カツ田中の両方の店舗で当該コラボレーション企画を紹介するメニューを導入することで、それぞれの顧客に相手企業を紹介する機能を果たしていると考えられる。このプロモーションが成立する背景には、両者の顧客層が重複していることが考えられる。もし顧客層が全く異なっているのであれば、互いの顧客に相手企業を紹介したとしても、広告効果がないためである。この意味で、図1でいうところのBに相当する鳥貴族とCに相当する串カツ田中は共通の顧客Aを持っていたために紐帯を結んで互恵的プロモーションを実施したと解釈できるだろう。



図 4. 串カツ田中、鳥貴族コラボメニュー<sup>6</sup>

ネットワーク論では、2つのメカニズムから、Triadic closure が生じることを想定している。一つ目は、自分と似たような他者に親近感を覚える心理的な作用、ホモフィリーである (Byrne, 1961; Ibarra, 1992; Lin, 2002; Mcpherson, Smith-lovin, & Cook, 2001)。人間は自分と似た態度を持つ人間に対して好感を持ち、積極的に相互作用する傾向がある。このことから、類似性の高い主体ほど紐帯を結ぶ蓋然性が高いのである。二つ目は、信頼と制裁のはたらきである (Coleman, 1988)。合理的な個人を想定したとき、自己の利益の最大化をはかる個人は、ときとして機会主義的行動をとることがある。機会主義的行動をとった場合に得られる利得と、機会主義的行動をとったために受ける制裁の損失を比較して、利得が上回る場合に合理的な個人は、裏切りを選択することとなる。このとき A と B という二者関係ではなく、ネットワーク上の合理的な個人の行動について考えてみよう。合理的な個人 A は、

<https://kushi-tanaka.com/news/entry/1749>

<sup>6</sup> せんべろ net (2021 年 11 月 9 日)「鳥貴族と串カツ田中が期間限定でコラボメニュー提供&キャンペーン開催(記者会見&試食レポート)」<https://1000bero.net/news20211108/>

B と共通の紐帯を持つ C がいる場合に、B を裏切りにくくなるのである。A が機会主義的行動をとったときに受ける制裁は、C がない場合、B から受けるものに限定される。これに対して、C が存在する場合には、A が機会主義的行動を取ると、B と C の両方から制裁を受けることとなる。このようなゲーム論的メカニズムから、共通の紐帯を持つ主体間ほど信頼度が高まるために、紐帯が結ばれやすくなるのである。

ネットワーク論においては、基本的に全てのノードを個人と想定している。意思を持った個人であるために、ホモフィリーのような現象が発生し、ネットワークが形成されるのである。この意味で、企業のように個人ではないノードを想定することには注意が必要である。企業が提供する製品に注目し、モノとしてノードを捉えると、企業と個人のネットワーク形成に既存のネットワーク理論を利用するのは適切でないと考えられる。しかし、企業を法人、すなわち顧客や他の企業と相互作用する行為主体として捉えれば、企業と個人のネットワーク形成を議論する際にネットワーク理論を活用することは十分妥当性を持つだろう。

### 3.2 協調フィルタリングによるネットワーク形成

これに対して、協調フィルタリングが存在するプラットフォームにおいては、Triadic closure とは異なるメカニズムに基づいてネットワーク形成が行われると想定される(図2)。プラットフォーム上に、企業 A、企業 B、顧客 X、顧客 Y の 4 つの主体が存在すると考える。初期段階においては、顧客 X が企業 A・企業 B の両方と紐帯を結ぶこととする。これは顧客 X が、企業 A と企業 B の財を両方購買するマルチ・ブランド・バイヤーということである。これに対して、顧客 Y は企業 A の財を購買する顧客で、企業 A と紐帯を持ち、企業 B とは紐帯を持たないとする。このとき協調フィルタリングを備えたプラットフォームにおいては、企業 A という共通の購買履歴が存在するために、顧客 Y に対して企業 B がリコメンドされることとなる。この結果として顧客 Y と企業 B の間にも紐帯が形成されるのである。

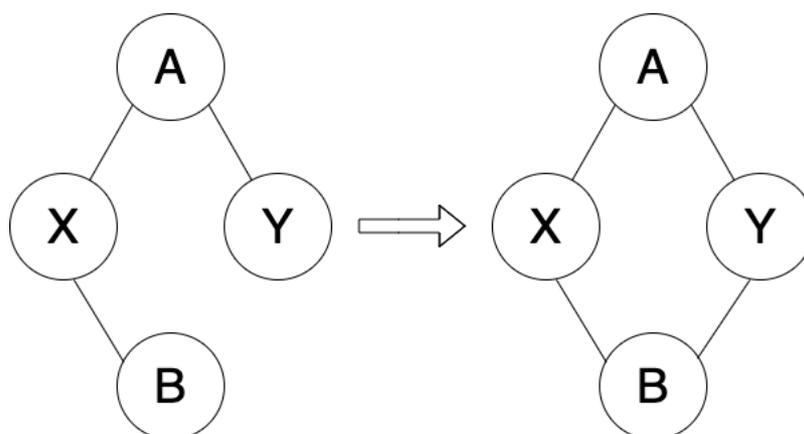


図2. プラットフォーム上でのネットワーク形成(再掲)

このネットワーク形成メカニズムは、既存の Triadic closure では説明できないプラット

フォーム特有なネットワーク形成メカニズムである<sup>7</sup>。上述のような関係を Triadic closure で捉えようとするならば、顧客間に紐帯が存在するか、企業間に紐帯が存在することを想定する必要がある。しかし、どちらもプラットフォーム上では当てはまらない。たとえば、プラットフォームにおいては、必ずしも顧客 X と顧客 Y の間に紐帯が存在していないとしても、協調フィルタリングによって顧客 Y と企業 B は結び付けられる。顧客 X と顧客 Y の間に紐帯が存在する場合のネットワーク形成とは、クチコミによる企業紹介が挙げられる。顧客 X が顧客 Y に対して企業 B を紹介するような場合がこれに相当する。必ずしも顧客 X と顧客 Y がオフラインで紐帯を保有する必要はない。オンライン上であっても、製品コミュニティや製品紹介動画のような顧客 X と顧客 Y を結びつける場が存在すれば、顧客 Y と企業 B の間に紐帯が形成されると考えられる。すなわち、クチコミや e-WOM (Electronic Word of Mouth)、インフルエンサーの情報発信といった現象は Triadic closure に基づくネットワーク形成と解釈可能である。

しかし、協調フィルタリングによるマッチングは、顧客の意図や顧客の有するネットワークとは無関係に、購買行動によって実施される。顧客の企業に対する関与の強さや、顧客が有する社会関係資本の多寡にかかわらず実施されるという点において、協調フィルタリングによるネットワーク形成は、新しいメカニズムによって解釈する必要がある。

顧客 X と顧客 Y の間に紐帯が存在しないとしても、企業 A と企業 B の間に紐帯が存在すれば、Triadic closure で上述のネットワーク形成を説明できる。しかし、プラットフォーム上においては、企業 A と企業 B の間に紐帯が存在しない場合であっても、顧客 Y と企業 B は結び付けられる。企業 A と企業 B の間に紐帯が存在している場合とは、両者の属性が近い、あるいは補完関係にあるため、売り場やレビューサイトのような場で同時に紹介されている例を想定できる<sup>8</sup>。このような場で企業間に紐帯が形成されていれば、その場に参加する一方の顧客が他方の顧客と紐帯を結ぶことも十分予想される。しかし、プラットフォーム上では、協調フィルタリングを通して、互いに認知することのない企業 A と企業 B が顧客を通して二次の隔たりで結び付けられる可能性がある。

ここまでの議論を踏まえると、協調フィルタリングによるマッチングは、顧客の保有する社会関係資本の多寡や、顧客の関与に依存しない独特なネットワーク形成と考えられる。し

---

<sup>7</sup> ネットワークを形成する主体が同一属性ではなく、顧客と企業であることには注意が必要である。企業を財として捉えると、紐帯を形成するノードと扱うのは不適當なように思われる。しかし、顧客と相互作用し、継続的に財を取引する主体と捉えればノードとして扱うことが適当だと考えられる。

<sup>8</sup> 同じ場で紹介されている事実をもって、企業間に紐帯が存在すると解釈できるかは議論の余地があるかもしれない。しかし、両者が互いを競合企業、あるいは補完関係にある企業として意識するという意味では、強度はともかく、両者の間に紐帯が存在すると考えられる。

たがって、協調フィルタリングが存在する場合の利害関係者の戦略を議論するにあたっては、このようなアルゴリズムを考慮に入れることが重要である (Fu, Aseri, Singh, & Srinivasan, 2021)。プラットフォーム以外の市場と比較して、協調フィルタリングを備えるプラットフォームにおいては、顧客の持つ機能や企業の顧客関係管理戦略が具体的にどのように変化するだろうか。以下ではマーケティング・サイエンス研究を参照して、プラットフォーム特有な競争メカニズムを議論する。

#### 4. マーケティング・サイエンス研究

企業と顧客の相互作用について、統計学的なモデルと顕示的行動データを用いて議論した研究群としてマーケティング・サイエンス研究がある (Bass, 1995; Ehrenberg, 1972; Ehrenberg, Goodhardt, & Barwise, 1990; Sharp, 2010)。本節では、マーケティング・サイエンス研究の中でも、オーソドクシーのコトラー・モデルに対する批判を展開して近年注目されている Byron Sharp を中心とする研究に注目する。これにあたって第一に、Sharp らの議論の基盤となる NBD デイリクレモデルを紹介する。第二に、実際にどのような知見が得られているか確認する。これらを踏まえて最後にマーケティング・サイエンスの知見を用いてプラットフォーム上の競争メカニズムを議論する課題を提示する。

##### 4.1 NBD デイリクレモデル

マーケティング・サイエンス研究は、一度購買経験のある顧客は、継続して購買する確率が高まることや、購買行動が一定期間内で確率的に発生することを想定した NBD (Negative Binomial Distribution) デイリクレモデルを用いて顧客行動の予想、定量的な検証を行ってきた (Ehrenberg, 1959; Goodhardt, Ehrenberg, & Chatfield, 1984; Morrison & Schmittlein, 1981)。NBD デイリクレモデルは、ある製品カテゴリ内の継続的な購買動向を説明する。より具体的にいえば、どのブランドが期間内に何回購買されたかを計算するモデルである。ここでは、どのように NBD デイリクレモデルが導出されたかを確認する。

NBD デイリクレモデルは、以下の数式で示される (Goodhardt et al., 1984)。

$$P(R, r_j) = \frac{(K+R-1)!}{(K-1)!} \left( \frac{K}{K+MT} \right)^K \left( \frac{MT}{K+MT} \right)^R \frac{\Gamma(\sum_{j=1}^g \alpha_j)}{\Gamma(\sum_{j=1}^g \alpha_j + R)} \prod_{j=1}^g \frac{\Gamma(\alpha_j + r_j)}{r_j! \Gamma(\alpha_j)} \quad (1)$$

ここで、 $r_j$  は、 $g$  個あるブランドの中から  $j$  番目のものを期間  $T$  に顧客  $i$  が購買する数量を示す。 $R$  は、 $\sum_{j=1}^g r_j$  であり、期間  $T$  にカテゴリ内のブランドを顧客  $i$  が購買する総量を示す。

したがって、 $P(R, r_j)$  は、期間  $T$  に、顧客  $i$  が、カテゴリ内のブランドを  $R$  個購買し、そのうち  $j$  番目のブランドを  $r_j$  個選択する確率を表わす。

また、 $M$  は、顧客  $i$  のブランド  $j$  に対する相対的な好意度、すなわちブランド  $j$  の平均購買率によって求められるパラメーターである。 $K$  は、 $M$  の関数であるパラメーターである。 $K$  と  $M$  の関係は 4.1.1 節で詳述する。 $\alpha_j$  は、 $r_j$  が従うガンマ分布のパラメータである。この

変数については 4.1.2 節で詳述する。

この NBD デイリクレモデルは、カテゴリ内のある製品を T 期間に消費者が購買する頻度を明らかにするモデル(本研究では、以下 NBD モデルと呼称する)と、どのブランドを消費者が選択するか明らかにするモデル(本研究では、以下デイリクレモデルと呼称する<sup>9)</sup>の積によって導出されている(East & Ang, 2017)。換言すれば、顧客の購買は、カテゴリ内のブランドを購買するかどうかの確率と、どのブランドを選択するかの確率の積によって求められるということである。以下では、NBD モデル、デイリクレモデルがどのように導出されるか確認する。

#### 4.1.1 NBD モデルの導出

NBD モデルは、大きく二つの仮定を前提として導出されている。一つ目の仮定は、個人の購買行動がポアソン分布に従うことである。ポアソン分布は、単位期間あたり  $\mu$  回起こるランダムな事象の発生回数に従う分布であり以下の式で表される。

$$Poisson(r|\mu) = \frac{\mu^r}{r!} e^{-\mu} \quad (2)$$

この仮定は、顧客のほとんどがライト・バイヤーであるという事実に基づくものである。この点は、彼らの実証的な調査結果から妥当性が高いと考えられる。

二つ目の仮定は、この  $\mu$  の長期平均値をカテゴリ内の消費者全体で見ると、ガンマ分布に従うことである。ガンマ分布とはパラメータ  $\alpha$ 、 $\beta$  を用いて以下の式で表される。

$$Gamma(x|\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}}{\Gamma(\alpha) \cdot \beta^\alpha} \quad (3)$$

ガンマ分布が表すものは、期間  $\beta$  の間に 1 回くらい起こるランダムな事象が  $\alpha$  回起こるまでの時間の分布である。なお、消費者の購買を説明するこのモデルにおいて  $\alpha$  と  $\beta$  は、消費者の相対的な製品に対する好意度を  $M$ 、 $M$  の関数である  $K$  を用いて以下のように表されると仮定されている。

$$(\alpha, \beta) = \left( K, \frac{M}{K} \right)$$

なお、このとき  $M$  と  $K$  は、以下の関係にある。

$$M = N \frac{\theta}{n}, K = \frac{\theta}{d}$$

これは、赤玉  $\theta$  個、白玉  $(n - \theta)$  個の合計  $n$  個の玉の入った壺の中から、玉を合計  $N$  回とりだすゲームで、取り出した色の玉を次に玉を取り出す前に  $d$  個追加するルールを備えたものを想定するとわかりやすい。このゲームでは、玉を取り出すことが購買に相当する。赤

---

<sup>9</sup> 一部の研究(Bassi, 2011; Goodhardt et al., 1984)が NBD デイリクレモデルを省略してデイリクレモデルと呼称することとは異なる。

玉と白玉は、それぞれ異なるブランドである。ここで各色の玉の個数は、ある顧客がブランドを目にする回数と捉えられる。目にする回数が多ければ多いほど、購買される可能性も高まる。一度取り出した色の玉を  $d$  個追加する理由は、一度購買した製品ほど、顧客が再度注目して見にする確率が高まるという消費者の傾向を反映させるためである。M は実際に玉が選択される回数、すなわち製品の平均購入回数を示したもので、K は分布のパラメータを示したものである。

個人レベルの購入回数が平均購入回数  $\mu$  をパラメーターに持つポアソン分布に従うこと、ポアソン分布のパラメーター  $\mu$  が消費者全体では、 $(K, \frac{M}{K})$  をパラメーターに持つガンマ分布に従うことを踏まえると、ポアソン分布とガンマ分布の積を  $\mu$  に対して積分することによって、カテゴリ内の消費者がある製品を購買するかの確率を示す式を導出できる。

$$P(R) = \int_0^{\infty} \text{Poisson}(R|\mu T) \text{Gamma}\left(\mu|K, \frac{M}{K}\right) d\mu \quad (4)$$

$$= \int_0^{\infty} \frac{(\mu T)^R}{R!} e^{-\mu T} \frac{\mu^{K-1} e^{-\mu(\frac{M}{K})}}{\Gamma(K) \cdot (\frac{M}{K})^K} d\mu$$

これを解くと、以下の NBD モデル式となる (Ehrenberg, 1959; Goodhardt et al., 1984)。

$$P(R) = \left(1 + \frac{MT}{K}\right)^{-K} \frac{\Gamma(K+R)}{R! \Gamma(K)} \left(\frac{MT}{K+MT}\right)^R \quad (5)$$

この NBD モデル式は、消費者が製品を購買するか否かを導出する確率式であり、製品が購買される頻度を明らかにすることができる。なお、この式の T は期間、R は  $\sum_{j=i}^g r_j$  で示される各ブランドの購買数の総和である。

#### 4.1.2 ディリクレモデルの導出

ディリクレモデルも、大きく二つの仮定に基づいて導出されている。一つ目の仮定は、ブランド  $j$  が選択される可能性が  $p_j$  であるとき、ブランドが選ばれる回数  $r_j$  とすると、 $r$  が従う確率分布が多項分布になるというものである。多項分布は、二項分布を多変数に拡張した確率分布である。すなわち以下の式が導出される。

$$\text{Multi}(r_j|p_j, R) = \frac{R!}{\prod_{j=1}^g r_j!} \prod_{j=1}^g p_j^{r_j} \quad (6)$$

この式は、あるブランドが購買される数量を、そのブランドが購買される確率と、カテゴリ内の製品全体の購買量によって導出するものである。

二つ目の仮定は、特定のブランドを顧客が選択する確率がカテゴリ内の顧客全体では、ディリクレ分布に従うというものである。このとき以下の式が成立する。

$$\text{Dirichlet}(p_j|\alpha_j) = \frac{\Gamma(\sum_{j=1}^g \alpha_j)}{\prod_{j=1}^g \Gamma(\alpha_j)} \prod_{j=1}^g p_j^{\alpha_j-1} \quad (7)$$

この式は、各ブランドの購入回数がガンマ分布に従うという仮定から導出される以下の式において、 $r_j$ を $p_j$ に変数変換した結果確認されるものである。

$$\text{Gamma}(r_j|\alpha_j) = \prod_{j=1}^g \frac{r_j^{\alpha_j-1} e^{-\frac{r_j}{\beta}}}{\Gamma(\alpha_j) \cdot \beta^{\alpha_j}} \quad (8)$$

ここまで提示した仮定の通り、ブランドの選択される回数が、ブランドの選択される確率についての多項分布に従い、この確率がディリクレ分布に従うのであれば、両者の積を $p$ について積分すれば $r_j$ の確率分布を導出できる。

$$P(R, r_j) = \int \text{Multi}(r_j|p_j, R) \cdot \text{Dirichlet}(p_j|\alpha_j) dp_j \quad (9)$$

$$= \int \frac{R!}{\prod_{j=1}^g r_j!} \prod_{j=1}^g p_j^{r_j} \cdot \frac{\Gamma(\sum_{j=1}^g \alpha_j)}{\prod_{j=1}^g \Gamma(\alpha_j)} \prod_{j=1}^g p_j^{\alpha_j-1} dp_j$$

これを解くと以下のディリクレモデル式となる (Johnson, Kotz, & Balakrishnan, 1997)。

$$P(R, r_j) = \frac{R!}{\prod_{j=1}^g r_j!} \frac{\Gamma(\sum_{j=1}^g \alpha_j)}{\prod_{j=1}^g \Gamma(\alpha_j)} \frac{\prod_{j=1}^g \Gamma(\alpha_j + r_j)}{\Gamma(\sum_{j=1}^g (\alpha_j + r_j))} \quad (10)$$

ディリクレモデル式は、顧客が各ブランドを何回ずつ選択するかについての確率を導出する式である。

## 4.2 マス・マーケティングの必要性

NBD ディリクレモデルを前提とした実証研究では、一貫してマス・マーケティングの重要性が指摘されていると考えられる。より具体的にいえば、購買量の多い顧客、すなわちロイヤル・カスタマー、あるいはヘビー・バイヤーをターゲットとしてマーケティングすることの限界をNBD ディリクレモデルと実際のデータを用いて議論している。これらの主張の根拠は、大きく分けると次の三点である。すなわち、(1)既存研究が想定するほどヘビー・バイヤーの企業業績に与える影響が大きいこと、(2)ヘビー・バイヤーをターゲットに絞った顧客獲得・顧客維持戦略の実施が困難なこと、(3)市場浸透度の向上(ライト・バイヤーへのブランド訴求)が企業業績と強い正の相関があることの3点である。それぞれ確認する。

### 4.2.1 ヘビー・バイヤーの価値

ヘビー・バイヤーの重要性を指摘する根拠の一つとしてパレートの法則が挙げられる。パレートの法則とは、購買量の多い上位2割の顧客が全体の売上の8割を占めるとする法則である (J. Dawes, Graham, Trinh, & Sharp, 2021)。しかし、実際の顧客購買量を用いた研究によれば、ヘビー・バイヤーの購買量が全体の売上に占める割合は5割程度であった (Sharp, 2010)。5割というのは必ずしも無視できる値ではないものの、既存研究が指摘するほどヘビー・バイヤーが売上に与える影響は大きいのである。

ヘビー・バイヤーの重要性を指摘する研究の中には、総売上に占める割合ばかりでなく、

顧客の獲得・維持にかかる費用の大小を根拠として取り上げるものもある。たとえば、ライト・バイヤーである蓋然性が高い新規顧客の獲得よりも、ヘビー・バイヤーである蓋然性が高い既存顧客の維持のほうが収益性の高い戦略であると指摘する研究がある(Reinartz, Thomas, & Kumar, 2005)。顧客にとっては、新しいブランドを試すよりも既に使っているブランドを継続利用するほうが心理的・金銭的コストがかからない。このため、企業側にとっては、新規顧客獲得のために必要となる費用よりも、既存顧客維持に必要な費用のほうが小さくなるという論理である(J. S. Thomas, Blattberg, & Fox, 2004)。新規顧客よりも既存顧客を維持することの重要性は、複数の研究が指摘している(Kotler, 1992; Reichheld & Teal, 1996)。しかし定量的な研究によっては、顧客維持のほうが顧客獲得よりも企業業績向上に寄与することがほとんど確認されていない(Reinartz & Kumar, 2002)。したがって、収益性の観点からヘビー・バイヤーの重要性を指摘することは、定量的には必ずしも適当でないと考えられる。

#### 4.2.2 ヘビー・バイヤーを狙うことの困難さ

既存研究が指摘するほどヘビー・バイヤーの価値が大きなものでもないとしても、ライト・バイヤーの価値よりも相対的に大きいのであれば、十分にターゲットとする価値がある。しかし Sharp らは、選択的にヘビー・バイヤーにアプローチすることが現実的でないと議論している。基本的に同一規模の競合企業間においては、ライト・バイヤーとヘビー・バイヤーの構成比は変わらないという事実がある(Anesbury, Bennett, & Kennedy, 2021; J. Dawes et al., 2021)。すなわち、顧客全体の数を増やすことなく、ヘビー・バイヤーの数を増やした企業は稀ということである。

この関係は、シェアが高い企業ほど顧客のロイヤルティ<sup>10</sup>も高いというダブル・ジョパディの法則(Double Jeopardy Law)からも確認される(Ehrenberg, 1972; Ehrenberg et al., 1990; McPhee, 1963)。高いロイヤルティの顧客、すなわちヘビー・バイヤーを増やすためには、シェアを向上させなければならないのである。シェアは、顧客数と購買頻度の積、すなわち売上によって決定される。もちろん、顧客の購買頻度を高めれば、シェアが高まるため、顧客のロイヤルティも高まるとダブル・ジョパディの法則を解釈することもできる。しかし、この解釈は、顧客の購買頻度を高めれば顧客の購買頻度が高まるというトートロジーである。むしろダブル・ジョパディの法則は、顧客数を増やしてシェアを高めると、顧客ロイヤ

---

<sup>10</sup> ロイヤルティは、企業に対する正の感情に基づく顧客行動であり、企業業績に強い正の影響を与える要因である(Payne & Webber, 2006; Rust & Zahorik, 1993)。具体的には、態度・再購買・他者への推奨確率といったものによって測定される(Bowen & Chen, 2001)。本研究では、これらの項目の中でも直接的に企業業績につながる再購買がロイヤルティを代表していると捉えている。すなわち、再購買が多い顧客であるヘビー・バイヤーが、ロイヤルティが高い顧客と解釈されるのである。

ルティの高い顧客を獲得できると解釈するほうが妥当である。すなわち、ライト・バイヤーまで含めた顧客数を増やすと、ヘビー・バイヤーも一定の比率でヘビー・バイヤーも増える傾向があるということである。この点はダブル・ジョパディが発生する理由を考察するとよく分かる。

ダブル・ジョパディが発生する理由は、顧客の購買、顧客の離脱のいずれも確率的に発生するためである。顧客の購買から考えてみよう。NBD デリクレモデルで示したように、顧客の購買は、カテゴリ内のブランドを購買するかどうかの確率と、どのブランドを選択するかの確率の積として求められる。ただし、このときの確率は、顧客が各ブランドに対して有する選好の関数である。これが意味することは、購買量の多いヘビー・バイヤーは、市場シェアに応じて複数のブランドを購買する確率も高いということである。すなわち、ヘビー・バイヤーは、複数のブランドを購買する、「レパートリー購買(Repertoire Buying)」をする確率が高いということである(J. G. Dawes, 2016; Sharp, 2010)。

あるカテゴリ内の購買量が多い顧客ほど、市場シェアに応じて複数ブランドをレパートリー購買する蓋然性が高いということについては、アベイラビリティという概念を導入するとよく分かる。アベイラビリティとは、メンタル・アベイラビリティとフィジカル・アベイラビリティから構成される、顧客にとってのブランドの購買しやすさ(想起のしやすさと購買の容易さ)である(Sharp, 2010)。メンタル・アベイラビリティとは、顧客が購買する際にどの程度ブランドを想起できるかである。たとえば、過去に購買経験があるブランドほど、再購買の場面で想起される蓋然性が高いし、広告も想起に寄与する。フィジカル・アベイラビリティとは、顧客が購買する際に実際にブランドが購買できる状況に配荷されているかである。たとえば、身の回りにある店舗でブランドが取り扱われているか、通信販売を利用可能なとき、ブランドが利用可能になっていると考えられる。

ある一時点における市場シェアは、あるカテゴリ内の製品を顧客がどれだけ購買したいと考えたか、購買したいと考えたときに、どれだけ購買しやすかったか、すなわちアベイラビリティの関数である。ライト・バイヤーもヘビー・バイヤーもアベイラビリティに基づいて購買意思決定するのだから、どちらか一方のアベイラビリティだけを高め、選択的にライト・バイヤーかヘビー・バイヤーを増加させることは難しい。

顧客の離脱についても同様である。顧客の離脱は、企業がコントロールできない要因によって確率的に発生する(Bogomolova & Romaniuk, 2010; Lees, Garland, & Wright, 2007)。たとえば引越しが代表例である。自社にとって価値の高いヘビー・バイヤーを選択的に引越しさせないというのは現実的ではない。ある地域への出店数を増やすことを通して、ブランドに対するアベイラビリティを高めることはできる。これによって地域の魅力の底上げを図り、特定地域からの顧客流出を防ぐといった施策は考えられる。しかし、このような施策の効果はヘビー・バイヤーに限定されるものではなく、顧客全体を対象としたマス・マーケティング施策である。

### 4.2.3 市場浸透度の重要性

企業業績を向上させるために特定の顧客に注力することは適切ではないという前節の議論は、換言すれば顧客全体を対象としたマス・マーケティングの重要性を示唆するものである。つまり、顧客全体のアベイラビリティを向上させることが企業業績向上への近道だと考えられる。アベイラビリティを向上させるとは、より具体的に言えば、市場浸透度を高めることである。自社の顧客基盤を広げて市場浸透度を高めると、企業業績が向上することは複数の研究によって定量的に確認されている(Anschuetz, 2002; Baldinger & Blair, 2002)。こうした研究に代表されるように、Sharp を中心とする研究グループは、様々な国、産業のデータと NBD デイリクレモデルの適合度を検証している。

### 4.3 課題

NBD デイリクレモデルと実際の顕示的顧客行動データを用いたマーケティング・サイエンス研究においては、マス・マーケティングの重要性が指摘されている。しかし、NBD デイリクレモデルが想定する前提のために、他者に影響を与える個別顧客の重要性が見落とされている可能性がある。特に、リコメンド機能が実装されるプラットフォームにおいては、この問題の影響が大きいと予想される。

NBD デイリクレモデルは、成熟した安定的市場を議論の対象として想定し、(1)顧客の購買行動が独立であること、(2)顧客属性が一定であることを仮定している<sup>11</sup>。しかし、協調フィルタリングが存在するプラットフォームにおいては、この前提が成立しない。ある顧客の購買行動に基づいてアルゴリズムが他の顧客にブランドをリコメンドすれば、リコメンドされた顧客の購買行動が変化すると想定される。この予想はリコメンドについての既存研究からも支持される。たとえば、顧客の購買レパートリーの 6 割はリコメンドに影響を受けていることや(Munson, Tiropanis, & Lowe, 2017)、リコメンドが継続購買に寄与することが明らかにされている(J. Dawes & Nenycz-Thiel, 2014)。すなわち、顧客の購買行動は他者の購買行動から影響を受けるし、その結果としてヘビー・バイヤーやライト・バイヤーといった属性も経時的に変化するということである。

協調フィルタリングによって、個別顧客の購買行動が他者に影響を与えるとすると、顧客全体に注目するばかりでなく、一部の顧客に特に注目することが重要になる可能性がある。ヘビー・バイヤーに注力する価値は少ないとしても、多数の顧客に訴求するきっかけになる顧客に注力する価値は高い可能性がある。ここでいう多数の顧客に訴求するきっかけになる顧客とは、複数ブランドを購入するマルチ・ブランド・バイヤーである。

---

<sup>11</sup> 里村 (2006, 2007) のように顧客の異質性を考慮したモデル、Yang and Allenby (2003) のように消費者の相互依存性を考慮したモデルも提案されている。しかしこれらの研究は、協調フィルタリングのようなアルゴリズムの存在を踏まえた購買行動を議論しているわけではない。

マルチ・ブランド・バイヤーは、協調フィルタリングの仕組みから、企業と顧客をリコメンドによって結びつける。リコメンドは、カテゴリ内の他の顧客のメンタル・アベイラビリティとフィジカル・アベイラビリティの両方の向上に寄与する。顧客は、「あなたへのおすすめ」といったメッセージを確認することで、製品を認知し、購買を検討する想起集合に当該製品を組み入れる。これは、リコメンドによってメンタル・アベイラビリティが向上するということである。これに加えて、実際に表示されたメッセージをクリックすれば、顧客は製品販売ページへアクセスすることが可能である。この環境は、メッセージを通して潜在顧客の目の前に製品が配荷されているということである。すなわちメッセージは、フィジカル・アベイラビリティも向上させるのである。

NBD デリクレモデルがもたらす最大の示唆は、アベイラビリティを高めて顧客全体にアプローチすることの重要性である。この意味で、アベイラビリティを高める顧客が存在するのであれば、当該顧客に注目することは、既存の NBD デリクレモデルを活用した研究と矛盾するものではない。むしろ、アベイラビリティを高めることの重要性を指摘する Sharp らの議論を踏まえると、複数ブランドを購入する顧客が有する顧客に注目することは特に重要ということになる。

このような議論を踏まえて本論文では、以下の仮説を検証する。

仮説：協調フィルタリングを備えたプラットフォームにおいては、マルチ・ブランド・バイヤーが購買によって顧客獲得に貢献するため、顧客架橋価値を持つ。

特定の顧客が価値を持つ可能性があることから、当該顧客を特定、管理するという立場は、既存顧客を重視することを主張した顧客関係管理研究の一部のように思われる。しかし、上述のようにマルチ・ブランド・バイヤーがプラットフォーム上で有する価値は、既存の顧客関係管理研究では議論されていない新しい概念である。この点について、以下で議論する。

## 5. 顧客関係管理研究

顧客関係管理(Customer Relationship Management)研究は、顧客が企業にもたらす価値の大きさについて、顧客ごとに異なると想定している。この前提に基づいて顧客関係管理研究では、顧客価値を測定し、高い価値を持った顧客を獲得・維持する戦略について研究している(Buttle, 1996; Venkatesan & Kumar, 2004)。

顧客関係管理研究では、ある顧客が生涯に渡って企業にもたらす便益と顧客に支払う費用を現在価値として算出する顧客生涯価値(Customer Lifetime Value)を顧客価値測定の基盤としている(Berger & Nasr, 1998; Borle, Singh, & Jain, 2008; Venkatesan & Kumar, 2004)。顧客生涯価値は、旧来は、ある顧客の生涯にわたる購買量に基づいてもともと算出されていた。しかし 2000 年代に情報通信技術が発達し、企業と顧客・顧客同士のやり取りが活発化するとともに、追加的な要素が取り入れられた。

## 5.1 非金銭的な顧客価値

顧客による購買という直接的な金銭的貢献に加えて、ソーシャル・ネットワーク・サービスや新しいメディアの登場によって生じた非金銭的な貢献が定義・評価・管理されることとなった(van Doorn et al., 2010)。具体的には、クチコミや新規顧客紹介、製品に対するフィードバック提供、他の顧客支援行動等、間接的に企業業績に影響を与える顧客エンゲージメント行動(Customer Engagement Behavior)のことである(Kozinets et al., 2008; Pansari & Kumar, 2018; van Doorn et al., 2010)。

Kumar (2018)は、顧客エンゲージメント行動を詳細に切り分け、3つの顧客価値を提起した。一つ目は、顧客紹介価値(Customer Referral Value)である。顧客紹介価値とは、顧客が企業に対して知人を紹介することによってもたらされる価値である。たとえば、Kumar et al. (2003)は、情報通信企業と金融サービス企業が実施した顧客紹介プログラムを事例として顧客紹介価値を議論している。顧客紹介プログラムでは、紹介者と被紹介者の両方にクーポンを支給することによって新規顧客開拓を試みる。このとき、既存顧客の中で知人を紹介してくれるものほど、顧客紹介価値が高いということになる。実際このようなプログラムの収益率は高く、情報通信企業と金融サービス企業を対象とした研究では、ROI(Return On Investment)が15.4%と算出された(Kumar et al., 2003)。この事例研究は、顧客紹介価値が高い顧客と顧客生涯価値が高い顧客が一致しなかったことも報告している。すなわち、直接的な購買量ばかりでなく、顧客紹介という価値にも注目して顧客管理することが重要と考えられる。

二つ目は、顧客知識価値(Customer Knowledge Value)である。顧客知識価値とは、製品を購入した顧客が企業に対してフィードバックを与えることによってもたらされる価値である。より顧客のニーズにフィットした製品を提供できることから、顧客のフィードバックを基にした製品開発ほど収益性が高まる(Joshi & Sharma, 2004)。この意味で、ただ製品を購入する顧客よりも、企業にフィードバックを与える顧客のほうが企業にとって価値の高い顧客となるのである。

三つ目は、顧客影響力価値(Customer Influential Value)である。顧客影響力価値とは、顧客が自身のネットワーク内の他者に製品を紹介し、その結果として購買が増加した場合に生じる価値である。クチコミ(Word of Mouth)やインフルエンサー研究が注目して取り扱う価値と同一のものだと考えられる。具体的には、(1)ある顧客が発信したメッセージを受信した顧客が実際に製品を購入した量と、(2)メッセージを受信した顧客が自己のネットワークに当該メッセージを拡散した量によって顧客影響力価値は測定される(Kumar, Bhaskaran, Mirchandani, & Shah, 2013)。このことから、メッセージを拡散するか否かを規定する顧客の企業に対する関与の強さと、メッセージ配布先の規模に相当する顧客の社会関係資本の多寡が重要となる(Abidin, 2016; Lou & Yuan, 2019; Xiao, Wang, & Chan-Olmsted, 2018)。なぜなら、仮に顧客が豊かな社会関係資本を持っていたとしても、企業

を紹介するメッセージを発信する意思がなければ、メッセージの拡散は実現せず、顧客影響力価値が生まれることはないためである。これと同時に、仮に顧客が企業を紹介する熱意を持っていたとしても、その顧客が有する社会関係資本が小さいならば、メッセージの受信者は限られる。したがって発生する顧客影響力価値も限定的なものとなる。したがって、顧客影響力価値にとっては、(1)顧客の企業に対する関与の強さと、(2)顧客の有する社会関係資本の多寡が重要となるのである。

## 5.2 顧客架橋価値

複数のブランドを購入する顧客であるマルチ・ブランド・バイヤが、本人の意図とは無関係に、協調フィルタリングの働きから購買行動を通して企業と他の顧客を結びつけ生み出す価値、すなわち顧客架橋価値は、既存の顧客価値と異なるのだろうか。

顧客の金銭的貢献に注目する既存の考え方に則れば、ある企業にとって、(1)自社から2製品、他者製品は購買しない顧客、(2)自社から1製品、他者から1製品購買する顧客では、前者のほうが価値の高い顧客であった。購買レパートリーが狭いとしても、自社製品の購買量が多いという意味で、前者の顧客は、ロイヤルティが高い顧客であり、短期的な業績向上に寄与すると考えられる。

しかし顧客架橋価値という視点から考えれば、後者の方が他社顧客の自社に対するアベイラビリティを高め、自社への流入チャネルとして機能する顧客である。この意味で、自社製品の購買量が少なく、短期的な売上には直結しないとしても、市場内で購買する製品のレパートリーが広い顧客のほうが、長期的な業績向上に寄与する顧客と考えられる(図5)。

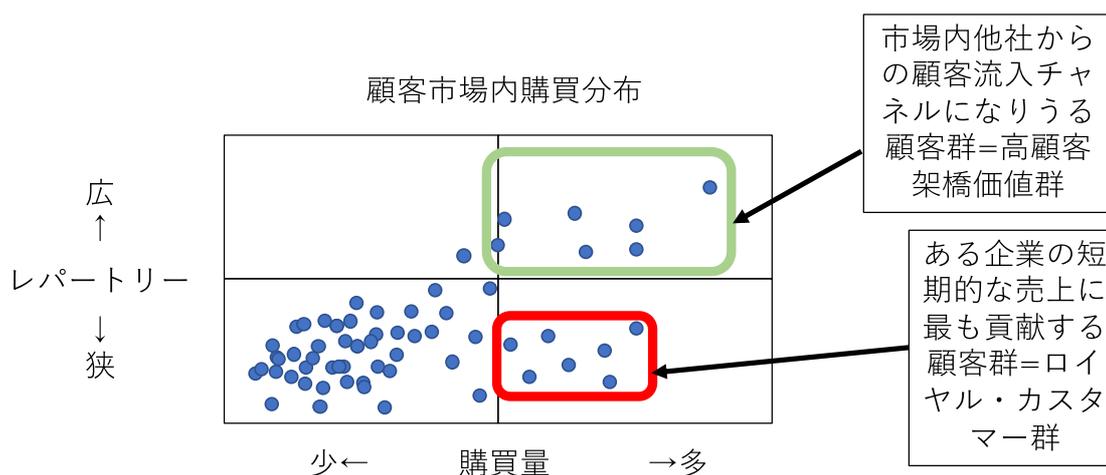


図5. 顧客市場内購買分布<sup>12</sup>

<sup>12</sup> ここで示される顧客の購買レパートリーと購買量は、ある市場内に存在する全企業に対する顧客行動の総和である。購買レパートリーは、ある期間中に何社の製品を購入してい

購買行為が価値になるという意味においては、従来の金銭的貢献として測定される価値のようにも思われる。しかし、ある特定のブランドをどれだけ購買しても変化しないという意味で、金銭的貢献とは異なる。顧客架橋価値は、複数ブランドを購買して生じる価値である。企業 A から 1 製品、企業 B から 1 製品購買する顧客と、企業 A から 2 製品、企業 B から 2 製品購買する顧客では、後者の方が企業 A にとっては 2 倍金銭的貢献が大きい。しかし、顧客架橋価値という点では、どちらも基本的には同一の価値を持つこととなる。企業 B の顧客にリコmendを表示させ、企業 B の顧客の企業 A に対するアベイラビリティを向上させるという意味では、どちらも同程度の機能を果たすためである<sup>13</sup>。

金銭的貢献というよりも、他の顧客の購買確率を向上させるという意味では、顧客紹介価値や顧客影響力価値に顧客架橋価値は類似するようにも思われる。しかし、二つの点において大きく異なると考えられる。一つ目は、顧客の関与が影響しないということ。二つ目は、顧客の保有する社会関係資本が価値と関係しないことである。

第一に、顧客の関与が影響しないという点において顧客架橋価値と既存の顧客価値は大きく異なる。顧客紹介であっても、クチコミといった他者に影響力を行使する活動であっても、顧客の企業に対する関与がなければ実現しない。企業に対する好意を有しているか、企業からインセンティブを与えられたときに、企業に対して有益な行動を顧客は採用すると考えられる。負の感情を持つ企業はもちろんのこと、特に印象を持っていない企業を顧客が他者に推奨することは稀である。これに加えて、自身が購買したという事実を他者に知られたくない製品についても、他者への推奨が行われにくいと考えられる。たとえば、薄毛用のかつらや、人前で口にすることを忌避される内容の書物や映像がこれに相当する。

これに対して、協調フィルタリングに基づくリコmendは、顧客の意図にかかわらず他者に提供される。たとえば、特に強い選好に基づいて購買しているわけではないコピー用紙や、購買したことを内密にしておきたい製品についても、本人の購買履歴に基づいて類似の購買履歴を持つ他者に推奨される可能性がある。もちろん、インセンティブを与えられた場合や、匿名という条件であれば、ここで取り上げたような製品が推奨され、顧客紹

---

るのか、購買量は、ある期間中にどれだけ製品を購買しているかを示している。複数社から製品を購買している、すなわちレパートリーが広いということは、必然的に複数製品を購買していることとなる。したがって、レパートリーが広く、購買量が少ない顧客は定義的に存在しない。

<sup>13</sup> ここでは、顧客架橋価値の紹介を目的として、最も単純なアルゴリズムを想定して議論している。実際には、購買回数や購買したタイミングをリコmendの表示に反映させるアルゴリズムが一般的である。この意味で、顧客架橋価値に購買量が一定程度影響を与える可能性は否定できない。

介価値が実現される場合もあるだろう。しかし、特別な条件なしに購買行動に基づいて価値が発生するという事は大きな違いであると考えられる。

第二に、顧客が有する社会関係資本の多寡が顧客の企業にもたらす価値に影響を与えないという点が顧客架橋価値の特異性として挙げられる。顧客紹介価値も顧客影響力価値のいずれも顧客が行為することを前提とすれば、顧客が有する社会関係資本の多寡によって顧客の行為がもたらす価値の大きさは規定される。行為者の社会関係資本の多寡によって価値が規定されるために、インフルエンサーのような豊かな社会関係資本を有する特定個人の影響力が大きくなるのである<sup>14</sup>。これに対して、協調フィルタリングを用いたりコメントの提示には、顧客が有する社会関係資本の多寡は影響を与えない。アルゴリズムが購買履歴に基づいてリコメンド提示を決定するため、インフルエンサーの購買であっても、一般顧客の購買であっても基本的に区別されることはない。この意味において、顧客架橋価値は既存研究では議論されていない独特な顧客価値だと考えられる。

顧客架橋価値が、(1)既存の顧客価値では捉えられていない新しい価値であること、(2)アベイラビリティを向上させるという意味において、大きな価値を持つ可能性があることがここまでの議論で確認された。顧客架橋価値の存在は、具体的にどのような影響を持つのだろうか。もし顧客架橋価値が存在するならば、既存理論のいくつかの見直しが迫られる可能性がある。典型的には、市場の導入から成熟までの様式がプラットフォーム上では変化すると想定されることから、普及理論が修正を迫られると予想される。この点について以下で確認する。

## 6. 普及理論研究

Rogers (1962)が提唱した普及理論では、イノベーションを採用するタイミングに応じて顧客が分類されている。最も素早くイノベーションを採用する 2.5%をイノベーター (Innovators)、次に採用する顧客 13.5%をアーリー・アダプター (Early Adopters)、あるいはオピニオン・リーダー (Opinion Leaders) と呼称する。これに引き続いて、34.0%の顧客がアーリー・マジョリティ (Early Majority)、次の 34.0%をレイト・マジョリティ (Late Majority)。最もイノベーションの採用が遅い 16.0%の顧客をラガード (Laggards) と定義した (Rogers, 2003)。

この分類に則って、複数の研究が様々な知見をもたらしている。顧客の購買行動に注目したものとしては、各顧客が製品に対して持つニーズが市場参加のタイミングに応じて異なる

---

<sup>14</sup> なお、ここでいう社会関係資本には、ウェブ上のバーチャルな社会関係資本も含まれる。ウェブ上のバーチャルな社会関係資本とは、相互に本名や素性を知らないとしても、オンライン上で交流する関係のことである。交流には、メッセージのやり取りのような比較的強度な相互作用から、どちらかの発信したメッセージを受信し、自身の行動を変化させるといった一方向の緩やかな交流も含まれる。

るといことが指摘されている(Ram & Jung, 1994; Venkatesh, 1986)。また、各顧客のニーズは異なるものの、一人の顧客のニーズは、時間が経過しても比較的安定していると言われている(Andersen, Harrison, Lau, & Rutström, 2008; Harrison, Johnson, McInnes, & Rutström, 2005)。

## 6.1 プラットフォーム以外の市場における普及理論

市場参入したタイミングごとの顧客属性に注目した研究では、早期に市場参加する顧客のほうが新しさに価値を置く傾向が確認されている(P. N. Golder & Tellis, 2004; Hirschman, 1980; Kahn, 1995; Karshenas & Stoneman, 1993)。これに加えて、早期に市場参加する顧客ほど可処分所得が多い傾向があるため、リスクをとってでも新しいものを試す蓋然性が高い(Geroski, 2000; Leonard-Barton, 1985; Rietveld & Eggers, 2018; Schilling, 1998)。このような傾向は、ハードウェア製品の採用時期と嗜好に関する定量的な調査によっても確認されている(Vishwanath, 2005)。高いリスクを負ってでも新しい製品を試すことを好むイノベーターやアーリー・アダプターといった早期市場参入顧客は、様々な製品を探索し、実際に購買する傾向がある(Rietveld & Eggers, 2018; Schilling, 2002)。これは、早期市場参入顧客ほどマルチ・ブランド・バイヤーである蓋然性が高いということを示唆している。

これに対して、後期市場参入顧客は、リスクを取ることを避け、確実性の高い製品を選択する傾向がある。早期市場参入顧客が発信する情報を代表として、信頼できる外部シグナルを活用できることから、自身のニーズを満たす製品を後期市場参入顧客は容易に選択できるのである(Boatwright, Kalra, & Zhang, 2008; Zeithaml, 1988)。

このような参入タイミング別の顧客属性を踏まえてRogersは、早期市場参入顧客の支持を獲得することがイノベーション(あるいは新製品)の普及には重要だと指摘している。早期市場参入顧客の支持を獲得できれば、後に参入する後期市場参入顧客からも支持される蓋然性が高まるためである。早期市場参入顧客の中でも、アーリー・アダプターに注目することが特に重要である。なぜなら早期市場参入顧客の中でもイノベーターは、社会システムから孤立していることが多く、他者からの信頼度が低いためである。この意味で、イノベーターの普及に果たす役割は限定的と捉えられている(Rogers, 1962)。これに対してアーリー・アダプターは、オピニオン・リーダーの別称を持つことに典型的に示されるように、他者に及ぼす影響が大きいと予想される。様々な製品を試用することから、製品に対する知識が深いことに加えて、豊かな社会関係資本を有することが影響力の源泉である。

## 6.2 プラットフォームにおける普及理論

ここまでは、既存研究を踏まえてプラットフォーム以外の市場における普及理論を議論した。しかし、協調フィルタリングが存在するプラットフォームにおいては、異なるメカニズムがはたらく可能性がある。具体的にいえば、(1)イノベーターの影響力が大きくなること、(2)従来重要視されていたアーリー・アダプターの影響力が相対的に小さくなる可能性

がある。

プラットフォーム上においてイノベーターの影響力が大きくなる理由は、二つある。一つ目は、イノベーターの購買データが、協調フィルタリングが利用する最初のデータになることである。協調フィルタリングは、顧客の購買行動に基づいてリコメンドを提示する。この意味において、最初に蓄積される購買データは特に重要になると考えられる。なぜなら、T2期の購買は、T1期の購買データに基づいて提示されるリコメンドに影響を受ける。T3期の購買は、T1期の購買データに基づくリコメンドによって発生したT2期の購買に影響を受ける、といったように、初期の購買が続く購買に影響を及ぼし続けるためである。

二つ目の理由は、イノベーターの購買行動に基づくリコメンドが、他の顧客から割り引いて評価されることがないためである。前述の通り、イノベーターは社会システムから孤立していることが多い。このため、もしイノベーターが特定の製品を宣伝したとしても、その影響力は限定的である。これに対して協調フィルタリングによるリコメンドは、リコメンド生成に利用するデータを与えた顧客の社会関係資本と無関係に影響を持つ。このことから、プラットフォームにおいては、イノベーターの影響力が大きくなると予想される。

プラットフォーム上でアーリー・アダプターの影響力が相対的に低下すると考えられる理由は二つある。一つ目の理由は、アーリー・アダプターが保有する社会関係資本の重要性がプラットフォームでは相対的に低下するためである。プラットフォーム上では、保有する社会関係資本にかかわらず、平等に購買情報がリコメンドに反映される。すなわち、ネットワークの中心に位置することが、他者に行使する影響力を高めることにつながらなくなったと考えられる。もちろん、リコメンド以外にクチコミや製品レビューといった従来の情報発信経路も存在することから、豊富な社会関係資本を有することの影響力がなくなるわけではない。しかし自身の購買履歴に基づく精度の高いリコメンドの存在によって、クチコミや製品レビューの影響力が低下すれば、社会関係資本の相対的な重要性低下は免れないと考えられる。

二つ目の理由は、協調フィルタリングの存在によって、後期市場参入顧客の購買情報が価値を持つようになったことである。従来のプラットフォーム以外の市場においては、後期市場参入顧客の購買情報は他の顧客に対して必ずしも大きな価値を持たなかった。たとえば早期に市場に参入した顧客にとって、自身より後に市場参入して顧客は、有効な情報源として機能しにくかった。後期市場参入者のほうが早期市場参入者よりも市場についての知識が少ない蓋然性が高く、早期市場参入者の購買行動に影響を与えにくいためである。

しかし、このような状況は、協調フィルタリングによって変化したと考えられる。購買履歴に基づいて提供されるリコメンドは、プラットフォームによって裏書きを受けた情報である。したがって、後期市場参入顧客の購買行動を基にした提案であったとしても、提案を受けた顧客にとっては価値ある情報たり得る。これに加えて、後期市場参入者が早期市場参入者と異なる製品を購入することによって、早期市場参入者と新たな製品市場を架橋する可能性がある。

協調フィルタリングの存在によって、このように後期市場参入者であっても、影響力を持つ経路が生じたのである。もちろん、後期市場参入者の最初の購買は、協調フィルタリングのはたらきによって、早期市場参入者から影響を受ける。この意味で早期市場参入者の重要性は失われない。しかし、後期市場参入者が一度市場参入し、追加的に新たな製品を購買すれば、早期市場参入者に影響を及ぼしうる。このような関係は協調フィルタリングを有するプラットフォームに特有のものである。

## 7. 研究課題の提示

ここまでの議論を踏まえて、本論文の問題意識を再度確認する。本論文の第一の研究課題は、協調フィルタリングを備えたプラットフォームにおいて、顧客架橋価値が存在することを明らかにすることである。顧客架橋価値とは、複数の企業から製品を購買するマルチ・ブランド・バイヤーが企業と他の顧客を結びつけることによって生み出す価値のことである。この顧客架橋価値は、協調フィルタリングの働きによって生み出される。

協調フィルタリングは、顧客の購買履歴に基づいてリコメンドを提示するアルゴリズムである。具体的に言えば、企業 A と企業 B の製品を購買したマルチ・ブランド・バイヤー(顧客 X)が存在するときに、企業 A の製品を購買する顧客 Y に対して企業 B の製品をリコメンドする。このような仕組みに基づいてマルチ・ブランド・バイヤーが価値を持つのである。

この顧客架橋価値は、既存のプラットフォーム研究・顧客関係管理研究では議論されていなかった新しい概念である。しかし顧客架橋価値は、Sharp らの研究で重視されるライト・バイヤーを増やすという意味で重要な顧客価値だと考えられる。したがって、実際に存在するか否か確認する必要がある概念である。

本論文の第二の研究課題は、プラットフォーム上におけるイノベーターの影響力を再確認することである。もし顧客架橋価値が存在するのであれば、新市場の成立に対するイノベーターの役割が従来よりも大きい可能性がある。既存研究では、市場参入が早いとしても、保有する社会関係資本が少ないことを理由に、イノベーターの新技术(新製品)普及に果たす役割は限定的だと考えられていた。

しかし、顧客架橋価値は、顧客の保有する社会関係資本の多寡にかかわらず発生する。したがって、イノベーターが顧客架橋価値を持つマルチ・ブランド・バイヤーであれば、従来想定されていたよりも大きな影響力を発揮する可能性がある。

このような問題意識を踏まえて、第三章の分析では、そもそも顧客架橋価値が存在するのか検証する。具体的に言えば、マルチ・ブランド・バイヤーの多く持つ企業のほうが次期に獲得できる顧客が多いのか否かを分析する。

第四章では、顧客架橋価値が存在すると確認されたときに、具体的にどのような顧客群が顧客架橋価値を有するのか。時間経過とともに顧客の有する顧客架橋価値は変化するのかを確認する。具体的に言えば、イノベーターやアーリー・アダプターといった顧客属性に応

じてマルチ・ブランド・バイヤーである確率が異なるのか。経時的に行動属性を変化させるか否か分析する。

第三章と第四章で分析を実施するに先立って、第二章では、本研究が採用する方法論について議論する。本研究が採用する定量的分析の持つ強みと弱みはどこにあるのか。データサイトとしてYouTube、この中でも特に Virtual YouTuber 市場を利用する意味と、当該市場をデータサイトとして利用することの注意点について確認する。

## 第二章 方法論の検討

### 1. 定量的研究

本論文では、顧客架橋価値について議論するにあたって、定量的研究手法を採用する。より具体的にいうならば、オンライン上に記録された企業と顧客の大規模行動データをYouTube から収集し、分析する。以下では、上述のような手法を採用する理由と、当該手法を採用した場合に発生しうる問題について議論する。

#### 1.1 定量的研究の目的

本論文は、顧客架橋価値という新しい概念を検討するために定量的研究手法を採用した。新しい概念を検討することや、新しい理論を構築するにあたっては、定性的手法を採用することも選択肢として考えられる。しかし、顧客架橋価値は新しい概念といえども、既存研究が議論したロイヤルティの高い顧客の有する価値と並立する概念である。このように、複数の要因が結果に与える影響を比較するにあたっては、定性的研究手法よりも定量的研究手法のほうが有効である(Eisenhardt, 1989)。既存理論で議論される顧客価値と顧客架橋価値の両者を比較することも本論文の目的の一つであったため、複数の要因の重要性を比較することに強みを持つ定量的研究手法を採用した。

#### 1.2 大規模行動データを用いた定量的研究の特徴

個人のダイナミックな顕示的行動データを用いた研究の重要性は、消費者行動研究や計算社会科学(Computational Social Science)といった複数の研究領域で指摘されている(S. A. Golder & Macy, 2014; Keuschnigg, Lovsjö, & Hedström, 2018; 萩原, 2011; 青木, 2014)。当該データを分析に利用する第一の強みは、顧客の意識と行動の間にある差異に影響を受けないことが挙げられる。たとえば、尺度構成法を工夫し実施する質問紙調査は、顧客行動の背後にある顧客意識を明らかにするという点に強みがある(青木, 2014)。しかし、顧客の意識が顧客の行動に必ずしも直結するわけではない。真の意図や意識を理解できたとしても、社会的行為の説明に直結しない可能性がある。この意味で、社会的行為の説明にあたっては、実際のデータを活用することに強みがあると考えられる。

特に、本論文が注目する顧客架橋価値は、リコメンドを基に発生する顧客行動に依存している。このような第三者からの働きかけの結果発生する顧客行動は、顧客の意識や、強い動機に基づくというよりは、受動的、あるいは弱い関与に基づき発生すると考えられる。こうした顧客行動を分析するにあたっては、顧客の意識を問う質問紙調査のような手法よりも、実際の顧客行動を活用する手法のほうが適当である。

もちろん、行動データを用いた分析で顧客架橋価値が存在すると解釈できる結果が得られたとしても、顧客架橋価値の存在が完全に証明できるわけではない。当該分析が明らかにできることは、 $t$  期に複数の製品を購入する顧客が多い企業ほど、 $t+1$  期に獲得する新規顧

客が多いという規則性である。換言すれば、複数の製品を購入する顧客が存在すると、協調フィルタリングのはたらきによって、他の顧客にリコメンドが表示され、その結果として新規顧客が増加するというメカニズムが明らかにされたわけではない、ということである。

このように、相関関係を明らかにできたとしても、因果関係を明らかにすることは困難という問題は、定量的研究手法全体が抱える問題である (Illari & Russo, 2014)。したがって、定量的研究手法にとっては、どれだけ現実に即したモデル設計、あるいは操作化によって実際のメカニズムを再現し、擬似的に観察・描写できるかが重要となる (Keuschnigg et al., 2018)。本論文が想定するメカニズムは、YouTube 上に記録された大規模行動データを用いて、どの程度現実的に議論できるのであろうか。

本論文が想定するメカニズムは、複数の製品を購入する顧客が存在すると協調フィルタリングによって他の顧客にリコメンドが表示され、リコメンドが表示された顧客の一部は新規に製品を購入することから、マルチ・ブランド・バイヤーが多い企業ほど、新規顧客を獲得できる蓋然性が高いというものである。このメカニズムのうち、マルチ・ブランド・バイヤーが存在すると、リコメンドが表示されるという部分は、アルゴリズムによって駆動されることから、自明に発生していると考えられる。これに加えて、リコメンドを表示された顧客が確率的に当該製品を購入するという部分も、先行研究の知見を踏まえても妥当な仮定だと考えられる (Pathak et al., 2010)。したがって、顧客架橋価値を確認するために本論文が採用する定量的研究手法は、現実を再現する度合いが高く、他の要因を適切に統制することができれば、一定程度妥当性のある結果を導出できると考えられる。

## 2. データサイト

本研究では YouTube をデータサイトとして利用する。YouTube とは、一般人が自作の動画を投稿し、ユーザーからの人気の度合いに応じて、広告主からプラットフォーム経由で広告収入を得る動画共有プラットフォームである (Xu, Park, Kim, & Park, 2016)。この YouTube の中でも特に、Virtual YouTuber (以下:VTuber) 市場に注目して分析を実施する。

VTuber とは、キャラクター・アバターを用いて活動する YouTuber のことである。代表的な VTuber として、キズナアイ・月ノ美兎・葛葉・兎田ぺこら・しぐれうい等が挙げられる。VTuber の登場は、2016 年 12 月に、はじめて Virtual YouTuber という呼称を使用したキズナアイが動画投稿したタイミングだと考えられる。ここから 5 年経過した現在では、チャンネル登録者数 100 万人を超える VTuber が 30 名にのぼるなど (日本で活動する YouTuber 全体で、チャンネル登録者数が 100 万人を超えるものは 400 名前後)、YouTube の中でも VTuber が、人気のカテゴリーの一つに成長・成熟している<sup>15</sup>。

---

<sup>15</sup>ユーチューバ | YouTube ランキング (2021 年 12 月) 「2021 年 12 月チャンネル登録者ランキング」 <https://ytranking.net/>

## 2.1 データサイトの選択理由

### 2.1.1 YouTube の選択理由

数あるプラットフォームの中でも、YouTube をデータサイトとして採用した理由は、YouTube が協調フィルタリングを利用したプラットフォームの典型だと考えられるためである。2021年10月時点でYouTubeの月間利用者は、日本で6,500万人、世界では20億人であり、今後も利用者の成長が見込まれる(Google, 2021)。このように協調フィルタリングを備えたプラットフォームの中でも、特に成功しているYouTubeを分析することによって、他のプラットフォームにおいても活用できる知見を導出できると考えられる。

本論文では、YouTuber をプラットフォームに参加する企業、YouTube ユーザーの動画視聴を製品購買と捉えている。このような捉え方によるYouTubeの分析から得られた知見を一般化することは妥当と言えるのだろうか。YouTuber は、動画1再生につき0.1円の広告収入をGoogle経由で与えられる(井上 & 齋藤, 2014)。これに加えて、人気のYouTuberは、企業から製品紹介を有償で引き受けることもある。この他にも、Super Chat と呼ばれる100円から50,000円までの投げ銭や、ファンクラブに相当するメンバーシップの会費といったファンから直接収入を得る経路も存在する<sup>16</sup>。こうした金銭的インセンティブが存在することを踏まえるとYouTuberは、YouTubeに動画投稿することを生業とする個人事業主であり、企業と同じく一定程度経済合理的に行動すると想定できる<sup>17</sup>。

YouTube ユーザーの動画視聴についても、一定程度消費者の製品購買と同様な行動原理に基づいた行動だと考えられる。YouTube 上での動画視聴は、基本的に無料である。しかしYouTube ユーザーは、視聴に金銭こそ必要としないものの、限られた余暇の時間と引き換えに娯楽を享受する。多様な選択肢の中から自由に動画を探索し、娯楽として消費できる環境にあることを踏まえれば、消費者の購買行動と同様にYouTube ユーザーの行動は、一定程度合理性を持ったものだと考えられる。

YouTube は一見すると特殊な条件下でプレイヤーがやり取りするプラットフォームのよ

---

<sup>16</sup> YouTube ヘルプ (2021年)「YouTube で収益を得るには」

<https://support.google.com/youtube/answer/72857?hl=ja>

<sup>17</sup> もちろん、金銭的インセンティブよりも、個人の趣味として動画投稿するYouTuberも存在する。しかし、定期的に動画投稿するYouTuberであれば、金銭的インセンティブに基づいて行動していないとしても、限られた時間と予算制約の中で、一定程度視聴者のニーズに応じて行動していると想定できる。これは趣味で動画投稿しているとしても、継続して動画投稿している以上、動画投稿と引き換えに何らかの便益を享受していると予想されるためである。広告収入を除けば、この便益の代表例は視聴者からの称賛だと考えられる。これらを集めるためのYouTuberの行動原理は、企業の行動原理と大きく乖離していないと考えられる。ただしこの場合、営利企業とは異なる動機に基づいた行動だと解釈されるため、企業活動への一般化可能性については若干の留保条件がつく可能性がある。

うに思えるかもしれない。しかし、YouTuber とユーザーのそれぞれが自己利益の最大化を目指し、合理的な行動を取ることが想定される。これは YouTube 上でも市場原理が働いているということであり、通常の企業と顧客との関係性と大きく異なるものではない。したがって、YouTube を分析対象として引き出された知見は、協調フィルタリングを備えたプラットフォーム上での企業間競争へと一般化することがある程度可能なものだと考えられる。

市場として若干の特殊性があったとしても、あえて YouTube をデータサイトとして採用した理由は、API によって企業と顧客の顕示的大規模行動データをダイナミックに収集できるためである。本論文の主たる関心である顧客架橋価値を議論するにあたっては、個別顧客のダイナミックな購買データを活用できることが求められる。YouTube API を活用すれば、いつ、どの YouTuber が動画公開したのか。その動画に、いつ、どの顧客がコメントしたかについてのパネルデータを得ることができる<sup>18</sup>。このような特定市場における導入期から成熟期までの個別顧客の購買行動を、公開情報を用いて追跡できるプラットフォームは稀有である。したがって本研究では、YouTube をデータサイトとして採用した。

### 2.1.2 VTuber 市場の選択理由

本論文が YouTube の中でも VTuber 市場をデータサイトとして選択した理由は、2点ある。1点目は、YouTuber 市場の中でも、VTuber 市場が一般化可能性のある市場だと考えられたためである。前述したように、YouTuber は、個人事業主として捉えることができる。しかし、YouTuber の中には、金銭的インセンティブとは異なった動機に基づいて行動するものも一部存在する。分析対象とする YouTuber の中で、このような YouTuber の比率が高まると、知見の一般化が困難になる恐れがある。しかし VTuber は、他の YouTuber と比較して相対的に金銭的インセンティブに基づいて行動するものが多いと想定される。なぜなら、VTuber として活動するためには、YouTuber として活動するよりも多くの投資が必要となるためである。VTuber は、キャラクター・アバターを用いて配信するため、(1)アバターのデザイン、(2)モーション・キャプチャー設備を初期投資として用意する必要がある。どちらも用意する品質に応じて費用は大きく変動するものの、安くとも数万円、高ければ数百万円の投資が必要となる<sup>19</sup>。これに加えて、実際に活動するにあたっては、モーション・キャ

---

<sup>18</sup> 第三章で詳細に妥当性を議論するが、本研究ではコメント行動によって視聴行動の補足を試みる。

<sup>19</sup> ぼんぼこちゃんねる(2019年9月5日)「VTuberにかかった費用、すべて公開します。」 <https://www.youtube.com/watch?v=xyFphjjv0mk>

Tamaki Ch. 犬山たまき/佃煮のりお(2020年6月9日)「【ガッチマン】大型新人襲来!?活動歴10年以上!有名ゲーム実況者!ガッチ×たま対談バトル!!【犬山たまき】#ガッチたまコラボ」 <https://www.youtube.com/watch?v=wwPol3I2O4s>

プチャー設備を常に運用する必要があるため、通常の YouTuber と比較して追加的な配信コストがかかる。このように VTuber として活動するにあたっては、通常の YouTuber として活動するよりも多くの投資が必要とされるため、趣味で活動するものの比率が下がり、生業として活動するものの比率が高まると考えられる。

これに加えて、VTuber 市場は、成立してからの年数が限定されており、この時期、すなわち 2016 年 12 月から 2021 年 2 月までの期間は後半(2020 年 2 月頃から)にはコロナ・ショックの影響はあり得るものの、リーマンショックのような大きなマクロ環境変化は存在していない。したがって、本研究が注目する顧客架橋価値を考える上で、外的要因の変化から受ける影響が相対的に小さく、得られた知見を一般化できる程度が大きいと考えられる。VTuber 市場が成立したのは 2016 年 12 月である。データ収集をこのタイミングから現在にいたるまでとすることによって、YouTube そのものの変化や、スマートフォンの普及に伴う視聴者の行動変容といった影響を緩和することができる。もし分析対象を YouTuber 全般とすると、YouTube の導入期である 2011 年頃からデータ収集することとなる。この時期は、YouTube の導入期であり、個別 YouTuber の業績が YouTuber の行動やユーザーの行動以上に YouTube の行動によって左右されることとなる。したがって、YouTube の市場環境、あるいは消費者一般の動画視聴に対する態度が比較的安定してから登場し、成長・成熟した VTuber 市場を分析対象とした。

VTuber 市場をデータサイトとして採用した理由の 2 点目は、市場の導入期から、成長期・成熟期にいたるまで、個別企業と個別顧客の行動を市場全体についてダイナミックに追跡できたためである。もちろん VTuber 市場以外にも、導入期から成熟期まで観察できる市場は YouTube 上に存在している。しかし、プラットフォームの環境が比較的安定してから登場し、プラットフォームの中で一定程度の地位を占めるまで成熟した市場という意味では、VTuber 市場が最も妥当な分析対象であると考えられる。

## 2.2 データサイトの特徴

ここでは分析に先立って、データサイトが有する特徴について、YouTube レベルと VTuber 市場レベルの両方について確認する。

### 2.2.1 YouTube の特徴

YouTube 上では、YouTuber が動画投稿し、視聴者が投稿された動画の中から自身の好みのものを選択し、視聴するという活動が展開される。プラットフォームにおける最も基本的な活動である企業と顧客のマッチングが、YouTube ではどのように実施されるかについて確認する。

YouTube には、ユーザーと顧客をマッチングさせる経路が以下の 4 つ存在している。

#### (1) 検索ウィンドウ

1つ目の経路は、YouTube 画面の最上部に表示される検索ウィンドウである。ユーザーが任意のキーワードを打ち込むと、そのキーワードと関連性の高い動画とマッチングされる。キーワードとの関連性は、動画タイトル・動画説明欄の内容・動画タグ・動画の総再生時間に基づいて総合的に判断される<sup>20</sup>。

#### (2) 動画 URL(Unique Resource Locator)

2つ目の経路は、動画 URL である。視聴者は、動画に割り当てられた固有のハイパーリンクをクリックすることによって直接動画ページにアクセスすることができる。たとえば YouTuber は、前編・後編というような続きものの動画を公開するときに、動画概要欄に自身の動画のリンクを記載することがある。

#### (3) 登録チャンネルの新着動画表示

3つ目の経路は、登録チャンネルの新着動画表示である。YouTube にはチャンネル登録機能が備えられている。チャンネル登録は、ユーザーが YouTube 上で気に入った YouTuber を発見した場合に活用できる機能である。YouTuber をチャンネル登録すると、当該 YouTuber が新着動画を投稿した際に、ユーザーに通知されることとなる。ユーザーにとっては、チャンネル登録をすることで気に入った YouTuber の投稿する動画を見逃さないで済むという利点がある。これに対して YouTuber にとっては、ユーザーにチャンネル登録させることによって、自分自身の動画をユーザーに届けるチャンネルを確保できるという意味がある。

#### (4) 関連動画

4つ目の経路は、関連動画の表示機能である。YouTube ではホーム画面や、動画視聴画面に YouTube がリコメンドする動画が表示される機能がある。ここに表示される動画は、過去のユーザー自身の動画視聴履歴と他のユーザーの視聴行動を踏まえて選択される。この経路に本論文が注目する協調フィルタリングによるリコメンドが含まれる。

以上のような経路によって YouTube では企業と顧客がマッチングされることとなる。このようなマッチング形態は、多くのプラットフォームに共通である。たとえば、Amazon や Google、Facebook、iTunes ストアなどのプラットフォームを考えてみても、顧客が能動的に働きかけてマッチングする企業を探索する経路。過去の自身の行動履歴を踏まえてマッチングする企業をプラットフォーマーにリコメンドされる経路が備えられているはずである。こうした意味で YouTube は、典型的なプラットフォームだと考えられる。

---

<sup>20</sup> YouTube Creators (2017 年 8 月 30 日)「YouTube 検索の仕組み」

<https://www.youtube.com/watch?v=gTrLniP5tSQ>

### 2.2.2 VTuber 市場の特徴

YouTube の中でも VTuber 市場は、どのような特徴を有しているのだろうか。前述したとおり、VTuber として活動するためには、それ以外の YouTuber として活動するよりも相対的に大きな投資が必要となる。したがって、趣味として活動する YouTuber よりも、生業として定期的に配信する YouTuber が多いことが特徴として挙げられる。特に VTuber 市場の導入期に相当する 2017 年前半は、VTuber として活動することのコストが大きかったため、企業がチームとして運営する VTuber が多かった。ここでいうチームとは、具体的にいえば、実際に配信する演者、モーション・キャプチャー等を実装するエンジニア、動画の企画や企業との渉外活動をするマネージャー等によって構成されるものである。

これに対して、VTuber が一般化しはじめた 2018 年以降は、第三章で詳述するように VTuber として活動するための設備が比較的安価で一般に提供されることとなった。したがって、個人で活動する VTuber も登場した。

企業が運営する VTuber も個人で活動する VTuber も具体的な配信内容は、多岐にわたっている。ゲーム実況や、歌唱、雑談が代表例として挙げられる。こういった意味で、VTuber 市場は、YouTuber のサブ・カテゴリであると同時に、YouTuber 市場全体の縮図になっているのである。したがって、プラットフォームである YouTube 一般における競争について、VTuber 市場を分析することを通して捉えることができると考えられる。

### 第三章 企業成長と顧客架橋価値

第三章では、理論的には存在すると予想された顧客架橋価値が実際に存在するか VTuber 市場のデータを用いて確認する。実際に顧客架橋価値が存在するかの分析に先立って、本研究がデータサイトとする VTuber 市場を概観する。

#### 1. VTuber 市場の概要

##### 1.1 調査対象

本研究が VTuber 市場のデータを収集した期間は、初めて VTuber の呼称を使用したキズナアイが最初の動画を投稿した 2016 年 12 月 1 日から 2021 年 2 月 11 日までの合計 219 週間(4 年 2 ヶ月 10 日間)である。調査対象とした VTuber は、株式会社ユーザーローカルが提供する VTuber ランキングに 2020 年 12 月時点で登録されていた VTuber 上位 2000 人である<sup>21</sup>。分析対象を前述のように定めた理由は、当該データベースが自薦・他薦で掲載される VTuber を選定しており、幅広い VTuber を網羅していると考えられること。これに加えて、上位 2000 人の VTuber はチャンネル登録者数が調査時点で 500 人以上であり、定期的に VTuber として活動する意思があるものだと考えられたためである。

上位 2000 人以下に記載された VTuber の中には、普段 VTuber として活動していない動画配信者が、試みに一度 VTuber 動画を投稿したものや、そもそも VTuber として活動していない動画投稿者が自薦した結果としてランキングに登録されたものがある。これらの層を分析に含めると、企業活動に関する知見を獲得するにあたっては不適切なデータとなる。したがって、上位 2000 人を分析データに含める基準として設定した。

具体的に投稿されている動画内容としては、「ゲーム実況動画」や、「歌ってみた動画」、「雑談動画」、「おもしろ動画」といったものがある。VTuber が投稿する動画だからといって特殊な内容というわけではなく、基本的には、通常の YouTuber が投稿する動画と同一内容である。

たとえば、ゲーム実況動画であれば、ポケットモンスターを 4096 分の 1 の確率で出現する色違いポケモンを使用してクリアするといった動画や、龍が如くと呼ばれるヤクザ・ゲームをかつてヤクザだった VTuber が解説しながらプレイするといった動画がある。歌ってみた動画であれば、いきものがかりの「じょいふる」のように知名度の高い曲を歌唱する動画や、オリジナル楽曲を歌唱する動画が投稿されている。雑談動画としては、日々の出来事を VTuber が報告する動画や、複数の VTuber が対談形式で視聴者から寄せられた質問に回答するような動画がある。おもしろ動画とはたとえば、顕微鏡を使って果物の断面を観察する動画や、百円均一で調達できる道具を使ってキャンプするといった企画動画のことで

---

<sup>21</sup> VTuber ランキング-ユーザーローカル (2020 年 12 月)「バーチャル YouTuber 人気ランキング」<https://virtual-youtuber.userlocal.jp/>

ある。

## 1.2 供給データ

VTuber 市場を概観するにあたって、第一に供給側のデータを確認する。図 6 は、調査期間中の VTuber 数と投稿された動画データの推移である。横軸が時系列で、第何週のデータであるかを示し、縦軸が実際の数を示している。青色の線が当該週に動画投稿した VTuber の数、橙色の線が投稿された動画数である。データは週次で取りまとめた数値を示している。具体的にいえば、VTuber の数は、ある 1 週間に 1 度でも動画投稿した VTuber の数を示しており、動画投稿数は、各 VTuber が 1 週間に投稿した動画数を全て VTuber 分足し合わせたものを示している。

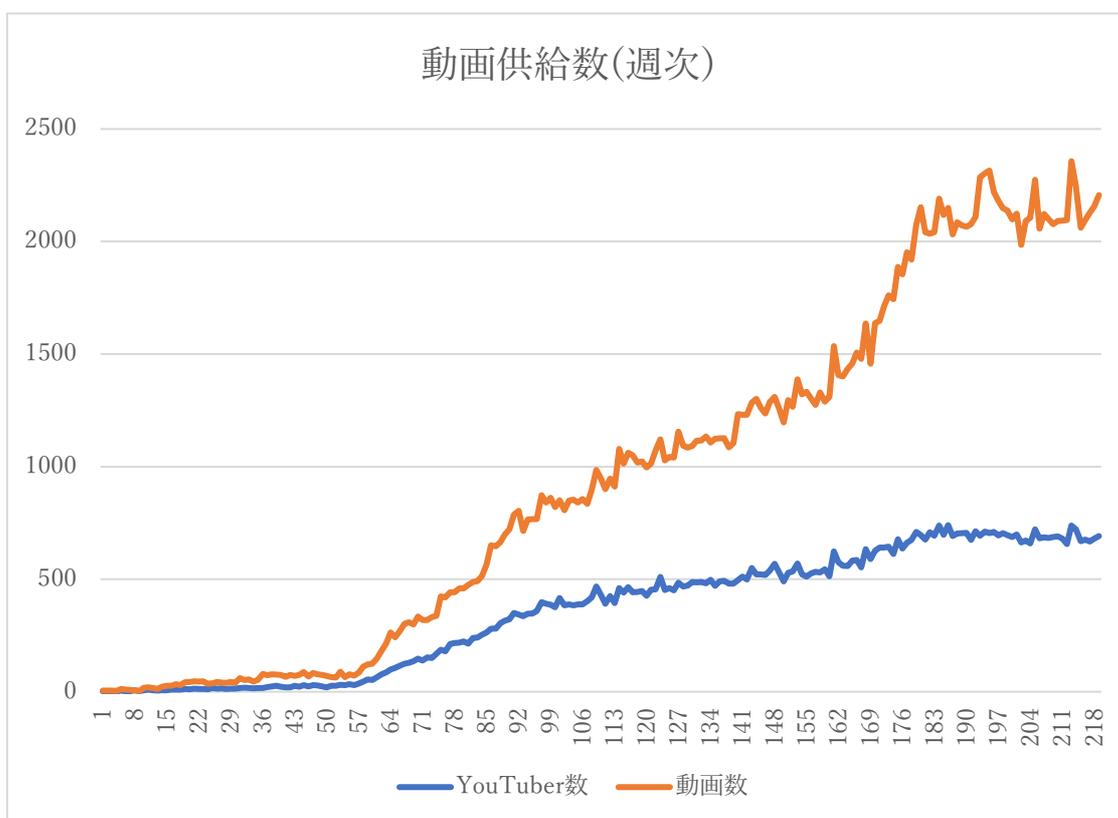


図 6. 供給データ(週次)

### 1.2.1 導入期

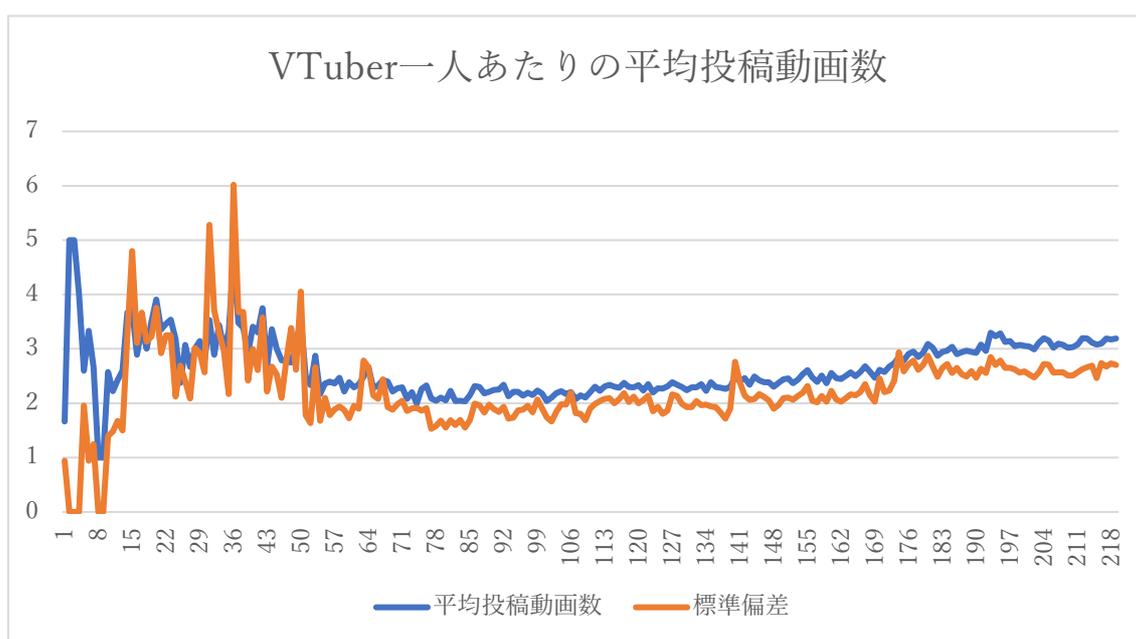
2016 年 12 月(第 1 週)から 2017 年(57 週まで)の VTuber 市場は、VTuber 四天王と呼ばれるキズナアイ・輝夜月・ミライアカリ・電腦少女シロ・ねこますをはじめとする少数の VTuber が 10 分程度の動画を投稿する VTuber 市場の導入期であった<sup>22</sup>。当時は、VTuber

<sup>22</sup> 5 人であるにもかかわらず、慣例的に四天王と呼ばれている。日経 MJ (2018 年 8 月 12

として活動するために必要な技術水準も高く、四天王のように大企業が複数名の技術者を揃えて展開する VTuber(企業勢)か、一部のゲークが趣味として展開する VTuber(いわゆる個人勢)が市場を専有していた<sup>23</sup>。このとき企業勢は、3D 動画撮影のため、1000 万円以上の費用をかけて光学モーションキャプチャー設備を備えたスタジオを導入していた<sup>24</sup>。これに対して個人勢は、自ら 2D モデルを開発、実装し、配信する体制であった。

初期の VTuber 市場に参入するためには、投資が回収できるか不透明な中で 1000 万円以上の初期投資をするか、個人で 2D モデルを開発する高い技術を持ち、かつ趣味として VTuber 活動する意欲が必要であった。このような高い参入障壁のために 2017 年の VTuber 市場内のプレイヤーは、多くとも 30 名前後に限られていた。

企業勢と個人勢によって構成される小規模な市場であったため、毎日、あるいは 2 日に 1 回動画投稿するプレイヤーと、趣味として気が向いたときに動画投稿するプレイヤーが VTuber 市場内には共存していた。この点は、VTuber 一人あたりの平均動画投稿数を示した図 7 からも見取れる。横軸は、第何週であるかを示し、縦軸は、何本の動画が投稿されたか示している。青色の線が平均動画投稿数で、橙色の線が標準偏差を示している。



#### 日) 「AKB 超える? V チューバーに熱視線」

<https://www.nikkei.com/article/DGXMZO33950630Y8A800C1H11A00/>

<sup>23</sup> ゲーク (geek) とは、高い技術的な知識を有する個人の呼称である。

<sup>24</sup> クリエイト VT 「VTuber (バーチャル YouTuber) とは?」 <https://create-vt.jp/vtubertoha>

## 図 7. VTuber 一人あたりの平均投稿動画数

第 1 週から第 15 週までは平均動画投稿数、標準偏差ともに大きく乱高下していることが確認される。それ以降の第 16 週から第 57 週も、平均動画投稿数は比較的一定であるものの、第 58 週以降と比較すると標準偏差の振れ幅が大きい。第 15 週までは、市場内のプレイヤーが 10 名以下であり、四天王のうち 1 人でも動画投稿を一時休止するとその影響が大きく反映されたため、このような乱高下となっている。15 週以降は次第にプレイヤーが増加して 30 名程度になったことと、企業勢の活動が安定したために最初期のような平均値の変動は小さくなった。しかし、市場内に異なる属性のプレイヤーが併存したために、標準偏差は大きいままだったと考えられる。

### 1.2.2 成長期

2018 年(第 58 週から第 110 週)、2019 年(第 111 週から第 163 週)までは、VTuber 市場の成長期といえる。成長期の投稿動画数の週次 CAGR(Compound Average Growth Rate : 一般に A は Annual の頭文字だが、ここでは週次平均を表わすものとする)、すなわち 1 週あたりの平均成長率は 2.4%である<sup>25</sup>。2017 年 12 月にキズナアイのチャンネル登録者数が 100 万人到達したことに代表されるように、四天王の活躍により VTuber の認知度が 2017 年に大きく高まった。これを受けて 2018 年には、多数の企業が VTuber 市場に新規参入した。2017 年には 5.8 億円だった VTuber 市場全体の資金調達額が、2018 年にはグリーやドワンゴ、サイバーエージェントといった IT(Information Technology)企業の参入にともない 42.1 億円の資金調達になったことから、この事実は確認できる<sup>26</sup>。

これに加えて 2018 年には、VTuber 市場のチャンネル登録者数ランキングトップ 200 を後に二分することとなる、「ホロライブ」と「にじさんじ」を展開するカバー株式会社と ANYCOLOR 株式会社(旧いちから株式会社)も市場参入している。具体的には、2018 年 2 月、3 月に、にじさんじ 1 期生と 2 期生 18 名がデビューしている。これに引き続いて 2018 年 6 月にはホロライブ 1 期生の 5 人が、5 月から 8 月にかけては、にじさんじのゲーマーズ・SEEDS が合計 40 人デビューしている。2017 年における VTuber 市場のプレイヤーが全体で 30 名だったことを踏まえると、50 名以上の VTuber を短期間に一企業がデビューさせたことは驚きである(表 1)。このような大量デビューが可能になった背景には、VTuber 事業の形態が変化したことが挙げられる。

---

<sup>25</sup> CAGR は年平均で計算されることが一般的であるが、ここでは週平均で計算した。

<sup>26</sup> INITIAL (2020 年 9 月 7 日)「市場勃興から 3 年。VTuber スタートアップの全体像」  
<https://initial.inc/articles/briefing01>



時期	事柄	備考
2016/12	キズナアイ、デビュー	VTuberと初めて名乗った。四天王の1人。VTuber界の親分と呼ばれる。
2017/8	電脳少女シロ、デビュー	四天王の1人
2017/9	ときのそら、デビュー	ホロライブで初めてのVTuber
2017/10	ミライアカリ、デビュー	四天王の1人
2017/11	ねこます、デビュー	四天王の1人
2017/12	富士葵、デビュー	3Dモデル・システムのバージョンアップのため、クラウドファンディングで2282万円を集めた。
	輝夜月、デビュー	四天王の1人
	スマホアプリ「ホロライブ」リリース	カバール株式会社が開発したバーチャルライブ配信アプリ
2018/2	月ノ美兎ら8名デビュー	にじさんじ1期生
2018/3	鈴鹿詩子ら10名デビュー	にじさんじ2期生
	キズナアイ、日本政府観光局の訪日促進アンバサダー就任	
2018/4	CyberV設立	サイバーエージェントの100%出資子会社CyberZが設立した、バーチャルストリーマー事業会社。
	Wright Flyer Live Entertainment設立	グリーのVTuber事業会社。
	グリーがVTuber事業ファンド開始を発表	投資総額は40億円。
	ドワンゴ、VRMを提供開始	VRMは3Dアバターファイル形式。複数のアプリケーションで同一の3Dモデルを使用可能に。
	ドワンゴ、スタジオ開設	品川にモーションキャプチャー・スタジオ、本社にVTuber対応スタジオ開設
	ENTUMがEasyMotionRecorderをリリース	Unity上でモーションの記録・再生ができるシステム
	もこ田めめら12名デビュー	.LIVE1期生
2018/5	V Live kitリリース	STARPPが開発したVTuberライブ配信システム
	叶ら8名デビュー	にじさんじゲームーズ
2018/6	白上フブキら5名デビュー	ホロライブ1期生
	社築ら13名デビュー	にじさんじSEEDs1期生
	因幡はねら5名デビュー	有閑喫茶あにまーれ1期生
2018/8	pixiv、Vroid Studioリリース	3Dモデル作成ソフト
	REALITYリリース	Wright Flyer Live Entertainmentが開発したVTuber専用の配信プラットフォーム
	舞元啓介ら19名デビュー	にじさんじSEEDs2期生
	大空スバルら5名デビュー	ホロライブ2期生
2018/9	Think with GoogleでVTuberが取り上げられる	Googleが公式にYouTubeの最大トレンドとしてVTuberを挙げた
	Mirrative、「エモモ」開始	配信アプリMirrativeにアバター配信機能が実装された
	IRIAMリリース	バーチャルライブ配信アプリ
2018/10	BBCがVTuberの特集記事を公開	キズナアイらが紹介される
	ドワンゴ、カスタムキャストをリリース	スマホ向け3Dアバター作成アプリ
2018/11	面白法人カヤックがVR SPARCを発表	3D仮想空間プラットフォーム
	VARKがOculusストアにてリリース	VRライブプラットフォーム
2018/12	Vroid Hubサービス開始	3Dアバター共通利用サービス

2018年頃からVTuber市場においては、企業が開発した2D配信アプリケーションを活用し、自宅でVTuberがライブ配信を行う形が一般化した。身体全体の動きをモーションキャプチャーし、3Dモデルを動かすのではなく、スマホのカメラで表情をモーションキャプチャーし、2Dモデルを動かす形にすることで、スタジオを使用しなくても自宅から配信することが可能となった。このような2017年に個人勢が実装していた方式を企業がアプリに落とし込み、低コストで自社と契約した多数のVTuberに利用させる形をとったのである。

表情が豊かに表現されるような高性能アプリは、開発したカバーやANYCOLORが自社と契約するVTuberに独占的に提供していた。しかし簡易的なアプリは、グリーが開発したREALITYや、ミライアカリの運営会社であるZIZAIが開発したIRIAM(現在ではDeNAの子会社)として一般にも公開された。

このような環境変化とVTuberの知名度の高まりを受け、2018年から2019年にかけてVTuber総数と投稿される増加数は、どちらも増加することとなった。第58週には、45名だったVTuberも、第163週に10倍以上の560名にまで増加した<sup>28</sup>。投稿動画総数についても同様に、第58週の111本から、第163週には1407本へと10倍以上増加している。

ここで一点注目する必要があるのは、VTuber総数、投稿動画総数ともに増加していることに対して、VTuber一人あたりの平均投稿動画数と標準偏差は、おおよそ一定であるという点である。これが意味するところは、VTuber市場のプレイヤーは増加しているものの、おおよそ似たようなプレイヤーが一定の割合で市場に参入したということである。

### 1.2.3 成熟期

2020年(第164週)以降は、VTuber市場が成熟期に入りつつあるタイミングだと考えられる。図6をみると、市場のVTuber総数の増加率は成長期よりも鈍化し、むしろ投稿動画数が大きく増加している。具体的に言えば、成長期のVTuber総数のCAGRは2.4%であったのに対して、成熟期は0.4%である。これに対して、動画数のCAGRは、成長期に2.4%、成熟期に0.8%となっている。

成熟期の動画の成長率はVTuber数の成長率よりも大きい。VTuber総数が増加していないにもかかわらず、動画数が増加したということは、VTuberの動画リリース数が増加したということである。図6の一人あたり平均動画数からも、この傾向は確認される。成長期には2.3本前後だった一週間の平均動画投稿数が、成熟期には、3本前後で安定している。

VTuber市場の成熟は、2020年に表面化した著作物利用問題からも確認される。2019年以前まで、VTuberがゲームのプレイ動画をアップロードするゲーム実況は、本来はゲーム

---

<sup>28</sup> 2019年末にはVTuberを名乗る配信者が1万人に到達したとする情報もある(User Local(2021年10月19日)「バーチャルYouTuber、本日1万6千人を突破(ユーザーロカル調べ)」<https://www.userlocal.jp/press/20211019vs/>)。ここでは、1週間に最低1本動画投稿するようなアクティブなVTuberの数を提示している。

企業の著作権に抵触するにもかかわらず、グレーゾーンとして黙認されている実情があった。ゲーム企業は、公にゲーム実況を許可すると、著作権を放棄しているかのように誤認される可能性があり、一律に許諾することは困難であった。これに加えて、個々のVTuberに許諾を与えることも、潜在的な申請者の数を考えると現実的ではなかった。しかし、ゲーム実況は、ゲームソフトの売上に正の影響を与える側面も少なからずあった(山口, 2014)。こうした事情から、ゲーム企業は個人の動画配信者のゲーム実況を黙認していたのである。

たとえば日本一ソフトウェア社は、個人勢のゲーム実況者に対して、実況についての個別問い合わせに対しては基本的に許諾を与えることはできないと twitter 上で述べている<sup>29</sup>。個々の実況者と一から信頼関係を築くことは困難で、有事の際の保証も不明瞭であることが理由である。しかし、同社は続けて、次のような趣旨を発信している。すなわち、二次創作の基本である、非公式に秘密裏でコンテンツ作成する行為について禁止することは本意でない。したがって、個人勢の配信者は、問い合わせすることなく、目立ちすぎない範囲で配信していただきたい、と。

しかし、VTuber の知名度が向上し、チャンネル登録者数が 100 万人を超える VTuber が複数登場したこと、有名 VTuber が複数所属する事務所が存在したことを受けて、グレーゾーンで問題を処理することが困難となった。アクションやシューティングのようなゲームタイトルであれば、ゲーム実況が配信されたとしても売上は低下せず、むしろ広告効果が大きいいため、売上が向上する。しかし、ストーリーを楽しむようなゲームタイトルの場合、ゲーム実況が売上に影響を与えないか、むしろ売上低下の可能性が高まるのである(山口, 2014)。再生数を増やしたいゲーム実況者が、ゲーム発売直後にストーリーを動画上で「ネタバレ(本来は自ら体験しないと知り得ないことを公に知らせること)」することによって、消費者の購買意欲が低下することが原因と考えられる。

こうした状況を踏まえて 2020 年 6 月に、法人よるゲーム実況は、個別に契約締結が必要であることを任天堂が発表し、対法人のグレーゾーンの撤廃をはかった。セガやカプコン、スクウェア・エニックスといった他のゲーム会社も任天堂に追従し、事務所所属の VTuber がゲーム実況するためには、包括的使用許諾契約を締結するという仕組みが構築されることとなった。

このような動きは、個人の同人活動といった枠組みを超えて VTuber の影響力が増したことの結果だと考えられる。複数の事務所が法人として VTuber 市場で操業しはじめたこと、市場のルール整備が進んだことも踏まえると、2020 年には、VTuber 市場の成熟が進

---

<sup>29</sup> プリニー店長 (2020 年 8 月 2 日) 「【日本一ソフトウェアのゲームを実況したい個人勢の方へ】」

[https://twitter.com/shop\\_prinny/status/1289756185315295232?ref\\_src=twsrc%5Etfw%7Ctwcamp%5Etweetembed%7Ctwtterm%5E1289756185315295232%7Ctwgr%5E%7Ctwcon%5Es1\\_&ref\\_url=https%3A%2F%2Fnote.com%2Fkeigox68000%2Fn%2Fn29bd353a3aed](https://twitter.com/shop_prinny/status/1289756185315295232?ref_src=twsrc%5Etfw%7Ctwcamp%5Etweetembed%7Ctwtterm%5E1289756185315295232%7Ctwgr%5E%7Ctwcon%5Es1_&ref_url=https%3A%2F%2Fnote.com%2Fkeigox68000%2Fn%2Fn29bd353a3aed)

んでいたと考えられる。

### 1.3 需要データ

VTuber 市場のデータを概観するにあたって第二に、需要側のデータを確認する。図8は、調査期間中に投稿された動画に対する、消費者行動データの推移である。横軸が時系列で、第何週のデータであるかを示し、縦軸が実際の数を示している。青色の線が当該期間に投稿された動画に与えられたコメント数の総和、橙色の線が当該期間にコメント経験のある視聴者数を示したものである。

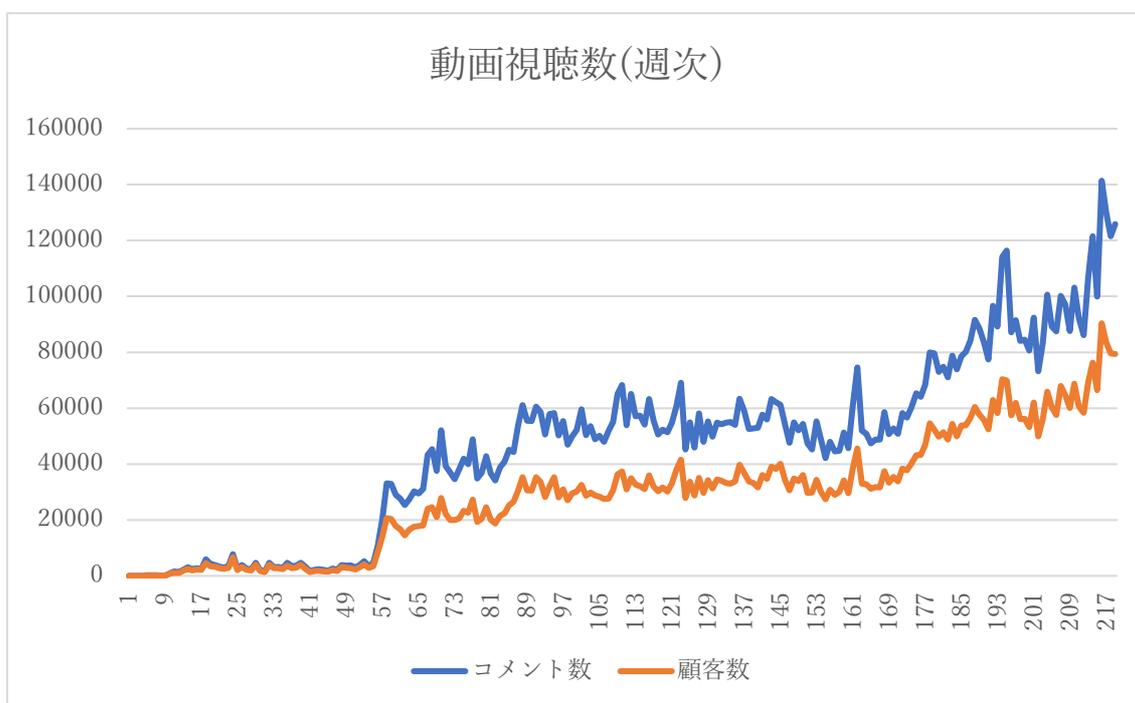


図8. 消費者行動データ

本研究の目的を踏まえると、本来は消費者の視聴データを追跡することが可能であるならば、それが最適である。しかし、YouTube の仕様上、消費者個人のレベルで追跡可能な行動データはコメントに限られる。したがって本研究では、コメント行動によって視聴行動を捉えることとした。視聴行動を捉えるためにコメント行動を利用することは、コメントはしないものの動画視聴する程度の関与の顧客の影響力を無視し、コメントする程度に高い関与を持った顧客の影響力を過剰に捉える可能性がある。しかし、コメント行動する顧客数と、全ての顧客数の間には、強い正の相関がある。具体的には、本研究がデータとして使用する動画の再生数とコメント数の間には0.8以上の正の相関が確認された。このため、コメント行動を分析に用いても視聴行動を用いた場合と同様の傾向が検出できる可能性が高い

と考えられる。

ただし VTuber に対してコメントする顧客は、当該 VTuber を視聴した顧客全体よりも相対的に VTuber に対する関与が高いため、当該 VTuber の動画を視聴し続ける傾向が強いと予想される<sup>30</sup>。したがって分析にあたっては、(1)当該 VTuber の視聴をやめるか、視聴対象を他の VTuber に切り替える可能性が低く、(2)当該 VTuber の視聴を増やす可能性が高く検出される傾向に注意して結果を解釈する必要がある。

これらのバイアスが発生する可能性を考慮に入れたとしても、個別顧客の行動をダイナミックに追跡できる便益は大きい。第一に、顧客属性を特定できるというメリットがある。同じ成熟期に観察された購買行動であったとしても、市場の導入期から購買を始めたイノベーターが継続購買していて、成熟期に入って実施した購買なのか、十分に市場が成熟したタイミングで購買を開始したラガードの購買であるかによって意味合いは大きく異なる。第二に、顧客行動属性の変化を確認できることも大きなメリットである。ある週に 2 回購買する顧客が居たとしよう。当該顧客が前の週に 1 回購買していたとすれば、購買数が増加したということである。したがって、前の週に企業に有利なことが発生したと予想することができる。これに対して当該顧客が前の週に 3 回購買していたとすれば、購買数が減少したということである。この場合には、前の週に企業にとって不利なことが発生したと考えられる。これに加えて、単純な購買数ばかりでなく、購買していた対象も追跡できるため、特定企業間の相互作用による顧客移動についても確認できるという利点がある。このように、バイアスが存在していたとしても、個別顧客の行動をダイナミックに追跡できることのメリットが大きいことから、本論文ではコメント・データを利用することとした。

なお、バイアスが存在したとしても、顧客架橋価値を確認するにあたっては、当該データを利用しても問題ないと考えられる。マルチ・ブランド・バイヤーがもたらすアベイラビリティの向上効果については、関与が高い顧客を対象として分析したときには過小に検出される可能性が高いと考えられるためである。なぜなら、アベイラビリティが向上したことによって増加したユーザーのなかで、即座にコメントするようになるほど関与が高いものは限られる。したがって、実際には顧客架橋価値が存在しないにもかかわらず、誤って効果が検出される可能性は小さく、むしろ実際の顧客架橋価値の効果が過小に検出されるためである。この意味で、コメント行動を用いて視聴行動を捉え、顧客架橋価値を論ずることは十分可能である。

動画視聴データについても、動画供給数のデータと同様に週次で取りまとめたデータである。コメント経験のある視聴者数は、当該期間にコメントした視聴者の総和である。複数の VTuber にコメント、ある VTuber に複数回コメントしていたとしても、同一の視聴者である限り 1 人として集計される。したがって、VTuber 市場が有する顧客数と解釈すること

---

<sup>30</sup> 当該 VTuber ではなく、VTuber カテゴリーに対する関与が高い可能性もある。この場合は、スイッチング確率が高い厳しい顧客かもしれない。

ができる。

これに対してコメント総数は、ある視聴者が当該期間に何本の動画にコメントしたか、それを全視聴者分取りまとめた数値である。ある視聴者が、VTuber A の投稿した動画 a と動画 b, VTuber B の投稿した動画 c に 1 回ずつコメントしていたとすると、コメント数は 3 回とカウントされる。ここで注意が必要なことは、もし視聴者が動画 a に 3 回コメントしていたとしても、コメント数は 1 回とカウントされることである。同一動画へのコメントは、視聴者がコメント、別の視聴者や VTuber がリプライ、それに対して当該視聴者が再度コメントといった形で実施されることがある。この場合、同一動画に複数回コメントが付与されるものの、実態としては一連の一つの会話ということになる。したがってコメントを付した動画の本数を捉えるために、同一動画に何回コメントしていたとしても、動画へのコメントは 1 回としてカウントした。

コメント行動については、ある動画が投稿されてから 7 日以内に実施されたものをコメントとして認定した。これは、ある動画が投稿された時点のコメント数(視聴回数)を捉えるためである。たとえば、有名 VTuber が初めて投稿した動画や、ある VTuber が投稿した最新動画と関連性の高い過去動画は、コメント数(再生数)が例外的に高くなる。こうした数値は、動画投稿時点のアベイラビリティの高低ではなく、事後的なアベイラビリティの高低を反映したものとなる。したがって本論文では、ある時点における競争力を議論するため、投稿後 7 日以内のコメントを当該動画が投稿された時点でのコメントとして捉えてカウントした。

投稿直後のコメント数ではなく、7 日間の猶予を持たせた理由は、動画投稿された曜日の影響を排除するためである。消費者は、自身の余暇に動画を視聴することとなる。毎日視聴する消費者もいるだろうが、休日(一般的には土日)にまとめて視聴する消費者も一定数存在すると想定される。したがって、動画の視聴行動(コメント行動)の曜日や時間による偏りを平準化するために、投稿後 7 日間のコメントを収集することとした。

### 1.3.1 導入期

図 8 をみると、VTuber 市場の導入期(第 1 週から第 57 週)は、動画視聴者によるコメント総数と、コメント経験のある視聴者数がおおよそ一致していることが確認される。コメント数と視聴経験のある視聴者数が一致するということは、ほとんどの視聴者が当該期間に 1 回コメントしているということである。この結果は、視聴者のほとんどがライト・バイヤーであると解釈可能である。

導入期の顧客の大半がライト・バイヤーであるということは図 9 の視聴者の平均コメント数からも確認される。この図は、青色の線が視聴者の当該期間における平均コメント数、橙色の線がコメント数の標準偏差を示している。導入期には、平均コメント数が 1.2 前後で推移している。標準偏差についても、動画総数が 2 桁以上になった第 10 週以降は、0.5 から 1 周辺で推移している。この 2 点を踏まえると、1 週間に 1 コメントするライト・バイヤ

ーが市場の大部分を占めていたと考えられる。

今回はデータの制約から確認できていないものの、このような状況は、(1)消費者が動画視聴にあてられる余暇が動画1本程度であるか、(2)消費者の動画視聴レパートリーに占めるVTuberカテゴリーのシェアが動画1本程度のいずれかだと予想される。動画1本が10分程度であることと、YouTubeを視聴可能な環境を持つ消費者が他の動画を視聴する可能性を鑑みると、後者の可能性が高いと考えられる。この場合、VTuberカテゴリーは、大半の視聴者にとって独立の産業というよりも、娯楽動画やゲーム動画のサブカテゴリーであったと考えられる。

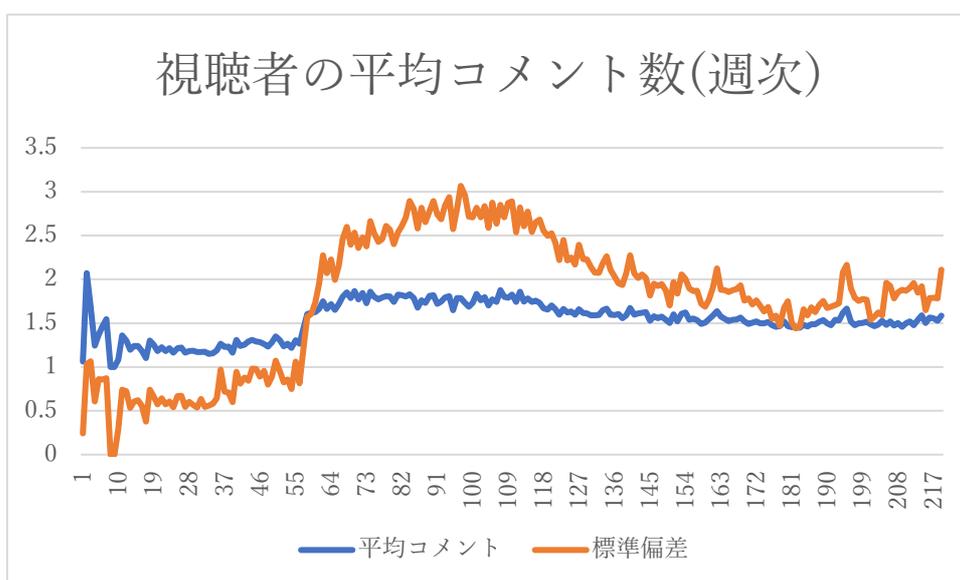


図9. 視聴者の平均コメント数

### 1.3.2 成長期

これに対して、2018年(第58週から第110週)、2019年(第111週から第163週)のVTuber市場の成長期においては、コメント経験のある視聴者数とコメント数の間に乖離が生じていることが図8から確認できる。これは成長期にヘビー・バイヤーが発生したことを示している。

ヘビー・バイヤーの発生は、図9からも確認される。青色の線に注目すると、導入期の1.2コメントから、1.7コメントと視聴者1人あたりの平均コメント数が増加している。これに加えて、橙色の線で示される標準偏差が導入期の1以下から、2.5前後に拡大していることに特に注意する必要がある。標準偏差が2.5前後に拡大しているということは、平均コメント数を1.7とすれば、標準偏差の定義から考えると、27%程度の消費者は、4.2コメントから6.7コメントしていることになる。これは、複数のVTuberが投稿する動画を視聴するか、あるVTuberが投稿する動画を複数視聴する視聴者が一定数登場したということだ

ある<sup>31</sup>。

### 1.3.3 成熟期

2020年(第164週)以降も、コメント数、コメント経験のある視聴者数は継続して増加していることが図8から確認される。しかし、1人あたりの平均コメント数は1.5前後でほぼ一定しており、標準偏差については、成長期よりも小さくなっている。ここから読み取ることができるのは、平均コメント数に近い数のコメントをする視聴者が2020年以降は増加したということである。平均コメント数が1.5前後であることを踏まえると、ライト・バイヤーの数が増加したと考えられる。

VTuber市場におけるライト・バイヤーとヘビー・バイヤー、複数のVTuberを視聴するマルチ・ブランド・バイヤーの実態について図10と図11で確認してみよう。図10、図11の青色領域は、1週間に1度コメントした視聴者(ライト・バイヤー)、橙色領域は、1週間に複数のVTuberにコメントした視聴者(マルチ・ブランド・バイヤー)、緑色領域は1週間に単一のVTuberに複数回コメントした視聴者(ヘビー・バイヤー)を示している。図10は、コメントの絶対数、図11は、全コメントに占める各顧客属性の割合を示したものである。

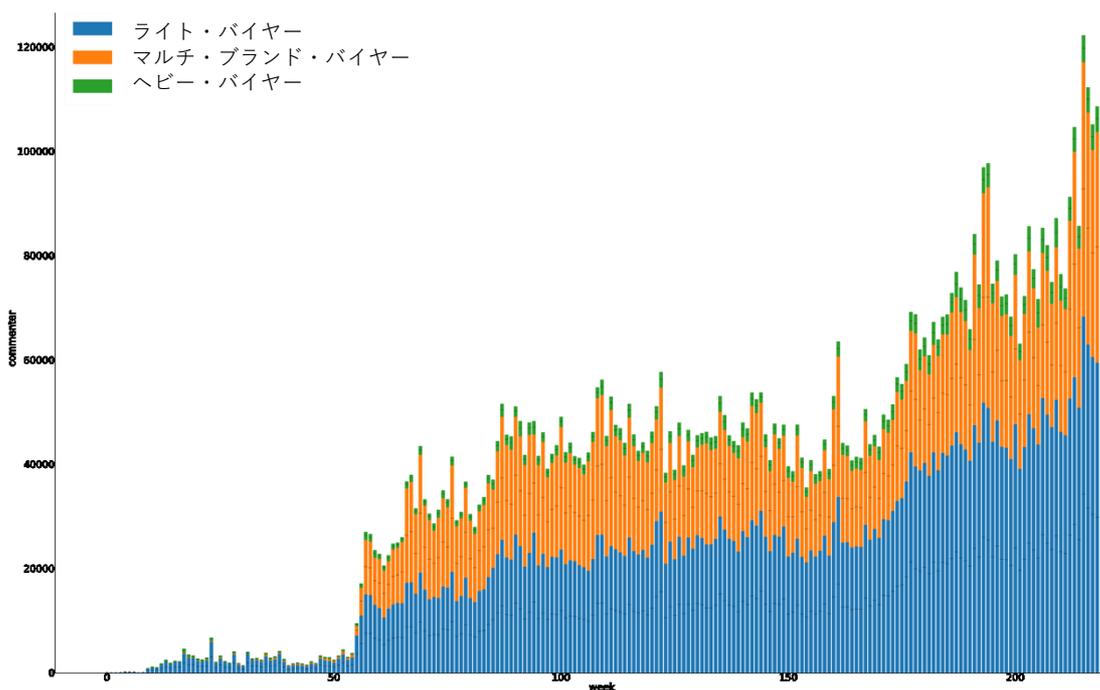


図10. 属性別視聴者数

<sup>31</sup> 同時期の平均投稿動画数、標準偏差が2前後であることを踏まえても、消費者の動画視聴レポートに占めるVTuberカテゴリ動画の比率が高まったと考えられる。

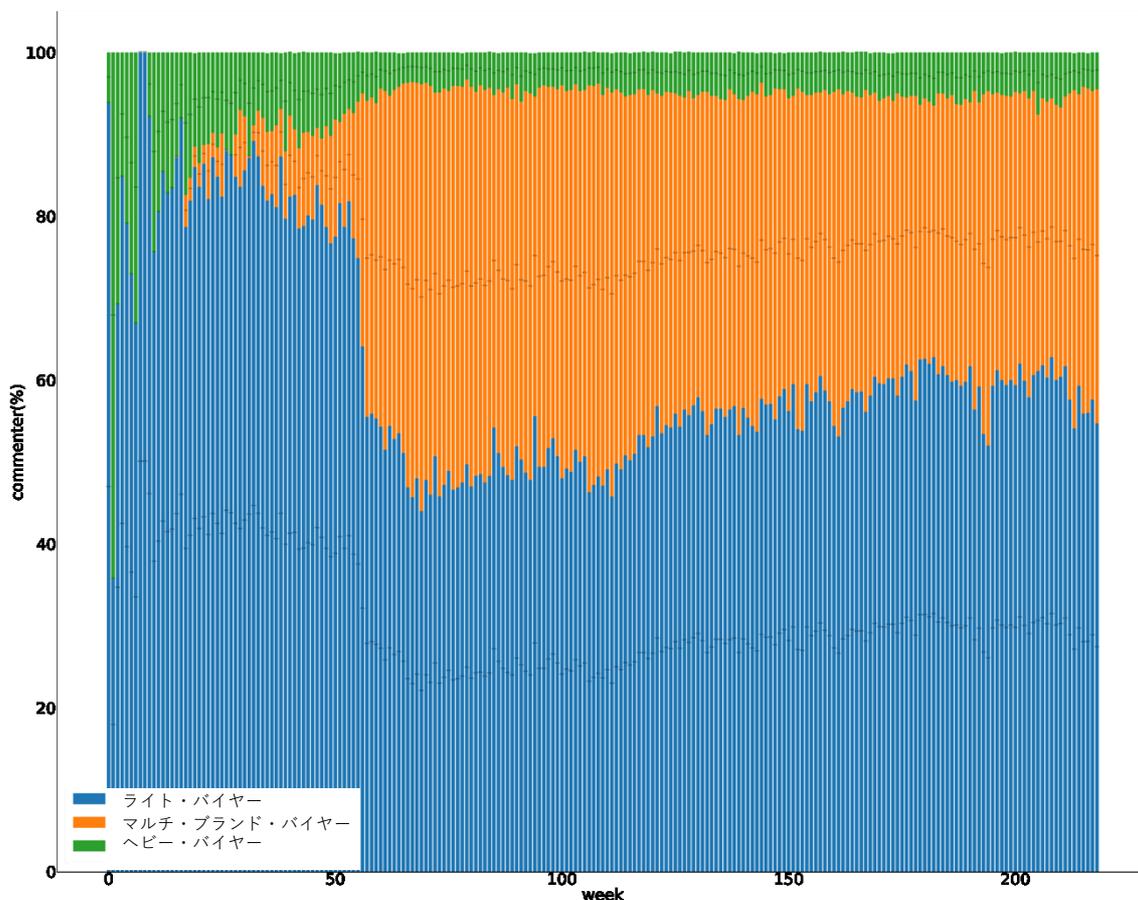


図 11. 属性別視聴者割合

図 11 をみると、導入期・成長期・成熟期においてライト・バイヤーの占める割合が大きく異なることが確認される。導入期にはライト・バイヤーが全体の 8 割を占めている。これは、導入期の節で議論したとおりである。これに対して成長期には、45%から 50%前後、成熟期には、50%から 55%前後でライト・バイヤーの比率が推移している。図 10 の絶対数を確認してみても、こうした変化はライト・バイヤーが増加してもたらされたものだと考えられる。

1 週間に何回コメントする視聴者をライト・バイヤーと捉えるべきかについては議論の余地がある。しかし、本研究がライト・バイヤーと捉えた 1 週間に 1 回コメントする視聴者が総コメント数の 50%を占めるという事実は、Sharp (2010)のライト・バイヤーが総売上に占める割合は 50%という指摘と一致している。この意味で当該処理は一定程度妥当性を持っていると考えられる。

#### 1.4. 属性別顧客データ

顧客架橋価値を議論するにあたって、視聴者のコメント数と、コメントする VTuber の幅、すなわちレパートリーの間関係を確認してみよう。図 12 は、横軸にコメント数、縦軸に

レポートリーを取り、その交点に位置する顧客の数が多いほど、高度が高く示されるように描画した等高線図である。すなわち、線の間隔が狭くなっているコメント数とレポートリーの組み合わせほど、多数の顧客が位置していると解釈可能である。グラフの上部と右側部に付記されている分布は、コメントの頻度と、レポートリーの頻度をそれぞれ示している。なお、一段目左上図から二段目右下図に向かって、第 32 週(導入期中頃)、第 58 週(成長期の第一週)、第 84 週、第 136 週、第 162 週(成長期の最終週)、第 188 週(成熟期中頃)の顧客行動を描画している<sup>32</sup>。

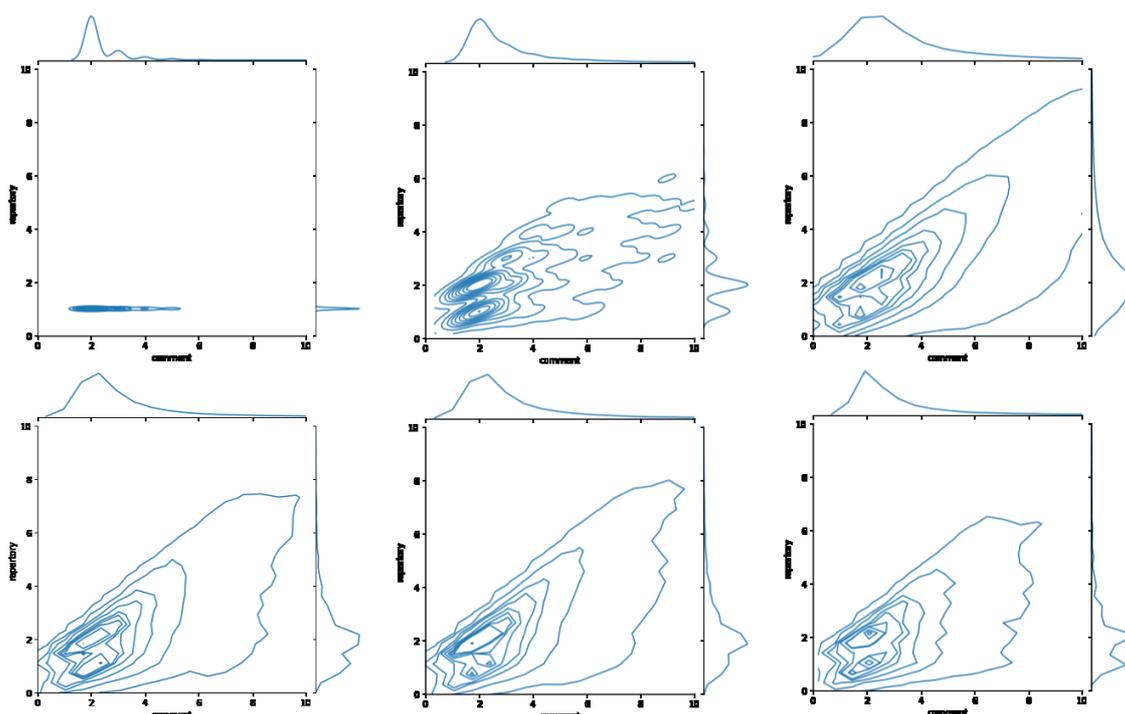


図 12. コメント-レポートリー等高線図

一段目左上図は、第 32 週の顧客を描画したものである。縦軸のレポートリーは 1 に集中し、横軸のコメント数は 2 が頂点となる一峰性の分布となっている。導入期においては、ライト・バイヤーの比率が高く、マルチ・ブランド・バイヤーが少ないことを示す分布である。ライト・バイヤーが顧客の大部分を占めるという点においては、Sharp (2010)の指摘と適合的であるものの、ヘビー・バイヤーであるほど、複数のブランドを購入するというレポートリー購買の指摘は当てはまらない。もし、Sharp (2010)の指摘どおりであるならば、

<sup>32</sup> ただし、コメント数 1・レポートリー 1 の顧客は除いて描画している。当該セグメントの顧客は、いずれの条件でも全体の 5 割以上を占めている。もし当該セグメントを等高線図上に描画すると、(1,1)が最高点となり、他セグメント間の間隔が視認できなくなる程度に狭くなる。したがって、ここでは(1,1)以外の顧客で等高線図を作成した。

購買量が多いことを意味する縦軸の上方向に位置する顧客ほど、レポートリーが広いことを意味する横軸の右方向に位置しなければならない。すなわち、 $Y=X$  に相当する傾き 1 の直線上に顧客が描画されている必要がある。この意味において、 $Y=1$  の直線上に顧客の大部分が描画されている導入期の状態は、Sharp (2010)の指摘する状態ではないと考えられる。ただし、もともと Sharp (2010)の議論は、市場の成熟期を対象としたものであり、導入期の状態と当てはまらないとしても、理論とデータの矛盾を示すものではない。

一段目中央図は、導入期から成長期に移行する第 58 週、一段目右上図は成長期の前半、第 136 週の顧客を描画したものである。成長期には、縦軸のレポートリー2、横軸のコメント数 2 が頂点となる一峰性の分布となっている<sup>33</sup>。導入期と異なり、裾野が右上方向に広がっていることも特徴として確認できる。右上方向は、VTuber 市場に対する顧客のコメント数もレポートリー数も多い、カテゴリ・ヘビー・バイヤーを示すセグメントである。コメント数が多いヘビー・バイヤーほど、複数のブランドを購入していることを示しているので、Sharp (2010)の指摘するレポートリー購買が行われていると解釈できる。

二段目の図は、成長期後半の第 136 週から第 162 週、成熟期の第 188 週を描画した図である。成長期と似たような分布となっているものの、右上方向への裾野が短くなっていることと、レポートリー1、コメント 2 の部分も高い二峰性分布になっていることが特徴として挙げられる。これは、全体に占めるコメント数の少ない顧客の割合とレポートリーの幅が狭い顧客の割合が増えた、すなわち、これまでである VTuber の動画を 1 週間に 1 回視聴していた消費者が、1 週間に 2 回視聴するように変化したと解釈可能である。すなわち、成熟期には、各 VTuber に対してロイヤルティの高い顧客の比率が高まったということである。

ここまでの議論をまとめると、基本的にはライト・バイヤーが大多数を占めているものの、その他の顧客分布に注目すると産業成熟度に応じて以下のような傾向が観察される。すなわち、導入期は、少数のブランドを複数購入するヘビー・バイヤーの比率が高く、幅広く様々なブランドを購入するマルチ・ブランド・バイヤーの比率は低い。成長期は、顧客の購買量と購入するブランドの幅が比例関係にあり、マルチ・ブランド・バイヤーの比率が高まる。成熟期は、顧客の購買量と購入するブランドの幅が比例関係にある傾向は維持されているものの、少数のブランドを複数購入するヘビー・バイヤーの比率も高まっている。

## 2. 分析

以下では、本論文の主題である顧客架橋価値が存在するかについて、実際に VTuber 市場のデータを活用して分析する。

---

<sup>33</sup> 第 58 週のレポートリー分布は、滑らかな一峰性ではないものの、平滑化すると一峰性の分布にしたがっていると読み取れる。

## 2.1 変数

本論文では、顧客架橋価値が存在するか確認するために、以下の変数を用いて分析することとした(表 2)。顧客架橋価値が生まれているか否かを捉えるための説明変数としては、 $t$ 期のマルチ・ブランド・バイヤー比率に注目する。複数の VTuber、たとえば、VTuber A と VTuber B を視聴するマルチ・ブランド・バイヤーは、VTuber B(A)の顧客の、VTuber A(B)に対する  $t+1$  期のアベイラビリティを高める。この理由は、マルチ・ブランド・バイヤーの視聴行動を踏まえて、VTuber B(A)の顧客に対して、VTuber A(B)を協調フィルタリングがリコメンドするためである。したがって、 $t$  期に VTuber が保持するマルチ・ブランド・バイヤーの比率を把握すれば、当該 VTuber がマルチ・ブランド・バイヤーの視聴する他の VTuber の顧客に対してリコメンドされる量、換言すればマルチ・ブランド・バイヤーが有する顧客架橋価値を捉えられると考えられる。具体的には、 $t$  期におけるマルチ・ブランド・バイヤー数を  $t$  期における全コメント数で除することによって算出している。

表 2. 変数一覧表

変数	説明	目的	算出方法
<b>被説明変数</b>			
ライト・バイヤー成長率	自社のライト・バイヤーが前期から増加した程度をあらわす	マルチ・ブランド・バイヤーのはたらきで、他社から自社に乗り換えた顧客を捉えること	$t+1$ 期におけるライト・バイヤー数の対数と、 $t$ 期におけるライト・バイヤー数の対数の差
ライト・バイヤー+マルチ・ブランド・バイヤー成長率	自社のライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの総和が前期から増加した程度をあらわす	マルチ・ブランド・バイヤーのはたらきで、他社から自社に乗り換えた顧客に加えて、他社と自社を併買するようになった顧客を捉えること	$t+1$ 期におけるライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数の差
<b>説明変数</b>			
マルチ・ブランド・バイヤー比率	自社顧客に占めるマルチ・ブランド・バイヤーの比率をあらわす	企業が有する顧客架橋価値を捉えること	$t$ 期におけるマルチ・ブランド・バイヤー数を $t$ 期における全コメント者数で除した値
<b>統制変数</b>			
ヘビー・バイヤー比率	自社顧客に占めるヘビー・バイヤーの比率をあらわす	既存顧客を企業が重視する程度を捉えること	$t$ 期におけるヘビー・バイヤー数を $t$ 期における全コメント者数で除した値
全コメント数	自社に与えられたコメントの全数をあらわす	企業規模を捉えること	$t$ 期における全コメント数

実際に顧客架橋価値が生じたか、すなわちマルチ・ブランド・バイヤーの存在によってリコメンドが提示されたか確認するため本論文では、被説明変数を 2 種類用意した。1 つ目は、ライト・バイヤー成長率である。顧客架橋価値を確認するためには、第一にマルチ・ブランド・バイヤーの存在によって、個別ユーザーに対してリコメンドが提示されたか否かを特定し、第二に、実際にリコメンドを提示されたユーザーのうち、次期の顧客となったものを明らかにするという手順をとることが最も望ましい。しかしデータの制約上、個別顧客に対して特定の VTuber がリコメンドされたか確認することは難しい。したがって、リコメンドされた顧客は、確率的にリコメンドされた動画を視聴するという想定に基づいて、他の条件を一定にした場合の  $t+1$  期の新規視聴者の成長率、すなわちライト・バイヤー成長率に注目する。具体的には、 $t+1$  期におけるライト・バイヤー数の対数と、 $t$  期におけるライト・バイヤー数の対数の差を取ることで算出している。

これに加えて、2 つ目の被説明変数としてライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長率も利用する。マルチ・ブランド・バイヤーの存在によってリコメンドを提示された顧客が、 $t$  期に視聴していた VTuber の視聴をやめ、 $t+1$  期にリコメンドされた VTuber の視聴を開始したケースについては、ライト・バイヤーの成長率によって捕捉可能である。すなわち、リコメンドによる顧客の乗り換え効果については、ライト・バイヤーの成長率を被説明変数とすることで確認できる。大半の顧客がライト・バイヤーであることを踏まえれば、乗り換え効果を明らかにすることで、顧客架橋価値の多くの部分を確認したと考えられる。しかし顧客の中には、 $t$  期に視聴していた VTuber に加えて、 $t+1$  期にリコメンドされた VTuber を追加で視聴する顧客も存在する。このような併買顧客をライト・バイヤーの成長率では確認できない。したがって、このような併買顧客についても捕捉するため、マルチ・ブランド・バイヤーの成長率も含めた被説明変数を採用した。具体的には、 $t+1$  期におけるライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数と、 $t$  期におけるライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数の差を取ることで算出している。

もちろん、ライト・バイヤーの成長には、マルチ・ブランド・バイヤーの働き以外の要因によるライト・バイヤーの増加も含まれる。たとえば、VTuber 市場全体の成長に伴うライト・バイヤーの増加が一因として考えられる。しかし、このような要因によるライト・バイヤーの増加は、VTuber 全体に対して一定に発生すると考えられる。したがって、VTuber の規模といった他の条件を適切に統制することで、マルチ・ブランド・バイヤーがもたらすライト・バイヤーの増加を確認することができる。

動画を複数回視聴するヘビー・バイヤーではなく、ライト・バイヤーに注目する理由は、リコメンドの効果によって最も増加するセグメントがライト・バイヤーだと予想されるためである。1 週間という短期間では、リコメンドされて新しい VTuber を知った顧客が当該 VTuber の動画を視聴できる回数に限りがある。したがって、特に  $t+1$  期のライト・バイヤーに注目することとした。

顧客架橋価値を確認するための統制変数として本研究では、ヘビー・バイヤー比率と、総コメント数(総売上高)を採用した。ヘビー・バイヤー比率は、VTuber が持つ動画投稿傾向(製品開発傾向)を統制するために投入した。ヘビー・バイヤーが多いということは、それだけ既存顧客を重視する動画作り(製品開発)を実施しているということである。総コメント数を統制した理由は、VTuber の規模(企業規模)を統制するためである。すでに規模の大きなVTuber ほど成長率は逡減すると考えられる。この点を統制するため、総コメント数を投入した。それぞれ、t 期におけるヘビー・バイヤー数を t 期における全コメント者数で除した値、t 期における全コメント数として算出している。

## 2.2 分析方法

具体的に分析するにあたっては、VTuber 2000 名の 219 週にわたる動画投稿についてのパネルデータを使用することから、以下の固定効果モデルを採用した。

$$\begin{aligned} & \log(\text{ライト・バイヤー数})_{t+1} - \log(\text{ライト・バイヤー数})_t \\ &= \beta_1 (\text{マルチ・ブランド・バイヤー比率})_t + \beta_2 (\text{ヘビー・バイヤー比率})_t \\ &+ \beta_3 (\text{全コメント数})_t + \varepsilon \end{aligned} \quad (11)$$

この分析によって、t 期のマルチ・ブランド・バイヤー比率が、t 期から t+1 期にかけてのライト・バイヤーの成長率に与える影響の程度が明らかになる。成長率に注目するため、このモデルでは、ライト・バイヤー数の対数差分を被説明変数として使用している。マルチ・ブランド・バイヤー数とヘビー・バイヤー数ではなく、それぞれの比率を変数とした理由は、モデル内に投入される変数間の相関を抑えるためである。比率を利用しても、実数を利用しても、マルチ・ブランド・バイヤーが持つ価値を確認するにあたって、問題は発生しないと考えられる。比率であっても実数であっても、マルチ・ブランド・バイヤーの相対的な多寡による被説明変数に対する影響度の違いを確認できるためである。

ここで、より詳細に VTuber の顧客ベースが成長するメカニズムについて考えてみよう。ある VTuber にとって、t+1 期に観察されるライト・バイヤー数が増加するパターンは、2 種類考えられる。1 つ目は、当該 VTuber の t 期のマルチ・ブランド・バイヤーが、当該 VTuber 以外に視聴していた VTuber の t 期の顧客でない顧客が増加するパターンである。これは、完全新規の顧客であり、市場の成長に伴って獲得できた顧客だと考えられる。2 つ目のパターンは、当該 VTuber の t 期におけるマルチ・ブランド・バイヤーが当該 VTuber 以外に視聴していた VTuber の t 期の顧客が増加するパターンである。こちらが、顧客架橋価値の効果として増加した顧客だと捉えられる。ただしここで注意が必要な

点は、t+1 期に増加したライト・バイヤーと捉えられるためには、t 期に視聴していた他 VTuber の視聴を t+1 期には継続していない必要があるということである。より分かりやすくいえば、t 期に他 VTuber の顧客であったものの中で、t+1 期に自身に「乗り換えた」顧客の数がライト・バイヤーの増加として捉えられているのである。

しかし顧客架橋価値の顧客獲得効果の中には、t 期に他の VTuber の顧客であったライト・バイヤーが、t+1 期に自身の顧客となるとともに、t 期に引き続いて t+1 期も他の VTuber の顧客であり続けた場合。すなわち、t+1 期にマルチ・ブランド・バイヤーになった顧客を獲得した効果も含まれる。このようなパターンは、前述の被説明変数によっては捉えられない。もちろん、顧客の余暇時間には限りがあることと、顧客の大半はライト・バイヤーであることを踏まえると、「乗り換え」顧客に注目することが重要である。しかし、複数の VTuber を同時視聴(併買)するマルチ・ブランド・バイヤーが他の顧客の購買行動に与える影響を想定する以上、t 期に他の VTuber を視聴するライト・バイヤーが t+1 期に他の VTuber と自身を視聴するマルチ・ブランド・バイヤーになった場合も検討する必要がある。したがって本論文では、以下の固定効果モデルも追加的に分析した。

$$\begin{aligned}
 & \log(\text{ライト・バイヤー数} + \text{マルチ・ブランド・バイヤー数})_{t+1} \\
 & - \log(\text{ライト・バイヤー数} + \text{マルチ・ブランド・バイヤー数})_t \\
 & = \beta_1 (\text{マルチ・ブランド・バイヤー比率})_t + \beta_2 (\text{ヘビー・バイヤー比率})_t \\
 & + \beta_3 (\text{全コメント数})_t + \varepsilon \qquad (12)
 \end{aligned}$$

このモデルは、被説明変数としてライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数差分を採用している。これによって、併買するようになった顧客の移動も含めて顧客架橋価値が存在するか確認できる。

### 2.3 基本統計量と相関行列

表 3 が本分析で利用するデータの基本統計量と相関行列を全期間(219 週)分まとめたものである。サンプル数は 55,755 件である。ここで示される値は、各期間における VTuber の状態を集計した値である。したがって、単純に言えば、VTuber の数と期間の積がサンプル数となる。ただし、変数に t+1 週のライト・バイヤー数の対数が含まれていることから、全ての VTuber について、VTuber 市場に参入した 1 週目のデータは除外されていることには注意が必要である。それぞれの変数の詳細について確認してみよう。

表 3. サンプル全体の基本統計量と相関行列

	平均値	標準偏差	最小値	最大値	1	2	3	4	5
N=55,755									
1 ln(ライト・バイヤー数 (t+1週))	2.552	1.656	0.000	8.833	1.000				
2 ln(ライト・バイヤー数+マルチ・ブランド・バイヤー数 (t+1週))	3.052	1.698	0.000	9.142	0.962	1.000			
3 マルチ・ブランド・バイヤー比率 (t週)	0.111	0.073	0.000	0.500	0.008	0.058	1.000		
4 ヘビー・バイヤー比率 (t週)	0.025	0.052	0.000	0.500	0.006	-0.079	-0.270	1.000	
5 全コメント数 (t週)	434.106	1119.865	1	23157	0.514	0.546	0.040	-0.066	1.000

1つ目の変数は、 $t+1$  週のライト・バイヤーの対数である。平均値が 2.552 ということは、実数に直すと 12.83 となる。すなわち、デビューから 2 週目以降に VTuber が獲得するライト・バイヤーの平均的な数が 12.83 人ということがわかる。標準偏差が対数で 1.656 ということは、実数に直すと 5.24 であるから、ほとんどの VTuber は、5 人から 20 人くらいのライト・バイヤーを有するということである。しかし、実数に直した場合の最小値が 1 人、最大値が 6856 人であることから、ごく一部の VTuber は、多くのライト・バイヤーを有しているということである。

2つ目の変数は、 $t+1$  週のライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数である。対数の平均値が 3.052 ということは、ライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の平均値は、21.56 人となる。ライト・バイヤー数と比較すると、8 名程度人数が増加していることから、マルチ・ブランド・バイヤー数の平均が 8 名程度ということである。標準偏差は、対数で 1.698、実数に直すと 5.46 であり、ライト・バイヤーのときと大きな差はない。最小値は、1 人、最大値は、9339 人となっている。

3つ目の変数は、 $t$  週のマルチ・ブランド・バイヤー比率である。平均値が 0.111 で標準偏差が 0.073 であることから、大多数の VTuber の顧客に占めるマルチ・ブランド・バイヤーの割合は 3%から 28%ということである。ただし最小値が 0、最大値が 0.5 であるから、マルチ・ブランド・バイヤーを持たない VTuber や、自身の顧客の半分がマルチ・ブランド・バイヤーである VTuber もサンプル内には存在する。

4つ目の変数は、 $t$  週のヘビー・バイヤー比率である。平均値が 0.025 で標準偏差が 0.052 であることから、大多数の VTuber の顧客に占めるヘビー・バイヤーの割合は、0%から 7.7%ということである。ただしこちらも最小値が 0、最大値が 0.5 であるから、ヘビー・バイヤーを 1 人も持たない VTuber や、顧客の半分がヘビー・バイヤーであるような VTuber も存在するということである。

5つ目の変数は、 $t$  週の全コメント数である。この変数は、ライト・バイヤー数やマルチ・ブランド・バイヤー数とは異なり、顧客の人数ではなく、顧客がコメントした数である。ライト・バイヤー数と、ライト・バイヤーがもたらしたコメント数は定義的に一致する。この理由は、1 週間のうちに 1 人の VTuber に 1 コメントしたものとライト・バイヤーが定義されるためである。これに対して、マルチ・ブランド・バイヤーとヘビー・バイヤーの数は、両者が与えるコメント数とは必ずしも一致しない。たとえば、ある顧客が 1 週間のうちに、1 人の VTuber に対して、2 回コメントした場合も 3 回コメントした場合もヘビー・バイヤーの数としては、1 名とカウントされる。これに対してコメント数はそれぞれ、2 回・3 回とカウントされるためである。

平均値が 434.106 であることに対して、標準偏差が 1119.865 であることから、コメント獲得数は、VTuber や時期ごとのばらつきが大きいと考えられる。たとえば、キズナアイが第 1 週に獲得したコメント数は 12、第 219 週に獲得したコメント数は 3798 である。この

ように同一の VTuber であっても時期によって獲得するコメント数には大きな差がある。異なる VTuber 間で比較するならば、第 219 週には、獲得したコメントが 1 である VTuber が 10 人いることに対して、同じ週に最も多くコメントを獲得したホロライブの天音かなたは、18,547 件のコメントを与えられている。

相関係数についても確認してみよう。ライト・バイヤー数の対数と、ライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の対数の間に、0.962 と非常に大きな正の相関が確認される。全てのコメント者に占めるライト・バイヤーの割合が大きいことを踏まえると、これだけ高い相関が確認されることも妥当である。本論文においては、これらの変数を同時に 1 つのモデルに投入することはしないため、相関が高いとしても分析に問題は発生しない。

これ以外に比較的大きな相関が確認されるのは、マルチ・ブランド・バイヤー比率とヘビー・バイヤー比率である。両者の間には、0.270 の負の相関が確認される。比率はそれぞれ、マルチ・ブランド・バイヤー数(ヘビー・バイヤー数)をマルチ・ブランド・バイヤー数とヘビー・バイヤー数、ライト・バイヤー数の和で除した値として計算される。したがって、両者の間には、どちらかの値が高まれば、どちらかの値が低下するという関係が定義的に存在していると考えられる。しかし本分析の使用するサンプルにおいては、コメント数が一定数担保されており、かつライト・バイヤーの比率が高いことから両者の間に定義的に発生する相関はある程度抑えられると考えられる。定義的に発生する相関が多重共線性の問題や、モデルの構造から結果を歪めることにつながるかは、Robustness Check の節で詳細に議論する。

これ以外では、ライト・バイヤー数の対数とライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の対数、それぞれと全コメント数の間に 0.514 と 0.546 の正の相関が確認される。この関係は、ライト・バイヤーによるコメントがコメント全体の 5 割前後であることから発生する。ただし、分析にあたっては、 $t+1$  週と  $t$  週の差分を変数として投入することから相関が高いことによって問題が発生することはない。なお、差分と全コメント数は、0.01 前後と低相関である。

## 2.4 分析結果

### 2.4.1 全期間モデル

実際に全期間のサンプルを用いて実施した分析結果をまとめたものが表 4 である。モデル 1 とモデル 2 は、ライト・バイヤーの成長率を被説明変数に採用し、モデル 3 とモデル 4 は、ライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長率を被説明変数に採用した。モデル 1 とモデル 3 は、統制変数を用いて、モデル 2 とモデル 4 は統制変数と説明変数の両方を用いて分析した。モデル 1 とモデル 2、モデル 3 とモデル 4 の AIC(Akaike's Information Criterion)を比較すると、いずれも説明変数を組み入れたモデルの値の方が小さくなっているため、説明変数を含めたモデルのほうが妥当なモデルだと判断できる。いずれのモデルも時期によるトレンドを取り除くために、WEEK ダミーを組み入れた。なお

分析手法は、ハウスマン検定・F検定・Breusch and Pagan 検定の結果を踏まえて、全て固定効果分析を採用している。これに加えて、全てのモデルで VIF(Variance Inflation Factor)を計算したところ、いずれも 5 以下であったことから、多重共線性の問題は発生していないと考えられる。

表 4. サンプル全体の分析結果

	モデル1			モデル2			モデル3			モデル4		
*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01 WEEKダミーは調整済みだが記載省略	ln(ライト・バイヤー数(t+1週))-ln(ライト・バイヤー数(t週))			ln(ライト・バイヤー数(t+1週))+マルチ・ブランド・バイヤー数(t+1週)) -ln(ライト・バイヤー数(t週))+マルチ・ブランド・バイヤー数(t週))								
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
へビー・バイヤー比率(t週)	0.1268484	0.1291635	0.2954552**	0.1299927	0.4673322	0.1301771	0.5120326***	0.1316263				
全コメント数(t週)	-0.0002574***	0.0000347	-0.0002595***	0.0000345	-0.0002595***	0.0000354	-0.0002599***	0.0000353				
マルチ・ブランド・バイヤー比率(t週)			1.204695***	0.1149455			0.2812855***	0.1024175				
WEEKダミー	included											
定数	0.1033142***	0.0160615	-0.0300137	0.0210625	0.0854514***	0.015585	0.0533482***	0.0201532				
AIC	159842.5			159647.5			165823.7			165810.5		

モデル1の結果を確認しよう。モデル1では、t週の全コメント数がライト・バイヤーの成長と負に有意であった。これは、t週の顧客数が少ないほど次期にかけてライト・バイヤーが成長するという結果である。企業は、規模が小さいうちほど成長しやすく、規模が拡大すると成長しにくくなると想定されることから、直感的にも解釈しやすい結果である。

ヘビー・バイヤー比率は、モデル1では有意とならなかった。これは、企業規模を統制したとしても、ヘビー・バイヤーの比率が、ライト・バイヤー数の成長に影響を及ぼさないということである。既存研究を踏まえると、ヘビー・バイヤー(ロイヤル・カスタマー)を多数有する企業のほうが、次期に獲得できるライト・バイヤーの数が増えると考えられる。ロイヤル・カスタマーであるということは、企業に対する関与が高い顧客であり、他の顧客に企業を紹介するといった行為が期待されるためである。このようなライト・バイヤーを増加させる効果が期待されるにもかかわらず、ヘビー・バイヤーがライト・バイヤーの成長と有意にならなかった理由を考えてみよう。

このような結果が確認された理由としては、実際にヘビー・バイヤーの比率がライト・バイヤーの成長には無関係であるか、ヘビー・バイヤーと負(正)の相関を持ち、ライト・バイヤー数の成長と正(負)の相関を持つ変数が統制されていなかった可能性が考えられる。この条件に当てはまるマルチ・ブランド・バイヤー比率を投入したモデル2の結果を確認しよう。

モデル2では、モデル1と同様、t週の全コメント数がライト・バイヤーの成長と負に有意であった。これに加えて、ヘビー・バイヤー比率が正に有意、マルチ・ブランド・バイヤー比率も正に有意であった。これは、ヘビー・バイヤー比率が高い企業は、ライト・バイヤーの成長も期待されると想定する先行研究の知見と合致する結果であった。これに加えて、マルチ・ブランド・バイヤー比率が高いとライト・バイヤーの成長も期待されるという結果は、本論文が注目する顧客架橋価値の存在を支持する結果であった。

この分析は、被説明変数にライト・バイヤーの成長をとったものである。したがって、顧客架橋価値の中でも、他社から乗り換える顧客がもたらす価値を捉えたものと解釈できる。乗り換え顧客に加えて、他社と自社を併買する顧客がもたらす価値も含めて分析したモデル3とモデル4の結果を確認してみよう。

モデル3は、被説明変数にライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの成長を投入したものである。全コメント数が負に有意、ヘビー・バイヤー比率が有意でないというモデル1と同様の結果が確認された。モデル4もモデル3と同じ被説明変数を投入している。確認された結果は、モデル2と同様で、ヘビー・バイヤー比率とマルチ・ブランド・バイヤー比率が正に有意、全コメント数が負に有意であった。

これらの結果を踏まえると、モデル3・モデル4についても、モデル1・モデル2と同様の解釈が可能だと考えられる。すなわち、他社から自社に乗り換える顧客ばかりでな

く、他社と自社の併買をはじめ顧客を含めても顧客架橋価値が存在するというのである。

ただし、VTuber 市場の導入期から成熟期にいたるまでの全てのサンプルを用いた表 4 の分析は、マルチ・ブランド・バイヤー比率を変数として投入する前後でヘビー・バイヤー比率の有意が変わるなど、必ずしも頑健な結果を得られたとは判断できない。この原因の一つとしては、多様なサンプルが同時に分析された結果、複数の効果が混在した可能性がある。顧客属性は、市場の成熟度に応じて異なると想定される。異なる顧客属性に対しては、マルチ・ブランド・バイヤーとヘビー・バイヤーの影響が変化する可能性を踏まえると、全期間のデータを一度に分析するのではなく市場成熟度ごとに効果を確認することが妥当だと考えられる。したがって以下では、市場成熟度ごとにサンプルを分割して実施した分析結果を確認しよう。

#### 2.4.2 導入期モデル

表 5 は、導入期である 1 週から 57 週までのデータについての基本統計量と相関行列である。全体をサンプルとしたときの表 3 と比較して、ライト・バイヤー数、ライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和、全コメント数が少ないことが見て取れる。これは市場導入期の顧客数が少ないことを示している。少ないのは顧客ばかりでなく、VTuber も同様である。したがって、VTuber の数と分析期間(週)の積であるサンプル数も 614 と小さな値となっている。これを踏まえると、全期間モデルは、成長期と成熟期の特徴を大きく反映した数値を示している可能性がある。

表 5. 導入期(1 週-57 週)の基本統計量と相関行列

	平均値	標準偏差	最小値	最大値	1	2	3	4	5
N=614									
1 $\ln(\text{ライイト} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}))$	2.487	1.951	0.000	8.617	1.000				
2 $\ln(\text{ライイト} \cdot \text{バイヤー数} + \text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}))$	2.543	1.998	0.000	8.636	0.998	1.000			
3 $\text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー比率}(t\text{週})$	0.026	0.053	0.000	0.250	0.457	0.494	1.000		
4 $\text{ヘビー} \cdot \text{バイヤー比率}(t\text{週})$	0.108	0.112	0.000	0.500	-0.148	-0.160	-0.294	1.000	
5 全コメント数 (t週)	277.129	735.482	1	7285	0.699	0.692	0.209	-0.090	1.000

顧客数以外には、マルチ・ブランド・バイヤー比率とヘビー・バイヤー比率の差が挙げられる。全期間では、マルチ・ブランド・バイヤーの平均比率が10%で、ヘビー・バイヤーの平均比率2.5%よりも高い数値を示していた。これに対して導入期では、マルチ・ブランド・バイヤーの平均比率が2.6%、ヘビー・バイヤーの比率が10.8%であり、数値が逆転している。導入期には、顧客が選択可能なVTuberの数が他の期間と比較して少ないことから、一部の人気VTuberが顧客を獲得すると考えられる。したがって、マルチ・ブランド・バイヤーが低下し、ヘビー・バイヤーの比率が高まっていると解釈できる。

相関関係については、どの変数間の関係についても、全般的に高まっている。特にマルチ・ブランド・バイヤー比率とライト・バイヤー数、マルチ・ブランド・バイヤー比率とライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数の和の相関が0.5程度まで高まっている。市場導入期に複数のVTuberを視聴するような、新しい物好きのイノベーターに相当する顧客から支持を得るVTuberは、新規顧客を獲得する蓋然性も高いということかもしれない。

表6が導入期のデータを用いて実施した分析結果をまとめたものである。全期間を分析した際と同様に、モデル5とモデル6がライト・バイヤーの成長、モデル7とモデル8がライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長を被説明変数に採用している。これに加えて、モデル5とモデル7が統制変数を投入したモデルで、モデル6とモデル8には、統制変数以外に説明変数としてマルチ・ブランド・バイヤー比率を投入している。

表6. 導入期(1週-57週)の分析結果

	モデル5		モデル6		モデル7		モデル8	
* $p < 0.1$ ; ** $p < 0.05$ ; *** $p < 0.01$ WEEKダミーは調整済みだが記載省略	モデル5		モデル6		モデル7		モデル8	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
ヘビー・バイヤー比率(t週)	1.347681**	0.5397297	1.365711**	0.5526794	1.388233**	0.545087	1.358902**	0.5509114
全コメント数(t週)	-0.0002879***	0.0000492	-0.0002811***	0.0000534	-0.0002752***	0.0000472	-0.0002862***	0.0000526
マルチ・ブランド・バイヤー比率(t週)			0.5808096	1.381035			-0.9448381	1.407576
WEEKダミー	included							
定数	0.0141886	0.0566172	-0.0053286	0.0805967	0.0146732	0.0568254	0.046423	0.0813497
AIC	1175.512		1177.209		1162.836		1164.016	

モデル5から確認しよう。全コメント数が負に有意、ヘビー・バイヤー比率が正に有意となっている。全コメント数が負に有意であることは、全期間を対象とした分析と同様であり、規模の大きな企業ほど、成長しにくくなる傾向が観察されたものだと考えられる。これに対して、ヘビー・バイヤー有意となっていることは、全期間を対象とした分析との差である。導入期には、ヘビー・バイヤーの比率が高いほうが次期にライト・バイヤーを獲得できる蓋然性が高いということである。これは既存研究の知見とも合致する結果である。導入期における既存顧客が満足する製品開発を実施した企業ほど、新規顧客を獲得できる可能性が高いと解釈可能である。

ヘビー・バイヤー比率が有意になったことに対して、マルチ・ブランド・バイヤー比率は有意にならないことがモデル6から確認される。したがって、導入期においては、マルチ・ブランド・バイヤーが顧客架橋価値を持ち、顧客獲得につながるという本論文の仮説が支持されなかったということである。

被説明変数にライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長を採用したモデル7とモデル8からも同様の結果が観察される。すなわち、全コメント数が負に有意、ヘビー・バイヤー比率が正に有意、マルチ・ブランド・バイヤー比率が有意でないという結果である。他企業からの乗り換え顧客ばかりでなく、他企業と併買するようになる顧客を含めたとしても、導入期においては、マルチ・ブランド・バイヤーが顧客架橋価値を持ち、顧客獲得につながるという本論文の仮説を支持する結果は得られなかった。

このような結果が確認された一つの要因としては、導入期におけるVTuber市場のカテゴリ・カスタマーの少なさが考えられる。カテゴリ・カスタマーとは、あるカテゴリの製品を購入する顧客のことである。この分析では、VTuberが投稿する動画を定期的に視聴するファンと捉えられる。顧客架橋価値は、そもそもマルチ・ブランド・バイヤーが他社の顧客を誘引することから発生する価値である。したがって、十分な数の他社顧客が存在しない場合、すなわち、VTuber市場のカテゴリ・カスタマーの数が少ない場合には、大きな価値を持たない可能性がある。市場導入期には他社から顧客を奪取するよりも、既存顧客であるイノベーターの支持を得られる製品開発をして、VTuber市場外から顧客獲得できる企業のほうが成長するということである。

本来であれば、導入期の顧客にも顧客架橋価値がはたらいっている可能性がある。しかしこの場合の顧客架橋価値は、VTuber間で完結するものではなく、他のカテゴリのYouTuberとの間ではたらくものである。今回のデータセットでは、導入期の顧客が他のカテゴリのYouTuberをどのように視聴しているかが確認できない。したがって、顧客架橋価値が分析でも捉えられていないと考えられる。

#### 2.4.3 成長期モデル

表7は、成長期である58週から163週までのデータについての基本統計量と相関行列で

ある。基本統計量、相関行列ともに全期間をサンプルとした場合と類似の値が示されている。ライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数、全コメント数のいずれも導入期から大きく増加している。VTuber 市場の概要部分でも紹介したように、成長期には VTuber の新規参入が多かったため、サンプル数についても 27,941 件と導入期から大きく増加した。

表 7. 成長期(58 週-163 週)の基本統計量と相関行列

	平均値	標準偏差	最小値	最大値	1	2	3	4	5
N=27,941									
1 ln(ライト・バイヤー数 (t+1週))	2.491	1.642	0.000	8.821	1.000				
2 ln(ライト・バイヤー数+マルチ・ブランド・バイヤー数 (t+1週))	3.059	1.707	0.000	9.020	0.954	1.000			
3 マルチ・ブランド・バイヤー比率 (t週)	0.106	0.070	0.000	0.500	0.006	0.050	1.000		
4 ヘビー・バイヤー比率 (t週)	0.022	0.051	0.000	0.500	-0.027	-0.122	-0.248	1.000	
5 全コメント数 (t週)	535.367	1270.208	1	21307	0.575	0.605	0.029	-0.071	1.000

各顧客セグメントの比率については、導入期の比率から逆転し、マルチ・ブランド・バイヤー比率が 10.6%、ヘビー・バイヤー比率が 2.2%と全体サンプルに近い値を示している。ライト・バイヤーの比率が最も高いことは、導入期・成長期のいずれの期間でも共通の特徴である。しかし成長期には、一部の人気 VTuber に顧客が集中するというよりも、顧客が様々な VTuber を並行して視聴レパートリーに組み入れるようになったと考えられる。

相関関係についても、導入期の傾向よりも全期間を対象とした場合の傾向に近い。たとえば、マルチ・ブランド・バイヤー比率とヘビー・バイヤー比率のライト・バイヤー数に対する相関が低下している。これは、ライト・バイヤーの数が増えたことが要因だと考えられる。ライト・バイヤーの数が増えたことによって、マルチ・ブランド・バイヤー比率とヘビー・バイヤー比率の分母に含まれるライト・バイヤー数の若干の増減が比率に大きな変化を与えなくなったのではないかと推測される。

表 8 が成長期のデータを用いて実施した分析結果をまとめたものである。モデル 9 とモデル 10 に被説明変数としてライト・バイヤー数の成長。モデル 11 とモデル 12 にはライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長を採用していることは、これまでと同様である。モデル 9 とモデル 11 は統制変数を、モデル 10 とモデル 12 は統制変数に加えて説明変数も投入している。

表 8. 成長期(58 週-163 週)の分析結果

	モデル9		モデル10		モデル11		モデル12	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
* $p < 0.1$ ; ** $p < 0.05$ ; *** $p < 0.01$ WEEKダミーは調整済みだが記載省略								
	$\ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週})) - \ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週}))$		$\ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}) + \text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週})) - \ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週}) + \text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週}))$					
ヘビー・バイヤー比率(t週)	-0.1708848	0.1860481	-0.0023178	0.1874244	0.118797	0.1810413	0.2093134	0.1830855
全コメント数(t週)	-0.0003395***	0.0000625	-0.0003419***	0.0000622	-0.0003478***	0.0000643	-0.0003486***	0.0000641
マルチ・ブランド・バイヤー比率(t週)			1.312809***	0.1584389			0.6307839***	0.1529588
WEEKダミー			included					
定数	0.1807036***	0.0353781	0.0434159	0.0399852	0.1606356	0.0343798	0.0924214**	0.0389754
AIC	74625.96		74520.91		79034.75		79001.8	

モデル9を確認すると、全コメント数が有意であることに対して、ヘビー・バイヤー比率が有意でない。全コメント数が有意であることは、全体モデル・導入期モデルと共通した結果である。これに対して、ヘビー・バイヤー比率が有意でないことは、導入期との差異である。全体モデルでは、説明変数を含まないモデルにおいて、ヘビー・バイヤー比率は有意でないものの、説明変数を含むモデルでは有意となっていた。成長期モデルでも同様であろうか。

説明変数を含むモデル10を確認すると、ヘビー・バイヤー比率が有意でなく、全コメント数とマルチ・ブランド・バイヤー比率が有意となっている。この結果は、全体モデル・導入期モデルのどちらとも異なった結果である。成長期においては、ヘビー・バイヤー比率がライト・バイヤーの成長に有意でなく、マルチ・ブランド・バイヤー比率がライト・バイヤーの成長に有意という結果になっている。すなわち、成長期においては、既存顧客を重視する戦略を採用するよりも、マルチ・ブランド・バイヤーを重視した場合に、次期の成長が期待されると解釈できる。この結果は、本論文が提案する顧客架橋価値が存在することを支持する結果である。

この結果はそれ以外にも、既存研究が提示する顧客価値より、成長期においては、顧客架橋価値のほうが大きな影響力を有する可能性を示唆している。この理由は、関与の強い顧客、すなわち企業に対してロイヤルティが高いヘビー・バイヤーほど既存研究が提示する顧客価値を保持している蓋然性が高い、という特徴があるにもかかわらず、ヘビー・バイヤー比率がライト・バイヤーの成長に有意でなかったためである。成長期には次々と新規の視聴者がVTuber市場に流入する。したがって、既存顧客のニーズに応える動画作りをして、顧客維持に努めるよりも、より多くの視聴者の目に触れるような取り組みを実施したほうが成長に寄与すると考えられる。

顧客価値を議論した既存研究が分析対象とした市場の多くは成熟期であった。したがって、成長期において上述のような結果が確認されたとしても、本論文と既存研究が矛盾した知見を示したと捉えるのは妥当ではない。むしろ産業成熟度に応じて、重要となる顧客価値が変化すると解釈することが適切であろう。

他社からの乗り換え顧客に注目したモデル9・モデル10ばかりでなく、他社と自社を併買する顧客に注目したモデル11・モデル12においても同様の結果が確認される。すなわち、ライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーを合わせた成長に対しても、全コメント数が負に有意、マルチ・ブランド・バイヤー比率が正に有意、ヘビー・バイヤー比率は有意でないということである。したがって、他社からの乗り換え顧客ばかりでなく、他社と自社を併買するようになった顧客を含めたとしても、成長期には顧客架橋価値のほうが他の顧客価値よりも企業成長に大きな影響力を与える蓋然性が高いということである。

#### 2.4.4 成熟期モデル

表9は、成熟期である164週から219週までのデータについて基本統計量と相関関係をまとめたものである。基本統計量・相関行列ともに成長期と類似の値が示されている。VTuber数と期間の積であるサンプル数が27,941件から29,068件へと微増していることに対して、全コメント数の平均が535.367から340.088に低下していることは、注目すべき変化として挙げられる。このような結果が観察されるようになった要因としては、新たに市場参入したVTuberが、既存VTuberほどのコメントを獲得できなくなったか、既存顧客のコメント数が低下したことが考えられる。

表9. 成熟期(164週-219週)の基本統計量と相関行列

	平均値	標準偏差	最小値	最大値	1	2	3	4	5
N=29,068									
1 ln(ライト・バイヤー数 (t+1週))	2.617	1.661	0.000	8.833	1.000				
2 ln(ライト・バイヤー数+マルチ・ブランド・バイヤー数 (t+1週))	3.057	1.679	0.000	9.142	0.971	1.000			
3 マルチ・ブランド・バイヤー比率 (t週)	0.117	0.074	0.000	0.500	-0.001	0.054	1.000		
4 ハビター・バイヤー比率 (t週)	0.027	0.050	0.000	0.500	0.040	-0.024	-0.277	1.000	
5 コメント数 (t週)	340.088	951.111	1	23157	0.459	0.483	0.067	-0.047	1.000

表 10 が成熟期のデータを用いて実施した分析結果をまとめたものである。これまでの分析と同様に、モデル 13 とモデル 14 がライト・バイヤーの成長を被説明変数に採用している。モデル 15 とモデル 16 がライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長を被説明変数に採用している。モデル 13 とモデル 15 は統制変数、モデル 14 とモデル 16 は統制変数に加えて説明変数を組み入れている。

表 10. 成熟期(164 週-219 週)の分析結果

	モデル13			モデル14			モデル15			モデル16		
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
* $p < 0.1$ ; ** $p < 0.05$ ; *** $p < 0.01$ WEEKダミーは調整済みだが記載省略	$\ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}) - \ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週})))$ $\ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}) + \text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー数}(t+1\text{週}))$ $-\ln(\text{ライト} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週}) + \text{マルチ} \cdot \text{ブランド} \cdot \text{バイヤー数}(t\text{週}))$											
ヘビー・バイヤー比率(t週)	0.3495802*	0.1941313	0.5260427**	0.1951545	0.8106598***	0.2010463	0.8050902***	0.2023503				
全コメント数(t週)	-0.0003204***	0.0000583	-0.0003218***	0.0000584	-0.0003182***	0.0000582	-0.0003182***	0.0000582				
マルチ・ブランド・バイヤー比率(t週)			1.15072***	0.1731856			-0.0315219	0.146929				
WEEKダミー	included											
定数	0.096697***	0.0215761	-0.039323	0.0290909	0.0773025***	0.0206691	0.081136***	0.0270769				
AIC	82452.39			82367.08			84020.84			84022.74		

モデル 13 を見てみよう。ここでは、ヘビー・バイヤー比率が正に有意、全コメント数が負に有意となっている。全コメント数がライト・バイヤーの成長に対して負に有意であるのは、全ての期間で観察される結果である。ヘビー・バイヤー比率については、成長期で有意でなかったものが成熟期では有意となった。この結果は、既存研究の知見を支持するものだと考えられる。

モデル 14 を確認してみよう。モデル 14 では、モデル 13 で有意だった変数に加えて、マルチ・ブランド・バイヤー比率も正に有意であった。すなわち成熟期には、ヘビー・バイヤー比率もマルチ・ブランド・バイヤー比率もライト・バイヤー成長に寄与すると解釈できる。これらの結果は、既存研究が議論した顧客価値も、本論文が提示した顧客架橋価値も、成熟期には、同時に影響力を持つと示唆するものである。

他企業からの乗り換え顧客ばかりでなく、他企業と自企業を併売するようになった顧客にも注目した分析を確認してみよう。モデル 15 とモデル 16 を見ると、マルチ・ブランド・バイヤー比率が有意でないことが確認される。この結果は、マルチ・ブランド・バイヤー比率が高い場合でも、併売する顧客の規模が成長しないことを示唆している。すなわち、成熟期においては、協調フィルタリングによってリコメンドを提示された顧客が、リコメンドをきっかけに視聴する VTuber を乗り換えたとしても、視聴する VTuber の数を増やすことはしないということである。

## 2.5 Robustness Check

ここでは、これまで行った分析の妥当性について確認する。本論文が実施した分析は、被説明変数にライト・バイヤーの成長か、ライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーの和の成長を採用している。ここで、統制変数および説明変数にライト・バイヤー数とマルチ・ブランド・バイヤー数、ヘビー・バイヤー数を使って導出されるマルチ・ブランド・バイヤー比率とヘビー・バイヤー比率を採用すると、モデルの構造から自明的な関係が発生する懸念がある。この点について確認してみよう。

ライト・バイヤー数が成長率  $\alpha$  で成長すると仮定する。ただし、ここで  $\alpha$  は、 $0 < \alpha$  であるとする。このとき以下の式が成り立つ。

$$\log(\text{ライト・バイヤー数})_{t+1} = (1 + \alpha) \log(\text{ライト・バイヤー数})_t \quad (13)$$

この式を(11)で示されるモデル式に代入すると、(14)式が得られる。

$$\begin{aligned}
& \log(\text{ライト・バイヤー数})_{t+1} - \log(\text{ライト・バイヤー数})_t \\
&= \beta_1 (\text{マルチ・ブランド・バイヤー比率})_t + \beta_2 (\text{ヘビー・バイヤー比率})_t \\
&+ \beta_3 (\text{全コメント数})_t + \varepsilon \quad (11)
\end{aligned}$$

$\log(\text{ライト・バイヤー数})_{t+1} = (1 + \alpha) \log(\text{ライト・バイヤー数})_t$  だから、

$$\begin{aligned}
& \alpha \log(\text{ライト・バイヤー数})_t \\
&= \beta_1 \left( \frac{\text{マルチ・ブランド・バイヤー数}}{\text{ライト・バイヤー数} + \text{マルチ・ブランド・バイヤー数} + \text{ヘビー・バイヤー数}} \right)_t \\
&+ \beta_2 \left( \frac{\text{ヘビー・バイヤー数}}{\text{ライト・バイヤー数} + \text{マルチ・ブランド・バイヤー数} + \text{ヘビー・バイヤー数}} \right)_t \\
&+ \beta_3 (\text{全コメント数})_t + \varepsilon \quad (14)
\end{aligned}$$

ここで、説明変数であるマルチ・ブランド・バイヤー比率以外の全コメント数とヘビー・バイヤー比率が一定であることを想定してみよう。このとき、ライト・バイヤー数+マルチ・ブランド・バイヤー数+ヘビー・バイヤー数が一定であるから、右辺第一項のマルチ・ブランド・ユーザー比率が高まるためには、マルチ・ブランド・バイヤー数が増えるばかりでなく、ライト・バイヤー数が減る必要がある。ヘビー・バイヤー比率が一定という条件を維持するためには、分母のマルチ・ブランド・バイヤー数が増大した分、ライト・バイヤー数を減少させる必要が生じるからである。

マルチ・ブランド・バイヤー比率が高まって右辺第一項の数値が大きくなり、左辺のライト・バイヤー数が減少している状況で $\beta_1$ が正であるとする、左辺と右辺を同値に保つためには、 $\alpha$ が大きくなる必要がある。すなわち、成長率が上がることとなる。換言すれば、マルチ・ブランド・バイヤー比率が高まったとき、モデルの特徴から t+1 期のライト・バイヤー数が大きく増加していなければならない。もちろん実際に t+1 期のライト・バイヤーが増えていることもありうるので、必ずしも仮説を否定するものではない。しかし当該モデルにおけるマルチ・ブランド・バイヤー比率の係数を独立で用いると、自明的な関係の分だけ仮説支持に有利にはたらくという可能性がある。

顧客架橋価値が実際に存在するのか、モデルの自明的な関係によって擬似的に存在が支持されているのか確認するため、被説明変数に t+1 期のライト・バイヤー数の対数をとって分析を実施する。すなわち以下の式で固定効果分析を実施する。

$$\begin{aligned}
& \log(\text{ライト・バイヤー数})_{t+1} \\
&= \beta_1(\text{マルチ・ブランド・バイヤー比率})_t + \beta_2(\text{ヘビー・バイヤー比率})_t \\
&+ \beta_3(\text{全コメント数})_t + \varepsilon \quad (15)
\end{aligned}$$

この分析によって、全コメント数とヘビー・バイヤー比率を一定としたとき、t期のマルチ・ブランド・バイヤー比率が高まると、t+1期のライト・バイヤーが増えるか確認できる。すなわち、これまでの分析で確認されたライト・バイヤーの成長が、t期のライト・バイヤーが少ないために擬似的に検出されたものでないかが検証できる。

ただし、このモデルは成長率ではなく t+1 期のライト・バイヤー数を利用している。したがって、VTuber の中でも、すでに t 期のライト・バイヤー数が十分に多いため、t+1 期にライト・バイヤー数が増えにくい VTuber の場合、顧客架橋価値を過小評価する問題点がある。しかしここでは、正確に顧客架橋価値を測定できないとしても、仮説不支持に有利にはたらくモデルを用いることで、顧客架橋価値の存在が頑健に確認される条件を明らかにすることを試みる。

表 11 が、頑健性確認のために実施した分析結果を示した表である。ここでは、全てのモデルについて被説明変数に t+1 期のライト・バイヤー数を採用して分析を実施した。期間は、全期間・導入期・成長期・成熟期の 4 期間を分析した。統制変数・説明変数には、これまでの分析と同様、ヘビー・バイヤー比率・全コメント数・マルチ・ブランド・バイヤー比率を採用した。

表 11. Robustness Check の分析結果

	全期間		導入期(W1-W57)		成長期(W58-W163)		成熟期(W164-W219)	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01 WEEKダミーは調整済みだが記載省略	ln(ライト・バイヤー数(t+1期))							
ヘビー・バイヤー比率(t週)	0.9399785***	0.1798961	0.4227018	0.4399691	0.7707507***	0.1972424	0.912721***	0.1914217
全コメント数(t週)	0.000291***	0.0000234	0.0003721**	0.0001733	0.0002384***	0.0000293	0.0001822***	0.0000168
マルチ・ブランド・バイヤー比率(t週)	0.040642	0.1045674	2.197567	2.426196	0.2452773*	0.1327268	0.000752	0.1163746
WEEKダミー	included							
定数	2.58514***	0.0163047	2.716884***	0.1202255	2.512138***	0.0221578	2.710712***	0.0158137

全期間モデルから確認しよう。このモデルでは、ヘビー・バイヤー比率と全コメント数が正に有意、マルチ・ブランド・バイヤー比率が有意でないことが確認される。この結果は、全期間をデータとした場合に検出された、マルチ・ブランド・バイヤーがライト・バイヤーの成長に与える影響は、相対的に弱いものであった可能性を示唆するものである。

これに続いて導入期のモデルを確認する。このモデルでは、全コメント数が正に有意、ヘビー・バイヤー比率とマルチ・ブランド・バイヤー比率は有意でないことが確認された。説明変数であるマルチ・ブランド・バイヤーが成長に与える影響の頑健性を確認するこのモデルは、全く同じメカニズムによって、統制変数であるヘビー・バイヤーが成長に与える影響の頑健性を確認することもできる。もともとのモデルでは、ヘビー・バイヤー比率がライト・バイヤーの成長に有意であった。しかし、このモデルの結果を踏まえると、その関係性は相対的に弱いものである可能性がある。

成長期モデルを確認してみよう。このモデルでは、全ての変数について正に有意であることが確認される。仮説不支持に優位にはたらく条件であっても、マルチ・ブランド・バイヤー比率が有意であったということは、成長期においては、実際に顧客架橋価値が存在する蓋然性が高いと解釈できる。

成熟期モデルを確認しよう。このモデルでは、ヘビー・バイヤー比率と全コメント数が正に有意、マルチ・ブランド・バイヤー比率が有意でないことが確認される。成熟期においては、マルチ・ブランド・バイヤー比率がライト・バイヤーの成長には寄与しないという結果がもともと確認されていたことから、妥当な結果だと考えられる。

## 2.6 考察

第3章で実施した分析全体の結果を踏まえると、顧客架橋価値は存在すると考えられる。ただし顧客架橋価値は、産業成熟度に応じて、他の顧客価値と比較したとき相対的な影響度の強さが変化する可能性がある。具体的にいえば、(1)導入期には、顧客架橋価値が存在するとしても、ヘビー・バイヤーの顧客価値が有する影響力のほうが強い。(2)成長期には、ヘビー・バイヤーの顧客価値の影響力よりも顧客架橋価値の影響力が非常に強い。(3)成熟期には、ヘビー・バイヤーの顧客価値の影響力が強く、顧客架橋価値が有する影響力は非常に弱い。以上のような関係が示唆される分析結果であったといえる。1章で確認した先行研究の知見を踏まえても、成熟期に関与の高い顧客がもたらす価値が高まること。成長期には、顧客架橋価値が強い影響力を持つことは妥当な結果だと考えられる。

第4章においては、顧客属性に応じて保有する顧客架橋価値の多寡が異なるのか。経時的に顧客が有する顧客架橋価値は変化するのかについて追加的な分析を実施する。これによって、顧客架橋価値という新たな概念の特性について理解を深めること。実際に顧客架橋価値を活用した顧客管理方法について、知見導出することを試みる。



## 第四章 顧客属性と顧客架橋価値

本章では、顧客架橋価値をもたらすマルチ・ブランド・バイヤーについて分析する。具体的には、第一に、マルチ・ブランド・バイヤーがどこから出現するのかを分析する。すなわち、市場参入したタイミングからマルチ・ブランド・バイヤーなのか、あるいは、ライト・バイヤーやヘビー・バイヤーがマルチ・ブランド・バイヤーに変化するのかが確認する。第二に、マルチ・ブランド・バイヤーが安定的にマルチ・ブランド・バイヤーであるのか否かを分析する。これは第一の分析とも重複する部分があるものの、出現したマルチ・ブランド・バイヤーが継続してマルチ・ブランド・バイヤーであるのか。あるいは、ライト・バイヤーやヘビー・バイヤーに変化するのかが確認する。第三に、イノベーターやアーリー・アダプターといった顧客属性に応じて、マルチ・ブランド・バイヤーである確率が変化するのか、あるいは変化しないのかが確認する。

### 1. 市場参入時の顧客行動属性

マルチ・ブランド・バイヤーは、どこから出現するのだろうか。この問いに答えるため、本論文が注目する VTuber 市場の顧客が初めて VTuber 市場に参入した際の顧客行動属性をまとめたものが表 12 である。

表 12. 市場参入時の顧客行動属性表

	ライト・バイヤー		マルチ・ブランド・バイヤー		ヘビー・バイヤー		合計
	数	割合	数	割合	数	割合	
全顧客	1,432,494	93.0%	56,002	3.6%	52,378	3.4%	1,540,874
イノベーター	35,174	91.3%	3,095	8.0%	251	0.7%	38,520
アーリーアダプター	188,318	90.5%	8,532	4.1%	11,169	5.4%	208,019
アーリーマジョリティ	490,228	93.6%	18,290	3.5%	15,379	2.9%	523,897
レイトマジョリティ	489,290	93.4%	17,959	3.4%	16,649	3.2%	523,898
ラガード	229,484	93.1%	8,126	3.3%	8,930	3.6%	246,540

本論文がデータを収集した2016年12月1日から219週の間、VTuber市場に1度でもコメントした経験がある顧客の数は、154.1万人である。この154.1万人、すなわち全顧客の市場参入時の顧客行動属性について確認してみよう。この表を見ると、市場に初めて参入した週に、任意のVTuber 1人に対して1回コメントしたライト・バイヤーが143.2万人であり、全体の93.0%に相当する。参入した週に複数人のVTuberにコメントしたマルチ・ブランド・バイヤーは5.6万人であり、全体の3.6%。参入した週に1人のVTuberに2回以上コメントしたヘビー・バイヤーは、5.2万人で全体の3.4%である。

ここで示された市場参入時の顧客行動属性の分布と、154.1万人の顧客が初めて市場に参入した週に限定せず、コメント経験のある週に、いずれの顧客行動属性であったかの分布と比較しよう。顧客がコメント経験のある週の合計は、延べ63,700,039(人×週)である。このうちライト・バイヤーに相当するのは、4,805,753(人×週)で全体の75.4%、マルチ・ブランド・バイヤーに相当するのは、1,125,666(人×週)で全体の17.7%、ヘビー・バイヤーに相当するのは、438,620(人×週)で全体の6.9%である。

この数値と比較すると、市場参入時のライト・バイヤー比率は、全データにおけるライト・バイヤー比率よりも高い数値であることが確認できる。すなわち、ライト・バイヤーであった顧客が徐々にマルチ・ブランド・バイヤーやヘビー・バイヤーに変化したと考えられる。換言すれば、マルチ・ブランド・バイヤーの多くは、市場参入時からマルチ・ブランド・バイヤーであったのではなく、ライト・バイヤーが変化した結果として出現するのである。

もちろん、割合は少ないものの市場参入時からマルチ・ブランド・バイヤーである顧客も確認される。ここで注目する必要がある事実としては、市場に参入するタイミングの早い顧客属性ほど、マルチ・ブランド・バイヤーである確率が高いということである。特にイノベーターが市場参入時点でマルチ・ブランド・バイヤーである比率は8.0%であり、他の顧客属性の2倍の数値を示している。ただし、もし次期にライト・バイヤーのうち10%がマルチ・ブランド・バイヤーに変化すれば、市場参入時点のマルチ・ブランド・バイヤー数以上の値になる。したがって、市場参入時の顧客行動属性以上に顧客行動属性の変化に注目する必要があるだろう。

## 2. 顧客行動属性の変化

ここでは、顧客行動属性が経時的にどのように変化するかについて分析する。たとえば、ライト・バイヤーがマルチ・ブランド・バイヤーに変化する確率はどの程度なのか。顧客属性や、産業成熟度、市場に留まった時間といった要因によって、顧客行動属性の変化する確率がモデレートされるのかについても確認する。

## 2.1 分析方法

顧客行動属性の変化を明らかにするにあたっては、 $t+1$  週にライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーとヘビー・バイヤーである確率を説明するモデルを構築し、その説明変数を確認する。具体的には、以下のモデル式に基づいてロジット分析を実施する。

$$\begin{aligned}
 & \text{ライト・バイヤー・ダミー}_{t+1} \\
 &= \beta_1 \left( \text{ライト・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_2 \left( \text{マルチ・ブランド・バイヤー・ダミー} \right)_t \\
 &+ \beta_3 \left( \text{ヘビー・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_4 \left( \text{イノベーター・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_5 \left( \text{アーリー・アダプター・ダミー} \right) + \beta_6 \left( \text{アーリー・マジョリティ・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_7 \left( \text{レイト・マジョリティ・ダミー} \right) + \beta_8 \left( \text{ラグード・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_9 \left( \text{導入期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{10} \left( \text{成長期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{11} \left( \text{成熟期ダミー} \right)_{t+1} \\
 &+ \beta_{12} \left( \text{経過週} \right) + \varepsilon \quad (16)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{マルチ・ブランド・バイヤー・ダミー}_{t+1} \\
 &= \beta_1 \left( \text{ライト・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_2 \left( \text{マルチ・ブランド・バイヤー・ダミー} \right)_t \\
 &+ \beta_3 \left( \text{ヘビー・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_4 \left( \text{イノベーター・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_5 \left( \text{アーリー・アダプター・ダミー} \right) + \beta_6 \left( \text{アーリー・マジョリティ・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_7 \left( \text{レイト・マジョリティ・ダミー} \right) + \beta_8 \left( \text{ラグード・ダミー} \right) \\
 &+ \beta_9 \left( \text{導入期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{10} \left( \text{成長期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{11} \left( \text{成熟期ダミー} \right)_{t+1} \\
 &+ \beta_{12} \left( \text{経過週} \right) + \varepsilon \quad (17)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \text{ヘビー・バイヤー・ダミー}_{t+1} \\
&= \beta_1 \left( \text{ライト・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_2 \left( \text{マルチ・ブランド・バイヤー・ダミー} \right)_t \\
&+ \beta_3 \left( \text{ヘビー・バイヤー・ダミー} \right)_t + \beta_4 \left( \text{イノベーター・ダミー} \right) \\
&+ \beta_5 \left( \text{アーリー・アダプター・ダミー} \right) + \beta_6 \left( \text{アーリー・マジョリティ・ダミー} \right) \\
&+ \beta_7 \left( \text{レイト・マジョリティ・ダミー} \right) + \beta_8 \left( \text{ラグガード・ダミー} \right) \\
&+ \beta_9 \left( \text{導入期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{10} \left( \text{成長期ダミー} \right)_{t+1} + \beta_{11} \left( \text{成熟期ダミー} \right)_{t+1} \\
&+ \beta_{12} \left( \text{経過週} \right) + \varepsilon \qquad (18)
\end{aligned}$$

この分析によって、t+1 週の顧客行動属性が、(1)t 週の顧客行動属性、(2)顧客属性、(3)産業成熟度、(4)顧客が市場に留まった期間によってどの程度説明されるか確認できる。各変数の算出方法について、1 つずつ紹介する。

被説明変数には、t+1 週にライト・バイヤー、マルチ・ブランド・バイヤー、ヘビー・バイヤーであるか否かのダミー変数を採用した。ある顧客 i の t+1 週における顧客行動属性に関する 214.3 万(人×週)のデータは、定義的にこの 3 つのダミー変数のうち、いずれか 1 つが 1 で、それ以外の 2 つの変数は 0 となる。分析対象となるデータが 637.0 万(人×週)ではなく、214.3 万(人×週)になっている理由は、t+1 週という制約を持った変数を分析に組み込む都合上、2 週連続で顧客 i がコメントしているものに使用できるデータが限定されるためである。

説明変数には第一に、t 週の顧客行動属性を採用した。被説明変数に採用した t+1 週の顧客行動属性のダミー変数と基本的な算出方法は同様である。ただ、顧客行動属性を参照するタイミングが t+1 週ではなく、1 週前の t 週となっている。この変数の係数を確認することで、顧客行動属性の安定性や変化のしやすさを検証できる。たとえば、被説明変数に t+1 週のマルチ・ブランド・バイヤー・ダミーをとったモデル式の t 週のマルチ・ブランド・バイヤー・ダミーの係数を確認すれば、どの程度安定的にマルチ・ブランド・バイヤーとして振る舞うかといったことが読み取れる。

説明変数の第二は、顧客属性に関するダミー変数を採用した。t+1 週にコメントした顧客がイノベーターであればイノベーター・ダミーが 1、それ以外の顧客属性ダミーが 0、アーリー・アダプターであれば、アーリー・アダプター・ダミーが 1、それ以外の顧客属性ダミーが 0 といったように定義される変数である。

説明変数の第三は、市場の成熟度についての変数である。すなわち、分析対象とするコメントが実施された  $t+1$  週のタイミングについての変数である。 $t+1$  週が、2 週から 57 週に相当するとき導入期ダミーが 1 に、58 週から 163 週に相当するとき成長期ダミーが 1 に、164 週から 219 週に相当するとき成熟期ダミーが 1 になる。

説明変数の第四は、 $t$  週時点で顧客が VTuber 市場に留まっていた時間を示す変数である。 $t$  週に初めて顧客が VTuber 市場に参入したのであれば、経過週は 0 となる。以下、市場に初めて参入してから経過した週に応じて数値は大きくなる。

## 2.2 基本統計量と相関行列

表 13 が分析に用いる変数の基本統計量と相関関係をまとめた表である。第一に顧客行動属性について確認してみよう。ライト・バイヤー・ダミーの平均値が 0.754、マルチ・ブランド・バイヤー・ダミーが 0.177、ヘビー・バイヤー・ダミーが 0.069 である。この数値は、定義的に顧客行動属性の分布と一致した値を示している。

**表 13. 顧客行動属性変化モデルの基本統計量と相関行列**

N=6370039	平均値	標準偏差	最小値	最大値	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1 ライト・ハイヤー・ダミー	0.754	0.430	0	1	1.00											
2 マルチ・ブランド・ハイヤー・ダミー	0.177	0.381	0	1	-0.78	1.00										
3 ヘビー・ハイヤー・ダミー	0.069	0.253	0	1	-0.38	-0.28	1.00									
4 ノンタバコ・ダミー	0.031	0.175	0	1	0.00	0.00	0.00	1.00								
5 アーリーアダプター・ダミー	0.281	0.449	0	1	-0.08	0.12	-0.06	-0.13	1.00							
6 アーリーマジョリティ・ダミー	0.381	0.486	0	1	0.03	-0.04	0.02	-0.14	-0.57	1.00						
7 レイトマジョリティ・ダミー	0.245	0.430	0	1	0.04	-0.07	0.04	-0.09	-0.38	-0.39	1.00					
8 ラガード・ダミー	0.062	0.241	0	1	0.04	-0.04	0.00	-0.03	-0.14	-0.15	-0.10	1.00				
9 購入期ダミー	0.022	0.148	0	1	0.02	-0.05	0.04	0.35	0.01	-0.09	-0.06	-0.02	1.00			
10 成長期ダミー	0.492	0.500	0	1	-0.04	0.06	-0.03	-0.02	0.38	0.14	-0.51	-0.20	-0.12	1.00		
11 成熟期ダミー	0.485	0.500	0	1	0.03	-0.05	0.02	-0.06	-0.38	-0.12	0.53	0.20	-0.10	-0.98	1.00	
12 総週選	32.441	39.617	0	216	-0.06	0.10	-0.06	0.23	0.28	-0.03	-0.32	-0.17	-0.09	-0.25	0.27	1.00

第二に、顧客属性について確認してみよう。顧客のコメント経験のうち、3.1%がイノベーター、28.1%がアーリー・アダプター、38.1%がアーリー・マジョリティ、24.5%がレイト・マジョリティ、6.2%がラガードによって占められていることが各変数の平均値によって示されている。こちらも、ほぼ定義的に導出された値である。

しかし、顧客属性の配分がイノベーター2.5%、アーリー・アダプター13.5%、アーリー・マジョリティ 34%、レイト・マジョリティ 34%、ラガード 16%であることを踏まえると、イノベーターとアーリー・アダプターとアーリー・マジョリティがレイト・マジョリティやラガードよりも多めにコメントしているということになる(表 14)。この差異は、VTuber 市場にとどまる確率が各セグメントで一定だとすると、市場に早く参入するセグメントのほうが市場にとどまる期間が長くなるために発生したものだと考えられる。すなわち、顧客のコメント経験全体に占める早期に市場参入した顧客セグメントのコメント経験比率が高まったということである。

表 14. 顧客属性分布比較

顧客属性	参入タイミング	定義的な分布	実際のデータの分布
イノベーター	1週-32週	2.5%	3.1%
アーリーアダプター	32週-83週	13.5%	28.1%
アーリーマジョリティ	83週-156週	34.0%	38.1%
レイトマジョリティ	156週-204週	34.0%	24.5%
ラガード	204週-219週	16.0%	6.2%

第三に産業成熟度について確認してみよう。顧客のコメント経験のうち、導入期が 2.2%、成長期が 49.2%、成熟期が 48.5%となっている。各期の配分が、57 週、106 週、56 週であることを踏まえると、VTuber 市場が各期に顧客から獲得した平均的なコメント経験は、導入期が少なく、成熟期が多くなっていると考えられる。これは時間経過とともに VTuber 市場の知名度が高まり、より多くの顧客が市場参加したことを踏まえれば妥当な結果である。

最後に経過週について確認してみよう。平均値が 32.4 週であるから、一般的な顧客は 32 週程度 VTuber 市場にとどまっていると考えられる。しかし、標準偏差が 39.6 であること、最小値が 0、最大値が 216 であることを踏まえると、1 週コメントして市場から離脱する顧客や、32 週を大幅に超えて市場にとどまる顧客が一定数いると解釈できる。

なおこの分析では、経過週以外の変数にダミー変数が採用されている。顧客行動属性の場合は、3 変数のうちいずれかの変数が必ず 1、それ以外の 2 変数が必ず 0 になる特徴を持っている。これと同様に顧客属性の場合は、5 変数のうち 1 つが 1、それ以外が 0。産業

成熟度の場合は、3変数のうち1つが1、それ以外が0となる。したがって、同一属性のダミー変数間の相関は、定義的に高い値を示すことに注意が必要である。ただし、分析にあたって回帰モデルのVIFを計算したところ5以下となった。このことから、相関が高いことにもなう多重共線性の問題は、後述の分析において発生していないと考えられる。

## 2.3 分析結果

### 2.3.1 ライト・バイヤーモデル

表15が実際の分析結果をまとめたものである。なお、ここで表記されている係数は、オッズ比をロジット変換、すなわちオッズ比に対数を取りロジット値としたものである。モデル17から確認しよう。モデル17は、 $t+1$ 週にライト・バイヤーである確率を、どのような属性が高めるか示した分析である。第一に顧客行動属性から確認する。顧客行動属性は、ライト・バイヤーか、マルチ・ブランド・バイヤー、ヘビー・バイヤーのいずれかに分類される。この分析では、ヘビー・バイヤーであることを基準としたとき、ライト・バイヤーかマルチ・ブランド・バイヤーであると、どれだけライト・バイヤーである確率が高まるかが示されている。

表15. 顧客行動属性予測モデル結果(ロジット値)

	モデル17		モデル18		モデル19	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
変数は全て1%水準で有意 2,143,452サンプル						
	1.1406	0.0045	0.0338	0.0054	-1.7382	0.0052
	-0.3629	0.0047	1.6921	0.0054	-1.9992	0.0061
	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)
	-0.1969	0.0152	0.1455	0.0163	0.1314	0.0233
	-0.2942	0.0110	0.3165	0.0120	0.0484	0.0164
	-0.1308	0.0098	0.0564	0.0108	0.0145	16.6400
	-0.1449	0.0087	0.0710	0.0097	0.1960	0.0126
	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)
	0.1918	0.0165	-0.8244	0.0212	0.5053	0.0218
	-0.0659	0.0054	0.1309	0.0058	-0.1285	0.0083
	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)	0.0000	(omitted)
	-0.0015	0.0001	0.0031	0.0001	-0.0033	0.0001
	-0.0972	0.0089	-1.6172	0.0101	-0.5127	0.0122
	-1348467.6000		-1227075.3000		-712156.8600	
	271488.19***		350425.97***		146923.28***	
	0.0915		0.1249		0.0935	
対数尤度						
LR chi2						
疑似決定係数						

係数の読み方としては、正の値であれば、基準となる変数よりも当該変数に該当する場合に結果変数で示された事象が起きる蓋然性が高い。負の値であれば、基準となる変数よりも当該変数に該当する場合に結果変数で示された事象が起きる蓋然性が高いということである。ここでいえば、ライト・バイヤーが正、マルチ・ブランド・バイヤーが負の値であることから、ヘビー・バイヤーよりもライト・バイヤーであるときに t+1 週にライト・バイヤーである蓋然性が高い。ヘビー・バイヤーよりもマルチ・ブランド・バイヤーであるときに t+1 週にライト・バイヤーである蓋然性が低いということである。

具体的な数値としては、ここで示された係数を L として、 $\frac{e^L}{1+e^L} \times 100\%$  の確率で結果変数の事象が発生するという読み方となる。すなわち、t 週にヘビー・バイヤーであるとき、 $50\%(\frac{e^0}{1+e^0})$  の確率で t+1 週にはライト・バイヤーになっているならば、t 週にライト・バイヤーであれば  $75.7\%(\frac{e^{1.1406}}{1+e^{1.1406}})$ 、マルチ・ブランド・バイヤーであれば、 $41\%(\frac{e^{-0.3629}}{1+e^{-0.3629}})$  の確率で t+1 週にライト・バイヤーになるということである。ここでヘビー・バイヤーが基準値として置かれている理由は、いずれか 1 つの変数が 1 となるダミー変数を複数投入した場合、最後のダミー変数は、定義的にそれまでの変数の結果から値が導出されるためである。ここでいえば、ライト・バイヤー・ダミーが 0、マルチ・ブランド・バイヤー・ダミーが 0 なら、ヘビー・バイヤー・ダミーは必然的に 1 になる。したがって最後のダミー変数は、基準値となるのである。

あるいは、ここでの係数を L としたとき、 $e^L$  で示されるオッズ比の値で読み解けば、t 週にヘビー・バイヤーのとき、t+1 週にライト・バイヤーとなる確率を基準値(1.00 倍)とするならば、ライト・バイヤーであれば約 3.13 倍、マルチ・ブランド・バイヤーであれば約 0.70 倍でライト・バイヤーになると解釈できる。なおオッズ比での解釈を容易にするため、表 15 の結果をオッズ比に直してまとめた表 16 を以下に示す。

表 16. 顧客行動属性予測モデル結果(オッズ比)

	モデル17		モデル18		モデル19	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
変数は全て1%水準で有意 2,143,452サンプル						
ライト・バイヤー・ダミー(t週)						
ライト・バイヤー・ダミー(t週)	3.1285	0.0141	1.0344	0.0055	0.1758	0.0009
マルチ・ブランド・バイヤー・ダミー(t週)	0.6956	0.0033	5.4309	0.0293	0.1354	0.0008
ヘビー・バイヤー・ダミー(t週)	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)
イノベーター・ダミー	0.8213	0.0125	1.1567	0.0189	1.1405	0.0266
アーリーアダプター・ダミー	0.7451	0.0082	1.3724	0.0164	1.0496	0.0172
アーリーマジョリティ・ダミー	0.8774	0.0086	1.0580	0.0115	1.2731	0.0185
レイトマジョリティ・ダミー	0.8651	0.0075	1.0736	0.0104	1.2166	0.0153
ラガード・ダミー	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)
導入期ダミー	1.2114	0.0200	0.4385	0.0093	1.6575	0.0361
成長期ダミー	0.9362	0.0051	1.1398	0.0066	0.8794	0.0073
成熟期ダミー	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)	1.0000	(omitted)
経過週	0.9985	0.0001	1.0031	0.0001	0.9967	0.0001
定数	0.9074	0.0080	0.1985	0.0020	0.5989	0.0073
対数尤度	-1348467.6000		-1227075.3000		-712156.8600	
LR chi2	271488.19***		350425.97***		146923.28***	
疑似決定係数	0.0915		0.1249		0.0935	

この結果が意味するところは、ある時点でのライト・バイヤーは、他の条件が一定であるならば、前の週から継続的にライト・バイヤーである蓋然性が最も高いということである。具体的にいえば、前の週にマルチ・ブランド・バイヤーである場合と比較すれば約 4.49 倍 ( $3.1285/0.6956$ )、前の週にヘビー・バイヤーである場合と比較すれば約 3.13 倍 ( $3.1285/1.00$ )、2 週連続でライト・バイヤーである確率が高いということである。

もし別の顧客属性であった顧客がライト・バイヤーに変化しているのであれば、もともとはマルチ・ブランド・バイヤーであった確率よりも、ヘビー・バイヤーであった確率のほうが約 1.44 倍 ( $1.00/0.6956$ ) 高いことも確認できる。すなわち、ライト・バイヤーは安定的にライト・バイヤーであり、マルチ・ブランド・バイヤーとヘビー・バイヤーを比較すればヘビー・バイヤーのほうがライト・バイヤーに変化しやすいということである。

第二に、顧客属性について同様に確認する。t 週にラグードであるとき t+1 週にライト・バイヤーとなる確率を基準の 50% とする。このとき、イノベーターは  $45.1\%(\frac{e^{-0.1969}}{1+e^{-0.1969}})$ 、アーリー・アダプターは  $42.7\%(\frac{e^{-0.2942}}{1+e^{-0.2942}})$ 、アーリー・マジョリティは

$46.7\%(\frac{e^{-0.1308}}{1+e^{-0.1308}})$ 、レイト・マジョリティは  $46.4\%(\frac{e^{-0.1449}}{1+e^{-0.1449}})$  の確率で t+1 週にライト・バ

イヤーになるという結果である。すなわち顧客属性別に見ると、ラグードが最もライト・バイヤーである確率が高く、続いてアーリー・マジョリティ、レイト・マジョリティ、イノベーター、アーリー・アダプターの順にライト・バイヤーが多いということになる。この結果からは、遅れて VTuber 市場に参入した顧客のほうがライト・バイヤーである確率が高いということが示唆される。VTuber 市場の認知度が低い頃から VTuber の動画を視聴しようとする顧客は、特定の VTuber の動画を複数視聴したり、幅広い VTuber の動画を視聴する傾向にあるため確認された結果かもしれない。新市場に早く参入する顧客は、好奇心やこだわりが強いと想定されるので、製品の消費量が多いことや消費する製品の幅が広いというのは妥当性の高い結果に思われる。

第三に、産業成熟度と顧客行動属性の関係を確認する。成熟期に、ライト・バイヤーである確率を 50% とするならば、導入期にはライト・バイヤーである確率が

$54.8\%(\frac{e^{0.1918}}{1+e^{0.1918}})$ 、成長期には  $48.4\%(\frac{e^{-0.0659}}{1+e^{-0.0659}})$  となる。すなわち顧客は、導入期に最もライ

ト・バイヤーである確率が高く、成長期に最もライト・バイヤーである確率が低いということである。導入期には、提供される製品の量も少なく、幅も狭いことから顧客の選択肢が限られ、ライト・バイヤーである確率が高まる。成長期には、多様な VTuber が様々な動画を投稿する。こうした状況で顧客は、複数視聴(レポートリー購買)しながら自分の嗜好にあった動画を探索すると予想される。したがって成長期にはライト・バイヤーである確率が低下すると解釈できる。

第四に、経過週について確認しよう。経過週が0週であるときを基準の50%とすると、VTuber市場に1週間追加で留まるごとにライト・バイヤーである確率が $47.8\%(\frac{e^{-0.0015}}{1+e^{-0.0015}})$ に低下するということである。この結果が意味するところは、市場に長く留まる顧客ほど、ライト・バイヤーからマルチ・ブランド・バイヤー、あるいはヘビー・バイヤーへと変化するということである。

### 2.3.2 マルチ・ブランド・バイヤーモデル

モデル18を踏まえて、他の変数によってt+1週にマルチ・ブランド・バイヤーである確率がいかに変化するか確認してみよう。このモデル18が、本論文の関心事であるマルチ・ブランド・バイヤーの性質を説明するモデルである。第一に顧客行動属性に注目する。t+1週にマルチ・ブランド・バイヤーである確率は、t週にヘビー・バイヤーであるときを基準の50%としたとき、ライト・バイヤーであると $50.8\%(\frac{e^{1.0344}}{1+e^{1.0344}})$ 、マルチ・ブランド・バイヤーであると $84.5\%(\frac{e^{5.4309}}{1+e^{5.4309}})$ となる。

オッズ比によって解釈すると、t週にヘビー・バイヤーであるとき、t+1週にマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が1.00倍(基準値)になるならば、ライト・バイヤーであれば、約1.03倍、マルチ・ブランド・バイヤーであれば、約5.43倍となる。すなわち、マルチ・ブランド・バイヤーはライト・バイヤー以上に、マルチ・ブランド・バイヤーであり続ける確率が高いということである。他の顧客行動属性がマルチ・ブランド・バイヤーに変化するケースの中では、ライト・バイヤーが最もマルチ・ブランド・バイヤーに変化しやすい。具体的には、ライト・バイヤーのほうが、ヘビー・バイヤーよりも約1.03倍(1.0344/1.0000)マルチ・ブランド・バイヤーに変化しやすい。ただし、そのライト・バイヤーがマルチ・ブランド・バイヤーに変化する確率よりも、マルチ・ブランド・バイヤーがマルチ・ブランド・バイヤーで有り続ける確率のほうが約5.25倍(5.4309/1.0344)高い。

第二に顧客属性に注目する。ラガードを基準の50%とすると、イノベーターが $53.6\%(\frac{e^{1.1567}}{1+e^{1.1567}})$ 、アーリー・アダプターが $57.8\%(\frac{e^{1.3724}}{1+e^{1.3724}})$ 、アーリー・マジョリティが $51.4\%(\frac{e^{1.0580}}{1+e^{1.0580}})$ 、レイト・マジョリティが $51.8\%(\frac{e^{1.0736}}{1+e^{1.0736}})$ の確率で次週マルチ・ブランド・バイヤーになる。すなわち、ラガードがマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率を1.00倍(基準値)としたとき、アーリー・アダプターが約1.37倍、イノベーターが約1.16倍、レイト・マジョリティが約1.07倍、アーリー・マジョリティが約1.06倍、マルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が高まるということである。

基本的には、早い段階で市場参入する顧客のほうがマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が高いという傾向が観察される。特に、アーリー・アダプターの約 1.37 倍という値が最も高い。オピニオン・リーダーとも呼称されるアーリー・アダプターは、少ない購買体験に基づいて他者に影響力を及ぼすのではなく、自分自身で様々な製品を試すマルチ・ブランド・バイヤーとなった上で他者に製品を紹介しているということである。したがって、既存研究で議論されていた顧客価値の視点からばかりでなく、顧客架橋価値の視点からもアーリー・アダプターは重視する必要がある顧客ということである。

イノベーターがアーリー・アダプターに続いて 2 番目にマルチ・ブランド・バイヤーになる確率が高い、すなわち顧客架橋価値を持つ確率が高いというのは、本論文の想定どおりの結果であった。既存研究では、イノベーターが他の顧客に及ぼす影響は限定的だと考えられていた。しかし、ここでの分析結果を踏まえると顧客架橋価値という観点からイノベーターは、アーリー・アダプターに続いて他の顧客に影響を与える確率が高いと確認された。

第三に産業成熟度に注目する。成熟期を基準の 50% とすると、次週マルチ・ブランド・バイヤーとなる確率は、導入期だと  $30.5\% \left( \frac{e^{0.4385}}{1+e^{0.4385}} \right)$ 、成長期だと  $53.5\% \left( \frac{e^{1.1398}}{1+e^{1.1398}} \right)$  となる。成熟期にマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率を 1.00 倍(基準値)であると考ええると、導入期には約 0.44 倍、成長期には約 1.14 倍になることが確認できる。

この結果は、ライト・バイヤーになる確率と同様の解釈が可能である。すなわち、導入期には、入手可能な製品の少なさから顧客の選択肢が限られ、マルチ・ブランド・バイヤーである確率が低下する。これに対して成長期には、様々な VTuber が多くの動画を投稿する。このとき顧客は、複数視聴(レポートリー購買)しながら自分の嗜好にあった動画を探索するためマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が高まると解釈できる。

第四の経過週については、VTuber 市場に参入した直後を基準の 50% とすると、1 週追加で VTuber 市場に留まるごとにマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が

$50.1\% \left( \frac{e^{1.0031}}{1+e^{1.0031}} \right)$  ずつ高まることとなる。これはすなわち、1 週追加で VTuber 市場にとどまるごとに、マルチ・ブランド・バイヤーになる確率が約 1.0031 倍に高まるということである。

この値は非常に小さいものである。10 週追加で VTuber 市場に留まったとしても、マルチ・ブランド・バイヤーである確率は約 1.03 倍、30 週追加で VTuber 市場に留まっても、約 1.10 倍に高まる程度の影響力である。したがって、他の条件を統制したとき、純粋に顧客が市場に長く留まったという事実だけでは、マルチ・ブランド・バイヤーに変化する蓋然性は大きく高まらなると解釈できる。

### 2.3.3 ヘビー・バイヤーモデル

モデル 19 から、ヘビー・バイヤーである確率に対する他の要因の影響力について確認しよう。第一に顧客行動属性に注目する。t+1 週にヘビー・バイヤーである確率は、t 週にヘビー・バイヤーであることを基準の 50%としたとき、ライト・バイヤーだと

$15\%(\frac{e^{0.1758}}{1+e^{0.1758}})$ 、マルチ・ブランド・バイヤーだと  $11.9\%(\frac{e^{0.1354}}{1+e^{0.1354}})$  となる。T 週にヘビー・バイヤーであるときに、t+1 週にヘビー・バイヤーとなる確率が 1.00 倍(基準値)であるならば、t 週にライト・バイヤーだと約 0.18 倍、マルチ・ブランド・バイヤーだと約 0.14 倍の確率でヘビー・バイヤーになるということである。

ヘビー・バイヤーの流入経路についても、前の週にヘビー・バイヤーであった顧客が継続してヘビー・バイヤーであることが、最も一般的であることを示す結果である。ライト・バイヤーがヘビー・バイヤーに変化することと比較すると約 5.69 倍、マルチ・ブランド・バイヤーがヘビー・バイヤーに変化することと比較すると約 7.39 倍、ヘビー・バイヤーがヘビー・バイヤーで有り続ける確率が高いことになる。ただし、マルチ・ブランド・バイヤーとライト・バイヤーがヘビー・バイヤーに変化する確率を比較すると、ライト・バイヤーのほうが約 1.30 倍( $0.1758/0.1354$ )ヘビー・バイヤーに変化する確率が高いということには注意が必要である。幅広い動画を視聴していた顧客が、特定の VTuber が投稿する動画を複数視聴するようになる経路よりも、もともと特定の VTuber を週に 1 回視聴していた顧客が複数回視聴するようになる経路のほうが一般的であると解釈できる。

第二に顧客属性に注目しよう。ラガードを基準の 50%とすると、イノベーターが

$53.3\%(\frac{e^{1.1405}}{1+e^{1.1405}})$ 、アーリー・アダプターが  $51.2\%(\frac{e^{1.0496}}{1+e^{1.0496}})$ 、アーリー・マジョリティが

$50.4\%(\frac{e^{1.2731}}{1+e^{1.2731}})$ 、レイト・マジョリティが  $54.9\%(\frac{e^{1.2166}}{1+e^{1.2166}})$ 、それぞれ次週ヘビー・バイヤー

になる確率である。ラガードがヘビー・バイヤーとなる確率を 1.00 倍(基準値)とすると、アーリー・マジョリティが約 1.27 倍、レイト・マジョリティが約 1.22 倍、イノベーターが約 1.14 倍、アーリー・アダプターが約 1.05 倍の確率でヘビー・バイヤーになる計算である。すなわち、アーリー・マジョリティやレイト・マジョリティにヘビー・バイヤー化する顧客が多いということである。

これまで議論したライト・バイヤーである確率とマルチ・ブランド・バイヤーである確率を踏まえると、早期に市場に参入した顧客属性は、マルチ・ブランド・バイヤーになる傾向が高く、最も遅れて市場に参入したラガードはライト・バイヤーになる傾向が高い。これに対してヘビー・バイヤーになる傾向が高いのは、中期に市場参入した顧客属性だと解釈できる結果である。顧客架橋価値の観点からは、イノベーターやアーリー・アダプターに訴求することが重要であり、売上を増やすという意味では、アーリー・マジョリティやレイト・マジョリティの維持率を高めることが重要ということである。

第三に、産業成熟度については、成熟期を基準の 50%とすると、導入期だと

$62.4\%(\frac{e^{1.6575}}{1+e^{1.6575}})$ 、成長期だと  $46.8\%(\frac{e^{0.8794}}{1+e^{0.8794}})$  の確率で次期ヘビー・バイヤーになると確認

できる。すなわち、成熟期に顧客がヘビー・バイヤーとなる確率を 1.00 倍(基準値)とすると、導入期には、約 1.66 倍、成長期には、約 0.88 倍の確率でヘビー・バイヤーになるということである。

導入期にヘビー・バイヤーとなる確率が高いという事実は、イノベーターがヘビー・バイヤーになりにくいという結果と矛盾するように思えるかもしれない。しかし、この分析結果は、導入期にはヘビー・バイヤーが生まれやすいものの、産業成熟度を統制した場合にはイノベーターがヘビー・バイヤーになりにくいということを示唆するものである。すなわち、イノベーターが継続して市場に留まり、たとえば成長期に位置する場合にヘビー・バイヤーである可能性が低いということである。

第四の変数である経過週に注目すると、市場に参入したタイミングを基準の 50%としたときに、1 週間追加で市場に留まるごとにヘビー・バイヤーである確率が  $49.9\%(\frac{e^{0.9967}}{1+e^{0.9967}})$  に変化するということが確認できる。これはすなわち、1 週追加で VTuber 市場に留まるごとに顧客がヘビー・バイヤーになる確率が 0.9967 倍になるということである。

市場に留まるほどヘビー・バイヤーである確率が低下するというのは直感に反する結果かもしれない。しかし、ライト・バイヤーとマルチ・ブランド・バイヤーのときと同様、この値は非常に小さいものである。10 週追加で市場に留まったとしても、ヘビー・バイヤーである確率は約 0.97 倍、30 週追加で市場に留まったとしても約 0.91 倍になる程度の影響力である。すなわち、経過週そのものよりも、他の要因が顧客属性を規定する程度のほうが大きいと考えられる。

## 2.4 考察

本章の分析結果をまとめると、顧客架橋価値に関する知見としては、大きく 3 つの点が確認された。第一の知見は、顧客架橋価値を有すると考えられるマルチ・ブランド・バイヤーは、ライト・バイヤーが経時的に変化した結果として増加すると考えられる。換言すれば、市場参入段階からマルチ・ブランド・バイヤーである顧客というのは稀ということである。

第二の知見は、一度マルチ・ブランド・バイヤーとなった顧客は、継続してマルチ・ブランド・バイヤーである蓋然性が高いということである。したがって、早期に数少ないマルチ・ブランド・バイヤーを獲得するとともに、自社顧客のライト・バイヤーをマルチ・ブランド・バイヤーとすることが求められる。

第三の知見は、マルチ・ブランド・バイヤーに変化する可能性が高い顧客属性としては、第一にアーリー・アダプター、第二にイノベーターが挙げられるということである。

特に産業成熟度や市場に留まった期間を統制した結果も踏まえると、成長期や成熟期にいたるまで市場に留まったイノベーターやアーリー・アダプターがマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が高いと考えられる。

以上の結果から、既存研究で特に重視すべきだと考えられていたアーリー・アダプター(オピニオン・リーダー)は、顧客架橋価値の視点からも重要であると考えられる。しかしアーリー・アダプターばかりでなく、導入期から成長期にいたるまで市場に継続して参加するイノベーターも重要であることが示唆された。

本論文の主たる関心事ではないものの、企業に多くの売上をもたらすヘビー・バイヤーである確率が高い顧客属性がアーリー・マジョリティとレイト・マジョリティであることも確認された。ラグードはヘビー・バイヤーである確率が低いいため、顧客維持によって売上向上を狙うのであれば、アーリー・マジョリティとレイト・マジョリティに訴求することが有効だと考えられる。

## 第五章 結論と今後の展望

### 1. 本論文の結論

本論文では、プラットフォームに参加する企業間の競争戦略がプラットフォーム以外の市場における競争戦略と質的に異なるか明らかにすることを試みた。具体的にいえば、協調フィルタリングを備えたプラットフォームにおいて、顧客架橋価値が存在するか検証した。顧客架橋価値とは、協調フィルタリングの働きにより、複数の企業から製品を購入するマルチ・ブランド・バイヤーが、購買行動を通して企業と他の顧客を結びつけ、生み出す価値である。

協調フィルタリングは、顧客の購買履歴に基づいて別の顧客にリコメンドを提示するアルゴリズムである。したがって、マルチ・ブランド・バイヤーの購買行動が他の顧客の企業に対するアベイラビリティの向上につながる。このとき、マルチ・ブランド・バイヤーの企業に対する関与の強さや、保有する社会関係資本の多寡がアベイラビリティの向上に影響を及ぼさないという点が本論文の提起する顧客架橋価値に固有な特性である。

三章で実施した、VTuber市場における個別顧客のダイナミックな視聴行動データを用いた分析の結果、顧客架橋価値は実際に存在することが示唆された。特に市場の成長期においては既存研究が議論した顧客価値よりも大きな影響力を顧客架橋価値が有すると考えられる。

四章の分析からは、この顧客架橋価値を有するマルチ・ブランド・バイヤーがどのように出現するのか、どの顧客属性が最もマルチ・ブランド・バイヤーである確率が高いのかが示唆された。具体的に言えば、マルチ・ブランド・バイヤーは、ライト・バイヤーが経時的に変化した結果として出現する経路が最も多く、一度マルチ・ブランド・バイヤーとなれば、安定的にマルチ・ブランド・バイヤーである確率が高いことが確認された。

マルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が最も高い顧客属性はアーリー・アダプターで、次点がイノベーターである。したがって、既存研究が顧客架橋価値の観点から重視すべきだと捉えていたアーリー・アダプターは、顧客架橋価値の視点からも重視すべきだと考えられる。しかし、これと同時に既存研究では、保有する社会関係資本の少なさから大きな影響力を持たないと考えられていたイノベーターについても、顧客架橋価値を有する確率は高いため、十分な影響力を有する可能性が示唆された。

### 2. 本論文の貢献

#### 2.1 学術的な貢献

本論文は、これまでプラットフォームの価値を規定するという意味で重要であるにもかかわらず、十分に研究されていなかったプラットフォームに参加する企業の競争戦略を議論した点に第一の貢献がある。既存のプラットフォーム研究では、プラットフォーマー同士の競争や、プラットフォーマーとプラットフォーム参加企業の相互作用、プラットフォーマー

一と顧客の相互作用について議論が展開されていた。すなわち、プラットフォームにかかわるプレイヤー同士の相互作用の中でも、プラットフォームが関連する相互作用が研究されていたのである。もちろん、プラットフォームにおける企業間競争がプラットフォーム以外の市場と同様の構造を持つのであれば、改めて研究する必要性はない。

しかし協調フィルタリングを備えたプラットフォームにおいては、プラットフォーム以外の市場とは異なる顧客獲得メカニズムが働いている可能性があった。この点を詳細に議論し、顧客架橋価値の存在を提示したという意味で本論文は、プラットフォーム研究の文脈に対して貢献がある。

本論文の第二の主たる貢献としては、顧客関係管理の文脈に対して、プラットフォーム環境においては新たな顧客価値が存在することを示し、マルチ・ブランド・バイヤーに注目する必要性を指摘した点が挙げられる。Kumar らに代表される既存研究では、顧客生涯価値や顧客紹介価値、顧客影響力価値、顧客知識価値といった顧客価値が議論されている。これらの価値は、顧客の購買行動が金銭的に直接企業に貢献する程度や、顧客の非金銭的な行動が間接的に企業に貢献する程度に注目している。しかし本論文が新たに提案した顧客架橋価値は、顧客の購買行動が協調フィルタリングを通して間接的に企業に貢献する程度に注目するという点において、既存の顧客価値とは異なっている。これに加えて、顧客架橋価値は、顧客の企業に対する関与と顧客の保有する社会関係資本に依存することなく価値が生まれるという意味でも既存研究が議論した顧客価値と質的に異なっている。

顧客架橋価値を生み出すマルチ・ブランド・バイヤーに言及した研究という意味では、Sharp に代表される研究群が挙げられる。Sharp らは、ロイヤル・カスタマーやヘビー・バイヤーと呼ばれ、Kotler らの研究群に注目されていた顧客セグメントが、一つのブランドを大量に購買するのではなく、カテゴリ内の複数のブランドを幅広く購買するマルチ・ブランド・バイヤーである事実を定量的に明らかにした。これに加えて、顧客の大半がライト・バイヤーである事実も定量的に確認している。このように、ロイヤル・カスタマーと呼ばれるセグメントを独占的に囲い込むことが難しいことと、顧客全体に占めるライト・バイヤーの割合が大きいという事実に基づき、特定のセグメントを対象としてマーケティング戦略を実行するのではなく、ライト・バイヤーやマルチ・ブランド・バイヤーを含む顧客全体にアプローチするマス・マーケティングの重要性を Sharp らは指摘したのである。

本論文では、YouTube というプラットフォーム上でも、Sharp らの主張が妥当性を持っていることを定量的に確認した。具体的にいえば、ライト・バイヤーが顧客の大部分を占めることと、複数のブランドを購買するマルチ・ブランド・バイヤーが、特定のブランドを複数購買するヘビー・バイヤーよりも多いという事実を確認した。これは本論文の第三の貢献である。

本論文の第四の貢献は、Sharp らが議論していなかったマルチ・ブランド・バイヤーの価値を確認したことにある。Sharp らは、市場セグメントが確率的だと認識するためにマルチ・ブランド・バイヤーに言及していた。しかし、本論文では、このマルチ・ブランド・バ

イヤーの購買行動こそ、ブランド成長のカギであることを定量的に示唆したのである。

## 2.2 実務的貢献

これまで企業が獲得可能であった顧客データは、基本的に自社企業の顧客データに限られていた。自社企業の顧客であっても、当該顧客が自社以外でどのような購買行動をとっていたのか知ることは困難であった。したがって、利用可能なデータに基づいて、自社製品の購買量が多いロイヤル・カスタマーに注目した戦略が実施されていたと考えられる。しかし、プラットフォームによっては、自社の既存顧客が自社以外でどのような購買をしているかの情報をプラットフォーマーがフィードバックする可能性がある。このような環境が登場したことにもなって、顧客架橋価値に基づいた戦略を実施する土壌が整った可能性がある。

顧客架橋価値の発見によって、市場全体における顧客の購買行動情報の有効な活用法が明らかになったことも本論文の貢献と考えられる。たとえば、プラットフォーマーの視点に立てば、自社プラットフォーム上の企業に対して顧客情報をフィードバックするといった戦略が考えられる。あるいは、そもそも T ポイントカードを運用するカルチュア・コンビニエンス・クラブのように、市場全体の顧客購買情報を収集して企業に販売するといった戦略も考えられる。

財を提供する企業の視点に立てば、このようなプラットフォーマーから情報収集し、能動的に顧客架橋価値を管理することが求められる。これに加えて、顧客情報が従来以上に新しい形で大きな価値を持つ可能性があるとするれば、プラットフォーマーに対する規制を研究する文脈でも、顧客架橋価値を踏まえた議論を展開することが求められる。この意味では、プラットフォーム研究の中でも、政策に注目する研究群に対しても本論文は貢献があると考えられる。

## 3. 本論文の限界と今後の研究課題

ここまで取り上げたように本論文は顧客架橋価値の存在を示唆したという意味で貢献がある。しかし、貢献と同時に本論文にはいくつか限界も存在している。本論文の限界の一点目としては、プラットフォームが採用するリコメンド・アルゴリズムを極めて単純なものと仮定した点が挙げられる。顧客架橋価値の存在を検証するにあたっては、プラットフォームが最も単純な協調フィルタリングを採用していると仮定して分析を実施した。しかし、実際にプラットフォームが採用するリコメンド・アルゴリズムは、複雑な構造であり、多様なメカニズムを包摂していることには注意が必要である。より複雑な協調フィルタリングや、コンテンツ・ベースのフィルタリング(Content-based Filtering)については、Ricci et al. (2011) に詳しくまとめられている(Ricci, Rokach, Shapira, & Kantor, 2011)。したがって、より頑健に顧客架橋価値の効果を明らかにするためには、複数のプラットフォームをデータサイトとして追加的な検証を実施する必要がある。

第二の限界としては、顧客架橋価値が必ずしもプラスにならない可能性を十分に議論できていない点である。協調フィルタリングを通して代替関係にある財が提案された場合には、負の関係が発生する可能性がある。YouTube の場合、取り扱われる財が動画であることから、通常の財と比較すると代替性が低いと想定される。もちろん、顧客が動画を視聴できる時間は有限であるため、動画同士で競合関係は生じている。しかし、高額な資本財など、一度購入すると新規の購入が一定期間見込まれない財の場合には、ここで観察されたメカニズムが必ずしも再現されない可能性がある。したがって、代替関係にある財を提供する企業間や、定期的な購買ではなく、稀に発生するような購買を取り扱うプラットフォームを対象として、顧客架橋価値が発生しているのか追加的に検証する余地があると考えられる。

第三の限界は、顧客架橋価値が存在するプラットフォームにおける、プラットフォーム参加企業の具体的な戦略的行為が十分に分析されていない点である。戦略を議論する前提となる顧客架橋価値の存在や、顧客架橋価値を持つマルチ・ブランド・バイヤーについては、本論文で考察されている。しかし、この前提条件に基づいて、企業が採用する戦略や、その有効性については議論できていない。したがって、顧客架橋価値が存在することを念頭において、プラットフォーム上の競争戦略を追加的に分析することが求められる。

具体的な今後の研究方向性としては、たとえば以下の3つが考えられる。1つ目は、導入期と成長期の変曲点に注目し、成長する企業の戦略を明らかにすることである。本論文では、産業成熟度別のマルチ・ブランド・バイヤーの影響力を確認したため、産業成熟度が移行する部分である変曲点に注目した分析は実施していない。しかし、実際には産業成熟度が移行するタイミングで大きく市場構造が変化していることがデータから確認できる。この変化の理由は、同時に複数の新規企業が市場参入したことが原因だと考えられる。この変化の前後に注目することで、プラットフォームにおける新市場成立局面におけるプラットフォーム参加企業の戦略が議論できると予想される。具体的には、成長した既存企業・新規参入企業、成長しなかった既存企業・新規参入企業、すなわち、多くのマルチ・ブランド・バイヤーを獲得できた企業と獲得できなかった企業と、それぞれの企業行動を分析することが一案である。

2つ目の研究方向性は、企業が能動的にマルチ・ブランド・バイヤーを増やす戦略を明らかにすることが考えられる。たとえばプラットフォーム参加企業は、他の企業と協調することで、同時に新規顧客に訴求することや、相互に既存顧客を紹介し合い、到達可能な顧客ベースを拡大することがある。このような協調行動によって獲得できる顧客は、協調した複数の企業と結びつきを持つマルチ・ブランド・バイヤーとなる確率が高い。競合する企業同士の協調行動は、顧客を相互に取り合うカニバリゼーションが発生する懸念があるため、必ずしも頻繁に観察されない。しかし、成長期にはマルチ・ブランド・バイヤーがもたらす顧客架橋価値が大きいという本論文の知見を踏まえると、成長期に協調行動を取る企業がマルチ・ブランド・バイヤーを増やし、好業績をあげる可能性がある。このようにマルチ・ブランド・バイヤーという観点を踏まえ、企業の協調戦略を分析することが一つの研究方向性と

して考えられる。

3つ目の研究方向性は、自社顧客に占めるマルチ・ブランド・バイヤーの割合と戦略変更の関係性を明らかにすることが考えられる。企業は自社の主要な顧客をターゲットとして製品開発する。したがって、ある時点で既存顧客の大部分のニーズを満たすことはないものの、将来的に成長する可能性のある破壊的な新製品や新技術の開発に取り組むことができず、先行した企業が新規参入企業に代替されるとクリステンセンは指摘している。このような破壊的イノベーションの議論にマルチ・ブランド・バイヤーという視点を取り入れることができる可能性がある。マルチ・ブランド・バイヤーは、複数の企業から製品購買するため、特定企業の製品を限定的に大量購買するヘビー・バイヤー(あるいはロイヤル・カスタマー)と比較して、企業の大きな製品戦略変更に対して寛容だと推測できる。すなわち、ヘビー・バイヤー比率が低く、マルチ・ブランド・バイヤーが高い企業ほど市場の環境変化や、破壊的イノベーションに対する耐性が強いと考えられる。

このマルチ・ブランド・バイヤーと戦略変更という視点は、1つ目の研究方向性として提示した変曲点の分析と組み合わせることで、より豊かな知見を生み出す可能性がある。この2つを組み合わせることで、プラットフォーム上でなぜ企業が成長するかについて、市場変化と、戦略変更、顧客ベースの観点から多角的に議論できると考えられる。

## Appendix

### 1. プラットフォーム上の行為主体間の相互作用研究

ここでは、プラットフォーム上の行為主体間の相互作用に注目した先行研究を紹介する。

#### 1.1 プラットフォーマー間の相互作用

プラットフォーム間の相互作用に注目した既存研究とは、あるプラットフォームの他のプラットフォームに対する競争戦略のことである。具体的には、マス・ニッチ戦略や、プラットフォームへの参入タイミング、協争戦略が議論されている。

##### 1.1.1 マス・ニッチ戦略

プラットフォームの競争に対するアプローチは、市場全体をターゲットとするマス戦略と一部セグメントをターゲットとするニッチ戦略の 2 つである (Cennamo & Santalo, 2013)。マス戦略を採用するプラットフォームは、いち早く大規模に成長したプラットフォームが多く利益を獲得できるという Get Big Fast の考えを前提に持っている (McIntyre & Subramaniam, 2009)。こうしたプラットフォームは、他の企業と真っ向から勝負し、業界トップを狙うことを試みる。競争に勝利した場合に獲得可能な収益の大きさを考えると、この Head to Head で競争する立場がプラットフォームにおける支配的な戦略であるように思われる。

しかし特定の条件においては、二つ目の立場であるニッチ戦略が有効になりうる。ニッチ戦略は、市場全体ではなく、市場の一部セグメントをターゲットとする戦略である。たとえば、顧客選好が多様な場合には、ニッチを対象としてプラットフォームを立ち上げることが有効になりうる (Armstrong & Wright, 2007; Eisenmann et al., 2006)。これは、プラットフォームに発生するネットワーク効果が相対的に小さいためである (E. Lee et al., 2006; Shankar & Bayus, 2003; Suarez, 2005)。この傾向は、顧客や企業が複数のプラットフォームを併用するために必要となるマルチホーミングコストが小さいときや、プラットフォームを維持する固定費が市場規模に比べて小さいときに特に強くなる (Eisenmann et al., 2006; Sun & Tse, 2007)。このように費用対効果まで考えるとニッチ戦略が有効となる場合もある (Claussen, Essling, & Kretschmer, 2015; Ozalp, Cennamo, & Gawer, 2018)。

##### 1.1.2 参入のタイミング

プラットフォーム同士の競争に注目した研究で、どのタイミングでプラットフォーム事業に参入すべきか議論したものがある (Chintakananda & McIntyre, 2014; Schilling, 2002)。

新規事業参入に際しては常に不確実性が存在する (Duncan, 1972; Schilling, 2002; Suárez & Utterback, 1995)。不確実性が高い場合には、参入を延期することによって後発者優位を獲得できる可能性がある (Kauffman & Li, 2005; Liu, 2005; Wernerfelt & Karnani, 1987)。し

かし、勝者総取りが働くプラットフォーム市場においては、素早く市場参入することで、大きな先行者優位を獲得できる可能性がある (Farrell & Katz, 2000; Gupta, Jain, & Sawhney, 1999; Schilling & Hill, 1998; Stremersch, Tellis, Franses, & Bincken, 2007)。

この点について、Chintakananda and McIntyre (2014)は、ネットワーク効果の大小と、支配的なプラットフォーム構造が定まっているかに応じて有効な戦略が異なると議論した。ネットワーク効果が大きく支配的なプラットフォーム構造が定まっていない市場では、最初に支配的な地位を確立する先行者優位が大きいと、リスクが高い場合でも即時参入することが推奨されている。しかしネットワーク効果が大きいとしても、既に支配的なプラットフォーム構造が定まっている場合には、参入を延期することが推奨されている。前述のメカニズムから、高いリスクを許容するだけの便益を事後的に獲得できる蓋然性が低いからである。

これに対して、ネットワーク効果が小さい市場の場合には、支配的なプラットフォーム構造が定まっている場合でも、即座に参入することが推奨されている。ネットワーク効果が小さい場合には、顧客がプラットフォームを移行する費用、あるいは複数プラットフォームを利用するマルチホーミング・コストが低いから、複数のプラットフォームが成立しうる。すなわち、高いリスクを許容できるだけのリターンが想定できるのである。もちろん、ネットワーク効果が小さい市場で、支配的なプラットフォーム構造が定まっていない場合でも即座に参入することが妥当な戦略となりうる。

### 1.1.3 協争戦略

企業は、類似の財を提供する企業と競争するばかりでなく、協調することによっても獲得可能な便益を増大することができる (Nalebuff et al., 1996)。この関係はプラットフォーム間の相互作用でも成立する (Cennamo et al., 2018; Eisenmann et al., 2011; Ozalp et al., 2018)。

協調戦略の中でも特に、プラットフォーム間で特有に発生する協調に注目した研究として Adner, Chen and Zhu (2020)がある。Adnerらは、プラットフォームが自社サービスと他社サービスの間で互換性をもたせることが両者の収益拡大につながる条件を検討した。具体的には、電子書籍サービスと電子書籍リーダー端末の両者を取り扱う Amazon と Apple のような企業間の関係を想定し、どのように両者がサービスに互換性をもたせるかゲーム理論を用いて議論した。Apple は端末である iPad の販売から、Amazon は電子書籍 Kindle の販売から中心的に収益を得るビジネスモデルである。このように収益モデルが異なるプラットフォームの場合には、iPad 上で Kindle を利用可能とする一方向の互換性を持たせることによって、iPad 上で iBooks のみが、Kindle が Kindle 端末上でしか利用できない仕組みとするよりも両者が獲得できる利益が大きくなると明らかにされた。

## 1.2 プラットフォーマーと顧客の相互作用

プラットフォームは、他のプラットフォームとの競争を優位にすすめるため、顧客と

戦略的に相互作用する。間接ネットワーク効果がはたらくプラットフォームにおいては、プラットフォームに可能な限り多くの顧客を誘引することがプラットフォームの成長・競争優位確立に直結するためである。プラットフォーム研究では、このような観点から、どのように顧客を獲得・維持するかに関連する研究が存在する。

### 1.2.1 浸透価格戦略

プラットフォームは、二面、あるいは多面市場から総合的に得られる利益を最大化することが最終的な目的である(Rochet & Tirole, 2003)。この目的のためプラットフォームは、間接ネットワーク効果の存在を前提として、顧客に対して無料・低価格を提示し、プラットフォームの利用を促進する戦略を採用する。

こうした値付け戦略は、プライシング戦略・浸透価格戦略・二面市場戦略とよばれ、多数議論されている(Armstrong, 2006; Claussen et al., 2015; Clements & Ohashi, 2005; Eisenmann et al., 2006; Hagiu, 2006; G. G. Parker & Van Alstyne, 2005; Rochet & Tirole, 2003; Seamans & Zhu, 2014)。このとき無料、あるいはディスカウント価格で財を提示される市場を支援市場(Subsidy market)、収益獲得のための価格を提示される市場を収益市場(Money market)と呼ぶ(Eisenmann et al., 2006)。特に支援市場の価格弾力性が大きく、間接ネットワーク効果が大きいとき、値付けに差をつける二面市場戦略が有効に機能する(Eisenmann et al., 2006)。

本研究では、プラットフォームが顧客に対して無料・安価でサービスを提供できるという側面に注目して、浸透価格戦略をプラットフォームと顧客の相互作用として紹介した。しかし収益市場として企業に値付けするという点においては、もちろんプラットフォームと企業の相互作用でもある。

### 1.2.2 関係構築戦略

プラットフォーム研究においては、しばしばプラットフォームに参加する新規顧客数が注目されている。しかし新規に獲得できる顧客数と同様に、既にプラットフォームへ参加している顧客を適切に管理することもプラットフォーム規模を拡大するためには不可欠である。こうした点を踏まえて、プラットフォーム上の顧客管理に注目した研究群も存在する(Afuah, 2013; Fuentelsaz, Garrido, & Maicas, 2015; McIntyre & Subramaniam, 2009)。

たとえば Afuah (2013)は、ネットワーク理論を援用して、プラットフォームに参加する顧客数を増やすこと以外の重要性を指摘している。たとえば、プラットフォームの価値を高めるためには、他の顧客と多くのつながりを持つ顧客、すなわち中心性の高い顧客を維持することが重要である。これ以外にも、紐帯を持たない顧客同士を結びつけることで、プラットフォーム内の情報伝達が容易になり、プラットフォームの価値は高まる。プラットフォーム上の情報を充実させることでプラットフォームに参加する顧客の便益を高めるという意味では、プラットフォーム参加企業の評価を提供する顧客を維持することも重要である。

### 1.3 プラットフォーマーと企業の相互作用

プラットフォームにとって顧客と同様に重要となる行為主体としてプラットフォーム参加企業がいる。プラットフォームにとって企業は、価値を共創するパートナーであると同時に、創出した価値を取り合う競争相手でもある(Wen & Zhu, 2019)。プラットフォーム参加企業の目的は自社が獲得する利益の最大化であることに對して、プラットフォームの目的はプラットフォーム全体が生み出す利益の最大化である(Nambisan & Baron, 2021)。したがって、プラットフォームは企業に対して情報や技術の提供といった支援を行うと同時に(Eckhardt, Ciuchta, & Carpenter, 2018)、企業間の競争を促進する施策を講じる(McIntyre & Srinivasan, 2017)。

プラットフォームの特性に注目した研究が2000年代に一段落して以降、2010年代から2020年代にいたるまで、最もプラットフォーム研究者の注目を集めている領域の一つが、プラットフォームの企業管理戦略である。

プラットフォームでは、参加者を階層的に完全に管理すること、あるいは相互に所有関係を持つことが定義的にない(Jacobides et al., 2018)。この特徴によってプラットフォームと組織が区別されるのである。

プラットフォームは、公式的な契約を結ばない場合においても、プラットフォーム参加企業を管理する必要がある。契約による拘束以外の方法で、いかにプラットフォームがプラットフォーム参加企業を動機づけ、管理するかは、プラットフォーム研究の主要な論題の一つである(Adner, 2017; Venkatraman & Lee, 2004)。

#### 1.3.1 技術基盤関連の戦略

プラットフォームは、プラットフォーム参加企業がサービスや製品を提供するための構造を提供する(Gawer, 2014)。たとえば、SONYや任天堂はPlaystationやSwitchといったハードウェアとなるゲーム機本体をプラットフォームとしてソフトウェアメーカーに対して提供している。このようなプラットフォームを対象としては、ハードウェアの構造をどの程度複雑にするか、世代を更新するに際して互換性をもたせるかといった技術的問題に注目して、プラットフォームと企業の相互作用が研究されている(Eisenmann et al., 2011; Gawer & Cusumano, 2002; D. Lee & Mendelson, 2008; G. G. Parker & Van Alstyne, 2005; J. West, 2003)。

プラットフォーム構造の複雑性に注目した研究では、提供されるハードウェアの構造が複雑であるほど、プラットフォームで提供されるアプリケーションの性能が高まるものの、ハードウェアがアップデートされた際に問題が発生する蓋然性が高いことが指摘されている(Kapoor & Agarwal, 2017)。

新規プラットフォーム立ち上げと互換性に関しては、新プラットフォームに旧プラットフォームとの後方互換性を持たせた場合のメリットとデメリットが研究されている

(Kretschmer & Claussen, 2016)。後方互換性をもたせると、旧プラットフォームの製品をそのまま活用できることから、プラットフォーマーにとってはプラットフォームの規模を維持できる短期的な利点がある。しかし、後方互換性があるときプラットフォーム参加企業は、新プラットフォームのために投資するインセンティブが低下する。既存製品をそのまま新プラットフォームに提供すれば、到達可能な顧客数が減少しないためである。プラットフォーマーの立場からすると、プラットフォームが取り扱い可能な財の品質を高めたにもかかわらず、提供される財の品質が向上しないということである。これは、他のプラットフォームと競争する上で長期的にはデメリットとなる。後方互換性をもたせた場合に発生するデメリットを緩和するためには、アップデートに伴う技術変更の度合いを高めることが有効だと議論されている。

### 1.3.2 優良企業の管理戦略

プラットフォーマーとプラットフォーム参加企業の相互作用については、技術的観点以外からも研究されている。たとえば、有力な企業である「マーキースター」が参加するほどプラットフォームの価値は高まる (McIntyre et al., 2020; Rochet & Tirole, 2003)。マーキースターとは、顧客に対して高い訴求力を持つ企業のことである。たとえば、Netflix や Hulu のような動画配信プラットフォーマーにとって、スタジオジブリは、顧客に訴求力の高い映画タイトルを複数保有しているという意味でマーキースターである。これを踏まえて、プラットフォーム価値を高める理想的な企業の種類と数のバランス、明らかになったバランスを実現するための戦略が研究されている (Cennamo & Santalo, 2013; Corts & Lederman, 2009)。

たとえば、自社のプラットフォームに優良企業を誘引する戦略として Sweet heart deal が研究されている (Armstrong & Wright, 2007; Hagiu, 2009; Mantena, Sankaranarayanan, & Viswanathan, 2010; Yoffie & Kwak, 2006)。プラットフォーマーは、基本的にプラットフォーム参加企業と個別に契約を結ぶことはしない。しかし有力な企業の自社プラットフォーム利用を推進するためには特別な契約を結ぶことがある。Sweet heart deal と呼ばれるこの契約は、自社の提供するプラットフォームに財を提供することを条件に、プラットフォーマーが優良企業に対して便益の大きい条件を担保する契約のことである。たとえば音楽配信サービスが、大手音楽レーベルに対して、他のレーベルよりも有利なロイヤリティ支払い率を設定することがこれに相当する。

これ以外にも、プラットフォーマーにとって望ましい企業を選択的にプラットフォーム上で宣伝する戦略がある (Rietveld, Schilling, & Bellavitis, 2019)。特定の企業をプラットフォーマーが選択的に宣伝することで、宣伝された企業が獲得する利益は増大する。このような意図的な宣伝を活用することでプラットフォーマーは、プラットフォームに参加する企業のポートフォリオを管理するのである。

### 1.3.3 競争促進戦略

ここまで紹介した戦略は、プラットフォーマーがプラットフォーム参加企業に対して便益を与える側面が強い戦略であった。しかしプラットフォーマーは、自社が獲得する便益を最大化するために、プラットフォーム参加企業にとって不利な施策を講じることもある (Armstrong, 2006; Armstrong & Wright, 2007)。もちろん、プラットフォーム参加企業は、市場競争度が高いプラットフォームなど、自社にとって不利なプラットフォームへの参加は避ける傾向がある (K. J. Boudreau & Jeppesen, 2015; Markovich & Moenius, 2009)。しかし、プラットフォームに十分な顧客が参加しているなどの魅力があれば、プラットフォームに参加する意思決定をする (K. J. Boudreau, 2012; Turner, Mitchell, & Bettis, 2010)。したがって、高い交渉力を持ったプラットフォーマーは、プラットフォーム参加企業にとって不利であっても、自社にとって有利な戦略を展開できるのである。

たとえば、プラットフォーマーのプラットフォーム参加企業に対する交渉力が高ければ排他的契約を結ぶことができる。排他的契約とは、自社が管理するプラットフォームへの参加を認める条件として、他社が運営するプラットフォームに財を供給することを禁じる契約である (Cennamo & Santalo, 2013; Corts & Lederman, 2009)。仮に契約違反があった場合には、当該企業を自社プラットフォームから排除するのである。芸能事務所が所属タレントに対して、事務所を通さない裏営業を禁じるといった契約がこれに相当する。

これ以外にも、より直接的にプラットフォーマーはプラットフォーム参加企業から利益を奪う戦略を講じることがある。たとえば、Platform envelopment がこれに相当する。

Platform envelopment とは、プラットフォーマーがプラットフォームを管理・運営するばかりでなく、収益性の高いプラットフォーム上の領域に参入することである (K. Boudreau, 2010; Eisenmann et al., 2011)。Zhu and Liu (2018)は、Amazon choice を事例として、Platform envelopment を議論している。Amazon は、Amazon.com 上で販売量が多い製品を自社で生産し、自社ブランド Amazon choice として販売することがある。プラットフォーマーである Amazon は、製品販売量や顧客行動の情報を保有することから、効果的に市場に参入することができる。しかしこうした参入は長期的にはプラットフォーム参加企業のプラットフォームからの離脱をもたらすこととなる。

Wen and Zhu (2019)は、プラットフォーム参加企業が自社の事業領域に対してプラットフォーマーの参入を予想した場合の対応について、Apple が app store へ、Google が Google Play store へ既存の人気アプリと同様のアプリをリリースした事例を基に議論した。参入の脅威を事前に察知した企業は、当該領域への投資を縮小し、利益の獲得を試みる収穫戦略を採用すると同時に、参入されないと考えられる事業領域へ投資し、イノベーションの創出を試みる事が明らかにされた。ただし、参入が予想される領域において多数のエンドユーザーを保持するなど、十分な地位を確立している企業は、当該領域に追加的な投資を行うことでイノベーションの創出をはかり、プラットフォーマーとの対抗を目指す場合もある。

## 参考文献

- Abidin, C. (2016). "Aren't these just young, rich women doing vain things online?": Influencer selfies as subversive frivolity. *Social Media and Society*, 2(2).  
<https://doi.org/10.1177/2056305116641342>
- Adner, R. (2017). Ecosystem as structure. *Journal of Management*, 43(1), 39–58.  
<https://doi.org/10.1177/0149206316678451>
- Adner, R., Chen, J., & Zhu, F. (2020). Frenemies in platform markets: Heterogeneous profit foci as drivers of compatibility decisions. *Management Science*, 66(6), 2432–2451.  
<https://doi.org/10.1287/mnsc.2019.3327>
- Adner, R., & Kapoor, R. (2010). Value creation in innovation ecosystems: How the structure of technological interdependence affects firm performance in new technology generations. *Strategic Management Journal*, 31(3), 306–333. <https://doi.org/10.1002/smj.821>
- Afuah, A. (2013). Are network effects really all about size? The role of structure and conduct. *Strategic Management Journal*, 34(3), 257–273. <https://doi.org/10.1002/smj.2013>
- Alba, J., Lynch, J., Weitz, B., Janiszewski, C., Lutz, R., Sawyer, A., & Wood, S. (1997). Interactive home shopping: Consumer, retailer, and manufacturer incentives to participate in electronic marketplaces. *Journal of Marketing*, 61(3), 38–53.  
<https://doi.org/10.1177/002224299706100303>
- Andersen, S., Harrison, G., Lau, M., & Rutström, E. E. (2008). Lost in stata space: Are preferences stable? *International Economic Review*, 49(3), 1091–1112.
- Anesbury, Z. W., Bennett, D., & Kennedy, R. (2021). How persistent are duplication of purchase partitions? *Journal of Consumer Behaviour*, (January), cb.1985.  
<https://doi.org/10.1002/cb.1985>
- Anschuetz, N. (2002). Why a brand's most valuable consumer is the next one it adds. *Journal of Advertising Research*, 42(1), 15–21. <https://doi.org/10.2501/JAR-42-1-15-21>
- Armstrong, M. (2006). Competition in two-sided markets. *The RAND Journal of Economics*, 37(3), 668–691. <https://doi.org/10.1111/j.1756-2171.2006.tb00037.x>
- Armstrong, M., & Wright, J. (2007). Two-sided markets, competitive bottlenecks and exclusive contracts. *Economic Theory*, 32(2), 353–380. <https://doi.org/10.1007/s00199-006-0114-6>
- Bakos, J. Y. (1997). Reducing buyer search costs : Implications for electronic marketplaces reducing buyer search costs : Implications for electronic marketplaces. *Management Science*, 43(12), 1676–1692.
- Baldinger, A. L., & Blair, E. (2002). Journal of Advertising Research Why Brands Grow Purchases of Brand A, 42(1).
- Baldwin, C., & Woodard, J. (2009). The architecture of platforms: A unified view. In A. Gawer

- (Ed.), *Platforms, markets and innovation* (pp. 131–162). Cheltenham, UK: Edward Elgar.
- Bass, F. (1995). Empirical generalizations and marketing science: A personal view. *Marketing Science*, *14*(3), G6–G19.
- Bassi, F. (2011). The dirichlet model : Analysis of a market and comparison of estimation procedures. *Marketing Bulletin*, *22*, 1–11.
- Berger, P. D., & Nasr, N. I. (1998). Customer lifetime value: Marketing models and applications. *Journal of Interactive Marketing*, *12*(1), 17–30. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6653\(199824\)12:1<17::AID-DIR3>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6653(199824)12:1<17::AID-DIR3>3.0.CO;2-K)
- Besen, S. M., & Farrell, J. (1994). Choosing how to compete: Strategies and tactics in standardization. *Journal of Economic Perspectives*, *8*(2), 117–131. <https://doi.org/10.1257/jep.8.2.117>
- Boatwright, P., Kalra, A., & Zhang, W. (2008). Should consumers use the halo to form product evaluations? *Management Science*, *54*(1), 217–223. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1070.0742>
- Bogomolova, S., & Romaniuk, J. (2010). Brand equity of defectors and never boughts in a business financial market. *Industrial Marketing Management*, *39*(8), 1261–1268. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2010.02.023>
- Borle, S., Singh, S. S., & Jain, D. C. (2008). Customer lifetime value measurement. *Management Science*, *54*(1), 100–112. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1070.0746>
- Boudreau, K. (2010). Open platform strategies and innovation: Granting access vs. devolving control. *Management Science*, *56*(10), 1849–1872. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1100.1215>
- Boudreau, K. J. (2012). Let a thousand flowers bloom? An early look at large numbers of software app developers and patterns of innovation. *Organization Science*, *23*(5), 1409–1427. <https://doi.org/10.1287/orsc.1110.0678>
- Boudreau, K. J., & Hagiu, A. (2009). Platform rules: Multi-sided platforms as regulators. In A. Gawer (Ed.), *Platforms, markets and innovation* (pp. 163–191). Cheltenham, UK: Edward Elgar.
- Boudreau, K. J., & Jeppesen, L. B. (2015). Unpaid crowd complementors: The platform network effect mirage. *Strategic Management Journal*, *36*(12), 1761–1777. <https://doi.org/10.1002/smj.2324>
- Bowen, J. T., & Chen, S. (2001). The relationship between customer loyalty and customer satisfaction. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, *13*(5), 213–217. <https://doi.org/10.1108/09596110110395893>
- Breese, J. S., Heckerman, D., & Kadie, C. (1998). Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial*

- Intelligence*. Madison, WI: Morgan Kaufmann Publishers.
- Bresnahan, T. F., & Greenstein, S. (2003). Technological competition and the structure of the computer industry. *The Journal of Industrial Economics*, *47*(1), 1–40.  
<https://doi.org/10.1111/1467-6451.00088>
- Burt, R. S. (1992). *Structural Holes*. Cambridge, MA: Harvard University Press.  
<https://doi.org/10.4159/9780674029095>
- Burt, R. S. (1997). The contingent value of social capital. *Administrative Science Quarterly*, *42*(2), 339. <https://doi.org/10.2307/2393923>
- Buttle, F. (Ed.). (1996). *Relationship marketing: Theory and practice*. Sage.
- Byrne, D. (1961). Interpersonal attraction and attitude similarity. *Journal of Abnormal and Social Psychology*, *62*(3), 713–715.
- Caillaud, B., & Jullien, B. (2003). Chicken & egg: Competition among intermediation service providers. *The RAND Journal of Economics*, *34*(2), 309. <https://doi.org/10.2307/1593720>
- Ceccagnoli, Forman, Huang, & Wu. (2012). Cocreation of value in a platform ecosystem! The case of enterprise software. *MIS Quarterly*, *36*(1), 263. <https://doi.org/10.2307/41410417>
- Cennamo, C., Ozalp, H., & Kretschmer, T. (2018). Platform architecture and quality trade-offs of multihoming complements. *Information Systems Research*, *29*(2), 461–478.  
<https://doi.org/10.1287/isre.2018.0779>
- Cennamo, C., & Santalo, J. (2013). Platform competition: Strategic trade-offs in platform markets. *Strategic Management Journal*, *34*(11), 1331–1350.  
<https://doi.org/10.1002/smj.2066>
- Cennamo, C., & Santaló, J. (2015). How to avoid platform traps. *MIT Sloan Management Review*, *57*(1), 12–15.
- Chintakananda, A., & McIntyre, D. P. (2014). Market entry in the presence of network effects. *Journal of Management*, *40*(6), 1535–1557. <https://doi.org/10.1177/0149206311429861>
- Claussen, J., Essling, C., & Kretschmer, T. (2015). When less can be more – Setting technology levels in complementary goods markets. *Research Policy*, *44*(2), 328–339.  
<https://doi.org/10.1016/j.respol.2014.10.005>
- Clements, M., & Ohashi, H. (2005). Indirect network effects and the product cycle: Video games in the U.S., 1994–2002. *Journal of Industrial Economics*, *53*(4), 515–542.
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, *94*(1988), S95–S120. <https://doi.org/10.1086/228943>
- Cooil, B., Keiningham, T. L., Aksoy, L., & Hsu, M. (2007). A longitudinal analysis of customer satisfaction and share of wallet: Investigating the moderating effect of customer characteristics. *Journal of Marketing*, *71*(1), 67–83. <https://doi.org/10.1509/jmkg.71.1.67>
- Corts, K. S., & Lederman, M. (2009). Software exclusivity and the scope of indirect network

- effects in the U.S. home video game market. *International Journal of Industrial Organization*, 27(2), 121–136. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2008.08.002>
- Curchod, C., Patriotta, G., Cohen, L., & Neysen, N. (2020). Working for an algorithm: Power asymmetries and agency in online work settings. *Administrative Science Quarterly*, 65(3), 644–676. <https://doi.org/10.1177/0001839219867024>
- Cusumano, M. (2010). Technology strategy and management: The evolution of platform thinking. *Communications of the ACM*, 53(1), 32–34. <https://doi.org/10.1145/1629175.1629189>
- Cusumano, M., Gawer, A., & Yoffie, D. (2019). *The business of platforms: Strategy in the age of digital competition, innovation and power*. New York: Harper Business.
- Cutolo, D., & Kenney, M. (2020). Platform-dependent entrepreneurs: Power asymmetries, risks, and strategies in the platform economy. *Academy of Management Perspectives*. <https://doi.org/10.5465/amp.2019.0103>
- Dawes, J. G. (2016). Testing the robustness of brand partitions identified from purchase duplication analysis. *Journal of Marketing Management*, 32(7–8), 695–715. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2015.1128961>
- Dawes, J., Graham, C., Trinh, G., & Sharp, B. (2021). The unbearable lightness of buying. *Journal of Marketing Management*, 00(00), 1–26. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2021.1963308>
- Dawes, J., & Nenycz-Thiel, M. (2014). Comparing retailer purchase patterns and brand metrics for in-store and online grocery purchasing. *Journal of Marketing Management*, 30(3–4), 364–382. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2013.813576>
- Domingos, P., & Richardson, M. (2001). Mining the network value of customers. In *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '01* (pp. 57–66). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/502512.502525>
- Duncan, R. B. (1972). Characteristics of organizational environments and perceived environmental uncertainty. *Administrative Science Quarterly*, 17(3), 313. <https://doi.org/10.2307/2392145>
- Easley, D., & Kleinberg, J. (2010). *Networks, crowds, and markets: Reasoning about a highly connected world*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- East, R., & Ang, L. (2017). Making progress in marketing research. *Australasian Marketing Journal (AMJ)*, 25(4), 334–340. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2017.10.010>
- Eckhardt, J. T., Ciuchta, M. P., & Carpenter, M. (2018). Open innovation, information, and entrepreneurship within platform ecosystems. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 12(3), 369–391. <https://doi.org/10.1002/sej.1298>

- Ehrenberg, A. (1959). The pattern of consumer purchases. *Applied Statistics*, 8(1), 26–41.  
<https://doi.org/10.2307/2985810>
- Ehrenberg, A. (1972). *Repeat buying: Theory and applications*. London: Charles Griffin.
- Ehrenberg, A., Goodhardt, G., & Barwise, P. (1990). Double jeopardy revisited. *Journal of Marketing*, 54(3), 82. <https://doi.org/10.2307/1251818>
- Eisenhardt, K. M. (1989). Building theories from case study research. *The Academy of Management Review*, 14(4), 532–550.
- Eisenmann, T., Parker, G., & Van Alstyne, M. (2006). Strategies for two-sided markets. *Harvard Business Review*, 84(10), 92–101. Retrieved from <http://hbr.org/2006/10/strategies-for-two-sided-markets/>
- Eisenmann, T., Parker, G., & Van Alstyne, M. (2011). Platform envelopment. *Strategic Management Journal*, 32(12), 1270–1285. <https://doi.org/10.1002/smj.935>
- Evans, D. S. (2003). Some empirical aspects of multi-sided platform industries. *Review of Network Economics*, 2(3), 191–209. <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1026>
- Evans, D. S., Hagiu, A., & Schmalensee, R. (2008). *Invisible engines: How software platforms drive innovation and transform industries*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Farrell, J., & Katz, M. L. (2000). Innovation, rent extraction, and integration in systems markets. *Journal of Industrial Economics*, 48(4), 413–432. <https://doi.org/10.1111/1467-6451.00131>
- Fu, R., Aseri, M., Singh, P., & Srinivasan, K. (2021). “Un” fair machine learning algorithms. *Management Science*, (October). <https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.4065>
- Fuentelsaz, L., Garrido, E., & Maicas, J. P. (2015). A strategic approach to network value in network industries. *Journal of Management*, 41(3), 864–892.  
<https://doi.org/10.1177/0149206312448399>
- Gawer, A. (2009). *Platforms, markets and innovation*. Northampton, MA: Edward Elgar Publishing.
- Gawer, A. (2014). Bridging differing perspectives on technological platforms: Toward an integrative framework. *Research Policy*, 43(7), 1239–1249.  
<https://doi.org/10.1016/j.respol.2014.03.006>
- Gawer, A., & Cusumano, M. A. (2002). *Platform leadership: How Intel, Microsoft, and Cisco drive industry innovation*. Boston, MA: Harvard Business School Press.
- Gawer, A., & Cusumano, M. A. (2014). Industry platforms and ecosystem innovation. *Journal of Product Innovation Management*, 31(3), 417–433. <https://doi.org/10.1111/jpim.12105>
- Geroski, P. A. (2000). Models of technology diffusion. *Research Policy*, 29(4–5), 603–625.  
[https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(99\)00092-X](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(99)00092-X)
- Gerwe, O., & Silva, R. (2020). Clarifying the sharing economy: Conceptualization, typology,

- antecedents, and effects. *Academy of Management Perspectives*, 34(1), 65–96.  
<https://doi.org/10.5465/amp.2017.0010>
- Golder, P. N., & Tellis, G. J. (2004). Growing, growing, gone: Cascades, diffusion, and turning points in the product life cycle. *Marketing Science*, 23(2), 207–218.  
<https://doi.org/10.1287/mksc.1040.0057>
- Golder, S. A., & Macy, M. W. (2014). Digital footprints: Opportunities and challenges for online social research. *Annual Review of Sociology*, 40(May), 129–152.  
<https://doi.org/10.1146/annurev-soc-071913-043145>
- Goodhardt, G., Ehrenberg, A., & Chatfield, C. (1984). The dirichlet: A comprehensive model of buying behaviour. *Journal of the Royal Statistical Society*, 147(5), 621–655.  
<https://doi.org/10.2307/2981696>
- Granovetter, M. S. (1973). The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 78(6), 1360–1380. <https://doi.org/10.1086/225469>
- Gupta, S., Jain, D. C., & Sawhney, M. S. (1999). Modeling the evolution of markets with indirect network externalities: An application to digital television. *Marketing Science*, 18(3), 396–416. <https://doi.org/10.1287/mksc.18.3.396>
- Hagiu, A. (2006). Pricing and commitment by two-sided platforms. *The RAND Journal of Economics*, 37(3), 720–737. <https://doi.org/10.1111/j.1756-2171.2006.tb00039.x>
- Hagiu, A. (2009). Two-sided platforms: Product variety and pricing structures. *Journal of Economics & Management Strategy*, 18(4), 1011–1043. <https://doi.org/10.1111/j.1530-9134.2009.00236.x>
- Hagiu, A. (2014). Strategic decisions for multi-sided platforms. *Sloan Management Review*, 55(2).
- Hagiu, A., & Wright, J. (2015). Marketplace or reseller? *Management Science*, 61(1), 184–203.  
<https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.2042>
- Harrison, G. W., Johnson, E., McInnes, M. M., & Rutström, E. E. (2005). Temporal stability of estimates of risk aversion. *Applied Financial Economics Letters*, 1(1), 31–35.  
<https://doi.org/10.1080/1744654042000311576>
- Häubl, G., & Trifts, V. (2000). Consumer decision making in online shopping environments: The effects of interactive decision aids. *Marketing Science*, 19(1), 4–21.  
<https://doi.org/10.1287/mksc.19.1.4.15178>
- Hicks, J. (1939). *Value and capital*. Oxford: Oxford University Press.
- Hirschman, E. C. (1980). Innovativeness, novelty seeking, and consumer creativity. *Journal of Consumer Research*, 7(3), 283–295.
- Hwang, W.-Y., & Lee, J.-S. (2021). Further improvement on two-way cooperative collaborative filtering approaches for the binary market basket data. *Applied Sciences*, 11(19), 8977.

- <https://doi.org/10.3390/app11198977>
- Ibarra, H. (1992). Homophily and differential returns: Sex differences in network structure and access in an advertising firm. *Administrative Science Quarterly*, 37(3), 422.  
<https://doi.org/10.2307/2393451>
- Illari, P., & Russo, F. (2014). *Causality: Philosophical theory meets scientific practice*. Oxford: Oxford University Press.
- Iriana, R., & Buttle, F. (2007). Strategic, operational, and analytical customer relationship management. *Journal of Relationship Marketing*, 5(4), 23–42.  
[https://doi.org/10.1300/J366v05n04\\_03](https://doi.org/10.1300/J366v05n04_03)
- Jacobides, M. G., Cennamo, C., & Gawer, A. (2018). Towards a theory of ecosystems. *Strategic Management Journal*, 39(8), 2255–2276. <https://doi.org/10.1002/smj.2904>
- Johnson, N., Kotz, S., & Balakrishnan, N. (1997). *Discrete multivariate distributions*. New York: John Wiley.
- Jones, T., & Sasser, E. (1995). Why satisfied customers defect. *Harvard Business Review*, 73, 88–99.
- Joshi, A. W., & Sharma, S. (2004). Customer knowledge development: Antecedents and impact on new product performance. *Journal of Marketing*, 68(4), 47–59.  
<https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.47.42722>
- Jun, J., Kim, J., & Tang, L. (Rebecca). (2017). Does social capital matter on social media? An examination into negative e-WOM toward competing brands. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 26(4), 378–394.  
<https://doi.org/10.1080/19368623.2017.1251869>
- Kahn, B. E. (1995). Consumer variety-seeking among goods and services. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2(3), 139–148. [https://doi.org/10.1016/0969-6989\(95\)00038-0](https://doi.org/10.1016/0969-6989(95)00038-0)
- Kapoor, R., & Agarwal, S. (2017). Sustaining superior performance in business ecosystems: Evidence from application software developers in the iOS and Android smartphone ecosystems. *Organization Science*, 28(3), 531–551.  
<https://doi.org/10.1287/orsc.2017.1122>
- Karshenas, M., & Stoneman, P. L. (1993). Rank, stock, order, and epidemic effects in the diffusion of new process technologies: An empirical model. *The RAND Journal of Economics*, 24(4), 503. <https://doi.org/10.2307/2555742>
- Katz, M., & Shapiro, C. (1985). Network externalities, competition, and compatibility. *The American Economic Review*, 75(3), 424–440.
- Katz, M., & Shapiro, C. (1994). Systems competition and network effects. *Journal of Economic Perspectives*, 8(2), 93–115. <https://doi.org/10.1257/jep.8.2.93>
- Kauffman, R. J., & Li, X. (2005). Technology competition and optimal investment timing: A real

- options perspective. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 52(1), 15–29.  
<https://doi.org/10.1109/TEM.2004.839962>
- Keuschnigg, M., Lovsjö, N., & Hedström, P. (2018). Analytical sociology and computational social science. *Journal of Computational Social Science*, 1(1), 3–14.  
<https://doi.org/10.1007/s42001-017-0006-5>
- Konstan, J. A., Miller, B. N., Maltz, D., Herlocker, J. L., Gordon, L. R., & Riedl, J. (1997). GroupLens: Applying collaborative filtering to usenet news. *Communications of the ACM*, 40(3), 77–87. <https://doi.org/10.1145/245108.245126>
- Kotler, P. (1992). Marketing's new paradigms: What's really happening out there. *Planning Review*, 20(5), 50–52. <https://doi.org/10.1108/eb054382>
- Kozinets, R. V., Hemetsberger, A., & Schau, H. J. (2008). The wisdom of consumer crowds. *Journal of Macromarketing*, 28(4), 339–354. <https://doi.org/10.1177/0276146708325382>
- Kretschmer, T., & Claussen, J. (2016). Generational transitions in platform markets—The role of backward compatibility. *Strategy Science*, 1(2), 90–104.  
<https://doi.org/10.1287/stsc.2015.0009>
- Kumar, V. (2018). A theory of customer valuation: Concepts, metrics, strategy, and implementation. *Journal of Marketing*, 82(1), 1–19. <https://doi.org/10.1509/jm.17.0208>
- 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.  
<https://doi.org/10.1287/mksc.1120.0768>
- Kumar, V., Lemon, K. N., & Parasuraman, A. (2006). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. *Journal of Service Research*, 9(2), 87–94. <https://doi.org/10.1177/1094670506293558>
- Kumar, V., Petersen, J. A., & Leone, R. P. (2003). How Valuable Is Word of Mouth? *Harvard Business Review*, (October 2007).
- Lee, D., & Mendelson, H. (2008). Divide and conquer: Competing with free technology under network effects. *Production and Operations Management*, 17(1), 12–28.  
<https://doi.org/10.3401/poms.1070.0005>
- Lee, E., Lee, J., & Lee, J. (2006). Reconsideration of the winner-take-all hypothesis: Complex networks and local bias. *Management Science*, 52(12), 1838–1848.  
<https://doi.org/10.1287/mnsc.1060.0571>
- Lees, G., Garland, R., & Wright, M. (2007). Switching banks: Old bank gone but not forgotten. *Journal of Financial Services Marketing*, 12(2), 146–156.  
<https://doi.org/10.1057/palgrave.fsm.4760070>
- Leonard-Barton, D. (1985). Experts as negative opinion leaders in the diffusion of a

- technological innovation. *Journal of Consumer Research*, 11(4), 914–926.
- Levy, S., & Gvili, Y. (2015). How credible is e-word of mouth across digital-marketing channels? The roles of social capital, information richness, and interactivity. *Journal of Advertising Research*, 55(1), 95–109. <https://doi.org/10.2501/JAR-55-1-095-109>
- Lin, N. (2002). *Social capital*. New York: Cambridge University Press.
- Liu, Z. (2005). Stackelberg leadership with demand uncertainty. *Managerial and Decision Economics*, 26(5), 345–350. <https://doi.org/10.1002/mde.1226>
- 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. <https://doi.org/10.1080/15252019.2018.1533501>
- Manchanda, P., Ansari, A., & Gupta, S. (1999). The “shopping basket”: A model for multicategory purchase incidence decisions. *Marketing Science*, 18(2), 95–114. <https://doi.org/10.1287/mksc.18.2.95>
- Mantena, R., Sankaranarayanan, R., & Viswanathan, S. (2010). Platform-based information goods: The economics of exclusivity. *Decision Support Systems*, 50(1), 79–92. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.07.004>
- Markovich, S., & Moenius, J. (2009). Winning while losing: Competition dynamics in the presence of indirect network effects. *International Journal of Industrial Organization*, 27(3), 346–357. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2008.10.006>
- McIntyre, D., & Srinivasan, A. (2017). Networks, platforms, and strategy: Emerging views and next steps. *Strategic Management Journal*, 38(1), 141–160. <https://doi.org/10.1002/smj.2596>
- McIntyre, D., Srinivasan, A., Afuah, A., Gawer, A., & Kretschmer, T. (2020). Multi-sided platforms as new organizational forms. *Academy of Management Perspectives*, amp.2018.0018. <https://doi.org/10.5465/amp.2018.0018>
- McIntyre, D., & Subramaniam, M. (2009). Strategy in network industries: A review and research agenda. *Journal of Management*, 35(6), 1494–1517. <https://doi.org/10.1177/0149206309346734>
- McPhee, W. N. (1963). *Formal theories of mass behaviour*. New York: The Free Press of Glencoe.
- Mcpherson, M., Smith-lovin, L., & Cook, J. M. (2001). Birds of a feather: Homophily in social networks. *Annual Review of Sociology*, 27, 415–444.
- Mild, A., & Reutterer, T. (2003). An improved collaborative filtering approach for predicting cross-category purchases based on binary market basket data. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 10(3), 123–133. [https://doi.org/10.1016/S0969-6989\(03\)00003-1](https://doi.org/10.1016/S0969-6989(03)00003-1)
- Morrison, D., & Schmittlein, D. (1981). Predicting future random events based on past

- performance. *Management Science*, 27(9), 1006–1023.
- Munson, J., Tiropanis, T., & Lowe, M. (2017). Online grocery shopping: Identifying change in consumption practices. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (Vol. 10673 LNCS, pp. 192–211). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1_16)
- Nalebuff, B., Brandenburger, A., & Maulana, A. (1996). *Co-opetition*. London: HarperCollinsBusiness.
- Nambisan, S., & Baron, R. A. (2021). On the costs of digital entrepreneurship: Role conflict, stress, and venture performance in digital platform-based ecosystems. *Journal of Business Research*, 125, 520–532. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.06.037>
- Ozalp, H., Cennamo, C., & Gawer, A. (2018). Disruption in platform - based ecosystems. *Journal of Management Studies*, 55(7), 1203–1241. <https://doi.org/10.1111/joms.12351>
- Panico, C., & Cennamo, C. (2020). User preferences and strategic interactions in platform ecosystems. *Strategic Management Journal*, (February 2018), 1–23. <https://doi.org/10.1002/smj.3149>
- Pansari, A., & Kumar, V. (2018). Customer engagement marketing. In R. W. Palmatier, V. Kumar, & C. M. Harmeling (Eds.), *Customer Engagement Marketing* (pp. 1–27). Cham: Palgrave Macmillan. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-61985-9\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-61985-9_1)
- Parker, G. G., & Van Alstyne, M. W. (2005). Two-sided network effects: A theory of information product design. *Management Science*, 51(10), 1494–1504. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1050.0400>
- Parker, G., & Van Alstyne, M. (2018). Innovation, openness, and platform control. *Management Science*, 64(7), 3015–3032. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2017.2757>
- Pathak, B., Garfinkel, R., Gopal, R. D., Venkatesan, R., & Yin, F. (2010). Empirical analysis of the impact of recommender systems on sales. *Journal of Management Information Systems*, 27(2), 159–188. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222270205>
- Payne, S. C., & Webber, S. S. (2006). Effects of service provider attitudes and employment status on citizenship behaviors and customers' attitudes and loyalty behavior. *Journal of Applied Psychology*, 91(2), 365–378. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.91.2.365>
- Ram, S., & Jung, H.-S. (1994). Innovativeness in product usage: A comparison of early adopters and early majority. *Psychology and Marketing*, 11(1), 57–67. <https://doi.org/10.1002/mar.4220110107>
- Reichheld, F., & Teal, T. (1996). *The loyalty effect: The hidden force behind growth, profits and lasting*. Boston, MA: Harvard Business School Publications.
- Reinartz, W., & Kumar, V. (2002). The mismanagement of customer loyalty. *Harvard Business Review*, 80(7), 86–94.

- Reinartz, W., Thomas, J. S., & Kumar, V. (2005). Balancing acquisition and retention resources to maximize customer profitability. *Journal of Marketing*, *69*(1), 63–79.  
<https://doi.org/10.1509/jmkg.69.1.63.55511>
- Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., & Kantor, P. B. (Eds.). (2011). *Recommender systems handbook*. Boston, MA: Springer.
- Rietveld, J., & Eggers, J. P. (2018). Demand heterogeneity in platform markets: Implications for complementors. *Organization Science*, *29*(2), 304–322.  
<https://doi.org/10.1287/orsc.2017.1183>
- Rietveld, J., Ploog, J. N., & Nieborg, D. B. (2020). The coevolution of platform dominance and governance strategies: Effects on complementor performance outcomes. *Academy of Management Discoveries*, *amd.2019.0064*. <https://doi.org/10.5465/amd.2019.0064>
- Rietveld, J., Schilling, M. A., & Bellavitis, C. (2019). Platform strategy: Managing ecosystem value through selective promotion of complements. *Organization Science*, *30*(6), 1232–1251. <https://doi.org/10.1287/orsc.2019.1290>
- Rochet, J., & Tirole, J. (2003). Platform competition in two-sided markets. *Journal of the European Economic Association*, *1*(4), 990–1029.  
<https://doi.org/10.1162/154247603322493212>
- Rochet, J., & Tirole, J. (2006). Two-sided markets: A progress report. *The RAND Journal of Economics*, *37*(3), 645–667. <https://doi.org/10.1111/j.1756-2171.2006.tb00036.x>
- Rogers, E. (1962). *Diffusion of innovations*. New York: Free Press of Glencoe.
- Russell, G. J., & Kamakura, W. A. (1997). Modeling multiple category brand preference with household basket data. *Journal of Retailing*, *73*(4), 439–461.  
[https://doi.org/10.1016/S0022-4359\(97\)90029-4](https://doi.org/10.1016/S0022-4359(97)90029-4)
- Rust, R. T., & Zahorik, A. J. (1993). Customer satisfaction, customer retention, and market share. *Journal of Retailing*, *69*(2), 193–215. [https://doi.org/10.1016/0022-4359\(93\)90003-2](https://doi.org/10.1016/0022-4359(93)90003-2)
- Samuelson, P. (1947). *Foundations of economic analysis*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & John, R. (2010). Analysis of recommendation algorithms for e-commerce. In *Proceedings of the ECOO* (pp. 1–10). Minneapolis, MI.
- Schilling, M. A. (1998). Technological lockout: An integrative model of the economic and strategic factors driving technology success and failure. *Academy of Management Review*, *23*(2), 267–284.
- Schilling, M. A. (2002). Technology success and failure in winner-take-all markets: The impact of learning orientation, timing, and network externalities. *Academy of Management Journal*, *45*(2), 387–398. <https://doi.org/10.2307/3069353>

- Schilling, M. A., & Hill, C. W. L. (1998). Managing the new product development process: Strategic imperatives. *Academy of Management Executive*, 12(3), 67–81.  
<https://doi.org/10.5465/ame.1998.1109051>
- Seamans, R., & Zhu, F. (2014). Responses to entry in multi-sided markets: The impact of craigslist on local newspapers. *Management Science*, 60(2), 476–493.  
<https://doi.org/10.1287/mnsc.2013.1785>
- Shankar, V., & Bayus, B. L. (2003). Network effects and competition: An empirical analysis of the home video game industry. *Strategic Management Journal*, 24(4), 375–384.  
<https://doi.org/10.1002/smj.296>
- Shapiro, C., & Varian, H. R. (1999). The art of standards wars. *California Management Review*, 41(2), 8–32. <https://doi.org/10.2307/41165984>
- Sharp, B. (2010). *How brands grow*. Oxford University Press.
- Silva Froján, R., Gerwe, O., & Markman, G. D. (2020). The effect of micro entrants on generalists' performance. *Academy of Management Proceedings*, 2020(1), 13863.  
<https://doi.org/10.5465/AMBPP.2020.13863abstract>
- Song, T., Tang, Q., & Huang, J. (2019). Triadic closure, homophily, and reciprocation: An empirical investigation of social ties between content providers. *Information Systems Research*, 30(3), 912–926. <https://doi.org/10.1287/isre.2019.0838>
- Srivastava, A., Bala, P. K., & Kumar, B. (2020). New perspectives on gray sheep behavior in e-commerce recommendations. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 53(101764), 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.02.018>
- Stremersch, S., Tellis, G. J., Franses, P. H., & Bincken, J. L. G. (2007). Indirect network effects in new product growth, 71(3), 52–74.
- Suarez, F. F. (2005). Network effects revisited: The role of strong ties in technology selection. *Academy of Management Journal*, 48(4), 710–720.  
<https://doi.org/10.5465/amj.2005.17843947>
- Suárez, F. F., & Utterback, J. M. (1995). Dominant designs and the survival of firms. *Strategic Management Journal*, 16(6), 415–430. <https://doi.org/10.1002/smj.4250160602>
- Sun, M., & Tse, E. (2007). When does the winner take all in two-sided markets? *Review of Network Economics*, 6(1), 16–40. <https://doi.org/10.2202/1446-9022.1108>
- Tadelis, S. (2016). Reputation and feedback systems in online platform markets. *Annual Review of Economics*, 8(1), 321–340. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080315-015325>
- Thomas, J. S., Blattberg, R. C., & Fox, E. J. (2004). Recapturing lost customers. *Journal of Marketing Research*, 41(1), 31–45. <https://doi.org/10.1509/jmkr.41.1.31.25086>
- Thomas, L., Autio, E., & Gann, D. (2014). Architectural leverage: Putting platforms in context. *Academy of Management Perspectives*, 28(2), 198–219.

- <https://doi.org/10.5465/amp.2011.0105>
- Tiwana, A. (2013). *Platform ecosystems: Aligning architecture, governance, and strategy*. Waltham, MA: Morgan Kaufmann.
- Turner, S. F., Mitchell, W., & Bettis, R. A. (2010). Responding to rivals and complements: How market concentration shapes generational product innovation strategy. *Organization Science*, 21(4), 854–872. <https://doi.org/10.1287/orsc.1090.0486>
- Uzzi, B. (1997). Social structure and competition in interfirm networks: The paradox of embeddedness. *Administrative Science Quarterly*, 42(1), 35. <https://doi.org/10.2307/2393808>
- van Doorn, J., Lemon, K. N., Mittal, V., Nass, S., Pick, D., Pirner, P., & Verhoef, P. C. (2010). Customer engagement behavior: Theoretical foundations and research directions. *Journal of Service Research*, 13(3), 253–266. <https://doi.org/10.1177/1094670510375599>
- Venkatesan, R., & Kumar, V. (2004). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. *Journal of Marketing*, 68(4), 106–125. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.106.42728>
- Venkatesh, A. (1986). Computing technology for the home: Product strategies for the next generation. *Journal of Product Innovation Management*, 3(3), 171–186. [https://doi.org/10.1016/0737-6782\(86\)90050-0](https://doi.org/10.1016/0737-6782(86)90050-0)
- Venkatraman, N., & Lee, C.-H. (2004). Preferential linkage and network evolution: A conceptual model and empirical test in the U.S. video game sector. *Academy of Management Journal*, 47(6), 876–892. <https://doi.org/10.2307/20159628>
- Vishwanath, A. (2005). Impact of personality on technology adoption: An empirical model. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 56(8), 803–811. <https://doi.org/10.1002/asi.20169>
- Wareham, J., Fox, P. B., & Cano Giner, J. L. (2014). Technology ecosystem governance. *Organization Science*, 25(4), 1195–1215. <https://doi.org/10.1287/orsc.2014.0895>
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393(6684), 440–442. <https://doi.org/10.1038/30918>
- Wen, W., & Zhu, F. (2019). Threat of platform-owner entry and complementor responses: Evidence from the mobile app market. *Strategic Management Journal*, 40(9), 1336–1367. <https://doi.org/10.1002/smj.3031>
- Wernerfelt, B., & Karnani, A. (1987). Competitive strategy under uncertainty. *Strategic Management Journal*, 8(2), 187–194. <https://doi.org/10.1002/smj.4250080209>
- West, J. (2003). How open is open enough? *Research Policy*, 32(7), 1259–1285. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(03\)00052-0](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(03)00052-0)
- West, P. M., Ariely, D., Bellman, S., Bradlow, E., Huber, J., Johnson, E., ... Schkade, D. (1999).

- Agents to the rescue? *Marketing Letters* 10, 3, 285–300.
- Winer, R., Deighton, J., Gupta, S., Johnson, E. J., Mellers, B., Morwith, V. G., ... Sawyer, A. (1997). Choice in computer-mediated environments. *Marketing Letters* 8, 3, 287–296.
- Xiao, M., Wang, R., & Chan-Olmsted, S. (2018). Factors affecting YouTube influencer marketing credibility: a heuristic-systematic model. *Journal of Media Business Studies*, 15(3), 188–213. <https://doi.org/10.1080/16522354.2018.1501146>
- Xu, W. W., Park, J. Y., Kim, J. Y., & Park, H. W. (2016). Networked cultural diffusion and creation on YouTube: An analysis of YouTube memes. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 60(1), 104–122. <https://doi.org/10.1080/08838151.2015.1127241>
- Yang, S., & Allenby, G. M. (2003). Modeling interdependent consumer preferences. *Journal of Marketing Research*, 40(3), 282–294. <https://doi.org/10.1509/jmkr.40.3.282.19240>
- Yoffie, D., & Kwak, M. (2006). With friends like these: The art of managing complementors. *Harvard Business Review*, 84(9), 88–98.
- Zeithaml, V. A. (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: A means-end model and synthesis of evidence. *Journal of Marketing*, 52(3), 2–22. <https://doi.org/10.1177/002224298805200302>
- Zhang, T., Lu, C., Torres, E., & Chen, P.-J. J. (2018). Engaging customers in value co-creation or co-destruction online. *Journal of Services Marketing*, 32(1), 57–69. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2017-0027>
- Zhu, F., & Iansiti, M. (2012). Entry into platform-based markets. *Strategic Management Journal*, 33(1), 88–106. <https://doi.org/10.1002/smj.941>
- Zhu, F., & Liu, Q. (2018). Competing with complementors: An empirical look at Amazon.com. *Strategic Management Journal*, 39(10), 2618–2642. <https://doi.org/10.1002/smj.2932>
- Zuboff, S. (2019). *The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new frontier of power*. New York: Profile Books.
- 井上理・齋藤美保. (2014, December). ユーチューブで稼げ!始まった"スター"争奪戦. 日経ビジネス, 50–55.
- 山口真一. (2014). ゲーム産業におけるインターネット上の著作権侵害と経済効果: ゲームプレイ動画とゲームソフト販売本数に関する実証分析. 情報通信政策レビュー, 5(9), 178–201.
- 萩原雅之. (2011). 次世代マーケティングリサーチ. ソフトバンククリエイティブ.
- 里村卓也. (2006). 消費者の異質性を考慮したブランド評価モデル. 三田商学研究, 49(4), 179–189.
- 里村卓也. (2007). 負の多項分布モデルによるブランド購買行動の理解. 三田商学研究, 50(2), 35–48.
- 青木幸弘. (2014). 消費者行動研究における最近の展開—新たな研究の方向性と可能性を考える—. 流通研究, 16(2), 3–17.

