

Title	仮想空間での経済支援—TwitchにおけるPay-What-You-Want donation行動の分析—
Author(s)	梶田, 尚亨
Citation	
Issue Date	2024-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	ETD
URL	http://hdl.handle.net/10119/19059
Rights	
Description	Supervisor: 神田 陽治, 先端科学技術研究科, 博士

博士論文

仮想空間での経済支援

-Twitch における Pay-What-You-Want donation 行動の分析-

梶田 尚亨

主指導教員 神田 陽治

北陸先端科学技術大学院大学

先端科学技術専攻

[知識科学]

令和 6 年 3 月

Financial Assistance in the Virtual World: Analysis of Pay-What-You-Want Donation

Behavior on Twitch

Hisayuki Kunigita

Abstract

The donation model such as social tipping and gift-giving, a new monetization model, has been widely introduced against the backdrop of collective action in the virtual world, which expanded rapidly due to the COVID-19 pandemic. This donation is not charity, but a gift by service recipients (buyers) to service providers (sellers) for cheer. Also, this donation has no upper limit and can be repeated, it can be thought of as a pay-what-you-want (PWYW) donation. PWYW donation is a new monetization model that more and more services like Twitter, Facebook, and YouTube have newly introduced or expanded its feature since the pandemic. This PWYW donation monetization model as financial assistance in the virtual world expanded by the pandemic will continue to expand toward the digital twin, the metaverse era. The PWYW donation model as financial assistance in collective action in the virtual world was introduced before the pandemic in social live streaming services such as Twitch. Therefore, this study takes Twitch as a case study, identifies challenges to the PWYW donation model that can be gleaned from its analysis, and makes implications for the future monetization as financial assistance in the virtual world based on this analysis.

Collective action in the virtual world is characterized by a larger scale of collective action and a variety of interactions than in the real world. In social live streaming services, for each service provider (seller) i.e., a streamer, a community is formed by the streamer and many service recipients (buyers) i.e., viewers, and collective action takes place within that community. There are several previous studies on viewers' user engagement with the streamer, including PWYW donation behavior in the services. Given the characteristics of collective action in the virtual world described above, several research gaps lead to the exploration of the challenges of monetization as financial assistance in virtual world from previous studies.

First, regarding the indicator of the scale of collective action in the virtual world, previous studies differ in their opinions on whether to use the number of concurrent viewers to the streamer channel or the number of followers to the streamer, and it is not clear which indicator is more relevant to the PWYW donation behavior. Second, through a variety of interactions between the streamer and the viewers in the community, the viewers make PWYW donations as a way to cheer on the streamer, and the streamer who receives the PWYW donation improves his/her service to receive further PWYW donation, thus increasing its value. However, previous studies have only analyzed PWYW donation behavior on the part of service recipients (buyers) i. e., viewers, and have not analyzed service provider (seller) i. e., streamer behavior to promote PWYW donation by service recipients. Finally, since there are as many communities as there are streamers, community characteristics based on streamers' personalities may influence viewers' PWYW donation behavior. However, previous studies have primarily analyzed the viewer's desire to belong to that streamer's community and have not analyzed the relationship between PWYW donation behavior and community characteristics.

This study fills the above research gaps by using actual Twitch data, applying S-D logic as the analytical framework, and conducting multiple regression analysis and cluster analysis of subscription gifting behavior as PWYW donation behavior. The analysis first reveals that the number of concurrent viewers is an appropriate indicator of the scale of collective action in the virtual world concerning PWYW donation behavior. It also reveals that mutual efforts through interactions between streamers (sellers) and viewers (buyers) accelerated PWYW donation behavior and co-created the value of the streamers' services. In addition, in the communities which are, for each streamer, composed of the streamer and viewers, we grouped the communities based on PWYW donation behavior and found the community with a substantial contribution to monetization that has enthusiastic fan activity for streamers. This study contributes to the future monetization as financial assistance in the virtual world by identifying challenges to the monetization as financial assistance in the virtual world from the results of the above analysis, and by gleaning theoretical and practical implications from them.

Keywords: pay-what-you-want, social live streaming service, subscription gifting, S-D logic, value co-creation

目次

1 序論.....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 研究の目的.....	2
1.3 リサーチクエスチョン.....	3
1.4 研究方法.....	5
1.5 論文の構成.....	7
2 先行研究調査.....	10
2.1 S-D ロジックと価値共創.....	10
2.2 PAY-WHAT-YOU-WANT (PWYW).....	12
2.3 TWITCH における PWYW DONATION メカニズム.....	14
2.4 ソーシャルデンシティ(SOCIAL DENSITY).....	16
2.5 利用と満足理論.....	18
3. リサーチデザインと仮説設定.....	20
3.1. ソーシャルライブストリーミングサービスの統計データサイト.....	20
3.2. コミュニティでのストリーマーと観戦者のインタラクション.....	21
3.3. 分析のための各々の変数の定義.....	25
3.4. ストリーマーと観戦者によるコミュニティと PWYW DONATION.....	26
3.5. コミュニティの特性によるクラスタリング.....	28
3.6. 仮説設定.....	29
3.6.1. 仮説 1 の設定.....	29
3.6.2. 仮説 2 の設定.....	30

3.6.3. 仮説 3 の設定	31
4. 分析方法.....	33
4.1. データ収集	33
4.2. データの散布図と標準化.....	35
4.3. 重回帰分析モデル	37
4.3.1. 各コミュニティと COVID-19 パンデミック向けダミー変数の設定	37
4.3.2. 仮説 1 検証のための重回帰分析モデル	38
4.3.3. 仮説 2 検証のための重回帰分析モデル	39
4.4. 仮説 3 検証のためのコミュニティのクラスター分析.....	41
5. 分析結果と仮説検証.....	43
5.1. 仮説 1 検証モデルの分析結果	43
5.2. 仮説 2 検証モデルの分析結果	44
5.3. 仮説 3 検証モデルの分析結果	45
6. 考察	54
6.1. 仮説 1 検証の考察	54
6.2. 仮説 2 検証の考察	55
6.3. 仮説 3 検証の考察	56
6.4. 仮説検証の総括	57
7. リサーチクエスチョンへの回答と結論	60
7.1. リサーチクエスチョンへの回答.....	60
7.1.1. SRQ1 に対する答え.....	60
7.1.2. SRQ2 に対する答え.....	60
7.1.3. SRQ3 に対する答え.....	60

7.1.4. MRQ に対する答え	61
7.2. 本研究の結論	62
7.3. 理論的含意	63
7.3.1. 仮想空間での経済支援への PWYW モデルの高い適合性	63
7.3.2. S-D ロジックを用いたリサーチモデル	66
7.3.3. 実際のサービスデータを用いたサービスプロバイダー側の分析	66
7.3.4. ソーシャルデンシティ概念の利用拡大	67
7.4. 実務的含意	68
7.4.1. コミュニティの特性に合わせたマーケティング	68
7.4.2. インタラクシオンフレームワークの拡張	68
7.5. 本研究の限界	69
引用文献	71
謝辞	78
付録	79
1 EZR (Easy R) による分析	79
1.1 EZR で使用するデータとその使用法と	79
1.2 EZR による重回帰分析モデル 1 の計算結果	83
1.3 EZR による重回帰分析モデル 2 の計算結果	89
2 MATLAB による分析	95
2.1 BIC を求める MATLAB のスクリプト	95
2.2 4 グループにクラスタリングしてグラフ化する MATLAB のスクリプト	97

図目次

図 1: Subscription gifting の流れ.....	15
図 2: Twitch におけるインタラクションフレームワーク	31
図 3: Twitch をコミュニティの特性により分類した例.....	32
図 4: 変数 Y、X、W の実データ散布図.....	36
図 5: 変数 Y、X、W のデータを標準化した散布図	37
図 6: Model 1 による分析結果.....	43
図 7: Model 2 による分析結果.....	44
図 8: 100 コミュニティのそれぞれの重心.....	45
図 9: BIC とクラスタリング数の関係	46
図 10: 100 コミュニティの 4 グループへの分類.....	48
図 11: 4 グループそれぞれの重心.....	49
図 12: 本研究の仮説検証 2 で使用したデータの例	79
図 13: 分析モデルとしてプルダウンメニューで線形回帰を選択しているところ.....	80
図 14: メニューで目的変数と説明変数を設定しているところ	81
図 15: 重回帰分析を実行し、計算結果を下のウィンドウに表示したところ	82

表目次

表 1: Twitch の各種データを提供する主なウェブサイト	20
表 2: 各変数の定義.....	25
表 3: 収集した目的変数と説明変数の特性	35
表 4: BIC の計算結果.....	45
表 5: 4 グループのそれぞれのコミュニティの数と重心座標.....	47

1 序論

1.1 研究の背景

COVID-19 パンデミックは、現実空間での人々の活動を制限する一方、仮想空間での人々の活動を急拡大させる原動力となった(例えば、(SANCHEZ-KUMAR 2020))。パンデミックが加速させた仮想空間での人々の活動は、オンライン販売などの個人行動だけでなく、インターネット上で数百人から1千万人以上の人々が集うライブ観戦のような集団行動に及んでいる。仮想空間での集団行動は、現実空間と比べ、集団行動を行う人の規模の大きさとインタラクションの多様性に特徴がある。例えば、パンデミックにより全世界がロックダウンの状態になった2020年4月に開催された、ラップアーティスト、トラビススコットがアバターとなって登場したバーチャルコンサートにはグローバルに1,200万人以上のファンが同時アクセスして参加している (Stuart 2020)。その後、著名アーティストのバーチャルコンサートは続き、韓国のBTSは2020年6月から2022年3月の間に4回開催しており、いずれもコンスタントに全世界から100万人規模のバーチャル観客が参加している (Statista 2022)。ビジネス的にはトラビススコットがグッズ販売を含めて2,000万ドル (Ziwei 2020)、BTSは2022年3月分だけでリアル会場での売上を含めて9,000万ドルの売上を上げている (HOSOKAWA 2022)。バーチャルつまり仮想空間での集団行動ならではの規模の大きさの効果を示していると考えられる。そして仮想空間のバーチャルコンサートが現実空間のコンサートよりもインタラクションに多様性がある例として、例えばアーティストとのチャットとか、アーティストに向かってハートのスタンプを投げる等のインタラクティブな活動を集団行動として行うことが可能である(例えば (Mumford 2022))。また、任意に選ばれたバーチャル観客が名前付きのアバターでアーティストの側でダンスすることもできる。さらにアーティストが実際にモーションキャプチャスーツを着てリアルタイムにライブを行っていることを示すためにその姿をライブ配信画面の一部に重ねることもあり、リアルなコンサートよりも演出方法が多面的である(例えば、(CoinYuppie 2021))。このようにコンサートの舞台裏を見せるようなことはリアルなコンサートでは難しかったはずである。

仮想空間での集団行動は、一時的なものか継続して行うかの違いはあるが、個人もしくは、グループあるいはチーム構成を取るサービス提供者と複数人のサービス受益者とでコミュニティを形成し

て行うものである。バーチャルコンサートの場合、サービス提供者はアーティストを中心としたチームであり、サービス受益者はコンサート参加者である。Twitter のようなソーシャルメディアネットワークの場合は、投稿者である 'Twitterer' がサービス提供者で、Tweet を見ているフォロワーを含む読者がサービス受益者である。コミュニティでのインタラクティブな活動は、サービス提供者と複数人のサービス受益者との間で、さらにサービス受益者同士で行われる。サービス提供者はサービスの売手、サービス受益者はサービスの買手とも考えられる。そしてこのインタラクティブな活動は当初、チャットとかスタンプを投げる等の金銭授受を伴わない応援活動に限られていた。その後、これらに加えてサービス受益者がサービス提供者に投げ銭、ギフトといった金銭を贈れるようになってきている。例えば、Twitter では以前は気に入った Tweet に対して「Like」アイコンを押すだけだったが、その投稿者を応援したい場合、「Tips」機能でお金を贈ることができるようになってきている (Crawford 2021)。サービス受益者(買手)がサービス提供者(売手)に、投げ銭、ギフトとして贈るお金は、上限がなく、繰り返し行うことができるため、Pay-What-You-Want (PWYW) donation と考えられる。PWYW donation は慈善事業を目的としたものではなく、あくまでサービス提供者(売手)を応援するためにサービス受益者(買手)が贈るものである。PWYW donation は新しい収益モデルとしてパンデミック以降、Facebook のように新たに導入するサービス、あるいは YouTube のように機能を拡張するサービスが増えている(例えば (Hutchinson 2021) (Silberling 2021))。パンデミックで拡大した仮想空間での集団行動における経済支援としてのこの PWYW donation 収益モデルはデジタルツイン、メタバース時代に向けて今後も継続して拡大してゆくと考えられる(例えば (Anwar 2022))。

1.2 研究の目的

現在、COVID-19 向けワクチン接種の普及により、人々の現実空間での活動は徐々に元に戻りつつあるが、新たな感染症問題が再び世界をパンデミックに巻き込む可能性はあると考えられる。また、一度大きく拡大した仮想空間での集団行動は、グローバルにそのメリットが人々に認識され、仮想空間での集団行動にまったく参加しない生活には戻れないと考えられる。COVID-19 の影響が緩和した 2022 年以降においてもバーチャルコンサートがグローバルに開催されていることがそのことを裏付けていると考える (例えば、(The Fortnite Team 2022))。仮想空間では、物理的な居場所に関係なく、世界中どこからでも人数制限されることもほとんどなく、不特定多数の人々が特定の空間を共有でき、人々は現実空間では体験できない多様性のあるインタラクションを楽しむことができる。

従って、仮想空間における集団行動は今後も継続し、発展して拡大して行くと考え。そしてこのような仮想空間での集団行動の規模の大きさと多様なインタラクティブな活動は新たな収益モデルを創造し、ポストコロナ時代そしてデジタルツイン、メタバース時代に向けて発展してゆくものと考え。そのため今後も拡大して行く仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化に関し、現状を分析し、将来に向けた示唆を得ることは意味があることである。

仮想空間の集団行動における新しい収益化手法の一つである PWYW donation は、もともと COVID-19 パンデミック以前からライブ配信系のソーシャルメディアサービスである、ソーシャルライブストリーミングサービスには導入されていた。そしてそれらの PWYW donation はパンデミックによる仮想空間での集団行動の拡大とともに同じく規模を拡大してきている(例えば、(TwitchTracker.com 2021a))。そのため、ソーシャルライブストリーミングサービスの PWYW donation モデルにおけるサービス提供者(売手)とサービス受益者(買手)の行動を分析することにより、仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化に関する将来に向けた示唆を得ることができると考える。本研究では、パンデミック以前から PWYW donation 機能を導入しており、ソーシャルライブストリーミングサービスの中で最大規模かつ同サービスで最も高いインタラクティブ性に定評がある Twitch (例えば、(Trainor-Fogleman 2022))を事例として、PWYW donation 行動を分析するものである。

1.3 リサーチクエスチョン

Twitch では COVID-19 パンデミック以前から PWYW donation 機能が導入され、その利用が定着していたが、他のソーシャルメディアを含むオンラインサービスに広く導入され始めたのは 2020 年春に始まった COVID-19 パンデミックを契機としてである。従って、オンラインサービス全体の中では PWYW donation モデル導入の歴史はまだ浅い。そのため本研究は、Twitch を事例とし、その分析から得られる PWYW donation モデルの課題を抽出し、それを元に将来へ向けた示唆を得ることを目的とする。そして先行研究から、幾つか課題の探索につながるリサーチギャップが存在する。

前述のように仮想空間での集団行動は、現実空間と比べ、集団行動を行う人の規模の大きさとインタラクションの多様性に特徴がある。

ソーシャルライブストリーミングサービスでは、サービス提供者(売手)である個人のライブ配信者のことをストリーマー(streamer)と呼び、サービス受益者(買手)のことを観戦者(viewer)と呼んでいる。また、観戦者の中にはある特定のストリーマーのフォロワーの設定を行い、そのフォロワーとなる

人もいる。さらに、毎月サブスクリプション(subscription fee)を支払い、ある特定のストリーマーのサブスクライバーとなる観戦者もいる。そしてストリーマーごとに多くの観戦者が集まり、コミュニティが構成されている。つまり、コミュニティはストリーマーの数だけ存在することになり、Twitch の場合、2022 年 8 月時点でグローバルに約 8 百万人のストリーマーがいるため、約 8 百万のコミュニティが存在していることになる (Clement 2022)。この約 8 百万の仮想空間のコミュニティで集団行動が行われ、その中で PWYW donation モデルの収益化活動が行われていると考えられる。約 8 百万のコミュニティともなれば、それぞれのコミュニティを構成する人数も大きく異なる。例えば、Twitch では概ねストリーマーのライブ配信チャンネルごとの観戦者の単位時間当たりの同時アクセス数は、数名から約十数万人規模と大きな開きがある (TwitchTracker.com 2021a)。また、フォロワー数に関しては、ある特定のストリーマーのフォロワーになる、あるいはフォロワーを止める設定がワンクリックでできてしまうため、月別のフォロワー数の増減が大きく、ストリーマーによっては 100 万人規模で増加することもあるが、数十万人規模で減少することもある (TwitchTracker.com 2021a)。

先行研究では、ストリーマーと観戦者で構成されるコミュニティの規模と、両者で行われるインタラクション、そして観戦者のコミュニティへの帰属性が PWYW donation 行動を含む観戦者のストリーマーに対するエンゲージメントに影響するとされてきた。

しかしながら規模に関し、何を基準とするかで先行研究では意見が分かれている。ソーシャルライブストリーミングサービスにおいて、ストリーマーと観戦者で構成されるコミュニティの規模を表す指標として、ストリーマーのライブ配信チャンネルの同時アクセス数とそのストリーマーのフォロワー数がある。例えば、Hamilton ら (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)は同時アクセス数をコミュニティ規模の指標としているが、Gros ら (Gross, et al. 2018)はフォロワー数を規模の指標として分析している。先行研究の多くは PWYW donation 行動だけでなく、広く観戦者のストリーマーに対するエンゲージメントを分析しているため、同時アクセス数とフォロワー数のいずれかが PWYW donation 行動の分析に適しているかが明らかになっていない。また一部をのぞいて観戦者だけもしくはストリーマーを含めてサーベイ分析を行なっているため、サービスの実際のデータに基づいて、同時アクセス数とフォロワー数のどちらがどれくらい強く PWYW donation 行動に影響するかも明らかになっていない。

また、ストリーマーと観戦者間のインタラクションの PWYW donation 行動への影響に関しても、先行研究の多くは広く PWYW donation 行動を含む観戦者のストリーマーに対するエンゲージメント

をサーベイ分析しており、かつ一部をのぞいてストリーマー側のインタラクシオン行動の分析は行われていない(例えば、(Hilvert-Bruce, et al. 2018))。そのためストリーマーと観戦者をサービス提供者とサービス受益者として、PWYW donation 行動に関する両者のインタラクシオンをサービスの実際のデータを用いて行なった分析は管見の限り見つからない。

そして先行研究の中には、観戦者による PWYW donation 行動を含むストリーマーに対するエンゲージメントを、観戦者のコミュニティへの帰属性の視点で分析しているものも多く存在する。例えば、Sjöblom らは利用と満足理論(Uses and gratifications theory, UGT)に基づき、コミュニティへの帰属願望が観戦者の特定のストリーマーのサブスクライバーになる動機付けになるとしている (Sjöblom and Hamari 2017)。しかしながら先行研究では、観戦者のコミュニティへの帰属性に基づくストリーマーに対するエンゲージメントに関し、コミュニティの特性に基づく視点で分析されていない。約 8 百万人のストリーマーがいるのであれば、それぞれのストリーマーの個性に基づいた約 8 百万の特性があるコミュニティが存在しているはずである。

以上より Twitch を事例とし、ストリーマーと観戦者の PWYW donation 行動、つまりコミュニティ活動における収益化の課題を抽出するに当たり、PWYW donation 行動へのコミュニティの規模の影響、コミュニティでのインタラクシオンの影響そしてコミュニティの特性の影響を明らかにする必要があると考える。本研究は Twitch を事例に取り、実際のサービスデータを用いて、以下のメジャーリサーチクエスチョン(MRQ)とサブシディアリーリサーチクエスチョン(SRQ)を設定して解明する。

MRQ: 仮想空間での経済支援としてのコミュニティ活動における収益化の課題は何か?

SRQ1: コミュニティの規模はどのように収益化に影響しているのか?

SRQ2: コミュニティでのインタラクシオンは収益化にどのように影響しているのか?

SRQ3: コミュニティの特性はどのように収益化に影響しているのか?

1.4 研究方法

本研究では、Twitch を事例とする仮想空間での経済支援としてのコミュニティ活動における収益化の課題を分析するに当たり、まず仮想空間の集団行動の特徴を考慮する。前述のように、仮想空間の集団行動の特徴はその参加者の規模の大きさとインタラクシオンの多様性にある。そしてストリー

マーの数だけ存在するコミュニティには、コミュニティごとの多様な特性があると考えられる。先行研究調査は、これらの特徴を網羅して行う。

まず、マーケティング分野には、サービス提供者とサービス受益者両者がインタラクションを通じて、サービス提供者が提供するサービスズ(services)の価値を共創する S-D ロジック(service dominant logic)というフレームワークがある (Vargo and Lusch 2016)。本研究は、仮想空間の集団行動の特徴であるインタラクションの多様性に注目し、S-D ロジックを全体の分析フレームワークとして採用する。そのため、先行研究レビューはまず S-D ロジック分野から行う。Twitch を含むソーシャルライブストリーミングサービス分野の先行研究は極一部を除き、観戦者のみにサーベイを行い、その行動を分析することが行われている。しかしながら、S-D ロジックではサービス提供者が提供するサービスズ(services)の価値は、サービス受益者とで共創されるとしている。であれば、サービス受益者である観戦者だけでなく、サービス提供者であるストリーマー側の行動も分析すべきであると考えられる。この点がリサーチギャップの一つである。

次いで先行研究調査は、PWYW、ソーシャルライブストリーミングサービス分野で行う。ソーシャルライブストリーミングサービス分野の先行研究は、Twitch における PWYW donation メカニズム、コミュニティ規模、PWYW donation への動機付の 3 分類で行う。

コミュニティ規模に関しては、先述の PWYW donation 行動に適した規模の指標の問題の他に、規模そのものにリサーチギャップが認められる。ソーシャルライブストリーミングサービス分野の先行研究として Hamilton ら (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)と Hilvert-Bruce ら (Hilvert-Bruce, et al. 2018)はその規模について次のように分析している。彼らは観戦者つまりバーチャル観客の参加人数が少ない方が、すなわちコミュニティ規模が小さい方が、サービス提供者つまりライブ配信者とより豊かなインタラクションを行えるため、ライブ配信者へのエンゲージメントが高いとしている。しかし一方で、コミュニティ活動のコンサルタントからは、ソーシャルデンシティ(social density)という概念を持ち出し、コミュニティ活動には適度な、つまりある程度高いソーシャルデンシティが必要であるとしている (Millington 2011)。ソーシャルデンシティとは、特定の空間における人の密度を指す。そのため先行研究との間にソーシャルデンシティに関連してリサーチギャップが認められるため、コミュニティ規模に関し、ソーシャルデンシティについてレビューを行う。

そして先述のように観戦者による PWYW donation 行動への動機付を含むストリーマーへのエンゲージメント分析に、ソーシャルライブストリーミングサービス分野で長く「利用と満足理論」が使われてきているので(例えば、(Sjöblom and Hamari 2017))、「利用と満足理論」に関連してレビューを

行う。コミュニティによっては PWYW donation 行動を「利用と満足理論」で十分に説明できると考えられるが、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティには多様性があることが想定される。コミュニティの特性はストリーマーの個性によるところが大きく、その個性に価値を見出す観戦者が集うと考えられるため、観戦者による PWYW donation 行動への動機付を含むストリーマーへのエンゲージメント分析にはコミュニティの特性の考慮が必要であると考えられる。この点もリサーチギャップの一つである。

以上の先行研究調査を行った後、リサーチクエションを分析するために、リサーチデザインの説明と仮説設定を行う。リサーチデザインでは、本研究で使用する Twitch のデータと仮説設定の前提となる点を説明する。本研究では、ソーシャルライブストリーミングサービスの統計データを提供しているウェブサイトの各種ログデータを用いる。これは、様々なサービス間で共通項目として提供されているログデータを使用すれば、将来的に異なるサービス間、あるいは異なるエリアのサービス間で比較分析ができるため、その点を考慮したためである。また、この種の統計データウェブサイトでは、観戦者側のデータだけでなく、ストリーマー側のデータも提供しており、ストリーマーと観戦者双方のデータを使った分析が可能であるためである。先行研究は極一部を除き、観戦者のみサーベイを行っているが、本研究は実際のサービスのログデータを使い、サービス提供者とサービス受益者双方の PWYW donation に関する行動分析を行い、仮説を検証する。

より具体的には、TwitchTracker.com (TwitchTracker.com 2021a)で公開されている Twitch のランキング上位のストリーマーに注目し、そのストリーマーの配信チャンネルから PWYW donation 行動に関連するログデータを収集する。

そして仮説設定の後、前述のデータを用いて、重回帰分析及びクラスター分析を行い、仮説検証を行う。その後、分析結果を元に考察を行い、リサーチクエションへの回答、理論的含意と実務的含意を示す。

1.5 論文の構成

序論の後、先述のように以下の先行研究調査を行う。

- S-D ロジックと価値共創
- Pay-what-you-want (PWYW)
- Twitch における PWYW donation メカニズム

- ソーシャルデンシティ(social density)
- 利用と満足理論

その後、リサーチデザインの説明、仮説設定を行い、次いで本研究の分析方法、分析結果と仮説検証、そして考察、リサーチクエスチョンへの回答と結論の構成となっている。

リサーチクエスチョンへの回答と結論で、それぞれのリサーチクエスチョンへの回答、本研究の結論、理論的含意、実務的含意、本研究の限界を示す。

また、本研究で行った重回帰分析とクラスター分析に関し、データの例、使用したツールでの計算法の概要、スクリプト等を付録に示す。

尚、本論文では、引用文献中、英語で頻繁に出てくる用語中、日本語でまだ一般化していないと思われる用語を下記のように定義して使用する。

- **Streamer**: ストリーマー(ライブ配信する人)
- **Viewer**: 観戦者(ライブ配信を視聴する人。能動的に行動するため視聴者ではなく、観戦者にした)

また、以下の英語は直訳すると誤解を招く可能性あるため、英語をそのまま使用する。

- **Donation、PWYW donation**: donation を「寄付」と訳すと慈善事業のためと誤解を招くと考えられる。
- **Co-streaming**: ストリーマーではない他者のライブ配信にコメンテーターとして参加し、そのライブ配信に解説を加えて合わせてライブ配信すること。
- **Subscription gifting**: ある観戦者からある観戦者に、ある特定のストリーマーの配信チャンネルを視聴するためのサブスクリプションを、Twitch に実装されている簡易な機能により贈ること。サブスクリプション費はストリーマーの収益となる。本研究では、'subscription gifting' を PWYW donation 行動と定義している。
- **Gifted subscription**: ある観戦者からある観戦者に Twitch の subscription gifting 機能により、贈られたサブスクリプションのこと。引用文献では頻繁に、'subscription gifting' と 'gifted

subscription'が出てくるが、前者は観戦者による行為を指し、後者は観戦者による PWYW donation 行動として贈られたサブスクリプションを指す。本研究では、この数値を PWYW donation 行動の指標としている。

- Partner: Twitch でライブ配信しているストリーマーのうち、観戦者から PWYW donation を贈られる権利を持つストリーマー

そして、Twitter のサービス名は 2023 年 7 月から X に切り替えられたが、本論文の多くの引用文献では旧サービス名の Twitter のままであるため、本論文でも旧サービス名の Twitter を使用した。

最後に実際のサービスデータから抽出したデータの表記は、オリジナルの英語表記とする。

2 先行研究調査

2.1 S-D ロジックと価値共創

S-D ロジック (service-dominant logic)は、Vargo と Lusch により提唱された”goods”と”services”を区別することなく”service”として包括的に捉え、企業が顧客とともに価値共創としたマーケティング領域に大きなインパクトを与えたフレームワークである (Vargo and Lusch 2004)。そして企業は価値提案だけを行い、価値は顧客により定義されるとしている。Vargo と Lusch による価値共創に関する S-D ロジックのナラナティブとプロセス(“the narrative and process of S-D logic”)では、アクターは、入れ子状に合わさったサービス・エコシステム内において資源統合とサービス交換に関与することで価値を共創する、としている (Vargo and Lusch 2016)。資源には、オペラント資源(例えば製品)とオペラント資源(例えば知識、スキル)がある。また、Vargo と Lusch はこの S-D ロジックのナラナティブとプロセスを発表した論文で、”In particular, value cocreation is represented by the reciprocity of exchange”と述べている。ここで” reciprocity of exchange”は、交換の相互依存と考えることができる。

S-D ロジックは、11 の基本的前提に基づいており、これらは更新され続けている。本研究では、この中で FP (foundational premise) 6 と 10 を中心に取り上げる。

FP6 は当初、”The customer is always the co-producer.”とされていた (Vargo and Lusch 2004)。そして FP6 は” The customer is always a co-creator of value.”と更新された (Vargo and Lusch 2006)。この時、価値は企業と顧客との共創とインタラクションにより作られるとしている。しかし、この更新には他の研究者から価値共創のインタラクティブな性質が明示的に示されていないと指摘を受けることになる (Lusch and Vargo 2006)。そのため Vargo と Lusch は、FP6 は価値共創が”interactional”であることを暗示的に含んでいると言及した (Vargo and Lusch 2008)。その後 Vargo と Lusch は、FP6 を”Value is cocreated by multiple actors, always including the beneficiary.”と更新した (Vargo and Lusch 2016)。この時、Vargo と Lusch はこの FP6 に関連して、他の研究者達が価値共創は提供者(provider)と受益者(beneficiary)との間で直接かつ個人的なインタラクションが存在する状況下で行われるとした議論に触れている。Vargo と Lusch はこの議論に関して 2 者間で価値共創が行われるのではなく、複数の行為者によって価値共創が行われると反論している。また、インタラクションに関し、Vargo と Lusch はインタラクションは”face-to-face”に限られるのではなく仮想世界でも行われるとし、Merriam

Webstar を参照してインタラクションは、”mutual, or reciprocal action or influence”を意味すると言及している (Vargo and Lusch 2016)。これらより、仮想空間を含んだ世界でのエコシステムにおいて、複数の行為者間のインタラクションつまり、”reciprocal action”、リソースの統合そしてサービス交換を通して、価値共創が行われ、そして価値共創は、交換の相互依存(“reciprocity of exchange”)で表されることができると考えることができる。

また Vargo と Lusch は FP10 で、”Value is always uniquely and phenomenologically determined by the beneficiary.”と言及している。これは価値は、受益者が置かれている文脈に依存して決定されることを意味している。

S-D ロジックをゲームプレイが中心のソーシャルライブストリーミングサービスに適用して分析した先行研究は、管見の限り、存在しない。だが、スポーツ中継で Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスを利用した特別な事例と、ソーシャルライブストリーミングサービスと親和性が強いオンラインゲームの事例に S-D ロジックを適用した先行研究は、限定的ではあるが存在する。

Qian は、Twitch が選ばれたストリーマーによる co-streaming 方式で、Thursday Night Football(TNF) をライブ配信した際、その放送の観戦者に対してサーベイを行い、co-streamer と観戦者との間の価値共創活動を S-D ロジックを用いて分析している (Qian 2022)。Co-streaming とはストリーマー自身ではなく、サービスプラットフォーム等がライブ配信するコンテンツにストリーマーがコメントを加えながらライブ配信することである。分析の結果、co-streaming しているストリーマーと TNF の適合性と、観戦者による仮想的なインタラクション(virtual interactions)が、その co-streaming されている TNF を継続して視聴することに大きく影響し、TNF の co-streaming という新しいスポーツライブ配信フォーマットを価値共創していることを明らかにしている。’Virtual interactions’は、観戦者による口頭によるもの(例えば音声、言葉)と口頭でないもの(例えばチャット、PWYW donation) によるやりとりを意味する。Qian は、TNF に関する”expertise”と、観戦者を co-streaming サービスに誘導する”relationships”を S-D ロジックのオペラント資源としている。

Hussain らはオンラインビデオゲームをサービスとして捉え、フリーミアムゲームサービス (freemium gaming services)に対するプレミアゲームサービス(premium gaming services)において、顧客(ゲームプレイヤー)とサービス提供者(ゲーム会社)との間の価値共創活動を S-D ロジックに基づいて分析している (Hussain, et al. 2022)。プレミアゲームサービスとは、基本的なゲームプレイはフリーミアムゲームサービスとして無償でプレイすることが可能だが、より高い戦闘力のような機能を要望する場合は別途、課金されるようなサービスを指す。Hussain らはマレーシアの首都であるクアラ

ルンプール市内にある eSports センター等でプレミアゲームサービスユーザーに対し、サーベイとインタビューを行っている。その結果、サービス提供者と顧客との間の、プレミアゲームサービスの機能改善、向上等に関するインタラクションにより、顧客はサービス提供者から提供される同サービスの高機能性の価値と課金される点に満足して、同サービスを利用していることを明らかにしている。つまりプレミアゲームサービスの利用により、ゲームの高機能化と収益化が行われ、両者によるサービスの価値共創が行われているとしている。Hussain らはゲーム会社とゲームプレイヤーがプレミアゲームサービスの機能についてインタラクションできる共創フレームワーク (co-creation framework) がこの事例の S-D ロジックのオペラント資源であるとしている。また、このプレミアゲームサービスに関する価値共創は、顧客が継続してサービスを利用することにつながることを明らかにしている。

しかしながら以上の先行研究では、受益者側だけへのサーベイとインタビューのため、他の行為者であるサービス提供者 (co-streamer、ゲーム会社) の行動分析が欠けていると考える。この点がリサーチギャップであると考えられる。

本研究では Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスを事例として使用し、受益者であるサービス受益者つまり観戦者だけでなく、他の行為者であるライブ配信を行う個人のサービスプロバイダーつまりストリーマーを考慮する。そして S-D ロジックを適用して、観戦者と、ストリーマーとの間でサービスの価値共創が行われていることを統計分析により明らかにする。

2.2 Pay-what-you-want (PWYW)

PWYW は、買手が売手から提供されるサービスもしくは商品进行评估し、購入価格を決定する価格決定メカニズムである。買手がサービスもしくは商品の価値を高く評価すれば、推奨価格よりも高く販売することが可能である。売手はより高く評価され、より高い価格で売れるようにサービスもしくは商品の質的向上を目指して努力に励む。そして結果的にサービスもしくは商品の質的向上を達成すると考えられている。

PWYW はまず、現実空間におけるレストランでの食事等で導入された。その後、PWYW は仮想空間でのサービスに拡張され、オンラインのミュージックダウンロードサービス等から導入されてきた。そしてソーシャルライブストリーミングサービス等の物販の販売を伴わないオンラインサービスにも導入された。

2010年頃から現実空間でのPWYWに関する多くの研究が行われ、レストランのランチ、カフェでのドリンク、映画館のチケット販売等に関する分析が行われた。Kimら (Kim, Natter and Spann 2009) と Gneezyら (Gneezy, Gneezy and Nelson, et al. 2010) (Gneezy, Gneezy and Riener, et al. 2012) はサーベイにより、レストランでの支払いと遊園地の土産写真販売等に関する現実空間でのPWYW行動の決定要因を明らかにした。これらの事例分析により現実空間でのPWYW行動の重要な決定要因は、買手の売手に対する'Loyalty'と'Altruism'、そして買手が売手から得られる'Satisfaction'であるとした。

売手と買手の関係に関する研究は非常に限定的であるが、Kimらは先の研究 (Kim, Natter and Spann 2009)においてレストランでのフィールドスタディにより、売手と買手の個人的なやりとり("personal interaction")がPWYWサービスの適用をサポートしていることを発見している。そしてKimらは現実空間のPWYWと、仮想空間のデジタルアルバム等のオンライン販売を含むより広い範囲の事例でPWYWサービスのオンラインサーベイを後に行っている (Kim, Kaufmann and Stegemann 2013)。この研究により、Kimらは売手と買手の'social distance'が減る("decreasing social distance")と買手により支払われるPWYWの金額が増えることを発見している。ここでいう'social distance'は、COVID-19により広く認知された物理的な人と人の距離の意味ではなく、人と人との心理面を含む隔たりを示している。つまり、売手と買手との間の隔たりが減ると買手によるPWYWの金額が増えることを意味し、Kimらは先の研究の売手と買手の個人的なやりとり("personal interaction")をさらに進めた結論に至っている。

それで仮想空間のみで行われるPWYWに関する研究は非常に限定的である。RegnerはPWYW方式のデジタルアルバムダウンロードサービスの顧客に対してオンラインサーベイを行っている (Regner 2015)。アルバムダウンロードサービスであるため、ソーシャルライブストリーミングサービスのようなサービス提供者(売手)と顧客(買手)のリアルタイムなインタラクション機能は存在しない。しかし、購入者が購入前に音楽を聴くことができる試聴機能など、いくつかのインタラクティブな機能が存在していた。その結果、購入者は試聴など、売り手が提供するこれらのインタラクティブ機能を評価しており、Regnerは売手と買手の相互依存("reciprocity")がPWYWの大きなドライバーであるとしている。

また、仮想空間でのPWYW donationに関する先行研究はさらに限定的であるが、Wanらは中国のビデオベースソーシャルメディアのYY.comを事例としてPWYW donation行動を分析している (Wan, et al. 2017)。Wanらは観戦者(買手)からコンテンツクリエイター(売手)への'attachment'がdonationを促し、さらに'attachment'を促進しているのは買手と売手のインタラクションであるとし

ている。しかしながら、Wan らの分析はオンラインサーベイのみで行われており、実際のサービスデータは用いられていない。

以上の PWYW に関する先行研究は、仮想空間での研究は限定的であり、かつサーベイのみで分析されたものである。そして PWYW モデルに関し、売手と買手とのインタラクションと相互依存 (“reciprocity”) のような両者の関係が重要であるとされている。本研究は実際のサービスの売手と買手双方のデータを用いて、売手と買手の関係をより深く分析するものである。

2.3 Twitch における PWYW donation メカニズム

Twitch はグローバルに最大規模かつ先端的なソーシャルライブストリーミングサービスである。Twitch はストリーマーのライブ配信を低遅延で観戦者に提供し、ストリーマーと観戦者との間で高いインタラクションを行えるチャットと 'Emote' と呼ばれるアイコン投稿機能等をサポートしている。

Twitch は COVID-19 パンデミック以前より観戦者からストリーマーに donation を贈れるメカニズムを標準でサポートしている。Twitch は GDQ のような慈善事業としての donation 活動も行っているが (Games Done Quick 2021)、本研究で取り上げる donation はあくまで観戦者がストリーマーを応援するために贈る金銭のことを指す。

Twitch における各ストリーマーのサービス画面は、ライブストリーミング画面、チャットウィンドウ、各種情報を表示する情報パネルの 3 つに大別される。ライブストリーミング画面は、ストリーマーがゲームプレイやその他のコンテンツを配信するための最も大きな部分を占め、そのストリーミング画面の一部として、ストリーマーの上半身のカメラ映像が重ねて配信される。チャットウィンドウは、チャット投稿部と表示部に分かれている。表示部では、投稿が続くとチャットメッセージが上方に流れて行く。情報パネルには、ストリーマーのプロフィールや現在の観戦者の同時アクセス数などが表示される。そのパネルでは、同時アクセス数はリアルタイムで更新されるが、フォロワー数は更新に 24 から 48 時間掛かる (Twitch Support 2021)。

Twitch では、ユーザーである観戦者は無料で基本アカウントを作成することができるが、無料ユーザーには広告が表示され、有料アカウント限定のさまざまな特典を利用することができない。観戦者が広告なしで特定のストリーマーの配信を見たい場合は、そのストリーマーのチャンネルのサブスクリプションを支払うか、サブスクリプションをプレゼントされる必要がある。サブスクリプシ

ョン契約は3段階ある。月額 US\$4.99 の Tier 1、月額 US\$9.99 の Tier 2、月額 US\$24.99 の Tier 3 である。

Twitch の donation メカニズムは投げ銭である Bits と、ある特定のストリーマーのサブスクリプションをまだサブスクライバーになっていない観戦者に贈る subscription gifting の組み合わせとなっている。一見、これらは PWYW とは見えないかもしれないが、いずれも上限がなく、繰り返し行うことが可能であるため、PWYW donation と考えることができる。Bits も贈られたサブスクリプションも、ストリーマーとプラットフォームである Twitch との間で金額的に按分される。

Subscription gifting の流れを図 1 に示す。まず観戦者 B がストリーマー A のサブスクリプションを買い、ストリーマー A のサブスクライバーになっていない観戦者 C に subscription gifting 機能で贈る。観戦者 C は subscription gifting 機能で贈られたサブスクリプションを受け取り、ストリーマー A のサブスクライバーとなる。

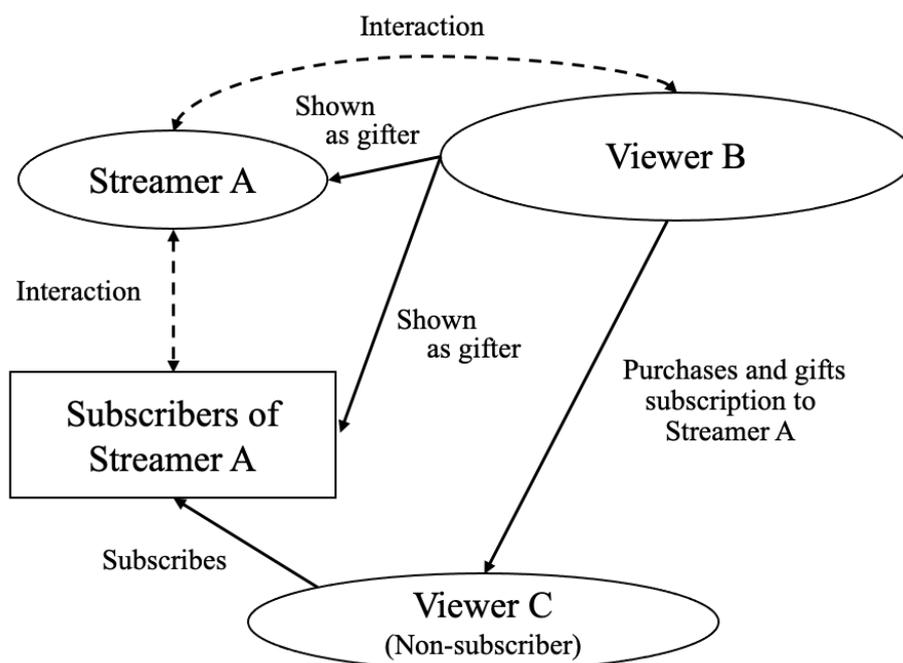


図 1: Subscription gifting の流れ

前述の通り、Twitch の PWYW donation は、Bits と subscription gifting の組み合わせになっている。subscription gifting は将来の加入者を増やすものであり、ストリーマーは将来的にサブスクリプションと Bits の両方の増加を期待することができる。パンデミック以降、ストリーマーは観戦者からの一回限りの投げ銭よりも、subscription gifting を好む傾向がある(例えば (McIntyre 2021))。また、スト

リーマーがよく行うサブソン(Subathon)によって、subscription gifting が注目されるようになった。サブソンとは、サブスクライバーとマラソンを組み合わせた造語で、サブスクライバーが増えるたびに、ストリーマーは配信時間を 10 分程度延長し、観戦者とのインタラクティブ時間を増やすことを意味する (Lorenz 2021)。つまり、観戦者の中の誰かが subscription gifting を行うことで、ストリーマーの配信時間を意図的に増やすことができる。従って、ストリーマーは PWYW donation として単発の Bits よりも subscription gifting を期待していると考えられるので、本研究では PWYW donation の事例として subscription gifting を取り上げる。

尚、Twitch のサブスクリプションには前述のように 3 つの Tier が存在するが、基本的に subscription gifting では月額 US\$ 4.99 のものが 5 個とか 10 個とかまとめて贈られることが多いため、本研究では金額ベースではなく、subscription gifting の個数ベースで分析を行う。

2.4 ソーシャルデンシティ (social density)

ソーシャルデンシティとは、ある特定の空間における人の密度を指す。ソーシャルデンシティに関わる研究は、Goffman の社会学分野での研究が 1970 年代から行われており (例えば、(Goffman 1974) (Goffman 1971))、その後、2010 年頃から人を使った実験が行われてきている。

Levav と Zhu (Levav and Zhu 2009)は、現実空間の人々を対象とした様々な実験を行い、人々はソーシャルデンシティが高い状況に置かれると、通常とは異なる選択を行う傾向があることを明らかにした。例えば人は、人が密集している状態に置かれると、つまりソーシャルデンシティが高い状態では、より多くの種類のスナックやマイナーなブランドを選択する傾向がある。また、スーパーマーケットが混雑していると、顧客はより幅広いジャンルの商品を選ぶ傾向がある。その結果、スーパーマーケットでは混雑時間帯により多くの種類の商品を販売できることになる。Xu ら (Xu, Shen and Wyer Jr. 2012)は、ソーシャルデンシティの動的な変化、例えば、人の急激な移動によってソーシャルデンシティが大きく変化する場合について実験を行って分析し、ソーシャルデンシティの研究を深化させた。その結果、人はソーシャルデンシティが低いときには主流派の商品を選ぶが、人が急激に増えると、つまり急にソーシャルデンシティが高くなると、個性的な商品を選ぶ傾向があることを明らかにした。これらの行動は、ソーシャルデンシティが高くなると自分の個性あるいは自己の存在が脅かされると感じ、他人とは異なる選択肢を選ぶことで自己主張する傾向があることを示している。

O'Guinn ら (O'Guinn , Tanner and Maeng 2015)は、ソーシャルデンシティが人々の利益の予測や靴などの製品の価格の評価に影響を与えることを明らかにした。例えば、ソーシャルデンシティが高い場合、製品の価格の評価は低くなり、つまり価格の金額を安く感じ、人々がお金を使うことへの障壁が低くなる。さらに、Maeng and Tanner (Maeng and Tanner 2013)は、ソーシャルデンシティが高い場合、人々は物事をより単純かつ具体的に解釈する傾向があることを明らかにした。以上の 2 つの研究から、ソーシャルデンシティが高いほど意思決定の閾値が低くなると結論づけることができる。

ソーシャルライブストリーミングサービスの場合、ソーシャルデンシティが高い場合とは、あるストリーマーのライブ配信に対する観戦者の同時アクセス数が高い場合だと考えることができる。このような場合、ソーシャルデンシティの概念によれば観戦者は例えば、以下の行動を取りやすくなると考えられる。観戦者は自分のお気に入りのストリーマーに対して目立って他の観戦者に差をつけるために、あるいは自身の存在を示すために、**donation** をはじめとする様々な行動を取る。また、観戦者による **donation** 行動の場合、**donation** の金額の評価が低くなり、つまり金額を安く感じ、**donation** を行う動機付けが高まると考えられる。

Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスでは観戦者は、仮想空間におけるソーシャルデンシティの変化や高まりを、以下のようにして感知することができる。

- ライブチャットのスピードから: 同時アクセス数が増加すると、投稿したメッセージもしくは'Emote'が表示されるとすぐに流されてしまうことが増える。そのためチャットウィンドウをスクロールバックしないと、メッセージ等が正常に投稿されたかどうかを視覚的に確認することが困難になる。
- 観戦者の存在感のなさから: 観戦者の投稿が流されて見えなくなると、チャンネル上で自分の存在を主張することができなくなる。観戦者は、自分の存在が常に脅かされているように感じる。
- 観戦者を認識してもらえないことから: 観戦者は、気に入ったストリーマーに認識してもらえないことが多くなる。観戦者は他の観戦者よりストリーマーに対して目立つことを目指すが、前述したように投稿の流れの動きが早く、チャットウィンドウから消えてしまうと、目立つことができなくなる。

Hamilton et al.ら (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)と Hilvert-Bruce ら (Hilvert-Bruce, et al. 2018)は、チャットウィンドウが込み合わない、規模の小さいコミュニティの方がストリーマーに対するより強い観戦者からのエンゲージメントを実現できるとしている。Hilvert-Bruce らは特にお互いを

by name で呼び合うような豊かなインタラクション(“richer social interaction”)ができる環境を提言している。そして、同時アクセス数が大きく、チャットウィンドウへの投稿が多過ぎて、投稿の流れが早い場合、すなわちインタラクションレベルが高い場合、十分なインタラクション(“social interaction”)を実現できないとしている。Hilvert-Bruce らはこのようなチャットウィンドウの状況を“fast moving chat rooms”と表現している。しかしながら、豊かなインタラクションの確立と PWYW donation 行動の促進とは必ずしもつながらないことが考えられる。Hilvert-Bruce らのようなオンラインサーベイではなく、実際のサービスデータを用いた Yu ら (Yu, et al. 2018)の分析では異なる結果になっているからである。Yu et al.らは観戦者のインタラクションレベルが高いコミュニティにおいて必ずギフトギビング(gift-giving)つまり PWYW donation が多く行われているとしている。この高いインタラクションレベルでの PWYW donation 行動はリサーチギャップとなる。

以上より、本研究では観戦者の同時アクセス数が高いとき、ソーシャルデンシティが高いと考え、同時アクセス数をソーシャルデンシティの指標と設定し、分析を行う。

2.5 利用と満足理論

利用と満足理論(Uses and gratifications theory, UGT)は、人々が生活のなかでメディアをどのように利用し、そこからどのような満足を得ているかと言う視点から、メディアの効果を分析する理論である。もともとは、1940年代にアメリカで聴取者に対するラジオの社会的影響を分析するために使用されたが、最近ではソーシャルメディア、オンラインゲーム、ソーシャルライブストリーミングサービスそして over-the-top video streaming services 分野での分析でも用いられている(例えば、(Menon 2022))。UGT による分析では当初、Katz らにより作られ (Katz, Gurevitch and Haas 1973)、その後、West らに更新されたスキームである“needs gratified by the media”がしばしば使用される (West and Turner 2010)。それらは5つの“need type”である“cognitive, affective, personal integrative, social integrative, and tension release”に分類される。

本研究で事例としている Twitch を同じく事例として使用し、UGT を適用して分析した先行研究がいくつか存在する。Sjöblom らは上記の5つの“need types”を5つの動機付けとして、Twitch ユーザーのサーベイを行い、4つの「利用」について分析を行なっている (Sjöblom and Hamari 2017)。4つの「利用」とは Twitch を視聴する時間、あるストリーマーの配信を見る時間、あるストリーマーのフォロワーになること、そしてサブスクリプションである。分析の結果、あるストリーマーの配

信を視聴することと、”tension release, social integrative, and affective motivations”とはポジティブに関連していることを明らかにしている。また、”social integrative motivations”(社会的な統合的動機付け)が、あるストリーマーのサブスクライバーになることへの主な先行指標であることも明らかにしている。Hilvert-Bruce らも UGT に基づき、Twitch ユーザーのサーベイを行い、ライブ配信視聴に関する観戦者のエンゲージメントを分析している (Hilvert-Bruce, et al. 2018)。その際、8つのエンゲージメントに対する動機付けを設定し、そのうち6つがエンゲージメントをサポートしていることを明らかにしている。その6つの動機付けとは、”social interaction, sense of community, meeting new people, entertainment, information seeking, and a lack of external support”である。特に彼らはサブスクライバーになることと donation を行う動機付けとしては”social interaction”と”a sense of community”が大きいとしている。サブスクライバーになることと donation を行うことは必ずしも同じとは言えないが、親和性はあると考えられる。そのため、Sjöblom らと Hilvert-Bruce らとの分析で共通していると考えられるのはそのコミュニティへの帰属願望が donation を行う動機付けになっていると考えられる。また、Hilvert-Bruce らはマスメディアと比較し、ソーシャルライブストリーミングサービスではエンゲージメントに対する動機付けとして強い”social and community basis”を持っているとしている。

以上のソーシャルライブストリーミングサービス分野でUGTを用いた先行研究では、それぞれの、一つ一つのコミュニティの特性が考慮されていない。本研究では Twitch におけるストリーマーに対する観戦者の PWYW donation 行動を S-D ロジックのフレームワークを用いて分析するが、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティの特性には多様性があると仮定し、その特性と PWYW donation 行動の関係を考慮する。本研究ではコミュニティの特性により、PWYW donation 行動の動機付けとしてソーシャルデンシティの概念と UGT を使い分けて分析する。

3. リサーチデザインと仮説設定

3.1. ソーシャルライブストリーミングサービスの統計データサイト

様々なソーシャルライブストリーミングサービスの統計データを提供するウェブサイトが多数存在する。Twitchのような特定のサービスのみのログデータを提供しているサイトもあるが、StreamsCharts.comのように (StreamsCharts.com 2023)、グローバルに、あるいは韓国や東南アジアなど特定の地域の複数のサービスのデータを提供しているサイトもある。これらの統計データサイトは、それぞれのサービスの開発者プログラムに参加し、特別な API を使ってサービスからデータを抽出している(例えば、(Twitch 2023))。統計データサイトには、数値データを表形式で示すものもあれば、特定のポイントを選択するとデータが数値で表示されるグラフ形式のものがある。Twitch の統計データを提供している主なウェブサイトを表 1 に示す。これらのウェブサイトの統計データは、特定のストリーマーに関するファン活動、各種メディア記事、データドリブンマーケティング、学術論文、その他の用途に使用されている(例えば、(Starcraft on Reddit 2021) (BetMGM 2023) (Dean 2023) (Pollack, et al. 2021))。

表 1: Twitch の各種データを提供する主なウェブサイト

Name of statistics site	Paid or free access	Services for which data are provided	Data display method
TwitchTracker.com	Free (subjected to advertisement)	Only Twitch	mainly numerically, by table
TwitchStats.com	Free (subjected to advertisement)	Only Twitch	Graphically, partially numerically
TwitchMetrics.net	Paid (limited free access)	Only Twitch	Numerically, graphically
StreamsCharts.com	Paid (limited free access)	Various ones such as Twitch, YouTube, AfreecaTV (Mainly, Korea) and BIGO LIVE (Mainly, Southeast Asia)	Numerically, graphically

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 5 から引用)

表 1 に示したサイトでは、各ストリーマーに共通するデータ項目として、ストリーマーのチャンネルへの観戦者の平均同時アクセス数、ストリーマーの放送時間、ストリーマーへのフォロワー数、観戦者からの PWYW donation 等の主要なログデータを、有償もしくは無償アクセスの違いはあるが、基本的に各月ごとに提供している。これらのサイトが提供する共通項目のデータを使ってストリーマーや観戦者の行動を分析できれば、異なるサービス間、あるいは韓国や東南アジアに特化したサービスとヨーロッパや北米に特化したサービスとの比較分析が可能になる。本研究では、

将来的に異なるサービスや異なるサービスエリアにおけるライブストリーミングサービスのストリーマーと観戦者の PWYW donation 行動を比較分析することを考慮し、統計データサイトから提供されているデータを用いて、ライブストリーミングサービスのストリーマーと観戦者の PWYW donation 行動分析を行う。

TwitchTracker.com は、無償アクセスで数値データを表にして提供しているため、学術論文で頻りに利用されている（例えば、(Chae and Lee 2022) (Lamerichs 2021)）。本研究では、TwitchTracker.com が提供する、各ストリーマーの各月ごとの平均同時アクセス数、放送時間、フォロワー数および subscription gifting 機能により贈られたサブスクリプション数(gifted subscription count)を用いる。

3.2. コミュニティでのストリーマーと観戦者のインタラクション

ストリーマーと観戦者のインタラクションは、ストリーマーがゲームプレイのライブ配信を行い、観戦者がその配信に感動してチャットウィンドウにテキストでストリーマーへの応援メッセージを投稿することに限られているわけではない。両者は様々な方法でインタラクションできるため、Hamilton らは Twitch のことを”live mixed media”と表現している (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)。観戦者からストリーマーへ通常行われるインタラクションの方法は、テキストの応援メッセージもしくは Twitch では’Emote’と呼ばれるアイコンをチャットウィンドウに投稿することである。これらは組み合わせて、かつ何度も繰り返し行うことができる。ストリーマーによってはサブスクライバー向けに音声通話アプリ Discord のサーバーを運営して、サブスクライバーとは音声コミュニケーションできることがあるが、すべてのストリーマーが Discord サーバーを運営しているわけではなく一般的ではない。’Emote’は標準で様々なデザインのもので Twitch から用意されている。さらにお気に入りのストリーマーのサブスクライバーになるとそのストリーマー専用の’Emote’を使用できる。そして観戦者からストリーマーへの究極のインタラクションの方法が PWYW donation となる。この PWYW donation もチャットウィンドウを通じて行う。

しかしながら、観戦者からストリーマーへのインタラクション手法はチャットウィンドウを通じたものに限られるため、観戦者の同時アクセス数が増えてくると、テキストメッセージと’Emote’の投稿もしくは PWYW donation を実行してもチャットウィンドウの中ですぐに流れて視覚的に確認するのが難しくなる(例えば Hamilton, Garretson and Kerne 2014)。Twitch のストリーマーと観戦者の談話

分析を行った Recktenwald は、観戦者の同時アクセス数が多いとチャット投稿は短いメッセージになるとしている (Recktenwald 2017)。これはチャットウィンドウの中でメッセージがどんどん流れて行ってしまったため、必然的に短いメッセージを投稿することになっているからと考えられる。つまり、お気に入りのストリーマーのライブ配信チャンネルへの観戦者の同時アクセス数が増えるとチャットウィンドウを通じたインタラクションは競争的になるわけである。この競争的なインタラクションの状況下で、短いメッセージもしくは限られた 'Emote' でストリーマーを応援するとかその時の感情を表すことには、それなりのインタラクション手法に関する知識とスキルが必要である。また、観戦者同士で連携して投稿を行うことも考えられ、観戦者は如何にストリーマーに対して効果的に PWYW donation を実施するか考える必要がある。

しかし、インタラクションが競争的になるということはそれだけ活発にインタラクションが行われていることを意味する。インタラクションが競争的であるため、観戦者は PWYW donation を含めた前述の様々な手法を活用してインタラクションしていると考えられる。従って、インタラクションを競争的にする観戦者の同時アクセス数は、ストリーマーに対する観戦者のインタラクションの指標として考えることができる。また、観戦者の同時アクセス数が大きいと、インタラクションが競争的であるため、観戦者の努力を表しているとも言える。

ストリーマーによるライブ配信はゲームプレイに限らず、通常、ライブ配信中のストリーマー自身の上半身をカメラで撮影した映像もライブ配信される。つまり、ストリーマーの表情の動き、上半身を使ったジェスチャー等もライブ配信されるわけである。そのためストリーマーは表情の変化で観戦者のテキストメッセージ、'Emote' への反応を返すこともできる。また、ストリーマーは通常、ゲームプレイに忙しいため、チャットを投稿する余裕がないことが多く、そのため音声により観戦者とインタラクションすることが多く行われている。Twitch のストリーマーと観戦者の談話分析を行った Recktenwald は、ストリーマーは音声でインタラクションできるため観戦者に対して詳しく話すこともあるが、ゲームプレイ等で忙しい時は短い発声で終わることもあるとしている (Recktenwald 2017)。さらに、ストリーマーが 8 時間とか 12 時間とか非常に長い時間、ライブ配信する場合、通常、複数のゲームをプレイする。そしてプレイするゲームを変更する際、ストリーマーによってはダンスを披露したり、愛用しているグッズを紹介したりとか、ストリーマー自身の個性とか多面性をアピールするインタラクションを付加的に行うこともある。そして、ゲームプレイが一段落した時、ストリーマーは音声で、観戦者はチャット投稿でしばらく雑談形式でインタラクションすることもよく行われている。従って、ストリーマーによるサービスは、単純にゲームプレイをライブ配信する

だけでなく、ストリーマーの持つ前述のような様々な手法を活用してインタラクティブしていることになる。そのためストリーマーには、様々な手法を活用してインタラクティブするための知識とスキルが必要である。

ストリーマーは、様々な手法を活用してライブ配信するため、観戦者とは多面的にインタラクティブしていることになる。そのためストリーマーの観戦者に対するインタラクティブの指標としてサービスデータから得られるものに各ストリーマーによる放送時間(hours streamed)がある。ストリーマーは純粋なゲームプレイのライブ配信以外に多面的に観戦者とインタラクティブするため必然的に放送時間が長くなることがある。また、サブソンによりストリーマーの放送時間が長くなることもある。これらから、多面的な観戦者とのインタラクティブが多いと放送時間が長いことになる。また、放送時間が長いことはストリーマーのサービスへ向けた努力を表しているとも言える。

ここで、以上のことを S-D ロジックのフレームワークで整理する。観戦者とストリーマーが共に知識とスキルを必要とする様々な手法でインタラクティブつまり”reciprocal action”を行い、ストリーマーのサービスの価値共創が行われていると仮定すると、観戦者とストリーマーのオペラント資源は、様々な手法でインタラクティブを行うための知識とスキルと定義できる。そして両者のオペラント資源が、インタラクティブフレームワーク(interaction framework)として統合され、このフレームワークの中で活発なインタラクティブが行われ、PWYW donations を含む観戦者からの応援がストリーマーのサービスを質的に向上させていると考えられる。このフレームワークの中で行われる観戦者からの PWYW donations を含むインタラクティブ、ストリーマーからのゲームプレイその他の多面的なライブ配信によるインタラクティブが、S-D ロジックでいう”service exchange”(サービス交換)となる。

本項では、ストリーマーと観戦者それぞれがインタラクティブのための努力をしており、S-D ロジックフレームワーク的には、両者それぞれのインタラクティブのための知識とスキルがオペラント資源であり、それらがインタラクティブフレームワークとして統合され、その中でサービス交換が行われると述べてきた。次項では、ストリーマーと観戦者それぞれの努力を表す指標を含めた 4 つの指標の定義について述べる。

尚、筆者は上記の S-D ロジックを分析フレームワークとし、ストリーマーと観戦者それぞれの努力を表す指標を定義して統計分析を行う前に、前述の Recktenwald が行ったような談話分析を用いてストリーマーと観戦者のインタラクティブの分析を試みていた (Kunigita and Kohda 2021)。しかしながら、Twitch の各コミュニティで使用される言語のうち筆者が理解できる英語は約 60%に過ぎず、

他はグローバルに多様な言語が使用されている (TwitchTracker.com 2021b)。しかも英語によるチャット投稿であっても完全な英文になっておらず、非常に少ない単語数で意図を表現する投稿となっており、かつスラングが多用されているためネイティブでないとは話分析は困難であった。そのため話分析によるストリーマーと観戦者のインタラクションの分析を断念し、上記の S-D ロジックを分析フレームワークとし、ストリーマーと観戦者それぞれの努力を表す指標を定義して統計分析を行うことに変更したことを知見としてここに記載しておく。

3.3. 分析のための各々の変数の定義

表 2 は、本研究で分析に使用する変数が、どのような指標になるのかその定義をまとめたものである。

まず、PWYW donation の指標の定義について述べる。Wan らは YY.com に関する研究 (Wan, Lu, Wang, & Zhao, 2017) において PWYW donation の事例として、観戦者からストリーマーに贈られたバーチャル・ギフトギビング(virtual gift-giving)を取り上げている。本研究では、ストリーマーごとに subscription gifting により贈られたサブスクリプション数(Gifted subscription count per streamer)を PWYW donation の指標と定義する。

次いで、観戦者の努力と観戦者によるインタラクション(reciprocal action)の指標を定義する。前述のように特定のストリーマーチャンネルへの観戦者の同時アクセス数が増加すると、チャットウィンドウへの投稿が混雑し、投稿が競争的になる。Hamilton らはこのチャットウィンドウの状況を "overly crowded chat rooms" と表現し (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)、Hilvert-Bruce らは "fast moving chat rooms" と表現している (Hilvert-Bruce, et al. 2018)。そのため、観戦者は限られた時間の中で、自身の知識やスキルを駆使して、テキストや'Emotes'、PWYW donation 等をチャットウィンドウに投稿し、ストリーマーをサポートすることに努力している。したがって、ストリーマーのライブ配信チャンネルへの同時アクセス数(Concurrent viewers per streamer)は、観戦者の努力と観戦者によるインタラクションの指標と考えることができる。

表 2: 各変数の定義

Variables	Definition	References
Gifted subscription count per streamer	Indicator of PWYW donation	Wan, et al., 2017
Concurrent viewers per streamer	Indicator of viewers' efforts and reciprocal action by viewers	Hamilton, et al., 2014, Hilvert-Brice, et al., 2018
Hours streamed per streamer	Indicator of streamers' efforts and reciprocal action by streamers	Woodcock & Johnson, 2019
Product of concurrent viewers and hours steamed per streamer	Indicator of mutual efforts between steamers and viewers, and a state of reciprocity of exchange	Li, et al., 2021, The Lurkit Team, 2021

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 5 から引用)

そして次に、ストリーマーの努力とストリーマーによるインタラクション(reciprocal action)の指標を定義する。前述のようにストリーマーはライブストリーミングを行いつつ、その知識とスキル

を駆使して、多面的な手法で視聴者とインタラクションすることに努力している。Woodcock と Johnson は、観戦者から donation を誘引するストリーマーによるこれらの行動を「感情労働」 ("affective labor")、「パフォーマンス」 ("performance")と表現している (Woodcock and Johnson 2019)。ストリーマーによる観戦者との多面的なインタラクションが多ければ多いほど、放送時間は長くなる。また、ストリーマーはライブでストリーミングを行っている間でない、PWYW donation を受け取ることができない。さらに、前述のサブソンはストリーマーの放送時間を増やす活動である。これらのことから観戦者から donation を誘引する活動を活発に行うほど、必然的にストリーマーの放送時間は長くなる (Woodcock and Johnson 2019)。したがって、ストリーマーごとの放送時間(Hours streamed per streamer)は、ストリーマーの努力とストリーマーによる相互行為の指標と定義する。

最後に、ストリーマーと観戦者の相互努力と、S-D ロジックにおける交換の相互依存("reciprocity of exchange")の状態の指標を定義する。中国のライブストリーミングサービス Donyu における観戦者のギフティング行動に関する重回帰分析において、Li らは2つの説明変数の積を用いてその相互作用を分析した (Li, et al. 2021)。この積は重回帰分析モデルの交互作用項であり、2つの説明変数の相互作用を分析するために使用される。本研究でも、ストリーマーと観戦者の相互の努力を分析するために、ストリーマーの努力の指標である放送時間と、観戦者の努力の指標である同時アクセス数の積(Product of concurrent viewers and hours streamed per streamer)を変数として用いる。同時に、この積はそれぞれの相互作用の相互の影響の度合いを示しているとも言え、S-D ロジックでは「交換の相互依存の状態」を表していると考えられる。さらに、この積は放送業界では「視聴時間」 (Hours watched)と定義され、放送番組を評価する重要な指標として使われている (The Lurkit Team 2021)。従ってこの最後の変数は、ストリーマのサービス品質を評価する指標ともみなすことができる。

3.4. ストリーマーと観戦者によるコミュニティと PWYW donation

前述のように、ソーシャルライブストリーミングサービスではストリーマーごとに、ストリーマーと観戦者とによりコミュニティが構成される。このコミュニティの中での、観戦者からストリーマーに対する PWYW donation 行動に関連して、観戦者のコミュニティへの帰属性、そしてソーシャル

ライブストリーミングのジャンルとストリーマーと観戦者とのインタラクションに関する分析を行った先行研究が存在する。

Hilvert-Bruce らはサブスクリプションと PWYW donation を含むストリーマーへの観戦者のエンゲージメントの動機付けに関し、Twitch 観戦者に対してオンラインサーベイを行い分析している (Hilvert-Bruce, et al. 2018)。彼女らはそのストリーマーのサブスクライバーになることと、そのストリーマーに PWYW donation を行うことに関し、観戦者は”sense of community”と”social interaction”とに最も動機付けされるとしている。 ”sense of community”とは観戦者がコミュニティの一員であることを感じていることを示すが、Hilvert-Bruce らはこのことがサブスクライバーになることにつながるとしている。

Wohn らは、複数のソーシャルライブストリーミングサービスの観戦者に対してオンラインサーベイを行い、ストリーマーにお金を送る動機の要因を分析している (Wohn, Freeman and McLaughlin 2018)。分析にあたり、観戦者からストリーマーへお金を送ることを含む”social support provision”として、”emotional, instrumental, and financial support”の3タイプを設定している。分析の結果、動機の要因として”parasocial relationship”がこれら3タイプ全ての”social support provision”と一貫して相関関係があるとしている。 ”parasocial relationship”とは、TV放送とかYouTubeのようなメディアに出てくる人に、会ったこともないのに友達のように親近感を感じることを意味する (Vinney 2021)。

Yu らは韓国最大のソーシャルライブストリーミングサービスである AfreecaTV における観戦者のストリーマーへのギフトギビング(gift-giving)行動に関連するエンゲージメントを AfreecaTV の実際のサービスデータを使って分析している (Yu, et al. 2018)。分析の結果、ストリーマーの放送ジャンルによりギフトギビング行動とその金額が異なることを発見している。ジャンルとしては、ゲーム、談話、食事/クッキングそして音楽/K-pop においてギフトギビング金額が多く、スポーツ、ニュース、ファイナンスそしてライフジャンルにおいてその金額が少ないとしている。Yu らはインタラクションレベルの高いジャンルのコミュニティの方が観戦者のエンゲージメントが高いことに繋がり、そのため、インタラクションレベルの高いジャンルの方が低いジャンルのコミュニティよりもギフトギビング金額が多くなっているとしている。

しかしながら、S-D ロジック視点から、ストリーマーと観戦者がサービスの価値を共創しているとすると、前述のようにその価値は受益者である観戦者が置かれている文脈によって決定される。さらに、ストリーマーには個性があるため、ストリーマーと観戦者によるコミュニティの特性は、コミュニティごとに異なる可能性がある。 Hilvert-Bruce らと Wohn らや Yu らが分析した観戦者がストリ

ーマーに金銭やギフトを贈る動機や行動は、コミュニティの特性が影響している可能性がある。また先行研究は、サービス受益者である観戦者側の分析のみを行い、サービス提供者であるストリーマを含めた分析を行っていない。コミュニティの特性により PWYW donation 行動が異なるかどうか、そしてサービス提供者と受益者双方を同時に分析することがリサーチギャップとなる。

本研究は、上記のリサーチギャップを埋めるために、事例である Twitch の実際のサービスデータを用いて次節で述べるクラスター分析により、コミュニティの特性と PWYW donation 行動との関係を分析する。

3.5. コミュニティの特性によるクラスタリング

ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティは、コミュニティごとにストリーマーと観戦者に基づく特性があると考えられる。本研究では、これらのコミュニティのクラスター分析を行い、特性によるグループ分けを行い、それぞれのグループの特性について考察する。

ライブストリーミングサービスにおけるコミュニティのクラスター分析の先行研究は非常に限定されており、管見の限り Liu らの研究のみが存在する (Liu, Tan and Wu 2023)。Liu らは China Sport が配信した ITTF World Tour Grand Final 2019 の観戦者 52,545 名のデータを抽出し、エンゲージメント行動をクラスタリングすることにより分析した。データとしては観戦者の観戦時間を中心に、real time message と gifting の投稿件数、average gifting value の金額を加えてクラスタリングしている。結果として、4 グループ、Super co-creator、Co-creator、Content consumers、Tourists に分類し、それぞれのグループのそれぞれのエンゲージメント行動を明らかにしている。しかしながら、PWYW donation を主な対象とした研究ではなく、エンゲージメント行動をクラスター分析することが目的であるため、観戦者の PWYW donation 行動そのものを分析したものではない。そしてライブ配信の内容も ITTF World Tour Grand Final という卓球の国際大会の最終戦であるためか、観戦者人数に対して PWYW donation (gifting) 件数は 538 件と少なく、観戦者の PWYW donation 行動分析には向いていないサービス対象である。また、Liu らはライブ配信者と観戦者がサービスを価値共創しているとして、S-D ロジックを引用している。しかしながら、あくまでサービス提供者と受益者による価値共創が行われているという文脈の説明のための引用と考えられ、価値共創の文脈により最もエンゲージメント行動が高い観戦者を Super co-creator、次いで高い観戦者を Co-creator と定義している。本研究で述

べているように S-D ロジック視点では、サービス提供者と受益者双方の分析を行うべきであると考え、Liu らの分析もサービスの受益者側データのみ分析となっている。

本研究は S-D ロジック視点から、サービス提供者と受益者つまりストリーマーと観戦者双方のデータを用い、両者により構成されるコミュニティのクラスター分析を行い、その特性を明らかにする。

尚、筆者が前述の談話分析によるストリーマーと観戦者のインタラクションの分析を試みていた際 (Kunigita and Kohda 2021)、各コミュニティにおける単位時間当たりのチャット投稿数がコミュニティの特性を示す指標になるのではという仮説を立てた。それでまず一部のコミュニティのアーカイブビデオからライブ配信日ごとにチャットデータを抽出し、それを元に単位時間当たりのチャット投稿数を計算してみた。しかしながら、同じコミュニティであっても、ライブ配信日により単位時間当たりのチャット投稿数には大きな隔たりがあり、単位時間当たりのチャット投稿数を元にコミュニティをグループに分類することは困難であるとの結論に至った。そのため本節で示したように、統計的にクラスター分析することによりコミュニティをグループに分類し、それぞれのグループの特性を分析することにした。単位時間当たりのチャット投稿数ではコミュニティをグループに分類できなかったことを知見としてここに記載しておく。

3.6. 仮説設定

本研究では、3つのSRQを解明するため、以下に3つの仮説を設定する。

3.6.1. 仮説1の設定

SRQ1に対応する仮説1を設定し、コミュニティの規模の大きさがPWYW donationの増減にどのように影響しているのかを検証する。コミュニティの規模の大きさを示す指標として、そのストリーマーのライブ配信チャンネルへの観戦者の同時アクセス数とストリーマーへのフォロワー数がある。

観戦者の同時アクセス数は、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティの規模を表す指標の一つである。Hamiltonら (Hamilton, Garretson and Kerne 2014)と Hilvert-Bruceら (Hilvert-Bruce, et al. 2018)らは観戦者の同時アクセス数が大きくなると、つまりコミュニティの規模が大きくなると、チャットウィンドウでの豊かなインタラクションを行うことが難しくなるとしている。一方で、前述のように観戦者の同時アクセス数は仮想空間でのソーシャルデンシティを示す指標でもある。また、観戦者はTwitchのサービス画面の情報パネルからリアルタイムでその増減を知ることができる。

フォロワー数は、同時アクセス数と並んでコミュニティの規模を表す指標として観戦者のストリーマーに対するエンゲージメント分析等に使用されてきている(例えば、(Gross, et al. 2018))。観戦者は Twitch のサービス画面でお気に入りのストリーマーのライブ配信を見ている時、専用のアイコン一つをクリックするだけでフォロワーになれる。逆に、をクリックするだけでフォロワーであることを止められる。フォロワー数も、Twitch のサービス画面の情報パネルに表示されるが、前述のように更新に 24 から 48 時間かかり、リアルタイムでその増減が観戦者には認識されない。そのため、実際には観戦者がお気に入りのストリーマーのライブ配信を見ている間に、フォロワー数が増えていても、あるいは減っていても、そのことを認識できない。つまり、フォロワー数の増減はソーシャルデンシティとは関連性がないことになる。

観戦者がお気に入りのストリーマーのライブ配信を見ている状態を考えると、観戦者は同時アクセス数の増減に関し、リアルタイムで情報パネルから認識でき、かつチャットウィンドウの流れ等からソーシャルデンシティを体感できる。一方で、観戦者はフォロワー数の増減に関し、リアルタイムで認識できず、かつソーシャルデンシティを体感できない。そのため次の仮説 1 を設定し、観戦者からストリーマーへの PWYW donation 行動は、観戦者の同時アクセス数からの方が、フォロワー数の増減からよりも大きく影響を受けているかどうか検証を行う。

仮説 1: 観戦者からストリーマーへの PWYW donation 行動は、フォロワー数の増減よりも観戦者の同時アクセス数の方から大きく影響を受けている。

3.6.2. 仮説 2 の設定

SRQ2 に対応する仮説 2 を設定し、ストリーマーとビューアーによるコミュニティ活動での収益化に向けたインタラクションフレームワークを分析する。分析のフレームワークとして、S-D ロジックを適用する。S-D ロジック視点では、ストリーマーごとのコミュニティでは、ストリーマーと多くの観戦者が行為者となる。また、観戦者は受益者でもある。そしてストリーマーごとのコミュニティ内で、行為者間でインタラクションつまり”reciprocal action”が行われ、応援(cheering)、サービスの改善と向上への努力、PWYW donation つまり収益の増加、そしてサービスの向上つまり受益者の満足が増加が循環していると考えられる。ストリーマーとビューアーの S-D ロジックで定義されているオペラント資源は、それぞれの様々な手法でインタラクションを行うための知識とスキルである。そしてこのオペラント資源がインタラクションフレームワークで統合され、”service exchange”が行われ、

PWYW donations の収益が増える。そして、ストリーマーのサービスが改善される。このインタラクションつまり”reciprocal action”によるサービス交換(”service exchange”)が、交換の相互依存(”reciprocity of exchange”)に発展して S-D ロジック FP6 で述べられているように受益者を含む行為者間で、ストリーマーのライブ配信サービスの価値共創が行われると考える。このインタラクションフレームワークの動きを図 2 に示す。

そして、インタラクションフレームワークで活発なインタラクションが行われ、交換の相互依存に至る過程で、ストリーマーと観戦者の相互の努力が PWYW donation 行動を加速させているのではないかと以下の仮説 2 を設定する。

仮説 2: コミュニティにおけるストリーマー (売手) とビューアー (買手) のインタラクションフレームワークが PWYW donation 行動を加速させている。

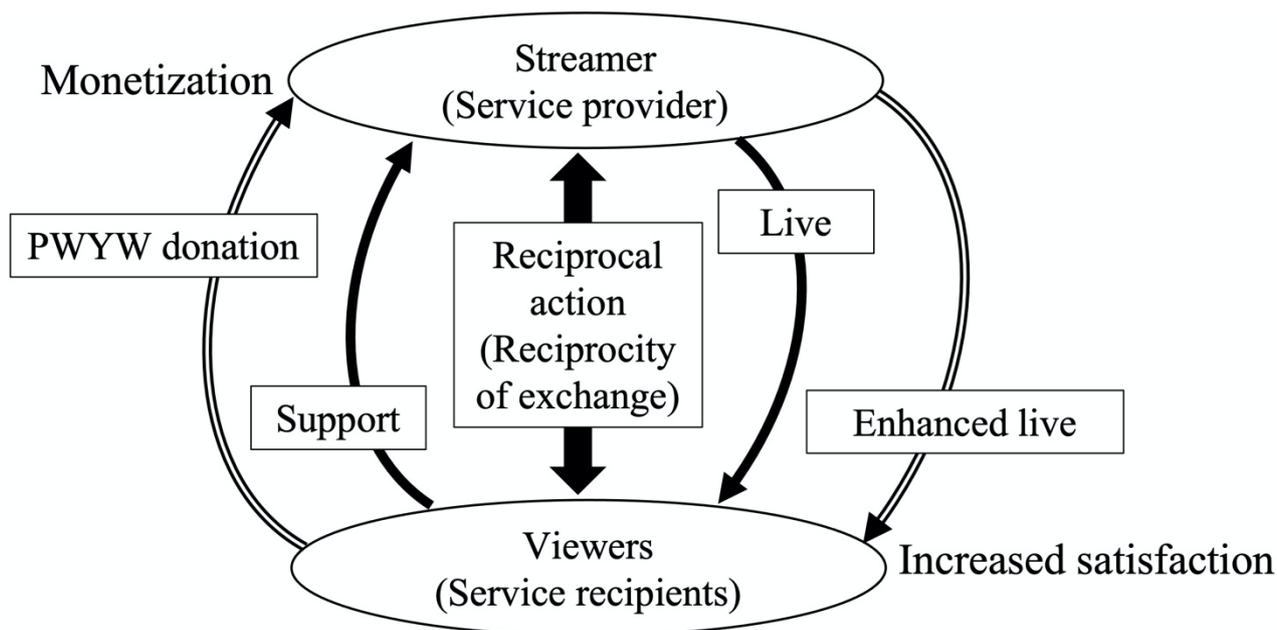


図 2: Twitch におけるインタラクションフレームワーク

3.6.3. 仮説 3 の設定

S-D ロジック FP10 より、価値は受益者によりいつでもユニークで現象学的かつ、受益者の置かれている文脈に依存して決定される。前述のように、ストリーマーは単に市販のゲームをプレイして

それをライブ配信するだけでなく、自身の個性とか多面性のアピール等を含めて配信している。そのため受益者つまり観戦者が受け取るサービスはストリーマーごとに特徴があり、かつ観戦者の置かれている文脈もそれぞれ異なるはずである。従って、基本的にストリーマーと観戦者で構成されるコミュニティは、それぞれ独自のユニークな特性を持つと考えられる。但し、同じような特徴を持つストリーマーが存在することも考えられる。また同じお気に入りのストリーマーに観戦者が集まってコミュニティが構成されるため、コミュニティ内の観戦者は同じような文脈に置かれていることも考えられる。そのため、価値共創が行われているストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティから、PWYW donation 行動を基準にいくつかのユニークな特性を持ったグループを抽出できるのではと考える。この当たりのコミュニティの関係を図 3 に示す。そしてユニークなグループな例としては、ストリーマーに対して熱狂的なファン活動を行っているグループが存在するのではと考える。熱狂的なファン活動を行っているグループは、収益面で有益なグループであると考えられ、そのグループを特定することは意味があることだと考える。また、グループ分類のための分析には、統計分析に加えて、ソーシャルデンシティの概念と UGT を用いて、次の仮説 3 を検証する。

仮説 3: ストリーマー（売手）と観戦者（買手）により構成されるコミュニティは、その PWYW donation 行動に関する特性を元にグループに分類できる。

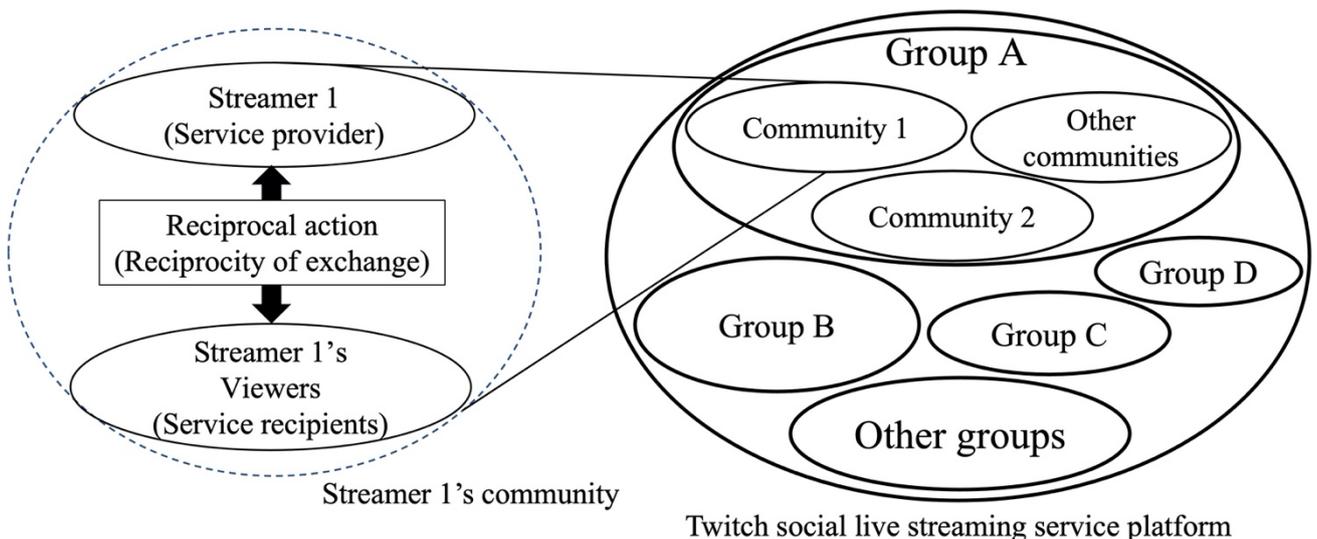


図 3: Twitch をコミュニティの特性により分類した例

分析方法

4.1. データ収集

Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスでは、観戦者から PWYW donation を贈られる権利を持つストリーマーは Partner と呼ばれる。Partner となっているストリーマーは 2020 年に 50,000 人を超えている (TwitchTracker.com 2021a)。そして TwitchTracker.com はサブスクライバーが何人いるかでストリーマーをランキングしており、ランキングは毎日更新されている。

本研究では、この TwitchTracker.com からデータの安定性と粒度を考慮して月間のデータを基準に抽出を行う。というのは、PWYW donation の指標である gifted subscription count とストリーマーの努力の指標である放送時間は、週間もしくは日間を基準にすると、ゼロになることがあるからである。また逆に 2~3 ヶ月分のデータを基準にすると、データの粒度が荒くなり、コミュニティの特性の特徴を把握することが難しくなる可能性が考えられるからである。PWYW donation の指標とストリーマーの努力の指標に合わせ、観戦者の努力の指標である concurrent viewers count も月間を基準とし、その月の 1 時間あたり平均数を使用する。

そして、データの安定性を考慮して本研究を開始した 2021 年 4 月時点で monthly gifted subscription count が二桁以上ある Partner を確認したところ、上位 350 Partners までが該当した。本研究は当初、1 年分のデータの抽出を考えていた。しかし、2020 年 4 月にグローバルに COVID-19 パンデミックによるロックダウンが発生したため、2020 年 5 月から数ヶ月間、Partner の順位が大きく変動し、また活動を一時的に停止した Partner もいることがわかった。そのためデータの安定性を考慮し、1 年間よりも長く、2020 年 4 月を基準に 6 ヶ月前から一年後の 19 ヶ月間をデータ抽出期間とした。それで、上位 350 Partners のうち、この 19 ヶ月間に継続して休むことなくライブ配信を行っていた Partner は 100 ストリーマーであった。そのため、本研究では、この 100 ストリーマーのデータを分析する。

100 名のストリーマーの基本情報は以下の通りである。

English-language streamers: 77, Non-English-language streamers: 23

Men: 89, Women: 8, Unknown: 3 (a virtual streamer and team streamers)

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 7 から引用)

そしてこのストリーマーに関連する以下の 4 種類の変数のデータを収集した。100 名のストリーマーにつきそれぞれ 19 ヶ月間あるので、それぞれの変数ごとに 1,900 個のデータがある。

- Y_{ij} : Monthly gifted subscription count per streamer
- X_{ij} : Average monthly concurrent viewers per streamer
- W_{ij} : Monthly hours streamed per streamer
- Z_{ij} : Increase and decrease in the number of followers per month per streamer

*'i': Streamer number from 1 to 100

*'j': Index denoting data for 19 months, from 1 to 19

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2022)の p. 6 及び梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 7 を元に筆者が作成)

まず、 Y は本研究で PWYW donation の指標として使用する、subscription gifting により贈られたサブスクリプション(gifted subscription)数の各ストリーマーの各月の個数である。次いで、 X は各ストリーマーの各月における 1 時間当りの観戦者平均同時アクセス数である。そして W はストリーマーがその月にライブ配信した時間である。 Z は各ストリーマーのフォロワー数の各月の増減数である。フォロワー数は大きく変動する数字で、各ストリーマーにつき概ね各月数千から数十万の増減がある。表 3 はそれぞれの収集したデータ変数の 1,900 個のデータの平均値、標準偏差値、最小値、最大値を示したものである。

表 3 を見るとそれぞれのデータ変数は最小値と最大値の差が大きく、 Y 、 X 、 Z に関しは平均値よりも標準偏差値の方が大きくなっている。これはこれらのデータのばらつきが大きいことを示している。例えば、変数 X が 1 万程度の場合、変数 Y の値の範囲は 2 桁から 5 桁まで約 1,000 倍、変化している。また、 W に関しては、標準偏差値は平均値よりも小さいが、最大値は最小値の 77 倍となっており、ストリーマーのライブ配信時間にも随分と差があることを示している。このデータのばらつきが大きいということは、ストリーマーと観戦者とにより構成されるコミュニティの特性が、ストリーマーごとに大きく異なっていることを示している。そのため、コミュニティごとの特性の違いを考慮した分析が必要である。

本研究では次の 3-2 重回帰分析モデルの項で詳細を述べるが、重回帰分析モデルにおいて Y を目的変数とし、 X 、 W 、 Z を説明変数に設定する。

表 3: 収集した目的変数と説明変数の特性

Variables	Mean value	Standard deviation	Minimum value	Maximum value
Monthly gifted subscription count per streamer (Y)	2,649	3,011	37	33,869
Average monthly concurrent viewers per streamer (X)	9,259	12,200	251	101,591
Monthly hours streamed per streamer (W)	177.0	94.3	9.6	742.6
Increase and decrease in the number of followers per month per streamer (Z)	39,492	81,404	-277,907	1,093,599

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2022)の p. 7 及び梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 7
を元に筆者が作成)

4.2. データの散布図と標準化

仮説 2 と 3 の検証で、変数 Y、X、W を継続して使用するため、収集したそれらのデータの散布図を図 4 に示す。散布図を見ると、中心部に 1,900 個のほとんどのデータが集まっているのが確認できるが、中心部から外れたデータも確認できる。

一般的に機械学習分野で画像認識モデルとか事故予測モデル等を求める場合には、このように外れたデータの中から極端に外れたものをノイズとして除去し、モデル確立にできるだけ寄与するデータを抽出して分析を行う。しかしながら、本研究は将来的に使用可能な予測モデル等を求めるのが目的ではなく、ストリーマーと観戦者の PWYW donation 行動分析、特に両者により構成されるコミュニティの特性を考慮した分析を行うことを目的とするため、中心部から外れたデータにも意味があるのかを分析する必要がある。また、本研究で収集したデータは各月ごとのデータであるため、単にノイズであるとは考え難く、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティの特性により、このような中心部から外れたデータになっているのではないかと考えられる。

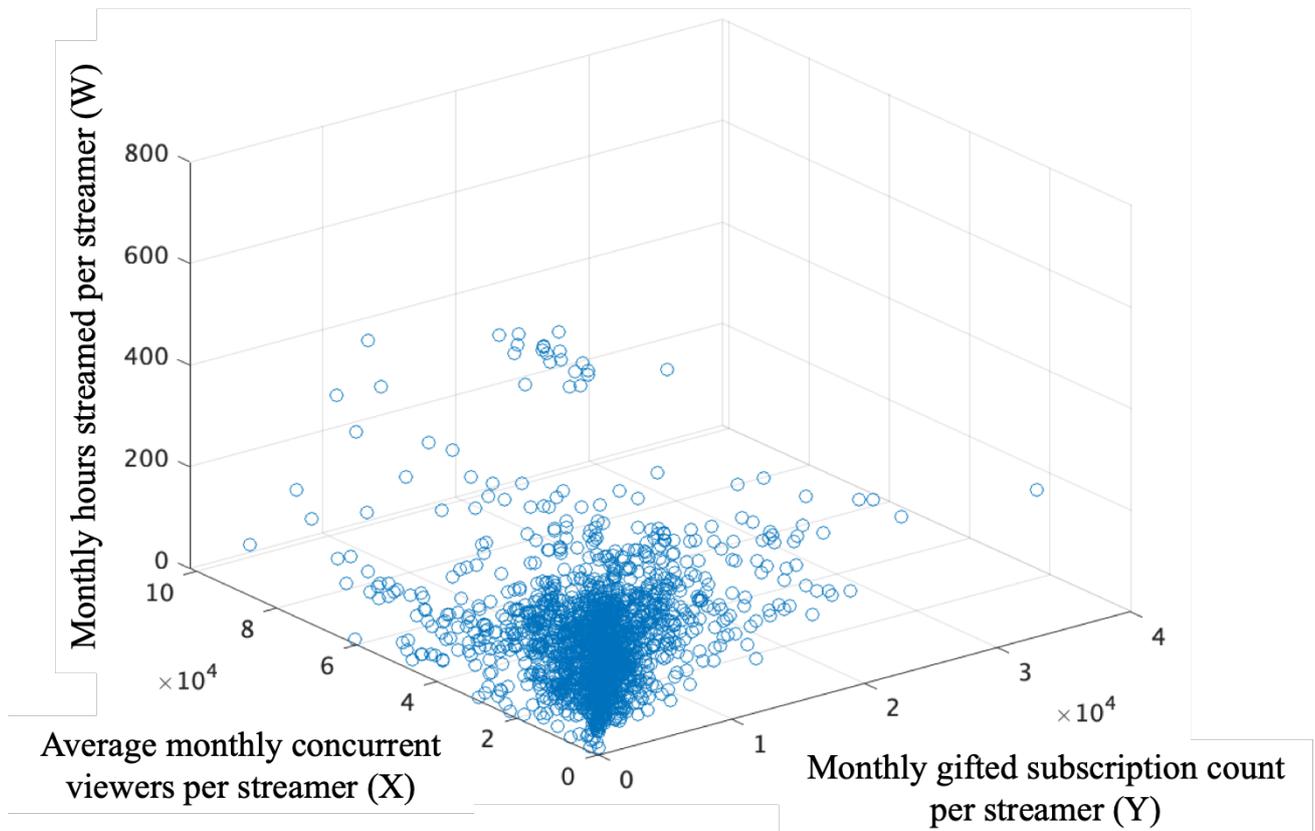


図 4: 変数 Y、X、W の実データ散布図

そして、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティの特性を分析する場合、ストリーマーもしくは観戦者のいずれの活動が PWYW donation に寄与しているのか分析するのが重要であると考えます。そのため、それぞれの変数を標準化し、変数同士を直接比較できるようにする必要があります。変数 Y、X、W を標準化した散布図を図 5 に示す。

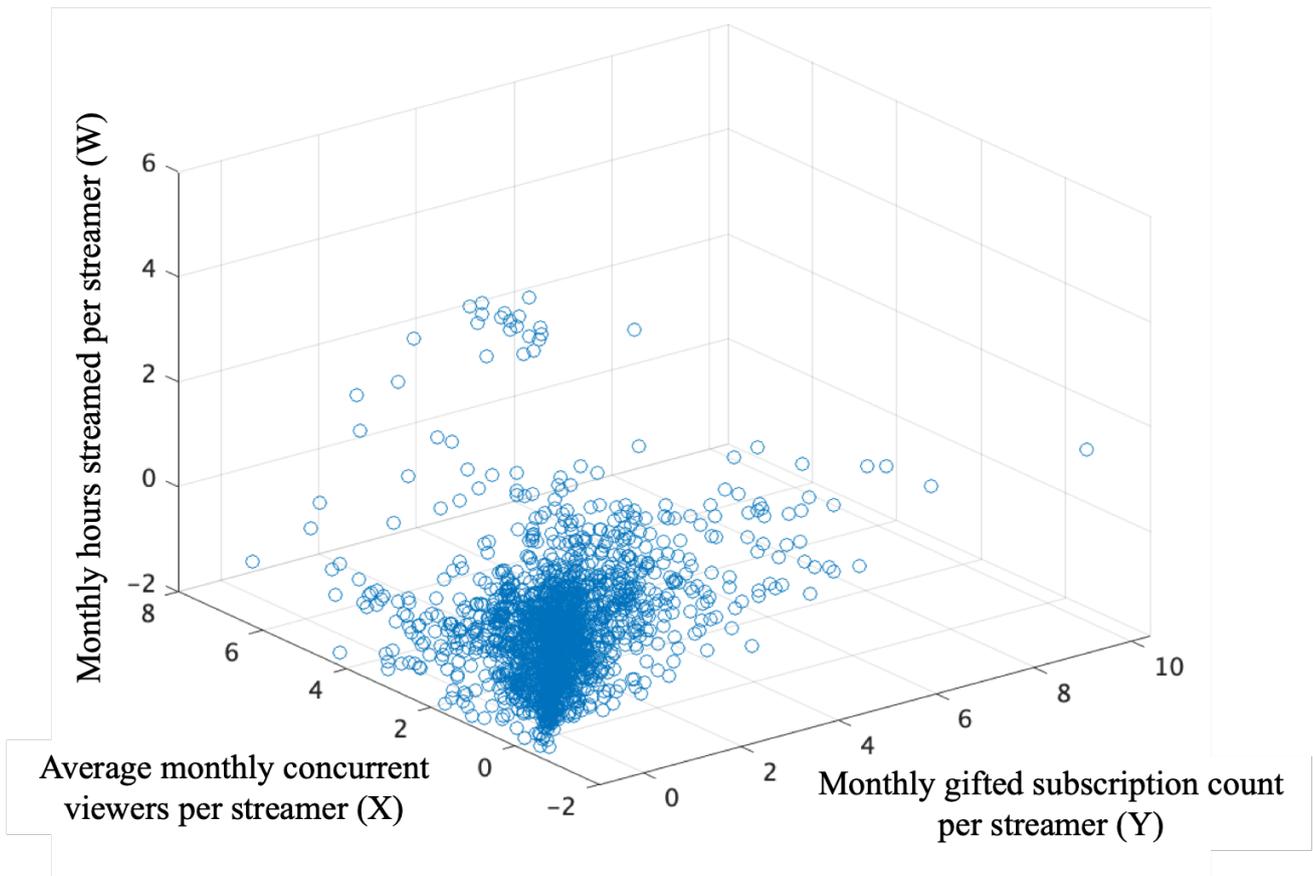


図 5: 変数 Y、X、W のデータを標準化した散布図

4.3. 重回帰分析モデル

本研究の仮説 1 と 2 は重回帰分析により検証する。本研究で使用する重回帰分析モデルはいずれも、目的変数に PWYW donation の指標であるストリーマーごとの月別 gifted subscription 数(monthly gifted subscription count per streamer)Y を設定し、前述の説明変数 X、W、Z をモデルに応じて組み合わせを変え、それぞれの説明変数の貢献度を検証する。

4.3.1. 各コミュニティと COVID-19 パンデミック向けダミー変数の設定

本研究では、重回帰分析を行うに当たり、コミュニティごとの特性の違いを考慮する必要があることと、COVID-19 の期間の特殊性を考慮して、2 種類のダミー変数を設定する。

仮説 1 と 2 の検証では、100 名のストリーマーと観戦者とで構成される 100 のコミュニティはそれぞれ S-D ロジック FP10 より独自の特性を持ち、100 のカテゴリーに分類されると仮定する。そこで、コミュニティのカテゴリを示すダミー変数 D_i ($i=1-99$) を設定する。前述したように、 i はストリーマーの番号を示す。また、 n 番目のストリーマーをストリーマー(n)と表記する。ストリーマー

(100) のコミュニティを基準とし、ストリーマー (1) から (99) までのコミュニティは異なるカテゴリーとした。したがって、対応するストリーマー (n) について、 $n=1\sim 99$ のとき $i=n$ で $D_i=1$ 、 $i\neq n$ で $D_i=0$ 、 $n=100$ のときすべて $D_i=0$ ($i=1\sim 99$) である。ストリーマー (100) は2つの仮説の検証において100のカテゴリーの基準となるストリーマーとそのコミュニティとなるため、2021年4月時点において最も多くのサブスクライバーを集めてトップにランキングされていたトップストリーマーをストリーマー (100) と設定する。

次に、2020年5月以降、COVID-19パンデミックにより大量の新規ストリーマーが登録され、その後数ヶ月間ランキングが大幅に変動した。ランキングが激変する時期はデータが不安定になると考えられるため、2020年5月から8月までをパンデミック期間と定義し、他の期間と切り離れた。そこで、パンデミック期を示すダミー変数 P_j ($j=1\sim 19$) を設定した。 $j=8, 9, 10, 11$ のとき $P_j=1$ とし、2020年5月から8月の期間を示し、それ以外は $P_j=0$ とする。

4.3.2. 仮説1検証のための重回帰分析モデル

先行研究の中ですでに Kunigita ら (Kunigita, Javed and Kohda 2022) は、観戦者からストリーマーへの PWYW donation 行動に関し、観戦者の同時アクセス数の影響を受けるが、フォロワー数の増減の影響は必ずしも受けないと明らかにしている。しかしながら、Kunigita らは標準化していないデータを使用し、観戦者の同時アクセス数とフォロワー数の増減数をそれぞれ別々の重回帰分析モデルに設定し、その結果を比較分析している。本研究は、標準化したデータを使用し、同じ重回帰分析モデルの式の中で観戦者の同時アクセス数とフォロワー数の増減の影響の大きさの比較を直接行い、仮説1の検証を行う。

仮説1の検証のために、式(1)に示すモデル1を設定する。目的変数 Y は、月間 PWYW donation 回数を示す。そして観戦者の同時アクセス数とフォロワー数の増減が、観戦者からストリーマーへの PWYW donation 行動にそれぞれどれだけの大きさの影響があるか比較を行うため、それぞれ説明変数として設定する。説明変数 X は、各ストリーマーチャンネルにアクセスする観戦者の同時アクセス数の月平均値を示す。また、説明変数 X はソーシャルデンシティを表す指標でもある。説明変数 Z は、各ストリーマーチャンネルの月間フォロワー数の増減を示す。また、説明変数に100コミュニティの特性を示すダミー変数 D_i を設定し、ストリーマーごとにストリーマーと観戦者により構成される各コミュニティのカテゴリーを示す。尚、本モデルはストリーマーに関する説明変数を用いないため、パンデミック期を示すダミー変数 P_j は使用しない。

$$\text{Model 1: } Y = aX + dZ + \sum_{i=1}^{99} (e_i D_i) + f \quad (1)$$

Y: Monthly gifted subscription count per streamer

X: Average monthly concurrent viewers per streamer

Z: Increase and decrease in the number of followers per month per streamer

D_i: Dummy variable for streamer i, 1 or 0

a, d, e_i: Coefficient f: Intercept

i: Streamer number from 1 to 99

Note: Y, X and Z are the data of the 100 streamers over 19 months from October 2019 to April 2021

(梶田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2022)の p. 8 を元に筆者が作成)

4.3.3. 仮説 2 検証のための重回帰分析モデル

仮説 2 の検証のために、式 (2) に示すモデル 2 を設定する。目的変数 Y は、各ストリーマーチャンネルの月間 PWYW donation 回数を示す。説明変数 X は、チャンネルにアクセスする観戦者の同時アクセス数の月平均値を示す。説明変数 W は、ストリーマーが 1 ヶ月に放送した時間を示している。X と W は相互に影響し合うと考え、その積を説明変数 XW(Product of concurrent viewers and hours streamed per streamer)とする。XW は重回帰分析における交互作用項であるが、放送分野における標準指標として視聴時間(Hours watched)、すなわち視聴者が視聴した時間として用いられているものである。モデル 2 では、X は観戦者 (買手) の努力、W はストリーマー (売手) の努力を表し、XW は売手と買手の相互の努力を表すものとする。さらに、2 つのダミー変数を設定する。D_i はストリーマーと各ストリーマーが組織する視聴者によるコミュニティのカテゴリを、P_j は COVID-19 パンデミック期間を示す。

$$\text{Model 2: } Y = aX + bW + cXW + \sum_{i=1}^{99} (d_i D_i) + eP_j + f \quad (2)$$

Y: Monthly gifted subscription count per streamer

X: Average monthly concurrent viewers per streamer

W: Monthly hours streamed per streamer

XW: Monthly hours watched by viewers (Interaction term)

D_i: Dummy variable for streamer i, 1 or 0

P_j : Dummy variable for COVID-19 pandemic period, 1 when $j = 8, 9, 10,$ or 11 indicating the period from May to August 2020, 0 outside of this period

a, b, c, d_i , e: Coefficient f: Intercept

i: Streamer number from 1 to 99

j: Index denoting data for 19 months in October 2019 and April 2021, from 1 to 19

Note: Y, X and W are the data of the 100 streamers over 19 months from October 2019 to April 2021

(櫛田ら (Kunigita, Javed and Kohda 2023)の p. 8 から引用)

最後に、本研究で行う重回帰分析は R 言語をパッケージ化した EZR (Easy R)を使用する。EZR は、Kanda の技術レポート (Kanda 2013)に基づいて使用する。尚、本研究で使⽤した EZR は、R 言語 version 4.2.2 を用いた version 2.80 である。

4.4. 仮説 3 検証のためのコミュニティのクラスター分析

本研究の仮説 3 は、MATLAB を用いて以下の 3 段階の手順によりクラスター分析を行なって検証する。

1. 変数 Y、X、W のデータを標準化した散布図において、各コミュニティの重心座標を求め、その 100 個の重心座標から散布図を作成する。
2. 上記の重心座標データをもとに、ベイズ情報基準 BIC (Bayesian information criterion) を計算し、適切なクラスタリング数を求める。
3. 適切なクラスタリング数をもとに、100 個の重心座標を k-means 法により散布図上でクラスタリングし、グループ分けを行う。

以下に上記 1. から 3. について順に説明する。

まず 1. に関し、100 組のコミュニティの標準化した変数 Y、X、W のデータすべてを散布図に示したものが図 5 になる。コミュニティの特性を分析するためには、これらのデータをコミュニティ単位でクラスタリングする必要がある。そのためそれぞれのコミュニティの 19 個のデータ座標から重心座標を求め、その重心座標にコミュニティを代表させ、クラスター分析を行う。

次いで 2. に関し、BIC を使用する背景を説明する。本研究のクラスター分析は、機械学習分野はもとより、ソーシャルメディア分野でも多くの研究で使われている k-means 法で行う(例えば、(Ebrahimi 2022))。k-means 法とは以下のようにクラスタリングする方法である。

- ① まずクラスタリング数を決め、すべてのデータをランダムにその数のクラスターに分ける。
- ② 次いで、それぞれのクラスターの重心(中心)を求める。
- ③ 各データをクラスターの重心が最も近いクラスターに変更する。
- ④ すべてのデータのクラスターが変化しなくなるまで上記②と③を繰り返す。

k-means 法は前述のようによく使用されるクラスタリング方法であるが、以下の課題がある。

- A) どのデータから計算を始めるかでクラスタリングされるグループが異なることがある(k-means 法の初期値問題)。
- B) 最初にクラスタリング数を決めないといけないが、適切なクラスタリング数が不明な場合が多い。

上記 A) に関しては k-means++ 法が開発され、最初のクラスターの重心をデータ点間の距離に基づいて確率的に決定することにより、初期値問題を解決している。本研究で使用する MATLAB の k-means 関数は、デフォルトで k-means++ アルゴリズムを採用しており、上記 A) は解決している。

上記 B)に関しては、事前に適切なクラスタリング数を BIC により求め、その上で k-means 法によりクラスタリングすることがよく行われている(例えば、(Maree and Heerden 2020))。そのため本研究でも先に BIC により、適切なクラスタリング数を求める。BIC は以下の式で表すことができる。

$$\text{BIC} = -2 \ln(L) + k \ln(n) \quad (3)$$

\ln は自然対数、 L は尤度関数、 n はデータ数、 k はパラメータ数である。あるデータ群に対し、適切なクラスタリング数を求める場合、この式のパラメータ数がクラスタリング数に該当し、この数字を変えて幾つか BIC を求める。そして一番 BIC が小さくなるクラスタリング数がこのデータ群に対して適切なクラスタリング数となる。本研究ではこのクラスタリング数を 1 から 10 の 10 通りで BIC を計算し、100 コミュニティの重心座標データ散布図における適切なクラスタリング数を求める。

そして上記 3.の通り、BIC により求めた適切なクラスタリング数を用いて、MATLAB の k-means 関数により各コミュニティの重心座標をクラスタリングし、各コミュニティの特性を分析する。

尚、本研究では MATLAB は R2023a バージョンを使用する。

5. 分析結果と仮説検証

5.1. 仮説1 検証モデルの分析結果

モデル1の重回帰分析結果を図6のパス図に示す。分析結果は、Adjusted $R^2 > 0.50$ かつ $p < 0.001$ で有意であり、説明変数の標準偏回帰係数 a 、 d はいずれも有意でプラスであった。 R^2 については、Twitchに関連するソーシャルメディアに関する研究では、通常0.50以上の閾値を設定している（例えば、(Li, et al. 2020)）。したがって、重回帰分析モデル1はモデルとしては適切である。

仮説1の検証のために、モデル1において観戦者の同時アクセス数を示す変数 X の標準偏回帰係数 a と、フォロワー数の増減を示す変数 Z の標準偏回帰係数 d を検証する。いずれも有意でプラスであるが、観戦者の同時アクセス数を示す変数 X の標準偏回帰係数 a が、フォロワー数の増減を示す変数 Z の標準偏回帰係数 d の約2倍の大きさになっている。そのため、フォロワー数の増減よりも約2倍の大きさで観戦者の同時アクセス数の方がPWYW donationを促進していることがわかった。従って、仮説1はサポートされた。

この結果から、観戦者の同時アクセス数はソーシャルデンシティの指標でもあるため、ソーシャルデンシティが高くなるとPWYW donation行動が促進されていると考えることができる。さらに、コミュニティの規模が大きくなると、同時アクセス数つまりソーシャルデンシティが高くなることを意味するため、PWYW donation行動が促進されると考えられる。

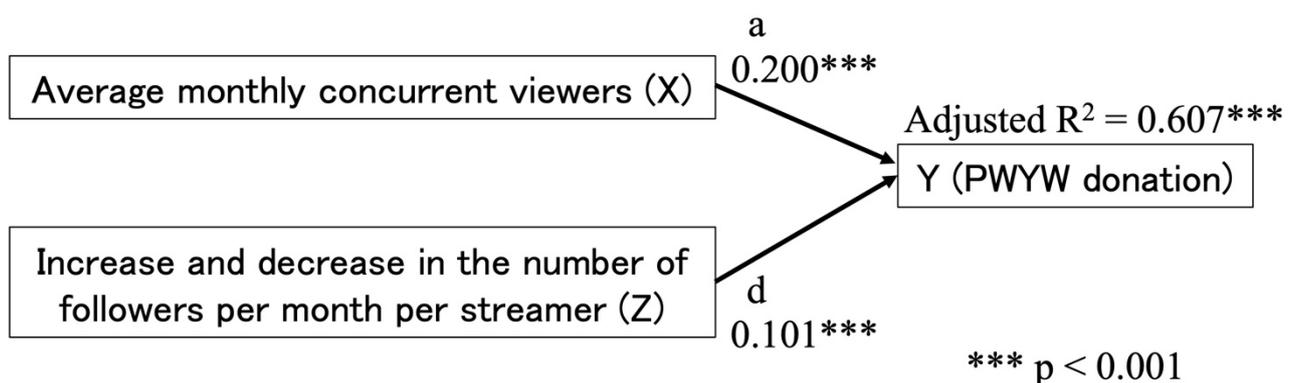


図 6: モデル1による分析結果

5.2. 仮説 2 検証モデルの分析結果

モデル 2 の分析結果を図 7 にパス図として示す。分析結果は、Adjusted $R^2 > 0.50$ 、 $p < 0.001$ で有意であった。 $R^2 > 0.50$ で閾値を超えるため、説明変数が目的変数をよく説明しており、この重回帰分析モデル 2 はモデルとして適切である。また、説明変数 X、W、XW の各標準偏回帰係数 a、b、c は、すべて有意でプラスであった。

モデル 2 では、前述のように、X は観戦者（買手）の努力、W はストリーマー（売手）の努力を表し、XW は売手と買手の相互の努力を表している。このことは、観戦者（買手）の努力 X、ストリーマー（売手）の努力 W そして売手と買手の相互の努力 XW が確実に PWYW donation の増加に寄与していることを示している。S-D ロジックの視点で見ると、観戦者とストリーマーの様々な手法でインタラクションを行うための知識とスキルであるオペラント資源がインタラクションフレームワークで統合され、“service exchange”が行われ、PWYW donations の収益を増加させていることを示している。そして売手と買手の相互の努力 XW はそれぞれの努力 X と W の積である。かつ XW の標準偏回帰係数 c は有意でプラスである。従って、売手と買手の相互の努力が PWYW donation 行動を加速させていることになる。この加速させている状態は、S-D ロジックにおける交換の相互依存 (“reciprocity of exchange”)の状態を意味し、観戦者とストリーマーがストリーマーによるサービスの価値共創を行っていると考えられる。

よって、観戦者とストリーマーのインタラクションフレームワークが PWYW donation 行動を加速させていると考えられるため、仮説 2 がサポートされた。

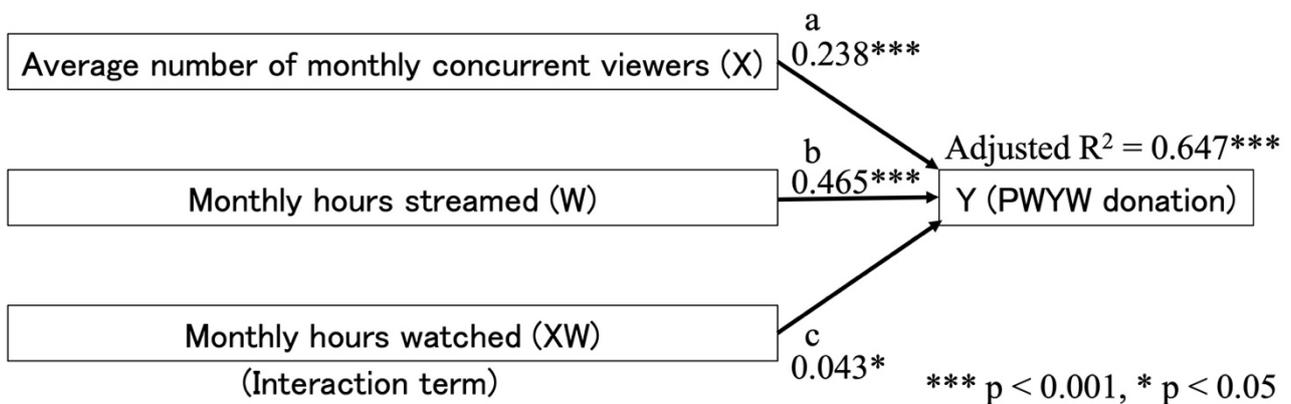


図 7: モデル 2 による分析結果

5.3. 仮説 3 検証モデルの分析結果

標準化した変数 Y 、 X 、 W のデータに関し、図 5 の散布図をもとに、それぞれのコミュニティの重心座標を求め、それを散布図にしたものが図 8 となる。それぞれのコミュニティは 3 次元グラフ上の 19 個の点から構成されており、その重心にコミュニティの位置を代表させたわけである。100 コミュニティの重心座標は、100 個のデータ群となっている。

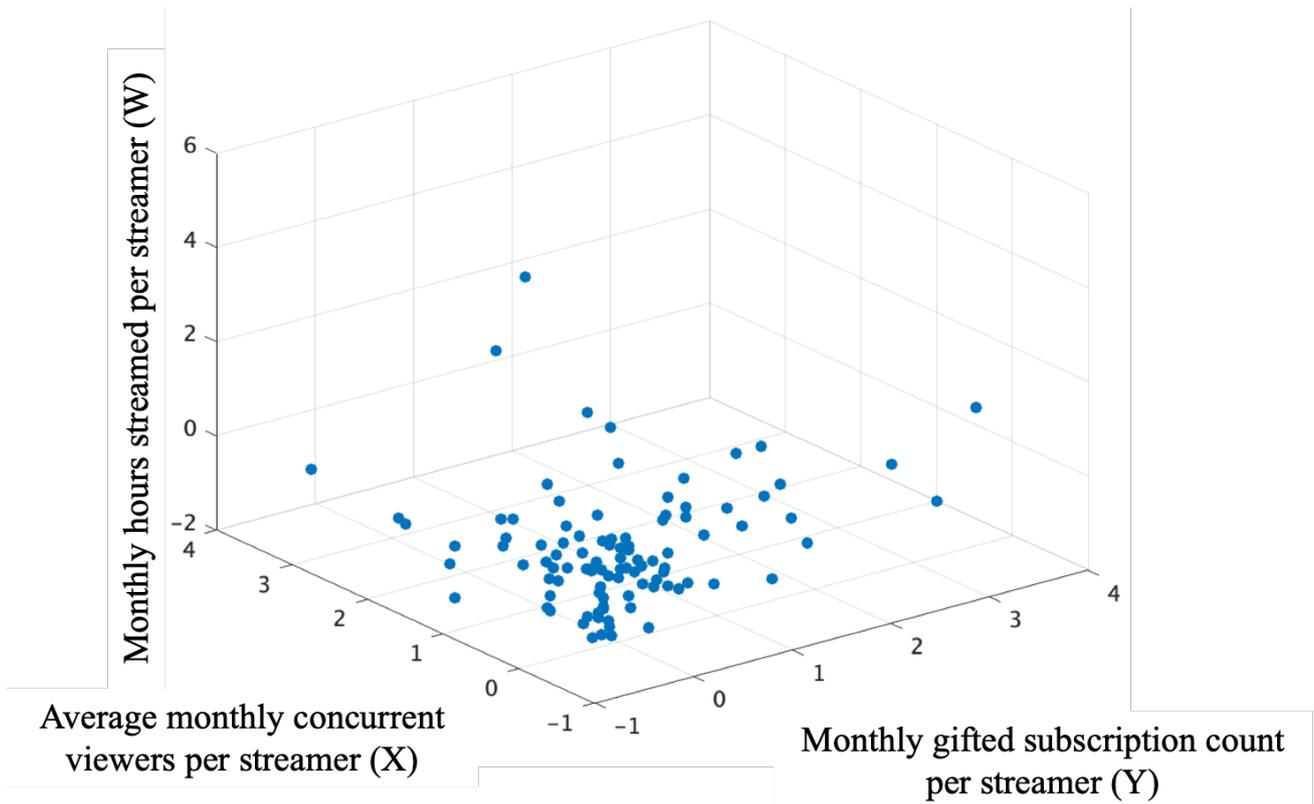


図 8: 100 コミュニティのそれぞれの重心

この 100 個のデータ群に関し、クラスタリング数を 1 から 10 の 10 通りで BIC を計算し、その結果を表 4 に示す。また、この BIC の計算結果をグラフ化したものを図 9 に示す。BIC の値はクラスタリング数 4 で一番小さくなっており、100 コミュニティの重心座標の 100 個のデータ群は 4 つのグループにクラスタリングするのが適切であることを示している。尚、MATLAB におけるこの BIC の計算に使用したスクリプトは、本論文の付録に記載している。

表 4: BIC の計算結果

Number of Clusters	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BIC	791.009	733.367	687.863	683.198	747.157	721.915	708.687	767.767	769.856	783.311



図 9: BIC とクラスタリング数の関係

BIC の計算により、100 コミュニティの重心座標の 100 個のデータ群の適切なクラスタリング数は 4 となったので、クラスタリング数 4 で MATLAB の k-means 関数でクラスタリングを行った。その結果、Group A、B、C、D に分類することができ、それぞれのコミュニティ数と重心座標の値を表 5 に示す。Group A が一番多くのコミュニティで構成され、63 コミュニティから構成されている。次いで、Group B と C が同じ 15 コミュニティで構成され、7 コミュニティで構成される Group D が一番小さいグループとなっている。BIC の計算と同様に、MATLAB におけるこの k-means 関数の計算に使用したスクリプトは、本論文の付録に記載している。

表 5: 4 グループのそれぞれのコミュニティの数と重心座標

Group	Number of communities	Barycentric coordinate		
		Monthly gifted subscription count per streamer (Y)	Average monthly concurrent viewers per streamer (X)	Monthly hours streamed per streamer (W)
A	63	-0.364	-0.355	-0.186
B	15	0.029	1.715	-0.542
C	15	0.586	-0.026	1.254
D	7	1.959	-0.424	0.151
TTL	100	N/A		

また、散布図上の 100 個の重心を Group A、B、C、D に分類したものを図 10 に示す。さらに、Group A、B、C、D それぞれのグループの重心を散布図に示したものを図 11 に示す。

ここでまず表 5 における、Group A、B、C、D それぞれの重心座標の値の大きさとその符号についてその意味を考えてみる。この座標データは、標準化した散布図のものであるため、ゼロに近いとそれぞれの変数においてすべてのデータの平均値に近いことになる。そして+1 はプラス側の標準偏差、-1 はマイナス側の標準偏差の値を指す。また、変数 Y、X、W の値の符号がプラスであるということはその変数の影響力がそのコミュニティに対して大きいことを意味し、マイナスであるということはそのコミュニティに対して影響力が小さいということを意味している。

ストリーマーが得ている PWYW donation 数 Y(Monthly gifted subscription count per streamer)の値が 0 (ゼロ) であるということは、平均値である 1 ヶ月当たり 2,649 個の PWYW donation をストリーマーが受けていることを意味する。Y がプラスであるということは、それよりも多くの数の PWYW donation を受けていることを意味する。逆に Y がマイナスであれば、平均値よりも低い数の PWYW donation を受けていることを示している。

観戦者の同時アクセス数 X(Monthly average concurrent viewers per streamer)とストリーマーの放送時間 W(Monthly hours streamed per streamer)に関しても同様であり、それぞれの値がプラスであるということは、平均値よりも多くの数の観戦者の同時アクセス数とストリーマーの放送時間があつたこ

とを示している。逆にそれぞれの値がマイナスであるということは、平均値よりも低い数の観戦者の同時アクセス数とストリーマーの放送時間があったことを示している。

次に、表 5 と図 10 を合わせてそれぞれのグループの座標位置を見てみる。

Group A の重心座標位置は、表 5 から変数 Y、X、W いずれも 0(ゼロ)つまり、平均値を少し下回っている。また図 10 から、63 コミュニティがほぼ散布図の座標のほぼ原点に集中しているのがわかるし、図 11 でも Group A の重心がほぼ原点に位置しているのが確認できる。このことから Group A は、PWYW donation 数 Y、観戦者の同時アクセス数 X、ストリーマーの放送時間 W のバランスが取れており、ストリーマーと観戦者の関係が安定し、ストリーマーのサービス、観戦者の応援と PWYW donation 行動が理想的に循環し、双方の関係が持ちつ持たれつの相互依存関係になっていると考えられる。重心座標が変数 Y、X、W いずれも 0(ゼロ)を少し下回っているのは、他のグループにそれぞれ大きな値があるコミュニティが存在するためだと考えられる。

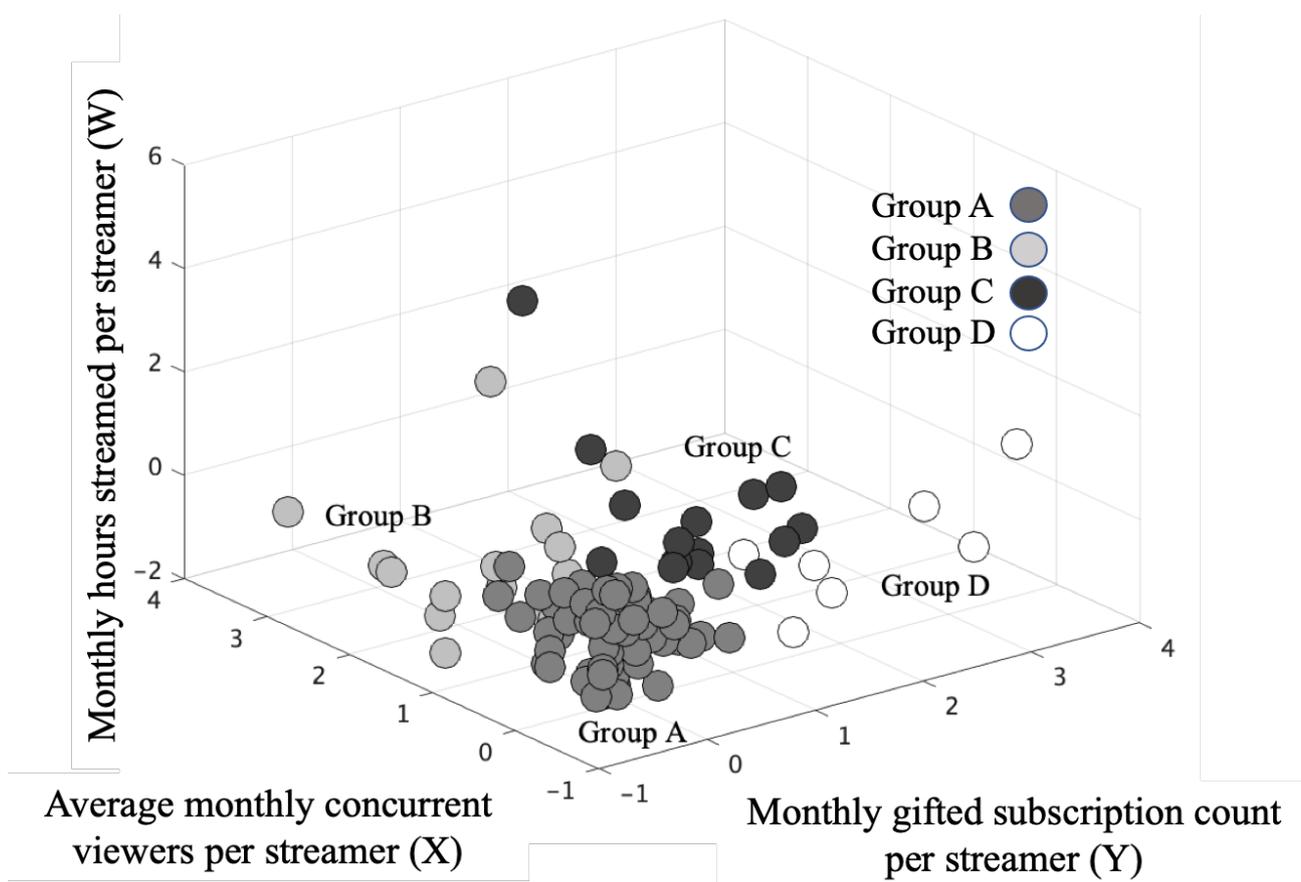


図 10: 100 コミュニティの 4 グループへの分類

Group B の重心座標位置は、表 5 から変数 Y、X がプラスであるが W がマイナスとなっている。図 10 から、15 コミュニティが散布図上、Group A よりも同時アクセス数 X の値が大きい場所、つまり

向かって左側に位置しているのがわかるし、図 11 でも Group B の重心が Group A の重心より向かって左側に位置しているのが確認できる。表 5 の重心座標の数値を見てみると、同時アクセス数 X は標準偏差の約 2 倍となっており、逆にストリーマーの放送時間は標準偏差の約マイナス 0.5 倍となっている。従って、Group B はストリーマーの努力は低いにも関わらず、観戦者の一方的な努力により PWYW donation の活動が促進されていると考えられる。双方の関係は、観戦者側の一方的な貢献が強い相互依存関係にあると考えられる。

Group B では同時アクセス数が大きいいためチャットウィンドウへのメッセージ、‘Emote’の投稿が競争的になり、そのためソーシャルデンシティの影響が出て、PWYW donation が増えていると考える。つまり、観戦者自身の存在感を維持するために、そして観戦者は PWYW donation の金額を低く感じ、かつ簡略化して物事を考えやすくなっているため、PWYW donation 行動が促進されていると考えられる。

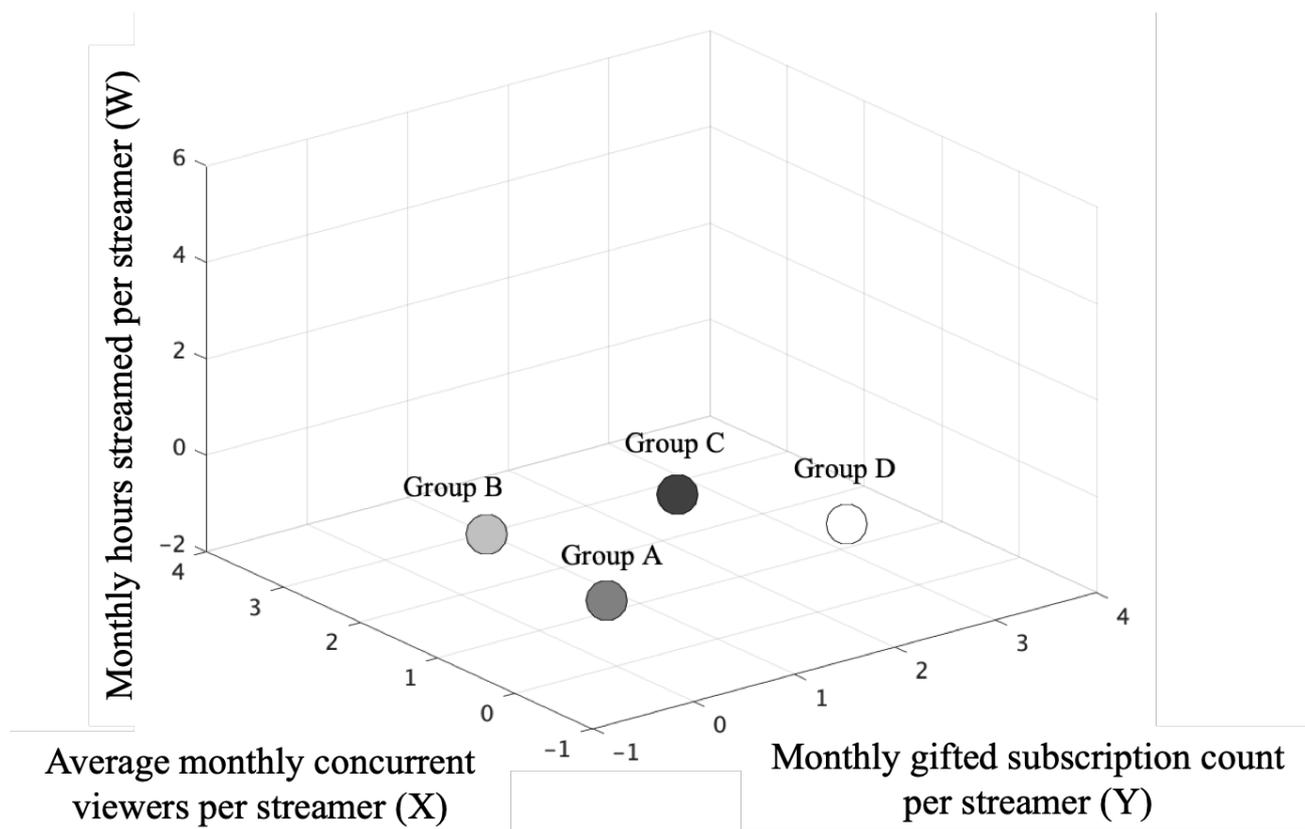


図 11: 4 グループそれぞれの重心

Group C の重心座標位置は、表 5 から変数 Y 、 W がプラスであるが X がマイナスとなっている。図 10 から、15 コミュニティが散布図上、Group A よりもストリーマーの放送時間の値が大きい場所、つまり向かって上側かつ、PWYW donation 数 Y が多い場所、つまり向かって右側に位置しているの

がわかる。また、図 11 でも Group C の重心が Group A よりもストリーマーの放送時間の値が大きい場所、つまり向かって上側かつ、PWYW donation 数 Y が多い場所、つまり向かって右側に位置しているのが確認できる。表 5 の重心座標の数値を見てみると、同時アクセス数 X は平均値を少し下回っているが、逆にストリーマーの放送時間は標準偏差の約 1.3 倍となっている。従って、Group C は観戦者の努力に対し、ストリーマーの努力が圧倒的に大きく、ストリーマーの一方向的な努力により PWYW donation の活動が促進されていると考えられる。双方の関係は、ストリーマー側の一方的な貢献が強い相互依存関係にあると考えられる。

前述のように、ストリーマーは単にゲームプレイを配信しているだけでなく、多面的な方法ですべてのリソースを使ってライブ配信している。あるいは、サバソンを行なっていることも考えられる。それらの多面的な手法でのライブ配信もしくはサバソンを熱心に行うストリーマーの場合、より放送時間が長くなる傾向があると考えられる。S-D ロジック視点では、ストリーマーは価値提案しているだけなので、観戦者はその多面的で長いライブ配信に価値を見出し、PWYW donation を行なっていると考えられる。また、前述のように Sjöblom らと Hilvert-Bruce らによる UGT を使った分析では、そのコミュニティへの帰属願望が donation を行う動機になっていると考えられる。従って、Group C では観戦者にとってそのストリーマーのライブ配信は独自の価値を見出せるほど魅力的であり、その一員になりたくくなるようなコミュニティであることを示していると考えられる。

Group D の重心座標位置は、表 5 から変数 Y、W がプラスであるが X がマイナスとなっている。しかしながら、変数 X、W の値が Group A と大きく変わらないのにも関わらず、変数 Y の値が標準偏差の約 2 倍となっている。図 10 から、7 コミュニティが散布図上、変数 X、W の値は Group A とほぼ変わらないが、PWYW donation 数 Y の値が Group A よりも大きい場所、つまり向かって右側に位置しているのがわかる。また、図 11 でも Group D の重心が変数 X、W の値は Group A とほぼ変わらないが、PWYW donation 数 Y の値が Group A よりも大きい場所、つまり向かって右側に位置しているのが確認できる。Group D は、100 コミュニティのうち 7 コミュニティだけの一番小さいグループであるが、観戦者の同時アクセス数 X とストリーマーの放送時間 W 双方にいずれも顕著な傾向がないにも関わらず、PWYW donation 数行動が一番促進されているという非常にユニークな特性を持っている。

Group D は、変数 X、W の値から特徴的な傾向が出ていなかったため、それぞれのストリーマーのライブもしくはアーカイブビデオを 2 時間ほど Twitch (Twitch, Each streamer's page 2021) で視聴してその特徴を観察した。その結果、7 人のストリーマーのうち 2 人は一般的なゲームプレイのライブ配

信から大きく逸脱しておらず、特に強力な個性をストリーマーから感じられなかった。しかしながら、S-D ロジック視点では、ストリーマーは価値提案しているだけなので、そのサービスの価値を決定するのは観戦者である。従って、この特別な特徴を見出せなかった2人のストリーマーに対し、会話、ゲームプレイあるいはそれら全体を含めたサービスの雰囲気から惹かれる等の価値を観戦者が見出し、PWYW donation を行なっているのではと考えられる。

7人のストリーマーのうち5人に関しては、一般的なゲームプレイのライブ配信から大きく逸脱したような、非常にユニークなライブ配信を行なっていることを確認できたので、以下に記す。

- i. **Streamer D-1:** このストリーマーは自室に DJ 機器及びディスコで使用されるライティング装置を所有し、DJ のライブ配信を行なっている。
- ii. **Streamer D-2:** このストリーマーは自室をクイズ大会の会場のように設定し、観戦者とクイズ大会を行なっている。
- iii. **Streamer D-3:** このストリーマーはゲームプレイ中、常に独り言を言っているが、PWYW donation が入ると必ず声で 'Thank you' と礼を言っている。
- iv. **Streamer D-4:** このストリーマーはゲームプレイ中にとっても長く観戦者とインタラクションを行う。例えば、武器を一つ選ぶ際もゆっくりと時間をかけて観戦者とインタラクションして決定している。
- v. **Streamer D-5:** このストリーマーはゲームプレイ中に、あたかも観戦者がいないかのように機関銃のように一人で話し続ける。

以上から Group D ではストリーマーと観戦者との間に、非常にユニークなストリーマーの活動に PWYW donation が牽引されている相互依存関係が成立していると考えられる。基本的には、Group C と同様に、観戦者がそのストリーマーのサービスに価値を見出し、UGT によりそのコミュニティへの帰属願望が PWYW donation を促進していると考えられる。しかしながら Group C との最大の相違点は、観戦者の同時アクセス数 X の値が約マイナス 0.4 と、4 グループの中で一番低く、ソーシャルデンシティの影響が最も出ていない状況下で PWYW donation が促進されている点で、それだけストリーマーがユニークであり、その強力な個性に PWYW donation 行動が促進されていると考えられる。

以下に、抽出できた 4 グループの特性の概要を改めて示す。

● 抽出したグループの概要

➤ **Group A: reciprocal relationship based on interdependence**

(持ちつ持たれつの相互依存関係)

☆ 63組のコミュニティにより構成される。

☆ ストリーマー(売手)と観戦者(買手)双方の努力の相乗効果が理想的に PWYW donation に結びつき、ストリーマー(売手)と観戦者(買手)が持ちつ持たれつの相互依存関係になっていると考えられる。

➤ **Group B: reciprocal relationship based on one-sided contribution by viewers**

(観戦者側の一方向的な貢献が強い相互依存関係)

☆ 15組のコミュニティにより構成される。

☆ ストリーマー(売手)よりも観戦者(買手)が強力に PWYW donation 行動に努力しており、ストリーマー(売手)に対する熱烈なファン活動を行っているものと考えられる。

☆ このグループの観戦者(買手)は英語で'stan' activity、日本語では「推し」活を行っているファンのような人達であると考えられる。このグループは PWYW donation 以外でのファン活動による収益面で貢献度が高いコミュニティ群であると考えられる。

➤ **Group C: reciprocal relationship based on one-sided contribution by streamers**

(ストリーマー側の一方向的な貢献が強い相互依存関係)

☆ 15組のコミュニティにより構成される。

☆ 観戦者(買手)よりもストリーマー(売手)が強力に PWYW donation 行動に努力しており、ストリーマー(売手)の多面的なライブ配信に観戦者が価値を感じるか、あるいはストリーマーがサバソン行っているものと考えられる。

☆ Group C では、先行研究の UGT 分析で明らかになった、観戦者による、そのコミュニティへの帰属願望から PWYW donation 行動が行われていると考えられる。

➤ **Group D: reciprocal relationship based on strong personalities on the streamer side**

(ストリーマー側の強力な個性に牽引される相互依存関係)

- ☆ 7組のコミュニティにより構成される。
- ☆ Group C 同様に、先行研究の UGT 分析で明らかになった、観戦者による、そのコミュニティへの帰属願望から PWYW donation 行動が行われていると考えられる。
- ☆ しかしながら、4 グループで一番低い同時アクセス数を考えると、Group C のストリーマーよりも強力な個性が PWYW donation 行動を牽引していると考えられる。

最後に、収集したデータをクラスター分析による検証により、ストリーマーと観戦者で構成されるコミュニティに関し、PWYW donation 行動に関する特性を基準にグループに分類することができた。よって、仮説 3 がサポートされた。

6. 考察

ここではそれぞれの仮説検証に関する考察を述べた後、全体の総括を最後に述べる。

6.1. 仮説 1 検証の考察

本研究の仮説 1 の検証により、ストリーマーのライブ配信への観戦者の同時アクセス数は、フォロワー数の増減よりも PWYW donation 行動に関し、約 2 倍の規模で強く影響を与えていることを明らかにした。同時アクセス数はソーシャルデンシティの指標でもあり、フォロワー数はソーシャルデンシティと関連性がないため、ソーシャルデンシティが高くなると PWYW donation 行動が促進されていると考えることができる。

このことは、コミュニティの規模が大きくなって同時アクセス数が増えてチャットウィンドウへの投稿が競争的になると、ストリーマーと観戦者のインタラクションが、ソーシャルデンシティの影響を受け、観戦者が PWYW donation 行動を起こしやすくなることを示している。つまり、競争的な状況のチャットウィンドウにより投稿が早く流れやすくなり、観戦者が投稿で目立つことができなくなって、また自己の存在が脅かされているように感じ、同時に PWYW donation の金額を安く感じたため、PWYW donation 行動が促進されていると考えられる。

これまで先行研究では、コミュニティの規模を表す指標として、ストリーマーのライブ配信チャンネルにおける観戦者の同時アクセス数と、ストリーマーへのフォロワー数が用いられてきている。しかしながら、PWYW donation 行動、つまり仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化という文脈では、コミュニティの規模は観戦者の同時アクセス数で代表させた方がよいと考えられる。これは本研究で発見した知識の一つであると考えられる。

また、本研究のこの検証により、Hamilton ら (Hamilton, Garretson and Kerne 2014) と Hilvert-Bruce ら (Hilvert-Bruce, et al. 2018) の規模の小さいコミュニティの方が観戦者のエンゲージメントが高いという分析は、PWYW donation 行動の促進に関しては必ずしも当てはまらないと言える。しかしながら、S-D ロジック FP10 で言われているように、価値は受益者(買手)が決めるため、すべてのコミュニティでソーシャルデンシティの影響により PWYW donation 行動が促進するとも言いきれないと考えられる。従って、本仮説 1 検証の結果が示すものは、観戦者の同時アクセス数が大きくなり、ソーシャルデンシティの影響を受けると、PWYW donation 行動を起こす傾向が強いということだと考える。

6.2. 仮説 2 検証の考察

本研究の仮説 2 の検証により、S-D ロジックで定義されるオペラント資源を統合した、インタラクションフレームワークを通したストリーマー(売手)と観戦者(買手)による相互の努力により、PWYW donation 行動が加速し、ストリーマーのサービスの価値共創が行われていることを明らかにした。ここでは、価値共創が行われているときのサービス提供者(売手)側の行動、サービス提供者とサービス受益者(買手)との関係について考察する。

まず、価値共創が行われているときのサービス提供者(売手)側行動に関し、これまで先行研究ではサービス受益者(買手)側の行動のみを分析し、サービス提供者(売手)側の分析が行われていなかった。図 7 のサービス提供者(売手)の努力を示す W の標準偏回帰係数 b を見ると、サービス受益者 (買手)の努力を示す X の標準偏回帰係数 a よりもプラス方向に約 2 倍、大きくなっている。標準偏回帰係数はその数値の絶対値が目的変数への影響度を示す。これより、PWYW donation の上昇には、サービス提供者(売手)の努力がサービス受益者(買手)の努力よりも影響していることを示している。このことはこれまで発見されていなかったことであるため、この発見の意味は非常に大きいと考える。これも本研究で発見した知識の一つであると考えられる。この結果から、サービス提供者(売手)の努力が PWYW donation の収益化向上には継続的に必要だと考えられるが、ソーシャルライブストリーミングプラットフォーム側もサービス提供者 (売手)の負担を軽減するためにユーザーインターフェイス等の改善が必要だと考える

次いで、サービス提供者とサービス受益者との関係だが、同様に図 7 でサービスプロバイダー(売手)とサービス受益者 (買手)双方の努力を示す、XW の標準偏回帰係数を見ると、有意でプラスになっている。このことから双方の相互の努力が PWYW donation の上昇を加速させていることがわかる。この加速していることに関し、本研究では、売手と買手の関係が S-D ロジックにおける交換の相互依存(“reciprocity of exchange”)の状態になっていると考え、両者により価値が共創されていると分析した。PWYW と PWYW donation の先行研究ではサービス提供者とサービス受益者との関係に関し、PWYW モデルには売手と買手との間に個人的なやりとり、リアルタイムインタラクションが存在すること、もしくは“decreasing social distance”、相互依存(“reciprocity”)の状態が必要であるとされていた。これまでこの関係に関し、実際のサービスデータを用いた分析は行われてきていなかった。本研究は、実際のサービスデータを用いてこの関係を分析し、売手と買手双方の相互の努力が PWYW donation 行動を加速させ、PWYW donation を増加させていることを明らかにした。実際のサービスデータから、PWYW donation を上昇させている時の売手と買手との関係を明らかにしたこと

の意味は大きいと考える。PWYW と PWYW donation の先行研究と本研究の結果から、売手と買手のインタラクションがやはり重要であり、収益の向上にはその方法の改善と発展が必要だと考える。

6.3. 仮説3 検証の考察

本研究の仮説3の検証では、PWYW donation 行動の特性を元に100コミュニティを4つのグループにクラスタリングすることができた。また、PWYW donation 行動の動機分析にソーシャルデンシティの概念とUGTを利用した。グループは、まずストリーマーと観戦者の活動のバランスが取れ、両者が持ちつ持たれつの相互依存の関係になり、理想的にインタラクションフレームワークが循環し、サービスの価値共創が行われている63組のコミュニティからなるGroup A。次いで、観戦者が熱狂的なファン活動を行なっている15組のコミュニティからなるGroup Bと、ストリーマーの一方的な貢献度が高い15組のコミュニティからなるGroup C。そしてストリーマーの強力な個性に牽引される7組のコミュニティからなるGroup D。このようにPWYW donation 行動の特性を元にコミュニティをグループに分類できることも、本研究で発見した知識の一つであると考えられる。このようなPWYW donation 行動の特性を元にしたグループ分けは先行研究では行われておらず、仮想世界での集団行動における経済支援としての収益化に向けた各種プランニングに貢献できると考える。

ここでは、4つのグループにクラスタリングできた意味について考察する。

本研究は表5、図10及び図11に示したように、コミュニティの特性により、PWYW donation 行動に関する観戦者の努力、ストリーマーの努力の貢献度が異なることを明らかにした。ソーシャルデンシティの影響もあり、活発にチャットウィンドウへの投稿することに加えてPWYW donation を行っているコミュニティもあれば、UGT分析から、観戦者による、そのコミュニティへの帰属願望によりPWYW donation 行動が促進されているようなコミュニティがある。また、ストリーマーの熱心なまたは献身的な活動、あるいは強力な個性によりPWYW donation 行動が促進されているようなコミュニティもある。本研究により、これらのコミュニティがある程度の規模を持ったグループとして存在することが明らかになった。このような分析結果があれば、ソーシャルライブストリーミングプラットフォーム及び広告主はコミュニティの特性によりビジネス及び広告戦略を変えて行くことが可能だと考える。また、このようなPWYW donation 行動へのストリーマーと観戦者の貢献度に関する特性のデータを元にユーザーインターフェイス等のオンランサービス設計に反映することも可能であると考えられる。本研究は、このように収益化行動の特性に注目してコミュニティをクラ

スタリングしたことにより、マーケティング活動、オンラインサービス設計等に貢献できると考える。

尚、本研究で行ったクラスター分析では Group D の PWYW donation 行動に関する特性の特徴を把握できなかったためこのグループだけ、それぞれのストリーマーのライブもしくはアーカイブビデオを2時間ほど視聴してその特性を分析する観察調査を行った。その結果、Group C と同様に先行研究を元に、S-D ロジックにより観戦者とそのストリーマーのサービスに価値を見出し、UGT によりそのコミュニティへの帰属願望が PWYW donation を促進していると考えた。しかしながら、Group D のように実際のサービスデータを用いた統計分析で特徴を把握できなかった場合、観察調査による質的データ分析を行えば、先行研究とは異なる新たな発見があった可能性も考えられる。特に Group D の観戦者はなぜストリーマーのサービスに価値を見出しているのか、新たな発見があったかもしれないと考える。本研究は実際のサービスデータを用いた統計分析を中心に分析を行ったが、今後の分析方法の課題としてここに記載しておく。

6.4. 仮説検証の総括

本研究は、COVID-19 パンデミック以降、仮想空間で急拡大した PWYW donation モデルに関し、PWYW donation モデルを COVID-19 パンデミック以前から導入していたソーシャルライブストリーミングサービスの中から、最もビジネス規模が大きい Twitch を事例に取り、仮説検証を行なった。

3つの仮説検証により、コミュニティの規模の指標として PWYW donation 行動に影響を強く与えているのは観戦者の同時アクセス数であり、ストリーマーと観戦者の相互努力が PWYW donation を誘引してストリーマーのサービスの価値共創が行われ、PWYW donation 行動はコミュニティの特性の影響を受けていることを明らかにした。

ここでは、なぜこのような仮想空間における PWYW donation 行動が促進されているのかという点と、本研究で発見した知識の価値について考察する。

まず、なぜこのような仮想空間における PWYW donation 行動が促進されているのかという点について考察する。通常、物及びサービスの価格は売手が決めるが、PWYW (pay-what-you-want) モデルは、買手が決める価格決定メカニズムである。また、その中でも本研究で取り上げた PWYW donation モデルは、買手が売手を応援したいときに使用され、広い意味でファン活動の一つだと考えられる。

Kelly は、人々が無償のものにお金が支払いたくなる 8 つの”generatives”を述べているが、その中の一つの”Patronage”モデルがアーティスト等に対するファン活動において有効であるとしている (Kelly 2016)。”Patronage”モデルは以下の 4 つの条件が揃うとファンは”pay-what-you-want”方式で対象のアーティスト等にお金を支払うというものである (Kelly 2016)。

1. “It must be extremely easy to do”
2. “The amount must be reasonable”
3. “There’s clear benefit to them for paying”
4. “It’s clear the money will directly benefit the creators”

つまり、極端に簡単に支払え、金額がリーズナブルで、支払うお金がアーティスト等へのベネフィットになることが明らかかつ直接的にアーティスト等へのベネフィットになることが明らかである場合、ファンは PWYW 方式でお金を支払う、すなわち PWYW donation を行うというものである。

本研究で述べた通り、まず Twitch では PWYW donation 機能が標準で実装されており、subscription gifting は数クリックで実現できる。また、subscription gifting の最小金額は US\$ 4.99 でリーズナブルであり、観戦者にとって大きな負担となるものではないと考えられるが、さらにソーシャルデンシティの影響を受けて、US\$ 4.99 を安く感じてしまう。そして、ストリーマーは subscription gifting を受けると、インタラクションフレームワークが循環し、チャットによるテキスト、声、顔の表情、あるいは体全身を使うようなジェスチャーのいずれかあるいはそれらを組み合わせた、多面的なインタラクションで感謝を示す。あるいはサバソンでは、subscription gifting を一回行われると、ストリーマーはライブ配信時間を 10 分間、延長して謝意を示す。そのため観戦者にとっては、subscription gifting、つまり PWYW donation 行動を行うことが明らかかつ直接的にストリーマーにとってベネフィットになることが理解できる。

Twitch における PWYW donation 機能と本研究で述べたインタラクションフレームワークは、Kelly が提唱した”Patronage”モデルを十分に満たしており、そのため本研究で検証した仮想空間における PWYW donation 行動が促進されていると考える。但し、一つ考慮しなければならないのは、仮想空間ではユーザーインターフェイスの仕様により、現実空間での行動に比べ、人々の行動の自由度が制限されている点である。つまり、仮想空間では人々が自由に行動しようと考えても、決められたユ

ユーザーインターフェイス上のアイコン等しか操作できないわけである。従って、Kelly の”Patronage”モデルの4条件の1の「極端に簡単に支払え(る)」は、仮想空間では人々の行動がユーザーインターフェイス上、制限されているからこそ満たされているとも考えることができる。

なぜこのような仮想空間における PWYW donation 行動が促進されているのかについては、7.3 理論的含意の 7.3.1 仮想空間での経済支援への PWYW モデルの高い適合性で再び述べる。

次いで、本研究の仮説検証で発見した知識の価値について考察する。

本研究で発見した以下の3つの知識は、本研究の目的とした仮想空間の集団行動における経済支援としての収益化に関する将来に向けた示唆を得るものであると考える。

- ① 仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化という文脈では、コミュニティの規模は観戦者の同時アクセス数に代表させるのがよい。
- ② PWYW donation 行動には、サービス提供者(売手)の努力がサービス受益者(買手)の努力よりも影響している。
- ③ PWYW donation 行動の特性を元に、サービス提供者(売手)とサービス受益者(買手)により構成されるコミュニティをグループに分類できる。

本研究ではそれぞれの知識から得られる理論的含意と実務的含意を、リサーチクエスチョンへの回答と本研究の後で述べる。①に関しては、7.3 理論的含意の 7.3.4 ソーシャルデンシティ概念の利用拡大と 7.4 実務的含意の 7.4.2 インタラクションフレームワークの拡張で、②に関しては、7.3 理論的含意の 7.3.3 実際のサービスデータを用いたサービスプロバイダー側の分析で、③に関しては、7.4 実務的含意の 7.4.1 コミュニティの特性に合わせたマーケティングで、それぞれ将来に向けた示唆を述べる。

7. リサーチクエストへの回答と結論

7.1. リサーチクエストへの回答

7.1.1. SRQ1 に対する答え

SRQ1: コミュニティの規模はどのように収益化に影響しているのか?

仮想空間での集団行動において、コミュニティの規模が大きくなり、コミュニティメンバーによる同時アクセス数が大きくなると、本研究で分析したようにソーシャルデンシティの影響を受けることが考えられる。従って、規模が大きい場合、サービス提供者に対する収益活動である PWYW donation のような行動はソーシャルデンシティの影響により促進され、結果として収益が増加することが考えられる。

7.1.2. SRQ2 に対する答え

SRQ2: コミュニティでのインタラクションは収益化にどのように影響しているのか?

仮想空間での経済支援としてのコミュニティ活動において、サービス提供者とサービス受益者は様々な手法でインタラクションを行うことが可能であるが、そのための知識とスキルが必要である。そのため、本研究で分析したようにサービス提供者とサービス受益者のインタラクションの知識とスキルの資源を統合したインタラクションフレームワークが、PWYW donation のような収益化に向けた行動を加速させ、その結果としてサービス提供者のサービスの価値共創が行われている。従って、サービス提供者とサービス受益者のインタラクションの知識とスキルの資源を統合したインタラクションフレームワークが収益化に向けた活動を促進させている。

7.1.3. SRQ3 に対する答え

SRQ3: コミュニティの特性はどのように収益化に影響しているのか?

S-D ロジックからサービスの価値は観戦者(サービス受益者)によって決められ、またストリーマー(サービス提供者)と観戦者双方の個性とか趣味等がコミュニティ活動に影響していると考えられるため、PWYW donation 行動に関する特性はコミュニティにより異なると考えられる。本研究で明らかにしたように、コミュニティにより PWYW donation 行動に関する観戦者の努力、ストリーマーの努力の貢献度が異なり、それを元にコミュニティ群をグループに分類することができる。グループはストリーマーと観戦者が持ちつ持たれつの相互依存関係なのか、いずれかの貢献度が一方的に大きい相互依存関係なのかにより分かれる。従って、コミュニティの特性はサービス提供者とサービス受益者との相互依存関係により異なり、その相互依存関係がどのようなものなのかが収益化に影響している。

7.1.4. MRQ に対する答え

MRQ: 仮想空間での経済支援としてのコミュニティ活動における収益化の課題は何か?

本研究の分析から、インタラクション方法とコミュニティの特性の把握の2つが課題であると考ええる。

まず、本研究により、サービス提供者とサービス受益者のインタラクションに関する知識とスキルの資源を統合したインタラクションフレームワークが、コミュニティ活動における収益化に有効であることが確認できた。しかしながら、仮想空間での経済支援としてのコミュニティ活動に関し、サービス提供者とサービス受益者との間の、そしてサービス受益者間のインタラクション手法は、現状、様々な制約がある。特に Twitch のようなソーシャルライブストリーミングプラットフォームの場合、使用できるインタラクション方法は、サービス提供者はカメラとマイクを通したもの、サービス受益者はチャットウィンドウを通したものに制限されている。チャットウィンドウを通したものに制限されているからこそ、ソーシャルデンシティの影響を受けて、PWYW donation が促進されているとも言えるが、仮想空間での集団行動が今後、ますます拡大して行けば、いずれチャットウィンドウは「競争的」ではなく「インタラクション不能な」状態まで混雑度が増す可能性が考えられる。そのため、IoT 技術等の進展とともにインタラクション方法を改善して行くことがコミュニティ活動、つまり仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化の課題の一つであると考ええる。

もう一方のコミュニティの特性の把握に関しては、コミュニティの特性を把握し、コミュニティ群をグループ化した上でマーケティング活動、あるいはオンラインサービス設計を行うことができ

れば効率が良く、非常に理想的である。しかし、本研究はサービス提供者とサービス受益者双方の実際のサービスデータを利用した分析を行ったため、収益化に関する特性を元にコミュニティ群をグループに分類し、特性を考慮した効率のよいマーケティング活動やオンラインサービス設計のためのプランニングを開始できるスタートラインまで辿り着くことができた。現実には、先行研究調査でも述べたように、サービス受益者のデータだけで分析を行うことが多く行われている。実際のサービスデータの収集に関しても、サービス提供者側のデータ収集を行うことが容易ではないことが多い。また、仮想空間のコミュニティは規模が大きいため、多くのデータを収集すること自体が課題である。しかし、これらの課題も IoT 技術等の進展により、コミュニティ内で多様なデバイスが安価に使用できるようになり、それらから容易にデータが収集できるようになるとコミュニティの収益化に関連する特性の把握も可能になってくるのではと考える。

7.2. 本研究の結論

COVID-19 パンデミックにより拡大した仮想空間での集団行動に関し、その規模の大きさとインタラクションの多様性から新たな収益化モデルがデジタルツイン、メタバース時代に向けて発展して行く可能性がある。その中で、COVID-19 パンデミック以降、導入が広がっている収益化モデルに PWYW donation モデルがある。

本研究では、新たな収益化モデルである PWYW donation に関する示唆を得るために、Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスを事例に取り、実際のサービスデータを使用してサービス提供者とサービス受益者の PWYW donation 行動に関する分析を行った。そして仮想空間の集団行動における経済支援としての収益化に関し、以下の点を明らかにすることができた。

本研究で明らかにしたのは、1. 仮想空間での集団行動はその規模の大きさからソーシャルデンシティが収益化に影響を与える可能性があること、2. 仮想空間ではサービス提供者とサービス受益者とのインタラクションフレームワークが収益化を加速させること、3. 仮想空間のコミュニティ群はその収益化に関連する特性を元に分類することが可能であること、4. 仮想空間の集団行動の収益化に向けた示唆を得たことである。

まず、仮想空間での集団行動でのソーシャルデンシティの影響であるが、これまでのソーシャルライブストリーミングサービス分野での先行研究では、コミュニティの規模が大きいと同時アクセス

数が大きくなり、つまりソーシャルデンシティが高くなると、観戦者のストリーマーへのエンゲージメントにより影響を与えないとされてきた。しかし、本研究で明らかにしたように、ソーシャルデンシティが高くなるとストリーマーへの観戦者からの PWYW donation が増える傾向があり、収益化に関し、ソーシャルデンシティを考慮する必要がある。

次いで、仮想空間ではサービス提供者とサービス受益者とのインタラクションフレームワークが収益化を加速させている点であるが、Twitch ソーシャルライブストリーミングサービス等では両者間のインタラクション方法は現状、様々制約が入るため、インタラクションに関する知識とスキルが必要である。しかしながら本研究は、両者のこの知識とスキルがインタラクションフレームワークとして統合し、両者の努力が PWYW donation 行動を加速させていることを明らかにした。仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化にはこのようなインタラクションフレームワークが重要である。

仮想空間のサービス提供者とサービス受益者によるコミュニティは多様性があるが、収益化に関する特性を元に分類し、グループ化できれば収益化活動を行う際に有益である。本研究は、収益化を基準にして 100 組のコミュニティの中から 4 個のグループを抽出し、それらの特性を明らかにした。特に、収益面で貢献度が大きいと考えられる熱狂的なファン活動を行っているグループの発見は、重要だと考える。

最後に、仮想空間での集団行動における経済支援としての収益化に向けた示唆であるが、以下の 7.3 理論的含意と 7.4 実務的含意としてまとめることができている。

7.3. 理論的含意

7.3.1. 仮想空間での経済支援への PWYW モデルの高い適合性

PWYW モデルは、物もしくはサービスの価格を売手ではなく、買手がそれらを評価して価格を決定する、新しい価格決定メカニズムである。PWYW モデルは当初、現実空間のレストラン等での食事、映画館のチケット販売等の価格決定に導入された。その後、PWYW モデルは仮想空間でのデジタルアルバムダウンロードサービス等での価格決定に導入され、さらにソーシャルライブストリーミングサービス等での PWYW donation モデルとなって現在に至っている。

Kim ら (Kim, Natter and Spann 2009)に代表される現実空間における PWYW モデルの先行研究では、サービス提供者の推奨価格より高い価格決定を行う動機分析であるとか、Viglia ら (Viglia,

et al. 2019)のように推奨価格より高い価格決定を得るためにはサービスの前か後のどちらで価格決定をしてもらうのがいいのかといったサービスプロセスの分析等が行われてきた。

また、デジタルアルバムダウンロードサービスで最も成功した PWYW 事例として取り上げられるイギリスのロックバンド Radiohead のアルバム’In Rainbows’に関しては多くの書籍と論文でその成功要因の分析が行われている(例えば、(Raju and Zhang 2010))。’Patronage’モデルの Kelly もこの事例を、’One of the first bands to offer the option of pay-what-you-want was Radiohead’ と評価している (Kelly 2016)。

しかしながら、現実空間の店舗における PWYW モデルもデジタルアルバムダウンロードサービスを含む e-Commerce 分野における PWYW モデルも先行研究の論文、書籍が発表され始めた 2010 年頃から 10 年以上経っても広く普及しているわけではない。例えば、PWYW モデルを導入した店舗のガイドブック等は存在せず、インターネット上の記事でグローバルに数店舗から 10 数店舗が紹介されているに留まる(例えば、(Jazzy 2023))。しかもそれらの記事には必ずといっていいほど、ウィーンにあるパキスタン料理レストランである’Der Wiener Deewan’が登場する。’Der Wiener Deewan’は 2005 年に PWYW モデルを導入し、2009 年の Kim らの論文 (Kim, Natter and Spann 2009)にも記載されている PWYW モデルレストランの老舗である (DEEWAN 2023)。つまり、10 店舗ほどの PWYW モデルレストランのグローバルな紹介記事に必ず’Der Wiener Deewan’を入れなければならないほど、事例が少ないと考えられる。逆に、PWYW モデルレストランは、PWYW 方式の価格決定を止めてしまうか、閉店してしまうことをインターネット上の記事で頻繁に目にする(例えば、(Conde 2019))。また、e-Commerce 分野でも継続して行なっているサイトは、’Humble Bundle’くらいしか著名なものは存在しないと考えられる(例えば、(Capital 2023))。

ではなぜ、現実世界の店舗とか e-Commerce では PWYW モデルは進み難いのだろうか。ここで’Patronage’モデルの 4 条件を再掲してみる (Kelly 2016)。

1. “It must be extremely easy to do”
2. “The amount must be reasonable”
3. “There’s clear benefit to them for paying”

4. “It’s clear the money will directly benefit the creators”

4 条件は、極端に簡単に支払え、金額がリーズナブルで、支払うお金がアーティスト等へのベネフィットになることが明らかかつ直接的にアーティスト等へのベネフィットになることが明らかである場合に PWYW モデルが成立することを示唆している。これら 4 条件は、現実世界のレストラン等の店舗、あるいはデジタルアルバムダウンロードサービス等の e-Commerce では難しいことがわかる。

重要なのは、Kelly 自身が”Patronage”モデルが成立する 4 条件を述べる際、”But they will pay only under four conditions that are not often met”と言及している点である。つまりこの 4 条件は滅多に成立するものではないとしているわけである (Kelly 2016)。

しかしながら、本研究でソーシャルライブストリーミングサービスである Twitch を事例に取り、明らかにしたように仮想空間の集団行動ではこの 4 条件は成立しやすいと考えられる。まず、Twitchをはじめ、Twitter のようなソーシャルメディアプラットフォームの多くは独自の PWYW donation 支払いシステムを持っており、とても簡易に支払うことができる。これで Kelly の 4 条件の 1 はクリアしている。次いで、仮想空間の集団行動の特徴は、現実空間と比べ、集団行動を行う人の規模の大きさとインタラクションの多様性にある。そのため、Twitch の PWYW donation 単位は subscription gifting の場合 US\$ 4.99 とリーズナブルな価格であるが、その上、集団行動の人の規模からソーシャルデンシティが影響を与え、人々(サービス受益者、買手)にその価格をさらに安く感じさせる。これで Kelly の 4 条件の 2 はクリアする。さらに、インタラクションフレームワークによる多様なインタラクションは、サービス受益者(買手)による PWYW donation がサービス提供者に対して、明らかかつ直接的にベネフィットがあると認識させることができる。これで Kelly の 4 条件の 3 と 4 はクリアする。従って、PWYW donation モデルは、COVID-19 パンデミックを背景に、急拡大したわけである(例えば、(TwitchTracker.com 2021a))。但し、6.4 仮説検証の総括で述べたように、Kelly の 4 条件の 1 の「極端に簡単に支払え(る)」は仮想空間での人々の行動がユーザーインターフェイスの仕様に制限されているために、満たされているとも言える。

このように PWYW モデルが仮想空間の経済支援に高い適応性を持つことは、新たな知識の発見であると考えられる。本研究は、この新たな知識の発見により、来るべきデジタルツイン、メタバース時代の収益化に関し、理論面で貢献できたと考える。

7.3.2. S-D ロジックを用いたリサーチモデル

本研究は、COVID-19 パンデミックにより急拡大した仮想空間での集団行動を背景に、導入がオンラインサービスに広がっている新しい収益化モデルである PWYW donation モデルに着目し、サービス受益者からサービス提供者への PWYW donation 行動により、サービス提供者のサービスの価値が両方で共創されていることを分析した。分析に当たり、Vargo と Lusch により提唱された S-D ロジックを分析フレームワークとして適用し、そして Twitch ソーシャルライブストリーミングサービスを事例として、上位 100 ストリーマーのパブリックに利用できるデータを抽出して統計分析を行った。

S-D ロジックは、“goods”と“services”を区別することなく“service”として包括的に捉え、エコシステムの中で行為者がインタラクションを行い、それぞれのリソース統合と“service exchange”を行い、価値共創に至るというフレームワークである。S-D ロジックは行為者間のインタラクションを前提としているため、インタラクション性が非常に高い Twitch 等のソーシャルライブストリーミングサービスの分析にはリサーチモデルとして適合性がよいと考える。また、S-D ロジックでは、サービス提供者は価値の提言だけを行い、サービス受益者が置かれている文脈で価値は決定されるとしているため、本研究で行ったコミュニティの特性を分析するにもリサーチモデルとして適合性がよいと考える。

また、Vargo と Lusch は、インタラクションは仮想世界でも行われるとしている上 (Vargo and Lusch 2016)、IoT 等により行為者からリアルタイムで行動に関するデータを取得し、それを元に S-D ロジックで分析できるようになることを示唆している (Vargo and Lusch 2017)。本研究は、リアルタイムではないが、毎月もしくは月平均の単位時間当たりのデータを使用して、S-D ロジックを適用して分析した。本研究は実際のサービスデータの分析に S-D ロジックを適用することに貢献できたと考える。

7.3.3. 実際のサービスデータを用いたサービスプロバイダー側の分析

PWYW 及びソーシャルライブストリーミングサービスに関する先行研究は管見の限り、買手もしくは観戦者に対するサーベイか、実際のサービスデータを用いても買手もしくは観戦者を対象にしたものに限られてきた。それに対し、本研究はサービス提供者すなわちストリーマー側の実際のサービスデータを用いた分析により、PWYW donation 行動に関し、ストリーマーの努力が観

戦者の努力よりもむしろ大きく貢献していることを発見した。このように、売手と買手とか、ストリーマーと観戦者のように複数の行為者が関係する行動の分析は双方に関して実際のデータを用いて分析すると、これまで発見できていなかったことを見つけることができる可能性があると考えられる。また、S-D ロジックの視点でも、価値は複数の行為者により共創されるため、ある特定の行為者の行動だけを分析するのは不十分だと考えられる。特に、COVID-19 パンデミック以降、仮想空間でビジネスを行う人は増えていると考えられる(例えば (Lochner 2021))。例えば、個人でライブもしくはビデオ配信を行うストリーマーとか Youtuber とか、個人で物品販売を行う personal shopper とか、あるいはライブ配信しながら物品販売を行う e-Commerce Live の小さな法人とか、確実に増えているし、今後も増えると考えられる。こういった仮想空間でのビジネスを分析する際、何らかのサービス提供者側のデータも入手可能ではないかと考えるので、サービス受益者のみではなく、サービス提供者側のデータを含めて分析すれば、新たな発見をできるのではと考える。

7.3.4. ソーシャルデンシティ概念の利用拡大

本研究は、観戦者の同時アクセス数の増加が PWYW donation 行動の動機付けになることを分析するために、ソーシャルデンシティの概念を用いた。しかしながら、仮想空間での人の行動分析にソーシャルデンシティの概念を用いることは非常に限定的であると考えられる。ソーシャルライブストリーミングサービスに関しては、Li らの研究しか見当たらない (Li, et al. 2021)。ただ、Li らは中国のソーシャルライブストリーミングサービスに見られる独特の会員クラスと gift-giving の関係を分析する一つのパラメーターとしてソーシャルデンシティを用いており、特殊な事例分析であると考えられる。もう少し広くソーシャルデンシティの概念を用いると、新たな発見もあるのではと考える。例えば、メタバースに関連する研究では、ソーシャルデンシティの概念が今後、有効になってくるのではと考える。Huang et al. は 3G CG で作られた人物、virtual human agent がいる仮想空間に人が入ると、virtual human agent を必ず避けて移動することを実験により明らかにしている (Huang, et al. 2022)。つまり、仮想空間においても人は仮想的な人物を人として意識して行動することを意味している。仮想空間においても、人は他の人々を意識するのであれば、ソーシャルデンシティの影響を受けるはずである。従って、デジタルツイン、メタバース時代に向けてますますソーシャルデンシティの概念を用いた分析が必要ではないかと考える。

7.4. 実務的含意

7.4.1. コミュニティの特性に合わせたマーケティング

本研究は、100組のコミュニティに関し、PWYW donation 行動の特性を基準にグループに分類した。その結果、ストリーマーに対する熱狂的なファン活動を行っていると思われる Group B を発見した。Group B は 15 組のコミュニティで構成されており、100 組のコミュニティの 15% を占める。Twitch 全体では熱狂的なファン活動を行っているコミュニティは 15% まで行かないと考えるが、ある程度の割合で存在すると考える。そのため、こういったコミュニティに向けたオンラインサービス設計が必要ではないかと考える。Group B は、表 5 の中で、サービス受益者（買手）すなわち観戦者の努力を示す観戦者の同時アクセス数 X の数値が一番大きくなっている。そのため、チャットウィンドウは”fast moving chat rooms”になっていると考えられる。現時点では、この競争的な interactive な状況で fan としてストリーマーに対して目立つには PWYW donation を行うことが一番だが、新しいユーザーインターフェイスを追加する他の方法も新たなサービスとして考えられる。熱狂的なファンの特徴として、ファン活動にお金を使う点がある。そういったファン活動の例としてそのストリーマーのグッズ購入がある。現在、多くの有名なストリーマーが T シャツとか、様々な会社とコラボしたグッズを販売している。例えば、これらのグッズを購入した観戦者には、購入金額とか購入したグッズの種類により、特別な電子的なチケットを渡す機能を追加する。もちろん、ソーシャルライブストリーミングプラットフォームはそのチケットを処理する機能を新たに追加する。そしてそのチケットをチャットウィンドウから入力すると、投稿するテキストメッセージもしくは’Emote’が大きく目立つように表示されるとか、何秒間か流れないで静止するとかする。そうすると、ファンの熱狂度が増して PWYW donation がさらに増えるのではと考える。このように熱狂的なファン活動を行う観戦者にはより深く、さらに収益を上げるマーケティング活動が必要だと考える。

7.4.2. インタラクションフレームワークの拡張

本研究で言及したように、S-D ロジック視点では、ストリーマーと観戦者とがインタラクションを行うインタラクションフレームワークは統合したオペラント資源として、PWYW donation 増加とストリーマーのサービスの enhance のために非常に重要である。現状、インタラクション手法としては、観戦者からはテキストメッセージ、’Emote’そして PWYW donation、ストリーマー

からは voice, camera を通じた body action のライブ配信等に限られている。しかし、現時点でも様々なインタラクション手法が技術的には可能となっている。例えば、PlayStation 等の console ゲームでは現時点でも controller を振動させて、触覚的なインタラクションを行うことが可能である (Webster 2020)。新たなインタラクション手法として console で視聴している観戦者にはストリーマーから必要に応じて controller を振動させれば、インタラクションフレームワークに深みが増すと考える。また、インタラクション方法を増やすと同時に、視覚的に PWYW donation 行動を促進するという事も考えられる。本研究で言及したように、PWYW donation 行動を促進するにはソーシャルデンシティを高い状態にするのが一つの方法なので、チャットウィンドウ以外にソーシャルデンシティを感じられるものを増やすことが考えられる。Robinson らは、観戦者の心拍数が高くなるとストリーマーのライブ配信の画面が赤みを帯びてくるという実験を Twitch を利用して行っている (Robinson, et al. 2022)。つまり、ライブ配信の画面が赤みを帯びてきて、観戦者の心拍数が高まっていることをストリーマーと観戦者間で共有できるようにしたわけである。多くの観戦者が緊張したり興奮したりして、心拍数が高まり、画面の赤みが強くなってくると、観戦者は他の観戦者の存在を意識してソーシャルデンシティの影響を受けると考えられる。Robinson らは、この実験結果として、ストリーマーと観戦者双方ともに enjoyment とエンゲージメントが上昇するとしている。心拍数を測定するためには観戦者側に専用のデバイスが必要で、画面が赤みを帯びてくるようにするには Twitch のようなソーシャルライブストリーミングプラットフォームもしくはゲームアプリ開発会社側による開発投資が必要だが、将来的な可能性としてはインタラクションフレームワークを充実させ、PWYW donation をさらに増加させることに貢献すると考える。

7.5. 本研究の限界

本研究は、サービス提供者(売手)すなわちストリーマーと、サービス受益者(買手)すなわち観戦者の双方の実際のサービスデータを利用して統計分析を行い、観戦者側のみのサーベイもしくはサービスデータを利用した先行研究と異なる新たな発見を行っている。しかしながら、本研究で使用している実際のサービスデータは、2019年10月から2021年4月までの期間のデータであり、COVID-19パンデミックで世界が混乱していた時期を含んでいる。そのため、今後より広い期間のデータを使った分析が必要であると考えている。

同様に本研究では、上記のデータ収集期間の中で、ストリーマーと観戦者により構成されるコミュニティの特性は変化しないと仮定した上でクラスター分析を行なっている。しかしながら、コミュニティも活動期間が長くなるとその特性が変化することも考えられる。例えば、あるコミュニティは時間の経過とともに本研究で分類した Group A から Group D に PWYW donation 行動に関する特性が変化するかもしれない。この変化はストリーマーがライブ配信を続けて行くうちにサービススキルが向上したとか、観戦者の人数が増加して PWYW donation 行動に関する特性が変化した等によるものと考えられる。従って、COVID-19 パンデミックだけではなく、時系列的な変化を考慮するという視点からも、今後より広い期間のデータを使った分析が必要であると考えている。

また、本研究で使用している、平均同時アクセス数 (average concurrent viewers) 、放送時間(hours streamed)そして視聴時間(hours watched)は統計データサイト及び放送業界では共通項目として標準で使用されている指標である。本研究で使用した重回帰モデル 1、 2 及び k-means 法によるクラスター分析も汎用的なものである。そのため本研究の分析方法は Twitch 以外のソーシャルライブストリーミングサービスにも適用できるものである。しかしながら、まだ本研究で事例とした Twitch のみでしか使用していない。今後、異なるサービス間、異なるエリアのサービス間の比較分析等に適用して分析するサービスを増やして行くことを考えている。

最後に、本研究は PWYW donation 行動に関する特性によりコミュニティをクラスター分析する際、すべてのコミュニティでは収益化が行われているという仮定で分析を行なったが、収益化が行われていないコミュニティも存在するかもしれない。本研究では Twitch のサブスクライバー数のランキングで上記 350 までのストリーマーを分析対象としたが、今後、ランキングの幅を広げ、より多くのストリーマーを対象とし、収益化が行われていないコミュニティも探し出して分析することを考えている。

引用文献

- Anwar, Hura. 2022. "DIGITAL INFORMATION WORLD." 6 23. Accessed July 1, 2022.
<https://www.digitalinformationworld.com/2022/06/good-news-for-reels-creators-as-meta.html>.
- BetMGM. 2023. "Top Poker Players To Watch on Twitch." Accessed May 1, 2023.
<https://casino.betmgm.com/en/blog/top-poker-players-to-watch-on-twitch/>.
- Capital, Faster. 2023. "Online Commerce: Pay What You Want Pricing in the Age of E Commerce."
fastercapital.com. FasterCapital. November 7. Accessed December 1, 2023.
<https://fastercapital.com/content/Online-Commerce--Pay-What-You-Want-Pricing-in-the-Age-of-E-Commerce.html#Trends-and-Predictions-in-E-Commerce>.
- Chae, Seung Woo, and Sung Hyun Lee. 2022. Sharing emotion while spectating video game play: Exploring Twitch users' emotional change after the outbreak of the COVID-19 pandemic. *Computers in Human Behavior*, 107211.
- Clement , Jessica. 2022. "Statista." Number of active streamers on Twitch worldwide from January 2018 to July 2022. 8 12. Accessed October 2, 2022. <https://www.statista.com/statistics/746173/monthly-active-streamers-on-twitch/>.
- CoinYuppie. 2021. "Justin Bieber's first Metaverse concert surprised the world." CoinYuppie. 11 27. Accessed June 3, 2022. <https://coinyuppie.com/justin-biebers-first-metaverse-concert-surprised-the-world/>.
- Conde, Ximena. 2019. "Saying goodbye to EAT Café: Philly's first pay-what-you-can restaurant to close." WHYY. April 11. Accessed December 1, 2023. <https://whyy.org/articles/saying-goodbye-to-eat-cafe-phillys-first-pay-what-you-can-restaurant-to-close/>.
- Crawford, Esther. 2021. "Introducing Tips." 5 6. Accessed May 7, 2021.
https://blog.twitter.com/en_us/topics/product/2021/introducing-tips.
- Dean, Brian. 2023. Twitch Usage and Growth Statistics: How Many People Use Twitch in 2023? Accessed April 6, 2023. <https://backlinko.com/twitch-users>.
- DEEWAN, DER WIENER. 2023. deewan.at. Accessed December 1, 2023. <http://deewan.at>.
- Ebrahimi, Pejman. 2022. Social Networks Marketing and Consumer Purchase Behavior: The Combination of SEM and Unsupervised Machine Learning Approaches. *Big data and cognitive computing*, MDPI.

- Games Done Quick. 2021. Games Done Quick (GDQ). GDQ home page. Accessed December 24, 2021.
<https://gamesdonequick.com>.
- Gneezy, Ayelet, Uri Gneezy, Gerhard Riener, and Leif D Nelson. 2012. Pay-what-you-want, identity, and self-signaling in markets. vol. 109, pp. 7236-7240: PNAS.
- Gneezy, Ayelet, Uri Gneezy, Leif D Nelson, and Amber Brown. 2010. Shared Social Responsibility: A Field Experiment in Pay-What-You-Want Pricing and Charitable Giving. Vol. 329, pp. 325-327: Science.
- Goffman, Erving. 1974. *Frames Analysis: An Essay on the Organization of Experience*. New York: Harper Collins.
- . 1971. *Relations in Public: Microstudies of the Public Order*. New York: Routledge.
- Gross, Daniel, Anna Hackenholt, Piotr Zawadzki, and Brigitta Wanner. 2018. Interactions of Twitch Users and Their Usage Behavior. *International Conference on Social Computing and Social Media*, Springer International Publishing AG, pp 201-213.
- Hamilton, William A, Oliver Garretson, and Andruid Kerne. 2014. Streaming on Twitch: Fostering Participatory Communities of Play within Live Mixed Media. pp. 1315-1324: CHI '14: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems.
- Hilvert-Bruce, Zorah, James T Neill, Max Sjoblom, and Juho Hamari. 2018. "Social motivations of live-streaming viewer engagement on Twitch." *Computers in Human Behavior*, vol. 84, pp. 58-67.
- HOSOKAWA, KOTARO. 2022. "BTS cashes in on worldwide concert streaming, earning \$90m in 3 days." *NEKKEI Asia*. 3 16. Accessed October 1, 2022. <https://asia.nikkei.com/Business/Media-Entertainment/BTS-cashes-in-on-worldwide-concert-streaming-earning-90m-in-3-days>.
- Huang, Ann, Pascal Knierim, Francesco Chioffi, Lewis L Chuang, and Robin Welsch . 2022. "Proxemics for Human-Agent Interaction in Augmented Reality." *Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing*.
- Hussain, Ali, Muhammad Farrukh Abid, Amjad Shamim, Ding Hooi Ting, and Md Abu Toha. 2022. "Videogames-as-a-service: How does in-game value co-creation enhance premium gaming co-creation experience for players?" *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 70, 1-15.
- Hutchinson, Andrew. 2021. "Facebook Adds New Monetization Tools for Gaming Streamers, Including Stars for VOD Viewers." 5 26. Accessed December 24, 2021.

- <https://www.socialmediatoday.com/news/facebook-adds-new-monetization-tools-for-gaming-streamers-including-stars/600892/>.
- Jazzy. 2023. "13 Pay-What-You-Want Restaurants Around the World." Road Affair.com. Road Affair, LLC. . Accessed December 1, 2023. <https://www.roadaffair.com/pay-what-you-want-restaurants/>.
- Kanda, Yoshinobu. 2013. "Investigation of the freely available easy-to-use software 'EZr' for medical statistics." *Bone Marrow Transplant*, vol. 48, pp. 452-458.
- Katz, Elihu, Michael Gurevitch, and Hadassah Haas. 1973. "On the Use of the Mass Media for Important Things." *American Sociological Review*, vol. 38 (2), pp. 164-181.
- Kelly, Kevin. 2016. *The Inevitable*. New York: Viking Press.
- Kim, Ju-Young, Katharina Kaufmann, and Manuel Stegemann. 2013. The impact of buyer–seller relationships and reference prices on the effectiveness of the pay what you want pricing mechanism. 25, 409-423: *Marketing Letters*.
- Kim, Ju-Young, Martin Natter, and Martin Spann. 2009. Pay what you Want: A New Participative Pricing Mechanism. *Journal of Marketing*.
- Kunigita, Hisayuki, Amna Javed, and Youji Kohda. 2022. Analysis of pay-what-you-want donation behavior in game communities on social live streaming services. DIGRA '22 - Proceedings of the 2022 DIGRA International Conference.
- Kunigita, Hisayuki, Amna Javed, and Youji Kohda. 2023. Solicited PWYW donations on social live streaming services through reciprocal actions between streamers and viewers. *Computers in Human Behavior Reports*, Elsevier Ltd.
- Kunigita, Hisayuki, and Youji Kohda. 2021. "Integrating Real-World and Virtual Experiences Through eSports-Type 'Cheering'." *AHFE 2021 Proceeding Books*, pp. 44-58.
- Lamerichs, Nicholle. 2021. *Paratextualizing Games*. Edited by Benjamin Beil, Gundolf S Freyermuth and Christian Hanns Schmidt. Bielefeld: transcript Verlag.
- Levav, Jonathan, and Rui Zhu. 2009. Seeking Freedom through Variety. *Journal of Consumer Research*.
- Li, Ran, Yaobin Lu, Jifeng Ma, and Weiquan Wang. 2021. "Examining gifting behavior on live streaming platforms: An identity-based motivation model." *Information & Management*, vol. 58, issue 6 103406.
- Li, Xinchun, Qinyu Liao, Xin Luo, and Yaoyu Wang. 2020. "Juxtaposing Impacts of Social Media Interaction Experiences On E-commerce Reputation." *Journal of Electronic Commerce Research*, vol. 21(2), pp. 75-95.

- Liu, Haoyu, Kim Hua Tan, and XianFeng Wu. 2023. "Who's watching? Classifying sports viewers on social live streaming services." *Operations Research*, 325: 743-765.
- Lochner, Jim. 2021. "THE GROWTH OF PERSONAL SHOPPING AT SCALE." *Creatives On Call*. 7 27. Accessed December 1, 2021. <https://creativesoncall.com/blog/post/the-growth-of-personal-shopping-at-scale/559>.
- Lorenz, Taylor. 2021. *The Endless Stream*. *The New York Times*. 3 18. Accessed May 21, 2021. <https://www.nytimes.com/2021/03/18/style/ludwig-ahgren-twitch-livestream.html>.
- Lusch, Robert F, and Stephen L Vargo. 2006. Service-dominant logic: reactions, reflections and refinements. 6(3), 281-288: *Marketing Theory*.
- Maeng, Ahreum, and Robin J Tanner. 2013. "Construing in a crowd: The effects of social crowding on mental construal."
- Maree, Tania, and G. van Heerden. 2020. Beyond the "like": customer engagement of brand fans on Facebook. *European Business Review*, Emerald Publishing Limited.
- McIntyre , Isaac. 2021. "Ludwig's historic Twitch subathon finally ends after 31 days of non-stop streaming." *DEXERTO*. 4 14. Accessed May 6, 2021. <https://www.dexerto.com/entertainment/ludwig-twitch-subathon-finally-ends-1545119/>.
- Menon, Devadas. 2022. "Purchase and continuation intentions of over -the -top (OTT) video streaming platform subscriptions: a uses and gratification theory perspective." *Telematics and Informatics Reports*, vol. 5,.
- Millington, Richard. 2011. "RICH'S BLOG." *Social Density In Online Communities*. 4 18. Accessed April 16, 2021. <https://www.feverbee.com/social-density/>.
- Mumford, Jacqueline. 2022. "Future House Studios created a virtual concert for Justin Bieber." *Utah Business*. 3 8. Accessed June 3, 2022. <https://www.utahbusiness.com/this-company-helped-create-the-justin-bieber-virtual-concert/>.
- O'Guinn , Thomas, Robin J Tanner, and Ahreum Maeng. 2015. "Turning to Space: Social Density, Social Class, and the Value of Things in Stores." *Journal of Consumer Research*, vol. 42, pp. 196–213.
- Pollack, Catherine C, Diane Gilbert-Diamond, Jennifer A Emond, Alec Eschholz, Rebecca K Evans, Emma J Boyland, and Travis D Masterson. 2021. Twitch user perceptions, attitudes and behaviours in relation to

- food and beverage marketing on Twitch compared with YouTube. National Center for Biotechnology Information, National Library of Medicine, Volume 10.
- Qian, Tyreal Yizhou. 2022. "Watching sports on Twitch? A study of factors influencing continuance intentions to watch Thursday Night Football co-streaming." *SPORT MANAGEMENT REVIEW*, vol. 25, pp. 59-80.
- Raju, Jagmohan, and John Z. Zhang. 2010. *Smart pricing : how Google, Priceline, and leading businesses use pricing innovation for profitability*. New Jersey: Person Education Inc.
- Recktenwald, Daniel. 2017. Toward a transcription and analysis of live streaming on Twitch. vol. 115, pp. 68-81: *Journal of Pragmatics*.
- Regner, Tobias. 2015. Why consumers pay voluntarily: Evidence from online music. vol. 57, pp. 205-214: *Journal of Behavioral and Experimental Economics*.
- Robinson, Raquel Breejon, Ricardo Rheeder, Madison Klarkowski, and Regan L Mandryk. 2022. "'Chat Has No Chill': A Novel Physiological Interaction For Engaging Live Streaming Audiences." *Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing*.
- SANCHEZ-KUMAR, NATALIA. 2020. "COVID-19 Pandemic Accelerates Gaming Industry Shift Towards Digital Sales and Streaming." *ValueChampion*. 10 31. Accessed May 1, 2021. <https://www.valuechampion.sg/covid-19-gaming-industry-shift-digital-sales-streaming>.
- Silberling, Amanda. 2021. "YouTube's newest monetization tool lets viewers tip creators for their uploads." *TechCrunch+*. 7 21. Accessed December 24, 2021. <https://techcrunch.com/2021/07/20/youtubes-newest-monetization-tool-lets-viewers-tip-creators-for-their-uploads/>.
- Sjöblom, Max, and Juho Hamari. 2017. "Why do people watch others play video games? An empirical study on the motivations of Twitch users." *Computers in Human Behavior*, vol. 75, pp. 985-996.
- Starcraft on Reddit. 2021. "SC2 Viewership and numbers channels on twitch have remained almost completely unchanged since December 2016 - twitchtracker." *reddit*. Accessed April 06, 2023. https://www.reddit.com/r/starcraft/comments/kz8mop/sc2_viewership_and_numbers_channels_on_twitch/.
- Statista. 2022. "Statista." Number of viewers of selected BTS pay-per-view live stream concerts between 2020 and 2022. 4 5. Accessed June 3, 2022. <https://www.statista.com/statistics/1300548/bts-virtual-livestream-concert-viewers/>.
- StreamsCharts.com. 2023. "Streams Charts." Accessed January 10, 2023. <https://streamscharts.com>.

- Stuart, Keith. 2020. "More than 12m players watch Travis Scott concert in Fortnite." *The Guardian*. 4 24. Accessed May 7, 2021. <https://www.theguardian.com/games/2020/apr/24/travis-scott-concert-fortnite-more-than-12m-players-watch>.
- The Fortnite Team. 2022. "YOU'RE INVITED TO AYA NAKAMURA'S EXPERIENCE IN THE FORTNITE SOUNDWAVE SERIES!" *FORTNITE* blog. 9 29. Accessed October 2, 2022. <https://www.epicgames.com/fortnite/en-US/news/youre-invited-to-aya-nakamuras-experience-in-the-fortnite-soundwave-series>.
- The Lurkit Team. 2021. "How to find up and coming content creators for your marketing campaigns." *blog.lurkit.com*. Accessed April 6, 2023. <https://blog.lurkit.com/how-to-find-up-and-coming-content-creators-for-your-marketing-campaigns>.
- Trainor-Fogleman, Evelyne. 2022. "3 trusted platforms that offer low-latency video streaming." *Evercast*. 7 11. Accessed August 1, 2022. <https://www.evercast.us/blog/low-latency-video-streaming>.
- Twitch. 2021. Each streamer's page. 4 16. Accessed May 5, 6 and 7, 2021. <https://www.twitch.tv>.
- Twitch Support. 2021. "Working towards becoming an Affiliate? Preparing that final push to Partner?" *Twitch Support*. 11 18. Accessed June 3, 2022. <https://twitter.com/twitchsupport/status/1461017550586789891?lang=he>.
- Twitch. 2023. Twitch API. Accessed January 10, 2023. <https://dev.twitch.tv/docs/api/>.
- TwitchTracker.com. 2021b. Twitch Language Statistics. May 1. Accessed May 8, 2021. <https://twitchtracker.com/languages>.
- . 2021a. "TWITCH SUBS COUNT & STATS." *TwitchTracker.com*. 4 16. Accessed May 5 and 7, 2021. <https://twitchtracker.com>.
- Vargo, Stepehn L, and Robert F Lusch. 2008. Service-dominant logic: continuing the evolution. *Academy of Marketing Science*.
- Vargo, Stephen L, and Robert Lusch. 2006. SERVICE DOMINANT LOGIC: What It Is, What It Is Not, What It Might Be. Vols. pp. 43-56, in *The service-dominant logic of marketing: Dialog, debate, and directions*. Armonk: ME Sharpe.
- Vargo, Stephen L, and Robert F Lusch. 2004. Evolving to a New Dominant Logic for Marketing. Vol. 68, 1-17: *Journal of Marketing*.

- Vargo, Stephen L, and Robert F Lusch. 2017. "Service-dominant logic 2025." *International Journal of Research in Marketing* , vol. 34, pp. 46-67.
- Vargo, Stephen L., and Robert F. Lusch. 2016. Institutions and axioms: an extension and update of service-dominant logic. *Academy of Marketing Science*, vol. 44, 5-23.
- Viglia, Giampaolo, Marta Maras, Jan Schumann, and Daniel Navarro-Martinez. 2019. Paying Before or Paying After? Timing and Uncertainty in Pay-What-You-Want Pricing. *Journal of Service Research*, Vol. 22(3) 272-284.
- Vinney , Cynthia. 2021. "What Is a Parasocial Relationship?" *Verywell Mind*. 12 22. Accessed June 3, 2022. <https://www.verywellmind.com/what-is-a-parasocial-relationship-5210770>.
- Wan, Jinlin, Yaobin Lu, Bin Wang, and Ling Zhao. 2017. How attachment influences users' willingness to donate to content creators in social media: A socio-technical systems perspective. Vol. 54, 837-850: *Information & Management*.
- Webster, Andrew. 2020. "How the PS5's DualSense controller makes games like Fortnite and NBA 2K21 better / Good vibrations." 11 13. Accessed June 3, 2022. <https://www.theverge.com/21562206/ps5-dualsense-controller-review-games-features-vibrations>.
- West, Richard, and Lynn H Turner. 2010. *Introducing Communication Theory: Analysis and application*. Boston, MA: McGraw-Hill.
- Wohn, Donghee Yvette, Guo Freeman, and Caitlin McLaughlin. 2018. Explaining Viewers' Emotional, Instrumental, and Financial Support Provision for Live Streamers. *Proceedings of CHI'18 Conference on Human Factors in Computing Systems*, Montreal, Canada: Association for Computing Machinery.
- Woodcock, Jamie, and Mark R Johnson. 2019. *The Affective Labor and Performance of Live Streaming on Twitch.tv*. Television and New Media, SAGE Publications.
- Xu, Jing, Hao Shen, and Robert S Wyer Jr. 2012. "Does the distance between us matter? Influences of physical proximity to others on consumer choice."
- Yu, Eun, Chanyong Jung, Hyungjin Kim, and Jaemin Jung. 2018. "Impact of viewer engagement on gift-giving in live video streaming." *Telematics and Informatics*, vol. 35, pp. 1450-1460.
- Ziwei , Pauh. 2020. "Travis Scott reportedly earned \$20million from 'Fortnite' event." *NME*. 12 2. Accessed October 1, 2022. <https://www.nme.com/news/gaming-news/travis-scott-earned-20million-fortnite-concert-event-2829792>.

謝辞

本研究を進めるに当たり、統計分析に関するアドバイスをはじめ、英文ジャーナル向け論文構成へのコメント等、いつもの確なご指導をいただきました主指導教官である北陸先端科学技術大学院大学 神田陽治教授に心から感謝の意を表します。

副指導教官である北陸先端科学技術大学院大学 内平直志教授には、博士後期課程で次のステップに進むごとに研究及び学位論文の進め方に関するアドバイスをいただき、心より感謝いたします。

副テーマをご指導いただきました北陸先端科学技術大学院大学 宮田一乗教授には、コミュニティの特性分析に当たり、クラスタリングして分析するアドバイスをいただき、深く感謝いたしております。

北陸先端科学技術大学院大学 Amna Javed 助教には国際会議と英文ジャーナル向けの論文の校正で多大なるご指導をいただき、真に感謝いたしております。

また、博士論文予備審査会におきまして、様々な角度から厳しくも論文の改善に向けたコメントとアドバイスをいただきました北陸先端科学技術大学院大学 白肌邦生教授、金井秀明准教授、立命館大学 中村彰憲教授に心から感謝申し上げます。

そして毎月の神田研究室ゼミで研究の進捗報告をする度に、私も気づいていなかった点などをご指摘いただいた神田研究室の皆様感謝の意を記したいと思います。

最後に、北陸先端科学技術大学院大学博士後期課程在学中、仕事と研究のため家事にあまり関わらず、それでも応援してくれた妻 芝根、息子 紘介、娘 彩加に心よりお礼申し上げます。

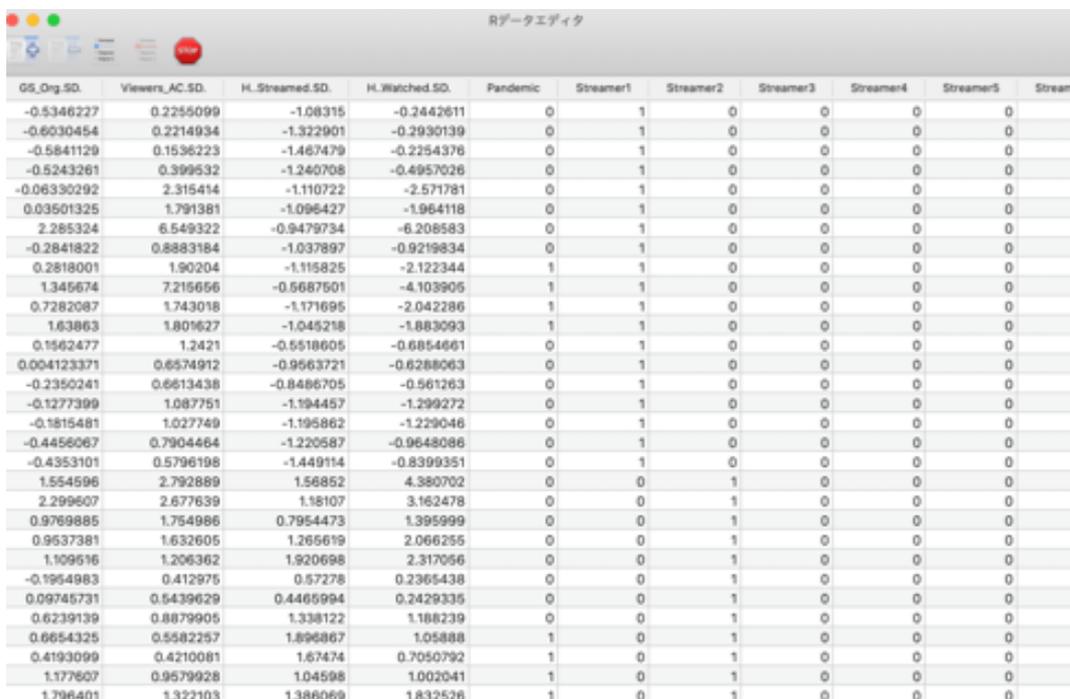
付録

1 EZR (Easy R) による分析

1.1 EZR で使用するデータとその使用法と

ここでは仮説 1 と 2 の検証で使ったデータと、R 言語をパッケージ化した EZR (Easy R) を重回帰分析モデル 1 と 2 でどのように使ったかを説明する。本研究では、R 言語 version 4.2.2 を使った macOS 版 EZR version 2.80 を使った。

本研究では、検証に使用するデータを Excel シートに取り込み、仮説 1 と 2 の検証の際には、Excel シート上にダミー変数をそれぞれ設定した後、EZR で読み込んだ。図 12 は、仮説 2 検証のため EZR で読み込んだデータの一部を示している。ダミー変数は該当するストリーマー(コミュニティ)あるいはパンデミック期間の月のセルに 1 を設定し、それ以外のセルには 0 (ゼロ) を設定する。



GS_Org.SD.	Viewers_AC.SD.	H_Streamed.SD.	H_Watched.SD.	Pandemic	Streamer1	Streamer2	Streamer3	Streamer4	Streamer5	Stream
-0.5346227	0.2255099	-1.08315	-0.2442611	0	1	0	0	0	0	0
-0.6030454	0.2214934	-1.322901	-0.2930139	0	1	0	0	0	0	0
-0.5841129	0.1536223	-1.467479	-0.2254378	0	1	0	0	0	0	0
-0.5243261	0.399532	-1.240708	-0.4957026	0	1	0	0	0	0	0
-0.06330292	2.315414	-1.110722	-2.571781	0	1	0	0	0	0	0
0.03501325	1.791381	-1.096427	-1.964118	0	1	0	0	0	0	0
2.285324	6.549322	-0.9479734	-6.208583	0	1	0	0	0	0	0
-0.2841822	0.8883184	-1.037897	-0.9219834	0	1	0	0	0	0	0
0.2818001	1.90204	-1.115825	-2.122344	1	1	0	0	0	0	0
1.345674	7.215656	-0.5687501	-4.103905	1	1	0	0	0	0	0
0.7282087	1.743018	-1.171695	-2.042286	1	1	0	0	0	0	0
1.63863	1.801627	-1.045218	-1.883093	1	1	0	0	0	0	0
0.1562477	1.2421	-0.5518605	-0.6854661	0	1	0	0	0	0	0
0.004123371	0.6574912	-0.9563721	-0.6288063	0	1	0	0	0	0	0
-0.2350241	0.6613438	-0.8486705	-0.561263	0	1	0	0	0	0	0
-0.1277399	1.087751	-1.194457	-1.299272	0	1	0	0	0	0	0
-0.1815481	1.027749	-1.195862	-1.229046	0	1	0	0	0	0	0
-0.4456067	0.7904464	-1.220587	-0.9648086	0	1	0	0	0	0	0
-0.4353101	0.5796198	-1.449114	-0.8399351	0	1	0	0	0	0	0
1.554596	2.792889	1.56852	4.380702	0	0	1	0	0	0	0
2.299607	2.677639	1.18107	3.162478	0	0	1	0	0	0	0
0.9769885	1.754986	0.7954473	1.395999	0	0	1	0	0	0	0
0.9537381	1.632605	1.265619	2.066255	0	0	1	0	0	0	0
1.109516	1.206362	1.920698	2.317056	0	0	1	0	0	0	0
-0.1954983	0.412975	0.57278	0.2365438	0	0	1	0	0	0	0
0.09745731	0.5439629	0.4465994	0.2429335	0	0	1	0	0	0	0
0.6239139	0.8879905	1.338122	1.188239	0	0	1	0	0	0	0
0.6654325	0.5582257	1.896867	1.05888	1	0	1	0	0	0	0
0.4193099	0.4210081	1.67474	0.7050792	1	0	1	0	0	0	0
1.177607	0.9579928	1.04598	1.002041	1	0	1	0	0	0	0
1.796401	1.322103	1.386069	1.832526	1	0	1	0	0	0	0

図 12: 本研究の仮説検証 2 で使用したデータの例

(EZR の画面より引用)

EZR でデータを読み込んだ後、分析で使用するモデルを選定する。本研究では、線形重回帰分析モデルを使用するため、図 13 で示すようにプルダウンメニューで「線形回帰」を選択する。

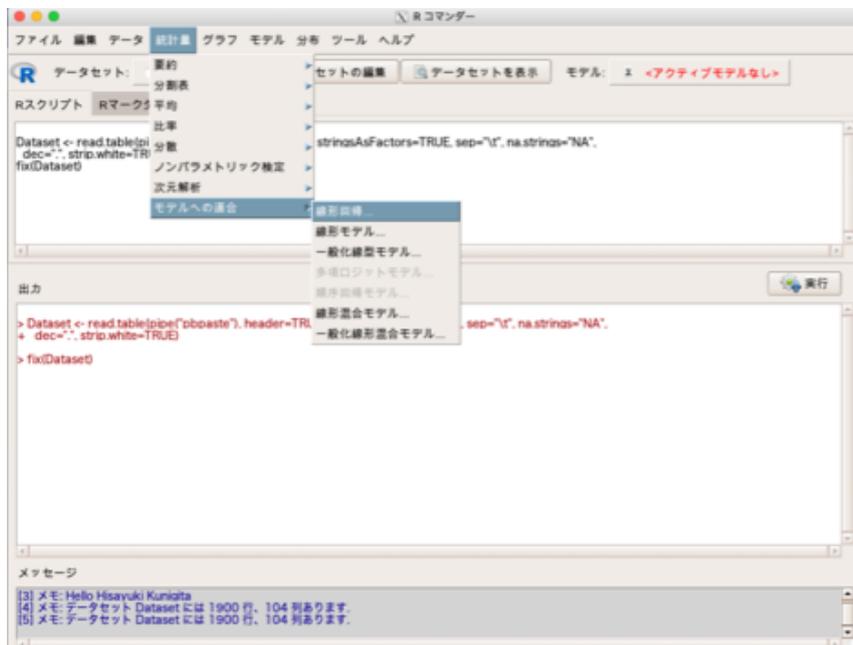


図 13: 分析モデルとしてプルダウンメニューで線形回帰を選択しているところ
(EZR の画面より引用)

分析モデルを設定した後、図 14 で示すように重回帰分析モデルにおける目的変数と説明変数をメニューから設定する。

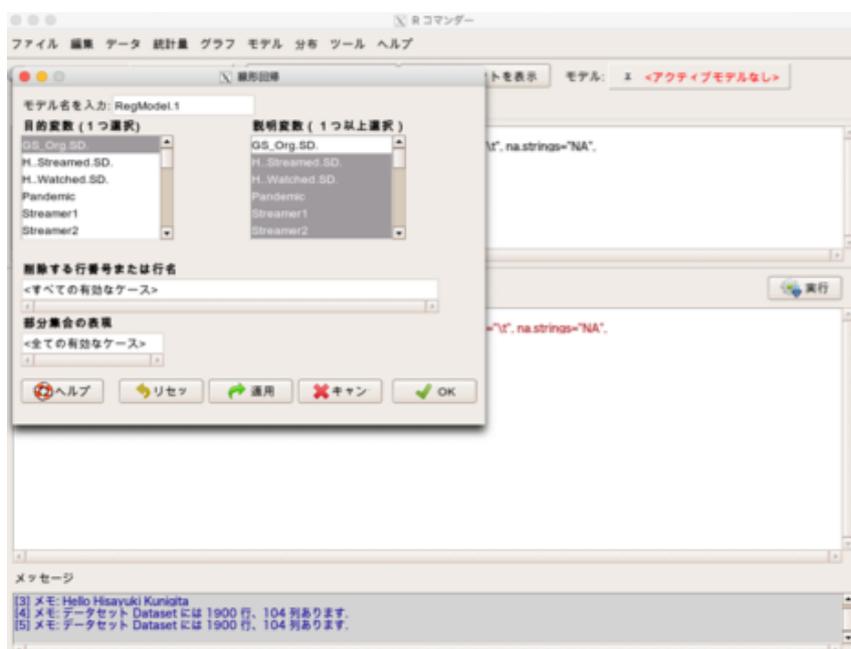


図 14: メニューで目的変数と説明変数を設定しているところ
(EZR の画面より引用)

目的及び説明変数を設定した後、重回帰分析を計算実行のアイコンをクリックして実行する。

実行結果は図 15 で示すように EZR アプリの画面の下のウィンドウに表示される。計算結果はプルダウンメニューでファイル出力を選び、ファイル名を設定して出力できる。

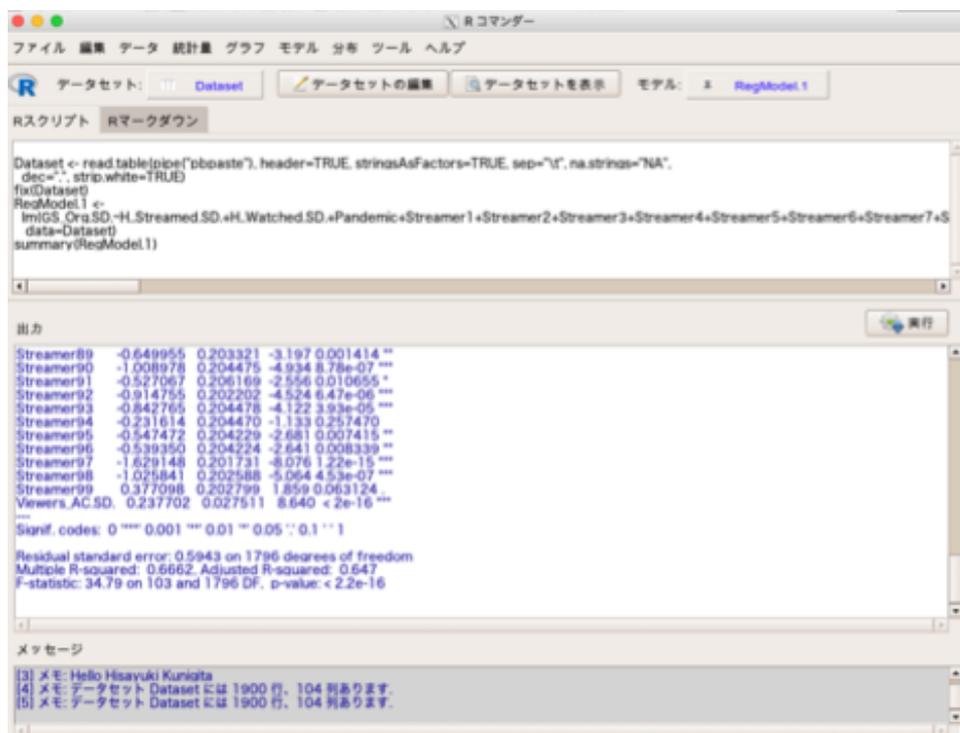


図 15: 重回帰分析を実行し、計算結果を下のウィンドウに表示したところ

(EZR の画面より引用)

1.2 EZR による重回帰分析モデル 1 の計算結果

以下に EZR で計算した重回帰分析モデル 1 の結果を示す。

```
> Dataset <- read.table(pipe("pbpaste"), header=TRUE, stringsAsFactors=TRUE, sep="¥t", na.strings="NA",
dec=".",
+ strip.white=TRUE)

> fix(Dataset)

> RegModel.1 <-
+
lm(SGorg~Streamer1+Streamer2+Streamer3+Streamer4+Streamer5+Streamer6+Streamer7+Streamer8+Strea
mer9+Streamer10+Streamer11+Streamer12+Streamer13+Streamer14+Streamer15+Streamer16+Streamer17+
Streamer18+Streamer19+Streamer20+Streamer21+Streamer22+Streamer23+Streamer24+Streamer25+Stream
er26+Streamer27+Streamer28+Streamer29+Streamer30+Streamer31+Streamer32+Streamer33+Streamer34+S
treamer35+Streamer36+Streamer37+Streamer38+Streamer39+Streamer40+Streamer41+Streamer42+Strea
mer43+Streamer44+Streamer45+Streamer46+Streamer47+Streamer48+Streamer49+Streamer50+Streamer51+St
reamer52+Streamer53+Streamer54+Streamer55+Streamer56+Streamer57+Streamer58+Streamer59+Streamer
60+Streamer61+Streamer62+Streamer63+Streamer64+Streamer65+Streamer66+Streamer67+Streamer68+Str
eamer69+Streamer70+Streamer71+Streamer72+Streamer73+Streamer74+Streamer75+Streamer76+Streamer
77+Streamer78+Streamer79+Streamer80+Streamer81+Streamer82+Streamer83+Streamer84+Streamer85+Str
eamer86+Streamer87+Streamer88+Streamer89+Streamer90+Streamer91+Streamer92+Streamer93+Streamer
94+Streamer95+Streamer96+Streamer97+Streamer98+Streamer99+Viewers_AC+XID_Follower,
+ data=Dataset)

> summary(RegModel.1)

Call:
lm(formula = SGorg ~ Streamer1 + Streamer2 + Streamer3 + Streamer4 +
```

Streamer5 + Streamer6 + Streamer7 + Streamer8 + Streamer9 +
 Streamer10 + Streamer11 + Streamer12 + Streamer13 + Streamer14 +
 Streamer15 + Streamer16 + Streamer17 + Streamer18 + Streamer19 +
 Streamer20 + Streamer21 + Streamer22 + Streamer23 + Streamer24 +
 Streamer25 + Streamer26 + Streamer27 + Streamer28 + Streamer29 +
 Streamer30 + Streamer31 + Streamer32 + Streamer33 + Streamer34 +
 Streamer35 + Streamer36 + Streamer37 + Streamer38 + Streamer39 +
 Streamer40 + Streamer41 + Streamer42 + Streamer43 + Streamer44 +
 Streamer45 + Streamer46 + Streamer47 + Streamer48 + Streamer49 +
 Streamer50 + Streamer51 + Streamer52 + Streamer53 + Streamer54 +
 Streamer55 + Streamer56 + Streamer57 + Streamer58 + Streamer59 +
 Streamer60 + Streamer61 + Streamer62 + Streamer63 + Streamer64 +
 Streamer65 + Streamer66 + Streamer67 + Streamer68 + Streamer69 +
 Streamer70 + Streamer71 + Streamer72 + Streamer73 + Streamer74 +
 Streamer75 + Streamer76 + Streamer77 + Streamer78 + Streamer79 +
 Streamer80 + Streamer81 + Streamer82 + Streamer83 + Streamer84 +
 Streamer85 + Streamer86 + Streamer87 + Streamer88 + Streamer89 +
 Streamer90 + Streamer91 + Streamer92 + Streamer93 + Streamer94 +
 Streamer95 + Streamer96 + Streamer97 + Streamer98 + Streamer99 +
 Viewers_AC + XID_Follower, data = Dataset)

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.5648	-0.2082	-0.0435	0.1340	9.1059

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.162592	0.152425	1.067	0.286248
Streamer1	-0.391431	0.204701	-1.912	0.056008 .

Streamer2	0.310075	0.203603	1.523	0.127949
Streamer3	0.089372	0.206630	0.433	0.665415
Streamer4	0.911237	0.204086	4.465	8.51e-06 ***
Streamer5	-0.775591	0.213719	-3.629	0.000292 ***
Streamer6	-0.266764	0.207840	-1.284	0.199480
Streamer7	-0.817716	0.207771	-3.936	8.61e-05 ***
Streamer8	-0.936266	0.207522	-4.512	6.85e-06 ***
Streamer9	1.452200	0.214553	6.769	1.76e-11 ***
Streamer10	2.712386	0.215440	12.590	< 2e-16 ***
Streamer11	1.352839	0.210549	6.425	1.68e-10 ***
Streamer12	0.551244	0.209866	2.627	0.008696 **
Streamer13	1.003845	0.214140	4.688	2.97e-06 ***
Streamer14	3.144610	0.214760	14.642	< 2e-16 ***
Streamer15	-1.037462	0.206624	-5.021	5.65e-07 ***
Streamer16	0.657293	0.207857	3.162	0.001592 **
Streamer17	-0.719938	0.206226	-3.491	0.000493 ***
Streamer18	-1.314839	0.204787	-6.421	1.73e-10 ***
Streamer19	0.062609	0.207015	0.302	0.762355
Streamer20	-0.771637	0.215373	-3.583	0.000349 ***
Streamer21	-0.667007	0.208026	-3.206	0.001368 **
Streamer22	-0.817369	0.209019	-3.910	9.55e-05 ***
Streamer23	0.379171	0.209068	1.814	0.069902 .
Streamer24	0.210237	0.211528	0.994	0.320408
Streamer25	-0.157542	0.205035	-0.768	0.442369
Streamer26	0.538273	0.212174	2.537	0.011266 *
Streamer27	-0.344584	0.209948	-1.641	0.100913
Streamer28	-1.564415	0.215407	-7.263	5.63e-13 ***
Streamer29	-0.621831	0.208496	-2.982	0.002898 **
Streamer30	-0.661762	0.209589	-3.157	0.001618 **

Streamer31	-0.336102	0.206484	-1.628	0.103756
Streamer32	0.513057	0.214516	2.392	0.016873 *
Streamer33	0.647319	0.208620	3.103	0.001946 **
Streamer34	2.430178	0.212410	11.441	< 2e-16 ***
Streamer35	0.024511	0.213992	0.115	0.908821
Streamer36	-0.426812	0.215499	-1.981	0.047791 *
Streamer37	-0.044334	0.214056	-0.207	0.835945
Streamer38	-0.357694	0.206539	-1.732	0.083472 .
Streamer39	-0.837306	0.209858	-3.990	6.88e-05 ***
Streamer40	1.339222	0.213714	6.266	4.61e-10 ***
Streamer41	-0.166985	0.209970	-0.795	0.426556
Streamer42	0.874081	0.212286	4.117	4.00e-05 ***
Streamer43	0.945456	0.209516	4.513	6.82e-06 ***
Streamer44	-0.913163	0.207753	-4.395	1.17e-05 ***
Streamer45	-0.590259	0.210875	-2.799	0.005179 **
Streamer46	-0.522025	0.214130	-2.438	0.014870 *
Streamer47	0.294494	0.210005	1.402	0.160992
Streamer48	-0.935124	0.211006	-4.432	9.91e-06 ***
Streamer49	-0.501209	0.210327	-2.383	0.017276 *
Streamer50	-0.372833	0.214862	-1.735	0.082873 .
Streamer51	-0.519119	0.212984	-2.437	0.014891 *
Streamer52	-0.595108	0.214001	-2.781	0.005478 **
Streamer53	-0.824512	0.208081	-3.962	7.71e-05 ***
Streamer54	-0.062737	0.212096	-0.296	0.767420
Streamer55	-1.502610	0.218450	-6.878	8.32e-12 ***
Streamer56	-0.588975	0.211789	-2.781	0.005476 **
Streamer57	-0.375103	0.210319	-1.783	0.074674 .
Streamer58	-0.446473	0.211259	-2.113	0.034704 *
Streamer59	1.230903	0.213582	5.763	9.69e-09 ***

Streamer60	-0.296362	0.212108	-1.397	0.162519	
Streamer61	-0.855264	0.209246	-4.087	4.56e-05	***
Streamer62	-1.078207	0.207116	-5.206	2.15e-07	***
Streamer63	0.971585	0.215206	4.515	6.75e-06	***
Streamer64	0.758123	0.215123	3.524	0.000435	***
Streamer65	-0.555879	0.214961	-2.586	0.009789	**
Streamer66	0.158866	0.214364	0.741	0.458729	
Streamer67	-0.558010	0.213517	-2.613	0.009039	**
Streamer68	-0.243967	0.213386	-1.143	0.253060	
Streamer69	0.138186	0.212898	0.649	0.516375	
Streamer70	-0.615888	0.213904	-2.879	0.004033	**
Streamer71	-0.721265	0.215642	-3.345	0.000841	***
Streamer72	-0.300239	0.213452	-1.407	0.159723	
Streamer73	-0.193585	0.214167	-0.904	0.366172	
Streamer74	-0.053281	0.215456	-0.247	0.804710	
Streamer75	-0.777354	0.212255	-3.662	0.000257	***
Streamer76	-0.087611	0.214218	-0.409	0.682603	
Streamer77	-0.295828	0.213104	-1.388	0.165252	
Streamer78	-0.685479	0.214965	-3.189	0.001453	**
Streamer79	-0.292591	0.211826	-1.381	0.167365	
Streamer80	-0.675982	0.213662	-3.164	0.001583	**
Streamer81	-0.530267	0.214060	-2.477	0.013333	*
Streamer82	-0.469928	0.214841	-2.187	0.028847	*
Streamer83	-0.346313	0.214652	-1.613	0.106840	
Streamer84	-0.454123	0.213433	-2.128	0.033497	*
Streamer85	-1.274089	0.204715	-6.224	6.03e-10	***
Streamer86	-0.530664	0.214263	-2.477	0.013352	*
Streamer87	-0.209174	0.215577	-0.970	0.332028	
Streamer88	-0.622840	0.214141	-2.909	0.003676	**

Streamer89	-0.578547	0.214024	-2.703	0.006933	**
Streamer90	-0.636664	0.213507	-2.982	0.002903	**
Streamer91	-0.160987	0.215434	-0.747	0.454999	
Streamer92	-0.662413	0.212190	-3.122	0.001826	**
Streamer93	-0.557895	0.214412	-2.602	0.009345	**
Streamer94	0.002489	0.214751	0.012	0.990754	
Streamer95	-0.248426	0.214018	-1.161	0.245888	
Streamer96	-0.296636	0.214427	-1.383	0.166717	
Streamer97	-0.995453	0.208059	-4.784	1.85e-06	***
Streamer98	-0.621575	0.211449	-2.940	0.003328	**
Streamer99	0.304311	0.213228	1.427	0.153706	
Viewers_AC	0.199967	0.035690	5.603	2.43e-08	***
XID_Follower	0.100860	0.029648	3.402	0.000684	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.627 on 1798 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.628, Adjusted R-squared: 0.6071

F-statistic: 30.06 on 101 and 1798 DF, p-value: < 2.2e-16

1.3 EZR による重回帰分析モデル 2 の計算結果

以下に EZR で計算した重回帰分析モデル 2 の結果を示す。

```
> Dataset <- read.table(pipe("pbpaste"), header=TRUE, stringsAsFactors=TRUE, sep="¥t", na.strings="NA",
dec=".",
+ strip.white=TRUE)

> Dataset <- read.table(pipe("pbpaste"), header=TRUE, stringsAsFactors=TRUE, sep="¥t", na.strings="NA",
dec=".",
+ strip.white=TRUE)

> fix(Dataset)

> RegModel.1 <-
+
lm(GS_Org.SD.~H..Streamed.SD.+H..Watched.SD.+Pandemic+Streamer1+Streamer2+Streamer3+Streamer4
+Streamer5+Streamer6+Streamer7+Streamer8+Streamer9+Streamer10+Streamer11+Streamer12+Streamer13
+Streamer14+Streamer15+Streamer16+Streamer17+Streamer18+Streamer19+Streamer20+Streamer21+Strea
mer22+Streamer23+Streamer24+Streamer25+Streamer26+Streamer27+Streamer28+Streamer29+Streamer30
+Streamer31+Streamer32+Streamer33+Streamer34+Streamer35+Streamer36+Streamer37+Streamer38+Strea
mer39+Streamer40+Streamer41+Streamer42+Streamer43+Streamer44+Streamer45+Streamer46+Streamer47
+Streamer48+Streamer49+Streamer50+Streamer51+Streamer52+Streamer53+Streamer54+Streamer55+Strea
mer56+Streamer57+Streamer58+Streamer59+Streamer60+Streamer61+Streamer62+Streamer63+Streamer64
+Streamer65+Streamer66+Streamer67+Streamer68+Streamer69+Streamer70+Streamer71+Streamer72+Strea
mer73+Streamer74+Streamer75+Streamer76+Streamer77+Streamer78+Streamer79+Streamer80+Streamer81
+Streamer82+Streamer83+Streamer84+Streamer85+Streamer86+Streamer87+Streamer88+Streamer89+Strea
mer90+Streamer91+Streamer92+Streamer93+Streamer94+Streamer95+Streamer96+Streamer97+Streamer98
+Streamer99+Viewers_AC.SD.,
+ data=Dataset)
```

```
> summary(RegModel.1)
```

Call:

```
lm(formula = GS_Org.SD. ~ H..Streamed.SD. + H..Watched.SD. +  
    Pandemic + Streamer1 + Streamer2 + Streamer3 + Streamer4 +  
    Streamer5 + Streamer6 + Streamer7 + Streamer8 + Streamer9 +  
    Streamer10 + Streamer11 + Streamer12 + Streamer13 + Streamer14 +  
    Streamer15 + Streamer16 + Streamer17 + Streamer18 + Streamer19 +  
    Streamer20 + Streamer21 + Streamer22 + Streamer23 + Streamer24 +  
    Streamer25 + Streamer26 + Streamer27 + Streamer28 + Streamer29 +  
    Streamer30 + Streamer31 + Streamer32 + Streamer33 + Streamer34 +  
    Streamer35 + Streamer36 + Streamer37 + Streamer38 + Streamer39 +  
    Streamer40 + Streamer41 + Streamer42 + Streamer43 + Streamer44 +  
    Streamer45 + Streamer46 + Streamer47 + Streamer48 + Streamer49 +  
    Streamer50 + Streamer51 + Streamer52 + Streamer53 + Streamer54 +  
    Streamer55 + Streamer56 + Streamer57 + Streamer58 + Streamer59 +  
    Streamer60 + Streamer61 + Streamer62 + Streamer63 + Streamer64 +  
    Streamer65 + Streamer66 + Streamer67 + Streamer68 + Streamer69 +  
    Streamer70 + Streamer71 + Streamer72 + Streamer73 + Streamer74 +  
    Streamer75 + Streamer76 + Streamer77 + Streamer78 + Streamer79 +  
    Streamer80 + Streamer81 + Streamer82 + Streamer83 + Streamer84 +  
    Streamer85 + Streamer86 + Streamer87 + Streamer88 + Streamer89 +  
    Streamer90 + Streamer91 + Streamer92 + Streamer93 + Streamer94 +  
    Streamer95 + Streamer96 + Streamer97 + Streamer98 + Streamer99 +  
    Viewers_AC.SD., data = Dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-----	----	--------	----	-----

-3.6477 -0.2245 -0.0309 0.1480 8.9345

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.310273	0.145581	2.131	0.033202 *
H..Streamed.SD.	0.465334	0.036400	12.784	< 2e-16 ***
H..Watched.SD.	0.043041	0.018597	2.314	0.020757 *
Pandemic	0.221926	0.033505	6.624	4.62e-11 ***
Streamer1	-0.047231	0.196209	-0.241	0.809800
Streamer2	-0.552022	0.207549	-2.660	0.007890 **
Streamer3	-0.833795	0.222933	-3.740	0.000190 ***
Streamer4	0.767692	0.193516	3.967	7.56e-05 ***
Streamer5	-0.610559	0.203821	-2.996	0.002777 **
Streamer6	-0.508055	0.196713	-2.583	0.009881 **
Streamer7	-0.286470	0.203500	-1.408	0.159390
Streamer8	-3.871184	0.303445	-12.757	< 2e-16 ***
Streamer9	1.362140	0.203848	6.682	3.13e-11 ***
Streamer10	2.511768	0.204954	12.255	< 2e-16 ***
Streamer11	1.771006	0.203255	8.713	< 2e-16 ***
Streamer12	0.180560	0.200568	0.900	0.368110
Streamer13	0.020616	0.218395	0.094	0.924803
Streamer14	2.204631	0.217228	10.149	< 2e-16 ***
Streamer15	-0.670587	0.200554	-3.344	0.000844 ***
Streamer16	0.386834	0.198321	1.951	0.051266 .
Streamer17	-1.001430	0.194416	-5.151	2.88e-07 ***
Streamer18	-1.274276	0.193645	-6.580	6.13e-11 ***
Streamer19	-0.764951	0.206619	-3.702	0.000220 ***
Streamer20	-0.576605	0.206220	-2.796	0.005228 **
Streamer21	-0.817422	0.197684	-4.135	3.71e-05 ***

Streamer22	-0.828042	0.198320	-4.175	3.12e-05	***
Streamer23	-0.140807	0.202308	-0.696	0.486516	
Streamer24	0.382211	0.201465	1.897	0.057968	.
Streamer25	-0.192260	0.194044	-0.991	0.321914	
Streamer26	0.248555	0.202415	1.228	0.219628	
Streamer27	-0.974903	0.204165	-4.775	1.94e-06	***
Streamer28	-0.940124	0.209379	-4.490	7.57e-06	***
Streamer29	-0.572190	0.197671	-2.895	0.003841	**
Streamer30	-1.077370	0.200726	-5.367	9.03e-08	***
Streamer31	-0.472576	0.194798	-2.426	0.015365	*
Streamer32	0.564038	0.204166	2.763	0.005792	**
Streamer33	-0.007785	0.203052	-0.038	0.969421	
Streamer34	1.934766	0.204951	9.440	< 2e-16	***
Streamer35	-0.627019	0.209015	-3.000	0.002738	**
Streamer36	-0.790577	0.206198	-3.834	0.000130	***
Streamer37	-0.144987	0.203400	-0.713	0.476051	
Streamer38	-0.137497	0.196074	-0.701	0.483238	
Streamer39	-0.782522	0.199346	-3.925	8.98e-05	***
Streamer40	1.012591	0.204132	4.960	7.70e-07	***
Streamer41	-0.155305	0.199166	-0.780	0.435623	
Streamer42	-0.128807	0.215695	-0.597	0.550468	
Streamer43	0.672890	0.199832	3.367	0.000775	***
Streamer44	-1.036841	0.196852	-5.267	1.55e-07	***
Streamer45	-0.102904	0.195700	-0.526	0.599075	
Streamer46	-1.078091	0.207407	-5.198	2.24e-07	***
Streamer47	-0.032844	0.200707	-0.164	0.870032	
Streamer48	-0.818367	0.200770	-4.076	4.78e-05	***
Streamer49	-0.174117	0.201681	-0.863	0.388073	
Streamer50	-0.449845	0.204230	-2.203	0.027747	*

Streamer51	-0.447654	0.202665	-2.209	0.027312	*
Streamer52	-0.497347	0.203365	-2.446	0.014557	*
Streamer53	-1.104511	0.198598	-5.562	3.08e-08	***
Streamer54	-0.222738	0.201560	-1.105	0.269276	
Streamer55	-0.941206	0.194958	-4.828	1.50e-06	***
Streamer56	-0.823908	0.201676	-4.085	4.60e-05	***
Streamer57	-0.299940	0.199803	-1.501	0.133484	
Streamer58	-0.497602	0.199958	-2.489	0.012917	*
Streamer59	0.576752	0.208811	2.762	0.005802	**
Streamer60	-0.678898	0.203153	-3.342	0.000849	***
Streamer61	-0.544756	0.199429	-2.732	0.006365	**
Streamer62	-1.391785	0.197513	-7.047	2.60e-12	***
Streamer63	0.304617	0.210790	1.445	0.148599	
Streamer64	0.310451	0.206862	1.501	0.133593	
Streamer65	-0.307054	0.206330	-1.488	0.136883	
Streamer66	0.178435	0.203857	0.875	0.381530	
Streamer67	-1.134067	0.207189	-5.474	5.03e-08	***
Streamer68	-0.423989	0.201181	-2.107	0.035213	*
Streamer69	-0.126995	0.202868	-0.626	0.531396	
Streamer70	-0.737819	0.203258	-3.630	0.000291	***
Streamer71	-0.709721	0.205158	-3.459	0.000554	***
Streamer72	-0.711764	0.204845	-3.475	0.000524	***
Streamer73	-0.307460	0.203506	-1.511	0.131011	
Streamer74	-0.289796	0.205152	-1.413	0.157949	
Streamer75	-0.798360	0.198996	-4.012	6.27e-05	***
Streamer76	-0.146170	0.203557	-0.718	0.472802	
Streamer77	-0.819595	0.205900	-3.981	7.15e-05	***
Streamer78	-0.682973	0.204445	-3.341	0.000853	***
Streamer79	-0.529159	0.201736	-2.623	0.008789	**

Streamer80	-1.012698	0.204174	-4.960	7.72e-07	***
Streamer81	-0.367141	0.204419	-1.796	0.072659	.
Streamer82	-0.736138	0.204745	-3.595	0.000333	***
Streamer83	-0.287592	0.204319	-1.408	0.159434	
Streamer84	-1.032308	0.207028	-4.986	6.75e-07	***
Streamer85	-0.613237	0.199913	-3.068	0.002191	**
Streamer86	-0.331483	0.205037	-1.617	0.106119	
Streamer87	0.028382	0.206913	0.137	0.890913	
Streamer88	-0.316128	0.205448	-1.539	0.124049	
Streamer89	-0.649955	0.203321	-3.197	0.001414	**
Streamer90	-1.008978	0.204475	-4.934	8.78e-07	***
Streamer91	-0.527067	0.206169	-2.556	0.010655	*
Streamer92	-0.914755	0.202202	-4.524	6.47e-06	***
Streamer93	-0.842765	0.204478	-4.122	3.93e-05	***
Streamer94	-0.231614	0.204470	-1.133	0.257470	
Streamer95	-0.547472	0.204229	-2.681	0.007415	**
Streamer96	-0.539350	0.204224	-2.641	0.008339	**
Streamer97	-1.629148	0.201731	-8.076	1.22e-15	***
Streamer98	-1.025841	0.202588	-5.064	4.53e-07	***
Streamer99	0.377098	0.202799	1.859	0.063124	.
Viewers_AC.SD.	0.237702	0.027511	8.640	< 2e-16	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.5943 on 1796 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.6662, Adjusted R-squared: 0.647

F-statistic: 34.79 on 103 and 1796 DF, p-value: < 2.2e-16

2 MATLAB による分析

以下に MATLAB により BIC の計算及び 4 グループにクラスタリングした際のスク립トを示す。

2.1 BIC を求める MATLAB のスク립ト

```
%乱数の初期化
rng(1);
%BIC を格納する配列
BIC = zeros(1, 10);
%各種情報量基準を格納する構造体
gm = cell(1, 10);
%BIC を求める繰り返し計算
for k = 1:10
    %各コミュニティの重心データの読み込み
    T = readtable('PaperB_MasterData_ClusterKmeans.xlsx', 'Sheet', 'PaperB_data', 'Range', 'C1:E101');
    %表データを配列化
    T2A = table2array(T);
    %混合ガウスモデルの当てはめ
    try
        gm{k} = fitgmdist(T2A, k);
    %構造体から BIC の抽出
        BIC(k) = gm{k}.BIC;
    %混合ガウスモデルの当てはめで警告もしくはエラーが出たら正則化
    catch
        gm{k} = fitgmdist(T2A, k, 'RegularizationValue', 0.0001);
    %構造体から BIC の抽出
        BIC(k) = gm{k}.BIC;
    end
end
end
```

%BIC のファイルへの書き込み

```
writematrix(BIC, 'BIC_FNL.txt');
```

2.2 4 グループにクラスタリングしてグラフ化する MATLAB のスクリプト

```
%乱数を初期化

rng(1);

%各コミュニティの重心データの読み込み

T = readtable('PaperB_MasterData_ClusterKmeans.xlsx', 'Sheet', 'PaperB_data', 'Range', 'C1:E101');

%テーブルから配列への変換

T2A = table2array(T);

%4 グループに分割かつそれらの重心座標を求める

[C4,C] = kmeans(T2A, 4);

%クラスタリングした配列をテーブルに変換

A2T = array2table(C4);

%各コミュニティにクラスタリングしたグループ番号を書き込み

writetable(A2T, 'PaperB_MasterData_ClusterKmeans.xlsx', 'Sheet', 'PaperB_data', 'Range', 'B2:B101',

'WriteVariableNames',false);

%クラスタリングした配列を検証のためファイルに書き込み

writematrix(C4, '4Groups_number.txt');

%4 グループに分類した各コミュニティのデータの読み込み

T4 = readtable('PaperB_MasterData_ClusterKmeans.xlsx', 'Sheet', 'PaperB_data', 'Range', 'B1:E101');

%上記のデータを散布図で表示

s4 = scatter3(T4,'GSubsBC', 'ACViewersBC', 'HStreamedBC', 'filled','ColorVariable','Cluster');

%散布図の点の大きさ、輪郭、塗り潰しの設定

s4.SizeData = 200;

s4.MarkerEdgeColor = "black";

s4.MarkerFaceColor = "flat";

%グレースケールの範囲を指定

clim([0 4]);

%点の色をグレースケールに指定

colormap(gray);

%各座標にラベル名の設定
```

```

xlabel('Number of gifted subscriptions' ,FontSize',14,FontName','Times New Roman')
ylabel('Average Concurrent Viewers',FontSize',14,FontName','Times New Roman')
zlabel('Hours streamed',FontSize',14,FontName','Times New Roman')
%散布図の各点にグループ名を設定
%str = {'Group A', 'Group B', 'Group C', 'Group D'};
text(0, 0, 0, 'Group A', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 1, 0, 'Group B', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 0, 1, 'Group C', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 2, 0, 'Group D', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
%上記散布図を保存
saveas(gcf,'C4_100BC_graph.fig')
%重心座標のデータをファイルに書き込み
BCT = array2table(C);
writetable(BCT, '4C_BC_Coord.xlsx', 'Range', 'B2:D5', 'WriteVariableNames',false);
%重心データの散布図を表示
TBC = readtable('4C_BC_Coord.xlsx', 'Range', 'A1:D5');
sBC = scatter3(TBC,'GSubsBC', 'ACViewersBC', 'HStreamedBC', 'filled','ColorVariable','Cluster');
%散布図の点の大きさ、輪郭、塗り潰しの設定
sBC.SizeData = 400;
sBC.MarkerEdgeColor = "black";
sBC.MarkerFaceColor = "flat";
%グレースケールの範囲を指定
clim([0 4]);
%点の色をグレースケールに指定
colormap(gray);
%座標軸の固定
set(gca,'XLim',[-1 4],'YLim',[-1 4],'ZLim',[-2 6])
%各座標にラベル名の設定
xlabel('Number of gifted subscriptions' ,FontSize',14,FontName','Times New Roman')

```

```
ylabel('Average Concurrent Viewers','FontSize',14,'FontName','Times New Roman')
xlabel('Hours streamed','FontSize',14,'FontName','Times New Roman')
%散布図の各点にグループ名を設定
%str = {'Group A', 'Group B', 'Group C', 'Group D'};
text(0, 0, 0, 'Group A', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 1, 0, 'Group B', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 0, 1, 'Group C', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
text(0, 2, 0, 'Group D', 'FontSize',14, 'FontName','Times New Roman');
%上記散布図を保存
saveas(gcf,'C4_4BC_graph.fig')
```