慶應義塾大学学術情報リポジトリ
Keio Associated Repository of Academic resouces

Title	ニコニコ動画のデータ分析による配信活動で収益を得る方法についての研究
Sub Title	
Author	浜島, 基(Hamashima, Motoi) 林, 高樹(Hayashi, Takaki)
Publisher	慶應義塾大学大学院経営管理研究科
Publication year	2023
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2023年度経営学 第4136号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40003001-00002023-4136

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

慶應義塾大学大学院経営管理研究科修士課程

学位論文（　　2023　年度）

論文題名

ニコニコ動画のデータ分析による配信活動で収益を得る方法についての研究

主　査	林　高樹　　教授
副　査	坂下　玄哲　　教授
副　査	武田　史子　　教授
副　査	

氏　名	浜島　基

論 文 要 旨

所属ゼミ	林　高樹 研究会	氏名	浜島　基

（論文題名）
ニコニコ動画のデータ分析による配信活動で収益を得る方法についての研究

（内容の要旨）

近年、オンライン動画配信プラットフォームは配信者の収益源となっており、配信者は様々な方法で視聴者や企業経由で収益を獲得することが可能となっている。特に、配信コンテンツの中でも、近年、プレイヤーが自身のゲームプレイを配信する「ゲーム実況」市場が急成長しており、新型コロナウイルス禍による巣ごもりの影響で総視聴時間は倍増し、世界で 1 日 1 億時間に達する人気となった。そこで本研究では、ゲーム実況市場を対象として再生数の重要性に焦点を当て、配信者が再生数を増やすための施策を提案し、最終的に配信をしている個人や企業に本研究のビジネス上の示唆を提供することを目的としている。

本研究では、国立情報学研究所データリポジトリより提供されたニコニコ動画に投稿された動画メタデータとコメントデータとニコニコ大百科に投稿された記事ヘッダのデータを使用した。特にニコニコ動画における「ゲーム」カテゴリの中で、特に「ダークソウル」の「実況動画」に焦点を当て、人気要因を分析すべく、以下の 7 つの仮説を設定し検証した。

仮説①：同コンテンツ内で再生数の最も多い動画とタイトルの類似度が低い動画タイトルは、再生数と負の相関がある。
仮説②：ネガティブな動画タイトルは、再生数と正の相関がある。
仮説③：動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は、再生数と正の相関がある。
仮説④：動画説明文内の SNS のリンクの記載は、再生数と正の相関がある。
仮説⑤：特定の動画投稿日と投稿時間は再生数に影響がある。
仮説⑥：動画のタグにおいてニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は、再生数と正の相関がある。
仮説⑦：動画のタグにおいて独自性の高さは再生数と正の相関がある。

再生数を目的変数、動画のタイトル独自性、感情分析、説明文内のリンクの有無、投稿日・時間、タグの数及び独自性を説明変数とした重回帰分析を実施した。なお、動画のタイトルやハッシュタグに対して自然言語処理（Sentence BERT）を適用することで、含まれている情報を定量化し、再生数との関係性を調査した。これらの点は新規性があると考えられる。

分析の結果、仮説①、③、⑤、⑥、⑦は支持された。一方、仮説②は仮説に反する結果となった。また、④は支持されなかった。これらの結果から以下の可能性が示唆されると考えられる。

- 再生数の最も多い動画とタイトルが類似していないほど再生数が落ちる。
- タイトルがポジティブだと再生数が伸びる。
- 動画説明文内に関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載があると再生数が伸びる。
- 土・祝前 12~24 時に動画を投稿すると再生数が伸びる。
- ニコニコ大百科記載のタグの数が多いと再生数伸びる。
- 動画のタグに独自性があると再生数が伸びる。

つまり、タイトルの類似度、タイトルの感情表現や関連リンクの工夫、特定の曜日・時間帯の投稿、独自性の高いタグの活用が再生数を増加させる可能性がある。これらの内容は個人でゲーム配信活動をしている配信者やゲーム配信の活動をしている人達を抱えている会社（YouTuber、VTuber やゲーム配信活動をしている会社）に対して、ビジネス上のインプリケーションを提供する事が可能であると考えられる。

目 次

第 1 章　研究背景 **3**
1.1 配信プラットフォーム 3
1.2 ゲーム実況 5

第 2 章　研究目的 **7**

第 3 章　先行研究及び関連研究 **8**
3.1 配信に関する研究 8
3.2 先行研究：Tafesse (2020) 8
3.3 自然言語処理に関する研究 10
3.3.1 Sentence BERT 10
3.3.2 LUKE 11

第 4 章　本研究の位置づけ **12**

第 5 章　仮説 **14**
5.1 動画の再生数に関連した仮説 14
5.2 動画のコメント数に関連した仮説 15

第 6 章　研究手法 **16**
6.1 使用するデータ 16
6.1.1 ニコニコ動画コメント等データ 16
6.1.2 ニコニコ大百科データ 17
6.2 再生数，コメント数に関する分析 17
6.2.1 Sentence BERT を用いた動画タイトルの分析 17
6.2.2 LUKE を用いた動画タイトルの感情分析 18
6.2.3 動画説明文内における関連動画のリンク 18
6.2.4 動画説明文内における SNS のリンク 19
6.2.5 動画投稿日及び投稿時間 19
6.2.6 動画に付与されたタグの数の分析 20
6.2.7 動画に付与されたタグの独自性に関する分析 20
6.2.8 重回帰分析に使用する変数のまとめ 20
6.3 視聴者維持に関する分析 22
6.3.1 コメントの盛り上がり 23
6.3.2 視聴者の飽き 26
6.3.3 次 Part への関心度 26
6.3.4 重回帰分析に使用する変数のまとめ 26

第 7 章　分析結果 **29**
7.1　再生数，コメント数に関する分析の結果 29
7.2　視聴者維持に関する分析の結果 32

第 8 章　考察 **33**
8.1　動画タイトルの感情分析と再生数との関係について 33
8.2　再生数に関する結果の一般化について 33
8.3　視聴者維持のための配信について 35

第 9 章　まとめ **37**
9.1　結論 37
9.2　課題と今後の展望，限界について 38
9.2.1　課題，今後の展望 38
9.2.2　限界 39

謝辞 **40**

参考文献 **41**

第1章　研究背景

1.1　配信プラットフォーム

オンライン動画配信プラットフォームは，動画配信者が動画コンテンツをアップロードし，視聴者がそれらを視聴することができる仕組みを提供する．このプラットフォームには様々なコンテンツがアップロードされ，視聴者は様々な動画の中から自身が視聴したいものを選択できる．例えば，Google が運営している YouTube[1]は世界で最も有名なオンライン動画配信プラットフォームである．また，ライブストリーミングプラットフォームは，配信者がリアルタイムで映像や音声を配信することができる仕組みを提供する．視聴者はライブ配信をリアルタイムで視聴し，コメントやチャット機能などを通じて配信者と対話可能である．例えば，Amazon の子会社である Twitch Interactive が運営している Twitch[2]は，特にゲーム実況や後述する e スポーツ関連のコンテンツに特化したライブストリーミングプラットフォームとして知られている．

昨今これらの配信プラットフォームは，配信者が自分の発信したいコンテンツを視聴者に向けて発信し，コミュニケーションを築く場として重要な役割を果たしているだけではなく，配信者の収益源にもなっている．配信者が収益を得る方法としては，下記のようなものが挙げられる．

・投げ銭
配信者が視聴者やファンからの寄付を受け取ることである．一部の配信プラットフォームでは，この寄付機能が組み込まれており，視聴者は直接配信者に寄付をすることができる．
・サブスクリプション
配信者は，視聴者に対して特別な特典やコンテンツへのアクセスを提供するためのメンバーシッププランやサブスクリプションモデルを導入することがある．視聴者は月額料金を支払い，特典や限定コンテンツなどの特典を受ける事が可能で，配信者は月額で一定の収入を得ることができる．
・広告
動画や配信に広告を設定することによって得られる収入のことである．再生数に応じて広告収入が配信者に支払われる．
・販促
配信者が提携した企業や自社の商品・サービスのプロモーションを行うことで企業から収益を得ることができる．
・スポンサー契約
配信者は，配信内やイベントでスポンサー企業をアピールする．企業からは契約料をもらう．

また，株式会社 CA Young Lab (2018) によると，YouTube で配信活動を実施している YouTuber と呼ばれる人達の国内市場規模に関しては，2017 年には 219 億円，2022 年には 2017 年比約 2.6 倍，579 億円に達すると予想をしており，今後も YouTuber のみならず配信活動の市場は伸びていくと予想される．

[1]https://www.youtube.com/
[2]https://www.twitch.tv/

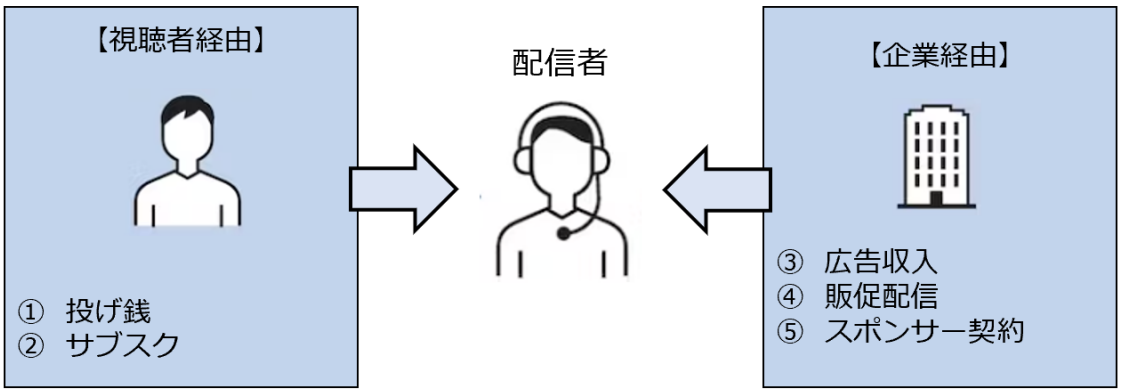


図 1.1: 配信者の収益獲得方法（日本経済新聞社 (2021.2.16) を参照）

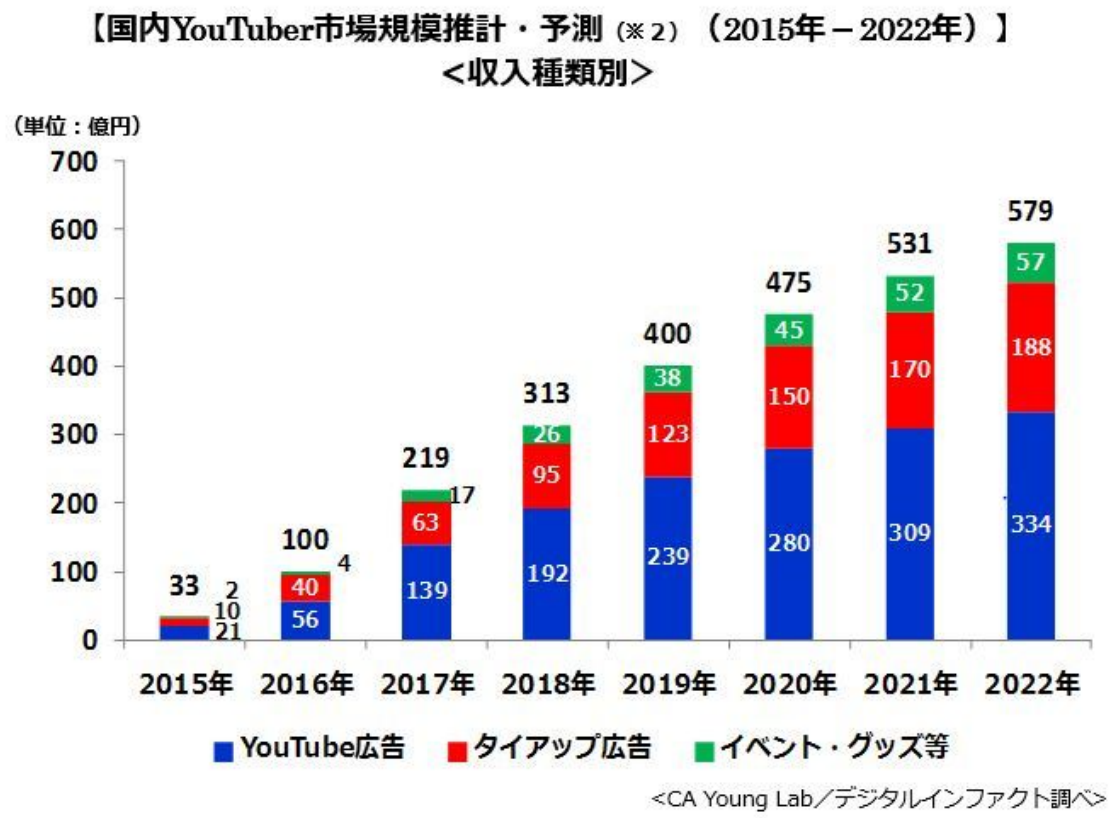


図 1.2: 国内 YouTuber 市場規模推計・予測（株式会社 CA Young Lab (2018) より引用）

最近では，架空のキャラクターを使って YouTube 等の配信プラットフォームで活動する VTuber（元々はバーチャルユーチューバーの略）と呼ばれる新たな配信ジャンルも誕生している．

VTuber は，ゲームプレイの実況や配信，トーク番組，音楽など，さまざまなコンテンツを提供している．VTuber は視聴者からの投げ銭やサブスクリプション，自身のグッズ販売などで多額の収益をあげている．VTuber の市場は年々規模を拡大している．VTuber の世界における市場規模は，2028 年には 174 億ドルになると予測されていて，2022 年から 2028 年の間に 35.55 %の CAGR で推移すると考えられている (株式会社グローバルインフォメーション (2023))．日本国内においても VTuber の市場は成長しており，VTuber を運営する会社の中でも ANYCOLOR と COVER は国内で上場している会社である．

1.2 ゲーム実況

配信コンテンツの中でも，近年，プレイヤーが自身のゲームプレイをライブストリーミングや録画した動画として配信する「ゲーム実況」市場が急成長している．ゲーム実況は，視聴者にゲームの進行を共有し，ゲーム配信者のスキルや戦略，考えを提示するといった特徴がある．また，ゲーム配信者はゲームの上手さだけではなく，エンターテイメント性が重視される傾向もあり，配信者はユーモアや面白いコメント，声の演技などを取り入れて視聴者を楽しませようとする．さらに，編集技術や効果音の追加なども行われることもある．これにより，視聴者は配信者の個性と配信されているゲームとの結びつきを感じながら，魅力的な視聴体験を楽しむことが可能となる．このような特徴はその他のコンテンツには備えられていない特徴であると言える．

新型コロナウイルス禍による巣ごもりの影響で総視聴時間は倍増し，世界で 1 日 1 億時間に達する人気となり，数多くの視聴者が配信者のゲームプレイを楽しんでいる (日本経済新聞社 (2021.2.16))．また，ゲーム実況はゲーム業界におけるプロモーションやコミュニティの形成にも重要な役割を果たしていて，各ゲーム開発会社が人気ゲーム実況者に販促配信を依頼するケースもある．

ゲーム実況の人気が高まる一因として，視聴者がプレイヤーと対話することができるインタラクティブ性があげられる．視聴者はコメントやチャットを通じてプレイヤーとコミュニケーションを取ることができ，その体験は単なるゲームプレイ観賞以上の価値を提供し，視聴者の配信者に対するエンゲージメントを高める事が出来る．この価値がゲーム実況における投げ銭やサブスクリプションといった収益方法の源泉となっている．

ゲーム実況と関連してあげられるコンテンツとして「e スポーツ」があげられる．e スポーツとは，PC，家庭用ゲーム機，スマートフォンなどを使用するゲームを用いて行う競技の事である．世界の e スポーツの市場規模は 2025 年には 18 億ドル超に達する見込みであり，主な収入はスポンサー収入が過半を占め，その他の収入として放映権収入やパブリッシャーフィー，物販・チケット収入などがある（株式会社ユーザベース (2023)）．また，e スポーツは実際の会場で競技を実施するだけではなく，Twitch や YouTube といった配信プラットフォーム上でも競技の様子が配信されている．2021 年時点で世界における e スポーツの視聴者は 5 億人に達しており，2025 年には 6 億人を超えると予想されている（Newzoo (2022)）．



図 1.3: ゲーム実況の画面（Twitch）（日本経済新聞社 (2021.2.16) より引用）

第2章　研究目的

配信者が収益を得る方法として，広告料，投げ銭，サブスクリプション，販促，商品販売をあげたが，これらの方法で収益をあげるために必要な事は動画やライブ配信の再生数の獲得である．再生数を獲得しなければ，広告料も得られないうえ，更なる視聴者も増加しない．視聴者が増加しなければ，視聴者からの投げ銭やサブスクリプションでの収益を得ることは出来ず，また，商品のプロモーションを実施したところで商品は購入されない．また，再生数が低い配信者に対して企業側も販促配信の依頼を実施しない．そのため，配信者が配信活動を通じて収益を得るためには，再生数は非常に重要な要素である．そこで本研究では，動画配信プラットフォームに投稿された動画に関連した様々なデータを分析することで，配信者が再生数を増加させるためにはどのような施策を実施すればよいのか，手法を提案することを目的とする．

また，配信活動を通じて収益を得続けるためには，一度獲得した視聴者を維持し続ける事も重要な要素となってくる．そこで本研究では，視聴者を維持し続けるためにはどのような配信活動を実施していけばよいか明らかにする．

さらに，個人で活動している配信者や配信活動をしている人達を抱えている会社（YouTuber，VTuber の事務所：UUUM，ANYCOLOR や COVER 等）や配信活動をしている企業に対して，本研究で得られる結果から言えるビジネス上のインプリケーションを提供する．

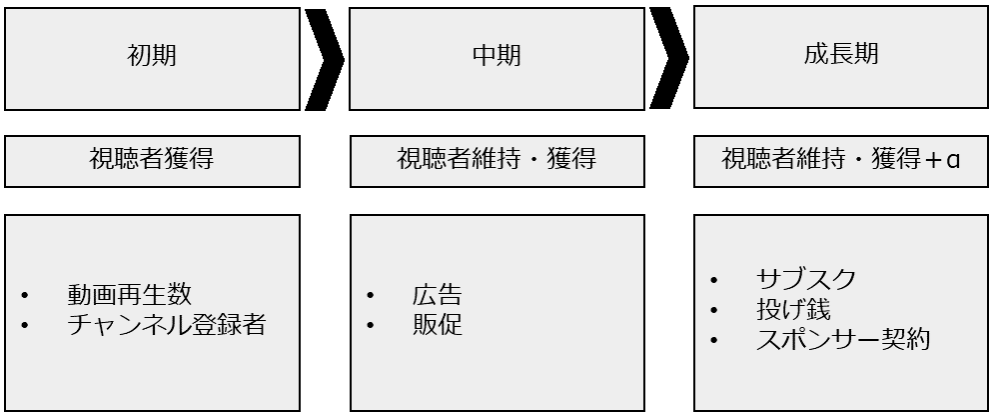


図 2.1: 配信の成長過程（筆者作成）

第3章　先行研究及び関連研究

3.1　配信に関する研究

動画投稿やライブ配信に関する研究は今日までにいくつか存在している．関連する研究のカオスマップを図 3.1 に示す．

動画の再生数や人気に関する予測モデルについての研究は，柴田知親・伊東栄典 (2018)，Szabo and Huberman (2008) があげられる．

柴田知親・伊東栄典 (2018) は，ニコニコ動画に投稿された動画に対して動画をカテゴリ毎に分けて回帰分析を実施し，再生回数の推定を実施している．VOCALOID カテゴリの推定精度が高い事に着目し，以降 VOCALOID カテゴリにおいて推定精度を高める試みをしている．Szabo and Huberman (2008) は，YouTube に投稿された適当な動画を分析対象とし，人気を早期に予測するため LN モデル (Linear Regression on a Logarithmic Scale)，CS モデル (Constant Scaling Model)，GP モデル (Growth Profile Model) の 3 つのモデルを提案している．

動画の再生数に関係のある要因についての研究や記事は，Tafesse (2020)，Vedula et al. (2017)，Zhou et al. (2016)，株式会社 Pamxy(2023)[1]の記事，Harvard Business Review(2015)[2]の記事があげられる．

Tafesse (2020) は，動画の再生数に関係のある要因について，動画タイトルの情報量，動画タイトルがネガティブかポジティブか，動画説明文の情報量，動画に付与されたタグの数を指摘している．Vedula et al. (2017) や Zhou et al. (2016) は，視聴者が動画を検索するとき，一般的に視聴者は様々な選択肢を提示される．その中から適切な動画を選択するために，動画のタイトルやチャンネル情報や動画のサムネイルなどの他の補足的な詳細を確認する必要があると述べている．株式会社 Pamxy の記事は，動画のタイトルはタイトルとして付けようとしているキーワードと類似のキーワードの人気動画を参考にすると視聴回数が伸びる事があると述べている．Harvard Business Review の記事は，コンテンツがシェアされやすくなるにはコンテンツの投稿する曜日が重要であると述べている．

配信に書き込まれるコメントに関する研究は，松元拓也・林高樹 (2022) や末永智彦他 (2018) があげられる．

松元拓也・林高樹 (2022) は，配信者が面白い事を話すと視聴者は盛り上がるためその時点でのコメント数は増加するとしている．また，末永智彦他 (2018) はニコニコ動画のコメントとそのコメントの感情を使用して動画の特徴シーンの推定及び，そのシーンの特徴コメントを推定する手法を提案している．

3.2　先行研究：Tafesse (2020)

Tafesse (2020) の研究は，本研究と非常に関連性が高いため詳細を本節で述べる．Tafesse (2020)

[1]https://pamxy.co.jp/marke-driven/sns-marketing/youtube/youtube-title/
[2]https://hbr.org/2015/09/why-some-videos-go-viral

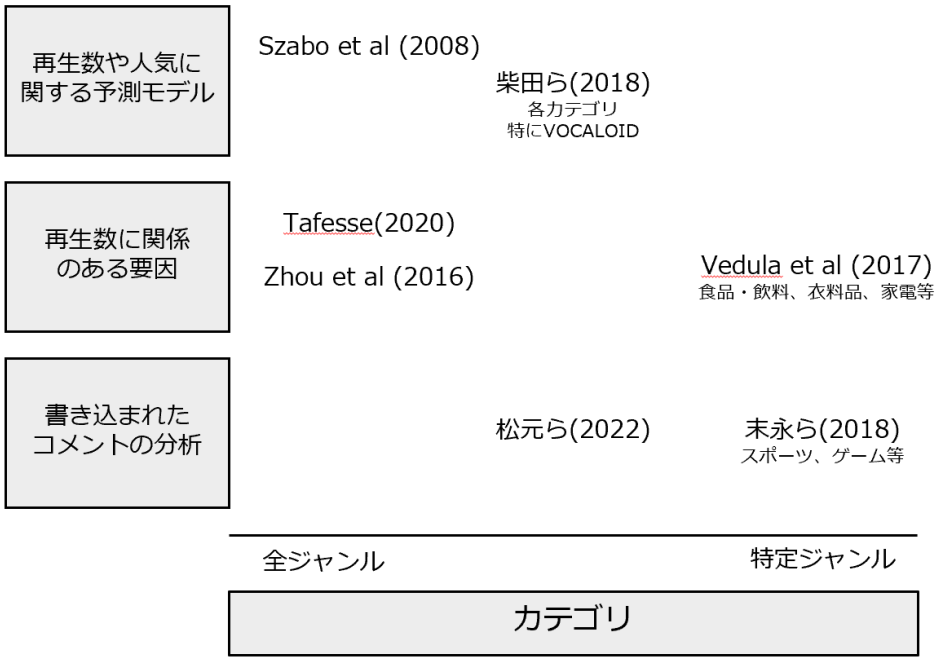


図 3.1: 関連研究カオスマップ（筆者作成）

は，目的変数を再生数，説明変数を動画タイトルの文字数，動画タイトルの感情分析した結果得られたネガティブ・ポジティブスコア，動画説明文の文字数，動画に付与されたタグの数とし回帰分析を実施している．回帰分析の結果から，下記の 4 つを結論付けている．

- タイトルの情報量（文字数）が多い事は再生数と負の相関がある．
- タイトルがネガティブな動画は再生数と正の相関がある．
- 動画説明文の情報量（文字数）の多さは，再生数と正の相関がある．
- タグの数と再生数の関係は逆 U 字型になる．

一方，この論文の限界及び課題として Tafesse (2020) は下記内容を述べている．

- 動画のタイトルに関して文字数を考慮したが，この数値的な指標だけでは全体像を捉えきれない可能性がある．例えば，わずかな単語しか含まれていなくても，それらの単語が視聴者にとって馴染みがない場合や，奇妙な解釈である場合，そのタイトルは情報量が少ないと感じられる可能性がある．そのため，質的なニュアンスを理解する概念的および測定的アプローチが，計算的アプローチを補完する有用な手段となる．
- 分析対象の動画をカテゴリー毎に区別していない，動画の再生数を左右する要因は動画のカテゴリーに応じて異なる可能性がある．したがって，異なる動画カテゴリーに特化した最適化手法を調査する必要がある．

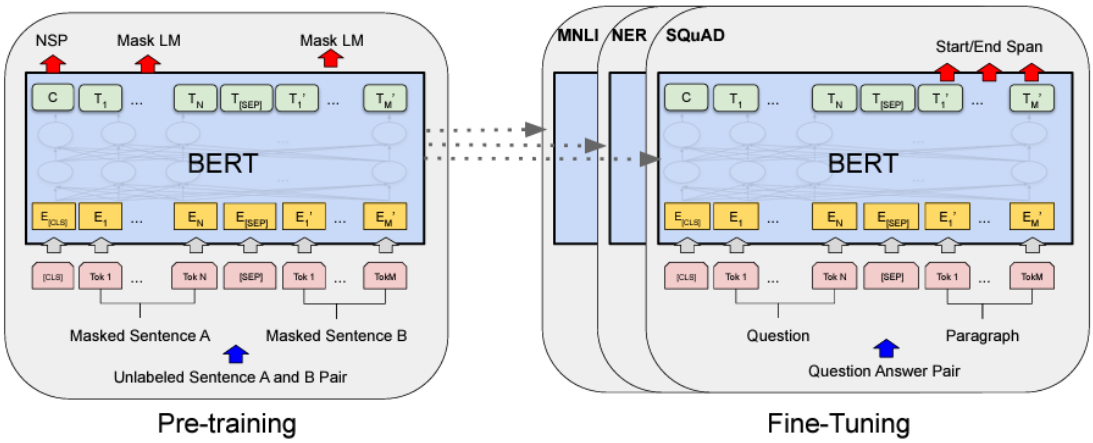


Figure 1: Overall pre-training and fine-tuning procedures for BERT. Apart from output layers, the same architectures are used in both pre-training and fine-tuning. The same pre-trained model parameters are used to initialize models for different down-stream tasks. During fine-tuning, all parameters are fine-tuned. [CLS] is a special symbol added in front of every input example, and [SEP] is a special separator token (e.g. separating questions/answers).

図 3.2: BERT の構造（Devlin et al. (2018) より引用）

3.3 自然言語処理に関する研究

本研究では自然言語処理によって動画のタイトルや動画に付与されたタグの分析を試みている．手法としては BERT の改良版である Sentence BERT によってタイトルやタグのベクトル化を実施している．また，動画のタイトル感情分析には LUKE を使用している．

3.3.1 Sentence BERT

BERT とは，“Bidirectional Encoder Representations from Transformers ”の略である（Devlin et al. (2018)）．Google が提案したモデルで，Vaswani et al. (2017) によって 2017 年に提案された Transformer をモデルにしている．BERT では新しい仕組みとして，以下の 2 つが使用されている．

Masked Language Model 文脈から隠された単語を予測するタスク

Next Sentence Prediction 2 つの文について，その 2 文が隣り合っているか判断するタスク

BERT の特徴として，文脈を理解することが可能になったことがあげられる．一方で，Reimers and Gurevych (2019) によると，BERT は複数の文章がインプットされるような場面では計算負荷が非常に大きくなるという指摘がある．また，特定のタスクにおける精度の低さも指摘している．そこで，この課題を解決するために，Reimers and Gurevych (2019) は BERT の改良モデルとして Sentence BERT の提案を実施した．Sentence BERT は，BERT の事前学習済みモデルに，Siamese Network を使用しファインチューニングを実施している．これにより，文章の類似度に関して，BERT よりも精度が高い結果が得られた．また，処理時間に関して，BERT だと 65 時間かかるものを 5 秒に短縮することが可能となった．

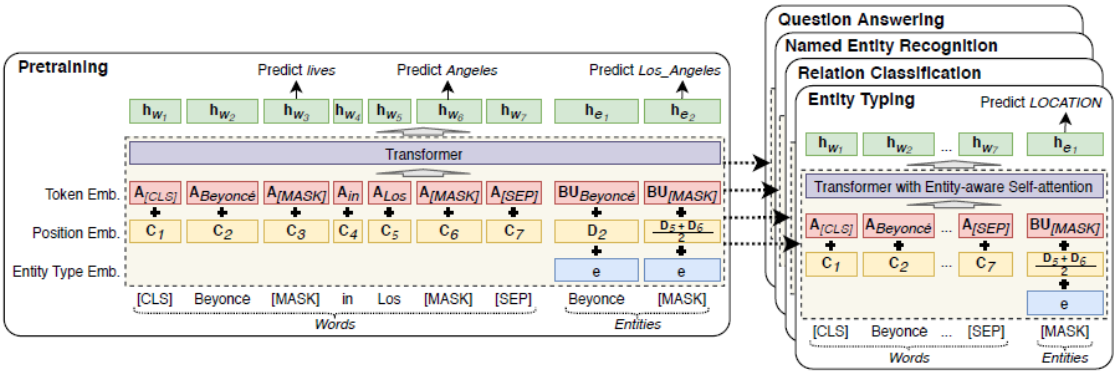


Figure 1: Architecture of LUKE using the input sentence "*Beyoncé lives in Los Angeles.*" LUKE outputs contextualized representation for each word and entity in the text. The model is trained to predict randomly masked words (e.g., *lives* and *Angeles* in the figure) and entities (e.g., *Los_Angeles* in the figure). Downstream tasks are solved using its output representations with linear classifiers.

図 3.3: LUKE の構造（Yamada et al. (2020) より引用）

3.3.2 LUKE

LUKE とは，BERT の改良モデルとして Liu et al. (2019) によって提案された RoBERTa をベースとした言語モデルであり，Yamada et al. (2020) によって提案されたモデルである．このモデルでは，Wikipedia に含まれる単語およびエンティティ（ものや概念をあらわす言語表現）をランダムにマスクしそれらを予測することで事前学習を実施している．また，Entity-aware Self-attention というメカニズムも提案していて，このメカニズムではトークンのタイプ（単語またはエンティティ）を考慮している．このモデルでは，論文公開当時，Open Entity（エンティティ型認識），TACRED（関係認識），CoNLL-2003（固有表現認識），ReCoRD（穴埋め式質問応答），および SQuAD 1.1（抽出型質問応答）の 5 つで世界最高スコアを達成している．

第4章　本研究の位置づけ

今日までに配信に関する研究として，全カテゴリにおける動画再生数の予測モデルの研究や，動画の再生数に関係している要因について分析している研究などは存在する．また，特定のカテゴリ（VOCALOID，食品・飲料，衣料品，家電等）における動画再生数の予測モデルの研究や動画の再生数に関係している要因について分析をしている研究なども存在する．しかし，ゲーム実況というカテゴリに着目し再生数に関係している要因について分析している研究は管見の限りでは存在しない．また，動画のタイトルや説明文，タグに含まれている情報の定量化を試み，動画再生数との関係性について調べている研究は筆者の知る限り Tafesse (2020) の 1 件しか存在しておらず，この先行研究も動画のタイトルの感情分析を実施しているのみである．したがって，ゲーム実況というカテゴリに着目し，動画のタイトルやハッシュタグに対して自然言語処理（Sentence BERT）を適用することで，含まれている情報を定量化し，再生数との関係性を調査した点は新規性があると考えられる．また，ゲーム実況というカテゴリにおいて，言語が日本語の動画のタイトルやタグに関して，含まれている情報を自然言語処理によって定量化している研究も管見の限り存在しない．

今日のゲーム実況・配信という市場の成長，社会的関心の高さを踏まえると，コンテンツ内で動画の再生数に関係している要因を調べる重要性は増加していくと考えられる．

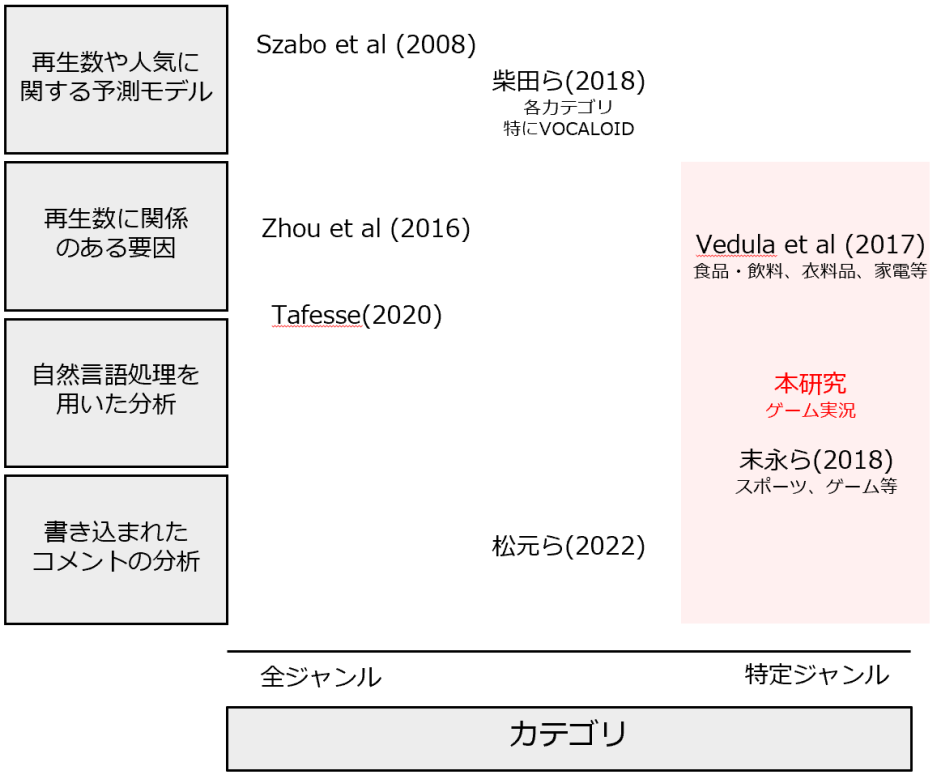


図 4.1: 本研究の位置づけ（筆者作成）

第5章　仮説

これまでの現状や先行研究を踏まえ，以下の 7 つを仮説とした．また，本研究では，動画の再生数に関連した仮説だけではなく，動画のコメント数に関連した仮説も 3 つ立て同様の分析を実施した．

5.1　動画の再生数に関連した仮説

動画の再生数に関連した仮説を以下に記す．

仮説 1-1:
同コンテンツ内で再生数の最も多い動画とタイトルの類似度が低い動画タイトルは，再生数と負の相関がある．

コンテンツ内で再生数の最も多い動画はニコニコ動画でコンテンツ検索をした際にも検索結果にヒットされやすく，ある種そのコンテンツ内でのベンチマークとなっていると言える．また，同コンテンツ内で動画を投稿しようとしている人達は人気動画のタイトルを参考にすると再生数が伸びる（株式会社 pamxy の記事参照）．これらの理由から，コンテンツ内で最も再生数の多い動画のタイトルとの類似度を比較する．

仮説 1-2:
ネガティブな動画タイトルは，再生数と正の相関がある．

Tafesse (2020) の研究では，英語の動画タイトルにおいて，タイトルがネガティブな動画は再生数と正の相関がある，と結論付けていたため日本語でも同様であると推察した．

仮説 1-3:
動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

Tafesse (2020) の研究では，動画説明文は文字数のみで分析を実施しているがどのような説明文が再生数に影響があるか調べる必要がある．そこで，動画説明文内に配信者の関連動画のリンク及び再生リストのリンクを記載することで，視聴者を配信者の様々な動画に誘導出来ると推察した．

仮説 1-4:
動画説明文内の SNS のリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

仮説 1-3 と同様にどのような説明文が再生数に影響があるか調べる．動画説明文内に配信者の SNS のリンクを記載することで，視聴者を SNS に誘導し動画をシェアしてもらいやすくなると推察した．

仮説 1-5:
特定の動画投稿日と投稿時間は再生数に影響がある．

第三章で取り上げた Harvard Business Review の記事を参考にし，動画投稿日や投稿時間が再生数に影響を及ぼすと推察した．

仮説 1-6:
動画のタグにおいてニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は，再生数と正の相関がある．
Tafesse (2020) の研究では，タグの数と再生数の関係は逆 U 字型になると結論付けている．特にタグの数が 17 個以上になると負の関係に転じると述べている．ニコニコ動画の場合，動画に付けられるタグの数は最大 10 個までと決められているため，逆 U 字ではなく正の相関があると推察した．

仮説 1-7:
動画のタグにおいて独自性の高さは再生数と正の相関がある．
ニコニコ動画のタグは視聴者も編集出来る．タグを編集する視聴者は単なる視聴者ではなく，投稿された動画を盛り上げるための熱心な視聴者と想定される．そこでタグを編集するほど熱心な視聴者の多さと再生数は正の相関があると推察した．

5.2 動画のコメント数に関連した仮説

動画のコメント数に関連した仮説を以下に記す．

仮説 2-1:
動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクは，コメント数と正の相関がある．
動画にわざわざコメントをする視聴者は単なる視聴者ではなく，投稿された動画を盛り上げるための熱心な視聴者や配信者のファンと想定される．このような視聴者は関連動画のリンクだけではなく，再生リストのリンクもクリックするであろうと考えた．

仮説 2-2:
特定の動画投稿日と投稿時間はコメント数に影響がある．
再生数の時と同様で，動画投稿日や投稿時間がコメント数に影響を及ぼすと考えた．

仮説 2-3:
動画のタグにおいて独自性の高さはコメント数と正の相関がある．
タグを編集するほど熱心な視聴者と動画にわざわざコメントをする視聴者は同一層の視聴者であると考えた．

第6章　研究手法

6.1　使用するデータ

6.1.1　ニコニコ動画コメント等データ

国立情報学研究所にて入手可能なニコニコ動画に関連するデータを使用する（株式会社ドワンゴ (2021)）．ニコニコ動画コメント等データには,「ニコニコ動画」にサービス開始当初から 2021 年 9 月 30 日までに投稿された約 2,000 万件の動画メタデータと，それに対する約 41 億件のコメントデータが含まれている．本研究では，動画のメタデータとコメントデータの中でも再生数やコメント数，視聴者の維持に影響を与えていると考えられる下記表のデータについて扱う．

表 6.1: 使用する動画のメタデータのデータ構造

キー	値	値の型	例
video_id	動画 ID	String	”sm9”
title	動画タイトル	String	”新・豪血寺一族 -煩悩解放- レッツゴー！陰陽師”
description	動画説明文	String	”レッツゴー！陰陽師 （フルコーラスバージョン）”
watch_num	再生数	Number	20502606
comment_num	コメント数	Number	5252972
mylist_num	マイリスト登録数	Number	180576
category	動画カテゴリ	String	ゲーム
tags	動画タグ	String	”ゲーム レッツゴー!陰陽師 公式 重要ニコニコ文化財 陰陽師 音楽”
upload_time	投稿時間	String	”2007-03-06T00:33:00+09:00”
length	動画再生長（秒）	Number	320

表 6.2: 使用する動画のコメントデータのデータ構造

キー	値	値の型	例
data	コメント投稿時間	String	”2021-03-31T15:03:58+09:00”
content	コメント本文	String	”きたぁあぁぁあ”
Vpos	書き込み再生位置	Number	3189

6.1.2 ニコニコ大百科データ

同じく国立情報学研究所にて入手可能なニコニコ大百科に関連するデータを使用する（株式会社ドワンゴ (2014)）．ニコニコ大百科とは，ネット上の言葉について意味や元ネタを解説しているサイトであり，ユーザーが自由に記述できる Wikipedia と類似の Web 百科事典である．ニコニコ大百科データには，ニコニコ大百科に 2014 年 2 月上旬までに投稿された記事全ての記事ヘッダ，記事本文データとそれに付随する掲示板全データが含まれている．本研究ではタグとの関連性を調べるために，ニコニコ大百科データの記事タイトルのデータのみを扱う．

6.2 再生数，コメント数に関する分析

本研究では，配信コンテンツの中でも人気急上昇中のゲーム実況に焦点を当てる．そのため，分析対象の動画のカテゴリを「ゲーム」というタグが動画に付与されている動画のみに絞る．また，「ゲーム」カテゴリの中でもフロムソフトウェア社が開発した「ダークソウル」というゲームタイトルの「実況動画」に絞って分析を実施していく事にする．このゲームタイトルを選んだ理由としては，ニコニコ動画の運営会社であるドワンゴが，フロムソフトウェアからゲームの使用と全部クリアの実況承諾を得たうえで公式ゲーム実況生放送を行なったゲームタイトルだからである．この公式ゲーム実況生放送は 2012 年に実施された．2012 年当時，ゲーム会社各社が動画配信サイト内にて自社のゲームの内容をアップロードされるという行為を黙認していた状況であり，所謂ゲーム実況はグレーという扱いだった．しかし，フロムソフトウェア公認のうえで行なわれたニコニコ動画の公式ゲーム実況生放送によってダークソウルはニコニコ動画のゲーム実況の中でも人気コンテンツとなり，ユーザーによるダークソウル関連動画のアップロードが盛んにおこなわれた．また，このゲームはアクションロールプレイングゲームというジャンルのゲームであり，このジャンルの中でも高難易度のゲームとして有名である．そのためクリアまでに時間がかかる．さらに，他のプレイヤーとのオンライン要素がゲーム内に多数組み込まれている．他のプレイヤーと協力してストーリーを進める事が可能である一方で，他のプレイヤーと対戦することができる．これにより，プレイヤーはただ単にストーリーをクリアするだけではなく様々な遊び方をすることが可能であり実況をするうえで自由度が高い．これらの理由からゲーム実況動画のシリーズ作品として最適なゲームである．

以上より，本研究では「ゲーム」カテゴリの中で更に,「ダークソウル」「実況プレイ part1 リンク」というタグが付与されている 524 件の動画を分析対象とした．データのイメージを図 6.1 に示す．

6.2.1 Sentence BERT を用いた動画タイトルの分析

各動画のタイトルを正規化した後，Sentence BERT にて自然言語処理し，各タイトルの文章ベクトルを取得する．なお文書ベクトルを取得するにあたり，sonoisa/sentence-bert-base-ja-mean-tokens-v2[1]という日本語モデル使用した．取得したベクトルから下記の計算式に基づき説明変数 Uniqueness（最も再生数の多い動画からの距離）を算出する．この説明変数は各動画のタイトルが最も再生数の多い動画と比較した際にどの程度独自性があるかを表している．尚，本研究で扱うコンテンツ内で再生数が最も多い動画は有名ゲーム実況者の投稿で再生数も 300 万再生近くあり，ニコニコ動画でのコンテンツを検索した際にも検索結果にヒットされやすく，ある種そのコンテ

[1]https://huggingface.co/sonoisa/sentence-bert-base-ja-mean-tokens-v2

video_id	watch_num	comment_num	mylist_num	title	description	category	tags	upload_time	file_type	length
sm15786000	1534	171	4	【んコッ!実況】	謎の大樹の｢	game	DARKSOUI	2011-10-03	mp4	1307
sm16348006	33920	672	274	【ダークソウル	本当は2週目	game	ゲーム ダ-	2011-12-05	mp4	1024
sm21353006	394	7	1	【生きぬけ!】	ハゲでござい	game	DARKSOUI	2013-07-14	mp4	1841
sm30182007	2601	57	44	【ダークソウル	だらだらとダ	game	DARKSOUI	2016-12-07	mp4	875
sm27746008	850495	2164	4862	ダークソウルI	初投稿です。	game	BIIMシステ	2015-12-07	mp4	891
sm18859010	71	3	1	ダークソウル	「もうゴールし	game	ゲーム ダ-	2012-09-11	mp4	1567
sm39093014	84	2	1	死ぬ度に色を	<span style=	game	ダークソウ	2021-07-27	mp4	906
sm26904017	355	11	3	【実況】もしも	<font size="	game	ゲーム ダ-	2015-08-11	mp4	1521
sm18975019	103	1	2	ダークソウル	はじめまして、	game	ゲーム ダ-	2012-09-25	mp4	1265
sm17669020	21455	782	370	【ダークソウル	久しぶりに最	game	2代目YAJI	2012-04-28	mp4	1046
sm17867021	1495	41	16	【ゆっくり実況	兵士です、戦	game	ゲーム ダ-	2012-05-19	mp4	256
sm22459021	214	21	1	リクエスト式ゲ	さっそくのリク	game	キジマン ゲ	2013-12-15	mp4	1255
sm20276023	187	8	1	【ダークソウル	 初めま	game	クロタケ ゲ	2013-03-08	mp4	1202
sm22915024	620	29	4	【ダークソウル	はじめまして	game	ゲーム ダ-	2014-02-18	mp4	722
sm29486026	496	8	2	【ps4版 salt a	色々とひと段	game	AHUM SAL	2016-08-20	mp4	1462
sm36188027	960	67	7	アカネちゃん	どうも初めまし	game	DARKSOUI	2020-01-05	mp4	973
sm19743028	932	62	6	ダークソウル	ようやく始まり	game	ゲーム ソラ	2013-01-03	mp4	1147
sm17428031	817	11	7	【ゆっくり実況	最初は投げと	game	ゲーム ダ-	2012-04-01	mp4	939
sm22850031	1076	18	9	【part1】初めて	どうも右です	game	ゲーム ダ-	2014-02-10	mp4	799
sm20845032	312	5	2	【ダークソウル	交わすのは	game	PS3 ゲーム	2013-05-12	mp4	1020
sm17804034	561	27	3	【ゆっくり】黒	録画ミスとか	game	ゲーム ダ-	2012-05-12	mp4	582
sm36968034	1065	65	11	【ダークソウル	思い・・・出し	game	VOICEROII	2020-06-02	mp4	760
sm38543036	556	15	5	【ダークソウル	ガゴ前盾無し	game	DARKSOUI	2021-04-06	mp4	584
sm36310039	564	35	1	【※初見注意	<span style=	game	VOICEROII	2020-02-02	mp4	1003
sm33870040	2070	20	17	【ゆかり】電脳	 実況、	game	VOICEROII	2018-09-17	mp4	732
sm38149044	1348	81	16	【ダークソウル	初投稿ですく	game	CEVIO実況	2021-01-20	mp4	956
sm36350045	193	5	1	進撃の 仮面E	<span style=	game	DARKSOUI	2020-02-11	mp4	287

図 6.1: 分析対象のデータイメージ図

ンツ内でのベンチマークとなっていると言える．また，仮説の章でも述べた通り，同コンテンツ内で動画を投稿しようとしている人達は人気動画のタイトルを参考にすると再生数が伸びると言われている．これらの理由から最も再生数の多い動画からの距離を算出する．説明変数 Uniqueness は，金野有真 (2020) を参考にし，以下のように算出した．

$$Uniqueness = 1 - \left(\frac{\boldsymbol{a} \cdot \boldsymbol{b}}{\|\boldsymbol{a}\|\|\boldsymbol{b}\|}\right)^2 \tag{6.1}$$

a: 各タイトルの文章ベクトル
b: 最も再生数の多い動画の文章ベクトル

6.2.2 LUKE を用いた動画タイトルの感情分析

各動画のタイトルを LUKE にて感情分析を実施し，タイトルのネガティブ･ポジティブのスコアリングを算出する．なお，感情分析を実施するにあたり，Mizuiro-sakura/Luke-finetuned-sentiment-analysis[2]というモデルを使用した．算出した説明変数 NP_score の範囲は-0.5≦ NP_score≦ 0.5 であり，ポジティブなタイトルほど 0.5 に近い値となり，ネガティブなタイトルほど-0.5 に近い値となる．

6.2.3 動画説明文内における関連動画のリンク

動画説明文内には，動画投稿者が任意の説明を記述する事が出来る．また，ニコニコ動画の動画説明文には,「sm ○○」や「mylist/○○」と記述することによって，特定の動画や配信者が作成した再生リストのリンクとなるアルゴリズムが使用されている（図 6.2 参照[3]）．動画投稿者は

[2]https://huggingface.co/Mizuiro-sakura/Luke-finetuned-sentiment-analysis
[3]https://www.nicovideo.jp/watch/sm21156386 より抜粋



図 6.2: 動画説明文内における関連動画及び SNS のリンク例

このアルゴリズムを使用する事によって，視聴者をその実況動画の続きの動画や関連動画へ誘導しやすくする事が可能である．この点に着目し，sm_link，mylist_link という説明変数を設け，動画投稿文内に関連動画のリンクがあるかを調べ，リンクがあれば 1，リンクがなければ 0 というダミー変数とする．

6.2.4 動画説明文内における SNS のリンク

SNS のリンクも関連動画のリンクと同様に調べる．ニコニコ動画の動画投稿者は動画説明文に自身のツイッターのリンクを記載する事が多い．SNS_link という説明変数を設け，「ツイッター」や「twitter（大文字，小文字全て含む）」という記載が動画説明文にあった場合は 1，なければ 0 のダミー変数とする．

6.2.5 動画投稿日及び投稿時間

ニコニコ動画には動画が投稿された日時が表示される．動画投稿日を下記の 4 つにカテゴリ分けする．

表 6.3: 動画投稿日カテゴリ（DoW : Day of Week）

weekday_mon_to_thu	月〜木
weekday_fri	金
weekday_sat_or_holiday_previous	土または祝日前日
weekday_sun_or_holiday	日または祝日

また，投稿時間を下記の 4 つにカテゴリ分けする．

表 6.4: 投稿時間カテゴリ (ToD : Time of Day)

morning	06:00:00〜11:59:59
afternoon	12:00:00〜17:59:59
evening	18:00:00〜23:59:59
midnight	00:00:00〜05:59:59

各動画の曜日と時間の両方について，該当するカテゴリは 1，該当しないカテゴリは 0 とした．

更に，動画投稿日カテゴリの 4 つを，ToD(weekday_mon_to_thu=DoWMT, weekday_fri=DoWf, weekday_sat_or_holiday_previous=DoWSa, weekday_sun_or_holiday=DoWSu)，投稿時間カテゴ



図 6.3: 動画に付与されたタグの一例

リの 4 つを DoW(morning=ToDMo, afternoon=ToDAf, evening=ToDEv, midnight=ToDMi) として交互作用項である ToD × DoW も説明変数とした．

6.2.6 動画に付与されたタグの数の分析

各動画には図 6.3[4]のようなタグが付与されている．このタグは動画投稿者と視聴者の双方が編集出来るようになっている．本来の目的は動画の分類や動画間の関連付けではあるものの，用途が派生して動画の説明やネタ・大喜利の場所としても使われる．また，ニコニコ動画の検索窓で「タグ」を選択し検索すると，そのタグがついた動画を検索する事が可能である．タグの横に赤いマークがついているタグはニコニコ大百科に記事が存在している言葉及び文章であり，ニコニコ動画内ではたびたび使用される言葉及び文章であると言える．本研究では動画に付与されたタグのうち，ニコニコ大百科に記事が存在するタグの数のみを number_tag という説明変数で表す．

図 6.3 の場合，動画に付与されたニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は 7 つとなる．

6.2.7 動画に付与されたタグの独自性に関する分析

タグの横に？マークがついているタグはニコニコ大百科に記事が存在していない，その動画及び配信者の関連動画特有のタグであると言える．そこで，各動画に付与されたそれぞれのタグを Sentence BERT にて自然言語処理し，各タグの文章ベクトルを取得する．各タグの取得した文書ベクトルから動画に付与された全タグの平均ベクトルを算出し，これを動画タグの平均文書ベクトルとする．一方，今回分析対象である動画のタグには必ず「ゲーム」「ダークソウル」「実況プレイ PART1 リンク」という 3 つのタグが必ず付与されている．そのため，この 3 つのタグの文書ベクトルの平均を典型的な動画タグの平均文書ベクトルと見做す．取得したベクトルから下記の計算式に基づき指標 tag_Uniqueness（典型的な動画タグからの距離）を算出する．この指標は各動画のタグがどの程度独自性があるかを表している．

$$tag_Uniqueness = 1 - \left(\frac{\boldsymbol{a} \cdot \boldsymbol{b}}{\|\boldsymbol{a}\|\|\boldsymbol{b}\|}\right)^2 \tag{6.2}$$

a: 各動画タグの平均文書ベクトル
b: 平均を典型的な動画タグの平均文書ベクトル

6.2.8 重回帰分析に使用する変数のまとめ

目的変数を動画の再生数またはコメント数として，6.2.1〜6.2.7 までで導出した指標を説明変数として重回帰分析を実施した．なお，各動画の再生数及びコメント数は常用対数を取る事とした．再生数及びコメント数のヒストグラムを図 6.4 及び 6.5 に示す．

[4]https://www.nicovideo.jp/watch/sm18887760 より抜粋

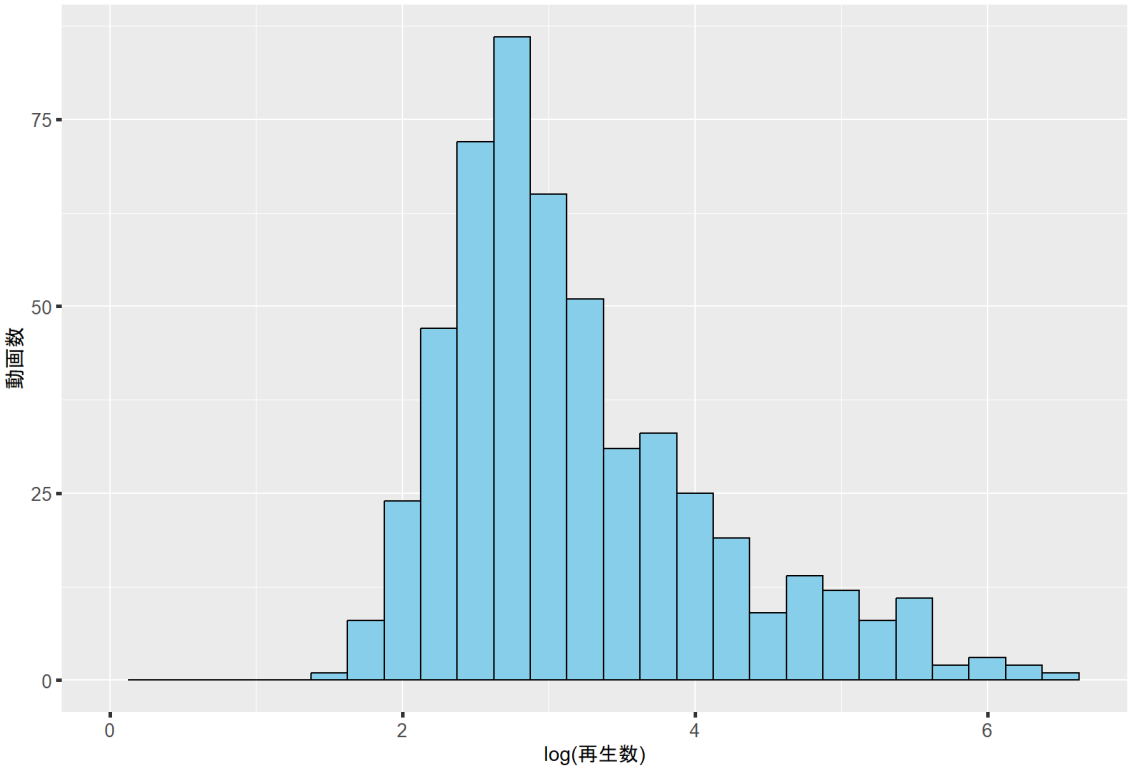


図 6.4: 再生数と動画数の関係

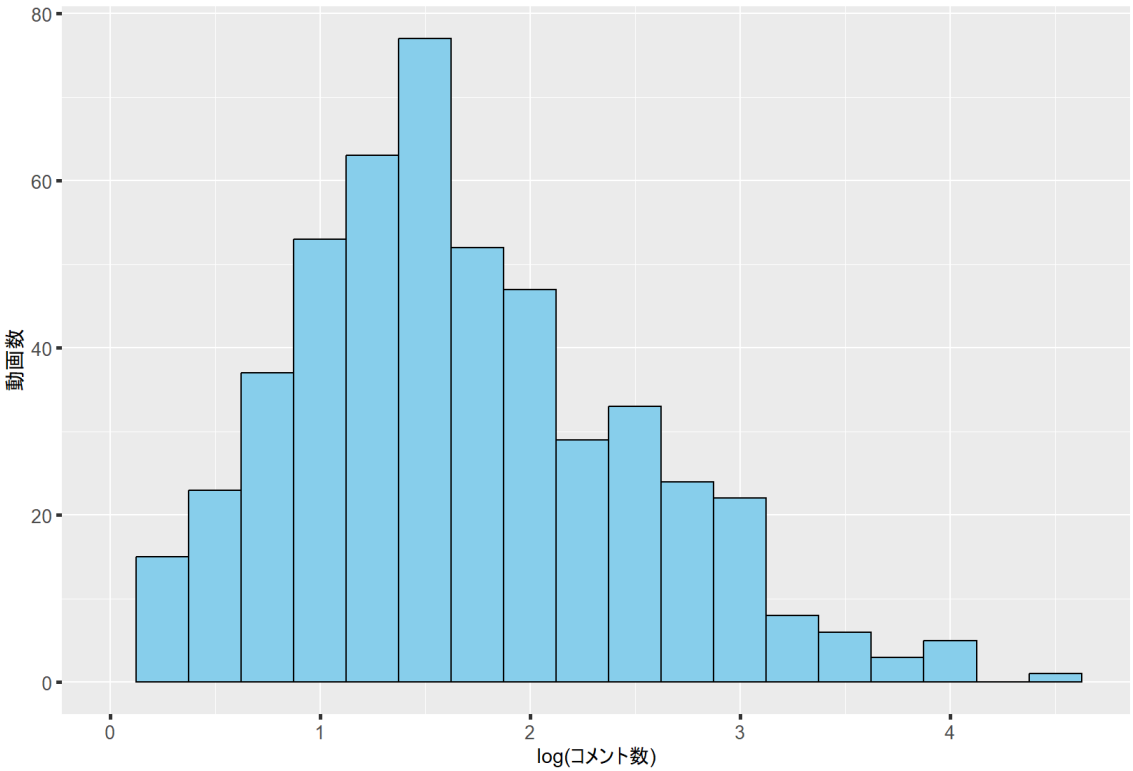


図 6.5: コメント数と動画数の関係

表 6.5，6.6 に目的変数，説明変数を示す．動画の長さ（length）も説明変数として加えた．また，各説明変数に多重共線性の有無を確認するために，各説明変数の VIF を算出した．各説明変数の VIF を表 6.7 に示す．これらの結果から各説明変数間に多重共線性が無い事を確認した．

表 6.5: 重回帰分析の目的変数一覧

No	目的変数
1	動画の再生数
2	動画のコメント数

表 6.6: 重回帰分析の説明変数一覧

No	説明変数
1	Length
2	Uniqueness
3	NP_score
4	sm_link
5	mylist_link
6	SNS_link
7	weekday_fri
8	weekday_sat_or_holiday_previous
9	weekday_sun_or_holiday
10	afternoon
11	evening
12	midnight
13	DoW と ToD の交互作用項
14	number_tag
15	tag_Uniqueness

6.3 視聴者維持に関する分析

次に，獲得した視聴者を維持するために，配信者がどのような活動を実施してばよいかを明らかにすべく，視聴者維持に関する分析を実施した．ゲームの実況動画にはその動画だけで実況が完結しているわけではなく，図 6.6[5]のように part1，part2 と複数の動画にしてシリーズ化している実況動画が存在する．

特に本研究で取り上げたダークソウルのようなアクションロールプレイングゲームはクリアするまでに長時間を要するためシリーズ化する傾向がある.「ゲーム」カテゴリの中で,「ダークソウル」「実況プレイ part1 リンク」というタグが付与されている 524 件の動画のうち，Part2 が存在している動画は 462 件であった．そこで，本研究では Part1 と Part2 が存在する 462 件の動画において，視聴者の維持率を下記のように定義した．

$$\text{視聴者の維持率} = \frac{part2 \text{ の再生数}}{part1 \text{ の再生数}} \tag{6.3}$$

[5]https://www.nicovideo.jp/watch/sm19016891 より抜粋

表 6.7: 各説明変数の VIF

説明変数	VIF
Length	1.085
Uniqueness	1.076
NP_score	1.037
sm_link	1.338
mylist_link	1.298
SNS_link	1.037
weekday_fri	1.136
weekday_sat_or_holiday_previous	1.113
weekday_sun_or_holiday	1.118
afternoon	2.160
evening	2.664
midnight	2.157
number_tag	1.183
tag_Uniqueness	1.255

この式は Part1 の動画を視聴した視聴者のうち，その配信者及びその配信者の動画に興味を持ち Part2 を視聴した視聴者の割合を表していると言える．本研究では，視聴者の維持率を高める要因は何かを Part1 の動画に投稿された視聴者のコメントデータを利用して調査した．使用したコメントデータは表 6.2 の通りである．

6.3.1 コメントの盛り上がり

動画内で配信者が面白い事を述べたり，ゲーム内での見せ場が訪れたりするとその場面でのコメント数は増加する．そしてそのような場面が多い動画程，コメントはその場面に集中するためコメントの盛り上がり頻度は多い．

そこで，本研究ではニコニコ動画の時刻同期コメントを利用する．時刻同期コメントとは，動画の再生時刻に同期して視聴者から投稿されたコメントの事である．また，時刻同期コメントは，コメントが動画に投稿されたときの動画内時間をコメントに対応付け，再生している作品の動画内時間が同じ位置に来た時に初めて動画に直接重ねられて表示されるという特徴がある（末永智彦他 (2018)）．一例を図 6.7[6]に示す．動画内時間の 6 分 32 秒に投稿された「www」といったコメントは動画に直接重ねられて表示されている．

ダークソウルの実況動画のうちシリーズ化している 462 件の Part1 動画それぞれのコメントの盛り上がり数を算出する．末永智彦他 (2018) の手法を参考にし，コメント数は 10 秒単位で測る．図 6.8 に示すような横軸を動画内時間，縦軸をコメント数としたグラフを作成し，山の数をコメントの盛り上がり箇所とした．各動画の山の数を数え，この値をコメントの盛り上がり箇所 Peak_num とした．

[6]https://www.nicovideo.jp/watch/sm15862650 より抜粋



図 6.6: 実況動画におけるシリーズ化の一例

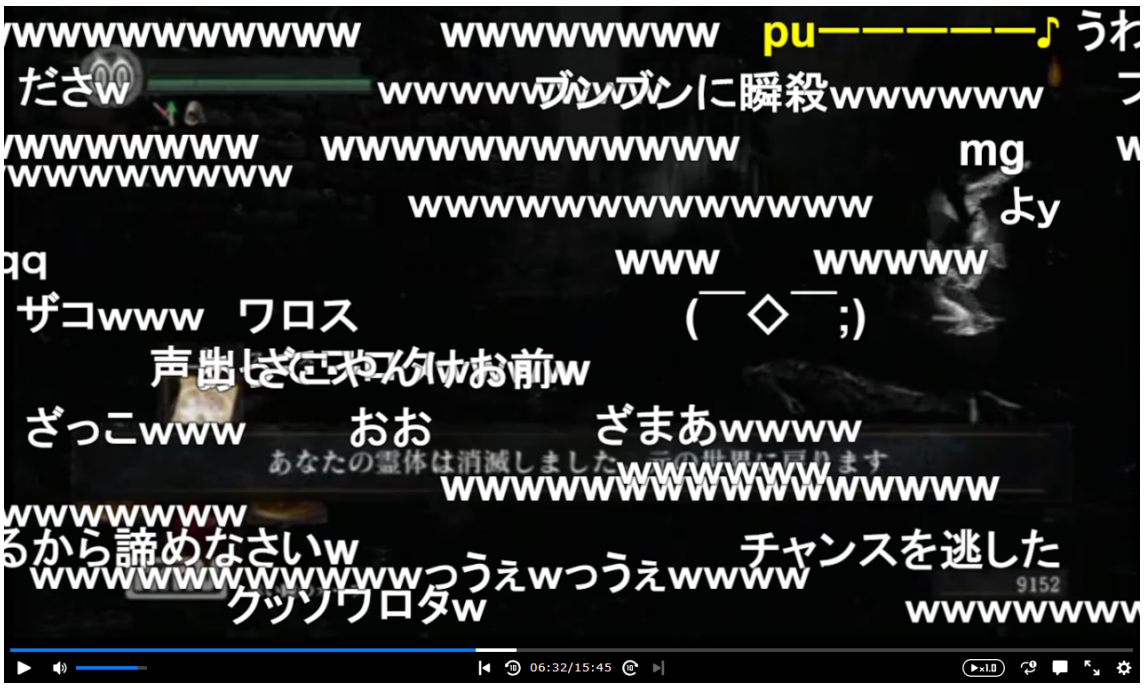


図 6.7: ニコニコ動画の時刻同期コメントの一例

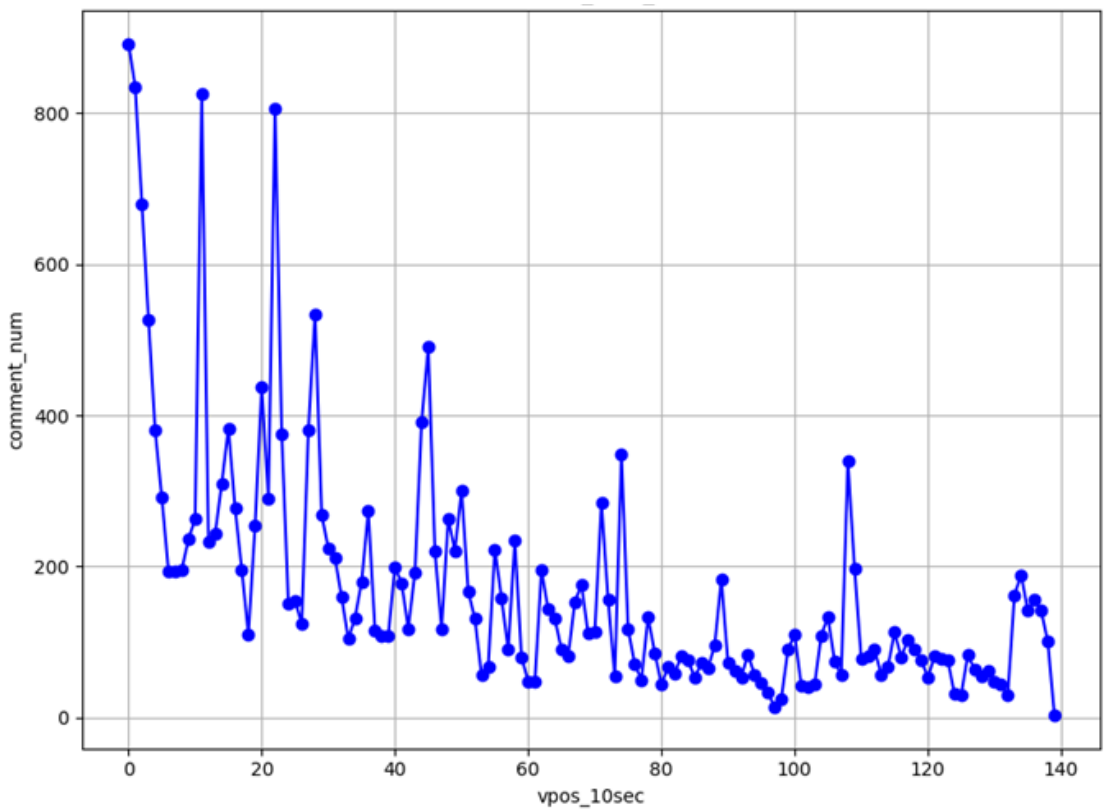


図 6.8: 動画内時間とコメント数の関係

6.3.2 視聴者の飽き

視聴者が動画視聴中につまらない，面白くないと感じて飽きてしまった場合，視聴者はその動画を途中で視聴するのを止める．このような視聴者が多い場合，その動画の動画内時間の途中までしかコメントが書き込まれていないはずである．そこで，視聴者が飽きていないかどうかを判定するため，Interested という指標を設け，下記のように定義した．

$$Interested = \frac{Vpos\text{の最大値}}{\text{動画の長さ}：Length} \tag{6.4}$$

ここでいう Vpos は表 6.2 のコメント書き込み再生位置，すなわち動画内時間のどの時間にコメントが書き込まれたかを表している．つまり，Vpos の最大値は最後にコメントが付与された再生時間を示していて，Interested の値が 0 に近い程視聴者は飽きを感じていると言える．

6.3.3 次 Part への関心度

動画を最後まで見続ける視聴者が多い程，動画内時間の最後に書き込まれるコメントの数も多いはずである．そこで，動画内時間のラスト 20 秒の間に書き込まれたコメント数を Lsec_num としてこの値を数えた．

6.3.4 重回帰分析に使用する変数のまとめ

目的変数を視聴者の維持率として，6.3.1〜6.3.3 までで導出した指標を説明変数として重回帰分析を実施した．視聴者維持率に関するヒストグラムを図 6.9 に示す．

下記表 6.8〜6.10 に目的変数，説明変数，コントロール変数を示す．また，各説明変数に多重共線性の有無を確認するために，各説明変数同士の相関係数及び各説明変数の VIF を算出した．各説明変数の VIF を表 6.11 に示す．これらの結果から各説明変数間に多重共線性が無い事を確認した．

表 6.8: 重回帰分析の目的変数

No	目的変数
1	視聴者の維持率

表 6.9: 重回帰分析の説明変数一覧

No	説明変数
1	Peak_num
2	Interested
3	Lsec_num

尚，検証をするにあたり，動画の再生数が 0 回以上，1000 回以上，2000 回以上の 3 パターンで重回帰分析を実施した．これらの 3 パターンで分けた理由としては，再生数≧ 1000 の動画数は分析対象 462 件における上位約 50 %，再生数≧ 2000 の動画数は分析対象 462 件における上位約 33 %となっており，人気動画と人気ではない動画で比較するには再生数を 0，1000，2000 と分けるのが妥当と判断した．

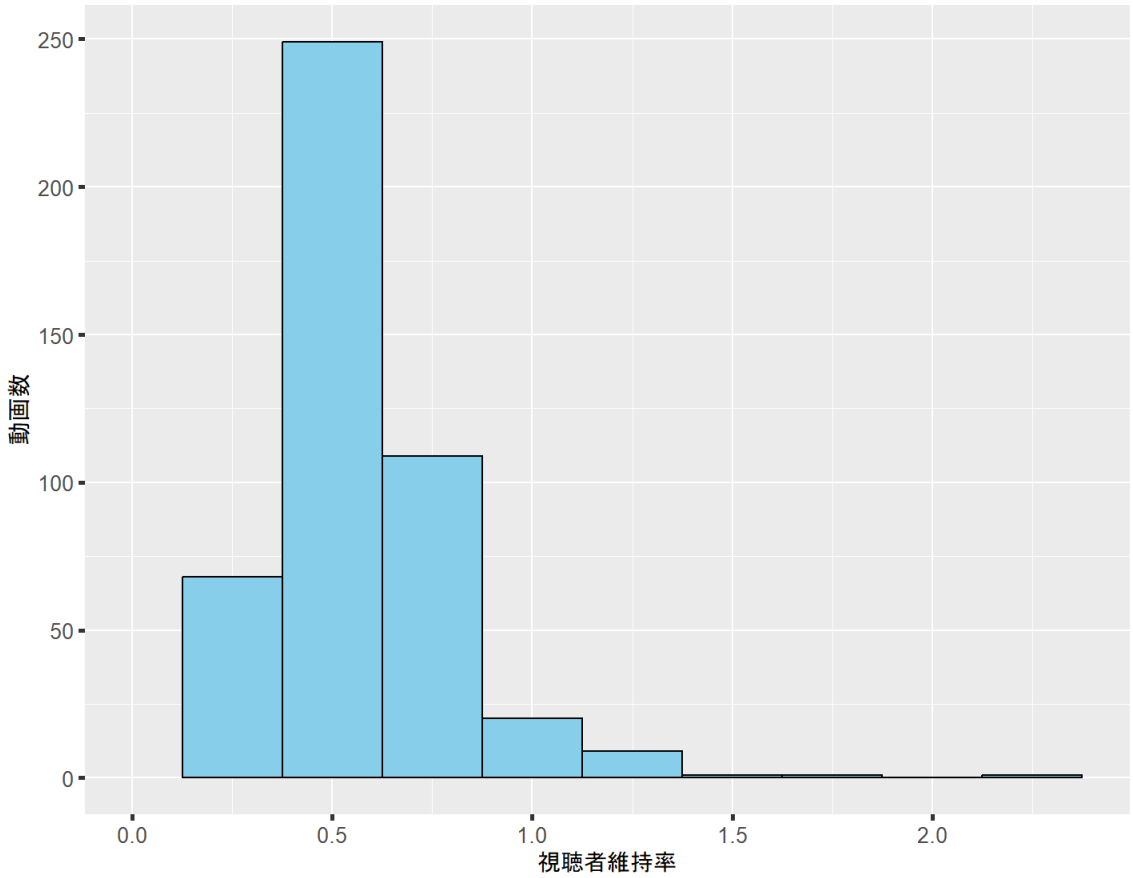


図 6.9: 視聴者維持率と動画数の関係

表 6.10: 重回帰分析のコントロール変数一覧

No	説明変数
1	Length
2	comment_num
3	sm_link
4	SNS_link
5	Number_tag
6	tag_Uniquenss

表 6.11: 各説明変数の VIF

説明変数	VIF 再生数≧ 0	VIF 再生数≧ 1,000	VIF 再生数≧ 2,000
Peak_num	1.602	1.350	1.698
Interested	1.261	1.251	1.274
Lsec_num	2.243	2.052	2.078
Length	1.075	1.066	1.475
comment_num	2.180	2.200	2.177
sm_link	1.112	1.055	1.050
SNS_link	1.024	1.039	1.049
Number_tag	1.114	1.165	1.187
tag_Uniquenss	1.194	1.218	1.249

第7章　分析結果

7.1　再生数，コメント数に関する分析の結果

表 7.1 に結果を示す.

表 7.1: 再生数，コメント数に関する分析結果

	目的変数 再生数		目的変数 コメント数	
(Intercept)	5.448	***	1.408	
Length	-0.00008961		0.0001138	
Uniqueness	-2.047	*	4.247	
NP_score	0.3935	.	0.3235	.
sm_link	1.250	***	1.156	***
mylist_link	0.7844	**	0.7672	**
SNS_link	0.0002239		-0.07465	
DoWFr	-0.1999		0.05950	
DoWSa	-1.155	.	-0.7508	
DoWSu	-0.5901		-0.6033	
ToDAf	-0.7021		-0.7073	
ToDEv	-0.9362	*	-0.8641	*
ToDMi	-0.6607		-0.6398	
ToDAf:DoWFr	-0.8823		-1.143	
ToDEv:DoWFr	-0.9631		0.4469	
ToDMi:DoWFr	-0.1153		-0.1863	
ToDAf:DoWSa	1.505	.	1.247	.
ToDEv:DoWSa	1.391	.	1.491	*
ToDMi:DoWSa	1.346		0.9176	
ToDAf:DoWSu	0.3651		0.2804	
ToDEv:DoWSu	0.8294		0.7158	
ToDMi:DoWSu	0.8600		0.5233	
number_tag	0.3206	***	0.3080	***
tag_Uniqueness	4.837	***	4.2472	***
R^2	0.2063		0.201	
Adjusted R^2	0.1698		0.1637	
F-statistic	5.651		5.382	
Note: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’	0.01 ‘*’ 0.05	‘.’ 0.1	‘ ’ 1	

この結果から再生数に関して，有意水準 10 %のもとで,「同コンテンツ内で最も再生数の多い動

画とのタイトル類似度」,「タイトルのネガティブ・ポジティブスコア」,「関連動画のリンク」,「再生リストのリンク」,「投稿日が土または祝日前日」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 12:00:00〜17:59:59」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」,「ニコニコ大百科に記事が存在するタグの数」,「動画のタグの独自性」に関しては帰無仮説が棄却され，有意となった．

有意となった変数の解釈をしていくと,「タイトルのネガティブ・ポジティブスコア」,「関連動画のリンク」,「再生リストのリンク」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 12:00:00〜17:59:59」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」,「ニコニコ大百科に記事が存在するタグの数」,「動画のタグの独自性」に関しては，係数の符号が正となった．一方,「同コンテンツ内で最も再生数の多い動画とのタイトル類似度」,「投稿日が土または祝日前日」,「投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」に関しては係数の符号が負となった．

以上の結果から下記の事が言える．

- 同コンテンツ内で再生数の最も多い動画とタイトルの類似度が低い動画タイトルは，再生数と負の相関がある．

  これより仮説 1-1 が支持された．

- ポジティブな動画タイトルは，再生数と正の相関がある．

  これより仮説 1-2 が不支持された．

- 動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

  これより仮説 1-3 が支持された．

- 特定の動画投稿日時（土または祝日前日かつ 12:00:00〜23:59:59）は，再生数と正の相関がある．

  これより仮説 1-5 が支持された．

- 動画のタグにおいてニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は，再生数と正の相関がある．

  これより仮説 1-6 が支持された．

- 動画のタグにおいて独自性の高さは再生数と正の相関がある．

  これより仮説 1-7 が支持された．

仮説 1-2 に関しては逆の反応を示したため考察する必要がある．仮説 1-4 の SNS のリンクの有無に関しては，有意ではなかった．また，これらの結果から以下の可能性が示唆されると考えられる．

- 再生数の最も多い動画とタイトルが類似していないほど再生数が落ちる．

- タイトルがポジティブだと再生数が伸びる．

- 動画説明文内に関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載があると再生数が伸びる．

- 土・祝前 12〜24 時に動画を投稿すると再生数が伸びる．

- ニコニコ大百科記載のタグの数が多いと再生数伸びる．

- 動画のタグに独自性があると再生数が伸びる．

また，コメント数に関して，有意水準 10 %のもとで，この結果から再生数に関して，有意水準 10 %のもとで,「タイトルのネガティブ・ポジティブスコア」,「関連動画のリンク」,「再生リストのリンク」,「投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 12:00:00〜17:59:59」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」,「ニコニコ大百科に記事が存在するタグの数」,「動画のタグの独自性」に関しては帰無仮説が棄却され，有意となった．

有意となった変数の解釈をしていくと,「タイトルのネガティブ・ポジティブスコア」,「関連動画のリンク」,「再生リストのリンク」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 12:00:00〜17:59:59」,「投稿日が土または祝日前日かつ投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」,「ニコニコ大百科に記事が存在するタグの数」,「動画のタグの独自性」に関しては，係数の符号が正となった．一方,「投稿時間が 18:00:00〜23:59:59」に関しては係数の符号が負となった．

以上の結果から下記の事が言える．

- 動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は，コメント数と正の相関がある．
  これより仮説 2-1 が支持された．

- 特定の動画投稿日時（土または祝日前日かつ 12:00:00〜23:59:59）は，コメント数と正の相関がある．
  これより仮説 2-2 が支持された．

- 動画のタグにおいて独自性の高さはコメント数と正の相関がある．
  これより仮説 2-3 が支持された．

これらの結果から以下の可能性が示唆されると考えられる．

- 動画説明文内に関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載があるとコメント数が伸びる．

- 土・祝前 12〜24 時に動画を投稿するとコメント数が伸びる.

- 動画のタグに独自性があるとコメント数が伸びる.

7.2 視聴者維持に関する分析の結果

表 7.2 に結果を示す.

表 7.2: 視聴者維持に関する分析結果

	目的変数					
	視聴者維持率 再生数≧ 0		視聴者維持率 再生数≧ 1,000		視聴者維持率 再生数≧ 2,000	
(Intercept)	-0.6610	***	0.6420	***	-0.8219	***
Peak_num	0.0007362		0.0008407		0.004235	**
Interested	0.001897		0.01285		0.006544	
Lsec_num	0.001078		-0.001571	.	0.0007554	
Length	-0.0006126	***	-0.0004168	**	-0.0001841	***
comment_num	-0.00002187		-0.00007132		-0.00004982	
sm_link	-0.04739		-0.03360		-0.1238	
SNS_link	-0.01262		-0.03664		-0.03980	
number_tag	-0.01869	*	-0.02615	.	-0.01425	
tag_Uniqueness	-0.2344	**	0.178		0.08586	
R^2	0.1092		0.1179		0.1744	
Adjusted R^2	0.09144		0.08338		0.1288	
F-statistic	6.155		3.416		3.825	
Note: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’	0.01 ‘*’ 0.05		‘.’ 0.1 ‘ ’ 1			

この結果から視聴者の維持率に関して，有意水準 10 %のもとで，再生数≧ 0 の時，帰無仮説が棄却され有意となる説明変数は存在しなかった（コントロール変数は除く）．一方，再生数≧ 1000 の時,「動画内時間のラスト 20 秒の間に書き込まれたコメント数」に関しては帰無仮説が棄却され有意となり，再生数≧ 2000 の時,「コメントの盛り上がり箇所」に関しては帰無仮説が棄却され有意となった.

以上の結果から下記の事が言える.

- 再生数が 1000 以上の動画において，動画内時間のラスト 20 秒の間に書き込まれたコメント数は，視聴者の維持率と正の相関がある.

- 再生数が 2000 以上の動画において，コメントの盛り上がり箇所は，視聴者の維持率と正の相関がある.

これらの結果から，動画の再生数が一定以上の動画に関しては，配信者が何らかの盛り上がる場面を動画内で視聴者に対して提供している可能性が示唆される.

第8章　考察

8.1　動画タイトルの感情分析と再生数との関係について

分析からポジティブな動画タイトルは，再生数と正の相関があるという結果が導き出されたが，この結果は仮説 1-2 と反する結果であり，先行研究として取り上げた Tafesse (2020) とも反する結果であった．この理由に関して考察する．

本研究では，分析対象の動画のカテゴリを「ゲーム」タグが動画に付与されている動画のみに絞り，さらにゲームを「ダークソウル」に絞って分析を実施した．しかし，このダークソウルというゲームはクリアするのに非常に難易度が高いゲームである．ニコニコ大百科「フロム・ソフトウェア」の記事（ニコニコ大百科 (2023)）によると，ダークソウルを制作しているフロムソフトウェアのゲームはチュートリアルやヘルプといった措置がほとんど無く，プレイヤーは情報がないまま試行錯誤を要求される．特にダークソウルは「高難易度の死に覚えゲー」というスタイルのゲームであるとの記載がある．そのため，視聴者はこのような難易度の高いゲームの攻略を求めて動画を視聴するケースがあると考えられる．実際に再生数が多い動画でタイトルのポジティブスコアが高かった動画タイトルには「難易度カンスト十周目をサクサク攻略解説」「ダークソウルの必勝法，教えます」のようなゲームの攻略に関するタイトルがついていた．そのため，ポジティブな動画タイトルは，再生数と正の相関があるという結果は分析対象として扱ったゲームの特殊性が関係していると考えられる．

表 8.1: 使用する動画のコメントデータのデータ構造

	ニコニコ動画	YouTube	Twitch
市場	日本	全世界	全世界 （ゲームに特化）
配信タイトル	任意に設定可能	任意に設定可能	任意に設定可能
配信説明文	関連リンク設定可能	関連リンク設定可能	関連リンク設定可能
再生リスト	マイリスト	再生リスト	コレクション
配信日時	任意に設定可能	任意に設定可能	任意に設定可能
タグ	最大 10 個	最大 60 個	最大 10 個
タグの編集権限	配信者・視聴者	配信者のみ	配信者のみ

8.2　再生数に関する結果の一般化について

本研究では，再生数に関する分析対象の動画のカテゴリを「ゲーム」タグが動画に付与されている動画のみに絞り，さらにゲームを「ダークソウル」，その中でも「実況プレイ part1 リンク」のタグが付与されている動画のみを分析対象とした．結果を改めて下記に示す．以降の考察のために各結果に番号を振り直した．

結果 1:
同コンテンツ内で再生数の最も多い動画とタイトルの類似度が低い動画タイトルは，再生数と負の相関がある．

結果 2:
ポジティブな動画タイトルは，再生数と正の相関がある．

結果 3:
動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

結果 4:
特定の動画投稿日時（土または祝日前日かつ 12:00:00〜23:59:59）は，再生数と正の相関がある．

結果 5:
動画のタグにおいてニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は，再生数と正の相関がある．

結果 6:
動画のタグにおいて独自性の高さは再生数と正の相関がある．

それぞれの結果についてどの程度一般化が可能であるか，配信プラットフォームの違いによる観点から考察する．本研究で分析対象の配信プラットフォームはニコニコ動画であった．しかし，ニコニコ動画以外にも YouTube や Twitch，ツイキャス，OPENREC といった様々な配信プラットフォームが存在する．五十嵐輝他 (2021) によると，日本におけるゲーム実況視聴者のプラットフォーム利用率に関して，YouTube が圧倒的であり，次いで Twitch，ニコニコ動画となっている．ニコニコ動画の利用率は依然として高いが，2015 年以降の利用率は停滞しており，成長率という観点では YouTube や Twitch に圧倒的に負けている．そこで，ニコニコ動画，YouTube，Twitch という 3 つの配信プラットフォームを比較し，結果 1〜7 のどの結果が YouTube や Twitch にも適用可能性があるか検討した．表 8.1 に各配信プラットフォームの違いについて示す．

市場に関して，ニコニコ動画が日本のみで，YouTube と Twitch は全世界だが Twitch は主にゲーム配信に特化している．配信タイトル，配信説明文，配信日時に関して，いずれのプラットフォームも配信者が任意に設定可能である．再生リストに関して，呼称は違うがいずれのプラットフォームも同じような機能を持っていて，再生リストの作成は可能である．タグに関して，各プラットフォームで個数の制限に違いがあり，タグの編集権限に関しては，ニコニコ動画のみが配信者と視聴者の双方が編集することが可能であり，その他のプラットフォームでは配信者のみが設定出来る．以上の違いから結果 1〜7 の適用可能性についての示唆を表 8.2 に示す．

配信タイトル，配信説明文，配信日時に関して，いずれのプラットフォームも配信者が任意に設定可能なことから，結果 1,3,4 に関しては，YouTube と Twitch にも適用可能性があると考えられる．結果 2 に関しては，8.1 で述べた通りであり,「ダークソウル」というゲームに限定されてしまう可能性が高いため適用は困難であると考えられる．結果 5 に関して，ニコニコ動画と Twitch ではタグの個数の制限が 10 個と同じため，Twitch にも適用可能性があると考えられる．一方，YouTube のタグの個数は最大 60 個であり，Tafesse (2020) の先行研究を考慮すると結果 5 を適用することは困難であると考えた．結果 6 に関しては，タグの編集権限が配信者と視聴者の双方に

表 8.2: 使用する動画のコメントデータのデータ構造

	YouTube	Twitch
結果 1	○	○
結果 2	×	×
結果 3	○	○
結果 4	○	○
結果 5	×	○
結果 6	×	×

あるニコニコ動画特有の結果と推測されるため，YouTube と Twitch に適用することは困難であると考えた．

これらの考察は個人でゲーム配信活動をしている配信者やゲーム配信の活動をしている人達を抱えている会社（YouTuber，VTuber の事務所：UUUM，ANYCOLOR や COVER 等）やゲーム配信活動をしている企業（ゲーム制作会社やそれの関連会社）に対して，ビジネス上のインプリケーションを提供する事が可能であると考えられる．

8.3 視聴者維持のための配信について

再生数が 2000 以上の動画において，コメントの盛り上がり箇所は，視聴者の維持率と正の相関がある，という結果から動画の再生数が一定以上の動画に関しては，配信者が何らかの盛り上がる場面を視聴者に提供しているという可能性が示唆された．そのため，配信者がどのような盛り上げ方をしているか推定するために，盛り上がり箇所に書き込まれたコメントの具体的な内容を分析する事とした．末永智彦他 (2018) の動画の特徴シーンの推定及び，そのシーンの特徴コメントを推定する手法を参考にし，下記のような分析を実施した．

1. 盛り上がり箇所の特定
   盛り上がり箇所（グラフの山の箇所）の中でも特にコメントが 50 個以上の箇所に限定した．
2. コメントの正規化
   スペース及び「！」と「？」以外の記号文字（「＋」「＃」など）を除去し，半角の片仮名と英数字，記号を全角に変換した．また，平仮名及び片仮名の小書き文字（「ぁ」「ァ」「っ」「ッ」など）を大文字に変換し英語の小文字を大文字に変換した．
3. コメントの形態素解析
   日本語形態素解析エンジンである MeCab，システム辞書として mecab-ipadic-NEologd を使用した．分解されたコメントの各品詞のうち名詞，形容詞，動詞，感動詞のみ使用した．
4. 特徴コメントの推定
   本文が 30 文字以下のコメントのみを対象とし，頻出単語 TOP3 とその単語の登場回数を推定した．
5. ワードクラウドの作成
   頻出単語をもとにワードクラウドを作成し，盛り上がり箇所ではどのようなコメントが多いかを視覚化した．

図 8.1 に作成したワードクラウドを示す．



図 8.1: ワードクラウド（盛り上がり箇所でのコメント）

このワードクラウドから動画の盛り上がり箇所でのコメント内容を把握することが可能となった．またこれらの結果から下記の可能性が示唆される．

- 配信者が笑いを提供した場面では,「WWW」「草」「おい」などのコメントが書き込まれる．
- 配信者が見せ場を提供した場面では,「ああ」「おお」という感動詞のコメントが書き込まれる．
- 配信者のファンは盛り上がり箇所で配信者のユーザーネームを（「ふう」,「セカイチ」等）コメントに書き込む事がある．

第9章　まとめ

9.1　結論

本研究では動画の再生数に関する仮説を 7 つ立てた．7 つの仮説は下記となる．

仮説 1-1:
同コンテンツ内で再生数の最も多い動画とタイトルの類似度が低い動画タイトルは，再生数と負の相関がある．

仮説 1-2:
ネガティブな動画タイトルは，再生数と正の相関がある．

仮説 1-3:
動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

仮説 1-4:
動画説明文内の SNS のリンクの記載は，再生数と正の相関がある．

仮説 1-5:
特定の動画投稿日と投稿時間は再生数に影響がある．

仮説 1-6:
動画のタグにおいてニコニコ大百科に記事が存在するタグの数は，再生数と正の相関がある．

仮説 1-7:
動画のタグにおいて独自性の高さは再生数と正の相関がある．

仮説 1-1，1-3，1-5，1-6，1-7 は支持された．一方，仮説 1-2 は仮説に反する結果となった．また，仮説 1-4 は支持されなかった．また，動画に書き込まれたコメント数に関する仮説を 3 つ立てた．3 つの仮説は下記となる．

仮説 2-1:
動画説明文内の関連動画のリンク及び再生リストのリンクは，コメント数と正の相関がある．

仮説 2-2:
特定の動画投稿日と投稿時間はコメント数に影響がある．

仮説 2-3:
動画のタグにおいて独自性の高さはコメント数と正の相関がある．

仮説 2-1，2-2，2-3 いずれも支持された．さらに，視聴者維持に関する分析を実施した結果．下記のような結果を得られた．

- 再生数が 1000 以上の動画において，動画内時間のラスト 20 秒の間に書き込まれたコメント数は，視聴者の維持率と正の相関がある．
- 再生数が 2000 以上の動画において，コメントの盛り上がり箇所は，視聴者の維持率と正の相関がある．

9.2 課題と今後の展望，限界について

9.2.1 課題，今後の展望

本研究には残っている課題がいくつか存在する．一つ目は考察でも触れたライブ配信プラットフォームの問題である．日本におけるゲーム実況視聴者のプラットフォーム利用率に関して，YouTube が圧倒的であり，次いで Twitch である．ニコニコ動画は既に停滞期の状態にある．また，世界的にも YouTube と Twitch が主流となっている．本研究ではデータの入手容易性という観点からニコニコ動画のデータを使用したが，今後，本研究を発展させていくためには，YouTube もしくは Twitch の配信を分析対象とした方が良いと考えられる．

二つ目は，視聴者維持の分析の方法である．本研究では，再生数が 2000 以上の動画において，コメントの盛り上がり箇所は，視聴者の維持率と正の相関がある，という結果から動画の再生数が一定以上の動画に関しては，配信者が何らかの盛り上がる場面を視聴者に提供しているという可能性が示唆された．そこで，配信者がどのような盛り上げ方をしているか推定するために，盛り上がり箇所に書き込まれたコメントの具体的な内容を分析した．そして盛り上がり箇所でのコメント内容から配信者がどのような配信をしているか推察した．しかし，この分析では定量的な分析が実施出来ておらず，あくまでも推察でしかない．そのため，視聴者維持に関するより好ましい研究をしていくには，動画に書き込まれたコメントの定量的な分析が必要である．まず初めにコメントの文章ベクトル化を正しくする必要がある．ニコニコ動画に書き込まれたコメントは広く普及されている日本語の辞書には無いネット上のスラングが多く，コメントの解釈を阻む要因となっている．これらの理由からニコニコ動画に書き込まれたコメントを学習させることが望ましい．正しく文章ベクトル化が出来たコメントを使用し，視聴者維持率が高く再生数の多い動画に書き込まれたコメント群と視聴者維持率が低く再生数の少ない動画に書き込まれたコメント群との比較を実施することで，定量的な結果が得られると考えられる．

三つ目は動画タイトルの感情分析の精度に関する問題である．本研究では，Hugging Face で利用可能な有志の方が作成した感情分析モデルを使用した．前述の課題と同様で，ネットスラングを含む動画タイトルに対して感情分析を実施した際に，どの程度の精度で感情分析を出来ているか不明である．

四つ目は，配信の成長過程に関する問題があげられる．図 2.1 で示した配信の成長過程に関する図は筆者の経験に基づいたうえで作成した図であり，初期・中期・成長期といった分け方が現時点で厳密ではなく曖昧である．また，図 2.1 内の配信の成長期で重要となってくる，視聴者維持・視聴者獲得＋α の α の部分に関する言及及び分析本研究では未実施である．配信者が成長期

に配信活動を通して収益を増加させるには，視聴者から如何にして投げ銭を貰うか，サブスクリプションに加入している視聴者数を如何にして増加させるかが重要となってくる．そのため，今後は，成長期で収益を増加させる方法について議論する必要もある．

最後に，6.3.2 で取り上げた視聴者の飽きという指標を目的変数とし，コメント数を説明変数とした分析や，動画をタイプ毎に分けた分析を実施するとまた違った示唆が得られると考えられる．

9.2.2 限界

本研究の限界について下記に記す．

本研究ではニコニコ動画の動画データを分析対象とした．動画とライブ配信では異なる結果が予想されるため，より正確な分析を実施するには，ライブ配信のデータについても分析を実施する必要があるが，ライブ配信を実施しているニコニコ生放送のデータは入手困難のためニコニコ動画のみで分析を実施した．

次に，本研究で使用したデータはあくまで動画に関するデータしか記載されておらず，配信者に関するデータはごく一部である．例えば投稿された動画の配信者が誰なのか特定するには，動画に付与されたタグや動画投稿文から推定するしかない．また，配信者のチャンネル登録者数や配信者の SNS による配信のプロモーション活動といった配信者の情報は動画の再生数やコメント数と正の相関があると予想出来るが，配信者のチャンネル登録者数や SNS による活動はデータセットから直接入手する事が出来ない．入手するには動画ページから配信者のチャンネルページや SNS にアクセスし逐一確認しなければならない．

続けて，配信をしている視聴者層がどのような層なのかという事も特定することは困難である．そのゲームが好きだから視聴しているのか，その配信者が好きだから視聴しているのかといった動画視聴の動機に関する情報は分析精度を高めるのに有用と考えられるが，本研究で使用したデータセットには含まれていない．

また，本研究では分析対象のゲーム実況動画としてダークソウルの実況動画を取り上げたが，ダークソウルとはゲームジャンルが異なる e スポーツで使用されるような競技性のあるゲームやその他ジャンルのゲームでは異なる結果が得られる可能性がある．

さらに，配信のサムネイルや配信者の声質も再生数やコメント数に影響を与えうる要因と考えられる．そのためサムネイルや声質も分析対象としてあげられるが本研究では扱っていない．

謝辞

本修士論文執筆にあたり，多くの方々にご支援いただきました．この場を借りて心から感謝の意を表明させていただきます．

まず，指導教官である林高樹先生に心より感謝申し上げます．林先生の専念なるご指導と深い知識により，本研究を遂行する上での方針やアドバイスを頂戴し，沢山のご指導をいただきました．心より感謝申し上げます．

また，副査としてお忙しい中，坂下玄哲先生と武田史子先生にご協力いただきましたことに深く感謝いたします．私の研究の至らない点に関する様々なご指摘を頂いたことで，論文の質を向上させることができました．心より感謝申し上げます．

さらに，商学部の山本晶先生にも深く感謝いたします．先生にはお忙しい中，私の研究に関連する参考文献のご紹介，内容に関する貴重なご意見をいただきました．心より感謝申し上げます．

ゼミ生の陳満傑君にも感謝したいと思います．日々のゼミを通して，共に学び合い，励まし合いながら研究を進めることができ，その中で多くの貴重な経験を積むことができました．

最後に，本研究では，国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社ドワンゴから提供を受けた「ニコニコ動画コメント等データ」及び「ニコニコ大百科データ」を利用しました．

改めて，皆様に心より感謝申し上げます．

参考文献

Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova (2018) “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.”

Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal et al. (2019) “RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach.”

Newzoo (2022) “Global Esports Live Streaming Market Report 2022.”

Nils Reimers and Iryna Gurevych (2019) “Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks.”

Gabor Szabo and Bernardo A. Huberman (2008) “Predicting the popularity of online content,” *Communications of the ACM*, Vol. 53, No. 8, pp. 80–88.

Wondwesen Tafesse (2020) “YouTube marketing: how marketers’ video optimization practices influence video views,” *Internet Research*, Vol. 30, No. 6, pp. 1689–1707.

Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin (2017) “Attention Is All You Need.”

Nikhita Vedula, Wei Sun, Hyunhwan Lee, Harsh Gupta, Mitsunori Ogihara, Joseph Johnson, Gang Ren, and Srinivasan Parthasarathy (2017) “Multimodal content analysis for effective advertisements on YouTube,” in *IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 1123–1128.

Ikuya Yamada, Akari Asai, Hiroyuki Shindo, Hideaki Takeda, and Yuji Matsumoto (2020) “LUKE: Deep Contextualized Entity Representations with Entity-aware Self-attention.”

Renjie Zhou, Samamon Khemmarat, Lixin Gao, Jian Wan, and Jilin Zhang (2016) “How YouTube videos are discovered and its impact on video views,” *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 75, No. 10, pp. 6035–6058.

ニコニコ大百科 (2023)「フロム・ソフトウェア」, URL : https://dic.nicovideo.jp/a/%E3%83%95%E3%83%AD%E3%83%A0%E3%83%BB%E3%82%BD%E3%83%95%E3%83%88%E3%82%A6%E3%82%A7%E3%82%A2（アクセス日: 2023/12/31）.

株式会社 CA Young Lab (2018)「2017 年国内 YouTuber 市場調査を実施」, URL : https://www.cyberagent.co.jp/news/detail/id=21279（アクセス日: 2023/06/11）.

株式会社グローバルインフォメーション (2023)「Vtuber (バーチャル YouTuber) の世界市場の分析」.

株式会社ドワンゴ (2014)「ニコニコ大百科データ」, URL:https://doi.org/10.32130/idr.3.2.

株式会社ドワンゴ (2021)「ニコニコ動画コメント等データ」, URL:https://doi.org/10.32130/idr.3.1.

株式会社ユーザベース (2023) 「Esports」.

金野有真 (2020) 「有価証券報告書のテキスト情報が投資家に与えるインパクトの定量的分析: 自然言語処理技術の応用的利用」.

五十嵐輝・田中絵麻・小山友介 (2021) 「デジタルゲームのプレイ動画視聴（ゲーム実況）に関する日米動向調査」.

柴田知親・伊東栄典 (2018) 「回帰分析による CGM 動画再生回数推定」,『情報処理学会データベースシステム研究会』.

松元拓也・林高樹 (2022) 「YouTube Live におけるコメント生成確率分布を用いた配信者特性の計量化」,『日本オペレーションズ・リサーチ学会 2022 年 春季研究発表会』.

日本経済新聞社 (2021.2.16) 「「ゲーム実況」激戦視聴倍増、世界で 1 日 1 億時間」.

末永智彦・早川智一・疋田輝雄 (2018) 「視聴者の時刻同期コメントを用いた動画の特徴シーンの推定」,『DEIMForum 2018 E3-4』.