

動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出

福井 凜太郎[†] 岡田 龍太郎[†] 峰松 彩子[†] 中西 崇文[†]

[†] 武蔵野大学データサイエンス学部データサイエンス学科 〒135-8181 東京都江東区有明 3-3-3

E-mail: [†] s2122098@stu.musashino-u.ac.jp, ryotaro.okada@ds.musashino-u.ac.jp, a-mine@musashino-u.ac.jp, takafumi.nakanishi@ds.musashino-u.ac.jp

あらまし 本稿では、動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出方式について示す。動画投稿サービスにおいて、動画メディアコンテンツ群を俯瞰する上で、サムネイルは視聴行動に大きな影響を与えている。特に、サムネイル内のテキストデータは、その動画メディアコンテンツの内容を端的に表現し、ユーザの視聴行動に大きく影響を与える要素であると考えられる。本方式では、各動画メディアコンテンツのサムネイルから抽出されたテキストデータを対象とし、そのテキストデータから単語ベクトルを作成した上で、単語ベクトルを説明変数、再生数を目的変数として回帰モデルを生成する。本方式では、その回帰モデルについて、機械学習モデルを解釈する一手法である SHAP を用いることによって、サムネイルに含まれるテキストデータの中で再生数に寄与する重要単語の抽出を可能とする。本方式を実現することにより、コンテンツクリエイタにとって、再生数に良い影響を与えるサムネイルを創造するための一助となりうる。

キーワード SHAP, 動画メディアコンテンツ, 再生数, 重要単語抽出

1. はじめに

近年、インターネットおよび、モバイル端末の普及とともに、ソーシャルメディアでの投稿やレビューなど、ユーザによって生成されたコンテンツがユーザ生成コンテンツと呼ばれ、さまざまな分野で注目されている。

動画メディアコンテンツにおいては、YouTube[1]などに代表される動画投稿サービスが人気を博している。これらの動画投稿サービスでは、多くのユーザが、自身の作成した動画メディアコンテンツを投稿・共有し、他のユーザによって作成された動画メディアコンテンツを視聴することによって、非常に大きなコミュニティを形成している。

動画投稿サービスの利用者は、動画メディアコンテンツ群を俯瞰し、視聴する動画メディアコンテンツを選定する。一般的に、動画投稿サービスにおいて、動画メディアコンテンツ群は、サムネイルが列挙される形でユーザに提示される。このことから、利用者が視聴する動画メディアコンテンツを選定する上で、サムネイルは非常に重要な要素であると考えられる。また、サムネイル内に含まれるテキストデータは、その動画メディアコンテンツを端的に表現し、サムネイルにさらなる情報を付加するものである。このことから、サ

ムネイル内に含まれるテキストデータは、サムネイルを構成する要素において、ユーザの視聴行動に大きく影響を与える要素のひとつであると考えられる。

動画投稿サービスに、作成した動画メディアコンテンツを投稿・共有するコンテンツクリエイタにとって、投稿・共有した動画メディアコンテンツの再生数に良い影響を与えるサムネイルを創造することは非常に重要である。また、再生数に良い影響を与えるサムネイルを創造する上で、サムネイル内に適切なテキストを含めることは効果的であると考えられる。しかしながら、コンテンツクリエイタは、どのようなテキストをサムネイル内に含めると再生数に良い影響を与えるかを経験や主観などに頼らざるを得ないという課題がある。

本稿では、動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出方式について示す。サムネイルに含まれるテキストデータから抽出できる情報として、テキストの内容や、テキストの色、テキストの大きさなどの情報があるが、本研究では、その一歩目としてテキストの内容に着目した。

本研究では、YouTube[1]に投稿された動画メディアコンテンツを対象として、サムネイル内に含まれるテ

キストデータを抽出し、抽出したテキストデータから単語ベクトルを作成した上で、単語ベクトルを説明変数、再生数を目的変数として回帰モデルを作成する。作成した回帰モデルについて、機械学習モデルを解釈するための一手法である SHAP[16, 17]を用いることによって、サムネイルに含まれるテキストデータから、再生数に寄与する重要単語の抽出を可能とする。

本方式を実現することによって、動画投稿サービスに、作成した動画メディアコンテンツを投稿・共有するコンテンツクリエイタは、自身の投稿した動画メディアコンテンツや、自身の投稿と類似する動画メディアコンテンツのサムネイルから、再生数に寄与する重要単語を抽出することが可能となり、サムネイルにテキストを含める際に、再生数に良い影響を与える適切なテキストを選択し、配置することが容易になる。

本稿は以下のように構成される。2 節では、関連研究について挙げる。3 節では、動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出方式について述べる。4 節では、実験システムを構築し、実験を行った結果とその考察について述べる。5 節で本稿をまとめる。

2. 関連研究

本節では、本方式に関連する研究について挙げる。

近年、動画メディアコンテンツを対象とした再生数予測に関する研究や、要因解析に関する研究は多数行なわれている。

2.1. 動画メディアコンテンツの再生数予測に関する研究

ユーザ生成コンテンツのうち、動画メディアコンテンツを対象に、再生数予測を行った研究はさまざまな着眼点から、多数行われてきた。

Rui et al.[12]は、アメリカ、イギリス、ドイツ、カナダ、フランス、ロシア、メキシコ、韓国、日本、インドなどの国々を対象に、YouTube[1]に投稿された動画メディアコンテンツに関するデータを収集し、それらを用いて、動画メディアコンテンツの再生数を予測するための回帰モデルを提案している。Rui et al.[12]の提案では、回帰モデルの説明変数として、Likes, Dislikes, Comment Count, Comment Disabled, Rating Disabled, Video Error / Removed を用いている。

Trzcinski et al.[13]は、動画投稿サービスなどに公開する前の動画メディアコンテンツについて、その動画メディアコンテンツの将来的な人気度の変化のパターンを予測する手法について提案している。Trzcinski et al.[13]の提案では、YouTube[1]と FaceBook に投稿された動画メディアコンテンツを対象として、サポートベクター回帰と、放射基底関数を用いて予測を行っている。また、Trzcinski et al.[13]は、予測に、動画内に含

まれる顔などの視覚的特徴を用いることが、予測精度向上に効果的であると述べている。

Jiang et al.[14]は、インターネット上で共有され、人気を獲得し、広まった動画メディアコンテンツ(バイラル・ビデオ)について、その人気のピーク日を予測するモデルを提案している。

2.2. 動画メディアコンテンツを対象とした要因解析に関する研究

Halim et al.[15]は、カナダ、フランス、ドイツ、インド、パキスタン、アラブ首長国連邦、アメリカの7つの地域について、YouTube[1]に投稿された動画メディアコンテンツからデータセットを作成し、ニューラルネットワークと k 近傍法、サポートベクターマシンの3つの分類器で動画メディアコンテンツが YouTube[1]のトレンドに入るかどうかを予測している。Halim et al.[15]の提案では、特徴量選択技術を用いて、動画メディアコンテンツの人気に関する、要因の影響の評価を行っている。

2.3. 本研究の位置付け

2.1 節では、インターネット上に投稿された動画メディアコンテンツの再生数予測に関する研究として、3つの手法を取り上げた。また、2.2 節では、動画メディアコンテンツを対象とした要因解析に関する研究について取り上げた。

本研究では、サムネイル内に含まれるテキストデータという動画メディアコンテンツの投稿者が、比較的容易に変更することが可能な特徴量を用いて再生数の予測を行い、そこから再生数に寄与する特徴を抽出している。これにより、動画メディアコンテンツの投稿者にとって、直接自身のコンテンツの改善に役立つ知見を得ることが可能となっている。

3. 動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出方式

本節では、動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出方式について述べる。

本研究では、YouTube[1]に投稿された動画メディアコンテンツを対象として、YouTube Data API[2]からデータの取得を行い、システムの構築および、実験を行った。

本節は以下のように構成される。3.1 節では、本研究の全体像について述べる。3.2 節では、動画情報取得機能について述べる。3.3 節では、サムネイル内テキストデータ取得機能について述べる。3.4 節では、特徴量作

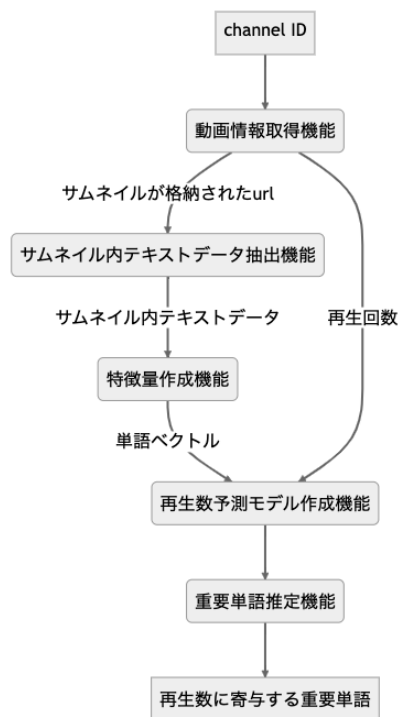


図 1 全体図

成機能について述べる．3.5 節では，再生数推定モデル作成機能について述べる．3.6 節では，重要単語抽出機能について述べる．

3.1. 全体像

本節では，本研究における提案手法の概要を述べる．提案手法の全体像を図 1 に示す．本システムは，動画情報取得機能，サムネイル内テキストデータ取得機能，特徴量作成機能，再生数予測モデル作成機能，重要単語抽出機能で構成される．動画情報取得機能は，YouTube[1]の channel id を入力として，YouTube Data API[2]を用いて，動画メディアコンテンツの情報を取得する機能である．サムネイル内テキストデータ取得機能は，動画情報取得機能で取得したサムネイルが格納されている URL から，サムネイルを取得したのち，Cloud Vision API[6]の光学式文字認識(OCR)によるテキスト検出機能を用いて，サムネイル内のテキストデータを抽出する機能である．特徴量作成機能は，サムネイル内テキストデータ取得機能で取得したテキストデータについて，形態素解析エンジンである MeCab[7]と，解析辞書である NEologd[8]を用いて形態素解析を行った後，TF-IDF[9,10]を用いて単語ベクトルを作成する機能である．再生数予測モデル作成機能は，特徴量作成機能で作成した単語ベクトルを説明変数，動画情報取得機能で取得した再生数を目的変数として回帰モデルを作成する機能である．重要単語抽出機能は，再生数予測モデル作成機能で作成した回帰モデルについて，

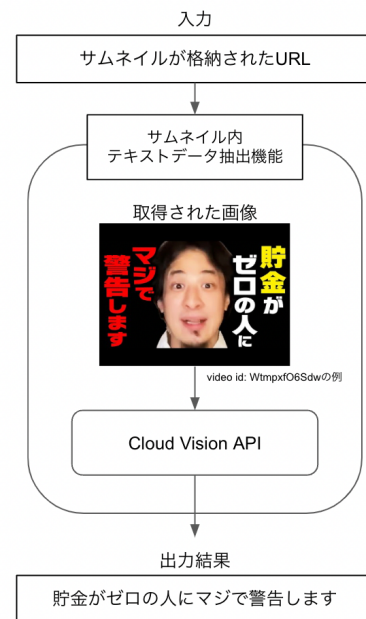


図 2 サムネイル内テキストデータ抽出機能の出力例

機械学習モデルを解釈するための一手法である SHAP を用いて，再生数に寄与する重要単語の抽出を行う機能である．

3.2. 動画情報取得機能

本研究では，YouTube[1]に投稿された動画メディアコンテンツを対象に，実験システムの構築を行った．動画情報取得機能は，YouTube[1]の channel id を入力として，YouTube Data API[2]を用いて，入力された channel id に対応するチャンネルが投稿した動画メディアコンテンツについて，再生数とサムネイルが格納された URL を取得する．

3.3. サムネイル内テキストデータ抽出機能

サムネイル内テキストデータ抽出機能では，動画情報取得機能で取得したサムネイルが格納された URL を入力として，サムネイルを取得する．取得したサムネイルから，Cloud Vision API[6]の OCR によるテキスト検出機能を用いて，サムネイル内に含まれるテキストデータを抽出する．本機能の出力例を図 2 に示す．

3.4. 特徴量作成機能

本方式では，再生数の増加に関連する重要単語の抽出を行うために，サムネイルに含まれるテキストデータから単語ベクトルを作成し，そのそれぞれの要素を特徴量として，回帰モデルを作成する．

本研究では，サムネイル内のテキストデータから単語ベクトルを作成するにあたり，名詞および，形容詞を対象とした．しかしながら，形容詞については単語ベクトルの次元数を少なくするために，見出し語化が必要である．本研究では，サムネイル内に含まれるテ

キストデータについて、形態素解析エンジンである MeCab[7]を用いて、形態素解析を行い、名詞、形容詞を抽出し、形容詞の見出し語化を行った。また、本研究では、サムネイル内テキストデータにおいて、出現頻度が高いと考えられる新語にマッチさせるために、MeCab[7]に対応する形態素解析用の辞書として、更新頻度が高く、多くの新語が採録されている NEologd[8]を使用した。

特徴量作成機能では、サムネイルから抽出したテキストデータについて形態素解析を行い、名詞、形容詞を抽出したのち、単語ベクトルの作成を行う。本方式では、TF-IDF[9,10]を用いて単語ベクトルの作成を行った。TF-IDF[9,10]は、2つの指標を組み合わせることで算出される。一つ目の指標は、ある文書において、ある単語がどれくらい高い頻度で出現するかを示した指標である。2つ目の指標は、ある文書群において、ある単語を含む文書が、どれくらい少ない頻度で出現するかを表した指標である。TF-IDF[8,9]は、以上で述べた、2つの指標を掛け合わせて算出され、以下の式で表される。

$$w_{i,j} = tf_{i,j} \times \log \left(\frac{N}{df_i} \right)$$

なお、作成した単語ベクトルの例を表1に示す。単語ベクトルは、行にサムネイルから抽出したそれぞれのテキスト、列にテキスト群全体から抽出された単語をとる行列である。

3.5. 再生数予測モデル作成機能

再生数予測モデル作成機能では、再生数についての再帰モデルを作成する。本研究では、lightGBM[11]を用いて、特徴量作成機能で作成した単語ベクトルのそれぞれの要素を説明変数、再生数を目的変数として、回帰モデルを作成した。予測精度の評価値として、二乗平均平方根誤差RMSEを用いた。二乗平均平方根誤差RMSEは、各実測値を y_i 、回帰モデルによるそれらの予測値を \hat{y}_i 、データの総数を n としたとき、以下の式で表される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

3.6. 重要単語抽出機能

SHAP(SHapley Additive exPlanations)[16,17]は、機械学習モデルを解釈するための手法である。SHAP[16,17]は、協力ゲーム理論の Shapley Value を応用し、機械学習モデルのそれぞれの特徴量について、特定の予測値においての重要度を提示する。

本方式では、特徴量作成機能で作成した単語ベクト

表1 作成した単語ベクトルの例

	貯金	警告	大量	...	動画
0	2.7	1.2	0	...	0
1	0	0	1.7	...	2.1
2	0	1.3	1.2	...	0.8
...
n	0	0	0	...	0

ルのそれぞれの要素を説明変数、再生数を目的変数とした回帰モデルについて、SHAP[16,17]を用いて、予測結果を可視化し、解釈する。これによって、再生数に寄与する重要な単語を抽出することが可能となる。

4. 実験

本節では、本方式の実験内容と結果、その考察について述べる。

4.1 節では、実験環境について述べる。4.2 節では、実験の目的について述べる。4.3 節では、実験結果と、その考察について述べる。

4.1. 実験環境

本研究では、実験システムの入力として、“ひろゆき、hiroyuki”[3]、“堀江貴文 ホリエモン”[4]、“Kuzuha Channel”[5]の3つのチャンネルについて、「切り抜き」を行っているチャンネルを切り抜きチャンネル群と定義し、その channel ID を利用した。利用したチャンネルについて、それぞれ、表2、表3、表4に示す。

また、本研究では、形態素解析を行うにあたり、MeCab[4]と形態素解析用の辞書として NEologd[8]を用いた。

4.2. 実験目的

本実験では3節で提案したシステムを実装し、複数の切り抜きチャンネル群を対象に、サムネイルに含まれるテキストデータから再生数に寄与する重要単語を抽出し、切り抜きチャンネル群ごとにどのような傾向が現れているのか考察する。

本研究では、4.1 で述べた3つのチャンネルについての切り抜きチャンネル群の channel ID を利用した。切り抜きとは、ある動画メディアコンテンツの一部分について、要約・編集し、数十秒から数分の短時間の動画メディアコンテンツとして編集したものである。切り抜きには、サムネイルにテキストデータを含むコンテンツが多数存在すること、切り抜きの元になるコンテンツと比較して、切り抜きは、動画投稿サービス

表 2 “ひろゆき, hiroyuki”[3]の切り抜きチャンネル群

チャンネル名	channel ID
ひろゆけ【ひろゆき切り抜き】	UC059SA_tX-AptG0JdMgDG3g
ひろゆきのマインド【#ひろゆき #hiroyuki】《切り抜き》	UCMcPUQ32zjHF_pkfn_24LkQ
ひろゆきの控え室【切り抜き】	UC-3QY3npvAhdBncds9bim5A
ひろぬき【ひろゆき切り抜き】	UC9CR9ZDPfBrE4jllwsxoMTw
ひろゆきの暇つぶし【ひろゆき, hiroyuki】切り抜き	UCkF8hPTBjE00fDjV4p4hZbQ

表 3 “堀江貴文 ホリエモン” [4]の切り抜きチャンネル群

チャンネル名	channel ID
ホリエモンのお前が終わってんだよ!【堀江貴文 切り抜き】	UCd99nqHiRSDA-2gGLEJ3tiw
ホリエモンの思考【切り抜き】	UCqLGRxE0cneQj23Yri4eHzw
ホリエモンの思考【堀江貴文切り抜き】	UCS728Qen-7oPEBiSsWE9mNA
教えてホリエモン【堀江貴文】切り抜き	UCVql-KmlMgD5YjMB1—ZQTA
ホリエモンまとめ【ほりぬき】堀江貴文切り抜き	UCR7q9VmyFbmoQPun9DX35Ng
ホリエモンの 8 ちゃんねる	UCTtJi8CjbKgpN-DlZH7t8Nw
ホリエモン【ビジネス】堀江貴文	UCywh83fVuhr_71n8B7LXVmg
ホリエモンの部屋【堀江貴文】	UCc3rMo--JDqtCuoE8VG82Rw
ホリエモンの部屋【堀江貴文, TakafumiHorie】切り抜き	UCHGvJHEUPhLQQpp1ddN8jMQ
ホリエモンの部屋 堀江貴文 切り抜き	UCGhyuQrJTufiV6d_sl7N36A
ホリエモンの部屋 [堀江貴文, horiemon] 切り抜き	UCVtBftQ7wzThHJdbbayFqlw
ホリエモンの部屋 3000 堀江貴文	UC7bS85viOSZre6cbJTBSMLg

表 4 “Kuzuha Channel”[5]の切り抜きチャンネル群

チャンネル名	channel ID
葛抜きチャンネル	UCklHcB5UtRu7MjixOnA9DGQ
切葉葛抜きチャンネル	UCA6FNdOkkdk3QiSoi7150mg
葛葉切り抜き集	UCqQErSrScE_EtaRseIYE66A
葛葉 ch【kuzuha 切り抜き】	UC8cvL2vDiL4Xh_M6bXP2iQ
葛葉切り抜き ch	UCoer-CIV6VqIzqKipAkSWG A
【吹いたら負け】葛葉先生のしくじり【切り抜き】	UCMGvmEqkVbl372DCyn3NLAw
よりぬき葛葉ちゃん【にじさんじ切り抜き】	UC7xmbCFDecDqX26J-74jA-Q
切り抜くペンギン	UCMGugn9nEmGXYxtG8FdBAbIlg

の利用者の視聴行動に影響を与える外的要因が少ないと考えられることから、本実験では切り抜きを行っているチャンネル群の channel ID を利用している。

切り抜きの対象として 3 つのチャンネルを選定した。“ひろゆき, hiroyuki”[3]は、視聴者からの質問に返答する形式の長時間の配信を中心に投稿している。“堀江貴文 ホリエモン” [4]は、10 数分程度の動画メディアコンテンツと、数時間の対談を中心に投稿しており、主にビジネスに関する話題について扱っている。“Kuzuha Channel” [5]は、VTuber として活動しており、長時間のゲーム実況などを中心に投稿している。視聴者との交流や、他の VTuber とのコラボレーションも活発である。

4.3. 実験結果

“ひろゆき, hiroyuki”[3]、“堀江貴文 ホリエモン” [4]、“Kuzuha Channel” [5]の 3 つのチャンネルについて、それぞれの切り抜きチャンネル群の channel ID を入力として、得られた結果について、図 3、図 4、図 5 に示す。

出力された図の見方について述べる。横軸には特徴量の予測値への寄与率を示す SHAP Value をとる。SHAP Value が正の値をとるとき、特徴量は予測値にプラスに寄与し、SHAP Value が負の値をとるとき、特徴

量は予測値にマイナスに寄与する．各特徴量は，各インスタンスごとの SHAP Value の絶対値の平均値について降順で並んでおり，各点は各インスタンスごとの各特徴量の SHAP Value を示している．また，各点の色は各インスタンスにおける特徴量の大きさを示しており，本方式においては，説明変数に TF-IDF を用いて作成した単語ベクトルを用いているため，単語がサムネイル内に出現しているときは赤く，出現していないときは青く表示される．図 3 の例では，「これ」という単語が含まれていると，再生数の予測値にプラスに寄与するということが読み取れる．

4.4. 考察

“ひろゆき，hiroyuki”[3]，“堀江貴文 ホリエモン”[4]，“Kuzuha Channel”[5]の 3 つのチャンネルについてそれぞれの切り抜きチャンネル群を対象として，重要単語の抽出を行った．

3 つの出力結果に共通する傾向として，再生数の予測値にプラスに寄与している単語は，動画メディアコンテンツの内容を想起させるような単語である傾向が見られる．これは，本研究で利用した切り抜きの対象となった 3 つのチャンネルが，配信などの長時間の動画メディアコンテンツを主に投稿しているためであると考えられる．さまざまな理由で，長時間の動画メディアコンテンツを視聴することのできないユーザが，効率的に動画メディアコンテンツを視聴するために，これらのチャンネルの切り抜きを視聴していると考えられ，サムネイルに動画メディアコンテンツの内容を想起させるような単語を含めることによって，そのようなユーザの視聴行動を促す結果につながっていると考えられる．

“ひろゆき，hiroyuki”[3]の切り抜きチャンネル群の場合では，図 3 より，「これ」，「日本人」や，「絶対」，「マジで」などの特徴量の値が大きいとき，予測値も大きくなることが読み取れる．このことから，“ひろゆき，hiroyuki”[3]の切り抜きにおいては，「これ」が示すトピックや「日本人」など，視聴するユーザにとって関係のあるトピックについて，動画メディアコンテンツ内で，“ひろゆき，hiroyuki”[3]自身の主張を述べていることを想起させるような単語の再生数への寄与率が高いと考えられる．

“堀江貴文 ホリエモン”[4]の切り抜きチャンネル群の場合では，図 4 より，「完全」，「真実」などの特徴量の値が大きいとき，予測値も大きくなっている．一方で，「理由」，「やばい」や，「堀江貴文」，「ホリエモン」などの特徴量の値が大きいときは，予測値が小さくなることが読み取れる．このことから，“ひろゆき，hiroyuki”[3]の切り抜きの場合とは異なり，“堀江貴文 ホリエモン”[4]の切り抜きにおいては，“堀江貴文 ホ

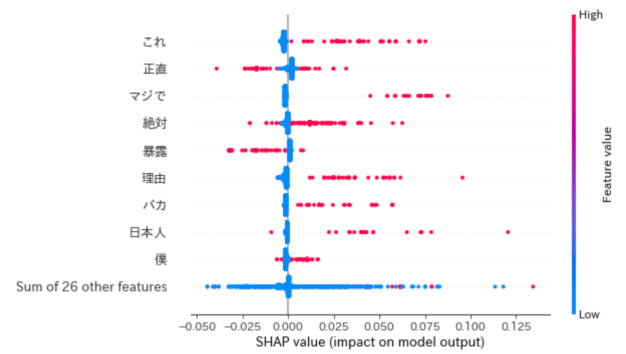


図 3 “ひろゆき，hiroyuki”[3]の切り抜きチャンネル群の出力結果

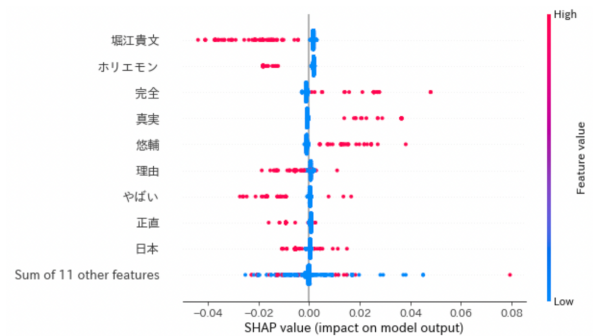


図 4 “堀江貴文 ホリエモン”[4]の切り抜きチャンネル群の出力結果

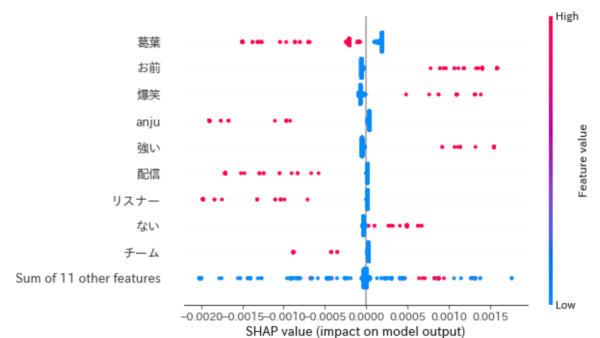


図 5 “Kuzuha Channel”[5]の切り抜きチャンネル群の出力結果

リエモン”の主張ではなく，あるトピックについての事実や，それについての解説に関する内容が，動画メディアコンテンツ内に含まれていることを想起させる単語の再生数への寄与率が高いと考えられる．

“Kuzuha Channel”[5]の切り抜きチャンネル群の場合では，図 5 より，「お前」，「爆笑」，「強い」などの特徴量の値が大きいとき，予測値の値も大きくなることが読み取れる．これは，“Kuzuha Channel”[5]の投稿している動画メディアコンテンツが，ゲーム実況や，他のチャンネルとのコラボレーションといった内容が多いことと関連していると考えられる．切り抜きにおいて

も、同様の内容が視聴するユーザから求められているため、そういった内容を想起させるような単語が、再生数に寄与していると考えられる。

実験全体の考察として、全ての切り抜きチャンネル群に共通する再生数に寄与する単語は見受けられなかった。“ひろゆき, hiroyuki”[3]と“堀江貴文 ホリエモン”[4]は、投稿内容が近いチャンネルであると想定していたが、その中でも大きな差異が見られた。このことから、サムネイル内のテキストデータと、そこから抽出される重要単語に求められる役割は、チャンネルごとに大きく異なり、適切なテキストをサムネイル内に配置することが、再生数に良い影響を与えるサムネイルを創造する上で、重要であると考えられる。

5. おわりに

本稿では、動画投稿サービスのサムネイル内テキストデータを対象とした SHAP を用いた再生数に寄与する重要単語抽出について示した。

本研究では、サムネイル内に含まれるテキストデータから、再生数の増加に関連する重要単語を抽出した。本方式では、サムネイル内に含まれるテキストデータから単語ベクトルを作成し、作成した単語ベクトルを説明変数、再生数を目的変数として回帰モデルを作成し、作成した回帰モデルについて、機械学習モデルを解釈する一手法である SHAP を用いることによって、サムネイルに含まれるテキストデータから、再生数に寄与する重要単語の抽出を可能とした。また、提案手法についてシステムを構築し、実験を行った。

今後の課題として、ユーザのチャンネルと類似するチャンネルの推定、サムネイルに含まれるテキストデータから抽出できる情報のうち、テキストの内容以外の情報について、再生数に寄与する要因の推定などが挙げられる。

本方式によって、動画投稿サービスに、作成した動画メディアコンテンツを投稿・共有するコンテンツクリエイタは、自身の投稿した動画メディアコンテンツや、自身の投稿と類似する動画メディアコンテンツのサムネイルから、再生数に寄与する重要単語を抽出することが可能となり、サムネイルにテキストを含める際に、再生数に良い影響を与える適切なテキストを選択し、配置することが容易になる。これにより、コンテンツクリエイタが、再生数に良い影響を与えるサムネイルを創造する一助となると考えられる。

参 考 文 献

- [1] YouTube, <https://www.youtube.com/>
- [2] YouTube Data API, <https://developers.google.com/youtube/v3/>
- [3] ひろゆき, hiroyuki, <https://www.youtube.com/@hiro246>
- [4] 堀江貴文 ホリエモン, <https://www.youtube.com/@takaponjp>
- [5] Kuzuha Channel, <https://www.youtube.com/@Kuzuha>
- [6] Cloud Vision API, <https://cloud.google.com/vision/>
- [7] 工藤拓, MeCab, <https://taku910.github.io/mecab/>
- [8] Toshinori Sato, mecab-ipadic-NEologd, NEologd, <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd/>
- [9] G. Salton, M. J. McGill, “Introduction to modern information retrieval.” McGraw-Hill Book Company, 1983.
- [10] K. S. Jones, “A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval.” Journal of Documentation, 28, 11-21, 1972.
- [11] G. Ke, Q. Meng, T. Finley, et al., “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree”, Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017), 2017.
- [12] L. T. Rui, Z. A. Afif, R. R. Saedudin, A. Mustapha, N. Razali, “A regression approach for prediction of Youtube views.” Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 8(4), 1502–1506, 2019.
- [13] T. Trzcinski, P. Rokita, “Predicting popularity of online videos using support vector regression.”, IEEE Transactions on Multimedia, 19(11), 2561–2570, 2017.
- [14] L. Jiang, Y. Miao, Y. Yang, Z. Lan, A. G. Hauptmann, “Viral video style: A closer look at viral videos on youtube”, in Proceedings of ACM International Conference on Multimedia Retrieval, 2014.
- [15] Z. Halim, S. Hussain, R. H. Ali, “Identifying content unaware features influencing popularity of videos on YouTube: A study based on seven regions”, Expert Systems with Applications, Volume 206, 117836, ISSN 0957-4174, 2022.
- [16] S. M. Lundberg, S. Lee, “A Unified Approach to Model Predictions”, Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017), 2017
- [17] S. M. Lundberg, G. Erion, H. Chen, et al., “From local explanations to global understanding with explainable AI for trees”, Nature Machine Intelligence 2, 56-57(2020), 2020