

推薦動画の偏向現象の認識を目的とする 動画ジャンル推定手法の提案

米田優斗¹ 塚田晃司²

概要: 近年, SNS 上で起こるエコーチェンバーやフィルターバブルが問題視されている. そこで本研究では, YouTube 上でおすすめされる動画のジャンル, 形式を分析することで, 普段見ている動画の傾向を可視化するシステムを提案する. 本提案システムを用いることで, YouTube 上で起こる推薦動画の偏向を認識し, 回避する機会を与えることで, エコーチェンバーやフィルターバブルの解決に貢献する. 本研究では, 推定精度について機械学習の評価指標とアンケート調査にて評価を行った. また, システム全体についてもアンケート調査にて評価した.

キーワード: 動画ジャンル推定, 動画形式推定, エコーチェンバー, フィルターバブル, 推薦動画

Aimed at Recognizing the Bias Phenomenon of Recommended Videos Proposal of Video Genre Estimation Method

YUTO YONEDA^{†1} KOJI TSUKADA^{†2}

Abstract: In recent years, echo chambers and filter bubbles that occur on SNS have been viewed as problems. Therefore, in this research, we propose a system that visualizes the tendency of videos that people usually watch by analyzing the genre and format of videos recommended on YouTube. By using this proposed system, we can recognize the bias of recommended videos on YouTube and give opportunities to avoid it, thereby contributing to the solution of echo chambers and filter bubbles. In this study, we evaluated the estimation accuracy using the evaluation index of machine learning and a questionnaire survey. We also evaluated the system as a whole through a questionnaire survey.

Keywords: Video genre estimation, Video format estimation, Echo chamber, Filter bubble, Recommended video

1. はじめに

近年, SNS(ソーシャル・ネットワーク・サービス)の利用は盛んに行われている. SNS 利用者は元々20代以下の若年層が多かったが, SNS の利用が当たり前になってきたことで40代以上にも拡大しており, 登録者数・利用者数ともに増加傾向があるとされている. SNS を使えば現実で会うことが困難な人とやり取りをすることが出来たり, 自分の意見を不特定多数の人に発信することが出来たりと非常に便利である. しかし SNS を利用することで同じ思考の人や主義を持つ人同士を繋げやすくしてしまう「エコーチェンバー」や, 検索サイトのアルゴリズムによって見ることが出来る情報が偏ってしまう「フィルターバブル」が近年問題視されてきている.

本研究では, 様々な人が利用する SNS である YouTube に焦点を当て, 動画おすすめ欄で起こるエコーチェンバーを認識するシステムを提案する. 本研究の提案システムでは, 普段おすすめされている動画はどのように偏っているか, エコーチェンバーが起きているかどうかを, 推定したジャンル, 形式を利用者に示すことで, 偏向を認識, 判断し

て, 必要だと感じればエコーチェンバーを回避することが出来る機会を与えることを目的としている. 提案システムでは fastText[1]という自然言語処理ライブラリを用いて学習モデルを生成し, 推定したい動画の情報を学習モデルに渡すことで動画ジャンル, 形式推定を行った.

2. 関連研究・関連サービス

本研究に関連した, エコーチェンバーやフィルターバブルの認識に関連するサービスとして, エコーチェンバー可視化システムβ版[2], ワードクラウド[3], TheirTube[4]などがある. エコーチェンバー可視化システムβ版は Twitter のタイムラインに表示される内容, フォロー関係, リツイートしたツイートの偏りを Twitter 全体のデータと比較してどのくらい偏っているかを数値やグラフとして示すことで, どの程度エコーチェンバー現象の中にいるかをユーザーが把握できるサービスである. ワードクラウドは文章中の文章を特徴づける単語を複数選び出し, 単語ごとにその頻度に応じた大きさを図示するサービスである. 文字の大きさだけでなく, 色, 字体, 向きに変化をつけ, どの分野に偏

1 和歌山大学 大学院システム工学研究科
Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University
2 和歌山大学 システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

っている文章なのかを印象付けることで、エコーチェンバー現象を認識する手助けになることができる。TheirTubeは6つのユーザー像が設定されており、利用者が選択したユーザー像からYouTubeのトップページがどのように見えているかを体験することが出来るサービスである。

fastTextによるジャンル推定に関連する研究として、fastTextに基づくウェブ新聞記事分類手法の提案と評価[5]がある。この研究では、自然言語処理ライブラリであるfastTextを用いて新聞記事を国際、経済等のジャンルに分類している。推定に用いる単語をTF-IDFで上位にあるものや、改良したTF-IDF値算出方法で上位に位置したもので比較し、提案手法が有効かどうかを調査している。

その他のジャンル推定に関連する研究として、テレビ番組データを対象とした人名抽出と番組ジャンル推定[6]がある。この研究では、テレビ番組のシーンデータ(番組をシーンごとに細分化し、まとまりごとに分けた情報)や、番組内で紹介された商品の情報を用いて人名抽出やジャンル推定を行っている。様々な学習手法を組み合わせながら用いて、それぞれの手法の正解率を比較している。

また文章中の単語の重要度に関連する研究として、単語の重要度に基づいたニュース記事の自動要約手法[7]がある。この研究では、ニュースの要約文について、既存のシステムでは要約文としては不自然な日本語の文章になる場合があることに注目し、既存のシステムを改良することで要約精度を向上させている。文章中の単語の重要度を評価する手法であるTF-IDF、McCabとは別の形態素解析器であるJUMAN++、要約に用いる品詞や文節、単語数の変更などを行い、要約文の作成方法を工夫している。

3. 提案手法

図1にて提案手法の概要を示す。

今回の提案システムでは動画ジャンル推定機能、動画形式推定機能の2つを実装した。

動画ジャンル推定では、最初に利用者のYouTubeの動画おすすめ欄の動画URLを収集する。このURLから動画タイトル、自動生成字幕、概要欄、チャンネル名の情報をテキストデータとして保存する。これらの情報をあらかじめ作成している自然言語処理ライブラリのfastTextで生成した学習モデルに渡すことで、あらかじめ設定した動画ジャンルの中から動画ジャンルを推定し表示する。タイトル、自動生成字幕、概要欄のそれぞれの学習モデルで動画ジャンルを推定し、精度が一番高かったものを最終的な動画ジャンル推定結果として表示する。

動画形式推定では、動画ジャンル推定と同じように利用者のYouTubeの動画おすすめ欄の動画URLを収集する。このURLから動画タイトル、チャンネル名をテキストデータとして保存する。これらの情報に動画形式を特徴づけるような特定のキーワードがあるかを判別することで動画形式を推定し表示する。

これらの動画ジャンル、形式推定処理を行い、その結果を円グラフとして可視化し、利用者に見せることでエコーチェンバーが起こっているかどうかを判断、認識させる。また利用者から収集した各動画をどのジャンルに最終的に決定したかどうかをグラフと一緒に利用者に見せる。利用者はこれらの情報を総合して自分にYouTubeでエコーチェンバーが起こっているかを判断、認識する。

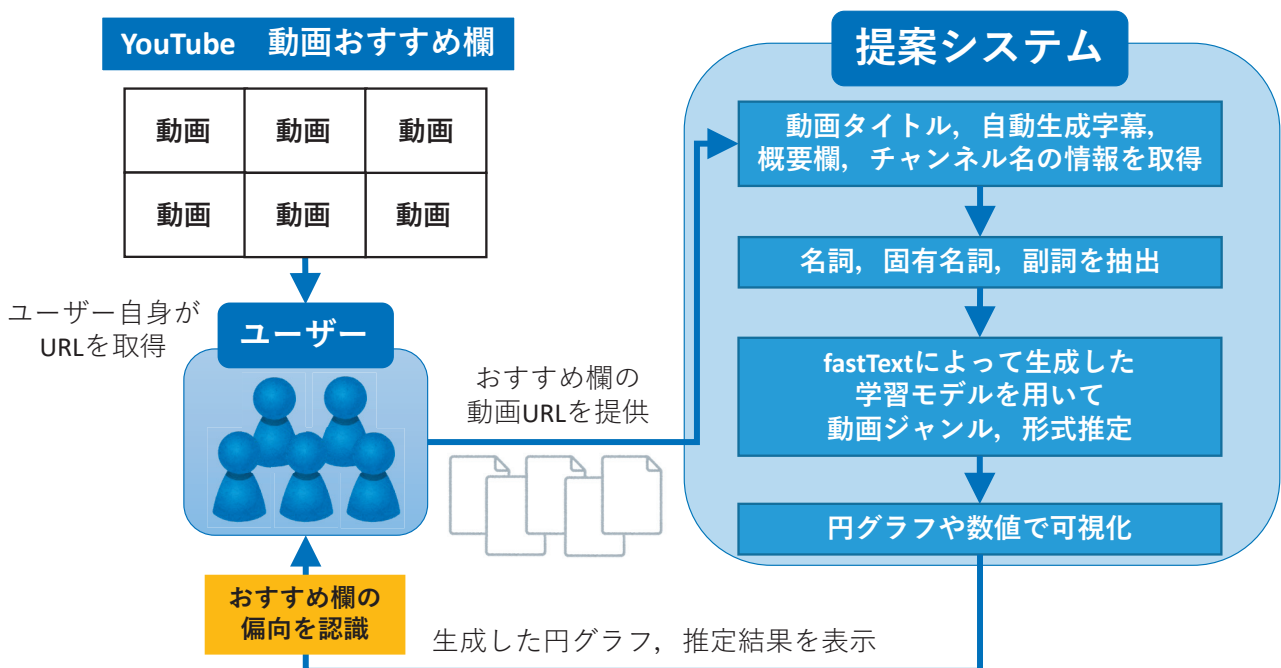


図1 システム構成図

Figure 1 System configuration diagram.

また今回のシステムでは動画タイトル、自動生成字幕、概要欄、チャンネル名の情報を推定に用いるため、これらの情報のいずれかが存在しない動画は原則的に推定できないものとしている。

4. 実装

本研究では、提案システムを localhost 内で動作するシステムとして作成した。またシステムのプログラムを作る手立てとして Python というプログラミング言語を使用した。

4.1 システムの機能、処理

今回の提案システムで実装した動画ジャンル推定機能、動画形式推定機能について述べる。

4.1.1 動画ジャンル推定機能

動画ジャンル推定機能では、動画タイトル、自動生成字幕、概要欄の情報で作成した3個の学習モデルをそれぞれ用いる。当初は自動生成字幕の学習モデルによる推定のみで行っていたが、動画タイトル、概要欄の学習モデルも併用して用いることで結果的に精度が上がると判断したため、最終的にはこの3個の学習モデルを用いることとした。

今回の提案システムでは動画ジャンル推定において、fastText という自然言語処理ライブラリを用いた。(fastText では単語を 100~300 次元のベクトルとして表現することによって、単語間の距離を計算し、コンピュータ上での言葉の処理を可能にしている)。これを用いて学習モデルを作成した。動画タイトル、自動生成字幕、概要欄の情報をそれぞれ取得し、形態素解析器 Mecab[9]を用いて文章を品詞ごとに分ける。このなかの品詞を特定し、名詞と固有名詞に分類される単語のみを抽出する。そして抽出した単語の並びの先頭にジャンルを決定するためのラベルを付与する。

それぞれのジャンルごとにラベルが付与された名詞、固有名詞の並びを用いて fastText の学習モデルを生成する。今回作成した学習モデルではジャンルを 10 個に設定し、それぞれのジャンルで 10 個以上の動画を筆者が選定し、その動画の自動生成字幕を用いて学習モデルを作成した。

表 1 にて用いた学習用動画データの詳細を示す。

表 1 学習させたジャンル、文章例、動画数

Table 1 Learned genres, example sentences, and number of videos

ジャンル名	学習させる文章の例	学習させた動画数
ゲーム, ゲーム実況	__label_1 アクション 戦闘 RPG スイッチ	40
新型コロナ	__label_2 コロナ ウィルス 感染 症状	10
食べ物, 料理	__label_3 ラーメン りんご 料理 食材	30
旅行	__label_4 温泉 国内 海外 沖縄	10
ガジェット	__label_5 iPad モバイル Bluetooth マウス	10
美容	__label_6 コスメ ファン デーション 乳液 ドライヤー	10
ビジネス	__label_7 企業 事業 利益 マーケティング	10
ファッション	__label_8 重ね着 おしゃれ ブランド アウター	10
政治	__label_9 内閣 税金 国会 議員	10
お笑い, パラエティ	__label_10 ネタ 芸能 漫オ コント	20

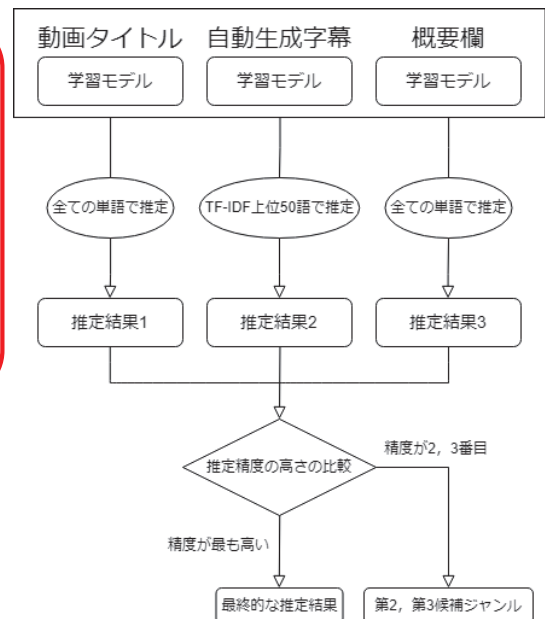


図 2 動画ジャンル推定の詳細な流れ[8]

Figure 2 Detailed flow of video genre estimation

推定したい動画の動画タイトル, 自動生成字幕, 概要欄の情報を学習モデルに渡すことで動画ジャンル推定を行う。それぞれの学習モデルで推定した結果を表示し, 精度が最も高かった推定結果を最終的な推定結果とし, 精度が2, 3番目だった推定結果を第2, 第3候補ジャンルとする。

今回のシステムでは自動生成字幕の場合にのみ, 学習モデルに渡す際には推定したい動画に用いられている単語の TF-IDF 値を計算し, 上位 50 語を用いて推定を行った。TF-IDF の計算については, 学習に用いた動画の中から各ジャンル 10 動画(計 100 動画)を手動で選別し, これらの情報と推定したい動画の情報を用いた。動画タイトル, 概要欄での推定の場合については, 用いられているすべての単語を用いて推定を行った。

動画のタイトル, 概要欄の情報は YouTube でジャンルを特徴づけるキーワード(「ゲーム」, 「コロナ」など)で検索した結果の上位 20 個の動画情報を用いて, それぞれについて学習モデルを生成した。

最後に, 最終的なジャンル推定結果をテキストデータとして保存しておき, その結果を円グラフで表示する。図 3 にて表示するジャンル推定結果の円グラフを示す。

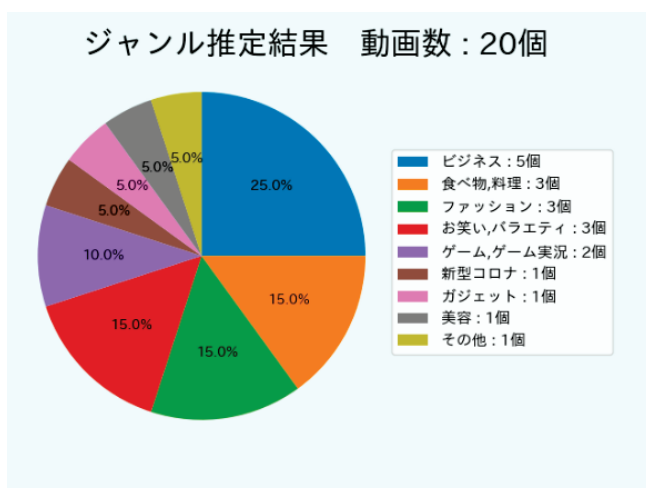


図 3 ジャンル推定結果の円グラフ

Figure 3 Pie chart of genre estimation results

4.1.2 動画形式推定機能

動画形式推定機能では, 動画タイトル, チャンネル名の情報のみを用いて動画形式推定を行う。動画ジャンル推定とは異なり, 動画タイトル, チャンネル名に「切り抜き」などの特定のキーワードが含まれているかどうかのみで形式を判定する。よって動画形式推定機能では fastText を用いていない。最終的な形式推定結果をテキストデータとして保存しておき, その結果をジャンル推定結果と同様に円グラフで表示する。

今回の提案システムでは動画形式に「切り抜き」, 「ゆっくり」の2個の形式を設定し実装した。よって形式のパタ

ーンは「通常の動画」, 「切り抜き動画」, 「ゆっくり動画」, 「切り抜き及びゆっくり動画」の4種類に分類される。

5. 評価

提案システムの動作, 使いやすさ, 効果などに対する調査を行い, それらの結果に対する考察を行う。

5.1 節にて, 本システムの推定精度を測るために, 各ジャンル・形式の正解率, 混同行列, 適合率, 再現率, F 値を計算し, 定量的に評価する。5.2 節にて, システムを実際に利用した 20 代の男女計 12 名を対象としたアンケート調査を行うことで評価する。

5.1 機械学習の評価指標による評価

本システムの推定精度を測るために, 機械学習の評価指標を用いて, 4 通りの評価を行った。以下に評価の組み合わせを示す。

1. 筆者選定動画 55 個のジャンル推定
2. アンケート対象者おすすめ欄動画 240 個のジャンル推定
3. 筆者選定動画 55 個の形式推定
4. アンケート対象者おすすめ欄動画 240 個の形式推定

5.1.1 ジャンル推定評価 1(筆者選定動画: 55 個)

ジャンル推定精度を定量的に測るために, 学習用動画とは別の, 評価用動画として筆者が選定した 55 個(11 ジャンル×5 動画=計 55 個)の動画を用いて, 正解率, 混同行列, 適合率, 再現率, F 値を計算した。

適合率, 再現率, F 値について説明する。適合率(Precision)は推定した各ジャンルのうち, どの程度正解が含まれているかを示す割合である。再現率(Recall)は正解ジャンルのうち, どの程度網羅して推定出来たかを示す割合である。つまり適合率は推定の正確さ, 再現率は推定の網羅率を測ることが出来る数値である。F 値は適合率と再現率の調和平均で, 適合率と再現率をバランスよく評価することが出来る数値である。

予測と正解が同じである動画の数を TP, 予測と正解が異なる動画の数を FP とすると適合率は, 式(1)で求めることが出来る。例として, 予測ジャンル:「ゲーム」, TP=5, FP=1 とすると, 適合率は 0.833 となる。

また正解ジャンルの中で正しく推定されていない動画の数を FN とすると再現率は式(2)で求めることができる。例として, 正解ジャンル:「ビジネス」, TP=4, FN=1 とすると, 再現率は 0.8 となる。

F 値は式(3)で求めることができる。例えば, ジャンル「ゲーム」の場合, 適合率は 0.833, 再現率は 1 であるため, F 値は 0.907 となる。

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (3)$$

表2にて各ジャンルの適合率, 再現率, F値の計算結果を示す. 値は小数点第3位まで求めた. 表の文字数の関係により, 「ゲーム, ゲーム実況」→「ゲーム」, 「食べ物, 料理」→「料理」, 「お笑い, バラエティ」→「お笑い」と, 一部を簡略化して示す.

表2 適合率, 再現率, F値の計算結果

Table 2 Calculation results of precision, recall, and F-score

ジャンル	評価指標		
	適合率	再現率	F値
ゲーム	0.833	1	0.908
コロナ	0.833	1	0.908
料理	0.833	1	0.908
旅行	1	1	1
ガジェット	1	1	1
美容	0.833	1	0.908
ビジネス	0.8	0.8	0.8
ファッション	1	0.6	0.75
政治	1	0.6	0.75
お笑い	0.6	0.6	0.6
その他	0.4	0.4	0.4
平均値	0.83	0.818	0.812

55個の動画のうち, 45個の動画が正しくジャンル推定されていた. よってジャンル推定の正解率は $45/55 = 0.818$ であった. また適合率, 再現率, F値の平均値も $0.81 \sim 0.83$ であることから, 筆者選定動画の場合だと高い精度で推定できることを読み取ることができる. しかし, 「お笑い」, 「その他」についてはF値が $0.6, 0.4$ であり, 他ジャンルと比較するとあまり高くなかった.

5.1.2 ジャンル推定評価 2(アンケート対象者おすすめ欄動画: 240個)

ジャンル推定評価1と同様に, アンケート調査で集めた240個(12名×20動画=計240個)の動画を用いて, 正解率, 混同行列, 適合率, 再現率, F値を計算した. 正解ジャンルはアンケート対象者が判断し, その結果から付与した.

表3にて各ジャンルの適合率, 再現率, F値の計算結果を示す.

表3 適合率, 再現率, F値の計算結果

Table 3 Calculation results of precision, recall, and F-score

ジャンル	評価指標		
	適合率	再現率	F値
ゲーム	0.885	0.841	0.862
コロナ	0.4	1	0.571
料理	0.46	1	0.63
旅行	1	1	1
ガジェット	0.75	0.75	0.75
美容	0.2	1	0.333
ビジネス	1	0.4	0.571
ファッション	0	無し	無し
政治	0.666	1	0.799
お笑い	0.848	0.666	0.746
その他	0.807	0.666	0.729
平均値	0.637	0.832	0.699

240個の動画のうち, 182個の動画が正しくジャンル推定されていた. よってジャンル推定の正解率は $182/240 = 0.758$ であった. また適合率, 再現率, F値の平均値は $0.637, 0.832, 0.699$ であった. F値の平均値が約 0.7 であるため, まずまずの精度で推定出来ているが, 筆者選定動画の推定と比べると少し精度が下がった. また, ジャンルごとに推定精度のばらつきがある事も読み取れる.

5.1.3 形式推定評価 1(筆者選定動画: 15個)

形式推定精度を定量的に測るために, 筆者が選定した15個(3形式×5動画=計15個)の動画を用いて, 正解率, 混同行列, 適合率, 再現率, F値を計算した. 「切り抜き及びゆっくり動画」については該当動画を複数個見つけることが出来なかつたため, 評価しないものとする.

表4にて各ジャンルの適合率, 再現率, F値の計算結果を示す.

表4 適合率, 再現率, F値の計算結果

Table 4 Calculation results of precision, recall, and F-score

形式	評価指標		
	適合率	再現率	F値
通常	1	1	1
切り抜き	1	1	1
ゆっくり	1	1	1
平均値	1	1	1

15個の動画のうち, 15個全ての動画が正しく形式推定されていた. よって形式推定の正解率は $15/15 = 1$ であつた.

た。また適合率、再現率、F 値の平均値も全て 1 となるため、筆者選定動画の場合、推定を間違えることは無かった。

5.1.4 形式推定評価 2(アンケート対象者おすすめ欄動画：240 個)

形式推定評価 1 と同様に、アンケート調査で集めた 240 個(12 名×20 動画=計 240 個)の動画を用いて、正解率、混同行列、適合率、再現率、F 値を計算した。正解形式はアンケート対象者が判断し、その結果から付与した。

表 5 にて各ジャンルの適合率、再現率、F 値の計算結果を示す。

表 5 適合率、再現率、F 値の計算結果

Table 5 Calculation results of precision, recall, and F-score

形式	評価指標		
	適合率	再現率	F 値
通常	0.948	1	0.973
切り抜き	1	0.724	0.839
ゆっくり	1	0.923	0.959
平均値	0.982	0.882	0.923

240 個の動画のうち、230 個の動画が正しく形式推定されていた。よって形式推定の正解率は $230/240=0.958$ であった。また適合率、再現率、F 値の平均値も 0.982, 0.882, 0.923 であるため、一部正しく推定出来ていない動画もあるが、大多数の動画を正しく推定出来ていることがわかる。

5.2 アンケート評価の概要

提案システムを利用することにより、YouTube で起こるエコーチェンバーを認識できるか、必要だと思った利用者に対して回避する機会を与えられているかどうか、を調べる目的でアンケート調査を行った。さらに提案システムは将来的にユーザーに何度も使ってもらうことを目標としているため、システムの見やすさや、おもしろさ、継続的に使いたいかどうか等をユーザーがどのように感じているかについて調査した。

5.2.1 見やすさ、分かりやすさ

動画ジャンル・形式推定結果をグラフにしたものについて、見やすさ、分かりやすさの観点からアンケート調査を行った。5 段階(5 が最も設問に同意とする)で評価して頂いた調査結果を、表 6 にて示す。設問番号と質問内容は以下のとおりである。

- ・ 設問 1.1 「動画ジャンル推定結果は見やすいですか？(グラフの見やすさなど)」
- ・ 設問 1.2 「動画形式推定結果は見やすいですか？」

表 6 見やすさ・使いやすさについてのアンケート結果

Table 6 Survey results on visibility and usability

設問	分布					平均値	中央値	最頻値
	1	2	3	4	5			
1.1	0	0	1	2	9	4.66	5	5
1.2	0	0	0	3	9	4.75	5	5

アンケート結果の平均値、中央値、最頻値は、いずれも 4.5 以上となっており、見やすさ・使いやすさの観点では、高評価であった。

5.2.2 精度の高さ

動画ジャンル・形式推定結果について、精度の高さ、正確さの観点からアンケート調査を行った。その結果を表 7 に示す。設問番号と質問内容は以下のとおりである。

- ・ 設問 2.1 「動画ジャンル推定結果は正確だと思いますか？」
- ・ 設問 2.2 「動画形式推定結果は正確だと思いますか？」

表 7 精度の高さについてのアンケート結果

Table 7 Survey results about height of accuracy

設問	分布					平均値	中央値	最頻値
	1	2	3	4	5			
2.1	0	1	4	6	1	3.58	4	4
2.2	0	0	1	3	8	4.58	5	5

アンケート結果は、平均値 3.5~4.5、中央値、最頻値は 4、5 であった。精度の高さは、ジャンル推定はまずまず高い、形式推定は高いという意見が多い結果になった。

5.3 提案システム全体についてのアンケート調査

この節では、システム全体についてのアンケート調査の結果について述べる。アンケート調査の結果を表 8 に示す。設問番号と質問内容は以下のとおりである。

- ・ 設問 3.1 「このシステムによって、エコーチェンバー(狭いコミュニティ内で自分と同じような意見を見聞きし続けることで、特定の意見や思想が増幅される現象、例：YouTube のおすすめ欄が特定の投稿者の動画ばかりになり、意見や思想がその人に偏ってしまう)を認識できると思いますか？」
- ・ 設問 3.2 「このシステムによってエコーチェンバーを回避、解消できると思いますか？」
- ・ 設問 3.3 「このシステムによって、自分にエコーチェンバーが起こっていると思いましたか？」
- ・ 設問 3.4 「このシステムを継続的に利用したいと思いますか？」
- ・ 設問 3.5 「このシステムを面白いと思いますか？」

表 8 システム全体についてのアンケート結果

Table 8 Survey results for the entire system

設問	分布					平均値	中央値	最頻値
	1	2	3	4	5			
3.1	0	1	1	6	4	4.08	4	4
3.2	0	2	5	5	0	3.25	3	3.4
3.3	1	2	1	2	6	3.83	4.5	5
3.4	0	0	3	6	3	4	4	4
3.5	0	0	0	1	11	4.91	5	5

アンケート結果は、平均値 3~4.9、中央値、最頻値は 3~5 であった。エコーチェンバーの認識が出来るかどうか、システムの継続的利用、面白さについては良い意見が多かったが、エコーチェンバーの回避についてはまずまずな結果になった。

6. 考察

6.1 動画ジャンル・形式推定精度について

各ジャンル・形式の混同行列、正解率、適合率、再現率、F 値を計算し、定量的に評価した。

ジャンル推定については、筆者選定動画の場合だと各指標の平均値が約 0.8 であった。アンケート対象者おすすめ欄動画の場合だと再現率の平均値は 0.832 であったが、適合率の平均値が 0.637、F 値の平均値が 0.699、正解率が 0.758 と筆者選定動画と比べるとやや精度が落ちていた。アンケート参加者の中には、「半分近くの動画ジャンル推定が間違っていた」という意見を持つ参加者もいたため、ユーザーごとに推定精度に差がある事も分かった。しかし定量的評価やアンケート結果の肯定的な意見を総合的に見ると、ジャンル推定自体はある程度形になってできていたことが示された。

形式推定については、筆者選定動画の場合だとすべて間違えることなく推定することが出来ていた。アンケート対象者おすすめ欄動画の場合でも、適合率以外は 0.9 以上、適合率についても 0.882 と、非常に高い精度で推定できたことが示される。

アンケート調査の結果でも、ジャンル推定の精度の評価の平均値は 3.58、形式推定の精度の評価の平均値は 4.58 となった。ジャンル推定精度はまずまず、形式推定精度はかなり高いという結果になったことが示された。

ジャンルごとに推定精度を比較すると、「ゲーム、ゲーム実況」は高い精度で推定出来ていた。今回の学習モデルでは様々なゲーム動画の推定に対応するため、学習動画数を一番多くしていたためと思われる。筆者選定動画の場合だと「お笑い、バラエティ」と「その他」、アンケート対象者おすすめ欄動画の場合だと「美容」、「新型コロナ」、「ビジネス」の精度が少し低かった。「お笑い、バラエティ」に関しては企画やネタの内容が他ジャンルに分類されるよう

な動画を正しく推定出来なかったことが原因だと考えている。「美容」、「ビジネス」に関しては筆者の知識が乏しいため、正しい学習モデルの生成が行えていなかった可能性が考えられる。「新型コロナ」に関しては他の医療系動画も新型コロナだと予測していたため、適合率が低くなったと考えられる。これらのジャンルに関しては学習させる動画の選定、数のほかにジャンル名の修正も行う必要があることが分かった。

アンケート参加者からは「音楽関連ジャンルを新たに作って判別しても良いと感じた」、「その他に無理やり分類している動画があるため、もう少しジャンルを増やしても良いのではないか」といった、ジャンルをもう少し細分化することや新たなジャンルを追加することを改善点として挙げる参加者がいた。また今後追加してほしい、あれば良いと思うジャンルとして「勉強」、「スポーツ」、「アウトドア」などが挙がった。形式では「解説」、「雑談」、「生放送」が挙がった。今後多くのユーザーにこのシステムを利用してもらおうことを考えると、よく見られるが今回設定しなかったジャンル・形式は追加していったほうが良いと感じた。

6.2 見やすさ、分かりやすさ、システム全体について

見やすさ、分かりやすさについては、アンケート評価の平均値が 4.5 以上であったため、高い評価を得ることが出来た。また本研究の目的であるエコーチェンバーの認識については、平均値が 4.08 であったため、エコーチェンバーの認識において一定の効果が期待できるシステムであることが分かった。

システムの継続的利用については平均値が 4、面白さについても平均値が 4.91 と高い評価を得ることが出来た。今後多くのユーザーに使用してもらおうことを考慮すると、良い結果を得ることが出来たように感じた。

しかしエコーチェンバーの回避については平均値が 3.25 であるため、効果が期待できない場合もあることが分かった。本研究では必要であればエコーチェンバーの回避する機会を与えることを目的としているため、今回のシステムで実装した機能のほかに、何か回避に繋がるような機能を実装する必要があると感じた。

6.3 今後の課題

ユーザーにエコーチェンバーが起きているかどうかを判断、認識させること、エコーチェンバーが起きていると判断した場合、必要であれば回避する機会を与えることにおいて、一定の効果が期待できることが確認できた。その中でいくつか課題点が浮かんだ。

1. 広く受容されやすいジャンルの付与

今回のシステムでは動画ジャンルを推定したが、そもそも動画ジャンルというのは必ずしも誰もが納得する 1 つに決定することができない。動画視聴者によって動画をどのような観点で見るかは異なるため、システムで全員が納得するジャンルを 1 つに決定してしまうことが出来ない動画

も存在する。このような動画に誰もが納得するようなジャンルを正確に付与することが出来れば、推定精度の向上を図ることが出来る。

2. 多様なジャンルへの対応

関連研究・サービスでは新聞記事やテレビ番組でのジャンル推定を行っているものを紹介したが、YouTube に存在する動画は新聞やテレビと異なり、誰でも投稿できるため、ジャンルがより多様である。これらの多様な動画群に学習の段階で正解ジャンルを付与し、正確に学習させるにはかなりの労力が必要となる。今回のシステムではジャンルの決定、付与をすべて筆者のみで行ったが、この作業をほかの誰かと協力することや、ユーザー自身がこの作業を行うことができるユーザー参加型のシステムに変更することが出来れば、多様なジャンルにも対応することが出来る可能性がある。

3. 推定できる動画範囲の拡大

今回のシステムでは動画タイトル、自動生成字幕、概要欄のいずれかの情報が無い動画は推定に用いないものとした。しかし YouTube にはこれらの情報のいずれかが存在しない動画が多数存在する。このような動画を推定できないと、汎用的かつ継続的に利用してもらえようシステムになるとは考えにくい。いずれかの情報が無い動画でも推定に用いることが出来れば、推定前の段階での動画の選別を行う必要がなくなるため、よりストレスを感じずにシステムを利用することが出来るようになる。

7. おわりに

7.1 まとめ

近年、SNS は様々な世代で利用されており、日常生活に無くてはならないものとなっているが、SNS を利用することで意見や思想、得られる情報自体が偏ってしまうことが問題となっている。

そこで本研究では、様々な人が利用する SNS である YouTube に焦点を当て、動画おすすめ欄で起こるエコーチェンバーを認識すること、普段おすすめされている動画はどのように偏っているか、エコーチェンバーが起こっているかどうかを利用者自身が認識、判断して、必要だと感じればエコーチェンバーを回避することが出来る機会を与えることを目的としたシステムを提案した。

結果として、本研究の目的である、YouTube におけるエコーチェンバーの認識や、必要に応じた回避機会の付与において、一定の効果が期待できることが確認できた。またアンケート調査から面白いと感じるユーザーや、継続的に利用したいと思っているユーザーが一定数いることから、今後も継続的に利用されることが期待できる。また現在のシステムの課題も複数見つかったため、これについても今後取り組んでいく。

参考文献

- [1] Facebook Open Source : fastText, 入手先
<<https://fasttext.cc/>>(参照 2022-11-01)
- [2] 鳥海不二夫 : エコーチェンバー可視化システムβ版, 入手先
<<https://torilab.sakura.ne.jp/twitter/echamber/>>(参照 2022-11-01)
- [3] User Local : AI テキストマイニング, 入手先
<<https://textmining.userlocal.jp/>>(参照 2022-11-01)
- [4] 木原共 : TheirTube, 入手先
<<https://www.their.tube/>>(参照 2022-11-01)
- [5] 楊旭卉 : fastText に基づくウェブ新聞記事分類手法の提案と評価(2018年), 早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻修士論文, 入手先
<<http://hdl.handle.net/2065/00061827>>(参照 2022-11-01)
- [6] 織田一輝, 佐々木稔 : テレビ番組データを対象とした人名抽出と番組ジャンル推定, 情報科学技術フォーラム講演論文集, 19th, pp.135-136 (2020)
- [7] 緑川貴大, 林篤司, 岩下志乃 : 単語の重要度に基づいたニュース記事の自動要約手法, フェージャシステムシンポジウム講演論文集, 35th, pp.694-697 (2019)
- [8] 和歌山大学のデータサイエンス教育 (授業紹介) 2022年版, 入手先
<<https://www.youtube.com/watch?v=BldPUgiDPTM>>(参照 2022-11-01)
- [9] 京都大学情報学研究科 : McCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer, 入手先
<<https://taku910.github.io/mecab/>>(参照 2022-11-01)