

レビュー動画における評価項目別 アイテム特徴量提示手法の提案

小林 愛空^{1,a)} 山口 史弥^{1,b)} 上田 真由美^{2,3,c)} 中島 伸介^{1,d)}

概要: オンラインショッピングにおける商品情報収集のためのレビュー動画視聴の効率化を目指して、我々はレビュー動画内における商品特徴量分析手法の開発を行ってきた。この研究で開発されたシステムは、レビュー動画の字幕・コメントから商品の特徴について言及している割合及びその箇所を評価項目別に分析しており、動画の視聴前に機能やデザインといった大まかな評価項目についての言及割合を提示している。しかし、現状ではこれらに関する具体的な情報は動画を視聴するまで確認することができないため、視聴した動画にユーザが関心を持つ情報が含まれない場合があると考えられる。本稿では、この問題の解決を目的として、レビュー動画における評価項目別アイテム特徴量のタグクラウドを用いた提示手法を提案する。

A Method for Presenting Item Features Based on Evaluation Aspect in Review Videos

Abstract: With the aim of streamlining the viewing of review videos for collecting product information in online shopping, we have been developing a method for analyzing product features in review videos. The system developed in this study analyzes the percentage of mentions of product features and the locations of those mentions in the subtitles and comments of review videos for each evaluation item, and presents the percentage of mentions for general evaluation items such as functionality and design before the video is viewed. However, currently, specific information regarding these categories cannot be confirmed until the video is viewed, so there is a possibility that the video may not contain information of interest to the user. In this paper, we propose a presentation method using a tag cloud of item features categorized by evaluation criteria in review videos to address this issue.

1. はじめに

近年、Amazon^{*1}や楽天市場^{*2}を中心としたオンラインショッピングの利用者が増えている。(2020年3月以降2人以上世帯の50%が利用[1])しかし、オンラインサイトは実店舗と異なり、商品を手に取って確認することができない(図1参照)。オンラインショッピングでは、商品の説明画像、商品を購入したユーザが投稿するレビューを参

考にすることが一般的であるが、商品画像やレビュー情報だけでは商品情報が伝わり難い。視覚的な大きさの比較ができない情報等を参考にして商品を購入した場合、届いた商品が期待していたものと異なるリスクがある。そこで最近では、レビュー動画を参考にするユーザが増えている。従来のレビューよりも使用感をより的確に把握できるためである。レビュー動画からは、実際に商品が使用されている様子を観ることができ、商品画像や文字のみでは伝わらない情報が得られる。ただし、図2に示すように動画の内容を事前に把握することは困難で、目的の動画のみを効率的に視聴することは難しい。

この考えに基づき、我々はレビュー動画分析システム[2]の開発に取り組んだ。オンラインショッピング時には、該当商品を購入するための判断基準となる複数の商品評価項目(以下、「評価項目」と呼ぶ)のうち、ユーザが関心を持つ評価項目に対する言及の有無が重要である。本システム

¹ 京都産業大学
Kyoto Sangyo University, Kyoto 603-8555, Japan
² 追手門学院大学
Otemon Gakuin University, Osaka 567-8502, Japan
³ 大阪大学
Osaka University, Osaka 567-0047, Japan
^{a)} i2586092@cc.kyoto-su.ac.jp
^{b)} yamaguchi.fumiya@cc.kyoto-su.ac.jp
^{c)} may-ueda@otemon.ac.jp
^{d)} nakajima@cc.kyoto-su.ac.jp
^{*1} Amazon, <https://www.amazon.co.jp/>
^{*2} 楽天市場, <https://www.rakuten.co.jp/>



図 1 オンラインショッピングの問題
Fig. 1 Problems with online shopping.

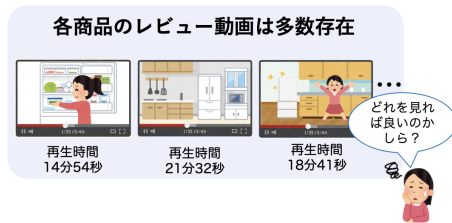


図 2 レビュー動画閲覧時における問題
Fig. 2 Problems when viewing review videos.

は商品の各評価項目について、レビュー動画内でどの程度言及されているかを動画を再生する前にユーザに提示することで、効率的なレビュー動画視聴を可能にしている。

また、我々はこのシステムにおけるレビュー動画の分析手法として、機械学習モデル BERT を利用する手法 [3] を開発した。この手法では、レビュー動画コメント 1 文単位を、各評価項目および商品特徴に関係がないコメントへの分類を行う、評価項目数+1(その他) クラス分類器を構築して分析に利用している。分類器の構築には、分析対象である商品カテゴリのレビュー動画数十本に付与されていたコメントデータを手作業で分類した学習データを利用している。

このシステムでは各評価項目についての言及量の割合(以降、「言及割合」と呼ぶ)を、動画の視聴前に円グラフに提示しているが、商品特徴に関する具体的な情報は動画を視聴するまで確認することができない。そのため、システムが提示する円グラフを参考に選択したレビュー動画に、ユーザが関心を持っている情報が含まれていない可能性がある。そこで、この問題の解決を目的として、レビュー動画に含まれる商品特徴量を分析して評価項目別に提示する手法を提案する。

本稿の構成は以下の通りである。2 章ではレビュー動画分析システムの関連研究を紹介する。3 章ではレビュー動画分析システムにおける商品特徴量分析手法とその改善点について述べる。4 章ではレビュー動画における評価項目別アイテム特徴量提示手法について述べ、5 で提案手法に関する評価実験と結果について報告する。最後に 6 章で本稿のまとめを述べる。

2. 関連研究

以下に、商品レビュー動画の分析および商品スコアリン

グシステムに関する関連研究をあげ、本研究との差異を示す。

動画の内容を事前に把握することは困難で、目的の動画のみを効率的に視聴することは難しい。そこで、動画に付与されたコメントを基に、ユーザの直感に基づく動画検索を可能にする先行研究が行われている。鵜田ら [4] は、YouTube の動画に対して、動画のタイトルや説明文などに含まれないユーザの直感に基づく動画検索のための評価項目別自動スコアリングを提案している。具体的には「じわる」「萌える」「エモい」などの動画の検索の実現のために、評価項目別に動画に付与されるコメントを分析し、動画を再生する前に真に求めている動画か否かを判断する手法を提案している。この研究では、コメント分析に基づき直感に基づく動画検索を目的としているが、本研究では分析対象に字幕を加え、さらにレビュー動画に特化して分析を行う。

また、コメント文の極性に基づき文章の分類を行う先行研究が行われている。Muhammad ら [5] は、動画に付与されたコメントから肯定的な意見と否定的な意見を分類する取り組みを行っている。Pradhan[6] らは、同様に自然言語処理を用いたコメント分類によって、当該動画の視聴者による評判を分かりやすくする取り組みを行っている。これらの研究では肯定的な意見と否定的な意見の分類や極性分析を目的としているが、本研究では特徴量に基づく分析を行っている。

また、オンラインショッピングにおいてレビューや口コミは商品購入の重要な判断材料となっている。しかし、全てのレビューに目を通すことは非常に手間がかかる。そこで、内容や投稿者などの情報を用いて、自動で評価を算出する研究が行われている。Haque ら [7] は、Amazon データセットを用いて教示あり学習手法によるレビューの極性化に取り組んでいる。

上述のように商品レビュー分析により、商品の評判情報の可視化を可能とする取り組みもある。Basani ら [8] は、商品レビューをポジティブ・ネガティブ・ニュートラルに分類し、商品レビューの要約を行っている。Zhang ら [9] は、商品レビューにおける極性分析と意見抽出において、テキストの主観性を考慮した検討を行っている。これらの研究は、商品レビューにおける極性の分類やレビューの要約を目的としているが、本研究ではレビュー動画を対象とした特徴量分析を行っている。

加えて、オンラインショッピングでは、ユーザの目的に沿った機能を持つ製品を探すには非常に時間がかかる。これを解決すべく、Scaffidi ら [10] は商品の特徴をレビューから抽出しスコアをつけることによって、オンラインショッピングを利用するユーザの要求を満たす製品の自動検索システムを提案している。この研究では、製品の自動検索を目的としているが、本研究では商品の実際のイメージや雰

囲気といった感覚的な情報を把握できるようなレビュー動画の視聴の効率化を目的としている。

以上で取り上げた研究では、いずれもテキスト分析の過程が存在するが、テキスト分析技術において、BERT を利用した取り組みが盛んに行われている。Agarwal ら [11] は、Twitter や YouTube などのソーシャルメディアで生成されたデータに対して、BERT モデルを用いた感情分析の利用法を探っている。Fimoza ら [12] は、YouTube 上の映画レビューに対して、BERT を使用して感情分析を行っている。これらの研究では BERT を感情分析に用いている。本研究では、商品特徴の分析のために BERT を用いている。

このように、先行研究において、動画の内容やレビューの要約を目的とした取り組みは盛んに行われている。しかしながら、レビュー動画そのものの商品特徴量分析を行う取り組みは十分に行われているとはいえない。このような背景から、我々はオンラインショッピング支援を目的としたレビュー動画の商品特徴量分析を行った。

最後に、タグクラウドを用いた情報提示に関する関連研究を挙げる。山本ら [13] は動画コメントを元に生成したタグクラウドを用いて、映像シーン検索に適したアノテーションを効率よく獲得可能なシステムを提案している。松崎ら [14] は、EC サイトユーザの購買行動促進を目的として、レビューから重要語を抽出してタグクラウドに提示する手法を提案している。また岩下 [15] らはタグによるニュース記事検索のために、記事を元に生成したタグクラウドを提示するシステムを提案している。これらの研究では動画に付与されたコメントやテキスト形式のレビューからタグクラウドを生成しているが、本研究ではレビュー動画に含まれる商品特徴の提示を目的として字幕からタグクラウドの生成を行う。

3. レビュー動画分析システムにおける言及量分析

本章では我々が開発したレビュー動画分析システム [2] および BERT ベース言及量分析手法 [3] について説明し、言及量分析手法およびその結果の提示方法における改善点を挙げる。

3.1 現在のレビュー動画分析システム

レビュー動画分析システムでは、YouTube^{*3}上の動画を対象とした分析を行っており、まず YouTube Data API^{*4}を利用して検索結果に表示されたレビュー動画から字幕とコメントを取得する。次に、商品カテゴリごとに構築した辞書を用いて、評価項目ごとに用意したキーワードの出現を検出し、これを用いて動画内の評価項目についての言及量

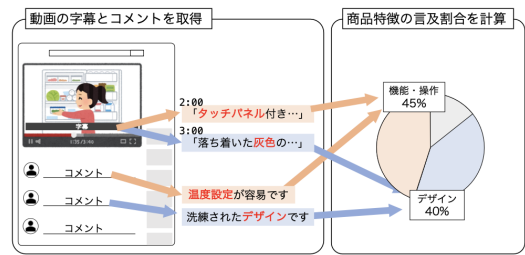


図 3 レビュー動画分析システムにおける評価項目に関連する単語の抽出イメージ

Fig. 3 Extraction of words related to evaluation items in review video analysis systems.

を求める (図 3 参照)。キーワードには評価項目との関連性に基づいた、重要度を示す点数が設定されており、各評価項目について、点数の合計値を算出する。ある評価項目 A の言及割合を計算する場合、全評価項目の点数の合計のうち、評価項目 A の点数が占める割合を計算することによって A の言及割合は求められる。

3.2 BERT ベースの言及量分析手法

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) ベースの言及量分析では、東北大学の事前学習済み日本語版 BERT モデル (Pretrained Japanese BERT models)^{*5}を文書分類タスクにファインチューニングした分類器を構築して利用している。この分類器は、YouTube Data API を利用して取得したレビュー動画の字幕・コメントについて、1 文単位で評価項目数+1(その他)クラスに分類する。現在、分類器は以下の 5 点の分析対象商品カテゴリごと構築しており、モデルの構築には対応する商品カテゴリのレビュー動画コメントを手作業でラベル付けしたデータが利用されている。

- 家電
- アウトドア製品
- 家具
- 精密機器
- コスメ

分類器を利用した言及量分析について家電レビュー動画を分析する場合を例に挙げて説明する。家電カテゴリの評価項目は 5 個設定されており、[機能・操作]、[デザイン・見た目]、[性能・能力]、[騒音・運転音]、[価格・コスパ]で構成されている。家電レビュー動画の字幕・コメント分類のためにファインチューニングした BERT モデルは、レビュー動画の字幕・コメントをこれらの評価項目のいずれか、もしくはどの評価項目にも当てはまらない一般コメントに分類する。この分析は 1 文単位の分析であり、評価項目に分類された文は全て 1 点として扱われる。よって、BERT ベースの分析において、ある評価項目の言及割合は、各評

^{*3} YouTube, <https://www.youtube.com>

^{*4} YouTube Data API, <https://developers.google.com/youtube/v3>

^{*5} 東北大学自然言語処理研究グループ, <https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/>



図 4 レビュー動画分析システムの実際の画面

Fig. 4 User interface of review video analysis system.

価項目に分類された文の総数に対する、その評価項目に分類された文の割合を計算することによって求められる。

3.3 言及量分析手法に関する改善点

現在のレビュー動画分析システムでは、動画の字幕・コメントから商品評価項目についての言及割合を分析しており、その結果を円グラフの形でサムネイルとタイトル・概要とともに提示している (図 4 参照)。しかしながら、言及量割合が提示された円グラフからは、具体的な商品特徴についての言及の有無を確認することはできない。本稿ではこの問題を解決するために、レビュー動画に含まれる商品特徴量を分析し、タグクラウドを用いて提示する手法を提案する。

また、家電カテゴリの評価項目の中で、[機能・操作]、[性能・能力]、[騒音・運転音] は意味的に重複する部分が多く、機械学習モデルを用いた分類においても誤識別を引き起こす可能性がある。そのため、これらの項目を統合した [機能・性能] という項目を設定すべきである。よって、本稿における家電カテゴリの評価項目は [機能・性能]、[デザイン・見た目]、[価格・コスパ] の 3 項目である。

加えて、BERT ベースの言及量分析に利用する分類器は評価項目数+1(その他) クラスのマルチクラス分類器であるが、一文の中で複数の項目について言及している文を正確に分類できないという問題がある。よって、本稿ではテキストを評価項目についての言及とそれ以外のいずれかに分類する 2 値分類器を評価項目ごとに構築する。

4. レビュー動画における評価項目別アイテム特徴量提示手法

本章では、評価項目別に構築した分類器を用いてレビュー動画字幕の分類を行い、分類された字幕を元にタグクラウドを生成することで、評価項目別に商品特徴に関連した単語を提示する手法を提案する。

4.1 評価項目別の分類器構築と字幕分類

評価項目別の分類器構築は、家電レビュー動画から取得した字幕データを 1 行ずつ手作業でラベリングし、これを

用いて BERT モデルをファインチューニングして行う。訓練に利用するデータセットは機能・性能、デザイン・見た目、価格・コスパの各評価項目について、評価項目に言及している字幕 160 件とそれ以外の字幕 160 件の合計 320 件ずつのデータで構成されている。動画を分析する際には分析対象の動画から字幕を取得し、構築した分類器を用いて各評価項目への分類を行う。

4.2 評価項目別のタグクラウド生成

評価項目別のタグクラウド生成は、4.1 節の方法で分類した動画字幕を用いて行う。まず、ある評価項目に分類された字幕の各行を neologd^{*6}を辞書に設定した MeCab^{*7}を用いて形態素解析する。次に、商品特徴を表す単語の抽出のため、解析結果をもとに名詞・形容詞を抽出し、これらの tf-idf 値の算出を行う。ここでは、ある動画の字幕全体を 1 つの文書として扱い、単語 t の文書 d における tf-idf 値は次の式で求める。

$$\text{tfidf}(t, d) = \text{tf}(t, d) \times \text{idf}(t) \quad (1)$$

ここで、 $\text{tfidf}(t, d)$ は単語 t の文書 d における出現頻度、 $\text{idf}(t)$ は逆文書出現頻度であり、次の式で求める。

$$\text{tf}(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}} \quad (2)$$

$$\text{idf}(t) = \log_{10} \left(1 + \frac{N}{df_t} \right) \quad (3)$$

ここで、 $f_{t,d}$ は文書 d における単語 t の出現回数、 N は文書数、 df_t は単語 t の文書頻度である。最後に、算出した tf-idf 値を元に python ライブラリである word_cloud^{*8}を用いてタグクラウドの生成を行う。

5. 字幕分類器の精度評価

本章では、4.1 節で構築した各評価項目の 2 値分類器の精度評価について述べる。まず、5-fold 交差検証について述べる。次に、3 本のレビュー動画の字幕に対する分類精度の評価とともに、同じ動画字幕を用いて生成したタグクラウドの有用性についての考察を述べる。

5.1 5-fold 交差検証

4.1 節で説明した各項目 320 件で構成されたデータセットを用いて、5-fold 交差検証を行った。各分類器の正解率平均、クラス別の適合率・再現率の平均を表 1 に示す。表の評価指標の値は小数第 4 位を四捨五入して、小数第 3 位まで表示している。表 1 から平均して 8 割程度の正解率で字幕を分類できており、機能・性能、デザイン・見た目、価格・コスパの順に精度が高いことがわかる。また、適合

^{*6} neologd, mecab-ipadic-neologd

^{*7} MeCab, <https://taku910.github.io/mecab/>

^{*8} word_cloud, https://github.com/amueller/word_cloud

表 1 各評価項目の分類器についての 5-fold 交差検証結果の平均
Table 1 Average of 5-fold cross-validation results for classifiers for each evaluation item

分類器の種類	クラス名	正解率	適合率	再現率
機能・性能	機能・性能	0.781	0.805	0.769
	その他		0.777	0.803
デザイン・見た目	デザイン・見た目	0.841	0.847	0.831
	その他		0.833	0.855
価格・コスパ	価格・コスパ	0.978	0.981	0.976
	その他		0.974	0.982

率・再現率は平均して 8 割程度であり、正解率と同様に機能・性能から価格・コスパの順にスコアが高いことがわかる。そして、クラスごとの適合率・再現率の比較により、評価項目の言及への分類の方がその他への分類よりも適合率が高く、再現率が低い傾向にあることがわかる。この結果より、これらの分類器は評価項目に関する言及の 8 割程度を正確に検出することが可能であると考えられる。

5.2 字幕分類器を用いたレビュー動画の分析

本節では 4.1 節で説明した各項目 320 件から成るデータセットで構築した分類器を、ラベル付けしたトースターについての 3 本のレビュー動画の字幕を用いて精度評価を行うことで、提案手法の有用性を評価する。分類器は構築時に利用される乱数のシード値を現在時刻から決定し、同じデータセットで 5 種類の分類器を作成した。各評価項目の分類器についての 5 個のモデルの精度評価結果の平均値を表 2 に示す。表 2 より、いずれの動画でも機能・性能は 8 割程度、デザイン見た目は 7 割程度、そして価格・コスパは 9 割程度の正解率を示している。しかし、評価項目への分類性能に着目すると適合率は 0.078 から 0.610 までに止まっている。対して、再現率は 0.522 から 1.000 を示しており、適合率に比べて全体的に高い傾向にある。また、5-fold 交差検証の結果と比較すると、評価項目への分類において適合率が大幅に低下していることがわかる。この原因としては、訓練データの不足や正解データの不均衡があると考えられる。

これらのレビュー動画の字幕分類結果からタグクラウドを生成し、その有用性について考察する。ただし、動画の字幕分類には、同じデータセットで構築した 5 種類の分類器のうち平均的な性能を示すもの、すなわち表 2 の正解率に最も近い値を示した分類器を利用した。トースターのレビュー動画 3 本をそれぞれ分析し、各評価項目に分類された字幕をもとに生成したタグクラウドを並べたものを動画ごとに図 5、図 6、図 7 に示す。タグクラウド生成時に利用する tf-idf 値はこれらの動画を含めた 7 本のトースターのレビュー動画から計算しており、表示する最大単語数は 50 個に設定している。図 5 の機能・性能のタグクラウドでは「コントロール」や「水分」、「加熱」といった単語が大文字

表 2 各評価項目の分類器についてのレビュー動画字幕に対する分類精度の評価結果

Table 2 Evaluation results for classification of review video subtitles for each evaluation item classifier.

分類器の種類	クラス名	正解率	適合率	再現率	正解ラベル数
動画 1. S 社製トースターのレビュー動画					
機能・性能	機能・性能	0.610	0.522		41
	その他	0.907	0.947	0.950	366
デザイン・見た目	デザイン・見た目	0.710	0.078	0.588	16
	その他		0.977	0.715	391
価格・コスパ	価格・コスパ		0.667	1.000	5
	その他	0.993	1.000	0.993	402
動画 2. B 社製トースターのレビュー動画					
機能・性能	機能・性能	0.862	0.601	0.743	60
	その他		0.952	0.883	331
デザイン・見た目	デザイン・見た目	0.715	0.127	0.682	22
	その他		0.974	0.717	369
価格・コスパ	価格・コスパ	0.975	0.640	0.662	13
	その他		0.988	0.986	378
動画 3. P 社製トースターのレビュー動画					
機能・性能	機能・性能	0.772	0.321	0.947	19
	その他		0.992	0.752	162
デザイン・見た目	デザイン・見た目	0.750	0.311	0.616	25
	その他		0.926	0.772	156
価格・コスパ	価格・コスパ	0.962	0.514	1.000	7
	その他		1.000	0.961	174

で表示されている。これらの単語は、動画内で言及されていたオープントースターの「過熱水蒸気を発生・制御して調理を行う」という機能的な特徴に部分一致している。しかし、「ヘルシオ」などの、それ単体では意味をつかみにくい固有名詞も含まれている。デザイン・見た目のタグクラウドでは、「ソフト」や「切り」、「タンク」や「蒸気」といった単語が大文字で表示されている。「ソフト」・「切り」はパンに関連した単語、「蒸気」は機能・に関連した単語であるため、これらはデザインに関係がない単語である。しかし、「タンク」については、「水タンクが前に出すタイプ」というデザイン的な特徴に部分一致している。価格のタグクラウドでは「カット」の一文字しか表示されていない。これは、「3 万円」などが、名詞・形容詞の抽出過程で除外されてしまった結果である。図 6 の機能・性能のタグクラウドでは「リベイクモード」などの機能的な特徴を一部表示できている。デザイン・見た目のタグクラウドでは「クリームパン」などの動画内で扱った食品名が多く、デザインに関する単語は見られない。「価格・コスパ」のタグクラウドでは「安い」、「高い」などの価格に関連した単語が表示できているが、何が安い・高いのかは掴めない。図 7 の機能・性能のタグクラウドからは、「冷凍」や「調理」が大文字で表示されているが、「冷凍」はパンを指す語で、「調理」は商品特徴ではない。デザイン・見た目のタグクラウドでは「冷凍」、「食パン」が大文字で表示されているが、パンに関する単語でありデザインに関係がない。価格・コスパのタグクラウドでは「スター」や「切り」、「今回」や「網の目」が大文字で表示されているが、いずれも価格には関係がない単語である。したがって、機能・性能のタグクラウドに関しては商品特徴の一部を読み取ることができ、一

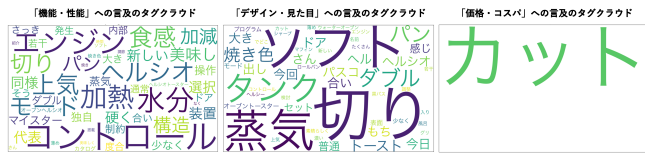


図 5 S 社製トースターのレビュー動画のタグクラウド

Fig. 5 Tag cloud for review videos of Company S's toasters.

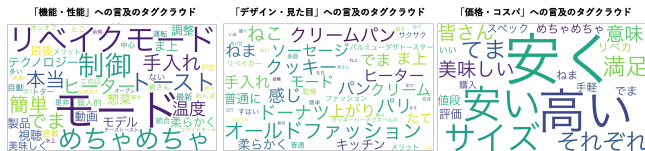


図 6 B 社製トースターのレビュー動画のタグクラウド

Fig. 6 Tag cloud for review videos of Company B's toasters.

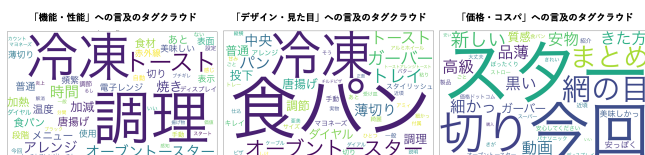


図 7 P 社製トースターのレビュー動画のタグクラウド

Fig. 7 Tag cloud for review videos of Company P's toasters.

定の有用性があると考えられるが、デザイン・見た目、価格・コスパに関しては関係のない単語が多い。デザイン・見た目の結果については表 2 の適合率が全動画平均で 1 割程度であるため、関係がない字幕が多く混ざってしまったことが原因であると考えられる。また、価格・コスパの結果については表 2 の適合率が全動画平均で 6 割程度あるため、分類後字幕から名詞・形容詞のみを抽出していることが原因であると考えられる。

6. おわりに

本稿では、レビュー動画の字幕を機械学習モデルを用いて商品評価項目に分類し、分類結果からタグクラウドを生成する手法を提案した。字幕分類の精度評価では、データセットを用いた 5-fold 交差検証および構築したモデルの動画字幕に対する分類精度の評価を行った。5-fold 交差検証では各評価指標で平均して 8 割程度のスコアが確認されたが、動画字幕に対する分類精度は十分とは言えない結果となった。また、動画字幕からのタグクラウド生成結果については、機能・性能の結果からは評価項目に関連した単語を確認できたが、その他の項目については関係がない単語が多い結果となった。

今後の課題は字幕分類器の精度向上およびタグクラウド生成時の単語抽出手法の改善である。特に、価格・コスパの特徴量の提示については、商品が「高い」または「安い」と言及されている根拠を提示可能な手法の単語抽出手法の開発が必要である。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費（課題番号：22K12281）および京都産業大学先端科学技術研究所（人間情報学研究センター）共同研究プロジェクト（M2301）の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] デジタルで支える暮らしと経済，令和 3 年 情報通信白書，総務省
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/html/nd121310.html>
- [2] 山口 史弥，上田 真由美，中島 伸介，レビュー動画内における商品特徴量分析手法の開発，DEIM2023 1b-1-3, 2023.
- [3] 山口 史弥，上田 真由美，中島 伸介，レビュー動画内における商品特徴量分析手法の開発，DEIM2024 T3-A-4-02, 2024.
- [4] 鴫田 和士，上田 真由美，中島 伸介，動画に対する評価項目別スコアを用いた直感的動画検索システム，DEIM2022 C21-5, 2022.
- [5] Abbi Nizar Muhammad et al., “Sentiment Analysis of Positive and Negative of YouTube Comments Using Naïve Bayes – Support Vector Machine (NBSVM) Classifier,” International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE), 1570571406, 2019.
- [6] Rahul Pradhan, “Extracting Sentiments from YouTube Comments,” 2021 Sixth International Conference on Image Information Processing (ICIIP), pp. 142-145, 2021.
- [7] Tanjim Ul Haque et al., “Sentiment Analysis on Large Scale Amazon Product Reviews,” IEEE International Conference on Innovative Research and Development, 2018.
- [8] Yuniarta Basani et al., “Application of Sentiment Analysis on Product Review E-Commerce,” International Conference on Advance and Scientific Innovation (ICASI), 1175 (2019) 012103, 2019.
- [9] Zhu Zhang, Balaji Varadarajan, “Utility Scoring of Product Reviews,” Proceedings of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management (CIKM '06), pp. 51–57, 2006.
- [10] Christopher Scaffidi et al., “Red Opal: Product-Feature Scoring from Reviews,” Proceedings of the 8th ACM conference on Electronic commerce (EC '07), pp. 182–191, 2007.
- [11] Madhav Agarwal, Prince Kumar Chaudhary, Shubham Kumar Singh, Charvi Vij, “Sentiment analysis dashboard for social media comments using BERT,” 2023 International Conference on Advancement in Computation & Computer Technologies (InCACCT), pp. 292-298, 2023.
- [12] Dwi Fimoza, Amalia Amalia, T. Henny Febriana Harumy, “Sentiment analysis for movie review in Bahasa Indonesia using BERT,” 2021 International Conference on Data Science, Artificial Intelligence, and Business Analytics (DATABIA), pp. 27-34, 2021.
- [13] 山本 大介，増田 智樹，大平 茂輝，長尾 確，タグクラウド共有に基づく協調的映像アノテーション，人工知能学会論文誌，Vol.25, No.2, pp.243-251, 2010.
- [14] 松崎 友見，波多野賢治，EC サイトにおける購買行動促進のための重要語抽出とタグクラウド生成，情報処理学会研究報告，Vol.2014-IFAT-114, No.10, pp.1-6, 2014.
- [15] 岩下 志乃，中島佑介，自動タグ付けによるニュースサイト記事の分類と検索手法，第 25 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，2009.