

レビュー動画内における商品特徴量分析手法の開発

山口 史弥[†] 上田真由美^{††,†††} 中島 伸介^{††††}

[†] 京都産業大学 先端情報学研究科 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 流通科学大学 経済学部 〒651-2188 兵庫県神戸市西区学園西町 3-1

^{†††} 大阪大学 サイバーメディアセンター 〒560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1 番 32 号

^{††††} 京都産業大学 情報理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

E-mail: ^{††}2286211@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}Mayumi_Ueda@red.umds.ac.jp, ^{††††}nakajima@cc.kyoto-su.ac.jp

あらまし オンラインショッピングには、購入した商品が期待したものと異なるといったリスクが存在する。そこで商品の実際の使用感をよりの確に把握することのできるレビュー動画を参考にするユーザも増えているが、投稿数が多く本当に知りたい情報を効率的に視聴するのは困難である。そこで本研究では、オンラインショッピングの際にどのレビュー動画を視聴すべきかを容易にするレビュー動画推薦システムの開発に取り組んでいる。具体的には、レビュー動画内で述べられている商品の特徴分析を行い、ユーザに提示することで、効率的な動画視聴を実現する。本稿では、レビュー動画の字幕とコメントに基づく商品の特徴分析と言及箇所の特定手法を開発したので報告する。

キーワード レビュー動画, 情報抽出, 自動スコアリング, コメント分析, YouTube

1 はじめに

近年, Amazon¹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, オンラインサイトでは実店舗と異なり, 商品を手に取って確認することができないというデメリットがある(図 1 参照)。例えば, オンラインショッピングでは, 商品の説明画像や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。ここには, 視覚的な大きさの比較ができないような商品画像やレビュー欄による文字だけの情報を参考に商品を購入した場合, 期待していたものと異なるといったリスクが存在する。そこで最近では, レビュー動画の投稿数も増えており, 従来のレビューよりも使用感をよりの確に把握することから, これを参考にするユーザも増えている。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, 文字や商品画像のみでは伝わらない情報が得られる。ただし, 図 2 の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。オンラインショッピング時にレビュー動画を閲覧する場合, 該当商品を購入するための判断基準となる複数の特徴の項目(以下, 「特徴項目」と呼ぶ)のうち, 特定の特徴項目に対するレビューの有無が重要である。

以上の背景より, 各動画が商品のどの特徴項目に秀でて述べられているかという点について動画を再生する前にユーザに提示することができると, 効率的に動画を視聴することができる。例えば, 冷蔵庫の購入を検討する場合, 複数の特徴項目 { 例: 使用感, 大きさ, 運転音, 機能 } のうち, どの項目に関するレビューをチェックしたいのかは, ユーザによって異

なる。そこで, 各レビュー動画において, どの特徴項目がどの程度の割合でレビューされているか(以下, 「特徴量」と呼ぶ), 動画中のどこで言及されているか提示することを目指す。本稿で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特徴量分析手法とその特徴項目の言及箇所の特定手法について説明する。また, 提案手法の有用性を検証した精度評価実験とその結果, 開発したレビュー動画の特徴量分析システムとそのシステムユーザビリティについて検証した実験と結果について報告する。

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元に, ユーザの直感に基づく動画検索を可能にする先行研究 [2] が行われている。鴛田らは, 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, 直感に基づく動画検索を目的としているが, 本研究ではレビュー動画の内容分析を目的としている。

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 [3] らは, 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 [4] 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

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

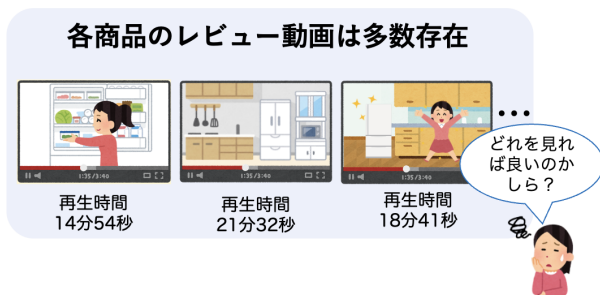


図2 レビュー動画閲覧時における問題

やすくする取り組みを行っている。

Siersdorfer [5] らは、機械学習手法を用いた YouTube の動画等に対するコメント分析手法を提案している。包括的な意見の極性を抽出したり、将来高い評価を受ける可能性のあるコメントの予測、コメントからコミュニティに悪影響を及ぼす可能性のあるユーザーの分析を提案している。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う。

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 [6] らは、Amazon データセットを用いて教師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 [7] らは、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 [8] らは、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う。

さらに、レビュー分析に基づく評価表現別自動スコアリング手法に関する従来研究として、松波らは、コスメアイテムに特化した評価表現辞書を構築し、レビュー自動スコアリング手法を開発した [9]。

同様に、谷口らはコスメアイテムに特化した評価表現辞書の改良に取り組み、Word2Vec に基づく評価表現辞書を構築す

ることによる効率的な自動スコアリングについて検討している [10]。

これらの研究では、コスメアイテムに特化した評価表現辞書を使用したレビューのスコアリングシステムを提案しているが、本研究ではレビュー動画を対象として特徴項目辞書を用いた、商品の特徴量分析を提案している。

加えて、オンラインショッピングでは、ユーザー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ー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 [11]。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、レビュー動画の推薦を目的としている。

以上より、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、本研究で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う。

3 特徴項目別のスコアリング方式

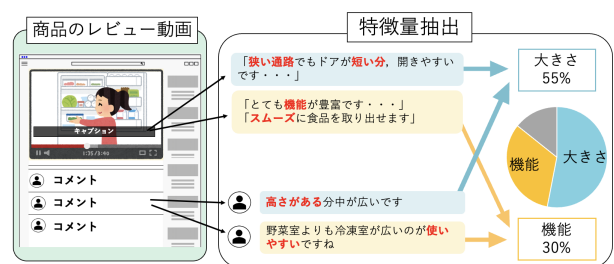


図3 レビュー動画の商品特徴量分析手法処理イメージ

本節では、提案システムの概要について説明する。

近年では、動画共有サイトとして YouTube³が有名である。上記サイトには膨大な動画が日々アップロードされており、商品のレビュー動画の公開や視聴も盛んに行われている。オンラインショッピング時にレビュー動画を閲覧する場合、該当商品を購入するための判断基準となる複数の特徴の項目（以下、単に

3: YouTube, <https://www.youtube.com/>

「特徴項目」と呼ぶ)のうち、特定の特徴項目に対するレビューの有無が重要である。例えば、冷蔵庫の購入を検討する場合、複数の特徴項目 { 例: 大きさ, 機能, 運転音, 使用感 } のうち、どの項目に関するレビューをチェックしたいのかは、ユーザによって異なる。そこで、各レビュー動画において、どの特徴項目がどの程度の割合でレビューされているかを提示することを目指す。

図3には、商品特徴量分析手法の処理イメージを示している。レビュー動画から取得した字幕情報とコメントを元に、レビュー動画から得られる情報を円グラフの形で割合としてユーザに提示している。

レビュー動画における特徴項目の割合を提示するための処理の詳細を以下で説明する。

3.1 特徴項目辞書の構築



図4 レビュー動画における特徴項目の自動スコアリング

図4の中央に示すような辞書を構築する。辞書には、商品の特徴項目ごとに、その特徴項目を支持する単語が複数登録されている。ここで例として、対象とする商品を「冷蔵庫」とした場合の特徴項目辞書の構築を考える。はじめに、特徴項目を決定する。ここでは冷蔵庫を購入するための判断基準となる複数の特徴項目として { 例: 大きさ, 機能, 運転音, 使用感 } を決定したとする。次に、決定した特徴項目ごとに、その特徴項目を支持する単語を登録する。「大きい」や「広い」という単語は特徴項目「大きさ」に格納され、「耐久」という単語は「機能」に格納される。ここで登録された単語は、後にレビュー動画の特徴項目を分析する際のキーワードとなる。最後に、辞書に登録されたそれぞれの単語に重要度スコアを付与する。重要度スコアの付与は、それぞれの単語が各特徴項目に関連度が高いほど大きいスコアを付与する。例えば、特徴項目「大きさ」を表す単語として、「大きい」というキーワードが登録されているが、この表の中で最も高い「5」という値が設定されている。これは「大きい」という単語がレビュー動画中で出現した際に、特徴項目「大きさ」をより支持するキーワードになり得ると考えられるためである。以上のようにして構築した特徴項目辞書は後の特徴量分析に用いられる。

3.2 字幕情報及びコメントの取得

図4の左側では、レビュー動画から字幕とコメントを取得している。レビュー動画の特徴量分析では、動画に付与された字幕情報およびその動画に対する視聴者のコメント文を分析する。

したがって、分析対象の動画に付与された字幕情報とその動画に対して投稿されたコメントを取得する必要がある。字幕情報およびコメントの取得には YouTube Data API [12] を使用した。取得した字幕とコメントは分析対象テキストとして特徴量分析に使用される。

3.3 レビュー動画における各特長量の算出

3.2節で取得した分析対象テキストと3.1節で構築した特徴項目辞書を用いてレビュー動画における特徴量を算出する。まず、動画に付与された字幕文とコメント文における特徴表現の有無を、構築した辞書を用いて確認する。各文に特徴表現が存在する場合には、その表現は辞書を参照しどの特徴項目に対する表現かを判定する。次に、特徴項目辞書の重要度スコアを参照し、判定された特徴項目にその重要度スコアを付与する。以上を繰り返すことで、すべての字幕情報およびコメント文の各特徴量を算出する。特徴項目別に付与された重要度スコアを集計することで特徴量を算出する。図4においては、レビュー動画から取得した分析対象テキストに対して、特徴項目辞書に登録されたキーワードと一致する表現が存在する場合、設定されている重要度スコアをその特徴項目に付与している。これを全ての文章に対して行うことで、最終的に特徴項目ごとに合計値を求め、このレビュー動画内での各商品特徴量を算出する。

3.4 レビュー動画における各特長項目の割合算出

3.3節で算出した各特徴量によるレビュー動画における各特徴項目の割合算出について述べる。

3.3節で算出された特徴量は各特徴量は単体では意味を持たない。そのため、動画内での各特徴の割合を算出する。これを特徴項目割合として、最終的には円グラフの形でユーザに提示する。各特徴量割合の算出式は次のとおりである。

$$\text{特徴量割合} = \frac{\text{特徴量}}{\text{全特徴量の合計}} \quad (1)$$

以上の処理を行うことで、図3に示すような特徴項目割合の提示を可能とするシステムの構築を目指す。

3.5 レビュー動画の商品特徴量分析システムの開発

本節では、3節での提案手法を基に開発したレビュー動画の特徴量分析システムについて概要を説明する。

3.5.1 レビュー動画特徴量分析システムで使用するデータ

本システムに格納したデータは、YouTube から取得した30本分の動画データである。本システムの対象とした商品カテゴリについては3.5節4.2節に示している。3商品カテゴリの商品において、それぞれ10本の動画を分析対象としている。

提案手法における分析対象テキストのためのデータとして、各レビュー動画ごとに自動字幕、動画に対して投稿されたコメントを取得している。その他、提案システムにおいて動画データをユーザに提示するために、レビュー動画ごとのタイトルやサムネイル画像、再生時間等の詳細情報を取得している。

3.5.2 商品特徴量分析システムの分析対象とする

商品カテゴリと特徴項目

レビュー動画の商品特徴量分析システムの評価対象とした商

品カテゴリは次に示す 3 点である。

- (1) デスク
- (2) キャンピングテント
- (3) iPad

これらの商品カテゴリを分析対象としている理由は次のとおりである。

ここに示すカテゴリにおける商品は、オンラインショッピングにおいて購入前に重要な情報が分からない可能性が高いものである。1. デスク や 2. キャンピングテント であれば、大きさについて問題になる可能性が高い上、使用前に組み立てが必要なものとなる。3. iPad は、精密機器として価格が高価な商品となる。

次に、これらの商品カテゴリに対して、特徴量分析を行うための特徴項目をそれぞれ 5 つ決定した。1. デスク、2. キャンピングテント のレビュー動画に対して特徴量分析を行う特徴項目とその概説を表 1 に示す。3. iPad のレビュー動画に対して特徴量分析を行う特徴項目とその概説を表 2 に示す。

| 表 1 デスク/キャンピングテントの特徴項目 | |
|------------------------|------------------|
| 特徴項目 | 説明 |
| 大きさ | 視覚的な大きさや広さ、高さや面積 |
| 機能 | 耐久性や強度、付加機能、性能 |
| デザイン | 色や見た目の質感 |
| コスパ | 価格や値段・対価値価格 |
| 組み立て | 組み立て方法や設置、設置方法 |

| 表 2 iPad の特徴項目 | |
|----------------|-------------|
| 特徴項目 | 説明 |
| 重量 | 重さや持ち運びやすさ |
| カメラ | カメラ性能や写真の画質 |
| サウンドクオリティ | スピーカー性能や音質 |
| デザイン | 色や見た目の質感 |
| コスパ | 価格や値段、対性能価格 |

3.5.3 レビュー動画の商品特徴量分析システムの概要

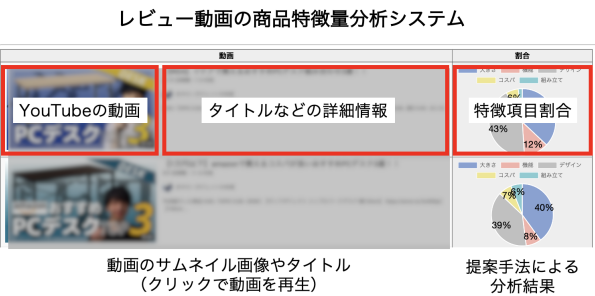


図 5 レビュー動画の商品特徴量分析システム

レビュー動画の商品特徴量分析システムにおける表示画面の一部を図 5 に示す。これは、1. デスク のレビュー動画を検索した時の様子である。図 5 左側には、分析対象となったレビュー動画のサムネイル画像やタイトルが表示されている。右側には、各動画ごとに 3 節で説明した提案手法によるレビュー動画の商

品特徴量分析結果が提示されている。商品特徴量分析結果は割合として算出され、円グラフとしてパーセンテージで提示されている。

4 評価実験

本節では、3 節で提示したレビュー動画の特徴量抽出手法と 3.5 節のレビュー動画の商品特徴量分析システムに関して行った評価実験とその結果について報告する。

実施した評価実験は 2 点で、提案手法の精度評価と提案システムのユーザビリティ評価である。精度評価では、実際にレビュー動画を視聴した際に各特徴項目に関する情報がどの程度得られるかという点を Ground Truth として、提案手法による結果がどの程度一致しているか検証を行う。システムユーザビリティ評価では、3.5 節で開発した提案システムを System Usability Scale (SUS) アンケートを使用して評価する。

4.1 レビュー動画の商品特徴量分析手法の精度評価

ここではレビュー動画の商品特徴量分析手法の精度評価について実験概要とその結果を述べる。

4.1.1 実験概要

被験者にはレビュー動画を視聴してもらい、各特徴項目の情報が感覚的にどの程度含まれていたかを回答してもらう。これを、3 つのカテゴリより 1 本ずつ動画を指定し、合計 3 本の動画について回答してもらう。被験者の回答した結果の平均値を Ground Truth データとして使用する。最終的に Ground Truth による特徴項目割合と、提案手法による特徴項目割合を比較し、どの程度一致しているかを検証する。両者の数値が一致しているほど提案手法の有効性が高いと言える。

Ground Truth による特徴項目割合と提案手法による特徴項目割合の比較尺度には、相関係数とコサイン類似度を使用する。相関係数は-1 から 1 の範囲で算出され、0 より値が大きければ相関があると言うことができる。コサイン類似度は、それぞれの要素にマイナスは存在しないため 0 から 1 の間で算出される。つまり、0.5 より大きい値であれば両者は類似していると言うことができる。この場合、両者の数値には相関・類似性があることから提案手法による特徴量分析の有効性が確認できる。

今回は、字幕のみを分析した結果と、字幕とコメントの両方を分析対象とした結果を提案手法として検証を行う。

4.1.2 実験結果

それぞれのレビュー動画に対する評価結果を表 4、図 6、表 5、図 7、表 6、図 8 に示す。

結果に示す表には Ground Truth と提案手法の各特徴項目における割合をパーセンテージで示している。また、その表の右側には、Ground Truth と提案手法の相関係数とコサイン類似度を示している。結果に示す図は、Ground Truth と提案手法による特徴項目割合を折れ線グラフにしたものである。

表 4、図 6、表 5、図 7 より、デスクに関するレビュー動画とキャンピングテントに関するレビュー動画においては、提案手法の値は Ground Truth と概ね一致していることが分かる。相

表 3 System Usability Scale の質問項目と得点

| # | 質問項目 | 平均値 (1 - 5) |
|----|-------------------------------------|----------------|
| 1 | この Web サイトを頻繁に使用したいと思う | 4.18 |
| 2 | この Web サイトは不必要に複雑だった | 1.64 |
| 3 | Web サイトが使いやすいと感じた | 4.27 |
| 4 | この Web サイトを利用するには、技術者のサポートが必要だと思う | 1.55 |
| 5 | この Web サイトの様々な機能はうまくまとまっていると思う | 4.18 |
| 6 | この Web サイトには矛盾がとて多いと感じた | 1.73 |
| 7 | ほとんどの人がすぐに使いこなせるようになる Web サイトだと思う | 4.63 |
| 8 | この Web サイトは使うのがとても面倒だと感じる | 1.55 |
| 9 | 自信をもってこの Web サイトを操作できた | 4.45 |
| 10 | この Web サイトを使いこなすには事前にたくさんの知識が必要だと思う | 1.64 |

表 4 デスクの動画に対する精度評価結果 (単位: %) と相関係数・コサイン類似度

| | 大きさ | 機能 | デザイン | コスバ | 組み立て | 相関係数 | コサイン類似度 |
|-------------------|-----|----|------|-----|------|------|---------|
| Ground Truth | 13 | 9 | 11 | 42 | 25 | | |
| 提案手法 (字幕+コメント) | 10 | 9 | 2 | 54 | 26 | 0.98 | 0.98 |
| 提案手法 (字幕のみ) | 13 | 11 | 1 | 48 | 27 | 0.97 | 0.98 |

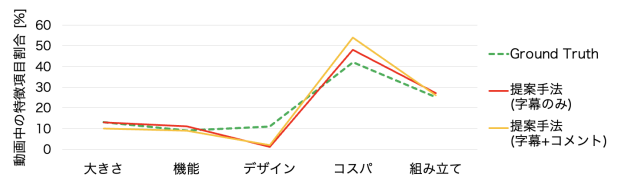


図 6 デスクの動画に対する精度評価実験結果

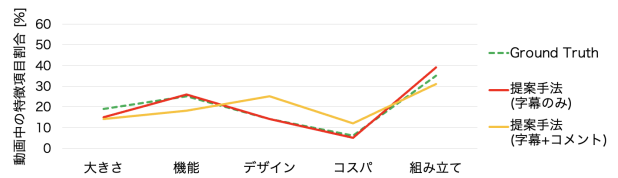


図 7 キャンピングテントの動画に対する精度評価実験結果

表 5 キャンピングテントの動画に対する精度評価結果 (単位: %) と相関係数・コサイン類似度

| | 大きさ | 機能 | デザイン | コスバ | 組み立て | 相関係数 | コサイン類似度 |
|-------------------|-----|----|------|-----|------|------|---------|
| Ground Truth | 19 | 25 | 14 | 6 | 35 | | |
| 提案手法 (字幕+コメント) | 14 | 18 | 25 | 12 | 31 | 0.70 | 0.95 |
| 提案手法 (字幕のみ) | 15 | 26 | 14 | 5 | 39 | 0.99 | 0.99 |

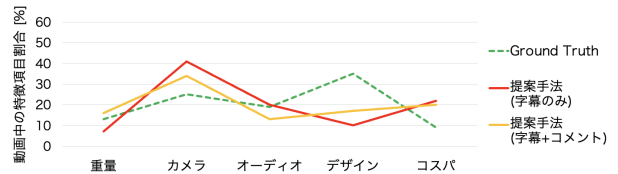


図 8 iPad の動画に対する精度評価実験結果

関係数とコサイン類似度は非常に高い値が出ている。グラフを確認しても、提案手法の折線は Ground Truth の折線とおおよそ同じ形を描いていることが分かる。

しかし、iPad に関するレビュー動画においては結果が大きく異なる。表 6 を確認すると、このレビュー動画においては、相関係数の値が非常に低く出ている。これは、Ground Truth と提案手法の値に相関がほとんどないことを示している。しかし、コサイン類似度を確認すると数値は少し改善していることから、2 種のデータはある程度類似していると言える。図 8 を確認すると、左側の特徴項目より「重量」「カメラ」「オーディオ」では折れ線の形は Ground Truth とおおよそ同じ形を描いているが、「デザイン」「コスバ」の特徴項目にて狂いが生じていることが分かる。

表 6 iPad の動画に対する精度評価結果 (単位: %) と相関係数・コサイン類似度

| | 重量 | カメラ | オーディオ | デザイン | コスバ | 相関係数 | コサイン類似度 |
|-------------------|----|-----|-------|------|-----|------|---------|
| Ground Truth | 13 | 25 | 19 | 35 | 9 | | |
| 提案手法 (字幕+コメント) | 16 | 34 | 13 | 17 | 20 | 0.18 | 0.88 |
| 提案手法 (字幕のみ) | 7 | 41 | 20 | 10 | 22 | 0.04 | 0.79 |

4.1.3 考 察

提案手法の精度評価実験の結果をまとめると、Ground Truth と提案手法による結果のコサイン類似度は、評価を行った 3 本の動画全てにおいて高い値が出ていた。つまり、今回評価を行った動画においては Ground Truth と提案手法の間には類似性があるということになる。従って、提案手法はある程度有効で、レビュー動画の特徴量分析が行えていると言える。

ただし、3 本目に評価を行った iPad に関するレビュー動画においては、相関係数が非常に低い値となった。この結果について原因を考察する。結果の図 8 より、5 つの特徴項目より「重量」「カメラ」「オーディオ」では折れ線の形は Ground Truth とおおよそ同じ形を描いているが、「デザイン」「コスパ」の特徴項目にて狂いが生じていることが分かっている。この結果より、5 つの特徴項目のうち、「デザイン」「コスパ」の 2 つの項目を除いた相関を求めると、相関係数は大幅に改善すると予測される。実際に「デザイン」「コスパ」の特徴項目を考慮しない場合の Ground Truth と提案手法の相関係数は、字幕のみ：0.99 / 字幕+コメント：0.97 となる。以上のことから、このような結果になった原因としては、辞書の登録キーワードの一部が特徴量分析に劣っていた可能性が挙げられる。今後の研究にて、評価データ量を増やし、さらなる追加検証が必要であると考えた。

4.2 レビュー動画の商品特徴量分析システムのシステムユーザビリティ評価

4.2.1 実験概要

システムユーザビリティ評価実験では、提案システムの有効性を System Usability Scale(SUS) [13] を用いて評価した。SUS とは、John Brooke が開発したシステムユーザビリティの数値的な評価が可能な尺度である。質問項目は肯定的な質問と否定的な質問を交互に並べた 10 個の質問で構成され、「全く同意できない」の 1 から「非常に同意できる」の 5 段階で回答していただいた。回答の結果は、100 点満点で算出され、システムのユーザビリティを評価することが可能だ。

4.2.2 結果と考察

SUS の質問項目と各質問に対する被験者の回答の平均値を表 3 に示す。図 9 は、最終的に算出されたレビュー動画の商品特徴量分析システムの SUS スコアの解釈を示している。

| 提案システムのスコア | | グレード表 | | |
|------------|-------|-----------|-------|------------------|
| | | SUS score | Grade | Adjective Rating |
| 平均値 | 84.09 | > 80.3 | A | Excellent |
| 標準偏差 | 8.61 | 68 - 80.3 | B | Good |
| | | 68 | C | Okay |
| | | 51-68 | D | Poor |
| | | < 51 | E | Awful |

図 9 提案システムの SUS スコア

評価実験の結果、提案システムのスコアは 84.09 となった。各被験者間の標準偏差は 8.61 である。図 9 の右側に示すグレード表より、提案システムの評価は A: Excellent である。

提案システムのスコアはグレード表においては平均的な 68

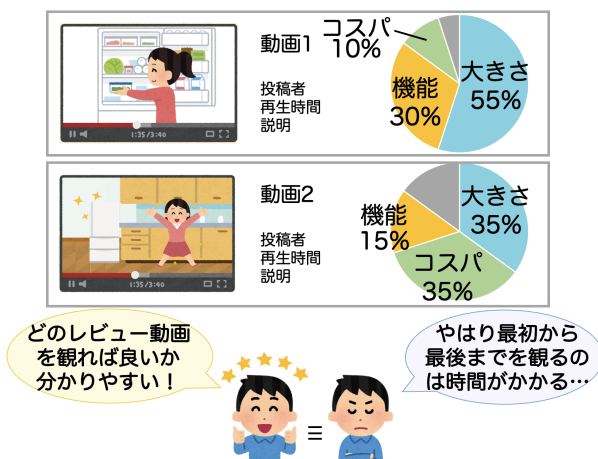


図 10 特徴量分析結果の円グラフのみの提示による課題



図 11 特徴項目に関する言及箇所提示のイメージ

よりも大幅に高く、標準偏差は 8.61 だったため、これを考慮してもシステムユーザビリティの高いシステムを提案できていると言える。

表 3 より、SUS アンケートの質問項目において、特に低い評価を得た質問項目は存在しなかった。従って、現在は総合的に見てシステムユーザビリティの高いシステムを提案できていると考えられる。今後の研究において提案システムの機能追加などが見込まれるが、高いシステムユーザビリティを維持したいと考える。

5 商品の特徴項目に関するレビュー動画内での言及箇所の特定手法

5.1 特徴項目に関する言及箇所提示の背景

3 節では、特徴項目の言及量を分析することで動画の視聴効率を高めることができるようになった。これにより、ユーザは大量にあるレビュー動画から本当に視聴したい動画を選択することが容易になる。

しかし、図 10 のように動画の割合が提示されたとしても、動画のどの部分を視聴すれば良いかまでは分からない。それぞれの動画を最初から最後までを視聴するには時間がかかり、動画中で自分の視聴したい場面を探すには手間がかかる。そこで、より短時間で知りたい情報を得るには図 11 のような言及箇所

の提示が有効であると考える。次節ではユーザが視聴したいと思った特徴項目に関する言及箇所の特定手法について述べる。

5.2 言及箇所の特定方法

商品の特徴項目に関するレビュー動画内での言及箇所の特定は、特徴項目に関する表現が集中して出現する箇所を発見し、ユーザに提示することで行う。

言及箇所の特定には、特徴項目辞書と時間軸情報が付与された字幕を用いる。評価表現辞書に登録されたキーワードが字幕中出现した際に、その時刻を収集する。時刻の収集は特徴項目ごとに行う。次に、この時刻が集中して出現する箇所を探索する。これにより特徴表現ごとに関連するキーワードが集中して出現する時刻を特定することが可能になる。

以上のようにして各特徴項目について言及された時刻を提示することで、言及箇所の特定とユーザへの提示が可能となる。

6 おわりに

本稿では、オンラインショッピング支援のためのレビュー動画の商品の特徴分析と言及箇所の特定手法について提案した。特徴項目辞書を用いたレビュー動画の商品特徴量分析は、閲覧すべきレビュー動画の判定を容易にする。また、提案手法の精度検証と提案システムの検証実験を行った。評価結果は、高評価となったことから、提案手法と提案システムにおける有効性を確認することができた。

今後の課題としては、特徴項目辞書の拡充によるレビュー動画の商品特徴量分析手法の精度向上が挙げられる。また、評価実験結果を基にした、提案手法の機能追加と改善を実施する予定である。加えて、本研究の本来の目的であるオンラインショッピング支援のための有効性の検証実験を行う。

謝 辞

本研究の一部は、科研費（課題番号：19K12243, 20H04293, 22K12281）および京都産業大学先端科学技術研究所（ヒューマン・マシン・データ共生科学研究センター）共同研究プロジェクト（M2001）の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

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] 鍋田 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.
- [3] 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)(IEEE) 1570571406, 2019.
- [4] Rahul Pradhan. Extracting Sentiments from YouTube Comments, 2021 Sixth International Conference on Image Infor-

- mation Processing (ICIIP)(IEEE),142-145, 2021.
- [5] Stefan Siersdorfer, Sergiu Chelaru, Jose San Pedro, Ismail Sengor Altingovde, and Wolfgang Nejdl. Analyzing and mining comments and comment ratings on the social Web. ACM Trans. Web 8, 3, Article 17 (June 2014), 39 pages. 2014.
- [6] Tanjim Ul Haque et al. Sentiment Analysis on Large Scale Amazon Product Reviews. IEEE International Conference on Innovative Research and Developmen, 2018.
- [7] Yuniarta Basani et al. Application of Sentiment Analysis on Product Review E-Commerce. International Conference on Advance and Scientific Innovation (ICASI), 1175 (2019) 012103
- [8] Zhu Zhang, Balaji Varadarajan. Utility Scoring of Product Reviews. CIKM '06: Proceedings of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management November 2006 Pages 51–57, 2006.
- [9] Yuuki Matsunami et al. Explaining Item Ratings in Cosmetic Product Reviews. International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2016 Vol I(IMECS 2016), 2016.
- [10] Yuna Taniguchi et al. A Research on Constructing Evaluative Expression Dictionaries for Cosmetics Based on Word2Vec. iiWAS2021, 2021.
- [11] Christopher Scaffidi et al. Red Opal: Product-Feature Scoring from Reviews. EC '07: Proceedings of the 8th ACM conference on Electronic commerce, June 2007, Pages 182–191, 2007.
- [12] YouTube Data API
<https://developers.google.com/youtube/v3/getting-started>
- [13] Brooke, J. 1996. “SUS: A “quick and dirty” usability scale”. In Usability evaluation in industry, Edited by: Jordan, P. W., Thomas, B. A. Weerdmeester and McClelland, I. L. 189–194. London: Taylor & Francis.