

YouTube コメントを用いた動画の感情推定

ルールベース及びBERTの精度比較

菅野 祐希[†] 坂野 遼平^{††}

[†] 工学院大学情報学部情報通信工学科 〒192-0015 東京都八王子市中野町 2655-1

^{††} 工学院大学大学院工学研究科情報学専攻 〒192-0015 東京都八王子市中野町 2665-1

E-mail: [†]tj019103@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}banno@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし YouTubeは多くの人が閲覧する動画共有サイトである。動画から得られる感情が分かればユーザビリティの向上に活用できる。本研究では、YouTubeの動画コメントからBERTとルールベースの2つの手法を用いて動画の感情推定を行う方法を提案する。動画350本のコメントを利用しファインチューニングを行ったBERTを利用し、コメントの感情を推定するモデルを実装した。ルールベースでは日本語感情表現辞書を利用して感情値を算出した。評価用データとして100名にアンケートを取り、感情値を取得した。コサイン類似度を用いた評価の結果、BERTはルールベースよりも高い精度で感情推定を行うことが出来た。

キーワード テキスト分類, 可視化・データ分類・クラスタリング, マルチメディア
提案する。

1 はじめに

近年、スマートフォンの普及は急速に進み、全世界でのスマートフォンの普及率が88.6% (2021年時点) と高い数値を示している [1]。メディアとしてもテレビの視聴者率をインターネットの利用者率が2年連続で上回る結果となっている。このことから、インターネットが非常に幅広い年代層に普及していることがわかる。中でもYouTube¹のアクティブユーザ数は2022年1月時点で全世界で25億6200万人となっている [1]。日本国内でもユーザ数が7000万人を突破し、日本でも非常に人気の動画共有サービスである [2]。YouTube上には2016年の時点で20億本の動画が存在しているという調査結果が存在している [3]。3500億円の経済効果や10万人相当の雇用を生み出したという調査結果も存在する [4]。

動画というメディアが人に与える影響は大きく、動画が感情を動かすのに適したメディアであることはGrossら [5] によって説明されている。YouTube上に「笑える動画」「泣ける動画」などのコンテンツも存在していることから、YouTube上の動画を感情を動かすためのツールとして利用しているユーザが存在することがわかる。

本研究では動画から得られる感情について着目する。動画から得られる感情を取得出来れば、関連動画の精度の向上などのユーザビリティの向上やビジネス、マーケティングへの活用などに利用することが出来る。しかし、動画のサムネイルやタイトルから感情を得ることは難しい。多くのユーザからの感想や意見から一般性の高い印象を取得し、利用することが出来れば客観的な印象を取得できると考え、動画のコメントを利用する。YouTubeの動画のコメントからBERTおよびルールベースの2つの自然言語処理の手法を用い動画の感情推定を行う手法を

2 関連研究

堺らの研究 [6] では、YouTube上の炎上動画を判別する手段として動画のコメントを利用することを提案している。ニコニコ動画²での炎上動画の自動検出の技術をYouTubeを対象とする形で応用したのとなっている。炎上している動画にはネガティブな言動が多く含まれているという点に着目した考え方である。動画に付加されているコメントを、感情辞書を用いて-1から+1までの範囲で感情数値を付与する。そして、その数値からコメント全体のポジティブ・ネガティブの値を判別している。また、Word2Vecに代表される単語の分散表現を取得する手法を利用することも提案している。

中澤らの研究 [7] では、BERTによる感情推定の手法とその有効性について精度を確かめている。Wikipediaを利用して学習を行ったBERTモデルを利用している。読売新聞のニュースを短文に分けたものをGoogle Formsで7段階の尺度でポジティブ・ネガティブを評価させ、500個の正解ラベル付きの教師データを取得している。これらを用いてファインチューニングを行ったBERTのモデルを利用して感情の値を判定している。比較として、構文解析を用いた感情値判定と形態素解析による動詞および修飾部の極性値による感情極性推定を行っている。

3 提案手法

本提案手法では、感情を日本語感情表現辞書 (JIWC-Dictionary) [9] に基づき、「悲しい」「不安」「怒り」「嫌悪感」「信頼感」「驚き」「楽しい」の7つに分類する。感情値は7次元のベクトルとして算出する。提案手法の全体図を図1に示す。

1 : <https://www.youtube.com>

2 : <https://www.nicovideo.jp>

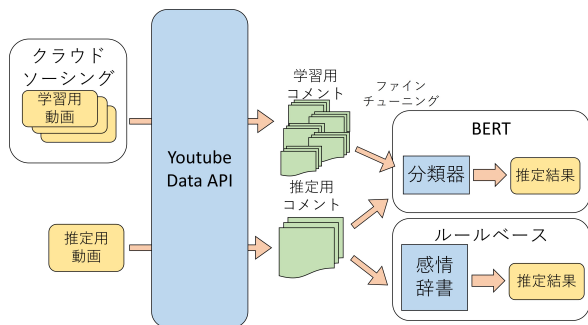


図1 提案手法概要

3.1 コメントデータの収集

本研究では、Google社の提供するYouTube Data API v3³を利用し、動画からコメントデータを取得している。クラウドソーシングを利用し、50人から7つの感情を与える動画を1本ずつ収集し、動画350本分の動画IDを収集する。動画IDを利用することで、YouTube Data APIから任意の件数のコメントを取得することが出来る。BERTの入力可能なトークン数に上限が存在するため、各動画から100件ずつ、各感情500件、合計3500件のコメントを収集した。テキストをルールベース、BERTで処理しやすいように前処理として数字、記号、UR L、顔文字等の除去を行う。

3.2 BERT

本研究では、BERTの事前学習に東北大学乾研究室の提供している事前学習済みモデル[8]を利用している。学習用のテキストが入っているファイルと同名のカテゴリリストを作成し、カテゴリリストと同名のファイルからカテゴリリストと同名の感情名が先頭に表記されているファイルを読み込み、ファインチューニングを行う。ファインチューニングを行った後、推定を行うためのテキストファイルを入力することによって、7つの感情値を算出し表示を行う。

3.3 ルールベース

日本語感情表現辞書を利用する。辞書には単語と対応する7次元の感情ベクトルが付加されている。前処理を行ったコメントをJanomeを利用し分かち書きする。分かち書きされたコメントを入力として、日本語感情表現辞書内の単語と一致する単語を探索する。辞書内の単語と一致した場合、単語に付加されている7次元の感情ベクトルを足す。コメント内の形態素全てに同様の処理を繰り返し、最終的に算出された感情ベクトルを動画の感情値として算出する。

4 評価

4.1 実験方法

4.1.1 評価用データ

感情推定の精度を検証する際に、以下の3つの動画について

クラウドソーシングを利用し100名にアンケートを行った。3つの動画は異なる感情を与えると予想したものを選定した。

- 動画1: 【衝撃】火山にゴミを捨てて処理する場合に起こること (VIENCE バイエンス)⁴
- 動画2: back number - 手紙 (full)⁵
- 動画3: 貫禄ありすぎて、父親と間違われる引きこもり生徒【ジェラードン】⁶

クラウドソーシングを用いて100名にアンケートを行った。推定用動画3本から得られる7種類の感情について、得た感情の強さを0から4の5段階で評価してもらった。数値の平均を評価用データとした。

4.1.2 BERTのファインチューニング及び感情推定

batchsizeを32、epoch数を10、先頭から256トークンを取得した各感情50件の動画コメントでファインチューニングを行ったBERTモデルを実装し、分類を行った。学習用のデータを80%、検証用のデータを10%、テスト用のデータを10%とした。ファインチューニングごとにモデルのパラメータが変化するため、平均的な結果を算出するためにファインチューニングを10回行った。ファインチューニングごとに推定用の動画の感情値を推定し、10回分の推定結果を平均したものを最終的なBERTの感情値とした。

4.1.3 ルールベースによる感情推定

前処理を行った推定用のコメントを入力とした。分かち書きを行ったコメントと日本語感情表現辞書内の語彙を比較し、一致した場合日本語感情表現辞書内に設定されている感情値をコメントの感情値として加算した。最終的な感情値の合計をルールベースの感情値とした。

4.2 実験結果

感情ベクトル比較のために、算出された感情ベクトルを単位ベクトルに変換した。算出された感情ベクトルの成分を動画ごとに表1から表3に、評価用データとBERT、ルールベースの算出した感情値のコサイン類似度を表4に示す。

4.3 考察

全ての動画でBERTがルールベースより高いスコアを算出した。ルールベースでは感情表現に用いない単語にも感情値が設定されているため、算出される感情値が評価用データと離れると考えられる。また、嫌悪感と信頼の値が高く評価用のデータと離れた結果となっている。辞書に登録された全ての感情値を合計した結果嫌悪感が最も高く、信頼も高い。そのため嫌悪感と信頼が高い値を持っていると考えられる。

BERTによる推定では、ファインチューニングによって感情ごとのコメントの傾向を学習し、ルールベースよりも評価用データと近いスコアを算出できたと考えられる。BERTによる感情値の算出では、ほとんどの感情が最も強い感情の半分程度の数値を出力しているのに対し、評価用データでは動画か

4 : <https://youtu.be/uJBHO2NXvxQ>

5 : <https://youtu.be/woRV5VxJDkU>

6 : <https://youtu.be/OtJvFyqqeo0>

3 : <https://developers.google.com/youtube/v3>

表 1 算出された感情ベクトルの単位ベクトル (動画 1)

手法	悲しさ	不安	怒り	嫌悪感	信頼	驚き	楽しさ
評価用	0.1487	0.2588	0.1197	0.1352	0.5465	0.6083	0.4577
BERT	0.2613	0.4541	0.3655	0.3971	0.5164	0.3850	0.1392
ルールベース	0.2013	0.4317	0.3962	0.4930	0.4282	0.3047	0.3053

表 2 算出された感情ベクトルの単位ベクトル (動画 2)

手法	悲しさ	不安	怒り	嫌悪感	信頼	驚き	楽しさ
評価用	0.7051	0.0673	0.0972	0.0747	0.4709	0.2791	0.4285
BERT	0.6312	0.3186	0.3508	0.3593	0.2430	0.2957	0.3184
ルールベース	0.2657	0.3129	0.3492	0.4296	0.5336	0.2827	0.4004

表 3 算出された感情ベクトルの単位ベクトル (動画 3)

手法	悲しさ	不安	怒り	嫌悪感	信頼	驚き	楽しさ
評価用	0.0621	0.1002	0.1623	0.1599	0.2458	0.5489	0.7566
BERT	0.2308	0.2597	0.4037	0.3822	0.2633	0.3532	0.6133
ルールベース	0.2193	0.2871	0.3797	0.4466	0.5344	0.3139	0.3765

表 4 評価用データとの類似度

動画	BERT	ルールベース
動画 1	0.8364	0.8189
動画 2	0.8638	0.7812
動画 3	0.8929	0.7687

ら感じられない感情が最も強い感情の 20%程度となっている。YouTube 全体に共通する特有のコメントの傾向によって、動画から感じられない感情に対しても感情推定の値が高くなると考えられる。

5 おわりに

本研究では動画が人に与える感情の予測を行うために、YouTube 動画が視聴者に与える感情の取得を目的とした BERT による手法を提案し、ルールベースと精度の比較を行った。

350 本の動画からコメントを取得し、BERT をファインチューニングしマルチラベル分類器を作成した。作成した分類器を用いて推定を行うコメントを入力し、7次元の感情ベクトルを出力した。ルールベースでは日本語感情表現辞書を用い、形態素に分解した推定用のコメントから感情ベクトルを出力した。

BERT による感情推定はルールベースよりも高いスコアを算出した。より多くの動画コメントによるファインチューニングや、入力トークン数の増加による精度の向上が見込める。

今後の課題として、学習用のコメント数の増加やファインチューニング時のパラメータの変更による精度工場の検討や、BERT 以外の言語処理方法による精度の検証なども行いたい。

文 献

- [1] 総務省, “令和 4 年版情報通信白書”, 2022 年 7 月 発行)
- [2] Think with Google, “YouTube が人気な理由とは”, <https://www.thinkwithgoogle.com/intl/ja-jp/marketing-strategies/vid eo/youtube-recap2022-1/>, (accessed Dec. 20, 2022)
- [3] BARRON’s, Tiernan Ray, “YouTube ’s 2 Billion Videos, 197M Hours Make it an ‘Immense’ Force, Says Bernstein”, <https://www.barrons.com/articles/youtubes-2-billion>

n-videos-197m-hours-make-it-an-immense-force-says-berstein-1462978280, (accessed Jan. 8, 2023)

- [4] Oxford Economics, YouTube, “YouTube Impact Report 2021 年日本における YouTube の経済的・社会的・文化的影響”, <https://www.oxfordeconomics.com/resource/a-platform-for-japanese-opportunity-assessing-the-economic-societal-and-cultural-impact-of-youtube-in-japan-in-2021-jp/>, (accessed Jan. 4, 2023)
- [5] Robert W. Levenson and J. Gross, “Emotion Elicitation Using Films.”, IN COGNITION AND EMOTION, pp. 87–108, 1995.
- [6] 堺雄之介, 竹内幹太, 伊東栄典, “コメントを利用した炎上動画検出に関する検討”, 情報処理学系研究報告 Vol.2021-ICS-203 No.9(2021)
- [7] 中澤政孝, 亀井且有, 前田陽一郎, クーパーエリック, “BERT を用いた短文の感情極性推定手法の提案とその有効性”, 第 36 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS2020 オンライン), pp. 177–180, 2020.
- [8] 東北大学 乾研究室, “Pretrained Japanese BERT models released / 日本語 BERT モデル公開”, <https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/news-release/3284/>, (accessed Dec. 28, 2022)
- [9] SOCIOCOM Social Computing Laboratory since 2015, “日本語感情表現辞書 JIWC-Dictionary”, “<https://sociocom.naist.jp/jiwc-dictionary/>” (accessed Dec. 12, 2022)”