

# ニコニコ動画コメントを用いたドメイン特有の感情表現の拡張手法

今村 俊太<sup>†</sup> 波木井 征<sup>†</sup> 北山 大輔<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 工学院大学情報学部システム数理学科 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: †{j319041,em21018}@ns.kogakuin.ac.jp, ††kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

**あらまし** 本稿では、動画視聴において、ドメイン特有の単語とその周辺で使用されている感情表現を表す単語との、関連性を示すキーワードをユーザに提示することで、そのドメインの知識が無いユーザにも手軽で直感的にドメイン特有の単語を理解する手法の提案をする。ドメイン特有の単語は自己相互情報量を用いてドメイン名との共起度を測ることで推定した。感情表現を表す単語は、Google Natural Language API を用いて感情分析を行い、その値の絶対値が基準値を超えた文章において形容詞、名詞の形容動詞語幹を取得した。キーワードは、ドメイン特有の単語と感情表現を表す単語両方と共起している単語を、ニコニコ動画のコメント文からジャカード係数を用いてランキングを行った。実験では Web 上で取得したドメイン特有の単語を説明する文章と比較して手法の評価を行った。

**キーワード** UI・UX, ユーザ支援, テキストマイニング

## 1 はじめに

動画共有サービスの発展により多くの動画が配信されるようになり、視聴者を楽しませるための動画のほかに、配信者が楽しんでいる様子を見て一緒に楽しむというスタンスの動画が定着している。また、視聴者が未知ドメインの動画を視聴するきっかけとしてタイトルやサムネイルが気になった、その配信者に興味があったなどが考えられる。このようなユーザはドメイン知識がなく、動画の内容はあまり理解できていないが、配信者のリアクションなど動画の雰囲気を楽しむという視聴の仕方をしている可能性がある。しかし、ドメインの内容を理解することは動画の楽しさを増幅させる要素であると考えられる。そこで、未知のドメイン動画を視聴し雰囲気だけでも楽しんでいるユーザに対して、そのドメインの内容を直感的に理解させる単語を提示することで、より動画を楽しめると考えた。

動画の雰囲気を楽しんでいるユーザが、動画を楽しめなくなるタイミングとして、配信者のリアクションが正確に捉えられないときだと考えられる。たとえば、麻雀というドメイン動画において配信者が「役満上がった！嬉しい！」と発言した際に、何か喜んでいることは分かるが、役満という単語の知識がなかった場合になぜ喜んでいるのか、どのくらい良いことなのかが分からない。配信者のリアクションを含め雰囲気を楽しんでいる視聴者にとって、その配信者のリアクションを正確に捉えられないのはストレスであるとともに、そのドメインの動画視聴の楽しさが減少する要因でもある。しかし、ドメイン特有の単語を自分で調べるとなるとその周辺知識も必要な場合が多い。また、動画の雰囲気を楽しみたいというモチベーションの視聴者にとっては、その場で別途に用語説明の検索をすることも動画の雰囲気を損なう要因となり得る。

そこで本研究では、配信者がドメイン特有の事象に対して感情的になっているタイミングを推定し、そのときに使用されているドメイン特有の単語と配信者の感情表現との関連性を提示

することで、ドメイン特有の感情表現を拡張する手法の提案およびシステムを構築することを目的とする。

配信者が感情的になっているタイミングを検出するために、配信者の発言に対して感情分析を行い、ネガティブかポジティブどちらかに偏っているタイミングが、配信者の感情が大きく動いている瞬間とする。また、その周辺で使用されているドメイン特有の単語を抽出し、感情表現を表す単語との関連性を提示する。

なお本論文では、役満などの特定のドメインで使用されるドメイン特有の単語を Domain-Word、やばい・すごい、などの配信者の感情表現を表す単語を Emotion-Word、Domain-Word と Emotion-Word との関連性を示す短い文章を Extend-Text とする。また、本研究では、ドメイン名としてゲームのタイトルを想定しているが、適切なコーパスがあればスポーツなどほかのドメインにも用いることが可能だと考えている。

## 2 関連研究

### 2.1 特定ドメインに属する単語の抽出

本研究では、単語が Domain-Word であるかを判定する必要がある。このように、単語が特定のドメインに属するかを判定する研究は数多く行われている。

滝川ら [1] は、短い文章から特定分野に対する著者の専門性を判定する手法として CrRv(Category relevance Rarity value) を提案している。この研究は、特定分野に使われる単語を辞書として用意しておき、より専門性を高い単語を特定分野コーパスと一般分野コーパスの出現頻度から推定するというものである。

橋本ら [2] は、基本語を対象に膨大な文書集合や語彙資源の必要ない基本語ドメイン辞書の構築を行い、さらに未知語のドメイン推定を行った。各ドメインに手掛かり語を 20~30 単語ほど人手で与え、基本語と手掛かり語との関連度スコアを用いることで、その基本語がどのドメインに属するかを判定した。未知語のドメイン推定に関しては、その未知語をクエリとして

Web 検索を行った際の検索結果から Wikipedia<sup>1</sup> 記事を取得し基本語のみを抽出する。基本語ドメイン辞書を参照として、各基本語にドメインと IDF 値を付与し、ドメインごとにランキングすることで、その未知語がどのドメインに属するかを判定した。

中川ら [3] は、専門用語を専門分野コーパスから自動抽出する際に単語の出現頻度と接続頻度に基づく抽出を提案した。具体的には、専門用語特有の性質に注目し単語の出現頻度や品詞および接続頻度に基づき専門分野コーパスからより専門用語らしい単語の抽出を行った。この研究における専門用語は学術的な単語を対象としている。

佐々木ら [4] は、Web のサーチエンジンのヒット数から計算したジャカード係数や  $\chi^2$  統計量を用いて、特定の単語が専門用語であるか判定を行った。具体的には、特定の専門分野から書籍を 3 冊用意しすべての書籍で巻末の索引語に出現する単語をランダムに 1 つ選択し、選択した単語をその分野におけるシードワードとする。ある単語とシードワードを Web のサーチエンジンを用いて検索し、ヒット数からジャカード係数や  $\chi^2$  統計量を用いて計算することで単語が専門分野に属するかを判定した。

本研究では、さまざまな動画から Domain-Word を抽出することが必要であるため、特定分野の専門用語辞書がない状況を想定している。また、どの動画にも適応できるよう人手が介入せずに Domain-Word を抽出したい。そこで、佐々木ら [4] の研究を参考に Domain-Word 抽出を行った。具体的には佐々木ら [4] の研究でシードワードと定義されている単語をドメイン名にすることで、人手が介入せずにどのような動画でも Domain-Word を推定できると考え、ドメイン名と単語との共起度からランキングを行った。

## 2.2 単語の説明文取得

本研究では、Domain-Word の説明を手軽で直感的にユーザに提示する必要がある。

桜井ら [5] は、用語の説明文を Web から収集、編集してユーザに提示する手法を提案している。具体的には、用語説明にはどのような文が属するかパターンを作成し、そのパターンに属する文章を Web から収集するというものである。これにより収集した文章から代表となる説明文を選択することでユーザに提示している。提示される説明文は数行から十数行で構成される。本研究では、動画の雰囲気を楽しんでいる視聴者が手軽で直感的に Domain-Word を理解することを目的としており、動画を視聴しながら数行から十数行で構成される説明文を読むのはストレスであると考え。

毛利ら [6] は、商品レビューを対象に、極性辞書とワードクラウドを用いてポジティブな意見とネガティブな意見の概要が短時間で分かる手法を提案した。具体的には、レビューごとに使用されている単語と、一緒に用いられている単語の極性値で単語自体の極性評価値を求め、その極性評価値が高い程商品の強い特徴であるとして単語を提示している。商品レビューにお

いてはその商品の評価は状況によって変化することはないが、本研究における Domain-Word については状況によって変化すると考えられる。たとえば、Domain-Word が強力なアイテムの名称だったときにそのアイテムを自分が持っていれば極性評価値はポジティブであるが、対戦相手が持っていれば極性評価値はネガティブになると想定できる。そのため、そのときの状況も考慮した Domain-Word の説明文を提示する必要がありその状況を表すのが本研究における Emotion-Word である。

## 2.3 グラフを用いたキーワード取得

伏見ら [7] は、特徴量分布を考慮して、ノード群にアノテーションを付与する手法を提案している。具体的には、共起度グラフの各ノードに特徴量を与えその特徴量と他ノードへの距離減衰ベクトルを考慮してクラスタリングを行い、そのクラスタ内で有意に出現する特徴量をアノテーションとして付与した。

平山ら [8] は、商品レビューの閲覧を支援するために全レビュー記事から商品进行评估するうえで重要な語を可視化するシステムを提案した。具体的には、レビュー記事において評価の基準となる評価属性の共起関係をグラフ構造で可視化を行った。

波木井ら [9] は、過去の閲覧履歴を既知のトピック、これから知りたい知識を未知のトピックとしたときに、未知のトピックを理解するために必要な補間トピックを抽出し提示する手法を提案している。具体的には、Wikipedia のリンク構造を用いて補間トピックのノードの重要度を算出している。

本研究では特定のドメインにおける単語の共起ネットワークを作成し、Domain-Word と Emotion-Word 両方と共起している単語をキーワード候補とした。

## 2.4 感情を考慮した補間語の取得

若宮ら [10] は、特定の感情で書かれた Web ページばかりが提示されることを問題とし、情報発信者の感情の多様性を考慮した Web ページの検索・提示システムを提案している。具体的には、入力クエリから得られるページ集合に用いられている単語を感情辞書で感情ごとに分類し、各感情のページで特徴的な単語を tf-idf により抽出した。その単語を補間語として入力クエリと共に再度検索することで、様々な感情に適した Web ページを網羅的に提示するというものである。この研究における出力は Web ページであり補間語はその Web ページを取得するためのものである。本研究では、補間語そのものがキーワードとしてユーザに提示するため、感情を表す特徴的な単語であると同時にユーザにとって直感的に分かりやすい単語である必要がある。

## 3 提案手法

### 3.1 概要

動画の雰囲気を楽しんでいるユーザが、動画を楽しめなくなるタイミングとして、配信者のリアクションが正確に捉えられないときだと考えられる。そこで、配信者がドメイン特有の事象に対して感情的になっているタイミングを推定し、そのときに使用されている Domain-Word と Emotion-Word の関連性を表

1 : <https://ja.wikipedia.org/>



図1 提案システムのイメージ

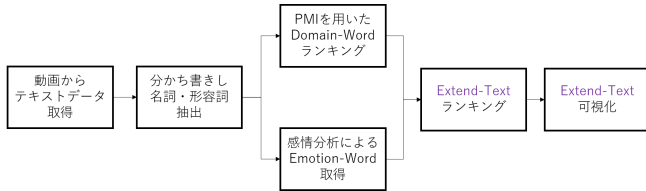


図2 提案手法のプロセス

す Extend-Text を提示することで、ドメイン特有の感情表現を拡張する手法を提案する。

この Extend-Text のイメージを図1に示す。図の上部に Domain-Word を、図の下部に Emotion-Word を表示している。また、長方形で囲まれた短い文章が Extend-Text 集合である。図1の場合、Domain-Word が役満、Emotion-Word が嬉しいであるとき、点数が高い、確率が低いなどの Extend-Text 集合のようなものが提示されればドメイン知識がないユーザにも、ドメイン特有の感情表現が直感的に理解できると考えられる。

また、図2は提案手法のプロセスを表したものである。配信者の発言をまとめたテキストデータに対して MeCab<sup>2</sup>を用いて形態素解析を行い名詞と形容詞のみを抽出する。その後名詞集合から Domain-Word を、形容詞、名詞の形容動詞語幹集合から Emotion-Word を取得する。Domain-Word は自己相互情報量(以下、PMIとする)を用いてランキングを行い、その動画中の名詞集合のうち、より Domain-Word らしい単語が上位になるようにランキングする。Emotion-Word は配信者の発言を感情分析し、配信者の感情が大きく動いたタイミングに使用されている形容詞、名詞の形容動詞語幹を Emotion-Word とする。次にその動画のドメイン名に関する単語の共起ネットワークを作成し、Domain-Word と Emotion-Word 両方と共起する単語集合から形容詞、名詞の形容動詞語幹を取り出す。抽出された単語集合をジャカード係数をランキングした後、その単語と強く共起している名詞を繋げ一つの短い文章にしたものを Extend-Text とした。これにより求められた Extend-Text をユーザに可視化する。

### 3.2 Domain-Word の推定

Domain-Word は大きく分けて2種類ある。特定のドメイン内でのみ使用される単語と、一般的にも使われるがドメイン中では異なる意味で使用される単語である。前者であれば一般的

な文書コーパスを用いて IDF で推定することが出来るが、後者は推定できない。そこで、PMIを用いて単語とドメイン名の共起度を測定する。PMIは2つの事象の関連度合いを測る尺度の一つで、今回は単語とドメイン名の共起度を測定することでその単語がドメイン特有の単語であるかを判断する。ドメイン名  $x$  と単語  $y$  が共起しているかを表す  $PMI(x, y)$  は以下の式(1)にて求める。

$$PMI(x, y) = \log_2 \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \quad (1)$$

式(1)における  $P(x)$  はドメイン名  $x$  がコーパス文書中に出現する確率、 $P(y)$  は単語  $y$  がコーパス文書中に出現する確率、 $P(x, y)$  はドメイン名  $x$  と単語  $y$  がコーパス文書中に両方出現する確率である。動画内で使用されている名詞を PMI 順にランキングし、より上位の単語ほど Domain-Word らしいとした。

### 3.3 Emotion-Word の取得

雰囲気を楽しんでいるユーザにとって、配信者のリアクションが正確に捉えられなかったときに Domain-Word が気になると思われる。そこで、Emotion-Word は配信者の感情表現に大きく変化が生じたときに使用されている形容詞、名詞の形容動詞語幹とした。配信者の発言について Google Natural Language API<sup>3</sup> (以下、NLとする)を用いて発言のネガティブ・ポジティブ判定を行う。NLは1.0から-1.0までの値を返すAPIであり、値が1.0に近いほどポジティブ、値が-1.0に近いほどネガティブを表している。このとき、値の絶対値が0.7以上のときに使用されている形容詞、名詞の形容動詞語幹を Emotion-Word とした。

### 3.4 Extend-Text 集合のランキング

Extend-Text は、Domain-Word の知識がないユーザに対して Emotion-Word との繋がりを直感的に理解させるための短い文章である。そこで、その動画のドメインにおける単語の共起ネットワークを作成し Domain-Word と Emotion-Word の両方に共起する単語集合を対象とした。この単語集合から形容詞、名詞の形容動詞語幹のみを抽出し Extend-Adjective 集合とする。これは名詞などに比べてドメイン知識がないユーザでも直感的に理解しやすいことを考慮している。次に、Extend-Adjective と強く共起しているかつ、Domain-Word, Emotion-Word との共起関係が、Extend-Adjective と近い名詞を取得し Extend-Noun 集合とした。これら Extend-Adjective と Extend-Noun を繋げ1つの文章にしたものが Extend-Text である。次に、Extend-Text のランキングを行う。Extend-Text は Domain-Word と Emotion-Word との関連性を表す文章である。そこで、両方とバランスよく共起しているものが上位になるように、Extend-Adjective と Domain-Word, Extend-Adjective と Emotion-Word それぞれのジャカード係数(以下、JACとする)を求めその調和平均でランキングを行った。JACは以下の式(2)にて求める。

$$JAC(x, y) = \frac{x \cap y}{x \cup y} \quad (2)$$

2 : <https://taku910.github.io/mecab/>

3 : <https://cloud.google.com/natural-language>

式 (2) の分子はコーパス中で両方の単語が出現する文書数を表し、分母はそれぞれの単語が出現する文書数を表している。

### 3.5 Extend-Text 集合の可視化

本節では、3.4 節でランキングした Extend-Text 集合の可視化について説明する。動画の雰囲気を損なわないよう、シンプルで直感的に分かりやすいものを目指す。そこで、提示する Extend-Text の数、文字の大きさ、配置の 3 点に着目した。数が多すぎるとユーザの視界に写る情報が必然的に多くなり、動画の雰囲気が損なわれるとともに、Extend-Text 集合から Domain-Word の意味を理解するのに時間がかかると考えられる。そのため、可視化させる Extend-Text は JAC の調和平均の値上位 10 件のみとした。文字の大きさに関しては、より上位の Extend-Text を大きく、より下位のものを小さくすることで、直感的にどの Extend-Text が大事なかを理解させる。配置については、Extend-Text が Domain-Word により強く共起しているのか、Emotion-Word により強く共起しているのかを示すために、画像の上部に表示されているものが Domain-Word、下部に表示されているものが Emotion-Word により近い Extend-Text であるとした。

## 4 実験に使用するデータ

### 4.1 動画のテキストデータ

配信者の発言をまとめた動画のテキストデータには、YouTube<sup>4</sup> の自動字幕を使用した。なお、テキストに関しては YouTube の日本語字幕自動生成の精度が著しく悪いため著者が手動で修正している。これを MeCab を用いて形態素解析を行った。また、辞書に MeCab-ipadic-NEologd<sup>5</sup> を用いて単語に分割したことから Domain-Word、Emotion-Word を取得する。MeCab-ipadic-NEologd は新語・固有表現に多く対応しており、語彙数の多い分かち書き辞書である。

### 4.2 Domain-Word の推定

Domain-Word とされる単語のほとんどは名詞であることから、ドメイン動画の文書から名詞のみを取り出した集合を用いて PMI でランキングを行った。コーパスにはニコニコ大百科<sup>6</sup> の 2008 年から 2014 年のデータ計 1,497,505 文書を使用し、ドメイン名と単語の PMI でランキングを行った。

### 4.3 共起ネットワークの作成

特定のドメイン動画における単語の共起ネットワークは、ニコニコ動画コメント<sup>7</sup>を用いて作成した。図 3 は単語の共起ネットワーク作成のイメージ図である。まず、ドメイン名がタグに用いられている動画のうちジャンルがゲームに設定されて

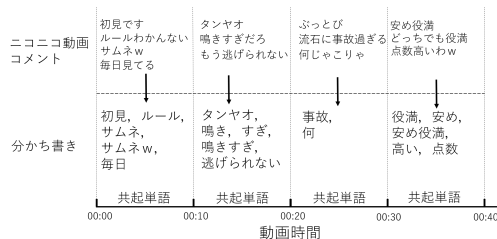


図 3 共起ネットワーク作成方法のイメージ

- |   |                                      |
|---|--------------------------------------|
| ① | Extend-Noun + Extend-Adjective       |
| ② | Extend-Adjective + Extend-Noun       |
| ③ | Extend-Noun + “は” + Extend-Adjective |
| ④ | Extend-Noun + “が” + Extend-Adjective |
| ⑤ | Extend-Noun + “も” + Extend-Adjective |
| ⑥ | Extend-Adjective + “の” + Extend-Noun |
| ⑦ | Extend-Adjective + “な” + Extend-Noun |

図 4 Extend-Text の組み合わせパターン

いる動画を再生数が多い順にソートし、500 本の動画からコメントを取得する。それぞれの動画コメントを 10 秒ごとに区切り 1 グループとしたとき、グループごとに用いられている単語はすべて共起しているとした。ニコニコ動画でコメントを入力している視聴者は、その単語の明確な意味を考慮せずにコメントを打っていると考えられる。そのため、類語が多い単語ほど共起グループ数が減りやすいことから、WordNet<sup>8</sup> を利用し、類語を 1 つにまとめる処理を行った。その際に類語の代表語となる単語は、その類語内で最も共起回数の多い単語とした。たとえば、Domain-Word と Emotion-Word に最も多く共起している単語が、“強い”であった場合、WordNet でその類語である、“強固”、“硬い”、“強力”といった単語をすべて“強い”に変換する。その後再び共起ネットワークを作成し共起グループ数をカウントした。

### 4.4 Extend-Text の作成

Extend-Text は最終的にユーザに提示する短い文章であるため、Extend-Adjective と Extend-Noun の繋がりが日本語として違和感がなくてはならない。そこで、図 4 の Extend-Adjective と Extend-Noun の組み合わせパターンを用意し、4.3 節で単語の共起ネットワーク作成にも使用したニコニコ動画のコメント集合で、最も多く使用されている Extend-Adjective と Extend-Noun の組み合わせパターンを用いて Extend-Text を作成した。

## 5 予備実験

### 5.1 Domain-Word の推定

動画のテキストデータから抽出した名詞集合を、Domain-Word らしい順にランキングする方法として本研究では PMI を用いて行っている。この Domain-Word 推定の評価をするために予備実験を行った。5 分から 10 分程度のジャンルの異なる 3 本の動画を用意し、配信者の発言をまとめたテキストデータから名

4 : <https://www.YouTube.com/>

5 : <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

6 : 株式会社ドワンゴ (2014): ニコニコ大百科データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.3.2>

7 : 株式会社ドワンゴ (2021): ニコニコ動画コメント等データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.3.1>

8 : <https://wordnet.princeton.edu/>

表1 Domain-Word 推定尺度の平均適合率比較

Videos	ドメイン名	名詞数	D-Word 数	PMI	JAC	CHI
Video1	麻雀	118	30	0.202	0.082	0.133
Video2	人狼	250	30	0.059	0.051	0.058
Video3	クトゥルフ神話	185	20	0.075	0.067	0.074
平均	—	184	26.7	0.112	0.067	0.088

詞を抽出し Domain-Word のランキングを行った。次にこの名詞群に対して Domain-Word として適切かを著者が主観で判定した。その後ランキング結果をもとに平均適合率を求め、ランキングに用いる尺度の評価を行った。比較尺度には佐々木ら [4] の研究で比較的结果の良かった、JAC,  $\chi^2$  統計量の 2 つを用いて共起度を測定した。

表 1 は 3 本の動画から求められた各ランキング尺度の平均適合率を表したものである。この表において D-Word 数列は著者が Domain-Word として適切だと判断した数を、PMI 列、JAC 列、CHI 列はそれぞれの尺度で求められた平均適合率を表している。この値が高いほど、Domain-Word がより上位にあることを示している。結果を比較すると 3 本の動画全てにおいて PMI が最も良い結果であった。

## 5.2 Extend-Text のランキング尺度の MRR 比較

Extend-Text は、Domain-Word と Emotion-Word 両方と共起する形容詞、名詞の形容動詞語幹集合からなる Extend-Adjective と、それに共起関係が近い名詞である Extend-Noun から構成されている。このうち、Domain-Word と Emotion-Word との関連性をユーザが直感的に理解することに重きを置いているのが Extend-Adjective であり、Extend-Noun はこれの補足という役割が大きい。そこで、Extend-Text のランキングには使用されている Extend-Adjective の JAC の調和平均を使用した。この JAC によるランキングの評価を行うため、5.1 節で使用した 3 つの尺度に加えシンプルな共起回数の計 4 つの尺度で比較を行った。具体的には、Domain-Word と Extend-Word を用意し、そのときに Extend-Adjective として出力されればユーザが直感的に理解できると考えられる 5 単語を正解データとして著者が主観で設定する。その後、各ランキング尺度でランキングを行い、そのときの正解データの順位の Mean Reciprocal Rank(以下、MRR とする)を求めることで尺度の比較を行った。MRR はランキング評価の単純な計算方法で、以下の式 (3) にて求める。

$$\text{MRR} = \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} \frac{1}{r_w} \quad (3)$$

式 (3) における  $W$  は正解データの単語数を表している。今回の場合正解データはそれぞれ 5 単語ずつ用意しているため  $W$  は 5 である。 $r_w$  は正解データとしている単語の順位を表している。正解データそれぞれの順位の逆数の総和を、正解データの数で割ることで MRR を求める。

表 2 は 4 つの尺度での MRR の値を表したものである。D-Word.E-Word 列は、それぞれ使用した Domain-Word と Emotion-

表2 Extend-Text のランキング尺度の MRR 比較

D-Word.E-Word	ドメイン名	JAC	PMI	CHI	共起回数
役満_嬉しい	麻雀	0.116	0.016	0.058	0.150
筋_危ない	麻雀	0.288	0.033	0.146	0.155
目星_大事	クトゥルフ神話	0.141	0.050	0.149	0.248
土地事故_辛い	M:tG	0.241	0.153	0.207	0.070
平均	—	0.197	0.063	0.140	0.156

Word を、D.Name はその動画のドメイン名を示している。また、JAC 列、PMI 列、CHI 列、共起回数列はそれぞれの尺度で求められた MRR の値を示している。この結果から、Extend-Text の尺度には JAC が最も優れていることが確認できた。

## 5.3 Extend-Text 集合の可視化の評価

Extend-Text の可視化について提案手法では、提示する Extend-Text の数、表示する文字の大きさ、配置の 3 点に着目している。この可視化方法について Python の wordcloud ライブラリによる WordCloud を比較手法として評価を行った。具体的には、ドメイン動画から Domain-Word と Emotion-Word が使用されているタイミングを 10 秒程度切り取り、それを被験者に視聴してもらおう。このとき Extend-Text を提案手法によるものと WordCloud によるもの 2 パターンで可視化を行う。また、表示する言葉に関しても、名詞の有無の評価を行うために、Extend-Adjective のみを表示する場合と、Extend-Noun を付け加えた Extend-Text を表示する場合の合計 4 パターンで動画を 3 本視聴してもらい、その後アンケートによってどの可視化手法が最も見やすかったか、Domain-Word が直感的に理解できたかを評価してもらった。

図 5 は実際に実験に使用した画像である。Domain-Word と Emotion-Word が出現する 10 秒程度の動画を視聴してもらったのち、図 5 のような画像を 1 枚ずつ表示し、それぞれの可視化によって Domain-Word と Emotion-Word の関係が理解できるかを 5 段階のリッカート尺度により評価してもらった。また、4 種類の可視化のうち最も見やすい画像はどれかという質問に対し 1 つを選択してもらった。アンケートは 20 代の学生、男女 11 名に回答してもらった。

表 3 はアンケートの結果をまとめたものである。A, B, C, D 列はそれぞれの可視化による Domain-Word と Emotion-Word との関係が理解できたかという質問に対する回答の平均をまとめたものである。この数値が高いほど関係が理解できたことを表している。アンケート結果から、最も Domain-Word と Emotion-Word の関係が理解できる可視化方法は、提案手法による Extend-Text による可視化であることが分かった。しかし、その画像の見やすさに関してはいずれも WordCloud による可視化の方が良いという結果になった。これについて、文字の大きさ、配置、色の三項目に注目して提案手法による可視化の修正を行った。

まず文字の大きさを全体的に大きくすることで、何が書いてあるのかすぐにわかるようにした。文字の配置は、Domain-Word と Emotion-Word に対する Extend-Adjective のジャックカード係数の比率を用いて位置を選択していたため画面上部に多くの



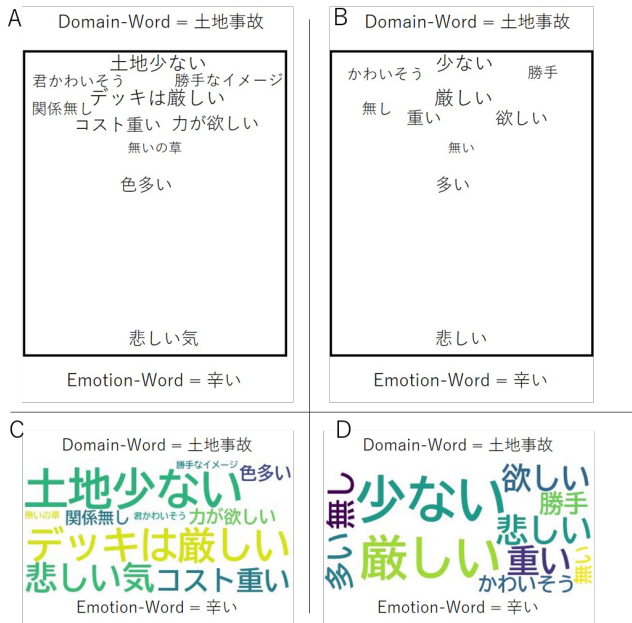


図5 可視化の予備実験で実際に使用した画像

表3 可視化の予備実験結果

videos	A	B	C	D	最も見やすい画像
video1	3.45	2.64	3.45	2.82	C
video2	3.36	3.27	3.18	2.73	C
video3	3.27	2.45	2.64	2.27	C, D
平均	3.36	2.79	3.09	2.61	

Extend-Text が集中していたが、これを一定の間隔に配置することで文章同士が近すぎる点を解消した。また、文字の色に関して、WordCloud は文字が黒以外の色で書かれている。画像の見やすさという点でこの文字の色が関係しているのではないかと考えた。しかし、実際に想定しているシステムの実用方法は動画の隣に画像が表示されるものであり、その目的はあくまで動画の雰囲気を損なわない程度に Extend-Text を表示することである。すなわち、表示される画像が多くの色で構成されていた場合、その画像に注意が向いてしまい、動画の雰囲気を損なわないという観点でふさわしくないと考えた。そのため、文字の色に関しては黒のみとした。

## 6 評価実験

### 6.1 実験の方法

本節では、提案手法の評価実験の方法についてまとめる。まず、YouTube に投稿されているゲーム動画から異なるジャンルの動画を3本用意し4分程度に切り取った動画を用意し、被験者を2グループに分け、それぞれの方法で動画を3本視聴してもらった。

- 提案手法で Extend-Text が可視化された動画を視聴するグループ
- Web から取得した Domain-Word の説明文を表示した動画を視聴するグループ

このとき、提案手法を用いた動画を視聴するグループを提案

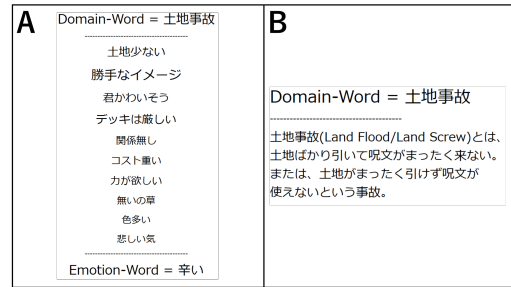


図6 各手法の比較画像

表4 提案システムの評価実験の結果

videos	Q1_提案手法	Q1_説明文	Q2_提案手法	Q2_説明文
video1	3.40	4.33	4.07	4.25
video2	4.07	4.42	4.33	4.33
video3	4.33	3.92	4.47	4.25
平均	3.93	4.22	4.29	4.28

手法グループ、Web から取得した説明文を用いた動画を視聴するグループを説明文グループとする。その後各グループに対して、動画の雰囲気が損なわれなかったか、可視化された画像をどの程度確認したか、両方の手法によって可視化される内容を提示し、どちらの方が配信者の感情表現を理解できると思うかを5段階のリッカート尺度にて評価してもらった。動画視聴後に確認してもらった画像を図6に示す。各グループとも動画視聴後にこのような画像を提示してアンケートを行った。また、各ドメインに対する知識量の差がシステムから感じる印象に大きな影響を与える可能性を考慮し、各ドメインの知識を以下の4段階で答えてもらった。

- 自分でプレイしたこともある
- 動画で見たことはある
- 動画を見たことはないが話を聞いたことはある
- 全く知らない

最後に、各グループでシステムを使って感じたことを自由記述で回答してもらった。

### 6.2 実験の結果

被験者は20代の男女計27名に回答してもらった。また、各グループの内訳は提案手法グループ15名、説明文グループ12名である。表4はアンケートの結果をまとめたものである。Q1は動画の雰囲気が損なわれなかったかの問いであり、この値が大きいほど動画の雰囲気が損なわれなかったと被験者が感じていることを表している。Q2は、表示された画像をどの程度確認したかの問いであり、この値が大きいほど、表示された画像を被験者が確認していることを表している。アンケートの結果から、動画の雰囲気が損なわれなかったと感じているのはWeb上から取得できる説明文を表示した場合であることが分かった。また、どの程度確認したかという問いに対しては両方のグループで大きな差が見られなかったことから、画像をより注視していたため動画の雰囲気が損なわれたといった原因も無いことが分かる。

次に、どちらの方が配信者の感情表現を理解できると思うか

表5 どちらの方が配信者の感情表現を理解できたか

	提案手法 (人)	提案手法 (%)	説明文 (人)	説明文 (%)
A	1	7%	5	42%
どちらかといえ ば A	1	7%	1	8%
どちらともい えない	2	13%	0	0%
どちらかとい え ば B	3	20%	4	33%
B	8	53%	2	17%

という問いに対しては、表5の結果となった。提案手法グループに関しては、説明文が表示された方が感情表現を理解できると答えているのに対して、説明文グループに関してはAの方が良いという被験者が多かったが、どちらかといえばA、どちらかといえばBという意見の被験者を含めると両方の手法に差が無い結果だった。

最後に、ドメイン知識の有無が結果に与える影響についてだが、ドメイン知識の有無は同じでも雰囲気は損なわれなかったかという問いに対して全く異なる回答をしている被験者が多くみられ、動画の雰囲気が損なわれなかったかという観点に関してはドメイン知識の有無は影響がないことが確認できた。

### 6.3 考 察

本節では提案手法の評価実験の結果をもとに考察をまとめる。動画の雰囲気が損なわれなかったかという問いに対しては、提案手法よりもWeb上から取得した説明文を表示した方が良いという結果になった。これについては、Extend-Textが日本語として不自然な文章であったり、それ単体では意味が分からないものであったり、Domain-Wordとあまり関係のない文章であったり、ユーザに提示するには不十分な内容であることが考えられる。これに関しては、ニコニコ動画コメントだけでなくドメイン名でWeb検索を行いヒットした名詞を重要視するなどの対策をする必要があると考えられる。今回の評価実験では、説明文グループの方が動画の雰囲気が損なわれなかったという結果になったが、説明文グループから可視化する内容について、以下のような意見が挙がった。

- 文章が長く、動画を見ながらだとして行けない
- 知識がなさ過ぎて説明の文章を理解できる知識もない
- 説明がもっと端的に述べられていると読みやすいと感じた

これらの意見にもあるように、未知ドメインを視聴するユーザに対してDomain-Wordの説明をただ提示するだけでは、Domain-Wordの意味が理解できない可能性があることが分かった。また、表5の結果について、提案手法グループについてはDomain-Wordの説明文が表示された方が配信者の感情表現を理解できるという意見が多かったが、実際にその動画を視聴している説明文グループに関しては提案手法の方が良いという意見が多かった。このことから、静止画で確認した場合説明文の方が良いと感じられるが、実際に動画にして表示されると説明文

もあまり良いものではなかったということが分かった。

## 7 おわりに

本研究では、動画視聴においてドメインの知識が無いユーザにも手軽で直感的にドメイン特有の単語を理解するための、ドメイン特有の感情表現を拡張する手法の提案を行った。具体的には動画の雰囲気を楽しんでいるユーザに対して、その雰囲気を損なわないように配信者の感情表現を理解できるようにDomain-WordとEmotion-Wordとの関連性を示すExtend-Textを定義しそれをユーザに可視化する手法を提案した。動画内の名詞をよりドメイン特有の単語らしい順位にランキングする方法として、ニコニコ大百科をコーパスに用いたドメイン名と単語との自己相互情報量を測定した。また、動画配信者が感情的になっているタイミングを取得するためにGoogle Natural Language APIを用いて配信者の発言を感情分析した。これにより取得したDomain-WordとEmotion-Wordとの関連性を示すExtend-Textをユーザに提示するために、ニコニコ動画コメントをコーパスにジャカード係数を測定しランキングを行った。

結果として現状のExtend-Textでは、Web上で取得できる説明文を表示した方が動画の雰囲気は損なわれず、また静止画と比較した場合については説明文の方が提案手法よりも配信者の感情表現を理解できるという結果だった。今後は、さらにユーザにとってわかりやすいExtend-Textの取得およびランキング方法を検討していく必要がある。さらにシステムの評価について今回は著者や被験者の主観によるアンケートを用いたものであったが、被験者の視線の動きを測定し、どの程度出力された画像を注視しているか、それにより動画の雰囲気が損なわれていると感じているかを判断するといった実験も必要であると考えられる。

また、ゲーム以外のドメインへの活用が考えられる。本研究では、Extend-Text集合の取得にニコニコ動画コメントを用いているため、ドメインはゲームのみとしている。しかし、適したコーパスがあれば他のドメインでも同様の手法でExtend-Textをユーザに提示できると考えている。たとえば、初めて視聴するスポーツの観戦において、実況者の発言に対してこのシステムを使用することで、そのスポーツの専門用語が分からない状態であっても直感的に何が起きたのか分かり、新しいスポーツを見るハードルが下がると考えられる。

## 謝 辞

本研究の一部は、2022年度科研費基盤研究(C)(課題番号:21K12147)によるものです。本研究では、国立情報学研究所のIDRデータセット提供サービスにより株式会社ドワンゴから提供を受けた「ニコニコ大百科データ」および「ニコニコ動画コメント等データ」を利用しました。ここに記して謝意を表すものとします。

## 文 献

- [1] 滝川真弘, 山名早人. 特定分野における単語重要度計算手法の提案と短い文章における著者の専門性推定への適応. 情報処理学会研究報告 (Web), Vol. 2017-NL-233, No. 15, pp. 1-6, 2017.
- [2] 橋本力, 黒橋禎夫. 基本語ドメイン辞書の構築と未知語ドメイン推定を用いたブログ自動分類法への応用. 自然言語処理, Vol. 15, No. 5, pp. 73-97, 2008.
- [3] 中川裕志, 湯本紘彰, 森辰則. 出現頻度と接続頻度に基づく専門用語抽出. 自然言語処理, Vol. 10, No. 1, pp. 27-45, 2003.
- [4] 佐々木靖弘, 佐藤理史, 宇津呂武仁. 関連用語収集問題とその解法. 自然言語処理, Vol. 13, No. 3, pp. 151-175, 2006.
- [5] 桜井裕, 佐藤理史. ワールドワイドウェブを利用した用語説明の自動生成. 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 5, pp. 1470-1480, 2002.
- [6] 毛利勇摩, 寺田実. 極性辞書とワードクラウドを用いた商品レビューの可視化. 第 12 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, Vol. P2-22, , 2020.
- [7] 伏見卓恭, 佐藤哲司, 斉藤和巳, 風間一洋. ネットワーク上での特徴量分布を考慮したアノテーション付与法. 情報処理学会論文誌, Vol. 58, No. 6, pp. 1246-1257, 2017.
- [8] 平山拓央, 湯本高行, 新居学, 佐藤邦弘. 語の共起と極性に基づく商品レビュー閲覧支援システム. 情報処理学会研究報告データベースシステム (DBS) , Vol. 2012, No. 3, pp. 1-9, 11 2012.
- [9] 波木井征, 北山大輔. 閲覧履歴と検索結果に対する wikipedia を用いた補間キーワードの抽出手法. 電子情報通信学会技術研究報告 (Web), Vol. 122, No. 176, pp. 30-34, 2022.
- [10] 若宮翔子, 河合由起子, 熊本忠彦, 張建偉, 白石優旗. 話題に対する多様な感情に基づく web ページ検索システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 1, pp. 366-378, 2016.