

2023年度（令和5年度） 修士論文

機械学習を用いた賛成を得やすい
文章の種々の分析

令和6年2月13日

鳥取大学大学院 持続性社会創生科学研究科
工学専攻 情報エレクトロニクスコース

自然言語処理研究室

M22J4050Z 三木 謙志

概要

本研究は Yahoo!ニュースのコメント欄と機械学習を用いて、賛成を得やすい文章の種々の分析を目的としている。記事を”政治”，”事件”，”病気”，”スポーツ”，”その他”の分野別に分類した実験と記事に投稿されたコメントを数値評価を用いて分類した実験の2種類の提案手法を用いた。

記事分野別に分類した結果，”政治”134 記事，”事件”43 記事，”病気”40 記事，”スポーツ”36 記事，”その他”57 記事となった。そして，2種類の提案手法と機械学習を利用して推定させた結果，正解率は多くの場合で7割前後となり，多くの場合で正解率が BERT > ME > SVM の順になっていた。同時に素性分析を行った結果，”政治”分野で「賢明」が賛成を得やすいと判断されていた。これは「賢明」が知的な単語であるため，文章全体もまとまっていて読みやすくなっているのではないかと推測することができる。また，”事件”分野と”病気”分野で「本当に」，「絶対」なども賛成を得やすいと判断されていたがこれらは強調の意味を持つ単語であるため，自信があるコメントに使用されることで賛成を得やすくなっているのではないかと考えられる。

数値評価を用いて分類し，機械学習で素性分析を行った。低評価を用いた数値評価1では「速報」などが賛成を得やすいとされた。「速報」は速い情報ほど価値があるため賛成を得やすくなっているのではないかと考えることができる。高評価と低評価の比率を利用した数値評価2では「誕生」などが賛成を得やすいとされた。「誕生」は何かが生まれたことを意味するポジティブな意味を持つ単語であるため低評価を得にくく，賛成を得やすいと判断されたと考えることができる。単位時間あたりの高評価を利用した数値評価3では「おめでとう」などが賛成を得やすいとされた。「おめでとう」などの直感的に良いか悪いかを判断できる素性も賛成が得やすいと判断された。直感的に良いか悪いかを判断できる単語を用いて文章を作成すると短時間である程度の賛成を得ることに期待できる。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	先行研究	3
2.1	機械学習を利用した賛成を得やすい文章の分析	3
2.2	絵文字を用いた文章における感情伝達効果に関する研究	4
2.3	感情生起事象文型パターンに基づいた会話文からの感情推定手法	4
2.4	文間関係認識に基づく賛成・反対意見の俯瞰	4
2.5	意見文課題における説得のアピールの日西対照研究-日本とスペインの 学生の作文比較	5
2.6	感動を与える文の自動取得と分析	5
第3章	提案手法	6
3.1	提案手法	6
3.1.1	記事分野別	7
3.1.2	数値評価	7
3.2	機械学習	8
3.2.1	教師あり機械学習	8
3.2.2	ME	8
3.2.3	正規化 α 値	9
3.2.4	SVM	9
3.2.5	BERT	9
3.3	データ作成方法	10
3.3.1	記事分野別データ作成	10
3.3.2	数値評価データ作成	11
3.3.3	数値評価1	11
3.3.4	数値評価2	12
3.3.5	数値評価3	12

3.4	推定方法	12
3.4.1	文章対の推定方法	12
3.4.2	数値評価の推定方法	13
3.5	素性	13
3.5.1	文章対の素性	13
3.5.2	数値評価の素性	14
第4章	実験	15
4.1	記事分野別	15
4.1.1	MEの素性	16
4.1.2	SVMの素性	22
4.2	数値評価	27
4.2.1	数値評価1	27
4.2.2	数値評価2	27
4.2.3	数値評価3	28
4.2.4	数値評価の性能	28
4.2.5	ME素性	28
4.2.6	SVM素性	33
4.2.7	BERTの素性	37
4.3	素性分析	41
4.3.1	記事分野別の素性分析	41
4.3.2	数値評価の素性分析	41
4.3.3	今後の課題	42
第5章	考察	44
第6章	おわりに	46

表 目 次

4.1	記事分野別機械学習の性能評価	16
4.2	ME の素性 (政治)	17
4.3	ME の素性 (事件)	18
4.4	ME の素性 (病気)	19
4.5	ME の素性 (スポーツ)	20
4.6	ME の素性 (その他)	21
4.7	SVM の素性 (政治)	22
4.8	SVM の素性 (事件)	23
4.9	SVM の素性 (病気)	24
4.10	SVM の素性 (スポーツ)	25
4.11	SVM の素性 (その他)	26
4.12	機械学習の性能評価	28
4.13	ME の素性 (数値評価 1-1)	29
4.14	ME の素性 (数値評価 1-2)	30
4.15	ME の素性 (数値評価 2)	31
4.16	ME の素性 (数値評価 3)	32
4.17	SVM の素性 (数値評価 1-1)	33
4.18	SVM の素性 (数値評価 1-2)	34
4.19	SVM の素性 (数値評価 2)	35
4.20	SVM の素性 (数値評価 3)	36
4.21	BERT の素性 (数値評価 1-1)	37
4.22	BERT の素性 (数値評価 1-2)	38
4.23	BERT の素性 (数値評価 2)	39
4.24	BERT の素性 (数値評価 3)	40

第1章 はじめに

本研究は Yahoo!ニュースのコメント欄の情報と機械学習を用いて、賛成を得やすい文章の種々の分析を目的としている。記事を分野別に分類し、コメント欄の賛成した人数、時刻の情報を使用し、賛成が得やすい文章を機械学習を用いて推定させる。加えて、高評価、低評価、コメント時刻の情報から数値評価を求め、記事に投稿されたコメントを高評価コメント、中評価コメント、低評価コメントの3種類に分類する。その中から高評価コメントと低評価コメントの2種類を機械学習に入力して高評価か低評価を推定させる。同時に機械学習の推定結果の根拠を素性分析の技術を利用して求める。この素性分析を行うことによって、賛成を得やすい素性が明らかになることが期待される。

本研究の主な主張点を以下に整理する。

- 本研究では様々な条件の文章を ME, SVM, BERT の機械学習を利用して実験を行った結果、ほとんどの場合 $BERT > ME > SVM$ の順で性能が高くなった。
- 機械学習での素性分析を行った結果、分野ごとによって賛成を得やすいとされる素性は大きく異なったが、「政治」分野で賛成を得にくい素性とされた「賢明」は単語が知的なため文章がまとまっており読みやすいため賛成が得やすいのではないかと考えることができる。
- 数値評価で分類して素性分析を行った結果、「おめでとう」などの直感的に良いと判断できる単語は少ない時間である程度の高評価を得ることが可能だと分かった。

本論文の構成は以下の通りである。

第2章ではこれまでの関連する研究を説明する。

第3章では本研究における、賛成を得やすい文章の判定方法と判定に利用する技術を説明する。

第4章では賛成を得やすい文章の自動判定とその評価を行う。

第5章では考察を行い、効果的な利用方法を考察する。

第6章ではまとめを行う.

第2章 先行研究

本章では、先行研究について記述する。

2.1 節では、三木ら [1] [2] が行った機械学習を利用した賛成を得やすい文章の分析の研究について記述する。2.2 節では、高橋ら [3] が行った絵文字を用いた文章における感情伝達効果に関する研究について記述する。2.3 節では、松本ら [4] が行った会話文からの感情推定手法に関する研究について記述する。2.4 節では、水野ら [5] が行った文間関係認識に基づく賛成・反対意見の俯瞰に関する研究について記述する。2.5 節では、西條ら [6] が行った意見文課題における説得のアピールの日西対照研究-日本とスペインの学生の作文比較に関する研究について記述する。

2.1 機械学習を利用した賛成を得やすい文章の分析

三木ら [1] [2] は Yahoo!ニュースのコメント欄を利用して賛成を得やすい文章の特徴の発見を目的とし、賛成を得やすい文章とは Yahoo!ニュースの同じ記事に対してコメントされた文章を比較し、賛成した人数がより多く、コメント時刻がより最近のコメントを賛成を得やすい文章だと定義している。比較した時の賛成を得やすい文章と賛成を得にくい文章を文章対として機械学習に入力し、どちらが賛成を得やすい文章かを推定させた。推定させた結果、BERT, 最大エントロピー法, SVM の順で正解率が高くなり、一番正解率が高い BERT で 0.75 となった。素性分析の結果、賛成を得やすい文章の素性だと納得できる素性の発見はできていないが、「バカ」や「幼稚」などの賛成を得にくい文章の素性だと納得できる素性はいくつか発見した。今後の課題としては賛成を得やすい文章の特徴の発見が挙げられる。そこで、本論文では記事の分野を分類することで分野別の賛成を得やすい文章の特徴の発見が可能になると考え、実験を行なう。

2.2 絵文字を用いた文章における感情伝達効果に関する研究

高橋ら [3] は CMC(コンピュータを媒介したコミュニケーション)における文章中の絵文字の使用頻度と書き手と読み手の感情伝達における絵文字の効果について調べるため実験と分析を行った。その結果、書き手の感情が正しく伝わりやすいのは Smileys と分類された顔の絵文字を使用する文章で、その他の文章は感情の種類によって伝わりやすい場合、伝わりにくい場合が存在することが示唆された。すなわち絵文字が感情を伝達する効果が絵文字のカテゴリや感情の種類によって異なることを示した。また、感情語によって書き手から読み手への伝達の仕方に差が見られた。本実験の結果では「喜び、好き、安心」と「悲しい、怖れ、恥ずかしい、高揚、驚き」という感情語で結果が異なった。

2.3 感情生起事象文型パターンに基づいた会話文からの感情推定手法

従来は表面的な感情表現に焦点を当てていたのに対し、松本ら [4] は感情語や慣用句、そしてそれらが出現する文のパターンを分析することでより正確な感情推定を行うアルゴリズムを提案し、評価実験用システムを構築した。評価実験では約 76%の成功率が得られた。しかし、推定結果と人手による解との完全一致率が低いという問題があった。評価実験において感情生起事象文型パターンに一致する文が全体の 5%に満たなかったことから、文型パターンの拡充と共に、文脈を判断するためのアルゴリズムが必要であるとわかった。

2.4 文間関係認識に基づく賛成・反対意見の俯瞰

水野ら [5] はウェブ上の大量にあるテキスト情報の信憑性判断にはユーザの持っている先入観が正常な判断を妨げてしまう場合を確証バイアスが高い状態であるといい、そのような確証バイアスを軽減するために言論マップ生成課題に取り組んでいる。言論マップとはユーザが与える言明に対して、その言明に対する賛成、反対意見を抽出し、俯瞰的に示すものを指す。本論文では文間関係認識の技術課題に焦点を当て、制約を段階的に緩和するモデルの開発と分析を行った。結果として段階的に制約を緩め

ていくことで関係分類の精度と再現率をコントロールできることがわかり、文間関係認識において最も重要な課題がアライメントということが明らかになった。

2.5 意見文課題における説得のアピールの日西対照研究- 日本とスペインの学生の作文比較

西條ら [6] は日本語母語話者による文章表現の特徴とともに、他の言語の特徴的な表現を理解していくことはグローバル化の近年に重要であると考えて実験を行った。結果としては日本語母語話者は言論のアピールと情動のアピールを組み合わせることで言論をもって真なることと読み手に共感を与える要素を提示する傾向があることが明らかになり、スペイン語母語話者は読み手に共感を与えることはあまり重要視せず、言論のアピールと習慣のアピールを組み合わせることで、言論を持って真なることと生活様式などを訴える要素を提示しながら説得することが明らかになった。

2.6 感動を与える文の自動取得と分析

端ら [7] は、人は日々感動を求め、感動によって動かされる生き物であるということから「感動」と「文」に重きを置き、感動を与える文か否かの自動判定に関する研究を行うことによって、感動を与える文の作成支援を行った。自動判定は教師有り機械学習である SVM やパターンマッチングによって行っている。また、感動を与える文で多く使われる単語を収集することで、感動を与える文の言語的特徴を明らかにしている。

第3章 提案手法

本章では、本研究の提案手法の説明を記述する。

3.1節では、提案手法の大まかな流れを記述している。3.1.1節では、提案手法の1つである記事分野別の説明を記述している。3.1.2節では、提案手法の1つである数値評価の説明を記述している。

3.2節では、機械学習の説明を記述している。3.2.1節では、教師あり機械学習の説明を記述している。3.2.2節では、本研究で使用する機械学習法である最大エントロピー法 (ME) の説明を記述している。3.2.3節では、本研究で使用する機械学習である ME で求まる α 値を正規化した正規化 α 値の説明を記述している。3.2.4節では、本研究で使用する機械学習法である SVM の説明を記述している。3.2.5節では、本研究で使用する機械学習法である BERT の説明を記述している。

3.3節では、機械学習にするデータの作成方法を記述している。3.3.1節では、文章対データの作成方法を記述している。3.3.2節では、数値評価データの作成方法を記述している。3.3.3節では、数値評価1の説明を記述している。3.3.4節では、数値評価2の説明を記述している。3.3.5節では、数値評価3の説明を記述している。

3.4節では、機械学習での推定方法の説明を記述している。3.4.1節では文章対での推定方法の説明を記述している。3.4.2節では数値評価での推定方法の説明を記述している。

3.5節では、機械学習で使用する素性の説明を記述している。3.5.1節では文章対で使用する素性の説明を記述している。3.5.2節では数値評価で使用する素性の説明を記述している。

3.1 提案手法

本実験で使用する2種類の提案手法についての説明をそれぞれ記述する。

3.1.1 記事分野別

本研究では賛成を得やすい文章と賛成を得にくい文章の2つを利用して文章対を作成し、ME, SVM, BERTの三種類の機械学習に入力し、どちらが賛成を得やすいかを推定させる。同時に機械学習の推定結果の根拠を素性分析の技術を利用して求める。この分析は賛成を得やすい文章の作成につながると考えている。先行研究では記事の分野を分けずに研究を行った。今回は先行研究で集めた記事を分野別に分けて同様の研究を行う。分野別に分けることで特定の分野に賛成を得やすい文章の特徴の発見などが期待できる。具体的には”病気”, ”事件”, ”政治”, ”スポーツ”, ”その他”の5つの分野に記事を分類し、機械学習に賛成を得やすい文章を推定させる。

3.1.2 数値評価

先行研究ではコメントと高評価数とコメント時刻の情報を利用して研究を行っていた。今回の研究では記事分野別で使ったコメントと高評価とコメント時刻に低評価も加えて研究を行う。高評価, 低評価, コメント時刻の情報を利用して数値評価によって高評価コメント, 中評価コメント, 低評価コメントの3種類に分類する。そして分類した高評価コメントと低評価コメントを使用してME, SVM, BERTの3種類の機械学習に入力し、高評価コメントか低評価コメントかどうかを推定させる。

数値評価では以下の3種類の数値評価を求める式を用いて分析を行う。

- 数値評価1 = $\frac{\text{高評価} - \text{低評価}}{\text{コメント時刻}}$
- 数値評価2 = $\frac{\text{高評価}}{\text{高評価} + \text{低評価}}$
- 数値評価3 = $\frac{\text{高評価}}{\text{コメント時刻}}$

数値評価1では高評価から低評価を引き、コメント時刻で割ることで数値を求める。これによって低評価を用いて賛成を得やすい文章の分析を行うことが可能になると考える。

数値評価2では高評価から高評価と低評価の和を割ることで数値を求める。これによって高評価と低評価の比を利用して賛成を得やすい文章の分析を行うことが可能になると考える。

数値評価3では高評価をコメント時刻で割ることで数値を求める。これによって一定時間当たりで得た高評価数が多いコメントで実験を行うことが可能になると考える。

それぞれの式から数値を求め、コメントを高評価、中評価、低評価に分類し、高評価と低評価となったコメントを機械学習にそれぞれ入力する。

3.2 機械学習

機械学習 (Machine Learning) は、コンピュータが経験やデータから学習し、新しい情報に基づいて問題を解決するための手法やアプローチの総称である。伝統的なプログラミングでは、人間が明示的にルールや手順をコンピュータに教え込んでいたが機械学習では、アルゴリズムがデータから学習し、パターンを見つけ、そのパターンを用いて未知のデータに対する予測や判断を行う。

3.2.1 教師あり機械学習

教師あり機械学習とはデータセットに入力とそれに対応する正解するラベルが含まれており、アルゴリズムはこのデータセットから学習して未知のデータに対する予測を行う。本研究で使用する ME, SVM, BERT も教師あり機械学習に分類される。

3.2.2 ME

教師あり機械学習である最大エントロピー法とは、あらかじめ設定しておいた素性 $f_j (1 \leq j \leq k)$ 集合を F とするとき、式 (3.1) を満足しながらエントロピーを意味する式 (3.2) を最大にするときの確率分布 $p(a, b)$ を求め、その確率分布にしたがって求まる各分類の確率のうち、もっとも大きい確率値を持つ分類を求める分類とする方法である。

$$\sum_{a \in A, b \in B} p(a, b) g_j(a, b) = \sum_{a \in A, b \in B} \tilde{p}(a, b) g_j(a, b) \quad (3.1)$$

for $\forall f_j (1 \leq j \leq k)$

$$H(p) = - \sum_{a \in A, b \in B} p(a, b) \log(p(a, b)) \quad (3.2)$$

ただし, A, B は分類と文脈の集合を意味し, $g_j(a, b)$ は文脈 b に素性 f_j があってなおかつ分類が a の場合 1 となり, それ以外で 0 となる関数を意味する. また, $\hat{p}(a, b)$ は, 既知データでの (a, b) の出現の割合を意味する.

式 (3.1) は, 確率 p と出力と素性の組の出現を意味する関数 g をかけることで出力と素性の組の頻度の期待値を求めることになっており, 右辺の既知データにおける期待値と, 左辺の求める確率分布に基づいて計算される期待値が等しいことを制約として, エントロピー最大化 (確率分布の平滑化) を行って, 出力と文脈の確率分布を求めるものとなっている.

3.2.3 正規化 α 値

正規化 α 値とは, ME で求まる α 値を全分類先での合計が 1 となるように正規化した値である. また, 素性 a と分類先 b の対によって定まる値であり, 素性 a のみが適用される場合に分類先 b となる確率に相当する. 各素性の分類先ごとに与えられた正規化 α 値が高いほど, その分類先であることを推定するのに重要な素性であることを意味する.

3.2.4 SVM

教師あり機械学習である SVM は, 空間を超平面で分割することにより 2 つの分類からなるデータを分類する手法である. このとき, 2 つの分類が正例と負例からなるものとする, 学習データにおける正例と負例の間隔 (マージン) が大きいものほどテストデータで誤った分類をする可能性が低いと考えられ, このマージンを最大にする超平面を求めそれを用いて分類を行う.

3.2.5 BERT

教師あり機械学習である BERT は, Bidirectional Encoder Representations from Transformers の略で, 「Transformer による双方向のエンコード表現」と訳され, 2018 年 10 月に Google の Jacob Devlin らの論文 [8] で発表された自然言語処理モデルである. 従来の機械学習では, 大量のラベルのついたデータを用意させ, 処理を行うことで課題に取り組む. しかし従来の手法に対し, BERT は事前学習でラベルのないデー

タをはじめに大量に処理を行う。その後、ファインチューニングで少量のラベルのついたデータを使用することで課題に対応させる。

3.3 データ作成方法

本研究の提案手法で使用するデータの作成方法についての説明をそれぞれ記述する。

3.3.1 記事分野別データ作成

記事分野別データの作成には Yahoo!ニュースのコメント欄にある、時刻と賛成した人数の情報を利用する。2021年9月～12月の期間に Yahoo!ニュースの1,000コメント以上投稿された記事を対象に、コメント、賛成数、時刻の情報を310記事分収集している。同じ記事に投稿された2つのコメントにおいて、賛成した人数がより多く、コメント時刻がより最近という2点を満たすコメントを賛成を得やすい文章、もう一方を賛成を得にくい文章だと定義する。そのような賛成を得やすい文章と賛成を得にくい文章を文章対として大量に作成する。ただし、一度でも文章対を作成する際に使用されたコメントは他の文章対では使用しないこととする。例を以下に掲載する。

- コメント A, 賛成：4,234, コメント時刻:4時間前
- コメント B, 賛成：3,823, コメント時刻:2時間前
- コメント C, 賛成：6,923, コメント時刻:8時間前
- コメント D, 賛成：2,182, コメント時刻:5時間前

コメント A を対の一方として文章対を作成する場合、定義に当てはめると文章対として使用できるもう一方はコメント D のみである。コメント B を対の一方として利用する場合も同様に文章対として使用できるもう一方はコメント D のみであり、コメント C は賛成した人数が一番多いがコメント時刻が一番古いためどのコメントとも文章対を作成することはできない。

よって、この4つのコメントで定義に当てはまり、文章対として使用できるコメント対はコメント A とコメント D、コメント B とコメント D のみである。この時、賛成を得やすい文章はコメント A、コメント B となり、コメント D は賛成を得にくい文章となっている。しかし、本研究では文章対作成の際に一度使用したコメントは利用し

ないので、文章対として使用できるのはコメント A とコメント D の文章対かコメント B とコメント D の文章対のどちらか一つの文章対となっている。このように定義にあてはまる文章対をコメントデータから大量に作成する。

3.3.2 数値評価データ作成

数値評価データを以下の 3 種類の方法で作成した。

- 数値評価 1 = $\frac{\text{高評価} - \text{低評価}}{\text{コメント時刻}}$
- 数値評価 2 = $\frac{\text{高評価}}{\text{高評価} + \text{低評価}}$
- 数値評価 3 = $\frac{\text{高評価}}{\text{コメント時刻}}$

数値評価のデータ作成に使用した高評価と低評価はコメントについての高評価と低評価の数を利用した。コメント時刻は 1 時間未満の投稿を全て 1 時間として計算を行い、1 時間未満の投稿を 1 時間としたため、1 時間以上の投稿は全て +1 時間として計算を行った。数値評価で出てきた数値をそれぞれの定義で高評価、中評価、低評価のコメントに分類して高評価と低評価のコメントのみを機械学習に入力して実験を行った。先行研究 [1] [2] との大きな違いとしては低評価を用いたことと 1 文ごとに機械学習に入力していることが挙げられる。特に 1 文ごとに入力することで BERT での素性分析が可能となった。

3.3.3 数値評価 1

先行研究では高評価とコメント時刻を利用して実験を行っていたが、数値評価 1 では高評価から低評価を引き、コメント時刻で割ることで数値を求めた。得られた数値からコメントを高評価、中評価、低評価に分類し、高評価と低評価となったコメントを機械学習に入力した。数値評価 1 には数値評価 1-1, 1-2 が存在するが、両者の違いは高評価とする数値の範囲が異なっている。

3.3.4 数値評価 2

数値評価 2 は高評価から高評価と低評価の和を割ることで数値を求めた。得られた数値からコメントを高評価，中評価，低評価に分類し，高評価と低評価となったコメントを機械学習に入力した。

3.3.5 数値評価 3

数値評価 3 は高評価をコメント時刻で割ることで数値を求めた。得られた数値からコメントを高評価，中評価，低評価に分類し，高評価と低評価となったコメントを機械学習に入力した。

3.4 推定方法

本節では記事分野別と数値評価の 2 種類で行った推定方法についての説明をそれぞれ記述する。

3.4.1 文章対の推定方法

作成した文章対の一方の文章を左側，もう一方を右側として，賛成を得やすい文章が左側の文章なら文章対の先頭に“L”を，賛成を得やすい文章が右側の文章なら文章対の先頭に“R”を付与したものを学習データとする。このような学習データである文章対を入力とし，“L”，“R”を出力とする。入力が与えられるとそれに対する出力を推定できるように 3 種類の機械学習 (ME, SVM, BERT) で学習する。

3.3.1 節の文章対を学習データとした場合の例を以下に示す。例のように作成した文章対の“L”と“R”と文章対の左右を反転させたものも同時に学習データとして機械学習に入力する。

- L, コメント A, コメント D
- R, コメント D, コメント A

例のようなコメント対と先頭の“L” or “R”を学習データとして機械学習に入力し，先頭の “L” or “R” によってどちらのコメントが賛成を得やすいかを学習させる。そして同様の形式で作成したコメント対のみをテストデータとして機械学習に入力し，左側

のコメントが賛成を得やすいと判断した場合には”L”を右側の場合は”R”を出力させることで機械学習の性能を求める。

3.4.2 数値評価の推定方法

分類した結果、高評価コメントとなったコメントの先頭には”T”を、低評価コメントとなったコメントの先頭には”F”を付与したコメントを学習データとする。以下に例を示す。

- T, コメント A
- F, コメント D

例のようなデータを学習データとして入力し、そのコメントが賛成を得やすいと判断すると”T”を賛成を得にくいと判断すれば”F”を出力するように3種類の機械学習(ME, SVM, BERT)で学習する。記事分野別の研究とは異なり、1コメント単位で入力している。

3.5 素性

本節では、本研究で使用した記事分野別と数値評価で使用した素性についての説明をそれぞれ記述する。

3.5.1 文章対の素性

文章対においてME, SVMは左側の文章にある単語は「L: 単語」、右側にある単語は「R: 単語」と「コメントの文字数」を素性として利用する。BERTに入力する際は素性の入力は不要なので文章対のみを入力している。「コメントの文字数」の素性は「L: ~以下」、「L: ~より大きい」、「R: ~以下」、「R: ~より大きい」としており、「~」には「10」、「20」、「50」、「100」、「200」、「500」、「1,000」のコメントの文字数を満たす数字が入る。

MEは正規化 α 値、SVMは分離平面を用いて素性分析を行う。MEでは、正規化 α 値の高いものが重要な素性となる。SVMでは「L: 単語」などの1単語を入力し、分離

平面からの距離が大きいものが重要な素性となる。文章対を用いたBERTの素性分析は困難なため現時点では行えていない。

3.5.2 数値評価の素性

数値評価においてME, SVMは「単語」と「コメントの文字数」を素性として利用する。BERTに入力する際は文章対と同様に素性の入力は不要なのでコメントのみを入力している。「コメントの文字数」の素性は「～以下」、「～より大きい」としており、「～」には文章対と同様に「10」、「20」、「50」、「100」、「200」、「500」、「1,000」のコメントの文字数を満たす数字が入る。

MEは正規化 α 値, SVMは分離平面を用いて素性分析を行う。MEでは、正規化 α 値の高いものが重要な素性となる。SVMでは1単語を入力し、分離平面からの距離が大きいものが重要な素性となる。BERTは段落を個々の単語に切り分け、学習済みBERTモデルを用いて1単語を入力する。その確率値を計算し、確率値が大きいものが重要な素性となる。

第4章 実験

本章では、本研究で行った実験の説明を記述する。

4.1 節では、実験データと実験結果の説明を記述している。4.1.1 節では、ME の素性分析の結果の説明を記述している。4.1.2 節では、SVM の素性分析の結果の説明を記述している。

4.2 節では、数値評価の説明を記述している。4.2.1 節では、数値評価 1 の説明を記述している。4.2.2 節では、数値評価 2 の説明を記述している。4.2.3 節では、数値評価 3 の説明を記述している。4.2.4 節では、3 種類の数値評価の性能の説明を記述している。4.2.5 節では、ME の素性を記述している。4.2.6 節では、SVM の素性を記述している。4.2.7 節では、BERT の素性を記述している。

4.3 節では、素性分析の説明を記述している。4.3.1 節では、記事分野別の素性分析の説明を記述している。4.3.2 節では、数値評価の素性分析の説明を記述している。4.3.3 節では、今後の課題を記述している。

4.1 記事分野別

1,000 コメント以上を持つ記事を対象に 310 記事分のコメントを収集し、同記事内の賛成した人数とコメント時刻の 2 つの条件を満たすコメントから文章対を作成している。対とするコメントの組み合わせは賛成を得やすい文章の定義を満たすコメントからランダムに決定している。

収集した 310 記事を”政治”，”病気”，”事件”，”スポーツ”，”その他”の 5 種類の記事に分類しそれぞれで機械学習で実験した。分類した結果，政治 134 記事，事件 43 記事，病気 40 記事，スポーツ 36 記事，その他 57 記事となった。

表 4.1 は機械学習により “L” or “R” のどちらの文章が賛成を得やすいかを推定したときの正解率を示している。

表 4.1: 記事分野別機械学習の性能評価

分類	政治	事件	病気	スポーツ	その他	平均
ME	0.7280	0.7198	0.6894	0.7163	0.7547	0.7216
SVM	0.6911	0.6769	0.6602	0.7011	0.7242	0.6907
BERT	0.7492	0.7505	0.7070	0.7022	0.7301	0.7278

多くの場合で $BERT > ME > SVM$ の順の性能の高さになっており、平均でも $BERT > ME > SVM$ の順の性能の高さになっている。平均に関しては BERT と ME が同程度の性能となっているが SVM だけやや低い性能になっている。しかし、全ての結果で約 7 割前後という性能になっている。

4.1.1 ME の素性

記事分野別で行った ME の素性分析の結果で得られた賛成を得やすい素性、賛成を得にくい素性を表 4.2～表 4.6 に上位 30 個ずつ載せている。

表 4.2: ME の素性 (政治)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	まし	0.8517	わ	0.1483
2	為	0.8357	思わ	0.1642
3	やはり	0.8085	よかつ	0.1712
4	調査	0.7959	散々	0.1808
5	率	0.7743	M子	0.1827
6	代	0.7729	KK	0.1884
7	国家	0.7672	減らし	0.2056
8	儀式	0.7641	くれ	0.2076
9	費	0.7620	また	0.2100
10	欲しい	0.7611	バラマキ	0.2136
11	感謝	0.7587	ぞ	0.2188
12	何故	0.7550	詐欺	0.2299
13	いつも	0.7526	バカ	0.2366
14	など	0.7467	投稿	0.2435
15	明らか	0.7437	きっと	0.2443
16	立憲	0.7426	頭	0.2518
17	車	0.7374	!	0.2558
18	技術	0.7360	神	0.2597
19	税金	0.7359	中国共産党	0.2599
20	多く	0.7348	一生	0.2685
21	階	0.7347	未来	0.2725
22	参拝	0.7339	内容	0.2725
23	以上	0.7334	せい	0.2768
24	考え	0.7287	声	0.2770
25	くる	0.7284	書	0.2772
26	支給	0.7267	洗脳	0.2795
27	立候補	0.7265	支援	0.2807
28	出馬	0.7263	男	0.2819
29	私	0.7253	当て	0.2819
30	できる	0.7250	やつ	0.2826

表 4.3: ME の素性 (事件)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	を	0.8004	何	0.2685
2	さん	0.7931	事実	0.2706
3	トヨタ	0.7605	せ	0.2732
4	かも	0.7421	やっ	0.2740
5	罪	0.7289	想像	0.2770
6	ね	0.7249	起き	0.2772
7	車	0.7223	ほしい	0.2812
8	,	0.7160	トップ	0.2885
9	運転	0.7126	共犯	0.2893
10	思う	0.7122	へ	0.2963
11	本当に	0.6928	とか	0.3012
12	い	0.6912	もん	0.3084
13	させ	0.6779	くる	0.3180
14	なっ	0.6738	って	0.3274
15	思っ	0.6732	相談	0.3330
16	あっ	0.6685	酷	0.3340
17	意味	0.6670	鬼畜	0.3346
18	過ぎる	0.6633	万	0.3383
19	まし	0.6620	いれ	0.3431
20	なり	0.6597	られる	0.3440
21	増え	0.6589	いい	0.3445
22	鑑定	0.6578	金	0.3478
23	もの	0.6534	見	0.3506
24	癖	0.6527	無い	0.3526
25	この	0.6498	性	0.3528
26	最近	0.6496	以上	0.3534
27	自民党	0.6467	殺し	0.3541
28	.	0.6466	団体	0.3553
29	くらい	0.6458	人間	0.3587
30	ず	0.6428	買っ	0.3597

表 4.4: ME の素性 (病気)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	絶対	0.7540	日本人	0.2431
2	ばかり	0.7536	また	0.2603
3	札幌	0.7533	推奨	0.2647
4	でき	0.7476	たい	0.2688
5	として	0.7460	高い	0.2696
6	関係	0.7443	より	0.2703
7	.	0.7398	思わ	0.2770
8	そもそも	0.7344	みたい	0.2823
9	へ	0.7295	安倍	0.2840
10	個人	0.7259	お	0.2892
11	ば	0.7208	笑	0.2925
12	情報	0.7170	旅行	0.2935
13	持つ	0.7155	死者	0.2939
14	なり	0.7076	強い	0.2939
15	言わ	0.7075	分かっ	0.2966
16	従事	0.7068	出	0.2972
17	なん	0.7032	株	0.3139
18	組織	0.6985	日本	0.3159
19	ほしい	0.6969	ダメ	0.3175
20	宣言	0.6933	基準	0.3205
21	です	0.6914	義務	0.3244
22	凄い	0.6904	だろ	0.3249
23	こと	0.6897	とか	0.3253
24	や	0.6890	用	0.3272
25	開催	0.6877	そう	0.3300
26	受け	0.6865	済ませ	0.3322
27	,	0.6836	数	0.3342
28	研究	0.6808	出来	0.3356
29	ず	0.6802	もっと	0.3383
30	はず	0.6693	大臣	0.3398

表 4.5: ME の素性 (スポーツ)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	を	0.7851	?	0.2343
2	かも	0.7656	わ	0.2359
3	目	0.7495	最後	0.2495
4	です	0.7417	明日	0.2689
5	しれ	0.7249	!	0.2751
6	として	0.7154	れる	0.2926
7	せ	0.7124	すぎ	0.2928
8	責任	0.7081	友達	0.2959
9	あと	0.7032	欲しい	0.2960
10	言っ	0.6973	先	0.3023
11	見苦しい	0.6907	陣	0.3075
12	記事	0.6888	ん	0.3079
13	必要	0.6858	退任	0.3132
14	その	0.6823	終わっ	0.3161
15	と	0.6751	たら	0.3189
16	スポーツ	0.6704	引退	0.3248
17	1	0.6682	0	0.3253
18	力	0.6672	そう	0.3258
19	降板	0.6670	連戦	0.3260
20	な	0.6660	ない	0.3270
21	よう	0.6640	中日	0.3288
22	怪我	0.6629	わから	0.3304
23	良い	0.6625	思っ	0.3329
24	が	0.6615	上げ	0.3353
25	ファン	0.6589	前	0.3361
26	られ	0.6515	やる	0.3388
27	オリックス	0.6494	よ	0.3456
28	思う	0.6488	黒	0.3467
29	ば	0.6481	だろ	0.3474
30	じゃ	0.6455	ねえ	0.3504

表 4.6: ME の素性 (その他)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	懲り	0.8662	また	0.2159
2	だっ	0.7818	女	0.2375
3	私	0.7628	思い	0.2516
4	いい	0.7609	0	0.2619
5	確か	0.7327	ねえ	0.2693
6	仕事	0.7321	笑	0.2699
7	中	0.7317	まま	0.2748
8	事務所	0.7301	捨て	0.2869
9	男性	0.7300	か	0.2879
10	について	0.7231	あり	0.2960
11	たら	0.7198	?	0.3023
12	思う	0.7126	なん	0.3026
13	杏	0.7090	だ	0.3029
14	費	0.7038	テレ朝	0.3088
15	ため	0.7004	昭和	0.3162
16	わかる	0.6946	やつ	0.3172
17	奥さん	0.6940	道	0.3182
18	高橋	0.6932	回	0.3186
19	留美子	0.6912	欲しい	0.3188
20	こういう	0.6911	みんな	0.3216
21	プライベート	0.6909	配信	0.3234
22	なら	0.6908	ラム	0.3295
23	ご	0.6905	良かっ	0.3306
24	元	0.6893	人間	0.3317
25	どう	0.6802	仕方	0.3347
26	～	0.6801	ほう	0.3355
27	なく	0.6800	今後	0.3367
28	出	0.6792	口	0.3373
29	8	0.6789	頭	0.3376
30	まし	0.6785	バカ	0.3397

4.1.2 SVMの素性

記事分野別で行ったSVMの素性分析の結果で得られた賛成を得やすい素性、賛成を得にくい素性を表4.7～表4.11に上位30個ずつ載せている。

表 4.7: SVMの素性(政治)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	すまん	0.8656	案	-0.8302
2	まし	0.8598	M子	-0.7911
3	TBS	0.8459	KK	-0.7640
4	いつも	0.8459	詐欺	-0.7629
5	欲しく	0.8322	散々	-0.7589
6	やはり	0.8298	果実	-0.7278
7	代	0.8264	減らし	-0.7089
8	賢明	0.8260	酷い	-0.7075
9	車	0.8220	近づい	-0.6984
10	明らか	0.8146	思わ	-0.6952
11	資産	0.8088	きっと	-0.6863
12	前回	0.8087	よかつ	-0.6552
13	はっきり	0.7999	くれ	-0.6463
14	決断	0.7982	.	-0.6368
15	僕	0.7949	また	-0.6179
16	答え	0.7931	わ	-0.6120
17	行政	0.7900	大人しく	-0.5843
18	お疲れ様	0.7838	行わ	-0.5781
19	札幌	0.7827	集	-0.5775
20	感謝	0.7818	困っ	-0.5765
21	おお	0.7798	投稿	-0.5711
22	くる	0.7758	さっさと	-0.5632
23	為	0.7718	失脚	-0.5569
24	上	0.7717	特例	-0.5564
25	免除	0.7715	余地	-0.5533
26	耳	0.7691	公共	-0.5516
27	国家	0.7690	馬鹿	-0.5509
28	指示	0.7685	ゆっくり	-0.5447
29	学芸	0.7685	早く	-0.5402
30	各社	0.7666	場	-0.5302

表 4.8: SVM の素性 (事件)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	さん	0.4454	事実	-0.4753
2	を	0.4154	酷	-0.3629
3	運転	0.3990	もん	-0.3576
4	車	0.3865	よる	-0.3565
5	トヨタ	0.3663	ほしい	-0.3515
6	罪	0.3631	想像	-0.3499
7	本当に	0.3302	共犯	-0.3469
8	かも	0.3199	極刑	-0.3452
9	胸糞	0.3186	安かつ	-0.3171
10	ね	0.3142	とか	-0.3168
11	最近	0.3025	やろ	-0.3161
12	鑑定	0.2886	起き	-0.3159
13	なっ	0.2847	トップ	-0.3156
14	思う	0.2781	へ	-0.3039
15	しれ	0.2735	やっ	-0.2998
16	癖	0.2728	せ	-0.2987
17	思っ	0.2723	tktube	-0.2905
18	過ぎる	0.2710	くる	-0.2870
19	もの	0.2674	何	-0.2863
20	モザイク	0.2634	新幹線	-0.2765
21	やめ	0.2607	変わら	-0.2712
22	い	0.2581	スタッフ	-0.2700
23	増え	0.2577	無い	-0.2690
24	させ	0.2512	相談	-0.2682
25	内輪	0.2511	って	-0.2668
26	重い	0.2489	買い物	-0.2625
27	作成	0.2453	書く	-0.2545
28	むご	0.2344	きちんと	-0.2545
29	意味	0.2342	見	-0.2524
30	なかつ	0.2337	・	-0.2493

表 4.9: SVM の素性 (病気)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	絶対	0.4227	日本人	-0.4691
2	ばかり	0.4220	分かっ	-0.4471
3	関係	0.3929	推奨	-0.4182
4	札幌	0.3818	また	-0.3998
5	そもそも	0.3795	安部	-0.3970
6	投稿	0.3742	株	-0.3968
7	試算	0.3670	たい	-0.3859
8	持っ	0.3668	笑	-0.3716
9	良く	0.3613	基準	-0.3674
10	として	0.3597	死者	-0.3535
11	今更	0.3572	ほとんど	-0.3532
12	でき	0.3548	お	-0.3480
13	へ	0.3536	高い	-0.3443
14	ほしい	0.3408	強い	-0.3391
15	しっかり	0.3397	より	-0.3323
16	あり	0.3376	旅行	-0.3279
17	なり	0.3294	思わ	-0.3233
18	組織	0.3281	拡大	-0.3214
19	受け	0.3232	みたい	-0.3203
20	従事	0.3215	そう	-0.3172
21	はっきり	0.3213	ダメ	-0.3158
22	総裁	0.3186	昭和	-0.3041
23	なん	0.3136	ぼり	-0.3038
24	個人	0.3127	武漢	-0.3038
25	.	0.3124	とか	-0.2977
26	変わる	0.2952	用	-0.2885
27	によって	0.2950	やる	-0.2883
28	情報	0.2945	かわいそう	-0.2861
29	招く	0.2922	続き	-0.2857
30	正気	0.2861	報告	-0.2853

表 4.10: SVM の素性 (スポーツ)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	うーん	0.4337	友達	-0.4700
2	目	0.4127	明日	-0.4673
3	を	0.4023	最後	-0.4135
4	かも	0.3962	?	-0.4084
5	として	0.3904	わ	-0.4047
6	記事	0.3565	先	-0.3631
7	お疲れさま	0.3528	退任	-0.3610
8	です	0.3480	遅	-0.3252
9	しれ	0.3454	引退	-0.3220
10	降板	0.3384	0	-0.3215
11	氏	0.3382	ねえ	-0.3159
12	必要	0.3378	思っ	-0.3124
13	見苦しい	0.3361	!	-0.3107
14	定義	0.3252	黒	-0.3034
15	せ	0.3241	欲しい	-0.3027
16	スポーツ	0.3216	すぎ	-0.3021
17	しか	0.3195	現役	-0.3007
18	あと	0.3010	わから	-0.2998
19	責任	0.2988	終わっ	-0.2967
20	我慢	0.2828	馬場	-0.2909
21	言っ	0.2766	問題	-0.2899
22	そして	0.2742	陣	-0.2789
23	打撃	0.2734	コイツ	-0.2786
24	なんと	0.2601	れる	-0.2774
25	直近	0.2601	お疲れ様	-0.2709
26	確信	0.2599	ん	-0.2704
27	相撲	0.2539	訳	-0.2694
28	人材	0.2529	内閣	-0.2620
29	ファン	0.2524	千賀	-0.2612
30	力	0.2434	なん	-0.2607

表 4.11: SVM の素性 (その他)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	ご	0.8024	ブブー	-0.5573
2	懲り	0.7093	奴	-0.4979
3	確か	0.6353	ねえ	-0.4863
4	...	0.5547	また	-0.4686
5	多分	0.4425	どん	-0.4667
6	男性	0.4421	女	-0.4629
7	事務所	0.4272	思い	-0.4556
8	仕事	0.4233	笑う	-0.4374
9	いや	0.4036	良かつ	-0.4220
10	だっ	0.3892	バカ	-0.4183
11	どう	0.3866	笑	-0.3855
12	すげ	0.3865	でっ	-0.3824
13	早い	0.3797	0	-0.3747
14	養育	0.3643	とけ	-0.3614
15	中	0.3642	下	-0.3530
16	について	0.3615	みんな	-0.3389
17	いい	0.3576	かわいそう	-0.3378
18	演技	0.3558	病気	-0.3375
19	うーん	0.3491	結婚	-0.3358
20	出来る	0.3469	あり	-0.3305
21	杏	0.3373	スキャンダル	-0.3301
22	モデル	0.3352	純粹	-0.3286
23	思う	0.3347	捨て	-0.3249
24	留美子	0.3335	まま	-0.3249
25	私	0.3320	見	-0.3227
26	奥さん	0.3297	なん	-0.3199
27	わかる	0.3288	自己	-0.3129
28	8	0.3211	弁護	-0.3129
29	こういう	0.3192	だ	-0.3070
30	～	0.3185	蜜	-0.3041

4.2 数値評価

本節では使用した3種類の数値評価についての説明と結果を記述する。

4.2.1 数値評価1

数値評価1では高評価から低評価をひいて、コメント時刻で割ることで数値を求めた。数値評価1は高評価100以上のコメントを対象に数値評価を求めた。数値評価0未満を低評価、0以上5未満を中評価、5以上を高評価としたものを数値評価1-1とし、数値評価0未満を低評価、0以上10未満を中評価、10以上を高評価としたものを数値評価1-2とした。上記の定義に基づいて分類した結果、数値評価1-1は高評価、低評価のコメントをそれぞれランダムに22,540文ずつ抜き出した。そこから高評価のコメントと低評価のコメントを11,270文ずつ抜きだした。そして抜き出したコメントを足すことで高評価と低評価のコメントの数が同じとなるデータが2つ得られた。片方を学習データ、もう片方をテストデータとして機械学習に入力して実験を行った。同様に数値評価1-2も高評価、低評価のコメントをそれぞれランダムに14,216文ずつ抜き出した。そこから高評価のコメントと低評価のコメントを7,108文ずつ抜きだした。そして抜き出したコメントを足すことで高評価と低評価のコメントの数が同じとなるデータが2つ得られた。片方を学習データ、もう片方をテストデータとして機械学習に入力して実験を行った。

4.2.2 数値評価2

数値評価2では高評価を高評価と低評価の和で割ることで数値評価を求めた。数値評価2は高評価+低評価が10以上のコメントを対象に数値評価を求めた。数値評価0.2未満を低評価、0.2以上0.9未満を中評価、0.9以上を高評価と定義した。上記の定義に基づいて分類した結果、高評価が29,685文、中評価が33,633文、低評価が1,336文となった。そこから高評価と低評価をランダムに1,300文ずつ抜き出した。そこから高評価のコメントと低評価のコメントを650文ずつ抜き出した。そして抜き出したコメントを足すことで高評価と低評価のコメントの数が同じとなるデータが2つ得られた。片方を学習データ、もう片方をテストデータとして機械学習に入力して実験を行った。

4.2.3 数値評価3

数値評価3では高評価をコメント時刻で割ることで数値評価を求めた。値評価3は高評価が10以上のコメントを対象に数値評価を求めた。数日前に投稿されたコメントは日数×24、数時間前のコメントはその時間+1、数十分前のコメントは1時間前のコメントとすることでコメントの投稿時間の単位を同じにした。数値評価1未満のコメントを低評価、1以上10未満のコメントを中評価、10以上のコメントを高評価と定義した。上記の定義に基づいて分類した結果、高評価17,657文、中評価26,691文、低評価6,389文となった。そこから高評価と低評価をランダムに6,000文ずつ抜き出した。そこから高評価のコメントと低評価のコメントを3,000文ずつ抜き出した。そして抜き出したコメントを足すことで高評価と低評価のコメントの数が同じとなるデータが2つ得られた。片方を学習データ、もう片方をテストデータとして機械学習に入力して実験を行った

4.2.4 数値評価の性能

表 4.12: 機械学習の性能評価

分類	数値評価 1-1	数値評価 1-2	数値評価 2	数値評価 3
ME	0.6679	0.8224	0.6277	0.6332
SVM	0.5735	0.7247	0.6123	0.6275
BERT	0.6879	0.7936	0.6215	0.6418

表 4.12 より数値評価 1-1 は高評価の範囲を 5 以上と設定し、数値評価 1-2 は高評価の範囲を 10 以上とした結果、数値評価 1-2 は数値評価 1-1 と比較して ME, SVM は約 15% , BERT は約 10% 性能が向上している。数値評価 2, 数値評価 3 は全ての機械学習で性能が 6 割強となった。

4.2.5 ME 素性

数値評価で行った ME の素性分析の結果で得られた賛成を得やすい素性、賛成を得にくい素性を表 4.13～表 4.16 に上位 30 個ずつ載せている。

表 4.13: ME の素性 (数値評価 1-1)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	象徴	0.9594	もり	0.0769
2	録音	0.9392	外人	0.0787
3	面会	0.9262	関心	0.0905
4	ポジション	0.9033	お幸せ	0.0914
5	ゾンビ	0.8996	ボク	0.0940
6	松葉杖	0.8971	直す	0.0944
7	果たして	0.8940	おじさん	0.0967
8	地震	0.8909	緩め	0.0983
9	正常	0.8899	不能	0.1011
10	田嶋	0.8890	ほっとい	0.1017
11	宮家	0.8869	リセット	0.1040
12	林	0.8830	姫	0.1073
13	自費	0.8828	セクハラ	0.1086
14	ワクパス	0.8823	懐かしい	0.1137
15	未熟	0.8808	倍増	0.1138
16	実証	0.8777	悪意	0.1145
17	ロイヤル	0.8776	どこぞ	0.1171
18	山下	0.8761	矛先	0.1171
19	隣	0.8733	素行	0.1211
20	同感	0.8725	そっと	0.1214
21	正気	0.8706	解釈	0.1226
22	バックアップ	0.8695	ありがたい	0.1240
23	震災	0.8674	口出し	0.1270
24	綺麗事	0.8639	おっさん	0.1294
25	累進	0.8636	規律	0.1294
26	ツイート	0.8616	EU	0.1294
27	知人	0.8602	使い道	0.1316
28	お陰	0.8586	許容	0.1335
29	うっ	0.8552	手元	0.1391
30	湯水	0.8544	イイ	0.1393

表 4.14: ME の素性 (数値評価 1-2)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	速報	0.9488	比べれ	0.0776
2	重み	0.9196	詳しく	0.0976
3	腹立つ	0.9157	泥棒	0.1033
4	自動車	0.9019	長友	0.1069
5	ミヤノ	0.8991	騒い	0.1126
6	得意	0.8975	かっこいい	0.1142
7	咎め	0.8960	o	0.1148
8	アキレス腱	0.8921	関心	0.1216
9	帰国	0.8919	外す	0.1217
10	寄付	0.8878	神戸	0.1228
11	録音	0.8823	間近	0.1251
12	世襲	0.8740	真子	0.1305
13	撃っ	0.8713	ゴミ	0.1348
14	時給	0.8695	抑え	0.1356
15	立	0.8661	放っ	0.1362
16	あまりに	0.8658	お父さん	0.1402
17	だに	0.8654	河野	0.1442
18	浜	0.8629	失業	0.1457
19	免除	0.8629	ぬるい	0.1461
20	逃げる	0.8615	だいぶ	0.1473
21	心身	0.8601	心境	0.1473
22	捻出	0.8587	組閣	0.1479
23	ロイヤル	0.8562	横	0.1482
24	天気	0.8552	モンゴル	0.1484
25	内親王	0.8547	許す	0.1486
26	制定	0.8546	チンパンジー	0.1492
27	とおり	0.8537	癖	0.1516
28	報告	0.8509	白い	0.1541
29	うつさ	0.8506	森友	0.1551
30	柔道	0.8486	否	0.1553

表 4.15: ME の素性 (数値評価 2)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	愛子	0.8875	コメント	0.1116
2	誕生	0.8633	反対	0.1931
3	感じ	0.8359	そう	0.1966
4	後	0.8254	す	0.2061
5	結局	0.8063	未だに	0.2143
6	き	0.7941	中傷	0.2159
7	皇室	0.7913	ヤフコメ	0.2182
8	全て	0.7784	期待	0.2205
9	について	0.7672	ファイザー	0.2221
10	天皇	0.7652	批判	0.2223
11	娘	0.7642	やつ	0.2260
12	時間	0.7523	意見	0.2315
13	最初	0.7522	マスコミ	0.2315
14	今	0.7497	家庭	0.2337
15	こんな	0.7494	ここ	0.2338
16	なあ	0.7444	賛成	0.2350
17	一律	0.7438	くれ	0.2393
18	違う	0.7375	たら	0.2407
19	労働	0.7350	早く	0.2422
20	9	0.7345	感じる	0.2459
21	加減	0.7333	自ら	0.2465
22	もちろん	0.7296	訳	0.2471
23	全	0.7289	思う	0.2477
24	儀式	0.7260	として	0.2542
25	会見	0.7259	いい	0.2611
26	回	0.7239	なに	0.2617
27	監督	0.7167	変え	0.2626
28	人権	0.7165	あげ	0.2639
29	給付	0.7159	出	0.2655
30	被害	0.7156	誹謗	0.2676

表 4.16: ME の素性 (数値評価 3)

順位	賛成を得やすい素性	α 値	賛成を得にくい素性	α 値
1	初めて	0.8833	ヤフコメ	0.1009
2	儀式	0.8821	トヨタ	0.1043
3	お子さん	0.8798	見舞い	0.1119
4	年齢	0.8796	休み	0.1163
5	評論	0.8735	病気	0.1372
6	認め	0.8705	日大	0.1431
7	上皇	0.8649	メンバー	0.1512
8	皇族	0.8510	とい	0.1519
9	機能	0.8450	関心	0.1526
10	操作	0.8443	殺害	0.1573
11	永住	0.8427	漫画	0.1614
12	駄目	0.8381	人口	0.1648
13	無事	0.8360	車検	0.1665
14	勘違い	0.8297	福岡	0.1669
15	前後	0.8283	紀子	0.1683
16	甘く	0.8272	孫	0.1686
17	一時	0.8271	始め	0.1688
18	GOTO	0.8251	見当たらず	0.1693
19	全国	0.8227	自転車	0.1728
20	おめでとう	0.8206	受け入れ	0.1740
21	弁護士	0.8200	奴	0.1752
22	カッコ	0.8196	別れ	0.1754
23	付き合い	0.8195	至る	0.1759
24	数々	0.8192	行ける	0.1785
25	まくっ	0.8181	プラス	0.1801
26	本当に	0.8176	長友	0.1805
27	時期	0.8169	極	0.1812
28	にくい	0.8167	軽く	0.1813
29	反論	0.8161	いかが	0.1852
30	モデルナ	0.8145	韓国	0.1865

4.2.6 SVM 素性

数値評価で行った SVM の素性分析の結果で得られた賛成を得やすい素性，賛成を得にくい素性を表 4.17～表 4.20 に上位 30 個ずつ載せている。

表 4.17: SVM の素性 (数値評価 1-1)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	メモ	1.6523	おじさん	-3.5276
2	お陰	1.5812	おこなっ	-2.9175
3	ワクパス	1.4760	しかるべき	-2.8779
4	録音	1.4384	悪意	-2.8594
5	消極	1.3829	解釈	-2.7682
6	橋	1.3521	苦しく	-2.6584
7	理事	1.3261	緩め	-2.6344
8	失敬	1.3017	騒い	-2.4271
9	在庫	1.2798	長時間	-2.4180
10	ミリ	1.2560	関心	-2.3980
11	様子	1.2099	壊滅	-2.3803
12	小便	1.2068	勇気	-2.3681
13	黒い	1.1871	騒ぎ立てる	-2.3630
14	らし	1.1698	答弁	-2.3565
15	低かっ	1.1221	邪魔	-2.3545
16	同感	1.1126	不在	-2.3487
17	土田	1.0988	不能	-2.3407
18	葬ら	1.0861	無能	-2.3391
19	思い入れ	1.0742	ベラ	-2.3144
20	あほらしく	1.0727	顔出し	-2.3057
21	勝た	1.0698	土俵	-2.3000
22	累進	1.0639	スキ	-2.2869
23	地震	1.0576	望ま	-2.2839
24	悪化	1.0443	外人	-2.2799
25	ゾンビ	1.0385	さらに	-2.2708
26	象徴	1.0288	ありがたい	-2.2595
27	危害	1.0212	入り口	-2.2509
28	悪質	1.0178	ポスト	-2.2499
29	知人	1.0174	矛先	-2.2382
30	人体	1.0090	垂れ流し	-2.2378

表 4.18: SVM の素性 (数値評価 1-2)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	速報	0.9869	失業	-2.2296
2	負傷	0.7582	見本	-2.1928
3	録音	0.7199	ライバル	-2.0978
4	腹立つ	0.6899	泥棒	-2.0731
5	控えめ	0.6133	だいぶ	-1.9853
6	軽井沢	0.5956	騒い	-1.9775
7	失敬	0.5761	蔑ろ	-1.9599
8	ワクパス	0.5574	比べれ	-1.9566
9	ミヤネ	0.5027	しかた	-1.9137
10	正に	0.4990	わがまま	-1.9128
11	心身	0.4351	おそろしい	-1.9114
12	捻出	0.3957	待た	-1.8979
13	アキレス腱	0.3956	付く	-1.8849
14	旨み	0.3842	詳しく	-1.8802
15	得意	0.3793	ポ	-1.8773
16	消極	0.3787	関心	-1.8727
17	始まり	0.3732	石破	-1.8403
18	番長	0.3673	カラダ	-1.8276
19	揉め	0.3662	栄冠	-1.8276
20	重み	0.3586	C S	-1.8271
21	闊歩	0.3477	担い手	-1.8260
22	中央	0.3438	森友	-1.8135
23	妊婦	0.3215	徹底	-1.8134
24	撃っ	0.3118	神聖	-1.8112
25	とおり	0.3067	市場	-1.8090
26	珍しい	0.3012	シングル	-1.8061
27	恵子	0.3011	p c c	-1.8024
28	寄付	0.2929	バリ	-1.8004
29	吸わ	0.2884	かっこいい	-1.7950
30	撃た	0.2763	外す	-1.7925

表 4.19: SVM の素性 (数値評価 2)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	誕生	1.4349	反対	-1.2551
2	愛子	1.1589	賛成	-1.0869
3	T B S	1.0231	一気に	-1.0845
4	P T S D	0.9587	回忌	-1.0845
5	都合	0.9320	脱	-1.0845
6	そ	0.9155	非国民	-1.0605
7	えー	0.9155	気の毒	-1.0359
8	えっ	0.9155	ファイザー	-1.0317
9	最悪	0.9155	よかつ	-1.0182
10	働か	0.9155	やり	-1.0152
11	放置	0.9155	イケメンアンチ	-0.9517
12	T o o	0.9155	b i g	-0.9516
13	選択肢	0.9155	何でもかんでも	-0.9516
14	落武者	0.9155	意見	-0.9381
15	誇らしく	0.9155	8	-0.9362
16	について	0.8846	だから	-0.9316
17	結局	0.8712	フェアプレー	-0.9272
18	地元	0.8542	ゲレーロ	-0.9271
19	腰抜け	0.8508	誇る	-0.9043
20	違う	0.8507	家庭	-0.8928
21	やっど	0.8393	コメント	-0.8791
22	0.8210	反	-0.8767
23	風邪	0.8194	立派	-0.8682
24	もちろん	0.8188	愛	-0.8648
25	悩ん	0.8163	未だに	-0.8528
26	儀式	0.7789	発表	-0.8267
27	加減	0.7774	見解	-0.8079
28	付き合お	0.7694	くれ	-0.8049
29	母子	0.7690	事細か	-0.7925
30	G O	0.7661	応援	-0.7880

表 4.20: SVM の素性 (数値評価 3)

順位	賛成を得やすい素性	マージン	賛成を得にくい素性	マージン
1	永住	0.6688	ヤフコメ	-2.5939
2	甘く	0.4742	動員	-2.3653
3	駄目	0.4637	休み	-2.3421
4	認め	0.4148	殺害	-2.3407
5	機能	0.3946	自転車	-2.2839
6	オリックス	0.3941	うわ	-2.2808
7	おめでとう	0.3841	千賀	-2.2714
8	ついに	0.3723	見舞い	-2.2428
9	数々	0.3476	見当たらず	-2.1993
10	大河ドラマ	0.3147	トヨタ	-2.1845
11	〉	0.3108	至る	-2.1731
12	11月	0.3007	軽く	-2.1612
13	カッコ	0.2886	田舎	-2.1396
14	上皇	0.2882	すき	-2.1325
15	年齢	0.2609	極	-2.1291
16	評論	0.2467	大差	-2.1168
17	自殺	0.2392	車検	-2.1149
18	内親王	0.2382	情けなく	-2.1059
19	操作	0.2378	日大	-2.0978
20	一気に	0.2301	お孫さん	-2.0974
21	正気	0.2181	きる	-2.0778
22	お子さん	0.2037	猛々しい	-2.0734
23	冗談	0.2024	メンバー	-2.0722
24	愛知	0.1981	具合	-2.0701
25	遅し	0.1928	病気	-2.0680
26	モデルナ	0.1919	未来	-2.0658
27	聞か	0.1905	ぬるい	-2.0631
28	今更	0.1745	引きずっ	-2.0614
29	熱	0.1725	人口	-2.0593
30	付き合い	0.1679	いかが	-2.0570

4.2.7 BERTの素性

数値評価で行ったBERTの素性分析の結果で得られた賛成を得やすい素性，賛成を得にくい素性を表4.21～表4.24に上位30個ずつ載せている。

表 4.21: BERTの素性(数値評価1-1)

順位	賛成を得やすい素性	数値	賛成を得にくい素性	数値
1	段取り	0.9930	甘んじる	0.0089
2	やむを得ず	0.9924	もちい	0.0090
3	秋篠	0.9920	アベサポ	0.0093
4	やむを得	0.9919	アベノマスク	0.0093
5	やむを得ない	0.9918	休まん	0.0094
6	逆撫で	0.9912	あんぽんたん	0.0094
7	生む	0.9908	サッカーガチファン	0.0095
8	録音	0.9908	開き直り	0.0095
9	見栄っ張り	0.9907	休まれる	0.0097
10	ホロコースト	0.9906	グローバルロックダウン	0.0097
11	やむをえ	0.9901	サッカーサポ	0.0097
12	着替え	0.9899	休まる	0.0097
13	田嶋	0.9898	ハマる	0.0098
14	転げ落ち	0.9897	甘える	0.0098
15	更正	0.9895	甘やかし	0.0098
16	私的	0.9894	打てる	0.0099
17	ひな壇	0.9894	休まら	0.0099
18	カーブミラー	0.9891	休めれ	0.0099
19	違約	0.9890	つるし上げ	0.0100
20	篠宮	0.9889	おかしかっ	0.0100
21	累進	0.9888	とりまき	0.0100
22	宮内庁	0.9887	花開い	0.0101
23	略儀	0.9885	開き直っ	0.0101
24	ゃいいのにな	0.9885	甘えん坊	0.0101
25	更衣	0.9883	甘やかす	0.0101
26	社会保険庁	0.9881	噛み付い	0.0102
27	検察庁	0.9881	開き直れ	0.0102
28	親権	0.9879	羨ましかっ	0.0102
29	議連	0.9879	うれしかっ	0.0102
30	宮家	0.9879	大きけれ	0.0103

表 4.22: BERT の素性 (数値評価 1-2)

順位	賛成を得やすい素性	数値	賛成を得にくい素性	数値
1	本当に	0.9918	賛成	0.0082
2	宮	0.9878	公明党	0.0092
3	ようやく	0.9873	ユーロ	0.0095
4	まさに	0.9868	魁	0.0096
5	ヒアリング	0.9856	春闘	0.0098
6	衣	0.9848	良い	0.0098
7	正当	0.9828	原発	0.0099
8	遺影	0.9802	相撲	0.0105
9	しっかり	0.9801	おいしい	0.0105
10	垣間見	0.9775	粗悪	0.0113
11	起訴	0.9771	元	0.0113
12	気持	0.9736	できれ	0.0117
13	奏	0.9728	ありえ	0.0117
14	高熱	0.9719	先行	0.0118
15	対外	0.9692	毎日新聞	0.0119
16	寝	0.9680	あり	0.0121
17	段取り	0.9678	なし	0.0122
18	法廷	0.9667	持ち込み	0.0122
19	生家	0.9661	東電	0.0122
20	聞か	0.9657	差し込む	0.0123
21	顕	0.9650	よい	0.0127
22	起こし	0.9647	支持	0.0128
23	傷み	0.9647	あるく	0.0129
24	擁立	0.9625	疲れ	0.0129
25	日取り	0.9605	微増	0.0130
26	式典	0.9601	反対	0.0131
27	坂口	0.9590	民主党	0.0132
28	庁	0.9581	下位	0.0133
29	それ	0.9572	低い	0.0136
30	摂氏	0.9551	ありがた	0.0141

表 4.23: BERT の素性 (数値評価 2)

順位	賛成を得やすい素性	数値	賛成を得にくい素性	数値
1	聞き出す	0.9950	笑え	0.0040
2	起きる	0.9944	あげよ	0.0041
3	沙汰	0.9944	もったいない	0.0043
4	儀式	0.9942	いくらでも	0.0044
5	こんな	0.9941	すりゃ	0.0048
6	犯す	0.9941	何でもかんでも	0.0048
7	件	0.9941	びしていてすごいなあと	0.0049
8	発生	0.9940	憎く	0.0050
9	未代	0.9939	中傷	0.0054
10	引越し	0.9938	頑張れ	0.0054
11	政調	0.9938	つまらない	0.0055
12	終わっ	0.9938	めちゃくちゃ	0.0055
13	伴う	0.9937	煽ら	0.0057
14	罪	0.9937	愚か者	0.0057
15	いじっ	0.9936	でないと	0.0064
16	統合	0.9936	さされ	0.0065
17	変わっ	0.9936	良かれ	0.0067
18	立てる	0.9936	うまく	0.0072
19	こういう	0.9936	だせ	0.0074
20	願っ	0.9935	おめでとう	0.0076
21	下さっ	0.9935	すぎる	0.0079
22	末	0.9935	のしかかる	0.0084
23	仕分け	0.9935	だらし	0.0085
24	詰め寄っ	0.9935	ビックリ	0.0089
25	時	0.9935	持てる	0.0090
26	事態	0.9934	よろしく	0.0090
27	断交	0.9934	愚か	0.0092
28	交代	0.9934	やれやれ	0.0093
29	某	0.9934	早く	0.0093
30	事件	0.9934	怖く	0.0094

表 4.24: BERT の素性 (数値評価 3)

順位	賛成を得やすい素性	数値	賛成を得にくい素性	数値
1	本当に	0.9964	貢い	0.0055
2	かけ離れ	0.9947	気苦労	0.0059
3	こんなにも	0.9947	ヤフコメ	0.0060
4	振り回さ	0.9941	ざあああああい	0.0063
5	欲張ら	0.9937	売国奴	0.0063
6	凶器	0.9936	食いっぽぐれ	0.0063
7	手のひら	0.9934	イタクラ	0.0064
8	左巻き	0.9934	ヤフー	0.0065
9	P T S D	0.9932	ノルマ	0.0068
10	宮内庁	0.9931	独眼竜	0.0069
11	受診	0.9926	飲み食い	0.0069
12	自衛隊	0.9926	アメフト	0.0069
13	振込	0.9926	取り締め	0.0072
14	凶行	0.9925	アベノコメント	0.0072
15	未必の故意	0.9924	トラウト	0.0073
16	歳児	0.9922	これ程	0.0074
17	とんでも	0.9921	ばらまき	0.0074
18	弁護	0.9920	神々しかっ	0.0074
19	若返ら	0.9919	世界中	0.0075
20	正装	0.9919	愚策	0.0075
21	外務省	0.9918	呪わ	0.0075
22	抜擢	0.9916	随分	0.0076
23	支給	0.9915	まずい	0.0076
24	顔向け	0.9914	他山の石	0.0076
25	絞ら	0.9913	売国	0.0076
26	語る	0.9912	悪けれ	0.0077
27	寄り添う	0.9910	モリカケ	0.0077
28	拘束	0.9910	ワガママ	0.0077
29	本省	0.9910	騙せ	0.0078
30	打ち出さ	0.9908	悪かっ	0.0078

4.3 素性分析

本節では記事分野別と数値評価で行った素性分析の結果についての説明をそれぞれ記述する。

4.3.1 記事分野別の素性分析

表 4.2 にあるように政治分野では「賢明」が賛成を得やすいとされている。これは「賢明」が知的な単語であるため、文章全体がまとまっており、理路整然として読みやすいのが賛成を得やすくしているのではないかと予想できる。表 4.3 にあるように事件分野では「胸糞」というマイナスな単語が賛成を得やすいとされている。これは事件に対して胸糞悪いなどのコメントをすることで同意の感情から賛成を得ているのではないかと予想できる。表 4.5 にあるようにスポーツ分野では「連戦」が賛成を得にくいと判断されている。これは怪我などのマイナスな出来事が予想される単語が賛成を得にくいと判断されていた。表 4.4 にあるように病気分野では「旅行」が賛成を得にくい素性だと判断されていた。これはコロナウイルスの感染拡大が懸念されていた中で旅行をして感染した人が批判されていると予想できる。また、表 4.3, 表 4.4 には「本当に」、「絶対」などが賛成を得やすいと判断されている。これらの単語は文を強調する単語であるためコメントに自信があり、納得できることが多いのではないかと考えられる。

結果として、三木らの先行研究 [1] [2] と同様に多くの場合で分類された分野で使用されるマイナスイメージを持つ単語が賛成を得にくい素性だと判断された。また、表 4.6, 表 4.11 では「男性」、「奥さん」が賛成を得やすい素性として得られている。しかし同じ表 4.6, 表 4.11 の賛成を得にくい素性としては「女」が得られている。これは「性」をつけていないことや「女」など偉そうな単語が入っていることによって文章全体も攻撃的な文章や差別的な内容を含む文章になっている可能性が高いと推測することができる。

4.3.2 数値評価の素性分析

数値評価 1-1, 1-2 の素性分析の結果得られた素性は表 4.13, 表 4.14, 表 4.17, 表 4.18 にあるように「速報」、「録音」などが賛成を得やすい素性とされており、「外人」、「おじさん」などが賛成を得にくい素性とされた。これは速い情報ほど価値があるため、「速

報」を使うコメントは賛成を得やすいのではないかと考えられる。また、「外人」などは4.3.1節の「男」、「女」のように「国」が入っていないため差別用語とみなされ、賛成を得にくくなっているのではないかと考える。この数値評価1-1、数値評価1-2の素性分析は三木らの先行研究 [1] [2] と同じ素性が多く発見された。

数値評価2の素性分析の結果得られた素性は表4.15、表4.19にあるように「誕生」などが賛成を得やすい素性とされており、「中傷」などが賛成を得にくい素性とされた。「誕生」などは何かが生まれたことを意味するポジティブな意味を持つ単語で数値評価2の高評価の比率を求める式では低評価が少なければ高評価のコメントになりやすいのが影響しているのではないかと考える。反対に「中傷」はネガティブな意味を持つ単語であるため低評価が増えやすく賛成を得にくいコメントとなりやすいのが影響しているのではないかと考えることが可能である。

数値評価3の素性分析の結果得られた素性は表4.16、表4.20にあるように「おめでとう」などが賛成を得やすいとされ、「殺害」などが賛成を得にくい素性とされた。数値評価3の単位時間あたりの高評価を求める式では短い時間で多くの高評価を得ると賛成を得やすい文章となるため、「おめでとう」や「殺害」などの直感的に良いか悪いか判断できる単語が入っていると賛成を得やすい、得にくくなるのではないかと考える。

結果として、数値評価の種類別によって「誕生」などが低評価を得にくい素性であるとわかり、「おめでとう」などが短時間である程度の賛成を得ることができるなどが判明した。

4.3.3 今後の課題

表4.8では賛成を得やすい素性として「胸糞」が得られている。しかし、この単語が文章に入っていると賛成を得やすいとは言にくい。これは事件の分野で賛成を得やすい素性なのでマイナスな事件に対しての批判的なコメントに同情している人が多いと考えられる。このことから記事自体の内容をポジティブかネガティブかを分類することでポジティブな記事に対して賛成を得やすい素性、ネガティブな記事に対して賛成を得やすい素性を求めることが可能になると考えられる。また、機械学習の性能が数値評価1-1、数値評価1-2を比較すると向上しているので高評価のコメントと判断する範囲を厳しくすることで性能向上が可能になると考えられる。よって他の提案手法などでも高評価の範囲を厳しくすることで性能が向上し、良い素性が得られる可能

性が高くなることが予想される。

第5章 考察

三木らの先行研究 [1] [2] の結果として、賛成を得やすい単語は得られなかった。この理由として、記事の分野が混ざっていることと低評価を用いていないことが挙げられた。そこで記事分野別の実験と低評価を考慮した数値評価を用いた実験を行った。

表 4.2～表 4.11 にあるように分野別に分類して機械学習で実験し、素性分析をするとその分野でよく使用されるであろう単語が賛成を得やすい、賛成を得にくい素性の両方で得られた。特にマイナスなイメージを持つ単語は三木らの先行研究 [1] [2] と同様に賛成を得にくい素性だと判断された。まれにマイナスなイメージを持つ単語でも賛成を得やすい素性と判断されている場合が存在したがこれは記事自体の内容がマイナスな意味を持ち、それを批判する内容のコメントを書くことによってマイナスなイメージの単語でも多くの賛成を得ることができ、賛成を得やすい素性と判断されたのではないかと考える。

数値評価を用いて実験を行った結果、数値評価別の素性を発見できた。三木らの先行研究 [1] [2] と数値評価 1 の違いとしては低評価を先行研究の式に組み込んだ。数値評価 2 の違いとしては高評価と低評価の比率を利用した式を利用した。数値評価 3 の違いとしては高評価をコメント時刻で割ることで単位時間あたりの高評価数を求める式を利用した。

数値評価 1 と先行研究の正解率を比較すると数値評価 1-1 は先行研究を下回り、数値評価 1-2 は先行研究を上回った。これは高評価の定義を高くしたことによってコメントの内容が向上したことが予想される。数値評価 1 の式は高評価、低評価、コメント時刻の 3 種類を利用しているのでこの実験で得られた素性は高評価数が多く、低評価が少なく、コメント時刻が最近という条件を満たした素性が多いと考えられる。よって少ない時間で高評価が多く、低評価が少ないというバランスを満たすコメント作成に役立つと考えられる。数値評価 2 の式では高評価のコメントとなるには低評価を少なくすることが重要となる。つまり、数値評価 2 の賛成を得やすい素性は低評価を得にくい単語と考えることができる。よって、批判を受けにくいコメントを作成するためには数値評価 2 の賛成を得にくい素性を使用すれば良いのではないかと考える。同

様に、数値評価3では単位時間あたりの高評価数が重要なので、少ない時間である程度の高評価を得たい場合には役に立つと考える。しかし、数値評価3の賛成を得やすい素性は別の数値評価では出てこない素性も多くあるため、短時間で多くの高評価を得るために役立つ素性が多いと考える。

第6章 おわりに

本研究はYahoo!ニュースのコメント欄と機械学習を用いて、賛成を得やすい文章の種々の分析を目的としている。Yahoo!ニュース内にある1,000コメント以上持つ310記事を分野別に分類し、コメント欄の賛成した人数、時刻の情報を使用し、賛成が得やすい文章を機械学習を用いて推定させる。加えて、高評価、低評価、コメント時刻の情報から数値評価を記事に投稿されたコメントを高評価コメント、中評価コメント、低評価コメントの3種類に分類する。その中から高評価コメントと低評価コメントの2種類を機械学習に入力して高評価か低評価を推定させる。

推定させた結果、記事分野別の正解率は約7割前後となった。数値評価の正解率は数値評価1-2のみが約8割前後となり、それ以外は約6割前後となった。また、記事分野別の多くの場合でBERT, ME, SVMの順で正解率が高くなった。しかし数値評価ではMEとBERTが同程度の正解率だったが数値評価1-1,1-2ではSVMだけが正解率が低くなっていた。

素性分析の結果では、分野別ではその分野で使用されることが多い単語でポジティブな意味を持つ素性は賛成を得やすく、ネガティブな意味を持つ素性は賛成を得にくいと判断されやすいとわかった。政治分野では「賢明」などが得られた。これは「賢明」が知的な単語であるためコメントも知的で納得しやすいのではないかと考えられる。また、「本当に」、「絶対」なども賛成を得やすいと判断された。これは強調を意味する単語であるため自信を持ったコメントに使用されることが多く賛成を得ているのではないかと考える。

数値評価1では「失敬」、「速報」などが賛成を得やすいと判断されていた。「失敬」は「賢明」と同様の理由で知的な単語であるためコメントも知的で賛成を得ているのではないかと考えられる。「速報」は速い情報に価値があるため賛成を得やすいと判断されていると考えられる。数値評価2では「誕生」などが批判を受けにくいとわかり、数値評価3では「おめでとう」や「殺害」などのポジティブかネガティブかわかりやすい素性が短時間ではそのまま賛成を得やすい、得にくい素性となることがわかった。

今後は記事自体をポジティブ、ネガティブに分類して実験を行うことでより細分化

して分析を行うことが可能になると考える。

謝辞

また，研究の進め方や本論文の書き方など，細部にわたる御指導を頂きました，鳥取大学工学部知能情報工学科自然言語処理研究室の村田真樹教授に心から御礼申し上げます。また，本研究を進めるにあたり，御指導，御助言を頂きました，村上仁一准教授に心から御礼申し上げます。その他様々な場面で御助言を頂いた自然言語処理研究室の皆様に感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 三木謙志, 村田真樹, 馬青. 賛成を得やすい文章の機械学習を利用した収集と分析. 言語処理学会第 28 回年次大会発表論文集, pp. 1541–1545, 3 2022.
- [2] 三木謙志. 機械学習を利用した賛成を得やすい文章の分析. 鳥取大学工学部電気情報系学科卒業論文, 2021.
- [3] 高橋直己, 上野舞夕, 浜田百合, 庄司裕子. 絵文字を用いた文章における感情伝達効果に関する研究. 日本感性工学会論文誌, Vol. 21, No. 1, pp. 135–142, 2022.
- [4] 松本和幸, 三品賢一, 任福継, 黒岩眞吾. 感情生起事象文型パターンに基づいた会話文からの感情推定手法. 自然言語処理, Vol. 14, No. 3, pp. 239–271, 2007.
- [5] 水野淳太, 渡邊陽太郎, 村上浩司, 乾健太郎, 松本裕治ほか. 文間関係認識に基づく賛成・反対意見の俯瞰. 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 12, pp. 3408–3422, 2011.
- [6] 西條結人, 田中大輝, 小野由美子. 意見文課題における説得のアピールの日西対照研究-日本とスペインの学生の作文比較. 教育実践学論集, Vol. 16, pp. 95–107, 2015.
- [7] 端大輝, 村田真樹, 徳久雅人. 感動を与える文の自動取得と分析. 言語処理学会第 18 回年次大会, 2012.
- [8] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.