

記事の意味的構造に着目した こたつ記事の類型化に関する研究

総合情報学研究科
知識情報学専攻

インタラクションデザインの理論と実践

23M7119

杉原 昂紀

論文要旨

現在ではニュースを見る際、ウェブメディアを用いて情報を集めることが一般的である。ウェブメディアは誰でも即時的に情報を発信できる一方で、情報の正確性が担保されず、ページビューに基づいて収益が発生するため、新規の情報のない記事が大量に出回る可能性がある。これらの特徴を持つ記事として、こたつ記事が問題視されている。こたつ記事とは記者が現地調査や直接取材をせずインターネットやテレビ番組などの他媒体で知り得た情報のみをもとに作成される記事のことである。こたつ記事は SNS などの過激な内容を引用し、目を引く記事が作られることによって、誹謗中傷を産むことを助長し、特定の情報や意見だけを強調する内容の記事になってしまう可能性がある。こたつ記事には信頼性の高い情報と低い情報が混在しているため、信頼性の低い情報を除去することで、信頼性の高い情報の収集に寄与すると考えられる。こたつ記事は早く執筆することが目的のため、類型が存在している。類型を機械的に判別できれば、こたつ記事の特徴を捉えやすくなり検出が容易になる。こたつ記事にはネット上の意見や感想が多く散見され、新聞記事は最も重要な情報から詳細な情報を書く形が多いため、こたつ記事と新聞記事では意味的構造に違いが見られると考えられる。以上より、本研究では各文の意味的構造を予測し、その記事の意味的構造からこたつ記事の類型を導出する。新聞記事の各文に対して「事実」「推定」「感想」の3種類のラベルに分類するアノテーションを実施し、文末表現、前後のラベルを特徴量として用いた CRF によってこたつ記事の各文を3種類に分類した。CRF を用いた意味的構造ラベルの付与精度は約 80%と高精度であり、文頭の2文字、文頭の3文字、文末の2文字、文末の3文字、最初の助詞、前後の文の意味的構造ラベルによって文の意味的構造を推定可能であることが示唆された。次に、新聞記事とこたつ記事を統合してクラスタリングを行い、こたつ記事の割合が低いクラスと、こたつ記事の割合が高いクラスを分析した。こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベル割合に大きな差は見られず、新聞と同様に事実も存在し、こたつ記事のすべてが不必要な情報ではないということが明らかになった。各クラスの助動詞と終助詞の重要度を TF-IDF を用いて算出した結果、こたつ記事の割合が低いクラスでは推量を意味する「だろ」は新聞記事よりこたつ記事のほうが多く存在し、情報の正確性がなく、また煽動的な情報を掲示することが多いため、推量表現が多くなる可能性が示唆された。また、ネット上での声を意味する表現が含まれている文章の意味的構造ラベルを確認した結果、感想ラベルはほとんど見られず、SNS の引用文が文脈や論拠とともに記述していると捉えていることが示唆された。

目次

1	序論	1
1.1	インターネット普及による主要メディアの変遷	1
1.2	ウェブメディアの特性	1
1.3	ウェブメディアの課題	2
1.4	こたつ記事	3
1.5	こたつ記事の問題点	5
1.6	本研究で解くべき課題	5
1.7	本研究の目的	6
2	関連研究	7
2.1	文章の内容分類に関する研究	7
2.2	発信者に着目した信頼性評価に関する研究	9
2.3	内容に着目したメディアの特徴分析に関する研究	11
2.4	本研究の位置付け	12
3	提案手法	14
3.1	提案手法の概要	14
3.2	本研究における各文に付与する意味的構造ラベルの定義	14
4	実装	16
4.1	意味的構造付与のための機械学習	16
4.2	こたつ記事の割合が高いクラスターの推定	18
4.3	機械学習によるこたつ記事と新聞記事の判別	20
4.4	こたつ記事のモダリティ表現の分析	21
5	議論	23
5.1	意味的構造ラベルの付与に関する議論	23
5.2	こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベルの違いに関する議論	24
5.3	こたつ記事と新聞記事の分類に関する議論	26
6	結論	27

1 序論

本章では、本研究に至るまでの背景として、主要メディアの変遷、ウェブメディアの特性とその信頼性に関して整理し、ウェブメディアの一部が執筆することつ記事の課題を明確にし、本研究の目的を述べる。

1.1 インターネット普及による主要メディアの変遷

メディアとは、受け手である大衆に対して自称公的・間接的・一方的に意味内容を伝達するような技術的道具や装置、組織のことである [10]。その中で、特定の発信者から、不特定多数の受け手へ向けて情報伝達を行うメディアはマスメディアと定義される [20]。元来マスメディアと呼ばれていたものは、印刷技術、報道技術などの比較的古い情報伝達技術を利用したものであり、特に新聞、ラジオ、テレビ、雑誌などが代表的なものとして挙げられる [10]。2000 年代以前はニュースなどの新しい情報を得るためにはマスメディアを使うことが一般的であった。

しかし、2000 年代後半になると、インターネットの普及により、メディアはインターネットを介して情報伝達を行うことが一般的になり、それに伴い大衆がインターネット上で情報を得る機会が増加した。更に 2010 年代以降、スマートフォンの普及によりインターネットは時間、場所を問わず広く使われるようになった [2]。総務省の調査では、いち早く世の中の出来事を知るためにインターネットを使う人は 54.8% と過半数を超え、20 代においては「世の中のできごとについて信頼できる情報を得る」ために最も利用するメディアを「インターネット」と答えた人の割合が「テレビ」と答えた人の割合を上回るといった結果が明らかになっている¹。こうしたインターネット上で情報を発信するメディアのことをウェブメディアと呼び、現在ではニュースを閲覧する際、ウェブメディアを用いることが一般的である。

1.2 ウェブメディアの特性

マスメディアとウェブメディアの違いは大きく分けて 3 点ある。一つ目は情報発信の方向性である。マスメディアにおいて、受け手は基本的に視聴者、読者であり、情報発信者である放送業者が一方向的に情報を発信する。これに対し、ウェブメディアはユーザがコメント機能、SNS のシェア、リアルタイムのチャットなどを通じて、情報提供者や他のユーザと直接的に関わることができる双方向性なやり取りが可能である [7]。これにより、ユーザの誰もが情報発信者となれるようになった。

二つ目は情報発信の即時性の有無である。一般的に、マスメディアが情報を発信する場合、発行日時、報道日時まで情報を発信することは出来ない。突発的に配布される新聞である号外の場合も、記事の作成、編集、印刷、配達、配布といった手順を踏む必要がある [26]。一方ウェブメディアでは、ユーザやウェブライターといった情報発信者がイベントの発生直後にその情報を投稿することが可能である [6]。よって、ウェブメディアはマスメディア

¹ 令和 6 年度情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書の公表、https://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01iicp01_02000125.html (2025/7/21 確認)

と比べて即時的に全世界に情報を拡散することが可能である。

以上より、ウェブメディアはマスメディアに比べ、

- ユーザの誰もが発信可能である点
- 時間、場所にとらわれない受信が可能である点

において優れており、即時性と拡散性が高いことが利点として挙げられる [37].

三つ目は収益モデルの違いである。マスメディアのうち新聞や雑誌などの事業は、情報を生産し、その情報を載せた媒体を消費者に売ることによって得られる購読料と、その媒体に広告を掲載する権利を広告主に売ることによって得られる広告料の二本の柱を収入源としている [22]. これに対し、ウェブメディアでは広告料が重要な収入源である [5]. オンライン広告はそのコンテンツを閲覧した際に広告が表示され、その回数に応じて広告料が入るため、ページビュー数が収入に直結する収益構造を持っている。

また、ウェブメディアには、取材によって情報を収集し自らニュース記事を執筆・発信する一次メディアと、これら一次メディアの情報を再構成して記事として発信する二次メディアが存在する。一次メディアは読売新聞オンライン²、日経電子版³、朝日新聞デジタル⁴、47NEWS⁵などがあり、新聞社直轄のサイトが多い。二次メディアには、Yahoo! JAPAN⁶などのポータルサイトや、グノシー⁷や Smart News⁸といったキュレーションサイトが存在する。二次メディアの主な役割として既存の情報に発信者の意見や感想などを追加することで情報の整理や新しい視点の提供を行うことなどが挙げられる。

1.3 ウェブメディアの課題

ウェブメディアは情報発信の方向性、情報発信の即時性においてマスメディアより優れている。一方で、ユーザの誰もが情報発信者になることができ、即時的に情報を発信できるようになったことは、ウェブメディアにおける情報の正確性が担保されないことを意味する。次に、ページビュー数が収入に直結する収益構造をとっていることは、目を引く記事を素早く書くことを重視し、事実確認を怠ることや、二次メディアの一部が炎上を目的として記事を執筆する⁹ことを引き起こしている。よって、これらの特性は情報の質よりも視聴者の注意、関心を引くほうが経済的利益が高くなる、アテンションエコノミーを生み出す原因となっている。

また、誤情報を発信した際の責任の取り方として、マスメディアは発信する情報は取材で得ることが多く、誤情報を発信した場合は、そのメディアが責任を持つ必要がある。一方でウェブメディア、特に二次メディアはインターネットやテレビ番組、SNSなどの他媒体で知り得た情報を発信するため、「引用しただけ」「紹介しただけ」と責任逃れをするこ

²<https://www.yomiuri.co.jp/>(2025/7/21 確認)

³<https://www.nikkei.com/>(2025/7/21 確認)

⁴<https://www.asahi.com/>(2025/7/21 確認)

⁵<https://www.47news.jp/>(2025/7/21 確認)

⁶<https://www.yahoo.co.jp/>(2025/7/21 確認)

⁷<https://gunosy.com/>(2025/7/21 確認)

⁸<https://www.smartnews.com/ja/>(2025/7/21 確認)

⁹「炎上したことにする」メディアの責任 少数派の意見を取り上げ「炎上」と言うのはどうなの？, <https://www.dailyshincho.jp/article/2020/12050555/?all=1>(2025/7/21 確認)

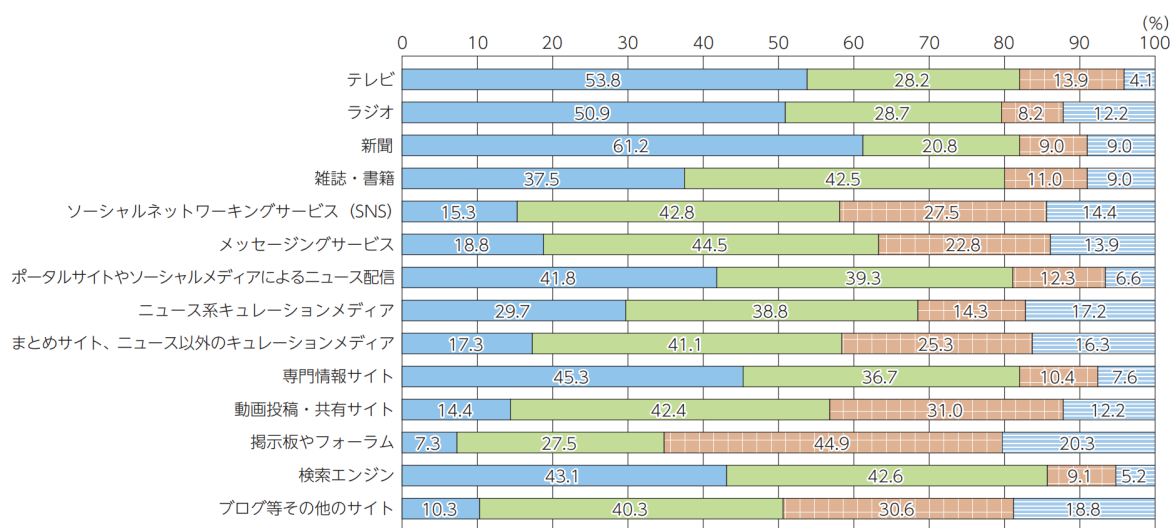


図 1.1: 各メディアの信頼度 (文献 11 より引用)

とがある。これらのことから、校閲業務などの論理性や事実の確認プロセスを重要視せず、情報内容への責任を軽視している二次メディアから発信された情報は、一次メディアから発信された情報に比べて情報の信頼性が低い傾向にあると推察される¹⁰。

実際に、総務省の行った「各メディアの信頼」の調査によると、各メディアに対して信頼できると回答した人の割合は、一次メディアである新聞では61.2%、TVでは53.8%であったのに対し、ウェブメディアであるグノシーやSmart Newsなどといったニュース系キュレーションメディアでは29.7%であった (図 1.1)。¹¹

1.4 こたつ記事

二次メディアの主な役割は既存の情報に発信者の意見や感想などを追加することで情報の整理や新しい視点の提供を行うことであるが、意見や感想などが十分に書かれていない場合、これらの役割を果たさず、既知の情報を繋ぎ合わせただけの記事になることがある。こういった、記者が現地調査や直接取材をせずインターネットやテレビ番組などの他媒体で知り得た情報のみをもとに作成される記事をこたつ記事と呼ぶことがある。こたつ記事の一例を図 1.2 に示す。この記事は、ゆたぼんが参政党の日本人ファーストに関して言及した X への投稿と、その投稿に対する反応について記述されている。

こたつ記事の定義は以下のようなものがある。こたつ記事という言葉を最初に提唱したライターの本田雅一は、ブログや海外記事、掲示板、他人が書いた記事などをもとにした総合評論であると述べている¹³。

¹⁰ 柔道の相次ぐ“誤審”疑惑で多発した「こたつ記事」、SNS の反応を紹介するだけでは新聞離れが加速する <https://jbpress.ismedia.jp/articles/-/82388>(2025/7/21 確認)

¹¹ 令和 3 年版 情報通信白書 補論, https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/pdf/n2500000_h.pdf (2025/2/21 確認)

¹² 16 歳ゆたぼん「ここは日本なのに日本人ファーストの何が差別なんですか？」熱い私見を投稿 <https://news.yahoo.co.jp/articles/65682c961391afda46fa5bbd019153860fdac9ca>(2025/7/21 確認)

¹³ <https://twitter.com/rokuzouhonda/status/12747313592147968>(2025/7/21 確認)

たつ記事となるかどうかが変わってしまう可能性があるため、取材検証、情報源をもとにした分類は本研究では用いない。

本研究では、上述した先行研究の定義を参考として、こたつ記事を「インターネットやテレビ番組、SNSなどの他媒体で知り得た情報を繋ぎ合わせた記事」と定義する。

1.5 こたつ記事の問題点

こたつ記事には二次メディアの問題点として挙げた信頼性の低さに加え、以下の問題が存在している。

まず、ページビューを稼ぐことを目的としてSNSなどの過激な内容を引用し、目を引く記事が作られることによって、誹謗中傷を産むことを助長している¹⁵。

次に、報道の中立性が損なわれるという問題がある。日本新聞協会が定める新聞倫理綱領は、「報道は正確かつ公正でなければならない、記者個人の立場や信条に左右されてはならない」と述べている¹⁶。しかし、ページビュー数を増やすことや話題性を狙うことに固執した結果、特定の情報や意見だけを強調する内容の記事になってしまう可能性がある。実際に、インターネット上の攻撃的な言葉をそのまま引用したことや、反論を載せていないことで報道の中立性を欠いたとして批判され記事を削除、謝罪した事例がある¹⁷。さらに政治に関する題材を扱う場合、特定の意見だけを強調することは、世論誘導が起こる可能性がある。実際に、政治家へのバッシングを取り上げたこたつ記事によって政治家の印象が操作され選挙結果に影響を及ぼしたと思われる事例¹⁸が確認されている。

また、情報の引用方法次第で一次メディアの情報源が意図する内容と別の捉え方をされたり、切り取られた部分が失言として大々的に報道され、誤情報が拡散してしまうという可能性がある。実際に、ミドルメディア（マスメディアと、ブログ・SNSなどのパーソナルメディアの中間にあるメディア）の発信した情報を伝統的マスメディアやポータルサイトが取り上げることで、話題の伝播やフェイクニュースの拡散に寄与した事例が確認されている[28]。このように、こたつ記事は大きな社会問題になっている。そのため、こたつ記事を自動的に判別する手法が求められている。

1.6 本研究で解くべき課題

前節で述べたように、こたつ記事には様々な問題が存在しているため、こたつ記事を自動的に判別する手法が求められている。一方で、こたつ記事に書かれた内容すべてが信頼性が低いわけでもないわけではなく、信頼性のある情報と信頼性の低い情報が混在している。例として、図 1.2 の記事の場合、1 段落と 3 段落では「ゆたぼんが私見をつづった」「ゆたぼんが思いを記した」と、誰が投稿したか明確になっており、我々が情報の裏どりを行うことが可能である。よって、これらの文章は誰でも検証可能であり、信頼性の高い情報と言

¹⁵誤審、号泣、辞退...選手に投げつけられる“誹謗中傷”は東京五輪より悪化している? 「正義感」を増幅するメディアの悪弊「コタツ記事」, <https://number.bunshun.jp/articles/-/862495>(2025/7/21 確認)

¹⁶新聞倫理綱領,<https://www.pressnet.or.jp/outline/ethics/>,(2025/7/21 確認)

¹⁷やめられぬ「こたつ記事」スポーツ紙が陥ったジレンマ <https://web.archive.org/web/20201219092140/https://www.asahi.com/articles/ASNDL76N5NDBUTIL056.html>(2025/7/21 確認)

¹⁸こたつ記事からみる衆院選 <https://www.tbssradio.jp/articles/89545/>(2025/7/21 確認)

える．一方で2段落では「さまざまな議論が起きている」と誰が議論しているか，実際に議論が起こっているか不明である．4段落では投稿への返答が実際に存在しているか不明である．よってこれらの文章は検証が難しく，信頼性の低い情報と言える．信頼性の高い情報と信頼性が低い情報が混在しているこたつ記事から，信頼性の高い情報を得るためには，自身でその情報が正しいかどうかの検証を行う必要があり，時間的コストと情報を判別するための知識や能力が必要になる．そのため，こたつ記事の中から信頼性の低い情報を検出することが可能になれば，ユーザが誤情報に接触する可能性を減らし，誤情報の流通，拡散を低減することにつながると考えられる．そのため，こたつ記事の文章を，信頼性の高い情報と信頼性の低い情報に分類する手法が求められている．

1.7 本研究の目的

こたつ記事の目的は目を引く記事を素早く書くことであるため、執筆者によってはこたつ記事を書くための類型が存在しているといわれている¹⁹。こたつ記事の類型が明らかになると、こたつ記事の特徴が捉えやすくなり、信頼性の低い情報の検出が容易になると考えられる。

以上より本研究では、機械学習によるこたつ記事の類型導出が可能か検証する．本研究では、こたつ記事の類型を導出するにあたり、文の意味的構造に着目する．新聞記事は最も重要な情報から詳細な情報を書く形が多い[15]ため、記事全体にわたって事実が述べられていることが多い．一方で、こたつ記事はツイッターなどでの著名人の発言に批評や検証を加えず、そのまま紹介する、SNSなどの過激な内容を引用するという特徴があるため、ネット上の意見や感想が多く散見されると考えられる．そのため、こたつ記事と新聞記事では意味的構造に違いが見られると考えられる．

以上より本研究では、ニュース記事の各文の意味的構造を推定し、こたつ記事と新聞記事の間に意味的構造の出現順序や割合のパターン、文末表現に違いがあるかを分析することで、こたつ記事の類型を捉える。また、その出現順序や割合のパターンをもとにこたつ記事と新聞記事などの非こたつ記事の分類器を作成する。

¹⁹「もはや、これ、ライターの仕事じゃない」NHKねほりんぱほりん「こたつ記事」特集に反響,[https://www.j-cast.com/2021/01/14402965.html?p=all\(2025/7/21 確認\)](https://www.j-cast.com/2021/01/14402965.html?p=all(2025/7/21%20%E6%A8%A5%E6%B6%A4%E6%9C%8F))

2 関連研究

本研究では、こたつ記事の信頼性を捉えるために、こたつ記事の類型化を試みる。この実現にあたり、本章では文章の内容分類に関する研究に関する研究と、文章の発信者に着目して信頼性を推定する研究、メディア間の違いを分析した研究について概説し、本研究の立ち位置を明確にする。

2.1 文章の内容分類に関する研究

文書の分類に関する研究では、主に文章の表現技法から文書分類を行うことが多い。

古瀬らは、ブログ記事を対象として意見文の自動抽出を行なっている [30]。意見文と考えられる文章から、人手で抽出した意味的手がかり表現、文章に頻繁に出現する名詞やフレーズを基に決定した意味カテゴリ、頻出語、品詞、の4つの特徴素性を用いた Support Vector Machine[4] によって意見文の識別を行った結果、高い精度で意見文を識別可能であることが示された。本研究ではこたつ記事の類型化のため、ニュース記事の各文に意味的構造を付与する。意見文は意味的構造の一種であると考えられるため、SVMによる意味的構造の推定は有効であると考えられる。

早川らは、日本語モダリティ表現を論説文から抽出し、それを主観的なものと、客観的なものに分類することを試みた [27]。モダリティ表現とは、「肯定と否定の間の意味領域」を指し、例えば「そうに違いない」「そうだろう」「そうかもしれない」などの表現を指す。モダリティの意味カテゴリーとして、蓋然性（情報の確からしさ）、頻度（事象の発生頻度）、義務性（何を行うべきか）、意志性（何かを行う意志の強さ）、能力（何かを行う能力の有無）を選定した。また、モダリティの表現形式として、助動詞、副詞句、「思う」「言う」などの心的状態や言語行為を表す動詞を含む文の文構造である投射節、「～は～である」という文構造である関係過程節、義務・能力を選定し、これらの特徴に基づき、主観的・客観的なモダリティ表現の分類を行った。主観的な表現には能動動詞の投射節を用い、主観的な名詞を伴うこと、客観的な表現は関係過程節を用い、義務性や能力を使って蓋然性を表すことが挙げられる。これらの分類基準をもとに論説文のモダリティ表現を分析した結果、主観的な仮説を提示の後に、客観的な論拠が示され、その後、客観的な表現で結論を述べるという文章の構造が確認された。この研究により、表現技法から各文の意味的構造を推定する手法の有効性が示されている。

細貝らは、新聞社説の文末モダリティを利用して、メディアが内閣支持に与える影響力とその時間的变化の検証を試みた [31]。朝日新聞、読売新聞、日経新聞の社説を分析対象とし、1986年から2009年までの23年間にわたるデータを収集し、社説の論調が内閣支持率とどのように関連するのかを検討した。社説における文末表現に着目し、文末モダリティの特徴を抽出し、それらを因子分析によって分類することで、新聞の論調を定量的に評価する手法を提案した。文末モダリティは、発話者の態度や主張の強さを示す表現であり、新聞社説においては、政府に対する評価を如実に反映する。そのため、文末モダリティをポジティブなモダリティ、ネガティブなモダリティ、混合型・情報なしのモダリティの3つに分類し、それぞれの出現頻度と内閣支持率の関係を分析した。ポジティブなモダリティには「～ありうる」「～したい」といった表現が含まれ、政策の肯定や楽観的な見通しを示す

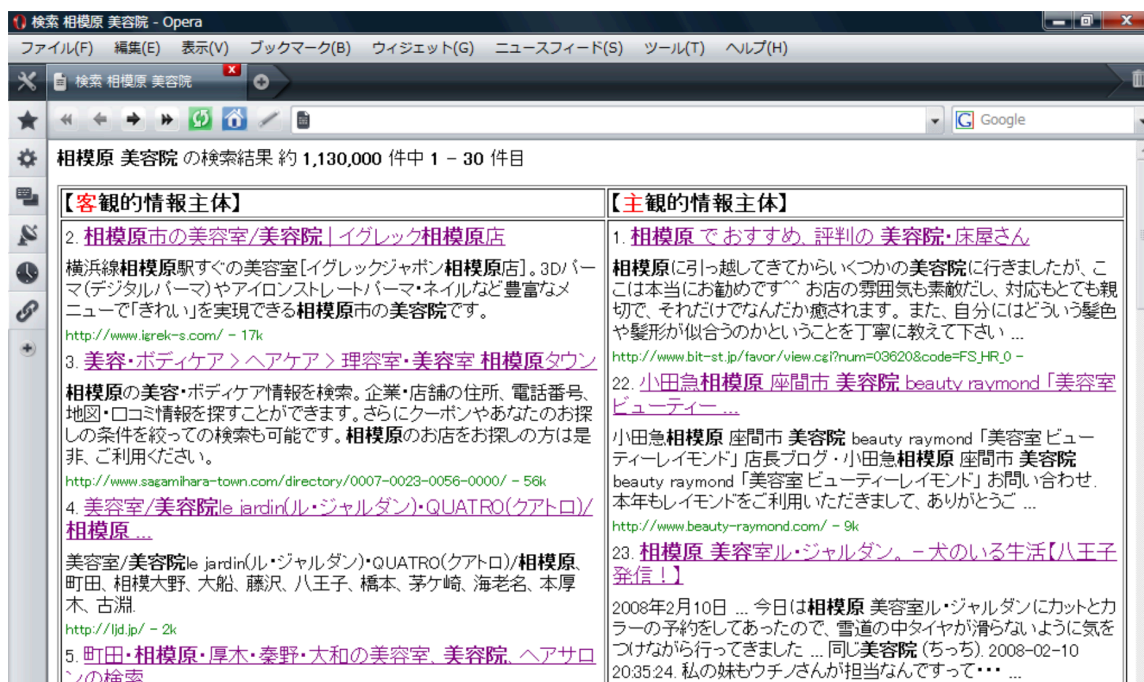


図 2.1: 主観的情報ページと客観的情報ページを比較するシステム (文献 [32] より引用)

ものであった。ネガティブなモダリティには「～べきだった」「～ないものか」といった批判的な表現が含まれ、政府の対応への不満や改善の要求を示すものであった。また、「～だろう」「～あたりまえだ」といった混合型・情報なしのモダリティは、評価の方向性を明確に示さない中立的な表現として分類された。

松本らは、「主観情報が主体のページ」と「客観情報が主体のページ」に分類することを目的として、文末表現を用いて判別する手法を提案した [32]。助動詞、終助詞、思う」「感じる」「コメントする」などの思考や表明を意味する表明思考動詞の出現頻度を特徴量として抽出し、それらをグループ化することで、トピックに依存しない主観／客観の分類手法を提案した。主観的な文章には「思う」「感じる」「～してみた」などの表現が頻出し、客観的な文章には「報告する」「発表する」「～となっています」などの表現が用いられるという仮説に基づき、文末表現を判定に利用する。この特徴を活用し、Support Vector Machine (SVM) を用いた機械学習モデルを構築することで、検索結果のウェブページを「主観的」か「客観的」かに分類するシステムを実装した (図 2.1 参照)。評価実験では、20 種類の検索クエリ (e.g., 「美容院 相模原」「ネットブック 価格」「ブルーレイ ノート PC」など) を設定し、検索結果の上位 50 件を取得し、各ページを人手で 5 段階評価したデータを教師データとして活用した。分類モデルの性能を測定した結果、SVM を用いた分類の正解率は 83.4% となり、文末表現の出現頻度に注目することで高精度な主観／客観分類が可能であることが示された。さらに、比較実験として、形容詞・形容動詞を特徴量として用いた分類手法と精度を比較したところ、形容詞・形容動詞を用いた場合よりも、文末表現を利用した手法の方が訓練データのトピックに依存せず、高い汎用性を持つことが確認された。この結果から、文末表現を利用することで、新規トピックの文書に対しても適用可能な分類手法を構築できる可能性が示唆された。

石下らは、地方議会会議録の議論構造分析を行った[18]。国会議事録の発言文に「導入」「根拠」「意見」「質問」「今後」の5種類の役割タグを付与し、会議録文書の構造的特徴を明らかにすることを試みた。分析の結果、まず話題の導入があり、次に根拠やそれに基づく意見を論じ、その後に質問を通して、今後について述べる構造を繰り返す構造パターンが存在することが明らかになった。この研究から、文章の各文に対して役割タグを付与し、構造的特徴を捉える手法が有効であることが示された。よって本研究も、文章の各文に対して役割タグを付与し、構造的特徴を捉える手法を用いる。

宮木らは、BERT ベース分類器を用いて国会議事録の発言文を役割ごとに分類する手法を提案した[34]。国会議事録の発言文に、石下らの研究と同様、「導入」「根拠」「意見」「質問」「今後」の5種類の役割タグを2名によるアノテーションにより付与し、地方議会会議録、国会会議録、Wikipedia で事前学習したBERT ベースの分類器を作成した。その結果、5値分類の精度は77.27%と、高精度で文章の役割分類が可能であると示された。この研究から、文章の各文に対して役割タグを付与し、構造的特徴を捉える手法が有効であることが示された。よって本研究も、文章の各文に対して役割タグを付与し、構造的特徴を捉える手法を用いる。

2.2 発信者に着目した信頼性評価に関する研究

ニュース発信内容の信頼性評価には、発信内容から評価する手法だけではなく、記事執筆者や出版元など、発信者の情報から評価する手法も存在する。

友清らは、ミドルメディアと伝統的マスメディアにおける情報の拡散プロセスの違いを明らかにすることを試みた[25]。ミドルメディアとは、マスメディアと、インターネットの掲示板やブログやSNSといったソーシャルメディアの中間にあるメディアのことである[28]。この研究では、Twitter（現X）におけるミドルメディアの役割はマスメディアと相補的であると考え、Twitter 上で情報拡散力が高いトップ155のメディアの情報拡散プロセスを分析し、伝統的マスメディアとミドルメディアの違いを、情報の選択的接触、情報の多様性、ユーザの多様性という観点から分析した。同一ユーザのURLシェア傾向に基づいて、メディア同士のシェアされやすさを定量的に求め、クラスタリングを行うことで同一ユーザの拡散傾向に基づくメディアの関係性ネットワークを構築した。分析の結果、マスメディアが属するクラスが「右派系」、ミドルメディアが属するクラスが「中道・左派系」となり、両者が分極している点が確認された。また、一部記事への注目集中度と高拡散記事に対する固定ユーザ貢献度を用いて情報の多様性とユーザの多様性を評価した結果、ミドルメディアは伝統的マスメディアのサイトと比較して拡散されやすい記事が多く、固定ユーザの反応率が高くなり、エコーチャンバー強化に寄与していることが示された。

松本らは、発信サイトにとって利益になるニュース記事のみを発信する、あるいは発信サイトの利益になるようにニュース記事を編集することは、ニュース記事を読んだ人の判断を誤らせる可能性があるとして指摘し、ある事柄に対して異なる視点を持つニュース記事を比較しながら読むことが重要であると考え、ニュース記事から抽出した単語を元に感情軸ごとに算出した値であるセンチメントを用いてニュース記事や発信サイトの立場をユーザに視覚的に提示することで信憑性判断に寄与するシステムを提案した[33]。この研究では、

「楽しい ↔ 悲しい」, 「嬉しい ↔ 怒り」, 「のどか ↔ 緊迫」の3つの感情軸を使用し, これらの感情を表す感情語群を設定した. それらの感情語群とユーザが選択した記事から TF-IDF によって得られた特徴語の一致数で記事のセンチメントを算出し, 発信サイトの過去のセンチメントや他のサイトのセンチメントと比較するシステムを作成した.

井上らは, Wikipedia に掲載されている記事を対象に, 脚注と参考文献の数や種類, リンク先の信頼性を用いて記事の信頼性を評価した [21].

- 参考文献, 書籍名の脚注の数
- 信頼できる URL (ニュース記事を含む), 新聞記事の脚注の数
- 信頼性が不明な URL, リンクのないニュース記事の脚注の数

の3種類の手がかりを用いて, 記事の信頼度を算出し, 日本語版 Wikipedia で公開されている「秀逸な記事」と「良質な記事」を信頼性の高い記事とし, それ以外の記事との信頼度を比較した. 評価実験の結果, 参考文献と脚注を組み合わせる信頼性評価を行うことの一定の有効性が確認された. 特に参考文献や書籍名を表す脚注は, 他の種類の脚注よりも, その記事の信頼性を高めていることが確認された. また, 信頼性の明らかでない脚注も, ない場合に比べて信頼性が高いということが確認された. これにより, 情報源が明記されていることは, その記事の信頼性を高めるということが確認された.

石田らは, ニュース記事の各文を主観的記述と客観的記述に分類し, 発信者ごとの特徴分析を試みた [19]. 記事の内容に対する発信者の肯定度 (ポジティブ / ネガティブの傾向), 主観度 (主観的記述の割合), 被覆度 (記事が他のメディアと比較してどの程度広範囲の内容を報じているか) の3つの指標を用いて, 発信者の特徴ベクトルを生成した. 分析の結果, 発信者ごとにエンティティに対する評価の傾向が異なり, 特定の政治家や組織に対して一貫して肯定的または批判的な論調をとるメディアが存在した. 一方で, 客観的な事実報道を重視するメディアも存在することが明らかになった. また, 経済ニュースを扱うメディアは主観度が低く, 政治ニュースを扱うメディアは主観度が高い傾向が確認された.

Mohan らは, 新しいアイデアや製品を早期に採用し, その価値を高める人物や組織を「nurturer (養育者)」と定義し, 過去の養育者としての実績を基に情報の重要性を評価する手法を提案した [11]. 従来の検索や情報推薦システムでは, 人気度や被リンク数が重視されていたが, 新しい情報が普及する過程では, それを早期に見出し, 広める養育者の存在が重要であると指摘している. この研究では, 養育者の影響力を過去に注目した情報が後にどれほどの社会的影響を持ったかで評価し, その評価を新しい情報の重要度推定に活用する手法を提案した. 例えば, 影響力のあるブロガーやベンチャーキャピタリストが注目した技術や製品が, 後に広く普及した場合, その人物が今後注目する情報も価値が高いとみなした. この手法により, 単なる人気ランキングとは異なり, 影響力を持つ情報を優先的に抽出し, 検索結果や推薦システムに応用できる可能性が示された.

山本らは, 「ある地域の情報はその地域の地元の人の方がよく知っている」という仮定に基づき, 地域の口コミ情報サイトにおける投稿者の信頼性を評価する手法を提案した [35]. 提案手法では投稿者が他にどの地域の口コミを行ったかをもとに, その投稿の信頼性を推定する. 具体的には, ある投稿者が特定の地域に多くの口コミを投稿している場合, その地

域の情報についてはより精度の高い情報を提供していると判断し、信頼度を高くする。一方で、投稿者が異なる地域にランダムに口コミを投稿している場合、その投稿の信頼度は低くなる。提案手法を評価する実験として、複数の地域の口コミデータを収集し、投稿ごとの信頼度を算出し、それを被験者が実際に感じる投稿の信頼度と比較した。その結果、被験者が評価した投稿の信頼度と、本手法で算出した信頼度には高い相関が確認された。このことから、投稿者の地理的な投稿傾向を考慮することで、口コミ情報の信頼性を適切に推定できることが示された。

Richardson らは、利用者の信頼関係のネットワーク (Web of Trust) を利用して、情報の信頼性を計算する手法を提案している [13]。ある情報についての信用度を計算するときに、直接知っているユーザだけでなく、直接は知らないが、信頼しているユーザが信頼しているユーザを考慮するというように、信頼関係ネットワークの上でパスが存在するユーザ全ての信用度を考慮して信頼性を計算した。実験の結果、信頼ネットワークのノイズや低品質のユーザに対する堅牢性も確認され、提案手法が一定の有効性を持つことが示唆された。

Adler らは、Wikipedia のコンテンツ変更履歴に基づいた執筆者に対する評判システムを提案した [1]。執筆者が Wikipedia の記事に加えた編集が、後の編集者によって維持された場合に評判を上げ、すぐに取り消されたり元に戻されたりした場合に評判を下げることで、新しく書かれた記事の信頼性を執筆者の評判から推定可能にした。実験の結果、低評判の執筆者による編集は、平均よりも短期間で取り消される確率が高いことが示され、システムの有効性が明らかになった。

李はメディアに対する信頼性認知とニュース・ソース（情報源）に対する信頼性認知が、ニュース評価にどのように影響するかを分析した [36]。分析の結果、ニュース評価に大きな影響を与える一方、ニュース・ソースの信頼性はメディアの信頼性に比べて直接的な影響は小さいものの、間接的な影響や相互作用を通じてニュース評価に関与することが示唆された。

Burdisso らは、ニュースメディアの信頼性を推定するために、ニュースメディアが Web 上でどのように相互作用するかを基準とした手法を提案している [3]。本手法ではメディアをノード、ハイパーリンクをエッジとする有向グラフを構築し、信頼性を強化学習の枠組みで推定した。ニュースメディア間のハイパーリンクの関係を活用し、あるメディアが信頼性の高いメディアに多くリンクするほど、そのメディア自体の信頼性も高いと判断される。さらに、この研究では、信頼性の推定方法として「未来の信頼性」「過去の信頼性」「過去と未来の統合」「投資戦略」の 4 つの手法を比較検討し、「過去の信頼性」と「投資戦略」が最も高い精度を示し、従来の内容ベースの信頼性評価を上回る精度を達成している。この手法により、より言語やコンテンツに依存しない方法で信頼性を評価することが可能となった。

2.3 内容に着目したメディアの特徴分析に関する研究

狩野らは読売、朝日、毎日、産経、日経の 5 大新聞紙の社説を対象として、新聞社ごとの記事の違いを内容と文体の両面から分析した [23]。記事の内容を、名詞-非自立、名詞-代名詞、接続詞、連体詞、助詞、助動詞、記号以外の品詞といった実質的な意味を持つ内容語

と、名詞-非自立、名詞-代名詞、接続詞、連体詞、助詞、助動詞、記号といった、文法的な機能を果たす機能語に分けて、出現頻度を計量した後、主成分分析とランダムフォレスト機械学習を行った。実験の結果、新聞社間の違いは文体に表れやすく、話題の違いは内容語に影響を与えることが示唆された。

Zhuo らは、中国とアメリカの新聞における香港国家安全法に関するニュースの構造的特徴を比較し、その違いと要因を明らかにすることを目的とした研究を行った [17]。中国の『人民日報』とアメリカの『ワシントン・タイムズ』からそれぞれ 20 本のニュース記事を選び、文章の構造の観点から分析を行った。その結果、『人民日報』は国家安全法を擁護するために、客観性、適切性を重視する構造になっている。一方で、『ワシントン・タイムズ』は国家安全法を批判するためにストーリー性、主観性、ニュース内容といった話の豊かさや広がり重視していることが明らかになった。これにより、伝達目的が異なると構造も変化することが明らかとなった。

2.4 本研究の位置付け

2.2 節で取り上げた先行研究では、発信者や発信媒体をもとにその内容の信頼性を推定する試みが行われてきた。本研究で対象とするこたつ記事は、先行研究で対象とされている新聞記事と比べて、発信者や発信媒体をもとにその内容の信頼性を推定する場合、以下の懸念点が考えられる。

- こたつ記事は他メディアの引用が中心で、発信者自身の意見が反映されにくいいため、引用元が信頼性が低い場合、記事の信頼性は低くなる可能性がある。
- 引用元の信頼性を分析する場合、全ての引用元を分析する必要があるため時間的コストがかかる。
- 発信者自身の意見や立場が反映されていないことが多いため、発信者の政治的・感情的スタンスを分析することが困難である。

そのため、こたつ記事の信頼性判断の際に発信者や発信媒体をもとにその内容の信頼性を推定する手法は適切ではないと考えられる。よって、こたつ記事の信頼性判断にはニュース記事の発信者や発信媒体を考慮しない手法が必要となる。

2.1 節で取り上げた先行研究では、文章の特に文末表現や主観的語彙などの文章表現に着目した特徴量を用いて各文を意味的に分類する手法が多く提案されてきた。これらの手法は文レベルでの推定において有用であることが示されてきた。しかし、こたつ記事には「ネット上では批判の声があがっている」といった断定的な文体でありながら根拠に乏しい文章や、SNS や他メディアの断片的な情報をつなぎ合わせた事実のように見せる文章が多く存在しているため、こたつ記事の類型化を行うためには表現ベースの特徴量だけでは不十分である。よって本研究では、各文の意味的構造を機械的に推定する際に、表現ベースの特徴量を学習させ、さらに前後の文章に関する特徴量も学習させる。

また、2.3 節で取り上げた先行研究では、構造と文章の内容からメディアごとの特徴を分析する試みが行われてきた。本研究では、こたつ記事の検出のため、こたつ記事と新聞記事間の違いを明らかにすることを目指す。こたつ記事は二次メディアが、新聞記事は一次

メディアが作成しているため、メディア間の特徴分析と同じ手法を用いることが可能である。よって、こたつ記事の類型化の際も、構造と文章の内容から分析を行う。

以上より本研究では、記事に書かれている各文の出現順序や割合のパターンからどのような類型化ができるのか明らかにする。

3 提案手法

本研究は、ニュース記事の各文の意味的構造を推定し、意味的構造の出現順序や割合のパターンからこたつ記事の類型を推定することで、こたつ記事を検出し、その中から信頼性の高い情報と信頼性の低い情報を分類することを目指す。本章では、各文の意味的構造をどのように推定し、こたつ記事の類型をどのように推定していくか、その手法について述べる。

3.1 提案手法の概要

こたつ記事には信頼性の高い情報と信頼性の低い情報が混在しているため、信頼性の高い情報を得るためには、自身でその情報が正しいかどうかの検証を行う必要があり、時間的コストと情報を判別するための知識や能力が必要になる。そのため、こたつ記事の文章を信頼性の高い情報と信頼性の低い情報に分類する手法が求められている。2.3節の先行研究では、主に文章の表現手法から文章分類を行っている。これに倣い、本研究でも文章の表現手法を用いて各文の意味的構造の推定を行う。しかし、文章の表現手法だけでは前後の文脈を考慮できない。そのため、文章の表現手法と文脈を考慮して意味的構造を推定する手法が求められる。

そこで本研究では、記事の各文に対して意味的構造を推定し、その出現順序や割合のパターンを分析することで、こたつ記事特有の類型が検出可能かを検証する。本研究のデータフローを図3.1に示す。

まず、人手によるアノテーションによって各文の意味的構造を付与し、それらを教師データとした機械学習によって各文に対して意味的構造ラベルを自動的に付与する。

その後、各文に対してアノテーションを行ったこたつ記事群と新聞記事群を統合し、記事の各文の意味的構造ラベルの順序や構成割合を特徴量としてクラスタリングを行う。こたつ記事の割合が高いクラスはこたつ記事特有の文体的・構造的パターンが顕著であると考えられる。

こたつ記事の割合が高いクラスと、新聞記事の割合が高いクラスの意味的構造ラベルの出現順序や割合のパターンを比較し分析することで、こたつ記事の類型を推測する。

最後に、出現順序や割合のパターンから、こたつ記事の分類が可能かを検証する。

3.2 本研究における各文に付与する意味的構造ラベルの定義

本節では、人手でアノテーションを行うための記事の各文に付与する意味的構造ラベルの選定基準について述べる。テレビ東京の報道倫理ガイドラインでは、「事実と意見を明確に区別し、解説・論評は多角的に行う」と明記されている¹。そのため、新聞記事に対するアノテーションの際にも、主観が入っている事実とない事実と主観が入っているものを分けるべきだと考えた。次に、主観が入っている文の中でも、根拠のある文と根拠のない文では信頼性が変わると考えたため、主観が入っている文を、理由づけが明確に行われている文章と、理由づけが同文章内で行われていない文章に分けた。

¹<https://www.tv-tokyo.co.jp/main/yoriyoi/rinri.html>, 2025/2/1 確認。

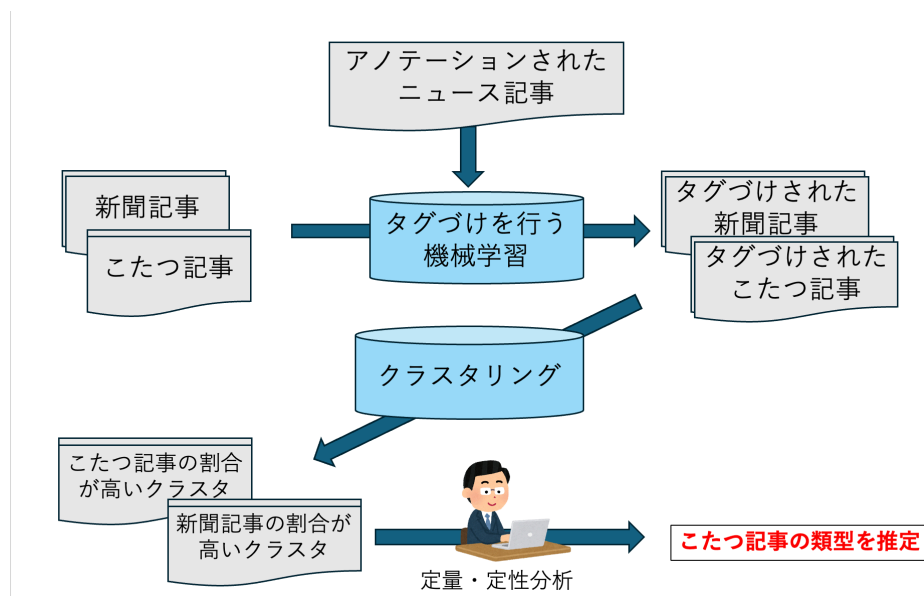


図 3.1: 研究のデータフロー

表 3.1: 意味的構造の種類とその分類の定義

	主観の有無	同文書内に主観の裏付けの有無	例
事実	なし		国民民主新人が野党3候補を制して 初当選を果たした。 総務省は東京都区部の小売物価統計調査を発表。
推測	あり	あり	幹部の一人は「年収103万円の壁」の引き上げが 有権者に浸透していると分析する。 米の生産に関わる人件費などのコストが上がっているため、 価格がすぐに下がることはないと推測する。
感想	あり	なし	国民民主の連勝は 他の野党内の路線対立も刺激しそうだ。 なぜ、そこまでかたくななのか。

以上より本研究では、各文に付与する意味的構造ラベルを、主観が入っていない文章である「事実」、主観が入っていてかつその主観に対する理由づけが同文章内で明確に行われている文章である「推測」、主観が入っていて、かつその主観に対する理由づけが同文章内で行われていない文章である「感想」、の3種類に定めた(表3.1)。

4 実装

本章では、どのようにしてニュース記事への意味的構造ラベルの自動付与を行い、こたつ記事の割合が高いクラスを推定し、そのクラス内に含まれる記事の構造パターンからこたつ記事判別器を作成するかについて記述する。

4.1 意味的構造付与のための機械学習

4.1.1 教師データの作成

記事の各文に対して意味的構造ラベルを付与する機械学習のための教師データを収集した。本研究では、毎日新聞社が提供する 2021 年版の新聞記事コーパスを使用した。この新聞記事コーパスには 2021 年に毎日新聞に掲載された記事 65193 本が収録されている。これらの記事の中から、「コロナ」「COVID-19」の文字列が入っている記事の中で、本文の長さを統一させるため、句点で文を区切った時、記事本文が 5 行から 8 行の記事 310 件を収集した。この際、記事が引用している文章が複数行に渡っている場合、記事執筆者が書いた文量が少なくなり、類型が捉えにくくなる可能性があったため、鉤括弧内の句点では区切らなかった。

これらのデータに意味的構造ラベルを付与するため、yahoo!クラウドソーシング¹を使用してアノテーションを行った。この際、ユーザに提示する選択肢として、3.2 節で述べた「事実」、「推測」、「感想」の 3 種類の他に、サブタイトルや著者情報など、記事内容そのものに関係ない文章である「その他」と、yahoo!クラウドソーシングに送るファイルの形式上必要であった「存在しない行」を追加した 5 種類を提示した。その文が事実、推測、感想のどれに当たるかを各文につき 10 名がアノテーションを行い、「その他」「存在しない行」を除いて最もアノテーションされた意味的構造ラベルをその文の意味的構造ラベルと定めた。この際、最も多くアノテーションされた意味的構造ラベルが複数ある場合は、その意味的構造ラベルからランダムに決定した。アノテーション結果に対して上述の処理を行った結果、全 2480 文において、事実が 964 文、推測が 960 文、感想が 556 文という結果が得られた。また、全員が同じラベルに回答した文は 46 件、回答が三等分に割れた文は 46 件存在した。

4.1.2 機械学習による意味的構造ラベル付与

次に、Conditional Random Fields (以下、CRF と記す) [8] を用いて、アノテーションされた新聞記事を教師データとしてこたつ記事の各文に対して意味的構造ラベルの付与を行った。

CRF は、観測系列 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_T]^T$ が与えられた際のラベル系列 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_T]^T$ の条件付き確率 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ を直接学習する識別モデルである。マルコフ次数が 1、すなわち位置 t でのラベル y_t は、 x と直前のラベル y_{t-1} のみに依存すると仮定するとき、系列全体の条件付き確率 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ を次の式のように定義する。

$$P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{1}{Z(\mathbf{x})} \exp \left(\sum_t \sum_i \lambda_i f_i(y_{t-1}, y_t, \mathbf{x}, t) \right) \quad (4.1)$$

¹<https://crowdsourcing.yahoo.co.jp/> (2025/7/21 確認)。

表 4.1: 藤代氏が製作したこたつ記事データセット (一部抜粋)

	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	記事本文	ソース1 (=媒体の種類)	媒体名	アカウントや 番組名	テキスト1	テキスト2	ソース2	媒体名	アカウントや 番組名	テキスト1
2	石川県の聴覚知事が1日午後4時10分ごろに石川県能登地方を中心とするマグニチュード7・6の大きな地震があったことを受け、自身のX（旧ツイッター）で避難を呼びかけた。 同県で最大震度7を観測した地震。聴氏は大津波警報が出ているとするNHK生活・防災のX投稿を引用し、「まだ余震も続いています。必ず高いところまで逃げてください！！沿岸部でない方も今すぐ避難を！！」とつぶった。	ネット	×	聴覚	石川県の聴覚知事が1日午後4時10分ごろに石川県能登地方を中心とするマグニチュード7・6の大きな地震があったことを受け、自身のX（旧ツイッター）で避難を呼びかけた。	聴氏は大津波警報が出ているとするNHK生活・防災のX投稿を引用し、「まだ余震も続いています。必ず高いところまで逃げてください！！沿岸部でない方も今すぐ避難を！！」とつぶった。				
3	岸田文雄首相は1日、石川県能登地方で震度7の地震が発生したことを受け、自身のX（ツイッター）で首相官邸に対策室を設け、特定災害対策本部を設置したと明らかにした。また、石川県の聴覚知事はXで、陸上自衛隊に災害派遣を要請したことを発し「明報、明一（番）での対応をお願いします」と投稿した。	ネット	×	岸田文雄	岸田文雄首相は1日、石川県能登地方で震度7の地震が発生したことを受け、自身のX（ツイッター）で首相官邸に対策室を設け、特定災害対策本部を設置したと明らかにした。		ネット	×	聴覚	また、石川県の聴覚知事はXで、陸上自衛隊に災害派遣を要請したことを発し「明報、明一（番）での対応をお願いします」と投稿した。

ここで、 f_i は素性関数と呼ばれる関数であり、 $Z(\mathbf{x})$ は $\sum_{\mathbf{y}} P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = 1$ を保証する正規化項である。また、 λ_i は素性関数 f_i の重みを表しており、 λ_i を並べたベクトルを λ とすると、学習ではこの重みベクトル λ を最適化することになる。通常、素性関数には、 y_{t-1} , y_t , \mathbf{x} の情報を使って構成される。CRF は系列データにおいて、各要素のラベルを予測する際にその要素だけでなく、前後のラベルの相互関係もモデル化するため、文脈に基づいたラベル付けが可能となる。推測は前提となる情報を先に提示し、その後に行われるものである。そのため、前後の相互関係もモデル化する CRF が適していると考え、CRF を使用した。CRF に学習させる特徴量として、文頭の 2 文字、文頭の 3 文字、文末の 2 文字、文末の 3 文字、最初の助詞、前後の文の意味的構造ラベル、の 6 種類を用いた。ここで、文頭の 2 文字と文頭の 3 文字を用いる理由と最初の助詞を用いる理由は、「ネット上では～」の「ネット」「で」や、「SNS では～」の「SNS」「で」など、その後の内容に対する情報源を表すことがあり、感想ラベルの推測に寄与すると考えたためである。文末の 2 文字と文末の 3 文字を用いる理由は、モダリティにおいて文末表現が重要である [27] ためである。前後の文の意味的構造ラベルを用いる理由は、前後の文脈情報を考慮するためである。

310 記事のうち、232 記事を教師データ、78 記事の評価用データとして CRF の精度を検証した。その結果を表 4.2 に示す。ここで、precision はモデルが正例と予測したデータのうち実際に正例であるサンプルの割合を、recall は実際に正例であるデータの中でモデルが正しく正例として検出できた割合を、F 値は precision と recall の調和平均として計算されたもので、モデル全体の分類性能を示す評価尺度を表している。

学習した CRF モデルを用いて、実際のこたつ記事の各文とアノテーションされていない新聞記事に意味的構造ラベルを付与した。この際、こたつ記事はジャーナリストの藤代裕之氏が収集したこたつ記事データセットを使用した。このデータセットでは、能登半島地震に関連のあるこたつ記事 884 件を収集しており、各記事の各文章が、どのような媒体の、どのようなアカウントや番組から発信された内容なのかがアノテーションされている（表 4.1 参照）。新聞記事は、毎日新聞社が提供する 2021 年版の新聞記事コーパスの中から、「コロナ」「COVID-19」の文字列が入っている記事の中で、句点で文を区切った時記事本文が 10 行から 12 行の記事 350 件を使用した。

表 4.2: CRF の精度検証結果

	precision	recall	F 値	accuracy
事実	0.874	0.930	0.902	
推測	0.787	0.836	0.811	0.830
感想	0.821	0.645	0.723	

4.2 こたつ記事の割合が高いクラスタの推定

こたつ記事の意味的構造を類型化するために、こたつ記事 310 記事と新聞記事 310 記事を統合して、全 620 件に対してクラスタリングを行い、こたつ記事の割合が高いクラスタと、こたつ記事の割合が低いクラスタからこたつ記事に頻出する表現技法や構造を明らかにする。4.1.1 項で作成した新聞記事データと、4.1.2 項で意味的構造ラベルを付与したこたつ記事を使用し、K-means 法 [9] を用いてクラスタリングを行った。その際、X-means 法 [12] によってクラスタ数を自動的に設定した。X-means 法は、初期クラスタ数を 2 として K-means 法を実行し、そのクラスタ内でさらに 2 つに分割することを検討する。候補となる分割に対して、BIC (Bayesian Information Criterion) といった統計的モデル選択基準から適合度を評価し、クラスタの分割を決定する。X-means 法におけるクラスタ C の対数尤度に基づく BIC の計算式を以下に示す。

$$\text{BIC}(C) = \sum_{x_i \in C} \log \left(\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{d}{2}}} \exp \left(-\frac{\|x_i - \mu\|^2}{2\sigma^2} \right) \right) - \frac{d+1}{2} \log N_C. \quad (4.2)$$

ここで、 C は対象となるクラスタ、 $x_i \in C$ はクラスタ C に属する各データ点、 μ はクラスタ C の平均ベクトル (クラスタ中心)、 σ^2 はクラスタ C における分散 (各データ点が μ の周りにどの程度散らばっているかを示す)、 d はデータの次元数 (特徴量の数)、 N_C : はクラスタ C に属するデータ点の総数である。

記事の意味的構造ラベルを scikit-learn の TfidfVectorizer²によって特徴量とした。この際、隣接する n 個の文字列を特徴量とする n -gram を 3 として設定することで、隣接する 3 つの文のラベルの順序も特徴量に含めた。X-means で設定可能なクラスタの最大数は 20 に設定した、初期中心点を 3 点ランダムに設定してクラスタリングを行い、t 分布型確率的近傍埋め込み法 (t-SNE) によってデータを 2 次元に変換し、クラスタごとに色分けして可視化した結果を図 4.1 に、こたつ記事を赤色、新聞記事を青色として可視化した結果を図 4.2 に示す。クラスタリングの結果の適切さを表すシルエットスコアは 0.18 となった。

各クラスタにおけるこたつ記事の割合と、各ラベルの総数を表 4.3 に示す。ここで、クラスタ番号は X-means によって得られたクラスタの番号、こたつ記事の割合は各クラスタに含まれるこたつ記事数を各クラスタに含まれる記事数で割った数値、事実ラベル数、推測ラベル数、感想ラベル数は各クラスタに含まれる記事の文章に付与されたラベルの総数である。

²https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_extraction.text.TfidfVectorizer.html, 2025/3/2 確認

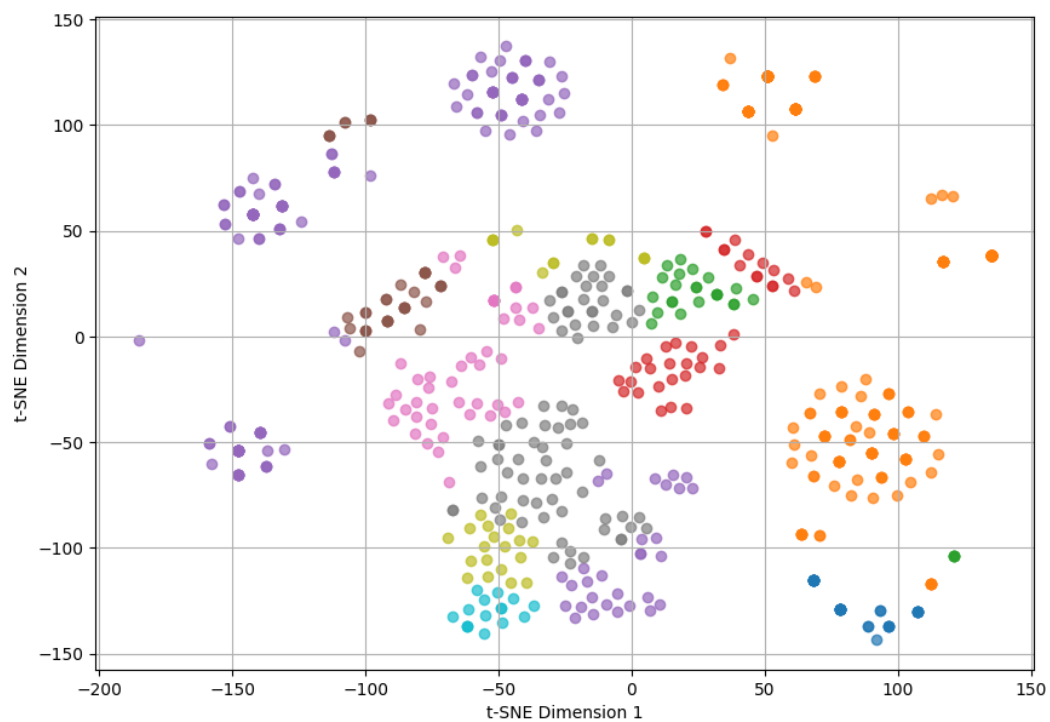


図 4.1: t-SNE を用いて 2 次元に変換したクラスタリング結果

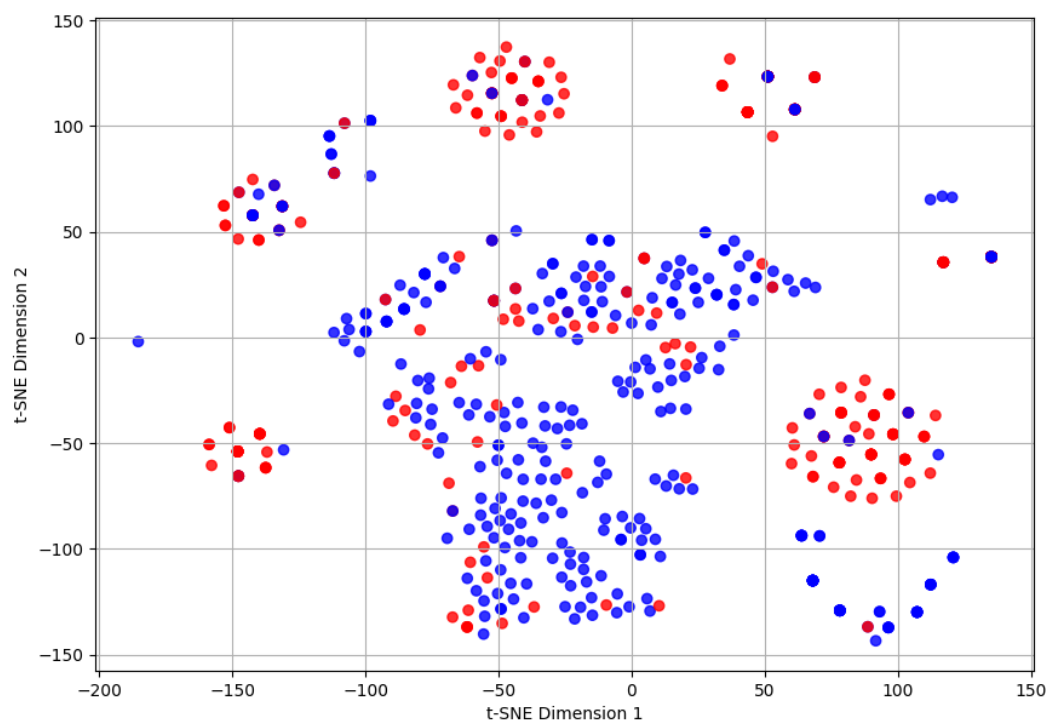


図 4.2: t-SNE を用いて 2 次元に変換したクラスタリング結果. 赤色はこたつ記事, 青色は新聞記事

表 4.3: 各クラスタにおけるこたつ記事の割合と、各ラベルの総数

クラスタ番号	こたつ記事の割合	事実ラベル数	推測ラベル数	感想ラベル数
1	1.000	175	0	0
2	1.000	24	0	0
3	0.163	2275	2	0
4	1.000	15	0	0
5	1.000	8	0	0
6	1.000	133	56	0
7	1.000	76	16	0
8	0.864	120	65	0
9	1.000	162	19	52
10	0.220	2	1254	0
11	1.000	0	32	0
12	0.967	34	204	0
13	0.813	36	78	0
14	0.833	36	269	40
15	1.000	134	200	90
16	0.862	123	122	2
17	1.000	27	30	0
18	0.842	22	87	83
19	1.000	26	13	70
20	0.667	0	1	56

4.3 機械学習によるこたつ記事と新聞記事の判別

次に、機械学習を用いてこたつ記事と新聞記事の判別モデルを作成し、その精度を検証し、適切な機械学習手法を検討する。本研究ではSVMとSentenceBERTを比較する。SVMは安定した分類精度が得られるため、BERTは文脈を考慮して分類することが可能なため、この2種類を使用した。精度を検証するために、検証用データとして新たにこたつ記事と新聞記事を収集した。こたつ記事はジャーナリストの藤代裕之氏が収集した2024年度の衆議院議員選挙に関するこたつ記事364件のうち242件を、新聞記事は先述した2021年度新聞記事コーパスの中から、「コロナ」「COVID-19」の文字列が入っている記事の中で、句点で文を区切った時記事本文が10行から12行の記事242件を収集した。4.1.2項で作成したモデルを用いて、これらのこたつ記事と新聞記事にラベル付与を行い、検証用データとした。

まず、SVMを用いたこたつ記事判別の精度を検証する。4.1.2項で得られたアノテーションされたこたつ記事と、アノテーションされた新聞記事を教師データとして、SVMを用いたこたつ記事と新聞記事の判別モデルを作成した。こたつクラスタと新聞クラスタに含まれる記事の意味的構造ラベルをscikit-learnのCountVectorizerを用いて特徴ベクトルとし

表 4.4: SVM の精度検証結果

	precision	recall	F 値	accuracy
こたつ記事	0.514	0.913	0.640	0.491
新聞記事	0.810	0.071	0.129	

表 4.5: BERT の精度検証結果

	precision	recall	F 値	accuracy
こたつ記事	0.387	0.946	0.549	0.380
新聞記事	0.072	0.002	0.005	

た. この判別モデルを, 5 分割交差検証によって精度を評価した結果を表 4.4 に示す. ここで, precision はモデルが正例と予測したデータのうち実際に正例であるサンプルの割合を, recall は実際に正例であるデータの中でモデルが正しく正例として検出できた割合を, F 値は precision と recall の調和平均として計算されたもので, モデル全体の分類性能を示す評価尺度を表している.

次に, SentenceBERT を用いたこたつ記事判別の精度を検証する. SVM と同様の 2024 年度の衆議院議員選挙に関するこたつ記事と新聞記事を検証用データ, 4.1.2 項で得られたアノテーションされたこたつ記事と, アノテーションされた新聞記事を教師データとして, SentenceBERT を用いたこたつ記事と新聞記事の判別モデルを作成した. 日本語の意味ベクトル化には, Hugging Face Transformers ライブラリ [16] を用いた. 機械学習モデルは事前学習済みの Sentence-BERT 日本語モデル「sonoisa/sentence-bert-base-ja-mean-tokens」³を使用した. このモデルは, 東北大学 BERT (cl-tohoku/bert-base-japanese) を基盤に, 日本語コーパスに対して Sentence-BERT の学習を施したものである. 日本語トークナイザーとして BertJapaneseTokenizer を用いた. この BERT を用いた判別モデルを, 5 分割交差検証によって精度を評価した結果を表 4.5 に示す. ここで, precision はモデルが正例と予測したデータのうち実際に正例であるサンプルの割合を, recall は実際に正例であるデータの中でモデルが正しく正例として検出できた割合を, F 値は precision と recall の調和平均として計算されたもので, モデル全体の分類性能を示す評価尺度を表している.

4.4 こたつ記事のモダリティ表現の分析

次に, こたつ記事と新聞記事の表現技法の違いを明確にするため, 各クラスにおけるモダリティ表現の使用状況を分析した. モダリティ表現において, 特に助動詞と終助詞が重要であることが明らかになっている [24]. そのため, こたつ記事クラスと新聞クラスに含まれる記事の文章から, TF-IDF 法 [14] を使って助動詞と終助詞の使用状況を抽出した. TF-IDF 法は, 特定の単語が文書中に登場する頻度である Term Frequency と, 特定の単語が文書中にあまり登場しない度合いを示す Inverse Document Frequency を組み合わせることで, 文書における単語の重要度を表す手法である. 各単語の TF-IDF 値は以下の式

³<https://huggingface.co/sonoisa/sentence-bert-base-ja-mean-tokens>

表 4.6: こたつ記事における終助詞, 助動詞の TF-IDF 値上位 10 語

単語	TF-IDF
た	0.449934
だ	0.080457
ない	0.058459
な	0.055571
で	0.052547
ます	0.022449
だっ	0.021520
ず	0.018898
う	0.017042
なかっ	0.016401

表 4.7: 新聞記事における終助詞, 助動詞の TF-IDF 値上位 10 語

単語	TF-IDF
た	0.400143
だ	0.071065
な	0.057422
ない	0.053027
だっ	0.040358
で	0.039709
ます	0.023653
ず	0.019384
う	0.018324
まし	0.016443

で算出する.

$$\text{TF-IDF}(t, d) = \text{TF}(t, d) \times \log \frac{N}{\text{DF}(t)} \quad (4.3)$$

ここで, t は単語, d は文書, N は全文書数, $\text{DF}(t)$ は単語 t を含む文書数を表す.

こたつ記事クラスタの上位 10 語を表 4.6 に, 新聞記事クラスタの上位 10 語を表 4.7 に示す.

5 議論

本章では、ニュース記事への意味的構造ラベル自動付与の精度、クラスタリング結果、こたつ記事判別器の精度について考察し、今後の展望を述べる．ニュース記事への意味的構造ラベル自動付与の精度に関しては、各文の意味的構造の推定が可能であることを確認するために議論を行う．クラスタリング結果に関しては、こたつクラスタと新聞クラスタにおける意味的構造ラベルの類型、及び表現の特徴の差を確認し、意味的構造ラベルの妥当性を検証するために議論を行う．こたつ記事判別器については、意味的構造ラベルの類型によって新聞記事とこたつ記事を判別することができるのかについて議論を行う．

5.1 意味的構造ラベルの付与に関する議論

CRF を用いた意味的構造ラベルの付与精度は約 80%と高精度であり、文頭の 2 文字、文頭の 3 文字、文末の 2 文字、文末の 3 文字、最初の助詞、前後の文の意味的構造ラベルによって文の意味的構造を推定可能であることが示唆された．一方で、感想ラベルは事実、推測ラベルに比べて recall と F 値が低い結果になった．これは、感想に対する特徴量が不足していたことを意味していると考えられる．文章の感情極性や、「非常に」「とても」「本当に」といった強調表現が文中に存在しているかを特徴量に含めることで精度が向上すると考えられる．

次に、各特徴量の重みを確認した結果を表 5.1 に示す．文の前後のラベルと同じラベルを推測する重みが高いことから、前後の文章が同じ意味的構造ラベルを持つ場合、その文章もそれらと同じ文章を持つ可能性が高いことが示唆された．しかし、現状では記事内のすべての文章に同じ意味的構造ラベルが付与される可能性が高くなると考えられる．実際に、CRF によってラベル付けされたこたつ記事 310 件において、最頻出ラベルの占有率が 0.66 を超えていた記事は 195 件だった．そのため、本研究の手法では、話題の転換を捉えることができていない可能性がある．「また」「次に」といった、話題転換を意味する接続詞に対してより着目するように学習手法を変更することでより意味的構造ラベルの分類精度が向上すると考えられる．

こたつ記事と新聞記事の、各文章に割り当てられたラベルの内訳の割合を表 5.2 に示す．事実ラベル、推測ラベル、感想が占める割合はこたつ記事ではそれぞれ 56.54%, 41.42%, 2.04%であるのに対し、新聞記事ではそれぞれ 62.87%, 34.70%, 2.41%であった．カイ二乗検定の結果、 $P = 3.6 \times 10^{-7} < 0.05$ となったが、効果量 (Cramér's $V=0.069$) は小さく、こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベル割合にはわずかな違いしか存在しなかった．よって、こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベル割合に大きな差は見られず、新聞と同様に事実も存在し、こたつ記事のすべてが不必要な情報ではないということが明らかになった．

事実、推測、感想の意味的構造ラベル付与において、80%程度の精度での分類が可能となった．

表 5.1: CRF で学習させた特徴量の重みが高い上位 10 件

学習させた特徴量	特徴量に該当するデータ	ラベル	重み
文末 2 文字	」。	事実	0.898872
前の文のラベル	事実	事実	0.848834
次の文のラベル	事実	事実	0.795153
前の文のラベル	推測	推測	0.717612
前の文のラベル	感想	感想	0.666686
次の文のラベル	感想	感想	0.665910
文頭 3 文字	総務省	感想	0.627677
文頭 3 文字	22 兆	感想	0.622629
文頭 3 文字	また,	推測	0.604177
文頭 3 文字	まる。	推測	0.600761

表 5.2: 分析対象としたこたつ記事と新聞記事のラベル内訳

	事実ラベル数	推測ラベル数	感想ラベル数
こたつ記事	1496	1096	54
新聞記事	2296	1267	88

5.2 こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベルの違いに関する議論

教師データを用いてラベルづけされたこたつ記事と、新聞記事を比較し、こたつ記事と新聞記事の意味的構造ラベルの違いや表現の特徴を明らかにする。

クラスタリングの結果、シルエットスコアは 0.18 と精度はあまり高くない結果が得られた。一方で、次元圧縮によって得られた図では、こたつ記事を表す赤色の点と、新聞記事を表す青色の点は分かれて分布しているように見える。X-means を用いる際に設定可能であるクラスタ数の最大数を 20 と設定していたが、X-means によって得られたクラスタ数も 20 という結果が得られた。よって、過分類になっている可能性や、データ数の少なさによって、見かけ上はクラスタができて見える可能性が示唆された。データ数、クラスタ数を増やして再度精度を確認することを課題とする。

次に、こたつ記事は最初に概要を書き、次にネット上の賛否の声を書く「型」が出来上がっていると言われている¹。そのため、後半でネット上の賛否の声を聞いている記事の意味的構造ラベルが類型化されているかを検証した。「ネット上」、「ネットでは」、「X では」、「X 上」、「声が」、「反応が」、「SNS 上」、「SNS では」というネット上での声を意味する表現が含まれている文章の意味的構造ラベルを確認した。こうしたネット上の賛否の声はどのような人が何人単位でどのサイトにその情報を発信しているかわからない情報は、追検証が困難なため、信頼性が低い。そのため、これらの表現がある文章を類型化することは、

¹フジテレビ騒動でも露見した“こたつ記事”問題 「プライドないの？」と怒る週刊誌記者に、こたつ記者は「こっちは 1 文字 1 円、取材なんて割にあわない」「もっと悪いのはまとめサイト」と逆ギレ、<https://news.yahoo.co.jp/articles/f86aa77add21131d920c0c1e0ecb1fec9e40e0f5>, 2025/2/14 確認

こたつ記事の類型化にとって重要であると言える。全 243 件のこたつ記事の内、122 件の記事が前述の表現を含んでおり、211 文が SNS 上の反応を書いた文章だった。こういったネット上の声を聴いている文章の意味的構造ラベルは感想ラベルに分類されると考えられるが、211 文のラベルの内訳は事実が 124 件、推測が 84 件、感想が 3 件であり、SNS 上の反応を書いた文章の意味的構造ラベルは事実が半数を、推測がもう半数を占めていた。本研究では、3.2 節で述べたように、各文に付与する意味的構造ラベルを主観が入っていない文章である「事実」、主観が入っていてかつその主観に対する理由づけが同文章内で明確に行われている文章である「推測」、主観が入っていて、かつその主観に対する理由づけが同文章内で行われていない文章である「感想」、と定義した。ネット上での声を意味する内容の表現は、それ自体が発信されたという意味的構造のない「事実」とも、なぜネット上の人がその意見を発信したかという理由付けが「その話題に触れたから」と言えるので「推測」とも、捉えることが出来たために、SNS 上の声が入っている文章が事実と推測の 2 つに分かれたと考えられる。そのため、ネット上の賛否の声を類型化するために、それらの文章を特定する必要があるが、「事実」「推測」の意味的構造ラベルでは十分に特定することができないと考えられる。「SNS 上の反応」という意味的構造ラベルを追加し、誰の感想なのか (e.g., 筆者, 匿名, 著名人) という特徴量によって判別することで、SNS 上の反応を特定することが可能になり、こたつ記事の類型化につながると考えられる。

こたつクラスタと新聞クラスタにおける終助詞、助動詞の TF-IDF 値上位 10 件に、大きな違いは見られなかった。そのため、本研究の意味的構造ラベルに密接に関連と考えられる助動詞の出現傾向を確認することで、こたつ記事と新聞記事の表現技法の違いを明確にすることを試みた。推量を意味する「だろう」という文末表現から抽出される「だろ」の表現に関して、出現回数を確認した。その結果、こたつ記事では 120 回、新聞記事では 81 回という結果が得られた。これにより、こたつ記事は情報の正確性がなく、また煽動的な情報を掲示することが多いため、推量表現が多くなる可能性が示唆された。

次に、事実ラベルはその文の出自が明確な場合つけられると考え、情報の出自が明確になっていることが事実との判断に寄与したかを分析した。こたつ記事は一次メディアの報道した内容をそのまま引用することが多い、その際、文章には「～と公表した」や「～が明らかにした」といったような、情報の出自を明らかにする文末表現を使用する頻度が高いのではないかと考え、こたつ記事と新聞記事の文末表現の違いの分析を行った。「判明した」「明らかにした」「発表した」「報じた」「公表した」のいずれかの表現が含まれる記事を、使用したこたつ記事と新聞記事各 310 件から抽出した。その結果、機械学習によってラベルづけを行った記事の内、こたつ記事は 46 件、新聞記事は 108 件が該当した。新聞クラスタに事実ラベルがほとんど見られない一方で、引用を意味する表現を使用していた記事は、こたつ記事の方が少ないという結果が得られた。上述した「X では」「SNS 上では」などのネット上での声を意味する表現と意味が類似しているため、これらの引用を意味する表現が使用されていない可能性が考えられる。上述の「感想」に対する考察と同様に、事実に対しても情報源が誰なのかを特徴量に含める必要があると考えられる。

クラスタリングによって、こたつ記事の表現技法の特徴が明らかになった。一方で、こたつ記事特有の表現を意味的構造ラベルによって捉えられておらず、意味的構造ラベルの割合によるこたつ記事と新聞記事の分類は出来ていない。事実がどのような情報源から発

信されたのか、感想がどのような情報源から発信されたのかといった、意味的構造ラベルを追加し、こたつ記事特有の表現を捉えることでこたつ記事の類型化が進むか検証することを今後の課題とする。

5.3 こたつ記事と新聞記事の分類に関する議論

SVMによる分類の平均正確度は0.491,BERTによる分類の平均正確度は0.380という結果が得られた。よって、本研究の手法ではSVMのほうが精度が高いという結果が得られた。本研究では学習させる特徴量をラベルの出現順のみとした。BERTは自然言語文をトークナイズし文脈を学習する機械学習手法のため、単純な記号列のみが特徴量として渡したためBERTの精度が低下した可能性が考えられる。前後の文章の内容など、自然言語文を特徴量として与えることでBERTのこたつ記事分類精度が向上すると考えられる。

機械学習の精度としては、SVMのこたつ記事におけるrecallが0.913, BERTのこたつ記事におけるrecallが0.946と、SVM, BERTともに高い結果となった。これは、機械学習によってこたつ記事と判定された記事は大部分がこたつ記事として正しく判別できていることを表している。

一方で、SVMによる新聞記事のprecisionの数値は0.071,SVMによる新聞記事のprecisionの数値は0.071,BERTによる新聞記事のprecisionの数値は0.002とSVM, BERTともに低い結果となった。これらは、新聞記事にはこたつ記事と同様の形式を持っており、類型として類似している記事が存在する可能性を示している。また、これらはこたつ記事が新聞記事だと判断されることが多いことを意味する。さらにBERTによる分類において、教師データ内でホールドアウト法によって平均正確度を算出した結果、0.985という結果が得られた。これは、BERTでは過学習が行われていたと考えられ、こたつ記事の構造を捉えられていないことが考えられる。よって、CountVectorizerとn-gramによって作成した特徴量はこたつ記事の判別に有効に働く可能性が考えられるが、これらだけでは不十分であることが示された。5.2節で述べた通り、こたつ記事の類型を捉え切ることができず、分類を行うために十分な特徴を捉えられていない。そのため、より意味的構造ラベルを追加し、こたつ記事の類型化を進める。その後、分類器の作成を行い、検証していくことを今後の課題とする。

6 結論

本研究では、こたつ記事を検出し、信頼性の低い情報の検知を目的として、こたつ記事の類型導出を目指した。新聞記事の各文に「事実」「推定」「感想」の3種類のタグに分類するアノテーションを実施し、文末表現、前後のタグを特徴量として用いたCRFによってこたつ記事の各文を3種類に分類した。CRFのaccuracyは0.830と高精度であり、文末表現、前後のタグといった特徴量を用いることで意味的構造を推定可能であると示唆された。

次に、新聞記事とこたつ記事を統合してクラスタリングを行い、こたつ記事の割合が低いクラスと、こたつ記事の割合が高いクラスを比較分析した。まず、こたつ記事の割合が低いクラスと、こたつ記事の割合が高いクラスの意味的構造タグの出現割合に違いがみられるか分析した。カイ二乗検定の結果、 $P = 3.6 \times 10^{-7} < 0.05$ となったが、効果量(Cramér's $V=0.069$)は小さく、両クラスのタグ割合の違いはわずかであった。よって、こたつ記事と新聞記事の判別に意味的構造タグの出現割合は使用することが難しいことが示唆された。次に、両クラスの助動詞と終助詞の重要度をTF-IDFを用いて算出し、こたつ記事と新聞記事の表現技法の違いを分析した。こたつ記事の割合が低いクラスでは推量を意味する「だろ」や否定を意味する「なく」が重要語に含まれているが、こたつ記事の割合が高いクラスでは推量を意味する語は見られなかった。これにより、新聞記事が不確実な情報や未確定な事柄について断定的な表現を避けているのに対して、こたつ記事は断定的表現を避けてないことが示唆された。また、こたつ記事の特徴であると考えられるネット上での声を意味する表現が含まれている文章の意味的構造ラベルを確認した結果、感想タグはほとんど見られなかった。これにより、SNSの引用文が文脈や論拠とともに記述していると捉えられていることが示唆された。

次に、こたつ記事の割合が低いクラスと、こたつ記事の割合が高いクラスを教師データとして、SVMとBERTによるこたつ記事分類器を作成した。SVMによる分類の平均正確度は0.491とチャンスレベルと同等の結果が、BERTによる分類の平均正確度は0.380とチャンスレベルを下回る結果が得られた。これにより、CountVectorizerとn-gramによって作成した特徴量はこたつ記事の判別に有効に働く可能性が考えられるが、これらだけではこたつ記事の特徴を捉えきることが難しいことが示された。

今後は断定表現や内容の情報源を特徴量として用いることによるこたつ記事分類の精度向上を目指す。

謝辞

本研究をまとめるにあたり，多大なご指導ご鞭撻を賜りました関西大学総合情報学部の松下光範教授に心より感謝申し上げます．また，研究指導，論文の添削のみならず，精神的に辛い時に気軽に相談に乗ってくださった寺本氏，森野氏に深く感謝します．こたつ記事を収集するにあたり，藤代裕之教授に力添えをいただきました．誠に感謝いたします．本研究では「毎日新聞 2016 データ集」の新聞記事コーパスを使用させていただきました．深く御礼申し上げます．研究を通して共に四年間を過ごしてきた，最高の仲間達である松下研究室 13 期の皆様に心より感謝申し上げます．最後に，これまでの学生生活を支えてくださった家族，友人に深く感謝し，謝辞とさせていただきます．

参考文献

- [1] Adler, B. T. and de Alfaro, L.: A content-driven reputation system for the wikipedia, *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*, Association for Computing Machinery, pp. 261–270 (2007).
- [2] Agarwal, V. and Sastry, N.: “Way back then”: A Data-driven View of 25+ years of Web Evolution, *Proceedings of the ACM Web Conference 2022*, ACM, pp. 3471–3479 (2022).
- [3] Burdisso, S., Sanchez-cortes, D., Villatoro-tello, E. and Motliceck, P.: Reliability Estimation of News Media Sources: Birds of a Feather Flock Together, *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*, Association for Computational Linguistics, p. 6900–6918 (2024).
- [4] Cortes, C. and Vapnik, V.: Support-vector networks, *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297 (1995).
- [5] Evans, D. S.: The Online Advertising Industry: Economics, Evolution, and Privacy, *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 23, No. 3, pp. 37–60 (2009).
- [6] Hermida, A.: From TV to Twitter: How ambient news became ambient journalism, *Media/Culture Journal*, Vol. 13, No. 2 (2010).
- [7] Jenkins, H.: *Convergence culture: Where old and new media collide*, New York University Press (2006).
- [8] Lafferty, John .and McCallum, A. and Pereira, F.: Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data, *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning*, pp. 282–289 (2001).
- [9] MacQueen, J.: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability/University of California Press*, pp. 281–297 (1967).
- [10] McQuail, D.: *McQuail’s mass communication theory*, Sage publications (2010).
- [11] Mohan, B. K.: Searching Association Networks for Nurturers, *IEEE Computer*, Vol. 40, No. 1, pp. 36–42 (2007).
- [12] Pelleg, D. and Moore, A.: X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters, *Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning*, pp. 727–734 (2009).
- [13] Richardson, M., Agrawal, R. and Domingos, P.: Trust management for the semantic web, *International semantic Web conference*, pp. 351–368 (2003).

- [14] Salton, G. and Buckley, C.: Term-weighting approaches in automatic text retrieval, *Information processing & management*, Vol. 24, No. 5, pp. 513–523 (1988).
- [15] Van Dijk, T. A.: Structures of news in the press, *Discourse and communication: New approaches to the analysis of mass media discourse and communication*, Vol. 10, p. 69 (1985).
- [16] Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M. and Brew, J.: Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing, *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations* (2020).
- [17] Zhuo, P.: A Comparative Analysis of Generic Structure Features in the News on Hong Kong National Security Law Between Chinese and American Newspapers, *Proceedings of the 7th International Conference on Humanities and Social Science Research*, Atlantis Press, pp. 120–124 (2021).
- [18] 石下円香, 渋木英潔, 阪本浩太郎, 神門典子: 地方議会会議録の議論構造分析の検討, 言語処理学会第 25 回年次大会, pp. 1439–1442 (2019).
- [19] 石田晋, 馬強, 吉川正俊: 記述の主観性を考慮したニュース発信者の特徴分析とその応用, *DEIM Forum, B10-3* (2010).
- [20] 伊藤浩一: 日本のメディアの変貌と未来, 東京工芸大学芸術学部紀要, Vol. 22, pp. 31–44 (2016).
- [21] 井上雄介, 太田学: 脚注と参考文献を用いた Wikipedia 記事の信頼性評価の一手法, *DEIM Forum, B10-5* (2010).
- [22] 大倉健: アメリカの新聞産業: デジタル化による市場環境の変化と企業の対応, 就実経営研究, Vol. 4, pp. 185–199 (2019).
- [23] 狩野恵里奈, 荒川唯, 鈴木崇史: 内容と文体による五大全国紙の比較分析, 言語処理学会第 19 回年次大会 発表論文集, pp. 334–337 (2013).
- [24] 黒滝真理子: 日英対照・認識的モダリティの研究動向, 言語文化と日本語教育. 増刊特集号 第二言語習得・教育の研究最前線』お茶の水女子大学日本言語文化学会研究会, pp. 87–101 (2002).
- [25] 友清雄太, 浅谷公威, 坂田一郎: Twitter 上におけるミドルメディアの役割と政治的分極化への影響評価, 人工知能学会全国大会論文集, 4H3OS2b02 (2022).
- [26] 橋本靖明, 大瀨明弘: 危機対処時におけるソーシャルメディアの役割—東日本大震災を例として—, 防衛研究所紀要, Vol. 16, No. 2, pp. 95–121 (2014).
- [27] 早川知江: 日本語のモダリティ: 「主観的」表現と「客観的」表現, 名古屋芸術大学研究紀要, Vol. 33, pp. 285–301 (2012).

- [28] 藤代裕之: フェイクニュースの生態系, 青弓社 (2021).
- [29] 藤代裕之: 「こたつ」記事を定義する, 情報処理学会第 85 回全国大会, pp. 453-454 (2023).
- [30] 古瀬蔵, 廣嶋伸彦, 山田節夫, 片岡良治: ブログ記事からの意見文検索, 情報処理学会研究報告, pp. 121-128 (2006).
- [31] 細貝亮: メディアが内閣支持に与える影響力とその時間的变化: 新聞社説の内容分析を媒介にして, マス・コミュニケーション研究, Vol. 77, pp. 225-242 (2010).
- [32] 松本章代, 小西達裕, 高木朗, 小山照夫, 三宅芳雄, 伊東幸宏: 文末表現を利用したウェブページの主観・客観度の判定, *DEIM Forum*, A5-4 (2009).
- [33] 松本好史, 張建偉, 河合由起子, 中島伸介, 熊本忠彦, 田中克己: センチメント分析に基づくニュース記事の信憑性判断支援, *DEIM Forum*, F2-1 (2011).
- [34] 宮木優太郎, 内田ゆず: BERT ベース分類器を用いた国会会議録発言文の役割分類手法の検証, 知能と情報, Vol. 37, No. 1, pp. 530-534 (2025).
- [35] 山本浩司, 片上大輔, 新田克己, 相場亮, 桑田仁: 地図上の投稿情報の信頼度, 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI06, pp. 277-277 (2006).
- [36] 李光鎬: 日本のニュース・メディアにおけるニュース・ソースに関する研究, 慶応義塾大学大学院社会学研究科紀要: 社会学心理学教育学, Vol. 46, pp. 57-64 (1997).
- [37] 劉繼生: 社会秩序を揺るがすディスインフォメーションの構造, 通信教育部論集, No. 25, pp. 92-112 (2022).