

# 新たな価値観ラベルの発見に対する支援方法の検討

福田悟志<sup>1</sup> 石田栄美<sup>2</sup>

<sup>1</sup>中央大学理 工学部 <sup>2</sup>九州大学 データ駆動イノベーション推進本部

fukuda.satoshi.3238@kc.chuo-u.ac.jp ishita.emi.982@m.kyushu-u.ac.jp

## 概要

先行研究では、東日本大震災による原子力発電所の事故を取り上げている新聞社説の一文ずつに、事前に定義した価値観ラベルの付与を行った。本研究では、ある特定のトピックに対する人々の価値観は時間の経過とともに変容していくと仮定し、新たな価値観ラベルの発見を支援するための方法を検討した。具体的には、先行研究で構築したデータセットを用いて分類器を構築し、ラベル付けされていない文集合に価値観ラベルを付与した。いずれのラベルも付与されなかった文集合に対して、**Bertopic** を用いてトピック分析を行った。そして、先行研究でラベル付け対象とした年以降の社説集合に対して上記のアプローチを適用し、獲得した分析結果が、新たな価値観ラベルの発見に有効かどうか検討した。

## 1 はじめに

特定の事象や政策に対する意見文に表れている人々の価値観を明らかにすることで、個々人が何を重要と考えているのか、または何を受容しているのか等を分析することができる。これらは、世論の理解や政策決定に役立てることができる。本研究ではこれまでに、東日本大震災による原子力発電所の事故に起因する議論を扱っている新聞社の社説を対象に、人々の価値観に関する内容分析を行ってきた[1][2]。2011年3月11日に発生した東日本大震災は、福島第一原子力発電所を損傷させ、現代における最も重大な原子力災害の一つとなった。震災後、原子力発電所の事故対応、政府や企業の対応、住民の対応、原子力発電所の再稼働や廃炉、原子力発電所の検査などについて、様々な議論が行われてきた。そして、議論の過程で明らかになったことや時代背景の変遷に伴って、原子力発電に対する人々の価値観も変容していくと考えられる。そのため、ある時点において普遍的なものとして価値観を定義しても、時間が経過するにつれて新たな分析対象となる価値

観が生まれている可能性が有る。本研究では、このような新たな価値観ラベルの発見を支援するためのアプローチを提案し、先行研究で構築した価値観データを用いた実験により、その有用性を調査する。

## 2 価値観ラベルデータセットの構築

先行研究では、まず、2011年から2016年の毎日新聞のCD-ROM[3]に収録されている社説記事から「原発 OR 原子力」というクエリで検索を行い、2人のコーダーにより、原子力発電を中心とした議論かどうかの判定を行った[1]。クエリ検索で得た750件のうち、411件が正例、339件が負例と判定された。その後、正例の社説からランダムに190件を選択し、2人のコーダーにより、社説の各文に対して、価値観を持つ文か、事実文かを判定した。さらに、価値観を持つ文の場合は、以下の価値観ラベルの中からラベルを付与した[2]。

**Consequence** 将来の展望 (成果, 目的, 目標など) やマクロ・長期的な視点など, 結果に基づく判断や評価に基づく価値観。

**Intention** 印象, 態度, 共感, 誠意など感情や気持ちに関する価値観。

**Social Order** ルール, 規範, 常識, 期待, 社会的責任など社会構造に関する価値観, 政府や国家が関与する制度, 法律, 政治的判断。

**Safety** 安全・安心の価値観, 危険・怪我・脅威・恐怖から解放された状態, 事故や危険を防止するための対策。

**Wealth** 事業活動を含む金銭, 物質的所有物, 資源, 利益など, あらゆる経済的目標を追求することに対する価値観。

**Human Welfare** 人類に共通する利益や社会全体に関わる利益を実現するための価値観, 公共に対する明確な利益。

上記は、人の価値観は「人々が人生において何を重要視しているかという指針」という定義[4]に基づき、危機的な状況下で人々が重視すると考えられる

4つの広範な要素に基づいて、8つの人間の価値を定義することから始めた。まず、「結果」と「感情・気持ち・誠実さ」のどちらを重視するかという「責任」に関わる問題である。2つ目は「秩序」である。3つ目は「安全」と「豊かさ」のどちらを重視するかという「利益」、4つ目は「福祉」である。これらの価値観ラベルを持っている文を正例とした場合に、価値観文データセットにおける文の数を表1に示す。

### 3 新たな価値観ラベルの発見支援

特定のトピックに対する新たな価値観は、時間の経過とともに生まれてくると仮定した。本研究においては、先行研究で価値観ラベルの付与を行っていない2017年以降の社説内に、新たな価値観ラベルが潜んでいる可能性があると想定した。一方で、これらの社説においても、2節で述べた価値観ラベルを持つ文も多く含まれているといえる。また、新しい価値観ラベルを持つと考えられる文集合が数多くある場合、それらを一文ずつ確認していくことはコストがかかる。これに対して、特定の指標に基づいた文間の関係性に基づいてグループ化された結果を提示することは、その集合に新たな価値観ラベルが存在する可能性もあり、新たなラベルの発見のための作業の支援につながると考えられる。

本研究では、新たな価値観ラベルを効率的に発見するためのアプローチとして、2節で述べた価値観文データセットを用いて、新しい価値観ラベルを持つ可能性の有る文の自動的な抽出、および抽出した文集合に対する自動的なグループ化を行う。以下で詳細を述べる。

#### 3.1 分析手順

分析手順は、以下のようになる。1) 価値観ラベルの付与が行われていない社説に対して、2節で述べたクエリを用いて、原発・原子力発電に関する記事を収集する。2) 2節で述べた750件のラベル付き記事集合を用いて構築した分類器により、原子力発電を中心に議論が展開されている記事かどうかを判定する。3) 表1で示した価値観文データセットを用いて構築したラベルごとの分類器を用いて、正例と判定された社説の各文に対して、各価値観ラベルを持っているかどうかの判定を行う。4) いずれのラベルも持たないと判定された文集合に対してトピック分

表1 価値観文データセット

価値観ラベル	正例	負例
Consequence	3,508	3,164
Intention	602	6,070
Social Order	4,377	2,295
Safety	2,347	4,325
Wealth	1,008	5,664
Human Welfare	837	5,635

析を行い、その分析結果を出力する。

#### 3.2 分類モデル

3.1節の2)と3)で用いた分類器の構築について述べる。分類モデルには、fasttext[5]を用いた。エポック数は100とし、形態素解析にはMeCabを用いた。4)で用いるデータは、分類器が付与したデータを用いるため、ここで、10分割交差検定による各分類器の基本的な性能を表2に示す。なお、各価値観ラベルの判定では、2値分類による判定のため、1つの文に対して複数の価値観に分類される場合がある。

#### 3.3 トピック分析

3.1節で述べた4)のトピック分析にはBertopic[6]<sup>1</sup>を用い、クラスタリングモデルにはHDBSCAN[7]を用いた。なお、外れ値として割り当てられた文は、分析から除外した。また、c-tfidfにより、各トピックを表す上位10件の名詞または名詞句を抽出した。

### 4 実験

#### 4.1 実験方法

3節で述べたアプローチの有用性を調査するために、2種類の実験を行った。まず、表1の各価値観文データセットにおいて、1種の価値観ラベルのみが付与された文集合を用いて、各ラベルがどのように分類されるのかを分析し、その分類傾向と新しいラベルの発見にどのように影響するのかを調査した。実験に用いた文は合計で1,659文であり、Consequence, Intention, Social Order, Safety, Wealth, Human Welfareが付与された文の数はそれぞれ260文、57文、936文、274文、78文、54文であった。

<sup>1</sup> <https://maartengr.github.io/BERTopic/api/bertopic.html>

表 2 分類性能

	再現率	精度	F 値
記事分類	0.827	0.847	0.833
Consequence	0.637	0.639	0.637
Intention	0.476	0.642	0.545
Social Order	0.789	0.784	0.786
Safety	0.695	0.719	0.705
Wealth	0.633	0.746	0.683
Human Welfare	0.488	0.578	0.529

次に、2017 年から 2020 年における毎日新聞の社説記事[8]を対象に、実際に 3.3 節で述べた手順に従って、いずれの価値観ラベルにも分類されなかった文集合のトピック分析を行い、その結果を調べた。分類対象となった社説記事の数は 143 件であり、表 2 で示した社説記事の分類器により、74 件が正解と判定された。また、それらの社説における 1,937 文に対して分類を行い、203 文がいずれの価値観ラベルにも分類されなかった。

## 4.2 実験結果

まず、価値観ラベルが付与された 1,659 件の文集合に対するトピック分析の結果を調べた。Bertopic によるトピック分類では、30 種類のトピックが生成された。各トピックの分布を 2 次元平面上にマッピングすると、図 1 のように、5 種類の領域に分類されていることが分かる<sup>2</sup>。そこで、30 種類のトピックを図 1 に従って 5 種類のカテゴリに統合した。各カテゴリに属するトピック、c-tfidf による各カテゴリを表す名詞または名詞句、各価値観ラベルを持つ文数を表 3 に示す。

表 3 において、カテゴリ 1 では、原発における日本のエネルギー政策に関する話題が中心となっており、最も多くの文が分類されていた。カテゴリ 2 では、原発における汚染水や放射性物質に関する話題が中心となっており、カテゴリ 3 では、原発に対する政府対応に関する話題が見られた。また、カテゴリ 4 では震災による原発事故の話題が現れており、カテゴリ 5 では、原発に関する規制や検証に関する話題が見られた。

<sup>2</sup> Bertopic の機能の一つである visualize\_topics()を用いて描画した。



図 1 特定の価値観ラベルのみを持つ文集合に対するトピック分析結果

価値観ラベルに基づいて各カテゴリを調べると、カテゴリ 2 は、Safety が付与されている文を中心に構成されていた。カテゴリ 3 では、Social order および Human Welfare を持つ文が多く出現しており、このカテゴリにおけるすべての Human Welfare の文は、トピック 13 に出現していた。これらのことから、一部のカテゴリまたはトピックは、特定の価値観ラベルと関連していることが分かる。しかし全体的には、各ラベルはカテゴリを横断して出現しており、必ずしもラベルに基づいてトピックが生成されるとは限らないといえる。

次に、分類器により、いずれの価値観ラベルも付与されなかった 203 件の文集合に対する分析結果を調べた。各トピックの分布を 2 次元平面上にマッピングしたときの結果を図 2 に示す。図 2 において、生成されたトピックは 4 種類であり、各トピックは独立している傾向にあると考えられる。また、c-tfidf による各トピックを表す名詞または名詞句および各トピックの文数を表 4 に示す。表 4 と表 3 を比較したとき、表 4 における原発の運転差し止めに関する話題を表しているトピック 2 や、町や地域における震災後の策定に関する話題を示しているトピック 3、太陽光発電を含むエネルギー計画に関する話題を表しているトピック 4 は、表 3 のいずれのカテゴリと独立したものである。このように、いずれの価値観も付与されなかった文に対してトピック分析を実行

表 3 各カテゴリに属するトピック，各カテゴリを表す名詞（名詞句），各価値観ラベルを持つ文数．A は Consequence, B は Intention, C は Social order, D は Safety, E は Wealth, F は Human Welfare を表す．カッコ内の数値は，特定の価値観ラベルを持つ文の総数に対する割合を示す．

	トピック番号	名詞(名詞句)	各価値観ラベルを持つ文数					
			A	B	C	D	E	F
カテゴリ 1	0, 1, 3, 5, 29	原発, 東電, 問題, 日本, エネルギー政策, 政府, 電力会社, 稼働, 必要, 対応	112 (0.431)	21 (0.368)	224 (0.239)	54 (0.197)	47 (0.603)	12 (0.222)
カテゴリ 2	2, 10	放射性物質, 汚染水, 地下水, トン, 放射線量, タンク, 号機, 大量, 放射能, 敷地内	5 (0.019)	0 (0.000)	4 (0.004)	86 (0.314)	1 (0.013)	2 (0.037)
カテゴリ 3	4, 8, 12, 13, 20, 24, 27	首相, 人, 批判, 民主党, 候補, 自民, 原発, 政治, 議論, 党	14 (0.054)	6 (0.035)	172 (0.184)	2 (0.007)	0 (0.000)	10 (0.185)
カテゴリ 4	6, 7, 9, 16, 17	福島, 事故, 地震, 津波, 原発, 原発事故, 人, 想定, 大震災, 今回	48 (0.185)	2 (0.035)	62 (0.066)	51 (0.186)	3 (0.038)	12 (0.222)
カテゴリ 5	11, 14, 15, 18, 19, 21, 22, 23, 25, 26, 28	政府, 国, 組織, 自治体, 国民, 検証, 公開, 保安院, 規制委, 原子力規制委員会	26 (0.100)	11 (0.193)	166 (0.177)	5 (0.018)	9 (0.115)	2 (0.037)

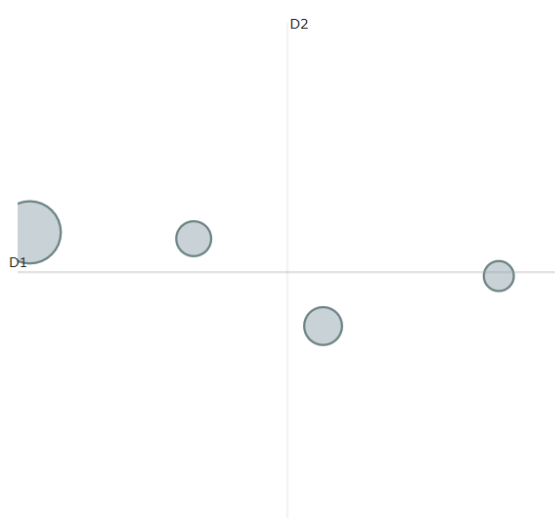


図 2 いずれの価値観ラベルに分類されなかった文集合に対するトピック分析結果

することで，何らかのグループ化が行われ，また，そのトピックを表す語を確認することができる．新しい価値観ラベルを発見したい場合には，これらの語を参考にできる可能性がある．今後は，具体的にどのような価値観ラベルが各トピックに表れているのかを調査していく．

表 4 各トピックを表す名詞または名詞句および各トピックに分類された文数

	名詞(句)	文数
トピック 1	原発, 基, 稼働, 福島, 年, 東電, 東海, 生徒, 地震, 事故	73
トピック 2	号機, 稼働, 運転差し止め, 東京電力福島, 原発, 原発事故, 原電, 年, 茨城県東海村, 九州電力川内原発	27
トピック 3	地域, 町, 人, 共同体, 策定, 住民, 震災後, まち, 原発, 課題	23
トピック 4	%, 太陽光発電, エネルギー基本計画, 電源構成, 原電, 年, 共同出資, 電力会社, 倍, 原発專業会社	17

## 5 おわりに

本研究では，新たな価値観ラベルの発見支援のための方法を検討した．BERTopic を用いた分析において，特定の価値観ラベルと一部のトピックに関連性があることが確認された．今後は，分析結果に基づいて，より効率的に新しい価値観ラベルを発見するための提示方法を検討するとともに，実際に内容分析を行う社会科学者の意見も反映する．

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP18H03495 の助成を受けたものである。

## 参考文献

1. CD-毎日新聞データ集 2011 年版, 2012 年版, 2013 年版, 2014 年版, 2015 年版, 2016 年版.
2. Ishita, E., Fukuda, S., Oga, T., Oard, D.W., Fleischmann, K.R., Tomiura, Y., and Cheng, A-S.: Toward Three-stage Automation of Annotation for Human Values. Proc. of iConference, pp. 188-199 2019.
3. Ishita, E., Fukuda, S., Oga, T., Tomiura, Y., Oard, D.W., and Fleischmann, K.R.: Cost-Effective Learning for Classifying Human Values. Proc. of iConference, 2020.
4. Cheng, A.-S., Fleischmann, K.R., Wang, P., Ishita, E., and Oard, D.W.: The Role of Innovation and Wealth in the Net Neutrality Debate: A Content Analysis of Human Values in Congressional and FCC Hearings. Journal of the American society for information science and technology, pp. 1360-1373, 2012.
5. Mikolov, T., Grave, E., Bojanowski, P., Puhersch, C., and Joulin, A.: Advances in Pre-training Distributed Word Representations. arXiv preprint arXiv:1712.09405, 2017.
6. Grootendorst, M.: BERTopic: Neural Topic Modeling with a Class-based TF-IDF Procedure. arXiv preprint arXiv:2203.05794, 2022.
7. McInnes, L. and Healy, J.: Accelerated Hierarchical Density based Clustering. Proc. of ICDMW, pp. 33-42, 2017.
8. CD-毎日新聞データ集 2017 年版, 2018 年版, 2019 年版, 2020 年版.