

説明可能なAI技術を用いた 国会会議録と地方議会会議録の特徴比較

Comparison of Minutes of the National Diet and Local Assemblies using XAI

高丸 圭一 (宇都宮共和大学)
Keiichi Takamaru Utsunomiya Kyowa University
乙武 北斗 (福岡大学)
Hokuto Ototake Fukuoka University
内田 ゆず (北海学園大学)
Yuzu Uchida Hokkai-Gakuen University
木村 泰知 (小樽商科大学)
Yasutomo Kimura Otaru University of Commerce

概要

This paper describes the visualization of features within the minutes of the Diet and local assemblies. Initially, we employ BERT to develop a binary classifier that determines whether an input sentence originates from a local assembly or the Diet. Subsequently, we visualize the segments of the sentence that the classifier identifies as cues for its inference using explanatory methods such as SHAP and Integrated Gradients. We then analyze the visualization results to explore the types of expressions present in sentence parts that acted as inference cues. Our findings reveal that vocabulary specific to local and national administration is prominently visualized in the minutes of local assemblies and the Diet, respectively. Moreover, we identify various expressions characteristic of both the Diet and local assemblies.

キーワード

機械学習 議会会議録 XAI 特徴可視化

1. はじめに

地方自治体の議会では、予算や議案等の審議や自治体の運営にかかる質疑が行われる。議会における発言は会議録に記録され、書面または電磁的記録として保存される。近年はウェブサイトを通じて議会会議録を公開することが一般的となっている。高丸ら [1]によると、2021年9月現在、すべての都道府県、市および東京特別区が会議録をウェブに公開している。町村ではウェブ未公開の自治体が多く、公開率は68%にとどまる。議

国会会議録は日本各地の話者による話しことばの記録であると捉えることが可能である。自治体名、開催日、発言者名などのメタ情報を整理することで、共時的・通時的な話しことばの分析を行うことが可能である。発言者のうち、議員に関しては選挙の際に公開された情報と結びつけることで、発言者の年齢、性別、出身地等の話者属性に基づく分析も可能となる。これらのことから、政治学や言語学など幅広い分野において、国会会議録を対象とした多様な観点からの研究が行われている。

地方議会会議録は各自治体によって個別に公開される。筆者ら [2] は2010年から、複数の自治体の国会会議録を横断的に活用することを目指し、ウェブ上に公開された地方議会会議録を収集・整理したコーパスの構築を進めている。構築したコーパスに含まれる語を検索・可視化するために、会議録横断検索・可視化システム「ぎ～みる」[3] を構築し、公開している。コーパスを活用するにあたり、調査対象の語が明らかである場合には、このシステムを用いて、語の使用頻度、使用分布、共起語などを分析することが可能である。

調査対象の語が限定されない状況で、特徴の分析を行おうとする場合、会議録をすべて人手によって確認する必要が生じることとなる。このため、筆者らはメタ情報を元にして構築した分類器の分類結果を用い、文書の性質や特徴を可視化することを検討している。本稿ではその試みの1つとして、地方議会会議録と国会会議録を対象とした特徴表現の可視化を行う。まず、BERTを用い、入力文が地方議会会議録であるか国会会議録を推定する二値分類器を構築する。図1に示すように、地方議会または国会の発言文を二値分類器に入力し、分類結果とトークンの貢献度を出力する。これにより、発言文のどの部分を手がかりに分類器が推定を行ったかを可視化する。可視化結果を分析し、推定の手がかりとなった部分にどのような表現が存在するかを具体例を挙げながら考察する。

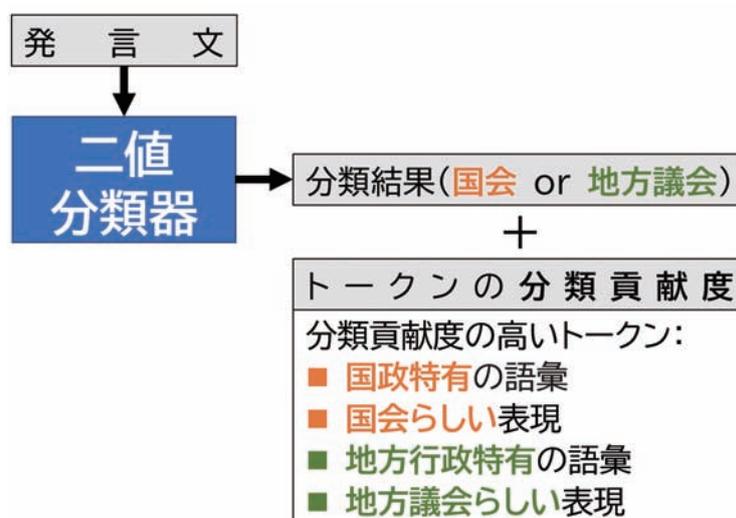


図1 手法の概要

2. 先行研究

本節では、分類器とXAIを用いた特徴可視化に関する先行研究について述べる。乙武らの研究 [4] [5] では、地方議会における発言文の特徴を、日本における各都道府県の特徴、都道府県内における各市町村の特徴、各自治体における議員の特徴のように階層構造として捉えた特徴分析を試みた。

この結果、都道府県・市町村の階層の違いからは、全国規模ではなく市町村の範囲でキーワードと見なせる表現（苫小牧市における「水産業の振興」）や、都道府県内でいち早く取り組んでいる課題と見なせる表現（恵庭市における「電子黒板とデジタル教科書」）がハイライトされることを確認した。また、都道府県・発言者の階層の違いを用いることで、発言者単独の情報を用いるよりも議員の政治信条や取り組み課題に関連する表現を強くハイライトできることを確認した。例えば、公約として教育や農林水産業の問題を掲げる福岡県議会の議員Aの発言では「養殖の漁業権」「未来人材育成ビジョン」の語がハイライトされた。さらに、文節や係り受け関係を考慮することで、「お聞かせください。」「お尋ねします。」「お伺いします。」といった文末表現の違いを可視化できることを確認した。

高丸ら [6] は、地方議会会議録における方言に着目した特徴分析を行った。発言文の都道府県を推定する分類器を構築し、分類に貢献するトークンの分析を行った。この結果、地名や地域特有の固有名詞（施設名等）が発言地の推定に強く貢献しており、入力文に地名や固有名詞が含まれている場合、分類器はそれを手がかりに発言地を推定していることが分かった。この場合、他の地域差が含まれていても、分類器が手がかりとして使うことはない。しかし、地名や固有名詞を含まない（あるいは除外した）発言文では、方言的特徴が発言地推定に貢献し、可視化においてハイライトされていることが確認された。例えば、岩手県における「特にも」、中国地方における「はぐって」、東海地方における「してみえる」、九州地方における「あっている」などがハイライトされた。また、特定の議会でのみ使用される定型表現が発言地推定の手がかりとなっている例が見られた。定型表現の差異は気づきにくい特徴であると考えられる。

3. 手法

3.1 データ

2018年の1年間の会議録を本研究の対象とする。国会会議録については、国立国会図書館による国会会議録検索システム¹で公開されている2018年の会議録をAPIですべて取得した。発言レコード数は562,919である。地方議会会議録については、Discussシリーズ²を使用して会議録を公開している315市町村（宮城県、沖縄県を除く45都道府県に分布）をすべて収集した。発言レコード数は7,257,025である。

図2に示すように、国会データおよび地方議会データそれぞれをランダムマイズし、

80%を訓練用データ、10%を検証用データ、10%を評価用データに分割する。訓練用データと検証用データは分類器の構築に用い、評価用データを構築した分類器に入力し、可視化や考察を行う。

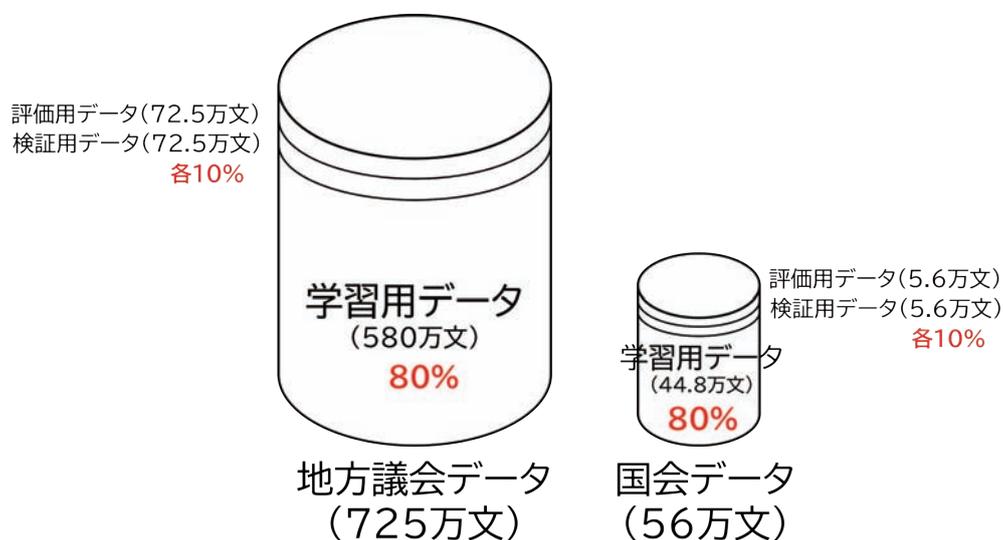


図2 地方議会データと国会データ

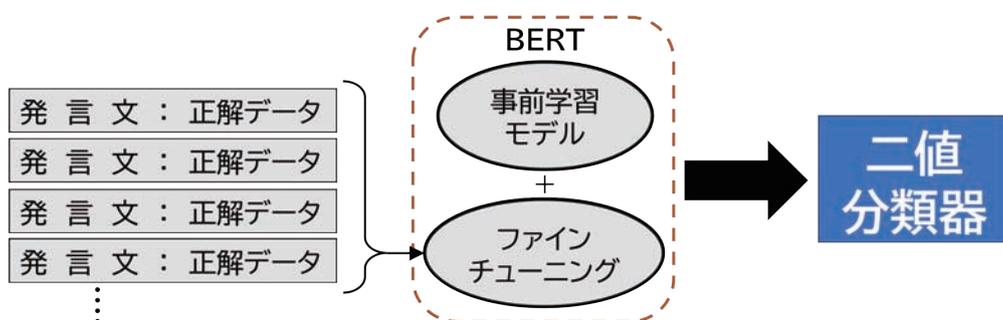


図3 二値分類器の構築

3.2 分類器の構築と分類精度

本研究では事前学習モデルとして東北大学が公開しているbert-base-japanese-v3³を用いた。事前学習モデルの訓練は、CC-100⁴というウェブクロールデータセットの日本語部分とウィキペディアの日本語版によって行われている。前節で述べた訓練用データを用いたファインチューニングにより、発言文が国会会議録であるか地方議会会議録であるかを2値分類する分類モデルを構築した(図3)。検証用データはファインチューニングの効果を確認するために用いた。分類には入力単語列の先頭に付加する[CLS]トークンに対応する最終層の結果を用いた。モデルの実装にはHugging Face Transformers

⁵が提供するライブラリであるAutoModelForSequenceClassificationを用いた。バッチサイズ32, 最大入力長512, 20 epochの設定で訓練を行い, 検証用データによる損失が最小のepochを最良モデルとして採用した。

分類結果全体の正解率 (Accuracy) および国会に関する適合率 (Precision) と再現率 (Recall) は以下の通りである。

- Accuracy = 0.9885 (773,546 / 782,560)
- Precision = 0.9775 (48,968 / 50,093)
- Recall = 0.8612 (48,968 / 56,857)

正解率は, 入力したすべての評価用データにおいて地方議会 (または国会) を正しく判定できた割合である。国会に関する適合率とは, 分類器が「国会」と推定した文が国会の発言文であった割合である。国会に関する再現率とは, 入力した国会の発言文を, 分類器が「国会」と推定した割合である。国会データは地方議会データの10%以下のデータ量であることを考えると, 分類精度は十分高いと考えることができる。

3.3 特徴可視化手法

評価用データを分類モデルに適用した結果に対して, XAI技術SHAP [7] およびIntegrated Gradients (IG) [8] を用いて入力文における各トークンの分類貢献度を算出し, 分類に貢献したトークンの可視化を行った。SHAPの実装はSHAPライブラリ⁶を用い, トークンの貢献度の可視化にはライブラリが提供する機能であるshap.text_plotを用いた。IGの実装はTransformers Interpret⁷を用い, トークンの貢献度の可視化は実装に含まれるvisualize関数を用いた。

4. 可視化結果の観察

国会の発言文を入力したときの正例 (図4) および負例 (図5), 地方議会の発言文を入力したときの正例 (図6) および負例 (図7) をそれぞれ分類スコアが高い/低い順に1,000例ずつ抜き出し, 人手による特徴の観察を行う。ただし, 分類スコアが同一である場合には, ランダムに抜き出して観察対象を選んだ。図4以降に示す可視化結果の例において, SHAPによる貢献度の可視化は, 赤色がポジティブを, 青色がネガティブを表している。IGによる貢献度の可視化は, 緑色がポジティブを, 赤色がネガティブを表している。

正例である図4上のSHAPでは「大臣」「御覧」「日米」付近のトークンがポジティブな貢献を表す赤色にハイライトされている。一方, 図4下のIGでは「反する」「でしょうか。」付近のトークンがポジティブな貢献を表す緑色にハイライトされている。また, 負例である図5上のSHAPでは「都市」「市長」「条例」等がネガティブな貢献を示す青色にハイライトあり, 図5下のIGでもおおよそ同じ部分がネガティブな貢献を示す赤色

にハイライトされている。図7, 8の地方議会の例でも, SHAPとIGの可視化結果には違いが見られる。同一の文に対する分類貢献度の可視化であっても, 計算手法によって, ハイライトされるトークンは異なるといえる。

大臣はこれを御覧になっておかしいと思いませんか。日米合意に反する夜間飛行に対してこれまでどのように対処してきたのでしょうか。合意違反が繰り返されていることについてどのように考えますか。

大臣はこれを御##覧になっておか##しいと思いませんか。日米合意に反する夜間飛行に対してこれまでどのように対処してきたのでしょうか。合意違反が繰り返されていることについてどのように考えますか。

図4 国会発言文入力時の正例(上: SHAP / 下: IG)

指定都市の市長選挙につきましては、全ての団体で条例が制定されております。

指定都市の市長選挙につきましては、全ての団体で条例が制定されております。

図5 国会発言文入力時の負例(上: SHAP / 下: IG)

また、7月18日からは、宇和島保健所の協力により、県内外の保健師の支援を得て、吉田地区において3,732世帯の全戸訪問を行いました。

また、7月18日からは、宇和島保健所の協力により、県内##外の保健師の支援を得て、吉田地区において3,73##2世帯の全##戸訪問を行いました。

図6 地方議会発言文入力時の正例(上: SHAP / 下: IG)

北海道では、温泉の掘削等を許可する際、温泉保護と適正利用の観点から、その事業者等に対して一つに揚水量等の管理を行うこと、二つ目に温泉利用料の縮減に努めること、三つ目に動力装置の許可をする際は周囲源泉への影響が生じないか十分試験を行うことなどを文書にて指導しているものと承知しております。

北海道では、温泉の掘削等を許可する際、温泉保護と適正利用の観点から、その事業者等に対して一つに揚##水量等の管理を行うこと、二つ目に温泉利用料の縮##減に努め##ること、三つ目に動力装置の許可をする際は周囲源泉への影響が生じないか十分試験を行うことなどを文書にて指導しているものと承##知しております。

図7 地方議会発言文入力時の負例(上: SHAP / 下: IG)

4.1 国会らしさと地方議会らしさ

まず国会会議録の可視化結果にみられる国会らしさについて述べる。図8に示すように「大臣」「防衛省」「政府」などがハイライトされていることが観察される。なお、図8(b)におけるSHAPの例で句点「。」が最も濃くハイライトされている理由については、4.2節で述べる。

図9に示すように「日韓関係」「北朝鮮」といった国際問題に関連するフレーズが国会の特徴として、ポジティブな貢献をしていることが観察される。国会データの発言文を入力した際に、国際問題に関連するフレーズが含まれていると、これらを手がかりに国会らしい文であると判断し、正しく分類することができる。しかし、地方議会においても、国際問題に触れるような発言文は多数存在する。(例えば「米国が高い性能を有するCV22オスプレイを我が国に配備することは、日米同盟の抑止力、対処力を向上させ、アジア太平洋地域の安定にも資するものと考えます。」(埼玉県鴻巣市議会)) 分類器はこのような国際問題に関連するフレーズを含む文を地方議会らしくないと判断し、誤分類してしまう。

次に、地方議会らしい語彙および地方行政に関連するフレーズについて述べる。図10に示すように、「市内」「町立」などの語や具体的な地名などが地方議会らしい語彙としてポジティブの貢献をしていることが観察される。図11の「福祉サービス利用券」「町なか歴史回廊整備事業」といったトークンは地域に密着した地方行政に関連するフレーズとしてポジティブな貢献をしていると考えられる。図10にも、「通学路」や「保育園」といった地方行政に関連する語のポジティブな貢献が見られる。

本稿で示した例は国会議録と地方議会会議録の対比における新たな知見とはいえない。しかしながら、分類に貢献しているトークンをさまざまな観点で分析することで、新たな特徴を発見できる可能性があると考えられる。

林大臣、ちょっとこういう経過は余りにもひどいんじゃないかと思うんですが、どのようにお考えになりますか。質問で別に振っておりませんが、大臣の担当ですから。

林大臣、ちょっとこういう経過は余りにもひどいんじゃないかと思うんですが、どのようにお考えになりますか。質問で別に振っておりませんが、大臣の担当ですから。

(a)

もう一つ確認なんですけれども、防衛省に。今政府が保有している専用機で邦人の救出は可能ですよね。

もう一つ確認なんですけれども、防衛省に。今政府が保有している専用機で邦人##人の救出は可能ですよね。

(b)

図8 国会らしい語彙の可視化2例(上: SHAP / 下: IG)

続いて、今度は日韓関係について、徴用工問題と、韓国における個人に対する支援策について伺いたいと思います。先ほど御質問もございましたが、私の方からもお伺いをしたいと思います。

続いて、今度は日韓関係について、徴用工問題と、韓国における個人に対する支援策について伺いたいと思います。先ほど御質問もございましたが、私の方からもお伺いをしたいと思います。

(a)

大気圏の再突入技術についても、北朝鮮がそういう技術を実現しているかについては引き続き慎重な分析が必要だと思っております。これはICBM級の再突入技術の話でございます。

大気圏の再突入技術についても、北朝鮮がそういう技術を実現しているかについては引き続き慎重な分析が必要だと思っております。これはICBM級の再突入技術の話でございます。

(b)

図9 国会における国際関係のフレーズの可視化2例（上：SHAP／下：IG）

まず、市内小・中学校の通学路等の安全対策の確立についてお聞きをいたします。

まず、市内小・中学校の通学路等の安全対策の確立についてお聞きをいたします。

(a)

幼児教育・保育の面では、共働き家庭や核家族化する世帯の増加に伴い、町立保育園では平成29年度より土曜1日保育を開始したところでございます。

幼児教育・保育の面では、共働き家庭や核家族化する世帯の増加に伴い、町立保育園では平成29年度より土曜1日保育を開始したところでございます。

(b)

どこを選択しても、やはり標準の、新宮市はこの幼児教育というものをやっているという一つの標準の確立というのが私は必要だというふうに思うんですけども、その点教育長はいかがですか。

どこを選択しても、やはり標準の、新宮市はこの幼児教育というものをやっているという一つの標準の確立というのが私は必要だというふうに思うんですけども、その点教育長はいかがですか。

(c)

図10 地方議会らしい語彙の可視化3例（上：SHAP／下：IG）

平成28年度の福祉サービス利用券の利用状況は、高齢者につきましては、対象者が4,965人、支給者数が4,677人で、その支給率は94.2%となっており、利用率では87.5%となっております。

平成28年度の福祉サービス利用券の利用状況は、高齢者につきましては、対象者が4,965人、支給者数が4,677人で、その支給率は94.2%となっており、利用率では87.5%となっております。

(a)

1番、明治22年の町制施行以来、来期が130年を迎えるに当たり、町名の由来でもある酒の井の碑が町の中心部であることから、もっとクローズアップさせ、知名度アップし、経済環境課長さんも、町内に顧客、要するにアウトレットのお客さんなども、湯楽の里のお客さんなども含めて中心部に誘導したいというようなことを以前から耳にしているわけなんですけれども、そういうことも含め、町なか歴史回廊整備事業として取り上げてみてはいかがかということが1つです。

1番、明治22年の町制施行以来、来期が130年を迎えるに当たり、町名の由来でもある酒の井の碑が町の中心部であることから、もっとクローズアップさせ、知名度アップし、経済環境課長さんも、町内に顧客、要するにアウトレットのお客さんなども、湯楽の里のお客さんなども含めて中心部に誘導したいというようなことを以前から耳にしているわけなんですけれども、そういうことも含め、町なか歴史回廊整備事業として取り上げてみてはいかがかということが1つです。

(b)

図11 地方行政に関連するフレーズの可視化2例（上：SHAP / 下：IG）

4.2 分類の手がかりとなった差異

次に、国会会議録と地方議会会議録の差異として可視化された特徴について述べる。

図12は送り仮名の差異の例である。「とりくみ」という語は、国会会議録では「取組」、地方議会会議録では「取り組み」と表記されており、この差異が分類の手がかりになったため、ポジティブな貢献のトークンとして可視化されている。

また、国会会議録では数字は漢数字で表記される。一方、地方議会会議録ではアラビア数字が使用されることが多いことから、数字表記の差異が分類の手がかりとなっている。図13に示すように、特にIGによる地方議会会議録の可視化結果では、アラビア数字の貢献度が高く表れる傾向が見られた。

図14および図8 (b) に示すように、国会会議録では入力文中の句点「。」の貢献度が高い例がみられた。地方議会会議録の入力文はおおむね発言文の1レコードは1文である一方、国会会議録は1レコードに複数の文が含まれることがしばしばある。このため、入力文の文末位置以外の句点の存在が国会会議録の特徴として学習されたと考えられる。本研究で利用したデータの範囲では、国会会議録と地方議会会議録の差異の1つである。また、分析前の段階では気づかない特徴であった。しかしながら、これは分析対象のデー

タの差異ではなく、入力文の入力方法（ないしは前処理の方法）の差異であり、研究の目的とは異なるものである。XAIによる特徴可視化における入力データのクリーニング（クレンジング）の重要性が示唆される例であるといえる。

親によって出生の届出がされておらず、無戸籍となっている方々について、徹底した実態把握に努めるとともに、全国各地の法務局において常時相談を受け付け、戸籍をつくっていただくための丁寧な手続案内をする等の寄り添い型の取組を行っています。今後も引き続き、無戸籍となっている方々への支援、無戸籍状態の解消に全力で取り組んでまいります。

近時、所有者を特定することが困難ないわゆる所有者不明土地の存在が社会問題化しており、その要因の一つとして、相続登記が未了のまま放置されていることが指摘されています。この問題は、相続が繰り返されるにつれ、更に深刻化することが懸念され、関係省庁が一体となって対応する必要があります。そこで、法務省では、法定相続情報証明制度等による相続登記の促進、及び、長期間相続登記が未了の土地の解消に向けた取組を推進してまいります。

(a)

飯山市に運転免許証自主返納者支援施策の取組みはありますか。

だから、その中で漫然と続けていくのもどうかと思って、戦略を1個考えて、2027年に向けた取組み、2027年ね、に向けた取組みもありではないかなというふうに思うのですが、見解をお伺いします。

(b)

図12 国会の「取組」(a)と地方議会の「取組み」(b) (すべてSHAP)

柏崎刈羽原発のUP#Z圏内の人口は約四十四万人でありますから、その三割強となりますと十数万人を超えます。十数万人が指示が出る前に自家用車などで避難を始める可能性が示された。政府は、今、このUP#Zの人たちは、とりあえず大丈夫だから屋内退避していなさいよ、こういう方針なんです。ところが、十数万人、柏崎でいえばそういう方々が一斉に避難する。新聞の見出しにもありますが、「一斉移動で混乱必至」、この見出しどおりの事態になると思われるわけでありませう。

この北部に何かあるかといいますと、武生というところでは百十一センチ今回積もりました。福井市では百四十七センチ、大野市では百六十九センチ。ですから、逃げようとしているルートや場所に逃げられないという可能性が今回現実になったわけですね。嶺南などにも逃げられますよと判断を仮にしたとしても、逃げていく先が動かない。

現在古河市では、年間所得200万円以下の世帯が半分以上を占めています。

そこで、今回基金から1億2,700万円を繰り入れいただきまして、子供たちのため学校へのエアコンの設置費用に充てさせていただくものでございます。

図13 数字表記の差異 (すべてIG)

では、次にお聞きします。これは参考人で構いません。

高度プロフェッショナル法案に反対するたくさん理由がありますが、そして、これはホワイトカラーエグゼンプション、残業代ゼロ法案、定額働かせ放題法案、過労死促進法案。でも、私は、子育て妨害法案、家族解体法案だと思えます。こんなすさまじい働き方をする人がパートナーだったら、一緒に子育てできないし、家族責任だって持てないと思えます。

通常それを使っているか使っていないかというのは、そのうちわかるでしょう。恐らく、通常使っていないあるいは言っていないということは、愛媛県の今の文書というのを確実に否定をしていくことにもなっていく。実際、これが言われていたというときには、官房長官、覚悟してくださいよ。使われていないというのは、これはまた虚偽の発言をしたという話になる。

図14 国会会議録における入力文中の句点（すべてSHAP）

4.3 可視化手法の比較

分類スコアが高い正分類におけるSHAPの可視化結果には、図15に示すように文内のほとんどのトークンの分類貢献度が高くなり、全体が赤くハイライトされる例がみられる。他方で、IGでは分類スコアが高い正分類の例においても、可視化結果ではポジティブなトークンが少なかったり、ネガティブなトークンを複数含む（図16）ことがある。このように、SHAP・IGのいずれの可視化結果においても、人手による観察においては解釈が難しいと考えられるケースが多数存在する。機械学習の専門家以外でも読み取れる可視化を目指すためには、目的に応じた解釈可能性を高める工夫が必要であろう。

本研究の可視化処理の計算は1台のGPU（NVIDIA A100 80GB）によって行った。SHAPの結果出力は1発言あたり3秒程度、IGの結果出力は1発言あたり0.4秒程度であった。IGと比べてSHAPでは相対的に複雑な計算が行われおり、処理に時間がかかる。しかし、本分析の範囲では、2つの手法による可視化結果には一長一短があり、処理が複雑な手法の方が高精度であると結論づけることはできない。

委員の皆様にも初めにお伝えしたいことは、みんなのためとはどういうことかということであり、言うまでもなく、著作権法とは、著作者が自らの創造物を我が子のようにいとしく思う気持ち、これを権利化したものであります。同時に、その気持ちを大事に保護することが次の創造物を生み出す原動力にもなるわけです。これは豊かな表現活動そのものであります。そして同時に、この表現物が同世代あるいは後世の人々の創造的活動を刺激することで更に新しい創造物が生まれていくこととなります。あるいは、こうした表現物を見る、聞く、触れることによってその人の人格的成長が実現するのであります。これもまた表現の自由の大切な大きな理由であります。こうした社会全体の、あるいは人類全体の自由闊達な表現活動の実現のために、いとしく思う気持ちはあるにせよ、少しだけ我慢してもらうということも権利制限がなされているということになります。それが人類全体の進歩に貢献すると考えられるからであります。

図15 全体がポジティブである例（SHAP）

東京の先進地域、例えば八王子市、町田市、葛飾区などにおきましては、増加する高齢者の救急搬送に対応するため、事前のかかりつけ医との取組めのもとで、病院救急車で在宅療養患者の搬送を行う患者搬送システムを確立しているところございまして、自治体との協議のもと、地域医療介護総合確保基金を活用して実施している事例があると承知をしております。また、これが非常に効果を上げているというふうにも承知をしているところでございます。

緊急避難を余儀なくされたために、自宅に取り残されたり、飼い主とはぐれたペットの放浪も生じかねません。また、避難所では、動物が苦手な、また、生理的にあるいは精神的にもこれら動物へのアレルギーを持つ方などを含めて、多くの被災者が共同生活を送るため、一緒に避難したペットの取扱いに苦慮する例も報告を受けております。

図16 国会会議録の正例におけるネガティブ貢献 (IG)

5. むすび

本稿では大規模コーパスにおける特徴分析のツールとして説明可能なAI技術 (XAI) を活用する試みの1つとして、地方議会会議録と国会会議録を対象とした特徴表現の可視化を行った。入力文が地方議会会議録であるか国会会議録を分類する2値分類器を構築し、SHAPとIGの2つのXAI手法を用いて、分類器が発言文のどの部分を手がかりに推定を行ったかを可視化した。

国会会議録の正例では国会らしい語彙や国政特有のフレーズが、地方議会会議録の正例では地方議会らしい語彙や地方行政特有のフレーズがそれぞれポジティブの貢献をするトークンとして可視化されていることが確認された。国会会議録と地方議会会議録の差異として、漢字の送り仮名(「取組」、「取り組み」)、数字の表記(漢数字、アラビア数字)、入力文の区切り方(入力文中の句点)などが観察された。他方で、可視化結果には解釈が難しいと考えられるケースが多様に存在することも明らかになった。

本稿の範囲では、XAIによる可視化が特徴分析の手助けとなると考えられるものの、可視化結果と人間が特徴的であると捉える文字列は十分に一致しない。種々のXAIの手法を子細に比較したり、XAIの出力を後処理することで可視化手法を高度化することで、機械学習の専門家以外にも利用しやすいコーパス間の特徴分析手法の検討を進めていく必要があると考えられる。

謝辞

本研究の一部は、JSPS科研費JP20K00576, JP21H03769, JP22K00582, JP22K12740, JP21K12584の助成による。

【補注】

- 1 <https://kokkai.ndl.go.jp/>
- 2 <https://www.ntt-at.co.jp/product/discuss/>
- 3 <https://huggingface.co/tohoku-nlp/bert-base-japanese-v3>
- 4 <https://data.statmt.org/cc-100/>
- 5 <https://github.com/huggingface/transformers>
- 6 <https://shap.readthedocs.io/en/latest/>
- 7 <https://github.com/cdpierse/transformers-interpret>

【参考文献】

- [1] 高丸圭一, 木村泰知 (2021) 「オープンデータとしての地方議会会議録」 木村泰知 編『自治体DX推進とオープンデータの活用』 87-103, 東京: 日本経済評論社.
- [2] 齋藤誠, 大城卓, 菅原晃平, 永井隆広, 洪木英潔, 木村泰知, 森辰則 (2011) 「地方議会会議録の収集とコーパスの構築」 言語処理学会第17回年次大会論文集, P2-21, pp.368-371.
- [3] Ootake, H., Sakaji, H., Takamaru, K., Kobayashi, A., Uchida, Y. and Kimura, Y. (2018) “Web-based system for Japanese local political documents.” *International Journal of Web Information Systems*, 14(3), 357-371.
- [4] 乙武北斗, 高丸圭一, 内田ゆず, 木村泰知 (2023a) 「階層的な分類構造を活用した SHAP による地方議会会議録における特徴表現抽出の試み」 第37回人工知能学会全国大会論文集, 3Xin4-20, pp.1-4.
- [5] 乙武北斗, 高丸圭一, 内田ゆず, 木村泰知 (2023b) 「BERTベース分類器とSHAPを用いた地方議会議員の議会発言における特徴分析」 知能と情報, 35(3), pp.700-705.
- [6] 高丸圭一, 乙武北斗 (2023) 「地方議会会議録における探索的方言調査の試み—機械学習とXAI技術による方言研究—」 方言の研究, 9, pp.27-51.
- [7] Lundberg, S. M. and Lee, S. (2017): A unified approach to interpreting model predictions, *In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, Curran Associates Inc., pp.4768-4777.
- [8] Sundararajan, M., Taly, A. and Yan, Q. (2017): Axiomatic Attribution for Deep Networks, *In Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*, Vol.70, pp.3319-3328, JMLR.org