

ツイートに基づく国政選挙候補者の政策変化の可視化

川崎 景人[†] 豊田 哲也[†] 大原 剛三[†]

[†]青山学院大学 理工学部

1. はじめに

2013年にインターネット選挙運動が解禁され、候補者が選挙期間中に Twitter などの SNS を利用し公約などを主張することが可能になった[1]. リアルタイム性の高い SNS への情報発信は、有権者への影響力が高い反面、短い選挙期間中に大量の情報が投稿されるため、それらの投稿での主張が、各候補者のそれ以前の主張と整合が取れているかは有権者には見えにくい. そこで本研究では、SNS の1つである Twitter を対象に、選挙期間のツイートだけでなく期間外のツイートも収集し、各候補者の政策に対するスタンスの時間変化を可視化し、それによりその候補者の主張が一貫しているかどうかを視覚的に判断できるインタフェースの実現を試みる.

2. 提案手法

提案手法の概要を図 1 に示す. 対象となる候補者のツイートを Twitter の REST API を用いて収集し、それらのツイート本文に含まれるリンク先の URL などは、テキスト分析の際には不要な情報であるため除去する. 次に、潜在的ディリクレ配分法 (LDA) [2]により、収集したツイートがどの政策に対するツイートであるかを推定する. この推定したツイートを選挙期間とその前後期間の計 3 期間それぞれで集約し、日本語評価極性辞書[3, 4]に基づいて、各期間における政策に対するスタンスを推定する. そして、候補者の政策に対するスタンス (肯定的, 否定的, 中立的) の時間変化を可視化する.

2.1. 政策に対するツイートの政策推定

2016年の収集した政策関連文書集合に LDA を適用してトピックモデルを学習し、政策ごとに文書を分類する. 政策関連の文書集合は、2016年の政策関連のニュース記事集合を採用する. また LDA を用いる際のトピック数はトピックモデルの予測性能を表す Perplexity を用いて決定する. Perplexity の値が小さいほど予測性能が高いことを示しているため、複数のトピック数の候補の中から Perplexity を最小化する値を採

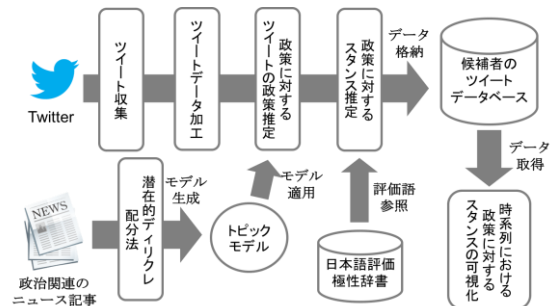


図 1: 提案手法の概要

用する. 次に、トピックモデルの各トピックに関して、出現確率の高い単語に基づきそのトピックが表す政策を推定し、各ツイートに対応する政策をラベルとして付与する.

2.2. 政策に対するスタンス推定

本研究で用いる日本語評価極性辞書に含まれる語は肯定的, 否定的という評価極性を持っており、それぞれの極性を 1 と -1 で表現し、その値を感情極性値という. 提案手法では、この辞書中の語を評価として用いて、政策に関するツイートに肯定的, 否定的を表す感情極性値を付与する. ただし、評価語により肯定的・否定的を判定する語は、別途、事前に収集した政策関連ニュース記事集合において 5 文書以上に出現し、かつ記事全体の 10%以下に出現した固有名詞に限定し、それを評価対象語と呼ぶ. 具体的には、各候補者の選挙期間とその前後期間におけるツイート集合をそれぞれ 1 文書とし、まず、文書を文ごとに区切り、各文に対して係り受け解析し、評価対象語と係り受け関係にある評価語を抽出する. そして、抽出した評価語の感情極性値の平均を文書全体の感情極性とする. 文書全体の感情極性は負であれば否定的, 正であれば肯定的, 0 であれば中立的と解釈する.

2.3. 可視化システムの実装

提案システムでは、図 2 に例示するようなインタフェースによりユーザが指定した候補者の各政策に対するスタンスの時間変化を可視化する. ここで、横軸は時間、縦軸は感情極性を表し、各政策に対するスタンスの推移は折れ線グラフで描画される. また、隣接期間で感情極性が変化した場合、色の異なる顔アイコンを用いてその変化を強調し、さらに、そのアイコンをクリックすることで、各期間におけるツイート

Tweet-based Visualization of Policy Changes of Candidates in a National Election

Keito KAWASAKI[†], Tetsuya TOYOTA[†] and Kouzou OHARA[†]

[†]College of Science and Engineering, Aoyama Gakuin University

を参照することができる。

3. 評価実験

3.1 節では、LDA の予測性能が最も高い時のトピック数を調査する。3.2 節では、提案手法の政策に対するスタンス推定の妥当性を検証する。

3.1. Perplexity によるトピック数の検証実験

政策関連の文書集合は、ライブドアニュースにおける 2016 年 4 月 1 日～12 月 16 日の政策関連のニュース記事 6,397 件とする。トピック数を 2 から 50 に変化させて、Perplexity を算出し、Perplexity の値が最も低くなったトピック数 21 を採用した。

3.2. 政策スタンスの推定精度

谷口らが 2016 年参院選の候補者にアンケートを取り、各政策に対するスタンスを調査したものが [5]。それらを選挙期間における各候補者の個々の政策に対するスタンスの正解データとし、そのデータと本手法で推定した結果との適合率と再現率を用いて推定精度を評価した。全部で 21 ある政策のうち「改憲」に対するスタンス推定の結果を表 1 に示す。また「改憲」と推定されたトピックの出現単語を表 2 に示す。適合率は、提案手法が対象政策についていずれかのスタンスを取っていると推定した候補者のうち、推定したスタンスと同じスタンスを実際に取っている候補者の割合である。再現率は、対象政策についていずれかのスタンスを取っている全候補者のうち、提案手法で正しくそのスタンスを推定できた候補者の割合である。結果としては、政策ごとに多少の誤差はあるが、全体の傾向として、再現率では中立的が高くなり、肯定的と否定的が低くなった。まず、この理由としては、例えば「改憲」の政策に対する表現として「改憲は許さない」と「憲法を守ろう」が存在する。意味的にはどちらも改憲には反対であるが日本語評価極性辞書に基づくと、それぞれ否定的と肯定的に推定されるため、それらの感情極性値の平均が 0 になり提案手法では中立的であると間違っ推定される。他の政策においても、その政策に対するスタンスの表現方法は数多く存在し、それらを考慮していなかったため、中立的の再現率は高くなるが、肯定的と否定的の再現率が低くなったと考えられる。

4. おわりに

本研究では、選挙期間内外における候補者の個々の政策に対するスタンスを可視化するシステムを提案した。政策に対するスタンス推定の精度は改善の余地があったが、3.2 節で例にあげ

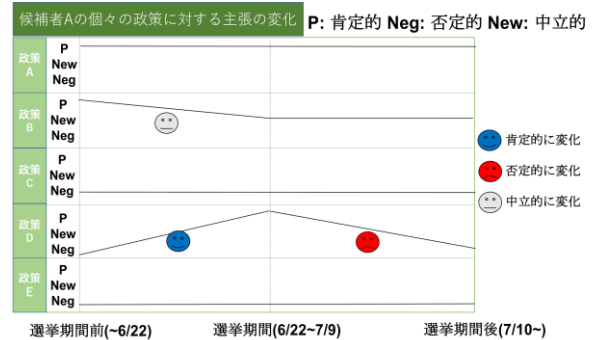


図 2: 可視化結果の例

表 1: 改憲に対するスタンスの推定結果

	肯定的	否定的	中立的
適合率	0.43 (6/14)	0.87 (14/16)	0.09 (4/45)
再現率	0.22 (6/27)	0.33 (14/42)	0.50 (4/8)

表 2: 推定された改憲トピックの出現単語

No.	政策	出現確率上位 3 単語
トピック 2	改憲	憲法, 改憲, 憲法改憲

た「改憲は許さない」と「憲法を守ろう」などの政策に対するスタンスの表現を考慮する必要性が明らかになった。今後の課題として、特定の政策に対する表現方法をスタンスごとに学習し、それに基づいて政策に対するスタンスを推定することで精度の向上ができると考えられる。

参考文献

- [1] 総務省: インターネット選挙運動の解禁に関する情報, <http://www.soumu.go.jp/senkyo/> (2016/9 参照).
- [2] D. M. Bie, A. Y. Ng, M. I. Jordan: Latent Dirichlet Allocation, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 993-1022 (2003).
- [3] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一: 意見抽出のための評価表現の収集, *自然言語処理*, Vol. 12, No. 2, pp. 203-222 (2005).
- [4] 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治: 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得, *言語処理学会第 14 回年次大会論文集*, pp. 584 - 587 (2008).
- [5] 朝日新聞, 谷口将紀, 蒲島郁夫: 候補者アンケート 政策課題 [政党・候補者のスタンスは], <http://www.asahi.com/senkyo/senkyo2016/asahitodai/> (2016/9 参照)