SNS を用いた選挙の争点に対する支持政党ごとの傾向抽出：2019 年大阪ダブル選挙を例に

村山　太一†　　若宮　翔子†　　荒牧　英治†

† 奈良先端科学技術大学院大学
〒 630—0192 奈良県生駒市高山町 8916-5
E-mail: †{murayama.taichi.mk1,wakamiya,aramaki}@is.naist.jp

概要　近年，SNS 上の人々の発言や行動から有用な情報を抽出するソーシャルメディア分析を用いて，社会の動向を調査する研究が増加している．特に，政治や選挙といったテーマでは，ソーシャルメディア分析を用いて意見抽出・ユーザの党派予測・選挙予測が行われる．本研究では，ユーザのスタンス検出と意見抽出の技術を組み合わせ，SNS から詳細な世論の傾向を掴む方法論を提案する．そして，2019 年に行われた日本の地方選挙の 1 つである大阪ダブル選挙に対し適用・分析を行う．本手法の目的は，選挙前の SNS 上のデータから選挙の争点に対する支持・不支持を党派ごとに抽出することである．本手法を適用することで，維新不支持派は維新支持派よりもインフラや IR に対する関心度が高く，また不満を多く持っているということがわかった．これは，政党が掲げるマニフェストの有効性や周知度合いを知るために有用である．

キーワード　Twitter，政治科学，計算社会科学，Computational Politics，Stance Detection

1　は じ め に

Twitter や Facebook といった Social Networking Service (SNS) は，コミュニケーションや情報交流の場として積極的に用いられており，多種多様なニュースが溢れている．これらの SNS によって生成されたデータから有用な情報の抽出することをソーシャルメディア分析と呼ばれ，コミュニティの感情分析 [1] や企業と顧客のコミュニケーションの改善 [2] といった多くの目的で用いられる．政治や選挙といった分野においても，ソーシャルメディアはユーザの党派予測 [4] や選挙時の世論調査と SNS での反応の比較 [5] といった様々な問題に対して応用される．特に，SNS から有権者の意見や投票意図の抽出は多く行われており [7]，選挙予測 [3] や Polarization [6] の研究などにも用いられる．

多くの研究では，SNS から有権者全体の傾向を掴むことを目的としており，グループごと (支持派閥ごと) の傾向を掴むことは行われていない．本論文では，教師なしで支持派閥ごとの意見を掴むことを目的とする．図 1 に本論文の目的を図示する．例えば，B 党が憲法改正をマニフェストに掲げていたとした場合，多くの B 党支持者が賛同する可能性は高いが，別の理由で B 党を支持している人はそれに賛同するとは限らないといった事は起こりうる．ソーシャルメディア分析を用いて，どの程度の B 党支持者がその政策に賛同をするかを推定する．SNS の反応に即応しこの目的を達成することは，政党による選挙キャンペーンの効果測定やマニフェスト施策の決定において重要である．

支持派閥ごとの傾向抽出のための方法論は，以下の 2 つのステップで構成される．

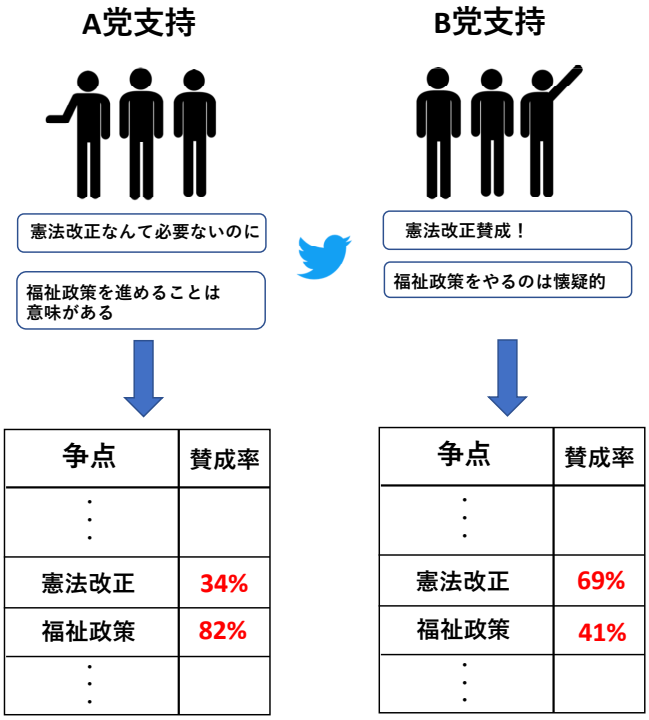

図 1: 本論文の目的図：各党の支持者の投稿から，各政策に対する賛成・否定の度合いを求める

（1）　教師なしのスタンス分類
（2）　キーワードベースの傾向抽出

(1) でユーザを支持派閥ごとにグループ化し，(2) でグループごとの傾向を抽出し特徴を掴むことが可能となる．これまでの選挙予測や意見抽出の研究では教師ありの手法が多く用いられている [8] が，本研究では突然の選挙や教師データが溜まっていない新たな政党・派閥にも対応可能な教師なしの手法で構成す

る．そして，2019 年の地方選挙の 1 つである大阪ダブル選挙にリアルタイムで適用するという問題設定で，本手法の効果を検証する．

2 関連研究

2.1 計算政治学

計算政治学 (Computational Politics) [9] は計算科学と政治学を組み合わし，定量的・理論的に政治の現象を理解しようとする分野である．近年では，政治に対する人々の行動や意見が SNS を通じて取得しやすくなったことから，SNS のデータを用いて政治をテーマとした問題を解決する研究が増加している [10]．特に，SNS データから選挙予測を行う研究は多く，アメリカ [11]，英国 [12]，ギリシャやオランダ [13]，インド [15] やベネズエラ [14] といった様々な国を対象に実施され，新たな手法が提案されてきた．選挙予測以外では，SNS のテキスト情報を用いての政治トピックの抽出 [16]，政治家によるフレーミングの抽出 [17]，SNS のフォロー・フォロワー関係といったネットワーク情報を用いての政治的嗜好に基づくコミュニティ検知 [18] などが行われている．

最近では，ソーシャルネットワークを中心に政治的スタンスが異なるグループの立ち位置が離れてしまう「分極化 (polarization)」や，同類原理や確証バイアスによる同じ意見の人々が集結し同質の情報ばかりを取得してしまう「エコーチェンバー (echo chamber)」といった問題が注目されている．そのような現象を解明するために，分極化しやすいユーザの性質や傾向の分析 [19] やエコーチェンバーを軽減するための手法の提案 [20], [21] などが行われている．

2.2 スタンスごとのユーザ分類

SNS のユーザをスタンスごとに分類するために，多くの研究ではラベル付きデータをもとに教師あり・半教師あり学習で行われる． [22] や [23] では投稿のテキスト，ハッシュタグ，ユーザ情報などの特徴を用いてスタンスを予測するモデルを学習することで，約 80%の精度でラベル付けが可能となる． [24] は顔文字や略語などの特徴を用いてアメリカのユーザを共和党員と民主党員に分類・分析を行った． [25] では，同じ意見の人々は相互にフォローし合うという「エコーチェンバー」の特徴を用いて，ネットワークからラベル付けの拡張を行い半教師学習を行う．本研究では，教師データが存在しないという問題であることから， [26] の手法に基づいた教師なし学習でのユーザ分類を行う．

3 データ準備

教師なしに基づく提案手法の有効性を検証するため，過去の選挙結果などの教師データが多く存在する国政選挙ではなく，新興の地方政党が活躍する教師データが少ない地方選挙の 1 つ，大阪ダブル選挙を対象に実験を行う．実験では，選挙対策に実際に適用することを想定した問題を設定する．

3.1 2019 年大阪ダブル選挙

本論文では，第 19 回統一地方選挙において大阪で行われた選挙を対象に分析を行う．大阪市長選挙と大阪府知事選挙が同時に行われたことから「大阪ダブル選挙」と呼ばれ，主に「大阪都構想」が争点となり選挙が行われた．大阪市長選・府知事選共に，地方政党である大阪維新の会による公認と国政の与党である自由民主党と公明党による推薦者が出馬し，両選挙ともに大阪維新の会の立候補者が当選した．主な日程として，2019 年 3 月 8 日に大阪維新の会 (以下，維新) に属する当時の大阪府知事と市長が辞職し，3 月 21 日に府知事選の告示，3 月 24 日に市長選の告示が行われ，4 月 7 日に両選挙の投票が行われた．

3.2 問題設定

本研究では，SNS の 1 つである Twitter を用い，市長選の告示 (3/24) から選挙の投票日前日 (4/6) までの期間における，支持派閥ごとにの争点に対する賛否を算出することを目的とする．リアルタイムに提案手法を適用することを想定し，選挙開始前の約 1ヶ月のデータを用い分析する．具体的には，知事・市長が辞職 (3/8) してから市長選の告示前 (3/23) までのデータを用い分析の対象となるユーザを選択し，市長選の告示 (3/24) から選挙開始前 (4/6) の 2 週間の争点の賛否を獲得した．

3.3 データセット

Twitter API [1]を用い，データの取得は行った．まず，3/8–3/23 に「維新，大阪市長選，都構想」などの大阪ダブル選挙に関連する複数の単語をキーワードとして恣意的に選定し，それらのキーワードを含む投稿を行ったツイートを取得した．次に，上記の期間にツイートを行った 147061 アカウントの 3/8–4/6 までの全投稿を取得し，提案手法の適用を行った．

4 手　　法

支持派閥ごとの傾向抽出を，「教師なしのスタンス分類」と「キーワードベースの傾向抽出」という 2 つのステップで実行する．

4.1 教師なしのスタンス分類

これまでの研究でユーザのスタンス分類を行う際，教師あり学習・半教師あり学習の手法が多く取られてきた．しかし，過去のデータが少ない場合は教師あり手法は適さず，教師データを作成するのも高コストであるといった問題があげられる．少数のユーザをラベル付け，ネットワーク伝搬を用いてラベルを拡張していく半教師ありの手法も頻繁に用いられているが，シードとなるラベルの選定を慎重に行う必要があり，最終的にうまくラベル付けができているか確認する必要があるという欠点を持つ．こういった欠点から， [26] は教師なしの手法でユーザのスタンスを検出する．

本実験では，以前の研究に基づいた手法を用いて，大阪ダブル選挙に関して発言を行ったユーザを維新支持派と維新不支持

1：https://developer.twitter.com/

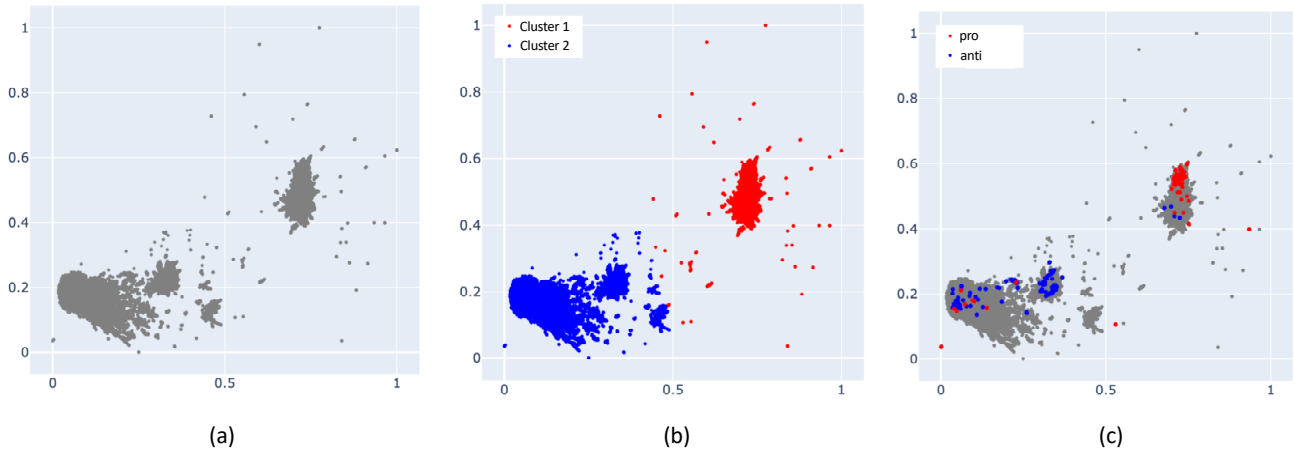

図 2: UMAP によって獲得した 2 次元ベクトルによる可視化：(a) 各ユーザを UMAP を用いて二次元空間に配置した図．(b) 各ユーザのベクトルから k-means クラスタリングで 2 クラスに分割した図，赤色は維新支持派，青色は維新不支持派と考えられるグループを指す．(c) 維新支持 (pro)・不支持 (anti) をプロフィールなどで表明している 100 ユーザの位置を示した図．

派の 2 グループに分割する．本手法のグループ分割は Uniform Manifold Approximation and Projection (UMAP) [27] と k-means クラスタリングで構成される．UMAP は次元圧縮の手法の 1 つであり，t-SNE [28] や FD [29] といった他の次元圧縮手法よりも高速に計算でき，学習済みの空間に新規のデータを配置できるといった特徴を持つ．リーマン幾何学と代数トポロジーに基づくフレームワークで構成される UMAP は，与えられるデータがリーマン多様体の上に一様分布であると仮定し低次元のベクトルに写像する手法である．k-means クラスタリングは，非階層型クラスタリングの 1 種であり，画像処理など古くから用いられている．与えられた各データの距離とクラスタの中心の距離が最小となるように，クラスタ中心を逐次的に算出することでクラスタリングする．クラスタリング法には，クラスタ数を指定しない Mean-shift [30] といった手法も存在するが，全ユーザを維新支持寄りかどうか分類を行いたいことから，クラスタ数を指定しクラスタリングを行う k-means クラスタリングを用いる．

まず，ユーザを UMAP を用いて 2 次元空間に配置する．本手法を適用する大阪ダブル選挙の例では，ユーザを表す特徴量として Retweet(RT) グラフを用いる．特徴量作成のために，各ユーザが 2019 年 3 月 8 日から 3 月 23 日までにリツイートを行った投稿のユーザを抽出し，計 25 回以上リツイートされたユーザを特徴量とする．そしてリツイートされたユーザに基づいて，各ユーザの疎ベクトル (21543 次元) を構築する．具体例として，あるユーザ A のベクトルを作成するために，ユーザ A がリツイートしたアカウント以外の特徴は全て 0 となり，リツイートしたユーザのみに (そのユーザをリツイートした数 / ユーザ A の全リツイート数) の値が割り振られる．もしユーザ A が頻度 5，150，300，545 の頻度で 4 つのアカウントをリツイートした場合，各特徴量は 5/1000，150/1000，300/1000，545/1000 という値となる．

本手法でフォロー/フォロワーグラフではなく RT グラフを用いる理由として 3 つ挙げられる．はじめに，文献 [26] でフォロー/フォロワーグラフよりもリツイートグラフを用いることで，クラスごとの分類が十分にできることが示されている点である．次に，フォロー/フォロワーグラフよりもリツイートグラフが取得しやすい点である．これは，リアルタイムに争点の賛否可視化を行いたい今回の問題設定において，データ準備に時間を掛けることは難しいことからも，容易に情報を取得できることは重要である．最後に，リツイートグラフが今回の問題設定で捉えたい情報がより多く含まれていると考える点である．今回は，国政の支持・不支持ではなく地方の政党支持・不支持を捉えたい単純にフォロー/フォロワーグラフを用いると地方政党の支持・不支持よりも国政の支持・不支持など別の情報が強く特徴として表れてしまうことが想定される．このことから，地方選挙直前のリツイート情報を用いて，地方選挙の出馬派閥の支持・不支持を捉えることを選択する．

リツイートグラフから獲得された各ユーザの特徴量を UMAP を用いて二次元空間に配置する．パラメータとして，多様体近似に用いられる近傍のサイズ (n_neighbors) を 15 に，埋め込み間の有効最小距離 (min_distance) を 0.1 と設定する．

得られた各ユーザの 2 次元座標から k-means クラスタリングを用いて，2 つのクラスに分割する．これによって，維新支持派と維新不支持派の 2 グループに分割されることが期待される．

4.2 キーワードベースの傾向抽出

4.1 によってクラスタリングされたユーザの投稿から，選挙の争点に対する各クラスの賛成度を算出する．本手法もクラスタリングと同様に教師ありのモデルを用いる手法ではなく，キーワードベースでの傾向抽出を行う．

まず，ツイッターの投稿から賛成もしくは反対を表現する言語パターンを [31] と同様の手法を用いて獲得する．本手法はユーザのあるターゲットに対する賛成・反対は時間とともに変化しないと仮定することで，そのユーザが賛成もしくは反対しているターゲットに対して用いられている言語パターンを，意見を表明する言語パターンとして取得するというものである．まず，賛成・反対を示すハッシュタグ，つまり正規表現で「#(.+) 賛成」,「#(.+) 支持」,「#(.+) 反対」と表現されるハッ

表 1: 各トピックに関する賛成・否定のツイート数

事柄	グループ	3/8–3/23			3/24–3/30			3/31–4/6		
		賛成	否定	その他	賛成	否定	その他	賛成	否定	その他
(a) 都構想	維新支持	900	1161	6098	470	426	3138	443	332	2851
	維新不支持	913	1206	7210	298	344	2831	295	345	3402
(b) 教育	維新支持	199	194	5813	113	71	2399	66	45	1992
	維新不支持	968	395	14894	240	177	6452	263	123	5579
(c) IR	維新支持	161	53	1740	40	15	703	101	14	855
	維新不支持	73	131	5533	64	52	2517	64	73	2564
(d) インフラ	維新支持	31	22	1235	8	11	426	9	0	389
	維新不支持	209	108	5794	13	42	1878	30	28	1512
(e) 万博	維新支持	97	40	1169	52	30	530	102	45	1284
	維新不支持	86	86	1848	21	32	713	78	74	929
(f) 行政	維新支持	110	251	2240	93	90	946	82	96	1013
	維新不支持	181	259	3733	34	102	1475	39	95	1633

シュタグを用いて，(.+) に含まれるターゲットトピックとその嗜好 (賛成もしくは反対) の組み合わせを獲得する．次に，そのユーザのこれまでの投稿からターゲットトピックに対して言及している表現を獲得する．例えば，あるユーザが「#憲法改正賛成」といったハッシュタグを用いて投稿していた場合，その投稿者のこれまでのツイートから (.+) にあたる「憲法改正」が含まれる「憲法改正はするべき。」といったテキストを取得し，「するべき」を賛成を意味するパターンとして獲得するといったものである．

本論文では，2019 年 3 月 23 日以前に政治に関連するキーワードを含むツイート (大阪ダブル選挙関係以外の投稿も含む) を用いて，上記の手法を適用しパターンの獲得を行った．この手法を用いて獲得された賛成・反対を意味するパターンを，頻度順にソートし，意味のないパターン（例 :「です」）を削除・正規化することで，賛成・反対それぞれ約 100 件のパターンを獲得した．賛成パターン例として,「は必要」「メリット大」「あるからこそ」といった表現，反対パターン例として「死んでいる」「は不要」「は NO」といったものが存在する．

次に，獲得した賛成・反対パターンを用いて，ターゲットに対する賛成・反対を判別する．ルールとして，文章の同じ節内に賛成・反対パターンとターゲットが同時に出現している場合，そのユーザはターゲットに対して賛成・反対の意見を持っていると設定する．例えば，ターゲットが「憲法」の場合,「憲法改正は必要」といった文章が与えられた時，同じ節内にターゲットキーワードの「憲法」と賛成パターンの「は必要」が同時に出現していることから，この投稿は憲法に賛成の意見を表明している投稿と考える．これをターゲットごと・クラスタごとに賛成・反対の数を集計し，そのクラスタがターゲットに対しどの程度，賛成・支持しているかを求める．今回の適用では，選挙で争点になると考えられる 6 つのターゲットを指定し，クラスタリングされたユーザの 3/8–4/6 までの投稿に対して賛成・否定の割合を日毎に算出，可視化する．

5 結果・考察

5.1 スタンス分類の結果

取得した 147061 アカウントの投稿から，期間中にリツイートを行っていないユーザや特徴量となるユーザをリツイートしていないユーザを削除し，各ユーザのスタンス分類のための特徴量を作成する．それらに UMAP を適用したところ，587 6 3 ユーザの 2 次元座標を獲得できた (図 2(a))．次に，獲得した各ユーザの二次元座標を k-means クラスタリングで 2 クラスに分割した結果を図 2(b) に示す．クラスタに属するフォロワー数の多いユーザを確認することで，クラス 1(赤色) は維新支持のグループでクラス 2(青色) は維新不支持のグループであることが目視で確認できた．維新支持グループには 18436 ユーザ，維新不支持グループには 40327 ユーザが含まれる．

このクラス分類によって，維新支持派と維新不支持派で分類されているかどうかを検証する．そのために，プロフィールなどで「維新支持」や「維新反対」といった支持政党を表明をしているユーザを支持派・不支持派それぞれ 100 ユーザ抽出し，本手法のクラスタ結果と適合しているかどうか確認する．結果を図 2(c) に示す．赤色が維新支持を表明したユーザで，青色が維新不支持を表明したユーザである．維新支持を表明した 100 ユーザのうち，92 ユーザが本手法のクラスタリングの結果と一致した (精度 92%)．また維新不支持を表明した 100 ユーザのうち，96 ユーザが本手法のクラスタリング結果と一致した (精度 96%)．これらの結果は，リツイート情報を用いた教師なしの手法によって高い精度でクラスタリングがうまくいくことを示しており，このクラスタリング結果をそのまま維新支持・不支持のクラスとして用いても十分であると考えられる．支持派閥ごとの傾向抽出も，クラスタリングによるユーザのクラス属性に基づいて抽出・分析を行う．

5.2 傾向抽出の結果

クラスタリングによって得られた結果を用いて，各ユーザを維新支持派と維新不支持派のクラスに分割した．各クラスの

ターゲットトピックに対する賛成・支持率を，4.2 で述べた手法を用いて確認する．ターゲットトピックは大阪ダブル選挙で争点となる「都構想」,「教育」,「IR(統合型リゾート)」,「インフラ」,「万博」,「行政」の 6 つのトピックを恣意的に選択し，そのトピックに関するキーワードを複数選定した．

各トピック，維新支持・不支持の各クラスで日毎の賛成傾向を示した結果を図 3，データ量については表 1 に示す．図 3 では x 軸は時間 (日毎)，y 軸では賛成パターンと反対パターンが含まれた投稿のうち，賛成パターンが含まれた投稿の割合を示す．

例えば,「都構想」といったトピックでは，維新支持派のほうが賛成・支持率が高い傾向が見られるが，維新不支持派と大きく賛成・支持率が大きくはかけ離れていないことが捉えられる．実際に維新支持グループでも「都構想には反対だが、維新の改革路線は支持するという有権者も...」といった投稿が見られた．支持・不支持グループに「都構想」というトピックで大きな違いが生じなかったが，これは実際にそのような傾向があるのではなく，後述する手法の問題の 1 つが起因であると考える.「教育」というトピックでも，維新支持・不支持グループの傾向に大きな違いは見られないが，表 1 に示す投稿量では不支持グループの方がより話題にしていることが見られる.「IR(リゾート法案)」や「インフラ」のトピックでは，維新支持グループの方が不支持グループの方が賛成・支持率の傾向に大きな差が見られた．また，投稿数においても支持グループではあまり話題にしていない一方で，不支持グループでは選挙前に多く話題していたことが伺える．実際に,「IR」のトピックにおいて，維新不支持グループでは「維新は万博やカジノ誘致など先の見えない無駄なものを誘致し、閉鎖した市民病院の代わりは見つからない。」といった投稿を行い，選挙における 1 つの争点として考えているのが見られる.「万博」では，維新支持グループが維新不支持グループよりも賛成・支持している傾向が見られた.「行政」に関しては，維新支持・不支持ともに他のトピックよりも賛成・支持度が低いという結果が見られた．

本手法によってトピックに関する賛成・反対の傾向を取得することができたが，手法として十分でない点も存在する．例えば,「〇〇党は，都構想反対なのはわかるけど、具体的に何をしたいのか？」といった投稿では「都構想」と「反対」が同じ節内に出現していることから,「都構想」に対する反対を表す投稿と判定される．しかし，実際にそのユーザが反対であるとは限らない．このような問題は，本手法で主語が誰なのかといった点を考慮してないことで生じていると考えられる．今回の大阪ダブル選挙の例で抽出された投稿の中でも，少なくない量がこういった問題で正しく賛成・反対が取得出来ていない．今後は，主語・目的語を捉えるなどの機能を追加し賛成・反対を判断する本手法を拡張した手法で用いることで，上記の問題は解決できるであろう．

6 おわりに

本研究では，教師なし学習を用いて，ユーザのスタンスを分類，分類されたクラスごとにトピックに対する傾向を獲得する方法論を提案し，実際の 2019 年大阪ダブル選挙の例に適用した．ユーザのスタンス分類は，ラベル付けされたユーザの所属するクラスと予測されたクラスが多くのユーザで一致しており，有用であるという結果が得られた．また，クラスごとのトピックに対する傾向・意見を抽出する手法では,「インフラ」に関するトピックでは維新支持グループよりも不支持グループで多く話題にされており，また維新支持派が反対意見を持ちやすくなっているといった，維新支持と不支持グループごとの大まかな傾向は掴むことができた．しかし，より詳細な意見抽出のためには，ルールベースではなく投稿内容を分析しより内容を捉える手法を用いる必要が出てくる．突然の選挙や，教師データが十分に揃ってない状況でリアルタイムに世論や選挙の争点に対する関心を知るためにも，より有効な教師なし手法を検討する必要があるであろう．

文　献

[1] Pang, Bo, and Lillian Lee., “Opinion mining and sentiment analysis.”, Foundations and Trends® in Information Retrieval, 2.1–2, pp.1–135, 2008.

[2] Hanna, Richard, Andrew Rohm, and Victoria L. Crittenden., “We ’ re all connected: The power of the social media ecosystem.”, Business horizons, pp.265–273, 54.3, 2011.

[3] Castro, Rodrigo, Leonardo Kuffó, and Carmen Vaca., “Back to# 6D: Predicting Venezuelan states political election results through Twitter.”, 2017 Fourth International Conference on eDemocracy eGovernment (ICEDEG)., 2017.

[4] Golbeck, Jennifer, and Derek Hansen., “Computing political preference among twitter followers.”, In Proc. of the SIGCHI conference on human factors in computing systems., 2011.

[5] Anuta, David, Josh Churchin, and Jiebo Luo., “Election bias: Comparing polls and twitter in the 2016 us election.”, arXiv preprint, arXiv:1701.06232, 2017.

[6] Marozzo, Fabrizio, and Alessandro Bessi., “Analyzing polarization of social media users and news sites during political campaigns.”, Social Network Analysis and Mining, 8.1, 2018.

[7] Haq, Ehsan Ul Braud, Tristan Kwon, Young D. Hui, Pan., A Survey on Computational Politics., arXiv preprint, arXiv:1908.06069, 2019.

[8] Ranganath, Suhas, et al., “Understanding and identifying advocates for political campaigns on social media.”, In Proc. of the Ninth ACM International Conference on Web Search and Data Mining., 2016.

[9] Winston, Patrick and Finlayson, Mark, “Computational Politics”, Computing and Informatics / Computers and Artificial Intelligence - CAI, 2004.

[10] Braud, Tristan, Young D. Kwon, and Pan Hui., “A Survey on Computational Politics.”, arXiv preprint, arXiv:1908.06069, 2019.

[11] O’Connor, Brendan, et al., “From tweets to polls: Linking text sentiment to public opinion time series.”, Fourth international AAAI conference on weblogs and social media., 2010.

[12] Burnap, Pete, et al., “140 characters to victory?: Using Twitter to predict the UK 2015 General Election.”, Electoral Studies 41, pp.230–233, 2016.

[13] Tsakalidis, Adam, et al., “Predicting elections for multiple countries using Twitter and polls.”, IEEE Intelligent Systems 30.2, pp.10–17, 2015.

[14] Castro, Rodrigo, and Carmen Vaca., “National leaders ’

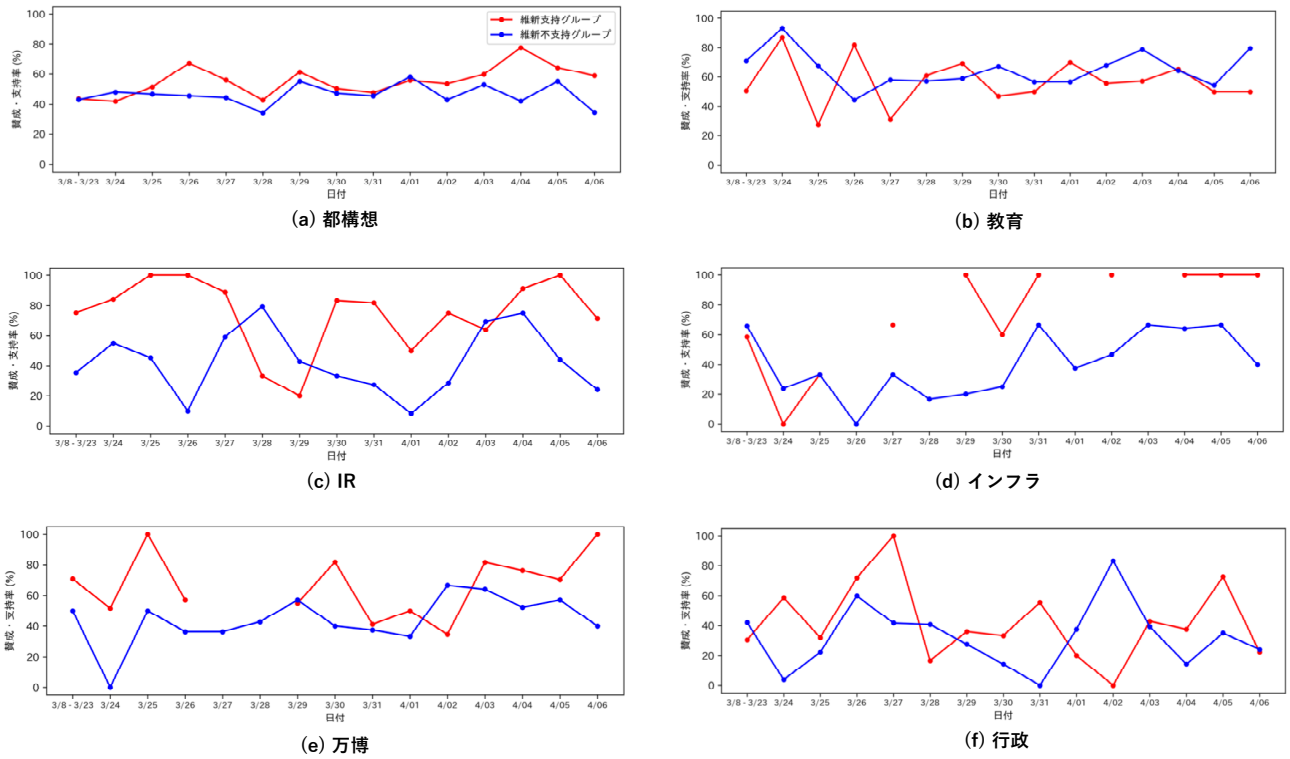

図 3: SNS から抽出された選挙における各トピックに対する賛成/支持率：x 軸は時間 (日毎)，y 軸はそのトピックに対する賛成・支持率を示す．また，赤線は維新支持グループ，青線は維新不支持グループを示す．

Twitter speech to infer political leaning and election results in 2015 Venezuelan Parliamentary Elections.", 2017 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), 2017.

[15] Kagan, Vadim, Andrew Stevens, and V. S. Subrahmanian, "Using twitter sentiment to forecast the 2013 pakistani election and the 2014 indian election.", IEEE Intelligent Systems 30.1, pp.2–5, 2015.

[16] Jackson, Sam, et al., "Identifying Political Topics in Social Media Messages: A Lexicon-Based Approach.", In Proc. of the 8th International Conference on Social Media & Society, 2017.

[17] Johnson, Kristen, Di Jin, and Dan Goldwasser. "Modeling of Political Discourse Framing on Twitter.", In Proc. of the AAAI Conference on Web and Social Media, 2017.

[18] Takikawa, Hiroki, and Kikuko Nagayoshi., "Political polarization in social media: Analysis of the " Twitter political field " in Japan.", 2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)., 2017.

[19] Boutyline, Andrei, and Robb Willer., "The social structure of political echo chambers: Variation in ideological homophily in online networks.", Political Psychology 38.3, pp.551–569, 2017.

[20] Cambre, Julia, Scott R. Klemmer, and Chinmay Kulkarni., "Escaping the echo chamber: ideologically and geographically diverse discussions about politics.", In Proc. of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems., 2017.

[21] Gillani, Nabeel, et al., "Me, my echo chamber, and I: introspection on social media polarization.", In Proc. of the 2018 World Wide Web Conference., 2018.

[22] Magdy, Walid, et al., " isisisnotislam or deportallmuslims? Predicting unspoken views.", In Proc. of the 8th ACM Conference on Web Science., 2016.

[23] Pennacchiotti, Marco, and Ana-Maria Popescu., "A machine learning approach to twitter user classification.", In Proc. of the AAAI conference on weblogs and social media., 2011.

[24] Rao, Delip, et al., "Classifying latent user attributes in twitter.", In Proc. of the 2nd international workshop on Search and mining user-generated contents., 2010.

[25] Duan, Yajuan, et al., "Graph-based collective classification for tweets.", In Proc. of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management., 2012.

[26] Darwish, Kareem, et al., "Unsupervised user stance detection on twitter.", arXiv preprint, arXiv:1904.02000, 2019.

[27] McInnes, Leland, John Healy, and James Melville., "Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction.", arXiv preprint, arXiv:1802.03426, 2018.

[28] Maaten, Laurens van der, and Geoffrey Hinton., "Visualizing data using t-SNE.", Journal of machine learning research, pp.2579–2605, 2008.

[29] Fruchterman, Thomas MJ, and Edward M. Reingold., "Graph drawing by force- directed placement.", Software: Practice and experience 21.11, pp.1129–1164, 1991.

[30] Comaniciu, Dorin, and Peter Meer., "Mean shift: A robust approach toward feature space analysis.", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 24.5, pp.603–619, 2002.

[31] Sasaki, Akira, et al., "Other Topics You May Also Agree or Disagree: Modeling Inter-Topic Preferences using Tweets and Matrix Factorization.", In Proc. of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), 2017.