

# 複数アカウント所持者のための 企業・私的ツイート判別手法の提案

野崎 祐里<sup>1</sup> 佐藤 哲司<sup>2</sup>

概要：マイクロブログサービスの Twitter は、マーケティングの観点から企業が自社のアカウントを作成することがある。このような企業のアカウント担当者が、自分の私的なアカウントを所持していた場合、複数のアカウントを使い分けて運営する必要があるが、投稿するアカウントを間違えてしまうリスクが存在する。著者らはこれまでに複数アカウント所持者の投稿するアカウントを機械学習で推定する手法を提案してきた。しかし、提案した手法は複数アカウント所持者ごとに分類器を生成する必要があり、分類器の生成や更新にコストがかかる。本論文では、使い分け方を企業アカウントと私的アカウントに絞り、汎用的な分類器をただ一つのみ構築する手法を提案する。素性には、ツイートに付与されるメタ情報、文末記号とその前に出現する文字 bigram とした。評価実験の結果、手法の有効性が確認できたので報告する。

## Public/Private Tweet Discrimination Method for Multiple Account Holders

YURI NOZAKI<sup>1</sup> TETSUJI SATOH<sup>2</sup>

### 1. はじめに

Twitter<sup>\*1</sup>はツイートと呼ばれる140字以内の短文を投稿できるマイクロブログサービスである。Twitterはアカウント名を実名で登録する必要がないため、アカウントを複数作成し、用途に応じて使い分けているユーザが存在する。モバイルマーケティングデータ研究所が2011年に行った登録アカウント数の調査[1]では、Twitterは25.8%と約4人に1人が複数アカウントを所持していることが明らかになっている。また、企業が自社のTwitterアカウントを作成し、広告・宣伝活動を行うことがある。このような企業のTwitter担当者は、企業のアカウントと私的なアカウントを使い分けていることが考えられる。

企業のTwitterアカウントはマーケティング活動に有効だが、一方で不適切な投稿によって炎上が起こり信用を失うことがある。炎上の要因の1つとして、私的アカウント

の内容を誤って投稿してしまうことが考えられる。2016年に開催された高校野球の大会で、試合中の判定を巡って新聞社のTwitterアカウントに監督を中傷する文章が投稿され、新聞社は「私的なやりとりが誤って投稿された」としてツイートを削除し謝罪をした[2]。一度誤ったツイートを投稿をしてしまうと、それを見たユーザがそれぞれに広めてしまい、ツイートを削除しても手遅れになっていることがある。企業のソーシャルメディアのリスク意識に関する調査[3]でも、「社員の個人アカウントから情報が漏洩すること」に対して80.7%が認識しているほか、「企業の公式アカウントから不適切な発言が原因でトラブルが発生すること」については73.3%が認識をしており、投稿するアカウントを適切に振り分ける技術が必要とされている。

本研究では、Twitterの投稿アカウント間違い防止のために、ツイートが企業アカウントに向けて投稿されたか、私的アカウントに向けて投稿されたかを推定する手法を提案する。ツイートの推定には機械学習を利用する。企業アカウントと私的アカウントの投稿形式の差に着目し、投稿形態と文末表現を素性として抽出することで、高い正解率で分類することを実現する。

<sup>1</sup> 筑波大学図書館情報メディア研究科 〒305-8550 茨城県つくば市春日1-2

<sup>2</sup> 筑波大学図書館情報メディア系 〒305-8550 茨城県つくば市春日1-2

<sup>\*1</sup> <https://twitter.com/>

本論文の構成は次の通りである。第2章では、関連研究についてまとめ、本研究の位置づけを明確にする。第3章では提案手法として、機械学習で利用する素性の説明と抽出方法を述べる。第4章では提案手法の有用性を評価するため、企業アカウントと私的アカウントのツイートを収集して分類実験を行う。第5章で結果について考察する。最後に第6章で、本論文のまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 関連研究

Twitterの複数アカウントの使い分けについては、澤田ら[4]の研究が挙げられる。澤田らは、SNSのアカウントの使い分けについてインタビュー調査を行っている。調査の結果、趣味や所属するコミュニティに応じたアカウントや、裏アカ\*2、愚痴専用、日記用、情報収集専用などのアカウントを使い分けしているユーザが確認された。著者ら[5]は、公式-普段、裏アカ-普段、趣味-普段で使い分けをしているユーザのツイートを収集し、機械学習で投稿するアカウントの推定手法を提案している。使用するの素性は、ツイート中に出現する名詞、動詞、形容詞、副詞、記号の形態素と、文字数、リプライの有無、リツイートの有無、ハッシュタグの有無、URLの有無、画像の有無、単語感情極性のスコア、アカウントのスクリーンネーム、URLのドメイン、ハッシュタグのキーワードである。鈴木ら[6]は、アカウントのプロフィールに出現する語と文字数を素性にして、機械学習で公式アカウントの検出を試みている。

本研究は、ツイートが企業アカウント、私的アカウントどちらから投稿されたかを推定するので、文章の著者を推定する研究に近い。ツイートの著者推定に関する研究は、Schwartzら[7]の研究と奥野ら[8]の研究が知られている。Schwartzらは、文字n-gram、単語n-gram、高頻出語の並びに低頻出の単語が入る組み合わせを素性として機械学習で著者推定を行っている。奥野らは文字n-gramのnの値を1~3に設定し、nの値が大きい素性ほど高い重みづけをして文書類似度で著者推定を行っている。工夫点としてk-meansでクラスタリングし、分類対象データと最も類似しているクラスを学習データとすることで分類精度の向上を図っている。

Twitterの炎上防止に関する研究も多く行われている。大西ら[9]は、機械学習を用いてツイートの炎上可能性を判定し、炎上だと判断されたツイートの訂正および予測される返信の生成を行うシステムを構築している。岩崎ら[10]は、世間との評価と対立する評価を含んだ発言が炎上を引き起こすという仮定を決定木でモデル化をしている。

日本語の文末表現に着目した研究として、松本ら[11]の研究がある。松本らは、ウェブページの検索結果のページ

\*2 裏アカとは「裏アカウント」の略称で、普段のアカウント(表アカウント)では言えないような内容を投稿するために設けられたアカウントを指す。

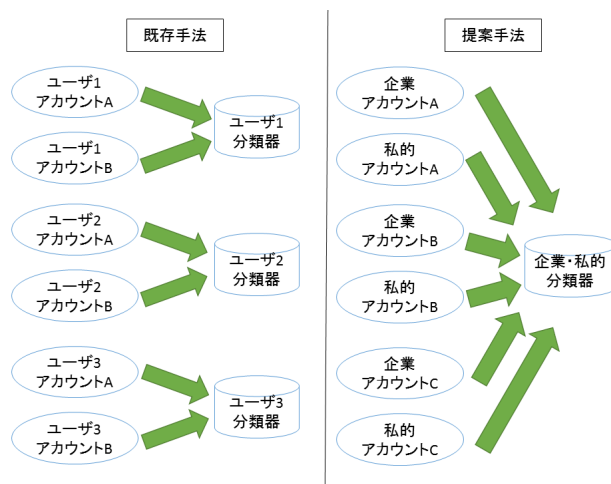


図1 既存手法と提案手法の分類器構築の違い

を主観的ページと客観的ページに分けて表示することによって、ユーザの情報探索行動を支援している。主観・客観の判断には文末の助動詞、終助詞、表明思考動詞を用いている。風間ら[12]は、特定の文末記号\*3の直前に出現する文字列を収集し、Twitterとその他のメディアそれぞれで出現回数を比べることで、ツイートの文末に出現する特徴的な表現を抽出している。

本研究は、ツイートに対して企業アカウントから投稿されたものか、私的アカウントから投稿されたものかを推定するので、アカウントに対して推定を行う鈴木らの研究とは異なる。また、それぞれのツイートの投稿アカウントを著者レベルで推定するのではないため、著者推定の研究とも異なるといえる。炎上に関する大西らや岩崎らの研究は、内容自体が不適切なツイートを判別する研究であるものの、投稿するアカウントの属性は考慮していない。このため、私的アカウントでは許される内容でも、企業アカウントから投稿した場合は問題になるツイートを検知することはできない。本研究では、投稿する内容が企業アカウント向けか私的アカウント向けかを識別することで、アカウントの属性を考慮した炎上防止が期待できる。著者らの既存研究では、投稿するアカウントを推定することが可能であるが、使い分けしているユーザごとに分類器が必要なため、分類器の構築や更新にコストがかかる(図1)。そこで、本研究では企業ツイートと私的ツイートの使い分けのみに着目し、それらを識別する汎用的な分類器をただ1つ構築することでコストの削減を実現する。多種多様な話題を発信するアカウントに対応するため、素性は文末表現とし、ツイートの内容に依存しない分類器を生成する。

## 3. 提案手法

### 3.1 企業アカウント、私的アカウントの定義

本研究で扱う企業アカウント、私的アカウントについて

\*3 文の区切りを表す文字列のこと

説明する。企業アカウントとは、アカウント名が企業の社名  
のアカウント、企業+部署名のアカウントと定義する。  
企業アカウントは数多く存在し、なりすましのアカウン  
トを抽出してしまう可能性も考えられるため、実験では  
Twitter 社の認証を受けているアカウントに限定する。認  
証アカウントとは、アカウントが本物であることを Twitter  
社が確認したアカウントに対して発行するもので、アカ  
ウント名の右側に認証済みバッジの印が付与される [13]。認  
証済みの日本語のアカウントの中から、人手で企業アカ  
ウントを抽出する。

私的アカウントとは、Twitter 社からの認証を受けてい  
ないアカウント、著名でないアカウントと定義する。有名  
なアカウントはフォロー数が多くなる傾向があるため、鈴  
木ら [6] の研究を参考にフォロー数が 200 未満のアカ  
ウントを私的アカウントとした。

企業アカウントから投稿されたツイートを企業ツイ  
ート、私的アカウントから投稿されたツイートを私的ツイ  
ートとし、実験データとする。

### 3.2 投稿形態の抽出

機械学習に用いる素性として、投稿形態を抽出する。投  
稿形態とは、ツイートデータに付与されたメタ情報のこと  
である。著者らの既存研究 [5] でも素性として用いてきた  
が、企業と私的ツイートの分類に有効な素性を考慮し、ツ  
イートの文字数、ハッシュタグの有無、@の有無、URL の  
有無を本手法でも採用する。ツイートの文字数は、広告や  
宣伝を行う企業のアカウントでは多くなると考えられる。  
反対に私的アカウントで、短い文章での連続的な投稿や、  
特定のコミュニティでしか通じない省略表現を用いた投稿  
などをすることは、1 ツイートあたりの文字数は少なくな  
ることが予想できる。ハッシュタグとは、ツイート文中に  
キーワードを#の後に付け足したもので、同じハッシュタ  
グを付与している他のツイートを検索することができる機  
能である。これも企業の広告、宣伝ツイートに付与される  
ことが多いことが期待できる。@は Twitter のリプライ、  
リツイート、メンションの機能で用いられる。リプライと  
はツイートの先頭に「@+ユーザのスクリーンネーム」を付  
与することで、特定のユーザに向けてツイートを送ること  
ができる機能である。リツイートとは、他のユーザの投稿  
を自分のアカウントからも投稿する行為のことで、RT の文  
字列の後に「@+リツイートするユーザのスクリーンネ  
ーム」の形式で投稿される。メンションとは、文章の先頭以  
外に「@+ユーザのスクリーンネーム」を記述してユーザを  
指し示すことである。これら 3 つの機能は、他のユーザと  
交流することが少ない企業のアカウントにはあまり使われ  
ることがないといえる。URL は企業の新商品の詳細な説  
明へのリンクとして付与されることが多いと考えられる。

既存の研究の素性に加えて、新たに投稿時刻を表す素性、

表 1 投稿形態の素性一覧

| 素性        | 説明   |
|-----------|--|
| ツイートの文字数  | 文字数が $l$ 以上なら 1,<br>そうでないなら 0 ( $l$ の値は後述) |
| ハッシュタグの有無 | ツイート中に#があれば 1,<br>そうでないなら 0                |
| @の有無      | ツイート中に@があれば 1,<br>そうでないなら 0                |
| URL の有無   | ツイートに URL が含まれてい<br>れば 1, そうでないなら 0        |
| 投稿時刻      | 投稿時間が 9 時から 19 時の間<br>なら 1, そうでないなら 0      |
| 投稿曜日      | 投稿曜日が平日なら 1,<br>休日なら 0                     |
| 括弧の有無     | ツイート中に括弧があれば 1,<br>そうでないなら 0               |

投稿した曜日を表す素性、括弧の有無の 3 種類を導入す  
る。時刻と曜日は、企業の投稿は業務時間内に行われるこ  
とが多いという仮定から採用された素性である。括弧の有  
無は、著者ら [5] の研究で、公式アカウントと普段用ア  
カウントを分類するのに有効なことが明らかになっている。  
投稿形態の素性一覧を表 1 に示す。

### 3.3 文末表現の抽出

文末表現は松本ら [11] の研究で、文章の主観・客観の判  
定に使われている。企業アカウントは広告・宣伝など客観  
的な内容を投稿し、私的アカウントは日常の出来事につい  
て思ったことを投稿することが多くなると考えられるた  
め、文末表現を素性として利用することは有用であるとい  
える。しかし、Twitter では砕けた表現が使われているた  
め、単に句点を文末記号にするだけでは、文末表現を網羅  
的に収集することはできない。風間ら [12] は、文末記号を  
句点、! マーク、? マーク、長音記号 (ー)、w マーク、☆  
マーク、♪ マーク、波ダッシュ (~)、左矢印 (←) の 9 種  
類としている。また、稲葉ら [14] は、ツイート中から非タ  
スク指向型対話システムのための発話候補文を抽出する  
際に、文末記号を句点、記号としている。これらの研究で  
は文末記号をあらかじめ決めていたが、適切でない区切り  
が入ってしまうと、本来文末でないものがノイズとして抽  
出されてしまう問題がある。本研究では、公式アカウント  
と私的アカウントのツイートを分類対象としているため、  
収集したアカウントの一部を予備実験用のデータとし、文  
末表現の直後に使用されている品詞 unigram を取得して  
重要度の高いものを文末記号とする。文末記号  $s$  の重要度  
 $importance_s$  は、以下の式 (1) で計算する。

$$importance_s = freq\_word(s) \times \frac{freq\_account(s)}{freq\_allaccount} \quad (1)$$

$freq\_word(s)$  は文末記号  $s$  の出現頻度、 $freq\_account(s)$   
は単語  $s$  が出現したアカウントの頻度、 $freq\_allaccount$  は

アカウントの総数である。出現回数が低くても、多くのアカウントで出現する文末記号の重要度を高く設定した。重要度が一定の閾値を超えたものを文末記号とする。文末表現は砕けた表現に対応するため、形態素解析器で抽出する形態素ではなく文末記号の直前の文字 bigram とした。文末記号と文末表現の出現の有無を機械学習の素性として利用する。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するため、企業ツイートと私的ツイートを収集して評価実験を行う。実験用のデータとして、企業アカウント、私的アカウントをそれぞれ 384 アカウントずつ計 768 アカウント取得した。企業アカウント、私的アカウントは 3.1 節で定義した通りである。そして、各アカウントから 200 ツイート (計 153,600 ツイート) を収集し実験データとした。このうち、企業アカウント、私的アカウントそれぞれ 84 アカウントのツイートを予備実験用のデータ、300 アカウントのツイートを評価実験用のデータとして使用する。

予備実験の目的は、3.2 節で説明した文字数  $l$  の値を定め、3.3 節で説明した文末記号を決定するためである。 $l$  の値は、予備実験用のデータを企業アカウント、私的アカウントごとに平均文字数と分散、中央値を算出して判断する。文末記号は、3.3 節の式 (1) のスコアを降順に提示して閾値を判断する。予備実験における文末表現は、動詞、形容詞、助動詞の終止形 (基本系) および終助詞とし、抽出には日本語形態素解析器 MeCab[15] を使用した。

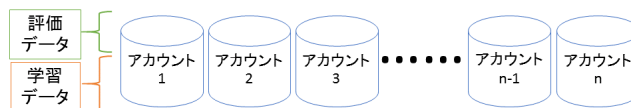
評価実験では、抽出した素性を用いて機械学習による学習、分類を行う。文末表現の素性は、学習データ内の出現頻度が 10 以上のものとした。機械学習の手法は Support Vector Machine(SVM) を利用する。SVM はオープンソースの機械学習のライブラリである LIBSVM[16] を利用した。カーネルは線形カーネルを選択し、コストパラメータ  $C$  の値は 1.0 とした。学習データと評価データの割合は 8:2 とした。

評価方法は、分類器がどれだけ正確に分類できたかを表す分類正解率とする。結果は図 2 に示すように、2 種類の学習データと評価データの分割方法で実験を行い比較する。実験 1 は評価データ内に学習データと同じアカウントを含む場合であり、実験 2 は評価データと学習データのアカウントが異なる場合である。分類に用いる素性は、投稿形態のみ、文末表現のみ、投稿形態と文末表現を組み合わせた場合で比較を行う。

### 4.2 予備実験の結果

予備実験で使用したデータ中の文字数に関する結果を表 2 に示す。企業ツイートと私的ツイートの文字数には約 2

実験1:学習データと評価データのアカウントが同じ場合



実験2:学習データと評価データのアカウントが異なる場合

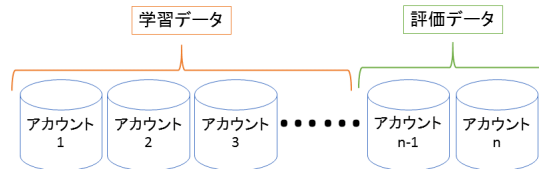


図 2 2 種類の評価方法

倍の差があり両者には明確に違いがあることが分かる。投稿形態の文字数の閾値  $l$  は、企業ツイートと私的ツイート 2 つの中央値の平均値である 77 とした。

文末記号の重要度の結果を表 3 に示す。重要度第 3 位の「?」は全角、第 17 位の「?」は半角である。第 19 位の「#」は半角である。第 10 位、11 位、24 位は全角の括弧、16 位は半角の括弧であった。22 位は全角の空白記号である。重要度第 5 位の読点を文末記号としてしまうとノイズが多く抽出されることが予想されるため、文末記号には使用しないことにする。12 位の「https」は URL の最初の文字列であり、重要度の高さから文の最後に参照先のアドレスを付与していることが考えられる。このため、「https」の直前から文末表現が適切に取得できる可能性が高いと考えられるため、文末記号として採用する。評価実験では、*importance<sub>s</sub>* が 1,000 以上の読点を除く記号 (「。」「!」「?」「…」「」」「「」」「ー」「(「?」「♪」「#」「～」「(空白)」「(」) と「https」の計 15 種類を文末記号として用いる。

### 4.3 評価実験の結果

予備実験をもとに抽出した素性を用いて分類実験を行った結果を表 4 に示す。実験 1 は学習データと評価データと同じアカウントにした場合の分類正解率、実験 2 は学習データと評価データを異なるアカウントにした場合の分類正解率となっている。素性の種類で比較すると、投稿形態と文末表現を組み合わせた素性が最も高い正解率になっている。また、実験 1 と実験 2 を比較すると、3 つの比較素性いずれにおいても、学習データと評価実験が同じアカウントの実験 1 の方が高い正解率になっている。各実験のアカ

表 2 予備実験データの文字数情報

|     | 企業ツイート  | 私的ツイート |
|-----|---------|--------|
| 平均  | 103.65  | 49.78  |
| 分散  | 1098.37 | 1261.9 |
| 中央値 | 114     | 40     |

表 3 文末記号の重要度上位 25 件

| rank | s     | freq_word(s) | freq_account(s) | importance_s |
|------|-------|--------------|-----------------|--------------|
| 1    | 。     | 11248        | 157             | 10511.52     |
| 2    | ！     | 5852         | 157             | 5468.83      |
| 3    | ？     | 1778         | 145             | 1534.58      |
| 4    | の     | 1524         | 147             | 1333.5       |
| 5    | 、     | 1447         | 145             | 1248.89      |
| 6    | こと    | 1194         | 142             | 1009.21      |
| 7    | …     | 1260         | 121             | 907.5        |
| 8    | ん     | 1060         | 112             | 706.66       |
| 9    | よう    | 658          | 126             | 493.5        |
| 10   | 」     | 622          | 110             | 407.26       |
| 11   | 「     | 720          | 91              | 390.0        |
| 12   | https | 624          | 105             | 390.0        |
| 13   | 人     | 442          | 113             | 297.29       |
| 14   | 方     | 481          | 97              | 277.72       |
| 15   | ー     | 479          | 95              | 270.86       |
| 16   | (     | 464          | 85              | 234.76       |
| 17   | ？     | 570          | 69              | 234.10       |
| 18   | ♪     | 714          | 53              | 225.25       |
| 19   | #     | 417          | 71              | 176.23       |
| 20   | ～     | 353          | 66              | 138.67       |
| 21   | もの    | 250          | 93              | 138.39       |
| 22   | (空白)  | 379          | 55              | 124.07       |
| 23   | ため    | 248          | 84              | 124.0        |
| 24   | (     | 303          | 66              | 119.03       |
| 25   | 時     | 185          | 80              | 88.09        |

アカウントごとの正解率を図 3 に示す。色の濃い点は、その値に複数のアカウントが存在していることを表している。分類正解率が 100% に近い値となるようなアカウントが数多く存在することが分かるが、投稿形態のみを素性としたときには 0% に近い正解率のアカウントも見られた。評価実験用データの文末表現の出現頻度上位 20 件を使い分けごとに表 5 に示す。表中の「¥s」は半角の空白文字である。

### 5. 考察

予備実験の結果、文字数は企業ツイートと私的ツイートの間に平均 50 以上の差が見られた。これは私的アカウントは「おはよう」や「今日暇な人？」など、一言だけの投稿がされるためだと考えられる。また、ツイート中に URL を付与すると、「https://t.co/」から始まる 23 文字の短縮 URL に変換されるため、文字数が多くなる傾向にある。企業は自社のホームページへのリンクを張ることが考えられるので、URL が含まれることが企業ツイートの文字数を増やす要因になったのではないかと考えられる。

表 4 分類正解率

|             | 実験 1  | 実験 2  |
|-------------|-------|-------|
| 投稿形態のみ      | 82.9% | 79.2% |
| 文末表現のみ      | 87.8% | 81.0% |
| 投稿形態 + 文末表現 | 89.7% | 83.8% |

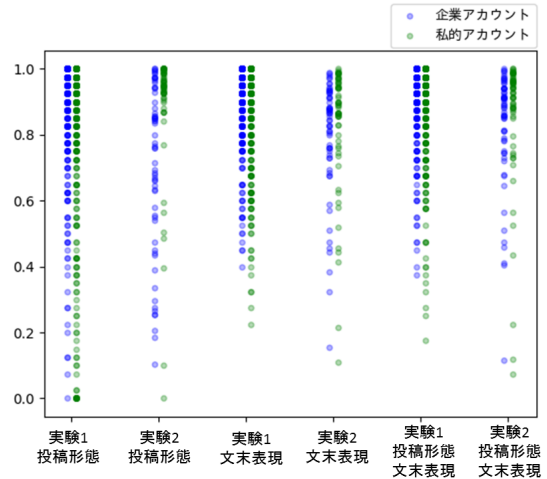


図 3 アカウント別の正解率

表 5 文末表現の出現頻度上位 20 件

| rank | 企業ツイート | 私的ツイート |
|------|--------|--------|
| 1    | ます     | ます     |
| 2    | した     | した     |
| 3    | です     | です     |
| 4    | さい     | った     |
| 5    | ル¥s    | ない     |
| 6    | ニュ     | さい     |
| 7    | スタ     | :¥s    |
| 8    | ンベ     | かな     |
| 9    | :¥s    | よね     |
| 10   | 間¥s    | たい     |
| 11   | の¥s    | オロ     |
| 12   | せん     | いよ     |
| 13   | ント     | 笑)     |
| 14   | すか     | てる     |
| 15   | ツイ     | すか     |
| 16   | すね     | ニュ     |
| 17   | さん     | しい     |
| 18   | ンタ     | すね     |
| 19   | 登場     | けど     |
| 20   | a¥s    | )¥s    |

予備実験で取得した文末記号には、記号でない単語も見られた。これは、文末表現を活用語の終止形としたので、「食べること」「眠い人」などの形で結びついたのではないかと考えられる。しかし、重要度上位 25 件中文末記号の候補を 15 件発見することができたため、有効性が示唆されたといえる。

分類正解率では、実験 1、実験 2 どちらにおいても投稿形態と文末表現を組み合わせた素性が最も高い正解率になったが、投稿形態のみ、文末表現のみでも 8 割前後の正解率が得られた。特に、投稿形態は、素性の種類数(次元数)が 7 つしかないにも関わらず高い正解率が出せたため、1 つ 1 つの素性が有効に働いているといえる。2 種類の評価実験では、学習データと評価データが同じアカウントの場合の方が高い正解率となった。これは、アカウント固有の特



徴があった場合にも対応ができるためだと考えられる。一方で学習データと評価データが異なる場合にも投稿形態と文末表現を組み合わせた素性は83.8%の分類正解率を出しており、未知のアカウントに対しても高い割合で分類ができることが伺える。

個々のアカウントの正解率に注目してみると、投稿形態のみを素性とした場合は正解率の最小値が0%のものがあったが、その他の素性では0%となるアカウントは無かった。これは、投稿形態の素性の次元数が少ないためだと考えられる。実験2において投稿形態の素性で正解率が唯一0%だったアカウントは実験1でも正解率は0%であった。このアカウントは私的アカウントとしてデータを取得したが、投稿内容を実際に見てみると、全てのツイートが特定のまとめサイトの更新情報について同一の形式でお知らせしているものだった。投稿形態のみの素性は、このような特定のコンテンツの更新情報のみを発信するツイートや、スパムツイートを企業ツイートに分類してしまう傾向があるといえる。

文末表現の出現頻度上位3件は、どちらのアカウントも「です」「ます」「した」で変わらなかった。企業アカウントに出現した「ニュ」は「ニュース」や「リニューアル」が、「ンペ」は「キャンペーン」が長音記号「ー」によって文末だと判断されたため、上位に出現したのと考えられる。今回は、広告や宣伝で使われるような特徴的な文字列が抽出できたが、文章の区切りとしては適切でないため長音記号を文末記号とするには議論の余地がある。私的アカウントでは「った」や「ない」など、ですます調を使わない言い切りの形が上位に見られた。さらに、「かな」や「よね」などのくだけた言い回しや、「たい」や「しい」など意思や気持ちを表す表現が出現しており、特徴的な文末表現を取得できたといえる。

## 6. まとめ

本稿では、企業のTwitterアカウント担当者が誤って私的アカウントの投稿を企業アカウントに投稿しないように、機械学習による投稿アカウントの推定手法を提案した。先行研究では、アカウントを使い分けているユーザごとに分類器を構築していたが、本論文では企業ツイートと私的ツイートを判別する分類器をただ1つのみ構築する手法を提案している。機械学習の素性には、投稿形態と文末表現の2種類の素性を使用した。投稿形態とはツイート投稿時に付与されるメタ情報で、文末表現とは文末記号とその直前の文字 bigram とした。これらの素性でSVMによる分類器を構築した結果、学習データと評価データが同じアカウントに対しては89.7%、学習データと評価データが異なるアカウントに対しても83.8%の正解率を算出し、手法の有効性が確認できた。

今後の課題としては、企業アカウントと私的アカウント

以外の使い分け方に応用することが挙げられる。市役所や政府のTwitterアカウントもお知らせの内容を格式ばった文章で投稿することが予想されるため、本手法を適用できる可能性が高い。一方で、公式アカウントでも有名人の公式アカウントと私的アカウントの使い分けは、文末の傾向に差が出ない場合もあるため本手法では正解率が低くなることが考えられる。アカウントの使い分けの傾向を投稿内容や投稿形態の面からクラスタリングし、クラスタのペアごとに分類器を構築することが望ましいといえる。また、予備実験で文末記号の重要度の閾値を変えた場合や、文末表現を文字 bigram 以外にした場合の分類正解率の影響を調べることで、コストの削減を定量的に評価することも課題である。

## 参考文献

- [1] モバイルマーケティングデータ研究所. 3大ソーシャルメディアのユーザインサイト調査. [https://mmdlabo.jp/investigation/detail\\_784.html](https://mmdlabo.jp/investigation/detail_784.html), 2011.
- [2] 産経WEST. 「朝日公式ツイッター」で監督を中傷、明德義塾一境の判定巡り…スマホから送信、30分後に削除. <http://www.sankei.com/west/news/160815/wst1608150048-n1.html>, 2016.
- [3] トライバルメディアハウス, クロス・マーケティング編著. ソーシャルメディア白書. 翔泳社, 2012, 251p.
- [4] 澤田みずほ, 立木茂雄. SNSにおける自己表現とコミュニケーション—アカウントの使い分けと放棄について—. 同志社大学社会学部卒業論文, 2013.
- [5] 野崎祐里, 佐藤哲司. Twitterの複数アカウント所持者を対象とした投稿アカウント推定手法の提案. 第9回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), D1-1, 2017.
- [6] 鈴木祥平, 倉田陽平, 石川博. Twitterのユーザプロフィールを用いた公式アカウントの検出とフォロー形成パターンの分析. 第9回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), G2-3, 2017.
- [7] Roy Schwartz, Oren Tsur, Ari Rappoport, Moshe Koppel. Authorship Attribution of Micro-Messages. Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP2013), pp. 1880–1891, 2013.
- [8] 奥野峻弥, 浅井洋樹, 山名早人. マイクロブログを対象とした100,000人レベルでの著者推定手法の提案. 第7回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), D8-1, 2015.
- [9] 大西真輝, 澤井裕一郎, 駒井雅之, 酒井一樹, 進藤裕之. ツイート炎上抑制のための包括的システムの構築. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 29, pp. 1–4, 2015.
- [10] 岩崎祐貴, 折原良平, 清雄一, 中川博之, 田原康之, 大須賀昭彦. CGMにおける炎上の分析とその応用. 人工知能学会論文誌, Vol. 30, No. 1, pp. 152–160, 2015.
- [11] 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. 第1回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2009), A5-4, 2009.
- [12] 風間千秋, 関洋平. Twitter特有のコミュニケーション表現の抽出. 第6回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2014), E6-3, 2014.
- [13] Twitter, Inc. 認証済みアカウントに関するよくある質問. <https://support.twitter.com/articles/268350>.

- [14] 稲葉通将, 神園彩香, 高橋健一. Twitter を用いた非タスク指向型対話システムのための発話候補文獲得. 人工知能学会論文誌, Vol. 29, No. 1, pp. 21–31, 2014.
- [15] MeCab. <http://mecab.sourceforge.net/>
- [16] LIBSVM. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>