

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 フォロワ形成パターンの分析

鈴木 祥平[†] 倉田 陽平[†] 石川 博[‡]

[†]首都大学東京大学院都市環境科学研究科 〒192-0364 東京都八王子市南大沢 1-1

[‡]首都大学東京大学院システムデザイン研究科 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

E-mail: [†]s.suzuki19900909@gmail.com

あらまし ソーシャルメディアの普及に伴い、ソーシャルメディアデータを分析することでマーケティングに必要な情報の導出しようとする試みが増加している。しかし、Twitter のフォロワ情報の分析では、組織などの公式アカウントと個人のアカウントが区別されていないという問題が存在した。本研究では、Twitter のユーザプロフィールと機械学習を用いた公式アカウントの検出手法を提案し、その精度検証を行った。また、最も精度の高かった手法を用いて、任意のアカウントを対象にフォロワ内の公式アカウントを検出し、フォロワに占める公式アカウントの比率がフォロワ形成の過程でどのように変化するかを分析した。

キーワード Twitter, ユーザプロフィール, 機械学習, 形態素解析, マーケティング

1. はじめに

携帯端末の高機能化や通信速度の高速化に伴い、インターネットは人々にとって欠かせないツールへと変化している。中でもソーシャルメディアは、情報発信や情報収集のツールとして多くの人々が利用している[1]。このような背景から、ソーシャルメディアデータを分析し、マーケティングに活用するための研究が行われており[2]、特に Twitter に関する研究が盛んに行われている。これらの研究の多くは、Twitter の投稿である「ツイート」に焦点が当てられたものが多い。一方で、ソーシャルメディアユーザの半数が投稿を行わない ROM (Read Only Member) である[3]ことから、投稿ではなく、ユーザのプロフィールから、マーケティングに役立つ情報を抽出する試みも行われている。しかし先行研究[4][5]ではすべてのフォロワが同列に扱われており、企業や著名人によって運営される公式アカウントと一個人のアカウントが区別されていない。これらのアカウントはマーケティングを行う上で明確に区別する必要があると考えられる。公式アカウントであるのかは Twitter, Inc. からの認証の有無で判別可能である。しかし、2017年1月現在では、企業や著名人の公式アカウントであるにも関わらず、認証を受けていないアカウントが数多く存在する。

本研究では、認証を受けていないアカウントの中からも、組織や著名人による公式アカウントを検出するため、認証済みアカウントのプロフィールに共通して出現する単語を抽出する。さらに機械学習によって、単語の出現傾向からアカウントを公式アカウントと非

公式アカウントに分類する。

また、フォロワ情報のマーケティング活用に向けた知見を得るため、フォロワが形成される過程でフォロワに占める公式アカウントの比率がどのように変化するかを分析する。

2. 関連研究

Twitter のアカウントの属性に関する研究はいくつか行われている。池田ら[6]は、SVM (Support Vector Machine) を使用し、Twitter ユーザの過去のツイートから属性ごとのキーワードの出現傾向を学習させることで、ユーザの性別、年齢、居住地を推定している。しかし、前述のように、ユーザの中には ROM が多く含まれていることに加え、ツイートを非公開にしているユーザもいるため、推定が困難なユーザも多数存在する。

特定のアカウントの検出に関する研究では、湯田ら[7]は各アカウントのリスト名における「bot」という単語の出現率から bot アカウントを判別している。中才・角田[8]は認証済みアカウントとの相互フォロー関係等を用いて、著名人を名乗るアカウントが「なりすまし」であるかの判定を行うアルゴリズムを提案している。Gurajala ら[9]は、アカウントが更新された曜日や時間を本物のアカウントと偽アカウントとで比較することで偽アカウントの特徴を明らかにしている。また、石野[10]は SVM を使用し、Twitter アカウントのユーザプロフィールに含まれる単語や属性情報の有無によって大学生のアカウントの検出を試みている。

公式アカウントに関する研究としては、券田・西山[11]は Twitter アカウントの情報として Web ページへのリンクが登録されているか、リンク先のページがアカウントに関連しているかを判定基準として、公式アカウントであるかの信頼度を判定している。ただし、この方法は、手動での作業が必要であり、判断の基準も個人の主観への依存度が高いと考えられる。

以上の関連研究を踏まえ、本研究では、全てのユーザから取得可能なユーザプロフィールを用いて、機械学習による公式アカウントの自動検出を行う。

3. 認証アカウントの検出

本章では、Twitter, Inc.からの認証を受けたアカウント（以下、認証アカウント）を検出するための手法について説明し、実際に認証アカウントを検出した結果について述べる。

3.1 対象

機械学習の学習用データを作成するため、認証アカウントと認証を受けていないアカウント（以下、非認証アカウント）を用意する。認証アカウントには図 1 のようにアカウント名の横に水色のマーク（認証済みバッジ）が表示されている。制度開始当初はユーザから認証のリクエストを送ることはできなかったが、2016年7月よりユーザから認証リクエストを送ることが可能となっている[12]。

認証アカウントは 2017年1月7日時点のすべての日本語アカウントを対象とする。認証の有無は前述したバッジの有無や、Twitter API によって判定可能であるが、本研究では、「@verified」がフォローするアカウントの中から日本語アカウントのみを抽出し、分析の対象とした。@verified は Twitter, Inc.によって運営されるアカウントであり、世界中のすべての認証アカウントをフォローしている。日本語アカウントの判定は、Twitter API によって各アカウントの言語情報を取得し、言語情報が「ja」のものを日本語アカウントとした。以上の方法により抽出されたアカウント数は 9,536 アカウントである。

非認証アカウントも認証アカウントと同数の 9,536 アカウントを対象とする。対象アカウントは組織や著名人のアカウントではなく、個人のアカウントである可能性が高いアカウントとして、①フォロワ数 10 以上、②フォロワ数 200 未満、という二つの条件を満たす日本語アカウントを無作為に選出した。条件①は、フォロワ数 10 未満のアカウントは日常的に使用されていない非アクティブアカウントの可能性が高いため設定した。条件②は、フォロワ数が特に多いアカウントは非認証アカウントであっても組織や著名人の公式

アカウントである可能性が高いため、フォロワ数の上限を設定した。上限の値は、ライフメディア[13]が全国の 10 代から 60 代の男女 1,800 名を対象に行った調査の結果、約 80%のユーザがフォロワ数 200 未満であることから設定した。



図 1 認証済みアカウントを示す認証済みバッジ

3.2 手法

①頻出語の抽出

前述のアカウントのユーザプロフィールに頻出する単語を抽出するため、形態素解析を行い、各単語の出現率を算出する。その中から出現率の高い単語を分類のために使用する。形態素解析は認証アカウントのユーザプロフィールと非認証アカウントのユーザプロフィールとで二回に分けて行い、オープンソース形態素解析エンジンの MeCab を使用する。なお、ユーザプロフィールの抽出には Twitter API を使用する。

②データセットの作成

①で抽出した単語の有無を素性として使用する。具体的には、認証アカウントのユーザプロフィールの頻出の有無（素性 1）、非認証アカウントのユーザプロフィールの頻出語から素性 1 を除いたもの（素性 2）を使用する。さらに、ユーザプロフィールが空欄あるいは短文のアカウントは非認証アカウントである可能性が高いと考えられるため、ユーザプロフィールの文字数（素性 3）も素性として使用する。本研究では、以上三つの素性を組み合わせて表 1 に示すように四つのデータセットを作成する。

③機械学習による分類

前述のデータセットを使用し、機械学習による認証アカウントの分類を行う。機械学習には先行研究[6][10]で用いられていた SVM に加え、決定木学習も使用し、精度の比較を行う。これらの分析には機械学習ソフトウェアの Weka を使用し、10 分割交差検定によって正解率を算出する。

表1 データセット

	頻出語有無 (認証 アカウント)	頻出語有無 (非認証 アカウント)	文字数
1	○		
2	○	○	
3	○		○
4	○	○	○

3.3 結果と考察

前述の手法により、各アカウントのユーザプロフィールにおける頻出語を抽出した。その中で素性として使用した単語を表2に示す。認証アカウントのプロフィールには「公式」「アカウント」や「情報」「発信」など公式に運営されていることを連想させる単語が頻出していた。一方で非認証アカウントのプロフィールには、「好き」「大好き」や「趣味」など個人の嗜好を連想させる単語が頻出していた。

さらに、認証アカウントと非認証アカウントそれぞれのユーザプロフィールの文字数を算出した。各アカウントの平均文字数は表3の通りである。認証アカウントの方が非認証アカウントよりも平均文字数が2倍近く多く、「ユーザプロフィールが空欄あるいは短文のアカウントは非認証アカウントである可能性が高い」という仮説通りの結果となった。

4種類データセットと2種類の手法を使用し、8パターンで分類を行った。各パターンの正解率を表4に示す。最も正解率が高かったのは、データ4を使用した決定木学習による分類の80.1%であった。また、データ3の方がデータ2よりも値が高いことから、公式アカウントを検出するうえで、プロフィールの文字数が有効な素性であることがうかがえる。

表2 各アカウントの頻出上位語

	頻出上位語				
素性1	公式	情報	アカウント	https	TWITTER
	発信	合わせ	了承	日本	問い
	ツイート	イベント	最新	返信	発売
	http	東京	お知らせ	所属	ニュース
素性2	好き	大好き	趣味	旅行	音楽
	写真	在住	仕事	最近	猫

表3 平均文字数

	認証アカウント	非認証アカウント
平均文字数	91.4	42.7

表4 正解率

	正解率 (%)	
	SVM	決定木
1	76.7	77.3
2	77.0	78.0
3	76.7	78.7
4	78.5	80.1

4. 非認証公式アカウントの検出

前述のように、データ4と決定木の組み合わせにより、80.1%の正解率で認証アカウントと非認証アカウントを分類することができた。しかし、本研究の目的は、非認証アカウントの中からも公式アカウントを検出することである。したがって本章では、非認証アカウントの中から公式アカウントを検出可能であるのか精度検証を行う。

4.1 対象

非認証公式アカウントの正解データを用意する上で、中才・角田の先行研究[8]を参考にした。この研究では、著名人のアカウントの特徴として、フォロワー数が1,000未満、認証アカウントと相互フォロー関係にある、という二つを挙げている。

本研究では、この特徴をもとに、まず、認証アカウントと相互フォロー関係にあるアカウントの情報を取得した。対象の認証アカウントは、認証を受けることが可能な分野としてTwitter, Inc.[14]が公表している、「音楽」「演劇」「ファッション」「政府」「政治」「宗教」「ジャーナリズム」「メディア」「スポーツ」「ビジネス」の各分野から、日本語を使用するフォロワー数上位10アカウントを選出した(表5)。ただし、「宗教」の分野に関してはフォロワー数の多い日本語アカウントが見つからなかったため対象外とした。

次に、表5に示したアカウントと相互フォロー関係にあるアカウントから、フォロワー数1,000未満のアカウントを「公式アカウントの可能性が高いアカウント」とした。さらに、それらの中から使用言語が日本語である非認証アカウントを抽出した。

最後に、上記のアカウントから無作為に抽出したアカウントを手作業で公式アカウントと非公式アカウントに分類した。分類においては、アカウント名となっている組織や著名人の公式Webサイトにおける、対象のTwitterアカウントへのリンクの有無を判断の基準とした。

以上の方法により非認証公式アカウントの正解データ500件と不正解データ500件を用意した。

表 5 各ジャンルの代表的アカウント

音楽	きゃりーぱみゅぱみゅ (@pamyurin)	三代目 J Soul Brothers (@jsb3_official)	宇多田ヒカル (@utadahikaru)	登坂 広臣 (@HIROOMI_3JSB_)	西川貴教 (@TMR15)
	ONE OK ROCK_official (@ONEOKROCK_japan)	ayumi hamasaki (@ayu_19980408)	Flower (@Flower_LDH)	GENERATIONS 公式アカウント (@generationsfext)	DAIGO (@Daigo19780408)
演劇	菅田将暉 (@sudaofficial)	野村周平 (@n_o_m_u_r_a)	菜々緒 (@NANAO1028)	高畑 充希 (@mitsuki_tamago)	Riisa Naka 仲里依紗 (@riisa1018naka)
	Kiko Mizuhara (@Kikoxxx)	能年玲奈 (@lespros_nounen)	竹内涼真 (@takeuchi_ryoma)	Yu Shiota(城田優) (@U_and_YOU)	松坂桃李 (@MTorofficial)
ファッション	益若つばさ TsubasaMasuwaka (@tsubasamasuwaka)	ちいぼぼ(吉木千沙都) (@popochan318)	マギー (@mggyy)	玉城 ティナ TinaTamashiro (@tina_tamashiro)	みちよば(池田美優) (@michopaaaaa)
	池田 エライザ (@elaiza_ikd)	近藤千尋 (@chipi1215)	西川 瑞希 (@mizukitty921116)	ゆらゆら(越智ゆらの) (@yulayula8)	宮城舞(まいふう) (@miyagi_mai)
政府	首相官邸(災害・ 危機管理情報) (@Kantei_Saigai)	東京都防災 (@tokyo_bousai)	東京都交通局 (@toeiokotsu)	総務省消防庁 (@FDMA_JAPAN)	防衛省 (@bouei_saigai)
	首相官邸 (@kantei)	東京都庁広報課 (@tocho_koho)	陸上自衛隊 (@JGSDF_pr)	防衛省 海上自衛隊 (@JMSDF_PAO)	外務省 (@MofaJapan_jp)
政治	橋下徹 (@t_ishin)	猪瀬直樹/inosenaoki (@inosenaoki)	安倍晋三 (@AbeShinzo)	小池百合子 (@ecoyuri)	河野太郎 (@konotarogomame)
	谷垣禎一 (@Tanigaki_S)	松田公太 (@matsudakouta)	石破茂 (@shigeruishiba)	松井一郎 (@gogoichiro)	泉田裕彦 (@IzumidaHirohiko)
ジャーナリズム	NHK「クローズアップ 現代+」公式 (@nhk_kurogen)	報道ステーション (@hst_tvsaahi)	news23 (@news23_tbs)	朝まで生テレビ! (@asamadetv)	日本経済新聞 電子版 (@nikkei)
	NHK ニュース (@nhk_news)	朝日新聞 (asahi shimbun) (@asahi)	鳥越 俊太郎 (@shuntorigoe)	有田芳 (@aritayoshifu)	神保哲生 (@tjimbo)
メディア	音楽ナタリー (@natalie_mu)	映画.com (@eigacom)	日経トレンディ (@Nikkei_TRENDY)	アニメイトタイムズ公式 (@animatetimes)	シネマトゥデイ (@cinematoday)
	ライブドアニュース (@livedoornews)	WIRED.jp (@wired_jp)	ニューズウィーク日本版 (@Newsweek_JAPAN)	スポーツナビ (@sportsnavi)	Popteen(ポップティーン) (@Popteen_jp)
スポーツ	ダルビッシュ有 (Yu Darvish) (@faridyu)	田中将大/MASAHIRO TANAKA (@t_masahiro18)	SHINJI KAGAWA / 香川真司 (@S_Kagawa0317)	Kei Nishikori (@keinishikori)	槇野智章 (@tonji5)
	Yuto Nagatomo 長友佑都 (@YutoNagatomo5)	福岡ソフトバンク ホークス(公式) (@HAWKS_official)	北海道日本ハム ファイターズ公式 (@FightersPR)	入江陵介 (@ryosuke_irie)	KOJI UEHARA (@TeamUehara)
ビジネス	マクドナルド (@McDonaldsJapan)	任天堂株式会社 (@Nintendo)	セコム (@SECOM_jp)	アサヒビール ASAHIBEER (@asahibeer_jp)	Nike Japan (@NikeJapan)
	H&M Japan (@hmjapan)	Louis Vuitton Japan (@LouisVuitton_JP)	Audi Japan/ オーディオジャパン (@AudiJapan)	ピューロランド【公式】 (@purolandjp)	タカラトミー (@takaratomytoys)

4.2 結果と考察

前述の 1,000 件のデータを、3.3 で最も正解率の高かった手法によって分類した (表 6)。その結果、全体の正解率は 87.8%と高い値となった。分類の内訳を見ると、公式アカウントの方が非公式アカウントよりも正解率が低く、公式アカウントを公式アカウントとして検出できない「検出漏れ」があったことがうかがえる。この原因として、公式アカウントであるにもかかわらずユーザプロフィールが空欄や短文であるアカウントの存在が考えられる。より検出の精度を高めるにはこれらの課題を解決する必要がある。ただし、個々のアカウントではなく、フォロー全体の傾向を把握するには現在の精度でも問題はないと考えられるため、次章では、前述の手法を用いた分析を行う。

表 6 非認証公式アカウントの分類結果

	正解数	正解率
公式	411	82.2%
非公式	467	93.4%
総計	878	87.8%

5. フォロワ形成パターンの分析

フォロー形成のプロセスにおいてフォローに占める公式アカウントの比率がどのように変化するかを分析する。

5.1 対象

分析の対象として任意のアカウントを用意し、そのフォローを分析する。今回の分析では、マーケティングに活用されているアカウントとして、先行研究[1]と同様に日本各地の観光協会のアカウントを対象とする。また、比率を用いた分析を行うため、フォロー数が少数のアカウントは比率に大きな偏りが生じかねないとして分析対象から除外し、フォロー数 2,000 以上の 60 アカウントを対象とした。

5.2 手法

まず、各アカウントの全フォローの情報を取得する。Twitter API によって取得されたフォロー情報は当該アカウントがフォローされた時系列で並んでいる。したがって、この順番を用いることで、初期段階のフォローと最新のフォローの比較といったような時系列ごとの分析が可能である。

次に、3 章で提案した手法を用いて各アカウントのフォローを公式アカウントと非公式アカウントに分類する。そしてフォローの時系列ごとにフォローを四つの段階 (Process) に分割し、各段階の公式アカウントの

比率を比較する。

5.3 結果と考察

まず、段階ごとの比較を行う前に、全フォローに占める公式アカウントの比率を算出した。その結果、60 アカウントの平均値は 29.7%であった。最も公式アカウント比率が高いのは諸塚村観光協会の 39.7%、最も低いのは北斗市観光協会の 13.9%であった。

次に、分析対象全アカウントの段階ごとの公式アカウント比率を図 2 に示す。図 2 の横軸はフォロー形成の時系列となっており、P1 が初期のフォロー、P4 が最新のフォローを表している。全体の傾向としては、初期のフォローの方が最新のフォローよりも公式アカウントの比率が高い傾向にあることがわかる。大半のアカウントが P1 の比率が最も高く、P4 の比率が最も低いという結果となり、P1 よりも P4 の比率の方が高いアカウントは存在しなかった。

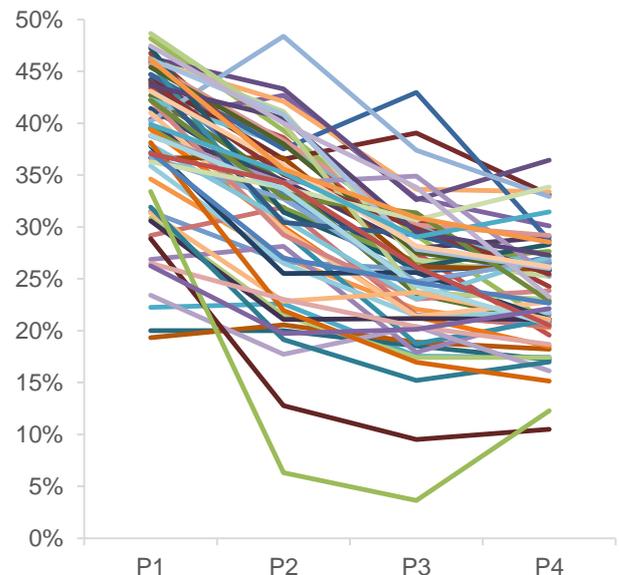


図 2 60 アカウントの公式アカウント比率の推移

図 3 は段階ごとに算出した平均値の推移である。この図からも公式アカウントはフォローが形成される初期段階に多いことがうかがえる。また、平均値に統計的に有意な差があるのかを確認するため、一元配置分散分析を行い、Tukey-Kramer 法によって多重比較を行った (表 7)。その結果、P3 と P4 の間にのみ有意な差が確認できなかった。つまり、P3 と P4 の間では、公式アカウントのフォロー数が大きく増加も減少もしていないことがわかる。このことから、フォロー形成が一定以上進むと、公式アカウントによるフォローの傾向には変化が起きないと考えられる。さらに、各段階の公式アカウント比率とフォロー数の相関係数を求め

た結果、フォロー形成のプロセスが進むほどフォロー数と負の相関が強くなる結果となった(表 8)。つまり、フォロー数が多いアカウントほど、フォロー形成プロセスが進むと公式アカウント比率が低くなっている。この要因として、フォロー数が多い人気アカウントは継続的に個人アカウントからフォローされるため、相対的に公式アカウント比率が低くなっていることが考えられる。

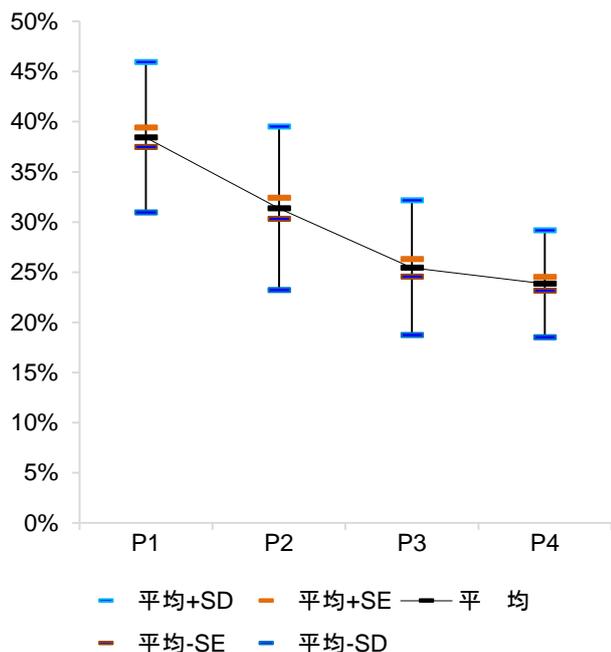


図 3 公式アカウント比率の平均値の推移

表 7 段階ごとの平均値の多重比較

水準 1	水準 2	平均 1	平均 2	差	統計量
P1	P2	38.4%	31.4%	7.1%	5.53 **
P1	P3	38.4%	25.4%	13.0%	10.17 **
P1	P4	38.4%	23.8%	14.6%	11.42 **
P2	P3	31.4%	25.4%	5.9%	4.64 **
P2	P4	31.4%	23.8%	7.5%	5.89 **
P3	P4	25.4%	23.8%	1.6%	1.25

** P<0.01

表 8 公式アカウント比率とフォロー数の相関係数

	P1	P2	P3	P4
フォロー数	-0.27	-0.34	-0.36	-0.40

6. おわりに

ソーシャルメディアユーザの増加とともにソーシャルメディアデータをマーケティングに活用しようとする取り組みが増加している。このような現状の中で、Twitter のフォロー情報をマーケティングに活用する際に、組織や著名人によって運営される公式アカウントと、一個人のアカウントが区別されていないという問題が存在した。2017 年 1 月現在では、Twitter, Inc. からの認証の有無によって公式アカウントであるのかを判別する方法が存在するが、認証済みアカウントは限られており、この方法では多くの公式アカウントが検出されない。そこで本研究では、各アカウントに登録されているユーザプロフィールを用いて公式アカウントを検出するための手法を提案した。精度検証の結果、提案した手法を用いることで 87.8% の精度で非認証アカウントの中から公式アカウントを検出することができた。

さらに、提案した手法により、特定のアカウントのフォローを公式アカウントと非公式アカウントに分類した。そして、フォローをフォロー形成の時系列ごとに分割し、各段階の公式アカウント比率を算出した。その結果、全てのアカウントに共通して、フォローが形成される初期段階の方が最新のフォローよりも公式アカウント比率が高いということが明らかになった。また、段階ごとの多重比較により、フォロー形成のプロセスが進むほど公式アカウントによるフォローの傾向に変化がないことがわかった。一方で、フォロー数の多いアカウントは継続的に個人アカウントからフォローされるため、プロセスが進むほど公式アカウント比率が低くなりやすい傾向が示唆された。

以上のように、本研究では、公式アカウントをその他のアカウントと区別し、公式アカウント比率を用いてフォロー形成パターンの把握を試みた。これらの結果を用いることで、Twitter アカウントの運営者は自らのアカウントのフォローの特徴分析が可能となる。例えば、P3 に対して P4 の公式アカウント比率が大きく低下していた場合、個人アカウントから需要が高いアカウントであると考えられる。反対に、P1 や P2 に対して P3 や P4 の公式アカウント比率が低くなければ、個人アカウントからの需要が低いアカウントである可能性が高い。運営者は、このようにアカウントのフォローを分析し、その結果と運営目的に沿って運営方法を適宜改善していくことが望ましいと考えられる。

今後の課題としては、公式アカウントの検出の精度を高める必要がある。現在は、公式アカウントではないアカウントを検出する「誤検出」は非常に少なく、公式アカウントを検出できない「検出漏れ」によって精度が落ちている。したがって、検出のための新たな

素性を用意することで精度を高めることができると考えられる。具体的には、フォロー数やフォロワー数、あるいはフォロー数に対するフォロワー数の比率などが有効であると考えられる。また、今回の分析では、マーケティングに活用される Twitter アカウントとして観光協会アカウントを対象としたが、取り扱うサービスや商品によってフォロー形成のパターンも異なる可能性がある。したがって今後は様々な分野のアカウントのフォローを分析することで分野ごとのフォロー形成パターンを把握することが望ましいと考えられる。フォロー形成パターンをより正確に把握することは、フォロー情報をマーケティングに活用する際の有益な知見になると考えられる。

謝辞

本研究の遂行にあたっては、首都大学東京傾斜的研究費の支援を受けた。

参考文献

- [1] 総務省, “平成 27 年版 情報通信白書”, 日経印刷, 2015.
- [2] 鶴見裕之, 増田純也, 中山厚穂, “マーケティングにおける SNS 上のテキスト・データ活用の可能性と限界”, マーケティングジャーナル = Japan marketing journal, Vol. 35, No. 2, pp. 38-54, 2015.
- [3] 総務省情報通信政策研究所, “平成 27 年情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書”, http://www.soumu.go.jp/iicp/chousakenkyu/data/research/survey/telecom/2016/02_160825mediariyou_hokokusho.pdf
- [4] 西村章宏, 土方嘉徳, 三輪祥太郎, 西田正吾, “一般ユーザの観点に基づく Twitter からの人物関係の可視化と事例の考察”, 情報処理学会論文誌, No. 56, Vol. 3, pp. 972-982, 2015.
- [5] 鈴木祥平, 池田拓生, 倉田陽平, 石川博, “Twitter のユーザプロフィールを用いた観光地の類型化”, DEIM2016, 2016.
- [6] 池田和史, 服部元, 松本一則, 小野智弘, 東野輝夫, “マーケット分析のための Twitter 投稿者プロフィール推定手法”, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol. 2, No. 1, pp. 82-93, 2012.
- [7] 湯田雅, 矢吹太朗, 佐久田博司, “Twitter 上の bot の判別による情報伝達の効率化”, 情報処理学会第 74 回全国大会講演論文集, pp. 657-658, 2012.
- [8] 中才恵太郎, 角田雅照 “マイクロブログにおけるアカウントのなりすまし判定の試み”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 115, No. 484, pp. 177-182, 2016.
- [9] Gurajala, S., White, J. S., Hudson, B., Voter, B. R., & Matthews, J. N. “Profile characteristics of fake Twitter accounts” Big Data & society, Vol. 3, No. 2, 2016.
- [10] 石野亜耶, “大学生の Twitter アカウントの自動検出”, 広島経済大学研究論集, Vol. 38, No. 3, pp. 23-29, 2015.
- [11] 券田孝晴, 西山裕之, “アカウント情報の信頼度を考慮した Twitter アカウント検索システム的设计と実装”, 情報処理学会 第 73 回全国大会講演論文集, pp. 685-686, 2011.
- [12] Twitter, Inc. , “Twitter Announces Application Process for Verified Accounts”, <http://www.prnewswire.com/news-releases/twitter-announces-application-process-for-verified-accounts-300300831.html>
- [13] ライフメディア, “Twitter (ツイッター) に関する調査(2015 年)”, http://research.lifemedia.jp/2015/05/150513_twitter.html
- [14] 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>