

# Twitter のユーザプロフィールを用いた観光地の類型化

鈴木 祥平<sup>†</sup> 池田 拓生<sup>†</sup> 倉田 陽平<sup>†</sup> 石川 博<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>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

<sup>‡</sup>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: <sup>†</sup>s.suzuki19900909@gmail.com, <sup>‡</sup>{taro, hideo}@forum.co.jp

**あらまし** 近年、経済の活性化や交流人口の増加といった観光の持つ効果に注目が集まり、各地域が観光客誘致に力を注いでいる。しかし、観光地を発展させるための特徴的な取り組みは少なく、特に ICT を活用した取り組みはごく僅かである。他方で、国民生活における ICT の重要性は年々高まっており、今後観光地を発展させるためには ICT を活用した取り組みが必要不可欠であると考えられる。そこで本研究では、観光地のマーケティング活動を支援する ICT の活用法として、Twitter のユーザプロフィールを抽出し、その傾向を分析することで観光地の類型化を行う。また観光地間の関連性を直感的に把握するために観光地のポジショニングマップを作成する。

**キーワード** Twitter, 観光, マーケティング, 類型化, 可視化

## 1. はじめに

インターネットやスマートフォンの普及により、Facebook や Twitter に代表されるソーシャルメディアによる情報の収集・発信が一般化してきている。特に、SNS (Social Networking Service) の利用率は年々増加しており、国民の 30% 以上が利用するメディアとなっている [1]。また、こうした ICT (Information and Communication Technology) の普及・発展は観光分野にも多くの影響を与えている [2]。インターネットの普及により、観光客は観光情報を収集することが容易となり、ツアー等で有名観光地を巡る団体旅行から、各個人で趣味嗜好に合った観光地を巡る個人旅行へと旅行のスタイルは変化している。さらに、ICT の発展に伴い、観光協会等の観光客を誘致する組織は、従来のような公式 Web サイトによる情報発信だけではなく、多様な形態での観光情報の発信、観光客のニーズの把握、新たな観光資源の発掘などが可能となった。

しかし現状としては、京都などの限られた地域では先進的な取り組み [3] が行われている一方で、観光分野におけるステークホルダの多くは小規模であり、ICT を活用するための資源が不足している [4]。鈴木らの調査 [5] でも、全国の市町村観光協会の約半数が SNS を使って地域に関する情報を発信しているが、実際には、多くの観光協会がアカウントを持っているだけの状態であり、観光客誘致には貢献できていないと指摘している。また、日本観光振興協会による調査 [6] でも、市町村観光協会の取り組みは、現地での観光案内や、プロモーションに偏っており、地域に関する調査や分析はあまり行われておらず、今後も重点的に取り組む予定はないとされている。他方で、海外の NTO (National

Tourism Organization) によるソーシャルメディア利用に着目してみても、ソーシャルメディアはマーケティングツールとして重要度が低く、効果的に活用されていないことが指摘されている [7]。

つまり、ICT の発展によって、膨大な量の情報の収集・分析が可能となり、より高度な観光地のマーケティングを行う機会が訪れているにもかかわらず、多くの地域はその機会を活かせていないと言える。しかし、人口の自然減少が続く日本において、観光によってもたらされる経済効果や交流人口の増加は重要な要素であると言える。特に、人口の自然減少に加えて社会減少も深刻な問題となっている地方部の市町村では、観光地として発展するためのマーケティング活動が必要不可欠であると考えられる。

そこで本研究では、観光地が発展するためのマーケティング活動における戦略立案の支援を目的とした研究を行う。まず、観光協会が情報発信の際に利用している Twitter アカウントを対象として、フォロワーのユーザプロフィールを分析することで、フォロワーの興味や関心を把握する。次に、フォロワーの興味・関心の傾向によって観光地間の類似度を算出し観光地の類型化を行う。さらに、観光地同士の関連性を可視化した観光地ポジショニングマップを作成する。

本研究により期待できる効果としては、当該地域に対して関心を寄せるユーザの興味・関心の傾向を把握することで、地域の抱える課題や潜在的な観光客の探索を支援することが可能であると考えられる。加えて、観光地ポジショニングマップを作成することで、当該地域が現在位置する市場を感覚的に見つけることができるため、差別化を図るべき競合地域や、模倣して追

随すべき地域を見つけることが容易になると考えられる。

## 2. 先行研究

本章では、本研究に関連する先行研究について述べ、それらの研究と本研究との違いについて説明する。

まず、Web上の情報を基づき観光地を分類する試みとしては杉本らの研究[8]が挙げられる。杉本らは、観光口コミサイトの口コミを分析し、抽出される感情語の分類を行っている。さらに、分類された感情語の出現率を観光地ごとにまとめることで観光地をグルーピングすることが可能であると示唆している。

次に、Web上の情報を用いない観光地類型化の試みとしては外村らの研究[9]が挙げられる。外村らは、各市町村の入込観光客数や宿泊率、観光施設数などの観光に関わる統計データを用いることで、観光都市と非観光都市を分類し、観光都市を更に五つのタイプに分類している。

また、観光地類型化の試み以外でも、Web上の情報を用いて観光地のマーケティングを支援する試みとして奥村らの研究[10]が挙げられる。奥村らは、対象地域名を含むブログの文章を抽出し、さらにその中でも長所情報の書かれた文だけを抽出し分析することで、観光地開発の支援が可能であるとしている。

これらの研究では、都市の規模や観光資源が類似した地域が類型化されるが、本研究では、Twitterプロフィールに記載されている、観光と関わりのない趣味情報等を用いることで、都市の規模や観光資源からは予測できない、潜在的な共通性を見つけ出すことが可能である。

## 3. 研究対象

まず本研究における“観光地”が示す範囲について定義する。観光地という言葉が示す範囲の定義は様々であるが、本研究では、行政分類上の市町村を観光地の範囲として取り扱う。

次に、対象とするTwitterアカウントについて説明する。観光には多くのステークホルダが存在し、観光客誘致のマーケティング活動は観光に携わる多くの組織によって行われている。本研究では、それらの組織の中でも、観光協会を観光客誘致の中心であると考え、観光協会のTwitterアカウントを対象としてフォロワー情報を用いた分析を行う。また、観光協会は所属するエリアに応じて様々な規模の組織が存在するが、前述の通り本研究では市町村を観光地の範囲としているため、各市町村に所属する市町村観光協会を分析の対象とする。

さらに、全国の市町村の中でも、①市町村単位で入

込観光客数を公表している、②観光協会がTwitterを利用している、という二つの条件を満たしている地域を対象地域として選定した。その結果、条件①に該当するのは、北海道、青森県、岩手県、宮城県、秋田県、茨城県、群馬県、千葉県、神奈川県、新潟県、山梨県、岐阜県、静岡県、三重県、滋賀県、和歌山県、島根県、広島県、山口県、長崎県、宮崎県の1道20県に所属する858市町村となった。さらに、その中で条件②に該当するのは、196市町村であり、次章以降ではこれらの市町村に所属する観光協会のTwitterアカウントの分析について述べる。

## 4. 分析手法

本章では、提案する観光地類型化の手法について述べる。類型化の流れはデータの収集から最後の可視化までの7段階に分かれている。以下では、各手順で行う内容やその目的、使用する手法やツールについて具体的に説明する。

### ① フォロワーとユーザプロフィールの抽出

はじめに、対象となる全観光協会のフォロワーの抽出を行い、観光協会ごとにフォロワー集合を作成する。次に、各フォロワー集合のユーザプロフィールを抽出し、観光協会ごとにプロフィール集合を作成する。本研究では、フォロワーとユーザプロフィールの抽出はTwitterAPIを用いて行う。

### ② ユーザプロフィールの形態素解析・頻出語の抽出

手順①で抽出したユーザプロフィールは形態素解析を行い、全プロフィール集合における頻出語を抽出する。形態素解析には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、本研究ではMeCabで使用される辞書に対して、オンライン辞書サービスのWikipediaとはてなキーワードに登録されている単語を登録する処理を事前に行っている。

### ③ 頻出語のクラスタリング

手順②で抽出された頻出語はクラスタ分析を行い、類似した単語同士のグループ化を行う。本研究では、抽出されたクラスタを「頻出語クラスタ」と呼び、類型化のための変数項目として使用する。頻出語のクラスタ分析は、共起関係に基づくJaccard距離を用いてWard法で行う。

### ④ 頻出語クラスタ出現率の算出

本研究では、観光地ごとにユーザプロフィール中の各頻出語クラスタの出現数を集計し、各プロフィール集合の文書数に占める割合を算出する。算出された数

表 1 頻出語クラスタ

クラスタ名	公式	情報 発信	アニメ・ゲ ーム	飲食	趣味	出身・ 在住	所属・ 形態	Twitter	スポーツ	日常
頻出 上位 単語	アカウント	情報	アニメ	酒	好き	在住	活動	フォロー	応援	仕事
	公式	イベント	ゲーム	食べる	大好き	出身	中心	よろしく お願い します	ファン	人
		発信		料理	趣味	現在	地域	TWITTE R	サッカー	日々
				美味しい	音楽	東京	紹介	ツイート	野球	日本
					旅行	生まれ	ブログ	気軽	ファン	思う

値は「頻出語クラスタ出現率」とし、分析のための変数として使用する。

しかし、頻出語クラスタ出現率を変数として類型化を行った場合、変数間に相関があり類型化に影響を与える可能性が高いため、本研究では、再度変数の要約を行う。

⑤ ユーザプロフィールの因子分析

手順⑤では、頻出語クラスタを相関のない変数に要約するため因子分析を行う。因子分析によって頻出語に潜む互いに相関のない因子を抽出する。そして、因子と各観光地の相関である因子得点を算出し、類型化のための変数として使用する。なお、因子分析における因子抽出方法は主因子法、回転法はプロマックス法、因子得点の計算方法は回帰法を採用している。

⑥ 観光地のクラスタリング

手順⑤で算出した各観光地の因子得点を変数としてクラスタ分析を行い、観光地を類型化する。今回の類型化では先行研究[9]を参考にして、抽出するクラスタをあらかじめ六つに指定した上でクラスタ分析を行う。また、クラスタ分析は平方ユークリッド距離を用いて、Ward法で行う。

⑦ ポジショニングマップの作成

最後に、観光地同士の関連性を可視化したポジショニングマップの作成法について述べる。

Twitterの情報をを用いて対象同士の関係を可視化する研究として西村らの研究[11]がある。西村らは、有名人に関するツイートによって有名人同士の人物関係を主成分分析、多次元尺度構成法、自己組織化写像によって可視化し、それぞれの手法の妥当性と発見性について比較している。本研究では、その中でも最も可視化手法として優れていると判断された多次元尺度構成法を用いてポジショニングマップを作成する。なお、可視化のための変数には、手順⑤で算出した各観光地

の因子得点を使用する。

5. 分析結果

本章では、前述した手法により行った観光地の類型化の結果について、実際の手順に沿って説明する。なお今回の類型化には、各観光協会のフォロワー集合と各フォロワー集合のプロフィール集合を用いているが、これらの情報は全て2015年11月1日時点のものを使用している。

① フォロワーとユーザプロフィールの抽出

まず、調査対象とした196市町村に所属する各観光協会フォロワーの抽出を行った。その結果、各観光協会フォロワー数の総計は319,933人であった。また、複数の観光協会をフォローしている重複ユーザを1ユーザとしたユーザ数は188,006人となった。

観光協会アカウントのフォロワー数の現状として、最大値は札幌市の27,042人、最小値は夕張市と下仁田市の4人、平均値は1,632人、中央値は914人、標準偏差は2,459となっている。

② ユーザプロフィールの形態素解析・頻出語の抽出

今回の分析では、日本語辞書による解析を行うため、外国語ユーザの22,817人は分析対象外とする。なお、外国語ユーザの判定は、Twitterアカウントに登録されている言語情報をTwitterAPIによって取得し、言語情報が“ja”以外のユーザを外国言語ユーザとした。外国語ユーザに加えて、ユーザプロフィールが非公開である、あるいは空欄である2,457人も分析の対象外とし、これらを除いた162,732人のユーザプロフィールの分析を行った。その結果、7,956,866語が抽出され、重複して使用されている単語を1語とした異なり語数は172,257語であった。

③ 頻出語のクラスタリング

本研究では172,257語のうち頻出上位100語をクラ

表 2 各頻出語クラスタの出現率

	公式	情報発信	アニメ・ゲーム	飲食	趣味	出身・在住	所属・形態	Twitter	スポーツ	日常
札幌市	1.0%	1.9%	0.5%	1.1%	6.0%	4.9%	3.7%	3.9%	1.1%	5.4%
横浜市	1.2%	2.8%	0.4%	2.0%	9.0%	6.2%	5.3%	4.5%	1.6%	7.5%
尾道市	1.5%	3.0%	0.8%	1.4%	8.6%	2.9%	6.1%	5.3%	4.1%	7.2%
北斗市	0.9%	1.9%	0.2%	0.7%	4.0%	2.7%	3.8%	3.3%	0.6%	4.1%
大洗町	1.6%	3.0%	2.8%	1.5%	10.0%	2.8%	7.6%	6.0%	1.6%	7.6%
美瑛町	1.5%	3.6%	0.3%	1.8%	9.9%	7.4%	7.0%	5.4%	1.6%	8.1%
笠間市	2.0%	4.5%	0.4%	1.7%	8.2%	3.1%	10.8%	6.5%	1.5%	8.8%
出雲市	1.6%	3.4%	0.5%	1.4%	9.0%	3.1%	6.5%	5.4%	1.6%	7.8%
黒石市	2.2%	4.9%	0.4%	1.6%	7.8%	3.8%	9.6%	6.6%	1.3%	8.9%
福島町	2.4%	3.3%	0.9%	1.6%	10.1%	5.5%	7.3%	7.5%	2.6%	8.5%

スタ分析し、10の頻出語クラスタを抽出した。10のクラスタにはそれぞれのクラスタに含まれる単語の特徴を考慮し、「公式」「情報発信」「アニメ・ゲーム」「飲食」「趣味」「出身・在住」「所属・形態」「Twitter」「スポーツ」「日常」という名前をつけた。表1は各クラスタの頻出上位単語を示したものである。

各頻出語クラスタには、それぞれユーザーの特徴を表す単語が含まれているため、観光地ごとに各クラスタの単語出現数を集計することで、各観光地のフォロワーの特徴を把握することが可能である。

#### ④ 頻出語クラスタ出現率の算出

分析のための変数を用意するため、ユーザープロフィール中の各クラスタの出現率を算出した。算出集計結果のうち、フォロワー数上位10地域の結果を表2に示す。また、本研究では頻出語クラスタ出現率によってフォロワーの傾向を把握し観光地の類型化を行うため、出現率に大きな偏りが生まれやすい、極端にフォロワー数の少ない地域は分析の対象外とした。具体的には、フォロワー数が100人未満の18地域を対象外として、フォロワー数100人以上の178地域の分析を行った。

#### ⑤ ユーザープロフィールの因子分析

頻出語クラスタ出現率を変数として因子分析を行った結果、固有値1以上の因子が三つ抽出された。本研究では、これら三つの因子を、解釈を行った上で分析に使用した。

解釈のための因子負荷量を表3に示す。まず第1因子は、公式、情報発信、所属・形態の因子負荷量が高い。そのため、個人の趣味などではなく、組織による公式な情報発信に関連が強いと考え、本研究では第1因子を「組織性」と解釈する。

次に第2因子は、飲食、日常、出身・在住の因子負荷量が高い。このことから、ユーザー自身の意思や詳細

表 3 因子負荷量

	組織性	積極性	オタク性
公式	.844	-.369	-.019
情報発信	.927	-.078	-.201
アニメ・ゲーム	-.028	-.386	.879
飲食	-.054	.653	-.031
趣味	-.141	.295	.477
出身・在住	-.001	.442	-.176
所属・形態	.791	-.007	-.053
Twitter	.652	.194	.291
スポーツ	-.241	-.058	.109
日常	.651	.496	.088

なプロフィールとの関連が強いと考えられる。そして、このような情報を記載するユーザーはTwitterを積極的に活用していると考えられるため、本研究では第2因子を「積極性」と解釈する。

最後に第3因子は、アニメ・ゲームの因子負荷量が特に高く、次いで趣味の因子負荷量が高いことから、特定の趣味への関連が強いと考えられる。Twitterプロフィールに特定の趣味を記載するユーザーは、その趣味への思いが特に強いユーザーである可能性が高い。したがって本研究では、第3因子を「オタク性」と解釈する。

#### ⑥ 観光地のクラスタリング

因子分析の際に算出した各観光地の因子得点に基づきクラスタ分析を行った結果、六つのクラスタを抽出した。各クラスタに所属する市町村の数は表4の通りである。また、表4には代表的な市町村として、各クラスタにおけるフォロワー数上位5市町村を記載している。以下では、各クラスタに所属する観光地の因子得点の傾向を踏まえて、クラスタ分析の結果の解釈を行う。

クラスタ 1 には、Twitter プロフィールをもとに抽出した三つの因子得点が低い市町村が集まっている。因子得点が低くなった要因として、分析の際に用いた頻出上位 100 単語をプロフィール中に含まないユーザが多く、各頻出語クラスタの出現率が低くなったことが考えられる。加えて、他の地域に比べてユーザの傾向に偏りが少ないことも影響していると考えられ、多種多様なフォロワーを有している地域とも考えられる。したがって本研究ではクラスタ 1 を「多様フォロワー型観光地」とした。

クラスタ 2 は、他のクラスタに比べてフォロワーの傾向に特徴が見られない。これは、クラスタ 2 に所属する地域のフォロワーの傾向が、全地域のフォロワーの傾向と類似していることが要因であると考えられ、クラスタ 2 のフォロワーは観光地として典型的なフォロワーであると言える。このことからクラスタ 2 を「典型フォロワー型観光地」とした。

クラスタ 3 はフォロワーのオタク性が高いが観光地のクラスタである。そのため、本研究ではクラスタ 3 を「オタクフォロワー型観光地」と名付けた。オタク性の高いフォロワーが多い要因としては、このクラスタに所属する四つの観光地が人気アニメやゲームの舞台となっており、それらの作品のファンがフォロワーとなっていることが考えられる。このような地域は観光分野において、“聖地巡礼”、“コンテンツツーリズム”の対象として注目されている。

クラスタ 4 はフォロワーの積極性が高い観光地のクラスタである。積極性の高いユーザは、Twitter 上で自らの情報発信だけでなく、収集した情報の拡散にも積極的であると考えられる。そのため、より多くの人に観光情報を伝えるにはこうしたフォロワーの存在が重要であると考えられ、クラスタ 4 は観光協会のアカウトとして望ましい特徴を有していると考えられる。以上のことからクラスタ 4 を「積極フォロワー型観光地」とした。

クラスタ 5 はフォロワーの組織性が高い観光地のクラスタである。これはフォロワーに、地域に関心を持つ個人ではなく、企業や協会などの組織ユーザが多いことを表している。また、その他の因子には特に偏りが見られないことから、クラスタ 5 を「組織フォロワー型観光地」とした。

クラスタ 6 にはフォロワーの組織性が高い観光地が集まっている。この傾向はクラスタ 5 と類似しているが、クラスタ 6 の観光地はフォロワーの組織性が高いことに加え、積極性とオタク性が低い地域が集まっていることから、積極的なユーザから最も関心を寄せられていないクラスタであると言える。したがって、クラスタ 6 を「非積極フォロワー型観光地」とした。

表 4 フォロワーの傾向によるクラスタ

クラスタ名	市町村数	代表的な市町村
多様フォロワー型観光地	22	札幌市 北斗市 尾道市 広島市 松江市
典型フォロワー型観光地	51	横浜市 美瑛町 出雲市 福島町 北上市
オタクフォロワー型観光地	4	大洗町 関ヶ原町 豊郷町 美濃加茂市
積極フォロワー型観光地	43	笠間市 黒石市 小樽市 伊東市 ニセコ町
組織フォロワー型観光地	47	延岡市 三沢市 甲賀市 山梨市 南会津町
非積極フォロワー型観光地	11	都城市 弘前市 美濃市 名張市 浦安市

### ⑦ ポジショニングマップの作成

多次元尺度法により図 1 のように観光地のポジショニングマップを作成した。図 1 には各クラスタのフォロワー数上位 3 地域のみをマッピングしている。なお、観光地名を囲む円の大きさは観光客の数を表しており、本研究では、観光客数として各市町村の 2013 年入込観光客数を使用している。可視化をすることで、観光地間の類似性に加え、クラスタ間の類似性の把握も容易になった。

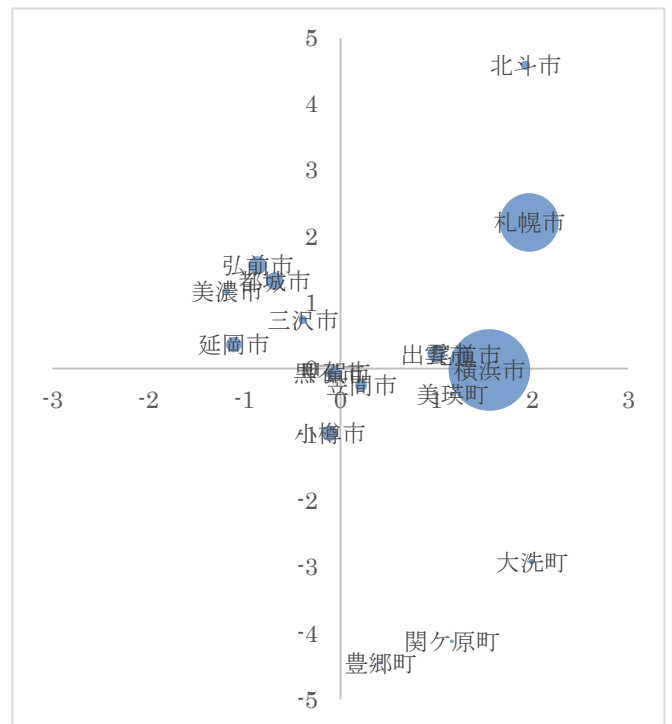


図 1 フォロワープロフィールに基づく観光地ポジショニングマップ

表 5 各クラスタの特徴

クラスタ名	人口		観光客数		フォロワー	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
多様フォロワー型	254,747	437,666	4,394,264	4,341,083	2,608	5,801
典型フォロワー型	191,782	549,584	4,603,332	8,120,213	1,872	1,852
オタクフォロワー型	22,179	19,276	1,515,645	1,637,425	3,619	2,125
積極フォロワー型	35,538	36,453	1,615,195	2,117,486	2,227	1,414
組織フォロワー型	54,350	76,471	1,233,963	1,098,055	942	786
非積極フォロワー型	69,032	66,970	5,057,980	12,082,440	1,067.	999

また本研究では、ポジショニングマップにおける縦軸と横軸の持つ意味の解釈を行った。横軸は、フォロワーの組織性が低い地域の値が高いことから、非組織性を現していると考えられる。縦軸は、フォロワーの傾向に偏りが少ない地域ほど値が高くなっていることから、フォロワーの多様性を表していると考えられる。

## 6. 考察

本章では、本研究で行った類型化が観光客誘致に向けた戦略立案を支援することができるか考察する。

まず、ユーザプロフィールを抽出し頻出語の因子分析を行ったことによって、観光協会の Twitter アカウントをフォローするユーザを、組織の公式情報を発信するユーザと、積極的に自分のプロフィールや目標などを公表する、Twitter に積極的に取り組むユーザ、主にアニメやゲームを好むオタク気質なユーザに大別することができた。これにより、各観光地にどのタイプのフォロワーに多いかという傾向によって、市町村を 6 つのクラスタに分類することができた。

次に、前章で抽出した六つのクラスタと、表 5 に示したような各クラスタの情報を比較し、分類の妥当性や発見性、各クラスタのマーケティング戦略について述べる。

多様フォロワー型観光地は所属する観光地の人口やフォロワーのばらつきが大きいクラスタである。それに対して観光客数のばらつきは小さく、他のクラスタに比べて観光客数の多いクラスタであることがわかる。よって、フォロワーの多様性は観光地が Twitter を活用するうえで注目すべき指標の一つであると考えられる。

典型フォロワー型観光地は、その名の通り他のクラスタに比べて有名観光地が多く集まったクラスタとなっている。また、このクラスタには横浜市や川崎市といった都市型観光地、出雲市や伊勢市といった有名神社を持つ観光地、妙高市や草津町といった温泉地など様々な形態の観光地が含まれている。これは、観光資源の種類が異なっているにもかかわらず、観光地のフォロワーの傾向は類似するという新たな発見であると言える。一方

で、このクラスタには観光客の少ない観光地も含まれており、こうした観光地が発展するためには、有名観光地との戦略的な差別化が必要であると考えられる。

オタクフォロワー型観光地に所属する四つの観光地は、それぞれ観光客数に差があり、口コミサイトに掲載されている観光資源の種類も様々である。このことから、先行研究の手法による類型化では、これらの観光地は同じクラスタには分類されないと考えられる。しかし、これらの観光地には人気作品の“聖地”という共通性ははっきりと存在しており、このようなクラスタを発見できたことは、類型化に Twitter プロフィールを用いた成果であると考えられる。また、オタクフォロワー型観光地は人口に対して観光客数が非常に多く、観光地として成功していると考えられる。ただし、コンテンツツーリズムに関する先行研究[12][13]では、このような観光地における課題として、地域住民の意思が軽視されていることや、ステークホルダ間での利害調整が困難であること、地域社会の歴史性や地域性が考慮されていないことなどが指摘されている。そのため、オタクフォロワー型観光地が持続的に観光客を誘致するには、これらの課題を一つ一つ解決していく必要があると言える。

積極フォロワー型観光地のフォロワーは、Twitter の活用に積極的であると考えられるユーザの比率が高く、より多くの人に観光情報を発信したい観光協会のアカウントとしては、フォロワーの傾向が望ましいと言える。他のクラスタと観光客数を比較しても、観光客数の平均値は他のクラスタを下回るが、人口あたりの観光客数は、特異な存在であるオタクフォロワー型観光地に次いで多く、規模に対して多くの観光客が訪れていることがわかる。ゆえに、フォロワーの積極性は観光地の中でも、特に規模の小さい観光地にとって重要な指標の一つであると考えられる。

組織フォロワー型観光地は、前述したようにフォロワーの組織性が高い観光地である。これは、観光客向けの観光情報や、住民向けのイベント情報を発信する観光協会のアカウントとしては望ましくない傾向と言える。実際に、このクラスタに所属する観光地は他の

クラスタに比べてフォロワー数や観光客数が少ない傾向にあり、フォロワーの組織性は観光地にとって負の影響を与える要素の一つであると考えられる。したがって、組織フォロワー型観光地はフォロワーの傾向を変化させるため、Twitterの活用方法を改善する必要があると考えられる。

非積極フォロワー型観光地も組織フォロワー型観光地と同様にフォロワーの組織性が高いため、Twitterの活用法の改善が必要であると考えられる。また、このクラスタは平均観光客数が多い一方で、観光客数の標準偏差も大きいクラスタである。これは日本有数の集客力を誇る東京ディズニーリゾートが浦安市にあるためであり、浦安市を除くと平均観光客数は1,254,829人となり、他のクラスタよりも少なくなる。また、積極的な情報発信、情報拡散が期待できるフォロワーが少ないことも問題であり、積極性の高いフォロワーの獲得に取り組むべきであると考えられる。

また、ポジショニングマップを作成することによってクラスタ分析による分類では分かりづらい、同クラスタに所属する地域間の距離や、他クラスタとの距離を明示することができた。さらに、軸の解釈を行うことで、競合地域との差別化や成功した観光地を模倣するため必要な要素の抽出を簡略化することができた。

以上のように、Twitterのユーザプロフィールを用いて類型化を行うことで、既存の手法とは異なる新たな発見が生まれたことに加え、Twitterを活用する上での留意点を明らかにすることができた。また、可視化によって観光地間の関連性の把握も容易となったことから、本研究で提案する類型化手法により、各観光地のマーケティング戦略立案を支援することが可能であると考えられる。

## 7. おわりに

本研究では、情報技術の発達により、ICTを活用した様々な分析が可能となる中で、観光客を誘致する組織の多くはその機会を活かせていないという問題に着目した。また、各観光地が魅力ある観光地づくりを行うには、当該地域に対してどのような人が関心を寄せているか、どのようなイメージを持たれているかなどを把握し、観光地としての位置づけを明確にする必要があると考えた。そこで本研究では、利用者が年々増加しているTwitterの情報を分析することで、既存の類型化手法とは違う、新たな類型化の手法を提示し、実際に類型化を行った。

その結果、観光客数が多い観光地はフォロワーに多様性があるという傾向が明らかになり、有名観光地には、観光資源には左右されない共通したフォロワーの傾向があることも明らかになった。さらに、先行研究

では発見することができない、オタクユーザに関心を寄せられているクラスタを新たに発見することができた。また、人口あたりの観光客数が少ない観光地は共通してフォロワーの組織性が高いという結果となり、フォロワーに占める組織ユーザの比率は観光客数に負の影響を与えることが示唆された。これにより、フォロワーに占める組織ユーザ比率の低下という、Twitter活用法の改善点の一つを導出することができた。

また、多次元尺度構成によって観光地同士の関連性を可視化した観光地ポジショニングマップを作成したことで、観光地間の関連性を把握することが容易となり、クラスタに捉われることなく、より直感的に競合地域を発見することができた。

今後の課題としては、今回の類型化により導出した課題である、フォロワーに占める組織ユーザ比率の低下に向け、対照的なクラスタである積極フォロワー型観光地のTwitter活用法の分析を行い、成功要因を抽出する。

また、今回の分析には日本語ユーザのプロフィールのみを使用した。今後は外国語ユーザのプロフィールの分析も必要であると考えられる。現在日本は、国や地域として訪日外国人旅行者の誘客に積極的に取り組んでおり、訪日外国人旅行者数は今後も増加していくと考えられる。今回調査したTwitterアカウントのフォロワーにも既に多くの英語ユーザが含まれており、英語ユーザへの対応は早急に行うべきであると考えられる。

また、今回の類型化では使用言語が日本語ユーザは全て分析の対象としたが、その中には一年以上更新がされていない、あるいは一度も投稿が行われていないなど、実質的に機能していないアカウントも多く含まれている。今後は投稿状況などからアクティブユーザと非アクティブユーザの選別を行った上で、各観光地のフォロワーの傾向を判別するといった試みも必要である。

## 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] 松原仁，山本雅人，川村秀憲，鈴木恵二，“観光情報学—情報処理技術の観光への適用”，システム/制御/情報：システム制御情報学会誌，No. 57，Vol. 8，pp. 316-322，2013.
- [3] 吉田信明，池上周作，金秀一，鄭心知，山内英之，中村行宏，“京都における観光への情報通信技術の応用”システム/制御/情報：システム制御情報学会誌，No. 57，Vol. 8，pp. 335-341，2013.
- [4] 松尾徳郎，鮫島正樹，橋本喜代太，“観光情報システムの歴史とトレンド”，電気学会論文誌.C，電子・情報・システム部門誌，No. 133，Vol. 3，pp. 562-566，2013.
- [5] 鈴木祥平，倉田陽平，“観光協会によるソーシャル

メディア活用に関する調査分析”， 観光情報学会  
第 11 回研究発表会講演論文集， pp. 25-28, 2015.

- [6] 日本観光振興協会，“地域観光協会『観光まちづくり』実態調査報告書”， 日本観光振興協会， 2012.
- [7] S. Haysa, S. John Pageb and D Buhalis “Social media as a destination marketing tool: its use by national tourism organisations”, *Current Issues in Tourism*, Vol. 16, No. 3, pp. 211-239, 2013.
- [8] 杉本祐介，水野忠則，菱田隆彰，“口コミに含まれる感情語を利用した観光地分類の検討”，マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集， pp. 1345-1350, 2014..
- [9] 外村剛久，宮下清栄，“観光統計を用いた都市の類型化による中心市街地分析と中心市街地活性化基本計画の連携について”， 都市計画論文集， Vol. 47, No. 3, pp. 415-420, 2012.
- [10] 奥村秀人，徳久雅人，村上仁一，村田真樹，“観光地に対する長所情報の収集と分類の試み”， 電子情報通信学会技術研究報告.TL, 思考と言語， Vol. 110, No. 244, pp. 25-30, 2010.
- [11] 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.
- [12] 風呂本武典，“コンテンツツーリズムにおける地域組織の構造と課題：地域エゴと閉鎖系の住民意識”， 広島商船高等専門学校紀要， No. 36, pp. 53-67, 2014.
- [13] 玉井建也，“地域イメージの歴史的変遷とアニメ聖地巡礼：鎌倉を事例として”， コンテンツツーリズム研究 = Web-Journal of Contents Tourism Studies, No. 3, pp. 1-12, 2011.