ジオタグ付き写真を用いたイベントとその穴場スポットの発見

† 静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻 〒 432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1 †† 大分工業高等専門学校情報工学科 〒 870-0152 大分県大分市牧 1666 番地 ††† 首都大学東京システムデザイン学部情報通信システムコース 〒 191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6 †††† 静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻 〒 432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1 E-mail: †gs15020@s.inf.shizuoka.ac.jp, ††m-hirota@oita-ct.ac.jp, †††ishikawa-hiroshi@sd.tmu.ac.jp, ††††yokoyama@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし 本研究では、写真に付与されたジオタグ、テキストタグ、撮影時刻から、ある地域の特徴的な語の発見を行う。そして、特徴語のバースト検知により、イベントの場所とイベントの発生期間を推定する。 また、そのイベントの写真に対して、撮影者を在住者 (地域に詳しい人) と観光者 (地域に詳しくない人) に分類し、それぞれの分類ごとに、ホットスポット (写真が多く撮影される地域) を抽出することにより、在住者のみが知っている穴場スポットの発見を行う。穴場スポットを発見することで、観光者が知り得ない、イベントの観覧スポットを抽出することが可能になる。これにより、混雑の緩和や観光者の満足度の向上が期待できる。

キーワード 特徴語抽出、ユーザ分類、関心領域、Flickr

1. はじめに

近年, デジタルカメラや, スマートフォンの普及により, 人々 は、日常生活や、観光などにおいて、気軽に写真を撮影するこ とができるようになった. それらの写真の中には、機器に付与 されている GPS 機能によって、写真を撮影した地点のジオタ グが付与されているものが存在する. ジオタグとは, 写真の 撮影地点を表す緯度経度情報である. また, 撮影した写真を Flickr^(注1) や Panoramio^(注2) などのソーシャルメディアサイト で共有する撮影者が増加している. ソーシャルメディアサイト に写真をアップロードする際、写真の撮影者はテキストタグと 呼ばれる,写真に関連した単語を付与することができる.テキ ストタグの例として, 撮影場所を示すもの, 撮影時刻を示す もの、機材やメーカーを示すもの、および撮影対象を示すも のなどが挙げられる. また, 人々が多くの写真を撮影した地域 には、人々が興味・関心のある領域が含まれていると考えられ る. このような興味・関心のある領域を分析し、観光産業への 応用、写真を撮影した人々の行動を分析する研究が行われてい る [1] [2] [3].

本研究において、多くの写真が撮影された地域をホットスポットと定義する。ホットスポットには、多くの人々が興味・関心のある領域が含まれていると考えられる。このとき、人々の興味・関心には、建物などの常時撮影できるものと、イベントや季節の自然の写真など、限られた期間内でのみ写真を撮影できるものに分類することができる。イベントや季節の自然などは限られた期間内でのみ写真を撮影できるため、事前にイベントの概要、撮影できる期間、および撮影スポットを把握する

必要がある. 特に、広範囲で行われるイベントでは移動にかかる時間が大きくなるため、重要である.

ここで、ある地域で撮影された写真に付与されるテキストタグのうち、イベント、その地域の名物、および建物などに関するテキストタグは、その地域で多く用いられるものの、他の地域ではあまり用いられないと考えられる。このような、ある地域で特徴的に使われるテキストタグを特徴語と定義する。地域の特徴語には、短い期間内で多く用いられる特徴語と、普遍的に用いられる特徴語が存在する。短い期間内で多く用いられる特徴語は、イベントなどに関する特徴語であると考えられ、それに対して普遍的に用いられる特徴語は、建物などの観光スポットに関する特徴語であると考えられる。そこで、短い期間に多く用いられる特徴語をイベントに関する特徴語と分類する。また、イベントに関する特徴語が多く用いられる期間を、イベントの開催期間と推定することで、イベントに関する特徴語とその開催時期を知ることができる。

また、地域に詳しい人を在住者、地域に詳しくない人を観光者と定義した場合、在住者と観光者では、写真を撮影する領域が異なる場合が存在する。例として花火やパレードのような、広い範囲で写真を撮影できるようなイベントが挙げられる。このようなイベントには、混雑を避ける目的、イベント全体の俯瞰、および美しい写真を撮影できる領域など、観光者の集中するイベントの中心地以外で写真を撮影する在住者が存在する。ここで、イベントの中心地では見ることのできない景観を撮影することができるスポットを穴場スポットと定義する。何度もイベントに参加する観光者は、今まで知らなかった場所でイベントに参加したいという需要や、今までとは違った角度から写真を撮影したいという需要が存在する。そのため、在住者のみが知る撮影スポットを、観光者に提示することは重要である。

ここで, 撮影者を考慮せずに, ホットスポットの発見を行っ

(注1): http://www.flickr.com/

(注2): http://www.panoramio.com/

た場合、観光者に興味・関心を持たれる領域が多く発見されて しまい、今まで知らなかった撮影スポットを発見することが難 しい. その原因として, 観光者の写真数は, 在住者の写真より も極度に多いことが挙げられる. 観光地には多くの観光者が訪 れ,多くの写真を撮影する.そのため,観光者の数や観光者の 撮影した写真数は、ソーシャルメディア上で急増する. それに 対して, 在住者の数は大きく変化しないため, 観光地における 写真の多くが観光者が撮影した写真になってしまう. そこで, 写真の撮影者を在住者と観光者に分類し、イベントに関する 写真を用いてホットスポットの発見を行い, ホットスポット内 の撮影者の比率を計算することで、イベントに関するホットス ポットがどのような撮影者に人気か知ることができる. これに より、穴場スポットを発見する. 穴場スポットを提示するシス テムを実装することで, 今まで知り得なかったイベントの撮影 スポットを、システムのユーザに提示することができると考え られる.

この2つの手法を用いることで、観光者が旅行の計画を行う際、イベントの概要、開催期間、および撮影スポットを知ることができるようになる.

本研究では、写真に付与されたジオタグ、テキストタグ、および撮影時刻を用いることで、ある地域で行われるイベントの穴場スポットの発見を行う。ある地域で用いられる特徴語を発見し、発見された特徴語を、短い期間でのみ用いられるものと、普遍的に用いられるものに分類することで、発見された特徴語をイベントに関する特徴語とイベント以外の観光スポットに分類する。さらに、特徴語がイベントに関する特徴語であると分類された場合、イベントに関する特徴語が頻繁に付与されている時期を、イベントの開催期間と推定する。加えて、本研究では、写真に付与されたジオタグと撮影時刻から、写真の撮影者を観光者と在住者に分類を行う。イベントに関する特徴語がテキストタグとして付与された写真を対象にホットスポットの発見を行う。発見されたホットスポットの在住者と観光者の比率から、広範囲で行われるイベントにおける穴場スポットの発見を行う。

本研究の構成は次のとおりである。2章では、本研究と関連研究の差分について述べる。3章では、提案手法の概要について述べる。4章では、提案手法により、特徴語の発見と、イベントの開催時期を推定した結果を示す。5章では、本研究で得られた成果のまとめについて述べる。

2. 関連研究

ジオタグ付き写真から写真が撮影された地域の情報を抽出,可視化する研究がいくつか挙げられる。Yin ら [4] は,地理的特徴を抽出する地域をグリッドに分け,写真に付与されているジオタグとテキストタグを用いて,セル内の地理的特徴を抽出し可視化をしている。Lamprianidis ら [5] は,地理的特徴を抽出出する地域をグリッドに分け,セル内の写真のジオタグを用いて,密度ベースのクラスタリングを行い,セル内で写真が多く撮影されている領域を抽出し,可視化をすることで,撮影者にとって人気のスポットを抽出している。これら 2 つの研究は,

撮影者にとって人気のあるスポットを抽出することはできるが、 撮影者を考慮したスポットの抽出は行っていない.本研究では、 撮影者情報を分類し、それぞれ人気のあるスポットを抽出し、 可視化をする.

ソーシャルメディアの特徴語を抽出する研究として,森田ら[6]の研究がある.森田はTwitter(注3)に投稿されたツイートを用いて,地域ごとのユーザが興味を持つ単語の抽出を行った.評価極性分析とn-gramを用いて,地域ごとのある話題への興味の違いを明示した.しかし,写真に付与されるテキストタグは,文章ではなく,独立した複数の単語が付与されるため,言語処理での手法を用いることが困難である.本研究では,独立した複数の単語から,統計的な手法を用いて,特徴語の発見を行う.

ソーシャルメディアのユーザの分類を行う研究として、田原ら [7] の研究がある。田原は Twitter のユーザの中からある地域に在住するユーザの分類を行った。語の出現頻度、語を発信するユーザの数、および地域の周辺とその他の地域の差異を考慮して抽出した特徴語と、その抽出された特徴語から算出された地域度を用いて検索する手法を提案している。しかし、ツィートにジオタグを付与することは可能であるが、その利用率は2012年の時点で0.77%と非常に低いため(ほ4)、ツィートを用いてホットスポットの発見を行うことは困難である。本研究では、ジオタグの収集が容易である、写真共有サイトの Flickrのユーザを対象にユーザの分類を行う。

Eric [8] は Fliker のユーザを、観光者と撮影者に分類し、それぞれの撮影者の写真の撮影地点を地図上にプロットすることで、撮影者ごとの特徴を可視化した. しかし、写真の撮影地点を地図上にプロットしただけであるため、どの地域が特に関心を持たれているか、その地域で何が関心を持たれているのかといった情報を得ることができない. そこで、本研究では、穴場スポットとして写真が多く撮影された領域を可視化させることで、具体的に関心の持たれているスポットの位置を示すとともに、どのようなものが関心を持たれているかという情報を可視化する.

3. 提案手法

本研究では、ソーシャルメディアサイトにアップロードされたジオタグ付き写真を用いて、穴場スポットの発見を目指す、穴場スポットの発見のために、写真に付与されたテキストタグから写真が撮影された地域の特徴語を発見する。さらに、発見された特徴語をイベントに関連するものとそれ以外に分類し、特徴語がイベントに関するものであると分類された場合、そのイベントの開催期間の推定を行う。加えて、写真の撮影者を在住者と観光者に分類し、撮影者の分類ごとに、ホットスポットを発見する。発見されたホットスポットと特徴語との関連度を算出し、撮影者の分類ごとに発見された特徴語に関連するホットスポットの領域を比較することで穴場スポットを発見する。

(注3): http://twitter.com (注4): http://semiocast.com/

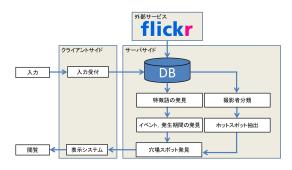


図 1 システム概要図

また、提案手法によって発見した穴場スポットをユーザに提示するための閲覧システムを構築する. 提案システムの構成を図1に示す. 本システムはサーバサイドとクライアントサイドで構成されている. サーバサイドでは、クライアントサイドにおいてユーザが入力した地域に応じた特徴語の発見を行い、発見された特徴語からイベントとその発生期間を発見する. また、写真の撮影者を在住者と観光者に分類を行い、撮影者の分類ごとにホットスポットの発見を行う. 発見されたホットスポットに、イベント情報を考慮することで、穴場スポットの発見を行う. 発見された穴場スポットをクライアントサイドに送信する.表示部分では、発見されたイベントと、その発生期間、およびその穴場スポットの可視化を行う.

3.1 データの収集

特徴語の発見、撮影者の分類、およびホットスポット発見のために写真と写真に付与されているジオタグ、撮影時刻、テキストタグ、および写真の撮影者といったメタデータを管理するデータベースを作成する。本研究では、写真に付与されたジオタグとして、写真の撮影位置情報(Exif の GPSLatitude、GPSLongitude)を用いる。Flickr API を用いて、世界中で撮影されたジオタグ情報が付与されている写真とそのジオタグ、テキストタグ、写真の撮影時刻情報(Exif の DateTimeOriginal)、および写真の撮影者情報を Flickr から取得する。

特徴語の発見のため、収集した写真から、地域ごとにデータベースを作成する. 緯度経度で地域を指定し、指定した地域内で撮影された写真と付与されたメタデータをデータベースに格納する. ここで、地域内で同じ撮影者が多量に写真を投稿している場合が存在する. 多量に写真を投稿する撮影者の多くは、テキストタグの付与を自動的に行うため同じテキストタグの写真が多量に存在してしまう. そこで、指定した地域で撮影されたすべての写真のうち、1割以上の写真を撮影した撮影者をノイズとして除去する.

また、撮影者の分類のため、収集された写真から Photo Collection を作成する。撮影者ごとに写真を収集し、時系列でソートしたものを Photo Collection と定義する。 Photo Collection の中には、写真が数枚のみの Photo Collection が存在する。このような Photo Collection は撮影者を正確に分類することができない。そのため、ノイズとして処理を行う。本論文では、ノイズ処理の閾値として、Photo Collection の総数が 30 枚以下の撮影者をノイズとして除去する。

表 1 収集された写真に付与されたテキストタグ数のランキング

順位	テキストタグ	枚数
1	nikon	4,485,383
2	canon	4,359,311
3	geotagged	3,583,080
4	square	3,538,532
5	travel	3,292,276

3.2 特徴語の発見

穴場スポットを発見するため、指定した地域内の特徴語の発見を行う。地域を指定し、指定した地域内で撮影された写真に付与されたテキストタグから、特徴語の発見を行う。特徴語とは、観光スポットやイベントの写真を撮影した際に付与されるテキストタグである。観光スポットやイベントに関するテキストタグは、他の地域では撮影することができないものであるため、その地域でしか付与されない。また、穴場スポットの発見を目指すため、特徴語は、観光スポットやイベントのような、撮影対象を示すような語である必要がある。

表1に示す通り、収集された写真に付与されたテキストタグのランキングの上位には、"nikon"のような機材やメーカーを示すテキストタグが多く存在し、他にも"2010"などの撮影時刻を示すテキストタグが上位に出現する。そのため、単純にテキストタグの出現頻度で、特徴語の発見を行った場合、イベントや観光スポットのような、撮影対象を表すテキストタグを発見することは困難である。

そこで、tf-idf 法を用いて、テキストタグに重みづけを行うことで、その地域の特徴語を発見する。tf-idf 法は、文章に出現する語に重みづけを行う手法で、文章を特徴づける語とは、その文章に多く出現し、また他の文章にはあまり出現しないような語であるという考えに基づいている。ここで、文章を地域、語をテキストタグと考えると、tf-idf 法はある地域で特徴的に用いられるテキストタグを発見するのに適している。tf-idf 法によりテキストタグに与えられる重みを重要度とすると、ある地域pで用いられるテキストタグtの重要度 $w_{t,p}$ は以下の式によって与えられる。

$$w_{t,p} = t f_{(t,p)} * log \frac{N}{df_t} \tag{1}$$

ここで、tf はある地域 p におけるテキストタグ t の出現頻度を表し、 df_t は全世界の写真の総数 N のうちテキストタグ t を含むテキストタグが付与された写真数を表す。重要度はある地域で多く付与され、他の地域であまり付与されないテキストタグほど大きな値を与えられる。つまり、重要度が大きなテキストタグほど、その地域で特徴的なテキストタグであるということができる。

ニューオーリンズ市内で撮影された写真に付与されたテキストタグに tf-idf 法を適用した結果を表 2 に示す.

tf-idf 法で得られた結果の上位に出現したテキストタグには、 撮影機材を示すテキストタグや撮影時刻を示すテキストタグを 除去できたものの、"neworleans"のような、撮影された地域を 示すテキストタグが多く発見された、地名は、他の地域では付

表 2 ニューオーリンズでの tf-idf 法による結果

順位	テキストタグ	重要度
1	neworleans	2.365
2	louisiana	1.170
3	orleans	0.874
4	nola	0.787
5	frenchquarter	0.710

与されず、その地名が表す地域でのみ付与され、その地域内の 写真に多く付与されるため、tf-idf 法では上位に出現してしま う. そのため、tf-idf 法では、撮影対象を示すテキストタグを 発見することは困難である.

そこで、tf-idf 法で得られた結果にテキストタグ同士の共起により重みづけを行い、特徴語の発見を行う。イベントや観光スポットに関するテキストタグは、実際にイベントや観光スポットを撮影した写真のみに付与される。それに対して、撮影地域を示すテキストタグは、その地域で撮影されたすべての写真に付与される。そのため、撮影地域を示すテキストタグは、撮影対象を示すテキストタグに対して、共起するテキストタグの数が多いと考えられる。そこで、tf-idf 法で得られた結果の上位に対して以下の処理を行い、地域 p におけるテキストタグ t の重要度 $t_{t,p}$ を以下の式で求める。

$$i_{t,p} = \frac{Co - occurrence(t, l)}{Co - occurrence(t)} * w_{t,p}$$
 (2)

ここで、Co-occurence(t,l) はテキストタグ t と共起するテキストタグのうち、tf-idf 法の結果の上位 l 件が出現した回数、Co-occurence(t) はテキストタグ t と共起したテキストタグ数を表す。今回は l の閾値として tf-idf 法の結果の上位 50 件とした。あるテキストタグと共起するすべてのテキストタグのうち、tf-idf 法の結果の上位の結果のテキストタグの割合が多く、かつ tf-idf 法の結果の結果が高いテキストタグが与えられる重要度が大きくなる。本研究では写真に付与されたテキストタグにtf-idf 法とテキストタグを用いた結果、上位に出現するものを特徴語とする。

3.3 イベントの発見

発見された特徴語から、特徴語をイベントと観光スポットに 分類する.ここで、イベントをある地域で行われるイベントや 季節の自然と定義し、観光スポットをイベントを含まない観光 資源と定義する.イベントに関する写真は、イベントの開催される短い期間にのみ撮影することが可能であるため、イベント に関するテキストタグは限定された期間にのみ付与される.それに対して、観光スポットの写真は普遍的に撮影することが可能であるため、観光スポットに関するテキストタグは、年間を通して付与される.そのため、イベントに関する特徴語は、観光スポットに関する特徴語に対して、短い期間に集中すると考えられる.そこで、得られた特徴語に対して、バースト検知の処理を行うことで、特徴語の出現頻度が急激に上昇する期間(バースト期間)を検知することで、得られた特徴語がイベントであるか分類を行うことが可能であると考える.また、イベントに関する特徴語を発見するだけでなく、バースト期間からイ ベントの開催期間を推定することで、旅行を計画する際の参考 になると考えられる.

本研究では、Kleinberg ら [9] の考案したバースト解析アルゴリズムを用いた.このアルゴリズムを用いることで、各特徴語ごとにバースト度を付与することが可能になる.バースト度が大きい特徴語を観光スポットと分類する.また、バースト度が大きい状態が連続する場合、その期間をイベントの開催期間と推定する.

ここで,特徴語がテキストタグとして付与された写真数には 大きな差がある. バースト度は, 写真数に大きく影響を受ける. そこで, 本研究では, 特徴語のバースト度が, 特徴語がテキス トタグとして付与された写真数の10%以上の場合,その特徴 語をイベントと推定することで、写真数の異なる特徴語への対 処を行う. また、複数のバースト期間が連続して検知される場 合が存在する. このような例として, 数日にわたって連続して 行われるイベントや、連続する週末に行われるイベントが挙げ られる. イベントの期間が分割されるようなイベントの場合, 一度バースト期間が出現した後、非バースト期間を経て、また バースト期間が出現する. このようなイベントに対応するため, バースト期間から7日後までにもう一度バースト期間があった 場合、初めのバースト期間から最後のバースト期間までの期間 をイベントの開催期間とする.この処理を施した後、複数の開 催期間が発見された場合, 最もバースト度の大きいバースト期 間を含むものを開催期間とする.

また、イベントに関する写真にテキストタグを付与する際、様々な語が付与されることが考えられる。例えば、花火大会に関する写真に付与されるテキストタグとして、"fireworks"、"fire"、"display"などが挙げられる。これらのテキストタグはすべて同じイベントに関する特徴語であるため、同じイベントとして扱う必要がある。そこで、バースト期間が一致する、またはある特徴語のバースト期間が、別の特徴語のバースト期間を含有する場合それらの特徴語を同じイベントと推定する。

3.4 撮影者の分類

本研究では、写真に付与されたジオタグ情報、撮影時刻、および Photo Collection の総数を用い、撮影者を在住者と観光者に分類する。著者らの先行研究 [10] で、ある地域でよく写真を撮影する撮影者は、その地域の在住者であると考えられるという仮定に基づき撮影者の分類を行った。先行研究で提案した撮影者分類のうち、最も結果の良かった地域滞在時間に基づいた分類を、撮影者の分類に用いる。

3.4.1 地域滞在時間に基づいた分類

写真の撮影時刻に基づいて、指定した地域に滞在している時間を算出することで、撮影者の分類を行う. Photo Collection の中で、指定した地域内で撮影された写真が連続した際、その撮影時刻の差を抽出し、撮影時刻の差の総和を得る.

撮影時刻の差の総和は、指定した地域の滞在時間と考えられる.人々は観光の際、限られた時間で写真を撮影するのに対し、 在住者は長い期間で写真を撮影することが可能である.これより、指定した地域の滞在時間が短い撮影者を観光者、滞在時間が長い撮影者を在住者と分類する.

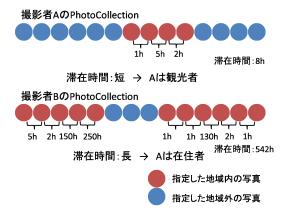


図 2 地域滞在時間に基づいた分類

図 2 にある撮影者の Photo Collection を示す. 撮影者 A は, 指定した地域内の写真が連続した際の撮影時刻の差の総和は非常に短い. そのため, 撮影者 A を観光者と分類する. それに対して, 撮影者 B は, 指定した地域内の写真が連続した際の, 撮影時刻の差の総和が大きい. そのため, 撮影者 B を在住者と分類する. 本研究では, 滞在時間の閾値を 14 日とする.

3.5 穴場スポットの発見

ある地域において、どのような領域で多くの写真が撮影されているか可視化するため、写真のジオタグを用いてホットスポットの発見を行う。写真が多く撮影される地域は人々にとって関心のある地域であると考えられるため、写真の密度の高い地域を推定するため、密度ベースのクラスタリング手法である DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering) [11] を用いてホットスポットの発見を行う。クラスタ間の距離の閾値 Eps とデータ数の閾値 Num に基づいて、以下の接続関係で到達できる集合であり、集合の中でも極大なものをクラスタとして抽出する。

$$x_p \in N_{Eps}(x_p) \tag{3}$$

$$|N_{Eps_{(x_n)}} \ge |Num| \tag{4}$$

ただし、 $N_{Eps}(x_p) = x_p \in X||Dist(x_p, x_q) < Eps$ である. 2 点間の距離 $Dist(x_p, x_q)$ はヒュベニの公式を用い、算出する.

$$Dist(x_p, x_q) = ((M * dP) * (M * dP) + (N * cos(P) * dR) * (N * cos(P) * dR))^2$$
(5)

このとき、P は 2 点間の平均緯度、dP は 2 点間の緯度差、dR は 2 点間の経度差、M は午線曲率半径を表す。 DBSCAN によって抽出されたクラスタがそれぞれホットスポットである.

ここで、発見されたホットスポットに含まれる写真の撮影者の割合を用いて穴場スポットを発見を行う。イベントと推定された特徴語が、テキストタグとして付与された写真を用いてホットスポットの発見する。はじめに、収集した地域全体の在住者と観光者の割合を算出する。同様に発見されたホットスポット内で撮影された写真の撮影者の割合を算出し、在住者の割合が多いホットスポットを穴場スポットとする。これにより、特徴語に関連する写真が多く撮影された領域を可視化するとと

もに、そのホットスポットがどのような撮影者に人気があるか 知ることが可能になり、穴場スポットを発見することができる.

4. 実 験

本研究で提案したイベントの発見とその開催期間を評価する実験を行う。本章の実験では、2つの実験を行う。1つ目の実験は、予備実験として収集された写真から、正しくイベントの情報を発見できているか検証を行う。2つ目の実験として、得られた特徴語からホットスポットの発見を行い、穴場スポットと穴場スポット以外のホットスポットを可視化を行い、穴場スポット発見の精度を評価する。データセットとして、2014年7月15日までにFlickrにアップロードされた写真207,265,132枚を収集した。また、収集された写真のうち実験に用いる地域と写真数を表3に示す。

表 3 データセット

*	
地域名	写真数
neworleans	340,403
valencia	95,331
Saint-Jean-sur-Richelieu	9,586

4.1 検証実験

はじめに、提案手法で得られた特徴語が実際に、撮影対象を示すテキストタグを発見できているか検証を行う。発見された特徴語の結果上位 10 件のテキストタグが付与された写真の閲覧と、テキストタグをインターネット上で検索することにより、特徴語が撮影対象を示すテキストタグであるか正答率を用いて分類の評価を行う。ここで、街並み自体が撮影対象となる場合が存在するが、都市未満の地名がテキストタグとして付与されていた場合、撮影対象を示すテキストタグとして判断する。

次に、発見された特徴語をイベントと観光スポットに正しく分類を行えているか、提案手法で正しくイベントの開催期間を推定できているか検証を行う. 特徴語をインターネットで検索を行うことで、イベントに関する情報を得られるか、また提案手法により得られた開催期間とイベントにに関する情報が一致するか正答率を用いて評価を行う. イベントの開催期間推定では、旅行を計画する際に、どの時期に行われているかの参考になればよいため、提案手法で得られた開催期間が、実際の開催期間と±10日以内の誤差であれば、開催期間が一致したと判断する. イベントの開催期間推定では、年間のどの時期にイベントが開催されたかを評価するため、データセットのうち2011年1月1日から2011年12月31日までに撮影された写真を用いて提案手法によりイベントの発見を行う.

4.2 検証実験結果

提案手法を neworleans データセットに適用した際に発見できた特徴語と、その特徴語が撮影対象を示す語であるかの検証結果を表 4 に示す.また、実験を行った 3 つの都市の結果をまとめたものを表 5 に示す.neworleans データセットでは正答率 80%、3 都市の合計では 76.6%という結果となった.表 4 より、撮影機材を示すテキストタグ、撮影時刻を示すテキストタグ、および撮影地域を示すテキストタグを概ね除去することが

表 4 neworleans データセットより発見できた特徴語とその結果

順位	特徴語	撮影対象を示すテキストタグであるか
1	supersunday	0
2	zulu	0
3	jazzfest	0
4	mardi	0
5	southerndecadence	0
6	pnola	×
7	mardigras	0
8	gras	0
9	orleans	×
10	algierspoint	0

表 5 各都市の正答率

地域	正答率
neworleans	80%
valencia	70%
stjeans	80%
合計	76.6%

でき、上位に撮影対象を示すテキストタグが多く出現した.

特徴語として発見されたテキストタグのうち、撮影対象を示すテキストタグでないものの中には、同一の撮影者が複数枚の写真に対して、同じテキストタグを付与しているものが存在したことが分かる。このような問題に対応するため、同一の撮影者や、複数の写真に同一のテキストタグが付与されている場合を考慮する必要がある。

提案手法により得られた特徴語からイベントの発見を neworleans データセットで行った結果,バースト期間が検知され たものを図3に示す.バースト期間が同時期である, "zulu", "mardi", "mardigras", "gras", "supersunday"の特徴語を同 一イベントとみなし、4つのイベントを発見することができた. 特徴語ごとに、写真数が大きく異なるため、バーストの度合い が大きく異なる結果となった. 発見できたイベントを検索し. 得られたイベントの開催期間と提案手法との一致しているかを 表6に示す. 結果より、発見された4つのイベントのうち3つ が実際に行われたイベントであり、正しくイベントを発見でき た特徴語に関しては開催期間を推定できていることが分かる. 正しくイベントの推定を行えなかった特徴語 "algierspoint"は, 街の区画の名前であり、普段はあまり写真の撮影が行われない スポットであるが、一人の撮影者が、多量に写真を投稿したた め,バーストとして検出されてしまった.特徴語の発見と同様 に、少数の撮影者にのみ付与されたテキストタグに対処する必 要がある.

また, "jazzfest"は実際はイベントが2回に分けられて行われている. 提案手法では, 前半のイベントはバースト期間を検知することができたが,後半のイベントはバースト度が小さく,正しく検知することができなった. 今後,イベントの開催期間を推定するバースト度の検証を行う必要がある.

4.3 可視化結果

提案手法により得られたイベントが、テキストタグとして

付与された写真に対して、DBSCAN を適用することにより発見された穴場スポットの可視化を行う。イベント "mardigras" に関する穴場スポットの分布を図 4 に示す。DBSCAN のパラメータとして Eps=0.00025,Num=30 に設定した。図 4 のマーカーは、ホットスポット内の写真の位置を示しており、赤のマーカーは穴場スポット、青のマーカーは観光者に人気のスポット、および白いマーカーは両方の撮影者に人気のスポットを示す。

"mardigras"はメインストリートを中心に街全体でパレードを行うイベントである。観光者に人気のスポットはメインストリート周辺に集中するのに対して、穴場スポットは郊外に存在するものある。観光者に人気のスポットでは、巨大な乗り物に乗ってパレードを行う写真が多く見られたのに対して、穴場スポットの写真では、仮装した人と祭りを見学に来ていると考えられる人が交流している写真などが発見できた。パレードのようなイベントでは、撮影者が動かなくても被写体が移動するため、動かずにイベントの観覧を行うことが多いと考えられる。そのため、このようなスポットは事前に知らなければ、このような交流は難しいと考える。

また,発見されたホットスポットに,両方の撮影者に人気のスポットがほとんど存在せず,穴場スポットか観光者に人気のスポットかに分かれる結果となった.この原因として,パレードを見学する際,一つの場所に立ち止まって,写真を撮影するため,ホットスポット内の撮影者数が少なくなってしまったことが考えられる.

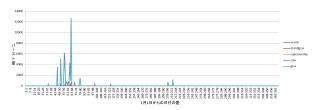
4.4 定量的評価

提案手法により発見された穴場スポットの精度の評価を行う. 発見されたホットスポット内の写真を閲覧することで,人手によりすべてのホットスポットから穴場スポットを抽出し,正解データとした.正解データによる穴場スポットと,提案システムの発見した穴場スポットと比較し,適合率 (*Precision*),再現率 (*Recall*),F 値を計算し,評価指標とした.ただし,F 値は以下の式で計算を行う.

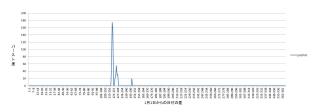
$$F = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision} \tag{6}$$

本研究は、広範囲で行われるイベントの穴場を探すことが目的のため、発見された3つのイベントのうち、広範囲で行われたイベント "mardigras"を用いて評価を行う。イベント "mardigras"において、パレードの最中ではなく、仮装したイベントの参加者と自由に写真を撮影することができるような写真を穴場の写真とした。また、収集された写真の中にはFlickrのサーバから削除されてしまった写真や、イベントと関係のない写真が存在する。このような写真をノイズとした結果、ホットスポット内の写真数がDBSCANのパラメータである Num の値より小さくなるホットスポットはノイズとして扱った。

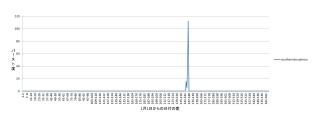
表7に評価結果を示す。適合率に対して再現率が高くなる結果となった。適合率が下がる例として、在住者もパレードの最中の写真を撮影するため、システムでは穴場スポットと分類されていても、実際にはパレードの最中の写真を撮影しているホットスポットが存在することが挙げられる。また、システムにより観光者に人気のスポットと分類された中に、正解データ



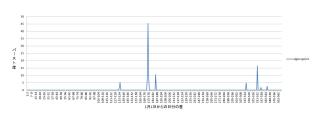
(a) 特徵語: mardi, mardigras, supersunday, zulu, gras



(b) 特徴語: jazzfest



(c) 特徵語: southerndecadence



(d) 特徵語: algierspoint

図 3 特徴語ごとに検知されたバースト

表 7 穴場スポット発見の精度

再現率	適合率	F 値
0.72	0.654	0.685

では穴場スポットであるスポットが存在した. これは,イベントの中心を少し離れたところで,パレードに参加していない仮装した人たちが集まる場所があり,そのような場所で多くの観光者が写真を撮影したことが原因として挙げられる.

5. おわりに

本研究では、ソーシャルメディアにアップロードされた写真のテキストタグ、ジオタグ、および撮影時刻を用いて、写真が撮影された地域で行われるイベントの穴場スポットを発見する手法を提案した。写真に付与されたテキストタグを用いて、写真が撮影された地域の特徴語を発見し、発見された特徴語のバースト度を算出することでイベントを発見した。写真の撮影者を、指定した地域内の写真の撮影時刻の差から、在住者と観光者に分類した。発見されたイベントに関する写真からホットスポットを発見し、写真の撮影者の比率から穴場スポットを発見し、可視化を行った。実験結果より、特徴語の発見では、tf-idf 法

とテキストタグの共起を用いることで、その地域で撮影される、 撮影対象を示すテキストタグを発見できたことが分かった。ま た、イベントの発見では、特徴語ごとに、バースト検知を行い、 バースト期間が検出されたものをイベントとし、バースト期間 からイベントの開催期間を推定した。穴場スポットは、イベン トの参加者と写真の撮影者が交流できるようなスポットを発見 することができた。

今後の方針として,少数の撮影者による,特徴語の発見や ホットスポットの発見に対応したいと考えている. 今回の手法 では、撮影したすべての写真に同一のテキストタグを付与する 撮影者がいた際、現在の提案手法では特徴語として発見されて しまうという問題や、少数の撮影者により発見されるホットス ポットが生じてしまうという問題が存在する. そこで、複数の 撮影者から付与されたテキストタグに重み付けを行うなどの方 法で、少数の撮影者の写真に対応する必要がある. また、イベ ントの内容が被写体になっていない写真への対応が挙げられる. 今回は,イベントに関連の無い写真はノイズとして扱ったが, イベント名がテキストタグとして付与された写真には、撮影者 がイベントに取った食事や、興味を持った建物である可能性が ある. 人が写真を閲覧し, 直接イベントに関係の無いと感じる 写真でも, 実際はイベント中に行うことができるものである可 能性がある. このような一見イベントに関係の無い写真をメタ データを用いることで、イベントと関連付けたいと考えている.

文 献

- [1] S. Kisilevich, F. Mansmann, and D. Keim, "P-DBSCAN: A density based clustering algorithm for exploration and analysis of attractive areas using collections of geo-tagged photos", Proc. 1st International Conference on Computing for Geospatial Research & Application No.38, 2010
- [2] 王佳な,野田雅文, 高橋友和,出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, "Web 上の大量の写真に対する画像分類による観光マップの作成",情報処理学会,2011
- [3] DmiDmitry Laptev, Alexey Tikhonov, Pavel Serdyukov, Gleb Gusev, "Parameter-Free Discovery and Recommendation of Areas-of-Interest", 22th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2014
- [4] Zhijun Yin, Liangliang Vao, Jiwei Han, Chengxiang Zhai, Thomas Huang, "Geographical Topic Discovery and Comparison", 20st International WWW Conference, 2011
- [5] George Lamprianidis, Dieter Pfoser, "Collaborative Geospatial Feature Search", 20th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2012
- [6] 森田洋平,白松俊,岩田彰,"地域特性を表すツイートの探索的 閲覧支援システムの開発", sigam, 2015
- [7] 田原琢士,馬強, "Twitter から有益な日常情報を発見するための特徴語による地域ユーザの検索",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,2014
- [8] "Eric Fischer", https://www.flickr.com/photos/walkingsf/
- [9] Kleinberg, J, "Bursty and Hierarchical Structure in Streams", Proc. 8th SIGKDD, pp.91101 2002
- [10] 櫻川直洋,廣田雅春,石川博,横山昌平"ジオタグ付き写真の撮影者を在住者と観光者に分類することによるホットスポットの発見",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

表 6 発見されたイベントと開催期間

21 0 222 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1					
特徴語	実在するイベントか	実際のイベント名	推定開催期間	実際の開催期間	正誤
supersunday					
zulu					
mardi	0	mardigras	2月15日-3月15日	2月20日-3月8日	0
mardigras					
gras					
jazzfest	0	jazzfest	4月29日-5月2日	4月29日-5月1日,5月5日-5月8日	0
southerndecadence	0	southerndecadence	9月4日-9月6日	9月5日	0
algierspoint	×	-	6月25日	-	-

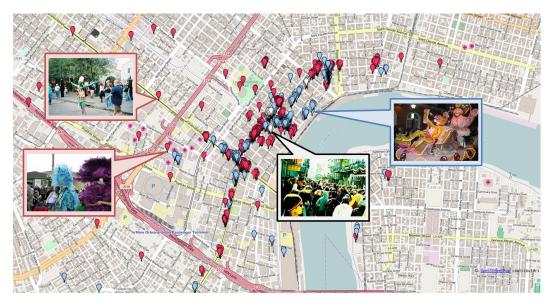


図 4 穴場スポット可視化結果

ム, 2015

[11] M. Ester, H. P. Kriegel, J. Sander and X. Xu, "A Density-Based Alogorithm for Descovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise", The Second Int'l. Conf. on knowledge Discovery and Data Mining, 1996