

Flickr を利用した穴場撮影スポットの発見の一手法

陳 嘉穎[†] 新妻弘崇^{††} 太田 学^{††}

^{†, ††} 岡山大学大学院自然科学研究科 〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中三丁目1番1号
E-mail: [†]chen@de.cs.okayama-u.ac.jp, ^{††}{niitsuma,ohta}@cs.okayama-u.ac.jp

あらまし 写真投稿サイト Flickr 上には世界中の人々が投稿した旅行写真が大量に蓄積されている。写真は撮影者の興味や関心を写しているものと考えられるため、これを活用した観光行動の分析や観光情報ツールの開発が行われてきた。本稿では、Flickr の投稿写真に付与されている撮影場所の緯度経度情報、写真の撮影日時、ラベルなどのメタデータを収集して、緯度経度情報をクラスタリングする。そして、生成されるクラスターを撮影スポットとして、穴場撮影スポット度を算出し穴場撮影スポットを発見する手法を2つ提案する。実験では、京都の清水寺と京都タワーの穴場撮影スポットの発見を試み、評価した。

キーワード Flickr, 穴場撮影スポット, クラスタリング

1 はじめに

2020年の東京オリンピック及び2025年の大阪国際博覧会といった国際的なイベントの開催により、外国人観光客が2004年度の614万人から2017年度には2869万人と増加傾向にある[1]。2017年の「訪日外国人の消費動向」[2]によると、日本への再訪希望者が9割を超え、「必ず来たい」が58.6%を占める。また、日本への訪問回数では、「1回目」が42.3%、「2回目」が19.2%を占める一方、「10回目以上」も9.1%と少なくない。従って、新たな観光情報を提供することがますます重要になってくる。旅行の出発前に得た旅行情報源で役に立ったもののうち、SNSは21.4%を占める[2]。そのため、SNSから新たな観光情報を発見することができる。観光ガイドブックや観光サイトは、主に人気のある観光スポットを掲載しているが、人気のある観光スポットに関する撮影スポットの情報は少ない。また、人気のある観光スポットの周辺には観光客が多く集まり、混雑で観光の満足度が下がったり観光写真の撮影に影響したりする可能性が高い。そのため、穴場撮影スポットの発見には需要がある。

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ようになった。それらの写真の中には、機器の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もある。また、Flickr^(注1)のような写真投稿サイトの登場により、写真を他人と共有することができるようになった。Flickrは2012年に共有写真数が70億枚に達したことを発表しており、そこには膨大な数の写真が存在する。Flickrの投稿写真には、位置情報、投稿時間、ユーザがつけた説明文などさまざまな情報が付随する。これらの情報は写真のメタデータである。写真は撮影者の興味や関心を写しているものと考えられるため、写真に付与されているメタデータを解析することにより、観光スポットに関係する情報が発見できる。

本稿では、Flickrの投稿写真のメタデータを用いて、穴場撮影スポットを発見する手法を提案する。本稿の構成は以下の通りである。2節では、関連研究について述べ、3節では、提案する穴場撮影スポットの発見手法について説明する。4節では、評価実験の内容と結果を示す。5節では、本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

2.1 穴場スポットの発見

櫻川ら[9]は、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した。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を発見し、地域で特徴的に使われるテキストタグを特徴語と定義した。そして、特徴語のパーセント検知により、イベントの場所とイベントの発生期間を推定した。また、そのイベントの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、撮影者を在住者と観光客に分類した。櫻川らはDBSCAN[16]により発見したホットスポット（写真が多く撮影される地域）内で撮影された写真の撮影者の割合を算出し、在住者の割合が高いホットスポットを穴場スポットとして発見する手法を提案した。

西脇ら[11]は知名度が低い、他の景観地点と比べて同等以上の満足が得られる景観地点を穴場スポットと定義した。ある地点の知名度はその地点における滞在数、つまり撮影者数で表す。西脇らは写真に付与された位置情報をDBSCANでクラスタリングした。そして、各クラスターの総お気に入り数の対数と撮影者数との比で穴場スポット度を算出した。穴場スポット度が高い地点を穴場スポットの候補として出力し、Web上にその地点に対する肯定的な記述が書かれていれば、穴場スポットであると判断した。北山[12]は西脇らと、穴場スポットの定義は同じであるが、穴場スポット度の計算式が異なる。北山は、スポットが評価される度合いと知名度の比で穴場スポット度を算出した。ここで、スポットが評価される度合いは、スポット内

(注1) : Flickr, <https://www.flickr.com/>

の写真の閲覧数の平均とした。北山 [12] は西脇らと同様に、写真に付与された位置情報を DBSCAN によりクラスタリングして、穴場スポットを発見する手法を提案した。

2.2 クラスタリング手法

2.2.1 x-means 法

クラスタ数を自動的に決定する x-means 法を説明する。x-means 法は Pelleg らによって提案され、k-means 法 [13] の逐次繰り返しとバイズ情報量規準 (BIC) による分割停止基準を用いて最適なクラスタ数を決定するクラスタリング手法である。\$n\$ 個の \$p\$ 次元のデータ \$\mathbf{X}\$ に対するクラスタリングの具体的な手順は以下の通りである [18]。

- (1) 十分に小さなクラスタ数の初期値 \$k_0\$ を指定し、\$k = k_0\$ として k-means 法によるクラスタリングをして、生成される各クラスタを \$C_1, C_2, \dots, C_{k_0}\$ とする。
- (2) \$i = 1, 2, \dots, k_0\$ とし、手順 (3)~(8) を繰り返す。
- (3) 各クラスタ \$C_i\$ に対して、\$k = 2\$ として k-means 法を適用する。分割後のクラスタを \$C_i^1, C_i^2\$ とする。
- (4) \$C_i\$ に含まれる各データ \$\mathbf{x}_i\$ に \$p\$ 変量正規分布

$$f(\theta_i; \mathbf{x}) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\mathbf{V}_i|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \mathbf{V}_i^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)}{2}\right]$$

を仮定し、その時の BIC を以下により計算する。

$$\text{BIC} = -2\log L(\hat{\theta}_i; \mathbf{x}_i \in C_i) + q \log n_i$$

ここで、\$\hat{\theta}_i = [\hat{\boldsymbol{\mu}}_i, \hat{\mathbf{V}}_i]\$ は、\$p\$ 変量正規分布のパラメータの最尤推定値とする。\$\boldsymbol{\mu}_i\$ は \$p\$ 次元の平均値ベクトル、\$\mathbf{V}_i\$ は \$p \times p\$ の分散・共分散行列である。\$q\$ はパラメータ空間の次元数であり、各パラメータがそれぞれ独立であると仮定して共分散を無視すると \$q = 2p\$ である。\$\mathbf{x}_i\$ はクラスタ \$C_i\$ に含まれる \$p\$ 次元データとし、\$n_i\$ は \$C_i\$ に含まれるデータ数である。\$L\$ は尤度関数で \$L(\cdot) = \prod f(\cdot)\$ である。

- (5) \$C_i^1, C_i^2\$ に対して、それぞれのパラメータ \$\theta_i^1, \theta_i^2\$ をもつ \$p\$ 変量正規分布を仮定し、2 分割モデルにおいてデータの従う確率密度を

$$\mathbf{x}_i \sim \alpha_i [f(\theta_i^1; \mathbf{x})]^{\delta_i} [f(\theta_i^2; \mathbf{x})]^{1-\delta_i}$$

とおく。ここで

$$\delta_i = \begin{cases} 1, & \mathbf{x}_i \in C_i^1 \\ 0, & \mathbf{x}_i \in C_i^2 \end{cases}$$

とする。また \$\alpha_i\$ は確率密度とするための基準化定数であり、その近似として、

$$\alpha_i = 0.5/K(\beta_i)$$

により計算する。ここで \$K(\cdot)\$ は標準正規分布の下側確率とする。\$\beta_i\$ は \$f(\theta_i^1; \mathbf{x}_i)\$ と \$f(\theta_i^2; \mathbf{x}_i)\$ の分離の程度を示す指

標で

$$\beta_i = \sqrt{\frac{\|\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2\|^2}{|\mathbf{V}_1| + |\mathbf{V}_2|}}$$

で示すものとする。これらを用いて 2 分割モデルにおける BIC を以下により計算する。

$$\text{BIC}' = -2\log L(\hat{\theta}_i; \mathbf{x}_i \in C_i) + q' \log n_i$$

ここで \$\hat{\theta}_i = [\hat{\boldsymbol{\mu}}_i, \hat{\mathbf{V}}_i]\$ は、2 つの \$p\$ 変量正規分布の最尤推定値である。各パラメータがそれぞれ独立であると仮定して共分散を無視すると、各 \$p\$ に対し平均と分散の二つのパラメータが存在するので、パラメータ空間の次元は \$q' = 2 \times 2p = 4p\$ となる。

- (6) \$\text{BIC} > \text{BIC}'\$ ならば 2 分割モデルをより好ましいと判断し、2 分割を継続すべく \$C_i \leftarrow C_i^1\$ とする。\$C_i^2\$ については、\$p\$ 次元データ、クラスタのセントロイド、対数尤度と BIC を保持し、これらをスタックに積み、手順 (3) へ戻る。
- (7) \$\text{BIC} \leq \text{BIC}'\$ ならば、2 分割しないモデルをより好ましいと判断し、\$C_i\$ について 2 分割を停止する。この時、手順 (6) による \$C_i\$ についての再帰的分割の過程で作成されたデータがスタックに残っているなら、そのデータを取り出して \$C_i\$ とし、手順 (3) へ戻る。スタックが空なら次の手順に進む。
- (8) \$C_i\$ における 2 分割を全て終了する。手順 (3)~(7) で作成された 2 分割のクラスタが \$C_i\$ 内で一意になるようにデータの属するクラスタ番号を振り直す。
- (9) はじめに \$k_0\$ 分割したクラスタ全てについて 2 分割を終了する。全データに対してそれらの属するクラスタ番号が一意になるように番号を振り直す。
- (10) 全データの属するクラスタ番号、及び各クラスタのセントロイド、各クラスタに含まれるデータ数を出力し、全ての処理を終了する。

2.2.2 DBSCAN

DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) は、クラスタの密度を基準にしたクラスタリング手法である。DBSCAN は、ある空間の点集合が与えられたとき、互いに密に詰まっている点の集合を一つのクラスタにまとめ、低密度領域にある点を外れ値とする。

DBSCAN は、クラスタ間の距離の閾値 Eps と近傍のデータ点の数を決める閾値 MinP という 2 つのパラメータをもつ。ある点 \$\mathbf{x}_p\$ から、距離 Eps 内にある点集合を近傍 \$N_{\text{Eps}}(\mathbf{x}_p)\$ と定義する。次の条件を満たすとき、\$\mathbf{x}_p\$ と \$\mathbf{x}_q\$ を同じクラスタに分類する。

- (1) \$\mathbf{x}_q \in N_{\text{Eps}}(\mathbf{x}_p)\$
- (2) \$|N_{\text{Eps}}(\mathbf{x}_p)| \geq \text{MinP}\$

ただし、 $N_{Eps}(x_p) = \{x_q \in X \mid D(x_p, x_q) \leq Eps\}$ であり、データの集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ である。 $D(x_p, x_q)$ は x_p と x_q の間の距離を表す。 DBSCAN は事前にデータのクラスタ数を指定する必要がないが、パラメータ Eps , $MinP$ を設定する必要がある。 また、パラメータの設定により、クラスタリングの結果が異なる。 適切なパラメータを設定することが難しい場合もある。

3 提案手法

提案手法の概要を図1に示す。本研究では、Flickrの投稿写真に付与されているメタデータを前処理した後、観光施設に関する写真のメタデータ群を生成する。これらのメタデータを写真の撮影場所により、観光施設領域の範囲内外に分類する。そして、観光施設領域外の緯度経度情報をクラスタリングして、生成されるクラスタを穴場撮影スポットの候補とする。本研究では、クラスタリング手法として x-means 法と DBSCAN+x-means 法を用いて、それぞれによる穴場撮影スポットの候補を発見し、穴場撮影スポット度を算出することで穴場撮影スポットを発見する。

3.1 穴場撮影スポットの定義

3.1.1 観光施設領域

本研究では、観光施設の敷地を円形と定める。また、その観光施設の半径を次のように計算する。

$$\text{観光施設の半径} = \sqrt{\frac{\text{観光施設の敷地面積}}{\pi}} \quad (1)$$

本研究では、観光施設の敷地面積及び高さは、YAHOO!JAPAN 知恵袋^(注2)と Wikipedia^(注3)により検索し、検索結果が同じであれば、それをその観光施設の敷地面積及び高さにする。

また、観光施設領域は、観光施設の緯度経度情報を原点、半径を以下のように場合分けして定めた円形とする。円とその内部の領域は観光施設領域内、外部は観光施設領域外である。

- (1) (観光施設の半径 > 観光施設の高さ) の場合

$$\text{観光施設領域の半径} = \text{観光施設の半径}$$

このような観光施設には、例えば清水寺、金閣寺などがある。

- (2) (観光施設の半径 < 観光施設の高さ) の場合

$$\text{観光施設領域の半径} = \text{観光施設の高さ} + \text{観光施設の直径}$$

このような観光施設には例えば京都タワー、東京スカイツリーなどがある。このような観光施設領域の例を図2に示す。青い円とその内部は観光施設領域内である。ここで、紫の円は観光施設の敷地を円とみなしたものの、オレンジの線は観光施設の直径、緑の線は観光施設の高さである。

3.1.2 穴場撮影スポット

本研究では、撮影スポットを「被写体@撮影場所」と定義し、被写体を観光施設に限定する。穴場撮影スポットは、多くの人々に知られていなくて、良い写真が撮れる撮影スポットと定義する。

本研究ではまた、クラスタリングによる生成されるクラスタを撮影スポットとする。観光施設領域内の撮影スポットは「観光施設@観光施設領域内」であり、観光施設領域外の撮影スポットは「観光施設@観光施設領域外」である。多くの観光客は観光施設の周辺で写真を撮影するが、穴場撮影スポットは観光施設から離れた場所に存在すると考え、「観光施設@観光施設領域外」を穴場撮影スポットの候補とする。

撮影スポットの穴場である度合いを穴場撮影スポット度で表し、次のように定義する。

$$\text{穴場撮影スポット度} = \frac{\text{撮影スポットの評価値}}{\text{撮影スポットで撮影したユーザ数}} \quad (2)$$

撮影スポットの評価値は撮影スポット内の撮影写真の評価値の合計である。ただし、同じ撮影スポット内で、同じユーザが複数枚の写真を撮影した場合、それらの写真を一枚に扱い、その写真の評価値は、それらの写真の評価値の平均とする。写真の評価値は次のように計算する。

$$\text{写真の評価値} = \log_{10}(\text{閲覧数}) + \text{お気に入り数} + \text{コメント数} \quad (3)$$

式(3)で、閲覧数のみ対数とする理由は、写真の閲覧数がお気に入り数とコメント数と比べて、多いためである。また、写真の閲覧数、お気に入り数、コメント数はFlickrのサイトからWebスクレイピングにより、抽出する。

3.2 前処理

本研究では、YFCC100M [19]を用いて、穴場撮影スポットを発見する。YFCC100Mは、2004年から2014年まで写真投稿サイトFlickrに投稿されたおよそ1億枚のラベル付き写真と80万の動画のデータセットである。このデータセットに含まれる写真のメタデータには、ユーザid、写真のExif情報、ユーザがつけたタグ、ラベルなどがある。ここでラベルは、精度が90%以上の畳み込みニューラルネットワーク分類器により、写真を識別したものである。ラベルには例えば、人、動物、風景などがある。

前処理では、YFCC100Mから投稿写真のメタデータを収集し、それらから、人物等の写真を除くために、ラベルによる被写体のフィルタリングをする。また、観光施設に関するキーワードを指定することで、観光施設を撮影した写真のメタデータを抽出する。最後に、Flickrの写真のurlから、Webスクレイピングにより写真の閲覧数、お気に入り数、コメント数を抽出する。

3.2.1 メタデータの収集

まず、観光施設の緯度経度を取得し、それを原点とした円で観光施設の範囲を指定する。本研究では、geopy^(注4)というジオ

(注2) : YAHOO!JAPAN 知恵袋, <https://chiebukuro.yahoo.co.jp/>

(注3) : Wikipedia, <https://ja.wikipedia.org/wiki/>

(注4) : geopy, <https://github.com/geopy/geopy>

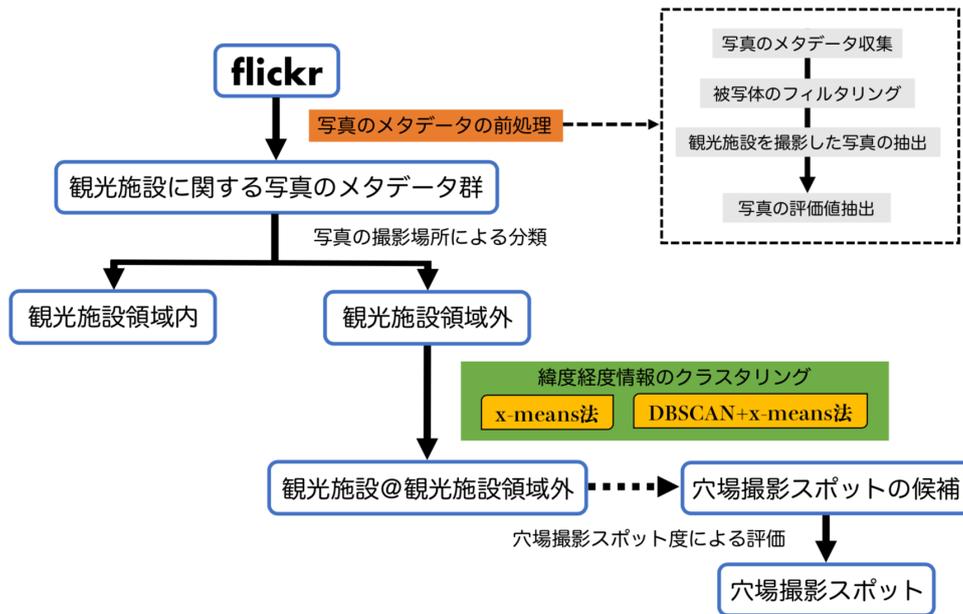


図1 提案手法の概要

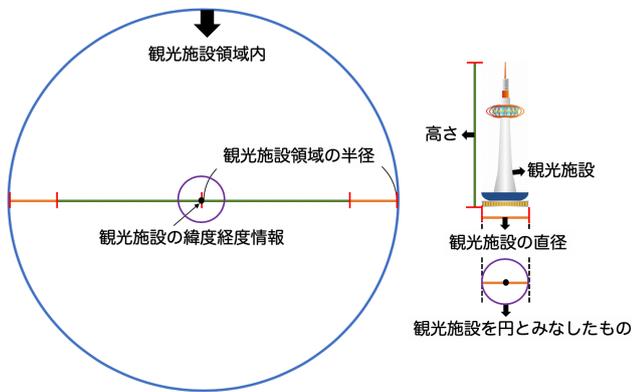


図2 観光施設領域の一例

コーディング用の Python ライブラリを用いて、その観光施設の緯度経度を取得する。取得した観光施設の緯度経度で、写真の撮影場所の範囲を決める。そして、写真の撮影日時の期間を指定する。Exif 情報の緯度 (GPSLatitude)、経度 (GPSLongitude) と撮影日時 (DateTimeOriginal) に基づいて、YFCC100M から指定した撮影場所と撮影日時が範囲内にある写真のメタデータを抽出する。

抽出するメタデータは、ユーザ id、写真の url、写真をダウンロードするための url、ユーザがつけたタイトル及び説明文、ラベル、Exif 情報である。なお、ユーザがつけたタイトル及び説明文の両方がない、またはその他のメタデータのいずれかがなければ、その写真のメタデータは収集しない。Exif 情報の緯度、経度と撮影日時のいずれかに誤りが存在すれば、その写真のメタデータも収集しない。

3.2.2 観光施設を撮影した写真の抽出

観光施設を撮影した写真のメタデータを抽出するために、まず、観光施設に関するキーワードを収集する。ここで、観光施設に関するキーワードとは、観光施設名を含んだ観光施設内の

施設名や名称である。なお、キーワードは日本語、英語、中国語で書かれたものを全て収集する。ユーザがつけたタイトルと説明文のいずれかに、日本語、英語、中国語の観光施設に関するキーワードが含まれれば、その観光施設を撮影した写真であるとみなし、その写真のメタデータを抽出する。しかし、写真のタイトルと説明文のいずれかに以下の記述があれば、除外する。

- (1) 「near 指定した観光施設に関するキーワード」が書かれていた場合

実際の写真の撮影場所は、指定した観光施設から距離が遠い場合がある。例えば、あるユーザは Flickr において、写真の説明文に「near Kiyomizu-Dera」と書いたが、実際の写真の撮影場所は、清水寺まで約 5 キロ離れた京都御苑の周辺であった。ここで、「near に相当する中国語 指定した観光施設に関するキーワード」が書かれていた場合も除外する。

- (2) 指定した観光施設以外の観光施設が 2 つ以上書かれていた場合

Flickr では写真を一括で投稿し、タイトルと説明文などの記入も一括で処理可能である。そのため、複数の観光施設名が含まれる場合は、目的としない観光施設の写真に関するメタデータを抽出する可能性が高くなる。ここで、2 つ以上に設定した理由は、1 つの観光施設は指定した観光施設の撮影スポットである可能性があるからである。ただし、同じ観光施設に関する複数のキーワードが書かれていた場合、1 つの観光施設として扱う。例えば、あるユーザは Flickr で、写真のタイトルに「Kyoto Tower」、説明文に「@Kiyomizu-dera (清水寺), Kyoto, Japan」と書いた。実際に投稿された写真は、清水寺で京都タワーを撮影したものであった。

3.2.3 被写体のフィルタリング

本研究は、Flickrの投稿写真から、観光施設の穴場撮影スポットを発見することが目的である。人や動物などのみが写っている写真では、どの観光施設の周辺で撮影していたか確定できない場合が多い。そのため、人や動物を表すラベル「people」、「groupshot」、「animal」を用いて、人や動物が写っている写真を除くため被写体のフィルタリングを行う。

3.2.4 写真の評価値抽出

3.1.2項で述べた穴場撮影スポット度の計算には、写真の評価値が必要となる。本研究では、写真の評価値は、Flickrのサイトでの写真の閲覧数、お気に入り数、コメント数を用いる。YFCC100Mのデータセットには、これらの日々変化するデータは含まれていない。したがって、実際に写真のあるFlickrのサイトから、これらの評価値をWebスクレイピングにより抽出する。

3.3 クラスタリングによる穴場撮影スポットの発見

3.3.1 x-means 法による手法

本稿では、2.2.1項で述べたx-means法でクラスタリングして、穴場撮影スポットを発見する手法を提案する。ここで、データ X を写真の緯度経度情報で表すと、データ X の次元数は $p=2$ となる。また、クラスターのセントロイドの初期値はk-means++法[15]により定める。具体的な手順は以下の通りである。

- (1) 3.2節で述べた前処理をして、抽出した写真の緯度経度情報を観光施設領域の内外に分類する。
- (2) 観光施設領域外で撮影された写真の緯度経度情報を、x-means法によりクラスタリングして、生成される各クラスターを穴場撮影スポットの候補とする。
- (3) 穴場撮影スポットの候補について、式(2)で定義した穴場撮影スポット度を算出することで、穴場撮影スポットを発見する。

3.3.2 DBSCAN+x-means 法による手法

本稿では、2.2.2項で述べたDBSCANと2.2.1項で述べたx-means法の2つを使って、穴場撮影スポットを発見する手法を提案する。ここで、データ X は写真の緯度経度情報である。具体的な手順は以下の通りである。

- (1) 3.2節で述べた前処理をして、抽出した写真の緯度経度情報を観光施設領域の内外に分類する。
- (2) 観光施設領域外で撮影された写真の緯度経度情報を、DBSCANでクラスタリングする。ここで、生成されるクラスターは写真の密度の高いため、全て除く。DBSCANで外れ値とされた緯度経度情報を、x-means法により再度クラスタリングして、生成されるクラスターを穴場撮影スポットの候補とする。
- (3) 穴場撮影スポットの候補について、式(2)で定義した穴場

撮影スポット度を算出することで、穴場撮影スポットを発見する。

4 評価実験

4.1 実験内容

実験データとして、3.2.1項で述べた方法で、清水寺と京都タワーの緯度経度情報をgeopyより取得する。取得した清水寺の緯度経度情報を原点として半径5km範囲内、取得した京都タワーの緯度経度情報を原点として半径10km範囲内で、かつ2005年から2013年までの期間に撮影された写真のメタデータを、YFCC100Mから抽出した。これが清水寺で26,404件、京都タワーで36,874件あった。

この実験データを用いて、3.2節で述べた前処理をする。その結果、744件の清水寺に関する写真のメタデータ群、90件の京都タワーに関する写真のメタデータ群が得られた。さらに、各写真の緯度経度情報を観光施設領域の内外に分類したところ、観光施設領域外に分類された141件の清水寺に関する写真のメタデータ群、30件の京都タワーに関する写真のメタデータ群が得られた。

本研究では、x-means法により発見した撮影スポット(クラスター)内の写真を全て著者が閲覧し、穴場撮影スポットを抽出し、正解の穴場撮影スポットとする。744件の清水寺に関する写真の緯度経度情報をクラスタリングして、清水寺の正解の穴場撮影スポットを4つ決めた。90件の京都タワーに関する写真の緯度経度情報をクラスタリングして、京都タワーの正解の穴場撮影スポットを3つ決めた。これらの正解の穴場撮影スポットを用いて、各手法により穴場撮影スポットを発見する実験を行う。提案手法では、穴場撮影スポット度の上位3件を穴場撮影スポットとする。

x-means法による穴場撮影スポットの発見、DBSCAN+x-means法による穴場撮影スポットの発見では、観光施設領域外の緯度経度情報から穴場撮影スポットを発見する。つまり、観光施設領域外に分類された141件の清水寺に関する写真のメタデータ群と30件の京都タワーに関する写真のメタデータ群から、緯度経度情報のクラスタリングと穴場撮影スポット度の計算により、穴場撮影スポットを発見する。

比較のため実験では、DBSCAN+DBSCANによる手法も評価する。このDBSCAN+DBSCANによる手法は、DBSCAN+x-means法による手法と同様に、1回目のDBSCANによるクラスタリングで外れ値とされた緯度経度情報を、DBSCANにより再度クラスタリングして、生成されるクラスターを穴場撮影スポットの候補とし、穴場撮影スポット度を算出して穴場撮影スポットを発見する。また、穴場撮影スポット度は式(2)の定義を用いる。

2.1節で述べた西脇らの穴場スポットの発見手法を、穴場撮影スポットの発見へ応用した手法も評価実験で比較対象とする。西脇らの手法は、DBSCANにより写真の緯度経度情報をクラスタリングして、穴場撮影スポット度を算出することで、穴場撮影スポットを発見する。西脇らが提案した穴場スポット度は、

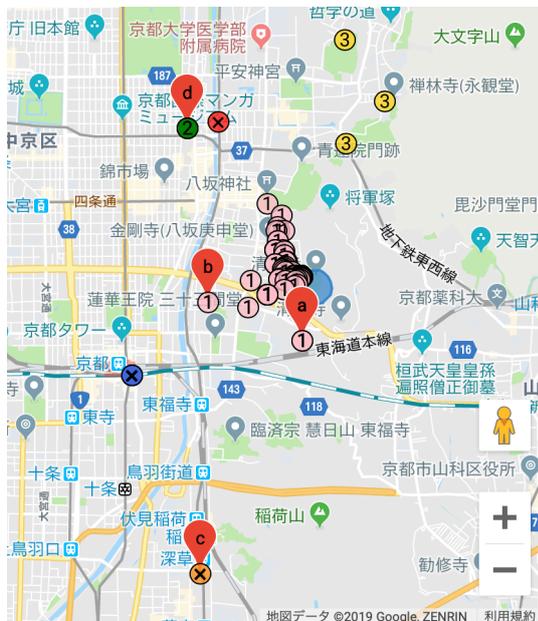


図3 x-means 法 (外) による清水寺の穴場撮影スポットの発見結果



図4 DBSCAN+x-means 法 (外) による清水寺の穴場撮影スポットの発見結果

各クラスターの総お気に入り数の対数と撮影者数との比であった。しかし、写真のお気に入り数は0または1である場合が多く、この穴場スポット度をそのまま用いると、穴場撮影スポットを発見できなかった。そのため、西脇らの手法でも、本研究で提案した式(2)の穴場撮影スポット度の定義を使う。また、西脇らによる手法では、二種類のデータから穴場撮影スポットを発見する。1つは、前処理後に得られる744件の清水寺に関する写真のメタデータ群、90件の京都タワーに関する写真のメタデータ群である。もう1つは、観光施設領域外に分類された141件の清水寺に関する写真のメタデータ群と30件の京都タワーに関する写真のメタデータ群である。

以上で述べた手法のそれぞれで発見した穴場撮影スポットと正解の穴場撮影スポットを比較し、評価する。本研究では、評価指標を2つ用いる。1つは、以下に示す適合率I、再現率I、F値Iである。これで穴場撮影スポットの発見性能を評価する。

$$\text{適合率 I} = \frac{\text{発見した正解の穴場撮影スポットの数}}{\text{発見した穴場撮影スポットの数}}$$

$$\text{再現率 I} = \frac{\text{発見した正解の穴場撮影スポットの数}}{\text{正解の穴場撮影スポットの数}}$$

$$\text{F 値 I} = \frac{2 \times \text{適合率 I} \times \text{再現率 I}}{\text{適合率 I} + \text{再現率 I}}$$

もう1つの評価指標として、発見した穴場撮影スポットが大きい場合、その中の正解の穴場撮影スポットが小さい場合でも評価できるように、以下の適合率II、再現率II、F値IIを計算する。

$$\text{適合率 II} = \frac{\text{発見した正解の穴場撮影スポット内の写真数}}{\text{発見した穴場撮影スポットの写真数}}$$

$$\text{再現率 II} = \frac{\text{発見した正解の穴場撮影スポット内の写真数}}{\text{正解の穴場撮影スポットの写真数}}$$

$$\text{F 値 II} = \frac{2 \times \text{適合率 II} \times \text{再現率 II}}{\text{適合率 II} + \text{再現率 II}}$$

表1 各手法の評価の平均

| 発見手法 | F 値 I | F 値 II |
|----------------------|-------|--------|
| x-means 法 (外) | 0.93 | 0.29 |
| DBSCAN+x-means 法 (外) | 0.93 | 0.33 |
| DBSCAN+DBSCAN(外) | 0.34 | 0.17 |
| 西脇らの手法 (全) | 0.34 | 0.16 |
| 西脇らの手法 (外) | 0.34 | 0.29 |

4.2 実験結果

図3と図4は、本研究で提案した2つの手法のそれぞれを用いて、清水寺の穴場撮影スポットを発見した結果である。ここで、ブルーの円は清水寺の観光施設領域内である。a~dの赤いマークは、それぞれの正解の穴場撮影スポットで撮影された写真の緯度経度情報である。○は写真の緯度経度情報であり、同じ色であれば、同じ撮影スポット(クラスター)に属する。ここで、○の中に書かれている数字は、発見した穴場撮影スポットの穴場撮影スポット度による順位である。○に「x」が書かれているものは、穴場撮影スポット度により、穴場撮影スポットではないと判定されたものである。また、1つのマークや○印は、複数枚の写真の緯度経度情報が同じである場合、複数枚の写真を表している場合がある。

表1は、各手法による清水寺と京都タワーの穴場撮影スポット度による評価の平均である。表1において、各手法の後ろに書かれている(全)と(外)は、実験で使うデータの種類である。(全)の場合、その手法は4.1節で述べた実験データを前処理した後に得られた744件の清水寺に関する写真のメタデータ群と、90件の京都タワーに関する写真のメタデータ群の緯度経度情報をクラスタリングする。(外)の場合、その手法は4.1節で述べた観光施設領域外に分類された141件の清水寺に関する写真のメタデータ群と、30件の京都タワーに関する写真のメタデータ群の緯度経度情報をクラスタリングする。

表 1 より, DBSCAN+DBSCAN (外) と, 西脇らの手法 (外) を比較する. F 値 I による評価は同じであるが, F 値 II による評価は西脇らの手法 (外) の方が 12 ポイント高かった. 本研究で提案した x-means 法 (外) と, 西脇らの手法 (外) を比較する. F 値 I による評価は x-means 法による手法の方が 59 ポイント高かったが, F 値 II による評価は同じであった. 本研究で提案した DBSCAN+x-means 法 (外) と x-means 法 (外) は, F 値 I による評価が同じで, 全ての手法の中で最も高かった. また, DBSCAN+x-means 法 (外) は, F 値 II が最も高かった.

5 ま と め

本研究では, x-means 法による穴場撮影スポットの発見手法と DBSCAN+x-means 法による穴場撮影スポットの発見手法を提案した. また実験では, DBSCAN+DBSCAN による手法, 先行研究としての西脇らの手法と提案手法を比較し, 各手法を評価した. その結果, 本研究で提案した 2 つの手法はいずれも, 他の手法より穴場撮影スポットの平均的な発見性能が高かった. また, DBSCAN+x-means 法による手法は最も発見性能が高かった.

今後の課題として, 画像類似度などを用いて観光施設を撮影した写真を抽出する手法の検討が挙げられる. また, 撮影者を在住者と観光客に分類し, それぞれに対する穴場撮影スポットを発見し, 分析することも今後の課題といえる.

文 献

- [1] 国土交通省官公庁, “平成 30 年版観光白書について (概要版)”, p. 6, 2018.
- [2] 国土交通省官公庁, “訪日外国人の消費動向 平成 29 年 年次報告書”, pp. 7-23, 2018.
- [3] 高木有人, 遠藤 雅樹, 廣田雅春, 倉田 陽平, 横山昌平, 石川 博, “ジオタグ付き写真を用いたホットスポットを訪問する前後のユーザ行動の分析”, DEIM2015, F7-5, 2015.
- [4] 高木有人, 遠藤 雅樹, 江原 遥, 廣田雅春, 横山昌平, 石川 博, “ジオタグ付き写真の撮影順序を考慮したホットスポットの分析”, DEIM2016, H4-4, 2016.
- [5] 白井元浩, 廣田雅春, 石川 博, 横山昌平, “ジオタグ付き写真を用いたホットスポットの分類と関連の抽出”, DEIM2014, E4-3, 2014.
- [6] D. Crandall, L. Backstrom, D. Huttenlocher, J. Kleinberg, “Mapping the world’s photos”, Proceedings of 18th international conference on World wide web, No. 10, pp. 761-770, 2011.
- [7] 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客に分類することによるホットスポットの発見”, DEIM2015, F6-3, 2015.
- [8] 中原琢寿, 石川 博, 廣田雅春, “ジオタグ付き写真を用いた高度を考慮したホットスポットの分析”, DEIM2018, P3-2, 2018.
- [9] 櫻川直洋, 廣田雅春, 石川 博, 横山昌平, “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”, DEIM2016, H5-3, 2016.
- [10] 平久江知樹, 早川智一, 疋田輝雄, “マイクロブログにおけるジオタグのクラスタリングを用いたマイナー観光地抽出手法の改良”, DEIM2018, H1-5, 2018.
- [11] 西脇達也, 北山 大輔, “写真共有サイトを用いた穴場スポットの抽出”, DEIM2015, P4-5, 2015.
- [12] 北山 大輔, “訪問数とユーザ評価に基づく穴場スポット抽出手法の評価”, DEIM2016, H5-2, 2016.
- [13] J. MacQueen, “Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations”, Proceedings of 5th Berkeley Symposium on

- Mathematical Statistics and Probability, pp. 281-297, 1967.
- [14] 小野田崇, 坂井美帆, 山田誠二, “k-means 法の様々な初期値設定によるクラスタリング結果の実験的比較”, Proceedings of 25th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, IJ1-OS9-1, 2011.
- [15] D. Arthur, S. Vassilvitskii, “k-means++: The advantages of careful seeding”, Proceedings of the 18th annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithm, pp. 1027-1035, 2007.
- [16] M. Ester, H. Kriegel, J. Sander, X. Xu, “A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise”, Proceedings of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96), pp. 226-231, 1996.
- [17] D. Pelleg, A. Moore, “X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters”, Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning, pp. 727-734, 2000.
- [18] 石岡恒憲, “x-means 法改良の一提案:k-means 法の逐次繰り返しとクラスターの再併合”, 計算機統計学, Vol. 18, No. 1, pp. 3-13, 2006.
- [19] B. Thomee, D.A. Shamma, G. Friedland, B. Elizalde, K. Ni, D. Poland, D. Borth, L. Li, “YFCC100M: The New Data in Multimedia Research”, Communications of the ACM, Vol. 59, No. 2, pp. 64-73, 2016.
- [20] Google Maps API, <https://developers.google.com/maps/>