

ジオタグ付き写真の撮影順序に着目した関心領域と撮影スポットの発見

高木 有人[†] 遠藤 雅樹^{†,††} 莊司 慶行[†] 廣田 雅春^{†††} 横山 昌平^{††††}
石川 博[†]

[†] 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

^{††} 職業能力開発総合大学校 基盤ものづくり系情報通信ユニット 〒187-0035 東京都小平市小川西町 2-32-1

^{†††} 大分工業高等専門学校 情報工学科 〒870-0152 大分県大分市大字牧 1666

^{††††} 静岡大学 情報科学科 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: [†]takagi-arihito@ed.tmu.ac.jp, {^{††}y_shoji,ishikawa-hiroshi}@tmu.ac.jp, ^{†††}endou@uitech.ac.jp,
^{††††}m-hirota@oita-ct.ac.jp, ^{†††††}tyokoyama@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし 写真の位置情報を特徴量としたクラスタリング手法を用いて、多くの人々が写真を撮影している場所であるホットスポットを抽出する手法が提案されている。さらに、ホットスポットは、人々が集まる場所である関心領域と、ランドマークや景色などが多く撮影される場所である撮影スポットに分類できる。従来手法では、写真の撮影方向や焦点距離などを特徴量としたホットスポットの分類が行われているが、これらの特徴量がソーシャルメディアサイト上の写真に付与されている割合は非常に低い。本論文では、写真の撮影方向や焦点距離などを使わず、多くの写真に付与されている撮影場所と撮影時間の情報から、撮影順序や人々の移動に着目し、関心領域および撮影スポットを抽出・分類する手法を提案する。

キーワード 観光情報, 空間分析, クラスタリング, Flickr

1. はじめに

スマートフォンや、デジタルカメラの普及に伴い、人々は、日々の行動や興味を写真に残し、Flickr^(注1)などのソーシャルメディアサイトを通じて共有している。写真は、撮影者の興味・関心を写しているものであると考えられるため、ソーシャルメディアサイト上の膨大な写真群は、多くの人々の興味・関心に関する情報の集約であると考えられる。人々が多くの写真を撮影した地域（ホットスポット）には、多くの人々が興味・関心のある領域（ランドマーク）が含まれていると考えられる。このような地域を分析することは、観光産業や、人々の行動を分析するために重要であると考えられる [1], [2]。

本研究において、大量の写真が撮影された地域をホットスポットと定義する。多くの人々が興味・関心のある領域はホットスポット周辺に存在するか、ホットスポットに含まれていると考えられる。これについて、例えば、観光客は、観光スポットや、主要な駅などの交通の要所になる場所を訪れた際に、これらの写真を撮影する。そのため、多くの人々が写真を撮影している地点には、その周辺に人々の関心を集めるような観光スポットや、交通の要所などの重要な施設が存在すると考えられる。このようなホットスポットを抽出する研究は盛んに行われており [3], [4], それらの研究では、写真に付与された緯度経度情報を特徴量として、多くの人々が写真を撮影している地域をホットスポットとして抽出している。

さらに、ホットスポットは、人々が集まる場所であるランド

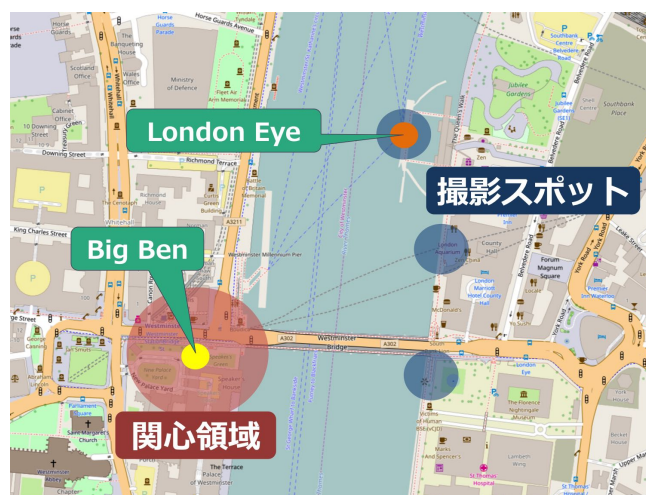


図 1: 関心領域と撮影スポットの例

マークなどを含む関心領域と、その景色などが多く撮影される場所である撮影スポットに分類できる。ここで、ロンドンの Big Ben に着目してホットスポットを抽出した際の例を図 1 に示す。図 1 において、黄色い円の地点は Big Ben, オレンジ色の円の地点は London Eye を表している。Big Ben は、国会議事堂として使われているウェストミンスター宮殿の時計台であり、正式名称はエリザベス・タワーである。London Eye は、イギリスで最も大きい観覧車であり、1999 年に開業された。どちらも、ロンドンを代表するランドマークである。

赤い円で示された Big Ben の周辺では、Big Ben を訪れた観光客が多く写真を撮影する。一方、青い丸で示された、London

(注1) : <http://www.flickr.com>

Eye や、川の対岸の地点などからは、Big Ben を含む景色が多く撮影される。そのため、同一のランドマークに対して、前者のようにホットスポット内にランドマークが存在し、ホットスポットが関心領域を示している場合と、後者のようにホットスポットの外側にランドマークが存在し、ホットスポットが撮影スポットであることを示している場合があり、被写体と写真の撮影地点の距離に応じて、異なる意味を持つホットスポットが抽出される。これらはそれぞれ着目している部分が異なるため、同じランドマークに関するホットスポットであっても、写真が撮影された要因や、その地点の持つ特徴に応じて、適切に分類する必要がある。

Shirai ら [5] は、撮影位置情報や撮影方向情報を用いて、ホットスポット内で撮影された写真がどの方向に向かって撮影されているかを理解することにより、ホットスポットを複数のスポットに分類している。しかし、撮影方向情報が付与されている写真は、撮影位置情報や撮影時間情報が付与されている写真に比べ非常に少ない。そこで、本研究では、撮影方向情報を用いず、撮影位置情報と撮影時間情報を利用してホットスポットを分類することを目指す。

本研究では、写真に付与された撮影位置情報と撮影時間情報を用い、多くの写真が撮影されている地域であるホットスポットを、ランドマークを含む地点である関心領域と、ランドマークを被写体とした写真が多く撮影されている撮影スポットに分類する手法を提案する。撮影位置情報や撮影時間情報は、撮影方向情報に比べて非常に多くの写真に付与されているため、より多くの写真に適用できると考えられる。写真の撮影位置の密度に着目してホットスポットを発見する。このとき、それぞれのホットスポット内の写真の撮影時間を利用し、ユーザごとの撮影順序を分析する。

観光客は、ランドマークを訪問する際、同一のランドマークを撮影しながら移動することが予想される。ここで写真が撮影される場所は、ランドマークやランドマークを含む景色がよく見える地点である可能性が高い。そこで、撮影順序を分析し、各ユーザのホットスポット間の移動を考慮することで、ランドマーク周辺である関心領域、および、ランドマークがよく見えるような地点である撮影スポットを分類できると考えられる。ホットスポットの分類には、各ユーザのホットスポット間の移動確率を重みとして、中心性指標の 1 つである媒介中心性を用いる。本論文では、Flickr から取得した大量の写真に対して、提案手法を適用することで、ホットスポットを抽出・可視化し、関心領域、および、撮影スポットに分類した。また、その結果をもとに考察を行った。

本論文の構成は、以下のとおりである。2 章では、関連研究についてまとめる。3 章では、提案手法について述べる。4 章では、本研究で行った実験結果について述べる。5 章では、実験結果に対する考察を述べる。6 章では、本論文のまとめ、および今後の課題について述べる。

2. 関連研究

2.1 ホットスポットの抽出

ソーシャルメディアサイトに投稿された緯度経度情報が付与された写真から、ホットスポットを抽出する研究が盛んである。Crandall ら [3] は、ソーシャルメディア上の大量の緯度経度情報が付与された写真と、写真の画像特徴を用いて Mean shift [6] を適用することにより、ホットスポットが存在する地域が得られることを示した。Kisilevich ら [1] は、代表的な密度ベースのクラスタリング手法の 1 つである DBSCAN [7] の改良手法の 1 つである P-DBSCAN を適用することで、大量の写真群からホットスポットである地域を発見する手法を提案した。Ankerst ら [8] は、DBSCAN のパラメータである *Eps* を変化させた際のクラスタをまとめて抽出できる OPTICS という手法を提案した。Yang ら [9] は、多様なサイズのホットスポットを抽出するために Self-Tuning Spectral Clustering という手法を提案した。Lacerda ら [10] は、緯度経度情報に加えて、複数の写真から撮影方向の交点を用いてホットスポットを抽出した。Yokoyama ら [11] は、ユーザの移動軌跡の交点を用いてホットスポットを抽出している EBSCAN という手法を提案した。Hirota ら [12] は、ホットスポットを抽出し、撮影スポットと撮影スポットから撮影可能な被写体の関連性を可視化する手法を提案した。

2.2 地理的特徴の抽出

ソーシャルメディアサイトに投稿された緯度経度情報が付与された写真から、特定の地域の地理的特徴を抽出する研究が盛んである。特に、写真に付与されているソーシャルタギングなどのテキスト情報と組み合わせることで、地理的特徴を抽出する研究が多く行われている [2], [13]。Sengstock ら [2] は、地理的特徴をその地域の地理的意味の信号を測定するセンサと考え、Flickr 上の写真に付与された緯度経度情報やソーシャルタギングを用いて、関心領域や海岸線などの地理的特徴を抽出する手法を提案した。Thomee ら [13] は、地図空間上でタグが表す領域を求めるアルゴリズムを提案し、Flickr 上の写真に付与された緯度経度情報とタグを用いて、地図上に可視化した。

また、写真に付与された撮影方向情報から、写真やホットスポットを分類する研究も行われている。Epshtein ら [14] は、写真の撮影位置・撮影方向情報を用い、建物の内側で撮影された写真と外側で撮影された写真を分類する手法を提案した。Shirai ら [5] は、ホットスポットに含まれる写真に付与された撮影方向情報を用い、ホットスポットを関心領域と撮影スポットに分類する手法を提案した。

これらの研究では、写真に付与されたタグや撮影方向情報を用いることで分類をしているが、撮影方向情報が付与された写真は、撮影位置情報が付与された写真と比べ非常に少ない。そこで、本研究では、撮影方向情報を用いることなく、撮影位置情報および撮影時間情報のみを用いることにより、ホットスポットを関心領域と撮影スポットに分類することを目指す。

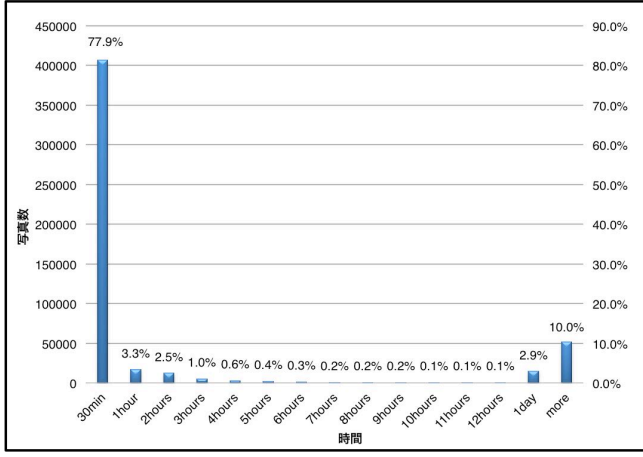


図 2: 連続して撮影された写真の撮影時間の差

3. 提案手法

本研究では、ソーシャルメディアサイトに投稿された写真から、撮影位置情報を特徴量として、多くのユーザが写真を撮影しているホットスポットの発見、およびユーザのホットスポット間の移動を分析し、可視化する。このとき、ホットスポットの発見には写真に付与されている撮影位置情報のみを用いる。また、ユーザのホットスポット間の移動の分析には、撮影位置情報に加えて写真の撮影時間情報を特徴量としている。

3.1 フォトストリームの分割

ユーザのフォトストリームを、写真の撮影位置情報、および、写真の撮影時間の差に基づいて分割することにより、ユーザの写真撮影枚数の差に対処する。写真の撮影時間情報として、写真に付与されたメタデータである、Exif の Date and Time (original) を用いる。ユーザのフォトストリームにおいて、連続する 2 枚の写真の撮影地点の距離が閾値よりも大きい場合、そこでフォトストリームを分割する。次に、撮影時間に着目し、撮影時間の差が閾値よりも大きい場合、そこでフォトストリームを分割した。

ユーザの写真撮影枚数の差を考慮せずにホットスポットの抽出を行うと、1 人の同じユーザが大量の写真を撮影している地点がホットスポットとして抽出されてしまう可能性がある。本研究では、多くの人が写真を撮影している地点を、人々の関心が集まっている場所として抽出することを目標としているため、少数のユーザが撮影した大量の写真によって、ホットスポットが抽出されることは望ましくない。そのため、同一ユーザによって短期間に連続して撮影された写真群を、1 枚の写真として扱うことで、ユーザの写真撮影枚数の差に対処する。また、ユーザは移動しながら連続して写真を撮影している場合があるため、写真の撮影地点の距離が離れている写真群を分割する必要がある。

ここで、ユーザのフォトストリームを分割するための撮影時間の差の閾値の設定について述べる。2013 年 1 月 1 日から 2014 年 12 月 31 日の間にロンドン市内で撮影された、緯度経度情報が付与されている写真 1,204,029 枚を Flickr から収集し、

連続して撮影された写真の撮影時間の差を算出した結果を図 2 に示す。図 2 から、全ての写真のうち、約 77.9% の写真が 30 分以内に連続して撮影されていることがわかる。そのため、多くのユーザのフォトストリームは、30 分程度が 1 つの区切りになっていることがわかるため、本論文では、30 分をフォトストリームを分割するための撮影時間の閾値とする。また、撮影距離の差の閾値についても、撮影時間の差と同様に、連続して撮影された写真の撮影距離の差を算出した。その結果の平均値を求めたところ、およそ 100m であったため、本論文では 100m をフォトストリームを分割するための撮影距離の閾値とする。

分割された写真群は、1 枚の写真として扱う。ここで、写真群の緯度経度は、分割前の写真群の全ての写真の緯度経度の重心とする。

3.2 ホットスポットの発見

本研究では、ホットスポットを関心領域および撮影スポットへ分類するため、任意のランドマークを表すタグを指定し、取得された写真を使用した。分割された写真群から任意のタグで写真を取得し、写真に付与されている撮影位置情報を用いて、ホットスポットを発見する。ホットスポットでは、多くの写真が撮影されているため、写真の撮影地点が密集している地域にホットスポットが存在する可能性が高い。本論文では、写真に付与されている Exif に含まれる GPSLatitude (緯度) と GPSLongitude (経度) を写真の撮影位置情報とする。

取得した写真に付与された緯度経度情報に基づいて、 y 座標と x 座標で表されるグリッドを作成する。以下の式を適用することで、写真に付与された緯度経度情報を 2 次元グリッドのセルの座標 (x, y) に変換する。

$$y = M_{height} - \frac{(Lat - Lat_{min}) * M_{height}}{Lat_{max} - Lat_{min}} \quad (1)$$

$$x = M_{width} - \frac{(Lng - Lng_{min}) * M_{width}}{Lng_{max} - Lng_{min}} \quad (2)$$

ここで、 Lat は、写真に付与された緯度 (Exif の GPSLatitude の値)、 Lng は、写真に付与された経度 (Exif の GPSLongitude の値) を表す。 Lat_{max} , Lat_{min} , Lng_{max} , および Lng_{min} は、 Lat と Lng の最小値と最大値をそれぞれ表す。 M_{height} , M_{width} は、生成するグリッドの高さと幅をそれぞれ表す。本論文では、 M_{height} , M_{width} は、生成するグリッドの 1 つのセルが約 100m になるように設定した。結果として、生成されたグリッドの 1 つのセルには、約 100m の範囲で撮影された写真が含まれている。

3.3 ユーザのホットスポット間の移動の抽出

発見されたホットスポット内の写真の撮影時間に注目し、各ユーザの写真の撮影順序を考慮することにより、各ユーザのホットスポット間の移動を抽出する。まず、分割した写真群から、任意のランドマークを表すタグを用いて、ランドマークに関する写真を抽出する。それらの写真から、3.2 節の手法を用いて多くのユーザによって撮影された写真が密集しているホットスポットを発見する。

生成された各ホットスポットに含まれる写真を用いて、ユーザのフォトストリームの写真とホットスポットを紐付けること

で、写真の撮影順序から、ユーザごとのホットスポット間の移動を抽出することができる。各ホットスポットについて、そのホットスポットの直前・直後の移動数を集計し、各ユーザのホットスポット間の移動確率を算出した。

3.4 各ホットスポットの媒介中心性の抽出

ホットスポットの関心領域および撮影スポットへの分類には、各ユーザのホットスポット間の移動確率と、それを重みとした媒介中心性を考慮する。媒介中心性は、中心性指標の1つであり、あるノードのネットワーク中での重要度を、そのノードの媒介性を考慮して計算されるものである。この指標は、道路ネットワークの評価などの研究で用いられており、それらの研究では、人々の密集と媒介中心性には強い関係性があることが示されている。

3.3節で算出された各ユーザのホットスポット間の移動確率を重みとして、各ホットスポットの媒介中心性を抽出した。本論文では、ノードを各ホットスポットとし、各ホットスポット間のユーザの移動確率を重みとする。ホットスポット i の媒介中心性 b_i は以下の式で求められる。

$$b_i = \frac{g(i)}{(n-1)(n-2)} \quad (3)$$

ここで、 n はホットスポットの総数、 $g(i)$ は3.3節で算出した、ホットスポット i からその他のホットスポットへのユーザの移動確率を示す。

本研究では、媒介中心性の高い地点を関心領域として抽出する。媒介中心性の高い地点は、多くの人々がその地点を経由して移動している地点である。今回の実験では、任意のランドマークを表すタグを指定して取得した写真を用いて実験を行っているため、媒介中心性の高い地点は、ランドマークが含まれる関心領域である可能性が高いと考えられる。

また、各ホットスポットの媒介中心性の値をグリッド内のユーザ数で割ることで、各ホットスポットにおける、ユーザ1人あたりの媒介中心性を算出する。ホットスポットに含まれるユーザ数はグリッドにより異なるため、移動数や移動確率、媒介中心性などに偏りが発生してしまう可能性がある。そのため、ユーザ1人あたりの媒介中心性を抽出することにより、関心領域や撮影スポットは、それらの地点を移動しながら同一のランドマークを被写体とした写真を撮影するユーザが多いため、ユーザ1人あたりの媒介中心性は高くなると考えられる。これらのことから、本研究では、各ホットスポットの媒介中心性が低く、ユーザ1人あたりの媒介中心性が高いホットスポットを撮影スポットとして抽出する。

4. 実験結果

提案した手法に基づいて、分割した写真群から任意のタグを指定して取得した写真に基づいたホットスポットの発見、および、各ユーザのホットスポット間の移動から、各ホットスポットの媒介中心性の抽出を行い、可視化した。

本論文では、Flickrから収集した写真を用いて実験を行った。本章で用いるデータセットは、3章で述べた、連続して撮影さ

表 1: タグ一覧

ランドマーク	タグ	写真数	ユーザ数
Big Ben	{bigben, big ben}	8,812	2,319
London Eye	{londoneye, london eye}	10,637	2,513
The Shard	{theshard, the shard, shard}	7,544	1,231
River Thames	{riverthames, thames}	19,517	1,828



図 3: Big Ben

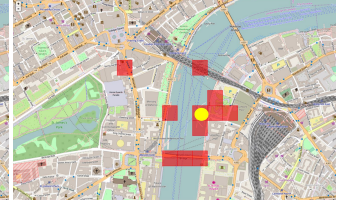


図 4: London Eye

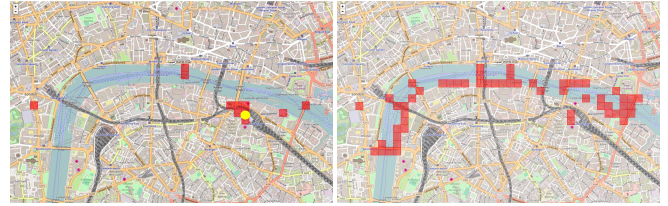


図 5: The Shard

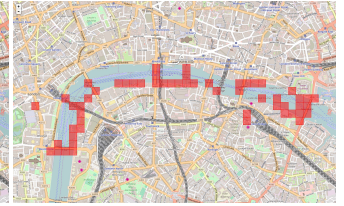


図 6: River Thames

ホットスポットの抽出結果

れた写真の差の算出(図2)に用いたものを分割した写真群を使用した。撮影位置の緯度経度情報が付与された写真461,474枚、ユーザ数は30,740人である。

4.1 ホットスポットの発見

分割した写真群に対して、任意のランドマークを表すタグを指定して写真を取得する。それらの写真に対して、3.2節の手法を適用することで、各ランドマークにおけるホットスポットを抽出する。

本研究で指定したタグの一覧を表1に示す。表1に示したそれぞれのランドマークに関するタグが付与されている写真を用いて、ホットスポットを抽出・可視化した結果を、それぞれ図3～図6に示す。赤いグリッドで示された地点がホットスポットとして抽出された地点であり、これらのグリッドの1つのセルは約100mである。黄色い丸で示した地点が、それぞれのランドマークが存在する地点である。

Big BenやLondon Eyeは、ロンドンの代表的なランドマークの1つである。The Shardは、2012年に完成した超高層ビルであり、EUで最も高いビルとして知られている。River Thamesは、ロンドン市内を流れる大きな川であり、沿岸では様々な建造物がライトアップされ、夜景スポットとなっている。

4.2 各ホットスポットの媒介中心性

4.1節において抽出された各ホットスポットに含まれる写真から、ユーザごとに写真の撮影順序を考慮してホットスポット間の移動を抽出し、移動確率の算出を行う。その結果をもとに、各ホットスポットの媒介中心性を抽出し、可視化する。

図3～図6における各ホットスポット内の写真の撮影順序から、ユーザごとにホットスポット間の移動を集計し、ホットスポット間の移動確率を算出した。また、算出された移動確率を

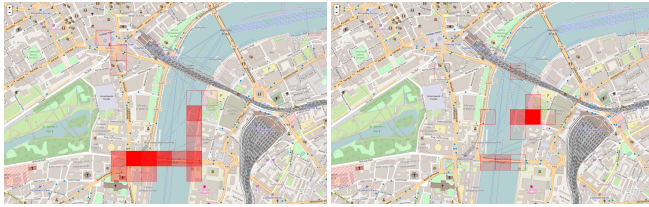


図 7: Big Ben

図 8: London Eye

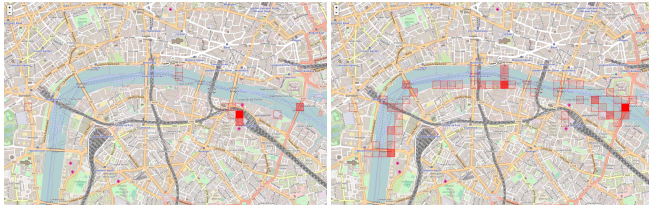


図 9: The Shard

図 10: River Thames

媒介中心性の抽出結果

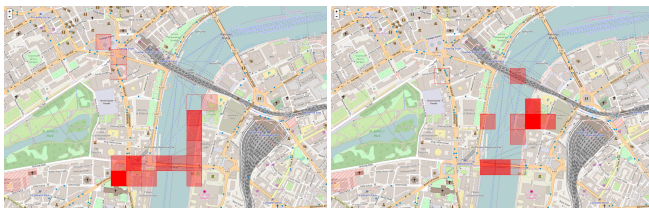


図 11: Big Ben

図 12: London Eye

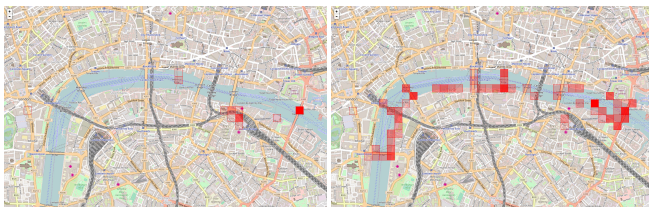


図 13: The Shard

図 14: River Thames

ユーザ 1 人あたりの媒介中心性

もとに、各ホットスポットの媒介中心性を抽出した。抽出された媒介中心性を、0 から 1 の値になるように正規化を行い、可視化した結果を図 7～図 10 に示す。これらは、色の濃いグリッドほど、媒介中心性が高いことを表している。

図 7、図 8、および、図 9 において、それぞれのランドマークを含むグリッドの媒介中心性が高いことがわかる。図 10 では、川をまたがっている大きな橋やその周辺の地点において、媒介中心性が高いことがわかる。

また、各ホットスポットの媒介中心性をそれぞれのグリッド内のユーザ数で割り、グリッドごとにユーザ 1 人あたりの媒介中心性を算出し、同様に正規化・可視化を行った。その結果を図 11～図 14 に示す。図 11～図 14 において、ユーザ 1 人あたりの媒介中心性を算出すると、各グリッド内のユーザ数に偏りがなくなり、値の高いグリッドが多くなることがわかる。この値が高い地点を、関心領域および撮影スポットとして抽出し、ホットスポットの分類を行う。

5. 考 察

本論文の提案手法では、表 1 に示した各ランドマークについてホットスポットを抽出し、それぞれについて、媒介中心性およびユーザ 1 人あたりの媒介中心性を抽出した結果をもとに、

関心領域と撮影スポットを可視化した。以下で、これらの結果について、考察を述べる。

5.1 ホットスポットの発見

図 3～図 6 は、表 1 に示した各ランドマークを表すタグを指定して取得した写真を用いて、ホットスポットを抽出し、可視化したものである。

図 3、図 4、および、図 5 において、それぞれのランドマークの周辺や、ランドマークがよく見えるような川の対岸、大きな橋などの地点がホットスポットとして抽出されていることがわかる。図 6 は、River Thames についてのホットスポットを抽出した結果であり、橋や沿岸を中心に、川に沿って広い範囲にホットスポットが抽出されていることがわかる。これらのことから、任意のタグを指定して取得した写真から、適切にそれらに関するホットスポットの抽出が可能であると考えられる。

また、図 3 において、黒い丸で示された地点は、ロンドンの中心部に位置する、Trafalgar Square という広場である。この地点は、他のいずれの結果においてもホットスポットとして抽出されている。Trafalgar Square からは、大通りの直線上に Big Ben を確認することができるが、その他のランドマークについては撮影することができない。そのため、図 7～図 14 において、高い媒介中心性は抽出されておらず、ユーザのランドマークやその周辺への移動はほとんど見られなかった。この地点がホットスポットとして抽出されてしまうのは、Trafalgar Square がロンドンの中心部に位置するため、多くの観光客の交通の要所となっている可能性や、直接ランドマークを訪れずに途中の施設に立ち寄って写真を撮影している可能性などが考えられる。

5.2 媒介中心性の抽出

図 7～図 10 は、抽出された各ホットスポットの媒介中心性を抽出し、可視化したものである。

図 7、図 8、および、図 9 から、それぞれのランドマークを含むグリッドが最も媒介中心性が高くなっていることがわかる。媒介中心性が高いことは、その地点を経由して移動しているユーザが多いということを表しているため、これらの地点は関心領域として可視化される。これらの地点には、それぞれランドマークが含まれているため、適切に関心領域を可視化できていると考えられる。

図 10 は、River Thames に着目してホットスポットを抽出し、媒介中心性の抽出を行った結果である。River Thames は、大きな川であるため、特定の建造物である他のランドマークとは異なり、被写体が 1 つの場所に定まらない。そのため、橋や沿岸などを中心に、川沿いの広い範囲に渡って多くのホットスポットが抽出されている。媒介中心性が高く抽出されたのは、Westminster Bridge や Tower Bridge などの大きな橋の周辺であるが、この結果において、それらの地点のみが関心領域であるとは限らない。このことから、抽象的な被写体に対しては、関心領域といえるような地点を可視化するのは難しいと考えられる。

5.3 ユーザ 1 人あたりの媒介中心性の抽出

図 11～図 14 は、各ホットスポットの媒介中心性をグリッド

内のユーザ数で割ることで、ユーザ1人あたりの媒介中心性を抽出し、可視化したものである。この値が高くなるような地点は、同一のランドマークを被写体とした写真を撮影しながら移動しているユーザが多い地点であると考えられるため、関心領域および撮影スポットである可能性が高い。そのため、各ホットスポットの媒介中心性が低く、ユーザ1人あたりの媒介中心性が高い地点を、撮影スポットとして可視化する。

図11と図12において、ランドマークの周辺のグリッドの値が高くなっている。これは、ランドマークに近い場所からもランドマークを撮影することが多いためであると考えられる。また、どちらも、それぞれのランドマークがよく見えるようなWestminster Bridgeや、川の対岸のグリッドにおいて高い値を示している。図13においても、同様にランドマーク周辺のグリッド、および、Tower Bridge上のグリッドが高い値を示している。これらのことから、適切にホットスポットを関心領域と撮影スポットとして可視化できていることがわかる。

図14については、River Thamesが川という抽象的なものであり、被写体が1つに定まらないため、広い範囲に渡って高い値を示しているグリッドが存在する。これは、川沿いを移動しながら川の写真を連続して撮影しているユーザが多いためであると考えられる。River Thamesの場合は、被写体が1つに定まらないため、5.2節と同様に、撮影スポットの発見は難しいと考えられる。

以上のことから、ユーザ1人あたりの媒介中心性を求めることにより、被写体が1つに定まるようなランドマークについては、提案手法を適用することで、適切にホットスポットを関心領域と撮影スポットとして可視化することができると考えられる。

6. おわりに

本論文では、ソーシャルメディアサイトから取得した大量の写真に付与されている、撮影位置情報や撮影時間情報を用いて、任意のランドマークに関するホットスポットの発見、および、各ホットスポット間のユーザの移動確率の算出を行った。加えて、抽出されたホットスポット間の移動確率から、各ホットスポットの媒介中心性を抽出し、可視化した。その結果、媒介中心性およびユーザ1人あたりの媒介中心性を算出することで、被写体が1つに定まるようなランドマークについては、ホットスポットを関心領域と撮影スポットとして可視化することができた。

今後の課題として、抽象的な被写体への対応があげられる。例えば、River Thamesのような川や、駅、橋などといった、被写体が1つに定まらないような抽象的なものについてのホットスポットでは、範囲を絞っての実験や、ホットスポットを抽出する際の閾値の調整などの対応が必要である。また、可視化システムの改善や、写真に付与されている撮影位置情報の誤差への対応などが考えられる。

謝 辞

本研究は、首都大学東京傾斜的研究(全学分)学長裁量枠戦略

的研究プロジェクト戦略的研究支援枠「ソーシャルビッグデータの分析・応用のための学術基盤の研究」及びJSPS 科研費16K00157, 16K16158による

文 献

- [1] Slava Kisilevich, Florian Mansmann, and Daniel Keim. P-dbscan: A density based clustering algorithm for exploration and analysis of attractive areas using collections of geo-tagged photos. In *Proceedings of the 1st International Conference and Exhibition on Computing for Geospatial Research & Application*, COM.Geo '10, pp. 38:1–38:4, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [2] Christian Sengstock and Michael Gertz. Latent geographic feature extraction from social media. In *Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, SIGSPATIAL '12, pp. 149–158, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [3] David J. Crandall, Lars Backstrom, Daniel Huttenlocher, and Jon Kleinberg. Mapping the world's photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web*, WWW '09, pp. 761–770, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [4] Motohiro Shirai, Masaharu Hirota, Shohei Yokoyama, Naoki Fukuta, and Hiroshi Ishikawa. Discovering multiple hotspots using geo-tagged photographs. In *Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, SIGSPATIAL '12, pp. 490–493, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [5] Motohiro Shirai, Masaharu Hirota, Hiroshi Ishikawa, and Shohei Yokoyama. A method of area of interest and shooting spot detection using geo-tagged photographs. In *Proceedings of The First ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Models of Place*, COMP '13, pp. 34:34–34:41, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [6] Yizong Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 17, No. 8, pp. 790–799, Aug 1995.
- [7] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, and Xiaowei Xu. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proc. of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, pp. 226–231, 1996.
- [8] Mihael Ankerst, Markus M. Breunig, Hans-Peter Kriegel, and Jörg Sander. Optics: Ordering points to identify the clustering structure. In *Proceedings of the 1999 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, SIGMOD '99, pp. 49–60, New York, NY, USA, 1999. ACM.
- [9] Yiyang Yang, Zhiguo Gong, and Leong Hou U. Identifying points of interest by self-tuning clustering. In *Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '11, pp. 883–892, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [10] Yuri Almeida Lacerda, Robson Gonçalves Fechine Feitosa, Guilherme Álvaro Rodrigues Maia Esmeraldo, Cláudio de Souza Baptista, and Leandro Balby Marinho. Compass clustering: A new clustering method for detection of points of interest using personal collections of georeferenced and oriented photographs. In *Proceedings of the 18th Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, WebMedia '12, pp. 281–288, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [11] Shohei Yokoyama, Ágnes Bogárdi-Mészöly, and Hiroshi Ishikawa. Ebscan: An entanglement-based algorithm for discovering dense regions in large geo-social data streams with noise. In *Proceedings of the 8th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks*, LBSN'15, pp. 7:1–7:10, New York, NY, USA,

2015. ACM.

- [12] Masaharu Hirota, Motohiro Shirai, Hiroshi Ishikawa, and Shohei Yokoyama. Detecting relations of hotspots using geo-tagged photographs in social media sites. In *Proceedings of Workshop on Managing and Mining Enriched Geo-Spatial Data*, GeoRich'14, pp. 7:1–7:6, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [13] Bart Thomee and Adam Rae. Uncovering locally characterizing regions within geotagged data. In *Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web*, pp. 1285–1296. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2013.
- [14] Boris Epshtein, Eyal Ofek, Yonatan Wexler, and Pusheng Zhang. Hierarchical photo organization using geo-relevance. In *Proceedings of the 15th Annual ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*, GIS '07, pp. 18:1–18:7, New York, NY, USA, 2007. ACM.