

ジオソーシャルデータを用いた フォトストリームの分割とホットスポットの関連づけ

井上 貴弘[†] 廣田 雅春^{††} 石川 博^{†††} 横山 昌平^{††††}

[†] 静岡大学大学院 情報学研究科情報学専攻 〒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

^{†††} 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 東京日野市旭が丘 6-6

^{††††} 静岡大学大学院 情報学研究科情報学専攻 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: [†]gs14007@s.inf.shizuoka.ac.jp, ^{††}m-hirota@oita-ct.ac.jp, ^{†††}ishikawa-hiroshi@sd.tmu.co.jp,
^{††††}yokoyama@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし スマートフォンの普及により、ユーザは大量の写真を撮影し、また、写真にジオタグと呼ばれる撮影位置の情報を付与することも可能になった。それにより、ユーザは撮影した時間だけではなく、場所に応じて写真を整理できるようになった。しかし、単一のユーザの写真からでは撮影場所がどのような観光地の中か、あるいは移動中の写真なのかというコンテキストを把握することは困難である。そこで、本研究では、ジオソーシャルデータを用いて、写真が多く撮影されている場所を発見し、そこで現れるテキストタグから、ユーザが撮影した写真群に対してコンテキストを付与し、ユーザの写真の整理を支援する。

キーワード 写真分割, ライフログ, コンテキスト, Flickr

1. はじめ

近年、デジタルカメラ、スマートフォンの普及により、ユーザは大量の写真を撮影し、また、それらの写真にはジオタグと呼ばれる撮影位置の情報を付与することが可能になった。撮影した写真は、撮影順で閲覧することができる。この撮影順で並べた写真列のことを本研究ではフォトストリームと呼ぶ。ユーザは、フォトストリームを閲覧することで、撮影した日時によって写真を整理することができる。また、ジオタグ付き写真が増加したことにより、ユーザは、撮影した日時だけでなく、場所に応じて写真を閲覧、整理することが可能になった。しかし、単一のユーザが撮影したフォトストリームからでは、写真を撮影した場所がどのような観光地であるか、あるいは移動中の写真かというコンテキストを把握することは困難である。本研究でのコンテキストとは、ユーザが写真を撮影した場所での行動のことである。例えば、ディズニーランド内で写真を撮影した場合ならばディズニーランドにいた、ディズニーランド外で写真を撮影した場合ならば移動中であるというコンテキストをそれぞれ付与することが考えられる。

ユーザのフォトストリームを分割し、さらに写真毎にコンテキストを把握することで、大量の写真から旅行記録の整理が容易になる[1]。また、ユーザの行動を把握し、ユーザの思考を分析することで、旅行地における観光スポットの推薦、観光マップの作成[2]や2地間の移動中にユーザが興味を持つ地点を抽出し、その地点を寄り道候補として新たに旅行するユーザへ推薦[3]が可能である。本研究では、ジオソーシャルデータを用いて、フォトストリームを地理的に分割し、分割した写真毎に

コンテキストを付与することを目指す。

従来の研究では、写真の撮影時刻、写真に付与されたタグなどからユーザのフォトストリームを分割が行われていた。しかし、例えば、同一のランドマーク内で撮影された写真でも、連続した2写真間の撮影された時刻の間隔が長い場合、同一のランドマーク内でもフォトストリームが分割されてしまうことがある。そのため、ユーザの行動に関するコンテキストを考慮せず、フォトストリームが分割されてしまう課題がある。単一のユーザのフォトストリームからでは、写真にタグが付与されていない場合、分割場所を把握することは困難である。また、フォトストリームの写真を画像処理し、分割する場所を発見する手法もあるが、写真が何百枚とあった場合、効果的な手法ではない。

そこで、ソーシャルメディアサイトにアップロードされているジオソーシャルデータを用いて、フォトストリームを分割する。ユーザが撮影した写真は、ジオタグが付与されFlickr^(注1)やPanoramio^(注2)などのソーシャルメディアサイトにアップロードされ、共有されているジオタグ付き写真は急速に増加している[4]。ユーザは、観光地など人々が興味を持つ場所において、多く写真を撮影すると考え、アップロードされたジオソーシャルデータから、撮影地点の密度を抽出し、抽出した場所に基づいて、フォトストリームを分割する。1人のユーザのフォトストリームから判定を行うのではなく、ソーシャルメディアサイトにアップロードされたジオソーシャルデータを用いて、写真

(注1) : <https://www.flickr.com/>

(注2) : <http://www.panoramio.com/>

が多く撮影されている領域で分割する。

本研究では、1人のユーザのフォトストリームのみに着目するのではなく、ソーシャルメディアサイトにアップロードした多くのユーザの写真を用いることで、1人のユーザのフォトストリームを閲覧した際に、ユーザのコンテキストの地点で分割することが可能になる。また、撮影した地点の密度を抽出し、その領域内に現れるタグを集計し、写真毎にコンテキストを付与することで、1人のユーザのフォトストリームにタグが付与されていない場合でも、コンテキストの補完が可能だと考えられる。予め、撮影した地点の密度を抽出し、その領域を決めておくことで、フォトストリームを画像処理する必要がなく、低コストでフォトストリームの分割が可能になる。

その他に、地図データを用いたフォトストリームの分割が考えられる。これは、地図データに含まれる観光地の領域を用いて、観光地の内外判定を行いフォトストリーム分割することである。しかし、必ず観光地で写真を撮影しているとは限らない。例えば、アメリカのニューヨーク州にある自由の女神像は、地図上において、領域は島範囲のみであるが、島にある像を撮影対象物として、陸地から撮影する人々もいる。本研究では、このような、地図上の観光地の領域と人々が興味を持ち写真を撮影している領域は違うものとして扱い、後者のほうに着目し、ソーシャルメディアサイトにアップロードされているジオタグ付き写真を用いる。

本論文の構成は、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、実行例について述べる。5章では、本研究で得られた成果のまとめを述べる。

2. 関連研究

ジオタグが付与された写真を用いて、ユーザのフォトストリームを分割し、分割した写真群に対してコンテキストを付与する研究として Jesse ら [5]、Arase ら [6]、および筆者 [7] らの研究が挙げられる。Jesse らは、SIFT [8] を用いて、写真の画像特徴量を算出し、フォトストリームからイベントを抽出している。また、写真に付与されたタグ、撮影日時、および2写真の撮影位置の距離を用いて、フォトストリームをイベント毎に分割する手法を提案している。

Arase らは、フォトストリームを分割するために、収集した写真を撮影日時順にソートし、連続している2写真間の撮影日時、距離、およびタグを用いて、ギャップ値を算出し、ギャップ値が閾値を超えたら、その地点でフォトストリームの分割を行い、タグから分割したフォトストリームの写真群毎に対してコンテキストを付与している。フォトストリームの分割やイベントの発見は、写真の撮影日時、写真に付与されたタグ、および画像特徴量などのメタデータを利用している。しかし、写真に付与されているタグは、ユーザが自由に付与することができるため、個々のフォトストリームに着目した場合、タグが含まれていなければ、分割やイベントの発見は困難である。本研究では、個人のフォトストリームではなく、他のユーザがアップロードした大量の写真を利用してコンテキストを抽出する。抽

出したコンテキストを個人のフォトストリームに付与する。

筆者らは、個人のフォトストリームではなく、他のユーザがアップロードした大量の写真を利用してフォトストリームの地理的な分割点を発見した。発見した分割地点について、フォトストリームの分割方法として考えられる、人の目で閲覧する方法、時間の差を用いた分割手法と比較し、大量の写真を用いホットスポットを分割点とした手法が良いことを示した。本研究では、この分割したフォトストリーム毎に対して、コンテキストを付与する。

ソーシャルメディアサイトにアップロードされたジオソーシャルデータを用いて、ユーザ毎のフォトストリームを管理するための分割手法として、Lin ら [9]、Jianchao ら [10]、および Sam ら [11] の研究が挙げられる。Lin らは、Flickr のグループ機能^(注3)を利用して、探索ソーシャルネットワークの形成するためのアルゴリズムを提案している。Lin らは、グループに属しているユーザは、興味関心が似て、同じようなタグを写真に付与すると考えた。そして、写真をアップロードしたユーザ情報、関連するタグ、写真コンテンツの属性、撮影場所、および属性間のソーシャルネットワークを作成し、写真量が増えた期間のフォトストリームに“travel”や“social”などのラベルを付与する。しかし、このラベルが付与されたフォトストリームは、グループに属している人のみが対象になっており、グループに属していなくてもユーザは閲覧することができない。Jianchao らは、ソーシャルネットワーキングを容易にするために多くのユーザの写真から、自動でフォトストリームを作成するアルゴリズムを提案している。これは、タイムライン上で時系列順に同じイベントが発生した際に、自動的に複数のユーザから写真を収集し、イベント毎にフォトストリームを作成する。

Sam ら [11] は、複数のユーザから、写真の画像、写真に含まれるメタデータを収集し、ユーザがフォトストリームを閲覧するための検索システムを構築した。これは、ユーザが移動手段、ユーザ情報、および日付と時刻を選択しなければ閲覧することができない。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ソーシャルデータを用いて、フォトストリームの写真毎にコンテキストを付与する。これは、ジオタグから写真を撮影した場所付近で、他のユーザが興味を持った写真に付与されているタグを用いる。予め、場所ごとに関連するタグを決定しておくことで、他のユーザがその場所で写真を撮影した場合でも、コンテキストを付与することが可能となり、グループなどに属さなくてもフォトストリームを分割することが可能になり、ユーザは自分の分割されたフォトストリームを閲覧することができる。また、本研究では、ユーザが移動手段、ユーザ情報、および日付と時刻を指定することなく、他のユーザから収集したデータを集約し、自動的に個人のフォトストリームを効果的に閲覧するシステムを目指す。

ソーシャルメディアサイトにアップロードされた写真のソーシャルメディアサイトにアップロードされた写真のフォトストリームを利用した研究が行われている。Zerr ら [12] [13] は、

(注3) : <https://www.flickr.com/groups>

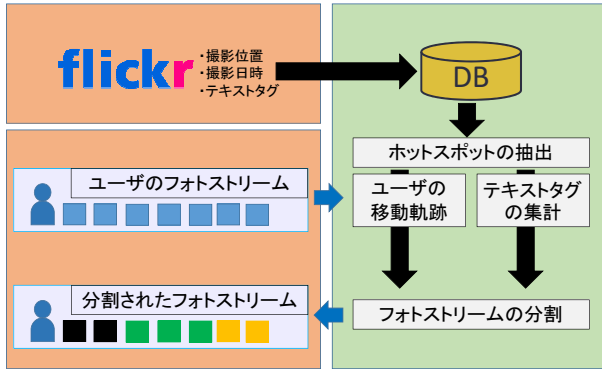


図1 システム概要図

アップロードされた写真からユーザの感情、状態を推定する研究している。Zerrらは、ジオソーシャルデータに含まれる写真からテキストタグや画像特徴量を取得、算出し、SVMlight [14]を用いて、写真が“Positive”か“Negative”なのか判定する分類器を作成した[12]。写真が“Public”か“Private”なのか判定する分類器を作成し、実際、有名人の写真を分類できたことを示した[13]。Choudhuryら[15]は、Yahoo! Maps API^(注4)を用いて、人々が興味を持つ場所である観光地を取得する。この場所を Point of Interests(POI) として設定する。設定した POI に、ユーザが写真を撮影した場所であるジオタグが含まれているならば、その撮影日時からユーザの POI での滞在時間を算出する。これらのデータから観光地間のグラフを作成する。このグラフは、アップロードしたユーザの旅行日程であり、この旅行日程を参考に新しい旅行者への旅行プランを提示している。これらの研究は、アップロードされたフォトストリームからユーザの思考分析や旅行地における観光スポットの推薦を行っている。本研究に対して、写真毎に感情を付与することが可能ならば、より詳細なコンテキストとして付与することができると考えられる。

Web 上にアップロードされているジオタグ付き写真、テキストタグを用いて、地理的特徴を抽出する研究が行われている。Bart [16] らは、ソーシャルメディアサイトにアップロードされているジオタグ付き写真に付与されているテキストタグから、テキストタグの頻出する領域を抽出し、ジオタグから地図上にマッピングする手法を提案している。Kennedy [17] らは、写真に付与されているテキストタグが写真の視聴覚特徴を表すテキストタグである可能性が5割であることを示した。本研究では、ジオタグの密度に対して、写真に付与されているテキストタグを用いてテキストタグの頻出を算出し、コンテキストとして算出した密度に付与する。

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ソーシャルデータを用いて、写真が多く撮影された領域を抽出し、抽出した領域を区切りとして、フォトストリームの分割を行い、分割されたフォトストリームの写真毎にコンテキ

ストを付与する。本研究では、写真が多く撮影された領域をホットスポットと定義する。

図1にシステムの概要を示す。黒色の矢印は、全データを現し、青色の矢印は個人のフォトストリームを表す。はじめに、ソーシャルメディアサイトにアップロードされた、ジオソーシャルデータを収集する。ジオソーシャルデータには、ジオタグ、撮影日時、およびテキストタグが含まれている。収集したジオソーシャルデータをユーザ毎に分け、撮影日時の古い順でソートし、フォトストリームとする。次に、分割地点の発見とテキストタグの収集を行うため、ジオタグ付き写真を撮影位置に基づいてクラスタリングしている。観光地などのランドマーク周辺では、多くの写真が撮影されていると考えられる。

そこで、密度ベースのクラスタリングを適用し、写真が多く撮影された領域を発見する。写真が多く撮影された領域からフォトストリームの分割を行う。また、領域に含まれるテキストタグを収集し、コンテキストを付与する。ユーザは、自分のフォトストリームを入力し、サーバ側で抽出したホットスポットの内外判定を行い、分割、コンテキストが付与されたフォトストリームをユーザに提示することで閲覧することが可能になる。

3.1 ホットスポットの抽出

フォトストリームの分割点を見つけるために、ジオタグ付き写真を用いて、ホットスポットを抽出する。ホットスポットは、写真が密集して撮影された領域を指す。本研究では、密度が高い地点を推定するために DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering) [18] を用いる。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、集合の中でも極大のものをクラスタとして抽出する。

$$x_p \in N_{Eps}(x_p) \quad (1)$$

$$|N_{Eps}(x_p)| \geq Num \quad (2)$$

ただし、 $N_{Eps}(x_p) = \{x_p \in X \mid Dist(x_p, x_q) < Eps\}$ 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。

$$Dist(x_p, x_q) = ((M * dp) * (M * dp) + (N * \cos(P) * dR) * (N * \cos(P) * dR))^2 \quad (3)$$

このとき、 P は2点の平均緯度、 dp は2点の緯度差、 dR は2点の経度差、 M は午線曲率半径、 N は卯酉線曲率半径を示す。

DBSCANによって抽出したクラスタをホットスポットとする。

3.2 ユーザの移動軌跡

ジオタグ付き写真を用いて、ユーザの移動軌跡を抽出する。あるユーザの移動軌跡を抽出した例を図2に示す。

収集したユーザのフォトストリーム内に含まれているジオタグ付き写真を用いて、ユーザの移動軌跡を抽出する。図2に移動軌跡の例を示す。図2では、ある地域全体の領域に A(赤)、B(緑)、C(紫)、D(黄)の4つのホットスポットが存在する。

写真のジオタグから、各写真が3.1節で抽出されたホットス

(注4) : <https://developer.yahoo.com/maps/>

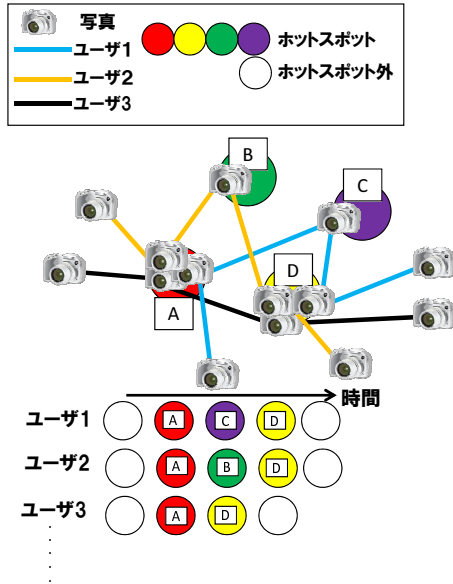


図 2 ユーザの移動軌跡

ポット内で写真が撮影されているかを判定する。各写真がホットスポット内で撮影されている場合、そのホットスポットをユーザーが訪れたホットスポットとして登録する。そして、写真が別のホットスポットで撮影される、または、ホットスポット外で撮影される度に、ホットスポットの登録を行う。図 2 の場合、ユーザ 1(水色)の移動軌跡は、{ホットスポット外→A→C→D→ホットスポット外}となる。ユーザ 2(オレンジ)の移動軌跡は、{ホットスポット外→A→B→D→ホットスポット外}となる。ユーザ 3(黒色)の移動軌跡は、{ホットスポット外→A→D→ホットスポット外}となる。このように、ユーザが実際に訪れた場所がホットスポット内なのか外なのかを判定する。このホットスポットの順番をユーザが訪れた移動軌跡とする。

3.3 テキストタグの集計

3.1 節で定義したホットスポットを用いて、テキストタグの集計を行う。Kennedy らの研究から、テキストタグは写真の視覚的特徴が含まれていることからホットスポット毎にテキストタグを集計し、ホットスポット内の特徴語を発見する。

図 3 にアメリカのロサンゼルスにあるグリフィス天文台におけるテキストタグの集計の例を示す。図中の赤色の丸がホットスポットとした場合、ホットスポット内に含まれるテキストタグの出現回数を算出する。グリフィス天文台付近で撮影された写真には、図 3 のように“griffithobservatory(グリフィス天文台)”や“griffith(グリフィス)”, “observatory(天文台)”, および, “losangeles”などのテキストタグが現れる。同じ観光地または、同じ対象物を撮影しているならば、写真に関連するテキストタグがホットスポット内のテキストタグランキング上位に現れる。しかし、写真に付与されているテキストタグには、撮影された場所を表すテキストタグが多く付与されている。これは、デジタルカメラやスマートフォンの位置情報から地域を付与している。しかし、地域のみでは写真を現しているテキストタグを把握することはできない。ホットスポット内の特徴語となるテキストタグを上位にする。

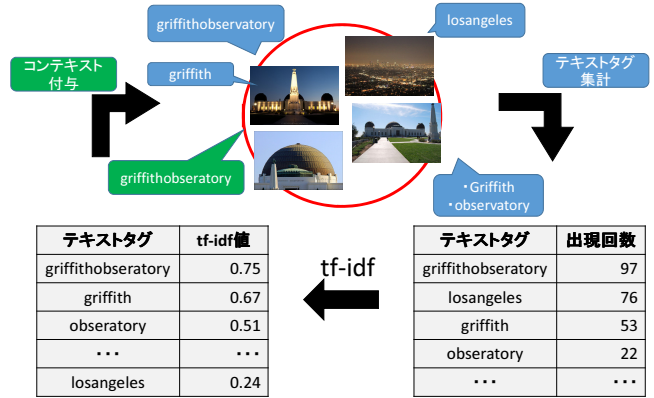


図 3 テキストタグの集計 (グリフィス天文台の例)

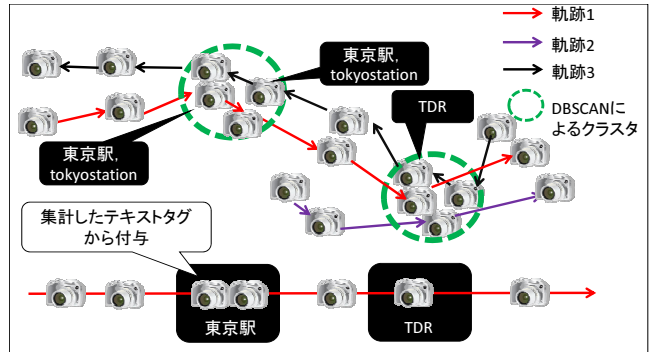


図 4 フォトストリームの分割

そこで、ホットスポット内に含まれるテキストタグの特徴語は、指定した地域全体で出現する頻度に対して、特徴語の出現する頻度は高くなると考えられる。本研究では、tf-idf 法を用いて、ホットスポット内の特徴語をスコア化する。抽出したあるホットスポット s と特徴語 c の関連度 $r_{c,s}$ は次の式によって算出する。

$$r_{c,s} = tf_{(c,s)} * \log(N/df_t) \quad (4)$$

ここで、 tf は抽出したあるホットスポット s における特徴語 c の出現頻度を表し、 df_t は指定した地域内の写真の総数 N のうち特徴語 c が付与された写真数とする。ホットスポット内のテキストタグに関する関連度は、ホットスポット内で多く出現し、指定した地域内での出現頻度が高くない特徴語ほど、高い値を算出する。ここで、1つのホットスポット内に複数の特徴語関連することが考えられる。有名な観光スポットでイベントが行われた場合、1つのホットスポット内にも複数の特徴語が付与される。本研究では、1つのホットスポットに対して、複数のホットスポットが関連することは問題としない。

図 3 の例では、集計したテキストタグに対して、tf-idf を用いて出現回数が多い“losangeles”のテキストタグを下位にし、“griffithobservatory(グリフィス天文台)”, “griffith(グリフィス)”, および “observatory(天文台)”のテキストタグをコンテキストとしてホットスポットに付与している。

3.4 フォトストリームの分割

3.1 節で抽出したホットスポットを用いて、ユーザのフォト



図 5 インターフェイス画面

表 1 ロサンゼルス全域の
テキストタグ集計

順位	テキストタグ	回数
1	losangeles	179,385
2	california	166,241
3	la	61,540
4	usa	55,362
5	beach	49,645
6	ca	47,259
7	los	42,889
8	angeles	42,777
9	hollywood	36,774
10	nikon	30,911

表 2 図 5 に含まれるテキストタグ

順位	テキストタグ	tf-idf 値	出現回数
1	dodgers	0.386	56
2	baseball	0.223	50
3	dodgerstadium	0.200	30
4	ballgame	0.187	18
5	mlb	0.185	22
14	losangeles	0.084	45
27	california	0.053	27

ストリームを分割する．図 4 にフォトストリームの分割例を示す．図 4 において，カメラの画像はユーザの写真を示している．緑の点線で描かれた丸は 3.1 節で抽出したホットスポットである．赤色，紫色，および黒色はそれぞれユーザの移動軌跡とする．例として，赤色の時系列では，黒色で囲まれた領域がホットスポット内で撮影された写真になる．ここでは，ホットスポット内のテキストタグを収集した結果，“東京駅”，“TDR”のテキストタグが出現しているので，それぞれホットスポット内で撮影された写真に“東京駅”，“TDR”のテキストタグを付与する．このテキストタグがコンテキストとなる．DBSCAN を用いて，地理的にフォトストリーム分割することで，同じコンテキスト内で撮影した写真だけを取り出すことができるようになる．本論文での，同じコンテキストとは，ユーザが同じ領域で写真を撮影するなど，同じ行動をしている状態を示す．

4. 実行例

提案手法の実行結果の例と，結果の考察を行う．今回は，アメリカのロサンゼルス市内で写真を撮影し，ソーシャルメディアサイトである Flickr にアップロードしたユーザを対象とした分割を行う．本来ならば，Flickr などのソーシャルメディアサイトにアップロードしていないユーザも分割することが可能である．データセットとして，Flickr から収集したロサンゼルス市内で撮影された写真 991,903 枚，撮影者数 35,306 人を用いた．ここでは，ホットスポットを抽出するための DBSCAN の値を $EPS=0.001$ ， $Num=50$ に設定した．

4.1 インターフェイス画面

図 5 に実際のインターフェイス画面を示す．図 5 の緑色の枠には，写真を撮影したユーザが付与したテキストタグと写真がホットスポットに含まれる場合は，そのホットスポット内に含まれるテキストタグ，写真がホットスポット外で撮影しているならば，地域を現すテキストタグを付与する．表 1 に収集したロサンゼルス内のジオソーシャルデータに付与されているすべてのテキストタグを集計し，テキストタグの上位 10 件を示す．ロサンゼルスで撮影されたジオタグ付き写真には，“losangeles”，“california”，“la”，および“usa”など地域を表すテキストタグ

が上位に来ていることがわかる．本実行では，最上位に来た単語を地域語として写真に付与するため，写真がホットスポット外で撮影している場合，“losangeles”のテキストタグを付与する．緑枠の下は，ユーザが撮影した写真のフォトストリームが表示されている．このフォトストリームは，撮影日時が古い順にソートされている．写真をクリックすると，写真が撮影された場所に地図が移動する．写真とずれた背景の図形の色が白色ならばホットスポット内，青色ならばホットスポット外での写真である．

表 4.1 に図 5 で抽出されたホットスポット内に含まれていた上位 10 件のテキストタグを示す．表 4.1 から，撮影された写真を含むホットスポット内の写真は，ロサンゼルスを本拠地とする野球チームであるドジャースの“dodgers”や“baseball”，本拠地のスタジアムである“dodgerstadium”に関連するホットスポットということがわかる．よって，このホットスポットに撮影した写真が含まれているならば，ドジャースに関連するテキストタグを付与する．図 5 のユーザはこの写真を含め，撮影したすべての写真にテキストタグを付与していない．しかし，ホットスポット内に含まれているテキストタグを付与することで，野球チームのドジャース関連の写真ということが把握することができる．

4.2 実行結果 (成功例)

図 6 に実際にユーザのフォトストリームを分割し，コンテキストが付与されているかの実行例を示す．図 6(a) にある Flickr ユーザのフォトストリームを示す．図は，図 6(a)，6(b)，6(c) の順で写真を撮影している．表 4.3，表 4.3 に図 6(a)，図 6(c) に含まれるテキストタグを示す．表は，上位 5 件と表 1 で現れた“losangeles”や“californial”などの大きな街や州を表すテ

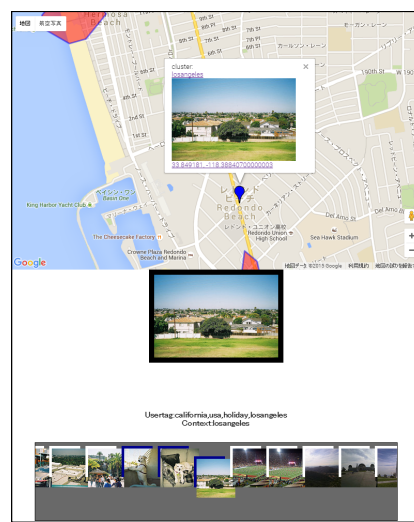


図 6 同一ユーザにおける分割例

キストタグの順位を示す.

このユーザは、主に写真を撮影している地域をテキストタグとして付与している。表 4.3 より、“universal” や “studios” などの写真を撮影した場所を表すテキストタグを上位に抽出することができた。また、表 4.3 より、“championship” や “coliseum” などの写真の中身を表すテキストタグを上位に抽出することができた。表 1 において、上位に出ていたテキストタグを tf-idf 法を用いて、出現回数は多いが順位を下げることで、特徴となるテキストタグを抽出することができる。

図からホットスポット内で写真を撮影している場合は、写真に関連しているテキストタグを tf-idf 法を用いて抽出することができた。また、ホットスポット外で撮影している写真には、地域語を付与し、ホットスポット外においても写真をどこで撮影したか把握することが可能である。

これらは、ホットスポットがドジャー・スタジアム、ユニバーサル・スタジオ、およびロサンゼルス・コロシウムなど、テーマパークや建造物が1つのクラスターで形成されているので、うまく分割、コンテキストの付与ができたと考えられる。

4.3 実行結果 (失敗例)

次に、うまくコンテキストを付与することができなかった例を図7、図に含まれるホットスポット内のタグを表4.3に示す。図7は、ロサンゼルスコンベンションセンターとステープルセンターが1つホットスポットとして抽出されてしまった。枠の色は、写真がどちらの建物で撮影されたかを示す。ロサンゼルスコンベンションセンターは展示場兼会議場、ステープルセンターはバスケットボール、アイスホッケーの本拠地として使われている。表4.3からわかるように“anime”関連のテキストタグが多く出現しており、バスケットボールなどのテキストタグが上位に来ないので、バスケットボールなどの写真でも“anime”関連が付与されてしまう。この問題を解決するために、

表 3 図 6(a) のテキストタグ (ユニバーサルスタジオ)

順位	テキストタグ	tf-idf 値	出現回数
1	universal	0.454	162
2	studios	0.414	152
3	hollywood	0.361	191
4	waterworld	0.315	75
5	universalstudios	0.271	104
6	usa	0.134	88
15	angeles	0.081	62
16	los	0.062	62
25	losangeles	0.062	84
26	la	0.045	51

表 4 図 6(c) のテキストタグ (ロサンゼルスコロシウム)

順位	テキストタグ	tf-idf 値	出現回数
1	championship	0.454	28
2	coliseum	0.414	30
3	sitysection	0.361	25
4	carson	0.315	25
5	football	0.271	28
19	losangeles	0.134	38
27	california	0.053	27

撮影日時を利用する。写真が多く撮影されるのは、イベントが発生した時である。そこで、撮影日時を利用して、写真が多く撮影された日時を調べ、イベント毎にテキストタグを分ける。そして、ホットスポット内のテキストタグをさらに分け、タグクラウドを作成する。このようにすることで、ホットスポット内の写真が異なった場合でも、コンテキストが付与することが可能だと考えられる。

表 5 図 7 のホットスポット内に含まれる
主なテキストタグ

テキストタグ	回数
anime	188
expo	168
center	157
autoshow	145
animeexpo	141
cosplay	133

5. ま と め

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ているジオソーシャルデータを用いて、フォストリームを分割し、写真毎にコンテキストを付与した。提案手法では、ユーザは、観光地など人々が興味を持つ場所において、多く写真を撮影すると考え、アップロードされたジオソーシャルデータから、撮影地点の密度を抽出し、抽出した場所に基づいて、フォストリームを分割を行った。これは、1人のユーザのフォストリームから判定を行うのではなく、ソーシャルメディアサイトにアップロードされたジオソーシャルデータを用いて、写真が多く撮影されている領域で分割するためである。そして、撮影地点の密度を抽出した場所内に現れるタグを集計し、tf-idfを用いてホットスポット内のコンテキストとなる特徴語を抽出した。そして、抽出した特徴語のテキストタグを写真毎に付与した。提案手法を実行し、1人のユーザのフォストリームにタグが付与されていない場合でも、コンテキストの補完が可能になった。また、ホットスポットで写真を撮影していない場合において、写真を撮影した場所を表す地域語を付与した。

今後の課題として、コンテキストの詳細化が挙げられる。4.章で示したような、1つの観光スポットまたは建造物で写真を撮影した場合は、関連するタグが上位に来るが、建物でもイベントが異なる場合は、テキストタグが上位に来ない。そこで、撮影日時を考慮し、イベント毎にホットスポットの中でさらにテキストタグを集計することで、より詳細化されたコンテキストが付与できると考えられる。例を図8に示す。イベント開催日は、写真数が増加すると考えられる。そこで、写真数の増加からイベントを推定し、イベントに付与されているテキストタグを用いてコンテキストをする。また、イベントに含まれるテキストタグは周期性がある。岩佐ら[19]は写真に付与されているテキストタグの周期性を発見する研究をしている。毎年同じイベントが開催されているならば、写真を撮影した年の写真数が少ない場合でも、過去のイベントからテキストタグを保管することが可能だと考えられる。他に、ユーザの指向分析という点でZerrらの研究の用いることで、写真毎に感情も付与できると考えられる。また、本論文でのホットスポットに対してのコンテキストはtf-idfを利用し、上位5件と決め打ちでテキストタグを付与した。この上位の件数について、検証をすることが考えられる。



図 7 ホットスポット内に複数の施設が含まれる場合

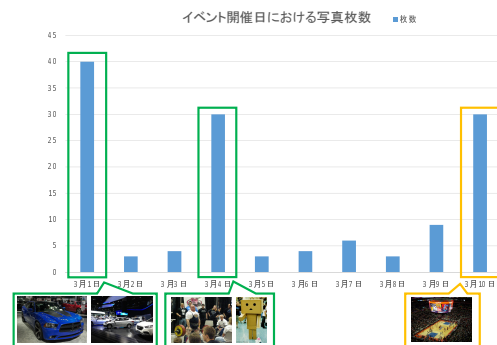


図 8 イベント開催日における写真数増加

文 献

- [1] 奥山幸也, 柳井啓司, “写真撮影のいち奇跡を利用した旅行支援システム”, 第3回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2011.
- [2] Wang Jiani, 野田雅文, 高橋友和, 出口大輔, 井出一郎, 村瀬洋, “Web上の大量の写真を画像分類して提示する観光マップの提案”, 電気情報通信学会マルチメディア・仮想環境基礎研究学会, MCE2010-160, pp.153-158, Mar, 2011.
- [3] 青山賢, 廣田雅春, 石川博, 横山昌平, “ジオタグ付き写真を用いた知名度が低いにもかかわらず興味の度合いが高い寄り道候補の発見”, 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ム, 2015.
- [4] Takeshi Kurashima, Tomoharu Iwata, “Travel route recommendation using geotagged photos”, Knowledge and Information Systems Volume 37, 2013.
- [5] Jesse Prabawa Gozali, Min-Yen Kan, Hari Sundaram, “Hidden Markov Model for Event Photo Stream Segmentation”, IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops(ICMEW), 2012.
- [6] Y.Arased, X. Xie, T. Hara, S. Nishino, “Mining People’s Trip from Large Scale Geo-tagged photos”, ACM MM2010, 2010.
- [7] 井上貴弘, 廣田雅春, 石川博, 横山昌平, “ジオソーシャルデータに基づいたフォストリーム分割手法の提案”, 第6回ソーシャルコンピューティングシンポジウム (SOC2015), 2015.
- [8] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale invariant keypoints”, International Journal of Computer Cision, vol. 60, no. 2, pages91-110, 2004.
- [9] Yu-Ru Lin, Hari Sundaram, Munmun De Choudhury, Aisling Kelliher, “Discovering multirelational structure in social media streams”, ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications - TOMCCAP, pages 1-28, 2012.
- [10] Jianchao Yang, Jiebo Luo, Jie Yu, Thomas Huang, “Photo Stream Alignment for Collaborative Photo Collection and Sharing in Social Media”, International ACM Workshop on Social Media, 2011.

- [11] Sam Zargham, Janko Calic, David Frohlich, “User Experience Study of Multiple Photo Streams Visualization”, Proceedings of the 26th Annual BCS interaction Specialist Group Conference on People and Computers, 2012.
- [12] Sergej Zerr, Stefan Siersdorfer, Jose San Pedro, Jonathon Hare, Xiaofei Zhu, “NicePic!: A System for Extracting Attractive Photos from Flickr Stream”, Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2014.
- [13] Sergej Zerr, Stefan Siersdorfer, Jose San Pedro, Jonathon Hare, “PicAlert!: A System for Privacy-Aware Image Classification and Retrieval”, CIKM’12 : The Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Manegement, 2012.
- [14] T. Joachims, Making large-scale support vector machine learning practical, “Advances in kernel methods:support vector learning”, pages 169-184, 1999.
- [15] Munmun De Choudhury, Moran Feldman, Sihem Amer-Yahia, Nadav Golbandi, Ronny Lempel, Cong Yu, “Automatic Construction of Travel Itineraries using Social Bread-crumbs”, Proceedings of the 21st ACM conference on Hypertext and hypermedia, 35-44, 2010.
- [16] Bart Thomee and Adam Rae, “Uncovering locally characterizing regions within geotagged data”, Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web, 1285-1296, 2013.
- [17] Kennedy, L. S., Change, S.-F and Kozintsev, I. C. V. “To serach or to label?: predicting the performance of search-based automatic image classifiers”, Proceedings of the 8th ACM international workshop on Multimedia information retrieval, 249-258, 2012.
- [18] M. Ester, H. P. Kriegel, J. Sander and X. Xu, “A Density-Based Alogorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise”, The Second Int’l. Conf. on knowledge Discovery and Data Mining, pages 226-231, 1996.
- [19] 岩佐祐樹, 廣田雅春, 石川博, 横山昌平, “ソーシャルメディア上に投影されたイベントの周期の発見とそれに基づいた写真閲覧システムの提案”, 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ム, 2015.