

# 撮影軌跡の曲率による観光スポットの特徴分析

高野 悠作<sup>†</sup> 加藤 大受<sup>††,†††</sup> 遠藤 雅樹<sup>††,††††</sup> 莊司 慶行<sup>††</sup> 廣田 雅春<sup>†††††</sup>

石川 博<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 首都大学東京 システムデザイン学部 〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6

<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

<sup>†††</sup> ウイングアーク 1st 株式会社 〒150-0031 東京都渋谷区桜丘町 20-1 渋谷インフォスタワー

<sup>††††</sup> 職業能力開発総合大学校 基盤ものづくり系 〒187-0035 東京都小平市小川西町 2-32-1

<sup>†††††</sup> 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

E-mail: <sup>†</sup>takano-yuusaku@ed.tmu.ac.jp, <sup>††</sup>{y\_shoji,ishikawa-hiroshi}@tmu.ac.jp, <sup>†††</sup>kato.d@wingarc.com,

<sup>†††††</sup>endou@uitech.ac.jp, <sup>††††††</sup>m-hirota@oita-ct.ac.jp

**あらまし** 本研究では、ユーザがソーシャルメディア上に投稿した複数の写真データにおける撮影位置間の関係に着目し、その曲率から観光スポットでのユーザの行動を周遊行動と非周遊行動に分類し分析する。ここで、周遊可能なスポットとは、遊園地や公園のように、ユーザがスポット内の複数箇所を長時間かけて回ることが可能なスポットを指す。周遊行動は非周遊行動と比較してスポットでの滞在時間が長く、行動も多いため与えるの経済的効果も高いと考えられる。したがって、周遊可能なスポットの発見は、スポットの利益拡大に関係性の強い特徴の把握につながる。そこで本研究では、Flickr 上の実データを利用し、東京都内のスポットを来訪者の移動軌跡に対する曲率を用いてランキング化し比較することで、周遊可能なスポットを発見し、これらのスポットに共通して現れる特徴について分析した。

**キーワード** ソーシャルメディア, 観光情報, 移動軌跡, 周遊行動, Flickr

## 1. はじめに

近年、スマートフォンやタブレットなどの普及により Web を日常的に活用する場面が増えている。これにより、Twitter<sup>(注1)</sup> や Flickr<sup>(注2)</sup> などのソーシャルメディアでも利用者の拡大が進んでおり、多くの人々がこれらのサイトを通じて、旅行や日常生活の中で起きた自らの出来事を Web 上で他人と共有している。加えて現在では、多くのデバイスに GPS (Global Positioning System) が搭載されているため、ソーシャルメディア全体における位置情報が付与されたデータの占める割合は多い。ソーシャルメディア上に複数のデータを投稿している特定のユーザに着目し、その位置情報に対して時間順序でソートすることで、そのユーザの移動軌跡が抽出可能である。

この移動軌跡から得られるユーザの移動について、例えば、中央に池などの障害物が存在する観光地では、来訪者の移動が制限される。そのため、ユーザのデータから得られる移動軌跡は必然的にその障害物を避けるような形状となる。その場所における多くのユーザの移動軌跡が同じような形状をしていれば、その場所の中央には障害物が存在するという地理的な特徴を把握することが可能になる。そこで、移動軌跡を利用した研究が現在では盛んに行われており、GPS ログデータから抽出される移動軌跡を基にモデリングした観光ルートの分析や推

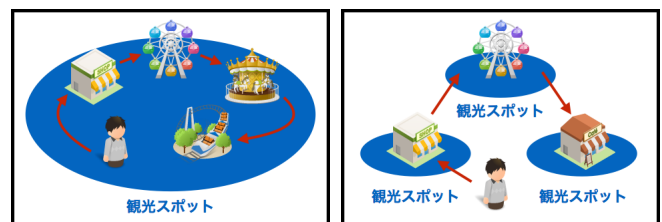


図 1 特定の観光スポットにおける周遊と非周遊の例

薦. [1], [2], [3], [4] 移動軌跡を用いたホットスポット抽出 [5] やユーザの類似性に対する推論 [6], 道路地図の分析や渋滞の可視化など様々な研究がある [7], [8].

ここで、観光スポットにおけるユーザの行動に注目をした時、スポット内で来訪者が取る行動の1つとして「周遊」と呼べる行動がある。図 1(a) は特定の観光スポットでの滞在時に複数の興味の対象を撮影して回る行動を周遊行動を、図 1(b) は唯一の興味の対象のみを撮影する行動を非周遊行動と定義する。これらの周遊行動と非周遊行動では、滞在している観光スポットへ与える影響には大きな差異がある。図 1(a) のような周遊行動が多い観光スポットは興味の対象が多いスポットであり、滞在時の行動が多くなりやすいためスポットに来訪した観光客から得られる経済効果も高い。しかし、図 1(b) のような非周遊行動の多い観光スポットでは興味の対象が単一であるため、その効果は異なると考えられる。このように、周遊行動と非周遊

(注1) : <https://www.twitter.com/>

(注2) : <https://www.flickr.com/>

行動の分類は、観光スポットの魅力などの性質を推定する指標の1つとなると考えられる。そこで、本研究では、移動軌跡を基に周遊行動の抽出を行い、観光スポットを分析する。

本研究では、写真に付与されるメタデータに基づいて、ユーザ単位で1日毎に撮影時間の昇順に並べた撮影位置情報を移動軌跡と定義する。周遊行動では、特定のスポット内を周回するように行動をするため、軌跡の形状として折り返しが少なく、弧を描くように撮影位置情報が分布すると考えられる。一方、非周遊行動では、興味の対象が少ないためスポット間の移動を繰り返すように行動をするため、軌跡の形状として折り返しが多くなると考えられる。そこで、撮影位置情報からその形状を推定するため、ユーザの観光スポットの移動軌跡における任意の1点に注目し、前後の撮影位置情報を元に最小二乗法の円回帰モデルを生成する。そのモデルより推定される曲率を利用し、対象の撮影地点におけるユーザの行動を周遊と非周遊の2つに分類する。ユーザの写真に付与されているタグを提案手法での分類別に集計した上でランキング化を行い、その結果に対して分析・考察を行うことで、前述した周遊行動と非周遊行動に対する仮説との整合性を検証する。

本論文の構成は以下のようになる。第2節では、写真に付与されたメタデータを利用している関連研究について述べる。第3節では、提案する撮影軌跡の円回帰モデルから推定される曲率によるスポットの特徴分析について述べる。第4節では、提案手法を用いた実験の結果と考察を述べる。第5節では、本研究における成果のまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 写真メタデータを利用した地理的特徴の分析

Web上に存在する膨大な写真データには多くのメタデータが付与されており、これらの中で地理的特徴を分析する上で重要な情報としてタグや撮影位置、撮影時間などがある。例えば、Shiraiら[9]、Hirotaら[10]は撮影位置情報が付与された写真データに対して分析を行うことで、人々の関心が高いホットスポットの抽出を行った。Sengstockら[11]は写真データに付与されたタグや撮影位置情報に着目し、関心領域や海岸線などの地理的特徴の抽出を行った。Thomeeら[12]はタグは写真の主題を説明する重要な情報であるとして、地図上でタグが表す領域を求めるアルゴリズムを提案し、地図上への可視化を行った。

### 2.2 移動軌跡の応用

現在では、GPSが搭載されたデバイスが多く、位置情報が付与されたデータがWeb上に膨大にある。これに伴い、移動軌跡を利用した研究が様々な分野で盛んである。Yokoyamaら[5]はユーザの移動軌跡の交点を基にホットスポット抽出を行うEBSCANを提案している。Liら[6]はユーザの移動軌跡を整理し滞在した場所や時間などに関し分析をすることで、ユーザの類似性に関する推論を行っている。Liuら[7]はGPSログデータを基に生成される道路地図の問題性を指摘し、それに対する比較検証を行っている。Wangら[8]はGPSによる移動軌跡を基に交通渋滞を分析し、可視化するシステムの提案をした。

また、観光という分野に着目すると移動軌跡を基にした観光

ルートの推薦などの研究が盛んである。例えば、Zhengら[1]はGPSの実データを追跡し、観光や旅行における詳細なユーザ行動を分析し滞在ルートに関する推論を行っている。しかし、GPSの実データはWeb上に少なくシステムの構築などに利用するのは難しい。

そこで、Luら[2]はWeb上に多数存在する写真データに付与された撮影位置情報に着目し、抽出した移動軌跡に対して分析を行い観光ルートを推薦するシステムの提案を行っている。さらに、Zhengら[3]はマルコフ連鎖モデルに基づいて移動軌跡とホットスポットとの関係性の分析し、クラスタリングを行うことで観光ルートに対する分析を行っている。Okuyamaら[4]はユーザごとの移動軌跡に対してクラスタリングを行うことで、観光スポットの持つランドマーク情報などを付与し、よりユーザに適切な観光ルートを推薦するシステムの構築を行っている。

これらの研究では、移動軌跡に基づいて各観光スポットの関連性を分析し、ユーザに適応した観光ルートを分析している。しかし、ユーザの移動軌跡を観光スポットの分析に応用している研究はない。ユーザの移動軌跡は滞在している観光スポットにより様々であり、観光スポットの特徴を把握する上でも移動軌跡は非常に有用な情報となると考えられる。そこで本研究では、移動軌跡から特定のスポットに対して「周遊」という行動に基づいて、地域的な特徴付けを行う手法を提案する。

## 3. 提案手法

本節では、移動軌跡をその曲率によって、周遊行動と非周遊行動に分類する手法について述べる。はじめに、撮影位置情報の付与された写真をユーザ別にFlickrから収集する。次に、この写真群から移動軌跡の抽出を行うが、本研究ではユーザの1日の行動に対して着目をするため、1つの移動軌跡に対する撮影時間の上限を始点から終点まで20時間以内として、20時間を超過した場合にはその撮影地点から別の移動軌跡として抽出を行う。ここで20時間を上限としている理由として、24時間を通して連続的に行動するユーザは極少数であり、これを上限と定めると、例として、特定の日の朝8時に撮影をし、次の日の朝8時に撮影した写真までをユーザの1日の移動軌跡として抽出してしまう。しかし、通常であれば睡眠時間などが間に存在しており、同じ日の移動軌跡として抽出するのは不相当であると考えられる。したがって、移動軌跡の終点までの上限を20時間と設定している。これにより抽出される写真群を1つの移動軌跡として分類を行う。

### 3.1 回帰モデルの生成

移動軌跡を用いた「周遊」に関する分類のための回帰モデルの生成を行い、移動軌跡の曲率を推定する。本論文では、最小二乗法を利用した円回帰モデルの生成を行う。データ数 $n$ の撮影緯度経度に対して、モデル関数の中心座標を $(X, Y)$ 、半径を $R$ とすると円のモデル関数は以下ようになる。

$$(Lat_i - X)^2 + (Lon_i - Y)^2 = R^2 \quad (1 \leq i \leq n) \quad (1)$$

ここで、 $Lat$ 、 $Lon$ は写真に付与された撮影位置情報の緯度、経度を表す。得られた撮影位置情報からこのモデル関数は最小

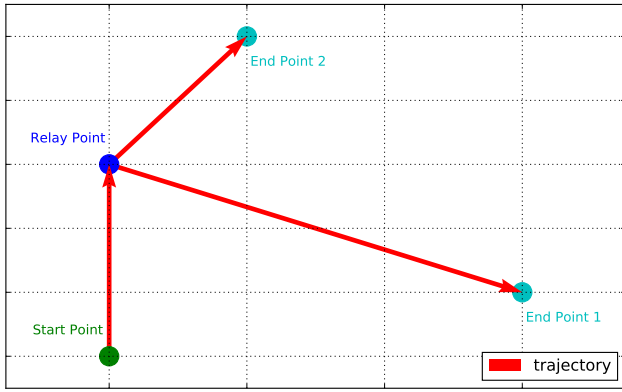


図2 撮影スポット3点の位置関係による中継点の持つ意味合いの違い

二乗法により定められる。式(1)における各未知数  $X, Y, R$  について以下のように定義する。

$$F = \begin{pmatrix} f_0 \\ f_1 \\ f_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2X \\ -2Y \\ X^2 + Y^2 - R^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

この時、式(1)のモデル関数を展開した上での、二乗の総和は以下ようになる。

$$\sum \{Lat_i^2 + Lon_i^2 + f_0 \cdot Lat_i + f_1 \cdot Lon_i + f_2\}^2 = 0 \quad (3)$$

各未知数における偏微分の値が0をとる時、この二乗の総和は最小値をとる。したがって行列  $G_1, G_2$  を用いて以下のように表せる。

$$G_1 = \begin{pmatrix} \sum Lat_i^2 & \sum Lat_i Lon_i & \sum Lat_i \\ \sum Lat_i Lon_i & \sum Lon_i^2 & \sum Lon_i \\ \sum Lat_i & \sum Lon_i & \sum 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$G_2 = \begin{pmatrix} \sum (Lat_i^3 + Lat_i Lon_i^2) \\ \sum (Lat_i^2 Lon_i + Lon_i^3) \\ \sum (Lat_i^2 + Lon_i^2) \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$dF = G_1 F + G_2 = 0 \quad (6)$$

ここで、 $dF$  は式(2)における  $F$  の全微分を表す。このとき、対象の移動軌跡上に存在する任意のデータ数  $n$  の撮影位置情報を基にして、式(6)より  $X, Y, R$  を求めることで回帰モデルが決定される。

### 3.2 モデルによる分類

回帰モデルより、対象の移動軌跡に関して周遊行動と非周遊行動の分類を行う。この時、任意の円における曲率  $curvature$  は以下のように定義される。

$$curvature = \frac{1}{R} \quad (7)$$

ただし、 $R$  は3.1章より生成される円回帰モデルの半径を表す。

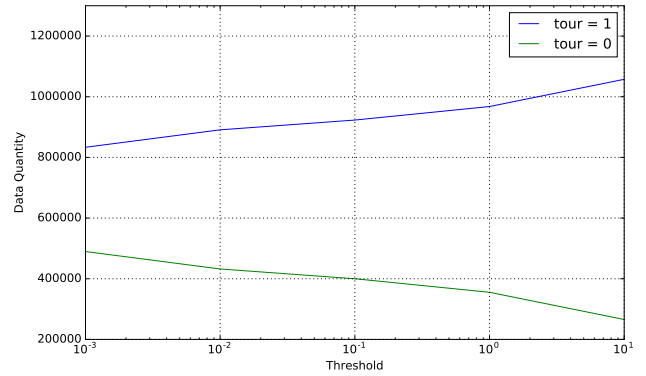


図3 5点円回帰分析による周遊行動と非周遊行動の分類結果

したがって、 $curvature \geq 0$  である。この曲率  $curvature$  をしきい値として移動軌跡の周遊と非周遊の分類を行う。

単純なモデルとして図2のように移動軌跡中の3点に着目したとき、中継地点から終点への移動により中継地点の持つ意味合いが大きく異なる。具体的に、図2において中継地点より終点1への移動では中継地点は折り返し点と考えられる。しかし、終点2への移動では中継地点は経由点としての認識が強くなると考えられる。このように、始点から中継地点への移動を軸としてみたとき、終点への移動が鋭角となる場合では中継地点は折り返し点、鈍角となる場合では中継地点は経由点として捉えることが可能となる。「周遊」と呼べる行動では、興味の対象は複数存在している。したがって、ユーザはそれらを経由するように移動すると考えられる。これを曲率に置き換えると、曲率が低い場合には中継点は経由点としての意味合いが大きくユーザが周遊行動を行っている可能性が高くなると考えられる。したがって、しきい値  $th$  となる曲率を定めた上でそれ以下の場合には周遊行動スポット、以上の場合には非周遊行動スポットとして以下のように分類をする。

$$tour = \begin{cases} 1 & (curvature \leq th) \\ 0 & (curvature > th) \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 $tour$  は周遊行動に対する論理値であり、1のときには移動軌跡が周遊行動であり、0のときには非周遊行動であることを表す。

## 4. 実験

本論文では、Flickr から取得した東京都内で撮影された写真に対して提案手法を適用し、分類した上でランキング形式での検証を行う。

### 4.1 データセット

本実験のデータセットは、3.章で述べた時間間隔で抽出される移動軌跡を用いる。日本国内で撮影された位置情報が付与された5,900,003枚の写真を用いる。全ユーザ数は61,987人で、東京都内での写真数が1,900,574枚、各ユーザ1日の移動軌跡の合計が312,113本である。

図3に、データセットに対して式(8)におけるしきい値  $th$  と5点の円回帰分析の結果の変化を示す。5点回帰分析では、注目点と前後2点を利用してのモデル生成を行う。したがって、

表 1 クラス別のタグに関するランキング ( $th = 0.001$ )

周遊行動			非周遊行動		
順位	タグ	スコア	順位	タグ	スコア
1	井の頭自然文化園	0.0002761	1	backpackers	0.0006725
2	コミケ	0.0002628	2	ilovelilyd	0.0006189
3	コミックマーケット	0.0002517	3	sanriopurolandgreeting	0.0006097
4	dollshow	0.0002491	4	fullframe	0.0005148
5	inokashiraparkzoo	0.0002460	5	砧公園	0.0004267
6	赤ちゃん	0.0002356	6	walkandrun	0.0004248
7	tokyobigsight	0.0002338	7	歩行走行	0.0004247
8	comicmarket	0.0002327	8	府中市	0.0004203
9	female	0.0002315	9	kinutapark	0.0004163
10	samba	0.0002223	10	停止待機	0.0004130
11	善福寺公園	0.0002120	11	stopandwait	0.0004127
12	zenpukujipark	0.0002111	12	fuchushi	0.0003959
13	dance	0.0002070	13	東京市	0.0003848
14	comike	0.0002048	14	suburb	0.0003459
15	bigsite	0.0002009	15	sommer	0.0003273

各軌跡上の始点と終点からそれぞれ2点ではデータ量が不足するため分類クラスを不明とする。したがって、各しきい値において、それぞれ分類クラスが不明のデータが全体比 30.39%の 577,481 枚のデータが分類されている。これらのしきい値  $th$  において、周遊行動クラスと非周遊行動クラスそれぞれで各写真に付与されているタグを集計し、ランキング化した検証結果について考察する。

#### 4.2 検証指標

撮影軌跡の曲率を基準とした周遊行動に関する分類の有用性を検証するために、分類クラスの各データに付与されたタグを基にスコアを算出する。周遊行動が一般的に多いと考えられるスポットに関連したタグが上位に位置することで、提案手法による分類の有用性を示す。

ランキングの順位付けの指標となる任意のタグ  $tag$  のスコア  $score$  は、全データにおけるタグの集合を  $C$  と各タグの重複度  $m$  とすると、式 (8) の分類クラスにおけるタグの集合  $C_{tour}$  と各タグの重複度  $m_{tour}$  を用いて以下の式より定める。

$$score = \frac{m_{tour}(tag)}{\sum_{t \in C_{tour}} m_{tour}(t)} - \frac{m(tag)}{\sum_{t \in C} m(t)} \quad (tag \in C_{tour}) \quad (9)$$

ランキング結果の出力において、全データに頻出するタグには“日本”，“東京”という国・地域を説明するタグや“昼”，“夜”という時間帯などを説明するタグ、撮影したデバイス名を説明したタグが多くを占める。本実験では、これらのタグはスポットに対する説明ではないため排除している。また、数値を含むタグも日付や年号を表すものが大多数であり、滞在しているスポットに対して説明するタグではないことから、ランキング結果より取り除いている。

#### 4.3 結果考察

表 1 はしきい値  $th = 0.001$  での周遊行動と非周遊行動に付与されているタグのランキング上位 15 件である。周遊行動に

基づいたランキング結果では、上位に井の頭公園や善福寺公園が位置する。要因として、これらのスポットでは、中央に大きな池が存在するため多くの観光客が経路を制限され周遊行動をとったと考えられる。また、東京ビックサイトやコミックマーケットに関するタグも上位に多数存在する。これらは定期的に開催されるイベントに関するタグであり、期間ごとに観光客が持つ興味の対象が変化し、その期間内で全ての興味の対象を周る観光客が多いことが要因として挙げられる。一方、非周遊行動に基づいたランキング結果では、観光スポットを説明するタグはあまり上位に現れておらず、歩行走行や停止待機などの日常における通常の行動に関するタグが上位を多く占めている。これは、撮影者が非周遊行動をとる状況が観光ではなく、日常生活の中に多いためであると考えられる。

また、砧公園という桜の名所としてよく知られた観光地に関するタグが複数上位に存在している。図 4 はその砧公園に関する非周遊行動の写真数を月別に集計したグラフである。このグラフからも 3, 4 月の桜の季節に他の月と比較してデータ数が非常に多いことが分かる。つまり、観光客の大半が桜を興味の対象としてスポットを訪れており、興味の対象が単一であることから、移動回数が減少し非周遊行動において上位に位置していると考えられる。

以上により、提案手法において適当なしきい値を設定することで、周遊行動が多いと予想されるスポットやイベントが抽出された。そのため、移動軌跡における周遊行動と非周遊行動の分類が可能であると考えられる。

## 5. 終わりに

本論文では、ユーザの移動軌跡に基づいて、観光スポットでの行動を周遊と非周遊に分類する手法を提案した。はじめに、Flickr から収集した写真を時間順序に基づき整理することで、ユーザごとの移動軌跡を抽出する。その移動軌跡上に存在する

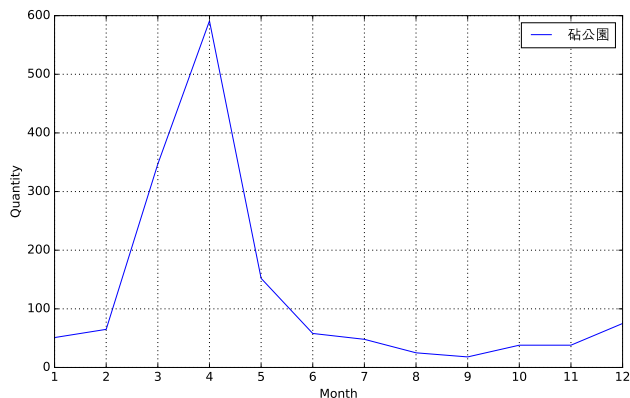


図4 碓公園における月別のデータ数

任意の1点に対する円の回帰モデルを生成し、その曲率から周遊行動と非周遊行動への分類を行う。分類した写真に付与されるタグを集計し、ランキング化をすることで提案手法による分類の有用性を検証する。提案手法を適用することで、周遊行動が多いと考えられる観光スポットが抽出が可能となり、移動軌跡に基づいた観光スポットの分析に対する有用性を確認した。

今後の課題として、提案手法では回帰分析に基づいて写真の分類を行ったが、分類性能の向上を目的すると、以下の2つの課題が挙げられる。

- (1) 緯度経度情報の直交座標系への変換
- (2) 各撮影スポット間における移動距離の考慮

(1)は、現在の手法では、撮影位置情報における緯度経度を元に円回帰モデルの生成をする。しかし、GPSにおける緯度経度情報はWGS48という測地形を元に付与されており、緯度と経度でそれぞれの変化率が異なる。したがって、正確な曲率により分類を行う場合には地球中心の直交座標であるECEF座標系への変換が必要であると考えられる。(2)は、現在の手法では、周遊行動と非周遊行動の分類において、曲率のみを基準としている。しかし、移動軌跡における各点間の距離が大きき場合にはモデル関数の半径が大きくなり必然的に曲率が小さくなる、距離が短い場合には半径が小さくなるため曲率は大きくなる。したがって、移動軌跡の正確な形状を推定する上で点間の距離も分類基準として考慮する必要があると考えられる。

## 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「ソーシャルビックデータの分析・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] Yu Zheng, Lizhu Zhang, Xing Xie, and Wei-Ying Ma. Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories. In *Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, pp. 791–800. ACM, 2009.

[2] Xin Lu, Changhu Wang, Jiang-Ming Yang, Yanwei Pang, and Lei Zhang. Photo2trip: generating travel routes from geo-tagged photos for trip planning. In *Proceedings of*

*the 18th ACM international conference on Multimedia*, pp. 143–152. ACM, 2010.

[3] Yan Tao Zheng, Zheng Jun Zha, and Tat Seng Chua. Mining travel patterns from geotagged photos. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol. 3, No. 3, p. 56, 2012.

[4] Kohya Okuyama and Keiji Yanai. A travel planning system based on travel trajectories extracted from a large number of geotagged photos on the web. In *The era of interactive media*, pp. 657–670. Springer, 2013.

[5] 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*, p. 7. ACM, 2015.

[6] Quannan Li, Yu Zheng, Xing Xie, Yukun Chen, Wenyu Liu, and Wei-Ying Ma. Mining user similarity based on location history. In *Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL international conference on Advances in geographic information systems*, p. 34. ACM, 2008.

[7] Xuemei Liu, James Biagioni, Jakob Eriksson, Yin Wang, George Forman, and Yanmin Zhu. Mining large-scale, sparse gps traces for map inference: comparison of approaches. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 669–677. ACM, 2012.

[8] Zuchao Wang, Min Lu, Xiaoru Yuan, Junping Zhang, and Huub Van De Wetering. Visual traffic jam analysis based on trajectory data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 19, No. 12, pp. 2159–2168, 2013.

[9] 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*, pp. 490–493. ACM, 2012.

[10] Masaharu Hirota, Motohiro Shirai, Hiroshi Ishikawa, and Shohei Yokoyama. Detecting relations of hotspots using geotagged 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, 2014. ACM.

[11] 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*, pp. 149–158. ACM, 2012.

[12] 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. ACM, 2013.