

写真撮影・閲覧行動に基づいた観光地推薦システムの検討

柴本 恵理子¹ SAENGAROON HUSSAYA²
IM-OEP NANYAKORN² 鷹野 孝典¹

概要：旅行を計画する人にとって、行き先を決定することや観光スポットを巡る経路を立案することは重要な課題となっている。観光地やルート推薦に関する従来研究では、ある場所への訪問履歴や滞在時間がどれくらいであったかというチェックイン情報から、各旅行者が強い興味や関心を示したと判断される場所を抽出し、それらの場所と似た特徴を持つ観光地を推薦するというのが基本的なアプローチである。しかし、チェックイン情報を主として利用する推薦方式は、旅行者が出張などで仕方なく訪れた場所がノイズとなりその人の関心に合致しない観光地を推薦してしまう可能性があり、また、訪れたことのない場所は推薦できないという課題がある。本研究では、写真撮影・閲覧行動に基づいて、その人にとって興味や関心のある場所を分析し、その分析結果に応じて観光地を推薦する方式を提案し、評価実験により提案方式の実現可能性を検証する。

A Sightseeing Place Recommendation System based on Photo Taking and Browsing Behaviors

ERIKO SHIBAMOTO¹ SAENGAROON HUSSAYA²
IM-OEP NANYAKORN² KOSUKE TAKANO¹

1. 概要

スマートフォンに搭載されるデジタルカメラ機能の高性能化に伴い、写真を撮影し、他者と共有するという行動が日常的になっている。観光地などを訪れる旅行者は、その時の思い出を保持したり、経験したことを記録として残したりするために、その場所の風景や印象深かった出来事に関する写真をスマートフォンを用いて撮影し、SNS (Social networking service) や写真共有サービスなどに投稿する場合も多い。

一方、旅行を計画する人にとって、行き先を決定することや観光スポットを巡る経路を立案することは重要な課題となっており、このような旅行者を対象とした観光地やルート推薦に関する研究も盛んである[1][2][3][4]。これらの従来研究では、ある場所への訪問履歴や滞在時間がどれくらいであったかというチェックイン情報から、各旅行者が強い興味や関心を示したと判断される場所を抽出し、それらの場所と似た特徴を持つ観光地を推薦するというのが基本的なアプローチである。しかし、チェックイン情報を主として利用する推薦方式は、旅行者が出張などで仕方なく訪れた場所がノイズとなりその人の関心に合致しない観光地を推薦してしまう可能性があり、また、訪れたことのない場所は推薦できないという課題がある。

本研究では、写真撮影・閲覧行動に基づいて、その人に

とって興味や関心のある場所を分析し、その分析結果に応じて観光地を推薦する方式を提案する。提案方式は、旅行者に満足度の高い旅行体験もたらすことを目的として、美しい風景に出会いたい、美味しい食べ物を経験したい、素晴らしいアクティビティを体験したいといった旅行者が持つ潜在的な嗜好情報をスマートフォン上のデジカメで撮影された写真群から抽出し、それに基づいた観光地推薦機能を提供する点に特徴がある。本研究では、評価実験により提案方式の実現可能性を検証する。

2. 関連研究

観光地やルート推薦に関する研究がたくさんなされている[1][2][3][4][5]。文献[1]は、写真共有サイトのジオタグ情報を、人々の旅行履歴として利用したトラベルルート推薦手法を提案している。文献[2]は、旅行者の移動手段も考慮し、空き時間内で周れるトラベルルートを生成する方法を述べている。文献[3]は、短文投稿サイト Twitter において、旅行者のツイートに頻繁に現れる特徴と Foursquare と Instagram のサービスを用いて、観光ツイートを収集し、さらに旅行者のタイムラインから観光ルートを抽出。収集した観光ツイートは手がかり語や品詞の特徴から「食事」「景観」「行動」の3つに分類し、それを用いて旅行者の好みに合わせた観光ルートを推薦する手法を提案している。文献

1 神奈川工科大学 情報学部 情報工学科

2 Department of Imaging & Printing Technology, Faculty of Science,
Chulalongkorn University

[4]は、検索作業を伴わずに、複数人の嗜好を反映させた観光地を推薦するシステムを提案している。文献[5]は、GPSで取得することのできる時間や位置情報に基づいた過去の行動履歴を利用し、ユーザが旅行先で素早く的確な情報を得られるシステムを提案している。

3. 提案方式

図1のように提案方式は主に、(A) 写真データ分類機能、(B) ユーザの嗜好データベース、(C) 観光地写真データベース、(D) 観光地推薦機能から構成される。提案方式では、下記の手順で観光地を推薦する。

Step-1: ユーザ u は、スマートフォンやデジタルカメラなどで写真データ $I_u = \{i_{u1}, i_{u2}, i_{u3}, \dots, i_{uN}\}$ を撮影する。

Step-2: 撮影された写真データ I_u 中の i_{uj} は、観光地を特徴づける要素で分類される。本研究では、風景、建物、自然、グルメ、アクティビティの5つのカテゴリーを観光地の特徴要素として設定する。写真データの分類アルゴリズムは、Convolutional Neural Network(CNN)等を適用する。

Step-3: Step-2において、写真データ I_u において、各カテゴリー x に分類された写真データ数 N_x を数える。 N_x に基づいて、ユーザが潜在的に着目している分野を判断することができる。例えば、風景、建物、自然、グルメ、アクティビティに関する写真の枚数が、それぞれ 10 枚、15 枚、5 枚、50 枚、0 枚とすると、ユーザはグルメに関心が高いと判断する。

この分類写真データ数 N_x に基づいてユーザ u の観光地に関する嗜好 P_u を、下記の3つの方式で抽出することを考える。

(方式1) 分類スコアを加味した場合

この場合、各カテゴリー x における分類スコア S_x を用いて、ユーザ u の嗜好ベクトル $\mathbf{P}_{u(1)}$ を下記のように抽出する。

$$\mathbf{P}_{u(1)} = [S_1, S_2, S_3, S_4, S_5] \quad (1)$$

ここで S_x は分類アルゴリズムが写真データ I_u 中の i_{uj} を分類する際に算出したカテゴリー x に対する分類スコア s_{xj} の総和である。

$$S_x = \sum_{i_{uj} \in x} s_{xj} \quad (2)$$

(方式2) 分類順位を加味した場合

この場合、各カテゴリー x における分類順位に基づいた値 R_x を用いて、ユーザ u の嗜好ベクトル $\mathbf{P}_{u(2)}$ を下記のように抽出する。

$$\mathbf{P}_{u(2)} = [R_1, R_2, R_3, R_4, R_5] \quad (3)$$

ここで R_x は分類アルゴリズムが写真データ I_u 中の i_{uj} を

分類する際に算出したカテゴリー x に対する分類順位 r_{xj} の逆数の総和である。

$$R_x = \sum_{i_{uj} \in x} \alpha / r_{xj} \quad (4)$$

ただし、 α は次の式を満たす定数である。

$$1 = \alpha \left(\frac{1}{r_{x1}} + \frac{1}{r_{x2}} + \frac{1}{r_{x3}} + \frac{1}{r_{x4}} + \frac{1}{r_{x5}} \right) \quad (5)$$

(方式3) 分類枚数を加味した場合

この場合、各カテゴリー x の分類枚数 N_x を用いて、ユーザ u の嗜好ベクトル $\mathbf{P}_{u(3)}$ を下記のように抽出する。

$$\mathbf{P}_{u(3)} = [N_1, N_2, N_3, N_4, N_5] \quad (6)$$

Step-4: Step-3で抽出したユーザ嗜好に基づいて、観光地写真データベースから観光地写真を抽出し、ユーザに推薦する。まず、観光地 v の写真データ $L_v = \{l_{v1}, l_{v2}, l_{v3}, \dots, l_{vM}\}$ に対して、Step-3で定義した方式1~3に従って、各観光地 v の特徴ベクトルを抽出する。

ここで、観光地の推薦において、ユーザの関心と観光地の特徴の傾向が近いものを選択して、ユーザに提示することが妥当であると考え、ユーザの嗜好ベクトル \mathbf{P}_u と観光地の特徴ベクトル \mathbf{L}_v のコサイン尺度の値に応じて、観光地のランキングを行う。

$$sim(\mathbf{P}_u, \mathbf{L}_v) = \mathbf{P}_u \cdot \mathbf{L}_v / |\mathbf{P}_u| |\mathbf{L}_v| \quad (7)$$

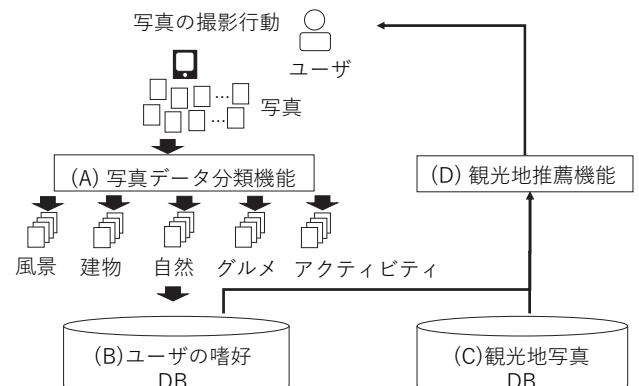


図1 提案方式の概要

4. 実験

4.1 実験目的

本実験では、提案方式によりユーザの撮影した写真データ集合の内容に基づいてユーザの嗜好情報を抽出し、その嗜好情報に応じた観光地の推薦が可能であることを確認する。

4.2 実験環境

本実験では、事前学習済のCNNモデルであるAlexNet[6]

を用いた転移学習により、風景、建物、自然、グルメ、アクティビティの5カテゴリーに分類した写真データ集合を学習させた。学習用の写真データは、実際にスマートフォンで撮影したものを用いた（表1）。また、観光地として、表2に示す16の地域や都市を設定した。観光地の写真データを収集するにあたり、写真共有WebサービスであるFlickr [7]を使用した。観光地ごとに収集した写真データ数も表2に示している。

表1 学習用の写真データ

	学習写真 データ数	テスト写真 データ数
風景	37	69
建物	37	69
自然	37	69
グルメ	37	69
アクティビティ	37	69

表2 16件の観光地データ

ID	地域・都市名 (写真枚数)	ID	地域・都市名 (写真枚数)
P ₁	オーストラリア (185枚)	P ₉	台中 (196枚)
P ₂	下呂温泉 (27枚)	P ₁₀	パリ (178枚)
P ₃	ホノルル (147枚)	P ₁₁	バンフ (195枚)
P ₄	軽井沢 (193枚)	P ₁₂	バンコク (180枚)
P ₅	ロンドン (139枚)	P ₁₃	カナダ (193枚)
P ₆	長野 (190枚)	P ₁₄	ギリシャ (166枚)
P ₇	沖縄 (169枚)	P ₁₅	プーケット (196枚)
P ₈	渋谷 (164枚)	P ₁₆	ローマ (158枚)

さらに、観光地を推薦する対象となる3名のユーザを表3のように疑似的に作成した。各ユーザには、表3のユーザの嗜好に合致する写真を中心に写真データを配分した。ただし、User AとUser Cには、無関係の写真データをそれぞれ25枚と69枚ずつ割り当てている。

表3 疑似的に作成したユーザ

ユーザ ID	ユーザの嗜好	写真データ数
User A	グルメ	176枚
User B	風景	140枚
User C	建物	257枚

4.3 実験方法

3章の提案方式に示した3つの方式に従い、User A, User B, User C の各ユーザに対して、観光地をランキングした結果について考察する。ランキング結果の上位に推薦されたものに着目し、各ユーザの嗜好情報に応じた観光地が推薦できているかを確認する。

4.4 実験結果

User A, User B, User C の各ユーザの写真データの分類結果を表4に示す。この結果よりCNNを用いて、表3に示した各ユーザの嗜好情報に沿って写真データが分類されていることが確認できる。例えば、User Aはグルメに関心があると仮定しているが、表4の結果においてもグルメに関する写真が144枚と最も多く分類されている。また、表5は各観光地の写真データの分類結果を示している。例えば、ロンドン(P₅)の写真データは、139枚のうち99枚が建物に分類されており、建物に特徴のある写真データ集合であることがわかる。同様に、カナダ(P₁₃)の写真データは、193枚のうち104枚が自然に分類されており、自然に特徴のある写真データ集合であることがわかる。

表4 ユーザ写真データの分類結果

ユーザ ID	アクティビティ	建物	自然	グルメ	風景
User A	15	11	1	144	5
User B	20	25	21	1	73
User C	13	154	52	5	33

表6～表8に、User A, User B, User Cに対する観光地のランキング結果を示す。これらのランキング結果において、方式1～3の各方式について有意な差は特にみられなかった。これは、方式1については写真データ分類時の判定スコアにおいて、最も高いスコアとそれ以外のスコアの間で差があったため、類似度計算において各カテゴリーに分類された写真枚数の影響が強まり、方式3と同程度のランキング結果になったと思われる。また、方式2についても判定スコアを考慮しない方式であるため、同様に各カテゴリーに分類された写真枚数の影響が大きく、方式3と同程度の結果になったと考えられる。

表 5 観光地写真データの分類結果

地域ID	アクティティ	建物	自然	グルメ	風景
P_1	31	72	42	14	26
P_2	3	7	12	1	4
P_3	26	29	58	12	22
P_4	15	42	70	28	38
P_5	18	99	2	4	16
P_6	83	40	19	15	33
P_7	60	27	32	14	36
P_8	102	46	0	4	12
P_9	29	145	0	1	21
P_{10}	82	24	24	20	28
P_{11}	144	6	7	1	37
P_{12}	77	39	16	25	23
P_{13}	14	9	104	10	56
P_{14}	59	34	22	14	37
P_{15}	81	15	45	9	46
P_{16}	26	79	6	21	26

また、User A のランキング結果において、User A の関心が高いグルメの特徴が大きい写真データ集合を持つ観光地は上位にランクインされていない結果となった。これは、どの観光地の写真データ集合も、グルメの特徴の大きいものがなかったため適切なランキング結果が得られなかつたためと考えられる。これに対して、User B のランキング結果については、User B の関心の高い風景の特徴が比較的大きい写真データ集合を持つ観光地である沖縄 (P_7) やギリシャ (P_{14}) が上位にランクインされている。同様に、User C のランキング結果についても、User C の関心の高い建物の特徴が大きい写真データ集合を持つ観光地であるロンドン (P_5) や台中 (P_{15}) が上位にランクインされていることがわかる。



(a) 沖縄の風景写真



(b) ギリシャの風景写真



(c) ロンドンの建物写真



(d) 台中の建物写真

図 2 観光地の写真データ例

User A のランキング結果が User A の嗜好にそぐわない結果となってしまったものの、これは User A の嗜好を満たす写真データ集合を持った観光地が推薦対象の中に存在しなかつたためであると考えられる。一方、User B や User C のランキング結果の場合のように、ユーザの嗜好に合致する写真データ集合を持った観光地が推薦対象の中に存在していれば、そのユーザの嗜好に沿った観光地を推薦できると考えられる。

ここで、各方式のランキング・スコアに着目してみると、方式 A や方式 C では、どの観光地スコアも高く算出されており各スコア間の差が小さいものの、方式 B では、上位にランクインされている観光地のスコアは 0.38 程度と低く算出されており、User A の嗜好を満たしていない傾向に沿っていることがわかる。また、User B のランキング結果におけるスコアは上位でも 0.77 程度と中程度のスコアで、User C のランキング結果では上位では 0.98 程度と高いスコアが算出されている。これらのスコアは、User B の結果が User B の嗜好をやや満たすものであり、User C の結果が User C の嗜好を大きく満たしているという傾向に沿つたものであることがわかる。

以上の結果は、提案方式によりユーザの撮影した写真データ集合の内容に基づいてユーザの嗜好情報を抽出し、その嗜好情報に応じた観光地の推薦が可能であることを示している。また、各方式についてランキング結果においては特に有意な差は特にみられなかったものの、ランキング・スコアに着目してみると方式 2 により算出したものが、ユーザの嗜好を示す指標として最も機能していることが確認できた。

表 6 User A のランキング結果

順位	方式 1		方式 2		方式 3	
	スコア	観光地	スコア	観光地	スコア	観光地
1	0.9461	P_{12}	0.3887	P_{12}	0.8894	
2	0.9421	P_{14}	0.3589	P_6	0.8731	
3	0.9419	P_7	0.3386	P_4	0.8706	
4	0.9419	P_{10}	0.3282	P_{10}	0.8689	
5	0.9419	P_6	0.2931	P_{14}	0.8655	
6	0.9404	P_{16}	0.2849	P_7	0.8641	
7	0.9402	P_4	0.2751	P_{16}	0.8595	
8	0.9367	P_3	0.253	P_3	0.8442	
9	0.9358	P_1	0.2416	P_1	0.8386	
10	0.9302	P_{15}	0.1936	P_{15}	0.8319	
11	0.9265	P_{13}	0.1633	P_8	0.8274	
12	0.9225	P_2	0.1386	P_2	0.8037	
13	0.9166	P_8	0.1361	P_{13}	0.8003	
14	0.9101	P_5	0.1226	P_5	0.7989	
15	0.9097	P_9	0.1184	P_9	0.779	
16	0.8973	P_{11}	0.105	P_{11}	0.7727	

表 7 User B のランキング結果

順位	方式 1	方式 2	方式 3	
1	P_{13}	0.9899	P_{14}	0.7725
2	P_1	0.9898	P_7	0.7608
3	P_7	0.9892	P_{15}	0.7292
4	P_4	0.9892	P_4	0.7142
5	P_3	0.9891	P_{13}	0.6878
6	P_{14}	0.989	P_1	0.675
7	P_2	0.9872	P_3	0.667
8	P_{15}	0.9869	P_6	0.6597
9	P_{10}	0.985	P_2	0.6394
10	P_6	0.985	P_{16}	0.613
11	P_{16}	0.9824	P_{10}	0.6127
12	P_{12}	0.9809	P_{12}	0.587
13	P_9	0.9723	P_5	0.4816
14	P_5	0.9702	P_{11}	0.4787
15	P_{11}	0.9639	P_9	0.4661
16	P_8	0.963	P_8	0.4384

表 8 User C のランキング結果

順位	方式 1	方式 2	方式 3	
1	P_{16}	0.9955	P_5	0.9504
2	P_5	0.9944	P_9	0.9415
3	P_9	0.9931	P_1	0.9363
4	P_2	0.992	P_{16}	0.9215
5	P_1	0.9897	P_2	0.7624
6	P_4	0.9891	P_4	0.736
7	P_{14}	0.9858	P_3	0.6966
8	P_3	0.9857	P_{14}	0.62
9	P_7	0.9824	P_7	0.5708
10	P_{10}	0.9803	P_6	0.5596
11	P_6	0.9803	P_{12}	0.5568
12	P_{12}	0.9795	P_8	0.4709
13	P_{13}	0.9752	P_{13}	0.4454
14	P_{15}	0.9688	P_{10}	0.444
15	P_8	0.9645	P_{15}	0.4161
16	P_{11}	0.9384	P_{11}	0.1769

5. まとめ

本研究では、写真撮影・閲覧行動に基づいて、その人にとって暗黙的に興味や関心のある場所を分析し、その分析結果に応じて観光地を推薦する方式を提案した。実験により、提案方式によりユーザの撮影した写真データ集合の内容に基づいてユーザの嗜好情報を抽出し、その嗜好情報に応じた観光地の推薦が可能であることを確認した。また、提案方式における3つのランキング手法において各結果に

おいて特に有意な差は特にみられなかったものの、ランキング・スコアに着目してみると分類順位に基づいたランキング手法により算出したものが、ユーザの嗜好を示す指標として最も機能していることが確認できた。

しかし実験結果から、ユーザの嗜好を満たす写真データ集合を持った観光地が推薦対象の中に存在しなければ、適切な観光地推薦ができない結果となった。今回は Flickr により観光地の写真データを収集したが、Flickr では風景やアクティビティなどのカテゴリーの写真を集めることはできるが、Flickr で集めた写真が観光地の特徴を捉えているかという点においては必ずしもそうとは言えないことも影響していると思われる。このため、観光地の特徴を適切に表現する写真データ集合の構築方法も検討していく予定である。

また、今回は観光地として、長野県やカナダ等の広域エリアと、渋谷やバンフ等の市や町を表す狭域エリアを設定した。広域エリアを推薦する利点は、特定の市や町だけではなく、その周辺の地域にも興味を示す可能性があるユーザがいた場合に、それらの地域も推薦することができる点である。一方、特定の市や町に行きたいという明確な意思を持ったユーザに対しては、狭域エリアを提示することで、適切な観光地推薦を行うことができると考えられる。このため、特に広域エリアの推薦においては、そこに含まれる狭域エリアの推薦や旅行経路の提示を行う機能を実現していく予定である。

参考文献

- [1] 大隈 隆史, 興梠 正克, 酒田 信親, 蔵田 武志, ”写真共有サイトにおけるジオタグ情報を利用したトラベルルート推薦”, 電子情報通信学会技術研究報告. LOIS, ライフインテリジェンスとオフィス情報システム 109(450), pp. 55-60, 2010.
- [2] 倉島 健, 岩田 具治, 入江 豪, 藤村 考, ”ソーシャルメディアを用いた個人向け旅行プランの自動生成”, 電子情報通信学会技術研究報告. LOIS, ライフインテリジェンスとオフィス情報システム 111(152), pp. 7-12, 2011.
- [3] 中嶋勇人, 新妻弘崇, 太田学, ”位置情報付きツイートを利用した観光ルート推薦”, 研究報告データベースシステム (DBS) 2013-DBS-158(28), pp. 1-6, 2013.
- [4] 奥薗 基, 牟田 将史, 平野 廣美, 益子 宗, 星野 淳一, ”複数人での旅行における嗜好分析による観光地推薦システムの提案”, 研究報告ヒューマンコンピュータインターフェース (HCI) 2015-HCI-162(19), pp. 1-8, 2015.
- [5] 久原 健佑, 瀧本 明代, ”旅行経験に基づく観光地推薦手法”, 全国大会講演論文集 第72回(「情報爆発」

- 時代に向けた新IT基盤技術), pp. 291–292, 2010.
- [6] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks”, Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS’12), pp.1097-1105, 2012.
- [7] Flickr, <https://www.flickr.com/>