

Flickr データに基づいた インタラクティブ観光スポット推薦システム

An Interactive Recommendation System for Sight seeing Spots using Flickr Data

酒井勇人^{1*}
Yuto Sakai¹

熊野雅仁²
Masahito Kumano²

木村昌弘²
Masahiro Kimura²

¹ 龍谷大学大学院理工学研究科電子情報学専攻

¹ Division of Electronics and Informatics, Ryukoku University

² 龍谷大学理工学部電子情報学科

² Department of Electronics and Informatics, Ryukoku University

Abstract: 近年、写真共有サイトに蓄積された大量の写真データを用いた観光スポット推薦システムの研究が注目されている。本研究では、ユーザーが観光地域を指定したとき、ヒトの嗜好の多様性を考慮して、そのユーザーが過去に撮影した写真の地域情報も組み込んだ協調フィルタリングにより、その観光スポットを推薦するとともに、次に訪れる観光スポットを順次推薦するシステムの構築を目指す。Flickr データを用いた実験で有効性を評価する。

1 はじめに

インターネットと常時接続可能な GPS 機能付きのスマートフォンが普及したことにより、旅行者が観光の最中に別の観光スポットを訪れたいと思い立ったときでも、直ちに現在の場所から周辺に存在する様々な観光スポットに関する情報が得られる環境が実現されている。ただし、近年、訪日外国人が意外な場所を観光スポットにしていることが知られるようになり、観光地の推薦法において著名な観光スポットを推薦するだけでなく、ユーザの嗜好に応じて推薦することの重要性が増しつつある。かつてより、個人の嗜好に基づいて推薦を行う個人化推薦は推薦システムの研究 [1, 2, 3] で扱われてきたが、近年、SNS やソーシャルメディアを通じて WEB 空間に蓄積された人々の日常行動をうまく活用し、実行動に基づいて観光へ応用する研究が注目されており、Twitter を活用する研究 [4] などがある。

一方、スマートフォンが撮影位置や撮影時間などの Geo-tag 情報を撮影した写真に付与できるカメラを搭載していることが一般化しているため、旅行する人々の写真撮影行動から実行動をマイニング [5]、旅行プランニングの支援 [6] や、旅行プランの経路生成 [7] なども研究されている。写真は撮影者の心をつかむ対象に遭遇したとき撮影されることが多いことから、撮影地

点は多様な観点による観光先と密接に関係している可能性が高く、各撮影者の多様な嗜好を示している可能性も高いため、過去に撮影された写真情報が撮影者の嗜好を捉えている可能性がある。

我々は、行先としての都市が指定されたとき、ユーザが過去に様々な地域で撮影してきた撮影スポットをすべて考慮し、ユーザと撮影行動の類似性が高い他の複数の撮影者が行った撮影行動を利用して、協調フィルタリングの観点から複数の観光スポットが含まれる観光エリアを推薦する研究 [8] を行った。ただし、この手法では、あるユーザの撮影行動が、撮影地域ごとに変化し得ることを想定していなかった。例えば、同じ一人のユーザでも、京都では寺社仏閣に関する嗜好が現れ、東京ではラーメン好きという嗜好が現れるなど、地域に応じてユーザの異なる嗜好の面が現れる場合を想定することができるため、地域情報を考慮して推薦を行う方法が考えられる。また、観光の最中に臨時で別の観光スポットへの回遊を検討する場合、時間的余裕が十分にある場合と少ない場合では、行先として選ぶ場所が異なってくる場合や、晴れの場合であれば人混みを気にせず人気スポットを選ぶ場合もあれば、雨の日であれば人混みを避けて人が少ない穴場を求める場合など、ユーザの即時的な嗜好の変化に応じてインタラクティブに回遊先を選択できる手法も望まれる。

我々は、観光スポット推薦システムをより洗練させるため、個人化推薦により観光スポットを推薦するモードと他のユーザの過去の撮影回遊行動を利用した経路

*連絡先：龍谷大学
滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail: t15m017@mail.ryukoku.ac.jp

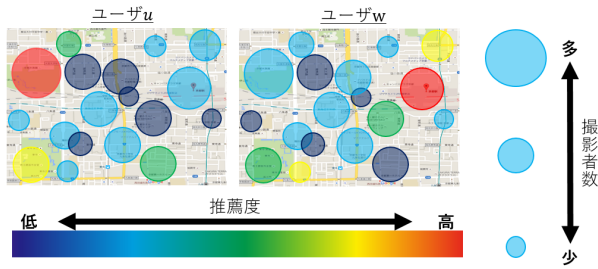


図 1: 観光スポット推薦の例

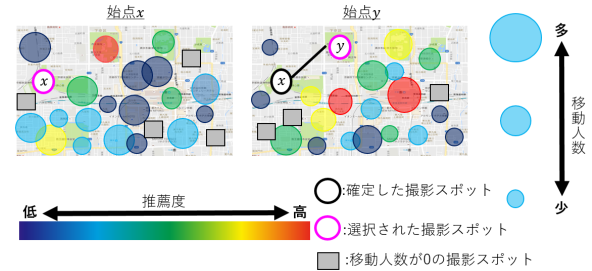


図 2: 経路推薦の例

推薦モードを相互に活用するインタラクティブ観光推薦システムの構築を目指す。そのため、本研究では、その第一歩として、2010 年から 2014 年までの日本で撮影された Geo-tag 付写真による実データを用い、撮影者の異なる面の嗜好が地域により変化するという仮説を立て、観光スポット推薦で地域情報を用いる有効性を検証する。また、観光の最中にユーザの状況に応じてインタラクティブに効率よく経路選択を支援する経路推薦法の実現を目指すうえで、現在地となる撮影スポットに対し、過去の撮影者の回遊行動に基づいて次の撮影スポットを推薦する方法の有効性を検証する。

2 インタラクティブ観光スポット推薦システム

2.1 観光スポット推薦

ユーザが訪れる都市の観光スポットを推薦する問題に対して、我々は、まず、明確な領域を持つ施設単位で観光スポットを捉えるのではなく、過去において、人々の実際の行動に裏づけられた未知数の観光スポットを自動的に抽出するため、大量の Geo-tag 付写真データから観光スポットを抽出する。ここで、既存の施設は土地画面上の領域を持つが、提案法での観光スポットは実行動に基づいて定まる領域であることに注意しておく。

次に、過去の撮影行動情報が得られるユーザに対し、観光スポットの個人化推薦問題におけるユーザの多重嗜好に配慮した推薦手法の第一歩として、本研究では、協調フィルタリングの観点に着目する。例えば、京都を訪れる予定のユーザ u が過去に北海道で写真を撮影した観光スポットにおいて、同様に撮影を行った他のユーザ v が既に京都を訪れ写真を撮影した観光スポットが存在した場合を考える。このとき、協調フィルタリングでは、ユーザ u とユーザ v の過去の撮影行動が似ているほど、類似度が高い関係と見なし、ユーザ v が過去に訪れた観光スポットを推薦する。ここで、ユーザ u が多様な撮影行動をしている場合、ユーザ u の異

なる嗜好ごとに類似性の高いユーザ v, v' が、過去に京都を訪れていれば、ユーザ u が訪れる京都で、多様な嗜好に基づくスポットを類似性が高い観光スポットとして同時に推薦できる可能性がある。

これによりユーザ毎に異なる推薦が可能となるため、図 1 のようにユーザ u とユーザ w では推薦度の高い観光スポットが異なる。図 1 では色によって推薦度の高低を表している。また、円の大きさは観光スポットにおける撮影者数が多いほど大きくしている。つまり、円の大きさで人々の関心の度合いがわかる。

2.2 経路推薦

毎年、ユーザの観光スポットを巡る順序に変化がない組み合わせがある場合、その経路を辿ることで密度の高い充実した観光が可能になると考えられる。また、あるスポット間の一方向への移動量が多いほど、その経路は主要な観光経路であると言える。そこで、特定の期間ごとに観光スポット間の移動量を求め、移動量に応じて移動先の確率を決定し、その確率の差を求めることで、同一方向のスポット間移動が期間によって異なるかを検証する。そして、確率の差が小さく、観光スポットの始点の人数が多いスポットを推薦する。

図 2 に経路推薦を例を示す。図 2 中の円は撮影スポットを表す。また、円の塗りつぶし色はユーザが現在注目する選択された撮影スポット（図 2 中、円周がピンクとなっている撮影スポット）から見たとき、図 1 の色分けと同様、赤色ならば推薦度が高いことを示す。つまり、確率の差が小さく毎年同じような移動が行われているスポットであるが、選択されたスポットが変わるたびに変化することに注意しておく。また、円の大きさは、ユーザが現在注目する選択された撮影スポットから見た移動先への移動人数が多いほど大きくなることを示す。つまり、移動先への確率が高いとき、移動人数が少なくても毎年同じような移動が行われているスポットであり赤く表示されるが、円の大きさにより、移動人数が多いか少ないかを視認することができる。また、円の大きさも、選択されたスポットが変わるたびに変化することに注意しておく。さらに、図 2

中の四角は、ユーザが現在注目する選択された撮影スポットから見たとき、過去に移動がなかった撮影スポットであり、選択されたスポットが変わるたびに变化することに注意しておく。つまりユーザは、選択された撮影スポットを確定し、移動先をさらに選択することで、インタラクティブに観光経路の生成が可能となる。

3 Flickr データ

写真撮影者の実行動に基づいて観光スポットの推薦を行うために、写真共有サイト Flickr から写真データを収集した。Flickr では位置情報付き写真の登録時に、地域を識別する Woe ID (Where on Earth IDentifier) が自動付与される。本研究では、Flickr から、日本の都道府県を識別する woe ID に基づいて 2010 年から 2014 年までの Geo-tag 付き写真データ 4,828,387 枚を収集した。観光スポット推薦法に関する実験については、2 年間の訓練データとし、翌年に京都に訪れているユーザを対象とするデータセットを三つ構築した。一つ目の kyoto2012 データセットでは 2010 年、2011 年を訓練データ、2012 年を予測データとした。二つ目の kyoto2013 データセットでは、2011 年、2012 年を訓練データ、2013 年を予測データとし、三つ目の kyoto2014 データセットでは 2012 年、2013 年を訓練データ、2014 年を予測データとした。経路推薦法に関する実験については、京都で撮影が行われている 2 年間の訓練データと翌年のデータを対象とするデータセットを構築した。また、観光スポットは施設単位ではなく、過去の撮影行動に基づいて観光スポットを抽出するため、ここでは Mean-Shift 法 [9] を適用し、各データセットで使用する 3 年間のデータをすべて用いてバント幅 100m で Mean-Shift クラスタリングを行った。抽出された撮影スポット数は日本全国で 108,547(kyoto2012), 117,329(kyoto2013), 107,779(kyoto2014) となった。経路推薦に用いた京都の撮影スポット数は 1,093(kyoto2012), 1,102(kyoto2013), 1,142(kyoto2014) となった。

4 観光スポット推薦法とその評価

4.1 観光スポット推薦法と評価法

Flickr データから抽出された日本国内の観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}$ とし、推薦する観光地域 K ¹ における観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}_K(\subset \mathcal{R})$ とする。本研究では、観光地域 K と関連が深いと考えられる二つの地域 W と E を選び、協調フィルタリングにおける地域情報の利用効果を評価する。地域 W と地域 E にお

ける観光スポット全体の集合をそれぞれ、 $\mathcal{R}_W(\subset \mathcal{R})$ ² と $\mathcal{R}_E(\subset \mathcal{R})$ ³ とし、 $\mathcal{R}_W$ と $\mathcal{R}_E$ 以外の観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}_O(= \mathcal{R} \setminus (\mathcal{R}_W \cup \mathcal{R}_E))$ とする。ただし、 $\mathcal{R}_W \cap \mathcal{R}_E = \emptyset$ であり、 $\mathcal{R}_K \subset \mathcal{R}_W$ である。対象とする観測期間において、ユーザ u が訪問した（すなわち、写真を撮影した）観光スポット全体の集合を $\mathcal{R}(u)$ とし、 $\mathcal{R}_K(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_K$, $\mathcal{R}_W(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_W$, $\mathcal{R}_E(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_E$, $\mathcal{R}_O(u) = \mathcal{R}(u) \cap \mathcal{R}_O$ とする。

協調フィルタリングにおける地域情報の利用効果を評価するために、ユーザ u とユーザ v のペアに対して、撮影行動の観測データに基づいた 3 種類の類似度、地域 W における類似度 $\varphi_W(u, v)$ 、地域 E における類似度 $\varphi_E(u, v)$ 、地域 W と地域 E 以外における類似度 $\varphi_O(u, v)$ を導入する。ここに、

$$\begin{aligned}\varphi_W(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_W(u) \cap \mathcal{R}_W(v)|}{|\mathcal{R}_W(u) \cup \mathcal{R}_W(v)|}, \\ \varphi_E(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_E(u) \cap \mathcal{R}_E(v)|}{|\mathcal{R}_E(u) \cup \mathcal{R}_E(v)|}, \\ \varphi_O(u, v) &= \frac{|\mathcal{R}_O(u) \cap \mathcal{R}_O(v)|}{|\mathcal{R}_O(u) \cup \mathcal{R}_O(v)|}\end{aligned}$$

である。そしてこれらを統合して、ユーザ u とユーザ v の類似度 $\varphi(u, v)$ を、

$$\varphi(u, v) = c_W \varphi_W(u, v) + c_E \varphi_E(u, v) + (1 - c_W - c_E) \varphi_O(u, v)$$

と定義する。ここに、 c_W, c_E は $c_W \geq 0$, $c_E \geq 0$, $c_W + c_E \leq 1$ を満たすパラメータである。任意のユーザ u に対して、観光地域 K の観光スポット $R \in \mathcal{R}_K$ の u に関するスコア $f(R; u)$ を

$$f(R; u) = \sum_{v \in \mathcal{U}(R)} \varphi(u, v)$$

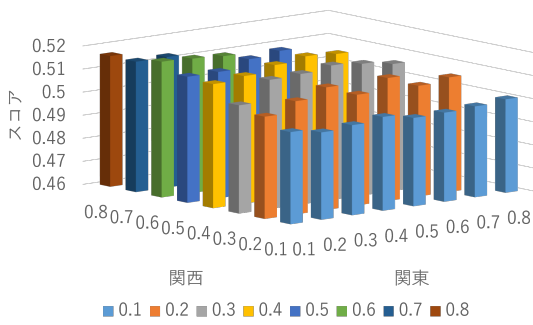
と定義する。ここに、 $\mathcal{U}_K(R)$ は対象とする観測期間に R を訪問した（すなわち、 R で写真を撮影した）ユーザ全体の集合である。我々は、スコア $f(R; u)$ の値にしたがって観光地域 K の観光スポット群 $\mathcal{R}_K$ をランキングして、ユーザ u に観光スポットを推薦する。特に、本システムでは、スコア $f(R; u)$ の値にしたがって観光スポット R を色づけして地図上に表示することにより、ユーザごとにビジュアルでわかりやすい観光スポット推薦を実現する。

実験では、対象とする予測期間（すなわち、推薦期間）にユーザが実際に訪問した観光地域 K 内の観光スポット群に対し、その数よりも m_0 倍だけ多い数の観光スポット群を推薦した場合の再現率 (recall) を性能スコアとして、本観光スポット推薦法の性能を評価する。ただし、 m_0 は事前に設定する非負の整数であり、実験では特に $m_0 = 5$ とした。

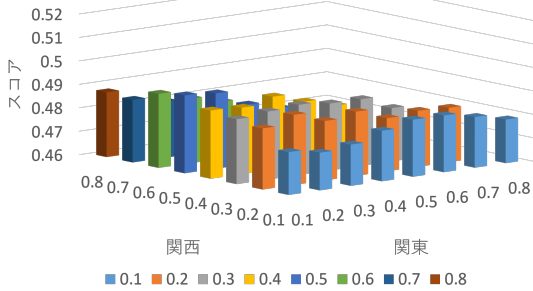
²実験では、関西地域の観光スポット群を対象としている。

³実験では、関東地域の観光スポット群を対象としている。

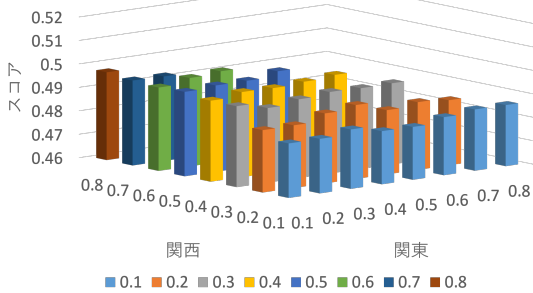
¹実験では、京都市を対象としている。



(a) kyoto2012 データセット



(b) kyoto2013 データセット



(c) kyoto2014 データセット

図 3: 観光スポット推薦における地域情報の利用効果の評価結果

4.2 評価結果

観光スポット推薦において地域情報を活用することの有効性を検証するため、指定された都市として京都を対象とし、kyoto2012 データセット、kyoto2013 データセット、kyoto2014 データセットに対して、観光スポット推薦法を適用した。図 3a は、kyoto2012 データセットを対象として推薦者全員に対する推薦実験の平均スコアである。ただし、地域情報を活用する上で、地域 W (関西地域)、地域 E (関東地域) に関する情報の効果を検証するため、地域 W の重み c_W と地域 E の重み c_E を 0.1 刻みで変化させた結果となっている。尚、推薦者については、指定された都市で、複数の撮影スポッ

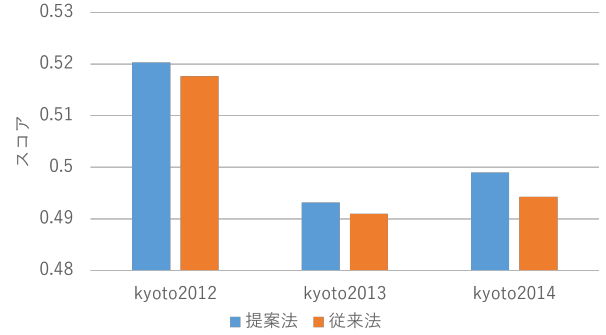


図 4: 観光スポット推薦における提案法の性能評価

トを回遊するようなユーザに着目するため、京都市内で 3 か所以上の撮影スポットを訪問したユーザを対象とした。さらに、嗜好の多様性を反映させるため $\varphi(u, v) > 0$ となる他の撮影者が 10 人を超えた推薦者を対象とした。また、スコアの計算において、各推薦者に提示する観光スポット数については、指定された都市内で回遊する撮影スポット数の多さに応じて増やすため、予測期間において訪れた撮影スポット数に対して m_0 倍の撮影スポットを提示して実験を行った。また、図 3b は、kyoto2013 データセット、図 3c は、kyoto2014 データセットを適用した場合の結果である。図 3a、図 3b、図 3c いずれにおいても、京都の撮影スポットを推薦する上では、関東地域の重み c_E が小さく、関西地域の重み c_W が大きいときにスコアが高まる傾向があるものの、関西地域の重み c_W が 0.8 と最大になるときにスコアが最も高い値を示しているわけでもないことがわかる。

ここで、重みを考慮しない、つまり、 $c_E = 1/3$, $c_W = 1/3$, $1 - c_W - c_E = 1/3$ とする従来法に対し、スコアが最大となる重みの組み合わせを採用したときの性能比較を図 4 に示す。図 4 より、いずれのデータセットにおいても従来法より地域情報を考慮した提案法の性能が高い傾向を示すことがわかる。尚、スコアが最大となった際の kyoto2012 の場合の重みは $c_W=0.5$, $c_E=0.4$, その他の重みが 0.1 であり、kyoto2013 の場合の重みは $c_W=0.3$, $c_E=0.3$, その他の重みが 0.4 であり、kyoto2014 の場合の重みは $c_W=0.5$, $c_E=0.4$, その他の重みが 0.1 であった。図 4 より、重みは関西地域の重み c_W と関東地域の重み c_E が近いときスコアが最大となるものの、関西地域の重み c_W が関東地域の重み c_E を下回ることではなく、地域情報を考慮することの有効性が示唆された。尚、kyoto2013 データセットでは、京都の撮影スポットを推薦する上で、関西ではなく、その他の地域の重みが高いときにスコアが最大となっており、地域情報の効果として興味深い結果となっているものの、詳しい分析は今後の課題とする。

5 経路推薦法とその評価

5.1 経路推薦法と評価法

指定された観光地域 K におけるインタラクティブ観光経路推薦を考える．本システムでは，Flickr データから抽出された観光地域 K の観光スポット群 $\mathcal{R}_K (\subset \mathcal{R})$ に対して，ある $R_0 \in \mathcal{R}_K$ が始点として与えられたとき，過去に R_0 から移動して来たユーザ数に応じて次に訪れる観光スポットを各ユーザに推薦する．すなわち，任意の $R \in \mathcal{R}_K$ に対して，過去のデータに基づいて一般的ユーザが R_0 から R に移動する確率

$$P(R_0, R) = \frac{|\mathcal{U}(R_0, R)|}{\sum_{R' \in \mathcal{R}_K} |\mathcal{U}(R_0, R')|}$$

を計算し，移動確率 $P(R_0, R)$ にしたがって観光スポット R を色づけして地図上に表示することにより，ビジュアルでわかりやすい経路推薦を実現する．ここに， $\mathcal{U}(R_0, R)$ は過去に R_0 の次に R で写真を撮影したユーザ全体の集合である．ユーザが次の観光スポットに移動したならば，その観光スポットを始点としてまた同様な経路推薦を示すことにより，我々はインタラクティブな観光経路の推薦システムを提供する．

実験では，各観光スポット $R_0 \in \mathcal{R}_K$ に対して，対象とする予測期間における R_0 から観光スポット R への実際の移動確率 $P_1(R_0, R)$ と，対象とする観測期間において求めた R_0 から R への移動確率 $P(R_0, R)$ との誤差 $g(R_0)$ を評価する．ここに，予測期間に R_0 の次に R で写真を撮影したユーザ全体の集合を $\mathcal{U}_1(R_0, R)$ とし， $P_1(R_0, R)$ は，

$$P_1(R_0, R) = \frac{|\mathcal{U}_1(R_0, R)|}{\sum_{R' \in \mathcal{R}_K} |\mathcal{U}_1(R_0, R')|}$$

であり， $g(R_0)$ は，

$$g(R_0) = \sum_{R \in \mathcal{R}_K} |P_1(R_0, R) - P(R_0, R)|$$

である．我々は，予測期間における R_0 への実際の訪問ユーザ数（すなわち， R_0 で写真を撮影したユーザ数） $N(R_0)$ と誤差 $g(R_0)$ の関係に基づいて本システムの性能を評価する．

5.2 評価結果

ユーザに対し，過去の他の撮影者たちによる回遊行動の傾向を経路推薦に用いるアプローチの有効性を検証するため，観測期間と予測期間に関する移動確率の誤差（縦軸）に対する，訪問ユーザ数（横軸）との関係を図 5a, 図 5b, 図 5c に示す．図 5a は 2012kyoto データセット，図 5b は 2013kyoto データセット，図 5c

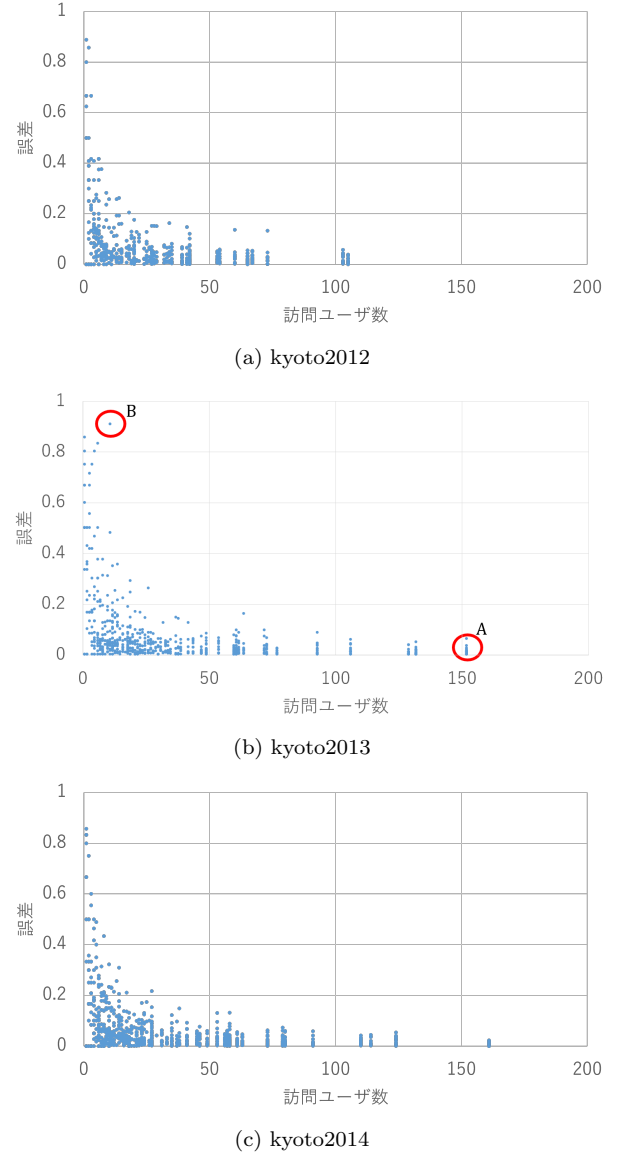


図 5: 経路推薦の評価結果

は 2014kyoto データセットの結果となっている．図 5a, 図 5b, 図 5c いずれもユーザにより選択された撮影スポットの訪問ユーザ数が多い場合，誤差の大きい場所ではなかった．つまり，訪問ユーザ数の多い撮影スポットでは，他の撮影スポットに移動する傾向が，観測期間と予測期間で差がなく，移動パターンが安定していることを示唆している．また，図 5a, 図 5b, 図 5c いずれも訪問ユーザ数が少ない撮影スポットでも誤差が少ないものが多数存在するものの，誤差の大きいものが現れる傾向がある．つまり，訪問ユーザ数が少ない撮影スポットでは，観測期間と予測期間とで移動パターンが大きく変化する場合があることを示唆していると思われる．

表 1: 誤差が小さい撮影スポットの人の移動の割合

始点	移動先	移動人数 (2013)	移動確率 (%)(2013)	誤差 (%)
清水寺	高台寺	21	13.81	6.30
	八坂神社	18	11.84	0.59
	河原町駅	10	6.57	0.07
	京都駅	8	5.26	1.21
	銀閣寺	7	4.60	1.64

表 2: 誤差が大きい撮影スポットの人の移動の割合

始点	移動先	移動人数 (2011, 2012)	移動確率 (%)(2011, 2012)	移動人数 (2013)	移動確率 (%)(2013)
天神通 (北)	天神通	0	0	3	27.2
	七本松 通	1	100	1	0.09
	西大路 通交差 点	0	0	1	0.09
	北野白 梅町駅	0	0	1	0.09
	九条通	0	0	1	0.09

ここで、図 5b に着目し、訪問ユーザ数が多い撮影スポット（図 5b の A）について、より詳しく検証するため、その撮影スポットからの各移動先について人数と移動確率の関係の一部を表 1 に示す。表 1 から、訪問ユーザ数の多い撮影スポットが清水寺であり、五つの移動先があり、それぞれ移動確率にばらつきがあるものの、移動誤差が少ないことから、この移動パターンがあまり変化していないことを示しており、過去の撮影者の移動傾向を推薦に用いる有効性が示唆された。また、訪問ユーザ数が少ないスポットで誤差が最大となった撮影スポット（図 5b の B）について、より詳しく検証するため、その撮影スポットからの各移動先について人数と移動確率の関係の一部を表 2 に示す。表 2 から、その撮影スポットは天神通り（北）であり、観測期間では撮影者が一人で移動先が七本松通りのみであったが、予測期間は 7 人の訪問ユーザが七本松通りを含めた五つの移動先に移動しており、移動パターンが大きく変化したことが誤差が大きくなった原因であったことがわかる。

6 まとめ

本研究では、人々が観光地で写真を撮影する実行動をうまく利用して撮影スポットや撮影経路を対話的に推薦するインタラクティブ観光スポット推薦システムの構築に向け、ユーザの過去の撮影行動を活用し、撮影者の異なる面の嗜好が地域により変化するという仮説を立て、撮影スポット推薦法に関してユーザの異なる地域での撮影行動を考慮することに有効性があることを示した。また、経路推薦法に関して他の撮影者の過去の回遊行動を活用する提案法の有効性を示した。ただし、得られた経路上の撮影スポットは、観光スポット

推薦モードで見直せば、ユーザの個人嗜好の観点で推薦度が高い撮影スポットであるか否かを確認できるため、二つのモードを相互に活用すれば経路推薦でも間接的にユーザの嗜好との一致性が検証可能である。今後は、観光中に別の観光先を推薦する上で、効率的なインタフェースを実装し、インタラクティブ観光スポット推薦システムを構築し、評価を行う予定である。

参考文献

- [1] 神畠敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (1). 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 826–837, 2007.
- [2] 神畠敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (2). 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 1, pp. 89–103, 2008.
- [3] 神畠敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (3). 人工知能学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 248–263, 2008.
- [4] 前田高志ニコラス, 吉田光男, 鳥海不二夫, 大橋弘忠. Twitter 位置情報・テキスト情報を用いた人の移動モデル構築と観光地推薦手法の提案. Technical report, 人工知能学会データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会 (SIG-DOCMAS-9), 11 2015.
- [5] Yuki Arase, Xing Xie, Takahiro Hara, and Shojiro Nishio. Mining people's trips from large scale geo-tagged photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia*, pp. 133–142, 2010.
- [6] Huagang Yin, Xin Lu, Changhu Wang, Nenghai Yu, and Lei Zhang. Photo2trip: an interactive trip planning system based on geo-tagged photos. In *Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia*, pp. 1579–1582, 2010.
- [7] 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 International Conference on Multimedia*, pp. 143–152, 2010.
- [8] 加藤風太, 熊野雅仁, 木村昌弘. ソーシャルシェアデータを用いた観光エリア推薦システム. Technical report, 人工知能学会情報アクセスと可視化マイニング研究会 (SIG-AM-11-06), 2015.
- [9] 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*, pp. 761–770, 2009.