

キラースポットの提示による 未知地域への興味誘発に関する検証

阪口 昂平[†] 奥 健太[†]

[†] 龍谷大学理工学部 〒 520-2194 滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1-5
E-mail: [†]t170482@mail.ryukoku.ac.jp, ^{††}okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

あらまし 本研究では、その地域を訪れる価値のある魅力的なスポットをキラースポットと定義し、キラースポットを提示することが未知地域への訪問の動機付けに寄与するか検証する。まず、ユーザがこれまでに訪問してきた POI 集合を基にユーザにとっての未知地域を抽出する。そして、その未知地域を訪れる動機付けになるようなスポットをキラースポットとして抽出し、ユーザに提示する。キラースポットを抽出するために、地域内人気スコア、カテゴリスコア、地理的スコアから構成されるキラースポットスコアを定義する。被験者実験において、各スコアの重みを変えながらキラースポットスコアを算出したとき、未知地域への興味度について比較評価した。実験結果より、未知地域への興味は元々低かったが、未知地域におけるキラースポットを提示することにより、その地域への興味の誘発につながることを確認した。また、各スコアをバランスよく考慮した方が、キラースポット自体への興味、さらにはキラースポットをきっかけとした興味の誘発につながりやすいことを確認した。

キーワード 推薦システム, 観光情報推薦, 位置情報推薦, 説明可能な推薦システム

1. はじめに

観光産業において地域を活性化させるためには、その地域へのリピータだけでなく、新規のユーザにいかに関われてもらうかが重要である。しかし、新規ユーザにとっては、これまで未訪問の地域に関しては、その地域の魅力に気付いておらず、訪問の動機をもていない可能性がある。そこで、新規ユーザがその地域を訪れてもらえるような強い動機付けが必要である。

ユーザの要求に合った観光スポットや位置情報を提供するシステムとして観光情報推薦システム [1] や POI (Point-Of-Interest) 推薦システム [2] がある。しかしながら、既存の観光情報推薦システムでは観光スポットの推薦に焦点をあてたものが多く、未知地域への訪問を促すような推薦ではない。未知地域への訪問を促すためには、ユーザに対してその動機付けとなる説明が必要となる。

説明可能な推薦システム [3] は、ユーザにアイテムを提示するだけでなく、なぜそのアイテムが推薦されたのか説明も添える [4]。推薦システムにおいて説明を提示することは、ユーザの推薦に対する受け入れやすさ [5] や満足度 [6] が向上されることが報告されている。POI 推薦の文脈においても説明可能な推薦システムが提案されている。例えば、Wu ら [7] は、Yelp の飲食店および TripAdvisor のホテル推薦においてワードクラウドによる説明を提示している。Bauman ら [8] も Yelp の飲食店やホテル推薦において、レビューから抽出した内容に基づき説明を提示している。

これらの研究が POI そのものに関する説明を提示することに焦点をあてているのに対し、本研究では未知地域への訪問を促すような説明に着目する。その地域を訪れる強い動機付けになるきっかけの一つとして、その地域において訪れる価値のある

魅力的なスポットの存在が挙げられる。本研究では、このようなスポットのことをキラースポットとよび、キラースポットを提示することで、未知地域への旅行の動機付けを促す。

まず、前提として、ユーザがこれまでに訪問してきた POI 集合があらかじめ収集されているものとする。この収集された POI 集合を基にユーザにとっての未知地域を抽出する。そして、その未知地域を訪れる動機付けになるようなスポットをキラースポットとして抽出し、ユーザに提示する。キラースポットを抽出するために、本研究ではキラースポットスコアを定義する。キラースポットスコアは、対象地域における地域内人気スコア、ユーザのカテゴリ興味に基づくカテゴリスコア、ユーザにとっての訪問しやすさを表す地理的スコアにより算出される。

被験者実験により、キラースポットを提示することが未知地域への訪問の動機付けに寄与するか検証した。各スコアの重みを変えながらキラースポットスコアを算出したとき、未知地域への興味度について比較評価した。結果から、各スコアをバランスよく考慮した方が、未知地域への興味誘発効果が高くなることを確認した。その中でも、特に地域内人気スコアが大きく寄与していることを確認した。

2. 関連研究

2.1 観光情報推薦システム

観光情報推薦システム [1] は、ユーザの要求に合った観光情報や娯楽施設を提供するシステムである。これまでに多くの観光情報推薦システムに関する研究が行われている [9]。

観光情報推薦システムは、推薦システムの実現方式の観点から、内容ベース推薦、協調ベース推薦、知識ベース推薦の三つに大別される [9]。内容ベース推薦はユーザプロフィール（これまでのユーザの訪問履歴）と観光資源の特徴に基づき、ユーザ

プロフィールに合った観光資源を提示する。観光資源の特徴としては、例えば、観光資源のカテゴリ [10] や観光資源に付与されたタグ [11] などが用いられる。

既存の多くの観光情報推薦システムが観光スポットそのものの推薦に焦点をあてているのに対し、本研究では、未知地域への訪問を促すようなキラースポットの提示方法に着目している。未知地域への訪問を促すためには、ユーザに対してその動機付けとなる説明が必要となる。

2.2 説明可能な推薦システム

説明可能な推薦システム [3] は、ユーザにアイテムを提示するだけでなく、なぜそのアイテムが推薦されたのか説明も添える [4]。推薦システムにおいて説明を提示することは、ユーザの推薦に対する受け入れやすさ [5] や満足度 [6] が向上されることが報告されている。Zhang ら [4] は、説明可能な推薦システムを説明の提示形式の観点から次の 6 種類に分類している：a) ユーザやアイテムの関連性に基づく説明、b) 特徴に基づく説明、c) 意見集約に基づく説明、d) テキスト文による説明、e) 視覚的な説明、f) 社会的関係性に基づく説明。

さらに、POI 推薦の文脈においても説明可能な推薦システムが提案されている。例えば、Wu ら [7] は、Yelp の飲食店および TripAdvisor のホテル推薦においてワードクラウドによる説明を提示している。Bauman ら [8] も Yelp の飲食店やホテル推薦において、レビューから抽出した内容に基づき説明を提示している。これらの研究が POI そのものに関する説明を提示することに焦点をあてているのに対し、本研究では未知地域への訪問を促すような説明に着目している。

3. 定義

本稿で用いる用語の定義を以下に示す。また、本稿で用いる記号を表 1 にまとめる。

地域メッシュ。 地域メッシュは、地域を緯度・経度に基づいてほぼ同一の大きさでメッシュ状に分割したものである。日本では標準地域メッシュ^(注1)が用いられている。標準地域メッシュは、その区分方法により第 1 次地域区画（1 次メッシュ）、第 2 次地域区画（2 次メッシュ）、第 3 次地域区画（基準地域メッシュ、3 次メッシュ）などと定められている。

1 次メッシュは、20 万分の 1 地勢図の 1 図葉の区画を表し、1 辺の長さが約 80km（緯度差：40 分、経度差：1 度）となっている。2 次メッシュは、1 次メッシュを緯線方向および経線方向に 8 等分してできる区域であり、1 辺の長さは約 10km（緯度差：5 分、経度差：7 分 30 秒）である。3 次メッシュは、2 次メッシュを緯線方向および経線方向に 10 等分してできる区域であり、1 辺の長さは約 1km（緯度差：30 秒、経度差：45 秒）である。

各メッシュには、メッシュを識別するためのコードとして地域メッシュコードが割り振られている。例えば、北緯 34 度 57 分 54 秒、東経 135 度 56 分 25 秒に対応する 3 次メッシュコードは、52353755 となる。ここで、上 4 桁の 5235 は 1 次メ

表 1 本稿で用いる記号。

記号	説明
P	全 POI 集合。
$i \in P$	POI のインデックス。
l_i	POI i の所在地域
c_i	POI i のカテゴリ。
(x_i, y_i)	POI i の経度・緯度。
m_i	POI i のチェックイン数。
U	ユーザ集合。
$u \in U$	ユーザのインデックス。
$P_u \subseteq P$	ユーザ u の訪問済み POI 集合。
R	地域集合。
$R_{\text{known}} \subseteq R$	既知地域集合。
$R_{\text{unknown}} \subseteq R$	未知地域集合。
m	メッシュコード。
$r_m \in R$	メッシュコード m に対応するメッシュ。
$P_{u,m} \subseteq P_u$	メッシュ r_m に含まれるユーザ u の訪問済み POI 集合。
S_i^{pop}	POI i の地域内人気スコア。
$S_{u,i}^{\text{cat}}$	ユーザ u の POI i に対するカテゴリスコア。
$S_{u,i}^{\text{geo}}$	ユーザ u の POI i に対する地理的スコア。
$S_{u,i}$	ユーザ u の POI i に対するキラースポットスコア。

ッシュコードである。1 次メッシュコードはメッシュの南西端の緯度 lat、経度 lon を用いて次式で算出される：

$$(\text{lat} \times 1.5 \times 100) + (\text{lon} - 100) \quad (1)$$

次の 2 桁の 37 は 2 次メッシュコードである。1 桁目が緯度方向の、2 桁目が経度方向のコードを表す。これに 1 次メッシュコードを合わせて 523537 のように表す。下 2 桁の 55 は 3 次メッシュコードである。2 次メッシュコードと同様に、1 桁目が緯度方向の、2 桁目が経度方向のコードを表す。これに 1 次・2 次メッシュコードを合わせて 52353755 のように表す。

さらに、3 次メッシュを緯線方向および経線方向に 10 等分した 100m メッシュを 1/10 細分メッシュとよぶ。1/10 細分メッシュコードは 5235375572 のように、1 次・2 次・3 次メッシュコードに緯度方向および経度方向のコードをつなげた形で表す。**POI** 興味地点 POI (Points Of Interest) $i \in P$ は、施設や店舗など位置情報に関連するデータである。POI i は、その POI の属性として、所在地域 l_i 、カテゴリ c_i 、地理座標系の位置座標として経度・緯度 (x_i, y_i) をもつ。

キラースポット。 キラースポットは、ユーザがある地域を訪れてみたくなるような強い動機付けとして、その地域において訪れる価値のある魅力的なスポットである。ここでのキラースポットはユーザの興味に依存するものである。

4. 提案システム

図 1 に我々の目指す推薦システムのイメージを示す。本システムは、ユーザの未知地域への訪問を促すために、その地域を

(注1) : <http://www.stat.go.jp/data/mesh/>



図 1 未知地域におけるキラースポット推薦システムのイメージ。地図画像は Leaflet API を用いて OpenStreetMap の画像を取得した。

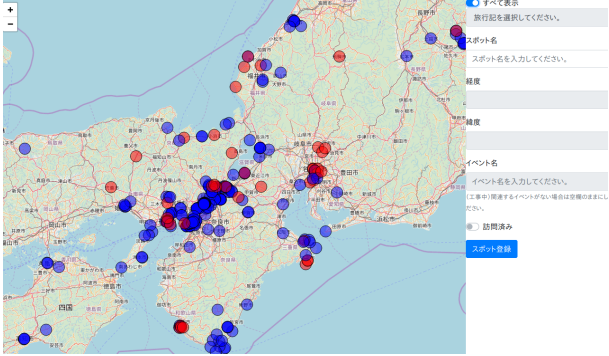


図 2 マイ旅行記マップシステムのインターフェース。左部がマップビュー、右部が POI 情報ビューである。

訪れる強い動機付けとなるようなキラースポットを抽出し、それをユーザに提示する。ここで、アクティブユーザを u としたとき、前提として、ユーザ u がこれまで訪問してきた POI 集合 P_u があらかじめ収集されているものとする。POI 集合 P_u を収集するためのシステムとして、我々はマイ旅行記マップシステムを試作している。収集された POI 集合 P_u からユーザ u にとっての未知地域を抽出する。そして、その未知地域を訪れる動機付けになるようなスポットをキラースポットとして抽出し、ユーザ u に提示する。

本章では、まず、4.1 節でマイ旅行記マップについて説明する。つづいて、4.2 節で POI 集合 P_u からユーザ u にとっての未知地域の抽出手法について述べる。最後に、4.3 節で未知地域におけるキラースポット抽出手法について述べる。

4.1 マイ旅行記マップ

図 2 はマイ旅行記マップシステムのインターフェースである。インターフェースは、マップビュー、POI 情報ビューから構成される。このシステムには、大きく POI 登録機能 (4.1.1 項) および POI 可視化機能 (4.1.2 項) がある。

4.1.1 POI 登録機能

ユーザはこのシステムを使って、2 種類の POI を登録することができる。1 種類は訪問済み POI であり、もう 1 種類は未訪問であるが興味のある POI である。POI を登録するには、マップビューから任意の地点をクリックし、POI 情報ビューの「スポット登録」ボタンをクリックする。その際、POI 名および訪問済みか否かを指定することで、POI がユーザ-POI テー

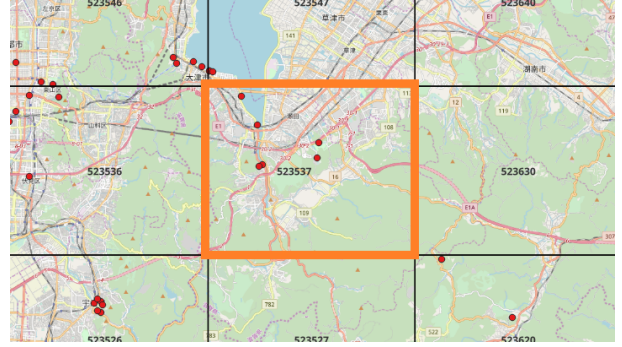


図 3 1 次メッシュの例。図に示す地域のメッシュコードは 5235 - 37 であるので、 r_{523537} と表す。

ブルに登録される。ここで、訪問済みとして登録された POI 集合をユーザ u の訪問済み POI 集合 P_u とする。

4.1.2 POI 可視化機能

登録した POI 集合をマップビューに可視化する。マップ中の青の円はユーザがこれまでに訪問した POI を、赤の円は未訪問であるが興味のある POI を示す。登録済み POI 集合をマップ上に可視化することにより、ユーザがよく訪れる地域や興味のある地域がわかりやすく表示される。一方で、ユーザがあまり訪れない、あるいはこれまで興味をあまり抱いていなかった地域も浮かび上がってくるため、未知地域抽出の手がかりとなる。

4.2 既知地域集合と未知地域集合の抽出

与えられた POI 集合 P_u を基に、ユーザにとっての既知地域集合 $R_{\text{known}} \subseteq R$ および未知地域集合 $R_{\text{unknown}} \subseteq R$ を抽出する。抽出手順は下記のとおりである：

- (1) 対象範囲を地域メッシュに分割する。
- (2) メッシュごとに、含まれる POI 数を取得する。
- (3) 含まれる POI 数が閾値 α 以上の地域を既知地域、閾値 β 以下の地域を未知地域とする。
- (4) ヒートマップを用いて既知地域および未知地域を可視化する。

4.2.1 メッシュの分割

まず、対象範囲をメッシュに分割する。本研究では、メッシュの区切り方として標準地域メッシュを採用する。図 3 は、対象範囲を 1 次メッシュに分割した例である。一つのメッシュを $r_m \in R$ で表す。ここで、 m はメッシュコードを表す。例えば、図に示す地域のメッシュコードは、 $m = 523537$ となり、 r_{523537} と表す。

4.2.2 メッシュ内の訪問済み POI 数の取得

つづいて、メッシュ内の訪問済み POI 数を取得する。メッシュ r_m に含まれるユーザ u の訪問済み POI 集合を $P_{u,m}$ とする。その POI 数を $|P_{u,m}|$ で表す。例えば、図 3 の例では、 $P_{u,523537} = 6$ となる。

4.2.3 既知地域および未知地域の抽出

閾値 θ_1 を設定し、 $|P_{u,m}| \geq \theta_1$ となる地域 r_m を既知地域とし、その集合を既知地域集合 R_{known} とする。また、閾値 θ_2 を設定し、 $|P_{u,m}| \leq \theta_2$ となる地域 r_m を未知地域とし、その集合を未知地域集合 R_{unknown} とする。ここで、 θ_1, θ_2 は実験的あ

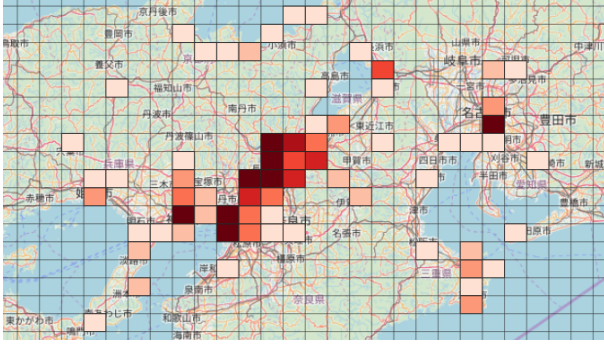


図 4 ヒートマップにより既知地域および未知地域を可視化したもの。濃度が高いメッシュが POI 数が多い地域を、濃度が低いメッシュが POI 数が少ない地域を表す。色のついたメッシュは既知地域、透明のメッシュは未知地域である。

るいは経験的に定められるパラメタである。

4.2.4 ヒートマップによる既知地域および未知地域の可視化

ヒートマップにより既知地域集合 R_{known} および未知地域集合 R_{unknown} を可視化する。図 4 のように、メッシュごとの POI 数 $|P_{u,m}|$ に応じて階級分けを行い、階級ごとに色の濃度を設定する。

4.3 キラースポットの抽出

ユーザ u が未知地域を訪れる動機付けになるキラースポットを抽出するため、キラースポットスコアを定義する。本研究では、未知地域においてユーザの動機付けを促すためのキラースポットはユーザの興味にも依存すると考えられるため、キラースポットスコアはユーザに依存するものとして定義する。具体的には、対象地域における地域内人気スコア、ユーザのカテゴリ興味に基づくカテゴリスコア、ユーザにとっての訪問しやすさを表す地理的スコアを基にキラースポットスコアを定義する。以下、各スコアについて具体的に述べる。

4.3.1 地域内人気スコア

地域内人気スコアは、地域 r_k における相対的な人気を表すスコアである。まず、POI i には、foursquare^(注2) から取得できるチェックイン数が与えられているものとする。このチェックイン数はその POI の人気度を表すものと考えられる。

POI i のチェックイン数を m_i とし、POI i の地域内人気スコア S_i^{pop} を次式のとおりに定義する：

$$S_i^{\text{pop}} = \frac{m_i - \mu_k}{\sigma_k} \quad (2)$$

ここで、 μ_k は地域 r_k における平均チェックイン数、 σ_k は地域 r_k におけるチェックイン数の標準偏差を表す。つまり、地域内人気スコアは地域 r_k において、チェックイン数を標準化したものである。

4.3.2 カテゴリスコア

カテゴリスコアは、ユーザ u がカテゴリ c を好む確率を表すスコアである。ここでは、ユーザ u がカテゴリ c への訪問数が多いほど、そのカテゴリに興味があると考えられる。ユーザ u のカ

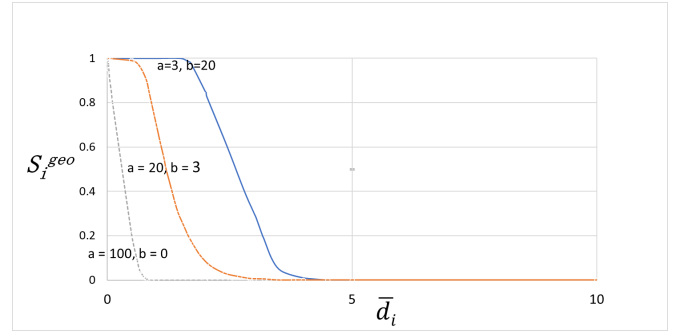


図 5 \bar{d}_i と $S_{u,i}^{\text{geo}}$ の関係。図には、例としてパラメタ $(a = 3, b = 20)$, $(a = 20, b = 3)$, $(a = 100, b = 0)$ における曲線を示している。

テゴリ c への訪問数を $v_{u,c}$ とし、ユーザ u の POI i に対するカテゴリスコア $S_{u,i}^{\text{cat}}$ を次式のとおりに定義する：

$$S_{u,i}^{\text{cat}} = \frac{v_{u,c}}{\sum_l v_{u,l}} \quad (3)$$

4.3.3 地理的スコア

地理的スコアは、ユーザ u の POI i への地理的な訪問しやすさを表すスコアである。ここでは、ユーザが既に訪問した POI 集合 P_u から近い POI が地理的に訪問しやすいと仮定する。ユーザ u の POI i に対する地理的スコア $S_{u,i}^{\text{geo}}$ は次式のとおりに定義する：

$$S_{u,i}^{\text{geo}} = \frac{1}{1 + e^{-a(-\bar{d}_i + b)}} \quad (4)$$

これまで訪問したすべての POI $i \in P_u$ からの平均距離 \bar{d}_i が近いほどスコアが高く、遠くなるほどスコアが低くなる。つまり、距離が 0 であればスコアが最大値をとり、距離が離れるにしたがってスコアが減衰する。 a, b はパラメタである。 b を大きくすることで減衰開始を遅らせることができる。すなわち、最大スコアを維持する距離が長くなる。また、 a を小さくすることで減衰をなだらかにすることができる。つまり、最大スコアからスコア 0 になるまで緩やかに減衰していく。

図 5 に \bar{d}_i と $S_{u,i}^{\text{geo}}$ の関係を示す。ここで、 $a = 100$ とすることで、図 5 の $a = 100, b = 0$ の曲線のように、スコアの減衰が急になり、スコアが 0 になる距離が短くなる。また、 $b = 20$ とすることで、減衰の開始を遅らせ、最大スコアの維持が長くなる。

4.3.4 キラースポットスコア

ユーザ u の POI i に対するキラースポットスコア $S_{u,i}$ は、以上で定義した地域内人気スコア S_i^{pop} 、カテゴリスコア $S_{u,i}^{\text{cat}}$ 、地理的スコア S_i^{geo} の重み付き和で定義する：

$$S_{u,i} = \alpha S_i^{\text{pop}} + \beta S_{u,i}^{\text{cat}} + \gamma S_{u,i}^{\text{geo}} \quad (5)$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

ここで、 α, β, γ はそれぞれ重みを表すパラメタである。

5. 評価

被験者実験により、キラースポットを提示することが未知地

(注2) : <https://ja.foursquare.com/>

表 2 本実験で用いた POI の例.

	venue_id	venue_name	locationcity
1	51e75b6f498e99a1038f9fdb	大王沖 カジキポイント	
2	4b63f386f964a52072982ae3	道の駅 伊良湖クリスタルボルト	田原市
⋮	⋮	⋮	⋮
94460	4ef2acc26c253bf12424ea70	MEIHO SKI CENTER	郡上市
⋮	⋮	⋮	⋮
186186	4e7eaa7e61afbe1c9b2929fc	獅子鼻岬 覆道脇の滝	函館市

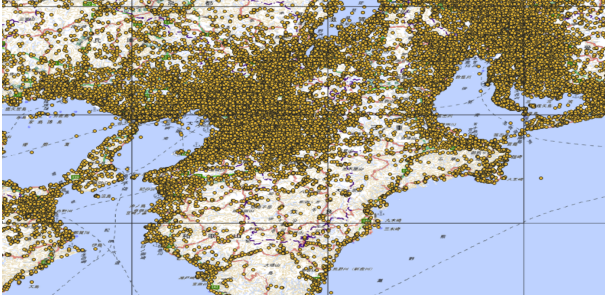


図 6 メッシュ分割の例および POI の分布. 図中の矩形がメッシュを, 点が POI を表す.

域への訪問の動機付けに寄与するか検証する. 4.3.4 項で定義した地域内人気スコア S_i^{pop} , カテゴリスコア $S_{u,i}^{\text{cat}}$, 地理的スコア S_i^{geo} に対応する重み α, β, γ を変えながらキラースポットスコアを算出したとき, 未知地域への興味度について比較評価する.

5.1 データセット

本実験では, Foursquare^(注3) に投稿されている位置情報集合を全 POI 集合 P とした. Foursquare の位置情報は foursquare API^(注4) を用いて収集した. 収集したデータは 186,186 件であった. 表 2 に収集した POI の例を示す.

また, メッシュの区切り方として, 標準地域メッシュを採用した. 特に, 本実験では 1 次メッシュを採用した. 日本全国における 167 件の 1 次メッシュ集合が地域集合 R となる. 図 6 にメッシュ分割の例と, POI の分布を示す.

5.2 実験方法

本実験の手順は以下のとおりである:

(1) 全 POI 集合 P に含まれる POIの中から, 被験者 u に訪問済み POI 集合 P_u を選択してもらう.

(2) 4.2 節で述べた方法により, 訪問済み POI 集合 P_u を基に未知地域集合 $R_{\text{unknown}} \subseteq R$ を抽出する.

(3) 未知地域集合 R_{unknown} の中から, 無作為に 5 件の未知地域を抽出する. 抽出された各未知地域に含まれる各 POI i について, 式 (5) によりキラースポットスコア $S_{u,i}$ を算出する.

(4) 各未知地域において, それぞれキラースポットスコア上位 5 件の POI について被験者に評価してもらう.

なお, 本実験の被験者数は 7 名である.

5.3 評価指標

実験手順 (4) において, 被験者に POI に対する評価を行ってもらうために, 表 3 に示す五つの質問項目を用意した. 提示し

表 3 本実験で用いた質問.

質問番号	質問
Q1	結果を見る前から, このスポットに興味があった.
Q2	結果を見る前から, この地域に興味があった.
Q3	推薦されたスポットを見て, このスポットを訪れてみたくなった.
Q4	推薦されたスポットをきっかけに, この地域を訪れてみたくなった.
Q5	このスポットが推薦されなければ, この地域に興味をもつことはなかったと思う.

表 4 パターンごとの各質問に対する平均評価値.

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
(a) $\alpha=1, \beta=0, \gamma=0$	1.75	2.10	3.52	3.78	4.14
(b) $\alpha=0, \beta=1, \gamma=0$	1.06	1.44	3.26	3.04	3.94
(c) $\alpha=0, \beta=0, \gamma=1$	1.03	1.22	2.18	2.62	2.53
(d) $\alpha=0.333, \beta=0.333, \gamma=0.333$	1.04	1.13	3.68	3.70	4.33

た POI に対して, 表 3 の Q1 から Q5 について, それぞれ 5 段階評価 {5:とてもそう思う, 4:そう思う, 3:どちらともいえない, 2:あまりそうは思わない, 1:まったくそうは思わない} で回答してもらう. ここで, Q1 および Q2 はスポットおよび地域に対する事前の興味に関する質問であり, Q3 から Q5 はキラースポットが提示された後の興味に関する質問である.

5.4 比較対象

実験手順 (3) において, キラースポットスコアを算出する際に, 式 (5) のパラメタ α, β, γ を変える. ここでは, 以下の四つのパターンでパラメタを設定し, 比較する:

- (a) $\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0$
- (b) $\alpha = 0, \beta = 1, \gamma = 0$
- (c) $\alpha = 0, \beta = 0, \gamma = 1$
- (d) $\alpha = 0.333, \beta = 0.333, \gamma = 0.333$

なお, 被験者には各パターンで算出したキラースポットスコア上位 5 件の POI について評価してもらうため, 評価対象は計 25 件となる. このとき, 提示順による順序効果を解消するため, 被験者には 25 件の POI をランダムに並べ替えたりリストを提示する.

5.5 結果・考察

表 4 に実験結果を示す. 表 4 には, パターンごとの各質問に対する平均評価値を示している.

どのパターンにおいても, 事前の興味に関する質問である Q1 および Q2 に対する評価値が低かった. 一方で, 事後の興味に関する質問である Q3 および Q4 に対する評価値は, どのパターンにおいても向上がみられた. このことから, 未知地域への興味は元々低かったが, 未知地域におけるキラースポットを提示することにより, その地域への興味の誘発につながることがいえる.

パターン間で比較すると, 各スコアをバランスよく考慮したパターン (d) が全体的に事後の興味に関して評価値が高かった. このことから, 各スコアをバランスよく考慮した方が, キラースポット自体への興味, さらにはキラースポットをきっかけと

(注3): <https://ja.foursquare.com/>

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

した興味の誘発につながりやすいといえる。さらに、 $\alpha = 1$ としたパターン (a) も高い評価値を示していることから、三種類のスコアの中でも特に地域内人気スコアが大きく寄与しているということがいえる。以上から、地域内スコアにやや重みをおいたパラメタ設定にすることで、さらなる興味誘発の効果が期待できると考えられる。

また、パターン (d) においては、Q5 に対する評価値も高い値を示した。この結果より、未知地域に興味をもってもらうきっかけとして、ユーザにその地域におけるキラースポットを提示することは意義が大きいといえる。

6. 結 論

本研究では、その地域を訪れる価値のある魅力的なスポットをキラースポットと定義し、キラースポットを提示することが未知地域への訪問の動機付けに寄与するか検証した。キラースポットを抽出するために、地域内人気スコア、カテゴリスコア、地理的スコアから構成されるキラースポットスコアを定義した。被験者実験において、各スコアの重みを変えながらキラースポットスコアを算出したとき、未知地域への興味度について比較評価した。

実験結果より、以下の点を確認した：

- 未知地域への興味は元々低かったが、未知地域におけるキラースポットを提示することにより、その地域への興味の誘発につながる。
 - 各スコアをバランスよく考慮した方が、キラースポット自体への興味、さらにはキラースポットをきっかけとした興味の誘発につながりやすい。
 - 特に地域内人気スコアが大きく寄与していたことから、地域内スコアにやや重みをおいたパラメタ設定にすることで、さらなる興味誘発の効果が期待できる。
- 今後は、各スコアの重みをさらに細かく変えた実験を行い、各スコアによる未知地域への興味誘発効果についてより詳細に分析する。また、今回は、地域の単位として1次メッシュを用いた。この地域の適切な単位についても検討していく。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 19K12567 の助成を受けたものです。

ここに記して謝意を表します。

文 献

- [1] Francesco Ricci. Travel Recommender Systems. *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 4, No. December, pp. 55–57, 2002.
- [2] Shenglin Zhao, Irwin King, and Michael R. Lyu. A Survey of Point-of-interest Recommendation in Location-based Social Networks. 2016.
- [3] Yongfeng Zhang, Guokun Lai, Min Zhang, Yi Zhang, Yiqun Liu, and Shaoping Ma. Explicit Factor Models for Explainable Recommendation based on Phrase-level Sentiment Analysis Categories and Subject Descriptors. In *[SIGIR2014]Proceedings of the 37th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information*, pp. 83–92, 2014.
- [4] Yongfeng Zhang and Xu Chen. Explainable recommendation: A survey and new perspectives. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol. 14, No. 1, pp. 1–101, 2020.
- [5] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, and J. Riedl. Explaining collaborative filtering recommendations. In *Proceedings of the ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp. 241–250, 2000.
- [6] Nava Tintarev and Judith Masthoff. Effective Explanations of Recommendations : User-Centered Design. In *[RecSys2007]Proceedings of the 2007 ACM conference on Recommender systems*, pp. 153–156, 2007.
- [7] Yao Wu and Martin Ester. FLAME: A Probabilistic Model Combining Aspect Based Opinion Mining and Collaborative Filtering. In *[WSDM2015]Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 199–208, 2015.
- [8] Konstantin Bauman, Bing Liu, and Alexander Tuzhilin. Aspect Based Recommendations: Recommending Items with the Most Valuable Aspects Based on User Reviews. In *[KDD2017]Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 717–725, 2017.
- [9] Joan Borràs, Antonio Moreno, and Aida Valls. Intelligent tourism recommender systems: A survey. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, pp. 7370–7389, jun 2014.
- [10] Aristides Gionis, Theodoros Lappas, Konstantinos Pelechris, and Evimaria Terzi. Customized Tour Recommendations in Urban Areas Categories and Subject Descriptors. In *[WSDM2014]Proceedings of the 7th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 313–322, 2014.
- [11] Robert Gyorodi, Cornelia Gyorodi, and Mihai Deridan. An extended recommendation system using data mining implemented for smart phones. *International Journal of Computers and Technology*, Vol. 11, No. 3, pp. 2360–2372, 2013.