

周辺情報提示による観光スポットへのセレンディピティ誘発効果の検証

村田 裕寛[†] 奥 健太[†]

[†] 龍谷大学理工学部情報メディア学科 〒520-2194 滋賀県大津市瀬田大江町横谷1番5

E-mail: ^{††}t130516@mail.ryukoku.ac.jp, ^{††}okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

あらまし 本研究では地図インタフェース上での観光スポット探索に焦点をあて、どのように情報提示することで、ユーザにとって新たな観光スポットへの興味を誘発できるか検証する。具体的には、地図上に表示されている領域周辺の観光スポット情報を提示することで、周辺スポットへの興味を誘発するインタフェースを試作し、その有用性を検証する。評価指標としては特にセレンディピティに着目している。セレンディピティとは「偶然によって思いがけず価値あるものを発見する能力」という意味である。つまり、提案システムは、ユーザが地図操作というインタラクションを繰り返すことで、本来目的としていなかった思いがけず魅力のある観光スポットを発見していくというセレンディピティ的な効果を誘発する狙いがある。評価実験では、三つの異なるタスク（T1:目的地として一つのスポットを指定、T2:目的地として二つのスポットを指定、T3:目的地として地域を指定）において、Google Maps インタフェース（GM）をベースラインシステムとし、提案システムとして、周辺観光スポット名提示インタフェース（S）および周辺観光スポット名および関連特徴語提示インタフェース（SP）を比較した。結果、タスク T3 のように、目的地が漠然とした地域のみが指定されているだけであり明確には定まっていなかった場合には、提案システムのセレンディピティ的な効果が高いことを示した。

キーワード Web 情報システム

1. はじめに

2015 年の訪日外国人旅行者数が 1,974 万人に達する^(注1) など観光を楽しむ人々はますます増大してきている。また、観光情報サイトの一つである TripAdvisor には、約 620 万件もの旅行情報（観光スポットやレストラン、ホテルなど）が登録されている。観光者はこのような膨大な観光スポットの中から、自分の好みに合った観光スポットを選択する必要がある。

このような背景の下、ユーザの嗜好に合った観光スポットを推薦する観光スポット推薦システム [1] に関する研究が盛んに行われている。観光情報推薦システムは Web インタフェースやモバイルインタフェースとして実装されていることが多く、その中でも特に地図インタフェースを採用しているシステムも多い [2] [3]。例えば、Lee らの推薦システム [2] は、旅行プランを生成し、そのプランに合った観光スポットや観光ルートを提示している。このように推薦システムがユーザの嗜好に合った旅行プランを生成し提示してくれることで、ユーザにとっては観光プランニングの手間も大きく省くことができる。

一方で、旅行前の観光プランニングという行為自体を楽しむことも観光を楽しむ一つの大きな要素である。例えば、Google Maps などのオンライン地図インタフェースを用い、旅行で訪れる地域周辺を調べながら、目的とする観光スポットを探索することも楽しみの一つである。地図を操作しながら、興味ある新たなスポットに巡り会うという体験も可能である。

そこで、本研究では地図インタフェース上での観光スポット

探索に焦点をあて、どのように情報提示することで、ユーザにとって新たな観光スポットへの興味を誘発できるか検証する。具体的には、地図上に表示されている領域周辺の観光スポット情報を提示することで、周辺スポットへの興味を誘発するインタフェースを試作し、その有用性を検証する。

評価指標としては特にセレンディピティに着目している。セレンディピティとは「偶然によって思いがけず価値あるものを発見する能力」という意味である。つまり、提案システムは、ユーザが地図操作というインタラクションを繰り返すことで、本来目的としていなかった思いがけず魅力のある観光スポットを発見していくというセレンディピティ的な効果を誘発する狙いがある。

本研究の貢献は以下のとおりである。

- 観光スポットへのセレンディピティを誘発するためのインタフェースとして、地図表示領域周辺の観光スポット名および関連ツイート群の要約情報を提示するシステムを試作した。
- 三つのタスクを想定したユーザ評価により、Google Maps インタフェースをベースラインとしたとき、提案システムのセレンディピティ効果を検証した。

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 [4]。

観光情報推薦システムは、Web インタフェースとして提供されることが多い。Lee ら [2] は、Web ページに Google Maps

(注1) : http://www.mlit.go.jp/kankochou/siryou/toukei/in_out.html

を埋め込み、地図上で旅行ルートを表示するインタフェースを提案している。台南市での旅行者向けに、文化遺産や郷土料理など個人の嗜好に合った旅行プランを提示する。EnoSigTur [5] では、ユーザが自身のデモグラフィック情報および嗜好を入力することで、観光に関する情報が推薦される。

さらに、スマートフォンなどのモバイルインタフェースとして観光情報推薦システムを適用しているものもある。Yu ら [3] は、PDA において個人向け旅行プランニングをサポートするための位置情報ベースの推薦システムを提供している。推薦情報は個人の嗜好や位置情報、時間に基づいて生成され、Google Maps 上に提示される。LiveCities [6] は、Android での通知サービスを用いて、ユーザコンテキストに合った情報をプッシュ提供する。

以上のように、観光情報推薦システムは Web インタフェースやモバイルインタフェースとして提供されていることが多い。特に観光情報は地域との関係が強いため、推薦情報を提示するために地図インタフェースを採用しているシステムも多い。本研究においても、地図インタフェースを採用している。

2.2 セレンディピティ指向推薦システム

セレンディピティは、推薦アイテムがユーザにとってどれだけ魅力的かつポジティブな驚きがあるものかを測る尺度である [7]。推薦システムにおけるセレンディピティの評価尺度については、複数の研究者により独自の定義が提案されている。

Ge ら [8] は、セレンディピティに関する二つの重要な側面について述べている。一つ目は、セレンディピティなアイテムは、ユーザによって未だ発見されておらず、かつ予期されないものであること、二つ目は、セレンディピティなアイテムは、ユーザに興味を起こさせ、妥当かつ有用であること、という点を挙げている。

Herlocker ら [7] は、良いセレンディピティの評価尺度は、推薦が継続的にユーザの興味を広げるきっかけになったかという観点を考慮に入れる必要があると述べている。つまり、ユーザがこれまで一度も購入してこなかったようなジャンルのアイテムを推薦によってどこまで支持するようになったか、推薦されたアイテムによってユーザがどの程度幸せになったか、他のアイテムに比べ、高い確率でユーザがその推薦アイテムのリピータになったか、などの観点から評価すると良いと述べている。

奥 [9] は、セレンディピティ指向推薦システムを、(a) 推薦リスト編集に基づく方式、(b) ユーザモデルに基づく方式、(c) ユーザインタラクションに基づく方式の三つの観点から分類している。

(a) 推薦リスト編集に基づく方式は、情報推薦システムから提示される推薦リストを編集し、推薦リストに多様性をもたせることで、推薦リストにセレンディピティなアイテムが含まれる可能性を高める方式である。Ziegler ら [10] は、提示された推薦リストの中に多様なアイテムが多く含まれる方が、その中にセレンディピティなアイテムが含まれる可能性が高くなると述べている。推薦リストの多様性を測る尺度として、推薦リスト内類似度を定義している。推薦リスト内類似度は推薦リスト内の全アイテム間の類似度の平均を表し、この値が低いほど、

リスト内の多様性が高いことを意味する。

(b) ユーザモデルに基づく方式は、ユーザが知っている/知らないアイテムや習慣的に利用しているアイテムなどを予めユーザモデルとして構築しておくことで、ユーザが知らないアイテムや習慣から外れているようなアイテムを推薦することを目指した方式である。Hijikata ら [11] は、ユーザから明示的に獲得された既知・不既知プロファイルを利用し、協調フィルタリングにより対象ユーザにとっての不既知のアイテムを予測する手法を提案している。これは、「知っているアイテムが似ている他のユーザが知っているアイテムは、注目しているユーザも知っているだろう」という仮説に基づく。そして、不既知であり好みのアイテムを提示することで、新規性の高い推薦を行うことを可能としている。

(c) ユーザインタラクションに基づく方式は、ユーザを情報推薦システムの系の一部として取り入れ、積極的にユーザとシステムとのインタラクションを発生させることで、ユーザが能動的にセレンディピティなアイテムを発見していく機会を提供する方式である。Oku ら [12] は、ユーザが任意に選択した二つのアイテムを混ぜ合わせることで、セレンディピティなアイテムを発見するというアイディアに基づくフュージョンベース推薦システムを提案している。この推薦システムは、混ぜ合わせるという概念をシステムとのユーザインタラクションに取り入れたものである。二つのアイテムを混ぜ合わせるという操作を繰り返すことで、ユーザが好奇心や遊び心をもちながら、探索的にセレンディピティなアイテムを発見することを支援することを目的としている。

この三つの方式のうち、本研究の提案システムは (c) ユーザインタラクションに基づく方式に分類される。提案システムでは、ユーザが地図操作を通して、繰返しシステムとインタラクションし、周辺の観光スポットに関して気付きを促すことで、セレンディピティ的な体験をもたらすことを目的としている。

3. 提案システム

本章では、提案システムのインタフェースおよびシステム構成について説明する。

3.1 インタフェース

図 1 に、提案システムのインタフェースを示す。インタフェースは、大きく地図ビューと周辺情報ビューに分けられる。周辺情報ビューには、地図ビューに表示されている範囲の周辺に関する情報が提示される。周辺情報ビューは六つのエリア (NW, W, SW, SE, E, NE) に分けられる。

ユーザは地図ビュー上において地図操作 (移動、拡大・縮小) を行うことができる。地図の表示領域が更新されると、同時に周辺情報ビューも更新される。周辺情報ビューには、表示領域周辺に関する情報 (スポット名やツイートの要約など) が提示される。周辺情報ビューの六つのエリアは地図の表示領域を基準に、それぞれ、北西、西、南西、南東、東、北東に対応する。例えば、地図表示領域よりも北西あたりに関連する情報は、周辺情報ビューの NW エリアに提示される。

ユーザは地図表示を行いながら、周辺情報を入手することが

できる。提案システムでは、ユーザが注目している領域周辺の情報を提示することで、ユーザが本来興味をもっていた領域から周辺の領域にも興味を促すことを目的としている。

3.2 システム構成

提案システムの構成を図2に示す。提案システムの処理の流れは下記のとおりである。なお、下記の項目番号は図中の番号に対応している。

- (1) 観光スポットに関連する情報を、あらかじめ地理座標と関連付けておき、データベースに登録しておく。
 - (2) 地図の表示領域が更新されると、地図の中心位置がサーバに送信される。サーバは、その中心位置を基に、周辺領域の座標を算出し、その領域内に含まれる情報をデータベースから取得する。
 - (3) 取得した情報を集約する。
 - (4) 集約した情報を周辺情報ビューに表示する。
- 上記のうち、(1) はオフライン処理、(2) から (4) はオンライン処理となる。次章以降では、各処理について詳細に説明する。

4. データ前処理

提案システムでは、あらかじめ地理座標と関連付けた観光スポット情報および特徴語をデータベースに登録しておく。データベース上に、スポットテーブルおよび特徴語テーブルを作成する。以降、各テーブルの作成方法について説明する。

4.1 観光スポットデータの収集

まず、観光スポットデータの収集について説明する。収集した観光スポットデータは観光スポットテーブルに登録する。観光スポットテーブルは次の関係スキーマで定義する。

```
spot(id, name, category_name, latlng)
```

ここで、id はスポット ID、name はスポット名、category_name はカテゴリ名、latlng は緯度・経度である。

スポットデータの収集には、位置情報サービスである Foursquare が公開している Foursquare API^(注2) を用いる。具体的には下記の手順によりスポットデータを収集し、テーブルに登録する。

- (1) Foursquare API により、日本全国の場所 (venue) データを収集する。場所データには、場所 ID、場所名、カテゴリ名、緯度・経度が含まれている。
- (2) 収集した場所データから、観光スポットに関連するカテゴリとして表1に該当する場所データのみを抽出する。
- (3) 抽出した場所データを spot テーブルに登録する。

4.2 位置情報付きツイートの収集

Twitter からの位置情報付きツイートの収集には、Twitter Streaming API^(注3) を用いる。Streaming API で収集したツイートをツイートテーブルに登録する。ツイートテーブルは次の関係スキーマで定義する。

```
tweet(id, user_id, text, created_at, latlng)
```

表1 観光スポットカテゴリ

カテゴリ名
Shrine
Temple
Historic Site
Mountain
Beach
Farm
Lake
Scenic Lookout
Trail
River
Buddhist Temple
Garden
Castle
Forest
National Park
Volcano

ここで、id はツイート ID、user_id は投稿者 ID、text はツイートのテキスト、created_at は投稿日時、latlng は緯度・経度で表される位置情報である。

4.3 特徴語と位置情報との対応付け

位置情報付きツイートから特徴語を抽出することで、特徴語と位置情報を対応付ける。特徴語と位置情報の関係を特徴語-位置情報テーブルに登録する。特徴語-位置情報テーブルは次の関係スキーマで定義する。

```
phrase-latlng(phrase, latlng)
```

ここで、phrase は特徴語、latlng は緯度・経度である。

具体的には下記の手順により特徴語-位置情報テーブルを作成する。

- (1) ツイートテーブル内のツイート $t_i \in T$ について、タプル $(t_i.text, t_i.latlng)$ を取り出す。
- (2) テキスト $t_i.text$ に対し形態素解析を適用し、特徴語を抽出する。ここで、特徴語として抽出対象とする品詞は名詞および形容詞とする。ツイート t_i の j 番目の特徴語を p_{ij} とする。
- (3) タプル $(p_{ij}, t_i.latlng)$ を特徴語-位置情報テーブルに登録する。同様に、抽出された全特徴語を登録する。
- (4) (2)-(4) を全ツイート T について繰り返す。

4.4 観光スポットと特徴語との対応付け

特徴語の位置情報に基づき、特徴語を観光スポットと対応付ける。観光スポットと特徴語の関係を観光スポット-特徴語テーブルに登録する。観光スポット-特徴語テーブルは次の関係スキーマで定義する。

```
spot-phrase(spot_id, phrase, tf, idf)
```

ここで、spot_id は観光スポット ID であり、phrase はそのスポットに対応付けられた特徴語である。tf および idf については次節で説明する。

ここでは、観光スポットを中心とした半径 dm 以内に存在する特徴語をその観光スポットに対応付ける。本実験では $n = 100$

(注2) : <https://developer.foursquare.com/>

(注3) : <https://dev.twitter.com/streaming/overview>



図 1 提案システムのインタフェース。インタフェースは地図ビューと周辺情報ビューから構成される。地図ビューには地図インタフェースが出力され、周辺情報ビューには地図表示領域周辺のスポット情報が提示される。

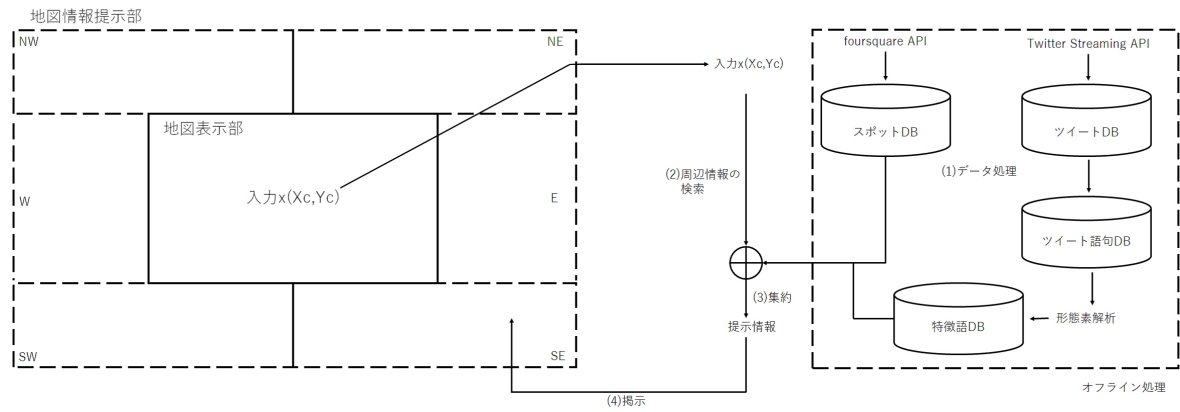


図 2 システム構成図

とした。

4.5 特徴語の重み付け

観光スポットに対応付けられた特徴語について、その特徴語の重要度に応じて重み付けを行う。特徴語の重み付けにはTF-IDFを用いる。TF-IDFは文書中の単語の重みを表すものであり、文書検索などの分野においてよく用いられる。TFは単語の出現頻度（Term Frequency）であり、文書中の単語の出現頻度を表す。IDFは逆文書頻度（Inverse Document Frequency）であり、多くの文書に出現するような一般的な単語は値が小さくなり、特定の文書にのみ出現するような単語は値が大きくなる。

単語 t_i の TF-IDF は次式で求められる。

$$tfidf_{ij} = tf_{ij} \cdot idf_i \quad (1)$$

$$tf_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_k n_{kj}} \quad (2)$$

$$idf_i = \log \frac{|D|}{d_i} \quad (3)$$

ここで、 n_{ij} は文書 $d_j \in D$ における単語 t_i の出現回数であり、 $\sum_k n_{kj}$ は文書 d_j におけるすべての単語の出現回数である。 $|D|$ は対象とする文書の総数であり、 d_i は単語 t_i を含む文書数である。

本研究においては、観光スポット $s_j \in S$ が文書 $d_j \in D$ に相当する。つまり、観光スポット s_j において対応付けられた特徴語 p_i の出現頻度が tf_{ij} となる。また、多くのスポットに出現するような特徴語は idf が小さくなり、特定のスポットにのみ出現するような特徴語は idf が大きくなる。得られた tf_{ij} および idf_i を観光スポット-特徴語テーブルに登録する。

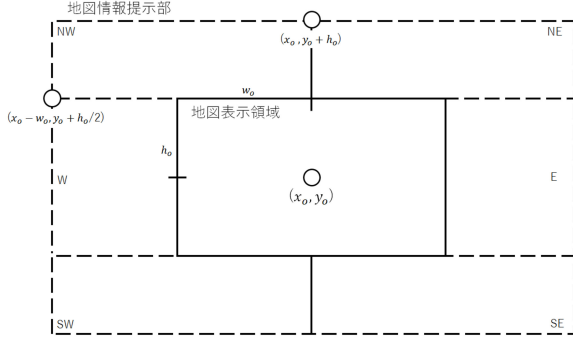


図 3 周辺情報の領域

5. 周辺情報の検索と集約, 提示

5.1 検索領域の算出

地図の中心座標 (x_0, y_0) および地図の表示領域の幅 w_0 , 高さ h_0 を受け取ったとき, 周辺情報ビューの各領域 (NW, W, SW, SE, E, NE) を算出する. 各領域は矩形領域 R^l で表され, 本論文では矩形領域 R^l を南西座標および北東座標で表現する. 例えば, NW の矩形領域は, $R^{NW} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2)\}$ という形で表現する. ここで, (x_1, y_1) が南西座標, (x_2, y_2) が北東座標を表す.

各領域は図 3 のようになる. 式で表すと次式で求められる.

$$R^{NW} = (x_0 - w_0, y_0 + h_0/2) (x_0, y_0 + h_0) \quad (4)$$

$$R^W = (x_0 - w_0, y_0 - h_0/2) (x_0 - w_0/2, y_0 + h_0/2) \quad (5)$$

$$R^{SW} = (x_0 - w_0, y_0 - h_0) (x_0, y_0 - h_0) \quad (6)$$

$$R^{NE} = (x_0, y_0 + h_0/2) (x_0 + w_0, y_0 + h_0) \quad (7)$$

$$R^E = (x_0 + w_0/2, y_0 - h_0/2) (x_0 + w_0, y_0 - h_0/2) \quad (8)$$

$$R^{SE} = (x_0, y_0 - h_0/2) (x_0 + w_0, y_0 - h_0/2) \quad (9)$$

5.2 観光スポットの選択

領域 R^l において, 観光スポットテーブル spot からスポットを選択する. ここでは, 領域 R^l に存在し, かつ (x_0, y_0) との距離が最小のスポットを選択する. 選択されたスポットを R^l とする. たとえば, NW の領域から選択されたスポットは R^{NW} と表記する.

5.3 関連ツイートの選択

観光スポット-特徴語テーブルから観光スポット R^l に関連する特徴語を選択する. このとき事前に算出しておいた tf 値および idf 値も取得しておき, $tf \times idf$ をその特徴語の重要度とする.

5.4 周辺情報の提示

インタフェース上の周辺情報ビューの各領域に, 選択したスポットおよび関連ツイートの集約を提示する. ここでは, 図 4 のように, タグクラウドの形式で提示する. タグクラウドとは, タグ集合を表現する方法であり, 重要度の高いタグは大きく目立つように表示されるものである. ここでは, 中央にスポット名を置き, その周辺に重みに応じたサイズをもつ特徴語を提示する.

図 4 は, 例として清水寺に関する語句を提示したものである. この場合, 中央に観光スポット名である「清水寺」が表示され, その周辺に関連する特徴語を重みに応じたサイズで表示している. ツイートでは, 多くのユーザが清水寺において「清水寺」とつぶやいていることから, 「清水寺」が最も関連する特徴語として大きく表示されている. 次に「きれい」という特徴語が多くつぶやかれているのがわかる.

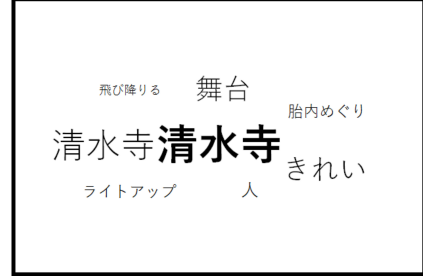


図 4 タグクラウドによる清水寺に関する語句の表示

6. 評価実験

提案システムにより周辺領域におけるスポット情報を提示することが, ユーザにとってのセレンディビティを誘発する効果に寄与するか検証するため, 被験者評価実験を行った. 本章では, まず, データセットおよび比較手法, 実験方法について説明し, 定量分析結果および定性分析結果について述べる.

6.1 データセット

Foursquare API により 32,775 件の観光スポットを収集し, spot テーブルに登録した. また, Twitter Streaming API により, 2015 年 1 月 1 日から 2015 年 12 月 31 日の期間中に関西圏で発信された 18,187,076 件の位置情報付きツイートを集集し, tweet テーブルに登録した. 4. 章で示した手順にしたがって, phrase-latlng テーブルおよび spot-phrase テーブルを作成した. それぞれ 1,201,973 件, 198,753 件のタプルが登録されている.

6.2 比較手法

比較手法として下記の三つを用意した.

GM: Google Maps インタフェース (ベースライン) 標準の Google Maps のみを提示し, 周辺情報は提示されない. これを本評価実験におけるベースラインとする.

S: 周辺観光スポット名提示インタフェース 表示領域周辺の観光スポット情報を提示する. 提示する観光スポット情報はスポット名のみである. 周辺エリアごとに n 件の観光スポット情報を提示する. 本実験では $n = 5$ とした.

SP: 周辺観光スポット名および関連特徴語提示インタフェース 表示領域周辺の観光スポット情報を提示する. 提示する観光スポット情報はスポット名およびそのスポットに関連する特徴語群である. 特徴語群はタグクラウドにより提示する. 周辺エリアごとに 1 件の観光スポット情報を提示する.

6.3 実験方法

被験者は男性 10 名であり、年齢は 21 歳から 27 歳である。被験者は提案システムに関する予備知識はもたない。被験者にシステムを使用してもらうシチュエーション設定として、下記の 3 種類のタスクを用意した。なお、各タスクの目的地、都道府県は被験者自身で決定する。

T1 「今週末、観光に行くプランを立てています。ある目的地一ヶ所を訪れることは確定していますが、他にも興味のあるスポットを探したいと思います。システムを使って目的地以外に興味のあるスポットを探してください。」

T2 「今週末、観光に行くプランを立てています。目的地二ヶ所を訪れることは確定していますが、他にも興味のあるスポットを探したいと思います。システムを使って目的地二ヶ所以外に興味のあるスポットを探してください。」

T3 「今週末、観光に行くプランを立てています。ただし、具体的に訪れたいスポットは決まっておらず、都道府県一ヶ所のみ決まっています。システムを使って決めた都道府県一ヶ所あたりで興味のあるスポットを探してください。」

被験者には上記の各タスクを提示し、下記手順にしたがってシステムを使用してもらった。

- (1) 被験者は指定されたシステムを用い指定されたタスクを遂行する（時間は無制限）。
- (2) 被験者はタスクを遂行している間、興味をもったスポットを記録しておく（記録するスポットの上限数は無制限）。
- (3) 被験者が満足したか飽きた場合、タスクを終了する。
- (4) 被験者は記録した各観光スポットに対して表 2 に示した質問に回答する。
- (5) 他の残りのシステムおよびタスクについても同様の手順を行う。
- (6) すべてのシステムおよびタスクが完了した後、表 3 に示した質問に回答する。

なお、タスク、システムともに順所効果を相殺するため、タスク、システムの利用順序は被験者により変更している。

目的地、地域は実際に旅行に行く予定の気分でシステムを使用してもらうため、ユーザに決めてもらった。ただし、今回はツイート収集対象を関西圏に限定したため、SP についてはすべて関西圏内のスポットおよび地域を指定してもらった。

ここで、表 2 の質問項目について、Q1 および Q2 に対しては {YES, NO} の二択で回答してもらう。このとき、Q1、Q2 ともに「NO」と回答したスポットのうち、最も興味をもったスポット 3 件について答えてもらう。Q3 および Q4 に対しては {5: 強くそう思う, 4: そう思う, 3: どちらともいえない, 2: そうは思わない, 1: 全くそう思わない} の 5 段階評価で回答してもらった。同様に、表 3 については、Q1 から Q4 に対して先と同じ 5 段階評価で回答してもらった。

6.4 定量評価

6.4.1 発見スポット数および興味度の評価

被験者評価実験について、タスクごとのシステムによる違いについて定量的に評価する。ここでは、下記の三つの指標に注

表 2 発見した観光スポットに関する質問項目

質問番号	質問
Q1	そのスポットについて元々知っていたか？
Q2	そのスポットに行ったことがあるか？
Q3	今回の旅行で立ち寄ってみたいか？
Q4	将来立ち寄ってみたいか？

表 3 システム全体に関する質問項目

質問番号	関連尺度	質問
Q1	インタフェース妥当性	このシステムのインタフェースはわかりやすかった
Q2	システム利用性	このシステムに満足している
Q3	システム利用意図	またこのシステムを利用したい
Q4	セレンディビティ	このシステムで新たに興味をもったスポットが発見できた

目する。

発見スポット数 システムを利用することでいかにユーザが未知かつ未訪問であったスポットが発見されたかを示す指標である。表 2 の Q1、Q2 に対してともに「NO」を解答したスポット数に相当する。

興味度（今回） 予定に入れていなかったが今回の旅行で立ち寄ってみたいくなるほどの興味をもてたかを示す指標である。表 2 の Q3 の平均評価値に相当する。

興味度（将来） 今回の旅行では予定していないが、将来の旅行では立ち寄ってみたいくなるほどの興味をもてたかを示す指標である。表 2 の Q4 の平均評価値に相当する。

第 1 章で述べたとおり、セレンディビティは「偶然によって思いがけず価値あるものを発見する能力」を表す。つまり、発見スポット数が多く興味度の高いスポットを提示できるシステムがセレンディビティ的効果が高いシステムといえる。

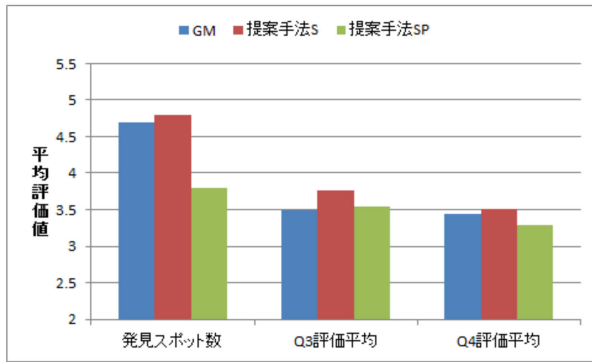
図 5 は、タスクごとのシステムによる発見スポット数および興味度の違いを示したものである。全体的にはタスクにより傾向が異なることがわかる。

タスク T1 では目的地が一ヶ所と決まっていることから、地図操作を行う範囲が狭いと考えられる。そのため周辺情報があまり更新されず、目新しいスポットが提示される機会が少なかった。タスク T1 においては、被験者は周辺情報ビューよりも地図ビューを見ることが多く、GM と S、SP の使われ方に特別な違いがみられず、結果としてもこれらの中で差は見られなかった。

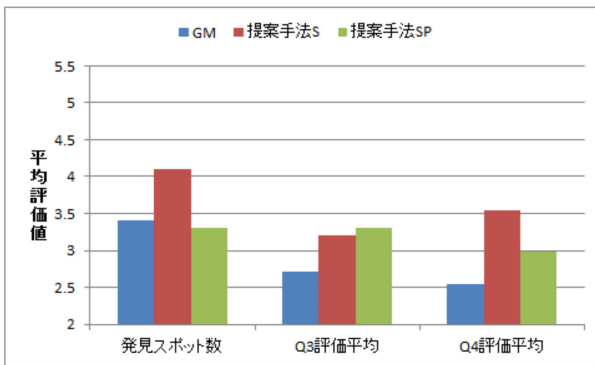
タスク T2 においては目的地が二ヶ所あることから、その二つのスポット間において地図操作を行う可能性が高い。地図操作に伴い周辺情報も更新される機会が増えるため、周辺のスポット情報に目が留まる頻度も高くなる。その結果、発見スポット数に関しては、GM よりも S の方が上回った。また、興味度（今回、将来）に関しては、S および SP 共に GM を上回った。

タスク T3 においては目的地が地域のみしか決まっていないため、その地域周辺で地図操作を行う頻度が多い。結果として、周辺情報ビューに目が留まる機会が増えた。そのため、GM よりも S および SP の方が、発見スポット数および興味度（今回、将来）共に高かった。

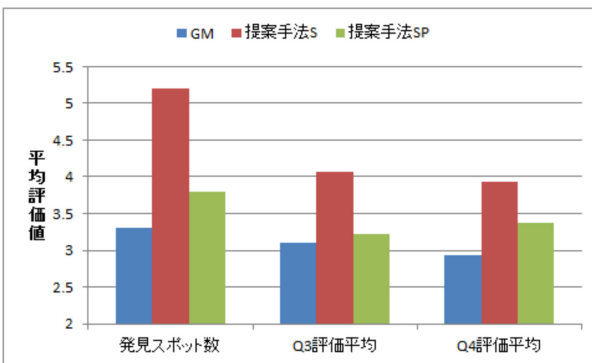
また、全体にわたって S と SP を比較すると、発見スポット数および興味度（今回、将来）共に S の方が SP を上回った。S と SP の違いは、一度に提示するスポット数と付随して提示さ



(a) タスク T1



(b) タスク T2



(c) タスク T3

図5 タスクごとのシステムによる発見スポット数および興味度の違い

れる情報量である。Sはスポット名のみを5件提示しているのに対し、SPでは1件のスポットについて特徴語と共に提示している。今回の結果からは、限られたスポットの詳細情報を提示するよりも、シンプルな形でスポット名のみを多く提示する方が発見スポット数も多く、興味度が高いスポットが多く提示されることから、セレンディピティ的效果が高いといえる。

また、三つのタスクにおける結果を比較すると、タスク T3において顕著に発見スポット数および興味度が高くなった。タスク T3は他の二つのタスクに対し、目的地が漠然とした地域のみが指定されているだけであり明確には定まっていない。このように目的地が漠然としたときには、提案システムにおいて特にセレンディピティ的效果が高いといえる。

6.4.2 システム全体に対する評価

つづいて、システム全体に対する評価に着目する。図6は、表3に示したQ1からQ4への回答に対する平均評価値である。

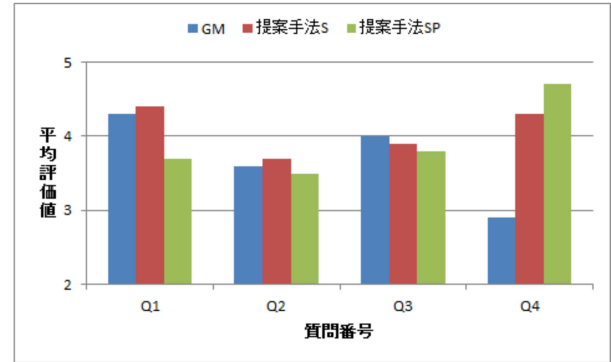


図6 システムに対する質問の平均評価値

図6より、セレンディピティに着目すると、SおよびSP共にGMよりも平均評価値が高かった。この結果から、提案システムにより周辺情報を提示することがユーザにとってのセレンディピティ効果の誘発に寄与することがわかる。

SとSPを比較すると、SPの方がSを上回った。これは、6.4.1項において示したSの方がSPを上回ったという結果と逆の結果となる。提示されるスポットを個々にみていくとSの方がセレンディピティ効果は高いという結果になったが、システム全体で被験者に評価してもらうと逆の結果になった。実際にはSの方がセレンディピティ効果は高かったのに対し、被験者の体感としてはSPの方がセレンディピティ効果は高いと感じるといえる。SPとSの違いは、スポットに関連する特徴語を提示しているか否かの違いであるため、この特徴語の提示機能が被験者の体感に影響を与えたと考えられる。今後は、関連する特徴語を提示することが、どのようにユーザに影響を及ぼすか検証したい。

一方で、インターフェース妥当性に着目すると、SPはGMとSに比べて低かった。周辺スポットおよび関連特徴語の提示方法については改善の余地がある。

7. ま と め

本研究では地図インターフェース上での観光スポット探索に焦点をあて、どのように情報提示することで、ユーザにとって新たな観光スポットへの興味を誘発できるか検証した。具体的には、地図上に表示されている領域周辺の観光スポット情報を提示することで、周辺スポットへの興味を誘発するインターフェースを試作し、その有用性を検証した。

評価実験では、評価指標としてセレンディピティに着目し、被験者実験により、発見スポット数および提示されたスポットへの興味度について評価した。三つの異なるタスクにおいて、GM: Google Maps インターフェースをベースラインシステムとし、提案システムとして、S: 周辺観光スポット名提示インターフェースおよびSP: 周辺観光スポット名および関連特徴語提示インターフェースを比較評価した。結果、タスク T3（地域のみ指定）のように、目的地が漠然とした地域のみが指定されているだけであり明確には定まっていない場合には、提案システムのセレンディピティ的效果が高いことを示した。

謝 辞

本研究は JSPS 科学研究費 16HO5932 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] Chang Shing Lee, Young Chung Chang, and Mei Hui Wang. Ontological recommendation multi-agent for Tainan City travel. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 3 PART 2, pp. 6740–6753, 2009.
- [3] Chien Chih Yu and Hsiao Ping Chang. Personalized location-based recommendation services for tour planning in mobile tourism applications. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Vol. 5692 LNCS, pp. 38–49, 2009.
- [4] Joan Borràs, Antonio Moreno, and Aida Valls. Intelligent tourism recommender systems: A survey. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, pp. 7370–7389, jun 2014.
- [5] Joan Borràs, Joan de la Flor, Yolanda Pérez, Antonio Moreno, Aida Valls, David Isern, Alicia Orellana, Antonio Russo, and Salvador Anton-Clavé. SigTur/E-Destination: A System for the Management of Complex Tourist Regions. In R. Law, M. Fuchs, and F. Ricci, editors, *International Conference on Information and Communication Technologies in Tourism, ENTER 2011*, Vol. 3, pp. 39–50. Springer, 2011.
- [6] D Martin, a Alzua, and C Lamsfus. A contextual geofencing mobile tourism service. In R. Law, M. Fuchs, and F. Ricci, editors, *Information and communication technologies in tourism 2011*, pp. 191–202. Springer-Verlag, 2011.
- [7] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Loren G. Terveen, and John T. Riedl. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol. 22, No. 1, pp. 5–53, 2004.
- [8] Mouzhi Ge, Carla Delgado-Battenfeld, and Dietmar Jannach. Beyond accuracy: evaluating recommender systems by coverage and serendipity. In *RecSys 2010: Proceedings of the 4th ACM conference on Recommender systems*, pp. 257–260. ACM, 2010.
- [9] 奥健太. セレンディピティ指向情報推薦の研究動向. 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌) - 特集: Web インテリジェンスとインタラクション II -, Vol. 25, No. 1, pp. 2–10, 2013.
- [10] Cai-Nicolas Ziegler, Sean M. McNee, Joseph A. Konstan, and Georg Lausen. Improving recommendation lists through topic diversification. In *WWW 2005: Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, pp. 22–32, New York, New York, USA, 2005. ACM.
- [11] Yoshinori Hijikata, Takuya Shimizu, and Shogo Nishida. Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction. In *IUI 2009: Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 67–76, New York, New York, USA, 2009. ACM Press.
- [12] Kenta Oku and Fumio Hattori. User Evaluation of Fusion-based Approach for Serendipity-oriented Recommender System. In *Proceedings of the Workshop on Recommendation Utility Evaluation: Beyond RMSE (RUE 2012), at the 6th ACM International Conference on Recommender Systems (RecSys 2012)*, No. Rue, 2012.