

投稿写真からの時間コンテキスト特徴化に基づく 観光スポット推薦システム

利田 柁樹[†] 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: †t140447@mail.ryukoku.ac.jp, ††okukenta@rins.ryukoku.ac.jp

あらまし 季節や時間帯に合った観光スポットを推薦する時間アウェア観光スポット推薦システムの実現を目指している。このシステムはユーザが訪問したい時期を入力することでその時期に適した観光スポットを推薦する。このようなシステムを実現するためには、あらかじめスポットを時間コンテキストに基づく特徴化しておく必要がある。本研究では、特徴化のために写真投稿サイトである Flickr に投稿された写真データを用いる。まず写真に付与されたタグを手掛かりにスポットと写真とを対応付ける。その写真の撮影時刻の分布に基づき、スポットの時間特徴化を行う。キーワード 観光スポット推薦システム, 時間アウェア推薦システム, 位置情報付き写真

1. はじめに

コンテキストアウェア推薦システム (CARS) [1] はユーザのおかれているコンテキストに合ったアイテムを推薦するシステムである。特に観光ドメインにおいては、このようなシステムへの注目は大きい。

CARS を実装するためには、ユーザプロフィールとして下記の関係データが必要となる [1] :

$$\text{User} \times \text{Item} \times \text{Context} \rightarrow \text{Rating} \quad (1)$$

つまり、User が Context において Item を利用したときの Rating に関するデータを蓄積しておかなければならない。しかしながら、ユーザ個別にこのような関係データを十分に蓄積しておくことは困難であり、非常に疎なデータとなる。そのため、新規ユーザに対するコールドスタート問題が発生する。特に非日常的な場面で利用される観光ドメインにおいては、より深刻な問題となる。

このような問題に対し、我々は新規ユーザ (ユーザプロフィールをもたないユーザ) に対してもコンテキストに合ったスポットを推薦できるように、スポット側を事前にコンテキスト特徴化しておくというアプローチに取り組んでいる。スポットがどのようなコンテキストにおいて利用されやすいか、スポットに関連するソーシャルデータに基づきあらかじめ特徴化しておく。スポットごとにコンテキスト特徴化をしておくことで、入力コンテキストとスポットのコンテキスト特徴とのマッチングにより、ユーザにコンテキストに合ったスポットを推薦することができる。つまり、ユーザは自身のユーザプロフィールをもたずとも、訪問時のコンテキストを手動入力—あるいはセンサ等による自動入力—することで、推薦スポットを受け取ることができる。

コンテキストとしては、時間コンテキストやユーザコンテキストなどさまざまな種類のもものが挙げられる。本稿では、コンテキストの中でも季節や時間帯といった時間コンテキストに着

目し、コンテキストアウェアスポット推薦システムの特徴形として時間アウェアスポット推薦システムを提案する。このシステムでは、ユーザがスポットを訪れたい時期を入力すると、その時間コンテキストに合ったスポットを推薦する。時間コンテキストの抽出源として Flickr 等の写真共有サイトに投稿された写真に着目する。投稿写真の撮影時刻の分布から観光スポットの時間コンテキスト特徴化を行う。

2. 関連研究

2.1 観光スポット推薦システム

観光スポット推薦システムの研究は多く行われている [2] [3]。観光スポット推薦システムは、観光スポットの特徴とユーザの嗜好とのマッチングを行い、ユーザに観光スポットを推薦することが目的である

Gyorodi ら [4] は、ユーザに付与されたタグを用いた、内容に基づく観光スポット推薦システムを提案している。Lamsfus ら [5] は、オントロジーを用いて、ユーザおよび観光スポットの特徴を記述している。観光スポットの特徴を記述することができれば、内容に基づくフィルタリングを適用することが可能である。

これらの研究のように、内容に基づく観光スポット推薦システムにおいては、観光スポットを適切に特徴化する必要がある。我々は、観光スポットについて投稿されたユーザ生成コンテンツから観光スポットの特徴化を目指している。特にユーザ生成コンテンツとして位置情報付きツイート [6] および位置情報付き写真に着目している。本稿では位置情報付き写真からの観光スポット特徴化に焦点をあてている。我々の最終的な目標は位置情報付きツイートおよび位置情報付き写真を統合的に扱い、それぞれの特性を生かした多面的な推薦を実現することにある。

観光スポットは位置情報の一つであり、位置情報をベースとした推薦システムの研究も多く行われている。Gao ら [7] は、location と location recommendations を次のように定義している：“A location (or Point of Interest) is a geographi-

cal point with specific functions (e.g., hotel, restaurant, museum, store) that a user may find useful or interesting. Location recommendations (or POI recommendations) recommend locations (or POIs) to a user to fulfill his requirements and satisfy his interests^(注1).”

Yeら[8]は、位置ベースソーシャルネットワーク (Location-based social networks; LBSNs) における POI 推薦手法を提案している。彼らの手法では、LBSN から抽出された地理的影響および社会的影響を考慮した協調フィルタリングを導入している。Leungら[9]は、収集された GPS 軌跡データから滞在地点を抽出し、クラスタリングにより POI を抽出している。クラスタ化された位置を基に、ユーザ-活動-位置の関係をモデル化した Community Location Model (CLM) を構築している。この CLM を基に協調フィルタリングを適用している。GaoらciteGao2013は、位置情報推薦において、時間的効果を導入している。

2.2 コンテキストウェア推薦システム

コンテキストウェア推薦システム (CARS) [1] は、ユーザのおかれているコンテキストに合ったアイテムを推薦するシステムである。

Dey[10]はコンテキストを次ように定義している。“any information that can be used to characterize the situation of an entity. An entity is a person, place, or object that is considered relevant to the interaction between a user and an application, including the user and application themselves.”
 いいかえると、ユーザとシステムとのインタラクションに影響を及ぼすような情報もコンテキストとみなすことができる。

コンテキストの分類としてはさまざまな文献[11]により示されている。我々は、観光ドメインにおけるコンテキストとして下記のように分類している：

時間コンテキスト スポット訪問時の時間帯や曜日、季節、スポットの営業時間など。

空間コンテキスト ユーザの現在位置やスポットとユーザとの位置関係など。

環境コンテキスト 天気や季節、気温、湿度、降水確率、騒音、明るさなど。

ユーザコンテキスト ユーザのデモグラフィック情報や感情、訪問目的、訪問履歴、同伴者など。

我々は、これらの分類にしたがって、観光スポットのそれぞれのコンテキスト特徴化を試みている。例えば、先行研究である文献[12]では、感情コンテキストに焦点をあてた推薦システムを提案している。本稿で提案するシステムは、この中で時間コンテキストに焦点をあてたものである。

3. 時間ウェア観光スポット推薦システム

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。

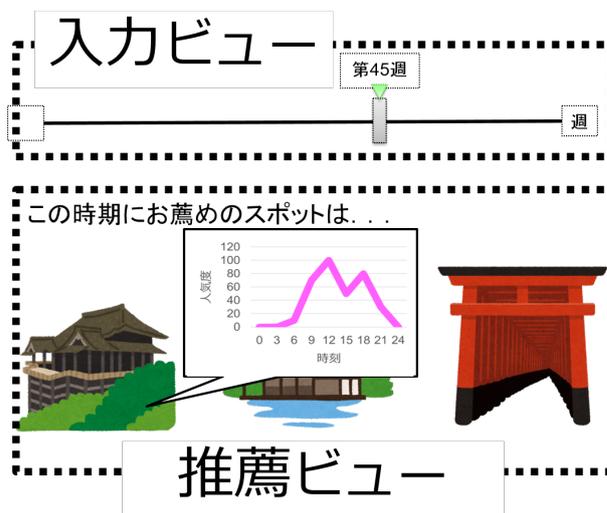


図1 システムインタフェース。インタフェースは大きくコンテキスト情報入力ビューと推薦ビューから構成される。コンテキスト情報は、ユーザによりコンテキスト入力ビューを通じて手動入力される。入力されたコンテキスト情報に合った観光スポットが推薦ビューに提示される。また、同時に時間帯別の人気度のグラフも表示される。

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コンテキスト情報入力ビューと推薦ビューから構成される。コンテキスト情報は、ユーザによりコンテキスト入力ビューを通じて手動入力される。入力されたコンテキスト情報に合った観光スポットが推薦ビューに提示される。また、同時に時間帯別の人気度のグラフも表示される。

3.2 システム構成

図2にシステム構成図を示す。以下、各処理について説明する。項目番号は図中の番号に対応する。

(1) Web からソーシャルデータを収集する。Foursquare からスポットデータを、Twitter からツイート、Flickr から写真データをそれぞれ収集し、データベースに登録する。

(2) スポットとソーシャルデータとを対応付け、スポット-ツイートテーブルおよびスポット-写真テーブルを作成する。

(3) スポット-ツイートテーブルおよびスポット-写真テーブルに基づき、スポットのコンテキストモデリングを行う。

(4) 得られたコンテキストモデルと入力コンテキストとのマッチングに基づき、推薦スポットを決定する。

なお、図中の破線で示した処理は、オフライン処理が可能である。そのため、推薦実行時には、コンテキストモデルを参照するだけの処理で済む。また、(2)のスポットとソーシャルデータとの対応付けは、奥ら[13]の手法を採用する。本研究では、特に(3)および(4)の処理に焦点をあてる。

また、本研究では、コンテキストとして時間コンテキストに焦点をあてる。ユーザコンテキストは別の研究課題として扱い、その中でも感情コンテキストに着目した研究が文献[12]である。

(注1) : <http://www.public.asu.edu/~hgao16/recsys2014.html>

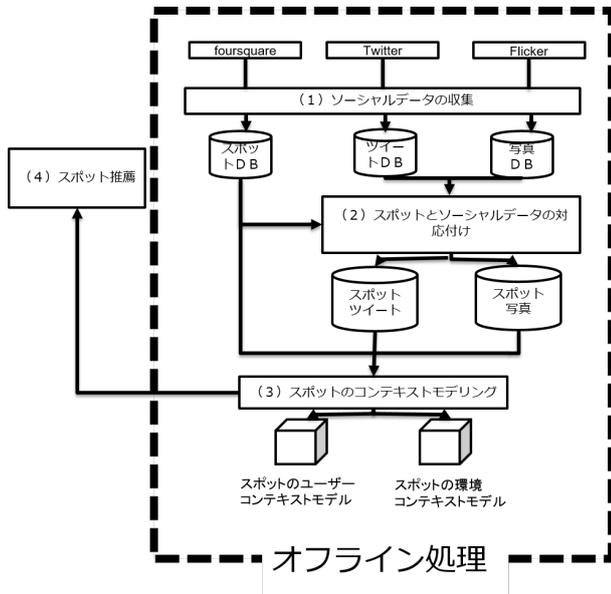


図 2 システム構成図.

4. 問題定義

定義 1: スポット-週行列. $m \times 53$ のスポット-週行列 $R^w = [r_{ij}^w]_{m \times 53}$ を定義する. ここで, m はスポット数を表す. また, ここでは時間として週に着目するため, 時間区分を第 1 週から第 53 週の 53 区分に分割する. 行列の要素 r_{ij}^w はスポット s_i の第 j 週における人気度を表す.

定義 2: スポット-時刻行列. $m \times 24$ のスポット-時刻行列 $R^h = [r_{ij}^h]_{m \times 24}$ を定義する. ここでは時間として時刻に着目するため, 時間区分を 0 時から 23 時の 24 区分に分割する. 行列の要素 r_{ij}^h はスポット s_i の時刻 j における人気度を表す.

定義 3: 時間コンテキスト特徴ベクトル. スポット-時間行列の行ベクトル \mathbf{r}_i がスポット s_i の時間コンテキスト特徴ベクトル \mathbf{s}_i となる.

本研究における問題は, 与えられた時間コンテキストにおいて人気度が高い観光スポットを推薦することである.

5. データ前処理

5.1 観光スポットデータの収集

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. 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:

```
spots(spot_id, name, category_name, latlng)
```

ここで, `spot_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.

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, 日本国内の場所 (`venue`)

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

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 `spots` テーブルに登録する. ここでは, 場所 ID をスポット ID, 場所名をスポット名として登録する.

また, スポットによっては複数の名称をもつものもある. 例えば, 「金閣寺」の正式名称は「鹿苑寺」であり, 山号として「北山」が用いられる. Foursquare においては, 金閣寺の場所名は「北山 鹿苑寺 (金閣寺)」と登録されている. そのため, スポット名を半角スペースおよび丸括弧で区切り, 複数のトークン—金閣寺の例では, 「北山」と「鹿苑寺」, 「金閣寺」—に分割する. これらの個々のトークンをスポット-スポット名テーブルに登録する. スポット-スポット名テーブルは次の関係スキーマで定義する:

```
spots_names(spot_id, spot_name)
```

例えば, 金閣寺の場合, `spots_names` には次のタプルが登録される:

spot_id	spot_name
4b779d4af964a52016a42ee3	金閣寺
4b779d4af964a52016a42ee3	鹿苑寺
4b779d4af964a52016a42ee3	北山

5.2 写真データの収集

写真データとして, Flickr に投稿された位置情報付き写真データを収集する. 写真データの収集には, Flickr API^(注3)を用いる. 位置情報が日本国内に含まれる写真データを収集する. 収集した写真データは写真テーブルに登録する. 写真テーブル

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

(注3): <https://www.flickr.com/services/api/>

は次の関係スキーマで定義する：

```
photos(photo_id, title, datetaken, tags,
        latlng)
```

ここで、photo_id は写真 ID、title は写真タイトル、datetaken は撮影日時、tags は写真に付与されたタグ、latlng は緯度・経度である。

ここで、tags には、写真の被写体の名称や雰囲気を表す単語など、撮影者が付与したタグが登録されている。複数のタグが登録されている場合は半角スペース区切りでタグが列挙されている。ここでは、1 タブルに一つのタグが登録されるように、別途、写真-タグテーブルを用意する。写真-タグテーブルは次の関係スキーマで定義する：

```
photos_tags(photo_id, tag_name)
```

ここで、photo_id は写真 ID であり、photos.photo_id を参照する外部キーである。tag_name はタグ名である。まず、photos.tags のテキストを半角スペース区切りでトークン化する。トークン化した文字列をタグとして、個々に photos_tags.tag_name に登録する。

5.3 スポットと写真データとの対応付け

6. 章では、各スポットに関連する写真データの撮影時刻の分布からそのスポットの時間コンテキスト特徴化を行う。そのため、あらかじめスポットと写真データとを対応付けておく。対応付けた結果をスポット-写真関係データとして spots-photos テーブルに格納する。spots-photos テーブルは下記の関係スキーマをもつ：

```
spots-photos(spot_id, photo_id)
```

ここで、spot_id はスポット ID であり、spots.id を参照する外部キーである。photo_id は写真 ID であり、photos.id を参照する外部キーである。

スポット s_i について、タグが s_i のスポット名と一致する写真データ p_j をスポット s_i に対応付ける。具体的には、次の SQL により spots_photos テーブルを作成する：

```
CREATE TABLE spots_photos AS
SELECT spot_id, photo_id
FROM spots_names JOIN photos_tags ON
spots_names.spot_name = photos_tags
.tag_name;
```

ただし、地理的に離れた同名スポットとの対応付けを回避するため、 s_i と p_j 間の距離が 1km 以内という制約を設ける。

6. スポットの時間コンテキスト特徴化

4. 章で述べたとおり、スポットの時間コンテキスト特徴ベクトルは人気度 r_{ij} の列で表される。時間 j においてスポット s_i に対し撮影された投稿写真数に基づき人気度 r_{ij} を算出する。本研究では、(a) 絶対写真数に基づく人気度、(b) スポット内相対写真数に基づく人気度を定義する。

6.1 絶対写真数に基づく人気度

時間 j においてスポット s_i に対し撮影された投稿写真数を c_{ij} とする。このとき、投稿写真数が多いほどそのスポットの人気が高いという考えに基づき、絶対写真数に基づく人気度を次式で定義する：

$$r_{ij} = c_{ij}. \quad (2)$$

ここで、 c_{ij} は次の SQL で取得できる：

```
SELECT count(*) FROM spots_photos NATURAL
JOIN photos WHERE spot_id = i and
date_part('week/hour', datetaken) = j;
```

date_part() は日付/時刻関数であり、

date_part('week', datetaken) は datetaken で指定された日時から第何週目であるかを、date_part('hour', datetaken) は datetaken で指定された日時から時刻の部分を取得する。

6.2 スポット内相対写真数に基づく人気度

絶対写真数に基づく人気度では、時期にかかわらず清水寺や金閣寺などメジャーなスポットが上位に現れやすい。そこで、メジャースポットによるバイアスを回避するため、スポット内において相対的な写真数を基に人気度を算出する手法を提案する。スポット内相対写真数に基づく人気度は、スポット s_i に対する投稿写真数の総数を 1 としたときの相対的な写真数の割合を表す。すなわち、スポット内相対写真数に基づく人気度は次式で定義する。

$$r_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_k c_{ik}}. \quad (3)$$

7. 時間コンテキスト特徴に基づく観光スポット推薦

7.1 週コンテキストに基づくスポット推薦

ユーザが訪問を希望する週を入力すると、その週に合ったスポットを推薦する。例えば、紅葉の時期には紅葉で楽しめるスポット、夏場にはその時期に楽しめるスポットなど、希望する時期において特徴のあるスポットを推薦することがユーザ満足度の向上につながると考える。

週コンテキスト w ($1 \leq w \leq 53$) が与えられたとき、 w においてスコアが最も高い上位 k 件のスポットを選定する。スポット s_i のスコア $\text{score}(s_i)$ は次式により算出される：

$$\text{score}(s_i) = \sum_j v_j r_{ij} \quad (4)$$

ここで、 v_j は第 j 週目の人気度に対する重みであり次式により算出する：

$$v_j = \frac{1}{1 + e^{-a(-|j-w|+b)}} \quad (5)$$

式 (5) は j と w との差に基づき重みが付与される。図 3 の曲線 ($a = 2, b = 3$) に示すように、 $j = w$ のとき重みが最大となり、 j が w から離れるにしたがって重みが減衰する。 a および b はパラメタである。 b を大きくすることで重みの減衰開始を遅らせることができる。 a を大きくすることで重みの減衰を抑えることができる。ここで、 $a = 0$ とすることで、図 3 の

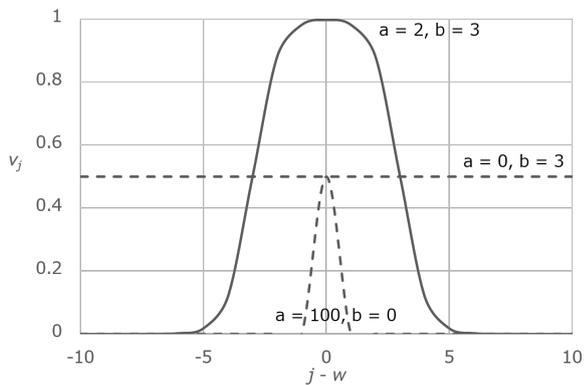


図3 $j-w$ と v_j の関係.

$a = 0, b = 3$ の曲線のように、すべての j に対し $w_j = 0.5$ となるため、時間による重みを無視することができる。つまり、時間コンテキストを無視した人気度に基づきスポットを選定することになる。一方で、 $a \rightarrow \infty, b = 0$ とすることで、図3の $a = 100, b = 0$ の曲線のように、 $v_w = 0.5$ となり、それ以外の j に対する重みは $v_j \rightarrow 0$ となるため、特定の時間による重みのみを考慮したスコアを算出することができる。

7.2 時刻コンテキストに基づくスポット推薦

週コンテキストに比べ、時刻コンテキストの場合は、スコア算出の考え方が難しい。単純には、人気度の高い時間帯がお勧めの時間帯であると考えられる。一方で、人気度が高いということは混雑することも同時に想定される。そのため、人気のある時間帯を推薦してほしいのか、混雑時を避けた推薦をしてほしいのか、ユーザの要求によってスコアの意味合いが異なってくる。そこで、本研究では、時刻コンテキストに基づいたスコア算出を行う代わりに、時刻別の人気度をユーザに提示するインターフェースを用意する。ユーザは興味のあるスポットの時刻別の人気度を参照することで、人気度の高い時間帯に訪問するか、あるいは混雑時を避けて訪問するか選択できる。

図4は、例として「熊野古道」における時刻コンテキストを可視化したものである。熊野古道は山道のようなトレッキングコースであり、昼頃にピークがみられる。このとき、混雑を嫌うユーザの場合、ピークとなる時間帯を避けるように、このスポットを訪問する時間帯を決定するための判断材料として時刻コンテキスト特徴を活用できる。

8. 定性分析

提案手法により得られた時間コンテキスト特徴を定性的に分析する。ここでは、週コンテキスト特徴および時刻コンテキスト特徴をそれぞれパターン化して考察する。

8.1 データセット

5.章で示した手順にしたがって、観光スポットデータおよび写真データを収集した。収集したデータは5,795件のスポットデータおよび353,731件の写真データである。また、5.章で示した対応付け手法により、スポットデータと写真データとの対応付けを行った。1スポットあたりの対応付け写真データ数の平均は60.4件である。図5にスポットと写真データ数の関係を

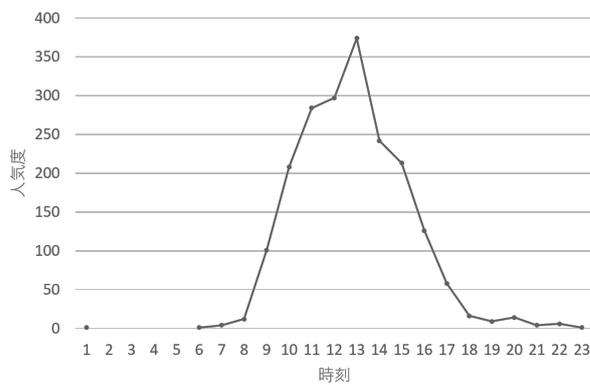


図4 「熊野古道」における時刻グラフ.

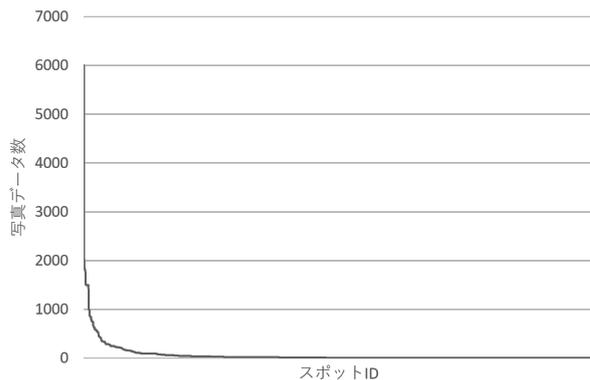


図5 各スポットと写真データ数の関係グラフ。横軸はスポットIDを、縦軸は写真データ数を表す。

表したグラフを示す。横軸はスポットIDを、縦軸は写真データ数を表す。

8.2 週コンテキスト特徴のパターン

週コンテキスト特徴をパターン化すると、図6(a)-(d)のように大きく4種類のパターンがみられた。それぞれ、便宜上、(a)桜型、(b)GW型、(c)紅葉型、(d)冬季型とよび、各パターンについて考察する。

a) 桜型

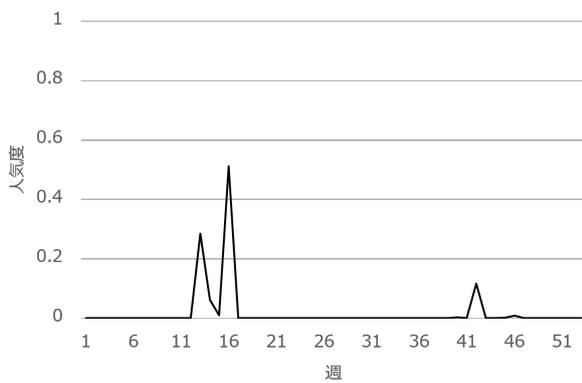
図6(a)は、代表スポットとして「吉野山」の週コンテキスト特徴を可視化したものである。桜型は桜の時期である第13週から第15週(3月下旬から4月中旬)にかけてピークが現れるパターンである。吉野山のように桜で有名なスポットがこのパターンにあたる。他には、和歌山城や書写山、万博記念公園などのスポットがみられた。

b) GW型

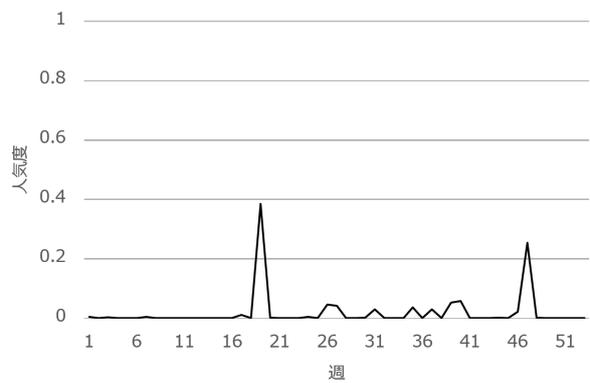
図6(b)は、代表スポットとして「比叡山」の週コンテキスト特徴を可視化したものである。GW型はゴールデンウィークの時期である第18週から第19週にかけてピークが現れるパターンである。他には、高野山などのスポットがみられた。

c) 紅葉型

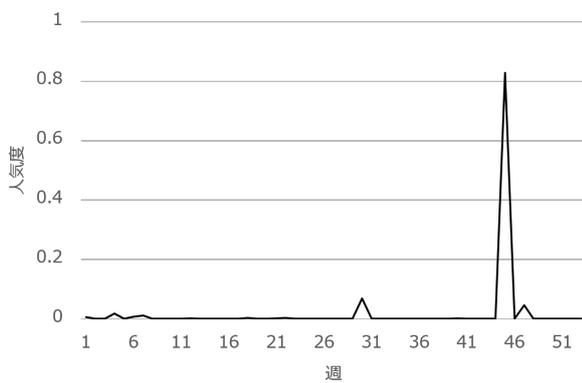
図6(c)は、代表スポットとして「北山 鹿苑寺(金閣寺)」の週コンテキスト特徴を可視化したものである。紅葉型は紅葉の時期である第44週から第49週(10月下旬から12月上旬)にかけてピークが現れるパターンである。金閣寺のように紅葉で



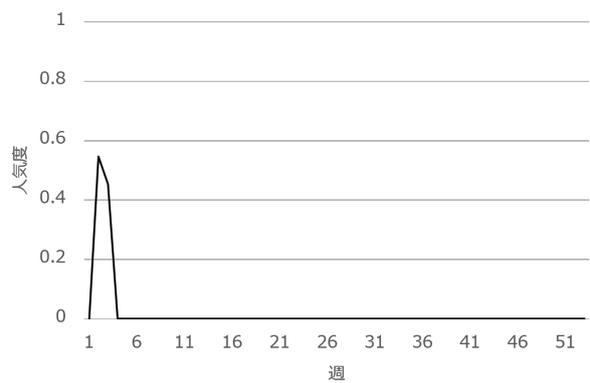
(a) 桜型（「吉野山」）.



(b) GW型（「比叡山」）.



(c) 紅葉型（「北山 鹿苑寺（金閣寺）」）.



(d) 冬季型（「兼六園」）.

図6 週コンテキスト特徴のパターン.

有名なスポットがこのパターンにあたる。他には、嵐山や飛鳥神社などのスポットがみられた。

d) 冬季型

図6(d)は、代表スポットとして「兼六園」の週コンテキスト特徴を可視化したものである。冬季型は冬季である第50週から第7週（12月中旬から2月中旬）にかけてピークが現れるパターンである。兼六園は雪景色で有名なスポットの一つである。このようなスポットがこのパターンにあたる。

8.3 時刻コンテキスト特徴のパターン

時刻コンテキスト特徴をパターン化すると、図7(a)–(c)のように大きく3種類のパターンがみられた。それぞれ、便宜上、(a)朝型、(b)昼型、(c)夜型とよび、各パターンについて考察する。

a) 朝型

図7(a)は、代表スポットとして「書写山」の時刻コンテキスト特徴を可視化したものである。朝型は朝の時間帯（4時から8時）にかけてピークが現れるパターンである。他には、竹田城跡や兼六園などのスポットがみられた。

b) 昼型

図7(b)は、代表スポットとして「熊野古道」の時刻コンテキスト特徴を可視化したものである。昼型は昼の時間帯（11時

から13時）にかけてピークが現れるパターンである。他には、金閣寺や大安寺遺跡などのスポットがみられた。

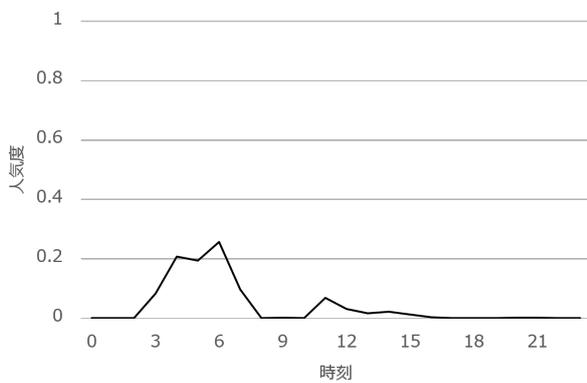
c) 夜型

図7(c)は、代表スポットとして「音と光のファンタジー 花火 in KAGURA」の時刻コンテキスト特徴を可視化したものである。夜型は夜の時間帯（20時から22時）にかけてピークが現れるパターンである。他には、なばなの里などのスポットがみられた。花火やライトアップなどのイベントで有名なスポットがこのパターンにあたる。

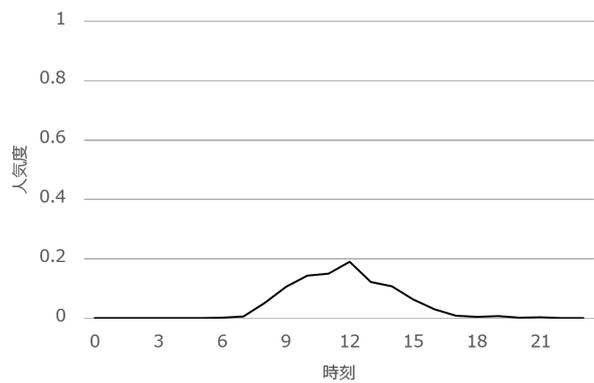
8.4 考察

8.2節および8.3で示したとおり、投稿写真の撮影時刻の分布をみることで観光スポットの時間コンテキスト特徴を表現することができる。また、その時間コンテキスト特徴は観光スポットの特性によっていくつかのパターンに分類できることがわかる。ここでは、これらの時間コンテキスト特徴を踏まえた観光スポット推薦のあり方について考察する。

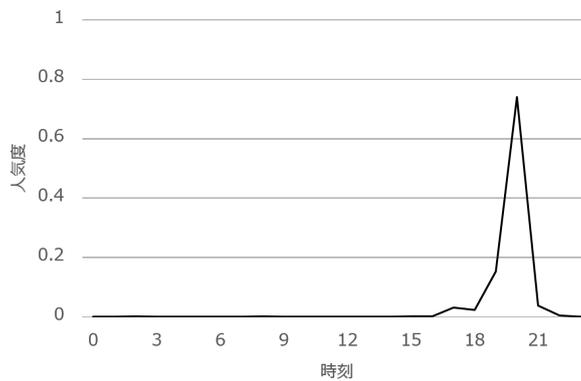
まず、週コンテキスト特徴に着目する。ユーザが例えばスポットに訪れたい時期として紅葉の時期を入力すると、金閣寺などの紅葉型のスポットの推薦スコアが高くなり、これらのスポットが推薦されることになる。一方で、桜の時期を入力すると、吉野山などの桜型のスポットの推薦スコアが高くなり、こ



(a) 朝型 (「書写山」).



(b) 昼型 (「熊野古道」).



(c) 夜型 (「音と光のファンタジー 花火 in KAGURA」).

図 7 時刻コンテキスト特徴のパターン.

これらのスポットが推薦される。このように入力週に応じて、推薦スポットを変化させることができ、季節に応じたスポット推薦が可能となる。

つづいて、時刻コンテキスト特徴に着目する。例えば、「音と光のファンタジー 花火 in KAGURA」のようなスポットの場合、イベントの関係上、夜間に魅力が最も高くなるということが、時刻コンテキスト特徴からもわかる。このような場合、ユーザは最も魅力の高い夜間にこのスポットを訪れるという選択をとることができる。一方で、例えば、ユーザが熊野古道に興味をもったとする。熊野古道の時刻コンテキスト特徴では12時がピークとなっている。ユーザが混雑を嫌うような場合、このようなピーク時を避けて、ピークが過ぎてきた15時あたりに訪問するというような選択をとることも可能である。このように時刻コンテキスト特徴を可視化することで、魅力の高い時間帯に訪れるのか、あるいは混雑時を避けて訪れるのか、ユーザが判断することができる。今回は定性的な分析結果を示したが、今後は、7.章で提案した推薦スコアの妥当性について定量的に評価する。特に、推薦スコア算出におけるパラメタ a, b を変化させたときの違いについて評価する。

9. おわりに

本稿では、季節や時間帯に合った観光スポットを推薦する時間ウェア観光スポット推薦システムを提案した。このシステムは、(a) スポットの時間コンテキスト特徴化、(b) 時間コンテキスト特徴に基づく観光スポット推薦の要素から構成される。(b)の手法については、さらに、週コンテキストに基づくスポット推薦手法および時刻コンテキストに基づくスポット推薦手法を提案した。

定性分析においては、(a)の時間コンテキスト特徴についてパターン別に考察したうえで、これらのパターンを踏まえ、時間コンテキスト特徴に基づく推薦手法のあり方について考察した。今後は、7.章で提案した推薦スコアの妥当性について定量的に評価する。特に、推薦スコア算出におけるパラメタ a, b を変化させたときの違いについて評価する。

謝 辞

本研究は JSPS 科研費 JP16HO5932 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] Gediminas Adomavicius and Alexander Tuzhilin. Context-

- Aware Recommender Systems. In *Recommender Systems Handbook*, pp. 214–253. 2011.
- [2] Francesco Ricci. Travel Recommender Systems. *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 4, No. December, pp. 55–57, 2002.
 - [3] Joan Borràs, Antonio Moreno, and Aida Valls. Intelligent tourism recommender systems: A survey. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, pp. 7370–7389, jun 2014.
 - [4] 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.
 - [5] Carlos Lamsfus, David Martin, Zigor Salvador, and Alex Usandizaga. Human-Centric Ontology-Based Context Modelling In Tourism. In *In Proceedings of the international conference on knowledge engineering and ontology development*, pp. 424–434, 2009.
 - [6] Kenta Oku, Koki Ueno, and Fumio Hattori. Mapping Geo-tagged Tweets to Tourist Spots for Recommender Systems. *2014 IIAI 3rd International Conference on Advanced Applied Informatics*, pp. 789–794, aug 2014.
 - [7] Huiji Gao, Jiliang Tang, Xia Hu, and Huan Liu. Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks. In *[RecSys2013]Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems*, pp. 93–100, New York, New York, USA, 2013. ACM Press.
 - [8] Mao Ye, Peifeng Yin, W.C. Lee, and D.L. Lee. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation. In *[SIGIR2011]Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information*, pp. 325–334. ACM, 2011.
 - [9] Kenneth Wai-ting Leung, Dik Lun Lee, and Wang-chien Lee. CLR : A Collaborative Location Recommendation Framework based on Co-Clustering Categories and Subject Descriptors. In *[SIGIR2011]Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information*, pp. 305–314, 2011.
 - [10] Anind K. Dey. *Providing Architectural Support for Building Context-Aware Applications*. PhD thesis, College of Computing Georgia Institute of Technology, 1999.
 - [11] Marius Kaminskis and Francesco Ricci. Contextual music information retrieval and recommendation: State of the art and challenges. *Computer Science Review*, Vol. 6, No. 2-3, pp. 89–119, may 2012.
 - [12] 大田樹, 奥健太. ラッセルの円環モデルに基づく観光スポットの感情コンテキスト特徴化. ARG 第 11 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, pp. 97—100, 2017.
 - [13] Kenta Oku, Fumio Hattori, and Kyoji Kawagoe. Tweet-mapping method for tourist spots based on now-tweets and spot-photos. In *KES 2015: Proceedings of the 19th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, pp. 1318–1327, 2015.